

몽타주 기법과 음영합성 기법을 이용한 벡터기반 얼굴 생성

(Vector-based Face Generation using
Montage and Shading Method)

박 연 출 [†] 오 해 석 [‡]
(Yeon-Chool Park) (Hae-Seok Oh)

요약 본 논문에서는 몽타주 기법과 음영합성 기법을 이용한, 디자이너(예술가)의 감각을 살린 벡터기반의 얼굴 생성 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 사진으로부터 얼굴의 특징정보를 추출하여 사람의 얼굴과 유사한 얼굴을 자동으로 생성해 주는 시스템이며, 윤곽선만을 사용하던 기존의 얼굴 생성 시스템과 달리 컬러 기반이며, 음영을 사진으로부터 추출하여 이를 이목구비 이미지와 합성하여 생성하는 방식이다. 따라서 실사형에 좀 더 근접한 얼굴을 생성할 수 있다는 장점을 갖는다. 또, 벡터를 기반으로 하기 때문에 사이즈에 제한 없이 자유로운 변형이 가능할 뿐만 아니라 디자이너 또는 그림 작가의 느낌을 결과물에 그대로 유지할 수 있도록 한다는 점에서 타 접근방식과의 차별성을 갖는다. 또, 2D 아바타에 자유로운 표정을 적용하는 데에도 쉽게 적용이 가능하다.

키워드 : 얼굴 검출, 얼굴 특징추출, 캐리커처 생성

Abstract In this paper, we propose vector-based face generation system that uses montage and shading method and preserves designer(artist)'s style. Proposed system generates character's face similar to human face automatically using facial features that extracted from a photograph. In addition, unlike previous face generation system that uses contours, we propose the system is based on color and composes face from facial features and shade extracted from a photograph. Thus, it has advantages that can make more realistic face similar to human face. Since this system is vector-based, the generated character's face has no size limit and constraint. Therefore it is available to transform the shape freely and to apply various facial expressions to 2D face. Moreover, it has distinctiveness with another approaches in point that can keep artist's impression just as it is in result.

Key words : Face Detection, Facial Feature Extraction, Facial Caricaturing

1. 서 론

인터넷이 보편화 되고, 콘텐츠 사업의 비중이 증대됨에 따라 가상공간에서 나를 대신하는 아바타(Avatar) 및 캐릭터 사업이 점차 큰 부가가치 사업으로 여겨지고 있다. 최근에는 캐릭터에 감정을 부여하여 감정 에이전트(Emotional Agent)로도 이용하고, 온라인상에서 제작된 캐릭터를 수천가지가 넘는 기존의 오프라인 캐릭터 상품으로까지 제작, 그 영역을 확장하여 그 활용 분야도 다양해지고 있는 추세이다. 자동으로 생성된 캐릭터의

얼굴을 기존 만화형 캐릭터 대신 이용할 경우 마치 그 캐릭터가 실제 본인과 같은 일체감을 얻을 수 있고, 반면 사진과 달리 실제 얼굴이 공개되지 않으므로 익명성도 보장하여 인터넷에 적합한 대체 ID로 적절히 이용할 수 있다는 장점을 갖는다. 그러나 이러한 장점에도 불구하고 캐릭터 제작 과정이 전문 디자이너에 의해 수작업으로 이루어지고 있어 많은 인력과 시간 낭비를 초래하고 있다. 따라서 본 논문은 이렇게 수작업으로 이루어지고 있는 캐릭터 생성 작업을 자동화하기 위해 필요한 각 이목구비별 특징정보 및 특징정보 추출 방법, 그리고 각 구성요소별 분류기준에 관하여 언급한다.

우선 기존 연구를 크게 두 부류로 나누어 보면 캐리커처 생성 방식과 3D 모델 변형을 통한 얼굴 생성 방식으로 나누어 볼 수 있다.

[†] 정 회 원 : 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과
fearhope@empal.com

[‡] 비 회 원 : 경원대학교 소프트웨어대학 교수
oh@kyungwon.ac.kr

논문접수 : 2003년 12월 26일

심사완료 : 2004년 3월 30일

캐리커처 생성에 관한 연구는 Brennan[1]이 맨 처음으로 캐리커처 생성기(Caricature Generator)를 발표하면서 시작되었다. 후쿠이 대학(Fukui University)의 캐리커처 생성 시스템은 사람 생활의 애매함과 복잡함을 단순화시켜 처리하는 퍼지셋(fuzzy-set)을 이용하여 캐리커처를 생성하는 시스템이다[2]. 표준 얼굴 이미지의 21개의 특징(눈의 크기, 눈썹두께, 코의 위치, 높이, 얼굴형태, 머리 길이 등)에 파라미터를 이용하여 입력된 이미지의 특징 정보를 추출한다. 이렇게 추출된 각각의 크기를 49개의 특징 단어(big, small, round, thin, tall, short 등)를 이용하여 단어들의 분석에 따라 선택하여 얼굴에 배치시킴으로서 캐리커처를 생성한다. 츄쿄 대학(Chukyo University)의 PICASSO System은 생성된 캐리커처의 감정 표현을 목적으로 개발된 시스템이다. 이 시스템의 캐리커처 생성 방법은 표준 얼굴 이미지의 윤곽선을 455개의 포인트로 표현하고 입력된 이미지에 455개의 포인트를 이용하여 각각의 포인트를 비교하여 그 포인트를 확대와 축소로 조절하여 포인트를 선으로 이어 윤곽선을 그려줌으로써 캐리커처를 생성한다[3]. Hong Chen[4]은 비모수적 샘플링 기법을 이용한 얼굴 스캐치 생성방식을 제안하였다. 제안한 방식은 학습과 비모수적 샘플링 기법을 이용해서 스캐치를 자동으로 생성해 준다. 예술가에 의해 그려진 스캐치 이미지들을 DB화 해놓고, 그 DB의 샘플링 이미지들을 변형하여 합성하는 방식을 사용하였다. 이러한 캐리커처 생성 시스템은 다음과 같은 문제점을 안고 있다. 첫째로 다양하지 않은 특징정보를 이용하여 생성하므로 얼굴의 다양성이 반영되지 않는다는 것이며 둘째로 표준 얼굴 이미지를 기반으로 변형작업을 통하여 캐리커처를 생성하거나 윤곽선(edge)만을 이용하여 얼굴의 텍스추어(texture)는 고려되지 않은, 입력된 윤곽선만을 변형, 생성하는 방식이라는 것이다. 그리고 모두 컬러 방식이 아닌 흑백 방식이다. 따라서 웹상에서 사용하기에는 부족함이 있다.

3D 모델 변형 방식에 관한 연구로는 WonSook Lee [5,6]와 Brian Guenter[7], T. Akimoto[8], 그리고 한태우[9] 등이 있다. 이들은 주로 3D 얼굴 모델을 얻어내고 이를 애니메이션하기 위한 연구로 사용자의 사진에서 정면, 측면의 얼굴 영역으로부터 특징점을 검출하고 이 특징점들에 기초하여 표준 3D 얼굴 모델의 제어점을 움직여 변형한 후, 사진으로부터 추출한 얼굴 텍스처를 모델에 매핑시키는 방법을 사용하였다. 즉, 이들 연구의 핵심은 3D 모델의 변형과 텍스처 매핑에 있다. 하지만, 이와 같이 모델을 변형하여 생성하는 방식은 선 및 텍스처의 느낌이 정형화되어 있고, 디자이너의 스타일을 살리는 데에도 한계가 있다. 이는 3D의 특성 때문이기도 하지만 3D 모델에 사진으로부터 얻어낸 텍스처를 그대로 매핑

시키는 방식이기 때문이기도 하다. 얼굴 텍스처를 그대로 사용할 경우 사진의 느낌에서 크게 벗어나지 못한다. 제안하는 방식은 텍스처를 그대로 매핑시키지 않고, 2D 캐릭터의 얼굴로 쓸 수 있을 만큼 자연스럽게 하는 과정, 즉 음영 단계만을 뽑아내서 캐릭터화 하는 과정을 따로 포함하고, 또한 기존 연구처럼 표준 모델을 변형하는 것이 아니라 디자이너가 그린 각 이목구비별 도판(artwork)을 그대로 이용하기 때문에 디자이너가 누구나에 따라 느낌을 달리할 수 있다는 장점을 갖는다.

