

<https://doi.org/10.7236/IIBC.2016.16.6.183>

IIBC 2016-6-23

SVM을 이용한 얼굴 인식에 관한 연구

A Study on Face Recognition using Support Vector Machine

김승재*, 이정재**

Seung-Jae Kim*, Jung-Jae Lee**

요약 논문에서는 얼굴 인식을 위한 보다 안정적이며 조명 변화와 회전에 강인하게 얼굴 영역을 검출하며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 강인한 인식 알고리즘에 대해 제안한다. 제안하는 알고리즘은 전처리 과정을 거쳐 정규화한 후 얼굴 영역만을 분할 검출한 후 주성분분석(PCA)을 이용하여 특징벡터를 구한다. 또한 구해진 특징 벡터를 SVM에 적용하여 최적의 이진분류를 진행함으로써 얼굴 영역에 대한 검증을 수행한다. 검증 후 특징벡터를 이용하여 최종 얼굴을 인식하게 된다. 본 논문에서 제안하는 방법은 인식률의 안전성과 정확성을 향상시킬 수 있었으며, 차원 축소로 인해 많은 계산 량이 요구되지 않기 때문에 실시간 인식도 가능하다.

Abstract This study proposed a more stable robust recognition algorithm which detects faces reliably even in cases where there are changes in lighting and angle of view, as well it satisfies efficiency in calculation and detection performance. The algorithm proposed detects the face area alone after normalization through pre-processing and obtains a feature vector using (PCA). Also, by applying the feature vector obtained for SVM, face areas can be tested. After the testing, using the feature vector is final face recognition performed. The algorithm proposed in this study could increase the stability and accuracy of recognition rates and as a large amount of calculation was not necessary due to the use of two dimensions, real-time recognition was possible.

Key Words : PCA, SVM, Face Recognition

1. 서론

인간의 행동 분석[1,2]에 대해 다양한 분야에서 각각의 특성에 맞는 연구가 진행되고 있지만 그 중에서도 생체인식 분야가 주류가 된다고 해도 과언이 아닐 것이다. 생체인식 중에서도 얼굴 인식은 템플릿 매칭 접근, 통계적 분류 접근, 구조적 접근 및 신경망 접근 방법의 4가지 방법으로 분류할 수 있다[3]. 이 중에서 통계적 분류방법으로 주성분 분석(PCA)에 의한 얼굴 인식[4,5][14,15,16,17,18],

서포트벡터머신(SVM)에 의한 얼굴 인식[4][6], 선형판별 분석(LDA) 의한 얼굴 인식[5][7], 독립성분분석(ICA)에 의한 얼굴 인식[8]과 신경망(Neural Network)에 의한 얼굴 인식[9] 등이 계산 량이 적으므로 얼굴 인식에서 주류를 이루고 있다.

본 논문에서는 얼굴 인식을 위한 보다 안정적이며 조명 변화와 회전에 강인하게 얼굴 영역을 검출하며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 강인한 인식 알고리즘에 대해 제안한다. 제안하는 시스템은 전처

*정회원, 조선대학교 컴퓨터공학과

**정회원, 송원대학교 컴퓨터정보학과

접수일자: 2016년 11월 15일, 수정완료: 2016년 12월 5일

게재확정일자: 2016년 12월 9일

Received: 15 November, 2016 / Revised: 5 December, 2016

Accepted: 9 December, 2016

**Corresponding Author: jjalee@songwon.ac.kr

College of Computer and Information Engineering,

Songwon University, Korea

리 과정을 거쳐 영상의 정규화를 진행하였다. 첫째, 정규화된 영상에서 얼굴 영역만을 정확하게 분할 검출하기 위해 밝고 어두운 두 영상의 차분연산을 통해 배경 영역을 제거함으로써 얼굴 후보 영역을 검출한다. 둘째, 검출된 후보 영역에 대해 주성분분석(PCA)을 적용하여 고차원의 데이터에 대해 차원을 축소하여 저차원의 특징 벡터를 구한 후 특징 벡터를 서포트벡터머신(SVM)에 적용하여 이진 분류를 수행함으로써 얼굴영역 후보에 대한 정확한 검증을 수행한다. 마지막으로 검증과정을 거친 특징벡터를 이용하여 최종 얼굴을 인식한다.

또한 얼굴의 인식률을 높이기 위해 입력되는 각 얼굴 영상의 방향을 좌·우 45° 회전 정보를 갖는 영상을 획득한 후 데이터베이스를 생성하여 대표값을 구하고 PCA를 적용하여 고유공간에 투영시킴으로써 얼굴의 특징 값을 산출한다. 이 과정을 통해 입력 방향에 따른 인식률에 대해 안전성과 정확성을 향상시킬 수 있었다. 또한 차원 축소로 인해 많은 계산량이 요구되지 않기 때문에 실시간 인식 시스템에도 적용할 수 있다.

