

자동 임계점 탐색 알고리즘과 통계적 투영 분석을 이용한 얼굴 분할

正會員 金 長 源*, 李 興 馥**, 金 昌 錫***

Face Segmentation Using Automatic Searching Algorithm of Thresholding Value and Statistical Projection Analysis

Jang-Won Kim*, Heung-Bok Lee**, Chang-Seok Kim*** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 인체 상반신 입력 영상으로부터 얼굴 부위만을 효과적으로 분할하기 위하여 다단계 임계화를 이용한 자동 임계점 탐색 알고리즘을 제안하고 통계적 투영 분석에 의한 자동 얼굴 분할을 수행한다. 제안된 알고리즘은 조명, 배경, 얼굴의 크기에 상관 없이 입력된 인체 상반신 영상에서 배경부위, 얼굴부위, 머리카락 부위를 이루는 휘도치의 임계값을 추출한다. 통계적 투영 분석에서는 다단계 임계화 영상의 휘도치를 수평, 수직 방향으로 투영하고, 얼굴 부위에 해당하는 휘도치 분포의 임계값을 결정한다. 또한 이 알고리즘은 배경 부위와 머리카락 부위를 입력 영상으로부터 효과적으로 제거하기 위하여 얼굴 부위만을 타원형 블럭으로 분할한다. 제안된 알고리즘은 얼굴 인식을 위한 특징점 추출 탐색 범위를 축소하고 처리 시간을 감소시킬 수 있다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed automatic searching algorithm of thresholding value using multilevel thresholding for face segmentation from input bust image effectively. The proposed algorithm extracted the thresholding value of brightness that is formed background region, face region and hair region without illumination, background and face size from input image. The statistical projection analysis project the brightness of multilevel thresholding image into horizontal and vertical direction and decide the thresholding value of face. And the algorithm extracted elliptical type block of face from input image in order to reduce the background region and hair region efficiently. The proposed algorithm can reduce searching area of feature extraction and processing time for face recognition.

*경원전문대학 사무자동화과 조교수

**미원정보기술 정보통신 연구소 연구원

***명지대학교 전자공학과 교수

論文番號: 96135-0502

接受日字: 1996年 5月 2日

I. 서 론

현대 사회가 고도 정보화 사회가 되어감에 따라 컴퓨터를 이용한 신호처리의 영역이 확대되고 그것을 기반으로 영상인식 및 식별분야를 이용하여 정보 교환 수단 및 개인의 신분을 식별하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 얼굴 식별과 같은 분야는 영상으로부터 얼굴 영역을 찾아낸 후 얼굴 영역의 특징들을 추출하고 개개의 정보가 수록된 데이터베이스의 내용과 비교하여 그 사람의 신분을 확인하는 것으로서 얼굴식별 자동분, 무인 경비 시스템, 범죄자 색출과 같은 방법·보안 시스템과 이산가족 찾기 및 미아 찾기 등 광범위하게 응용될 수 있다.

얼굴인식에 관한 연구는 얼굴부위에서의 특징점을 검출하는 방법을 시점으로 연구되어왔으며 아직까지는 인식률이 높지않고 연산량이 많거나 실시간에 가까운 처리를 하기 힘든 것이 단점이었다.

일반적으로 얼굴 인식의 전처리 과정에서는 입력 얼굴 영상을 적당히 변형시키고 얼굴부위 및 특징들의 위치를 찾는다. 특징 위치 검출방법에는 기하학적인 대칭에 의한 방법¹⁾, 눈·코·입 등의 특징 템플리트와 영상의 상호상관을 이용하는 방법²⁾, snakelets을 이용하여 얼굴 후보 에지들을 찾아서 얼굴을 검출하는 방법³⁾, 자기 조직화 특징 지도를 이용하여 얼굴 특징을 검출하는 방법⁴⁾ 등이 있고 다양한 자세에서 얼굴 특징을 검출하기 위한 다중 템플리트를 이용하는 경우⁵⁾도 있다.

특징 추출 과정에서는 특징 기반 방법과 템플리트 기반 방법의 2가지가 있다. 특징 기반 방법에서는 눈·코·입·턱·머리 윤곽과 같은 각각의 특징들의 검출에 초점을 맞추고 특징의 상대적인 위치와 크기로 얼굴 모델을 정의한다⁶⁾. 템플리트 기반 방법에서는 눈·코·입과 같은 특징들의 형상을 템플리트로 구성하고 매칭을 통하여 특징 파라미터를 추출한다⁶⁾. 최근에는 변형가능한 템플리트를 이용하여 특징을 자세히 묘사하는 방법이 발표되었으나 연산량이 많은 것이 단점으로 보고되고 있다⁷⁾.

인식 과정에서는 개개의 특징 추출 데이터를 데이터베이스화 한 후 입력 얼굴 영상과 비교한다. 이 비교는 얼굴을 대표하는 특징 벡터 공간에서 유클리드 거리나 상관과 같은 거리를 이용하여 가장 짧은

거리를 출력하는 모델이 식별된 얼굴로 된다. 매칭이 충분히 적당하지 않으면 인식을 거절할 수도 있다. 최근의 인식과정은 보먼 신경회로망^{4,8)}, 탄성 템플리트 매칭⁹⁾, Karhunen-Loeve 전개^{8,9)}, 대수적 모멘트, 등밀도 선, 등밀도 패턴 등을 이용하여 인식을 수행한다.

