

# 표정 정규화를 통한 얼굴 인식을 개선

김진옥\*

## 요약

얼굴의 기하학적 특징이 변하여 생기는 표정은 얼굴 인식 시스템의 인식 결과에 다양한 영향을 끼친다. 얼굴 인식을 개선하기 위해 본 연구에서는 인식 대상 얼굴과 참조 얼굴 사이의 표정 차이를 줄이는 방법으로 얼굴 표정 정규화를 제안한다. 본 연구에서는 대형의 이미지 데이터베이스를 구축하지 않고도 한 개의 정지 이미지에 일반적인 얼굴 근육 모델을 이용하는 접근 방식을 제시하여 얼굴 표정 모델링과 정규화를 처리한다. 첫 번째 방식은 본능적으로 변하는 얼굴 표정의 생물학적 모델을 구축하기 위해 선형 근육 모델의 기하학적 계수를 예측하는 것이다. 두 번째 방식은 RBF(Radial Basis Function)기반의 보간과 왜곡을 통해 주어진 표정에 따라 얼굴 근육 모델을 무표정한 얼굴로 정규화한 것이다. 실험 결과, 기저얼굴 방식, 지역 이진 패턴 방식, 회색조 상관측정 방식과 같은 얼굴 인식 과정의 전처리 단계로 본 연구의 표정 정규화 과정을 적용하면 정규화를 거치지 않은 것보다 더 높은 인식을 보인다.

키워드 : 표정 인식, 얼굴 인식, 표정 정규화, RBF

## Improvement of Face Recognition Rate by Normalization of Facial Expression

Kim, Jin OK\*

### ABSTRACT

Facial expression, which changes face geometry, usually has an adverse effect on the performance of a face recognition system. To improve the face recognition rate, we propose a normalization method of facial expression to diminish the difference of facial expression between probe and gallery faces. Two approaches are used to facial expression modeling and normalization from single still images using a generic facial muscle model without the need of large image databases. The first approach estimates the geometry parameters of linear muscle models to obtain a biologically inspired model of the facial expression which may be changed intuitively afterwards. The second approach uses RBF(Radial Basis Function) based interpolation and warping to normalize the facial muscle model as unexpressed face according to the given expression. As a preprocessing stage for face recognition, these approach could achieve significantly higher recognition rates than in the un-normalized case based on the eigenface approach, local binary patterns and a grey-scale correlation measure.

Keywords : Facial expression recognition, Face recognition, Expression normalization, RBF(Radial Basis Function)

### 1. 서론

특정인의 얼굴로 그 사람의 신원을 확인하는 얼굴 자동 인식 기술은 생체 보안 시스템, 출입관리 제어 시스템, DRM(Data Right Management), 범죄 수사, HCI 등 여러 가지 응용분야에서 지속적으로 관심을 끌고 있다[1]. 얼굴 자동 인식의 결과에 영향을 미치는 대표적 문제 요인으로는 인물의 자세, 조명, 다른 물체와 인물의 겹침 등의 외적 요

인과 얼굴의 여러 가지 다른 표정이 내적 요인으로 존재한다. 이 요인들은 얼굴 인식 과정에서 해결해야 할 주요 문제들이다.

실제 얼굴 인식과 표정 인식은 서로 다른 접근방식으로 연구되고 있지만 불가분의 관계가 있다. 얼굴 표정은 사람의 행동 그 자체를 반영하는 것이기 때문에 인물의 신원을 자동으로 확인해야 하는 얼굴 인식 시스템에서 가장 중요한 요인으로 작용하기 때문이다. 인식해야 할 얼굴을 다수의 얼굴이 담긴 데이터베이스 내의 특정 얼굴과 비교하여 확인하는 과정에서 인식 대상 얼굴은 해당 인물의 감정 상태를 반영하여 여러 가지 표정 중의 하나를 짓고 있지만 이와 비교 대상인 데이터베이스 내 인물의 얼굴은 주로 증명사진 형태로 무표정한 얼굴일 가능성이 높다.

\* 이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2007-331-D00422)

† 정 회 원 : 대구한의대학교 정보경영대학 모바일콘텐츠학부 조교수

논문접수 : 2008년 4월 25일

수정일 : 2008년 7월 15일

심사완료 : 2008년 7월 16일

따라서 무표정한 얼굴보다는 웃거나 화난 표정의 얼굴로 해당 인물의 신원을 확인하는 것이 훨씬 시간이 더 걸리며 어렵고 복잡한 과정이다. 또한 알고 있는 인물이라도 사진 속에서 익숙하지 않은 얼굴 표정을 짓고 있는 경우 해당 인물을 확인하기 어렵다[2]. 이 경우 비교할 얼굴과 비교 대상인 얼굴 간의 표정 차이 때문에 인식율은 많은 차이를 보인다. 이 문제를 효과적으로 해결하는 방법은 얼굴 이미지에서 여러 가지 다른 표정으로부터 얼굴의 본질을 분리해 내는 것이다. 하지만 현 단계의 얼굴 인식과정에서는 표정과 상관없이 얼굴의 본질 그 자체만을 측정하는 방법이 없다. 따라서 인식과정에서 얼굴 이미지를 사용하기 전에 여러 가지 표정의 얼굴을 무표정의 얼굴로 바꾸는 전처리 단계가 필요하다.

본 연구에서는 얼굴 인식율에 영향을 미치는 표정 분석을 시도하여 표정을 짓고 있는 얼굴을 무표정의 얼굴로 바꾸어 표정을 정규화하는 방안을 제시하여 얼굴 표정으로 인해 야기되는 얼굴 특징간의 기하학적 변화를 제거함으로써 얼굴의 속성을 유지하는데 그 연구의 초점을 맞춘다. 즉, 얼굴 인식 시스템에 표정 정규화 과정을 전처리 단계로 추가하여 무표정 얼굴로 구성된 얼굴 이미지 데이터베이스에서 인식 대상 얼굴을 더 효과적으로 찾아 낼 수 있도록 함으로써 얼굴 자동 인식 시스템의 신뢰도를 높인다. 이를 위해 인식 대상 얼굴의 표정을 새롭게 구성하여 무표정 얼굴로 정규화하고 정규화 과정에서 여러 가지 얼굴의 기하학적 위치에서 특징들을 수정하고 불필요한 것들은 제거하여 얼굴 인식율을 높이도록 한다.

