

정서재활 바이오피드백을 위한 얼굴 영상 기반 정서인식 연구

Study of Emotion Recognition based on Facial Image for Emotional Rehabilitation Biofeedback

고 광 은, 심 귀 보*
(Kwang-Eun Ko¹ and Kwee-Bo Sim¹)
¹Chung-Ang University

Abstract: If we want to recognize the human's emotion via the facial image, first of all, we need to extract the emotional features from the facial image by using a feature extraction algorithm. And we need to classify the emotional status by using pattern classification method. The AAM (Active Appearance Model) is a well-known method that can represent a non-rigid object, such as face, facial expression. The Bayesian Network is a probability based classifier that can represent the probabilistic relationships between a set of facial features. In this paper, our approach to facial feature extraction lies in the proposed feature extraction method based on combining AAM with FACS (Facial Action Coding System) for automatically modeling and extracting the facial emotional features. To recognize the facial emotion, we use the DBNs (Dynamic Bayesian Networks) for modeling and understanding the temporal phases of facial expressions in image sequences. The result of emotion recognition can be used to rehabilitate based on biofeedback for emotional disabled.

Keywords: facial emotion recognition facial feature extraction, active appearance model, facial action coding system, dynamic bayesian network

I. 서론

사람들의 의사소통이나, 정보를 교환하는 방식에 있어서, 언어적 표현과 더불어 얼굴표정이나 몸짓도 주요 매개체로서 활용된다. 이러한 특성은 최근 지능형로봇과 같이 인간과 직접적으로 소통하는 첨단기기에 대한 관심이 증대됨에 따라, 얼굴표정인식이 사람과 컴퓨터간의 상호작용을 하기 위한 중요 수단으로 활용될 수 있음을 나타내고 있다.

또한 HCI (Human-Computer Interaction) 분야에서 인간과 컴퓨터 간의 상호작용을 명확히 수행할 수 있는 보편적인 해법의 부재는 인간과 컴퓨터 간의 정서적인 인터랙션에 대한 필요성을 더욱 부각시키고 있다. 기계가 인간의 정서를 정확히 판단하는 것은 대단히 어려우며 이를 수행하기 위하여 기존의 많은 연구자들이 다양한 방법을 통해 연구를 진행한 바 있으나, 그 결과는 한정적이다.

이러한 상황에서 얼굴 영상에 기반한 정서 인식 기술은 다양한 방면에서 활용 가능한 핵심 기술로, 여러 활용방안 중 정서적 장애 재활 등의 멘탈(mental) 헬스케어에 있어서 그 중요성이 두드러진다. 이에 따라, 본 논문에서는 정서장애의 재활/치료를 목적으로 하는 Biofeedback 시스템으로써의 정서인식시스템에 대한 연구를 제안한다.

Paul ekman은 사람의 표정은 외형, 성별, 나이 등의 요소에 관계없이 감정에 대하여 공통적 반응이 나타난다는 전

제에서 해부학적 기준을 통해 사용자의 얼굴 표정을 6가지의 기본 정서로 분류하였다[1]. Ekman이 제시한 기본 6정서로 [분노, 슬픔, 행복, 두려움, 놀람, 혐오]를 구분하였으며 다른 감정은 이 기본 6정서의 조합으로 표현하였다. 그러나 이러한 방법은 전문가의 주관적 판단에 의존하며 이후 여러 연구들이 객관적인 판단 기준과 자동화된 정서 상태 추론을 위한 연구의 필요성을 제기하게 되었다.

자동화된 얼굴 영상 기반 정서 인식 수행을 위해서는 얼굴 영상 기반 정서 특징 검출단계와 특징 기반 정서 추론 단계를 거치는 과정이 필요하다.

얼굴 영상 기반으로 정서적 특징 검출을 위한 대표적인 방법으로는 얼굴 영상에 직접적으로 매핑이 가능한 정서 특징 모델 기반 기법, optical flow 추정 기법, 템플릿 기반 매칭 기법, PCA, ICA, eigenface 기반 기법이 존재한다[10].

그리고 얼굴 정서 특징 기반 정서 상태 추론 및 인식을 위한 방법으로는 dynamic bayesian network, support vector machine, gabor wavelet 기반 기법이 존재한다[11].

