

다중 센서 융합 알고리즘을 이용한 감정인식 및 표현기법

Emotion Recognition and Expression Method using Bi-Modal Sensor Fusion Algorithm

주 종 태, 장 인 훈, 양 현 창, 심 귀 보*

(Jong-Tae Joo, In-Hun Jang, Hyun-Chang Yang, and Kwee-Bo Sim)

Abstract : In this paper, we proposed the Bi-Modal Sensor Fusion Algorithm which is the emotional recognition method that be able to classify 4 emotions (Happy, Sad, Angry, Surprise) by using facial image and speech signal together. We extract the feature vectors from speech signal using acoustic feature without language feature and classify emotional pattern using Neural-Network. We also make the feature selection of mouth, eyes and eyebrows from facial image. and extracted feature vectors that apply to Principal Component Analysis(PCA) remakes low dimension feature vector. So we proposed method to fused into result value of emotion recognition by using facial image and speech.

Keywords : bi-modal sensor fusion algorithm, facial image, speech, emotion recognition, emotion expression, neural-network, principal component analysis

I. 서론

최근 일상생활에서 인간과 공존하는 인간 지향적 장치들이 점점 늘어나고 있으며 특히 산업에서만 사용되었던 로봇들이 집에서도 사용되게 되면서 가정 내에서 하나의 중추적인 역할을 수행하고 있다.

인간은 매우 감정적이기 때문에 인간과 인간 사이에도 많은 감정적인 교류가 필요하다. 그래서 인간 지향적 장치들도 인간처럼 감정 인터페이스를 할 수 있는 기능이 개발되어야 하며 이러한 감정 인터페이스는 크게 감정 인식 및 표현 부분으로 나누어 질 수 있다.

기존의 감정 인식에 관한 연구는 주로 생체 신호(음성, 얼굴영상, 제스처, 뇌파 등)들 중 각각을 이용하여 실험이 주로 이루어졌으며 특히 이중에 감정에 따른 변화가 심하고 측정하기 쉬운 음성[1]과 얼굴 표정[2]을 이용한 연구들이 많았다. 하지만 실제 인간 사이에서 감정을 인식하는데 있어서 특정 한 가지 생체 신호만을 이용하는 경우는 거의 존재하지 않는다. 대다수의 경우가 다양한 생체 신호를 접목시켜 감정을 인식하게 된다. 그러므로 인간 지향적 장치에도 다양한 생체 신호를 접목시켜 감정을 인식할 수 있는 기능들이 필요하다.

현재 이와 관련 연구가 진행되고 있으며 Mingli Song은 Hidden Markove Model(HMM)을 이용하여 음성과 얼굴 영상에 대한 감정 인식 실험을 하였으며[3], Hatice Gunces는 얼굴표정과 제스처에 대해서 결합 융합 방법과 특징 융합 방법을 적용하여 감정 인식 실험을 하였다[4].

또 De silva는 퍼지 룰 베이스 기반 음성과 얼굴영상에 대한 감정 인식 실험을 하였다[5].

이와 같은 실험을 통해 특정 한 가지 생체 신호만을 이용하는 경우보다는 다양한 생체 신호를 접목 시켜 감정 인식을 하는 경우가 인식률이 높음을 알 수 있었다.

본 논문에서는 음성과 얼굴 영상에 대한 감정 인식 실험에 대해 2-3절에서 설명하였으며 인식된 결과들을 융합할 수 있는 방법에 대해 4절에서 제안하였다.

감정 표현을 표현 할 수 있는 방법에는 기구적인 얼굴 형태를 이용하는 방법[6]과 2D 및 3D[7]를 이용하는 방법이 존재한다.

기구적인 얼굴 형태를 이용하는 방법은 다양한 표정을 구현하기 힘들고 현재 몇몇 연구에서 인간과 유사한 얼굴 형태를 통해 감정 표현이 이루어지고 있으나 이는 오히려 uncanny valley 현상이 일어날 수 있다.

2D 및 3D를 이용하여 감정을 표현 할 경우 다양한 감정을 쉽게 구현 할 수 있으며 제작비용도 저렴하다. 하지만 단점으로 기구적인 얼굴 형태에 비해 생동감은 떨어진다고 할 수 있겠다.