## 2. 관련 연구

얼굴은 개개인을 인식하는데 장애가 되는 여러 가지 변수들을 가지고 있다. 자세와 빛의 변화 외에 다른 얼굴 표정을 가진 얼굴을 인식해야 하는 것이 특히 2D 이미지를 이용한 얼굴 자동 인식시스템의 주요 문제로 알려져 있다. 2D 이미지는 인식 대상의 얼굴뿐 아니라 환경적 변수에 종속되는 단점때문에 인식 시스템의 인식율을 낮추는 요인으로 작용하여 3D 기술을 이용한 인식시스템으로 2D 인식 시스템의 문제점을 해결하려는 노력이 계속되고 있다. 그러나 3D 기술을 이용한 인식 시스템은 3D 얼굴 모델을 2D로 변환하는 과정을 거치기 때문에 기존 2D 이미지를 이용하여 인식 시스템의 신뢰도를 높일 수 있는 방안이 필요하다[3].

얼굴 인식의 장애요인 중 자세와 빛의 영향을 감쇄하려는 연구는 다수 진행되었으나 얼굴 표정으로 인한 얼굴 인식율 저하의 문제점에는 그다지 많은 연구가 이루어지지 않고 있다. 대신 표정 인식과 표정 분류, 표정 합성과 같이 얼굴 표정을 이해하거나 특징화시키기 위한 표정 인식 연구는 많은 진전을 보이고 있다. 얼굴 표정 관련 초기 연구 중 하나는 Ekman[4]에 의해 시도된 것으로 입술, 눈썹과 같은 얼굴의 여러 부분의 기본적 움직임으로 얼굴 표정을 설명하는 방법이다. 이 연구는 추후 MPEG-4 얼굴 애니메이션 코딩 시스

템에서 얼굴 애니메이션 파라미터(FAP)으로 정리되었다.

표정 인식의 또 다른 분야인 표정 합성 분야에서도 여러 가지 연구가 시도되면서 그 중 얼굴 인식의 전처리 과정으로 얼굴 표정을 먼저 모델링하여 표준 표정으로 정규화 함으로써 얼굴 표정의 불변성을 취하려는 연구가 진행되고 있다. 얼굴을 다양하게 합성해 표정을 만들어 내는 작업은 전통적으로 여러 가지 다른 자세를 취하는 이미지 집합을 이용하여 사람의 얼굴 모델을 구축하는데 의존한다. Vetter [5]등은 모핑 모델을 얼굴에 정확하게 정합시킨 후에 표정-기저벡터의 가중치를 변화시켜 합성된 이미지의 표정에서 변화가 나타나지는지를 확인하는 방법을 제안했으나 표정을 선형적으로 모델링하기 어려운 단점을 보인다.

현재 얼굴 표정을 처리하는 알고리즘은 데이터베이스의 얼굴 이미지를 새롭게 합성하여 학습 이미지의 분량 자체를 늘리는 방법[6]과 얼굴을 정규화하기 위해 AAM(Active Appearance Models)과 같은 통계적 사전 지식을 이용하여 얼굴 표정을 모델링하는 방법이 있다[7,8]. 통계적 모델은 여러 가지 얼굴 표정을 AAM 얼굴 그래프로 등록하기 위해 여러 인물의 많은 표정을 포괄하는 대량의 데이터베이스가 필요하다. 이때 데이터베이스의 모든 이미지에는 얼굴 특징에 대해 주석을 달아야 하기 때문에 많은 시간을 필요로 한다. 물론 데이터베이스 내 이미지를 필요에 따라 변경하여 부분적으로 문제점을 해결할 수도 있지만 이러한 접근 방식은 얼굴 모델이 인식 대상인 입력 얼굴 이미지에 존재하는 실제 얼굴 표정을 적용하는 것이 아니라 데이터베이스 이미지를 변형하여 생성하는 것이기 때문에 효과적이지 않다. 또한 얼굴 표정의 질감 정보와 기하학적 정보를 별도로 분리하여 얼굴 표정을 정규화시키기 때문에 얼굴 인식 시스템의 복잡도 증가를 야기시키는 원인이 되기도 한다[9]. 이외 얼굴 인식율을 높이기 위해 얼굴 인식 시스템과 표정 분류 시스템을 분류하여 대표적 표정마다 서로 다른 얼굴 인식기를 적용하는 방법도 제안되고 있다[10]. 하지만 매 표정마다 다른 분류기를 적용해야 하는 시스템의 복잡성 때문에 전체 비용이 많이 소요되는 단점이 있다.

이와 같이 표정으로 인해 저하되는 얼굴 인식율을 높이기 위한 목적으로 표정을 짓고 있는 인물의 얼굴을 중간 표정으로 바꾸는 일반적 변환 기술에 대한 연구는 많은 진전을 보이고 있지 않기 때문에 표정 정규화에 대한 기존 연구에서 제기된 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서는 얼굴 통계적 모델링이나 얼굴 표정 공간의 인위적 확대에 의존하지 않고 얼굴 표정을 인식시스템의 전처리 과정에서 정규화하는 대안을 제시한다. 즉, 이미 얼굴 인식 시스템은 다양하게 연구되고 있기 때문에 자동 얼굴 인식시스템에 표정 인식 기술을 활용한 표정 정규화 단계를 추가하여 전처리함으로써 표정을 짓고 있는 얼굴의 인식율을 강화하고자 하는 것이다.

본 연구에서는 얼굴인식의 전처리 단계로 얼굴 표정에 영향을 미치는 근육을 이용하여 보편적인 생물학적 표정 근육을 모델링하고 모델링한 얼굴을 무표정으로 정규화하는데 무표정 얼굴의 기하학적 특징을 표정 있는 얼굴에 와핑 처리하고 가우시안 커널함수 기반의 RBF(Radial Basis Function)를

통해 조명, 방향, 자세 때문에 발생하는 얼굴 인식율 저하의 가능성은 최소화하면서 얼굴 표정 불변성을 유지할 수 있도록 한다.

그 결과 본 연구의 학습 이미지는 모든 형태의 표정 데이터를 포함하지 않아도 되고 인식할 얼굴 이미지 데이터는 별도의 처리과정을 필요로 하지 않는다. 전처리과정은 단일 정지이미지에서 행해지기 때문에 처리비용과 시간을 절약할 수 있으며 비디오 데이터에도 적용할 수 있다.

본 연구는 3장에서 얼굴 표정 모델링과 표정 근육 정규화 제반을 다루고 4장에서는 제안 연구의 실험 결과를 제시하며 5장에서는 본 연구의 결론을 정리하는 것으로 구성된다.

### 3. 얼굴 표정 모델링

대부분의 얼굴 인식 및 표정 시스템은 정자세, 동일한 조명 조건하의 무표정의 얼굴 이미지로 학습하여 여러 가지 분류기를 이용하여 표정을 분류한다. 이 과정에서 얼굴의 표정 특징을 보편적으로 모델링하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 얼굴 표정 모델을 개발할 때 드러난 기본적인 문제점 중의 하나인 보편적이고 일관적인 얼굴 모델 구축 문제를 해결하기 위해 얼굴 근육의 움직임에 따라 변형되는 얼굴 표정 모델과 FACS(Facial Action Coding System)의 AU(Action Unit), 그리고 특징 점을 이용한 통계적 모델을 통해 얼굴 표정을 분석하고 표정 모델을 수립한다.