본 논문에서는 얼굴 영상에서 감정 특징을 검출 하고 이를 기반으로 감정 상태를 추론하기에 가장 적합하다고 판단되는 active appearance model과 facial action coding system을 이용한 AU 기반의 정서 특징 검출 기법을 사용하였다. 또한, 동적 입력 영상에 대한 인식성능 강화를 위해 dynamic bayesian network를 이용한 정서 추론 기법을 제안하고자 한다.

II. 얼굴 영상 기반 정서 특징 검출

1. Active appearance model 기반 얼굴 특징 모델링

AAM (Active Appearance Mode)은 이미지에서의 특징 검

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 6. 10., 수정: 2010. 7. 12., 채택확정: 2010. 7. 20.

고광은, 심귀보: 중앙대학교 전자전기공학부

(kke@wm.cau.ac.kr/kbsim@cau.ac.kr)

※ 본 논문은 한국연구재단 중견연구지원사업(No. 2010-0027617)에서 지원하여 연구하였음.

출을 위한 통계적인 모델링 기법으로 statistical shape model에 기반으로 특징 영역의 shape와 texture 정보를 이용한다 [2]. 이전 버전인 active shape model을 기본으로 하여 Shape 모델만 이용한 경우의 외부 조명, 광원, 노이즈에 민감한 특성을 보완한 알고리즘으로, 특징 검출하고자 하는 이미지 내의 객체에 대하여 ASM에 의해 학습된 shape 형태를 유지하면서 미리 학습된 texture 정보를 기반으로 정확한 탐색 특징 객체의 위치와 모양을 결정한다.

X. Xie, K.M Lam은 [3]에서 SMOM (Spatial Maximum Occurrence Model) 알고리즘을 기반으로 얼굴 표정 특징을 검출하는 연구를 수행하였다. 이렇게 검출된 특징은 ESTM (Elastic Shape-Texture Matching) 알고리즘을 통해 얼굴 표정 인식에 활용되었다.

AAM을 구성하는 shape 모델은 타겟이 되는 객체에 대한 translation, rotation, scaling 효과를 유클리디안 변환을 통해 제거한 기하학적 모델을 의미한다.

Shape 모델 학습을 위한 훈련집합으로 n개의 landmark를 가지는 shape들을 아래의 열벡터 형식으로 표현한다.

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in}]^T \quad (1)$$

식 (1)의 $\{x_{in}, y_{in}\}$ 은 각 i번째 shape를 구성하는 n번째 landmark를 의미한다.

Shape 모델을 생성하기 위해서는 식 (1)의 형식으로 표현된 shape에 대한 그림 1과 같은 초기화 과정이 필요하다. 초기화 과정의 첫 번째 단계로 훈련집합의 shape align 과정이 필요하다.

본 논문에서는 shape align을 위하여 procrustes analysis 기법을 사용하였다. 두 번째 단계로 이렇게 align된 shape 훈련집합을 기반으로 shape 간의 평균을 구할 필요가 있다. align된 shape의 평균 \bar{X} 는 다음 식 (2)와 같이 구한다.

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (2)$$

shape의 평균 \bar{X} 과 각 shape의 편차 dX_i 는 다음과 같다.

$$dX_i = X_i - \bar{X} \quad (3)$$

위 식 (3)을 통해 훈련집합의 shape 간 공분산행렬 S를 다음과 같이 구한다.

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s dX_i dX_i^T \quad (4)$$

S의 eigenvalue와 eigenvector를 각각 λ_i, ϕ_i 라고 하면 훈련

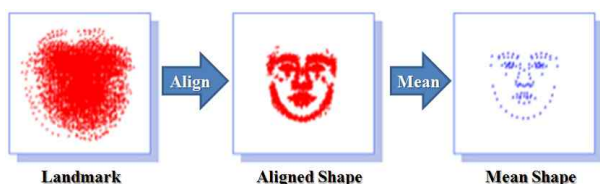


그림 1. Landmark 기반 shape 모델링 초기화.

Fig. 1. The initialization of shape modeling based on landmarks.

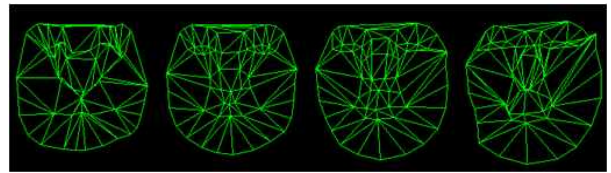


그림 2. 훈련집합 Shape 모델링 예시.

Fig. 2. The example of shape modeling based on training set.

