PPG와 GSR을 이용한 T/F 성향에 따른 4-CLASS 감정 분류

김혜빈*, 오유진**, 왕창원**,***, 민세동*,**
순천향대 의료IT공학과*, 순천향대학교 소프트웨어융합학과**,
순천향대학교 의생명융합학부 헬스케어융합전공***

4-Class Emotion Classification Based on Thinking/Feeling personality Traits Using Photoplethysmography and Galvanic Skin Response

Hyebeen Kim*, Yujin Oh**, Changwon Wang**,***, Se Dong Min*,**
Department of Medical IT Engineering, Soonchunhyang University*,
Department of Software Convergence, Soonchunhyang University**,
Department of Integrated Healthcare Science, Soonchunhyang University***

Abstract - 본 연구에서는 광용적맥파(Photoplethysmography, PPG)와 피부전기활동(Galvanic Skin Response, GSR) 생체신호를 활용하여 MBTI의 사고형(Thinking, T)·감정형(Feeling, F) 성향에 따른 감정 반응의 잠재 구조 특성을 분석했다. 감정 유발 영상을 통해 4가지 감정(기쁨·공포·슬픔·중립)을 유도하고 생체신호를 수집·전처리했으며, SAM 설문으로 자극의 타당성을 검증했다. 이후 PCA 기반 잠재 공간 분석을 통해 T/F 성향별 독립 공간의 분포 특성을 비교·분석했다. 분석 결과, T/F 집단 간 PCA 잠재 공간에서 분포 양상이 일부 상이하게 나타나는 경향이 탐색적으로 관찰되었으며, DB score를 활용하여 이러한 분포 패턴을 보조적으로 수치화하였다. 본 결과는 제한된 표본과 탐색적 분석이라는 점을 고려할 때, T/F 성향에 따라 생리적 감정 반응 구조가 다를 수 있다는 가설을 제안하는 초기 근거로 해석될 수 있다.

1. 서 론

최근 감정 상태를 정량적으로 파악하려는 연구는 정신건강 모니터링과 인간-컴퓨터 상호작용(Human-Computer Interaction, HCI) 등에서 중요한 과제로 부상하고 있으며, 특히 의식적 조작이 어렵고 자율신경계의 조절을 받는 생체신호는 감정과 관련된 생리적 반응을 반영하는 객관적 지표로 활용되고 있다[1,3]. 그러나 대부분의 생체신호 기반 감정인식 연구는 단일 기계학습 모델을 모든 사용자에게 일괄 적용함으로써 개인별 생리 반응 패턴의 이질성을 충분히 반영하지 못하고, 이는 단일 결정 경계를 전제한 일반화 모델의 성능과 실제 환경에서의 범용성을 저하시키는 한계로 지적된다[4,6].

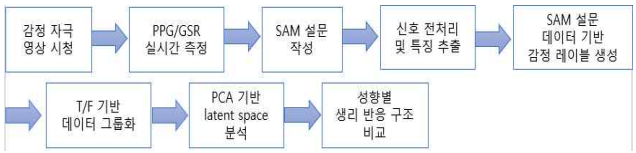
본 연구는 이러한 개인차를 설명하는 한 기준으로 MBTI의 사고형(Thinking, T)·감정형(Feeling, F) 성향에 주목하고, T/F 성향이 의사결정 및 감정 처리 경향뿐 아니라 감정 자극에 대한 각성 수준과 자율신경계 활성 양상 등 생리적 반응 패턴에도 차이를 유발해 PPG·GSR 기반 특징에 반영될 수 있다는 가능성을 가정한다[7].

이에 본 연구의 목적은 동일 자극 환경에서 수집한 T/F 성향별 PPG·GSR 데이터를 대상으로 PCA(Principal Component Analysis)를 적용하여 각 성향 집단이 형성하는 독립 잠재 공간(latent space)에서 감정 클래스 분포 양상을 탐색적으로 비교·분석함으로써, T/F 성향에 따른 생체신호 기반 감정 반응 구조의 차이 가능성과 4-Class 감정 분류 모델의 성향 기반 개인화 가능성을 탐색적으로 제시하는 데 있다.

2. 본 론

본 연구는 PPG와 GSR 기반 감정 분류에서 개인차 문제를 분석하기 위해 데이터를 수집하고 PCA 기반 잠재 공간 분석을 수행했다[4]. 또한, SAM(Self-Assessment Manikin) 설문을 통해 감정 유발 자극의 타당성을 확인하고 동일 자극에 대한 T/F 성향별 감정 반응 차이를 분석했다[6].

