

# 가우스 분류기를 이용한 입술영역 추출

김 정 엽<sup>†</sup>

## Lip Region Extraction by Gaussian Classifier

Jeong Yeop Kim<sup>†</sup>

### ABSTRACT

Lip reading is a field of image processing to assist the process of sound recognition. In some environment, the capture of sound signal usually has significant noise and therefore, the recognition rate of sound signal decreases. Lip reading can be a good feature for the increase of recognition rates. Conventional lip extraction methods have been proposed widely. Maia et. al. proposed a method by the sum of Cr and Cb. However, there are two problems as follows: the point with maximum saturation is not always regarded as lips region and the inner part of lips such as oral cavity and teeth can be classified as lips. To solve these problems, this paper proposes a method which adopts the histogram-based classifier for the extraction of lips region. The proposed method consists of two stages, learning and test. The amount of computation is minimized because this method has no color conversion. The performance of proposed method gives 66.8% of detection rate compared to 28% of conventional ones.

**Key words:** lip/skin Color Analysis, Lip Region Extraction

### 1. 서 론

입술영역을 추출하고 그 정보를 적용하는 분야는 많지만, 대표적인 것은 음성-시각 자동 언어인식 분야이다[1]. 이 분야에서는 오디오 데이터만으로 정보를 추출하는 부분에 한계가 있기 때문에 시각적 데이터인 입술 모양을 활용하여 최종적으로는 복합적인 방법이 많이 쓰이고 있다. 입술 모양과 같은 시각적 데이터는 자동으로 추출되는 경우에 활용되기 때문에, 화자의 입술영역을 추출하는 방법들이 많이 제안되어 왔다. 입술 영역을 추출하기 위한 방법들은 여러 가지로 분류되는데, 대표적인 경우가 흑백과 칼라의 정보를 활용하는 경우이다. 흑백정보를 이용하는 경우는 1차적으로 선정된 입 주변 영역을 대상으로 템플릿[2], 능동모형[3] 등을 사용하여 관심 영역

을 추출하였다. 템플릿을 사용하는 경우는 목표로 하는 입술영역의 모양에 가장 근접하는 최적의 곡선을 결정하기 위하여 최소의 에너지 함수를 구하는 형태이다. 능동모형은 확률모델을 이용한 입술영역에 대하여 미리 정해진 모델의 투영과 실제 영역의 차이를 적용하여 모델 파라미터를 수정하는 형태이다. 칼라 정보를 이용하는 경우는 특정한 색상을 입술에 미리 칠하고 해당 색상정보를 추적하는 방법[4], 미리 촬영된 입술영상 데이터베이스를 이용하는 방법[5] 등이 있다. 칼라 정보를 이용하는 대부분의 입술 영역 추출 방법들은 다양한 칼라 좌표계 변환을 통하여 얻어지는 특징치를 기반으로 하며 의사결정을 하는 형태를 가진다. Liew[6] 등은 균일한 칼라 좌표계의 이용을 위하여 CIELab, CIELUV 등의 좌표계를 이용하였다. 이 방법은 두 개의 좌표계를 결합한 벡터 또

※ Corresponding Author : Jeong Yeop Kim, Address: (48015) 99 Pilbong-gil Haeundae-gu, Busan, Korea, TEL : +82-51-540-7105, FAX : +82-51-540-7280, E-mail : neocopy@ysu.ac.kr

Receipt date : Sep. 25, 2016, Revision date : Dec. 19, 2016  
Approval date : Jan. 9, 2017

<sup>†</sup> School of Undeclared Majors, Youngsan University  
※ This work was supported by a 2016 research grant from Youngsan University, Republic of Korea.

