

**Design of an observer-based decentralized fuzzy controller for discrete-time interconnected fuzzy systems**

공성곤  
Seong G. Kong

세종대학교 컴퓨터공학과  
Department of Computer Engineering, Sejong University

**요 약**

이 논문에서는 가시광선 얼굴영상과 그로부터 예측한 열 적외선 텍스처의 데이터 융합에 의한 얼굴인식 방법에 관하여 연구하였다. 제안하는 얼굴인식 기법은 가시광선 얼굴영상과 열 적외선 텍스처를 PCA에 의하여 낮은 차원의 특징공간에서 특징벡터로 변환한 다음, 다층 신경회로망을 사용하여 가시광선 영상 특징으로부터 얼굴의 열 적외선 특징을 예측하여 열 적외선 텍스처를 생성하였다. 학습과정에서는 주어진 개체로부터 획득한 한 쌍의 가시광선 및 열 적외선 영상에 대해서 PCA를 이용하여 낮은 차원의 특징공간으로 변환한 다음, 가시광선 영상특징으로부터 열 분포 특징으로 매핑시키는 비선형 함수에 해당하는 신경회로망의 내부 파라미터를 결정한다. 학습된 신경회로망은 입력 가시광선 얼굴 특징으로부터 열 에너지 분포 특성의 PCA계수를 예측하고, 이로부터 열 적외선 텍스처를 생성한다. 대표적인 두 가지 얼굴인식 알고리즘 Eigenfaces와 Fisherfaces를 사용하여 NIST/Equinox 데이터베이스에 대하여 얼굴인식에 관한 실험을 수행하였다. 예측한 열 적외선 텍스처와 가시광선 얼굴영상의 데이터 융합결과는 가시광선 얼굴영상만을 사용한 경우에 비해서 얼굴인식의 성능이 개선되었음을 수신자 조작특성 (ROC) 및 첫 번째 매칭성능에 의하여 검증하였다.

**키워드** : 얼굴인식, 열 적외선 영상, 데이터 융합, 조명의 변화, 신경회로망.

**Abstract**

This paper presents face recognition based on the fusion of visible image and thermal infrared (IR) texture estimated from the face image in the visible spectrum. The proposed face recognition scheme uses a multi-layer neural network to estimate thermal texture from visible imagery. In the training process, a set of visible and thermal IR image pairs are used to determine the parameters of the neural network to learn a complex mapping from a visible image to its thermal texture in the low-dimensional feature space. The trained neural network estimates the principal components of the thermal texture corresponding to the input visible image. Extensive experiments on face recognition were performed using two popular face recognition algorithms, Eigenfaces and Fisherfaces for NIST/Equinox database for benchmarking. The fusion of visible image and thermal IR texture demonstrated improved face recognition accuracies over conventional face recognition in terms of receiver operating characteristics (ROC) as well as first matching performances.

**Key Words** : Face Recognition, Thermal IR Image, Data Fusion, Illumination Variations, Neural Networks.

Received: Mar. 16, 2015  
Revised : May. 12, 2015  
Accepted: May. 13, 2015  
† Corresponding author  
skong@sejong.edu

**1. 서 론**

본 논문은 2014년 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

얼굴인식은 생체인식을 비롯한 광범위한 응용분야에 있어서 매우 중요한 보안기술로서 활발히 연구되어 왔다 [1]. 얼굴인식은 가장 자연스러운 형태의 개인 식별방법이며 사용자의 행동에 제약을 주지 않는다. 그러나 실제 응용에 있어서 얼굴인식은 통제되지 않은 조명 조건하에서 아직도 해결이 어려운 문제로 남아 있다. 일반적인 얼굴인식 기술은 기본적으로 가시광선 스펙트럼 영역에서 물체로부터 반사된 빛을 측정하여 영상을 획득하므로, 얼굴인식 알고리즘의 성능은 얼굴표정, 헤드포즈, 그리고 얼굴의 변형 [2]등과 같은 변화에

