

## 러셀 모델의 확장을 통한 감정차원 모델링 방법 연구

A Novel Method for Modeling Emotional Dimensions using Expansion of Russell's Model

한의환\* · 차형태\*\*†

Eui-Hwan Han\* · Hyung-Tai Cha\*\*†

\*송실대학교 대학원 전자공학전공

\*Department of Electronic Engineering, Graduate School of Soongsil University

\*\*송실대학교 정보통신전자공학부

\*\*Department of Electronic Engineering, Soongsil University

### Abstract

We propose a novel method for modeling emotional dimensions using expansion of Russell's (1980) emotional dimensions (Circumplex Model). The Circumplex Model represents emotional words in two axes (Arousal, Valence). However, other researchers have insisted that location of word in Russell's model which is expressed by single point could not represent exact position. Consequently, it is difficult to apply this model in engineering fields (such as Science of Emotion & Sensibility, Human-Computer-Interaction, Ergonomics, etc.). Therefore, we propose a new modeling method which expresses emotional word not as a single point but as a region. We conducted survey to obtain actual data and derived equations using ellipse formula to represent emotional region. Furthermore, we applied ANEW and IAPS which are commonly used in many studies to our emotional model using pattern recognition algorithm. Using our method, we could solve problems with Russell's model and our model is easily applicable to the field of engineering.

**Key words:** Measuring User's Emotions, Emotion Recognition, Emotional Dimension, Ergonomics

### 요약

본 논문에서는 Russell (1980)의 감정차원 모델(Circumplex Model)을 확장하여 새로운 감정차원 모델링 방식을 제안한다. 기존의 감정차원 중 가장 대표적인 Russell의 모델은 각성(Arousal), 정서가(Valence)의 2개의 축을 이용하여 감정을 나타낸다. 하지만 기존의 연구에서는 Russell의 감정차원은 감정을 하나의 점으로만 표현하기 때문에 정확한 위치라고 할 수 없으며 감성과학, HCI, Ergonomics 등의 공학 분야에서 사용하기 어렵다고 주장하였다. 따라서 본 논문에서는 Russell의 감정차원 위에 감정들을 하나의 점으로 표현하지 않고, 데이터 분포를 가정하여 영역으로 표현하는 방법을 제안한다. 실제 설문을 진행하여 자료를 수집하였고, 타원의 방정식을 이용하여 영역을 수식화하였다. 또한, 마지막 장에서 실제 많은 연구에서 사용되는 ANEW와 IAPS 데이터를 패턴인식 알고리즘을 통해 본 논문에서 제안한 모델에 적용해 보았다. 본 논문에서는 새로운 모델링 방법을 통해 기존의 연구자들에게 지적된 Russell 모델의 문제점을 보완하고, 이 모델을 공학 분야에서도 쉽게 적용할 수 있었다.

**주제어:** 사용자 감성 측정, 감정인식, 감정차원, 감성과학

---

† 교신저자 : 차형태 (송실대학교 정보통신전자공학부)

E-mail : hcha@ssu.ac.kr

TEL : 02-820-0711

FAX : 02-821-7653

### 1. 서론

최근 들어 감성 과학, HCI (Human Computer Interaction), 인간 공학 등의 연구가 활발히 진행됨에 따라 사람의 감정/감성을 판단하는 방법이 중요한 이슈로 떠오르고 있다. 이러한 방법에는 분류학(Categorical)적 접근방법, 차원적(Dimensional) 접근방법, 감정 변화 추정 (Emotion Variation Detection) 등이 있다(Yang et al., 2011). 이 중 공학 분야에서는 차원적 접근 방법을 통해 많은 연구가 진행되고 있다(Han et al., 2014; Kim et al., 1998).

차원적 접근 방법은 감정 상태를 뜻하는 단어(Happy, Sadness, Relaxing 등)들을 각성(Arousal), 정서가 (Valence), 지배(Dominance) 등의 차원 축 위에 점으로 표현하여 나타낸다. 가장 대표적으로 사용되는 감정차원은 Russell (1980)이 제안한 Circumplex Model 이다. 이 모델은 각성(Arousal)과 정서가(Valence) 축 위에 여러 가지 감정 상태를 하나의 점으로 표현한다.

