

# Multiple Active Appearance Model을 이용한 얼굴 특징 추출 기법

박현준\* · 김광백\*\* · 차의영\*\*\*

Facial Feature Extraction using Multiple Active Appearance Model

Hyun-Jun Park\* · Kwang-Baek Kim\*\* · Eui-Young Cha\*\*\*

## 요약

영상에서 얼굴 및 얼굴 특징을 추출하기 위한 기법으로 active appearance model(AAM)이 있다. 본 논문에서는 두 개의 AAM을 이용하여 얼굴 특징을 추출하는 multiple active appearance model(MAAM) 기법을 제안한다. 두 개의 AAM은 학습 데이터에 대한 파라미터를 조절하여 상반되는 장단점을 가지도록 생성하고, 서로의 단점을 보완할 수 있도록 한다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 100장의 영상에 대해서 얼굴 특징 추출 실험을 하였다. 실험 결과 기존의 AAM 하나만을 사용하는 기법에 비해 적은 횟수의 피팅만으로도 정확도 높은 결과를 얻을 수 있었다.

## ABSTRACT

Active Appearance Model(AAM) is one of the facial feature extraction techniques. In this paper, we propose the Multiple Active Appearance Model(MAAM). Proposed method uses two AAMs. Each AAM trains using different training parameters. It causes that each AAM has different strong points. One AAM complements the weak points in the other AAM. We performed the facial feature extraction on the 100 images to verify the performance of MAAM. Experiment results show that MAAM gives more accurate results than AAM with less fitting iteration.

## 키워드

AAM, MAAM, Facial Feature Extraction, Facial Expression Recognition  
AAM, MAAM, 얼굴 특징 추출, 얼굴 표정 인식

## 1. 서론

사람에게 있어 어떤 영상에서 원하는 객체를 추출한 뒤 그 객체가 무엇이고 특징은 무엇인지 파악하는 것은 너무나 자연스럽고 노력이 들지 않는 작업처럼 느껴진다. 하지만 컴퓨터에게 있어서 주어진 영상에서

특정 대상을 찾고 대상의 특징을 추출 하는 일은 결코 쉬운 일이 아니다. 컴퓨터의 입장에서 영상이란 단지 픽셀들의 집합일 뿐이기 때문이다[1]. 영상에서 특정 대상을 추출하기 위해서는 노이즈 제거, 에지 추출, 세그멘테이션 등 여러 가지 복잡한 과정을 거쳐야만 가능한 것이다[2, 3]. 그로인해 영상에서 객체 추출

\* 부산대학교 컴퓨터공학과(psi0405@gmail.com)

\*\*\* 교신저자(corresponding author) : 부산대학교 컴퓨터공학과(eycha@pusan.ac.kr)

접수일자 : 2013. 06. 11

심사(수정)일자 : 2013. 07. 23

게재확정일자 : 2013. 08. 23

과 특징 추출에 대한 연구는 현재까지도 꾸준히 이루어지고 있다.

영상에서 얼굴 및 얼굴 특징을 추출하기 위한 기법으로 active appearance model(AAM)이 있다. AAM은 shape 모델과 appearance 모델로 구성된다. shape 모델은 객체의 모양에 대한 정보를 포함하고, appearance 모델은 외형 또는 질감, 즉 shape 내부의 각 픽셀들의 값에 대한 정보를 포함한다.

AAM은 입력영상에 대해 미리 학습된 모델을 조합하여 새로운 shape를 생성하고, 생성된 shape와 입력 영상의 오차를 줄이는 방향으로 shape와 appearance 파라미터를 조절한다. 이 과정을 shape와 appearance 파라미터의 변화량이 특정 임계값 이하가 될 때까지 반복하여 객체를 추적하고 특징점을 추출하게 된다[4-8].

본 논문에서는 multiple active appearance model(MAAM)을 이용한 얼굴 추출 기법에 대해서 제안한다. 이는 상반되는 장점을 가진 두 개의 AAM을 생성하여 객체의 특징을 추출한다. 그 결과 하나의 AAM을 이용하는 방법에 비해 속도와 정확도를 향상시키는 결과를 가져왔다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2장에서 active appearance model에 대해서 설명을 하고, 3장에서는 학습 방법에 따른 AAM 학습 결과의 특징에 대해 알아보고, MAAM을 구성하는 방법에 대해서 설명한다. 4장에서는 실험을 통해 AMM과 MAAM의 성능을 비교 및 분석한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구에 대한 결론을 내린다.

