

베이지안 이론을 이용한 감성 추론 모델에 관한 연구

A research on Bayesian inference model of human emotion

김지혜*, 황민철**, 김종화***, 우진철*, 김치중*, 김용우*

상명대학교 컴퓨터학과* 상명대학교 디지털미디어학부** 뇌정보통신연구소***

ABSTRACT

본 연구는 주관 감성에 따른 생리 데이터의 패턴을 분류하고, 임의의 생리 데이터의 패턴을 확인하여 각성-이완, 쾌-불쾌의 감성을 추론하기 위해 베이지안 이론(Bayesian learning)을 기반으로 한 추론 모델을 제안하는 것이 목적이다. 본 연구에서 제안하는 모델은 학습데이터를 분류하여 사전확률을 도출하는 학습 단계와 사후확률로 임의의 생리 데이터의 패턴을 분류하여 감성을 추론하는 추론 단계로 이루어진다. 자율 신경계 생리변수(PPG, GSR, SKT) 각각의 패턴 분류를 위해 1~7 로 정규화를 시킨 후 선형 관계를 구하여 분류된 패턴의 사전확률을 구하였다. 다음으로 임의의 사전 확률 분포에 대한 사후 확률 분포의 계산을 위해 베이지안 이론을 적용하였다. 본 연구를 통해 주관적 평가를 실시하지 않고 다중 생리변수 인식을 통해 감성을 추론 할 수 있는 모델을 제안하였다.

Keyword: Bayesian learning, emotion inference, physiology signal

1. 서론

인간 감성의 모호성과 복잡성을 객관적이고 보편성을 가진 공학적 데이터로 추출 하고자 하는 감성공학 연구가 현재 활발히 진행 중이다[1-4]. 감성공학 연구에서 감성의 측정 및 분석은 주어진 자극이 어떠한 감성을 대변하는지를 먼저 주관 설문지를 통해 획득한 후 생리신호의 분석을 통해 주관적 평가 결과를 검증하는 형식을 취하고 있다 [1, 2]. 그러나 주관적 평가는 자극이 주어진 순간의 감성을 정확히 반영한다고 보기는 어렵다 [4]. 따라서 인간 감성을 평가하고 판단하는데 있어서 정량적 데이터를 기초로 한 논리적인 추론 방법이 강구될 필요가 있으며, 이러한 추론은 체

계적인 수학적 모델을 기반으로 형성되는 것이 바람직하다. 논리적인 추론 방법에 대한 연구의 중요성이 부각됨에 따라 감성 인식을 통한 추론 연구가 활발히 진행되고 있다[5-10]. 감성 추론은 감성을 인식하고 감성 발생 상황에 관한 추론을 통해 감성 상태를 예측하고 표현하는 것이다. 이를 위해 Illinois 대학에서는 1980년대 후반부터 감성에 대한 연구를 수행하면서, OCC(ortony, clore, Collins)모델을 정립하였고, Northwestern 대학에서는 OCC모델을 기초로 감성을 정의하고, 감성 추론에 대한 연구가 진행되었다[9, 10]. 감성 추론 연구에서 감성 인식을 위한 방법으로 감성을 측정할 수 있는 생리신호, 얼굴 표정, 감성

어휘를 사용한다. 그러나 얼굴 표정이나 감성 어휘는 추론 정확률이 생리신호에 비해 낮다[6, 8]. 따라서 본 연구에서는 추론 방법으로 불확실성을 나타내는 가장 좋은 방법인 확률을 직접적으로 사용하는 베이저안 확률 이론을 선택하고 [5, 6, 11], 감성 인식 방법으로 정확률이 높은 자율신경계 반응을 사용하였다. 자율신경계 반응은 중추신경계 반응 측정에 비해 착용 부담감이 없다는 장점이 있다. 선행 연구를 살펴 보면, 베이저안 이론을 사용하여 심장 박동의 다양성 데이터를 분류한 바 있다[12]. 그러나 단일 생리 변수만을 분류하였다는 점은 정확한 추론 결과를 얻기 힘들다는 한계점이 있다. 따라서 본 연구는 선행 연구와의 차별적 감성 추론 방법으로 베이저안 이론을 적용하여, 다중 생리 변수로 복합적 감성을 추론할 수 있는 모델을 제시하는데 목적이 있다.