본 논문에서는 동적 감정 공간에서 2D 형태로 감정을 표현할 수 있는 방법을 5절에서 제안하였다.

II. 음성 신호를 이용한 감정인식

감정 인식기는 크게 특징을 추출하는 부분과 그 특징들을 이용하여 패턴을 인식하는 부분으로 나눌 수 있다. 본 논문에서는 acoustic feature에 해당하는 피치의 통계치, magnitude estimation method에 의해 구해진 소리의 크기, 섹션 개수, Increasing Rate(IR), Crossing Rate(CR)들의 특징들을 추출했다[8].

본 논문에서는 인공 신경망 중 Backpropagation(BP) 으로 학습하는 Multi Layer Perceptron(MLP)를 사용하여 감정별 패턴을 분류하였다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 5. 15., 채택확정 : 2007. 6. 25.

주종태, 장인훈, 양현창 : 중앙대학교 전자전기공학부
(jtt150@wm.cau.ac.kr/inhun@wm.cau.ac.kr/icase@icase.or.kr)

심귀보 : 중앙대학교 전자전기공학부(kbsim@cau.ac.kr)

※ 이 논문은 서울시 산학연 협력사업 (2005년 신기술 연구개발 지원사업, 과제번호: 106876)에 의해 수행되었으며, 연구비지원에 감사드립니다.

표 1. 신경망 파라미터 설정.

Table 1. Parameter setting of neural-network.

Parameter	Value
Input Units	5
Hidden Units	12
Output Units	2
Learning Rate	0.003
Tolerance	0.25
Sigmoid Function	$1/(1 + e^{-4x})$

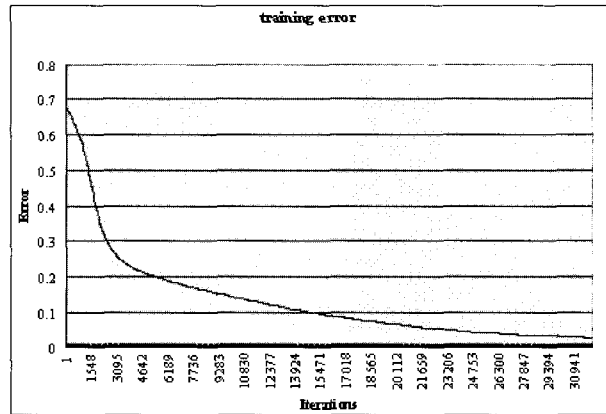


그림 1. 학습 에러 그래프.

Fig. 1. Error graph.

각 노드에 대해서 입력합수와 활성화 함수 중 시그모이드 함수를 이용하여 출력을 산출한 후 출력 값이 목표 값과 일치하지 않을 경우 차이를 계산하여 오차를 구하고, 이를 역방향으로 연결강도를 갱신한다. 이와 같은 과정을 출력 값이 목표 값보다 작아질 때까지 반복하여 학습이 이루어진다. 이와 같은 방법을 Backpropagation(BP)이라고 하며 본 논문에서는 이 방법을 이용하여 감정을 분류하게 된다. 표 1은 초기 파라미터 설정 값들을 나타내고 있다.

본 논문에서 실험은 15명의 대학원생들(나이: 24~31)에게 4가지 감정으로 표현된 200개의 음성 샘플(기본적인 모음, 그만해 같은 감정을 표현하기 쉬운 단어)을 얻었다. 이것들을 감정 데이터로 사용해도 될 것인가에 검증이 필요하므로 녹음한 사람들 이외의 다른 30명에게 “녹음된 소리가 어떤 감정을 포함하고 있는 것 같은가?”라는 설문 조사를 하여 90% 이상의 동의를 얻은 문장들에 대한 특징을 목표 값으로 설정하여 실험을 하였다. 이렇게 함으로써 특정 감정으로 표현된 음성 샘플에 대해 신뢰성을 높일 수 있다.

녹음된 형태는 11KHz, 16bit, mono 형태이고 소리의 크기가 피험자와 마이크의 거리에 따라 달라질 수 있으므로 그 거리를 15cm로 고정해 놓은 상태에서 녹음을 하였다.