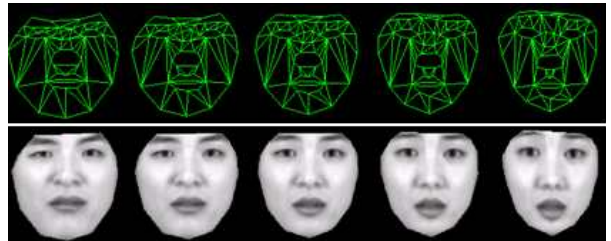


그림 3. Shape, texture 모델링 예시.

Fig. 3. The example of shape, texture modeling.

련집합 내의 임의의 shape X를 다음의 식과 같이 표현된다.

$$X = \bar{X} + \phi_s b_s, \quad b_s = \phi_s^T (X - \bar{X}) \quad (5)$$

ϕ_s 는 S에 해당하는 Eigenvalue 행렬이며, b_s 는 shape varying 변수로, $-3\sqrt{\lambda_s} \leq b_s \leq 3\sqrt{\lambda_s}$ 범위의 상수이다.

그림 2는 shape 모델을 생성한 예시이다. 43개의 landmark에 대한 shape를 생성하여, 위 식 (1)-(5)의 과정을 통해 생성한 shape 모델이다.

AAM은 shape 모델에 각 이미지들의 모든 특징 점을 평균 shape에 맞추어 워핑(warping)을 함으로써 texture 모델을 얻을 수 있다. texture 모델은 추출하고자 하는 특징 영역에 대한 이미지의 pixel intensity를 말하며, shape 모델이 객체의 특징 점들 간의 위치관계만을 고려하는 것에 반하여 pixel intensity를 고려함으로써 특징 추출에 있어 성능 향상을 기대할 수 있다. Texture 모델은 shape와 달리 조명, 광원(光源) 효과에 민감하므로 이를 최소화하기 위한 정규화 과정을 거쳐야 한다.

Texture에 대한 광원에 대한 효과를 최소화하기 위해서는 scaling factor α , offset factor β 를 적용하여 다음 식과 같이 texture를 정규화하는 과정이 필요하다.

$$g = \frac{g_{im} - \beta * 1}{\alpha} \quad (6)$$

정규화 과정을 거친 texture 데이터에 대하여 shape 모델과 동일한 형태의 선형모델을 구한다면 다음 식과 같다.

$$g = \bar{g} + \phi_g b_g \quad (7)$$

ϕ_g 는 Shape 모델의 경우와 동일하게 texture의 분포에 대하여 PCA를 적용한 eigenvector의 집합이며 b_g 는 texture 모델을 표현하기 위한 texture varying이다. b_g 의 표현은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$b_g = \phi_g^T (g - \bar{g}) \quad (8)$$

2. Action unit 기반 얼굴 특징 분류

Ekman & Friesen이 개발한 FACS (Facial Action Coding System)는 얼굴 표정 분석을 위한 매뉴얼로서 얼굴 근육 움직임을 46개의 AU (Action Unit)으로 구분하여 표정을 해석하는 기법이다[1].

각각의 AU는 얼굴 근육 움직임을 특정 표정을 특정 표정으로 매칭한 데이터인데, 그림 4와 같이 단일 AU와 AU의 조합에 의해 표현되어진다.

이러한 AU를 이용한 얼굴 기반 정서 특징 분류는 다양한 연구에서 선행된 바 있다. G. Donato는 자동화된 얼굴 표정 분석 기법으로써 holistic spatial analysis를 기반으로 AU를 분류하고, 검출하는 시스템을 개발하였으며[4], E. Smith는 AU 간의 조합을 기반으로 얼굴표정에서 발생하는 Co-articulation 효과를 해결하고자 하였다[5].

본 논문에서는 이와 같은 선행 연구 결과를 참조하여, 얼굴 표정 기반 정서 특징 영역을 나타내는 AU를 선별, 제시하고, AAM을 기반으로 선택된 특징 영역에 매칭시켜 정서 인식 단계에서 활용하기 위한 정서 특징을 검출하였다.

그림 5의 모델은 AU 기반 얼굴 표정인식 관련 선행 연구를 토대로 선택한 정서 특징 AU 영역을 AAM을 통해 생성된 특징 모델로 적용한 결과이다. 이 결과에 대응하는 AU들의 조합과 정서 특징 파라미터로 수치화하기 위하여 표 1을 정의하였다.

