

컬러영상에서 Pulse-Coupled Neural Network를 이용한 얼굴 추출 알고리즘

Face Detection Algorithm Using Pulse-Coupled Neural Network in Color Images

임영완* · 나진희** · 최진영**

Young Wan Lim, Jin Hee Na and Jin Young Choi

* LG 전자 전자기술원 Mobile Multimedia 연구소

** 서울대학교 전기컴퓨터공학부

요 약

본 논문에서는 컬러영상에서 Pulse-Coupled Neural Network를 이용한 얼굴 추출 알고리즘의 성능을 향상시키는 방법에 대하여 논의하였다. 색상정보를 이용한 얼굴 추출 알고리즘은 얼굴의 기울어진 정도나 크기 등에 영향을 받지 않으므로, 형태정보를 이용한 얼굴 추출 알고리즘에 비해 비교우위를 가진다. 그러나, 조명의 변화가 심하거나 피부색과 유사한 배경이 포함되어 있을 경우 적절한 성능을 내기 어렵다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 실험을 통해 피부색의 평균과 분산값을 미리 구한 후, 전처리 과정을 거쳐 피부색의 평균값을 갖는 픽셀이 255값을 갖고, 나머지 픽셀값들이 255를 중심으로 정규분포를 이루도록 하였다. 이러한 전처리 과정을 통해 Pulse-Coupled Neural Network의 linking coefficient를 보다 쉽게 결정하도록 하였다.

Abstract

In this work, we suggested the method which improves the efficiency of the face detection algorithm using Pulse-Coupled Neural Network. Face detection algorithm which uses the color information is independent on pose, size and obstruction of a face. But the use of color information encounters some problems arising from skin-tone color in the background, intensity variation within faces, and presence of random noise, and so on. Depending on these conditions, we obtained the mean and variance of the skin-tone colors by experiments. Then we introduce a preprocess that the pixel with a mean value of skin-tone colors has highest level value (255) and the other pixels in the skin-tone region have values between 0 and 255 according to a normal distribution with a variance. This preprocess leads to an easy decision of the linking coefficient of Pulse-Coupled Neural Network.

Key Words : 얼굴 추출, 피부색 영역, Pulse-Coupled Neural Network, preprocess, linking coefficient

1. 서 론

얼굴 추출(face detection)은 정지영상이나 동영상으로부터 얼굴의 위치를 자동으로 찾아내는 기술로서 얼굴 인식과 더불어 활발히 연구되고 있는 분야이다. 그러나, 동일한 인물이라도 얼굴의 크기와 기울어짐, 다른 물체에 의한 가려짐 등에 의해 생김새가 달라질 수 있으며, 조명이나 주위 배경의 색상에도 영향을 받을 수 있다. 그러므로 얼굴 추출은 쉽지 않은 문제이다. 이러한 외적요인들에 의한 효과를 제거하기 위해, 얼굴 형태와 자세에 대한 사전 지식을 필요로 하는 흑백영상에서의 얼굴 추출 방식을 배제하고, 조명 효과나 배경의 색상에 강인함을 갖는 컬러 영상에서의 얼굴 추출 알고리즘에 대한 연구가 많이 이루어졌다. 그러나, 피부색 모델의 영역이 부적절하거나, 배경의 색상분포가 피부

색과 유사할 경우 얼굴을 제대로 찾기 힘들다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 입력으로 들어오는 컬러영상 중 피부색 영역에 해당하는 픽셀들이 다른 영역에 해당하는 픽셀들에 비해 더 큰 값을 갖고 조밀하게 분포되도록 한 후, Pulse-Coupled Neural Network(PCNN)을 이용하여 피부색 영역을 분리하였다. 그 결과, 픽셀값의 유사성과 공간적 근접성을 기반으로 하면서, 기존의 PCNN 알고리즘에 비해 추출성능이 향상되고 linking coefficient의 결정을 원활히 할 수 있도록 개선하였다. 그리고, 후처리 과정을 통해 보다 안정적으로 얼굴을 추출할 수 있도록 하였다.

