

비디오 영상 기반의 얼굴 검색

안효창[†] · 이상범

[†]단국대학교 컴퓨터공학과

Face Detection based on Video Sequence

Hyochang Ahn[†] and Sang Burm Rhee

[†]Dept. of Computer Engineering, Dankook University

ABSTRACT

Face detection and tracking technology on video sequence has developed indebted to commercialization of teleconference, telecommunication, front stage of surveillance system using face recognition, and video-phone applications. Complex background, color distortion by luminance effect and condition of luminance has hindered face recognition system. In this paper, we have proceeded to research of face recognition on video sequence. We extracted facial area using luminance and chrominance component on $YCbCr$ color space. After extracting facial area, we have developed the face recognition system applied to our improved algorithm that combined PCA and LDA. Our proposed algorithm has shown 92% recognition rate which is more accurate performance than previous methods that are applied to PCA, or combined PCA and LDA.

Key Words : Face Detection, Video, PCA, LDA

1. 서 론

오늘날 컴퓨터 기술과 멀티미디어 기술의 발달로 인하여 비디오로부터 자동으로 얼굴을 검색하는 기술이 발달되고 있다. 이러한 응용 분야로는 각종 개인인증을 위한 얼굴 검색 및 인식, 보안 통제 시스템에서 얼굴 검색 및 인식, 내용 기반 비디오 색인, 모바일 환경에서의 화상 통신 등과 같은 많은 상업적인 분야에서 중요한 연구 과제로 떠오르고 있다[1].

얼굴 인식은 생물학적 특징을 이용하기 때문에 위조하기가 힘들며, 지문과 달리 기기에 접촉할 필요가 없고, 음성처럼 마이크에 가까이 가서 이야기 할 필요가 없으며 소음이 많은 장소에서도 충분히 인식이 가능하다[2]. 이러한 얼굴인식은 사용자가 인지하지 못하는 상태에서 카메라를 통해 정보를 얻을 수 있으므로 감시의 기능 또한 수행할 수 있는 등의 장점 때문에 경쟁력 있는 생체 인식 기술로 평가 받고 있다[3].

얼굴 인식 시스템은 먼저 주어진 이미지 내에서 얼굴을 검출하고, 다음으로 검출된 얼굴의 정보를 이용하여 누구인지를 판단하는 얼굴 인식의 과정을 수행한다[4]. 따라서 주어진 이미지를 이용하여 얼굴 인식을 하기 위해서는 얼굴 검출은 필수 과정이 된다. 기존의 얼굴 스킨 색을 이용한 방법과 모션 정보를 이용하여 배경을 제거하는 방법은 많은 연산 작업이 필요로 한다. 대부분의 얼굴 검출과 얼굴 인식 시스템은 고화질 영상을 사용하여 결과에 대한 빠른 응답을 요구하지 않고 정확한 검출과 인식 성능에 초점이 맞추어져 있다. 그러나 비디오 영상을 이용한 시스템은 몇 초안에 변하는 이미지의 정보를 이용하여 검출과 인식의 정확성과 함께 빠른 응답을 요구하게 된다.

본 논문에서는 비디오 영상 기반의 얼굴 검색에 관한 연구를 수행하였다. 입력 받은 영상으로부터 얼굴 영역을 추출하기 위하여 $YCbCr$ 칼라영역으로부터 휘도성분과 색차성분을 이용하였다. 또한 특징 추출이나 차원 축소를 하나의 과정에 통합함으로써 주성분 단계에서 잃어버리게 될 수도 있는 차원의 정보를 보존하

[†]E-mail : youcu92@dankook.ac.kr

고 간결한 알고리즘 표현이 가능하도록 하였다.

2. 얼굴인식

2.1. PCA(Principal Component Analysis)

얼굴 영상은 데이터양이 많으므로 효과적인 얼굴 인식을 위해 적당량의 특징 정보 추출해야 하며, 이를 위해서 PCA를 사용한다[5,6]. PCA는 크게 고유 얼굴의 생성과 이를 이용하여 얼굴을 인식하는 단계로 나눌 수 있다[6]. 고유 얼굴 생성 단계는 입력 얼굴 영상을 공분산 행렬 및 고유벡터를 구하기 좋은 형태의 벡터로 변경시키는 것과 영상의 특징벡터인 고유 얼굴을 구하는 두 개의 부분으로 이루어진다.

