Journal of the Ergonomics Society of Korea
Vol. 30, No. 6 pp.705-713, December 2011 http://dx.doi.org/10.5143/JESK.2011.30.6.705

Discrimination of Three Emotions using Parameters of Autonomic Nervous System Response

Eun-Hye Jang[1], Byoung-Jun Park[1], Yeongji Eum[2], Sang-Hyeob Kim[1], Jin-Hun Sohn[2]

[1]BT Convergence Technology Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute, Daejeon, 305-700
[2]Department of Psychology/Brain Research Institute, Chungnam National University, Daejeon, 305-765

ABSTRACT

Objective: The aim of this study is to compare results of emotion recognition by several algorithms which classify three different emotional states(happiness, neutral, and surprise) using physiological features. **Background:** Recent emotion recognition studies have tried to detect human emotion by using physiological signals. It is important for emotion recognition to apply on human-computer interaction system for emotion detection. **Method:** 217 students participated in this experiment. While three kinds of emotional stimuli were presented to participants, ANS responses(EDA, SKT, ECG, RESP, and PPG) as physiological signals were measured in twice first one for 60 seconds as the baseline and 60 to 90 seconds during emotional states. The obtained signals from the session of the baseline and of the emotional states were equally analyzed for 30 seconds. Participants rated their own feelings to emotional stimuli on emotional assessment scale after presentation of emotional stimuli. The emotion classification was analyzed by Linear Discriminant Analysis(LDA, SPSS 15.0), Support Vector Machine (SVM), and Multilayer perceptron(MLP) using difference value which subtracts baseline from emotional state. **Results:** The emotional stimuli had 96% validity and 5.8 point efficiency on average. There were significant differences of ANS responses among three emotions by statistical analysis. The result of LDA showed that an accuracy of classification in three different emotions was 83.4%. And an accuracy of three emotions classification by SVM was 75.5% and 55.6% by MLP. **Conclusion:** This study confirmed that the three emotions can be better classified by LDA using various physiological features than SVM and MLP. Further study may need to get this result to get more stability and reliability, as comparing with the accuracy of emotions classification by using other algorithms. **Application:** This could help get better chances to recognize various human emotions by using physiological signals as well as be applied on human-computer interaction system for recognizing human emotions.

Keywords: Emotion recognition, Physiological signal, Support vector machine, Multilayer perceptron

1. Introduction

정서는 자극에 의해 추출된 복합적인 반응의 연쇄로 인지적 평가, 주관적 변화, 자율체계 및 신경세포의 각성, 행동 충동성, 그리고 복합적인 연쇄를 유발시킨 자극에 영향을 주도록 고안된 행동이다(Plutchik, 1982). 최근 인간이 정서를 경험할 때 나타나는 얼굴 표정의 변화, 음성의 변화, 자율신계경계 반응의 변화를 이용하여 HCI 혹은 HRI 분야에서 정서를 인식하려는 연구들이 수행되고 있다. Ekman과 Friesen (1978)은 얼굴 각 부분의 표정 변화와 정서 변화 간 상관을 밝힌 연구를 수행하였으며, Nakatsu, Solomides와 Tosa (1999)는 인간의 음성을 Neural Network(NN)를 이용하여 8개의 대표 정서를 인식하고자 하였다. Picard, Vyzas와

Corresponding Author: Jin-Hun Sohn. Department of Psychology/Brain Research Institute, Chungnam National University, Daejeon, 305-765.
E-mail: jhsohn@cnu.ac.kr
Copyright@2011 by Ergonomics Society of Korea(pISSN:1229-1684 eISSN:2093-8462). All right reserved.

Healey(2001)는 정서를 경험할 때 변화하는 심전도, 피부전도 및 안면근육 움직임의 변화를 k-Nearest Neighbor Classifier(kNN)을 이용하여 정서를 인식하는 연구를 수행하였다.

얼굴 표정 즉, 영상을 이용한 정서인식을 위해서는 얼굴 영상을 분석하여 특징을 찾아내는 알고리즘 개발이 필수적이다. 하지만 조명 및 배경의 변화가 많은 일반적인 환경에서나 사용자가 움직이는 경우에는 얼굴 영역 추출이 쉽지 않다. 또한 사용자가 인위적으로 얼굴 표정을 지을 수 있어, 얼굴 표정만으로는 정서인식 연구를 수행하기에는 한계가 있다. 음성을 이용한 정서인식의 경우, 억양, 강조 등의 문법적인 요소가 인위적 효과(artifact)나 오염 변인으로 작용할 수 있으며, 주변의 잡음의 영향으로 실제 데이터를 추출하는데 문제가 발생할 가능성이 있다. 자율신경계 반응을 이용한 정서인식은 특정 정서로 분류하는 것이 어렵고, 작은 움직임에도 변화가 크다. 그러나 얼굴 표정과 음성을 이용한 연구에 비하여 주변 환경의 영향을 적게 받는 장점이 있다. 또한 센서를 부착하는 동안 사용자의 정서 변화에 따른 자율신경계 반응 정보를 실시간으로 얻을 수 있고, 사회적 본성 혹은 인위적인 감정 표현과 관계없이 자연스러운 감정 반응을 얻을 수 있다(Park, Park, Park, & Park, 2004).