이와 같이 설정을 하여 실험을 하였을 때 약 31000번 반복한 에러 파형이다.

본 논문에서는 4가지 감정(기쁨, 슬픔, 놀람, 화)에 대해서 감정을 인식하므로 2개의 이진값 형태로 출력을 나타내었다.

표 2. 신경망 학습 결과.

Table 2. Training result.

Emotion	Expression Pattern
(0)0.001813 (0)0.017775	(0)0.063257 (1)0.917163
(1)0.981922 (1)0.999878	(0)0.069832 (1)0.955858

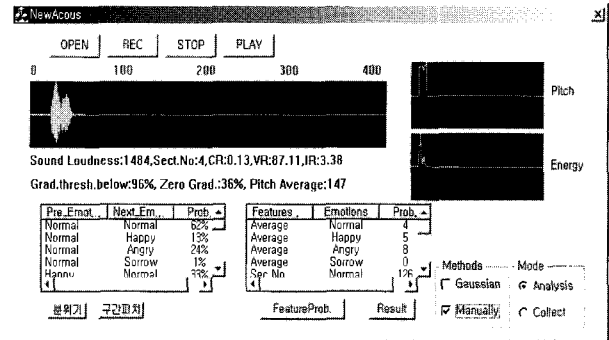


그림 2. 음성 감정 인식기.

Fig. 2. Speech emotion recognition system.

이와 같이 신경망을 이용하여 감정별 패턴 인식을 하는 경우 평균인식률은 74% 정도였으며, [9]의 논문을 보면 특징 벡터별 인식률에 대해서 잘 나타나져 있다. 그림 2는 이와 같은 일련의 과정들을 시스템으로 구축한 사진이다.

III. 얼굴 영상을 이용한 감정인식

카메라를 통해 획득된 영상에서 얼굴 영역을 검출해야 하므로 영상에서 배경 영상을 제외시킨다.

이렇게 얻어진 얼굴 영역에 대해서 피부톤 추적 알고리즘을 적용시켜 입과 눈, 눈썹에 대한 영역만 검출하여 이를 gray 형태로 변환한 후 특징 벡터를 형성한다. 이와 같은 방법에 대한 자세한 설명은 다음 논문에 되어 있다[9].

이와 같은 방법으로 추출된 얼굴 영상의 특징 벡터는 다차원 특징 벡터로 이루어진 데이터이다. 이와 같은 것을 인식하기 위해서는 높은 차원에서의 정보를 유지하면서 낮은 차원으로 축소시키는 다변량 데이터 처리 방법이 필요한데 그중 가장 대표적인 방법이 PCA이다. PCA는 주축을 통계적인 방법에 의하여 구하고 구해진 주축 방향으로 특징 벡터를 사영시킴으로서 차원을 축소하는 방법이다. 본 논문에서 사용된 PCA 알고리즘은 다음과 같다.

2차원의 얼굴 영상의 크기가 $N \times N$ 이고 인식 후보 얼굴 영상의 개수가 M 개일 때, 각 후보 얼굴영상을 M 개의 $\Gamma = N \times 1$ 행벡터로 인식 후보 얼굴 벡터 집합(S)을 구성한다.

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M \quad (1)$$

빛과 배경에 의하여 발생하는 에러를 줄이기 위하여 미리 설정된 평균과 분산을 기준으로 이미지를 정규화 시킨 후 인식 후보 얼굴 벡터 집합 S로부터 평균얼굴 영상 벡터를 계산한다.

$$\bar{\Psi} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (2)$$

각 인식 후보 얼굴 벡터와 평균 얼굴 벡터의 차를 구하면 (3)와 같다.

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (3)$$

다음으로 $N^2 \times 1$ 벡터 ϕ_i 로부터 공분산 행렬의 계산은 다음 (4)와 같다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi_n^T = AA^T \quad (4)$$

여기서 공분산 행렬(C)은 $N^2 \times N^2$ 의 고차 행렬이 된다. 공분산 행렬(C)로부터 고유값 λ_i 와 이에 대응하는 고유벡터 u_i 를 계산한다. 여기서 고유값은 평균얼굴 영상에 대한 분산 정도를 나타내며 고유벡터를 N×N로 재배열한 것을 고유 얼굴(eigenface)라고 한다.

$$u_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \lambda_{ik} \phi_k \quad (5)$$

이와 같은 처리 과정을 마치고 검증 영상 중 하나의 얼굴 영상이 입력되면 고유 얼굴에 대한 사영을 취하여 성분값을 구한다. 이 값이 구해지면 후보 얼굴영상들의 고유 얼굴에서의 가중치와 유클리안 거리를 통해 비교하여 그 거리가 최소가 되는 표정이 입력과 가장 유사한 표정이므로 이 후보를 인식 결과로 결정하게 된다[10].