는 색 상(hue) 정보를 계산하고, 퍼지 분류기(fuzzy classifier)등의 방법을 이용하여 입술영역을 추출하였다. 이 방법에서 사용된 일정한 문턱치의 결정이 성능에 영향을 주는 중요한 요소이지만 퍼지 분류기 때문에 문턱치의 영향이 감소하였다. Wu[7] 등은 CIELUV 좌표계 중 U성분을 칼라 정보로 선택하고 일정한 문턱치를 적용하는 형태이다. Lucey[8] 등은 특정한 칼라 좌표계 변환 없이 RGB 좌표계를 활용하였다. 이 방법은 (R/G, 평균, 분산), rg 등의 파라미터에 대한 통계적 특성을 중점적으로 다루었다. Erol[9] 등은 RGB, R/(R+G), 색상(hue), (r,g)=(R/(R+G+B), G/(R+G+B)) 등의 4가지 칼라좌표계와 칼라 변환을 복합적으로 사용하였다. 이 방법은 각각의 칼라 변환에 의한 특징치가 단독으로 적용되는 것보다 여러 개의 칼라 특징을 결합한 벡터형태의 데이터가 입술영역 추출에 더욱 효과적임을 보였다. Rohani[10] 등은 일종의 정규화 된 칼라 특징치인 R/(R+G)의 가상색상을 이용하고, 기하학적인 입술영역의 모양을 최적화 방법을 이용하여 영역분할을 하였다. Maia[11] 등은 Cr+Cb의 최대값을 기준으로 입술영역을 판별하므로 간단하지만, 추출된 입술영역의 모양이 실제 입술영역과 일치하지 않고, 구강 내부 영역도 입술로 추출되는 문제점이 있다.

본 논문에서는 Maia 방법의 문제점을 개선하기 위하여, 가우스 분류기, 학습과 시험단계를 이용하여 보다 정확한 입술영역을 추출하는 방법을 제안한다. 2장에서는 기존의 연구방법의 특징에 대하여 기술하고, 3장에서는 제안한 방법을 기술하는데, 이 방법은 학습과 시험의 2개 단계로 구성되고, 가우스 분류기(gaussian classifier)의 특성을 이용한 방법을 기술한다. 4장에서는 실험에 사용된 영상 데이터베이스에 대한 설명 및 기존방법과의 비교를 통해 제안한 방법의 성능을 평가한다.

## 2. 기존의 연구방법

본 연구와 관련이 있는 입술영역 추출 방법들은

칼라 특징을 기반으로 하는 Liew[6] 등의 연구방법이 대표적이다. Liew 등은 다양한 칼라 좌표계를 검토하였고, 그 중에서 CIELab, CIELUV를 대상으로 각각 그리고 조합하는 방식으로 데이터를 3차원 또는 5차원의 특징벡터로 구성하여 사용하였다. 또한, 구해진 색상 정보를 대상으로 문턱치를 사용하며, 칼라 입력 영상으로부터 입술영역을 추출하기 위하여 공간 퍼지 c-평균 알고리즘을 적용하였다. Liew 등이 제안한 처리 방식의 구성은 Fig. 1과 같고, 가장 먼저 입력영상의 밝기 값을 보정한다. 공간 퍼지 c-평균(SFCM) 방법을 이용하여 입술영역에 대한 멤버십 함수 값을 계산하고, 입술 후보영역에 대한 형태학적(morphological) 필터를 사용하여 추출될 영역의 모양을 부드럽게 다듬는다. 입술의 기하학적인 대칭 구조를 확보하기 위한 처리를 하고, 밝기 값을 조정한다. 다음 입술모양에 대한 템플릿을 이용하여 최종 보정하였다.

Rohani[10] 등은 가상 색상(pseudo hue)이라는 유형의 특징치를 사용하고, 입술영역에 대한 멤버십 함수 값을 Liew 등과 같은 방법으로 계산하였다. 가상 색상은 R/(R+G)의 형태로 화소의 빨강, 녹색의 비율을 이용하여 계산하며, 입술의 색상이 피부색보다 조금 더 붉게 보이는 특성을 특징치로 표현한 것이며 처리방법은 Fig. 2에 나타내었다.