II. 관련연구

1. 전체 시스템 구성도

본 논문에서는 얼굴 영상을 정확히 분석하고 인식하기 위해 PCA를 적용하여 각각의 얼굴 영상을 고유 공간에 투영시킨 후 추출된 특징 값을 대상으로 SVM에 적용한 후 SV를 구하여 이진분류를 수행함으로써 얼굴에 대한 검증을 수행한다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 전체 시스템 구성도이다.

2. 얼굴 영역 검출

본 논문에서는 조명 변화로 인한 배경의 밝기 변화를 측정하여 시간 요소(t)를 고려해서 일정 시간 T_i 동안 배경 영상 I_t 를 취득한 다음 영상 영역 R 내에 있는 각 픽셀 (x)들을 분석하여 조명이 가장 밝았을 때의 화소 값 $P_{\max}(x)$ 와 가장 어두운 때의 화소 $P_{\min}(x)$ 을 얻는다. 이 두 화소 값의 차이 $D(x)$ 는 조명의 변화로 나타날 수 있는 밝기의 임계치이다. 이 방법은 임의의 한 특정한 밝기 값을 가진 영상을 이용했을 때보다 목표 영역에 대한 접근 및 검출을 더욱 정확하게 할 수 있게 되며, 식(1-4)와 표현할 수 있다.

$$BM = \{P_{\max}(x), P_{\min}(x), D(x)\}_{x \in R} \quad (1)$$

$$P_{\max}(x) = \text{Max}I_t(x), (1 \leq t \leq T_i) \quad (2)$$

$$P_{\min}(x) = \text{Min}I_t(x), (1 \leq t \leq T_i) \quad (3)$$

$$D(x) = P_{\max}(x) - P_{\min}(x) \quad (4)$$

일단 배경 모델이 만들어지면 이진 영상 $B(x)$ 는 식(5)서 보여주는 것처럼 입력 영상 $I(x)$ 의 가장 밝은 화소 값 $P_{\max}(x)$ 와 가장 어두운 화소 값 $P_{\min}(x)$ 의 차분 연산을 통해 얻은 차이 값이 $D(x)$ 임계치 보다 크면 최대 값(255)을 그렇지 않으면 최소값(0)의 화소값을 갖게 한다.

$$B(x) = \begin{cases} 255 & \text{if } |P_{\max}(x) - I(x)| \text{ or } |P_{\min}(x) - I(x)| > D(x) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

식(2)의 결과로 얻어진 이진 영상에는 배경 모델에서 설정한 밝기 값의 임계치를 벗어나는 조명의 변화로 인해 배경임에도 불구하고 전경 영역으로 분리되어 1픽셀의 잡음 점들이 포함될 수 있으므로 모폴로지 연산을 통해서 잡음을 제거하였다.

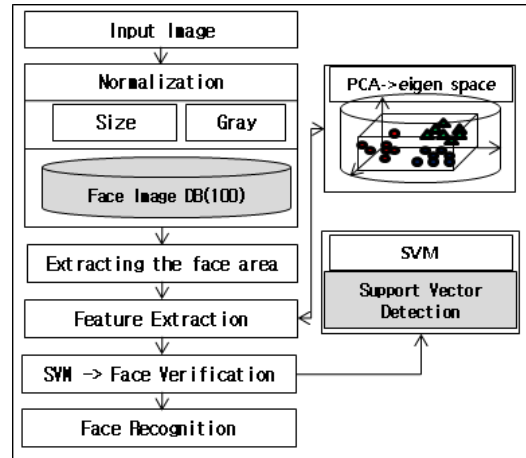


그림 1. 알고리즘 전체 시스템
Fig. 1. Algorithm of the Whole System

3. PCA에 의한 얼굴 공간

본 논문에서는 안정된 인식률을 얻기 위해 PCA를 이용해 파라메트릭 공간을 생성하여 얼굴의 방향성 문제를 해결하는 방법을 제시한다. 이는 입력 영상의 변화율을 크게 하기 위해 각 얼굴 영상에 대해 좌·우 45°씩 틀어 회전 정보를 갖는 영상을 데이터베이스화함으로써 입력 영상의 방향이 틀어져도 같은 영상으로 인식할 수 있게 된다. 그림 2는 자유롭게 입력되는 얼굴의 방향성을 고려

하여 얼굴 영상을 5°씩 틀어서 획득한 영상의 일부이다(1
 얼굴=19개의 영상으로 분할 구성).



