

Harmony Search 알고리즘 기반 HMM 구조 최적화에 의한 얼굴 정서 인식 시스템 개발

Development of Facial Emotion Recognition System Based on Optimization of HMM Structure by using Harmony Search Algorithm

고광은 · 심귀보*

Kwang-Eun Ko and Kwee-Bo Sim*

중앙대학교 전자전기공학부

요 약

본 논문에서는 얼굴 표정에서 나타나는 동적인 정서상태 변화를 고려한 얼굴 영상 기반 정서 인식 연구를 제안한다. 본 연구는 얼굴 영상 기반 정서적 특징 검출 및 분석 단계와 정서 상태 분류/인식 단계로 구분할 수 있다. 세부 연구의 구성 중 첫 번째는 Facial Action Units (FAUs)과 결합한 Active Shape Model (ASM)을 이용하여 정서 특징 영역 검출 및 분석기법의 제안이며, 두 번째는 시간에 따른 정서 상태의 동적 변화를 고려한 정확한 인식을 위하여 Hidden Markov Model (HMM) 형태의 Dynamic Bayesian Network를 사용한 정서 상태 분류 및 인식기법의 제안이다. 또한, 최적의 정서적 상태 분류를 위한 HMM의 파라미터 학습 시 Harmony Search (HS) 알고리즘을 이용한 휴리스틱 최적화 과정을 적용하였으며, 이를 통하여 동적 얼굴 영상 변화를 기반으로 하는 정서 상태 인식 시스템을 구성하고 그 성능의 향상을 도모하였다.

키워드 : 능동 형태 모델, Facial Action Unit 은닉 마르코프 모델, Harmony Search, 얼굴 정서 인식

Abstract

In this paper, we propose an study of the facial emotion recognition considering the dynamical variation of emotional state in facial image sequences. The proposed system consists of two main step: facial image based emotional feature extraction and emotional state classification/recognition. At first, we propose a method for extracting and analyzing the emotional feature region using a combination of Active Shape Model (ASM) and Facial Action Units (FAUs). And then, it is proposed that emotional state classification and recognition method based on Hidden Markov Model (HMM) type of dynamic Bayesian network. Also, we adopt a Harmony Search (HS) algorithm based heuristic optimization procedure in a parameter learning of HMM in order to classify the emotional state more accurately. By using all these methods, we construct the emotion recognition system based on variations of the dynamic facial image sequence and make an attempt at improvement of the recognition performance.

Key Words : Active Shape Model, Facial Action Unit, Hidden Markov Model, Harmony Search, Facial Emotion Recognition

1. 서 론

정서에 대한 연구는 인간, 기계간에 능동적인 상호작용 (Human-Computer Interaction)을 수행하는 문제에 대한 해법으로서 크게 주목받아 왔다. 정서 인식은 인간의 의도 인식을 궁극적인 목적으로 하는 HCI 분야에서도 매우 중요한 이슈로 다루어지고 있으며, 국내외의 여러 선행 연구들이 진행된 바 있다. 기존의 정서 및 감정 관련 연구는 얼굴 표

정, 음성, 생리적 신호 등의 다양한 정서 표현 채널 정보를 활용함으로써, 채널 간 발생 가능한 정보의 손실을 최소화하고, 채널 간 정보의 상호 교류를 통한 손실 보안을 목표로 하는 멀티 모달을 지향하고 있다[1]. 궁극적으로는 이와 같이 여러 채널 정보의 융합을 통해 더 높은 유동성 및 강인성을 담보하는 멀티 모달 기반의 연구가 최선이지만[1], 다양성을 지닌 정보들의 융합은 실제 환경에서 구현 시 연산/복잡도 증가에 의해 성능적인 한계를 내포하고 있다. 본 논문에서는 보다 정확한 정서 인식 수행을 위하여 단일 채널에서의 성능을 최적화하는 방향의 연구에 초점을 맞추었다.