본 연구에서는 인체 상반신 영상에서 입력된 영상의 휘도치 분포를 다단계로 입계화하는 자동 입계점 탐색 알고리즘을 제안하고 통계적 투영 분석을 통하여 타원형 블럭으로 얼굴을 분할하는 방법을 제안한다. 자동 입계점 탐색 알고리즘은 입력된 상반신 영상에서 조명, 배경, 얼굴크기의 변화에 상관없이 배경부위, 얼굴부위, 머리카락부위를 이루는 휘도치의 임계값을 자동으로 추출한다. 통계적 투영 분석에서는 다단계 입계화 영상의 휘도치를 수평·수직 방향으로 투영한 값의 통계적 분석으로 얼굴부위에 해당하는 휘도치의 분포의 경계값을 결정한다. 또한 배경이나 머리카락과 같은 얼굴 이외의 성분을 얼굴로부터 효과적으로 제거시키기 위하여 얼굴부위를 타원형 블럭으로 추출하였다.

II. 영상의 입계화

입계화는 입력 영상에서 휘도치의 분포가 각각의 구성 요소에 의하여 여러개의 가우시안 분포의 합으로 보고 이 분포가 서로 접하는 곳을 찾아낸다. 그리고 인체 상반신 영상에서 얼굴 부분의 휘도치 분포를 나타내는 상대 빈도 히스토그램에 대하여 최적 히스토그램 평균 필터링으로 히스토그램을 스무딩하고, 물체의 경계라고 여겨지는 휘도치로 다단계 입계화한다. 입계점 선정은 제안한 자동 입계점 탐색 알고리즘에 의하여 수행한다. 다단계로 입계화된 휘도치 구간은 인체 상반신 영상에서 얼굴 부위를 주로 이루고 있는 휘도치 구간을 결정하는데 이용된다.

1. 상대 빈도 히스토그램

영상의 밝기 특성은 히스토그램으로 간결하게 표시할 수 있다. 히스토그램은 디지털 영상 내의 각각의 휘도치에 대한 그 발생빈도를 나타내고, 히스토그램을 통하여 영상의 휘도치 분포를 알 수 있다. 그림 2는 그림 1의 대상 영상에 대한 히스토그램으로서,

가로축은 휘도치 레벨, 세로축은 그 발생 회수를 나타낸다.

상대 빈도 히스토그램은 영상 내의 각각의 휘도치에 대하여 그 발생빈도를 영상의 총 화소수로 나눈 것이며, 휘도치에 대한 누적 확률 밀도이다. 따라서 모든 휘도치에 대한 상대 빈도 히스토그램의 총 합은 1이 된다. 그림 3은 그림 2의 상대 빈도 히스토그램이며 가로축은 휘도치 레벨이며 세로축은 그 발생 확률이다.

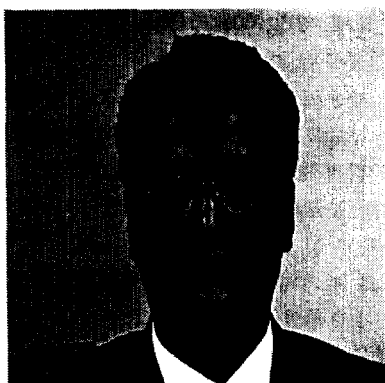


그림 1. 대상 영상
Fig. 1. Facial image.

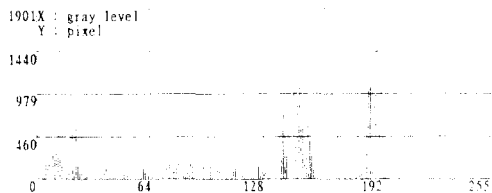


그림 2. 히스토그램
Fig. 2. Histogram.

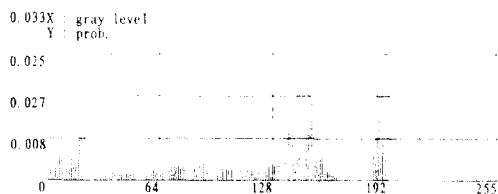


그림 3. 상대 빈도 히스토그램
Fig. 3. Relative frequency histogram.

2. 최적 히스토그램 평균 필터링

자동적으로 임계점을 선정하기 위해서는 영상의 히스토그램이 연속적 분포를 가져야 하지만 실제로는 영상을 획득하는 과정이나 컬러 영상을 휘도 영상으로 변환하는 과정에서 히스토그램 분포가 연속적이지 않고 고르지 못한 경우가 생기게 된다. 따라서 원래의 히스토그램 분포를 크게 해치지 않는 한도 내에서 히스토그램을 평활화할 필요가 있다.

본 연구에서는 히스토그램 상의 이웃하는 3개의 휘도치를 전체 휘도 레벨에서 평균 필터링을 반복하여 스무딩하였다. 그림 4는 히스토그램 평균 필터링의 반복 회수 k 와 히스토그램 최대값의 변화율 c_k 를 나타낸 것이다. k 번째 평균 필터링을 거친 히스토그램 상의 최대값을 P_k 라 하면 변화율 c_k 는

$$c_k = \frac{P_{k-1} - P_k}{P_{k-1}} \quad (1)$$

이다. 평균 필터링을 거친 히스토그램과 이전 히스토그램의 최대값과의 변화율이 수렴값 δ 로 수렴할 때까지 평균 필터링을 N 회 반복 수행한 결과 δ 를 0.003으로 설정하였다.

