

EEG기반 향에 의한 유도 감정 상태 및 개인 맞춤 향 추천 시스템 개발

박형주, 강채린, 이상민, 최준혁, 한승욱, 이정수*

국립금오공과대학교

hyungju1203@gmail.com, chhaer11nn@gmail.com, lsm303120@gmail.com, leag654@gmail.com, timi12254@gmail.com,
jungsoo@kumoh.ac.kr

Development of an EEG-based Odor-induced Emotion Recognition and Personalized Scent Recommendation System

Hyeongju Park, Chaerin Kang, Sangmin Lee, Junhyeok Choi, Seunguk Han, Jungsoo Lee*

Kumoh National Institute of Technology

요약

현대 사회 스트레스로 인한 심리적 치유를 위해 아로마테라피 및 향 유발 감정 유도 기술이 주목받고 있다. 향은 감정에 강한 영향을 주는 반면, 주관적 특성이 분명하고 수집과 분석 환경 제약이 따라 연구개발에 어려움이 있다. 본 연구에서는 수집과 분석 환경이 용이한 시각 자극 유발 감정 뇌파를 학습하여, 개인 맞춤 후각 자극 유발 감정을 추론할 수 있는 자동 파이프라인을 구축했다. 파이프라인은 선행연구를 기반으로 채널, 특징, 밴드, 정규화, 모델 유형 조합 1,296개 조건에 대해 정확성 및 강건성을 고려한 개인 맞춤 모델을 구성한다. 이를 GUI 시각화를 통해 개인 향 추천 편의성과 활용성을 높였다.

I. 서론

현대 사회는 스트레스와 감정 노동 증가로 인해 심리적 안정과 치유에 대한 요구가 높으며, 이에 따라 향기를 활용한 아로마테라피 및 감정 유도 기술은 산업적으로 높은 가치를 지닌 기술로 주목받고 있다.[1] 하지만 향기는 인간의 정서와 인지엔 큰 영향을 미치나, 기존 연구는 주로 주관적인 설문에 의존하거나 향기 자극의 특수성으로 인한 데이터 수집 및 객관적 생체 반응 기준 마련에 한계가 있다.

본 연구는 이러한 제약을 극복하기 위해 데이터 수집이 용이한 시각 자극 기반 뇌파 데이터를 학습 모델의 기초로 활용하여, 핵심 감정의 신경학적 표상을 공유하여 후각 자극에 대한 감정을 추론하는 전이 학습 모델을 제안한다. 특히 긍정/부정(Valence) 및 각성/안정(Arousal) 차원의 고도화된 감정 추론 가능성을 탐색하며, 자동화된 파이프라인을 통해 후각 감정 추론의 최적 조건을 규명하고 이를 GUI로 시각화하는 것을 목표로 한다.

II. 본론

2.1 피험자 및 EEG 데이터 수집

5명의 건강한 성인(평균 24세, 남4·여1)을 대상으로 진행하였다. EEG 데이터는 CGX Quick-20r(19채널)로 수집하였으며, 전극 저항은 500K Ω 미만으로 유지하였다. 19개 채널은 전두엽 피질(Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fz), 중앙 영역(C3, C4, Cz), 측두엽 피질(T3, T4), 두정엽 피질(P3, P4, P7, P8, Pz), 후두엽 피질(O1, O2)에 위치한다.

2.2 실험 절차 및 데이터 처리

(1) 시각 자극(학습 단계)

학습 데이터 수집을 위한 시각 자극 유발 실험을 먼저 진행했다. 피험자는 청각에 의해 발생하는 노이즈를 최소화하기 위해 이어플러그를 착용하고 편하게 앉은 상태로 실험은 진행되었다(그림 1). 실험은 피험자가 안정 상태를 유지하는 Rest 구간(10s)과 시각 이미지를 보는 Task 구간(10s)을

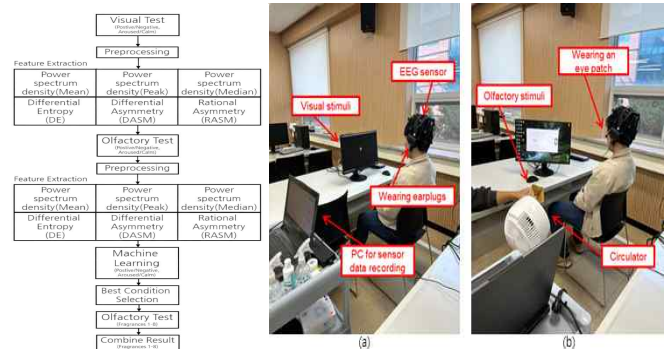


그림 1. 시각과 후각 데이터 처리를 위한 시스템

(a) 시각 자극 기반 실험 환경, (b) 후각 자극 기반 실험 환경

교차하며 구성하였고, Task 구간에서 안정, 각성, 긍정, 부정 이미지는 무작위로 배정하며, 각 자극을 10회씩 피험자에게 제공되었다.

