

# 모델기반 특징추출을 이용한 지역변화 특성에 따른 개체기반 표정인식

박미애<sup>†</sup>, 고재필<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문에서는 Active Shape Models(ASM)과 상태기반 모델을 사용하여 동영상으로부터 얼굴 표정을 인식하는 방법을 제시한다. ASM을 이용하여 하나의 입력 영상에 대한 얼굴요소특징점들을 정합하고, 그 과정에서 생성되는 모양변수벡터를 추출한다. 동영상에 대해 추출되는 모양변수벡터 집합을 세 가지 상태 중 한 가지를 가지는 상태벡터로 변환하고 분류기를 통해 얼굴의 표정을 인식한다. 분류단계에서는 표정별 표정변화에 따른 변화영역의 차이를 고려한 새로운 유사도 측정치를 제안한다. 공개데이터베이스 KCFD에 대한 실험에서는 제안한 측정치와 기존의 이진 측정치를 사용한  $k$ -NN의 인식률이  $k$ 가 1일 때 각각 89.1% 및 86.2%을 보임으로써, 제안한 측정치가 기존의 이진 측정치보다 더 높은 인식률을 나타내는 것을 보인다.

## Facial Expression Recognition with Instance-based Learning Based on Regional-Variation Characteristics Using Models-based Feature Extraction

Miae Park<sup>†</sup>, Jaepil Ko<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we present an approach for facial expression recognition using Active Shape Models (ASM) and a state-based model in image sequences. Given an image frame, we use ASM to obtain the shape parameter vector of the model while we locate facial feature points. Then, we can obtain the shape parameter vector set for all the frames of an image sequence. This vector set is converted into a state vector which is one of the three states by the state-based model. In the classification step, we use the  $k$ -NN with the proposed similarity measure that is motivated on the observation that the variation-regions of an expression sequence are different from those of other expression sequences. In the experiment with the public database KCFD, we demonstrate that the proposed measure slightly outperforms the binary measure in which the recognition performance of the  $k$ -NN with the proposed measure and the existing binary measure show 89.1% and 86.2% respectively when  $k$  is 1.

**Key words:** Facial Expression Recognition(표정인식), Facial Feature Extraction(얼굴요소특징추출), Active Shape Models(ASM), State-based Model(상태기반모델),  $k$ -NN

※ 교신저자(Corresponding Author) : 고재필, 주소 : 경북 구미시 양호동 1번지, 디지털관 136호(730-701), 전화 : 031)478-7529, FAX : 031)478-7539, E-mail : nonezcro@kumoh.ac.kr  
접수일 : 2006년 8월 11일, 완료일 : 2006년 10월 23일

<sup>†</sup> 금오공과대학교 컴퓨터공학부  
(E-mail : pma3021@msn.com)

<sup>\*\*</sup> 정회원, 금오공과대학교 컴퓨터공학부

※ 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문임.

### 1. 서론

표정인식은 사용자 친근 인간-컴퓨터 인터페이스로써 주목을 받아오고 있다. 표정은 인간의 감정을 표현하는 하나의 수단이므로 몇 개의 표정만으로 다양한 감정을 표현하기는 어렵다. 이에, Ekman[1]은 인간의 감정을 놀람, 화남, 공포, 혐오, 슬픔, 기쁨의 6가지로 구분하였으며 이후 컴퓨터비전 분야의 표정인식은 이러한 6가지 표정을 구분하는 문제를 다루어왔다.

표정인식을 위한 접근법은 그림 1과 같이 분류할 수 있다. 입력영상의 종류에 따라 이미지시퀀스에서의 표정인식과 정지영상에서의 표정인식으로 나뉘고, 표정인식을 위해 추출하는 특징을 기준으로 얼굴의 지형적 특징기반 방법과 얼굴영상의 명도에 기반한 방법으로 구분된다.