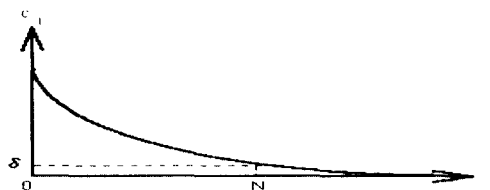
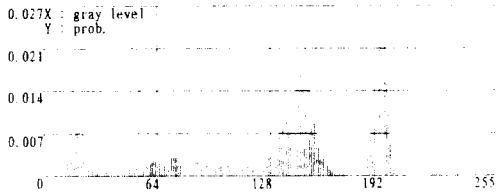
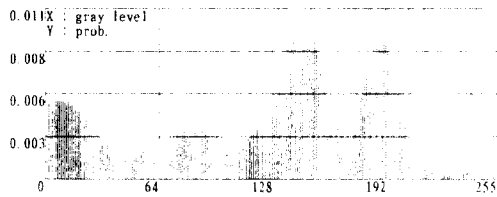


그림 4. 히스토그램 평균 필터링의 반복 회수와 변화율
Fig. 4. The transition rate of histogram mean filtering.

그림 5는 최적 히스토그램 평균 필터링의 과정을 나타낸 것으로서, (a)는 그림 1의 대상 영상에 대한 히스토그램 평균 필터링을 1번 거친 것이다. 마찬가지로 b)는 평균 필터링을 96번 수행한 것이며 점차적으로 히스토그램이 평활화되었고 변화율이 δ 로 수렴한 경우이다.



(a) 평균 필터링 1회 수행



(b) 평균 필터링 96회 수행(수렴)

그림 5. 최적 히스토그램 평균 필터링
Fig. 5. Optimal histogram mean filtering.

3. 자동 임계점 탐색 알고리즘

자동 임계점 탐색 알고리즘은 먼저 영상의 상대 빈도 히스토그램을 최적 평균 필터링하고 스무딩한다. 그리고 입력영상 내에서 임의 물체의 휘도치 분포가 가우시안 분포의 연속적 형태를 이룬다고 보고 연속적 분포에서 국부적 최소점을 찾는다. 그러나 국부적 최소점이라고 해서 모두 물체들의 경계는 아니다. 따라서 제안한 알고리즘은 극대와 극소 차이가 물체의 경계로 여겨질 정도로 크면 그 휘도치를 임계점으로 선정한다. 제안한 자동 임계점 탐색 알고리즘은 다음과 같다.

1) 영상의 상대 빈도 히스토그램은

$$H = \{h_0, h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_{255}\} \quad (2)$$

이고, h_i 는 영상 내에서 휘도치 i 의 발생확률이다.

2) 식(2)를 최적 히스토그램 평균 필터링 한 결과값 F 는

$$F = \{f_0, f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_{255}\} \quad (3)$$

이고, f_i 는 휘도치 i 에 대한 최적 히스토그램 평균 필터링 결과값이다.

3) 식(3)에서 F 의 극대·극소값을 찾는다.

① 극대·극소값 T 는

$$T = \{t_0, t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_{255}\} \quad (4)$$

② 식(3)에서 최대값 f_{\max} 를 구하는 식은

$$f_{\max} = \max(F) \quad (5)$$

③ 식(3)의 정규화 기울기 A 는

$$A = \{a_0, a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_{255}\} \quad (6)$$

이고, a_i 는

$$a_i = \frac{h_{i+1} - h_i}{f_{\max}} \quad (7)$$

④ 식(6)에서 이웃하는 3개의 값이 -, 0, +로 변하는 지점에서의 극소값을 m_{\min} 이라 하고, +, 0, -로 변하는 지점에서의 극대값을 m_{\max} 라 할때 식(4)의 극대·극소값은

$$t_i = \begin{cases} m_{\min}, & a_{i-1} < 0 \text{ and } a_{i+1} > 0 \\ m_{\max}, & a_{i-1} > 0 \text{ and } a_{i+1} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

이고, T 에 기록한다.

4) 물체의 경계로 여겨지는 극소값을 찾는다.

① 식(8)과 식(3)에서 극대값과 이웃하는 극소값의 정규화 차 g_j 는

$$g_j = f_{i|t_i=m_{\max}} - f_{j|t_j=m_{\min}} \quad (9)$$

이고, j 는 극대점 m_{\max} 에 이웃하는 극소점 m_{\min} 이다.

② 극대값과 이웃하는 극소값의 정규화 최대차 g_{\max} 는

$$g_{\max} = \max(g_j) \quad (10)$$

③ 극소값에서 정규화차가 정규화 최대차에 비해 무시할 정도로 작으면 식(11)과 같이 극대·극소값 T 에서 극소값 m_{\min} 을 제거한다.

$$t_j = \begin{cases} 0, & g_j < g_{\max} \times \alpha_g \\ t_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

5) 휘도치 0부터 극소값 m_{\min} 의 최소 휘도치, 극소값 m_{\min} 의 최대 휘도치부터 휘도치 255까지의 누적 확률 분포가 식(12)와 같이 영상 전체의 확률 분포에 비해 무시할 정도로 작다면 그 극소값 m_{\min} 을 제거한다.

$$t_i = \begin{cases} 0, & \sum_{k=0}^{i_{\min}} f_k < \alpha_i \\ 0, & \sum_{k=i_{\max}}^{255} f_k < \alpha_i \\ t_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기서,

$$i_{\min} = \min(i | t_i = m_{\min}) \quad (13)$$

$$i_{\max} = \max(i | t_i = m_{\min}) \quad (14)$$

6) 극대·극소값 T 에 남아있는 극소값 m_{\min} 이 물체의 경계로 보이는 임계점으로 결정되며, α_g 와 α_i 를 각각 0.05, 0.03으로 설정할 때 임계점이 가장 잘 추출되었다.

