논문 2012-49SP-4-10

다중 분류기의 판정단계 융합에 의한 얼굴인식

(Multi-classifier Decision-level Fusion for Face Recognition)

염 석 원*

(Seokwon Yeom)

요 약

얼굴인식 기술은 지능형 보안, 웹에서 콘텐츠 검색, 지능로봇의 시각부분, 머신인터페이스 등, 활용이 광범위 하다. 그러나 일반적으로 대상자의 표정과 포즈 변화, 주변의 조명 환경과 같은 문제가 있으며 이와 더불어 원거리에서 획득한 영상의 경우 저해상도를 비롯하여 블러와 잡음에 의한 영상의 열화 등의 여러 가지 어려움이 발생한다. 본 논문에서는 포톤 카운팅(Photon-counting) 선형판별법(Linear Discriminant Analysis)을 이용한 다중 분류기(Classifier)에 의한 판정을 융합하여 얼굴영상 인식을 수행한다. Fisher 선형판별법은 집단 간 분산을 최대로 하고 집단 내 분산을 최소로 하는 공간으로 선형 투영하는 방법으로, 학습영상의 수가 적을 경우 특이행렬 문제가 발생하지만 포톤카운팅 선형 판별법은 이러한 문제가 없으므로 차원축소를 위한 전 처리 과정이 필요 없다. 본 논문의 다중 분류기는 포톤 카운팅 선형판별법의 유클리드 거리(Euclidean Distance) 또는 정규화된 상관(Normalized Correlation)을 적용하는 판정규칙에 따라 구성된다. 다중분류기의 판정의 융합은 각 분류기 cost의 정규화(Normalization), 유효화(Validation), 그리고 융합규칙(Fusion Rule)으로 구성된다. 각 분류기에서 도출된 cost는 같은 범위로 정규화된 후 유효화 과정에서 선별되고 Minimum, 또는 Average, 또는 Majority-voting의 융합규칙에 의하여 융합된다. 실험에서는 원거리에서 획득한 효과를 구현하기 위하여 고해상도 데이터베이스 영상을 인위적으로 Unfocusing과 Motion 블러를 이용하여 열화하여 테스트하였다. 실험 결과는 다중분류기 융합결과의 인식률은 단일분류기보다 높다는 것을 보여준다.

Abstract

Face classification has wide applications in intelligent video surveillance, content retrieval, robot vision, and human-machine interface. Pose and expression changes, and arbitrary illumination are typical problems for face recognition. When the face is captured at a distance, the image quality is often degraded by blurring and noise corruption. This paper investigates the efficacy of multi-classifier decision level fusion for face classification based on the photon-counting linear discriminant analysis with two different cost functions: Euclidean distance and negative normalized correlation. Decision level fusion comprises three stages: cost normalization, cost validation, and fusion rules. First, the costs are normalized into the uniform range and then, candidate costs are selected during validation. Three fusion rules are employed: minimum, average, and majority-voting rules. In the experiments, unfocusing and motion blurs are rendered to simulate the effects of the long distance environments. It will be shown that the decision-level fusion scheme provides better results than the single classifier.

Keywords: face recognition, face classification, photon-counting LDA, decision-level fusion, blurring

Ⅰ. 서 론

얼굴영상을 학습하고 자동으로 인식하는 기술은 실시간 지능형 보안과 감시를 비롯하여 로봇 비전, 휴먼-머신 인터페이스, 콘텐츠 검색 등에서 활용이 광범위하다[1]. 통계적 얼굴인식 기술의 대표적인 방법으로 Eigen

* 정회원, 대구대학교 정보통신공학부
(Daegu University, Division of Computer and Communication Engineering)
※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2011-0003853)
접수일자: 2011년10월20일, 수정완료일: 2012년6월11일

face와 Fisher face가 있다. Eigen face는 주성분 분석법(PCA: Principal Component Analysis)을 이용하고 Fisher face는 주성분 분석법 후 Fisher 선형판별법(LDA: Linear Discriminant Analysis)을 이용한다[2~6]. Fisher 선형판별법은 서로 다른 클래스 간의 분산을 최대로 하며 동일 클래스의 분산의 합을 최소로 하는 공간으로 입력영상을 투영하여 판정하는 방법이다[7~8]. 그러나 일반적으로 학습영상의 수가 적은 경우에 특이(Singularity)행렬 문제가 발생하여 주성분 분석법과 같은 차원축소 과정이 필요하다. 그러나 포톤 카운팅(Photon-counting) 선형판별법은 Fisher의 최적화 기준을 고차원 공간에서 구현할 수 있다[9~10]. 클래스의 판정은 유클리드 거리(Euclidean Distance) 또는 정규화된 상관(Normalized Correlation)을 이용한다. 즉, 미지의 영상정보는 학습된 클래스 평균들 중 최소 유클리드 거리 또는 최대 상관을 가지는 클래스로 판단한다.