표정은 근육의 움직임에 의해 만들어 지기 때문에 움직임 정보가 포함되어 있는 동영상에서의 표정인식 방법이 적절하다[2,3]. 외관(Appearance)기반 방법은 얼굴의 명도를 그대로 이용함에 따라 정규화의

문제가 대두된다. [4]는 선만으로 표정인식이 가능함을 보였다. 얼굴의 지형적 특징에 기반한 방법은 비교적 높은 표정인식 성능을 보이지만[5,6], 눈, 코, 입과 같은 얼굴요소의 위치가 찾아졌다는 가정에서 출발하였다.

본 논문은 현재의 연구 추세인 동영상을 대상으로 얼굴의 지형적 특징에 기반을 둔 표정인식 접근법을 제안한다. 제안하는 방법은 다음 두 가지 측면에서 기여를 한다. 첫째, 얼굴의 지형적 특징을 수작업 없이 자동으로 추출하는 방법을 적용한 후 특징점의 수가 많을수록 더 많은 정보를 가진다는 것을 보여준다. 둘째, 표정인식 과정에서 표정별로 얼굴내의 변화영역이 상이하다는 특징을 고려한 분류기 설계한다. 예를 들면, 그림 2에서 보듯이 화남 때는 입 주위의 변화가 미세하게 나타나는 반면 놀람의 경우는 입 주위에서 강한 변화와 눈썹 주위에서의 변화가 나타난다.

제안하는 방법은 크게 세 부분으로 구성되어 있다. 첫째, 하나의 프레임 안에서 눈, 코, 입의 위치를 자동으로 추출하여 이 위치 정보를 표정인식을 위한

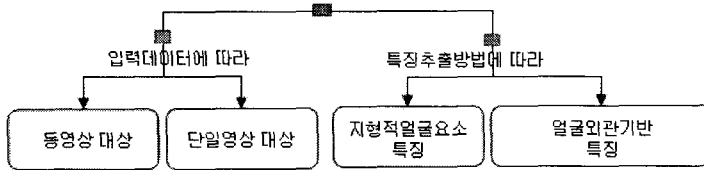


그림 1. 표정인식 접근법 분류



그림 2. 표정별 표정 변화에 따른 변화 영역 차이

지형적특징벡터로 표현한다. 둘째, 매 프레임마다 추출되는 지형적 특징벡터를 동영상의 모든 프레임에 대해 수집한 후 프레임간의 지형적 특징벡터 변화정도를 프레임 수에 상관없이 하나의 상태벡터로 표현한다. 셋째, 이러한 상태벡터를 표정인식을 위한 특징벡터로하여 개체기반 학습방법[7]에 따라 표정을 인식한다. 지형적 특징벡터 추출을 위해서는 Active Shape Models (ASM)[8]을, 상태벡터 추출을 위해서는 상태기반모델[6]을 각각 도입한다. 인식단계에서는 개체기반 학습방법인  $k$ -NN[7]을 사용하며 이때 인식률 향상을 위해 새롭게 제안하는 개체간의 유사도 측정방법을 적용한다. 제안하는 표정인식 과정을 그림 3에 도식화 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 ASM모델을 이용한 단일 프레임에 대한 지형적 특징추출 과정을 설명하고, 3장에서는 상태기반 모델을 이용한 동영상에 대한 상태특징추출 단계를 설명한다. 제안하는 표정분류 방법은 4장에서 설명한다. 5장에서는 실험결과를 보이며 마지막 6장에서 결론을 내린다.

## 2. ASM을 이용한 영상 프레임에서의 지형적 특징 추출

얼굴윤곽 및 얼굴요소 추출 분야에서 Active Appearance Model(AAM)[9] 및 ASM이 널리 적용되어왔다. ASM은 모양을 나타내는  $z$  개의 좌표 값으로 구성된 모양벡터  $\mathbf{x} = (x_1, y_1, \dots, x_z, y_z)^T$  들의 집합이 가지는 모양 변화를 선형으로 모델링한다. 모델의 변수를 조정하여 새로운 모양을 생성할 수 있어, 테스트 영상과 모델을 정합하는 기능을 갖는다. 모양변화는 주성분분석(Principal Component Analysis) [10]기법을 이용하여 선형으로 모델링한다. ASM모

델은 다음과 같다:

$$\mathbf{x} = \Phi \mathbf{b} \tag{1}$$

여기서,  $\Phi$  는 모양벡터 집합으로부터 PCA를 통해 생성한 모양기저벡터들로 구성된 행렬이고,  $\mathbf{b}$  는 모양변수벡터이다.

