

TC.
İSTANBUL KÜLTÜR ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

ÖZ GÜVEN VE BAŞARI İLİŞKİSİNİN DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ
İLE DENEYSEL ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Berke Deniz

1600001790

Anabilim Dalı: Bilgisayar Mühendisliği

Program: Bilgisayar Mühendisliği

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Fatma Patlar AKBULUT

EYLÜL 2025

TC.

İSTANBUL KÜLTÜR ÜNİVERSİTESİ

LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

ÖZ GÜVEN VE BAŞARI İLİŞKİSİNİN DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ
İLE DENEYSEL ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Berke Deniz

1600001790

Anabilim Dalı: Bilgisayar Mühendisliği

Program: Bilgisayar Mühendisliği

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Fatma Patlar AKBULUT

Jüri Üyeleri: Prof. Dr. Akhan AKBULUT

Prof. Dr. Özgür Koray ŞAHİNGÖZ

EYLÜL 2025

ÖNSÖZ

“Öz Güven ve Başarı İlişkisinin Derin Öğrenme Teknikleri ile Deneysel Analizi” başlıklı tez çalışmamda her aşamasında bilgi birikimi, yönlendirmeleri ve yapıcı eleştirileriyle bana yol gösteren değerli danışmanım Doç. Dr. Fatma Patlar AKBULUT’a en içten teşekkürlerimi sunarım. Akademik rehberliği ve sabırlı yaklaşımı hem bu çalışmanın gelişmesinde hem de kişisel akademik yolculuğumda çok kıymetli bir yere sahiptir.

Ayrıca, çalışmama gönüllü katılarak değerli görüş, zaman ve deneyimlerini benimle paylaşan katılımcılara da teşekkür ederim. Verdikleri katkılar araştırmamın bilimsel niteliğine önemli ölçüde katkı sağlamıştır.

Berke Deniz

EYLÜL 2025

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
KISALTMALAR	iv
ŞEKİL LİSTESİ.....	v
TABLO LİSTESİ	vi
ÖZET	viii
ABSTRACT	ix
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Organizasyonu	3
2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR	4
2.1 Öz Güvenin Psikolojik ve Kuramsal Temelleri	4
2.2 Aşırı Öz Güven ve Bilişsel Önyargılar	4
2.3 Öz Güvenin Başarı ve Performans Üzerindeki Etkileri	5
2.4 Nörobilimsel Temelli Öz Güven Araştırmaları.....	5
2.5 Çok Modlu Davranış ve Duygu Analizi.....	5
2.6 Derin Öğrenme Tabanlı Bilişsel Durum Modelleme	6
3. METODOLOJİ.....	7
3.1 Çalışma Tasarımı ve Deneysel Protokol	7
3.1.1 Deneyin Genel Yapısı ve Amaçları.....	8
3.1.2 Manipülasyon Stratejisi.....	10
3.1.3 Veri Toplama Aşamaları ve Zamanlaması.....	10
3.2 Veri Toplama Süreci ve Modaliteler.....	11
3.2.1 EEG Sinyalleri ve Nörobilişsel Göstergeler	12
3.2.2 Periferik Fizyolojik Sinyaller	13
3.2.3 Davranışsal Performans Verileri	14
3.2.4 Öz Güven Anketleri ve Karar Sonrası Öz Bildirimler	21
3.2.5 Video Kayıtları ve Gözlemsel Veriler.....	22
3.3 Veri Ön İşleme ve Özellik Mühendisliği.....	22
3.4 Derin Öğrenme ile Aşırı Öz Güven ve Başarı İlişkisinin Modellenmesi	23
3.4.1 Problem Tanımı ve Etiket Yapısının Oluşturulması	23
3.4.2 Çoklu Modalite Temsili ve Özellik Birleştirme Stratejisi.....	23
3.4.3 Model Mimarisi ve Entegrasyon Yöntemi	23
3.4.4 Model Açıklanabilirlik ve Yorumlama (XAI, SHAP, Attention)	24
4. DENEYSEL SONUÇLAR.....	26
4.1 Öz Güven Düzeylerinin Fazlara Göre Analizi	26
4.2 Görev Performansındaki Değişim ve Başarı Ölçütleri	30

4.2.1	Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Nötr Telkin (Temel Öz Güven) Aşaması	30
4.2.2	Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Negatif Telkin (Düşük Öz Güven) Aşaması	31
4.2.3	Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Pozitif Telkin (Yüksek Öz Güven) Aşaması	32
4.2.4	Genel Yetenek Soruları Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Genel Değerlendirme.....	33
4.2.5	Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Puzzle ve Zeka Oyunları Skor Analizi	34
4.2.6	Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Puzzle ve Zeka Oyunları Skor Analizi Genel Değerlendirmesi.....	40
4.2.7	Nötr Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi	40
4.2.8	Negatif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi.....	43
4.2.9	Pozitif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi.....	46
4.2.10	Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Genel Değerlendirme.....	49
4.3	Fizyolojik ve Nörofizyolojik Sinyal Değişimleri	53
4.3.1	EEG Nörofizyolojik Sinyal Değişimleri:	53
4.3.2	Fizyolojik Sinyal Değişimleri:	55
4.3.3	Yüz İfadelerindeki Sinyal Değişimleri:	57
4.3.4	Multimodal Füzyon (Early & Late) Sinyal Değişimleri Değişimleri:	61
4.4	Derin Öğrenme Model Sonuçları	62
4.4.1	Model Mimarisine Genel Bakış	63
4.4.2	EEG Verisine Dayalı Modellerin Sonuçları.....	64
4.4.3	Fizyolojik Verilerine Dayalı Modellerin Sonuçları	73
4.4.4	Video Verisine Dayalı Modellerin Sonuçları.....	80
4.5	Modalite Karşılaştırmaları ve Füzyon Etkisi	89
4.6	Açıklanabilirlik Analizi ve Psikolojik Yorumlar	96
5.	BULGULAR VE TARTIŞMA.....	100
6.	SINIRLILIKLAR	102
7.	SONUÇLAR VE ÖNERİLER	104
8.	KAYNAKÇA.....	107

KISALTMALAR

ACC	: Doğruluk
BA	: Dengelenmiş doğruluk
AUC	: ROC eğrisi altındaki alan
F1	: F1 skoru
MCC	: Matthews korelasyon katsayısı
Cohen's κ	: Kappa uyum katsayısı
EEG	: Elektroensefalografi
EDA	: Elektrodermal aktivite
BVP	: Kan hacmi nabız dalgası
HR	: Kalp hızı
Hz	: Hertz
CNN	: Evrişimsel sinir ağı
LSTM	: Uzun kısa süreli bellek ağı
SVM	: Destek vektör makineleri
RF	: Rastgele orman
XGBoost	: Extreme Gradient Boosting
SHAP	: SHapley Additive exPlanations

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 3-1 Katılımcı Cinsiyet Dağılımı	11
Şekil 3-2 EEG Sinyal Verisi - SID=23	12
Şekil 3-3 Fizyolojik Sinyal Verisi - SID=23.....	14
Şekil 3-4 Genel Yetenek Örnek Soru - 1	15
Şekil 3-5 Genel Yetenek Örnek Soru - 2	15
Şekil 3-6 Genel Yetenek Örnek Soru – 3.....	16
Şekil 3-7 Genel Yetenek Örnek Soru - 4	16
Şekil 3-8 Genel Yetenek Örnek Soru – 5.....	17
Şekil 3-9 Genel Yetenek Örnek Soru – 6.....	17
Şekil 3-10 Yetenek Oyunları.....	20
Şekil 3-11 Aşamalara Göre Kullanılan Puzzle Görselleri.....	21
Şekil 4-1 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği Sonuçları.....	27
Şekil 4-2 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği Cinsiyet Dağılımına Göre Sonuçları	27
Şekil 4-3 Genel Öz-Yeterlik Ölçeği Sonuçları.....	28
Şekil 4-4 Genel Öz - Yeterlik Ölçeği Cinsiyet Dağılımına Göre Sonuçlar	29
Şekil 4-5 EEG Korelasyon Matrisi	65
Şekil 4-6 EEG Sinyal Dağılım Grafikleri	67
Şekil 4-7 EEG Boxplot Analizi.....	68
Şekil 4-8 EEG Eğitim Süreci Analizi.....	69
Şekil 4-9 EEG Karmaşıklık Matrisi	70
Şekil 4-10 EEG ROC Eğrisi.....	71
Şekil 4-11 Fizyolojik Sinyal Verileri Korelasyon Matrisi	74
Şekil 4-12 Fizyolojik Sinyal Verileri Acclerometer Grafikleri.....	75
Şekil 4-13 Fizyolojik Sinyal Verileri Eğitim Doğruluk Grafiği	76
Şekil 4-14 Fizyolojik Sinyal Verileri Karmaşıklık Matrisi.....	77
Şekil 4-15 Fizyolojik Sinyal Verileri ROC Eğrisi	78
Şekil 4-16 Kalibrasyon Analizi Fizyolojik Sinyal Verileri.....	78
Şekil 4-17 Çıkarılan Yüz İfade Özellikleri	81
Şekil 4-18 Video Verisi Karışıklık Matrisi	82
Şekil 4-19 Video Verisi CNN Precision-Recall Grafiği - CNN	83
Şekil 4-20 Video Verisi ROC Eğrileri Grafiği - CNN.....	84
Şekil 4-21 Video Verisi Eğitim Doğruluk Eğrileri - CNN	85
Şekil 4-22 Video Verisi Eğitim Doğruluğu - Ensemble	85
Şekil 4-23 Video Verisi Karışıklık Matrisi - Ensemble	86
Şekil 4-24 Video Verisi ROC Eğrileri - Ensemble	87
Şekil 4-25 Video Verisi Precision–Recall eğrileri – Ensemble	87
Şekil 4-26 Eğitim Doğruluk Eğrileri - Early Fusion.....	89
Şekil 4-27 Karmaşıklık Matrisi - Early Fusion	90
Şekil 4-28 ROC Analiz Grafiği - Early Fusion.....	91
Şekil 4-29 Kalibrasyon Eğrileri - Early Fusion	92
Şekil 4-30 Karmaşıklık Matrisi - Late Fusion.....	93

TABLO LİSTESİ

Tablo 3-1 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği ve Genel Öz Yeterlik Ölçeği Soruları ...	8
Tablo 3-2 EEG Sinyal Tanımı.....	12
Tablo 3-3 Fizyolojik Sinyal Tanımı.....	14
Tablo 3-4 Senaryo Soruları	18
Tablo 4-1 Nötr Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	30
Tablo 4-2 Nötr Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	30
Tablo 4-3 Negatif Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	31
Tablo 4-4 Negatif Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	31
Tablo 4-5 Pozitif Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	32
Tablo 4-6 Pozitif Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu.....	32
Tablo 4-7 Tüm Aşamalar Genel Yetenek Sorusu Doğru Cevap Oranları Tablosu....	33
Tablo 4-8 Tüm Aşamalar Puzzle ve Zeka Oyunları Puan Ortalaması Tablosu	34
Tablo 4-9 Puzzle ve Zeka Oyunları Anova ve Kruskal-Wallis Analizi.....	36
Tablo 4-10 Aşama Bazlı Bilişsel Boyut Analiz Tablosu	36
Tablo 4-11 Nötr Puan Bazlı Benlik Saygısı Düzeyi ve Oyun Skoru Yüzdesel Değişim Tablosu	37
Tablo 4-12 Nötr Puan Bazlı Öz-Yeterlik Düzeyi ve Oyun Skoru Yüzdesel Değişim Analiz Tablosu	38
Tablo 4-13 Nötr Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu	41
Tablo 4-14 Nötr Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi	41
Tablo 4-15 Negatif Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu.....	44
Tablo 4-16 Negatif Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi.....	44
Tablo 4-17 Pozitif Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu.....	46
Tablo 4-18 Pozitif Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi.....	47
Tablo 4-19 Senaryo Analizi Bütünleştirilmiş Genel Değerlendirme.....	49
Tablo 4-20 Senaryo Aşaması Kruksal - Wallis Analizi	51
Tablo 4-21 Fizyolojik Sinyal Sınıf Bazlı Performans Tablosu.....	56
Tablo 4-22 MediaPipe Verileri – Tüm Modellerin Ayrıntılı Performans Sonuçları .	58
Tablo 4-23 Ensemble Modeli Sınıf Bazlı Performans Tablosu	60
Tablo 4-24 Nötr Aşama EEG Sinyal Verileri	64
Tablo 4-25 EEG Sınıflandırma Sonuçları	71
Tablo 4-26 Nötr Aşama Fizyolojik Sinyal Verileri	73
Tablo 4-27 Tüm Aşamalar Fizyolojik Sinyal Verileri	79
Tablo 4-28 Video Verisi Sınıflandırma Tablosu – Ensemble.....	88

Tablo 4-29 Video Verisi Sınıf Bazında Metrikler Tablosu – Ensemble	88
Tablo 4-30 Early Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri.....	92
Tablo 4-31 Early Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri	93
Tablo 4-32 Late Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri	94
Tablo 4-33 Late Fusion Genel Performans Değerleri	94



Üniversite	:	İstanbul Kültür Üniversitesi
Enstitü	:	Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Anabilim Dalı	:	Bilgisayar Mühendisliği
Program	:	Bilgisayar Mühendisliği
Tez Danışmanı	:	Doç. Dr. Fatma Patlar AKBULUT
Tez Türü ve Tarihi	:	Yüksek Lisans – Eylül 2025

ÖZET

ÖZ GÜVEN VE BAŞARI İLİŞKİSİNİN DERİN ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE DENEYSEL ANALİZİ

Berke DENİZ

Bu araştırma, bireylerin öz güven düzeylerinin görev performansları üzerindeki etkilerini, çoklu veri türlerinin bütünleştirilmesiyle incelemektedir. Deneysel tasarımda katılımcılar nötr, olumlu ve olumsuz telkin koşullarında değerlendirilmiş; bilişsel beceriler ve karar verme süreçleri çeşitli görevlerle ölçülmüştür. Davranışsal verilerin yanı sıra EEG, kalp ritmi ve yüz ifadeleri gibi nörobilişsel ve fizyolojik göstergeler de toplanmıştır. Böylece öznel beyanlara dayalı olmayan, çok katmanlı ve nesnel bir veri seti oluşturulmuştur.

Veriler, LSTM ve CNN tabanlı derin öğrenme modelleriyle analiz edilmiştir. EEG ve fizyolojik sinyaller zaman serisi modelleriyle işlenirken, video verileri CNN tabanlı mimariler ve MediaPipe kütüphanesiyle birlikte değerlendirilmiştir. Modaliteler erken ve geç füzyon yöntemleriyle birleştirilmiş; modellerin karar süreçleri SHAP değerleri ve attention haritalarıyla açıklanmıştır.

Elde edilen bulgular, telkin türlerinin öz güven ve görev performansı üzerinde anlamlı farklılıklar yarattığını göstermektedir. Negatif telkin koşulunda dikkat ve zaman yönetimi performansı artarken, pozitif telkin koşulunda motivasyon ve problem çözme becerilerinde yükselme gözlenmiştir. Çalışma, öz güvenin yalnızca psikolojik bir olgu değil, aynı zamanda biyofizyolojik ve davranışsal göstergelerle ölçülebilen bir yapı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yönüyle araştırma, psikoloji, nörobilim ve yapay zekâ alanlarını birleştiren disiplinler arası bir yaklaşım sunarak literatüre yenilikçi bir katkı sağlamaktadır.

Anahtar Kelimeler: Öz Güven, Görev Performansı, EEG, Fizyolojik Sinyaller, Derin Öğrenme, LSTM, CNN, Füzyon, Mediapipe

University : Istanbul Kültür University
Institute : Institute of Graduate Studies
Department : Computer Engineering
Program : Computer Engineering
Thesis Advisor : Assoc. Prof. Dr. Fatma Patlar AKBULUT
Thesis Type And Date : Master Degree– September 2025

ABSTRACT

Investigating the Relationship Between Self-Confidence and Success Through Deep Learning Techniques

Berke DENİZ

This study investigates the effects of individuals' self-confidence levels on task performance through the integration of multiple data modalities. In the experimental design, participants were evaluated under three suggestion conditions: neutral, positive, and negative. Various cognitive and decision-making tasks were administered to assess their performance. In addition to behavioral data, neurocognitive and physiological indicators such as EEG signals, heart rate, and facial expressions were collected, forming a multilayered and objective dataset independent of self-reported measures.

The collected data were analyzed using deep learning architectures based on LSTM and CNN models. EEG and physiological signals were processed through time-series models, while video data were analyzed using CNN-based architectures in combination with the MediaPipe library to extract facial expressions, micro-expressions, and body language cues. The modalities were integrated using early and late fusion strategies, and model decisions were interpreted through SHAP values and attention maps.

The findings reveal that the type of suggestion has a significant impact on both self-confidence and task performance. Participants under negative suggestion conditions demonstrated better attention and time management, whereas those under positive suggestion exhibited increased motivation, problem-solving ability, and cognitive flexibility. The results indicate that self-confidence is not merely a psychological construct but also a measurable phenomenon supported by physiological and behavioral indicators. In this respect, the study offers an interdisciplinary approach that bridges psychology, neuroscience, and artificial intelligence, contributing innovative insights to the literature and to individual performance analysis.

Keywords: Self-Confidence, Task Performance, EEG, Physiological Signals, Deep Learning, LSTM, CNN, Fusion, Mediapipe, Biopsychological Analysis

BÖLÜM I

1. GİRİŞ

Başarı, bireylerin eğitim hayatından mesleki performanslarına, sosyal ilişkilerden kişisel hedeflerine kadar birçok alanda ulaşmak istedikleri temel bir çıktıdır. Ancak bu çıktıya ulaşmak yalnızca bilişsel yetkinliklerle sınırlı değildir; bireyin psikolojik durumu, öz algısı ve içsel motivasyonu da başarı üzerinde belirleyici bir rol oynamaktadır. Dikkat süresi, karar verme yetisi veya stresle başa çıkma becerisi gibi zihinsel süreçler, bireyin içinde bulunduğu psikolojik durumla doğrudan ilişkilidir. Bu bağlamda öz güven, yani bireyin kendi yeteneklerine duyduğu inanç, yalnızca performans hedeflerine ulaşma isteğini değil, aynı zamanda bu yolda karşılaşılan engellere karşı gösterilen tutumu da belirlemektedir.

Bununla birlikte, öz güvenin her zaman olumlu sonuçlar doğurmadığı da bilinmektedir. Bireyin kendi yeteneklerini olduğundan fazla değerlendirmesi yani aşırı öz güven, bazı durumlarda hatalı karar alma, dikkatsizlik ve performans düşüşüne yol açabilmektedir. Bu olgu, özellikle bilişsel psikoloji ve davranışsal ekonomi alanlarında sıklıkla incelenen bir konudur (Moore & Healy, 2008). Son yıllarda, aşırı öz güvenin karar verme süreçleri ve görev başarısı üzerindeki etkilerinin deneysel olarak ölçülmesine yönelik çalışmalar artış göstermiştir. Sosyal psikolojide oldukça detaylı şekilde ele alınan bu olgunun, bilişsel sinirbilimde, yani beyindeki karşılıkları ve fizyolojik etkileri üzerinden incelenmesine yönelik çalışmalar ise hâlâ sınırlıdır.

Bu tezdeki çalışmanın temel amacı, bireylerin öz güven düzeylerinin başarı üzerindeki etkilerini çok yönlü veri kaynakları ile analiz ederek değerlendirmektir. Çalışmada katılımcılar deneysel süreçte nötr, olumlu telkin ve olumsuz telkin aşamalarına tabi tutulmuş; her koşulda öz güven düzeylerinde sistematik bir değişim yaratılması ve bunun görev performansına etkisinin ölçülmesi hedeflenmiştir. Deney sürecinde katılımcılar; genel yetenek testleri, senaryo çözümleme görevleri, refleks ve hafıza oyunları ile puzzle birleştirme görevlerini tamamlamışlardır.

Deney yalnızca davranışsal sonuçlarla sınırlı tutulmamış, aynı zamanda fizyolojik ve nörobilişsel çıktıları da kapsamıştır. Bu kapsamda EEG cihazları ile beyin dalgaları (alfa, beta, theta vb.) kaydedilmiş, kalp ritmi ölçümleri alınmış, yüz ifadeleri ve beden dili ise video kaydı aracılığıyla analiz edilmiştir. Toplanan veriler yalnızca beyana dayalı değerlendirmelerin ötesine geçerek, biyofizyolojik yansımaları da içermektedir.

Verilerin analizi çok katmanlı bir yapıda gerçekleştirilmiştir. Öncelikle form verileri istatistiksel yöntemlerle incelenmiş, katılımcıların öz güven düzeylerinin dağılımı ve temel istatistiksel göstergeleri ortaya konmuştur. Video verileri, derin öğrenme tabanlı mimariler (CNN, attention mekanizmaları) ile sınıflandırma ve MediaPipe kütüphanesiyle yüz ifadeleri, mimikler ve dikkat seviyelerinin ayrıntılı analizi yapılarak işlenmiştir. EEG ve akıllı saat verileri için LSTM ve CNN gibi zaman serisi odaklı modeller geliştirilmiş, bu modalitelerden elde edilen çıktılar ayrı ayrı incelenmiştir.

Sonraki aşamada multimodal bir entegrasyon gerçekleştirilmiştir. Farklı veri türleri erken füzyon ve geç füzyon teknikleriyle birleştirilmiş, ayrıca modaliteler arası etkileşimi güçlendirmek için cross-modal attention mekanizmaları da denenmiştir. Nihai hedef, bireylerin öz güven düzeylerini üç sınıfta (temel, düşük, yüksek) doğru biçimde sınıflandırmaktır. Geliştirilen modeller, açıklanabilir yapay zekâ (XAI) yöntemleriyle desteklenmiş; SHAP değerleri ve attention haritaları aracılığıyla karar süreçlerine hangi verinin ne kadar katkı sağladığı analiz edilmiştir. Ek olarak EEG ve fiziksel sinyaller görsel forma dönüştürülerek CNN tabanlı yaklaşımlarla değerlendirilmiştir. Tüm sonuçlar bazı psikoloji kuramcılarının kuramları ile ilişkilendirilip yorumlanmıştır.

Bu araştırmanın özgün yönü, öz güven gibi genellikle öznel biçimde değerlendirilen bir kavramı yalnızca ölçek ve test puanlarıyla değil; EEG sinyalleri, kalp ritmi değişkenleri, yüz ifadeleri ve davranışsal performans gibi objektif göstergelerle incelemesidir. Böylece psikoloji, nörobilim ve yapay zekâ disiplinlerini bir araya getiren disiplinler arası bir yaklaşım ortaya konmuştur. Çalışma, öz güven ile başarı arasındaki ilişkinin yalnızca tek boyutlu değil; bilişsel, fizyolojik ve davranışsal düzeylerde bütüncül bir biçimde değerlendirilmesi gerektiğini savunmaktadır. Bu amaçla geliştirilen deneysel model, hem psikoloji literatürüne hem de yapay zekâ destekli bireysel performans analizlerine katkı sağlamayı hedeflemektedir.

1.1 Tezin Organizasyonu

- Bölüm 1'de tezin konusu tanıtılmış, araştırmanın amacı ve kapsamı açıklanmış; ayrıca çalışmanın literatüre sağlayacağı katkı vurgulanmıştır.
- Bölüm 2'de çalışma konusuyla ilgili mevcut literatür taranmış ve daha önce yapılmış benzer araştırmalar analiz edilmiştir.
- Bölüm 3'te tezde izlenen metodoloji, veri toplama süreci, kullanılan modeller ve analiz yöntemleri detaylı biçimde açıklanmıştır.
- Bölüm 4'te deneysel sonuçlar aktarılmıştır.
- Bölüm 5'te elde edilen bulgular sunulmuş ve bu bulgular, çalışma kapsamında tartışmaya açılmıştır.
- Bölüm 6'da ulaşılan sonuçlara ilişkin sınırlılıklar ifade edilmiştir.
- Bölüm 7'da çalışmanın genel sonuçları özetlenmiş ve hem uygulamaya hem de gelecekteki araştırmalara yönelik önerilere yer verilmiştir.
- Bölüm 8'de ise çalışmada yararlanılan tüm kaynaklar akademik kurallara uygun şekilde listelenmiştir.

BÖLÜM II

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

2.1 Öz Güvenin Psikolojik ve Kuramsal Temelleri

Bireyin kendi beceri ve yeterliliklerini nasıl algıladığıyla ilgili temel bir psikolojik kavram olan öz güven, bireysel başarının açıklanmasında uzun süredir önemli bir yer tutmaktadır. Özellikle Bandura'nın (1977) sosyal bilişsel kuramında ortaya koyduğu "öz yeterlik" anlayışı, bireyin bir görevi yerine getirebileceğine dair duyduğu inançla ilişkilidir. Bu inancın motivasyon, çaba düzeyi ve performansla bağlantılı olduğu birçok çalışmayla gösterilmiştir. Yapılan meta-analizler (Robbins ve ark., 2004; Honicke & Broadbent, 2016) ve sistematik derlemeler (Richardson ve ark., 2012), özellikle akademik başarının öz yeterlik inancıyla pozitif yönde ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Aynı şekilde, sporcular üzerinde yapılan araştırmalarda da öz güvenin performansı olumlu yönde etkilediği gözlenmiştir (Moritz ve ark., 2000). İş yaşamında yapılan gözlemler ise öz güveni yüksek bireylerin daha fazla sorumluluk aldığı ve risk almaya daha açık olduğu yönündedir.

2.2 Aşırı Öz Güven ve Bilişsel Önyargılar

Öz güvenin yararlı etkileri her durumda geçerli olmayabilir. Birey sahip olduğu beceri düzeyinden daha yüksek bir algıya sahipse, bu durum hatalı kararlar ve düşük performansla sonuçlanabilir. Literatürde "aşırı öz güven" olarak geçen bu durum, bireyin gerçek kapasitesinden sapmalar göstermesi anlamına gelir (Moore & Healy, 2008). Bu durumlar aşırı tahmin, kendini başkalarından üstün görme ve bilgiye gereğinden fazla güvenme biçiminde sınıflandırılabilir. (Moore & Schatz, 2017). Lichtenstein ve Fischhoff (1977) insanların kararlarına duyduğu güvenin doğruluk oranlarından fazla olduğunu bulmuştur. Dunning ve Kruger (1999) ise yetersiz bilgiye sahip bireylerin kendilerini aşırı güvenli görme eğiliminde olduklarını ortaya

koymuřtur. Vancouver ve arkadaşları (2002), bazı kořullarda yüksek öz güvenin daha az çaba harcamaya ve dolayısıyla düşük performansa neden olabileceğini belirtmiřtir.

2.3 Öz Güvenin Başarı ve Performans Üzerindeki Etkileri

Öz güven ve başarı ilişkisi yalnızca bireysel beyanlara dayalı olarak deęil; aynı zamanda davranıřsal, fizyolojik ve sinirsel göstergelerle birlikte ele alınmıřtır. Hughes'in (2007) yaptıęı bir deneyde, düşük öz güvenli katılımcıların olumsuz geri bildirimler karřısında daha yüksek stres tepkileri verdięi gösterilmiřtir. Carney, Cuddy ve Yap (2010) ise, yüksek öz güvenin dik duruř, net ses tonu ve belirgin jestlerle ifade edildiğini belirtmiřtir. Levitan ve arkadaşları (2016), sesin tonu ve temposu gibi özelliklerden bireyin öz güven düzeyinin tahmin edilebileceğini savunurken; Mujahid ve ekibinin (2023) çalışmasında, vücut hareketlerinden elde edilen verilerle bireylerin öz güven profilleri yüksek başarıyla sınıflandırılmıřtır.

2.4 Nörobilimsel Temelli Öz Güven Arařtırmaları

EEG verilerinden yararlanılarak bireylerin karar güveni düzeyleri analiz edilmiřtir. EEG sinyalleri aracılığıyla bireyin bir karardan ne kadar emin olduęu anlaşılabilir. CPP ve Pe gibi bileřenler, bu süreçte sık kullanılan göstergelerdendir. Li ve arkadaşları (2025), EEG sinyallerini kullanarak üç farklı öz güven düzeyini %77.8 doęrulukla ayırt edebilmiřtir. Briden ve Norouzi (2022) tarafından geliřtirilen WaveFusion modeli ise bireyler arası farkları hesaba katarak öz güveni %95.7 oranında doęru sınıflandırmıřtır. Bu tür çalışmalar, öz güvenin yalnızca sözel olarak deęil, sinirsel tepkilerle de ölçülebileceğini göstermektedir. Ayrıca bu veriler, bireylerin karar anı sonrası nasıl tepki verdiklerini de deęerlendirme imkanı sunar.

2.5 Çok Modlu Davranıř ve Duygu Analizi

Çalışmada, EEG, kalp atımı ve video verilerinin birlikte kullanılmıřtır. Bu tür multimodal yaklařımlar, öz güvenin daha isabetli tahmin edilmesini saęlar. Örneğin, Kasano ve ekibi (2019), kafa hareketleri ve ses verisini bir araya getirerek %91.3 doęrulukla öz güven sınıflandırması yapmıřtır. Mujahid ve arkadaşlarının geliřtirdięi sistem ise zaman içinde deęiřen jestleri analiz ederek yüksek başarı göstermiřtir. Eğitim alanında yapılan bazı çalışmalarda, öğrenci yüz ifadeleri ve vücut dili üzerinden motivasyon ve güven düzeyi deęerlendirilmiř ve öğretim yöntemleri bu

bulgulara göre şekillendirilmiştir. Bu tezde ise üç farklı kaynak birlikte analiz edilerek öz güvenin daha kapsamlı biçimde modellenmesi sağlanmıştır. Literatürde bu üç kaynağın aynı anda ele alındığı çalışma sayısı sınırlı olduğundan, bu yaklaşım önemli bir boşluğu doldurmaktadır.

2.6 Derin Öğrenme Tabanlı Bilişsel Durum Modelleme

Çalışmada, bireylerin öz güven düzeylerinin deneysel yollarla değiştirilmesi ve bu değişikliklerin başarıya etkisinin detaylı biçimde incelenmesini amaçlanmaktadır. Sadece öz bildirimlere değil, aynı zamanda nörolojik ve fizyolojik verilere de dayanarak yapılan analizler, daha güvenilir sonuçlar sunmaktadır. Derin öğrenme yöntemleriyle geliştirilen modeller, bireylerin davranışlarını ve tepkilerini değerlendirerek öz güven düzeylerini yüksek doğrulukla tahmin edebilmektedir. Bu tez, psikoloji ve yapay zekâ alanlarını bir araya getirerek, öz güven ve başarı ilişkisini açıklamada yeni bir çerçeve ortaya koymayı hedeflemektedir.

BÖLÜM III

3. METODOLOJİ

3.1 Çalışma Tasarımı ve Deneysel Protokol

Yapılan bu araştırma, etik kurul onayı alınarak ve tamamen gönüllülük esasına dayalı olarak yürütülmüştür. Katılımcıların kimlik bilgileri gizli tutulmuş, elde edilen tüm veriler anonimleştirilerek saklanmıştır. Araştırma sürecinde etik kurallara titizlikle uyulmuştur.

Deney, öz güven ve başarı arasındaki ilişkiyi farklı telkin koşulları altında incelemek amacıyla üç aşamalı olarak tasarlanmıştır. Bu yapı, katılımcıların öz güven düzeylerinde ortaya çıkan değişimlerin bilişsel ve davranışsal performans göstergeleri üzerindeki etkilerini karşılaştırmalı olarak analiz etmeye olanak sağlamaktadır.

Birinci aşama nötr aşamadır ve yaklaşık otuz dakika sürmüştür. Bu aşamada katılımcıların mevcut durumlarının ve doğal performanslarının ölçülmesi amaçlanmıştır, herhangi bir telkin uygulanmamıştır. İkinci aşama negatif telkin aşamasıdır ve ortalama yirmi beş dakika sürmüştür. Bu aşamada katılımcıların öz güvenlerini bilinçli olarak azaltmaya yönelik olumsuz telkinler verilmiştir. Üçüncü aşama pozitif telkin aşamasıdır ve yine ortalama yirmi beş dakika sürmüştür. Bu aşamada katılımcıların öz güvenlerini artırmaya yönelik olumlu telkinler verilmiştir.

Deneyin bütün katılımcılar için aynı görev sırası izlenmiştir: önce senaryo temelli karar alma soruları, ardından genel yetenek testleri, son olarak da bilişsel oyunlar ve puzzle görevleri uygulanmıştır. Ancak oyunların kendi içindeki sıralaması her fazda rastgeleleştirilmiştir. Böylece katılımcılar arasında alışkanlık veya öğrenme etkisi minimize edilmiştir. Böylece farklı telkin koşullarında katılımcıların performanslarındaki değişimler doğrudan karşılaştırılabilmiştir. Her katılımcı üç aşamayı da eksiksiz olarak tamamlamış ve kişi başına ortalama seksen dakikalık veri

elde edilmiştir. Veriler, bir ile otuz dört arasında benzersiz katılımcı kimlik numaraları ile kaydedilmiştir.

3.1.1 Deneyin Genel Yapısı ve Amaçları

Bu deneyin temel amacı, öz güven düzeylerinin farklı telkin koşulları altında bilişsel performans ve fizyolojik tepkiler üzerindeki etkilerini kapsamlı biçimde ortaya koymaktır.

Deneyin başlangıcında katılımcıların temel öz güven ve öz-yeterlik seviyelerini belirlemek için Rosenberg Özsaygı Ölçeği ve Genelleştirilmiş Öz-Yeterlik Ölçeği (General Self-Efficacy Scale, GSE) uygulanmıştır. Bu ölçekler, katılımcıların deney öncesindeki psikolojik durumlarının belirlenmesini ve sonraki aşamalarda gözlemlenen değişimlerin başlangıç seviyeleriyle karşılaştırılmasını sağlamıştır. Bu çalışmada kullanılan Genelleştirilmiş Öz-Yeterlik Ölçeği, Schwarzer ve Jerusalem (1995) tarafından geliştirilen orijinal 10 maddelik form temel alınarak hazırlanmış; anlam bütünlüğü korunarak araştırmacı tarafından Türkçeye çevrilmiş 8 maddelik kısa form şeklinde uygulanmıştır. Bu uyarlama, ölçeğin öz güven, kararlılık ve problem çözme eğilimi gibi temel boyutlarını koruyacak biçimde düzenlenmiş olup, orijinal ölçeğin yapısal bütünlüğünü sürdürmektedir. Ölçek beşli Likert tipi olarak yapılandırılmıştır (“1: Hiç Katılmıyorum” – “5: Tamamen Katılıyorum”) ve tüm maddeler olumlu yönde ifade edilmiştir.

Psikolojik ölçeklerin tamamlanmasının ardından deney üç aşama hâlinde yürütülmüştür. Her aşama farklı bir telkin koşulunu içerecek şekilde yapılandırılmıştır. Katılımcıların karar alma becerileri senaryo temelli sorularla, genel bilişsel kapasiteleri mantıksal düşünme, sayısal analiz ve sözel akıl yürütme becerilerini ölçen genel yetenek sorularıyla değerlendirilmiştir. Dikkat, hız, bellek, esneklik ve problem çözme gibi bilişsel beceriler ise bilgisayar tabanlı oyunlar ve puzzle görevleri ile ölçülmüştür.

Tablo 3-1 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği ve Genel Öz Yeterlik Ölçeği Soruları

Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği (RBSÖ)	Genel Öz Yeterlilik Ölçeği
1) Kendimi en az diğer insanlar kadar değerli buluyorum.	1) Zorluklarla karşılaştığımda, bunların üstesinden gelebileceğime inanırım.

☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
2) Bazı olumlu özelliklerim olduğunu düşünüyorum. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	2) Zor bir durumla karşılaştığımda, çözüm bulmak için elimden geleni yaparım. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
3) Genelde kendimi başarısız bir kişi olarak görme eğilimindeyim. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	3) Eğer bir problemle karşılaşırsam, buna çözüm bulabilirim. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
4) Ben de diğer insanların birçoğunun yapabildiği kadar bir şeyler yapabilirim. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	4) Yeni bir şey denemek bana cesaret verir. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
5) Kendimde gurur duyacak fazla bir şey bulamıyorum. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	5) Bir hedefe ulaşmak için gerekirse uzun süre çaba gösterebilirim. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
6) Kendime karşı olumlu bir tutum içindeyim. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	6) Yeni zorluklar karşısında kendimi yeterli hissederim. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
7) Genel olarak kendimden memnunum. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış	7) Bir şeyin ne kadar zor olduğunu düşünsem de başarmak için çalışırım. ☐ 1 ☐ 2

☐ Çok Yanlış	☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
8) Kendime karşı daha fazla saygı duyabilmeyi isterdim. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	8) Bana verilen görevi yerine getirebileceğime güveniyorum. ☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5
9) Bazen kesinlikle kendimin bir işe yaramadığımı düşünüyorum. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	
10) Bazen kendimin hiç de yeterli bir insan olmadığımı düşünüyorum. ☐ Çok Doğru ☐ Doğru ☐ Yanlış ☐ Çok Yanlış	

3.1.2 Manipülasyon Stratejisi

- Nötr Aşama:** Katılımcılar manipüle edilmez ve öz güven anketi ile oyun, senaryo ve sorulardaki performansları kaydedilir.
- Olumsuz Aşama:** Bölümün başında, katılımcılara önceki (nötr) aşamadaki performanslarının gerçek performanslarına bakılmaksızın çok düşük olduğu bildirildi, böylece güven düzeylerinin düşürülmesi hedeflenir.
- Pozitif Aşama:** Bölümün başında, katılımcılara önceki (negatif) aşamadaki performanslarının gerçek performanslarından bağımsız olarak çok yüksek olduğu bildirilerek güven seviyelerinin artırılması amaçlanır.

3.1.3 Veri Toplama Aşamaları ve Zamanlaması

Veri toplama sürecinde çeşitli cihazlar ve araçlar kullanılmıştır. EEG verileri, Neurosky Brainwave Starter Kit cihazı ile bilgisayara bağlantı kurularak kaydedilmiştir. Fizyolojik veriler, Empatica Embrace Plus cihazı ile toplanmış; kalp

atış hızı, deri iletkenliği ve vücut sıcaklığı gibi parametreler bu cihaz aracılığıyla kaydedilmiştir. Video verileri, deney boyunca dizüstü bilgisayar kamerası ile kesintisiz olarak kaydedilmiştir. Anket sonuçları Google Forms üzerinden dijital olarak toplanmış, oyun ve puzzle performansları ise manuel olarak kaydedilmiştir.

Her katılımcının deney süresince altı farklı genel yetenek ve altı farklı senaryo sorusunu yanıtlaması, beş farklı bilişsel oyunu ve üç farklı puzzle görevini tamamlaması istenmiştir.

3.2 Veri Toplama Süreci ve Modaliteler

Bu araştırma, farklı yaş gruplarından toplam 34 katılımcı ile gerçekleştirilmiştir. Katılımcıların 19'u erkek, 15'i kadındır. Deneysel süreç sonunda katılımcı başına ortalama 80 dakikalık veri elde edilmiştir.

