EEG-Based Brain Computer Interface for Emotion Recognition

KM Shahin Bano[1,*], Prachet Bhuyan[1], Abhishek Ray[1]

[1] *School of Computer Engineering, KIIT Deemed to be University, Bhubaneswar, Odisha, India.*

*E-mail: 2050014@kiit.ac.in

***Abstract*—Emotion recognition using electroencephalography (EEG) signal could be a current focus in brain-computer interface research, that is convenient and a reliable technique. EEG-based emotion detection studies are employed in a very spread of fields, including defence, aerospace, and medicine, among others. The purpose of this study is to discover the relationship between EEG signals and human emotions. EEG signals are commonly used to categorise emotions into three groups: positive, negative, and neutral. We first extracted features from the EEG signals in order to classify emotions and used a deep learning classifier: recurrent neural network (RNN) and gated recurrent unit (GRU). Second, a Muse EEG headband with four electrodes (TP9, AF7, AF8, TP10) is used to record brain activity. Positive and negative emotional states are elicited with lucid valence film clips, and neutral resting data with no stimuli is also recorded for one minute per session. EEG data was collected for 3 minutes per state from two people (one male and one female) (positive, neutral, and negative) [5]. This study helps to spot human emotions supported by EEG signals within the brain-computer interface and helps to know the emotion of the mind.**

***Index Terms*—Emotion recognition, EEG, deep learning, RNN, GRU, brainwave, EEG emotion Detection, brain-computer interface (BCI), MUSE EEG-Headband.**

I. Introduction

Emotion recognition is the process of identifying human emotion. Emotions are important in human life, and the necessity and importance of emotion recognition has grown with the increasing role of the brain-computer interface. Text, speech, facial expressions, and body gestures can all be used to detect emotions. However, these methodologies do not produce an efficient or appropriate result. When compared to audiovisual-based methods, bio-signal responses tend to provide more detailed and complex information for determining emotional states. Electroencephalography (EEG) could be used to collect data from sensors. BCI's purpose is to determine how the human brain communicates with external computers or other intelligent technological equipment [1].

A. Electroencephalography

Electroencephalography (EEG) is a cost-effective and reliable technique for measuring the electrical activity of the brain. It is completely painless and can be done without shaving the hair. It can be used to diagnose several conditions, including epilepsy, brain tumours, sleep disorders, and more. EEG-based interfaces are comfortable to use and do not require surgery.The EEG frequency band, which is decomposed into five different frequency bands, is the most commonly used classification [3]. As a result, the five different frequency bands are briefly described below, along with the mental states associated with them.

Delta waves(δ) are observed during deep sleep or coma and have a frequency range of 0–4 Hz. These waves have a greater amplitude and can be measured at less than 100 microvolts.

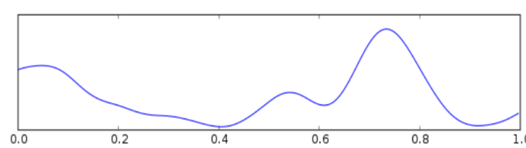

Fig. 1. Delta-waves

Theta waves(θ) have a frequency between 4 - 8 Hz. When you're thinking creatively or when you're focused, you will notice theta rhythms. These waves can also be seen during short-term memory tasks.

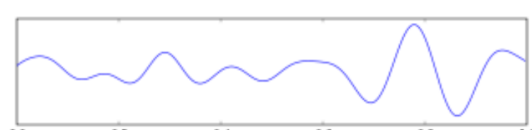

Fig. 2. Theta-waves

2022 5th International Conference on Computational Intelligence and Networks (CINE) | 978-1-6654-6465-9/22/$31.00 ©2022 IEEE | DOI: 10.1109/CINE56307.2022.10037255

감정 인식을 위한 EEG 기반 뇌-컴퓨터 인터페이스

KM Shahin Bano[1,*], Prachet Bhuyan[1], Abhishek Ray[1]

[1]*School of Computer Engineering, KIIT Deemed to be University, Bhubaneswar, Odisha, India.*

*이메일: 2050014@kiit.ac.in

***Abstract*—**뇌파(EEG) 신호를 이용한 감정 인식은 뇌-컴퓨터 인터페이스 연구의 현재 초점이 될 수 있으며, 이는 편리하고 신뢰할 수 있는 기술입니다. EEG 기반 감정 감지 연구는 방위, 항공우주, 의학을 포함한 매우 광범위한 분야에 사용됩니다. 이 연구의 목적은 EEG 신호와 인간의 감정 간의 관계를 발견하는 것입니다. EEG 신호는 일반적으로 감정을 긍정적, 부정적, 중립적의 세 그룹으로 분류하는 데 사용됩니다. 먼저 감정을 분류하기 위해 EEG 신호에서 특징을 추출하고 딥 러닝 분류기인 순환 신경망(RNN)과 게이트 순환 단위(GRU)를 사용했습니다. 두 번째로, 4개의 전극(TP9, AF7, AF8, TP10)이 있는 Muse EEG 헤드밴드를 사용하여 뇌 활동을 기록합니다. 긍정적 및 부정적 감정 상태는 명확한 가치 필름 클립으로 유발되고, 자극이 없는 중립적 휴식 데이터도 세션당 1분 동안 기록합니다. EEG 데이터는 2명(남성 1명, 여성 1명)으로부터 상태당 3분 동안 수집되었습니다(긍정적, 중립적, 부정적)[5]. 이 연구는 뇌-컴퓨터 인터페이스 내에서 EEG 신호로 지원되는 인간의 감정을 찾아내고 마음의 감정을 아는 데 도움이 됩니다.

***Index Terms*—**감정인식, EEG, 딥러닝, RNN, GRU, 뇌파, EEG 감정 감지, 뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI), MUSE EEG-헤드밴드.

I. 서론

감정 인식은 인간의 감정을 식별하는 과정입니다. 감정은 인간의 삶에서 중요하며, 뇌-컴퓨터 인터페이스의 역할이 커지면서 감정 인식의 필요성과 중요성이 커졌습니다. 텍스트, 음성, 얼굴 표정 및 신체 제스처는 모두 감정을 감지하는 데 사용할 수 있습니다. 그러나 이러한 방법론은 효율적이거나 적절한 결과를 생성하지 않습니다. 시청각 기반 방법과 비교할 때 생체 신호 반응은 감정 상태를 결정하는 데 더 자세하고 복잡한 정보를 제공하는 경향이 있습니다. 뇌파(EEG)는 센서에서 데이터를 수집하는 데 사용할 수 있습니다. BCI의 목적은 인간의 뇌가 외부 컴퓨터 또는 기타 지능형 기술 장비와 어떻게 통신하는지 확인하는 것입니다[1].

A. *Electroencephalography*

뇌파(EEG)는 뇌의 전기적 활동을 측정하는 비용 효율적이고 신뢰할 수 있는 기술입니다. 전혀 고통스럽지 않으며 털을 깎지 않고도 할 수 있습니다. 간질, 뇌종양, 수면 장애 등 여러 가지 질환을 진단하는 데 사용할 수 있습니다. EEG 기반 인터페이스는 사용하기 편안하고 수술이 필요하지 않습니다. 다섯 가지 주파수 대역으로 분해되는 EEG 주파수 대역이 가장 일반적으로 사용되는 분류입니다[3]. 결과적으로 다섯 가지 주파수 대역과 이와 관련된 정신 상태를 아래에 간략하게 설명합니다.

델타파(δ)는 깊은 수면이나 혼수상태에서 관찰되며 주파수 범위는 0~4Hz입니다. 이 파동은 진폭이 더 크고 100마이크로볼트 미만에서 측정할 수 있습니다.

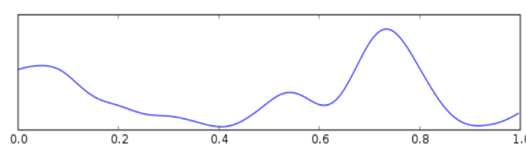

그림 1. 델타파

세타파(θ)는 4~8Hz 사이의 주파수를 가지고 있습니다. 창의적으로 생각하거나 집중할 때 세타 리듬을 느낄 수 있습니다. 이 파동은 단기 기억 과제 중에도 볼 수 있습니다.