최근 10여 년간 HCI 분야에서는 이러한 자율신경계 반응의 장점을 기반으로, 자율신경계 반응 지표들을 이용한 정서인식 연구들이 이루어지고 있다(Picard, Vyzas, & Healey, 2001; Kim, Bang, & Kim, 2004; Wagner, Kim, & Andre, 2005; Bailenson, et al., 2008; Liu, Conn, Sarkar, & Stone, 2008; Calvo, Brown, and Scheding, 2009). 정서인식을 위해 사용되는 기계학습 알고리즘은 kNN, Multilayer perceptron (MLP), Support Vector Machine(SVM) 등이 대표적이며, 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis; LDA)과 같은 통계적 기법도 활용되고 있다. Picard, Vyzas와 Healey (2001)는 kNN을 적용하여 8개 정서(중립, 분노, 비탄, 슬픔, 정신적 사랑, 로맨틱 사랑, 기쁨과 경의)를 분류하여 81.3%의 정확도를 확인하였고, Haag, Goronzy, Schaich와 Williams (2004)는 MLP를 적용하여 정서의 각 arousal, valence 차원을 분류하여 평균 80%의 정확도를 보고하였다. Kim, Bang과 Kim(2004)은 세 가지 정서(슬픔, 분노와 스트레스)에 대한 심전도, 피부온도와 땀 반응의 측정 데이터를 SVM에 적용하여 78%의 정확도를 보고하였고, Calvo, Brown과 Scheding(2009) 또한 SVM을 적용하여 Picard, Vyzas와 Healey(2001)의 연구에 사용된 8개의 정서(중립, 분노, 비탄, 슬픔, 정신적 사랑, 로맨틱 사랑, 기쁨과 경의)에 대하여 42%의 정서 판별의 정확도를 보고하였다.

이들 연구의 대부분은 각 정서를 분류하기 위하여 자율신경계 반응 지표에 다양한 기계학습 알고리즘을 적용하여 그 정확도를 보고하고 있으나, 동일한 자율신경계 반응 지표를 사용하여 기계학습 알고리즘에 대한 성능 평가는 이루어지지 않았다. 현재까지 어떠한 알고리즘이 가장 좋은 결과를 제시하는지에 대해서는 아직 풀리지 않은 과제이기 때문에 (Arroyo-Palacios & Romano, 2008), 보다 높은 정확도를 가지는 정서 판별을 위한 방법론 및 알고리즘 개발을 위한 연구가 필요하다.

본 연구에서는 정서 분류를 위하여 기쁨, 놀람, 그리고 중립의 세 가지 정서를 선정하였다. 기쁨과 놀람의 정서는 Ekman(1992)이 얼굴표정연구를 통하여 분류하고 제안한 기본 정서(기쁨, 슬픔, 분노, 공포, 혐오와 그리고 놀람)에 속하는 것으로, 많은 연구에서 이와 유사한 기본 정서들이 연구되고 있다(Kanade, Cohn, & Tian, 2000; Palomba, Sarlo, Angrilli, & Mini, 2000; Picard, Vyzas, & Healey, 2001; Stephens, Christie, & Friedman, 2010). 이들 정서는 다른 사회적 정서들에 비해서 생득적인 속성을 가지고 있으며(Ekman, Levenson, & Friesen, 1983) 범문화적인 표현양식을 가지는 것으로 가정되기 때문에(Sauter, Eisner, Ekman, & Scott, 2010), 이들 정서를 연구하는 것은 인간을 이해하는 데 도움을 줄 수 있다.

각 정서는 서로 다른 자율신경계 반응을 보이는데, 정서와 자율신경계 반응 간 관련성을 연구한 134개 실험 논문을 검토한 Kreibig(2010)의 결과에 따르면, 기쁨은 미주신경의 위축에 의해 심장활동이 증가하고, 혈관이 확장되는 특징을 가지는데, 이러한 반응 패턴은 α와 β-아드레날린성(adrenergic) 영향은 감소하고 콜린성(cholinergic) 영향은 증가하는 교감신경계 활성화 상태로 보았다. 반면, 놀람은 관련된 연구의 수가 적어서 자율신경계 반응간 관련성에 대한 결론을 내리는데 어려움이 있으나(Kreibig, 2010), 놀람은 말초혈관을 수축시키고, 심박률을 증가시키는 교감신경계 반응을 특성을 가지고 있으며, 심박률의 변산성을 증가시키는 부교감신경계도 동시에 활성화될 가능성이 있다(Eom, Park, Noh, & Sohn, 2011).

본 연구의 최종 목적은 기쁨, 놀람과 정서적 중립의 세 가지 정서 상태에 있을 때 나타나는 자율신경계 반응의 변화를 기반으로, 세 정서를 판별할 수 있는 LDA, SVM과 MLP의 세 알고리즘을 적용한 결과를 비교하는 것이다.

2. Method

2.1 Participants

대전광역시 소재의 남녀 대학생 129명(남: 60명, 여: 69명)과 중고등학생 88명(남: 37명, 여: 51명)이 본 연구에 참

여하였다. 대학생 참가자의 평균 연령은 22±2.2세였으며, 중고등학생 평균 연령은 16±1.3세이었다. 이들은 모두 과거 심장질환, 호흡, 또는 중추신경계 이상으로 인한 약물 복용 경험이 없다고 보고하였다. 실험참여자들은 실험에 참여하기 전 실험에 대한 소개를 받은 후 실험동의서를 작성하였고, 실험 후 일정 금액의 실험참가비를 지급받았다.

