

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BIYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DİFERANSİYEL ENTROPİ YÖNTEMİ KULLANILARAK
EEG VERİLERİNDEN DUYGU TANIMA VE
SINIFLANDIRMA**

**Hazırlayan
Ali TATLI**

**Danışman
Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI**

Yüksek Lisans Tezi

**Temmuz 2024
KAYSERİ**

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DİFERANSİYEL ENTROPİ YÖNTEMİ KULLANILARAK
EEG VERİLERİNDEN DUYGU TANIMA VE
SINIFLANDIRMA

(Yüksek Lisans Tezi)

Hazırlayan
Ali TATLI

Danışman
Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

Temmuz 2024
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Ali TATLI

“Diferansiyel Entropi Yöntemi Kullanılarak EEG Verilerinden Duygu Tanıma Ve Sınıflandırma” adlı Yüksek Lisans tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Hazırlayan

Ali TATLI

Danışman

Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

Biyomedikal Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Semra İÇER

Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI danışmanlığında **Ali TATLI** tarafından hazırlanan “**Diferansiyel Entropi Yöntemi Kullanılarak EEG Verilerinden Duygu Tanıma Ve Sınıflandırma**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Biyomedikal Mühendisliği** Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

...../...../.....

JÜRİ:

Danışman : Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

Üye : Doç. Dr. Mehmet Çağrı SOYLU

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Ramazan ALDEMİR

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun tarih vesayılı kararı ile onaylanmıştır.

...../...../.....

Prof. Dr. Emel KIZILKAYA AYDOĞAN

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Mezuniyetimden yıllar sonra tekrar birlikte çalışmak ve akademik kariyerime ışık tutması şerefine eriştiğim pek kıymetli danışmanım Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI'ya teşekkürlerimi sunarım. Lisans eğitimi günlerimden şu ana kadar gerek bilimsel gerek d ş nsel katkıları tartışılmaz, yadsınamaz ve  denemezdir.

İlk yařlarımdan beri model almakta  aresiz kaldığım ve kalacağım, ufkumun  tesine ışık tutan pek kıymetli ađabeyim, Dr.  đr.  yesi Mehmet TATLI'ya tez  alışmasına katkı ve desteđinden dolayı teşekkürlerimi sunarım.

Tecr belerinden istifade ettiđim, tezi yazmamda katkılarını esirgemeyen ve yol g steren pek kıymetli dostum, kardeřim Dr.  đr.  yesi  kkeř G kalp S KMEN'e teşekkürlerimi sunarım.

Erciyes  niversitesi ailesinin bir ferdi olmaktan kıvan  duymaktayım.  zerimde emeđi olan ve beni bug nlere taşıyan t m hocalarıma teşekkürlerimi sunarım.

Eđitim hayatım boyunca bana destek olan ve sabır g steren anneme ve babama, en derin hissiyatımla teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez  alışmasını g l ş nde g ller a an ve hep řakacı kiřiliđiyle hatırlayacağım pek kıymetli ađabeyim S leyman Fevzi S KMEN'e ithaf ediyor ve rahmetle anıyorum.

Ali TATLI
Temmuz 2024, Kayseri

DİFERANSİYEL ENTROPİ YÖNTEMİ KULLANILARAK EEG VERİLERİNDEN DUYGU TANIMA VE SINIFLANDIRMA

Ali TATLI

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Temmuz 2024
Danışman: Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

ÖZET

Bu çalışmada, Elektroensefalografi (EEG) sinyalleri üzerinde diferansiyel entropi yaklaşımından yararlanılarak duygu tespiti için kurulan bir model geliştirilmiş ve GAMEEMO veri seti örneği olarak sunulmuştur. Duygusal durumların karmaşık doğası gereği geleneksel duygu sınıflandırma yaklaşımları yüksek hassasiyet elde etmekte sıklıkla başarısız olmaktadır. Çalışma, sınıflandırma işleminin doğruluğunu artırmak için makine öğrenimi algoritmalarıyla birlikte gelişmiş sinyal işleme tekniklerini içermektedir. Çeşitli duygusal durumlarla ilişkilendirilmiş karmaşık EEG verileri doğru bir şekilde anlamlı bilgiye dönüştürmek üzere diferansiyel entropi yaklaşımından yararlanılmıştır. GAMEEMO'nun havacılık uygulamalarında kullanılabilecek veri seti özelliklerine sahip oluşu ve içerdiği özellikler nedeniyle duygusal durumların doğru bir şekilde izlenmesini gerektiren alanlarda geniş kullanışlılığı bulunması nedeniyle çalışma konu olmuştur. Diferansiyel entropiden yararlanılarak geliştirilen sınıflandırma modeli %99.70 seviyesinde bir sınıflandırma başarısı elde ederek daha karmaşık teknikleri geride bırakmayı başarmıştır. Araştırma bulguları, çalışmada önerilen yaklaşımın EEG tabanlı duygu tanımada gürbüz bir çözüm modeli olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yaklaşımın beyin-bilgisayar arayüzü (BCI), zihinsel sağlık izleme, uyarlanabilir öğrenme sistemleri ve havacılık gibi çeşitli alanlarda potansiyeli olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Diferansiyel entropi, EEG duygu tanıma, Çapraz doğrulama, Sinyal işleme, Optimizasyon, Havacılıkta insan faktörleri

EMOTION RECOGNITION AND CLASSIFICATION FROM EEG DATA USING DIFFERENTIAL ENTROPY METHOD

Ali TATLI

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Master Thesis, July 2024

Supervisor: Prof. Dr. Mahmut TOKMAKÇI

ABSTRACT

In the present study, we put forth a methodology for emotion recognition using electroencephalography (EEG) signals, with a focus on the significant role of differential entropy as a feature and the evaluation conducted on the GAMEEMO dataset. Achieving high precision in traditional emotion identification systems proves challenging due to the intricate and nuanced nature of emotional states. The improvement of classification accuracy is achieved through the utilization of sophisticated signal processing techniques in conjunction with machine learning algorithms. By employing differential entropy, we were able to precisely quantify the intricacy and fluctuation of EEG data connected to diverse emotional states. The GAMEEMO dataset displays similarities to datasets utilized in aviation applications, pointing to its wider usefulness in domains that mandate precise monitoring of emotional states. The accuracy of our simplified classification model, which was developed using the differential entropy method, reached an impressive 99.70%. The performance of this model outshined that of more intricate techniques. The research findings demonstrate that our method serves as a reliable solution for EEG-based emotion recognition. This approach demonstrates potential in a multitude of fields including human-computer interface (BCI), mental health monitoring, adaptive learning systems, and aviation.

Keywords: Differential entropy, EEG emotion recognition, Cross-validation, Singnal processing, Optimization, Human factors in aviation

İÇİNDEKİLER

EEG VERİLERİNDEN DUYGU TANIMA VE SINIFLANDIRMADA FREKANS BANDLARININ ETKİSİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK.....	iii
KABUL VE ONAY	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ÖZET.....	vi
ABSTRACT.....	vii
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	x
TABLolar LİSTESİ.....	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ	xii
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR ÇALIŞMASI

1.1. Araştırmanın Konusu ve İçeriği	2
1.2. Araştırma Temeli	3
1.2.1. Elektroensefalografi ile Duygu Tanıma	4
1.2.2. Duygular ve Havacılık	4

2. BÖLÜM

YÖNTEM VE MATERYAL

2.1. GAMEEMO Veri Seti.....	6
2.2. Özellik Çıkarma	8
2.2.1. Band Geçiren Filtreleme İşlemi	8

2.2.2. Diferansiyel Entropi.....	9
2.3. Sınıflandırma Modeli.....	11
2.4. Sınıflandırma Modelinin Gürbüzlüğü	12
2.4.1. Gauss Gürültü Eklenmesi	12
2.4.2. κ -kat çapraz doğrulama	16

3. BÖLÜM

BULGULAR

4. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER

4.1. Benzer Çalışmalar	21
4.2. Yapılan Çalışma	22
KAYNAKÇA	24
EKLER.....	28
ÖZGEÇMİŞ.....	32

KISALTMALAR

<u>Sembol</u>	<u>Anlamı</u>
BCI	Beyin-biçisayar arayüzü
DE	Diferansiyel entropi
EEG	Elektroensefalogram
ROC	Alıcı işlem karakteristikleri



TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1.	GAMEEMO veri seti özellikleri	7
Tablo 3.1.	Min-Max Çapraz Doğrulama Ortalama Değerler	18
Tablo 3.2.	Z-Skor Çapraz Doğrulama Ortalama Değerler	19
Tablo 3.3.	[31] çalışma skorları.....	21
Tablo 3.4.	[31] karşılaştırma skorları	21
Tablo 3.5.	[32] karşılaştırma skorları	22
Tablo Ek 1.	Tek çıktı etiketli Min-Max ROC Analizi	28
Tablo Ek 2.	One-hot etiketli Min-Max ROC Analizi	29
Tablo Ek 3.	Tek çıktı etiketli Z-skor ROC Analizi	30
Tablo Ek 4.	One-hot etiketli Z-skor ROC Analizi.....	31

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1.	Sınıflandırma süreci akış diyagramı.....	6
Şekil 2.2.	Kanal sensör konumları [20].....	9
Şekil 2.3.	Filtrelerin frekans cevabı.....	16
Şekil 2.4.	Sinyal $N(0,0.5)$ gürültü etkisi.....	6
Şekil 2.5.	Sinyal $N(0,1.5)$ gürültü etkisi.....	9
Şekil 2.6.	Sinyal $N(0,2)$ gürültü etkisi.....	16
Şekil 2.7.	Sinyal $N(0,3)$ gürültü etkisi.....	6
Şekil 2.8.	Sinyal $N(0,4)$ gürültü etkisi.....	9
Şekil 2.9.	Sinyal $N(0,5)$ gürültü etkisi.....	16
Şekil 2.10.	Çalışmada kullanılan 3-katlı çapraz doğrulama.....	16

GİRİŞ

EEG insan duygu ve düşüncelerinin doğrudan kaynağından yani beyinden elde edilmesi bakımından vücudun ikincil bölümlerinden elde edilen dolaylı tepkilerinin ölçümüne kıyasla öncelikli bulunmaktadır. Kaynağın doğrudan tetkik edilmesi dolaylı ölçümlerde tepkilerin diğer vücut bölümlerine aktarılmasında oluşabilecek fizyolojik hataların azalmasını ve daha sağlıklı değerlendirmelerin mümkün olabilmesine imkân sunar. Bir başka deyişle fizyolojik farklılıkların neden olabileceği ölçüm hatalarını indirgemektedir. Duygular karmaşık fizyolojik etkilere neden olmakta ve kişinin tepkilerini doğrudan etkileyebilmektedir. Bu sebeple doğru tetkik edilmesi doğru anlaşılabilirliğini mümkün kılar. Özellikle insan faktörünün sonuçlarının telafî edilemeyeceği havacılık operasyonları gibi alanlarda doğru anlaşılabilmesi hayatî önem taşımaktadır. Kişilerin operasyonlara müdâhil olduğu yani işleyiş içerisinde çeşitli fizyolojik tepkiler üreterek süreç içerisinde yer aldığı durumlar yalnızca duygusal tepkiler ürettiği durumlardan oldukça farklıdır. Bu alanda veri setlerinin halihazırda yetersizliği ve elde edilmelerinin güçlüğü neticesinde deneklerin sürece dâhil oldukları GAMEEMO veri seti benzer özellikleri göz önünde bulundurularak temel alınmakta ve tez kapsamında duygu sınıflandırma modeli önerilmektedir.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR ÇALIŞMASI

1.1. Araştırmanın Konusu ve İçeriği

Elektroensefalogram (EEG) verilerini kullanan duygu tanıma, zihinsel sağlığın değerlendirilmesi, insan-bilgisayar etkileşiminin iyileştirilmesi ve uyarlanabilir eğlence sistemlerinin geliştirilmesi gibi bir dizi uygulama için önemli sonuçları olan, gelişmekte ve popüler bir çalışma alanıdır. Elektroensefalografi (EEG), duygusal süreçlerle bağlantılı beyin aktivitesinin kesin bir ölçümünü sunduğundan, duyguların araştırılmasında çok kıymetli bir araç haline gelmiştir. EEG verilerinden insan duygularının doğru bir şekilde tespit edilmesi, kullanıcı deneyimini iyileştirebilir ve duygusal durumlara yanıt verebilecek akıllı sistemlerin oluşturulmasına yardımcı olabilir [1,2].

