

# 점진적 AAM을 이용한 강인한 얼굴 윤곽 검출

## Robust Face Alignment using Progressive AAM

김대환\*, 김재민\*, 조성원\*, 장용석\*\*, 정선태\*\*, 김부균\*\*  
홍익대학교 지능정보처리 연구실\*, 숭실대학교 정보통신전자공학부\*\*

Daehwan Kim(ai.hongik@gmail.com)\*, Jaemin Kim(kim@hongik.ac.kr)\*,  
Seongwon Cho(swcho@wow.hongik.ac.kr)\*, Yongsuk Jang(geniys@ssu.ac.kr)\*\*,  
Sun-Tae Chung(cst@ssu.ac.kr)\*\*, Boo-Gyoun Kim(bgkim@e.ssu.ac.kr)\*\*

### 요약

AAM은 얼굴 윤곽 검출에 잘 적용되어 왔으나 초기값에 민감하다는 특성을 가지고 있다. 본 논문에서는 점진적 AAM을 이용한 얼굴 윤곽 검출 방법을 제안한다. 제안한 방법은 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계와 얼굴 윤곽 검출 단계의 2단계로 구성된다. 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계에서는 먼저 얼굴 내부 영역만으로 구성된 얼굴 내부 AAM 모델 구성과 얼굴 전체 영역으로 구성된 얼굴 전체 AAM 모델 구성은 수행한 후에, 이후 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터 벡터와 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터 벡터간의 관계 행렬을 추출한다. 얼굴 윤곽 검출 단계는 2 단계 절차로 수행된다. 먼저 새로 입력되는 얼굴 이미지에 대해 얼굴 내부 AAM 모델을 맞추어 얼굴 내부에 대한 특징 파라미터 벡터를 구한다. 이후 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계에서 구한 관계 행렬과 첫 단계에서 구한 얼굴 내부 특징 파라미터 벡터를 이용하여 얼굴 전체 AAM 특징 파라미터 벡터에 대한 초기값을 추정하고 이를 이용하여 새로 입력되는 얼굴 이미지에 대해 얼굴 전체 AAM 모델을 맞추어 전체 얼굴 윤곽 검출을 수행한다. 실험을 통해 제안된 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법이 자세, 얼굴 배경 등에 대해 기존 기본 AAM 기반 얼굴 검출 방법보다 더 강인한 것으로 확인되었다.

■ 중심어 : | 얼굴 윤곽 추출 | AAM | 얼굴 검출 | 모델 매칭 | 얼굴 인식 |

### Abstract

AAM has been successfully applied to face alignment, but its performance is very sensitive to initial values. In this paper, we propose a face alignment method using progressive AAM. The proposed method consists of two stages; modelling and relation derivation stage and fitting stage. Modelling and relation derivation stage first builds two AAM models; the inner face AAM model and the whole face AAM model and then derive the relation matrix between the inner face AAM model parameter vector and the whole face AAM model parameter vector. The fitting stage is processed progressively in two phases. In the first phase, the proposed method finds the feature parameters for the inner facial feature points of a new face, and then in the second phase it localizes the whole facial feature points of the new face using the initial values estimated utilizing the inner feature parameters obtained in the first phase and the relation matrix obtained in the first stage. Through experiments, it is verified that the proposed progressive AAM-based face alignment method is more robust with respect to pose, and face background than the conventional basic AAM-based face alignment.

■ keyword : | Face Alignment | AAM | Facial Feature Detection | Model Matching | Face Recognition |

\* 본 연구는 2006년 홍익대학교 교내연구비, BK21사업, 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었습니다.

접수번호 : #061228-002

접수일자 : 2006년 12월 28일

심사완료일 : 2007년 01월 19일

교신저자 : 정선태, e-mail : cst@ssu.ac.kr

## I. 서 론

얼굴 윤곽 검출은 얼굴에서 눈, 눈썹, 코, 입, 턱 윤곽 등 얼굴 특징점들을 찾아내는 작업으로 얼굴 인식, 얼굴 기반 사용자 인터페이스, 운전자 관찰, 애니메이션, 그 밖의 얼굴 모델링을 필요로 하는 많은 응용에 있어서 요구되는 기술이다[1][2]. 얼굴 모양은 고정된 형태가 아니고 사람마다 다른 변형 가능한 객체(deformable object)이다. 변형 가능한 객체는 고정된 형태의 객체보다 검출하기 어려운 것으로 잘 알려져 있으며, 따라서 얼굴 윤곽 검출에 대해 많은 연구가 수행되어 왔다 [3-7].

변형 가능한 2D 물체의 검출에 가장 효과적인 방법의 하나는 AAM(Active Appearance Model)이다. AAM은 Edwards 등 [8]에 의해 처음 제안되었으며, Cootes 등 [9][10]에 의해 확장되었다. 이후 AAM 개선 및 확장에 대해 많은 연구가 이루어졌다[3][11][12].