하지만 기존의 연구(Schimmack, 2001; Han et al., 2014)에 따르면 차원 위의 하나의 점은 단순히 설문 의 평균을 나타낼 뿐 그 감정을 대표하는 점이라고 보기 어렵다고 주장하였다. 또한, 기존의 연구(Han et al., 2014; Han et al., 2015)에서도 실제 데이터 설문 결과를 분석해본 결과 설문 척도 대비 높은 분산 값을 가지고 있어 정확한 위치라고하기 어려웠다. 따라서 복잡한 생체신호(뇌파, 피부 전도도, 심박 수 등)를 이용하여 감정을 판단/분석하고, 이를 차원 위에 하나의 점으로 나타내서 기존의 감정차원 모델을 적용하기 어려운 점이 있다.

따라서 본 논문에서는 Russell (1980)의 차원 모델의 문제점을 보완하기 위해 차원 위에 하나의 점이 아닌 타원의 방정식을 이용하여 영역으로 표현한다. 제안하는 모델링 방법을 통해 기존에 적용하기 어려운 공학 분야의 연구에 사용될 전망이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 이론에 관해서 기술하고, 3장에서는 문제 제기, 4장에서는 문제를 해결하기 위한 제안하는 방법을 기술한다. 또한, 5장에서는 제안한 방법을 통해 모델링 한 모델의 결과를 기술하고, 이를 기존의 연구에 적용하여 검증한다. 마지막으로 6장에 결론을 기술한다.

### 2. 기존 이론

#### 2.1. 감정차원 모델(Discrete Emotion Model)

사람의 감정을 표현, 인식하는 방법 중 감정차원을 이용하여 표현하는 차원적 접근방법은 감정을 수치화하고 개개인의 차이점(Individual differences)을 고려하여 연구하기 수월하므로 공학 분야에 많이 사용된다(Osgood et al., 1975). 차원적 접근방법에 사용되는 감정차원의 축은 각성(Arousal), 정서가(Valence), 지배(Dominance) 등으로 구성되어 있다(Cacioppo et al., 1994; Kim et al., 2008)(Fig. 1).

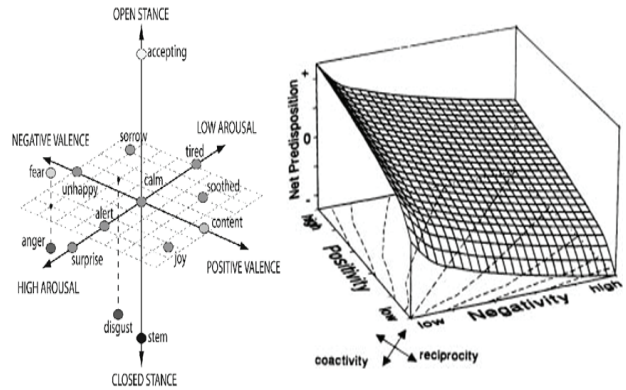


Fig. 1. Emotional Dimension

이러한 감정차원 모델 중 가장 대표적으로 사용되는 모델은 Russell (1980)이 제안한 모델로 각성(Arousal) 축과 정서가(Valence) 축으로 이루어진 2차원 모델 (Circumplex Model)이다. 이를 Fig. 2에 나타냈다.

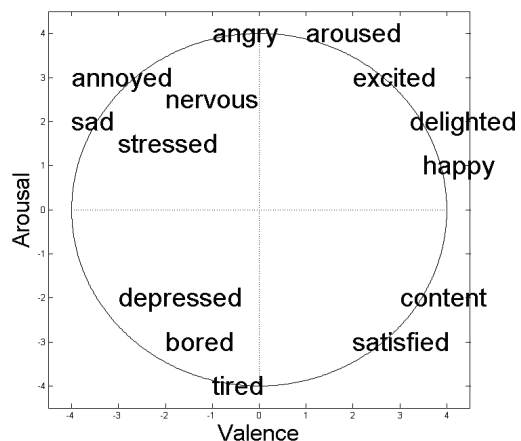


Fig. 2. A Circumplex Model (Russell, 1980)

## 2.2. ANEW & IAPS

Bradley (1999)가 제안한 ANEW(Affective Norms for English Words)는 1,034개의 영문 단어에 대해서 사람이 느끼는 3가지의 감정 정도(각성, 정서가, 지배)를 측정된 데이터 집합이다. 또한, Lang (2008)이 제안한 IAPS (International Affective Picture Systems)는 956장의 사진에 대해 감정 정도를 측정된 데이터 집합이다. 두 데이터 집합 모두 설문 방식 중의 하나인 Self-Assessment-Manikin (SAM) (Bradley et al., 1994) 방식을 이용하여 응답자들에게 감정 정도를 측정하도록 하였다. SAM 방식이란 설문을 진행할 때 Fig. 3과 같이 척도를 그림으로 구성하여 언어에 익숙하지 않은 사람이나 문화적 차이에서 생길 수 있는 오류 등을 줄일 수 있다. 기존의 여러 연구에서 사람의 감정을 유도/분석하기 위해 ANEW의 데이터 중 감정을 뜻하는 단어들이 많이 사용되었으며, IAPS의 사진도 감정을 유발하기 위해 해외의 연구에서만 아니라 국내의 연구에서도 많이 사용되었다(Rhee et al., 2012; Han et al., 2013; Han et al., 2014).

