

물리적 인지적 상황을 고려한 감성 인식 모델링

송성호*(한양대 대학원 기계설계학과), 박희환(한양대 대학원 기계설계학과), 지용관(한양대 대학원 기계설계학과), 박지형(한국과학기술연구원), 박장현(한양대)

Emotion recognition modeling in considering physical and cognitive factors

S. H. Song (HYU), H. H. Park (HYU), Y. K. Ji (HYU), J.H. Park(KIST), J.H. Park(HYU)

ABSTRACT

The technology of emotion recognition is a crucial factor in day of ubiquitous that it provides various intelligent services for human. This paper intends to make the system which recognizes the human emotions based on 2-dimensional model with two bio signals, GSR and HRV. Since it is too difficult to make model the human's bio system analytically, as a statistical method, Hidden Markov Model(HMM) is used, which uses the transition probability among various states and measurable observation variance. As a result of experiments for each emotion, we can get average recognition rates of 64% for first HMM results and 55% for second HMM results

Key Words : HMM (히든마코브모델), Emotion recognition system(감성인식시스템), Cognitive factor(인지적 요소)

1. 서론

인간의 감성 정보 인식 기술은 보다 인간 친화적인 정보통신 기기 운용 환경을 제공해 주는, 앞으로 도래할 Ubiquitous 시대의 핵심기술이다. Virtual tour 또는 E-learning 에서, 투어 및 교육 참가자의 반응을 파악하여 feedback 시키는 일은 삶의 질이나 tour 및 교육효과를 증대시키기 위하여 매우 중요한 요소이다. 또한, 감성인식 기술을 통해 제품, 서비스에 대한 소비자의 반응을 즉각 알 수 있고, 가상 환경에서 자신의 감정을 표현할 수 있으며, 애완용 로봇 등의 지능형 로봇에 감성요소를 부여하는 등 그 응용 범위는 무궁무진하다.

이런 감성 인식 시스템에 대한 연구는 아직 초기 단계에 있다. 현재까지, 감성 변화에 따른 인간의 얼굴 표정의 변화, 음성 변화 그리고 생체 신호의 변화 등을 이용하여 인식을 행하는 방법들이 소개되고 있다. P. Ekman 은 얼굴 각 부분의 표정변화와 감정변화와의 상관관계를 밝히는 연구를 수행하였다. R. Nakasu 은 인간의 음성을 뉴럴 네트워크(Neural Network)를 이용하여 8 개의 대표감성을 인식하고자 하였다.

또한, 본 연구 프로젝트의 선행연구인 '감성 정보 추출을 위한 생체신호 처리 및 분석기술 개발

(2002 년)'과 'Ubi-Environment 에서의 감성반응 모델링 및 인식 기술(2003 년)'을 통하여, 생체신호인 HRV(Heart Rate Variability)와 GSR(Galvanic skin response)에서 패턴을 추출하여 인간의 감성을 파악하고자 하는 노력을 행하였다. 이러한 생체신호들의 패턴과 통계적 모델링 기법인 HMM(Hidden Markov Model)를 이용하여 인간의 감성 인식 모델을 구축하고, 놀라움(Surprise), 즐거움(Joy), 역겨움(Disgust) 등 총 3 가지 감성을 인식하는 연구를 행하였다.

그러나 표정변화는 인간이 인위적으로 제어할 수 있고, 대화 중 입 모양의 변화, 조도 등의 외란의 영향을 크게 받는다. 음성 역시 억양, 강조 등의 문법적 요소가 외란으로 작용한다. 생체신호 계측 또한 운동량, 체온, 건강상태 등에 영향을 받는다. 이렇게, 얼굴 표정, 음성 변화, 생체 신호 등 가시적, 생체 전기, 생리적 지표들을 관찰하는 것은 필연적으로 외란의 영향을 받는다.

이뿐만 아니라, 인간이 감성자극을 받아 이것이 중추신경계에 전달되고 자율신경계를 거쳐 다시 여러 가지적 혹은 생체 지표로 표현되는 구조는 인간의 수많은 기관이 관여하는 작용하는 것이다. 이러한 과정은 그 복잡성이 매우 높을 뿐만 아니라 사람의 체질 등 여러 개인차가 존재한다. 따라서

이러한 감성 반응을 구조를 역학적으로 파악하는 것에는 한계가 있다.

