

논문 2005-42SP-1-4

컬러 영상에서 Support Vector Domain Description을 이용한 얼굴 검출

(Face Detection Using Support Vector Domain Description
in Color Images)

서 진*, 고 한 석*

(Jin Seo and Hanseok Ko)

요 약

본 논문에서는 컬러 영상에서 Support Vector Domain Description (SVDD)를 이용한 얼굴 검출 방법을 제안한다. 기존의 훈련을 통한 얼굴 검출 방법은 얼굴 영상과 얼굴이 아닌 영상을 모두 사용해야 한다. 그러나, SVDD를 이용한 얼굴 검출은 단지 훈련을 위해 얼굴 영상만이 사용된다. SVDD의 훈련을 통해 나오는 값인 반지름과 중심 좌표를 통해 얼굴을 검출한다. 또한, 엔트로피를 이용한 임계값 추출 방법(Entropic Threshold)을 통해 얼굴 특징을 추출하고, 슬라이딩 윈도우(sliding window) 기법을 통해 성능을 개선한다. 주성분 분석(Principle Component Analysis) 과 SVDD를 이용한 얼굴 검출 방법의 비교 실험을 통해 본 논문이 제안한 방법의 효율성을 확인한다.

Abstract

In this paper, we present a face detection system using the Support Vector Domain Description (SVDD) in color images. Conventional face detection algorithms require a training procedure using both face and non-face images. In SVDD, however, we employ only face images for training. We can detect faces in color images from the radius and center pairs of SVDD. We also use Entropic Threshold for extracting the facial feature and sliding window for improved performance while saving processing time. The experimental results indicate the effectiveness and efficiency of the proposed algorithm compared to conventional PCA (Principal Component Analysis)-based methods.

Keywords : Face detection, Support Vector Domain Description, Entropic Threshold

I. 서 론

얼굴검출은 얼굴인식, 얼굴 또는 얼굴특징 추적, HCI, 표정인식을 위한 가장 중요하고 선행 되어야 하는 단계로서 많은 연구가 진행 되어 오고 있다^[1]. 얼굴 검출 방법 중 신경 회로망(Neural Network), Support Vector Machines(SVM), 주성분 분석(PCA) 과 같은 훈련을 통한 방법들이 있다. 이러한 방법들을 통한 얼굴 검출은 얼굴과 얼굴이 아닌 영상들의 훈련을 통해 검출기를 구성하는 방법들이다. 그런데, 얼굴 영상의 훈련

영상들을 얻기는 쉬우나, 얼굴이 아닌 영상들은 정의하기도 어려울 뿐만 아니라, 많은 영상들이 요구된다.

반면, 훈련을 통한 방법 중의 하나인 Support Vector Description(SVDD)를 이용할 경우, 단지 얼굴 영상만을 훈련하여 얼굴 검출에 적용할 수 있는 큰 장점이 있다. SVDD는 SVM에서 기인되었으며, Tax와 Duin 에 의해 특이값(outlier) 검출 방법으로 소개되었다^[2]. SVDD는 PCA와 값이 분류기(classifier)로 확장하여 적용될 수 있다. SVDD는 활용하고자 하는 데이터 대부분을 포함 하면서, 중심 좌표 와 최소한의 반지름을 가지는 최적의 구를 찾는 것이 기본 개념이다. 반지름과 중심은 SVDD의 훈련을 통해서 얻어지는 서포트 오브젝트(Support Object) 와 서포트 벡터(Support Vector)들을 통해 구할 수 있으며, 얼굴 검출에 적용할 경우 입력 영

정희원, 고려대학교 전자컴퓨터공학과
(Dept. of Electronics & Computer Engineering,
Korea University)
접수일자: 2004년6월10일, 수정완료일: 2004년8월10일

상이 SVDD에 의해 구해진 구의 중심으로 부터의 거리와 비교해서 반지름보다 작을 경우, 즉 구 내부에 존재할 경우 얼굴로 분류한다.