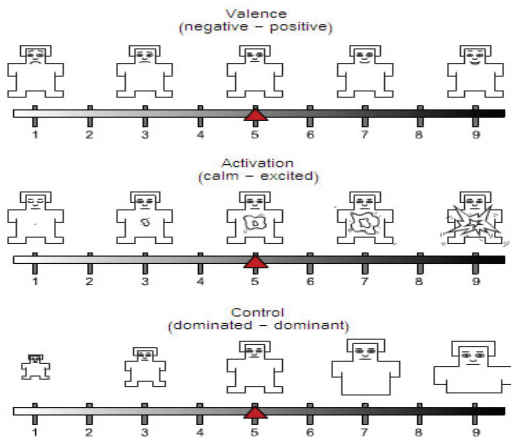


Fig. 3. SAM

## 2.3. 베이저안 결정론(Bayesian decision rule)

베이저안 결정론은 패턴인식에서 많이 사용되는 알고리즘으로 베이스 정리(Bayes' theorem)를 기반으로 우도(Likelihood)와 사전확률(Prior probability)을 이용하여 가장 그럴듯한(확률이 높은) 부류로 분류하는 방법이다(Oh, 2008). Fig. 4와 같이 특징(Feature)을

추출하고, 우도와 사전확률을 이용하여 분별함수 식을 구한다(Equation 1). 입력된 데이터를 앞서 구한 분별함수에 대입하여 가장 큰(확률이 높은) 값을 가지는 부류로 분류한다.

$$g_i(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|w_i)P(w_i) \quad (1)$$

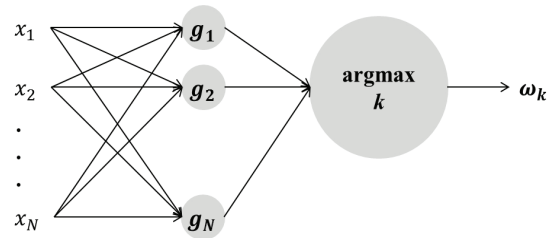


Fig. 4. Bayesian Classifier

## 3. 문제 제기

감성 과학 분야(인간 공학, HCI, BCI 등)의 많은 연구에서 사람의 감정을 표현하기 위해서 감정차원을 이용한다. 이러한 감정차원 중에서 가장 대표적으로 사용되는 모델은 Russell (1980)의 Circumplex Model로 2차원 축(각성, 정서가) 위에 감정을 뜻하는 단어들을 하나의 점으로 표현하였다. 하지만 기존의 연구(Koorts et al., 2012; Larsen et al., 2001)에 의하면 사람의 감정의 경우 문화, 배경, 복합적 감정 등의 차이로 인해 개인적인 차이(Individual differences)가 발생한다고 주장하였으며, 개인의 감정일지라도 복합적 감정(Mixed feelings)이 존재하며 이를 표현하기에는 Russell 모델은 부족하다고 하였다. 또한, 뇌파, 피부전도도, 얼굴 표정 등과 같이 개인적 편차가 큰 신호를 이용하여 감정을 분석하는 경우 동일한 자극에 대한 감정일지라도 감정 차원위에 다르게 나타날 수 있다. 따라서 다른 연구자(Schimmack, 2001; Han et al., 2014)들에 의하면 감정을 하나의 점으로만 표현하는 Russell 모델과 같은 경우는 기존에 이러한 연구들을 적용하기 어렵다고 주장하였다. 이를 실제 수치상으로 확인하기 위해서 앞선 장에서 설명한 ANEW 데이터 집합에서 감정을 뜻하는 83개의 단어를 선택하여 단어들의 감정 정도(각성, 정서가)의 평균과 분산 값을 확인하였다. 이를 Table 1에 나타냈다.