Havacılık sektöründe duygular, hava trafik kontrolörleri ve pilotların bilişsel işlevleri ile karar verme yeteneklerini büyük ölçüde etkilediğinden büyük önem taşımaktadır. Olumsuz duygusal koşullar, uçak operasyonlarının güvenliğini ve etkinliğini azaltabilir. Bu nedenle havacılık profesyonellerinin duygusal durumlarının izlenmesi ve yönetilmesi oldukça önem arz eder. EEG tabanlı özelliklere sahip güvenilir duygu tanımlama sistemleri oluşturmak, profesyonellerin iş refahını ve verimliliğini artırma potansiyeline sahiptir ve bunun da havacılık sektöründe güvenliğin ve etkinliğin artmasına neden olabileceği açıktır [3].

Bu alandaki etkili bir yöntem, duygusal tepkilerle bağlantılı EEG sinyallerinin karmaşık dinamiklerini doğru bir şekilde yakaladığı gösterilen diferansiyel entropi (DE) özelliklerinin kullanılmasıdır. Bilgi teorisinde temel bir terim olan diferansiyel entropi, sürekli rastgele değişkenlerle ilişkili belirsizlik veya karmaşıklık düzeyini ölçer. Bu

ölçüm, çeşitli duygusal durumlara karşılık gelen EEG verilerindeki ince dalgalanmaları doğru bir şekilde temsil etme konusunda oldukça başarılıdır. Diferansiyel entropiyi bir karakteristik olarak kullanarak, bilim insanları duygu temelli sistemlerin ilerlemesinde kritik bir faktör olan duyguları tanıma ve sınıflandırmada daha fazla doğruluk ve güvenilirlik elde edebilirler. Geleneksel güç spektrumu özellikleriyle karşılaştırıldığında diferansiyel entropinin, EEG verilerinin karmaşıklığını ve doğrusal olmayan dinamiklerini daha iyi yakaladığı ve bu verileri duygusal durumların daha hassas bir göstergesi haline getirdiği görülmektedir [4,5].

GAMEEMO veri seti, katılımcıların bir video oyunu deneyiminde sürece etkileşimli dâhil olduğu EEG kayıtlarından oluşmaktadır. Bu veri seti, özellikle hava trafik kontrolörleri ve pilotların dinamik ve duygusal açıdan zorlu koşullarda faaliyet gösterdiği havacılık sektöründe, duyguların araştırılmasındaki insan-bilgisayar etkileşimi çerçevesinde önemi ve benzerliği nedeniyle seçilmiştir [3,6]. Bu tez çalışmasında havacılık sektörü için de benzer bir durum olan bireylerin duygusal tepkilerini içeren GAMEEMO veri setini kullanarak duyguların beyindeki korelasyonlarına dair öngörüler çıkarmak amaçlanmaktadır.

Önceki araştırmalar, çeşitli EEG tabanlı uygulamalardaki diferansiyel entropinin potansiyelini vurgulamaktadır. Örneğin, Ruo-Nan Duan ve meslektaşları DE'nin duygusal durumları sınıflandırmadaki etkinliğini ortaya koyarak, EEG sinyallerinin dinamik doğasını yakalamada geleneksel frekans alanı özelliklerine göre üstünlüğünü göstermişlerdir [7]. Zhu ve Zhong elektrot kanallarını azaltmadaki faydasını gösterirken Wei Liu ve ark. bunu farklı bağlamlarda duygu tanıma için başarıyla kullanmaktadırlar [8,9].

Bu temeller üzerine inşa edilen bu çalışma, EEG tabanlı duygu tanımlamada veri ön işleme, diferansiyel entropi özellikleri ve girdi-çıkı modellerinin uygulanmasını daha fazla incelemek için GAMEEMO gibi veri setlerinden yararlanmaktadır.

1.2. Araştırma Temeli

Duygular; karar verme, sosyal bağlantılar ve bilişsel işlevler de dahil olmak üzere insan varoluşunun birçok alanında kritik bir rol oynamaktadır. Sinirbilimdeki son gelişmeler, beyindeki duygusal işleyişi destekleyen karmaşık nörolojik mekanizmalar hakkında

fikir vermiş ve elektroensefalografinin duygu tanımada güçlü bir araç olabildiği potansiyelini ortaya koymuştur. Elektroensefalografinin duygusal durumlarla ilişkili beyin aktivitesindeki değişikliklere duyarlılığı ve yüksek zamansal hassasiyeti, onu duygu tanımlama için yaygın olarak benimsenen bir araç haline getirmiştir [10].

1.2.1. Elektroensefalografi ile Duygu Tanıma

Elektroensefalografi, kafa derisi elektrotları aracılığıyla beyindeki elektriksel aktiviteyi kaydetme kapasitesi nedeniyle hem klinik hem de bilimsel durumlarda yaygın olarak kullanılan çok yönlü bir teknolojidir [11]. EEG, epilepsi ve uyku sorunları gibi nörolojik hastalıkların teşhisinde ve izlenmesinde geleneksel kullanımının ötesinde, duygu tanımlama alanında da önemli bir uygulama imkânı bulmuştur [12]. Araştırmacılar beyin elektriksel düzenlerini inceleyerek farklı duygusal durumlarla ilişkili farklı sinirsel bağlantıları inceleyebilmektedirler. Böylece, insan duygularını bilmenin ve yorumlamanın insan-bilgisayar etkileşimlerini geliştirebileceği gibi duygusal durumu anlama gibi konularda da önemli kullanımı bulunmaktadır [13]. EEG ile duygu tespiti, deneğin duygusal durumuna uyum sağlayabilen gelişmiş beyin-bilgisayar arayüzlerinin geliştirilmesinde, sanal gerçeklik ortamlarında kullanıcı deneyiminin iyileştirilmesinde, kişiselleştirilmiş sağlık hizmetlerinde ve zihinsel sağlık izlemede özellikle önem taşımaktadır [1]. Araştırmacılar, EEG verilerinin zamansal ve spektral kalıplarını analiz ederek, farklı duygusal durumlarla ilişkili altta yatan beyin süreçlerine ilişkin öngörüler elde edebilirler. Çeşitli ve karmaşık bir olgu olan duyguların, birçok beyin bölgesinin koordineli aktivasyonunu gerektirdiği, bunun da çok kanallı EEG verilerinin kullanımının doğru duygu tanıma için elzem hale getirdiği bilinmektedir [4,14].

1.2.2. Duygular ve Havacılık

Hipotalamus, amigdala ve hipokampus gibi çok sayıda ana yapıyı içeren beyin limbik sistemi, duyguların işlenmesi ve düzenlenmesindeki önemli rolü nedeniyle geniş çapta araştırılmıştır [10]. Duyguların karar verme, algılama, kişilerarası etkileşimler ve bilişsel süreçler üzerinde önemli etkileri vardır. Ayrıca bireylerin fizyolojik ve psikolojik refahını da etkilerler [15]. Olumlu ya da olumsuz olarak tanımlanabilecek duygular hem insan sağlığını hem de iş verimliliğini etkileme gücüne sahiptirler [16].

Özellikle hava trafik kontrolörlerinin ve pilotların karmaşık ve riskli operasyonlarda yer aldığı havacılık endüstrisinde, duygusal durumları izleme ve yönetme becerisi, emniyet ve performans üzerinde önemli bir etkiye sahip olabilmektedir [17]. Olumsuz duygusal durumlar pilotların bilişsel süreçlerini ve karar verme yeteneklerini önemli ölçüde bozabilirler [18]. Hava trafik kontrolleri açısından da durum benzerdir.

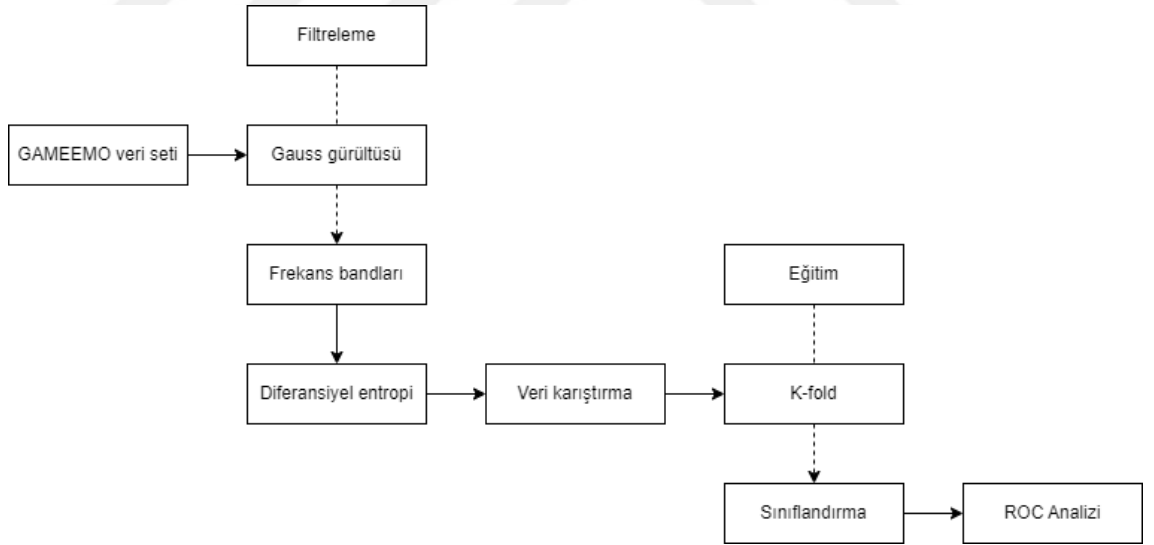
Bu nedenle, EEG tabanlı ölçüm özelliklerini kullanan güvenilir duygu tanımlama sistemlerinin geliştirilmesi, havacılık profesyonellerinin refahını ve performansını artırmada önemli sonuçlara sahip olabilir ve sonuçta havacılık güvenliğinin ve verimliliğinin artmasına katkıda bulunabilir.



2. BÖLÜM

YÖNTEM VE MATERYAL

Bu bölümde modelin girdi veri setinden sınıflandırma çıktısına kadar olan tasarım süreci anlatılmaktadır. Sınıflandırma çözümünün işleyiş şeması Şekil 2.1'de açıklanmaktadır. Teze konu olan GAMEEMO veri seti ise Bölüm 2.1'de tanıtılmaktadır. Daha sonra Bölüm 2.2'de özellik çıkarımına ilişkin yöntemler tanıtılmıştır. Son olarak sınıflandırıcı modeli ve bu modelin gürbüzlüğü test eden yöntemler sırasıyla Bölüm 2.3 ve Bölüm 2.4'te tanıtılmaktadır.