얼굴 표정은 AU의 조합으로 나타난 결과이고 FACS는 얼굴 표정 분류에 유용한 방법이지만 본 연구의 표정 정규화에 필요한 표정 움직임을 정확히 포착하는 데는 어려움이 있다. 표정을 결정하는 얼굴 근육 모델은 메쉬 구조에 독립적이고 매개변수를 이용하여 얼굴 표정을 분석하는 데 유용한 방법이지만 얼굴 근육 모델에 근육을 제대로 위치시키는 것이 어렵기 때문에 본 연구에서는 특징점 분포 기반의 통계적 모델[11]로써 이를 보완한다. 특징점 분포 기반의 통계 모델은 학습 집단에서 정한 기본 규칙 내에 변형이 있어났을 때 유용할 뿐 아니라 학습 집단을 정확하게 설명해 준다.

#### 3.1 표정 근육과 FACS와의 관계

인간의 6가지 기본 감정은 기쁨, 슬픔, 놀람, 분노, 혐오,

두려움이다. 따라서 주로 6가지 기본 감정을 표현하는 얼굴 표정 모델을 구축하기 위해서는 6가지 감정에 해당하는 6가지 얼굴 표정에 집중해야 한다. 기존 얼굴 모델링 기술로는 FACS(Facial Action Coding System) 즉, 얼굴 표정의 해부학적 분석기반 얼굴 표정의 통계적 모델을 이용하여 단일하고 범용적인 매핑 함수를 생성하는 방안이 있다. FACS는 행동과학에서 얼굴 움직임을 측정하는 대표적인 방법으로서 개별 얼굴 근육의 움직임으로 야기되는 외형적 변화를 기록하기 위한 해부학 기반의 코딩시스템이다. FACS의 측정 단위는 Action Unit(AU)로 각 얼굴 움직임을 해당 근육의 움직임으로 묘사한다. 그래서 FACS를 사용하면 각 얼굴 표정은 AU가 움직인 것으로 설명한다. 표 1에는 AU를 이용하여 6가지 기본 감정에 해당하는 얼굴 특징 집합을 정립한 연구 결과가 제시되어 있다[12].

#### 3.2 얼굴 근육의 선형 모델

근육 기반의 얼굴 모델은 Waters[12]에 의해 처음 제시된 것으로 다수의 근육이 얼굴 표정을 결정하기 때문에 이를 모델링한 것이다. Waters의 근육 모델은 3D 메쉬 정점을 이용해 얼굴 근육을 모델링했다. Waters의 선형 근육 모델은 튜플  $M=(H, T, R_1, R_2, \Omega)$ 으로 이루어지며  $H$ 와  $T$ 는 근육 위치에서 머리 위치와 꼬리 위치를 나타낸다. 얼굴을 모델링하는 메쉬 정점이 포함되는 영역을 결정하는 것은 각  $\Omega$ 이며 두 개의 반지름 값  $R_1, R_2$ 는 이 영역을  $Z_1, Z_2$ 로 나눈다. 표정을 지을 때 근육의 머리쪽은 움직임이 크게 일어나 정규화 과정에서 교체가 크게 적용되는 영역이  $Z_1$ 가 되고  $Z_2$ 는 근육 위치의 꼬리로 근육의 변화가 그다지 일어나지 않는 영역이 된다.

인식대상 얼굴  $x_{reg,i}$ 의 정점을 표정 근육 모델  $x_{model,i}$ 의 정점으로 변환하기 위해서는 다음과 같이 식 (1)을 적용한다.

$$x_{model,i} = \cos(\alpha) \cdot k \cdot r \cdot \frac{x_{reg,i} - H}{\|x_{reg,i} - H\|} \quad (1)$$

$\alpha$ 는 인식대상 얼굴의 정점의 점과 표정근육 모델의 머리 위치점  $H$ 를 연결하여 이 선과 선형 근육 모델사이의 각이다. 근육 파라미터  $k$ 는 근육의 확장 정도를 조절하는 값이

〈표 1〉 감정을 나타내는 표정 AU

|     | AU1 | AU2 | AU4 | AU5 | AU6 | AU7 | AU9 | AU10 | AU12 | AU15 | AU16 | AU17 | AU23 | AU25 | AU26 |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 두려움 | ●   | ●   |     | ●   |     | ●   |     |      |      |      |      |      |      |      | ●    |
| 슬픔  | ●   |     | ●   |     |     | ●   |     |      |      | ●    |      |      |      |      |      |
| 혐오  |     |     |     |     |     |     | ●   |      |      |      | ●    | ●    |      | ●    |      |
| 행복  |     |     |     |     | ●   |     |     |      | ●    |      |      |      |      | ●    |      |
| 놀람  | ●   | ●   |     |     |     |     |     |      |      |      |      |      |      |      | ●    |
| 분노  |     |     | ●   | ●   |     |     |     | ●    |      |      |      |      | ●    |      | ●    |

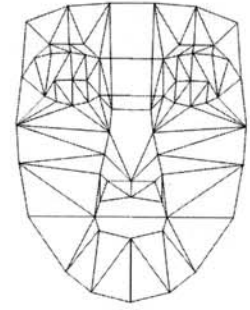
다. 파라미터의 범위는 경험적으로 결정한다.  $r$ 은 정점이 강한 움직임을 나타내는 근육의 머리인지 아니면 꼬리 영역인지를 나타내는 근육 변화의 감폭을 나타내는 것으로 식 (2)에 의해 모델링된다.

$$r = \begin{cases} \cos(1 - \frac{\|H - x_{reg,i}\|}{R_1}), & \text{만약 } x_{reg,i} \in Z_1 \\ \cos(\frac{\|H - x_{reg,i}\| - R_1}{R_2 - R_1}), & \text{만약 } x_{reg,i} \in Z_2 \end{cases} \quad (2)$$

본 연구는 2D 기반의 얼굴 표정 인식을 처리하기 때문에 Waters의 근육기반의 표정 모델을 본 연구에 적용하기 위해 (그림 1)의 (a)와 같이 2D 얼굴 특징점을 이용하여 얼굴 표정을 결정하는 근육의 위치는 메시 모델로 나타내고 이를 AU와 연계하여 표정을 정규화시키는 방식으로 표정 모델을 구축한다.

표정을 결정하는 얼굴 부위의 근육을 확인하기 위해 <표 2>와 같이 근육의 위치를 FACS의 AU와 비교한다.

FACS의 6개 기본 감정 상태를 나타내는 얼굴 표정은 <표 3>과 같이 해당 표정 근육의 움직임으로 만들어진다. 본 연구에서는 이 표정을 만드는 근육 값을 표정에 대해 정규화하여 무표정한 중간 얼굴 표정으로 변환한다.