Her aşamada davranışsal, fizyolojik ve nörobilişsel veriler eş zamanlı olarak kaydedilmiştir. Davranışsal veriler, genel yetenek ve senaryo soruları ile bilgisayar tabanlı bilişsel oyunlar ve puzzle görevlerinden elde edilmiştir. Fizyolojik veriler, kalp atış hızı, deri iletkenliği ve vücut sıcaklığı ölçümlerinden oluşmaktadır. Nörobilişsel veriler EEG kayıtlarından sağlanmıştır. Ayrıca katılımcıların yüz ifadeleri ve mikro mimikleri video kaydı aracılığıyla takip edilmiştir.

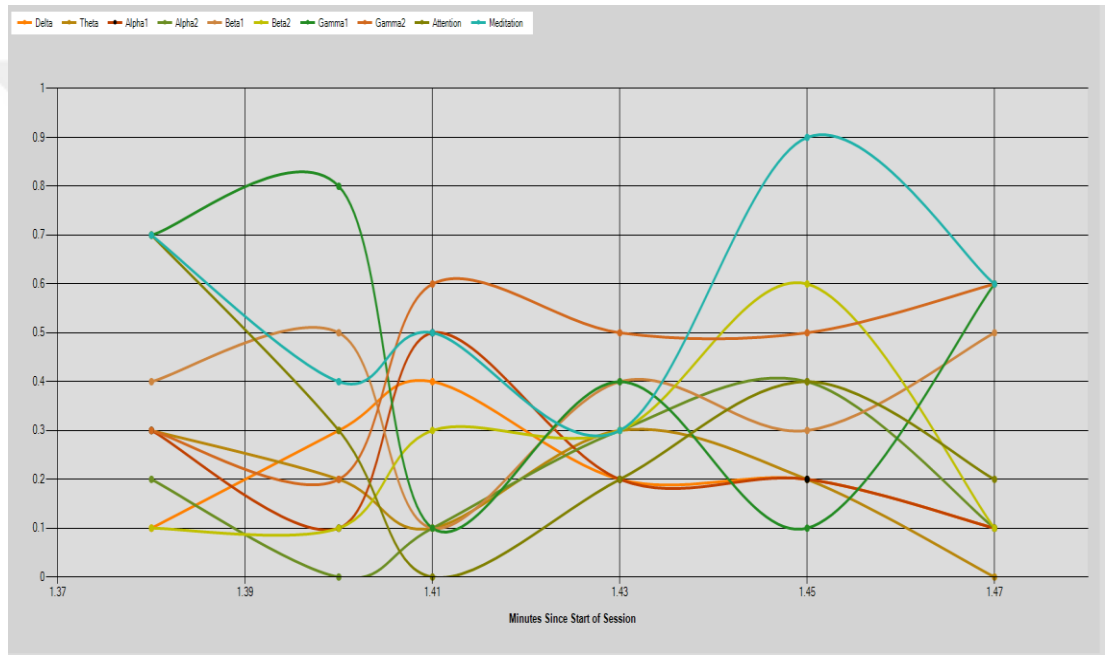
Beyin dalgaları, fizyolojik tepkiler ve davranışsal performans göstergeleri çoklu modalite yaklaşımıyla birlikte değerlendirilmiştir. Bu yapı, telkin koşullarının öz güven, bilişsel performans ve fizyolojik tepkiler üzerindeki etkilerini bütüncül bir şekilde analiz etmeye olanak tanımıştır.



Şekil 3-1 Katılımcı Cinsiyet Dağılımı

3.2.1 EEG Sinyalleri ve Nörobilişsel Göstergeler

Katılımcılardan süreç boyunca kullanılan” Brainwave Starter Kit” cihazı aracılığıyla Delta, Theta, Alpha1, Alpha2, Beta1, Beta2, Gamma1, Gamma2, Attention, Meditation olmak üzere 10 farklı beyin dalgası sinyali anlık olarak kaydedilip ve CSV formatında arşivlenmiştir.



Şekil 3-2 EEG Sinyal Verisi - SID=23

Tablo 3-2 EEG Sinyal Tanımı

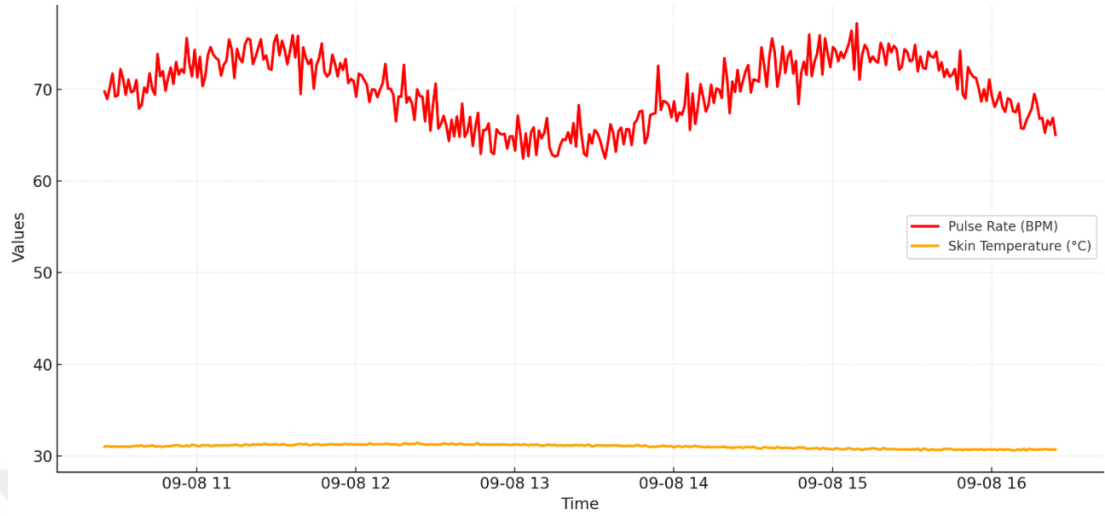
EEG Sinyali	Açıklama
Delta Dalgaları (0-4 Hz):	En düşük frekans bandıdır. Derin uyku, iyileşme ve bedenin dinlenme durumuyla ilişkilidir.
Theta Dalgaları (4-8 Hz):	Uykunun erken evrelerinde, derin meditasyon ve gevşeme durumlarında görülür. Düşüncelerin soyutlaşmaya başladığı bir ruh haliyle ilişkilidir.
Alpha 1 Dalgaları (8-10 Hz):	Rahatlama, sakinleşme ve hafif meditasyon durumlarıyla ilişkilidir. Genellikle uyanıkken

	ama gevşemiş bir şekilde gözler kapalıyken bulunur.
Alpha2 Dalgaları (10-12 Hz):	Dikkatli ve rahatlama durumlarının birleşimiyle ilişkilidir. Hafif meditasyon ve zihinsel odaklanma ile bağlantılıdır.
Beta1 Dalgaları (13-20 Hz):	Aktif düşünme, konsantrasyon, anksiyete ve uyarılma durumuyla ilişkilidir. Problem çözme ve zorlu görevlerde artan beyin aktivitesini yansıtır.
Beta2 Dalgaları (20-30 Hz):	Daha yüksek seviyede beyin aktiviteleri ve yoğun düşünme ile ilişkilidir. Düşünsel aktivitenin arttığı, daha yoğun konsantrasyon gerektiren durumları ifade eder.
Gamma1 Dalgaları (30-40 Hz):	Yüksek düzeyde bilişsel fonksiyonlar, öğrenme ve hafıza ile ilişkilidir. Beynin farklı bölgeleri arasında bilgi entegrasyonunu gösterir.
Gamma2 Dalgaları (40+ Hz):	En yüksek frekans bandıdır ve yoğun zihinsel süreçler, algı ve bilinçli farkındalık ile ilişkilidir. Beynin bilgi işleme ve karar verme süreçlerinde aktif olan bir frekans aralığıdır.
Attention (Dikkat):	Beynin dikkat ve odaklanma seviyesini ölçer. Bu ölçüm, bireyin dış uyaranlara ne kadar dikkat verdiğini belirler
Meditation (Meditasyon):	Beynin meditasyon yapma seviyesini ölçer. Meditasyon sırasında alfa ve teta dalgalarının arttığı gözlemlenir.
TotPwr (Total Power):	Toplam beyin aktivitesinin ölçüsüdür. Bütün frekans bantlarının toplam gücünü ifade eder ve beyin aktivitesinin genel seviyesini gösterir. Bu dalgaların her biri, beynin farklı işlevsel ve zihinsel durumlarını anlamamıza yardımcı olur.

3.2.2 Periferik Fizyolojik Sinyaller

Fizyolojik sinyaller, Empatica Embrace Plus akıllı saati aracılığıyla kaydedilmiştir. Bu cihazdan ivmeölçer (acc_x, acc_y, acc_z), kan hacmi nabız (BVP), deri iletkenliği (EDA) ve vücut sıcaklığı verileri toplanmıştır. Bu sinyaller, katılımcıların deney sırasında stres düzeylerini, fiziksel tepkilerini ve genel fizyolojik durumlarını

değerlendirmek için kullanılmıştır. Sinyallerin teknik tanımları ve ölçüm parametreleri Tablo 3.3’te sunulmuştur.



Şekil 3-3 Fizyolojik Sinyal Verisi - SID=23

Tablo 3-3 Fizyolojik Sinyal Tanımı

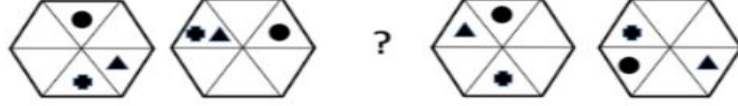
Veri	Frekans	Açıklama
Accelerometer	64 Hz	Bu, birim eğimde temsil edilen 3 eksenli ivmeölçer sensöründen alınan bilgilerdir.
BVP	64 Hz	Kalbin her atışıyla (nabız) her bir bölgede dokulardan geçen kan miktarını ölçer.
EDA	1 Hz	Vücudu etkileyen merkezi sinir sistemindeki birleşik dikkat, duygusal ve motivasyon mekanizmalarının sonucunu temsil eder.
Temperature	4 Hz	Bu, derecelerle ifade edilen vücut sıcaklığını belirtir.

3.2.3 Davranışsal Performans Verileri

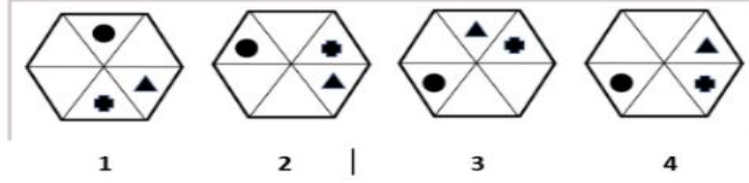
Genel yetenek soruları, bireylerin bilişsel yeteneklerini, mantıklı düşünme becerilerini, aritmetik işlemleri çözme hızlarını ve görsel desenleri tanıma kapasitelerini ölçmek

amacıyla kullanılmaktadır. Deneyin her aşamasında, katılımcılardan sorulan iki soruyu iki dakika içerisinde yanıtlamaları istenmiştir.

Aşağıdaki görselde bulunan soruyu cevaplayınız. *



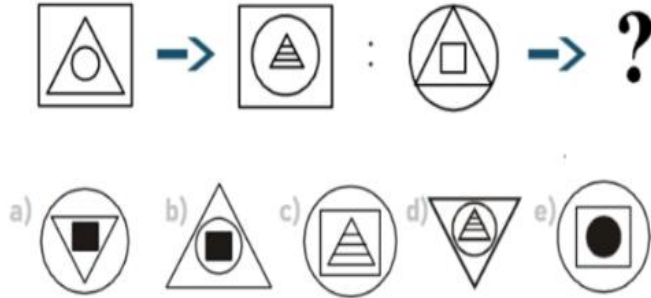
Soru işareti olan yere aşağıdakilerden hangisi gelmelidir?



Şekil 3-4 Genel Yetenek Örnek Soru - 1

Katılımcıdan şekil örüntüsündeki soru işareti ile boş bırakılan yere hangi şeklin geleceğini seçmesi beklenmektedir.

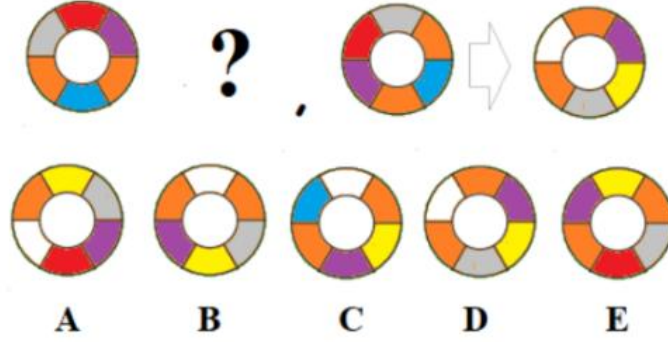
Şekil dizisindeki eksik olan parça hangisidir? *



Şekil 3-5 Genel Yetenek Örnek Soru - 2

Katılımcıdan şekil örüntüsündeki soru işareti ile boş bırakılan yere hangi şeklin geleceğini seçmesi beklenmektedir.

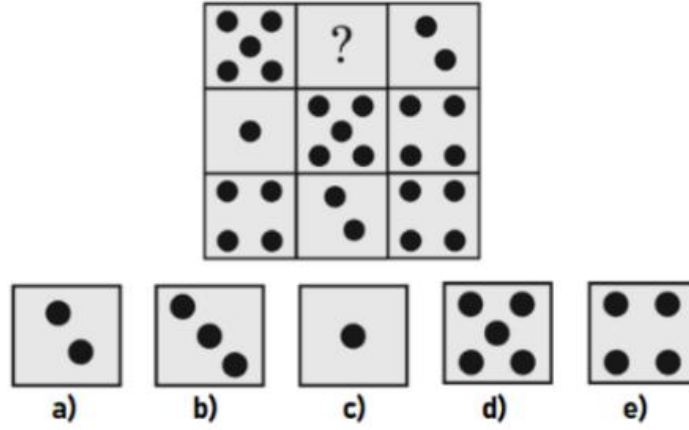
Verilen şekil mantık örgüsü gereği hangisi ile devam etmelidir. *



Şekil 3-6 Genel Yetenek Örnek Soru – 3

Katılımcıdan şekil örüntüsündeki soru işareti ile boş bırakılan yere mevcut şeklin sırasını dikkate alarak hangi şıktaki şeklin geleceğini seçmesi beklenmektedir.

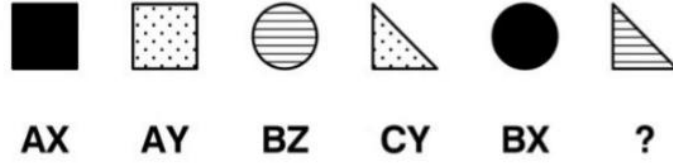
Şekil dizisindeki eksik olan parça hangisidir? *



Şekil 3-7 Genel Yetenek Örnek Soru - 4

Katılımcıdan boş bırakılan yere hangi zar yüzünün geleceğini seçmesi beklenmektedir.

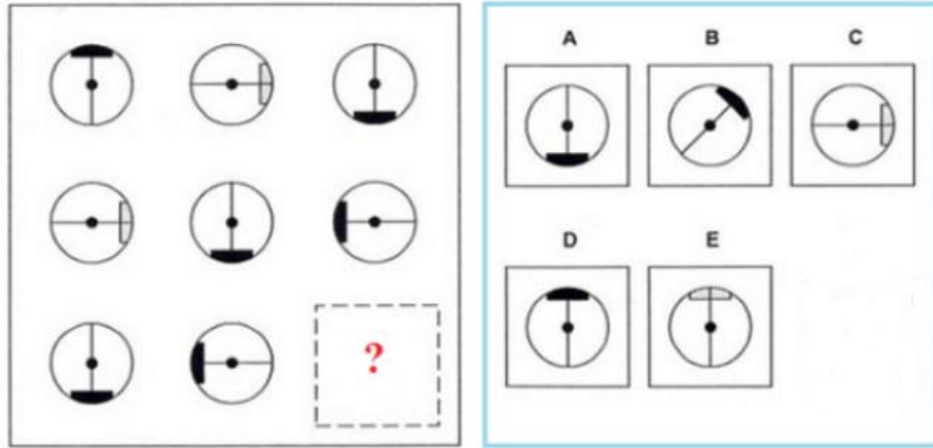
Eksik olan kod hangi şıkta verilmiştir? *



Şekil 3-8 Genel Yetenek Örnek Soru – 5

Katılımcıdan eksik olan kodu seçmesi beklenmektedir.

Soru işareti ile belirtilen alana yandaki şekillerden hangisi gelirse döngü tamamlanır? *



Şekil 3-9 Genel Yetenek Örnek Soru – 6

Katılımcının belirtilen alana hangi döngünün geleceğini şıklardan seçmesi beklenmektedir.

Senaryo soruları, bir kişinin becerilerini ve bilgilerini gerçek dünya durumlarına uygulama yeteneğini değerlendirmek için kullanılır. Bir kişinin eleştirel düşünme, karar verme ve problem çözme yeteneklerini değerlendirmek için genellikle bir varsayımsal senaryoya nasıl yanıt verecekleri veya nasıl başa çıkacakları sorgulanır.

Bu sorular, durumsal esneklik ve pratik yargıyı değerlendirir. Her aşamada, katılımcılardan Tablo 3.4'te verilen iki soruyu üç dakika içinde yanıtlamaları istenir.

Tablo 3-4 Senaryo Soruları

	Senaryo Soruları ve Yanıtları
Nötr Aşama	Bir yatırım fonu yöneticisinin ve büyük yatırımcıların parasını yönetiyorsun. Dünya piyasalarında ani bir çöküş yaşanıyor. Hisseler hızla değer kaybediyor, yatırımcıların büyük kayıplar yaşama riski var. Uzmanlar, piyasaların kısa sürede toparlanacağını ve panik satış yapmaman gerektiğini söylüyor. ➤ Hisseleri hemen satıp zarar etmeyi minimize etmek. ➤ Hisseleri elde tutup piyasanın düzelmesini beklemek. ➤ Daha fazla hisse alarak düşüşü fırsata çevirmek.
	Bir teknoloji start-up'ının CEO'susun. Şirketin geliştirdiği yapay zeka yazılımı yatırımcılar tarafından çok olumlu karşılandı; ancak rakip bir firma benzer bir ürünü piyasaya, sizden önce çıkardı. Hızlı hareket etmezsen, yatırımcıların ilgisi azalabilir. ➤ Ürünü hemen piyasaya sürüp rakiplerin önüne geçmek ➤ Ürünü daha fazla geliştirerek piyasaya sağlam çıkmak. ➤ Rakip firmanın ürününü analiz edip strateji belirlemek.
Pozitif Aşama	Bir ilaç şirketinde üst düzey yöneticisin. Şirketin geliştirdiği yeni bir aşı, testlerde %90 başarı gösterdi fakat uzun vadeli yan etkilerle ilgili kesin veri yok. Rakip firmalar benzer ürünleri piyasaya sürmeye hazırlanıyor. Hızlı bir karar vermen gerekiyor: Aşırıyı hemen piyasaya sürmeli misin, yoksa daha fazla test yapmalı mısın? ➤ Aşırıyı hemen piyasaya sürüp hastaları kurtarmak. ➤ Daha fazla test yaparak riskleri minimize etmek. ➤ Rakiplerin hamlesini gözlemleyip ona göre karar vermek.
	Bir inşaat firmasında proje yöneticisisin. Büyük bir köprü projesinde, tamamlanmaya 1 ay kala kritik bir tasarım hatası tespit ediliyor. Hata düzeltilmezse, projenin tamamlanması gecikebilir ve maliyetler fırlayabilir ➤ Projeyi durdurarak hatayı düzeltmek.

	➤ Projeyi devam ettirip ileride hatayı telafi etmek. ➤ Hatanın etkisini minimize edecek acil önlemler alarak projeyi sürdürmek
Negatif Aşama	Bir hastanede acil servis yöneticisisin. Ani gelişen bir salgın nedeniyle hastane kaynakları sınırlarına ulaşmış durumda. Hızlı ve etkili kararlar alman, hem hasta güvenliğini hem de hastanenin itibarını korumak açısından kritik ➤ Kaynakları hızla yeniden tahsis edip acil müdahaleyi başlatmak. ➤ Durumu değerlendirip, kontrollü bir müdahale planı oluşturmak. ➤ Ekibi toplayarak ortak bir strateji belirlemek. Büyük bir şirketin insan kaynakları müdürüsün. Şirket ekonomik zorluklar yaşıyor ve maliyetleri azaltmak için yeniden yapılanma yapman gerekiyor. Ancak, işten çıkarmalar şirket içinde moral bozucu etkiler yaratabilir. ➤ İşten çıkarmaları gerçekleştirip maliyetleri hızla azaltmak. ➤ Alternatif stratejiler geliştirerek maliyetleri düşürmek ve çalışan bağlılığını korumak. ➤ Kademeli olarak yeniden yapılanma yapıp, yeniden eğitim programlarına yatırım yapmak.

Senaryo sorularına verilen cevapların sonrasında katılımcılara, 8 soruluk 1 ile 5 (Hiç emin değilim – Tamamen Eminim) puan arasında puanlayabileceği kararlarına olan güvenlerini ölçmeye yarayacak sorular soruldu.

1. Verdiğim kararın doğruluğuna olan inancım.
2. Karar verirken tereddüt duymadığımı ne kadar.
3. Benzer durumlarda aynı kararı verme olasılığım.
4. Bu kararın uzun vadede başarılı olacağına dair inancım.
5. Piyasadaki çoğu uzmandan daha iyi karar verebildiğime olan güvenim.
6. Farklı bir seçenek seçseydim, daha başarılı sonuçlar elde edebileceğime dair inancım.
7. Baskı altında doğru karar verebildiğime dair güvenim.

8. Karar sürecinde kendime olan güvenim.

Katılımcılar, yukarıdaki her soru için güven düzeylerini 1'den 5'e kadar puanlamışlardır. Toplam puan, katılımcının her aşamadaki güven düzeyini belirlemek için hesaplanmıştır.

Her aşamada, katılımcılardan dikkat, esneklik, hafıza, problem çözme ve hız becerilerini ölçmek amacıyla 5 farklı oyunu oynamaları istenmektedir. Her aşamada, oyunlar farklı sıralarda oynanmaktadır. Her oyundan sonra katılımcıların puanları kaydedilmektedir. Tüm oyunlar lumosity.com web sitesinden seçilmektedir.



Pet Detective (Problem Solving Game)



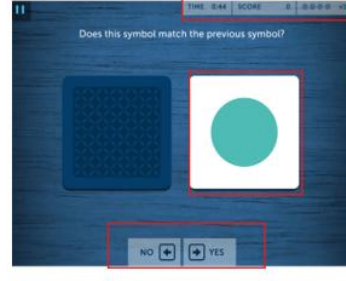
Memory Matrix (Memory Game)



Train of Thought (Attention Game)



Ebb and Flow (Flexibility Game)



Speed Match (Speed Game)

Şekil 3-10 Yetenek Oyunları

Katılımcıların bilişsel oyunlardaki performanslarını ölçmek amacıyla *Lumosity* platformundaki (Lumosity, 2025) oyunlar kullanılmıştır. “Train of Thought” oyunundaki performansları, dikkat sürelerini ölçmek için kullanıldı. Bu oyunda, katılımcılardan her treni, rengindeki istasyona yönlendirmeleri istendi. Değerlendirme için sadece oyunun dördüncü seviyesi oynatıldı. Esnekliği, “Ebb ve Flow” oyunu ile ölçülmektedir. Bu oyun, katılımcıların dikkatlerini yaprakların hangi yöne baktığı ile nasıl hareket ettiğini değiştirerek görev değiştirme yeteneklerini ölçer. Hafıza oyunu ise katılımcıların mekansal hafızasını değerlendirmek için seçilmiştir çünkü

katılımcıların desenleri hatırlayıp yeniden üretmelerini gerektirir. Oyunun amacı, her turun başında bir matris içinde gösterilen mavi vurgulu küplerin yerlerini hatırlamaktır. İlk gösterimden sonra matris gizlenir ve katılımcılar daha önce vurgulanan küpleri doğru bir şekilde bulmak zorundadır. Toplamda on iki matris gösterilmektedir. Tüm matrisler tamamlandığında her katılımcının genel skoru not edilmektedir. Katılımcının problem çözme ve planlama becerileri, “Pet Detective” oyunu kullanılarak ölçülmektedir. Oyunun amacı, kaybolmuş evcil hayvanları en az hareketle “yakıt” olarak adlandırılan- verilmiş hareket sayısını kullanarak, en kısa yolu takip ederek evlerine yönlendirmektir. Değerlendirme için sadece oyunun birinci seviyesi kullanılmıştır. Son olarak “Speed Match” oyunu katılımcıların bilgi işleme becerilerini değerlendirmek için seçilmiştir. Oyunun amacı, ekrandaki şeklin hemen önce gösterilen şekil ile aynı olup olmadığını bulmaktır. Katılımcılar eğer şekiller aynı ise sağ ok tuşuna basarak 'Evet' butonuna basmalıdır. Şekil farklı ise sol ok tuşuna tıklayarak 'Hayır' belirtilmelidir.

Her aşamanın sonunda katılımcılara yüz parçalı bir bulmaca verilir ve beş dakika içinde mümkün olduğunca fazla parçayı tamamlamaları istenir. Sürenin sonunda, her katılımcı tarafından tamamlanan parça sayısı ve parçalar kaydedilir.



Pozitif Aşama Puzzle



Negatif Aşama Puzzle



Nötr Aşama Puzzle

Şekil 3-11 Aşamalara Göre Kullanılan Puzzle Görselleri

3.2.4 Öz Güven Anketleri ve Karar Sonrası Öz Bildirimler

Süreçte çeşitli telkin koşulları (pozitif, nötr ve negatif) altında deneysel veriler toplanmıştır. Katılımcılardan elde edilen veriler; EEG sinyalleri, fizyolojik ölçümler (nabız) ve davranışsal performans çıktılarından (reaksiyon süresi, puan, doğru/yanlış yanıt sayısı gibi) oluşmaktadır. Zaman serisi niteliği taşıyan bu veriler, analizlerde

kullanılmak üzere küçük parçalara bölünmüş; böylece sınıflandırma modellerinin eğitilmesine olanak sağlayan veriler oluşturulmuştur. Tüm veriler etik amaçla anonim hale getirilmiştir.

3.2.5 Video Kayıtları ve Gözlemsel Veriler

Katılımcıdan alınan video verisi ise deney boyunca, her katılımcının etkileşimi- ilk aşamadaki başlangıç sorularından üçüncü aşamadaki son soruya kadar- bilgisayardaki yerleşik HD kamera aracılığıyla kaydedilmiştir.

3.3 Veri Ön İşleme ve Özellik Mühendisliği

Farklı kaynaklardan elde edilen fizyolojik sinyallerin zaman serisi yapıları, ortak bir zamansal ölçeğe taşınarak senkronize edilmiştir. Bu süreçte, hem yukarı hem de aşağı örnekleme teknikleri uygulanmış; örneğin, 64 Hz frekansta kaydedilen BVP ve ivmeölçer sinyalleri Butterworth filtresi ile aliasing etkisi giderilerek yeniden örneklenmiştir. Düşük frekanslı sinyaller olan EDA (1 Hz) ve cilt sıcaklığı (4 Hz) ise yukarı örnekleme ve interpolasyon yöntemleri ile hedef zaman ızgarasına uydurulmuştur. Gaussian düzleştirme ve ileri-geri doldurma işlemleriyle eksik veri sorunları çözülmüş, böylece analiz edilebilir bütüncül bir veri yapısı oluşturulmuştur. Empatica Embrace Plus kullanılarak toplanan her katılımcı verisi, Cyberduck kullanılarak Amazon AWS'den AVRO dosyası olarak indirilmiştir. AVRO, verileri kompakt bir ikili formatta kodlayan satır tabanlı bir veri serileştirme formatıdır ve CSV formatına dönüştürülmüştür. Ham veriler indirildikten sonra, içinde tarih/saat formatında zaman damgası olmadığı için, unix zaman damgası verisi Türkiye tarih/saat verisine dönüştürüldü ve yeni bir sütun olarak eklenmiştir. Empatica Embrace Plus kullanarak veri toplamanın başlangıç ve bitiş zamanları kaydedilemediğinden, veri toplanırken her aşama için başlangıç ve bitiş zamanları kaydedilmiştir. Daha sonra, veriler her aşama için kesilip ve etiketlenmiştir. EEG veri toplama başlayıp bitirilebildiğinden, yalnızca katılımcıya geri bildirim verilen kısımlar kesilip model için hazır hale getirilmiştir. Bu, kayıt zamanını saniyelere dönüştürerek ve o aralıktaki örnekleri alarak yapılmıştır. EEG verisi 1Hz olduğundan, örnekler doğrudan alındı.

3.4 Derin Öğrenme ile Aşırı Öz Güven ve Başarı İlişkisinin Modellenmesi

Aşırı öz güven ile başarı arasındaki ilişkiyi incelemek için derin öğrenme tabanlı modeller kullanılmıştır. LSTM temelli ağlar, EEG ve akıllı saatten elde edilen biyosinyaller ile davranışsal performans verileri üzerinde uygulanmış; modaliteler füzyon teknikleriyle birleştirilmiştir.

3.4.1 Problem Tanımı ve Etiket Yapısının Oluşturulması

Tezin temel amacı, katılımcıların farklı telkin koşullarında sergiledikleri bilişsel ve fizyolojik tepkilerin sınıflandırılması yoluyla öz güven düzeyinin başarı üzerindeki etkisini incelemektir. Etiketleme süreci, deneysel senaryolardan elde edilen başarı durumu, öz güven skorları ve telkin türleri dikkate alınarak çok sınıflı bir yapı oluşturacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Bu yapı sayesinde modellerin yalnızca görev performansını değil, aynı zamanda öz güven düzeylerini ayırt etme becerisi de test edilmiştir.

3.4.2 Çoklu Modalite Temsili ve Özellik Birleştirme Stratejisi

Süreçte EEG sinyalleri, BVP, EDA, sıcaklık ve ivme gibi fizyolojik ölçümler, oyun skorları, deneyin gerçekleştirildiği zaman bilgisi ve video kayıtları üzerinden elde edilen yüz ifadeleri ve davranışsal göstergeler kullanılmıştır. Ayrıca MediaPipe tabanlı analizlerle yüz kas hareketleri, dikkat seviyeleri ve mikro ifadeler çıkarılmıştır. Bu heterojen veri yapısı, modalite uyumunu ve senkronizasyonunu zorunlu kılmış, özellikle zaman serisi yapısının bütünlüğü korunarak modaliteler arası hizalama sağlanmıştır. Modalitelerden elde edilen özellikler erken füzyon ve geç füzyon stratejileri ile birleştirilmiş, böylece hem özellik düzeyinde hem de model çıktısı düzeyinde entegrasyon gerçekleştirilmiştir.

3.4.3 Model Mimarisi ve Entegrasyon Yöntemi

Deneyde farklı veri türlerini işleyebilmek için her modaliteye özgü derin öğrenme mimarileri tasarlanmış ve bu modellerin entegrasyonu için iki farklı füzyon stratejisi uygulanmıştır. EEG sinyalleri, zaman serisi yapısına uygun olarak hibrit CNN-LSTM mimarileri ile işlenmiştir. CNN katmanları EEG verilerinden spektral özelliklerin çıkarılmasını sağlarken, LSTM katmanları bu sinyallerdeki zamana bağlı

ardışık bağımlılıkları öğrenmiştir. Böylece beynin frekans ve zaman temelli bilgileri aynı model içinde bütüncül şekilde değerlendirilmiştir.

Fizyolojik veriler, Empatica Embrace Plus akıllı saatinden toplanan çok boyutlu sensör ölçümlerinden (BVP, EDA, sıcaklık, ivme vb.) oluşmaktadır. Bu veriler öncelikle özellik çıkarımı aşamasından geçirilmiş, ardından yalnızca LSTM tabanlı derin öğrenme modeli ile analiz edilmiştir. Bu yaklaşım, zaman serisi yapısındaki biyosinyallerin kısa ve uzun vadeli bağımlılıklarını etkili bir biçimde öğrenmeyi sağlamıştır.

Video verileri ise yüz ifadeleri ve mikro mimiklerin analizi için CNN tabanlı ağlarla işlenmiştir. Bu süreçte iki farklı yaklaşım kullanılmıştır. İlkinde, piksel tabanlı CNN modelleri (VGG19, ResNet50 gibi transfer learning ağları) doğrudan görüntü verileri üzerinden eğitilmiştir. İkinci yaklaşımda ise MediaPipe FaceMesh ile yüz landmark noktaları çıkarılarak geometrik öznitelikler elde edilmiş, bu öznitelikler yorumlanabilir bir veri setine dönüştürülmüş ve klasik makine öğrenmesi algoritmalarıyla (örneğin Random Forest ve XGBoost) test edilmiştir.

Modalitelerin entegrasyonu için erken ve geç füzyon stratejileri uygulanmıştır. Erken füzyon yönteminde tüm modalitelerden çıkarılan özellikler birleştirilerek tek bir model üzerinde işlenmiştir. Bu yöntem, modaliteler arasındaki etkileşimleri erken aşamada yakalamayı hedefler. Geç füzyon yönteminde ise her modalite için ayrı bir model eğitilmiş, bu modellerin tahmin sonuçları üst seviyede birleştirilerek nihai karar üretilmiştir. Bu yöntem, modalitelerin bağımsız olarak optimize edilmesine imkân tanımıştır.

Bu yapı sayesinde modaliteler hem tekil hem de birlikte değerlendirilmiş, farklı veri kaynaklarının deneysel süreçte birbirini nasıl tamamladığı ve hangi füzyon stratejisinin daha uygun olduğu ortaya konmuştur.

3.4.4 Model Açıklanabilirlik ve Yorumlama (XAI, SHAP, Attention)

Model çıktılarının anlaşılabilirliğini artırmak amacıyla açıklanabilir yapay zekâ (XAI) yöntemleri kullanılmıştır. Bu kapsamda SHAP analizi ile her modalitenin model karar sürecine katkısı görselleştirilmiş ve hangi özelliklerin sınıflandırma sürecinde daha etkili olduğu ortaya konmuştur. Ayrıca, LSTM tabanlı modellerde

attention mekanizmaları uygulanarak modelin zaman serilerinde hangi bölgelere odaklandığı incelenmiştir. Bu yöntemler sayesinde, modelin karar alma süreçlerinin şeffaflığı artırılmış ve telkin koşullarının sistem tarafından nasıl değerlendirildiği insan yorumuna açık bir şekilde sunulmuştur.



BÖLÜM IV

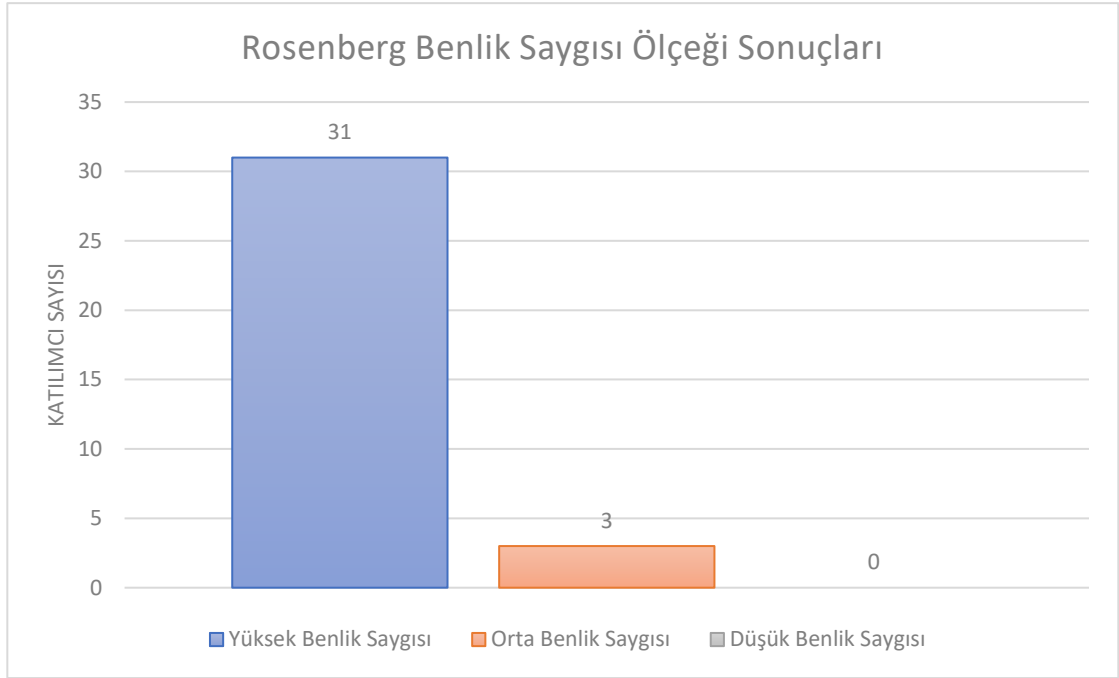
4. DENEYSEL SONUÇLAR

4.1 Öz Güven Düzeylerinin Fazlara Göre Analizi

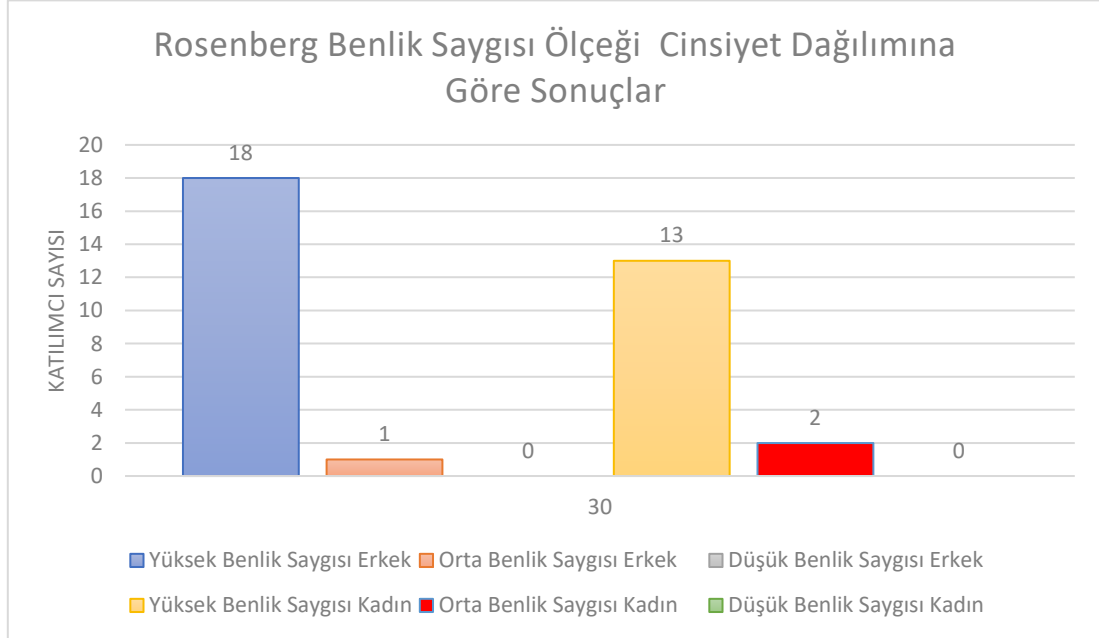
Öz güven düzeylerinin, deneysel olarak yapılandırılmış üç farklı telkin fazına (nötr, negatif, pozitif) göre nasıl değiştiği incelenmiştir. Katılımcıların başlangıçtaki öz güven düzeyleri nötr fazda uygulanan Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği (RBSÖ) ve Genelleştirilmiş Öz-Yeterlik Ölçeği (GSE) aracılığıyla ölçülmüştür.

Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği (RBSÖ), toplam on maddeden oluşmakta olup beş olumlu ve beş olumsuz ifadeden meydana gelir. Yanıt seçenekleri dört dereceli Likert tipindedir: “Çok Doğru”, “Doğru”, “Yanlış” ve “Çok Yanlış”. Olumsuz içerikli 3., 5., 8., 9. ve 10. maddeler ters puanlanarak tüm ifadelerin aynı yönde toplanması sağlanmıştır. Toplam puan 10–40 arasında değişmekte olup, 10–15 puan arası düşük, 16–25 arası orta ve 26–40 arası yüksek benlik saygısı olarak yorumlanmıştır.

Katılımcıların öz-yeterlik düzeylerini belirlemek için Schwarzer ve Jerusalem (1995) tarafından geliştirilen Genelleştirilmiş Öz-Yeterlik Ölçeği (General Self-Efficacy Scale, GSE) temel alınmıştır. Bu çalışmada, ölçeğin anlam bütünlüğü korunarak Türkçeye araştırmacı tarafından çevrilmiş 8 maddelik kısa formu kullanılmıştır. Ölçek beş dereceli Likert tipindedir (“1: Hiç Katılmıyorum” – “5: Tamamen Katılıyorum”) ve tüm maddeler olumlu yöndedir. Ölçekten alınabilecek toplam puan 8–40 arasında değişmektedir. Bu aralıkta 8–19 puan düşük, 20–34 puan orta, 35–40 puan yüksek öz-yeterlik düzeyi olarak değerlendirilmiştir.



Şekil 4-1 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği Sonuçları

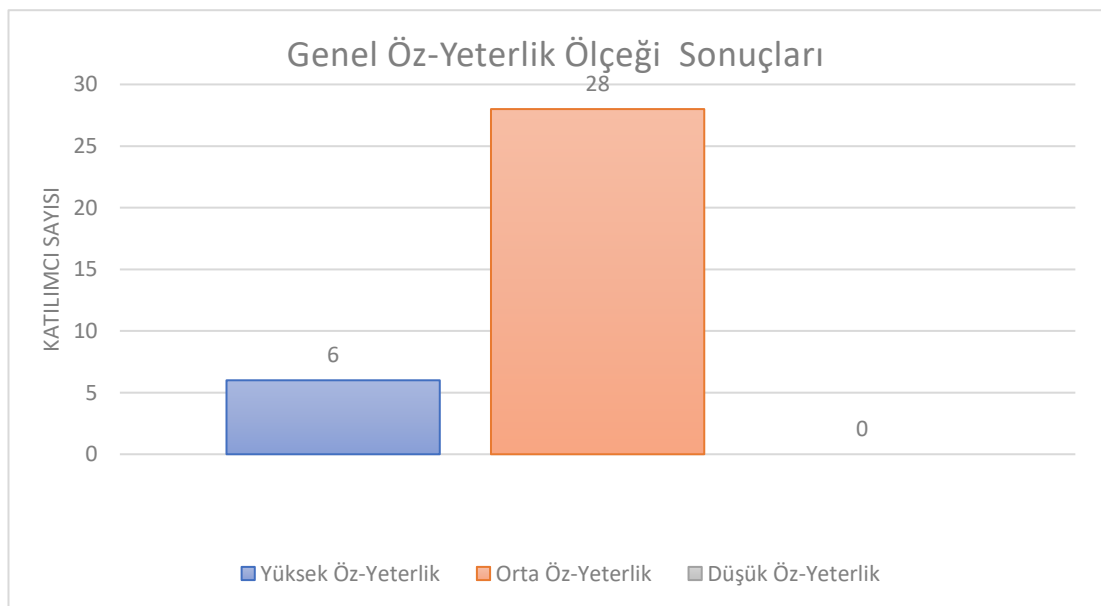


Şekil 4-2 Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği Cinsiyet Dağılımına Göre Sonuçları

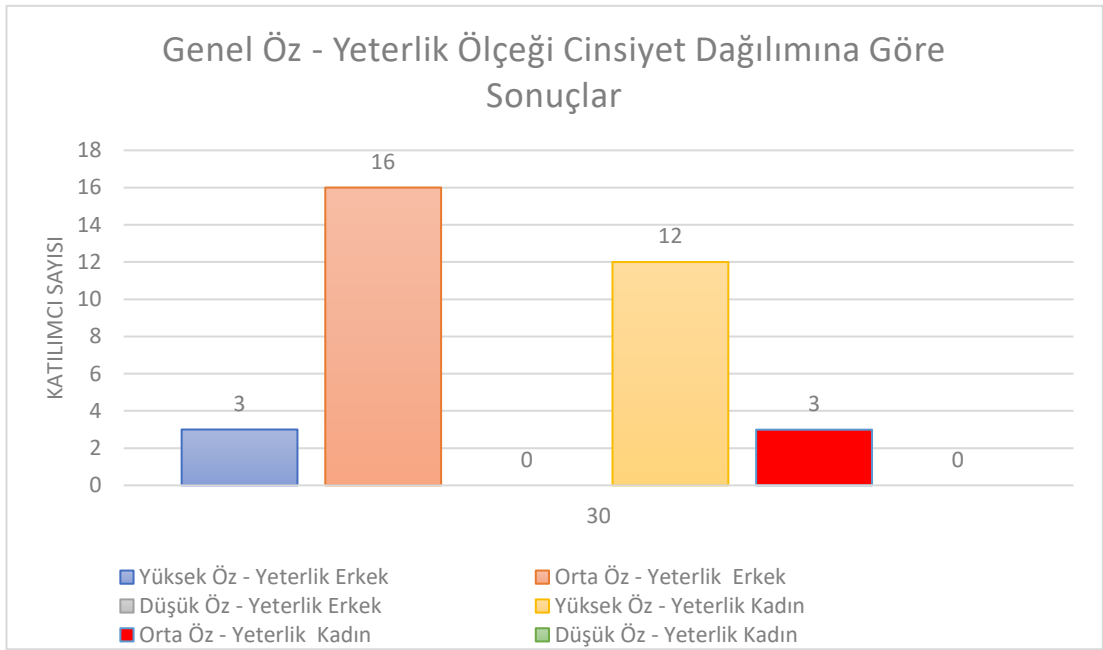
Anket verileri çevrimiçi formlar aracılığıyla toplanmış ve Excel formatında kaydedilmiştir. İlk aşamada katılımcı yanıtları sayısal değerlere dönüştürülmüş, Rosenberg ölçeğindeki ters puanlamalar düzeltilmiş ve her katılımcının toplam puanı hesaplanmıştır. Elde edilen puanlar katılımcı bazlı tablolar halinde düzenlenmiş, ardından kategorilere göre sınıflandırılarak frekans tabloları ve grafiksel dağılımlar oluşturulmuştur. Bu yöntemle katılımcıların benlik saygısı ve öz-yeterlik düzeyleri hem bireysel hem de toplu düzeyde analiz edilmiştir. Böylece telkin manipülasyonunun bireylerin öz güven algısı, karar eminliği ve performans çıktıları üzerindeki etkileri ortaya konmuştur.

Katılımcıların çoğu orta düzey öz-yeterlik kategorisinde toplanmıştır. Yüksek öz-yeterlik düzeyine sahip katılımcılar daha az sayıdadır. Düşük öz-yeterlik düzeyinde katılımcı bulunmamaktadır.

Elde edilen bulgulara göre erkek katılımcıların %94,7'si (n=18) yüksek benlik saygısı düzeyinde, %5,3'ü (n=1) ise orta düzeyde yer almaktadır. Kadın katılımcılarda ise %86,7'si (n=13) yüksek benlik saygısına sahipken, %13,3'ü (n=2) orta düzeydedir. Düşük benlik saygısı kategorisinde herhangi bir katılımcı bulunmamaktadır. Bu sonuçlar, her iki cinsiyetin de genel olarak yüksek benlik saygısına sahip olduğunu göstermektedir.



Şekil 4-3 Genel Öz-Yeterlik Ölçeği Sonuçları



Şekil 4-4 Genel Öz - Yeterlik Ölçeği Cinsiyet Dağılımına Göre Sonuçlar

Genel Öz-Yeterlik Ölçeği sonuçlarına bakıldığında, erkeklerin %84,2'si (n=16) orta düzey öz-yeterlik, %15,8'i (n=3) yüksek düzey öz-yeterlik kategorisindedir. Kadınlarda ise %80'i (n=12) orta düzey, %20'si (n=3) yüksek düzey öz-yeterlik göstermektedir. Düşük öz-yeterlik düzeyine sahip katılımcı bulunmamaktadır. Bu dağılım, cinsiyetler arasında öz-yeterlik açısından büyük bir fark olmadığını, ancak kadınlarda yüksek öz-yeterlik oranının erkeklere göre biraz daha fazla olduğunu ortaya koymaktadır.

Yapılan korelasyon analizi, katılımcıların benlik saygısı ile öz-yeterlik düzeyleri arasında anlamlı ve orta düzeyde pozitif bir ilişki olduğunu göstermektedir ($r \approx 0.54$). Bu bulgu, benlik saygısı yüksek olan bireylerin aynı zamanda kendilerini daha yeterli hissetme eğiliminde olduklarını ortaya koymaktadır. Başka bir deyişle, kişinin kendine yönelik olumlu algıları arttıkça, karşılaştığı görev ve sorunları çözme kapasitesine olan inancı da artmaktadır.

Psikolojik kuramlarla paralel olarak değerlendirildiğinde, bu sonuç Bandura'nın öz-yeterlik kavramı ile Rosenberg'in benlik saygısı tanımının kesiştiği noktayı işaret etmektedir. Bandura'ya göre öz-yeterlik, bireyin belirli bir görevi başarıyla yerine getirebileceğine dair inancıdır. Rosenberg ise benlik saygısını bireyin kendini değerli görme düzeyi olarak tanımlar. Bu araştırmanın bulguları, bireyin kendisini değerli ve

yeterli görmesi ile görevleri başarıyla yerine getirme konusundaki inancının birbirini desteklediğini göstermektedir.

4.2 Görev Performansındaki Değişim ve Başarı Ölçütleri

Bu bölümde, deney sürecinde katılımcılara uygulanan bilişsel görevlerdeki başarı düzeyleri analiz edilmiştir. Her bir katılımcı, nötr, negatif ve pozitif olmak üzere üç farklı telkin fazında sırasıyla oyun, senaryo ve puzzle görevlerini tamamlamıştır. Görevlerde elde edilen skorlar fazlara göre karşılaştırılmıştır.

4.2.1 Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Nötr Telkin (Temel Öz Güven) Aşaması

Tablolarda Nötr telkin aşamasında katılımcıların cinsiyet bazlı Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği puanı ve Genel Öz-Yeterlik ölçeği skorlarına göre belirlenen benlik saygısı düzeylerine göre analizleri yapılmıştır.

Tablo 4-1 Nötr Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Benlik Saygısı	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Benlik Saygısı	Erkek	1	0	0
Orta Benlik Saygısı	Kadın	1	0	1
Yüksek Benlik Saygısı	Erkek	5	9	4
Yüksek Benlik Saygısı	Kadın	3	4	6

Yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar arasında özellikle kadın grubunda iki soruyu da doğru yanıtlayanların sayısı (n=6) dikkat çekmektedir. Orta benlik saygısına sahip erkekler ise düşük başarı göstermiştir.

Tablo 4-2 Nötr Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Öz-Yeterlik	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Öz-Yeterlik	Erkek	4	8	4
Orta Öz-Yeterlik	Kadın	4	3	5
Yüksek Öz-Yeterlik	Erkek	2	1	0
Yüksek Öz-Yeterlik	Kadın	0	1	2

Orta öz-yeterlik grubunda hem erkek hem kadınlarda başarı oranları birbirine yakın olmakla birlikte, yüksek öz-yeterlik düzeyindeki kadınlarda iki soruyu da doğru yapan katılımcıların bulunduğu, erkeklerde ise tam başarıya ulaşılamadığı görülmüştür.

4.2.2 Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Negatif Telkin (Düşük Öz Güven) Aşaması

Tablolarda Negatif telkin (Düşük Öz Güven) aşamasında katılımcıların cinsiyet bazlı Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği puanı ve Genel Öz-Yeterlik ölçeği skorlarına göre belirlenen benlik saygısı düzeylerine göre analizleri yapılmıştır.

Tablo 4-3 Negatif Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Benlik Saygısı	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Benlik Saygısı	Erkek	1	0	0
Orta Benlik Saygısı	Kadın	2	0	0
Yüksek Benlik Saygısı	Erkek	7	9	2
Yüksek Benlik Saygısı	Kadın	7	6	0

Negatif telkin altında orta benlik saygısına sahip katılımcıların hiçbiri iki soruyu doğru yanıtlayamamıştır. Yüksek benlik saygısı grubunda ise erkeklerden yalnızca 2 kişi tam başarıya ulaşırken, kadınlarda hiç tam başarı görülmemiştir.

Tablo 4-4 Negatif Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Öz-Yeterlik	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Öz-Yeterlik	Erkek	8	7	1
Orta Öz-Yeterlik	Kadın	7	5	0
Yüksek Öz-Yeterlik	Erkek	0	2	1
Yüksek Öz-Yeterlik	Kadın	2	1	0

Orta öz-yeterlik grubunda hem erkek hem kadınlarda doğru cevap oranı düşük kalmış; erkeklerden sadece 1 kişi iki soruyu doğru yapabilmıştır. Yüksek öz-yeterlik düzeyinde erkeklerde 1 katılımcı tam başarı göstermiş, kadınlarda ise iki soruyu da doğru yapan çıkmamıştır.

Negatif telkin koşulunda katılımcıların genel yetenek sorularındaki başarı oranları, nötr aşamaya kıyasla genel olarak düşüş göstermiştir. Özellikle orta düzey benlik saygısı ve öz-yeterlik grubunda iki soruyu da doğru yanıtlayan katılımcı bulunmamıştır. Yüksek öz güven düzeyine sahip katılımcılarda ise kısmi başarı devam etse de, nötr aşamaya göre doğru cevap oranlarında azalma gözlenmiştir.

Bununla birlikte, elde edilen bulguların kesin bir nedensellik ilişkisi ortaya koymadığı, sonuçların soru düzeylerinin zorluk farklılıklarından da etkilenmiş olabileceği dikkate alınmalıdır. Dolayısıyla negatif telkinin etkisi performansta belirgin bir zayıflamaya işaret etse de, bu etkinin boyutunu daha net değerlendirmek için farklı sorular ve daha geniş örneklemelerle tekrar test edilmesi gerekmektedir.

4.2.3 Genel Yetenek Soruları Değerlendirme Pozitif Telkin (Yüksek Öz Güven) Aşaması

Tablo 4-5 Pozitif Telkin Aşaması Rosenberg Benlik Saygısı ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Benlik Saygısı	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Benlik Saygısı	Erkek	0	1	0
Orta Benlik Saygısı	Kadın	0	1	1
Yüksek Benlik Saygısı	Erkek	1	7	10
Yüksek Benlik Saygısı	Kadın	0	8	4

Pozitif telkin altında yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar arasında hem erkeklerde hem kadınlarda iki soruyu da doğru yanıtlayanların sayısı artmıştır. Orta benlik saygısına sahiplerde de başarı oranlarında nötr ve negatife kıyasla yükselme gözlenmiştir.

Tablo 4-6 Pozitif Telkin Aşaması Genel Öz-Yeterlik (GSE) ve Cinsiyet Bazlı Başarı Tablosu

Öz-Yeterlik	Cinsiyet	0 Doğru	1 Doğru	2 Doğru
Orta Öz-Yeterlik	Erkek	0	7	9
Orta Öz-Yeterlik	Kadın	0	8	3
Yüksek Öz-Yeterlik	Erkek	1	1	1
Yüksek Öz-Yeterlik	Kadın	0	1	2

Pozitif telkin koşulunda orta öz-yeterlik grubundaki katılımcılar arasında iki doğruya ulaşanların sayısı dikkate değer biçimde artmıştır. Yüksek öz-yeterlik düzeyinde hem erkeklerde hem kadınlarda iki doğru yapanlar bulunmuştur, bu da telkinin destekleyici etkisini göstermektedir.

Pozitif telkin koşulunda katılımcıların genel yetenek performansları, nötr ve negatif aşamalara kıyasla belirgin olarak artış göstermiştir. Özellikle orta düzey benlik saygısı ve orta düzey öz-yeterlik grubundaki katılımcıların doğru yanıtlama oranları dikkat çekici biçimde yükselmiştir; bu grupta nötr aşamada sınırlı olan başarı, pozitif telkin ile %60–70 seviyelerine ulaşmıştır. Yüksek benlik saygısı ve yüksek öz-yeterlik düzeyindeki katılımcılarda da başarı oranları yükselmiş, her iki cinsiyette de iki doğru yanıt veren katılımcılar gözlenmiştir.

Bu sonuçlar, pozitif telkinin özellikle orta düzey öz güvene sahip bireylerde bilişsel performansı desteklediğini göstermektedir. Bununla birlikte, bulguların kesin nedensel ilişki sunduğu söylenemez; soru düzeylerindeki farklılıklar ve örneklem büyüklüğü gibi etkenler de başarı oranlarını etkilemiş olabilir. Ancak genel eğilim, pozitif telkinin katılımcıların problem çözme becerilerini ve dikkat düzeylerini güçlendirici bir rol oynadığını ortaya koymaktadır.

4.2.4 Genel Yetenek Soruları Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Genel Değerlendirme

Tablo 4-7 Tüm Aşamalar Genel Yetenek Sorusu Doğru Cevap Oranları Tablosu

Doğru Sayısı	Nötr	Negatif	Pozitif
0	10 (29.4 %)	17 (50.0 %)	2 (5.9 %)
1	13 (38.2 %)	15 (44.1 %)	17 (50.0 %)
2	11 (32.4 %)	2 (5.9 %)	15 (44.1 %)

Tabloda 4.7’de görüldüğü üzere negatif telkin performansı düşürürken, pozitif telkin katılımcıların başarı oranlarını belirgin biçimde artırmıştır. Özellikle iki doğru yapanların oranı negatif aşamada %5,9’a düşerken, pozitif aşamada %44,1’e yükselmiştir.

Genel yetenek sorularına ilişkin bulgular, telkinin bilişsel performans üzerinde anlamlı etkiler yarattığını göstermektedir. Nötr aşamada başarılar orta düzeyde dağılırken, negatif telkin koşulunda doğru yanıtlama oranı belirgin biçimde düşmüş, katılımcıların önemli bir bölümü hiç doğru cevap verememiştir. Bu durum, olumsuz telkinin kaygıyı artırarak dikkat ve problem çözme süreçlerini zayıflatmasıyla açıklanabilir. Özellikle öz güveni orta düzeyde olan katılımcılar negatif telkinden daha fazla etkilenmiş, bu da bu grubun bilişsel kırılganlığını ortaya koymuştur.

Pozitif telkin koşulunda ise başarı oranlarında gözle görülür bir yükseliş yaşanmıştır. İki doğru yapanların oranı artarken, hiç doğru cevap vermeyenlerin oranı oldukça düşük seviyelere gerilemiştir. Bu bulgu, olumlu telkinin motivasyonu ve öz-yeterlik algısını güçlendirerek dikkat ve performansı desteklediğine işaret etmektedir.

Sonuç olarak, öz güven düzeyi ile telkin arasındaki etkileşimin bilişsel işlevler üzerinde önemli bir rol oynadığı görülmektedir. Bununla birlikte, soruların zorluk düzeylerindeki farklılıkların da performans sonuçlarını etkilemiş olabileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

4.2.5 Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Puzzle ve Zeka Oyunları Skor Analizi

Bu bölümde, katılımcıların puzzle ve zeka oyunları performansları üç farklı telkin koşulu kapsamında karşılaştırmalı olarak ele alınmaktadır. Analizler, telkin türlerinin problem çözme becerileri, strateji geliştirme eğilimleri ve görev başarısı üzerindeki etkilerini ortaya koymayı amaçlamaktadır.

Tablo 4-8 Tüm Aşamalar Puzzle ve Zeka Oyunları Puan Ortalaması Tablosu

Oyunlar	Nötr Aşama Puan Ortalaması	Negatif Aşama Puan Ortalaması	Pozitif Aşama Puan Ortalaması
Attention	10788.24	8823.5294	8882.3529
Flexibility	13563.2353	20330.8824	23885.5882
Memory	28427.6471	29466.7647	30123.5294
Problem Solving	9450.2941	10122.0588	10375.8824
Speed	14755.8824	21880.8824	26001.4706
Puzzle Total	16.5588	12.7059	18.3235

Üç telkin aşamasının ortalama skorları ve bu skorlar üzerinde yapılan istatistiksel analizler birlikte incelendiğinde, telkinin oyun performansı üzerinde farklı ve anlamlı etkiler yarattığı görülmektedir.

Attention (Dikkat) skorları, normal dağılım varsayımını karşılamadığı için Kruskal-Wallis testi ile analiz edilmiştir. Ortalama değerler incelendiğinde, nötr aşamada 10,788.24 olan skorun negatif telkinle 8,823.53'e gerilediği, pozitif telkinle ise 8,882.35 seviyesinde kaldığı görülmektedir. Bu durum, negatif telkinin dikkat becerilerini düşürdüğünü, pozitif telkinin ise sınırlı bir toparlayıcı etkisinin olduğunu göstermektedir. Ancak, bu fark istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır ($p=0.42$).

Flexibility (Esneklik) skorları da Kruskal-Wallis testi ile değerlendirilmiş ve gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı farklar bulunmuştur ($p<0.001$). Nötr aşamada 13,563.24 olan skor, negatif telkinle 20,330.88'e, pozitif telkinle ise 23,885.59'a yükselmiştir. Bu sonuç, özellikle pozitif telkinin stratejik esneklik üzerinde güçlü bir etkiye sahip olduğunu ve bireylerin problem çözme sürecinde strateji değiştirme kapasitesini artırdığını göstermektedir.

Memory (Hafıza) skorları, verilerin normal dağılım gösterdiği için ANOVA testi ile analiz edilmiştir. Ortalama değerler nötr aşamada 28,427.65, negatif telkin aşamasında 29,466.76 ve pozitif telkin aşamasında 30,123.53 olarak kaydedilmiştir. Bu değerler arasındaki fark istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır ($p=0.23$). Bu durum, hafıza becerilerinin telkinden görece daha az etkilendiğini göstermektedir.

Problem Solving (Problem Çözme) skorları Kruskal-Wallis testi ile değerlendirilmiştir. Ortalama değerler nötr aşamada 9,450.29, negatif telkinle 10,122.06, pozitif telkinle ise 10,375.88 olarak hesaplanmıştır. Gruplar arasındaki bu artış istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($p=0.001$), ancak etki büyüklüğü düşük düzeydedir (Effect=0.12). Bu durum, telkinin problem çözme becerileri üzerinde etkili olduğunu, fakat bu etkinin sınırlı bir düzeyde kaldığını göstermektedir.

Speed (Hız) skorları ANOVA testi ile incelenmiş ve gruplar arasında çok güçlü anlamlı farklar tespit edilmiştir ($p<0.001$). Ortalama skorlar nötr aşamada 14,755.88, negatif telkinle 21,880.88, pozitif telkinle ise 26,001.47 olarak bulunmuştur. Bu sonuç,

hız becerisinin telkine oldukça duyarlı olduğunu ve özellikle pozitif telkinin hız performansında belirgin bir artış sağladığını ortaya koymaktadır.

Son olarak, Puzzle Total (Bulmaca Toplam Puanı) skorları ANOVA testi ile değerlendirilmiştir. Nötr aşamada 16.56 olan ortalama değer, negatif telkinle 12.71'e düşmüş, pozitif telkinle ise 18.32'ye yükselerek en yüksek seviyesine ulaşmıştır. Bu fark istatistiksel olarak anlamlıdır ($p=0.007$) ve pozitif telkinin problem çözme motivasyonu ve başarısı üzerinde artırıcı bir etkisi olduğunu, negatif telkinin ise performansı sınırlandırıcı bir rol oynadığını göstermektedir.

Kruskal-Wallis ve ANOVA analizleri birlikte değerlendirildiğinde hız, esneklik, problem çözme ve puzzle performansında telkin koşullarına göre istatistiksel olarak anlamlı farklar bulunmuştur. Hafıza ve dikkat becerilerinde ise telkinin etkisi istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu sonuçlar, telkinin özellikle hız ve esneklik gibi bazı bilişsel beceriler üzerinde güçlü bir etkiye sahip olduğunu, ancak hafıza ve dikkat gibi becerilerde etkisinin sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır.

Tablo 4-9 Puzzle ve Zeka Oyunları Anova ve Kruskal-Wallis Analizi

Oyunlar	Test	Stat	P	Effect	Levene P
Hız	Anova	29.456610	9.166995e-11	0.370373	0.023752
Esneklik	Kruskal-Wallis	39.236499	3.019724e-09	0.378579	0.882526
Problem Çözme	Kruskal-Wallis	13.607092	1.008302e-03	0.124823	1.000456
Puzzle	Anova	5.209042	7.260369e-03	0.054021	0.056049
Hafıza	Anova	1.456917	2.379404e-01	0.028591	0.809940
Dikkat	Kruskal-Wallis	1.755834	4.156478e-01	0.007684	0.262394

Tablo 4-10 Aşama Bazlı Bilişsel Boyut Analiz Tablosu

Bilişsel Boyut	Nötr Telkin	Negatif Telkin	Pozitif Telkin	Negatif Değişim	Pozitif Değişim	Genel Yorum
Dikkat (Attention)	Dengeli (10788)	Zayıflama (8823)	Kısmi toparlanma (8882)	-18.2% (Düşüş)	-17.7% (Düşüş)	Negatif telkin dikkati sınırlamış, pozitif telkin kısmen artırır da nötr seviyesine tam çıkaramamış.

Esneklik (Flexibility)	Orta düzey (13563)	Artış (20330)	Belirgin artış (23885)	+50.0% (Artış)	+76.1% (Artış)	Pozitif telkin strateji değiştirme ve yeni yollar denemeyi güçlendirmiş, negatif telkin de artışa yol açmış.
Bellek (Memory)	Stabil (28428)	Hafif artış (29467)	Hafif artış (30124)	+3.6% (Artış)	+6.0% (Artış)	Bellek boyutu telkinlerden en az etkilenen alan olmuş, her aşamada stabil kalmıştır.
Problem Çözme (Problem Solving)	Dengeli (9450)	Hafif artış (10122)	Kısmi artış (10376)	+7.1% (Artış)	+9.8% (Artış)	Problem çözme becerisi telkinlerden sınırlı etkilenmiş, her aşamada küçük artışlar gözlenmiştir.
Hız (Speed)	Orta hız (14756)	Güçlü artış (21881)	Çok güçlü artış (26001)	+48.2% (Artış)	+76.2% (Artış)	Negatif ve pozitif telkin hız performansını ciddi biçimde artırmış, özellikle pozitif telkin etkisi en yüksek seviyeye ulaşmıştır.
Puzzle Performansı (Ortalama Doğru Sayısı)	16.56	12.71	18.32	-23.3% (Düşüş)	+10.6% (Artış)	Negatif telkin puzzle performansını düşürmüş, pozitif telkin en yüksek seviyeye çıkarmıştır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, negatif telkin özellikle dikkat ve puzzle performansını sınırlayıcı bir etki yaparken, pozitif telkin özellikle esneklik, hız ve puzzle alanlarında belirgin bir iyileşme sağlamıştır. Bellek ve problem çözme becerileri daha stabil kalmış, yalnızca küçük artışlar göstermiştir. Bu bulgular, telkinin bilişsel performans üzerindeki etkisinin oyun türüne göre farklılaştığını ve özellikle dikkat, hız ve puzzle görevlerinde daha güçlü biçimde ortaya çıktığını göstermektedir.

Tablo 4-11 Nötr Puan Bazlı Benlik Saygısı Düzeyi ve Oyun Skoru Yüzdesel Değişim Tablosu

Rosenberg Benlik Saygısı Ölçeği	Aşama	Attention Puan Değişim Oranı	Flexibility Puan Değişim Oranı	Memory Puan Değişim Oranı	Problem Solving Puan Değişim Oranı	Speed Puan Değişim Oranı	Puzzle Puan Değişim Oranı
Orta Düzey Benlik Saygısı	Negatif	7.81%	34.11%	5.41%	19.25%	119.88%	-29.28%
Orta Düzey Benlik Saygısı	Pozitif	7.14%	141.22%	5.66%	9.81%	181.76%	-20.89%
Yüksek Düzey Benlik Saygısı	Negatif	2.76%	131.88%	4.26%	7.72%	105.69%	-13.24%
Yüksek Düzey Benlik Saygısı	Pozitif	4.64%	170.16%	7.10%	11.92%	139.73%	28.90%

Rosenberg ölçeği dikkate alındığında, orta benlik saygısı grubunda negatif ve pozitif telkinler dikkate hafif bir artış sağlamıştır, belirgin bir bozulma gözlenmemiştir. Hız oyunlarında ise her iki telkin türü performansı güçlü şekilde artırmıştır, özellikle pozitif telkinde bu artış çok daha yüksek seviyelere ulaşmıştır. Esneklik oyunlarında orta grup negatif telkinle gelişme göstermiş, pozitif telkinle çok daha belirgin bir ilerleme kaydetmiştir. Yüksek benlik saygısı grubunda da benzer şekilde pozitif telkinin esneklik üzerinde güçlü bir etkisi olmuştur. Bellek ve problem çözme oyunlarında değişimler sınırlı kalmış, bu alanlar telkine karşı daha dirençli görünmüştür. Puzzle performansında ise en büyük farklar gözlenmiştir: Orta benlik saygısı grubunda negatif telkin güçlü bir düşüşe yol açarken, pozitif telkin bu düşüşü bir miktar azaltmıştır. Yüksek benlik saygısı grubunda ise pozitif telkinle birlikte puzzle başarısı belirgin bir şekilde artmıştır. Bu sonuçlar, benlik saygısının özellikle esneklik, hız ve puzzle türü görevlerde telkin etkisini belirleyen önemli bir psikolojik faktör olduğunu göstermektedir.

Tablo 4-12 Nötr Puan Bazlı Öz-Yeterlik Düzeyi ve Oyun Skoru Yüzdesel Değişim Analiz Tablosu

Genel Öz-Yeterlik Ölçeği	Aşama	Attention Puan Değişim Oranı	Flexibility Puan Değişim Oranı	Memory Puan Değişim Oranı	Problem Solving Puan Değişim Oranı	Speed Puan Değişim Oranı	Puzzle Puan Değişim Oranı
Orta Düzey Öz-Yeterlik	Negatif	+2.52%	+147.37%	+4.55%	+9.37%	+120.85%	-12.71%
Orta Düzey Öz-Yeterlik	Pozitif	+4.16%	+193.08%	+7.70%	+12.44%	+158.77%	+20.16%
Yüksek Düzey Öz-Yeterlik	Negatif	+6.42%	+10.72%	+3.48%	+5.75%	+42.03%	-23.75%

Yüksek Düzye Öz- Yeterlik	Pozitif	+8.16%	+48.77%	+3.57%	+8.41%	+71.91%	+44.81%
--	---------	--------	---------	--------	--------	---------	---------

GSE düzeyine göre yapılan değerlendirmede, orta öz-yeterlik grubunda negatif telkin, dikkat ve hız oyunlarında belirgin bir performans kaybına yol açmamıştır. Tam tersine, her iki alanda da nötr faza kıyasla artış gözlenmiştir. Pozitif telkin bu grupta performansı daha da güçlendirmiş, özellikle hız oyunlarında çok güçlü bir yükseliş sağlamıştır. Bu durum, orta öz-yeterlik düzeyindeki katılımcıların telkin koşullarına duyarlılığının yüksek olduğunu ve özellikle pozitif telkinin motivasyonel bir etki yarattığını göstermektedir. Esneklik oyunlarında, negatif telkinle birlikte orta öz-yeterlik grubunda strateji çeşitliliğinde belirgin bir artış görülmüş, pozitif telkinle birlikte bu artış çok daha yüksek seviyelere ulaşmıştır. Bu, katılımcıların yalnızca motivasyon değil, bilişsel esneklik ve uyum sağlama becerilerinde de gelişim gösterdiğini ortaya koymaktadır. Yüksek öz-yeterlik grubunda, pozitif telkinin etkisi daha sınırlı olmakla birlikte net bir performans artışı sağladığı görülmüştür. Bu grup, nötr ve negatif fazlarda daha istikrarlı bir performans sergilemiş, pozitif telkinle birlikte özellikle esneklik ve hız oyunlarında anlamlı iyileşme kaydetmiştir. Dikkat oyunlarında artış küçük düzeyde olsa da yön olarak pozitifdir. Bellek ve problem çözme oyunlarında, her iki grup için de değişimler sınırlı kalmış, telkinin bu görevlerdeki etkisi düşük düzeyde seyretmiştir. Bununla birlikte, pozitif telkin yüksek öz-yeterlik grubunda küçük ama tutarlı bir artış sağlamıştır.

Puzzle performansında ise en dikkat çekici sonuçlar ortaya çıkmıştır. Orta öz-yeterlik grubunda negatif telkin, puzzle skorlarında hafif bir düşüşe yol açarken, pozitif telkin ile birlikte skorlar toparlanarak nötr seviyenin üzerine çıkmıştır. Yüksek öz-yeterlik grubunda ise puzzle performansı pozitif telkinle birlikte çok büyük bir artış göstermiş ve en yüksek seviyeye ulaşmıştır.

Genel olarak, bu bulgular öz-yeterlik algısının özellikle esneklik, hız ve puzzle görevlerinde telkinin etkisini belirginleştiren kritik bir psikolojik değişken olduğunu ortaya koymaktadır. Pozitif telkin, hem orta hem yüksek öz-yeterlik gruplarında performansı artırsa da, özellikle orta öz-yeterlik düzeyinde hız ve esneklik alanlarında çok güçlü bir iyileştirici etkiye sahiptir. Bu durum, telkinin bireysel farklılıklar temelinde farklı etki mekanizmalarıyla çalıştığını göstermektedir.

4.2.6 Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Puzzle ve Zeka Oyunları Skor Analizi Genel Değerlendirmesi

Rosenberg Benlik Saygısı ve Genel Öz-Yeterlik ölçekleri birlikte değerlendirildiğinde, telkinin oyun performansı üzerindeki etkisinin öz güven düzeyine bağlı olarak farklılaştığı görülmektedir. Negatif telkin, hem orta hem yüksek düzey gruplarda dikkatte ve hızda düşüşe yol açmamış, tam tersine özellikle hız oyunlarında belirgin artış sağlamıştır. Puzzle performansında ise orta grupta belirgin bir düşüş yaşanmış, yüksek grupta ise daha sınırlı bir azalma gözlenmiştir.

Pozitif telkin koşullarında, hem benlik saygısı hem de öz-yeterlik düzeyi yüksek olan katılımcılar dikkat, hız ve esneklik oyunlarında çok güçlü performans artışları göstermiş ve puzzle skorlarında en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Orta düzeydeki katılımcılar da pozitif telkinle performanslarını nötr aşamanın çok üzerine taşımış, özellikle hız ve esneklik alanlarında büyük iyileşmeler kaydetmiştir. Puzzle'da ise Rosenberg orta grubunda hâlâ düşüş devam ederken, GSE orta grubunda toparlanma sağlanmıştır.

Bellek ve problem çözme görevlerinde üç aşama boyunca büyük değişimler gözlenmemiş, bu alanlar telkin etkisine karşı görece stabil kalmıştır.

Genel olarak, bu bulgular öz güven düzeyi ile telkin etkisinin etkileşimli biçimde bilişsel performansı şekillendirdiğini göstermektedir. Orta düzeyde öz güven, puzzle gibi görevlerde olumsuz telkin karşısında kırılganlık yaratırken, yüksek düzeyde öz güven pozitif telkinle birleştiğinde dikkat, hız ve esneklik görevlerinde performansı en üst düzeye çıkarmaktadır.

4.2.7 Nötr Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi

Bu bölümde, nötr manipülasyon aşamasında katılımcıların verdikleri kararlar Benlik Saygısı ve Öz-Yeterlik ölçekleriyle ilişkilendirilmiştir. Ayrıca, kararların yalnızca dağılımsal sonuçları değil, katılımcıların seçimlerine yönelik eminlik düzeyleri de analiz edilmiştir. Nötr aşama kapsamında seçenek bazlı psikolojik yorumlar yapılmış, bireylerin herhangi bir olumlu veya olumsuz telkin almadan verdikleri kararların altında yatan bilişsel ve duygusal süreçler ortaya konmuştur.

Ayrıca tüm aşamalarda katılımcıların eminlik düzeyleri, verilen 8 maddelik öz güven sorularından alınan 1–5 arası puanların ortalamasına göre hesaplanmıştır. Ortalama 4,0 ve üzeri değerler yüksek güven/kararlılık, 3,0–3,9 aralığı orta güven/kararlılık, 3,0’ın altı ise düşük güven/kararlılık olarak sınıflandırılmıştır.

Tablo 4-13 Nötr Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu

Senaryo	Genel Ortalama Eminlik	Düşük Güven	Öz Orta Güven	Öz Yüksek Güven
Senaryo 1 - Yatırım Fonu	3.31	6 Kişi	27 Kişi	1 Kişi
Senaryo 2 - Start-up Krizi	3.78	2 Kişi	20 Kişi	12 Kişi

Nötr aşamada katılımcıların eminlik düzeyleri, verilen 8 maddelik öz güven sorularından alınan 1–5 arası puanların ortalamasına göre hesaplanmıştır. Ortalama 4,0 ve üzeri değerler yüksek güven/kararlılık, 3,0–3,9 aralığı orta güven/kararlılık, 3,0’ın altı ise düşük güven/kararlılık olarak sınıflandırılmıştır.

Yatırım fonu senaryosunda ortalama eminlik 3,31’dir; bu değer “orta güven” kategorisine denk gelmektedir. Katılımcıların büyük çoğunluğu (%79,4) orta güven bandında kalmış, yalnızca 1 kişi yüksek güven düzeyine çıkabilmiştir. Bu dağılım, finansal kriz bağlamında kararların daha fazla tereddüt ve belirsizlik algısıyla alındığını, öznel güvenin sınırlı kaldığını göstermektedir.