영상 인식 분야에서 서로 다른 분류기를 융합하여 보다 나은 결과를 도출하는 방법이 지속적으로 연구되었다[11~14]. [11]에는 여러 가지 융합규칙이 응용되었고 [12~13]에는 얼굴인식을 위하여 LDA와 PCA, SVD(Support Vector Machine)와 LDA의 융합이 연구되었다. 그러므로 다중 분류기의 융합은 서로 다른 분류기의 단점을 보완하여 전반적인 수행도의 향상을 이룬다. 그림 1은 다중분류기를 이용한 융합시스템의 개념도이다.

본 논문에서는 포톤 카운팅 선형판별의 다른 판정규칙인 유클리드 거리와 정규화 상관에 의한 다중분류기의 융합을 연구한다. 본 논문에서 연구한 다중분류기의 판정단계 융합은 코스트(Cost)의 정규화(Normalization), 유효화(Validation), 그리고 융합규칙 (Fusion Rule)의 세단계로 이루어진다[15]. 코스트 정규화는 서로 다른 분류기의 코스트 간의 상이함을 최소로 하고 유효화 과정에서는 후보 코스트를 선별하여 후보 코스트 집합을 구성한다. 융합단계에서는 Minimum, Average, 또는 Majority-voting의 융합규칙을 사용하여 코스트를 융합한다. 개발된 알고리즘은 다양한 환경에서 실험되었고 원거리에서 획득 한 영상의 효과를 구현하기 위하여 고해상도 얼굴 데이터베이스 영상을 인위적으로 열화하여 입력영상으로 실험하였다. 실험 결과는 다중분류기의 융합은 단일분류기보다 인식률이 높다는 것을 보여준다.

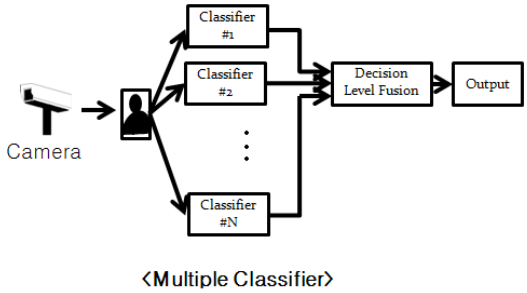


그림 1. 다중분류기 융합 개념도
Fig. 1. Multiple-classifier decision-level fusion.

본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 포톤카운팅 선형판별법을 Fisher 선형판별법과 비교하여 설명한다. 또한 다중분류기 판정단계 융합방법을 소개한다. Ⅲ장에서는 얼굴인식 실험을 수행하고 Ⅳ장에서는 결론으로 끝을 맺는다.

Ⅱ. 본 론

1. 포톤카운팅 선형판별법

Fisher 선형판별법은 서로 다른 클래스의 분산을 최대로 하며 동일 클래스 내의 구성원의 분산을 최소로 하는 공간을 구성하고 입력영상을 투영하여 클래스를 판정한다. Fisher의 최적화 기준은 다음과 같다.

$$W_F = \underset{W \in R^{d \times r}}{\arg\max} \frac{|W^t \Sigma_{xx}^B W|}{|W^t \Sigma_{xx}^W W|} \tag{1}$$

Σ_{xx}^B는 학습영상벡터, $\mathbf{x}=[x_1 \cdots x_d]^t$의 집단간(Between-class) 공분산 행렬이고 Σ_{xx}^W는 집단 내(Within-class) 공분산 행렬로 다음과 같다.

$$\Sigma_{xx}^B = E_j[(\mu_{x|j} - \mu_x)(\mu_{x|j} - \mu_x)^t] \tag{2}$$

$$\Sigma_{xx}^W = E_j\{E_{x|j}[(\mathbf{x} - \mu_{x|j})(\mathbf{x} - \mu_{x|j})^t|j]\} \tag{3}$$

위의 식에서 d는 영상의 화소 수이고 위첨자 t는 전치행렬을 나타낸다. $\mu_{x|j}$는 학습영상 $\mathbf{x}$의 클래스 j의 조건평균 벡터이고 μ_x는 $\mathbf{x}$의 평균 벡터로 다음과 같다.

