

인공지능 및 ICT 센서융합 기술 기반의 위험상황 감지 예비연구: 생리학적 신호의 특징점 추정 모델 제안

허현무¹, 정현우², 최안렬^{2,3}, 문정환^{1,2*}

¹성균관대학교, ²(주)에스비휴먼텍, ³가톨릭관동대학교

hhmoo91@skku.edu, alexjeong1130@hotmail.com, achoi@cku.ac.kr, *jmun@skku.edu

Preliminary study for detection of dangerous situations based on artificial intelligence and ICT sensor fusion technology: Proposal of a model for estimating features of Physiological signals

Hyun Mu Heo¹, Hyunwoo Jung², Ahnryul Choi^{2,3} and Jung Hwan Mun^{1,2*}

¹Sungkyunkwan Univ., ²SB Humantech Co., Ltd., ³Catholic Kwandong Univ.

요약

본 논문은 위험상황을 감지하는 예비연구로써 자동 감정 감지 기술 (Automated emotion recognition, 이하 AEE)을 실생활에 적용하기 위해 손목에서 측정되는 생리학적 신호를 이용하여 특징점이 뚜렷한 손가락 끝 신호를 예측하는 특징점 추정 모델을 제안한다. AEE는 다양한 분야에서 고객의 감정적인 요구를 판단할 수 있는 기술로 위급한 감정을 인식하여 위험상황을 인식할 수 있다. 그러나 기존의 AEE 연구는 대부분 손가락 끝에서 획득되는 생리학적 데이터를 활용하고 있어 실생활에 적용이 어렵다. 이를 극복하고자 손목착용형 장치에서 획득되는 생리학적 신호를 이용하여 감정 분류 정확도가 높은 손가락 끝의 생리학적 신호로 예측하는 특징점 추정 모델을 제안한다. LSTM (Long Short-Term Memory)을 활용한 Sequence 예측 기법을 적용하였으며 그 결과 nRMSE는 2.31%로 산출되었다.

I. 서론

스마트 제품 보급이 활성화되고 데이터 서비스가 확대됨에 따라 다양한 분야에서 고객의 요구를 평가할 수 있는 기술의 필요성이 대두되고 있다. AEE는 마케팅, 교육, 엔터테인먼트, 보안 등 다양한 분야에서 고객의 요구를 평가할 수 있는 솔루션으로 각광받고 있다 [1]. AEE는 크게 얼굴 표정으로 감지하는 영상처리 기술과 인체의 생리학적 데이터로 감지하는 웨어러블 센싱 기술로 나뉜다. 그 중 웨어러블 센싱 기술은 영상처리 기술에 비해 실제 감정을 속이기 쉽지 않아 좀 더 객관적으로 감정을 평가할 수 있다 [2].

웨어러블 센싱 기술을 이용한 AEE는 사람 몸에 부착된 EEG (Electroencephalogram), PPG (Photoplethysmogram), GSR (Galvanic Skin Response) 등의 센서로부터 생체 신호를 획득하고 이를 이용하여 감정을 자동으로 감지하는 기술이다. 2012년 Koelstra 등이 특정 감정을 유발하는 뮤직 비디오를 피험자에게 보여주고 획득한 각종 생리학적 데이터 세트를 공개한 이래로 AEE는 많은 발전을 이루었다 [3]. Lee 등은 엄지 손가락 끝의 PPG 신호를 이용하여 1.1초 내의 짧은 시간 내에 감정을 분류하는 모델을 개발하였다 [4]. 1D Convolution Neural Network를 활용하여 76.2%의 정확도를 획득하였다. Goshvarpour 등은 손가락 끝의 PPG 및 GSR 신호를 활용한 주파수 영역의 새로운 특징점을 제안하였으며 88.57%의 분류 정확도를 보유한 모델을 개발하였다 [5]. 손가락 끝의 경우 다른 부위보다 피부의 두께가 얇아 혈류량의 변화를 정확하게 측정할 수 있어 대다수의 감정 분류 연구에 사용되었지만, 실생활에서 손가락 끝에 장치를 장착하는 것은 불편하기 때문에 실생활 적용에 어려운 한계점이 존재한다 [6].

따라서, 본 연구에서는 편의성을 고려하여 손목의 생리학적 신호를 손가락 끝의 데이터로 매핑할 수 있는 모델을 제안하고자 한다. 손목에서 추출되는 PPG, GSR, SKT (Skin Temperature) 신호를 입력으로 하고 시계

열 데이터 추정에 성능이 검증된 LSTM을 활용하여 고도화된 인공지능 모델을 개발하고자 한다.