Table 1. ANEW Data

	Valence	Arousal
Mean	4.65	5.54
Standard Deviation	1.93	2.75

83개의 감정 단어들에 대한 평균값은 각성 축의 경우 1.46~8.23(평균: 5.54), 정서가 축의 경우 1.34~8.88(평균: 4.65)로 나타났다. 이 단어들의 분산 값을 구한 결과 각성 축의 경우 0.6~3.63(평균: 2.75) 정서가 축의 경우 0.25~3.4(평균: 1.93)의 값을 가졌다. 각 축의 척도 값(4점)을 고려한다면 감정 단어들의 분산 값이 크기 때문에 점하나를 이용하여 표현하는 방법은 정확한 위치를 표현하기 어렵다. 따라서 뇌파, 피부전도도 등의 생체신호를 이용하여 사람의 감정을 분석하고 이를 감정 차원 위에 매칭하여 감정을 판단하는 공학 분야에서는 Russell 모델을 이용하기 어렵다.

따라서 본 논문에서는 Russell의 감정차원 모델의 문제점을 보완하고, 공학 분야에 적용하기 쉬운 모델링 방법을 제안한다. 이를 위해서 단순히 평균위치의 점으로 표현하는 방법 대신 Russell 모델을 확장하여 감정을 차원 위에 영역으로 표현하여 나타냈다.

#### 4. 제안하는 알고리즘

본 논문에서는 Russell의 감정차원 모델을 확장하여 새로운 감정 표현방법을 제안한다. 이를 위해 기존에 점으로 표현하는 방법 대신 감정을 영역으로 표현하였다. 자료 수집을 위해서는 기존의 연구(Han et al., 2013)에서 사용된 단어 중 14개를 뽑아 실제 설문을 진행하였다. 또한, 감정을 영역으로 표현하기 위해서 타원의 방정식을 이용하여 수식화하였다. 자세한 내용은 다음 절에서부터 기술하며, 전체적인 알고리즘의 흐름도는 다음의 Fig. 5와 같다.

##### 4.1. 자료 수집

실제 데이터를 수집하기 위해 기존에 연구(Han et al., 2013)에서 사용된 단어 중 14개를 선택하여 설문

을 진행하였다. 응답자들은 총 121명으로 남성 63명, 여성 58명으로 구성되어 있다(평균 연령: 29.66, 표준편차: 3.17). 설문내용은 감정을 뜻하는 14가지의 단어를 문서로 제시하고, 이 감정 단어에 대한 감정 정도(각성, 정서가)를 9점 척도를 이용하여 측정한다. 설문에서 사용된 단어와 설문 척도는 다음의 Table 2와 Fig. 6과 같다.

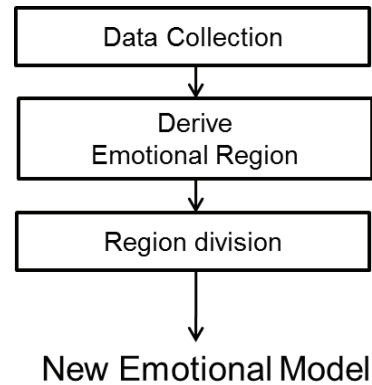


Fig. 5. Algorithm flow

Table 2. Selected words

Words
Excited, Sorrow, Upset, Nervous, Satisfaction, Sad, Depressed, Anger, Happy, Alert, Fatigue, Comfortable, Calm, Bored

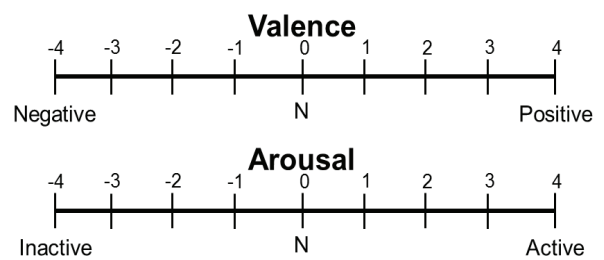


Fig. 6. Questionnaire

##### 4.2. 감정영역 유도

본 논문에서는 기존의 Russell 모델의 문제점을 보완하고 공학 분야의 연구에 적용이 쉬운 모델링 방법을 제안한다. 이를 위해서 차원 위에 감정을 하나의 점으로 표현하지 않고 영역으로 수식화하는 방법을 제안한다. 이를 위해서 설문데이터를 정규분포라고 가정하여 수식화를 진행한다.