본 연구의 목적은 인간의 감성 인식 시스템을 개발하고 이를 통해 인간의 감성 추이를 획득하여 실용적인 감성 영역에 mapping 하는 것이다. 감성 추이를 획득하기 위해 cognitive aspect 중 하나인 개인의 이전 감성 상태를 고려하게 되며, 이를 통해 얻어진 감성 추이는 Viterbi Algorithm 에 적용될 observation sequence 가 된다. 최종적으로 HMM 의 두 번째 문제인 은닉 상태 열을 찾는 문제를 품으로서 실용적인 감성 영역으로의 mapping 과 동시에 감성 변화 추이를 획득할 수 있을 것이다.

이어지는 제 2 장에서는 감성 인식 시스템에 대한 전반적인 설명과 HMM 에 대한 대략적인 설명과 더불어 본 연구에 어떻게 적용되었는지에 대해 설명할 것이다. 제 3 장에서는 실험을 통해 구성된 감성 인식 시스템을 검증할 것이다.

2. 감성 인식 시스템

2.1 감성 인식 시스템의 개요

사람이 다른 누군가의 감성을 인식해 나가는 과정을 살펴보자. 먼저, 입 이나 눈 주변의 변화, 손의 움직임, 음성의 크기나 말투 같은 저 레벨 신호(Low-level signals)를 파악하는 패턴 분석(Pattern analysis)과정을 거친다. 이 신호들의 패턴을 종합하여 각 감성에 따른 해당 신호의 특징과 비교하여 그 사람이 어떤 감성을 가지고 있는지를 1 차적으로 유추할 수 있다. 그 다음 피 관찰자가 어떤 상황에 처해있는지에 대한 이해를 돕는 추론(Reasoning)과정을 통해 보다 정확한 감성 상태를 파악할 수 있다. Fig 2-1 은 이러한 과정을 그림으로 표현한 것이다.

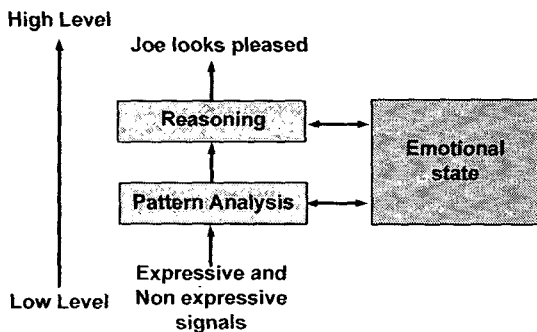


Fig 2-1 Information flows from low to high in a system that can recognize human sensibility.

본 연구에서는 위 과정과 같은 사람의 감성 인식 과정 중에서 저 레벨 신호의 패턴분석을 통한 1

차적인 감성 인식 과정을 수행하고자 한다.

2.2 감성 상태의 표현법

여러 가지 생리적 지표로부터 적절한 감정상태를 유추하기 위해선 먼저 체계적 감정 모델을 구축하는 것이 필요하다. 현재 인간의 다양한 감정상태를 정량화하고 각각의 감정상태간의 상관관계를 밝히려는 연구는 현재까지도 활발히 진행되고 있다. 그 중에서도 현재 가장 타당하다고 인식되고 있는 방법으로 크게 두 가지가 있다. 첫 번째는 즐거움(Joy), 놀라움(Surprise), 역겨움(Disgust), 공포(Fear), 화남(Anger) 그리고 슬픔(Sadness) 같은 대표 감성을 선정하는 방법이다. 두 번째는 인간의 감성영역을 쾌-불쾌, 각성-이완의 2 차원 영역으로 규정하여 각 차원에 따라 감성이 결정된다는 것으로, Fig. 2-2 에서 보는 바와 같이 많은 감정상태가 2 차원 구조로 구분될 수 있다. 본 연구에서는 두 번째 방법을 이용하여 감성 상태를 구분하였다.