그림 3은 감정인식에 사용될 감정별 대표 얼굴 사진을 보여주고 있으며 5명의 남성(25세-31세의 다양한 지역 출신의 대학원생)으로부터 5가지 표정(무표정, 기쁨, 화, 놀람, 슬픔)을 연기하도록 하고 사진을 찍었다. 이렇게 수집된 사진(감정별 20개 사진)들을 입과 눈, 눈썹 부위에 대한 특징 벡터로 구축하였으며 구축된 특징 벡터들을 앞서 설명한 PCA 방법을 통해 저차원으로 축소를 시켰다. 고유 벡터의 수는 임의로 100개로 지정해 주어 실험을 하였으며 그 결과는 그림 4와 같다.



그림 3. 실험에 사용된 감정별 대표 얼굴 사진.

Fig. 3. Representative face image of various emotion used for experiments.

본 연구에서는 이와 같은 일련의 과정들을 그림 5와 같은 시스템으로 구축하였다.

이와 같이 개발되어진 시스템을 이용하여 각 감정별로

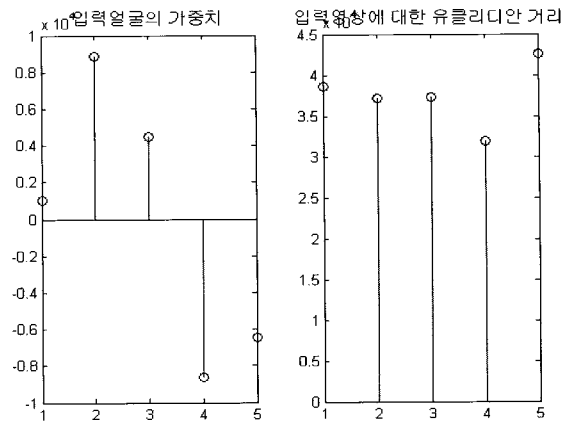


그림 4. PCA 결과 화면.

Fig. 4. PCA result.



그림 5. 얼굴표정 감정 인식기.

Fig. 5. Face image emotion recognition system.

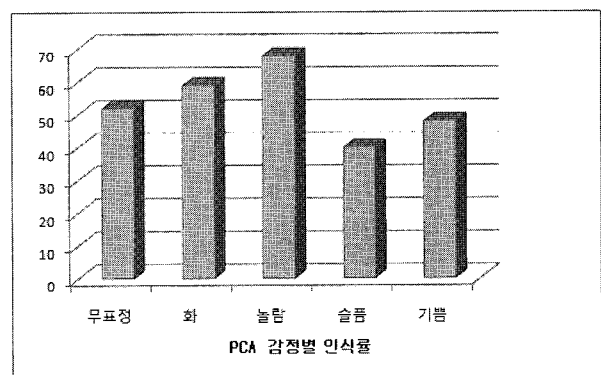


그림 6. PCA 감정 인식률.

Fig. 6. PCA emotion recognition rate.

50번의 감정 인식을 실험한 결과 그림 6과 같았으며 놀람, 화에 대한 인식률은 높았으나 슬픔에 대한 인식률은 비교적 낮음을 알 수 있는데 그 이유는 무표정과의 차이점을 잘 찾지 못해서였다. 그래서 인식률을 높이기 위해서는 보다 감정별 표정 변화가 확실한 영상데이터를 학습데이터로 사용해야 할 것 같다. 본 실험의 평균 인식률은 53.4%이었으며 이는 PCA를 이용하여 감정인식을 한 타 연구[10]에 비해 비교적 높은 인식률을 얻을 수 있었다.

