

---

# 개인별 평균차를 이용한 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델<sup>†</sup>

박소영\* · 김동근\*\* · 황민철\*

Maximum Entropy-based Emotion Recognition Model using Individual Average Difference

So-Young Park\* · Dong Keun Kim\*\* · Whang Min Cheol\*

---

이 연구는 한국문화콘텐츠진흥원의 2010년도 문화콘텐츠산업기술지원사업의 연구결과로 수행되었음

---

## 요 약

감성신호는 개인에 따라 그 패턴이 매우 다르게 나타나므로, 본 논문에서는 감성신호의 개인별 특징을 고려한 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델을 제안한다. 제안하는 모델은 보다 정확하게 사용자의 감성을 인식하기 위해, 단순히 주어진 입력 감성 신호 값만을 사용하지 않고, 긍정 감성 신호 값의 평균과 부정 감성 신호 값의 평균을 입력 감성 신호의 값과 비교하여 활용한다. 또한, 감성 인식에 대한 전문적인 지식이 없이도 감성 인식 모델의 구축이 용이하도록, 제안하는 모델은 성능이 높다고 잘 알려진 기계학습기법의 하나인 최대 엔트로피 모델을 이용한다. 감성 신호의 수치 값을 그대로 사용하면 기계 학습에 필요한 학습 패턴 자료를 충분히 확보하기 어렵다는 점을 고려하여, 제안하는 모델은 평균차를 수치 값 대신 +(양수)와 -(음수)로 단순하게 표현하며, 감성 반응 전체 시간인 10 초 대신 초단위로 분할하여 학습 패턴 자료의 양을 늘렸다.

## ABSTRACT

In this paper, we propose a maximum entropy-based emotion recognition model using the individual average difference of emotional signal, because an emotional signal pattern depends on each individual. In order to accurately recognize a user's emotion, the proposed model utilizes the difference between the average of the input emotional signals and the average of each emotional state's signals (such as positive emotional signals and negative emotional signals), rather than only the given input signal. With the aim of easily constructing the emotion recognition model without the professional knowledge of the emotion recognition, it utilizes a maximum entropy model, one of the best-performed and well-known machine learning techniques. Considering that it is difficult to obtain enough training data based on the numerical value of emotional signal for machine learning, the proposed model substitutes two simple symbols such as +(positive number)/-(negative number) for every average difference value, and calculates the average of emotional signals per second rather than the total emotion response time (10 seconds).

## 키워드

감성 인식, 최대 엔트로피, 생리신호, 개인화모델

## Key word

emotion recognition, maximum entropy-based model, emotional signal, individualized mode

---

<sup>†</sup> 이 논문은 2010년 한국해양정보통신학회 춘계종합학술대회에서 “ME 기반 감성 인식 모델”의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

\* 상명대학교 디지털미디어학부

접수일자 : 2010. 05. 19

\*\* 상명대학교 디지털미디어학부(교신저자, dkim@smu.ac.kr)

심사완료일자 : 2010. 06. 15

## I. 서 론

감성 인식은 바이오 센서, 상황인지기술, 인체통신기술, 의료 및 나노기술, 인지 과학, 심리학 등을 복합적으로 활용하여 사람이 느끼는 요구나 감정의 상태를 공학적으로 해석하고 수치로 정량화하여 분석하는 것이다. 즉, 사람의 음성, 얼굴 표정, 생리신호 등을 통하여 회로 애락과 같은 감성 상태를 인식하는 것이 가능하다. 최근 감성 인식 기술은 다양한 시스템과 결합하여 사용자에 게 보다 편리하고 직관적인 인터페이스를 제공하고 있다[1]. 사용자의 감성을 바탕으로 음악 장르를 선별하여 추천해주는 감성인식 기반 음악 추천 시스템이나 학습자의 감성을 인지하고 학습상황을 판단하여 적절한 상호작용을 유도해주는 감성인식 기반 학습시스템 등의 경우 사용자의 선호가 높은 효과적인 시스템이 될 수 있을 것이다.