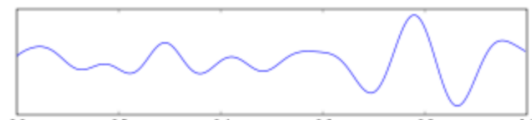

그림 2. 세타파

Alpha waves(α) have a frequency range of 8–13 Hz. During a state of relaxation and calm, these waves originate in the occipital lobe of the brain. It has also been found that the Alpha rhythm's activity is a reflection of how human vision works [3].

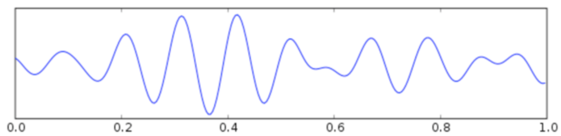

Fig. 3. Alpha-waves

Beta waves(β) These waves, which come from the centre region of the brain, are seen during anxious thought and active concentration.

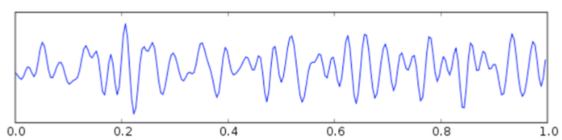

Fig. 4. Beta-waves

Gamma waves(γ) are found at frequencies ranging from 30 to 100 hertz. Multitasking and a conscious waking state are mental states associated with these waves.

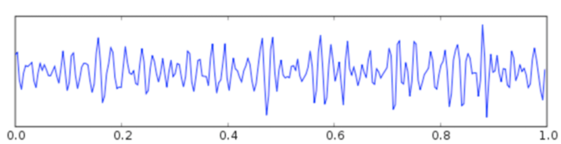

Fig. 5. Gamma-waves

B. Our Contribution

- Exploration of EEG-Brain waves (five distinct frequency bands, as well as the emotional states aligned with them).
- Exploration of Deep Learning models (RNN and GRU) for emotion classification.
- Our work aims to accurately predict a subject's emotional states while watching various movie scenes using recurrent neural network, gated recurrent unit. For this purpose, three emotional states have been specified, such as positive (happiness), negative (anger), and neutral (calm).
- We used an EEG brainwave dataset from kaggle that has been processed with our original strategy of getting good results by analysing EEG signals and classifying human emotions using recurrent neural network and gated recurrent unit classifier.
- We applied model validation using confusion matrix and modification on existing algorithms.

C. Problem Definition

EEG-based emotion recognition has been extensively studied, with different results with different algorithms. In general, there are different methods for recognising the sort of emotion being conveyed, but the output ultimately depends on the algorithm's correctness, and there is another situation to consider. If the algorithm predicts the probabilities of all emotions equally, We need to improve our accuracy in order to correctly classify emotions. This can be done through brain signals by analysing EEG signals and using a recurrent neural network and a gated recurrent unit.

D. Research aims

Finding the link between EEG signals and human emotions is the main goal of the current study. Positive, negative, or neutral emotions are classified using EEG signals.

E. Objectives

The objective of this study is to use signal preprocessing, feature extraction, and classification to provide the emotional state and to detect emotions, which opens up possibilities outside of the medical profession.

F. Motivations

Our main motivation is to use EEG (non-invasive technology) signals to determine human emotions, which is a reliable and cost-effective method. Many models for recognising and classifying emotions with good classification accuracy have been reported in the literature. EEG-based emotion recognition has been widely employed in the military, human-computer interaction, diagnosis, and other fields.

II. LITERATURE REVIEW

Many studies on emotion recognition are applied, and a spread of datasets is generated. Due to its reliability in emotion recognition, researchers are focused on generating EEG-based data for emotion recognition. The work in this paper is specializing in Emotion Recognition during Watching Movies Using Electroencephalography signals in machine learning with specific implementations of the SVM approach EEG signals were used to differentiate between two types of emotions: positive and negative. Using all the features and a support vector machine, a mean test accuracy of 87.53% was obtained. [4].

This paper focuses on single and ensemble methods for classifying emotional experiences in machine learning using EEG brainwave data, using specific implementations of the Random Forest Approach. The approaches outlined in this research comprised measuring the electrical activity of the brain using four extracranial electrodes using the MUSE EEG headband. To classify emotions, several machine learning algorithms were used. A deep neural network was the best single classifier with an accuracy of 94.89%. [5].

The research presented in this paper focuses on disorders

알파파(α)는 8~13Hz의 주파수 범위를 갖는다. 이완되고 차분한 상태에서 이 파동은 뇌의 후두엽에서 발생한다. 또한 알파 리듬의 활동은 인간의 시각이 작동하는 방식을 반영하는 것으로 밝혀졌다[3].

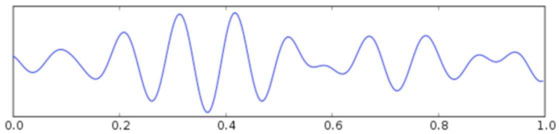

그림 3. 알파파

베타파(β) 뇌의 중앙 영역에서 나오는 이 파동은 불안한 생각과 적극적인 집중 중에 나타납니다.

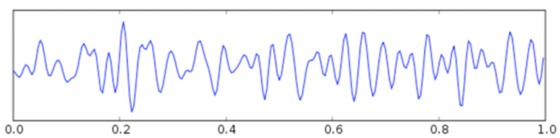

그림 4. 베타파

감마파(γ)는 30~100헤르츠의 주파수 범위에서 발견됩니다. 멀티태스킹과 의식적인 각성 상태는 이러한 파동과 관련된 정신 상태입니다.

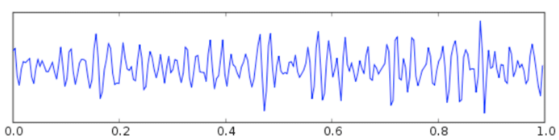

그림 5. 감마파

B. Our Contribution

- EEG-뇌파(5개의 고유한 주파수 대역과 이에 맞춰진 감정 상태) 탐구.
- 감정 분류를 위한 딥러닝 모델(RNN과 GRU) 탐색
- 우리의 연구는 순환 신경망, 게이트 순환 단위를 사용하여 다양한 영화 장면을 시청하는 동안 피험자의 감정 상태를 정확하게 예측하는 것을 목표로 합니다. 이를 위해 긍정적(행복), 부정적(분노), 중립적(차분함)과 같은 세 가지 감정 상태가 지정되었습니다.
- 우리는 Kaggle에서 얻은 EEG 뇌파 데이터 세트를 사용했는데, 이는 순환 신경망과 게이트 순환 단위 분류기를 사용하여 EEG 신호를 분석하고 인간의 감정을 분류함으로써 좋은 결과를 얻는 원래의 전략으로 처리되었습니다.
- 우리는 혼동 행렬을 사용하여 모델 검증을 적용하고 기존 알고리즘을 수정했습니다.

C. Problem Definition

EEG 기반 감정 인식은 광범위하게 연구되었으며, 알고리즘마다 결과가 다릅니다. 일반적으로 전달되는 감정의 종류를 인식하는 데는 여러 가지 방법이 있지만, 출력은 궁극적으로 알고리즘의 정확성에 따라 달라지며 고려해야 할 또 다른 상황이 있습니다. 알고리즘이 모든 감정의 확률을 동등하게 예측하는 경우, 감정을 올바르게 분류하기 위해서는 정확도를 높여야 합니다. 이는 EEG 신호를 분석하고 순환 신경망과 게이트 순환 단위를 사용하여 뇌 신호를 통해 수행할 수 있습니다.

D. Research aims

EEG 신호와 인간 감정 사이의 연관성을 찾는 것이 현재 연구의 주요 목표입니다. 긍정적, 부정적 또는 중립적 감정은 EEG 신호를 사용하여 분류됩니다.

E. Objectives

이 연구의 목적은 신호 전처리, 특징 추출, 분류를 사용하여 감정 상태를 제공하고 감정을 감지하는 것이며, 이를 통해 의료 분야 밖에서도 가능성을 열어주는 것입니다.