입력 공간(Input space)에서 주어진 데이터들이 이용하여 SVDD를 통해 얻어진 구는 데이터들의 분포를 잘 표현하지 못하는 경우가 많으며, 이 경우 검출기(classifier)로써 제 역할을 하지 못한다. 이러한 문제점을 보완하기 위해서 SVM 방법에서도 제안된 커널(kernel) 개념을 도입하였다^[23]. 커널을 통해 주어진 데이터를 잘 표현 하는 특징 공간으로 이동하여, 커널은 강한 검출기가 되게 하는 중요한 역할을 한다.

본 논문에서 제안하는 방법은 단지 얼굴 훈련 영상만을 훈련하므로, 얼굴의 특징을 효율적으로 잘 표현하는 방법이어야만 좋은 성능을 보장한다. 따라서, 그림 1의 좌측과 같이 얼굴 특징 추출을 위해 엔트로피 임계값(Entropic Threshold) 추출 방법을 통해 컬러 에지(color edge)를 추출하여 얼굴의 주요 특징인 눈, 입을 추출한다^[45]. 추출된 영상은 원형 마스크(oval mask)를 통과하고, SVDD를 통해 훈련하여, 검출단에 적용된다.

테스트는 그림 1의 우측과 같은 과정으로 적용이 된다. 그레이 영상(gray image)과는 다르게 컬러 영상에서는 피부색의 통계적 특성을 통해 입력 영상 중에서 얼굴 후보가 되는 영역을 추출할 수 있다. 본 논문에서는 얼굴 후보 영역 추출을 위해 YCbCr 컬러 모델과 가우시안 분포 모델을 이용한다^{[6][7]}. 또한, 입력 영상 내에 다양한 크기의 얼굴이 존재하므로 얼굴 후보 영역의 크

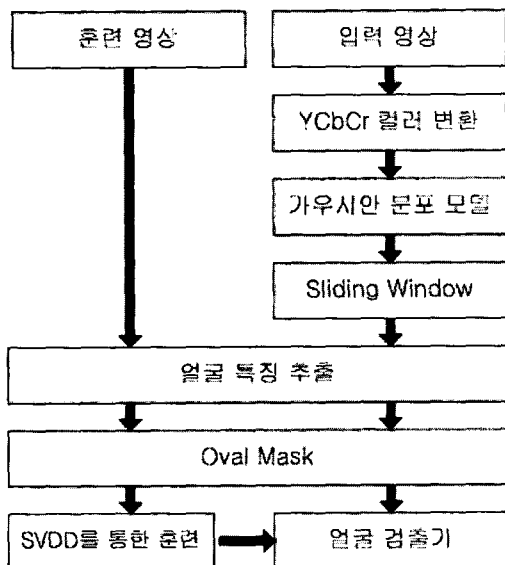


그림 1. 얼굴 검출 과정
Fig. 1. Face detection process.

기를 줄여 가면서 찾아가는 방법(sliding window)과 마스크 내에 얼굴 영역이 아닌 바탕 영역의 효과를 배제하기 위해 각각의 윈도우에 원형 마스크(oval mask)를 적용한다^[8]. 얼굴 검출단은 SVDD를 통해 훈련된 결과물로 구성하여 얼굴 여부를 판단한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 SVDD에 대해서 소개하고, 3장에서는 얼굴 검출에 사용된 방법들을 소개한다. 4장에서는 PCA와의 비교를 통해 제안한 방법의 효율성을 보이고, 5장에서 결론을 맺는다.

II. Support Vector Domain Description

1. 기본 이론

SVDD는 그림 2와 같이 주어진 데이터를 대부분을 포함하며, 반지름 R 과 중심 a 를 가지는 최소한의 구(sphere)를 찾는 방법이다. 한편, 최소한의 구 밖에 특이값(outlier)들이 존재하게 되고, 이 특이값과 구의 크기는 SVM에서와 같이 변수 ξ (slack variable)에 의해 조절된다. 최소한의 반지름을 가지는 구를 찾기 위한 수식은 다음과 같다.

$$F(R, a, \xi_i) = R^2 + C \sum_i \xi_i \tag{1}$$

where $\xi_i \geq 0$

식(1)은 최소한의 구를 찾기 위한 기본 수식이 된다. 변수 ξ 는 구의 크기를 조절하는 변수이지만, 실질적으로 사용되지 않고, 변수 C 가 그 역할을 대신한다. 한편, 훈련에 사용되는 데이터를 x_i 라 하면, 중심 a 와 x_i 의 거리가 반지름 R 보다 작아야 한다. 또한, 변수 ξ 를 고려하여 수식화 하면 식(2)와 같다.