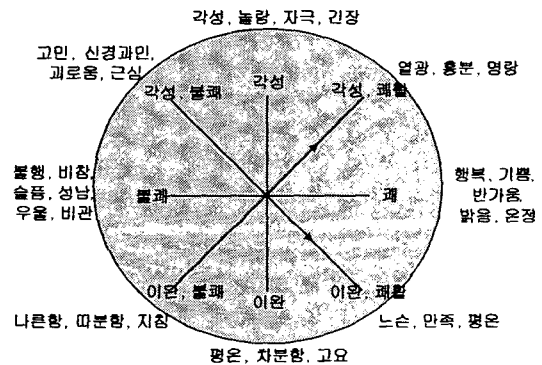


Fig 2-2 Two Dimensional Model of Emotions.

감성 반응에 수반되는 사람의 생리적 활동을 모델링 한다는 것은 극히 어려운 문제이다. 인간은 문화적 요인에 따라 같은 감성 자극에 대해 다르게 반응할 수 있으며 개인의 성격 또한 하나의 자극을 받아들이는 정도와 양상에 큰 영향을 미친다. 또한 사람의 체질에 따라서도 감성 자극으로 나타나는 가시적, 생체, 생리적 지표가 상이할 수 있다. 그 외에도 생리적 활동 측정 시 주위 환경과 분위기 같은 여러 주변 인자의 영향, 혼합 감성 상태의 존재, 측정 가능한 정보의 한계 그리고 절대적, 주관적 감성 상태 규정의 한계의 문제 등 다양한 문제점이 산재해 있다. 이러한 문제들은 인간의 감성 반응을 모델링 하는 데 수 많은 변수로 나타난다. 따라서 각각의 변수를 고려하고 해석적으로 모델링 하는 것은 현실적으로 불가능하다고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 측정된 생체 신호와 감성 상태의 데이터를 축적한 통계적, 확률적 패턴인식 방

법인 HMM 을 이용하여 감성 인식 시스템을 구성하고자 한다.

2.3 생체신호의 선정 및 취득

외부 자극에 대한 신체의 반응은 크게 중추신경계와 자율신경계의 반응으로 분류된다. 외부 감성 자극에 먼저 중추신경계의 뇌가 반응하며 뇌에서 전달된 정보에 의하여 자율신경계의 신경계, 내분비계, 심혈관계 등에서 반응이 일어난다. 이러한 사실은 인간의 감정변화를 신체 생리적 변화로부터 유추해 낼 수 있다는 가능성을 제시해 준다. 본 연구에서는 여러 가지 감성을 나타내는 생리적 지표 중 지표간 독립성이 우수하며 측정이 용이한 HRV 와 GSR 을 선정하여 측정 시간(Sample Time)간의 GSR 의 크기와 미분 값, HRV 의 크기 및 미분 값 시스템의 Input Data 로 사용하였다.

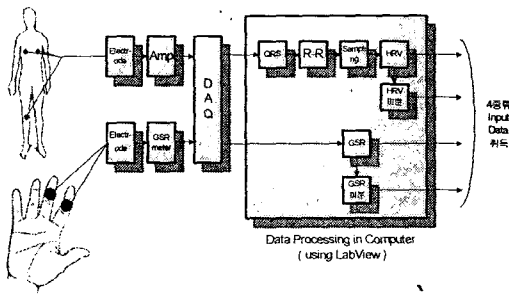


Fig.2-3 Data processing from physical analog signal to digital input signal

2.4 히든 마코브 모델 (Hidden Markov Model)

2.4.1 HMM 의 개요

HMM 은 음성이나 필기체 인식 같이 시스템의 순차적인 변화를 모델링 하기에 매우 유용한 통계적인 방법이다.

Rabiner 에 따르면 HMM 은 직접적 관측은 불가능한 내부 프로세스와 일련의 관측 순서를 생성하는 확률적인 프로세스로 이루어진 이중 확률 모델이다. 즉, HMM 은 시스템에 존재하는 여러 상태(states)간의 전이 확률(Transition probability)과 시스템의 상태와 관측결과를 연결하는 관측 확률(Observation probability)을 이용하여 시스템의 거동을 모델링 하는 방법이다.

일반적인 마코브 체인(Markov chain)이 관측 가능한 유한한 상태를 갖는 내부 프로세스인데 반해 HMM 은 각각의 상태에서의 관측 결과를 또 다른 확률 프로세스로 표현함으로써 직접적인 관측이 불가능한 상태를 모델링 할 수 있는 것이다.