Ⅲ. 투영값의 통계적 분석

자동 임계점 탐색 알고리즘을 이용하여 입력 영상에 대한 다단계 임계점들이 추출되면 얼굴에 해당하는 휘도치 범위를 구하기 위하여 입력 영상을 대상으로 수평·수직 방향으로 정규화 구간 투영을 하여 얻은 투영값들에 의해서 평균, 표준편차, 비대칭도, 투영범위 누적확률을 계산한다. 실험에 사용된 총 35장의 영상에서 위와 같은 방법으로 계산한 확률값을 통계적으로 분석하여 얼굴에 해당하는 평균, 표준편차, 비대칭도, 투영범위 누적확률의 최소값과 최대값을 추출하여 얼굴의 정규화 통계값을 구한다.

마찬가지로 임의의 대상 영상에서 다단계로 임계

화된 휘도치 구간 중 어느 부분이 얼굴 성분을 주로 포함하는지를 결정하기 위해 위와 같은 방법으로 확률값들을 구한다. 하지만 영상 획득시 조명 상태나 카메라와 대상의 거리 변동에 의하여 입력 영상의 밝기, 위치, 크기가 변화하게 된다. 이러한 환경변화로 각각의 확률값들이 따라 변하며, 얼굴 여부를 판별하는데 장애가 될 수 있다. 따라서 어느 정도의 환경변화가 있더라도 얼굴에 해당하는 휘도치 구간을 제대로 판별하기 위하여, 영상에서 얻은 얼굴의 정규화 통계값에서 확률값들의 최소값과 최대값 사이의 폭을 넓혀주어 얼굴 여부 판별 조건값을 결정한다. 마지막으로 임의의 대상 영상에서 얻은 확률값들과 얼굴 여부 판별 조건값을 서로 비교하여 어느 휘도치 범위가 얼굴에 해당하는지를 결정하게 된다.

1. 구간 투영

구간 투영은 영상의 특정 휘도치 범위를 물체의 구성 부분으로 간주하여 해당 휘도치 범위 내에 해당하는 화소의 개수를 산정하는 방법이며 다단계로 임계화된 휘도치 구간에서 물체의 구성부분을 잘 반영한다. 영상 $I(x, y)$ 의 사각형 불투 구간 $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2]$ 에 대하여 휘도치 범위 $[I_1, I_2]$ 의 구간 수직 투영 $V_C(x)$ 와 구간 수평 투영 $H_C(y)$ 는 다음과 같다.

$$V_C(x) = \sum_{y=y_1}^{y_2} R(x, y) \quad (15)$$

$$H_C(y) = \sum_{x=x_1}^{x_2} R(x, y) \quad (16)$$

여기서,

$$R(x, y) = \begin{cases} 1, & I_1 \leq I(x, y) \leq I_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

2. 투영값의 정규화

획득한 영상마다 해상도가 모두 같다면 수평·수직 투영 결과값은 서로 비교 가능하다. 하지만 동일한 대상 영상이라도 영상의 크기가 서로 다르면 투영 결과값은 달라지게 되므로 투영 결과값은 영상의 크기에 따라 변한다. 따라서 본 연구에서는 영상의 크기에 상관없이 투영값을 일관되게 비교하기 위하여 투영값을 영상의 크기에 상관없이 투영값 전체의 합이

1이 되도록 정규화한다. 정규화 수직 투영 $V_{norm}(x)$ 와 정규화 수평 투영 $H_{norm}(y)$ 는

$$V_{norm}(x) = \frac{V_C(x)}{w} \quad (18)$$

$$H_{norm}(y) = \frac{H_C(y)}{h} \quad (19)$$

여기서, w 는 영상의 폭, h 는 영상의 높이이다.

3. 정규화 확률

다단계 휘도치 범위에 대하여 구간 투영으로 얻은 투영값에 확률식을 적용하여 분석한다. 평균, 표준편차, 비대칭도, 투영범위 누적확률을 각각 m , σ , s , p 라 하면 확률식은 다음과 같다.

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n}{n} = \sum_{i=1}^n x_i \cdot f(x_i) \quad (20)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \cdot f(x_i) - x^2}{n}} \quad (21)$$

$$s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^3}{\sigma} \quad (22)$$

$$p = \sum_{i=1}^{I_1} f(x_i) \quad (23)$$

여기서, n 은 데이터의 갯수, $[I_1, I_2]$ 는 투영범위이다.

입력 영상의 크기에 상관없이 일정하게 통계값을 다루기 위해서 평균과 표준편차를 정규화시킨다.