정서적 정보 인지 및 습득을 위한 채널로서 가장 많이 활용되는 얼굴 영상, 즉 표정은 정서 표현과 인식에서 가장 강력하고, 신뢰 할 수 있는 요소들을 제공한다. 인문 심리학에서 공학까지 다분야에 걸쳐 표정을 분석하고 내포된 정보를 인지하는 연구들이 진행된 바 있는데, 표정을 정서 표현

접수일자 : 2011년 2월 21일

완료일자 : 2011년 5월 30일

* 교신 저자

본 논문은 한국연구재단 중견연구지원사업(No. 2010-0029226)에서 지원하여 연구하였습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

으로 간주하여 연구를 진행한 P. Ekman의 사례는 정서를 화남, 혐오, 두려움, 즐거움, 슬픔, 놀람의 기본 6정서로 정의한 바 있다[2].

이러한 기본 6정서에 연관된 표정들은 문화/세대적, 성격 차이와 무관한 특징들을 기반으로 그룹화 되어 연구되어왔는데, 정서를 유발하는 이벤트에 대응하는 반응의 특성을 측정함으로써 정서 상태를 인지해왔다[3]. 이것은 얼굴 표정을 통해 광범위 개체에서 발생하는 공통적 특징으로 내포된 정서적 정보의 해석을 위해서는 다양한 정보 처리 기법들의 적용이 필요함을 의미한다.

그 중에서도 공학적 측면에서 얼굴 표정 기반의 정서 상태를 정확하게 인식하기 위하여 반드시 고려해야하는 사항 중 하나는 연속적인 상황에서 얼굴 표정이 외부적 요인, 즉, 머리 움직임, 시간적 변화에 따른 행동 등에 의해 민감하다는 점이다. 외란, 광원효과, 머리 움직임의 요소는 정확한 표정인식에 있어 주요 이슈로 취급되어져 왔고, 이를 해결하기 위한 선행 연구가 [1][4][9] 등에서 소개되었다. 그 밖의 얼굴 정서 인식 문제 해결에 대한 이슈 중 하나는 표정에서의 정서적 특징을 잘 드러낼 수 있도록 하기 위한 시각적 정보의 표현을 표현하는 방법에 대한 것으로서, [10][11][12]에서 선행 사례들을 소개하고 있다.

본 논문에서 제안하는 연속적인 얼굴 영상 기반 정서 인식 시스템은 정서적 특징 검출, 정서 상태 분류, 인식 최적화의 3단계로 구성하였다. 첫 번째로 정서적 특징의 제한적 특성을 감안하여 Facial Action Units (FAUs)와 Active Shape Model (ASM)의 융합을 통해 정확한 특징 추출이 가능하도록 하는 정서 특징 검출 및 분석 알고리즘을 제시하였다. 두 번째로 다양한 FAU의 조합과 정서 특징 및 시간에 따른 정서 상태의 변화를 인과적 확률 관계로 정의하고, Hidden Markov Model (HMM) 기반 Dynamic Bayesian Network를 활용하여 정서 상태를 분류하였다. 마지막으로 정서 인식의 최적화를 위하여 인식 단계의 DBN을 구성하는 HMM의 구조 설계 시 Harmony Search (HS) 알고리즘을 통한 최적화를 수행하였다. 위 3단계의 정서인식 과정을 통해 동적 변화를 보이는 입력 얼굴영상의 정서인식을 수행하여 그 결과를 도출하였다.

2. 얼굴 영상 기반 정서 특징 검출 및 상태 분류 알고리즘

2.1 영상 기반 특징 검출 알고리즘

기존의 연구들이 얼굴 영상에서 정서적 특징의 탐색을 위해 선학습(prior-training) 기법을 이용하였다. 선학습 과정에서 학습용 영상 DB를 기반으로 객체의 특징을 결정하고, 새로운 입력 영상에 대하여 기존에 학습된 특징을 탐색하는 문제의 핵심이다. 일반적으로는 실 환경에서 구현하기에 까다로운 문제로 정서 특징 정보가 많이 내포되어 있는 영역을 눈, 눈썹, 눈꺼풀, 입 등으로 지정하여 정서정보를 정의, 검출해왔다 [13][14].

본 논문에서는 이러한 선학습 기반 방법을 기반으로 하여 정밀한 특징 영역 검출을 위한 모델 기반 분할 기법의 하나인 ASM을 활용하여 목표로 하는 문제를 해결하고자 한다. Cootes 등에 의해 처음 소개된 ASM은 목표가 되는 객체의 외형적 정보, 즉 Shape를 모델링하고자 할 때 쓰이는 통계적 기반 접근 방법으로써, 특정 객체의 클래스 유효성을 모델링하여 객체 추적에 활용 가능하다는 장점이 있다

[15][16].

