

T.C
NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ
ACİL TIP ANABİLİM DALI



ACİL SERVİSE GÖĞÜS AĞRISI ŞİKAYETİ İLE BAŞVURAN HASTALARIN ESI
TRİAJI VE EDACS DEĞERLENDİRMELERİNİN YAPAY ZEKA İLE
KARŞILAŞTIRILMASI

Uzmanlık Tezi
Dr. Mehmet Okan ÇINAR

KONYA 2024

T.C
NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ
ACİL TIP ANABİLİM DALI

ACİL SERVİSE GÖĞÜS AĞRISI ŞİKAYETİ İLE BAŞVURAN HASTALARIN ESI
TRİAJI VE EDACS DEĞERLENDİRMELERİNİN YAPAY ZEKA İLE
KARŞILAŞTIRILMASI

Uzmanlık Tezi
Dr. Mehmet Okan ÇINAR

Tez Danışmanı
Prof. Dr. Sedat KOÇAK

KONYA 2024

TEŞEKKÜR

Asistanlık sürecindeki çok kıymetli bilgi, eğitim, katkı ve önerileriyle her zaman yanımda olan Acil Tıp Anabilim Dalı Başkanımız ve tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Sedat KOÇAK hocam başta olmak üzere, Prof. Dr. A. Sadık GİRİŞGİN , Prof. Dr. Z. Defne DÜNDAR , Doç. Dr. M. Kürşat AYRANCI ve Doç. Dr. Kadir KÜÇÜKCERAN ve Dr. Öğr. Üyesi Muhammet Raşit ÖZER'e teşekkür ederim.

Acil servisin bütün zorluklarını beraber yüklendiğimiz başta Arş. Gör. Dr. İ. Buğra BİLEN ve Arş. Gör. Dr. Enes BAYINDIR olmak üzere tüm asistan, intern doktor, hemşire, sekreter , güvenlik ve personel arkadaşlara teşekkür ederim.

Asistanlık süresince iyi günde kötü günde hep yanımda olan dostluğunu destek olarak hissettiğim kıymetli kıdemlilerim, abilerim Uzm. Dr. Mustafa ÖZDAMAR, Uzm. Dr. Derviş KURNAZ ve Arş. Gör. Dr. Samet GEÇER'e teşekkür ederim.

Bugünlere gelmemde çok büyük emekleri olan, üzerimdeki maddi manevi desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen çok kıymetli annem Ayşe ÇINAR'a, bir çınar misali gölgesi yeten babam Celalettin ÇINAR'a ve biricik kız kardeşim ELİF ÇINAR'a teşekkürlerimi sunarım.

Hayatıma girdiği günden beri desteğini esirgemeyen; tıp eğitimimde, asistanlık ve tez sürecimde sevincimi, stres ve üzüntümü paylaşan; iyi ve kötü günde yoluma yoldaş olan biricik eşim ve meslektaşım Dr. Betül ÇINAR'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Saygılarımla

Dr. Mehmet Okan ÇINAR

KONYA, 2024

ÖZET

Acil servise göğüs ağrısı şikayeti ile başvuran hastaların ESI triajı ve EDACS değerlendirmelerinin yapay zeka ile karşılaştırılması

Giriş

Acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastalarla yapılan bu çalışmada acil servislerde yaygın olarak kullanılan bir triaj sistemi olan Emergency Severity Indeks (ESI) triaj kategorisinin ve Emergency Department Assessment of Chest Pain Score (EDACS) kardiyak risk grubunun yapay zeka algoritmalarıyla karşılaştırıp literatüre katkı sağlamak amaçlanmıştır.

Gereç Yöntem

Bu çalışma, 01 Ağustos 2024 ile 01 Ocak 2025 tarihleri arasında Necmettin Erbakan Üniversitesi Erişkin Acil Servisi'nde, göğüs ağrısı olan 18 yaş üstü hastalar üzerinde tek merkezli, prospektif ve kesitsel bir tasarımla toplam 396 hasta üzerinde gerçekleştirilmiştir. Gebelik durumu, travmaya bağlı göğüs ağrısı, kendi isteğiyle taburcu olan ve çalışma için onam vermeyen hastalar çalışmaya dahil edilmemiştir. Çalışma kapsamında, ayakta ve ambulans ile acil servise başvuran hastaların vital bulguları, demografik özellikleri, ESI triaj kategorileri, EDACS göğüs ağrısı risk kategorisi ve acil servis sonlanımları hasta takip formuna kaydedilmiştir. Ayaktan başvuran hastaların triajını triaj görevlileri, ambulansla gelen hastaların triajını ise hekimler gerçekleştirmiştir. Toplanan veriler, standart bir metin formatında düzenlenerek ChatGPT-4o'ya birbirinden bağımsız olarak sunulmuş ve sistematik bir şekilde hasta takip formuna kaydedilmiştir.

Bulgular

Çalışma grubunun yaş ortalaması $51,9 \pm 17,6$ yıl olup katılımcıların %56,6'sı erkektir. Hastaların %78,3'ü ayakta başvurmuştur. Triaj görevlisi, ayakta başvurup taburcu edilen hastaların %57,8'ini ESI Kategori-2 olarak değerlendirirken bu oran yapay zekada %29,1, EDACS verisi verilen yapay zekada ise %18,4'tür ($p < 0,001$). Hekim ve yapay zeka, ambulansla acil servise başvurup taburcu edilen hastalarda benzer oranlarda ESI Kategori-2 olarak değerlendirme yaparken; EDACS verisi verilen yapay zeka, hastaların %15'ini ESI Kategori-2 olarak değerlendirmiştir ($p < 0,001$). Kritik hastaların ayırt edilmesinde yapay zeka, hekim ile benzer bir performans sergilemiş olup aralarında anlamlı bir fark saptanmamıştır ($p = 0,772$). Yapay zekaya, kardiyak risk gruplaması yapması için EDACS ile aynı veriler verildiğinde hastaları daha yüksek risk grubunda değerlendirme eğiliminde olduğu gözlemlenmiştir ($p < 0,001$).

Sonuç

Yapay zeka tabanlı sistemlerin, hastaları veri tabanlı analiz yeteneği ve sistematik değerlendirme özellikleri sayesinde triaj görevlileri ve hekimlere kıyasla hastaların klinik sonlanımıyla daha örtüşen bir hasta triajı yaptığı gözlenmiştir. Bu bilgiler ışığında yapay zeka tabanlı sistemlerin ve EDACS'ın acil servis triajında kullanılabilirliği, hasta sonuçlarını iyileştirme ve kaynakları verimli kullanma potansiyeli açısından önem taşımaktadır.

Anahtar kelimeler: Acil Servis, Triaj, Göğüs ağrısı, ESI, EDACS , Yapay zeka

ABSTRACT

Comparison of ESI Triage and EDACS Evaluations with Artificial Intelligence in Patients Presenting to the Emergency Department with Chest Pain Complaint

Introduction

This study aimed to contribute to the literature by comparing the Emergency Severity Index (ESI) triage categories, a commonly used triage system in emergency departments, and the Emergency Department Assessment of Chest Pain Score (EDACS) cardiac risk groups with artificial intelligence algorithms in patients presenting to the emergency department with chest pain.

Material and methods

This study was conducted between August 1, 2024, and January 1, 2025, at Necmettin Erbakan University Adult Emergency Department as a single-center, prospective, and cross-sectional study involving a total of 396 patients aged 18 years and older with chest pain. Patients who were pregnant, had chest pain due to trauma, were discharged upon their own request, or did not provide consent for the study were excluded. The study recorded the vital signs, demographic characteristics, ESI triage categories, EDACS chest pain risk categories, and emergency department outcomes of patients who presented to the emergency department either on foot or via ambulance. Triage for patients presenting on foot was conducted by triage staff, while triage for patients arriving by ambulance was performed by physicians. The collected data were organized into a standardized text format, independently entered into ChatGPT-4o, and systematically recorded in the patient follow-up form.

Results

The mean age of the study group was 51.9 ± 17.6 years, with 56.6% of the participants being male. A total of 78.3% of the patients presented to the emergency department as walk-ins. The triage staff classified 57.8% of the walk-in patients who were discharged as ESI Category-2, while this rate was 29.1% for the AI system and 18.4% for the AI system with EDACS data ($p < 0.001$). For patients presenting via ambulance and subsequently discharged, physicians and the AI system showed similar rates in classifying patients as ESI Category-2. However, the AI system with EDACS data classified 15% of these patients as ESI Category-2 ($p < 0.001$). In distinguishing critical patients, the AI system demonstrated a performance comparable to that of physicians, with no significant difference between them ($p = 0.772$). When provided with the same EDACS data for cardiac risk stratification, the AI system tended to classify patients in higher risk groups ($p < 0.001$).

Conclusion

Artificial intelligence-based systems were observed to perform patient triage more aligned with clinical outcomes compared to triage staff and physicians, thanks to their data-driven analysis capability and systematic evaluation features. In light of this information, the use of AI-based systems and EDACS in emergency department triage holds significant potential for improving patient outcomes and optimizing resource utilization.

Key Words: Emergency Department, Triage, Chest Pain, ESI, EDACS, Artificial Intelligence

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	i
ÖZET	ii
ABSTRACT	iii
KISALTMALAR.....	vi
TABLolar.....	vii
ŞEKİLLER	viii
1.GİRİŞ VE AMAÇ	1
2. GENEL BİLGİLER.....	3
2.1. Triajın Tanımı, Tarihçesi ve Acil Serviste Triaj:	3
2.1.1. Triajın Uygulanma Sahaları:	3
2.1.2. Savaş Alanı Triajı ve Afet Triajı:.....	3
2.1.3. Rutin Acil Servis Triajı:.....	4
2.2. Triaj Skalaları:	4
2.2.1. START Sistemi:.....	4
2.2.2. Üç Basamaklı Triaj Sistemi:.....	6
2.2.3. Dört Basamaklı Triaj Sistemi:	6
2.2.4. Beş Basamaklı Triaj Sistemi:	6
2.2.5. Türkiye’de Triaj Uygulaması:	10
2.3. Göğüs Ağrısı.....	13
2.3.1. Göğüs Ağrısı Tarihçesi ve Epidemiyolojisi	13
2.3.2. Göğüs Ağrısı Patofizyolojisi	13
2.3.3. Göğüs Ağrısının Etiyolojisi ve Ayırıcı Tanılar	14
2.3.4. Göğüs Ağrısının Risk Sınıflandırması.....	16
2.3.5 Göğüs Ağrısı Risk Sınıflandırılmasında Kullanılan Skolama Sistemleri	16
2.4. Acil Servise Göğüs Ağrısı ile Başvuran Hastaların Yönetimi.....	22
2.5. Yapay Zeka	23
2.5.1 Yapay Zekanın Tıpta ve Hastane Pratiğinde Kullanımı	23
2.5.2 Yapay Zeka ve ChatGPT’nin Acil Serviste Kullanımı	25
3.GEREÇ VE YÖNTEM.....	26
3.1. Araştırmanın Yeri	26
3.2. Araştırmanın Zamanı.....	26
3.3. Araştırmanın Evreni, Örneklemi ve Araştırma Grubu	26
3.4. Araştırmanın Yöntemi ve Veri Toplama Araçları	26

3.5. Triaaj Eğitimi	27
3.6. Giriřimler:	28
3.7. Ölçüm Yöntemleri:	28
3.8. Triaaj Kategorisinin ve Kardiyak Risk Grubunun Belirlenmesi:	29
3.9. İstatistiksel analiz	30
4. BULGULAR	31
5.TARTIřMA	42
6.SONUÇ VE ÖNERİLER	51
7.KAYNAKÇA	53



KISALTMALAR

ABD	:	Amerika Birleşik Devletleri
AKS	:	Akut Koroner Sendrom
AMI	:	Akut Miyokart İnfarktüsü
AS	:	Acil Servis
ATS	:	Avustralya Triaj Sistemi
AI	:	Artificial Intelligence
CTAS	:	Kanada Triaj ve Aciliyet Sistemi
ChatGPT	:	Generative Pre-training Transformer
DM	:	Diabetes Mellitus
ED	:	Emergency Department
EDACS	:	Emergency Department Assessment of Chest Pain Score
ESI	:	Emergency Severity Indeks
EKG	:	Elektrokardiyografi
GRACE	:	Global Registry of Acute Coronary Events
HL	:	Hiperlipidemi
HT	:	Hipertansiyon
ICU	:	İntensive Care Unit
KAH	:	Koroner Arter Hastalığı
KABG	:	Koroner Arter Baypas Grefti
MTS	:	Manchester Triaj Sistemi
MACE	:	Major Adverse Cardiac Event
Min	:	Minimum
Maks	:	Maksimum
Ort	:	Ortalama
START	:	Simple Triage and Rapid Treatment
SALT	:	Sort, Assess, Lifesaving Interventions, Treatment/Transport
SS	:	Standart Sapma
TIMI	:	Thrombolysis In Myocardial Infarction
USG	:	Ultrasonografi
YBÜ	:	Yoğun Bakım Ünitesi

TABLÖLAR

Tablo 1: ESI hayat kurtarıcı müdahaleler (ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)	10
Tablo 2: Esi Kaynaklar (ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)	10
Tablo 3: Sağlık bakanlığı triaj kodlaması (Sağlık Bakanlığı, 2018).....	12
Tablo 4: Göğüs ağrısında ayırıcı tanılar	16
Tablo 5: HEART skor hesaplama	18
Tablo 6: TIMI Skoru hesaplama.....	20
Tablo 7: EDACS Skoru hesaplama	22
Tablo 8. Hastaların Yaş, Cinsiyet ve Başvuru Özellikleri	31
Tablo 9. Hastaların Başvurudaki Vital Bulgularının Değerlendirilmesi.....	31
Tablo 10: Hastaların Başvuru Şekilleri ve Acil Sonlanımlarının Değerlendirilmesi.....	32
Tablo 11. Hastaların Ek Şikayetlerinin Dağılımı.....	32
Tablo 12. Hastaların Başvuru Bulgularının Dağılımı	33
Tablo 13. Hastaların Risk Faktörlerinin Dağılımı	34
Tablo 14. Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı	35
Tablo 15. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı	36
Tablo 16. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı.....	37
Tablo 17. Hekim ve Triaj Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması.....	37
Tablo 18. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Hekim ve Triaj Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması	38
Tablo 19. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Hekim ve Triaj Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması.....	38
Tablo 20: Eksitus Olan Hastalarda Hekim ve Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skorlarının Dağılımı	39
Tablo 21. Acil Servise Başvuran Tüm Hastaların Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı	39
Tablo 22. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı	40
Tablo 23. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı	40

ŞEKİLLER

Şekil 1: START Triaş sistemi().....	5
Şekil 2: EŞ algoritması (ACİL TRİYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015).....	8
Şekil 3: Çalışmadan dışlanan ve dahil edilen hastalar.....	27



1.GİRİŞ VE AMAÇ

Acil servisler, kritik durumlarla başa çıkılan ve hızlı karar almanın hayati öneme sahip olduğu birimlerdir. Göğüs ağrısı, acil servise başvuran hastalar arasında en yaygın şikayetlerden biri olup, özellikle kardiyak nedenlere bağlı vakalarda zamanında ve doğru müdahale hayat kurtarıcıdır. Ancak, göğüs ağrısının nedenleri çeşitlilik gösterdiğinden, bu hastaların uygun şekilde triaj edilmesi ve risk değerlendirmesi önemlidir. Bu aşamada, görülen hasta yükü ve zaman baskısı altında doğru karar alma süreci hem sağlık çalışanları hem de hastalar için bir zorluk oluşturur (Çınar et al., 2010; Gilboy et al., 2012).

ESI (EmergencySeverity Indeks), hasta güvenliğini artırmak ve acil servislerdeki triaj süreçlerini standartlaştırmak amacıyla geliştirilmiş olup, günümüzde birçok ülkede yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu sistem, hastaların aciliyet durumlarını ve beklenen kaynak ihtiyaçlarını dikkate alarak, sağlık profesyonellerine hızlı ve etkili bir triaj süreci sunmaktadır (Lisa Wolf 2023). EDACS (Emergency Department Assessment of Chest Pain Score) ise, göğüs ağrısı şikayeti ile başvuran hastaların kardiyak risk değerlendirmesinde etkin bir yöntemdir (Boyle & Body, 2021; Than et al., 2014).

Son yıllarda, yapay zeka teknolojilerinin sağlık alanında kullanımı önem kazanmış ve klinik karar desteği sağlayan sistemlerin etkinliği konusunda çeşitli araştırmalar yapılmıştır (Esteva et al., 2019). Bu bağlamda, göğüs ağrısı şikayeti ile başvuran hastaların ESI triaj ve EDACS skorlarının yapay zeka tabanlı değerlendirme sistemleri ile karşılaştırılması, modern tıpta karar alma süreçlerinin şeffaflığı ve etkinliğinin artırılması açısından dikkat çekici bir yaklaşımdır (Than et al., 2014).

Bununla birlikte, yapay zeka sistemlerinin klinik uygulamalarda kullanımıyla ilgili zorluklar da göz ardı edilmemelidir. Yapay zeka algoritmalarının eğitildiği veri setlerinin çeşitliliği ve bu sistemlerin karar alma süreçlerinin şeffaflığı, sağlık profesyonellerinin bu teknolojilere duyduğu güven açısından kritik faktörlerdir. Bu nedenle, EDACS ve ESI sistemlerini iyileştiren yapay zeka uygulamalarının geliştirilmesinde etik ilkeler ve sürekli gözetim büyük bir öneme sahiptir (Topol, 2019).

Bu çalışma, göğüs ağrısı şikayeti ile acil servise başvuran hastaların ESI triaj sistemi ve EDACS skorlaması kullanılarak risk değerlendirmelerinin yapay zeka algoritmaları ile değerlendirilip bulguların acil sonlanımı açısından karşılaştırılması amaçlamaktadır. Çalışma sonucunda, yapay zeka tabanlı değerlendirme sistemlerinin klinik karar verme süreçlerinde

sağlayabileceği katkıların ve potansiyel sınırlılıkların ortaya konulması hedeflenmektedir (Chen & Asch, 2017; Rahmani et al., 2021). Ayrıca hastalardan 60 sn den kısa bir süre içinde hesaplanabilen EDACS risk grubunun aynı verilerle yapay zekanın oluşturduğu risk grubuyla ekg ve kardiyak troponin olmaksızın acil sonlanımı açısından karşılaştırıp; EDACS'ın acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastaların triajında erken uyarı sistemi amacıyla kullanılabilirliğini gözlemlemektir.



2. GENEL BİLGİLER

2.1. Triağın Tanımı, Tarihçesi ve Acil Serviste Triağ:

Fransızca ‘trier’ kelimesinden köken alan triaj sözcüğü, ‘seçmek’, ‘elemek’, ‘ayırmak’, ‘ayıklamak’ anlamına gelmektedir (Robertson-Steel, 2006). Triağ kavramı, modern anlamda ilk kez 18. yüzyılda Fransız cerrah Dominique Jean Larrey tarafından Napolyon Savaşları sırasında uygulanmıştır. Larrey, yaralı askerleri durumlarının ciddiyetine göre sınıflandırarak, en acil müdahale gerektirenlere öncelik tanımıştır. Bu yaklaşım, savaş alanlarında tıbbi müdahalelerin etkinliğini artırmıştır (FitzGerald et al., 2010).

Triağ, acil sağlık hizmetlerinde hastaların tıbbi durumlarının ciddiyetine göre önceliklendirilmesini sağlayan bir süreçtir. Bu uygulama, sınırlı kaynakların en verimli şekilde kullanılmasını ve en kritik hastaların zamanında müdahale almasını hedefler.

Acil servislerde triaj, hasta yoğunluğu ve sınırlı kaynaklar karşısında kritik durumdaki hastalara öncelik verilmesini sağlayan bir sınıflama sistemidir. Bu süreç, hastaların mevcut durumuna göre tıbbi önceliklerinin belirlenmesini ve buna uygun tedavi planının oluşturulmasını amaçlar. Triağın etkin uygulanması, hayat kurtarma oranlarının artırılmasında önemli bir rol oynar ve acil servislerin iş yükünü yönetilebilir hale getirir (Farrohknia et al., 2011).

2.1.1. Triağın Uygulanma Sahaları:

Acil servisler, triağın en yaygın uygulandığı alanlardır. Acil servis triağı, hastaların aciliyet durumlarına göre sınıflandırılmasını ve uygun tedavi alanlarına yönlendirilmesini sağlar. Bu uygulama, acil servislerdeki aşırı yüklenmeyi önler ve kaynakların doğru yerde ve zamanda kullanılmasını mümkün kılar. Ancak, geleneksel triaj sistemleri insan yargısına dayandığından, yanlış sınıflandırma ve tutarsızlıklar meydana gelebilir. Bu nedenle, makine öğrenimi ve doğal dil işleme gibi yapay zeka tekniklerinin entegrasyonu, triağın doğruluğunu ve tutarlılığını artırmada fayda sağlayacağı düşünülmektedir (Porto, 2024).

2.1.2. Savaş Alanı Triağı ve Afet Triağı:

Askeri triağın amacı yaralanma seviyesi ciddi olmayan, hızlı bir şekilde tedavi olup en kısa sürede savaş alanına dönebilecek olan askerlerin tanınmasıdır. Savaş gibi kitlesel olaylar sırasında ölümleri en aza indirmek için ilk bakıda ölü sayısının ve yaralı durumlarının belirlenmesi triağın başarılı bir şekilde yapılmasına bağlıdır. Savaş alanında ve diğer kitlesel

olaylarda verilebilecek destek yaşama ihtimali yüksek olanlara yoğunlaştırılır ve kitlesel olaylarda kardiyopulmoner resüsitasyonun yeri yoktur (Fernandes et al., 1997).

Afet triajı, kitlesel yaralanma durumlarında sağlık personelinin hastane kaynaklarını etkili şekilde kullanabilmesi açısından son derece önemlidir. Triaj, çok sayıda yaralı için en iyi hizmeti sunma düşüncesini ön planda tutar. Bu nedenle, afet triajı her kademedede uygulanması gereken bir bütündür. Olay yeri, acil durumlar ve hastane içi triaj tüm sağlık personeline öğretilmelidir. Ayrıca, bir afet meydana geldiğinde can ve mal kaybını en aza indirmek için olası afetler karşısında önlemler almak ve hazırlıklı olmak kritik bir öneme sahiptir (Yıldırım et al., 2022).