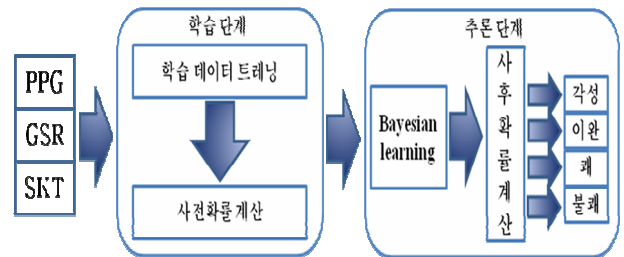
2. 방법

베이저안 이론은 사전확률을 이용하여 임의의 사건의 확률을 계산하는 방법이다. 베이저안 이론을 정확히 정의하기 위해서 몇 가지 표기법을 정의하겠다. 먼저 사건 h 가 발생할 초기 확률은 $P(h)$ 라고 한다. $P(h)$ 는 h 의 ‘사전확률(prior probability)’라고 불리고 이것은 h 가 올바른 가설일 가능성에 대해 우리가 알고 있는 배경지식을 의미하는 것이다. 하지만 만약 우리가 아무런 사전지식도 없다면 각 후보 가설들에 대해 동일한 사전확률을 할당해도 된다. $P(D)$ 는 학습용 데이터인 D 가 관찰될 사전확률을 의미한다. 다음으로 가설 h 가 적용된 상태에서 D 가 관찰되는 확률은 $P(D|h)$ 로 나타낸다. 패턴 분류 문제에서 학습 데이터인 D 가 관찰되었을 때의 가설이 h 일 확률인 $P(h|D)$ 를 구하게 되면 패턴 분류 문제가 해결된다. 이때의 $P(h|D)$ 를 ‘사후확률(posterior Probability)’이라고 한다. 베이저안 이론은 베이저안 학습의 기반으로써 사전 확률이 $P(h)$, $P(D)$, $P(D|h)$ 로부터 사후확률을 구하는 방법을 제공한다.

$$P(h|D) = \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} \quad (1)$$

위 식을 보면 사후확률인 $P(h|D)$ 는 $P(h)$ 가 증가하거나 $P(D|h)$ 가 증가하면 같이 증가한다.

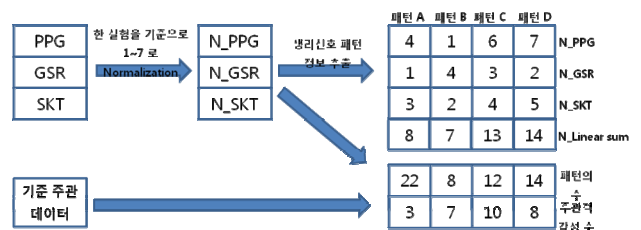
본 연구는 위와 같은 베이저안 확률 이론을 적용하여 주관 평가에 따른 생리신호 패턴을 데이터 학습을 통해 분류하여 확률적으로 감성을 추론하는 모델을 제시하였다. 연구 프로세스는 그림 1과 같으며, 크게 학습 단계와 추론 단계로 나뉜다.



[그림 1] 생리신호 기반 감성 추론 Process

3. 분석

본 연구에서는 베이저안 이론을 적용하여 생리신호만으로 각성 신호를 분류할 수 있는지 알아보기 위해 시각 자극을 주어 측정된 1명의 PPG(PhotoPlethysmoGram), GSR(Galvanic Skin Response), SKT((Skin Temperature) 신호 데이터를 학습 데이터로 선정하였다. PPG, GSR, SKT 데이터는 각각 120개가 측정되었다. 측정된 생리신호 분포를 베이저안 이론에 적용하기 위해 1~7로 정규화하여 패턴 분류하고 분류된 패턴이 각성인 주관 평가(6,7 척도)와 매칭되는 정보를 추출한다. 데이터 처리는 그림 2와 같은 과정에 따라 실시하였다.



[그림 2] 학습 데이터 트레이닝 과정

한 실험 당 분류된 신호(PPG, GSR, SKT)는 하나의 패턴으로 보았으며, 개인 별 감성 반응의 차이

를 고려하기 위해 아래 식의 방법으로 각각의 PPG, GSR, SKT 패턴의 선형 관계를 구하였다.