(a) 표정 근육 (b) 표정 근육 모델  
(그림 1) 표정 근육 모델 구축

### 3.3 얼굴 이미지 자세 정규화

본 연구의 얼굴 표정 모델링은 두 단계 정규화를 거친다. 첫 번째 단계는 인식 대상 얼굴의 자세 조절을 위한 기초 등록 단계로써 이동, 회전, 크기 조절 등의 변환을 통해 얼굴 이미지를 원하는 자세와 얼굴 크기로 정규화한다. 두 번째 단계에서는 인식대상 얼굴에 얼굴 표정 근육 모델을 등록하여 표정 특징의 정확한 위치를 검출하고 표정으로 인해 변한 기하학적 특징을 무표정한 상태로 만드는 과정이 적용

<표 2> 표정 근육 모델과 FACS의 관계

|    |                                  |                       |                                |                               |                 |                    |
|----|----------------------------------|-----------------------|--------------------------------|-------------------------------|-----------------|--------------------|
| AU |                                  |                       |                                |                               |                 |                    |
|    | AU1                              | AU2                   | AU4                            | AU5                           | AU6             | AU7                |
| 근육 | 7,8                              | 7,8,9,10              | 5,6,15,16                      | 7,8,9,10                      | 1,2             | 11,12              |
| 특징 | 눈동자 확장<br>눈썹과 눈<br>세로거리<br>확장    | 눈과 눈썹간 세로<br>거리 확장    | 눈과 눈썹<br>세로거리 축소<br>눈썹간 거리 축소  | 눈 세로 길이확장<br>눈과 눈썹<br>세로길이 확장 | 눈 가로 길이 확장      | 눈동자 각도 확장          |
| AU |                                  |                       |                                |                               |                 |                    |
|    | AU9                              | AU10                  | AU12                           | AU15                          | AU16            | AU17               |
| 근육 | 5,6,7,8,15,16                    | 11,12,14              | 11,12,13,14,22,23              | 3,4,19,20,21                  | 3,4,22,23,24,25 | 17,18,19,22,23, 24 |
| 특징 | 눈머리와 코 길이<br>축소<br>눈과 눈썹거리<br>축소 | 얼굴전면근육<br>(눈, 코 길이축소) | 눈머리와 입 거리<br>축소<br>입가로길이<br>확장 | 눈머리에서 입간<br>길이 확장<br>입길이 확장   | 입 세로길이 축소       | 코와 아랫입술거리<br>축소    |
| AU |                                  |                       |                                |                               |                 |                    |
|    | AU20                             | AU23                  | AU24                           | AU25                          | AU26            | AU27               |
| 근육 | 3,4,19,22,23                     | 3,4,22,23,24,25       | 22,23,24,25                    | 22,23,25                      | 3,4,22,23,25    | 3,4,19,20,21,25    |
| 특징 | 입 가로 길이 확장                       | 입길이 축소                | 입 세로 길이 축소                     | 입 세로 길이 확장                    | 얼굴 전면 길이<br>확장  | 얼굴 전면 길이<br>확장     |



〈표 3〉 표정과 얼굴 근육간의 관계

|     |   |   |   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
|     | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 |
| 두려움 |   |   | ● | ● |   |   | ● | ● | ● | ●  |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    | ●  | ●  | ●  | ●  |
| 슬픔  |   |   | ● | ● | ● | ● | ● | ● |   |    |    |    |    |    | ●  | ●  |    |    | ●  | ●  | ●  |    |    |    |    |
| 혐오  |   |   | ● | ● | ● | ● | ● | ● |   |    |    |    |    |    | ●  | ●  | ●  | ●  | ●  |    |    | ●  | ●  | ●  | ●  |
| 행복  | ● | ● | ● | ● |   |   |   |   |   |    | ●  | ●  | ●  | ●  |    |    |    |    |    |    |    | ●  | ●  |    |    |
| 놀람  |   |   |   |   |   |   | ● | ● | ● | ●  |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    |    | ●  | ●  |    | ●  |
| 분노  |   |   | ● | ● | ● | ● | ● | ● | ● |    | ●  | ●  |    | ●  | ●  | ●  |    |    | ●  | ●  | ●  | ●  | ●  | ●  | ●  |

된다.

얼굴 인식을 위해서는 먼저 인식 대상 얼굴 이미지를 조절하여 얼굴 표정을 결정하는 특징 점을 찾을 수 있는 자세 정규화 과정을 실시한다. 얼굴에서 눈과 눈 사이의 거리, 코의 움직임은 얼굴 표정이 변하더라도 변하지 않아 표정에 영향을 미치지 않는다. 그래서 이 세 부분의 특징을 이용, (그림 2)와 같이 자세 정규화를 실시하여 오른쪽, 왼쪽 눈의 눈머리와 코끝에서 세 개의 특징 점  $a_1, a_2, a_3$ 를 표시하고 왼쪽과 오른쪽 눈머리간의 거리( $b$ )를 이등분한 선분을 코끝점( $a_3$ )과 연결한다. 이 선을  $c$ 라 하고 얼굴 이미지의 중심선으로 삼는다. 이 특징점간의 선분 거리를 이용하여 회전, 크기 조절, 이동을 처리하는 아파인 변환을 실시한다. 먼저  $a_1a_2$ 를 연결한 선분을 수평라인 세그먼트로 회전하여 회전을 처리한다.

그리고 눈머리 점 간  $a_1a_2$ 를 연결한  $b$ 선분으로 X 축 크기를 맞춘다.  $a_3$ 와  $a_1a_2$ 를 연결한  $c$ 선분으로 Y 축 크기를 조절한다. 다음으로는 코 끝 점  $a_3$ 를 눈머리 점  $a_1, a_2$ 의 중점을 지나는 선과 수직이 되도록 위치시켜 얼굴 이미지가 수평적으로 비스듬한 정도를 처리한다. 이러한 과정을 통해 학습이미지 얼굴의 두 눈머리 점과 코끝점의 해당 픽셀이 같은 위치에 있도록 한다. 얼굴 이미지가 변환되더라도 아파인 변환의 토폴로지 성질 때문에 정규화한 위치는 변하지 않는다. 이미지는 128 x 128 크기로 잘라서 정리하면 왼쪽 상단의 좌표가 [0,0]일 때  $a_1=[40,48]$ ,  $a_2=[88,48]$ ,  $a_3=[64,84]$  위치가 되고  $b=48$ ,  $c=36$  정도의 픽셀 크기가 된다.