본 논문은 이러한 기존 연구들의 문제점을 해결하기 위해 풍타주 기법과 음영합성 기법을 이용한, 디자이너(예술가)의 감각을 살린 벡터기반의 캐리커처 생성 시스템을 제안한다. 본 논문은 이목구비의 모양 특징정보와 상관계수를 이용한 이목구비 이미지의 검색기법에 대해 제안하였으며, 검색속도의 향상과 검색 오류를 줄이기 위해 사용된 각 이목구비 이미지들의 카테고리 분류 기준을 제시하였다. 또, 기존 연구에서처럼 윤곽선만으로는 그 사람의 느낌을 살리는데 한계가 있다고 판단하여 사진으로부터 음영을 추출하여 이를 음영판으로 만들고 검색된 이목구비 이미지와 합성하는 방식을 제안하였다. 여기서 사용된 이목구비 이미지는 실제로 디자이너에 의해 그려진 것들로써 디자이너의 감각이 결과물에 반영되도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 캐리커처 생성 시스템의 구조 및 모듈별 기능 및 연구 성과에 대해 설명하고, 3절에서는 이 논문의 실험결과 및 성능평가에 대해 논하고 4절에서는 결론을 맺는다.

2. 얼굴 생성 시스템

2.1 시스템 구조

본 시스템은 크게 입력된 정면의 사진에서 특징정보를 추출하는 과정과 데이터베이스에서 유사한 이목구비 이미지를 추출하여 매핑시키는 과정으로 나누어진다. 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

첫째, 정면의 입력된 인물 사진에서 얼굴 영역을 추출한다. 둘째, 얼굴영역에서 수직, 수평 히스토그램을 이용하여 이목구비(눈, 코, 입, 눈썹) 등을 추출한다. 셋째, 추출된 이목구비에서 위치, 크기, 모양 등 다양한 특징 정보를 추출한다. 넷째, 사진으로부터 음영정보를 추출해서 음영판을 만들어낸다. 다섯째, 특징정보를 이용하여 데이터베이스에 저장되어 있는 이목구비 이미지와 추출된 이미지의 유사도를 측정한다. 여섯째, 가장 유사한 이목구비 이미지를 검색하여 만들어진 벡터 얼굴형에 각각의 눈, 코, 입, 눈썹 등을 매핑시킨다. 그럼 1은 2D 얼굴 생성 시스템의 구조와 데이터 흐름을 함께 표현한 것이다.

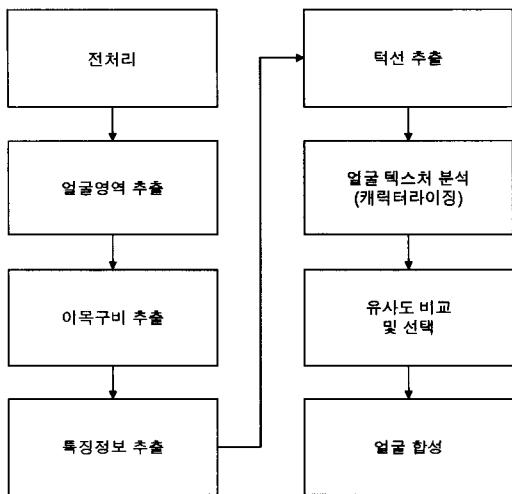


그림 1 시스템 구성도

입력된 이미지에 캐릭터 생성 과정을 간략하게 설명하면 다음과 같다.

- ① 영역 추출
 - 얼굴 영역 추출 : 명도와 색상 정보 이용
 - 부분 영역 추출 : 히스토그램 이용
- ② 동일 class 검색
 - 얼굴 특징(facial features) 정보를 이용
 - DB에 분류된 정보를 이용
- ③ 유사도 계산
 - 유사한 이목구비 이미지 검색
- ④ 추출된 캐릭터 이미지 매핑
 - 추출된 특징정보 위치에 이목구비 매핑

본 시스템의 입력 이미지는 정면을 보고 있는 상반신 사진이다. 입력된 이미지에서 얼굴 영역을 추출하고, 이어서 이목구비(눈, 코, 입, 눈썹)의 부분영역을 추출하고, 추출된 이목구비로부터 특징정보를 추출하고, 미리 구축해 놓은 이목구비 특징정보 데이터베이스를 이용하여 각각의 영역에서 가장 유사도가 높은 이미지를 검색해낸다. 본 논문에서 이용하는 이목구비 데이터베이스는 전문 디자이너에 의해 그려진 이목구비를 각각의 특징에 맞게 특징정보와 함께 분류해 놓은 것이다. 추출된 각 이목구비를 얻어진 특징정보에 의해 매핑시켜, 사용자에게 보여줄 수 있도록 설계되었다.

2.2 2단계 얼굴영역 추출

얼굴 영역을 추출하기 위해서는 사람의 얼굴이 갖는 컬러의 분포 형태를 가정하는 것이 우선 필요하다. 이에 본 논문에서는 약 200장의 사진으로부터 HSI 컬러 스페이스의 벡터값(h, s)을 얻어내어 이를 수치화하는 작업을 수행하였다. 지금까지는 컬러 차트를 이용하여 컬러

값을 얻어내는 방식을 사용하였으나 이 방식은 시간과 계산량이 많이 요구되는 단점을 가지고 있다. 이에 본 논문은 이전의 많은 논문이 사람의 얼굴이 갖는 컬러가 정규분포를 뛴다고 가정하였으므로 굳이 컬러 차트를 사용할 필요가 없다는데 착안하여 평균과 분산(표준편차)만으로 사람의 얼굴의 분포를 수치화하여 사용하였다. 이는 기존의 논문이 얼굴의 영역을 찾아낼 때 유사한 얼굴 영역을 찾았다는 과정에만 컬러 차트를 사용하였는데 이는 계산량이 증가하여 결국에는 전체적인 분석시간의 증가만 초래하였다. 하지만, 본 논문이 제안하는 방식은 1단계 추출에서는 컬러 분포를 정규분포라 가정하고, 평균과 표준편차를 이용하여 신뢰구간내의 유사 얼굴 영역을 추출하고, 그 영역내에서 일단 눈동자를 찾은 후, 단일 사진내에서 추출된 유사 얼굴 영역내에서 다시 한번 샘플링을 하여 그것을 차트화 하고 이를 통해 정확한 얼굴 영역을 얻어내는 2단계 방식을 사용하였다. 이와 같은 방법을 사용하는 이유는 사람의 얼굴이 갖는 얼굴 컬러의 분포는 어느 정도 유사하지만 실제로 각 사진마다 갖는 얼굴의 분포는 사진별로 조금씩 차이를 보이기 때문이다. 이 차이는 각 사진마다 조명, 화장, 카메라의 종류, 짹는 사람의 능력에 따라 다르게 나타난다. 즉, 각 사진이 갖는 특성을 그대로 적용하여 얼굴을 추출하기 위해서는 그 사진내에서 직접 정보를 얻어야 한다는 결론을 얻을 수 있다. 이에 본 논문은 1차적으로 통계적 모멘트 값을 이용한 얼굴 영역의 검출 후, 2차적으로 다시 사진 내에서의 얼굴의 컬러 분포의 모멘트 값을 얻어내어 얼굴의 영역 및 윤곽을 추출해내는 2단계 컬러 샘플링 방식을 사용하였다.