수평투영의 평균, 표준편차, 정규화 평균, 정규화 표준편차를 각각 m_H , σ_H , $m_H(norm)$, $\sigma_H(norm)$ 이라 하고, 수직투영의 평균, 표준편차, 정규화 평균, 정규화 표준편차를 각각 m_V , σ_V , $m_V(norm)$, $\sigma_V(norm)$ 이라 하면 정규화 확률식은 다음과 같다.

$$m_H(norm) = \frac{m_H}{h} \quad (24)$$

$$m_V(norm) = \frac{m_V}{w} \quad (25)$$

$$\sigma_H(norm) = \frac{\sigma_H}{h} \quad (26)$$

$$\sigma_V(norm) = \frac{\sigma_V}{w} \quad (27)$$

4. 얼굴 판별 조건

다단계로 임계화된 각각의 휘도치 구간에 대하여 수평·수직 투영을 수행한 후 그 값이 상·하단 경계값 이내에 포함될 때 얼굴로 판정하기 위하여 다음과 같이 정규화 통계값보다 여유분 ϵ 을 주어 상·하단 경계값을 결정한다.

$$M_{L(H)} = M_{\min(H)} - (M_{\max(H)} - M_{\min(H)}) \times \epsilon \quad (28)$$

$$M_{U(H)} = M_{\max(H)} + (M_{\max(H)} - M_{\min(H)}) \times \epsilon \quad (29)$$

$$M_{L(V)} = M_{\min(V)} - (M_{\max(V)} - M_{\min(V)}) \times \epsilon \quad (30)$$

$$M_{U(V)} = M_{\max(V)} + (M_{\max(V)} - M_{\min(V)}) \times \epsilon \quad (31)$$

$$\sigma_{L(H)} = \sigma_{\min(H)} - (\sigma_{\max(H)} - \sigma_{\min(H)}) \times \epsilon \quad (32)$$

$$\sigma_{U(H)} = \sigma_{\max(H)} + (\sigma_{\max(H)} - \sigma_{\min(H)}) \times \epsilon \quad (33)$$

$$\sigma_{L(V)} = \sigma_{\min(V)} - (\sigma_{\max(V)} - \sigma_{\min(V)}) \times \epsilon \quad (34)$$

$$\sigma_{U(V)} = \sigma_{\max(V)} + (\sigma_{\max(V)} - \sigma_{\min(V)}) \times \epsilon \quad (35)$$

$$S_{L(H)} = -(S_{\max(H)} + (S_{\max(H)} - S_{\min(H)}) \times \epsilon) \quad (36)$$

$$S_{U(H)} = S_{\max(H)} + (S_{\max(H)} - S_{\min(H)}) \times \epsilon \quad (37)$$

$$P_L = P_{\min} - (P_{\max} - P_{\min}) \times \epsilon \quad (38)$$

$$P_U = P_{\max} + (P_{\max} - P_{\min}) \times \epsilon \quad (39)$$

IV. 얼굴 부위 분할

얼굴 부위를 사각형 블럭으로 분할 할 경우 때로는 얼굴 밖의 배경 영역까지 포함되므로 순수한 얼굴 정보의 통계를 얻는 데 장애가 된다. 한편, 타원형 구조로 분할할 경우 대부분 얼굴 특징들이 타원형 내부에 포함되므로 타원형 블럭으로 분할하면 얼굴 부위만 잘 추출할 수 있다. 또한 눈·코·입의 기하학적인 배치는 개개인마다 평균적 배치에서 크게 벗어나지 않기 때문에 얼굴로 판별된 부위를 타원형블럭으로 분할하면 눈·코·입 등 특징 영역의 개략적인 위치를 알 수 있어 탐색 범위가 크게 줄어들고 오인식 가능성과 연산량도 감소하게 된다.

그림 6은 타원형 얼굴 분할을 나타낸 것이다. 얼굴 부위 분할 방법은 얼굴로 판별된 임계값 휘도 구간에 대하여 수평·수직 범위카운트 투영의 평균 m_x , m_y 와 표준편차 σ_x , σ_y 에 가중치 ξ_{x1} , ξ_{x2} , ξ_{y1} , ξ_{y2} 를 곱한 사각형에 내접하는 타원형 블럭으로 얼굴 부위를 분할한다. 그림 6(b)에서

$$c = \xi_{x1} \sigma_x \quad (40)$$

$$d = \xi_{x2} \sigma_x \quad (41)$$

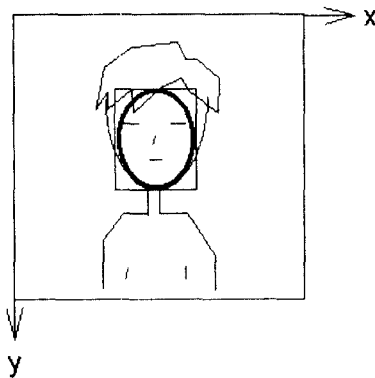
$$e = \xi_{y1} \sigma_y \quad (42)$$

$$f = \xi_{y2} \sigma_y \quad (43)$$

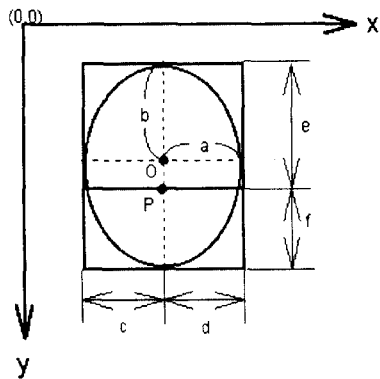
$$a = \frac{(\xi_{x1} + \xi_{x2}) \sigma_x}{2} \quad (44)$$

$$b = \frac{(\xi_{y1} + \xi_{y2}) \sigma_y}{2} \quad (45)$$

이고 점 P 의 위치는 (m_x, m_y) , 타원의 중심은 $O(o_x, o_y)$ 이다. 단,



(a) 얼굴 분할 위치와 크기



(b) 타원형 블럭 세부도

그림 6. 타원형 얼굴 분할

Fig. 6. Elliptical segmentation of a facial region.