$$\mu_{x|j} = E_{x|j}(\mathbf{x}|j) \tag{4}$$

$$\mu_x = E_x(\mathbf{x}) \tag{5}$$

포톤카운팅 선형판별법의 최적화 기준은 평균 광자

검출 수 N_P를 이용하여 다음과 같이 유도되며 학습영상벡터는 $\sum_{i=1}^{d} x_i = 1$로 정규화한다[9].

$$\begin{aligned} \mathrm{W}_P &= \underset{\mathrm{W}\in R^{d\times r}}{\arg\max} \frac{\left|\mathrm{W}^t \Sigma_{yy}^B \mathrm{W}\right|}{\left|\mathrm{W}^t \Sigma_{yy}^W \mathrm{W}\right|} \\ &= \underset{\mathrm{W}\in R^{d\times r}}{\arg\max} \frac{\left|\mathrm{W}^t \Sigma_{xx}^B \mathrm{W}\right|}{\left|\mathrm{W}^t \left[\mathrm{diag}(\boldsymbol{\mu}_x)/N_P + \Sigma_{xx}^W\right] \mathrm{W}\right|} \end{aligned} \tag{6}$$

W_P의 열벡터는 $(\Sigma_{yy}^W)^{-1}(\Sigma_{yy}^B)$의 0이 아닌 고유값에 대응하는 고유벡터이다. $\boldsymbol{\mu}_x$의 성분은 0이 아니므로 Σ_{yy}^W는 항상 정칙(Regular)행렬이다. 그러므로 포톤 카운팅 선형판별법은 Fisher 선형판별법에서 발생하는 특이행렬 문제가 없다.

입력영상에 대한 포톤카운팅 벡터, $\mathbf{y}$는 포톤카운팅 검출기로 획득할 수 있다. 그러나 포톤카운팅 검출기는 보편적으로 고가이며 코히런트 조명이 요구되고 주변 환경의 영향에 민감한 여러 가지 제약이 따른다[16]. 그러므로 본 논문에서는 일반 가시영상으로부터 포톤카운팅 벡터를 MMSE (Minimum Mean Squared Error) 추정법(Estimation)으로 추정한다. 즉, $\mathbf{y}$의 Bayesian 추정, $\hat{\mathbf{y}}$는 $\mathbf{x}$에 대한 조건평균이므로 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{y}}_{input} = E(\mathbf{y}|\mathbf{x}_{input}) = N_P \mathbf{x}_{input} \tag{7}$$

클래스의 판정은 유클리드 거리 또는 정규화된 상관을 이용한다. 즉, 입력영상정보와 클래스의 학습영상의 평균과 유클리드 거리 또는 음의 정규화된 상관을 구하여 유사도가 가장 큰 클래스로 판정한다. $\hat{\mathbf{y}}$로부터 구한 각 클래스의 코스트는 다음과 같다.

$$cost_y(j) = \| W_P^t(\hat{\mathbf{y}}_{input} - \boldsymbol{\mu}_{y|j})\| \tag{8}$$

$$cost_y(j) = -\frac{(W_P^t \hat{\mathbf{y}}_{input})^t (W_P^t \boldsymbol{\mu}_{y|j})}{\| W_P^t \hat{\mathbf{y}}_{input}\| \| W_P^t \boldsymbol{\mu}_{y|j}\|} \tag{9}$$

위의 식에서 $\boldsymbol{\mu}_{y|j} = N_P \boldsymbol{\mu}_{x|j}$이므로 식 (8)와 (9)는 각각 식 (10)과 (11)으로 대치할 수 있다.

$$cost_x(j) = \| W_P^t(\hat{\mathbf{x}}_{input} - \boldsymbol{\mu}_{x|j})\| \tag{10}$$

$$cost_x(j) = -\frac{(W_P^t \hat{\mathbf{x}}_{input})^t (W_P^t \boldsymbol{\mu}_{x|j})}{\| W_P^t \hat{\mathbf{x}}_{input}\| \| W_P^t \boldsymbol{\mu}_{x|j}\|} \tag{11}$$

입력영상 $\mathbf{x}_{input}$의 클래스는 다음 식에 의하여 결정된다.

$$\hat{j} = \underset{j=1,\ldots,c}{\arg\min} cost_x(j) \tag{12}$$

위의 식에서 c는 클래스의 수이다.

2. 다중분류기의 융합

다중분류기의 융합 구성도는 그림 2와 같다. 다중분류기의 융합은 코스트의 정규화, 유효화 그리고 융합규칙으로 구성된다.