감성 상태를 정량적으로 측정하여 효과적으로 감정을 인식하기 위한 다양한 접근방법이 연구되고 있다. 특히, 음성이나 얼굴 표정의 멀티미디어 데이터를 이용한 접근방법[2-9]이 많은데, 이는 생리 신호에 비해 음성 신호나 영상 신호를 추출하는 것이 보다 용이하고, 또한 더 정확하게 감성을 인식할 수 있기 때문이다[10]. 신호처리 기술기반의 생리신호를 이용한 감성 인식은 다양한 센서를 통해서 측정될 수 있는데, 피부전도도(GSR:galvanic skin response), 심박변화율(HRV: heart rate variability), 피부온도(SKT:skin temperature)에 기반한 접근방법[11], 피부전도도(GSR)와 심박변화율(HRV)에 기반한 접근방법[12], 뇌전도(EEG: electroencephalography)와 심박수(BVP:blood volume pulse)에 기반한 접근방법[13], 심전도(ECG;electro cardiogram)와 근전도(EMG;electromyogram)에 기반한 접근방법[14], 맥파(PPG:photoplethysmogram), 피부전도도(GSR), 피부온도(SKT)에 기반한 접근방법[15,16]이 있다. 생리신호를 그대로 사용하지 않고 푸리에 변환(Fourier Transform)이나 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)을 이용하면, 감성인식에 좀 더 적절한 정보를 추출할 수 있다[14].

한편, 이러한 감성신호를 바탕으로 감성인식 정확성을 높이고 적절한 감성인식 모델을 제시하기 위하여 다양한 기계학습기법이 적용된 연구가 제시되었다.

사용한 기계학습 기법이 무엇인가에 따라서, HMM (Hidden Markov Model)에 기반한 접근방법[6,7,12], IFS(Interactive Feature Selection)에 기반한 접근방법[17], KNN(K-Nearest Neighbor)에 기반한 접근방법[9], 회귀분석(Regression Analysis)에 기반한 접근방법[2], 신경망(Neural Networks)에 기반한 접근방법[3,8], 베이 지안 네트워크(Bayesian Network)에 기반한 접근방법[5]로 나누어 볼 수 있다. 더 나아가 동일한 학습집합에 대해서, KNN, 회귀 트리(Regression Tree), 베이 지안 네트워크, SVM에 적용하여 그 특징을 비교 분석한 연구[14]와 SVM, 신경망, LDF(Linear Discrimination Function)의 학습기법에 적용하여 그 특징을 비교 분석한 연구[18]가 있다.

감성인식을 위한 이러한 기존 접근방법은 기쁨 때나 화났을 때의 감성 종류별로 감성 신호의 경향이 달라질 수 있음에도 불구하고, 주어진 입력 감성 신호만을 중심으로 감성을 인식하므로, 기쁨때나 화났을 때의 감성 상태의 특징을 비교하여 반영할 수 없다는 한계가 있다. 또한, 개인의 특성에 따라 감성 반응 상태가 매우 다르게 나타날 수 있지만, 대부분의 기존 접근방법은 사람들의 감성 신호에서 나타나는 일반적인 경향을 고려하여 감성을 인식하므로, 개인별 특성을 고려할 수 없다[16].

따라서, 이러한 문제점을 개선하기 위해서, 본 논문에서는 개인별 평균차를 이용한 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델을 제안한다. 즉, 제안하는 모델은 기쁨 때 감성 신호와 화났을 때 감성 신호가 다르며, 입력 감성 신호가 기쁨 때와 유사하고 화났을 때와 다르다면 현재 사용자의 감성상태는 기쁨 것이라고 가정한다. 이를 바탕으로 각 감성 상태를 대표하는 평균값과 주어진 입력 감성 신호의 평균값을 비교하여 활용하는 감성인식 모델을 제시한다. 또한, 개인별 특성을 고려할 수 있도록, 감성인식 모델을 개인별로 구분하여 구성한다. 그리고, 자율신경계 반응을 측정하는데 용이하고 실시간으로 빠르게 분석할 수 있는 PPG, GSR, SKT 센서[16]를 이용하여 감성 신호를 측정한다.

## II. 제안하는 모델

본 연구에서 제안하는 개인별 평균차를 이용한 최대

엔트로피 기반 감성인식 모델은 감성 인식 문제를 효과적으로 해결하기 위해서 기계 학습 기법 중에서 최근 성능이 높다고 알려진 최대 엔트로피 모델[19,20]을 사용한다. 또한, 감성 인식 정확도를 좀 더 높이기 위해서, 개인별로 따로 학습하며, 입력 감성 신호에 대해 초기 감성 신호, 긍정 감성 신호, 부정 감성 신호의 각 평균값과 비교하여 그 결과를 활용한다. 1절에서는 최대 엔트로피 기반 감성인식 모델에 대해 자세히 설명하고, 2절에서는 개인별 평균차 정보를 어떻게 생성하여 활용하는지를 살펴본다.

