

신경망을 이용한 다중 심리-생체 정보 기반의 부정 감성 분류

Classification of Negative Emotions based on Arousal Score and
Physiological Signals using Neural Network

김아영* · 장은혜* · 손진훈**†

Ahyoung Kim* · Eun-Hye Jang* · Jin-Hun Sohn**†

*한국전자통신연구원 바이오의료IT연구본부

*Bio-Medical IT Convergence Research Division,
Electronics and Telecommunications Research Institute

**충남대학교 심리학과/뇌과학연구소

**Department of Psychology, Brain Research Institute, Chungnam National University

Abstract

The mechanism of emotion is complex and influenced by a variety of factors, so that it is crucial to analyze emotion in broad and diversified perspectives. In this study, we classified neutral and negative emotions(sadness, fear, surprise) using arousal evaluation, which is one of the psychological evaluation scales, as well as physiological signals. We have not only revealed the difference between physiological signals coupled to the emotions, but also assessed how accurate these emotions can be classified by our emotional recognizer based on neural network algorithm. A total of 146 participants(mean age 20.1 ± 4.0 , male 41%) were emotionally stimulated while their physiological signals of the electrocardiogram, blood flow, and dermal activity were recorded. In addition, the participants evaluated their psychological states on the emotional rating scale in response to the emotional stimuli. Heart rate(HR), standard deviation(SDNN), blood flow(BVP), pulse wave transmission time(PTT), skin conduction level(SCL) and skin conduction response(SCR) were calculated before and after the emotional stimulation. As a result, the difference between physiological responses was verified corresponding to the emotions, and the highest emotion classification performance of 86.9% was obtained using the combined analysis of arousal and physiological features. This study suggests that negative emotion can be categorized by psychological and physiological evaluation along with the application of machine learning algorithm, which can contribute to the science and technology of detecting human emotion.

Key words: Emotion Classification, Negative Emotion, Neural Network, Arousal, Physiological Signals

요약

감성은 복잡하고 다양한 요인들에 의해 영향을 받기 때문에 다각적인 측면에서 고려되어야 한다. 본 연구에서는 심리 평가 척도의 하나인 각성(arousal) 지표와 다중 생체신호에서 추출된 생체지표 반응을 이용하여 중립 및 부정

※ 이 논문은 2017년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2015R1D1A1A01059095).

† 교신저자 : 손진훈 (충남대학교 심리학과/뇌과학연구소)

E-mail : jhsohn@cnu.ac.kr

TEL : 042-821-6369

FAX : 042-823-9448

감성(슬픔, 공포, 놀람)의 분류하였다. 이를 위하여 감성에 따른 생체지표 반응의 차이를 확인하였고, 다중 신경망 알고리즘 기반의 감성 인식기를 적용하여 이들 감성이 얼마나 정확하게 분류되는가를 확인하였다. 총 146명의 실험 참가자(평균 연령 20.1±4.0, 남성 41%)를 대상으로 감성 유발 자극을 제시하고 동시에 생체신호(심전도, 혈류맥파, 피부전기활동)를 측정하였다. 또한 감성 유발 자극에 대한 심리 반응을 감성 평가 척도로 평가하였다. 측정된 생체신호에서 심박률(HR), NN 간격의 표준편차(SDNN), 혈류량(BVP), 맥파전달시간(PTT), 피부전도수준(SCL), 피부전도반응(SCR)을 추출하였다. 결과 분석을 위하여 감성 자극에 대한 각성도와 안정 상태와 감성 상태의 생체지표 반응을 활용하였다. 또한 감성 분류를 위하여 다중 신경망 기반의 감성 인식기를 활용하였다. 그 결과, 감성에 따른 생체지표 반응의 차이를 확인하였고, 이들 감성의 분류 성능은 각성도와 모든 생체지표 특징들을 조합하였을 때 정확도가 가장 높음(86.9%)을 확인하였다. 본 연구는 심리 및 생체지표 추출과 기계학습 기술의 적용을 통하여 부정 감성을 분류할 수 있음을 제안하며, 이는 인간의 감성을 탐지하는 감성 인식 기술을 확립하는데 기여할 것으로 예상된다.

주제어: 감성 분류, 부정 감성, 신경망, 각성도, 생체 신호

1. 서론

최근 4차 산업혁명 도래에 따른 감성 인공지능이 새로운 미래기술로 부각되고 있다. 특히 인지과학과 ICT(information and communications technologies) 분야의 융합으로 인간의 감성을 분석하고 해석할 수 있는 인공지능 기반의 감성 컴퓨팅(affective computing) 기술이 급진적으로 발전함에 따라, 인간과 기술의 상호 작용(human-computer interaction, HCI) 기술 분야에서 그 중요성이 더해지고 있다. 따라서 인간의 다양한 감성을 컴퓨터 또는 개인이 사용하는 디바이스가 인식하고 상황에 맞는 적절한 서비스를 제공하여 삶의 질을 증진시킬 수 있는 감성인식 기술(emotion recognition technology)에 대한 수요가 증가하고 있다 (Picard, 2003).

인간의 감성은 외부 자극에 대한 인간 내부의 고차원적인 심리적 체험으로, 기쁨, 슬픔 등에 대한 복합적인 감정이며(Lee, 1997) 많은 요인들에 의해 영향을 받는다(Mill et al., 2009). 또한 감성은 얼굴 표정, 자세, 몸짓, 언어의 반응으로 표출되며 생리적 변화까지도 수반한다(Ebner & Fischer, 2014; Lindquist et al., 2015). 따라서 감성에 대한 인식과 평가는 다각적인 측면에서 고려되어야 한다(Ebner & Fischer, 2014). 최근 인간의 감성을 공학적 개념으로 이해하고자 심리, 음성, 생체신호, 얼굴표정 등의 인식을 통해 인간의 감성을 읽어낼 수 있는 감성 인식 연구가 활발하게 이루어져 왔다(Bänziger et al., 2009; Cowie et al., 2001;

Picard et al., 2001; Simon et al., 1995; Zaja & Rojahn, 2008). 그 중에서도 생체신호는 획득하기가 쉽지 않고 신체에 직접 장비를 연결한다는 물리적 한계 때문에 얼굴 표정이나 음성을 이용한 감성 인식 연구에 비하여 생체신호를 활용한 감성 인식 연구는 비교적 많지 않다.