$n \times m$ 차원인 하나의 얼굴 영상을 하나의 열벡터로 표시하면 $n \times m \times 1$ 이 된다. 얼굴 영상의 학습 집합을 열벡터의 집합으로 두면 다음과 같이 표현 된다.

$$\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_P (n \times m \times P) \quad (1)$$

학습 얼굴 영상의 집합을 전처리 과정을 통하여 정규화 시키고 정규화된 학습 얼굴 영상들의 평균 얼굴은 다음 수식(2)을 이용하여 구할 수 있다.

$$\Psi = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \Gamma_i \quad (2)$$

각각의 얼굴은 $X_i = \Gamma_i - \Psi$ 만큼 평균과 다르기 때문에 얼굴 영상들이 서로 비교가 되기 위해서는 평균 영상으로 원점을 이동해 주어야 한다. X 에 대한 $n \times n$ 공분산 행렬 Σ 는 다음 수식(3)과 같이 정의한다.

$$\Sigma = XX^T \quad (3)$$

공분산 행렬은 $n \times n$ 행렬로 $n \times m$ 개의 고유값과 $n \times m$ 개의 고유벡터를 가진다. $n \times m$ 은 한 영상의 픽셀 수이므로 처리되는 데이터는 많아 현실적으로 다루기 어렵다. 이러한 문제는 훨씬 적은 $P \times P$ 행렬 문제를 통해 수학적으로 해결할 수 있다. 공분산 행렬의 고유값과 이에 대응되는 고유벡터는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\sum v_i = \lambda_i V_i, \quad i = 1, 2, \dots, P \quad (4)$$

각 고유값에 대응되는 고유벡터를 정규화하여 이를 열로 갖는 행렬은 수식(5)에 의해서 구할 수 있다.

$$V = [v_1 v_2 \dots v_P], \quad |v_i| = 1 \quad (5)$$

수식(5)에서 선형변환은 주어진 데이터의 특징을 많이 포함하면서 계산량을 줄일 수 있는 기저인 고유 얼굴을 선택할 수 있다.

$$A = [v_1 v_2 \dots v_k], \quad k < 1 \quad (6)$$

훈련 영상의 평균으로 원점을 이동한 X 의 열벡터에서 하나의 벡터를 x 라고 하면 수식(6)의 변환행렬 A 를 사용하여 x 의 특징벡터 y 를 다음 수식(7)과 같이 얻을 수 있다.

$$y = A^T x \quad (7)$$

단위벡터 v_i 로 표현되는 주요방향으로 x 를 정사영시켜 얻은 결과를 y_i 라고 할 때 이것을 주성분이라고 한다. 데이터 벡터 x 는 특징벡터 y 로부터 다음 식을 이용하여 복원할 수 있다.

$$x = \sum_{i=1}^n y_i v_i = V y \quad (8)$$

새로운 테스트 영상(Γ)은 다음 수식(9)을 이용하여 고유얼굴 공간에 투영이 된다.

$$y_k = v_k^T (\Gamma - \Psi) \quad \text{for } k = 1, \dots, P \quad (9)$$

전체 특징벡터 Ω^T 는 입력 얼굴영상에 대한 고유얼굴 공간상의 위치를 나타낸다. 여기서 특징벡터 y^k 를 가중치라고 한다.

$$\Omega^T = [y_1, y_2, \dots, y_P] \quad (10)$$

등록되는 영상들은 얼굴만을 위한 고유공간에서의 새 좌표계로 변환되어 저장되며 인식 시에는 새로 들어온 영상들을 역시 얼굴만의 고유공간상의 좌표계로 변환하여 유사도를 측정한다.

2.2. LDA(Linear Discriminant Analysis)

LDA는 클래스간 분산과 클래스내 분산의 비율을 최대화하는 방식으로 클래스간의 정보를 최대한 유지시키면서 차원을 축소시키는 특징을 가지고 있다[7]. D 차원의 샘플 x 의 평균 벡터 μ_i 는 다음 수식(11)과 같다. 사영된 샘플 y 에 대한 평균 벡터 μ_i 는 다음 수식(12)과 같이 표현된다.