2. Pulse-Coupled Neural Network

Eckhorn의 뉴런 모델은 고양이 시신경을 모델로 하여 인공신경망을 구축하고자 하는 연구의 결과로 탄생하였다[1]. 이 모델은 입력 데이터 값의 유사성과 공간적 근접성을 기반으로 뉴런들이 동기화 되어 동시에 출력을 낼 수 있게 하

접수일자 : 2004년 3월 31일
완료일자 : 2004년 5월 29일

는 기능을 가지고 있다. 그러나 Eckhorn의 모델은 디지털 이미지 처리에 있어서 신경망의 효율성을 저하시키는 특징을 가지고 있기 때문에[2], 이를 디지털 영상처리에 보다 적합한 형태로 개선한 모델이 PCNN이다.

2.1 PCNN의 구조와 원리

PCNN을 구성하는 PCN(pulse coupled neuron)은 그림 1과 같은 구조를 가지며 총 4개의 파트로 구분할 수 있다.

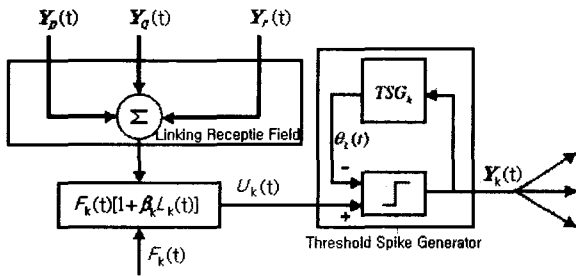


그림 1. PCNN의 구조

(1) **Feeding receptive field** : PCN N_k 는 외부 입력값 $F_k(t)$ 를 feeding input으로 받는다. 정지영상이 PCNN의 feeding input으로 들어올 경우, 각 뉴런의 입력은 입력영상의 해당 픽셀값이 된다.

(2) **Linking receptive field** : 각각의 뉴런은 이 linking receptive field를 통해 공간적으로 인접한 뉴런들의 출력값을 linking input으로 받는다. 즉, 이웃한 뉴런 N_i 이 펄스를 낼 경우, N_i 의 출력은 N_k 의 linking input으로 들어가게 된다.

$$L_k(t) = e^{-\alpha t} L_k(t) + V_L \sum W_{ki} Y_i(t) \quad (1)$$

여기서 α 는 시정수(time constant); V_L 은 정규화된 상수값을 나타낸다.

(3) **Internal state** :

$$U_k(t) = F_k(t)(1 + \beta_k L_k(t)) \quad (2)$$

여기서 β_k 는 뉴런 N_k 의 linking coefficient로서, 뉴런들을 적절하게 연결시키고 동기화 하는데 중요한 역할을 한다.

(4) **Pulse generator** : Pulse generator는 output pulse generator와 threshold spike generator로 나뉜다. output pulse generator에서는 식(3)을 통해 출력값을 결정한다.

$$Y_k(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } U_k(t) > \theta_k(t) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $\theta_k(t)$ 는 threshold signal로서 해당 뉴런 N_k 가 $Y_k=1$ 로 firing하면, 초기값 V_k 로 초기화된다. 만약, 시간 t_1 과 t_2 에서 뉴런 N_k 가 firing 한다면, $\theta_k(t)$ 값은 다음과 같이 결정된다.

$$\theta_k(t) = \begin{cases} V_k & t = t_1 \\ V_k \exp(-(t-t_1)/\tau_k) & t_1 < t < t_2 \\ V_k & t = t_2 \end{cases} \quad (4)$$

여기서, τ_k 는 감쇠 시정수(decay time constant)이다.

그 밖에도 위에서 제시한 뉴런은 다음과 같은 특징을 갖는다.