그럼에도 불구하고 생체신호는 자율신경계의 조절을 받기 때문에 인위적이지 않은 자연스러운 감성 상태를 인식할 수 있을 뿐만 아니라 얼굴 표정이나 음성 인식에 비해 환경적 영향을 덜 받는다는 장점을 가져 (Calvo & D'Mello, 2010) 인간이 느끼는 감성 상태의 추론에 더 많은 자유도와 정확성을 제공할 수 있다. 또한 많은 연구들을 통하여 생체신호가 인간의 감성 상태와 밀접한 관련이 있다는 결과가 보고되었다(Kreibig, 2010; Levenson et al., 1990; Nasoz et al., 2004; Wagner et al., 2005).

이러한 이유로 생체신호는 감성인식 연구에 지속적으로 활용되고 있으며(Badcock et al., 2015; Majumder et al., 2017), 특히 최근 연구의 대부분은 인공지능과 생체신호의 융합을 통한 감성 모델링에 초점이 맞춰지고 있다(Zhang et al., 2017). Picard(2001)는 인간의 감성 상태를 인식하기 위하여 생체신호와 AI기반 모델 개발로 8가지 감성에서 81%의 인식 정확도를 달성하였다. Lin(2009)은 EEG 신호와 기계 학습 알고리즘을 사용하여 4가지 감성에 대하여 82.29%의 분류 정확도를 얻었다. Duan(2013)는 EEG 특징 추출과 차등 엔트로피 알고리즘 모델을 통하여 81.17%의 감성 분류 정확도를 보였다.

이들 연구의 대부분은 감성의 범주 모델(Ekman, 1992) - 행복(Happiness), 슬픔(Sadness), 공포(Fear), 놀람(Surprise), 분노(Anger), 혐오(Disgust) 등의 기본 감성을 분류함 - 을 기반으로 생체신호를 이용한 감성 분류 모델을 개발하였다. 이들은 단순히 감성 상태를 분류하기 위하여 생체신호 기반의 다양한 기계 학습 알고리즘을 적용한 모델을 개발하거나 심리 모델을 추론하기 위한 목적으로 생체신호를 이용한 연구가 대부분이다(Basuet et al., 2015), 그러나 감성을 응용한 인터페이스를 개발하기 위해서는 감성의 과학적 이론과 실용적 공학 기술을 잘 조합하는 것이 필요하다(Sohn, 2011). 또한 인간의 복잡한 감성을 인식하기 위하여 다각적인 측면에서 최적의 특성 모델을 고려하는 것이 중요하다. 따라서 본 연구에서는 선행 연구들을 확장하여 감성의 차원 모델(Russell, 1980) - 정서가(Valence)-각성(Arousal)의 2차원 공간에 감성의 정도를 표현한 모델- 의 각성 지표와 다중 생체신호를 동시에 반영한 신경망(Neural Network) 알고리즘을 적용하여 중립 및 부정 감성(슬픔, 공포, 놀람)을 인식할 수 있는 모델을 개발하고자 하였다.

2. 연구 방법

2.1. 실험 참가자

총 146명의 실험 참가자가 본 실험에 참여하였다. 이들의 성별은 남성 60명(41%), 여성 86명(59%)으로 평균 연령은 20.1±4.0세이다. 모든 실험 참가자는 정신과 및 신경과적 병력이 없는 정상인이다. 이들은 실험에 앞서 실험에 대한 목적과 방법 및 지시사항을 전

달 받은 후 실험 동의서를 작성하였다. 또한 이들은 실험이 종료된 후 소정의 실험 참가비를 지급 받았다.

2.2. 감성 유발 자극

본 연구에서는 감성 유발 자극으로, 타당도가 검증된 동영상 자극을 사용하였다(Park et al., 2011). 이들 자극은 중립, 슬픔, 공포와 놀람의 네 가지 감성을 유도하기 위한 자극으로 1~2분 동안 시청각 자극의 조합으로 구성되었다. 중립 자극은 12장의 의자 사진을 각 5초씩 반복으로 제작된 동영상으로, 정서적으로 중립을 유지하도록 유도하였다. 슬픔 자극은 한국 드라마 ‘네 멋대로 해라(2002)’에서 아버지의 죽음으로 아들이 슬퍼하는 모습의 일부 영상을 구성되었다. 공포 자극으로 영화 ‘장화, 홍련(2002)’ 중 일부인 귀신이 여자 주인공에게 다가가는 장면이 선택되었다. 놀람 자극은 참가자들이 컴퓨터를 통해 게임 화면이 제시되는 동안 비명, 천둥, 유리 깨지는 소리 등의 청각 자극과 놀란 얼굴, 번개 등의 시각 사진 자극의 조합으로 구성하였다.