AAM을 이용한 얼굴 윤곽 검출 방법은 비교적 안정적인 것으로 연구되고 있지만, 초기값에 민감한 것으로 잘 알려져 있다[13]. AAM은 파라미터로 표현되는 객체의 모델 텍스쳐와 실제 객체의 텍스쳐 차이의 에러 제곱을 최소화하도록 하는 파라미터를 발견하는 방법으로 객체를 검출한다. 따라서 AAM은 수학적으로 최적화 문제이다. 비용 함수는 최소자승 함수이어서 볼록 함수이나, 탐색 공간이 볼록공간이 아니므로 국소 최소 값이 전역 최소값인 것으로는 보장되지 않는다[14]. 즉, 초기값이 전역 최소값 근방에서 출발하지 않으면, 경우에 따라 지역 최소값에 수렴하여 정확한 얼굴 윤곽 검출이 어려워진다. 얼굴 자세와 조명이 다양한 경우에 얼굴의 턱 윤곽 부분의 변화는 얼굴 내부의 윤곽인 눈 부분, 코 부분, 입 부분 등의 변화보다 심하다. 또한 턱 부분들은 얼굴 내부 윤곽보다 얼굴 배경에 더 가까이 있기 때문에 얼굴 배경에 더 큰 영향을 받는다. 따라서 배경이 복잡하고 훈련된 AAM 모델의 평균 형상보다 제법 다른 얼굴 자세를 갖는 새로운 얼굴 영상에 대해, 턱 윤곽의 특징점들의 초기값들이 최종 전역 최소값(정확한 턱 윤곽 특징점 값)과 충분히 가까운 값에서 시작하지 않을 수도 있어 정확한 턱 윤곽의 특징점 위치를

을 제대로 찾아내지 못할 수 있다. 한편 AAM은 전체 특징점들에 대해 탐색 과정에서의 에러의 제곱을 최소화하기 때문에 특정 부분 특징점들에 대한 큰 에러가 다른 특징점 부분 탐색에도 영향을 초래할 수 있다.

본 논문은 얼굴 내부의 주요 부위만 포함하는 영역의 특징점들은 상대적으로 변화가 적고 또한 배경 화면의 영향을 적게 받는다는 점에 착안하여 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법을 제안한다.

제안된 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법은 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계 및 얼굴 윤곽 검출 단계로 이루어진다. 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계에서는 얼굴 내부 영역만으로 구성된 AAM 모델 구성과 얼굴 전체 영역으로 구성된 AAM 모델 구성을 수행한 후에, 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터 벡터와 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터 벡터간의 관계 행렬을 추출한다. 얼굴 내부 AAM 모델은 모델 얼굴의 내부 얼굴 특징점을 이용하여 구성하며, 얼굴 전체 AAM 모델은 기존 기본 AAM 모델 구성과 같이, 모델 얼굴의 전체 얼굴 특징점들을 이용하여 구성한다. 관계 행렬은 최소 자승법(least square method)을 적용하여 추출한다.

얼굴 윤곽 검출 단계에서는 다음과 같은 2단계 절차로 얼굴 윤곽을 검출한다. 먼저 새로 입력되는 얼굴 이미지에 대해 얼굴 내부 AAM 모델을 맞추어(fitting), 얼굴 내부에 대한 특징 파라미터 벡터를 구한다. 이후 구한 얼굴 내부 특징 파라미터 벡터와 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계에서 구한 관계 행렬을 이용하여 얼굴 전체 AAM 특징 파라미터 벡터에 대한 초기값을 추정하고 이를 이용하여 새로 입력되는 얼굴 이미지에 대해 얼굴 전체 AAM 모델을 맞추어 전체 얼굴 윤곽 검출을 수행한다.

실험을 통해 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법이 자세, 얼굴 배경 등에 대해 기존 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법보다 더 강인한 것으로 나타났다.

AAM 및 얼굴 윤곽 검출에 대한 연구는 많으나, 여기서는 본 논문의 연구와 관련된 연구들에 대해서 간단히 기술한다.