입력영상에 대하여 가장 먼저 얼굴부분을 검출하고, 추출된 영역의 아래 쪽 1/3에 해당하는 영역을 입술 후보영역으로 지정한다. 입술 후보영역에서는 코와 같이 얼굴의 다른 부분이 배제 될수록 입술영역 검출성능은 향상된다. 가상 색상을 미리 계산한 다음 공간영역을 고려한 퍼지 c-평균 방법을 이용하여 입술영역에 대한 멤버십 함수 값을 계산한다. 이후, 가우시안 마스크를 이용하여 영역을 매끄럽게 수정하고, 입술모양의 템플릿을 이용하여 모양을 보정한다. Liew 등의 방법보다 사용되는 특징치가 간단하고, 입술 후보영역의 선정이 적절한 경우, 약간 더 좋은 성능을 보인다. 이전 연구[11]에서는 간단한 칼라정보의 조합만으로 입술영역을 추출할 수 있었지만, 영

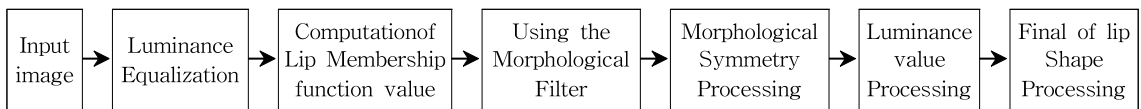


Fig. 1. Flow diagram of Liew et. al.'s algorithm.

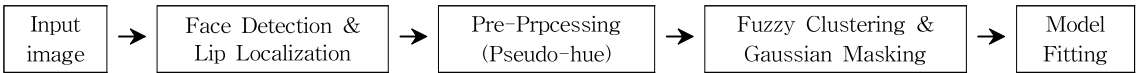


Fig. 2. Flow diagram of Rohani's algorithm.

상 데이터베이스의 특성을 반영하는 점을 개선하기 위하여 본 논문에서는 학습과정을 통하여 보완하였다.

Maia[12] 등은 전체 영상에서 신경회로망의 학습을 통하여 얼굴영역을 찾는다. 얼굴영역 전체에 대하여 허프 변환과 피부색 검출을 사용하여 눈의 위치를 계산한다. 얼굴영역 전체 화소의 RGB 값을 YCbCr 좌표계로 변환하고, 절반 아래쪽을 대상으로 창 검사를 통하여 Cb+Cr 값이 가장 크게 발생하는 창 영역을 입술영역으로 추출하였다. Cb+Cr의 값이 가장 크다는 물리적인 의미는 해당화소의 색 포화도가 높게 나타나는 것을 의미한다. Maia 등의 방법의 문제점은 두 가지로 요약할 수 있다. 첫째, 색 포화도가 높다고 하여 반드시 입술영역을 나타낸다고 보기 어렵다. 배경에서도 색 포화도가 높게 나타나는 부분이 존재할 수 있기 때문에 교정이 잘 된 영상에 대해서만 성립하는 문제점이 있다. 이 논문에서는 입술영역 추출 성능을 94%로 나타내고 있지만, Helen Dataset [13] 과 같이 교정이 되어 있지 않은 영상에 적용하면 성능이 많이 저하될 것이라는 예측이 가능하다. 둘째, 최종 결과를 창 의 형태로 표현하기 때문에 입술 영역이라기보다는 입술을 포함하는 영역이라는 표현이 더 정확하다. 또한, 입술 내부의 구강(oral cavity), 치아 등도 입술영역으로 표현하기 때문에 추출의 오류가 증가하는 문제점이 있다.

### 3. 제안한 입술영역 추출 방법

이 장에서는 상기 추출의 오류 문제를 해결하기 위하여 Jones[14]가 얼굴영역 추출을 위해 영상 데이터베이스에 학습과 시험의 두 단계를 적용하는 형태로 제안한 가우스 분류기(Gaussian classifier)를 사용하여 입술영역을 검출하는 방법에 대해 기술한다.