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{x \in X_i} x \quad (11)$$

$$\tilde{\mu}_i = \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)^2 = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in X_i} W^T x = W^T \mu_i \quad (12)$$

w_i 이라고 표시된 샘플들의 사영된 데이터의 분산을 다음과 같이 정의한다.

$$S^2 = y \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)^2 \quad (13)$$

LDA는 판정함수를 최대가 되게 하는 선형함수 $W^T x$ 로 정의한다.

$$J(w) = \frac{|\tilde{\mu}_1 + \tilde{\mu}_2|^2}{\tilde{S}_1 + \tilde{S}_2} \quad (14)$$

$\tilde{S}_i^2 = W^T S_i W$ 이고 $\tilde{S}_1^2 + \tilde{S}_2^2 = W^T S_W W$ 이다. 마찬가지로 방법으로 $(\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)^2 = W^T S_B W$ 이고 여기서 $S_B = (\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)(\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2)^T$ 이다. 행렬 S_W 샘플의 공분산 행렬에 비례한다. 행렬 S_B 는 두 벡터간의 외적이므로 이 행렬의 계수는 1이 된다. 최종적인 선형 판별 판정함수를 S_W 와 S_B 로 다음 수식 (15)과 같이 간략히 정의할 수 있다.

$$J(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (15)$$

J 를 최대로 만드는 W 는 다음의 일반화된 고유치 문제를 만족한다.

$$S_B W = \lambda S_W W \quad (16)$$

S_W 가 정치이면 위 식은 $S_W^{-1} S_B W = \lambda W$ 이고 우리가 구하고자 하는 해는 위의 식에 의해서 다음과 같다.

$$W = S_W^{-1} (\mu_1 - \mu_2) \quad (17)$$

LDA를 일반화하여 C 개의 클래스에 대한 문제의 경우 하나의 사영 y 를 구하는 대신에 $(C-1)$ 개의 사영을 찾아야 한다. 클래스내 분산 행렬의 일반화는 다음 (18)과 같다.

$$S_W = \sum_{i \in 1}^C S_i = \sum_{i \in 1}^C \sum_{l \in 1}^C (x - \mu_i)(x - \mu_l)^T \quad (18)$$

S_B 를 일반화하기 위하여 전체 평균 벡터 μ 와 총 분산 행렬 S^T 를 구하여 클래스간 분산 S_B 를 나타낼 수 있다.

$$S_T = S_W + \sum_{i \in 1}^C n_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T = S_W + S_B \text{ 이다. } D \text{ 차원 공}$$

간에서 차원 공간으로의 사영은 $(C-1)$ 개의 판별 함수에 의해 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$y_i = W_i^T x, \quad i = 1, 2, \dots, C-1 \quad (19)$$

위 식은 $y = W^T x$ 로 표현될 수 있으며, 여기서 W 는 W_i 벡터를 열로 갖는 $D \times (C-1)$ 행렬이다. D 차원의 샘플들에 대응하는 사영의 평균 벡터 $\tilde{\mu}$ 와 분산 행렬 S_W 와 S_B 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{S}_W = \sum_{i=1}^C \sum_{y \in Y_i} (y - \tilde{\mu}_i)(y - \tilde{\mu}_i)^T \quad (20)$$

$$\tilde{S}_B = \sum_{i=1}^C n_i (\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})(\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})^T$$

$$\tilde{S}_W = W^T S_W W, \quad \tilde{S}_B = W^T S_B W \quad (21)$$

위의 식은 클래스내 분산과 클래스간 분산이 낮은 차원의 공간으로 사영되는 변환을 나타낸다. 판정함수로 분산 행렬의 행렬식을 사용하면 다음과 같이 된다.

$$J(W) = \frac{|\tilde{S}_B|}{|\tilde{S}_W|} = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (22)$$

최적의 사영 행렬 W 는 행이 다음의 일반화된 고유치 문제의 가장 큰 고유값에 관련된 고유벡터라는 것을 알 수 있다.

$$|S_B - \lambda S_W| = 0 \quad (23)$$

위의 식(23)에서 행렬 S_B 는 계수가 1 이하이고 C 개의 행렬을 더한 것이므로 S_B 의 계수는 $(C-1)$ 이하가 된다. 이는 λ_i 의 $(C-1)$ 개만이 0이 아닌것을 의미하며, 최대 클래스간의 분류를 최대로 하는 사영은 $S_W^{-1} S_B$ 의 가장 큰 고유값과 관련된 고유벡터이다. 최대 $(C-1)$ 개의 개수만큼의 고유벡터를 선택할 수 있다.