일반적으로 ASM은 학습 집합으로부터 통계적 특성을 기반으로 shape 정보를 파라미터화 함으로써 목표 객체를 표현하는데, texture 정보를 함께 고려하는 Active Appearance Model에 비하여 정확성 측면에서는 부족하지만, 연산과정의 축소로 인하여 더 효율적일 것으로 기대할 수 있는 반면, shape 만을 고려하므로 외란, 광원 등의 노이즈에 민감하다.

ASM에서 객체 표현을 위하여 사용하는 shape는 선행 학습된 영상 데이터에서의 landmark 집합에 의해 결정되는데, 주로 Point Distribution Model에 따라 각 landmark의 위치를 결정한다. 식 (1)은 shape를 표현하기 위하여 구성되는 landmark들의 집합을 나타낸다.

$$\vec{s} = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n]^T \quad (1)$$

각 학습 이미지에서 식 (1)과 같이 구성된 landmark를 기반으로 훈련 집합을 생성하고, 이를 통해 유효한 Shape를 생성하기 위하여 영상정렬 알고리즘인 Procrustes Algorithm과 주성분분석법(Principle Component Analysis, PCA)의 전처리 과정을 통해 mean shape \bar{s} , 훈련 집합의 공분산 행렬에 대한 eigenvector, Φ , shape 파라미터 b_s 의 조합을 생성한다. 각 생성 결과는 식 (2)와 같이 shape를 표현한다 [16].

$$\vec{s}_i \cong \bar{s} + \Phi b_s \quad (2)$$

입력영상의 landmark와 shape 모델을 조합할 때, Shape 파라미터 b_s 의 범위는 $\pm m\sqrt{\lambda_i}$ (λ_i : X 의 훈련 집합으로 구성된 공분산행렬의 eigenvalue, $2 < m(\text{상수}) < 3$) 이내로 설정되어야 하며, t 개의 eigenvalue (λ_i)를 선택할 경우, 식 (2)에 의해 표현 가능한 훈련 집합의 분산 비율 f_v 가 90~99.5%까지의 범위 내에 위치하도록 t 를 선택해야 한다. 이러한 t 를 mode의 개수라 하며, 아래의 식 (3)에서의 주어진 eigenvalue λ_i 와 목표로 하는 f_v 에 의해 좌변의 값을 최소화 하는 범위로 t 를 결정한다.

$$\sum_{i=1}^t f_i \geq f_v \sum_{i=1}^{2n} \lambda_i \quad (3)$$

그림 1은 연속된 표정을 표현하는 얼굴 영상 Shape 모델을 구축한 예시를 나타내고 있다.



그림 1. ASM 기반 표정 Shape 모델 구축 예시.
Fig. 1. Example of the shape model of facial expressions based on ASM

생성된 Shape에서 정서적 특징 영역들을 분석하고, 검출하기 위해서 본 논문에서는 Facial Action Unit (FAU)를

통해 특징 영역을 분석하였다.

관련 선행 연구들은 정서적 특징 정보가 내포되어 있는 얼굴영역으로 눈, 눈썹, 눈꺼풀, 미간, 인중, 입술, 입 영역을 활용해왔다[14]. 본 논문에서도 이러한 특징영역을 정량화된 벡터 형태로 변환, 표현하기 위하여 Shape 생성 시 활용한 landmark의 각 위치를 FAU에 근거하여 정의, 정서 특징 영역을 표현하였다.

FAU는 얼굴에서 나타나는 정서적 특징의 움직임을 표현하기 위한 기저 정보로서, P. Ekman과 W. V. Friesen에 의하여 제시되었다[3]. FAU는 얼굴 근육 움직임의 해부학적 정보를 활용한 기술적 매뉴얼 프로그램으로 외형적으로 표현되는 얼굴의 각 영역의 움직임을 분류화 하였다. 얼굴의 각 영역을 44개의 Action Unit으로 정의하였고, 각 Action Unit은 하나 혹은 그 이상의 안면 근육의 움직임과 관련지어 정의하였다. 아래의 그림 2는 대표적인 FAU와 묘사를 나타내고 있다. 이와 관련한 내용은 [2][3]에 자세하게 설명되어 있다.