#### 3.1 입술과 피부 영역 정보를 이용한 학습단계

Jones는 얼굴영역 추출을 위하여 입력된 데이터베이스의 일정한 부분, 예를 들면 전체 영상 수의 절반을 학습단계에서 사용하고, 나머지 절반을 성능평가를 위하여 시험단계에서 사용한다. 시험단계에서

사용되는 영상은 새로운 다른 데이터베이스에서도 가능하다. 시험단계를 위하여 입력된 영상으로부터 히스토그램을 작성하고, 전체 히스토그램을 기준으로 가우스 함수 분포로 근사화 시킨다. 이 과정에서 가우스 함수 파라미터가 생성되며, 이 파라미터를 기준으로 하여 시험단계에서 얼굴영역의 판별을 시도한다. 이 과정에서 단일 가우스 함수를 적용하거나, 분포의 불규칙성이 높을 때 다수의 가우스 함수의 조합으로 분포 형태를 근사화할 수도 있다. 본 논문에서는 단일 가우스 함수분포를 적용하며, 제안하는 방법의 전체 학습과정을 나타내면 Fig. 3과 같다.

본 논문에서는 제안하는 방법은 한 장의 입력영상을 입술영역과 비 입술영역으로 나눈 후, 각각의 영역에 대하여 히스토그램을 구하고, 두 번째 입력영상에 대하여 동일한 방법으로 히스토그램을 계산한 다음, 이를 먼저 계산된 첫 번째 영상의 히스토그램 결과에 누적시킨다. 이와 같은 방법으로 학습대상이 되는 전체 영상의 집합에 대하여 입술과 비 입술 영역에 대한 누적 히스토그램 분포를 각각 구한다. 최종적으로 누적되어 완성된 히스토그램 분포에 대하여 가우스 함수 근사화 처리를 하여 두 개 영역에 대한 가우스 함수 근사 파라미터를 각각 구하여 저장한다. 이 때 히스토그램의 누적 처리는 비교적 많은 시간이 걸리고, 계산량이 크기 때문에 입력영상을 양자화 하여 히스토그램을 작성하면 계산량을 줄일 수 있다. Jones의 실험결과를 바탕으로, 32개(bin)의 범위를 갖는 히스토그램으로 계산하였다.

학습의 최종 단계에서 근사화를 통해 얻어지는 가우스 분포함수는 입술과 비입술영역에 대하여 두 개가 되며 각각의 평균과 분산을 가지는 식(1)과 같다.

$$P_1(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_1|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_1)^T \Sigma_1^{-1} (x-\mu_1)} \tag{1}$$

$$P_2(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_2|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (x-\mu_2)}$$

여기서  $P_1(x)$ 는 입술 영역의 RGB 데이터에 대하여 근사화된 가우스 분포함수이며, 근사화 결과는 평균과 분산인  $\mu_1$ 와  $\Sigma_1$ 이 된다. 비 입술 영역에 대해서