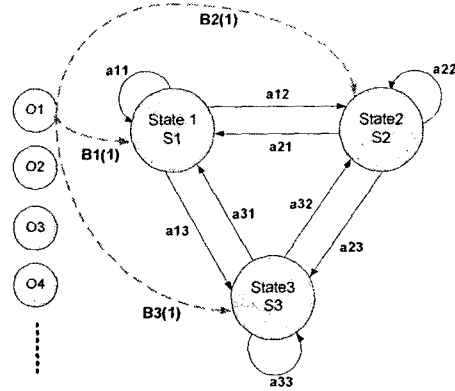


Fig.2-4 Basic structure of HMM

2.4.2 HMM 의 변수 계산

HMM 문제를 풀기 위해 구해야 할 변수는 a_j 와 $b_j(k)$, 그리고 π_i 이다. 하지만 이를 위한 해석적인 해법은 아직 존재하지 않으며 다만 주어진 관측 시퀀스를 이용하여 HMM 의 확률을 최대화 시키는 반복적인 업데이트 방법을 이용하여야 한다. 본 연구에서는 HMM 의 변수를 계산하는데 있어 Baum-Welch 방법을 이용하였다. Baum-Welch 방법을 이용하기 위해선 먼저 특정 시간 t 에 대하여 어느 상태 S_i 에 존재하는 지에 대한 확률 $\gamma_t(i)$ 을 정의해야 한다. 그리고 시간 t 에 S_i 에 존재했을 때 시간 $t+1$ 에 S_j 에 존재할 확률 $\xi_t(i, j)$ 를 정의해야 한다. 주어진 모델과 관측 시퀀스가 있을 때 $\xi_t(i, j)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N \alpha_t(k) a_{kl} b_l(O_{t+1}) \beta_{t+1}(l)} \quad (2.1)$$

여기서 $\alpha_t(i)$ 와 $\beta_t(i)$ 는 각각 전향 변수(forward variable), 후향 변수(backward variable)로 시간 t 가 1부터 T 까지 있을 때 특정 시간 t 에 시스템에 상태 S_i 에 도달할 수 있는 확률을 각각 순차적인 방법과 역차적인 방법으로 구한 것으로 forward-backward algorithm 이라 불리우며 다음 같은 절차로 구할 수 있다. 식(4.2)와 (4.3)은 초기화이며 (4.4)와 (4.5)는 유도과정이다.

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(O_1) \quad (2.2)$$

$$\beta_T(i) = 1 \quad (2.3)$$

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(O_{t+1}) \quad (2.4)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (2.5)$$

$\gamma_t(i)$ 는 다음 식과 같이 $\xi_t(i, j)$ 을 모든 j 에 대하여 합한 것이다.

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j) \quad (2.6)$$

위의 식들을 바탕으로 HMM의 나머지 변수 A 와 π 를 반복적으로 구할 수 있다. 각각 변수에 대한 최종적인 식은 다음과 같다.

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i) \quad (2.7)$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad (2.8)$$

지금까지의 forward-backward Algorithm과 Baum-Welch 방법을 이용하여 감성 인식 시스템을 구성하여 Data를 training 시키고 검증할 것이다.

2.4.2 Viterbi Algorithm

Observation Sequence $O = \{o_1, o_2, \dots, o_T\}$ 가 주어졌을 때, 의미 있는 최적의 상태 열로 정의되는 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_T\}$ 을 찾기 위하여 Viterbi Algorithm을 이용한다. 최적의 상태 열을 찾기 위해 아래와 같은 양을 정의한다.

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P[q_1, q_2, \dots, q_{t-1}, q_t = i, o_1, o_2, \dots, o_t | \lambda] \quad (2.9)$$

$\delta_t(i)$ 는 시간 t 까지 단일 경로를 따라 계산된 확률 값들 중 가장 큰 값을 의미한다. $\delta_{t+1}(j)$ 는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij}] b_j(o_{t+1}) \quad (2.10)$$