$$o_x = m_x \quad (46)$$

$$o_y = m_y - \xi_{y1} \sigma_y + b \quad (47)$$

이다. 따라서, 식(48)의 사각형에 내접하는 타원형 블럭으로 얼굴 부위를 분할한다.

$$[m_x - \xi_{x1} \sigma_x, m_x + \xi_{x2} \sigma_x] \times [m_y - \xi_{y1} \sigma_y, m_y + \xi_{y2} \sigma_y] \quad (48)$$

V. 실험 및 고찰

1. 얼굴 판별 조건

실험에 사용된 35장의 얼굴 영상에서 얻은 얼굴의 정규화 통계값은 식(20)~(27)에 의하여 표 1과 같다. 표 2는 얼굴 판별 조건값이다. 다단계로 임계화된 각각의 휘도치 구간에 대하여 수평·수직 투영을 수행한 후 그 값이 표 2의 6가지 비교항목의 상·하단 경계값 이내에 포함될 때 얼굴로 판정한다.

표 1. 얼굴의 정규화 통계값

Table 1. Normalized statistical values of facial region.

Symbol	Value	Symbol	Value
$M_{min(H)}$	0.523458	$\sigma_{min(H)}$	0.134375
$M_{max(H)}$	0.72825	$\sigma_{max(H)}$	0.24325
$M_{min(V)}$	0.462875	$\sigma_{min(V)}$	0.104333
$M_{max(V)}$	0.569875	$\sigma_{max(V)}$	0.178375
$S_{min(V)}$	-0.002805	P_{min}	0.172882
$S_{max(V)}$	0.002805	P_{max}	0.344092

표 2. 얼굴 판별 조건값

Table 2. Distinction condition values of a face.

Lower bound		Upper bound	
Symbol	Value	Symbol	Value
$M_L(H)$	0.46202	$M_U(H)$	0.78969
$M_L(V)$	0.43078	$M_U(V)$	0.60198
$\sigma_L(H)$	0.11796	$\sigma_U(H)$	0.27216
$\sigma_L(V)$	0.08212	$\sigma_U(V)$	0.20059
$S_L(H)$	-0.00364	$S_U(H)$	†0.00374
P_L	0.121518	P_U	0.39546

본 실험에서는 영상 획득시 환경변화를 흡수하기 위하여 각각의 비교항목에 30%의 여유분을 갖도록 ϵ 을 0.3으로 설정하였다. 또한 각각의 영상에 대하여 실험한 결과, 식(40)~(48)의 가중치 ξ_{x1} , ξ_{x2} , ξ_{y1} , ξ_{y2} 를 각각 1.86, 1.86, 1.56, 1.36으로 설정할 때 얼굴 부위가 가장 잘 분할되었다.

2. 결과 및 고찰

실험에서 사용한 입력 영상의 한 예는 그림 7과 같다. 그림 8은 그림 7의 영상에 대한 상대 빈도 히스토그램이다. 그림 9는 상대 빈도 히스토그램 상에서 최적 히스토그램 평균 필터링을 거쳐 스무딩한 결과이다. 그림 10은 그림 9에서 자동 임계점 탐색 알고리즘을 이용하여 휘도치의 임계값이 40, 126, 188, 218로 추출된 것이다. 그림 11은 다단계로 임계화된 휘도치 구간에 대하여 수평·수직 투영을 한 것이다. 표 3은 다단계로 임계화된 각각의 휘도치 구간에 대한 투영값의 정규화 확률값을 구한 것이다. 얼굴 여부 판별 확률값과 표 3의 정규화 확률값을 비교한 결과 휘도치 구간 40~125가 얼굴로 판별됨을 알 수 있다. 얼굴 분할이 목적이므로 얼굴 여부만 판별하면 되겠지만 본 실험에서는 얼굴 뿐만 아니라 머리카락에 대해서도 판별 확률값을 미리 통계적으로 구하였다. 영상에서 휘도치 구간 0~39에 해당하는 부분은 어깨나 배경 보다도 머리카락 성분이 주로 많기 때문에 머리카락으로 판별되었다. 그림 12는 얼굴로 판별된 휘도치

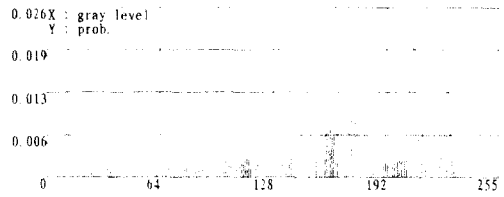


그림 8. 상대 빈도 히스토그램
Fig. 8. Relative frequency histogram.