HSI Space를 사용한 이유는 알려진 바와 같이 이 방식이 사람 시각의 컬러 인지 방식과 가장 흡사하기 때문이다. 얼굴 컬러의 추출은 HSI 값 중에서 HS 값만을 벡터 형태로 취하였다. N이 샘플의 총 개수라고 할 때, 샘플 하나의 값은 $(h_i, s_i), i = 1, \dots, N$ 이다. 여기서 명암 값(Intensity)을 사용하지 않은 이유는 얼굴에서 명암값의 분포가 균일하지 못하고 얼굴 전체에 걸쳐 다양하게 퍼져있기 때문이다. 이는 조명이나 화장에 의해 영향을 많이 받기 때문이기도 하다. 따라서, 컬러값만을 사용하게 되면 조명이나 화장에 강한 장점을 갖는다.

얼굴색의 분포 모델을 얻기 위해 사용된 사진의 개수는 총 194장(남 : 97, 여 : 97)이며, 사진의 획득은 인터넷을 통해 이루어졌다. 모두 임의의 유저로부터 직접 제출받은 것들이다. 따라서, 랜덤하게 추출되어졌다고 볼 수 있다. 단, 사진의 크기(가로, 세로 100픽셀 이상)와 정면 사진이라는 전제가 있었다. 샘플링은 그림 2에서 보는 바와 같이 가능하면 얼굴 영역 전체에 걸쳐서 골고루 추출될 수 있도록 하기 위해, 사진에서 얼굴 부분 중 14

부분을 선택하여 직사각형(20×30) 형태로 추출하였다. 600픽셀, 총 $194 \times 14 \times 600 = 1,629,600$ 픽셀. 이 값들을 이용해 $E(H)$, $E(S)$, $\text{Var}(H)$, $\text{Var}(S)$ 를 구한 후, 이를 이용해 신뢰구간을 획득하였다.

신뢰구간은 $\bar{x} - 3\sigma < \mu < \bar{x} + 3\sigma$ 이다. 여기서, α 값을 0.01로 했을 경우, 신뢰수준은 99%이고, 오차범위는 0.5%이다.

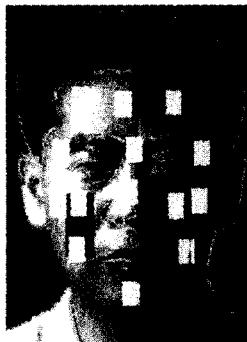


그림 2 얼굴 피부색 표본 추출

그림 2는 사진으로부터 살색을 샘플링 하는 과정을 표현한 것이다. 총 14개의 영역으로부터 샘플링이 이루어졌다. 이 14개의 영역의 선택은 얼굴 전체를 꼽고루 대표할 수 있고, 변화가 심하지 않은 곳이어야 한다는 기준에 의해 이루어졌다. 피부가 아닌 샘플이 추출될 가능성을 줄이기 위하여 자동 추출을 하지 않고 수작업으로 행하였다.

그림 3과 그림 4는 얻어진 데이터를 히스토그램 형태로 표현한 것이다. 그림 안의 곡선은 정규분포를 표시한 것이다. 여기서, 그림 3은 봉우리가 두 개인 원래의 Hue 값 히스토그램을 계산의 편의를 위해 즉, 봉우리가 하나인 단일 구간을 갖는 형태로 만들기 위해 변형시킨 히스토그램이다. 다음은 이 때 사용된 알고리즘의 의사 코드이다.

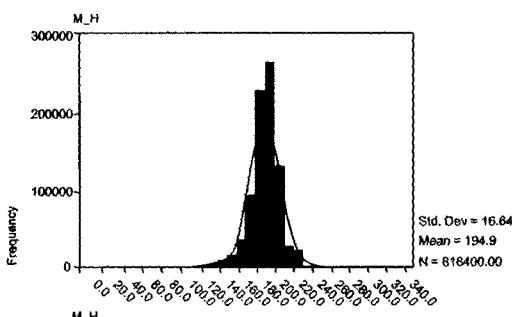


그림 3 변형된 Hue 값의 히스토그램

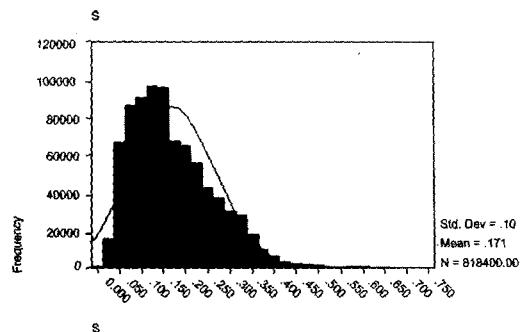


그림 4 $Saturation$ 값의 히스토그램

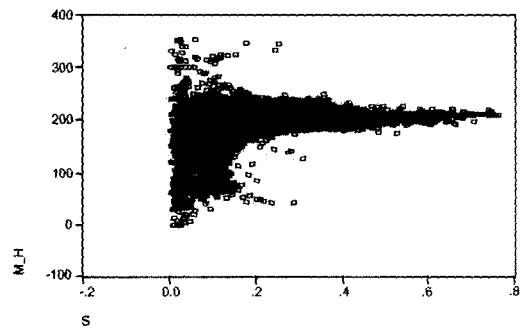


그림 5 Hue 와 $Saturation$ 산포도

$$\text{if}(H_i < 180) H_i + 180, \text{else } H_i - 180$$

또, 그림 5는 Hue 와 $Saturation$ 값을 정규화하여 2차원 공간에 산포도로 표현한 것이다.

2.3 얼굴 특징정보 추출

2.3.1 눈동자 추출

눈동자의 추출에 앞서 이목구비 영역의 추출이 선행되어져야 하는데 얼굴의 대칭성을 이용한 명암의 수평, 수직 히스토그램[10] 분석과 한국인의 평균 얼굴형 모델을 통하여 얻어질 수 있다[11]. 즉, 히스토그램을 이용하여 이목구비의 위치를 예측해 낸 후, 이 위치의 적합성의 판단을 위해 평균 얼굴형 모델의 수치가 사용되어졌다. 여기서 얻어진 눈의 부분영역이 눈동자의 추출 시 사용되어지는 입력 영상으로 사용되어진다. 눈동자의 추출은 얼굴인식 분야에서 중요한 파트중의 하나이다. 왜냐하면, 사진에서 얻어낼 수 있는 가장 신뢰할 만한 특징 점일 뿐만 아니라 눈동자 사이의 거리가 여러장의 사진들을 정규화하는데 가장 기본이 되는 기준치가 되기 때문이다. 또한 사진 속 얼굴의 수평을 맞추는데도 사용되며 때문이다.