3. 제안한 알고리즘

3.1. 얼굴영역 추출(Face Dectection)

인간의 시각 시스템은 채도성분보다 휘도 성분에 더 민감하다[8]. 이러한 특성을 이용하여 채도 성분과 휘도 성분을 분리한 칼라공간이 $YCbCr$ 이다. Y 는 휘도 성분이며, RGB 색상의 가중된 평균치로 도출된다. 칼라정보는 색차로 표현된다. 여기서 $YCbCr$ 는 B 와 R 의 색차 정보를 이용한다. 색차 영역은 휘도 영역에 독립적인 성향을 가지고 있지만 색상영역은 휘도 영역에 의존적이다. 따라서 본 논문에서는 어둡거나 밝은 살색에 강한 얼굴영역 추출을 위해서 휘도와 색상 정보의 의존적인 관계 이용한다.

$$C'_1(Y) = C_i(Y) - \bar{C}_i(Y) \frac{W_{ci}}{W_{ci}(Y)} + \bar{C}_i(kh) \text{ if } Y < K_l \text{ or } K_h < Y \quad (24)$$

$$C'_1(Y) = C_i(Y) \text{ if } Y \in [K_b, K_h]$$

$$W_{Ci}(Y) = WL_{ci} + \frac{(Y - Y_{min})(W_{Ci} - WL_{ci})}{K_l - Y_{min}}, \text{ if } Y < K_l \quad (25)$$

$$W_{Ci}(Y) = WH_{ci} + \frac{(Y_{max} - Y)(W_{Ci} - WH_{ci})}{Y_{max} - K_h}, \text{ if } K_h < Y$$

$$\bar{C}_b(Y) = 108 + \frac{(K_l - Y)(118 - 108)}{K_l - Y_{min}}, \text{ if } Y < K_l \quad (26)$$

$$\begin{aligned}\overline{C}_b(Y) &= 108 + \frac{(Y-K_h)(118-108)}{Y_{max}-K_h}, \text{ if } K_h < Y \\ \overline{C}_c(Y) &= 154 + \frac{(K_l-Y)(154-144)}{K_l-Y_{min}}, \text{ if } Y < K_l \\ \overline{C}_c(Y) &= 154 + \frac{(Y-K_h)(154-132)}{Y_{max}-K_h}, \text{ if } K_h < Y\end{aligned}\quad (27)$$

C_i 는 C_b 와 C_r 를 의미하며 $W_{cb}=46.97$, $WL_{cb}=23$, $WH_{cb}=14$, $W_{cr}=38.76$, $WL_{cr}=20$, $WH_{cr}=10$, $K_l=125$, $K_h=188$ 로 하였다. 또한 YC_bC_r 칼라영역에서 Y_{min} 과 Y_{max} 의 값은 각각 16과 235로 하였다.

3.2. 얼굴인식(Face Recognition)

S_W 의 영공간은 S_B 의 사영이 영이 아닐 때 가장 판별력 있는 정보를 가지게 된다. 각 클래스마다 오직 하나의 샘플영상만이 있는 극단적인 경우에 $S_W=0$ 라는 조건으로 S_B 를 최대화 할 수 있다. 해 A^* 는 S_W 의 커널(null space)에 포함된 정규직교 열로 이루어진 $n \times m$ 행렬들의 집합이다. 그러므로 우리는 S_W 의 영공간을 단순히 버릴 수 없다. 제안한 알고리즘은 동시에 S_B 와 S_W 를 대각화 하는 변환 행렬을 찾아 분리된 차원 축소 단계 없이 LDA를 수행하게 된다.