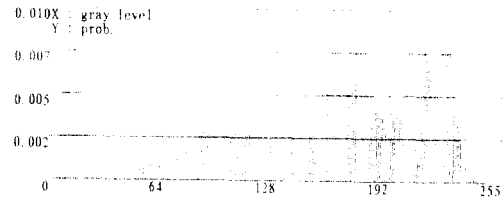


그림 9. 최적 히스토그램 평균 필터링한 결과
Fig. 9. Optimal histogram mean filtering.

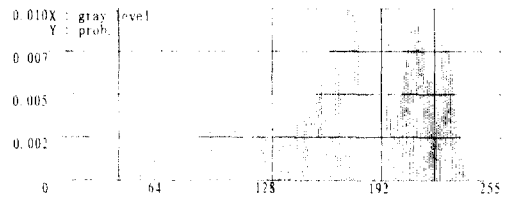


그림 10. 다단계 임계화
Fig. 10. Multilevel thresholding.

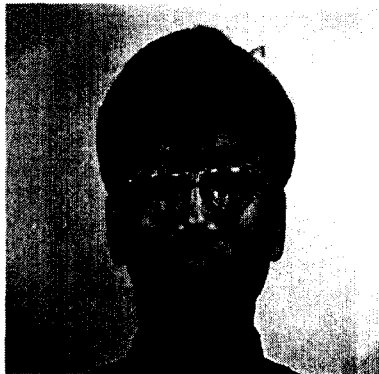


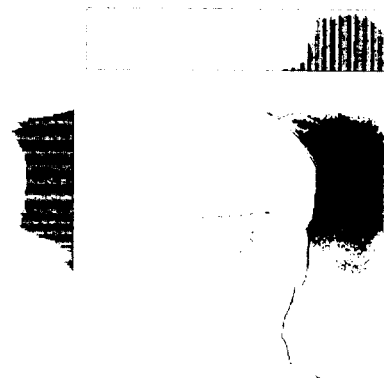
그림 7. 대상 영상
Fig. 7. Facial image.



(a) 휘도치 0~39

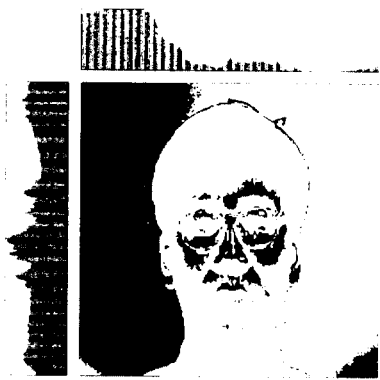


(b) 휘도치 40~125



(c) 휘도치 218~255

그림 11. 수평·수직 투영
Fig. 11. Horizontal and v



(c) 휘도치 126~187



(d) 휘도치 188~217

표 3. 휘도치 임계 구간에 대한 확률값
Table 3. Probability values of thresholding ranges.

Gray level	0~39	40~125	126~187	188~217	218~255
Probability					
$m_{ij}(norm)$	0.36963	0.64521	0.50708	0.51229	0.33713
$m_w(norm)$	0.49129	0.49767	0.23013	0.79512	0.86379
$\sigma_{ij}(norm)$	0.25371	0.21586	0.28679	0.35046	0.14113
$\sigma_w(norm)$	0.14721	0.12942	0.20196	0.14354	0.07979
S_{off}	0.00569	-0.00099	-0.00043	-0.00161	0.00229
P	0.13852	0.19743	0.36076	0.19497	0.10832
result	Hair	Face	BG	BG	BG



그림 12. 얼굴 부위 분할 결과
Fig. 12. Result of facial region segmentation.

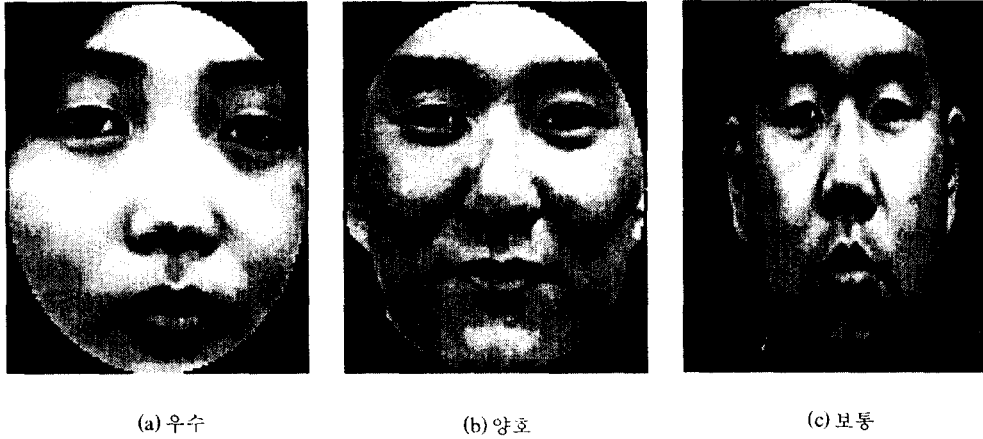


그림 13. 얼굴 부위 분할 영상
Fig. 13. Face region segmentation images.

표 4. 얼굴 분할 평가
Table 4. Evaluation of face segmentations.

	Very Good	Good	Normal
Image	26	4	5
Percentage	74.3	11.4	14.3

구간을 바탕으로 얼굴 부위를 분할한 영상이다.