Start-up senaryosunda ise ortalama eminlik 3,78’e yükselmiş, bu da yine “orta güven” kategorisi içinde yer almakla birlikte üst sınıra yaklaşmaktadır. Burada yüksek güven düzeyine çıkanların oranı %35,3’e yükselmiştir. Bu sonuç, teknoloji ve yenilik bağlamının katılımcılarda daha öz güvenli ve kontrollü karar alma eğilimi oluşturduğunu göstermektedir.

Genel olarak nötr aşamada, kriz senaryolarının doğasına bağlı olarak katılımcılar farklı güven seviyeleri sergilemiştir. Finansal çöküş bağlamında öz güven düşük kalırken, yenilikçi start-up senaryosu katılımcıların kendilerine güvenlerini artırmıştır. Bu bulgu, karar güveninin yalnızca bireysel özelliklerle değil, aynı zamanda bağlamın tehdidi ve fırsat yapısıyla da yakından ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 4-14 Nötr Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi

Ölçek Grubu	Senaryo 1 Ortalama Eminlik	Senaryo 2 Ortalama Eminlik	Genel Eğilim
Orta Benlik Saygısı (RBSÖ)	3,00	3,29	Orta güven bandında, kriz bağlamında daha kırılğan
Yüksek Benlik Saygısı(RBSÖ)	4,16	3,87	Senaryo 1’de yüksek güven, Senaryo 2’de güven azalsa da görece daha emin
Orta Öz-Yeterlik (GSE)	3,96	3,72	Orta-yüksek güven bandında, bağlama duyarlı dalgalanma
Yüksek Öz-Yeterlik (GSE)	4,50	4,24	Yüksek güven bandında, iki senaryoda da istikrarlı şekilde güçlü

Nötr telkin koşullarında katılımcıların karar güveni, benlik saygısı ve öz-yeterlik düzeylerine göre anlamlı biçimde farklılaşmıştır. Orta benlik saygısına sahip katılımcılar, Senaryo 1’de 3,00, Senaryo 2’de ise 3,29 ortalama ile güven açısından düşük–orta bandında kalmışlardır. Bu grup, özellikle yatırım fonu krizini içeren Senaryo 1’de güven açısından en zayıf profil sergilemiştir. Kriz bağlamının yarattığı belirsizlik, nötr telkinde dahi bu katılımcıların kendine güvenini sınırlandırmış, karar alma süreçlerinde daha fazla tereddüt ve riskten kaçınma davranışı ortaya çıkmıştır. Senaryo 2’de (start-up senaryosu) güven düzeyinin bir miktar artması, fırsat ve yenilik içeren bağlamların krizlere kıyasla orta benlik saygısına sahip bireylerde bile görece daha pozitif bir psikolojik etki yarattığını göstermektedir.

Yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar ise Senaryo 1’de 4,16 ortalama ile yüksek güven bandına çıkmış, ancak Senaryo 2’de ortalama 3,87’ye gerileyerek orta–yüksek güven düzeyine düşmüştür. Bu bulgu, yüksek benlik saygısının bireylere güçlü bir öznel güven sağladığını, fakat bağlamsal koşulların bu güveni dalgalandırabildiğini göstermektedir. Özellikle start-up senaryosunda belirsizlik ve yenilik odaklı kararlar, yüksek benlik saygısına sahip bireylerde bile temkinli yaklaşım gerektirmiştir. Bu durum, benlik saygısının karar güvenliğini artıran bir kaynak olduğunu, ancak kararın bağlamsal risk düzeyine duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Öz-yeterlik açısından bakıldığında, orta düzey grupta Senaryo 1 için 3,96 ve Senaryo 2 için 3,72 ortalamalar elde edilmiştir. Bu değerler orta–yüksek güven bandına denk gelmekle birlikte, kriz bağlamında (Senaryo 1) güvenin görece daha yüksek çıkması dikkat çekicidir. Orta öz-yeterliğe sahip katılımcılar, kriz durumunda bilişsel kaynaklarını daha çok harekete geçirerek güvenlerini nispeten artırabilmiş, ancak fırsat senaryosunda (Senaryo 2) bağlamın belirsizliği güveni biraz daha sınırlamıştır. Bu bulgu, orta öz-yeterliğin duruma göre değişen bir tampon işlevi gördüğünü, fakat istikrarlı yüksek güven üretmediğini göstermektedir.

Yüksek öz-yeterlik düzeyine sahip katılımcılar ise her iki senaryoda da belirgin biçimde ayrılmıştır. Senaryo 1’de 4,50 ve Senaryo 2’de 4,24 ortalama eminlik değerleriyle bu grup güvenini istikrarlı şekilde yüksek bandta tutmuştur. Bu, öz-yeterlik inancının bireylerin telkin koşullarından bağımsız olarak güçlü bir koruyucu rol üstlendiğini göstermektedir. Yüksek öz-yeterliğe sahip bireyler, kriz bağlamında da (Senaryo 1) fırsat bağlamında da (Senaryo 2) kararlarını yüksek güvenle alabilmiş, risk ve belirsizlik karşısında daha dirençli bir psikolojik profil ortaya koymuşlardır.

Genel tabloya bakıldığında, nötr telkin koşullarında benlik saygısı güveni etkileyen önemli bir faktör olmakla birlikte bağlamsal koşullara duyarlı bir değişken olarak ortaya çıkmaktadır. Öz-yeterlik ise bireylerin karar güvenini daha istikrarlı biçimde şekillendirmekte ve nötr koşullarda bile güveni yüksek düzeyde koruyabilmektedir. Bu sonuç, literatürde Bandura’nın öz-yeterlik kuramı ile de uyumludur; bireyin kendi kapasitesine olan inancı, belirsizlik ortamında bile güveni koruyarak karar alma süreçlerini daha tutarlı hale getirmektedir. Özetle, nötr telkin koşullarında güven düzeyi özellikle yüksek öz-yeterliğe sahip bireylerde güçlü biçimde korunmuş, orta benlik saygısı ve orta öz-yeterlik gruplarında ise bağlama göre değişken ve kırılgan kalmıştır.

4.2.8 Negatif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi

Bu bölümde, negatif manipülasyon aşamasında katılımcıların verdikleri kararlar Benlik Saygısı ve Öz-Yeterlik ölçekleriyle ilişkilendirilmiştir. Kararların yanı sıra katılımcıların seçimlerinde gösterdikleri eminlik düzeyleri incelenmiş ve bu kararların psikolojik temelleri seçenek bazında değerlendirilmiştir. Böylece olumsuz telkin altında bireylerin karar süreçlerinde ortaya çıkan dikkat, risk algısı ve güven unsurları ayrıntılı biçimde analiz edilmiştir.

Tablo 4-15 Negatif Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu

Senaryo	Genel Ortalama Eminlik	Düşük Öz Güven	Orta Öz Güven	Yüksek Öz Güven
Senaryo 3 – Tıbbi Araştırma Kararı	3.57	4 Kişi	23 Kişi	7 Kişi
Senaryo 4 – Proje Yönetim Krizi	3.62	3 Kişi	21 Kişi	10 Kişi

Senaryo 3’te ortalama eminlik 3,57 olup “orta güven” kategorisine karşılık gelmektedir. Katılımcıların büyük çoğunluğu (%67,6) orta güven bandında kalırken, yalnızca 7 kişi yüksek güven düzeyine çıkabilmiştir. Düşük güven kategorisinde ise 4 kişi yer almıştır. Bu dağılım, negatif telkin koşullarında özellikle belirsizlik ve risk algısının arttığını, bu nedenle öznel güvenin sınırlı kaldığını göstermektedir.

Senaryo 4’te ortalama eminlik 3,62 olarak hesaplanmıştır; bu değer de “orta güven” kategorisinde yer almakta ve senaryo 3’e göre biraz daha yüksek bir eğilime işaret etmektedir. Katılımcıların %61,8’i orta güven düzeyinde kalırken, %29,4’ü yüksek güven kategorisine ulaşmıştır. Düşük güven kategorisinde yalnızca 3 katılımcı yer almıştır. Bu tablo, proje yönetimi krizinde olumsuz telkinin karar güvenini tam anlamıyla zayıflatmasa da, katılımcıların önemli bir kısmında temkinli ve kararsız eğilimleri tetiklediğini göstermektedir.

Genel olarak negatif aşamada, kriz senaryolarının doğasına bağlı olarak katılımcılar farklı güven seviyeleri sergilemiştir. Tıbbi araştırma bağlamında güven düzeyleri düşük kalırken, proje yönetimi krizinde daha yüksek güven düzeyine ulaşanların oranı artmıştır. Bu bulgu, karar güveninin yalnızca bireysel özelliklerle değil, aynı zamanda bağlamın tehdidi ve belirsizlik yapısıyla da yakından ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 4-16 Negatif Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi

Ölçek Grubu	Senaryo 1 Ortalama Eminlik	Senaryo 2 Ortalama Eminlik	Genel Eğilim

Orta Benlik Saygısı (RBSÖ)	3,17	2,83	Düşük/Orta güven, kriz bağlamında kırılğan
Yüksek Benlik Saygısı(RBSÖ)	3,61	3,70	Daha emin, ancak kriz koşullarında temkinli
Orta Öz-Yeterlik (GSE)	3,52	3,52	Orta güven, bağlama göre değişken
Yüksek Öz-Yeterlik (GSE)	3,81	4,08	Yüksek güven, kriz koşullarında dahi korunaklı

Negatif telkin koşullarında benlik saygısı düzeyinin karar güveni üzerinde belirgin bir etki yarattığı görülmektedir. Orta benlik saygısına sahip katılımcılar, her iki senaryoda da düşük–orta güven bandında kalmış ve özellikle proje yönetimi krizinde ortalama eminlik 2,83’e kadar düşmüştür. Bu değer, katılımcıların büyük kısmının kararlarını ciddi bir tereddüt ve belirsizlik algısı eşliğinde verdiğini göstermektedir. Orta benlik saygısına sahip bireyler, olumsuz telkinin baskısı altında riskten kaçınmaya daha eğilimli olmuş, seçenek tercihlerinde daha pasif veya güvenli alanlara yönelmiştir. Bu bulgu, benlik saygısının düşük olduğu durumlarda bireylerin karar alma süreçlerinin dışsal etkilere daha duyarlı olduğunu ve kriz bağlamlarında güvenin kolaylıkla sarsıldığını ortaya koymaktadır.

Yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar ise daha dirençli bir profil çizmiştir. Senaryo 3’te 3,61 ve Senaryo 4’te 3,70 ortalama eminlik değerleri ile görece daha güvenli bir duruş sergilemişlerdir. Bununla birlikte, bu grupta da güven tam anlamıyla yüksek seviyeye çıkmamış, özellikle kriz senaryolarında ihtiyatlılık devam etmiştir. Bu durum, benlik saygısının bireyin kendine güvenini artırıcı rolünü doğrularken, olumsuz telkinin yarattığı tehdit algısının yüksek benlik saygısı grubunda bile güveni sınırlayabildiğini göstermektedir. Yani benlik saygısı yüksek olan bireyler kriz ortamında kararlarını daha istikrarlı alsalar da, telkin manipülasyonunun baskısını bütünüyle bertaraf edememektedir.

Öz-yeterlik açısından ise farklı bir tablo ortaya çıkmaktadır. Orta düzey öz-yeterlik grubundaki katılımcılar, her iki senaryoda da 3,52 ortalama ile istikrarlı biçimde orta güven bandında kalmışlardır. Bu grup, telkin koşullarına karşı daha az esneklik

göstermiş, güven düzeyi bağlama göre kayda değer bir dalgalanma sergilememiştir. Bu sonuç, orta öz-yeterliğe sahip bireylerin belirsizlik karşısında belirgin bir kırılganlık taşımadığını ancak güçlü bir direnç de geliştiremediklerini düşündürmektedir.

Yüksek öz-yeterlik grubundaki katılımcılar ise açık biçimde ayrılmıştır. Senaryo 3'te 3,81 ile yüksek güven bandına yaklaşan bu grup, Senaryo 4'te 4,08 ortalama ile doğrudan yüksek güven düzeyine ulaşmıştır. Bu bulgu, yüksek öz-yeterliğin olumsuz telkin koşullarında bile bireylerin karar güvenini koruyabildiğini ve hatta kriz bağlamında daha da pekiştirebildiğini göstermektedir. Yüksek öz-yeterliğe sahip bireyler, karar alma süreçlerinde kendilerine duydukları inanç sayesinde telkin manipülasyonunun yarattığı risk algısını dengeleyebilmiş, daha tutarlı ve kararlı tercihlerde bulunmuşlardır.

Genel tabloya bakıldığında, benlik saygısı düzeyinin güven üzerinde etkili olduğu ancak kriz bağlamında olumsuz telkinin bu güveni kısmen sınırladığı, öz-yeterlik düzeyinin ise güvenin asıl belirleyicisi olduğu anlaşılmaktadır. Orta düzey benlik saygısı ve öz-yeterlik grupları kırılgan ve dalgalı bir profil sergilerken, yüksek öz-yeterlik grubu negatif telkinin etkisine karşı en dirençli grup olarak öne çıkmıştır. Bu sonuçlar, öz-yeterliğin bireyin bilişsel ve duygusal süreçlerinde kritik bir tampon işlevi gördüğünü ve kriz koşullarında karar eminliğini sürdürülebilir kıldığını ortaya koymaktadır.

4.2.9 Pozitif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Yanıtlarının Analizi

Bu bölümde, pozitif manipülasyon aşamasında katılımcıların verdikleri kararlar Benlik Saygısı ve Öz-Yeterlik ölçekleriyle ilişkilendirilmiştir. Ayrıca kararların dağılımları yanında katılımcıların seçimlerindeki eminlik düzeyleri analiz edilmiş, seçenek bazlı psikolojik yorumlar yapılmıştır. Bu sayede olumlu telkin koşullarında bireylerin dikkat, motivasyon ve strateji geliştirme eğilimleri daha kapsamlı olarak değerlendirilmiştir.

Tablo 4-17 Pozitif Aşama Senaryo Soruları Eminlik Düzeyi Tablosu

Senaryo	Genel Ortalama Eminlik	Düşük Öz Güven	Orta Öz Güven	Yüksek Öz Güven
---------	------------------------	----------------	---------------	-----------------

Senaryo 5 – Acil Durum Yönetimi	3.60	4 Kişi	24 Kişi	6 Kişi
Senaryo 6 - İnsan Kaynakları Yeniden Yapılanma Kararı	3.63	3 Kişi	24 Kişi	8 Kişi

Pozitif telkin koşullarında elde edilen bulgular, katılımcıların karar güveni açısından orta düzey bir eğilime sahip olduklarını göstermektedir. Senaryo 5’te ortalama eminlik 3,60, Senaryo 6’da ise 3,63 olarak bulunmuş ve her iki değer de orta güven bandında yer almıştır. Katılımcıların çoğunluğu her iki senaryoda da orta güven düzeyinde toplanmış, yüksek güvene ulaşanların oranı ise görece sınırlı kalmıştır. Bununla birlikte, Senaryo 6’da yüksek güvene çıkanların sayısındaki artış, pozitif telkinin özellikle işten çıkarma ve alternatif stratejiler bağlamında bireylerin karar eminliğini kısmen artırdığını göstermektedir.

Seçenek tercihleri de bu tabloyu destekler niteliktedir. Senaryo 5’te tercihler A (13), B (11) ve C (9) seçenekleri arasında dağılmış, katılımcıların hızlı müdahale ile kontrollü planlama arasında bölünmüş bir strateji arayışı içinde oldukları görülmüştür. Senaryo 6’da ise tercihler belirgin biçimde B seçeneğinde yoğunlaşmış (22/33), A seçeneği çok düşük düzeyde kalmış (3/33), C ise orta düzeyde tercih edilmiştir (8/33). Bu yapı, pozitif telkinin riskli ve kısa vadeli çözümleri (A) geri planda bırakıp, daha yapıcı ve dengeleyici stratejileri (B) öne çıkardığını göstermektedir.

Genel olarak pozitif telkin aşamasında, katılımcıların karar güveni nötr ve negatif aşamalara kıyasla daha yüksek bir seviyeye yaklaşmış, fakat ortalama değerler 4,0 bandını aşmayarak yüksek güven düzeyine ulaşamamıştır. Bu bulgu, pozitif telkinin motivasyon ve öz-düzenleme üzerinden karar eminliğini artırıcı etkisini ortaya koyarken, bağlamsal belirsizliklerin etkisinin tamamen ortadan kalkmadığını da göstermektedir. Dolayısıyla pozitif telkin, bireylerin daha rasyonel ve güvenli tercihler yapmalarına katkıda bulunmuş; ancak karar güvenini tümüyle yüksek seviyeye çıkaramamıştır.

Tablo 4-18 Pozitif Aşama RBSÖ ve GSE Ölçekleri Eminlik Analizi

Ölçek Grubu	Senaryo 1 Ortalama Eminlik	Senaryo 2 Ortalama Eminlik	Genel Eğilim
Orta Benlik Saygısı (RBSÖ)	3,21	3,46	Orta güven bandında, Senaryo 6’da kısmi yükseliş
Yüksek Benlik Saygısı(RBSÖ)	3,64	3,65	Görece istikrarlı, güven orta–yüksek düzeyde korunuyor
Orta Öz-Yeterlik (GSE)	3,57	3,53	Orta güven bandında, senaryolar arasında küçük fark
Yüksek Öz-Yeterlik (GSE)	3,73	4,08	Yüksek güven bandına çıkış, özellikle Senaryo 6’da güçlü etki

Pozitif telkin koşullarında benlik saygısı düzeyine göre farklılıklar gözlemlenmiştir. Orta benlik saygısına sahip katılımcılar, Senaryo 5’te 3,21 ortalama ile orta güven bandında kalmış, Senaryo 6’da ise 3,46’ya yükselerek daha emin bir profil ortaya koymuştur. Bu durum, pozitif telkinin özellikle işten çıkarma yerine alternatif stratejiler geliştirme bağlamında orta benlik saygısı grubundaki bireylerin güvenini artırıcı bir etki yarattığını göstermektedir. Ancak bu grup, ortalama değerleri 4,0 seviyesinin altında kaldığı için tam anlamıyla yüksek güven bandına çıkamamıştır.

Yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar ise her iki senaryoda da daha istikrarlı bir güven profili sergilemiştir. Senaryo 5’te 3,64, Senaryo 6’da 3,65 ortalamalarıyla güven düzeyi orta–yüksek bandında korunmuştur. Bu bulgu, yüksek benlik saygısının bireylerin pozitif telkinden daha dengeli faydalandığını, kriz veya fırsat bağlamı fark etmeksizin güven seviyelerini sabit tuttuğunu ortaya koymaktadır. Ancak bu grupta da güvenin dramatik bir artış göstermemesi, benlik saygısının tek başına güveni yüksek bandın üzerine taşıyamadığını düşündürmektedir.

Öz-yeterlik açısından ise daha belirgin bir ayrışma ortaya çıkmıştır. Orta düzey öz-yeterlik grubunda Senaryo 5 ve 6 ortalamaları 3,57 ve 3,53 ile orta güven bandında

kalmış, bu grubun güven seviyeleri bağlama göre büyük dalgalanmalar göstermemiştir. Bu tablo, orta öz-yeterliğe sahip bireylerin pozitif telkinden kısmi fayda sağladığını ancak güven seviyelerinde istikrarlı bir sıçrama yaşamadığını göstermektedir.

Yüksek öz-yeterlik grubundaki katılımcılar ise pozitif telkinin etkisini en güçlü şekilde yansıtmıştır. Senaryo 5'te 3,73 ile yüksek güven bandına yaklaşan bu grup, Senaryo 6'da 4,08 ortalama ile yüksek güven bandına çıkmıştır. Bu bulgu, yüksek öz-yeterliğe sahip bireylerin pozitif telkin altında hem kriz hem de fırsat bağlamında kendilerine duydukları güveni pekiştirdiklerini ve özellikle fırsat odaklı durumlarda güven seviyelerini en üst düzeye taşıdıklarını göstermektedir.

Genel olarak pozitif telkin koşullarında, orta benlik saygısı ve orta öz-yeterlik grupları güven açısından sınırlı bir yükseliş göstermiş, buna karşılık yüksek öz-yeterlik grubundaki bireyler pozitif telkinle birlikte en belirgin ilerlemeyi kaydetmiştir. Bu sonuç, pozitif telkinin bireylerin güvenliğini artırmada özellikle öz-yeterlik düzeyi yüksek olanlarda güçlü bir etkisi olduğunu, benlik saygısının ise güvenliğini desteklese de daha sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır.

4.2.10 Nötr, Negatif ve Pozitif Telkin Aşaması Senaryo Soruları Genel Değerlendirme

Üç telkin aşamasının karşılaştırmalı sonuçları, karar eminliğinin hem bireysel psikolojik kaynaklardan (benlik saygısı, öz-yeterlik) hem de telkin manipülasyonundan güçlü biçimde etkilendiğini ortaya koymaktadır.

Tablo 4-19 Senaryo Analizi Bütünleştirilmiş Genel Değerlendirme

Ölçek Grubu	Nötr Senaryo 1	Nötr Senaryo 2	Negatif Senaryo 3	Negatif Senaryo 4	Pozitif Senaryo 5	Pozitif Senaryo 6
Orta Benlik Saygısı (RBSÖ)	3,00	3,29	3,17	2,83	3,21	3,46
Yüksek Benlik Saygısı (RBSÖ)	4,16	3,87	3,61	3,70	3,64	3,65
Orta Öz-Yeterlik (GSE)	3,96	3,72	3,52	3,52	3,57	3,53

Yüksek Öz- Yeterlik (GSE)	4,50	4,24	3,81	4,08	3,73	4,08
--	------	------	------	------	------	------

Orta benlik saygısı grubunda güven düzeyleri tüm aşamalarda düşük–orta bandında kalmıştır. Nötr koşulda Senaryo 2’de 3,29’a ulaşarak kısmi bir yükseliş gözlenirse de, negatif telkinde özellikle Senaryo 4’te 2,83’e gerilemiş ve en kırılgan tabloyu sergilemiştir. Pozitif telkinde ise Senaryo 6’da 3,46’ya yükselerek güvenin toparlandığı görülmektedir. Bu bulgu, düşük/orta benlik saygısına sahip bireylerin telkin manipölasyonlarına karşı oldukça hassas olduğunu, olumsuz telkinle güvenin hızla düşebildiğini, olumlu telkinle ise kısmen artış gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Yüksek benlik saygısına sahip katılımcılar nötr aşamada Senaryo 1’de 4,16 ile yüksek güven bandına ulaşmış, ancak diğer tüm senaryolarda 3,6–3,9 aralığında kalmıştır. Bu grup, kriz ve fırsat bağlamlarında güven seviyesini görece sabit tutmuş, fakat dramatik artışlar göstermemiştir. Bu durum, yüksek benlik saygısının güveni destekleyici bir tampon işlevi gördüğünü, ancak tek başına telkinin yönünü belirleyen güçlü bir faktör olmadığını göstermektedir.

Öz-yeterlik açısından daha belirgin farklılıklar gözlenmiştir. Orta düzey öz-yeterlik grubunda değerler tüm aşamalarda 3,5–3,9 aralığında seyretmiş, güven düzeyleri bağlama göre sınırlı dalgalanma göstermiştir. Bu grubun karar güveni istikrarlı biçimde orta düzeyde kalmış, ne pozitif telkinle güçlü bir yükseliş ne de negatif telkinle dramatik bir düşüş yaşamıştır.

Yüksek öz-yeterlik grubunda ise belirgin ayrışma vardır. Nötr koşullarda her iki senaryoda da 4,0’ın üzerinde ortalamalarla yüksek güven düzeyi korunmuş, negatif telkinde Senaryo 4’te 4,08 ile yine yüksek güven bandına ulaşılmıştır. Pozitif telkin aşamasında da özellikle Senaryo 6’da 4,08 ile yüksek güven düzeyi tekrar gözlenmiştir. Bu tablo, yüksek öz-yeterlik düzeyine sahip bireylerin telkin manipölasyonlarına en dirençli grup olduğunu ve olumlu telkin koşullarında güvenlerini daha da pekiştirdiklerini ortaya koymaktadır.

Genel olarak, nötr aşamada güven daha çok bireysel psikolojik kaynakların gücüyle şekillenmiştir; yüksek öz-yeterlik grubu güveni yüksek bandta tutarken, orta gruplar daha kırılgan kalmıştır. Negatif telkin aşamasında özellikle orta benlik saygısı grubu

güven kaybı yaşamış, buna karşılık yüksek öz-yeterlik grubu güvenini koruyabilmiştir. Pozitif telkin aşamasında ise özellikle yüksek öz-yeterlik grubunda güven düzeyi yüksek bandta istikrarlı şekilde gözlenmiş, orta benlik saygısı grubunda ise güven toparlanmıştır.

Bu bulgular, karar eminliğini belirlemede öz-yeterlik düzeyinin benlik saygısına kıyasla daha güçlü ve belirleyici bir psikolojik kaynak olduğunu; telkin manipölasyonlarının etkisinin ise daha çok orta düzey gruplarda ortaya çıktığını göstermektedir.

Tablo 4-20 Senaryo Aşaması Kruksal - Wallis Analizi

item	test	stat	p	$\eta^2(H)$	levene_p
Verdiğim kararın doğruluğuna olan inancım	Kruskal-Wallis	16.097769	0.000319	0.113517	0.098034
Bu kararın uzun vadede başarılı olacağına dair inancım	Kruskal-Wallis	13.084393	0.001441	0.090860	0.021373
Verdiğim kararın doğruluğuna olan inancım	Kruskal-Wallis	5.808685	0.054785	0.036156	0.349411
Piyasadaki çoğu uzmandan daha iyi karar verebildiğime olan güvenim	Kruskal-Wallis	4.246890	0.119619	0.024413	0.588570
Karar sürecinde kendime olan güvenim	Kruskal-Wallis	3.845756	0.146186	0.021397	0.591167
Karar verirken tereddüt duymadığımı ne kadar hissettim	Kruskal-Wallis	3.740039	0.154121	0.020602	0.131741
Piyasadaki çoğu uzmandan daha iyi karar verebildiğime olan güvenim	Kruskal-Wallis	3.647311	0.161435	0.019905	0.454921
Benzer durumlarda aynı kararı verme olasılığım	Kruskal-Wallis	3.301636	0.191893	0.017306	0.175386
Baskı altında doğru karar verebildiğime dair güvenim	Kruskal-Wallis	3.259667	0.195962	0.016990	0.987132
Karar verirken tereddüt	Kruskal-Wallis	2.606938	0.271588	0.012082	0.843010

duymadığımı ne kadar hissettim					
Benzer durumlarda aynı kararı verme olasılığım	Kruskal-Wallis	2.465483	0.291492	0.011019	0.088412
Zaman damgası	Kruskal-Wallis	1.599508	0.449440	0.004508	0.452710
Baskı altında doğru karar verebildiğime dair güvenim	Kruskal-Wallis	0.969915	0.615723	-0.000226	0.368807
Bu kararın uzun vadede başarılı olacağına dair inancım	Kruskal-Wallis	0.767602	0.681267	-0.001747	0.246728
Farklı bir seçenek seçseydim, daha başarılı sonuçlar elde edebileceğime dair inancım	Kruskal-Wallis	0.605628	0.738736	-0.002965	0.065048
Farklı bir seçenek seçseydim, daha başarılı sonuçlar elde edebileceğime dair inancım	Kruskal-Wallis	0.442805	0.803494	-0.004189	0.904057
Karar sürecinde kendime olan güvenim	Kruskal-Wallis	0.336245	0.845250	-0.004981	0.380876

Yapılan Kruskal-Wallis analizleri, üç farklı telkin grubunun (pozitif, nötr ve negatif) bazı kritik maddelerde anlamlı düzeyde farklılaştığını ortaya koymuştur. Özellikle “Verdiğim kararın doğruluğuna olan inancım” ve “Bu kararın uzun vadede başarılı olacağına dair inancım” maddelerinde p-değerlerinin 0.05’in oldukça altında olması, telkinin bireylerin kararlarının doğruluğu ve gelecekteki başarı beklentileri üzerindeki etkisini güçlü biçimde göstermektedir. Bu bulgular, telkinin bireylerin stratejik düşünme süreçlerini ve öz güven algılarını doğrudan şekillendirdiğine işaret etmektedir.

Etki büyüklükleri incelendiğinde pozitif telkin grubunun en yüksek ortalamalara sahip olduğu, negatif telkin grubunun ise en düşük seviyede kaldığı görülmüştür. Nötr telkin grubu, bu iki uç nokta arasında yer alarak karşılaştırmalarda referans bir rol üstlenmiştir. Bu durum, pozitif telkinin katılımcıların kararlarının doğruluğuna olan güvenlerini ve başarı beklentilerini artırarak motivasyonel bir etki yarattığını, negatif

telkinin ise öz güveni zayıflatarak karar süreçlerinde şüphe ve belirsizlik oluşturduğunu göstermektedir.

Diğer maddelerde gruplar arasında anlamlı farklar bulunmamıştır. “Baskı altında doğru karar verebilme güveni” ve “Karar sürecinde kendine güven” gibi daha sabit ve kişisel özelliklere dayalı algılar, telkin etkisine karşı görece daha dirençli kalmıştır. Bu sonuç, telkinin özellikle dinamik ve durumsal değerlendirmelerde güçlü bir etkiye sahip olduğunu; buna karşın bireyin genel kişilik yapısı ve daha stabil güven algılarında sınırlı bir etki gösterdiğini ortaya koymaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, pozitif telkin bireylerin hem kendilerine hem de aldıkları kararların gelecekteki başarı potansiyeline olan inançlarını güçlendirmiştir. Negatif telkin ise karar süreçlerinde şüpheyi ve belirsizliği artırarak güven duygusunu zayıflatmıştır. Elde edilen bulgular, telkinin yalnızca davranışsal performans değil, aynı zamanda bilişsel ve duygusal karar mekanizmaları üzerinde de istatistiksel olarak desteklenen bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir.

4.3 Fizyolojik ve Nörofizyolojik Sinyal Değişimleri

Bu bölümde, katılımcılardan toplanan EEG (nörofizyolojik) ve çevresel fizyolojik sinyallerin (EDA, BVP, cilt sıcaklığı ve ivme) deneysel fazlara göre nasıl değiştiği analiz edilmiştir. Analizler, hem zaman serisi karakteristikleri hem de istatistiksel özellikler (ortalama, varyans, enerji, eğiklik, tepe değer vb.) üzerinden gerçekleştirilmiştir. Amaç, telkin temelli manipülasyonun katılımcıların fizyolojik ve nörofizyolojik tepkilerinde nasıl bir farklılaşma oluşturduğunu ortaya koymaktır.

4.3.1 EEG Nörofizyolojik Sinyal Değişimleri:

EEG sinyalleri ölçümüyle bireylerin duygusal durumlarının sınıflandırılması amaçlanmıştır. Veri seti 135.846 örnekten oluşmakta olup her satırda Delta, Theta, Alpha1, Alpha2, Beta1, Beta2, Gamma1, Gamma2 bantlarının yanı sıra dikkat (Attention), meditasyon (Meditation), katılımcı kimliği (sid) ve duygu etiketi (label) yer almaktadır. Veri setinde eksik ya da hatalı değer bulunmaması analizlerin güvenilirliğini artırmıştır. Ön inceleme aşamasında gerçekleştirilen korelasyon analizinde, özellikle Beta1–Beta2 ve Gamma1–Gamma2 bantları arasında güçlü ilişkiler olduğu, Theta ile Alpha bantlarının orta düzeyde korelasyon gösterdiği tespit

edilmiştir. Buna karşın dikkat ve meditasyon skorlarının daha bağımsız hareket ettiği görülmüş, bu bulgu EEG verilerinin yalnızca frekans bantlarından ibaret olmayıp bilişsel ve duygusal süreçleri yansıtan ek parametrelerle zenginleştiğini göstermiştir.

Modelleme sürecinde EEG gibi hem zamansal hem de frekans temelli bilgi barındıran karmaşık sinyallerin işlenmesi için hibrit bir mimari tercih edilmiştir. CNN katmanları kullanılarak spektral özellikler çıkarılmış, ardından LSTM katmanları ile zaman içerisindeki ardışık bağımlılıklar öğrenilmiştir. CNN'in öznitelik çıkarım gücü ile LSTM'in zamansal ilişkileri yakalama kapasitesinin birleşimi EEG verilerinin doğasına uygun bir yaklaşım sunmuştur. Ayrıca Inception tabanlı CNN bloklarının kullanılması sayesinde farklı filtre boyutları ile birden fazla frekans aralığı aynı anda işlenmiş ve bilgi kaybı azaltılmıştır. Elde edilen özellikler LSTM katmanlarına aktarılmış, dropout, batch normalization ve erken durdurma (early stopping) gibi tekniklerle aşırı öğrenme (overfitting) riski azaltılmıştır.

Eğitim sonucunda model test setinde %84 doğruluk (accuracy), %83,8 balanced accuracy ve %84 weighted F1-score değerlerine ulaşmıştır. Cohen's kappa ve Matthews correlation coefficient değerlerinin 0,76 çıkması, modelin tahminlerinin rastlantısal olmadığını, sınıflar arası ayrım gücünün yüksek olduğunu göstermiştir. Confusion matrix sonuçları incelendiğinde yanlış sınıflandırmaların çoğunlukla "komşu" sınıflar arasında gerçekleştiği, özellikle nötr sınıftaki bazı örneklerin negatif veya pozitif olarak etiketlendiği, ancak bu durumun yaklaşık %10 seviyesinde kaldığı görülmüştür. Sınıf bazında incelendiğinde nötr sınıf %86 recall ve %85 F1 skorlarıyla en yüksek başarıyı gösterirken, negatif ve pozitif sınıflarda %82–85 aralığında dengeli sonuçlar elde edilmiştir. Ayrıca top-2 accuracy %96,7, top-3 accuracy %100 seviyelerinde gerçekleşmiş, bu da sistemin ilk birkaç tahmininde doğru sınıfa ulaşma olasılığının oldukça yüksek olduğunu ortaya koymuştur.

Bu bulgular EEG verilerinden duygu sınıflandırmasının yalnızca temel doğruluk metriğiyle değil, precision, recall, F1 ve balanced accuracy gibi farklı ölçütlerle de değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. ROC ve Precision-Recall eğrilerinde elde edilen yüksek AUC ve AP skorları modelin sınıflar arası ayrım gücünü desteklemiştir. Dolayısıyla EEG tabanlı duygu sınıflandırmasının yalnızca laboratuvar ortamında değil, gerçek yaşam senaryolarında da uygulanabilir bir potansiyele sahip olduğu söylenebilir.

Gelecek çalışmalar için, hibrit Inception-CNN-LSTM mimarisine attention mekanizmalarının eklenmesi, modelin belirli frekans bantlarına veya zamansal bölgelere daha fazla ağırlık vermesini sağlayabilir. Ayrıca Transformer tabanlı zaman serisi işleyicilerin EEG verilerinde denenmesi ve multimodal yaklaşımlarla (örneğin EEG + yüz ifadeleri + smartwatch biyosinyalleri) entegrasyon sağlanması, daha kapsamlı ve genellenebilir duygu analizi sistemleri geliştirilmesine katkı sunacaktır.

4.3.2 Fizyolojik Sinyal Değişimleri:

Bu aşamada yüz ifadelerinden bağımsız olarak yalnızca vücut sinyallerine dayalı duygu sınıflandırması gerçekleştirilmiştir. Bunun için Empatica Embrace Plus akıllı saati aracılığıyla toplanan çok boyutlu biyosinyal verileri kullanılmıştır. Veri seti yaklaşık 600.000 satır ve 10 özellikten oluşan oldukça büyük bir hacme sahiptir. Bu özellikler arasında ivmeölçer değerleri (acc_x, acc_y, acc_z), kan hacmi nabız (BVP), deri iletkenliği (EDA), sıcaklık, zaman damgası ve kullanıcı kimliği gibi temel biyosinyaller yer almaktadır.

Veri seti öncelikle detaylı olarak incelenmiş, eksik değer bulunmadığı ve sınıf dağılımının yaklaşık 240.000 “neutral”, 205.000 “negative” ve 154.000 “positive” örnekten oluştuğu tespit edilmiştir. Daha sonra veriler, zaman serisi analizi için pencerelere ayrılmış ve LSTM tabanlı modele uygun hale getirilmiştir. Her bir pencere 20 zaman adımı ve 6 özellik içerecek şekilde düzenlenmiş, böylece modelin zamana bağlı bağımlılıkları öğrenebilmesi için gerekli sekans yapısı oluşturulmuştur. Eğitim-test ayrımı yapıldığında yaklaşık 96.000 örnek eğitim ve 24.000 örnek test için kullanılmıştır.

Model mimarisi olarak ardışık LSTM katmanları üzerine kurulu derin öğrenme ağı tasarlanmıştır. LSTM'nin tercih edilme nedeni, biyosinyallerin doğası gereği zaman içinde dalgalanmalar ve geçişler göstermesi, bu nedenle sıradan tam bağlantılı ağların bu bağımlılıkları yakalamakta yetersiz kalmasıdır. LSTM katmanları sayesinde hem kısa vadeli hem de uzun vadeli bağımlılıklar öğrenilmiştir. Ayrıca batch normalization ve dropout teknikleri eklenerek aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir.

Eğitim sonucunda model, test setinde %98,17 doğruluk, %98 F1-score ve %98 balanced accuracy elde etmiştir. Confusion matrix incelendiğinde, her üç sınıfta da son derece yüksek başarı sağlandığı, yanlış sınıflandırmaların yalnızca %1–2 seviyesinde kaldığı görülmüştür. Özellikle neutral sınıfı %99 precision ve recall ile neredeyse kusursuz sınıflandırılmıştır. Negative ve positive sınıflarda ise precision ve recall değerleri %98 seviyesinde gerçekleşmiştir. Ek metriklerde Matthews correlation coefficient (0,97) ve Cohen’s kappa (0,97) skorlarının elde edilmesi, modelin rastlantısal tahminlerden tamamen uzak, güvenilir ve istikrarlı olduğunu göstermektedir. Ayrıca top-2 accuracy %99,79 ve top-3 accuracy %100 seviyelerine ulaşarak modelin ilk birkaç tahminde doğru sınıfı neredeyse kesin olarak yakaladığı kanıtlanmıştır.

Tablo 4-21 Fizyolojik Sinyal Sınıf Bazlı Performans Tablosu

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.93	0.93	0.93	8217
Neutral	0.97	0.96	0.97	9614
Positive	0.92	0.93	0.92	6161

Tüm bu sonuçlar, akıllı saat verilerinin duygu sınıflandırmasında yüz ifadelerine alternatif bir kanal olarak kullanılabileceğini ortaya koymaktadır. Böylelikle kamera tabanlı yöntemlere ihtiyaç duyulmadan, yalnızca biyosinyallerden yüksek doğrulukta duygu analizi yapılabilmektedir. Bu yaklaşım, invazif olmayan ve gizliliğe daha uygun bir yöntem sunduğu için sağlık teknolojileri, stres takibi, psikolojik durum analizi ve gerçek zamanlı kullanıcı deneyimi ölçümleri gibi birçok alanda uygulanabilir görünmektedir.