눈동자를 찾기 위해 가변 템플릿 수렴방식을 제안한다. 템플릿은 크기가 가변적인 정원을 사용하였다. 눈동자가 위치할 만한 후보 영역을 우선 찾아내어야 하는데 이는 명암값의 수직 수평 프로젝션을 통해 얻어낼 수

있었다. 이렇게 얻어진 좌측눈 영역과 우측눈 영역이 각각 템플릿 매칭이 이루어지는 영역으로 사용된다. 이렇게 얻어진 영역에 전처리 과정으로 눈동자에 반사된 빛을 제거하는 과정이 필요하다. 식 (1)은 3×3 마스크의 최소값을 이용하여 반사된 빛을 제거한다.

$$f'(x, y) = \min_{i=-d, d, j=-d, d} f(x+i, y+j) \quad (1)$$

식 (2)~식 (6)은 눈동자를 찾기 위해 사용된 템플릿과 최적해를 구하는 수식이다.

$$\begin{aligned} x^2 + y^2 &\leq r^2, \text{ where } x = 1, 2, \dots, N_1, \\ y &= 1, 2, \dots, N_2, \\ r &= 15, 14, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

$$S(w_{p,r}) = \frac{1}{N_r} \times \left(\sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^k ((255 - l_{x,y}) * W) \right) \quad (3)$$

$$V(w_r) = \frac{1}{N_r} \times \sum_{i=1}^{N_r} (l_i - \bar{l})^2 \quad (4)$$

$$w_r = \operatorname{argmax}_w S(w_{p,r}) \quad (5)$$

$$w_{opt} = \operatorname{argmax}_w D(V(w_r), V(w_{r-1})) \quad (6)$$

여기서, x, y 는 각각 이미지의 중심으로부터의 수평, 수직 인덱스이며, r 은 반지름을 의미한다. 이렇게 얻어진 템플릿의 특징 벡터 (X, Y, R, S, V) 값을 이용하여 최적의 눈후보를 찾아내게 된다. 식 (3)에서 S 는 반지름이 같은 템플릿 내에서의 최적의 후보를 찾는데 사용되는 밝기 값의 평균을 가리키며 W 는 가중치로써 중심에 가까울수록 밝기 값이 어두울수록 S 값을 크게 하는 역할을 한다. $w_{p,r}$ 는 중심좌표가 p 이고 반지름이 r 인 템플릿(원도우)을 가리키며, w_r 는 반지름이 r 일 때 S 값을 최대로 하는 원도우를 가리킨다. 식 (4)에서 V 는 반지름이 서로 다른 템플릿 중에서 최적의 후보를 찾기 위해 사용되는 모멘트 값이다. V 값으로 2차 모멘트(분산)를 사용하였다. 분산을 사용한 이유는 눈은 하얀색 환자와 검은색 눈동자로 구성되어지기 때문에 최적의 눈동자의 크기를 얻어냈다고 했을 때 명암의 변화율이 가장 낮기 때문이다. 또, 단순히 같은 반지름을 갖는 템플릿 중에서 분산의 값이 가장 작은 템플릿을 선택하는 것이 아니라, 반지름이 $r-1$ 일 때의 분산과 r 일 때의 분산의 차가 가장 클 때의 원을 최적의 해로 보았다. w_{opt} 는 눈동자를 가장 잘 포함하는 최적해 원도우를 가리킨다. 이렇게 두 번의 비교 과정을 거친으로써 명암 이미지에서 검은 눈동자를 가장 최적으로 포함하는 눈동자의 후보를 찾아낼 수가 있다. 그림 6은 템플릿의 반지름을 수렴시켜가면서 S 값을 비교, 값이 가장 큰 지점을 표시한 것이다.

그림 7은 각 반지름별 최적 후보끼리 분산차를 구하여 분산차가 가장 큰 최종 최적해를 표시하고 있다. 눈동자의 위치와 크기를 동시에 어낼 수 있다는 것을 알

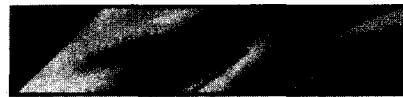


그림 6 탐색 과정(템플릿 사이즈의 수렴)



그림 7 추출된 눈동자의 위치와 크기

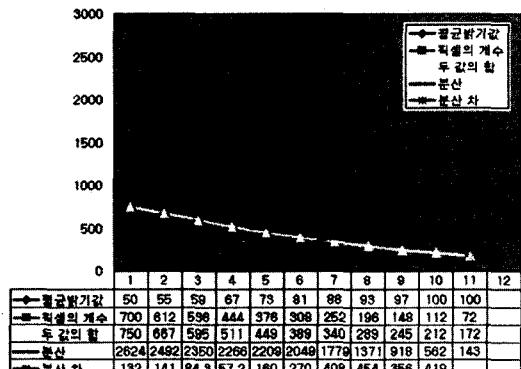


그림 8 분산과 분산차의 그래프

수 있다. 그림 8은 템플릿의 각 반지름별 분산 및 반지름 간의 분산차를 그래프 형태로 표현한 것이다. 보이는 바와 같이 그래프상에서 분산차가 최대가 되는 지점이 최적해로 선택되어 진다. 이렇게 얻어진 눈의 좌표를 이용하여 이미지를 다시 회전시킨다. 회전을 시키는 이유는 얼굴의 수평을 맞추기 위해서이다. 눈동자가 얼굴 중에서 가장 찾기 쉬운 객체이고, 오인할 확률도 적기 때문에 눈동자가 항상 얼굴의 가장 기본적인 기준점이 된다.

2.3.2 이목구비의 특징정보 추출

우리는 추출한 이목구비를 이진화한 후 유사도 비교를 행한다. 이때, 이목구비 영상은 매우 작아서 약간의 잡음(noise)에도 민감하기 때문에 잡음제거가 우선적으로 필수적이다. 이목구비 영상 데이터의 에지를 흐리게 하지 않고 잡음을 제거할 수 있도록 가장 대표적으로 많이 쓰이는 미디언(Median) 필터를 전처리 과정에서 사용하였다. 전처리가 끝난 후에는 이진화 되어있는 이목구비 영상에 대한 특징정보를 추출한다.

그림 9는 이목구비 중 원쪽 눈썹의 특징정보를 추출하기 위한 한 예이다. 우리는 그림처럼 원쪽 눈썹을 가로로 10등분을 하고, 10등분된 선에 대한 각각의 시작점과 끝점, 그리고 한 점에서 다음 점까지((a1, a2)…, (b1, b2)…))의 기울기와 10개의 눈썹 높이 등을 특징 벡터 형태로 표현, 눈썹의 특징 정보를 얻어낸다. 이때 사용되는

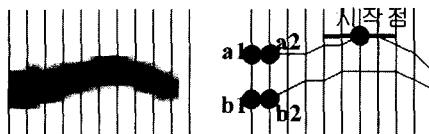


그림 9 왼쪽 눈썹의 특징정보 추출

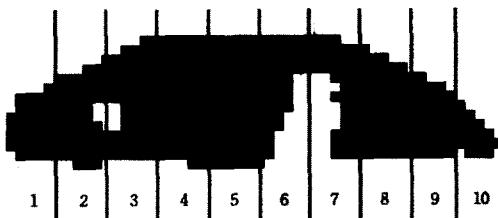


그림 10 눈의 특징정보 추출

수치는 모두 가로폭으로 정규화된 값이다. 그림 10은 눈의 특징추출 방식인데 방법은 동일하다. 입술도 같은 방식으로 특징추출이 행해지는데 추가적으로 윗입술의 두께, 아래입술의 두께 등도 특징정보로 추출되어진다.

2.3.3 턱선 특징정보 추출 및 벡터화

턱선의 특징정보는 우선 턱선의 형태를 벡터로 표현한 후, 이를 벡터 데이터를 표준 얼굴형과 비교함으로 해서 얻어낼 수 있다. 본 논문에서는 턱선의 형태를 벡터로 추출하기 위해 국소영역분할 방식을 이용하여 턱선의 특징점을 추출해낸다. 이때 특징점들의 추출 오타를 줄이기 위하여 얼굴 내에서의 색상을 샘플링한 후에 그 데이터를 기초로 다시 세그먼테이션을 행하는 방식을 취하였다.