최소화 되어야 할 식(1)과 데이터가 만족해야 할 부등식 (2)에서,

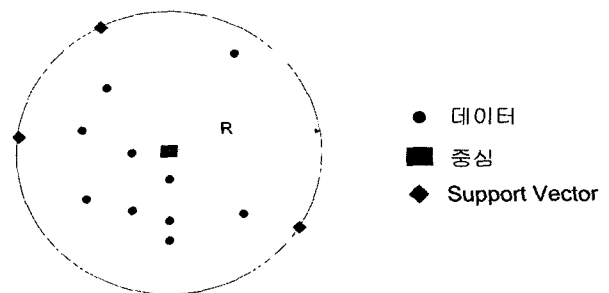


그림 2. SVDD의 개요
Fig. 2. The basic concept of SVDD.

$$(x_i - a)^T(x_i - a) \leq R^2 + \xi_i \quad (2)$$

$$\forall i, \xi_i \geq 0$$

라그랑지안(Lagrangian) 이론을 적용할 수 있다. 최소화해야 할 식(1)에 식(2)의 각 조건과 라그랑지안 승수를 곱하여 빼면 다음과 같다.

$$L(R, a, \alpha_i, \xi_i) = R^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i \alpha_i R^2 + \sum_i \xi_i - (x_i^2 - 2ax_i + a^2) - \sum_i \gamma_i \xi_i \quad (3)$$

식(3)에서 α_i, γ_i 는 라그랑지안 승수(Lagrangian Multiplier)를 나타내며, $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0$ 의 조건을 가진다. 식(3)을 변수 R, a, ξ 에 관하여 각각 편미분한 식을 0으로 하여 등식을 구성하면 다음과 같은 조건들을 얻을 수 있다.

$$\sum_i \alpha_i = 1, \quad a = \sum_i \alpha_i x_i, \quad (4)$$

$$C - \alpha_i - \gamma_i = 0 \quad \forall i$$

조건 $\alpha_i \geq 0, \gamma_i \geq 0$ 에 의해 식(4)에서 γ_i 는 소거되고, $0 \leq \alpha_i \leq C$ 과 같은 새로운 조건을 얻을 수 있다. 또한 구하고자 하는 구의 반지름 a 는 라그랑지안 승수와 데이터의 선형 결합을 통해 얻을 수 있음을 알 수 있다.

식(3)에 식(4)를 대입하여 다시 정리하면 최소한의 구를 찾기 위해 훈련해야 하는 다음과 같이 식(5)를 얻을 수 있다.

$$\max L = \sum_i \alpha_i (x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \quad (5)$$

$$\text{where } 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \sum_i \alpha_i = 1$$

L 식을 최대가 되게 하는 라그랑지안 승수 α_i 를 구하고, 식(4)를 이용하여 우리가 구하고자 하는 구의 반지름과 중심을 얻을 수 있다.

식(5)를 풀기 위해서 SVM에서와 같이 2차 프로그래밍(Quadratic Programming)을 통해 최적의 해를 구하게 된다. 구해진 라그랑지안 승수 α_i 중에서 0이 아닌 α_i 를 서포트 오브젝트(Support Object)라 하고, 서포트 오브젝트와 대응되는 데이터 x_i 를 서포트 벡터(Support Vector)라 한다. 이러한 서포트 오브젝트들과 서포트 벡터들만이 구를 이루는데 적용되게 된다.

C값은 구의 반지름의 크기와 특이값의 개수를 결정하고 조절하는 중요한 변수이다. 식(5)에서 보는 것과 같이 라그랑지안 승수 α_i 의 상한치를 의미하기도 한다.

