TRAVMA SONRASI STRES BOZUKLUĞUNUN YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK SES VE METİN VERİLERİYLE TESPİTİ: BİR BÜTÜNLEŞİK MODEL YAKLAŞIMI

Servet BADEM
231402104

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Önder ŞAHİNASLAN

İstanbul
T.C. Maltepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Mayıs, 2025

TRAVMA SONRASI STRES BOZUKLUĞUNUN YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK SES VE METİN VERİLERİYLE TESPİTİ: BİR BÜTÜNLEŞİK MODEL YAKLAŞIMI

Servet BADEM
231402104
ORCID: 0000-0002-9883-3056

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Önder ŞAHİNASLAN

İstanbul
T.C. Maltepe Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Mayıs, 2025



JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI

SERVET BADEM'ın "Travma Sonrası Stres Bozukluğunun Yapay Zeka Kullanılarak Ses ve Metin Verileriyle Tespiti: Bir Bütünleşik Model Yaklaşımı" başlıklı tezi 28.05.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından değerlendirilerek "Maltepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği" nin ilgili maddeleri uyarınca Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans/Doktora/Sanatta Yeterlik tezi oy birliğiyle/oy çokluğuyla, başarılı/başarısız olarak kabul edilmiştir.

	Unvanı. Adı ve Soyadı	İmza
Üye (Tez Danışmanı)	Dr. Öğr. Üyesi Önder ŞAHİNASLAN Maltepe Üniversitesi	.....
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Sinan TATLIGİL İstanbul Sağlık ve Teknoloji Üniversitesi	.....
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Erdal GÜVENOĞLU Maltepe Üniversitesi	.....

Prof. Dr. Selva ERSÖZ KARAKULAKOĞLU
Enstitü Müdürü

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI

Bu belge, Yükseköğretim Kurulu tarafından 19.01.2021 tarihli "Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge" ile bildirilen 6698 Sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu kapsamında gizlenmiştir.

TEŞEKKÜR

Tez sürecinde bana her aşamada sabırla destek olan ve desteğiyle bu çalışmanın tamamlanmasına önemli katkılar sunan Ceren Özbek'e teşekkür ederim. Akademik danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Önder Şahinaslan'a, tezime sağladığı değerli katkılar ve yönlendirmeleri için minnettarım. Çalışma sürecindeki katkılarından dolayı Uzman Klinik Psikolog İlke Hızlı'ya ve bu araştırmada gönüllü olarak yer alan tüm katılımcılara teşekkür ederim. Ayrıca, tüm eğitim hayatım boyunca yanımda olan ve her zaman desteklerini hissettiren sevgili aileme gönülden teşekkür ederim.

Servet BADEM

Mayıs, 2025

ÖZET

TRAVMA SONRASI STRES BOZUKLUĞUNUN YAPAY ZEKÂ KULLANILARAK SES VE METİN VERİLERİYLE TESPİTİ: BİR BÜTÜNLEŞİK MODEL YAKLAŞIMI

Servet Badem
Yüksek Lisans Tezi
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Tezli Yüksek Lisans Programı
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Önder Şahinaslan
Maltepe Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, 2025

Travma Sonrası Stres Bozukluğu (PTSD), bireylerin travmatik bir olay sonrasında yaşadığı karmaşık psikolojik etkilerin bir sonucu olarak ortaya çıkan ciddi bir ruh sağlığı sorunudur. Bu çalışmada, PTSD'nin erken, doğru ve güvenilir bir şekilde teşhis edilmesini sağlamak amacıyla, ses ve metin verilerinin bütüncül analizine dayanan bir yapay zekâ (AI) modeli geliştirilmiştir. Araştırma kapsamında, 280 katılımcıdan travma anlatılarına dayalı ses kayıtları toplanmış; bu kayıtlar hem fonetik hem de duygusal özellikleri yakalayabilmek amacıyla Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), Linear Predictive Coding (LPC) ve Perceptual Linear Prediction (PLP) teknikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Elde edilen ses verisine dayalı model, PTSD tanısını %91.07 doğruluk oranıyla gerçekleştirmiştir.

İkinci aşamada, aynı ses kayıtları OpenAI tarafından geliştirilen Whisper Turbo modeli ile yazıya dönüştürülmüş; elde edilen metinler, doğal dil işleme (NLP) teknikleri ile analiz edilmiştir. Anlatıların içeriksel ve dilsel yapısına dayalı olarak geliştirilen NLP tabanlı model, %92,85 doğruluk oranı ile PTSD tahmini yapmıştır. Her iki model ayrı ayrı yüksek başarı göstermiş olmakla birlikte, bu çalışmada ses ve metin analizleri, oylama temelli ensemble yöntemiyle birleştirilmiştir. Oylama mekanizması, her iki modelin sınıflandırma çıktılarının değerlendirilmesiyle nihai kararın verilmesini sağlamış ve böylece tanı doğruluğu %96,42 seviyesine ulaşmıştır.

Çalışmada kullanılan veri etiketleri, Impact of Event Scale – Revised (IES-R) testi yönlendirmesiyle uzman klinik psikolog görüşmeleri yapılarak doğrulanmıştır. Bu sayede modelin yalnızca istatistiksel değil, aynı zamanda klinik güvenilirliği de sağlanmıştır. Ses verileri, bireylerin duygusal tepkilerini yakalarken; metinler, anlatıların içeriksel bütünlüğünü analiz etme imkânı sunmuştur. Böylece travmatik deneyimin hem semantik hem de akustik yönlerini kapsayan çok katmanlı bir yapay zekâ mimarisi kurulmuştur.

Elde edilen bulgular, ses ve metin verilerinin bütünleşmiş kullanımının, PTSD teşhisinde geleneksel yöntemlere kıyasla daha yüksek doğruluk sağladığını göstermektedir. Bu bütüncül yaklaşım, ruh sağlığı uzmanlarına destek olabilecek yeni nesil tanı araçlarının geliştirilmesine katkı sağlarken; aynı zamanda AI tabanlı klinik karar destek sistemlerinin potansiyelini ortaya koymaktadır. Çalışmanın ileri aşamalarda mobil uygulamalara veya uzaktan psikolojik değerlendirme platformlarına entegre edilerek daha geniş ölçekli kullanımlara açılması hedeflenmektedir.

Anahtar Sözcükler: Travma Sonrası Stres Bozukluğu (PTSD), Yapay Zekâ, Derin Öğrenme, Doğal Dil İşleme (NLP), Ses Analizi, Duygu Tanıma

ABSTRACT

DETECTİON OF POST-TRAUMATİC STRESS DİSORDER USİNG ARTİFİCİAL INTELLİGENCE WİTH SPEECH AND TEXT DATA: AN INTEGRATED MODEL APPROACH

Servet Badem
Master Thesis
Department of Computer Engineering
Master's Program in Computer Engineering (Thesis)
Advisor: Dr. Öğr. Üyesi Önder Şahinaslan
Maltepe University Graduate School, 2025

Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD) is a serious mental health condition that arises as a complex psychological response to traumatic events. In this study, an artificial intelligence (AI)-based model was developed to enable early, accurate, and reliable diagnosis of PTSD through a comprehensive analysis of both speech and text data. The research involved collecting trauma-related audio recordings from 280 participants. These recordings were analyzed using Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), Linear Predictive Coding (LPC), and Perceptual Linear Prediction (PLP) techniques to capture both phonetic and emotional features. Based on the extracted audio features, the model achieved a PTSD classification accuracy of 91.07%.

In the second phase, the same recordings were transcribed using OpenAI's Whisper Turbo model, and the resulting text was analyzed using natural language processing (NLP) techniques. The NLP-based model, which focused on the content and linguistic structure of the narratives, achieved an accuracy of 92.85% in PTSD prediction. While both models performed strongly on their own, this study combined the results through a voting-based ensemble method, evaluating the classification outputs of both systems to reach a final decision. This integration improved diagnostic accuracy to 96.42%.

The dataset labels were validated through clinical psychologist interviews guided by the Impact of Event Scale – Revised (IES-R), ensuring not only statistical accuracy but also clinical reliability. Audio data captured emotional responses, while textual data provided insights into the semantic structure of the narratives. Thus, a multi-layered AI architecture was established, addressing both the semantic and acoustic dimensions of traumatic experience.

The findings demonstrate that the integrated use of speech and text data significantly outperforms traditional methods in PTSD diagnosis. This holistic approach contributes to the development of next-generation diagnostic tools that can support mental health professionals and highlights the potential of AI-powered clinical decision support systems. In future stages, the model is intended to be adapted for integration into mobile applications or remote psychological assessment platforms to enable broader and scalable usage.

Keywords: Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD), Artificial Intelligence, Deep Learning, Natural Language Processing (NLP), Speech Analysis, Emotion Recognition

İÇİNDEKİLER

JÜRİ VE ENSTİTÜ ONAYI ii

ETİK İLKE VE KURALLARA UYUM BEYANI iii

TEŞEKKÜR iv

ÖZET v

ABSTRACT vii

İÇİNDEKİLER ix

TABLOLAR LİSTESİ xv

ŞEKİLLER LİSTESİ xvi

KISALTMALAR xix

1. GİRİŞ 1

1.1 Problem 5

1.2 Amaç 7

1.3 Önem 8

1.4 Varsayımlar 10

1.5 Sınırlıklar 11

1.6 Tanımlar 11

2. LİTERATÜR TARAMASI 14

2.1 Travma Sonrası Stres Bozukluğu 16

2.1.1 Travma sonrası stres bozukluğu risk faktörleri 17

2.1.2 Travma sonrası stres bozukluğu hakkında istatistikler 17

2.1.3 Travma sonrası stres bozukluğu nedenleri ve tetikleyiciler 18

2.1.4 Travma sonrası stres bozukluğunun klinik özellikleri ve semptomları 18

2.1.5 Travma sonrası stres bozukluğu değerlendirme ve tanı yöntemleri 20

2.1.6 Travma sonrası stres bozukluğu komorbiditesi 21

2.1.7 Travma sonrası stres bozukluğu rahatsızlığının tedavisi 22

2.1.8 Travma sonrası stres bozukluğu tedavisinde gecikmenin zararları 23

2.1.9 Travma sonrası stres bozukluğu erken teşhisin önemi 24

2.2 Olayların Etkisi Ölçeği Testi 24

2.2.1 IES-R testi soruları 25

2.2.2 Dünya'da IES-R testinin geçerlilik ve güvenilirliği için yapılmış çalışmalar ……26

2.2.3 Türkiye'de IES-R testinin geçerlilik ve güvenilirliği için yapılmış çalışmalar ……29

2.3 Literatürdeki Travma Sonrası Stres Bozukluğunun Erken Teşhisi İçin Yapılmış Çalışmalar 30

2.4 Yapay Zekâ 33

2.4.1 Yapay zekânın tanımı ve temel bileşenleri 33

2.4.2 Yapay zekânın disiplinler arası temelleri ve amaçları 34

2.4.3 Yapay zekânın tarihçesi ve gelişim süreci 35

2.4.4 Yapay zekânın güncel kullanım alanları ve etkileri 37

2.4.5 Makine öğrenmesi 38
2.4.5.1 Sınıflandırma 39
2.4.5.2 Lojistik regresyon 39
2.4.5.3 Karar ağaçları 40
2.4.5.4 Destek vektör makineleri 40
2.4.5.5 K-en yakın komşu 41
2.4.5.6 Naive bayes sınıflandırıcısı 42
2.4.5.7 Rasgele orman sınıflandırıcısı 42
2.4.5.8 Ekstrem gradyan arttırma 42
2.4.6 Doğal dil işleme 43
2.4.6.1 Doğal dil işlemenin tanımı ve kapsamı 43
2.4.6.2 NLP yöntemleri ve temel teknikler 45
2.4.6.3 Bu çalışmadaki doğal dil işleme süreci 46
2.4.6.4 Terim sıklığı ve tersine terim sıklığı ile vektör çıkarma 47
2.4.6.5 BERT ile vektör çıkarma 47
2.4.6.6 FastText ile n-gram tabanlı vektör çıkarma 48
2.4.6.7 Büyük dil modelleri ile vektör çıkarma 49
2.4.7 Ses sinyalleri işleme 50
2.4.7.1 Ses sinyali işleme yöntemleri 50
2.4.7.2 Mel frekansı kepstrum katsayıları 51
2.4.7.3 Algısal doğrusal tahmin 52

2.4.7.4 Doğrusal tahmini kodlama 53
2.4.8 Yapay zekâ başarı ölçüleri 54
2.4.8.1 Doğruluk 54
2.4.8.2 Hassasiyet 54
2.4.8.3 Duyarlılık 55
2.4.8.4 F1 skoru 55
2.4.8.5 ROC eğrisi 55
2.4.8.6 Hata matrisi 55
2.4.8.7 Spesifiklik 56
3. YÖNTEM 57
3.1 Veri Toplama Süreci 57
3.1.1 Katılımcı sayısı 57
3.1.2 Katılımcıların seçilmesi 59
3.1.3 Psikolog görüşmesi 60
3.1.4 Etik kurul onayı ve bilgilendirilmiş onam 62
3.2 Anket ve Tarama Aracı: IES-R Testi 63
3.3 Ses Verisi Toplama ve İşleme 65
3.3.1 Ses kaydının alınma süreci 65
3.3.2 Ses verisi ön işleme 66
3.3.3 Özellik çıkarımı yöntemlerinin uygulanması 68
3.4 Metin Verisi Elde Etme ve NLP İşlemleri 80

3.4.1 Whisper modeli ile sesten metine dönüşüm 80
3.4.2 Elde edilen metinlerin temizlenmesi 82
3.5 Veri etiketleme ve sınıflandırma 86
3.6 Modelleme Süreci 88
3.6.1 Ses verileri ile PTSD tespiti modeli 88
3.6.2 Metin verileri ile PTSD tespiti modeli 89
3.6.3 Modellerin birleştirilmesi 92
4. BULGULAR VE TARTIŞMA 95
4.1 Bulgular 95
4.1.1 Ses sinyalleri modeli bulguları 95
4.1.1.1 MFCC ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 95
4.1.1.2 PLP ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 98
4.1.1.3 LPC ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 100
4.1.1.4 Ses verisi ile eğitilen modellerin karşılaştırması 102
4.1.2 Doğal dil işleme modeli bulguları 105
4.1.2.1 TF-IDF ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 106
4.1.2.2 FastText ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 107
4.1.2.3 BERT ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları 109
4.1.2.4 Büyük dil modeli ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları . 110
4.1.3 Bütünleşik model bulguları 112
4.2 Tartışma 113

5. SONUÇ VE ÖNERİLER 116

KAYNAKÇA 117

EKLER 131

Ek:1: Etik Kurul Kararı 131

Ek:2: Bilgilendirilmiş Onam Formu 132

ÖZ GEÇMİŞ 133

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1. PTSD'nin Dört Ana Semptom Kümesi ve Örnekleri 19

Tablo 2. Travma Maruziyeti ve PTSD Semptom Şiddeti için Yaygın Kullanılan Tarama ve Kendini Raporlama Ölçekleri 20

Tablo 3. IES-R Soruları..... 25

Tablo 4. NLP Uygulama Alanları 44

Tablo 5. Ham ve Temizlenmiş Metin Karşılaştırma Tablosu 84

Tablo 6. Kelime Türü Değişim Analizi (Lemmatization Etkisi) 84

Tablo 7. MFCC Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu..... 97

Tablo 8. PLP Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu 98

Tablo 9. LPC Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu..... 100

Tablo 10. TF-IDF Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu 107

Tablo 11. FastText Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu 108

Tablo 12. BERT Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu..... 110

Tablo 13. LLM Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu 112

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Mental Rahatsızlık Yaşayan İnsan Sayısı 14

Şekil 2. Mental Rahatsızlık Yaşayanların Yardım Alma Oranları 15

Şekil 3. PTSD ile Birlikte Görülen Psikiyatrik Bozuklukların Dağılımı 22

Şekil 4. NLP Sürecinde Takip Edilen Adımlar 46

Şekil 5. PLP Sürecinde Takip Edilen Adımlar 52

Şekil 6. IES-R Eşik Değeri Uygulaması 58

Şekil 7. Çalışmaya Dahil Edilme Kriteri 61

Şekil 8. IES-R Testi Kullanıcı Arayüzü 64

Şekil 9. Veri Toplama Süreci 66

Şekil 10. Ses Verisi Ön İşeme Adımları 67

Şekil 11. Ses Verisi Dalga Formu 68

Şekil 12. Mel Spektrogramı 69

Şekil 13. Ses Sinyallerinden Elde Edilen MFCC Katsayıları 70

Şekil 14. MFCC Katsayılarının Birinci Türevleri 71

Şekil 15. MFCC Katsayılarının İkinci Türevleri 72

Şekil 16. Sıfır Geçiş Oranı ile Kök Ortalama Kare Enerji değerlerinin zamana bağlı değişimi 73

Şekil 17. LPC Modeli Frekans Cevabı 74

Şekil 18. LPC Modelinden Elde Edilen Katsayıların Dağılımı 75

Şekil 19. LPC Yöntemi ile Tahmin Edilen Versiyonu Karşılaştırması 76

Şekil 20. LPC Yöntemi Elde Edilen Tahmin Sinyali ile Orijinal Ses Sinyali Arasındaki Fark 76

Şekil 21. PLP Özelliklerinin Zaman Boyunca Değişimi 77

Şekil 22. PLP Özniteliklerinin Her Bir Katsayısı İçin Ortalama Değer 78

Şekil 23. PLP Vektörlerinin L2 Normu 79

Şekil 24. PLP Yoğunluk Dağılımı 79

Şekil 25. Whisper Modelinin Mimari Yapısı 81

Şekil 26. Stopword Temizliği Öncesi ve Sonrası Karşılaştırması 83

Şekil 27. Metin Verisi Ön İşeme Adımları 86

Şekil 28. Ses Kaydı ve Etiketleme Arayüzü 87

Şekil 29. Ses Sinyali İşleme Model Süreci 89

Şekil 30. Doğal Dil İşleme Model Süreci 90

Şekil 31. MFCC – SVM Karışıklık Matrisi 96

Şekil 32. PLP – SVM Karışıklık Martisi 99

Şekil 33. LPC – SVM Karışıklık Martisi 101

Şekil 34. MFCC Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 103

Şekil 35. PLP Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 104

Şekil 36. LPC Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 105

Şekil 37. TF-IDF Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 106

Şekil 38. FastText Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 108

Şekil 39. BERT Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması..... 109

Şekil 40. LLM Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması 111

Şekil 41. Bütünleşik Model Karmaşıklık Matrisi..... 113

.

KISALTMALAR

PTSD	**:**	Travma Sonrası Stres Bozukluğu
IES-R	**:**	Impact of Event Scale - Revised
RF	:	Random Forest (Rasgele Orman)
SVM	:	Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
KNN	:	K-Nearest Neighbor (K-En Yakın Komşu)
WHO	:	World Healt Organization (Dünya Sağlık Örgütü)
AI	:	Artificial Intelligence (Yapay Zekâ)
NLP	:	Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
MFCC	:	Mel-Frequency Cepstral Coefficients
ML	:	Machine Learning (Makine Öğrenmesi)
DSM	:	Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders
DL	:	Deep Learning (Derin Öğrenme)
NN	:	Neural Networks (Sinir Ağları)
STT	:	Speech to Text (Konuşmayı Metne Dönüştürme)

TTS	:	Text to Speech (Metni Konuşmaya Dönüştürme)
DT	:	Decision Tree (Karar Ağacı)
ANN	:	Artificial Neural Networks (Yapay Sinir Ağları)
LR	:	Logistic Regression (Lojistik Regresyon)
ROC	:	Receiver Operating Characteristic
AUC	:	Area Under the Curve
EMDR	:	Eye Movement Desensitization and Reprocessing
BDT	:	Bilişsel Davranışçı Terapi
LPC	:	Linear predictive coding (Doğrusal tahmini kodlama)
PLP	:	Perceptual Linear Prediction (Algısal Doğrusal Tahmin)
OKB	:	Obsesis Kompulsif Bozukluk
PCL-5	:	PTSD Checklist (PTSD Kontrol Listesi)
TP	:	True Positive (Doğru Pozitif)
FP	:	False Positive (Yanlış Pozitif)
TN	:	True Negative (Doğru Negatif)
FN	:	False Negative (Yanlış Negatif)

XGBoost : eXtreme Gradient Boosting (Aşırı Gradyan Arttırma)

CV : Cross Validation (Çapraz Doğrulama)

TF : Term Frequency (Terim Sıklığı)

IDF : Inverse Document Frequency (Ters Belge Sıklığı)

MLM : Masked Language Modelling (Maskeli Dil Modeli)

LLM : Large Language Model (Büyük Dil Modeli)

NSP : Next Sentence Prediction (Sonraki Kelimenin Tahmini)

KVKK : Kişisel Verilerin Korunması Kanunu

1. GİRİŞ

PTSD, bireylerin ciddi bir travmatik olaya maruz kalmasının ardından gelişebilen, günlük yaşam fonksiyonlarını ve psikolojik iyilik hâlini derinlemesine etkileyen karmaşık bir ruh sağlığı bozukluğudur (Martin Prince, 2007). PTSD, yalnızca bireyin iç dünyasını değil, sosyal ilişkilerini, iş hayatını ve genel yaşam kalitesini de olumsuz yönde etkileyebilir. Dünya Sağlık Örgütü'ne göre milyonlarca insan travmatik olayların ardından psikolojik belirtiler göstermekte, ancak bu bireylerin büyük bir kısmı tanı konulamadan yaşamlarına devam etmektedir (Vimal Kumar Sharma, 2009). Bu bağlamda, PTSD'nin erken teşhisi; uygun psikolojik destek ve tedavi süreçlerinin zamanında başlatılması açısından hayati öneme sahiptir. Geleneksel teşhis yöntemleri ise çoğunlukla klinik gözlem ve özbildirim temelli testlerle sınırlı kalmakta, bu da subjektif değerlendirme hatalarına ve gecikmelere neden olabilmektedir (Goldberg, 1995). Bu çalışmanın temel amacı, PTSD'nin erken, doğru ve nesnel bir şekilde teşhis edilmesini sağlamak amacıyla AI temelli bir teşhis modeli geliştirmek ve bu modelde hem ses hem de metin verilerini bütüncül bir şekilde analiz etmektir.

Mevcut literatürde, PTSD gibi psikolojik bozuklukların AI destekli teşhisine yönelik çeşitli çalışmalar yapılmış olsa da bu çalışmaların çoğu ya sınırlı örneklem büyüklüğüyle gerçekleştirilmiş ya da sadece tek bir veri türüne—ya ses ya da metne—odaklanmıştır (Sadeghi M, 2022). Özellikle yalnızca transkripte edilmiş metinler ya da yalnızca akustik sinyaller üzerinden yapılan analizler, travmatik anlatıların hem duygusal hem de içeriksel derinliğini tam olarak yansıtamamaktadır (Nicholas Cummins, 2015). Bu çalışmanın en ayırt edici katkısı, ses sinyallerinin hem fonetik özellikleri (MFCC, PLP, LPC) hem de bu sinyallerden elde edilen transkriptlerin NLP teknikleriyle birlikte analiz edildiği bütüncül bir (multimodal) yapı önermesidir. Ayrıca, veri etiketleme sürecinde yalnızca otomatik puanlama sistemleri değil, alanında uzman klinik psikologlar tarafından yapılan birebir değerlendirmeler esas alınmış; bu da modelin etik ve klinik doğruluğunu büyük ölçüde güçlendirmiştir. Son olarak, metin ve ses temelli modellerin ayrı ayrı eğitilmesinin ardından, bu modeller ensemble (birleştirilmiş) bir yapı altında ağırlıklı oylama yöntemiyle entegre edilmiştir. Böylece modelin genel doğruluğu anlamlı ölçüde

artırılmış, literatürde eksikliği hissedilen yüksek güvenilirlikli AI temelli PTSD teşhis sistemlerinin geliştirilmesine önemli bir katkı sağlanmıştır.

Bu çalışmada kullanılan yöntem, hem psikolojik değerlendirme sürecinin etik ve bilimsel standartlara uygun olarak yürütülmesini hem de AI modellerinin yüksek doğrulukla eğitilmesini sağlayacak şekilde planlanmıştır. Toplamda 280 katılımcı çalışmaya dahil edilmiş; bu grubun 140'ı klinik psikologlar tarafından PTSD tanısı almış bireylerden, kalan 140'ı ise ruhsal açıdan sağlıklı bireylerden oluşmuştur (Tanzila Saba, 2022). Katılımcıların ön değerlendirmesi, yaygın kullanılan ve geçerliliği kanıtlanmış bir ölçüm aracı olan IES-R testi ile yapılmış; testten 33 ve üzeri puan alanlar yüz yüze klinik görüşmeye alınmıştır (Weiss, 1997). Klinik görüşmeler sırasında hem etik kurul onayı kapsamında yazılı onam formları alınmış hem de ses kayıtları toplanmıştır. Psikologlar tarafından doğrulanan teşhis etiketleri, modelin eğitimi sürecinde hedef değişken olarak kullanılmıştır.

Ses verisi işleme süreci, sinyal kalitesinin artırılması ve modelin anlamlı özellikler üzerinden eğitilmesini sağlamak amacıyla sistematik biçimde yürütülmüştür. Öncelikle tüm ses kayıtları normalize edilmiş; ardından spektral filtreleme ve band-pass teknikleri ile gürültü temizliği yapılmıştır. Konuşma dışı sessizlik içeren bölümler kırpılarak veri seti sadeleştirilmiş, ardından her kayıttan MFCC, PLP ve LPC gibi üç farklı öznitelik çıkarımı yöntemiyle veri temsilleri elde edilmiştir. Bu temsiller, Logistic Regression, Support Vector Machines, Decision Tree, Random Forest, KNN, Naive Bayes ve XGBoost olmak üzere yedi farklı denetimli öğrenme algoritması ile test edilmiştir. En başarılı sonuç, %91.07 doğruluk oranı ile MFCC özniteliklerinin SVM modeli ile eşleştirildiği kombinasyonda elde edilmiştir.

Metin verisi işleme süreci, ses verilerinden yazılı anlatıların elde edilmesini ve bunların NLP teknikleriyle analiz edilmesini kapsamaktadır. Bu amaçla, ses kayıtları OpenAI tarafından geliştirilen Whisper Turbo modeli ile metne dönüştürülmüştür (Alec Radford, 2023). Transkripsiyon işlemi sonrasında elde edilen metinler üzerinde ön işleme adımları uygulanmıştır: tüm metinler küçük harfe çevrilmiş, noktalama işaretleri temizlenmiş, anlamsız kelimeler (stopwords) çıkarılmış ve sözcükler lemmatizasyon işlemine tabi tutulmuştur. Temizlenen metinler, TF-IDF, FastText, BERT ve LLM (LLaMA 3.3 embed tabanlı) gibi çeşitli temsil teknikleri kullanılarak vektörlere dönüştürülmüş ve ardından

yukarıda bahsi geçen yedi farklı makine öğrenmesi algoritmasıyla sınıflandırılmıştır. Bu süreçte en yüksek doğruluk, LLM temsil yöntemiyle elde edilen metinlerin XGBoost modeliyle sınıflandırılması sonucunda %92,85 ile sağlanmıştır.

Son aşamada, ses ve metin modellerinin çıktıları birleştirilerek ensemble bir AI modeli oluşturulmuştur. Her iki modelin test setindeki doğruluk oranları baz alınarak ağırlık katsayıları hesaplanmış ve bu katsayılarla tahmin olasılıkları çarpılarak ağırlıklı oy yöntemiyle nihai karar verilmiştir. Bu yöntem sayesinde, tekil modellerin güçlü yönlerinden faydalanılarak final modelin genel başarımı artırılmıştır. Nihai tahmin sistemi %96,42 doğruluk oranı ile çalışmayı tamamlamış ve PTSD teşhisinde AI'nin potansiyelini çarpıcı biçimde ortaya koymuştur.

Yürütülen deneysel analizler sonucunda ses verileri üzerinde en yüksek başarı, MFCC öznitelik çıkarım yöntemiyle Support Vector Machine (SVM) algoritmasının eşleştirilmesiyle elde edilmiştir. Bu model, PTSD tanısına yönelik tahminlerde %91.07 doğruluk değerine ulaşmıştır. Modelin performansı, doğru pozitif ve doğru negatif oranlarının yüksekliği ile istatistiksel olarak güçlü bir sınıflandırma ortaya koyduğunu göstermektedir. Bu sonuçlar, travmatik anlatıların ses özelliklerinden çıkarılan akustik sinyallerin, psikolojik durumların izlerini barındırdığına ve yapay zekâ ile bu veriler üzerinden yüksek doğruluklu analizlerin yapılabileceğine işaret etmektedir.

Metin verisi üzerinden yapılan NLP analizlerinde ise en yüksek doğruluk, LLaMA 3.3 tabanlı embedding yöntemiyle temsil edilen metinlerin XGBoost algoritmasıyla sınıflandırılması sonucunda elde edilmiştir. Bu kombinasyon, transkript edilmiş verilerin semantik yapısına derinlemesine nüfuz edebilmiş ve %92,85 doğruluk oranı ile PTSD semptomlarının dilsel ipuçları üzerinden başarıyla tahmin edilmesini sağlamıştır. Her iki model de kendi başına yüksek performans göstermiş olmakla birlikte, bu çalışma kapsamında geliştirilen ensemble yapı sayesinde ses ve metin modelleri ağırlıklı oy yöntemiyle birleştirilmiş ve nihai sistem %96,42 doğruluk oranı ile PTSD teşhisinde oldukça güçlü bir performans ortaya koymuştur. Bu yüksek başarıda en büyük etkenlerden biri, etiketleme sürecinin yalnızca otomatik sistemlere değil, klinik psikologlar tarafından yapılan birebir görüşmelere dayanmasıdır. Bu yaklaşım, modelin yalnızca teknik değil, aynı zamanda klinik düzeyde güvenilir sonuçlar üretmesini

sağlamış ve AI temelli psikolojik tarama sistemlerinin gerçek dünya uygulamaları için güçlü bir temel oluşturmuştur.

Bu çalışma, ruh sağlığı alanında AI destekli tanı ve tarama sistemlerinin geliştirilmesine yönelik önemli bir adım olarak değerlendirilebilir. Geliştirilen model, yalnızca yüksek doğruluk oranıyla PTSD tanısı koymakla kalmamış, aynı zamanda psikolojik değerlendirme süreçlerini dijitalleştirme ve otomatikleştirme konusunda somut bir örnek sunmuştur. Özellikle ses ve metin verilerinden oluşan çok modlu veri yapısı sayesinde modelin, uzaktan danışmanlık, mobil sağlık uygulamaları ve çevrim içi psikolojik değerlendirme sistemlerine kolayca entegre edilebilmesi mümkündür. Böylelikle, psikolojik destek alma konusunda çekince duyan bireyler için anonim, erişilebilir ve düşük maliyetli bir alternatif sunulabilecektir. Ayrıca, bu yapay zekâ tabanlı sistemler, klinisyenlerin karar verme süreçlerine yardımcı olacak ikinci görüş mekanizmaları olarak kullanılabilir ve klinik iş yükünü hafifletebilir. Çalışmada etik kurul onayı, bilgilendirilmiş onam ve veri güvenliği protokolleri titizlikle uygulanmış; kişisel verilerin anonimleştirilmesi ve sadece bilimsel amaçlarla kullanılması sağlanmıştır. Bu yönüyle, AI'nin etik ve güvenli kullanımına yönelik iyi uygulama örneklerinden biri olarak literatüre katkı sunmaktadır.

Bu çalışma, AI'nin çok modlu veri kaynaklarını — ses sinyalleri ve metin içerikleri — birlikte analiz ederek PTSD gibi karmaşık psikolojik bozuklukların teşhisinde ne denli etkili bir araç olabileceğini ortaya koymuştur. Geliştirilen model, yüksek doğruluk oranı ve klinik geçerliliği ile yalnızca akademik bir başarı değil, aynı zamanda sahada uygulanabilir pratik bir sistemin temelini sunmaktadır. Özellikle mobil uygulamalara ve uzaktan değerlendirme sistemlerine entegre edilebilecek bu yapı, bireylerin mahremiyetine saygı gösteren, ölçeklenebilir ve ekonomik bir psikolojik tarama aracı potansiyeli taşımaktadır. Çalışmanın 280 katılımcı ile sınırlı kalması bir başlangıç düzeyi olmakla birlikte, ilerleyen dönemlerde daha büyük ve demografik olarak daha çeşitli örneklemlerle tekrarlanarak modelin genellenebilirliği artırılabilir. Ayrıca bu yaklaşım, sadece PTSD ile sınırlı kalmayıp depresyon, anksiyete, bipolar bozukluk gibi diğer psikiyatrik durumların tanısına da uyarlanarak, AI destekli ruh sağlığı taramalarının geleceğini şekillendirebilir.

1.1 Problem

Günümüz zamanlarında Dünya genelinde milyonlarca insan, çeşitli psikolojik rahatsızlıklarla mücadele etmektedir. Bu rahatsızlıklar, bireylerin düşünce, duygu düzenlemeleri ve davranışlarında önemli bozulmalara yol açan klinik açıdan anlamlı rahatsızlıklar olarak tanımlanır (Martin Prince, 2007). Psikolojik rahatsızlıklar, bireylerin günlük işlevselliklerini ve yaşam kalitelerini ciddi şekilde etkiler. Dünya Sağlık Örgütünün (WHO) 2020 yılının başında yayımladığı verilerine göre, 2019 yılı içerisinde dünya genelinde yaklaşık 970 milyon insan bir tür mental rahatsızlık yaşamaktadır.

Mental rahatsızlıklar, yaşamın kalitesini olumsuz kötü yönde etkileyen ve uzun vadede bakıldığında ciddi ve kalıcı sağlık sorunlarına yol açabilen yaygın durumlardır (Béatrice Simo, 2019). Mental rahatsızlıklar sadece bireylerin sağlığını etkilemekle kalmayarak, aynı zamanda toplumsal sağlık sistemlerini de büyük ölçüde etkilemektedir. Ruhsal bozukluklar hem bulaşıcı olan hastalıklar hem de bulaşıcı olmayan hastalıkların riskini artırarak, küresel sağlık yükünü ağırlaştırır. Ayrıca, psikolojik rahatsızlıklar, kasıtlı ve kasıtsız yaralanmalarda da etkin rol oynamaktadır (Martin Prince, 2007). Bu sebeple, mental sağlık sorunlarının tanı ve tedavisi, global sağlık stratejilerinin önemli bir parçası olmalıdır.

Gelişmiş ülkelerde, psikolojik rahatsızlığı bulunan kişiler, genellikle farklı departmanlara ait doktorlar tarafından psikoloji kliniğine yönlendirilmektedir. Bu durumun temel sebebi ise psikoloji kliniğine başvurma konusundaki isteksizlik ve toplumsal önyargılardan dolayı ötekileştirilme korkusudur. Gelişmekte olan ülkelerde ise, mental rahatsızlığı bulunan kişiler genellikle yerel şifacılar ve dini liderler gibi alternatif kaynaklara başvurmaktadırlar (Goldberg, 1995). Bu bilgiler psikoloğa başvuru sayısındaki düşüklüğün sebebini göstermektedir.

Bu bilgiler ışığında, psikolojik rahatsızlıkların dünya genelindeki yaygınlığı ve bu rahatsızlıkların bireylerin ve toplumların üzerinde bıraktığı etkileri dikkate alındığında, mental sağlık hizmetlerinin erişilebilirliğinin ve kalitesinin artırılması büyük bir önem taşımaktadır.

PTSD hastalığı, milyonlarca insanı etkileyen ciddi bir mental sağlık sorunudur ve Dünya genelinde yaygın olarak görülen psikolojik rahatsızlıklardan biridir. PTSD, travmatik olayların ardından ortaya çıkan kronik bir rahatsızlık olup, bireylerin yaşam kalitesini ve sağlıklı bir yaşam sürdürme imkanını önemli ölçüde düşürür (Yang Wu, 2023). PTSD, bireyin ciddi bir travmatik olaya maruz kaldıktan sonra gelişebilen kronik bir psikolojik rahatsızlıktır. Bu travmatik olaylar, fiziksel saldırılar, cinsel istismar, savaş, doğal afetler, kazalar veya ani ve beklenmedik ölümler gibi durumlardan kaynaklanır. PTSD, travmatik olayın ardından bireyin yaşadığı yoğun korku, çaresizlik ve dehşet duygularıyla karakterize edilir (Matthew J. Friedman, 2007). Bu durum, bireyde yeniden yaşama, kaçınma, olumsuz biliş ve duygudurum değişiklikleri ile artmış uyarılma gibi belirtilerle kendini gösterir. PTSD'nin belirtileri arasında tekrar eden zorlayıcı anılar, travmatik kabuslar, olay anına dönüşler, travma ile ilgili düşünce ve duygulardan kaçınma, aşırı uyanıklık, uyku bozukluğu ve konsantrasyon güçlüğü yer alır. WHO tarafından yayımlanan verilerine göre, dünya genelinde her yıl milyonlarca insan PTSD tanısı almaktadır (Yang Wu, 2023). Özellikle savaş bölgelerinde görev yapan askerler, afet müdahale ekipleri, cinsel saldırıya uğramış bireyler ve doğal afetlerden etkilenen topluluklar arasında PTSD prevalansı oldukça yüksektir (Marc-Antoine Crocq, 2000). PTSD, bireylerin travmatik olaylardan sonra yaşamlarının her alanında önemli zorluklar yaşamasına neden olur. Bu durum, tedavi edilmediğinde kronikleşerek yaşam boyu sürebilmektedir.

Erken teşhis ve tedavi, PTSD'nin bireyler üzerinde bıraktığı negatif yönlü etkilerini en aza indirmek ve iyileşme sürecini hızlandırmak açısından kritik öneme sahiptir. Erken müdahale, semptomların kontrol altına alınmasını ve kötüleşmesinin önlenmesini sağlar (Estevez, 2022). Ayrıca, bireylerin duygusal düzenlemelerini ve stresle başa çıkma konusunda olan becerilerini daha da geliştirmelerine yardımcı olur (Tull, 2020). PTSD'nin erken teşhisi ve tedavisi, bireylerin semptomlarını kontrol altına almalarını ve yaşam kalitelerini artırmalarını sağlar.

PTSD tedavisinde gecikme, bireyler üzerinde ciddi olumsuz etkilere neden olur ve bu etkiler uzun sürelidir. PTSD belirtileri zamanla şiddetlenir ve tedavi edilmediğinde daha karmaşık hale gelir (Xue-Rong Miao, 2018). Tedavi sürecinin gecikmesi, bireylerin semptomlarının daha kötüleşmesine ve tedavi edilmesinin zorlaşmasına neden olur.

1.2 Amaç

PTSD, bireylerin yaşamlarını derinden etkileyen, uzun vadeli psikolojik ve fizyolojik sonuçlara yol açabilen ciddi bir ruh sağlığı problemidir. PTSD, genellikle ani bir travmanın ardından ortaya çıkarak kişinin duygu durumunu, bilişsel süreçlerini ve sosyal ilişkilerini olumsuz etkiler. Erken dönemde teşhis edilmediğinde, depresyon, anksiyete bozuklukları, madde bağımlılığı ve intihar riski gibi çoklu psikiyatrik komplikasyonlara zemin hazırlayabilir (Jhilam Biswas, 2018). Bu nedenle, PTSD'nin erken, doğru ve nesnel bir şekilde tespit edilmesi hem bireyin yaşam kalitesinin korunması hem de sağlık sistemine olan yükün azaltılması açısından kritik öneme sahiptir.

Bu çalışma, PTSD'nin erken teşhisine yönelik olarak ses ve metin verilerinin bütüncül analizine dayanan bir AI modeli geliştirmeyi amaçlamaktadır. Geliştirilecek bu model, bireylerin travma deneyimlerini anlatırken sergiledikleri sözel ve duygusal tepkileri analiz ederek, uzman müdahalesi gerektirebilecek olası PTSD vakalarını yüksek doğrulukla tespit etmeyi hedeflemektedir. Çalışmanın temel yaklaşımı, konuşma kayıtlarından çıkarılan ses temelli özellikler ile bu konuşmaların metin dönüşümlerine uygulanan NLP tekniklerini birleştirerek çok katmanlı bir sınıflandırma yapısı oluşturmaktır. Bu yönüyle araştırma, PTSD'nin erken teşhisine yönelik teknolojik destek sistemlerinin geliştirilmesine katkı sunmayı ve klinik uygulamalarda AI tabanlı karar destek mekanizmalarının etkinliğini artırmayı amaçlamaktadır.

Bu çalışmanın temel amacı doğrultusunda yanıtlanması hedeflenen araştırma soruları, üç ana başlık altında toplanmaktadır. İlk olarak, PTSD tanısına özel etkili bir AI modelinin nasıl geliştirilebileceği sorgulanmaktadır. Bu kapsamda, ses ve metin verileri üzerinden yüksek doğrulukla çalışan bir sınıflandırma modeli için hangi makine öğrenimi (ML) tekniklerinin ve özellik çıkarım (feature extraction) yöntemlerinin kullanılmasının daha uygun olacağı araştırılmaktadır. İkinci olarak, veri toplama ve işleme süreci ele alınmakta; PTSD teşhisine yönelik kullanılacak ses ve metin verilerinin etik ilkeler doğrultusunda nasıl elde edilmesi gerektiği ve bu verilerin model eğitimine uygun hale getirilmesi için hangi ön işleme adımlarının uygulanması gerektiği değerlendirilmektedir. Üçüncü olarak ise, geliştirilen modelin başarı düzeyinin hangi performans metrikleri (doğruluk, duyarlılık, özgüllük, F1 skoru vb.) ile değerlendirileceği ve erken teşhiste

başarı oranını artırmak amacıyla farklı modellerin ensemble yapılarla nasıl karşılaştırılması gerektiği araştırmanın yanıt aradığı önemli sorular arasındadır.

Bununla birlikte çalışmanın klinik ve uygulamalı düzeyde bazı somut hedefleri de bulunmaktadır. Geliştirilen modelin, psikiyatri ve klinik psikoloji alanlarında kullanılabilecek bir karar destek sistemi olarak hizmet vermesi amaçlanmaktadır. Erken tanı sayesinde bireylerin travmaya bağlı semptomlarının ilerlemesi önlenebilecek, daha hızlı ve etkili tedavi süreçleri başlatılabilecektir. Böylece hem bireylerin yaşam kalitesi artacak hem de sağlık sisteminin üzerindeki uzun vadeli psikiyatrik yükler azaltılacaktır. Sonuç olarak bu araştırma, yalnızca teknik düzeyde başarılı bir yapay zekâ uygulaması ortaya koymayı değil, aynı zamanda ruh sağlığı profesyonellerine yönelik sürdürülebilir ve güvenilir dijital çözümler sunmayı da hedeflemektedir.

Bu çalışma, bilgisayar mühendisliğinin AI ve veri bilimi alanlarındaki güncel gelişmelerini doğrudan sağlık alanına entegre ederek disiplinler arası bir yaklaşımı benimsemektedir. AI temelli ses ve metin analizi uygulamaları, bilgisayar mühendisliğinde özellikle NLP, sinyal işleme ve derin öğrenme gibi alanların birleşim noktalarında konumlanmaktadır. Bu bağlamda tez, karmaşık verilerin işlenmesi, çok modlu veri kaynaklarından özellik çıkarımı, model eğitimi ve değerlendirme gibi temel mühendislik süreçlerini içeren kapsamlı bir AI çözümü sunmaktadır. Böylece bilgisayar mühendisliği disiplini, yalnızca teknolojik bir inovasyon geliştirme aracı olarak değil, aynı zamanda insan sağlığına katkı sunan etik, güvenilir ve uygulanabilir sistemlerin tasarımı için kritik bir rol üstlenmektedir.

1.3 Önem

Tedavi edilmemiş veya tedavide gecikilmiş PTSD, zamanla semptomların gün geçtikçe daha da kötüleşmesine yol açar. Bireyler, tekrar eden travmatik anılar, kabuslar, aşırı uyanıklık ve kaçınma davranışları gibi belirtilerle daha yoğun bir şekilde başa etmek zorunda kalırlar. Bu semptomların şiddetlenmesi, bireylerin günlük işlevselliğini ve yaşam kalitesini de ciddi bir şekilde olumsuz etkilemektedir (Estevez, 2022). Tedavi edilmemiş semptomlar, bireylerin sosyal ilişkilerini, çalışma hayatı performanslarını ve genel yaşam memnuniyetlerini azaltır.

PTSD ile ilişkili depresyon ve anksiyete, tedavi edilmediğinde zamanla artar. Bu durum, bireylerin ruh sağlığını daha da kötüleştirir ve yaşamlarını olumsuz etkiler. Depresyon ve anksiyete, PTSD'nin tedavisini daha zor hale getirir ve bireylerin tedaviye yanıtını olumsuz etkiler (Tull, 2020). Ayrıca depresyon, anksiyete gibi ek psikiyatrik bozukluklar, intihar riskini artırır ve bireylerin yaşam kalitesini ciddi şekilde düşürür.

PTSD, intihar düşünceleri ve davranışları ile yüksek oranda ilişkilidir. Tanı ve tedavinin gecikmesi, intihar riskinin artmasına ve bireylerin hayatlarını tehlikeye atmasına neden olur. PTSD'nin neden olduğu yoğun duygusal acı ve umutsuzluk, bireyleri intihar düşüncelerine ve davranışlarına sürükler (Xue-Rong Miao, 2018). Erken teşhis ve tedavi, intihar riskini azaltmak ve bireylerin güvenliğini sağlamak açısından hayati önem taşır.

Tedavi edilmeyen PTSD, kardiyovasküler hastalıkların yanı sıra obezite ve diyabet gibi fiziksel sağlık sorunlarına yol açar. Kronik stres, vücutta sistemik inflamasyona neden olarak, çeşitli sağlık sorunlarının ortaya çıkmasına katkıda bulunur (National Intstute of Mental Health, 2025). Ayrıca, uyku bozuklukları, kronik ağrı ve bağışıklık sistemi zayıflığı gibi diğer fiziksel sağlık sorunları da tedavi edilmemiş PTSD'nin yaygın sonuçları arasındadır.