Şekil 2.1. Sınıflandırma süreci akış diyagramı

2.1. GAMEEMO Veri Seti

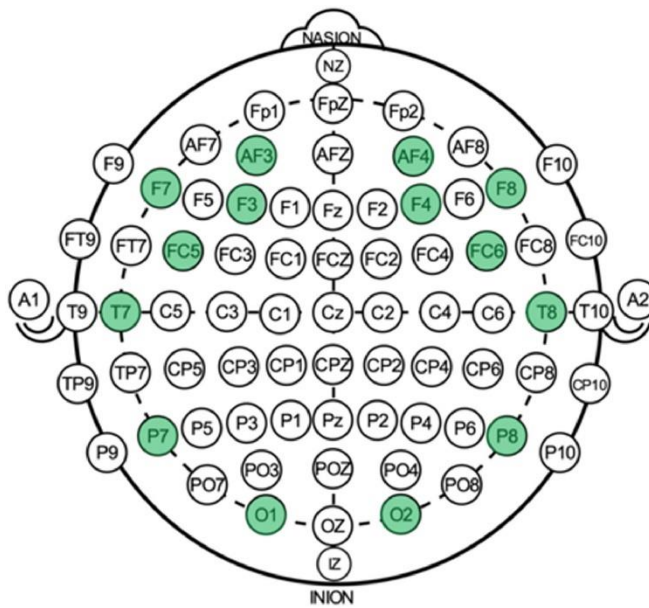
Bu çalışmada 14 kanallı EMOTIV EPOC+ taşınabilir ve giyilebilir EEG ölçüm cihazı ile elde edilmiş GAMEEMO veri seti kullanılmıştır. Veri setinde yer alan dört farklı duyguyu temsil etmek üzere, yaşları 20 ile 27 arasında değişen 28 deneye dört farklı bilgisayar oyunu oynatılarak veriler toplanmıştır. Veriler toplanırken deneklerin sağlık

durumlarının dikkate alındığı ve deneklerin sağlık durumlarının iyi olduğu ve herhangi bir hastalık geçmişlerinin de olmadığı araştırmacılarca belirtilmektedir. Cihaz 2048 Hz'de örnekleme yeteneğine sahip olmasına rağmen araştırmacılar, ölçümleri 128 Hz'de örneklemişler ve 0.14 Hz ile 48 Hz arasında bant geçiren bir filtre uygulayarak filtrelemişlerdir [6,19]. Veri kümesine ilişkin bilgiler Tablo 2.1'de yer almaktadır.

Tablo 2.1. GAMEEMO veri seti özellikleri

Özellik	Karakteristik
Denek sayısı	28
Ölçüm aleti	EMOTIV EPOC+
Kanal sayısı	14
Veri edinim band genişliği	128 Hz
Veri işleme band genişliği	0.16 Hz – 43 Hz
EEG sinyal boyutu	38252
Duygular	Sıkıcı
	Sakin
	Korku
	Komik

GAMEEMO veriseti içeriğinde 14 kanala ait 38252 boyutlu AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, O1, O2, P7, P8, T7, T8 ayrı zaman serilerini içermektedir. Kanallara ait sensör konumlarına Şekil 2.2'de yer verilmektedir.



Şekil 2.2. Kanal sensör konumları [20]

2.2. Özellik Çıkarma

GAMEEMO veri kümesinden ilk önce 512 ntaps'li bir Hamming penceresi kullanarak bant genişlikleri literatürde tanımlanmış Delta (δ , 1-4Hz), Teta (θ , 4-8Hz), Alfa (α , 8-14Hz), Beta (β , 14-31 Hz) ve Gamma (γ , 31-50Hz) filtreleri tanımlanarak özellik çıkarılmaktadır [8,21]. Daha sonra zaman serisinin karakteristiğini diferansiyel entropi algoritması ile tespit edilmektedir. Özellik çıkarma adımları Bölüm 2.2.1 ve Bölüm 2.2.2'de sırasıyla sunulmuştur.

2.2.1. Band Geçiren Filtreleme İşlemi

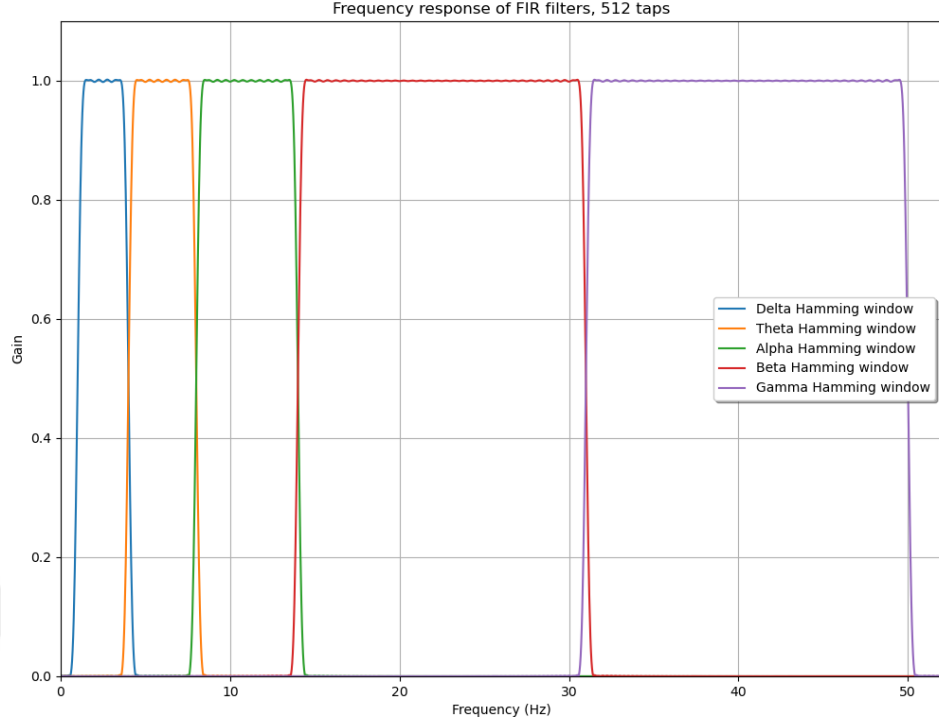
Hamming penceresi olarak da adlandırılan Hamming filtresi, dijital sinyal işlemede sınırlı bir sinyal bölümünün sınırlarındaki süreksizliklerin etkilerini azaltırken bir frekans bandını seçici olarak filtrelemek için kullanılan bir yöntemdir. Hamming penceresi, kosinüs fonksiyonu ve dikdörtgen bir pencerenin konvolüsyonuyla oluşturulur ve ana lob genişliğinin iki katına çıkarılmasıyla yan lobların azaltılması sağlanır [22]. Denklem 2.1'deki α parametresinin değiştirilmesiyle çeşitli pencereler elde edilmektedir. Bu çalışmada $\alpha = \frac{25}{46}$ kullanılmaktadır.

$$\omega_H(n) = \omega_R(n) \left[\alpha + (1 - \alpha) \cos \left(\frac{2\pi n}{M} \right) \right] \quad (2.1)$$

Burada,

$$n \in \mathcal{Z}, \omega_R(n) \triangleq \begin{cases} 1, & |n| \leq \frac{M-1}{2} \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.2)$$

$n \in \mathcal{Z}, n = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ ve M örnek sayısını ifade eder. Bu tez çalışmasında 512 ntaps Hamming filtresinin gerçek zamanlı projelerde kullanılma imkânının bulunması nedeniyle yer verilmektedir. Oluşturulan δ , θ , α , β ve γ band filtrelerinin frekans cevapları Şekil 2.3'de verilmiştir.



Şekil 2.3. Filtrelerin frekans cevabı

2.2.2. Diferansiyel Entropi

Diferansiyel entropi, sürekli rastgele değişkenlerin olasılık dağılımlarını ölçmek için kullanılan ve sistemin düzenliliğini ifade eden bir bilgi teorisi kavramıdır [9,23,24]. Diferansiyel entropi $h(X)$, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ gibi bir rastgele değişkenin olasılık yoğunluk fonksiyonu $p_X(x)$ ile tanımlanır ve Denklem 2.3 ile ifade edilir.

$$h(X) = - \int_X p_X(x) \log p_X(x) dx \quad (2.3)$$

Gauss dağılımına uyan $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ zaman serileri için Denklem (2.4)'ten Denklem (2.15)'e ifade edilebilir;

$$\mu(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.4)$$

burada $\mu \in \mathfrak{R}$ dağılımın ortalaması,

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (2.5)$$

ve burada $\sigma^2 \in \mathfrak{R}_{>0}$ dağılımın varyansını ifade etmektedir. Gauss dağılımı \mathcal{N} Denklem (2.6)'da verilmektedir.

$$\mathcal{N}(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.6)$$

Olasılık yoğunluk fonksiyonu normalize edildiğinde Denklem (2.7) tanımlanabilir.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{N}(x; \mu, \sigma) dx = 1 \quad (2.7)$$

x 'in beklenen değeri X 'in ortalamasına eşit olduğundan,

$$\mathbb{E}[x] = \int_{-\infty}^{\infty} x \mathcal{N}(x; \mu, \sigma) dx = \mu \quad (2.8)$$

Ve $(x - \mu)^2$ 'nin beklenen değeri X 'in varyansına eşit olduğundan,

$$\mathbb{E}[(x - \mu)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \mathcal{N}(x; \mu, \sigma) dx = \sigma^2 \quad (2.9)$$

$X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ 'in diferansiyel entropisi $h(X)$ doğal birim bilgi cinsinden ölçülür ve Denklem (2.10) ile ifade edilir.

$$h(X) = - \int_X \mathcal{N}(x; \mu, \sigma) \ln \mathcal{N}(x; \mu, \sigma) dx \quad (2.10)$$

Denklem (2.10)'un açık biçimi Denklem (2.11)'de ifade edilmiştir.

$$h(X) = - \int_X \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \ln \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right] dx \quad (2.11)$$

$$h(X) = - \int_X \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \left[\ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right) + \ln \left(e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) \right] dx \quad (2.12)$$

$$h(X) = \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) \int_X \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx + \frac{1}{2\sigma^2} \int_X \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} (x - \mu)^2 dx \quad (2.13)$$

Eğer Denklem (2.11)'i Denklem (2.12) ve Denklem (2.13)'e devam edilerek çözümlürse Denklem (2.14) elde edilir.

$$h(X) = \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) + \frac{1}{2} \quad (2.14)$$

$\ln(e) = 1$ olduğundan sonuç olarak Denklem (2.15) elde edilebilir.

$$h(X) = \frac{1}{2} \ln(2\pi e \sigma^2) \quad (2.15)$$

Denklem (2.15)'ten elde edildiği üzere Gauss dağılımının diferansiyel entropisini ortalama değil, yalnızca varyans etkiler. 2Hz'lik adımlarla 2Hz'den 44Hz'e bant geçiren filtrelemeden sonra, ham EEG sinyalleri sürekli dağılıma sahip olmamasına rağmen, EEG sinyallerinin bir dizi alt bant içinde Gauss dağılımını takip etme eğiliminde olduğu söylenebilir [24].