정규화는 상이한 분류기의 코스트를 비교하기 위하여 필요하다. 본 논문에서 활용된 분류기의 유클리드 거리는 0부터 ∞까지의 값을 갖고 정규화 상관은 -1 부터 1까지의 값을 가지므로 0부터 ∞까지의 값을 갖도록 정규화가 수행된다.

유효화 과정에서는 각 분류기에서 유효한 코스트를 추출하여 각 분류기 별 후보코스트 집합 S_i, $i=1,\ldots,k$를 다음과 같이 구성한다.

$$S_i = \{\ cost_x(j_{(1)};i), \ldots, cost_x(j_{(n_i)};i)\} \tag{13}$$

$$\begin{aligned} &cost_x(j_{(1)};i) < cost_x(j_{(2)};i) \cdots < cost_x(j_{(n_i)};i) \\ &\cdots < cost_x(j_c;i) \end{aligned} \tag{14}$$

위의 식에서 k는 분류기의 수이며 n_i는 i번째 분류기에서 선택한 코스트의 개수다. 분류기 별 후보코스트 집합(S_i, $i=1,\ldots,k$)은 클래스 별 후보코스트 집합(S_j, $j=1,\ldots,c$)으로 다음과 같이 재구성된다. 실험에서는 n_i를 모든 분류기에 대하여 2로 정하였다.

$$S_j = \{ cost_x(j;1), \ldots, cost_x(j;m_j)\} \tag{15}$$

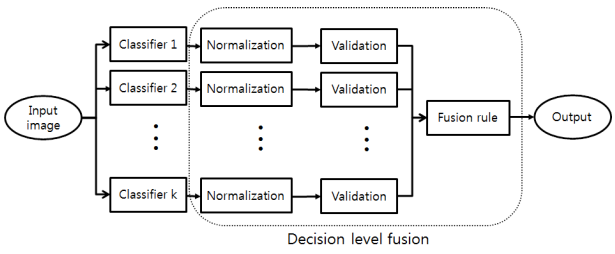


그림 2. 다중분류기 융합 구성도
Fig. 2. Block diagram of multiple-classifier fusion.

위의 식에서 m_j는 후보코스트 집합 S_j의 코스트의 개수다. 그러므로 $\sum_{i=1}^{k} n_i = \sum_{j=1}^{c} m_j$이다.

후보 코스트 집합의 원소들은 Minimum, Average, 또는 Majority-voting의 융합규칙에 의하여 j 클래스에 대하여 최종 코스트로 다음과 같이 융합된다.

<Minimum rule>

$$cost_m(j) = \min\{cost_x(j;1), \ldots, cost_x(j;m_j)\} \quad (16)$$

<Average rule>

$$cost_a(j) = \frac{1}{m_j}\sum_{i=1}^{m_j} cost_x(j;i) \quad (17)$$

<Majority-voting rule>

$$cost_v(j) = m_j \quad (18)$$

식 (18)에서 만약 동일한 수의 m_j가 존재할 경우 $cost_v(j)$는 $cost_m(j)$로 대체하였다.

Ⅲ. 실 험

실험을 위하여 온라인상에서 공개된 ATT-ORL face 데이터베이스[17]를 사용하였다. ATT-ORL 데이터베이스는 총 40개의 인물(클래스)로 구성되어 있으며 각 클래스는 10개의 표정과 포즈가 다른 영상으로 구성되어 있다. 영상의 크기는 각각 92×112 화소이다. 실험은 총 4개의 case로 나누어 수행되었으며 case 1은 1부터 10까지의 10개의 클래스를, case 2, 3, 4는 20, 30, 40개의 클래스를 이용하였다. 학습과정에서 각 클래스의 0-2번의 3개의 영상을 이용하였고 학습된 영상이외의 각 클래스의 7개 영상으로 인식률을 테스트하였다. 그림 3은 ORL 얼굴 데이터베이스의 샘플영상이다.