Viterbi Algorithm을 이용하여 최적의 상태 열을 찾는 방법은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \delta_1(i) &= \pi_i b_i(o_1), \quad 1 \leq i \leq N \\ \Psi_1(i) &= 0 \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} \delta_t(i) &= \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_{t-1}(j) a_{ji}] b_i(o_t) \\ \Psi_t(j) &= \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}] \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$2 \leq t \leq T, \quad 1 \leq j \leq N$$

$$\begin{aligned} P^* &= \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \\ q_T^* &= \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \end{aligned} \quad (2.13)$$

$$q_t^* = \Psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad (2.14)$$

(2.11)식으로 초기화를 시킨 후 (2.12)식을 이용, 반복한다. (2.13)식을 통해 종료한 후 (2.14)식을 이용하여 경로 역 추적을 하게 된다. 위의 Viterbi Algorithm은 앞에서 구한 감성 인식 시스템과 연계하여 개인의 감성 변화 추이를 취득하기 위해 사용될 것이다.

2.5 전체 시스템

앞서 설명한 HMM을 2차원 평면에서의 각 감성(1,2,3,4 사분면으로 mapping되는 감성)의 모델링에 적용하기 위해서 HMM의 각 파라미터에 대한 트레이닝 과정이 필요하다. 전체 감성 인식 시스템은 Fig.2-5와 같이 구성하였다. 어떤 감성을 변화시키는 자극이 주어졌을 때 발생하는 생체 신호에 의한 4종류(GSR, GSR 미분, HRV, HRV 미분) 관측 시퀀스를 구하고 이들이 각 감성을 대표하는 HMM에 부합되는 확률 $P(O|\lambda)$ 을 구한다. 구한 확률 중에서 가장 높은 확률의 감성 모델을 해당 자극에 대한 감성으로 인식할 수 있다. 여기서 $P(O|\lambda)$ 는 앞서 설명한 순차 확률(forward probability)로부터 다음과 같이 구할 수 있다.

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (2.15)$$

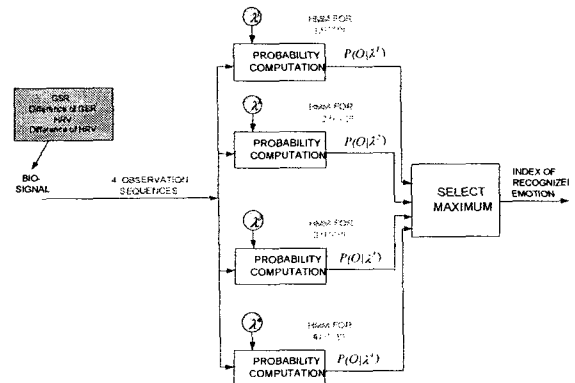


Fig.2-5 Block Diagram of HMM recognizer

위의 같은 방법에 의해 구해지는 4 가지 감성 상태를 우리가 목표로 하는 새로운 3 가지 감성 상태(Boring, Ordinary, Interesting)에 mapping 시킴과 동시에 감성의 변화 추이를 취득하기 위해 다음과 같은 Viterbi Algorithm 을 이용한다.

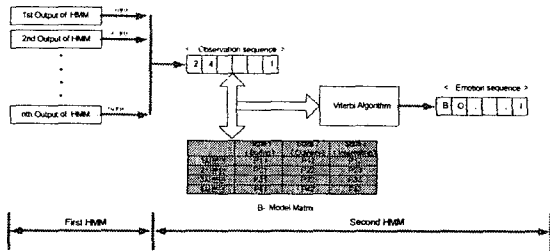


Fig.2-6 Block Diagram of Viterbi Algorithm

위의 그림에서, First HMM 이라 함은 생체신호로부터 얻은 Data 를 바탕으로 HMM 을 training 시키고 그에 부합된 4 가지 감성상태를 추출하기 위한 HMM 이고 Second HMM 이라 함은 first HMM 으로부터 나온 output 이 새로운 input (Observation Sequence)가 되어 감성 변화 추이를 획득하기 위한 HMM 의 Viterbi Algorithm 을 의미한다. 또한 Second HMM 의 B-model matrix 는 HMM 의 B-matrix 와 비슷한 역할 수행 하는 matrix 로서 이는 원래의 B-matrix 처럼 training 과정을 통해 생성되는 matrix 가 아니라 적절한 실험에 의해 구해지는 matrix 이기에 그와 같이 명명하였다. 또한, 시스템 검증과정에서 first HMM 의 output 으로 이루어진 Observation Sequence 는 단지 그때 그때의 생체신호만을 가지고 정해지는 것이 아니라, 적절한 실험방법에 의거 transition matrix 를 구성하여 이전 감성 상태를 고려하여 현 상태를 결정하게 된다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 절차

앞서 설명한 방법을 이용하여 4 가지 감성 (1,2,3,4 사분면)에 대한 HMM 을 훈련 시키고 감성 인식 시스템에 적용하기 위하여 Fig. 3-1 과 같은 실험을 수행하였다.