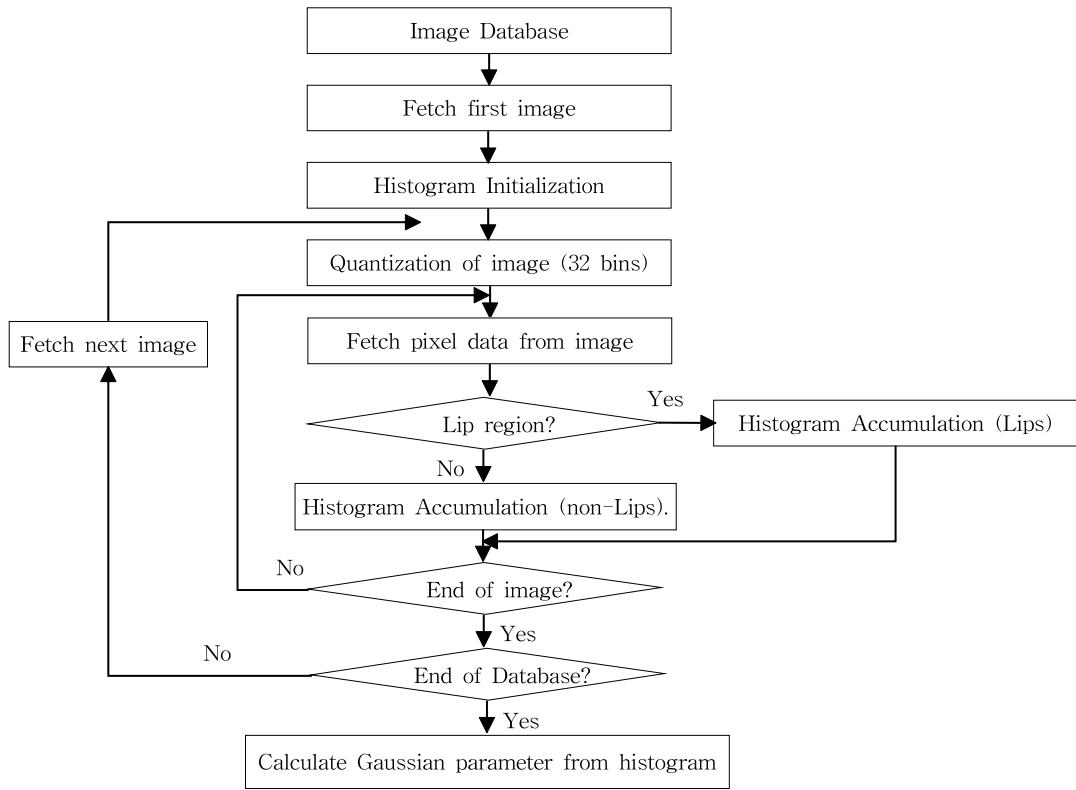


Fig. 3. Flowchart of proposed learning step.

도 동일한 방식으로 얻어진 가우스 분포함수의 근사화 결과는  $\mu_2$ 와  $\Sigma_2$ 이고, 이 근사화 결과는 시험단계에서 판별용으로 사용된다.

### 3.2 입술과 피부 정보의 학습을 이용한 시험단계

상기 학습단계에서 얻어진 가우스 분포함수 파라미터를 기준으로 하여 임의의 화소에 대한 RGB 값을 32개 단계를 가지도록 양자화한 다음 식(2)과 같이 입술색일 가능성을 시험한다.

$$P(Lips|RGB) = \frac{P(RGB|Lips)P(Lips)}{P(RGB|Lips)P(Lips) + P(RGB|\neg Lips)P(\neg Lips)} \quad (2)$$

여기서,

$$P(Lips|RGB) \geq \theta, \quad (3)$$

이고,  $0 \leq \theta \leq 1$  이다.  $\theta$ 는 RGB 화소 값을 기준으로 입술영역 포함 여부를 결정하는 문턱치이다.

$$P(Lips) = \frac{T_L}{T_L + T_{NL}}, \quad (4)$$

여기서,  $T_L$ 은 3.1절의 전체 입력영상 화소 수에서 입술 영역에 해당하는 화소 수이고,  $T_{NL}$ 은 전체 입력영상 화소 수에서 입술영역에 해당하는 화소 수  $T_L$ 을 뺀 값으로 전체 입력영상에서 비 입술 영역의 면적 비율을 의미한다.  $T_L$ 과  $T_{NL}$ 의 실제 값은 3.1절의 학습 단계가 완료되면 얻어진다. 시험단계에서 사용하는 식(7)에서의  $P(RGB|Lips)$ 는 식(6)의  $P_1(x)$ 에 해당하고,  $P(RGB|\neg Lips)$ 는 식(6)의  $P_2(x)$ 에 해당한다. 이상의 데이터 값을 이용함으로써 식(7)의 계산이 가능하고, 식(8)을 이용하여 해당화소의 입술 영역 해당 여부를 결정하게 된다.

### 3.3 성능평가 방법

3.2절의 시험단계 식(8)에 사용되는  $\theta$ 의 값에 따라 입술 영역 분류기의 성능이 달라질 수 있다. 이와 같이 가변적인 요소를 포함하는 알고리즘의 성능 평가를 위하여 Jones가 사용한 ROC(Receiver Operating Characteristics) 곡선을 이용한다. 이 곡선은 해

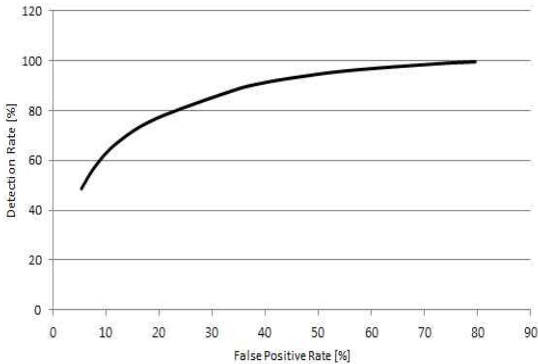


Fig. 4. Example of ROC curve.