AAM은 표정인식에도 적용되었으나[11,12], 개인별 및 표정별로 모델을 따로 구성해야 일정수준의 정합 성능이 보장된다[13]. 본 논문에서는 적은 수의 학습 데이터만으로도 다양한 사람이나 표정이 다른 경우에도 정합 성능을 보장해주는 ASM모델을 사용한다. ASM의 정합 기능을 사용하면 새로운 영상 프레임에서의 눈, 코 입과 같은 얼굴요소의 지형적 정보를 자동으로 추출할 수 있다. 그러나, ASM은 기본적으로 모양변화를 선형으로 모델링 하였다는 한계로 인해 학습한 얼굴모양과 유사하지 않은 모양에 대해서는 얼굴요소의 특정위치에 대한 정합 정확도가 떨어진다. 따라서, 정합에 의해 추출된 모양벡터로부터 나온 좌표 값을 직접 사용하지 않고, 정합에 의해 결정된 모양 변수를 표정인식을 위한 지형적 특징벡터로 사용한다.

정지영상에서 지형적 특징을 추출하는 과정은 다음과 같다. 먼저, 표정인식을 위한 ASM모델과 입력 영상정합을 위한 ASM모델을 따로 구성한다. 전자는 표정인식에 효과적인 것으로 알려진 12개의 특징점을 이용해 모델을 만들고, 후자는 12개의 특징점을 포함하면서 추가적으로 58개 더해진 특징점을 이용해 정합에 적합한 모델을 만든다. 그림 4는 12개의 특징점 위치와 70개의 특징점 위치를 보여준다.

12개의 특징점 및 70개의 특징점으로 생성된 ASM 모델을 각각 다음과 같이 표현하자.

$$\mathbf{x}_{12} = \Phi_{12} \mathbf{b}_{12} \tag{2}$$

$$\mathbf{x}_{70} = \Phi_{70} \mathbf{b}_{70} \tag{3}$$

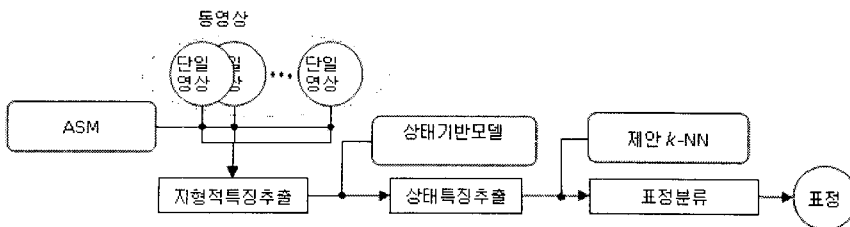


그림 3. 제안하는 표정인식 구조

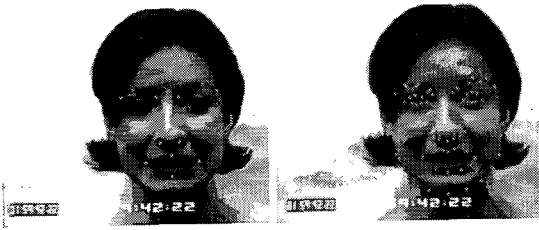


그림 4. 특징점 위치

하나의 프레임에서 수식 (3)을 이용해 정합(얼굴 특징점 자동 추출 역할)된 모양벡터  $x_{70}$  으로부터 수식 (2)를 생성하기 위해 사용했던 12개의 좌표만을 선택하여 모양벡터  $x_{12}$  를 생성한다. 그러면 수식 (2)로부터 모양변수벡터  $b_{12}$  를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 이렇게 얻어진 모양벡터  $b_{12}$  및  $b_{70}$  를 매 프레임마다 구하여 지형적 특징벡터로 사용한다. 이때 모양기저벡터의 수가  $m$  이면  $b$  의 차원은  $m$  이 된다.