(a) 자세 정규화 전 (b) 자세 정규화 후  
(그림 2) 자세 정규화

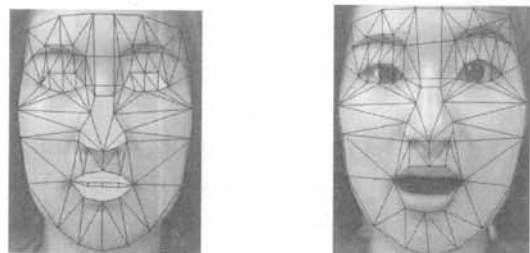
3.4 표정 근육 모델

본 연구에서는 (그림 3(a))와 같이 표정을 결정하는 근육이 분포한 얼굴 부위를 나타내는 해당 특징 값을 두 가지

종류로 표시한다. 첫번째 얼굴 특징 점은 얼굴 특징 부위를 표시하는 점 및 얼굴 윤곽을 표시한다. 이 특징 점을 이용하여 얼굴 표정을 만드는 근육의 확대와 축소를 측정하도록 Waters의 얼굴 표정을 만드는 근육을 정점으로 나타낸다. 얼굴 표정을 만드는 근육은 25개로 설정하고 각 근육은 식별 번호로 구분한다. 그리고 얼굴 특징 부위와 얼굴 윤곽선 특징점을 이용하여 표정을 만드는 근육의 움직임을 나타내기 위해 정점을 이용한다. 정점의 삼각 폴리곤의 꼭지점 위치가 근육의 위치를 나타내는 특징점이 된다.

(그림 3)의 (a)에서 눈, 코의 얼굴 특징 부위를 나타내는 회색 영역의 정점은 얼굴 표정 변화에 영향을 주지 않으나 얼굴 특징을 등록 시 위치를 찾는 데 사용한다. 얼굴 외형상 가장 많은 표정 변화가 많은 곳은 입술과 턱 주변, 눈썹 주변으로 이 부위의 움직임으로 사람의 표정이 결정된다. 얼굴 외형에서 대부분의 표정 변화는 입과 눈, 코 주위에서 일어나므로 얼굴 표정을 설명하는 특징 점은 눈, 코, 눈썹과 같은 주요 얼굴 특징 부위에 표시한다. 해당 특징 점을 더 정확하고 촘촘하게 표시할수록 더 정확한 표정 모델링 결과를 보이지만 정확도와 비용 대비 효과 사이의 상호관계를 유지하고 자연스러운 표정을 나타내는 데는 제한한 정도의 특징 점으로도 충분하다. 또한 평면의 얼굴 이미지에서는 지나치게 조밀한 정점을 이용할 경우 모델 등록이 어렵다[13].

얼굴 특징 부위와 윤곽선 특징 점을 이용하여 얼굴의 표정 모델을 기초 등록한 결과는 (그림 3)의 (a)와 같다. (그림 3)의 (b)와 같이 표정이 있는 얼굴에 얼굴 모델을 등록한 결과 각 메쉬의 머리 쪽 특징점 위치는 근육과 턱이 당겨져 입이 열린 상태와 벡터 형태의 근육 계수  $k = \{k_1, k_2, k_3, \dots, k_{m+1}\}^T$ ,  $T = (t_x, t_y)$ 에 따라 결정된다.  $m$ 은 표정을 결정하는 근육의 개수이다.



(a) 얼굴 표정 근육 모델 (b) 표정 변화에 따른 근육 모델  
(그림 3) 얼굴 표정 근육 모델

얼굴 표정 근육 모델은 먼저 얼굴 부위 특징 점에 따라 (그림 3)의 (a)와 같이 얼굴 위치에 정렬한다. 표정 근육 계수  $k_i, i \in \{0, \dots, m\}$ 는 그대로 유지한다. 이 표정 근육 벡터를 이용, 턱 부분 메시의 특징 점을 회전하여 입이 열려 있는 지를 판단한다. 표정 예측 과정에서는 턱 끝의 특징 점만을 이용하고 다른 특징 점 값은 그대로 유지한다. 그 다음, (그림 3의 (b))와 같이 얼굴 표정 특징점을 이용하여 근육의 축소를 최적화하는 과정을 반복 수행하여 얼굴 표정을 결정하는 표정 근육 계수  $k_i, i \in \{0, \dots, m\}$ 의 크기를 예측하여 등록한다.

3.5 RBF 보간을 이용한 표정 근육 정규화

본 연구에서는 표정 지은 얼굴을 무표정한 얼굴과 비교하여 얼굴인식을 처리하기 때문에

얼굴 데이터베이스에 등록되어 있는 무표정한 얼굴을 ‘참조 얼굴’이라 하고 이와 비교할 표정이 있는 얼굴을 ‘인식 대상 얼굴’이라 한다. 인식 대상 얼굴에서 얼굴 표정 근육 모델이 적용된 얼굴 영역 외 다른 영역은 0으로 그 정도 값이 매겨지므로 얼굴 이미지의 배경, 머리칼, 어깨, 목 등은 얼굴 특징에서 제외된다. 표정의 기하학적 특징을 정규화하기 위해 표정 얼굴 모델의 모든 정점  $v$ 에 RBF(Radial basis function)  $\phi_i(v) = \phi(\|v - v_i\|)$ 를 포함한 전역 보간 함수를 식 (3)와 같이 적용한다

$$f(p) = \sum_i c_i \phi_i(v) + Mv + t \tag{3}$$

식(3)에서 상관계수  $c_i$ 와 어파인 성분의 크기 조절 벡터  $M$ 과 이동 벡터  $t$ 를 결정하기 위해  $d_i = f(v_i)$ 상태를 고려하여 선형 방정식의 해를 구한다.  $v_i$ 는 보간의 중심점이고  $d_i$ 는 각  $v_i$ 에 연관된 대체벡터이다. RBF에서 어파인 성분을 제거하기 위해서는 상관계수인 가중치 값이 0이 되는 상태 즉  $\sum_i c_i = 0, \sum_i c_i v_i^T = 0$ 을 이용한다. 인식 대상 얼굴의 특징 점에 대한 대체 벡터  $d_i$ 는 얼굴 표정 근육 모델의 정점 위치와 인식 대상 얼굴의 특징 점 위치간의 거리를 계산하여 결정한다. 보간의 중심점과 대체벡터가 구해지면 상관계수  $c_i$ 를 결정한다. 가중치를 적용한 RBF가 선형이기 때문에 상관계수는 단순히 최소자승법을 이용, 직접 예측 가능하다.