2.3. 실험 절차

모든 실험은 외부로부터 차폐된 실험실(가로 5m, 세로 2.5m)에서 이루어졌다. 실험실에는 동영상 자극을 제시하기 위하여 실험 참가자가 앉을 의자로부터 1m 앞에 모니터와 2m 앞 좌우에 스피커(BR1800, Britz, USA)가 설치되었다. 실험 참가자가 입실 후 자리에 앉아 실험 절차에 대한 설명을 듣는 동안, 실험자는 생체신호 측정을 위하여 실험 참가자의 신체에 다중 생체신호 전극을 부착하였다. 실험이 시작되면,

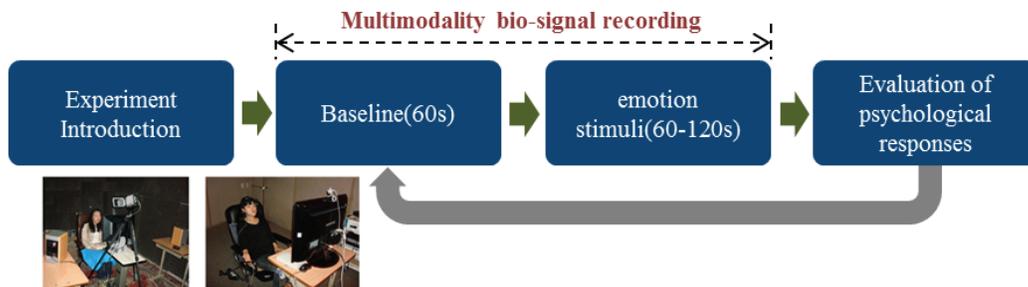


Fig. 1. Experimental procedure for emotion induction

실험 참가자는 실험실 환경의 적응을 위한 충분한 안정기를 가진다. 생체신호는 안정 상태(60초)와 감성 자극이 제시되는 감성 상태(60초~120초) 동안 기록되었다. 실험 참가자는 감성 자극을 보고난 후, 자신이 경험한 감성에 대하여 감성 평가 설문지를 작성하였다. 설문지는 경험한 감성의 종류(예, 기쁨, 슬픔, 분노, 공포 등)와 그 강도를 보고하는 문항(1점: 매우 약함, 4점: 보통, 7점: 매우 강함), 자극으로부터 경험한 정서가와 각성 수준을 보고하는 문항(-4점: 불쾌 또는 안정, +4점: 쾌 또는 각성)과 감성을 가장 강하게 경험한 장면을 기술하는 주관식 문항으로 구성된다. 이러한 과정은 각 감성 자극마다 반복되었고, 감성 상태와 자율신경계 반응이 안정 상태로 회복되도록 약 5분의 휴식시간을 가졌다. 감성 자극에 대한 순서 효과를 배제하기 위하여 실험 참가자마다 무선적으로 자극을 제시하였다(Fig. 1).

2.4. 다중 생체신호 측정 및 분석

생체신호는 BIOPAC MP 150 및 AcqKnowledge 4.1 (Biopac Systems, Goleta, CA)를 사용하여 250Hz 샘플링 속도로 측정되었다. 측정된 생체신호는 심전도(electrocardiogram, ECG), 광혈량도(photo plethysmography, PPG), 피부전도도(electrodermal activity, EDA)이다. 심전도를 측정하기 위하여 양측 손목과 왼쪽 발목에 센서를 부착하였고, 피부전도도 측정을 위하여 왼손 중지와 검지의 가운데 마디에 전극을 부착하였다. 광혈량도 측정을 위하여 왼손 엄지의 끝 마디에 센서를 부착하였다.

생체신호를 분석하기 위하여 안정 상태 분석 구간은 감성 자극이 제시되기 직전 30초의 구간을 선택하였다. 감성 자극이 제시되는 감성 상태의 분석 구간은 실험 참가자의 자기-보고에 기초하여 실험 참가자가 가장 강한 감성을 경험했다고 보고한 감성 자극이 끝나기 전 30초를 선택하였다. SPSS ver.21.0(IBM, USA)을 사용하여 감성 간 생체지표 반응의 차이를 검증하기 위한 통계 분석을 수행하였고, MATLAB(The MathWorks, Inc., MA, USA)을 활용하여 중립 및 부정 감성 인식 모델을 개발하기 위한 기계학습 및 분석을 수행하였다.

분석에 사용된 생체지표로써, 심박률(heart rate, HR), NN 간격의 표준편차(standard deviation of NN interval, SDNN), 피부전도수준(skin conductance level, SCL), 피부전도반응(skin conductance response, SCR), 혈류량(blood volume pulse, BVP), 맥파전달시간(pulse transit time, PTT)을 추출하였다. HR은 중추신경계에 의해 제어되며 동방결절에서 종결되는 교감 신경 및 부교감 신경의 활성을 반영한다. 증가된 HR은 교감 신경 활성의 증가를 의미한다. SDNN은 심박변이도에 기여하는 변수로, 교감신경과 부교감신경의 활성을 모두 반영하며 증가된 SDNN은 낮은 교감 신경(또는 높은 부교감 신경)의 활성을 의미한다. 반대로 감소된 SDNN은 높은 교감 신경(또는 낮은 부교감신경)의 활성을 나타낸다. 피부전도 반응(SCL, SCR)은 땀샘 활동과 관계가 높은 것으로 알려져 있으며 자율신경계의 교감 신경 활성과 관련된 지표로 활용된다. SCL이나 SCR가 증가하면 각성수준이 증가하는 것을 의미한다. BVP는 혈관 확장과 수축 및 혈관 벽 탄성 변화에 의한 혈관층에 상대적인 변화를 나타내며 감소된 BVP는 각성과 관련된 손가락의 말초 혈관 수축을 의미한다. PTT는 ECG의 R파와 손가락에서 측정된 PPG의 맥파 도달 사이 경과 시간을 측정된 것으로 심장의 수축력 변화와 평균 동맥 혈압 변화에 영향을 받는다. 그러므로 증가된 PPT는 교감 신경 활성 억제와 연관된다.