## II. Active Appearance Model

AAM은 shape 모델과 appearance 모델의 파라미터 결정 방법에 따라 independent AAM과 combined AAM으로 나눌 수 있으며, 본 논문에서는 수행 속도를 고려하여 상대적으로 더 빠른 속도를 보이는 independent AAM을 사용하였다[5].

### 2.1. Active Appearance Model의 구성

AAM은 shape 모델과 appearance 모델로 구성된다. shape 모델은 객체의 모양에 대한 정보를 가지고

객체의 형태를 결정하며, appearance 모델은 shape내의 픽셀 정보를 가지고 있어, 객체의 질감 및 외형을 결정한다.

2차원 공간에서의 shape는  $v$ 개의 점 좌표의 벡터로 구성된다.

$$\text{shape } s = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_v, y_v)^T \quad (1)$$

이러한  $n$  개의 shape를 조합하여 새로운 shape를 만들 수 있는데, 이  $n$  개의 shape들의 집합을 shape 모델이라 한다.

$$\text{new Shape} = s_0 + \sum_{i=1}^n p_i s_i \quad (2)$$

Appearance는 평균 shape인  $s_0$ 내의 각 픽셀 값으로 구성된다. 이러한  $m$  개의 appearance 들의 집합을 appearance 모델이라고 하며, 이를 조합하여 새로운 appearance를 생성한다.

$$\text{new Appearance} = A_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i A_i(x) \quad \forall x \in s_0 \quad (3)$$

### 2.2. Active Appearance Model 학습

AAM에서 학습은 shape 모델과 appearance 모델을 생성하고, AAM 피팅 연산에 필요한 부분을 미리 연산 해 두는 과정을 의미한다.

먼저 AAM의 shape 모델을 생성하기 위해 shape 모델 학습 데이터를 procrustes 알고리즘을 이용하여 정렬한다[9]. 정렬된 학습 데이터에 대해 주성분분석(principle component analysis : PCA)를 수행하면 평균값과 고유벡터(eigenvector), 고유값(eigenvalue)을 얻을 수 있고, 이를 이용하여 shape 모델을 생성한다[10]. 이 때 몇 개의 고유벡터와 고유 값을 사용하는 지에 따라 shape 모델의 수  $n$ 이 결정되는데, 이  $n$ 에 따라 AAM의 특징이 달라진다.

Appearance 모델은 학습 데이터를 shape 모델의 평균 shape로 piecewise affine warping(PAW)을 이용하여 이동시킨 뒤, shape 모델 생성 방법과 동일하게 정렬하고, PCA를 수행하여 생성한다.

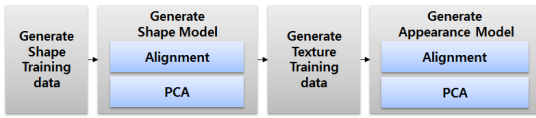


그림 1. AAM 훈련과정  
Fig. 1 The process of AAM training

### 2.3. Active Appearance Model Fitting

AAM은 shape 모델의  $p$ 와 appearance 모델의  $\lambda$ 를 반복적으로 추정하여 최소화하는 것을 목적으로 한다. 이 때 inverse compositional 알고리즘을 사용하면 피팅을 하기 위해 매 번 그림 2의 모든 과정을 반복 연산하는 것이 아니라, hessian matrix 계산까지는 한번만 수행하고 그 외의 부분만 반복 연산하면 된다. 이는 피팅 연산량을 획기적으로 줄여준다[4, 5].

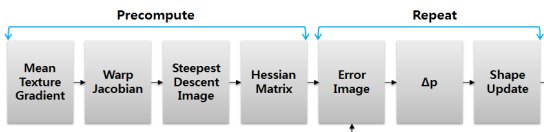


그림 2. AAM 피팅 과정  
Fig. 2 The process of AAM fitting

## III. Multiple Active Appearance Model

### 3.1. 학습 방법에 따른 장단점

AAM의 shape 모델을 생성하기 위해서 정렬된 학습 데이터에 대해 PCA를 수행한다. PCA 결과로 얻어진 고유벡터와 고유값을 상위 몇 개를 사용할지 결정해야한다. 이 때 shape 모델의 수  $n$ 이 결정 되고,  $n$ 에 따라 AAM의 특징이 달라진다.

$n$ 이 큰 경우, 많은 shape들을 조합하여 새로운 shape를 생성하게 되므로 매 회 피팅 수행 시간이 증가하게 된다. 하지만 조합하는 shape가 많으므로 생성된 새로운 shape의 정확도와 세부적인 표현력은 증가하게 된다. 예를 들어  $n=2$  인 경우에 비해  $n=4$ 인 경우는 목표 shape와 비슷한, 오차가 작은 형태를 만들 수 있다. 하지만  $n$ 이 두배이므로 피팅 연산량은 2 배가 될 것이다. 또한 피팅이 수렴하기까지 걸리는 반복횟수가 많아진다는 단점이 있다.