2.1 데이터 수집



<그림 1> 연구 수행 흐름도

총 23명의 참가자를 대상으로 실험을 수행했다. 참가자는 기쁨, 공포, 슬픔, 중립 감정을 유발하는 영상을 시청하며 PPG와 GSR 신호를 측정했다[4]. 각 영상 종료 후 SAM 설문을 통해 valence 및 arousal 상태를 기록했다[5]. 수집된 SAM 응답은 감정 자극의 타당성 확인 및 T/F 성향에 따른 감정 경험 차이 분석에 활용했다[6].

본 연구에서는 영상의 감정 조건을 분류 라벨로 사용하였으며, SAM 설문은 감정 유발 자극이 의도한 정서를 효과적으로 유도했는지 검증하기 위한 보조 지표로 활용했다[6]. 이후 추출된 생체신호 특징에 대해 PCA 기반 잠재 공간 분석을 수행해 T/F 성향에 따른 생리 반응 구조의 차이를 시각적으로 분석했다.

2.2 신호 전처리 및 데이터 분할

본 연구에서는 측정 과정에서 발생할 수 있는 참가자의 움직임 잡음(motion artifact), 호흡으로 인한 베이스라인 흔들림, 주변 전원 노이즈를 제거하기 위해 디지털 필터링을 수행했다.

PPG 신호의 경우, 동적 심박수 대역 및 교감·부교감 신경계 활성도와 관련된 주파수 성분을 보존하기 위해 SciPy 라이브러리를 활용하여 차단주파수(cut-off frequency) 0.5Hz 및 5.0Hz 설정의 2차 Butterworth 대역통과 필터를 적용했다. 또한, 신호의 국소적인 급격한 왜곡을 완화하기 위해 Median Filter를 병행 적용했다[1].

GSR 신호는 피부전도도의 미세한 고주파 잡음을 억제하기 위해 차단주파수 1.0Hz의 저역 통과 필터를 통과시켰다. 이후 개체 간의 기초 피부전도도 레벨 편차 및 장기적인 흐름(Tonic component)으로 인한 베이스라인 상승·하강 경향을 보정하기 위해, 선형 추세 제거(Linear Detrending) 알고리즘을 적용하여 신호의 편향을 제거했다[4].

최종적으로, 개인 간 생리적 편차를 표준화하기 위해 Baseline 정규화를 수행했다.

2.3 변수 추출

전처리가 완료된 연속적인 시계열 데이터로부터 정량적인 감정 특징을 추출하기 위해 슬라이딩 윈도우(Sliding Window) 기법을 적용하여 신호를 분할했다[4]. 표 1은 감정 분류 모델에 사용된 주요 변수(feature)를 나타낸다. 각 특징은 PPG 신호에서 심혈관 특징을, GSR 신호에서는 피부 전도 수준(Skin Conductance Level, SCL)과 피부 전도 반응(Skin Conductance Response, SCR) 기반 특징을 추출했다. SCL은 전반적인 각성(arousal) 수준을 반영하는 tonic 성분이며, SCR은 외부 자극에 대한 순간적

인 교감신경계 반응을 나타내는 phasic 성분이다.

<표 1> 모델 입력 변수

	Feature
PPG	mean_HR
	RMSSD
	SDNN
GSR	mean_SCL
	SCR_count
	SCR_amp_mean
Personality	TF_group
emotion label	label

2.4 T/F 성향 기반 잠재 공간 분석

본 연구에서는 생체신호 기반 감정 반응의 잠재 공간을 탐색적으로 파악하기 위해 PCA를 적용했다. PCA는 고차원 생체신호 특징을 저차원 잠재 공간으로 투영하여 데이터의 주요 분산 구조와 분포 경향을 시각적으로 분석할 수 있는 차원 축소 기법이다.

입력 변수인 PPG 및 GSR의 feature에 대해 Z-Score 정규화를 선행한 후, T/F 성향별 독립 PCA 공간을 구축했다. T/F 별 독립 공간에서는 동일 성향 내에서의 감정 반응 패턴과 잠재 공간의 분포 특성을 비교·분석했다. 추가적으로, T/F 성향별 PCA 공간의 분포 특성을 수치적으로 요약하기 위해 DB score(Davies-Bouldin Score)를 산출하였다.

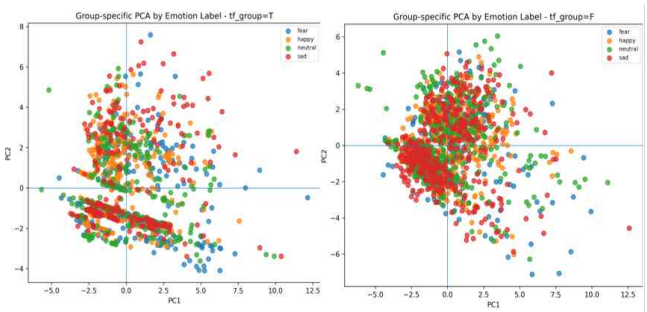
2.5 PCA 기반 잠재 공간 분석 결과

본 연구에서는 T/F 성향에 따른 생체신호 기반 감정 반응의 잠재 구조를 분석하기 위해 PCA 기반 잠재 공간 분석을 수행하였다. 그림2의 성향별 PCA 공간을 비교한 결과, 두 집단 간 감정 분포가 부분적으로 상이하게 나타나는 경향이 시각적으로 관찰되었다. T 집단은 감정 라벨에 따라 비교적 구조화된 분포 경향을 보이는 양상이 있었던 반면, F 집단은 상대적으로 경계가 모호하고 중첩된 분포 특성이 더 자주 관찰되었다.