1. 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델

제안하는 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델은 기본적으로 [그림1]과 같이 감성신호 획득하여 수치화하는 단계, 초단위 평균을 계산하는 단계, 종류별 감성집합의 전체 평균과 각각 비교하는 단계, 감성 인식용 최대 엔트로피 모델을 통해 사용자의 감성 상태를 인식하는 단계를 구성된다.

먼저, 사용자의 자율신경계 반응을 측정하는 센서인 PPG, GSR, SKT를 이용하여 감성 신호를 측정하고, 최대 엔트로피 알고리즘에 적용이 용이하도록 수치화한다. 그리고, 수치화한 데이터를 초 단위로 분류하여 평균값을 계산하고, 그 평균값을 초기 감성 신호, 긍정 감성 신호, 부정 감성 신호의 전체 평균값과 각각 비교한다. 이

렇게 비교한 결과를 감성 인식용 최대 엔트로피 모델에 적용하여 사용자가 느끼는 감성이 긍정 감성인지 부정 감성인지를 인식한다.

이때 초기 감성 신호, 긍정 감성 신호, 부정 감성 신호의 세 가지 평균값, 감성 인식용 최대 엔트로피 모델은 학습단계에서 미리 만들어진다. 즉, 학습단계에서 사용자에게 긍정 또는 부정 감성을 자극하는 다양한 이미지를 제시하고, 이때 사용자가 느끼는 감성신호를 충분히 확보한다. 그리고, 이렇게 확보된 감성 신호의 전체 학습 집합에 대해서 제시된 이미지 정보를 바탕으로 감성 종류별로 분류한다. 즉, 아무 자극이 없었던 초기 감성 상태의 감성 신호 전체 집합, 긍정 이미지를 보았을 때의 감성 신호 전체 집합, 부정 이미지를 보았을 때의 감성 신호 전체 집합을 대상으로 평균을 계산한다. 이는 긍정 이미지를 보았을 때의 반응은 초기상태나 부정 이미지를 보았을 때의 반응과는 다르지만, 긍정 이미지를 보았을 때의 이전 반응과는 유사할 것이라는 가정을 바탕으로 하고 있다.

이러한 가정을 바탕으로 실질적으로 감성인식용 최대 엔트로피 모델이 주어진 감성 신호에 대해 적절한 감성을 인식할 수 있도록, 앞에서 확보한 사용자의 감성 신호 전체 집합을 대상으로 초단위 평균값을 각각 계산하고, 그 값과 감성 종류별 전체 평균값을 각각 비교하여 패턴을 생성한다. 그리고, 이렇게 생성된 패턴과 제시된

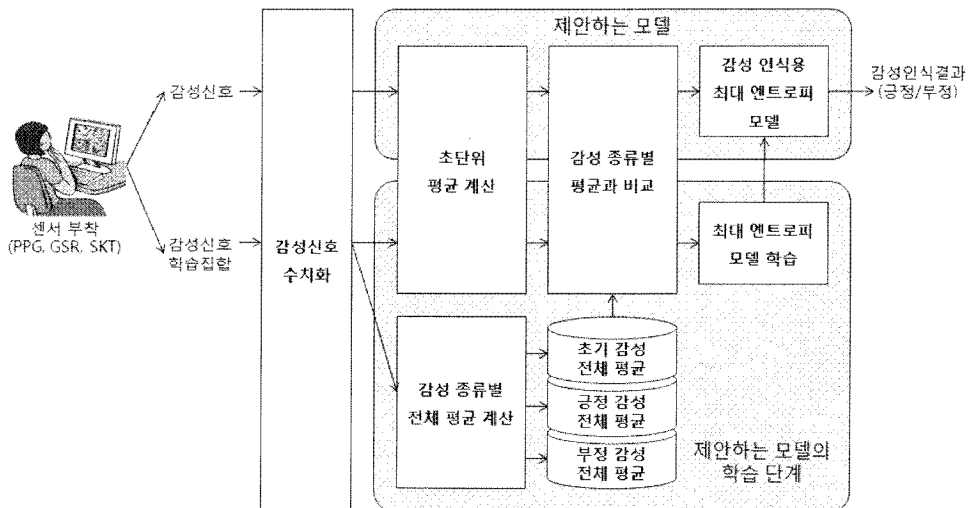


그림 1. 모델 구성도  
Figure 1. Model Architecture

이미지의 정보를 바탕으로 최대 엔트로피 모델의 학습 집합을 구성하여 감성인식용 최대 엔트로피 모델을 학습시킨다.