얼굴 표정 근육 모델에 식 (5)의 RBF 보간함수를 적용하여 각 정점에 대한 대체 벡터를 예측하게 되면 근육 모델을 인식 대상 얼굴 이미지에 적절하게 적용할 수 있다. RBF의 기저 함수로는 가우시안 기반 함수  $\phi(r) = e^{-\sigma^2 r^2}$ 를 적용한다. 파라미터  $c$ 의 값은 표정 근육 모델의 크기에 달려 있어서 경험적으로 결정한다. 가우시안 기반 함수를 사용한, 단일 기반함수에 의한 전체 표정 근육 모델의 보간은 코보다는 입 주위에 조금 더 왜곡이 생길 수 있다는 제약이 따른다. 이 점은 해당 특징점을 적절하게 선택하여 조절한다. 처음부터 가우시안 커널 함수를 선택하여 적용하면 표정 근육



(a)웃는 표정의 인식 대상 (b)무표정한 참조 얼굴



(c) 정규화 결과 얼굴

(그림 4) 정규화 결과

모델의 자체 모양은 전역 변형 함수가  $C^\infty$ 로 연속이 되어 얼굴이 유사하지 않게 된다. 또한 근육이 강하게 수축된 상태에서는 근육의 머리 쪽 정점 위치로 몇 개 정점이 움직이게 된다. 이런 속성으로 인해 불연속적인 인위적 표정이 나타날 수 있어 RBF 보간을 통해 이를 해결한다.

3.6 와핑

표정은 얼굴의 기하학적 특징과 질감의 변화로 인해 생긴다. 무표정으로 정규화한 얼굴이 질감 특징을 유지할 수 있도록 하기 위해 인식 대상 얼굴과 무표정 참조 얼굴에 표정 근육 모델을 등록하여 와핑을 실시한다. 즉 표정 지은 얼굴과 무표정한 얼굴의 정점 간에 일대일 대응하는 관계를 설정한 후 어파인 변환을 적용하여 와핑한다. 무표정 참조 얼굴의 정점 삼각형  $t$ 에 해당하는 인식 대상인 표정이 있는 얼굴  $i$ 의 각 삼각형의 질감을 와핑한다.  $i$ 의 각 정점  $\hat{v}(x, y)$ 는  $t$ 의 해당 정점  $v(x, y)$ 로 변환된다. 이 변환 과정은 식 (4)에 따라 이루어진다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ 1 \end{bmatrix} \tag{4}$$

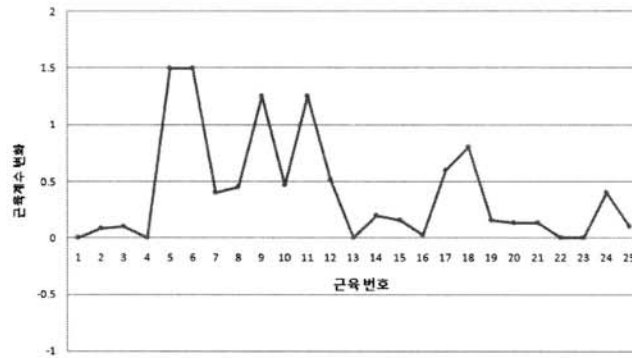
$a_1, a_2, a_4, a_5$ 는 크기 조절, 회전, 전단(shearing)을 나타내며  $a_3, a_6$ 은 이동을 나타낸다.  $t$ 에서  $i$ 으로 모든 정점의 좌표를 대체하는 과정에서 6개 파라미터가 결정된다.

웃는 표정의 인식 대상 얼굴에 RBF 보간과 와핑을 실시한 결과 얼굴은 (그림 4의 (c))와 같으며 무표정 얼굴로 정규화된다.

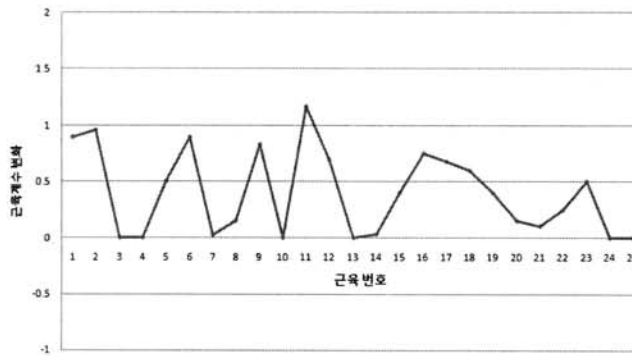
4. 실험

4.1 표정 근육 모델링 결과

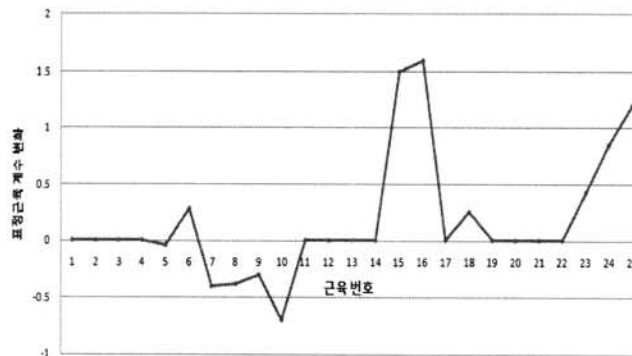
실험을 수행하기 위해 17명이 각각 6개 대표 표정을 짓고



(a) 웃는 얼굴



(b) 놀란 얼굴



(c) 화난 얼굴

(그림 5) 표정에 따른 표정 근육 계수 변화  
왼쪽-표정 지은 얼굴, 가운데-얼굴 표정 근육 모델, 오른쪽-근육 계수

있는 얼굴 이미지 데이터베이스를 구축하고 자세 정규화를 통해 각 이미지는 128×128픽셀 해상도로 나타낸다. 이미지에서 얼굴의 너비 역시 128 픽셀을 차지한다.

(그림 5)는 여러 가지 표정의 얼굴이 보여주는 표정 근육 계수의 변화를 표정 근육 모델을 이용하여 나타낸 결과이다. 좌측 그림은 이미지에서 얼굴 영역만을 정리하여 보여주며 가운데 그림은 전체 적응과정 후 확장된 근육으로 나타낸 표정 근육 모델이다. 오른쪽 그래프는 근육 확장 계수가 무표정일 때의 근육 계수를 0이라고 했을 때 어떤 표정 근육이 확장되었으며 표정을 지을 경우 무표정에서 어떻게 변화하는지를 보여준다.

첫 번째 표정은 놀란 얼굴 상태로 이 얼굴 표정에서는 눈

썩이 올라가고 이마에 있는 근육이 표정에 영향을 미친다. 이 상태에서 5-10번 근육이 움직인다. 입 모양은 약간 벌린 상태이다 이때는 17-25번 근육의 값이 변화한다. 웃는 얼굴 표정은 상대적으로 잘 나타난다. 입술 모양은 많이 늘어난 상태로 1-2번, 17-23 근육의 값의 변화가 크다. 눈의 모양은 그다지 변하지 않으며 9-12번 근육과 15-16번 근육이 영향을 미친다.

화난 표정은 눈썹과 입이 확장된다. 7-10번 근육이 확장되고, 15-16번 근육, 23-25번 근육의 크기가 각각 확장된다. 이 표정 근육 계수 벡터들은 얼굴 표정 인식 시스템을 구축하는데도 적용 가능하다.