총 성인 남녀 50 명을 대상으로 각 감성을 유발할 수 있는 자극을 30 초간 쉬는 시간 없이 10 장을 무작위로 제시하고 동시에 생체신호 측정과 SAM 주관적 설문조사를 하였다. 총 50 명의 데이터 중 35 명의 데이터는 각 감성에 대한 HMM 을 훈련하는 데 사용하였고, 나머지 15 명의 데이터는 감성 인식 시스템의 인식 성공률을 검증하는데 사용하였다.

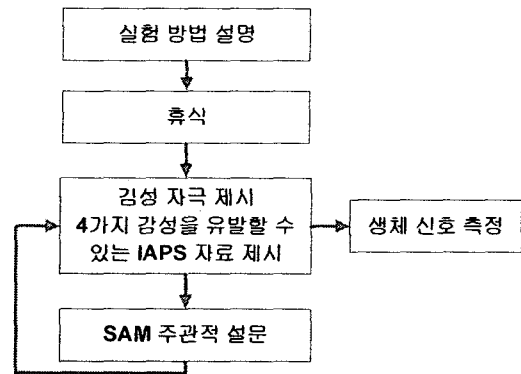


Fig.3-1 Procedure of experiment

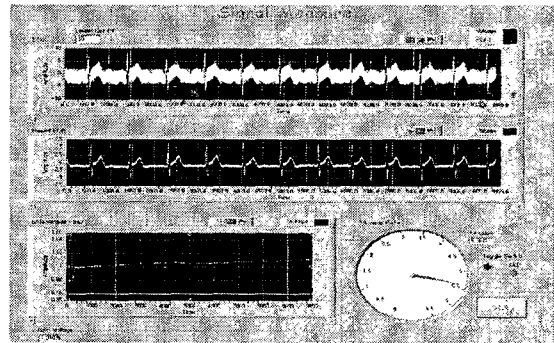


Fig.3-2 User Interface (based on Labview7.0)

3.2 실험 결과

4 가지 감성상태를 대표하는 IAPS 를 무작위로 10 장씩 제시하여 구성하게 된 transition matrix 는 다음과 같다.

Table 3-1 Transition matrix

	1 사분면	2 사분면	3 사분면	4 사분면
1	0.54	0.02	0.12	0.32
2	0.09	0.61	0.27	0.03
3	0.05	0.19	0.70	0.06
4	0.31	0.07	0.13	0.49

위의 표에서 알 수 있듯이 대각 성분, 즉 이전 감성 상태와 동일한 감성 상태를 가질 확률이 가장 크게 나왔고, 그에 정 반대에 해당하는 감성은 가장 낮게 나왔다. 또한 캐-볼패에 대한 구분은 명확하지만, 긴장-이완에 대한 구분은 그다지 명확하지 않다. 이는 피실험자가 실험을 할 때에 어느 정도의 긴장상태를 유지하고 있기 때문이라 생각된다. 위의 transition matrix 는 second HMM 의 input sequence 를 취득하는 과정과 Viterbi Algorithm 을 이용하여 최종감성 상태 열을 찾는 데 사용될 것이다.

또한 주관적 SAM 설문과 생체신호 측정에 의해 구성된 B-model matrix 는 다음과 같다.

Table 3-2 B-model matrix

	Boring	Ordinary	Interesting
1	0.12	0.17	0.47
2	0.18	0.15	0.32
3	0.29	0.31	0.09
4	0.41	0.37	0.12

B-model matrix 는 각성 상태일 때 Interesting 상태일 확률이 높게 나왔고, 이완 상태일 때 Boring 상태일 확률이 높게 나왔다. 하지만, Ordinary 와 Boring 의 구분이 모호하게 나왔는데, 이는 IAPS 장면 자극만으로는 이 둘을 구분 짓기가 쉽지 않기 때문이라 간주 된다.

