

MLP에 기반한 감성인식 모델개발

The Development of Sensibility Recognition Model based on Multi Layer Perceptron

이동훈, 김대욱, 심귀보

서울시 동작구 중앙대학교 전자전기공학부
E-mail: sky52929@wm.cau.ac.kr

요 약

최근 다양한 게임 문화가 급속도로 성장함에 따라 보다 새로운 개념의 게임을 찾는 사용자의 요구가 증대 되고 있다. 기존의 게임은 획일화 되고 일방적인 사용자 환경으로 사용자가 일방적으로 게임을 하는 방식이었다. 때문에 사용자의 감성 데이터를 이용하여 사용자에게 게임 환경이 맞춰지는 “사용자 맞춤형” 게임은 기존의 게임에서 보다 진보한 새로운 방식이 될 것이다. 이 방식을 사용하기 위해서는 우선 사용자의 생체 데이터나 감성데이터를 포함한 뇌파를 획득하는 방법이 필요하며 다음으로 획득된 뇌파를 통하여 현재 사용자의 감성 상태를 규명하는 패턴인식 기법이 중요한 문제가 된다. 본 논문에서는 뇌파를 통하여 현재 사용자의 감성 상태를 규명하고 인식할 수 있는 패턴인식 기법으로 Multi Layer Perceptron(MLP)을 사용한 감성인식모델을 제안한다. 본 논문에서 제안한 감성인식 모델의 실험을 위하여 특정 공간 내에서 여러 사용자의 감정별 뇌파를 측정하고 실험을 통하여 획득한 데이터로 감정 DB를 구축한다. 구축된 DB를 본 논문에서 제안한 감성인식 모델로 학습을 하고 학습이 완료된 후 새로운 사용자의 뇌파를 입력 받은 후 현재 사용자의 감성을 인식한다. 감성인식과 더불어 집중도를 측정 하는 실험도 병행 한다. 본 논문에서 제안한 감성인식 모델의 성능을 측정하기 위하여 사용자의 수에 따른 감성 인식률을 측정함으로써 본 논문에서 제안한 감성인식 모델의 성능을 확인한다.

Key Words : MLP, 감성인식, 감성인식모델, 생체신호

1. 서 론

인간의 감정이 가지는 모호성과 복잡성에 대한 정량적인 데이터가 획득 된다면 그 데이터에 따른 여러 가지 서비스의 공급이 가능해질 것이다. 때문에 사용자의 감정에 따른 생체신호를 측정하고 이에 대한 데이터베이스를 구축하고자 다각도의 연구가 진행 중이다. 사용자의 감정을 측정하는 방법은 사용자에게 대한 주관적 평가와 생체 신호 측정 장비를 사용한 신호 분석 방법을 들 수 있다.[1]

여기서 생체신호란 뇌파와 심전도, 근전도를 총칭하는 말로 이 생체 신호의 분류 및 인식에 대한 연구는 곧 사용자에게 대한

서비스 공급의 질적 향상을 의미할 것이다.

본 논문에서는 여러 사용자의 감정에 따른 생체신호를 측정하고 각 감정별 사용자들의 공통된 특징 신호를 추출 한다. 그리고 이 추출된 신호를 감성인식 모델을 사용하여 학습 한 후 새 사용자의 생체 신호를 입력 받아 사용자의 현재 감정 상태를 인식할 수 있는 감성인식모델을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 생체신호의 획득을 위해 성인남녀 20명을 대상으로 각 사용자별 감정에 따른 생체 데이터를 획득하고 정량화 한 실험에 관한 내용을 정리하고, 3장에서는 2장에서 획득한 생체신호를 인식하는 인식모델에 관한 내용을 다룬다. 4장에서는 3장에서 구성한 인식모델로 2장에서 획득한 생체신호를 인

식하고, 학습이 완료된 인식 모델로 새로운 사용자의 감정을 추론할 수 있는지에 대하여 논한다. 5장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 논한다.

2. 생체신호 획득

2.1 실험개요

뇌의 경우 작동기전이 대부분 밝혀져 있지 않아 특정 상태에 대한 이론적인 추정이 힘들므로, 직접적인 임상실험과 분석을 통해서만 의미부여 및 해석이 가능하다. 본 논문에서는 질병이 없는 성인 남성 15명과 성인 여성 10명, 양궁선수 5명에 대하여 실험을 실시하였고 감정유발은 컴퓨터 모니터를 사용하여 여러 가지를 보여 줌으로서 실행 되었다. 사용자의 생체 신호를 획득하기 위한 측정 장비로는 EEG측정기 QEEG8와 심전도 측정기 LXC3203(LAXTHA Inc.)을 사용하였다.