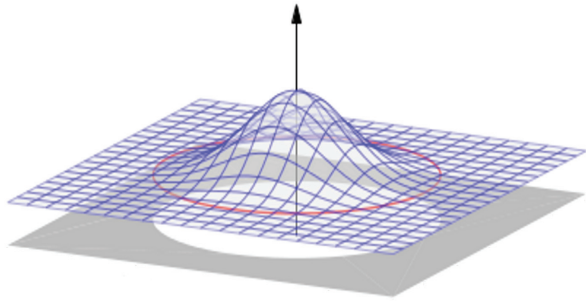


Fig. 7. Cross section of distribution

Fig. 7과 같이 데이터의 분포가 정규분포인 경우 단면은 타원으로 나타낼 수 있으며, 타원의 방정식을 이용하여 감정 영역을 표현할 수 있다. 자세한 타원의 식과 감정 영역 유도 과정은 다음과 같다.

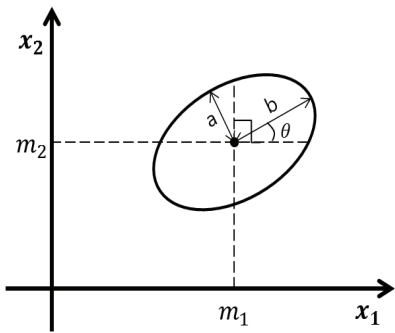


Fig. 8. Ellipse

$$\begin{aligned} & (\cos\theta(x_1 - m_1) - \sin\theta(x_2 - m_2))^2/a^2 + \\ & (\sin\theta(x_1 - m_1) + \cos\theta(x_2 - m_2))^2/b^2 = 1 \end{aligned} \quad (2)$$

Fig. 8과 Equation 2와 같이 타원은 장단 축의 길이, 중점과 회전각을 이용하여 수식으로 나타낼 수 있다. 타원의 중점( $m_1, m_2$ )과 각 단어의 평균값이며, 회전각  $\theta$ 는 다음의 Equation 3과 같이 상관계수( $\rho$ )를 이용하여 구할 수 있다.

$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{2\rho\sigma_{x_1}\sigma_{x_2}}{\sigma_{x_1}^2 - \sigma_{x_2}^2} \quad (3)$$

또한, 차원의 장단 축의 길이는 Fig. 9와 Equation 4와 같이 신뢰구간의 길이에 따라 표준편차의 스케일 곱으로 구할 수 있다.

본 논문에서는 영역의 크기를 조절하기 위해  $k$  값을 1로 설정하여 진행하였다.

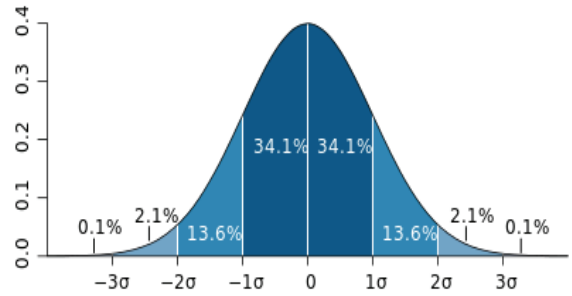


Fig. 9. Confidence level

$$\begin{aligned} a &= k \times \sigma_v, \quad b = k \times \sigma_a \\ (a, b \text{는 타원의 장/단축, } k \text{는 비례상수}) \end{aligned} \quad (4)$$

### 4.3. 감정영역 분할

기존의 연구(Han et al., 2014)에 의하면 감정차원의 두 축(각성, 정서가)은 서로 다른 특징을 가지고 있으며, 각성(Arousal) 축의 경우 데이터의 분포가 상호 배타적인 경향이 존재한다고 하였다. 이는 개개인의 특성에 따라 어떤 사람에게는 동적인 감정이 다른 사람에게는 정적인 감정일 수 있음을 의미한다. 따라서 그들은 같은 감정 일지라도 정적 항목과 동적 항목을 분리하여 표현하여야 한다고 주장하였다. 따라서 본 논문에서도 Fig. 10과 같이 데이터의 각성 축 항목인 정적(Inactive)과 동적(Active)의 비율을 구하여 데이터의 분포를 분석하였다. 비율이 0.3에서 0.7 사이인 경우 영역을 나누어 2개의 영역으로 표현하였다. 이는 다음의 Fig. 11과 Equation 5와 같다.