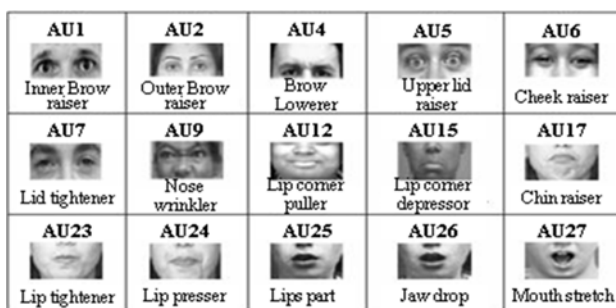


그림 2. Facial Action Unit (FAU) 예시.
Fig. 2. Example of Facial Action Unit (FAU)

본 논문에서는 이러한 FAU에 근거하여 ASM의 Shape 모델을 구성하는 landmark와 arc의 위치를 결정하였고, 그 결과 아래의 그림 3과 같이 정서적 특징 정보를 내포한 FAU 영역을 표현하는 파라미터를 정의하였다.

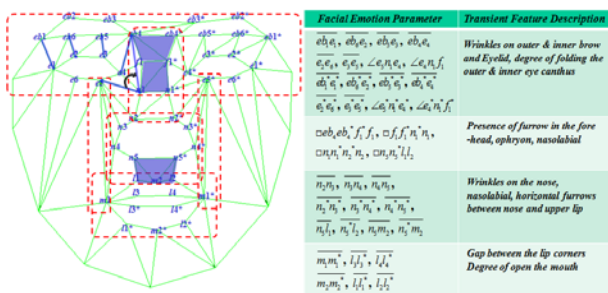


그림 3. FAUs 기반 정서 특징 shape 모델.
Fig. 3. FAUs based emotional feature shape model

얼굴 영상에서 기본 6정서를 기반으로 정서적 상태 E 를 {ANG, HAP, SAD, SUR, NOR}와 같이 정의하였고, 해당 정서 상태에 따른 주(Primary)/보조(Auxiliary) FAU를 표 1로 정의하였다.

2.2 영상 기반 정서 분류 및 인식 알고리즘

ASM과 FAU를 융합한 얼굴영상 기반 정서특징 검출 결과를 통해 정서상태의 분류와 인식을 수행하기 위해 본 논

문에서는 베이지안 접근을 통해 정서와 특징 간 확률관계를 모델링하였다. 그러나 Static BN를 이용한 정서인식은 네트워크의 노드 간의 고정된 확률 관계 특성으로 인해 동적 상태 변화 시 정확한 확률 추론이 불가능하다. 이에 따라 Dynamic BN (DBN)을 이용하여 연속된 얼굴 영상에서의 동적 상태 변화 추정에 의한 정확한 정서 인식을 하고자 한다. 시간적으로 연속된 순차적 데이터에서 FAU와 정서 파라미터의 시간에 따른 변화를 기반으로 정서 상태를 추론하는 방식을 DBN 이라 할 수 있다. 표 1의 상태 집합 $E(x)$ 의 인식을 위하여 얼굴 영상 기반 정서상태의 시간적 의존 특성을 그림 4와 같이 표현할 수 있다.

표 1. 정서 상태별 관련 Primary/Auxiliary FAU 정의.
Table 1. Definition of Primary/Auxiliary FAU related with emotional states

$E(x)$	Primary FAUs (AU#)					Auxiliary FAUs (AU#)				
HAP	AU_6	AU_{12}				AU_{25}	AU_{26}			
SAD	AU_1	AU_{15}	AU_{17}			AU_4	AU_7	AU_{25}	AU_{26}	
ANG	AU_2	AU_4	AU_7	AU_{23}		AU_{16}	AU_{17}	AU_{24}	AU_{25}	AU_{26}
SUR	AU_5	AU_{27}				AU_{26}				
NOR	$\neg AU_{1\wedge 2}$	$\neg AU_6$	$\neg AU_9$	$\neg AU_{26}$		$\neg AU_{4\wedge 5}$	$\neg AU_{10}$	$\neg AU_{15}$	$\neg AU_{17}$	AU_{23}