2.2 Stimuli

본 연구에 사용된 정서 자극은 시청각을 조합한 자극으로 각 해당 정서를 유발하는 장면 60~75초로 구성되었고, 각 정서 자극의 예시는 Figure 1과 같다. 기쁨 자극은 실험참여자가 룰렛 게임을 통하여 획득한 금액이 시청각으로 약 1.5분 동안 제시되도록 하였다. 놀람 자극은 화면에 주의를 집중하도록 유도하는 영상을 20초간 제시한 후, 이후 40초 동안 예고 없이 비명소리, 천둥소리, 유리 깨지는 소리 등의 청각 자극과 놀란 얼굴 사진, 번개, 유리조각 등의 시각 자극을 함께 제시하였다. 중립 자극은 12장의 의자 사진을 1분간 제시하여 정서적 중립 상태가 유지되도록 조작하였다.

이들 정서 자극의 효과를 검증하기 위하여 연구에 앞서 남녀대학생 264명을 대상으로 기쁨, 놀람, 중립 자극에 대한 적합성과 효과성을 검증하는 예비실험을 실시하였다. 각 자극이 제시되는 동안 유발된 정서를 명명하고, 그 정서의 강도(7점 척도)를 자기보고식 질문지에 평정하도록 하였다. 자기보고식 질문지는 1~7점으로 구성되는데, 1점은 "해당 정서를 전혀 또는 거의 느끼지 않았다", 7점은 "해당 정서를 매우 강하게 느꼈다"를 의미한다. 이들 각각을 적합성과 효과성으로 정의하였는데, 적합성은 실험자가 의도한 정서와 실험참여자에게 유발된 정서와의 일치도를 의미하며, 백분율을 산출하여 분석하였다. 효과성은 실험참여자가 경험한 정서 강도를 의미하며, 7점 척도 상의 평가점수를 평균하였다. 각 정서의 적합성은 기쁨 88%, 놀람 97%, 그리고 중립 94.8%이었고, 효과성은 기쁨 5.36(±1.21)점, 놀람 6.06(±1.05)점이었다. 중립 자극의 경우, 실험참여자들이 아무런 정서를 느끼지 않았기 때문에 정서 강도를 평가하지 않았다. 기쁨과 놀람의 효과성은 각각의 정서를 어느 정도 강하게 느꼈음을 의미한다.

2.3 Experimental procedure

실험참여자가 실험실에 입실한 뒤 실험실 내에서 적응 시간을 가지는 동안, 실험자는 실험에 대한 소개와 실험방법에 대한 지시사항을 전달하고 약 20분에 걸쳐 자율신경계 반응을 측정하기 위한 전극을 실험참여자에게 부착하였다. 실험이 시작되면, 실험자는 자극이 제시되기 전 60초 동안 안정 상태와 정서 유발 자극이 제시되는 동안 자율신경계 반응을 측정하였다. 실험참여자는 자극 제시가 끝나면 경험한 정서를 정서평가척도 상에 평가하였다. 각 정서마다 상기 절차가 동일하게 반복되었고, 자극 제시는 실험참여자 간 역균형화(across-subject counterbalancing)을 통하여 순서효과, 피로효과와 연습효과와 같은 진행성 오류를 분산시켰다.

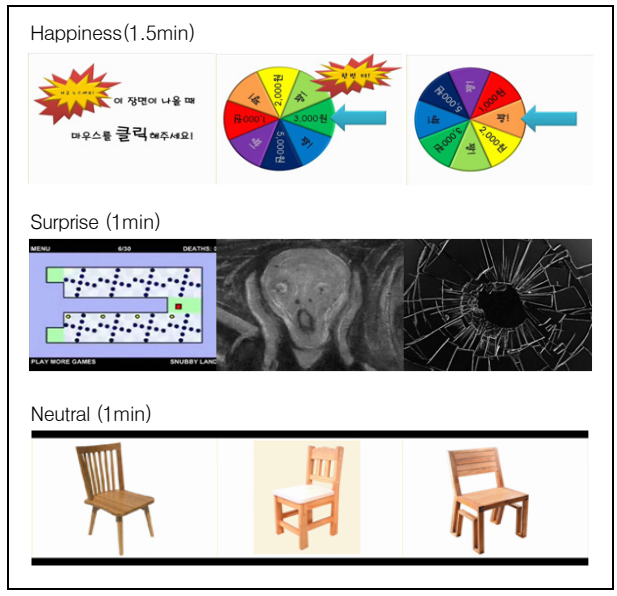

Figure 1. The example of emotional stimuli

2.4 Experimental equipment

실험실은 가로 3.3m, 세로 5.4m 크기의 외부에서 발생하는 인위적 효과(artifact)와 소음이 차단된 방음실(소음 35dB 이하)이었다. 측정실 내부에는 피험자로부터 1m 앞에 영상을 제시하는 LCD 모니터가 있으며, 2m 앞의 좌우에 놓인 스피커(BR 1800, Britz, USA)를 통하여 청각 자극이 제시되었다.