Li 등 [3]은 DAM(Direct Appearance Model)을 도입

하고 이를 다중 이미지 얼굴 윤곽 검출에로 확장 적용하였다. DAM은 제2절의 식(5)로 표현되는 결합 AAM과는 다르게, 형상과 텍스쳐를 결합하지 않고 최적 파라미터 벡터 탐색 동안에 텍스쳐를 이용하여 형상을 직접 예측한다. 이러한 DAM 방법은 AAM에 비해 탐색 속도와 정확성에 있어서 개선을 이루는 것으로 보고되고 있다. Jiao 등 [4]은 얼굴 윤곽 검출에 있어서 ASM 탐색이 더 잘되도록 가벼 웨이블릿 특징 벡터를 도입하였다. Huang 등 [5]는 예지 위상 동등성(congruency)과 지역 픽셀 명암도 정규화(local intensity normalization) 등의 상대적으로 조명에 강인한 정보 2가지를 채택하여 다양한 조명하에서의 얼굴 윤곽 검출 문제를 다루었다. Xin 와 Ai [6]는 다양한 자세 및 표현을 다루기 위해 전역 형상 모델에 더하여 요소 형상 모델을 도입하였다. 계산량 증가의 문제를 대처하기 위해 저자들은 ASM에서의 1-D 프로파일 텍스쳐 특징과는 다른 하(Haar) 웨이블릿 특징들을 도입하였다. Zhang 등 [7]은 다양한 자세, 표현, 조명하에서 강인한 얼굴 특징 분류 기로, 대용량 데이터 세트를 이용하여 학습한 지역 하(Haar) 특징 텍스쳐 분류기를 도입하고 적용 시에 이 분류기의 강인성 및 정확성을 보였다. Matthews 와 Baker [11]는 AAM 정합 과정의 속도를 개선하기 위해 역 합성 방법(inverse compositional approach)을 제안하였으며, Batur 와 Hayes [12]는 AAM의 정합 속도와 정확성을 개선하는 적용적 AAM을 제안하였다. Cristinacce 등 [13]은 얼굴 윤곽 검출에 다단계 접근 방법을 제안하였는데, 여기서 PRFR(Pairwise Reinforcement of Feature Responses) 방법을 이용하여 얼굴 특징점을 대략 검출한 후에 AAM 정합을 이용하여 정교화하였다.

이상의 얼굴 검출 관련 연구와 본 논문의 제안 방법과의 기본적인 차이는 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에 있다. 본 논문의 제안 방법이 기존의 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법들[8-10]과의 다른 점은 기존 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출은 초기값에 민감하기 때문에 초기값 설정이 잘 이루어져야 하는데[13], 기본 AAM에서는 초기값이 0(평균 형상)에서 시작하기 때문에 평균 얼굴 형상에 따라 자세와 얼굴 배경에 민

감한 반면에, 본 논문의 점진적 AAM 기반 얼굴 검출 방법은 변화가 적은 얼굴 내부에 대해서만 먼저 AAM 을 적용하여 얼굴 내부 윤곽 검출을 수행하고 여기서 얻어진 정보를 이용하여 얼굴 전체 AAM에 대한 초기 값을 추정하여 얻기 때문에 보다 안정적인 초기값을 제공한다는 점이다.

[13]에서도 본 논문과 같이 다단계 방법을 제안하고 있으나 이는 먼저 얼굴 특징점을 대략적으로 검출하고 이후 이를 정교화 하는 방법으로 본 논문의 점진적 얼굴 검출과는 다르다.

본 논문의 구성을 다음과 같다. 기본 AAM에 대해서 간단한 소개가 2절에 주어지며, 3절에는 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에 대한 설명이 기술된다. 4절에는 실험 및 결과 분석이 기술되며, 마지막으로 5절에는 결론이 주어진다.

## II. 기본 AAM(ACTIVE APPEARANCE MODEL)

본 절에서는 얼굴을 AAM 응용의 예로써 사용하여 기본 AAM 을 설명한다. 이 설명은 [9][10]에서 기술한 내용을 기반하여 설명한다. [9][10]에 기술된 바와 같이 AAM은 2단계로 구성된다. 모델링 단계 와 정합(fitting) 단계로 이루어진다.

### 1. AAM 모델링 단계

얼굴 윤곽의 특징점의 개수를  $v$ 개, 모델링에 사용되는 얼굴 모델 이미지의 개수는  $M$ 개라고 하자. 이때, 각 얼굴 윤곽 AAM의 형상(shape)  $X$ 는  $v$ 개 특징점 좌표 세트로 정의된다. 즉,

$$X = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_v, y_v)^t \quad (1)$$

(여기서  $(x_i, y_i)$ 는  $i$  번째 얼굴 특징점의 좌표를, ' $t$ ' 는 벡터와 행렬의 전치(transpose)를 의미한다.)

이 때, 각 얼굴의 형상  $X$  벡터는 이미 프로크루스테스(Procrustes) 분석 [15]에 의해 정규화되었다고 가정 한다.

M개의 모델 이미지 형상에 대해 PCA하여, 평균 형상  $S_0$ , n개의 형상 고유벡터(모드)  $S_i(i=1,...,n)$ 을 구할 수 있으며, 따라서 모델 얼굴 또는 새로운 입력 이미지의 얼굴의 형상  $X$ 는 다음과 같이 이들의 선형 결합으로 나타낼 수 있다.

$$X = S_0 + \sum_{i=1}^n S_i b_i = S_0 + P_s \vec{b}_s \quad (2)$$

(여기서  $P_s = [S_1, \dots, S_n]$ ,  $\vec{b}_s = (b_1, \dots, b_n)^t$ )

참고로 형상 고유벡터의 개수를 나타내는 n은 M개의 모델 형상에 대해 구한 공분산의 공분산 행렬의 고유벡터(eigenvector)들에 대한 고유치(eigenvalue)들을 크기별로 정렬하고 이들을 하나씩 순차적으로 더해서 그 값이 전체 고유치들의 합의 95% 이상에 해당될 때 까지 더한 고유치들의 개수로 결정된다.

