**1. 서론**

**ECG 신호를 이용한 2-스트림 합성곱신경망 기반 정신적 스트레스 분류**

이지훈 (20184255)

조선대학교 전자공학부

**Mental Stress Classification Based on Two-Stream Convolution Neural Network Using Electrocardiogram Signals**

JI HUN LEE

Department of Electronics Engineering, Chosun University

e-mail: jihun78167816@gmail.com

**요       약**

요약을 작성하세요. \*\*\*\*\* 이 형식에 맞춰서 1 Page 작성해 주세요.

스트레스란 일반적으로 적응하기 어려운 환경에 처할 때 느끼는 심리적, 신체적 건강상태를 뜻하며 적시에 해소하지 못할 경우 우울, 불안, 불면, 짜증 등으로 신체적 및 정신적인 건강에 해가 된다. 2018년부터 2021년까지 통계청의 일상생활에서 느끼는 스트레스 정도의 결과를 보면 전체 대상자 기준으로 거의 느끼지 않음(20.2%), 조금 느끼는 편임(57.0%), 많이 느끼는 편임(18.4%), 매우 많이 느낌(4.3%)로 나타나며 50% 이상의 대상자는 스트레스를 느끼고있다[1]. 과도한 정신적 스트레스가 유지되면 두통, 고혈압, 피부질환 등의 만성질환을 유발할 수 있어 예방과 신속한 치료가 필수적이다.

스트레스의 진단은 일반적으로 설문지를 사용하여 개인의 스트레스 수준을 평가한다. 그러나 이 방법은 개인의 특성, 상황 등에 따라 답안에 영향을 받기 때문에 완벽하게 스트레스 상태를 진단할 수 없다[2]. 또한 특정 질문에 대한 답변을 꺼릴 수 있는 점에 스트레스 평가의 신뢰도가 낮아진다. 스트레스 상태를 정확하게 판단하기 위해 생체신호를 이용하여 스트레스 신호를 측정하고 머신러닝을 이용하여 스트레스 상태를 판단하는 연구가 진행되었다[3].

본 프로젝트는 뇌전도(EEG), 심전도(ECG, EKG), 근전도(EMG), 산소포화도(SP02), 피부 전도도(GSR), 피부 온도(SKT) 심박수(heart rate) 등 다양한 생체신호 중 심전도(ECG)를 사용한다. 심전도 신호를 기반으로 개인의 감정 상태(스트레스, 스트레스 없음)을 예측하고 분류할 수 있는 딥러닝 모델 개발을 목표로 한다. 데이터베이스는 WESAD 데이터세트를 사용한다[4]. WESAD 데이터세트는 스트레스, 재미, 휴식 및 중립적인 상황에서 2시간 동안 15명의 피실험자의 ECG 측정값이 포함된다. ECG는 700Hz의 주파수로 가슴에 위치한 ECG센서로 측정된다.

기존의 프로젝트는 제안한 연구와 동일한 WESAD 데이터 세트를 기반으로 딥 러닝 모델을 사용하여 스트레스 상태를 감지하는 프로젝트이다. 전처리 과정에서 HeartPy 파이썬 패키지로 최고 위치로 심박수를 먼저 탐지했고 Scipy를 사용하여 심박변이도(Heart Rate Variability, HRV) 데이터에 가우시안 분포를 적용했다. HRV의 평균을 기반으로 고속 푸리에 변환을 사용하여 푸리에 주파수의 평균 및 표준편차를 계산했다. 모델은 완전 연결층 신경망으로 배치 정규화, 드롭아웃, LeakyRelu계층이 사용되었다. 검증 결과는 교차검증, 혼동행렬을 사용했다.

본 프로젝트에서는 기존 프로젝트의 완전 연결 신경망을 2-스트림 CNN모델로 변경하여 ECG신호의 변화에 대해 학습하고 스트레스 분류를 진행하는 점에 차이가 있다. 심박변이도(HRV)는 시간에 따른 심박의 주기적인 변화, 심장 주기의 시간적 변동을 정량화 한 것을 뜻하며 심박변이도는 심전도 신호에서 R-R 간격을 측정하여 R-R간격의 변화를 측정할 수 있다[5]. 하지만 심전도 신호는 개인마다 고유하게 나타나는 생체신호이며 개인마다 R지점의 차이가 있다[6]. 이는 심박변이도의 R-R간격이 개인 마다 다르기 때문에 정확하게 계산하기 어렵다

또한 기존 프로젝트의 완전 연결 신경망은 입력 데이터의 구조를 고려하지 않기 때문에, 시간에 따른 심장의 전기적 활동인 심전도의 특징을 고려할 수 없다. 이에 반면 합성공신경망은 시간 요소를 고려 할 수 있고, 입력 이미지로부터 특징이 자동으로 추출된다. 이를 통해 심전도 이미지 데이터의 형태학적 특징을 효과적으로 추출할 수 있다[7].