<b>Arousal</b>	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
<b>Region</b>	Inactive region			N		Active region			
<b>Ratio</b>	Inactive/Active								

Fig. 10. Arousal ratio

$$\begin{aligned} & \alpha[(\cos\theta_1(x_1 - m_{11}) - \sin\theta_1(x_2 - m_{12}))^2/a_1^2 + \\ & (\sin\theta_1(x_1 - m_{11}) + \cos\theta_1(x_2 - m_{12}))^2/b_1^2] = 1 \\ & \beta[(\cos\theta_2(x_1 - m_{21}) - \sin\theta_2(x_2 - m_{22}))^2/a_2^2 + \\ & (\sin\theta_2(x_1 - m_{21}) + \cos\theta_2(x_2 - m_{22}))^2/b_2^2] = 1 \end{aligned} \quad (5)$$



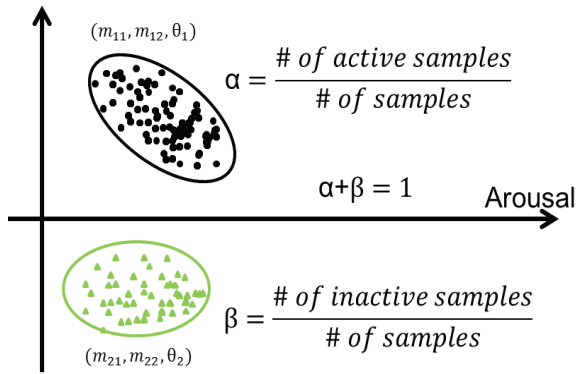


Fig. 11. Region division

### 5. 결과

본 논문에서는 기존의 Russell 모델의 문제점을 보완하고 공학 분야에 쉽게 적용할 수 있는 모델링 방법을 제안하였다. 감정을 점으로 표현하는 방법 대신 데이터 분포를 가정하여 수식화된 영역으로 표현하였다. 또한, 기존의 연구에서 주장한 바와 같이 데이터의 분포를 분석하여 영역을 나누어 표현하였다. 제안하는 모델링 방식으로 얻은 모델은 Fig. 12과 같다.

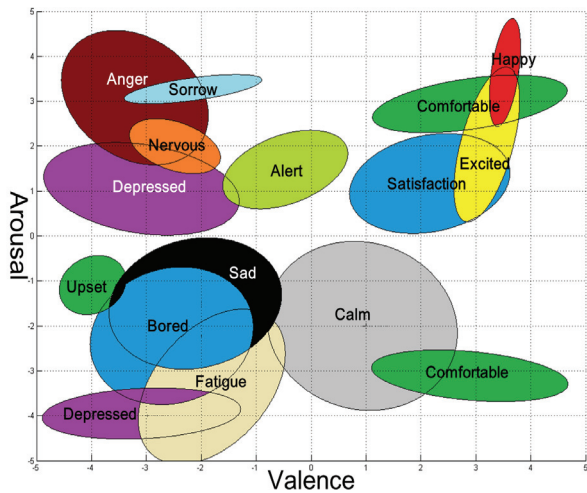


Fig. 12. Emotional region

대부분의 공학 분야의 연구에서 사람의 감정을 분석 위해 실험자들에게 ANEW, IAPS 등의 자극을 주워주고 설문이나 생체신호를 통해 감정 데이터(각성, 정서가 등)를 수집한다. 수집된 데이터를 검증하기 위해서 대부분의 연구자는 다음과 같은 두 가지 방법

을 이용한다. 첫 번째 방법은 감정차원 위에 수치상으로 제시하거나 기존의 데이터들(점)과의 거리를 이용한다. 두 번째 방법은 수집된 데이터를 베이지안 분석, SVM (Support Vector Machine), NN (Neural Network) 등의 패턴인식 알고리즘을 이용하여 학습시킨 뒤 동일한 응답자에게 동일한 자극을 이용하여 얻은 데이터를 학습된 데이터와 비교하여 정확도를 측정한다. 하지만 두 번째 방법은 동일한 응답자를 기반(Customized)으로 하므로 다른 응답자에게 적용하면 정확도가 매우 낮아지며 이는 감정에 대한 정확도라기보단 분류기에 대한 정확도라고 할 수 있다. 또한, 첫 번째 방법의 경우는 단순히 차원 위에 점으로 나타내거나 기존연구와의 비교한 값을 수치상으로 나타내기 때문에 얻은 결과가 어느 감정에 속하는지 분석하기 어렵다. 위와 같은 문제는 기존의 모델이 차원 위에 감정을 점으로 표현하여 발생하는 결과이다. 따라서 본 논문에서는 감정을 영역으로 표현하고, 이를 수식화하여 패턴인식 알고리즘을 적용하기 쉽고, 정확도를 수치화하여 구할 수 있는 모델링 방법을 제안하였다. 다음 절에서 앞선 장에서 설명한 베이지안 결정론과 ANEW 데이터를 이용하여 본 논문에서 제안한 모델의 정확도를 검증하였다. 또한, 베이지안 곡선을 구하여 IAPS의 사진을 감정 단어에 매칭하는 방법을 서술한다. 이러한 기술을 통해 기존에 뇌파, 피부전도도, 표정 등의 생체신호를 통해 얻은 감정의 결과(정서가, 각성, 지배 등)에 적용할 수 있다.