F. Motivations

우리의 주요 동기는 EEG(비침습적 기술) 신호를 사용하여 인간의 감정을 파악하는 것입니다. 이는 신뢰할 수 있고 비용 효율적인 방법입니다. 문헌에는 좋은 분류 정확도로 감정을 인식하고 분류하는 많은 모델이 보고되었습니다. EEG 기반 감정 인식은 군사, 인간-컴퓨터 상호 작용, 진단 및 기타 분야에서 널리 사용되었습니다.

II. 문헌 검토

감정 인식에 대한 많은 연구가 적용되었으며, 다양한 데이터 세트가 생성되었습니다. 감정 인식에서의 신뢰성으로 인해 연구자들은 감정 인식을 위한 EEG 기반 데이터 생성에 집중하고 있습니다. 이 논문의 작업은 SVM 접근법의 특정 구현을 통한 기계 학습에서 뇌파 신호를 사용하여 영화 시청 중 감정 인식에 특화되어 있습니다. EEG 신호는 긍정적이고 부정적인 두 가지 유형의 감정을 구별하는 데 사용되었습니다. 모든 기능과 지원 벡터 머신을 사용하여 87.53%의 평균 테스트 정확도를 얻었습니다. [4].

이 논문은 EEG 뇌파 데이터를 사용하여 기계 학습에서 감정적 경험을 분류하기 위한 단일 및 앙상블 방법에 초점을 맞추고 Random Forest Approach의 특정 구현을 사용합니다. 이 연구에 설명된 접근 방식에는 MUSE EEG 헤드밴드를 사용하여 4개의 두개외 전극을 사용하여 뇌의 전기적 활동을 측정하는 것이 포함되었습니다. 감정을 분류하기 위해 여러 기계 학습 알고리즘이 사용되었습니다. 딥 신경망은 정확도가 94.89%인 최고의 단일 분류기였습니다. [5].

이 논문에서 제시된 연구는 장애에 초점을 맞춥니다.

of consciousness, vegetative states, and minimally conscious states caused by brain injury or cerebral haemorrhage. The clinical diagnosis of DOC patients is frequently made in this work using behavioural evaluations, such as the Coma Recovery Scale-Revised. Based on how patients react to outside stimuli, these behavioural scales. [6].

The goal of this paper is to analyse and predict a user's emotions by recognising his or her face using a Feed Forward Neural Network and Nave Bayes [7]. Face recognition is a type of software that recognises a certain individual, and it will be very beneficial in security applications to protect our data. Face unlock is currently the standard for unlocking phones [13].

The goal of this paper is to increase EEG-based emotion classification accuracy while also seeing how emotional states develop over time. The improvement of dry electrode methods, machine learning algorithms, and numerous practical uses of brain-computer interfaces for healthy individuals have all boosted interest in emotion classification from EEG data. [14]. Identifying the brain regions and frequency bands most closely associated with emotions is one of the primary goals of emotion recognition. Numerous studies have been conducted on it. Unpleasant emotion activation was shown to be particularly strong in the right posterior areas of the alpha band by Sarlo et al [15]. According to this study, both internal and external stimuli can significantly change brain waves. Electrodes placed on the scalp were used to transduce and sense brain waves [16]. Noninvasive and invasive electroencephalogram techniques are used to record these brain waves. [17]. Many studies on emotion recognition have been done in recent decades. Anderson and McOwan recognised emotion through facial expressions [18]. Ang and colleagues used prosody to recognise emotions [19]. These signals, however, all had the same flaw. They are ineffective at detecting emotion, especially when people are trying to hide their feelings.

III. Proposed Work

EEG signal classification can be very useful in determining a person's feelings towards a situation. In this context, we propose a method for identifying a person's emotions in a situation. We propose to classify the type of emotion being expressed by using recurrent neural networks and gated recurrent unit. When compared to many other algorithms, GRU provides good performance and accuracy. GRU has the ability to record both long term and short-term memory unit.

A. Methodology

To address the research objectives, an appropriate and effective methodology must be established to ensure that this work yields an accurate and reliable result. Signal acquisition is used to collect EEG signals, which are then cleaned using signal preprocessing techniques to remove noise from the data. Feature extraction is used to extract data from EEG signals, and deep learning algorithms are used to classify emotions. Figure 6 depicts the conventional flow of our method. In this paper, we used techniques that are computationally simple and give accurate results.

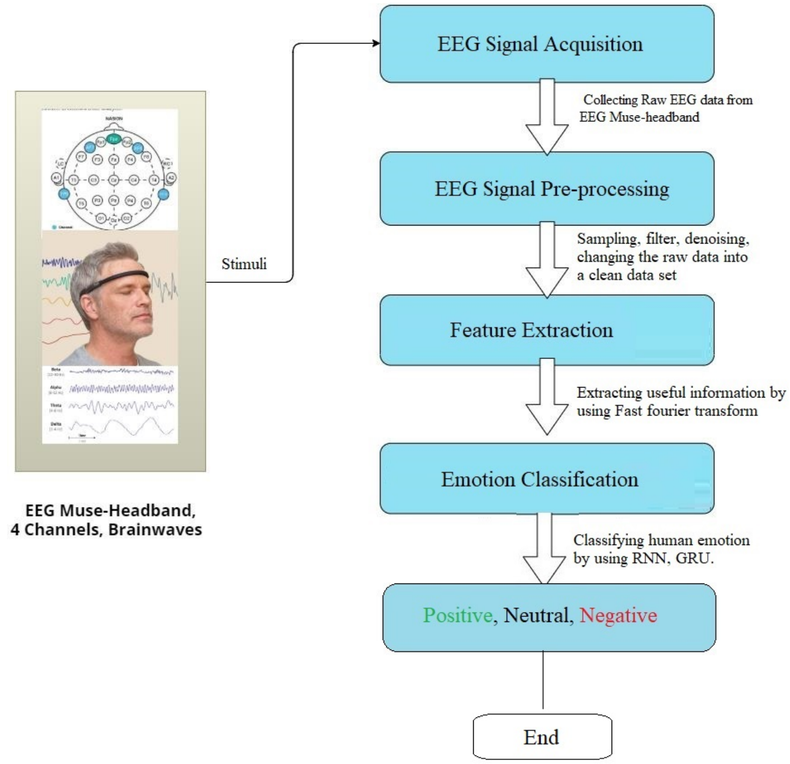

Fig. 6. Block Diagram of EEG-Emotion Recognition

1) Signal acquisition: The process of measuring the neurocognitive condition of the brain is known as signal acquisition. During an EEG test, electrodes (metal discs) with a sticky substance are implanted on the scalp. These electrodes detect electrical activity in the brain and transmit it to an EEG machine, which records it as wavy lines on paper or a computer. [9].

2) Signal Pre-processing: The removal of undesired noises and artefacts is the first stage in using EEG to predict user emotions, followed by categorising EEG signals based on rhythmic activity. Due to their poor signal-to-noise ratio, EEG signals are easily disrupted by noise (SNR). Motion can produce artefacts, including head and eye movements as well as heartbeats, which have a wider wave range than brain waves. During the preprocessing stage, unwanted artefacts such electromagnetic and frequency interferences, EOG, ECG, and EMG interferences, are removed. There have been used Band-pass filter for eliminating EOG and EMG noise [10].

3) Feature extraction: The process of removing a particular characteristic from an EEG signal that is pertinent to the goal of the study is referred to as feature extraction. It is crucial for EEG-based emotion recognition to function properly. Its goal is to find the most reliable feature that correlates to the emotions of interest in order to produce accurate classification

뇌 손상이나 뇌출혈로 인한 의식, 식물인간 상태, 최소 의식 상태. DOC 환자의 임상적 진단은 이 작업에서 Coma Recovery Scale-Revised와 같은 행동 평가를 사용하여 자주 이루어집니다. 환자가 외부 자극에 어떻게 반응하는지에 따라 이러한 행동 척도가 사용됩니다. [6].

본 논문의 목적은 Feed Forward Neural Network와 Nave Bayes를 사용하여 사용자의 얼굴을 인식하여 사용자의 감정을 분석하고 예측하는 것이다[7]. 얼굴 인식은 특정 개인을 인식하는 소프트웨어의 한 유형이며, 데이터를 보호하기 위한 보안 애플리케이션에서 매우 유용할 것이다. 얼굴 잠금 해제는 현재 휴대전화 잠금 해제의 표준이다[13].