매우 민감하다. 얼굴은 근본적으로 3차원 물체이므로, 여러 방향으로부터 오는 조명의 각도에 따라 얼굴의 시각적 형태는 크게 달라진다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 여러 가지 다양한 영상취득 방식이 제안되어 왔는데, 열 적외선 영상은 물체에서 방출되는 열 에너지를 측정하므로 어떠한 조명 조건하에서도 볼 수 있으며, 가시광선에 비하여 연기나 먼지에 의한 흡수 및 산란의 영향을 덜 받는다. 열 적외선 영상 센서는 얼굴의 온도분포에 비례하여 2차원 열 적외선 텍스처 맵을 생성한다. 따라서, 열 적외선 영상은 얼굴인식에 있어서 가시광선 영상의 단점을 보완하기 위한 효과적인 대체수단으로 제안되어 왔다 [3].

가시광선 및 열 적외선 영상은 서로 상호보완적인 성격의 정보를 제공하므로, 가시광선 및 열 적외선 얼굴영상을 데이터 융합함으로써 개별 방법을 사용할 때에 비해 얼굴인식 성능을 향상시키는 방법이 연구되어 왔다. 가시광선 및 열 적외선 얼굴영상의 융합에 의한 얼굴인식은 가시광선 또는 열 적외선 영상만을 사용한 얼굴인식 방법보다 성능이 우수하다는 사실이 보고되어 왔다 [4,5]. 그러나 열 적외선 카메라는 값이 비싸므로 실제적인 얼굴인식 시나리오에서 얼굴의 열 적외선 영상 데이터를 획득하는 것에 한계가 있다. 따라서 가시광선 영역에서 획득한 얼굴 영상으로부터 적외선 얼굴영상 성분을 추정하는 시도들이 있었다. 가시광선 및 근 적외선 대역에서 두 영상의 반사특성 사이에는 높은 상관성이 존재한다는 사실을 이용하여, Reiter 등은 [6] 표준 상관분석 (canonical correlation analysis; CCA)에 기초한 회귀분석 (regression) 방법을 사용하여 가시광선 대역에서 획득한 칼라 얼굴영상으로부터 근 적외선 얼굴 텍스처를 예측하였다. 근 적외선 영상에서는 가시광선 영상을 획득하는 것과 비슷한 방법으로, 근 적외선 대역에서 물체로부터 반사하는 광자들을 측정한다. 가시광선 영상과 근 적외선 영상 사이의 상관성은 가시광선 영상과 열 적외선 영상 사이의 상관성에 비해 높다. Li 등은 [7] CCA와 마코프 랜덤필드 (Markov Random Field)를 이용하여 열 적외선 영상으로부터 가시광선 영상을 생성하였다. 그러나 예측한 얼굴 영상을 이용한 얼굴인식의 성능은 만족스럽지 못하였으며, 인식률은 50.6퍼센트 정도로 보고되었다.

이 논문에서는 가시광선 대역에서 획득한 얼굴영상으로부터 열 적외선 텍스처를 예측한 다음 가시광선 얼굴 영상과 데이터 융합하여 얼굴인식에 적용하는 방법에 관하여 연구하였다. PCA에 의하여 주어진 얼굴 영상을 고유얼굴 (eigenfaces)들의 가중 선형결합에 의하여 나타냄으로써, 낮은 차원의 특징벡터에 의하여 얼굴 데이터를 표현한다. 제안하는 얼굴인식 기법은 신경회로망을 이용하여 가시광선 얼굴 영상으로부터 그에 대응되는 열 적외선 텍스처 성분을 예측한다. 학습과정에서는 대상자의 가시광선 및 열 적외선 얼굴 영상이 주어졌을 때, 이 데이터를 정합시키고 가시광선 얼굴 영상과 열 적외선 텍스처의 PCA 특징값들을 입력력 데이터로 사용하여 신경회로망의 가중치를 학습시킨다. 학습된 신