3.3 감성 인식 시스템 평가 결과

3.3.1 First HMM 인식률

위와 같이 훈련된 4 가지 감성에 대한 HMM 을 이용하여 15 명의 Data 의 검증 실험을 수행한 결과 다음 그림과 같은 결과를 얻었다. 1 사분 면에 해당하는 쾌/각성 감성에 대한 인식률은 67%, 2 사분 면에 해당하는 불쾌/각성 감성에 대한 인식률은 55%, 3 사분 면에 해당하는 불쾌/이완 감성에 대한 인식률은 75%, 마지막 4 사분 면에 해당하는 쾌/이완 감성에 대한 인식률은 59%를 얻었다. 이는 이전 감성 상태를 고려한, 즉 transition matrix 를 이용하여 검증한 것으로서 인식률이 전반적으로 만족할 만한 결과를 얻었다.

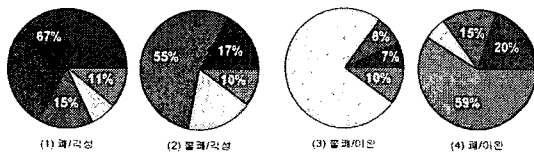


Fig. 3-3 Recognition rate with transition matrix

다음 그림은 transition matrix 를 이용하지 않고 단지 생체신호만을 이용하여 얻은 인식률 결과이다. 위의 결과보다는 다소 낮은 인식률을 보였다.

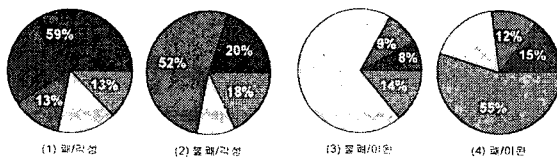


Fig. 3-4 Recognition rate without transition matrix

3.3.2 Second HMM 인식률

다음은 First HMM 으로부터 얻은 1 차 output 을 이용 Viterbi Algorithm 을 적용하여 각 시간대별 최종 output 감성 상태인 Boring, Ordinary, Interesting 에 대한 인식률을 나타낸 것이다.

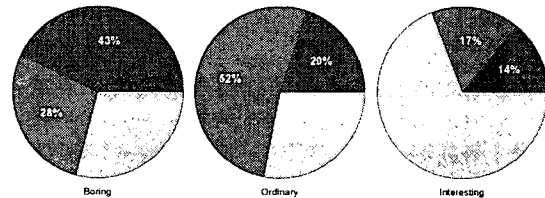


Fig. 3-5 Recognition rate of second HMM

Boring 와 Ordinary 에 대한 인식률은 다소 떨어지나, Interesting 에 대한 인식률은 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다. 이는 2 차원 감성 모델에서 Interesting 에 해당하는 감성과 쾌/긴장 감성 상태; 즉 1 사 분 면에 해당하는 감성상태와 거의 일치하기 때문이다. 하지만, Boring 와 Ordinary 는 불쾌/이완, 쾌/이완 감성상태의 경계에서 모호하게 일치하기 인식률이 다소 떨어지는 것으로 간주 된다. 그리고 전체적으로 1 차 HMM 에 비해 인식률이 다소 떨어지는데, 이는 인식률을 계산함에 있어 확실적인 계산을 하기 때문이다. 어떤 계산 과정이 거치든 1 차 output 인식률 보다 떨어질 수 밖에 없다. 이를 개선하기 위해선 좀더 신뢰성 높고 많은 data base 를 바탕으로 1 차 HMM output 의 인식률을 높여야 한다.

3.3.2 연속적 감성 추이 인식률

다음은 위에서 설명한 실험방법에 의거 30 초마다 취득한 생체신호 Data 와 Viterbi Algorithm 을 바탕으로 취득한 감성 변화 추이, 즉 계산에 의해 구해진 최종 감성 상태(Boring, Ordinary, Interesting) 와 실제 피실험자에 의한 주관적 평가 지를 대조하여 얻은 인식률 그래프이다.