**2. 개인별 평균차 자질 생성**

앞에서 살펴본 감성인식을 위한 최대 엔트로피 모델을 효과적으로 학습하기 위해서, 제안하는 개인별 평균차 자질은 [그림2]와 같은 순서에 따라 생성된다. 먼저, 자율 신경계 반응을 측정하는 PPG, GSR, SKT 센서를 통해 감성 신호를 측정한다. 측정된 감성신호를 각각 수치화하는데, 이때 PPG 신호는 [그림2]의 감성신

호 수치화 단계에서 알 수 있듯이 빈도(frequency)와 진폭(amplitude)으로 나누어 표현한다[16]. 그리고, 감성 신호를 초단위로 분할하여 평균값을 계산한다.

이렇게 초단위 평균값이 주어지면, [그림2]에 제시한 바와 같이 그 비교 결과를 수치값 대신 양수(+)인지 음수(-)인지로 단순하게 표현해서 학습패턴의 종류를 제한함으로써 학습 패턴 자료의 부족 문제를 다소 완화시킨다. 반면, 초단위 평균값을 초기 감성 신호, 긍정 감성 신호, 부정 감성 신호의 평균값과 각각 비교하여 세 가지 자질을 생성한다.

실질적으로 최대 엔트로피 알고리즘에 적용되는 자

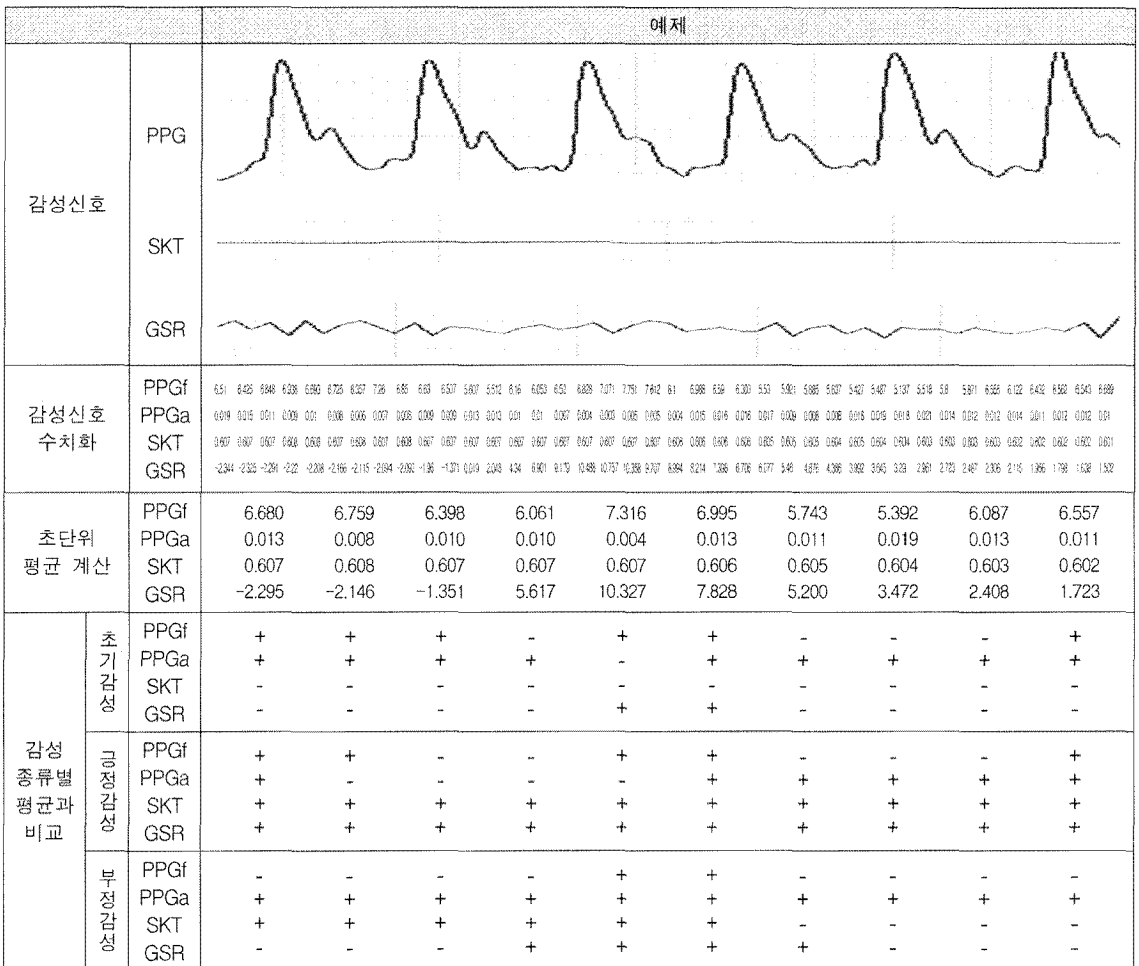


그림 2. 평균차 자질 생성 단계  
Figure 2. Steps of Generating Average Difference Features

질은 [그림2]에 제시된 바와 같이 기본적으로 감성 반응 측정 데이터 PPGf, PPGa, SKT, GSR를 각각 초기감성집합, 긍정감성집합, 부정감성집합의 평균과 비교한 결과인 12가지로 구성된다. 그런데, PPGf, PPGa, SKT, GSR가 독립적이지 않고 서로 연관되어 반응할 수 있으므로, 좀더 정확하게 감성을 인식하기 위해서 PPGf/SKT나 PPGf/PPGa/SKT/GSR와 같이 가능한 모든 조합인 15가지를 고려한다. 결국 이러한 15가지 조합이 3가지 감성 집합마다 만들어지므로, 총 45가지 자료를 사용하여 패턴을 구성한다.

### III. 실험 및 평가

제안하는 모델과 기존 모델의 공정한 비교를 위해서, [16]의 실험한 데이터와 동일한 데이터에 대해 주어진 감성 반응 데이터 건수에서 올바르게 감성을 인식한 데이터 건수의 비율인 정확도를 평가한다. 이 실험 데이터는 다음과 같은 과정을 통해 확보한 데이터이다[16]. 즉, 시각에 문제가 없는 11명의 대학생이 PPG, GSR, SKT 센서를 착용하고 60cm 거리의 모니터를 주시하는데, [그림3]과 같이 10초간 제시된 이미지를 보고 30초간 휴식을 취한다. 이를 4번 반복하여 긍정 이미지와 부정 이미지를

2장씩 총 4장을 보게 된다. 이러한 과정을 실험참가자당 4회 반복 실시하며, 매 실험마다 다른 이미지를 무작위로 제시한다. 결국 각 실험참가자는 16장의 이미지를 보게 되어, 총 176건(11명×16장의 이미지)의 감성 반응을 획득한다.

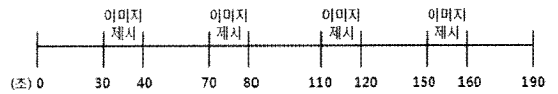