$$S_B = \sum_{i=0}^M (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T = \Phi_B \Phi_B^T \quad (28)$$

$$S_W = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N (\mu_i - \mu)(\mu_j - \mu)^T = \Phi_W \Phi_W^T \quad (29)$$

S_B 와 S_W 에 대한 정의인 수식(28)과 수식(29)을 이용하여 Φ_B 와 Φ_W 를 구한 후 S_B 의 영공간을 제거하고 S_W 를 대각화하고 이를 통하여 $\Phi_B(n \times m)$ 의 고유값을 분석한다. 여기서 n 은 영상의 크기이고 m 은 클래스의 수이다. 고유값과 이에 대응하는 고유벡터를 내림차순으로 정렬하고 $\Phi_W^T \Phi_W$ 의 고유벡터 x 를 S_B 의 고유벡터인 $v = \Phi_B x$ 로 사상한다. v 를 정규화하고 이 벡터를 열벡터로 갖는 V 를 구하면 $V^T S_B V = \Lambda$ 를 만족시킨다. 여기서 $V^T V = I$ 이고 Λ 는 내림차순으로 정렬된 대각 행렬이다. 또한 0에 가까운 고유값을 임계값으로 설정하여 제거한다. v_j 가 V 의 처음 m 개의 열벡터라고 하면 다음 수식이 성립한다.

$$V^T S_B V = D_B \quad (30)$$

S_W 를 대각화하기 D_B^{-1} 을 양변에 곱해주면 행렬을 단위행렬로 만들 수 있고 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$Y D_B^{-\frac{1}{2}} T^T S_B Y D_B^{-\frac{1}{2}} = D_B D_B^{-\frac{1}{2}} \quad (31)$$

S_W 를 대각화 하기 위해 $Z = Y D_B^{-\frac{1}{2}}$ 로 하여 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$\left(Y D_B^{-\frac{1}{2}} \right)^T T^T S_B \left(Y D_B^{-\frac{1}{2}} \right) = Z^T S_B Z = I \quad (32)$$

$Z^T S_W Z$ 를 대각화 하기 위해 다음 수식(33)을 이용하여 고유분해를 수행한 후, 수식(34)를 이용하여 고유값을 구할 수 있다. 다음의 수식에서 $U^T U = I$ 이고 D_W 의 대각 원소에 0을 가질 수도 있다.

$$U^T Z^T S_W Z U = D_W \quad (33)$$

$$Z^T S_W Z = Z^T \Phi_W \Phi_W^T Z = (\Phi^T Z)^T (\Phi_W^T Z) \quad (34)$$

D_W 의 가장 작은 고유값에 대응하는 고유 벡터들이 가장 잘 분류하는 차원의 기저를 이룬다. 선형 판별 분석은 동시 대각화 과정을 통해 선형 판별 행렬 $A = (ZU^T)$ 가 된다. 행렬 A 는 LDA식의 분자와 분모를 다음 수식과 같이 대각화한다.

$$A S_W A^T = D_W, \quad A S_B A^T = I \quad (35)$$

학습 영상의 클래스 당 평균에 변환 행렬 A 를 사상시켜 학습 영상의 특징을 추출한다. 수식(36)에서 변환 행렬에 테스트 벡터를 사상할 때 $D_W^{-\frac{1}{2}}$ 를 곱해준 것은 인식이 잘되도록 하는 가중치의 의미이다.

$$X^* = D_W^{-\frac{1}{2}} A m_i \quad (36)$$

얼굴 인식을 위해 새롭게 입력된 영상을 Y 라고 하면 다음 수식(37) Y^* 에 의해서 테스트 영상을 추출할 수 있다.

$$Y^* = D_W^{-\frac{1}{2}} A Y \quad (37)$$

얼굴 인식은 훈련 영상의 특징 벡터와 테스트 영상의 특징 벡터의 유사도를 측정하여 테스트 영상을 인식한다.