이 논문의 목적은 EEG 기반 감정 분류 정확도를 높이는 동시에 시간이 지남에 따라 감정 상태가 어떻게 발달하는지 확인하는 것입니다.건조 전극 방법의 개선, 머신 러닝 알고리즘 및 건강한 개인을 위한 뇌-컴퓨터 인터페이스의 수많은 실용적인 사용은 모두 EEG 데이터에서 감정 분류에 대한 관심을 높였습니다.[14]. 감정과 가장 밀접하게 관련된 뇌 영역과 주파수 대역을 식별하는 것은 감정 인식의 주요 목표 중 하나입니다.수많은 연구가 이에 대해 수행되었습니다.불쾌한 감정 활성화는 Sarlo et al.에 의해 알파 대역의 오른쪽 뒤쪽 영역에서 특히 강한 것으로 나타났습니다.[15] 이 연구에 따르면 내부 및 외부 자극 모두 뇌파를 크게 변화시킬 수 있습니다.두피에 부착된 전극은 뇌파를 변환하고 감지하는 데 사용되었습니다.[16] 비침습적 및 침습적 뇌파 기술은 이러한 뇌파를 기록하는 데 사용됩니다.[17]. 최근 수십 년 동안 감정 인식에 대한 많은 연구가 수행되었습니다.Anderson과 McOwan은 얼굴 표정을 통해 감정을 인식했습니다.[18] Ang과 동료들은 감정을 인식하기 위해 음성학을 사용했습니다[19]. 그러나 이러한 신호는 모두 동일한 결함이 있었습니다. 특히 사람들이 자신의 감정을 숨기려고 할 때 감정을 감지하는 데 효과적이지 않았습니다.

III. 제안된 작업

EEG 신호 분류는 상황에 대한 사람의 감정을 결정하는 데 매우 유용할 수 있습니다. 이러한 맥락에서 우리는 상황에서 사람의 감정을 식별하는 방법을 제안합니다. 우리는 순환 신경망과 게이트 순환 단위를 사용하여 표현되는 감정의 유형을 분류하는 것을 제안합니다. 다른 많은 알고리즘과 비교했을 때 GRU는 좋은 성능과 정확성을 제공합니다. GRU는 장기 및 단기 기억 단위를 모두 기록할 수 있습니다.

A. Methodology

연구 목표를 다루기 위해 이 작업이 정확하고 신뢰할 수 있는 결과를 낼 수 있도록 적절하고 효과적인 방법론을 수립해야 합니다. 신호 수집은 EEG 신호를 수집하는 데 사용되며, 그런 다음 신호 전처리 기술을 사용하여 데이터에서 노이즈를 제거합니다. 특징 추출은 EEG 신호에서 데이터를 추출하는 데 사용되고, 딥 러닝 알고리즘은 감정을 분류하는 데 사용됩니다. 그림 6은 우리 방법의 기존 흐름을 보여줍니다. 이

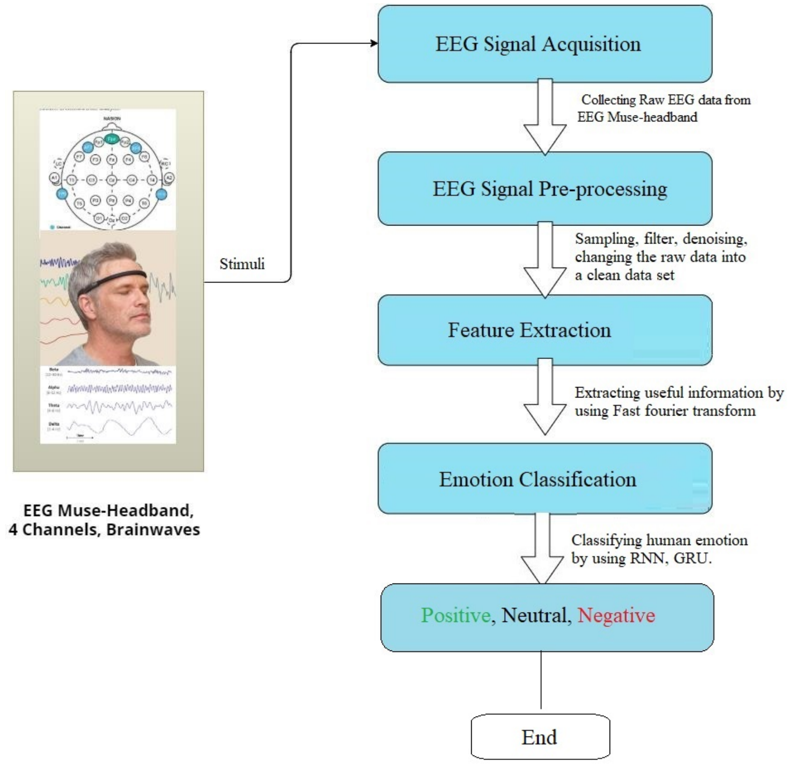

그림 6. EEG-감정 인식의 블록 다이어그램

논문에서는 계산적으로 간단하면서도 정확한 결과를 얻을 수 있는 기술을 사용했습니다.

1) Signal acquisition: 뇌의 신경인지 상태를 측정하는 과정을 신호 수집이라고 합니다. EEG 검사에서는 끈적끈적한 물질이 있는 전극(금속 디스크)을 두피에 이식합니다. 이 전극은 뇌의 전기적 활동을 감지하여 EEG 기계로 전송하고 EEG 기계는 이를 종이 또는 컴퓨터에 물결선으로 기록합니다. [9].

2) Signal Pre-processing: 원치 않는 잡음과 아티팩트를 제거하는 것은 EEG를 사용하여 사용자의 감정을 예측하는 첫 번째 단계이며, 그 다음에는 리듬 활동을 기반으로 EEG 신호를 분류합니다. EEG 신호는 신호 대 잡음 비율이 좋지 않기 때문에 잡음(SNR)에 의해 쉽게 방해받습니다. 움직임은 머리와 눈의 움직임, 심장 박동을 포함하여 뇌파보다 파장 범위가 더 넓은 아티팩트를 생성할 수 있습니다. 전처리 단계에서 전자기 및 주파수 간섭, EOG, ECG 및 EMG 간섭과 같은 원치 않는 아티팩트가 제거됩니다. EOG 및 EMG 잡음을 제거하기 위해 대역 통과 필터가 사용되었습니다[10].

3) Feature extraction: 연구 목표와 관련된 EEG 신호에서 특정 특성을 제거하는 과정을 특징 추출이라고 합니다. EEG 기반 감정 인식이 제대로 기능하는 데 매우 중요합니다. 그 목표는 정확한 분류를 생성하기 위해 관심 있는 감정과 상관관계가 있는 가장 신뢰할 수 있는 특징을 찾는 것입니다.

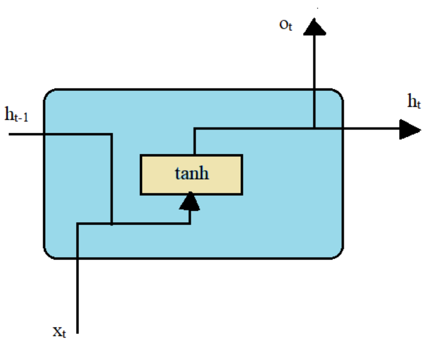

Fig. 7. Recurrent Neural Networks.

results. [10].

4) Classification: Based on the data provided by the extracted features, the emotion classification step detects various emotional states. Because deep learning algorithms are extremely efficient for multidimensional EEG features, they are used for this step. We can train a classifier to recognise which of our features belong to which emotional state by using a recurrent neural network and a gated recurrent unit.