그레이 레벨 텍스쳐의 통계적 모델 구축을 위해 각 모델의 특징점들이 평균 형상  $S_0$ 에 정합되도록 들로니 삼각법 알고리즘(Delaunay triangulation algorithm) [16]을 이용하여 모델 이미지들을 위평한다. 이후, 형상 정규화된 모델 이미지들로부터 그레이 레벨 정보를 샘플링하여  $g_{im}(m=1, \dots, M)$ 을 얻는다. 다시 조명 변화의 영향을 줄이기 위해, 다음과 같이 정규화 한다.

$$g = (g_{im} - \beta I) / \alpha \quad (3)$$

(여기서  $\alpha$ 는 스케일링 상수,  $\beta$ 는 오프셋상수로  $g$ 가 정규화된 평균에 정합되도록 결정된 상수)

이제 형상 벡터에서와 같이 텍스쳐에 대해서도 PCA를 적용하여 각 모델 얼굴 또는 새로운 입력 이미지의 얼굴의 텍스쳐 벡터  $g$ 을 다음과 같이 평균 정규화된 그레이 레벨 벡터  $T_0$ 와 k개의 고유 텍스쳐 모드 벡터  $T_i(i=1, \dots, k)$ 의 선형 모델로 표현할 수 있다.

$$g = T_0 + \sum_{i=1}^k T_i c_i = T_0 + P_g \vec{b}_g \quad (4)$$

(여기서  $P_g = [T_1, \dots, T_k]$ ,  $\vec{b}_g = (c_1, \dots, c_k)^t$ )

식 (2)과 (4)는 통합하여 다음과 같이 공통의 파라미

터 벡터  $\vec{c}$ 로 기술할 수 있다.

$$X = S_0 + Q_s \vec{c} \quad (5a)$$

$$g = T_0 + Q_g \vec{c} \quad (5b)$$

식 (5)와 같이 객체(우리의 경우는 얼굴)의 형상과 텍스쳐를 모델링한 것을 (결합) AAM이라 한다.

## 2. AAM 정합(Fitting)

AAM 모델 (5)을 새로운 이미지에 정합하는 것, 즉 AAM 모델을 적용하여 새로운 이미지에서 얼굴 윤곽을 찾아내는 것은 최적화 문제이다. AAM에서는 (5)로 모델링된 얼굴 이미지의 텍스쳐와 새롭게 입력된 얼굴 이미지의 텍스쳐와의 에러의 제곱을 최소화하도록 하는 모델 (5)의 파라미터 벡터  $\vec{c}$ 를 찾고 이때의 파라미터 벡터  $\vec{c}$ 를 가지고 (5a)로 표현되는 얼굴 윤곽을 새로 입력된 이미지에서 찾고자 하는 얼굴 윤곽으로 판정한다. 에러 제곱을 최소화 하는 파라미터 벡터  $\vec{c}$ 를 어떻게 찾아 나아가느냐 하는 것과 최적화 절차 수행에 필요한 파라미터 벡터의 초기값 설정은 각 AAM 구현 알고리즘에 달려 있다. 보통 초기값 설정은 평균 형상 즉,  $\vec{c}=0$ 을 취한다.

## III. 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출

### 1. 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법 개요

본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법은 기본 AAM에서와 비슷하게, 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계, 얼굴 윤곽 검출 단계 등 2단계로 구성된다.

#### 가. 얼굴 모델 구성 및 관계 추출 단계

- ① 1차적으로 얼굴 바깥쪽(턱부분)보다 안정적이고 변화가 적은 얼굴 내부 부분에 대해 얼굴 내부 AAM 모델을 구성한다.
- ② 얼굴 전체 윤곽에 대해 얼굴 전체 AAM 모델을

구성한다.

- ③ 얼굴 내부 모델의 파라미터 벡터와 얼굴 전체 모델 파라미터 벡터와의 관계 행렬을 추출한다.

#### 나. 얼굴 윤곽 검출 단계

- ① 입력 얼굴 영상에서 먼저 얼굴 내부 AAM 모델을 이용하여 얼굴 내부에 대해 얼굴 내부와 가장 정합이 잘 되는 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터 벡터를 구한다.
- ② 앞에서 구한 얼굴 내부 AAM 파라미터 벡터와 가-③에서 구한 관계 행렬을 이용하여 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터 벡터에 대한 초기값을 추정 한다.
- ③ 추정된 초기값을 사용하고 기본 AAM 알고리즘을 이용하여 전체 얼굴 윤곽을 검출한다.