IV. 다중 센서 융합 알고리즘

다중 센서 융합 방법에는 크게 결정 융합 방법과 특징 융합 방법으로 나눌 수 있다[11].

결정 융합 방법은 먼저 각각의 감정 인식기를 통해 인식된 결과값을 융합하는 방법으로서 서로 다른 생체-행동 신호에 대해서 융합하기가 쉽다는 장점을 가지고 있다. 다음 그림 7은 결정 융합 방법의 일반적인 절차에 대한 것이다.

한편 특징 융합 방법은 각각의 생체-행동 신호에서 추출된 특징 벡터를 합성하여 새로운 특징벡터로 형성하는 방법이다. 이를 인식하기 위해서는 성능 좋은 유사도 측정 방법이 제안되어야만 한다. 다음 그림 8은 특징 융합 방법의 일반적인 절차에 관한 것이다.

본 논문에서는 결정 융합 방법을 이용하며 이 방법에 적용된 알고리즘으로서는 다양한 것들이 있으나 본 논문에서는 퍼지 소속 함수를 이용하여 융합하는 방법을 이용하였다.

먼저 각각 음성과 얼굴 영상을 통해 인식되어진 감정 상태에 대해 가중치를 할당하게 된다. 각각의 감정 상태와 가중치는 아래 (6)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 \text{Image weight} &= w_{i(normal)}, w_{i(happy)}, w_{i(surprise)}, \\
 &w_{i(sad)}, w_{i(anger)} \\
 \text{Speech weight} &= w_s(normal), w_s(happy), w_s(surprise), \\
 &w_s(sad), w_s(anger)
 \end{aligned} \tag{6}$$

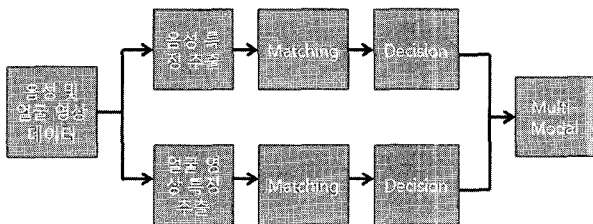


그림 7. 결정 융합 방법.
Fig. 7. Decision fusion method.

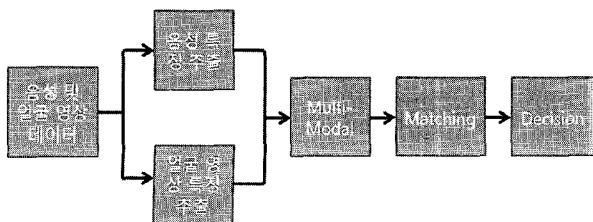


그림 8. 특징 융합 방법.
Fig. 8. Feature fusion method.

이와 같은 가중치를 구하기 위해서 본 논문은 얼굴영상과 음성의 학습 데이터들을 통해 감정을 인식한 후, 인식된 감정 내에 속해 감정별 값들의 평균을 구한다. 사용자의 얼굴 영상 및 음성에 대해 특징 벡터를 추출하여 감정을 인식하고 인식된 감정을 통해 학습 데이터를 통해 얻어진 감정 인식 값들을 선택한다.

선택되어진 감정값들에 인식되어진 감정값들의 소속정도는 가장 일반적인 S-자형 소속 함수를 통해 구해지며 구해진 소속 값들을 가중치로 이용한다.

이렇게 구해진 가중치 정보를 가지고 실제 시스템의 출력을 결정하게 되는데 여기에 사용된 방법은 아래의 (7)과 같이 표현이 된다. (7)에서 I는 영상의 감정 출력이고, S는 음성의 감정 출력이다. 이를 각각의 감정 상태에 대해서 가중치와 곱을 취하면, 각각의 감정 상태에 대한 출력이 나오게 되는데 이 결과 값들을 이용하여 최종적인 감정 상태를 나타내는 방법으로는 크게 두 가지 방법이 있는데 첫째 동일한 감정에 대한 결과 값 중 최대 값을 선택하는 방법과 둘째 동일한 감정에 나타난 결과 값들을 더해서 나타내는 방법이 있다.