2.5. 감성인식 분류기

본 연구에서는 감성인식 분류기를 구현하기 위하여 역전파 신경망(Back Propagation Neural Network, BPNN)을 사용하였다. BPNN은 인공신경망(Artificial neural network, ANN)을 학습시키기 위한 알고리즘으로 신경망에 결과값을 계산하여 기대값(target value)과 실제값(actual value)에 차이를 에러로 정의하고 에러의 최소치를 통해 원하는 결과 값과 가장 근접한 가중치가 되도록 신경망을 역으로 학습시킨다. 제안하는 모델은 10개의 노드로 구성된 은닉층과 BPNN을 이용하여 학습시켰다. BPNN의 전달 함수는 입력과 출력 사이의 랜덤한 비선형 매핑을 얻을 수 있는 Sigmoid 활성 함수와 Softmax 출력층으로 구성하였다. 추출된 지표는 BPNN 분류기의 입력으로 사용되

고 이를 기반으로 감성 자극을 위한 분류 인식기를 구현하였다. 학습데이터는 30-60%가 사용되었고 나머지는 분류 성능 평가에 사용되었다.

BPNN 모델의 성능을 평가하기 위한 지표로 Confusion Matrix(CM) 및 SN(Sensitivity), SP(Specificity), PPV(Positive Prediction Value), NPV(Negative Prediction Value) 성능 지표를 산출하여 성능 평가에 활용하였다.

3. 연구 결과

3.1. 감성 자극에 대한 각성 반응 결과

감성 자극에 따른 각성 평가 분포는 Fig. 2와 같다. 기술 통계 분석 결과, 각 각성 평가 점수의 평균은 중립(-1.96±1.21), 슬픔(1.43±1.58), 공포(3.37±0.74)와 놀람(3.21±1.10)으로 중립에서 놀람 감성으로 갈수록 증가하였다. 또한 각성 평가 점수에 감성 간 차이를 확인하기 위하여 일원분산분석(one-way ANOVA)을 수행한 결과, 감성 간 유의한 차이를 보였다($F(3,580)=464.83, p=.000$). 또한 Bonferroni 사후 검정 결과, 공포와 놀람 감성은 통계적으로 유의한 차이를 보이지 않았고($p=.63$) 이를 제외한 모든 감성 간에 유의한 차이를 보였다($p<.001$).

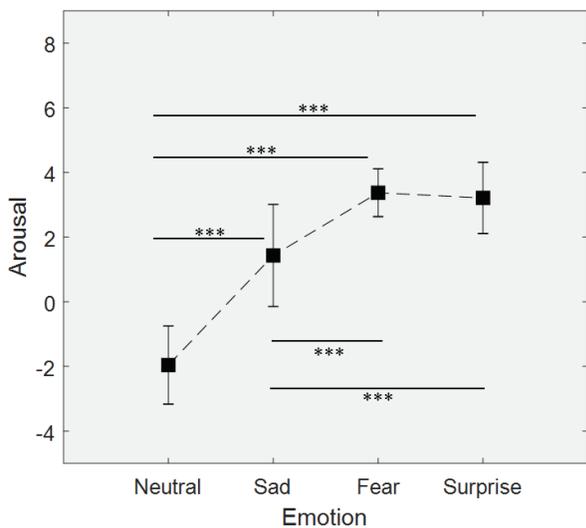


Fig. 2. Difference among emotions in arousal scores (***) $p<.001$

3.2. 부정 감성에 따른 다중 생체지표 차이

부정 감성에 따른 생체지표 반응의 차이를 검증하기 위하여 2가지 상태(안정-감성)와 4가지 감성(중립, 슬픔, 공포, 놀람)에 따른 반복측정 이원변량분석(repeated measure analysis of variance)을 수행하였다(Table 1). 또한 Bonferroni 사후 검정을 통하여 부정 감성 간 차이를 확인하였다(Fig. 3).

HR에 대한 분석 결과는 상태에 대한 주효과($F(1,161)=113.506, \Delta\eta^2=.413, p=.000$), 감성에 대한 주효과($F(3,483)=13.943, \Delta\eta^2=.080, p=.000$) 모두 유의하였고, 상태와 감성 간 상호작용효과도 유의하였다($F(3,483)=45.721, \Delta\eta^2=.221, p=.001$). 사후 검정 결과, 공포는 중립($p=.001$)과 슬픔 감성($p=.000$)에 비하여 유의하게 HR이 높았고, 놀람 감성 동안 HR은 슬픔에서보다 유의하게 높았다($p=.000$).

SDNN의 경우, 상태에 대한 주효과($F(1,161)=243.161, \Delta\eta^2=.602, p=.000$), 감성에 대한 주효과($F(3,483)=100.092, \Delta\eta^2=.383, p=.000$)는 유의하였고, 상태와 감성 간 상호작용효과도 유의하였다($F(3,483)=161.552, \Delta\eta^2=.501, p=.000$). 슬픔과 공포 감성 간에는 SDNN의 유의한 차이가 없었으나($p=.443$), 다른 모든 감성 간에

Table 1 Differences analysis in physiological responses among emotions

	Effect	df	F	$\Delta\eta^2$	Sig
HR (bpm)	State	1	113.506	.413	.000
	Emotion	3	13.943	.080	.000
	State*Emotion	3	45.721	.221	.000
SDNN (ms)	State	1	243.161	.602	.000
	Emotion	3	100.092	.383	.000
	State*Emotion	3	161.552	.501	.000
BVP (volts)	State	1	355.473	.668	.000
	Emotion	3	8.181	.048	.000
	State*Emotion	3	70.928	.306	.000
PTT (ms)	State	1	241.214	.600	.000
	Emotion	3	8.935	.053	.000
	State*Emotion	3	67.777	.296	.000
SCL (μ s)	State	1	584.729	.784	.000
	Emotion	3	209.117	.565	.000
	State*Emotion	3	291.922	.645	.000
SCR (μ s)	State	1	624.267	.795	.000
	Emotion	3	335.617	.676	.000
	State*Emotion	3	279.809	.635	.000