자율신경계 반응을 측정하기 위한 전극은 피부전기활동(electrodermal activity; EDA)을 측정하기 위하여 왼손 검지와 중지의 가운데 마디에 부착되었고, 피부온도(skin temperature; SKT) 측정을 위하여 약지 손가락의 마지막 마디에 부착되었다. 또한 심전도(electrocardiac activity; ECG)는 왼쪽 발목의 복숭아뼈 위를 참조기준(reference)을 잡고 오른쪽 손목에서 측정되었고, 호흡(respiration; RESP) 측정을 위하여 흉부에 센서를 부착하였다. 마지막으로 혈류량(photoplethysmography; PPG) 측정 센서는 오른손 엄지 손가락의 마지막 마디에 부착되었다. 각 모듈에서 획득된 신호는 MP150(Biopac, USA) A/D 변환기와

AcqKnowledge(version 4.1, Biopac, USA)를 통하여 입력되었다.

2.5 Analysis

자율신경계 반응 분석을 위하여 획득된 신호 중에서 안정 상태 30초와 각 정서 상태 30초를 분석 구간으로 설정하였다. 안정 상태는 정서 자극이 제시되기 전 30초, 정서 상태는 실험참여자가 해당 정서를 가장 강하게 느낀 시점을 기준으로 전후 15초인 30초를 선택하여 분석하였다.

각 생리신호에서 세부 feature를 추출하였는데, 그 예는 Figure 2와 같다. ECG에서는 심박률(heart rate, HR)과 R파 간격의 표준편차(standard deviation of R-R interval, SD_RRI), 심박률 변산의 저주파 성분(0.04~0.15Hz의 파워면적, low frequency, LF), 고주파 성분(0.15~0.4Hz의 파워면적, high frequency, HF)과 심박동 변이도(heart rate variability, HRV)를 추출하였고, PPG에서는 혈류량 진폭의 평균(mean of blood volume pulse, BVP)을 feature로 추출하였다. RESP에서는 호흡 시간(respiration rate, RESP_R), 호흡 깊이(respiration amplitude, REST_A), 호흡 시간 표준편차(standard deviation of respiration rate, RESP_Rsd), 호흡 깊이(standard deviation of respiration amplitude, RESP_Asd)의 표준편차를 추출하였다. EDA에서는 피부전도수준(skin conductance level, SCL)과 피부전도반응(skin conductance response, SCR)을, SKT에서는 평균 피부온도(mean of skin temperature, Mean SKT)를 추출하였다.

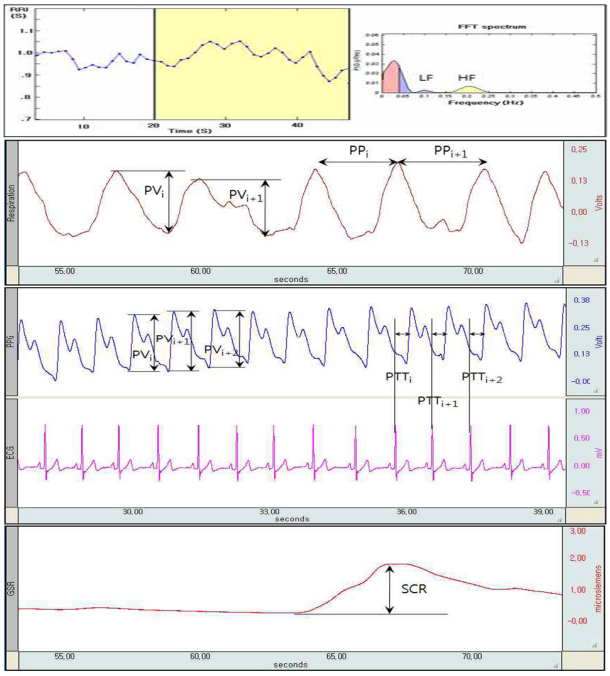

Figure 2. The example of parameters of ANS response

추출된 13개의 feature를 통계 기법인 선형 판별 분석(linear discriminant analysis; LDA)과 기계학습 알고리즘인 SVM(support vector machine)과 MLP(Multilayer perceptron)에 적용하여 판별율을 확인하였다. LDA는 통계프로그램인 SPSS 16.0 패키지를 이용하여 수행되었고, SVM과 MLP는 각각 Duda's Toolbox(www.yom-tov.info/toolbox.html)와 Matlab Classification Toolbox를 이용하여 프로그램화하였다. 각 알고리즘에 대한 자세한 설명은 2.6에 제시하였다.

2.6 Classifier for emotion recognition

본 연구에서는 세 가지 정서 분류를 위하여 LDA, SVM와 MLP를 사용하였다. 먼저, LDA는 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(Within-Scatter Matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(Between-Scatter Matrix)의 비율이 최대가 되도록 하면서, 클래스 간 분별 정보를 최대한 유지시키도록 하는 선형 변환이다. Feature 공간에서 클래스 분리를 최대로 하는 주축을 기준으로 사상시키는 변환 행렬 $\mathbf{W}$는 S_B와 S_W에 의한 함수 $J(\mathbf{W})$를 최대화하는 행렬이다.

$$J(\mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}^t S_B \mathbf{W}}{\mathbf{W}^t S_W \mathbf{W}} \quad (1)$$

여기서, S_B는 클래스 간 분산을 나타내는 행렬이고, S_W는 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬이다. 최적 W의 열은 식(2)의 최대 고유값에 해당하는 일반화된 고유벡터이다.

$$\mathbf{S}_B\mathbf{w}_i = \lambda_i \mathbf{S}_W\mathbf{w}_i \quad (2)$$

SVM은 학습 데이터로부터 클래스를 구분해 주는 가장 큰 마진을 갖는 분리 초평면(Hyperplane)을 찾는 것이다. 즉, 식 (3)의 최적화 문제에서 b를 최대로 하는 가중치 벡터 $\mathbf{a}$를 찾는 것이다.