2.3. Sınıflandırma Modeli

Çalışma, sınıflandırma için temel bir sinir ağı yapısını kullanmaktadır. Model girdi sayısı, filtrelenmiş 5 frekans bandı (δ , θ , α , β ve γ) dahil olmak üzere 14 kanalın hesaplanan diferansiyel entropilerinden oluşur. Başka bir deyişle giriş katmanında $14 \times 6 = 84$ adet nöron bulunmaktadır. Sınıflandırma modelinin eğitilmesinde veri seti normalize edilerek literatürde sıkça geçen min-max ve standardizasyon (Z-skoru) süreçlerine tabi tutularak her iki durumun da sınıflandırma modeline katkısı incelenmektedir. Min-max ve standardizasyon ifadeleri sırasıyla Denklem 2.16 ve Denklem 2.17'de verilmiştir.

$$x_{min-max}(i) = \frac{x_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2.16)$$

$$x_{z-score}(i) = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (2.17)$$

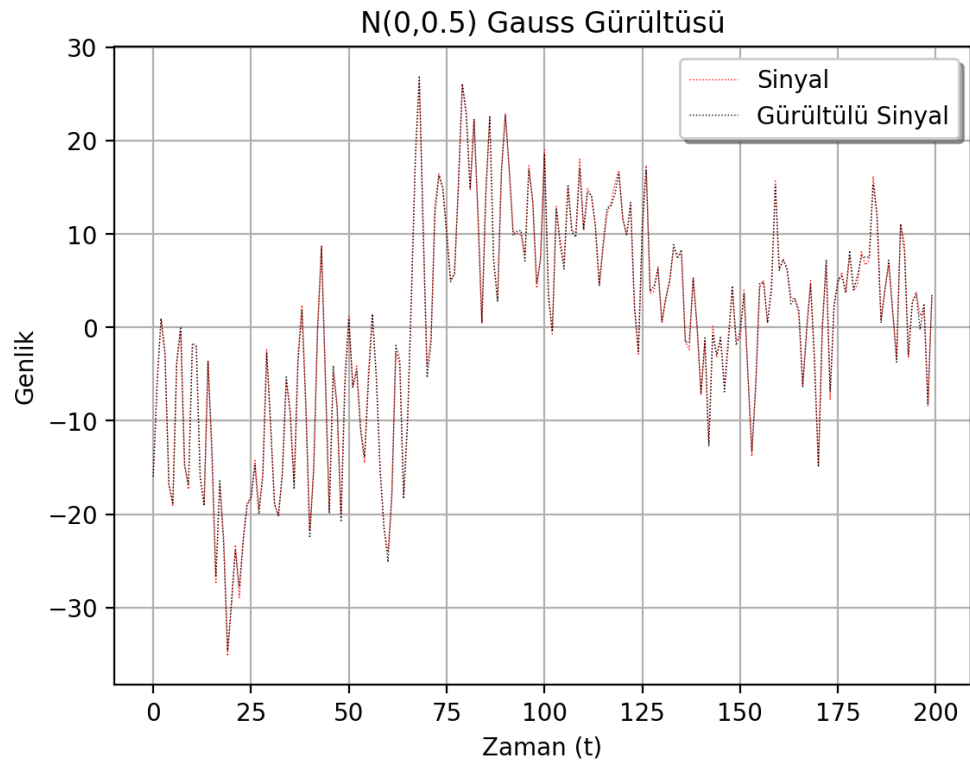
Çalışma kapsamında 42, 84 ve 126 gizli katman nöronunu içeren üç tür model araştırılmıştır. Ancak bazı durumlarda gizli katman hücre sayısındaki farklılığın önemli bir değişikliğe neden olmadığı görülmüştür. Çalışmada GAMEEMO veri setindeki dört duyguyu temsil edecek şekilde biri tek çıktılı, diğeri dört çıktılı olmak üzere iki farklı çıktı tasarımı değerlendirilmiştir. Buna göre, tek çıkışlı modelde sıkıcı, sakin, korku ve komik 1, 2, 3 ve 4 ile temsil edilirken, 4 çıkışlı modelde duygular one-hot kodlama kullanılarak sırasıyla $[1 \ 0 \ 0 \ 0]$, $[0 \ 1 \ 0 \ 0]$, $[0 \ 0 \ 1 \ 0]$ ve $[0 \ 0 \ 0 \ 1]$ şeklinde etiketlenmiştir. Çıktı yaklaşımının sınıflandırma başarısını büyük ölçüde etkilediği araştırma sonucunda görülmektedir.

2.4. Sınıflandırma Modelinin Gürbüzlüğü

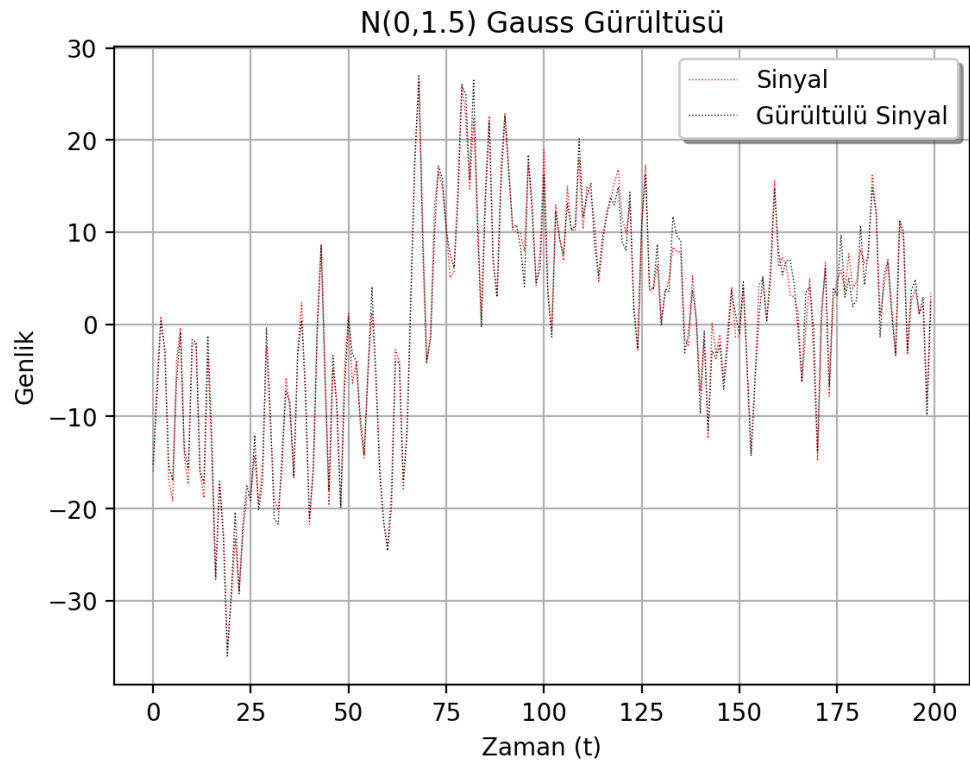
Bu çalışmada güvenilir bir duygu tanıma sınıflandırıcısı elde etmek için EEG zaman serilerine Gauss gürültüleri eklenmiş ve modelin performansı 3-kat çapraz doğrulama yaklaşımıyla analiz edilmiştir. Çapraz doğrulama yöntemi uygulanmadan önce veri seti karıştırılmıştır. Ayrıca, veri karıştırma ve 3-kat çapraz doğrulamanın üç kez tekrarlanmasıyla modelin gürbüzlüğü daha kapsamlı bir şekilde test edilmiştir. Gauss gürültüsünün eklenmesi ve çapraz doğrulama işlemleri sırasıyla aşağıdaki bölümlerde açıklanmaktadır.

2.4.1. Gauss Gürültü Eklenmesi

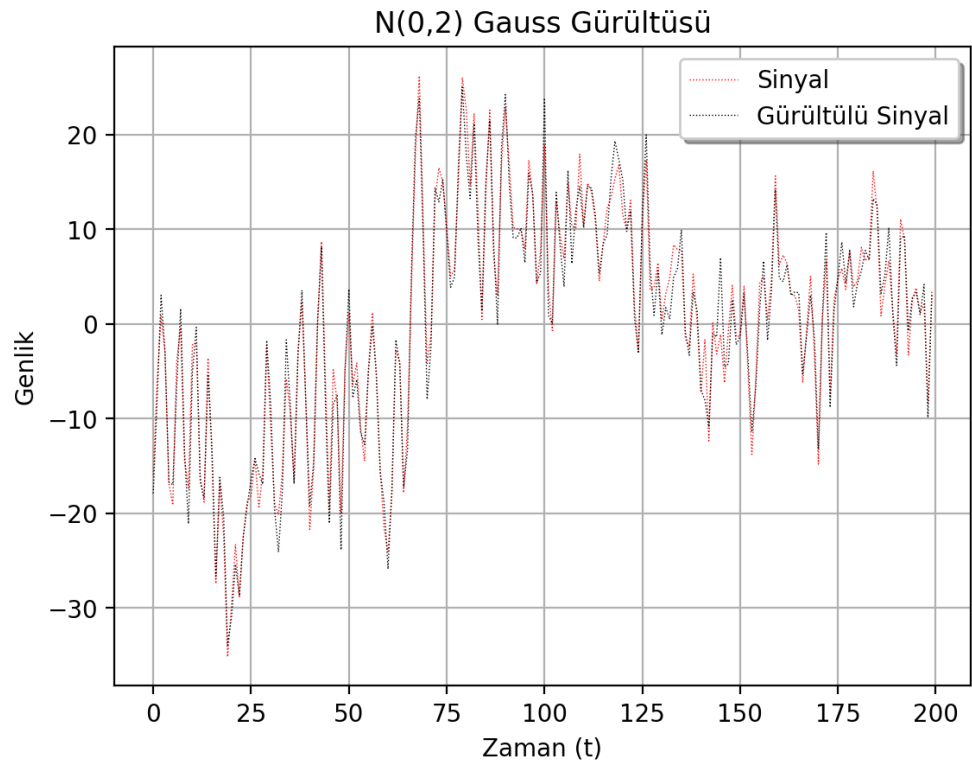
EEG sinyalleri düşük bir sinyal-gürültü oranına (SNR) sahiptir ve dış çevresel gürültüden kaynaklanan girişimlere karşı oldukça hassastır [9]. Sınıflandırıcı modelinin gürültüyle baş etme yeteneğini değerlendirmek üzere, farklı varyanslardaki $\mathcal{N}(0,0.1)$, $\mathcal{N}(0,0.25)$, $\mathcal{N}(0,0.5)$, $\mathcal{N}(0,1.5)$, $\mathcal{N}(0,2)$, $\mathcal{N}(0,3)$, $\mathcal{N}(0,4)$ ve $\mathcal{N}(0,5)$ Gauss gürültüleri EEG kanallarına uygulanmaktadır. Gauss dağılımına ilişkin olasılık yoğunluğu ifadesi Denklem (2.6)'da verilmiştir. Gürültülü EEG zaman serileri, veri setine ilgili duygu etkileriyle beraber eklenmiştir. Bahsi geçen bazı Gauss gürültülerinin sinyal üzerinde oluşturabildiği bozulma etkileri Şekil 2.4 – 2.9 arasındaki sinyal grafiklerinde örneklendirilmektedir.



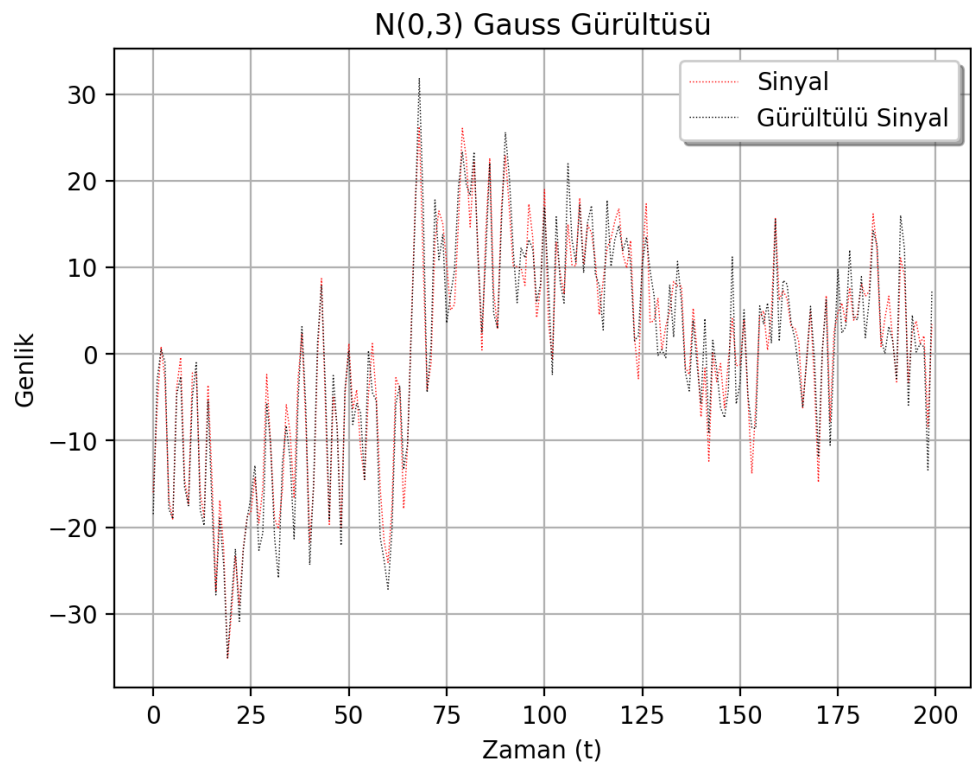
Şekil 2.4. Sinyal $\mathcal{N}(0,0.5)$ gürültü etkisi