- $t=0$ 에서 모든 뉴런들은 동시에 pulse를 발생시키며, threshold spike generator의 $\theta_k(t)$ 값은 V_k 로 초기화 된 후, 지수함수적으로 감소한다.
- linking coefficient 값은 뉴런과 관계없이 일정한 값을 갖는다.(즉, 모든 k 와 l 에 대해 $\beta_k = \beta_l = \beta$)
- 모든 뉴런은 동일한 threshold spike generator를 사용한다. ($V_k = V_l = V_\theta$, $\tau_k = \tau_l = \tau_\theta$)
- 각각의 뉴런은 인접한 4개 혹은 8개 뉴런으로부터 linking input을 받는다.

위에서 제시한 구조와 특성을 지닌 뉴런들은 앞에서 설명한 것과 같이 입력 데이터의 유사성과 공간적 근접성을 기반으로 하여 비슷한 internal state를 갖는 뉴런들의 firing 하는 주기가 같아지게 한다. 따라서 전체 뉴런들을 firing 하는 주기를 중심으로 여러 종류의 그룹으로 나눌 수 있게 된다. 이 경우에 각 뉴런의 internal state값은 linking coefficient인 β 에 영향을 받게 되므로, 이 β 값을 어떻게 결정하느냐에 따라 함께 집단화 되는 뉴런들이 결정된다. 본 논문에서는 피부색을 이용한 얼굴 추출에 있어서 효율적으로 β 값을 결정할 수 있는 방법을 제시하고자 한다.

2.2 PCNN의 개선

위에서 제시한 기존의 PCNN 모델을 다양한 조명 아래서 사용하였을 경우, 만족할 만한 결과를 얻지 못하는 경우가 많다. 따라서 다양한 조명 효과에 강인하도록 기존의 PCNN 알고리즘에 fast linking 개념을 적용하였다[3]. Fast linking은 threshold값의 변화를 기준으로 현재의 threshold값에서 출력값이 1이 되는 뉴런들이 존재할 경우, 그 뉴런들로부터 시작하여 특정한 조건을 만족할 때까지 linking wave를 전달하는 방법이다. 네 종류의 뉴런 1,2,3,4를 예로 구체적인 알고리즘을 설명하면 다음과 같다.

- ① PCNN을 초기화한다.
- ② θ_k 가 감소하다가 $\theta_k = V_i$ 일 경우, 실험적으로 구한 피부색 영역에 대해 뉴런 1이 $U_1 = F_1(1 + \beta L_1) > \theta_k$ 를 만족하면 이 뉴런의 출력값은 1이 되고 주위 뉴런 2,3에 linking input을 전달한다.
- ③ ②에 의해 linking input을 받은 뉴런 2에 대해 $U_2 = F_2(1 + \beta L_2) > \theta_k$ 이면, 뉴런 2는 1을 출력으로 내고, 주위 뉴런 4에 linking input을 전달한다.
- ④ ②에 의해 linking input을 받은 뉴런 3에 대해 $U_3 = F_3(1 + \beta L_3) < \theta_k$ 이면, 뉴런 3은 0을 출력으로 내고 θ_k 값을 줄인다. ($\theta_k = V_l$)
- ⑤ ②~④과정 후에 실험적으로 구한 피부색 영역에 해당하는 픽셀들에 대해 아직까지 출력이 0인 뉴런 3,4 중에 뉴런 4의 U_4 값을 갱신한다.
- ⑥ 뉴런 3에 대해 $U_3 > \theta_k (= V_l)$ 이면, 1을 출력으로 내고, 아니면 0을 출력으로 낸다. 뉴런 4에 대해 $U_4 > \theta_k (= V_l)$ 이면, 1을 출력으로 내고, 아니면 0을 출력으로 낸 후, θ_k 값을 줄인다. ($\theta_k = V_l$)
- ⑦ 출력이 1인 새로운 뉴런이 없을 때까지 ⑤~⑥을 반복한다. 그리고 출력이 1인 모든 뉴런들을 하나의 그룹으로 분리한다.

⑧ θ_k 값을 줄이고 ($\theta_k = V_{t+1}$, $V_{t+1} < V_t < V_{t-1}$) ②~⑦을 반복한다.