그림 2. 입력 방향성을 고려한 얼굴 영상
 Fig. 2. Facial image in consideration of the directionality

가. 고유 공간 구성

고유벡터를 계산하기 위해서는 먼저 모든 영상의 평균 데이터를 구하여 각 영상들의 데이터의 차를 구한다. 그림 3은 모델 영상에 대한 평균영상을 구하는 것을 보여 주고 있다. 이렇게 구해진 평균 데이터 C와 새로운 영상 데이터 집합 X를 식(6)과 식(7)과 같이 나타낸다.

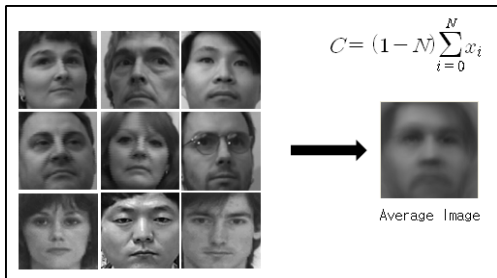


그림 3. 모델영상에 대한 평균 영상
 Fig. 3. Average image of the model image

$$C = (1/N) \sum_{i=1}^N x_i \quad (6)$$

$$X = \left\{ x_{1,1}^{(1)} - c, x_{2,1}^{(1)} - c, \dots, x_{R,1}^{(1)} - c, \dots, x_{R,L}^{(P)} - c \right\} \quad (7)$$

고유공간을 구하기 위해서는 M * N의 크기를 지닌 영상 집합 X를 식(8)과 같이 계산하고 식(9)를 만족하는 고유벡터를 구하면 된다. 즉, 공분산 행렬 Q에 대한 고유치 λ와 고유벡터 e를 구한다.

$$Q = XX^T \quad (8)$$

$$\lambda_i e_i = Q e_i \quad (9)$$

여기서 M은 한 영상의 데이터(100x100)이고 N은 전체 영상의 개수를 나타내는 정수이다.

본 논문에서는 특이치 분해(SVD)를 이용하여 고유 공간을 구하여 영상 집합 X의 공분산 행렬에 대한 고유 벡터를 얻었다.

행렬은 식(10)과 같이 분해가 가능하며 원 식은 식(11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$X = \sum_{i=1}^r \sigma_i V_i u_i^T \quad (10)$$

$$X = V \sum U^T \quad (11)$$

V와 U 행렬은 각각 직교 행렬이기 때문에 식(12)에서 나타낸 것처럼 표현된다.

$$[V^T] \cdot [V] = [U^T] \cdot [U] = [I] \quad (12)$$

이런 과정으로 얻어진 행렬 중 공분산의 고유 벡터로 이용되는 행렬은 공분산 행렬 X와 크기가 일치하는 U이다. 각 고유벡터가 지닌 고유치의 크기는 그 고유벡터의 중요도를 의미하므로 그 고유공간을 규정하는 중요 고유 벡터를 식(13)을 이용하여 선택한다. 따라서 모든 고유 벡터를 고유 공간 구성에 이용하지 않고 많은 영상을 대표 할 수 있는 주성분의 벡터만을 이용할 수 있으며, 얼굴 영상의 고유 공간으로 표현한다.

$$\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \geq T_1 \quad (13)$$

나. 고유공간에서의 상관관계

앞 절에서 얻어진 얼굴 영상의 고유 공간에서 평균 영상 C에서 뺀 영상 집합 x를 모두 식(14)을 이용하여 투영시킨다.

$$f_j = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_k]^T (x_n - c) \quad (14)$$

구해진 f_j 얼굴 영상의 고유 공간상에서 점들로 표현 되는데 이러한 점들을 각 얼굴의 특징 심볼을 구한 것과 같다. 고유공간에 투영시킨 결과 이산적인 점들로 표현되며, 비슷한 특징 값을 가지는 벡터는 고유공간에서도 가까운 곳에 투영된다. 즉, 가까울수록 영상들의 높은 상관관계를 가진다.

4. SVM을 이용한 얼굴 검증

본 논문에서는 고유공간에서 겹침으로 인한 인식 오

류를 없애기 위해 PCA에서 추출한 특징 값들을 SVM에 적용하여 최적의 이진분류를 하기 위해 초평면에서의 마진을 이용해 Support Vector(SV)를 구함으로써 서로 다른 얼굴에 대한 검증을 한다.