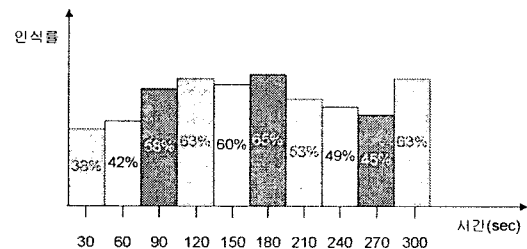


Fig. 3-6 Series recognition rate of emotion progress

위의 그래프를 보면 초기의 인식률이 그다지

좋지 못함을 알 수 있다. 이는 아무리 평정상태에서 실험을 수행한다 하여도 처음에는 어느 정도 긴장 상태를 유지하고 있기 때문이다. 따라서 이완 상태를 유발하는 자극을 주어도 크게 영향을 받지 않음을 알 수 있다.

4. 결론

2 차원 감성 모델에 의거 크게 4 가지 감성을 구분하고 이를 이용하여 실제 적용 가능한 3 가지 감성 상태로의 천이를 시도하였다. 이를 위해 측정이 용이하고 신뢰성이 좋은 ECG, GSR 신호를 선정, 취득 후 확률적 패턴 인식 방법인 허든 마코브 모델에 적용 함으로서 감성 인식 시스템을 구축하였다. 마지막으로 실험을 통하여 감성 인식 시스템의 각 파라 미터를 훈련(training)시키고 실제로 감성 인식에 적용하여 이를 검증하였다. 또한 인지적 측면 중 하나인 이전 감성상태를 고려하기 위해 transition matrix 를 정의하고 현 감성 상태를 취득하는 계산과정에 추가 함으로서 인식률을 높이는데 성공하였으며, Viterbi Algorithm 을 이용하여 실제 적용 가능한 감성 상태로의 천이와 더불어 감성 변화 추이를 취득할 수 있었다.

앞으로 좀더 신뢰성 있는 감성 인식 시스템을 구축하기 위해 얼굴 표정이나 음성과 같은 측정 신호의 추가 선정으로 감성 상태에 대한 보다 많은 정보를 이용하고, 외란 이나 노이즈에 강인한 안정적인 측정장비의 개발, 대표 감성의 세분화 작업, 그리고 더 많은 실험을 통한 Data Base 가 필요하다.

후 기

본 논문은 한국과학기술연구원(KIST)의 연구지원에 의하여 연구되었음.

참고문헌

1. Picard, R. W., 1998, Affective Computing, The MIT Press, London, pp. 141 ~ 192
2. Kim, B. H., and Hwang, M. C., 2000, Development of technology for measuring and evaluating emotion by constructing virtual environment presentation system : Development of intelligent emotional computer, Ministry of science and technology.
3. Kim, D. Y., 1998, Development of human sensibility elements : Development human auditor and visual sensory measurement technology and construction of its database, Ministry of science and technology.
4. Cleary, Alan., 1977. Instrumentation for psychology,

Wiley, New York.

5. Ventura, A. G., and Reisman, S., 2000, "A Study of Factors Affecting Cardiovascular Reactivity," Proceedings of the IEEE 26th Annual Northeast, pp. 53~54.
6. Tompkins, W. J., 1993, Biomedical digital signal processing : C-language examples and laboratory experiments for the IBM PC, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.
7. Carr, J. J., and Brown, J. M., 1998, Introduction to biomedical equipment technology, Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.
8. Rabiner, L. R., 1989, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proceedings of the IEEE, VOL. 77, pp. 257 ~ 266
9. Lang, P. J., Bradley, M. M., and Cuthbert, B. N., 1997, Attention and Orienting: Sensory and Motivational Processes, Lawrence Erlbaum Associates, London, pp. 97 ~ 135.
10. Codispoti, M., Bradley M. M., and Lang, P. J., 2001, "Affective reactions to briefly presented pictures, " Psychophysiology, Vol 38, pp. 474 ~ 478.
11. Bradley, M. M., Cuthbert, B. N., and Lang, P. J., 1996, "Picture media and emotion: Effects of a sustained affective context, " Psychophysiology, Vol 33, pp. 662 ~ 670.
12. Yates, R. D., and Goodman, D. J., 1999, Probability and Stochastic Processes: A Friendly Introduction For Electrical and Computer Engineering, John Wiley & Sons, New York