턱선의 특징점 추출은 음영차(윤곽선)만을 이용하지 않고, 색상도 함께 이용하여 얼굴 경계 추출의 정확도를 높였다. 만약 음영만을 이용하였다면 색상과 유사한 헤어를 갖는 사진일 경우 헤어와 얼굴을 구분해 내지 못 할 것이다. 물론 그 역의 경우도 발생 가능하다. 여기서 중요한 문제로 대두되는 것이 턱선의 특징점 후보들 중에서 최적해를 어떻게 찾아내느냐 하는 것이다. 즉, 음영과 컬러값들을 이용하여 세그먼테이션을 행할 경우 각각의 방법으로 얻어진 특징점 후보들이 항상 일치하지는 않는다. 따라서, 본 논문에서는 각 추출된 특징점 후보들과 표준 얼굴 모델의 특징점들과의 유clidean 거리를 구하여 거리차가 가장 적은 특징점을 최적해로 사용하였다. 이때 사용된 표준 얼굴 모델의 특징점들은 두 눈동자 사이의 거리값에 의해 유추해낸 양 눈의 연장선이 만나는 얼굴의 끝점과 아래 턱점, 그리고, 윗입술의 상단, 입술의 중앙, 입술의 하단 점 등이다. 그림 11은 이렇게 얻어진 얼굴의 13개 특징점을 베이어 커브로 연결하여 얼굴형을 만들어낼 수 있었다. 만들어진 베이어 커브는 귀 이미지와 함께 벡터 파일(*.EMF)로 저장된다.



(a) 턱의 특징점

(b) 턱선 및 이목구비별 특징정보 추출

그림 11 턱선 및 이목구비별 특징정보 추출

그림 11의 (b)에서 진하게 표시된 점은 주 콘트를 포인트이고, 옅게 표시된 점은 보조 콘트를 포인트이다. 주 콘트를 포인트는 특징점 추출 방법에 의해 얻어진 점을 그대로 사용하고, 보조 콘트를 포인트는 주 콘트를 포인트와 주 콘트를 포인트 좌/우(또는 위/아래)의 두 특징점사이의 각도와 거리에 의해 결정된다. 이런 방법을 취하는 이유는 얻어진 특징점들을 그대로 사용할 경우 부드러운 곡선 형태가 나올 수 없기 때문이다. 이 방법을 사용하여 그림 11의 (b)와 같이 부드러운 곡선의 형태를 보이는 턱선을 얻어낼 수 있었다. 이 때, 눈보다 위의 콘트를 포인트는 특징정보 추출에 의해 얻어지는 것이 아니라 경험적으로 눈과 눈 사이의 거리에 비례하여 결정된다. 왜냐하면 상단 부분은 나중에 헤어 이미지가 덮게 되어 중요하지 않기 때문이다.

2.4 이미지 분류(Classification)

일반적으로 이미지 분류란 검색 대상이 되는 이미지를 분류하여 검색되는 후보의 수를 줄이기 위하여, 물리적 대상이나 사건을 의미 있는 특징들의 추출을 기반으로 사전에 정의된 클래스 중 하나로 할당하는 것을 말한다. 우리는 속도향상을 위해서 이러한 개념에 근거하여 하나의 이미지로부터 추출된 다수의 특징정보에 따라 이목구비 이미지를 특정 클래스로 분류해 낸다. 이 분류의 기준은 위 2.3절에서 설명한 각 이목구비의 특징 정보를 이용한다. 그리고 클래스화된 눈, 코, 입, 얼굴형, 눈썹들의 수는 표 1과 같이 각 부분별로 해당하는 수만큼 데이터베이스에 존재하고 있다. 입력된 얼굴 이미지는 이목구비의 특징정보를 이용하여 나누어진 다수의 클래스에서 가장 유사도가 높은 것을 추출하여 이목구비를 매핑시키게 된다. 다음은 얼굴형과 이목구비의 특징 정보별 클래스 분류를 설명한다.

표 1 벡터 이미지 개수

종 류	수 량
눈썹	각 200
눈	각 200
코	20
입	20

2.4.1 눈의 클래스 분류

눈의 클래스 분류는 눈썹과 마찬가지로 그림 10과 같이 10등분하여 특징정보를 추출하는데 10등분 중 몇 번째 위치에서 가장 높은 값을 갖는지에 따라 분류하고, 폭이 가장 큰 값을 얼마인지에 따라 큰 눈, 작은 눈을 분류한다. 이렇게 분류하면 표 2와 같이 나타나게 된다. 표 2에서 ‘최고점 위치(구간)’이란 최고점이 몇 번째 구간에 위치하는지를 나타낸다.

표 2 눈의 특징별 분류

크 기	최고점 위치(구간)	눈 의 종 류	
		0~3	4~6
크 다	0~3		
	4~6		
	7~10		
작 다	0~3		
	4~6		
	7~10		

2.4.2 눈썹의 클래스 분류

눈썹의 경우, 다양한 특징정보를 이용하여 분류한다. 그림 10의 눈썹의 특징정보 추출방식과 같이 10등분하여 최고점을 찾아내고 11개의 두께와 그 중 가장 두꺼운 부분, 그리고 올라가다 쪼여져 내려가는 점 등 매우 다양한 특징을 이용한다. 또한 어느 쪽이 두꺼운지 그리고 우측인지 좌측인지 등과 같이 다양한 특징을 추출하여 특징정보로 이용한다. 표 3은 눈썹의 특징정보를 이

표 3 눈썹 특징별 분류

	일자인 경우	좌측이 높은 경우	우측이 높은 경우	중심이 높은 경우
좌측이 두꺼운 경우				
일자인 경우				
우측이 두꺼운 경우				

용한 분류이다. 이와 같이 눈썹은 12개의 클래스로 분류되어 있다.

2.4.3 코의 클래스 분류

입력된 이미지에서 코는 사실 잘 추출되지 않는다. 아니, 추출되어도 얼굴색과 너무 같기 때문에 특징을 찾아내기가 가장 어렵다.

그래서 코는 콧구멍의 크기로 분류한다. 그러나 콧구멍도 잘 나타나지 않으므로 나타나지 않을 경우 일반적인 코를 추출한다. 표 4는 콧구멍에 따라 분류한 코의 특징별 분류를 설명한 것이다.

표 4 코의 특징별 분류

일반적인 코	애부리 코	들창코

2.4.4 입의 클래스 분류

여성의 입 같은 경우 화장을 하기 때문에 사진에서 입을 추출하는 것이 그리 어렵지 않으나 남성은 그렇지 않으므로 얼굴색과 입술을 구분하기가 어렵다. 그래서 입도 코와 마찬가지로 나타나지 않을 경우 일반적인 입술을 추출하여 매핑시키게 된다. 표 5는 추출된 입술의 두께에 따라 분류한 입술의 특징별 분류이다.

표 5 입술의 특징별 분류

얇은 입술	일반적인 입술	아랫입술 두꺼움	두꺼운 입술

2.5 검색 및 유사도 계산

일반적으로 이미지 검색은 유사 이미지를 검색하는 목적이 따라 색상 정보만을 적용할 때도 있고, 모양 정보만을 적용할 때가 있다. 또는 두 특징정보의 적절한 배합으로 검색 하고자 할 때가 있을 수 있다.

입력된 이미지에서 수직, 수평 히스토그램을 이용하여 추출되어진 이목구비 이미지의 색상은 다르고, 모양은 거의 같다. 그리하여 위와 같이 모양이나 색상을 이용한 특징정보를 이용할 수 없다. 그래서 특징정보 데이터와 이목구비 이미지와의 유사도를 계산하여 이미지 검색을 시도하였다. 눈과 눈썹 이목구비 윤곽선의 유사도를 계산하기 위해 사용한 유사도 공식은 다음과 같다.

$$S = r \times \omega + (1 - |\alpha - \beta|) \quad (7)$$

$$r = \frac{\sum (A_i - E_A)(B_i - E_B)}{\sqrt{\sum (A_i - E_A)^2 \sum (B_i - E_B)^2}} \quad (8)$$

여기서, 식 (8)은 상관계수이다. 이 식에서 A_i 는 입력된 이미지에서 추출된 이목구비인 A의 구간별 높이를 의미하고 B_i 는 데이터베이스에 있는 이미지인 B의 높이를 의미하며, E_A, E_B 은 A와 B의 평균 높이를 의미한다. 상관계수인 r 의 성질은 ± 1 에 가까울수록 강한 상관관계를 갖는다. 하지만, 본 논문에서는 음의 상관관계는 의미가 없으므로 고려하지 않는다. 그러므로 r 의 값은 0부터 1의 양의 실수 값을 갖는다. 또한 식 (7)의 α, β 는 A_i, B_i 각각의 가장 큰 가로와 세로의 비를 의미한다. 그리고 ω 는 가중치이다.