Afet durumlarında en yaygın kullanılan triaj sistemleri arasında, yetişkinler için geliştirilmiş olan START (Simple Triage and Rapid Treatment) sistemi ve çocuklar için tasarlanmış olan JumpSTART sistemi öne çıkmaktadır. Son zamanlarda ise SALT (Süratli Tıbbi Değerlendirme ve Tedavi) adlı bir diğer triaj sisteminin kullanımı giderek artmaktadır. Triaj, olay yerinden başlayarak, hastanın taşınması sırasında ve acil servislerde devam eden bir süreçtir ve olay yerinde yapılan triaj, hastanın acil servise ulaşmasına kadar olan süreçte devam eder ve hastanın tedavi süreci boyunca da takip edilir (Özüçelik, 2020).

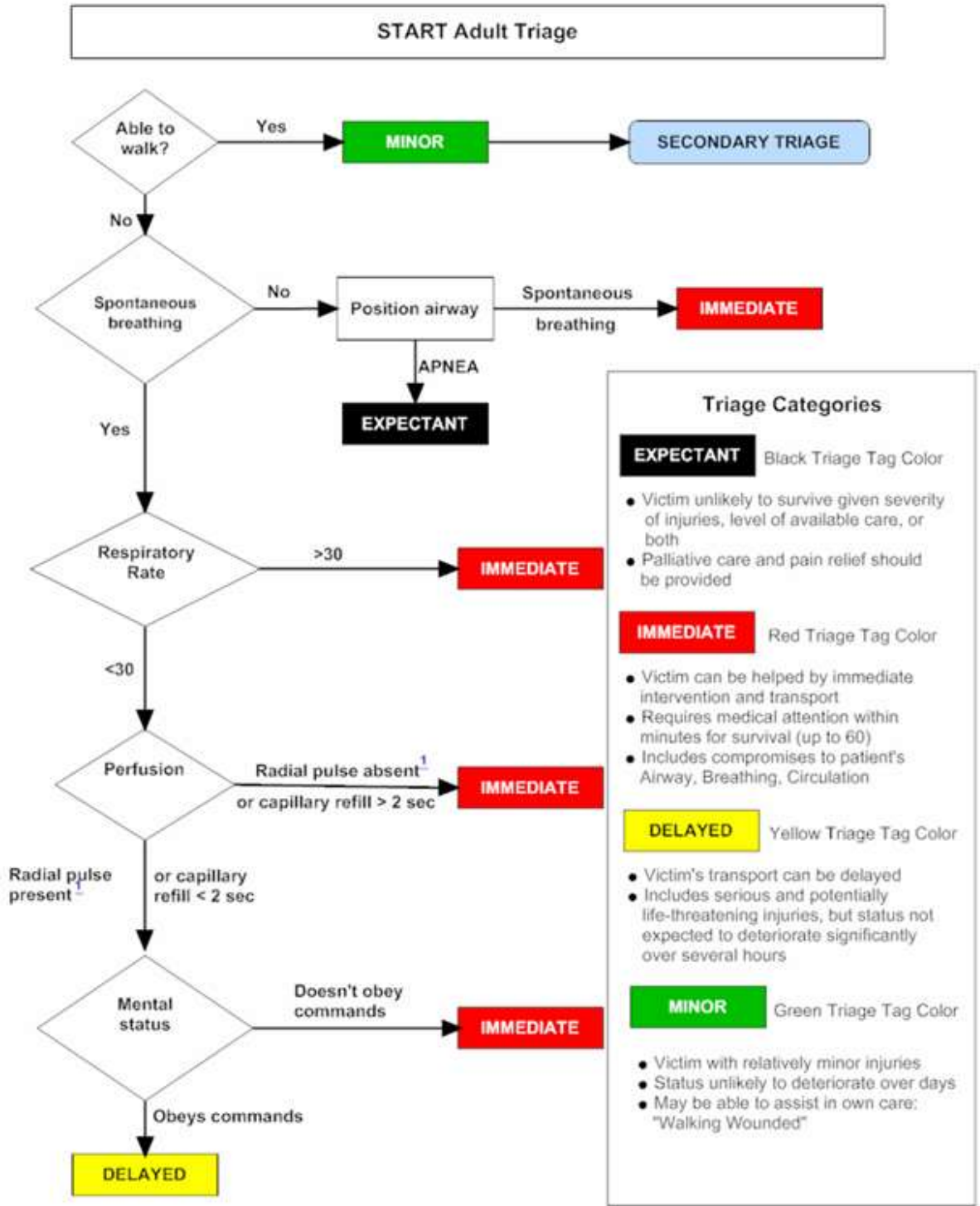
2.1.3. Rutin Acil Servis Triajı:

Acil servislerde triaj hasta değerlendirmesinin bir parçasıdır ve triajda önemli olan acil servis kalabalığı içerisinde erken müdahale ihtiyacı olan hastaların belirlenmesidir. Acil servise başvuran hasta triajda hemen değerlendirilir ve hastalığının ciddiyetine göre triaj kategorisi ve bekleme süresi belirlenir. Gerçek acil hastaları, hızlı bir şekilde müdahalesi yapılmak üzere uygun tedavi alanına alınır (Iserson & Moskop, 2007).

2.2. Triaj Skalaları:

2.2.1. START Sistemi:

START, kitlesel yaralanma olaylarında hızlı ve etkili triaj sağlamak amacıyla geliştirilmiş bir sistemdir. Bu yöntem, sınırlı tıbbi kaynakların en verimli şekilde kullanılmasını hedefleyerek, mümkün olan en fazla sayıda hayatın kurtarılmasını hedeflemektedir. START, olay yerindeki yaralıları solunum hızı, perfüzyon durumu ve mental durumu gibi temel fizyolojik parametrelere göre değerlendirilerek, her hastayı 60 saniyeden kısa bir sürede sınıflandırır ve acil tıbbi müdahale gereksinimini belirler (Oktay, 2002).



Şekil 1: START Triaj sistemi(ACİL TRİYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)

START sistemi, hızlı uygulanabilirliği ve basitliği nedeniyle dünya çapında yaygın olarak kullanılmaktadır. Yapılan çalışmalar, sistemin özellikle afet bölgelerinde ve toplu yaralanma olaylarında etkili olduğunu göstermiştir. Ancak, bazı araştırmalar, karmaşık durumlarda tanısal doğruluğunun düşük olabileceğine dikkat çekmektedir. Bir çalışmada,

START sisteminin tanısal doğruluğunun yetersiz kaldığı ve alternatif sistemlerin daha etkin sonuçlar verebileceği vurgulanmıştır (Franc et al., 2022).

2.2.2. Üç Basamaklı Triaaj Sistemi:

Üç Basamaklı Triaaj Sistemi, acil servislerde hastaların tıbbi müdahale önceliklerini belirlemek amacıyla kullanılan bir yöntemdir. Bu sistem, hastaları klinik durumlarının ciddiyetine göre üç kategoriye ayırır:

1. **Acil (Kırmızı):** Hayati tehlikesi bulunan ve derhal müdahale edilmesi gereken hastalar.
2. **Gecikmeli (Sarı):** Durumu stabil olan ancak tıbbi müdahale gerektiren hastalar.
3. **Ayaktan (Yeşil):** Hafif semptomları olan ve bekleyebilecek hastalar.

Bu sınıflandırma, acil servis kaynaklarının etkin kullanımını ve hasta bakımının optimize edilmesini sağlar. Ayrıca, triaj sürecinin standardizasyonu, hasta güvenliğini artırır ve sağlık personelinin iş yükünü dengeler (Shrestha et al., 2024).

2.2.3. Dört Basamaklı Triaaj Sistemi:

Bu triaj sisteminde ise hastalar acil olmayan, yarı acil olan, acil ve çok acil olarak gruplandırılır. Acil olgular arasında göğüste sıkışma ve ağrı, yeni gelişen ve solunum problemine neden olan akciğer patolojileri; yarı acil olgularda uzun kemik fraktürleri örnek gösterilebilir. Acil olmayan durumlara örnek olarak ise basit boğaz enfeksiyonları gösterilebilir (Zimmermann, 2001).

2.2.4. Beş Basamaklı Triaaj Sistemi:

Dünya genelinde en yaygın kullanılan 5 basamaklı triaj sistemleri arasında Acil Ciddiyet İndeksi (ESI), Avustralya Triaaj Sistemi (ATS), Kanada Triaaj ve Aciliyet Sistemi (CTAS) ve Manchester Triaaj Sistemi (MTS) bulunmaktadır.

2.2.4.1. Manchester Triaaj Sistemi (MTS):

MTS, hastaların şikayetlerine dayalı olarak belirlenen 52 farklı akış şeması ve bu şemalarda kullanılan spesifik ayırt edici kriterler aracılığıyla uygulanır. Bu yapı, triaj sürecinin standardizasyonunu ve hasta güvenliğinin artırılmasını hedefler

Sistemin etkinliği, özellikle pediatrik acil bakımda yapılan çeşitli çalışmalarda değerlendirilmiştir. Örneğin, Hollanda'da 17.600 çocuk üzerinde yapılan bir araştırma, MTS'nin

çocuk hastaların aciliyetini belirlemede orta düzeyde geçerliliğe sahip olduğunu göstermiştir (Maconochie & Dawood, 2008).

MTS'nin geçerliliği ve güvenilirliği, farklı yaş grupları ve akış şemaları için de incelenmiştir. Üç Avrupa acil servisinde yapılan prospektif bir gözlemsel çalışma, sistemin performansını değerlendirmiş ve yoğun bakım ünitesine kabul veya ölüm gibi sonuçları, gerçek hasta aciliyetinin bir göstergesi olarak kullanmıştır (Zachariasse et al., 2017).

2.2.4.2. Avustralya Triage Sistemi (ATS):

Bu sistem Avustralya College for Emergency Medicine tarafından 1994 senesinde geliştirilmiş beş basamaklı bir triaj kategori sistemidir. Bu sistem her seviyede tedaviye başlamak için gerekli olan hedef süreyi de içermektedir (Fernandes et al., 1997).

1. Kategori: Kardiyak arrest, solunum arresti, ciddi solunum sıkıntısı mevcut olan hastalar, solunum sayısı dakikada 10'un altında olanlar, ciddi şok bulguları olanlar, Glasgow Koma Skalası dokuzdan küçük olanlar, status epileptikus örnek verilebilir. Bu hastaların hemen görülmesi gerekir.

2. Kategori: Ciddi nefes darlığı ve stridoru olan hastalar, kan kaybına sekonder hipotansif olan hastalar, febril nötropeni, ciddi göğüs ağrısı, ateşe sekonder letarji örnek verilebilir. Bu hastalar 10 dakika içinde görülmelidir.

3. Kategori: Ciddi hipertansiyon, nöbet geçirmiş hastalar, kısa süreli bilinç kaybına neden olan kafa travması, dehidratasyon bulgularının mevcut olması, sepsis şüphesi örnek verilebilir. Hastalar 30 dakika içerisinde değerlendirilmelidir.

4. Kategori: Minör travmalar, görme bozukluğuna sebep olmayan gözde yabancı cisim, dehidratasyon bulguları mevcut olmayan kusma ve ishal örnek verilebilir. Hastalar 60 dakika içerisinde değerlendirilmelidir.

5. Kategori: Kronik bel ağrısı, kronik hastalıkları olan hastaların uzun zamandır mevcut olan şikayetleri, abrazyonlar örnek verilebilir. Bu hastalar ise 120 dakika içerisinde değerlendirilmelidir.

2.2.4.3. Acil Ciddiyet İndeksi (ESI):

Emergency Severity Indeks (ESI), acil servislerde hasta önceliklerini belirlemek amacıyla geliştirilmiş beş seviyeli bir triaj sistemidir. Bu sistem, hastaların klinik durumlarının ciddiyetine ve beklenen kaynak ihtiyaçlarına göre sınıflandırılmasını sağlar. ESI, 1998 yılında

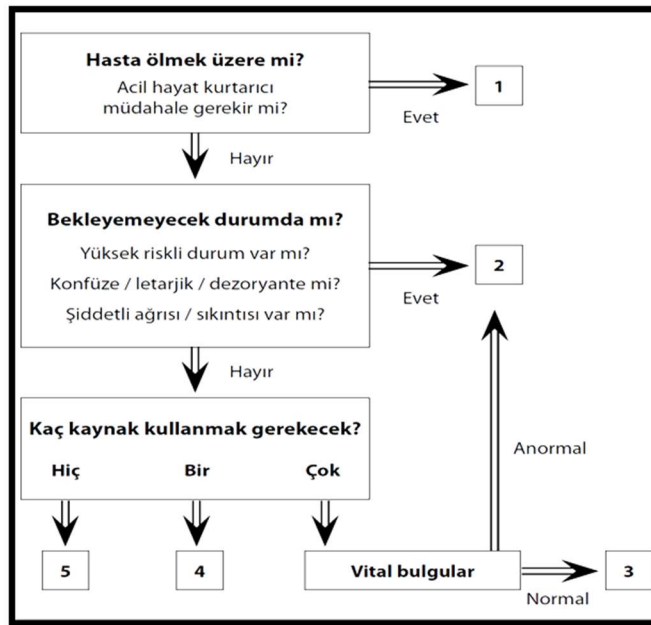
Dr. Richard Wuerz ve Dr. David Eitel tarafından geliştirilmiş ve o zamandan beri ABD'de ve dünya genelinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Gilboy et al., 2005).

ESI algoritması, hastaların aciliyetini ve beklenen kaynak ihtiyaçlarını değerlendirerek, acil servislerde hasta akışını optimize etmeyi ve kaynakların etkin kullanımını sağlamayı hedefler. Bu sistem, triaj sürecinin standardizasyonunu ve hasta güvenliğinin artırılmasını destekler (Gilboy et al., 2005).

ESI'nin uygulanması, acil servislerde hasta akışını düzenlemede ve klinik riskleri minimize etmede etkili bulunmuştur. Araştırmalar, ESI'nin güvenilirlik ve geçerliliğini desteklemektedir. Özellikle, ESI'nin doğru uygulanmasıyla hasta bekleme sürelerinin azaldığı ve hasta memnuniyetinin arttığı bildirilmiştir (Gilboy et al., 2005). Ayrıca yapılan çalışmalar ESI'nin triajda yüksek doğruluk oranına sahip olduğunu, hasta sonuçlarını etkin bir şekilde tahmin ettiğini ve bu nedenle acil servis triajında etkili bir sistem olarak kullanılabileceğini ortaya koymuştur (Ganjali et al., 2020).

Hastanın triaj kategorisi belirlenirken 4 anahtar soruya yanıt aranır.

1. Hastanın hayati tehlikesi var mı veya hasta ölmek üzere mi?
2. Hasta bekleyemeyecek durumda mı?
3. Hastanın tanı ve tedavi sürecinde kaç kaynak kullanımına ihtiyacı olacak?
4. Hastanın hayati bulguları nedir?



Şekil 2: ESI algoritması (ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)

1. Kategori: Bu gruptaki hastalar anafilaksi, solunum arresti, kardiyak arrest, travma nedeni ile gelen bilinci kapalı hastalar, hemorajik şok ve dolaşım bozukluğuna sebep olan aritmiler gibi hayat kurtarıcı müdahale gereksinimi mevcut olan hastaları içermektedir (Gilboy et al., 2005).

2. Kategori: Bekleyemeyecek durumdaki hastaları kapsar. Bu hastalar 10 dakika içerisinde bir hekim tarafından görülmelidir. Şiddetli ağrısı olan hastalar, inme, testis torsiyonu, göğüs ağrısı ile gelen risk faktörleri mevcut olan hastalar, ciddi astım, spontan pnömotoraks, yeni başlayan konfüzyon, letarji ve dezoryantasyonu mevcut olan hastalar örnek verilebilir (Gilboy et al., 2005).

3. Kategori: Tanı ve tedavi süreci için iki veya daha fazla kaynak kullanımına ihtiyaç olacak, hayati bulguları stabil olan hastaları kapsar. Bu gruptaki hastalar boş muayene odası varsa değerlendirilir, yoksa bekleme salonunda bekleyebilecek olan hastalardır. Bulantı, kusma, ishal ve şiddetli olmayan karın ağrısı örnek verilebilir (Gilboy et al., 2005).

4. Kategori: Tek kaynak kullanımı ile hastanın tanı ve tedavi sürecinin yapılabilceğı durumları kapsar. Kulak ağrısı, idrar yolu enfeksiyonu, basit travmalar ve basit kesiler örnek verilebilir (Gilboy et al., 2005).

5. Kategori: Bu gruptaki hastalar ise sütürasyon ihtiyacı mevcut olmayan basit kesiler, basit kulak ağrısı ve aşı gibi kaynak kullanım gereksinimi mevcut olmayan muayene ile karar verilen hastaları içerir (Gilboy et al., 2005).

Acil Hayat Kurtarıcı Girişimler		
	Hayat Kurtarıcı	Hayat Kurtarıcı Değil
Havayolu / solunum	Balon maske ventilasyon Entübasyon Cerrahi havayolu Acil CPAP Acil BiPAP	Oksijen uygulaması (Kanül / maske)
Elektriksel tedavi	Defibrilasyon Acil kardiyoversiyon Eksternal pacing	Monitorizasyon
Girişim	İğne torokostomi Perikardiyosentez Torakotomi İntraosseöz girişim	Tanısal testler EKG Laboratuvar
Hemodinami	Belirgin sıvı resüsitasyonu Kan verme Majör kanama kontrolü	Damar yolu
İlaçlar	Nalosan Dopamin Atropin Dextroz %50	Aspirin Nitrogliserin Heparin Antibiyotik Ağrı kesici

Tablo 1: ESI hayat kurtarıcı müdahaleler (ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)

ESI kaynaklar

Kaynak Sayılanlar	Kaynak Sayılmayanlar
Laboratuvar (Tam kan, rutin, tam idrar)	Anamnez ve fizik muayene
EKG, direkt grafi, USG, BT	
İV sıvılar	
Enjeksiyon (İV / İM), nebül	Oral tedavi, tetanoz, reçete yazma
Konsültasyon	
Basit girişim=1 (Sütür, Foley)	Pansuman, atel uygulama
Komplike girişim=2 (Sedasyon)	

Tablo 2: Esi Kaynaklar (ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ, 2015)

2.2.5. Türkiye’de Triage Uygulaması:

Türkiye’de acil servisler 24 saat kesintisiz hizmet veren sağlık birimleridir ve yıllar geçtikçe hasta başvuru sayısının giderek arttığı birimleridir. Acil serviste triaj işlemi, hasta kaydı yapılmadan önce gerçekleştirilir. Triage uygulamasında, muayene, tetkik ve tedavi planı, tıbbi veya cerrahi müdahaleler açısından öncelik sırasını belirlemek için yeşil, sarı ve kırmızı renkleri kullanılır, hastaların triaj kategorisi belirlenir (Sağlık Bakanlığı, 2018).

Türkiye Cumhuriyeti Sağlık Bakanlığı, acil servislerde triaj uygulamasının standartlarını belirlemek amacıyla çeşitli yönetmelik ve tebliğler yayınlamıştır. 16 Ekim 2009 tarihli "Yataklı Sağlık Tesislerinde Acil Servis Hizmetlerinin Uygulama Usul ve Esasları Hakkında Tebliğ" ile triaj kavramının uygulanmasına dair hükümler açıklanmıştır. Bu düzenlemelere göre, acil servislerde hastalar kırmızı (çok acil), sarı (acil) ve yeşil (acil olmayan) alanlara yönlendirilmekte ve üçlü triaj sistemi uygulanmaktadır (Aydemir et al., 2023).

Ayrıca, 13 Eylül 2022 tarihli Resmî Gazete'de yayımlanan yönetmelikte, triaj işleminin uluslararası kabul görmüş yöntemlerle yapılabileceği ve triaj yapacak personelin hizmet içi eğitim almış olması gerektiği belirtilmiştir. Triaj eğitimleri, acil servis sorumlu tabibi tarafından verilir veya verdirilir (Gazete, 2022).

RENK	ALAN VE VAKA NİTELİĞİ	ÖRNEK DURUMLAR
Yeşil	Ayaktan başvuran, genel durumu itibarıyla stabil olan ve ayaktan tedavisi sağlanabilecek basit sağlık sorunları bulunan hastalar.	- Yüksek risk taşımayan ve hafif derecedeki her türlü ağrı - Aktif yakınması olmayan düşük riskli hastalık öyküsü - Genel durumu ve hayati bulguları stabil olan hastada her türlü basit belirti - Basit yaralar-küçük sıyrıklar, dikiş gerektirmeyen basit kesiler - Kronik belirtileri olan ve genel durumu iyi olan davranışsal ve psikolojik bozukluklar
Sarı	Kategori 1: Hayati tehdit etme olasılığı, uzuv kaybı riski ve önemli morbidite oranı olan durumlar. Kategori 2: Orta ve uzamış dönem belirtileri olan ve ciddiyet potansiyeli taşıyan durumlar.	- Diastolik>110 mmHg, Sistolik>180 mmHg olan kan basıncı yüksekliği - Herhangi bir nedenle orta derecede kan kaybı - Yardımcı solunum kaslarının solunuma katılmadığı orta derecede solunum sıkıntısı - Nöbet geçirme öyküsü (uyanık) - Ateş yüksekliği olan onkoloji hastası veya steroid kullanan hasta - İnatçı kusma - Amnezi ile birlikte kafa travması olan ancak bilinci açık hasta - Kardiyak öykü ile uyumlu olmayan göğüs ağrısı 65 yaş üstü karın ağrısı olan hasta - Şiddetli karın ağrısı olan hasta - Deformite, ciddi laserasyon ve ezilme yaralanması içeren ekstremitte yaralanması - Suistimal riski veya şüphesi olan çocuk - Stresli ve kendine zarar verme riski olan hasta - Basit kanamalar - Göğüs ağrısı ve solunum sıkıntısı olmayan basit göğüs yaralanmaları - Solunum sıkıntısı olmayan yutma zorluğu - Bilinç kaybı olmayan minör kafa travmaları - Dehidratasyon belirtileri olmayan kusma ve ishallar - Normal görme fonksiyonu olan göz inflamasyonları veya gözde yabancı - Minör ekstremitte travması (ayak bileği burkulması, muhtemel basit fraktür, araştırma gerektiren komplike olmayan laserasyon) normal vital - Şiddetli olmayan karın ağrısı - Zarar verme riski olmayan davranış bozukluğu olan hastalar
Kırmızı	Kategori 1: Hayati tehdit eden ve hızlı agresif yaklaşım ve acil olarak eş zamanlı değerlendirme ve tedavi gerektiren durumlar. Bu durumlarda hasta hiç bekletilmeden kırmızı alana alınır. Kategori 2: Hayati tehdit etme olasılığı yüksek olan ve 10 dakika içerisinde değerlendirilip tedavi edilmesi gerekli durumlar.	- Kardiyak arrest - Solunumsal arrest - Havayolu tıkanıklığı riski - Major çoklu travma - Solunum sayısı < 10/dakika - Sistolik Kan Basıncı<80 (yetişkin) veya genel durumu bozuk çocuk veya infantlar - Sadece ağrıya yanıt veren veya yanıtsız olan hastalar - Devam eden veya uzamış nöbet - İlaç aşırı alımı olan hastanın yanıtsız veya hipoventilasyonda olması - Kardiyak ağrıya benzer göğüs ağrısı - Yardımcı solunum kaslarının solunuma katıldığı veya bakılabiliyor ise pulseoksimetri değerinin<%90'nın altında olduğu ciddi nefes darlığı olan hastalar - Şiddetli stridor veya yutkunma güçlüğü ile beraber olan havayolu - Dolaşım bozukluğu - Nemli, soğuk deri, perfüzyon bozukluğu - Kalp hızı<50 veya >150 olması - Hemodinamik bulgularla beraber olan hipotansiyon - Akut hemiparazi/disfazi - Letarji ile birlikte ateş (her yaş) - İrrigasyon gerektiren asit/alkali ile göz teması - Major fraktür veya amputasyon gibi ciddi lokalize travma - Herhangi bir nedenle olan ciddi ağrı - Önemli sedatif veya diğer toksik maddelerin oral alımı - Davranışsal/Psikiyatrik - Şiddet içeren agresif davranışlar - Kendine veya diğerlerine zarar veren davranışlar

Tablo 3: Sağlık bakanlığı triaj kodlaması (Sağlık Bakanlığı, 2018)

2.3. Göğüs Ağrısı

Göğüs ağrısı, acil servislere başvuruların en yaygın nedenlerinden biridir ve altta yatan nedenlerin çeşitliliği nedeniyle klinik değerlendirmede zorluklar yaratır. Bu semptom, kardiyak, pulmoner, gastrointestinal ve muskuloskeletal sistemlerle ilişkili birçok durumdan kaynaklanabilir. Bu nedenle, doğru tanı ve uygun tedavi için kapsamlı bir değerlendirme şarttır (Members et al., 2021).