#### 5.1. Application

앞선 장에서 베이지안 결정론의 관점(Fig. 4)에서 보면 각각의 특징 벡터는 설문에 사용된 14개의 단어이며, 분별함수는 Fig. 12와 같이 수식화된 감정 영역이다. 이를 Fig. 13에 나타냈다. 응답자는 14개의 단어에 대해 모두 설문을 진행하므로 감정 단어들의 확률은 약 0.071 (1/14)로 같고 각 단어의 감정 영역 수식( $g_x$ )을 이용하여 베이지안 결정 곡선(Fig. 13의 점선)을 구할 수 있다. Fig. 13과 같이 구한 베이지안 결정 곡선을 기준으로 하여 차원 위의 결과(점)가 어느 감정에 속하는지 판별할 수 있다. 기존의 연구 (Han et al., 2013)에서 한국 단어와 매칭시킨 ANEW

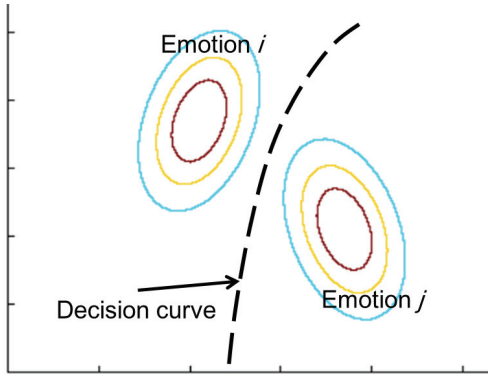


Fig. 13. Bayesian curve

단어를 이용하여 검증한 결과 Table 3과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

ANEW 데이터를 이용하여 본 논문에서 제안한 모델을 검증한 경우 정확도는 92.86%로 14개의 단어 중 1개의 단어만을 제외하고 모두 같은 감정으로 판별되었다(Table 3). 이와 같은 예러는 Fig. 12의 외로움과 슬픔과 같이 매우 근접해 있는 감정의 경우 영역이 겹치는 부분이 생겨서 발생한다.

Table 3. Verification

Words (Korean)	Matched Words (Previous)	Discriminated Words	Accordance
분노 (Anger)	Anger	분노 (Anger)	O
기쁨 (Happy)	Happy	기쁨 (Happy)	O
즐거움 (Excited)	Excited	즐거움 (Excited)	O
만족 (Satisfaction)	Satisfaction	만족 (Satisfaction)	O
슬픔 (Sad)	Sad	외로움 (Bored)	X
괴로움 (Depressed)	Depressed	괴로움 (Depressed)	O
긴장 (Nervous)	Nervous	긴장 (Nervous)	O
놀람 (Alert)	Alert	놀람 (Alert)	O
싫어함 (Sorrow)	Sorrow	싫어함 (Sorrow)	O
짜증남 (Upset)	Upset	짜증남 (Upset)	O
지루함 (Fatigue)	Fatigue	지루함 (Fatigue)	O
편안함 (Comfortable)	Comfortable	편안함 (Comfortable)	O
나른함 (Calm)	Calm	나른함 (Calm)	O
외로움 (Bored)	Bored	외로움 (Bored)	O

Table 4. Applied to IAPS

Region	Matched Pic (Number)	Region	Matched Pic (Number)
Anger	3060	Alert	1310
Happy	4220	Sorrow	6550
Excited	8501	Upset	9331
Satisfaction	8163	Fatigue	9001
Sad	9331	Comfortable	1610/4220
Depressed	9220/9325	Calm	2384
Nervous	6570.1	Bored	9331

하지만 앞선 장에서 감정 영역을 유도할 때 영역의 크기를 조절하기 위한 스케일 값( $k$ )을 줄여서 에러를 보완할 수 있다. 또한, 추후에 감정의 그룹화 과정을 통하여 비슷한 감정을 하나로 묶는다면 해결할 수 있는 문제이다. 다음으로는 Table 4과 본 논문에서 구현한 모델 위에 감정 영역에 대해서 가장 높은 일치성을 가지는 IAPS 데이터를 선별하였다. 이러한 결과는 단순히 IAPS의 사진이 어느 감정을 뜻하는지를 의미하는 것이 아니라 기존의 수치화 되어 있는 데이터(각성, 정서가, 지배 등)를 모두 적용하여, 더욱 객관적인 정보를 얻을 수 있음을 뜻한다.