데이터전처리 과정에서 버터워스필터를 통해 ECG신호의 잡음을 제거하고 최고 R-peak 지점으로부터 전∙후 100, 200, 300, 400 범위의 이미지를 추출한다. 이후 2-스트림 합성곱 신경망의 입력되기 위해 원래의 ECG신호와 변환된 스펙토그램이 있다. 입력데이터는 각각의 CNN모델의 입력 층에 입력되며 합성곱 계층, 풀링 계층을 통해 학습된다. 학습된 두 CNN모델의 결과는 완전 연결층으로 계산되며 이후 스트레스, 스트레스 없음으로 분류된다. 모델 성능 평가는 혼동행렬과 ROC곡선으로 평가되고 성능 높은 모델이 선택된다.

2-스트림 합성곱신경망 모델은 두개의 병렬적인 CNN블록을 가지는 구조이며. 두개의 블록은 각기 다른 학습을 진행해 최종적으로 두 블록의 출력을 결합하여 분류 작업을 수행한다. 입력 데이터는 원래의 심전도신호 이미지와 시간요소와 주파수 요소를 동시에 고려하기 위한 스펙토그램으로 변환된 신호 이미지가 각기 입력된다. 이후 두 모델의 출력 값을 결합하여 분류작업이 이루어진다.

이후 연구방안으로 설명가능한 인공지능(XAI, Explainable Artificial Intelligence)의 종류 중 Grad-CAM을 사용하여 구축된 모델이 ECG신호의 어떤 근거로 스트레스를 분류하는지에 대한 근거를 제시하는 것은 인공지능의 블랙박스 문제를 해결해줄 뿐만 아니라, 제안된 모델의 신뢰도를 높여줄 수 있는 흥미로운 접근이다[8]. 본 프로젝트의 구성은 2장에서 심전도 전처리과정을 설명한다. 3장에서는 제안한 2-스트림 합성곱신경망에 대해 설명하고, 4장에서 실험 결과에 대해 분석한다. 끝으로 5장에서 결론 및 향후 연구에 대해 설명한다.

**2. 본론 (추후 작성)**

자신이 수정한 부분 또는 발전시킨 부분에 대해 2파트로 나누어서 설명

**2.1 버터워스 대역 필터**

**잡음 제거**

파트 1 내용을 작성하세요.

**2.2 R-peak 검출**

**임계점, 전, 후 비교 가장 큰 값**

**2.3 이미지 추출**

Window100,200,300,400.

**2.4 고속 푸리에 변환과 스펙트로그램**

원래의 ECG신호 -> 스펙트로그램 ?

**3. 모델**

FC layer - > CNN ?

CNN을 쓰는 이유 ? 입력 데이터 = 이미지? 값 ?

**4. 실험 결과 (추후 작성)**

**4.1 혼동행렬**

**4.2 ROC Curve**

**5. 결론 (추후 작성)**

내용 요약 및 실험 결과 작성하세요.



**참고문헌**

1. 국가보훈처,「국가보훈대상자생활실태조사」, 2021, 2023.04.25, 일상생활에서 느끼는 스트레스 정도
2. 장세진(2005), 한국인 직무 스트레스 측정도구의 개발 및 표준화, 대한산업의학회지, 제17권 제4호, pp311
3. 임태균(2020), 랜덤포레스트 기법을 이용한 생체 신호 기반의 스트레스 평가 방법, Journal of the Korean Society of Safety Vol.35 No. 1
4. Philip Schmidt et al. “Introducing WeSAD, a multimodal dataset for wearable stress and affect detection”. In: ICMI 2018 – Proceedings of the 2018 International Conference on Multimodal Interaction (Oct. 2018)
5. 이성도(2006), HRV(Heart Rate Variability)를 이용한 신경증환자의 자율 신경계에 대한 연구
6. J. S. Kim, S. H. Kim, and S. B. Pan, “Electrocardiogram signal based personal identification performance analysis using pretrained network model”, Journal of KIIT, Vol. 18, No. 1, pp. 107-114, Jan. 2020. http://dx.doi.org/10.14801/jkiit.2020.18.1.107.
7. J. A. Lee, K. C. Kwak, “Personal Identification Based on an Convolutional Neural Networks by Various Two-Dimensional Transform of Electrocardiogram Signals”, Journal of KIEE, Vol. 71P, No. 01, http://journal.auric.kr/kieep/XmlViewer/f412440
8. R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra, “Grad-CAM:visual explanations from deep networks via gradient based localization”, IEEE Proc. ICCV