표 1의 Visual Cue는 \overline{JD} 는 그림 5의 정서 특징 Landmark 간의 거리로 정의되는 파라미터로, 예를 들어, \overline{JD} 의 경우

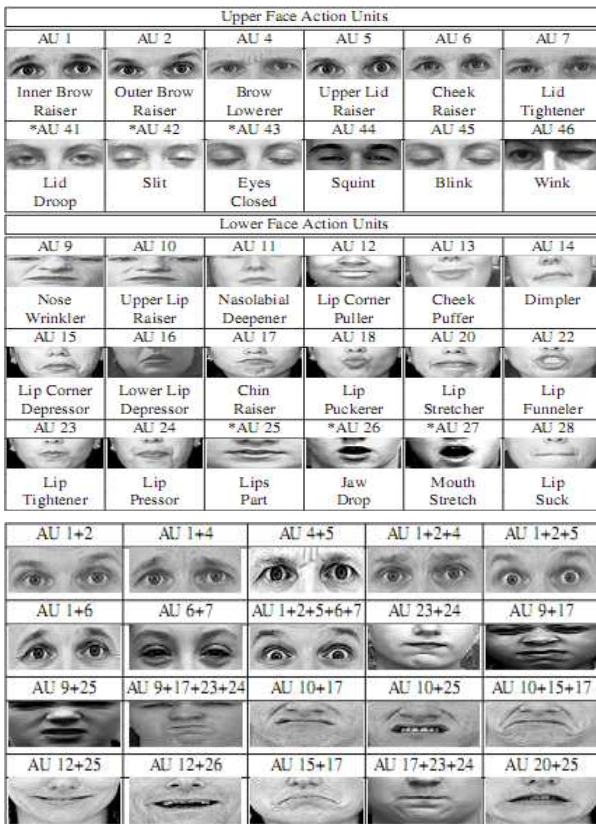


그림 4. Facial action unit 및 action unit 조합.
Fig. 4. Facial action unit and mix of action unit.

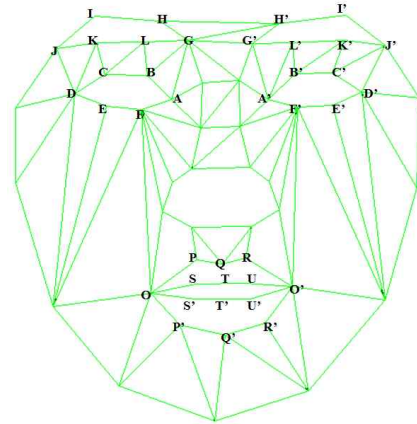


그림 5. AAM 기반 정서 특징 AU 매칭 결과.
Fig. 5. The result of emotional feature AU matching based on AAM.

표 1. AU 기반 정서 특징 상세.

Table 1. The description of emotional feature based on AU.

Emotion Feature	Visual Cues	Action Unit	Description
Emotion Feature 1	\overline{JD}	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 2	\overline{KC}	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 3	\overline{LB}	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 4	\overline{GA}	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 5	\overline{CE}	AU41, AU42, AU43, AU44, AU45, AU46	Brow, Lid
Emotion Feature 6	\overline{BF}	AU41, AU42, AU43, AU44, AU45, AU46	Brow, Lid
Emotion Feature 7	\overline{JD}	AU1,AU2,AU3,AU4,AU5, AU6,AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 8	$\overline{K'C}$	AU1,AU2,AU3,AU4,AU5, AU6,AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 9	$\overline{L'B}$	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 10	$\overline{G'A}$	AU1, AU2, AU3, AU4, AU5, AU6, AU7	Brow, Lid
Emotion Feature 11	$\overline{C'E}$	AU41,AU42,AU43,AU44, AU45,AU46	Brow, Lid
Emotion Feature 12	$\overline{B'F}$	AU41, AU42, AU43, AU44, AU45, AU46	Brow, Lid
Emotion Feature 13	\overline{GG}	AU9, AU10, AU11, AU12, AU13, AU14	Nose
Emotion Feature 14	\overline{AA}	AU9, AU10, AU11, AU12, AU13, AU14	Nose
Emotion Feature 15	\overline{SS}	AU15, AU16, AU17, AU18, AU19, AU20	Mouth
Emotion Feature 16	\overline{TT}	AU15, AU16, AU17, AU18, AU19, AU20	Mouth
Emotion Feature 17	\overline{UU}	AU15, AU16, AU17, AU18, AU19, AU20	Mouth
Emotion Feature 18	\overline{OO}	AU15, AU16, AU17, AU18, AU19, AU20	Mouth
Emotion Feature 19	\overline{FO}	AU23 ,AU24, AU25, AU26, AU27, AU28	Mouth Corner
Emotion Feature 20	\overline{FO}	AU23 ,AU24, AU25, AU26, AU27, AU28	Mouth Corner

Landmark J와 D 간 직선거리로 정의된다.