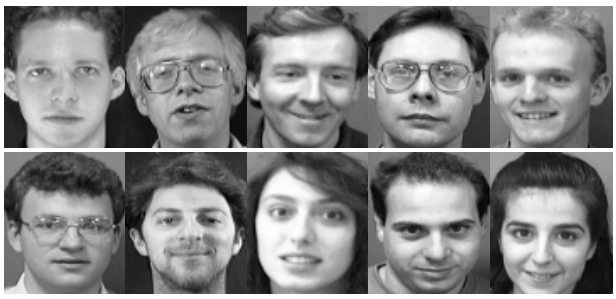
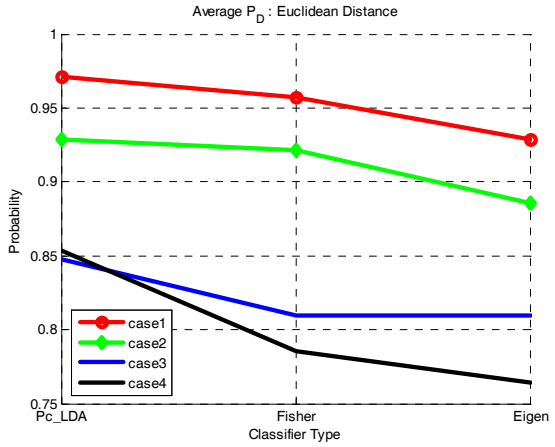
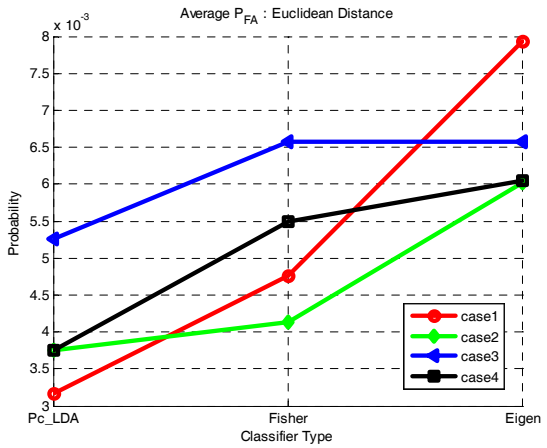


그림 3. ORL 데이터베이스 샘플영상
Fig. 3. Sample images of ORL database.

그림 4와 5는 유클리드 거리와 정규화된 상관의 판정기준을 이용하여 구한 평균 P_D (Probability of Detection)과 P_{FA} (Probability of False Alarm)이다[10]. 포톤카운팅 선형판별법과 Fisher face, 그리고 Eigen face에 대한 인식결과를 구하였다. 그림 4와 5에 보이듯이 포톤카운팅 선형판별법으로 정규화된 상관에 의하여 판정하였을 때 가장 높은 검출률과 낮은 오보율을 구할

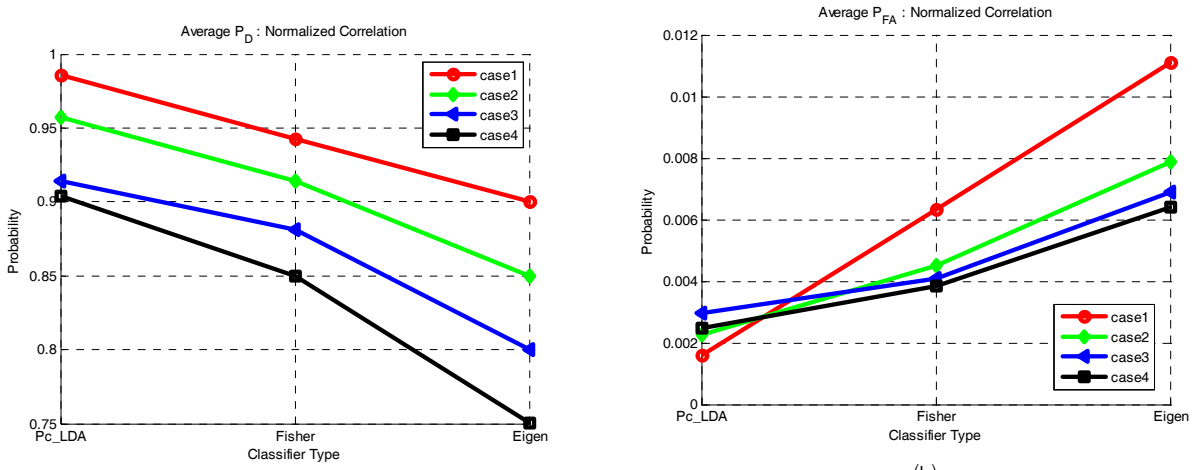


(a)