2.3.1. Göğüs Ağrısı Tarihçesi ve Epidemiyolojisi

Göğüs ağrısı, tıbbın en eski belgelerinden beri tanımlanan ve üzerinde çalışılan bir semptomdur. Antik Yunan hekimi Hipokrat, göğüs ağrısını çeşitli hastalıkların belirtisi olarak tanımlamış ve bu semptomun önemine dikkat çekmiştir. Orta Çağ'da İbn-i Sina, "El-Kanun fi't-Tıb" adlı eserinde göğüs ağrısının farklı nedenlerini ve tedavi yöntemlerini detaylı bir şekilde ele almıştır. Modern tıbbın gelişmesiyle birlikte, göğüs ağrısının kardiyak, pulmoner, gastrointestinal ve muskuloskeletal nedenleri daha iyi anlaşılmış ve tanı yöntemleri geliştirilmiştir (McConaghy & Oza, 2013).

Epidemiyolojik olarak, göğüs ağrısı dünya genelinde acil servis başvurularının en yaygın nedenlerinden biridir. Örneğin, ABD'de yapılan bir çalışmada, acil servislere başvuran hastaların yaklaşık %5'inin ana şikayetinin göğüs ağrısı olduğu bildirilmiştir. Benzer şekilde, Avrupa'da yapılan araştırmalar da göğüs ağrısının acil servis başvurularında önemli bir yer tuttuğunu göstermektedir (Goodacre et al., 2005).

Göğüs ağrısının prevalansı yaş, cinsiyet ve coğrafi bölgelere göre değişiklik gösterebilir. Özellikle ileri yaş gruplarında ve erkeklerde kardiyak kaynaklı göğüs ağrısı daha yaygınken, kadınlarda ve genç bireylerde non-kardiyak nedenler daha sık görülmektedir (Hallert et al., 2002).

2.3.2. Göğüs Ağrısı Patofizyolojisi

Göğüs duvarı dermisten pariyetal plevraya kadar somatik ağrı lifleriyle innerve edilir. Nöronlar omuriliğe belirli cilt dermatomlarına karşılık gelen düzeylerde girer, bu nedenle somatik liflerden kaynaklanan ağrı kolayca tanımlanır, tam olarak lokalize edilir ve keskin bir duyu olarak deneyimlenir. Visseral ağrı lifleri ise kalp, özefagus, damarlar ve visseral plevra gibi iç organlarda bulunur. Visseral ağrı lifleri omuriliğe girer ve pariyetal kortekste somatik liflerle paylaşılan kord düzeylerine karşılık gelen alanlarla eşlenir. Visseral liflerden kaynaklanan ağrının tanımlanması ve lokalize edilmesi zordur. Visseral ağrısı olan hastalar

bunu daha çok rahatsızlık hissi, basınç, ağırlık ve yanma gibi belirsiz şikayetlerle anlatmaktadırlar (Akinrodoye & Lui, 2020; Münzel & Bassenge, 1988).

2.3.3. Göğüs Ağrısının Etiyolojisi ve Ayırıcı Tanılar

Göğüs ağrısı, acil servislerde karşılaşılan önemli bir semptomdur ve birçok farklı etiyolojik neden içerir. Kardiyak, pulmoner, gastrointestinal, muskuloskeletal ve psikojenik kaynaklı nedenler ayırıcı tanıda dikkate alınmalıdır.

2.3.3.1. Kardiyak Nedenler:

- **Akut Koroner Sendrom (AKS):** En ciddi kardiyak nedenlerden biridir. Genellikle retrosternal baskı hissi ve sol kola, boyuna veya çeneye yayılan ağrı ile karakterizedir. AKS'nin tanısında EKG ve troponin düzeyleri kullanılır (McConaghy & Oza, 2013).
- **Perikardit:** Perikardın inflamasyonu sonucu gelişir. Keskin ağrı, genellikle otururken azalır, yatar pozisyonda artar (Goodacre et al., 2005).
- **Aort Diseksiyonu:** Ani başlangıçlı, şiddetli yırtıcı tarzda ağrı ile karakterizedir. Sıklıkla sırt bölgesine yayılır (McConaghy & Oza, 2013).

2.3.3.2. Pulmoner Nedenler

- **Pulmoner Emboli:** Ani başlangıçlı göğüs ağrısı ve nefes darlığı ile karakterizedir. D-dimer testi ve BT anjiyografi tanıda önemlidir (Goodacre et al., 2005).
- **Pnömotoraks:** Ani gelişen tek taraflı ağrı ve nefes darlığı ile kendini gösterir. Fizik muayenede azalmış solunum sesleri ile tanımlanabilir (McConaghy & Oza, 2013).

2.3.3.3. Gastrointestinal Nedenler

- **Gastroözofageal Reflü Hastalığı (GÖRH):** Yanma hissi ve retrosternal ağrı şikayetlerine neden olur. Antiasit tedaviye yanıt tanıyı destekler (McConaghy & Oza, 2013).
- **Peptik Ülser Hastalığı:** Yemekle ilişkili epigastrik yanma hissi ile prezente olur. Endoskopi tanı koymada kullanılır (Goodacre et al., 2005).

2.3.3.4. Muskuloskeletal Nedenler

- **Kostokondrit:** Göğüs duvarında hassasiyet ve palpasyonla artan ağrı ile karakterizedir. NSAID tedavisi etkilidir (McConaghy & Oza, 2013).

- **Kas Strainleri:** Aşırı kullanım veya travma sonucu interkostal kasların zorlanmasıdır (McConaghy & Oza, 2013).

2.3.3.5. Psikojenik Nedenler

- **Panik Atak:** Göğüs ağrısına ek olarak çarpıntı, terleme ve ölüm korkusu ile görülür. Psikiyatrik değerlendirme önemlidir (McConaghy & Oza, 2013).

2.3.3.6. Nörolojik Nedenler

- **Spinal kök basısı:** omurilikten çıkan sinir köklerinin mekanik veya inflamatuvar nedenlerle sıkışması sonucu ortaya çıkan klinik bir durumdur. Bu bası, sinirin innerve ettiği bölgelerde ağrı, uyuşma ve güçsüzlük gibi semptomlara yol açabilir. Torakal bölgedeki sinir köklerinin etkilenmesi, göğüs bölgesinde ağrıya neden olabilir (O'Connor et al., 2002).
- **Herpes zoster:** varicella-zoster virüsünün (VZV) yeniden aktivasyonu sonucu ortaya çıkan ve genellikle tek taraflı, dermatomal dağılım gösteren veziküler döküntülerle karakterize bir enfeksiyondur. Bu enfeksiyon, sinir dokusunu etkileyerek belirgin ağrıya neden olabilir (Dworkin et al., 2007).

ORGAN SİSTEMLERİ	KRİTİK TANILAR	ACİL TANILAR	ACİL OLMAYAN TANILAR
Kardiyovasküler	Aort diseksiyonu Akut koroner iskemi Kardiyak tamponad Akut MI	Anstabil anjina Koroner spazm Prinzmetal anjina Kokainin indüklediği perikardit veya miyokardit	Aort stenozu Mitrak kapak prolapsusu Vasküler kalp hastalığı Hipertrofik kardiyomiyopati
Pulmoner	Tansiyon pnömotoraks Pulmoner emboli	Pnömotoraks Mediastinit	Pnömoni Plörit Tümör Pnömomediastinum
Gastrointestinal	Boerhaave sendromu	Mallory-Weis yırtığı Kolesistit Pankreatit	Özofageal spazm Özofageal reflü Peptik ülser Biliyer kolik
Kas-İskelet			Kas spazmı Kot kırığı Kostokondrit Nonspesifik göğüs duvarı ağrısı
Nörolojik			Spinal kök basısı Herpes zoster Postherpetik nevralji
Diğer			Panik atak Hiperventilasyon

Tablo 4: Göğüs ağrısında ayırıcı tanılar

2.3.4. Göğüs Ağrısının Risk Sınıflandırması

Göğüs ağrısı, acil servislere başvuran hastalar arasında yaygın bir semptomdur ve altta yatan nedenlerin çeşitliliği nedeniyle doğru tanı ve uygun tedavi için etkili bir risk sınıflandırması gerektirir. Bu sınıflandırma, hastaların klinik durumlarının ciddiyetine göre değerlendirilmesini ve acil müdahale gerektiren durumların hızlı bir şekilde tanınmasını sağlar (Amsterdam et al., 2014).

2.3.5 Göğüs Ağrısı Risk Sınıflandırılmasında Kullanılan Skorlama Sistemleri

2.3.5.1. HEART Skoru

Akut koroner sendrom risk sınıflaması, hastaların miyokard enfarktüsü veya diğer kardiyovasküler olaylara olan riskini belirlemek için kullanılan bir yöntemdir. Bu sınıflama, hastanın klinik özellikleri, kan testleri, EKG ve diğer testlerin sonuçları gibi faktörlere

dayanarak yapılır. AKS hastaları için geliştirilmiş çok sayıda skarlama sisteminden biri HEART skorudur (Sabatine et al., 2002).

HEART skarlama sistemi, son yıllarda geliştirilen bir deęerlendirme sistemidir ve acil servise göęüs ağrısı ile başvuran hastaların erken taburculuęunu deęerlendirmek amacına hizmet eder. Hastaların hızlı bir şekilde deęerlendirilmesine katkı saęlama imkanı vermesi, ierisinde yer alan parametreler bakımından dięer skarlama sistemlerine göre acil servislerde kullanımının kolay olması, AKS düşünlen hastaları düşk-orta-yksek risk aısından gruplandırabilmesi ve bir aylık istenmeyen kardiyak olay riski aısından da fikir verebilmesi aısından acil servislerde tercih edilesi bir skarlama sistemidir (Brady & de Souza, 2018).

HEART skoru, acil servislere göęüs ağrısı řikayetiyle başvuran hastalarda, kısa vadeli (genellikle 6 hafta) majr kardiyak olay riskini (miyokard enfarkts, perktan koroner giriřim, koroner arter baypas grefti ve lm) ngrmek amacıyla geliştirilmiş bir klinik deęerlendirme aracıdır. Skor, beř temel bileřenden oluřur (Brady & de Souza, 2018):

- **Hikaye (History):** Klinik deęerlendirmede hastanın semptomlarının tipik angina pectoris ile uyumluluęu.
- **Elektrokardiyografi (ECG):** EKG'de iskemik deęiřikliklerin varlıęı.
- **Yař (Age):** Hastanın yařı.
- **Risk Faktrleri (Risk Factors):** Hipertansiyon, hiperkolesterolemi, diabetes mellitus, obezite, sigara kullanımı ve ailede erken yařta kardiyovaskler hastalık yks gibi faktrlerin varlıęı.
- **Troponin:** Kardiyak troponin seviyeleri.

Her bir bileřen 0, 1 veya 2 puan alacak şekilde deęerlendirilir ve toplam skor 0 ile 10 arasında deęiřir. Toplam puana göre hastalar  risk kategorisinden birine ayrılır (Brady & de Souza, 2018):

- **Dřk Risk (0-3 puan):** %0,9-1,7 oranında majr kardiyak olay riski.
- **Orta Risk (4-6 puan):** %12-16,6 oranında majr kardiyak olay riski.
- **Yksek Risk (7-10 puan):** %50-65 oranında majr kardiyak olay riski.

History (Anamnesis)	Highly suspicious	2	
	Moderately suspicious	1	
	Slightly suspicious	0	
ECG	Significant ST-deviation	2	
	Non-specific repolarisation disturbance / LBBB / PM	1	
	Normal	0	
Age	≥ 65 years	2	
	45 – 65 years	1	
	≤ 45 years	0	
Risk factors	≥ 3 risk factors <i>or</i> history of atherosclerotic disease	2	
	1 or 2 risk factors	1	
	No risk factors known	0	
Troponin	≥ 3x normal limit	2	
	1-3x normal limit	1	
	≤ normal limit	0	
		Total	

Risk factors for atherosclerotic disease:

Hypercholesterolemia	Cigarette smoking
Hypertension	Positive family history
Diabetes Mellitus	Obesity (BMI>30)

Tablo 5: HEART skor hesaplama

2.3.5.2. TIMİ Skoru

TIMI (Thrombolysis In Myocardial Infarction) skoru, akut koroner sendrom (AKS) şüphesiyle başvuran hastalarda kısa vadeli kardiyak olay riskini değerlendirmek amacıyla geliştirilmiş bir klinik araçtır. Bu skor, hastaların risk sınıflandırmasını kolaylaştırarak tedavi stratejilerinin belirlenmesinde rehberlik eder (Antman et al., 2000).

TIMI skoru, her biri 1 puan değerinde olan yedi klinik kriterin varlığına dayanır (Antman et al., 2000):

1. **Yaş ≥ 65 yıl:** İleri yaş, kardiyovasküler riskin artmasıyla ilişkilidir.

2. **Koroner arter hastalığı için ≥ 3 risk faktörü:** Hipertansiyon, hiperlipidemi, diabetes mellitus, sigara kullanımı veya ailede erken yaşta koroner arter hastalığı öyküsü gibi faktörler.
3. **Bilinen koroner arter stenozu $\geq \%50$:** Önceden tespit edilmiş ciddi damar darlığı.
4. **Son 24 saat içinde ≥ 2 anjina atağı:** Yakın zamanda tekrarlayan göğüs ağrısı epizotları.
5. **Son 7 gün içinde aspirin kullanımı:** Yakın zamanda aspirin kullanımı, mevcut kardiyak riskin göstergesi olabilir.
6. **ST segment değişiklikleri (≥ 0.5 mm):** EKG'de iskemiye düşündüren ST segment elevasyonu veya depresyonu.
7. **Yükselmiş kardiyak biyomarkerlar:** Troponin veya CK-MB gibi enzimlerin seviyelerinde artış.

Her bir kriterin varlığı 1 puan olarak değerlendirilir ve toplam skor 0 ile 7 arasında değişir (Antman et al., 2000).

Risk Sınıflandırması ve Klinik Uygulama: Toplam TIMI skoru, hastaların 14 gün içindeki ölüm, yeni veya tekrarlayan miyokard enfarktüsü ya da acil revaskülarizasyon gereksinimi riskini tahmin eder:

- **0-1 Puan:** %4,7 risk
- **2 Puan:** %8,3 risk
- **3 Puan:** %13,2 risk
- **4 Puan:** %19,9 risk
- **5 Puan:** %26,2 risk
- **6-7 Puan:** $\geq \%40,9$ risk

Yüksek TIMI skoru, daha agresif tanısal ve terapötik yaklaşımların gerekliliğini işaret ederken, düşük skorlar daha konservatif yaklaşımların yeterli olabileceğini gösterir (Antman et al., 2000).

Kriter	Değer
Yaş>65	1
3'ten fazla risk faktörü	1
Bilinen %50'den fazla koroner stenoz	1
Son 7 günde aspirin kullanımı	1
Son 24 saatte 2'den fazla anjina atağı	1
EKG'de 0,5 mm'den fazla ST değişimi	1
Pozitif kardiyak biyomarker	1

Tablo 6: TIMI Skoru hesaplama

2.3.5.3. GRACE Skoru

Akut koroner sendromu nedeniyle takip edilen hastaların 6 aylık mortaliteleri üzerine bilgi vermek üzeri tasarlanmıştır. 2006 yılında yapılan ilk çalışmada 43810 hastanın 1999 ile 2005 yılları arasındaki kardiyak durumları takip edilmiştir. 989 hasta hastanede vefat etmiş, 1466 hasta taburculuktan sonraki ilk 6 ay içerisinde vefat etmiştir. Bu durum ile ilgili olarak dokuz risk faktörü belirlenmiştir. Yaş, kalp yetmezliği, periferik vasküler hastalık, sistolik kan basıncı, Killip sınıfı, ilk serum kreatinin değeri, kardiyak biyomarkerlar, başvuru sırasındaki kardiyak arrest olması veya ST değişiminin varlığı olarak saptanmıştır (Fox et al., 2006).

GRACE (Global Registry of Acute Coronary Events) skoru, akut koroner sendrom (AKS) tanısı alan hastalarda kısa ve uzun vadeli mortalite riskini değerlendirmek amacıyla geliştirilmiş bir prognostik araçtır. Bu skor, hastaların hastane içi ve taburculuk sonrası dönemdeki ölüm ve miyokard enfarktüsü riskini tahmin ederek, klinik yönetim stratejilerinin belirlenmesinde önemli bir rol oynar (Fox et al., 2006).

GRACE skoru, hastanın klinik ve laboratuvar verilerine dayanan sekiz parametrenin değerlendirilmesiyle hesaplanır:

1. **Yaş:** İleri yaş, artan kardiyovasküler risk ile ilişkilidir.
2. **Kalp Hızı:** Yüksek kalp hızı, hemodinamik instabilitenin bir göstergesi olabilir.
3. **Sistolik Kan Basıncı:** Düşük sistolik kan basıncı, kötü prognozla ilişkilidir.
4. **Serum Kreatinin Seviyesi:** Böbrek fonksiyonlarının değerlendirilmesi, kardiyovasküler riskin belirlenmesinde önemlidir.

5. **Killip Sınıfı:** Kalp yetmezliği derecesini belirler; yüksek Killip sınıfı, artmış mortalite riskiyle ilişkilidir.
6. **Başvuru Sırasında Kardiyak Arrest Geçirmiş Olma:** Kardiyak arrest öyküsü, yüksek risk göstergesidir.
7. **ST-Segment Değişiklikleri:** EKG'de ST-segment elevasyonu veya depresyonu varlığı, iskemiyi gösterir.
8. **Kardiyak Biyomarkerların Yükselmesi:** Troponin gibi biyomarkerların yüksekliği, miyokard hasarını işaret eder.

Her bir parametre, belirli bir puan değeriyle skorlanır ve toplam puan, hastanın risk kategorisini belirler (Eagle et al., 2004).

2.3.5.4. EDACS/EDACS-ADP Skoru

EDACS 2014 yılında klinik veriler kullanılarak otuz günlük MACE riskini belirlemek amacıyla acil servise yönelik olarak geliştirilmiştir (Than et al., 2014). Acil Serviste Göğüs Ağrısı Skorunun Değerlendirilmesi (EDACS), hastanın öyküsünün ve mevcut semptomlarının standart bir değerlendirmeye akut kardiyovasküler olayların sınıflandırılmasında güvenle kullanılabilir (Zaboli et al., 2021). Son yıllarda yapılan sistematik derleme ve metaanaliz çalışmasında EDACS skoru değerlendirilerek görece yüksek duyarlılığa ve özgüllüğe sahip olduğu gösterilmiştir (Boyle & Body, 2021).

EDACS; yaş, cinsiyet, risk faktörleri ve semptom ve bulgular olmak üzere 4 kategoriden meydana gelir.

- Yaş, +2 puandan başlayarak (18-45 yaş) +20 puana (≥ 86 Yaş) kadar her 5 yıllık yaş aralığı 2 puanlık artışlarla puanlandırılır.
- Cinsiyet, erkek cinsiyet +6 puan olarak belirlenir.
- Risk faktörleri; 18-50 yaş arasındaki hastalarda bilinen KAH öyküsü olması veya KAH için ≥ 3 risk faktörü bulunması +4 puan olarak belirlenir. KAH öyküsü; geçirilmiş AMI, KABG veya perkutan girişimden oluşmaktadır. Risk faktörleri; HL, HT, DM, tütün kullanımı ve KAH için aile öyküsünü içerir.
- Semptom ve bulgular; terleme, +3 puan, ağrının omuz ve çeneye yayılımı +5 puan, inspiyumla oluşan veya artan ağrı -4 puan ve palpasyonla artan ağrı -6 puan olarak belirlenir.

Age	Score	Clinical Characteristic	Score
18-45	+2	Male Sex	+6
46-50	+4	Aged 18-50 years and either:	+4
51-55	+6	(i) known CAD or	
56-60	+8	(ii) ≥ 3 risk factors	
61-65	+10	Symptoms and Signs	Score
66-70	+12	Diaphoresis	+3
71-75	+14	Radiates to arm or shoulder	+5
76-80	+16	Pain occurred or worsened with inspiration	-4
81-85	+18		
86+	+20	Pain is reproduced by palpation	-6

Low Risk: EDACS <16
Not Low Risk EDACS ≥ 16

Tablo 7: EDACS Skoru hesaplama

EDACS; yaş, cinsiyet, risk faktörleri, semptom ve bulgular olmak üzere dört kategoriden meydana gelir. Toplam EDACS puanı 16'dan küçük olan hastalar düşük riskli ve erken taburcu olabilecek hastalar olarak tanımlanmıştır (Than et al., 2014).