Visual cue의 크기는 다음 단계에서 정서 특징 영역 간의 상관관계를 나타내는 데이터로 활용되며, 정서인식을 수행하기 위한 dynamic bayesian network의 노드로 구성된다.

III. 얼굴 영상 기반 정서 인식

AAM과 AU 분류에 기반으로 얼굴 영상에서의 특징 영역을 검출한 결과는 특징 영역에 대한 정서 별 패턴분류 수행을 위한 패턴인식 알고리즘으로 적용할 수 있다.

X. Xie, K.M Lam은 [3]에서 SMOM (Spatial Maximum Occurrence Model) 알고리즘을 기반으로 검출된 얼굴 표정 특징을 훈련집합에 대한 ESTM (Elastic Shape-Texture Matching) 알고리즘에 적용하여 패턴 매칭에 기반한 얼굴 표정 인식 연구를 수행하였다. MIT의 A. Kapoor, Y. Qi, R.W. Picard는 Support Vector Machine 기반의 분류 알고리즘으로 적용하여 윗 얼굴 영역에 대한 표정 패턴 분류를 수행하였다[6]. Qiang Ji는 AU 간의 동적, 시맨틱 관계를 이용하여 HMM을 기반으로 하는 dynamic bayesian network를 설계하고, 이를 통해 얼굴 표정 패턴을 분류하였다[7,8].

본 논문에서는 선행 연구 결과를 기반으로 연속된 얼굴 이미지 시퀀스로부터 추출한 정서 특징 집합을 활용하여 정서 인식을 수행하기 위하여 DBN (Dynamic Bayesian Network) 모델을 구축하였다.

Bayesian network는 네트워크를 구성하는 노드 간의 상관관계에 대한 인과적 모델링으로써, 여러 변수로 구성된 각 노드 간의 joint probability distribution을 표현하는 DAG (Directed Acyclic Graph) 형태이다. 정서 특징을 노드로 하는 bayesian network의 구조는 Cohn-Kanade database와 IMM Face database, 본 연구에서 개별적으로 수집한 database를 기반으로 하는 FACS-coded 이미지에서의 AU 관계를 분석하여 설계하였다[8,9] 또한, 네트워크를 구성하는 각 노드간의 상관관계를 수치화한 CPT (Conditional Probability Table) 은 [Qiang Ji, 07]의 co-occurrence table, co-absence table과

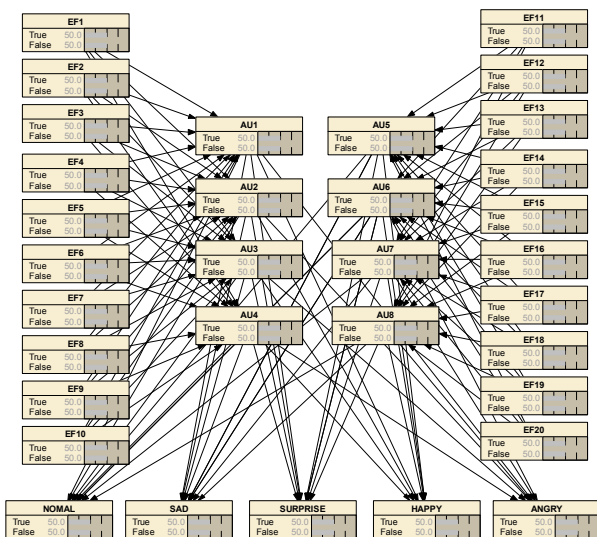


그림 6. 정서인식 bayesian network.
Fig. 6. Emotion recognition bayesian network.

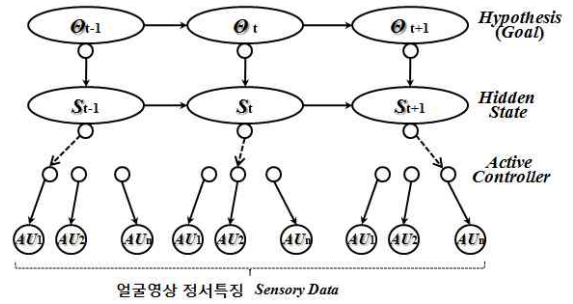


그림 7. 연속된 정서 특징 기반 HMM.
Fig. 7. HMM based on sequential emotional features.