그림 13에서 (a)는 얼굴 부위만 정확히 추출된 경우이며, (b)는 귀 부분까지 약간 포함된 경우, (c)는 배경까지 약간 더 포함된 경우로 각각 “매우 우수”, “우수”, “보통”의 3단계로 구분하였다. 표 4는 실험에 사용된 35장의 영상에서 얼굴 부위 분할 결과를 평가한 것이다. 매우 우수로 평가된 것은 26장으로 전체의 74.3%, 우수, 보통으로 평가된 경우도 각각 11.4%와 14.3%였으며 모두 눈, 코, 입을 포함하는 타원형 블럭으로 잘 추출되었다.

VI. 결 론

본 연구에서는 인체 상반신 영상에서 얼굴 부위만을 분할하기 위하여 다단계 임계화를 이용한 자동 입계점 탐색 알고리즘과 정규화 구간 투영을 이용한 통계적 투영 분석 알고리즘을 제안하였다. 제안한 자동 입계점 탐색 알고리즘을 수행한 결과 조명이나 배경

색, 얼굴 크기의 변화에 관계없이 입력 영상으로부터 배경부위, 얼굴부위, 머리카락 부위를 이루는 휘도치를 적응적으로 다단계 임계화 하였다. 또한 통계적 투영 분석 알고리즘을 수행하여 다단계 임계화 된 35장의 기준 영상으로부터 얼굴부위를 이루는 휘도치의 임계구간을 추출하기 위한 얼굴 판별 조건값을 알아내었고, 임의의 대상 영상에 대하여 얼굴 부위를 이루는 휘도치 임계구간을 자동으로 추출하였다. 그리고 인체 상반신 영상으로부터 자동으로 추출된 얼굴 영역의 표현은 얼굴의 크기와 위치에 따라 가변적인 타원형 블럭으로 분할 하였으며, 머리카락 부위와 배경 부위가 얼굴 부위로부터 효과적으로 제거되었음을 실험을 통해 알 수 있었다. 특히 얼굴 부위만을 정확히 분할한 경우는 실험에 사용된 전체 35장의 영상 중에서 26장으로 74.3%를 차지하였고, 귀부분까지 약간 포함된 경우는 11.4%, 귀부분과 약간의 배경을 포함한 경우는 14.3%를 차지하였으며, 얼굴 인신에 필요한 특징점들이 모두 타원형 블럭 내에 존재하므로써 타당한 블럭 분할 방법으로 실험결과 입증되었고, 특징점 추출 탐색 범위를 축소하여 처리시간을 감소시킬 수가 있다.

참 고 문 헌

1. Daniel Reisfeld and Yehezkel Yeshurun, “Robust

Detection of Facial Features by Generalized Symmetry”, Proc. ICPR, pp. 117-120, 1992.

2. R. J. Baron, “Mechanisms of Human Facial Recognition”, International Journal of Man-Machine Studies, pp. 137-178, 1981.
3. Young Ho Kwon and Niels da Vitoria Lobo, “Face Detection Using Templates”, Proc. ICPR, Vol. 1, 1994.
4. Barnabas Takacs and Harry Wechsler, “Locating Facial Features Using SOFM”, Proc. ICPR Vol. 2, 1994.
5. David J. Beymer, “Face Recognition Under Varying Pose”, CVPR, 1994.
6. Roberto Brunelli and Tomaso Poggio, “Face Recognition: Features versus Templates”, PAMI Vol. 15 No. 10, October 1993.
7. Alan L. Yuille, Peter W. Hallinan and Davis S. Cohen, “Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates”, International Journal of Computer Vision, Vol. 8, No. 2, pp. 99-111, 1992.
8. Markus GroB, *Visual Computing*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 228-304, 1994.
9. Neuenschwander, P. Fua, G. Sz kly and O. K bler, Initializing Snakes, Computer Vision and Pattern Recognition, 1994.
10. Kirby and L. Sirovich, “Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Humam Faces”, PAMI Vol. 12 No. 1, January 1990.



金 長 源(Jang-Won Kim)정희원
 1962년 11월 9일
 1990년 2월: 명지대학교 공과대
 학 전자공학과(공학사)
 1992년 2월: 명지대학교 대학원
 전자공학과(공학석사)
 1995년 2월: 명지대학교 대학원
 전자공학과(박사수료)
 1993년 1월~현재: 경원전문대학 사무자동화과 조교수
 ※주관심분야: 영상신호처리, 영상이해, 영상통신, 패턴인식



李 興 馥(Heung-Bok Lee) 정희원
 1970년 11월 11일
 1994년 2월: 명지대학교 전자공
 학과(공학사)
 1996년 2월: 명지대학교 대학원
 전자공학과(공학석사)
 1996년 1월~현재: 미원정보기술
 정보통신 연구소 연
 구원

※주관심분야: 컴퓨터비전, 패턴인식, 멀티미디어, 객체응용분야



金 昌 錫(Chang-Seok Kim)정희원
 1968년 2월: 명지대학교 전지공
 학과(공학사)
 1972년 2월: 명지대학교 대학원
 전기공학과(공학석사)
 1985년 2월: 명지대학교 대학원
 전자공학과(공학박사)
 1976년~현재: 명지대학교 전자공
 학과 교수

※주관심분야: 신호처리 및 시스템, 영상신호처리, 음성신호처리