$$\frac{z_k g(\mathbf{y}_k)}{\|\mathbf{a}\|} \geq b, \quad k = 1, \ldots, n \quad (3)$$

여기서 z_k는 k 데이터가 속한 클래스, b는 양의 마진, $g(\mathbf{y})$는 $\mathbf{y}$ 공간에서의 선형 판별식이다.

$$g(\mathbf{y}) = \mathbf{a}^T\mathbf{y} \quad (4)$$

MLP는 신경세포 조직에 착안하여 모델화한 방법으로,

신경소자인 뉴론(neuron)과 이들의 연결로 구성된다. 각 뉴론은 식 (5)의 활성함수에 의해 정보를 처리하고, 연결은 식 (6)의 학습규칙에 의해 연결가중치를 조절한다. net_j는 j 뉴런의 입력으로 식 (7)과 같이 구해진다.

$$f_j(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \quad (5)$$

$$w_{ji}(new) = w_{ji}(old) + \Delta w_{ji} \quad (6)$$

$$net_j = \sum_i w_{ji} f_i + \theta_j \quad (7)$$

여기서 w_{ji}는 j와 i 뉴런 사이의 연결가중치, f_i는 이전 층 i번째 뉴론의 출력(활성 값), θ_j는 j번째 뉴런의 문턱값이며, Δw_{ji}는 오류역전파(Back-propagation) 알고리즘에 의하여 얻어진다.

3. Results

3.1 The results of psychological responses induced by emotions

정서가 효과적으로 적절하게 유발되었는지를 검증하기 위하여 각 자극의 적합성 및 효과성을 분석하였다. 그 결과, 각 자극의 적합성은 기쁨 95.5%, 놀람 96%, 중립 96%이었다. 효과성은 기쁨이 5.4±1.8점이었고, 놀람은 6.2±0.1점이었다. 중립 자극에서는 아무런 정서를 느끼지 않았기 때문에 효과성을 제시하지 않았다.

3.2 The results of ANS responses induced by emotions

정서 분류에 앞서 대응집단 t검증(Paired samples t-test)을 실시하여 안정 상태와 정서 상태 간 자율신경계 반응의 차이를 확인하였다. 그 결과, 기쁨 조건에서는 SD_RRI와 Resp_A를 제외한 11개의 feature에서 안정 상태와 정서유발 상태 간 유의한 차이가 있었고(Table 1), 놀람 조건에서는 LF, HF와 HRV를 제외한 10개의 feature에서 유의한 차이가 나타났다(Table 2). 중립조건에서는 HR, SD_RRI, Resp_A, Resp_Rsd와 Resp_Asd를 제외한 8개 feature에서 유의한 차이를 확인할 수 있었다(Table 3).

정서 분류 알고리즘에 자율신경계 반응 결과를 적용하기 앞서, 정서 상태와 안정 상태 간의 차이값을 이용하여 정서 간 자율신경계 반응의 차이를 확인하였다. 일원변량분석(one-way ANOVA)을 실시하였고, 정서간 차이를 구체적으로 확인하기 위하여 Bonferroni 사후 검증을 수행하였다. 그 결과 모든 feature들에서 정서간 유의한 차이가 있는 것으로 나타났다(Table 4).

Table 1. The result of comparison of ANS response between baseline and happiness condition

(N=217)

	Baseline	Happiness	t
HR	81.3±10.7	82.9±11.6	3.2**
SD_RRI	35.7±15.4	37.5±13.7	1.5
LF	0.4±0.2	0.4±0.1	3.0**
HF	0.6±0.2	0.6±0.1	3.0**
HRV	0.9±0.7	0.7±0.5	3.5**
BVP	0.2±0.1	0.1±0.1	11.3***
Resp_R	3.9±1.2	3.3±0.6	8.5***
Resp_A	4.4±3.9	4.5±3.8	1.0
Resp_Rsd	0.5±0.4	0.6±0.4	3.4**
Resp_Asd	0.6±0.7	1.0±0.9	6.7***
SCL	0.2±0.2	0.3±0.2	6.4***
SCR	0.1±0.3	0.9±0.8	13.3***
Mean SKT	31.9±2.6	31.8±2.5	8.1***

M ± SD *p<.05, **p<.01, ***p<.001

Table 2. The result of comparison of ANS response between baseline and surprise condition

(N=217)

	Baseline	Surprise	t
HR	81.1±10.8	86.3±14.0	7.3***
SD_RRI	32.5±12.9	55.0±22.1	14.1***
LF	0.4±0.1	0.4±0.1	0.1
HF	0.6±0.1	0.6±0.1	0.1
HRV	0.9±0.6	0.8±0.5	0.6
BVP	0.2±0.1	0.1±0.1	14.6***
Resp_R	3.6±0.8	3.4±0.8	3.3**
Resp_A	4.4±3.8	5.4±3.9	5.7***
Resp_Rsd	0.5±0.4	0.8±0.6	7.2***
Resp_Asd	0.6±0.7	1.4±1.1	10.8***
SCL	0.2±0.2	0.8±0.4	22.7***
SCR	0.1±0.3	3.7±2.1	23.0***
Mean SKT	32.3±2.4	32.4±2.3	2.1*