그런데, 식(4)와 식(5)에서와 같이 $\sum_i \alpha_i = 1$ 의 조건을 가지게 되므로, 만일 $1/N > C$ 일 경우 조건을 만족하는 α_i 는 존재하지 않는다. 또한 $C > 1$ 일 경우 α_i 는 1이거나 1보다 작은 수로 항상 해가 존재하게 된다. 따라서, C는 $1/N \leq C \leq 1$ 의 조건을 가져야 한다.

C값이 커지면 구의 크기가 커지고, 그에 따라 서포트 벡터의 수도 줄어든다. C값이 작아지면 그 반대의 현상이 나타납니다. 성능에서는 C값이 클 경우 검출률이 높아지지만, 오류 검출률이 높아진다. 또한, C값이 작을 경우는 작아진 구로 인해 검출률은 낮아지지만, 오류 검출률은 줄어든다. 따라서, C값의 변화에 따른 성능 실험을 통해, 본 논문에서는 C값을 0.2로 하였다.

본 논문에서와 같이 SVDD를 이용한 검출기를 만든다고 가정할 때, 얼굴 영상들을 식(5)를 통해 구를 구한다. 테스트 영상 z 가 적용할 경우, 중심과의 거리가 반지름 R 보다 작을 경우 얼굴이라 판단하고, 클 경우 얼굴이 아닌 것으로 판단하게 되며, 식은 다음과 같다.

$$(z \cdot z) - 2 \sum_i \alpha_i (x_i \cdot z) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i \cdot x_j) \leq R^2 \quad (6)$$

2. 커널을 이용한 SVDD

SVM에서 입력 공간(Input Space)을 특징 공간(Feature Space)으로의 변환을 통해 비선형적으로 분류를 하는 커널이 적용되어 보다 좋은 성능을 얻을 수 있었다^[2]. SVDD 역시 커널을 통해 주어진 데이터를 보다 잘 표현하는 공간으로 이동하는 과정을 적용한다. 식(5)에서 데이터들의 내적(Inner Product)인 $(x_i \cdot x_j)$ 에 커널을 적용하여 식(5)를 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\max L = \sum_i \alpha_i K(x_i \cdot x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \quad (7)$$

커널을 적용한 $K(x_i \cdot x_j)$ 은 Mercer's 이론을 만족해야 한다. 한편, 식(7)은 식(5)와 같은 조건을 가지게

되고, 식(6)에 커널을 적용하면 다음과 같은 식으로 변형 된다.

$$K(z \cdot z) - 2 \sum_i \alpha_i K(x_i \cdot z) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \leq R^2 \quad (8)$$

커널은 다항식(Polynomial) 커널, 레이디얼 베이스스(Radial Basis) 커널, 가우시안(Gaussian) 커널 등 여러 가지가 있다. 각각의 커널은 풀고자 하는 문제에서 서로 다른 성능을 보인다. 한편, 데이터의 차원이 클 경우 가우시안 커널이 다른 커널에 비해 적당하므로, 본 논문에서는 가우시안 커널(K_G)을 적용하였고, 식은 다음과 같다.

$$K_G(x_i, x_j) = \exp((x_i \cdot x_j)^2 / s^2) \quad (9)$$

가우시안 커널을 사용할 경우 식(7)이 다시 쓸 수 있다. 식(9)에서 $i = j$ 일 경우 K_G 는 1이 되므로 식(7)과 식(8)은 다음과 같이 된다.

$$L = 1 - \sum_i \alpha_i^2 - \sum_{i \neq j} \alpha_i \alpha_j K_G(x_i, x_j) \quad (10)$$

$$-2 \sum_{i \neq j} \alpha_i \alpha_j K_G(z, x_j) \leq R^2 - C_x - 1 \quad (11)$$

여기서 C_x 는 서포트 오브젝트와 서포트 벡터들만으로 이루어진 식이다.

식으로 표현하면, $C_x = \sum_{i \neq j} \alpha_i \alpha_j K_G(x_i, x_j)$ 과 같이 된다.