식 (7)의 값이 클수록 윤곽선 형태의 유사성이 높음을 의미한다.

2.6 음영 합성(Shading)

음영판 제작은 캐릭터 얼굴 제작에 있어서 또 다른 새로운 이슈거리 중 하나이다. 왜냐하면 눈,코,입, 얼굴 형만 가지고는 사용자와 닮은 캐릭터를 만들 수 없기 때문이다. 음영이 들어가지 않은 얼굴은 입체감이 없을 뿐만 아니라 그 사람의 이목구비 모양 이외의 특징은 전혀 반영하지 못한다는 단점을 가지고 있다. 이에 본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위하여 음영을 사진변형을 통해서 얻어내어 이목구비와 합성하는 방법을 제안한다. 이에 필요한 제작 과정은 그림 12와 같다. 사진으로부터 얻어낸 음영의 컬러는 캐릭터의 얼굴로 쓰기에는 너무 사실적이다. 따라서, 디자이너가 흔히 일러스트레이션 사용하는 컬러를 사용할 필요가 있다. 따라서, 본 논문에서는 웹상의 캐릭터 얼굴에서 주로 사용되는 컬러를 추출하여 Look-Up Table(LUT) 형태로 구성하였다. 이 때 테이블을 또한 세 종류(Normal, Light, Dark)로 나누어서 구성하였다. Normal 테이블은 일반적으로 가장 사람들이 선호하고 일반적으로 사용되는 컬러로 구성되어있고, Light 테이블은 약간 밝은 톤으로 구성되어 있어서 사용자가 ‘뽀샤시’한 얼굴형을 원할 때

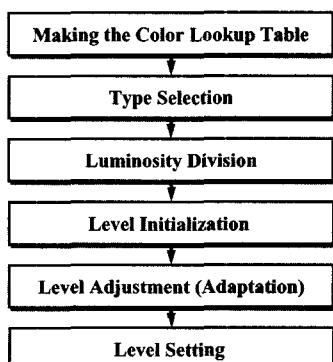


그림 12 음영판 제작 과정

선택될 수 있다. 마지막으로, Dark 테이블은 어두운 색 계통의 색상을 모아놓은 것으로써 흑인이나 태닝한 얼굴색을 원할 때 선택될 수 있다. 웹상에서 쓰이는 캐릭터의 얼굴은 실사보다 현실성이 떨어지기 때문에 많은 컬러가 쓰이지 않는다. 따라서, LUT는 많은 컬러로 구성하지 않고, (총구간의 수/2)개의 컬러로 구성하였다. 실험결과 이 정도의 컬러면 실사형과 만화형의 느낌을 공히 느낄 수 있도록 할 수 있었다. 물론, 경우에 따라 좀 더 실사에 가까워야 할 경우에는 컬러의 수를 증가시키고, 좀 더 만화형에 가까워야 할 경우에는 컬러의 수를 줄임으로써 필요한 결과물을 얻어낼 수 있다.

음영을 사진으로부터 얻어내는 과정은 먼저 얻어진 얼굴 영역을 밝기 값에 따라 14단계로 나누는 과정부터 시작된다. 이것은 히스토그램으로 프로젝션 한 후, 등간격으로 14구간을 나누는 과정이다. 이때 구간의 시작과 끝은 음영의 최소/최대값이 된다. 다음 과정은 얻어진 구간에 대해 해당 구간에 해당하는 컬러를 LUT로부터 참조하여 각 구간 픽셀에 할당하는 과정이다. 이 과정이 끝나면 초기화된 각 레벨을 조정하는 단계로 이어지는 데 이 과정의 알고리즘은 그림 13과 같다. 밝기값의 조정 과정에서 기준이 되는 정보는 히스토그램에서 최대 빈도수를 갖는 구간이 된다. 이 구간이 주어진 임계값을 벗어날 경우 레벨 조정이 이루어지게 된다. 즉, 너무 어둡거나 너무 밝으면 이는 웹에서 쓰이는 캐릭터 얼굴의 색상이라고 보기 어렵기 때문에 전체 레벨을 이동시키거나 주변 레벨로 합치게 된다.

```

for every level  $Li$  of Color Lookup Table
     $Sum = Sum + Gray[MaxLevel - Li];$ 
    if (  $Sum/M < th$  )  $Level = Level + w1;$ 
    else if (  $Sum/M > th2$  )
         $Level = Level + w2;$ 
        break;
    else break;

for every pixel  $Aij$  of the image A
    if (  $(RegLevel - MaxLevel) > th3$  )
        if (  $Percent < th4$  )
             $TableIndex = TableIndex + w3;$ 
        else if (  $Percent < th5$  )
             $TableIndex = TableIndex + w4;$ 
        else  $TableIndex = TableIndex + w5;$ 
     $TableIndex = TableIndex + Level;$ 
     $Aij = Table[TableIndex];$ 
  
```

그림 13 레벨 조정 알고리즘

알고리즘에서 1번 과정은 전체 레벨을 이동시키는 과정이고, 2번 과정은 각 픽셀별로 레벨을 조정하여 필요하다면 주변 레벨과 합치는 과정을 보이고 있다. 여기서, thn 이 임계값이고, w 는 가중치에 해당된다. 이 두 개의 인자에 의해 레벨이 조정되는데 어떤 값을 지정하느냐에 따라 느낌이 달라지게 되어있다.

그림 14는 음영을 넣기 전과 후의 모습을 비교해 놓은 것이다. 보는 바와 같이 같은 이목구비인데도 음영을 넣는 것과 안 넣는 것의 차이는 굉장히 크다. 왼쪽 얼굴은 사진과 비교하지 않는 한 그 사람의 캐릭터라고 믿기에는 다소 문제가 있다. 반면 음영을 넣은 후의 모습은 그 사람의 캐릭터 얼굴이라고 판단하기에 충분하다.

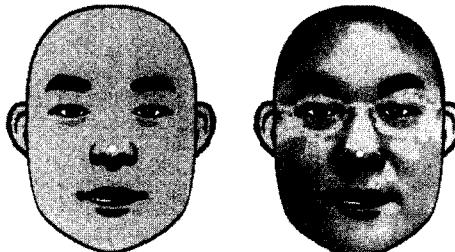


그림 14 음영판 없이 합성된 결과와 합성 후의 결과 비교

그림 15는 음영 삽입 과정에서 행해지는 레벨의 조정 과정 전후의 모습을 보여주고 있다. 위의 두 그림은 조정 전의 모습이고 아래 두 개의 그림은 조정 후의 모습이다. 우측의 상하 그림은 밝기값의 분포 형태를 구분하기 쉽도록 체온 표시 방식의 형태로 표현한 것인데, 그림에서 가장 어두운 부분을 빨간색으로, 가장 밝은 부분을 파란색으로, 그리고 그 중간 밝기는 녹색으로 표현하였다. 즉, 진적색으로 표시된 부분이 가장 밝은 부분이다. 결과적으로, 아래 그림의 빨간색의 비율이 위의 것보다 훨씬 크게 보이므로, 전반적으로 밝은 색이 주류를 이루는 것을 알 수 있다.