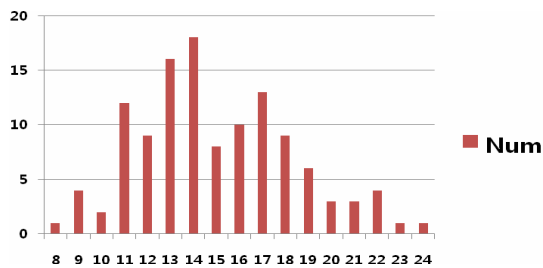
$$f(X) = f(p) + f(g) + f(s) \quad (2)$$

다음 단계로 추출된 선형 관계의 패턴 분포를 통해 사전확률을 구하였다. 사전확률은 자극에 대한 반응이 각성일 확률 $P(X)$ 와 각성일 때 분류된 패턴 A가 발생할 확률 $P(D|X)$, 그리고 $P(D)$ 는 패턴 A가 발생할 확률을 말한다. $P(X)$ 는 전체 학습 데이터에서 주관 평가가 6,7척도의 데이터 확률로 구하였다. $P(D|X)$ 는 자극이 각성일 확률 $P(X)$ 에 따른 분류된 각각의 패턴이 주관 평가가 각성일 분포의 확률로 구하였다. 그리고 난 후 패턴 A가 발생할 확률인 $P(D)$ 는 $P(X)$ 와 $P(D|X)$ 의 곱으로 구하였다. 마지막으로 추론 단계에서는 학습 단계에서 구한 사전확률을 통해 각 패턴이 각성일 사후 확률인 $P(X|D)$ 를 아래 식을 통해 구하였다.

$$P(h|D) = \frac{P(D|h)P(h)}{P(D)} \quad (1)$$

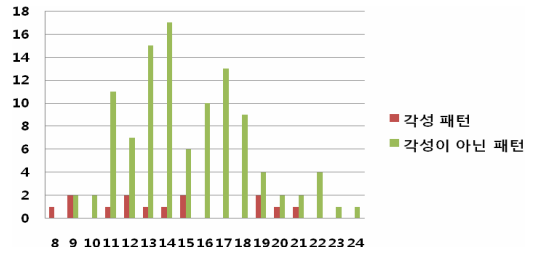
4. 결과

본 연구의 프로세스에 따라 학습 단계에서 추출된 생리신호들의 선형 관계의 패턴은 모두 17개였으며, 그림 3과 같이 패턴의 분포가 정규 분포를 따르는 것을 확인 할 수 있었다.



[그림 3] 선형 관계의 패턴 분포

분류된 17개의 생리신호 패턴은 주관 평가가 각성(7점 척도 중 6,7점 데이터)인 패턴을 분류하였으며, 그림 4와 같은 분포를 볼 수 있었다.



[그림 4] 주관 각성인 선형 관계의 패턴 분포 이와 같이 분류된 패턴 분포를 통해 사전확률을 구한 후에 추론 단계를 거쳐 각각의 패턴에 따른 각성 정도를 확률로 표 1과 같이 제시한다.

[표 1] 생리신호 패턴에 따른 각성 정도

LinearSum 패턴	사후확률	각성 패턴
8	1	V
9	0.88	V
10	0	
11	0.41	
12	0.68	V
13	0.34	
14	0.31	
15	0.72	V
16	0	
17	0	
18	0	
19	0.79	V
20	0.79	V
21	0.79	V
22	0	
23	0	
24	0	

추론 결과 선형 관계의 패턴 9는 88%의 확률 수치로 각성이라고 분류해 줄 수 있었다. 이는 분석된 생리신호 패턴 중 가장 높은 사후 확률을 보였다. 이와 같이 본 연구 결과에 따라 시각 자극에 따른 피 실험자의 생리신호 패턴 중 12, 20, 15, 19, 9, 21, 8이 각성 패턴임을 확인할 수 있다.

