

# 감정변화가 행동에 미치는 영향을 고려한 모델

## The Model Considered with the Effect of Emotion Change

김병관, 김성주, 조현찬\*, 전홍태

중앙대학교 전자전기공학부

\*한국기술교육대학교 정보기술공학부

Byeongkwon Kim, Seongjoo Kim, Hyunchan Cho\* and Hongtae Jeon

School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University

\*School of Information and Technology, Korea University of Technology and Education

E-mail : schopenhauer@empal.com

### ABSTRACT

사람은 이성과 감정을 가지고 있어, 동일한 환경 조건하에서도 감정에 따라 조금은 다른 행동을 보인다. 그러므로 아무리 정교한 행동을 할 수 있는 에이전트를 만든다 하더라도 로봇이 자체의 내부 감정을 동반하지 않으면, 능동적으로 상호 작용을 할 수 있는 에이전트를 구성할 수 없다 볼 수 있다.

본 논문에서는 감독학습, SOM(self-organizing Map) 그리고 fuzzy controller를 통해서, 주어진 환경에서 학습된 행동을 함에 있어서 감정의 변화를 고려해, 감정의 요소가 행동에 영향을 미치는 에이전트를 모델링하고자 한다. 또한 감정을 가진 모델을 통해 최종적으로 사람과 상호행동하는 모델에 대한 가능성을 제시하고자 한다.

Key words : emotion, back propagation algorithm, SOM, fuzzy controller

## I. 서론

감정이란 생리적 신체적 원인 또는 심리적인 원인, 사회적·문화적 원인으로 변화하는 내적 변화이다. 이런 내적 변화는 상당히 주관적인 것이어서 동일한 객관적 환경조건에 있더라도 사람마다 다른 결과를 야기하는 원인이 된다. 예를 들어 단거리 경주 선수의 경우 학습에 의해서 가장 빨리 달릴 수 있는 방법을 몸에 익히게 되지만 동일한 환경에서도 기분이 나쁠 경우 학습한 것을 완벽히 성취할 수 없고 반대로 기분이 좋을 경우는 평소에 학습한 것보다 나은 결과에 도달하기도 한다. 물론 감정과 이성을 독립적으로 분석하여 행동 양상을 구분 지을 수는 없지만, 이성만은 자신이 처해 있는 상황에서 어떠한 해답이 가장 올바른 것인가를 판단하는 것이고, 감정은 그 판단을 행동으로 옮길 때 행동의 효율성과 행

동 양상의 작은 변화를 일으키는 것이라고 구분할 수 있다[1]. 이런 가정으로부터 감정과 이성을 구분하여 본 논문에서는 이성적인 학습이 가능하며, 감정의 변화 또한 내부적으로 가질 수 있는 모델을 제시하고자 한다.

## II. 본론

### 2.1 Proposed Model

본 논문에서 제안된 모델은 그림 1과 같이 크게 3가지 부분으로 나뉜다. 첫 번째 부분은 이성적 행동의 학습을 위해 고안된 것으로 입력 값으로 환경으로부터 조도, 습도와 소음 정도를 받아 들어서 각각에 상황에 맞는 음악에 맞는 장르와 볼륨의 정도를 조절할 수 있게 해준다. 예를 들어 소음의 정도가 크고, 방안이 어둡고 비가 오는 날씨라면 볼륨은 크게 하고, 음악의 장르는 재즈가 적합하다는 식의 패턴

쌍을 감독학습(supervised learning)을 통해서 학습시킨다. 두 번째 부분은 감정변화를 인지하는 모델로써 외부환경(사람)으로부터 정보를 받게 되고, 정보의 긍정 부정과 정보의 강도를 평가하여 SOM을 통해 모델의 내부 감정을 변화시킨다. 세 번째 부분은 선택된 음악의 장르, 볼륨 그리고 현재감정을 입력으로 받아서 음악을 선곡하고, 입력된 볼륨으로 소리를 출력하며, 템포를 조절하는데 쓰인다. 음악 선곡은 사전 분류해 놓은 장르에 속하는 곡을 임의적으로 선곡하는 방식이며 감정입력에 대하여는 fuzzy controller를 통해서 현재 감정에 따라 템포를 조절할 수 있게 한다.