2.2 실험환경 및 실험대상

실험을 위하여 연구실 내의 한 부분을 선정 하였고 실험자의 편안한 상태를 유지하기 위하여 실내 온도(26C), 습도(44~50%), 조도(150~200 Lx)를 유지하였다. 정확한 EEG 신호의 특징을 얻기 위해서는 전극의 위치선택이 매우 중요함을 알 수 있다. 또한 EEG 신호는 사람에 따라 주변 환경, 개개인의 정신상태, 그리고 시간의 흐름에 따라 같은 정신 상태에 대하여 많은 변동을 가지고 있다. 또한 낮선 환경과 실험 방법에 대한 사용자의 불안한 상태 또한 실험에 많은 영향을 준다. 때문에 실험방식에 대한 거부감을 줄이기 위하여 피험자는 실험방식에 대해 일정기간 충분한 연습을 하고 실험 대상은 정신질환이나 몸에 질병을 지니지 않은 건강한 성인남녀 25명에 대하여 실험을 실시하였다.

2.3 실험자극

플로리다 대학 심리학과 Peter Lang 교수가 개발하여 국제적으로 통용되고 있는 표준화된 감성자극 체계로 일상생활의 사진 480여장으로 구성된 국제 정서 사진 체계(International Affective Picture System, IAPS)의 사진 중 감성의 이차원적으로 분류된 8가지 감성(평온, 상쾌, 기쁨, 통쾌,

긴장, 불안, 실망, 허탈)을 자극하는 사진 6장을 선택하여 피험자들에게 보여주고 자극에 따른 기본 감성 6가지(기쁨, 슬픔, 분노, 웃음, 좌절, 놀람)에 대한 생체신호를 측정하였다. 그림 1은 사용자에게 자극을 제시하고 생체신호를 측정하는 모습을 보여준다.

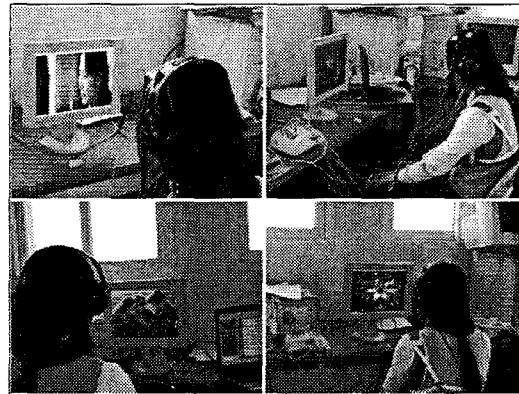


그림 1 그림자극

2.4 실험절차 및 실험 결과

본 논문에서 사용한 실험 방법은 사용자가 작성하는 주관적 평가지와 측정장비를 사용한 생체측정을 통하여 사용자의 현재 감정 상태의 측정 및 평가를 하였다. 주관적 평가지는 사진을 자극을 받은 피험자가 현재 자신의 감정을 평가지에 있는 6가지 항목중 한가지를 선택하고 감정상태의 정도를 상, 중, 하로 표기하는 방법을 사용 하였다. 표 1은 실험절차를 보여준다.

표 1

-
- Step 1. 실험 30분전 설문지 작성 및 실험에 대한 설명
 - Step 2. 휴식(눈을 감은 상태) 30초
 → 휴식(눈을 뜬 상태) 30초
 → 장면 자극 슬라이드 6장의 자극 제시 및 평가(사진당 10초 노출)
 → 휴식(눈감고 30초, 눈뜨고 30초)
 - Step 3. Step 2의 실험을 6가지 자극(기쁨, 슬픔, 분노, 웃음, 좌절, 놀람)에 대해 연속적으로 반복 실험
 - Step 4. Step 3에 대한 평균 데이터를 취득.

* 장면 자극은 10초 노출 1분간 자극을 제시하고 총 측정시간은 12분 30초로 한다.

측정장비는 뇌파는 진동하는 주파수의 범위에 따라 델타(δ)파(0.2 ~ 3.99 Hz), 썬타

(θ)파(4 ~ 7.99 Hz), 알파(α)파(8 ~ 12.99 Hz), 베타(β)파(13 ~ 29.99 Hz), 감마(γ)파(30~50 Hz)로 구분하여 측정하고 심전도를 측정 한다.