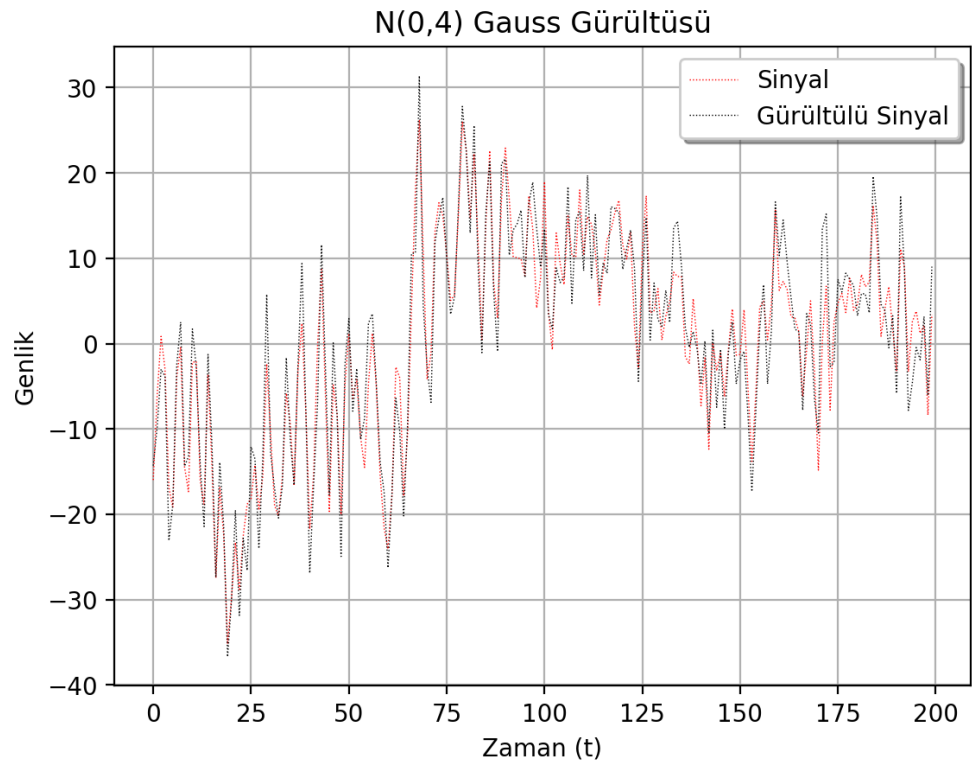
Şekil 2.5. Sinyal $\mathcal{N}(0,1.5)$ gürültü etkisi



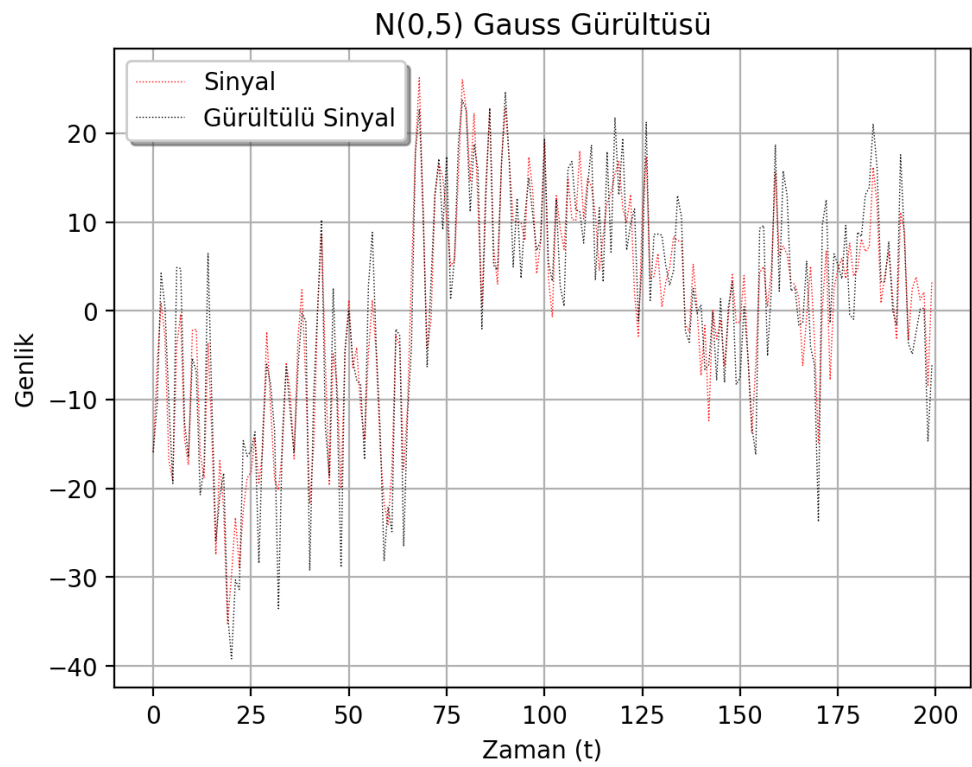
Şekil 2.6. Sinyal $\mathcal{N}(0,2)$ gürültü etkisi



Şekil 2.7. Sinyal $\mathcal{N}(0,3)$ gürültü etkisi



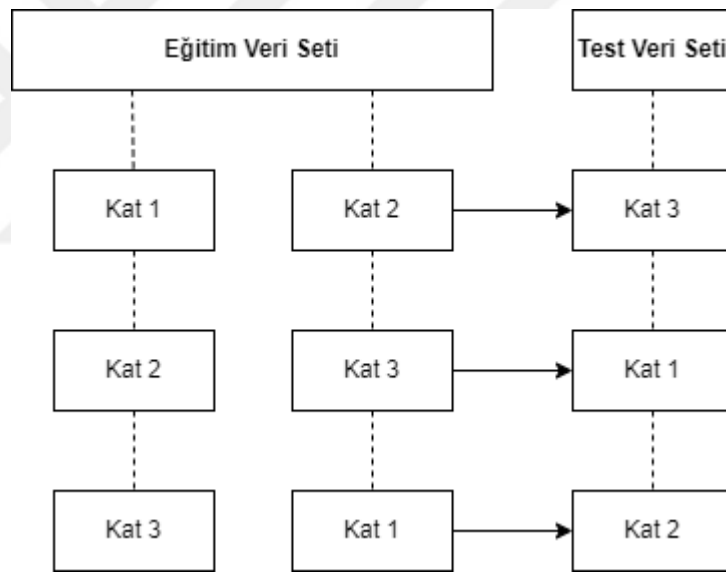
Şekil 2.8. Sinyal $\mathcal{N}(0,4)$ gürültü etkisi



Şekil 2.9. Sinyal $\mathcal{N}(0,5)$ gürültü etkisi

2.4.2. κ -kat çapraz doğrulama

Çapraz doğrulama, aşırı öğrenmeyi azaltmak amacıyla tüm verilerin hem eğitim hem de test için örnek olarak kullanılmasını içeren kapsamlı bir yaklaşımdır [25–27]. Bu süreç, mevcut tüm verilerin belirli bir κ parametresine göre alt kümelere bölünmesini gerektirir. Şekil 3'deki çizim, 3 katlı metodoloji bağlamında veri bölümlendirme sürecini açıklamaktadır. Örneğin, κ değeri 3 seçildiğinde, veri seti üç eşit parçaya bölünür; biri test seti olmak üzere geri kalan ikisi eğitim için ayrılır. Daha sonra başka bir kat test için belirlenirken diğerleri ise eğitim için kullanılır ve bu tüm gruplar test için kullanılıncaya kadar tekrarlanarak devam eder. Yani seçilen κ değeri kadar eğitim ve test veri seti blokları değiştirilerek eğitim-test işlemi gerçekleştirilmektedir. Tezde yer alan 3-kat çapraz doğrulama prosedürü Şekil 2.10'te verilmektedir.



Şekil 2.10. Çalışmada kullanılan 3-kat çapraz doğrulama

3. BÖLÜM

BULGULAR

Bu çalışmada önerilen modelin performansı ROC analizi kullanılarak değerlendirilmiştir. Hassasiyet, hatırlama, F1-skoru ve doğruluk değerlendirmeleri sırasıyla aşağıda Denklem (3.1) ile Denklem (3.4) arasında sırasıyla verilmektedir [28–30].

$$\text{Hassasiyet}(\%) = \frac{DP}{DP+YP} \times 100 \quad (3.1)$$

$$\text{Hatırlama}(\%) = \frac{DP}{DP+YN} \times 100 \quad (3.2)$$

$$\text{F1 - skoru}(\%) = \frac{2 \times DP}{2 \times DP + YP + YN} \times 100 \quad (3.3)$$

$$\text{Doğruluk}(\%) = \frac{DP+DN}{DP+YP+DN+YN} \times 100 \quad (3.4)$$

burada DP, DN, YP ve YN sırasıyla doğru pozitiflerin, doğru negatiflerin, yanlış pozitiflerin ve yanlış negatiflerin sayısını belirtmektedir. 3-kat çapraz doğrulama nedeniyle gerçek skorlar ortalama değerler üzerinden Denklem (2.4) kullanılarak değerlendirilmektedir. Tek çıktılı ve dört çıktılı modellerin detaylı sınıflandırma sonuçları EK 1 - 4 arasında verilmektedir. Tablolarda en başarılı sonuçlar altçizgi ile işaretlenmiştir. Min-Max ve Z-Skor normalizasyonuna ait çapraz doğrulama ortalamaları Tablo 3.1 ve 3.2’de verilmektedir.

Tablo 3.1. Min-Max Çapraz Doğrulama Ortalama Değerler

	Deney	Gizli Katman	Doğru (/336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkıcı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik			
							Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek
Tek Çıkışlı	1	42	277.0	82.44	0.82	0.72	0.95	0.73	0.82	84.00	0.72	0.87	0.79	84.00	0.83	0.80	0.81	84.00	0.88	0.91	0.89	84.00
		84	277.00	82.44	0.82	0.72	0.96	0.74	0.83	84.00	0.72	0.87	0.79	84.00	0.82	0.79	0.80	84.00	0.88	0.91	0.89	84.00
		126	275.33	81.94	0.82	0.71	0.96	0.73	0.83	84.00	0.72	0.86	0.78	84.00	0.81	0.78	0.80	84.00	0.87	0.91	0.89	84.00
	2	42	288.33	85.81	0.86	0.80	0.94	0.91	0.92	84.00	0.79	0.88	0.83	84.00	0.77	0.84	0.80	84.00	1.00	0.81	0.89	84.00
		84	288.00	85.71	0.86	0.80	0.94	0.91	0.92	84.00	0.78	0.88	0.83	84.00	0.77	0.84	0.80	84.00	1.00	0.81	0.89	84.00
		126	287.67	85.62	0.86	0.80	0.94	0.91	0.92	84.00	0.78	0.88	0.82	84.00	0.77	0.83	0.80	84.00	0.99	0.82	0.89	84.00
	3	42	289.00	86.01	0.86	0.81	0.96	0.81	0.88	84.00	0.74	0.90	0.81	84.00	0.82	0.84	0.83	84.00	0.99	0.90	0.94	84.00
		84	288.00	85.71	0.86	0.81	0.95	0.81	0.87	84.00	0.74	0.89	0.81	84.00	0.83	0.83	0.83	84.00	0.98	0.90	0.94	84.00
		126	287.33	85.52	0.85	0.75	0.96	0.82	0.88	84.00	0.75	0.90	0.82	84.00	0.81	0.83	0.82	84.00	0.97	0.88	0.92	84.00
Dört çıkışlı	1	42	334.67	99.60	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
	2	42	334.33	99.50	1.00	1.00	0.99	1.00	0.99	84.00	0.99	0.99	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	334.33	99.50	1.00	1.00	0.99	1.00	0.99	84.00	0.99	0.99	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	334.33	99.50	1.00	1.00	0.99	1.00	0.99	84.00	0.99	0.99	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
	3	42	333.33	99.21	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.98	1.00	0.99	84.00	1.00	0.97	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	333.67	99.31	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.98	1.00	0.99	84.00	1.00	0.97	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	333.67	99.31	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.98	1.00	0.99	84.00	1.00	0.97	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00