가. Support Vector Machine

SVM은 1995년 Vapnik^[10]에 의해 이진패턴 분류 문제를 해결하기 위해 제안된 학습방법으로 각 범주의 대표적인 특성을 갖는 벡터를 이용하여 최적의 초평면을 찾아서 두 범주를 분류하는 기법이다. SVM은 인식 성능과 처리 속도가 매우 뛰어나 얼굴인식, 문자인식, 패턴인식, 문서 범주화 등 다양한 분야에 적용되고 있다^[11]. 초평면을 만드는 선형 분류기의 정의는 식(15)와 같다.

$$g(x, y) = \langle W, x \rangle + \omega_0 = W^T x + \omega_0 = \sum_{i=1}^n w_i x_i + \omega_0 \quad (15)$$

선형 분류기는 분류될 클래스가 (+1)과 (-1)일 경우에 대해 클래스를 결정하였다.

만약, $W^T x + \omega_0 > 0$ 이면, +1 class

만약, $W^T x + \omega_0 < 0$ 이면, -1 class

여기서, $W = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d)^T, x = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T$ 이며, 는 중심에서 초평면에 내린 수선의 발의 길이이다.

SVM에 의한 분류는 두 클래스 사이에서 일차 직선을 데이터 점과 만날 때까지 확장한 폭을 선형 분류기의 마진이라고 정의 하며, 마진에는 작은 마진에서 큰 마진 등이 존재한다. 그림 4는 작은 마진을 그림 5는 최대 마진, OSH, Support Vector를 보여준다.

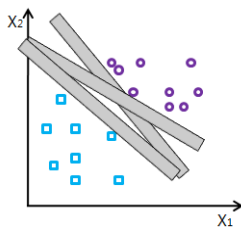


그림 4. 작은 마진
Fig. 4. Small margin

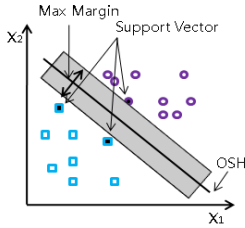


그림 5. 최대 마진, OSH, SV
Fig. 5. Max margin, OSH, SV

그림 5에서처럼 초평면으로부터 가장 가까이에 위치한 데이터를 SV라 하고 초평면에서 SV의 위치까지의 최소 거리를 마진이라 한다. 또한 최적의 초평면 OSH(Optimal Separating Hyperplane)는 마진을 가능한 최대로 하여 두 클래스 간의 구분을 최적화 한다.

SVM은 입력이 m차원일 경우를 포함하여 최적 분류 초평면인 결정경계와 마진을 최대화하는 최적 파라미터 (W, b) 를 찾아내는 방법으로써 초평면들을 벡터의 내적으로 표현하면 식(16)과 같고 W 는 초평면과 직교하는 가중치 벡터이고, b 는 기준값이다.

$$(W \circ X) + b = 0 \quad W \in R^n, b \in R \quad (16)$$

여기서, 가중치(W)와 기준값(b)를 구하기 위해 식(17)을 이용하여 평면과 한점간의 거리(d)를 구한 후 $d=0$ 인 결정경계, 결정경계와 가장 가까운 학습 표본에 대하여 +1, -1이 되는 평면을 각각 식(18),식(19)과 같이 Plus-Plane과 Minus-Plane으로 정의하며, W 는 Plus-Plane과 Minus-Plane 둘 다에 수직인 법선 벡터이므로 u 와 v 가 Plus-Plane 상의 두 벡터라고 하면, $W(u-v) = 0$ 이 된다.

$$d = \frac{W^T A + b}{\|W\|} \quad (17)$$

$$\text{Plus-Plane} : \{X: W^T X + b = +1\} \quad (18)$$

$$\text{Minus-Plane} : \{X: W^T X + b = -1\} \quad (19)$$

SVM의 학습은 초평면들 중에서 최적 초평면을 찾는 과정이며, 이 때 W 와 b 항으로 최적의 초평면은 식(20)처럼 마진(M) $\frac{2}{\|W\|}$ 가 최대가 되도록 하며, $\frac{\|W\|}{2}$ 가 최소화하는 문제가 된다.

$$\begin{aligned} M = |x^+ - x^-| &= |\lambda W| = \lambda \|W\| \\ &= \lambda \sqrt{W^T W} = \frac{2\sqrt{W^T W}}{W^T W} \\ &= \frac{2}{\sqrt{W^T W}} = \frac{2}{\|W\|} \end{aligned} \quad (20)$$