당 알고리즘이 가변 파라미터를 포함하는 경우, 각 파라미터의 변화에 따라 얻어지는 결과 값들의 집합을 이용하여 구성되며, 전체적인 성능을 쉽게 파악할 수 있다. 이 곡선의 형태는 Fig. 4와 같으며 가로축은 오분류율(false positive rate)을, 세로축은 정확한 분류율(Detection rate)을 나타낸다. 곡선 상의 한 점은 특정한  $\theta$ 의 값에 대한 해당 방법의 성능을 의미한다. 예를 들어, ROC상의 좌표 값이 (50, 85)라면,  $\theta$ 가 특정한 값을 가질 때 정확한 분류 성능은 85%, 오분류 성능은 50%임을 의미한다.

#### 4. 실험 결과 및 고찰

##### 4.1 실험영상

본 논문에서 사용한 데이터베이스는 Helen dataset[13]이다. 이 데이터베이스는 사진의 크기와 장면의 조명이 보정되지 않은 2300여장으로 구성되어 있다. 이 영상들은 인터넷으로부터 수집된 것이므로, 주변조명, 실내/실외, 인물 등의 영상 촬영조건이 다양하고 전혀 보정되지 않았다. 본 논문에서 사용한 영상은 이 데이터베이스에서 그래픽으로 작성된 경우를 제외한 1919장이 사용되었고, 약 380장은 흑백

사진이거나 사진이 아닌 그래픽 데이터여서 제외하였다. 제공되는 기본정보(ground truth information)는 전체 영상을 기준으로 각 영상마다 얼굴영역의 외곽선(contour), 눈, 코, 입의 외곽선 정보를 포함한다.

본 논문에서는 총 1919장의 영상 중에서 1번~1000번까지의 1000장의 영상을 3.1절에 기술한 학습 단계에 사용하고, 1001번~1919번의 919장의 영상을 3.2절에 기술한 시험단계에 사용하였다. Fig. 5에 샘플로 사용된 영상들을 무작위로 추출하여 나타냈다.

##### 4.2 성능 평가

제안한 방법과 기존의 방법으로 추출한 입술영역을 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 6의 첫 번째 행은 입력 영상이고, 두 번째 행은 기존의 방법으로 추출한 입술영역의 예이며, 이 때 사용된 창 크기는 110×275이다. 이 창 크기에서의 추출성능은 오분류성능 11%, 정확한 분류성능 28%였다. Fig. 6의 세 번째 행은 제안한 방법의 추출 결과이며, 사용된 문턱치는 0.3이었다. 문턱치는 0~1 사이의 값을 가지며, 결과 비교를 위하여 임의로 0.3을 기준으로 결과를 나타냈다. 문턱치의 변화에 따른 전체 결과는 Fig. 7에 나타났다. Fig. 6에서 네 번째 행은 입술 기준(ground truth)영상이다. 마지막 입력 영상(1009번,1010번) 두 장의 경우, 데이터베이스에서 제공하는 원래의 기준 영상은 사람의 숫자에 맞도록 2개의 영역을 제공하였지만, 본 논문에서는 간소한 처리를 위하여 첫 번째로 제공되는 입술 기준 영역만을 사용하였다. 이때의 오분류 성능은 11.9%, 정확한 분류성능은 66.8%였다. 동일한 조건에서 Maia 등의 방법은 오분류성능 11.0%, 정확한 분류성능은 28%였다. 오분류성능은 유사하지만 정확한 분류성능은 제안한 방법이 우수함을 알 수 있다. 또한, 제안한 방법은 Fig. 6에서와 같이 기존 방법과 달리 구강내부나 치아를 입술영



Fig. 5. Example of sample images from Helen dataset database.