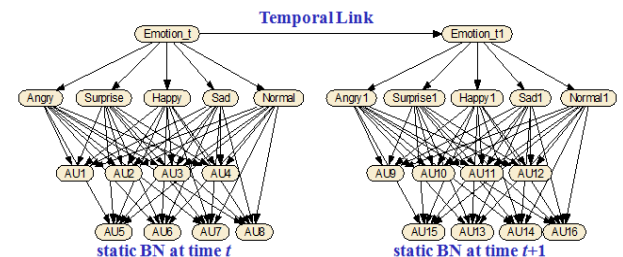


그림 4. Dynamic Bayesian Network 구조 설계.
Fig. 4. Design of Dynamic Bayesian Network structure

보다 정확하기 DBN을 설명하기 위하여 가장 단순한 형태의 DBN인 Hidden Markov Model(HMM)을 사용하였다 [18]. 아래의 그림 5은 본 논문에서 사용한 HMM의 구조를 도시하고 있다. 표 1에서 정의한 바와 같이 $E(x)$ 를 연속된 상태변수로 정의하고, 상태변수와 동일한 개수의 은닉 상태 계층과 FAU 및 정서 파라미터로 구성된 관측 계층으로 구성된다[19].

그림 5에서 θ_t 는 시점 t 에서의 정서 상태, S_t 는 시점 t 에서의 은닉 상태, AU_n 는 관측 데이터를 나타낸다. 이렇게 구축한 HMM를 정서상태 확률 추론 문제로 적용한다면 식 (4)로 정리 할 수 있다.

$$\Theta^* = \operatorname{argmax}_{\Theta} P(AU_n, \Theta_t | \Omega) \quad (4)$$

식에서 주어진 HMM 학습모델 Ω 에서 정서상태의 확률을 계산할 때 최대의 확률을 나타내는 상태 Θ^* 를 구하는 디코딩 문제로 확률 추론이 진행된다. Ω 의 학습에는 Baum-Welch 알고리즘을 사용하였다[20].

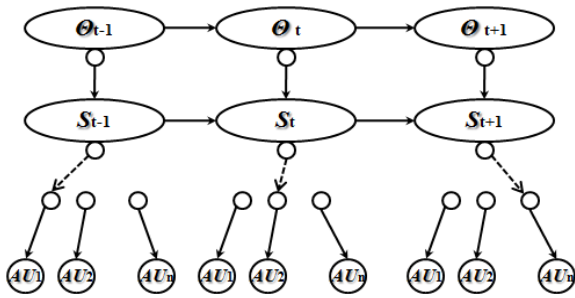


그림 5. HMM 기반 정서 인식 DBN.
Fig. 5. Emotion recognition DBN based on HMM

지금까지 설명한 얼굴 영상 기반 정서 인식 수행을 위한 정서 특징 검출 단계와 정서 상태 분류 단계를 정리하면 그림 6과 같다.

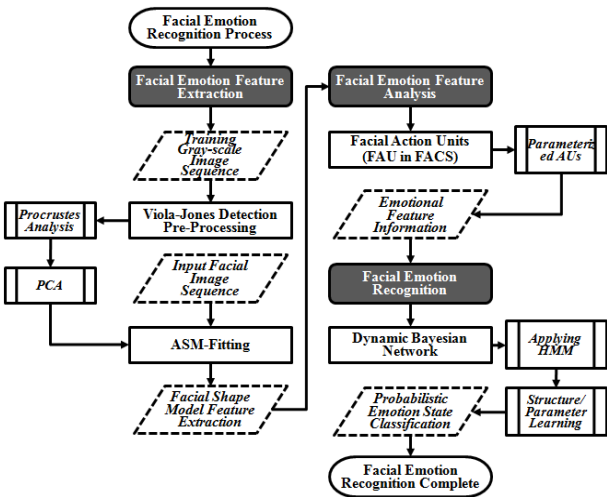


그림 6. 연속된 얼굴 영상 기반 정서 인식 수행을 위한 블록 다이어그램.
Fig. 6. Block diagram of emotion recognition based on facial image sequences

3. Harmony Search 기반 정서인식 HMM 구조 학습 최적화

3.1 Harmony Search Algorithm

Harmony Search(HS)는 phenomenon-mimicking을 기반으로 하는 메타 휴리스틱 알고리즘으로서, 공학 분야에서 다양한 최적화를 목적으로 활용된다 [23]. HS는 초기 값 설정의 영향, 초기 수렴 안정성, 지역 해 문제 등에 대해 우수한 알고리즘이다 [24]. HS는 주어진 목적함수 (objective function)에 대한 최적화 벡터를 탐색하는 것을 목표로 하는데, HS에 대한 기본적인 설명은 다음 단계를 따라 도시하였다[20][22].