Tedavi edilmemiş PTSD, bireylerin sosyal ilişkilerini ve iş performanslarını olumsuz etkiler. PTSD'nin neden olduğu semptomlar, bireylerin işyerinde verimliliklerini düşürür ve iş kayıplarına yol açar. Ayrıca, sosyal izolasyon ve ilişki sorunları, bireylerin toplumsal entegrasyonunu zorlaştırır ve yaşam kalitesini düşürür (National Intstute of Mental Health, 2025). Bu durum, bireyler ve toplum için gerekli olan ekonomik maliyetleri artırır.

Erken teşhis ve tedavi, PTSD'nin bireyler üzerinde bırakılan olumsuz fiziksel ve mental etkilerin en aza indirilmesiyle beraber iyileşme sürecinin hızlanması açısından da kritik öneme sahiptir. PTSD belirtileri zamanla kötüleşebilmekte ve kronik hale gelebilmektedir. Bu nedenle erken teşhis, semptomların kontrol altına alınmasını, yaşam kalitesinin artırmasını ve hastanın durumunun kötüleşmesinin önlenmesini sağlar (Sheppard, 2022). Ayrıca, bireylerin duygusal düzenlemelerini ve stres gibi kendisini olumsuz etkileyen faktörlerle başa çıkma becerilerini geliştirmelerine ve onları kontrol altına almalarına yardımcı olur.

Bu noktada bilgisayar mühendisliği disiplininin sağlık alanına, özellikle de psikiyatrik değerlendirme süreçlerine sunduğu katkı kritik önem taşımaktadır. Yapay zekâ temelli sistemler, geleneksel yöntemlerin ötesine geçerek büyük veri setlerinden öğrenme ve karmaşık örüntüleri tanıma kapasitesi sayesinde, ruh sağlığı bozukluklarının erken teşhisinde yenilikçi çözümler sunmaktadır. Bu çalışmada geliştirilen PTSD tespit modeli, bireylerin sesli anlatımlarını analiz ederek ruhsal duruma dair ipuçları yakalamakta ve metne dönüştürülen anlatılar üzerinden doğal dil işleme yöntemleriyle anlam katmanlarını değerlendirmektedir. Bilgisayar mühendisliğinin sunduğu bu teknolojik olanaklar, psikologların değerlendirme süreçlerine destek sağlayarak, daha hızlı, maliyet etkin ve erişilebilir tanı sistemlerinin önünü açmaktadır. Bu bağlamda yapay zekâ, yalnızca bir teknoloji değil, aynı zamanda toplum sağlığını iyileştirmeye yönelik multidisipliner bir çözüm ortağı haline gelmektedir.

1.4 Varsayımlar

Bu araştırmada, PTSD erken teşhisi için geliştirilecek AI modeline ilişkin bazı varsayımlar yapılmıştır. Bu varsayımlar, araştırmanın temelini oluşturmakta ve modelin doğruluğu, geçerliliği ve genel başarısı üzerinde göz ardı edilemeyecek bir etkiye sahiptir.

- Modelin Uygulanabilirliği: Geliştirilecek yapay zekâ modelinin hem ses hem de metin verileri üzerinde etkili bir şekilde çalışabileceği varsayılmaktadır. Modelin, ses ve metin verilerinden anlamlı özellikler çıkarabileceği ve PTSD teşhisi yapabileceği kabul edilmektedir. Ses ve metin verilerinin birlikte kullanılması, modelin doğruluğunu ve genel performansını artıracağı varsayılmaktadır.
- Katılımcıların Doğruluğu ve Samimiyeti: Araştırmaya katılan bireylerin, travmatik olaylarını ve yaşadıkları belirtileri hem doğru hem de samimi bir şekilde, ifade edecekleri varsayılmaktadır. Katılımcıların yanıtlarının ve ses kayıtlarının gerçeği yansıttığı kabul edilmektedir.

Bu varsayımlar, araştırmanın temelini oluşturan ve sonuçların geçerliliği üzerinde doğrudan etkisi olan kritik unsurlardır. Araştırmanın sonuçları, bu varsayımların doğruluğu ve geçerliliği çerçevesinde değerlendirilecektir.

1.5 Sınırlıklar

Bu araştırma, kapsamlı ve disiplinler arası bir AI modeliyle PTSD teşhisine yönelik önemli bulgular sunmakla birlikte, belirli sınırlılıkları da içermektedir. İlk olarak, araştırmanın başlangıç aşamasında video verisi toplanması planlanmış ancak çeşitli nedenlerle bu yöntem uygulanmamıştır. Katılımcıların görüntülü kayıt konusundaki mahremiyet endişeleri ve gönüllü olma isteğindeki belirgin azalma potansiyeli, bu karardan vazgeçilmesinin temel nedenlerinden biridir. Ayrıca, video kaydı almak için gereken etik kurul süreci, ses kaydına kıyasla daha karmaşık, zaman alıcı ve zorlu olduğundan, veri toplama sürecinin aksamaması adına bu yöntem çalışmanın dışında bırakılmıştır.

Buna ek olarak, yüksek boyutlu ve çoklu veri türlerini (görüntü, ses, metin) aynı anda işleyebilecek bir yapay zekâ altyapısının kurulabilmesi için gerekli donanım olanakları mevcut olmamaktadır. Araştırma, sınırlı teknik imkânlarla İstanbul ili sınırları içinde gerçekleştirilmiş ve toplamda 280 katılımcıyla yürütülmüştür. Dolayısıyla, veriler yalnızca ses kayıtları ve bu kayıtların metne dönüştürülmesiyle elde edilen içerikler üzerinden analiz edilmiştir.

Tüm bu sınırlılıklara rağmen, modelin yalnızca ses ve metin verileri kullanılarak %96,42 gibi yüksek doğruluk oranlarına ulaşması, araştırmanın güvenilirliğini ve uygulanabilirliğini güçlü biçimde desteklemektedir. Bu durum, sınırlı veri türleriyle bile PTSD gibi karmaşık bir psikolojik bozukluğun tespiti için etkili bir sistem geliştirilebileceğini ortaya koymaktadır. Gelecekteki çalışmalarda, genişletilmiş örneklem grupları, görüntü verisinin de dahil edilmesi ve gelişmiş donanım altyapısıyla bu modelin daha kapsamlı hâle getirilmesi mümkün olacaktır.

1.6 Tanımlar

Bu alt bölümde, araştırma boyunca kullanılan ve okuyucunun araştırmayı tam olarak anlaması için tanımlanması gereken terimler açıklanacaktır. Tanımlar, araştırmaya yabancı olmayan bir kişinin, terimleri istenen şekilde anlamasını sağlamak amacıyla özenle seçilmiştir.

- **Travma Sonrası Stres Bozukluğu (PTSD):** Bu psikolojik bozukluk, travmatik bir olay yaşandıktan sonra beliren, o anı yeniden yaşama, olaylardan kaçınma, hastalık sürecinde aşırı uyarılma ve olumsuz bilişsel ve duygusal değişiklikler gibi belirtilerle ortaya çıkıp kendini gösteren ciddi bir psikiyatrik bozukluktur. Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM) kriterlerine göre, iki farklı kriter ön plana çıkmaktadır. Birincisi belirtilerin en az bir ay süre boyunca devam etmesi gerekmektedir. İkinci olarak da kişinin günlük yaşamını olumsuz etkilemesi gerekir (Weiss, 1997).
- **Yapay Zekâ (AI):** Bilgisayarlı sistemlerin bir insanmış gibi görevleri yerine getirme yeteneğidir. Bu görevler arasında öğrenme, problem çözme, örüntü tanıma ve karar verme yer alır. AI, çeşitli algoritmalar ve veri işleme teknikleri kullanarak bilgiye dayalı kararlar alır (Yann LeCun, 2015).
- **Derin Öğrenme (DL):** Sinir ağları (neural networks - NN) kullanarak, büyük veri kümelerinden öğrenme sürecini ifade eder. DL, görüntü işleme, ses işleme ve doğal dil işleme gibi karmaşık veri türlerinde etkilidir.
- **Sınıflandırma:** Veriyi belirli kategorilere veya sınıflara ayırma sürecidir. AI ve ML bağlamında, sınıflandırma algoritmaları, giriş verilerini analiz ederek önceden tanımlanmış sınıflardan birine atar. E-postaların spam veya normal olarak sınıflandırılması örnek olarak verilebilir (Yann LeCun, 2015).
- **Karar Destek Mekanizması:** Kullanıcıların karar verme süreçlerinde yardımcı olan, veriye dayalı analizler sunan ve önerilerde bulunan sistem veya araçtır. Bu mekanizmalar, çeşitli veri analiz teknikleri ve algoritmalar kullanarak bilgi sağlar (Tanzila Saba, 2022).
- **Metin Madenciliği (Natural Language Processing - NLP):** NLP, bilgisayarların insanlar tarafından kullanılan dilleri anlama, yorumlama ve üretme sürecidir. NLP, büyük metin veri kümeleri üzerinde desenler ve anlamlar bulmayı amaçlar (Steven Bird, 2009).
- **Speech-to-Text (STT):** Konuşma verilerini yazılı metne dönüştüren teknolojidir. Bu teknoloji, sesli konuşmaların otomatik olarak metin formatına çevrilmesini sağlar ve NLP modelleri için veri sağlar (Alec Radford, 2023).

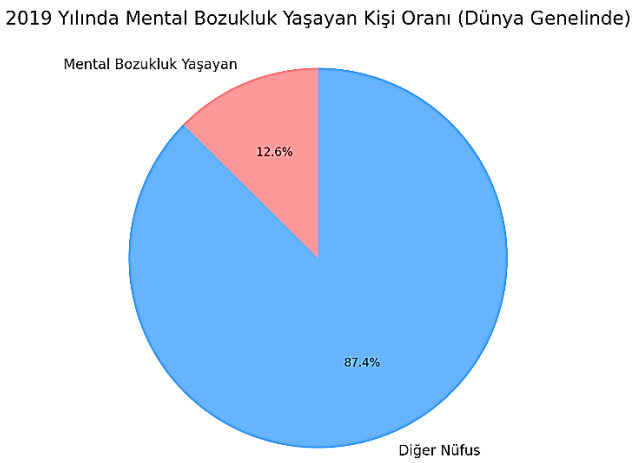
- **Mel-Frekans Kepstrum Katsayıları (MFCC):** Ses sinyallerini analiz etmek için kullanılan bir yöntemdir. MFCC, ses sinyallerinin frekans bileşenlerini çıkarmak ve sesin niteliklerini analiz etmek için kullanılır (Nicholas Cummins, 2015).
- **Etik Kurul Onayı:** Araştırma projelerinin etik standartlara uygun olup olmadığını değerlendiren kuruldan alınan resmi onaydır. Etik kurul onayı, araştırma sürecinde katılımcıların haklarının korunmasını sağlar.
- **Impact of Event Scale-Revised (IES-R):** PTSD belirtilerini değerlendirmek için kullanılan 22 maddelik PTSD kişisel bildirim ölçeğidir. IES-R, anı yeniden yaşama, kaçınma ve aşırı uyarılma gibi semptomları ölçer ve travmatik olayların etkilerini değerlendirmede kullanılır (Weiss, 1997).
- **Erken Teşhis:** Hastalık veya sağlık sorunlarının belirtileri ortaya çıkmadan önce, hastalığı veya bozukluğu belirlemek için yapılan tıbbi değerlendirmedir. Erken teşhis, tedavi süreçlerini hızlandırır ve hastalığın ilerlemesini önlemeye yardımcı olur. Bu, özellikle travma sonrası stres bozukluğu gibi durumlarda kritik öneme sahiptir.

Bu tanımlar, araştırmanın temel kavramlarını açıklığa kavuşturmak ve okuyucunun araştırmayı daha iyi anlamasını sağlamak amacıyla sunulmuştur.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Dünya genelindeki hastalıkların oranlarına ve sebeplerine bakıldığında, zihinsel bozuklukların da bu konuda önde gelen etkenlerden birisi olduğu görülmektedir. Küresel anlamda hastalıklarının yüzde 14'ünün altında bilişsel bozukluklar yer almaktadır. Bunun yanı sıra ruhsal bozukluklar hem bulaşıcı hem de bulaşıcı olmayan hastalıkların riskini de arttırmaktadır. Ayrıca bu bozukluklar, kasıtlı ve kasıtsız yaralanmalarda da etkin rol oynamaktadır (Martin Prince, 2007). Elde edilen bu bilgiler, mental rahatsızlıkların da göz ardı edilemeyecek derecede önem arz ettiğini gözler önüne sermektedir.

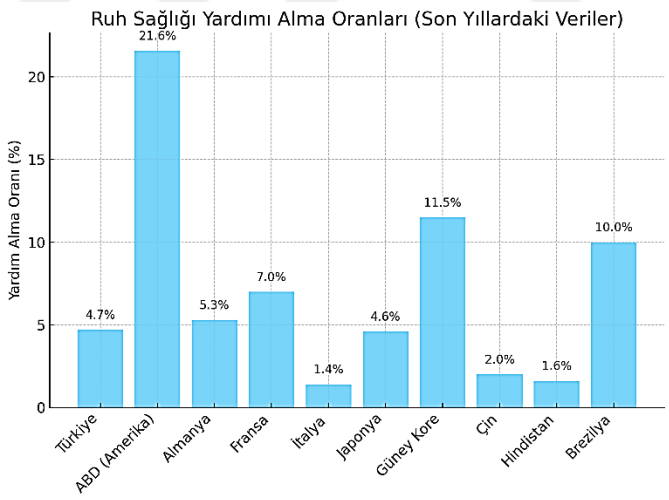
Milyonlarca insan, çeşitli psikolojik rahatsızlıklarla mücadele etmektedir. Bu rahatsızlıklar, bireylerin düşünce, duygu düzenlemeleri ve davranışlarında önemli bozulmalara yol açan klinik açıdan anlamlı rahatsızlıklar olarak tanımlanır. Mental rahatsızlıklar, bireylerin günlük yaşam işlevselliğini ve genel yaşam kalitesini derinlemesine etkileyen önemli sağlık sorunları arasında yer almaktadır. Dünya Sağlık Örgütü'nün 2020 yılı başlarında yayımladığı verilere göre, 2019 yılında dünya genelinde yaklaşık 970 milyon kişi en az bir tür mental bozukluk yaşamıştır. Şekil 1'de de görülebileceği üzere, PTSD göz ardı edilemeyecek kadar yaygındır.



Şekil 1. Mental Rahatsızlık Yaşayan İnsan Sayısı

Mental rahatsızlıklar, yaşam kalitesini olumsuz bir şekilde etkileyen ve uzun süreli olarak göz ardı edilemeyecek sağlık sorunlarına yol açabilen yaygın durumlardır (Béatrice Simo,

2019). Bu yüksek psikolojik rahatsızlık yaşayan insan sayısına rağmen psikoloğa başvurma ve mental sağlık yardımı arama oranlarının düşük olduğunu ortaya koyulmaktadır (Antonia Aguirre Velasco, 2020). Gelişmiş ülkelerde psikolojik rahatsızlığı olan bireyler, genellikle farklı branşlardaki hekimler aracılığıyla psikoloji kliniklerine yönlendirilir. Bu durum, bireylerin doğrudan başvurmaktan kaçınmasında toplumsal önyargılar ve ötekileştirilme korkusunun etkili olduğunu göstermektedir. Gelişmekte olan ülkelerde ise bireyler, psikoloji klinikleri yerine yerel şifacılar veya dini liderlerden yardım almayı tercih etmektedir (Goldberg, 1995). Dünya genelinde milyonlarca insan mental rahatsızlık yaşamasına rağmen, profesyonel yardım arama oranı oldukça düşüktür. 2019'da yaklaşık 970 milyon kişi bir tür mental rahatsızlık yaşamış, ancak çoğu yardım aramamıştır. Toplumsal damgalama, ötekileştirilme korkusu ve yardım aramanın zayıflık olarak görülmesi bu duruma neden olmaktadır. Gelişmiş ülkelerde yardım arama oranı %50'nin altındayken, gelişmekte olan ülkelerde bu oran %76 ila %85 arasında daha da düşüktür. Şekil 2'de farklı ülkelere ait oranlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur (National Alliance on Mental Illness, 2023). Bu sebeple mental rahatsızlığı bulunan kişilerin tespit edilmesi de zorlaşmaktadır.



Şekil 2. Mental Rahatsızlık Yaşayanların Yardım Alma Oranları

Genel pratisyenler ve birinci basamak sağlık çalışanları da psikolojik sağlık sorunlarını doğru bir şekilde değerlendirilmesi ve yönetilmesi için uygun eğitime sahip olmazken, gerekli psikolojik değerlendirmeyi yapmak için de yeterli zamana sahip değildir (Burns T, 1997). Birinci basamak sağlık merkezlerinde çalışmakta olan hekimler tarafından

tespit edilen ruhsal bozukluklar, hekimden hekime değişiklik göstermektedir (Goldberg, 1995). Bu farklılıklardan yola çıkılarak geliştirilmiş değerlendirme ve erken teşhis programlarının gerekliliği vurgulanmıştır (Burns T, 1997). Mental bozuklukların tedavisi için her geçen gün yeni teknoloji ve yöntemler üretilmesine rağmen, Dünya genelinde ruhsal bozukluğu olan insanların önemli bir kısmı ruhsal hastalıklara yönelik yeni tedavi yöntemlerindeki gelişmeler olsa bile uygun yardımı alamayarak sessizce acı çekmeye devam etmektedir. Bu sebepten dolayı ise psikolojik bozukluklar erken teşhisi yüksek derecede önemli olan rahatsızlıklar arasında yer almaktadır (Vimal Kumar Sharma, 2009). Mental rahatsızlıklar için yeni ve ileri düzeyde tedavi yöntemlerinin gelişmesine ile tanı koyma ve teşhis de aynı öneme sahiptir.

Ruhsal sağlık sorunlarının erken ve doğru bir süreç ile tespiti ve ardından iyileşmeye ve işe dönüşe yönelik uygun bir tedavi ve yönetim planının uygulanması, ruhsal bozuklukların neden olduğu küresel sağlık ve sosyal bakım sistemleri üzerindeki yükün azaltılmasına yardımcı olur. Psikolojik bozuklukların erken teşhisi üzerinde yapılan çalışmalarda, erken müdahalenin yalnızca hızlı ve tam iyileşmeye yardımcı olmakla kalmayıp, aynı zamanda kişinin topluma daha iyi yeniden entegrasyonuna da yol açtığını açıkça göstermiştir (McGlashan, 1998). Psikolojik rahatsızlıklar erken teşhis ve doğru müdahale ile etkisi en aza indirgenebilen rahatsızlıklardır.

2.1 Travma Sonrası Stres Bozukluğu

Mental rahatsızlıkların görülme oranları üzerinde bir çalışma yapılmış olup, 2019'da yapılan bir geniş çaplı bu araştırmada Dünya Sağlık Örgütü'nün tahminlerine göre PTSD rahatsızlığının yaygınlık oranının %22,1 olduğu belirtilmiştir (Yang Wu, 2023). Bu rakam, Dünya genelinde her 5 kişiden birinin PTSD hastalığı yaşadığını göstermektedir.

Aynı zamanda söz konusu hastalık Amerika Birleşik Devletleri'nde en çok rastlanılan mental hastalıklardan biri olarak belirlenmiştir (Ronald C Kessler, 2012). Bu sayının, psikoloğa başvurma oranındaki düşüklükten kaynaklı olarak, daha da fazla olduğu düşünülmektedir (Goldberg, 1995). PTSD, travmatik bir olayı yaşadıktan sonra gelişebilen yüksek derecede önemli bir psikolojik rahatsızlıktır. Maruz kalma, travmatik bir olayı doğrudan deneyimlemek, tanıklık yaşamak ya da yakın bir aile ferdinin veya sevilen arkadaşının başına travma geldiğini öğrenmek olarak tanımlanmaktadır.

PTSD'nin ayrıca tecavüz, çocuklukta cinsel istismar veya askeri çatışma gibi daha şiddetli travma türlerinden sonra ortaya çıkma olasılığı daha yüksektir (Matthew J. Friedman, 2007). Vietnam Savaşı sonrasında "asker kalbi", "mermi şoku" ve "savaş nevrozu" gibi terimler ile ifade edilen PTSD terimi ilk kez 1980 yılında yayımlanan DSM'nin üçüncü baskısında yer almıştır (Marc-Antoine Crocq, 2000). PTSD uzun yıllardır süregelen ve önemi gün geçtikçe daha da belirginleşen bir mental bozukluktur.

2.1.1 Travma sonrası stres bozukluğu risk faktörleri

PTSD'nin biyolojik temelleri arasında genetik yatkınlıklar önemli bir rol oynamaktadır. Yapılan araştırmalar, genetik faktörlerin PTSD gelişimindeki riskin %5 ila %20'sini oluşturduğunu göstermiştir. Özellikle serotonin ve kortizol düzenlemesinde rol oynayan genetik alt tipler, PTSD'ye yatkınlığı artırdığı gözlemlenmiştir. Ayrıca, beyindeki nörotransmitter dengesizlikleri ve hipotalamik-pitüiter-adrenal eksenindeki işlev bozuklukları da PTSD ile ilişkilendirilmiştir (Ghazi I. Al Jowf, 2023). PTSD gelişiminde psikolojik faktörler de önemli bir yere sahiptir. Önceden var olan mental sağlık sorunları, örneğin depresyon, anksiyete bozuklukları ve diğer stresle ilişkili bozukluklar, PTSD gelişim riskini artırabilir. Ayrıca, travmatik olay sırasında yaşanan yoğun korku, çaresizlik ve dehşet duyguları da PTSD'nin gelişiminde önemli psikolojik risk faktörleridir (Marina Bar-Shai, 2015). Bu psikolojik faktörler sayesinde PTSD belirtileri gözlemlenebilmektedir.

2.1.2 Travma sonrası stres bozukluğu hakkında istatistikler

PTSD'nin yaş gruplarına göre dağılımı incelendiğinde, genç yaşındaki yetişkinler arasında daha da yaygın olduğu görülmektedir. Örneğin, ABD'de 18-29 yaş arası genç yetişkinlerde PTSD prevalansı %29,3 iken, 60 yaş ve üzeri bireylerde bu oran %4'e düşmektedir. Vietnam Savaşı gazileri gibi belirli gruplarda, PTSD prevalansı %30'a kadar çıkabilmektedir. Genel popülasyonda, yaşam boyu PTSD prevalansı %6 civarındadır ve bu oran travmatik olaylara maruz kalanlarda daha yüksektir (Julia, 2024). Cinsiyet farklılıkları PTSD prevalansında önemli bir rol oynamaktadır. Kadınlar, erkeklere göre PTSD geliştirme riskine daha fazla sahiptir. Örneğin, ABD'de kadınların yaşam boyu PTSD prevalansı %9,7 iken, erkeklerde bu oran %3,6'dır. Bu farklılık, kadınların genellikle daha fazla travmatik olaylar yaşaması ve bu olaylardan daha fazla

etkilenmesiyle ilişkilidir (Jingchu Hu, 2017). PTSD prevalansı, ülkeler ve bölgeler arasında da farklılık göstermektedir. Örneğin, WHO'nun yaptığı araştırmalara göre, Batı Pasifik bölgesinde 12 aylık PTSD prevalansı %4,3 iken, Afrika bölgesinde bu oran %1'dir. Bu farklılıklar, travmatik olayların sıklığı, kültürel faktörler, sağlık hizmetlerine erişim gibi çeşitli etkenlerden kaynaklanabilir. Ayrıca, yüksek gelirli ülkelerde PTSD'nin başlangıç yaşı ortalama 30'dur. Ancak düşük ve orta gelirli ülkeler için bu yaş 43'e çıkmaktadır (K. C. Koenen, 2017). PTSD farklı yaş gruplarında farklı oranlarda görülebilmektedir.

2.1.3 Travma sonrası stres bozukluğu nedenleri ve tetikleyiciler

PTSD, genellikle kişinin ciddi bir travmatik olay yaşaması, tanık olması veya bu tür bir olayı öğrenmesi sonucu gelişir. PTSD'ye yol açabilecek travmatik olaylar çeşitlilik gösterir ve her bireyin bu olaylara verdiği tepki farklılık gösterir. Araba kazaları ve diğer ciddi kazalar, fiziksel veya cinsel saldırıya uğrama, çocuklukta veya yetişkinlikte istismara maruz kalma, askeri muharebe ve çatışma bölgelerinde bulunma, depremler, sel, kasırga ve diğer doğal afetler, terör saldırıları, silahlı soygunlar ve benzeri şiddet olayları, ani ve beklenmedik ölümler PTSD gelişiminde önemli bir rol oynar. Ek olarak Acil servis çalışanları, askeri personel veya afet müdahale ekipleri gibi meslekler PTSD riskini artırmaktadır (National Health Service (NHS), 2022) (Mind, 2021). Yapılan meslekler de PTSD tetikleyici faktörü olabilmektedir.

2.1.4 Travma sonrası stres bozukluğunun klinik özellikleri ve semptomları

PTSD'nin dört ana semptom kümesi tanımlanmıştır. Bu tanımlanan semptom kümeleri ve örnekleri Tablo 1'de gösterilmiştir. Semptom kümesinden birinci örnek yeniden yaşama semptomlarıdır. Yeniden yaşama semptomları, tekrar eden zorlayıcı anılar, travmatik kabuslar ve olay anına dönüşlerle karakterizedir (Ronald C Kessler, 2012). PTSD'nin dört ana semptom kümesinin ikinci semptomu ise kaçınma semptomlarıdır. Kaçınma semptomları, travma ile ilgili düşünce ve duygulardan ve/veya travmayla ilişkili nesne, insan veya yerlerden kaçınma ile belirgindir (American Psychiatric Association, DSM-5 Task Force, 2013). Bu kümeye ait üçüncü semptom biliş ve duygudurumda olumsuz değişikliklerdir ve bu semptom kendine veya dünyaya dair çarpık inançlar, sürekli utanç veya suçluluk, duygusal uyuşma ve yabancılaşma hissi gibi belirtiler içerir (Dean G

Kilpatrick, 2013). Uyarılma ve tepkisellikte değişiklikler, PTSD'nin dört ana semptom kümesinin son elemanıdır. Sinirlilik, aşırı uyanıklık, tehlikeli davranışlar, uyku bozukluğu ve konsantrasyon güçlüğü ile kendini gösterir (Richard A Bryant, 2011). Bu dört semptom ve sunulan örnekler, Tablo 1'de derlenmiştir.

Tablo 1. PTSD'nin Dört Ana Semptom Kümesi ve Örnekleri

Semptom	Örnek
1- Yeniden Yaşama	• Tekrar eden zorlayıcı anılar • Travmatik kabuslar • Olay anına dönüşler
2- Kaçınma	• Hatırlatıcı düşüncelerden kaçınma • Nesnelerden kaçınma • İnsan ve yerlerden kaçınma
3- Biliş ve duygudurumda olumsuz değişiklikler	• Kendine veya dünyaya dair çarpık inançlar • Sürekli utanç veya suçluluk • Duygusal uyuşma • Yabancılaşma hissi
4- Uyarılma ve tepkisellikte değişiklikler	• Sinirlilik • Aşırı uyanıklık • Tehlikeli davranışlar • Uyku bozukluğu • Konsantrasyon güçlüğü

PTSD, bireylerin yaşam kalitesini önemli ölçüde şekilde etkileyen bir rahatsızlıktır. PTSD'li bireyler, sıklıkla depresyon hali, anksiyete bozukluğuyla beraber uyuşturucu madde kullanımı gibi ek psikiyatrik sorunlar yaşarlar. Ayrıca, kalp hastalıklarıyla beraber diyabet, takibinde obezite ve genel olarak da uyku bozuklukları gibi fiziksel sağlık

sorunlarıyla da karşılaşma olasılıkları daha yüksektir (Lori L. Davis, 2022). Bu sebeplerden dolayı PTSD rahatsızlığının ivedilikle teşhis edilip tedavi sürecinin başlaması gerekmektedir.

2.1.5 Travma sonrası stres bozukluğu değerlendirme ve tanı yöntemleri

PTSD'nin etkin tedavisinde, semptomların doğru ve geniş kapsamlı değerlendirilmesi esastır. PTSD'nin tanısı ve değerlendirilmesi, bir dizi klinik görüşme, kendini raporlama ölçekleri ve tanısal testler kullanılarak gerçekleştirilir. Bu amaçla, travma maruziyetinin tespitinden DSM kriterlerinin değerlendirilmesine kadar geniş bir yelpazede değerlendirme araçları geliştirilmiştir. Bu araçlar, travma maruziyetini belirlemek, DSM kriterlerini değerlendirmek ve tedavi süresince semptom şiddetini izlemek için kullanılır. Değerlendirme sürecinin temel hedefleri arasında travma maruziyetinin hızlı bir şekilde belirlenmesi, PTSD semptomlarının şiddetinin izlenmesi ve tedavi planlamasına yönelik bilgi toplanması yer alır. Tablo 2 (Cynthia L. Lancaster, 2016) (Weiss, 1997), PTSD değerlendirmesinde yaygın olarak kullanılan tarama ve kendini raporlama ölçeklerini özetlemektedir. Bu araçlar, travmatik olaylara maruziyetin ve PTSD semptomlarının belirlenmesi için geliştirilmiştir. Daha kapsamlı değerlendirme araçları ise, semptom şiddetinin ve tedavi sürecinin izlenmesi için gereklidir. Aşağıda, travma maruziyeti ve PTSD semptom şiddeti için yaygın olarak kullanılan tarama ve kendini raporlama ölçekleri listelenmiştir. Her bir ölçek, uzunluğu ve referansıyla birlikte sunulmaktadır.

Tablo 2. Travma Maruziyeti ve PTSD Semptom Şiddeti için Yaygın Kullanılan Tarama ve Kendini Raporlama Ölçekleri

Ölçek Adı	**Uzunluk**	**Referans**
Brief Trauma Questionnaire	10 Madde	(Paula P. Schnurr, 2002)
Trauma Assessment for Adults—Self Report	17 Madde	(Matt J Gray J. D., 2009)
Life Events Checklist for DSM (standart versiyon)	17 Madde	(Matt J Gray B. T., 2004)
Traumatic Life Events Questionnaire	23 Madde	(E S Kubany, 2000)

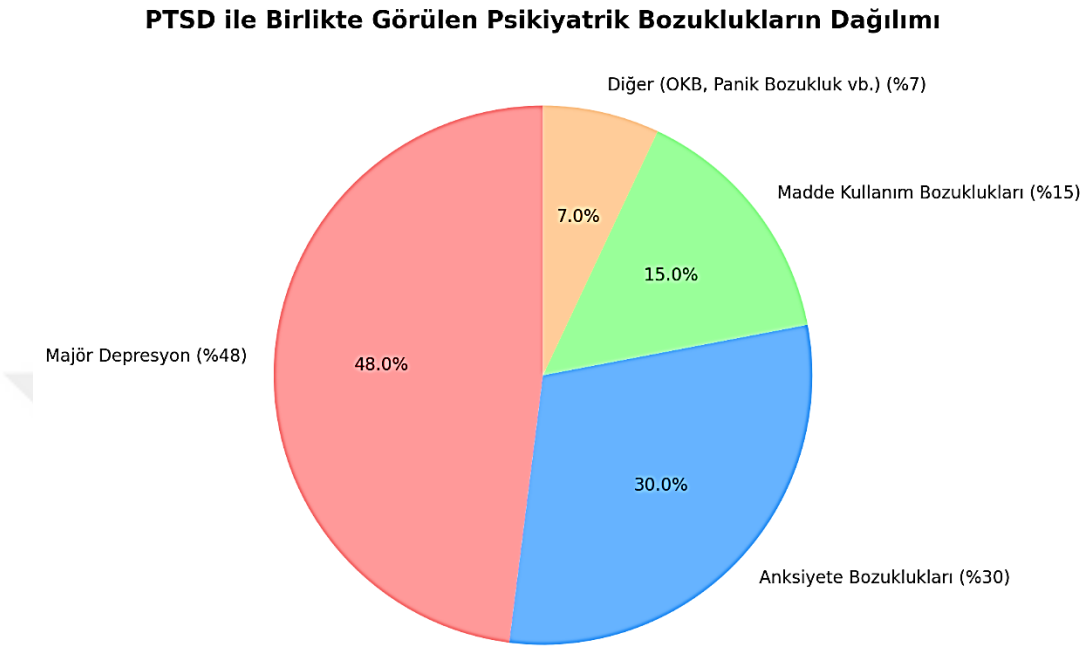
Primary Care PTSD Screen	4 Madde	(Prins, 2016)
Short Form of the PTSD Checklist-Civilian Version	6 Madde	(Ariel J Lang, 2005)
Short Post-Traumatic Stress Disorder Rating Interview	8 Madde	(K M Connor, 2001)
Trauma Screening Questionnaire	10 Madde	(Chris R Brewin, 2002)
PTSD Checklist for DSM	20 Madde	(Christy A Blevins, 2015)
Posttraumatic Diagnostic Scale for DSM	24 Madde	(Edna B Foa C. P., 2016)
Impact of Event Scale – Revised (IES-R)	22 Madde	(Weiss, 1997)

PTSD rahatsızlığının teşhisi için desteği gün geçtikçe artan ve sıkça kullanılan seçenekler mevcuttur (Steenkamp M., 2010) (Matt J Gray J. D., 2009). Birinci basamak sağlık kuruluşlarının ve psikoloji alanında uzmanlığı bulunmayan bir sağlık profesyonelinin PTSD rahatsızlığını tespit etmesi birkaç saati bulmaktadır (Edna B Foa C. P., 2016). PTSD, bireyler ve toplum üzerinde geniş çaplı ve derin etkileri olan ciddi bir mental sağlık sorunudur. Erken teşhis ve tedavi hem bireylerin yaşam kalitesini artırmada hem de toplumsal maliyetleri azaltmada kritik öneme sahiptir. PTSD rahatsızlığı bulunan bir hastanın ivedilikle psikolog kontrolüne tabi tutulması gerektiğinden, tanı koyma sürecinin hızla tamamlanması ve hastanın psikolog ile görüştürülmesi gerekmektedir.

2.1.6 Travma sonrası stres bozukluğu komorbiditesi

PTSD, sıklıkla diğer psikiyatrik bozukluklarla birlikte görülür. Bu durum, tedavi sürecini ve hastalığın genel seyrini karmaşık hale getirir. Yaygın komorbid bozukluklar arasında depresyon, anksiyete bozukluğu ve uyuşturucu madde kullanımı bozuklukları yer alır. PTSD'li bireylerin %48'e varan bir kısmı, aynı zamanda majör depresyon tanısı alır. Bu durum, kişinin yaşam kalitesini önemli ölçüde düşürür ve intihar riskini artırır (Sheppard, 2022). PTSD yaşayan bireylerde genel anksiyete bozukluğu ve obsesif-kompulsif bozukluk (OKB) da ön plana çıkan bozukluklardandır. Şekil 3'te PTSD ile görülen

psikiyatrik bozuklukların dağılımı görülmektedir. Sosyal anksiyete bozukluğu ve panik bozukluklar da PTSD ile baş gösterir. Bu durum, hastaların günlük yaşam aktivitelerini ve sosyal işlevselliklerini olumsuz etkiler (National Intstute of Mental Health, 2025).



Şekil 3. PTSD ile Birlikte Görülen Psikiyatrik Bozuklukların Dağılımı

PTSD'nin diğer psikiyatrik bozukluklarla birlikte görülmesi, hastalığın yönetimini ve tedavi sürecini zorlaştırır. Komorbid bozukluklar, PTSD semptomlarının şiddetini artırır ve tedaviye yanıtı zorlaştırır. Depresyon ve anksiyete gibi ek bozukluklar, kişinin yaşam kalitesini daha da düşürür ve intihar riskini artırır (Matthew Jeffreys, 2022). PTSD ve madde kullanımı bozuklukları birlikte olduğunda, her iki durumun da eşzamanlı olarak tedavi edilmesi gereklidir. Tedavi, genellikle hem farmakoterapi hem de psikoterapi kombinasyonunu içerir (National Institude of Mental Health, 2024). Komorbid bozukluklar, kişinin sosyal ilişkilerini, iş performansını ve genel işlevselliğini olumsuz etkiler (US Department of Veterans Affairs, 2009). Bu durum, hastaların topluma yeniden entegrasyonunu zorlaştırır ve uzun vadeli desteğe ihtiyaç duymalarına neden olur.

2.1.7 Travma sonrası stres bozukluğu rahatsızlığının tedavisi

Bilişsel Davranışçı Terapi (BDT) PTSD tedavisinde en yaygın olarak kullanılan ve etkinliği kanıtlanmış terapi yöntemlerinden biridir. Bu terapi, bireylerin travmatik olaylara verdikleri tepkileri ve bu tepkilere neden olan düşünce kalıplarını değiştirmeyi

hedefler. BDT, hastaların olumsuz düşüncelerini yeniden yapılandırmalarına, kaçınma davranışlarını azaltmalarına ve travmatik olaylarla daha sağlıklı bir şekilde başa çıkmalarına yardımcı olmaktadır. Göz Hareketleri ile Duyarsızlaştırma ve Yeniden İşleme (EMDR), travmatik anıları işlemlerken göz hareketlerini kullanarak hastaların bu anılara verdikleri duygusal tepkileri azaltmayı hedefler. Bu terapi yöntemi, hastaların travmatik olaylarla başa çıkmalarına ve bu olayların üzerlerinde bıraktığı olumsuz etkileri azaltmalarına yardımcı olur. EMDR'nin etkinliği, çeşitli araştırmalarla kanıtlanmıştır ve PTSD tedavisinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Elizabeth M. Goetter, 2023). PTSD tedavisinde psikoterapi ve farmakoterapi yöntemleri, hastaların semptomlarını hafifletmek ve yaşam kalitelerini artırmak için etkili araçlardır. Bilişsel davranışçı terapi, maruz bırakma terapisi ve EMDR gibi terapi yöntemleri, travmatik olaylarla başa çıkma ve olumsuz düşünceleri yeniden yapılandırma süreçlerinde hastalara yardımcı olurken; antidepresanlar, antipsikotikler ve anksiyolitikler gibi ilaçlar da semptomların kontrol altına alınmasında önemli rol oynar. PTSD'nin önlenmesi için çeşitli stratejiler geliştirilmiştir. Bu stratejiler, bireylerin travmatik olaylara maruz kalmalarını azaltmayı ve travmatik olaylar sonrası gelişebilecek stres bozukluklarını önlemeyi amaçlar.

2.1.8 Travma sonrası stres bozukluğu tedavisinde gecikmenin zararları

PTSD tedavisinin gecikmesi, bireyler üzerinde ciddi olumsuz etkilere neden olur. PTSD belirtileri zamanla şiddetlenir ve tedavi edilmediği takdirde daha karmaşık hale gelir. Gecikmiş tedavi, bireylerin semptomlarının daha kötüleşmesine ve iyileşmenin zorlaşmasına sebep olur (Estevez, 2022). PTSD ile ilişkili depresyon ve anksiyete, zamanla artar ve bu durum bireylerin günlük yaşam aktivitelerini yerine getirmelerini zorlaştırır. Tedavi edilmediğinde bu psikolojik bozukluklar daha derinleşir ve bireylerin yaşam kalitesini ciddi şekilde düşürür (Tull, 2020). PTSD, intihar düşünceleri ve davranışları ile ilişkilidir. Tanı ve tedavinin gecikmesi, intihar riskinin artmasına ve bireylerin hayatlarını tehlikeye atmasına neden olur. Tedavi edilmeyen PTSD, kardiyovasküler hastalıklar, obezite, diyabet gibi fiziksel sağlık sorunlarına yol açar. Ayrıca, kronik stresin neden olduğu sistemik inflamasyon, bilişsel işlev bozukluklarına ve diğer sağlık sorunlarına da sebep olur (Estevez, 2022) (Jhilam Biswas, 2018). PTSD birçok problemi de beraberinde getirmektedir.

2.1.9 Travma sonrası stres bozukluğu erken teşhisin önemi

PTSD travmatik olaylar sonrasında gelişen ve bireylerin yaşam kalitesini önemli bir ölçüde etkileyen bir psikiyatrik bozukluktur. Erken teşhis ve tedavi, PTSD'nin bireyler üzerindeki olumsuz minimize etmek ve iyileşme sürecini hızlandırmak açısından kritik öneme sahiptir. PTSD belirtileri zamanla kötüleşebilmekte ve kronik hale gelebilmektedir. Erken teşhis, semptomların kontrol altına alınmasını ve kötüleşmesinin önlenmesini sağlar. Tedavi edilmeyen PTSD, bireylerin işlevselliğini ve yaşam kalitesini ciddi şekilde bozar. PTSD, intihar ve kendine zarar verme davranışları ile yüksek oranda ilişkilidir. Erken teşhis ve müdahale, bu tür riskleri azaltır ve bireylerin güvenliğini sağlar. Tedavi sürecine erken başlanması, bireylerin duygusal düzenlemelerini ve stresle başa çıkma becerilerini de geliştirmelerine yardımcı olmaktadır. (Xue-Rong Miao, 2018). PTSD'nin erken teşhisi ve tedavisi, bireylerin semptomlarını kontrol altına almalarını ve iyileşme süreçlerini hızlandırmalarını sağlar. Gecikmiş tanı ve tedavi, semptomların kötüleşmesine, intihar riskinin artmasına ve genel sağlığın bozulmasına neden olabilmektedir. Bu nedenle, travmatik olaylar yaşayan bireylerin belirtilerinin erken fark edilmesi ve profesyonel yardım almaları hayati önem taşır.

2.2 Olayların Etkisi Ölçeği Testi

IES-R, PTSD tespitinde en çok kullanılan testlerden biridir. IES-R, travmatik bir olayın birey üzerinde yarattığı psikolojik etkileri değerlendirmek amacıyla geliştirilen bir kişisel bildirim ölçeğidir. 22 maddeden oluşan bu ölçek, bireylerin yaşadıkları travmatik olay sonrası yaşadıkları sıkıntıyı, rahatsız edici düşünceleri, kaçınma davranışlarını ve fizyolojik uyarılmayı ölçer. Bu test, üç ana belirti kümesini değerlendirir: istilacı düşünceler, kaçınma ve aşırı uyarılma. IES-R klinik uygulamalarda, araştırmalarda ve gündelik yaşamda yaygın olarak kullanılmakta olup, hızlı ve etkili bir şekilde PTSD belirtilerini tespit etmeye yardımcı olur. Yüksek geçerlilik ve güvenilirlik özelliklerine sahip olan IES-R, travma sonrası stres bozukluğunun teşhisinde önemli bir araç olarak kabul edilir. Bu test tedavi planlamasında kritik rol oynar.

2.2.1 IES-R testi soruları

IES-R testi bünyesinde 22 adet soru barındırır. Bu sorular Tablo 3 (Çorapçıoğlu, 2006) içerisinde listelenmiştir. Testi çözen kişi her bir soruya 0 ila 4 arasında puanlama yapar 0 en az 4 en çok demektir.

Tablo 3. IES-R Soruları

Soru No	Test Sorusu
1	Benzeyen her şey, olayla ilgili duygularımı aklıma getiriyor ve hatırlatıyor.
2	Uykumu sürdürmekte, kesintisiz ve derin bir uyku uyumakta zorlanıyorum, uykum bölünüyor.
3	Olayla ilgisiz ve farklı şeyler dahi bana olayı hatırlatıyor, aklıma getiriyor ve düşündürüyor.
4	Kendimi huzursuz ve öfkeli hissediyorum.
5	Olayı düşündüğümde, olayı hatırlatan şeylerle karşılaştığımda keyfimin kaçmasına, canımın sıkılmasına izin vermiyorum.
6	İstemediğim halde olay aklıma geliyor ve onu düşünmek zorunda kalıyorum.
7	Sanki olayı yaşamamışım, olmamış ve gerçek değilmiş gibi hissediyorum.
8	Olayı hatırlatan durum, yer ve koşullardan uzak duruyorum, kaçınıyorum.
9	Olayla ilgili görüntüler fotoğraf gibi, film gibi gözümün önünde canlanıyor.
10	Ani ses, görüntü ve hareketlerden çabuk irkiliyorum ve abartılı tepkiler veriyorum.
11	Olayı düşünmemeye çalışıyorum.
12	Olayla ilgili birçok duyguyu hala taşıdığımı fark ettim fakat bunların üzerinde durmuyorum ve çözmeye çalışmıyorum.
13	Sanki bütün duygularımı kaybetmiş gibi hissediyorum. Kendimi hissizleşmiş ve donuklaşmış gibi algılıyorum.

14	Zaman zaman olay sırasındaki duygularımı yeniden hatırlıyorum ve sanki o anı yeniden yaşıyormuş gibi tepkiler gösteriyorum.
15	Uykuya dalmakta zorluk çekiyorum.
16	Olayla ilgili yaşadığım duyguları o kadar canlı hatırlıyorum ki, sanki dalga dalga üzerime geliyorlar.
17	Olayı hafızamdan silmeye ve unutmaya çalışıyorum.
18	Dikkatimi toplamada ve yoğunlaşmada zorluk çekiyorum.
19	Olayı hatırlatan şeylerle karşılaştığımda, terleme, kızarma, titreme, çarpıntı, nefes alma güçlüğü, göğüste baskı hissi gibi bedensel belirtiler yaşıyorum.
20	Olayla ilgili rüyalar görüyorum.
21	Kendimi tetikte ve diken üstünde hissediyorum, güvenliğimle ilgili endişeler duyuyorum.
22	Olay hakkında konuşmamaya çalışıyorum.