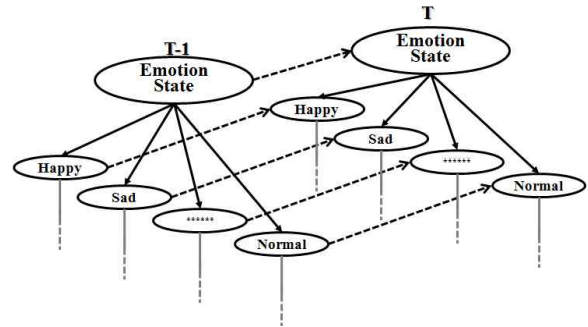


그림 8. 시간 T에서의 DBN 모델.
Fig. 8. DBN model in terms of temporal instance T.

표 1을 참조하여 AU의 움직임 또는 변화에 따른 정서 노드의 state 값이 변화하도록 구성하였다.

그림 6과 같이 구축된 bayesian network는 단일 입력 이미지에 대한 정서 인식 수행에는 부적합하지만 연속된 이미지 시퀀스 입력에 대한 정서 인식 수행에는 부적합함을 예측할 수 있다. 본 논문에서는 이를 고려하여 1차 HMM 기반의 DBN으로 재구축하여 인식 모델을 생성하였다.

그림 6에서 정의된 static bayesian network를 연속된 시점 $T \in [1, \dots, n]$ 별로 학습 시킨 후, 시점 T와 이전 시점 간의 조건 확률 분포를 정의하여, θ_t (시점 t에서의 정서인식 결과), S_t (HMM의 Hidden State), AU_n (n번째 Visual Observation)으로 구성된 HMM을 그림 7로 정의할 수 있다.

연속된 시점 간의 연계를 통해 확장된 DBN은 static bayesian network의 확률 기반 추론 특성을 유지한 상태로 연속적으로 입력되는 이미지 시퀀스에 대하여 좀 더 나은 성능의 인식률을 보여줄 수 있을 것으로 기대된다. 다음 장을 통해 시뮬레이션을 수행하여 그 성능을 검증하였다.

IV. 정서 인식 시뮬레이션

1. AAM 모델 학습

AAM 기반의 정서 특징 모델을 생성하기 위하여 본 논문에서 활용한 이미지 데이터베이스 예시는 다음 그림과 같다. 감정 특징 영역 모델은 그림 5를 기준으로 설정된 Landmark에 의하여 구축되었다.

입력 얼굴 영상에 대한 정서 특징 검출에 앞서, 훈련 이미지와 입력 이미지에서 발생 가능한 객체 외 이미지 및 노이즈 제거를 위하여 그림 9와 같이 haar-like feature에 의

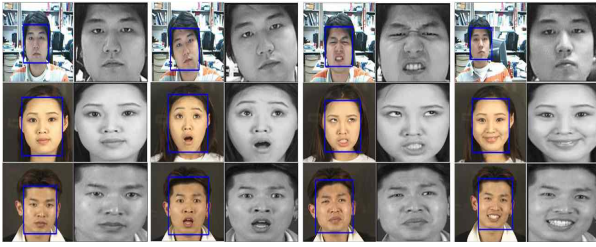


그림 9. Haar-like feature 기반 viola-jones detector.
Fig. 9. Viola-jones detector based on haar-like feature.

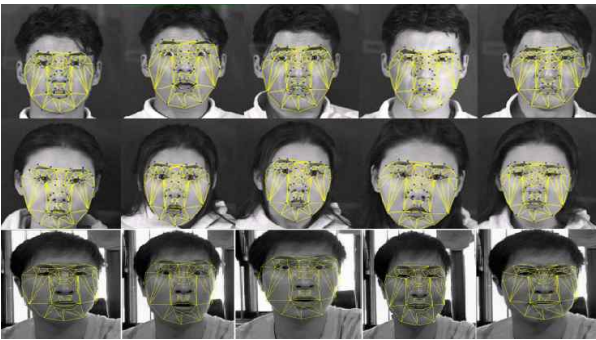


그림 10. AAM 모델 학습 결과.
Fig. 10. The result of learning of AAM model.