Sonuç olarak, Empatica Embrace Plus verileriyle geliştirilen LSTM tabanlı model, %98’in üzerinde doğrulukla çalışarak bu alanda oldukça umut verici bir yaklaşım sunmuştur. Bu başarı, smartwatch tabanlı biyosinyallerin gerçek zamanlı duygu analizi uygulamalarında kullanılabileceğini ve klasik yöntemlere göre daha kullanıcı dostu, taşınabilir ve erişilebilir bir alternatif olabileceğini göstermektedir. Gelecekte yapılacak olan araştırmalarda bu modele attention mekanizmaları eklenerek hangi zaman adımlarının duygu değişiminde daha kritik olduğu analiz edilebilir; ayrıca

transformer tabanlı zaman serisi işleyiciler ile daha güçlü ve esnek temsiller öğrenilebilir. Bunun yanında, multimodal füzyon stratejileri (ör. yüz ifadeleri + smartwatch sinyalleri) ile farklı veri kaynaklarının birleştirilmesi, daha güçlü ve güvenilir duygu analizi sistemlerinin geliştirilmesini sağlayacaktır. Böylece yalnızca yüz ifadelerine değil, aynı zamanda vücut içsel sinyallerine dayalı bir yaklaşım da geliştirilmiş bu iki alanın gelecekte birleşmesiyle çok daha güçlü duygu analizi sistemlerinin tasarlanabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

4.3.3 Yüz İfadelerindeki Sinyal Değişimleri:

Yüz ifadelerinin sınıflandırılmasına yönelik olarak iki farklı yöntem ele alınmıştır ve bunlar birbirini tamamlayan avantajlar sunmuştur. İlk olarak MediaPipe FaceMesh kütüphanesi tercih edilmiştir. Temel amaç, yüz ifadelerinin sınıflandırılmasını sağlayacak sağlam ve açıklanabilir bir makine öğrenmesi pipeline'ı kurmaktır. Bunun için ilk aşamada MediaPipe FaceMesh Kütüphanesi tercih edilmiştir çünkü bu kütüphane, 468 yüz landmark noktasını gerçek zamanlı olarak çıkarabilen, Google tarafından optimize edilmiş, hızlı ve hafif bir modeldir. Bu seçim, hem derin öğrenme tabanlı yüz tespit ağlarının doğruluğunu kullanmak hem de bu noktaları matematiksel özniteliklere dönüştürerek klasik makine öğrenmesi algoritmalarına uygun veri üretmek amacıyla yapılmıştır. Böylece veriler doğrudan piksel bazında CNN'lere verilmek yerine, yüzün yapısal ve geometrik özellikleri ölçülerek daha yorumlanabilir bir veri seti oluşturulmuştur.

MediaPipe ile çıkarılan 55 farklı özellik ağız açıklığı, göz açıklığı, kaş-göz mesafesi, dudak eğriliği, burun oranları, yüz simetrisi ve mikro ifadeler gibi hem temel hem de ileri düzey metrikleri kapsayacak biçimde belirlenmiştir. Daha sonra bu öznitelik seti farklı sınıflandırma algoritmalarıyla test edilmiştir. Logistic Regression başlangıç noktası olarak seçilmiş, basitliği ve çok sınıflı problemler için uygun yapısı sayesinde temel bir kıyas noktası sunmuştur; ancak %42 doğrulukla sınırlı kalmıştır. Decision Tree modeli karmaşık karar sınırlarını açıklayabilmesi açısından tercih edilmiş, ancak %56 doğruluk sağlamış ve aşırı öğrenmeye yatkın kalmıştır. Random Forest modeli ise birden fazla karar ağacını bir araya getirerek genelleme kabiliyetini artırmış ve aşırı öğrenmeyi azaltmış, %71 doğruluk ve %0.70 F1-score ile en iyi sonuçları vermiştir. XGBoost boosting mantığıyla zayıf sınıflandırıcıları güçlendirmiş ancak %69 doğrulukla Random Forest'ın gerisinde kalmıştır. SVM (Destek Vektör Makineleri)

lineer ve RBF kernel seçenekleriyle daha esnek karar sınırları sunmuş, fakat %58–66 doğruluk aralığında kalmıştır. KNN (K-Nearest Neighbors) algoritması örneklerin birbirine yakınlığına dayanarak %68 doğruluk sağlamış, özellikle nötr sınıfta başarılı olurken pozitif sınıfta düşüş göstermiştir. Gradient Boosting ise %54 doğrulukla veri setine uygun olmamıştır. ANN (yapay sinir ağı) ve TensorFlow tabanlı fully connected ağlar %62–67 doğruluk üretmiş, daha büyük veri setleriyle gelişmeye açık olduğu görülmüştür.

Sınıf bazlı analizlerde Logistic Regression nötr sınıfta recall değerini %51'e çıkarabilmiş, ancak diğer sınıflarda düşük performans göstermiştir. Random Forest modeli üç sınıfta da dengeli sonuçlar üretmiş, negatif için recall %63, precision %72; nötr için recall %84, precision %69; pozitif için recall %62, precision %74 değerleriyle en güvenilir yöntem olmuştur. XGBoost benzer bir dağılım sergilemiş, nötr sınıfta recall %80, precision %71 iken pozitif sınıfta recall %62, precision %69 olmuştur. SVM nötr sınıfta recall %64 ile kabul edilebilir düzeyde olsa da negatif ve pozitif sınıflarda %50–57 aralığında kalmıştır. KNN negatif recall %67, precision %63; pozitif recall %60, precision %72 değerleriyle pozitif sınıfta tatmin edici bulunmuş, ANN ise nötr sınıfta recall %73 ile güçlü, diğer sınıflarda %62–65 arasında kalmıştır. Gradient Boosting en zayıf sonuçları üretmiştir. Bu raporlar göstermektedir ki her algoritma farklı bir sınıfa daha duyarlıdır; Logistic Regression nötr, Random Forest dengeli, ANN nötr, KNN pozitif sınıfta daha başarılı olmuştur.

Sonuç olarak, her algoritma belirli gerekçelerle tercih edilmiştir. Logistic Regression basitlik, Decision Tree açıklayıcılık, Random Forest genelleme, XGBoost boosting, SVM esneklik, KNN yakınlık tabanlı yaklaşım, Gradient Boosting alternatif boosting mantığı ve ANN derin öğrenmenin geleceğe dönük potansiyeli için test edilmiştir. Tüm deneyler sonucunda Random Forest modeli dengeli performansı ve yüksek doğruluk oranı ile en iyi yöntem olarak öne çıkmıştır. Gelecek çalışmalarda MediaPipe özneteliklerinin yalnızca statik görüntülerde değil, zaman serisi video akışlarında da kullanılabileceği ve LSTM, GRU gibi modellerle mikro ifadelerin anlık değişimlerinin yakalanabileceği öngörülmektedir.

Tablo 4-22 MediaPipe Verileri – Tüm Modellerin Ayrıntılı Performans Sonuçları

Model	Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
	Negative	0.52	0.52	0.52	1435

Decision Tree	Neutral	0.63	0.63	0.63	1825
	Positive	0.53	0.53	0.53	1371
	Accuracy			0.57	4631
Random Forest	Negative	0.71	0.63	0.67	1435
	Neutral	0.69	0.84	0.76	1825
	Positive	0.75	0.63	0.68	1371
	Accuracy			0.71	4631
XGBoost	Negative	0.65	0.60	0.62	1435
	Neutral	0.70	0.79	0.74	1825
	Positive	0.69	0.62	0.66	1371
	Accuracy			0.68	4631
SVM	Negative	0.52	0.52	0.52	1435
	Neutral	0.66	0.64	0.65	1825
	Positive	0.54	0.56	0.55	1371
	Accuracy			0.58	4631
KNN	Negative	0.60	0.67	0.64	1435
	Neutral	0.71	0.76	0.73	1825
	Positive	0.72	0.58	0.64	1371
	Accuracy			0.68	4631
Gradient Boosting	Negative	0.54	0.38	0.44	1435
	Neutral	0.52	0.80	0.63	1825
	Positive	0.57	0.36	0.44	1371
	Accuracy			0.54	4631
ANN	Negative	0.62	0.62	0.62	1435
	Neutral	0.73	0.73	0.73	1825
	Positive	0.64	0.65	0.64	1371
	Accuracy			0.67	4631

Video tabanlı yüz ifadesi sınıflandırmasında uygulanan ikinci yöntem olan CNN ve Ensemble yaklaşımı, doğrudan video karelerinden çıkarılan görüntülerin derin öğrenme tabanlı Convolutional Neural Network (CNN) mimarileriyle işlenmesidir. Bu aşamada transfer learning yöntemi benimsenmiş ve ImageNet üzerinde önceden eğitilmiş VGG19 ve ResNet50 ağırları kullanılmıştır. Amaç, düşük seviyeli öznitelik çıkarma kabiliyetlerinden yararlanmak ve sınıflandırmayı güçlendirmek olmuştur.

İki farklı yaklaşım geliştirilmiştir. İlkinde hibrit model kurulmuş, VGG19 ve ResNet50 tabanları dondurularak global average pooling katmanları üzerinden öznitelikleri çıkarılmış ve bu öznitelikler birleştirilerek tam bağlı katmanlarda sınıflandırma yapılmıştır. İkinci yaklaşımda ise weighted ensemble yöntemi tercih edilmiş, iki modelin çıktıları ortalama alınarak karar verilmiştir. Ensemble mantığı farklı mimarilerin hatalarını birbirini dengelemesi üzerine kurulmuş ve daha istikrarlı bir yapı oluşturmayı hedeflemiştir. Eğitim sürecinde EarlyStopping, ReduceLROnPlateau ve ModelCheckpoint callback'leri kullanılarak aşırı öğrenme engellenmiş, öğrenme hızı dinamik biçimde ayarlanmış ve en iyi ağırlıklar

kaydedilmiştir. Ayrıca class_weight yöntemiyle sınıf dengesizliği azaltılmış, az sayıda örneğe sahip sınıfların daha dengeli temsil edilmesi sağlanmıştır.

Veri hazırlama aşamasında video karelerinden elde edilen görüntüler pandas DataFrame yapısına aktarılmış, eğitim, doğrulama ve test setleri dengeli şekilde ayrılmıştır. TensorFlow'un tf.data API'sı kullanılarak veri yükleme işlemleri yapılmış, normalizasyon ve yeniden boyutlandırma ile ResNet mimarisine uygun 224x224 piksel görüntüler elde edilmiştir. Pipeline içine batching, prefetching ve mixed_precision politikası eklenmiş, böylece GPU belleği daha verimli kullanılmış ve eğitim süresi kayda değer şekilde kısaltılmıştır.

Değerlendirme sürecinde yalnızca doğruluk değil, çok yönlü metrikler hesaplanmıştır. Bu amaçla geliştirilen comprehensive_model_evaluation fonksiyonu ile eğitim geçmişi görselleştirilmiş, normalize edilmiş ve sayısal confusion matrix'ler çıkarılmış, ROC ve Precision-Recall eğrileri çizilmiş, accuracy, balanced accuracy, macro/micro precision, recall ve F1 skorları, Matthews correlation coefficient, Cohen's kappa ve log loss değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca sınıf bazında precision, recall, specificity ve F1 değerleri raporlanmış, güçlü ve zayıf sınıflar ayrıntılı biçimde analiz edilmiştir.

Tablo 4-23 Ensemble Modeli Sınıf Bazlı Performans Tablosu

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.94	0.94	0.94	372
Neutral	0.96	0.96	0.96	470
Positive	0.95	0.96	0.95	360

Hybrid ensemble modelin test seti üzerindeki sonuçları oldukça güçlü olmuştur. Genel doğruluk %94.2, balanced accuracy %94.0, macro F1 %94.0, Matthews correlation coefficient 0.91 ve Cohen's kappa 0.91 seviyelerinde gerçekleşmiştir. Bu bulgular CNN tabanlı transfer learning ve ensemble yöntemlerinin, yüz ifadesi sınıflandırmasında klasik makine öğrenmesi algoritmalarına kıyasla çok daha yüksek başarı sunduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, MediaPipe yaklaşımı, yüzün yapısal özelliklerinden türetilmiş özniteliklerle açıklanabilirlik sağlamış; ancak doğruluk oranı %71 seviyelerinde kalmıştır. CNN + Ensemble yaklaşımı ise daha az açıklanabilir olsa da %94 üzerinde

doğruluk ve dengeli performans değerleri elde etmiştir. Bu nedenle MediaPipe yöntemi açıklanabilirlik açısından, CNN + Ensemble yöntemi ise performans açısından öne çıkmıştır.

4.3.4 Multimodal Füzyon (Early & Late) Sinyal Değişimleri Değişimleri:

Bu aşamada elektroensefalografi (EEG) ve akıllı saat (smartwatch) verileri birleştirilerek yüz ifadelerinin sınıflandırılması amacıyla iki farklı füzyon yaklaşımı test edilmiştir: early fusion ve late fusion. Early fusion yönteminde, her iki modalitenin özellikleri zaman penceresi bazında doğrudan birleştirilmiş ve bu bütünleşik öznitelikler tek bir LSTM tabanlı modele aktarılmıştır. Bu stratejinin tercih edilmesindeki temel gerekçe, farklı kaynaklardan elde edilen sinyallerin eşzamanlı olarak öğrenilmesini sağlayarak zamansal ortak desenlerin yakalanması ve bilgi kaybının en aza indirilebilmesidir. Kurulan modelde ardışık iki LSTM katmanı, batch normalization ve dropout teknikleri ile desteklenmiş; böylece aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir. Eğitim süreci sonunda elde edilen sonuçlar oldukça başarılıdır: model test setinde %98.17 doğruluk, %98 F1-score ve %98 balanced accuracy sağlamıştır. Sınıf bazlı incelemede negative sınıfı için precision/recall değerleri %98, neutral sınıfı için %99, positive sınıfı için ise %98 seviyelerinde bulunmuştur. Confusion matrix analizinde yanlış sınıflandırmaların son derece düşük olduğu, modelin üç sınıfı da yüksek doğrulukla ayırt edebildiği görülmüştür. Ayrıca top-2 accuracy %99.79, top-3 accuracy %100 seviyesinde gerçekleşmiş, bu da modelin ilk birkaç tahminde doğru sınıfa ulaşma oranının son derece yüksek olduğunu göstermiştir. Matthews correlation coefficient (0.97) ve Cohen's kappa (0.97) değerleri, modelin rastlantısallıktan uzak, güvenilir ve tutarlı tahminler ürettiğini ortaya koymuştur.

Late fusion yönteminde ise her bir modalite bağımsız olarak ayrı LSTM ağlarında işlenmiş, modaliteye özgü öznitelikler çıkarıldıktan sonra elde edilen temsiller dense katmanda birleştirilmiştir. Bu yaklaşımın tercih edilmesindeki amaç, her modalitenin öncelikle kendi içinde güçlü ve ayırtıcı temsiller öğrenmesine olanak sağlamak, ardından bu temsilleri bütünleştirerek daha zengin bir karar mekanizması oluşturabilmektir. Elde edilen sonuçlar, early fusion ile kıyaslandığında benzer derecede yüksek performans sergilemiştir. Test setinde %98.64 doğruluk, %98.55 macro F1 ve %98.5 balanced accuracy elde edilmiştir. Sınıf bazlı performans incelendiğinde neutral sınıfında precision ve recall değerlerinin %99'un üzerine

çıkıtığı; negative sınıfta precision %98.6, recall %98.1; positive sınıfta ise precision ve recall değerlerinin %98 seviyelerinde olduğu belirlenmiştir. Confusion matrix analizleri, hata oranlarının %1–2 aralığında kaldığını ve sınıflar arasında oldukça dengeli bir dağılım sağlandığını göstermiştir.

Her iki yaklaşımın karşılaştırmalı değerlendirilmesi sonucunda, early fusion modeli halihazırda oldukça yüksek bir başarı düzeyi sergilemesine karşın, late fusion modelinin doğruluk ve F1 skorlarında bir miktar daha üstün performans ortaya koyduğu görülmüştür. Bu durum, modalitelerin ayrı ayrı işlenip ardından bütünleştirilmesi sayesinde modelin daha rafine, genelleme gücü yüksek ve gürültüye karşı daha dayanıklı temsiller öğrenebilmesine bağlanabilir. Bu açıdan bakıldığında, farklı modalitelerin birbirini tamamlayıcı yapılarından en iyi şekilde yararlanabilmek için late fusion stratejisinin daha uygun bir yaklaşım olduğu sonucuna varılmıştır.

Sonuç olarak, hem early fusion hem de late fusion stratejilerinin multimodal yüz ifadesi sınıflandırma görevinde oldukça başarılı olduğu tespit edilmiştir. Bununla birlikte, en yüksek doğruluk ve en dengeli sınıf bazlı performansın late fusion yöntemiyle elde edildiği görülmektedir. Gelecek çalışmalarda bu füzyon modellerine attention mekanizmalarının eklenmesiyle modaliteler arası etkileşimin daha da güçlendirilmesi, hangi modalitenin hangi koşullarda daha baskın rol üstlendiğinin analiz edilmesi hedeflenmektedir. Ayrıca, transformer tabanlı mimarilerin multimodal füzyonda sağlayabileceği katkıların incelenmesi, EEG ve smartwatch verilerinin daha uzun sekanslar üzerinden işlenmesi ve bu modellerin gerçek zamanlı kullanım senaryolarında test edilmesi de ilerleyen araştırmalar kapsamında planlanmaktadır.

4.4 Derin Öğrenme Model Sonuçları

Bu bölümde, farklı modalitelerden elde edilen sinyaller üzerinde uygulanan derin öğrenme tabanlı modellerin deneysel sonuçları sunulmaktadır. Bir önceki bölümde (4.3) EEG, fizyolojik (smartwatch) ve video sinyallerinin ayrıntılı özellikleri ile multimodal füzyon yaklaşımlarına ilişkin bulgular aktarılmıştır. Bu kısımda ise söz konusu modaliteler üzerinde kullanılan LSTM, GRU, CNN tabanlı mimariler (VGG19, ResNet50), ensemble stratejileri ve early/late fusion yöntemlerinin performansları bütüncül olarak raporlanmaktadır.

Modellerin değerlendirilmesinde yalnızca doğruluk oranı ile yetinilmemiştir. Performansı daha kapsamlı şekilde değerlendirmek amacıyla F1-score ve balanced accuracy; güvenilirlik analizi için Matthews correlation coefficient (MCC) ve Cohen's kappa; sınıflar arası dengenin incelenmesi için ROC ve Precision–Recall eğrileri kullanılmıştır. Ayrıca her model için sınıf bazında precision, recall ve F1 değerleri hesaplanarak ayrıntılı karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu yaklaşım sayesinde tekli modalitelerin sınırlılıkları, multimodal füzyonun katkıları ve farklı model mimarilerinin avantajları sistematik biçimde ortaya konmuştur.

4.4.1 Model Mimarisine Genel Bakış

Deney süresince yüz ifadelerinin sınıflandırılmasına yönelik olarak farklı veri kaynakları ve modelleme stratejileri bir arada değerlendirilmiştir. Temel amaç, tekil modalitelerin güçlü ve zayıf yönlerini ortaya koymak ve multimodal stratejilerle daha yüksek doğruluk ve genellenebilirlik elde etmektir. Bu kapsamda dört ana yaklaşım tasarlanmıştır: EEG verilerine dayalı modeller, smartwatch (fizyolojik biyosinyal) verilerine dayalı modeller, video tabanlı modeller ve multimodal füzyon stratejileri.

EEG verileri, beynin farklı frekans bantlarından (Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma) elde edilen sinyallerden oluşmaktadır. Bu veriler için hibrit bir mimari geliştirilmiş, spektral özelliklerin çıkarımı için Inception tabanlı CNN blokları kullanılmış, ardından zamansal bağımlılıkların öğrenilmesi amacıyla LSTM katmanları eklenmiştir. Böylece hem frekans bazlı hem de zamansal desenlerin eşzamanlı olarak yakalanması hedeflenmiştir.

Smartwatch verileri, Empatica Embrace Plus cihazından elde edilen ivmeölçer (acc_x, acc_y, acc_z), kan hacmi nabız (BVP), deri iletkenliği (EDA) ve sıcaklık gibi çok boyutlu biyosinyallerden oluşmaktadır. Bu sinyaller doğrudan zaman serisi yapısında olduğundan, ardışık bağımlılıkların öğrenilmesi için LSTM tabanlı modeller tercih edilmiştir. Model mimarisi dropout, batch normalization ve early stopping teknikleriyle desteklenmiş, böylece aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir.

Video tabanlı modeller iki farklı yaklaşım üzerinden geliştirilmiştir. İlk yaklaşımda, MediaPipe FaceMesh kütüphanesi kullanılarak 468 yüz landmark noktasından 55 yapısal öznitelik çıkarılmış ve bu öznitelikler üzerinde klasik makine öğrenmesi algoritmaları (Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, XGBoost, SVM,

KNN, ANN) test edilmiştir. Bu yöntem açıklanabilirlik açısından güçlüdür, ancak doğruluk oranı sınırlı kalmıştır. İkinci yaklaşımda ise video kareleri doğrudan CNN tabanlı transfer learning yöntemleriyle işlenmiş; VGG19 ve ResNet50 mimarileri kullanılmıştır. Ayrıca hibrit ve weighted ensemble stratejileri ile performans artırılmış, klasik yöntemlere kıyasla çok daha yüksek doğruluk elde edilmiştir.

Multimodal füzyon stratejileri kapsamında EEG ve smartwatch verileri birlikte değerlendirilmiş ve iki farklı yöntem tasarlanmıştır. Early fusion yaklaşımında iki modalitenin özellikleri zaman penceresi bazında birleştirilerek tek bir LSTM tabanlı modele verilmiştir. Late fusion yaklaşımında ise her modalite önce kendi LSTM ağı ile işlenmiş, ardından elde edilen temsiller dense katmanda birleştirilmiştir. Bu sayede hem modaliteler arası ortak desenlerin öğrenilmesi hem de modaliteye özgü bilgilerin korunması sağlanmıştır.

Tüm modeller, yalnızca doğruluk oranı üzerinden değil, aynı zamanda F1-score, balanced accuracy, MCC, Cohen's kappa, ROC ve Precision-Recall eğrileri gibi çok yönlü metriklerle değerlendirilmiştir. Böylece modellerin genel başarı düzeyi, sınıflar arası dengesi, genelleme kapasitesi ve güvenilirliği sistematik olarak incelenmiştir.

4.4.2 EEG Verisine Dayalı Modellerin Sonuçları

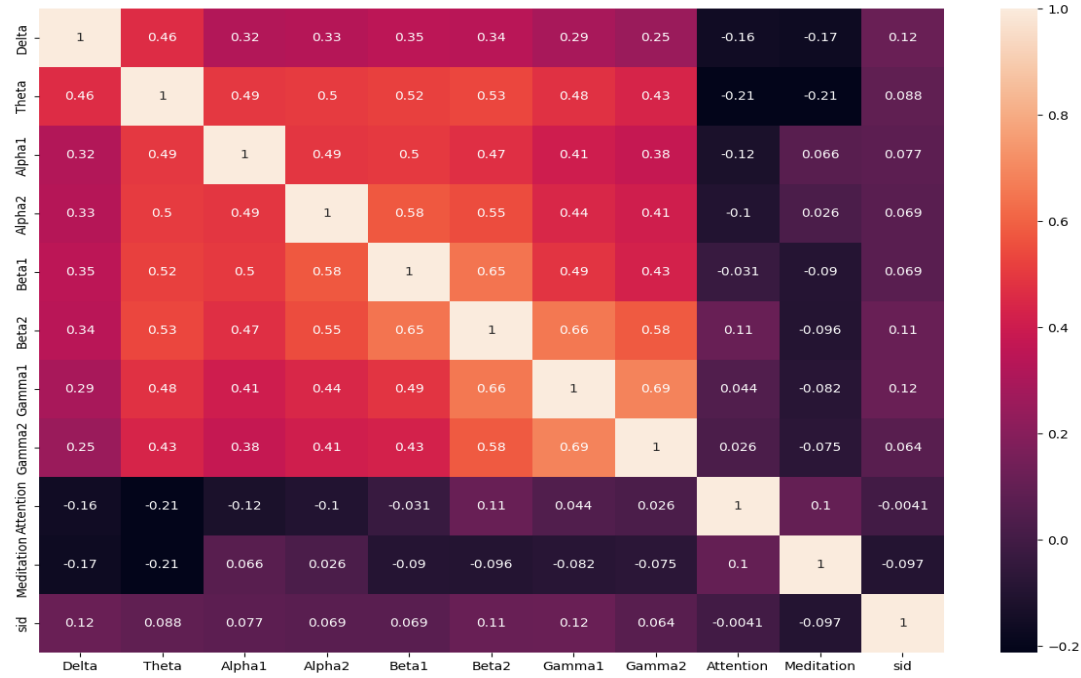
Bu bölümde, EEG verilerinden elde edilen frekans bantları ile dikkat (Attention) ve meditasyon (Meditation) skorlarına dayalı olarak geliştirilen derin öğrenme modellerinin deneysel sonuçları sunulmaktadır. EEG verileri, katılımcıların farklı telkin koşullarında (pozitif, nötr ve negatif) verdikleri bilişsel ve duygusal tepkilerin zamansal olarak izlenmesine imkân tanımış ve öz güven düzeylerindeki değişimlerin nörofizyolojik temellerini ortaya koymada kritik bir rol oynamıştır.

Tablo 4-24 Nötr Aşama EEG Sinyal Verileri

Delta	Theta	Alpha1	Alpha2	Beta1	Beta2	Gamma1	Gamma2	Attention	Meditation	sid	Label
179578	358507	8781	26306	16529	42816	24426	4460	45.6	62.0	9	Neutral

21668	7434	3489	2087	1832	1106	1293	194	45.6	62.0	9	Neutral
158782	13429	6278	2816	2525	2314	834	188	45.6	62.0	9	Neutral
83823	27089	2003	3300	3542	3436	2462	745	51.0	38.0	9	Neutral
115395	54377	24126	12641	16195	4002	4146	989	34.0	50.0	9	Neutral

Tablo 4-24’te nötr aşamada kaydedilen EEG sinyal örnekleri gösterilmektedir. Her satır, belirli bir zaman penceresinde kaydedilmiş sinyal güçlerini temsil etmektedir. Delta, Theta, Alpha, Beta ve Gamma bantlarının yanı sıra Attention ve Meditation skorları da EEG cihazından doğrudan alınmıştır. Bu ham veriler, modelleme sürecinde filtreleme, normalizasyon ve segmentasyon aşamalarından geçirilerek derin öğrenme modellerine girdi olarak kullanılmıştır.



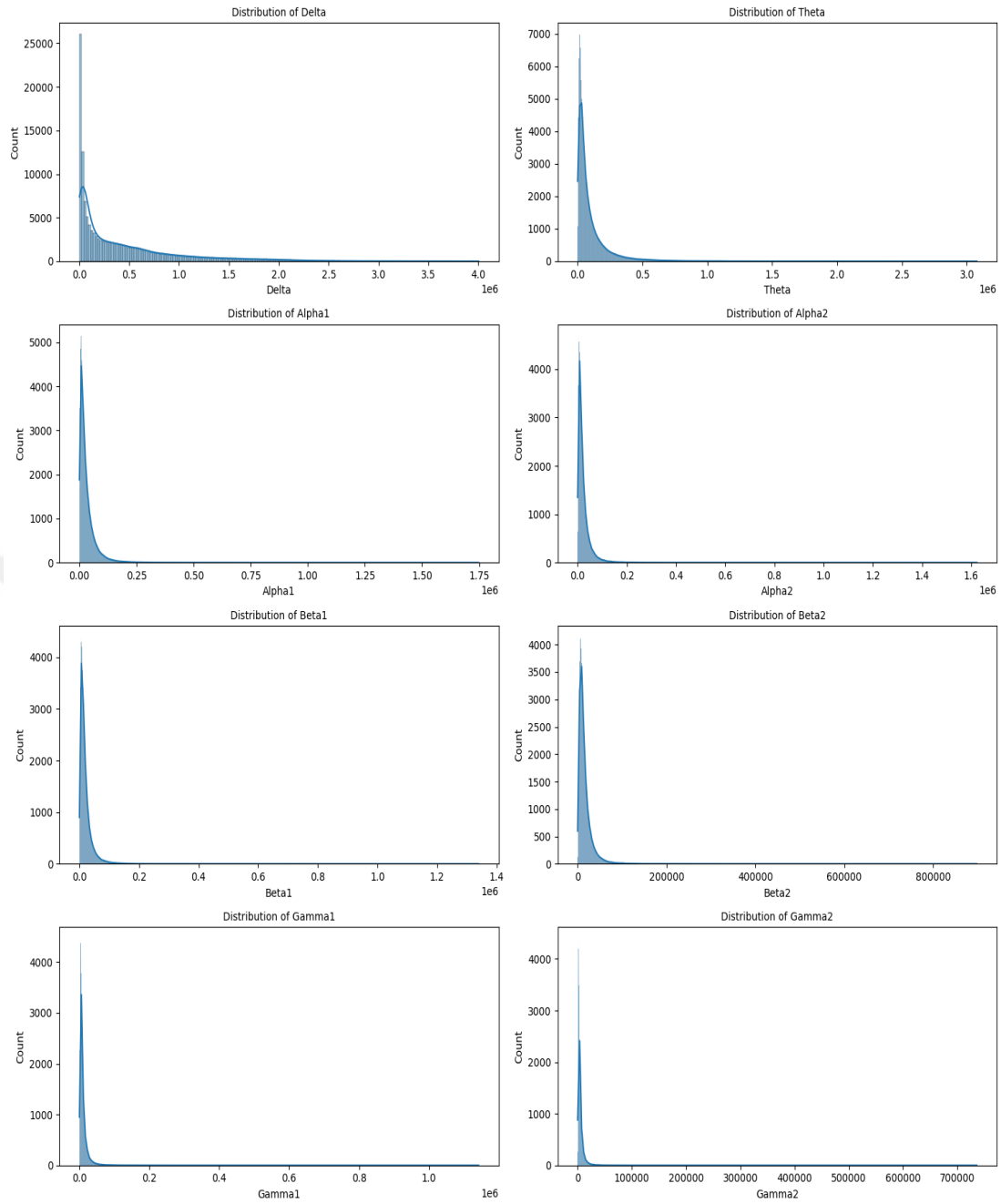
Şekil 4-5 EEG Korelasyon Matrisi

Şekil 4-5’te EEG korelasyon matrisi verilmiştir. Korelasyon analizi, EEG bantları arasında orta-yüksek pozitif korelasyonlar olduğunu göstermektedir. Özellikle Beta1, Beta2, Gamma1 ve Gamma2 bantları arasındaki korelasyon katsayıları $r \approx 0.60-0.70$

aralığında bulunmuştur. Bu sonuç, bilişsel yük, dikkat ve problem çözme süreçlerinde bu bantların genellikle birlikte aktive olduğunu ortaya koymaktadır.

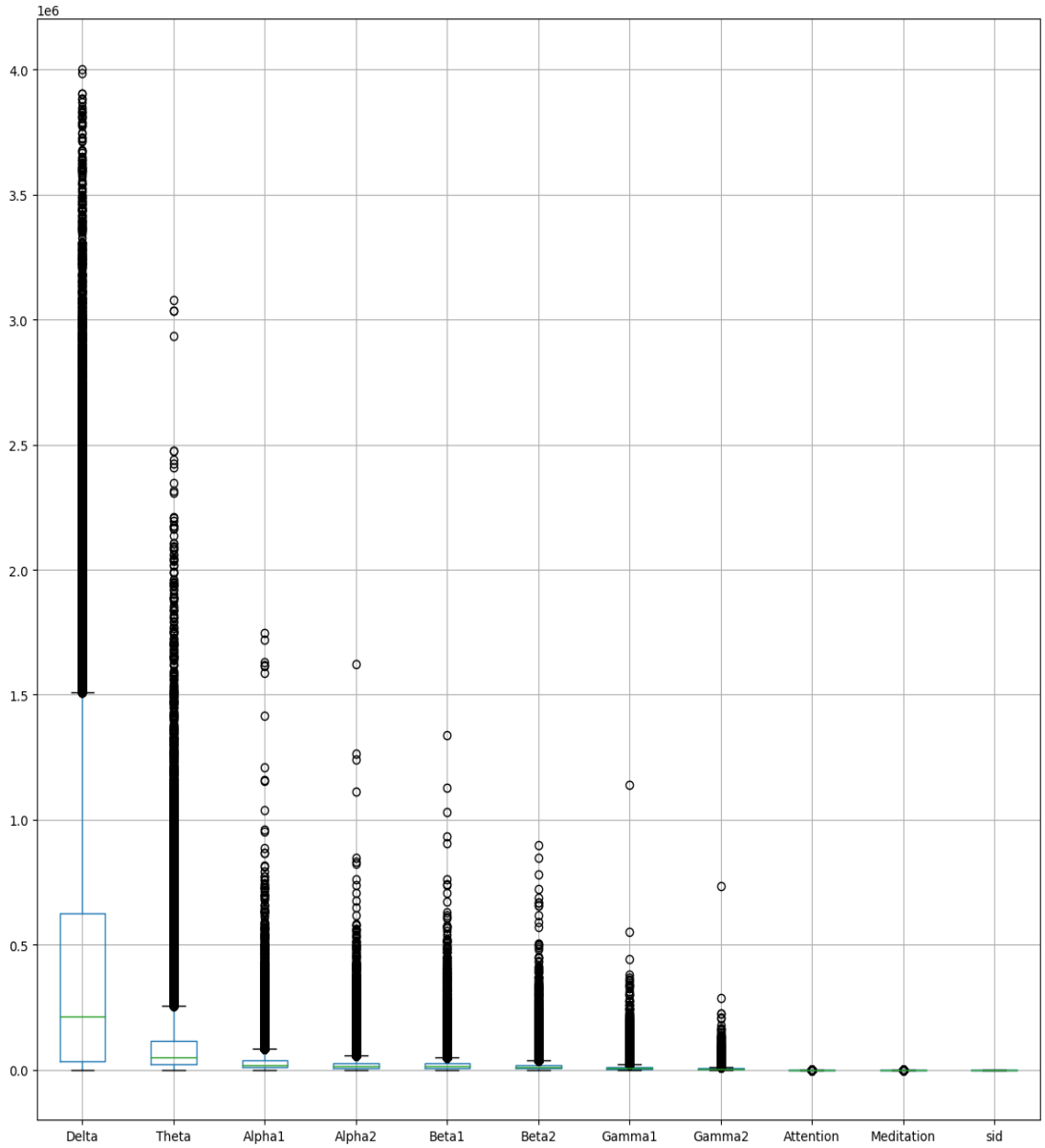
Attention ve Meditation skorlarının frekans bantlarıyla olan ilişkisi zayıf ve negatif yönlüdür. Örneğin, Attention ile Theta arasındaki korelasyon $r = -0.21$ olarak hesaplanmıştır. Bu durum, cihazdan elde edilen subjektif dikkat skorlarının EEG'nin ham bant güçlerinden farklı bir ölçüm eksenini temsil ettiğini ve doğrudan EEG sinyal gücüyle ilişkili olmadığını göstermektedir. Bu nedenle, bu iki değişken modelde destekleyici ancak sınıflandırmada belirleyici olmayan ek özellikler olarak kullanılmıştır





Şekil 4-6 EEG Sinyal Dağılım Grafikleri

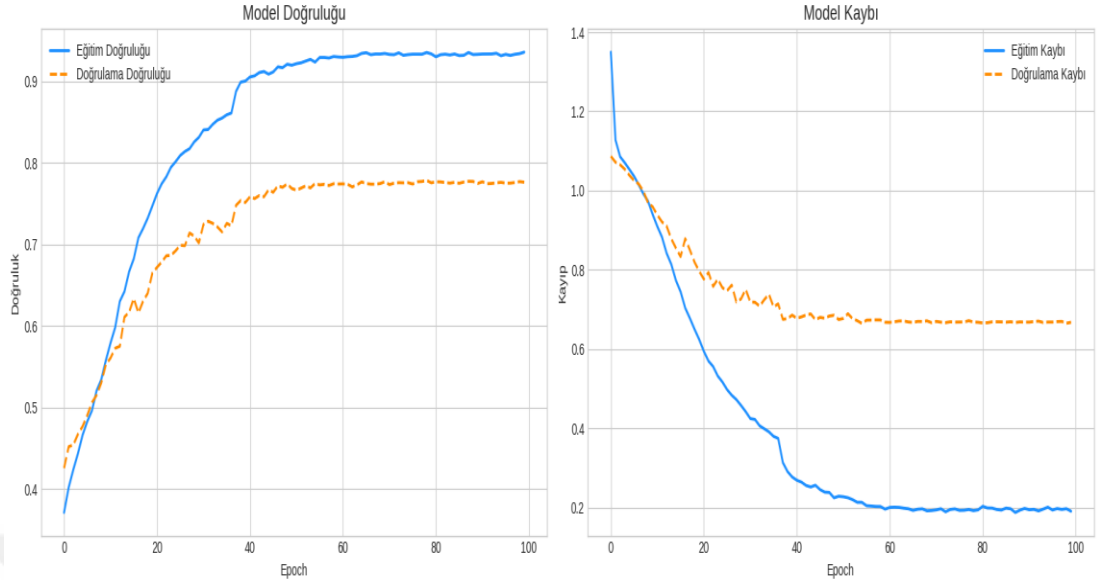
Şekil 4-6’da EEG bantlarının dağılım grafikleri sunulmaktadır. Delta ve Theta gibi düşük frekans bantlarının heavy-tailed (uzun kuyruklu) bir dağılıma sahip olduğu görülmektedir. Bu, özellikle uyku, gevşeme ya da telkin etkilerinin beyin dalgalarında kişisel varyans yarattığını göstermektedir. Bazı katılımcılarda bu bantlarda ani yükselmeler gözlenmiş, bu durum telkinin bireysel düzeyde farklı etkilere yol açtığını ortaya koymaktadır.



Şekil 4-7 EEG Boxplot Analizi

Şekil 4-7’de gösterilen boxplot analizi, tüm frekans bantlarında ciddi outlier değerlerin bulunduğunu ortaya koymuştur. Özellikle Delta bandında 3.5 milyonun üzerinde sinyal gücüne ulaşan uç değerler tespit edilmiştir. Bu bulgu, bireyler arası farklılıkların oldukça yüksek olduğunu ve EEG analizlerinde kişi bazlı değerlendirmelerin kritik olduğunu göstermektedir. Outlier değerlerin çokluğu, özellikle grup bazlı analizlerde ortalama değerlerin yanı sıra medyan ve robust ölçümlerin de dikkate alınması gerektiğine işaret etmektedir.