2.4. Acil Servise Göğüs Ağrısı ile Başvuran Hastaların Yönetimi

Acil servislere başvuran düşük riskli hastaların yönetimi, Amerikada yıllık 8 milyon acil servis ziyareti içeren yaygın ve zorlu bir klinik sorundur. Bu hastaların büyük bir çoğunluğu yaşamı tehdit eden bir duruma sahip olmasa da klinisyen ciddi bir sorunun acil tedavisini gerektiren hastalar ile yatış gerektirmeyen daha hafif durumlara sahip hastaları ayırt etmek zorundadır. Akut koroner sendromu olan hastaların acil servisten yanlışlıkla taburcu edilmesi, artan mortalite ve yasal sorumluluklarla ilişkilidir. Öte yandan, ciddi bir hastalığı olmayan hastaların gereksiz yere hastaneye yatırılması hem uygun değildir hem de maliyet açısından etkili değildir (Amsterdam et al., 2010).

Bu zorluğun üstesinden gelmek ve göğüs ağrısı ile başvuran düşük riskli hastaların erken tanımlanmasını sağlamak için klinik yargı ve temel klinik araçlar (anamnez, fizik muayene ve elektrokardiyogram) önemlidir. Bunun yanı sıra, yerleşik ve daha yeni tanı yöntemleri de bu bağlamda klinisyenlerin tanısal kapasitesini artırmıştır. Göğüs ağrısı ile başvuran düşük riskli hastalar, giderek artan bir şekilde hızlandırılmış tanı protokollerinin uygulandığı göğüs ağrısı birimlerinde yönetilmektedir. Bu protokoller, akut koroner sendromu dışlamak için seri elektrokardiyogramlar ve kardiyak hasar belirteçlerini içermektedir (Amsterdam et al., 2010).

2.5. Yapay Zeka

Yapay zeka, birebir anlamını yansıtmamakla birlikte bir makinenin akıl yürütme ile oluşturulmuş insan davranışlarını taklit edebilme yeteneği olarak tanımlanabilir (Hamet & Tremblay, 2017).

Yapay zeka terimi kullanılmaya başlanmadan yıllar öncesinde hatta bilgisayarların ilk üretildikleri tarihlerde dahi insanlar bu makinelerin akıllı hale gelip gelemeyecekleri konusunu merak etmişlerdir (Goodfellow, 2016). Zaman içinde bu merak artarak bilim insanları arasında geniş bir çalışma başlığı haline gelmiştir. Yapay zekaya ilerleyen yoldaki ilk adım olan düşünen makine kavramı 1950 yılında ortaya çıkmış ve sonrasında hızla gelişmiştir. Alan Turing'in 1950 yılında yaptığı Turing Testi makinelerin de düşünsel davranışlar gösterdiğinin ilk kanıtı sayılmaktadır. Turing Testi sonrasında bilgisayarların insan yetenekleri sergileyebileceği kanısı ortaya çıkmıştır (CAN & TÜRSEN, 2022).

Birçok kişi tarafından ilk yapay zeka programı olarak kabul edilen "Logic Theorist", 1956 yılında Allen Newell, Cliff Shaw ve Herbert Simon tarafından tasarlanmıştır. Bu sistemin amacı insan zekasının meziyetlerinden biri olan problem çözme becerilerini taklit etmektir. Aynı yıl John McCarthy ve Marvin Minsky tarafından düzenlenen bir konferansta "Logic Theorist" tanıtılmış ve ilk kez yapay zeka terimi kullanılmıştır (Anyoha, 2017).

2.5.1 Yapay Zekanın Tıpta ve Hastane Pratiğinde Kullanımı

ChatGPT, OpenAI tarafından geliştirilen ve insan benzeri metinler üretebilen bir yapay zeka sohbet robotudur. GPT (Generative Pre-trained Transformer) mimarisi üzerine inşa edilen ChatGPT, geniş bir metin veri kümesi üzerinde eğitilerek doğal dil işleme yetenekleri kazanmıştır. Bu sayede, kullanıcılardan gelen metin tabanlı girdilere anlamlı ve bağlamsal olarak uygun yanıtlar üretebilmektedir (Vikipedi, 2025).

Yapay zeka ve özellikle ChatGPT gibi büyük dil modelleri, tıp alanında çeşitli uygulamalara sahiptir. Bu teknolojilerin tıbbi eğitim, hasta danışmanlığı ve tanı süreçlerindeki rolleri giderek artmaktadır (Kung et al., 2023).

ChatGPT, hastaların sorularına yanıt verme ve tıbbi bilgiler sağlama konusunda da kullanılmaktadır. Yapılan bir çalışmada, ChatGPT'nin hasta sorularına verdiği yanıtların, doktorların yanıtlarıyla karşılaştırıldığında daha empatik ve bilgilendirici olduğu bulunmuştur (King & ChatGPT, 2023).

ChatGPT, nöro-oftalmolojik hastalıkların tanısında da yardımcı bir araç olarak değerlendirilmektedir. Yapılan bir araştırmada, ChatGPT'nin vaka raporlarına dayalı olarak doğru tanı koyma oranının %82 olduğu belirlenmiştir (Madadi et al., 2022).

ChatGPT'nin tıp alanındaki kullanımı bazı sınırlamalar ve etik sorumluluklar getirmektedir. Özellikle, bu modellerin verdiği bilgilerin doğruluğu ve güvenilirliği konusunda dikkatli olunmalıdır. Ayrıca, hasta mahremiyeti ve veri güvenliği gibi konular da önem arz etmektedir (Tian et al., 2024).

Radyoloji asistan doktorları ile yapılan bir çalışmada bilgisayar destekli tanı sistemi asistan eğitiminde kullanılmıştır. Chassagnon ve arkadaşlarının yaptığı çalışmada 8 radyoloji asistan doktoru iki gruba bölünmüş. İlk olarak iki gruptan da 150 akciğer grafisinde 4 tanı bulmaları istenmiş. Sonrasında bir grup 200 adet grafiyi bilgisayar destekli tanı sistemiyle birlikte değerlendirmiş. Diğer gruba ise yazılıma erişim izni verilmeden aynı 200 grafi verilmiş. Sonrasında tüm asistan hekimlerden tekrar ilk 150 grafinin değerlendirilmesi istendiğinde yazılım ile deneyim kazanan grupta tanı doğruluğunda anlamlı ilerleme kaydedilmiş. Öğrencilerin öğrenmede aktif rol aldığı eğitim tekniklerinin daha etkili olduğu bulunmuştur (van den Berk et al., 2023).

Cerrahi tedavi uygulanan hastalarda daha iyi sonuçlar elde etmek için bu alanda çalışan hekimlerin ince motor becerilerini geliştirmeleri gerekmektedir. Bu amaçla makine öğrenmesi ile oluşturan yapay zeka kullanılmaktadır. Yapay zeka ile sanal gerçeklik cerrahi simülasyonu doktorların cerrahi deneyimini arttırmaktadır (Winkler-Schwartz et al., 2019).

Almanya'da 2022 yılında yapılan bir çalışmada uzmanlık eğitiminde yapay zekanın kullanım yaygınlığı değerlendirilmiş. Ancak hali hazırda devam eden mezuniyet sonrası tıp eğitimi müfredatının, yapay zeka konusunda bilgi sahibi olan doktor adayları yetiştirmeye uygun olmadığı belirtilmiştir. Müfredatta yapay zeka ve makine öğrenimini kullanma gibi dijital becerilerin uzmanlık eğitimi boyunca sistematik olarak yerleştirilmesine bir geçiş yapılması gerektiği vurgulanmıştır (Agha-Mir-Salim et al., 2022).

Yapay zeka, acil tıpta triaj, tanı ve operasyonel süreçlerin iyileştirilmesinde büyük bir potansiyele sahiptir. Ancak, bu teknolojilerin etkin ve güvenli bir şekilde entegrasyonu için daha fazla araştırma ve düzenleyici çerçevelerin oluşturulması gerekmektedir (Erdoğan, 2021).

2.5.2 Yapay Zeka ve ChatGPT'nin Acil Serviste Kullanımı

Makine ve derin öğrenme yoluyla yapay zekanın acil tıpta kullanımı son yıllarda artış göstermiştir. Hesaplama kapasitesindeki son gelişmeler ve toplanabilen veri miktarının artması, araştırmacıların yapay zekayı daha önce mümkün olmayan şekillerde kullanmasına olanak sağlamış, bu da acil servis tedavisinin doğruluk ve verimliliğinde artışa yol açmıştır (Tang et al., 2021).

Acil tıp alanında yapay zeka ile ilgili araştırmalar hızla artmaktadır. Özellikle akut radyografik görüntüleme ve tahmine dayalı tanımlar için acil bakım hizmetlerini iyileştirebilecek birkaç umut vadeden yapay zeka müdahalesi bulunmaktadır (Kirubarajan et al., 2020).

Yapay zeka, acil servis operasyonlarının optimize edilmesinde de rol oynamaktadır. Hasta akışının düzenlenmesi, kaynakların etkin kullanımı ve hasta izlem süreçlerinin iyileştirilmesi gibi konularda yapay zeka tabanlı uygulamalar, acil servislerin verimliliğini artırmaktadır (Erdoğan, 2021).

Sınıflandırma ve kümeleme algoritmaları, doğal dil işleme ve metin madenciliği gibi birçok yapay zeka yöntemi kapsamlı bir şekilde araştırılmış olsa da, görüntü anlama, bilgisayarla görme ve robotik henüz yeterince keşfedilmemiştir. Bu durum, acil tıpta klinik sorunları çözmek için yapay zeka ve makine öğrenimi tekniklerinin uygulanması konusunda gelecekteki çalışmalara geniş bir alan bırakmaktadır (Liu et al., 2018).

Ancak, yapay zekanın acil tıpta uygulanması bazı etik ve düzenleyici zorlukları da beraberinde getirmektedir. Özellikle, algoritmaların şeffaflığı, hasta verilerinin güvenliği ve sorumluluk paylaşımı gibi konular, dikkatle ele alınması gereken alanlardır (İkizceli et al., 2021).

ChatGPT, hasta semptomlarını analiz ederek olası tanımlar ve uygun triaj seviyeleri konusunda öneriler sunabilmektedir. Bu, acil servislerde hasta akışının daha etkin yönetilmesine katkı sağlamaktadır (Ten Berg et al., 2024).

ChatGPT'nin acil serviste kullanımı, bazı sınırlamaları da beraberinde getirmektedir. Özellikle, modelin tıbbi bilgi kaynaklarının güncelliği ve doğruluğu konusunda dikkatli olunmalıdır. Ayrıca, ChatGPT'nin verdiği yanıtların her zaman tıbbi protokollerle uyumlu olmayabileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Bu nedenle, ChatGPT'nin sunduğu bilgilerin her zaman bir sağlık profesyoneli tarafından doğrulanması önemlidir (Rao et al., 2023).

3.GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. Araştırmanın Yeri

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

3.2. Araştırmanın Zamanı

Araştırma verilerinin toplanması ileriye dönük olarak 01 Ağustos 2024 ile 01 Ocak 2025 tarihleri arasında gerçekleştirilmiştir.

3.3. Araştırmanın Evreni, Örneklemi ve Araştırma Grubu

Çalışma veri seti, Necmettin Erbakan Üniversitesi Tıp Fakültesi Erişkin Acil Servisi'ne primer başvuru şikayeti göğüs ağrısı olup ayaktan ve ambulans ile başvuran hastaların çalışmaya dahil edilme ve edilmeme kriterleri göz önüne alınarak oluşturulmuştur.

Çalışmaya alma/dahil edilme kriterleri:

- 18 yaş üstü olmak
- Primer başvuru şikayeti göğüs ağrısı olması

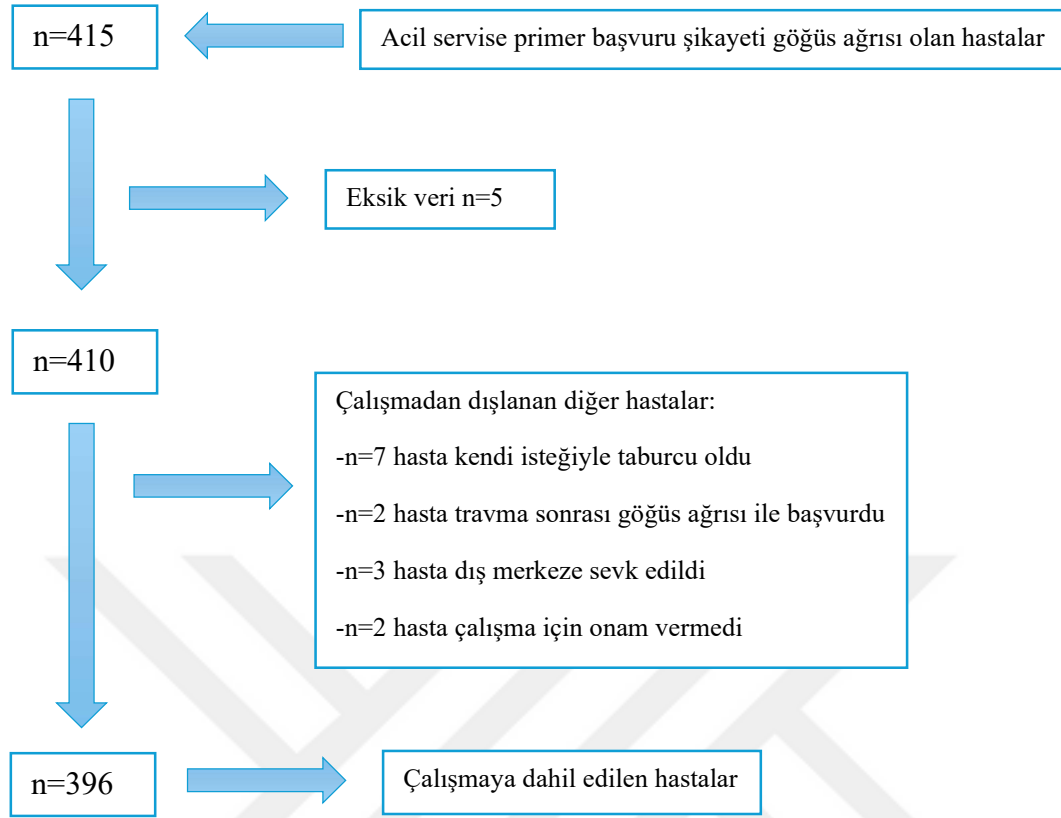
Çalışmaya almama/dışlanma kriterleri:

- Gebe hastalar
- Travmaya bağlı göğüs ağrısı olanlar
- Kendi isteğiyle taburcu olan hastalar
- Dış merkeze sevk edilen hastalar
- Çalışma için onam vermeyen hastalar

3.4. Araştırmanın Yöntemi ve Veri Toplama Araçları

Bu prospektif kesitsel çalışma ayaktan ve ambulans ile başvuran hastaların EDACS ve ESİ için kullanan verileri triajı yapan kişi (hekim-triaj görevlisi) tarafından hasta takip formu/olgu rapor formuna yazılması ile toplanmıştır. Ambulans ile olan başvuruların triajını hekim; ayaktan başvuruların triajı ise triaj görevlisi tarafından yapılmıştır.

Çalışma için Necmettin Erbakan Üniversitesi İlaç ve Tıbbi Cihaz Dışı Araştırmalar Etik Kurulu'ndan 19/07/2024 tarihli 2024/5116 kayıt numarası ile onay alındı. Çalışmaya dahil edilecek hastalardan onam alındı. Onam veremeyecek durumda olan hastalarda çalışma onamı ve hasta bilgileri, hasta yakınlarından alınmıştır.



Şekil 3: Çalışmadan dışlanan ve dahil edilen hastalar

3.5. Triaaj Eğitimi

Acil tıp kliniği bünyesinde görev yapan dördüncü yılındaki Araştırma Görevlisi hekimlerimizden ve en az 3 yıllık acil servis triaj deneyimi olan triaj görevlilerinden ikişer kişilik gönüllü seçildi. Daha sonra gruba acil tıp öğretim üyesi tarafından dört saatlik olgu örnekleri ile ESI triaj sistemi ve EDACS hakkında teorik veriler anlatıldı. Eğitim içeriğinin standardizasyonunu sağlamak amacıyla program tek bir eğitmen tarafından yürütüldü. Öncelikle ESI'nin tanıtımı ve kategorilerinin içerikleri hakkında temel bilgiler verildi. Ardından, olgu örnekleri üzerinden ESI kategorileri tartışıldı. Göğüs ağrısı ile başvuran hastalarda triaj kategorisinin doğru bir şekilde belirlenmesi için ilgili olgu örnekleri hekimler ve triaj görevlileriyle paylaşıldı. EDACS hakkında da teorik eğitim sonrası olgu örnekleri üzerinden skorlaması anlatıldı. Verilerin nasıl toplanacağı hakkında bilgiler verildi. ESI ve EDACS şablonları acil servisimizde hasta karşılanan alanlara asıldı. Acil servisimizde halihazırda ESI'yi kullanılmakta ancak çalışmanın doğruluğunu arttırmak adına çalışma öncesi teorik ve pratik örnekler üzerinden çalışma için gönüllü olan grupların ESI ve EDACS verileri güncellendi.

3.6. Giriřimler:

Acil servise bařvuran hastaların triaj alanında kan basıncı, vücut sıcaklığı, parmak ucundan oksijen satürasyonu, nabzına bakılarak çalışma formuna kaydedildi. Hastaların triaj alanı değerlendirilmelerinde bir adet monitör (GE Medical Systems, B40 Hasta Monitörü, GE Medical Systems Information Technologies, Inc.) kullanıldı. Kan basıncı, nabız, satürasyon değerleri bu monitör ile otomatik olarak ölçölüp çalışma formuna kaydedildi. Vücut sıcaklığı ölçümü için temporal termometre (Mesilife, DT-8806 Temassız Alından Kızılötesi Ateř Ölçer) kullanıldı. Acil servisimizin diğier alanlarında da aynı model monitör ve ateřölçer kullanılmaktadır. Triajdaki solunum sayısı triaj görevlisi tarafından, ambulans ile bařvuran hastaların solunum sayısı hekimler tarafından vital bulguların bakıldıđı sırada monitörden de teyidi yapılarak sayılmıştır. Vital bulgular için kullanılan aletlerin yapılması gereken rutin kalibrasyonları zamanında yapılmıştır. Kardiyoloji kliniđi tarafından girişimsel işlem yapılması planlanan hastalar kardiyoloji kliniđine ait olan 2. basamak yoğun bakım ünitesine alınıp işlem öncesi ve sonrası takibi yapılmıştır.

3.7. Ölçüm Yöntemleri:

Çalışma verileri, çalışma bařlamadan önce oluřturulan hasta takip formu/olgu rapor formuna kaydedildi. Hastaların hayati bulguları (kan basıncı, satürasyon, nabız ve ateř) ile yař, cinsiyet, bařvuru řekli (ayaktan/ambulans), göğüs ağrısı dışında ek řikayeti(tüm hastaların primer bařvuru řikayeti göğüs ağrısıdır), bařvuruda konfüzyon, letarji veya kardiyak arrest öyküsü, solunum sayısı, koroner arter hastalığı risk faktörleri (diabetes mellitus, hipertansiyon, hiperlipidemi, ailede KAH öyküsü, kendisinde koroner arter hastalığı öyküsü, sigara kullanımı) çalışma formuna kaydedildi. Ayrıca EDACS skorlamasında kullanılan göğüs ağrısına yönelik olan 4 temel soru sorularak hastada olup olmadığı hızlıca sorgulanıp çalışma formuna işlendi. Hastanın acil servis sonlanımı aynı gün forma işlendi. Çalışma formumuza kaydedilen veriler hastanın yařı, cinsiyeti, bařvuru řikayeti ve ek řikayeti, bařvuru řekli, koroner arter hastalığı risk faktörleri, bilinç durumu ve hayati bulguları řeklinde sırasıyla yazılarak arařtırmacılar tarafından standart bir metin haline getirildi. Triaj kategorisi hekim ve triaj görevlisi olmak üzere 2 farklı kategoriye ayrıldı. EDACS hesaplaması kısa soru cevap řeklinde olduđu ve subjektif değerlendirmelerden uzak olduğundan hekim ve triaj görevlisi olarak 2 kategoriye ayrılmamış olup hasta bařı hesaplaması yapılip skoru veri toplama kağıdına kaydedilmiştir.

Veriler hesaplanırken triaj görevlileri hemřire1 hemřire2; hekimler hekim1 hekim2 olarak ayrı incelenmemiş olup veriler gruplar arasında toplu girilmiştir. Acil servis triajımızda

hali hazırda ESİ kullanıldığından ve veriler eğitimle veriler güncellendiğinden girilecek olan verilerin gruplar arasında aynı olduğu kabul edilmiştir.

3.8. Triaaj Kategorisinin ve Kardiyak Risk Grubunun Belirlenmesi:

Çalışmaya dahil edilen hastaların çalışma formuna kaydedilen bilgileri alt kısımda verilen örnekteki gibi standart bir paragraf haline getirildi:

“Sana bir hasta vakası vereceğim, sen de hasta ile alakalı verdiğim verilerle bana hastanın triaj kategorisini belirleyeceksin. 5 Kategoriden birini seçeceksin. Kategori 1 en kritik-acil müdahaleye ihtiyacı olan hasta, Kategori 5 ise bekleyebilecek -acil müdahaleye ihtiyacı olmayan- hasta. Bunu yaparken istediğin kaynaktan yararlanmakta özgürsün. 60 yaşında kadın hasta göğüs ağrısı şikayetiyle acil servise ayaktan başvuruyor. Ateş 36,4 °C, Nabız 80 atım/dakika, tansiyon sistolik 130 mmHg, diyastolik 70 mmHg, parmak ucu saturasyon %96, solunum sayısı 15/dakika. Ek şikayet yok. Koroner arter hastalığı yok. Bilinen diabetes mellitus hastalığı var. Bu hastanın triaj kategorisi kaçtır?”