II. 재료 및 방법

본 논문에서는 손목과 손가락에서 생리학적 데이터를 수집하기 위해 각 부위에 착용되는 장치를 개발하였다 (그림 1). 장치는 PPG (MAX30105, Sheffield, England), GSR (Grove GSR, Shenzhen, China) SKT (MLX90614, rozendaalstraat, Belgium) 센서를 포함하며 제어를 위해 STM32F103CB 마이크로컨트롤러를 사용하였다. PPG는 Red, IR, Green 3 가지 파장대의 LED에 따라 3 가지 맥박 데이터가 출력된다. GSR에서는 피부전도도 데이터, SKT에서는 피부표면온도 데이터로 총 5개의 생리학적 신호가 손목 및 손가락 끝 두 부위에서 측정되었다. 획득된 신호들은 USB 시리얼 통신을 통해 PC로 전송되었다.

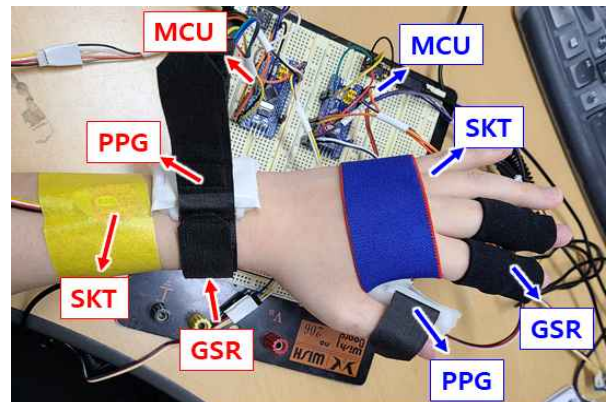


그림 1. 데이터 획득 장치의 구성요소 (Red: wrist, blue: finger)
총 10명 (남자: 6명, 여자: 4명, 나이: 27.4 ± 4.9)의 피험자로부터 데이터를 수집하는 실험을 진행하였다. 모든 피험자는 실험 전 실험과 관련된 사

항에 대해 충분한 설명을 들었으며, 개인 정보 수집에 동의하였다.

PC에서는 데이터를 수집하고 저장하는 window 프로그램을 개발하였다. 프로그램에는 약 2-3분 길이의 15개의 동영상에 랜덤한 순서로 재생되며 동시에 피험자의 생리학적 데이터를 수집하였다 (Sampling rate: 400Hz). 각 동영상 사이에는 피험자의 감정을 가라앉히기 위해 검은 화면이 1분간 출력되었으며 동영상을 보면서 피험자가 느끼는 감정을 평가할 수 있는 설문 화면이 출력되었다. 사용된 동영상 목록은 표1과 같다.

표 1. 실험에 사용된 동영상 리스트

Video	Source	Video	Source
happy1	Titanic	angry3	Cho doo-soon
happy2	Baby smiling	disgust1	Villain
happy3	Animal cub	disgust2	Trainspotting
scare1	The shining	disgust3	Hellraiser
scare2	Gongiam	sad1	Along with the gods
scare3	Gidam	sad2	Miracle in Cell Number 7
angry1	Spirits' Homcoming	sad3	Train to Busan
angry2	The attorney		

Matlab R2019b를 활용하여 손목의 생리학적 데이터로부터 손가락의 생리학적 데이터를 예측하는 모델을 개발하였다. 수집된 데이터는 모델에 입력 전 전처리 과정 (Downsampling: 200Hz, Smoothing: moving average/windows 10, Bandpass filter: 0.2-25Hz 2 orders)을 거친 후 LSTM을 활용한 Sequence 예측 모델에 입력되었다. 그림 2는 제안한 모델의 전반적 구조를 보여주고 있다. 3개의 센서에서 출력되는 time-series의 sequence 데이터가 LSTM에 입력되고 150번의 epochs만큼 반복되어 학습되었다. 5 fold validation을 적용하여 결과를 산출하였다.