2.2.2 Dünya'da IES-R testinin geçerlilik ve güvenilirliği için yapılmış çalışmalar

Caiuby ve arkadaşlarının (2012) yaptığı çalışmada, kentsel ve ev içi şiddet olayları yaşamış 45 katılımcı üzerinde IES-R testinin 45 birey üzerinde yapılan güvenirlik ve geçerlilik testleri yapılmıştır. Bu test sonucunda ilgili ölçeğin PTSD taraması için etkili bir araç olduğu gösterilmiştir (Caiuby AV, 2012). Davey, Heard ve Lennings (2015) tarafından yapılan çalışmada, IES-R testinin, Orta Doğulu mülteci kökenli 40 katılımcı üzerindeki psikometrik özellikleri incelenmiş, ölçeklerin güvenilirlik ve ayırt edici geçerlilik açısından iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir (Davey C., 2015). Morina, N., Ehring, T., ve Priebe, S. (2013) tarafından yapılan çalışmada, Balkan savaşlarına katılmış olan 3.313 kişi ve batı Avrupa ülkelerine sığınmış 854 kişi üzerinde uygulanan IES-R testi sonucunda, bu testin PTSD tanısı için bir tarama aracı olarak kabul edilebileceği sonucuna ulaşılmıştır (Morina N, 2013). Tareen ve arkadaşlarının (2012) yaptığı çalışmada, 2005 Pakistan depreminin ardından IES-R testini, PTSD araştırmalarında kullanılmak üzere güvenilirlik ve tatmin edici geçerlilik kanıtlarıyla birlikte Pakistan'da

klinik ve psikolojik travma popülasyonları için kullanılabilir bir psikometrik araç olarak belirlenmiştir (Tareen, 2012).

Murphy ve arkadaşlarının (2017) yürüttüğü çalışmada, Birleşik Krallık'ta tedavi arayan veteranlar üzerinde gerçekleştirilen analizler sonucunda, IES-R testi uygulanmış ve söz konusu testin, PTSD tespiti için ölçüm aracı olarak kullanılabileceği gösterilmiştir (Dominic Murphy, 2017). Sundin ve Horowitz'in (2002) araştırmasında, IES-R testinin psikometrik özellikleri incelenmiş ve ölçek, ebeveyn kaybı, deprem, şiddet, savaş, kokain kullanımı, kaza ve rahatsız edici olaylar gibi çeşitli travmatik deneyimlerden sonra stres tepkilerini ölçmede ve tedavi gerektiren bireylerin belirlenmesinde etkili bir araç olarak belirlenmiştir (Sundin, 2002). Nakamine ve arkadaşlarının (2018) yaptığı çalışmada, 1995 Tokyo metrosundaki sarin gazı saldırısından beş yıl sonra 34 kurban üzerinde yapılan yapılandırılmış röportajlar ve kendi değerlendirme anketleri kullanılarak, PTSD ve belirgin olmayan zihinsel belirtilerin yüksek oranda devam ettiği tespit edilmiş, IES-R'nin PTSD değerlendirmesinde etkili bir araç olduğu belirlenmiştir (Nakamine, 2018). Bienvenu, O. J., Williams, J. B., Yang, A., Hopkins, R. O., ve Needham, D. M. tarafından CHEST dergisinin Temmuz 2013 sayısında yayınlanan çalışmada, akut akciğer hasarı (ALI) ve diğer kritik hastalıklardan kurtulanlarda yaygın olarak görülen PTSD semptomları incelenmiştir. Çalışmada, PDST semptomlarını ölçmek için kullanılan IES-R anketinin, PTSD'nin mevcut en ileri tanısal referans standardı olan Clinician-Administered PTSD Scale (CAPS) ile doğrulanması gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, IES-R'nin ALI'den kurtulanlar arasında mükemmel bir kısa PTSD semptomu ölçme aracı ve tarama aracı olduğu belirlenmiştir (Bienvenu, 2013). Yonemoto ve arkadaşlarının 2012 yılında yaptığı çalışmada, yüksek dereceli osteosarkom (kötü huylu kemik tümörleri) hastası çocukların ve genç yetişkinlerin ebeveynlerinde PDST seviyeleri incelenmiştir. IES-R testini kullanılarak yapılan değerlendirmeler sonucunda, ebeveynlerde PTSD düzeyinin hastalara kıyasla daha yüksek olduğu PTSD seviyesi arttıkça yükseldiği belirlenmiştir (Yonemoto T, 2012).

Veronese ve Pepe'nin (2013) çalışmasında, savaş bağlamında görev yapan yetişkin Filistinli yardımcıların IES-R testinin ölçüm modelleri değerlendirilmiş, bulgular savaş şiddeti bağlamında PTSD taraması için kullanılmasını desteklemiştir (Veronese, 2013). Mystakidou, K. ve arkadaşları tarafından (2007) tarafından yapılan çalışmada, ileri evre

kanser tanısı almış 82 uygun hastaya bir hafta aralıklarla iki kez IES-R testi uygulanmıştır. Sonuçlar, IES-R'nin tatmin edici psikometrik özelliklere sahip olduğunu ve ileri evre kanser hastalarında kanser tanısının etkisini araştırmak için geçerli bir araç olduğunu göstermektedir (Mystakidou, 2007). Sveen, J., Orwelius, L., Gerdin, B., Huss, F., Sjöberg, F., ve Willebrand, M. (2010) tarafından yapılan çalışmada, 147 yanık yaralanması geçirmiş hasta üzerinde IES-R testi uygulanmıştır. Araştırma, IES-R'nin yanık sonrası travmatik sıkıntıyı ölçmek için kullanılabilecek etkili bir tarama aracı olduğunu desteklemektedir (Sveen, 2010). Creamer, Bell ve Failla'nın (2003) yaptığı çalışmada, Vietnam savaşı gazisi katılımcılar üzerinde IES-R testinin psikometrik özellikleri incelenmiş, ölçek yüksek iç tutarlık göstermiştir (Creamer M, 2003). Sharif Nia ve arkadaşlarının (2021) çalışmasında, COVID-19 pandemisi sırasında katılımcılar üzerinde IES-R testinin geçerliliği ve güvenilirliği değerlendirilmiştir. Yapılan analizler sonucunda mükemmel model uyumu ile yüksek güvenilirlik gösterdiği tespit edilmiştir (Sharif Nia H, 2021).

Eid ve arkadaşlarının (2009) çalışmasında, Güneydoğu Asya tsunami felaketi sonrasında bir öğrenci örnekleminde yapılan değerlendirmeler, IES-R testinin tatmin edici güvenilirlik gösterdiği belirlenmiştir (Eid J, 2009). Grassi ve arkadaşlarının (2021) çalışmasında, Suriye savaşından kaçarak Türkiye'deki mülteci kamplarında yaşayan Suriyeli vatandaşlara yönelik psikolojik yardım projeleri kapsamında uygulanan IES-R'nin psikometrik özellikleri değerlendirilmiş, analizler sonucunda anlamlı karşılaştırmalarına olanak tanıdığı tespit edilmiştir (Grassi M, 2021). Madhu, Kumar ve Chandra (2022) tarafından yapılan çalışmada, Koronavirüs'un psikolojik etkilerini değerlendirmek amacıyla IES-R ölçeğinin geçerlilik ve güvenirlik analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu testin COVID-19'un psikolojik etkisini orta veya şiddetli olarak değerlendirdiği belirlenmiştir (Madhu S, 2022). Malinauskienė ve Bernotaitė'nin (2016) araştırmasında, Litvanya'da çalışma yerinde tacize uğrayan çeşitli meslek gruplarından 294 çalışan üzerinde yapılan değerlendirmede, IES-R tesinin yüksek iç tutarlılık gösterdiği bulunmuştur (Malinauskienė V, 2016).

Beck ve arkadaşlarının (2008) çalışmasında, ciddi bir motorlu taşıt kazası deneyimlemiş 182 birey üzerinde yapılan değerlendirmeler, IES-R testinin üç faktörlü yapısını (sızma, kaçınma ve hiperuyaranma) desteklemiş, her bir alt ölçek için yeterli iç tutarlılık

gösterilmiş ve ölçeğin eş zamanlı ve ayırt edici geçerliliği ile sosyal arzu edilebilirlik etkilerinin olmadığı belirlenmiştir, bu da IES-R'nin post-travma fenomenlerini değerlendirmede sağlam bir ölçüm aracı olduğunu göstermektedir (Beck JG, 2008).

Sveen ve arkadaşlarının (2010) yaptığı çalışmada, yanık yaralanmalarından bir yıl sonra hastalara uygulanan DSM Eksen I için Yapılandırılmış Klinik Görüşme (SCID-I) ile IES-R ölçeğinin değerlendirilmesi sonucunda, IES-R'nin toplam puanının PTSD ve subsendromal PTSD'yi taramada yüksek duyarlılık ve özgüllük ile iyi ayırıcı yetenek gösterdiği belirlenmiştir (Sveen J, 2010). Chen ve arkadaşlarının (2011) yaptığı çalışmada, Tayvan'da Tifon Morakot'un neden olduğu sel ve toprak kaymalarını deneyimleyen ergenler arasında IES-R testinin ve ölçeğinin güvenilir ve geçerli bir araç olarak kullanılabileceğini gösterdiği belirlenmiştir (Chen CS, 2011). Park, Park ve Lee'nin (2021) yaptığı araştırmada, yüz yüze hemşirelik görevleri yapan 249 hemşire üzerinde yapılan çevrimiçi anket verileri analiz edilmiş, IES-R testinin yüksek iç tutarlılık gösterdiği sonuçları ile söz konusu test PTSD teşhisi için yararlı bir araç olarak doğrulamıştır (Park YS, 2021). Ab Halim ve arkadaşlarının (2020) yaptığı çalışmada, Malezya'da sel felaketi kurbanları üzerinde gerçekleştirilen IES testinin geçerliliği ve güvenilirliği değerlendirilmiş, ölçek iyi bir model uyumu ve yüksek bileşik güvenilirlik göstermiş, doğal afetlerde travmatik stres semptomlarını ölçmek amacıyla kullanılabilecek hem geçerli hem de güvenilir bir araç olduğu belirlenmiştir (Ab Halim, ve diğerleri, 2020). Tüm bu çalışmalar IES-R testinin PTSD tespitinde bir ön tarama aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

2.2.3 Türkiye'de IES-R testinin geçerlilik ve güvenilirliği için yapılmış çalışmalar

Cetin ve arkadaşlarının (2005) yaptığı Türkçe çalışmada, 1999 Marmara depremi sonrası görev alan 434 gönüllü kurtarma çalışanı ve kontrol grubu olarak 154 asker üzerinde değerlendirmeler yapılmıştır. Kurtarma çalışanlarında IES-R puanlarının önemli derecede yüksek olduğunu göstermiş, kurtarma çalışanları için PTSD risk faktörü olduğunu ortaya koymuştur (Cetin, 2005). Çorapçıoğlu ve arkadaşlarının (2006) çalışmasında, Türkçe versiyonu IES-R testinin PTSD tanısı için geçerliliği ve güvenilirliği incelenmiştir. Yapılan bu çalışmada IES-R testinin Türkçe için de geçerli ve güvenilir olma etkisinin devam ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Bu çalışma sayesinde söz konusu IES-R testinin PTSD teşhisi konulması için Türk katılımcılar ile yerli ve

uluslararası çalışmalarda kullanılabileceği kanaatine varılmıştır (Çorapçıoğlu, 2006). Torun ve Torun SD (2020) tarafından yapılan Türkçe araştırmada, İstanbul Yeni Yüzyıl Üniversitesi Tıp Fakültesi öğrencileri arasında yapılan bir anketle, öğrencilerin hastalık hakkındaki bilgileri, yaşadıkları travmatik durumun etkileri, algılanan stres ve bu stresi etkileyen faktörler incelenmiş; sonuç olarak, IES-R puanlarının klinik öğrencilerinden anlamlı derecede yüksek olduğu bulunmuştur (Torun F, 2020). IES-R testinin Türkiye'de Türkçe dilinde de kullanılabileceği gösterilmiştir.

2.3 Literatürdeki Travma Sonrası Stres Bozukluğunun Erken Teşhisi İçin Yapılmış Çalışmalar

Kagee ve arkadaşlarının (2021) çalışması, HIV tedavisi gören bireylerde PTSD'yi tespit etmek için DSM için geliştirilmiş PTSD Checklist (PCL-5) aracının etkinliğini değerlendirmiştir. Çalışmada, Güney Afrika'nın Cape Town bölgesindeki iki HIV bakım kliniğinde antiretroviral terapi alan 688 hasta üzerinde PCL-5 ve DSM Araştırma Versiyonu için Yapılandırılmış Klinik Görüşme modülü uygulanmıştır. Katılımcılar, HIV bakımı gören bireyler arasından rastgele seçilmiştir ve tüm katılımcılar 18 yaş ve üzerindedir. PCL-5, DSM'te belirtilen 20 PTSD belirtisini değerlendiren 20 maddelik, öz bildirimli bir ölçektir. Çalışmaya katılan 688 hastanın 324'ü (%47,1) travmatik bir olay yaşadığını bildirmiştir ve 101 katılımcı (%14.7, 95% CI [12.2%, 17.6%]) SCID-RV kullanılarak PTSD tanısı almıştır. ROC eğrisi analizi, PCL-5 için 32 kesme puanının optimal duyarlılık (%88) ve özgüllük (%88) sağladığını göstermiştir. PCL-5, PTSD durumunu belirlemede %94.3 (95% CI [92.6%, 96.1%]) doğruluk oranı ile yüksek bir tanısal doğruluk sergilemiştir. Pozitif prediktif değer %56.3 ve negatif prediktif değer %97.7 olarak hesaplanmıştır, bu da PCL-5'in PTSD'yi tespit etmekte etkili bir tarama aracı olduğunu göstermektedir. PTSD'nin erken teşhisi, hastaların uygun tedavilere yönlendirilmesi ve yaşam kalitelerinin artırılması için kritik öneme sahiptir. Kagee ve arkadaşlarının çalışması, PCL-5'in HIV tedavisi gören bireylerde PTSD'yi tespit etmek için etkili bir ölçüm aracı olduğunu göstermektedir (Kagee, 2021).

PTSD, ciddi ve kronik bir ruh sağlığı sorunu olup, yaşam kalitesinde azalmaya ve ekonomik yükün artmasına yol açmaktadır. PTSD'nin erken teşhisi, hastalığın ilerlemesini önlemek ve tedaviye daha iyi yanıt vermek için kritik öneme sahiptir. PTSD, beynin çeşitli bölgelerinde yapısal ve işlevsel değişikliklerle ilişkilidir. Özellikle,

amigdala, anterior singulat korteks ve insula gibi bölgelerde tehdit algılama fonksiyonlarında bozulmalar gözlemlenmiştir. Ayrıca, hipokampus ve prefrontal korteks arasındaki bağlantıların zayıflığı, PTSD gelişimi için bir hassasiyet faktörü olarak görülmektedir. Nörokimyasal faktörler arasında noradrenerjik sistemin düzensizliği öne çıkmaktadır. PTSD hastalarında merkezi ve periferik sempatik aktivitenin artışı ile noradrenalin düzeylerinin yükseldiği bilinmektedir. Bu artış, davranışsal anksiyete ve PTSD semptomlarının şiddeti ile ilişkilidir. PTSD'nin biyomarkerları üzerinde yapılan çalışmalar, özellikle HPA aksının rolünü vurgulamaktadır. Araştırmalar, glukokortikoid reseptör duyarlılığındaki değişikliklerin ve FKBP5 gibi genlerin ekspresyon seviyelerinin PTSD semptomlarının gelişimi ile ilişkili olduğunu göstermiştir. Bu biyomarkerlar, PTSD riskinin değerlendirilmesi ve hastalığın erken teşhisinde kullanılabileceğini kanıtlamıştır (Al Jowf, 2023).

Sadeghi ve arkadaşları (2022) tarafından yapılan çalışmada, akıllı saatler kullanılarak PTSD'nin hiperuyarılma olaylarının tespitine odaklanılmıştır. Bu çalışmada, ABD'li 99 gazi üzerinde yapılan deneylerde, kalp atış hızı ve vücut ivmesi gibi fizyolojik veriler toplanmış ve bu verilere dayalı makine öğrenimi algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmalar arasında Random Forest (Rasgele Orman- RF), Support Vector Machine (Destek Vektörler- SVM), Logistic Regression (LR) ve XGBoost bulunmaktadır. Sonuçlara göre, XGBoost modeli %83'ün üzerinde bir doğruluk ve 0.70 AUC ile en iyi performansı göstermiştir (Sadeghi M, 2022). Araştırmada, kalp atış hızı ve vücut ivmesi verileri kullanılarak PTSD belirtilerinin tespiti için dört farklı makine öğrenimi algoritması eğitilmiştir. XGBoost algoritması, hiperuyarılma olaylarının tespitinde en yüksek doğruluğa sahip olmuştur. Algoritma tahminleri, ortalama kalp atış hızı, minimum kalp atış hızı ve ortalama vücut ivmesi ile korelasyon göstermiştir. Bu veriler, PTSD belirtilerinin erken tespiti için önemli özellikler olarak belirlenmiştir. Bu çalışma, PTSD'nin erken teşhisi için akıllı saatler ve makine öğrenimi algoritmalarının kullanılabileceğini göstermektedir.

COVID-19 pandemisi sırasında PTSD oranlarında önemli bir artış gözlenmiştir. Tele-sağlık hizmetleri, bu dönemde ruh sağlığı bozukluklarının takibinde önemli bir araç haline gelmiştir. Sawalha ve arkadaşlarının (2022) çalışmasında, PTSD'nin erken teşhisi için metin verilerinden duygu analizine dayalı bir makine öğrenimi modeli geliştirilmiştir.

Bu çalışmada, Audio/Visual Emotion Challenge and Workshop (AVEC-19) veri kümesinden yararlanılarak PTSD teşhisi konmuş ve konmamış bireyler arasındaki farklılıklar analiz edilmiştir. Duygu analizi, bireylerin konuşma verilerinden duygusal içerik çıkararak PTSD'nin varlığını tespit etmek için kullanılmıştır. Çalışmada, duygu analiz algoritmaları kullanılarak %80.4 doğruluk oranına ulaşılmıştır (Sawalha J, 2022). Araştırmada, AVEC-19 veri kümesinden elde edilen yarı yapılandırılmış görüşme transkriptleri kullanılmıştır. Bu görüşmeler, Ellie isimli yapay bir karakter tarafından gerçekleştirilmiştir. Katılımcılardan elde edilen metin verileri, VADER, FLAIR ve TextBlob gibi sentiment analiz algoritmaları ile işlenmiş ve bu verilerden duygu yoğunluğu ve kutupluluğu puanları çıkarılmıştır. Bu puanlar, daha sonra makine öğrenimi modelleri (RF, SVM, Gradient Boosting, Linear Discriminant Analysis) kullanılarak PTSD varlığını tahmin etmek için kullanılmıştır. Araştırma sonuçları, VADER analizörü ile RF modelinin en yüksek doğruluk oranına (%80.4) ulaştığını göstermiştir. PTSD olan bireylerin daha fazla negatif duygu ifadeleri kullandığı, PTSD olmayan bireylerin ise daha pozitif duygu ifadeleri kullandığı belirlenmiştir.

Williamson ve arkadaşları (2022) tarafından yapılan çalışmada, DSM için geliştirilen Primary Care PTSD Screen (PC-PTSD-5) aracının sivil bir numunede PTSD teşhisindeki doğruluğu değerlendirilmiştir. Çalışma, birinci basamak sağlık hizmetlerinde entegre davranışsal sağlık danışmanlık hizmeti kapsamında toplanan 198 veri üzerinde gerçekleştirilmiştir. PC-PTSD-5, mükemmel tanısal doğruluk göstermiştir (Williamson MLC, 2022).

Saba ve arkadaşlarının (2022) yaptığı çalışmada 14 onaylanmış PTSD hastası ve 14 sağlıklı kontrol grubundan elde edilen verileri incelenmiştir. Seçilen veriler, performans seviyesini ölçmek için ANOVA ve PTSD beyinlerinde bölgesel işlevsel bağlantıyı araştırmak için Pearson korelasyonu kullanılarak analiz edilmiştir. ML yaklaşımlarında, PTSD ve kontrol deneklerini sınıflandırmak için LR, k nearest neigbor (k-en yakın komşu - KNN) ve SVM kullanılmıştır. SVM modelleri lineer, radyal baz fonksiyonu ve polinomial çekirdeklerle değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlarda PTSD'li bireylerin beyin bölgelerindeki performans seviyeleri, sağlıklı beyin bölgelerine göre sapmalar göstermiştir. KNN ve radyal baz fonksiyonlu çekirdek ile SVM, diğer yöntemler arasında yüksek doğruluk oranları ile sınıflandırma yapmada en iyi performansı göstermiştir

(sırasıyla eğitim, doğrulama ve test veri setleri için KNN: %96.6, %94.8, %98.5 ve SVM: %93.7, %95.2, %99.2). Bu çalışmanın bulguları, PTSD'li bireylerin beyin bölgelerindeki performans ve işlevsel bağlantıları gözlemlemek ve yalnızca önerilen algoritmaları kullanarak PTSD'yi ayırt etmek için bir rehber sağlayabileceği yönündedir (Tanzila Saba, 2022).

Ucuz ve arkadaşlarının (2020) çalışmasında, çocuklukta cinsel istismara maruz kalan çocuklarda depresyon ve PTSD gelişiminin tahmini için bir karar destek sistemi (CADSS) tasarlanmıştır. Bu sistem, yapay sinir ağları (ANN) kullanarak, istismar olayı ve hasta ile ilgili farklı parametreleri değerlendirir. Çalışmada, 149 kız ve 21 erkek çocuğun verileri kullanılmıştır. Sistemde kullanılan giriş parametreleri arasında mağdurun cinsiyeti, cinsel istismar türü, maruz kalma yaşı, bildirme süresi, istismar süresi, istismarcının mağdura yakınlığı, cinsel istismar sayısı, istismar sırasında tehdide ve şiddete maruz kalma durumu, olayı bildiren kişi ve mağdurun zekâ seviyesi bulunmaktadır. Tasarlanan sistemin ortalama doğruluk değeri %99,2 olarak hesaplanmıştır (Ucuz, 2020). Bu sonuçlar, sistemin psikiyatrik değerlendirme sürecinde güvenli bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

2.4 Yapay Zekâ

AI, günümüzde yalnızca bilgisayar bilimi ile sınırlı kalmayan, psikoloji, dilbilim, felsefe ve nörobilim gibi birçok disiplinin katkısıyla gelişen çok yönlü bir araştırma alanıdır. Bu çok disiplinli yapı sayesinde AI, yalnızca teknik sistemlerin değil, aynı zamanda insan benzeri bilişsel süreçlerin de modellenmesini mümkün kılar. AI sistemlerinin bileşenlerini anlamak, bu teknolojinin hem teorik temellerini hem de pratik uygulama alanlarını kavrayabilmek açısından kritik öneme sahiptir.

2.4.1 Yapay zekânın tanımı ve temel bileşenleri

AI, bilgisayar sistemlerinin insan benzeri zihinsel işlevleri yerine getirme kapasitesine sahip olması durumu olarak tanımlanır. Bu işlevler arasında öğrenme, akıl yürütme, problem çözme, doğal dili anlama ve çevresel koşullara uyum sağlama gibi bilişsel yetkinlikler yer alır (Stuart Russell, 2020). AI sistemleri, önceden belirlenmiş kuralların ötesine geçerek, verilerden öğrenme ve yeni durumlara genel kurallar uygulama

becerisine sahiptir. Bu yönüyle AI, yalnızca bir yazılım veya algoritma değil; karmaşık bilgi işleme süreçlerini kapsayan bir teknoloji bütünüdür. AI, birkaç alt disiplinden oluşur. ML, sistemlerin açıkça programlanmadan verilerden öğrenmesini sağlar ve AI uygulamalarının temelini oluşturur. DL, ML'nin bir alt kümesi olarak çok katmanlı yapay sinir ağlarıyla daha karmaşık örüntüleri tanımlayabilir. NLP, insan dilini anlamaya ve üretmeye odaklanırken; robotik ve bilgisayarla görme gibi alanlar fiziksel dünya ile etkileşimi sağlayan alt birimlerdir. Bu bileşenler, günümüzde otonom araçlardan dijital asistanlara kadar geniş bir yelpazede AI sistemlerinin temel yapı taşlarını oluşturmaktadır (Ian Goodfellow, 2016).

AI sistemlerinin çalışma prensibi genellikle büyük veri setleri, algoritmalar ve yüksek işlem gücü etrafında şekillenir. Bu sistemler, istatistiksel öğrenme yöntemleri ile verideki desenleri keşfeder, ardından bu desenler üzerinden karar mekanizmaları geliştirir. Özellikle yapay sinir ağları gibi yöntemler, ses tanıma, görüntü sınıflandırma ve metin analizi gibi görevlerde insan performansını aşan düzeyde başarı göstermektedir (Yann LeCun, 2015). AI'nın en dikkat çeken yönlerinden biri de öğrenme sürecinde elde ettiği çıktıları daha sonra benzer durumlara genelleyerek uygulayabilmesidir. Bu, sistemlerin sabit kurallara değil, öğrenilmiş deneyime dayalı kararlar almasını sağlar. Günümüzde AI, yalnızca teknolojiyle sınırlı kalmamakta; aynı zamanda etik, sosyal ve hukuki alanlarda da tartışılmaktadır. Her bir bileşenin kendine özgü riskleri ve potansiyel faydaları bulunmaktadır. Örneğin, NLP sistemlerinin dil önyargıları taşıması veya bilgisayarla görme modellerinin ırksal önyargılardan etkilenmesi gibi problemler, AI sistemlerinin sadece teknik değil, aynı zamanda sosyo-politik bağlamda da değerlendirilmesini zorunlu kılmaktadır (Binns, 2018). Bu nedenle AI'nin bileşenlerinin teknik düzeyde anlaşılması kadar, bu teknolojilerin toplumla etkileşim biçimlerinin de eleştirel biçimde incelenmesi büyük önem taşımaktadır.

2.4.2 Yapay zekânın disiplinler arası temelleri ve amaçları

AI, temelinde disiplinler arası bir alan olarak şekillenmiş; bilgisayar bilimleri, matematik, istatistik, nörobilim, dilbilim ve psikoloji gibi çeşitli bilim dallarının kesişiminde gelişmiştir. Bu disiplinlerin her biri, AI sistemlerinin mimarisine ve işlevine katkı sunar. Örneğin, bilgisayar mühendisliği algoritmaların ve yazılım sistemlerinin geliştirilmesini sağlarken; istatistik ve matematik, AI'nin öğrenme süreçlerinde kullanılan olasılıksal

modelleme ve optimizasyon tekniklerine temel oluşturur. Nörobilim, özellikle yapay sinir ağlarının geliştirilmesinde önemli bir ilham kaynağı olmuştur (David Silver, 2016). Psikoloji ve bilişsel bilimler ise öğrenme, dikkat, bellek ve karar verme gibi süreçlerin modellenmesinde rehberlik eder. AI araştırmalarının amacı, yalnızca teknik problemlere çözümler üretmek değil, aynı zamanda insan benzeri bilişsel yetenekleri taklit eden sistemler tasarlamaktır. Bu hedef doğrultusunda geliştirilen sistemler, çevrelerinden veri alabilen, öğrendiklerini genelleyebilen ve belirsiz koşullar altında bile mantıksal çıkarımlar yapabilen yapılar olarak tasarlanır. Bu yaklaşım, Alan Turing'in "makine düşünebilir mi?" sorusundan bu yana AI alanının felsefi ve bilimsel çerçevesini belirlemektedir (Turing, 1950). AI'nin nihai hedeflerinden biri, insanlar gibi düşünebilen ve öğrenebilen sistemler geliştirerek karmaşık problemlerde insanlara yardımcı olmak, bazı durumlarda ise insan yeteneklerini tamamlayıcı biçimde devreye girmektir.

Disiplinler arası yapı, AI'nın hem teorik hem de uygulamalı yönlerini zenginleştirmiştir. NLP çalışmaları, dilbilim teorileriyle DL algoritmalarını birleştirerek makinelerin insan dilini anlamasını sağlamıştır. Öte yandan, robotikteki gelişmeler AI'nin fiziksel çevre ile etkileşime geçebilmesini mümkün kılmış; bu da AI'nin yalnızca bilgi işlem düzeyinde değil, aynı zamanda davranışsal düzeyde de uygulanabilir hale gelmesini sağlamıştır (Brooks, 1991). Bu çeşitlilik, AI uygulamalarını çok yönlü ve dinamik bir yapıya kavuşturmuş; sağlık, eğitim, endüstri ve güvenlik gibi birçok sektörde farklı biçimlerde entegre edilmesini mümkün kılmıştır. AI yalnızca teknik bir başarı değil; bilimsel disiplinlerin ortak çabasıyla evrilmiş bir düşünsel dönüşümdür. AI sistemleri, yalnızca algoritmaların çalışmasıyla değil, insan zihnini anlama ve taklit etme çabasıyla şekillenmektedir. Bu yönüyle AI'nın gelişimi hem teknoloji üretimi açısından hem de insan-makine etkileşiminin geleceği bağlamında kritik bir araştırma alanı olarak değerlendirilmektedir. Bu nedenle, AI sistemlerinin geliştirilmeye devam edebilmesi için disiplinler arası iş birliklerinin artırılması, yalnızca teknik değil etik, sosyolojik ve felsefi bakış açılarının da sürece dahil edilmesi gerekmektedir (Boden, 2016).

2.4.3 Yapay zekânın tarihçesi ve gelişim süreci

AI kavramının kökeni, insan zekâsını makineler aracılığıyla taklit etme düşüncesine dayanmaktadır. 1950 yılında Alan Turing'in yayımladığı "Computing Machinery and Intelligence" adlı makalesi, bu alanın ilk teorik temelini oluşturmuştur. Turing'in, bir

makinenin düşünebilme yetisine sahip olup olmadığını sorguladığı bu çalışma, günümüzde Turing Testi olarak bilinen bir AI değerlendirme ölçütünü de ortaya koymuştur (Turing, 1950). Bu teorik temel, 1956 yılında Dartmouth Konferansı'nda "Artificial Intelligence" teriminin resmi olarak literatüre girmesiyle birlikte, AI araştırmalarının sistematik biçimde başlamasına zemin hazırlamıştır (John McCarthy, 2006). 1960'lar ve 1970'lerde AI araştırmaları sembolik sistemler ve kural tabanlı mantık üzerinde yoğunlaşmıştır. Bu dönemde geliştirilen uzman sistemler, belirli alanlarda bilgi tabanları ve çıkarım motorları aracılığıyla kararlar veren sistemler olarak öne çıkmıştır. Ancak bu sistemler, belirsizlik içeren durumlarda yetersiz kalmış, esneklikleri sınırlı olduğu için yaygın kullanım alanı bulamamıştır. Bu sınırlamalar 1980'lerde, öğrenmeye dayalı sistemlerin yani ML ve NN gibi yaklaşımların yeniden ilgi görmesine yol açmıştır (Nilsson, 2010). Bu gelişmeler, AI'nin daha veri odaklı bir yapıya evrilmesine öncülük etmiştir.

1990'lar ve 2000'li yıllarda, bilgi işlem gücündeki artış ve internetin yaygınlaşmasıyla birlikte AI sistemleri büyük veriyle beslenebilir hale gelmiştir. Bu gelişmeler, özellikle 2010 sonrası dönemde DL algoritmalarının gelişmesini ve yaygınlaşmasını mümkün kılmıştır. DL, çok katmanlı yapay sinir ağları ile ses, görüntü ve metin gibi karmaşık veriler üzerinde yüksek doğrulukta sınıflandırmalar yapabilen bir yöntemdir (Yann LeCun, 2015). Google DeepMind'ın geliştirdiği AlphaGo gibi örnekler, insan uzmanlara karşı üstünlük sağlayarak AI'nin potansiyelini küresel ölçekte gözler önüne sermiştir. Günümüzde AI, yalnızca akademik bir araştırma alanı olmaktan çıkmış; sağlık, finans, güvenlik, eğitim, ulaşım ve yaratıcı sanatlar gibi çok çeşitli alanlarda pratik çözümler sunan bir teknolojiye dönüşmüştür. AI'nin bu dönüşümünde temel rol oynayan faktörler arasında açık kaynak yazılım ekosistemi, bulut bilişim altyapıları ve GPU destekli paralel işlem teknolojileri yer almaktadır. Ancak AI'nin gelişimi yalnızca teknolojik değil, aynı zamanda etik ve toplumsal yönleriyle de dikkatle ele alınması gereken bir süreçtir (Luciano Floridi, 2018). Bu nedenle AI araştırmaları günümüzde teknik ilerlemenin yanı sıra; hesap verebilirlik, şeffaflık ve güvenilirlik gibi etik ilkeleri de kapsayacak şekilde genişlemektedir.

2.4.4 Yapay zekânın güncel kullanım alanları ve etkileri

AI, günümüzde birçok sektörde yaygın ve etkili biçimde kullanılmakta olup, sadece bilgi teknolojileri alanında değil; sağlık, eğitim, finans, ulaşım, güvenlik ve kamu hizmetleri gibi geniş bir yelpazede dönüşüm yaratmaktadır. Sağlık alanında, AI tabanlı görüntü işleme algoritmaları sayesinde radyolojik görüntülerde tümör, damar hastalıkları ve iç organ anomalileri yüksek doğrulukla tespit edilebilmektedir (Andre Esteva, 2017). Ayrıca, AI sistemleri, hasta takibi, elektronik sağlık kayıtlarının analizi ve kişiselleştirilmiş tedavi planlaması gibi konularda da sağlık profesyonellerine karar destek mekanizması sağlamaktadır (Joseph Bullock, 2020). COVID-19 pandemisi sürecinde, AI sistemlerinin vaka modelleme ve yayılım tahmininde kullanılması da teknolojinin sağlık alanındaki stratejik rolünü bir kez daha göstermiştir.

Finans sektöründe AI, dolandırıcılık tespiti, risk analizi ve algoritmik ticaret gibi işlemlerde kullanılmaktadır. Bankalar ve sigorta şirketleri, müşteri davranışlarını analiz ederek kredi puanlaması, poliçe belirleme ve yatırım tavsiyeleri üretme gibi konularda AI teknolojilerinden faydalanmaktadır (Davenport, 2018). Ulaşım alanında ise otonom araçlar, rota optimizasyon sistemleri ve trafik yönetim altyapıları AI ile güçlendirilmekte; bu sistemler trafik güvenliği, yakıt verimliliği ve şehir içi hareketliliği artırmaktadır. Eğitim sektöründe ise AI, adaptif öğrenme sistemleriyle öğrencilerin bireysel öğrenme hızına uygun içerikler sunarak öğrenme verimliliğini artırmaktadır.

AI teknolojisinin sosyal etkileri de her geçen gün daha görünür hale gelmektedir. AI destekli sosyal medya algoritmaları, bilgi akışını şekillendirme, kullanıcı davranışlarını yönlendirme ve kamuoyunu etkileme gibi konularda büyük bir rol oynamaktadır (Eytan Bakshy, 2015). Bununla birlikte, iş gücü piyasası üzerindeki etkileri de tartışma konusudur. Özellikle otomasyonun artmasıyla bazı meslekler tehdit altına girerken, yeni meslek alanları da doğmaktadır. AI'nin iş gücü üzerindeki etkileri, ülkelerin dijital dönüşüm politikalarını doğrudan etkilemekte ve yeniden beceri kazandırma (reskilling) programlarının önemini artırmaktadır.

2.4.5 Makine öğrenmesi

ML, açıkça programlanmaksızın bilgisayar sistemlerinin veri yoluyla öğrenmesini ve bu öğrenimi kullanarak kararlar almasını veya tahminlerde bulunmasını sağlayan bir AI alt alanıdır. Yapay zekâ karar alma kısmına daha odaklı iken veri bilimi, veri madenciliği temelinde istatistik olan bir tekniktir (Şahinaslan Ö., 2023). ML sistemleri, büyük ve çok boyutlu veri kümeleri üzerinde çalışarak örüntüleri ve istatistiksel ilişkileri tanımlamaya yönelik algoritmalar geliştirir. Bu sistemler, öğrendikleri bilgilere dayanarak daha önce karşılaşmadıkları veriler üzerinde tahminlerde bulunabilir ve bu yönüyle insan benzeri öğrenme süreçlerini taklit eder (Mitchell, 1997). ML, günümüzde sağlık, finans, perakende, ulaşım ve eğitim gibi pek çok sektörde geniş çaplı uygulamalara sahiptir. Bu kodlama tekniği ile elde edilen eğitim çıktısının orijinalinin bilinmesine ihtiyaç duyulabilmektedir (Şahinaslan, E., 2023). Özellikle son yıllarda artan veri üretimi, gelişmiş veri analitiği teknikleri ve paralel işlem gücündeki artış, ML tabanlı sistemlerin başarımını ve kullanım alanlarını önemli ölçüde genişletmiştir. Örneğin, sağlık alanında hastalık teşhisi, tıbbi görüntü analizi ve genetik veri yorumlama gibi kritik görevlerde; finans sektöründe ise kredi skorlama, dolandırıcılık tespiti ve algoritmik ticaret sistemlerinde ML sistemlerinden yaygın şekilde yararlanılmaktadır (Jordan, 2015). Ancak bu sistemlerin etik ilkeler doğrultusunda geliştirilmesi, önyargılardan arındırılması ve hesap verebilir biçimde tasarlanması, toplumsal faydanın sürdürülebilirliği açısından büyük önem arz etmektedir (Luciano Floridi, 2018). Bu çalışmada, denetimli öğrenme (supervised learning) yöntemi tercih edilmiştir. Denetimli öğrenme, modelin eğitilebilmesi için giriş (özellikler) ve doğru çıktılar (etiketler) içeren bir veri setine ihtiyaç duyar. Model, bu eşleştirilmiş örnekler üzerinden öğrenerek, yeni ve etiketlenmemiş veriler üzerinde tahmin yapma yetisi kazanır. Bu yaklaşım, özellikle sınıflandırma ve regresyon problemlerinde yaygın biçimde kullanılmaktadır. Örnek olarak, e-postaların spam olup olmadığını belirleyen sınıflandırma sistemleri veya emlak piyasasında ev fiyatı tahmini yapan regresyon modelleri gösterilebilir (Kotsiantis, 2007). Bu bağlamda, çalışmada yer alan PTSD teşhis sistemi de denetimli öğrenme çerçevesinde yapılandırılmıştır. Ses ve metin verilerinden çıkarılan özellikler ile katılımcılara ait teşhis etiketleri eşleştirilmiş; ardından bu etiketli veri modeli eğitmek için kullanılmıştır. Modelin, etiketlenmemiş yeni ses ve metin girdileri üzerinde PTSD olup olmadığına ilişkin sınıflandırma yapabilmesi, bu öğrenme sürecinin doğrudan bir sonucudur. Bu

yöntem, özellikle küçük veri setlerinde güçlü genelleme kapasitesi sunan ML algoritmalarının (ör. Logistic Regression, SVM, Random Forest) etkinliğini göstermek açısından önemlidir.

2.4.5.1 Sınıflandırma

Sınıflandırma (classification), ML ve AI alanlarında en yaygın kullanılan denetimli öğrenme tekniklerinden biridir. Temel amacı, gözlemlenen veri örneklerini önceden tanımlanmış kategorilere veya sınıflara atamaktır. Bu süreç, etiketlenmiş eğitim verileri üzerinde modelin örüntüleri öğrenmesini ve sonrasında yeni, görülmemiş örnekler üzerinde doğru sınıf tahminleri yapmasını sağlar (Kotsiantis, 2007). Sınıflandırma teknikleri, ikili (binary) ya da çok sınıflı (multi-class) yapılarda uygulanabilir ve çeşitli alanlarda karar destek süreçlerinde merkezi bir rol oynamaktadır. Sınıflandırma problemleri; e-posta filtreleme (spam/ham), hastalık teşhisi (hasta/sağlıklı), müşteri segmentasyonu, belge sınıflandırması ve duygu analizi gibi birçok sektörel ve akademik uygulamada kritik öneme sahiptir. Bu yaygınlık, sınıflandırma algoritmalarının farklı veri türlerine ve problem yapılarına uyarlanabilirliğini de göstermektedir. Doğruluk, hassasiyet (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skoru gibi metriklerle değerlendirilen bu algoritmalar hem tahmin performansına hem de yorumlanabilirliğe göre seçilmektedir (Pang-Ning Tan, 2018).

Sınıflandırma modelleri, temel istatistiksel yöntemlerden gelişmiş ansambl ve sinir ağı yapılarına kadar geniş bir yelpazeye sahiptir. En sık kullanılan algoritmalar arasında Naive Bayes, SVM, k-Nearest Neighbors (k-NN), Decision Trees, RF, LR ve Gradient Boosting yer almaktadır. Her bir algoritma, veri setinin boyutu, dağılımı, karmaşıklığı ve doğrusal olup olmamasına göre avantajlar ve sınırlamalar sunar (Trevor Hastie, 2009). Sınıflandırma algoritmaları ML'nin temel yapı taşlarından biri olup, karar verme süreçlerini otomatikleştirmek, riskleri azaltmak ve operasyonel verimliliği artırmak için kullanılmaktadır.

2.4.5.2 Lojistik regresyon

Lojistik Regresyon (LR), özellikle ikili sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılan, basit fakat etkili bir doğrusal modeldir. Model, bağımsız değişkenlerin

doğrusal kombinasyonuna sigmoid (lojistik) fonksiyonu uygulayarak, bir olayın belirli bir sınıfa ait olma olasılığını tahmin eder (David W. Hosmer Jr., 2013). Denklem 2.1' de sigmoid fonksiyonu formülasyonu mevcuttur.

$$\boldsymbol{P}\,(\boldsymbol{y}\,=\mathbf{1}|\boldsymbol{x})=\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1}+\boldsymbol{e}^{-(\boldsymbol{\beta_0}+\boldsymbol{\beta_1 x_1}+\cdots+\boldsymbol{\beta_n x_n})}} \qquad (2.1)$$

Elde edilen olasılık değeri genellikle 0.5 eşik değeri ile karşılaştırılarak sınıf ataması yapılır. LR, yüksek yorumlanabilirlik ve düşük hesaplama maliyeti nedeniyle küçük ve orta ölçekli veri setlerinde özellikle tercih edilmektedir (Menard, 2002).

2.4.5.3 Karar ağaçları

Karar Ağaçları (DT), veriyi özelliklerine göre bölerek sınıflandırma yapan, ağaç yapısında modellenmiş denetimli öğrenme algoritmalarıdır. Her iç düğüm, bir özelliğe dayalı karar kuralını temsil ederken; yaprak düğümler sınıf etiketlerini içerir. Ağaç, bilgi kazancı (information gain), Gini indeks veya entropy gibi ölçütlerle en iyi ayırıcı özelliği seçerek veri setini dallara ayırır, bilgi kazancı hesaplaması denklem 2.2'de görülmektedir (Quinlan, 1986).

$$\boldsymbol{Information\ Gain}\ (\boldsymbol{S},\boldsymbol{A})=\ \boldsymbol{Entropy}(\boldsymbol{S})-\sum_{\boldsymbol{v}\in\boldsymbol{Values}\ (\boldsymbol{A})}\frac{\boldsymbol{S_v}}{\boldsymbol{S}}\times\boldsymbol{Entropy}(\boldsymbol{S_v}) \qquad (2.2)$$

Karar ağaçları, yorumlanabilirlikleri ve görselleştirme kolaylıkları nedeniyle sağlık, finans ve eğitim gibi birçok alanda tercih edilmektedir (Decision Trees, 2005).

2.4.5.4 Destek vektör makineleri

Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM), sınıflar arasında en geniş marjini sağlayan hiper düzlemi (decision boundary) bulmaya çalışan denetimli öğrenme

algoritmalarıdır. Model, yalnızca sınıflara en yakın noktalar olan destek vektörlerini dikkate alarak sınıflandırma yapar ve bu sayede genelleme başarısını artırır (Corinna Cortes, 1995).

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) = \mathbf{sign}(\boldsymbol{w}^{\boldsymbol{T}}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) \tag{2.3}$$

SVM, çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak doğrusal ayrılabilir olmayan verileri de yüksek boyutlu uzaylarda ayrılabilir hâle getirebilir. Bu yönüyle, özellikle metin madenciliği, genetik analiz ve görüntü tanıma gibi yüksek boyutlu uygulamalarda oldukça etkilidir (Nello, 2013).

2.4.5.5 K-en yakın komşu

K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors - KNN) algoritması, yeni bir veri noktasını sınıflandırmak için eğitim verisindeki en yakın k komşusunun sınıflarını dikkate alır. Bu komşular arasındaki çoğunluk sınıfı, tahmin edilen sınıf olarak atanır. Komşuluk ilişkisi genellikle denklem 2.4'teki Öklid mesafesi (Euclidean distance) gibi metriklerle belirlenir (T. Cover, 1967).

$$\boldsymbol{d}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x_i}) = \sqrt{\sum_{\boldsymbol{j=1}}^{\boldsymbol{n}} \left(\boldsymbol{x_j} - \boldsymbol{x_{ij}}\right)^2} \tag{2.4}$$

KNN, eğitim süreci olmayan (lazy learning) ve parametre ayarı gerektirmeyen basit yapısı sayesinde hızlı prototipleme için kullanışlıdır. Ancak yüksek boyutlu veya büyük veri setlerinde hesaplama maliyeti artmakta ve ölçeklendirme sorunları yaşanabilmektedir (Altman, 1992).

2.4.5.6 Naive bayes sınıflandırıcısı

Naive Bayes, olasılık temelli bir sınıflandırma algoritmasıdır ve temelini Bayes Teoremine dayandırır (Şahinaslan, Dalyan, ve Şahinaslan, 2022). Algoritma, her bir özelliğin sınıf koşulunda diğer özelliklerden bağımsız olduğunu varsayar (naivite varsayımı) ve bu sayede karmaşık olasılık hesaplamalarını basitleştirerek verimli bir sınıflandırma süreci sunar (Stuart Russell, 2020). Naive bayes hesaplama fonksiyonu denklem 2.5' te görülmektedir.

$$\boldsymbol{P}\,(\boldsymbol{C_k} \mid \boldsymbol{x}) = \frac{\boldsymbol{P}\,(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{C_k}) \cdot \boldsymbol{P}\,(\boldsymbol{C_k})}{\boldsymbol{P}\,(\boldsymbol{x})} \qquad (2.5)$$

2.4.5.7 Rasgele orman sınıflandırıcısı

Rasgele orman (Random Forest, RF), birden fazla karar ağacından oluşan bir topluluk (ensemble) öğrenme yöntemidir. Bu algoritma, eğitim veri setinin farklı örneklemleriyle (bootstrap) oluşturulan çok sayıda karar ağacını eğitir ve tahmin aşamasında bu ağaçların çoğunluk oyu (sınıflandırma) veya ortalaması (regresyon) üzerinden sonuç üretir (Breiman, 2001). Ağaçlar oluşturulurken her düğümde rastgele seçilmiş özellikler arasından en iyi ayırt edici olan seçilir; bu da modelin çeşitliliğini artırarak aşırı öğrenme (overfitting) riskini azaltır. RF özellikle yüksek boyutlu, eksik verili veya dengesiz veri setlerinde başarılı performans gösteren, sağlam ve yorumlanabilir bir algoritmadır. Değişken önem sıralaması üretme özelliği sayesinde, özellik seçimi açısından da analistlere katkı sunar.