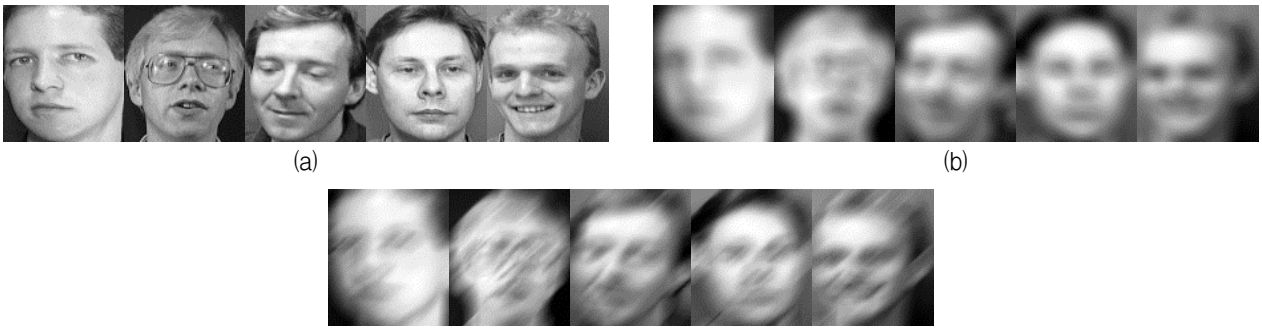
(b)

그림 4. 유클리드 거리를 이용한 인식 결과
(a) 평균 검출율, (b) 평균 오보율
Fig. 4. Classification performance by the Euclidean distance cost, (a) average probability of detection, (b) average probability of false alarms.



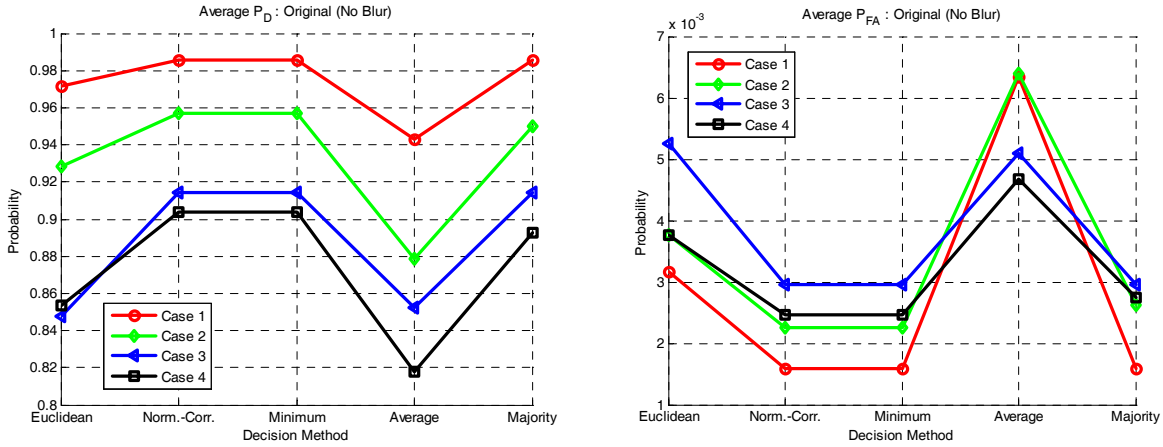
(a) (b)

그림 5. 정규화된 상관을 이용한 인식 결과 (a) 평균 검출율, (b) 평균 오보율
Fig. 5. Classification performance by the normalized correlation cost, (a) average probability of detection, (b) average probability of false alarms.



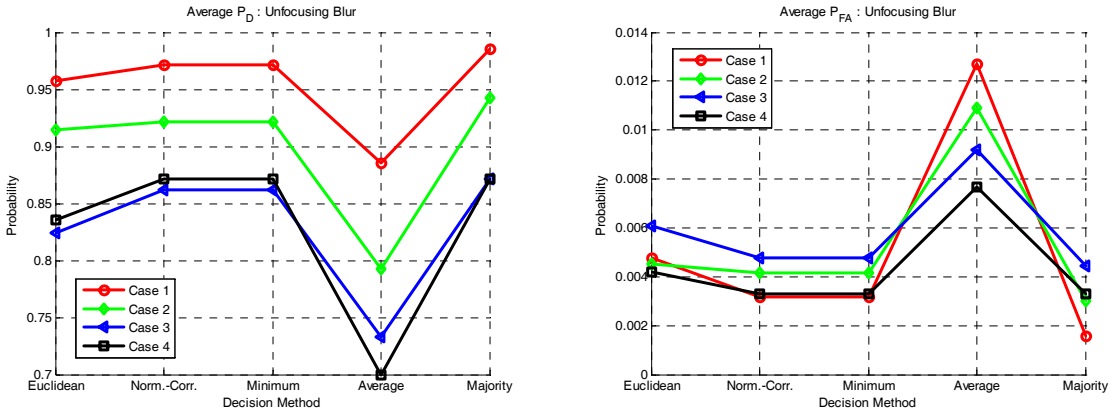
(a) (b) (c)

Fig. 6. 입력 영상 샘플 (a) 원영상, (b) Unfocusing 블러링, (d) Motion 블러링
Fig. 6. Test input image samples for class 1-5, (a) original images, (b) unfocusing blurring, (d) motion blurring.