그림 3. 감성 유발  
Figure 3. Emotion Stimulation

이때, 감성집합은 실험 시작 후 최초 휴식기(0초-30초)동안 측정된 신호로 구성된 초기 감성 집합, 긍정 이미지를 제시하는 동안 측정된 신호로 구성된 긍정 감성 집합, 부정 이미지를 제시하는 동안 측정된 신호로 구성된 부정 감성 집합으로 구분한다.

제안하는 모델에 대해 감성패턴의 90%에서 학습하고 10%로 실험하여 10회 교차 검증한 결과, [표1]과 같이 학습집합 평균정확도는 77.0%이고 실험집합 평균정확도는 67.2%로 나타났다. 특히, 시간이 지남에 따라 사용자의 감성신호가 어떻게 변화하는지를 면밀히 분석하기 위해서, [표1]에서 실험집합을 1초부터 10초까

표 1. 제안하는 개인별 평균차를 이용한 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델의 정확도  
Table 1. Accuracy of Proposed Maximum Entropy-based Emotion Recognition Model using Individual Average Difference

	학습 집합	평균	실험집합									
			1초	2초	3초	4초	5초	6초	7초	8초	9초	10초
실험자1	80.0	73.1	68.8	75.0	75.0	68.8	81.3	68.8	81.3	87.5	68.8	56.3
실험자2	73.1	65.6	68.8	50.0	56.3	87.5	87.5	62.5	75.0	75.0	50.0	43.8
실험자3	76.0	66.9	68.8	68.8	62.5	62.5	75.0	75.0	93.8	62.5	56.3	43.8
실험자4	79.1	70.6	56.3	81.3	62.5	62.5	75.0	75.0	62.5	81.3	75.0	75.0
실험자5	79.8	68.8	68.8	68.8	62.5	75.0	87.5	62.5	68.8	62.5	68.8	62.5
실험자6	80.8	68.8	56.3	75.0	68.8	62.5	68.8	68.8	75.0	68.8	75.0	68.8
실험자7	68.1	55.6	62.5	56.3	56.3	56.3	56.3	75.0	62.5	31.3	43.8	56.3
실험자8	74.2	55.6	56.3	50.0	56.3	50.0	56.3	75.0	50.0	43.8	68.8	50.0
실험자9	73.6	58.8	62.5	68.8	68.8	56.3	50.0	62.5	56.3	50.0	50.0	62.5
실험자10	81.5	75.6	87.5	62.5	62.5	75.0	93.8	87.5	75.0	81.3	68.8	62.5
실험자11	80.8	80.0	91.7	91.7	91.7	83.3	83.3	75.0	83.3	75.0	58.3	66.7
평균	77.0	67.2	68.0	68.02	65.8	67.3	74.1	71.6	71.2	65.4	62.2	58.9