2.4.5.8 Ekstrem gradyan arttırma

Ekstrem gradyan arttırma (Extreme Gradient Boosting, XGBoost), gradyan artırmalı ağaç tabanlı modellerin optimize edilmiş bir versiyonudur. Model, her yeni ağacın bir önceki ağaçların hatalarını düzeltmeyi hedeflemesi üzerine kurulu olup, her iterasyonda hatalara daha fazla odaklanarak tahmin doğruluğunu artırır (Tianqi Chen, 2016). Bu yöntem hem

eğitim süresini kısaltmak hem de overfitting riskini azaltmak için düzenlileştirme (regularization) terimleri içerir.

$$\boldsymbol{Obj}\,(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} \boldsymbol{l}\left(\boldsymbol{y_i}, \boldsymbol{y_,}\right) + \sum_{\boldsymbol{k=1}}^{\boldsymbol{K}} \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{f_k}) \qquad (2.6)$$

Eksik veriyle başa çıkabilmesi, paralel işlemeyi desteklemesi ve yüksek doğruluk oranı sağlaması gibi avantajları nedeniyle sağlık, finans ve enerji gibi birçok sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır.

2.4.6 Doğal dil işleme

AI uygulamaları arasında insan-makine etkileşimini doğrudan etkileyen alanlardan biri de NLP'dir. Günlük yaşamda karşılaşılan metinlerin, konuşmaların ve dilsel etkileşimlerin işlenebilmesi, makinelerin yalnızca komutlara değil, aynı zamanda anlamlı dil girdilerine de yanıt verebilmesini mümkün kılar (Servet Badem, 2023). Bu bağlamda, NLP, insan dilini veri olarak ele alıp, bu veriler üzerinde bilişsel ve anlamsal çıkarımlar yapmayı hedefleyen güçlü bir AI alt disiplinidir.

2.4.6.1 Doğal dil işlemenin tanımı ve kapsamı

NLP, bilgisayarların insan dilini algılaması, anlaması, üretmesi ve yorumlamasını sağlayan AI alt alanıdır. NLP, dilin yapısal (sentaktik) ve anlam (semantik) boyutlarını dikkate alarak metin veya konuşma verileri üzerinde işlem yapmayı hedefler. Bu sayede makineler, insanların kullandığı dillerle etkileşime geçebilir hâle gelir. NLP, aynı zamanda dilin anlamını çözümleme, bağlamı kavrama ve farklı dilsel yapılara uygun tepki üretme gibi karmaşık bilişsel süreçleri taklit etmeye çalışır (Martin, 2025). NLP'nin kapsamı oldukça geniştir ve hem dilbilim hem de hesaplamalı yöntemler arasında disiplinler arası bir köprü kurar. Erken dönemlerde kural tabanlı yöntemler ön planda iken, günümüzde istatistiksel ve veri odaklı yaklaşımlar öne çıkmıştır. Özellikle makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerinin gelişmesiyle birlikte NLP uygulamalarında anlam çözümleme, bağlam takibi ve duygu analizi gibi görevlerde önemli başarılar elde

edilmiştir. Bu gelişmeler, özellikle sağlık, hukuk, medya ve eğitim gibi alanlarda doğal dilin otomatik işlenmesini mümkün kılmıştır (Cambria ve White, 2014).

Tablo 4. NLP Uygulama Alanları

Uygulama Alanı	Açıklama
Makine Çevirisi	Bir dilden başka bir dile otomatik çeviri yapılması
Duygu Analizi	Kullanıcı yorumları veya metinlerdeki duyguların (pozitif, negatif, nötr) belirlenmesi.
Metin Sınıflandırma	Metinlerin önceden belirlenmiş kategorilere ayrılması.
Konuşma Tanıma	Konuşmaların metne dönüştürülmesi.
Soru-Cevap Sistemleri	Kullanıcının sorusuna uygun otomatik yanıtlar üreten sistemler.
Özetleme	Uzun metinlerin anlamını bozmadan kısaltılması ve özetlenmesi.
Chatbotlar ve Diyalog Sistemleri	Kullanıcılarla doğal dilde etkileşim sağlayan otomatik asistanlar.
İsim Varlık Tanıma (NER)	Metinlerdeki özel adların, yerlerin, tarihlerin tanımlanması.
Otomatik Yazım ve Dilbilgisi Düzeltme	Yazım ve dilbilgisi hatalarının otomatik olarak düzeltilmesi.
Arama Motorları	Anahtar kelimelerle yapılan aramaların anlamlı sonuçlara yönlendirilmesi.

NLP'nin günümüzdeki başlıca uygulamaları arasında makine çevirisi (ör. Google Translate), metin sınıflandırma (ör. spam tespiti), duygu analizi, soru-cevap sistemleri, otomatik özetleme, chatbotlar, konuşma tanıma ve dil üretimi (text generation) yer

almaktadır. Bu uygulamalar hem yazılı hem de sözlü dil üzerinden çalışmakta ve kullanıcı-makine etkileşimini daha doğal ve verimli hâle getirmektedir. Özellikle konuşma metinlerinin yazıya dökülmesi (speech-to-text) ve ardından bu metinlerin analiz edilmesi, ruh sağlığı gibi dilin içeriksel boyutunun kritik olduğu alanlarda önemli uygulama alanı bulmuştur. Bu çalışmada olduğu gibi, PTSD gibi psikolojik rahatsızlıkların tespitinde kullanılan NLP teknikleri, bireylerin ifade biçimleri, kelime seçimleri, anlatı yoğunluğu ve duygusal içerikleri üzerinden analizler yapabilmektedir. Bu tür uygulamalar, bireyin ruhsal durumu hakkında klinik ölçekte yorum yapma potansiyeli taşıyan sistemlerin geliştirilmesini mümkün kılmaktadır. Dolayısıyla NLP, yalnızca teknik bir araç değil, aynı zamanda sağlık hizmetlerinin kişiselleştirilmesi ve erken teşhis süreçlerinin desteklenmesinde yenilikçi bir bileşen hâline gelmiştir.

2.4.6.2 NLP yöntemleri ve temel teknikler

NLP alanında kullanılan yöntemler, geleneksel kural tabanlı yaklaşımlardan istatistiksel yöntemlere ve derin öğrenmeye kadar geniş bir teknik yelpazeyi kapsamaktadır. NLP projelerinde ilk adım genellikle metin ön işleme (text preprocessing) sürecidir. Bu adımda, metinler dilsel analizler için uygun forma getirilir. Temel ön işleme adımları arasında tokenization (metni kelime ya da cümlelere bölme), lowercasing, noktalama işaretlerinin kaldırılması, stop-word elimination (önemsiz kelimelerin çıkarılması), lemmatization veya stemming (kelimelerin köklerine indirgenmesi) gibi işlemler yer alır (Steven Bird, 2009). Özellik çıkarımı (feature extraction), NLP'de metinleri makine öğrenmesi modelleri tarafından işlenebilir hale getirmenin en kritik aşamasıdır. Geleneksel yöntemlerden Bag-of-Words (BoW) modeli, her belgeyi kelime sıklığına göre vektörleştirirken; TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency), kelimenin belge içindeki önemini daha dengeli şekilde temsil eder. Bu yöntemler, özellikle küçük veri setlerinde ve klasik ML algoritmaları ile yapılan sınıflandırma problemlerinde sıkça tercih edilmektedir (Anand Rajaraman, 2012). Ayrıca n-gram yapıları (örneğin bigram, trigram), dildeki kısa bağlam ilişkilerini analiz etmede faydalı olabilmektedirler.

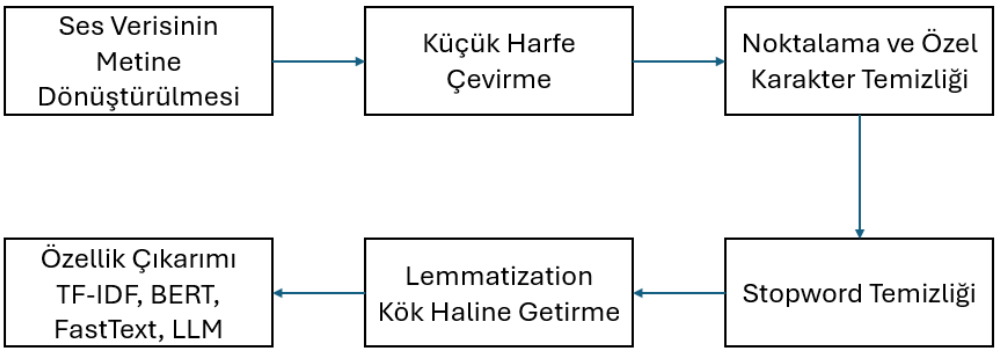
Modern NLP yaklaşımlarında ise daha derin yapılar kullanılmaktadır. Word embedding yöntemleri (ör. FastText), kelimeleri vektör uzayında konumlandırarak semantik benzerlikleri yakalar. Bu temsiller, klasik yöntemlere göre çok daha anlamlı bağlamsal ilişkiler sağlayabilmektedir. Özellikle 2018 sonrası, transformer tabanlı modeller (ör.

BERT, GPT) dilin bağlamını iki yönlü işleyerek büyük ilerleme sağlamıştır (Ashish Vaswani, 2023). Bu modeller, transfer öğrenme sayesinde küçük veri setlerine bile önceden öğrenilmiş dil bilgisi aktarımı yapılmasına olanak tanımaktadır.

Bu çalışmada, konuşma verilerinden elde edilen metinler Whisper modeli aracılığıyla yazıya dönüştürülmüş ve ardından NLP ön işleme teknikleri ile temizlenmiştir. Metinler, TF-IDF gibi klasik vektörleştirme yöntemleriyle sayısal temsillere dönüştürülerek, makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırma modellerine giriş olarak kullanılmıştır. Böylece dilin hem yapısal hem de içeriksel özellikleri, PTSD teşhisine yönelik verimli biçimde analiz edilmiştir. NLP'nin bu uygulama düzeyi, özellikle sağlıkta dijital tanı araçlarının geliştirilmesi ve erken müdahale süreçlerinin desteklenmesi açısından stratejik bir rol üstlenmektedir.

2.4.6.3 Bu çalışmadaki doğal dil işleme süreci

Bu çalışmada, PTSD teşhisine yönelik geliştirilen AI modelinin bir bileşeni olarak, katılımcılardan alınan ses verileri metne dönüştürülmüş ve bu metinler NLP teknikleriyle analiz edilmiştir. Ses verilerinin yazıya çevrilmesi aşamasında OpenAI tarafından geliştirilen Whisper Turbo modeli kullanılmıştır. Bu model, konuşma tanıma alanında güncel ve güçlü bir yapıdır; yüksek doğruluk oranıyla ses sinyallerini metne dönüştürebilmektedir (Alec Radford, 2023). Dönüştürülen metinler, bireylerin anlattığı travmatik deneyimlerin içeriksel analizine temel teşkil etmiştir.



Şekil 4. NLP Sürecinde Takip Edilen Adımlar

Elde edilen metinler üzerinde öncelikle temel metin ön işleme adımları uygulanmıştır. Bu adımlar arasında küçük harfe çevirme, noktalama işaretlerinin temizlenmesi, anlamsız

kelimelerin (stopwords) çıkarılması, kelimelerin köklerine indirgenmesi (lemmatization) ve özel karakterlerin silinmesi yer almaktadır. Bu işlem, metinlerin istatistiksel temsillere dönüştürülmeden önce sadeleştirilmesini ve dilsel gürültüden arındırılmasını sağlamıştır. Bu sayede, modelin yalnızca anlamsal yapı üzerine odaklanması mümkün hâle gelmiştir. Temizlenen metinler üzerinde özellik çıkarımı (feature extraction) işlemlerinden geçirilerek temsilleri elde edilmiştir. Bu temsiller, daha sonra denetimli öğrenme algoritmalarına giriş için hazır hale gelir.

2.4.6.4 Terim sıklığı ve tersine terim sıklığı ile vektör çıkarma

TF-IDF, metin madenciliği ve NLP alanlarında en yaygın kullanılan istatistiksel özellik çıkarım tekniklerinden biridir. Bu yöntem, bir kelimenin belirli bir belgede ne kadar önemli olduğunu ölçmek için hem yerel (doküman düzeyinde) hem de küresel (tüm koleksiyon düzeyinde) bilgi kullanır. Temel prensibi, bir kelimenin bir belgede sık geçmesi önemli bir sinyal olabilir; ancak bu kelime aynı zamanda tüm belgelerde de sık geçiyorsa, ayırt edici gücü düşüktür.

TF-IDF, iki bileşenden oluşur: TF (Term Frequency), kelimenin ilgili belgede kaç kez geçtiğini ölçer; IDF (Inverse Document Frequency) ise bu kelimenin tüm belgelerde ne kadar nadir bulunduğunu ifade eder. Bu iki değer çarpılarak her kelime için ağırlık değeri hesaplanır. Matematiksel olarak denklem 2.7'de gösterilmiştir.

$$TF - IDF\ (t, d, D) = TF(t, d)\ \cdot \log\left(\frac{N}{DF(t)}\right) \qquad (2.7)$$

Bu yöntem sayesinde, her kelime için metinler arası ayırt ediciliği yüksek olan bir sayı elde edilir ve bu değerler, ML algoritmalarına girdi olarak sunulabilecek vektörler hâline getirilir.

2.4.6.5 BERT ile vektör çıkarma

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT), Google tarafından geliştirilen ve NLP alanında devrim niteliğinde bir ilerleme sağlayan, transformer tabanlı

bir dil temsil modelidir. Geleneksel tek yönlü (örneğin sadece soldan sağa) dil modellerinin aksine, bir kelimenin hem solundaki hem de sağındaki bağlamsal bilgiyi aynı anda işleyerek anlam temsillerini üretir. Bu çift yönlü yapı, özellikle anlamı çevresindeki kelimelere bağlı olan ifadelerin daha doğru analiz edilmesini sağlar (Jacob Devlin, 2019).

$$\mathcal{L}_{MLM} = -\sum_{i \in M} \log P\left(t_i \mid X_{\setminus M}\right) \tag{2.8}$$

BERT'in eğitimi, iki temel göreve dayanır: Masked Language Modeling (MLM) ve Next Sentence Prediction (NSP). MLM görevinde, bir cümledeki bazı kelimeler rastgele maskeleme ile gizlenir ve modelden bu eksik kelimeleri tahmin etmesi beklenir. Bu görev, kelimelerin bağlam içerisindeki yerini ve anlamını kavrayabilmesi açısından önemlidir. NSP ise modelin iki cümlenin ardışık olup olmadığını anlamasını sağlar; bu da bağlamsal akışı öğrenmesini güçlendirir. Bu çift görevli ön eğitim süreci sayesinde BERT, çok çeşitli NLP görevlerinde transfer öğrenme yoluyla kullanılabilen güçlü temsiller üretir.

2.4.6.6 FastText ile n-gram tabanlı vektör çıkarma

FastText, Facebook AI Research tarafından geliştirilen ve klasik kelime gömme yöntemlerine (word embedding) göre daha güçlü temsiller sunan bir doğal dil işleme tekniğidir. Word2Vec gibi modeller yalnızca her kelimeye özgü tek bir vektör üretirken, FastText her kelimeyi karakter düzeyinde alt bileşenlere (n-gram'lara) ayırır ve bu alt bileşenlerin vektörlerini birleştirerek nihai kelime vektörünü oluşturur. Bu yapı sayesinde özellikle nadir kelimeler, yeni türetilmiş sözcükler veya yazım hataları gibi durumlarda bile dil temsili sürdürülebilir hâle gelir. Türkçe gibi morfolojik açıdan zengin dillerde FastText, bağlamı anlamlandırmakta klasik yöntemlere göre belirgin bir avantaja sahiptir.

FastText modelinde bir kelime, onu oluşturan karakter n-gramlarının toplamı olarak temsil edilir. Örneğin "travma" kelimesi için 3-gram karakter parçaları: "<tr", "tra", "rav", "avm", "vma", "ma>" gibi parçalara bölünür. Bu parçaların her biri ayrı bir vektörle temsil

edilir ve bunların ortalaması veya toplamı kelimenin gömmesini oluşturur. Bu sayede model, sözlükte daha önce görmediği bir kelimeyi bile, içerdiği karakter yapısından anlamlandırabilir (Piotr Bojanowski, 2017).

$$v_w = \frac{1}{|G_w|} \sum_{g \in G_w} z_g \qquad (2.9)$$

Denklem 2.9, kelime vektörünü oluştururken sadece kelimenin kendisini değil, alt parça düzeyindeki karakter yapılarını da dikkate alır. Model, bu vektörleri Continuous Bag of Words ya da Skip-Gram yapıları üzerinden eğitebilir. Bu çalışmada TF-IDF gibi istatistiksel yöntemlerle karşılaştırıldığında FastText, metinlerdeki anlamsal ilişkileri daha doğru şekilde yakalayabilmiştir.

2.4.6.7 Büyük dil modelleri ile vektör çıkarma

Son yıllarda doğal dil işleme alanında yaşanan en büyük gelişmelerden biri, Large Language Models (LLM) olarak adlandırılan büyük ölçekli dil modellerinin geliştirilmesidir. Bu modeller, milyarlarca parametreye sahip derin öğrenme mimarileri ile büyük hacimli metinler üzerinden eğitilerek, dilin hem istatistiksel hem de anlamsal yapısını üst düzeyde öğrenebilmektedir. Bu çalışmada, metin verilerinden yüksek kaliteli semantik temsiller elde etmek amacıyla Meta AI tarafından geliştirilen LLaMA (Large Language Model Meta AI) ailesine ait, 70 milyar parametreli bir modelden yararlanılmıştır.

LLaMA 3.3 modeli, transformer tabanlı mimarisi sayesinde yalnızca kelime düzeyinde değil, cümle ve paragraf düzeyinde de bağlamsal ilişkileri güçlü şekilde modelleyebilen bir yapıdır. Bu özelliği sayesinde PTSD gibi duygusal olarak yoğun anlatılarda, anlatının semantik bütünlüğünü koruyarak, bireyin travmatik deneyimini dilsel ipuçlarından yakalayabilmektedir. LLaMA 3.3, kelimeler arasındaki uzun menzilli bağımlılıkları takip edebilir, dilsel tonlamaları ve bağlamsal geçişleri hesaba katarak daha rafine embedding'ler üretir (Hugo Touvron, 2023).

$$z_i = \text{Attention}(Q_i, K_i, V_i) + \text{FeedForward}(\cdot) \quad (2.10)$$

2.4.7 Ses sinyalleri işleme

Ses sinyali, hava, su veya diğer ortamlar boyunca yayılan basınç dalgalarının zaman içinde değişimini temsil eden analog veya dijital bir işarettir. İnsan konuşması özelinde ses sinyali, ses telleri tarafından üretilen ve ağız, dil, dudak gibi yapılar aracılığıyla şekillendirilen frekans tabanlı bir veri formudur. Bu sinyaller, belirli zaman aralıklarında örneklenerek dijital forma dönüştürülür ve böylece bilgisayar sistemleri tarafından analiz edilebilir hâle gelir (O'Shaughnessy, 1999). Ses sinyalleri genellikle zamana bağlı genlik değişimleri ile temsil edilir ve konuşma gibi kompleks içeriklerde bu sinyaller çok boyutlu bilgiyi içinde barındırır.

Konuşma sinyali; sesin tonu, şiddeti, sürekliliği, aralığı ve armonik yapısı gibi özellikler bakımından oldukça zengindir. Bu yönüyle, yalnızca dilin içeriğini değil, aynı zamanda bireyin duygusal durumu, stres seviyesi ve bilişsel yükü gibi psikolojik göstergeleri de taşır. Bu nedenle ses sinyalleri, ruh sağlığı analizleri gibi klinik uygulamalarda güçlü bir biyobelirteç olarak değerlendirilmektedir (Nicholas Cummins, 2015). Özellikle ML ve sinyal işleme teknikleri ile sesin frekans yapısı, enerji dağılımı ve spektral özellikleri çıkarılarak psikolojik durumların sınıflandırılması mümkün hale gelmektedir.

2.4.7.1 Ses sinyali işleme yöntemleri

Ses sinyali işleme, ses verilerinin dijital biçimde analiz edilmesini ve işlenmesini sağlayan yöntemler bütünüdür. Bu alan hem zamansal hem de frekans-temelli teknikleri kapsar. Zaman analizlerinde sinyalin genliği zamana göre incelenirken; frekans analizleri sinyalin hangi frekans bileşenlerinden oluştuğunu ortaya koyar. Konuşma sinyalleri gibi karmaşık yapılar, yalnızca genlik üzerinden değil, aynı zamanda frekans bileşenleri ve spektral yapı gibi parametreler üzerinden değerlendirilmelidir (Lawrence Rabiner, 2010). Bu nedenle, ses verilerinden anlamlı özellikler çıkarabilmek için özel matematiksel dönüşümler ve filtreleme teknikleri kullanılır.

Günümüzde konuşma analizi için kullanılan başlıca ses işleme yöntemleri arasında MFCC, LPC ve PLP yer almaktadır. Bu teknikler, insan kulağının frekanslara verdiği tepkiyi taklit ederek, konuşma sinyalini daha anlamlı ve kompakt özellik vektörlerine dönüştürür. Özellikle MFCC, sesin hem fonetik hem de psikolojik bileşenlerini çıkarabilmesi nedeniyle ruh sağlığı alanındaki sınıflandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılmaktadır (Sahidullah, 2012). Bu yöntemlerin her biri, ses sinyallerinden belirli yönleri öne çıkaran algoritmalar içerdiğinden, uygulama amacına göre en uygun yöntem seçilerek kullanılır.

2.4.7.2 Mel frekansı kepstrum katsayıları

Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC), ses sinyallerinden elde edilen frekans tabanlı özniteliklerin psikolojik olarak anlamlı temsillerini oluşturan bir ses işleme tekniğidir. MFCC, insan kulağının frekanslara duyarlılığını taklit eden Mel skalası kullanarak konuşma sinyalini analiz eder. Bu yöntem, ses sinyalini küçük zaman dilimlerine böler, her pencere için Fourier dönüşümü uygular ve ardından Mel filtresi bankaları ile frekans bileşenlerini insan algısına göre dönüştürür. Elde edilen log-enerji değerlerine Discrete Cosine Transform uygulanarak cepstral katsayılar elde edilir (Davis ve Mermelstein, 1980). Bu katsayılar, konuşma sinyalinin hem spektral yapısını hem de fonetik içeriğini temsil eder.

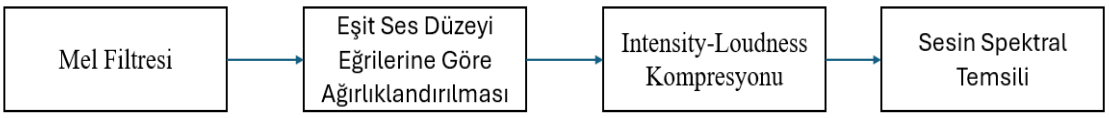
$$c_n = \sum_{k=1}^{K} \log(S_k) \cdot \cos\left[n \cdot \left(k - \frac{1}{2} \cdot\right) \cdot \frac{\pi}{K}\right], \qquad n = 1,2,\dots,N \tag{2.11}$$

MFCC, özellikle konuşma tanıma, konuşmacı doğrulama ve duygu analizi gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Klinik ses analizlerinde, bireyin duygusal durumuna, tonlamasına ve psikolojik durumuna bağlı olarak değişen fonetik özelliklerin yakalanmasında yüksek performans sergiler. PTSD gibi psikiyatrik bozuklukların saptanmasında, bireyin sesinde meydana gelen mikro düzeydeki değişiklikleri tespit etme kapasitesi sayesinde MFCC, güvenilir bir öznitelik çıkarım yöntemi olarak öne çıkmaktadır (Nicholas Cummins, 2015). Bu çalışmada da MFCC, ses kayıtlarının temsil

edilmesinde temel yapı taşı olarak kullanılmış ve sınıflandırma modeline başarıyla entegre edilmiştir.

2.4.7.3 Algısal doğrusal tahmin

Algısal doğrusal tahmin (perceptual linear prediction, PLP), insan işitme sisteminin fizyolojik ve psikoakustik özelliklerini taklit ederek ses sinyalinden daha anlamlı ve kompakt öznitelikler çıkarmayı amaçlayan bir ses işleme tekniğidir. PLP yöntemi, temel olarak LPC tekniğini geliştirerek insan kulağının frekanslara verdiği tepkileri hesaba katar. Bu doğrultuda PLP, üç temel aşamayı içerir: (1) Mel veya Bark ölçeğinde filtreleme, (2) ses sinyalinin eşit ses düzeyi eğrilerine (equal-loudness curve) göre ağırlıklandırılması ve (3) intensity-loudness kompresyonu (örneğin logaritmik sıkıştırma). Ardından klasik LPC algoritması uygulanarak sesin spektral temsili elde edilir.



Şekil 5. PLP Sürecinde Takip Edilen Adımlar

PLP, LPC tabanlı bir modeldir ancak insan işitme sistemine daha uygun özellikler çıkarır. PLP'nin matematiksel olarak net bir "tek formülü" olmasa da temel işlem adımlarını içeren süreç denklem 2.12'deki gibidir (Hermansky, 1990). Spektrum, Bark frekans ölçeğine dönüştürülür ve insan duyusunun logaritmik tepkisini taklit eder.

$$P(f) = \left|FFT\left(x(t)\right)\right|^2$$

$$P'^{(f)} = P(f) \cdot E(f) \qquad (2.12)$$

$$P''(f) = \left(P'(f)\right)^{0.33}$$

PLP, özellikle konuşma tanıma ve duygusal durum analizi gibi görevlerde insan algısına daha yakın temsiller sunması nedeniyle öne çıkmaktadır. Bu yöntemin, frekans çözünürlüğünü insan işitme sistemine uygun şekilde ölçeklendirmesi, düşük boyutlu ancak semantik olarak zengin özniteliklerin çıkarılmasını sağlar. Bu çalışma kapsamında, PTSD gibi psikolojik durumları yansıtan konuşma sinyallerindeki ince varyasyonları yakalamak için PLP analizi uygulanmış ve MFCC ile birlikte kıyaslamalı olarak değerlendirilmiştir. PLP, özellikle tonalite, vurgu ve spektral denge gibi ayrıntılı ses özelliklerine duyarlılığı sayesinde, klinik ses analizlerinde güçlü bir tamamlayıcı araç olarak işlev görmektedir.

2.4.7.4 Doğrusal tahmini kodlama

Doğrusal tahmini kodlama (linear predictive coding, LPC), bir ses sinyalinin mevcut örneklerinin, önceki örneklerin doğrusal kombinasyonu yoluyla tahmin edilmesine dayanan güçlü bir öznitelik çıkarım yöntemidir. LPC, konuşma sinyallerini düşük boyutlu parametrelerle temsil ederek temel frekans yapısını, formatları ve sesli/sessiz bileşenleri analiz etmeye olanak tanır. Model, sinyalin üretim sürecini (yani insan ses yolu) matematiksel olarak modellemeye çalışır ve bu süreçte ses sinyalini "kaynak + filtre" yaklaşımıyla temsil eder (Makhoul, 2005). Bu yaklaşımda, ses tellerinden gelen temel sinyal, ses yolunun şekliyle filtrelenerek dışarıya çıkan konuşma sinyali elde edilir.

$$s(n) = \sum_{k=1}^{p} a_k \cdot s\big(n - k + e(n)\big) \qquad (2.13)$$

LPC, konuşma tanıma, kodlama ve biyometrik doğrulama sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Özellikle konuşmacıya özgü özellikleri (format yapısı, ses tınısı) temsil etme kapasitesi sayesinde bireyin fizyolojik özelliklerinden türeyen ses imzalarını çıkarmada etkilidir. Bu çalışmada, PTSD'li bireylerin konuşmalarında olabilecek mikroskobik ses farklılıklarını analiz etmek amacıyla LPC yöntemi uygulanmıştır. LPC'nin sunduğu düşük boyutlu ama yüksek bilgi içeren temsiller, MFCC ve PLP birlikte

karşılaştırmalı analizlerde kullanılmış ve modelin karar performansını artırmaya katkı sağlamıştır.

2.4.8 Yapay zekâ başarı ölçüleri

AI sistemlerinin başarısını ölçmek, bu sistemlerin etkinliğini ve güvenilirliğini değerlendirmek için kritik öneme sahiptir. AI uygulamalarının çeşitli alanlarda kullanılabilirliği ve performansının doğrulanabilmesi için farklı başarı ölçüleri kullanılır. Bu ölçüler, modelin doğruluğunu, hassasiyetini, özgüllüğünü, F1 skoru gibi değerlendirme metriklerini içerir. Başarı ölçüleri, uygulama alanına ve modelin türüne bağlı olarak değişiklik gösterebilir.

2.4.8.1 Doğruluk

Doğruluk, bir YZ modelinin doğru tahmin ettiği örneklerin toplam örnek sayısına oranıdır. Genellikle sınıflandırma problemlerinde kullanılır ve modelin genel performansını gösterir. Ancak, dengesiz veri setlerinde doğruluk tek başına yeterli bir başarı ölçüsü olmamaktadır (Sokolova, 2009).

$$\boldsymbol{Doğruluk} = \frac{\boldsymbol{Doğru\ Tahminler}}{\boldsymbol{Toplam\ Tahminler}} \tag{2.14}$$

2.4.8.2 Hassasiyet

Hassasiyet, modelin pozitif sınıflandırdığı örneklerin gerçekten pozitif olma oranını gösterir. Özellikle yanlış pozitiflerin maliyetinin yüksek olduğu durumlarda önemlidir (Sokolova, 2009).

$$\boldsymbol{Hassasiyet} = \frac{\boldsymbol{Doğru\ Pozitifler}}{\boldsymbol{Doğru\ Pozitifler + Yanlış\ Pozitifler}} \tag{2.15}$$

2.4.8.3 Duyarlılık

Duyarlılık, modelin pozitif sınıfı doğru bir şekilde tahmin etme oranını ifade eder. Yanlış negatiflerin maliyetinin yüksek olduğu durumlarda önemlidir (Sokolova, 2009).

$$\boldsymbol{Duyarlılık} = \frac{\boldsymbol{Doğru\ Pozitifler}}{\boldsymbol{Doğru\ Pozitifler + Yanlış\ Negatifler}} \quad (2.16)$$

2.4.8.4 F1 skoru

F1 skoru, hassasiyet ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır ve dengesiz veri setlerinde model performansını değerlendirmek için kullanılır. F1 skoru, modelin genel doğruluğunu tek bir metrikle ifade eder (Sokolova, 2009).

$$\boldsymbol{F1\ Skoru} = \mathbf{2\ x}\frac{\boldsymbol{Hassasiyet\ x\ Duyarlılık}}{\boldsymbol{Hassasiyet + Duyarlılık}} \quad (2.17)$$

2.4.8.5 ROC eğrisi

ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi, bir modelin çeşitli eşik değerlerindeki performansını gösterir. AUC (Area Under the Curve), ROC eğrisinin altındaki alanı ölçer ve modelin ayrım yeteneğini değerlendirir (Sokolova, 2009).

AUC = 1: Mükemmel model **AUC = 0.5**: Rastgele tahmin **AUC <0.5**: Kötü model

2.4.8.6 Hata matrisi

Hata matrisi, modelin tahmin performansını dört kategoride özetler: doğru pozitifler (TP), yanlış pozitifler (FP), doğru negatifler (TN) ve yanlış negatifler (FN). Bu matriks, modelin hangi tür hataları yaptığını anlamaya yardımcı olur.

2.4.8.7 Spesifiklik

Spesifiklik, modelin negatif sınıfları doğru bir şekilde tahmin etme oranını gösterir. Yanlış pozitiflerin sayısını azaltmak için önemlidir (Sokolova, 2009).

$$\boldsymbol{Spesifiklik} = \frac{\boldsymbol{Doğru\ Negatifler}}{\boldsymbol{Doğru\ Negatifler} + \boldsymbol{Yanlış\ Pozitifler}} \quad (2.18)$$

3. YÖNTEM

Bu bölümde, araştırmanın temel bileşenleri olan araştırma modeli, evren ve örneklem, veriler ve toplanması, verilerin çözümlenmesi ve yorumlanması gibi konular detaylı bir şekilde ele alınacaktır. Araştırmanın tekrarlanabilir olması için izlenen yollar ve kullanılan teknikler ayrıntılı olarak açıklanacaktır. Bu kapsamda, araştırma sürecinin her aşaması adım adım incelenecek, hangi yöntemlerin ve araçların kullanıldığı, verilerin nasıl toplandığı ve analiz edildiği ayrıntılı bir şekilde belirtilecektir. Ayrıca, araştırmanın kapsamı ve sınırlılıkları da bu bölümde ele alınacaktır.

3.1 Veri Toplama Süreci

Bu alt bölümde, araştırma kapsamında kullanılan verilerin nasıl toplandığı, hangi kriterler doğrultusunda katılımcıların seçildiği ve veri toplama sürecinde izlenen adımlar detaylı biçimde sunulacaktır. Araştırmanın geçerliliğini ve güvenilirliğini sağlamak amacıyla veri toplama süreci etik ilkelere uygun biçimde yapılandırılmıştır. Özellikle travmatik deneyimlere dayalı psikolojik değerlendirmelerin hassasiyeti göz önünde bulundurularak, yöntemsel açıklamalara özen gösterilmiştir.

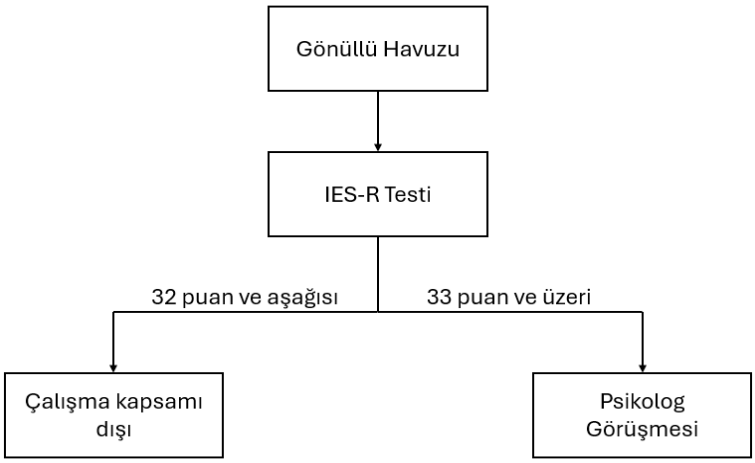
3.1.1 Katılımcı sayısı

Bu araştırmada, PTSD ses verileri üzerinden ML algoritmalarıyla tespitine yönelik bir model geliştirilmesi amaçlanmıştır. Bu doğrultuda, toplam 280 bireyden ses verisi toplanmıştır. Katılımcılar, klinik değerlendirme sonuçlarına göre iki eşit gruba ayrılmıştır: PTSD tanısı konmuş bireylerden oluşan grup (n=140) ve herhangi bir psikiyatrik tanı öyküsü bulunmayan sağlıklı kontrol grubu (n=140). Örneklem büyüklüğü, literatürde benzer nitelikteki AI tabanlı PTSD tespit çalışmalarında kullanılan veri setleri dikkate alınarak belirlenmiştir. Hem istatistiksel güç hem de etik ve saha koşulları göz önünde bulundurularak 280 kişilik örneklem yeterli bulunmuştur.

Çalışma kapsamında öncelikle 1135 kişiye e-posta yoluyla ulaşılarak IES-R ölçeği uygulanmıştır. Bu ön tarama sonucunda 508 kişi 33 ve üzeri puan alarak PTSD açısından riskli grup olarak değerlendirilmiştir. Bu gruptan seçilen 280 bireyle yüz yüze görüşmeler gerçekleştirilmiş ve ses verileri uzman klinik psikolog eşliğinde toplanmıştır.

PTSD grubundaki bireylerin seçimi, klinik psikologlar tarafından yürütülen yapılandırılmış görüşmeler sonucunda gerçekleştirilmiştir. Katılımcıların, geçmişte bir travmatik olaya maruz kalmış olmaları ve bu olay sonrasında PTSD semptomları göstermeleri temel belirleyici kriterler olmuştur. Tanılama sürecinde, DSM-5 kriterleri ile birlikte uzman görüşü ve klinik gözlemler dikkate alınmıştır. Sağlıklı kontrol grubundaki bireyler ise herhangi bir ruhsal bozukluk tanısı almamış, son altı ay içinde psikolojik destek hizmeti kullanmamış kişiler arasından, yaş ve cinsiyet gibi temel demografik özellikler açısından PTSD grubuyla dengeli olacak şekilde seçilmiştir.

Veri toplama süreci iki aşamalı olarak planlanmıştır. İlk aşamada, geniş bir gönüllü havuzuna ulaşılmış ve katılımcılardan, travma sonrası belirti düzeylerini ölçmek üzere IES-R testini doldurmaları istenmiştir. Bu test, travmatik olayların birey üzerindeki etkisini ölçmekte ve puanlama sistemi sayesinde ön değerlendirme imkânı sunmaktadır.



Şekil 6. IES-R Eşik Değeri Uygulaması

Testten 33 puan ve üzeri alan bireyler klinik görüşmeye yönlendirilmiş, görüşmeler sırasında etik kurul onayı ve bilgilendirilmiş onam doğrultusunda ses kayıtları alınmıştır. Sağlıklı bireyler ise psikolog tarafından uygun görülen ve klinik olarak PTSD tanısı taşımayan kişiler arasından seçilmiştir.

Tüm veri toplama süreçleri, etik kurul onayı doğrultusunda ve kişisel veri güvenliği ilkeleri çerçevesinde yürütülmüştür. Katılımcılara çalışmanın amacı, verilerin nasıl kullanılacağı ve anonimleştirileceği açık bir şekilde aktarılmış; ses kayıtlarının yalnızca bilimsel amaçla kullanılacağı ve diledikleri zaman çalışmadan çekilebilecekleri

vurgulanmıştır. Bu hassasiyet, çalışmanın etik geçerliliğini artırmakla birlikte katılımcı güvenini pekiştiren önemli bir unsurdur.

3.1.2 Katılımcıların seçilmesi

Bu çalışmada, PTSD tanısı almış bireyleri güvenilir ve sistematik biçimde belirleyebilmek amacıyla IES-R testinden yararlanılmıştır. IES-R, bireylerin yaşadığı travmatik olayların etkilerini ölçmeyi amaçlayan, 22 maddeden oluşan özbildirim temelli bir ölçektir ve PTSD alanındaki araştırmalarda yaygın biçimde bir ön tarama aracı olarak kullanılmaktadır. Literatürde, bu testten 33 ve üzeri puan alan bireylerin PTSD açısından yüksek risk taşıdığına yönelik güçlü ampirik kanıtlar mevcuttur. Bu doğrultuda çalışmamızda da benzer şekilde, 33 puan ve üzeri alan katılımcılar psikolog görüşmesine yönlendirilmiştir.

Katılımcı havuzu, gönüllülük esasına dayalı başvuru süreci ile oluşturulmuştur. Ön başvurusu kabul edilen adaylara çevrimiçi ortamda IES-R testi uygulanmış, testte bireylerden travmaya dair yaşadıkları belirti sıklıklarını “hiçbir zaman” ile “çok sık” arasında değişen beşli Likert ölçeği üzerinden değerlendirmeleri istenmiştir. Bu test, bireylerin yeniden yaşama, uyarılmışlık ve kaçınma gibi PTSD'nin temel belirti kümelerine dair semptom şiddetini sayısal olarak ifade etmiştir. Toplam puanlara göre, 33 ve üzeri puan alan bireyler yüksek riskli grup, bu değerin altında kalan bireyler ise potansiyel sağlıklı grup adayı olarak değerlendirilmiştir.

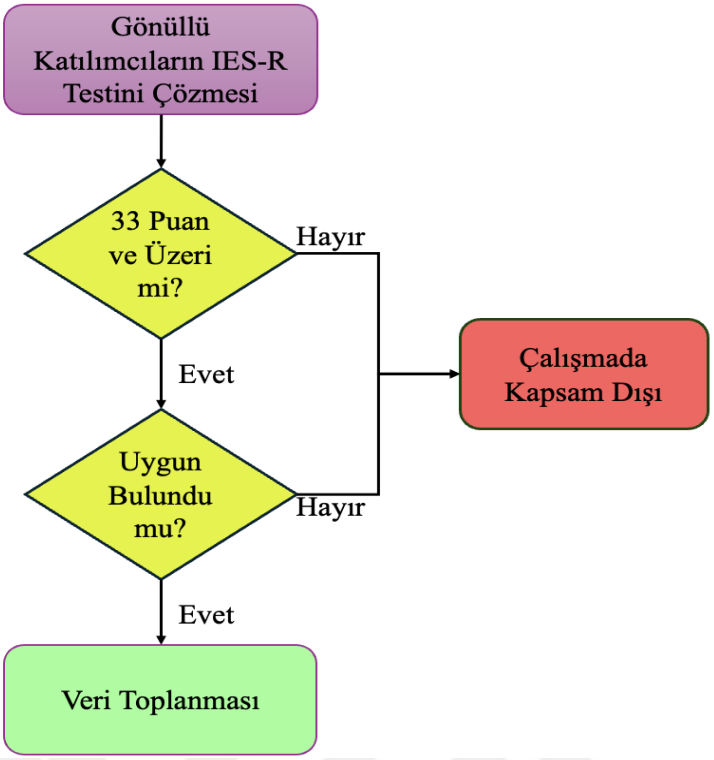
IES-R testinden belirlenen eşik değerin üzerinde puan alan bireyler, klinik psikologlar eşliğinde yürütülen yüz yüze görüşmelere davet edilmiştir. Bu görüşmelerin temel amacı, test puanlarını destekleyici nitelikte niteliksel gözlem, duygusal ifade biçimi ve davranışsal geri bildirim gibi parametreleri de değerlendirerek tanının doğruluğunu sağlamaktır. Psikologlar, yalnızca test skorlarına dayalı bir karar vermek yerine; bireylerin anlatım dili, ses tonu, göz teması ve duygu regülasyonu gibi klinik sinyalleri de göz önüne alarak çok katmanlı bir tanılama süreci yürütmüştür. Böylece, psikometrik ölçüm ile klinik gözlemin birleştirildiği bütüncül bir değerlendirme yöntemi uygulanmıştır.

IES-R testinin bu çalışmada bir ön eleme aracı olarak kullanılması hem uygulama kolaylığı hem de psikolog kaynaklarının verimli kullanımı açısından önemli avantajlar sağlamıştır. Geniş başvuru havuzu içerisinden yalnızca riskli bireylerin ayrıştırılması, hem etik prensiplere uygun bir katılımcı seçim süreci sunmuş hem de veri güvenilirliğini artırmıştır. Psikolog değerlendirmeleri ile test sonuçlarının yüksek oranda örtüşmesi, IES-R'nin bu çalışmada kullanılan örneklem üzerinde geçerli ve güvenilir bir ölçüm aracı olduğunu da desteklemektedir. Bu sayede katılımcı seçimi bilimsel tutarlılık, etik hassasiyet ve uygulama kolaylığı açısından sağlam temellere dayandırılmıştır.

3.1.3 Psikolog görüşmesi

Bu çalışmada tanı güvenilirliğini ve verinin bilimsel geçerliliğini artırmak amacıyla, PTSD tanısı yalnızca IES-R testi skorlarına dayanılarak konulmamış, aynı zamanda alanında uzman klinik psikologlar tarafından yürütülen birebir yüz yüze görüşmelerle doğrulanmıştır. Bu görüşmeler, yapılandırılmış ancak klinik esnekliği koruyan bir formatta gerçekleştirilmiştir. Görüşmelerde katılımcıların test sonuçlarının arka planı detaylı olarak ele alınmış; yaşadıkları travmatik olaylar, bu olaylara verdikleri bilişsel ve duygusal tepkiler bütüncül bir şekilde değerlendirilmiştir. Böylece, nicel veriler nitel gözlemlerle desteklenmiş ve model eğitimi için daha sağlam etiketlenmiş veri elde edilmiştir.

Psikologlar, görüşme sırasında yalnızca katılımcının ifade ettiği olay içeriğini değil; aynı zamanda anlatım biçimi, ses tonu, duraksamalar, duygusal tepkiler ve beden dili gibi sözel ve davranışsal göstergeleri de değerlendirmiştir. PTSD hastalarında sık gözlemlenen duygusal küntlük, anlatım sırasında kaçınma davranışları, göz teması kurmaktan kaçınma, ses tonunda titreme, derin nefes alma gibi belirtiler, psikologların tanı sürecinde dikkate aldığı önemli ipuçları arasında yer almıştır. Bu gözlemsel veriler, katılımcının IES-R testindeki sonuçlarıyla karşılaştırılmış; çelişkili durumlarda daha derinlemesine analiz yapılarak nihai teşhis oluşturulmuştur.



Şekil 7. Çalışmaya Dahil Edilme Kriteri

Tanı sürecinin sistematik ve güvenilir olabilmesi için, her katılımcı görüşmesi standartlaştırılmış değerlendirme formları ile belgelenmiştir. Bu formlarda psikologun gözlemleri, olayların yarattığı duygusal yük, anlatım yoğunluğu, baş etme mekanizmaları gibi klinik kriterler detaylı biçimde kaydedilmiştir. Ayrıca çalışmanın metodolojik sağlamlığını artırmak amacıyla, rastgele seçilen bazı görüşmeler ikinci bir klinik psikolog tarafından bağımsız olarak tekrar değerlendirilmiştir. Bu çapraz kontrol uygulaması sayesinde, tanı sürecindeki sübjektif etki minimize edilmiş ve tanı güvenilirliği Cohen's Kappa katsayısı kullanılarak ölçülmüş; sonuçlar yüksek düzeyde tutarlılık göstermiştir.