경회로망은 낮은 차원의 특징공간에서 가시광선 영역의 영상 특징으로부터 열 적외선 텍스처 특징으로의 비선형 매핑을 구현한다. 테스트 과정에서는 주어진 입력 가시광선 얼굴 영상의 PCA 성분으로부터 해당되는 열 적외선 텍스처의 PCA 성분을 예측하고, 그것으로부터 열 적외선 텍스처 영상을 생성한다. 가시광선 영상과 예측된 열 적외선 텍스처의 쌍은 이산 웨이블릿 변환(DWT)의 근사값과 상세값에 기초하여 독립적으로 데이터 융합된다. 이 논문에서는 대표적인 얼굴인식 알고리즘 Eigenfaces 및 Fisherfaces를 사용하여 NIST/Equinox 데이터베이스에 대하여 얼굴인식 성능을 확인하였다. 제안한 데이터 융합기법은 얼굴인식의 수신자 동작특성 (ROC; Receiver Operating Characteristics) 및 첫 번째 매칭성능을 향상시킬 수 있음을 실험을 통하여 확인하였다.

## 2. 신경회로망에 의한 얼굴의 열 적외선 텍스처의 예측

얼굴의 가시광선 영상 및 열 적외선 영상은 상호간에 상관 관계를 보여주고 있으므로, 두 종류의 센서를 모두 사용함으로써 입력 영상과 기준 영상간의 불확실성의 정도를 감소시킬 수 있다 [8]. 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처 간의 관계는 매우 비선형적이어서 복잡하므로, 정의된 수학적 모델을 이용하여 표현하는 것이 어렵다. 이 논문에서는 신경회로망을 이용하여 가시광선 얼굴 영상의 특징 PCA 계수와 열 적외선 특징의 PCA 계수 사이의 내재된 관계를 학습시킨다. 인간의 두뇌는 관찰한 내용으로부터 새로운 것을 학습하고, 추상적인 것에 의하여 일반화시킨다는 사실을 고려하여, 신경회로망은 비선형적이고 복잡한 함수관계를 수학적 모델에 근거하지 않고 예측하는 기법을 제공한다. 어떠한 Boral 측정 가능한 함수는 다층 신경회로망을 이용하여 원하는 만큼의 정확도 까지 학습시킬 수 있다는 사실이 증명되었다 [9].

PCA는 얼굴 영상 데이터의 차원(dimensionality)을 줄이기 위한 특징추출 방법으로 널리 사용된다. 높은 차원의 영상공간은 가시광선 영역의 특징벡터로부터 열 적외선 특징벡터로 변환하는 과정에서 오차가 발생하기 쉽다. 주어진 대상자에 대해서 한 쌍의 가시광선 및 열 적외선 얼굴 영상이 주어졌을 때, 영상 데이터를 정합시키고 각각을 PCA로 변환하여 PCA계수로 얼굴의 특징 값을 표현한다 [10,11]. 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처로부터 구한 두 세트의 PCA 계수들을 신경회로망을 학습시키기 위한 입력력 데이터 특징공간으로 사용한다. 그림 1은 입력과 출력 PCA 계수를 이용하여 신경회로망의 파라미터를 결정하는 학습과정을 도식적으로 보여 주고 있다. 신경회로망의 입력 PCA 특징벡터는 가시광선 얼굴 영상  $I(x,y)$ 에서 그리고 원하는 출력 PCA 특징벡터는 열 적외선 텍스처 영상  $T(x,y)$ 에서 추출한다. 학습된 신경회로망은 주어진 가시광선 영역의 특징벡터에 대해서 비선형 매핑에 의하여 열 적외선 텍스처 성분의 PCA계수들을 구하고, 이

를 이용하여 얼굴의 열 적외선 텍스처를 예측한다.

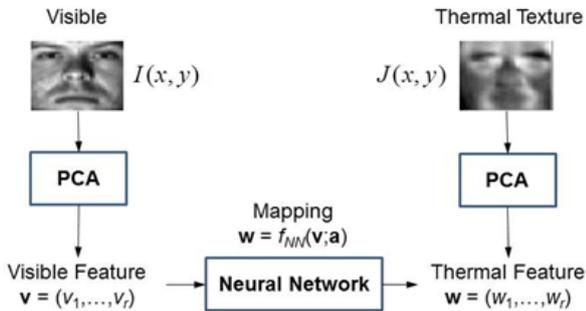


그림 1. 특징공간에서 신경회로망에 의한 열 적외선 텍스처 생성과정.