4.2 표정 정규화 후 얼굴 인식 결과

6가지 서로 다른 얼굴 표정을 무표정으로 정규화하고 이 무표정으로 변환된 인식 대상 얼굴 이미지를 실제 무표정의 얼굴 이미지와 비교하여 동일한 인물임을 인식하는 실험을 실시했다.

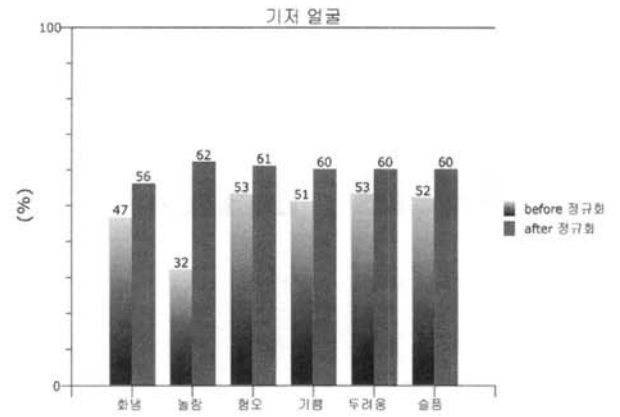
다른 얼굴 인식 방법을 이용하여 제안 방법의 효과를 보여주기 위해 기저얼굴 방식[11], 지역 이진 패턴(LBP, local binary pattern)[15], 회색도 특징 값[16,17] 비교 등 세 가지 인식 방법을 비교한다. 회색도는 이미지 특징의 기본 형태를 알아내는 데 주로 이용하는 방식이다. 눈썹, 눈동자, 입술과 같은 얼굴 특징은 그 주변 얼굴 영역보다 일반적으로 더 어둡게 나타나기 때문에 여러 얼굴 부위를 다르게 구별하는데 이용할 수 있다. 본 실험의 얼굴 인식과정에서는 얼굴 이미지의 회색도를 특징 벡터를 변환하여 특징 벡터 간 유클리디안 거리 측정을 하여 얼굴 인식을 처리한다.

각 실험 과정에서 인식 대상 얼굴 표정 이미지는 훈련을 한 표정이고 참조 얼굴인 데이터베이스의 이미지는 17명의 서로 다른 표정에 대해 실험을 했으며 표정 당 한 개의 학습 예제를 선택했다. 전체적으로 85개의 실험 이미지를 사용했다. 정규화 전과 후의 얼굴 인식 결과를 비교하기 위해서 인식 대상 이미지의 얼굴은 눈, 코 위치를 고려하여 크기와 회전에 대한 자세 정규화를 거쳤다. 실험 결과는 <표 3>과 같다.

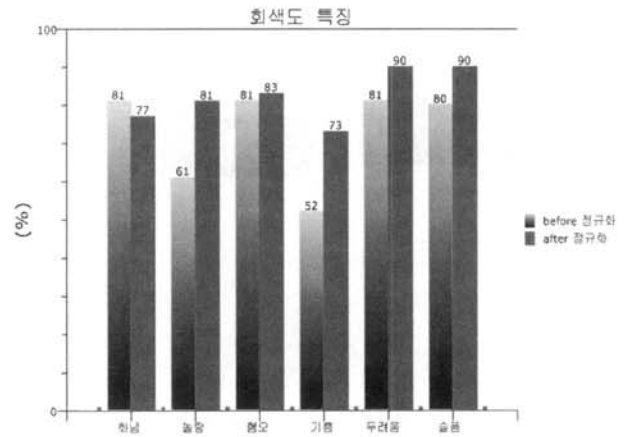
6가지 기본 표정을 짓고 있는 얼굴을 인식 대상으로 하여 정규화를 실시한 후와 정규화 전 인식을 결과는 (그림 6)과 같다. 정규화 후에는 기저 얼굴 인식 방법에 대해서는 놀란 표정에 대해 30%의 인식을 상승을 보였으며 기저 얼굴의 평균 인식율이 12% 개선되었다

회색도 기반의 분류에서는 근육 변화가 큰 기쁜 표정이나 놀란 표정에 대해서 뿐만 아니라 작은 표정 변화에 대해서도 인식율이 다소 개선되었다. 다만 화난 얼굴 표정은 인식율이 낮아졌다. 그 원인은 얼굴 표정의 질감 정보를 반영하지 못했기 때문이다. 특히 화난 표정의 눈 위 영역 질감이 중요한 역할을 함에도 그 정보는 정규화 과정에서 반영하지 못했기 때문이다. 기저얼굴의 인식 방식은 PCA의 데이터 축소를 인해 정규화 방식이 그다지 효과를 발하지 못했다.

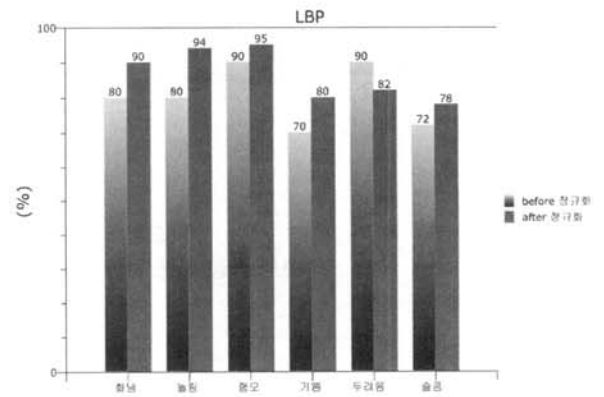
LBP 기반의 얼굴 인식 결과는 얼굴 특징간의 경계 정보가 부정확한 상태로 정규화 이미지에 포함되어 이 방법의 인식과정에서 두려운 표정의 얼굴이 인식율이 낮아졌다. 이는 LBP 방식이 얼굴 이미지의 질감 변화를 측정하여 패턴을 인식하는 데 반해 두려운 표정을 나타내는 표정 특징 부



(a) 기저 얼굴을 이용한 얼굴인식



(b) 회색도 특징을 이용한 얼굴인식



(c) LBP를 이용한 얼굴인식

(그림 6) 실험 결과

<표 3> 인식 결과

|        | 정규화 전 | 정규화 후 |
|--------|-------|-------|
| 기저 얼굴  | 48.0% | 59.8% |
| 회색도 특징 | 72.6% | 82.3% |
| LBP    | 80.3% | 86.5% |

위의 질감 변화가 강하지 않아 얼굴의 타 영역과의 질감 변화 차이를 보이지 않음에서 기인한 것으로 판단된다. 그러나 다른 표정은 화난 표정은 10%에서 놀란 표정의 14%까지 인식율이 개선되었으며 평균적으로 4%의 인식율 개선이 이루어졌다. LBP 기반 인식 방법의 전체적인 인식율은 평균 87%에 이른다.