Ⅲ. 얼굴 검출 시스템

1. 얼굴 후보 영역 추출

컬러 영상에서 컬러 정보를 이용한 얼굴 후보 영역 추출을 위해 컬러 모델의 선택은 아주 중요하다. 컬러 모델로는 RGB, HSV, YCbCr 등이 있다. 사람들은 저마다 다른 얼굴색을 가지고 있으며, 많은 연구에서 그 차이의 원인은 명암이 아닌 컬러 그 자체임을 보여주고 있다^[6,7]. 그러므로, 컬러 모델 중 YCbCr 컬러 모델과 같이 명암 성분과 색상 성분으로 나뉘는 모델을 선택하는 것이 효율적이다. 또한, 얼굴색의 분포를 연구한 결

과 C_b 와 C_r 의 분포가 인종에 상관없이 밀집된 분포를 가지고 있다. 이를 근거로 본 논문에서는 YCbCr 컬러 모델을 적용하여 얼굴 후보 영역을 검출 하였다. 얼굴색의 통계적 분포를 하기 위해 총 350개의 다양한 인종의 얼굴색 영상을 훈련하였다. 이를 통해, C_b 성분과 C_r 성분의 기대값(mean)과 공분산(covariance)를 구하여 식(12)와 같이 가우시안 모델(Gaussian Density model)에 적용하였다.

$$P(C_b, C_r) = \exp\left[-\frac{1}{2}(z - \mu)^T(z - \mu) / \Sigma\right] \quad (12)$$

where $\mu = (\overline{C_b}, \overline{C_r})$

식(12)에서 $\overline{C_b}$ 와 $\overline{C_r}$ 는 각각 C_b 성분과 C_r 성분의 평균 벡터이고, Σ 는 공분산 행렬이다. 또한 z 는 영상의 픽셀(pixel) 값으로 구성된 벡터이다. 식(12)에 임계값을 적용하여 얼굴 후보 영역을 얻을 수 있으며 식은 다음과 같다.

$$P(C_b(i, j), C_r(i, j)) = \begin{cases} 1, & P \geq \text{Threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

2. 얼굴 특징 추출

훈련과 테스트를 위해 얼굴 특징인 눈, 코, 입 등을 컬러 에지(color edge)를 이용하여 추출 하였다. 컬러 에지 추출하는 방법으로 YUV 컬러 모델에서 3개의 컬러 성분을 모두 사용하는 방법이 있다^[4]. 하지만, 이 경우 많은 시간이 소모되는 단점이 존재한다.

그림 3 은 RGB 컬러 모델에서 얼굴 영역과 특징 영역 간의 분포를 나타낸다. 그림 3 에서와 같이 빨강 성분과는 달리, 녹색과 파랑 성분은 얼굴색과 얼굴 특징 부분의 히스토그램 분포를 볼 때 명확히 분리됨을 확인할 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 얼굴 후보 영역을 RGB의 3가지 성분 모두를 사용하지 않고 녹색 성분만을 이용하여 얼굴 특징을 추출 하였다.

2.1 임계값 결정 방법

녹색 성분의 히스토그램 분포를 이용하여 얼굴 특징을 추출할 경우 임계치(threshold)를 결정하여야 한다. 잘못된 임계치는 얼굴 검출 성능에 큰 영향을 끼칠 수 있으므로, 중요한 과정 중 하나이다. 따라서, 본 논문에서는 엔트로피 임계치(Entropic Threshold) 방법을 이용하였다^[4]. 엔트로피란 불확실성(uncertainty)에 대한 기

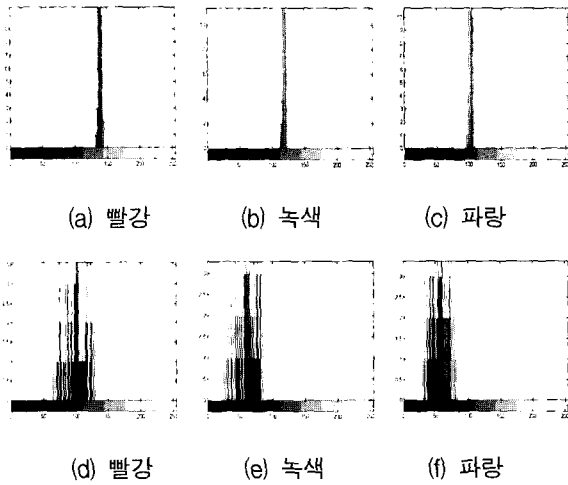


그림 3. 얼굴색 부분과 얼굴 특징 영역의 히스토그램: (a),(b),(c) 는 얼굴 색부분의 RGB 각성분의 히스토그램이며, (d),(e),(f) 는 얼굴 특징 부분의 RGB 각성분의 히스토그램임.