B. Recurrent Neural Networks (RNN).

We applied a deep learning model called a recurrent neural network, which is designed to capture temporal correlations between input data. Figure 7 shows a specific RNN node's activity in the time domain. This method explains the recurrent process for a particular node in the interval [1, t + 1]. Two variables (h_t for the input and $h_t - 1$ for the previous hidden state at time t) are input into the node, and two variables (O_t for the output and h_t for the new hidden state at time t) are output at time t. Tanh function squishes values to always be between -1 and 1. The nodes' memory can be thought of as the hidden state, which aids the RNN in remembering previous input [11].

C. Gated Recurrent Units (GRU).

In this paper, we applied a bidirectional GRU network to encode the EEG sequence. The GRU model, which is similar to an LSTM, is a newer generation of recurrent neural network. GRU has one output (h_t) and two inputs (x_t and $h_t - 1$), as depicted in figure 8. where h_t is the output at time t itself, $h_t - 1$ is the output at time t before time t, and x_t is the input value at time t. The mapping is as follows:

$$X_t, h_{t-1} \rightarrow h_t$$

Let's look at how GRU works. A GRU cell, which is similar to an LSTM or an RNN cell, is seen here. It requires an input

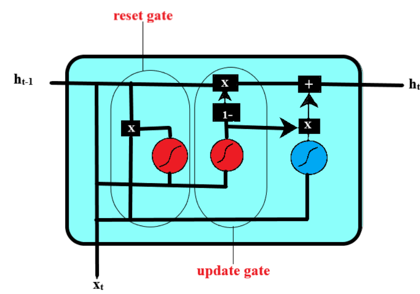

Fig. 8. Gated Recurrent Unit.

X_t together with the hidden state $h_t - 1$ from the timestamp prior to t at each timestamp t. The subsequent timestamp receives the candidate state H_t. The GRUs eliminated the cell state and used the hidden state to transfer data. However it only has two gates: one for reset and one for update [11].

Update Gate It decides what data to discard and what new data to include. The equation for the update gate is as follows:

$$z = \sigma(W(X_t, h_{t-1}))$$

Reset Gate It determines how much information from the past should be erased. It is responsible for the short-term memory of the network, i.e., the hidden state h_t, logistic sigmoid function σ . The reset gate's equation is as follows.

$$r = \sigma(W(X_t, h_{t-1}))$$

Reset gate r and update gate z. The former determines how the information will be combined with past memories. The latter makes the decision on how much of the previous memory to maintain. The data flow is as follows:

$$H_t = \tanh\left(W(X_t, r * h_{t-1})\right)$$

where H_t represents the candidate activation, X_t represents current input, r represents set of reset gates, z represents set of update gates, W is weight.

$$h_t = (1 - z) * h_{t-1} + z * H_t$$

There is an intermediate variable h_t, which is similar to the hidden state of the LSTM. h_t, on the other hand, only works at this time and cannot be passed on to the next. [11].

IV. Results

Our proposed work aims to accurately predict a subject's emotional states while watching various movie scenes. We applied a 30/70 split for training and testing datasets, with the training group consisting of 70% of the data and 30% for the testing groups. We used the Adam optimizer to build the model and sparse categorical crossentropy, which is excellent

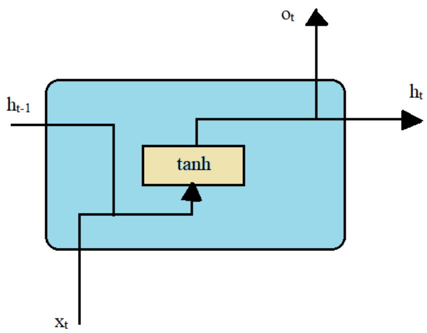

그림 7. 순환 신경망.

결과.[10].

4) Classification: 추출된 특징에서 제공하는 데이터를 기반으로 감정 분류 단계는 다양한 감정 상태를 감지합니다. 딥 러닝 알고리즘은 다차원 EEG 특징에 매우 효율적이기 때문에 이 단계에 사용됩니다. 순환 신경망과 게이트 순환 단위를 사용하여 분류기가 어떤 특징이 어떤 감정 상태에 속하는지 인식하도록 훈련할 수 있습니다.

B. Recurrent Neural Networks (RNN).

우리는 입력 데이터 간의 시간적 상관 관계를 포착하도록 설계된 순환 신경망이라는 딥 러닝 모델을 적용했습니다.그림 7은 시간 영역에서 특정 RNN 노드의 활동을 보여줍니다.이 방법은 [1, t + 1] 구간에서 특정 노드에 대한 순환 프로세스를 설명합니다.두 변수(입력의 h_t과 시간 t에서의 이전 은닉 상태의 $h_t - 1$)가 노드에 입력되고 두 변수(출력의 O_t와 시간 t에서의 새로운 은닉 상태의 h_t)가 시간 t에서 출력됩니다.Tanh 함수는 값을 항상 -1과 1 사이로 압축합니다.노드의 메모리는 은닉 상태로 생각할 수 있으며, 이는 RNN이 이전 입력을 기억하는 데 도움이 됩니다[11].

C. Gated Recurrent Units (GRU).

이 논문에서 우리는 양방향 GRU 네트워크를 적용하여 EEG 시퀀스를 인코딩했습니다. LSTM과 유사한 GRU 모델은 새로운 세대의 순환 신경망입니다. GRU는 그림 8에 나와 있듯이 하나의 출력(h_t)과 두 개의 입력(x_t와 $h_t - 1$)을 갖습니다. 여기서 h_t은 시간 t 자체의 출력이고, $h_t - 1$은 시간 t 이전의 시간 t에서의 출력이고, x_t은 시간 t에서의 입력 값입니다. 매핑은 다음과 같습니다.

$$X_t, h_{t-1} \rightarrow h_t$$

GRU가 어떻게 작동하는지 살펴보겠습니다. LSTM 또는 RNN 셀과 유사한 GRU 셀이 여기에 나와 있습니다. 입력이 필요합니다.

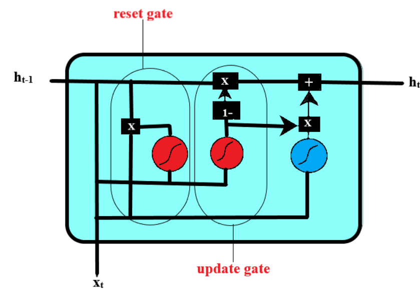

그림 8. 게이트형 순환 유닛.

X_t t 이전 타임스탬프의 숨겨진 상태 $h_t - 1$과 함께 각 타임스탬프 t에서. 이후 타임스탬프는 후보 상태 H_t을 수신합니다. GRU는 셀 상태를 제거하고 숨겨진 상태를 사용하여 데이터를 전송합니다. 그러나 재설정용 하나와 업데이트용 하나, 총 두 개의 게이트만 있습니다[11].

업데이트 게이트 어떤 데이터를 버릴지, 어떤 새 데이터를 포함할지 결정합니다. 업데이트 게이트의 방정식은 다음과 같습니다.

$$z = \sigma(W(X_t, h_{t-1}))$$

리셋 게이트 과거의 정보를 얼마나 지워야 할지 결정합니다. 네트워크의 단기 메모리, 즉 숨겨진 상태 h_t, 로지스틱 시그모이드 함수 σ를 담당합니다. 리셋 게이트의 방정식은 다음과 같습니다.

$$r = \sigma(W(X_t, h_{t-1}))$$

게이트 r을 재설정하고 게이트 z를 업데이트합니다. 전자는 정보가 과거 기억과 어떻게 결합될지 결정합니다. 후자는 이전 기억을 얼마나 유지할지 결정합니다. 데이터 흐름은 다음과 같습니다.

$$H_t = \tanh\left(W(X_t, r * h_{t-1})\right)$$

여기서 H_t는 후보 활성화를 나타내고, X_t는 현재 입력을 나타내고, r은 재설정 게이트 집합을 나타내고, z는 업데이트 게이트 집합을 나타내고, W는 가중치를 나타냅니다.

$$h_t = (1 - z) * h_{t-1} + z * H_t$$

LSTM의 숨은 상태와 유사한 중간 변수 h_t이 존재합니다. 반면 h_t은 이 시점에서만 작동하며 다음 단계로 전달될 수 없습니다. [11].

