

생체신호 기반의 부정 감성 분류를 위한 최적 기계 학습 알고리즘 검증

Identification of the Optimal Machine Learning Algorithm for Negative Emotion Classification Based on Physiological Parameters

장은혜*, 박병준, 김상협, 손진훈

Eun-Hye Jang*, Byoung-Jun Park, Sang-Hyeob Kim, Jin-Hun Sohn

Key words: Physiological Parameter, Machine Learning Algorithm, Negative Emotion

1. 서론

HCI 분야에서 감성 인식은 정서 지능을 구현하기 위한 핵심적인 단계의 하나로, 얼굴표정, 음성과 생체 신호 등에 의해 이루어지고 있다. 특히 생체 신호는 인간의 감성과 밀접한 상관성이 있고, 비침습적 센서에 의해 비교적 간단한 신호 획득이 가능하며 사회적 차폐나 인위적 감성 표현에 의한 것이 아닌 자연스러운 감성반응에 의해 획득될 수 있다 (Calvo, D' Mello, 2010). 따라서 여러 연구에서 생체 신호에 기반한 기계 학습 알고리즘을 활용하여 감성을 분류하고 있으며, 이들은 적게는 40%에서 많게는 80% 이상의 감성 분류 정확도를 보고하고 있다 (Calvo, D' Mello, 2010; Kim, Bang, Kim, 2004; Picard, Vyzas, Healey, 2001; Haag et al., 2004). 그러나 기계 학습 알고리즘에 기반한 감성 인식 연구는 초기 단계이므로, 생체 신호에 기반한 특정 감성 분류를 위한 적절한 알고리즘이 어떤 것인지에 대해서는 검증되지 않았다. 본 연구에서는 생체 신호에 기반한 다양한 기계 학습 알고리즘을 이용하여 부정 감성 (슬픔, 분노, 공포, 놀람, 스트레스)을 분류하고, 이를 위한 최적의 알고리즘을 확인하고자 하였다.

2. 연구방법

19~25 세의 남녀 대학생 12 명이 10 회에 걸쳐 본 실험에 참여하였다. 감성 자극은 슬픔, 분노, 공포, 놀람과 스트레스의 감성을 유발하기 위한 2-4 분 길이의 동영상으로, 슬픔 자극은 죽음, 이별 등의 장면, 분노는 폭력, 학살 등의 장면, 공포는 음산한 분위기 속의 쫓김, 긴장감을 유발하는 장면, 놀람은 갑작스런 등장이나 큰 효과음의 제시, 스트레스는 선명하지 못하거나 잘못 편집된 화면 등으로 구성되었다. 이들은 예비실험을 거쳐 평균 91.0%의 적합성 (유도 정서와 유발 정서 간의 일치율)과 평균 9.4 점의 효과성 (유발 정서의 강도)을 가진 자극이었다.

피부전기활동, 심전도, 피부온도와 혈류맥파의 생체 신호가 감성 자극이 제시되기 전 안정 상태 60 초와 감성 자극이 제시되는 동안 측정되었다. 각 신호는 일주일에 1 회기씩, 총 10 회기에 걸쳐 측정되었다. 획득된 신호에서 안정 상태의 자극 제시 전 30 초와 정서 상태 중 실험참여자가 감성을 가장 강하게 느낀 시점을 기준으로 전후 15 초씩 30 초를 설정하여 분석하였다. 최종적으로 추출된 28 개의 feature 는 다음과 같다; 피부전도수준 (SCL), 피부전도반응의 평균 (mean SCR), 피부전도반응의 수 (NSCR), 평균 피부온도 (mean SKT), 최고피부온도 (max SKT), 혈류량 진폭의 평균 (mean PPG), R 파 간격의 평균 (mean RRI), 표준편차 (std RRI), 평균심박률 (mean HR), RMSSD, NN50, pNN50, RR triangular index, TINN, Lorentz plot 의 T 과 L 방향의 표준편차 SD1, SD2, 심장교감활동 인덱스 (CSI), 미주신경활동 인덱스 (CVD), FFTapLF, FFTapHF, FFTnLF, FFTnHF, FFTLF/HFratio, ARapLF, ARapHF, ARnLF, ARnHF, ARLF/HFratio.

감성 분류를 위하여 네 가지 기계 학습 알고리즘을 활용하였다; 최적의 클래스간 분류 관점에서 차원을 축소하는 선형판별함수, 데이터마이닝 분석법으로 주어진 데이터를 분류하기 위하여 이용되는 결정트리, 입력벡터를 훈련집합에 일치되도록 가중치를 조정하는 자율학습방법으로, 신경망 모델의 일종인 자기조직화 지도, 그리고 두 종류의 데이터를 적절히 나누는 판별방식을 컴퓨터로 학습하여 새로운 데이터에 대한 예측을 수행하는 비선형 모델의 서포트벡터머신.