### 3. 상태모델을 이용한 동영상에서의 특징추출

표정변화를 담고 있는 하나의 동영상  $f = (f_1, \dots, f_n)$  가  $n$  개의 프레임으로 구성되어 있고, 프레임별로  $m$  차원의 지형적 특징벡터가 추출된다고 하자. 그러면, 하나의 동영상에 대한 특징으로써 지형적 특징벡터들을 연결하여 나타낸다면 특징벡터의 차원은  $m \times n$  이 된다. 이때 동영상별로 프레임의 개수는 상이할 수 있기 때문에, 동영상마다 특징벡터의 차원이 달라 질 수 있는 문제가 발생한다. 본 절에서는 동영상별로 일정하지 않은 프레임 수와 상관없이 동영상당 하나의 상태벡터특징을 추출하는 방법을 설명한다. 상태벡터특징 추출은 상태벡터모델을 이용한다 [6]. 상태기반모델은 시간에 따라 변하는 어떤 값의 변화폭을 상위임계값  $T_H$  과 하위임계값  $T_L$  에 따라 하나의 상태 값  $v \in \{ 'I', 'S', 'D' \}$  으로 변환한다. 먼저 두 임계값에 의해 결정되는 세 영역에 속하는 모양변수 값  $b$  의 개수를 각각  $I_N, S_N, D_N$  이라고 하고 이중 가장 큰 수를  $M_N$  이라고 하면, 상태값  $v$  는 다음과 같이 결정된다.

$$v = \begin{cases} \text{if } M_N = I_N, \text{ then 'I'} \\ \text{else if } M_N = S_N, \text{ then 'S'} \\ \text{else if } M_N = D_N, \text{ then 'D'} \end{cases} \quad (4)$$

이때, 두 임계값은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} T_H &= +\sqrt{\alpha\lambda} \\ T_L &= -\sqrt{\alpha\lambda} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,  $\lambda$  는  $b$  값을 산출하는 모양기저벡터에 대응되는 고유값이다. 이때  $\alpha$  는 실험에서 조정한다. 수식 (4)를 통해 하나의 시퀀스  $f$  에서 생성되는  $m$  차원의 모양변수벡터들의 집합  $\{b_1, \dots, b_n\}$  은 하나의 상태벡터  $v = (v_1, \dots, v_m)$  로 변환된다. 본 논문에서는 이렇게 얻어진 상태벡터를 동영상에 대한 상태특징벡터로 사용한다.

### 4. 표정별 지역변화 특성을 고려한 개체기반 표정인식

표정인식은 대표적 개체기반 분류기인  $k$ -NN을 이용한다. 학습 데이터셋  $T = \{(v^i, e_i)\}_{i=1}^N$  가 주어졌다고 하자. 여기서,  $e \in \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6\}$  는 6가지 표정 중의 하나이고,  $N$  은 샘플의 수를 나타낸다. 하나의 동영상에서 표정정보를 나타내는 상태벡터  $v$  가 주어지면,  $v$  에 대한 표정인식은 다음과 같다.

$$e_i = \arg \max_i \|v - v^i\| \quad (6)$$

여기서, 두 상태벡터간의 유사도  $\| \|$  는 일반적으로 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \|v - v^i\| &= \sum_{j=1}^m |v_j - v_j^i| \\ |v_j - v_j^i| &= \begin{cases} \text{if } v_j = v_j^i, \text{ then } 1 \\ \text{else } 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

그러나, 수식 (7)은 상태벡터 원소들간의 거리를 1과 0으로 모두 똑같이 계산함으로써, 표정별로 얼굴내의 변화영역이 상이하다는 특성을 반영하지 못한다.