위의 알고리즘은 $\theta_k = V_t$ 를 갖는 뉴런들이 $\theta_k = V_{t-1}$ 를 갖는 뉴런들과 같은 그룹으로 분리될 수 있게 하였다. 그러므로 같은 얼굴에 해당하는 픽셀이 조명이나 다른 노이즈에 의해 주위의 픽셀과 다른 값을 갖더라도 얼굴 영역이 나누어지지 않고, 같은 그룹으로 분리될 가능성이 높아진다. 그러나, fast linking을 사용할 경우, 기존의 PCNN에 비해 linking은 빠르게 이루어지지만 연산량이 많아져 계산시간이 오래 걸릴 수 있다는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해, 실험적으로 피부색 영역에 해당하는 픽셀들을 미리 구하여 탐색 범위를 줄인 후, 그 픽셀들에 대해서만 fast linking 알고리즘을 적용하도록 하였다.

3. PCNN을 이용한 얼굴 추출

2장에서 제시한 PCNN을 그대로 사용해 얼굴 추출에 사용하기에는 몇 가지 문제점이 남아있다. 이번 장에서는 이러한 문제점들을 살펴보고, 해결방안을 제시하고자 한다.

3.1 β 값 설정의 어려움

PCNN을 이용해 얼굴을 추출하고자 할 경우, β 값을 적절하게 설정해야 하는데, 이것은 어려운 작업이다. 그 이유는 얼굴추출에 사용되는 입력 이미지는 일반적으로 다양한 객체(object)들이 포함되어 있는데, 객체들 간의 intensity 분포 차이가 크게 나타날 수도 있고, 또한 intensity overlapping이 나타날 수도 있기 때문이다.

예를 들어, 하나의 이미지에 다음과 같은 intensity 분포를 갖는 객체들이 포함되어 있다고 생각해 보자.

- 객체 A의 intensity 분포 : 200 ~ 250
- 객체 B의 intensity 분포 : 20 ~ 70

각각의 객체를 추출하기 위하여 β 가 만족해야 할 조건은 다음과 같다.

$$\beta \geq \left(\frac{X_{A, \max}}{X_{A, \min}} - 1 \right) / L = 0.25 / L_A \quad (5)$$

$$\beta \geq \left(\frac{X_{B, \max}}{X_{B, \min}} - 1 \right) / L = 2.5 / L_B \quad (6)$$

이러한 경우에 $L_A = L_B$ 이면, β 의 최소값이 두 경우에 10배 차이가 난다. 만일, 객체 B의 최소 β 값을 객체 A를 추출하는데 적용한다면, 원하는 영역보다 훨씬 더 큰 영역이 객체 A로 추출되게 된다. 즉, 각 객체에 해당하는 픽셀값의 범위에 따라서 적절한 β 값의 범위가 달라진다. 그러므로, 두 이미지를 추출하는데 있어서 동일한 β 값을 사용할 수 없다.

본 논문에서는 얼굴을 추출하기 위해 입력 이미지에 알맞은 β 값을 구하는 대신, 피부색 영역을 미리 정한 β 값이 적절한 분리성능을 낼 수 있게 하는 영역으로 옮기는 작업을 먼저 수행하였다. 그리고 배경이 얼굴과 비슷한 색상정보를 가지고 있어서, PCNN을 사용하여 효과적인 분리가 어려울 경우 후처리 과정(post processing)을 통해 얼굴을 추출하였다.

3.2 성능 향상을 위한 전처리 과정

본 논문에서는 얼굴 영역을 추출하는데 있어 주로 색상 정보를 이용하기 때문에 U,V 값을 PCNN의 입력으로 사용하였다. RGB 이미지를 YUV 이미지로 변환하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (7)$$