## 6. 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 기존의 감정차원 모델 중 Russell 모델의 문제점을 보완하고 이를 확장하여 더욱 객관적이고 다른 연구에 적용하기 쉬운 모델링 방법을 제안한다. 기존에 감정을 점으로 표현하는 방법 대신 감정을 영역으로 표현하고, 이를 수식화하여 나타냈다. 물론 기존의 감정차원 모델을 확장하여 수식화하는 과정에서 모델의 복잡도는 증가하였다. 하지만 이러한 방법을 통해 기존에 적용하기 어려웠던 패턴인식, 학습 등의 알고리즘에서 본 논문에서 제안한 감정 영역을 분류기로 사용할 수 있다. 또한, 그 외에 생체신호를 이용한 감정 분석/판단 연구에서도 기존의 모델보다 쉽게 적용하고, 연구자들의 결과를 객관적으로 검증할 수 있도록 기대한다. 추후에는 보다 안정적인 모델을 구현하기 위해 차원 위의 감정 단어들을 그룹화하는 연구를 진행할 계획이다.

## REFERENCES

- Bradley, M. M. & Lang, P. J. (1994). Measuring emotion: the self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, 25(1), 49-59.
- Bradley, M. M. & Lang, P. J. (1999). Affective norms for english words(ANEW): affective ratings of words and instruction manual, instruction manual and affective ratings. *Technical Report C-2*, Florida: University of Florida Press.
- Cacioppo, J. T. & Berntson G. G. (1994). Relationship between attitudes and evaluative space: a critical review, with emphasis on the separability of positive and negative substrates. *Psychological Bulletin*, 115(3), 401-423.
- Han, E. H. & Cha, H. T. (2013). A study of emotional dimension for mixed feelings. *Science of Emotion & Sensibility*, 16(4), 469-480.
- Han, E. H. & Cha, H. T. (2014). A study of emotional dimension that takes into account the characteristics of the arousal axis. *Science of Emotion & Sensibility*, 17(3), 57-64.
- Kim, J. H. & Andre, E. (2008). Emotion recognition based on physiological changes in music listening. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(12), 2067-2083.
- Kim, J. K., Moon, H. S. & Oh, K. J. (1998). Validating the stability of two-dimensional structure of emotion. *Korean Journal of the Science for Emotion & Sensibility*, 2(1), 43-52.
- Koots, L., Realo, A., & Allik, J. (2012). Relationship between linguistic antonyms in momentary and retrospective ratings of happiness and sadness. *Journal of Individual Difference*, 33(1), 43-53.
- Lang, P. J., Bradley, M. M., & Cuthbert, B. N. (2008). International affective picture system (IAPS): affective ratings of pictures and instruction manual. *Technical Report A-8*, Florida: University of Florida Press.
- Larsen, J. T., McGraw, A. P., & Cacioppo, J. T. (2001). Can people feel happy and sad at the same time? *Journal of Personality and Social Psychology*, 81(4), 684-696.
- Oh, I. S. (2008). *Pattern Recognition*. Seoul: Kyobobook Press.
- Osgood, C. E., May, W. H. & Miron, M. S. (1975). *Cross-cultural universals of affective meaning*. Urbana: University of Illinois Press.
- Rhee, S, Y., Ham, J. S., & Ko, I. J. (2012). A classification and selection method of emotion based on classifying emotion terms by user. *Korean Journal of the Science of Emotion & Sensibility*, 15(1), 97-104.
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1161-1178.
- Schimmack, U. (2001). Pleasure, displeasure, and mixed feelings: are semantic opposite mutually exclusive? *Cognition and Emotion*, 15(1), 81-97.
- Yi-Hsuan, Y. & Homer, H. C. (2011). *Music Emotion Recognition*. New York: CRC Press.

원고접수: 2016.05.19

수정접수: 2016.09.09

게재확정: 2016.12.02