제안방법을 설명하기 위해, 먼저 표정별로 학습 데이터집합을 구분하자.

$$T_k = \{(v_k, e_k)\}_{k=1}^{N_k}, \quad k = 1, \dots, 6 \quad (8)$$

여기서,  $N_k$  는 표정이  $e_k$  인 샘플의 개수를 나타낸다. 제안하는 방법은  $v^i$  의 표정  $e_i$  에 따라, 상태벡터 원소들간의 유사도 계산에 변화를 주는 것으로, 유사도 계산시  $T_k$  에 소속된  $v_k$  들 간의 각 원소가 유사한 값을 가질 때 높은 가중치를 준다. 표정  $e_k$  에

대한 가중치벡터  $w^k = (w_1^k, \dots, w_m^k)$  계산은  $v_k$  들의  $i$  번째 원소들의 구성순수도  $R_i^k$  에 따라 이루어진다. 구성순수도  $R_i^k$  는 다음과 같이 계산한다.

$$R_i^k = \frac{\min(S_i^k, I_i^k)}{\max(S_i^k, I_i^k)} + \frac{\min(S_i^k, D_i^k)}{\max(S_i^k, D_i^k)} + \frac{\min(D_i^k, I_i^k)}{\max(D_i^k, I_i^k)} \quad (9)$$

여기서,  $S_i^k, I_i^k, D_i^k$  는  $v_k$  들의  $i$  번째 원소들의 상태값  $S, I, D$  의 개수이고,  $\min(), \max()$  는 각각 적은 개수와 큰 개수를 반환한다. 구성순수도  $R_i^k$  에 따른 가중치  $w_i^k$  는 0~1사이의 값을 얻기 위해 다음과 같이 계산한다.

$$w_i^k = \exp(-R_i^k / \sigma) \quad (10)$$

여기서,  $\sigma$  는 학습 데이터로부터 결정한다. 수식 (9)는 특성상 0~3 사이의 값을 가지는데, 이러한 값의 범위를 0~1사이로 조정하기 위해  $\sigma$  의 실험값은 1~3사이의 값으로 설정된다.

구성순수도에 따른 가중치를 부여하여 유사도를 계산하는 제한한 방식에 의한 하나의 동영상에 대한 상태벡터  $v$  에 대한 표정인식은 다음과 같다.

$$e_i = \arg \max_i \|v - v_i^k\| \quad (11)$$

여기서,  $v_i^k$  는 표정이  $e_k$  인 상태벡터를 나타낸다. 두 상태벡터  $v$  와  $v_i^k$  와의 유사도는 다음과 같다.

$$\|v - v_i^k\| = \sum_{j=1}^m |v_j - v_j^i|_k$$

$$|v_j - v_j^i|_k = \begin{cases} \text{if } v_j = v_j^i & \text{then } w_j^k \\ \text{else} & 0 \end{cases} \quad (12)$$

### 5. 실험결과

실험 데이터베이스는 Kanade-Cohn Face Database (KCFD)[14]를 사용하는데, 이것은 인종과 성별. 그리고 표정들이 골고루 포함되어 있으며, 정규화 된 영상 크기와 FACS[1]를 제공하고 있어 많은 연구자들이 사용하고 있다. 데이터베이스의 구성은 96명으로 되어있으며, 각각 1~9개의 표정 동영상을 가지고

있고, 각 표정 동영상은 4~66개의 프레임으로 구성된다. 본 논문에서는 이중 6개 이상의 표정 동영상을 가지고 있는 44명 중 6가지 표정을 모두 포함하고 있는 23명을 선별하였다. 개인별 표정 동영상 중 6가지 표정 동영상을 선별하여, 최종 23명에 대한 총 138 동영상, 690프레임을 선정하였다. 그림 5는 6가지 표정에 해당하는 영상의 예를 보여주고, 그림 6은 실험에서 사용된 사람들의 영상을 보여준다.

표정인식 성능은 표정인식과 같이 데이터 집합이 적은 경우에 유용한 Leave-One-Out[7]방법을 따른다. 총 138개의 표정 동영상 중 학습 데이터로 137개, 실험 데이터로 1개씩 선정하여, 실험 데이터와 학습 데이터를 바꾸어가며 138번 반복 수행하여 인식률을 계산하였다.