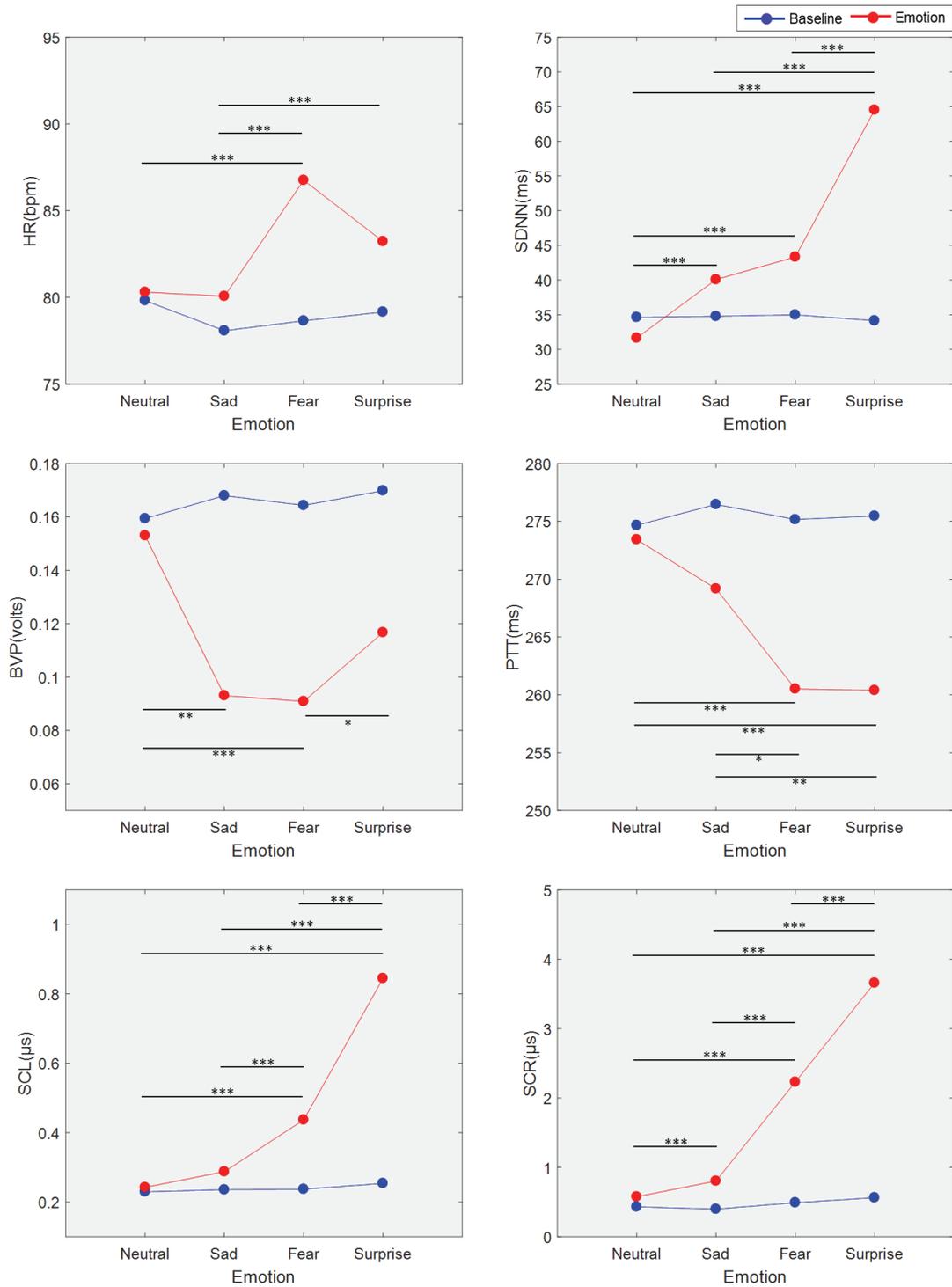


Fig. 3. Difference among emotions in physiological responses (* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)

유의한 차이가 존재하였다($p = .000$). 특히 놀람 감성에서 SDNN이 가장 높았다.

또한 BVP에 대한 분석 결과로, 상태에 대한 주효과($F(1,161) = 355.473$, $\Delta\eta^2 = .688$, $p = .000$), 감성에 따른 주효과($F(3,483) = 8.181$, $\Delta\eta^2 = .048$, $p = .000$), 그리고 상태와 감성 간의 상호작용효과($F(3,483) = 70.928$, $\Delta\eta^2 = .306$,

$p = .000$)가 모두 유의함을 확인하였다. 특히 BVP는 중립 감성에서 가장 높았고, 슬픔($p = .002$)과 공포 감성($p = .000$)과 유의한 차이를 보였다. 또한 놀람에서의 BVP는 공포 감성보다 유의하게 높았다($p = .022$).

PTT에서는 상태에 대한 주효과($F(1,161) = 241.214$, $\Delta\eta^2 = .600$, $p = .000$), 감성에 대한 주효과($F(3,483) =$

8.181, $\Delta\eta^2=.053$ $p=.000$), 상태와 감성 간 상호작용효과($F(3,483)=67.777$, $\Delta\eta^2=.296$, $p=.000$)가 모두 유의한 것으로 나타났다. PTT는 중립 감성에서 가장 높았고, 공포($p=.000$)와 놀람 감성($p=.000$)에서 유의한 차이를 보였다. 슬픔은 공포($p=.013$)와 놀람 감성($p=.003$)에서 유의한 차이를 보였다.