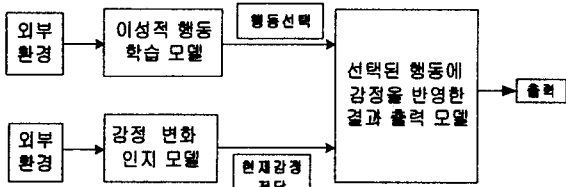


그림 1. 이성적 학습 및 감정변화인지 모델링

### 2.2 Back-propagation Algorithm

이성적인 행동을 모델화하기 위해 감독학습(supervised learning)을 선택하였다. 감독학습으로 널리 쓰이는 다층신경망 구조는 그림 2에 보이는 바와 같다. 그림 2의 다층 신경망은 오차 역전파 학습 알고리즘에 의해 연결강도의 조절이 진행되며 출력의 전체 오차는 각 출력단의 실제 출력과 목표출력 차이의 합으로 다음과 같이 구해진다.

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_k (d_k - y_k)^2 \quad (1)$$

여기서,  $d_k$ 는 출력단  $k$ 번째 뉴런의 목표 출력이며,  $y_k$ 는 출력단  $k$ 번째의 실제 출력 값이다.

오류역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)의 연결강도 변화량은 Gradient descent 방법에 의해 다음과 같이 구해진다.

$$\Delta w_{kj} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (2)$$

$$= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial v_j} \cdot y_j = \eta \cdot \delta_k \cdot y_j$$

$$\delta_k = (d_k - y_k) \cdot f'(v_k) \quad (3)$$

여기에서,

$$f'(v_k) = \frac{\partial f(v_k)}{\partial v_k} \quad (4)$$

이다.

그리고  $\eta$ 는 학습률을 나타내고  $\delta_k$ 는 역방향으로 전달되는 오차이다. 출력단과 달리 중간단의 연결 강도 변화는 다음 식에 의해 구해진다.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (5)$$

$$\delta_j = f'(v_j) \cdot \sum_k (\delta_k \cdot w_{kj}) \quad (6)$$

위 수식에 의해 최종적으로 각 단에서의 연결 강도 조절은 다음 식에 의해 구해진다.

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (7)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji} \quad (8)$$

여기서, 위와 같은 일련의 식을 계속적으로 반복하면 각 뉴런의 출력 오차가 감소하도록 연결강도가 조정되어, 원하는 입출력 쌍을 학습시킬 수가 있다.

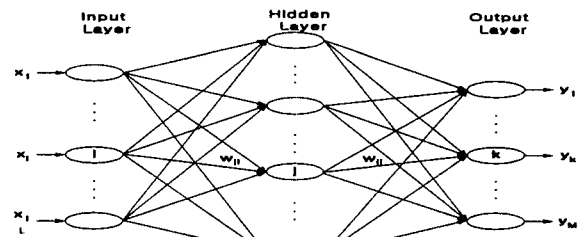


그림 2. 다층 신경망의 구조

### 2.3 Self-organizing Map

경쟁학습에서는 모든 weight vector  $w_i$  와 input vector  $x$  사이의 비유사성 정도가 가장 작은(smallest dissimilarity measure) 출력셀을 승자로 선택하고 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$\|x - w_c\| = \min_i \|x - w_i\| \quad (9)$$

여기서  $c$ 는 승자 셀이고,  $\| \cdot \|$ 는 Euclidean distance를 의미한다.

SOM(self-organizing map)방식은 승자 뿐만 아니라 승자 주위의 셀을 학습 시키는데,  $N_c$ 를 승자 주위의 셀이라고 하면 승자와 주위 셀은 다음과 같은 식에 의해서 학습된다[2].

$$\Delta w_i = \eta(x - w_i), i \in N_c \quad (10)$$

여기서  $\eta$ 는 작은 양수 값의 학습률이다.

승자 주위의 셀의 조정률을 승자와 가까운 곳은 크게 먼 곳은 작게 조절하기 위해서 SOM에서는 이웃함수를 사용하는데, SOM에서

이용되는 이웃함수로는 Mexican-hat function, bubble function, Gaussian function 등이 있고, Gaussian function이 구현하기 쉽고 안정적이므로 본 논문에서는 이웃 함수로서 다음과 같이 표현되는 Gaussian function을 사용하였다[4].

$$\Omega_c(i) = \exp\left(\frac{-\|p_i - p_c\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

여기서  $p_i$ 와  $p_c$ 는 각각 승자주위의  $i$ 번째 출력 셀과 승자 셀을 의미하고,  $\sigma$ 는 이웃하는 셀과의 반경을 의미한다.

이웃함수를 사용하여 연결강도의 조정하는 최종 식은 다음과 같이 표현된다.

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \eta \Omega_c(t)(x(t) - w_i(t)), & i \in N_c \\ w_i(t) \end{cases} \quad (12)$$

이러한 SOM의 주위에 영향을 주며 역동적으로 변화할 수 있는 특징 때문에 감정의 변화에도 활용될 수 있다[3].