3. 연구 결과

네 가지 기계 학습 알고리즘에 의한 감성 인식 결과, 선형판별함수에 의한 감성 분류가 38.8%로 가장 낮았고, 서포트벡터머신에 의한 정확도가 100%로 가장 높은 것으로 나타났다 (표 1).

표 1. 기계 학습 알고리즘을 이용한 감성 분류 결과

알고리즘	정확도 (%)	특징 수
선형판별함수	38.8	28
결정트리	78.2	28
자기 조직화 지도	45.8	28
서포트벡터머신	100	28

선형판별함수에 의한 각 감성별 정확도는 슬픔 35.6%, 분노 14.3%, 공포 50.5%, 놀람 38.8%, 그리고 스트레스 49.0%이었다 (표 2).

표 2. 선형판별함수에 의한 감성 분류 결과 (%)

	슬픔	분노	공포	놀람	스트레스	전체
슬픔	35.6	22.1	14.4	6.7	21.2	100.0
분노	14.3	33.3	23.8	6.7	21.9	100.0
공포	9.9	12.9	50.5	13.9	12.9	100.0
놀람	10.7	16.5	15.5	38.8	18.4	100.0
스트레스	12.0	15.0	9.0	15.0	49.0	100.0

결정트리에 의한 전체 감성 인식 결과는 78.2%이고, 감성별 결과는 슬픔 85.6%, 분노 77.1%, 공포 79.2%, 놀람 72.8%, 그리고 스트레스 76.0%였다 (표 3).

표 3. 결정트리에 의한 감성 분류 결과 (%)

	슬픔	분노	공포	놀람	스트레스	전체
슬픔	35.6	22.1	14.4	6.7	21.2	100.0
분노	14.3	33.3	23.8	6.7	21.9	100.0
공포	9.9	12.9	50.5	13.9	12.9	100.0
놀람	10.7	16.5	15.5	38.8	18.4	100.0
스트레스	12.0	15.0	9.0	15.0	49.0	100.0

자기 조직화 지도에 의한 결과는 표 4 와 같다. 각 감성별 정확도는 슬픔 73.1%, 분노 42.9%, 공포 38.6%, 놀람 41.7%, 그리고 스트레스 32.0%이었다.

표 4 자기 조직화 지도에 의한 감성 분류 결과 (%)

	슬픔	분노	공포	놀람	스트레스	전체
슬픔	73.1	7.7	4.8	9.6	4.8	100.0
분노	24.8	42.9	11.4	10.5	10.5	100.0
공포	31.7	14.9	38.6	9.9	5.0	100.0
놀람	23.3	9.7	15.5	41.7	9.7	100.0
스트레스	27.0	13.0	9.0	19.0	32.0	100.0

마지막으로 서포트벡터머신에 의한 감성 인식 결과는 100.0%이었다 (표 5).

표 5. 서포트벡터머신에 의한 감성 분류 결과 (%)

	슬픔	분노	공포	놀람	스트레스	전체
슬픔	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0
분노	0.0	100.0	0.0	0.0	0.0	100.0
공포	0.0	0.0	100.0	0.0	0.0	100.0
놀람	0.0	0.0	0.0	100.0	0.0	100.0
스트레스	0.0	0.0	0.0	0.0	100.0	100.0

5. 결론

본 연구는 생체 신호 기반의 기계 학습 알고리즘을 적용하여 부적 감성을 분류하고, 최적의 알고리즘을 확인하였다. 그 결과, 부적 감성 인식에 효과적인 알고리즘은 서포트벡터머신인 것으로 나타났다. 서포트 벡터머신은 커널함수를 이용하여 비선형 분류가 가능한 알고리즘으로, 여러 가지 문제에 대하여 우수한 해결 능력을 가지고 있다. 따라서 이 알고리즘에 의한 감성 인식 결과는 다양한 감성 인식 및 피드백을 필요로 하는 인간과 기계의 정교한 상호작용에 적용가능하며, 인간-친화적 감성 제품의 개발에도 응용될 수 있다.

감사의 글

본 연구는 2010 년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 휴먼인지환경사업본부-신기술융합형 성장동력사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2011K000655 and 2011K000658).

참고문헌

- Calvo, R.A. and D' Mello, S. (2010). Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. *IEEE Transaction on Affective Computing*, 1(1), 18-37.
- Kim, K, Bang S. and Kim, S. (2004). Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals, *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(3), 419-427.
- Picard, R. W., Vyzas, E. and Healey, J. (2001). Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state, *IEEE Transaction Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23.
- Haag, A., Goronzy, S., Schaich P. and Williams, J. (2004). Emotion recognition using bio-sensors: First steps towards an automatic system, *Affective Dialogue Systems*, 3068, 36-48.