앞에서 언급했듯이 미리 정한 β 값이 적절한 분리성능을 낼 수 있도록 하기 위해서는 피부색 영역의 색상분포를 미리 알아야 한다. 그 후에, 피부색이 항상 1바이트 채널에 들어가는 최고값인 255를 기준으로 분포되도록 한다면, β 값을 미리 결정해 두고도 얼굴을 배경과 분리할 수 있다. 즉, 큰 값을 갖는 피부색 영역을 효과적으로 추출하도록 선택된 β 는 상대적으로 작은 값을 갖는 배경이 피부색 영역과 함께 분리되지 않도록 한다. 또한, 이러한 경우에 얼굴에 해당하지 않는 영역들은 이 영역들을 집단화(grouping) 하기에 부적절한 β 값을 갖게 되므로, 필연적으로 작은 영역들로 나타나게 된다. 이러한 경우 이 영역들은 후처리 과정을 통해 쉽게 얼굴 후보영역에서 제외시킬 수 있다.

우선, 실제 이미지에 피부색이 존재할 때, 그 분포가 어떠한지 확인해 보기 위해, 피부색만 포함한 총 52장의 얼굴 이미지를 이용하여 U,V 값들의 분포를 살펴보았다. 아래의 그림 2는 피부색을 포함한 이미지의 U,V값의 분포를 살펴본 하나의 예이다.



그림 2.1 skin-tone 이미지

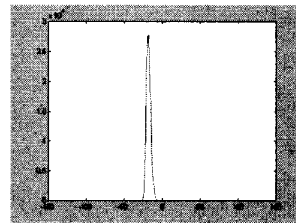


그림 2.2 U 값의 분포

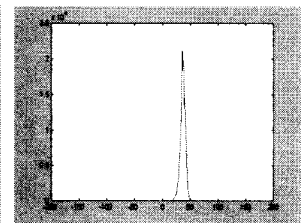


그림 2.3 V 값의 분포

그 결과, 조명 등 외부 효과에 의해 이미지마다 피부색 분포가 조금씩 다르게 나타났다. 그러므로 실험을 통해 피부색에 해당하는 픽셀값의 범위를 구할 때, 그 분포 범위를 보다 넓은 영역으로 잡아야 할 필요가 있다. 그런 후에 피부색 영역에 해당하는 픽셀값이 255를 중심으로 분포되도록 변환하였다. 즉, 실험으로 얻어진 U,V의 평균값과 분산값을 이용해 피부색 영역이 다음과 같은 가우시안 분포를 갖도록 하여 기존의 이미지에 비해 피부색 영역이 255를 중심으로 좀 더 조밀하게 분포되도록 하였다.

$$F_u = 255 * \exp \frac{(X - U_{mean})^2}{U_{var}} \quad (8)$$

$$F_v = 255 * \exp \frac{(X - V_{mean})^2}{V_{var}} \quad (9)$$

단, $U_{mean} = -14.2$, $U_{var} = 250$, $V_{mean} = 34.0$, $V_{var} = 450$ 값을 갖는다. 아래의 그림 3은 피부색 영역을 원하는 영역으로 변환한 후의 결과를 나타낸다.

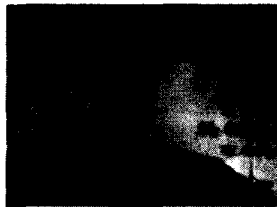


그림 3.1 입력 이미지



그림 3.2 U 이미지 전처리 결과



그림 3.3 V 이미지 전처리 결과

식(8),(9)을 살펴보면, 실제 이미지에서 피부색 영역의 U,V 값들은 서로 다른 분포 특성을 갖음을 알 수 있다. 따라서 U와 V 이미지에 대해 각기 다른 β 값을 사용하여야 하는데, 이 β 값은 255를 기준으로 분포하는 피부색 영역에 대해 최적의 분리성능을 낼 수 있도록 하였다. β 가 만족해야 할 조건은 피부색 영역에 해당하는 픽셀의 최대값, 최소값에 해당하는 X_{max} , X_{min} 에 대하여 $X_{min}(1 + \beta L) \geq X_{max}$ 이다. 그러므로 β 의 최소값을 결정할 수 있다. 그런데, 피부색 영역의 픽셀값을 255를 중심으로 가우시안 분포를 갖도록 하였으므로, X_{max} , X_{min} 값의 차이가 줄어들어 피부색 영역을 분리할 수 있는 β 의 최소값이 더 작아진다. 그러므로 β 를 작은 값에서부터 증가 시킬 때, 더 쉽게 β 값을 찾을 수 있다.