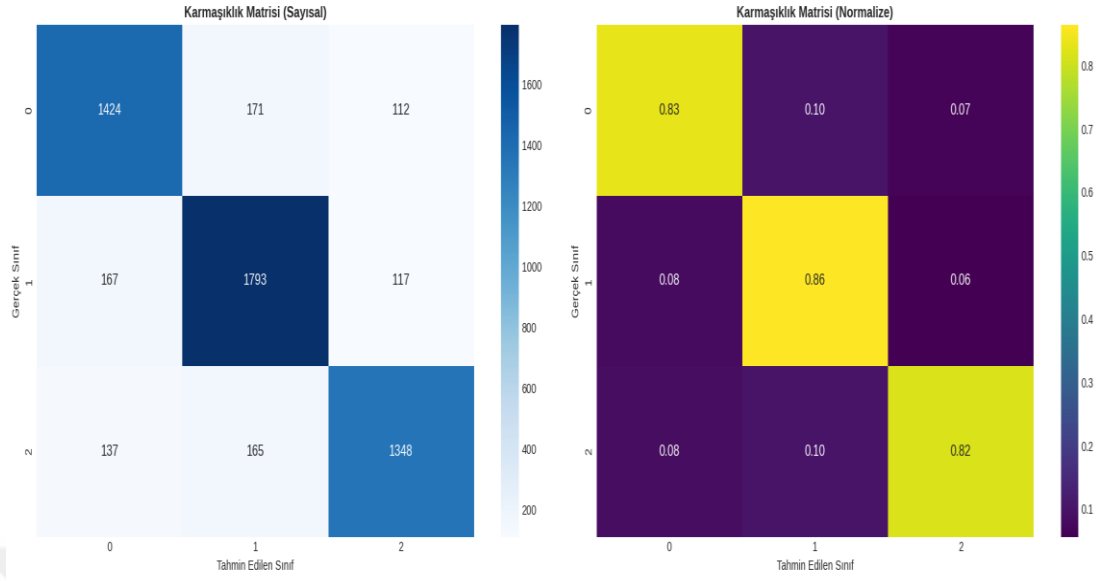
inception_cnn_lstm - Eğitim Süreci Analizi



Şekil 4-8 EEG Eğitim Süreci Analizi

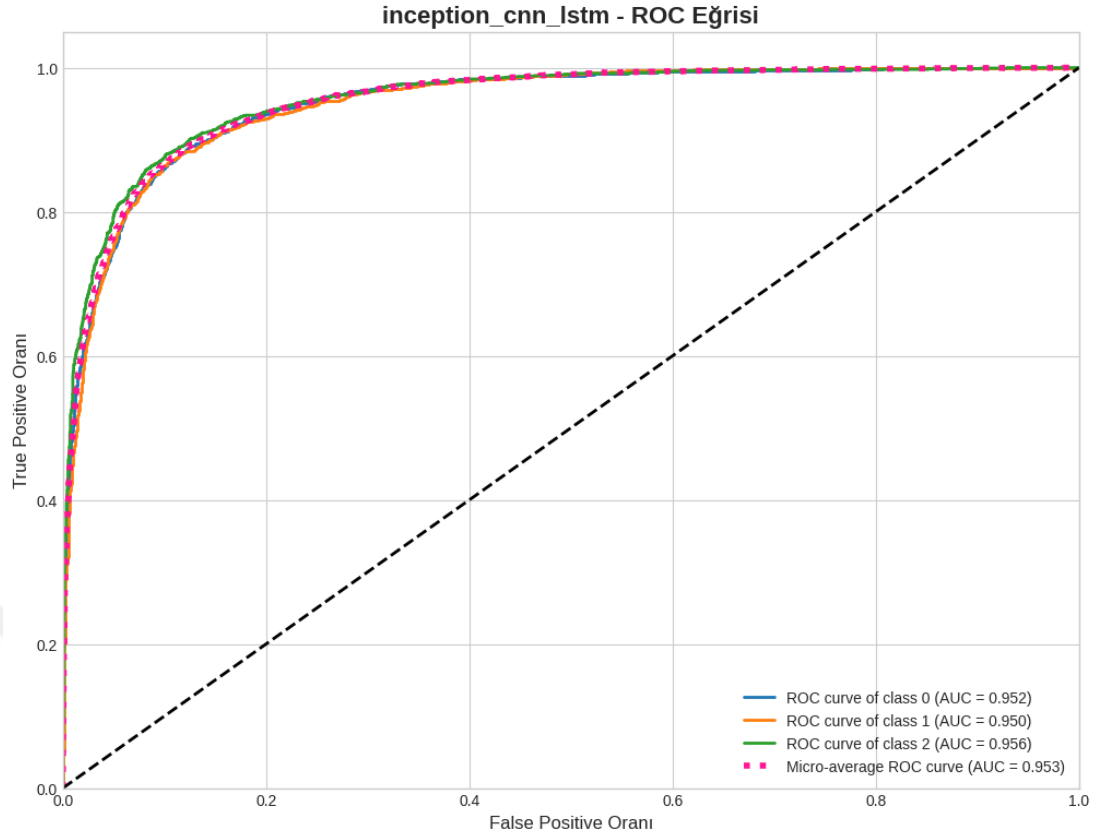
EEG verilerinde kullanılan model, Inception tabanlı CNN katmanlarının spektral özellikleri çıkardığı ve LSTM katmanlarının zamansal bağımlılıkları öğrendiği hibrit bir yapıya sahiptir. Böylece hem frekans bazlı hem de zaman serisi tabanlı özellikler eş zamanlı olarak modellenmiştir.

Şekil 4-8’de EEG modelinin eğitim sürecine ait doğruluk ve kayıp grafikleri gösterilmektedir. Eğitim doğruluğu %94’e kadar yükselirken doğrulama doğruluğu %78 seviyesinde plato yapmıştır. Eğitim kaybı sürekli azalırken doğrulama kaybının 20. epoch’tan sonra stabil hale geldiği gözlenmiştir. Bu durum, modelde hafif bir overfitting eğilimi olduğunu, ancak genel paterni başarılı şekilde yakaladığını ortaya koymaktadır.



Şekil 4-9 EEG Karmaşıklık Matrisi

Modelin sınıflandırma performansını detaylı olarak incelemek için karmaşıklık matrisi, ROC eğrisi ve sınıf bazlı metrikler kullanılmıştır. Şekil 4-9’da sunulan karmaşıklık matrisi, modelin üç sınıfı (0 = Nötr, 1 = Negatif, 2 = Pozitif) %82 ile %86 arasında doğrulukla ayırt ettiğini göstermektedir. Yanlış sınıflandırmaların büyük kısmı, komşu sınıflar arasındaki geçişlerde (örneğin $0 \leftrightarrow 1$ veya $1 \leftrightarrow 2$) gerçekleşmiştir. Bu, telkin koşullarının bilişsel tepkilerde kısmi örtüşmelere yol açtığını göstermektedir.



Şekil 4-10 EEG ROC Eğrisi

Şekil 4-10’da EEG modelinin ROC eğrisi sunulmuştur. ROC analizi sonucunda, her üç sınıf için AUC değerleri 0.950–0.956 aralığında bulunmuştur. Bu, modelin sınıflar arasında yüksek ayırıştırma gücüne sahip olduğunu göstermektedir. Mikro ortalama AUC değeri 0.953 olarak hesaplanmıştır ve modelin genel olarak güvenilir ve güçlü bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır.

Tablo 4-25 EEG Sınıflandırma Sonuçları

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.82	0.83	0.83	1707
1	0.84	0.86	0.85	2077
2	0.85	0.82	0.84	1650
Accuracy			0.84	5434
Macro Avg	0.84	0.84	0.84	5434
Weighted Avg	0.84	0.84	0.84	5434

Tablo 4-25’te sınıf bazında precision, recall ve F1-score değerleri sunulmuştur. Nötr sınıfta precision %82, recall %83 ve F1-score %83 olarak elde edilmiştir. Negatif sınıfta precision %84, recall %86 ve F1-score %85 seviyelerine ulaşmıştır. Pozitif sınıfta ise precision %85, recall %82 ve F1-score %84 olarak gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar, modelin her üç sınıfta da dengeli bir performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Modelin genel metrikleri incelendiğinde, doğruluk (accuracy) oranı %84, balanced accuracy %83.8 ve Cohen’s Kappa değeri 0.76 olarak belirlenmiştir. Ayrıca modelin top-2 accuracy değeri %96.7, top-3 accuracy değeri ise %100 seviyesinde gerçekleşmiş ve bu durum sınıflar arası geçişlerde bile yüksek ayırt edicilik sağlandığını göstermiştir.

EEG bantlarının telkin koşullarına verdiği tepkiler incelendiğinde, negatif telkin durumunda özellikle Delta ve Theta bantlarında belirgin artışlar gözlemlenmiştir. Buna karşılık Gamma bantlarında düşüş tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, negatif telkinin bireylerde bilişsel stres ve duygusal uyarılmayı artırdığını ortaya koyarken, pozitif telkinin daha çok Gamma aktivasyonu ile ilişkili olduğunu göstermektedir. Bireysel düzeyde yapılan analizlerde, yüksek öz güvene sahip bazı katılımcıların negatif telkin altında EEG sinyallerinin negative sınıfına kaydığı belirlenmiştir. Bu durum, EEG’nin telkinden en hızlı etkilenen modalite olduğunu ve psikolojik manipülasyonlara verilen erken bilişsel tepkilerin tespitinde kritik bir rol üstlendiğini ortaya koymaktadır. EEG verileri, katılımcıların telkin koşullarına verdikleri tepkileri istikrarlı bir biçimde yakalamış ve öz güven düzeylerinin ayrıştırılmasında güvenilir bir modalite olduğunu kanıtlamıştır. Bununla birlikte EEG verilerinin bireyler arası farklılıklar ve sinyal gürültüsü nedeniyle tek başına akıllı saat verileri kadar stabil olmadığı, ancak telkin etkisine en duyarlı kanal olduğu da ortaya konmuştur.

Genel olarak EEG verisine dayalı modelleme çalışmaları, telkin koşullarının öz güven ve bilişsel süreçler üzerindeki etkilerini hem sinyal düzeyinde hem de sınıflandırma performansı açısından kapsamlı bir şekilde ortaya koymuştur. Beta ve Gamma bantlarının birlikte aktive olması, dikkat ve problem çözme süreçlerinin nörofizyolojik temellerini desteklemektedir. Delta ve Theta bantlarının ağır kuyruklu dağılımları ve uç değerleri, telkinin bireyler arası farklı etkiler yarattığını göstermektedir. ROC eğrisinde AUC değerlerinin 0.95 seviyelerinde olması, modelin sınıflar arası ayrıştırma gücünün yüksek olduğunu kanıtlamaktadır. Karmaşıklık matrisi ve sınıf

bazlı metrikler, modelin sınıflar arasında dengeli bir performans sergilediğini ve özellikle komşu sınıflar arasındaki ayrışmanın güçlü olduğunu ortaya koymuştur. Tüm bu sonuçlar, EEG'nin telkine karşı bilişsel ve duygusal tepkilerin objektif olarak ölçülmesinde ve öz güven düzeylerinin doğru tahmin edilmesinde kritik bir rol üstlendiğini göstermektedir. Ayrıca EEG verisinin multimodal füzyon stratejileriyle birleştirilmesi, daha yüksek doğruluk ve genellenebilirlik sağlayarak bireysel performansın yapay zekâ destekli analizinde temel bir yapı taşı oluşturmaktadır.

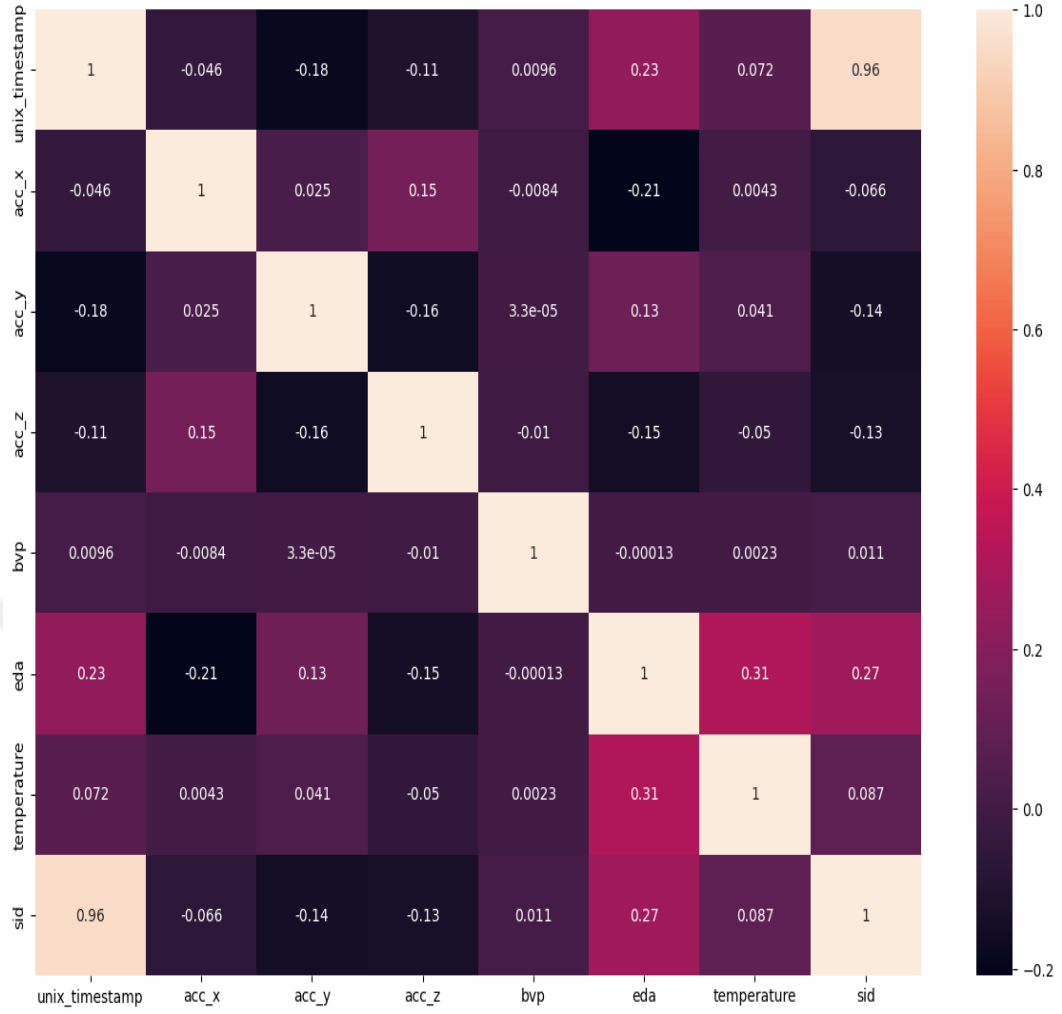
4.4.3 Fizyolojik Verilerine Dayalı Modellerin Sonuçları

Bu bölümde, Empatica Embrace Plus akıllı saatinden elde edilen çok boyutlu fizyolojik veriler kullanılarak geliştirilen LSTM tabanlı modelin performans sonuçları detaylı bir şekilde sunulmaktadır. Çalışmada kullanılan sinyaller; EDA (Electrodermal Activity), BVP (Blood Volume Pulse), vücut sıcaklığı ve üç eksenli ivmeölçer verilerinden (acc_x, acc_y, acc_z) oluşmaktadır. Bu sinyaller, katılımcıların farklı telkin koşullarındaki (pozitif, nötr, negatif) fizyolojik tepkilerini zamansal olarak takip etmeye imkân sağlamıştır.

Tablo 4-26 Nötr Aşama Fizyolojik Sinyal Verileri

datetime_turkey	unix_timestamp	acc_x	acc_y	acc_z	bvp	eda	temperature	sid	label
2025-03-24 11:40:00.003168	1742816400003	-0.047354	0.158 409	0.979407	-0.003131	0.596 055	27.811804	1.0	neutral
2025-03-24 11:40:00.253168	1742816400253	-0.049216	0.150 693	0.987148	-0.003300	0.596 055	27.807898	1.0	neutral
2025-03-24 11:40:00.503168	1742816400503	-0.050650	0.143 488	0.984135	0.003077	0.596 133	27.803991	1.0	neutral
2025-03-24 11:40:00.753168	1742816400753	-0.085137	0.207 997	0.965046	-0.010265	0.594 987	27.800085	1.0	neutral
2025-03-24 11:40:01.003168	1742816401003	-0.107708	0.247 224	0.963525	-0.079991	0.594 127	27.796179	1.0	neutral

Tablo 4-26'da nötr aşamaya ait ham fizyolojik sinyal örnekleri sunulmaktadır. Bu tablo, belirli bir zaman penceresinde kaydedilen çok boyutlu sensör çıktılarının yapısını göstermektedir. Verilerin zaman serisi yapısı, özellikle LSTM tabanlı ağların kullanımı açısından kritik öneme sahiptir. Her bir satır, milisaniye seviyesinde toplanan ivmeölçer değerleri, kalp atım verileri, deri iletkenliği ve sıcaklık ölçümlerini temsil etmektedir.

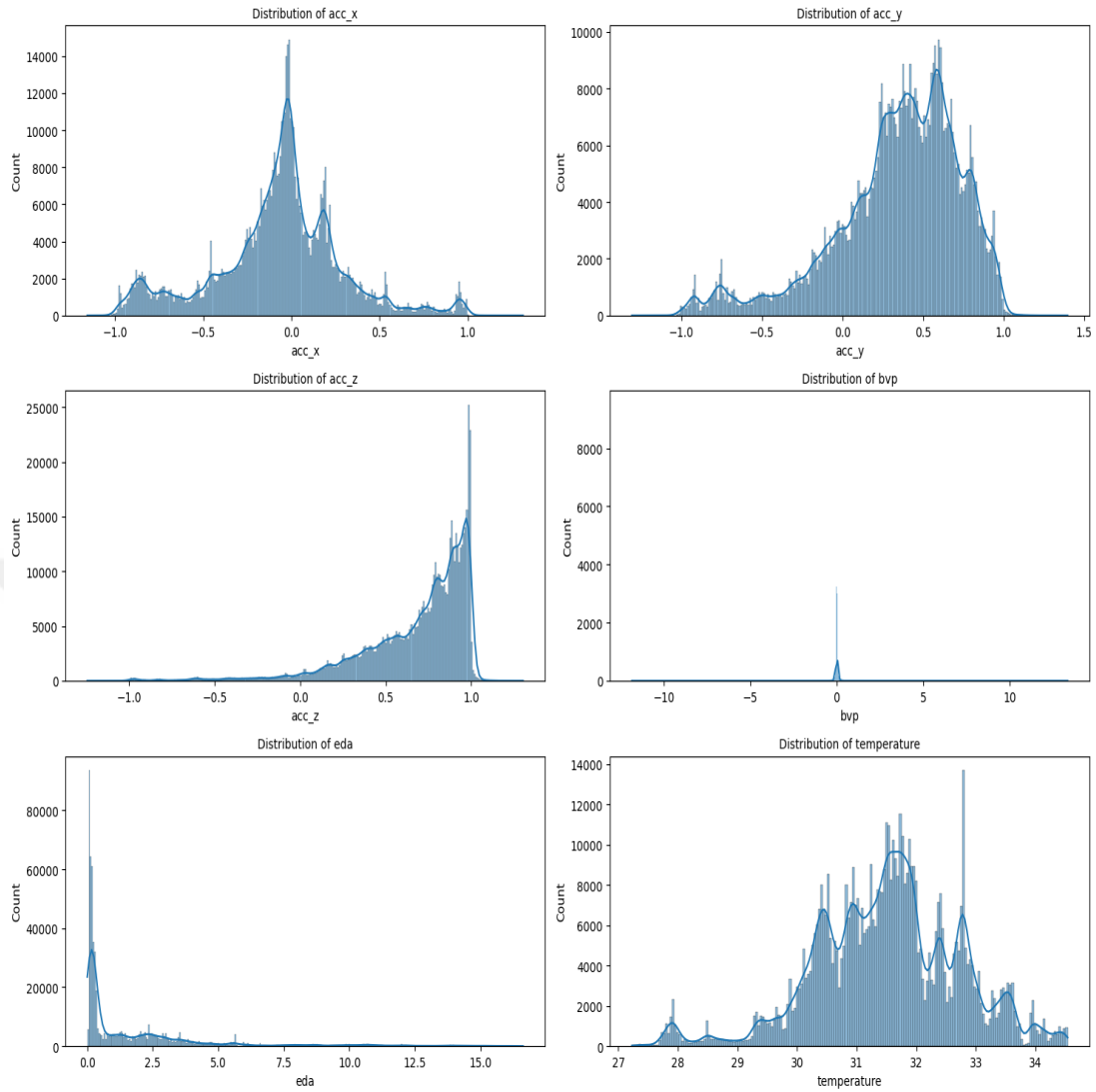


Şekil 4-11 Fizyolojik Sinyal Verileri Korelasyon Matrisi

Şekil 4-11’de sunulan korelasyon matrisi, sensörler arası ilişkileri ortaya koymaktadır. Analiz sonucunda, sensörler arasında genel olarak düşük düzeyde korelasyonlar gözlenmiştir. Timestamp ile SID değişkeni arasında doğal olarak çok yüksek bir korelasyon ($r \approx 0.96$) bulunmuştur; bu, verilerin aynı kaynaktan elde edildiğini doğrulamaktadır. EDA ile sıcaklık ($r \approx 0.31$) ve EDA ile SID ($r \approx 0.27$) arasında orta düzeyde pozitif korelasyon tespit edilmiştir. Bu bulgu, deri iletkenliğindeki artışların sıcaklık değişimleriyle paralel seyredebileceğini göstermektedir.

Accelerometer eksenleri (acc_x, acc_y, acc_z) arasında güçlü bir korelasyonun bulunmaması, cihazın farklı yönlerde farklı titreşimleri algıladığını ortaya koymaktadır. Bu yapı, modelin farklı hareket dinamiklerini bağımsız olarak öğrenebilmesine imkân sağlamaktadır. Genel tablo, sensörlerin birbirinden bağımsız bilgi taşıdığını ve multimodal füzyon açısından önemli

bir avantaj sunduğunu göstermektedir.

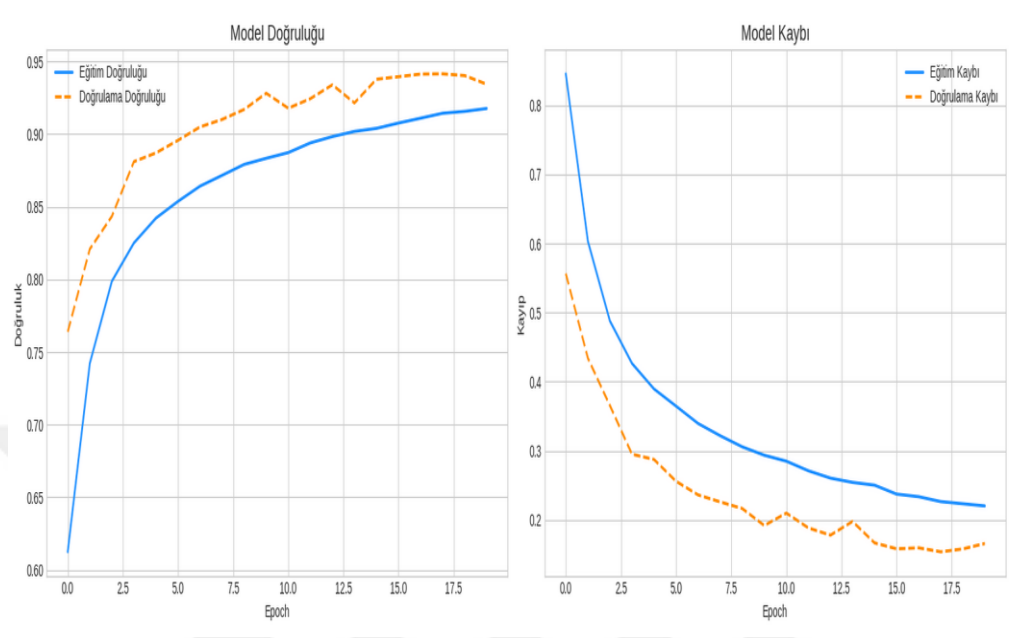


Şekil 4-12 Fizyolojik Sinyal Verileri Acclerometer Grafikleri

Şekil 4-12’de fizyolojik sinyallerin dağılımları gösterilmektedir. İvmeölçer verilerinde acc_x ve acc_y eksenleri çok tepeli (multimodal) bir yapı sergilemiş, özellikle 0 değeri çevresinde yoğunlaşmıştır. Bu durum, cihazın çoğunlukla sabit veya düz bir konumda tutulduğunu göstermektedir. acc_z ekseninde 1.0 değerine doğru belirgin bir yığılma gözlenmiş, bu da yerçekimi etkisinin dikey eksende baskın olduğunu doğrulamaktadır. BVP verisi, sıfır etrafında sivri bir pik oluşturmuş olup bazı noktalarda sensörün sinyal kaybı yaşadığını düşündürmektedir. EDA değerleri, ağır kuyruklu (heavy-tailed) bir dağılım göstermektedir. Düşük seviyelerde yoğunlaşırken bazı anlık artışlarda 10–15 birime kadar yükselmiştir. Bu bulgu, ani stres veya terleme artışlarının fizyolojik sinyallere yansıdığını

göstermektedir.

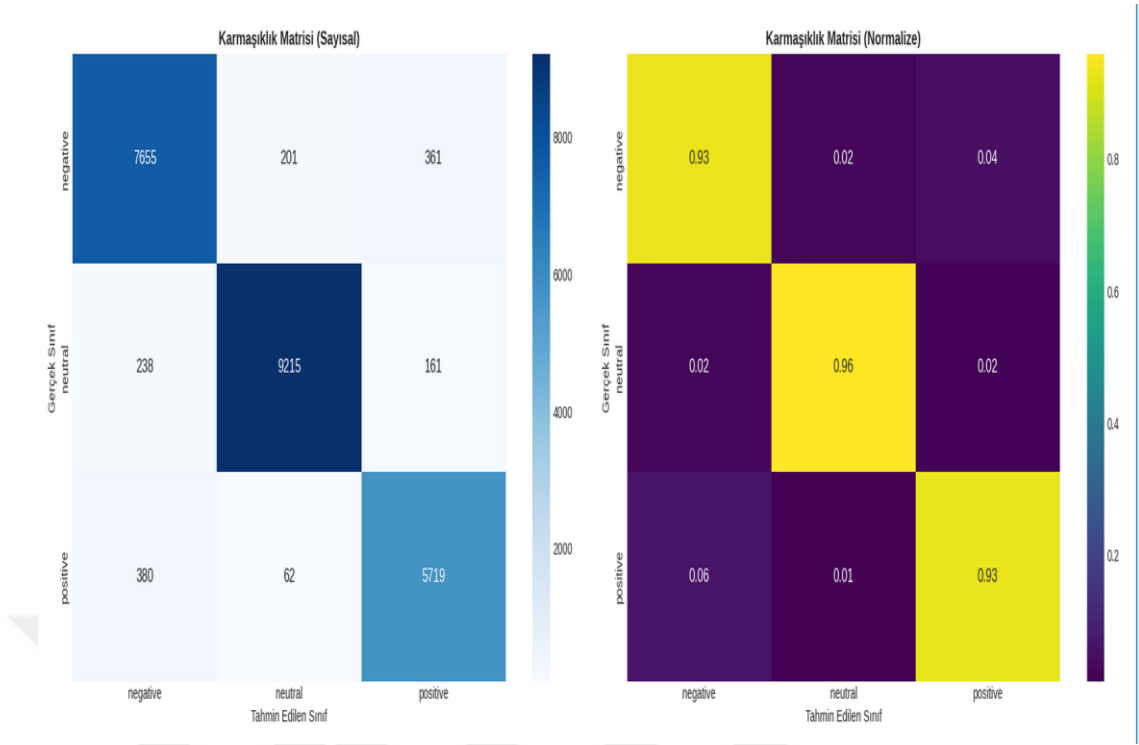
Sıcaklık verileri, 30–33 °C aralığında çok modlu bir dağılım sergilemiştir. Bu durum, katılımcıların bireysel farklılıkları ve deney ortamlarındaki koşullarla ilişkili olabilir.



Şekil 4-13 Fizyolojik Sinyal Verileri Eğitim Doğruluk Grafiği

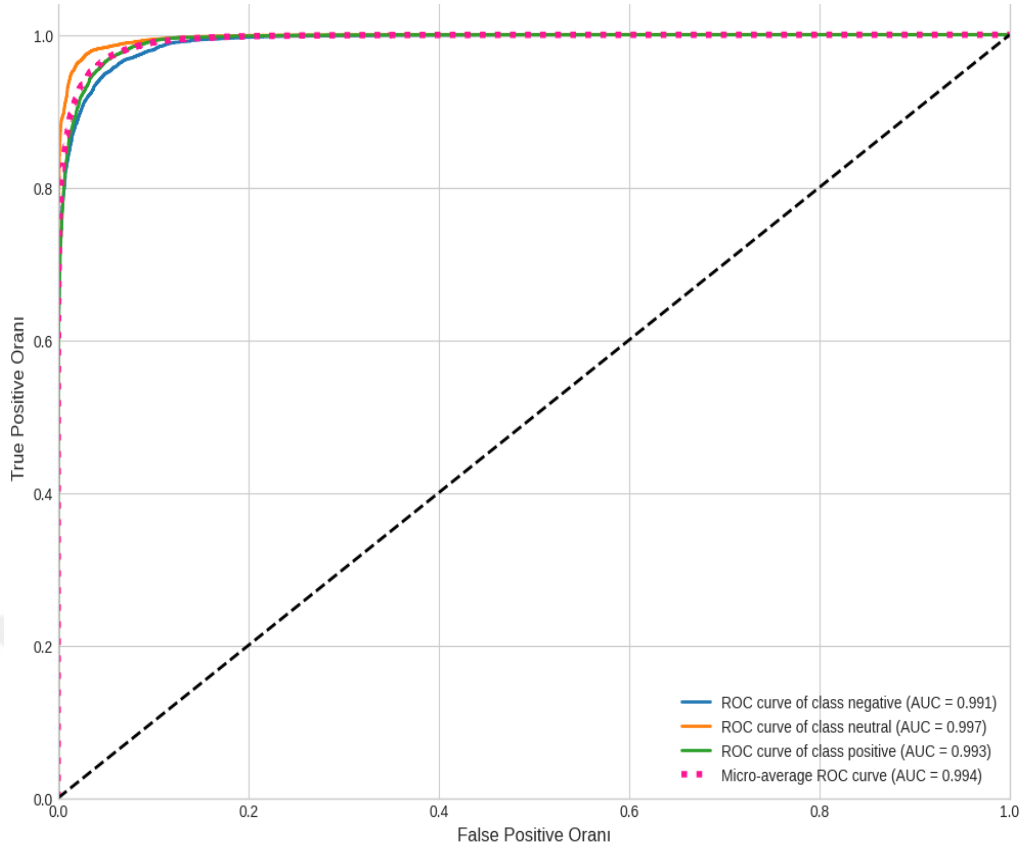
Şekil 4-13’te saat verileri ile eğitilen LSTM tabanlı modelin eğitim doğruluk ve kayıp grafikleri gösterilmektedir. Eğitim doğruluğunun düzenli biçimde artarak ilerlediği ve doğrulama doğruluğunun yaklaşık %94 seviyesinde plato yaptığı gözlenmiştir. Bu durum, modelin güçlü bir genelleme kapasitesine ulaştığını göstermektedir.

Kayıp grafiğinde, eğitim kaybı sürekli azalırken doğrulama kaybı hızlı bir düşüşün ardından düşük seviyelerde dengelenmiştir. Özellikle doğrulama kaybının eğitim kaybından daha düşük olması, dropout ve attention mekanizmaları gibi düzenleme tekniklerinin etkili biçimde çalıştığını ve modelin aşırı öğrenmeye (overfitting) karşı direnç kazandığını ortaya koymaktadır.



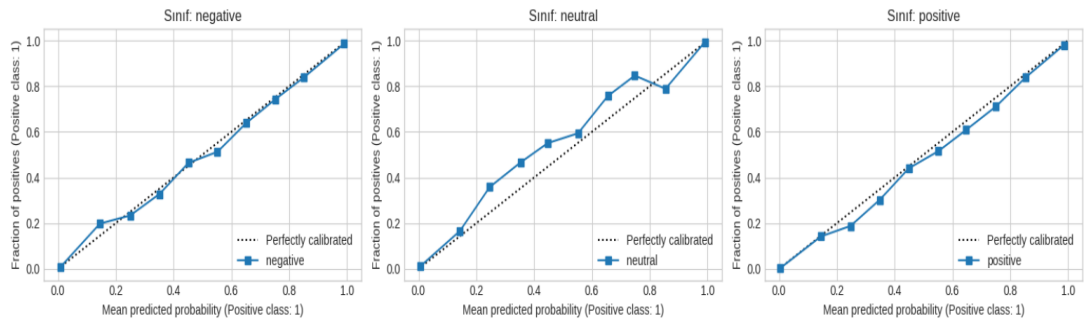
Şekil 4-14 Fizyolojik Sinyal Verileri Karmaşıklık Matrisi

Modelin sınıflandırma başarısını değerlendirmek amacıyla karmaşıklık matrisi, ROC eğrileri ve kalibrasyon analizi kullanılmıştır. Şekil 4-14'te sunulan karmaşıklık matrisi incelendiğinde, negative sınıf için doğruluk %93, neutral sınıf için %96 ve positive sınıf için %93 olarak elde edilmiştir. En yüksek doğruluk neutral sınıfta sağlanırken, en fazla hata positive sınıfta gözlenmiştir. Positive örneklerin yaklaşık %6'sı yanlışlıkla negative sınıfa atanmıştır. Bununla birlikte, genel sınıflandırma dağılımı dengeli olup hiçbir sınıf sistematik olarak ihmal edilmemiştir.



Şekil 4-15 Fizyolojik Sinyal Verileri ROC Eğrisi

Şekil 4-15’te modelin ROC eğrileri sunulmaktadır. Tüm sınıflarda AUC değerlerinin 0.99 seviyesinde olduğu görülmektedir (negative: 0.991, neutral: 0.997, positive: 0.993). Bu, modelin ayırım gücünün neredeyse kusursuz olduğunu ve yanlış pozitif–yanlış negatif oranlarını minimumda tuttuğunu göstermektedir. Özellikle neutral sınıfı, en yüksek AUC değerine ulaşarak en güçlü ayırt edici performansı sergilemiştir.



Şekil 4-16 Kalibrasyon Analizi Fizyolojik Sinyal Verileri

Şekil 4-16'da fizyolojik sinyal verilerinin kalibrasyon analizi gösterilmektedir. Grafikler, modelin tahmin olasılıklarının güvenilirliğini değerlendirmektedir. Tüm sınıflarda çizgilerin ideal kalibrasyon çizgisine oldukça yakın olduğu gözlenmektedir. Bu durum, modelin olasılık tahminlerinin güvenilir olduğunu göstermektedir. Örneğin, %80 güvenle tahmin edilen bir örneğin gerçekten de yaklaşık %80 oranında doğru olduğu anlaşılmaktadır. Neutral sınıfında küçük sapmalar görülse de genel olarak kalibrasyon başarısı yüksektir. Bu bulgu, modelin yalnızca doğru sınıflandırma yapmakla kalmayıp, aynı zamanda güven skorlarının da yorumlanabilir düzeyde güvenilir olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 4-27 Tüm Aşamalar Fizyolojik Sinyal Verileri

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.93	0.93	0.93	8217
Neutral	0.97	0.96	0.97	9614
Positive	0.92	0.93	0.92	6161
Accuracy			0.94	23992
Macro Avg	0.94	0.94	0.94	23992
Weighted Avg	0.94	0.94	0.94	23992

Tablo 4-27'de modelin sınıflandırma performans metrikleri sunulmaktadır. Genel doğruluk %94.1, balanced accuracy %93.9, macro F1 %94 ve Cohen's Kappa 0.91 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin oldukça yüksek bir uyum oranına ve güvenilir sınıflandırma kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir. Sınıf bazında değerlendirildiğinde, neutral sınıfında precision %97, recall %96 ve F1-score %97 olarak elde edilmiştir. Negative sınıfında precision, recall ve F1-score değerleri %93 seviyesinde dengeli bir şekilde gerçekleşirken, positive sınıfında precision %92, recall %93 ve F1-score %92 olarak kaydedilmiştir. Bu sonuçlar, modelin özellikle neutral sınıfta en yüksek başarıya ulaştığını, diğer sınıflarda ise dengeli ve istikrarlı bir performans sergilediğini ortaya koymaktadır.

Fizyolojik sinyallerden elde edilen bulgular, akıllı saat verilerinin bireylerin farklı telkin koşullarına verdikleri tepkilerin ayrıştırılmasında güçlü bir modalite olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen yüksek doğruluk, F1-score ve AUC değerleri, bu modalitenin telkin koşullarını yüksek güvenilirlikte ve hassasiyetle ayırt edebildiğini göstermektedir. Özellikle ROC eğrilerinde AUC değerlerinin 0.99 seviyesinde

gerçekleşmesi, modelin neredeyse kusursuz bir ayırım gücüne sahip olduğunu ve yanlış pozitif-yanlış negatif oranlarını minimuma indirdiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca kalibrasyon analizi, modelin olasılık tahminlerinin güvenilirliğini desteklemekte ve elde edilen güven skorlarının yorumlanabilir olduğunu göstermektedir.

EDA ve sıcaklık verilerinin belirli koşullarda korelasyon göstermesi, fizyolojik stres tepkilerinin vücut sıcaklığı değişimleriyle paralel bir şekilde ilerlediğini ortaya koymaktadır. Neutral sınıfta gözlenen yüksek başarı ise, bu sınıfın fizyolojik tepkiler açısından diğer telkin koşullarına göre daha belirgin bir ayrılmaya sahip olduğuna işaret etmektedir. Bu durum, neutral koşulun fizyolojik bazda en ayırt edilebilir sinyalleri ürettiğini göstermektedir.

Modelin düzenleme teknikleri (dropout ve attention mekanizmaları) sayesinde aşırı öğrenmeye karşı dirençli olduğu, doğrulama kaybının düşük seviyelerde sabit kalmasıyla doğrulanmıştır. Böylece model, eğitim verisine aşırı uyum göstermeden genelleme kapasitesini korumuştur. Bu durum, hem bireysel farklılıkların hem de deney ortamlarındaki değişkenlerin etkili bir şekilde yönetildiğini ortaya koymaktadır.