IV. 결과

제안된 작업은 다양한 영화 장면을 시청하는 동안 피험자의 감정 상태를 정확하게 예측하는 것을 목표로 합니다. 훈련 및 테스트 데이터 세트에 30/70 분할을 적용했으며, 훈련 그룹은 데이터의 70%, 테스트 그룹은 30%로 구성했습니다. Adam 옵티마이저를 사용하여 모델을 구축하고 희소 범주형 교차 엔트로피를 사용했는데, 이는 매우 우수합니다.

Classifier	Train test split	
	70-30	80-20
GRU	96.71%	95.78%
RNN	53.59%	49.53%

Fig. 9. Test Accuracy

for multi-class-function problem. After training the model and recording its results in history, In order to update the internal model parameters, we passed it through x train and y train with a validation split of 20%, a batch size of 32 samples, and 50 epochs, which is the number of times the complete training dataset would be processed by the model. Test accuracy shown in figure 9, On a 30/70 split, our model achieved 96.71% testing accuracy on GRU and 53.59% on RNN. On a 20/80 split, our model achieved 95.78% testing accuracy on GRU and 49.53% on RNN. Look at the classification report and confusion matrix as well. To summarise the confusion matrix, it shows how many times each class was predicted and how many of them were correct. As shown in figure 10, negative was predicted a total of 192 times and, out of that, it was correctly predicted 186 times and falsely predicted positive 6 times.

A. Model validation using confusion matrix

For the three classes of emotion detection EEG signals, the precision, recall, F-score, and accuracy are calculated using the subsequent calculated confusion matrix (Fig. 10 shows the confusion matrix of the gated recurrent unit, and Fig. 11 shows the confusion matrix of the recurrent neural network). Each class is compared to all other classes to determine the performance factors associated with it. The following equations are used to calculate the results: Figures 12 and 13 show the classification reports of the recurrent neural network and gated recurrent unit, respectively.

$$Accuracy = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN)$$

$$Precision = TP/(TP + FP)$$

$$Recall = TP/(TP + FN)$$

$$F - score = 2 * TP/(2 * TP * FP * FN)$$

$$ErrorRate = 1 - Accuracy$$

The classification report displays the performance factors for each of the three emotions: positive, neutral, and negative. It shows how accurately and proportionately the actual positives and negatives of correctly detected emotions are expressed.

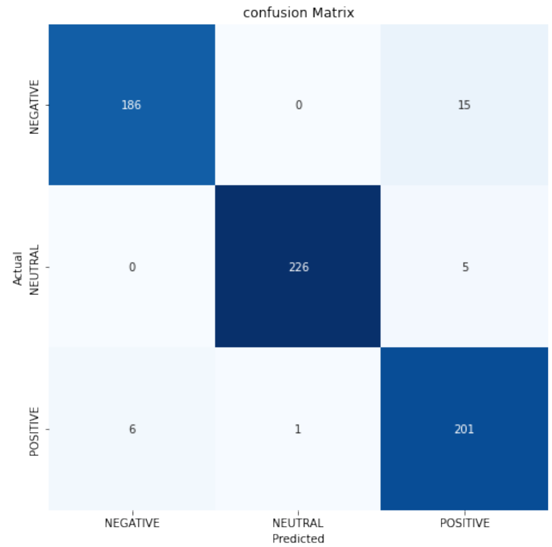

Fig. 10. Confusion matrix of GRU

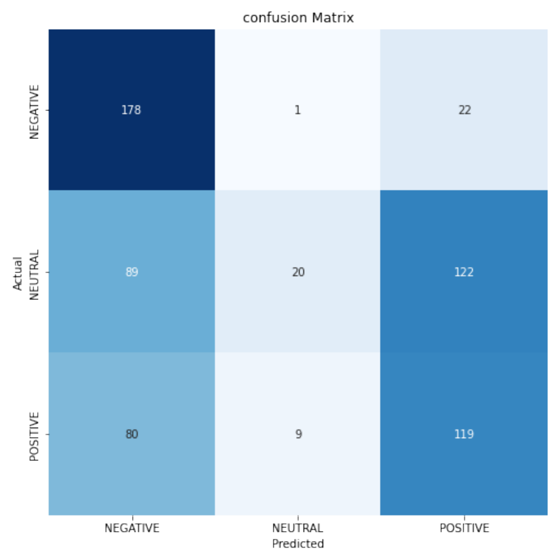

Fig. 11. Confusion matrix of RNN

B. Discussion

Fig. 6 shows the proposed system's structure for this study. In order to classify emotions, we employed deep learning models (RNN and GRU).Four dry extracranial electrodes were employed in the study, and they were attached to a MUSE EEG headband, which is a readily available product.For each of the six video segments, two individuals (1 male, 1 female, aged 20–22) collected 60 seconds of data, comprising 12 minutes of brain activity data [5]. A total of 36 minutes of EEG data was collected from the individuals, including six minutes of neutral brainwave data. Activities were solely stimuli that elicited emotional responses from the set of emotions, and they were

Classifier	Train test split	
	70-30	80-20
GRU	96.71%	95.78%
RNN	53.59%	49.53%

그림 9. 테스트 정확도

다중 클래스 함수 문제의 경우. 모델을 학습하고 결과를 기록한 후, 내부 모델 매개변수를 업데이트하기 위해 검증 분할 20%, 배치 크기 32개 샘플, 50에포크(모델이 전체 학습 데이터 세트를 처리하는 횟수)로 x 학습과 y 학습을 거쳤습니다. 그림 9에 표시된 테스트 정확도. 30/70 분할에서 모델은 GRU에서 96.71%, RNN에서 53.59%의 테스트 정확도를 달성했습니다. 20/80 분할에서 모델은 GRU에서 95.78% , RNN에서 49.53%의 테스트 정확도를 달성했습니다. 분류 보고서와 혼동 행렬도 살펴보세요. 혼동 행렬을 요약하면 각 클래스가 예측된 횟수와 그 중 몇 번이 맞았는지 보여줍니다. 그림 10에서 보듯이, 음성으로 총 192번 예측되었고, 그 중 186번은 정확하게 예측되었고, 6번은 양성으로 잘못 예측되었습니다.

A. Model validation using confusion matrix

세 가지 클래스의 감정 감지 EEG 신호에 대해, 정밀도, 재현율, F-점수, 정확도는 이후 계산된 혼동 행렬을 사용하여 계산됩니다(그림 10은 게이트 순환 단위의 혼동 행렬을 보여주고, 그림 11은 순환 신경망의 혼동 행렬을 보여줍니다). 각 클래스는 다른 모든 클래스와 비교하여 연관된 성능 요인을 결정합니다. 다음 방정식은 결과를 계산하는 데 사용됩니다. 그림 12와 13은 각각 순환 신경망과 게이트 순환 단위의 분류 보고서를 보여줍니다.

$$Accuracy = (TP + TN)/(TP + TN + FP + FN)$$

$$Precision = TP/(TP + FP)$$

$$Recall = TP/(TP + FN)$$

$$F - score = 2 * TP/(2 * TP * FP * FN)$$

$$ErrorRate = 1 - Accuracy$$

분류 보고서는 긍정적, 중립적, 부정적이라는 세 가지 감정 각각에 대한 성과 요인을 표시합니다. 올바르게 감지된 감정의 실제 긍정적, 부정적 요소가 얼마나 정확하고 비례적으로 표현되는지 보여줍니다.