Fig. 1. Generation of thermal IR texture using a neural network in the feature space.

PCA는 주어진 입력 데이터를 낮은 차원의 공간으로 매핑하여,  $r$ 차원 ( $r < m$ ) 특징벡터로 표현한다. 학습데이터로 주어진  $n$ 개의 가시광선 얼굴 영상  $I_1(x,y), \dots, I_n(x,y)$ 에 대해서 2차원 영상의 각 화소를  $m$ 차원 공간  $R^m$ 에서의 특징벡터  $\{x_1, \dots, x_n\}$ 로 정렬시킨다. 이때 영상벡터의 공분산 행렬은 다음과 같이 표현된다.

$$S_x = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(x_i - \mu_x)^T = XX^T \quad (1)$$

여기서  $\mu_x$ 는 학습데이터 벡터  $\{x_1, \dots, x_n\}$ 의 평균벡터를 나타낸다.  $e_i$  와  $\lambda_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  를 각각 공분산 행렬  $S_x$ 의 고유벡터 및 고유값이라고 하면, 고유벡터를 변환행렬의 기저함수로 사용하였을 때, 즉 변환행렬을  $P = E^T$ 으로 사용하였을 때, 선형변환  $Y = PX$ 은 변환된 데이터 벡터의 공분산행렬  $YY^T$ 을 대각선행렬로 변환시킴으로써 변환된 데이터의 상관성을 제거한다. 데이터의 평균을 제거하고 변환행렬  $P = E^T$ 을 이용하여 변환하고 낮은 차원의 특징공간에서 정의된 특징데이터  $v$ 를 구하고, 이를 이용하여 원래 데이터의 근사값을 예측한다.

$$v = E^T(x - \mu_x) \quad (2)$$

$$\tilde{x} = \mu_x + \sum_{i=1}^m v_i e_i \quad (3)$$

여기서  $\{e_1, e_2, \dots, e_r\}$ 는 고유값을 크기순서로 내림차순으로 정렬하였을때 ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r$ ), 가장 큰 고유값부터 시작하여  $r$ 개의 고유값에 해당하는 고유벡터를 나타내며 흔히 고유얼굴이라고 부른다. 각 영상을 고유얼굴로 투영시키면 각 영상은  $r$ 차원의 특징벡터  $v = (v_1, v_2, \dots, v_r)^T$ 로 표현할 수 있다. 열 적외선 영상  $J_1(x,y), \dots, J_n(x,y)$ 에 같은 과정을 반복 하여 각각에 대응되는  $m$ 차원 공간  $R^m$ 에서 변환벡터  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 를 생성한다. 열 적외선 텍스처의  $r$ 차원의 특징벡터  $w = (w_1, w_2, \dots, w_r)$ 는 다음과

같이 투영에 의하여 얻는다.

$$\tilde{y} = \mu_y + \sum_{i=1}^r w_i d_i \quad (4)$$

여기서  $\{d_1, \dots, d_r\}$ 는 데이터  $\{y_1, \dots, y_n\}$ 의 공분산 행렬  $S_y$ 에 대한  $r$ 개의 가장 큰 고유벡터를 나타낸다. 학습을 위한 가시광선 및 열 적외선 영상 데이터에 대해서  $n$ 쌍의 특징벡터  $((v^{(1)}, w^{(1)}), \dots, (v^{(n)}, w^{(n)}))$ 를 구성하고 신경회로망을 학습하여, 비선형 매핑  $f_{NN}$ 을 근사화한다:

$$w = f_{NN}(v, a) \quad (5)$$

여기서  $v$  와  $w$  는 각각 가시광선 얼굴영상의 특징과 그에 대응하는 열 적외선 텍스처의 특징벡터를 나타낸다. 사용된 신경회로망은 두 개의 중간층을 가지는 다층 신경회로망이며, 학습과정에서는 가시광선 영상의 특징벡터  $v$ 를 입력으로, 열 적외선 텍스처 특징벡터  $w$ 를 원하는 출력으로 하여 오차 역전파 알고리즘을 사용하여 내부 파라미터  $a$ 를 결정하였다. 신경회로망의 각 처리단위의 출력은 비선형 활성화함수에 의해서 주어지는데, 입출력 계산과정은 이전 층으로부터 입력되는 데이터를 선형적으로 가중한 합으로 표현된다:

$$\hat{w}_i = h\left(a_{i0} + \sum_{k=1}^r a_{ik} v_k\right), i = 1, 2, \dots, r \quad (6)$$