SVM의 테스트 단계는 임의의 n차원 벡터의 입력 객체 $X_i \in R^n$ 을 두 개의 클래스 $y_i \in \{+1, -1\}$ 로 예측하는 과정이고, 학습을 통해 계산된 최적 초평면에 응답하는 분류 결정 함수 $f(X)$ 는 식(21)와 같다.

$$f(X) = \text{sign}((W \cdot X_i) + b) \quad (21)$$

선형 분류가 가능한 경우에는 식(22),식(23)과 같은 최적화 문제가 된다.

$$\max \frac{2}{\|W\|} \Rightarrow \min \frac{\|W\|}{2} \quad (22)$$

$$\text{subject to} : y_i (W^T X_i + b) - 10, \forall i = (1, \dots, N) \quad (23)$$

최적화 문제에서 함수의 최소 또는 최대 문제는 라그랑지 함수를 이용하여 그 해법을 찾은 후 울프 쌍대문제로 유도하여 KKT(karush kuhm Tucker) 필요충분조건

을 적용하면 최적화 문제가 된다^[12].

라그랑지 계수 α_i 는 2차 프로그래밍 문제(QP)의 해^[13]이며, 목적식 $Q(\alpha)$ 를 최대화하는 α_i 를 구한 후 KKT 조건에서 유도된 식(24)을 사용하여 최적 가중치 벡터 \hat{W} 를 구한다.

$$\hat{W} = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i X_i \quad (24)$$

최적의 기준값 \hat{b} 는 식(25)를 사용하여 구한다.

$$\alpha_i [y_i (W^T X_i + \hat{b}) - 1] = 0, \forall i = (1, 2, \dots, N) \quad (25)$$

$$\hat{b} = \frac{1 - y_i \hat{W}^T X_i}{y_i} \Rightarrow \hat{b} = 1 - \hat{W}^T X_i, y_i = 1 \quad (26)$$

여기서, Support Vector는 $\alpha_i \neq 0$ 이고 $\alpha_i > 0$ 인 X_i 이다. 따라서, 임의의 입력 패턴 X 가 주어지면 식(24)과 식(26)에 의해 계산되어진 \hat{W} 와 \hat{b} 를 사용하여 식(27)을 식(24)로 치환하여 유도된 식(28)의 판별함수에 의해 분류 결과가 계산되어 진다.

$$f(x) = \text{sgn}(\hat{W}^T X + \hat{b}) \quad (27)$$

$$f(x) = \text{sgn}(\hat{W}^T X + \hat{b}) \quad (28)$$

선형적으로 분리되지 않는 경우 오류에 대한 슬랙 변수(slack variable) ξ 를 제약조건에 포함시켜야 한다. 슬랙 변수를 사용함으로써 식(29),식(30)과 같은 비용 함수를 통해 최적화가 가능하다.

$$\text{Minimize} : \Phi(W, \xi) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (29)$$

$$\text{Subject to} : \begin{cases} y_i (W^T X_i + b) \geq 1 - \xi_i, \forall i \\ \xi_i \geq 0, \forall i \end{cases} \quad (30)$$

여기서, C는 오분류와 성능간의 trade-off를 나타내는 비용 변수로 “trade-off 파라미터”로 정의한다. C의 값이 커지면 오분류 오차가 적어지고, C의 값이 적어지면 최소거리가 최대화되어 풀이의 복잡도는 낮아지게 된다.

비선형 SVM의 경우 입력 데이터 공간을 커널 함수를 이용하여 고차원의 특징 공간으로 맵핑하여 고차원의 유클리드 공간으로 학습 데이터를 투영하는 것으로 원 공간에서의 거리 관계를 어느 정도 보존 시킬 필요가 있기 때문에 사상 함수를 이용하여 커널 함수를 식(31)과 같이 정의 한다.

$$K(X, X') = \phi(X)^T \phi(X') \quad (31)$$

그림 6은 선형 분리 불가능한 1차원 데이터를 $Z_k = (x_k, x_k^2)$ 변환 함수를 적용하여 2차원 데이터로 사

상시킨 것이며, 선형 분리 가능한 결정 경계를 가진다.