SCL의 경우, 상태에 대한 주효과($F(1,161)=584.729$, $\Delta\eta^2=.784$, $p=.000$), 감성에 대한 주효과($F(3,483)=209.117$, $\Delta\eta^2=.565$, $p=.000$)는 유의하였고, 상태와 감성 간 상호작용효과도 유의하였다($F(3,483)=291.922$, $\Delta\eta^2=.645$, $p=.000$). 중립과 슬픔 감성 간에는 SCL의 유의한 차이가 없었으나($p=.119$), 다른 모든 감성 간에 유의한 차이가 존재하였다($p=.000$). 특히 놀람 감성에서 SCL이 가장 높았다.

또한 SCR에 대한 분석 결과로, 상태에 대한 주효과($F(1,161)=624.267$, $\Delta\eta^2=.795$, $p=.000$), 감성에 따른 주효과($F(3,483)=335.617$, $\Delta\eta^2=.676$, $p=.000$), 상태와 감성 간의 상호작용효과($F(3,483)=279.809$, $\Delta\eta^2=.635$, $p=.000$)가 모두 유의함을 확인하였다. SCR에서는 모든 감성 간에 유의한 차이를 보였고($p=.000$) 놀람 감성에서 SCR이 가장 높았다.

3.3. 감성 분류 인식기 평가

본 연구에서는 감성 분류 인식기의 입력으로 각 감성에서 추출한 생체지표 반응(안정 상태와 감성 상태)을 사용하였다. 제안된 BPNN 알고리즘을 이용하여 각 감성의 분류 인식기를 설계하고 평가하였다. Fig. 4는 BPNN 분류기를 통해 4가지 감성 분류에 대한 인식 결과를 보여준다. X축(Training instances per class)은 학습 데이터 비율을 나타낸다. 학습 데이터의 비율에 따라 각성의 분류, 생체 지표의 분류, 각성과 생체지표의 분류를 수행한 결과, 각성과 생체지표 분류를 통한 정확도가 가장 높았고, 60%의 데이터를 학습했을 때 신경망은 86.9%로 높은 성능을 보여주었다. 60%의 데이터를 학습했을 때 각 감성에 따른 분류 인식 결과는 중립 92.5%, 슬픔 82.3%, 공포 83.9%, 놀람 86.7%로 나타났다(Table 2). 또한 분류기의 성능 평가를 수행하였고 모든 자극에 대해서 SN는 82.3-95.2%, PN는 84.3-88.6%, PPV는 80.8-91.3%, NPV는 85.8-89.2%를 나타냈다(Table 3).

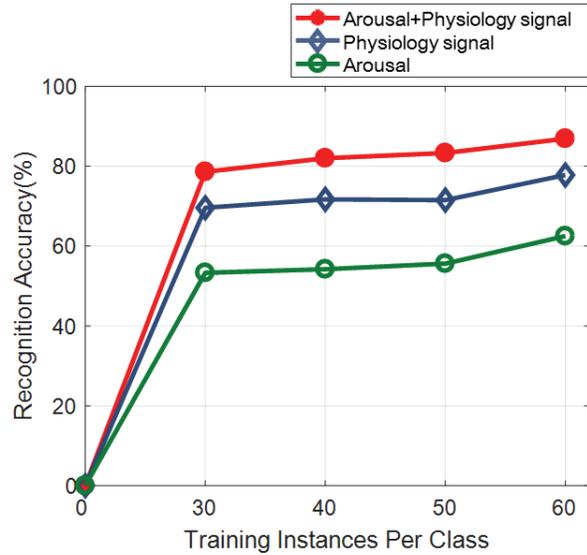


Fig. 4. Recognition accuracy of three input data-set (Arousal, Physiology signal, Arousal+Physiology signal)

Table 2. Confusion Matix(%)

		True Condition			
		Neutral	Sad	Fear	Surprise
Predicted Condition	Neutral	95.2	10.4	0.0	0.0
	Sad	4.8	82.3	2.3	0.7
	Fear	0.0	7.3	83.9	12.6
	Surprise	0.0	0.0	13.8	86.7

Table 3. Results of classification evaluation(%)

	SN	PN	PPV	NPV
Neutral	95.2	84.3	90.2	85.9
Sad	82.3	88.6	91.3	85.8
Fear	83.9	88.1	80.8	89.2
Surprise	86.7	87.1	86.3	87.3

SN(Sensitivity), SP(Specificity), PPIV(Positive Prediction Value), NPV(Negative Prediction Value)

4. 결론 및 논의

본 연구에서는 선행 연구들을 확장하여 각성 지표와 다중 생체신호를 기반으로 신경망(Neural Network) 알고리즘을 사용하여 중립 및 부정 감성(슬픔, 공포, 놀람)을 인식할 수 있는 분류기를 설계하였고 그에 대한 인식 평가를 수행하였다. 감성 자극으로부터 각성 평가 분포는 중립, 슬픔, 공포, 놀람 순서로 각성의 평균

반응이 높게 나타났으며 서론에 제시한 Russell(1980) 모델의 이론과 일치하였다(Fig. 2). 본 연구에서 공포와 놀람 감성에 대한 실험 참가자의 주관적 각성 정도가 통계적으로 유의하지 않았는데, 이는 두 감성은 주관적 각성 평가만으로는 감성을 분류하기 어렵다는 것을 의미한다.