## 2. 얼굴 내부 모델 파라미터 벡터와 얼굴 전체 모델 파라미터 벡터와의 관계 추출

앞 3.1절에서 기술한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에서 가장 중요한 과정은 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터 벡터로부터 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터 벡터에 대한 초기값을 어떻게 추정하는가 하는 과정(가-③)이다.

본 논문에서는 2개의 모델 파라미터 벡터들이 상관관계가 있다는 것에 착안하여 그 상관관계를 최적화 문제로 접근하여 해결하였다.

이제 얼굴 내부 AAM을 다음과 같이 나타내자.

$$\begin{aligned}\hat{X} &= \hat{S}_0 + \hat{Q}_s \vec{\hat{c}} \\ \hat{g} &= \hat{T}_0 + \hat{Q}_g \vec{\hat{c}}\end{aligned}\quad (6)$$

이제, 각 모델 이미지(총 M 개)에 대해 식 (6)으로 모델링 될 때, 각 얼굴 내부 AAM 파라미터의 벡터를  $\vec{\hat{c}}^i (i = 1, \dots, M)$  라 하자. 또, 각 모델 이미지(총 M 개)에 대해 얼굴 전체 AAM이 식 (5)로 모델링 될 때 각 얼굴 전체 AAM 파라미터 벡터를  $\vec{c}^i (i = 1, \dots, M)$  이라 하자. 또한 모델 얼굴 이미지의 얼굴 내부 AAM의 파라미터 개수를 q개 (즉, 각 파라미터 벡터들

$\vec{\hat{c}}^i (i = 1, \dots, M)$ 은  $\vec{\hat{c}}^i = (\hat{c}_1^i, \dots, \hat{c}_q^i)^t$  와 같이 q개의 요소를 가짐), 얼굴 전체 AAM에 대한 파라미터 개수가 p개라 하자(즉, 파라미터 벡터들  $\vec{c}^i (i = 1, \dots, M)$ 의 각 요소 수가 p개).

$\vec{c}^i$  와  $\vec{\hat{c}}^i$ 는 서로 관계가 있음을 알고 있다. 이제  $\vec{c}^i$  와  $\vec{\hat{c}}^i$ 에 대해 다음의 선형 관계

$$\vec{c}^i = R^i \vec{\hat{c}}^i \quad (i = 1, \dots, M) \quad (7)$$

를 만족하는 행렬  $R^i (p \times q$  행렬)가 존재한다고 가정하자. 또한, 추가적으로  $R^i$ 가  $i$ 에 대해 변화가 없다고 가정하자. 즉,  $R^i = R$ 이며 이 경우, 식 (7)은 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{c}^i = R \vec{\hat{c}}^i \quad (i = 1, \dots, M) \quad (8)$$

식 (8)은  $\vec{\hat{c}}^i (i = 1, \dots, M)$  및  $\vec{c}^i (i = 1, \dots, M)$ 을 다음과 같이 행렬  $C_{inner}$  및  $C_{tot}$ 로 표현하기로 하면,

$$C_{inner} = [\vec{\hat{c}}^1, \dots, \vec{\hat{c}}^M], \quad C_{tot} = [\vec{c}^1, \dots, \vec{c}^M] \quad (9)$$

다음의 식 (10)과 같이 나타낼 수 있다.

$$C_{tot} = R C_{inner} \quad (10)$$

이제, 식(10)을 만족하는 최적해 행렬  $R^0$ 은 다음의 식(11)을 풀어 구할 수 있다.

$$R^0 = \arg \min_R \| C_{tot} - R C_{inner} \|^2 \quad (11)$$

(즉,  $R^0$ 은  $\| C_{tot} - R C_{inner} \|^2$ 을 최소화하는  $R$ 이다).

이후 입력 영상 이미지에서 얼굴 내부 AAM 모델 기반 얼굴 내부 특징점을 검출한 후에 얻은 얼굴 내부 파라미터 벡터  $\vec{c}_0$ 에 대해 얼굴 전체 AAM 모델 기반 얼굴 윤곽 검출을 위한 초기 파라미터 벡터 값  $\vec{c}_0$ 는  $\vec{c}_0 = R^0 \vec{c}_0$ 로 추정한다.

## IV. 실험 및 결과 분석

### 1. 실험 환경

제안된 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 알고리즘을 평가하고 다른 연구 결과와 비교하기 위해 본 논문에서는 IMM 얼굴 데이터베이스[17]와 연구실에서 자체적으로 만든 얼굴 데이터베이스 등의 2개의 얼굴 데이터베이스를 사용하였다.

첫 번째 사용한 얼굴 데이터베이스인 IMM 얼굴 데이터베이스는 40명의 사람이 6개의 각기 다른 자세 또는 표정 또는 조명을 갖는 240 장의 이미지로 구성된다. 각 이미지는  $640 \times 480$  해상도의 JPEG 포맷이다. IMM 얼굴 데이터베이스의 일부 샘플 이미지가 [그림 1]에 나타나 있다.