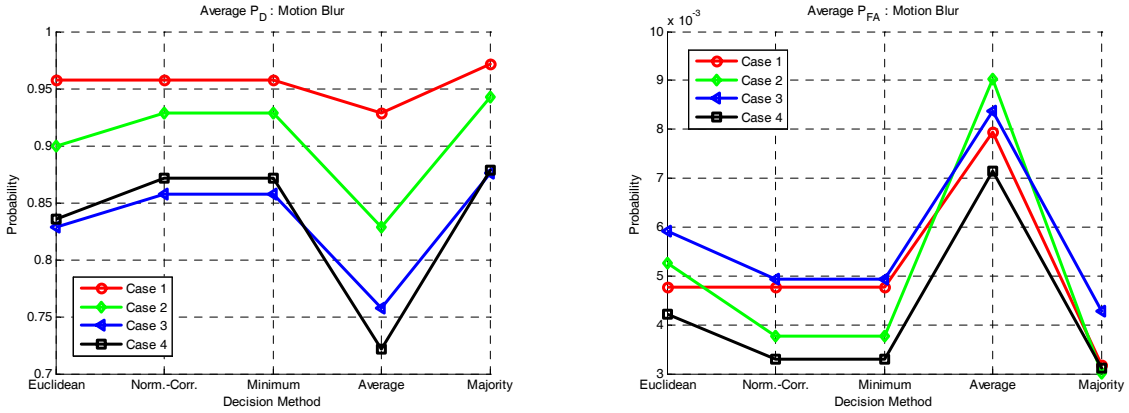
(a) (b)

그림 7. 원 영상을 이용한 실험 결과, (a) 평균 검출율, (b) 평균 오보율
Fig. 7. Results with original images, (a) average probability of detection, (b) average probability of false alarms.



(a) (b)

그림 8. Unfocusing 블러 영상을 이용한 실험 결과, (a) 평균 검출율, (b) 평균 오보율
Fig. 8. Results with unfocusing-blurred images, (a) average probability of detection, (b) average probability of false alarms.



(a) (b)

그림 9. Motion 블러 영상을 이용한 실험 결과, (a) 평균 검출율, (b) 평균 오보율
Fig. 9. Results with motion-blurred images, (a) average probability of detection, (b) average probability of false alarms.

수 있었다.

원거리 환경에서의 영상의 열화를 구현하기 위하여 데이터베이스 영상에 Unfocusing과 Motion 블러를 랜더링하였다. Unfocusing 블러를 생성하기 위하여 반지름(radius)의 크기가 8 화소인 가우시안 필터를 적용하였고 Motion 블러는 20화소의 선형 움직임과 반시계 방향으로 45° 회전하는 방법을 이용하였다[18]. 그림 6은 두 가지의 블러의 PSF(Point Spread Function)을 이용하여 열화된 입력영상을 보여준다.

그림 7부터 9는 유클리드 거리와 정규화 상관의 코스트를 융합하여 인식한 결과이다. x축의 Euclidean, Norm-Corr.는 단일 분류기의 판정결과를 나타내고 Minimum, Average, Majority -voting은 다중분류기 융합결과이다. 그림 7은 블러링이 없는 원 영상을 테스트하였고 그림 8은 Unfocusing 블러, 그림 9는 Motion 블러가 첨가된 입력영상을 이용하여 실험하였다. 그림 7에서 원 영상을 이용할 경우 다중분류기의 융합의 이점은 그다지 나타나지 않으나 그림 8과 9에서 열화된 입력영상에 대하여 다중분류기의 인식결과가 단일분류기의 결과보다 좋다는 것을 알 수 있다. Majority-voting이 다른 융합법칙에 의한 방법보다 높은 인식율을 보여주고 있다. 표 1과 2는 입력 영상에 블러가 있는 경우

표 1. Unfocusing 블러링 된 영상을 이용한 실험 결과
Table 1. Results with unfocusing blurring.

	Average P_D		Average P_{FA}	
	Norm-Corr.	Majority-voting	Norm-Corr.	Majority-voting
Case 1	0.9714	0.9857	0.0032	0.0016
Case 2	0.9214	0.9429	0.0041	0.0030
Case 3	0.8619	0.8714	0.0048	0.0044
Case 4	0.8714	0.8714	0.0033	0.0033

표 2. Motion 블러링 된 영상을 이용한 실험 결과
Table 2. Results with motion blurring.