M ± SD *p<.05, **p<.01, ***p<.001

Table 3. The result of comparison of ANS response between baseline and neutral condition

(*N*=217)

	Baseline	Neutral	t
HR	81.4±10.0	81.5±10.4	7.3***
SD_RRI	33.6±14.4	32.0±13.9	14.1***
LF	0.4±0.2	0.4±0.1	0.1
HF	0.6±0.2	0.6±0.1	0.1
HRV	1.0±0.8	0.8±0.5	0.6
BVP	0.2±0.1	0.2±0.1	14.6***
Resp_R	3.8±1.2	3.5±0.8	3.3**
Resp_A	4.2±3.8	4.1±3.8	5.7***
Resp_Rsd	0.5±0.4	0.4±0.4	7.2***
Resp_Asd	0.5±0.6	0.5±0.6	10.8***
SCL	0.2±0.2	0.2±0.2	22.7***
SCR	0.1±0.3	0.2±0.5	23.0***
Mean SKT	32.3±2.4	32.3±2.4	2.1*

M ± SD *p<.05, **p<.01, ***p<.001

Table 4. The result of one-way ANOVA of ANS response among happiness, surprise, and neutral

(*N*=217)

	SS	df	MS	F	Post-hoc
HR	2550.9	2	1275.4	26.3***	2>1, 3
SD_RRI	61001.3	2	30500.7	106.6***	2>1, 3
LF	0.2	2	0.1	3.7*	2>3
HF	0.2	2	0.1	3.7*	3>2
HRV	4.6	2	2.3	4.7***	2>3
BVP	0.5	2	0.3	64.0***	3>1>2
Resp_R	14.4	2	7.2	8.5***	2, 3>1
Resp_A	113.3	2	56.7	15.8***	2>1,3
Resp_Rsd	15.7	2	7.8	29.3***	2>1>3
Resp_Asd	68.0	2	34.0	46.9***	2>1>3
SCL	40.3	2	20.1	413.9***	2>1, 3
SCR	1188.0	2	594.0	363.3***	2>1>3
Mean SKT	4.5	2	2.2	39.7***	3, 2>1

*p<.05, **p<.01, ***p<.001

3.3 The result of emotion recognition

세 정서에 대한 판별율을 알아보기 위하여 선형 판별 분석을 실시한 결과, 전체 정서의 판별율은 83.4%이었고, 기쁨 78%, 중립 88.8%, 그리고 놀람 83%로 분류되었다 (Table 5).

SVM 알고리즘을 활용한 분석 결과는 전체 정서의 판별율이 75.5%이었고, 기쁨 64.7%, 중립 77.7%, 놀람 84.1%로 나타났다(Table 6).

MLP를 이용한 분석 결과, 전체 정서 판별율이 55.6%로 나타났으며, 기쁨 11.6%, 중립 67.0%, 그리고 놀람 88.1%로 정확 분류되었다(Table 7).

Table 5. The result of three emotion discriminant by LDA

	Happiness	Neutral	Surprise	Total
Happiness	78.0	21.4	.6	100.0
Neutral	10.6	88.8	.5	100.0
Surprise	12.5	4.5	83.0	100.0

Table 6. The result of three emotion discriminant by SVM

	Happiness	Neutral	Surprise	Total
Happiness	64.7	30.6	4.6	100.0
Neutral	20.2	77.7	2.1	100.0
Surprise	12.5	3.4	84.1	100.0

Table 7. The result of three emotion discriminant by MLP

	Happiness	Neutral	Surprise	Total
Happiness	11.6	50.3	38.2	100.0
Neutral	6.9	67.0	26.1	100.0
Surprise	1.1	10.8	88.1	100.0

4. Conclusion

본 연구에서는 기쁨, 놀람, 그리고 중립의 세 가지 정서를 유발하였을 때 변화하는 자율신경계 반응 지표를 이용하여 이들 정서를 판별할 수 있는 LDA, SVM과 MLP의 세 가지 알고리즘에 적용한 결과를 비교 검증하였다.

그 결과, 세 정서에 의해 유발된 자율신경계 반응은 통계적 분석(일원변량분석)에 의해 유의한 차이가 있는 것으로 나타났고, 이들 정서를 분류하기 위하여 자율신경계 반응 지표에서 추출한 13개의 feature를 LDA, SVM, 그리고 MLP에 적용하여 정서 판별을 실시하였다. 동일한 데이터의 동일한 feature를 사용하여 각각을 수행한 결과, LDA를 수행하였을 때 83.4%로 가장 높은 판별 정확도를 보였다. SVM은 MLP에 비해 19.9% 더 높은 판별 정확도를 보였지만, LDA와 비교하여 7.9% 낮은 정확도를 보였다.

선행 연구에서 Haag, Goronzy, Schaich와 Williams

(2004)는 정적 상태와 부적 상태 동안의 측정된 생리신호를 이용하여 MLP에 적용한 결과, 96.58%의 각성과 89.83%의 정서가에 의해 두 상태가 분류됨을 확인한 바 있다. 또한 Picard, Vyzas와 Healey(2001)는 GSR, BVP, RESP와 EMG 신호를 측정하여 기쁨, 슬픔, 분노, 공포, 혐오, 놀람, 중성, 플라토닉 사랑과 로맨틱 사랑의 여덟 가지 정서에 대한 각각 11개의 feature를 추출하여 SFFS(sequential forward floating search)와 Fisher projection 각각, 그리고 결합한 알고리즘에 적용한 결과, 두 알고리즘을 결합하였을 때 81.25%의 정확도를 확인할 수 있었다. 한편 Wagner, Kim과 Andre(2005)는 즐거움, 행복, 슬픔과 분노의 네 가지 정서를 유발하는 음악을 제시하는 동안 생리신호(SC, RESP, ECG와 EMG)를 측정하여 29개의 feature를 추출하고 Fisher projection을 수행한 결과, 70% 이상 최대 92.05%의 인식율을 얻었다. Nasoz, Alvarez, Lisetti와 Finkelstein (2003)은 6개의 정서에 대하여 DFA(discriminant function analysis)를 수행하여 74.3%의 인식율을 확인하였다.