Tablo 3.2. Z-Skor Çapraz Doğrulama Ortalama Değerler

	Deney	Gizli Katman	Doğru (/336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkıcı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik			
							Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek
Tek Çıkış	1	<u>42</u>	294.33	87.60	0.88	0.82	0.98	0.83	0.90	84.00	0.76	0.91	0.83	84.00	0.86	0.84	0.85	84.00	0.95	0.93	0.94	84.00
		84	294.00	87.50	0.88	0.82	0.98	0.82	0.89	84.00	0.76	0.91	0.82	84.00	0.86	0.85	0.85	84.00	0.95	0.93	0.94	84.00
		126	293.33	87.30	0.87	0.78	0.97	0.83	0.89	84.00	0.76	0.89	0.82	84.00	0.85	0.85	0.85	84.00	0.95	0.93	0.94	84.00
	2	<u>42</u>	290.00	86.31	0.86	0.77	0.97	0.86	0.91	84.00	0.78	0.89	0.83	84.00	0.82	0.81	0.82	84.00	0.93	0.89	0.91	84.00
		84	288.33	85.81	0.86	0.77	0.97	0.86	0.91	84.00	0.78	0.88	0.83	84.00	0.82	0.80	0.81	84.00	0.91	0.89	0.90	84.00
		126	289.00	86.01	0.86	0.76	0.96	0.86	0.91	84.00	0.78	0.88	0.82	84.00	0.82	0.80	0.81	84.00	0.91	0.90	0.91	84.00
	3	<u>42</u>	286.33	85.22	0.85	0.70	0.93	0.83	0.88	84.00	0.77	0.90	0.83	84.00	0.83	0.81	0.82	84.00	0.94	0.87	0.90	84.00
		84	286.00	85.12	0.85	0.70	0.93	0.82	0.87	84.00	0.77	0.90	0.83	84.00	0.83	0.81	0.82	84.00	0.94	0.87	0.90	84.00
		126	286.67	85.32	0.86	0.71	0.93	0.82	0.87	84.00	0.76	0.90	0.82	84.00	0.84	0.82	0.83	84.00	0.95	0.88	0.91	84.00
Dört çıkış	1	<u>42</u>	334.67	99.60	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	334.67	99.60	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	334.67	99.60	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
	2	<u>42</u>	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	0.99	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
	3	<u>42</u>	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	1.00	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		84	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	1.00	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00
		126	335.00	99.70	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	84.00	0.99	1.00	0.99	84.00	1.00	0.99	1.00	84.00	1.00	1.00	1.00	84.00

Tablo 3.1 ve Tablo 3.2 incelendiğinde en iyi sınıflandırma sonuçlarının one-hot kodlama çıkışına sahip modellerde olduğu görülmektedir. Dört çıkışlı modellerde min-max ve Z-skor ön işleme ile benzer başarı elde edilebilmektedir. Ancak min-max normalizasyonu için en iyi başarı 1. deneyde 84 ve 126 gizli katman hücrelerine sahip modelde elde edilirken, Z-skor normalizasyonu için bu başarı 2. ve 3. deneylerde 42, 84 ve 126 gizli katman hücrelerine sahip modellerin her birinde elde edilmiştir. En iyi başarı oranı %99.70 olup 336 duygunun ortalama 335'ini başarıyla sınıflandırmıştır. En başarılı modeller incelendiğinde herhangi bir deneyde komik duygusunun doğru bir şekilde sınıflandırılabilirdiği ve her iki normalizasyonda da diğer duygularla karıştırılmadığı görülmektedir. En iyi min-max normalizasyon uygulamasında ilk deneyde sıkıcı duygunun her üç çapraz doğrulama basamağında da hatasız olarak sınıflandırıldığı, diğer duyguların yanlış olarak sıkıcı şeklinde hiç işaretlenmediği, komik duygusunun da aynı hassasiyet ve hatırlama skoruna sahip olduğu görülmüştür. Tek çıkışlı ve 126 gizli hücre ile min-max normalizasyonunu kullanan ilk deneydeki model, tüm deneyler arasında en düşük başarı oranına sahip olmasına rağmen ortalama %81.94 seviyesinde başarı elde edebilmektedir. Tek çıkışlı modeller dikkate alındığında Z-skor normalizasyonunun daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Z-skor normalizasyonuna sahip tek çıkışlı bir model, en az ortalama %85.12 sınıflandırma başarısı elde edebilmektedir. En iyi sonuçlar dikkate alındığında min-max normalizasyonu için sıkıcı ve komik duygularının hatasız olarak sınıflandırıldığını, tüm korku duygularının doğru şekilde sınıflandırıldığını, ancak sakin olarak işaretlenmiş bir adet duygu etiketinin yanlış bir şekilde korku duygusu olarak sınıflandırıldığını göstermektedir. Z-skor normalizasyonu için komik ve korku duygularının tamamen doğru sınıflandırıldığı, sıkıcı ve sakin duygularının en fazla iki yanlış tahminle sıkıcı, sakin veya korku duyguları olarak etiketlendiği görülmektedir.

Çalışmadaki model, veri karıştırması ve 3-kat çapraz doğrulamayı kullanarak üç deneyde de yüksek başarı elde edebilmektedir. Bu şekilde hem farklı karıştırılmış veriler hem de κ -kat çapraz doğrulama ile kurulan modelin gürbüzlüğü ortaya konulmaktadır.

4. BÖLÜM

TARTIŞMA-SONUÇ ve ÖNERİLER

4.1. Benzer Çalışmalar

Literatürde GAMEEMO veri setini kullanarak yapılan çalışmalar bu bölümde incelenmektedir [6,31-33]. Alakus ve Turkoglu [31] çalışmasında yer alan [6] çalışmayla karşılaştırma sonuçlarını Tablo 3.3 ve Tablo 3.4'de yer aldığı şekilde paylaşmışlardır.

Tablo 3.3. [31] çalışma skorları

Doğruluk, %	Hassasiyet, %	Özgüllük, %	ROC
76.91	76.93	76.89	0.90

Tablo 3.4. [31] karşılaştırma skorları

Referans	SVM (Doğruluk)	KNN (Doğruluk)	BiLSTM (Doğruluk)
[6]	%73	%66	–
[31]	–	–	%76.91

Buna göre BiLSTM derin öğrenme metodunu kullanarak yaptıkları çalışma 0.90 ROC alanına ve %76.91 doğruluk yüzdesine ulaşmaktadır.

Abdulrahman ve Baykara [32] çalışmasında yer alan [31], [6], [33] GAMEEMO veri seti çalışmalarıyla karşılaştırma sonuçlarını Tablo 3.5'de yer aldığı üzere paylaşmaktadırlar.

Tablo 3.5. [32] karşılaştırma skorları

Referans	Metod	Sınıflandırıcı	Doğruluk
[31]	Spektral entropi değerleri	BiLSTM	%76.91 ve ROC=%90
[6]	İstatistiksel metod, DWT, Hjorth	SVM, KNN ve MLPNN	SVM = %88
[33]	DWT	ELM	%94.72 FP1-F7 kanalında
[32]	SF; SF+PSD, SF+FFT ve WPD+SF	RNN+LSTM ve DT	RNN+LSTM = %98.81, DT = %98.56

Tablo 3.5 incelendiğinde [32] çalışma diğer çalışmalardan daha iyi sınıflandırma performansı sergileyerek diğer modelleri %98.81 doğrulukla geride bırakmaktadır.

4.2. Yapılan Çalışma

Bu çalışmada GAMEEMO veri setindeki EEG verilerini kullanarak duygu analizi yapılmaktadır. Hava trafik kontrolörleri veya pilotlar gibi havacılık sektörü profesyonellerine ilişkin yayınlanmış bir veri seti bulunmadığından GAMEEMO veri seti araştırmalara giriş adımı için uygun bulunmuştur. Hava trafik kontrolörleri veya pilotlar, tıpkı birisinin oyun oynarken tepkiler üretmesi gibi, operasyonlarını gerçekleştirirken sürece dâhil olurlar. Bu çalışmada video izleme veya ses dinleme çalışmalarında kullanılan veri setleri yerine benzer durumları içeren GAMEEMO veri setinin kullanımı uygun bulunmuştur.

Çalışmada EEG veri seti Hamming penceresi kullanılarak beş frekans bandına filtrelenmiştir. Daha sonra buna farklı karakteristiklerdeki Gauss gürültüleri eklenmektedir. Daha sonra veri seti kanallarının diferansiyel entropileri ve frekans bantları değerlendirilmiştir. Hem temel etiketli hem de one-hot kodlama etiketli veri kümeleri üretilerek üç deney için veriler üç kez karıştırılmıştır. Daha sonra ise ön işleme bölümü verilere min-max ve Z-Score normalizasyonu uygulanarak tamamlanmaktadır. Böylece modellerin normalizasyon veya çıktı türlerini karşılaştırmak mümkün olmuştur. Çalışmada farklı Gauss gürültüleri eklenerek, 3 kat çapraz doğrulama gerçekleştirilmiş ve deneyler üç kez tekrarlayarak modellerin gübüzlüğü ortaya konulmuştur. Modellerin

performansları ROC analizi kullanılarak değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Farklı deneylerde ortalama κ -kat çapraz doğrulama sınıflandırma başarısında en iyi performans %99.70 seviyesinde elde edilmiştir. En iyi modellerdeki çapraz doğrulama aşamaları incelendiğinde başarı oranının %99.11'in altına düşmediği görülmektedir. Bununla birlikte en yüksek başarı oranı ise %100'dür. Genel olarak Z-skor ve one-hot kodlama yaklaşımının sınıflandırma başarısını arttırdığı görülmektedir. Ancak diğer çalışmalar incelendiğinde bu çalışmada başarının temel sebebinin diferansiyel entropi yaklaşımı olduğu söylenebilir. Benzer çalışmalarla karşılaştırıldığında bu çalışma, veri setini yüksek doğrulukla, daha az işlemle ve basit bir modelle sınıflandırmayı başarmaktadır.

Son olarak gelecek çalışmalarda dört yıllık hava trafik kontrolörü adaylarının duygularını tespit edebilecek insan-bilgisayar etkileşimine dayalı bir uygulama önerilmektedir. Yine duygu durumları ile EEG kanalları arasında ilişkinin varlığının araştırılması ve varsa tanımlanması kararlı ve temel düzeyde pratik çalışma imkânlarını sunabilecektir.