여기서  $h()$ 는 비선형 활성화함수를 나타내는데, 일반적으로 로그 시그모이드함수 또는 방사기저함수가 주로 사용되고 있다. 학습과정 동안, 학습 알고리즘은 각 학습 데이터에 대한 내부 파라미터 값에 의해서 얻어지는 예측오차 값을 최소화함으로써 내부 파라미터를 최적화한다. 경사하강 탐색에 기초한 신경회로망 학습 알고리즘은 원하는 열 적외선 텍스처의 PCA 계수와 예측된 값 사이의 오차를 최소화함으로써 내부 파라미터를 최적화한다. 테스트 단계에서는 주어진 가시광선 얼굴영상의 PCA 계수에 대해서 학습된 신경회로망을 이용하여 열 적외선 텍스처의 PCA 계수의 예측값  $\hat{w}$ 을 식 (6)을 이용하여 구한다. 예측된 열 적외선 텍스처 는 예측된 특징벡터  $\hat{w} = (\hat{w}_1, \dots, \hat{w}_r)^T$ 를 이용하여 재구성한다:

$$\hat{y} = \mu_y + \sum_{i=1}^r \hat{w}_i d_i \quad (7)$$

그림 2는 서로 다른 세 사람으로부터 획득한 크기가 32x32인 얼굴영상에 대해서 다른 갯수의 PCA 계수를 사용하여 가시광선 얼굴영상으로부터 예측한 열 적외선 텍스처 성분들을 보여준다. (a)와 (e)는 각각 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처이고, (b)-(d)는 각각 10개, 100개, 200개의 PCA계수를 사용하여 재구성한 열 적외선 텍스처이다. 많은 PCA 계수를 사용하여 재구성한 결과가 실제 측정된 열 적외선 텍스처 값에 더 유사하고 예측오차가

감소하는 것을 알 수 있다.



그림 2. 3명의 얼굴영상에 대해서 PCA계수를 사용하여 가시광선 얼굴영상으로부터 예측한 열 적외선 텍스처

Fig. 2. Thermal IR texture estimated from visible face images using PCA coefficients for three different faces

그림 3은 동일한 얼굴로부터 여러 가지 방향의 조명에 대해서 측정된 가시광선 얼굴영상으로부터 예측한 열 적외선 텍스처들을 보여준다. 표준편차에 의해서 영상의 변화 정도를 계산해 보았는데, 원래 영상과 비교하였을 때, 가시광선 얼굴영상은 표준편차가 10.07 이었고, 열 적외선 텍스처의 경우는 표준편차가 1.04로 변화의 정도가 훨씬 작음을 알 수 있다. 이와 같이 열 적외선 텍스처는 조명의 변화에 덜 민감하므로 데이터 융합에 효과적으로 사용할 수 있다.



그림 3. 조명의 변화에 따른 얼굴모습의 변화.

Fig. 3. Visual appearances of visible image and thermal IR texture in various illumination directions

### 3. 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처의 데이터융합

가시광선 영상과 열 적외선 텍스처 성분을 데이터 융합하여 얼굴인식에 적용하였다. 가시광선 영상과 열 적외선 영상을 융합을 위해서 여러 다양한 접근방법들이 연구되었는데, 크게 분류하여 데이터 수준, 특징 수준, 점수 수준, 또는 결정 수준 [20] 에서의 융합방법들이 있다. 열 적외선 텍스처 성분이 얼굴인식의 성능을 향상시킬 수 있다는 사실을 예시하기 위하여, 가시광선 영상이 열 적외선 텍스처 성분과 데이터 수