실험 결과를 통해 기쁜 표정이나 화난 표정 등 표정을 강



하게 짓고 있는 얼굴의 경우에 정규화 과정에서 얼굴의 표정 근육 계수를 다수 변화시켜야 하므로 슬픈 표정이나 두려운 표정 등 비교적 약한 표정보다 정규화 후 인식 개선 효과는 더 낮음을 알 수 있다. 하지만 전체적으로 정규화 과정이 인식을 개선할 도모함을 확인할 수 있다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 참조 얼굴은 대부분 무표정의 증명사진 형태로 존재하는데 반해 실제 인식 대상 얼굴은 다양한 자세와 얼굴 표정을 짓고 있음에 착안하여 무표정한 얼굴과 표정을 짓고 있는 인물간의 얼굴 인식 비교를 위한 새로운 방법을 제안한다. 즉 얼굴 인식시스템에 이미지를 적용하기 전 단일 정지 이미지의 얼굴 표정을 무표정으로 변환하는 표정 정규화 과정을 추가하여 두 개의 서로 다른 얼굴 표정을 무표정 상태로 동일화하여 얼굴을 비교하게 함으로써 인식 시스템의 정확도를 높이는 방법을 제시한다. 이 과정을 통해 얼굴 인식을 개선의 장애가 되는 표정 변화의 영향을 제거하여 신뢰성 있는 얼굴인식이 가능해 진다.

얼굴 인식의 대상이 되는 인물을 담은 이미지들은 자세와 이미지 크기에 대한 정규화 과정이 필요하므로 이를 자세 정규화에서 처리하고 표정 정규화과정에서는 이미지의 다양한 표정을 무표정한 상태로 변환한다. 이를 위해 표정을 결정하는 얼굴의 일반적인 근육 모델을 설정하고 이 근육 모델을 FACS 시스템과 비교하여 표정에 영향을 미치는 외형적 특성을 제시한다. 그리고 얼굴 표정에 영향을 미치는 특성을 이용하여 표정 근육 모델에 RBF와 와핑을 적용, 무표정 변환 과정을 수행하여 인식시스템에서 실제 얼굴과 인식 대상 얼굴간의 표정차이로 인한 인식을 저하를 개선한다.

본 연구에서 제시한 방법은 무표정 얼굴과 서로 다른 얼굴 표정을 정합하여 비교 인식하는 선형적 방법이나 통계적 학습 기법을 이용한 방법보다 단순하게 적용 가능하므로 얼굴 인식을 개선에 효과적이다. 본 연구를 통해 인식 대상 얼굴 이미지를 무표정으로 정규화 함으로써 기저얼굴 방식, 지역 이진 패턴 방식, 회색조 상관측정 방식을 이용한 얼굴 인식 방법에서 인식이 대폭 개선되었음을 알 수 있다.

향후 연구에서는 얼굴 인식 시스템에서 여러 강도의 복잡한 얼굴 표정의 영향을 줄일 수 있도록 단계별 얼굴 표정을 정규화 하는 방법을 계속 모색한다. 또한 본 연구와 기존 AAM 방법과의 비교 등 한 가지 얼굴 표정을 다른 표정으로 정확하게 매핑하는 방법에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Phillips P. J., Flynn P. J., Scruggs T., Bowyer K., Chang J., Hoffman K., Marques J., Min J. and Worek W., "Overview of the Face Recognition Grand Challenge," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.947-954, 2005.
- [2] Hay D., Young A. and Ellis A., "Routes through the Face Recognition System," Journal of Exp. Psychol A-Human Exp., Vol.43, pp.761-791, 1991.
- [3] Bronstein A. M., Bronstein M. M. and Kimmel R., "Expression-Invariant 3D Face Recognition," Lecture Notes in Computer Science, Vol.2688, pp.62-69, Springer, 2003.
- [4] Ekman P., "Emotion in the Human Face," Cambridge University Press, 1982.
- [5] Vetter T. and Poggio T., "Linear Object Classes and Image Synthesis from a Single Example Image," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, pp.733-742, 1997.
- [6] Jiang D., Hu Y., Yan S., Zhang L., Zhang H. and Gao W., "Efficient 3D Reconstruction for Face Recognition," Pattern Recognition, Vol.38, No.6, pp.787-798, Elsevier, 2004.
- [7] Cootes T. and Taylor C., "Anatomical Statistical Models and their Role in Feature Extraction," British Journal of Radiology, Vol.77, pp.133-S139, 2004.
- [8] Cootes T., Edwards G. J. and Taylor C., "Active Appearance Models," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, pp.681-685, 2001.
- [9] 신기한, 전준철, "동영상 기반 얼굴 애니메이션 콘텐츠 제작 기술", 한국인터넷정보학회지, 8권 4호, pp.44-53, 2007.
- [10] Li C. and Barreto A., "Biometric Recognition of 3D Faces and Expressions," Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2688, pp.62-70, 2003.
- [11] Turk M. and Pentland A., "Eigenfaces for Recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.7, pp.71-86, 1991.
- [12] Waters K., "A Muscle Model for Animating three-dimensional Facial Expressions, Proceedings of SIGGRAPH87, Vol.21, pp.17-24, 1987.
- [13] Platt S. M. and Badler N. I., "Animating Facial Expressions," Proceedings of 8th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Technique, pp.245-252, 1981.
- [14] M. Pantic and L. J. M. Rothkrantz, "Expert System for Automatic Analysis of Facial Expressions," Image and Vision Computing, Vol.18, pp.881-905, 2000.
- [15] Ahonen T., Hadid A. and Pietikainen M., "Face Recognition with Local Binary Patterns," Proc. of the 8th ECCV(European Conference on Computer Vision), pp.469-481, 2004.
- [16] S. Gundimada, L. Tao and V. Asari, "Face Detection Technique based on Intensity and Skin Color Distribution," International Conference on Image Processing, Vol.2, pp.1413-1416, 2004.
- [17] 김진옥, "색상조합모델과 LM(Levenberg-Marquadt)알고리즘을 이용한 얼굴 영역 검출", 한국정보처리학회 논문지 B, 14-B권, 4호, pp.255-262, 2007.

[1] Phillips P. J., Flynn P. J., Scruggs T., Bowyer K., Chang J., Hoffman K., Marques J., Min J. and Worek W., "Overview of the Face Recognition Grand Challenge," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer



**김진옥**

e-mail : bit@dhu.ac.kr

1989년 성균관대학교(학사)

1998년 성균관대학교 대학원 정보통신  
공학과(석사)

2002년 성균관대학교 대학원 전기전자  
및 컴퓨터공학과(박사)

1992년~1994년 현대전자산업(주)

1994년~1999년 현대정보기술(주)

2004년~현 재 대구한의대학교 정보경영대학 모바일콘텐츠학부  
조교수

관심분야: 멀티미디어공학, 패턴인식, 컴퓨터비전, 유비쿼터스  
컴퓨팅 등