지의 정확도를 초단위로 세분하여 제시하였다. 표의 상단에 나타난 초는 주어진 초에 해당하는 감성패턴으로 실험하고, 나머지로 학습했을 때의 정확도를 나타낸다. 예를 들어, 5초는 1초, 2초, 3초, 4초, 6초, 7초, 8초, 9초, 10초 때 감성패턴으로 학습하고, 5초 때 감성패턴으로 실험했을 때의 정확도를 나타낸다. 이러한 [표1]의 초단위 정확도를 살펴보면 5초에서 가장 높은 정확도인 74.1%를 보인다. 이는 이미지 자극이 주어지면 점차 감성 반응이 커지다가 어느 정도 시간이 지나면 반응이 무뎈지기 때문이라고 추정할 수 있다. 다만, 개인에 따라서 주어진 이미지에 대한 반응을 최대화하는 시기가 빠른 사람도 있고 느린 사람도 있기 때문에, 실험참가자에 따라서 최고의 정확도를 보이는 시간대가 다소 다르게 나타나고 있다.

제안하는 모델이 기존의 감성 인식 접근 방법과 비교해 볼 때 어느 정도의 수준인지를 판단하기 위해서, [표2]과 같이 4가지 모델을 바탕으로 분석한다. 먼저, 뇌전도나 심전도와 같은 감성신호를 사용하는 기존 접근 방법은 제안하는 방법과 공정한 비교가 어려우므로, 제안하는 모델과 동일한 데이터를 바탕으로 실험한 (김종화09)[16]에 대해 논문에 제시된 정확도로 비교한다. 그리고, (개인별 특징을 고려하지 않는 모델)은 11명 전체의 176회 이미지 자극에서 확보한 1,760건을 바탕으로 학습 및 실험한 결과를 나타내고, (개인별 특징을 고려한 모델)은 한 명에게 주어진 16회 이미지 자극에서 확보한 160건을 바탕으로 실험한 결과를 나타낸다. 특히, (개인별 특징을 고려한 모델)은 [표1]에서 10회 교차 검증한 평균 정확도를 나타내고, (개인별 특징을 고려한 모델:5초)\*은 [표1]에서 성능이 가장 높았던 5초 시점의 정확도를 나타낸다.

표 2. 기존 접근방법과의 비교  
Table 2. Comparison with Previous Approaches

	실험집합	학습집합
(김종화09)	68.9%	-
개인별 특징을 고려하지 않는 모델	55.3%	57.2%
개인별 특징을 고려한 모델	67.2%	77.0%
개인별 특징을 고려한 모델(5초)*	74.1%	76.2%

감성인식에 대한 전문적인 지식을 바탕으로 개발자가 정교하게 모델을 구축할 수 있는 (김종화09)는 학습 집합이라는 개념이 따로 없어서 실험집합에 대한 정확도만을 [표2]에서 제시하였다. 전문적인 지식을 바탕으로 개인별 특징을 고려한 (김종화09)는 제안하는 (개인별 특징을 고려한 모델)에 비해 성능이 높지만, [표1]에서 가장 높은 정확도를 보인 5초 시점의 정확도인 (개인별 특징을 고려한 모델:5초)\*에 비해서는 낮다. 이는 제안하는 모델이 간단한 평균차 계산 방법과 기계 학습 기법을 이용하여 감성인식모델을 구축하였음에도 불구하고, 전문가가 구축한 기존 접근방법과 비교해볼 때 견줄 만하다는 것을 나타낸다. 한편, [표2]의 (개인별 특징을 고려하지 않는 모델)과 (개인별 특징을 고려한 모델)를 비교해 보면, (개인별 특징을 고려하지 않는 모델)이 160건보다 훨씬 많은 1,760건의 패턴을 바탕으로 학습 및 실험하였음에도 불구하고, 개인차를 고려하느냐 배제하느냐에 따라 실험집합에서 11.9%(67.2%와55.3%의 차이)의 정확도가 차이난다. 이러한 결과는 감성 신호는 개인에 따라 그 패턴이 매우 다르게 나타나므로, 감성 인식에 있어서 개인별 특성은 매우 중요하다는 것을 보여 준다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 개인별 평균차를 이용한 최대 엔트로피 기반 감성 인식 모델을 제안하였다. 감성 신호의 수치 값들이 주어지면, 제안하는 모델은 초단위 평균을 계산하는 단계, 종류별 감성집합의 전체 평균과 각각 비교하는 단계, 감성 인식용 최대 엔트로피 모델을 통해 사용자의 감성 상태를 인식한다. 제안하는 모델은 다음과 같은 특징이 있다.