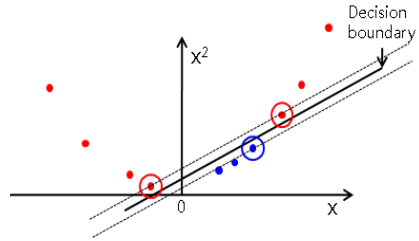


그림 6. 2차원에서의 사상
 Fig. 6. 2D' Projection

또한 2차원 데이터를 3차원으로 사상시키면 그림 7과 같이 선형 분리 가능한 평면을 얻을 수 있으며, 맵핑 함수를 사용한 라그랑지 함수의 쌍대화 문제는 식(32),식(33)와 같으며, 판별함수는 식(34)과 같다.

$$\text{Minimize} : W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j K(X_i + X_j) \quad (32)$$

$$\text{Subject to} : \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \alpha_i \geq 0, \forall i = (1, 2, \dots, N) \quad (33)$$

$$\text{판별함수} : f(x) = \sum \alpha_i y_i K(X_i, X_j) \quad (34)$$

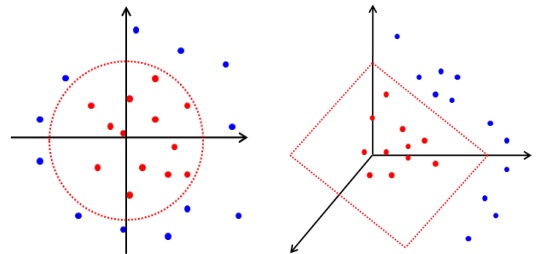


그림 7. 2차원 데이터를 3차원 공간으로 사상
 Fig. 7. Projection the 2D' data into 3D' space

나. SVM을 이용한 얼굴 검증

SVM은 얼굴과 비얼굴 영상에 대해 각각 PCA를 통해 추출된 고유 얼굴에 투영하여 얼굴(+1)클래스와 비얼굴(-1)클래스로 하여 학습하였으며, 얼굴 검증을 하기 위해 고유 공간에서 고유값에 가까우면 얼굴로 멀면 비얼굴로 검출한다.

본 실험에서 SVM의 학습을 위해 마스크를 설정하여 훈련 데이터를 만들었다. 또한 생성된 훈련 데이터에 비선형 SVM을 적용하여 모든 오분류 표본이 최소가 되도록 파라미터C를 설정하여 학습하였다. 또한 특징 계수를 비선형 SVM의 학습데이터로 사용하였다. 식(35)은 전체

특징 계수 중에서 상위 R개의 특징 계수를 선택한 경우이다.

$$X_i = (d_1, \dots, d_R, y), y_i \in \{face, non\ face\} \quad (35)$$

III. 실험 및 결과

얼굴 인식 과정은 첫째, 카메라로부터 촬영된 640*480의 입력 영상을 전처리과정으로 100*100으로 정규화 하였으며, 연산속도를 줄이기 위해 모델 영상을 Gray Level로 변환하였다. 그림 8은 정규화 과정을 거쳐 최적의 모델을 생성하기 위한 전처리과정을 보여준다.

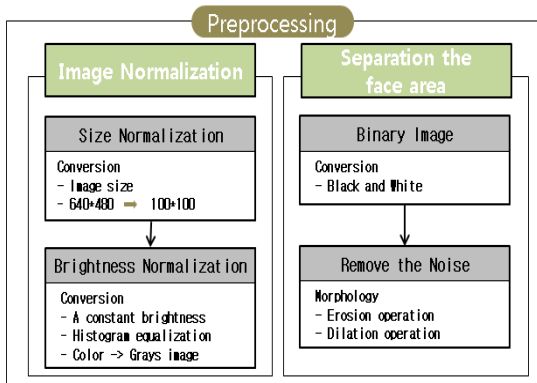


그림 8. 최적의 모델 생성을 위한 전처리 과정
Fig. 8. Pre-processing for creating the best model

둘째, 조명변화에 덜 민감하게 하기 위해 서로 다른 밝기값을 가진 두 영상의 차를 이용하여 임계치를 적용함으로써 목표 영역에 대한 접근 및 검출 능력을 향상시켰다. 셋째, PCA를 이용하여 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 차원을 축소하여 특징값을 추출한 후 고유공간에 투영시킨다. 넷째, 추출된 특징값을 SVM에 적용하여 최적의 이진분류가 되도록 초평면상에서 SV를 구함으로써 후보가 된 얼굴 영역에 대한 정확한 검증을 수행하였다. 마지막으로 검증된 특징벡터를 이용하여 최종 얼굴을 인식한다. 본 논문에서 제안하는 얼굴 인식 방법의 성능 평가를 위하여 기존의 다른 알고리즘과 비교하였다. 표 1은 기존 알고리즘들을 단순히 적용하였을 때의 인식 성능을 비교한 것이며, 표 2는 복합 알고리즘을 적용하였을 때의 인식 성능을 비교한 것이다.