본 연구 결과는 기존의 선행 연구와 일치하는 정서와 알고리즘을 사용하지 않았기 때문에 기존의 결과와 직접 비교를 할 수는 없으나, 비록 MLP의 인식율은 55.6%로 비교적 낮을지라도, LDA에 의한 83.4%와 SVM에 의한 75.5%의 정확율은 정서간 정확율을 확인한 선행 연구들의 결과(예, Picard(2001), Kim et al.)와도 견줄만한 결과라 할 수 있겠다.

특히, 본 연구에서 가장 높은 정확율을 보인 LDA는 데이터의 최적 분류(best discriminant between classes)의 관점에서 차원을 축소하는 방법으로, Fisher의 선형 판별 함수를 사용하여 집단을 분류한다. LDA를 포함한 전통적인 통계기법들은 오랜 역사와 탄탄한 이론을 배경으로 한 검증된 기법으로 변인 간의 상관관계를 발견하거나, 목표가 되는 변인에 영향을 미치는 주요 속성들을 선별하고 이들의 영향력을 해석 가능한 수식으로 제공하는 능력을 지니고 있다. 특히 연속형 데이터 값을 갖는 각각의 속성이 목표 변인에 미치는 영향에 대한 설명력은 타 기법들에 비해 월등하다. 또한 기계학습기법들의 이론적 근거가 되며 기법을 통해 도출되는 정보를 평가하고 해석하는데 있어서도 반드시 필요하다. 반면 데이터 값들의 정규분표, 공변량(covariance) 등과 같이 여러 가지 통계학적 가정을 요구하는 경우가 많고, 데이터에 다수의 범주형(categorical) 변인이 포함되어 있을 때 이들을 더미 변인으로 변환시키는 과정에서 발생할 수 있는 치우침(bias) 등의 한계를 지니고 있다.

SVM은 각 범주의 가장 큰 영향을 미치는 벡터를 통해 최적의 초평면(Hyperplane)을 계산하여 범주를 분류하는 기계학습 알고리즘으로, 인식 성능과 처리속도 성능이 매우 뛰어난 기법이다(Vapnik, 1995). MLP는 유기체의 뇌 구조를 모방한 계산 모델인 NN의 알고리즘 중 하나이다. 입력층과 출력층 사이에 은닉층(hidden layer)의 수가 증가하고 그 연결이 많아질수록 퍼셉트론(perceptron)이 형성하는 결정 구역의 특성은 더욱 고급화된다. 그러나 은닉층의 연결이 많아질수록 많은 계산이 필요하게 되고 학습속도와 인식속도가 느려지게 된다. 또한 분류과정에서 일어나는 규칙에 대해서 명확히 설명할 수 없는 한계를 가지고 있다(Kim, & Huntsberger, 1991; Gu, 2002).

본 연구는 동일한 정서와 자율신경계 반응 feature에 기반하여 세 가지 기계학습 알고리즘만을 적용하여 세 가지 정서를 판별하였다. 향후 연구에서는 더욱 다양한 기계학습 알고리즘을 적용하여 각각의 성능을 비교해볼 필요가 있으며, 추후 다른 기본 정서와 조합하여 판별율을 비교하는 연구도 필요하다. 본 연구 결과는 HCI 혹은 HRI 분야에서 자율신경계 반응 지표를 이용한 정서인식 연구의 기초 자료로 활용이 가능하며, 정서인식을 위한 표준화 작업에도 기여할 수 있을 것이다. 또한 본 연구에 사용된 데이터는 최대한 정서를 자연스럽게 유발하도록 하여 획득되었기 때문에 실생활에 적용 가능한 정서인식 시스템 개발에 적용할 수 있을 것으로 생각된다.

Acknowledgements

This research was supported by the Converging Research Center Program through the Converging Research Headquarter for Human, Cognition and Environment funded by the Ministry of Education, Science and Technology(No. 2011K000655 and 2011K658).

References

Arroyo-Palacios, J. and Romano, D. M. "Towards a standardization in the use of physiological signals for affective recognition systems." *Proceeding of the 6th International Conference of Methods and Techniques in Behavioral Research*, Maastricht. Netherlands. 2008.

Bailenson, J. N., Pontikakis, E. D., Mauss, I. B., Gross, J. J., Jabon, M. E., Hutcherson, C. A. C., Nass, C. and John, O., Real-time classification of evoked emotions using facial feature tracking and physiological responses, *International Journal of Human-Computer Studies*, 66(5), 303-317, 2008.

Calvo, R. A., Brown, I. and Scheding, S., "Effect of experimental factors on the recognition of affective mental states through physiological

measures," *Proceeding of 22nd Australasian Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2009.