본 논문에서는 전자의 경우를 이용한 방법에 대해서 제안한다.

$$\begin{aligned}
 O_{normal} &= w_{i(normal)}I_{normal} + w_{s(normal)}S_{normal} \\
 O_{happy} &= w_{i(happy)}I_{happy} + w_{s(happy)}S_{happy} \\
 O_{surprise} &= w_{i(surprise)}I_{surprise} + w_{s(surprise)}S_{surprise} \\
 O_{sad} &= w_{i(sad)}I_{sad} + w_{s(sad)}S_{sad} \\
 O_{anger} &= w_{i(anger)}I_{anger} + w_{s(anger)}S_{anger}
 \end{aligned} \tag{7}$$

최종적으로 우리가 얻고자 하는 감정 상태는 (3)처럼, 각각의 감정 상태의 출력 값에 최대 값을 선택해 줌으로써 얻을 수 있게 된다.

$$\begin{aligned}
 \text{System Output} \\
 = \text{Max}\{O_{normal}, O_{happy}, O_{surprise}, O_{sad}, O_{anger}\}
 \end{aligned} \tag{8}$$

V. 동적감정 공간에서의 감정 표현

1. 감정표현 시스템

본 연구에서는 동적으로 변화하는 2차원 감정 공간 모델을 적용하여 인간의 감정 표현 시스템과 유사한 감정 표현 알고리즘을 사용하였다[12].

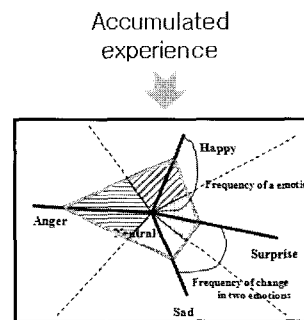


그림 9. 동적 감정 공간 모델.
Fig. 9. Dynamic emotion space model.

이와 같은 감정표현 시스템은 먼저 입력으로부터 각 감정의 가중치를 입력 받게 되는데 본 논문에서는 다중 센서 융합 알고리즘을 통해 얻어진 각 감정별 결과 값들을 0과 1사이의 값들로 나타낸 뒤 이를 각 감정의 가중치로 이용하게 된다. neutral 중심점으로부터 축적된 경험에 의해 그 길이와 사이각이 결정된다. 이렇게 좌표축의 모양이 결정되면 입력된 4가지 감정의 가중치를 이용하여 해당하는 감정의 좌표축에 나타내고 그림 9와 같이 사각형 모양으로 형성된다.

각각의 감정을 나타내는 두 직선사이를 이등분하는 직선을 구분하고, 각 감정에 속하는 영역의 크기로서 감정을 분류하게 된다. 본 논문에서는 이와 같은 영역의 크기를 다음과 같은 헤론의 공식을 통해 다음과 같이 구했다.

$$s = \frac{a+b+c}{2} \quad (9)$$

$$S = \sqrt{s(s-a)(s-b)(s-c)}$$

식에서 a, b, c 는 삼각형 세 변의 길이, S 는 삼각형의 넓이를 각각 나타낸다.

이렇게 구해진 영역의 크기를 이용하여 얼굴 표정을 표현하기 위해서는 얼굴의 각 특징 요소에 대한 파라미터를 설정하여 감정 영역의 크기를 가중치로 하여 조절함으로써 자연스러운 표정 변화 시스템을 구현할 수 있었다. 이에 관해서는 다음 절에서 자세히 설명한다. 마지막으로 이렇게 구해진 파라미터 값들을 가지고 얼굴 특징 요소인 눈, 눈썹, 입, 턱 등의 파라미터를 조정하여 최종적인 얼굴 표정을 표현한다.

2. 감정표현을 위한 파라미터 설정

감정을 표현하기 위한 파라미터로 눈썹 3개(p_0, p_1, p_2), 눈 3개(p_3, p_4, p_5), 입 3개(p_6, p_7, p_8) 총 9개의 파라미터를 정의하였다. 여기서 $p_{1 \sim 4}$ 는 수평점, p_5, p_7 는 수직 높이, p_6 는 수평 넓이, p_8 는 흰 방향 및 정도를 각각 나타낸다.