Yapay zekanın göğüs ağrısı risk sınıflaması için kaydedilen bilgiler alt kısımda verilen örnekteki gibi paragraf haline getirildi:

“Sana bir hasta vakası vereceğim. Sen de bana verdiğim bilgileri kullanarak bu hastanın kardiyak risk grubunu belirleyeceksin. 2 risk grubundan birini seçmeni istiyorum: “düşük risk” ve “düşük olmayan risk” şeklinde. Bunu yaparken istediğin kaynaktan yararlanmakta özgürsün. 45 yaşında erkek hasta göğüs ağrısı şikayeti ile acil servise başvuruyor. Soğuk terlemesi yok, kola-omza-çeneye yayılan ağrısı var, nefes almakla ağrısı değişmiyor, ağrı dokunmakla ve hareketle artmıyor. Sigara kullanmakta. Koroner arter hastalığı yok. Bu hastaya kardiyak risk skorlaması yaparsak sence bu hasta düşük risk grubunda mı düşük olmayan risk grubunda değerlendirilmeli?” Objektif ve birebir karşılaştırma için hasta 18-50 yaş aralığında değilse aynı EDACS göğüs ağrısı risk skorlamasında olduğu gibi kardiyak risk faktörleri ve hastanın koroner öyküsü yapay zekaya verilen verilerden çıkartıldı.

Hastaların ESİ ve EDACS verileri, standart bir metin haline getirildikten sonra yapay zekaya birbirinden bağımsız olarak sunuldu.

Sunulan çalışmada yapay zekaya ESİ triaj kategorisi belirlenirken ESİ kılavuzunda hasta için belirtilen “kaç kaynağın (laboratuvar tetkiki, röntgen, EKG, USG, İV-İM tedavi, konsültasyon) kullanılacağı” yapay zekaya söylenmedi, ön bilgi verilmedi veya herhangi bir örneklem sunulmadı.

Yapay zekanın kendi içinde çözümleme yeteneğini kullanarak kaynak kullanım ihtiyacını ve aciliyetini kendi kendine belirlemesi beklenmiştir. Ayrıca yapay zekaya kardiyak risk skorlaması yaptırırken EDACS sınıflamasından hiçbir şekilde bahsedilmemiştir. Yapay zekanın göğüs ağrısıyla başvuran hastalar için triajda elde edilen veriler ve kısa bir anamnez ile anjina skorlama sistemlerinde mevcut olan boşluğu doldurabileceğini düşünüyoruz. Ayrıca sunulan çalışma gözlemsel bir çalışma olduğundan çalışma esnasında hastanın seyrine hiçbir şekilde müdahale ve değişiklik yapılmamıştır. Her şey olağan seyrinde devam etmiştir.

Gerçek zamanlı olgu formatına getirilen veriler birbirinden bağımsız olacak şekilde ChatGPT'nin en güncel versiyonu olan Versiyon 4o'ya sorularak olgular değerlendirildi ve sonuçlar kaydedildi. Bu süreçte ChatGPT'ye sunulan olgular Türkçe olarak yönlendirilmiştir. Yapay zekanın belirlediği tiraj kategorisi, hekimin veya triaj görevlisinin oluşturduğu triaj kategorisiyle acil servis sonlanımı (şifa ile taburcu, servis yatış, yoğun bakım yatış, eksitus) açısından karşılaştırılmıştır. Ayrıca EDACS risk grubu yapay zekanın oluşturduğu kardiyak risk grubuyla yine acil sonlanımı açısından karşılaştırılmıştır. Bununla birlikte yapay zekada triaj kategorisi belirlenirken hasta için hesaplanan EDACS risk grubu (düşük risk-düşük olmayan risk) yapay zekaya verildiğinde ESI kategorisinin değişip değişmediği de gözlenip verilere kaydedilmiştir.

3.9. İstatistiksel analiz

Verilerin analizinde SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) v.27.0 Graphpad Prism 9 programı kullanılmıştır. Elde edilen veriler tanımlayıcı istatistikler kategorik veriler için yüzde dağılımlar şeklinde, sürekli veriler için aritmetik ortalama, standart sapma ile değerlendirilmiştir. Kategorik verilerin yüzde dağılımlarını karşılaştırırken Pearson Ki Kare ve Fisher Eksact testi kullanılmıştır. Verilerin analizinde $p < 0,05$ düzeyi istatistiksel olarak anlamlı kabul edilmiştir.

4. BULGULAR

Tablo 8. Hastaların Yaş, Cinsiyet ve Başvuru Özellikleri

		Ort±SS (min-maks)
Yaş (yıl)		51,9±17,6 (18-90)
		% (n)
Cinsiyet	Erkek	56,6 (224)
	Kadın	43,4 (172)
Hastanın geliş şekli	Ayaktan	78,3 (310)
	Ambulans ile	21,7 (86)
Triaj yapan	Triaj görevlisi	78,3 (310)
	Hekim	21,7 (86)

%; frekans, Ort: ortalama, SS: standart sapma, min: minimum değer, maks: maksimum değer

Çalışma grubunun yaş ortalaması 51,9±17,6 (18-90) olarak bulunmuştur. Grubun %56,6 (n=224)'sını erkekler, %43,4 (n=172)'ünü kadınlar oluşturmaktadır. Hastaların %78,3 (n=310)'ü ayaktan %21,7 (n=86)'si ambulansla acil servise başvurmuştur. Ayaktan başvuran hastaların triajının hepsini triaj görevlisi yapmış olup ambulans ile başvuran hastaların triajını hekim yapmıştır. Yani hastaların %78,3 (n=310)'ünü triaj görevlisi, %21,7 (n=86)'sini hekim değerlendirmiştir.

Tablo 9. Hastaların Başvurudaki Vital Bulgularının Değerlendirilmesi

	Ort±SS (min-maks)
Ateş (°C)	36,7±0,2 (36,2-37,1))
Nabız (atım/dk)	84,8±23,3 (0-164)
Sistolik tansiyon (mmHg)	133,1±30,5 (0-250)
Diastolik tansiyon (mmHg)	79,5±18,7 (0-150)
Satürasyon (%Spo2)	94,2±9,9 (4-100)
Solunum sayısı (/dk)	14,4±3,1 (0-38)

Ort: ortalama, SS: standart sapma, min: minimum değer, maks: maksimum değer

Hastaların vital bulgularına bakıldığında; ateş 36,7±0,2(36,2-37,1) °C, nabız 84,8±23,3(0-164) atım/dk, sistolik tansiyon 133,1±30,5(0-250) mmHg, diastolik tansiyon 79,5±18,7(0-150) mmHg, satürasyon 94,2±9,9(4-100) Spo2% ve solunum sayısı 14,4±3,1(0-38)/dk olarak bulunmuştur.

Tablo 10: Hastaların Başvuru Şekilleri ve Acil Sonlanımlarının Değerlendirilmesi

			Acil servis sonlanımı				Toplam
			Taburcu	Servis	YBÜ	Eksitus	
Hastanın geliş şekli	Ayaktan	%	78,0	0,6	21,4	0,0	100
		n	244	2	67	0	313
	Ambulans	%	24,1	2,4	65,1	8,4	100
		n	20	2	54	7	83
	Toplam	%	66,7	1,0	30,6	1,8	100
		n	264	4	121	7	396

YBÜ: Yoğun bakım ünitesi, %: frekans

Çalışmaya toplam n=396 hasta dahil edilmiş olup ayakta başvuran hastaların %78 (n=244)'i şifa ile taburcu edilmiştir, ambulans ile olan başvurularda şifa ile taburculuk oranı %24,1 (n=20)'dir. Ayaktan başvuruların %21,4 (n=67)'ü yoğun bakım ünitesine yatarken bu oran ambulans ile olan başvurularda %65,1 (n=54) olarak gözlenmiştir. Ayaktan başvurularda eksitus gözlenmez iken bu rakam ambulans ile olan başvurularda %8,4 (n=7) olarak gözlenmiştir.

Tablo 11. Hastaların Ek Şikayetlerinin Dağılımı

Ek şikayet	n	%
Yok	300	75,8
Nefes darlığı	20	5,1
Çarpıntı	13	3,3
Sırt ağrısı	18	4,5
Psikolojik sıkıntı	16	4,0
Diğer	29	7,3

%: frekans

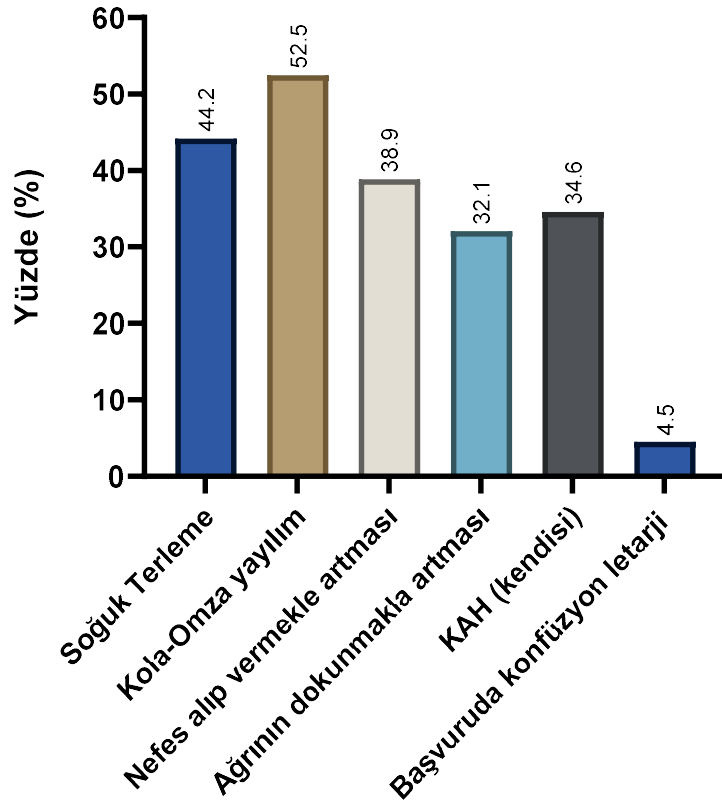
Hastaların %75,8 (n=300)'inde ek şikayet olmadığı, %5,1 (n=20)'inde nefes darlığı, %3,3 (n=13)'ünde çarpıntı, %4,5 (n=18)'inde sırt ağrısı, %4 (n=16)'ünde psikolojik problemler (duygusal stres, psikolojik dengesizlik, abartılı tepkiler...) ve %7,3 (n=29)'ünde diğer ek şikayetlerin olduğu görülmüştür. (Diğer ek şikayetler sıklık sırasına göre: bulantı, dispeptik yakınmalar, öksürük, baş dönmesi, senkop)

Tablo 12. Hastaların Başvuru Bulgularının Dağılımı

	Var n (%)	Yok n (%)
Soğuk terleme	175 (44,2)	221 (55,8)
Kola-omza yayılım	208 (52,5)	188 (47,5)
Nefes alıp vermekle ağrının artması	154 (38,9)	242 (61,1)
Ağrının dokunmakla artması	127 (32,1)	269 (67,9)
KAH (kendisi)	137 (34,6)	259 (65,4)
Başvuruda konfüzyon, letarji, arrest	18 (4,5)	378 (95,5)

KAH: Koroner arter hastalığı, %: frekans

Hastaların semptom sorgusu yapıldığında soğuk terleme şikayetinin %44,2 (n=175)'inde olduğu; kola-omuza yayılım şikayetinin %52,5 (n=208)'inde olduğu; ağrının nefes alıp vermekle artması şikayetinin %38,9 (n=154)'unda olduğu; ağrının dokunmakla ve hareketle artması şikayetinin %32,1 (n=127)'inde olduğu; önceden koroner arter hastalığı öyküsü olan hasta oranının %34,6 (n=137) olduğu; başvuruda konfüzyon, letarji veya kardiyak arrest durumu olan hastalarının oranının %4,5 (n=18) olduğu görülmüştür.



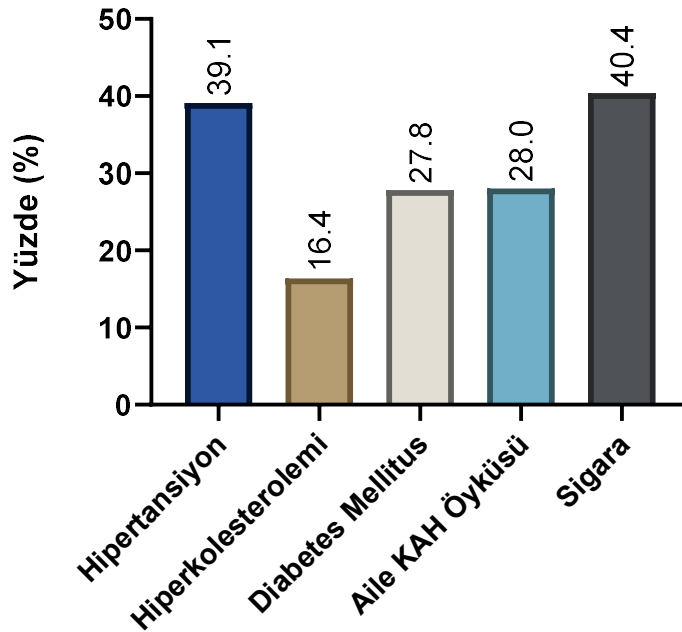
KAH: Koroner arter hastalığı, %: frekans

Tablo 13. Hastaların Risk Faktörlerinin Dağılımı

Risk faktörleri	Var n (%)	Yok n (%)
Hipertansiyon	155 (39,1)	241 (60,9)
Hiperkolesterolemi	54 (16,4)	331 (83,6)
Diabetes mellitus	110 (27,8)	286 (72,2)
Ailede KAH öyküsü	111 (28,0)	285 (72,0)
Sigara	160 (40,4)	236 (59,6)

KAH: Koroner arter hastalığı, %: frekans

Hastaların risk faktörleri değerlendirildiğinde %39,1 (n=155)'inde hipertansiyon; %16,4 (54)'ünde hiperkolesterolemi; %27,8 (n=110)'inde diabetes mellitus; %28 (n=111)'inde ailede KAH öyküsü; %40,4 (n=160)'ünde sigara kullanım öyküsü mevcuttur.



KAH: Koroner arter hastalığı, %: frekans

Tablo 14. Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	209 (66,8)	84 (26,8)	20 (6,4)	0 (0,0)	<0,001
Yapay zeka	1 (0,3)	134 (42,8)	120 (38,3)	52 (16,6)	6 (1,9)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	0 (0,0)	109 (34,8)	100 (31,9)	82 (26,2)	22 (7,0)	
Hekim	31 (37,3)	46 (55,4)	6 (7,2)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,006
Yapay zeka	25 (30,1)	51 (61,4)	7 (8,4)	0 (0,0)	0 (0,0)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	25 (30,1)	38 (45,8)	15 (18,1)	5 (6,0)	0 (0,0)	

EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, ESI: Emergency Severity Indeks, %: frekans

Triaj görevlisi, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zeka skorlamasına göre ESI kategorisinin dağılımı arasında istatistiksel olarak anlamlı fark vardır ($p<0,001$). Triaj görevlisi %66,8 ($n=209$) oranında ESI kategorisine 2 verirken yapay zeka %42,8 ($n=134$), EDACS verisi verilen yapay zeka %34,8 ($n=109$) oranında vermiştir. Triaj görevlisi ESI kategorisi 5'i hiç kullanmazken yapay zeka %1,9 ($n=6$), EDACS verisi verilen yapay zeka %7 ($n=22$) oranında kullanmıştır. Genel olarak yapay zekanın triaj görevlisine kıyasla hastaları daha düşük risk kategorisine yerleştirme eğiliminde olduğu görülmektedir.

Hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekanın ESI skorlamalarının dağılımı arasında da istatistiksel olarak anlamlı fark görülmüştür ($p=0,006$). Hekim ve yapay zeka ESI kategorisine 4'ü hiç kullanmazken EDACS verisi verilen yapay zeka %5 ($n=6$) oranında kullanmıştır. Hekim %7,2 ($n=6$) oranında ESI skorlamasına 3 verirken yapay zeka %8,4 ($n=7$) oranında, EDACS verisi verilen yapay zeka %18,1 ($n=15$) oranında vermiştir. Yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zeka ESI kategorisine %30,1 ($n=25$) oranında 1 verirken hekimler %37,3 ($n=31$) oranında vermiştir.

Tablo 15. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	141 (57,8)	83 (34,0)	20 (8,2)	0 (0,0)	<0,001
Yapay zeka	1 (0,4)	71 (29,1)	114 (46,7)	52 (21,3)	6 (2,5)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	0 (0,0)	45 (18,4)	95 (38,9)	82 (33,6)	22 (9,0)	
Hekim	2 (10,0)	13 (65,0)	5 (25,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	<0,001
Yapay zeka	0 (0,0)	14 (70,0)	6 (30,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	0 (0,0)	3 (15,0)	12 (60,0)	5 (25,0)	0 (0,0)	

EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, ESI: Emergency Severity Index, %: frekans

Acil servise ayaktan başvurup acil servisten taburcu olan hastalarda triaj görevlisi, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği puanların dağılımları arasında anlamlı bir fark görülmüştür ($p<0,001$). Triaj görevlisi %57,8 ($n=141$) oranında ESI kategorisine 2 verirken yapay zeka %29,1 ($n=71$) EDACS verisi verilen yapay zeka %18,4 ($n=45$) oranında vermiştir. Triaj görevlisi ESI kategorisine %8,2 ($n=20$) oranında 4 verirken yapay zeka %21,3 ($n=52$), EDACS verisi verilen yapay zeka %33,6 ($n=82$) oranında vermiştir. Triaj görevlisi ESI kategorisine 5 hiç kullanmazken; yapay zeka %2,5 ($n=6$), EDACS verisi verilen yapay zeka %9 ($n=22$) oranında kullanmıştır. Yapay zeka, hastaların klinik sonlanımı göz önüne alındığında triaj görevlisine kıyasla daha başarılı bir acil servis triajı yaptığı görülmektedir.

Acil servise ambulansla gelip acil servisten taburcu olan hastalarda hekim, yapay zeka, EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği puanların dağılımı arasında anlamlı bir fark görülmüştür ($p<0,001$). Acil servisten taburcu olan hastalarda hekim ESI kategorisine %65 ($n=13$) oranında 2 verirken yapay zeka %70 ($n=14$) oranında 2 vermiştir ancak EDACS verisi verilen yapay zekada bu oran %15 ($n=3$) olarak gözlenmiştir. Hekim ve yapay zeka ESI kategorisine 4'ü hiç kullanmazken, EDACS verisi verilen yapay zeka %25 ($n=5$) oranında kullanmıştır. Yapay zekanın genel olarak hekim ile benzer yaklaşımı olsa da hastaların klinik sonlanımı göz önüne alındığında yapay zekaya EDACS verisi verildiğinde hekimden daha tutarlı bir triaj yaptığı göze çarpmaktadır.

Tablo 16. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Triaj Yapana Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	66 (98,5)	1 (1,5)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,246
Yapay zeka	0 (0,0)	61 (91,0)	6 (9,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	0 (0,0)	62 (92,5)	5 (7,5)	0 (0,0)	0 (0,0)	
Hekim	22 (40,7)	31 (57,4)	1 (1,9)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,695
Yapay zeka	18 (33,3)	35 (64,8)	1 (1,9)	0 (0,0)	0 (0,0)	
EDACS verisi verilen yapay zeka	18 (33,3)	33 (61,1)	3 (5,6)	0 (0,0)	0 (0,0)	

EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, ESI: Emergency Severity Indeks, %: frekans

Acil servise ayaktan başvurup yoğun bakım ünitesine yatırılan hastalarda triaj görevlisi, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği ESI kategorilerinin dağılımları arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=0,246$). Triaj görevlisi ESI kategorisine %1,5 ($n=1$) oranında 3 verirken yapay zeka %9 ($n=6$) oranında, EDACS verisi verilen yapay zeka %7,5 ($n=5$) oranında vermiştir. Triaj görevlisi, yapay zeka, EDACS verisi verilen yapay zeka ESI kategorisine 4 ve 5 hiç vermemiştir.

Acil servise ambulansla başvurup yoğun bakım ünitesine yatırılan hastalarda hekim, yapay zeka, EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği ESI kategorilerinin dağılımları arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=0,695$). Hekim ESI kategorisine %40,7 ($n=22$) oranında 1 verirken yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zeka %33,3 ($n=18$) oranında vermiştir. Hekim ve yapay zeka ESI kategorisine %1,9 ($n=1$) oranında 3 verirken EDACS verisi verilen yapay zeka %5,6 ($n=3$) oranında vermiştir. Bu bulgular bize yapay zekanın riskli hasta yönetiminde triaj görevlisi ve hekim ile benzer yaklaşımı olduğunu göstermektedir.

Tablo 17. Hekim ve Triaj Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması

	1 n (%)	2 n (%)	p
Hekim ve triaj görevlisi EDACS skoru	253 (63,9)	143 (36,1)	<0,001
Yapay zeka kardiyak risk skoru	187 (47,2)	209 (52,8)	

1: Düşük risk, 2: Düşük olmayan risk, EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, %: frekans

Hekim ve triaj görevlisinin verdiği EDACS skoru ve yapay zekanın verdiği kardiyak risk skoru skorunun dağılımında istatistiksel olarak anlamlı bir fark görülmüştür ($p<0,001$). Başvuran hastaların %63,9 ($n=253$)'unun EDACS skoru düşük risk olarak hesaplanırken %36,1

(n=143)'i düşük olmayan risk olarak hesaplanmıştır. Aynı hasta verileri yapay zekaya verildiğinde hastaların %47,2 (n=187)'sini düşük risk olarak değerlendirirken, %52,8 (n=209)'ini düşük olmayan risk olarak değerlendirmiştir.

Tablo 18. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Hekim ve Triağ Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması

	1 n (%)	2 n (%)	p
Hekim ve triaj görevlisi EDACS skoru	226 (85,6)	38 (14,4)	<0,001
Yapay zeka kardiyak risk skoru	173 (65,5)	91 (34,5)	

1: Düşük risk, 2: Düşük olmayan risk, EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, %: frekans

Acil servisten taburcu olan hastalarda hekim ve triaj görevlisinin verdiği EDACS skoru, yapay zekanın verdiği kardiyak risk skoru ile karşılaştırıldığında aralarında anlamlı bir fark görülmüştür ($p<0,001$). Acil servisten taburcu olan hastaların %85,6 (n=226)'sının EDACS skoru “düşük risk” olarak hesaplanmıştır ancak yapay zekaya aynı veriler verildiğinde bu oran %65,5 (n=173) olarak görülmüştür. Taburcu olan hastaların %14,4 (n=38)'ünün EDACS skoru “düşük olmayan risk” olarak hesaplanırken, yapay zekada bu oran %34,5 (n=91) olarak görülmüştür.