그림 1. IMM 얼굴 데이터베이스의 샘플 이미지들

원래 IMM 얼굴 데이터베이스는 각 사람당 표정 이미지([그림 1]에서 상단 중앙 이미지)가 들어가 있으나, 본 논문에서는 이러한 표정 이미지는 제외한 200장만을 사용하였다.

두 번째 사용한 얼굴 데이터베이스인 자체 제작 얼굴 데이터베이스는 83명의 사람이 5가지 자세로 촉은 415 장의 얼굴 이미지로 구성된다. 각 얼굴 이미지는  $640 \times 480$  해상도의 JPEG 포맷이다. 자체 제작 얼굴 데이터베이스의 일부 샘플 이미지가 [그림 2]에 나타나 있다.

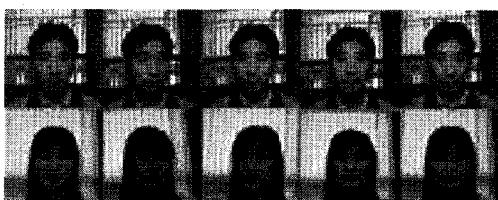


그림 2. 자체 제작 얼굴 데이터베이스의 샘플 이미지들

자체 제작 얼굴 데이터베이스와 IMM 얼굴 데이터베이스의 기본 차이는 자체 제작 얼굴 데이터베이스는 한국사람 얼굴들이며, 또한 IMM 얼굴 데이터베이스 보다 얼굴 배경이 좀 더 복잡하다는 점이다.

본 논문의 실험에서는 먼저 각 얼굴 데이터베이스에 대해 각각 얼굴 내부 AAM 모델과 얼굴 전체 AAM 모델을 구축하였다.

IMM 얼굴 데이터베이스의 경우, AAM 모델 구성에 사용한 모델 얼굴 이미지는 15장( $3\text{명} \times 5$  자세/표정/조명)으로 사용된 얼굴 이미지 200장의 7.5%에 해당한다.

자체 얼굴 데이터베이스의 경우, AAM 모델 구성에 사용한 모델 얼굴 이미지는 150장( $30\text{명} \times 5$  자세)으로 전체 415장의 36%에 해당한다.

본 논문에서 얼굴 특징점으로 IMM DB 실험의 경우 얼굴 내부 윤곽 특징점들 45개 및 턱 부분 윤곽 특징점들 13개 등 전체적으로는 총 58개의 얼굴 특징점들을 선택하였으며, 자체 DB 실험의 경우 얼굴 내부 윤곽 특징점들 77개 및 턱 부분 윤곽 특징점들 17개 등 전체적으로는 총 94개의 얼굴 특징점을 선택하였다.

또한, AAM 모델 파라미터 개수(파라미터 벡터의 요소 개수)는 AAM 모델의 PCA 결과, 선택된 고유 벡터(모드)의 고유치 합이 공분산 고유치 총합의 95% 이상 되도록 하는 것으로 결정하는데, 본 논문 실험의 경우, IMM DB 실험에서는 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터의 개수는 7개(식 (6) 참조)( $q=7$ ), 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터는 6개( $p=6$ ), 자체 제작 DB 실험에서는 얼굴 내부 AAM 모델 파라미터는 47개( $q=47$ ), 얼굴 전체 AAM 모델 파라미터는 44개( $p=44$ )로 결정되었다.

본 논문의 실험에서 사용된 PC의 사양은 인텔 코어2 듀얼 콘로 E6600(4MB L2 캐시, 2.4GHz), 메인 메모리는 2GB(DDR2-800)이다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 실험에는 듀얼 코어 중 하나의 CPU만을 이용하였다. 또한 사용한 컴파일러는 Intel C++ Compiler 9.1이다.

### 2. 실험 결과 및 검토

본 논문의 실험에서는 최종 AAM 검출 단계에서 정합 에러가 0.0001 이하인 경우에 검출 과정이 종료되도록 하였으며, 이때 이 최종 검출 단계에서 얻어진 얼굴

특정점들이 모두 실제 각 특정점들로부터 3 픽셀 이내에 위치하는 경우에만 얼굴 윤곽 검출의 성공으로, 그러하지 않은 경우에는 실패로 간주하였다.

또한 소요 시간은 AAM 정합을 위해 필요한 데이터와 정합할 이미지 데이터가 메모리에 적재된 때부터 최종 AAM 검출 단계가 종료될 때까지에 걸린 시간으로 하고 이를 측정하였다.

먼저, IMM 얼굴 데이터베이스에 대한 실험 결과가 [표 1]에 나타나 있다.