4. 실험 결과

비디오 영상에서 얼굴 영역을 추출하기 위해 카메라로부터 입력된 영상을 RGB 형식으로 받는다. 입력된 영상은 RGB형식으로 휘도 성분과 색차 성분을 이용하기 위해서 YC_bC_r 데이터를 형식으로 변환 후 영상에서 얼굴영역만을 추출한다. 얼굴 영역 추출 시스템으로부터 추출된 얼굴 영역은 얼굴 인식 시스템에서 얼굴 특

정 벡터를 추출하기 위해 제안한 방법으로 연산을 수행하게 된다.

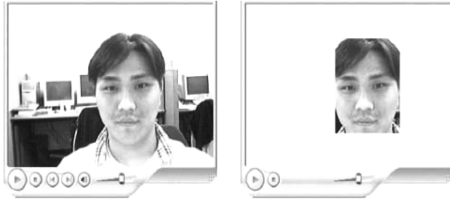


Fig. 1. Face extraction on video sequence.

또한 성능 분석을 위해 ORL얼굴 데이터베이스와 Yale 대학 얼굴 데이터베이스를 사용하였다. 얼굴 인식을 위한 유사도 측정을 위하여 유클리디언 거리를 이용하였다. 인식률은 인식되는 얼굴 영상의 개수와 전체 질의 영상의 개수의 비로 평가하였다.

Table 1. Experimental result of our method

Method		Rate (%)
PCA	ORL	86.2
	Yale	82
PCA+LDA	ORL	88
	Yale	84.7
Proposed Method	ORL	92
	Yale	88

[표 1]에서 보듯이 기존의 PCA 및 LDA 방법보다 PCA와 LDA 방법을 병합한 방법이 얼굴 인식률에서 보다 향상된 결과를 보여 주고 있다. 또한 PCA과 LDA를 결합한 알고리즘이 제안한 알고리즘 보다 인식률이 떨어지는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 입력 받은 영상으로부터 얼굴 영역을 추출하기 위하여 YC_bC_r 칼라영역으로부터 휘도성분과 색차성분을 이용하여 비디오 영상에서 얼굴영역만을 추출하였다. 추출된 얼굴 영역에 개선된 통합 알고리즘을 적용하여 얼굴 인식을 시스템을 구축하였다. PCA와 LDA를 결합한 알고리즘이 제안한 알고리즘 보다 인식률이 떨어지는 것을 알 수 있다. 이는 PCA를 통한 LDA알고리즘이 판별 정보가 될 수 있는 데이터를 PCA를 통하여 제거 될 수 있는 문제점을 가지고 있기

때문이다. 제안한 알고리즘은 이러한 문제점을 해결하여 비디오 영상에서 얼굴영역을 추출하고 이를 인식할 수 있으며, 다른 알고리즘 보다 좋은 결과를 보여주고 있다. 향후 연구 과제로 가우시안 분포를 이용한 얼굴 영역 추출 알고리즘과 연산비용의 향상을 고려한 템플릿 매칭이 요구된다.

감사의 글

이 연구는 2006학년도 단국대학교 대학연구비의 지원으로 연구되었음.

참고문헌

1. R.Chellapa, C. L., Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces : A Survey", DACA76-92-C0009, (1994).
2. J.Weng, and D. L. Swets, "Face recognition in Biometrics: Personal Identification in Networked Society", Boston, MA, KluwerAcademic, pp. 67-86, (1999).
3. K. K. Sung, and T. Poggio, "Example-based learning for view-based human face detection", IEEE Trans. in PAML, 20(1), pp. 39~51, (1998).
4. J. Daugman, "Face and gesture recognition : overview ", IEEE Trans, Pattern Analysis and Machine Intell., vol. 19, no. 7, pp. 675-675, (1997).
5. M. Turk, and A. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces", Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 586-591, (1991).
6. M. Kirby, and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, pp. 103-108, (1990).
7. P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific Linear Projection", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 711-720, Jul. (1997).
8. Elena Casiraghi, Raffaella Lanzarotti, Giuseppe Lipori, "A Face Detection System based on Color and Support Vector Machines", 14th Italian Workshop on Neural Networks(WIRN2003), Volume 2859 of Lecture Notes in Computer Science, pp.113-120, (2003).

접수일자: 2008년 8월 21일, 심사일자: 2008년 9월 4일
 게재확정일자: 2008년 9월 22일