준에서 융합되어 조명의 변화가 적은 새로운 영상을 생성하였다. 데이터 수준에서의 영상 융합을 하면 기존의 얼굴인식 알고리즘을 융합된 영상에 직접 적용할 수 있다. 그러므로 얼굴인식 성능의 향상은 열 적외선 텍스처 성분을 사용하였기 때문이거나 복잡한 신호처리 과정 때문이라고 할 수 있다. 특징 수준, 점수 수준, 또는 결정 수준에 있어서의 다른 융합 기법도 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처를 이용한 얼굴인식에 적용될 수 있다. 공간 해상도가 다른 이질적인 데이터인 가시광선 영상과 열 적외선 영상에 대해서, 데이터 수준에서의 다수준 데이터 융합 방법을 적용하였다. 두 영상 모두 먼저 이산 웨이블릿 변환 (DWT)에 의하여 근사계수와 상세계수로 변환한다. 융합된 영상의 DWT 계수는 가시광선 영상과 그에 대응하는 열 적외선 텍스처의 이산 웨이블릿 변환의 근사계수와 상세계수의 가중평균에 의하여 얻는다:

$$W_{\phi}^{fused}(m,n) = \alpha W_{\phi}^{visible}(m,n) + (1-\alpha) W_{\phi}^{thermal}(m,n) \quad (8)$$

$$W_{\psi}^{fused}(i,j) = \beta W_{\psi}^{visible}(i,j) + (1-\beta) W_{\psi}^{thermal}(i,j) \quad (9)$$

전역 최적화 기법 중 하나인 Particle swarm optimization (PSO) [12]를 사용해서 첫 번째 매칭율을 목적함수로 하여 데이터 융합의 가중치  $\alpha$  와  $\beta$  를 결정하였다 ( $\alpha = 0.53, \beta = 0.86$ ). 가중된 DWT계수를 결합한 다음 역 DWT 변환을 이용하여 융합된 영상을 생성한다:

$$I_{fused}(x,y) = IDWT[W_{\phi}^{fused}(x,y), W_{\psi}^{fused}(x,y)] \quad (10)$$

### 4. 실험결과

예측한 열 적외선 텍스처 성분이 얼굴인식의 성능을 향상시킬 수 있음을 보이기 위하여, 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처를 데이터 융합한 얼굴영상을 사용하여 얼굴인식을 수행하였고, 가시광선 얼굴 영상만을 사용하여 얼굴인식을 수행한 결과와 비교하였다. 얼굴인식 성능의 벤치마킹을 위해 널리 사용되고 있는 Eigenfaces와 Fisherfaces를 선택하여 실험하였다 [13,14,15]. 얼굴인식 알고리즘의 성능은 NIST/Equinox 데이터베이스에 대해서 수신자 동작 특성 및 첫 번째 매칭성능을 이용하여 검증하였다 [16,17,18].

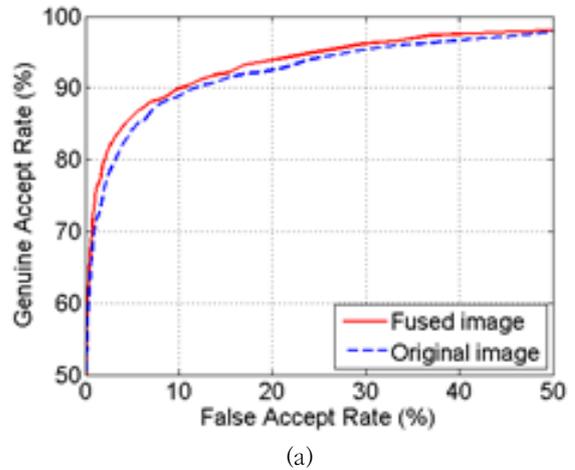
NIST/Equinox 데이터베이스는 88명의 개체로부터 획득한 1,619 쌍의 완전히 정합(registration)된 가시광선 및 열 적외선 얼굴영상들로 구성되어 있다. 가시광선 및 열 적외선 영상들은 하드웨어 설정에 의하여 1/3-화소 이내의 정확도를 가지고 정합되었다. 공간 해상도는 320×240 이고, 회색조 해상도는 가시광선 영상의 경우에는 8 비트이고, 열 적외선 영상의 경우에는 12비트를 사용하였다. 데이터베이스에 포함된 모든 얼굴영상들은 다양하게 변화하는 조명 조건하에서 획득되었고, 각 개체는 다른 얼굴표정을 짓도록 요청 받았으며, 안경을 쓴 개체들도 존재한다. 실험을 위해서 데이터베이스