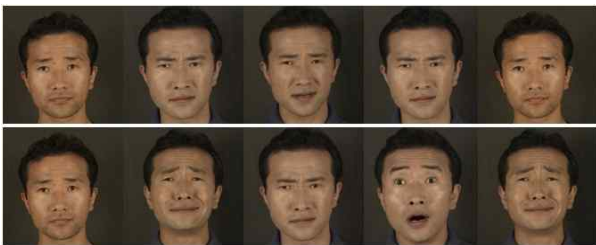


그림 11. 입력된 연속 이미지 예시.
Fig. 11. The example of input image sequences.

해 미리 학습된 viola-jones detector를 적용하였다. viola-jones detector가 적용된 훈련 이미지를 토대로 얼굴영역에 해당되는 AAM 모델을 그림 10과 같이 구축하였다.

2. 연속된 이미지 시퀀스 기반 정서 인식 수행

본 논문에서는 그림 11과 같이 동일 인물 얼굴 영상에 대한 다중 정서 표현 연속 이미지를 입력으로 하여 정서 인식을 수행한 결과를 도시하였다. 연속된 이미지들은 Testing 이미지 집합에서 20명의 인물 별로 10개의 이미지를 중복 정서를 포함한 정서 상태 순서로 선택하였다.

그림 12는 입력 영상에 대한 정서 인식 과정을 도시한 것으로 AAM 기반 정서 특징 검출 및 FACS-AU 기반 정서 특징 분류, DBN 기반 정서 인식 과정을 나타내고 있다.

표 2는 testing 집합에서 그림 11의 정서 순서로 나열된 이미지 정서 인식 결과를 정서 별로 나타내고 있다.

그림 13은 입력 영상 별 각 정서 인식 확률을 그래프로 도시한 결과로 제안 방법을 통한 정서 인식 수행 결과가 시간적으로 연속된 이미지에 대하여 좋은 성능을 보이고 있음을 의미한다.

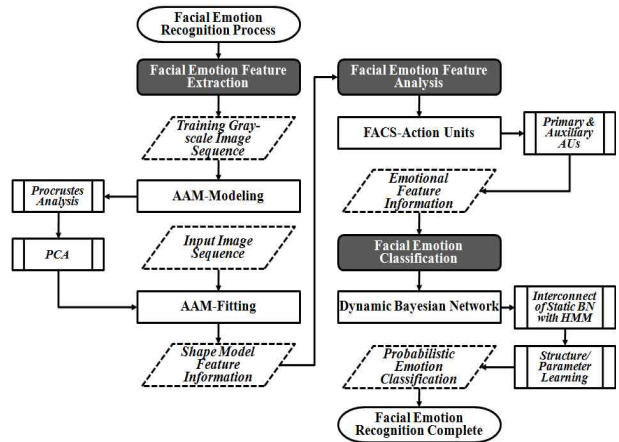


그림 12. 얼굴 영상 기반 정서 인식 흐름도.
Fig. 12. Flowchart of emotion recognition based on facial image.

표 2. 이미지 시퀀스에 대한 정서 인식률.

Table 2. The result of recognition rate(%) for the image sequence.

Image	Happiness	Sadness	Surprise	Anger	Normal
1	0.12	0.62	0.12	0.12	0.85
2	0.24	0.51	0.21	0.21	0.78
3	0.26	0.33	0.34	0.52	0.32
4	0.24	0.51	0.51	0.96	0.71
5	0.12	0.62	0.52	0.75	0.96
6	0.12	0.61	0.43	0.74	0.95
7	0.21	0.91	0.95	0.65	0.23
8	0.23	0.61	0.94	0.52	0.72
9	0.42	0.21	0.72	0.42	0.12
10	0.11	0.92	0.27	0.12	0.32

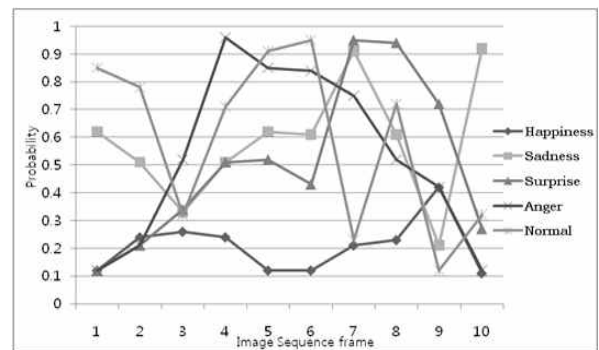


그림 13. 입력 연속 이미지 별 정서 인식 확률.
Fig. 13. The probability of emotion recognition per an input image sequences.