Fig. 3. Histograms of skin and facial features: (a), (b) and (c) are histogram of skin, and (d), (e) and (f) is histogram of facial features.

대값을 의미한다. 엔트로피가 최대인 지점은 불확실성이 최대인 지점을 의미하며, 히스토그램에서는 두개의 클래스를 나누는 임계값을 의미하게 된다.

한 영상의 픽셀 값의 범위가 $[0, M]$ 이라 가정하면, i ($i \in [0, M]$) 값을 가지는 픽셀의 개수를 f_i 로 표현할 수 있다. 임의의 임계값 T 를 가정하고, 에지 픽셀 값의 확률(P_e) 과 에지가 아닌 픽셀 값의 확률(P_n)을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$P_n(i) = \frac{f_i}{\sum_{h=0}^T f_h}, \quad 0 \leq i \leq T \quad (14)$$

$$P_e(i) = \frac{f_i}{\sum_{h=0}^M f_h}, \quad T + 1 \leq i \leq M \quad (15)$$

또한, 위 식을 이용하여 가정된 임계값에 대응되는 각 픽셀 값의 확률을 구할 수 있으므로 다음 식을 통해 각 픽셀 값의 엔트로피를 구할 수 있다.

$$H_n(T) = - \sum_{i=0}^T P_n(i) \log P_n(i) \quad (16)$$

$$H_e(T) = - \sum_{i=T+1}^M P_e(i) \log P_e(i) \quad (17)$$

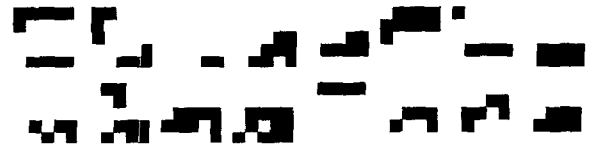


그림 4. 컬러 에지 훈련 영상
Fig. 4. Color edge training images.

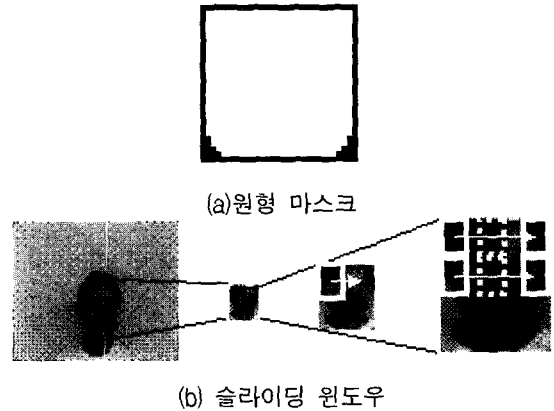


그림 5. 원형 마스크와 슬라이딩 윈도우 방법
Fig. 5. Oval mask and a method of sliding window.

최종적인 최적 임계값(optimal threshold)은 식(16)과 식(17)의 합인 식(18)의 값이 가장 큰 픽셀 값을 찾으면 된다. 이를 통해 추출된 컬러 에지훈련 영상은 그림 4와 같다.

$$H(T) = \max_{T=0,1,2,\dots,M} [H_n(T) + H_e(T)] \quad (18)$$

3. 슬라이딩 윈도우 와 원형 마스크

추출된 얼굴 후보 영역은 다양한 크기이며, 그 안에 존재하는 얼굴의 크기가 훈련한 영상의 크기보다 크거나 작으면, 판단하는데 어려움이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 그레이 영상을 이용한 얼굴 검출 방법에서는 원영상의 크기를 1.2배씩 줄여가면서 영상 내에 얼굴이 있는지 확인 하는 방법이 있다^[8]. 그러나, 컬러 영상에서는 얼굴 후보 영역 안에서 얼굴을 찾아가므로, 영상 전체를 확인하는 방법과는 차이가 있다. 따라서, 본 논문의 실험에서는 그림 5.(b)와 같이 훈련 영상의 크기를 30×30 으로 하였고, 테스트시 얼굴 후보 영역의 크기를 30×30 을 시작으로 세로와 가로 각각 5픽셀 간격으로 늘려 얼굴을 검출 하도록 구성 하였다.