Tablo 19. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Hekim ve Triağ Görevlisinin Oluşturduğu EDACS Skorunun Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skoru ile Karşılaştırılması

	1 n (%)	2 n (%)	p
Hekim ve triaj görevlisi EDACS skoru	27 (22,3)	94 (77,7)	0,005
Yapay zeka kardiyak risk skoru	11 (9,1)	110 (90,9)	

1: Düşük risk, 2: Düşük olmayan risk, EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, %: frekans

Acil servisten yoğun bakım ünitesine yatan hastalarda hekim ve triaj görevlisinin verdiği EDACS skoru, yapay zekanın verdiği kardiyak risk skoru ile karşılaştırıldığında skorların dağılımında istatistiksel olarak anlamlı bir fark görülmüştür ($p=0,005$). Yoğun bakım ünitesine yatan hastaların %77,7 (n=94)'sinin EDACS skoru “düşük olmayan risk” iken yapay zekada bu oran %90,9 (n=110) tespit edilmiştir. Yoğun bakım ünitesine yatan hastaların %22,3 (n=27)'ünün EDACS skoru “düşük risk” olarak hesaplanırken yapay zekada bu oran %9,1 (n=11) olarak gözlenmiştir.

Tablo 20: Eksitus Olan Hastalarda Hekim ve Yapay Zekanın Oluşturduğu EDACS Skorlarının Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	p
Hekim EDACS skoru	0 (0,0)	7 (100)	1,000
Yapay zeka kardiyak risk skoru	1 (14,3)	6 (85,7)	

1: Düşük risk, 2: Düşük olmayan risk, EDACS: Emergency Department Assessment of Chest Pain Score, %: frekans

Acil sonlanımı eksitus olan hastaların hepsinin EDACS skoru hekimler tarafından hesaplanmıştır. Hekim EDACS skoru ve yapay zekanın tayin ettiği kardiyak risk skorunun dağılımı arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=1,000$). EDACS skoru hastaların tamamında “düşük olmayan risk” olarak hesaplanmıştır. EDACS skoru “düşük risk” olarak tayin edilen hasta yoktur, bu oran yapay zekanın tayin ettiği kardiyak risk skorunda %14,3 ($n=1$)’tür.

Tablo 21. Acil Servise Başvuran Tüm Hastaların Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	209 (66,8)	84 (26,8)	20 (6,4)	0 (0,0)	<0,001
Yapay zeka	1 (0,3)	134 (42,8)	120 (38,3)	52 (16,6)	6 (1,9)	
Hekim	31 (37,3)	46 (55,4)	6 (7,2)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,657
Yapay zeka	25 (30,1)	51 (61,4)	7 (8,4)	0 (0,0)	0 (0,0)	

ESI: Emergency Severity Indeks, %: frekans

Acil servise ayaktan başvuran hastaların değerlendirilmesinde triaj görevlisi ve yapay zekanın verdiği ESI kategorilerinin dağılımı arasında anlamlı fark görülmüştür ($p<0,001$). Triaj görevlisi ayaktan başvuran hastaların %66,8 ($n=209$)’ini kategori 2 olarak değerlendirirken yapay zekada bu oran %42,8 ($n=134$)’dir. Triaj görevlisi %6,4 ($n=20$) oranında kategori 4 olarak değerlendirme yaparken yapay zekada bu oran %16,6’dır. Triaj görevlisi kategori 5 olarak değerlendirdiği hiç hasta olmazken bu oran yapay zekada %1,9 ($n=6$)’dur.

Acil servise ambulansla başvuran hastaların değerlendirmesinde hekim ve yapay zekanın ESI kategorileri arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=0,657$). Yapay zeka ve hekim ESI kategorisine 4 ve 5’i hiç vermemiştir. Yapay zekanın, ek veriye ihtiyacı olmadan hekim ile benzer yaklaşımları olduğu görülmektedir.

Tablo 22. Acil Servisten Taburcu Olan Hastalarda Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	141 (57,8)	83 (34,0)	20 (8,2)	0 (0,0)	<0,001
Yapay zeka	1 (0,4)	71 (29,1)	114 (46,7)	52 (21,3)	6 (2,5)	
Hekim	2 (10,0)	13 (65,0)	5 (25,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,565
Yapay zeka	0 (0,0)	14 (70,0)	6 (30,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	

ESI: Emergency Severity Indeks, %: frekans

Acil servise ayaktan başvurup taburcu olan hastaların değerlendirilmesinde triaj görevlisi ve yapay zekanın verdiği ESI skorların dağılımı arasında anlamlı fark görülmüştür ($p<0,001$). Yapay zeka %0,4 ($n=1$) oranında kategori 1 değerlendirmesi yaparken triaj görevlisi hiç kategori 1 olarak değerlendirme yapmamıştır. Triaj görevlisi ayaktan başvuran hastaların %57,8 ($n=141$)'ini kategori 2 olarak değerlendirirken yapay zekada bu oran %29,1 ($n=71$)'dir. Triaj görevlisi acil servise ayaktan başvurup taburcu olan hastaların %8,2 ($n=20$)'sinin ESI kategorisini 4 olarak değerlendirirken yapay zeka aynı gruptaki hastaların %21,3 ($n=52$)'ünü kategori 4 olarak değerlendirmiştir. Triaj görevlisinin ESI kategori 5 olarak değerlendirdiği hiç hasta yokken bu oran yapay zekada %2,5 ($n=6$)'tir. Yapay zeka ek veriye ihtiyacı olmadan triaj görevlisine göre hastaların acil sonuçlanımları göz önüne alındığında daha isabetli bir triaj yaptığı görülmektedir.

Acil servise ambulans ile başvurup taburcu olan hastaların değerlendirmesinde hekim ve yapay zekanın ESI kategorileri arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=0,565$). Yapay zeka ve hekim ambulans ile başvuran hiçbir hastanın ESI kategorisini 4 ve 5 olarak değerlendirmemiştir. Hekim bu gruptaki hastaların %10 ($n=2$)'unu ESI kategori 1 olarak değerlendirirken yapay zeka kategori 1 olarak değerlendirme yapmamıştır.

Tablo 23. Yoğun Bakım Ünitesine Yatırılan Hastalarda Hekim-Triaj Görevlisi ve Yapay Zekaya Göre ESI Kategorilerinin Dağılımı

	1 n (%)	2 n (%)	3 n (%)	4 n (%)	5 n (%)	p
Triaj görevlisi	0 (0,0)	66 (98,5)	1 (1,5)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,115
Yapay zeka	0 (0,0)	61 (91,0)	6 (9,0)	0 (0,0)	0 (0,0)	
Hekim	22 (40,7)	31 (57,4)	1 (1,9)	0 (0,0)	0 (0,0)	0,772
Yapay zeka	18 (33,3)	35 (64,8)	1 (1,9)	0 (0,0)	0 (0,0)	

ESI: Emergency Severity Indeks, %: frekans

Acil servise ayaktan başvurup yoğun bakım ünitesine yatan hastaların değerlendirilmesinde triaj görevlisi ve yapay zekanın verdiği ESI kategorilerinin dağılımı

arasında anlamlı fark yoktur ($p=0,115$). Triaaj görevlisi bu grupta ayakta başvuran hastaların %98,5 ($n=66$)'ini kategori 2 olarak değerlendirirken yapay zekada bu oran %91 ($n=61$)'dir. Triaaj görevlisi acil servise ayakta başvurup yoğun bakım ünitesine yatan hastaların %1,5 ($n=1$)'ini ESI kategori 3 olarak değerlendirirken yapay zeka aynı gruptaki hastaların %9 ($n=6$)'unu kategori 3 olarak değerlendirmiştir. Bu grupta yapay zeka ve triaaj görevlisi hiçbir hastayı kategori 1, 4 ve 5 olarak değerlendirmemiştir.

Acil servise ambulans ile başvurup yoğun bakım ünitesine yatan hastaların değerlendirmesinde hekim ve yapay zekanın ESI kategorileri arasında anlamlı bir fark görülmemiştir ($p=0,772$). Yapay zeka ve hekim ambulans ile başvuran hiçbir hastayı ESI kategorisi 4 ve 5 olarak değerlendirmemiştir. Hekim bu gruptaki hastaların %40,7 ($n=22$)'sini ESI kategori 1 olarak değerlendirirken yapay zekada bu oran %33,3 ($n=18$) olarak görülmüştür. Yoğun bakım ünitesine yatırılan hastalara olan yaklaşım incelendiğinde yapay zeka, ek veriye ihtiyacı olmadan da kritik hasta triaajında hekim ve triaaj görevlisi ile benzer yaklaşım sergilemiştir.

Acil sonlanımı eksitus olan hastalar toplam başvuruların %1,8 ($n=7$)'ini oluşturmaktadır. Bu hastaların tamamı ambulansla başvurmuş olup triaajı hekim tarafından yapılmıştır. Hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verildiğinde yapay zeka bu gruptaki hastaların hepsini kategori 1 olarak değerlendirmiştir.

Acil sonlanımı servis yatışı olan hastalar, toplam başvuruların %1 ($n=4$)'ini oluşturmaktadır. Bu hastaların tamamı ayakta başvurmuş olup başvurudaki triaajı, triaaj görevlisi tarafından yapılmıştır. Hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verildiğinde yapay zeka bu gruptaki hastaların tamamını kategori 2 olarak değerlendirmiştir.

5.TARTIŞMA

Ülkemizde acil servislere günlük başvuru sayısı dünya ile kıyaslandığında ortalamanın çok üzerindedir. Dünyada yıllık acil servis başvuru sayısı nüfusun yaklaşık %25 ile %50'si arasında değişirken bizim ülkemizde bu oran %125'tir (Beştemir & Aydın, 2022; Cairns et al., 2022; Koray R. Yılmaz 2024). Ülkemizde acil servise başvuru oranları geçmişle kıyaslandığında başvuru oranları yıllar geçtikçe artmıştır (Beştemir & Aydın, 2022). Ayrıca Türkiye'de toplam hastane başvurularının %30-35'i acil servislere yapılmaktadır. Bu oran, gelişmiş ülkelerde %5-8 civarındadır (Bulut, 2017). Hastaneye başvuran 3 kişiden 1'inin acil servise başvurduğu Türkiye'de acil servislerde triajın aslında son derece önemli bir konu olduğunu göstermektedir. Bunun yanı sıra ülkemiz acil servislerinde göğüs ağrısı ile başvuru oranı değişkenlik göstermekle birlikte en sık 5 başvuru şikayeti arasındadır (Kılıçaslan et al., 2005). Bu noktada acil servise başvuran göğüs ağrılı hastaların triajı oldukça önem arz etmektedir. Gerek genel hasta triajı gerekse göğüs ağrısıyla başvuran hastaların triajına yönelik yıllar içinde birçok metodoloji geliştirilmeye çalışılmıştır (Rittenberger et al., 2005; Sagel et al., 2021). Bizim tezimizdeki ana hedefimiz özellikle göğüs ağrısıyla acil servise başvuran hastaların triajında son yıllarda popüler bir konu olan yapay zeka uygulamalarının kullanılabilirliğini araştırmaktır. Bu noktada yaptığımız çalışma sonucu elde ettiğimiz veriler oldukça çarpıcı sonuçlar ortaya koymaktadır.

2020 yılında Wahrenberg ve arkadaşlarının göğüs ağrısı ile acil servise gelen 28188 hasta ile hastaların başvuru özellikleri ve semptomların acil sonlanımına etkisinin incelendiği bir çalışmada katılımcıların yaş ortalaması 52 olarak bulunmuştur (Wahrenberg et al., 2020). Gibler ve arkadaşlarının 1994'te acil servise göğüs ağrısı ile başvuran 1010 katılımcı ile yaptığı çalışmada yaş ortalaması 45 bulunmuştur (Gibler et al., 1995). Khan ve arkadaşlarının 2013 yılında acil servise göğüs ağrısıyla başvuran 1174 hastanın demografik özellikleri ve ek semptomların sorgulandığı bir çalışmada yaş ortalaması 49 olarak bulunmuştur (Khan et al., 2013). Sunulan çalışmada yaş ortalaması $51,9 \pm 17,6$ olarak bulundu. Bu yaş grubu acil servise göğüs ağrısı şikayeti ile başvuran hastaların demografik dağılımı literatürle benzer niteliktedir. Göğüs ağrısı ile acil servise başvuran 1174 hastanın incelendiği 2013'te yapılan bir çalışmada başvuruların %60,4'ü erkek , %39,6'sı kadındır (Khan et al., 2013). Kılıçaslan ve arkadaşlarının 2005 yılında acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastalarla yaptıkları çalışmada hastaların %58'i erkek ve %42'si kadın olarak bulunmuştur (Kılıçaslan et al., 2005). Sunulan çalışmada

başvuruların çoğunluğunu erkekler oluşturmaktadır. Sunulan çalışmada demografik verilerin genel dağılımı güncel literatürle benzer nitelik göstermektedir.

Knockaert ve arkadaşlarının 2002 yılında Almanya’da 578 vaka ile yaptığı çalışmada göğüs ağrısı ile acil servise başvuruların %8,3’ü ambulans ile olurken başvuruların kalan %91,7 si ayaktan başvuru şeklindedir (Knockaert et al., 2002). 2023 yılında Aslan’ın acil servise başvuran hastaların epidemiyolojik araştırmasını içeren 206393 hastanın tarandığı bir çalışmada başvuruların %13.08’inin ambulans ile yapıldığı görülmüştür (Aslan, 2023). Sunulan çalışmada ayaktan başvuru oranı %78,3 olup hastaların kalan %21,7’si ambulans ile olmuştur. Bu durum ülkemiz sağlık sisteminde ambulans hizmetinin hastanın ciddiyetine bakılmaksızın ve yeşil-sarı-kırmızı ayrımı olmaksızın ücretsiz olması bu oranın yüksek çıkmasına sebebiyet verdiğini düşündürmektedir. Ayrıca çalışmanın göğüs ağrılı hastalarla yapılıyor ve yaş ortalamasının yüksek olması bu duruma neden olarak gösterilebilir.

2002 yılında yapılan bir çalışmada acil servise göğüs ağrısıyla başvuran hastaların göğüs ağrısına ek olarak %14,3’ünde nefes darlığı, %9,2’sinde somatizasyon bozuklukları, %7,1’inde sırt ağrısı mevcut olduğu tespit edilmiştir (Knockaert et al., 2002). Rajendra ve arkadaşları tarafından 2015 yılında yapılan bir çalışmada göğüs ağrısı ile acil servise başvuran hastaların %11,33’ünde nefes darlığı, %40,59’unda sırt ağrısı, %24,1’inde çarpıntı olduğu görülmüştür (Gokhroo et al., 2016). Body ve arkadaşlarının 2009 yılında semptomların akut koroner sendromla ilişkisini inceleyen çalışmada göğüs ağrısına ek olarak %5,6’sında soğuk terleme şikayeti olduğu görülmüştür (Body et al., 2010). Sunulan çalışmada hastaların yarısından fazlasında ek şikayet olmadığı; %5,1’inde nefes darlığı, %4’ünde psikolojik sıkıntıların eşlik ettiği, %3,3 ünde çarpıntı ve %4,5’inde sırt ağrısı olduğu görülmüştür. Hem sunulan çalışmada hem de literatürdeki diğer çalışmalarda bu farklılığın sebebinin şikayetlerin bildirimi hastaların subjektif değerlendirmesine dayalı olması ve zaman içinde bu oranlarda bireysel farklılıklar olabileceği olduğu düşünülmektedir. Ayrıca 2002 ve yakın yıllardaki çalışmalarda psikolojik semptomların daha sık bildirilmesi, o dönemde somatizasyon bozukluklarına ilişkin farkındalığın artmasına bağlı olabilir.

2013 yılında yapılan bir çalışmada göğüs ağrısına eşlik eden semptom sorgusunda kola-omuza yayılım şikayeti %42, soğuk terleme şikayetinin %39, ağrının hareketle değişmesi şikayetinin ise %24 olduğu bulunmuştur (Khan et al., 2013). Swap ve arkadaşlarının 2005’te yaptığı çalışmada kola-omuza yayılım %53, soğuk terleme %24, nefes alma ile ağrının değişmesi %28, palpasyonla ağrının artması %29 olarak tespit edilmiştir (Swap & Nagurney, 2005). 2020 de yapılan bir çalışmada acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastalarda

kendisinde daha önceden koroner arter hastalığı öyküsü olan hastaların oranı %32,4 olarak tespit edilmiştir (Wahrenberg et al., 2020). 2009 yılında acil servise göğüs ağrısıyla başvuran hastaların ek semptomlarının incelendiği çalışmada ağrının kola-omuza ve çeneye yayılımını başvuruların %45,69’unda ve soğuk terleme şikayetinin başvuruların %16,9’unda olduğunu tespit etmişlerdir (Gokhroo et al., 2016). Sunulan çalışmada ağrının kola-omuza yayılım ve soğuk terleme şikayeti başvuruların yaklaşık yarısında, başvuruların 3’te 1’inden biraz fazlasında ağrının dokunmakla ve hareketle değişmesi şikayeti olduğu görülmüştür. Ayrıca başvuruların yaklaşık 3’te 1’inde daha önceden koroner arter hastalığı olduğu görülmüştür. Ek şikayet sorgusu hastanın subjektif değerlendirmelerini içerse de koroner arter hastalığı öyküsünün diğer çalışmalarla yakın olması sunulan çalışmanın veri dağılımının literatürle uyumlu olduğunu gösterir.

Acil servise göğüs ağrısıyla başvuran hastaların ek hastalıklarının koroner arter hastalığıyla ilişkisini inceleyen 28188 vaka ile yapılan bir çalışmada; %31,4’ünde hipertansiyon, %15,5’inde hiperkolesterolemi, %8,1’inde diabetes mellitus olduğu görülmüştür (Wahrenberg et al., 2020). Cullen ve arkadaşlarının 2013 yılında acil servise göğüs ağrısıyla başvuran 948 hastanın tarandığı çalışmada risk sorgulaması yapılmış olup başvuruların %50,1’inde hipertansiyon, %50,8’inde hiperkolesterolemi, %13,5’inde diabet, %50,4’ünde ailede koroner arter hastalığı ve %30,4’ünde sigara kullanımı mevcuttur (Cullen et al., 2013). Şenay ve arkadaşlarının 2014 yılında 12201 hasta ile yaptıkları bir çalışmada hastaların %19’unda hipertansiyon, %17’sinde hiperlipidemi, %14,5’inde diabetes mellitus olduğu gözlenmiştir (Günay et al., 2014). Sunulan çalışmada başvuran hastaların yaklaşık 3’te 1’inde hipertansiyon, %16,4’ünde hiperkolesterolemi, yaklaşık 4’te 1’inde diabet ve ailede koroner arter hastalığı öyküsü, ayrıca %40,4 ünde sigara kullanımı olduğu görülmüştür. Ülkemizde güncel verilere bakıldığında diabet sıklığının %15, hipertansiyon sıklığının %31,8, sigara kullanım oranının %28,3 olduğu görülmektedir. (Sağlık Bakanlığı, 2022; Dr. Mustafa Arıcı, 2015; Türkiye İstatistik Kurumu, 2022). Bu veriler göz önüne alındığında ek hastalık dağılımının sunulan çalışma ile benzer nitelik gösterdiği görülmektedir. Bununla birlikte ek hastalık dağılımının daha önceki yıllarda yapılan çalışmalardan farklı sonuçlar vermesinin en önemli sebebinin son yıllarda yayımlanan kılavuzlarda hipertansiyon, diabet ve hiperkolesterolemi eşik sınırların, tedavi kılavuzlarının ve tedavi etkinliklerinin değişmesi olduğu düşünülmektedir. Sunulan çalışmada başvurularda diabet sıklığının daha yüksek çıkması, çalışmanın yapıldığı bölgenin beslenme ve genetik faktörleriyle ilişkili olabilir.

Hinson ve arkadaşlarının 2019 yılında triaj görevlilerinin tutumlarını inceledikleri çalışmada triaj görevlilerinin kritik durumdaki hastaları abartılı önceliklendirme eğiliminde oldukları bildirilmiştir (Hinson et al., 2019). Chiroma ve arkadaşlarının 2017 yılında yaptığı çalışmada abartılı önceliklendirmenin, hastaların fazla kaynağı kullanmasına neden olabilirken, yapay zeka tabanlı sistemlerin uygun kaynak kullanımı noktasında doğruluk oranlarını artırabileceği vurgulanmıştır (Chiroma et al., 2017). Sunulan çalışmada, triaj kategorilerinin dağılımı arasında istatistiksel olarak anlamlı fark saptanmıştır. Triaja başvuran hastaların yaklaşık üçte ikisi, triaj görevlisi tarafından ESI Kategori 2 olarak değerlendirilirken, bu oran yapay zekada %42,8, EDACS verisi eklenen yapay zekada ise %34,8 olarak tespit edilmiştir. Yapay zekanın, triaj görevlisine kıyasla hastaları yüksek riskli triaj kategorilerine yerleştirmekten kaçındığı gözlemlenmiştir. Ayrıca, yapay zekaya hastanın EDACS verisi sağlandığında, bu oranın triaj kategorisinde %8'lik bir değişime neden olduğu dikkat çekmektedir. Bu bulgu, yapay zekaya sağlanan veri girdisinin artırılmasıyla, yapay zekanın hasta yönetimi ve mevcut durumu yorumlama yeteneğinin değişebileceğini göstermektedir.

Acil servis hekimleri hastaların triajında primer rol oynamasalar da ülkemizde ambulans ile olan başvuruları hekim veya bu konuda eğitimli triaj görevlisi karşılar. Sunulan çalışmada ambulans başvurularının triajını hekim yapmıştır. Hekim tarafından yapılan ESI kategorizasyonu ile yapay zeka ve EDACS verisi verildiğinde yapay zekanın ESI kategorizasyon dağılımı arasında istatistiksel olarak anlamlı fark saptanmıştır. Yapay zeka ve hekim ESI kategori 4'ü hiç kullanmazken, EDACS verisi verildiğinde yapay zeka %8,4 oranında kullanmıştır. Yapay zekanın triaj kategorisinde değişiklik yapabilmesi için ek verilere ihtiyaç duyduğu görülmektedir. Yine yapay zeka ve hekim ESI Kategori-3 ü birbirine yakın oranda verirken EDACS verisi verilen yapay zekada bu oran hekim ve yapay zekaya kıyasla fazladır. Hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zeka ESI Kategori-1'i birbirine yakın oranda vermiştir. Yapay zeka ve hekimin ambulans ile başvurularda benzer yaklaşım gösterse de bu durum yapay zekaya EDACS verisi sağlandığında değişmektedir.