Step 1. Random vector들의 set $[x^1, x^2, \dots, x^{hms}]$ 을 아래 식 (5)의 Harmony Memory에 저장한다.

$$HM = \begin{bmatrix} x_1^1 & \dots & x_n^1 & | & f(x^1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ x_1^{hms} & \dots & x_n^{hms} & | & f(x^{hms}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Step 2. 새로운 벡터 x' 를 생성한다. x' 의 각 성분은 Harmony Memory Considering Rate (HMCR)에 따라 HM에 저장된 값으로부터 $x_i' \leftarrow x_i^{int(rand(0,1)*hms)+1}$ 와 같이 선택된다.

Step 3. Step 2에서 선택된 벡터의 pitch adjust rate (par)의 확률을 가질 때 $x_i' \leftarrow x_i' \pm \delta$ 로 교환한다. 이 때, δ 는 0~1의 임의의 난수(Random variable)이다.

Step 4. x' 가 HM에 존재하는 Worst 벡터 x^{Worst} 보다 더 낫다면, $x^{Worst} \leftarrow x'$ 를 수행한다.

Step 5. Step 2~4까지 과정을 종료 조건이 만족할 때까지 반복 수행한다.

3.2 Harmony Search 기반 HMM 최적화

본 논문에서는 HMM을 기반으로 하는 DBN의 구조 설계 최적화에 HS를 적용함으로써 정서 인식 시스템의 성능을 향상시키려 한다. 기존 연구에서는 HMM 최적화 시 GA를 활용한 GA-HMM을 제시하였다 [23]. 본 논문에서는 GA의 대안으로서 HS를 적용할 경우, HS의 Random Selection, Memory Consideration, Pitch Adjustment에 따른 Parameter-Setting-Free 기법에 의해 초기 파라미터를 고려하지 않아도 되는 특성이 HMM 최적화에서 활용하기에 적합하다고 판단하였다 [21][22]. HMM을 구성하는 구조를 학습하는 각 단계에 순차적으로 적용하여 구조 학습 최적화를 시행하였으며 자세한 적용 순서도는 그림 7과 같다.

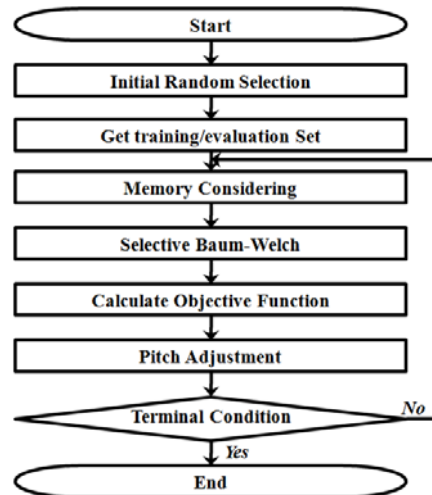


그림 7. HS를 적용한 HMM 구조 학습 과정.
Fig. 7. Process of HMM structure training using HS

4. 얼굴 영상 기반 정서 인식 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 얼굴영상 기반 정서인식 시스템의 검증을 위한 시뮬레이션 과정과 결과를 설명한다. 본 시뮬레이션은 Windows API로 구현되었다.

이를 위해 OpenCV 2.0, stasm-ASM library, Netica

API 등을 참조하였다 [24]. 입력 영상에서 얼굴 영역과 정서특징의 사전학습을 위한 얼굴영상 데이터베이스로 JAFFE[26], MUCT DB[27]을 사용하였다.



그림 8. 순차적 얼굴 입력(화남-기쁨-슬픔-놀람)
Fig. 8. Input face sequence(ANG-HAP-SAD-SUR)

사전학습 된 얼굴영상 DB 및 stasm-ASM library를 기반으로 ASM을 구축하고 그림 5와 같은 순차적 얼굴 입력으로 적용하여 정서특징을 추출하였다. 추출 특징과 FAU를 융합하여 정서상태 파라미터를 생성한다.

검출된 정서특징과 정서상태 파라미터는 시뮬레이션 프로그램의 HMM의 상태 노드로 입력되어 사전 학습된 정서특징, 파라미터와 정서상태 간의 시간 변화에 따른 조건부 확률 분포에 따라 아래의 표 2와 같은 확률 분포를 결과로 도출한다.