또 다른 문제점은 훈련과 테스트 영상 내에 얼굴이 존재 할 경우 배경 영상이 포함된다는 것이다. 이 배경 영상은 노이즈(noise)역할을 하여 검출률을 낮출 수 있다.

따라서 배경 영상의 영향을 줄이기 위해 그림 5(a)와 같은 원형 마스크(oval mask)를 훈련 영상과 테스트 영상에 적용하였다.

IV. 실험 결과

제안하는 방법의 실험에서는 훈련을 위해 아사아 얼굴 영상 데이터 베이스(PF01)를 이용하였다^[9]. PF01 데이터 베이스에는 53명의 남자와 50명의 여자 얼굴을 포함하는 컬러 영상으로 구성되어 있다. 또한 다양한 포즈(pose)와 조명 영향을 고려한 영상들이 포함되어 있다. 이들 중 정면 얼굴 영상 500개를 선별하여 훈련 영상에 포함하였다. 한편, PF01 데이터 베이스 영상 중 훈련에 포함되지 않은 정면 얼굴 영상을 선별하여 테스트 하였다. 테스트의 신빙성을 높이기 위해 인터넷에서 얼굴을 포함한 영상을 다운로드 받고, 디지털 카메라를 이용하여 영상을 획득하여 234개의 얼굴을 포함하는 총 219개의 영상을 테스트 하였다. 테스트에 포함된 영상 내의 모든 얼굴의 크기는 훈련 영상의 크기인 30×30 보다 큰 영상들이다.

본 논문이 제안하는 방법의 성능을 비교하기 위해 주성분 분석(Principal Component Analysis)방법을 이용하여 테스트 하였다. 주성분 분석을 이용한 테스트 역시 SVDD를 이용한 500개의 얼굴 영상과 1,500개의 얼굴이 아닌 영상을 포함하여 훈련하였다. 얼굴 특징 추출 과정 등 검출단을 제외하고 모든 과정을 동일하게 적용하여 테스트 하였다.

표 1은 검출률 결과를 보여준다. 검출률 계산은 검출된 영상 마스크 내에 눈, 코, 입이 모두 포함되어 있을 경우에만 검출률에 포함하였다. 오류 검출(false alarm)은 얼굴이 아닌 영상을 얼굴로 판단한 결과를 나타낸다. 표 1의 검출률 결과를 보면, SVDD를 적용한 경우 93.59%, 주성분 분석 방법은 94.44%를 얻어, 주성분 분석의 검출률이 약 0.85% 로써 다소 높음을 확인할 수 있다. 그러나, 주성분 분석과 같은 훈련을 통한 방법들은 성능향상을 위해서 얼굴과 유사하지만 얼굴이 아닌 영상을 얼굴 영상과 함께 훈련해야 한다. 하지만 본 논문이 제안한 방법은 단지 500개의 얼굴 영상만을 훈련하여 얻은 결과이다. 따라서, 실험 결과를 통해 본 논문이 제안한 SVDD를 이용한 얼굴 검출 시스템의 효율성을 확인할 수 있다.

표 1. 검출률

Table 1. Detection performance.