첫째, 제안하는 모델은 가장 잘 알려진 기계학습기법의 하나인 최대 엔트로피 모델과 간단한 평균차 계산 기법을 이용하므로, 감성인식에 대한 전문적인 지식이 없이도 감성인식모델의 구축이 가능하다. 이와 같이, 전문가가 구축하지 않았음에도 불구하고, 실험결과 제안하는 방법은 개인별 특성을 고려한 기존 접근방법과 견줄 만한 감성 인식 정확도를 나타내었다.

둘째, 제안하는 모델은 주어진 입력 정보뿐만 아니라 다른 감성 상태의 정보를 함께 비교하여 활용할 수 있으므로, 정확하게 감성을 인식할 수 있다. 또한, 주어진 감성 반응 측정 데이터가 서로 독립적이지 않고 연관되어 있다고 가정하고 가능한 자질조합을 모두 사용하므로, 정확한 감성 인식을 위한 충분한 정보를 제공하였다.

셋째, 제안하는 모델은 평균차를 수치값을 그대로 사용하지 않고 +와 -로 단순하게 표현하며, 감성 반응 전체 시간을 대신 초단위로 분할하여 학습집합을 구성하므로, 학습에 필요한 자료부족문제를 다소 완화할 수 있다. 즉, 개인별 특징을 고려하려면 개인별로 학습자료를 각각 확보해야 하므로 자료부족문제가 매우 심각하게 나타나서 오히려 감성 인식 정확도가 떨어질 수 있다. 이를 고려하여, 제안하는 방법은 개인별 특징을 고려하면서도 모델을 단순화하여 자료부족문제를 극복하였다.

그러나 개인별로 감성 인식 모델을 구성하므로 기계 학습에 필요한 학습패턴의 자료가 매우 부족한 실정이다. 따라서, 더 많은 실험자에게 더 많은 반복실험을 통해 충분한 감성 신호 데이터를 확보하는 것이 필요하다. 또한, 감성 인식 성능을 개선하기 위해서는 감성 인식과 관련한 지식을 바탕으로, 좀 더 정교하게 모델을 수정하고 더 적합한 기계학습기법을 찾을 필요가 있다.