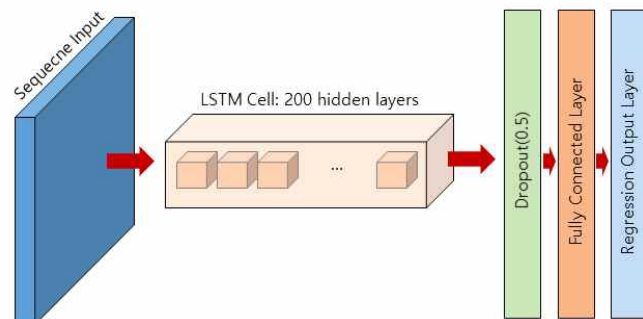


그림 2. 손가락 끝의 생리학적 데이터를 예측하는 LSTM 모델 구조

III. 결과 및 토의

표 2.

Predicted signal	nRMSE (%)	Correlation
PPG (red)	9.14 ± 2.17	0.9217 ± 0.024
PPG (IR)	10.47 ± 3.85	0.9074 ± 0.041
PPG (Green)	8.15 ± 2.43	0.9431 ± 0.031
GSR	12.24 ± 5.44	0.8142 ± 0.104
SKT	2.31 ± 1.19	0.9645 ± 0.008

5개의 생리학적 신호에 대한 time-series 예측값의 nRMSE와 상관관계는 표 2와 같다. SKT 신호의 nRMSE가 2.31%로 가장 작게 나타났다. 이는 5개의 신호 중 가장 변화가 작은 데이터이기 때문으로 판단된다. 반면 GSR 신호의 경우 nRMSE가 12.24%로 가장 크게 나타났다. 이는 GSR 센서 신호 자체가 움직임에 따라 노이즈가 포함될 여지가 가장 크기 때문으로 판단된다.

PPG의 3가지 신호 중, Green으로 획득된 심박수 데이터의 nRMSE가 가장 작게 나타났다. Green의 경우 Red나 IR보다 피부와 가까운 정맥의

혈액 변화량을 측정한다. 이 때문에 상대적으로 맥박 변화량이 크지 않아 예측 정확도가 다른 파장대의 PPG 신호보다 더 높은 것으로 판단된다. 그림 3은 PPG (Green)의 예측값과 실측값 그래프를 비교한 그림이다.

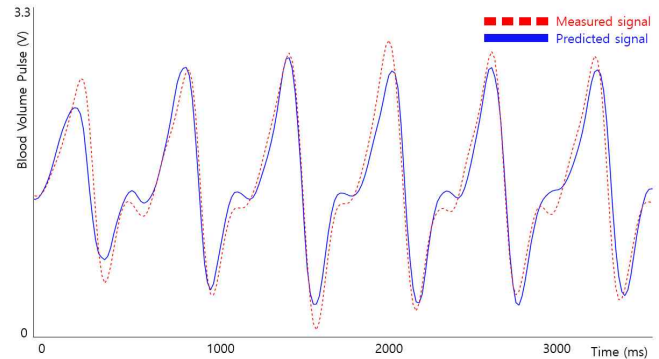


그림 3. PPG (Green) 데이터의 실측값과 예측값 비교 그래프

결론적으로 본 연구에서는 AEE를 실생활에 적용하고 더 나아가 위험 상황을 감지하는 연구로 활용하기 위해서 손목의 생리학적 데이터를 이용하여 손가락 끝의 생리학적 데이터를 예측하는 특징점 추정 모델을 제안하였다. LSTM을 활용하여 PPG의 경우 nRMSE가 8.15%로 산출되었으며 SKT의 경우 2.31%로 산출되었다. 이러한 결과는 추후 손목형 장치를 이용한 감정 분류 모델을 설계하는데 기여할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2019년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [S2796817].

참 고 문 헌

- [1] Andrius Dzedzickis et al. "Human emotion recognition: review of sensors and methods," *Sensors*, 20.3: 592, Jan. 2020
- [2] Lin Shu et al. "Wearable emotion recognition using heart rate data from a smart bracelet," *Sensors*, 20.3:718, Jan. 2020
- [3] Koelstra et al. "Deap: A database for emotion analysis using physiological signals," *IEEE transactions on affective computing* 3.1: 18-31, Jun. 2011
- [4] Lee et al. "Fast emotion recognition based on single pulse PPG signal with convolution neural network," *Applied Sciences*, 9.16:3355, Aug. 2019
- [5] Goshvarpour et al. "The potential of photoplethysmogram and galvanic skin response in emotion recognition using nonlinear features," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 43.1:119-134, Nov. 2019
- [6] Zhang, Tianyi et al. "CorrNet: Fine-grained emotion recognition for video watching using wearable physiological sensors," *Sensors*, 21.1:52, Dec. 2020