Bu çok katmanlı doğrulama süreci sayesinde, elde edilen etiketli veri seti yalnızca sayısal doğruluk açısından değil; aynı zamanda klinik olarak da geçerli ve güvenilir bir yapıya kavuşmuştur. Yapay zekâ modeli bu güçlü veri temeliyle eğitilmiş olup, yalnızca teknik başarım açısından değil, gerçek yaşam klinik senaryolarıyla uyumluluk açısından da tatmin edici sonuçlar sunması beklenmektedir. Bu yaklaşım, çalışmanın yalnızca algoritmik bir başarı hedefinden öteye geçerek, ruh sağlığı profesyonellerinin uygulama sahasına katkı sunabilecek nitelikte etik ve bilimsel bir zemine oturmasını sağlamıştır.

3.1.4 Etik kurul onayı ve bilgilendirilmiş onam

Bu çalışma, insan katılımcılarla yürütülen deneysel bir araştırma olması nedeniyle araştırma etiği ilkeleri doğrultusunda titizlikle planlanmış ve gerekli tüm yasal ve akademik izin süreçleri eksiksiz olarak yürütülmüştür. Araştırmaya başlanmadan önce, çalışmanın kapsamını ve yöntemini ayrıntılı biçimde açıklayan bir dosya hazırlanarak üniversitenin etik kuruluna başvuruda bulunulmuştur. Bu dosyada çalışmanın amacı, katılımcı seçim kriterleri, veri toplama teknikleri, veri güvenliği önlemleri ve kişisel mahremiyete ilişkin stratejiler detaylı şekilde yer almıştır. Etik kurul tarafından yapılan değerlendirmede yalnızca çalışmanın bilimsel niteliği değil, aynı zamanda birey haklarına ve insan onuruna gösterilen özen de dikkate alınarak onay verilmiştir.

Etik kurulun üzerinde özellikle durduğu hususlardan biri, çalışmada toplanacak verilerin biyometrik ve kişisel nitelik taşımasıdır. Ses kayıtları gibi doğrudan kimliklenebilir bilgiler, 6698 sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu (KVKK) ve Helsinki Bildirgesi çerçevesinde korunmuş; verilerin yalnızca bilimsel amaçlarla kullanılacağı, anonimleştirileceği ve üçüncü şahıslarla paylaşılmayacağı hususları garanti altına alınmıştır. Verilerin depolanma süresi, erişim yetkileri ve imha yöntemleri de bu kapsamda açık bir şekilde tanımlanmıştır. Katılımcıların çalışmadan istediği zaman çekilme hakkı olduğu açıkça belirtilmiş, gönüllülük esasına uygunluk sürekli gözetilmiştir.

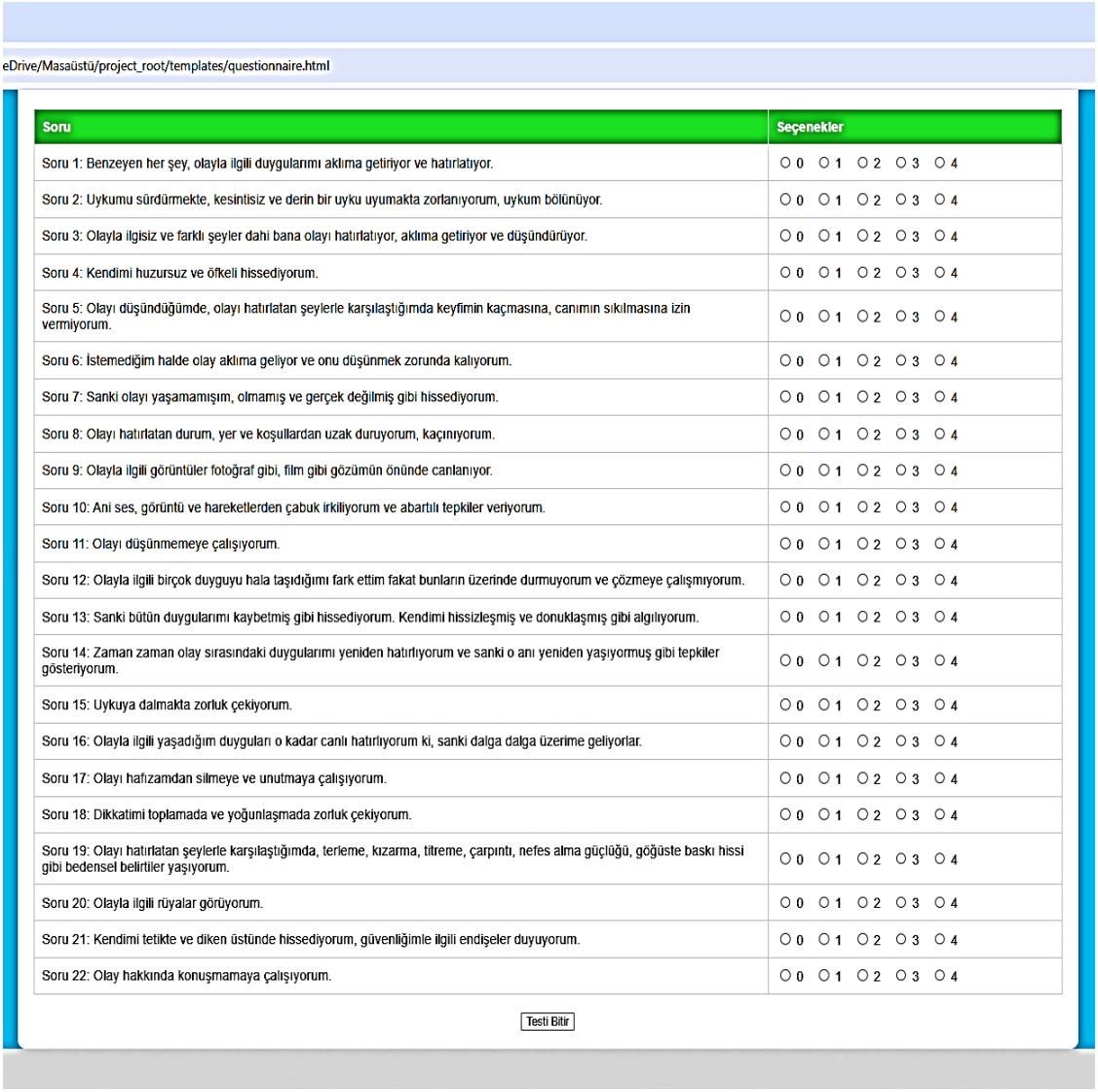
Bilgilendirilmiş onam süreci, araştırmanın etik yapısının en önemli bileşenlerinden biri olarak ele alınmıştır. Katılımcılara, çalışmanın amacı, uygulanacak prosedürler, hangi tür verilerin toplanacağı, bu verilerin nasıl işleneceği, hangi süreyle saklanacağı ve hangi koşullarda imha edileceği anlaşılır ve sade bir dille açıklanmıştır. Her katılımcıdan yazılı onam alınmış; özellikle ses kaydı alınması gibi hassas veri toplama süreçleri öncesinde, ek olarak ayrı bir bilgilendirme formu sunulmuştur. Bu formlarda, katılımcıların rızalarının tamamen özgür iradeye dayandığı ve herhangi bir baskı altında kalmadıkları belirtilmiştir. Onam formları hem dijital ortamda hem de fiziksel kopyalarla arşivlenmiştir.

Etik kurallara sıkı sıkıya bağlı kalınarak yürütülen bu yapılandırılmış süreç, yalnızca katılımcı güvenliğini ve mahremiyetini sağlamakla kalmamış, aynı zamanda toplanan

verilerin doğallığını ve kalitesini de önemli ölçüde artırmıştır. Katılımcıların kendilerini güvende hissetmeleri, ses ve anlatım verilerinde daha içten ve dürüst ifade biçimlerini mümkün kılmıştır. Bu durum, yapay zekâ ile PTSD teşhisi gibi son derece hassas bir konuda geliştirilecek modelin etik ve bilimsel zeminde temellendirilmesini sağlamıştır. Sonuç olarak, bu çalışma yalnızca teknolojik bir yenilik değil, aynı zamanda araştırma etiği açısından örnek teşkil edecek bir uygulama modeli ortaya koymaktadır.

3.2 Anket ve Tarama Aracı: IES-R Testi

IES-R testi, bu çalışmada PTSD riski taşıyan bireyleri ön tarama yoluyla belirlemek amacıyla stratejik bir araç olarak kullanılmıştır. Katılımcı havuzu geniş bir popülasyondan oluşturulmuş olup, her bireyin klinik değerlendirmeye alınması hem zaman hem de kaynak açısından mümkün olamayacağı için, nesnel ve güvenilir bir ölçek olan IES-R ile ön eleme süreci gerçekleştirilmiştir. Bu yaklaşım sayesinde yalnızca belirli bir eşik değerin üzerinde puan alan bireyler psikolog görüşmesine yönlendirilmiş, böylece hem etik hem de lojistik açıdan sürdürülebilir bir değerlendirme süreci yapılandırılmıştır. Katılımcılara IES-R testi çevrimiçi bir platform aracılığıyla uygulanmış, böylece geniş bir aday grubuna hızlı ve pratik biçimde erişim sağlanmıştır. Test sonuçları sistematik olarak analiz edilmiş ve 33 puan ve üzeri alan bireyler yüksek risk grubuna dahil edilmiştir. Bu eşik değer, literatürde PTSD açısından anlamlı semptomların başladığı seviye olarak kabul edilmekte ve psikolojik değerlendirme için bir dönüm noktası işlevi görmektedir. Testin nicel verileri, bireylerin yaşadıkları travmalara dair duygu yoğunluklarını, kaçınma eğilimlerini ve fizyolojik belirtilerini anlamada önemli ipuçları sunmuş ve ön tanı sürecine zemin hazırlamıştır. Kullanıcıların veri toplama sürecindeki deneyimini arttırabilmek amacıyla, araştırmacı tarafından, test sorularını cevaplayabilecekleri arayüz tasarlanmıştır, arayüz ekran görüntüsü şekil 8'deki gibidir.



Şekil 8. IES-R Testi Kullanıcı Arayüzü

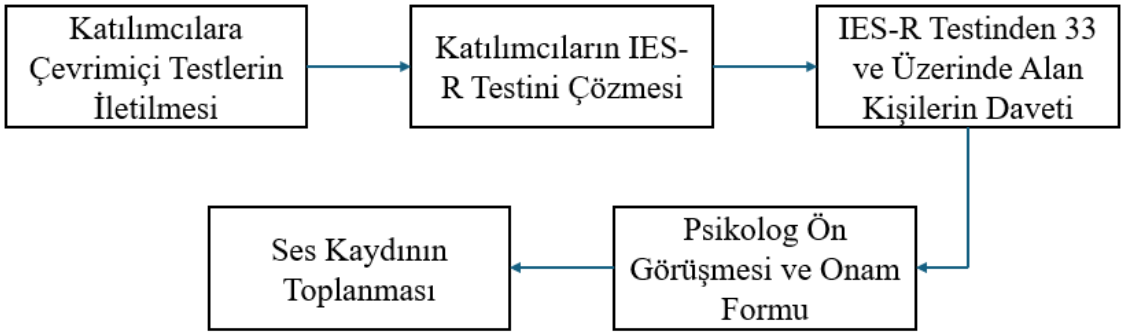
IES-R testi bu çalışmada yalnızca nicel bir filtreleme aracı olarak değil, aynı zamanda AI modelinin eğitileceği etiketli veri setinin doğru şekilde oluşturulmasına da katkı sağlamıştır. Modelin başarılı bir şekilde eğitilebilmesi için "PTSD var" ve "PTSD yok" şeklinde doğru ve güvenilir şekilde etiketlenmiş örneklere ihtiyaç duyulmuştur. IES-R testinden 33 ve üzeri puan alan bireyler psikologla yapılan görüşme sonucunda PTSD grubuna dahil edilmiştir. Söz konusu testten 32 ve altında puan alan bireylerden psikoloğun uygun gördükleri ise sağlıklı kontrol grubuna alınmıştır. Bu çift katmanlı tanılama sistemi, etiketleme hatalarının önüne geçmek ve modelin genel geçer performansını artırmak adına oldukça kritik bir rol oynamıştır. Sonuç olarak IES-R testi, çalışmanın klinik geçerliliği yüksek olan bir AI modeline dayanmasını sağlamış; psikolog

kaynaklarının etkili kullanılmasına, veri toplama sürecinin sistematik ilerlemesine ve nihai olarak etik sorumlulukların yerine getirilmesine katkıda bulunmuştur. Testin bu ön tarama işlevi hem araştırmacı hem de katılımcı açısından süreci kolaylaştırmış; travma sonrası psikolojik etkilenimi yüksek bireylerin erken saptanmasına olanak tanımıştır. Bu yapı, AI ile insan psikolojisinin kesiştiği alanlarda güvenilir veri elde etmenin en etkili yollarından birini temsil etmektedir.

3.3 Ses Verisi Toplama ve İşleme

3.3.1 Ses kaydının alınma süreci

Bu çalışmada, AI tabanlı PTSD teşhis modelinin eğitilebilmesi için ihtiyaç duyulan ses verileri, klinik ortamda psikolog eşliğinde gerçekleştirilen birebir görüşmeler sırasında toplanmıştır. Her bir katılımcı, daha önce yaşadığı travmatik bir olayı anlatmaya teşvik edilmiş ve bu süreçte doğal, yönlendirilmemiş bir anlatım ortamı sağlanmıştır. Katılımcının anlatım sırasında kendi kelimeleriyle ifade özgürlüğünü koruması hedeflenmiş, böylece spontane konuşma yapısı korunmuştur. Psikologlar, yalnızca süreci kolaylaştıracak kısa yönlendirmelerde bulunmuş, müdahale etmeksizin gözlem yaparak duygusal ve anlatı derinliğini yakalamaya odaklanmıştır. Ses kaydı alınan görüşmeler, önceden bilgilendirilmiş onam formları doğrultusunda gerçekleştirilmiş ve her katılımcıya görüşmenin sesli olarak kaydedileceği açıkça belirtilmiştir. Kaydın amacı, kapsamı, saklama süresi ve güvenlik politikaları katılımcılara ayrıntılı biçimde açıklanmış; gönüllü onayları yazılı olarak alınmıştır. Görüşmeler sırasında kayıt dışı müdahalelerden kaçınılmış ve mümkün olduğunca sessiz, yankısız bir ortam tercih edilmiştir. Bu koşullar, veri kalitesinin artırılması kadar katılımcının kendini güvende hissetmesini de sağlamıştır. Psikologlar, görüşme süresince hem sözel hem de duygusal akışı dikkatle takip etmiş, olası travmatik tetikleyicilere karşı destekleyici bir tutum sergilemiştir. Veri toplama süreci şekil 9'da görselleştirilmiştir.



Şekil 9. Veri Toplama Süreci

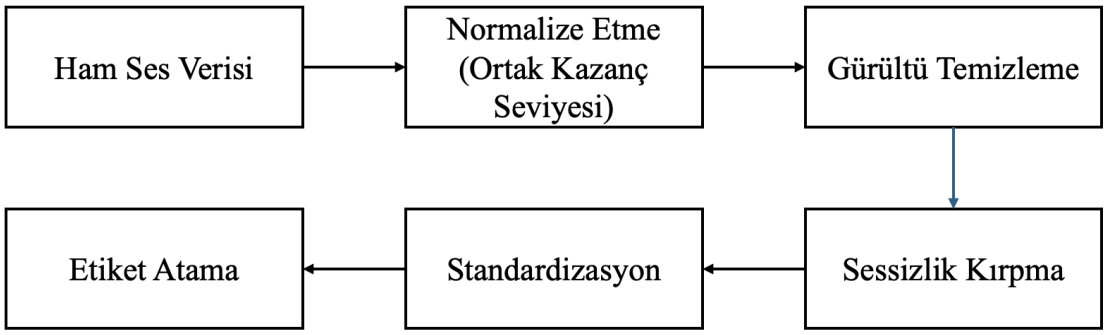
Toplanan ses kayıtları, çalışmanın ileri aşamalarında sinyal işleme teknikleriyle analiz edilmek üzere dijital formata aktarılmış ve güvenli veri depolama protokollerine uygun şekilde şifreli sistemlerde saklanmıştır. Dosya isimlendirme ve etiketleme işlemleri, katılımcı kimliğini gizleyecek şekilde anonimleştirilmiştir. Bu sayede veri güvenliği, mahremiyet ve araştırma etiği ilkeleri çerçevesinde sürdürülebilir bir altyapı oluşturulmuştur. Doğal, gerçek yaşam anlatılarından elde edilen bu ses kayıtları, PTSD'nin ses temelli biyo belirteçlerini araştırmak ve AI sistemlerine aktarmak açısından yüksek değere sahip olmuştur.

3.3.2 Ses verisi ön işleme

Toplanan ses verileri, AI modellerinin doğru şekilde eğitilebilmesi için ön işleme (preprocessing) adımlarından geçirilmiştir. Ses verisi, ham haliyle çeşitli gürültüler, kayıt artefaktları ve tutarsız sinyal düzeyleri içerebileceğinden, bu verilerin doğrudan modele verilmesi hem analiz gücünü zayıflatmakta hem de modelin genelleme kapasitesini düşürmektedir. Bu nedenle, veriler ilk olarak ses sinyalinin genel seviyesini dengeleyen normalize etme işlemiyle işlenmiştir. Normalize etme, tüm ses kayıtlarını ortak bir genlik düzeyine getirerek veri setinde tutarlılığı sağlamış ve modelin örnekler arasında ayrım yaparken yalnızca semantik/sesli içerik farklılıklarına odaklanmasını kolaylaştırmıştır. Gürültü temizliği (noise reduction) süreci, ön işleme aşamasının en kritik adımlarından biri olmuştur. Özellikle ortamdan kaynaklı düşük frekanslı arka plan gürültüleri, hava akımı, dış sesler veya kayıttaki cihazdan kaynaklanan parazitler çeşitli filtreleme teknikleri ile temizlenmiştir. Bu amaçla spektral gating, bandpass filtreleme ve düşük eşik frekans düzeltmeleri gibi sinyal işleme teknikleri kullanılmıştır. Gürültü temizliği, yalnızca sesin netliğini artırmakla kalmamış; aynı zamanda MFCC, LPC ve PLP gibi

özellik çıkarım algoritmalarının daha doğru çalışmasına katkı sağlamıştır. Böylece modelin eğitiminde kullanılacak özelliklerin bilgi yoğunluğu korunmuş ve dışsal değişkenler en aza indirilmiştir.

Ön işleme sürecinde ayrıca sessizlik tespiti ve kırpma (silence trimming) işlemleri uygulanmıştır. Görüşmeler sırasında yaşanan uzun sessizlikler, duygusal duraksamalar ya da psikoloğun müdahaleleri gibi model için anlam taşımayan bölümler ses dosyalarından çıkarılmıştır. Bu işlem sırasında, duygusal yoğunluğu barındıran doğal duraksamalar ve titremeler korunmaya özen gösterilmiş, yalnızca analiz açısından anlamsız ve boşa alan kaplayan bölümler temizlenmiştir. Bu adım, hem modelin eğitileceği örneklerin süresini optimize etmiş hem de daha kısa, homojen ve bilgi açısından yoğun bir veri seti oluşmasına katkı sağlamıştır. Son olarak, ön işleme tamamlanan ses verileri, modelleme sürecinde kullanılacak şekilde standart formatlara dönüştürülmüş ve yeniden adlandırılarak veri setine entegre edilmiştir. Bu yapılandırma süreci, ses verilerinin istikrarlı ve karşılaştırılabilir hale gelmesini sağlamıştır. Ayrıca her bir ses kaydı, ilgili etiket bilgisi (PTSD = 1, Sağlıklı = 0) ile eşleştirilerek ileri düzey sinyal işleme ve makine öğrenmesi adımlarına hazır hale getirilmiştir.



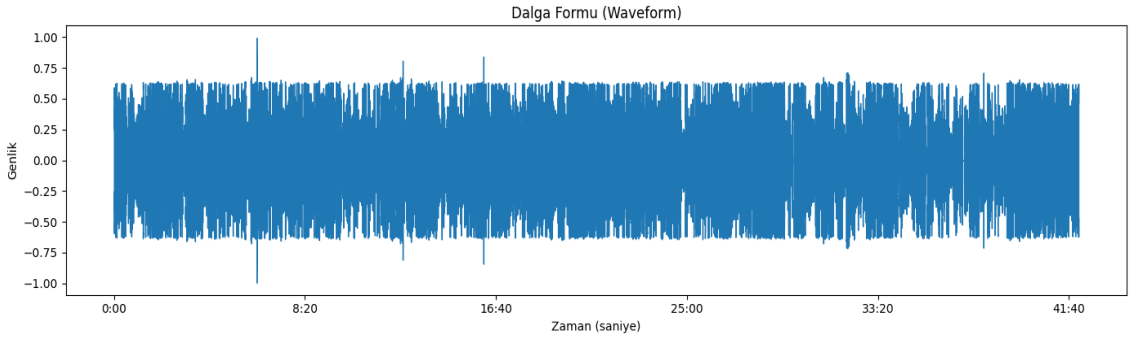
Şekil 10. Ses Verisi Ön İşeme Adımları

Bu sistematik ön işleme süreci, ses temelli AI modellerinde genellikle göz ardı edilen ama model başarısını doğrudan etkileyen önemli bir bileşen olarak bu çalışmada detaylı bir şekilde ele alınmıştır.

3.3.3 Özellik çıkarımı yöntemlerinin uygulanması

AI modellerinin ses verisi üzerinden etkili bir şekilde öğrenme gerçekleştirebilmesi için, ses sinyallerinin matematiksel olarak temsil edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla, ses kayıtlarından anlamsal bilgi taşıyan niteliklerin çıkarılması için çeşitli özellik çıkarımı yöntemlerine başvurulmuştur. Bu çalışmada, ses verisinin fonetik yapısını en iyi temsil eden üç yaygın teknik kullanılmıştır: MFCC, LPC ve PLP. Bu teknikler, sesin frekans yapısını insan işitme sistemine benzer biçimde modelleyerek, PTSD gibi duygu yoğunluğu barındıran konuşmalardaki yapısal farklılıkların sayısal olarak yakalanmasını mümkün kılmıştır.

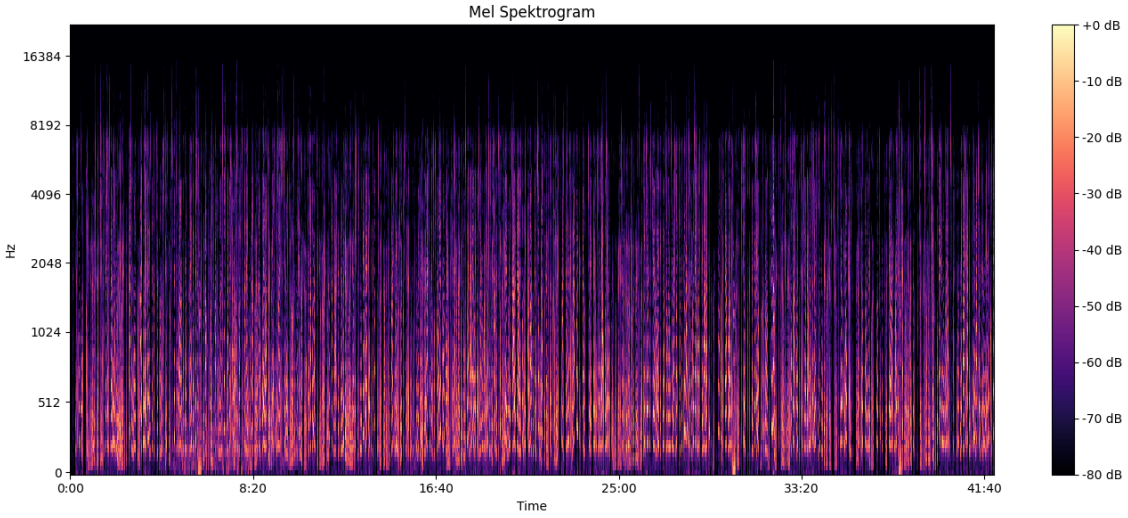
MFCC yöntemi, konuşma sinyalini kısa zamanlı analizlere ayırarak her çerçeveden insan kulağının duyarlılığına uygun mel-frekans bandında enerji dağılımı bilgisi elde eder. Bu teknik, özellikle konuşmanın fonetik içeriğini temsil etmede oldukça başarılıdır. PTSD hastalarının konuşmalarında sık görülen ses tonundaki titreme, bozulmuş artikülasyon ve düşük enerji gibi parametreler, MFCC aracılığıyla doğrudan yakalanabilir hale gelmiştir. MFCC'nin zaman-frekans düzlemi üzerinde sunduğu kompakt temsiller, modelin konuşma boyunca dinamik değişimleri tanımasını kolaylaştırmış ve sınıflandırma başarısını doğrudan etkilemiştir.



Şekil 11. Ses Verisi Dalga Formu

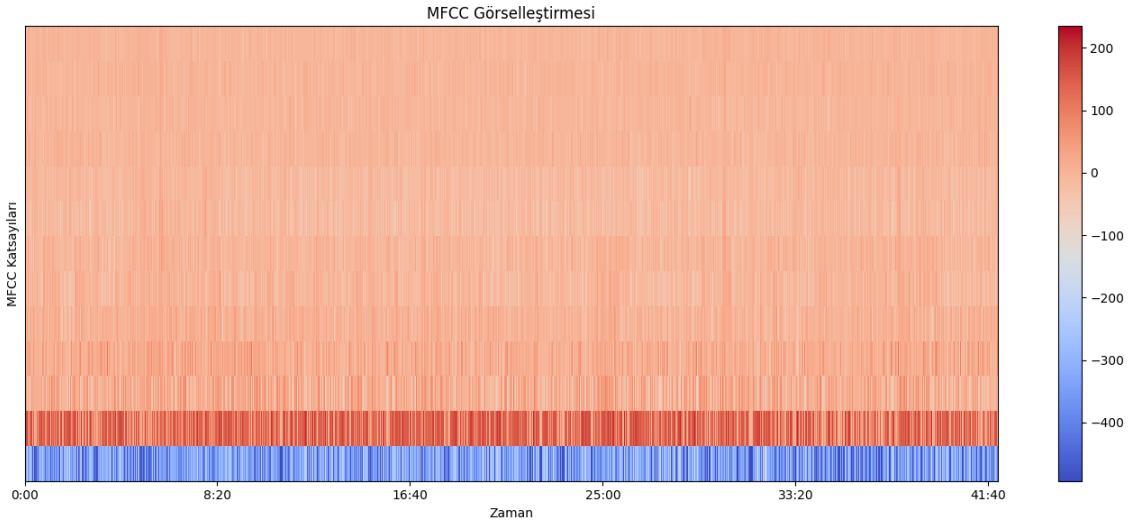
Şekil 11'de sunulan dalga formu (waveform) görselleştirmesi, incelenen ses dosyasının zaman serisindeki genlik değişimini temsil etmektedir. Yatay eksende zaman (saniye), düşey eksende ise ses sinyalinin genliği yer almaktadır. Bu grafik, ses sinyalinin şiddetinin zaman içindeki dağılımını görsel olarak sunmakta olup; sessiz bölgeler, düşük genlikli kesitler ve yüksek genlikli vurgu anları gibi yapısal özelliklerin tespit edilmesine

olanak tanımaktadır. Bu tür bir görselleştirme, özellikle ses verisinin ön işlenmesi aşamasında, veri setinin genel yapısını incelemek ve anomali ya da gürültülü bölümleri belirlemek açısından önem arz etmektedir.



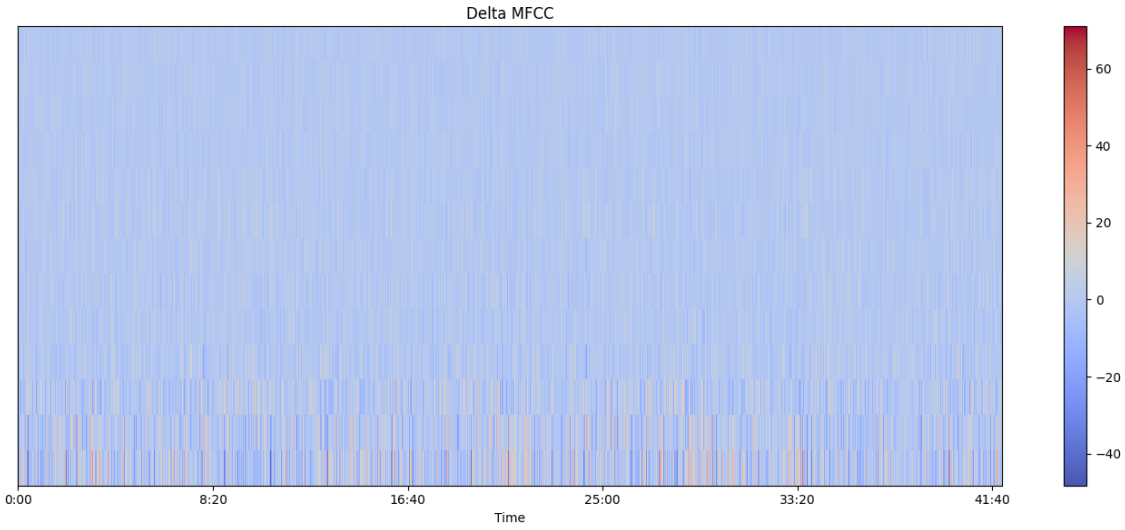
Şekil 12. Mel Spektrogramı

Şekil 12'de yer alan Mel spektrogram görselleştirmesi, ses sinyalinin zaman ve frekans düzlemindeki enerji dağılımını göstermektedir. Yatay eksen zaman (saniye), dikey eksen ise frekans bileşenlerini (Hertz cinsinden) temsil etmektedir. Renk yoğunluğu, her bir frekans bandındaki enerji düzeyini desibel (dB) cinsinden ifade etmektedir. İnsan kulağının frekans algısına daha yakın olan Mel ölçeği kullanılarak oluşturulan bu spektrogram, sesin spektral yapısının analiz edilmesine olanak sağlamaktadır. Bu tür bir temsille, belirli zaman aralıklarında öne çıkan frekans bölgeleri tespit edilebilir ve konuşma, müzik ya da diğer akustik olayların analizi gerçekleştirilebilir.



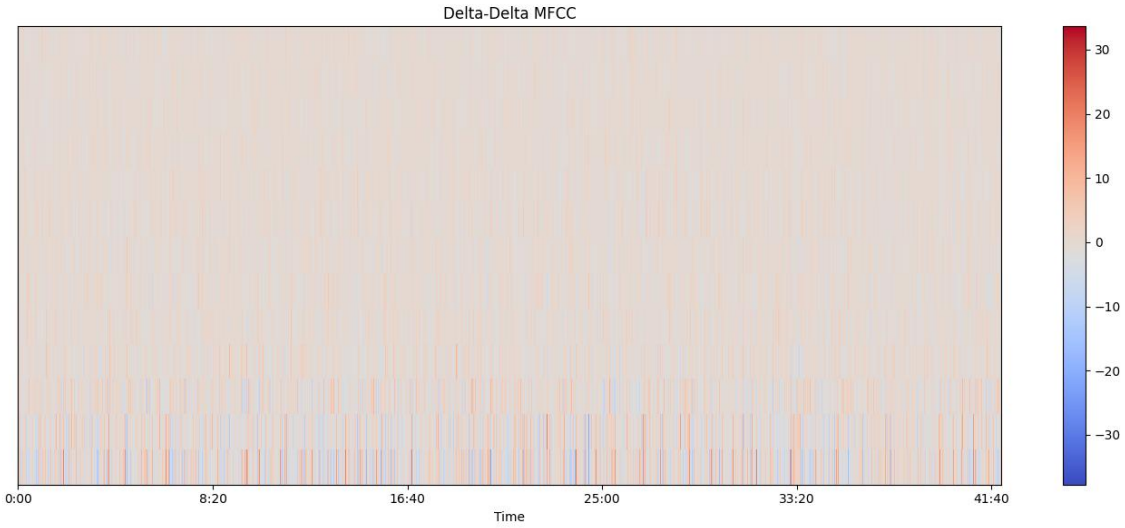
Şekil 13. Ses Sinyallerinden Elde Edilen MFCC Katsayıları

Şekil 13'te gösterilen görsel, ses sinyalinden elde edilen MFCC zaman eksenindeki dağılımını temsil etmektedir. Yatay eksen zaman bilgisini, düşey eksen ise her bir MFCC katsayısının indeksini göstermektedir. Renk yoğunlukları, ilgili zaman aralığında her bir katsayının genliğini ifade etmekte olup, renk ölçeği üzerinden katsayı değerlerinin pozitif veya negatif yönelimleri yorumlanabilmektedir. MFCC'ler, insan işitme sistemine benzer şekilde frekans özelliklerini temsil eden özniteliklerdir ve özellikle konuşma, müzik veya duygu analizine yönelik makine öğrenmesi modellerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu görselleştirme, ses sinyalinin spektral yapısının zamansal olarak nasıl değiştiğini incelemek açısından önemli bir analiz sunmaktadır.



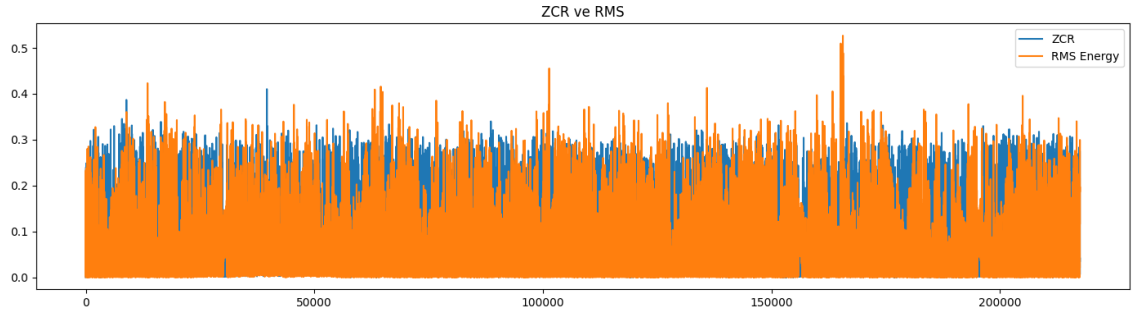
Şekil 14. MFCC Katsayılarının Birinci Türevleri

Şekil 14'te sunulan görsel, MFCC birinci türevleri olan Delta MFCC'lerin zaman eksenindeki değişimini göstermektedir. Delta MFCC'ler, temel MFCC katsayılarının zamana bağlı değişim hızlarını temsil ederek ses sinyalinin dinamik yapısını analiz etmede önemli bir rol oynamaktadır. Görselleştirmede kullanılan renk ölçeği, katsayı değişimlerinin büyüklüğünü ve yönünü ifade etmektedir. Bu öznitelikler, özellikle konuşma tanıma, duygu analizi ve sesli komut sistemlerinde, sesin durağan olmayan özelliklerini yakalamak ve sınıflandırma performansını artırmak amacıyla sıkça kullanılmaktadır. Bu bağlamda, Delta MFCC analizi sesin geçici karakteristiklerini ortaya koyan tamamlayıcı bir bileşen sunmaktadır.



Şekil 15. MFCC Katsayılarının İkinci Türevleri

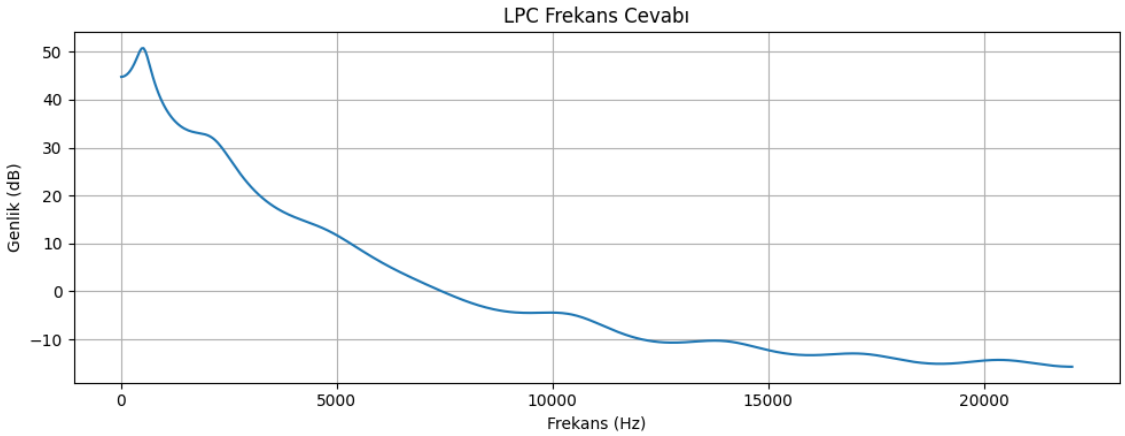
Şekil 15'te yer alan görselleştirme, ses sinyalinden elde edilen MFCC özniteliklerinin ikinci türevleri olan Delta-Delta MFCC değerlerinin zamana bağlı değişimini göstermektedir. Delta-Delta MFCC'ler, ses sinyalindeki değişimin ivmesini (hızın değişim oranı) yansıtarak, özellikle sesin geçici ve karmaşık yapılarının daha hassas biçimde analiz edilmesine olanak sağlar. Bu katsayılar, konuşma ve duygu tanıma gibi zamanla değişen akustik olaylarda sinyalin dinamik bileşenlerini daha güçlü şekilde temsil eder. Görselde kullanılan renk skalası, pozitif ve negatif yöndeki ivme değerlerini tanımlamakta olup, sinyaldeki artış ve azalış eğilimlerinin görsel analizine katkı sağlamaktadır. Bu bağlamda, Delta-Delta MFCC'ler temel MFCC ve Delta MFCC özniteliklerini tamamlayıcı nitelikte olup daha zengin bir ses temsili sunmaktadır.



Şekil 16. Sıfır Geçiş Oranı ile Kök Ortalama Kare Enerji değerlerinin zamana bağlı değişimi

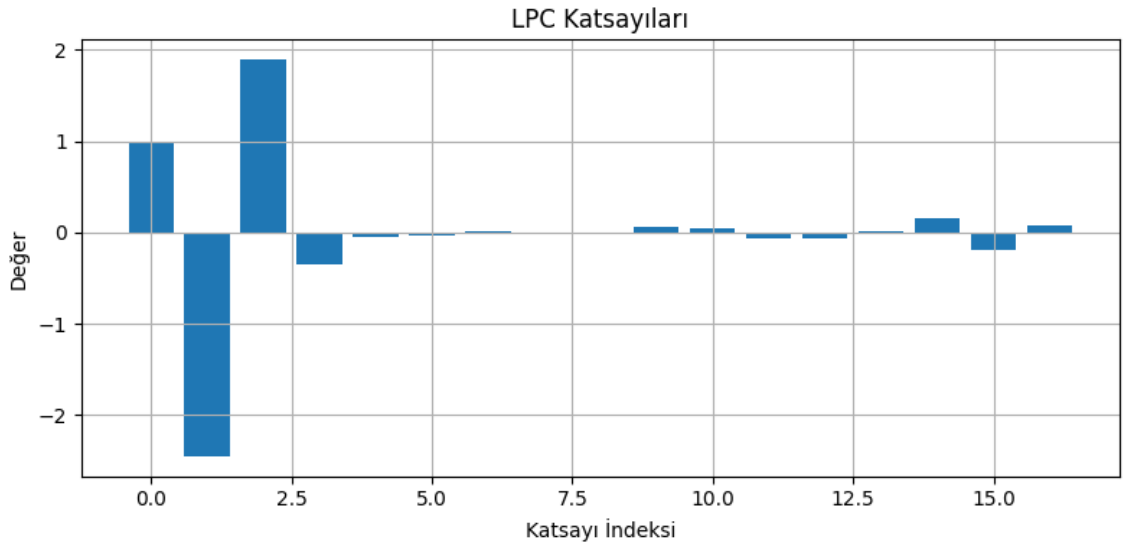
Şekil 16'da sunulan grafik, ses sinyaline ait Sıfır Geçiş Oranı (Zero Crossing Rate - ZCR) ile Kök Ortalama Kare Enerji (Root Mean Square Energy - RMS) değerlerinin zamana bağlı değişimini göstermektedir. ZCR, sinyalin sıfır referans noktasını geçme sıklığını ifade ederken; RMS enerji, sinyalin genel güç seviyesini temsil etmektedir. Bu iki öznitelik, ses sinyalinin hem frekans hem de genlik özelliklerini düşük hesaplama maliyetiyle yansıtmakta ve özellikle ses türü ayrımı, duraklama tespiti ve enerji temelli segmentasyon gibi analizlerde sıkça kullanılmaktadır. Grafikte ZCR ve RMS değerlerinin zaman içerisindeki paralel veya farklılaşan değişim eğilimleri, sinyalin sessiz, durağan veya yüksek enerjili bölümlerinin belirlenmesine katkı sağlamaktadır.

LPC yöntemi ise ses sinyalinin bir sonraki örneğini geçmiş örneklerin doğrusal bir kombinasyonu olarak tahmin etmeye dayanır. Bu yöntem, konuşma sinyalinin üretim mekanizmasını matematiksel olarak modellendiği için, ses telleri ve vokal kanal biçimleriyle ilişkili parametrelerin çıkarımında etkilidir. PTSD hastalarında görülen boğukluk, sesin akışkanlığındaki değişimler ve düzensiz nefes alışverişleri gibi özellikler LPC ile başarılı bir şekilde yakalanabilir. Bu teknik sayesinde sesin formant yapısı ve zamansal sürekliliği üzerine daha derinlemesine analizler yapılabilmiştir.



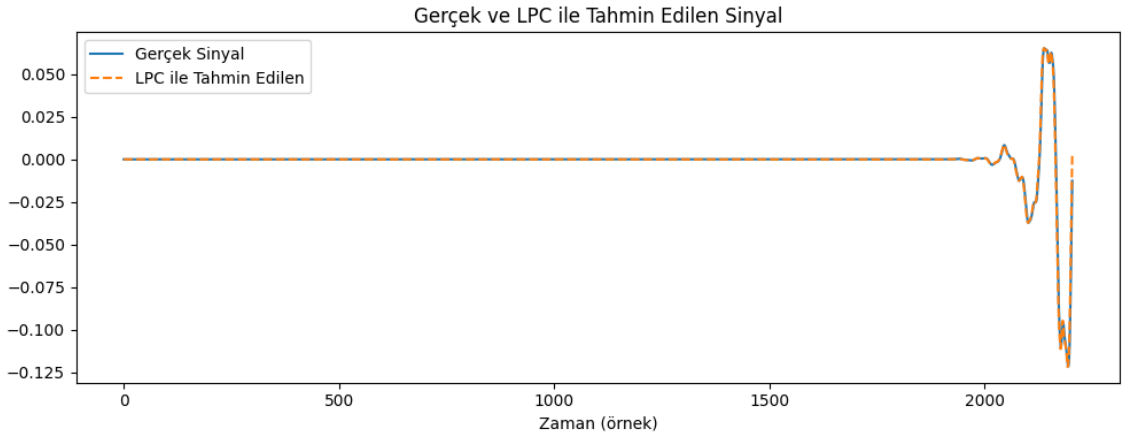
Şekil 17. LPC Modeli Frekans Cevabı

Şekil 17'de sunulan grafik, ses sinyaline ait LPC modelinin frekans cevabını göstermektedir. Yatay eksen frekansları Hertz (Hz) cinsinden, düşey eksen ise her frekans bileşeninin genlik değerini desibel (dB) birimiyle ifade etmektedir. LPC frekans cevabı, ses sinyalinin spektral yapısını düşük boyutlu bir modelle temsil ederken özellikle formant yapılarının (rezonans frekansları) belirlenmesinde etkili bir analiz sunmaktadır. Grafik üzerinde yer alan tepe noktaları, sesin karakteristiğini belirleyen frekans bölgelerini işaret etmektedir. Bu tür bir temsil, konuşma işleme, sesli kimlik tanıma ve akustik modelleme gibi uygulamalarda temel yapı taşlarından biri olarak kullanılmaktadır.



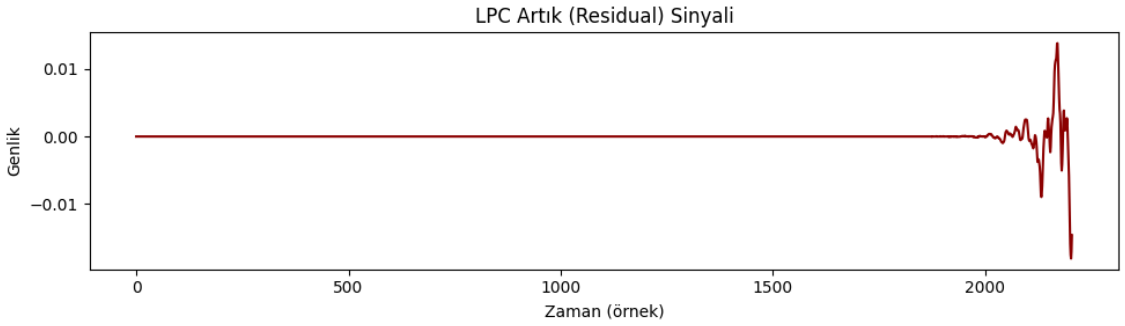
Şekil 18. LPC Modelinden Elde Edilen Katsayıların Dağılımı

Şekil 18'de gösterilen grafik, ses sinyaline ait LPC modelinden elde edilen katsayıların dağılımını çubuk grafik biçiminde sunmaktadır. Yatay eksende katsayıların indisleri, düşey eksende ise her bir katsayının sayısal değeri yer almaktadır. LPC katsayıları, bir ses sinyalinin önceki örneklerine dayalı olarak mevcut örneğin tahmin edilmesine olanak tanıyan doğrusal bir modelin parametreleridir. Bu katsayılar, sinyalin spektral özelliklerini kompakt biçimde temsil ederek formant frekanslarının çıkarılmasında ve sesin karakteristiğinin modellenmesinde kullanılmaktadır. Grafikte görülen pozitif ve negatif katsayı değerleri, modelin farklı frekans bileşenlerine olan duyarlılığını yansıtmaktadır.