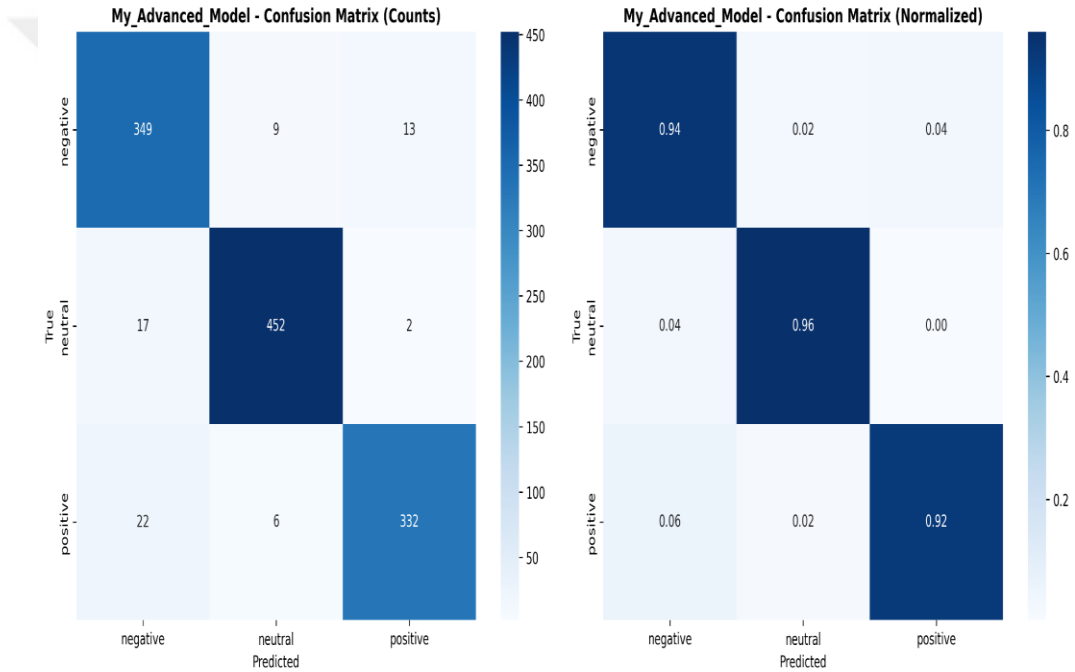
Sonuç olarak, fizyolojik verilere dayalı modelleme, katılımcıların telkin koşullarına verdikleri tepkilerin yalnızca sinyal düzeyinde değil, sınıflandırma performansı açısından da kapsamlı biçimde ortaya konmasını sağlamıştır. Bu yaklaşım, bireylerin bilişsel ve duygusal durumlarının objektif olarak ölçülebileceği bir sistemin temelini oluşturmakta ve psikolojik süreçlerin yapay zekâ destekli analizi için önemli bir adım sunmaktadır. Ayrıca bu modalite, EEG ve video verileriyle birlikte multimodal füzyon stratejilerine entegre edildiğinde daha da yüksek doğruluk ve genellenebilirlik sağlayarak deneysel modelin kapsamını ve gücünü önemli ölçüde artırmaktadır.

4.4.4 Video Verisine Dayalı Modellerin Sonuçları

Bu bölümde, deney sürecinde elde edilen video verileri kullanılarak gerçekleştirilen yüz ifadesi sınıflandırma çalışmasının sonuçları sunulmaktadır. Video verileri, katılımcıların farklı telkin koşullarında (negatif, nötr, pozitif) gösterdikleri mikro mimik ve yüz ifadelerinin analiz edilmesini sağlamıştır. Analiz iki farklı yöntem üzerinden yürütülmüştür. İlk yaklaşımda, MediaPipe FaceMesh kütüphanesi ile yüzün 468 farklı noktasından elde edilen 55 yapısal ve geometrik öznitelik kullanılmış ve klasik makine öğrenmesi algoritmalarıyla sınıflandırma yapılmıştır. İkinci yaklaşımda

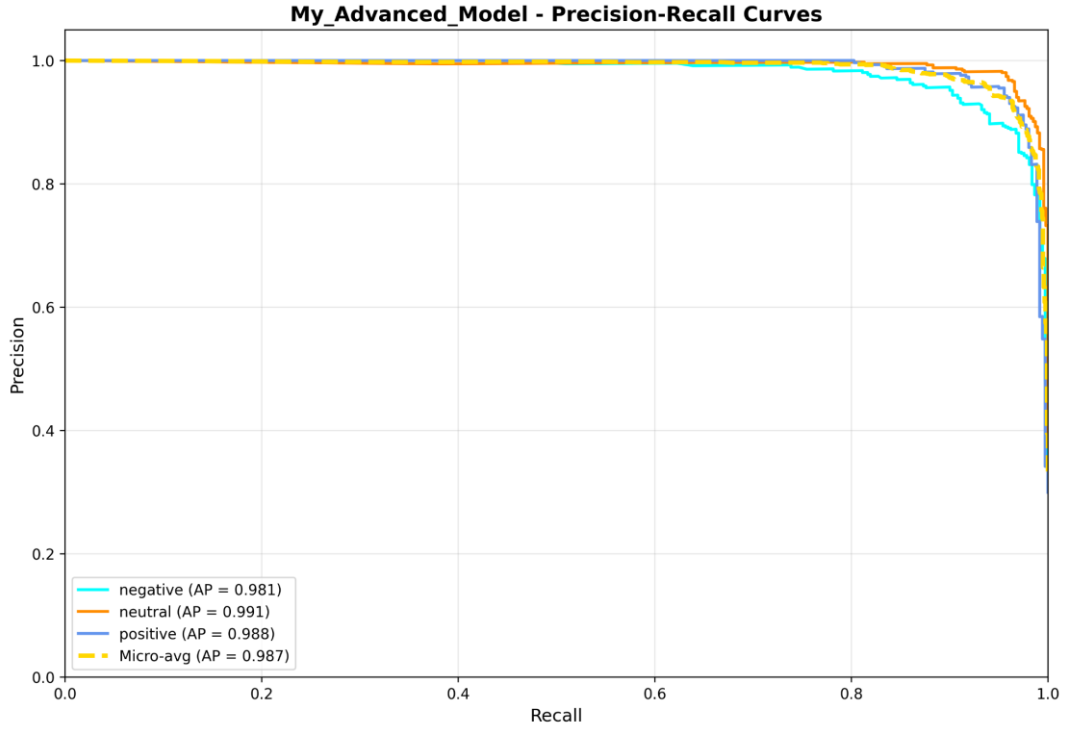
başarı sergilemiş, özellikle pozitif sınıfta %72 precision elde etmiştir. Ancak recall değerinin düşük kalması, bazı pozitif ifadelerin yanlış sınıflandırılmasına neden olmuştur. SVM ise %58 doğruluk ile daha düşük performans göstermiştir. Gradient Boosting, %54 doğruluk ile en zayıf sonuçları vermiştir. Yapay Sinir Ağı (ANN), %67 doğruluk oranına ulaşmış ancak Random Forest seviyesine erişememiştir. Genel olarak, MediaPipe öznetelikleriyle yapılan çalışmalarda Random Forest dengeli ve yüksek başarı sağlayarak klasik algoritmalar arasında en güçlü model olarak öne çıkmıştır. Ancak bu yaklaşımın sınırlılığı, modelin karmaşık yüz ifadelerindeki mikro değişimleri yeterince yakalayamamasıdır.

4.4.4.2 CNN ve Ensemble Modelleri Sonuçları



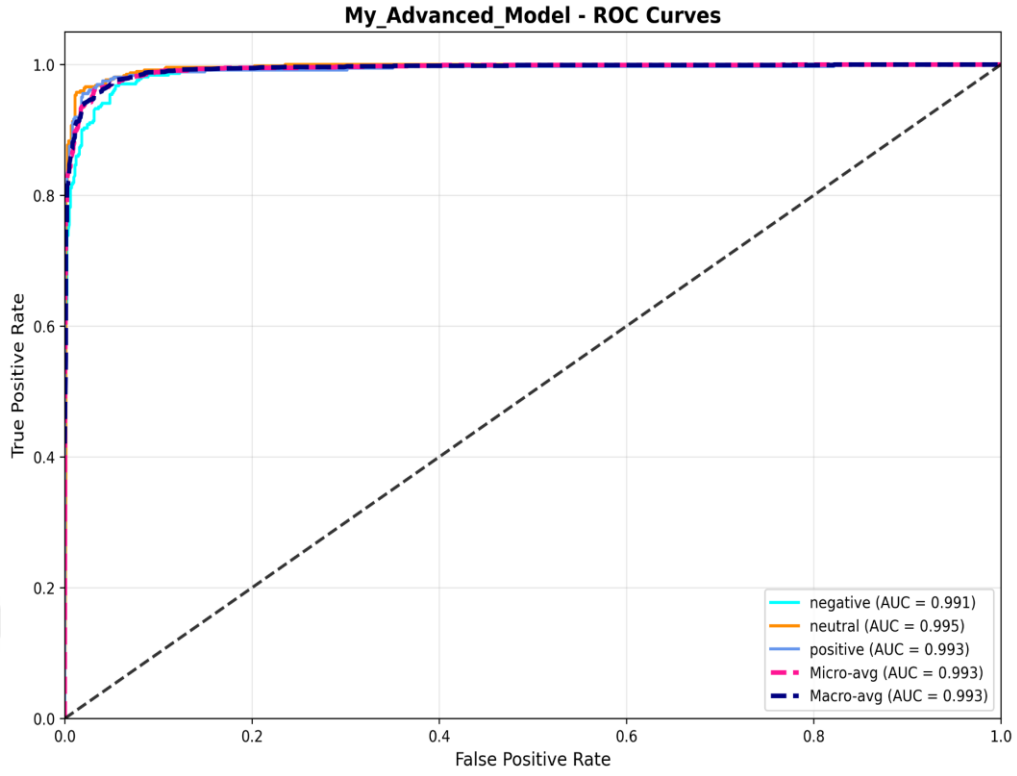
Şekil 4-18 Video Verisi Karışıklık Matrisi

Video karelerinden doğrudan öğrenen CNN tabanlı hibrit model, sınıflandırma performansında belirgin bir iyileşme sağlamıştır. Şekil 4-18’de gösterilen confusion matrix incelendiğinde, nötr sınıf %96, negatif sınıf %94 ve pozitif sınıf %92 doğruluk oranıyla sınıflandırılmıştır. Yanlış sınıflandırmaların oranı %1–4 seviyesinde kalarak oldukça düşük bir hata payına ulaşılmıştır. Bu sonuç, CNN tabanlı hibrit modelin üç sınıfı da güçlü şekilde ayırt edebildiğini göstermektedir.



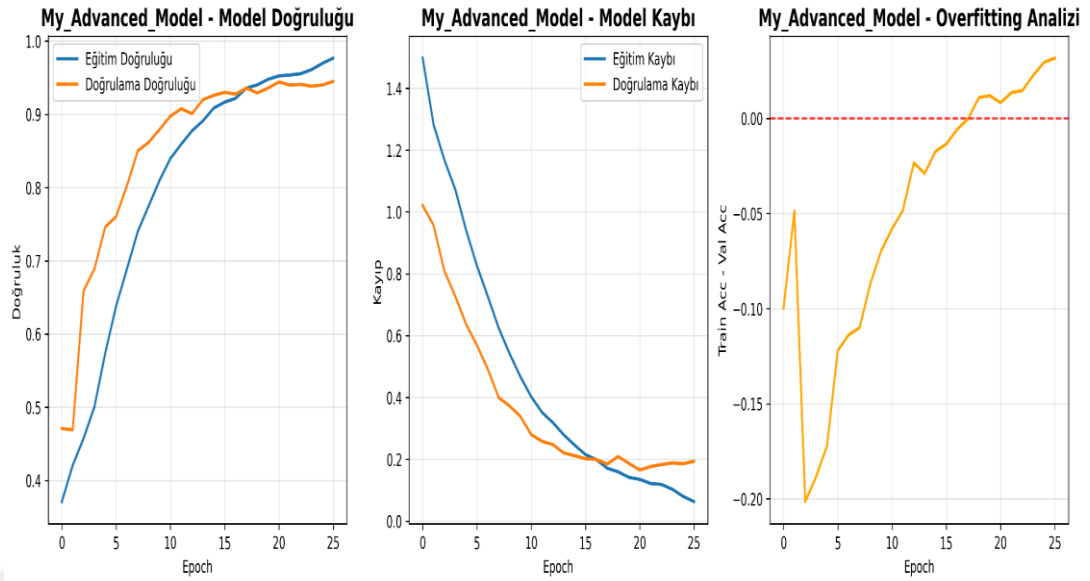
Şekil 4-19 Video Verisi CNN Precision-Recall Grafiği - CNN

Şekil 4-19’da gösterilen PR eğrileri, modelin sınıfları hem yüksek doğrulukla hem de güçlü bir geri çağırım (recall) oranıyla ayırt ettiğini ortaya koymaktadır. Average Precision (AP) değerleri nötr sınıfta 0.991, negatif sınıfta 0.981 ve pozitif sınıfta 0.988 olarak elde edilmiştir. Mikro ortalama AP değeri ise 0.987 seviyesindedir. Bu durum, modelin yalnızca doğru sınıflandırma yapmakla kalmadığını, aynı zamanda sınıfları gözden kaçırmadan tespit edebildiğini göstermektedir.



Şekil 4-20 Video Verisi ROC Eğrileri Grafiği - CNN

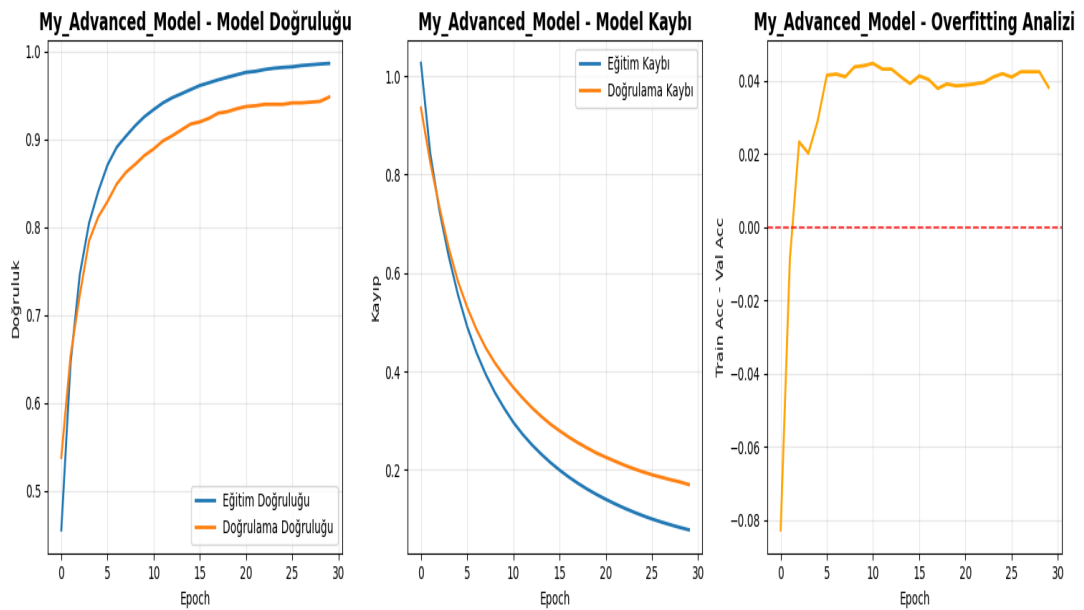
Şekil 4-20'de yer alan ROC eğrilerinde AUC değerleri nötr sınıf için 0.995, negatif sınıf için 0.991 ve pozitif sınıf için 0.993 olarak gerçekleşmiştir. Mikro ve makro ortalama AUC değerleri 0.993 seviyesindedir. Bu yüksek değerler, modelin karar eşiklerinden bağımsız olarak güçlü bir ayırt etme gücüne sahip olduğunu ve yanlış pozitif oranlarının minimumda tutulduğunu göstermektedir.



Şekil 4-21 Video Verisi Eğitim Doğruluk Eğrileri - CNN

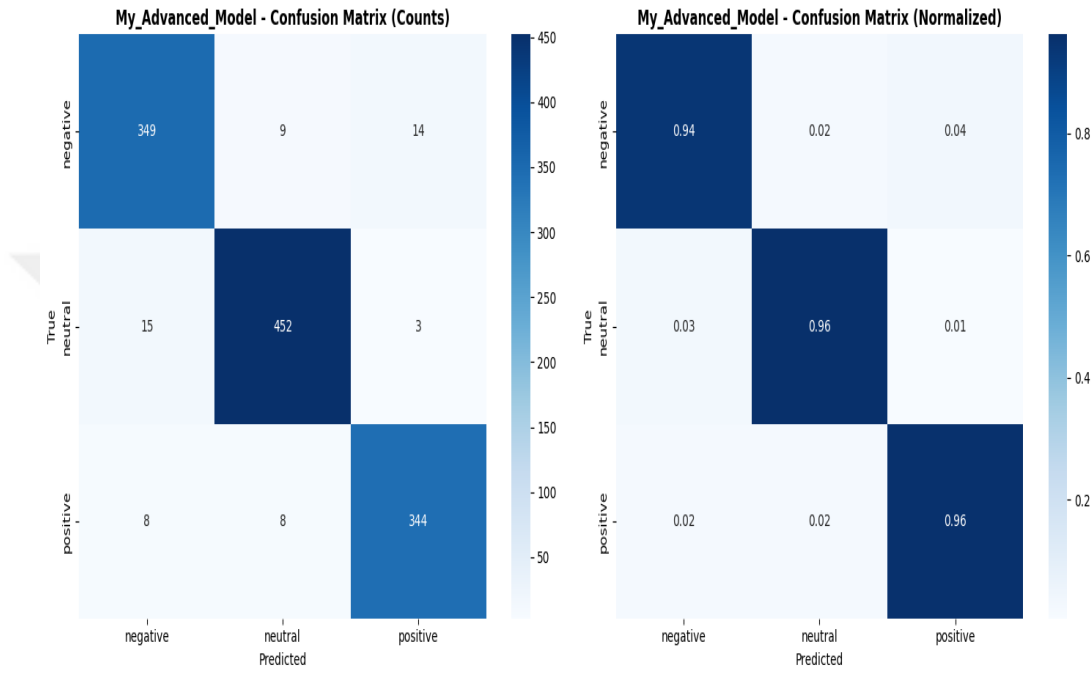
Şekil 4-21’de gösterilen eğitim ve doğrulama doğruluk grafikleri, modelin 25 epoch boyunca istikrarlı şekilde öğrenme gerçekleştirdiğini ortaya koymaktadır. Eğitim ve doğrulama kayıplarının düzenli olarak azalması ve aralarındaki farkın minimum düzeyde kalması, aşırı öğrenmenin engellendiğini ve modelin genelleme kabiliyetinin yüksek olduğunu göstermektedir.

Aşağıdaki grafiklerde CNN tabanlı modelin performansını daha da güçlendirmek amacıyla ensemble stratejileri uygulanmıştır. Ensemble yaklaşımı, farklı modellerin çıktılarının birleştirilmesiyle daha kararlı ve dengeli tahminler üretmiştir.



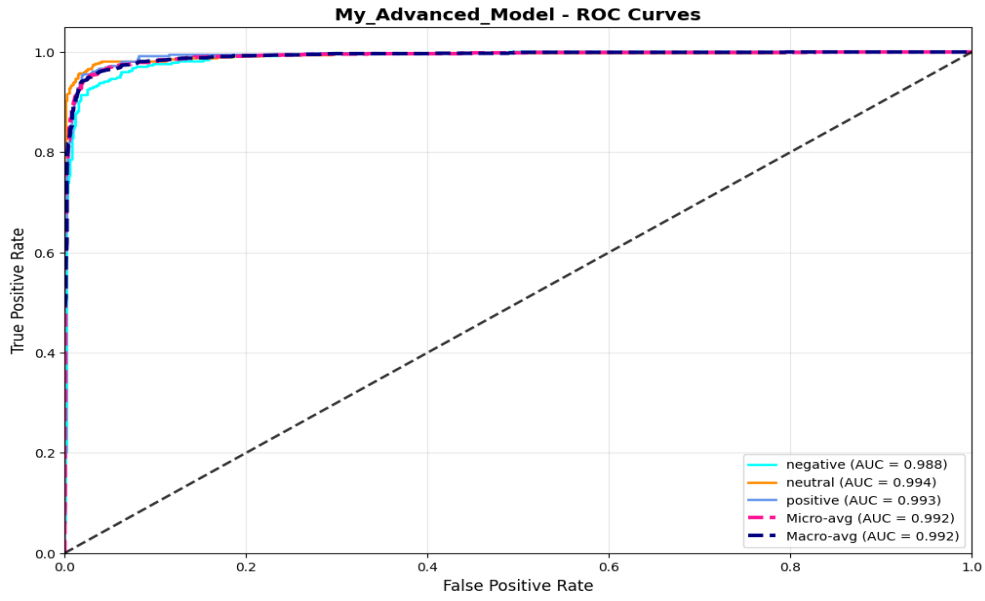
Şekil 4-22 Video Verisi Eğitim Doğruluğu - Ensemble

Şekil 4-22’de gösterilen eğitim ve doğrulama doğruluk grafikleri incelendiğinde, eğitim doğruluğu %99’a kadar yükselirken doğrulama doğruluğunun %95 seviyesinde plato yaptığı görülmektedir. Eğitim ve doğrulama kayıpları düzenli bir şekilde azalmış, overfitting analizinde train-val farkının sabit kalması ensemble modelin düzenleme teknikleriyle güçlü bir genelleme sağladığını ortaya koymuştur.



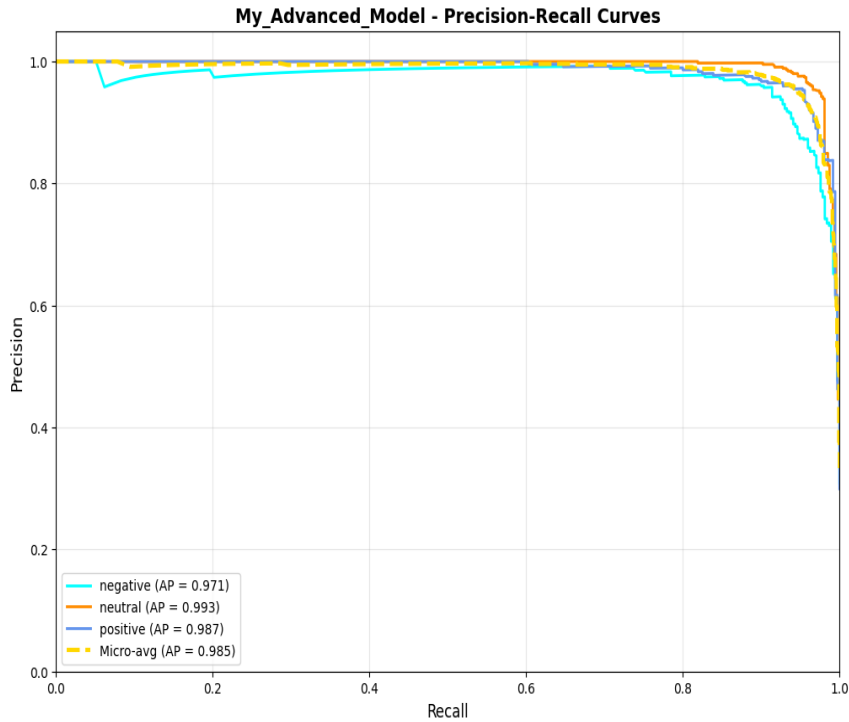
Şekil 4-23 Video Verisi Karışıklık Matrisi - Ensemble

Şekil 4-23’te görüldüğü üzere, ensemble model üç sınıfta da yüksek başarı sağlamıştır. Negatif sınıfta %94, nötr sınıfta %96 ve pozitif sınıfta %96 doğruluk oranı elde edilmiştir. Yanlış sınıflandırmaların sınıflar arasında dengeli dağıldığı ve belirgin bir yığılma olmadığı gözlenmiştir. Bu durum, modelin verilerdeki dengesizliklere karşı dayanıklı olduğunu göstermektedir.



Şekil 4-24 Video Verisi ROC Eğrileri - Ensemble

Şekil 4-24'teki ROC eğrilerine göre, negatif sınıfta AUC 0.988, nötr sınıfta 0.994 ve pozitif sınıfta 0.993 olarak gerçekleşmiştir. Makro ve mikro ortalama AUC değerlerinin 0.992 seviyelerinde olması, modelin tüm sınıflarda yüksek ayırt edici kapasiteye sahip olduğunu kanıtlamaktadır.



Şekil 4-25 Video Verisi Precision-Recall eğrileri – Ensemble

Şekil 4-25'teki PR eğrileri, ensemble modelin performansının ROC analizini desteklemektedir. Nötr sınıf AP=0.993, pozitif sınıf AP=0.987 ve negatif sınıf AP=0.971 değerlerine ulaşmıştır. Bu sonuçlar, modelin özellikle nötr sınıfı yüksek hassasiyetle tespit ettiğini göstermektedir.

Tablo 4-28 Video Verisi Sınıflandırma Tablosu – Ensemble

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.94	0.94	0.94	372
Neutral	0.96	0.96	0.96	470
Positive	0.95	0.96	0.95	360
Accuracy				1202
Macro Avg	0.95	0.95	0.95	1202
Weighted Avg	0.95	0.95	0.95	1202

Tablo 4-28'e göre precision, recall ve F1-score değerleri tüm sınıflarda %94–96 aralığında elde edilmiştir. Genel doğruluk %95.2, balanced accuracy %95.1, Cohen's kappa ve Matthews correlation coefficient değerleri ise 0.92 seviyelerindedir.

Tablo 4-29 Video Verisi Sınıf Bazında Metrikler Tablosu – Ensemble

Sınıf	Precision	Recall	Specificity	F1 Score	Support
Negative	0.9382	0.9382	0.9723	0.9382	372
Neutral	0.9638	0.9617	0.9768	0.9627	470
Positive	0.9529	0.9556	0.9798	0.9542	360

Tablo 4-29'da sınıf bazında metrikler incelendiğinde, nötr sınıf %96.3 precision ve %96.1 recall ile en yüksek başarıyı göstermiştir. Specificity değerlerinin %97–98 aralığında olması, modelin yanlış alarmları minimumda tuttuğunu ve her sınıfta sağlam bir genelleme sağladığını ortaya koymaktadır.

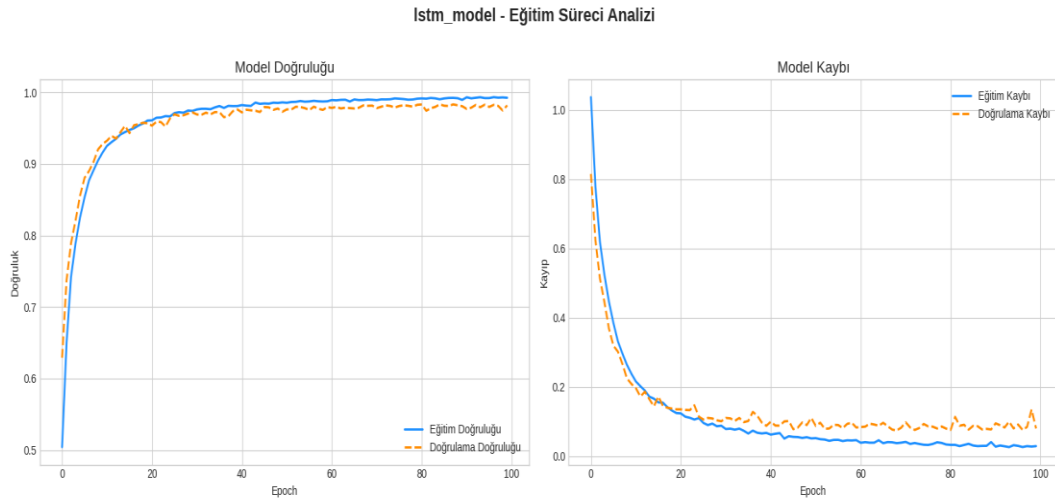
Video verisine dayalı modeller incelendiğinde, MediaPipe tabanlı klasik makine öğrenmesi yaklaşımları açıklanabilirlik açısından değerli bilgiler sağlamış ancak doğruluk oranı sınırlı kalmıştır. CNN tabanlı hibrit model, bu doğruluk oranını önemli ölçüde artırmış ve özellikle nötr sınıfın tespitinde yüksek başarı sağlamıştır. Ensemble stratejisi ile birleştirilen CNN modelleri, sınıflandırma performansında zirveye ulaşmış, %95'in üzerinde doğruluk ve dengeli sınıf dağılımları elde edilmiştir.

Elde edilen bu sonuçlar, video verisinin tek başına bile telkin koşullarının ayrıştırılmasında güçlü bir modalite olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca bu modalitenin EEG ve fizyolojik verilerle birlikte multimodal füzyon stratejilerine

entegre edilmesi, daha da yüksek doğruluk ve genellenebilirlik sağlayarak deneysel modelin bütüncül gücünü artıracaktır. Bu durum, bireylerin bilişsel ve duygusal durumlarının yapay zekâ destekli sistemlerle objektif olarak ölçülebileceğini göstermektedir.

4.5 Modalite Karşılaştırmaları ve Füzyon Etkisi

Bu bölümde EEG, fizyolojik (akıllı saat) ve video tabanlı tekil modellerin performansları ile early fusion ve late fusion yaklaşımları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Amaç, farklı modalitelerin güçlü ve sınırlı yönlerini ortaya koymak ve multimodal füzyon stratejilerinin sınıflandırma performansına etkisini değerlendirmektir. Analizlerde doğruluk (accuracy), F1-score, precision, recall, balanced accuracy, Cohen's kappa ve Matthews korelasyon katsayısı gibi temel performans metrikleri kullanılmıştır.

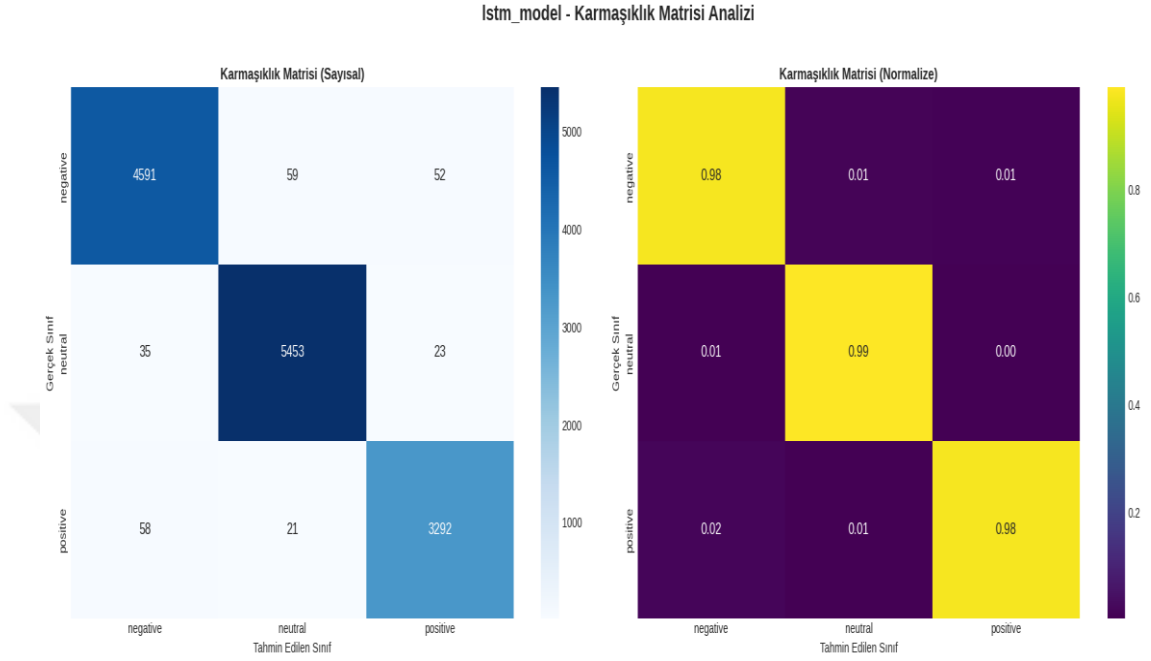


Şekil 4-26 Eğitim Doğruluk Eğrileri - Early Fusion

Şekil 4-26’da gösterilen eğitim süreci analizinde, early fusion modelinin doğruluk eğrisi kısa sürede %90 seviyesinin üzerine çıkmış ve 20. epoch’tan itibaren %98 civarında plato yaparak stabil bir hale gelmiştir. Eğitim ve doğrulama doğruluk eğrilerinin birbirine çok yakın seyretmesi, modelde aşırı öğrenme riskinin düşük olduğunu ve genelleme kabiliyetinin yüksek olduğunu göstermektedir.

Kayıp eğrileri de benzer bir denge ortaya koymuştur. Eğitim kaybı hızlı bir şekilde azalırken doğrulama kaybı da buna paralel olarak düşmüş ve 0.1 seviyesinin altına yerleşmiştir. Bu durum, modelin yalnızca eğitim verisine değil, aynı zamanda test

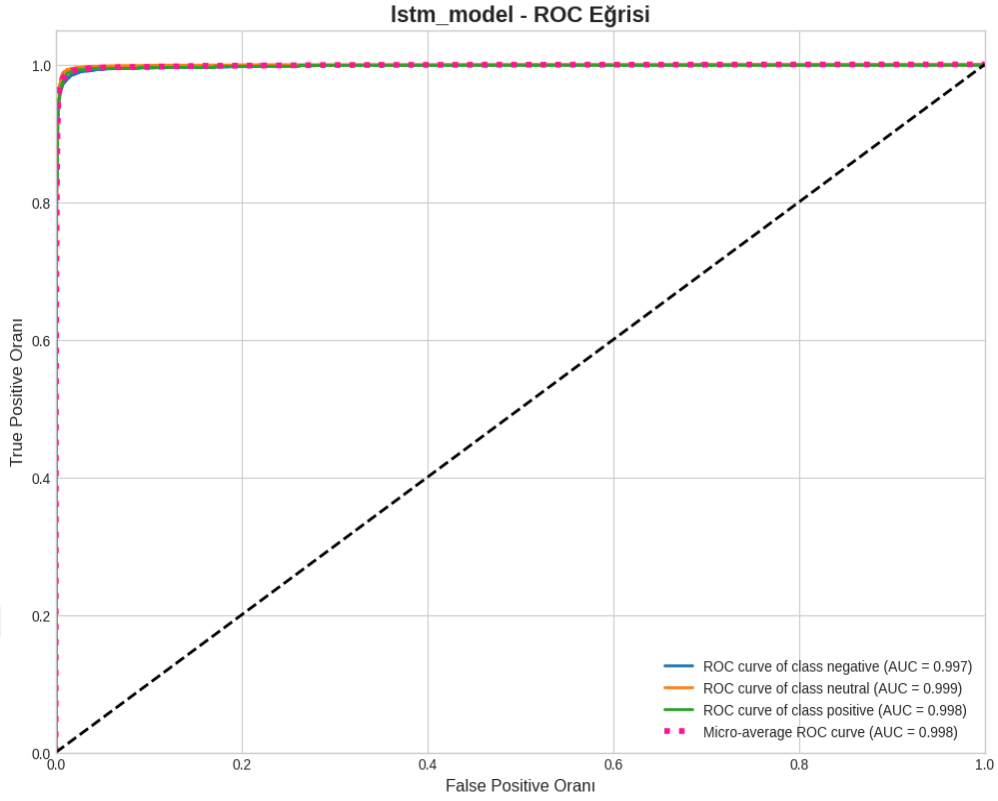
verisine de başarılı bir şekilde genelleme yaptığını ortaya koymaktadır. Sonuç olarak, early fusion modelinin multimodal verileri etkili bir biçimde birleştirerek yüksek doğruluk ve istikrarlı bir öğrenme süreci sağladığı görülmektedir.



Şekil 4-27 Karmaşıklık Matrisi - Early Fusion

Şekil 4-27’de sunulan karmaşıklık matrisi sonuçları, early fusion modelinin her üç sınıfta da yüksek doğrulukla çalıştığını ortaya koymaktadır. Negatif sınıfta doğru sınıflandırma oranı yaklaşık %98, neutral sınıfta %99 ve positive sınıfta %98 olarak gerçekleşmiştir. Yanlış sınıflandırmalar son derece düşük düzeyde (%1–2 aralığında) kalmış ve belirgin bir sınıf yığılması gözlemlenmemiştir.

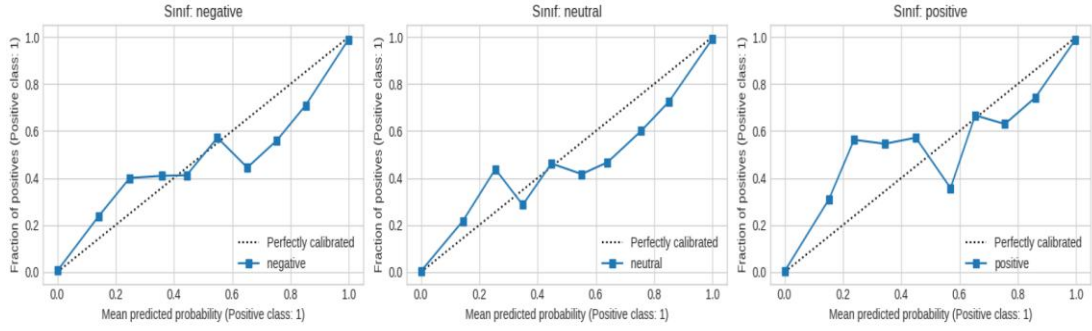
Normalleştirilmiş matris de bu tabloyu desteklemektedir. Neutral sınıf neredeyse tamamen doğru tahmin edilmiş, pozitif ve negatif sınıflarda ise yalnızca birkaç yanlış sınıflandırma kaydedilmiştir. Bu bulgular, modelin sınıflar arasında dengeli ve güvenilir tahminler ürettiğini güçlü bir şekilde kanıtlamaktadır.



Şekil 4-28 ROC Analiz Grafiği - Early Fusion

Şekil 4-28’de sunulan ROC analizi, early fusion modelinin ayırt edici gücünün neredeyse mükemmel seviyede olduğunu ortaya koymaktadır. Tüm sınıflarda AUC değerlerinin 0.997–0.999 aralığında gerçekleşmesi, modelin hem pozitif hem de negatif örnekleri yüksek doğrulukla ayırt edebildiğini göstermektedir.

Eğrilerin sol üst köşeye yakın seyretmesi, yanlış pozitif oranlarının minimumda kaldığını ve doğru pozitif oranlarının maksimum seviyeye ulaştığını işaret etmektedir. Özellikle EEG ve smartwatch verilerinin multimodal biçimde birleştirilmesiyle bu denli güçlü bir ayrıştırma performansının elde edilmesi, modelin sınıflandırma kapasitesinin yüksekliğini ve füzyon stratejisinin etkinliğini kanıtlayan önemli bir bulgudur.



Şekil 4-29 Kalibrasyon Eğrileri - Early Fusion

Şekil 4-29’da verilen kalibrasyon eğrileri, early fusion modelinin tahmin olasılıklarının güvenilirliğini ortaya koymaktadır. Özellikle neutral sınıfta olasılık dağılımlarının “perfect calibration” çizgisine oldukça yakın olduğu görülmektedir.