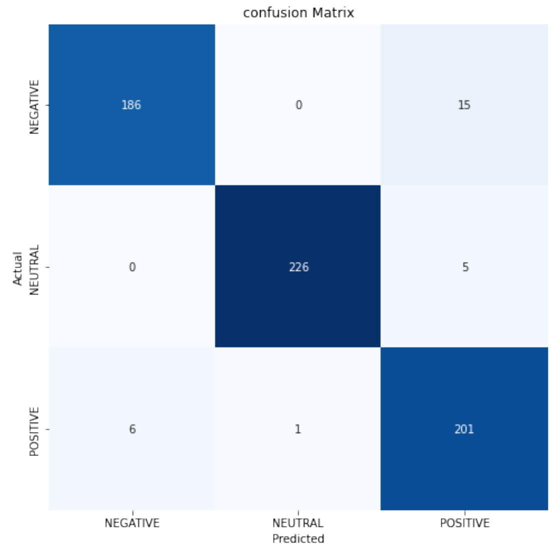

그림 10. GRU의 혼동 행렬

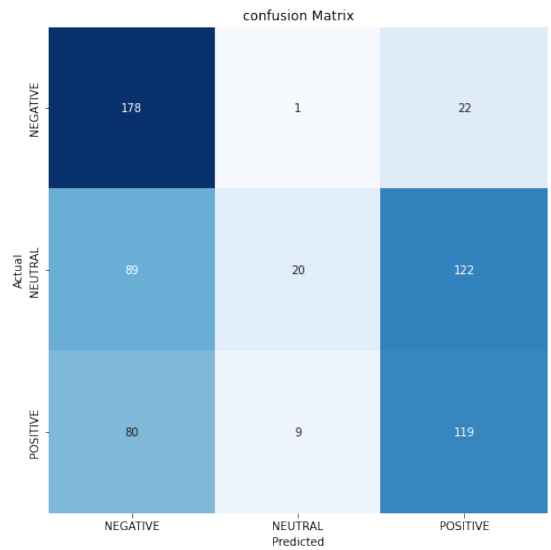

그림 11. RNN의 혼동 행렬

B. Discussion

그림 6은 이 연구를 위해 제안된 시스템의 구조를 보여줍니다. 감정을 분류하기 위해 딥 러닝 모델(RNN 및 GRU)을 사용했습니다. 연구에는 4개의 건조 두개골 외 전극이 사용되었으며, 쉽게 구할 수 있는 제품인 MUSE EEG 헤드밴드에 부착되었습니다. 6개의 비디오 세그먼트 각각에 대해 두 개인(남성 1명, 여성 1명, 연령 20~22세)이 60초의 데이터를 수집했으며, 여기에는 12분의 뇌 활동 데이터가 포함됩니다[5]. 개인에게서 총 36분의 EEG 데이터가 수집되었으며, 여기에는 6분의 중립적 뇌파 데이터가 포함되었습니다. 활동은 감정 세트에서 감정적 반응을 유발하는 자극일 뿐이며,

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NEGATIVE	0.97	0.93	0.95	201
NEUTRAL	1.00	0.98	0.99	231
POSITIVE	0.91	0.97	0.94	208
accuracy			0.96	640
macro avg	0.96	0.96	0.96	640
weighted avg	0.96	0.96	0.96	640

Fig. 12. Classification report on GRU

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NEGATIVE	0.77	0.90	0.83	201
NEUTRAL	0.55	0.08	0.14	231
POSITIVE	0.39	0.69	0.50	208
accuracy			0.54	640
macro avg	0.57	0.56	0.49	640
weighted avg	0.56	0.54	0.47	640

Fig. 13. Classification report on RNN

evaluated based on their valence labels of positive and negative rather than the emotions themselves. To avoid contamination, neutral data was collected prior to any emotional data for a third class, which could be the subject's resting emotional state. To reduce the interference of sleeping spirits, three minutes of data were recorded each day.

V. CONCLUSION & FUTURE SCOPE

In this study, we used RNN and GRU models to classify Electroencephalogram (EEG) brain signals and predict human emotions. In most cases, we do not consider emotion recognition when identifying a criminal. Emotion recognition has been extensively researched using various classification algorithms. Various emotion analysis algorithms exist, but they may or may not be accurate. In this aspect, our proposed model would be more accurate in predicting emotions like in criminal detection models, and many more such applications can be applied. A number of factors must be considered in the research methodology for EEG-based emotion recognition. The final procedure for EEG-based emotion recognition has been observed to begin with proper participant recruitment and stimulus selection, followed by data acquisition, data preprocessing, feature extraction, and emotion classification. Emotion detection systems can also be used to break the gap between robots and humans, because now robots can get more natural emotional feedback from whatever they do. More study on EEG and its relationship to human emotions will be done in the future. Future research, including EEG signals and an understanding of the various stages of how the brain works in different situations depending on the surroundings, can also be viewed as cognitive response.

REFERENCES

[1] D. Chen, R. Miao, Z. Deng, Y. Lu, Y. Liang and L. Huang, "Sparse Logistic Regression With L1/2 Penalty for Emotion Recognition in Electroencephalography Classification",Frontiers in Neuroinformatics, vol. 14, 2020. Available: 10.3389/fninf.2020.00029.

[2] P. Keelawat, N. Thammasan, M. Numao and B. Kijsirikul, "A Comparative Study of Window Size and Channel Arrangement on EEG-Emotion Recognition Using Deep CNN",Sensors, vol. 21, no. 5, p. 1678, 2021. Available: 10.3390/s21051678.

[3] Ahmad Tauseef Sohaib & Shahnawaz Qureshi, Empirical study of various machine learning technique for classifying emotional state from EEG Data, Blekinge Institute of Technology, Sweden, 2012.

[4] D. Nie, X. Wang, L. Shi and B. Lu, "EEG-based emotion recognition during watching movies," 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2011, pp. 667-670, doi: 10.1109/NER.2011.5910636.

[5] Bird, Jordan J., et al. "Mental emotional sentiment classification with an eeg-based brain-machine interface." Proceedings of theInternational Conference on Digital Image and Signal Processing (DISP'19). 2019.

[6] H. Huang et al., "An EEG-Based Brain Computer Interface for Emotion Recognition and Its Application in Patients with Disorder of Consciousness", IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 12, no. 4, pp. 832-842, 2021. Available: 10.1109/taffc.2019.2901456.

[7] A. Hassouneh, A. Mutawa and M. Murugappan, "Development of a Real-Time Emotion Recognition System Using Facial Expressions and EEG based on machine learning and deep neural network methods", Informatics in Medicine Unlocked, vol. 20, p. 100372, 2020. Available: 10.1016/j.imu.2020.100372.

[8] Moshfeghi, Mohammadshakib, Jyoti Prasad Bartaula, and Aliye Tuke Bedasso. "Emotion Recognition from EEG Signals using Machine Learning." (2013).

[9] Goyal, Ishita, and Anmol Mehta. "Acquisition, Pre-Processing, and Feature Extraction of EEG Signals to Convert it into an Image Classification Problem." (2021).

[10] D. Dadebayev, W. Goh and E. Tan, "EEG-based emotion recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2021. Available: 10.1016/j.jksuci.2021.03.009.

[11] X. Zhang, L. Yao, X. Wang, J. Monaghan, D. McAlpine and Y. Zhang, "A survey on deep learning-based non-invasive brain signals: recent advances and new frontiers", Journal of Neural Engineering, vol. 18, no. 3, p. 031002, 2021. Available: 10.1088/1741-2552/abc902.

[12] Bird, Jordan & Ekart, Aniko & Buckingham, Christopher & Faria, Diego. (2019). Mental Emotional Sentiment Classification with an EEG-based Brain-machine Interface.

[13] R. Shahane, R. Sharma.K and M. Siddeeq, "Emotion Recognition using Feed Forward Neural Network & Naïve Bayes", International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, vol. 9, no. 2, pp. 2487-2491, 2019. Available: 10.35940/ijitee.b7070.129219.

[14] X. Wang, D. Nie and B. Lu, "Emotional state classification from EEG data using machine learning approach", Neurocomputing, vol. 129, pp. 94-106, 2014. Available: 10.1016/j.neucom.2013.06.046.

[15] M. Sarlo, G. Buodo, S. Poli, and D. Palomba, "Changes in EEG alpha power to different disgust elicitors: the specificity of mutilations,"Neuroscience Letters, vol. 382, no.3, pp. 291-296, 2005.

[16] Jalagam, Mahesh Kumar & Vinay, Kumar. (2021). EEG Data Acquisition System and Analysis of EEG Signals. 9/21. 1-5.

[17] Introduction to EEG-and Speech-Based Emotion Recognition, Chapter: 2, Technological Basics of EEG Recording and Operation of Apparatus, 2016, Elsevier Inc., https://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-804490-2-00002-6, pp-19-50.

[18] K. Anderson, and P. W. McOwan, "A real-time automated system for the recognition of human facial expressions," IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, vol. 36, no. 1, pp. 96-105, February 2006.