Şekil 19. LPC Yöntemi ile Tahmin Edilen Versiyonu Karşılaştırması

Şekil 19'da ses sinyalinin orijinal dalga formu ile bu sinyalin LPC yöntemiyle tahmin edilen versiyonu karşılaştırmalı olarak gösterilmektedir. Yatay eksen zaman eksenini örnek cinsinden ifade ederken, düşey eksen genlik değerlerini göstermektedir. Gerçek sinyal ve LPC ile tahmin edilen sinyalin büyük oranda çakıştığı gözlemlenmektedir; bu durum, LPC modelinin sinyali başarıyla temsil edebildiğini göstermektedir. Bu tür bir karşılaştırma, LPC modelinin öngörü performansını görsel olarak değerlendirmek açısından önem taşımakta olup, modelin sinyalin spektral yapısını ne ölçüde yakalayabildiğine dair doğrudan bilgi sunmaktadır.

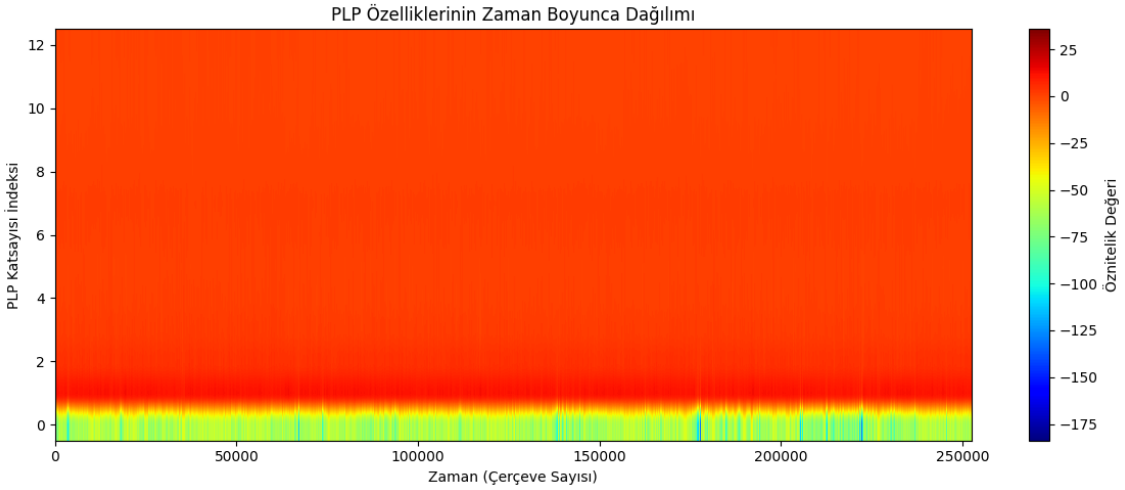


Şekil 20. LPC Yöntemi Elde Edilen Tahmin Sinyali ile Orijinal Ses Sinyali Arasındaki Fark

Şekil 20'de sunulan grafik, Linear Predictive Coding (LPC) yöntemiyle elde edilen tahmin sinyali ile orijinal ses sinyali arasındaki farkı, yani artık (residual) sinyali göstermektedir. Yatay eksen zaman eksenini örnek cinsinden, düşey eksen ise genlik değerlerini ifade etmektedir. Artık sinyali, LPC modelinin temsil edemediği bileşenleri içermektedir ve bu bağlamda modelin yetersiz kaldığı frekans ya da yapısal detayları

ortaya koyar. Grafik genel olarak düşük genlikli değerlerden oluşmakta, bu da LPC modelinin yüksek başarımla sinyali temsil ettiğini göstermektedir. Artık sinyal analizi, özellikle ses sentezi, hata tespiti ve konuşma kodlama uygulamalarında model performansını değerlendirmek için kritik öneme sahiptir.

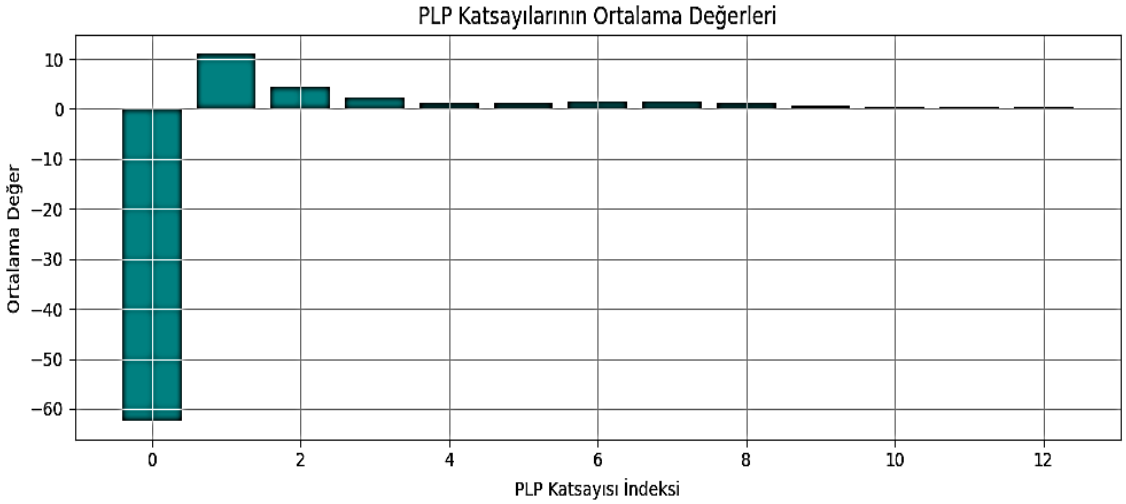
PLP yöntemi ise LPC'nin güçlerini MFCC'nin işitsel modele dayalı yaklaşımıyla birleştirerek geliştirilmiş bir tekniktir. İnsan işitme sisteminin özelliklerini daha doğru modellemek amacıyla kritik bant filtreleme, eşit ses seviyesi düzeltmesi ve yoğunluk sıkıştırması gibi adımlar içerir. PLP yöntemi, duygusal durumların etkilediği vokal sinyallerin daha incelikli analizine olanak sağlamış ve bu çalışmada PTSD teşhisinde tamamlayıcı bir rol üstlenmiştir. Özellikle konuşmadaki duygusal iniş çıkışların ve düşük seviyeli ses değişimlerinin modellenmesinde PLP'nin sağladığı zengin özellik seti, ensemble yapıya entegre edilen modellerin performansını artırmıştır.



Şekil 21. PLP Özelliklerinin Zaman Boyunca Değişimi

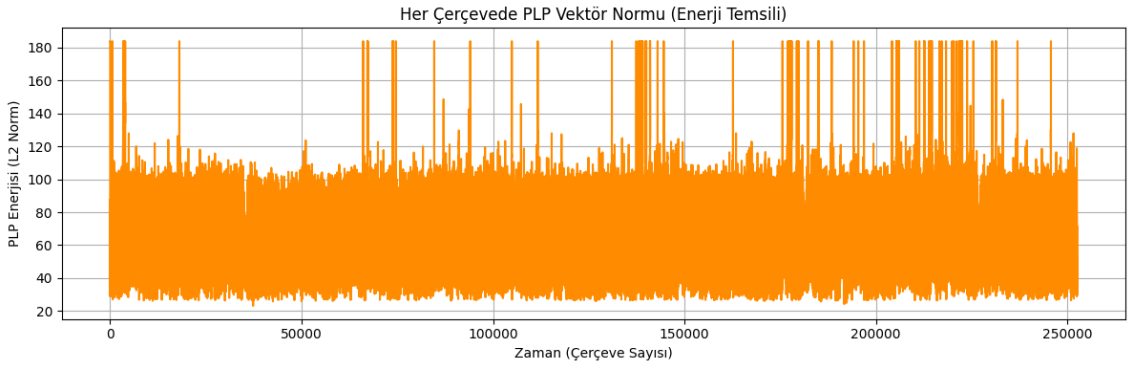
Şekil 21'de sunulan görselleştirme, ses sinyalinden elde edilen PLP özelliklerinin zaman boyunca değişimini göstermektedir. Yatay eksen zaman bilgisini çerçeve sayısı cinsinden ifade ederken, düşey eksen her bir PLP katsayısının indeksini temsil etmektedir. Renk yoğunluğu ise her bir zaman penceresinde ilgili PLP katsayısının büyüklüğünü göstermekte olup, renk skalası öznitelik değerlerinin pozitif ya da negatif yöndeki dağılımını ayırt etmeye olanak tanımaktadır. İnsan işitme sistemine dayalı olarak modellenen PLP özellikleri, sesin algısal içeriğini yansıtarak özellikle konuşma işleme, sesli kimlik tanıma ve duygu analizi gibi uygulamalarda önemli katkılar sağlamaktadır.

Bu grafik, sinyalin zaman içindeki yapısal ve spektral değişimlerini incelemek açısından güçlü bir görsel analiz sunmaktadır.



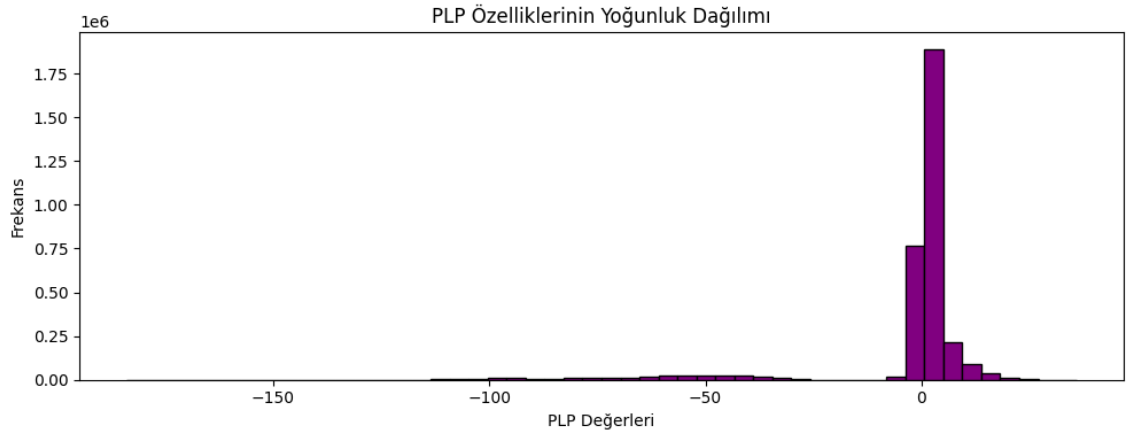
Şekil 22. PLP Özniteliklerinin Her Bir Katsayısı İçin Ortalama Değer

Şekil 22'de sunulan çubuk grafik, ses sinyalinden elde edilen PLP özniteliklerinin her bir katsayısı için ortalama değerlerini göstermektedir. Yatay eksende PLP katsayısı indeksleri, düşey eksende ise ilgili katsayının zaman boyunca ortalama değeri yer almaktadır. Bu görselleştirme, hangi katsayıların sinyal boyunca daha baskın olduğunu ve genel eğilimlerini analiz etmek açısından önemlidir. Özellikle ilk birkaç katsayının daha yüksek mutlak değerlere sahip olması, sinyalin düşük frekanslı bileşenlerinin algısal olarak daha etkili olduğunu göstermekte; bu durum, PLP'nin insan işitme sistemi temelli yapısıyla uyumluluk göstermektedir. Bu tür ortalama temsiller, ses sinyalinin genel yapısına dair özet bilgiler sunmakta ve öznitelik seçimi süreçlerinde yol gösterici olmaktadır.



Şekil 23. PLP Vektörlerinin L2 Normu

Şekil 23'te sunulan çizgi grafik, her bir zaman penceresi (çerçeve) için hesaplanan PLP vektörlerinin L2 normunu, yani enerjisini temsil etmektedir. Yatay eksende zaman çerçeve sayısı, düşey eksende ise PLP özniteliklerinin norm değeri yer almaktadır. Bu gösterim, ses sinyalinin zamana bağlı enerji dağılımını ortaya koyarak yüksek enerjili bölgelerin tespit edilmesine olanak sağlar. Özellikle ani artış gösteren norm değerleri, konuşma başlangıçları, yüksek sesli heceler veya vurgu içeren bölgelere karşılık gelmektedir. Düşük enerji bölgeleri ise sessizlik ya da arka plan gürültüsü gibi durağan yapıları temsil etmektedir. Bu tür enerji temsilleri, ses analizi, konuşma ayrıştırma ve segmentasyon gibi uygulamalarda önemli bir analiz aracıdır.



Şekil 24. PLP Yoğunluk Dağılımı

Şekil 24'te sunulan histogram, ses sinyalinden elde edilen PLP özniteliklerinin tüm zaman pencereleri ve katsayılar boyunca hesaplanan yoğunluk dağılımını göstermektedir. Yatay eksende PLP değerleri, düşey eksende ise bu değerlere karşılık gelen frekans (gözlenme sıklığı) yer almaktadır. Görselde, PLP özniteliklerinin büyük çoğunluğunun

sıfıra yakın değerler etrafında yoğunlaştığı, ancak bazı uç değerlerin de bulunduğu gözlemlenmektedir. Bu dağılım, özniteliklerin genel davranışı hakkında bilgi verirken; ses sinyalinin durağanlık derecesi, sesli-sessiz geçişleri ve istatistiksel özelliklerini analiz etmek açısından önemli bir araç sunmaktadır. Özellikle makine öğrenmesi modellerinde öznitelik seçimi ve normalizasyon işlemleri için bu tür yoğunluk analizleri yol gösterici olmaktadır.

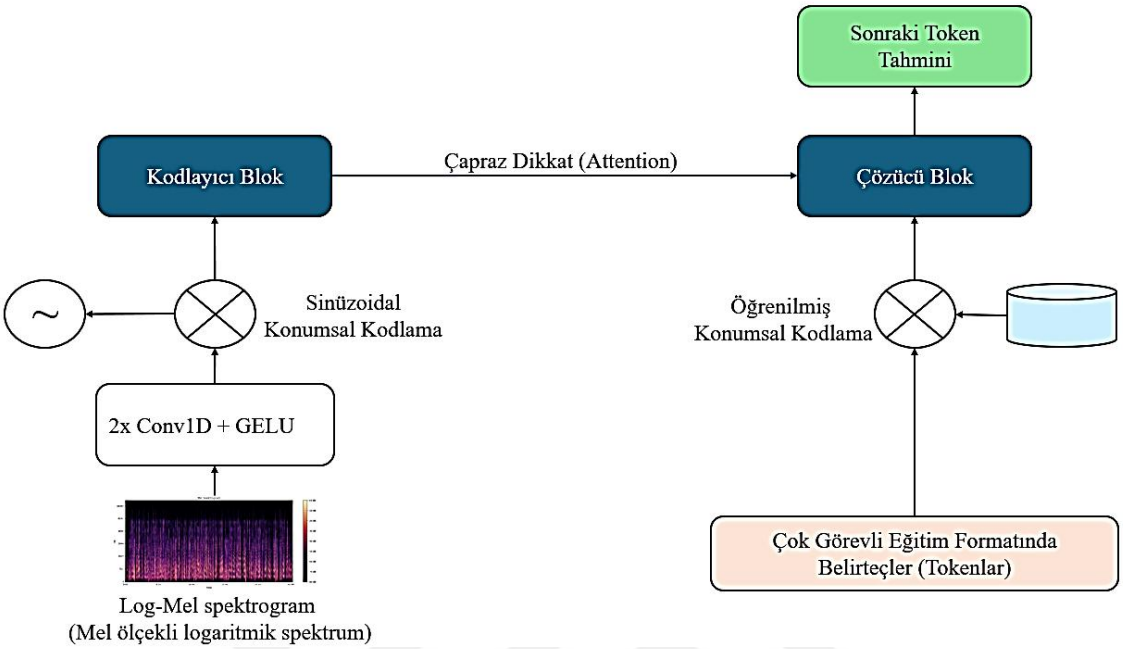
3.4 Metin Verisi Elde Etme ve NLP İşlemleri

Bu bölümde, katılımcıların sesli anlatımları aracılığıyla elde edilen verilerin nasıl metne dönüştürüldüğü ve bu metinler üzerinde gerçekleştirilen NLP adımları açıklanacaktır. Metin verisinin hazırlanması, modelin başarısını doğrudan etkileyen kritik bir aşamadır. Bu süreçte kullanılan araçlar, dönüşüm teknikleri ve veri temizleme yaklaşımları adım adım sunularak çalışmanın şeffaflığı ve tekrarlanabilirliği sağlanacaktır.

3.4.1 Whisper modeli ile sesten metine dönüşüm

Bu çalışmada ses verilerinin yazılı forma dönüştürülmesi sürecinde OpenAI tarafından geliştirilen Whisper modeli kullanılmıştır. Whisper hem konuşma tanıma hem de çok dilli transkripsiyon görevlerinde yüksek başarı göstermesiyle bilinen açık kaynaklı bir sinir ağı modelidir. Farklı aksanlar, lehçeler, arka plan gürültüsü ve spontane konuşmalarda dahi etkili sonuçlar verebilmesi, bu modeli çalışmamız açısından ideal hale getirmiştir. PTSD gibi duygusal olarak yüklü konuşmalarda, duraksama, ses titremesi ve tutarsız tonlamaların bulunduğu ses verilerinin doğru şekilde yazıya dökülmesi, transkripsiyon kalitesinin yüksek olmasını gerektirmektedir ve Whisper bu gerekliliği büyük ölçüde karşılamaktadır. Whisper modeli, ses verilerini önce mel-spectrograma çevirip bu spektral temsilleri derin öğrenme tabanlı encoder-decoder mimarisiyle analiz eder. Bu yapı sayesinde, yalnızca sesin fonetik içeriğini değil, aynı zamanda konuşmanın bağlamsal bütünlüğünü de dikkate alarak transkripsiyon üretir. Bu çalışmada, ses dosyaları Whisper modeline aktarılmış ve elde edilen metin çıktıları manuel olarak gözden geçirilmiştir. Duygu yoğunluğuna bağlı olarak oluşabilecek transkripsiyon hatalarını en aza indirmek amacıyla insan denetimi eklenmiş, yanlış yazılan kelimeler veya eksik bölümler düzeltme işleminden geçirilmiştir. Böylece veri setine dahil edilen

metin verilerinin hem AI açısından hem de içerik analizi bakımından güvenilirliği sağlanmıştır.



Şekil 25. Whisper Modelinin Mimari Yapısı

Şekil 25'te, OpenAI tarafından geliştirilen Whisper modelinin mimari yapısı şematik olarak sunulmaktadır. Modelin girdi verisi olan ses sinyali, ilk olarak Mel ölçeğinde logaritmik spektrograma dönüştürülmektedir. Bu dönüşüm, sesin zaman-frekans düzlemindeki özelliklerini insan işitme sistemine benzer şekilde temsil etmeyi amaçlamaktadır. Elde edilen log-mel spektrogram, ardışık olarak iki adet 1-Boyutlu Konvolüsyon (Conv1D) katmanı ve GELU aktivasyon fonksiyonu ile işlenmekte; ardından sinüzoidal konumsal kodlama ile zenginleştirilerek Transformer mimarisinin kodlayıcı (encoder) bloğuna aktarılmaktadır. Kodlayıcı bloğu, sesin yapısal ve zamansal özelliklerini yüksek boyutlu temsil uzayında öğrenerek modele aktarılacak bilgi setini oluşturur.

Modelin çözücü (decoder) tarafında ise transkripsiyon sürecinin başlangıcında çok görevli eğitim formatında kodlanmış belirteçler kullanılmaktadır. Bu belirteçler, öğrenilmiş konumsal kodlama ile zenginleştirildikten sonra çözücü bloğuna aktarılır. Kodlayıcıdan gelen temsiller, çapraz dikkat (cross-attention) mekanizması aracılığıyla çözücü tarafından değerlendirilerek, her adımda bir sonraki token'ın (kelime ya da kelime

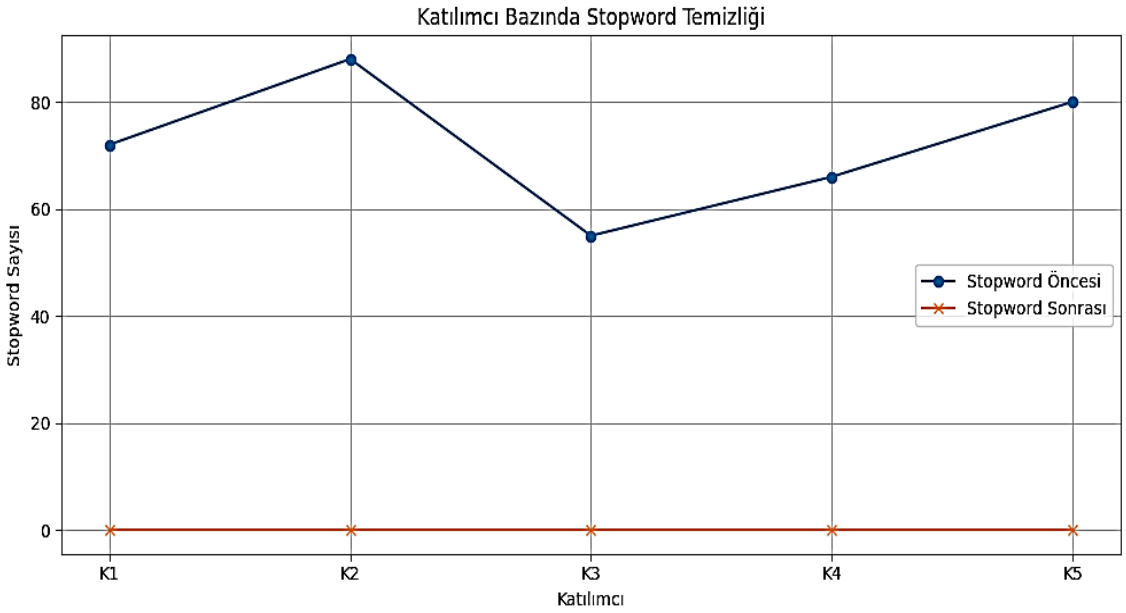
parçası) tahmini yapılır. Bu encoder-decoder yapısı, yalnızca sesin fonetik içeriğini değil, bağlamsal anlamını da dikkate alarak Whisper'ın hem isabetli hem de anlam bütünlüğü yüksek transkripsiyonlar üretmesini sağlamaktadır. Modelin bu çok katmanlı ve dikkat temelli mimarisi, özellikle PTSD gibi duygusal yükü yüksek anlatılarda anlam kaybını minimize etmeye yardımcı olmaktadır.

Whisper'ın sunduğu transkripsiyon çıktıları yalnızca konuşma metnini oluşturmakla kalmamış, aynı zamanda bu metinlerin NLP analizlerine uygun hale gelmesini de kolaylaştırmıştır. Doğal konuşma esnasında ortaya çıkan tekrarlar, dolgu kelimeleri ("eee", "şey" vb.), ani kesilmeler gibi unsurlar da modele dahil edilmiş, ancak metnin temel anlamını bozmayacak şekilde düzenlenmiştir. PTSD hastalarının anlatılarında sıkça görülen duygusal kesintiler, anlamsal kaymalar ve travmatik anıların betimlenmesindeki dağınıklık, transkripsiyon sırasında dikkatle korunmuştur. Bu durum, metin analizi sırasında dilsel belirteçlerin doğru bir biçimde modellenmesine olanak tanımıştır. Sonuç olarak, Whisper modeliyle yapılan speech-to-text dönüşümü bu çalışmanın temel yapı taşlarından biri olmuştur. Metin verisinin güvenilir biçimde elde edilmesi, hem metin tabanlı NLP modellerinin başarısını doğrudan etkilemiş hem de ses verisinin içeriksel boyutunun analizine imkân tanımıştır. Whisper'ın sağladığı teknik avantajların yanı sıra, elde edilen çıktılara uygulanan insan odaklı doğrulama süreci, transkripsiyon kalitesini daha da artırmıştır. Böylece modelin eğitileceği metin veri seti; semantik tutarlılığı yüksek, dilsel olarak temizlenmiş ve klinik gözlemleri yansıtacak şekilde yapılandırılmıştır.

3.4.2 Elde edilen metinlerin temizlenmesi

Whisper modeli ile elde edilen ham metin verisi, doğal konuşma dilinin doğası gereği çeşitli düzensizlikler, tekrarlamalar ve bağlam dışı ifadeler içermektedir. Bu nedenle, metinlerin doğrudan analiz ve modellemeye uygun hale getirilebilmesi için kapsamlı bir ön işleme (preprocessing) sürecine tabi tutulması gereklidir. Bu çalışmada, ön işleme adımlarının temel amacı, metin verisinin gürültüsünü azaltmak, bilgi yoğunluğunu artırmak ve NLP algoritmalarının performansını yükseltmektir. Bu çerçevede noktalama işaretlerinin kaldırılması, gereksiz boşlukların temizlenmesi ve yazım hatalarının düzeltilmesi gibi temel metin temizleme işlemleri gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, tüm metinler küçük harfe dönüştürülmüştür. Bu işlem, aynı kelimenin farklı biçimlerde

(örneğin “Travma” ve “travma”) iki ayrı öğe olarak algılanmasını engellemekte ve kelime frekans analizlerinin doğruluğunu artırmaktadır. Ardından, bağlam açısından anlam taşımayan ve modelin karar mekanizmasına katkı sağlamayan stopword (bağlaçlar, zamirler, edatlar vb.) sözcükler metinlerden çıkarılmıştır.



Şekil 26. Stopword Temizliği Öncesi ve Sonrası Karşılaştırması

Türkçe doğal dil işleme için oluşturulmuş özel stopword listeleri kullanılarak bu işlem uygulanmış ve modelin dikkatini daha semantik açıdan değerli ifadelere yönlendirmesi hedeflenmiştir. Şekil 26’da, her bir katılımcıya ait metinlerde gerçekleştirilen stopword (önemsiz kelime) temizliği öncesi ve sonrası durum karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Yatay eksende katılımcılar, düşey eksende ise metinlerde yer alan stopword sayısı gösterilmektedir. Mavi çizgi, temizleme öncesi metinlerde yer alan bağlaç, zamir, edat gibi anlamsal katkısı düşük sözcüklerin sayısını ifade ederken; turuncu çizgi, temizleme sonrasında tüm bu sözcüklerin başarıyla ayıklandığını göstermektedir. Grafik incelendiğinde, her katılımcının metninde ortalama 60 ila 90 arasında stopword bulunduğu, ancak uygulanan özel Türkçe stopword listeleri sayesinde bu sözcüklerin tamamen temizlendiği görülmektedir. Bu işlem sayesinde metinler daha anlamlı ve bilgi yoğun hale getirilmiş; doğal dil işleme modellerinin dikkatini daha semantik içeriklere yönlendirmesi amaçlanmıştır.

Tablo 5. Ham ve Temizlenmiş Metin Karşılaştırma Tablosu

Temizleme Adımı	Ortalama Kelime Sayısı	Toplam Karakter Sayısı	Örnek
Makine Çevirisi	245	1620	"Travma sonrası yaşadıklarımı anlatmakta zorlanıyorum, şey, yani..."
Duygu Analizi	240	1510	"travma sonrası yaşadıklarımı anlatmakta zorlanıyorum şey yani"
Metin Sınıflandırma	170	1200	"travma yaşadıklarımı anlatmakta zorlanıyorum"
Konuşma Tanıma	155	1100	"travma yaşamak anlatmak zorlanmak"

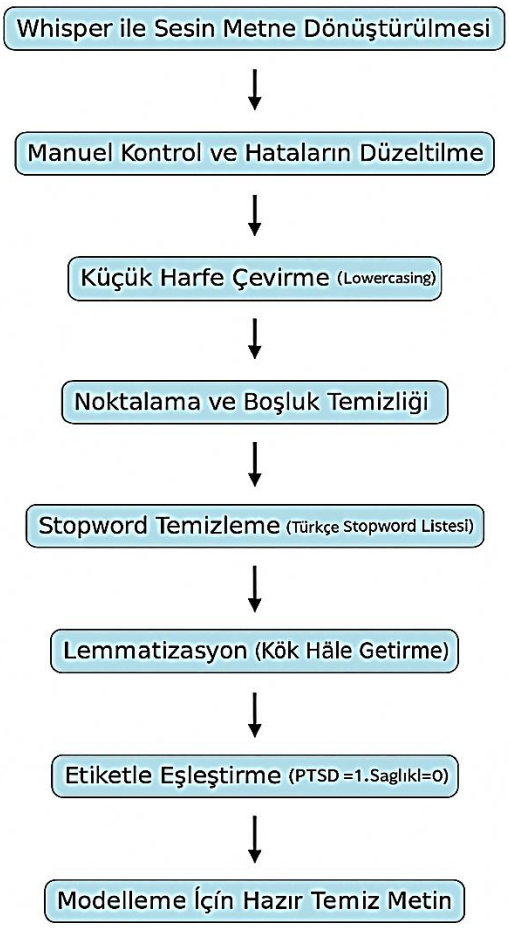
Daha sonra, metinlerdeki sözcükler lemmatization işlemine tabi tutulmuştur. Bu adım, kelimelerin kök hâllerine indirgenmesini sağlayarak aynı kavramın farklı biçimlerde yazılmasından kaynaklı anlam dağılmalarının önüne geçmiştir. Örneğin, "görüyordu", "gördü", "görecek" gibi kelimeler "görmek" temel formunda birleştirilmiştir. Bu işlem, dilin çekimsel yapısından doğan varyasyonları ortadan kaldırarak, modelin semantik ilişkileri daha etkili şekilde öğrenmesini kolaylaştırmıştır.

Tablo 6. Kelime Türü Değişim Analizi (Lemmatization Etkisi)

Biçimsel Çeşit	Lemmatize Edilen	Örnek
"gördü"	"görmek"	geçmiş zaman
"yaşayacak"	"yaşamak"	gelecek zaman
"uyuyorum"	"uyumak"	şimdiki zaman

Tablo 6. Kelime Türü Değişim Analizi (Lemmatization Etkisi) başlığıyla sunulan bu tablo, Türkçe metin işleme sürecinde uygulanan lemmatization (kök bulma) işleminin etkisini örneklerle göstermektedir. Biçimsel olarak farklı zaman, kip veya kişi ekleriyle türetilmiş fiiller, temel köklerine indirgenerek aynı kavram altında birleştirilmiştir. Örneğin, "gördü" geçmiş zaman, "yaşayacak" gelecek zaman, "uyuyorum" ise şimdiki zaman çekimleriyle kullanılmıştır; ancak lemmatizasyon süreciyle bu sözcükler sırasıyla "görmek", "yaşamak" ve "uyumak" köklerine dönüştürülmüştür. Bu işlem, özellikle Türkçe gibi eklemeli dillerde, aynı kavramın farklı biçimsel görünümlerle veri setini anlamsal olarak parçalanmasının önüne geçmektedir. Böylece hem anlam birliği sağlanmakta hem de modelin semantik ilişkileri daha doğru şekilde öğrenmesi mümkün olmaktadır. Lemmatizasyon, kelime frekansı analizlerini, sözcük temelli modellemeleri ve duygu analizi gibi görevleri daha verimli ve anlamlı hale getiren kritik bir ön işleme adımıdır.

Türkçe gibi eklemeli dillerde lemmatization işlemi, analiz gücünü belirgin şekilde artıran bir bileşen olarak değerlendirilmiştir. Son olarak, tüm temizlenmiş metinler yeniden biçimlendirilerek sabit formatta düzenlenmiş, her katılımcıya ait metin örneği ilgili etiketle (0 = sağlıklı, 1 = PTSD) eşleştirilmiştir. Bu yapı sayesinde, metin verisi hem bireysel düzeyde analiz edilebilir hâle getirilmiş hem de AI modelleri için doğrudan kullanılabilir bir veri yapısına dönüştürülmüştür. Temizlenmiş verinin bu homojen yapısı, NLP algoritmalarının eğitim sürecinde daha istikrarlı ve yüksek doğruluklu sonuçlar üretmesine imkân sağlamıştır. Metin verisi ön işleme adımları şekil 27'de gösterilmiştir.



Şekil 27. Metin Verisi Ön İşeme Adımları

Bu işlem dizisi, özellikle metin temelli duygu analizi, konu modelleme ve sınıflandırma gibi görevlerde modelin başarısını doğrudan etkileyen temel adımlar arasında yer almıştır.

3.5 Veri etiketleme ve sınıflandırma

Bu çalışmada, yapay zekâ modellerinin denetimli öğrenme yaklaşımıyla eğitilebilmesi amacıyla her bir katılımcının verisi ikili sınıflandırma etiketleriyle (0 = sağlıklı, 1 = PTSD) işaretlenmiştir. Etiketleme süreci, yalnızca özbildirim ölçeklerine değil, klinik uzman değerlendirmelerine dayalı çok katmanlı bir doğrulama sistemine oturtulmuştur.

Öncelikle tüm katılımcılara çevrimiçi olarak IES-R testi uygulanmıştır. Bu test, bireylerin travma sonrası yaşadıkları semptomların sıklığını ve şiddetini ölçen, yaygın olarak kullanılan geçerli ve güvenilir bir özbildirim ölçeğidir. Testten 33 ve üzeri puan alan bireyler, yüksek risk grubunda değerlendirilerek klinik psikologlar eşliğinde yüz yüze

görüşmeye davet edilmiştir. Bu görüşmeler sırasında hem ses kayıtları alınmış hem de psikologlar tarafından tanısal gözlemler yapılmıştır. Gözlem bulguları, katılımcının ses tonu, anlatım biçimi, duygusal tepkileri ve davranışsal ipuçları gibi nitel göstergelerle desteklenmiştir. Veri toplama sürecinde kullanıcı deneyimini iyileştirmek, işlemi kolaylaştırmak amacıyla hazırlanan ve psikologların kullanımına sunulan ekran şekil 28'de gösterilmektedir.



Şekil 28. Ses Kaydı ve Etiketleme Arayüzü

Bu arayüz, araştırmacı tarafından Python 3.12 programlama dili kullanılarak geliştirilmiş olup, ses kaydı ve etiketleme işlemlerinin kullanıcı dostu bir biçimde yürütülmesini sağlamak amacıyla tasarlanmıştır. Arayüzün geliştirilmesinde tkinter (grafiksel arayüz oluşturmak için), pyaudio (gerçek zamanlı ses kaydı almak için), wave (ses dosyalarını .wav formatında kaydetmek için) ve os (dosya yönetimi) Python kütüphanelerinden yararlanılmıştır. Ayrıca etiketleme süreci ve kayıt yönetimi için temel json ve datetime modülleri de kullanılmıştır. Uygulama, psikologların sahadaki kullanımına uygun olarak sade, anlaşılır ve etkileşimli bir biçimde tasarlanmış; etik kurallar doğrultusunda kolay ve güvenli veri toplama süreci hedeflenmiştir. Böylece, AI modelinin eğitimi için ihtiyaç duyulan ses ve metin verilerinin sistematik, standardize ve bilimsel geçerliliği yüksek şekilde elde edilmesi mümkün kılınmıştır.

Psikologlar tarafından yapılan kapsamlı değerlendirme doğrultusunda, her bireyin verisi "PTSD" (1) veya "Sağlıklı" (0) olarak etiketlenmiş ve bu etiketler hem ses hem de metin verisiyle birlikte AI modellerinin eğitimi için kullanıma hazır hale getirilmiştir. Bu süreçte etik kurallara tam uyum sağlanmış ve verilerin etiketlenmesi sırasında gizlilik, şeffaflık ve bilimsel geçerlilik ilkeleri esas alınmıştır.

3.6 Modelleme Süreci

Bu bölümde, PTSD tespitine yönelik geliştirilen AI modellerinin oluşturulma süreci detaylı biçimde sunulacaktır. Hem ses hem de metin tabanlı verilerden yararlanarak yürütülen bu çalışmada, farklı öznitelik çıkarım teknikleri ve çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır. Modelleme süreci; ses verileriyle eğitilen modeller, metin verileriyle oluşturulan doğal dil işleme tabanlı modeller ve bu iki yapının ensemble (birleştirme) yöntemiyle bütünleştirilmesi olmak üzere üç temel aşamada ele alınmıştır. Bu kapsamda her bir model türü ayrı ayrı değerlendirilmiş, elde edilen performans sonuçları ilerleyen bölümlerde karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

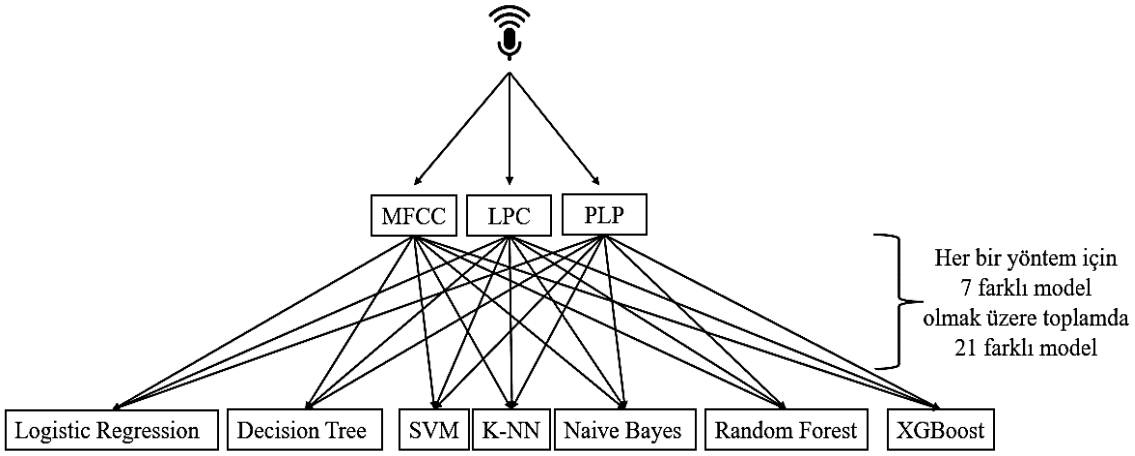
3.6.1 Ses verileri ile PTSD tespiti modeli

Bu aşamda, PTSD tanısını yalnızca ses verilerine dayalı olarak tahmin etmek amacıyla bir sınıflandırma modeli geliştirilmiştir. Katılımcıların travma anlatımına dayalı olarak verdikleri ses kayıtları, akustik özellik çıkarımı işlemlerine tabi tutulmuştur. Bu bağlamda, MFCC, PLP ve LPC yöntemleri kullanılarak her bir ses kaydından farklı özellik kümeleri elde edilmiştir. Bu tekniklerin detaylı açıklamaları ve ses mühendisliği bağlamındaki teorik temelleri çalışmanın 2.4.7.1–2.4.7.4 numaralı alt bölümlerinde sunulmuştur.

Özellik çıkarımı sonrasında elde edilen veri kümeleri, bu çalışmada sınıflandırma görevleri için kullanılan çeşitli makine öğrenmesi algoritmalarına giriş olarak verilmiştir. Modelleme sürecinde Logistic Regression, Decision Tree, SVM, KNN, Naive Bayes, Random Forest ve XGBoost olmak üzere toplam yedi denetimli öğrenme algoritması değerlendirilmiştir. Bu algoritmaların kuramsal arka planı, avantajları, sınırlılıkları ve matematiksel temelleri çalışmanın 2.4.5–2.4.5.8 numaralı bölümlerinde ayrıntılı biçimde açıklanmıştır. Bu referanslar sayesinde, model seçiminde kullanılan algoritmaların neden tercih edildiği ve nasıl çalıştığı okuyucuya kuramsal düzlemde sunulmuştur.

Her bir özellik çıkarım yöntemi (MFCC, PLP, LPC) ile yukarıda belirtilen tüm sınıflandırma algoritmaları ayrı ayrı eşleştirilmiş ve toplamda 21 farklı model kombinasyonu oluşturulmuştur. Ses verileri ile yapılan işlemlerin akış şeması şekil 29'da görselleştirilmiştir. Model performansları, eğitim ve test verilerine ayrılmış örneklem

üzerinde 10-fold çapraz doğrulama yöntemi ile test edilmiştir. Değerlendirme metrikleri olarak doğruluk (accuracy), duyarlılık (recall), kesinlik (precision) ve F1 skoru gibi temel ölçütler kullanılmıştır. Bu kapsamlı deneysel sürecin sonunda, MFCC ile SVM algoritmasının birleşimi, PTSD teşhisinde en yüksek başarıyı göstermiştir.



Şekil 29. Ses Sinyali İşleme Model Süreci

Modelleme sürecinde kullanılan tekniklerin hem algoritmik hem de sinyal işleme bağlamında kuramsal temelleri daha önce tanıtılan bölümlerde açıklanmış; bu bölümde ise söz konusu tekniklerin deneysel karşılıkları sunulmuştur. Bu yapı, çalışmanın metodolojik bütünlüğünü güçlendirmekte ve her aşamanın bilimsel gerekçesini desteklemektedir. İlgili modelleme yapısının NLP tabanlı metin verisi modelleriyle karşılaştırılması, ilerleyen bölümlerde ayrıca sunulmuştur.

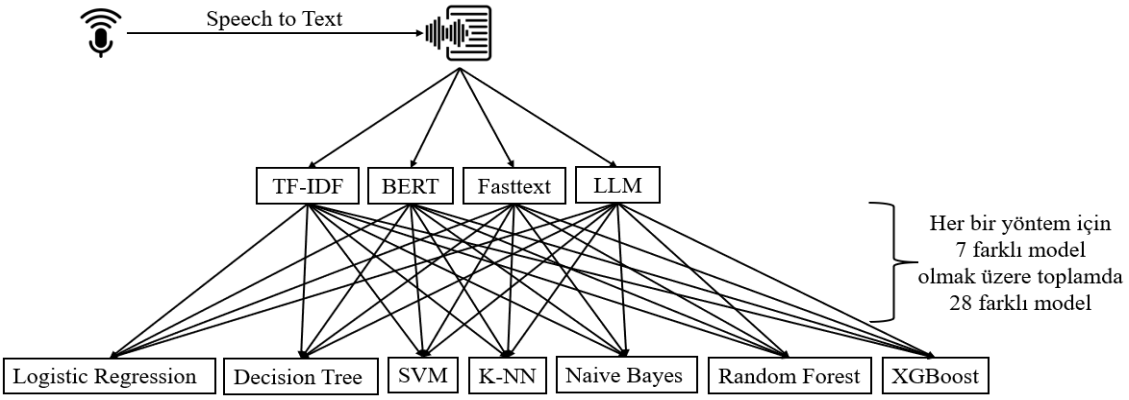
3.6.2 Metin verileri ile PTSD tespiti modeli

Bu aşamada, ses verilerinin yalnızca akustik bileşenleriyle değil, aynı zamanda içeriksel ifadeleriyle de analiz edilmesi amaçlanmıştır. Katılımcılardan toplanan travma anlatılarına dayalı ses kayıtları, OpenAI tarafından geliştirilen Whisper modeli kullanılarak metne dönüştürülmüştür. Whisper, özellikle doğal, akışkan ve duygu yoğunluğu yüksek konuşmaların transkripsiyonunda yüksek doğruluk sağlayabilen, çok dilli bir konuşma tanıma sistemidir. Seslerin metne dönüştürülmesiyle, anlatıların dilsel ve anlamsal yapıları analiz edilebilir hâle gelmiş; bu da travmatik deneyimlerin içeriksel yönlerinin NLP teknikleriyle değerlendirilmesine imkân tanımıştır.

PTSD tanısında yalnızca davranışsal ve fizyolojik belirtiler değil, bireyin travmatik deneyimi nasıl anlattığı da tanısal açıdan kritik ipuçları sunmaktadır. Kişilerin anlatım tarzları, kullandıkları kelime yapıları, duygusal yoğunluk barındıran ifadeleri ya da kaçınma dili gibi dilsel göstergeler, PTSD semptomlarının metin üzerinden çıkarımlanmasına olanak tanır. Bu nedenle, metin tabanlı analizler yalnızca ek bir tanı aracı değil; aynı zamanda psikopatolojinin sözel izdüşümlerini ölçme açısından güçlü bir alternatiftir.

NLP yöntemleri, bu içeriksel verilerin makine öğrenmesiyle modellenebilmesini sağlamaktadır. Bu çalışmada kullanılan TF-IDF, FastText, BERT ve LLM gibi farklı temsil yöntemleri; metinleri sayısal vektörlere dönüştürerek sınıflandırma algoritmalarıyla bütünleştirilmiştir. Her temsil yöntemi, dilin semantik veya istatistiksel farklı bir yönünü yansıttığı için, PTSD semptom literatürüne dair farklı dilsel göstergeleri yakalamada tamamlayıcı rol üstlenmiştir.

Şekil 30, bu sürecin genel iş akışını özetlemektedir. İlk aşamada, ses kayıtları Whisper modeliyle metne dönüştürülmekte; ardından elde edilen metinler dört farklı temsile (TF-IDF, FastText, BERT, LLM) ayrılarak yedi farklı sınıflandırma algoritmasına (Logistic Regression, Decision Tree, SVM, K-NN, Naive Bayes, Random Forest, XGBoost) giriş verisi olarak sunulmaktadır. Böylece toplamda 28 farklı model kombinasyonu oluşturulmuştur. Bu yapı, NLP tabanlı PTSD sınıflandırma sürecini hem yöntemsel hem de algoritmik düzeyde bütüncül olarak görselleştirmektedir.



Şekil 30. Doğal Dil İşleme Model Süreci

PTSD teşhisine yönelik metin verisi analizinde kullanılan doğal dil işleme modelleri, metinleri sayısal vektör temsillerine dönüştürmek amacıyla çeşitli özellik çıkarım

yöntemlerinden yararlanmıştır. Dönüştürülen metin verileri, bu vektör temsiller aracılığıyla sınıflandırma algoritmalarına uygun hale getirilmiştir. Kullanılan dört temel temsil yöntemi: TF-IDF, FastText, BERT ve LLM yapılarıdır. Bu tekniklerin kavramsal ve teknik detayları çalışmanın 2.4.8 Metin Verileri İşleme bölümünde ayrıntılı olarak ele alınmıştır.