3.3 Pulse 억제 알고리즘

일반적으로, 이미지 내부에 노이즈가 생길 경우, 주위 픽셀에 비해 큰 값을 갖게 되는 경우가 있다. 특히 얼굴 이미지의 경우에는 주위 광원에 의해 이마나 코 부분의 luminosity가 다른 부분에 비해 크게 높아져 색상 왜곡이 심하게 나타날 수 있다. 같은 얼굴 영역 내에서 소수의 뉴런이 주위 다른 뉴런에 비해 훨씬 큰 값을 가지게 되면 결국 얼굴 영역에 해당하는 픽셀값의 범위가 넓어지게 되고, 그 결과 β 값의 수정이 불가피해지며 성능도 저하된다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 해당 뉴런의 픽셀값이 주위 뉴런들의 픽셀값에 비해 일정값 이상 클 경우, 그 뉴런의 internal state 값을 조절하도록 하였다[4]. 즉, firing 될 뉴런의 픽셀값이 X로 주어졌을 경우

$$X - \frac{1}{N} \sum X_{neighbor} > Threshold \quad (10)$$

이면, 해당 뉴런의 internal state 값은 아래의 식 (11)과 같이 주어지도록 하여 주위 픽셀값과의 차이를 줄이도록 하였다.

$$U_k(t) = F_k(1 + \beta L_k(t))(1 - \gamma H_k) \quad (11)$$

이 때, H_k 값은 주위 픽셀값과의 차이에 비례하게 결정해 주며, γ 값은 양의 실수값이다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘을 실제 이미지에 적용하여 얼굴을 추출해 보았다. 실험에서는 크기가 400×300 인 이미지 100장을 사용하였다. PCNN의 입력으로는 U 이미지와 V 이미지를 사용하였으며, 두 종류의 이미지에 대하여 얼굴을 추출한 후에 공통으로 추출된 영역을 최종 얼굴 영역으로 하였다. 이때 사용되는 얼굴 이미지는 실제 환경 속에서 얻어진 것으로 피부색과 비슷한 색상을 가진 배경을 포함하는 이미지(유형1), 피부색과 확연히 구분되는 배경을 포함한 이미지(유형2), 다양한 얼굴 크기(유형3) 및 방향(유형4)을 가진 이미지, 조명에 의해 얼굴 색상에 변화가 있는 이미지(유형5) 등을 사용하였다. 그리고 적절한 얼굴 추출의 성공여부는 다음과 같은 조건을 만족시킬 경우와 아닌 경우로 구분하였다.

- 얼굴영역 내부의 눈,코,입 등이 제대로 나타날 경우(원래 이미지에 해당 특징들이 포함되어 있을 경우)
- 얼굴영역 내부의 픽셀들 중 약 90% 이상이 얼굴로 추출될 경우
- 얼굴이 피부색과 유사한 배경과 인접해 있을 경우, 얼굴과 완전히 분리되지 않은 배경이 얼굴영역 전체의 pixel 수의 10%를 넘지 않을 경우
- 얼굴과 분리된 group이 최종적으로 얼굴영역으로 추출되지 않을 경우

위와 같은 특성을 지닌 이미지와 평가 기준을 가지고 실험한 결과, 표1에서와 같이 기존의 컬러 영상을 이용한 얼굴 추출 방법[5]이나 기존의 PCNN을 사용한 방법[3]보다 좋은 성능을 보였다. 이때, 기존의 PCNN을 이용한 알고리즘과 제시한 알고리즘 모두, 조명 효과에 강인하고 얼굴 추출시 linking 되는 속도를 향상시키기 위해 fast linking 알고리즘을 사용하였다.