표 1. 단순 알고리즘에 대한 인식률 비교(%)

Table 1. Recognition compared to the simple algorithm(%)

Algorithm	Success Ratio	Fail Ratio	Time (sec)
S-PCA	88.1	11.9	0.62
S-ICA	88.4	11.6	0.61
S-SVM	88.7	11.3	0.64

표 1에서는 얼굴 인식의 대표적인 알고리즘을 Single로 사용하여 인식률을 측정된 것이다. 인식률에 있어 4개의 알고리즘 모두가 엇비슷한 결과를 보였으며, 이 중에서 근소한 차이는 하나 LDA가 가장 높은 인식률을 보였다. 반면 SVM은 상대적으로 낮았다. 전체적으로 보면 각각의 알고리즘들은 개별적으로 훌륭한 특성을 가지고 있지만 Single로 사용되어지면 최적의 효과를 볼 수 없다는 결론을 얻을 수 있다. 인식 시간에 있어서는 4개의 알고리즘 모두가 빠른 반응 시간을 보이고 있다.

표 2. 복합 알고리즘에 대한 인식률 비교(%)

Table 2. Recognition compared to the complex algorithm(%)

Algorithm	Success Ratio	Fail Ratio	Time (sec)
ICA+SVM	93.5	6.5	0.89
PCA+SVM	94.1	5.1	0.87

표 2는 단일 알고리즘의 단점을 보완하고 좀 더 향상된 인식률을 얻기 위해 각 알고리즘을 복합적으로 적용하여 인식률을 측정된 것이다. 대부분의 복합 알고리즘은 표 1에 비해 약3%~5% 정도의 인식률이 향상되었으며, 모두 높은 인식률을 보여준다. 그 중에서도 본 논문에서 제안하는 방법이 94.1%로 큰 폭은 아니지만 가장 높은 인식률을 보여줌으로써 기존의 다른 방법보다 안정된 얼굴 인식이 가능하다는 것을 알 수 있다.

표 3은 카메라를 통한 입력 영상이 단순한 배경일 경우와 복잡한 배경일 경우의 인식률을 비교한 것이며, 표 4는 입력되는 영상에 대해 조명 변화를 고려하여 밝은 조명에서 촬영된 영상과 어두운 조명에서 촬영된 영상 그리고 본 논문에서 제안하는 방법으로 얼굴 영역의 검출율을 비교한 것이다.

표 3. 배경변화에 따른 인식을 비교(%)
Table 3. Recognition compared to the background changes(%)

Backound	Success Ratio	Fail Ratio	Time (sec)
Simple background	99.4	0.6	0.53
Complex background	92.6	7.4	0.67

표 3에서의 인식률을 보면 단순한 배경에서의 입력 영상이 99.4%로 매우 높은 인식률을 보여주고 있다. 즉, 영상 내에 포함된 값 중 배경이 얼굴의 고유한 특성과 비슷한 정보를 가지고 있는가에 따라 인식률의 차이를 보인다고 할 수 있다.

표 4. 조명변화에 따른 얼굴 영역 검출 비교(%)
Table 4. Face detection by comparison to lighting changes(%)

Lighting changes	Success Ratio	Fail Ratio	Time (sec)
Bright light	82.1	17.9	0.64
Difference image	91.7	8.3	0.56
Dark light	79.5	20.5	0.71

표 4는 가변적인 조명환경에서 얼굴 검출율을 확인하기 위한 실험으로 본 논문에서 제안하는 방법이 91.7%로 앞의 두 조명 조건에 비해 높은 검출율을 보였다. 이 실험을 통해 얼굴 검출에 있어 조명의 변화는 매우 민감한 요소가 된다는 것을 다시 한 번 알 수 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 얼굴 인식을 위한 보다 안정적이며 조명 변화와 회전에 강인하게 얼굴 영역을 검출하며, 계산의 효율성과 검출 성능을 동시에 만족시키는 강인한 인식 알고리즘에 대해 제안한다. 웹 카메라를 통해 얼굴 영상이 입력되면 높은 전처리 과정을 거쳐 정규화된 후 정규화된 영상에서 얼굴 영역만을 정확하게 분할 검출하기 위해 서로 다른 밝기 값을 가진 두 영상의 차분연산을 통해 목표 영역에 대한 접근 및 검출 능력을 향상시켰다. 검출된 후보 영역에 대해 주성분분석(PCA)을 적용한 후

특징 벡터를 SVM에 적용하여 최적의 이진분류를 하여 후보가 된 얼굴 영역에 대한 검증을 수행한다. 마지막으로 검증과정을 거친 특징 벡터를 이용하여 최종 얼굴을 인식하였다.