Ivanov ve arkadaşlarının 2021 yılında 147052 hasta ile yaptığı geriye dönük çok merkezli bir çalışmada KATE adındaki yapay zekanın oluşturduğu triaj kategorisinin ESI kılavuzuna göre doğruluk oranı hemşirelere kıyasla ortalama %23,5 daha yüksek olarak tespit edilmiştir. En kayda değer farklılıklar ESI Kategori 2 ve 3'te gözlenmiştir. Doğruluk oranları KATE'de yaklaşık %80 olarak gözlenmiştir ancak acil triaj hemşirelerinde %41,4 olarak gözlenmiştir (Ivanov et al., 2021). Hinson ve arkadaşlarının 2024'te yaptığı acil servise başvuran 174.648 hasta ile yaptıkları bir çalışmada TriageGO isimindeki yapay zeka destekli

klirik karar desteęi uygulamasının, acil servis triajında daha önce gözlemlenen çeşitli eşitsizlikleri azalttığı gösterilmiştir (Hinson et al., 2024). Sunulan çalışma güncel literatürle benzer sonuçlar gösterse de hastaların acil sonlanımına göre kıyaslanma yapılmasıyla güncel literatüre farklı bir bakış açısı kazandırılmaya çalışılmıştır. Acil servise ayaktan başvuru taburcu olan hastalarda triaj görevlisi, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekanın önerdiği ESI kategorilerinin dağılımında istatistiksel olarak anlamlı bir fark saptanmıştır. Triaj görevlisi, başvuruların yarısından fazlasını ESI kategori 2 olarak değerlendirirken, yapay zekada bu oran başvuruların üçte biri kadardır. Yapay zekaya EDACS verisi eklendiğinde, bu oran %18,4'e kadar gerilemiştir. Bu farklılık, göğüs ağrısının ciddi bir semptom olması nedeniyle triaj görevlilerinin hastalara daha temkinli yaklaşarak bu vakalara öncelik verme eğiliminde olmasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Ayrıca yapay zekaya EDACS verisi verildiğinde oranların belirgin bir şekilde değişmesi; veri girdisinin yapay zeka algoritmalarının sonuçlarını etkileyebileceğini göstermektedir. Bu sonuçlar, hastanın klinik sonlanımları göz önüne alındığında, yapay zekaya daha fazla ve daha ayrıntılı veri sağlanmasının, daha tutarlı ve güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir. Triaj görevlisinin ESI kategori 4 olarak değerlendirdiği hastaların oranı %8,2 iken, bu oran yapay zeka için %21,3, EDACS verisi eklenen yapay zeka için ise %33,6 olarak bulunmuştur. Triaj görevlisi, ESI kategori 5 olarak değerlendirme yapmazken; yapay zeka %2,5 oranında; EDACS verisi eklenen yapay zeka ise %9 oranında ESI kategori 5 değerlendirmesi yapmıştır. Yapay zekanın düşük triaj kategorisi belirleme eğilimi olmakla birlikte, semptomun göğüs ağrısı olması nedeniyle kategori düşürmek için EDACS gibi ek verilere ihtiyaç duyduğu gözlenmiştir. Dikkat çekici bir bulgu ise, EDACS verisi verilen yapay zekanın, ESI kategori 5 olarak değerlendirdiği tüm hastalar acil servisten şifa ile taburcu edilmiştir. Bu bilgiler ışığında yapay zekanın triaj değerlendirmeleri, triaj görevlisi ve hekim değerlendirmeleri ile karşılaştırıldığında hastaların klinik sonlanımlarıyla daha uyumlu olduğu söylenebilir. Bu durum, acil servislerde kaynak kullanımı ve maliyet optimizasyonu açısından önemli bir potansiyel sunmaktadır.

Acil servise ambulansla gelip taburcu olan hastalarda hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği puanların dağılımı arasında anlamlı bir fark görülmüştür. Yapay zeka ve hekimin birbirine çok yakın oranlarda ESI kategori 2 olarak değerlendirme yaptığı görülmektedir (hekim %65, yapay zeka %70). Ancak EDACS verisi verildiğinde yapay zekada bu oranın %15'e gerilediği görülmüştür. Hastaların başvuru şekli fark etmeksizin, EDACS verisi eklenen yapay zekanın, yalnızca yapay zeka kullanımına kıyasla, hastaların klinik sonlanımlarıyla daha uyumlu bir triaj yaptığı gözlemlenmiştir. Bu bulgular, yapay zekaya

sağlanan veri girdisinin artırılmasıyla triaj isabetliliğini artırabileceğini düşündürmektedir. Ayrıca, hastaların klinik sonuçları dikkate alındığında, yapay zekanın ambulansla başvuran hastaların triajında da etkili bir araç olarak kullanılabileceği sonucunu desteklemektedir.

Pandey ve arkadaşlarının 5 Aralık 2024'te yaptığı çalışmada acil servise başvuran 484094 hasta ile yapılan çalışmada, acil servisteki hastaların yoğun bakım ünitesine yatış gereksinimlerini erken dönemde tahmin etmek için makine öğrenimi ve doğal dil işleme teknikleri kullanılmıştır. Otuzuncu dakikada hastadan elde edilen laboratuvar verisi, fizik muayene ve vital bulgularıyla yoğun bakım ihtiyacının erken tespitinde yapay zeka kullanılmıştır ve istatistiksel olarak anlamlı sonuçlar elde edilmiştir (Pandey et al., 2024). Sunulan çalışmada, acil servise ayaktan başvurup yoğun bakım ünitesine yatırılan hastaların değerlendirilmesi incelendiğinde; triaj görevlisi, yapay zeka ve EDACS verisi eklenmiş yapay zeka tarafından yapılan değerlendirmeler arasında anlamlı bir fark saptanmamıştır. Triaj görevlisi hastaların %1,5'ini ESI kategori 3 olarak değerlendirirken, yapay zekada bu oran %9, EDACS verisi eklenen yapay zekada ise %7,5 olarak gözlenmiştir. EDACS verisi eklendiğinde, yapay zekanın bazı hastaları daha yüksek öncelikli triaj kategorilerine yerleştirdiği gözlemlenmiştir. Sonuçlar bizlere, triaj görevlisinin kritik hasta yönetiminde yapay zekaya kıyasla hastaların klinik sonuçlarıyla daha örtüşen bir triaj yaptığını göstermektedir. Ancak bu yorumu yaparken triaj görevlisinin, ayaktan olan tüm başvuruların %66,8'ini ESI Kategori 2 ve %26,8'ini ESI Kategori 3 olarak değerlendirdiği de göz önünde bulundurulmalıdır. Bu farkın, göğüs ağrısının potansiyel ciddiyeti nedeniyle triaj görevlisinin bilgi ve deneyimini kullanarak daha temkinli davranıp hastaları önceliklendirmesinden kaynaklanmış olabileceği düşünülmektedir. Ayrıca, triaj görevlisi ve hekimin hasta ile yüz yüze iletişim kurmasının, hastanın görünümü ve genel durumu doğrultusunda yönlendirici bilgi sağlayarak değerlendirmeyi etkileyebileceği düşünülmektedir. Diğer yandan yapay zeka, sınırlı veri girişine bağlı olarak bu tür yönlendirmelerden yoksun kalmaktadır. Ancak, yine de elde edilen sonuçlar genel olarak birbirine yakın olup aralarında anlamlı bir fark saptanmamıştır.

Acil servise başvuruların yapay zeka ile değerlendirilmesinin incelendiği 2021 yılında yayımlanan bir çalışmada, yapay zeka ve triaj hemşirelerinin ESI kategorisi 2 olan hastaların ESI kılavuzuna göre uyumlulukları kıyaslandığında yapay zekanın hemşirelere kıyasla uyum oranını %41.38 oranında daha fazla olduğu görülmüştür (Ivanov et al., 2021). Sunulan çalışmada güncel literatürden farklı olarak ambulansla olan başvurularda hekimin belirlediği triaj ile yapay zeka karşılaştırılmıştır. Bu grupta yoğun bakım ünitesine yatırılan hastalarda hekim, yapay zeka, EDACS verisi verilen yapay zekanın verdiği ESI kategorilerinin dağılımları

arasında anlamlı bir fark görülmemiştir. Hekim %40,7 oranında ESI kategori-1 olarak değerlendirme yaparken yapay zeka ve EDACS verisi verilen yapay zekada bu oran %33,3 olarak görülmektedir. Bu durum yapay zekanın kritik hastaların triajı konusunda hekime yakın sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Boyle ve arkadaşları tarafından göğüs ağrısı risk skorlarının incelendiği bir meta-analizde EDACS'ın %96,1 gibi yüksek duyarlılığa sahip olduğu tespit edilmiştir. Bu, EDACS skorunun, seri troponin ölçümleriyle birlikte, büyük olumsuz kardiyak olaylar açısından düşük riskli ve erken taburculuğa uygun hastaları belirlemek için kullanılabileceği anlamına gelmektedir (Than et al., 2016). 2022 yılında yayımlanan bir çalışmada koroner arter risk tahmini için geliştirilen sistem, bireyin ilgili tıbbi verileri aracılığıyla bireyin KAH risk değerini yüzde olarak vermektedir. Bu da güncel risk skorlamalarıyla karşılaştırıldığında benzer sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca oluşturulan bu yapay zeka, riski azaltmak için kişiselleştirilmiş öneriler de sunmaktadır (Teke, 2022). Hızlı taburculuk aşamasında geliştirilen EDACS-ADP, ADAPT-ADP ile karşılaştırıldığında aralarında anlamlı fark görülmüş olup EDACS'ın erken taburculuk için kullanımı daha uygun olduğu görülmüştür (Than et al., 2016). Sunulan çalışma güncel literatür ile benzer nitelikler taşımaktadır ancak kullanım amacı ve sonuçlar bakımından çarpıcı sonuçlar içermektedir. Hekim ve triaj görevlisinin belirlediği EDACS skoru ile yapay zeka kardiyak risk skoru arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark görülmüştür. Yapay zeka ile EDACS'ın risk grubu hesaplaması göz önüne alındığında yapay zekanın genel olarak hastaları “düşük olmayan risk” grubuna almaya alma eğiliminde olduğu görülmektedir. Yapay zeka hastaların yarısından fazlasını “düşük olmayan risk” kategorisinde değerlendirmiştir. Bu durum, her ne kadar yapay zekaya EDACS ile ortak veriler verilmiş olsa da spesifik bir kardiyak risk grubu kılavuzu belirtilmemesi veya kullanacağı veri yetersizliğinden kaynaklanmış olabilir.

Acil servisten taburcu olan tüm hastalar için hesaplanan EDACS skoru, yapay zekanın tayin ettiği kardiyak risk skoru ile karşılaştırıldığında anlamlı bir fark görülmüştür. Acil servisten servisten taburcu olan hastaların %85,6'sının EDACS skoru “düşük risk” olarak hesaplanmıştır ancak yapay zekaya aynı veriler verildiğinde bu oran %65,5 olarak görülmüştür. Yapay zekanın hastanın risk faktörleri ve ek veriler verilmediğinde kardiyak risk grubunu yüksek tutma eğiliminde olduğunu bize gösterir. Güncel literatürde troponin ve EKG olmadan EDACS'ın kullanımı kısıtlıdır. Sunulan çalışmada EDACS'ın acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastalar için kullanımı ile alakalı hızlı karar ve tanı aşamasında başarılı olabileceği düşünülmüştür. Hiçbir klinik, laboratuvar ve görüntüleme verisi olmaksızın EDACS'ın düşük

riskli olarak kabul ettiđi %85,6 hastanın taburcu olması ve 60 saniyeden kısa sürede hesaplanabilmesi acil servise göğüs ağrısıyla başvuran hastaların triajında kullanılabilme potansiyeli olduğunu göstermektedir.

Yoğun bakım ünitesine yatırılan hastalarda hekim ve triaj görevlisinin verdiđi EDACS skoru, yapay zekanın tayin ettiđi kardiyak risk skoru ile karşılaştırıldığında aralarında anlamlı bir fark görölmüştür. Yapay zekanın hastaları “düşük olmayan risk” grubuna dahil etme eğilimi olması sebebiyle EDACS’a göre daha başarılı olduđu düşünülmektedir. Her ne kadar yapay zekaya EDACS ile özdeş veriler sağlanmış olsa da bu verilerin kullanımı için spesifik bir kılavuz sunulmamıştır. Kaynak kullanımında daha dar bir çerçeve belirlenmesi ve kardiyak risk skorlaması için sağlanan verilerin çeşitlendirilmesi durumunda, hastaların klinik sonuçlarıyla daha uyumlu sonuçlar elde etme potansiyelini artırılabilceđi düşünülmektedir. Yine de yoğun bakım ünitesine yatan hastaların %77,7’sinin hesaplanan EDACS skoru düşük olmayan risktir. EDACS’ın kısa sürede hesaplanması, hızlı tanı aşamasında uyarıcı ve kolay uygulanabilir olması acil servis triajında kullanılabilirliğini düşündürebilir.

Eksitus olan hastalarda; hekim, yapay zeka ve EDACS verisi verildiğinde yapay zeka hastaların hepsi için kategori 1 olarak değerlendirme yapmıştır. Bu durum acil müdahale gerektiren hastaların triajında, yapay zeka ve hekimin benzer yaklaşımının olduğunu göstermektedir. Ancak veri sayısı kısıtlı olduğundan bunu genelledebilmek için daha çok vakanın incelenmesi gerektiđi düşünülmektedir.

Günümüzde hızla artan nüfus ve hekim sayısının yetersizliđi acil servislerde triajın daha da gelişmesi gerektiđine işaret eder. Sunulan bu çalışma bize yapay zekanın subjektif değerlendirmeleri bir kenara bırakıp objektif bir şekilde değerlendirme yaparak hasta triajında faydalı olabileceđini düşünülmektedir. Yapay zekanın öngöreceđi triajın daha isabetli bir şekilde yapılabilmesi için de daha fazla veri girdisine ihtiyaç olabilir.

Yaptığımız bu çalışmanın en önemli kısıtlılıklarından biri çalışmanın tek merkezli olmasıdır. Tek merkezli çalışmalar, taranan hasta popülasyonunun sosyoekonomik ve demografik özelliklerine bađlı olarak, diđer merkezlerdeki hastalar için genellenebilirliđi sınırlayabilir. Ayrıca, tek bir merkezde gerçekleştirilen araştırmaların bir diđer sınırlayıcı unsuru, hasta yönetiminde uygulanan yerel protokoller ve uygulamaların farklı olabilmesidir. Farklı merkezlerden elde edilen verilerin kullanılması, tedavi yaklaşımlarının çeşitliliđini değerlendirme ve daha geniş popülasyonlar için daha güçlü sonuçlar çıkarma olanađı

sunacaktır. Ayrıca sunulan çalışmanın 3. basamak bir hastanede gerçekleştirilmesi nedeniyle 1. ve 2. basamak hastanelere genellenemez.

Sunulan çalışma için uygun hastalar, sadece bilgileri güncellenmiş olan 4 sağlık çalışanı (2 hekim-2 hemşire) tarafından toplandığından çalışmaya dahil edilen hasta sayısı kısıtlı kalmıştır.

Sunulan çalışmada sadece acil servise göğüs ağrısıyla başvuran hastalara bakılmıştır. Tüm hasta gruplarına yönelik bir çalışma yapılmamıştır.

Yapay zekaya EDACS veya ESI hakkında spesifik bir kılavuz sağlanmadığı, dolayısıyla kullanacağı kaynaklara ilişkin kararları kendisinin vermesi gerektiği için sonuçlar EDACS ve ESI'den bir miktar uzaklaşmış olabilir. Çalışma alanı daha dar bir çerçevede sınırlandırılmış olsaydı, elde edilen sonuçların farklı olabileceği düşünülmektedir.

Acil servis triajında hastanın görünümü bile hastanın triajı hakkında bir veri girişi sağlayabilir. Yapay zeka hastayı fiziksel, görsel ve işitsel olarak değerlendirmedir. Bu nedenle sınırlı veri girişine bağımlılık gibi zorlukları bulunmaktadır. Çalışmada bu veriler de yapay zekaya verilmiş olsaydı elde edilen bulgular değişebilirdi. Bu eksikliklerin telafi edilebilmesi için öncelikle yapay zekanın veri gizliliği, hasta güvenliği ve algoritmik adalet ile alakalı etik çalışmalara ihtiyaç duyulmaktadır.

Sunulan çalışmada koroner anjiyografik işlem planlanan hastalar, işlem öncesinde gözlem amaçlı kardiyoloji kliniğindeki 2. basamak yoğun bakım ünitesine yatırılmıştır. Bu durum, servis yatışıyla ilgili veri sayısının sınırlı kalmasına neden olmuştur. Ayrıca, eksitus olan hasta sayısının düşük olması, yeterli karşılaştırma yapılmasını kısıtlamıştır. Dolayısıyla, acil sonlanımı eksitus ve servis yatışı olan hastalarla ilgili genellenebilir sonuçlar çıkarılamamaktadır.

6.SONUÇ VE ÖNERİLER

6.1. Sonuçlar

Bu çalışma, acil servise göğüs ağrısı ile başvuran hastaların triajında yapay zeka ve EDACS skorunun etkinliğini incelenmiş ve hasta sonlanımları açısından karşılaştırmıştır. Bulgular, yapay zeka kullanımının triaj görevlilerine kıyasla kararlarındaki subjektif faktörleri azalttığını ve özellikle acil servise ayaktan başvurup taburcu edilen hastaların triajında yapay zeka, veri tabanlı analiz yeteneği ve sistematik değerlendirme özellikleri sayesinde hekim ve triaj görevlisine kıyasla daha isabetli triaj yaptığı görülmektedir.

Hastaların acil sonlanımı göz önüne alındığında EDACS skoru ile entegre edilen yapay zeka, kritik hasta gruplarını tanımlamada ve triaj kategorilerinde tutarlı sonuçlar üretmede üstünlük sağlamıştır. Ayrıca EDACS skoru, EKG gibi görüntüleme ve troponin gibi laboratuvar tetkiklerine ihtiyaç duymadan, basit ve hızlı uygulanabilirliği sayesinde acil serviste hasta akışının optimizasyonunda önemli bir potansiyel sunmaktadır.

Yapay zekanın kardiyak risk gruplamasında hastaları "düşük olmayan risk" grubunda değerlendirme eğiliminde olduğu gözlemlenmiştir. Bu durum, yapay zekaya daha geniş ve çeşitli veri setleri sunulmasıyla optimize edilebilir. Bu bilgiler ışığında EDACS ve yapay zeka tabanlı sistemlerin acil servis triajında kullanılabilirliği, hasta sonuçlarını iyileştirme ve acil servis kaynaklarını verimli kullanma potansiyeli taşımaktadır.

6.2. Öneriler

Acil servislerde yapay zeka tabanlı karar destek sistemlerinin kullanımı ile alakalı klinik çalışmalar arttırılmalıdır. Bu sistemlerin kullanımı, hasta akışını optimize ederek kritik hastaların erken tespitini sağlayabilir. Bu çalışmalar hazırlanırken daha geniş, basite indirgenmiş ve tüm sosyokültürel seviyelerce kolayca anlaşılabilen veri setleri oluşturulmalı; bu veri setleri geçerliliği kanıtlanmış protokollerle desteklenmelidir. Ayrıca laboratuvar sonuçları, fizik muayene bulguları ve klinik veriler yapay zeka ile entegre edilmesinin tutarlı sonuçlar elde edilmesinde katkı sağlayabileceği düşünülmektedir.

Yapay zeka destekli sistemlerin triaj kararlarındaki etkilerini ve hasta sonuçlarını detaylı bir şekilde değerlendirmek için farklı bölgelerdeki ikinci ve üçüncü basamak hastanelerinde uzun vadeli, çok merkezli araştırmalar yapılmalıdır.

Sonuç olarak, yapay zeka ve EDACS'ın acil servis triajında kullanılabilirliđi, hasta sonuçlarını iyileřtirme ve kaynakların daha etkili kullanımı konusunda büyük bir potansiyel taşımaktadır. Ancak bu sistemlerin geliştirilmesi ve daha genelleřtirilebilir hale gelmesi için daha fazla klinik arařtırmaya ihtiya vardır.



7.KAYNAKÇA

- . https://chemm.hhs.gov/startadult.htm?utm_source
- ACİL TRIYAJ EĞİTİM REHBERİ. (2015). T.C. Sağlık Bakanlığı. <https://azkurs.org/acil-triyaj-egitim-rehberi-ocak-2015-icindekiler.html>
- Agha-Mir-Salim, L., Mosch, L., Klopfenstein, S. A., Wunderlich, M. M., Frey, N., Poncette, A.-S., & Balzer, F. (2022). Artificial Intelligence Competencies in Postgraduate Medical Training in Germany. In *Challenges of Trustable AI and Added-Value on Health* (pp. 805-806). IOS Press.
- Akinrodoye, M. A., & Lui, F. (2020). Neuroanatomy, somatic nervous system.
- Amsterdam, E. A., Kirk, J. D., Bluemke, D. A., Diercks, D., Farkouh, M. E., Garvey, J. L., Kontos, M. C., McCord, J., Miller, T. D., & Morise, A. (2010). Testing of low-risk patients presenting to the emergency department with chest pain: a scientific statement from the American Heart Association. *Circulation*, 122(17), 1756-1776.
- Amsterdam, E. A., Wenger, N. K., Brindis, R. G., Casey, D. E., Ganiats, T. G., Holmes, D. R., Jaffe, A. S., Jneid, H., Kelly, R. F., & Kontos, M. C. (2014). 2014 AHA/ACC guideline for the management of patients with non-ST-elevation acute coronary syndromes: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines. *Journal of the American College of Cardiology*, 64(24), e139-e228.
- Antman, E. M., Cohen, M., Bernink, P. J., McCabe, C. H., Horacek, T., Papuchis, G., Mautner, B., Corbalan, R., Radley, D., & Braunwald, E. (2000). The TIMI risk score for unstable angina/non-ST elevation MI: a method for prognostication and therapeutic decision making. *Jama*, 284(7), 835-842.
- Aslan, E. Ç. (2023). Acil servis kullanımının değerlendirilmesi: kesitsel bir çalışma. *Mersin Üniversitesi Sağlık Bilimleri Dergisi*, 16(1), 1-13.
- Aydemir, A., Karakus, O., & Ayyıldız, M. (2023). Acil Servise Başvuran Geriatrik Hasta Özelliklerinin ve Triyaj Uygulamasının Retrospektif Olarak İncelenmesi: Kırsal Bölge Hastanesi Örneği, Samsun. *Doğal Yaşam Tıbbi Dergisi*, 6(1), 29-38.
- Bakanlığı, S. (2022). *Dünya Diyabet Günü (2020)*. T.C. Sağlık Bakanlığı. Retrieved 31.12 from [https://sggm.saglik.gov.tr/TR-76887/dunya-diyabet-gunu-2020.html#:~:text=Uluslararası%20Diyabet%20Federasyonu%20\(IDF\)%20tarafından,Diyabet%20bir%20halk%20sağlığı%20sorunudur](https://sggm.saglik.gov.tr/TR-76887/dunya-diyabet-gunu-2020.html#:~:text=Uluslararası%20Diyabet%20Federasyonu%20(IDF)%20tarafından,Diyabet%20bir%20halk%20sağlığı%20sorunudur).
- Bakanlığı, T. S. (2018). YATAKLI SAĞLIK TESİSLERİNDE ACİL SERVİS HİZMETLERİNİN UYGULAMA USUL VE ESASLARI HAKKINDA TEBLİĞDE DEĞİŞİKLİK YAPILMASINA DAİR TEBLİĞ. Retrieved 07.12 from <https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2018/02/20180220-4.htm>
- Beştemir, A., & Aydın, H. (2022). Yıllık 300 milyon Hasta Muayenesi; Türkiye'de 2. ve 3. Basamak Kamu Sağlık Tesisleri Acil Servis ve Poliklinik Hizmetlerinin Değerlendirilmesi. *Sakarya Tıp Dergisi*, 12(3), 496-502.
- Body, R., Carley, S., Wibberley, C., McDowell, G., Ferguson, J., & Mackway-Jones, K. (2010). The value of symptoms and signs in the emergent diagnosis of acute coronary syndromes. *Resuscitation*, 81(3), 281-286.
- Boyle, R. S., & Body, R. (2021). The diagnostic accuracy of the emergency department assessment of chest pain (EDACS) score: a systematic review and meta-analysis. *Annals of emergency medicine*, 77(4), 433-441.
- Brady, W., & de Souza, K. (2018). The HEART score: A guide to its application in the emergency department. *Turkish journal of emergency medicine*, 18(2), 47-51.
- Bulut, M. Farklı sağlık kurumlarında acil servis yapılanmaları.
- Cairns, C., Ashman, J. J., & King, J. (2022). Emergency department visit rates by selected characteristics: United States, 2020.