표 2. 얼굴 이미지 프레임 별 정서 상태 확률 분포.
Table 2. Probability distribution of emotional state based on facial image frames

Frame	HAP	SAD	SUR	ANG	NOR
1	100.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	7.17	3.34	10.72	3.21	75.56
3	2.72	1.62	8.60	1.34	85.72
4	6.17	71.20	1.32	13.79	7.52
5	3.07	81.33	1.01	5.17	9.42
6	11.04	3.01	76.10	3.22	7.23
7	3.62	2.71	86.41	3.61	3.65
8	62.95	0.04	13.84	0.62	22.55
9	1.76	3.72	24.64	68.36	1.52
10	0.63	1.04	20.01	77.91	0.41

그림 5의 정서상태 변화순서를 적용한 10 Frame 순차적 얼굴입력을 Test DB로서 100개 선별하여 HS-HMM 최적화 기반 정서상태 인식을 수행하였다. 인식결과와 original HMM을 기반으로 하는 정서상태 인식결과 간의 인식률 비교를 표 3에 도시하였다.

표 3. HS-HMM과 original HMM 간 인식률(%) 비교
Table 3. Comparison recognition rate (%) between HS-HMM and original HMM

	HS-HMM	original HMM
NEU	90.00	85.00
HAP	90.00	83.33
SAD	85.00	90.00
SUR	93.33	95.00
ANG	95.00	90.00

5. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 얼굴 영상에서의 정서적 상태를 인식하기 위하여 시간에 따라 순차적으로 변화하는 연속 얼굴 영상에서 정서적 특징을 검출하고 그에 따른 상태를 인식하기 위하여 3단계의 과정을 제안하였다.

첫 번째, ASM을 기반으로 얼굴의 정서특징 분포 영역을 모델링하고, 특징영역을 FAUs로 구성된 정서상태 파라미터로 정의하여 정서인식 수행을 목적으로 하는 DBN에 적용하기 위한 정서상태 파라미터 훈련집합을 생성하였다. 두 번째, 정서특징 및 정서상태 파라미터의 학습 샘플데이터와 (화남, 슬픔, 기쁨, 놀람, 평활)의 대표 정서상태 변수 간의 확률관계를 HMM 기반으로 정의한다. 이때, HMM 구조 및 파라미터 학습 단계를 수행한다. 마지막으로, 순차적 정서상태 데이터 기반 확률 추론 HMM 구조 설계 시 최적화를 위하여 Harmony Search 알고리즘을 적용하였다.

상기의 3 단계의 얼굴영상 기반 정서인식 과정을 시간에 따라 순차적으로 정서를 표현하는 얼굴영상 입력에 대한 정서인식 시뮬레이션을 수행하였고 수행결과 분석을 통해 좋은 성능을 보이고 있음을 검증하였다.

향후에는 제안 기술에서 아직 고려하지 않은 실시간의 특징검출 및 정서상태 분류가 가능하도록 하기 위한 연구를 진행할 예정이며, 보다 자동화 된 시스템의 학습 및 훈련을 목표로 사전학습 및 확률조건이 없이 입력에 대한 Online 학습기술로 보완할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] M. Pantic, L.J.M. Rothkrantz, "Automatic analysis of facial expressions: the state of the art," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 12, pp. 1424- 1445, 2000.
- [2] P. Ekman and W. Friesen, *The repertoire of non-verbal behavior: Categories, origins, usage, and coding*. Semiotica, 1, pp. 49-98.
- [3] P. Ekman and W. Friesen, *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement*, Consulting Psychologists Press, PaloAlto, 1978.
- [4] C. Padgett and G. Cottrell, "Representing Face Images for Emotion Classification," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 9, 1997.
- [5] M. J. Lyons, J. Budynek, and S. Akamatsu, "Automatic Classification of Single Facial Images," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, 1999.
- [6] M. S. Bartlett, G. Littlewort, B. Braathen, T. J. Sejnowski, and J. R. Movellan, "An approach to automatic analysis of spontaneous facial expressions," *Proc. 5th IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, 2002.
- [7] J.J. Bazzo and M.V. Lamar, "Recognizing Facial Actions Using Gabor Wavelets with Neutral Face Average Difference," *Proc. 6th IEEE Int'l Conf.*

Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 505-510, 2004.