	Average P_D		Average P_{FA}	
	Norm-Corr.	Majority-voting	Norm-Corr.	Majority-voting
Case 1	0.9571	0.9714	0.0048	0.0032
Case 2	0.9286	0.9429	0.0038	0.0030
Case 3	0.8571	0.8762	0.0049	0.0043
Case 4	0.8714	0.8786	0.0033	0.0031

단일분류기의 정규상관에 의한 결과와 다중분류기의 Majority-voting에 의한 결과를 수치적으로 보여준다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 다중분류기에 의한 융합방법을 연구하고 얼굴인식 실험을 통하여 단일분류기보다 효과적임을 보였다. 판정 단계 융합은 코스트의 정규화, 유효화, 그리고 융합법칙의 세 단계로 구성된다. 유클리드 거리에 의한 판정과 정규상관에 의한 판정규칙으로 산출된 코스트를 융합하여 얼굴인식을 수행하였다. 클래스 검출율은 유클리드 거리 보다 정규상관을 이용할 경우 다소 높았으며 영상의 열화가 있을 경우 융합법칙을 적용한 다중분류기의 융합결과가 단일분류기보다 향상되었다는 것을 확인하였다. 향후 다중 프레임 융합을 통한 얼굴인식 기술의 개발을 계획하고 있다.

참 고 문 헌

[1] 조재수, 강현수, 김홍수, 김성득, “멀티미디어 신호처리: 이론 및 실습,” 사이텍 미디어, 2006.
[2] D. L. Swets and J. Weng, “Using discriminant eigenfeatures for image retrieval,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 18, pp. 831-836, 1996.
[3] P. N. Belhumer, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997.
[4] 김현철, 김대진, 방승양, “LDA 혼합 모형을 이용한 얼굴인식,” 정보과학회논문지, 제32권 소프트웨어 및 응용, 제8호, 789 -794쪽, 2005년 8월.
[5] 홍은혜, 고병철, 변혜란, “PCA와 LDA를 이용한 실시간 얼굴 검출 및 검증 기법,” 정보과학회논문지:소프트웨어 및 응용 제31권 제2호, 2004년 2월.
[6] 장혜경, 오선문, 강대성, “PCA 기반 LDA 혼합 알고리즘을 이용한 실시간 얼굴인식 시스템 구현,” 전자공학회논문지, 제41권 SP편, 제4호, 473-478쪽, 2004년 7월.
[7] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, Pattern Classification 2nd ed., Wiley Interscience, New York, 2001.
[8] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition 2nd ed., Academic Press, Boston, 1990.
[9] S. Yeom, B. Javidi, and E. Watson, “Three-dimensional distortion-tolerant object recognition using photon-counting integral imaging,” Optics Express, Vol. 15, pp. 1513-1533, 2007.
[10] 염석원, “포톤 카운팅 선형판별법을 이용한 저해상도 얼굴 영상 인식,” 대한전자공학회지, 제45권 SP편 제6호, pp. 597-602, 2008.
[11] L. O. Jimenez, A. Morales-Morell, and A. Creus, “Classification of Hyperdimensional Data Based on Feature and Decision Fusion Approaches Using Projection Pursuit, Majority Voting, and Neural Networks,” IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 37, No. 3, pp. 1360-1366, 1999.
[12] M. T. Sadeghi, M. Samiei, and J. Kittler, “Fusion of PCA-Based and LDA-Based Similarity Measures for Face Verification,” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol. 2010.
[13] Y. Pang, N. Yu, R. Zhang, J. Rong, and Z. Liu, “Fusion of SVD and LDA for Face Recognition,” 2004 International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 1417-1420, 2004.
[14] D. D. Freedman, “Overview of Decision Level Fusion Techniques for Identification and Their Application,” Proceedings of the American Control Conference, Baltimore, Maryland. (June 1994).
[15] S. Yeom, “Multi-frame decision level fusion for face classification based on a photon-counting linear discriminant analysis,” IS&T/SPIE Electronic Imaging, Vol. 7877, 2011.

[16] S. Yeom, “Photon-counting linear discriminant analysis for face recognition at a distance,” International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, *Under review*.
[17] http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html.
[18] MATLAB function reference, MathWorks.

저 자 소 개

염 석 원(정회원)
1997년 한국전력 사원
1999년 고려대학교 전자공학과 석사 졸업
2006년 코네티컷 대학교 전자공학과 박사 졸업
2006년～2007년 코네티컷 대학교 박사 후 연구원
2007년～현재 대구대학교 정보통신공학부 조교수
<주관심분야 : 신호처리 및 영상처리, 광정보처리, 패턴인식, 표적추적>