각 뇌파의 특징으로 델타파는 깊은 수면이나 신생아의 경우에 두드러지게 나타난다. 만약 건강한 정상인의 경우에 델타파가 두드러지게 나타난다면 이는 눈을 깜박이거나 몸을 심하게 움직일 경우가 대부분이다. 세타파는 정서안정 또는 수면으로 이어지는 과정에서 주로 나타나는 파로 기억력, 창의력, 집중력, 불안해소 등 다양한 상태와 관련되어 있으나 연구자들마다 실험 프로토콜과 피험자 특성이 조금씩 달라 아직까지 표준화된 결과는 부족한 실정이다. 알파파는 긴장이완과 같은 편안한 상태에서 주로 나타나며, 안정되고 편안한 상태 일수록 진폭이 증가 한다. 베타파는 의식적인 활동을 할 때 나타나며 특히 불안한 상태나 긴장시, 복잡한 계산처리시에 많이 나타나고 감마파는 정서적으로 초조한 상태이거나 추리, 판단 등의 고도의 인지 정보 처리와 관련 깊다고 보고 되고 있다.

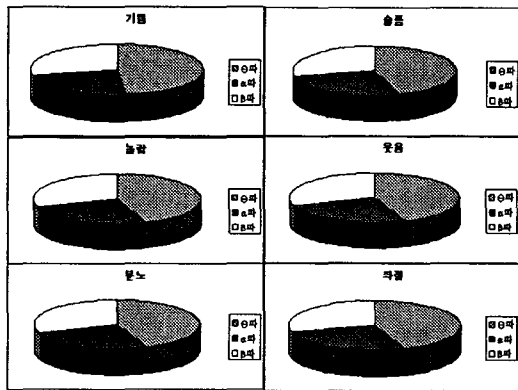


그림 2 감정별 뇌파 측정

본 논문에서는 이와 같은 사항들을 고려하여 성인남녀 25명에 대한 데이터를 측정 및 분석 하였고 그 결과 그림 2와 같은 감정별 생체신호를 획득할 수 있었다.

3. 학습모델

본 논문에서는 생체신호에 따른 사용자의 감성을 인식하기 위해 패턴인식에서 자주 사용하는 신경망을 이용한 패턴인식 기법을 사용하였다. 신경망 모델은 MLP(Multi

Layer Perceptron)모델을 사용하였고, 학습 알고리즘은 순방향 다층신경망의 학습에 효과적으로 사용할 수 있는 BP (Back Propagation)알고리즘을 사용하였다.

MLP모델은 EEG와 ECG를 입력 받을 수 있는 24개의 입력 노드와 6개의 감정을 출력할 수 있는 3개의 출력노드로 구성하였고, 히든노드는 3~50개까지 임의로 변경할 수 있도록 하였다. 그림 2는 본 논문에서 사용한 학습 모델인 순방향 다층신경망 MLP모델을 보여준다.

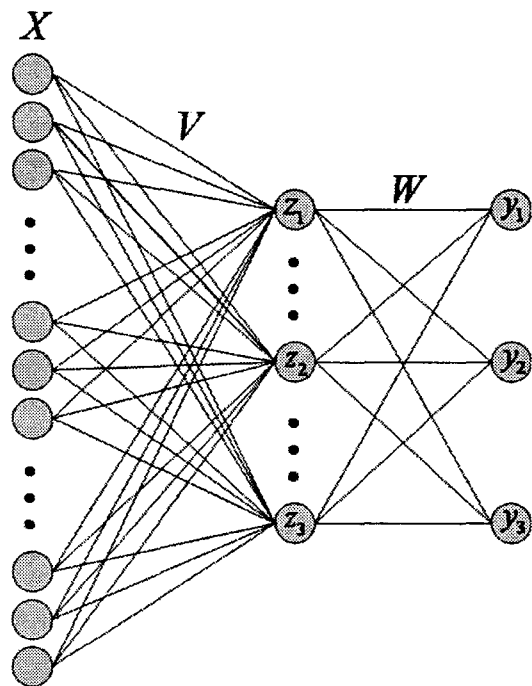


그림 3 신경망 감성 학습 모델

순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 사용할 수 있는 BP알고리즘은 출력층의 오차 신호를 역전파 하여 은닉층과 출력층간의 연결 강도와 입력층과 은닉층간의 연결 강도를 변경하는 학습 방법으로 다양한 분야에 그 응용 범위가 넓다. 출력층은 3개의 노드로 구성하여 2진 값으로 감정별 신호를 출력한다. 표 2는 출력된 신호별 감정을 보여준다.

4. 사용자 감성 추론 엔진

추론모델을 사용한 사용자의 감성 추론 엔진을 그림 5와 같이 설계하였다. 이 감성 추론 엔진은 2장에서 획득한 피험자들의 생

체 데이터를 3장에서 검토한 MLP모델에 BP알고리즘을 사용하여 학습 하였다.