## 참고문헌

- [1] 김나연, 신윤희, 김수정, 김지인, 정갑주, 구현진, 김은이, "신경망을 이용한 감성인식 시스템", 한국정보과학회 2006 한국컴퓨터종합학술대회논문집(B), pp.271-273, 2006.
- [2] T. Moriyama, and S. Ozawa, "Emotion recognition and synthesis system on speech," in Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, vol. 2, pp. 9840-844, 1999.
- [3] V. A. Petrushin, "Emotion in Speech: Recognition and Application to Call Centers," in Proceedings of Artificial Neural Networks in Engineering (ANNIE), Vol. 1, pp. 7 - 10, 1999.
- [4] V. A. Petrushin, "Emotion Recognition Agents in Real World," in Proceedings of 2000 AAAI Fall Symposium on Socially Intelligent Agents: Human in the Loop, 2000.
- [5] G. Ball, and J. Breese, "Emotion and Personality in a Conversational Agent," in Embodied Conversational Agents, J. Cassell, et al., Eds., Cambridge, MA: MIT Press, 2000.
- [6] A. Nogueiras, A. Moreno, A. Bonafonte, J. B. Marino, "Speech Emotion Recognition Using Hidden Markov Models," in Proceedings of European Conference on Speech Communication and Technology, EUROSPEECH, 2001.
- [7] I. Cohen, N. Sebe, A. Garg, L. Chen, and T. Huang, "Facial Expression Recognition from Video Sequences: Temporal and Static Modeling," Computer Vision and Image Understanding, vol. 91, nos. 1-2, pp. 160-187, 2003.
- [8] 주영훈, 오재홍, 박창현, 심귀보, "영상과 음성의 출력 데이터를 이용한 감성 인식", 퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제13권, 3호, pp.275-280, 2003.
- [9] N. Sebe, Y. Sun, E. Bakker, M.S. Lew, I. Cohen, T.S. Huang, "Towards Authentic Emotion Recognition," in Proceedings of International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (IEEE SMC'04), 2004.
- [10] 양현창, 김호덕, 박창현, 심귀보, "감성인식을 위한 Interactive Feature Selection(IFS) 알고리즘", 퍼지 및 지능정보시스템 학회 논문지, 제16권, 6호, pp.647-652, 2006.
- [11] Kyung Hwan Kim, Seok Won Bang Sang Ryong Kim, "Development of person-independent emotion recognition system based on multiple physiological signals", in Proceedings of the Second Joint In EMBS/BMES Conference, pp. 50-51, 2002.
- [12] 박준영, 박동수, 박장현, 박지형, "히든 마르코프 모델을 이용한 감성 인식 시스템 개발", HCI 2004년 학술대회 발표 논문집, pp. 16-21, 2004년.
- [13] 황세희, 박창현, 심귀보, "감성인식을 위한 생체 정보 수집", 한국퍼지 및 지능시스템학회 2005년도 춘계학술대회 학술발표논문집 제15권 제1호, pp. 353~356, 2005.
- [14] Pramila Rani, Changchun Liu, and Nilanjan Sarkar. "An empirical study of machine learning techniques for affect recognition in human-robot interaction". Pattern

Analysis and Applications, Vol.9 Num.1, pp. 58-59, 2006.

- [15] 김종화, 황민철, 김영주, 우진철, "TDP (time-dependent parameters)를 적용하여 분석한 자율신경계 반응에 의한 감성인식에 대한 연구", 감성과학, 제11권 4호, pp. 637-643, 2008.
- [16] 김종화, 황민철, 우진철, 김치중, 김용우, 김지혜, 박영충, 정광모. "자율신경계 반응의 적응적 TDP (Time Dependent Parameters) 추출을 통한 감성 인식 개인화에 대한 연구", 한국감성과학회 춘계학술대회, pp. 67-70, 2009년.
- [17] 김호덕, 양현창, 박창현, 심귀보, "생체신호와 몸짓을 이용한 감성인식 방법", 한국 퍼지 및 지능시스템 학회 논문집, 제17권 제3호, pp. 322-327, 2007
- [18] 이충기, "생체신호를 이용한 감정상태 검출 알고리즘에 대한 연구", 연세대학교 대학원 석사학위 논문, 2006.
- [19] Adwait Ratnaparkhi. 1996. A maximum entropy model for part-of-speech tagging. In Proceeding of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing EMNLP-96, Philadelphia, PA.
- [20] 장정호, 장병탁, 김영택, "최대 엔트로피 기반 문서 분류기의 학습", 한국정보과학회 가을 학술발표 논문집 (II), 제26권 2호, pp. 57-59, 1999.

### 저자소개



박소영(So-Young Park)

1997년 2월: 상명대학교  
전자계산학과(이학사)  
1999년 8월: 고려대학교  
컴퓨터학과 (이학석사)

2005년 2월: 고려대학교 컴퓨터학과(이학박사)  
2007년 3월 ~ 현재: 상명대학교 디지털미디어학부  
조교수

※ 관심분야: 자연어처리, 기계학습, 텍스트마이닝



김동근(Dongkeun Kim)

2001년: 상명대학교  
정보통신학과(학사)  
2003년: 연세대학교  
의료정보시스템(석사)

2008년: 연세대학교 생체공학(박사)  
2009년~현재: 상명대학교 디지털미디어학부  
전임강사  
2010년~현재: 상명대학교 일반대학원 감성공학과  
전임강사  
※ 관심분야: 감성인식, 생체신호처리, 멀티미디어  
시스템



황민철(Mincheol Whang)

1990년: Georgia Institute of  
Technology 의공학(석사)  
1994년: Georgia Institute of  
Technology 의공학(박사)

1998년~현재: 상명대학교 디지털미디어학부 교수  
2010년~현재: 상명대학교 일반대학원 감성공학과  
교수  
※ 관심분야: HCI, BCI, 감성공학, 인간공학