실험에 사용된 이미지는 Nencki Affective Picture System(NAPS), Open Affective Standardized Image Set(OASIS) 데이터베이스에서 획득했다.

(2) 후각 자극(검증 단계)

피험자는 시각 실험 직후 같은 실험 환경에서 후각 실험을 진행하였다(그림 1). Rest(10s) → 부정 → Rest(10s) → 긍정 → Rest(10s) → 각성 → Rest(10s) → 안정 순으로 진행되었다. 긍정 자극은 라벤더, 부정 자극은 쉐도트, 각성 자극은 민트, 안정 자극은 샌달우드 향을 사용하였으며, 서큘레이터를 통해 전달하였다. 후각 자극에 의한 감정 유발을 측정하기 위해 이어플러그, 안대를 착용하여 다른 감각에 의한 노이즈를 최소화하였다.

(3) 8가지 향 자극(검증 단계)

8가지 계열의 향에 대해 피험자들이 느끼는 개별적 감정 및 뇌파 반응(긍정/부정/안정/각성)을 관찰하기 위해 추가적인 테스트를 수행했으며, (2) 후각 자극 실험과 동일한 환경에서 진행되었다. 실험은 Rest(10s) → 향1 → Rest(10s) → 향2 → Rest(10s) → 향3 순으로 진행되어 마지막 향8가

지 총 8가지 향(베르가못, 그린티, 페퍼민트, 시나몬, 시더우드, 바닐라, 머스크, 자스민)이 서클레이터를 통해 순차적으로 피험자에게 전달되었다.

2.3 전처리 및 자동화 파이프라인

EEG 신호는 Finite Impulse Response(FIR) 필터($0.5 \sim 55.0\text{Hz}$)로 노이즈를 제거하고, 250Hz 로 다운샘플링한 뒤, Common Average Reference (CAR) 방식으로 재참조하였다. Task 구간 중 1-9s 구간을 분석 데이터로 활용하며, 2s의 윈도우를 1s 간격으로 중첩(sliding window)하여 세그먼트를 분할하였다. 각 세그먼트의 Power Spectral Density (PSD)는 Welch's method로 계산되었고, 주파수 대역은 Delta($1 \sim 4\text{Hz}$), Theta ($4 \sim 8\text{Hz}$), Alpha($8 \sim 13\text{Hz}$), Beta($13 \sim 30\text{Hz}$), Gamma($30 \sim 50\text{Hz}$)의 밴드로 구분하였다. 특징으로 감정 선행연구에서 사용되는 대역별 로그 스케일 값의 평균(Mean), 최댓값(Peak), 중앙값(Median)과 Differential Entropy (DE)[2], Differential Asymmetry(DASM), Rational Asymmetry (RASM)[3]를 추출하였다.

파이프라인에서 머신러닝 모델은 EEG 기반 감정 분류를 위해 선형 모델인 Logistic Regression(LR), 거리 기반 모델 K-Nearest Neighbors(KNN), 마진 기반 모델 Linear Support Vector Machine(SVM), 앙상블 트리 기반 모델 Random Forest(RF) 및 eXtreme Gradient Boosting(XGBoost)을 적용하였으며, 이들의 예측을 다수결 투표(Majority Vote)로 통합한 앙상블(Ensemble) 모델을 포함하여 총 6종을 선택하였다. 정규화의 경우 실험 시간에 의한 EEG 감정 특징 변화를 보정하기 위한 3가지 z-score 기반 정규화를 진행하였다. 정규화 미적용(None), trial/채널/영역/밴드 레벨에서 z-score 정규화 수행(Norm_1), trial 레벨에서 모든 특징 데이터를 통합하여 단일 z-score 정규화 수행(Norm_2)으로 구성하였다.

해당 파이프라인에서는 채널, 밴드, 특징, 정규화, 머신러닝 모델에서의 총 9,288가지의 자동화된 실험을 수행하여, 최적조건을 탐색하기 위해 테스트 정확도가 60% 이상의 조건에 대해 카운트함으로써 강건성을, 해당 정확도의 평균과 최댓값을 산출함으로써 정확도를 평가하였다.