그림 7은 12개의 특징점과 70개의 특징점을 사용한  $k$ -NN 인식률을  $k$ 가 1, 2일 때의 인식률 비교 그래프이다. 그림에서 70개 특징점일 때 두드러진 성능 향상을 보인다. ASM의 정합속도는 초당 5프레임 이상으로 특징점 개수 차이에 따른 처리 속도의 차이는 거의 없다. 다만, 특징점 개수가 늘어날수록 수작업으로 이루어지는 학습 데이터 확보에 어려움이 따른다.

제안하는 방법은 유사도 측정시 특징선별 작업이 이루어진다는 점이다. 그러나, 선별 작업은 선택/비선택이 아니라 수식 (10)을 통해 0~1사이의 연속적인 실수 값으로 이루어진다. 그림 8은 표정별로 가중치  $w_i^k$  를 도식화 하였다. 표정별로 특징간 가중치가 서로 다른 것을 확인할 수 있다.

표 1은 제안한 개체기반 학습방법을 사용하여  $k=1$  일 때 표정별로 인식률을 산출해 보았다. 표에서 화남 및 놀람이 다른 표정에 비해 높은 인식률을 보이



그림 5. 6가지 표정 영상의 예



그림 6. 실험에 사용된 사람들

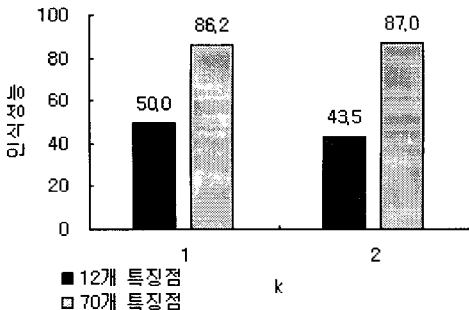


그림 7. 특징점 12와 특징점 70개간의 인식률 비교

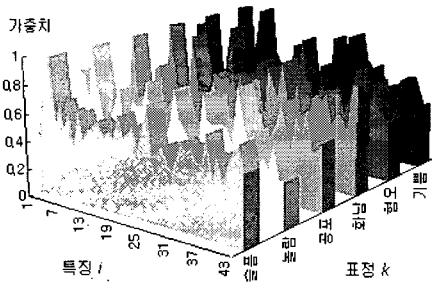


그림 8. 표정 및 특징별 가중치 값

더 다른 표정보다 구분이 잘 된다는 것을 보여준다. 공포 및 슬픔의 경우 다른 표정인식 방법에서도 낮은

표 1. 제안 k-NN을 사용한 인식률

슬픔	놀람	공포	화남	혐오	기쁨	평균
82.6%	95.7%	73.9%	100%	91.3%	91.3%	89.1%

성능을 보고하는데 (표 2참조), 그러한 이유로는 슬픔 및 공포의 감정을 표현하는데 있어 개인 차이가 크기 때문이다. 이러한 문제는 감정을 이산적인 6가지만으로 한정된 것에 기인한다.

그림 9는 기존의 수식 (7)을 이용한 인식 결과와 제안한 방법인 수식 (12)를 이용한 k-NN 인식률을 비교한다. 제안한 측정치와 기존의 이진 측정치를 사용한 k-NN의 평균 인식률이 k가 1일 때 각각 89.1% 및 86.2%임을 보임으로써, 제안한 측정치가 기존의