또한, 입력되는 얼굴 영상의 방향을 고려하여 좌·우 45°회전을 가진 영상에 대해 데이터베이스를 생성한 후 PCA를 적용하여 입력 영상의 방향성에 대한 인식 오차를 줄일 수 있었다.

향후에는 기존의 알고리즘에 적용하는 것에 그치지 않고 새로운 알고리즘을 개발하는 연구가 이루어져야 할 것이다.

References

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods "Digital Image Processing," Prentice Hall, 2002.
- [2] K. Yung-Wei, G. Hui-Zhen, Y. Shyan-Ming, "Integration of face and hand gesture recognition", Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICCIT '08. Third International Conference on, Vol. 1, pp. 330-335, 2008.
- [3] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Strok, "Pattern Classification", Second Edition by John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [4] M. O. Faruq, M. Al Mehedi Hasan, "Face Recognition Using PCA and SVM", Anti-counterfeiting, Security, and Identification in Communication, 2009. ASID 2009. 3rd International Conference on, pp. 97-101, 2009.
- [5] Jian Yang, Jing-Ju Yang, "Why can LDA be performed in PCA transformed space?", Patter Recognition 36, pp.563-566, 2003.
- [6] V. Vapnik. "The Natue of Statistical Learning Theory," Springer-verlag, New York, 1995.
- [7] P. Liao, J. Liu, M. Wang, H. Ma, W. Zhang, "Ensemble local fractional LDA for Face Recognition", Computer Science and Automation Engineering(CSAE), 2012 IEEE International Conference on, Vol. 3, pp. 586-590, 2012.
- [8] Chengjun Liu, Wechsler, H., "Independent

- component analysis of Gabor feature for face recognition,” Neural Networks, IEEE Transactions on, Volume: 14, Issue: 4, pages: 919-928, July 2003.
- [9] S. E. El-Khamy, O. Abdel-Alim, M. M. Saii, “Neural Network Face Recognition Using Statistical Feature Extraction”, Radio Science Conference, 2000. 17th NRSC '2000. Seventeenth National, pp. C31/1-C31/8, 2000.
- [10] V. Vapnik. “The Natue of Statistical Learning Theory,” Springer-verlag, New York, 1995.
- [11] CJC. Burges. “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition,” in Data Mining and Knowledge Discovery, v.2 n.2, pp.121-167. 1998.
- [12] I. P. Alonso, D. F. Llorca, M. A. Sotelo, and L. M. Bergasa, “Combination of Feature Extraction Methods for SVM Pedestrian Detection”, IEEE Trans. on TITS, Vol. 8, No. 2, pp. 292-307, June 2007.
- [13] Platt, J.C., “Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines,” Microsoft Research Technical Report MSR-TR-98-14, 1998.
- [14] S.H Joo, W.S Yang. “Implementation of a Portable Identification System using Iris Recognition Techniques“, The Journal of The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication VOL. 11 No. 5, October 2011.
- [15] P.K Rhee, Y.Z Xu, H.C. Shin, S.Yan. “local Context based Feature Extraction for Efficient Face Detection“, The Journal of The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication VOL. 11 No. 1, February 2011.
- [16] S. H Lee, M. J. Lim. “Implementation of U-Healthcare Environment for Patient Recognition Applied Algorithm of Extracting Face Feature Points“, The Journal of The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication VOL. 9 No. 4, April 2009.
- [17] C. II Woo. “A Study on the Image Tamper Detection using Digital Signature“, Journal of The Korea Academia-Industrial cooperation Society Vol. 16, No. 7, pp. 4912-4917, 2015.
DOI: <http://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2015.16.7.4912>
- [18] C. II Woo. “A Study on the Image Tamper Detection using Digital Signature“, Journal of The Korea Academia-Industrial cooperation Society Vol. 16, No. 7, pp. 4912-4917, 2015.

저자 소개

김 승 재(정회원)



- 2003년 : 호남대학교(공학사)
- 2006년 : 전남대학교(공학석사)
- 2014년 : 조선대학교(이학박사)
- 2015년 ~ : 송원대학교 겸임교수
- 현재 : 삼남소프트 대표이사 및 조선대학교 외 다수 외래 강사

<주관심분야 : 신경망, 영상처리, SNS, 빅데이터분석>

이 정 재(정회원)



- 1986년 : 조선대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
- 1989년 : 조선대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)
- 1997년 : 조선대학교 대학원 전산통계학과 졸업(이학박사)
- 1997년 : 송원대학교 컴퓨터정보학과 전임강사

• 1997년~현재 : 송원대학교 컴퓨터정보학과 부교수

<주관심분야 : 의료영상처리, WBAN헬스케어>