감성에 따른 안정 상태와 감성 상태의 생체지표 반응을 살펴본 결과(Fig. 2), 중립 자극은 안정 상태와 감성 상태의 평균 생체지표가 크게 변하지 않았다. 그러나 슬픔, 공포, 놀람 감성으로 갈수록 HR, SDNN, SCL, SCR은 급격하게 증가하였고 BVP, PTT는 급격히 감소함을 보였다. 모든 생체지표 반응에서 감성 자극 간 차이가 유의미하다는 것을 확인하였다($p < .001$). 이와 같은 결과는 각성 지표로 감성 분류가 어려웠던 자극은 생체지표로 분류가 가능함을 알 수 있다. 즉, 생체지표와 각성 지표의 조합을 통해 다차원으로 구성된 특성 지표가 복잡한 감성 자극을 보다 정확하게 분류할 수 있는 접근 방법임을 살펴볼 수 있다.

기존 감성 인식 연구는 생체신호를 기반으로 감성 분류를 수행하거나 정서-각성 공간의 두 가지 영역으로 분류하는데 초점을 맞추고 있다(Basu et al., 2015; Wiem & Lachiri, 2016). 예를 들어, Tan(2016)은 얼굴 근전도(Electromyography; EMG) 검사를 통해 정서와 각성의 감성 상태를 확인하고자 하였다. 이들은 정서-각성 공간에서의 감성 상태를 중립 정서/낮은 각성(OVLA), 부정 정서/낮은 각성(NVLA), 부정 정서/높은 각성(NVHA), 긍정 정서/낮은 각성(PVLA), 긍정 정서/각성(PVHA)으로 나누었고 113명의 참가자의 얼굴 근전도를 통해 서포트벡터머신(Support vector machine; SVM) 알고리즘을 사용하여 다섯 가지 범주의 감성 상태에 대해 75% 이상의 분류 정확도를 관찰하였다. 이처럼 복잡한 감성을 인식하기 위해서는 다각적인 측면에서 최적의 특성 모델과 적절한 기계학습 알고리즘이 필요하다.

감성 인식 분야에서 분류 성능을 향상시키기 위해 신경망 알고리즘을 이용한 모델 개발이 기존의 알고리즘보다 우수한 성능을 가진다는 것은 이전의 연구에서 증명되었다. Jirayucharoensak(2014)는 EEG 신호로부터 감성을 추출하기 위해 심층 신뢰 신경망(Deep Belief Network, DBN)을 활용하여 SVM 및 Naive

Bayes 분류기보다 더 나은 성능을 제공하였고 이를 통해 심층 신뢰 신경망이 EEG 기반의 감성 인식 분류기로서 유망한 대안이라고 주장하였다. 본 연구에서는 역전파신경망 알고리즘을 사용하여 4개의 감성 자극을 분류하였다. 이를 통해 각성 평가 지표와 다중 생체신호의 지표를 기반으로 감성을 분류한 결과가 높은 성능을 나타낸다는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 감성 평가가 다각적인 측면에서의 고려가 중요하다는 것을 확인할 수 있었다(Ebner & Fischer, 2014). 결과적으로 심리-생체지표를 활용하여 신경망 알고리즘을 통해 중립 및 부정 감성(슬픔, 공포, 놀람)을 인식할 수 있는 모델을 개발하여 높은 분류 성능을 확인하였다.

본 연구에서 실험에 사용된 놀람 자극은 실제 심리적 과정에서 기인한 반응이 아닐 수 있다. 이를테면 갑작스러운 시각 자극이나 높은 소리에 의한 신체적 놀람으로 인해 정신적 놀람이 배제될 수 있다(Jang et al., 2015). 또한, 본 연구에서 사용한 놀람 자극은 부정 감성이기는 하지만 일반적인 놀람 감성은 정적 감성일 수도 있다. 그러므로 추후 연구에서는 놀람 자극에 대한 세부적인 감성 연구를 수행할 필요가 있다. 또한, 추후 연구는 보다 많은 인구 통계적 변수를 고려하여 다양한 감성 추출 방법을 포함한다면 다른 연구 결과보다 우수한 결과를 도출할 것으로 예상된다. 현재 사용자의 감성 인식을 위한 평가 기술은 설문지를 통해 수행하기 때문에 일상생활에서 각성 정도를 사용하기는 쉽지 않다. 그러나 이러한 한계는 모바일 기반의 온라인 각성 평가 기술 시스템을 개발하여 극복할 수 있고 온라인 기반 각성 평가 기술과 생체신호의 실시간 측정이 가능한 웨어러블 장치와 결합한다면 본 연구의 감성 인식 기술이 감성 HCI에 적용될 수 있을 것이다. 여러 가지 한계에도 불구하고 본 연구 결과는 인간의 감성 상태 모델을 개발하고 확장하는데 도움이 될 것으로 판단한다. 다양한 감성의 인식은 인간과 컴퓨터 또는 기계간의 감성적 상호 작용 시스템을 개발하는데 적용될 수 있다. 더 나아가 본 연구의 결과는 일상생활에서 일어나는 스트레스나, 불안함과 같은 부정 감성을 관리할 수 있는 부정 감성 평가 시스템 개발에 기여할 것으로 사료된다.