본 논문의 모델에서는 출력 셀을 총 100개의 셀로 정하고 감정을 행복함, 우울함 그리고 평온함으로 구분하였으며, 입력이 긍정일 때는 행복감이 증가하게 하였고, 부정일 때는 우울함이 증가하게 하였다. 또한 아무런 입력이 들어오지 않을 때는 감정이 평온한 상태로 수렴할 수 있게끔 하였다. 그리고 입력의 강도를 구분하여 반복횟수를 조절함으로써, 입력의 강도에 따라 감정 변화의 민감성을 조절하였다

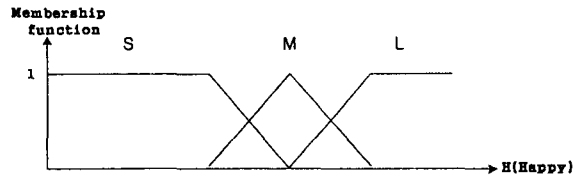
### 2.4 Fuzzy Controller

퍼지 제어기는 "If-then" 형태의 제어 규칙과 제어 규칙에 해당하는 퍼지 룰 베이스와 추론장치를 기반으로 하고 있다.

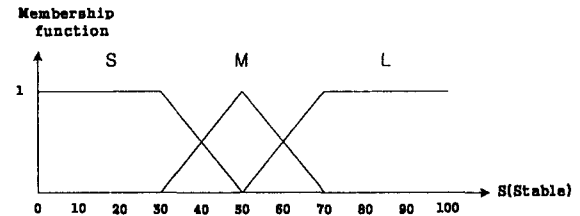
본 논문에서는 퍼지화 방법으로 삼각법을 사용하였고, 퍼지 추론법은 Mamdani's Method(min-max method)을 사용하였다[5]. 마지막으로 비퍼지화 방법으로는 일반적으로 쓰이는 무게 중심법(Center of Gravity Method)를 사용하였다.

그림 3은 (a),(b)와 (c)는 전건부 입력으로 받아들이는 행복한 감정과 평온한 감정 그리고 우울한 감정을 삼각형 법을 이용하여 각 3개의 언어적 변수로 나타내었고 (d)는 후건부인 음악의 빠르기(tempo)를 7개의 언어적 변수로 나타내었다. 전건부 입력의 경우, 행복한 감정에 비해 우울한 감정은 인식의 정도가 낮은 입력에서도 우울하다고 느끼는 멤버함수의

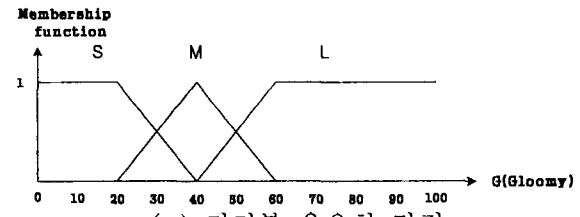
값을 다른 감정보다 크게 하였다. 또한 입력과 출력에 대한 소속 함수를 기반으로 하는 룰 베이스는 나타낼 수 없는 형태의 입력을 사전에 제거하여 표 1과 같이 총 18개로 구성하였다.



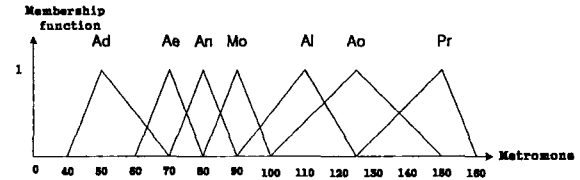
(a) 전건부 행복한 감정



(b) 전건부 평온한 감정



(c) 전건부 우울한 감정



(d) 후건부 음악의 빠르기(Tempo)

그림 3. 음악의 빠르기에 대한 소속 함수

G/S	L	M	S
L/L			
L/M			Pr
L/S		Ao	Pr
M/L			Mo
M/M		Mo	Al
M/S	Ae	Mo	Ao
S/L	Ae	An	Mo
S/M	Ad	Mo	An
S/S	Ad	An	Al

표 1. 음악의 빠르기에 대한 룰 베이스

표 1에서 Pr, Ao, Al, Mo, An, Ae 와 Ad는 음악의 빠르기 말인 Presto, Allegro, Allegretto, Moderato, Andantino, Andante고

리고 Adagio를 나타낸다.