[8] I. Kotsia and I. Pitas, "Facial Expression Recognition in Image Sequences using Geometric Deformation Features and Support Vector Machines," *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 16, no. 1, pp. 172-187, 2007.

[9] Y.V. Venkatesh, Ashraf A. Kassim, O.V. Ramana Murthy, "A novel approach to classification of facial expressions from 3D-mesh datasets using modified PCA", *Pattern Recognition Letters*, vol. 30, Issue 12, pp. 1128-1137, 2009.

[10] K.E. Ko and K.B. Sim, "Emotion Recognition in Facial Image Sequences using a Combination of AAM with FACS and DBN," *ICIRA 2010*, Shanghai, China, Part I, LNAI 6424, pp. 702-712, 2010.

[11] 강효석, 백재호, 김은태, 박민용, "감정확률을 이용한 동적 얼굴표정의 퍼지모델링," *한국지능시스템학회 논문지*, 제19권, 제1호, pp. 1-5, 2009

[12] 고광은, 심귀보, "FACS와 AAM을 이용한 Bayesian Network 기반 얼굴 표정 인식 시스템 개발," *한국지능시스템학회 논문지*, 제19권, 제4호, pp. 562-567, 2009.

[13] Shi Yi-Bin, Zhang Jian-Ming, Tian Jian-Hua, Zhou Geng-Tao, "An improved facial feature localization method based on ASM," *Computer-Aided Industrial design and Conceptual design, CAIDCD '06 7th international conference*, 2006

[14] S. Kobayasho and S. Hashimoto, "Automated feature extraction of face image and its applications," *International workshop on Robot and Human Communication*, pp. 164-169.

[15] J. Liu and J. K. Udupa, "Oriented Active Shape Models", *IEEE Transactions on medical Imaging*, vol. 28, no. 4, pp. 571-584, 2009.

[16] T.F. Cootes, G.J. Edwards and C.J. Taylor, "Active Appearance Model," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 681-685, 2001.

[17] I. Dryden, K. Mardia, *Statistical Shape Analysis*, Wiley, 1998.

[18] Y. Tong, W. Liao, Q. Ji, "Facial Action Unit Recognition by Exploiting Their Dynamic and Semantic Relationships," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 10, pp. 1683-1699.

[19] Y. Zhang, Q. Ji, "Active and Dynamic Information Fusion for Facial Expression Understanding from Image Sequences", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 5, pp. 699-714, 2005.

[20] Z. W. Geem, *Music-Inspired Harmony Search Algorithm*, Studies in Computational Intelligence, Springer, vol. 191, pp. 15-37.

[21] Z. W. Geem, K. B. Sim, "Parameter-setting-free

harmony search algorithm," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 217, Issue 8, pp. 3881-3889, 2010.

[22] <http://sites.google.com/a/hydroteq.com/www/>

[23] K. J. Won, A. P-Bennett, and A. Krogh, "Training HMM structure with genetic algorithm for biological sequence analysis," *Bioinformatics*, vol. 20, no. 18, pp. 3613-3619, 2004.

[24] <http://www.milbo.users.sonic.net/stasm/>

[25] T. Mita, T. Kaneko, O. Hori, "Joint Haar-like Features for Face Detection", *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 1619-1626, 2005.

[26] M.J. Lyons, J. Bydynek, and S. Akamatsu, "Automatic Classification of single Facial Images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, 1999

[27] S. Milborrow, J. Morkel, F. Nicolls, The MUCT Landmarked face database, *Technical report*, University of Cape Town, 2010

저 자 소 개



고광은(Kwang-Eun Ko)

2007년 : 중앙대학교 전자전기공학부 공학사
2007년~현재 : 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석박사 통합과정

관심분야 : Multi-Agent Robotic Systems (MARS), Machine Learning Context Awareness, Emotion Recognition Systems
Email : kke@wm.cau.ac.kr



심귀보(Kwee-Bo Sim)

1990년 : The University of Tokyo 전자공학과 공학박사

[제21권 2호 (2011년 4월호) 참조]

1991년~현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수
2006년~2007년 : 한국지능시스템학회 회장

E-mail : kbsim@cau.ac.kr
Homepage URL : <http://alife.cau.ac.kr>