**표 1. 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법과 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법의 비교(IMM DB)**

방법	입력 영상수	성공률(%)	소요시간(ms)
기존 AAM	200	92.0	24.3
점진적 AAM	200	95.5	35.4

[표 1]의 실험 결과 데이터는 IMM 얼굴 데이터베이스 중 검출 테스트에 사용된 200장의 얼굴 이미지에 대해 기존 기본 AAM 기반 얼굴 검출 방법과 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법을 각각 적용하여 얻어진 실험 결과이며 소요시간은 입력 영상 200장에 대해 소요시간을 측정하여 구한 평균 소요시간이다.

[표 1]의 결과는 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법이 검출 성공률에서 개선을 이루었음을 보여준다. 실험에 사용한 IMM 얼굴 데이터베이스의 200장 이미지들은 다양한 자세를 갖는 이미지들이다. 따라서, [표 1]의 실험 결과는 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법이 기존 기본 AAM 기반 얼굴 검출 방법보다 자세 등에 더 안정하다고 사료된다.



**그림 3. 기존 AAM 방법(왼쪽)과 제안한 점진적 AAM 방법(오른쪽)의 결과 비교 예(IMM DB)**

[그림 3]은 IMM 얼굴 데이터베이스에 대한 실험에서 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에서 성공하지 못한 얼굴 윤곽 검출 결과와 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에 의해 성공한 결과의 예를 보여주며, 이는 점진적 AAM 기반 방법이 기존 AAM 방법보다 자세 등에 대해 더 강인함을 보여 준다.

다음은 자체 제작한 얼굴 데이터베이스에 대해 실험 한 결과가 [표 2]에 나타나 있다.

**표 2. 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법과 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법의 비교(자체 제작 DB)**

방법	입력 영상수	성공률(%)	소요시간(ms)
기존 AAM	415	84.58	95.7
점진적 AAM	415	94.94	175.9

[표 2]의 실험 결과에서 복잡한 얼굴 배경을 가지는 경우에는 기존 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법은 성공률이 떨어지는 반면에 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법은 안정적으로 잘 동작함을 볼 수 있다. 이는 본 논문이 제안한 점진적 기반 얼굴 윤곽 검출 방법이 복잡한 배경 이미지에 대해서도 효과적임을 보여준다.

[그림 4]는 자체 얼굴 데이터베이스에 대한 실험에서 기본 AAM 기반 방법에서 성공하지 못한 얼굴 윤곽 검출 결과와 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 결과를 보여준다.



**그림 4. 기존 AAM 방법(왼쪽)과 제안한 점진적 AAM 방법(오른쪽)의 결과 비교 예(자체제작 DB)**

점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법은 기존 기본 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법에 의해 소요시간은 증가한다[표 1][표 2]. IMM DB 실험에서 보다 자체 제작

DB 실험의 경우가 소요 시간이 더 많이 걸리는 이유는 자체 제작 DB의 경우, AAM 모델링 파라미터 개수가 47/44 (내부 AAM/전체 AAM) 개로, IMM DB의 7/6 보다 많고, 검출하여야 할 얼굴 특징점의 수도 94개로 IMM DB 경우의 54개 보다 많으며, 얼굴 AAM 모델링에 사용한 영상도 150개로 IMM DB 실험의 15개 보다 많기 때문이다.

이러한 소요 시간 증가의 경우에는, 지역 최소값에 일찍 수렴하여 빨리 종료된 경우의 기존 AAM 방식과는 다르게, 전역 최소값을 찾아가느라고 추가적으로 시간이 걸리는 경우를 포함한다. 이러한 경우는 성공률 증가에 따라 지불하여야 할 소요 시간의 증가이므로 어느 정도 감수할 수 있다. 그런데, 소요 시간의 증가의 경우에는 기존 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법의 경우도 전역 최소값으로 잘 수렴하는데 점진적 AAM 기반 방법 사용으로 인해 불필요한(redundant) 시간이 추가적으로 발생하는 경우가 있다. 추후 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법의 개선에서는 이러한 불필요한 시간을 가능한 한 줄이도록 할 필요가 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 점진적 AAM을 이용한 얼굴 윤곽 검출 방법을 제안하고 제안된 얼굴 검출 방법이 자세, 복잡한 얼굴 배경 등에 대해서 기존 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법보다 검출 성공률에 있어서 더 효과적임을 실험을 통해 확인하였다.

향후 본 논문에서 제안한 점진적 AAM 기반 얼굴 윤곽 검출 방법의 검출 속도의 개선과 다른 얼굴 윤곽 검출 방법[7][11][12]과의 성능 비교 검토에 대한 연구 등이 필요할 것으로 사료된다.