총 9,288가지 자동화 파이프라인의 정확도와 강건성을 평가한 결과, 채널과 정규화에서 특히 뚜렷한 성능 차이를 보였다. 단일채널과 다채널/영역에서 강건성 및 정확도가 높게 나타나는 채널은 8ch, 10ch, 12ch로 전두엽 채널들에 해당한다. 이는 EEG 감정 관련 선행연구에서 감정분류에 많이 사용되는 전두엽 채널들과 일맥상통하다. 또한 정규화에서 정확도와 강건성을 확인했을 때, None과 Norm_2에서 높은 성능을 보였다.

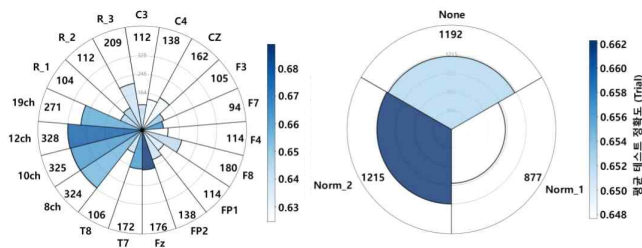


그림 2. 채널 및 정규화 방사형 차트

위 결과들을 토대로 본 시스템에서는 채널(3가지), 밴드(단일밴드 5+모든 밴드 1), 특징(6가지), 정규화(2가지), 모델(6가지)로 총 1,296가지의 최적화된 자동화 파이프라인을 구성하였다.

2.4 자동화 파이프라인을 통한 최적 조합 탐색 및 개인 맞춤 향 추천

본 파이프라인의 핵심 목적은 시각 자극에 의해 유발된 감정 데이터를 학습하여 후각 자극 기반의 감정 상태를 예측하는 교차 모달 분류 성능을

검증하는 데 있다. 이를 위해 시각 자극 EEG 데이터 전체를 학습 데이터셋으로 구성하였으며, 후각 자극 EEG 데이터의 첫 번째 세션을 테스트 데이터셋으로 활용하였다.



그림 3. GUI 구성

본 시스템은 총 1,296가지의 조합 중, 시각-후각 교차 검증 시 최상위 정확도를 기록한 조합을 피험자의 개인화된 최적 모델로 선정한다. 선정된 모델은 실시간 8가지 향 실험에 투입되어, 감정의 4가지 지표에 대한 추론 결과를 막대그래프로 시각화한다. 최종적으로 8가지 향에 대한 감정 지표를 4사분면의 좌표로 매핑하고, 각 감정을 대표하는 최적의 향을 개별 맞춤형 결과로 도출한다.

III. 결론

본 연구는 뇌파 데이터를 활용해 향기에 의한 감정 상태를 객관적으로 정량화하고, 8가지 향 중 최적의 향을 제안하는 개인 맞춤형 추천 시스템을 개발하였다. 총 1,296개의 자동화 파이프라인 조합을 탐색하여 시각 자극 데이터로 학습된 감정 모델이 후각 추론에도 유효함을 입증하였고, 전두엽 채널 기반의 최적 모델을 선정하여 데이터 기반의 정밀한 추론 정확도를 확보하였다. 특히, 스트레스와 감정노동이 심화되는 현대 사회에서 본 연구는 주관적인 향기 선호도를 객관적인 생체 지표로 전환하고, 실시간 GUI를 통해 개인화된 감정 테라피 결과를 도출하는 공학적 기틀을 마련했다는 점에서 그 가치가 높다. 이는 향후 맞춤형 향기 산업 및 디지털 웰스케어 분야에서 실질적인 감정 케어 솔루션으로 활용될 수 있는 높은 산업적 잠재력을 확인하였다는 데 큰 의의가 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2025년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지자체-대학 협력기반 지역 혁신 사업(RIS)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참 고 문 헌

- [1] Moon, S. A., Bae, J., Kim, K. et. al (2020). EEG revealed that fragrances positively affect menopausal symptoms in mid-life women. *Experimental Neurobiology*, 29(5), 389-401.
- [2] W. L. Zheng & B. L. Lu (2015). Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*. 7 (3): 162 - 175.
- [3] Mouri, F. I., Valderrama, C. E., & Camorlinga, S. G. (2023). Identifying relevant asymmetry features of EEG for emotion processing. *Frontiers in Psychology*, 14, 1217178.