### III. 컴퓨터 모의 실험

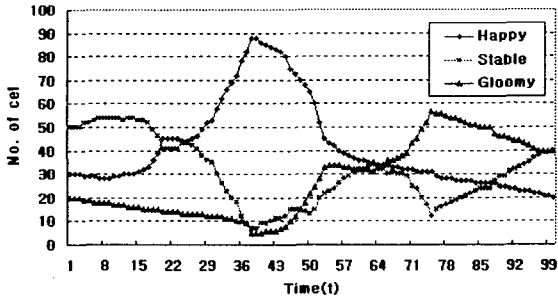


그림 4. 외부 정보에 의한 감정의 변화

그림 4는 외부환경(사람)으로부터 긍정적인 정보나 부정적인 정보를 받아 변화하는 감정에 대한 결과이다. 외부 입력은 SOM에 의해서 경쟁학습을 하게되며, 시간 15초 정도에 작은 크기의 긍정적인 정보를 받아 들어서 행복한 감정이 증가 하였고, 그 이후 29초 정도에서 큰 크기의 긍정적인 정보를 받아 감정이 급격하게 변화하였다. 그 이후 큰 크기의 부정적인 신호를 받아들여 감정이 나쁘게 변화하였으나 78초 이후에는 아무런 정보를 받지 않으므로 점점 평온한 상태를 찾아간다.

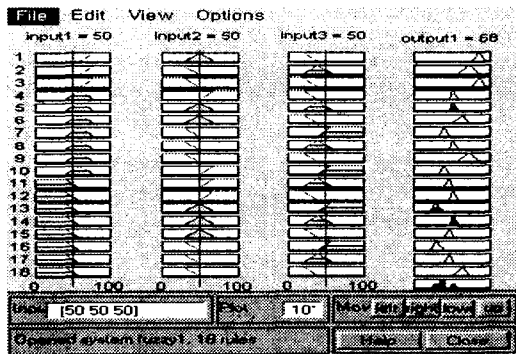


그림 5. 퍼지 추론 모의 실험

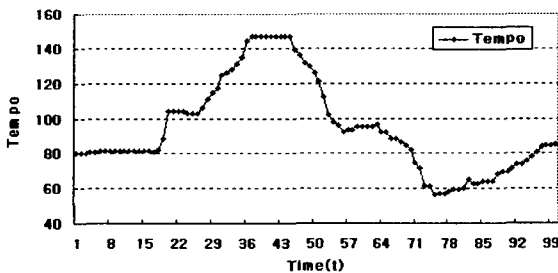


그림 6. 감정 변화에 따른 Tempo 변화

SOM에서 나온 신호는 퍼지의 추론 법칙을 거쳐, 그림 6과 같이 음악의 tempo를 변화시

킨다. 이 결과에서 주로 행복함이 우세할 때는 빠른 tempo로 우울함이 우세할 때는 느린 tempo로 음악을 연주함을 알 수 있다.

### IV. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 이성과 감정을 가지고 있는 모델을 제시하고 감정에 따른 행동의 변화를 음악을 통하여 표현하였다. 그 결과 모델의 감정도 인간과 마찬가지로 현재의 감정의 상태에 따라 외부 입력에 대해 감정의 변화 정도가 달라짐 또한 확인할 수 있었다. 또한 감정은 학습된 행동을 표현하는 과정에도 영향을 미치지 만 학습되어야 하는 행동이 어떤 것인가에 따라서도 학습의 정도에 영향을 미칠 수 있다. 향후과제로써 감정이 학습에 영향을 미치는 모델에 대한 연구가 필요할 것이다. 또한 궁극적으로는 감정을 가진 모델이 사람과 좀더 다양한 방법으로 상호행동 할 수 있는 모델로써 제시되어야 할 것이다.

감사의 글: 본 논문은 과학기술부 뇌신경 정보 학 연구 사업에 의해 지원받았습니다.

### V. 참고문헌

- [1] A. Camurri, P. Ferrentino, and R. Dapelo, "An architecture for Multimodal Environment Agents," *Proc. Of Intl. Workshop on Kansei □ Technology of emotion*, pp.48-53, 1977.
- [2] T. Kohonen, "Self-Organizing Maps," *Proc. of the Institute of Electrical and Electronic Engineers*, Vol.78, pp. 1464-1480.
- [3] K. Suzuki, A. Camurri, P. Ferrentino, S. Hashimoto, "Intelligent Agent System for Human-Robot Interaction through Artificial Emotion Systems," *Proc. Of IEEE Intl. conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.2 pp.1055-1060,1988.
- [4] T. Honkela, "Comparisons of Self-Organized word Category Maps," *Proc. Of Workshop on Self-Organizing Maps*, pp.298-303, 1997.
- [5] J. S. R. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, pp.74-81,1997.