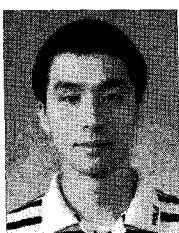
## 참 고 문 헌

- [1] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of Face Recognition*, Springer, 2004.
- [2] 조경식, 김용구, 이양복, “Active Appearance Model과 EFM을 이용한 실시간 얼굴 표정 인식 시스템”, 한국정보과학회 제33회 추계학술발표회 논문집 B권, pp.437-441, 2006(10).
- [3] S. Z. Li, Y. S. Cheng, H. J. Zhang, and Q. S. Cheng, “Multi-view face alignment using direct appearance models,” 5th Automatic Face and Gesture Recognition, pp.324-329, 2002.
- [4] F. Jiao, S. Z. Li, H. Y. Shum, and D. Schuurmans, “Face Alignment Using Statistical Models and Wavelet Features,” Proc. 2003 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.I-321-I-327, June 2003.
- [5] Y. Huang, S. Lin, S. Z. Li, H. Lu, and H. Y. Shum, “Face Alignment Under Variable Illumination,” Proc. Sixth IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 85-90, May 2004.
- [6] S. Xin and H. Ai, “Face Alignment Under Various Poses and Expressions,” 1st Affective Computing and Intelligent Interaction, LNCS 3784, pp.40-47, 2005.
- [7] L. Zhang, H. AI, S. XIN, C. HUANG, S. TSUKIJI, and S. LAO, “Robust Face Alignment Based on Local Texture Classifiers,” ICIP 2005. IEEE Int'l Conf. on Image Processing, Vol.2, pp.354-357, Sep. 2005.
- [8] G. Edwards, C. J. Taylor, and T. F. Cootes, “Interpreting Face Images using Active Appearance Models,” Proc. IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 300-305, 1998.
- [9] T. F. Cootes, G. J. Edwards, C. J. Taylor, H. Burkhardt, and B. Neuman, “Active Appearance Models,” Proc. Eur. Conf. Computer Vision, Vol.2, pp.484-498, 1998.
- [10] T. F. Cootes, D. J. Edwards, and S. J. Taylor,

- "Active Appearance Models," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.23, No.6, pp.681-685, Jun. 2001.
- [11] I. Matthews and S. Baker, "Active Appearance Models Revisited," International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.135-164, Nov. 2004.
- [12] A. U. Batur and M. H. Hayes, "Adaptive Active Appearance Models," IEEE Transactions on Image Processing, Vol.14, Issue 11, pp.1707-1721, Nov. 2005.
- [13] D. Cristinancce, T. Cootes, and I. Scott, "A Multi-Stage Approach to Facial Feature Detection," Proc. British Machine Vision Conference 2004, Vol.1, pp.277-286, 2004.
- [14] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge University Press, March 2004.
- [15] J. C. Gower, "Generalized Procrustes Analysis," Psychometrika, Vol.40, pp.33-51, 1975.
- [16] D. T. Lee and B. J. Schachter, "Two Algorithms for Constructing a Delaunay Triangulation," Int. J. Computer Information, Sci.9, pp.219-242, 1980.
- [17] <http://www2.imm.dtu.dk/~aam/>

### 저자 소개

김 대 환(Daehwan Kim)

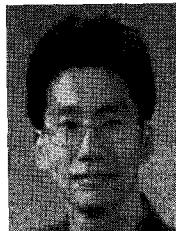


준회원

- 2005년 8월 : 홍익대학교 전자전 기공학부 학사
- 2005년 9월 ~ 현재 : 홍익대 전 기 정보제어 공학부 석사 재학

<관심분야> : 영상처리, 신호처리, 생체 및 패턴인식, 인공지능

김재민(Jaemin Kim)



정회원

- 1984년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1994년 2월 : Rensselaer Polytechnic Institute 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 부교수

<관심분야> : 영상처리, 생체인식, 패턴인식, 지능형 영상감시

조성원(Seongwon Cho)

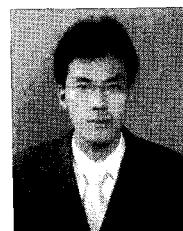


정회원

- 1982년 2월 : 서울대 전기공학과 학사
- 1992년 2월 : Purdue University 전기공학과 박사
- 현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수

<관심분야> : 인공지능, 생체인식, 지능형 시스템, 패턴인식

장용석(Yongsuk Jang)



준회원

- 2006년 2월 ~ 현재 : 숭실대학교 대학원 석사 재학

<관심분야> : 생체 및 얼굴인식, 임베디드 컴퓨팅

정 선 태(Sun-Tae Chung)

정회원

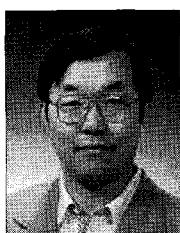


- 1983년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1990년 12월 : 미국 미시간대학 교(앤아버) 전자 및 컴퓨터 박사
- 1991년 ~ 현재 : 송실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> : 생체인식, 컴퓨터 비전, 영상 감시, 임베디드 컴퓨팅

김 부 균 (Boo-Gyoun Kim)

정회원



- 1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과 학사
- 1989년 8월 : Dept. of E.E., U.S.C., 공학박사
- 1981년 3월 ~ 현재 : 송실대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> : 위상 배열 안테나, SiP, 광통신 및 광네트워크용 소자