[19] J. Ang, R. Dhillon, A. Krupski, E. Shriberg, and A. Stolcke, "Prosody based automatic Detection of annoyance and frustration in human computer dialog," in Proc. Eighth Int. Conf. Spoken Language Pro cessing, 2002, pp. 2037-2039.

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NEGATIVE	0.97	0.93	0.95	201
NEUTRAL	1.00	0.98	0.99	231
POSITIVE	0.91	0.97	0.94	208
accuracy			0.96	640
macro avg	0.96	0.96	0.96	640
weighted avg	0.96	0.96	0.96	640

그림 12. GRU에 대한 분류 보고서

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
NEGATIVE	0.77	0.90	0.83	201
NEUTRAL	0.55	0.08	0.14	231
POSITIVE	0.39	0.69	0.50	208
accuracy			0.54	640
macro avg	0.57	0.56	0.49	640
weighted avg	0.56	0.54	0.47	640

그림 13. RNN에 대한 분류 보고서

감정 자체가 아닌 긍정적, 부정적 가치 라벨을 기준으로 평가했습니다. 오염을 피하기 위해, 피험자의 휴식 감정 상태가 될 수 있는 세 번째 클래스에 대한 감정 데이터 이전에 중립적 데이터를 수집했습니다. 잠자는 영혼의 간섭을 줄이기 위해 매일 3분 분량의 데이터를 기록했습니다.

V. 결론 및 미래 범위

이 연구에서 우리는 RNN과 GRU 모델을 사용하여 뇌파(EEG) 뇌 신호를 분류하고 인간의 감정을 예측했습니다. 대부분의 경우 범죄자를 식별할 때 감정 인식을 고려하지 않습니다. 감정 인식은 다양한 분류 알고리즘을 사용하여 광범위하게 연구되었습니다. 다양한 감정 분석 알고리즘이 있지만 정확할 수도 있고 그렇지 않을 수도 있습니다. 이 측면에서 제안된 모델은 범죄 감지 모델과 같이 감정을 예측하는 데 더 정확할 것이며 이러한 응용 프로그램을 더 많이 적용할 수 있습니다. EEG 기반 감정 인식을 위한 연구 방법론에서는 여러 요소를 고려해야 합니다. EEG 기반 감정 인식을 위한 최종 절차는 적절한 참여자 모집 및 자극 선택으로 시작하여 데이터 수집, 데이터 전처리, 기능 추출 및 감정 분류가 이어지는 것으로 관찰되었습니다. 감정 감지 시스템은 로봇과 인간 간의 격차를 메우는 데에도 사용할 수 있습니다. 이제 로봇은 무엇을 하든 더 자연스러운 감정적 피드백을 얻을 수 있기 때문입니다. EEG와 인간의 감정과의 관계에 대한 추가 연구는 앞으로 수행될 것입니다. EEG 신호와 주변 환경에 따라 다양한 상황에서 뇌가 작동하는 여러 단계에 대한 이해를 포함하는 미래 연구도 인지적 반응으로 볼 수 있습니다.

참고문헌

[1] D. Chen, R. Miao, Z. Deng, Y. Lu, Y. Liang 및 L. Huang, "뇌파 분류에서 감정 인식을 위한 L1/2 페널티를 적용한 희소 로지스틱 회귀", Frontiers in Neuroinformatics, vol. 14, 2020. 사용 가능: 10.3389/fninf.2020.00029. [2] P. Keelawat, N. Thammasan, M. Numao 및 B. Kijsirikul, "딥 CNN을 사용한 EEG 감정 인식에서 창 크기와 채널 배열에 대한 비교 연구", Sensors, vol. 21, no. 5, p. 1678, 2021. 사용 가능: 10.3390/s21051678. [3] Ahmad Tauseef Sohaib 및 Shahnawaz Qureshi, EEG 데이터에서 감정 상태를 분류하기 위한 다양한 기계 학습 기술에 대한 실증적 연구, 스웨덴 Blekinge Institute of Technology, 2012. [4] D. Nie, X. Wang, L. Shi 및 B. Lu, "영화 시청 중 EEG 기반 감정 인식", 2011년 5회 IEEE/EMBS 신경 공학 국제 컨퍼런스, 2011, 667-670쪽, doi: 10.1109/NER.2011.5910636. [5] Bird, Jordan J. 외. "EEG 기반 뇌-기계 인터페이스를 통한 정신적 감정적 감정 분류." 국제 디지털 이미지 및 신호 처리 컨퍼런스(DISP'19) 회의록. 2019. [6] H. Huang et al., "의식 장애가 있는 환자의 감정 인식 및 응용을 위한 EEG 기반 뇌-컴퓨터 인터페이스", IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 12, no. 4, pp. 832-842, 2021. 사용 가능: 10.1109/taffc.2019.2901456. [7] A. Hassouneh, A. Mutawa 및 M. Murugappan, "기계 학습 및 딥 신경망 방법을 기반으로 얼굴 표정 및 EEG를 사용하는 실시간 감정 인식 시스템 개발", Informatics in Medicine Unlocked, vol. 20, p. 100372, 2020. 사용 가능: 10.1016/j.imu.2020.100372. [8] Moshfeghi, Mohammadshakib, Jyoti Prasad Bartaula 및 Aliye Tuke Bedasso. "머신 러닝을 사용한 EEG 신호에서의 감정 인식." (2013). [9] Goyal, Ishita 및 Anmol Mehta. "이미지 분류 문제로 변환하기 위한 EEG 신호의 획득, 전처리 및 특징 추출." (2021). [10] D. Dadebayev, W. Goh 및 E. Tan, "EEG 기반 감정 인식: 상용 EEG 장치 및 머신 러닝 기술 검토", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2021. 사용 가능: 10.1016/j.jksuci.2021.03.009. [11] X. Zhang, L. Yao, X. Wang, J. Monaghan, D. McAlpine 및 Y. Zhang, "딥 러닝 기반 비침습적 뇌 신호에 대한 조사: 최근 진전 및 새로운 전선", Journal of Neural Engineering, vol. 18, no. 3, p. 031002, 2021. 사용 가능: 10.1088/1741-2552/abc902. [12] Bird, Jordan & Ekart, Aniko & Buckingham, Christopher & Faria, Diego. (2019). EEG 기반 뇌-기계 인터페이스를 통한 정신적 감정 분류. [13] R. Shahane, R. Sharma.K 및 M. Siddeeq, "피드 포워드 신경망 및 Na¨ı ve Bayes를 사용한 감정 인식", International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, vol. 9, no. 2, pp. 2487-2491, 2019. 제공: 10.35940/ijitee.b7070.129219. [14] X. Wang, D. Nie 및 B. Lu, "기계 학습 접근법을 사용한 EEG 데이터에서 감정 상태 분류", Neurocomputing, vol. 129, pp. 94-106, 2014. 제공: 10.1016/j.neucom.2013.06.046. [15] M. Sarlo, G. Buodo, S. Poli 및 D. Palomba, "다른 혐오 유발 요인에 대한 EEG 알파 파워의 변화: 절단의 특이성", Neuroscience Letters, vol. 382, 3호, 291-296쪽, 2005. [16] Jalagam, Mahesh Kumar & Vinay, Kumar. (2021). EEG 데이터 수집 시스템 및 EEG 신호 분석. 9/21. 1-5. [17] EEG 및 음성 기반 감정 인식 소개, 2장, EEG 기록 및 장치 작동의 기술적 기초, 2016, Elsevier Inc., https://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-804490-2-00002-6, 19-50쪽. [18] K. Anderson 및 P. W. McOwan, "인간의 얼굴 표정 인식을 위한 실시간 자동화 시스템", IEEE Trans. 시스템, 인간 및 사이버네틱스, B부: 사이버네틱스, 제36권, 제1호, 96-105쪽, 2006년 2월. [19] J. Ang, R. Dhillon, A. Krupski, E. Shriberg 및 A. Stolcke, "인간-컴퓨터 대화에서 짜증과 좌절의 음성 기반 자동 감지", 제8회 국제 구어처리학회 논문집, 2002, 2037-2039쪽.