$n$ 이 작은 경우에는 반대의 장점과 단점을 가진다. 연산량이 작아 매 회 피팅 시간이 줄어들고, 피팅 하는데 걸리는 반복횟수 또한 줄어든다는 장점을 가진다. 하지만 최종적으로 피팅 결과는 그라운드 트루스 (ground truth)  $G$ 와 오차가 많이 발생한다는 단점을 가진다.

$$Error = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^v [(Gx_i - Sx_i)^2 + (Gy_i - Sy_i)^2]}}{v} \quad (4)$$

본 논문에서 오차는 수식 4와같이 그라운드 트루스와 특징점의 평균 거리로 계산하였다. ( $S$  : 현재 shape)

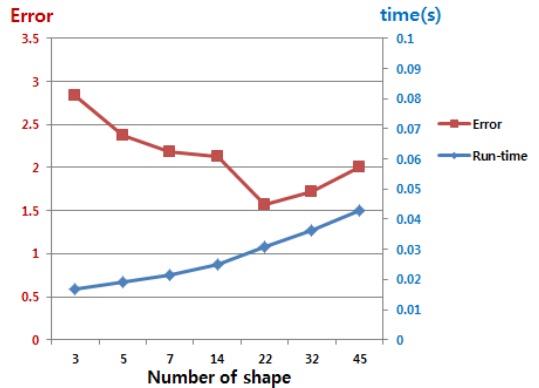


그림 3. Shape 수와 오차, 피팅 시간의 관계  
Fig. 3 Relation among the number of shape, error, fitting time

그림 3은 shape 모델의 수에 따른 피팅 1회에 소요된 시간과 shape가 수렴했을 때의 최종 오차를 나타내고 있다. shape의 수가 늘어날수록 연산 시간은 늘어나고 오차는 줄어든다. 하지만 shape의 수가 일정 이상이 되면 다시 오차가 증가하는 부작용이 발생함을 보여준다. 이는 지나치게 많은 shape를 사용하는 경우에는 너무 많은 shape를 조합하기 때문에 오히려 주성분들이 아닌 잡음들이 많이 추가되어 오차를 크게 만드는 현상으로 판단된다.

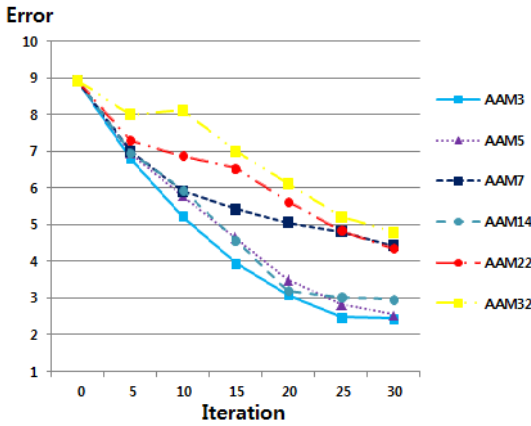


그림 4. 피팅 횟수에 따른 오차 변화  
Fig. 4 Error change at each fitting iteration

그림 4는 shape 모델의 수가 다른 각각의 AAM들의 피팅 반복 횟수에 따른 오차 변화를 나타내고 있다. shape 모델의 수가 작을수록 오차 감소폭이 커서 빠르게 수렴하는 것을 확인 할 수 있다. 이는 shape 모델의 수가 작은 AAM이 대략적인 shape 추출에 뛰어나고 속도가 빠르다는 것을 증명한다.

표 1. Shape 모델 수에 따른 AAM의 장단점 비교  
Table 1. Comparison of AAM strengths and weakness according to the number of shape.

	Large number of shape	Small number of shape
Strengths	Precise fitting results Detailed fitting results	Short run-time for each iteration Not need many iterations
Weaknesses	Long run-time for each iteration Need many iterations	Rough fitting results

3.2. Multiple Active Appearance Model 구성

Multiple active appearance model은 상반되는 장단점을 가지는 두 개의 AAM을 생성하여 서로의 단점을 보완할 수 있도록 구성한다. 첫 번째 AAM(이하 AAM1)은 shape 모델의 수를 작게 사용하는 AAM으로 생성하고, 두 번째 AAM(이하 AAM2)은 shape 모델의 수를 많이 사용하는 AAM으로 생성한다. AAM1은 속도가 빠르고 대략적인 shape 추출에 강하다는 장점을 가지고, AAM2는 정확하고 세밀한 피팅 결과를 얻을 수 있다는 장점을 가진다.