REFERENCES

- Badcock, N. A., Preece, K. A., de Wit, B., Glenn, K., Fieder, N., Thie, J., & McArthur, G. (2015). Validation of the Emotiv EPOC EEG system for research quality auditory event-related potentials in children. *PeerJ*, 3, e907. DOI: 10.7717/peerj.907
- Bänziger, T., Grandjean, D., & Scherer, K. R. (2009). Emotion recognition from expressions in face, voice, and body: the Multimodal Emotion Recognition Test (MERT). *Emotion (Washington, D.C.)*, 9(5), 691-704. DOI: 10.1037/a0017088
- Basu, S., Jana, N., Bag, A. M. M., Mukherjee, J., Kumar, S., & Guha, R. (2015). Emotion recognition based on physiological signals using valence-arousal model. In *2015 Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*(pp. 50-55). DOI: 10.1109/ICIIP.2015.7414739
- Calvo, R. A., & D'Mello, S. (2010). Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1(1), 18-37. DOI: 10.1109/T-AFFC.2010.1
- Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., & Taylor, J. G. (2001). Emotion recognition in human-computer interaction. *IEEE Signal Processing Magazine*, 18(1), 32-80. DOI: 10.1109/79.911197
- Duan, R. N., Zhu, J. Y., & Lu, B. L. (2013). Differential entropy feature for EEG-based emotion classification. In *2013 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering(NER)* (pp. 81-84). DOI: 10.1109/NER.2013.6695876
- Ebner, N. C., & Fischer, H. (2014). Emotion and aging: evidence from brain and behavior. *Frontiers in Psychology*, 5. DOI: 10.3389/fpsyg.2014.00996
- Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. *Cognition & Emotion*, 6, 169-200. DOI: 10.1080/02699939208411068
- Jang, E.-H., Park, B.-J., Park, M.-S., Kim, S.-H., & Sohn, J.-H. (2015). Analysis of physiological signals for recognition of boredom, pain, and surprise emotions. *Journal of Physiological Anthropology*, 34(1), 25. DOI: 10.1186/s40101-015-0063-5
- Jirayucharoensak, S., Pan-Ngum, S., & Israsena, P. (2014). EEG-based emotion recognition using deep learning network with principal component based covariate shift adaptation. *The Scientific World Journal*, 627892. DOI: 10.1155/2014/627892
- Kreibig, S. D. (2010). Autonomic nervous system activity in emotion: a review. *Biological Psychology*, 84(3), 394-421. DOI: 10.1016/j.biopsycho.2010.03.010
- Levenson, R. W., Ekman, P., & Friesen, W. V. (1990). Voluntary facial action generates emotion-specific autonomic nervous system activity. *Psychophysiology*, 27(4), 363-384. Retrieved from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/2236440>
- Lin, Y. P., Wang, C. H., Wu, T. L., Jeng, S. K., & Chen, J. H. (2009). EEG-based emotion recognition in music listening: A comparison of schemes for multiclass support vector machine. In *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (pp. 489-492). DOI: 10.1109/ICASSP.2009.4959627
- Lindquist, K. A., MacCormack, J. K., & Shablack, H. (2015). The role of language in emotion: Predictions from psychological constructionism. *Frontiers in Psychology*, 6, 444. DOI: 10.3389/fpsyg.2015.00444
- Majumder, S., Mondal, T., & Deen, M. J. (2017). Wearable sensors for remote health monitoring. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 17(1). DOI: 10.3390/s17010130
- Mill, A., Allik, J., Realo, A., & Valk, R. (2009). Age-related differences in emotion recognition ability: a cross-sectional study. *Emotion (Washington, D.C.)*, 9(5), 619-630. DOI: 10.1037/a0016562
- Nasoz, F., Alvarez, K., Lisetti, C. L., & Finkelstein, N. (2004). Emotion recognition from physiological signals using wireless sensors for presence technologies. *Cognition, Technology & Work*, 6(1), 4-14. DOI: 10.1007/s10111-003-0143-x
- Picard, R. W. (2003). Affective computing: challenges. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(1), 55-64. DOI: 10.1016/S1071-5819(03)00052-1
- Picard, R. W., Vyzas, E., & Healey, J. (2001). Toward machine emotional intelligence: analysis of affective

- physiological state. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10), 1175-1191. DOI: 10.1109/34.954607
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161-1178. DOI: 10.1037/h0077714
- Simon, E. W., Rosen, M., Grossman, E., & Pratowski, E. (1995). The relationships among facial emotion recognition, social skills, and quality of life. *Research in Developmental Disabilities*, 16(5), 383-391. Retrieved from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8532917>
- Tan, J.-W., Andrade, A. O., Li, H., Walter, S., Hrabal, D., Rukavina, S., Limbrecht-Ecklundt, K., Hoffman, H., Traue, H. C. (2016). Recognition of intensive valence and arousal affective states via facial electromyographic activity in young and senior adults. *PLoS ONE*, 11(1), e0146691. DOI: 10.1371/journal.pone.0146691
- Wagner, J., Kim, J., & Andre, E. (2005). From physiological signals to emotions: Implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification. In *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*(pp. 940-943). DOI: 10.1109/ICME.2005.1521579
- Wiem, M. B. H., & Lachiri, Z. (2016). Emotion assessing using valence-arousal evaluation based on peripheral physiological signals and support vector machine. In *2016 4th International Conference on Control Engineering Information Technology(CEIT)* (pp. 1-5). DOI: 10.1109/CEIT.2016.7929117
- Zaja, R. H., & Rojahn, J. (2008). Facial emotion recognition in intellectual disabilities. *Current Opinion in Psychiatry*, 21(5), 441-444. DOI: 10.1097/YCO.0b013e328305e5fd
- Zhang, Q., Chen, X., Zhan, Q., Yang, T., & Xia, S. (2017). Respiration-based emotion recognition with deep learning. *Computers in Industry*, 92-93, 84-90. DOI: 10.1016/j.compind.2017.04.005
- Park, M. S., Kim, H. E., & Sohn, J. H. (2011). Development of emotion-evoking stimuli to provoke spontaneous emotions. *Proceedings for the 2011 Annual Spring Conference of Korean Society for Emotion & Sensibility* (pp. 505-512). Daejeon, Republic of Korea. Retrieved from <http://www.koses.or.kr/>
- Lee, K. H. (1997). Human sensibility and its measurement and evaluation. *Annual Conference Papers of Korean Society for Emotion & Sensibility* (pp. 37-42). Daejeon, Republic of Korea. Retrieved from <http://www.koses.or.kr/>

원고접수: 2018.02.26

수정접수: 2018.03.26

게재확정: 2018.03.26