이렇게 9개의 파라미터에 대해 각 감정이 나타내는 최대치에 영역의 크기 비율을 곱하여 감정을 표현하도록 하였으며, 각 감정이 속하는 영역의 크기를 다음과 같이 표현하면,

$$\begin{aligned} ar_{Happy}, ar_{Anger}, ar_{Sad}, ar_{Surprise} \\ ar_{Total} = ar_{Happy} + ar_{Anger} + ar_{Sad} + ar_{Surprise} \end{aligned} \quad (10)$$

각 감정이 속하는 영역의 비율은 다음 (11)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} w_{Happy} = \frac{ar_{happy}}{ar_{Total}}, w_{Anger} = \frac{ar_{Anger}}{ar_{Total}} \\ w_{Sad} = \frac{ar_{Sad}}{ar_{Total}}, w_{Surprise} = \frac{ar_{surprise}}{ar_{Total}} \end{aligned} \quad (11)$$

따라서 감정 표현 파라미터는

$$P_i = A_i w_{Happy} + B_i w_{Anger} + C_i w_{Sad} + D_i w_{Surprise} \quad (12)$$

가 된다. 여기서 A_i 는 행복, B_i 는 화남, C_i 는 슬픔, D_i 는 놀람만 나타날 때의 초기 설정 값이고 실험적으로 결정된다.

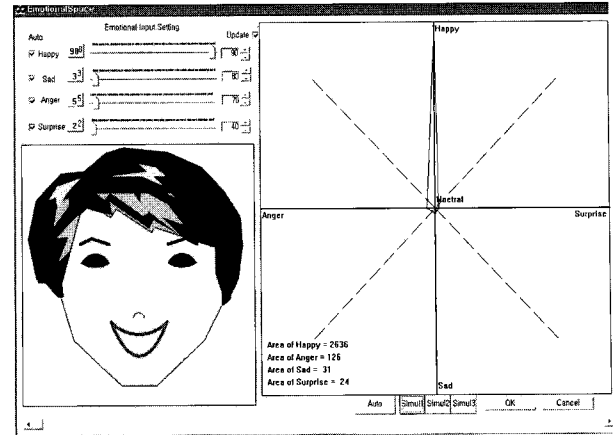


그림 10. 감정 표현 시스템.

Fig. 10. Emotion expression system.

그리고 P_i 는 각각의 파라미터, i 는 각각의 파라미터 번호를 나타내므로, $i=1,2,\dots,9$ 가 되어 감정 표현 파라미터를 조절함으로써 얼굴 표정이 변화하게 된다.

VI. 결론

본 논문은 4가지 감정에 대해 음성신호와 얼굴 영상을 통해 감정 인식을 수행 하였으며, 그 인식 결과 음성 신호를 이용하여 감정인식을 한 경우 평균 인식률은 74% 정도였으며, 얼굴 영상을 이용하여 감정인식을 한 경우 평균 인식률은 50.4% 정도였다. 즉, 음성 신호를 이용하여 감정인식을 한 경우가 얼굴 영상을 이용하여 감정인식을 한 경우보다 인식률이 높음을 알 수 있었다. 그리고 S-모양의 소속 함수를 이용하여 인식 결과들을 융합하는 방법을 제안하고 이렇게 인식된 결과 값을 동적 감정 공간에 감정을 표현하는 시스템에 적용하여 사용자의 감정을 조절해 줄 수 있는 방법을 제안했다. 이와 같은 시스템을 구축함으로써 장치와 인간과의 감정에 대한 인터페이스가 가능하게 되며 감정에 대한 조절이 필요한 상황에서 사용자의 감정을 인식하여 조절해 줄 수 있는 기능을 할 수 있다. 본 연구는 앞으로 다중 센서 융합 알고리즘을 시스템으로 구축하여 사용자의 감정을 실시간 인식하여 표현할 수 있게 구축할 것이다.

참고문헌

- [1] 박창현, 심귀보 “음성 신호를 이용한 감정인식에서의 패턴 인식 방법,” 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제 12 권, 제 3 호, pp. 284-288, 2006.
- [2] Y.-S. Shin “The effect of facial expression recognition based on the dimensions of emotion using PCA representation and neural networks,” *Lecture Notes in Computer Science(LNCS)*, vol. 3656, pp. 1133-1140, 2005.
- [3] Mingli Song, Jiajun Bu, Chun Chen, and Nan Li, “Audio-visual based emotion recognition,” *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'04)*, vol.