(a) 레벨 조정 전 Level=0, 합성 얼굴 (b) 레벨 조정 전 Level=0, 밝기값의 분포
(c) 레벨 조정 후 Level=2, 합성 얼굴 (d) 레벨 조정 후 Level=2, 밝기값의 분포

그림 15 레벨 조정 전후의 결과물 비교

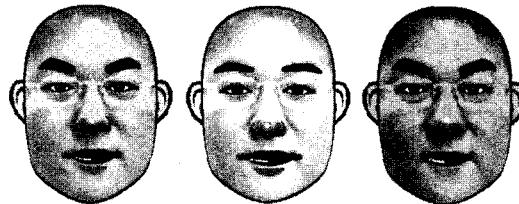
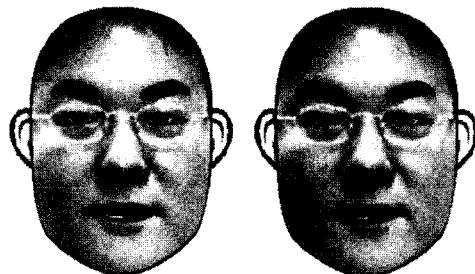


그림 16 Normal, Light, Dark 테이블 적용 후 결과 비교

그림 16은 세 가지 종류의 LUT(Normal, Light, Dark)를 각각 다르게 적용한 후의 결과를 보여주고 있다. Light는 전체적으로 밝은 살색이 주류를 이루고 있고, Dark는 전체적으로 어두운 살색이 주류를 이루고 있다. 지금은 이것의 용도가 느낌을 달리하는데 이용되지만 다른 용도로도 쓰일 수가 있다. 즉, 인종을 구분하는데도 이용할 수가 있다. LUT를 Normal, Light, Dark로 구분하지 않고, 황인종, 백인종, 흑인종의 세 가지 형태로 구분하는 것이다. 그렇게 되면, 캐릭터의 국적이 국내에 한정되던 것을 다양한 국적으로 변모시킬 수 있을 것으로 보인다.

그림 17은 사진의 음영과 각 이목구비를 합성할 시에 투명도(알파값)를 달리하여 표현한 것이다. 투명도를 조



(a) Alpha=0.75 (b) Alpha=0.5

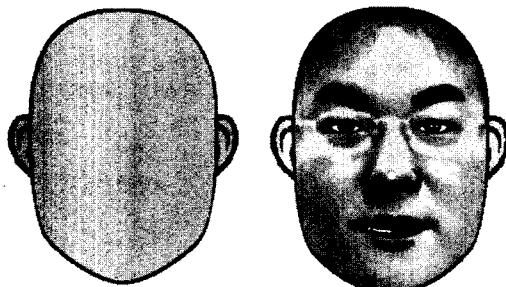
그림 17 투명도 조절

절함으로써 만화형과 실사형의 비율 조절이 가능하다. 즉, 투명도를 낮출수록(알파값을 높일수록) 만화형에 가까워지고, 투명도를 높일수록(알파값을 낮출수록) 실사형에 가까워진다. 즉, 좀 더 사진의 형태에 가까워지는 것이다.

2.7 이목구비 매핑

이목구비 매핑은 각각의 이목구비 이미지들을 얻어진 위치특징정보에 따라 적절히 배치시켜 얼굴을 재구성하는 것을 의미한다. 입력된 얼굴 이미지에서 추출된 이목구비 데이터와 이목구비 데이터베이스에 저장된 각 벡터 이미지를 사이의 유사도를 계산하여 유사도가 가장 높은 각 이목구비를 검색하여 이미지를 매핑시키는 작업이다. 여기서 매핑시키는 위치는 입력된 사진으로부터 추출한다. 즉 입력된 사진의 이목구비를 추출할 때 이목구비의 위치정보도 함께 찾아내고 그 위치정보를 이용하여 매핑시에 이용한다.

그림 18에서 좌측의 그림은 그림 11에서 보여졌던 바와 같이 턱선의 특징점을 추출한 후 이를 점들을 Bezier Curve로 연결하여 얻어진 얼굴형이다. 또, 우측의 그림은 이 얼굴형에 음영과 추출된 이목구비를 매핑시켜 얻어진 최종 결과물이다. 여기서 귀는 미리 만들어진 벡터 파일로서 매핑시 다른 이목구비와 함께 매핑시킨 것이다.



(a) 벡터로 만들어진 얼굴형 (b) 이목구비가 매핑된 얼굴
그림 18 합성 전후의 결과 비교

3. 실험 결과 및 성능 분석

실험에 사용된 사진은 총 194장(남: 97, 여: 97)이었으며, 사진의 획득은 모두 인터넷을 통해 이루어졌다. 모두 임의의 유저로부터 직접 제출받은 것들이다. 따라서, 랜덤하게 추출되어졌다고 볼 수 있다. 단, 사진의 크기(가로, 세로 100픽셀 이상)와 정면 사진이라는 전제가 있었다. 그림 19는 얼굴 생성 시스템의 전체적인 레이아웃이며 특징 추출이 이루어지고 있는 모습을 보여주고 있다.

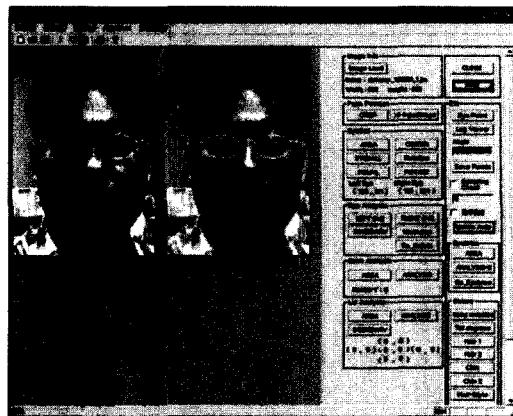


그림 19 특징추출 알고리즘 테스트

표 6 얼굴영역 추출 성공률

총 사진의 수	성 공	실 패
194	183 (94.3%)	11 (6.7%)

표 7 이목구비 추출 성공률(Localization)

이목구비	전체 사진개수	양쪽 모두 성공	한쪽만 성공	실 패
눈	183	161(88%)	15(8%)	7(4%)
눈썹	176	79(45%)	41(23%)	56(32%)
입	176	143(81%)	33(19%)	

실험 후 분석한 성공률은 표 6에서 표 8과 같다. 각 성공률의 계산은 Poggio[12]나 Feris[13]의 논문에서 제시된 방법처럼 우리가 기대하는 위치를 눈으로 판단하고 추출된 특징점이 기대하는 위치에서 얼마나 거리가 떨어져 있는가를 가지고 비교 평가하였다. 표 6은 얼굴 영역 추출의 성공률이며 얼굴 영역이 아닌 부분을 얼굴로 인식할 경우 실패로 간주하였다. 표 7은 각 이목구비 추출의 성공률을 도표화한 것이다. 이때 ‘한쪽만 성공’은 두 눈썹 또는 두 눈 중 한쪽만을 추출해 냈을 경우의 성공률을 가리킨다. ‘실패’는 한쪽조차도 찾지 못하고 아예 기대하는 위치를 크게 벗어나 영동한 곳을 가리킨 경우이다. 표 7에서 보는 바와 같이 눈의 위치 판별의 성공률은 비교적 높은 편(96%)이었으나 눈썹의 성공률은 그다지 높지 않은 것으로 나타났다. 이런 경우가 발생하는 이유는 눈썹은 머리카락에 가려지거나 옆은 눈썹을 가진 사람이 많고 또 조명에 따라서도 영향을 받기 때문이다. 이는 모양 특징정보 추출 시에도 영향을 미치는 것으로 나타났다(표 8). 코의 경우는 이목구비 중에서 가장 추출률이 낮은 것으로 나타났는데 여러모로 코의 특징추출이 어려움을 보여주고 있다. 모양정보 추출에 있어서도 57%의 낮은 성공률을 보였다. 이는 코