Ekman, P., An argument for basic emotions, *Cognitive emotion*, 62, 45-57, 1992.

Ekman, P., Levenson, R. W. and Friesen, W. V., Autonomic nervous system activity distinguishes among emotions, *Science*, 221, 1983.

Ekman, P. and Friesen, R. W., Facial Action Coding System: A technique for the measurement of facial movement, *Consulting Psychologists Press*, 1978.

Eom, J. S., Park, H. J., Noh, J. H. and Sohn, J. H., Cardiovascular response to surprise stimulus, *Korean Journal of the Science of Emotion & Sensibility*, 14(1), 147-156, 2011.

Fisher, R. A., The use of multiple measurements in taxonomic problems, *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188, 1936.

Gu, S. H., Computation of noncentral F probabilities using multilayer neural network, *Korean Journal of Information Processing*, 9-b(3), 271-276, 2002.

Haag, A., Goronzy, S., Schaich, P. and Williams, J., Emotion recognition using bio-sensors: First steps towards an automatic system, *Affective Dialogue Systems*, 3068, 36-48, 2004.

Kanade, T., Cohn, J. and Tian, Y., "Comprehensive database for facial expression analysis," *Proceeding of the 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 46-53, 2000.

Kim, D. S. and Huntsberger, T. L., Fuzzy neural network pattern classifier, *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent System*, 1(3), 4-19, 1991.

Kim, K., Bang, S. and Kim, S., "Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals," *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(3), 419-427, 2004.

Kreibig, S. D., Autonomic nervous system activity in emotion: a review, *Biological Psychology*, 84(3), 394-421, 2010.

Liu, C. Conn, K. Sarkar, N. and Stone, W., Physiology-based affect recognition for computer-assisted intervention of children with autism spectrum disorder, *International Journal of Human-Computer Studies*, 66(9), 662-677, 2008.

Nakatsu, R., Nicholson, J. and Tosa, N., "Emotion recognition and its application to computer agents with spontaneous interactive capabilities," *Proceeding of the seventh ACM international conference on Multimedia*, 343-351, 1999.

Nasoz, F., Alvarez, K., Lisetti, C. L. and Finkelstein, N., "Emotion recognition from physiological signals for presence technologies," *International Journal of Cognition, Technology and Work*, Special Issue on Presence, 6(1), 2003.

Palomba, D., Sarlo, M., Angrilli, A., and Mini, A., Cardiac responses associated with affective processing of unpleasant film stimulus, *International Journal of Psychology*, 36, 45-57 2000.

Park, J. Y., Park, D. S., Park, J. H. and Park, R. J. H. "Development of human sensibility recognition system using Hidden Markov Model," Human-Computer Interaction, 1-2, 16-21, 2004

Picard R. W., Vyzas, E. and Healey, J., Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state, *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23, 2001.

Plutchik, R., A psychoevolutionary theory of emotion, *Social Science Information*, 21(4-5), 529-553, 1982.

Sauter, D. A., Eisner, F., Ekman, P. & Scott, S. K., "Cross-cultural recognition of basic emotions through nonverbal emotional vocalizations," *Proceeding of the National Academy of Science of United Sates of America*, 107(6), 2408-2412, 2010.

Seok, K. H. and Rye, T. W., The efficiency of boosting on SVM, *Journal of Korean Data & Information Science Society*, 13(2), 55-64, 2002.

Stephens, C. L., Christie, I. C. & Friedman, B. H., Autonomic specificity of basic emotions: Evidence from pattern classification and cluster analysis Autonomic specificity of basic emotions: Evidence from pattern classification and cluster analysis, *Biological Psychology*, 84(3), 463-473, 2010.

Vapnik V., "*The nature of statistical learning theory*," New York: Springer Verlag, 1995.

Wagner, J., Kim, N. J. and Andre, R., "From physiological signals to emotions: Implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification," *Proceeding of IEEE International Conference Multimedia and Expo*, 940-943, 2005.

Author listings

Eun-Hye Jang: cleta4u@etri.re.kr

Highest degree: PhD, Department of Psychology, Chungnam National University

Position title: Researcher, BT Convergence Technology Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute

Areas of interest: Emotion Recognition, Cognition Convergence

Byoung-Jun Park: bj_park@etri.re.kr

Highest degree: PhD, Department of Electrical Engineering, Wonkwang University

Position title: Senior Member of Engineering Staff, BT Convergence Technology Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute

Areas of interest: Computational Intelligence, Pattern Recognition, Cognition Convergence

Yeongji Eum: Yeongji Eum@gmail.com

Highest degree: MA, Department of psychology, Chungnam national University

Position title: Researcher, Department of Psychology/Brain Research Institute, Chungnam National University

Areas of interest: Brain Science, Neuroscience

Sang Hyeob Kim: shk1028@etri.re.kr

Highest degree: PhD, Department of Apply Physics, Tohoku University
Position title: Principle Member of Engineering Staff, BT Convergence Technology Research Department, Electronics and Telecommunications Research Institute
Areas of interest: Cognition Convergence, Emotion Recognition

Jin-Hun Sohn: jhsohn@cnu.ac.kr

Highest degree: PhD, Department of psychology, the University of Korea
Position title: Professor, Department of Psychology, Chungnam National University
Areas of interest: Brain Science, Neuroscience, Electro Physiology

Date Received : 2011-07-18
Date Revised : 2011-10-20
Date Accepted : 2011-10-20