TF-IDF, klasik ve istatistiksel bir özellik çıkarım yöntemidir. Bu yöntem, her kelimenin ilgili belgede ne sıklıkla geçtiğini (TF) ve tüm belgeler arasındaki ayırt edici gücünü (IDF) dikkate alarak kelimelere ağırlık atar. PTSD anlatıları bağlamında, bazı kelimelerin belirli bireylerde daha sık veya nadir kullanılmasının anlamlı farklılıklara işaret edebileceği varsayımıyla TF-IDF yöntemi özellikle tematik yoğunluk analizinde tercih edilmiştir. FastText, kelime düzeyinde embedding oluşturmanın ötesine geçerek kelime içi karakter n-gram'larını dikkate alır. Bu yapı, özellikle dilin morfolojik zenginliğine sahip olduğu Türkçe gibi dillerde anlamlı bir avantaj sunar. Çalışmada kullanılan FastText modeli, benzer temalara sahip kelimeler arasında anlamsal yakınlık kurarak PTSD'ye dair örüntüleri daha yüksek temsil gücüyle sunmuştur. BERT ise kelimelerin bağlamsal temsillerini çift yönlü olarak işleyen bir transformer modelidir. BERT sayesinde, aynı kelimenin farklı cümle içi kullanımlarındaki anlam farkları modele başarıyla aktarılmıştır.

Çalışmada kullanılan LLM yaklaşımı, metinlerin tamamını cümle düzeyinde vektörleştiren daha genel ve kapsamlı bir embedding yapısı sunmuştur. Bu kapsamda, LLaMA 3.3 tabanlı bir LLM embedding modeli kullanılmış ve anlatıların genel semantik yapıları yakalanmaya çalışılmıştır. Cümle bazlı temsiller sayesinde sadece kelime frekansı değil, anlatının bütünsel duygusal tonu ve anlatım şekli de modele aktarılmıştır. Bu tekniklerin her biri, PTSD semptomlarının dilsel dışavurumlarını farklı düzeylerde modelleme potansiyeli taşıdığı için çalışmada tamamlayıcı şekilde değerlendirilmiştir.

Metin verilerinden elde edilen sayısal temsillerin PTSD teşhisi amacıyla işlenebilmesi için bu çalışmada çeşitli denetimli makine öğrenmesi algoritmaları uygulanmıştır. Özellik çıkarım sürecinden (TF-IDF, FastText, BERT, LLM) elde edilen vektör temsiller, aşağıda belirtilen yedi farklı sınıflandırma algoritmasına giriş verisi olarak sunulmuştur: Logistic Regression, Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbors (K-NN), Naive Bayes, Random Forest ve XGBoost. Bu modellerin kuramsal dayanakları,

avantajları ve sınırlılıkları çalışmanın 2.4.5–2.4.5.8 numaralı bölümlerinde ayrıntılı biçimde açıklanmıştır. Bu bölümde ise, söz konusu modellerin metin temelli PTSD sınıflandırması bağlamında nasıl kullanıldığına odaklanılmıştır.

Logistic Regression ve Naive Bayes gibi istatistiksel tabanlı yöntemler, TF-IDF gibi temel temsillerle oldukça uyumlu çalışarak anlamlı sonuçlar vermiştir. Öte yandan, kontekstual derin temsillere sahip BERT ve LLM gibi yöntemlerle birlikte Random Forest, XGBoost ve SVM modelleri daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Bu, metnin bağlamsal ve semantik derinliği ile modelin öğrenme kapasitesi arasında bir eşleşme olduğunu ortaya koymaktadır. Modelleme sürecinde, her temsil yöntemi ile her sınıflandırıcı ayrı ayrı eşleştirilmiş, toplamda 28 farklı model kombinasyonu test edilmiştir. Eğitim süreci, veri setinin %50'si ile gerçekleştirilmiş; kalan %50'lik bölüm test verisi olarak kullanılmıştır. Ayrıca tüm modellerde 10-fold çapraz doğrulama uygulanarak genellenebilirlik artırılmıştır.

Her model, doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skoru gibi temel performans metriklerine göre değerlendirilmiştir. Bu kapsamlı yaklaşım, metin temelli PTSD teşhis modellerinin yalnızca doğruluğu değil, aynı zamanda sınıflandırma dengesini de dikkate alarak yapılandırılmasını sağlamıştır. Model sonuçlarına ilişkin bulgular, ilerleyen "Bulgular" başlığında detaylı biçimde sunulmuştur.

3.6.3 Modellerin birleştirilmesi

Son adım olarak, PTSD teşhisinin doğruluğunu artırmak amacıyla ses verilerinden elde edilen model ile metin verilerinden elde edilen model ensemble bir yaklaşımla birleştirilmiştir. Ses tabanlı modellemede en yüksek başarı, MFCC öznitelikleri ile eğitilen SVM algoritmasında elde edilirken; metin tabanlı modellemede ise en iyi sonuç LLM (LLaMA 3.3 tabanlı embedding) temsili ile eğitilen XGBoost modeli tarafından sağlanmıştır. Bu iki bağımsız modelin çıktıları, tek bir karar mekanizması altında birleştirilerek nihai tahmin süreci oluşturulmuştur. Ensemble yapıda, her bir modelin test setindeki accuracy (doğruluk) oranları, modele ait göreli güven katsayısı olarak kabul edilmiştir. Ses modeli %91,07 doğruluk, metin modeli ise %92,85 doğruluk elde ettiğinden, bu oranlara karşılık gelen ağırlık katsayıları hesaplanmıştır. Ardından her modelin ilgili sınıflandırma tahmini (0 veya 1), kendi katsayısı ile çarpılmış; elde edilen

değerler toplanarak final prediction (nihai tahmin) üretilmiştir. Bu yöntem, literatürde "weighted soft voting" olarak tanımlanan ve model güven skorlarına dayalı karar birleştirme yöntemine karşılık gelmektedir.

$$\boldsymbol{Final\ Tahmin} = \arg\max_{\boldsymbol{c}\in\{0,1\}} (\boldsymbol{w_1} \cdot \boldsymbol{P_1(c)} + \boldsymbol{w_2} \cdot \boldsymbol{P_2(c)}) \quad (3.1)$$

$$\boldsymbol{w_1} = \frac{\boldsymbol{Accuracy_1}}{\boldsymbol{Accuracy_1} + \boldsymbol{Accuracy_2}} \quad (3.2)$$

$$\boldsymbol{w_2} = \frac{\boldsymbol{Accuracy_2}}{\boldsymbol{Accuracy_1} + \boldsymbol{Accuracy_2}} \quad (3.3)$$

Bu çalışmada ses ve metin verileriyle ayrı ayrı eğitilmiş iki modelin çıktıları, ağırlıklı yumuşak oylama (weighted soft voting) yöntemiyle birleştirilerek nihai tahmin elde edilmiştir. Denklem 3.1'da gösterildiği üzere, her bir sınıf için ses modelinin verdiği olasılık tahmini $P_1(c)$ ve metin modelinin tahmini $P_2(c)$, modellerin test doğruluklarına göre hesaplanan ağırlık katsayılarıyla w_1 ve w_2 çarpılarak toplanmış ve en yüksek skora sahip sınıf, nihai tahmin olarak atanmıştır. Denklem 3.2 ve Denklem 3.3, bu ağırlıkların nasıl belirlendiğini göstermektedir. Burada w_1, ses modelinin doğruluk oranının toplam doğruluklara oranı iken; w_2 aynı işlemin metin modeli için uygulanmış hâlidir. Bu yöntem, her modelin güven düzeyini hesaba katarak karara daha fazla katkı sağlamasına olanak tanımakta ve böylece ensemble modelin doğruluğunu artırmaktadır.

Bu yaklaşım sayesinde, ses ve metin verilerinin birbirini tamamlayıcı yapısı dikkate alınmış ve her iki veri türünden gelen bilgiler entegre edilerek karar verme süreci güçlendirilmiştir. Ses verileri bireyin duygusal tonlamalarını, metin verileri ise anlatı içeriğini yansıttığından; birleşik model, PTSD'ye ilişkin hem duygusal hem de semantik göstergeleri hesaba katan daha kapsamlı ve güvenilir bir teşhis mekanizması sunmuştur.

Elde edilen ensemble modelin performans sonuçları, “Bulgular” bölümünde detaylı olarak sunulmuş; bu birleşik yapının tek başına ses veya metin modellerine göre anlamlı ölçüde daha yüksek başarı oranı sağladığı gösterilmiştir.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

4.1 Bulgular

Bu bölümde, geliştirilen AI modelinin deneysel değerlendirme süreci ve elde edilen bulgular ayrıntılı olarak sunulacaktır. Çalışma kapsamında hem ses sinyalleri hem de transkripte edilmiş metin verileri kullanılarak PTSD teşhisine yönelik ayrı ayrı modeller geliştirilmiş ve bu modellerin doğruluk, kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1-skora dayalı performans ölçümleri gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, ses ve metin tabanlı en iyi modellerin birleştirilmesiyle oluşturulan ensemble modelin başarı düzeyi de karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Bu alt bölümde, ilk olarak ses verilerine dayalı olarak geliştirilen modellerin bulguları ele alınacaktır.

4.1.1 Ses sinyalleri modeli bulguları

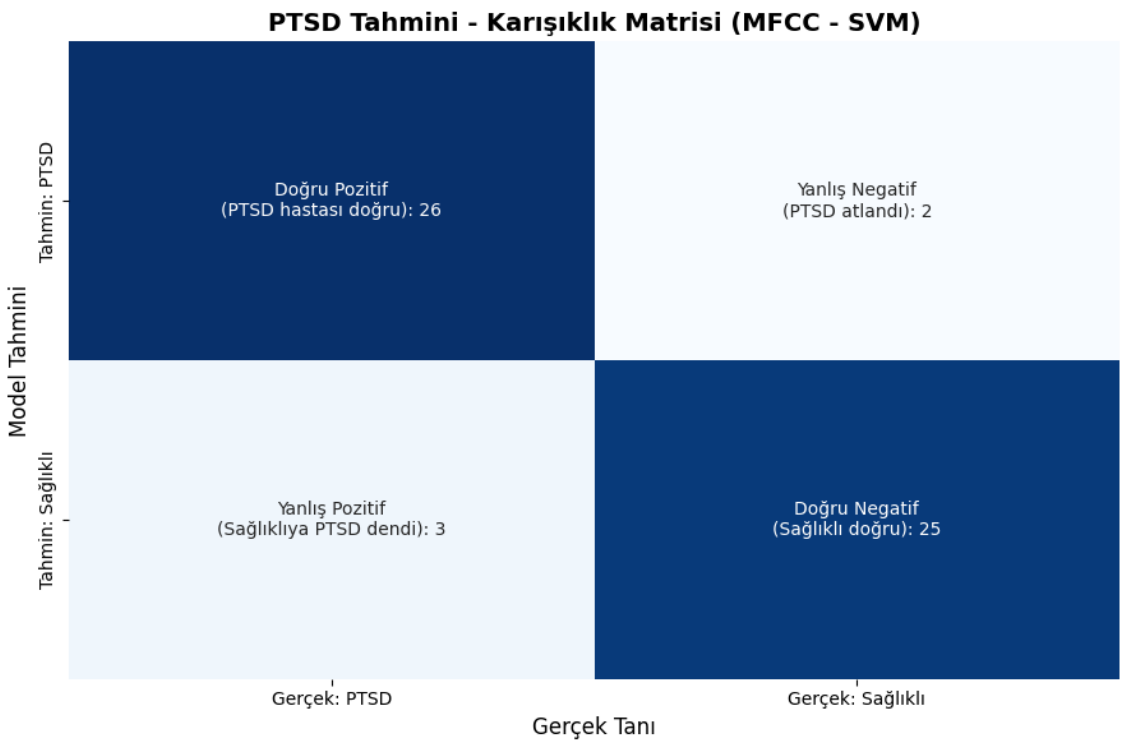
Bu alt başlıkta, ses sinyallerinden elde edilen akustik özellikler kullanılarak oluşturulan makine öğrenmesi modellerinin performans bulguları sunulmaktadır. Katılımcıların ses kayıtlarından çıkarılan MFCC, PLP ve LPC temelli öznitelikler üzerinden farklı sınıflandırma algoritmaları (Logistic Regression, Decision Tree, SVM, KNN, Naive Bayes, Random Forest ve XGBoost) denenmiş ve PTSD teşhisine yönelik başarıları karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Her bir sinyal işleme yöntemi için elde edilen sonuçlar doğruluk, duyarlılık, kesinlik gibi metrikler üzerinden değerlendirilmiş, modellerin güçlü ve zayıf yönleri detaylı biçimde tartışılmıştır. Bu kapsamda ilk olarak MFCC yöntemiyle üretilen veriler üzerinde gerçekleştirilen modelleme sonuçları ele alınacaktır.

4.1.1.1 MFCC ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

MFCC, bu çalışmada ses sinyallerinden anlamlı öznitelikler çıkarmak amacıyla kullanılan temel yöntemlerden biri olmuştur. MFCC, insan kulağının frekans algısına benzer bir şekilde sesi temsil etmesi nedeniyle psikolojik değerlendirme temelli çalışmalarda sıklıkla tercih edilmektedir. Bu çalışmada, MFCC ile çıkarılan öznitelikler yedi farklı denetimli öğrenme algoritmasıyla test edilmiş ve model başarıları

karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, MFCC'nin PTSD teşhisinde yüksek ayırt ediciliğe sahip öznitelikler sunduğunu ve bu temsille eğitilen modellerin tatmin edici doğruluk seviyelerine ulaştığını göstermiştir.

Yedi farklı algoritma arasında en yüksek başarıyı, %91.07 doğruluk (accuracy) oranı ile SVM modeli göstermiştir. SVM'nin özellikle az sayıda yanlış sınıflandırma yaparak hem pozitif hem negatif sınıflarda güçlü bir ayrım yapabildiği görülmüştür. Bu modelin 26 gerçek pozitif ve 25 gerçek negatif tahmin yapması, toplamda sadece 5 yanlış sınıflandırma ile yüksek bir genel başarıya ulaşmasını sağlamıştır. SVM'nin bu başarısı, marjini maksimize eden hiper düzlem yaklaşımının ses verisindeki karmaşık sınıflandırma problemlerine etkin çözümler sunabildiğini göstermektedir.



Şekil 31. MFCC – SVM Karışıklık Matrisi

SVM modelini, %85,71 doğruluk oranı ile Random Forest ve XGBoost algoritmaları izlemiştir. Her iki model de güçlü ağaç temelli yapıları sayesinde MFCC temsillerinden etkili biçimde faydalanarak yüksek performans sergilemiştir. Bununla birlikte, Logistic Regression (%80,35), Decision Tree (%83,92) ve K-Nearest Neighbors (%76,78) gibi diğer modeller de ortalamanın üzerinde doğruluk oranları ile makul performanslar ortaya

koymuştur. Ancak bu modellerin yanlış pozitif veya yanlış negatif tahmin sayıları daha yüksektir ve bu durum, özellikle klinik uygulamalarda hata toleransını düşürmektedir.

Tablo 7. MFCC Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	22	5	6	23	80,35
Decision Tree	23	4	5	24	83,92
Support Vector Machine	26	3	2	25	91,07
K- Nearest Neighbors	21	6	7	22	76,78
Naive Bayes	19	7	9	21	71,42
Random Forest	24	4	4	24	85,71
XGBoost	25	5	3	23	85,71

Tablo 7, MFCC yöntemiyle çıkarılan ses öznitelikleri kullanılarak eğitilen yedi farklı makine öğrenmesi algoritmasının performansını özetlemektedir. Tabloda her bir modelin TP, FP, FN ve TN tahmin sayıları ile birlikte elde ettikleri doğruluk (accuracy) değerleri sunulmuştur. Bu performans ölçütleri, modellerin PTSD teşhisindeki ayırt etme gücünü doğrudan ortaya koymaktadır.

En yüksek doğruluk oranı %91,07 ile SVM modeline aittir. Bu model, 26 doğru pozitif ve 25 doğru negatif tahmin yaparak yalnızca 5 örneği yanlış sınıflandırmıştır. Bu sonuç, SVM'nin MFCC öznitelikleriyle oldukça başarılı çalıştığını göstermektedir. Random Forest ve XGBoost modelleri de sırasıyla %85,71 doğruluk oranlarıyla dikkat çekmiş, bu

iki modelin güçlü sınıflandırma performansı ile MFCC öznitelikleri arasında etkili bir ilişki kurduğu gözlemlenmiştir.

Decision Tree (%83,92), Logistic Regression (%80,35) ve K-Nearest Neighbors (%76,78) modelleri orta düzeyde başarı göstermiştir. Bu modellerin özellikle yanlış negatif veya yanlış pozitif sınıflandırma sayılarındaki artış, genel başarı oranlarını sınırlayıcı bir faktör olmuştur. En düşük başarı ise %71,42 ile Naive Bayes modeline aittir. Bu sonuç, bağımsızlık varsayımı yapan Naive Bayes'in MFCC gibi korelasyon içeren öznitelikler üzerinde yetersiz kalabileceğini göstermektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, MFCC öznitelikleriyle en başarılı sonuçları veren modelin SVM olduğu, ardından Random Forest ve XGBoost'un geldiği görülmektedir. Bu tablo, ses temelli PTSD teşhisi için MFCC ve SVM kombinasyonunun etkili bir çözüm sunduğunu ortaya koymaktadır.

4.1.1.2 PLP ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

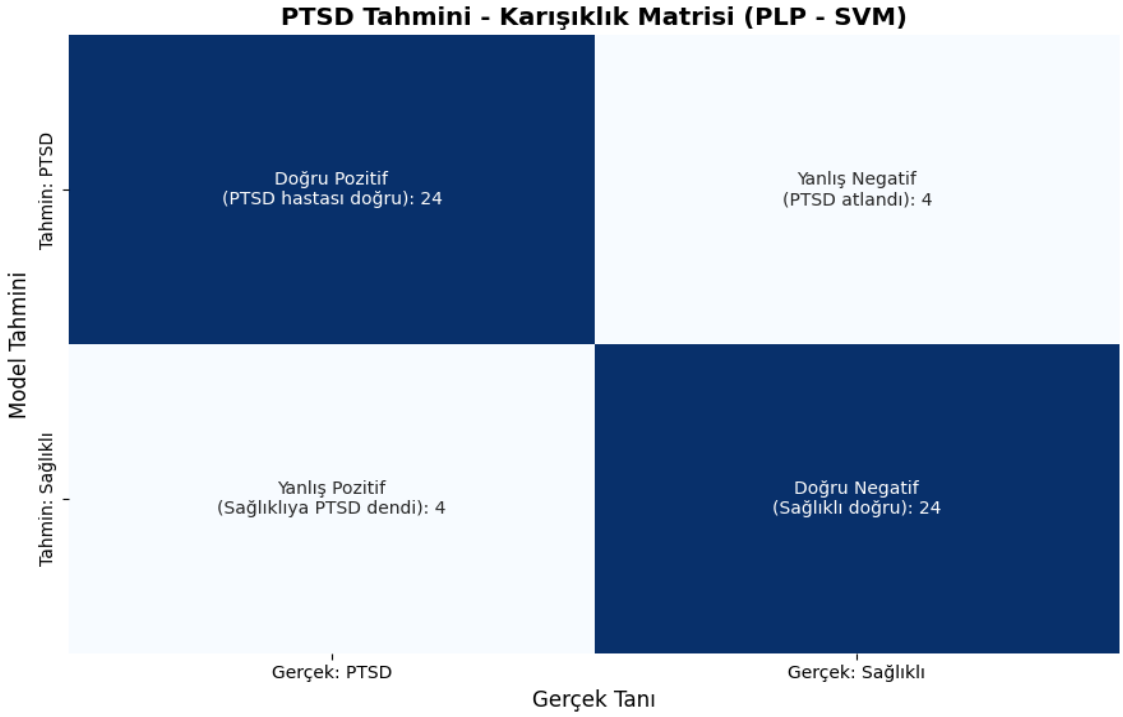
Tablo 8, PLP yöntemi ile ses verilerinden çıkarılan akustik özniteliklerin yedi farklı makine öğrenmesi modeli üzerindeki sınıflandırma performanslarını karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Tabloda her model için TP, FP, FN ve TN değerleri ile genel doğruluk (accuracy) yüzdeleri yer almaktadır.

Tablo 8. PLP Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	21	6	7	22	76,78
Decision Tree	22	5	6	23	80,35
Support Vector Machine	24	4	4	24	85,71

K- Nearest Neighbors	20	7	8	21	73,21
Naive Bayes	18	8	10	20	67,85
Random Forest	23	5	5	23	82,14
XGBoost	24	5	4	23	83,92

En yüksek doğruluk oranı, %85,71 ile Support Vector Machine (SVM) modeline aittir. 24 doğru pozitif ve 24 doğru negatif sınıflandırma gerçekleştiren SVM, yalnızca toplamda 8 yanlış sınıflama yaparak PLP temsiliyle dikkat çeken bir başarı ortaya koymuştur. SVM'yi, sırasıyla XGBoost (%83,92) ve Random Forest (%82,14) modelleri takip etmektedir. Bu modellerin PLP özellikleriyle yüksek performans göstermesi, PLP'nin belirli güçlü sınıflandırıcılarla uyumlu çalışabileceğini göstermektedir.



Şekil 32. PLP – SVM Karışıklık Martisi

Decision Tree (%80,35) ve Logistic Regression (%76,78) modelleri orta seviyede doğruluk sağlamış, ancak yanlış negatif sınıflama sayılarının nispeten fazla olması bu

başarı oranlarını sınırlamıştır. K-Nearest Neighbors ve özellikle Naive Bayes modelleri, sırasıyla %73,21 ve %67,85 ile bu tabloda en düşük başarı oranlarını sergilemiştir. Özellikle Naive Bayes modelinin 10 yanlış negatif tahmin yapması, modelin PLP temsili üzerinden travma belirtisi taşıyan bireyleri sınıflandırmada yetersiz kaldığını göstermektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, PLP yöntemi ile elde edilen özniteliklerin en etkili olduğu modelin yine SVM olduğu söylenebilir. Bununla birlikte XGBoost ve Random Forest gibi ansambl tabanlı modeller de bu yönteme uyumlu sonuçlar üretmiştir. Bu tablo, PLP'nin tek başına çok yüksek başarı sunmasa da güçlü sınıflandırıcılarla birlikte anlamlı sonuçlar verebildiğini göstermektedir.

4.1.1.3 LPC ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

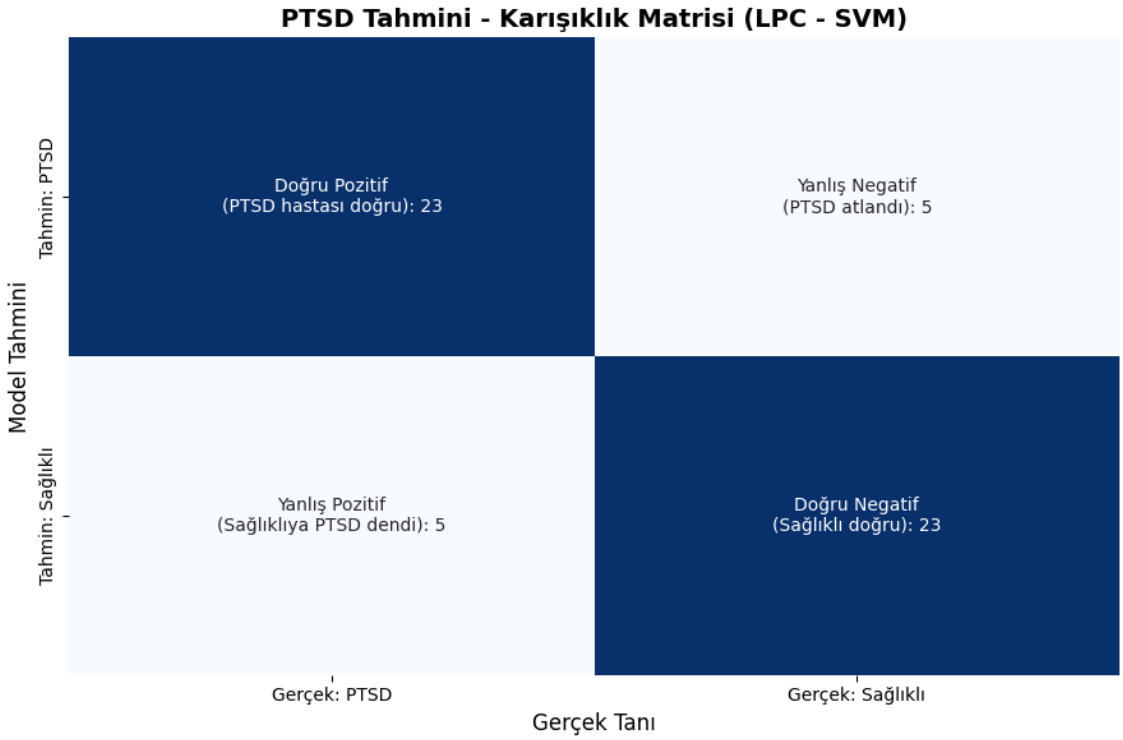
Tablo 9, LPC yöntemi ile çıkarılan akustik özniteliklerin, PTSD sınıflandırma başarısına etkisini yedi farklı makine öğrenmesi algoritması üzerinden karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Her bir modelin TP, FP, FN ve TN değerleri ile doğruluk (accuracy) oranları tabloda sunulmuştur.

Tablo 9. LPC Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	20	7	7	21	73,21
Decision Tree	21	6	8	22	76,48
Support Vector Machine	23	5	5	23	82,14
K- Nearest Neighbors	19	8	9	20	69,64
Naive Bayes	17	9	11	19	64,28

Random Forest	22	6	6		22	78,57
XGBoost	23	5	5		23	82,14

En yüksek doğruluk oranı %82,14 ile hem SVM hem de XGBoost modellerinde elde edilmiştir. Bu iki model, 23 doğru pozitif ve 23 doğru negatif sınıflandırma ile oldukça dengeli bir performans sergileyerek, LPC ile çalıştığında da yüksek bir başarı potansiyeline sahip olduklarını kanıtlamıştır. SVM ve XGBoost, önceki MFCC ve PLP analizlerinde de ön plana çıktığı gibi, LPC verisinde de güvenilir bir sınıflandırma performansı sunmuştur.



Şekil 33. LPC – SVM Karışıklık Martisi

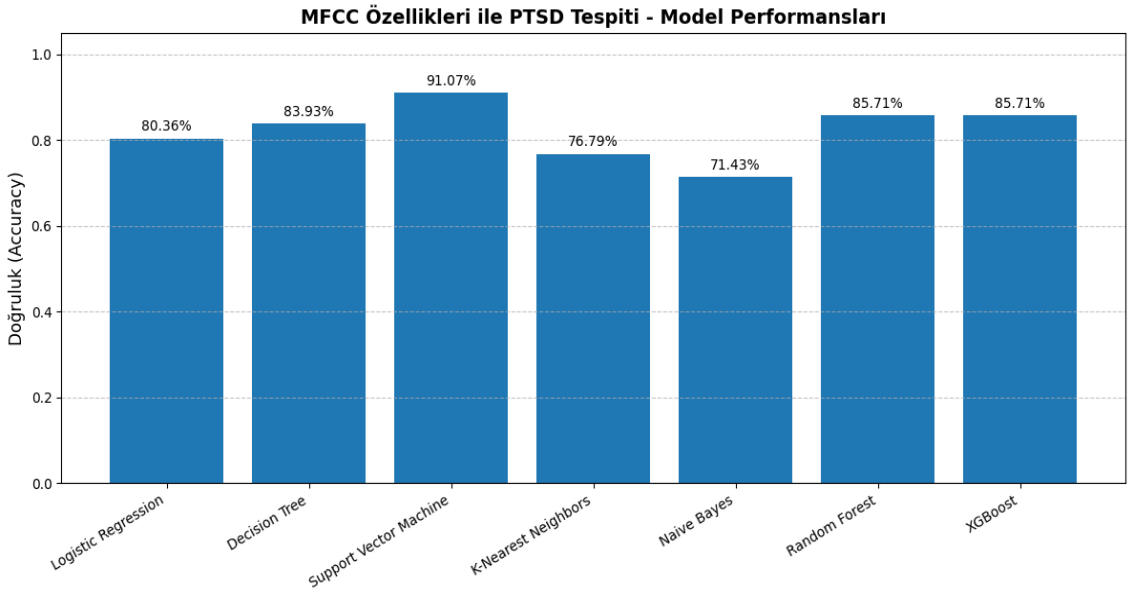
Random Forest (%78,57) ve Decision Tree (%76,48) modelleri orta seviyede doğruluk sunarken, özellikle Random Forest modelinin düşük yanlış sınıflandırma oranları dikkat çekmiştir. Bu modellerin sonuçları, LPC ile sınıflandırma yapılırken özellikle karar ağaçları temelli yöntemlerin faydalı olabileceğini göstermektedir.

Logistic Regression (%73,21) ve K-Nearest Neighbors (%69,64) modelleri nispeten düşük doğruluk oranlarına sahip olmuş, ancak en düşük başarı yine Naive Bayes (%64,28) modelinde gözlemlenmiştir. Naive Bayes modelinde 11 yanlış negatif sınıflandırma yapılması, PTSD belirtilerini taşıyan bireylerin hatalı biçimde sağlıklı olarak etiketlenmesine neden olmuş, bu durum modelin güvenilirliğini düşürmüştür.

4.1.1.4 Ses verisi ile eğitilen modellerin karşılaştırması

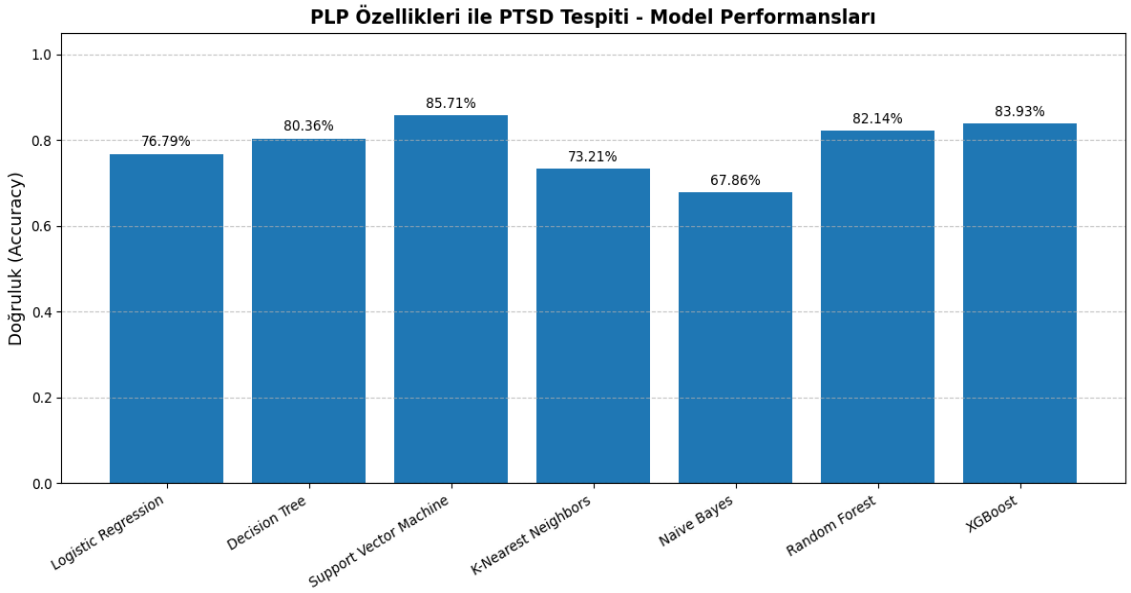
Genel olarak değerlendirildiğinde, LPC yöntemiyle elde edilen özniteliklerin sınıflandırma gücü MFCC ve PLP kadar güçlü olmasa da, SVM ve XGBoost gibi algoritmalarla kullanıldığında tatmin edici sonuçlar verebildiği görülmektedir. Bu tablo, LPC'nin belirli güçlü algoritmalarla birlikte uygulandığında yüksek doğrulukla çalışabileceğini göstermesi bakımından önemlidir.

Ses modellemesi sürecinde en düşük başarı ise %64,28 doğruluk oranı ile Naive Bayes modeline ait olmuştur. Naive Bayes'in temel varsayımı olan değişkenler arası koşulsuz bağımsızlık, karmaşık yapısal ilişkiler içeren ses öznitelikleri üzerinde yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle, bu modelin hem gerçek pozitif hem de negatif tahminlerinde ciddi sapmalar görülmüştür. Sonuç olarak, MFCC ile oluşturulan öznitelikler en iyi şekilde SVM modeli tarafından değerlendirilmiş ve PTSD teşhisi için en uygun ses-temelli model olarak öne çıkmıştır. Bu bulgular, ses analizine dayalı teşhis modellerinde MFCC+SVM eşleşmesinin güvenilir bir seçenek olduğunu güçlü biçimde desteklemektedir.



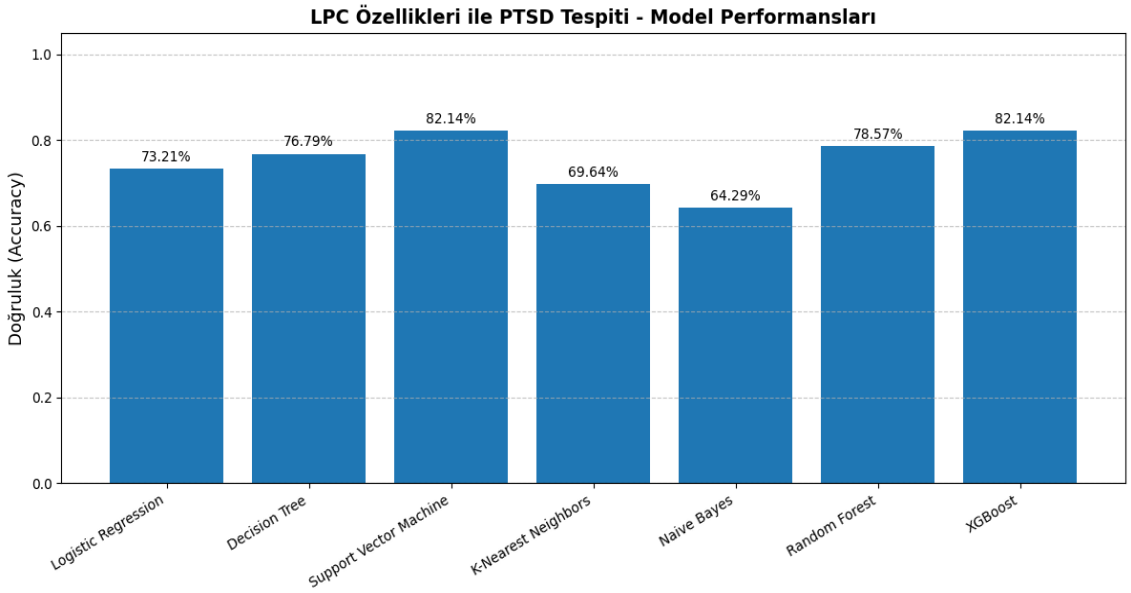
Şekil 34. MFCC Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Şekil 34, MFCC öznitelikleri kullanılarak eğitilen yedi farklı makine öğrenmesi modelinin PTSD tespitindeki doğruluk (accuracy) performanslarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Grafik incelendiğinde, SVM modelinin %91,07 doğruluk oranıyla diğer modellerden belirgin şekilde daha iyi performans sergilediği görülmektedir. Bunu sırasıyla Random Forest (%85,71), XGBoost (%85,71) ve Decision Tree (%83,93) modelleri takip etmektedir. Naive Bayes (%71,43) modeli ise en düşük doğruluk oranına sahip olup, PTSD semptomlarını doğru sınıflamada yetersiz kalmıştır. Bu grafik, MFCC temelli akustik özelliklerin özellikle SVM algoritmasıyla birlikte kullanıldığında oldukça başarılı sonuçlar verdiğini açıkça ortaya koymaktadır.



Şekil 35. PLP Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Şekil 35, PLP özellikleri kullanılarak oluşturulan PTSD tespit modellerinin doğruluk oranlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Grafik verilerine göre, en başarılı model SVM olmuş ve %85,71 doğruluk oranı ile dikkat çekmiştir. SVM'yi sırasıyla XGBoost (%83,93) ve Random Forest (%82,14) modelleri takip etmiştir. Diğer taraftan, Naive Bayes (%67,86) ve K-Nearest Neighbors (%73,21) modelleri daha düşük doğruluk oranları ile performans açısından geride kalmıştır. Genel olarak PLP tabanlı modeller MFCC'ye kıyasla daha düşük başarı göstermiş olsa da, özellikle SVM ve XGBoost algoritmaları ile tatmin edici sonuçlar üretmiştir. Bu da PLP'nin, doğru algoritmalarla birleştirildiğinde makul bir performans sağlayabileceğini göstermektedir.



Şekil 36. LPC Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Şekil 36, LPC temelli özniteliklerle eğitilen PTSD tespit modellerinin doğruluk (accuracy) performanslarını karşılaştırmalı olarak sunmaktadır. Grafik incelendiğinde, SVM ve XGBoost modellerinin eşit doğruluk oranı (%82,14) ile en başarılı modeller olduğu görülmektedir. Bu iki modeli Random Forest (%78,57) takip ederken, Naive Bayes (%64,29) en düşük başarıyı göstermiştir. K-Nearest Neighbors (%69,64) ve Logistic Regression (%73,21) gibi modeller ise orta düzeyde performans sergilemiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde, LPC özellikleriyle elde edilen doğruluk oranları MFCC ve PLP'ye kıyasla daha düşük düzeyde seyretmiştir. Bu durum, LPC'nin travma sonrası stres bozukluğu gibi karmaşık psikolojik durumların tespitinde tek başına yeterli ayrıştırıcılığı sağlayamayabileceğini göstermektedir. Yine de güçlü sınıflandırma algoritmalarıyla birlikte tatmin edici sonuçlar üretme potansiyeline sahiptir.

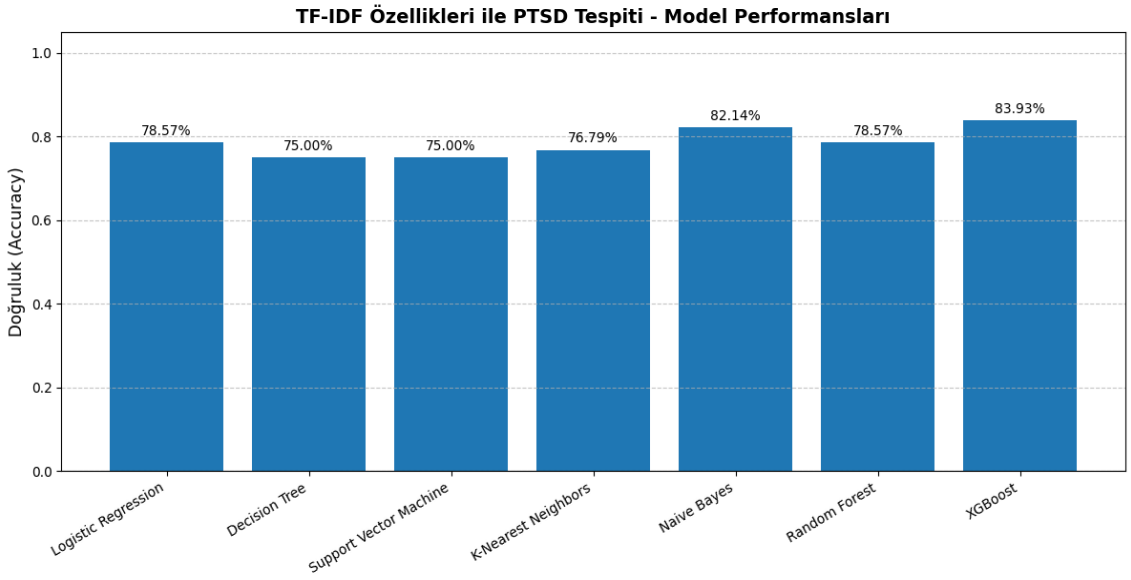
4.1.2 Doğal dil işleme modeli bulguları

NLP tabanlı analizlerin temelini oluşturan bu çalışmada, öncelikle katılımcılardan alınan ses verileri Whisper modeli aracılığıyla yazılı metne dönüştürülmüştür. Elde edilen metinler, NLP ön işleme tekniklerinden geçirilerek analiz için uygun hale getirilmiştir. Bu veriler üzerinde dört farklı temsil yöntemi kullanılarak özellik çıkarımı gerçekleştirilmiştir: TF-IDF, FastText, BERT ve LLM (LLaMA 3.3 embedding). Her bir temsil yöntemi ile Logistic Regression, Decision Tree, SVM, KNN, Naive Bayes,

Random Forest ve XGBoost gibi denetimli makine öğrenmesi algoritmaları eğitilmiştir. Bu bölümdeki temel hedef, transkripte edilmiş metinler üzerinden geliştirilen NLP modellerinin PTSD teşhisindeki performanslarını karşılaştırmak ve metin verisine dayalı yaklaşımların doğruluk düzeylerini değerlendirmektir.

4.1.2.1 TF-IDF ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

TF-IDF yöntemi ile elde edilen metin temsilleri kullanılarak yedi farklı makine öğrenmesi algoritması test edilmiştir: Logistic Regression, Decision Tree, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors, Naive Bayes, Random Forest ve XGBoost. Bu yöntemle yapılan analizler sonucunda en yüksek doğruluk oranı %83,93 ile XGBoost modelinde elde edilmiştir. Naive Bayes (%82,14) ve Logistic Regression (%78,57) modelleri de makul başarı seviyelerine ulaşırken, özellikle Decision Tree ve Support Vector Machine modellerinin %75 doğrulukla sınırlı kaldığı gözlemlenmiştir.



Şekil 37. TF-IDF Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

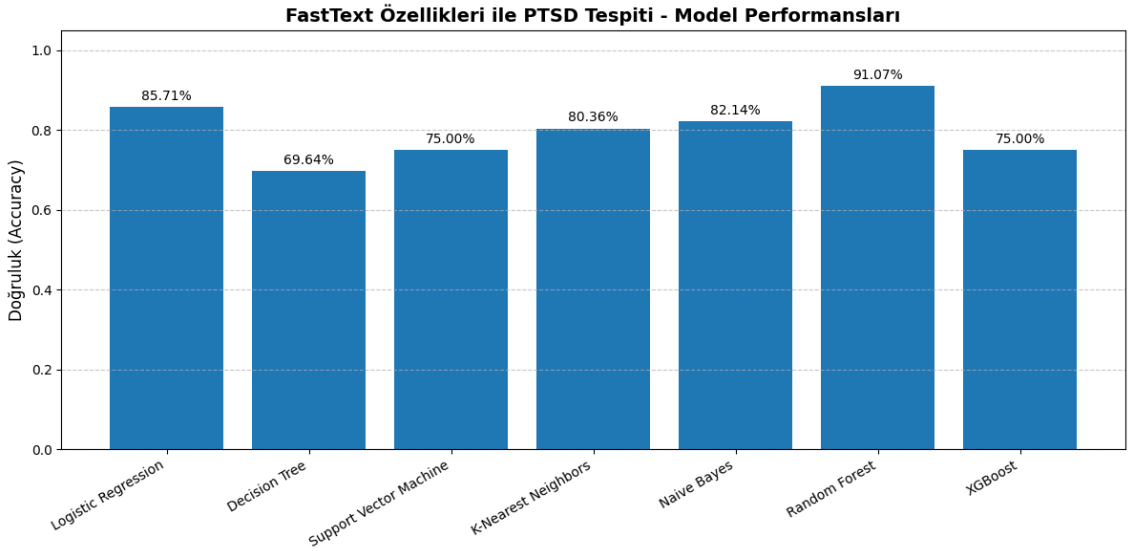
TF-IDF temsillerinin yüksek boyutlu, seyrek yapısı bazı algoritmalar için öğrenmeyi zorlaştırırken, XGBoost gibi gelişmiş ansambl yöntemlerinin bu yapıdan daha etkili şekilde faydalanabildiği anlaşılmaktadır. Elde edilen sonuçlar Tablo 10 ve Şekil 37'de detaylı olarak sunulmuştur.

Tablo 10. TF-IDF Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	20	4	8	24	78,57
Decision Tree	19	5	9	23	75
Support Vector Machine	22	8	6	20	75
K- Nearest Neighbors	21	6	7	22	76,78
Naive Bayes	22	4	6	24	82,14
Random Forest	20	4	8	24	78,57
XGBoost	24	5	4	23	83,92

4.1.2.2 FastText ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

FastText temsili kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırmalarda, genel doğruluk seviyelerinin geniş bir aralıkta dağıldığı gözlemlenmiştir. Yedi farklı algoritma ile yapılan testlerde, en yüksek doğruluk oranı %91.07 ile Random Forest modeline aitken, en düşük doğruluk %69,64 ile Decision Tree algoritmasında görülmüştür. Özellikle Naive Bayes (%82,14) ve Logistic Regression (%85,71) modelleri de başarılı performanslar sergilemiştir. Bu sonuçlar, FastText'in kelime içi n-gram yapılarından faydalanarak semantik temsil gücünü artırdığını, ancak bazı modellerin bu temsili tam anlamıyla değerlendirmekte zorlandığını göstermektedir.



Şekil 38. FastText Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Ayrıca, en düşük performansa sahip modelin yüksek yanlış pozitif ve negatif sayılar üretmesi, modelin hem özgüllük hem de duyarlılık açısından yetersiz kaldığını ortaya koymaktadır. Elde edilen veriler, FastText'in potansiyelini iyi optimize edilmiş modellerle birlikte kullanıldığında daha yüksek doğruluk sağlayabileceğini desteklemektedir.