- CAN, B., & TÜRSEN, Ü. (2022). Yapay Zekânın Tanımı, Tarihçesi, Uygulama Geliştirme Basamakları ve Türkiye'nin Sağlıkta Yapay Zekâ Uygulama Stratejisi. *Türkiye Klinikleri Dermatology-Special Topics*, 15(2), 1-8.
- Chen, J. H., & Asch, S. M. (2017). Machine learning and prediction in medicine—beyond the peak of inflated expectations. *The New England journal of medicine*, 376(26), 2507.
- Chiroma, H., Noor, A. S. M., Abdulkareem, S., Abubakar, A. I., Hermawan, A., Qin, H., Hamza, M. F., & Herawan, T. (2017). Neural networks optimization through genetic algorithm searches: a review. *Appl. Math. Inf. Sci*, 11(6), 1543-1564.
- Cullen, L., Greenslade, J., Hammett, C. J., Brown, A. F., Chew, D. P., Bilesky, J., Than, M., Lamanna, A., Ryan, K., & Chu, K. (2013). Comparison of three risk stratification rules for predicting patients with acute coronary syndrome presenting to an Australian emergency department. *Heart, Lung and Circulation*, 22(10), 844-851.
- Çınar, O., Çevik, E., Salman, N., & Cömert, B. (2010). Emergency severity index triaj sistemi ve bir üniversite hastanesi acil servisinde uygulama deneyimi. *Türkiye Acil Tıp Dergisi*, 10(3), 126-131.
- Dr. Mustafa Arıcı, D. A. B., Dr. Kerim Güler, Dr. Bülent Okan Yıldız. (2015). *Türk hipertansiyon uzlaşi raporu*. Retrieved 31.12 from https://file.temd.org.tr/Uploads/publications/others/Turk_hipertansiyon_uzlasi_raporu.pdf
- Dworkin, R. H., Johnson, R. W., Breuer, J., Gnann, J. W., Levin, M. J., Backonja, M., Betts, R. F., Gershon, A. A., Haanpää, M. L., & McKendrick, M. W. (2007). Recommendations for the management of herpes zoster. *Clinical infectious diseases*, 44(Supplement_1), S1-S26.
- Eagle, K. A., Lim, M. J., Dabbous, O. H., Pieper, K. S., Goldberg, R. J., Van de Werf, F., Goodman, S. G., Granger, C. B., Steg, P. G., & Gore, J. M. (2004). A validated prediction model for all forms of acute coronary syndrome: estimating the risk of 6-month postdischarge death in an international registry. *Jama*, 291(22), 2727-2733.
- Erdoğan, A. (2021). Acil serviste yapay zekâ uygulamaları. *Sağlık Bilimlerinde Yapay Zeka Dergisi*, 1(3), 1-5.
- Esteva, A., Robicquet, A., Ramsundar, B., Kuleshov, V., DePristo, M., Chou, K., Cui, C., Corrado, G., Thrun, S., & Dean, J. (2019). A guide to deep learning in healthcare. *Nature medicine*, 25(1), 24-29.
- Farrohknia, N., Castrén, M., Ehrenberg, A., Lind, L., Oredsson, S., Jonsson, H., Asplund, K., & Göransson, K. E. (2011). Emergency department triage scales and their components: a systematic review of the scientific evidence. *Scand J Trauma Resusc Emerg Med*, 19, 42. <https://doi.org/10.1186/1757-7241-19-42>
- Fernandes, C. M., Price, A., & Christenson, J. M. (1997). Does reduced length of stay decrease the number of emergency department patients who leave without seeing a physician? *The Journal of emergency medicine*, 15(3), 397-399.
- FitzGerald, G., Jelinek, G. A., Scott, D., & Gerdzt, M. F. (2010). Emergency department triage revisited. *Emergency Medicine Journal*, 27(2), 86-92.
- Fox, K. A., Dabbous, O. H., Goldberg, R. J., Pieper, K. S., Eagle, K. A., Van de Werf, F., Avezum, Á., Goodman, S. G., Flather, M. D., & Anderson, F. A. (2006). Prediction of risk of death and myocardial infarction in the six months after presentation with acute coronary syndrome: prospective multinational observational study (GRACE). *BMJ*, 333(7578), 1091.
- Franc, J. M., Kirkland, S. W., Wisnesky, U. D., Campbell, S., & Rowe, B. H. (2022). METASTART: a systematic review and meta-analysis of the diagnostic accuracy of the simple triage and rapid treatment (START) algorithm for disaster triage. *Prehospital and disaster medicine*, 37(1), 106-116.
- Ganjali, R., Golmakani, R., Ebrahimi, M., Eslami, S., & Bolvardi, E. (2020). Accuracy of the emergency department triage system using the emergency severity index for predicting patient outcome; a single center experience. *Bulletin of Emergency & Trauma*, 8(2), 115.

- Gazete, T. R. (2022). YATAKLI SAĞLIK TESİSLERİNDE ACİL SERVİS HİZMETLERİNİN UYGULAMA USUL VE ESASLARI HAKKINDA TEBLİĞ. Retrieved 07.12 from https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2022/09/20220913-5.htm?utm_source
- Gibler, W. B., Runyon, J. P., Levy, R. C., Sayre, M. R., Kacich, R., Hattemer, C. R., Hamilton, C., Gerlach, J. W., & Walsh, R. A. (1995). A rapid diagnostic and treatment center for patients with chest pain in the emergency department. *Annals of emergency medicine*, 25(1), 1-8.
- Gilboy, N., Tanabe, P., Travers, D., & Rosenau, A. M. (2012). Emergency Severity Index (ESI): a triage tool for emergency department care, version 4. *Implementation handbook*, 2012, 12-0014.
- Gilboy, N., Tanabe, P., Travers, D. A., Rosenau, A. M., & Eitel, D. R. (2005). Emergency severity index, version 4: implementation handbook. *Rockville, MD: Agency for Healthcare Research and Quality*, 1.
- Gokhroo, R. K., Ranwa, B. L., Kishor, K., Priti, K., Ananthraj, A., Gupta, S., & Bisht, D. (2016). Sweating: A Specific Predictor of ST-Segment Elevation Myocardial Infarction Among the Symptoms of Acute Coronary Syndrome: Sweating In Myocardial Infarction (SWIMI) Study Group. *Clinical Cardiology*, 39(2), 90-95.
- Goodacre, S., Cross, E., Arnold, J., Angelini, K., Capewell, S., & Nicholl, J. (2005). The health care burden of acute chest pain. *Heart*, 91(2), 229-230.
- Goodfellow, I. (2016). Deep learning. In: MIT press.
- Günay, Ş., Serdar, O. A., Özyılmaz, S. Ö., Dereli, S., Aydınlar, A., Güllülü, S., Yeşilbursa, D., Baran, İ., Özdemir, B., & Kaderli, A. A. (2014). 12.201 hastanın koroner risk faktörleri ve koroner anjiyografi sonuçları. *Uludağ Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi*, 40(3), 131-136.
- Hallert, C., Grant, C., Grehn, S., Grännö, C., Hultén, S., Midhagen, G., Ström, M., Svensson, H., & Valdimarsson, T. (2002). Evidence of poor vitamin status in coeliac patients on a gluten-free diet for 10 years. *Alimentary pharmacology & therapeutics*, 16(7), 1333-1339.
- Hamet, P., & Tremblay, J. (2017). Artificial intelligence in medicine. *metabolism*, 69, S36-S40.
- Hinson, J. S., Levin, S. R., Steinhart, B. D., Chmura, C., Sangal, R. B., Venkatesh, A. K., & Taylor, R. A. (2024). Enhancing Emergency Department Triage Equity With Artificial Intelligence: Outcomes From a Multisite Implementation. *Annals of emergency medicine*.
- Hinson, J. S., Martinez, D. A., Cabral, S., George, K., Whalen, M., Hansoti, B., & Levin, S. (2019). Triage performance in emergency medicine: a systematic review. *Annals of emergency medicine*, 74(1), 140-152.
- İkizceli, İ. Acil serviste yapay zekânın kullanımı.
- Iserson, K. V., & Moskop, J. C. (2007). Triage in medicine, part I: concept, history, and types. *Annals of emergency medicine*, 49(3), 275-281.
- Ivanov, O., Wolf, L., Brecher, D., Lewis, E., Masek, K., Montgomery, K., Andrieiev, Y., McLaughlin, M., Liu, S., & Dunne, R. (2021). Improving ED emergency severity index acuity assignment using machine learning and clinical natural language processing. *Journal of Emergency Nursing*, 47(2), 265-278. e267.
- Khan, N. A., Daskalopoulou, S. S., Karp, I., Eisenberg, M. J., Pelletier, R., Tsadok, M. A., Dasgupta, K., Norris, C. M., Pilote, L., & Team, G. P. (2013). Sex differences in acute coronary syndrome symptom presentation in young patients. *JAMA internal medicine*, 173(20), 1863-1871.
- Kılıçaslan, İ., Bozan, H., Oktay, C., & Göksu, E. (2005a). Demographic properties of patients presenting to the emergency department in Turkey. *Türk J Emerg Med*, 5(1), 5-13.
- Kılıçaslan, İ., Bozan, H., Oktay, C., & Göksu, E. (2005b). Türkiye’de acil servise başvuran hastaların demografik özellikleri. *Türkiye Acil Tıp Dergisi*, 5(1), 5-13.
- King, M. R., & ChatGPT. (2023). A conversation on artificial intelligence, chatbots, and plagiarism in higher education. *Cellular and molecular bioengineering*, 16(1), 1-2.
- Kirubarajan, A., Taher, A., Khan, S., & Masood, S. (2020). Artificial intelligence in emergency medicine: a scoping review. *Journal of the American College of Emergency Physicians Open*, 1(6), 1691-1702.

- Knockaert, D., Buntinx, F., Stoens, N., Bruyninckx, R., & Delooz, H. (2002). Chest pain in the emergency department: the broad spectrum of causes. *European Journal of Emergency Medicine*, 9(1), 25-30.
- Koray R. Yılmaz , Ö. Y., Cemalettin Küçük , Turgay Olcayto. (2024). 2023'te 150 milyon 523 bin 406 kişi acile başvurdu. Retrieved 31.12 from <https://www.evrensel.net/haber/517131/2023te-150-milyon-523-bin-406-kisi-acile-basvurdu-saglik-bakani-ise-sorulari-yanitlamiyor#:~:text=Durumu%20değerlendiren%20CHP%27li%20Pala,yılında%20da%20maal esef%20tescillenmiş%20oldu>.
- Kung, T. H., Cheatham, M., Medenilla, A., Sillos, C., De Leon, L., Elepaño, C., Madriaga, M., Aggabao, R., Diaz-Candido, G., & Maningo, J. (2023). Performance of ChatGPT on USMLE: potential for AI-assisted medical education using large language models. *PLoS digital health*, 2(2), e0000198.
- Kurumu, T. İ. (2022). *Türkiye Sağlık Araştırması, 2022*. Retrieved 31.12 from <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Turkiye-Saglik-Arastirmasi-2022-49747>
- Lisa Wolf , K. C., Danielle McCallum , Deena Brecher , Deb Jeffries. (2023). *EMERGENCY SEVERITY INDEX HANDBOOK FIFTH EDITION* Retrieved 11.01 from https://d1w2w5dpazlk1u.cloudfront.net/ENA/pdf/729e51c2-2e61-4a39-ba83-441d729c71d1.pdf?utm_source=chatgpt.com
- Liu, N., Zhang, Z., Ho, A. F. W., & Ong, M. E. H. (2018). Artificial intelligence in emergency medicine. *Journal of Emergency and Critical Care Medicine*, 2.
- Maconochie, I., & Dawood, M. (2008). Manchester triage system in paediatric emergency care. In (Vol. 337): British Medical Journal Publishing Group.
- Madadi, Y., Delsoz, M., Lao, P. A., Fong, J. W., Hollingsworth, T., Kahook, M. Y., & Yousefi, S. (2022). ChatGPT assisting diagnosis of neuro-ophthalmology diseases based on case reports. *Journal of Neuro-Ophthalmology*, 10.1097.
- McConaghy, J. R., & Oza, R. S. (2013). Outpatient diagnosis of acute chest pain in adults. *American family physician*, 87(3), 177-182.
- Members, W. C., Gulati, M., Levy, P. D., Mukherjee, D., Amsterdam, E., Bhatt, D. L., Birtcher, K. K., Blankstein, R., Boyd, J., & Bullock-Palmer, R. P. (2021). 2021 AHA/ACC/ASE/CHEST/SAEM/SCCT/SCMR guideline for the evaluation and diagnosis of chest pain: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Joint Committee on Clinical Practice Guidelines. *Journal of the American College of Cardiology*, 78(22), e187-e285.
- Münzel, T., & Bassenge, E. (1988). Pathophysiology of ischemic cardiac pain. *Der Schmerz*, 2, 118-124.
- O'Connor, R. C., Andary, M. T., Russo, R. B., & DeLano, M. (2002). Thoracic radiculopathy. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics*, 13(3), 623-644.
- Oktay, C. (2002). Afetlerde Hastane Öncesi Müdahale Ve Triyaj. *Sted Dergisi*, 11(4), 136-139.
- Özüçelik, D. N. (2020). AFET TIBBİ. *Journal of ADEM*, 1(1), 13-18.
- Pandey, D., Jahanabadi, H., D'Arcy, J., Doherty, S., Vo, H., Jones, D., & Bellomo, R. (2024). Early prediction of intensive care unit admission in emergency department patients using machine learning. *Australian Critical Care*, 101143.
- Porto, B. M. (2024). Improving triage performance in emergency departments using machine learning and natural language processing: a systematic review. *BMC Emergency Medicine*, 24(1), 219.
- R., A. (2017). *The History of Artificial Intelligence*. Retrieved 08.12 from <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence>
- Rahmani, A. M., Yousefpoor, E., Yousefpoor, M. S., Mehmood, Z., Haider, A., Hosseinzadeh, M., & Ali Naqvi, R. (2021). Machine learning (ML) in medicine: Review, applications, and challenges. *Mathematics*, 9(22), 2970.
- Rao, A., Pang, M., Kim, J., Kamineni, M., Lie, W., Prasad, A. K., Landman, A., Dreyer, K., & Succi, M. D. (2023). Assessing the utility of ChatGPT throughout the entire clinical workflow: development and usability study. *Journal of Medical Internet Research*, 25, e48659.

- Rittenberger, J. C., Beck, P. W., & Paris, P. M. (2005). Errors of omission in the treatment of prehospital chest pain patients. *Prehospital Emergency Care*, 9(1), 2-7.
- Robertson-Steel, I. (2006). Evolution of triage systems. *Emergency Medicine Journal*, 23(2), 154-155.
- Sabatine, M. S., Morrow, D. A., Cannon, C. P., Murphy, S. A., Demopoulos, L. A., DiBattiste, P. M., McCabe, C. H., Braunwald, E., & Gibson, C. M. (2002). Relationship between baseline white blood cell count and degree of coronary artery disease and mortality in patients with acute coronary syndromes: a TACTICS-TIMI 18 substudy. *Journal of the American College of Cardiology*, 40(10), 1761-1768.
- Sagel, D., Vlaar, P. J., van Roosmalen, R., Waardenburg, I., Nieuwland, W., Lettinga, R., van Barneveld, R., Jorna, E., Kijlstra, R., & van Well, C. (2021). Prehospital risk stratification in patients with chest pain. *Emergency Medicine Journal*, 38(11), 814-819.
- Shrestha, L., Adhikari, B., Bajracharya, M., Aryal, N., Rajbhandari, A., Shrestha, S., Pariyar, R., Maharjan, R. K., Otieno, M., & Watson, M. (2024). Triage processes in primary, secondary, and tertiary health care facilities in the Kathmandu Valley, Nepal: a mixed-methods study. *BMC Emergency Medicine*, 24(1), 222.
- Swap, C. J., & Nagurney, J. T. (2005). Value and limitations of chest pain history in the evaluation of patients with suspected acute coronary syndromes. *Jama*, 294(20), 2623-2629.
- Tang, K. J. W., Ang, C. K. E., Constantinides, T., Rajinikanth, V., Acharya, U. R., & Cheong, K. H. (2021). Artificial intelligence and machine learning in emergency medicine. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 41(1), 156-172.
- Teke, Ç. (2022). Bireylerin Koroner Arter Hastalığı Risk Seviyesinin Bulanık Uzman Sistem Yaklaşımı İle Belirlenmesi. *Journal of Intelligent Systems: Theory and Applications*, 5(2), 153-160.
- Ten Berg, H., van Bakel, B., van de Wouw, L., Jie, K. E., Schipper, A., Jansen, H., O'Connor, R. D., van Ginneken, B., & Kurtstjens, S. (2024). ChatGPT and generating a differential diagnosis early in an emergency department presentation. *Annals of emergency medicine*, 83(1), 83-86.
- Than, M., Flaws, D., Sanders, S., Doust, J., Glasziou, P., Kline, J., Aldous, S., Troughton, R., Reid, C., & Parsonage, W. A. (2014). Development and validation of the Emergency Department Assessment of Chest Pain Score and 2 h accelerated diagnostic protocol. *Emergency Medicine Australasia*, 26(1), 34-44.
- Than, M. P., Pickering, J. W., Aldous, S. J., Cullen, L., Frampton, C. M., Peacock, W. F., Jaffe, A. S., Goodacre, S. W., Richards, A. M., & Ardagh, M. W. (2016). Effectiveness of EDACS versus ADAPT accelerated diagnostic pathways for chest pain: a pragmatic randomized controlled trial embedded within practice. *Annals of emergency medicine*, 68(1), 93-102. e101.
- Tian, S., Jin, Q., Yeganova, L., Lai, P.-T., Zhu, Q., Chen, X., Yang, Y., Chen, Q., Kim, W., & Comeau, D. C. (2024). Opportunities and challenges for ChatGPT and large language models in biomedicine and health. *Briefings in Bioinformatics*, 25(1), bbad493.
- Topol, E. (2019). *Deep medicine: how artificial intelligence can make healthcare human again*. Hachette UK.
- van den Berk, I. A., Lejeune, E. H., Kanglie, M. M., van Engelen, T. S., de Monyé, W., Bipat, S., Bossuyt, P. M., Stoker, J., Prins, J. M., & group, O. s. (2023). The yield of chest X-ray or ultra-low-dose chest-CT in emergency department patients suspected of pulmonary infection without respiratory symptoms or signs. *European Radiology*, 33(10), 7294-7302.
- Vikipedi. (2025). *ChatGPT*. wikipedia. Retrieved 11.01 from https://tr.wikipedia.org/wiki/ChatGPT?utm_source=chatgpt.com
- Wahrenberg, A., Magnusson, P. K., Discacciati, A., Ljung, L., Jernberg, T., Frick, M., Linder, R., & Svensson, P. (2020). Family history of coronary artery disease is associated with acute coronary syndrome in 28,188 chest pain patients. *European Heart Journal: Acute Cardiovascular Care*, 9(7), 741-747.
- Winkler-Schwartz, A., Bissonnette, V., Mirchi, N., Ponnudurai, N., Yilmaz, R., Ledwos, N., Siyar, S., Azarnoush, H., Karlik, B., & Del Maestro, R. F. (2019). Artificial intelligence in medical education: best practices using machine learning to assess surgical expertise in virtual reality simulation. *Journal of surgical education*, 76(6), 1681-1690.

- Yıldırım, A. Ö., Bozbek, M., & Urfa, S. (2022). Afet durumunda triyaj ve acil servis yönetimi. *TOTBİD Dergisi*, 21(3), 260-267.
- Zaboli, A., Ausserhofer, D., Sibilio, S., Toccolini, E., Bonora, A., Giudiceandrea, A., Rella, E., Paulmichl, R., Pfeifer, N., & Turcato, G. (2021). Effect of the emergency department assessment of chest pain score on the triage performance in patients with chest pain. *The American journal of cardiology*, 161, 12-18.
- Zachariasse, J. M., Seiger, N., Rood, P. P., Alves, C. F., Freitas, P., Smit, F. J., Roukema, G. R., & Moll, H. A. (2017). Validity of the Manchester Triage System in emergency care: A prospective observational study. *PloS one*, 12(2), e0170811.
- Zimmermann, P. G. (2001). The case for a universal, valid, reliable 5-tier triage acuity scale for US emergency departments. *Journal of Emergency Nursing*, 27(3), 246-254.