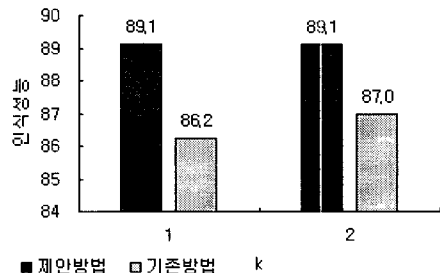


그림 9. 기존 방법과 제안 개체기반 방법론의 인식률 비교

표 2. Kanade-Cohn Face Database를 사용한 표정인식 방법론의 인식성능 비교

논문번호 (발표년도)	[15] (2006)		[16] (2005)		[17] (2003)	[18] (2003)	[19] (2005)	[20] (2006)				[2] (2003)	제안 방법	
사용 분류기	DCM	SVM	SVM	RVM	SVM	SVM	Belief Network	단일영상		동영상		TAN	k-NN	
								Baysian	k-NN	Baysian	k-NN			
인 식 률	기쁨	88.9	88.9	96.8	92.1	95.3	93.0	96.8	94.5	88.6	100	98.9	-	91.3
	놀람	95.0	95.0	95.7	93.8	87.9	86.0	100	94.6	90.0	98.8	97.5	-	95.7
	공포	63.6	36.4	75.0	85.0	76.2	71.7	-	44.0	51.3	66.7	65.8	-	73.9
	화남	58.8	52.9	94.1	85.0	84.1	82.2	-	70.5	66.1	84.2	73.3	-	100
	혐오	70.6	70.6	90.5	81.5	83.9	84.6	100	78.5	77.6	97.5	87.5	-	91.3
	슬픔	88.2	82.4	96.9	87.7	89.4	85.4	-	55.0	54.4	81.7	64.2	-	82.6
	무표정	73.3	93.3	-	-	-	-	100	90.7	81.7	-	-	-	-
	평균	76.9	74.2	91.5	87.5	86.1	83.8	99.2	83.1	79.0	91.8	86.3	66.5	89.1

이진 측정치보다 더 높은 인식률을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 표정인식 방법론과 다른 방법론들과의 비교 결과는 표 2에 제시하였다. 선별된 방법들은 본 논문에서 사용한 Kanade-Cohn Face Database를 사용하여 인식 결과를 제시한 비교적 최신의 논문들이다.

[표 2]에 따르면 최근까지도 표정인식 성능은 대체로 70%~90% 인식 성능을 보이고 있는데, 실험 데이터 및 실험 방법에 따라 차이가 날 수 있으므로 절대적인 비교 지표는 되지 못한다. 하지만, 동영상에서 k-NN 분류기를 사용한 [20]과 제안 방법을 비교해보면 제안 방법이 평균 인식률에 있어 다소 우수함을 알 수 있다.

## 6. 결 론

본 논문에서는 동영상에서 얼굴의 지형적 특징기반 방법의 얼굴표정인식 과정을 설명하였다. 얼굴의 지형적 특징 방법에서의 특징점 자동추출의 문제를 ASM을 단계적으로 도입하여 해결하였으며, 실험결과에서는 12개의 특징점보다 70개의 특징점이 표정인식에 유효함을 보여주었다. 또한, 표정별로 얼굴의 변화영역이 다르다는 점에 착안하여 이를 고려한 k-NN을 새로이 제안하여 인식률 향상을 확인하였으며, 제안한 표정인식 방법이 기존의 인식방법에 뒤지지 않음을 보여주었다. 실험을 통해, 화남과 놀람의 표정이 다른 표정에 비해 두드러짐을 알 수 있었

다. 제안방법이 선형 ASM을 사용하였기 때문에 인종, 성별, 얼굴 크기, 포즈 등 변화 요인이 큰 데이터들을 다룰 수 없었는데, 커널머신이나 가우시안혼합 모델을 기반으로 하는 비선형 ASM 모델을 적용함으로써 이러한 다양한 변화 요인에 대처할 수 있을 것으로 기대한다.

## 참 고 문 헌

- [1] P. Ekman and W. Friesen. *The Facial Action Coding System*, Consulting Psychologists Press, 1978.
- [2] I. Cohen, N. Sebe, A. Garg, L. Chen, and T. Huang, "Facial Expression Recognition from Video Sequences: Temporal and Static Modeling," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 91, No. 1, pp. 160-187, 2003.
- [3] J. Lien, T. Kanade, J. Cohn, and L. Chung, "Automated Facial Expression Recognition Based on FACS Action Units," *Proc. of Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 390-395, 1999.
- [4] Y. Gao, M. Leung, S. Hui, and M. Tananda, "Facial Expression Recognition from Line-based Caricatures," *IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics: Part A. Systems and Humans*, Vol. 33, No. 3, pp. 407-412, 2003.