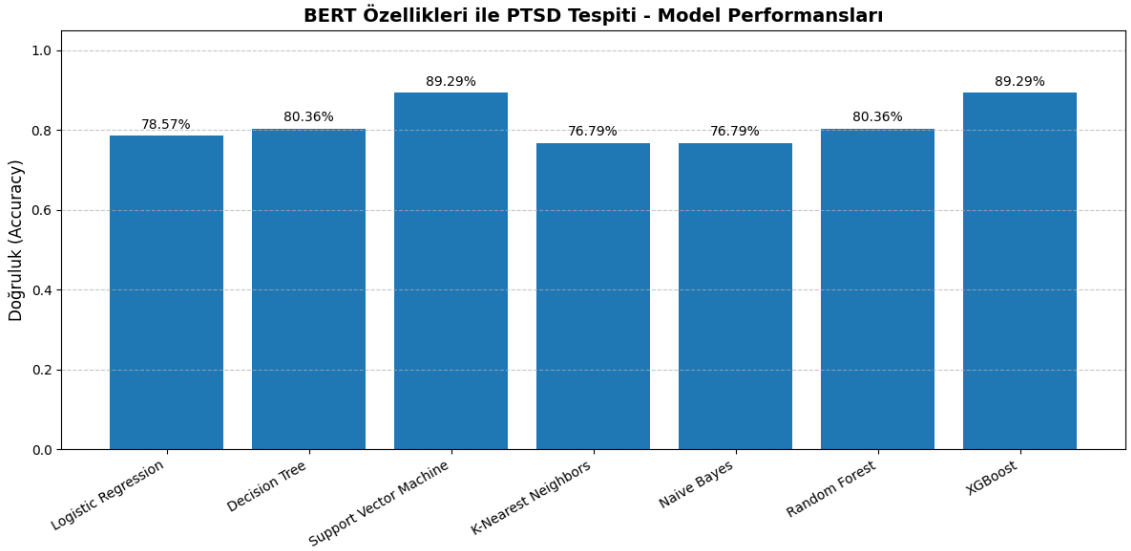
Tablo 11. FastText Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	24	4	4	24	85,71
Decision Tree	19	8	9	20	69,64
Support Vector Machine	19	5	9	23	75
K- Nearest Neighbors	20	3	8	25	80,35
Naive Bayes	25	7	3	21	82,14

Random Forest	25	2	3	26	91,07
XGBoost	19	5	9	23	75

4.1.2.3 BERT ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

BERT temelli metin temsilleriyle yapılan sınıflandırmalarda elde edilen doğruluk oranları genel olarak yüksek düzeydedir. Transformer mimarisinin bağlamsal analiz gücünden faydalanan bu temsil yöntemi, özellikle semantik ilişkilerin güçlü olduğu anlatımlarda modelin başarısını belirgin şekilde artırmıştır. Elde edilen sonuçlara göre en yüksek doğruluk oranı %89.28 ile SVM ve XGBoost modellerine aittir. Bu iki modelin BERT ile birlikte çalıştığında oldukça tutarlı ve etkili sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Özellikle düşük false negative (yanlış negatif) sayıları, modelin PTSD'li bireyleri başarılı şekilde ayırt ettiğini ortaya koymaktadır.



Şekil 39. BERT Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Ancak tüm modellerin BERT ile aynı düzeyde performans gösteremediği de dikkat çekicidir. Özellikle Decision Tree ve K-Nearest Neighbors gibi modeller, doğruluk oranı açısından nispeten daha düşük sonuçlar vermiş (%76.78), bu da BERT'in ürettiği yüksek boyutlu temsillerin bazı algoritmalar tarafından verimli şekilde işlenemediğini göstermektedir. Bu bağlamda, BERT gibi güçlü bir temsil yönteminin etkili şekilde

kullanılabilmesi için aynı oranda sofistike sınıflandırıcılar tercih edilmelidir. Genel olarak bakıldığında, BERT temelli modellerin elde ettiği performanslar, metin tabanlı PTSD teşhisinde bağlama duyarlı dil modellerinin ne denli önemli bir rol oynayabileceğini göstermektedir.

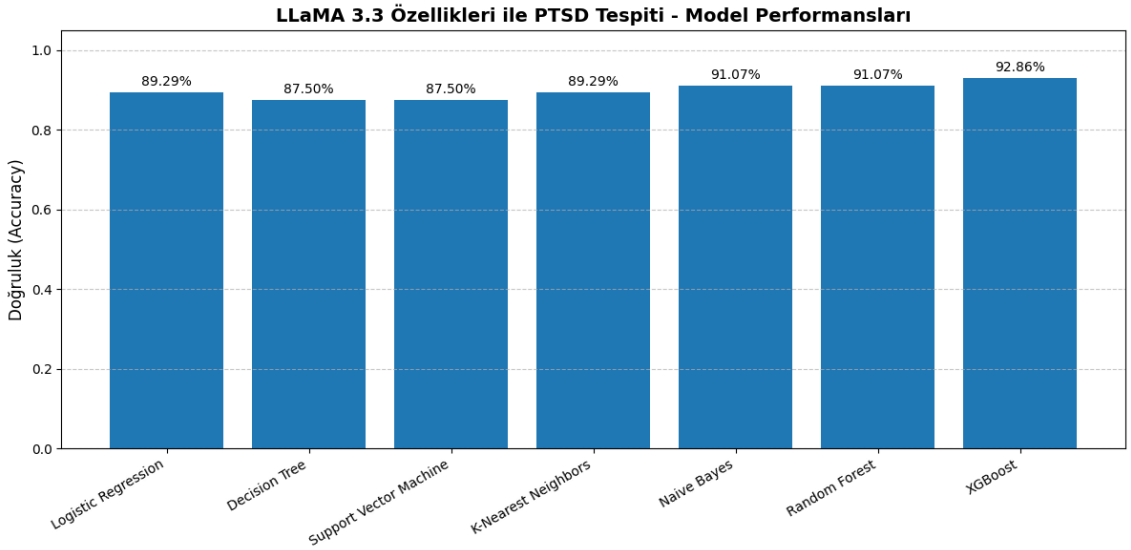
Tablo 12. BERT Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	23	7	5	21	78,57
Decision Tree	26	9	2	19	80,35
Support Vector Machine	27	5	1	23	89,28
K- Nearest Neighbors	24	9	4	19	76,78
Naive Bayes	21	6	7	22	76,78
Random Forest	24	7	4	21	80,35
XGBoost	26	4	2	24	89,28

4.1.2.4 Büyük dil modeli ile üretilen veriyle eğitilen modellerin sonuçları

LLM (LLaMA 3.3 embedding) temsili ile elde edilen sonuçlar, bu çalışmadaki tüm metin temelli modeller arasında en yüksek başarı oranını göstermektedir. Tabloya göre, LLM kullanılarak eğitilen modellerin doğruluk (accuracy) değerleri %87,5 ile %92,85 arasında değişmekte olup, bu aralık diğer tüm temsil tekniklerinden daha üst düzeydedir. Özellikle XGBoost algoritmasıyla eşleştiğinde model 26 doğru pozitif ve 26 doğru negatif tahmin ile 0.92857'lik üstün bir doğruluk oranına ulaşmıştır. Bu başarı seviyesi, modelin hem

PTSD olan bireyleri doğru şekilde sınıflandırma hem de sağlıklı bireyleri yanlış pozitif olarak sınıflandırmama açısından oldukça dengeli çalıştığını göstermektedir.



Şekil 40. LLM Verileriyle Eğitilen Modellerin Başarı Karşılaştırması

Modelin sahip olduğu bu yüksek doğruluk oranı, precision (kesinlik) ve recall (duyarlılık) metriklerinde de güçlü bir performans sergilediğini göstermektedir. Özellikle 26 doğru pozitif ve yalnızca 2 yanlış negatif değerle ulaşılan yüksek recall, modelin PTSD hastalarını kaçırmadan doğru şekilde yakalayabildiğini ortaya koymaktadır. Benzer şekilde, sadece 2 yanlış pozitif ile yüksek precision elde edilmiş ve bu da sağlıklı bireylerin yanlışlıkla PTSD'li olarak sınıflandırılmadığını göstermektedir. Tüm bu veriler, LLM temsiline dayalı XGBoost modelinin, içeriksel bağlamı güçlü bir biçimde yakalayabilme kapasitesi sayesinde NLP tabanlı teşhis modelleri içerisinde en güçlü alternatif olduğunu doğrulamaktadır. Bu başarı, çalışmanın ileri aşamalarında ensemble yapı ile birleştirilen modellerin performansına da önemli katkılar sağlamıştır.

Tablo 13. LLM Yöntemi Özet Karşılaştırmalı Doğruluk Tablosu

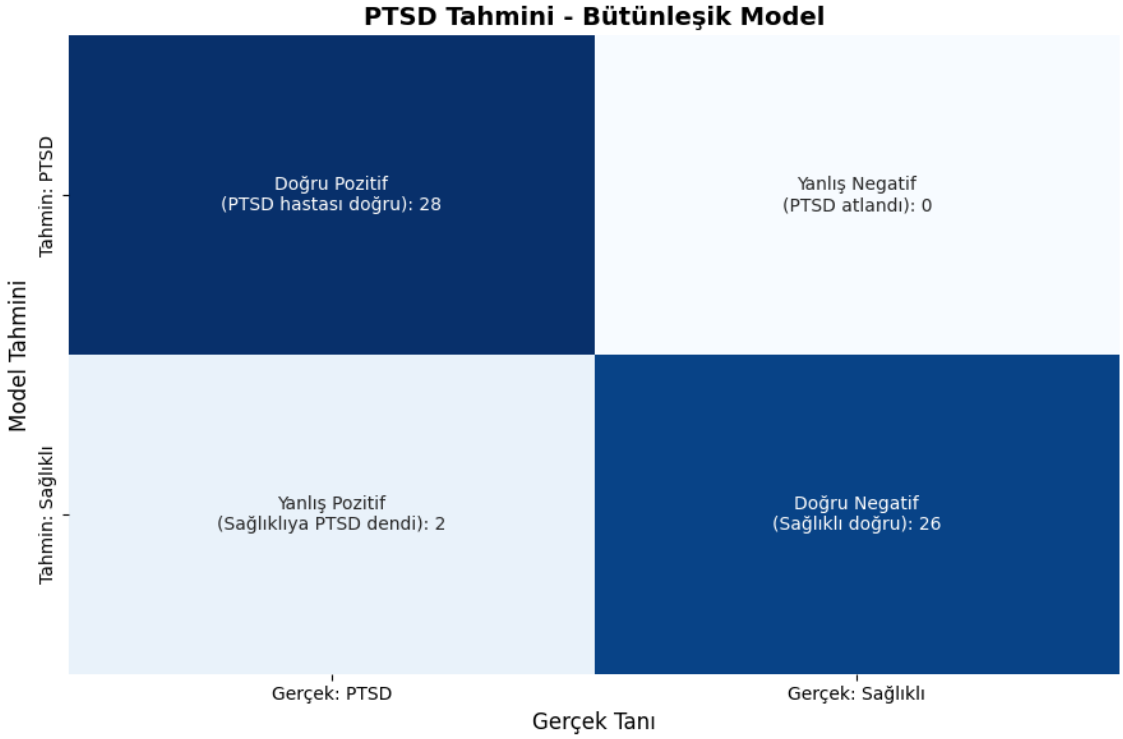
	True Positives	False Positives	False Negatives	True Negatives	Accuracy
Logistic Regression	25	3	3	25	89,28
Decision Tree	24	3	4	25	87,5
Support Vector Machine	25	4	3	24	87,5
K- Nearest Neighbors	25	3	3	25	89,28
Naive Bayes	25	2	3	26	91,07
Random Forest	26	3	2	25	91,07
XGBoost	26	2	2	26	92,85

4.1.3 Bütünleşik model bulguları

Geliştirilen ses ve metin temelli modellerin en başarılı örnekleri bir araya getirilerek oluşturulan bütünleşik (ensemble) model, PTSD teşhisinde üstün performans göstermiştir. Bu model, ses verilerinden MFCC + SVM kombinasyonu ve metin verilerinden LLM + XGBoost kombinasyonlarının çıktıları doğrultusunda ağırlıklı oylama (weighted voting) yöntemiyle nihai tahminleri üretmiştir. Her bir modelin test doğruluk oranları, bu oylama sisteminde ağırlık katsayısı olarak kullanılmış ve böylece model çıktıları daha güvenilir biçimde birleştirilmiştir.

Bütünleşik modelin doğruluk (accuracy) oranı %96.42 gibi son derece yüksek bir seviyeye ulaşmıştır. Ayrıca, bu model 28 doğru pozitif tahmin gerçekleştirmiş, hiçbir yanlış negatif (False Negative) üretmemiştir. Bu durum, PTSD tanısı konması gereken hiçbir bireyin gözden kaçırılmadığını göstermektedir ki bu da özellikle klinik

uygulamalar açısından oldukça kritik bir başarıdır. Sadece 2 yanlış pozitif ile modelin precision değeri de yüksek düzeyde kalmış, sağlıklı bireyleri yanlışlıkla PTSD tanısı ile sınıflandırma oranı minimumda tutulmuştur.



Şekil 41. Bütünleşik Model Karmaşıklık Matrisi

Bu sonuçlar, çok modelli (multi-modal) yapay zekâ sistemlerinin, özellikle ruh sağlığı gibi karmaşık ve çok boyutlu alanlarda tanı sürecini desteklemek için güçlü bir alternatif sunduğunu ortaya koymaktadır. Ensemble yaklaşımı sayesinde hem ses hem de metin verisinden gelen bilgi zenginleştirilmiş ve modelin genelleme kapasitesi artırılmıştır. Bu doğrultuda geliştirilen model, yalnızca akademik bir başarı örneği değil, aynı zamanda klinik karar destek sistemlerinde pratik olarak uygulanabilecek yüksek güvenilirlikte bir araç niteliği taşımaktadır.

4.2 Tartışma

Bu çalışmada, travma sonrası stres bozukluğu (PTSD) tanısını desteklemek amacıyla ses ve metin verilerine dayalı iki ayrı yapay zekâ modeli geliştirilmiş ve bu modellerin çıktıları, daha yüksek doğruluk elde etmek üzere bütünleşik (ensemble) bir yapıda birleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, AI destekli yaklaşımların özellikle psikolojik tanı

süreçlerinde önemli katkılar sunabileceğini göstermektedir. Tartışma kapsamında, hem ses hem de metin modellerinin güçlü ve zayıf yönleri ele alınmış, bu modellerin birlikte kullanımının getirdiği avantajlar analiz edilmiştir.

Ses verileriyle yapılan modelleme sürecinde MFCC özellikleriyle eğitilen SVM modeli, %91.07 doğruluk oranı ile en başarılı sonuçları üretmiştir. Bu sonuç, sesin duygusal içerik taşıması ve bireyin psikolojik durumunu doğrudan yansıtması nedeniyle açıklanabilir. Ancak diğer ses özellikleri (PLP ve LPC) ile elde edilen doğruluk oranlarının görece daha düşük olması, ses sinyallerinin işlenmesinde kullanılan temsil yöntemlerinin doğruluk üzerinde belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, ses verisi ile çalışan modellerin sinyal işleme tekniğine oldukça duyarlı olduğunu ve dikkatli ön işleme gerektirdiğini göstermektedir.

Metin tabanlı modellerde ise, LLM (LLaMA 3.3) ile elde edilen embedding temsilleri, klasik yöntemler olan TF-IDF ve FastText'e kıyasla çok daha başarılı sonuçlar vermiştir. Özellikle LLM + XGBoost kombinasyonu %93'e yakın doğruluk ile dikkat çekmiştir. Bu başarı, büyük dil modellerinin bağlamsal ifadeleri anlamlandırmadaki üstünlüğünü ve özellikle travmatik anlatılarda geçen karmaşık dil yapılarını çözümleyebilme kapasitesini yansıtmaktadır. Ancak klasik yöntemlerin daha düşük doğruluk oranlarına sahip olması, metin temelli sınıflandırmalarda temsil yönteminin seçiminin model performansı üzerinde belirleyici olduğunu göstermektedir.

Çalışmanın en dikkat çeken sonucu ise, her iki veritipiyle elde edilen en iyi modellerin birleştirildiği ensemble yaklaşımıyla %96.42 doğruluk oranına ulaşılmasıdır. Bu model, hem klinik olarak anlamlı sonuçlar üretmiş hem de yanlış negatif üretmeyerek yüksek duyarlılığa ulaşmıştır. Bu bulgu, ses ve metin verilerinin birlikte kullanılmasının, tekil modellerden çok daha güvenilir sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, ruh sağlığı alanında geliştirilecek tanı sistemlerinin çok modaliteli olması, hem doğruluk hem de genelleme kabiliyeti açısından büyük avantaj sağlamaktadır.

Genel olarak bu çalışma, AI temelli modellerin psikolojik bozuklukların teşhisinde nasıl etkili biçimde kullanılabileceğini göstermektedir. Ancak bu modellerin daha büyük veri kümeleri, farklı yaş grupları ve kültürel farklılıklara sahip örneklemler üzerinde test edilmesi, genellenebilirlik açısından gereklidir. Ayrıca etik, anonimlik ve veri güvenliği

konularında gösterilen titizlik, bu tür modellerin gerçek hayatta uygulanabilirliğini destekleyen en önemli faktörlerden biri olarak öne çıkmaktadır.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma, travma sonrası stres bozukluğunun (PTSD) yapay zekâ destekli tanısında hem ses hem de metin verilerini kullanarak güçlü bir modelleme yaklaşımı ortaya koymuştur. Geliştirilen sistem, katılımcılardan alınan ses kayıtlarının hem akustik özellikleriyle hem de metne dökülerek dilsel içerikleriyle analiz edilmesine olanak tanımış; bu yönüyle literatürdeki tekil veri tipine dayalı yaklaşımların ötesine geçmiştir. Modelleme sürecinde MFCC, PLP ve LPC gibi sinyal temsilleri ses verisi için, TF-IDF, FastText, BERT ve LLaMA 3.3 gibi temsiller ise metin verisi için kullanılmış ve bu temsiller, yedi farklı denetimli öğrenme algoritması ile değerlendirilmiştir.

Elde edilen bulgular doğrultusunda, ses verisi ile en yüksek başarıyı MFCC özellikleriyle eğitilen SVM modeli sağlamış ve %91.07 doğruluk oranına ulaşmıştır. Metin verileri tarafında ise LLM tabanlı embedding'ler ile çalışan XGBoost modeli %92.85 doğruluk ile öne çıkmıştır. Her iki modelin çıktılarının ağırlıklı oylama yöntemiyle birleştirildiği ensemble sistem, %96.42 gibi oldukça yüksek bir doğruluk oranına ulaşarak çalışmanın en başarılı çıktısı olmuştur. Bu sonuç, ses ve metin verilerinin çok modelli (multimodal) olarak birlikte kullanılmasının PTSD gibi psikolojik bozuklukların tanısında belirgin bir başarı artışı sağladığını göstermektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma PTSD teşhisinde yapay zekâ destekli, güvenilir ve yüksek doğruluklu bir yaklaşım ortaya koymuş; hem akademik literatüre hem de ruh sağlığı teknolojilerine önemli katkılar sunmuştur. Geliştirilen modelin ölçeklenebilirliği, farklı bozukluklara uyarlanabilirliği ve etik temelli sürdürülebilirliği, gelecekteki çalışmalar için güçlü bir zemin oluşturmaktadır.

KAYNAKÇA

Ab Halim, A. S., Othman, A., Syed Jaapar, S. Z., Kadir, A. A., Shaaban, J., Zakaria, N., vd., (2020). Validation of the Malay Version of Impact of Event Scale-Revised (IES-R) Among Flood Disaster Victims in Malaysia. *Malaysian Journal of Psychiatry, 29*(2), 58-72.

Al Jowf, G. A. (2023). To predict, prevent, and manage post-traumatic stress disorder (PTSD): A review of pathophysiology, treatment, and biomarkers. *International Journal of Molecular Sciences, 24*(5238). doi:https://doi.org/10.3390/ijms24065238

Alec Radford, J. W. (2023). Robust speech recognition via large-scale weak supervision. *Proceedings of Machine Learning Research, 202*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.04356

Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician, 46*(3), 175-185. doi:https://doi.org/10.1080/00031305.1992.10475879

American Psychiatric Association, DSM-5 Task Force. (2013). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5™*. Arlington, VA: American Psychiatric Publishing, Inc.

Anand Rajaraman, W. J. (2012). *Mining of massive datasets.* California: Cambridge University Press.

Andre Esteva, B. K. (2017). Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*. doi:https://doi.org/10.1038/nature21056

Antonia Aguirre Velasco, I. S. (2020). What are the barriers, facilitators and interventions targeting help-seeking behaviours for common mental health problems in adolescents? A systematic review. *BMC Psychiatry, 20*(293). doi:https://doi.org/10.1186/s12888-020-02659-0

Ariel J Lang, M. B. (2005). An abbreviated PTSD checklist for use as a screening instrument in primary care. *Behaviour Research and Therapy, 43*(5), 585-594. doi:https://doi.org/10.1016/j.brat.2004.04.005

Arshi, O., Chaudhary, A., ve Singh, R. (2023, 12 29). Navigating the Future of Healthcare: AI-Powered Solutions, Personalized Treatment Plans, and Emerging Trends in 2023. *International Conference on Artificial Intelligence for Innovations in Healthcare Industries (ICAIIHI)International Conference on Artificial Intelligence for Innovations in Healthcare Industries (ICAIIHI)*.

Ashish Vaswani, N. S. (2023). Attention is all you need. *Arxiv*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762

Béatrice Simo, J. C.-M.-J. (2019). Predictors of number of healthcare professionals consulted by individuals with mental disorders or high psychological distress. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 16*(3010). doi:10.3390/ijerph16173010

Beck JG, G. D. (2008). The impact of event scale-revised: psychometric properties in a sample of motor vehicle accident survivors. *Journal of Anxiety Disorders*.

Bienvenu, O. J. (2013). Posttraumatic stress disorder in survivors of acute lung injury: Evaluating the Impact of Event Scale-Revised. *CHEST, 144*(1), 24-31. doi:https://doi.org/10.1378/chest.12-0908

Binns, R. (2018). Fairness in machine learning: Lessons from political philosophy. *Proceedings of Machine Learning Research*, 149-159. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.03586

Boden, M. A. (2016). *Its nature and future.* Oxford University Press UK.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Springer, 45*, 5-32. doi:https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Brooks, R. A. (1991). *Intelligence without representation.* doi:https://doi.org/10.1016/0004-3702(91)90053-M

Burns T, K. T. (1997). The primary care of patients with schizophrenia: a search for good practice. *British Journal of General Practice, 47*(421), 515-520.

Caiuby AV, L. S. (2012). Adaptação transcultural da versão brasileira da Escala do Impacto do Evento-Revisada (IES-R) [Cross-cultural adaptation of the Brazilian version of the Impact of Events Scale-Revised (IES-R)]. *Cad Saude Publica, 28*(3), 597-603. doi:https://doi.org/10.1590/S0102-311X2012000300019

Cambria, E., ve White, B. (2014). Jumping NLP curves: A review of natural language processing research. *IEEE, 9*(2), 48-57. doi:10.1109/MCI.2014.2307227

Cetin, M. &. (2005). Identification and posttraumatic stress disorder symptoms in rescue workers in the Marmara, Turkey, earthquake. *Journal of Traumatic Stress, 18*(5), 485-489. doi:https://doi.org/10.1002/jts.20056

Chen CS, C. C. (2011). Validation of the Impact of Event Scale-Revised for adolescents experiencing the floods and mudslides. *Kaohsiung Journal of Medical Sciences, 27*(12), 560-565. doi:https://doi.org/10.1016/j.kjms.2011.06.033

Chris R Brewin, S. R. (2002). Brief screening instrument for post-traumatic stress disorder. *The British Journal of Psychiatry* , 158-162.

Christy A Blevins, F. W. (2015). The Posttraumatic Stress Disorder Checklist for DSM-5 (PCL-5): Development and initial psychometric evaluation. *Journal of Traumatic Stress*, 489-498.

Corinna Cortes, V. V. (1995). Support-vector networks. *Springer*, 273–297.

Creamer M, B. R. (2003). Psychometric properties of the Impact of Event Scale - Revised. *Behavior Research and Therapy, 41*(12), 1489-1496. doi:https://doi.org/10.1016/j.brat.2003.07.010

Cynthia L. Lancaster, J. B. (2016). Posttraumatic stress disorder: Overview of evidence-based assessment and treatment. *Journal of Clinical Medicine, 5*(11). doi:https://doi.org/10.3390/jcm5110105

Çorapçıoğlu, A. Y. (2006). Olayların Etkisi Ölçeği'nin Türkçe versiyonunun geçerliliği ve güvenilirliği. *New/Yeni Symposium Journal, 44*(1), 14-22.

Davenport, T. H. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.

Davey C., H. R. (2015). Arabic versions of IES-R and PTGI. *Clinical Psychology*, 131-139.

David Silver, A. H. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*(529), 484–489. doi:https://doi.org/10.1038/nature16961

David W. Hosmer Jr., S. L. (2013). *Applied Logistic Regression.* John Wiley ve Sons, Inc. doi:10.1002/9781118548387

Davis, S., ve Mermelstein, P. (1980). Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. *Ieeexplore*, 357 - 366. doi:https://doi.org/10.1109/TASSP.1980.1163420

Dean G Kilpatrick, H. S. (2013). National estimates of exposure to traumatic events and PTSD prevalence using DSM-IV and DSM-5 criteria. *Journal of Traumatic Stress, 26*(5), 537-547. doi:10.1002/jts.21848

Decision Trees. (2005). O. M. Lior Rokach içinde, *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook* (s. 165–192). Springer.

Dominic Murphy, J. R. (2017). Exploring optimum cut-off scores to screen for probable posttraumatic stress disorder within a sample of UK treatment-seeking veterans. *European Journal of Psychotraumatology, 8*(1). doi:https://doi.org/10.1080/20008198.2017.1398001

E S Kubany, S. N. (2000). Development and preliminary validation of a brief broad-spectrum measure of trauma exposure: the Traumatic Life Events Questionnaire. *Psychological Assessment*, 210-224.

Edna B Foa, C. P. (2016). Psychometric properties of the Posttraumatic Diagnostic Scale for DSM-5 (PDS-5). *Psychological Assessment, 28*(10), 1166-1171. doi:10.1037/pas0000258

Edna B Foa, C. P. (2016). Psychometric properties of the Posttraumatic Diagnostic Scale for DSM-5 (PDS-5). *Psychological Assessment*, 1166-1171.

Eid J, L. G. (2009). Psychometric properties of the Norwegian Impact of Event Scale-revised in a non-clinical sample. *Nordic Journal of Psychiatry, 63*(5), 426-432. doi:https://doi.org/10.1080/08039480903118190

Elizabeth M. Goetter, N. J. (2023, Temmuz 19). Cognitive-behavioral therapy for posttraumatic stress disorder. *The Massachusetts General Hospital Handbook of Cognitive Behavioral Therapy*, 95-113.

Estevez, D. C. (2022, September 5). *What happens if PTSD goes untreated?* May 05, 2025 tarihinde HealthMatch: https://healthmatch.io/ptsd/what-happens-if-ptsd-is-left-untreated adresinden alındı

Eytan Bakshy, S. M. (2015, 05 07). Political science. Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science, 348*(6239), 1130-1132. doi:https://doi.org/10.1126/science.aaa1160

Ghazi I. Al Jowf, Z. T. (2023). To predict, prevent, and manage post-traumatic stress disorder (PTSD): A review of pathophysiology, treatment, and biomarkers. *International Journal of Molecular Sciences, 24*(6). doi:https://doi.org/10.3390/ijms24065238

Goldberg, D. (1995). Epidemiology of mental disorders in primary care settings. *Epidemiologic Reviews*, 182-190. doi:10.1093/oxfordjournals.epirev.a036174

Grassi M, P. S. (2021). Psychometric properties of the Syrian Arabic version of the Impact of Event Scale-Revised in the context of the Syrian refugee crisis. *Journal of Traumatic Stress, 34*(4), 880-888. doi:https://doi.org/10.1002/jts.22667

Hermansky, H. (1990). Perceptual linear predictive (PLP) analysis of speech. *87*(4), 1738-1752. doi:https://doi.org/10.1121/1.399423

Hermansky, H. (1990). Perceptual linear predictive (PLP) analysis of speech. *The Journal of the Acoustical Society of America, 87*, 1738–1752. doi:https://doi.org/10.1121/1.399423

Hugo Touvron, T. L.-A. (2023). LLaMA: Open and efficient foundation language models. *Arxiv*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.13971

Ian Goodfellow, Y. B. (2016). *Deep Learning.* Cambridge: MIT Press.

Jacob Devlin, M.-W. C. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Arxiv*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805

Jhilam Biswas, E. Y. (2018). Treatment delayed is treatment denied. *Journal of the American Academy of Psychiatry and the Law, 46*(4), 447-453. doi:https://doi.org/10.29158/jaapl.003786-18

Jingchu Hu, B. F. (2017). Gender differences in PTSD: Susceptibility and resilience. (A. Alvinius, Dü.) *Gender Differences in Different Contexts*. doi:10.5772/65287

John McCarthy, M. L. (2006). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine*(27). doi:https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904

Jordan, M. I. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science, 349*(6245), 255-260. doi:https://doi.org/10.1126/science.aaa8415

Joseph Bullock, A. L. (2020). Mapping the landscape of Artificial Intelligence applications against COVID-19. *The Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*. doi:https://doi.org/10.1613/jair.1.12162

Julia, N. (2024, Ocak 11). Post-traumatic Stress Disorder (PTSD) Statistics: 2024 Update May 16, 2025 tarihinde CFAH: https://cfah.org/ptsd-statistics/ adresinden alındı

K M Connor, J. R. (2001). SPRINT: a brief global assessment of post-traumatic stress disorder. *International Clinical Psychopharmacology*, 279-284.

K. C. Koenen, A. R.-G.-H. (2017). Posttraumatic stress disorder in the World Mental Health Surveys. *Psychological Medicine, 47*(13), 2260-2274. doi:10.1017/S0033291717000708

Kagee, A. B. (2021). Predicting posttraumatic stress disorder caseness using the PTSD Checklist for DSM-5 among patients receiving care for HIV. *Journal of Traumatic Stress, 35*(1), 13-21. doi:https://doi.org/10.1002/jts.22654

Kotsiantis, S. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Informatica, 31*, 249-268.

Lawrence Rabiner, R. S. (2010). *Theory and applications of digital speech processing.* London: Pearson.

Lori L. Davis, J. S.-S. (2022). The economic burden of posttraumatic stress disorder in the United States from a societal perspective. *The Journal of Clinical Psychiatry, 83*(3). doi:10.4088/JCP.21m14116

Luciano Floridi, J. C. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Springer, 28*, 689–707. doi:https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5

Madhu S, K. P. (2022). Reliability and factor analysis of Hindi version of IES-R scale: Effect of Rajyoga meditation on perceiving the impact of COVID-19. *Dialogues Health, 1*, 1. doi:https://doi.org/10.1016/j.dialog.2022.100024

Makhoul, J. (2005). Linear prediction: A tutorial review. *IEEE, 63*(4), 561 - 580. doi:https://doi.org/10.1109/PROC.1975.9792

Malinauskienė V, B. L. (2016). The Impact of Event Scale - Revised: psychometric properties of the Lithuanian version in a sample of employees exposed to workplace bullying. *Acta Medica Lituanica, 23*(3), 185-192. doi:https://doi.org/10.6001/actamedica.v23i3.3384

Marc-Antoine Crocq, L. C. (2000). From shell shock and war neurosis to posttraumatic stress disorder: a history of psychotraumatology. *Dialogues in Clinical Neuroscience, 2*(1), 47-55. doi:https://doi.org/10.31887/DCNS.2000.2.1/macrocq

Marina Bar-Shai, E. K. (2015). Vulnerability to PTSD: Psychosocial and demographic risk and resilience factors. *Future Directions in Post-Traumatic Stress Disorder*, 3-30. doi:https://psycnet.apa.org/doi/10.1007/978-1-4899-7522-5_1

Martin Prince, V. P. (2007). No health without mental health. *Lancet, 370*(9590), 859-77.

Martin, D. J. (2025). *Speech and Language Processing (3rd ed. draft).* 03. 04.2025 tarihinde https://pages.ucsd.edu/~bakovic/compphon/Jurafsky,%20Martin.-Speech%20and%20Language%20Processing_%20An%20Introduction%20to%20Natural%20Language%20Processing%20(2007).pdf adresinden alındı.

Matt J Gray, B. T. (2004). Psychometric properties of the life events checklist . *Assessment*, 330-341.

Matt J Gray, J. D. (2009). Psychometric properties of the Trauma Assessment for Adults. *Depression and Anxiety*, 190-195.

Matt J Gray, J. D. (2009). Psychometric properties of the Trauma Assessment for Adults. *Depression and Anxiety, 26*(2), 190-195. doi:https://doi.org/10.1002/da.20535

Matthew J. Friedman, P. A. (2007). *Handbook of PTSD: Science and Practice.* New York, USA: Guilford Press.

Matthew Jeffreys, S. N. (2022, Temmuz 15). *Treating PTSD When Common Comorbidities Are Present* . U.S. Department of Veterans Affairs: May 10, 2025 tarihindehttps://www.ptsd.va.gov/professional/continuing_ed/tx_ptsd_comorbidities.asp adresinden alındı

McGlashan, T. H. (1998). Early detection and intervention of schizophrenia: rationale and research. *The British journal of Psychiatry Supplement, 172*(33), 3-6.

Mind. (2021, Ocak 15). *Causes - Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD) and Complex PTSD*. May 21, 2025 tarihinde Mind: https://www.mind.org.uk/information-support/types-of-mental-health-problems/post-traumatic-stress-disorder-ptsd-and-complex-ptsd/causes/ adresinden alındı

Morina N, E. T. (2013). Diagnostic utility of the Impact of Event Scale–Revised in two samples of survivors of war. *PLoS ONE, 8*(12), 1. doi:10.1371/journal.pone.0083916

Mystakidou, K. T. (2007). Psychometric properties of the Impact of Event Scale in Greek cancer patients. *Journal of Pain and Symptom Management, 33*(4), 454-461. doi:https://doi.org/10.1016/j.jpainsymman.2006.09.023

Nakamine, S. &. (2018). Posttraumatic stress symptoms in victims of the Tokyo subway sarin attack: Twenty years later. *Journal of Social and Clinical Psychology, 37*(10), 794-811. doi:https://psycnet.apa.org/doi/10.1521/jscp.2018.37.10.794

National Alliance on Mental Illness. (2023, 04). *Mental Health By the Numbers*. 04 30, 2025 tarihinde nami.org: https://www.nami.org/about-mental-illness/mental-health-by-the-numbers/ adresinden alındı

National Health Service (NHS). (2022, Mayıs 13). *Causes - Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD)*. May 15, 2025 tarihinde NHS: https://www.nhs.uk/mental-health/conditions/post-traumatic-stress-disorder-ptsd/causes/ adresinden alındı

National Institude of Mental Health. (2024, Mart). *Substance Use and Co-Occurring Mental Disorders* . May 10, 2025 tarihinde NIH: https://www.nimh.nih.gov/health/topics/substance-use-and-mental-health adresinden alındı

National Intstute of Mental Health. (2025, March). *Substance Use and Co-Occurring Mental Disorders*. May 10, 2025 tarihinde NIH: https://www.nimh.nih.gov/health/topics/substance-use-and-mental-health adresinden alındı

Nello, C. (2013). *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods.* doi:https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389

Nicholas Cummins, S. S. (2015). A review of depression and suicide risk assessment using speech analysis. *Speech Communication, 71*, 10-49. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.specom.2015.03.004

Nilsson, N. (2010). The quest for artificial intelligence: A history of ideas and achievements. Cambridge: *Cambridge University Press*.

O'Shaughnessy, D. (1999). *Speech Communications: Human and Machine, 2nd Edition.* New York, NY: IEEE Press.

Pang-Ning Tan, M. S. (2018). *Introduction to data mining (2nd ed.).* London: Pearson.

Park YS, P. K. (2021). Validation of the Korean version of Impact of Event Scale-Revised (IES-R) in Korean nurses during the COVID-19 pandemic. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 18*(21). doi:https://doi.org/10.3390/ijerph182111311

Paula P. Schnurr, A. S. (2002). Trauma in the Lives of Older Men: Findings from the Normative Aging Study . *Journal of Clinical Geropsychology*, 175-187.

Piotr Bojanowski, E. G. (2017). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 135-146. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.04606

Prins, A. B.-G. (2016). The Primary Care PTSD Screen for DSM-5 (PC-PTSD-5): Development and evaluation within a veteran primary care sample. *Journal of General Internal Medicine*, 1206-1211.

Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning, 1*, 81-106. doi:https://doi.org/10.1007/BF00116251

Richard A Bryant, M. J. (2011). A review of acute stress disorder in DSM-5. *Depression and Anxiety, 28*(9), 802-817. doi:10.1002/da.20737

Ronald C Kessler, M. P.-U. (2012). Twelve-month and lifetime prevalence and lifetime morbid risk of anxiety and mood disorders in the United States. *International Journal of Methods in Psychiatric Research, 3*, 169-184. doi:https://doi.org/10.1002/mpr.1359

Ronald C Kessler, M. P.-U. (2012). Twelve-month and lifetime prevalence and lifetime morbid risk of anxiety and mood disorders in the United States. *International Journal of Methods in Psychiatric Research, 21*(3), 169-184. doi:10.1002/mpr.1359

Sadeghi M, M. A. (2022). Posttraumatic stress disorder hyperarousal event detection using smartwatch physiological and activity data. *PLoS One, 17*(5). doi:10.1371/journal.pone.0267749

Sahidullah, M. (2012). *Design, analysis and experimental evaluation of block based transformation in MFCC computation for speaker recognition.* doi:https://doi.org/10.1016/j.specom.2011.11.004

Sawalha J, Y. M. (2022). Detecting presence of PTSD using sentiment analysis from text data. *Front. Psychiatry, 12*. doi:https://doi.org/10.3389/fpsyt.2021.811392

Servet Badem, Ö. Ö. (2023). A natural language processing-based Turkish diagnosis recommendation system. *Journal of Computer Science and Technologies, 4*(1), 8-18. doi:10.54047/bibted.1227017

Sharif Nia H, K. H. (2021). Psychometric properties of the Impact of Event Scale-Revised (IES-R) among general Iranian population during the COVID-19 pandemic. *Front Psychiatry, 12*(692498). doi:https://doi.org/10.3389/fpsyt.2021.692498

Sheppard, S. (2022, Mart 26). *Common Types of PTSD Comorbidities*. May 26, 2025 tarihinde Verywellmind: https://www.verywellmind.com/common-ptsd-comorbidities-5213758 adresinden alındı

Sokolova, M. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing ve Management, 45*(4), 427-437. doi:https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002

Steenkamp M., M. C. (2010). *Handbook of assessment and treatment planning for psychological disorders (2nd ed.).* New York, NY: The Guilford Press.

Steven Bird, E. K. (2009). *Natural Language Processing with Python.* Sebastopol, CA: O'Reilly Media.

Stuart Russell, P. N. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach.* Upper Saddle River, NJ: Pearson.

Sundin, E. C. (2002). Impact of Event Scale: psychometric properties. *British Journal of Psychiatry, 180*, 205-209. doi:https://doi.org/10.1192/bjp.180.3.205

Sveen J, L. A.-A. (2010). Validation of a Swedish version of the Impact of Event Scale-Revised (IES-R) in patients with burns. *J Anxiety Disord, 24*(6), 618-622. doi:https://doi.org/10.1016/j.janxdis.2010.03.021

Sveen, J. O. (2010). Psychometric properties of the Impact of Event Scale-Revised in patients one year after burn injury. *Journal of Burn Care ve Research, 31*(2), 310-318. doi:https://doi.org/10.1097/bcr.0b013e3181d0f523

Şahinaslan, E., Günerkan, M., ve Şahinaslan, Ö. (2023). Makine Öğrenmesinde Kategorik Veri Kodlama Tekniğinin Kullanımına Alternatif Bir Çözüm Yöntemi. Journal of Intelligent Systems: Theory and Applications. *6(1)*, 1-11. doi:doi.org/10.38016/jista.1140

Şahinaslan, Ö., ve Dalyan, H. (2023). Sosyal Medya Uygulamlamalarında Yapay Zekanın Yeri (ss.24-40). Konya: Çizgi Kitabevi. *Yapay Zeka Uygulamalarında Güncel Konular ve Araştırmalar* (s. 153). içinde

Şahinaslan, Ö., Dalyan, H., ve Şahinaslan, E. (2022). Naive Bayes sınıflandırıcısı kullanılarak YouTube verileri üzerinden çok dilli duygu analizi. *Journal of Information Technologies, 15*(2), 221-229. doi:10.17671/gazibtd.999960

T. Cover, P. H. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory, 13*(1), 21-27. doi:https://doi.org/10.1109/TIT.1967.1053964

T., M. H. (1998). Early detection and intervention of schizophrenia: rationale and research. *The British journal of psychiatry*, 3-6.

Tanzila Saba, A. R. (2022). Machine learning for post-traumatic stress disorder identification utilizing resting-state functional magnetic resonance imaging. *Microscopy Research and Technique, 85*(6), 2083-2094. doi:https://doi.org/10.1002/jemt.24065

Tareen, M. &. (2012). Evaluation of an Urdu version of the Impact of Event Scale - Revised. *International Psychiatry, 9*(1), 20-22. doi:http://dx.doi.org/10.1192/S1749367600002952

TH, M. (1998). Early detection and intervention of schizophrenia: rationale and research . *Br J Psychiatry Suppl.*, 3-6.

Tianqi Chen, C. G. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785 - 794.

Torun F, T. S. (2020). The psychological impact of the COVID-19 pandemic on medical students in Turkey. *Pakistan Journal of Medical Sciences, 36*(6), 1355-1359. doi:https://doi.org/10.12669/pjms.36.6.2985

Trevor Hastie, R. T. (2009). The Elements of Statistical Learning. *Springer.*

Tull, M. (2020, November 13). *Delayed-onset PTSD symptoms*. May 7, 2025 tarihinde Verywell Mind: https://www.verywellmind.com/delayed-onset-ptsd-meaning-and-reasons-2797636 adresinden alındı

Turing, A. M. (1950). *Computing machinery and intelligence.* doi:https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433

Ucuz, I. A. (2020). Estimation of the development of depression and PTSD in children exposed to sexual abuse and development of decision support systems by using artificial intelligence. *Journal of Child Sexual Abuse, 1*, 73-85. doi:https://doi.org/10.1080/10538712.2020.1841350

US Department of Veterans Affairs. (2009). *PTSD: National Center for PTSD*. US Department of Veterans Affairs: https://www.ptsd.va.gov/professional/treat/cooccurring/index.asp adresinden alındı

Veronese, G. &. (2013). Psychometric proprieties of the Impact of Event Scale (short version) in contexts of military violence. *Research on Social Work Practice, 23*(6), 710-718. doi:http://dx.doi.org/10.1177/1049731513486360

Vimal Kumar Sharma, J. R. (2009). Detecting Mental Disorders in Primary Care. *Mental Health in Family Medicine, 6*, 11-13. https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC2777596/ adresinden alındı

Weiss, D. (1997). The Impact of Event Scale: Revised. *Assessing Psychological Trauma and PTSD*, 399-411. doi:https://doi.org/10.1007/978-0-387-70990-1_10

Williamson MLC, S. M. (2022). Diagnostic accuracy of the Primary Care PTSD Screen for DSM-5 (PC-PTSD-5) within a civilian primary care sample. *Journal of Clinical Psychology, 78*(11), 2299-2308. doi:https://doi.org/10.1002/jclp.23405

Xue-Rong Miao, Q.-B. C.-M.-J. (2018). Posttraumatic stress disorder: From diagnosis to prevention. *Military Medical Research, 5*(32). doi:https://doi.org/10.1186/s40779-018-0179-0

Yang Wu, L. W. (2023). Changing trends in the global burden of mental disorders from 1990 to 2019 and predicted levels in 25 years. *Epidemiology and Psychiatric Sciences, 32*(63), 1-9.

Yann LeCun, Y. B. (2015). Deep learning. *Nature, 521*(1), 436-444. doi:https://doi.org/10.1038/nature14539

Yonemoto T, K. K. (2012). Posttraumatic stress symptom (PTSS) and posttraumatic growth (PTG) in parents of childhood, adolescent and young adult patients with high-grade osteosarcoma. *International Journal of Clinical Oncology, 17*(3), 272-275. doi:https://doi.org/10.1007/s10147-011-0286-3

EKLER

Ek:1: Etik Kurul Kararı

Bu belge, Yükseköğretim Kurulu tarafından 19.01.2021 tarihli "Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge" ile bildirilen 6698 Sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu kapsamında gizlenmiştir.

Ek:2: Bilgilendirilmiş Onam Formu

Bu belge, Yükseköğretim Kurulu tarafından 19.01.2021 tarihli "Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge" ile bildirilen 6698 Sayılı Kişisel Verilerin Korunması Kanunu kapsamında gizlenmiştir.

ÖZ GEÇMİŞ

Servet BADEM

Eğitim

Lisans	2022	Acıbadem Üniversitesi, Tıp Mühendisliği
Yüksek Lisans	2025	Maltepe Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği

İş/İstihdam (Varsa)

2020	Acıbadem Teknoloji – Yapay Zekâ Uzmanı

Yayınlar ve Diğer Bilimsel/Sanatsal Faaliyetler

Badem, S., ve Özcan Kılıçsaymaz, Ö. (2023). A Natural Language Processing-Based Turkish Diagnosis Recommendation System. Bilgisayar Bilimleri Ve Teknolojileri Dergisi, 4(1), 8-18. https://doi.org/10.54047/bibted.1227017

International Conference Of Mathematical Sciences ICMS 2024, Detection of Post-Traumatic Stress Disorder Using Artirial Intelligence with Speech and Text Data: An Integrated Model Approach, Servet Badem, Onder Sahinaslan, Ilke Hizli, (11-15 September 2024), Maltepe University

International Graduate Students Interdisciplinary Symposium (IGSIS-2025), MDetection of PTSD with AI:Ensemble Model Approach, Servet Badem, Önder Şahinaslan, İlke Hızlı, (29 May 2025), Maltepe University