KAYNAKÇA

1. Chao, H., Cao, Y., Liu, Y., 2023. Multi-channel EEG emotion recognition through residual graph attention neural network. **Frontiers in Neuroscience**, **17** 1135850.
2. A.v., G., T., M., D., P., E., U., 2024. Multimodal Emotion Recognition with Deep Learning: Advancements, challenges, and future directions. **Information Fusion**, **105** 102218.
3. Liu, C., Zhang, C., Sun, L., Liu, K., Liu, H., Zhu, W., et al., 2023. Detection of Pilot's Mental Workload Using a Wireless EEG Headset in Airfield Traffic Pattern Tasks. **Entropy (Basel, Switzerland)**, **25** (7): 1035.
4. Patel, P., R., R., Annavarapu, R. N., 2021. EEG-based human emotion recognition using entropy as a feature extraction measure. **Brain Informatics**, **8** (1): 20.
5. García-Martínez, B., Martínez-Rodrigo, A., Zangróniz Cantabrana, R., Pastor García, J. M., Alcaraz, R., 2016. Application of Entropy-Based Metrics to Identify Emotional Distress from Electroencephalographic Recordings. **Entropy**, **18** (6): 221.
6. Alakus, T. B., Gonen, M., Turkoglu, I., 2020. Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games – GAMEEMO. **Biomedical Signal Processing and Control**, **60** 101951.
7. Duan, R.-N., Zhu, J.-Y., Lu, B.-L., 2013. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification, pp. 81–84. *In: 2013 6th Int. IEEEEMBS Conf. Neural Eng. NER*, November, 2013, .
8. Liu, W., Qiu, J.-L., Zheng, W.-L., Lu, B.-L., 2022. Comparing Recognition Performance and Robustness of Multimodal Deep Learning Models for Multimodal Emotion Recognition. **IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems**, **14** (2): 715–729.
9. Zhu, Y., Zhong, Q., 2021. Differential Entropy Feature Signal Extraction Based on Activation Mode and Its Recognition in Convolutional Gated Recurrent Unit Network. **Frontiers in Physics**, **8** 636.
10. Suhaimi, N. S., Mountstephens, J., Teo, J., 2020. EEG-Based Emotion Recognition: A State-of-the-Art Review of Current Trends and Opportunities. **Computational Intelligence and Neuroscience**, **2020** 8875426.

11. Jadah, R. H. S., 2020. Basic Electroencephalogram and Its Common Clinical Applications in Children, *In: Electroencephalogr. - Basic Res. Clin. Appl.*, October, 29, 2020, IntechOpen.
12. Sidharth, S., Samuel, A. A., H, R., Panachakel, J. T., Parveen K, S., 2023. Emotion detection from EEG using transfer learning, pp. 1–4. *In: 2023 45th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBC*, July, 2023, .
13. Panat, A. R., Patil, A. S., 2013. Study of the EEG Signals of Human Brain for the Analysis of Emotions, pp. 659–665. *In: Adv. Comput. Inf. Technol.*, (Eds. N. Meghanathan, D. Nagamalai, N. Chaki). 2013, Berlin, Heidelberg, Springer.
14. Chen, T., Ju, S., Yuan, X., Elhoseny, M., Ren, F., Fan, M., et al., 2018. Emotion recognition using empirical mode decomposition and approximation entropy. **Computers & Electrical Engineering**, **72** 383–392.
15. Lerner, J. S., Li, Y., Valdesolo, P., Kassam, K. S., 2015. Emotion and Decision Making. **Annual Review of Psychology**, **66** (Volume 66, 2015): 799–823.
16. Ashkanasy, N. M., Dorris, A. D., 2017. Emotions in the Workplace. **Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior**, **4** (Volume 4, 2017): 67–90.
17. Rhudy, M. B., Dolan, S. K., Wagner, A. R., 2020. A Pilot Study on Monitoring Airline Pilot Stress Levels, *In: AIAA Scitech 2020 Forum*, January, 5, 2020, American Institute of Aeronautics and Astronautics.
18. Causse, M., Dehais, F., Péran, P., Sabatini, U., Pastor, J., 2013. The effects of emotion on pilot decision-making: A neuroergonomic approach to aviation safety. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, **33** 272–281.
19. Akay, M., Tuncer, T., 2021. Çok Seviyeli Dalgacık Dönüşümü ve Yerel İkili Örüntüler Tabanlı Otomatik EEG Duygu Tanıma Yöntemi. **International Journal of Innovative Engineering Applications**, **5** (2): 75–80.
20. Sareen, E., Singh, L., Varkey, B., Achary, K., & Gupta, A. (2020). EEG dataset of individuals with intellectual and developmental disorder and healthy controls under rest and music stimuli. **Data in Brief**, **30**. doi:10.1016/j.dib.2020.105488
21. Yue, K., Wang, D., Hu, H., Fang, S., 2018. The correlation between visual fatigue and duration of viewing as assessed by brain monitoring. **Journal of the Society for Information Display**, **26** (7): 427–437.

22. Smith, J. O., 2011. Spectral Audio Signal Processing. W3K, 654 p.
23. Norwich, K. H., 1993. Information, Sensation, and Perception. Academic Press, 360 p.
24. Shi, L.-C., Jiao, Y.-Y., Lu, B.-L., 2013. Differential entropy feature for EEG-based vigilance estimation, pp. 6627–6630. *In: 2013 35th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBC*, July, 2013, .
25. Rodriguez, J. D., Perez, A., Lozano, J. A., 2010. Sensitivity Analysis of k-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, **32** (3): 569–575.
26. Abdulrahman, A., Baykara, M., Alakus, T. B., 2022. A Novel Approach for Emotion Recognition Based on EEG Signal Using Deep Learning. **Applied Sciences**, **12** (19): 10028.
27. Shu, L., Xie, J., Yang, M., Li, Z., Li, Z., Liao, D., et al., 2018. A Review of Emotion Recognition Using Physiological Signals. **Sensors (Basel, Switzerland)**, **18** (7): 2074.
28. Aung, S. T., Hassan, M., Brady, M., Mannan, Z. I., Azam, S., Karim, A., et al., 2022. Entropy-Based Emotion Recognition from Multichannel EEG Signals Using Artificial Neural Network. **Computational Intelligence and Neuroscience**, **2022** (1): 6000989.
29. Setiawan, F., Lin, C.-W., 2022. A Deep Learning Framework for Automatic Sleep Apnea Classification Based on Empirical Mode Decomposition Derived from Single-Lead Electrocardiogram. **Life**, **12** (10): 1509.
30. Junge, M. R. J., Dettori, J. R., 2018. ROC Solid: Receiver Operator Characteristic (ROC) Curves as a Foundation for Better Diagnostic Tests. **Global Spine Journal**, **8** (4): 424–429.
31. Alakus, T.B. and Turkoglu, I. (2020), Emotion recognition with deep learning using GAMEEMO data set. **Electron. Lett.**, **56**:1364-1367.
32. A. Abdulrahman and M. Baykara, "Feature Extraction Approach Based on Statistical Methods and Wavelet Packet Decomposition for Emotion Recognition using EEG Signals," 2021 International Conference on INnovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA), Kocaeli, Turkey, 2021, pp. 1-7, doi: 10.1109/INISTA52262.2021.9548406.

33. Seal, Ayan, Reddy, Puthi Prem Nivesh, Chaithanya, Pingali, Meghana, Arramada, Jahnavi, Kamireddy, Krejcar, Ondrej, Hudak, Radovan, An EEG Database and Its Initial Benchmark Emotion Classification Performance, **Computational and Mathematical Methods in Medicine**, 2020, 8303465, 14 pages, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/8303465>



EKLER

EK 1.

Tablo Ek 1. Tek çıktı etiketli Min-Max ROC Analizi

Deney	Gizli Katman	Kat	Doğru (.J336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkacı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik				
							Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	
1	42	0	282	83.93	0.84	0.68	0.98	0.81	0.89	77	0.72	0.85	0.78	79	0.81	0.81	0.81	88	0.93	0.89	0.91	92	
		1	299	88.99	0.89	0.89	0.97	0.85	0.91	91	0.84	0.92	0.88	88	0.89	0.84	0.86	79	0.87	0.96	0.91	78	
		2	250	74.4	0.74	0.6	0.9	0.54	0.67	84	0.61	0.84	0.7	85	0.78	0.74	0.76	85	0.84	0.87	0.85	82	
	84	0	281	83.63	0.84	0.67	0.98	0.81	0.89	77	0.71	0.85	0.77	79	0.8	0.8	0.8	88	0.93	0.89	0.91	92	
		1	300	89.29	0.89	0.89	0.97	0.85	0.91	91	0.84	0.92	0.88	88	0.89	0.85	0.87	79	0.88	0.96	0.92	78	
		2	250	74.4	0.74	0.6	0.92	0.55	0.69	84	0.61	0.84	0.71	85	0.77	0.72	0.74	85	0.82	0.88	0.85	82	
	126	0	281	83.63	0.84	0.67	0.98	0.81	0.89	77	0.71	0.85	0.77	79	0.8	0.8	0.8	88	0.93	0.89	0.91	92	
		1	297	88.39	0.88	0.88	0.97	0.84	0.9	91	0.83	0.92	0.87	88	0.89	0.82	0.86	79	0.86	0.96	0.91	78	
		2	248	73.81	0.74	0.59	0.92	0.55	0.69	84	0.61	0.82	0.7	85	0.75	0.72	0.73	85	0.82	0.87	0.84	82	
	2	42	0	293	87.2	0.87	0.87	0.9	0.93	0.91	85	0.82	0.87	0.84	89	0.81	0.83	0.82	81	0.99	0.86	0.92	81
			1	274	81.55	0.82	0.82	0.94	0.87	0.9	84	0.72	0.9	0.8	79	0.71	0.81	0.76	89	1	0.69	0.82	84
			2	298	88.69	0.89	0.71	0.99	0.93	0.96	83	0.82	0.87	0.84	84	0.78	0.87	0.82	82	1	0.89	0.94	87
84		0	293	87.2	0.87	0.87	0.9	0.93	0.91	85	0.82	0.87	0.84	89	0.81	0.83	0.82	81	0.99	0.86	0.92	81	
		1	274	81.55	0.82	0.82	0.94	0.87	0.9	84	0.72	0.9	0.8	79	0.71	0.81	0.76	89	1	0.69	0.82	84	
		2	297	88.39	0.88	0.71	0.99	0.92	0.95	83	0.81	0.87	0.84	84	0.78	0.87	0.82	82	1	0.89	0.94	87	
126		0	294	87.5	0.88	0.88	0.9	0.93	0.91	85	0.82	0.87	0.84	89	0.82	0.83	0.82	81	0.99	0.88	0.93	81	
		1	274	81.55	0.82	0.82	0.94	0.87	0.9	84	0.72	0.9	0.8	79	0.71	0.81	0.76	89	1	0.69	0.82	84	
		2	295	87.8	0.88	0.7	0.99	0.92	0.95	83	0.81	0.86	0.83	84	0.77	0.85	0.81	82	0.99	0.89	0.93	87	
3		42	0	276	82.14	0.82	0.66	0.9	0.79	0.84	70	0.72	0.91	0.81	82	0.77	0.8	0.79	90	1	0.79	0.88	94
			1	295	87.8	0.88	0.88	0.99	0.78	0.87	91	0.72	0.91	0.81	80	0.86	0.89	0.87	81	1	0.94	0.97	84
			2	296	88.1	0.88	0.89	0.98	0.87	0.92	91	0.77	0.87	0.82	90	0.84	0.84	0.84	81	0.97	0.96	0.97	74
	84	0	273	81.25	0.81	0.66	0.87	0.77	0.82	70	0.72	0.89	0.79	82	0.77	0.8	0.79	90	1	0.79	0.88	94	
		1	295	87.8	0.88	0.88	0.99	0.78	0.87	91	0.72	0.91	0.81	80	0.86	0.89	0.87	81	1	0.94	0.97	84	
		2	296	88.1	0.88	0.88	0.98	0.88	0.92	91	0.78	0.87	0.82	90	0.85	0.81	0.83	81	0.95	0.97	0.96	74	
	126	0	273	81.25	0.81	0.66	0.9	0.79	0.84	70	0.73	0.91	0.81	82	0.75	0.8	0.77	90	1	0.76	0.86	94	
		1	296	88.1	0.88	0.88	0.99	0.8	0.88	91	0.74	0.91	0.82	80	0.85	0.89	0.87	81	1	0.93	0.96	84	
		2	293	87.2	0.87	0.7	0.98	0.88	0.92	91	0.78	0.87	0.82	90	0.84	0.79	0.82	81	0.92	0.96	0.94	74	

EK 2.