표 1. 성능 비교 결과

이미지 유형	추출 성공 개수		
	피부색을 이용한 추출	PCNN을 이용한 추출	
		기존 PCNN	전처리 포함 PCNN
1(20개)	12	7	16
2(20개)	20	14	20
3(20개)	18	12	17
4(20개)	20	19	20
5(20개)	8	15	14
TOTAL (100개)	78	67	87

먼저 유형 5에 대한 결과를 살펴보면, PCNN을 이용한 방법이 기존의 피부색을 이용한 방법에 비해 조명효과에 더 강인함을 확인할 수 있다. 그리고 유형 1에 해당하는 이미지 즉, 그림 6.1과 같이 피부색과 비슷한 색상을 가진 배경을 포함하는 경우에도 얼굴과 배경이 모두 피부색 영역에 속해 있으므로, 기존의 색상정보를 이용한 방법으로는 얼굴 추출이 힘들다. 그리고 PCNN을 위한 기존 연구의 경우, linking coefficient에 대한 고려 없이 주로 펄스 억제 방법에 의존하여 얼굴 영역을 추출하기 때문에[3] 만족할만한 결과를 얻지 못한다. 기존의 PCNN을 사용하여 연결계수를 변화시켜 가면서 얼굴을 추출해 보면 다음과 같다.

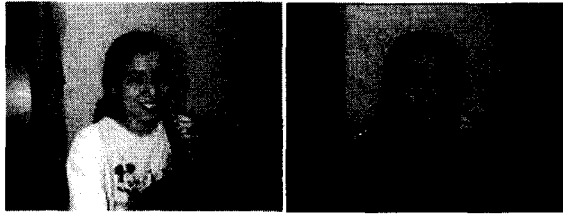


그림 4.1 입력이미지



그림 4.2
 $\beta=0.01$ 경우

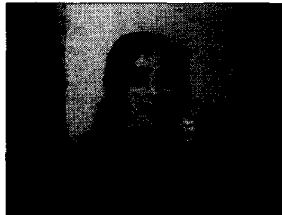


그림 4.3
 $\beta=0.1$ 일 경우

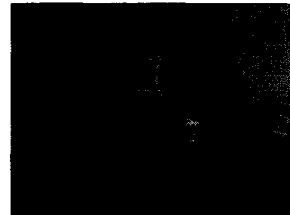


그림 4.4
 $\beta=0.055$ 경우

위의 그림에서 알 수 있듯이 기존의 PCNN을 이용한 방법에서는 β 를 미세하게 변화시키면서, 적절한 값을 찾아야 한다. 즉, β 결정에 대한 적절한 고려가 이루어지지 않으면, 제대로 된 결과를 얻을 수가 없다. 그러나 본 논문에서 제시한 색상변환 방법을 사용하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

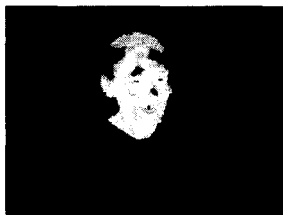


그림 5.1 U image의 segment 결과

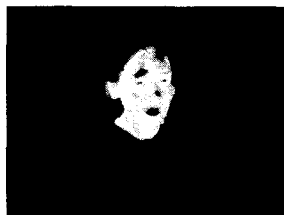


그림 5.2 V image의 segment 결과

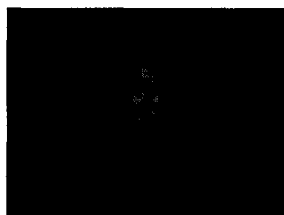


그림 5.3 최종 추출 결과

배경이 여러 객체들을 포함하여 복잡한 경우에는, 피부색 영역에 해당하는 영역들이 배경 속에 군데군데 나타날 수 있다. 또한 3장에서 설명했듯이 β 값이 큰 픽셀값을 갖는 피부색 영역을 분리하기에 알맞도록 선택되었으나, 얼굴에 해당하지 않은 부분이 얼굴과 함께 집단화 될 수도 있다. 이러한 부분들은 이진 중간 필터(binary median filter)를 사용하여 집단화된 영역에서 배제되도록 하였다.