2, pp. 1020-1125, 2004.

[4] H. Guncs and M. Piccardi, "Bi-modal emotion recognition from expressive face and boby gessture" *Journal of Network and Computer Applications*, pp. 1-12, 2006.

[5] D. Silval and P. C. Ng, "Bimodal emotion recognition", *Automatic Face and Gesture Recognition, 2000. Proceedings. Fourth IEEE International Conference on*, pp. 332-335, 2000.

[6] F. Hara, "Artificial emotion of face robot through learning in communicative interactions with human," *Proceeding of the 2004 IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pp. 7-15, 2004.

[7] 양현승, 서용호, 정일웅, 한태우, 노동현, "서비스 로봇을 위한 감정 인터페이스 기술," *로봇공학회 논문지*, 제 1 권, 제 1 호, pp. 58-65, 2006.

[8] 심귀보, 박창현, "음성으로부터 감정인식 요소 분석," *한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제 11 권, 제 6 호, pp. 510-515, 2001.

[9] 이동훈, 심귀보, "2D 얼굴 영상을 이용한 로봇의 감정 인식 및 표현시스템," *제어·자동화·시스템학회 논문지*, 제 13 권, 제 4 호, pp. 371-376, 2007.

[10] 김호덕, 양현창, 박창현, 심귀보, "PCA을 이용한 얼굴 표정의 감정인식 방법," *한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제 16 권, 제 7 호, pp. 772-776, 2003.

[11] 김명훈, 이지근, 소인미, "얼굴과 음성정보를 이용한 바이모달 사용자 인식시스템 설계 및 구현," *한국컴퓨터정보학회 논문지*, 제 10 권, 제 5 호, pp. 353-361, 2005.

[12] 심귀보, 변광섭, 박창현, "동적 감정 공간에 기반한 감정 표현 시스템," *한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제 15 권, 제 1 호, pp. 18-23, 2005.



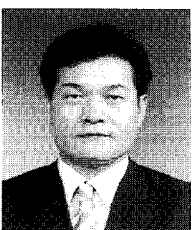
주 종 태

2006년 순천대학교 전기제어공학과(공학사). 2006년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 석사과정 재학중. 관심분야는 감정 인식, 다중 센서 융합, 생체-행동신호 인식. Embedded OS 등.



장 인 훈

1969년 11월 7일생. 1993년 중앙대학교 제어계측공학과(공학사). 1999년 중앙대학교 대학원 제어계측공학과(공학석사). 1999년~2000년 (주)신도리코 기술연 구소 연구원. 2000년~현재 (주)아로마솔루션 기술연구소 책임연구원. 2004년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 박사과정 재학중. 관심분야는 Machine Learning, 지능형홈 및 홈네트워킹, Multi-Agent Robotic Systems(MARS), Reinforcement Learning 등.



양 현 창

1967년 1월 10일생. 2004년 숭실대학교 대학원 산업공학과(공학석사). 2006년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 박사과정 재학중. 관심분야는 로봇 정책, 유비쿼터스 센서 네트워크, 스마트 홈 등.



심 귀 보

1956년 9월 20일생. 1984년 중앙대학교 전자공학과(공학사). 1986년 중앙대학교 전자공학과(공학석사). 1990년 동경대학교 전자공학과(공학박사). 1991년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수. 2003년~2004년 일본 계측 자동 제어학회(SICE) 이사. 2000년~2004년 제어·자동화·시스템 공학회 이사. 2002년~현재 중앙대학교 산학연컨소시엄센터 센터장 및 기술이전센터 소장. 2005년 한국퍼지 및 지능시스템학회 수석부회장. 2006년~현재 한국퍼지 및 지능시스템 학회 회장. 2005년 제어·자동화·시스템공학회 Fellow 회원. 관심분야는 인공지능, 감정 인식, 유비쿼터스 지능형로봇, 지능시스템, 컴퓨터이셔널 인텔리전스, 지능형 홈 및 홈네트워크, 유비쿼터스 컴퓨팅 및 센서 네트워크, 소프트웨어 및 임베디드시스템 등.