하나의 AAM만들 사용하게 되면 위의 AAM들의 장점 중 하나만 가질 수 있지만 두 개의 AAM을 사용하여 피팅을 하면 빠르고 세밀한 피팅이라는 두 가지 장점을 모두 가질 수 있다. 즉, 이 두 개의 AAM을 이용하여 반복적으로 피팅을 수행하면 기존의 AAM을 하나만 사용하여 특징을 추출하는 기법에 비해 속도와 정확도 모두 향상 시킬 수 있다.

이 때 AAM1과 AAM2의 각각의 shape 모델의 수를 얼마로 하는지에 따라 성능의 차이가 있으며, 두 AAM의 사용 순서에 따라서도 성능의 차이가 있다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안한 MAAM 알고리즘의 성능을 비교 분석 해보기 위해 100장의 얼굴 영상에 대해 실험해 보았다.

먼저 그림 5는 MAAM 구성 방법에 따른 성능 비교 결과이다. 각 MAAM의 구성 방법과 피팅 방법은 표 2에 나열되어 있다.

표 2. 각 MAAM의 구성 및 피팅 방법  
Table 2. Configuration and fitting method of each MAAM

	AAM1 Shape#	AAM2 Shape#	Fitting Method (1 <sup>st</sup> :AAM1, 2 <sup>nd</sup> :AAM2)
MAAM1	3	14	1 <sup>st</sup> 15 times + 2 <sup>nd</sup> 15 times
MAAM2	3	22	1 <sup>st</sup> 15 times + 2 <sup>nd</sup> 15 times
MAAM3	3	14	(1 <sup>st</sup> 5 times + 2 <sup>nd</sup> 5 times) × 3
MAAM4	3	22	(1 <sup>st</sup> 5 times + 2 <sup>nd</sup> 5 times) × 3
MAAM5	3	14	(1 <sup>st</sup> 1 time + 2 <sup>nd</sup> 1 time) × 15
MAAM6	3	22	(1 <sup>st</sup> 1 time + 2 <sup>nd</sup> 1 time) × 15

실험 결과 MAAM의 구성 방법 보다는 피팅 방법에 따라 성능이 차이가 더 컸다. 각 AAM을 번갈아가면서 수행할수록 오차가 줄어드는 것을 확인 할 수 있었다. MAAM6이 약 1.817의 오차로 가장 좋은 결과를 보였으며, MAAM1은 약 2.580의 오차로 가장 좋지 않은 결과를 보였다.

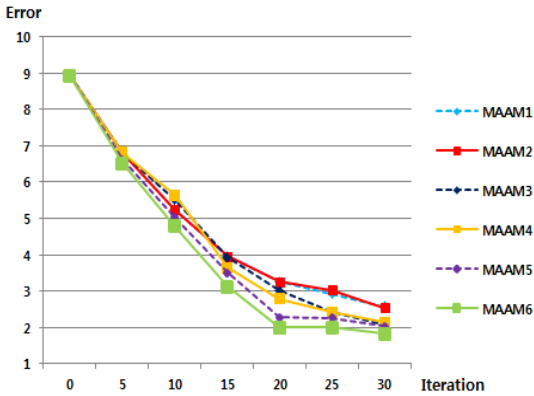


그림 5. MAAM 구성에 따른 성능 비교  
Fig. 5 Comparison of performance according to how to configure the MAAM and fitting method

그림 6은 MAAM과 기존의 AAM들과 성능을 비교해보았다. MAAM은 기존의 AAM보다 작은 오차를 가진 shape를 생성하였으며, 동등한 오차를 가진 shape를 생성하기까지 걸리는 시간 또한 감소함을 확인할 수 있다. 특히 MAAM6은 기존의 가장 빠른 AAM3보다도 10회 이상의 반복 횟수 감소를 가져올 수 있음을 확인할 수 있다.

AAM3의 오차는 2.443으로 AAM중 가장 좋은 결과를 보였고, AAM22의 오차는 4.350으로 가장 좋지 않은 결과를 보였다. MAAM6의 오차는 1.817로, AAM의 오차와 비교해보면 74.47%, 41.77%에 해당하는 수치로 상당한 결과 향상을 가져왔다고 판단된다.