V. 결론

본 논문에서는 Biofeedback을 통해 정서 장애 환자에 대한 재활에 활용하고자 하는 목적을 가지고 얼굴 영상에서 나타나는 정서 상태를 인식, 추론하는 기술에 대한 연구를 진행한 바 있다. 제안 기술의 구성으로는 특징검출 기법으로써 AAM과 FACS-AU의 연계를 통한 기법에 대하여 연구하고 이 결과를 기반으로 static bayesian network의 시간적 연계에 기반한 DBN을 이용하여, 확률 기반 정서 인식을

수행하였다. 이는 시간적으로 연속되어 입력되는 이미지 시퀀스 상의 정서 인식에 좋은 성능을 보여주었다.

향후 연구과제로는 시간적으로 독립적 특성을 가지는 이미지 시퀀스와 같은 비선형적인 경우를 고려한 새로운 패턴분류 알고리즘을 적용하여야 하며, AAM을 통해 구축하고자 하는 shape, texture 모델의 생성을 위하여 자동적으로 landmarker 생성할 수 있는 알고리즘의 개발이 필요하다. 또한, 정서 인식을 위한 static bayesian network의 구조와 cpt에 대한 적절한 구조학습 및 파라미터 학습 시 missing data에 대한 고려가 필요하다.

참고문헌

- [1] P. Ekman, W. V. Friesen, *Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement*. Consulting Psychologists Press, Palo Alto, 1978.
- [2] T. F. Cootes and C. J. Taylor, *Statistical Models of Appearance for Computer Vision*, 2004.
- [3] X. Xie and K.-M. Lam, "Facial expression recognition based on shape and texture," *Pattern Recognition*, vol. 42, pp. 1003-1011, May 2009.
- [4] G. Donato, M. S. Barlett, J. C. Hager, P. Ekman, and T. J. Sejnowski, "Classifying facial actions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 10, pp. 974-989, Oct. 1999.
- [5] E. Smith, M. S. Barlett, and J. R. Movellan, "Computer Recognition of facial actions: a study of Co-articulation effects," *Proceeding of Eighth Annual Joint Symposium on Neural Computation*, 2001.
- [6] A. Kapoor, Y. Qi, and R. W. Picard, "Fully automatic upper facial action recognition," *Proceedings of IEEE International Workshop, Analysis and Modeling of Faces and Gestures*, pp. 195-202, 2003.
- [7] Y. Zhang and 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, May 2005.
- [8] Y. Tong, W. Liao, and Q. Ji, "Facial action unit recognition by exploiting their dynamic and semantic relationship," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 10, pp. 1683-1699, Oct. 2007.
- [9] M. M. Nordstrom, Mad, Larsen, J. Sierakowski, and M. B. Stegmann, "The IMM face database: an annotated dataset of 240 face images," *Informatics and Mathematical Modelling*, Technical University of Denmark, 2004.
- [10] C. Huang and Y. Huang, "Facial expression recognition using model-based feature extraction and action," *J. Visual Comm. and Image Representation*, vol. 8, no. 3, pp. 278-290, Sep. 1997.
- [11] I. Kotsia and I. Pitas, "Facial expression recognition in image sequences using geometric deformation features and support vector machines," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 1, pp. 172-187, Jan. 2007.



고 광 은

2007년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업. 2007년~현재 중앙대학교 대학원 전자전기공학부 석박사 통합과정 재학. 관심분야는 MARS (Multi-Agent Robotic Systems), Machine Learning, Intention Recognition, Neuro-Robotics.



심 귀 보

1984년 중앙대학교 전자공학과(공학사). 1986년 중앙대학교 전자공학과(공학석사). 1990년 The University of Tokyo 전자공학과(공학박사). 1991년~현재 중앙대학교 전자전기공학부 교수. 2002년~현재 중앙대학교 중소기업 산학협력센터 센터장. 2007년~현재 (사)한국산학연합회 서울 지역협의회 회장. 2009년~현재 중앙대학교 중앙도서관장 관심분야는 인공지능, 지능로봇, 지능시스템, 다개체시스템, 학습 및 적응알고리즘, 소프트웨어(신경망, 퍼지, 진화연산), 인공면역시스템, 침입탐지 시스템, 유비쿼터스 컴퓨팅 등.