표 8 모양 특징정보 추출 성공률

이목구비	전체 개수	VERY GOOD	GOOD	BAD
눈	176	92(52%)	63(36%)	21(12%)
눈썹	120	39(22%)	79(45%)	58(33%)
코	176	28(24%)	39(33%)	51(43%)
입	143	77(54%)	59(41%)	7(5%)
턱	176	56(32%)	72(41%)	48(27%)



그림 20 특징추출 결과

가 특히 조명변화에 민감하다는 것을 입증한다. 코의 위치는 눈과 입의 위치로 추정할 수 있으므로 따로 추출하지 않았기에 표 7에서는 빠져있다. 모양 특징정보 추출에 있어서 눈, 입의 경우는 윤곽선이 뚜렷하기 때문에 비교적 높은 성공률(각각 88%, 95%)을 보인 반면 눈썹, 코, 턱의 경우는 모양 추출에 있어서 낮은 성공률을 나타내었다. 모양 특징정보 추출의 성공률 판단은 각 이목구비의 윤곽선을 사진위에 그리고 그것과 모양에 있어서 크게 차이나는 것은 실패로 간주하였다. 실패할 경우는 대개 머리카락이 눈썹 또는 눈을 가린다거나 빛이 너무 어두운 경우 등에서 발생하였다. 여기서, 턱의 성공률이 70%를 넘어섰다는 점과 얼굴 생성에 있어서 핵심인 눈의 성공률이 비교적 높은 88%를 기록했다는 점에서 고무적이라 할 수 있겠다(표 8).

특징추출과 이목구비 합성 그리고 음영 합성을 통해

생성된 결과물을 그림 21에 제시한다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 얼굴 사진을 이용하여 자신과 닮은 얼굴을 자동으로 생성해 주는 시스템을 구현하였다. 이 시스템은 얼굴 사진으로부터 얼굴 영역만을 추출해 내는 모듈과 이목구비의 부분 영역을 추출하는 모듈과 각 이목구비별 특징정보를 추출하는 모듈 그리고 얻어진 특징정보를 이용해서 얼굴 모양(턱선)을 벡터화하고 사진으로부터 음영정보를 추출하여 음영판을 생성하는 모듈, 최종적으로 얼굴형과 특징정보를 이용하여 DB로부터 검색되어진 이목구비를 특징정보에 맞게끔 적당한 위치에 배치하여 캐릭터의 얼굴을 생성하는 모듈을 포함하고 있다.

제시하는 시스템은 벡터기반이기에 자유로운 변형이 가능하다는 점과 윤곽선만을 이용하던 지금까지의 논문들과 달리 컬러 및 음영을 결과물에 적용하고, 또한 디자이너 또는 그림 작가의 느낌을 결과물에 그대로 지닐 수 있도록 한다는 점에서 타 논문과의 차별성을 갖는다.

이 시스템을 통해 특정 인물의 사진을 이용하여 캐릭터를 자동으로 생성하는 테스트를 수행하였다. 이에 대한 실험결과 및 성능평가 결과는 논문에 제시하였다.

향후 계획은 기울어진 얼굴과 측면 얼굴 그리고 흑인의 얼굴로도 얼굴을 생성할 수 있도록 시스템을 개발해 나가는 것이다. 또한, 얼굴에 과장(exaggeration) 개념을 도입하여 캐리커처의 효과를 낼 수 있도록 할 계획이며, 사람의 표정도 흉내 낼 수 있도록 할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] S. Brennan, "Caricature Generator," Master's thesis, Cambridge, MIT, 1982.
- [2] Junji Nishino, Tomonori Kameyama, Haruhiko Shirai, Tomohiro Odaka, and Hisakazu Ogura, "Linguistic Knowledge Acquisition System on



그림 21 얼굴 생성 결과

- Facial Caricature Drawing System," IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, pp.22~25, August, 1999.
- [3] Jun-ichiro Hayashi, Kazuhito Murakami, and Hiroyasu Koshimizu, "Facial Caricaturing System PICASSO with Emotional Motion Deformation," Second International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic System, pp.21~23, April, 1998.
- [4] Hong Chen, Ying-Qing Xu, Heung-Yeung Shum, Song-Chun Zhu, and Nan-Ning Zheng. "Example-based Facial Sketch Generation with Non-parametric Sampling," Proc. International Conference on Computer Vision, 2001.
- [5] Won-Sook Lee and Nadia Magnenat-Thalmann, "Fast head modeling for animation," Journal Image and Vision Computing, Volume 18, Number 4, Elsevier, pp.355~364, 1 Mar. 2000.
- [6] W. Lee, J. Gu and N. Magnenat-Thalmann, "Generating Animatable 3D Virtual Humans from Photographs," Computer Graphics Forum, Volume 19, Issue 3, Eurographics'2000 Proc., pp.1~10, Aug. 2000.
- [7] Brian K. Guenter, Cindy Grimm, Daniel Wood, Henrique S. Malvar, and Frederic H. Pighin, "Making Faces," SIGGRAPH, pp.55~66, 1998.
- [8] T. Akimoto, Y. Suenaga, and R. S. Wallace, "Automatic Creation of 3D Facial Models," IEEE Computer Graphics & Applications, Sep., 1993.
- [9] 한태우, 이주호, 양현승, "실감있는 얼굴 표정 애니메이션 및 3차원 얼굴 합성", 한국감성과학회지, 제1권 제1호, pp.25~31, 1998.
- [10] Francesco, G.B., De Natale, Daniele, D. Giusto, and Fabrizio Maccioni, "A Symmetry-Based Approach To Facial Feature's Extraction," IEEE, 1998.
- [11] 조용진, 얼굴 한국인의 낯, 사계절 출판사, 1999.
- [12] R. Brunelli and T. Poggio, "Caricatural Effects in Automated Face Perception," Biological Cybernetics, pp.235~241, 1993.
- [13] Rogério Schmidt Feris, Jim Gemmell, and Kentaro Toyama, Facial Feature Detection Using A Hierarchical Wavelet Face Database, Technical Report, Microsoft Press, 2002.
- [14] G. Hanaoka, M. Kaneko, and H. Harashima, "Facial caricature by computer based on the style of individual human caricaturist," IEICE trans, Vol.J80-D-II, No.8, pp. 2110~2118, 1997.
- [15] Jianming Hu, Hong Yan, and Mustafa Sakalli, "Facial Feature Extraction from Head-Shoulder Images," The Fifth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision(ICARCV '98), pp.9~11, December, 1998.
- [16] Rein-Lien Hsu, A. K. Jain, and M. Abdel-Mottaleb, "Face detection in color images," IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.5, pp.696~706, 2002.
- [17] Ming-Hsuan Yang, D. J. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting faces in images:a survey," IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, No.1, pp.34~58, 2002.
- [18] 이상봉, 고병철, 변혜란, "스케치 질의를 통한 웹기반 영상 검색과 분류 시스템", 정보과학회논문지, 제30권 제8호, 2003.



박연출

1997년 상지대학교 응용통계학과 졸업(학사). 1999년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(석사). 2001년 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 수료(박사). 1999년~현재 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 영상처리, Facial Caricaturing



오해석

서울대학교 응용수학과(학사). 서울대학교 계산통계학과(석사, 박사). 일본 동경대학 객원 교수. 미국 스탠퍼드대학교 객원 교수. 한국 정보처리학회 회장 역임 1982년~2003년 숭실대학교 컴퓨터학과 교수/부총장 역임. 2003년~현재 경원대학교 소프트웨어대학 교수/부총장. 관심분야는 Multimedia, Database, 지식경영