검출 방법	검출 얼굴 수	오류 검출수	미 검출 수	검출률(%)
SVDD	219	5	15	93.59
주성분분석	221	2	13	94.44

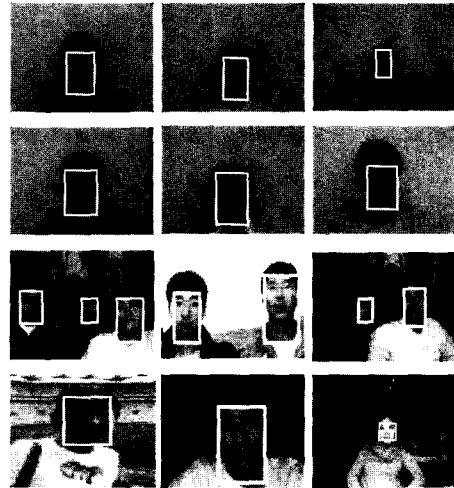


그림 6. 얼굴 검출 결과 영상

Fig. 6. Result images.

V. 결론

본 논문에서는 컬러 영상에서 SVDD를 이용한 얼굴 검출 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 훈련 과정에서 얼굴 영상만을 훈련하고, 얼굴이 아닌 영상은 고려하지 않은 방법이다. 주성분 분석과의 비교 실험 결과를 통해 제안된 방법의 효율성을 확인 하였다. 또한, 컬러 영상에서 얼굴 후보 영역을 추출하기 위해 YCbCr 컬러 모델을 이용하였고, 가우시안 분포를 이용하였다. 임계값 결정을 위해 엔트로피 임계값 결정 방법을 이용하였다. 다양한 영상 크기와 얼굴 크기에 대응하기 위해 슬라이딩 윈도우를 적용하였다.

SVDD는 커널을 통해 특징 공간으로 이동하고, 커널을 사용하지 않았을 때 보다 좋은 성능을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 가우시안 커널을 적용하여 실험 하였다. 하지만, 얼굴 검출에 보다 적합한 커널을 개발하여 적용한다면, 보다 성능이 우수한 얼굴 검출 시스템을 구성할 수 있을 것이다. 따라서, SVDD의 성능 향상을 위해서는 다양한 커널을 적용하고, 개발하는 과정이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] M.H. 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, Jan. 2002.
- [2] D.M.J. Tax and R.P.W. Duin, "Support Vector Domain Description," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 20, pp.1191-1199, Dec. 1999.
- [3] V.Vapnik, "Statistical Learning Theory," Wiley, 1998.
- [4] J. Fan, D.K.Y. Yau, A.K. Elmagarmid, and W.G. Aref, "Automatic Image Segmentation by Integrating Color-Edge Extraction and Seeded Region Growing," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 10, No. 10, pp. 1454 - 1466, Oct. 2001.
- [5] A.L Garcia, "Probability and Random Processes for Electrical Engineering," Addison Wesley,1994.
- [6] M.H. Yang and N. Ahuja, "Detecting Human Faces in Color Images," *IEEE Int'l Conference Image and Video Processing*, Vol.1, pp.127 - 130, Oct. 1998.
- [7] J. Yang, W. Lu, and A. Waibel, "Skin-color modeling and adaptation," Technical Report CMUCS-97-146, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, 1997.
- [8] H.A Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No.1, pp. 23 - 38, Jan. 1998.
- [9] Asian Face Image Database PF01 : <http://nova.postech.ac.kr/archives/imdb.html>

저 자 소 개



서 진(정회원)
 2001년 광운대학교 전기공학과
 학사 졸업.
 2001년~2002년 삼성 SDI 근무
 2004년 고려대학교 전자공학과
 석사 졸업
 2004년~현재 엘지 전자 연구원
 <주관심분야: 영상 신호 처리, 임베디스 시스템>



고 한 석(정회원)
 1982년 Canegie-Mellon Univ.,
 전기 공학과 학사 졸업.
 1986년 Maryland College Park,
 시스템 공학과 석사 졸업.
 1988년 Johns Hopkins University
 전기 공학과 석사 졸업.
 1992년 Catholic Univ. of America, 전기공학과
 박사 졸업
 1983년~1995년 White Oak 연구소, 책임 연구원
 1992년~1995년 Univ. of Maryland Baltimore
 Contry, 조교수
 1995년~현재 고려대학교 전자컴퓨터공학과 교수.
 <주관심분야: 전자 공학, 통신 공학, Data Fusion,
 Speech Recognition, Navigation and Tracking>