또한, 표 2의 DB score 분석 결과, T 집단은 9.21, F 집단은 59.7로 나타났으며, 이는 본 연구의 조건과 지표 설정 하에서 T 집단이 상대적으로 더 응집된 잠재 분포 양상을 보일 가능성을 시사하는 참고 지표로 해석될 수 있다. 다만, 표본 수와 비지도 차원 축소 기법의 특성을 고려할 때, 이러한 결과는 통계적으로 검증된 차이라기보다 분포 패턴을 요약하는 탐색적 지표에 가깝다.

<표 2> T/F 집단별 DB score

group	DB score
F group	59.7
T group	9.21



<그림 2> T/F 성향별 PCA 잠재 공간

3. 결 론

본 연구에서는 PPG와 GSR 생체신호를 활용하여 MBTI의 T/F 성향에 따른 감정 반응의 잠재 구조 특성을 탐색적으로 분석했다. PCA 기반 잠재 공간 분석 결과, 성향별 독립 잠재 공간에서 집단 간 감정 분포가 일부 상이하게 나타나는 경향이 관찰되었으며, T 집단은 감정 라벨 간 분포가 상대적으로 구분되는 양상을, F 집단은 감정 라벨 간 중첩이 큰 분포 양상을 보이는 사례가 확인되었다.

DB score 분석에서도 T 집단이 F 집단보다 상대적으로 응집된 잠재 분포 양상을 보이는 경향이 수치적으로 요약되었으나, 이는 제한된 피험자 수와 비지도 차원 축소 기법의 특성 상, 집단 간 차이를 확증하는 통계적 근거라기보다는 분포 패턴을 정리한 탐색적 결과로 해석되어야 한다.

이러한 초기 결과는 T/F 성향에 따라 생체신호 기반 감정 반응의 잠재 분포 양상이 달라질 수 있다는 가설을 제안하며, 향후 성향 기반 개인화 감정 분류 모델 설계가 검토될 수 있는 가능성을 보여준다. 다만 본 연구는 제한된 규모의 데이터셋을 기반으로 수행되었으며, PCA 및 DB score를 활용한 탐색적 분석을 중심으로 진행되었다는 한계를 가진다.

따라서 향후 연구에서는 더 많은 참여자 데이터를 확보하고, 시계열 기반 딥러닝 모델 및 개인화 분류 기법을 적용하여 T/F 성향을 반영한 감정 분류 모델의 성능과 활용 가능성을 체계적으로 검증할 필요가 있다.

감사의 글

본 논문은 한국연구재단 4단계 두뇌한국21사업(4단계 BK21사업)의 지원을 받아 작성되었음 (과제번호:5199990914048)

본 연구는 2026년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업의 연구결과로 수행되었음(2021-0-01399)

[참 고 문 헌]

[1] J. Park, H. S. Seok, S. S. Kim, and H. Shin, “Photoplethysmogram analysis and applications: an integrative review”, Frontiers in Physiology, vol. 12, pp. 808451, 2022.

[2] H. F. Posada-Quintero, T. Dimitrov, A. Moutran, S. Park, and K. H. Chon, “Analysis of reproducibility of noninvasive measures of sympathetic autonomic control based on electrodermal activity and heart rate variability”, IEEE Access, vol. 7, pp. 22523-22531, 2019.

[3] P. Schmidt, A. Reiss, R. Duerichen, C. Marberger, and K. Van Laerhoven, “Introducing WESAD, a multimodal dataset for wearable stress and affect detection”, Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimodal Interaction, pp. 400-408, 2018.

[4] 강동현, 김덕환, “실시간 감정인식을 위한 파형 단위 PPG, GSR 신호 기반 1D CNN 기법”, 한국차세대컴퓨팅학회 학술대회, pp. 285-288, 2021.

[5] M. M. Bradley and P. J. Lang, “Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential”, Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, vol. 25, no. 1, pp. 49-59, 1994.

[6] 박정식, “인간-로봇 감성 인터랙션을 위한 스마트 기기 기반의 개인화 감정인식”, 연구보고서, 2017

[7] 설지용, “MBTI의 인식기능(S/N), 판단기능(T/F)에 대한 PR-VEP 특성연구”, 한국산학기술학회논문지, 16권, 8호, 5485-5491, 2015