5. 결론 및 논의

감성은 발생 상황이 다양하고 복잡하기 때문에 감성을 인식하고 평가하기 어렵다. 그렇기 때문에 단일 생리 신호만으로 감성을 추론하기엔 어려움이 있다. 따라서 본 연구는 확률적 기반의 베이지안 이론을 바탕으로 다중 생리 변수를 인식하여 감성을 추론할 수 있는 감성 추론 모델을 제안하였다. 본 연구에서는 학습 단계와 추론 단계를 거쳐 도출된 사후확률에 의해 생리신호 패턴의 각성 정도를 확률적 수치로 분류 할 수 있음을 확인하였다. 추론 결과 17 개 패턴 중 7 개가 각성 패턴으로 분류되었으며, 사후확률 수치는 평균 80%의 확률을 보였다.

본 연구는 체계적인 확률적 접근법으로 주관적인 감성을 분류할 수 있는 모델을 제시 하였다는 점에서 앞으로 감성 평가 연구에서 주관적인 감성을 이해하고 분석하는데 활용될 수 있을 것으로 기대된다. 향후 연구에서 보완될 사항들로 학습데이터를 결정하는 주관적 데이터의 샘플링 수가 충분하지 않았다는 점이다. 주관적 데이터의 샘플링 수가 증가할수록 사후확률의 정확도가 증가할 것이므로 주관적 학습 샘플 수를 증가시킬 필요가 있다. 또한 본 연구에서는 선형 관계의 가중치(weight factor)를 생리신호 마다 동일하게 적용하였는데, 향후 연구에서는 생리 변수 별 개인 차를 고려할 수 있는 방법을 연구 하여 실험을 통해 검증할 계획이다.

감사의 글

본 논문은 지식경제부 및 한국산업평가관리원의 산업원천기술개발사업의 일환으로 수행한 연구로부터 도출된 것이다[과제관리번호 : 2009-S-014-01, 센싱기반 감성서비스 모바일 단말 기술 개발]"

참고문헌

[1] 남승훈, 황민철, 임좌상, 박홍국, 조상현(1999), 2 차원 감성분류를 위한 생리신호 변화에 대한 연구. 한국감성과학회 99 추계학술대회 논문집 pp. 396-400

[2] 황민철, 장근영, 김세영, 자율 신경계 반응에 의한 감성 평가 연구(2004). 한국감성과학회, pp. 51-56

[3] 정순철, 이봉수, 민병찬, 생리신호를 기반으로 한 자동 감성 평가 전문가 시스템의 개발(2004). 대한인간공학회, 대한인간공학회지 제 23 권 제 1 호, pp. 1-11

[4] 정순철, 민병찬, 민병운, 김상균, 오지영, 김유나, 김철중, 박세진, 시각자극에 대한 실시간 및 비 실시간 주관적 평가와 생리반응과의 상관관계(1999). 대한인간공학회, 대한인간공학 회지 제 18 권 제 3 호, pp. 27-39

[5] 김희택, 민준기, 조성배, 모바일 환경에서의 지능형 서비스를 위한 베이지안 추론과 컨텍스트 트리 매칭 방법(2009). 한국정보과학회, 정보과학 회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제 36 권 제 2 호, pp. 144-152

[6] 고광은, 심귀보(2009). 멀티 모달 감정인식 시스템 기반 상황인식 서비스 추론 기술 개발, 한국지능시스템학회, 한국지능시스템학회 논문지 제 19 권 제 1 호, pp.34-39.

[7] 손창식, 황정식, 정환목, 퍼지추론을 이용한 감성처리 모델(2004). 한국퍼지 및 지능시스템 학회 춘계학술대회 학술발표논문집 제 14 권 제 1 호, pp. 325-328

[8] 정기원, 한성배, 양선모, 이순요(1996). 퍼지기반 감성 디자인 추론기관 구축에 관한 연구, 대한인간공학회 학술대회논문집 제 1 권, pp.141-145.

[9] C. Elliott, J. Rickel and J. Lester (1999). "Lifelike Pedagogical Agents and Affective Computing : An Exploratory Synthesis", Artificial Intelligence Today, pp.195-211.

[10] A. Ortony, A. Clore and G. Collins (1988), The Cognitive Structure of Emotions, Cambridge University Press.

[11] 강기훈, 박홍선, 신기일, 신민웅, 정석오, 최대우, 베이지안 통계학, 자유아카데미

[12] Muirhead, R. J. and R. D. Puff (2004). "A Bayesian classification of heart rate variability data." Physica A: Statistical and Theoretical Physics 336(3-4): 503-513