Tablo Ek 2. One-hot etiketli Min-Max ROC Analizi

Dört Çıkışlı	Deney	Gizli Katman	Kat	Doğru (/336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkacı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik				
								Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	
Dört Çıkışlı	1	42	0	335	99.70	1	1	0.99	1	0.99	77	1	1	1	79	1	0.99	0.99	88	1	1	1	92	
			1	335	99.70	1	1	1	1	1	91	0.99	1	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78	
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82	
		84	0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92	
			1	335	99.70	1	1	1	1	1	91	0.99	1	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78	
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82	
		126	0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92	
			1	335	99.70	1	1	1	1	1	91	0.99	1	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78	
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82	
		2	42	0	332	98.81	0.99	0.99	0.97	1	0.98	85	0.99	0.98	0.98	89	1	0.98	0.99	81	1	1	1	81
				1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84
				2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87
	84		0	332	98.81	0.99	0.99	0.97	1	0.98	85	0.99	0.98	0.98	89	1	0.98	0.99	81	1	1	1	81	
			1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84	
			2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87	
	126		0	332	98.81	0.99	0.99	0.97	1	0.98	85	0.99	0.98	0.98	89	1	0.98	0.99	81	1	1	1	81	
			1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84	
			2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87	
	3		42	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94
				1	333	99.11	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	91	0.98	1	0.99	80	1	0.98	0.99	81	1	1	1	84
				2	331	98.51	0.99	0.99	1	1	1	91	0.95	1	0.97	90	1	0.94	0.97	81	1	1	1	74
		84	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94	
			1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	1	0.99	80	1	0.98	0.99	81	1	1	1	84	
			2	331	98.51	0.99	0.99	1	1	1	91	0.95	1	0.97	90	1	0.94	0.97	81	1	1	1	74	
126		0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
		1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	1	0.99	80	1	0.98	0.99	81	1	1	1	84		
		2	331	98.51	0.99	0.99	1	1	1	91	0.95	1	0.97	90	1	0.94	0.97	81	1	1	1	74		

EK 3.

Tablo Ek 3. Tek çıktı etiketli Z-skor ROC Analizi

Deney	Gizli Katman	Kat	Doğru (./336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkıcı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik				
							Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	
1	42	0	295	87.80	0.88	0.7	1	0.83	0.91	77	0.75	0.89	0.81	79	0.83	0.88	0.85	88	0.99	0.91	0.95	92	
		1	301	89.58	0.9	0.9	0.96	0.87	0.91	91	0.79	0.92	0.85	88	0.88	0.86	0.87	79	0.97	0.94	0.95	78	
		2	287	85.42	0.85	0.86	0.97	0.79	0.87	84	0.75	0.91	0.82	85	0.86	0.79	0.82	85	0.89	0.94	0.91	82	
	84	0	293	87.20	0.87	0.7	1	0.81	0.89	77	0.74	0.89	0.8	79	0.83	0.88	0.85	88	0.99	0.91	0.95	92	
		1	301	89.58	0.9	0.9	0.96	0.87	0.91	91	0.79	0.92	0.85	88	0.88	0.86	0.87	79	0.97	0.94	0.95	78	
		2	288	85.71	0.86	0.86	0.97	0.79	0.87	84	0.75	0.91	0.82	85	0.86	0.8	0.83	85	0.89	0.94	0.91	82	
	126	0	294	87.50	0.88	0.59	1	0.82	0.9	77	0.75	0.89	0.81	79	0.83	0.88	0.85	88	0.99	0.91	0.95	92	
		1	300	89.29	0.89	0.9	0.95	0.87	0.91	91	0.79	0.91	0.85	88	0.88	0.86	0.87	79	0.97	0.94	0.95	78	
		2	286	85.12	0.85	0.85	0.97	0.79	0.87	84	0.75	0.88	0.81	85	0.84	0.8	0.82	85	0.89	0.94	0.91	82	
	2	42	0	293	87.20	0.87	0.87	0.93	0.91	0.92	85	0.81	0.88	0.84	89	0.81	0.84	0.82	81	0.96	0.86	0.91	81
			1	291	86.61	0.87	0.87	0.99	0.81	0.89	84	0.73	0.91	0.81	79	0.86	0.82	0.84	89	0.94	0.93	0.93	84
			2	286	85.12	0.85	0.57	0.99	0.87	0.92	83	0.8	0.87	0.83	84	0.8	0.78	0.79	82	0.89	0.89	0.89	87
84		0	289	86.01	0.86	0.86	0.92	0.91	0.91	85	0.81	0.87	0.84	89	0.8	0.8	0.8	81	0.92	0.86	0.89	81	
		1	291	86.61	0.87	0.87	0.99	0.81	0.89	84	0.73	0.91	0.81	79	0.86	0.82	0.84	89	0.94	0.93	0.93	84	
		2	285	84.82	0.85	0.57	0.99	0.87	0.92	83	0.8	0.87	0.83	84	0.8	0.78	0.79	82	0.88	0.87	0.88	87	
126		0	290	86.31	0.86	0.86	0.93	0.91	0.92	85	0.81	0.88	0.84	89	0.8	0.8	0.8	81	0.92	0.86	0.89	81	
		1	289	86.01	0.86	0.86	0.97	0.81	0.88	84	0.72	0.9	0.8	79	0.86	0.81	0.83	89	0.93	0.93	0.93	84	
		2	288	85.71	0.86	0.57	0.99	0.87	0.92	83	0.8	0.86	0.83	84	0.79	0.78	0.79	82	0.89	0.92	0.9	87	
3	42	0	290	86.31	0.86	0.86	0.92	0.81	0.86	70	0.77	0.93	0.84	82	0.84	0.84	0.84	90	0.96	0.86	0.91	94	
		1	295	87.80	0.88	0.7	0.99	0.86	0.92	91	0.75	0.93	0.83	80	0.84	0.84	0.84	81	0.99	0.89	0.94	84	
		2	274	81.55	0.82	0.55	0.88	0.81	0.85	91	0.78	0.84	0.81	90	0.82	0.74	0.78	81	0.86	0.86	0.86	74	
	84	0	290	86.31	0.86	0.86	0.92	0.81	0.86	70	0.77	0.93	0.84	82	0.84	0.84	0.84	90	0.96	0.86	0.91	94	
		1	294	87.50	0.88	0.7	0.99	0.84	0.9	91	0.74	0.93	0.82	80	0.84	0.85	0.85	81	0.99	0.89	0.94	84	
		2	274	81.55	0.82	0.55	0.88	0.82	0.85	91	0.79	0.84	0.82	90	0.81	0.74	0.77	81	0.86	0.85	0.86	74	
	126	0	291	86.61	0.87	0.87	0.92	0.81	0.86	70	0.77	0.93	0.84	82	0.84	0.86	0.85	90	0.98	0.86	0.92	94	
		1	294	87.50	0.88	0.7	0.99	0.84	0.9	91	0.74	0.93	0.82	80	0.84	0.85	0.85	81	0.99	0.89	0.94	84	
		2	275	81.85	0.82	0.55	0.88	0.81	0.85	91	0.78	0.84	0.81	90	0.83	0.74	0.78	81	0.87	0.88	0.87	74	

EK 4.

Tablo Ek 4. One-hot etiketli Z-skor ROC Analizi

Dört Çıkışlı	Deney	Gizli Katman	Kat	Doğru (/336)	Yüzde	Micro F1	Macro F1	G1:Sıkacı				G2:Sakin				G3:Korku				G4:Komik			
								Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek	Hassasiyet	Hatırlama	f1-score	Destek
Dört Çıkışlı	1	42	0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92
			1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	0.99	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82
			0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92
			1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	0.99	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82
		84	0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92
			1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	0.99	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82
			0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92
			1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	0.99	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78
			2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82
	126	0	336	100.00	1	1	1	1	1	77	1	1	1	79	1	1	1	88	1	1	1	92	
		1	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.99	0.99	0.99	88	1	0.99	0.99	79	1	1	1	78	
		2	334	99.40	0.99	0.99	1	1	1	84	0.98	1	0.99	85	1	0.98	0.99	85	1	1	1	82	
		0	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	85	0.99	0.99	0.99	89	1	0.99	0.99	81	1	1	1	81	
		1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84	
		2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87	
	84	0	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	85	0.99	0.99	0.99	89	1	0.99	0.99	81	1	1	1	81	
		1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84	
		2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87	
		0	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	85	0.99	0.99	0.99	89	1	0.99	0.99	81	1	1	1	81	
		1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84	
		2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87	
126	0	334	99.40	0.99	0.99	0.99	1	0.99	85	0.99	0.99	0.99	89	1	0.99	0.99	81	1	1	1	81		
	1	335	99.70	1	1	1	1	1	84	0.99	1	0.99	79	1	0.99	0.99	89	1	1	1	84		
	2	336	100.00	1	1	1	1	1	83	1	1	1	84	1	1	1	82	1	1	1	87		
	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
	1	336	100.00	1	1	1	1	1	91	1	1	1	80	1	1	1	81	1	1	1	84		
	2	333	99.11	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.98	0.99	0.98	90	1	0.98	0.99	81	1	1	1	74		
84	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
	1	336	100.00	1	1	1	1	1	91	1	1	1	80	1	1	1	81	1	1	1	84		
	2	333	99.11	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.98	0.99	0.98	90	1	0.98	0.99	81	1	1	1	74		
	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
	1	336	100.00	1	1	1	1	1	91	1	1	1	80	1	1	1	81	1	1	1	84		
	2	333	99.11	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.98	0.99	0.98	90	1	0.98	0.99	81	1	1	1	74		
126	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
	1	336	100.00	1	1	1	1	1	91	1	1	1	80	1	1	1	81	1	1	1	84		
	2	333	99.11	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.98	0.99	0.98	90	1	0.98	0.99	81	1	1	1	74		
	0	336	100.00	1	1	1	1	1	70	1	1	1	82	1	1	1	90	1	1	1	94		
	1	336	100.00	1	1	1	1	1	91	1	1	1	80	1	1	1	81	1	1	1	84		
	2	333	99.11	0.99	0.99	0.99	1	0.99	91	0.98	0.99	0.98	90	1	0.98	0.99	81	1	1	1	74		

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı: Ali TATLI
Uyruğu: Türkiye (T.C)
Doğum Tarihi ve Yeri: -
Medeni Durum: -
e-mail: -
Yazışma Adresi: -

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Doktora	Eskişehir Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Havacılık Elektrik ve Elektronik Anabilim dalı	2022
Yüksek Lisans	Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Havacılık Elektrik ve Elektronik Anabilim dalı	2016
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü	2010

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2023-Halen	Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi	Dr. Öğr. Üyesi
2018-2023	Eskişehir Teknik Üniversitesi	Arş. Gör.
2014-2018	Anadolu Üniversitesi	Arş. Gör.
2012-2014	Erzincan Üniversitesi	Arş. Gör.

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Tatlı, A., ve Kahvecioğlu, S. (2016). NARX neural networks based time series prediction for amount of airworthiness time. 2016 National Conference on Electrical, Electronics and Biomedical Engineering (ELECO), 130–134.

2. Saribaş, H., Tatlı, A., ve Onrat, A. (2018, May). Control of unmanned aerial vehicles using self tuning fuzzy PID. Proceeding 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU) (pp. 1-4). IEEE.
3. Tatlı, A., Kahvecioğlu, S., Karakoç, H. (2020). Time-Series Prediction for Amount of Airworthiness Based on Time-Delay Neural Networks. *Elektronika Ir Elektrotehnika*, 26(5), 28–32. <https://doi.org/10.5755/j01.eie.26.5.25843>
4. Tatlı, A., Süzer A. E., Filik T., ve Karakoç T. H. (2021). A case study on investigating probabilistic characteristics of wind speed data for green airport. International Symposium on Aircraft Technology, MRO&Operations 2021, Budapest, Hungary, 28 June 2021
5. Tatlı, A., Böcü, E., Filik, T., ve Karakoç, T. H. (2022). A case study on the effect of meteorological events on the efficiency of flight training organization. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 94(7), 1109–1116. <https://doi.org/10.1108/AEAT-10-2021-0295>