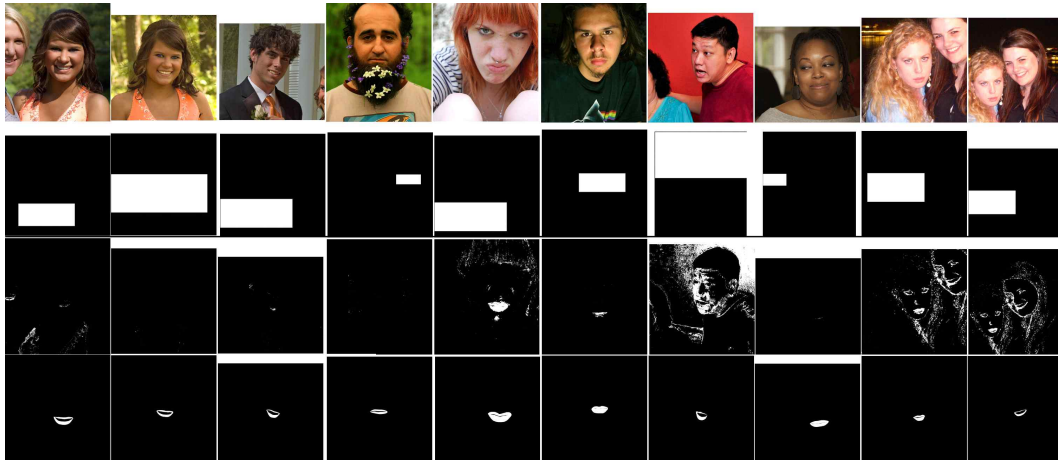


Fig. 6. Example lips regions for the results by conventional and proposed method.

역으로 분류하지 않는 것을 알 수 있다.

분류 성능은 Fig. 7의 좌측 최저점 (1.4, 39.7)에서 시작하여 최고점 (43.4, 97.4) 정도의 값을 가진다. 이때,  $\theta$ 는 0.08에서 0.00063까지 변화한다. 기존의 방법 [12]과의 성능을 비교하기 위하여 Fig. 7에 ROC 곡선을 추가하여 나타냈다. 기존의 방법은 최저점 (0.0, 0.2)에서 시작하여 최고점 (23.8, 40.8)을 기록하였다. 이 방법의 가변 요소는 국부 창(local window)의 크기이며, 최저점  $20 \times 50$ 에서 최고점  $1000 \times 2500$ 까지 적용하였다. Fig. 7에서 보는 바와 같이 모든 문턱치에 대하여 점선으로 표시된 기존 방법의 정확한 분류 성능의 평균치는 20% 정도이고, 실선으로 표시된 제안한 방법의 정확한 분류 성능의 평균치는 60% 이상이다. 그러므로, 제안한 방법의 성능은 기존의 방법보다 우수하며, 동일한 오 분류 성능을 기준으로 할 때, 정확한 분류 성능이 약 40% 이상 우수함을 확인할 수 있다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 Maia 등이 제안한 입술영역 추출 방법의 문제점을 해결하기 위하여 가우스 분류기를 이용한 새로운 입술영역 추출방법을 제안하였다. 제안한 방법은 학습과 시험의 두 단계로 구성이 되며, 학습 단계에서 사용되는 영상과 시험 단계에서 사용되는 영상은 서로 다르게 구성하였다. 제안한 방법은 칼라 좌표 변환을 수행하지 않기 때문에 계산량 감소에 효과적이며, 학습 단계가 끝나고 나면 시험단계에

서 입술영역을 추출하기 위해서는 히스토그램만 계산하기 때문에 수행시간이 빠른 것이 장점이다. Maia 등의 방법은 창의 크기가 증가할수록 많은 계산시간이 필요하지만, 제안한 방법은 계산시간이 일정한 장점을 가진다.