Negatif ve pozitif sınıflarda düşük ve orta olasılık bölgelerinde hafif sapmalar olsa da genel eğilimin çizgiye paralel ilerlemesi, modelin sınıflandırma performansının istikrarlı olduğunu göstermektedir. Bu durum, modelin yalnızca doğru sınıflandırma yapmakla kalmadığını, aynı zamanda verdiği kararların olasılık gücünü yüksek doğrulukla kalibre edebildiğini ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, modelin farklı sınıflarda güvenilir ve dengeli bir performans sergilediğinin güçlü bir göstergesidir.

Şekil 4-31 ve Şekil 4-32’de verilen sonuçlar, early fusion modelinin performans metriklerini ayrıntılı olarak ortaya koymaktadır. Modelin elde ettiği accuracy %98.6, macro-F1 %98.5 ve balanced accuracy %98.5 değerleri, multimodal sınıflandırma için oldukça yüksek ve tutarlı bir performansa işaret etmektedir. Matthews korelasyon katsayısı (0.97) ve Cohen’s kappa (0.97) skorları, modelin rastlantısal tahminlerden uzak, istatistiksel olarak güvenilir ve sağlam bir performans sergilediğini kanıtlamaktadır.

Tablo 4-30 Early Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri

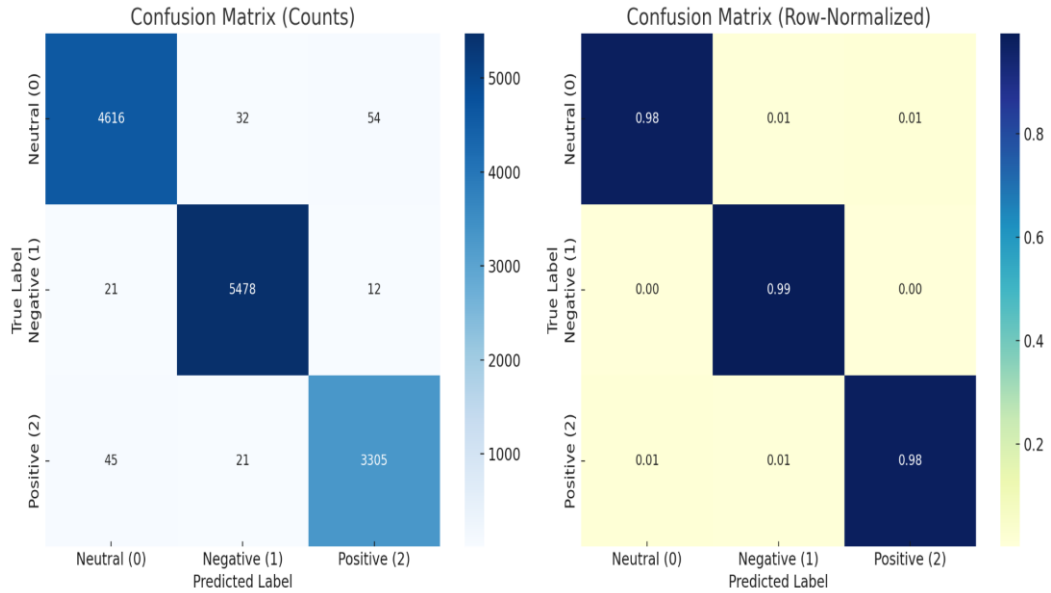
Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.98	0.98	0.98	4702
Neutral	0.99	0.99	0.99	5511
Positive	0.98	0.98	0.98	3371

Özellikle Tablo 4-30’da sınıf bazlı değerlere bakıldığında, neutral sınıfın precision ve recall değerlerinin %99 seviyesine ulaştığı, negative ve positive sınıfların ise %98 civarında performans gösterdiği görülmektedir. Bu tablo, modelin her üç sınıfta da dengeli ve yüksek doğrulukla çalıştığını göstermektedir. Ayrıca top-2 accuracy’nin %99.8 ve top-3 accuracy’nin %100 seviyelerinde gerçekleşmesi, en kötü senaryoda dahi doğru sınıfın modelin ilk üç tahmini arasında bulunduğunu göstermektedir.

Tablo 4-31 Early Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri

Metrik Tipi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Accuracy			0.98	13,584
Macro Avg	0.98	0.98	0.98	13,584
Weighted Avg	0.98	0.98	0.98	13,584

Tablo 4-31’de ise makro ve ağırlıklı ortalama metrikleri özetlenmiş olup, her iki ortalamanın da %98 seviyesinde gerçekleşmesi, modelin hem sınıflar arasında dengeli performans gösterdiğini hem de örnek sayısı farklılıklarına karşı sağlam bir genelleme yapabildiğini ortaya koymaktadır. Bu bulgular, early fusion yaklaşımının multimodal veri setlerinde sınıflandırma başarısını maksimuma çıkardığını güçlü bir şekilde kanıtlamaktadır.



Şekil 4-30 Karmaşıklık Matrisi - Late Fusion

Şekil 4-30’da gösterilen karmaşıklık matrisi, late fusion modelinin her üç sınıfta da dengeli ve yüksek doğrulukla çalıştığını ortaya koymaktadır. Neutral sınıfta 4616 örnek doğru tahmin edilmiş, yalnızca 86 örnek yanlış sınıflandırılmış ve başarı oranı %98 seviyesinde gerçekleşmiştir. Negative sınıf, en yüksek performansı sergileyerek 5478 doğru tahmine karşılık yalnızca 33 hata ile %99’un üzerinde recall değeri elde etmiştir. Positive sınıfta ise 3305 doğru tahmin ve 66 hata ile %98 doğruluk sağlanmıştır.

Yanlış sınıflandırmaların sayısının düşük ve tüm sınıflara dengeli bir şekilde dağılmış olması, modelin herhangi bir sınıfta sistematik bir sapma göstermediğini kanıtlamaktadır. Normalleştirilmiş matris incelendiğinde, tüm sınıfların %98–%99 aralığında doğru sınıflandırıldığı görülmektedir. Bu sonuçlar, late fusion modelinin multimodal verileri ayrı ayrı işleyip birleştirme sürecinde güçlü bir genelleme yeteneğine sahip olduğunu ve özellikle negative sınıfta son derece yüksek bir ayırt etme gücü sağladığını ortaya koymaktadır.

Tablo 4-32 Late Fusion Sınıf Bazlı Performans Değerleri

Sınıf	Precision	Recall	F1-Score	Support
0 (Negative)	0.9859	0.9817	0.9838	4702
1 (Neutral)	0.9904	0.9940	0.9922	5511
2 (Positive)	0.9804	0.9804	0.9804	3371

Tablo 4-33 Late Fusion Genel Performans Değerleri

Metrik Tipi	Precision	Recall	F1-Score	Support
Accuracy			0.9864	13584
Macro Avg	0.9856	0.9854	0.9855	13584
Weighted Avg	0.9864	0.9864	0.9864	13584

Tablo 4-32 ve Tablo 4-33, late fusion modelinin sınıf bazlı ve genel performans metriklerini sunmaktadır. Tablo 4-32’te görülen sınıf bazlı metriklerde precision, recall ve F1-score değerlerinin tüm sınıflarda %98-99 aralığında seyrettiği görülmektedir. Özellikle negative sınıfında precision %99.04, recall %99.40 ve F1-score %99.22 ile en yüksek başarıya ulaşılmıştır. Neutral ve positive sınıflarda da benzer şekilde yüksek ve dengeli değerler elde edilmiştir.

Tablo 4-33, modelin genel performansını göstermektedir. Accuracy, macro average ve weighted average metriklerinin tamamının %98.5-98.6 seviyelerinde olması, modelin yalnızca dengeli bir performans sergilemediğini, aynı zamanda örnek sayısı fazla olan sınıfları da kapsayacak şekilde istikrarlı ve güvenilir sonuçlar ürettiğini ortaya koymaktadır.

Bu sonuçlar, late fusion yaklaşımının tüm sınıflarda güçlü bir genelleme kabiliyetine sahip olduğunu ve sınıflar arası dengesizlikten etkilenmeden yüksek performans sunduğunu göstermektedir.

Bu bölümde gerçekleştirilen analizler sonucunda, tekil modaliteler ve füzyon stratejileri arasındaki performans farkları net bir şekilde ortaya konulmuştur. EEG, fizyolojik (akıllı saat) ve video tabanlı modellerin her biri, telkin koşullarına verilen tepkileri farklı açılardan yansıtarak sınıflandırma sürecine özgün katkılar sağlamıştır.

Tekil modalitelerden elde edilen sonuçlar incelendiğinde, fizyolojik sinyallerin en yüksek doğruluk oranına sahip olduğu görülmüştür. EDA, BVP, sıcaklık ve ivme verilerinden oluşan bu modalite %94'ün üzerinde doğruluk ve %93.9 balanced accuracy ile hem yüksek ayrıştırma kapasitesi hem de güçlü genelleme kabiliyeti sergilemiştir. EEG verileri, telkin etkisini en hızlı şekilde yansıtan modalite olmasına rağmen, bireysel farklılıklar ve sinyal gürültüsünün etkisiyle doğruluk oranı %84 seviyelerinde kalmıştır. Video tabanlı model ise yüz ifadeleri ve mikro mimiklerin doğrudan analizi sayesinde %95 doğruluk ve 0.99 AUC değerlerine ulaşarak özellikle psikolojik durumların gözlemlenmesinde önemli bir avantaj sunmuştur.

Bu tekil modaliteler, early fusion ve late fusion stratejileri ile birleştirildiğinde belirgin bir sinerji ortaya çıkmıştır. Early fusion yaklaşımı, farklı modalitelerden elde edilen özellikleri ham seviyede birleştirerek %98.6 doğruluk, %98.5 macro F1 ve %98.5 balanced accuracy değerlerine ulaşmıştır. ROC analizlerinde AUC değerlerinin 0.997–0.999 aralığında gerçekleşmesi, modelin sınıflar arasındaki ayrımı neredeyse kusursuz bir şekilde yaptığını göstermektedir. Kalibrasyon eğrileri ise modelin yalnızca doğru sınıflandırma yapmakla kalmayıp, tahmin olasılıklarını da yüksek güvenilirlikle ürettiğini doğrulamaktadır.

Late fusion yöntemi ise modalitelerin ayrı ayrı işlenip son aşamada birleştirilmesiyle gerçekleştirilmiş ve %98.6 doğruluk ile %98.5 F1-score değerlerine ulaşmıştır. Her ne kadar early fusion ile benzer bir performans sergilese de, modaliteler arası bilgi etkileşimi ham seviyede olmadığı için early fusion kadar güçlü bir sinerji sağlayamamıştır.

Genel olarak, multimodal füzyon stratejileri, tekil modalitelere göre belirgin bir üstünlük sağlamıştır. Özellikle early fusion yaklaşımı, EEG'nin telkine karşı hızlı tepkiyi yansıtan dinamik özelliklerini ve fizyolojik verilerin istikrarlı yapısını bir araya getirerek en yüksek başarıya ulaşmıştır. Bu bulgular, farklı veri kaynaklarının birlikte kullanılmasının bireylerin bilişsel ve duygusal durumlarının daha doğru, güvenilir ve kapsamlı bir şekilde sınıflandırılmasına olanak tanıdığını göstermektedir.

Bu sonuçlar, deneysel sürecin sonunda elde edilen modelin yalnızca araştırma ortamında değil, aynı zamanda klinik değerlendirme, psikolojik danışmanlık ve yapay zekâ destekli psikometrik analizler gibi gerçek dünyadaki uygulamalar için de büyük bir potansiyele sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Böylece, çalışmanın genel çerçevesinde hedeflenen multimodal yaklaşımın, gelecekteki bilimsel ve pratik çalışmalara yön verecek güçlü bir temel oluşturduğu söylenebilir.

4.6 Açıklanabilirlik Analizi ve Psikolojik Yorumlar

Geliştirilen modellerin karar mekanizmaları ve modaliteler arası etkileşimleri açıklanabilirlik teknikleri ile incelenmiş ve elde edilen bulgular psikolojik bir çerçevede değerlendirilmiştir. Modelin karar süreçleri, özellikle özellik önem sıralamaları, dikkat mekanizmaları (attention weights) ve olasılık dağılımları temelinde analiz edilmiş, her modalitenin sınıflandırma üzerindeki katkısı ayrıntılı olarak ortaya konmuştur. Böylece yalnızca performans düzeyleri değil, aynı zamanda modelin hangi bilgi örüntülerine dayanarak karar verdiği ve bu kararların psikolojik olarak nasıl anlamlandırılabilceği açıklığa kavuşturulmuştur.

Çoklu modalite verileri, telkinin (nötr, negatif, pozitif) bilişsel, duygusal ve bedensel süreçlerde eş zamanlı ve bütüncül etkiler yarattığını ortaya koymaktadır. EEG, akıllı saat (EDA, BVP, sıcaklık, ivme) ve video verileri farklı düzlemlerde bireyin telkin

durumunu yansıtmış, bu sayede deneysel protokolün tüm katmanları değerlendirilebilmiştir.

EEG verilerinin analizi, telkine verilen nörofizyolojik tepkilerin farklı fazlarda belirgin biçimde ayrıştığını göstermektedir. Beta ve Gamma bantları arasında orta–yüksek düzeyde pozitif korelasyonlar (yaklaşık $r = 0,6-0,7$) tespit edilmiş ve bu durum dikkat süreçleri ile bilişsel yükün eş zamanlı etkinleşmesiyle uyumlu bir desen olarak yorumlanmıştır. Negatif telkin fazında Delta ve Theta bant güçlerinde artış gözlenmiş, bu artış stres, kaygı ve dikkat daralmasıyla ilişkilendirilen bir yanıt örüntüsü sunmuştur. Pozitif telkin fazında ise Gamma bandındaki yükselme, motivasyon artışı ve bilişsel esneklik ile uyumlu bir aktivasyon profili ortaya koymuştur.

Bant güçlerinin dağılımlarında ağır kuyrukluluk ve özellikle Delta bandında uç değerlerin ($>3,5M$) bulunması, bireyler arası belirgin farklılıklara işaret etmektedir. Bu durum, telkine verilen nörofizyolojik tepkilerin kişisel özellikler ve öz güven düzeyleriyle ilişkili olarak değiştiğini göstermektedir. Eğitim ve doğrulama eğrileri, EEG tabanlı modelin genel örüntüyü başarıyla yakaladığını ve doğrulama eğrisinin eğitimden daha erken plato yaparak modelin aşırı öğrenmeye düşmediğini ortaya koymuştur. Karmaşıklık matrisleri incelendiğinde hataların özellikle komşu sınıflar (örneğin nötr ve negatif) arasında yoğunlaştığı görülmüş, bu da bazı katılımcıların telkin altındaki EEG imzalarının sınıf sınırlarında kayma eğilimi gösterdiğini ortaya koymuştur. Öz güven düzeyi yüksek bireylerde negatif telkin altındaki EEG sinyallerinin hızlı bir şekilde negative sınıfına kayması, EEG kanalının telkine en hızlı tepkiyi yansıtan modalite olduğunu desteklemektedir.

Akıllı saat verilerinde EDA ile sıcaklık arasında orta düzeyde korelasyon saptanmış, bu durum telkin fazları sırasında bedensel uyarılmanın düzenli bir şekilde değiştiğini göstermiştir. Ani EDA yükselmeleri, stres ve heyecan gibi duygusal tepkilerle paralel olarak artarken, BVP örüntülerindeki düzenlilik ve kalp ritmindeki değişiklikler, fizyolojik uyarılmanın telkinin yarattığı duygusal durumla ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen doğruluk ($\approx 94\%$), macro-F1 ($\approx 94\%$) ve Cohen's kappa ($\approx 0,91$) değerleri, akıllı saat verilerinin güvenilir bir şekilde telkin durumlarını ayırt edebildiğini kanıtlamaktadır. ROC analizlerinde sınıf bazında AUC değerlerinin 0,99 seviyelerine ulaşması, fizyolojik modalitenin neredeyse kusursuz bir ayırıştırma gücüne sahip olduğunu göstermektedir. İvme verilerinde yönelim duyarlılığı ve

sıcaklıkta gözlenen çok tepelilik, hem bireysel farklılıkların hem de çevresel faktörlerin sensör çıktısına yansıdığını ortaya koymuş ve telkine verilen bedensel tepkilerin yalnızca içsel durumlarla değil, çevresel koşullarla da etkileşim içinde olduğunu göstermiştir.

Video kanalında MediaPipe FaceMesh ile çıkarılan yapısal yüz özellikleri ve kare tabanlı CNN ile ensemble derin öğrenme yaklaşımları karşılaştırılmıştır. MediaPipe ile elde edilen yapısal yüz özellikleri klasik algoritmalarla işlendiğinde en dengeli sonuçlar Random Forest modeliyle elde edilmiştir. SVM ve XGBoost algoritmaları orta düzeyde kalırken, CNN ve ensemble derin öğrenme modellerinde doğruluk $\approx 95\%$ seviyesine ulaşmıştır. Mikro ve makro ölçütlerde yüksek tutarlılık sağlanmış ve ROC alanlarının $\approx 0,99$ aralığında gerçekleştiği gözlenmiştir. Negatif telkin fazında yüz kaslarının daha gergin ve donuk bir görünüme sahip olduğu, pozitif telkin fazında ise daha canlı, hareketli ve aktif kas tonusu örüntülerinin ortaya çıktığı belirlenmiştir. Video modalitesi füzyon modeline dahil edilmemekle birlikte, duygusal tepkinin dışa vurumunu sağlayarak davranışsal ve fizyolojik yorumları destekleyen tamamlayıcı bir kanal olarak önemli katkılar sunmuştur.

EEG ve fizyolojik sinyallerin birleştirilmesiyle oluşturulan early ve late fusion modelleri, doğruluk, macro-F1 ve balanced accuracy değerlerini $\approx 98\%$ seviyesine yükseltmiş ve tekil modalitelere kıyasla önemli bir performans artışı sağlamıştır. ROC analizlerinde AUC değerlerinin 0,997–0,999 aralığında olması, bu iki modalitenin birleşiminin çok güçlü bir ayırıştırma kapasitesine sahip olduğunu göstermektedir. Top-2 ve Top-3 doğruluk değerlerinin sırasıyla $99,8\%$ ve 100% seviyelerine ulaşması, modelin en kötü senaryolarda dahi doğru sınıfı ilk tahminlerinde barındırabildiğini kanıtlamaktadır. Açıklanabilirlik analizleri, modelin karar ağırlıklarının başlıca uyarılma göstergeleri olan EDA ve kalp ritmi gibi fizyolojik sinyallere ek olarak EEG'deki belirli bant aktivitelerinden beslendiğini ortaya koymuştur. Negatif telkin fazında kararların Delta ve Theta bant güçlerine, pozitif telkin fazında ise Gamma bant güçlerine dayandığı belirlenmiştir.

Psikolojik açıdan, negatif telkin dikkat daralması, kaygı artışı ve eminlik azalması ile ilişkilendirilirken; pozitif telkin motivasyon artışı, bilişsel hızlanma ve esneklik kazanımı ile bağlantılıdır. Öz güven düzeyinin orta–yüksek aralıkta kümelenmesi, negatif telkin etkilerinin ani bir çöküş yerine kontrollü bir gerileme biçiminde ortaya

ıkmasına yol amıřtır. Bu durum, bireylerin telkine karřı tamamen kırılgan olmadığını, belirli bir diren mekanizmasının devrede olduğunu gstermektedir.

Genel olarak multimodal fzyon modeli, yalnızca sınıflandırma başarısını artırmakla kalmamıř, bireylerin telkine verdikleri biliřsel, duygusal ve fizyolojik tepkilerin btncl bir haritasını ıkararak psikolojik srelerin derinlemesine anlařılmasına olanak tanımıřtır. Bu sonular, gelecekte psikoloji ve yapay zekâ temelli uygulamalarda multimodal yaklařımların nemini ve potansiyelini vurgulayan gl bir katkı sunmaktadır.



BÖLÜM X

5. BULGULAR VE TARTIŞMA

Davranışsal çıktılar incelendiğinde, telkine duyarlı belirgin bir desen ortaya çıkmaktadır. Negatif telkin fazında puzzle performanslarında belirgin düşüşler gözlenmiş, dikkat performansında ise küçük değişimler ortaya çıkmıştır. Bu fazda katılımcılar daha temkinli ve çekingen kararlar verirken, riskten kaçınma eğilimi artmış ve karar eminliği azalmıştır. Ancak bu kararların doğruluk oranları her zaman yüksek olmamış, bazı durumlarda düşük güvenle yapılan doğru kararlar ve yüksek güvenle yapılan hatalı kararlar gözlenmiştir. Pozitif telkin fazında hız ve bilişsel esneklik belirgin şekilde artmış, puzzle görevlerinde strateji üretimi ve akıcılık güçlenmiştir. Artan kendinden eminlik ise her zaman doğruluk artışıyla paralel ilerlememiş; bazı görevlerde analitik denetimin zayıflamasıyla birlikte katılımcılar yüksek güvenle hatalı kararlar vermiştir. Bellek ve problem çözme ölçümleri, fazlar arasında görece stabil kalmış ve kısa süreli telkin manipülasyonlarına karşı daha dirençli bir yapı sergilemiştir. Katılımcıların başlangıç öz güven düzeylerinin çoğunlukla orta ve yüksek aralıkta yoğunlaşması, pozitif telkin altında performans artışlarının daha belirgin, negatif telkin altında ise düşüşlerin sınırlı ölçekte kalmasına zemin hazırlamıştır. Bu durum, öz güvenin telkinin performans üzerindeki etkisini düzenleyici bir rol oynadığını göstermektedir.

Modaliteler arası karşılaştırmada, fizyolojik uyarılmaya dayalı belirteçlerin telkin fazlarını ayırt etmede en tutarlı ve güvenilir kaynak olduğu görülmektedir. Empatica Embrace Plus cihazından elde edilen EDA, BVP, sıcaklık ve ivme verileriyle oluşturulan akıllı saat modelinin yüksek doğruluk ve güçlü kalibrasyon değerleri üretmesi, özellikle nötr fazın güvenli biçimde ayrılmasına katkı sağlamıştır. ROC analizlerinde AUC değerlerinin 0.99 seviyelerine ulaşması, fizyolojik modalitenin neredeyse kusursuz bir ayırıştırma gücüne sahip olduğunu göstermektedir. EEG verileri telkine hızlı tepki vermesi açısından kritik bir modalite olmakla birlikte, birey içi ve bireyler arası varyansın yüksekliği ile ağır kuyruklu dağılımlar nedeniyle tek başına kullanıldığında dalgalı bir performans sergilemiştir. Bununla birlikte negatif

telkin sırasında Delta ve Theta bantlarında gözlenen artış, pozitif telkin sırasında ise Gamma bandındaki yükseliş, davranışsal ve bedensel göstergelerle uyumlu bir nörofizyolojik profil ortaya koymuştur. Video modalitesi ise mikro ifade ve kas tonusu değişimlerini yakalayıp duygusal tonun görünür kılınmasında önemli bir rol üstlenmiştir. MediaPipe tabanlı klasik makine öğrenmesi algoritmalarında en dengeli sonuçlar Random Forest modeliyle elde edilirken, kare tabanlı CNN ve ensemble derin öğrenme modelleri çok daha yüksek doğruluk ve sınıf dengesi sağlamıştır. Ancak video modalitesi tek başına en yüksek ayırt edicilik düzeyine ulaşamamış, daha çok tamamlayıcı bir kanal olarak katkı sunmuştur.

Füzyon analizleri, EEG ve akıllı saat sinyallerinin birbirini tamamlayıcı niteliklerini açıkça ortaya koymaktadır. Early fusion ve late fusion stratejileri sayesinde modaliteler bir araya getirildiğinde, tekil modellerde görülen sınırlamalar büyük ölçüde giderilmiş ve sınıflandırma performansında belirgin bir artış sağlanmıştır. Özellikle nötr fazın ayrımı belirgin şekilde iyileşmiş, pozitif fazda ise yüksek uyarılmanın model tarafından güven sinyali olarak yakalandığı görülmüştür. Bununla birlikte pozitif telkin fazında gözlenen yüksek güven, her durumda davranışsal doğrulukla örtüşmemiş ve görev bağlamına göre değişkenlik göstermiştir. Açıklanabilirlik çıktılarında, modelin karar ağırlıklarının EDA, kalp ritmi, dikkat ve hız göstergelerinde yoğunlaştığı, EEG katkısının ise hızlı fakat bireysel farklılıklara daha duyarlı bir yapı sergilediği belirlenmiştir. Bu durum, fizyolojik verilerin genel ve istikrarlı bir temel sağladığını, EEG'nin ise telkine verilen ani bilişsel tepkileri yakalayıp modele dinamik bir boyut eklediğini göstermektedir.

Genel değerlendirme sonucunda, yalnızca öz güven ölçeklerinden elde edilen puanların başarıyı ve telkin etkisini tam olarak yansıtmadığı anlaşılmaktadır. Performans ölçütleri, EEG sinyalleri ve fizyolojik belirteçlerin bir arada değerlendirilmesi, öz güven ve başarı ilişkisini çok daha kapsamlı ve doğru bir şekilde ortaya koymuştur. Multimodal yapı sayesinde bireylerin davranışsal, bedensel ve nörofizyolojik tepkileri eş zamanlı olarak analiz edilmiş, telkine verilen yanıtların çok katmanlı bir haritası oluşturulmuştur. Bu bütüncül yaklaşım, öz güvenin başarı üzerindeki etkisinin yalnızca subjektif değerlendirmelerle değil, objektif verilerle de ortaya konabileceğini ve gelecekte psikolojik araştırmaların bu yönde ilerlemesi gerektiğini göstermektedir.

BÖLÜM VI

6. SINIRLILIKLAR

Bu araştırmada elde edilen bulgular öz güven ve başarı arasındaki ilişkiyi çok boyutlu bir perspektiften incelemekte ve önemli katkılar sunmaktadır. Ancak çalışmanın yorumlanmasında dikkate alınması gereken bazı sınırlılıklar bulunmaktadır. Öncelikle, araştırmaya katılan örneklem sayısının görece düşük olması, bulguların genellenebilirliğini sınırlamaktadır. Daha büyük ve demografik olarak çeşitlendirilmiş örneklemle yapılacak çalışmalar, bu ilişkinin farklı yaş, kültür ve öz güven düzeylerinde nasıl değiştiğine dair daha güçlü sonuçlar sunacaktır.

İkinci olarak, katılımcıların öz güven düzeyleri yalnızca iki temel ölçek (benlik saygısı ve öz yeterlik) aracılığıyla ölçülmüştür. Bu ölçekler, öz güvenin belirli boyutlarını yakalamada değerli olmakla birlikte, bu karmaşık psikolojik yapının tüm yönlerini kapsamak için yeterli değildir. Ayrıca, kullanılan Genelleştirilmiş Öz-Yeterlik Ölçeği, orijinal on maddelik formun anlam bütünlüğü korunarak Türkçeye çevrilmiş sekiz maddelik kısa versiyonudur; bu durum sonuçların yorumlanmasında dikkate alınmalıdır. Öz güvenin çok katmanlı doğası göz önüne alındığında, yalnızca bu iki ölçeğe dayalı bir değerlendirme bireylerin öz güven düzeylerini tam olarak ortaya koyamamaktadır. Dolayısıyla, çalışmada elde edilen öz güven verileri, genel bir eğilimi göstermekle birlikte kesin bir yargı olarak kabul edilmemelidir.

Üçüncü olarak, fizyolojik ve nörobilişsel verilerin yorumlanmasında teknik sınırlılıklar mevcuttur. EEG sinyalleri bireyler arası yüksek varyans ve gürültü içerebilmekte, bu da model performansında dalgalanmalara yol açmaktadır. Benzer şekilde, akıllı saatten elde edilen EDA, BVP, sıcaklık ve ivme verileri çevresel faktörlerden etkilenebilmektedir. Video verilerinde ise yüz ifadelerindeki bireysel farklılıklar ve mikro ifadelerin tespitindeki güçlükler, yorumların genellenebilirliğini kısıtlamaktadır.

Son olarak, tez kapsamında kullanılan yapay zeka modellerinin eğitimi için veri dengesizlikleri ve sınıf farklılıkları tamamen giderilememiştir. Özellikle pozitif telkin fazında yüksek uyarılma durumlarının sınıflandırılması, modelin doğru şekilde ayrıştırma yapmasını zorlaştırmıştır. Bu durum, elde edilen sonuçların dikkatle yorumlanması gerektiğini göstermektedir.

Bu sınırlılıklar dikkate alındığında, araştırmadan elde edilen bulguların bağlayıcı sonuçlar olarak değil, gelecekte yapılacak daha kapsamlı araştırmalar için bir temel ve yol gösterici bir çerçeve olarak değerlendirilmesi uygun olacaktır. Daha geniş örneklemeler, kapsamlı psikometrik ölçümler ve teknik açıdan daha rafine veri toplama yöntemleriyle gerçekleştirilecek araştırmalar, öz güven ve başarı ilişkisini çok daha güçlü ve kesin bir şekilde ortaya koyabilecektir.

BÖLÜM VII

7. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Deneysel bulgular, öz güven ile başarı arasındaki ilişkinin yalnızca davranışsal çıktılarla değerlendirmenin yetersiz olduğunu, bu ilişkinin nörobilişsel ve fizyolojik verilerle birlikte ele alınması gerektiğini ortaya koymuştur. Öz güvenin dinamik, çok katmanlı ve bağlama duyarlı bir yapı sergilediği görülmüştür. Negatif telkin koşullarında karar eminliğinde azalma ve riskten kaçınma davranışları gözlenirken, puzzle performansında belirgin düşüşler ortaya çıkmıştır. Buna karşılık, dikkat ve hız performansında düşüş yerine sınırlı artışlar kaydedilmiştir. Pozitif telkin koşullarında motivasyon, hız ve bilişsel esneklik artarken, puzzle performansında da toparlanma ve strateji üretiminde yükselme görülmüştür. Ancak yüksek öz güven her zaman yüksek doğrulukla örtüşmemiş; bazı durumlarda analitik denetimin zayıflamasıyla hatalı kararların yüksek eminlikle verilmesine neden olmuştur. Bu durum, öz güvenin yalnızca performansın bir sonucu değil, karar süreçlerini düzenleyen bağımsız bir mekanizma olduğunu göstermektedir.

Davranışsal bulgulara göre, negatif telkin fazında puzzle görevlerinde performans düşüşü gözlenmiştir. Dikkat performansında anlamlı bir azalma yerine sınırlı değişimler meydana gelmiştir. Pozitif telkin fazında ise strateji üretimi, hız ve problem çözme akıcılığında artış saptanmıştır. Bellek ve problem çözme görevleri fazlar arasında görece stabil kalmıştır. Katılımcıların başlangıç öz güven düzeylerinin orta-yüksek aralıkta yoğunlaşması, pozitif telkin altında performans artışlarının daha belirgin, negatif telkin altında ise düşüşlerin sınırlı olmasına zemin hazırlamıştır.

Modaliteler arası analizler, fizyolojik verilerin (EDA, BVP, sıcaklık, ivme) telkin fazlarını ayırt etmede en güvenilir kaynak olduğunu ortaya koymuştur. Empatica Embrace Plus cihazı ile toplanan verilerle oluşturulan model, %94 doğruluk ve 0.99 AUC değerleriyle yüksek performans sergilemiştir. EEG verileri telkine hızlı tepki verme açısından kritik bir modalite olsa da, bireysel farklılıklar ve gürültü nedeniyle tek başına stabil sonuçlar üretmemiştir. Negatif telkin koşulunda Delta ve Theta

bantlarındaki artış, pozitif telkinde ise Gamma bandındaki yükseliş, davranışsal ve fizyolojik göstergelerle uyumlu bir profil ortaya koymuştur. Video modalitesi, yüz ifadeleri ve mikro mimikler üzerinden duygusal tepkilerin gözlemlenmesine olanak sağlamış; CNN ve ensemble modellerle %95 doğruluk elde edilmiştir. Ancak bu modalite tek başına en yüksek ayırım gücüne ulaşamamıştır.

Modalitelerin birlikte değerlendirildiği füzyon analizlerinde, EEG ve akıllı saat verilerinin birbirini tamamlayıcı etkileri belirginleşmiştir. Early fusion yaklaşımıyla doğruluk %98.6'ya ulaşmış ve modelin yüksek güvenilirlik ile genelleme kabiliyeti sergilediği görülmüştür. Late fusion yaklaşımı da benzer sonuçlar üretmiş, ancak early fusion hafif bir üstünlük sağlamıştır. Bu bulgu, multimodal yaklaşımın telkine verilen farklı tepkileri eş zamanlı ve bütüncül biçimde yakalayabildiğini göstermektedir.

Psikolojik açıdan, uyarılma düzeyi ile performans arasında ters-U biçimli bir ilişki gözlenmiştir. Düşük uyarılmada motivasyon eksikliği ve edilginlik; orta düzeyde en verimli dikkat ve stratejik kontrol; yüksek uyarılmada ise bilişsel gürültü ve hatalı karar riskinin arttığı saptanmıştır. Pozitif telkin motivasyonu artırırken, aşırı uyarılma durumunda denetimsiz kararlar ortaya çıkmıştır. Negatif telkin ise tehdit algısını yükselterek puzzle gibi görevlerde performans düşüşüne yol açmıştır.

Açıklanabilirlik analizleri, modelin kararlarının ağırlıklı olarak fizyolojik göstergelere dayandığını ortaya koymuştur. EEG verilerinde negatif telkin fazında Delta ve Theta, pozitif telkin fazında ise Gamma bantlarının en belirleyici sinyaller olduğu görülmüştür. Video verileri, duygusal tepkilerin gözlemlenmesine katkıda bulunarak yorumlamaya görsel bir boyut kazandırmıştır.

Sonuç olarak, yalnızca öznel beyanlara dayalı değerlendirmeler öz güvenin doğasını anlamada yeterli değildir. Eğitim, terapi ve performans geliştirme süreçlerinde davranışsal, fizyolojik ve nörobilişsel verilerin birlikte değerlendirildiği bütüncül yaklaşımlar benimsenmelidir. Negatif telkinin olumsuz etkilerini azaltmak amacıyla nefes egzersizleri, biyogeribildirim ve gevşeme tekniklerinden yararlanılabilir. Pozitif telkin stratejileri ise hedef belirleme ve hata yönetimi yaklaşımlarıyla desteklenmelidir. Deney sonunda katılımcılara uygulanan manipülasyonun amacı ve içeriği ayrıntılı biçimde açıklanmış, yanlış yönlendirici bilgilendirmelerin yalnızca deneysel amaç taşıdığı belirtilmiştir. Katılımcılara süreç boyunca gösterdikleri çaba

iin teŖekkr edilmiŖ, deneyin psikolojik etkilerini en aza indirmek amacıyla kısa bir rahatlatma (debriefing) grŖmesi yapılmıŖtır.

Gelecekteki araŖtırmalarda daha geniŖ ve dengeli rneklerle kltrel ve demografik farklılıkların incelenmesi; EEG ve fızıyolojik verilerde grltye dayanıklı n iŖleme yntemlerinin geliŖtirilmesi; ayrıca multimodal veriyi iŖleyebilen, aıklanabilir derin ğrenme modellerinin kullanılması nerilmektedir. Bu yaklaŖım, z gvenin karar eŖiėi, risk alma ve dikkat ynetimi gibi srelerdeki roln daha kapsamlı biimde ortaya koyacaktır.



8. KAYNAKÇA

- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84(2), 191–215. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>
- Briden, M., & Norouzi, N. (2022). WaveFusion: A deep learning framework for EEG-based confidence detection. *IEEE Transactions on Affective Computing*. Advance online publication.
- Carney, D. R., Cuddy, A. J. C., & Yap, A. J. (2010). Power posing: Brief nonverbal displays affect neuroendocrine levels and risk tolerance. *Psychological Science*, 21(10), 1363–1368. <https://doi.org/10.1177/0956797610383437>
- Dunning, D., & Kruger, J. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(6), 1121–1134. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.77.6.1121>
- Honick, T., & Broadbent, J. (2016). The influence of academic self-efficacy on academic performance: A systematic review. *Educational Research Review*, 17, 63–84. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2015.11.002>
- Hughes, B. L. (2007). Psychophysiological effects of performance feedback in college students. *Journal of Behavioral Medicine*, 30(1), 63–72.*
- Kasano, H., Takahashi, K., & Nakadai, K. (2019). Multimodal confidence estimation based on speech and head motion in human–robot interaction. *Robotics and Autonomous Systems*, 121, 103264.*
- Levitan, R., Maredia, A., & Hirschberg, J. (2016). Acoustic-prosodic indicators of confidence in speech. In *Interspeech 2016* (pp. 2008–2012). ISCA. <https://doi.org/10.21437/Interspeech.2016-737>
- Li, Q., Wang, H., & Zhou, Z. (2025). EEG-based decision confidence estimation using DenseNet with channel attention. *Neural Networks*. Advance online publication.
- Lichtenstein, S., & Fischhoff, B. (1977). Do those who know more also know more about how much they know? *Organizational Behavior and Human Performance*, 20(2), 159–183. [https://doi.org/10.1016/0030-5073\(77\)90001-0](https://doi.org/10.1016/0030-5073(77)90001-0)
- Lumosity. (2025). *Lumosity cognitive training games*. Retrieved from <https://www.lumosity.com>
- Moore, D. A., & Healy, P. J. (2008). The trouble with overconfidence. *Psychological Review*, 115(2), 502–517. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.115.2.502>
- Moore, D. A., & Schatz, D. (2017). The three faces of overconfidence. *Social and Personality Psychology Compass*, 11(8), e12331. <https://doi.org/10.1111/spc3.12331>

Moritz, S. E., Feltz, D. L., Fahrbach, K. R., & Mack, D. E. (2000). The relation of self-efficacy measures to sport performance: A meta-analytic review. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 71(3), 280–294. <https://doi.org/10.1080/02701367.2000.10608908>

Mujahid, S., Anwer, R. M., & Kim, H. (2023). A multimodal deep learning model for confidence estimation from human behavior videos. *Pattern Recognition Letters*, 165, 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2022.12.009>

Robbins, S. B., Lauver, K., Le, H., Davis, D., Langley, R., & Carlstrom, A. (2004). Do psychosocial and study skill factors predict college outcomes? A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 130(2), 261–288. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.130.2.261>

Schwarzer, R., & Jerusalem, M. (1995). Generalized Self-Efficacy Scale. In J. Weinman, S. Wright, & M. Johnston (Eds.), *Measures in Health Psychology: A User's Portfolio. Causal and Control Beliefs* (pp. 35–37). Windsor, UK: NFER-NELSON.

Vancouver, J. B., Thompson, C. M., Tischner, E. C., & Putka, D. J. (2002). Two studies examining the negative effect of self-efficacy on performance. *Journal of Applied Psychology*, 87(3), 506–516. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.87.3.506>