- [5] H. Ohta, H. Saji, and H. Nakatani, "Recognition of Facial Expressions using Muscle-based feature models," *Proc. Of Int'l Conf. on Pattern Recognition*, Vol. 2, pp. 1397-1401, 1998.
- [6] F. Bourel, C. Chibelushi, and A. Low, "Robust facial expression recognition using a State-based Model of Spatially-Localized Facial Dynamics," *Proc. of Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, Vol. 5, pp. 106-111, 2002.
- [7] T. Mitchell, *Machine Learning*, McGraw Hill, 1997.
- [8] T. Cootes and C. Taylor, "Statistical Models of Appearance for Computer Vision", *Technical Report M139PT*, Univ. of Manchester, 2004.
- [9] T. Cootes, G. Edwards, and C. Taylor, "Active Appearance Models," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 6, pp. 681-685, 2001.
- [10] M. Turk and P. Pentland, "Face Recognition using Eigenfaces," *Proc. of Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-591, 1991.
- [11] B. Abboud, F. Davoine, and D. Mo, "Facial Expression Recognition and Synthesis Based on an Appearance Model," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 19, No. 88, pp. 723-740, 2004.
- [12] B. Abboud and F. Davoine, "Appearance Factorization Based Facial Expression Recognition and Synthesis," *Proc. of Int'l Conf. on Pattern Recognition*, Vol. 17, pp. 163-166, 2004.
- [13] R. Gross, I. Matthews, and S. Baker, "Generic vs. Person Specific Active Appearance Models," *Image and Vision Computing*, Vol. 23, No. 11, pp. 1080-1093, 2005.
- [14] T. Kanade, J. Cohn, and Y. Tian, "Comprehensive Database for Facial expression Analysis," *Proc. of Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, Vol. 4, pp. 46-53, 2000.
- [15] G. Antonini, M. Bierlaire, and M. Weber, "Discrete Choice Models of Pedestrian Walking Behavior," *Transportation Research Part B*, Vol. 40, No 8, pp. 667-687, 2006.
- [16] D. Datcu and L. Rothkrantz, "Facial Expression Recognition with Relevance Vector Machines," *Proc. of Int'l Conf. on Multimedia and Expo*, pp. 193-196, July 2005.
- [17] P. Michel and R. Kaliouby, "Facial Expression Recognition using Support Vector Machines," *Proc. of Int'l Conf. on Human-Computer Interaction: Human-Computer Interaction, Theory and Practice*, Vol. 2, pp. 93-94, 2003.
- [18] P. Michel and R. Kaliouby, "Real Time Facial Expression Recognition in Video using Support Vector Machines," *Proc. of Int'l Conf. on Multimodal Interfaces*, pp. 258-264, 2003.
- [19] Z. Hammal, A. Caplier, and M. Rombaut, "Belief theory Applied to Facial Expressions Classification," *Proc. of Int'l Conf. on Advances in Pattern Recognition*, pp. 183-191, 2005.
- [20] C. Shan, S. Gong, and P. McOwan. "Dynamic Facial Expression Recognition using a Bayesian Temporal Manifold model," *Proc. of the British Machine Vision Conference*, Vol. 1, pp. 279-306, 2006.





박 미 애

2004년 한국방송통신대학교 컴퓨터과학과 (학사)

2006년 금오공과대학교 컴퓨터공학과 (석사)

관심분야 : 표정인식, 패턴인식



고 재 필

1996년 연세대학교 전산학과 (학사)

1998년 연세대학교 컴퓨터과학과 (석사)

2004년 연세대학교 컴퓨터과학과 (박사)

2004년~현재 금오공과대학교

컴퓨터공학과 조교수

관심분야 : 모델기반트래킹, 패턴인식, 머신러닝