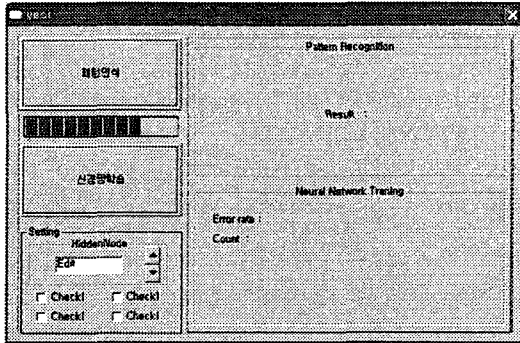


그림 4 감성 추론 엔진

이 감성추론 엔진을 사용한 새로운 사용자의 감정 인식률은 그림 6에서 보여준다. 은닉노드의 개수에 따라 약간의 차이점이 나타난다.

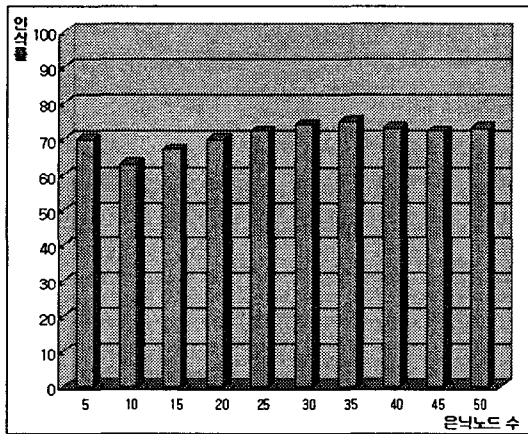


그림 5 은닉노드수에 따른 인식률 변화

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 인간이 느낄 수 있는 감정 중 크게 분류할 수 있는 평안, 기쁨, 놀람, 슬픔, 화남, 공포의 6개 감정별 뇌파를 여러 피험자들을 실험하여 생체 데이터의 평균 값을 구하고, 패턴인식 기법에서 사용하는 기법중 하나 인 신경망의 MLP모델을 사용하여 BP알고리즘으로 학습하는 인식 모델을 설계하였다. 생체 데이터의 특성상 개인차가 워낙 심하고 한 사용자 한명에 대한 정보라도 사용자의 순간적인 기분이나 컨디션 상태 등 많은 변수를 내제 하고 있

는 것이 사실이다. 본 논문에서는 25명의 성인 남성을 실험 하였지만 너무 편차가 크게 나는 사용자들은 제외하고 인식모델로 학습을 하였다. 그 결과 일정수준 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다.

위에서 언급한 정도의 결과로는 실제 게임 과 같은 실질적인 부분에 적용하기는 미흡한 점이 많다. 인식률의 향상이 더욱 필요하다. 본 논문에서는 신경망의 MLP모델에 BP알고리즘만이 사용 하였지만 향후 과제로는 현재 여러 변수로 인하여 정확히 정립되지 못한 생체 데이터를 정량화 하고 여러 패턴인식기법을 사용하여 보다 좋은 성능을 발휘하는 인식 모델이 제안 되어야 할것이다.

6. 참고문헌

- [1] 정순철, 민병찬 외, “시각자극에 대한 실시간 및 비 실시간 주관적 평가와 생리반응과의 상관관계,” Journal of the Ergonomics Society of Korea, Vol. 18, No.3, pp. 27-39, 1999.
- [2] 황민철, 류은경, 김철중, “시각 감성평가를 위한 뇌파의 민감성에 대한 연구,” Journal of the Ergonomics Society of Korea, Vol. 17, No.1, pp. 27-39, 1998.
- [3] 최종원, 오경환, “비지도 학습 방법을 적용한 모듈화 신경망 기반의 패턴 분류기 설계,” 한국 인지과학회 논문지 , Vol. 10, No.1, pp. 13-24, 1997.
- [4] Hon Keung Kwan, Yaling Cai, “A Fuzzy Neural Network and its Application to Pattern Recognition,” IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 2, No.3, pp. 185-193, 1994.
- [5] Wang Shou-jue, Chen Xu, “Biomimetic(Topological) Pattern Recognition A new Model of Pattern Recognition Theory and Its Application,” IEEE , Vol. 3, pp. 2258-2262, 2003.
- [6] Mauricio Kugler, Heitor Silverio Lopes, “Using a Chain of LVQ Neural Networks for Pattern Recognition of EEG Signals Related to Intermittent Photic-Stimulation,” IEEE , Vol. 2, No.3, pp. 173-177, 2002.