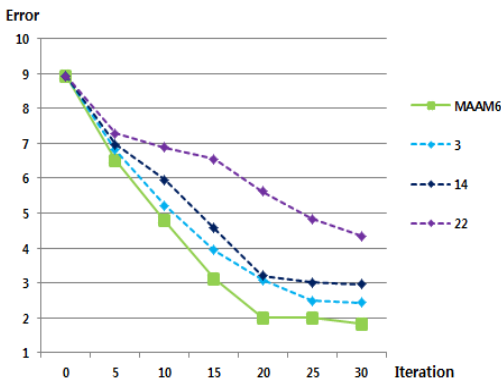


그림 6. 기존의 방법과의 성능 비교  
Fig. 6 Comparison of MAAM with the existing AMMs

## V. 결 론

본 논문에서는 기존의 AAM의 성능을 향상시키기 위해 상반되는 장단점을 가지는 두 개의 AAM을 생성하여 서로의 단점을 보완할 수 있도록 구성한 multiple active appearance model을 제안하였다.

MAAM은 shape 모델의 수를 작게 하여 피팅 속도가 빠르고 대략적인 shape 추출에 대한 장점을 가지는 AAM과 shape 모델의 수를 많게 하여 정밀하고 세부적인 shape 추출에 대한 장점을 가지는 AAM을 이용하여 구성한다.

실험 결과 기존의 AAM 하나만을 사용하는 기법에 비해 적은 횟수의 피팅만으로도 정확도 높은 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 특히 MAAM의 각 AAM들을 번갈아가면서 피팅하면 가장 좋은 성능을 보여주었다. 이는 각 AAM이 번갈아가면서 수행되면서 shape가 지역 최적해(local minima)에 빠지는 것을 방지하여 보다 작은 오차를 가지는 shape를 얻을 수 있는 것으로 판단된다.

현재 AAM은 특정 객체 추출을 필요로 하는 다양한 분야에서 사용하고 있다. 특히 얼굴 인식, 얼굴 표정 인식, 의료 영상 분석 등에서 많이 사용이 되고 있다. 본 논문에서 제안한 MAAM을 구성하여 다양한 응용에 사용을 한다면 수행속도와 정확도 향상을 가져올 수 있을 것으로 판단된다.

## 감사의 글

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

## 참고 문헌

- [1] Kim DY, Kim CW, "An Inferencing Segments from the Image Objects", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 8, No. 3, pp. 409-414, 2013.
- [2] Kim KB, "Detection of Flaws in Ceramic Materials Using Non-Destructive Testing", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 5, No. 3, pp.

321-326, 2010.

- [3] Kim KB, "The Lines Extraction and Analysis of The Palm using Morphological Information of The Hand and Contour Tracking Method", The Journal of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences, Vol. 6, No. 2, pp. 243-248, 2011.
- [4] T.F.Cootes, G.J.Edwards, C.J.Taylor, "Active Appearance Models", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, No. 6, pp. 681-685, 2001.
- [5] I.Matthews, S.Baker, "Active Appearance Models Revisited", International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 135-164, 2004.
- [6] T.F.Cootes, G.J.Edwards, C.J.Taylor, "A comparative evaluation of active appearance models algorithms", In Proceedings of the British Machine Vision Conference, Vol. 2, pp. 680-689, 1998.
- [7] T.F.Cootes, C.J.Taylor, "Statistical Models of Appearance for Computer Vision", Draft report, Wolfson Image Analysis Unit, University of Manchester, 2004.
- [8] T.F.Cootes, C.J.Taylor, D.H.Cooper, J.Graham, "Active Shape Models - Their Training and Application", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, No. 1, pp. 38-59, 1995.
- [9] J.C.Gower, "Generalized Procrustes Analysis", Psychometrika, Vol. 40, No. 1, pp. 33-51, 1975.
- [10] J.Shlens, "A Tutorial on Principal Component Analysis," Institute for Nonlinear Science, UCSD, 2005.

저자 소개



**박현준(Hyun-Jun Park)**

2007년 부산대학교 정보컴퓨터공학과 졸업(공학사)

2009년 부산대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)

2009년~현재 부산대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 재학중

※ 관심분야 : 영상처리, 로봇비전, 패턴인식, 인공지능 경망



**김광백(Kwang-Baek Kim)**

1999년 부산대학교 전자계산학과 졸업(이학박사)

1997년~현재 신라대학교 컴퓨터공학과 교수

2010년~현재 한국컴퓨터정보학회 상임이사

2010년~현재 The Open Artificial Intelligence Journal (USA), Editor.

2012년~현재 한국멀티미디어학회 국제운영부위원장 (운영이사)

※ 관심분야 : 퍼지 논리, 영상 처리, 유전자 알고리즘, 의료정보시스템, 생물정보학



**차의영(Eui-Young Cha)**

1979년 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1982년 서울대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)

1998년 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원

1995년~1996년 University of London 방문교수

1985년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 신경망 이론, 웨이블릿