그림 6.1 입력 이미지



그림 6.2 이진 중간 필터 적용 전



그림 6.3 이진 중간 필터 적용 후

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 PCNN을 이용한 얼굴 추출 시, 추출 성능에 영향을 미치는 β 값을 효율적으로 결정할 수 있는 방법을 제시하였다. 즉, 전처리 과정을 통해 피부색에 해당하는 픽셀값의 분포가 255를 중심으로 가우시안 분포를 갖도록 변환하고, 변환된 피부색 영역을 다른 영역에 비해 효율적으로 추출할 수 있는 β 값을 미리 결정할 수 있도록 하여 PCNN을 사용한 기존 알고리즘의 추출 성능을 향상시켰다. 이러한 전처리 과정은 피부색에 해당하는 픽셀값의 분포가 좀 더 조밀한 분포를 갖도록 하는 효과가 있다. 그리고 fast linking 알고리즘을 적용하여 좀 더 빠르고, 환경변화에 강인한 얼굴추출 성능을 갖도록 하였다. 그러나 여전히 β 값을 결정할 방법에는 개선의 여지가 남아 있다. 즉, 전처리 과정을 통해 피부색에 해당하는 픽셀값의 범위를 변환하였어도, 변환된 범위에 적절한 β 값을 결정하는 데에는 여러번의 시행착오가 필요하다. 그리고, 강한 조명으로 인해 피부색에 심한 왜곡이 생길 경우에는 얼굴을 제대로 추출하지 못한다. 이러한 경우는 얼굴의 색상정보 뿐만 아니라 형태 정보를 함께 사용하면 추출 성능을 향상시킬 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] G.Yang and T.S.Huang, "Human face detection in complex background", Pattern Recognition, vol. 27, no. 1, pp.53-53, 1994.
- [2] A.Lanitis, C.J.Taylor, and T.F.Cootes, "An

automatic face identification system using flexible appearance models", Image and Vision Computing, vol 13, no. 5, pp.393-401, 1995.

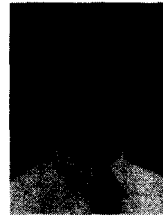
- [3] Hitoshi Yamada, Yuuki Ogawa, Kosei Ishimura, Mitsuo Wada, "Face Detection using Pulse-Coupled Neural Network", SICE Annual Conference in Fukui, August 4-6, 2003.
- [4] G. Kuntimad and H. S. Ranganath, "Perfect Image Segmentation Using Pulse Coupled Neural Networks", IEEE Transaction on Neural Networks, vol.10, No. 3, MAY 1999, pp.591-598
- [5] Soo-Chang Pei; Ching-Long Tseng, "Robust face detection for different chromatic illuminations", Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on , Volume: 2, 22-25 Sept. 2002.



나진희(Na Jin Hee)

2003년 : 서울대 전기공학부 학사
2003년~현재 : 동 대학원 전기컴퓨터공학부 석사과정

관심분야 : 신경회로망, 영상처리
Phone : +82-2-872-7283
E-mail : jhna@neuro.snu.ac.kr



최진영(Choi Jin Young)

1982년 : 서울대 제어계측공학과 학사
1984년 : 서울대 제어계측공학과 석사
1993년 : 서울대 제어계측공학과 박사
1984~1994년 : 한국전자통신연구소 연구원

1998~1999년: University of California, Riverside 객원교수

1994년~현재 : 서울대 전기공학부 부교수

관심분야 : 적응제어, 신경회로망
Phone : +82-2-880-8372
E-mail : jychoi@neuro.snu.ac.kr

저 자 소 개



임영완(Lim Young Wan)

2002년 : 서울대 전기공학부 학사.
2004년 : 동 대학원 전기컴퓨터공학부 석사
2004년~현재 : LG전자 전자기술원
Mobile Multimedia 연구소

관심분야 : Image recognition, HMD
(head Mounted Display)

E-mail : ywlim@neuro.snu.ac.kr