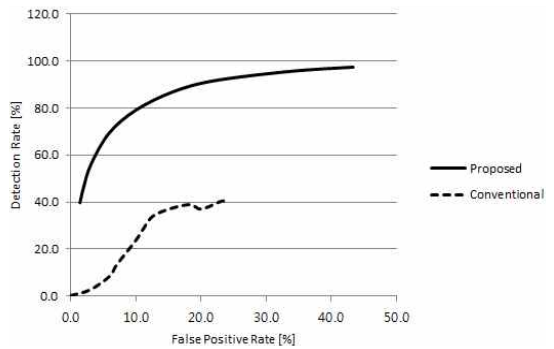


Fig. 7. Comparison of ROC curve by conventional and proposed method.

제안한 방법의 성능은 오분류 성능 11.9%를 기준으로 할 때, 정확한 분류 성능이 66.8%로서 Maia의 28%보다 40%정도 우수한 결과를 보였다. 실험에 사용된 데이터베이스의 영상 속성이 전혀 보정되지 않고 다양한 환경에서 촬영된 것 등의 제약조건을 고려하면 제안한 방법의 추출 성능은 우수한 것으로 판단된다. 학습단계에서 사용되는 영상의 내용, 크기, 수 등은 향후 연구에서 다루어 질 수 있다.

## REFERENCE

- [1] G. Potamianos, C. Neti, J. Luetttin, and I. Matthews, *Audio-Visual Automatic Speech Recognition: An Overview*, The Massachusetts Institute of Technology Press, Cambridge MA, 2004.
- [2] A.L. Yuille, P.W. Hallinan, and D.S. Cohen, "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 8, No. 2, pp. 99-111, 1992.
- [3] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, and J. Graham, "Active Shape Models-Their Training and Application," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 2, pp. 38-59, 1995.
- [4] C. Bregler and Y. Konig, "Eigenlips for Robust Speech Recognition," *Proceeding of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 669-672, 1994.
- [5] G.I. Chiou and J.N. Hwang, "Lip Reading from Color Video," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 6, No. 8, pp. 1192-1195, 1997.
- [6] A.W. Liew, S.H. Leung, and W.H. Lau, "Segmentation of Color Lip Images by Spatial Fuzzy Clustering," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 11, No. 4, pp. 542-549, 2003.
- [7] Y. Wu, R. Ma, W. Hu, T. Wang, Y. Zhang, J. Cheng, et al., "Robust Lip Localization on Multi-View Faces in Video," *Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 481-484, 2007.
- [8] S. Sridharan S. Lucey, and V. Chandran, "Adaptive Mouth Segmentation Using Chromatic Features," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 23, No. 11, pp. 1293-1302, 2002.
- [9] O. Erol, Y. Berkay, K. Harun, E. Hakan, and U. Mustafa, "Lip Segmentation Using Adaptive Color Space Training," *Proceeding of the International Conference on Auditory-Visual Speech Processing*, pp. 219-222, 2008.
- [10] R. Rohani, F. Sobhanmanesh, S. Alizadeh, and R. Boostani, "Lip Processing and Modeling based on Spatial Fuzzy Clustering in Color Images," *International Journal of Fuzzy Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 65-73, 2011.
- [11] J.Kim, "Extraction of Lip Region using Chromaticity Transformation and Fuzzy Clustering," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 17, No. 7, pp. 806-817, July 2014.
- [12] D. Maia and R. Trindade, "Face Detection and Recognition in Color Images under Matlab," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, Vol. 9, No. 2, pp. 13-24, 2016.
- [13] V. Le, J. Brandt, Z. Lin, L. Bourdev, T. Huang, "Interactive Facial Feature Localization," *Proceeding of European Conference on Computer Vision*, pp. 1-10, 2012.
- [14] M. Jones and J. Rehg, "Statistical Color Models with Applications to Skin Detection," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 46, pp. 81-96, 2002.



## 김 정 업

1986년 3월~1990년 2월 경북대학교 전자공학과 학사

1990년 3월~1992년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 석사

1992년 3월~2001년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 박사

1994년 6월~2001년 2월 삼성종합기술원 전문연구원  
2001년 3월~2013년 2월 영산대학교 게임콘텐츠학과 부교수

2013년 3월~현재 영산대학교 자유전공학부 부교수  
관심분야: 칼라영상처리, 컴퓨터 비전.