는 (1) 학습 데이터, (2) 테스트 데이터, (3) 갤러리 데이터의 세 종류의 데이터 그룹으로 구분되었다. 학습 데이터는 30명에 개체에 해당하는 582쌍의 가시광선 및 열 적외선 얼굴영상들로 구성되었고, 모두 신경회로망의 학습에 사용되었다. 테스트 데이터는 58명에 해당하는 979 쌍의 얼굴영상으로 구성되었고, 얼굴인식 알고리즘의 성능 평가에 사용되었다. 갤러리 데이터는 신원을 알고 있는 58명의 개체로부터 정면의 조명조건 하에서 획득한 대표적인 58개의 가시광선 얼굴영상을 선택하여 구성하였는데, 데이터 획득과정에서 각 피 실험자는 중립적인 표정을 지으며, 안경을 벗도록 하였다. 학습 및 테스트 데이터에 중복된 얼굴영상이 들어있지 않으므로, 동일한 얼굴 영상을 학습과 테스트에 동시에 사용하지 않는 실험조건을 유지하였다. 이것은 얼굴인식 시스템의 평가를 좀 더 객관적으로 하기 위하여, 테스트과정에서 나타날 수 있는 바이어스를 제거하는데 있어서 필요한 과정이다. 얼굴인식 시스템은 흔히 각 개체에 대하여 잘 통제된 조명조건하에서 획득한 3장 또는 그 이상의 고 해상도 얼굴영상을 갤러리 데이터로 사용한다 [18].그렇지만 범 집행과정에서 볼 수 있는 많은 시나리오는 이러한 조건을 만족시키기 어려우므로, 이 실험에서는 갤러리 데이터로 하나의 얼굴영상만 사용하여 얼굴인식을 수행하였다.

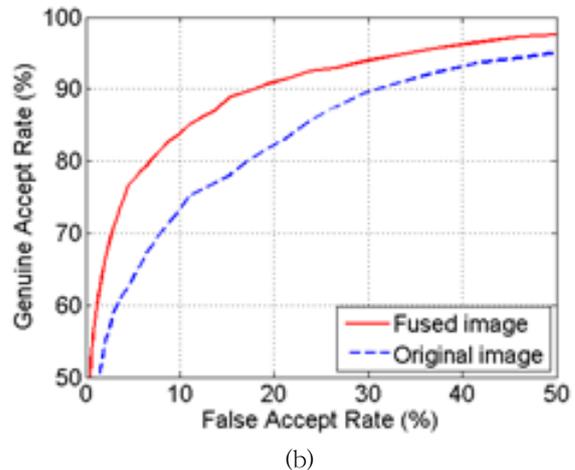
주어진 영상에서 얼굴영역을 검출한 다음, 눈동자의 중심을 기준으로 하여 얼굴부분을 추출해 내고, 쌍선형 데이터 보간 과정에 의해 32x32 화소 크기로 다시 표본화한다. 그리고 나서 히스토그램 평활화를 이용하여 얼굴영역에서 조명의 영향을 감소시킨다. 가시광선 영상 특징으로부터 열 적외선 특징으로 매핑하는 신경회로망을 학습시키기 위하여, 582쌍의 학습영상으로부터 안경을 착용하지 않은 337 쌍의 얼굴영상을 선택하였다. 안경을 착용하지 않은 영상들은 열 적외선 영상에서 안경에 의하여 눈 부분이 가려짐이 발생하는 것을 피하기 위해서 선택되었다. 선택된 영상 및 그에 해당하는 열 적외선 영상들은 PCA에 의하여 30차원의 특징벡터로 변환하였다. 가시광선 특징벡터는 학습 입력으로, 열 적외선 특징벡터는 목표 출력으로 사용하여, 하나의 입력층, 2개의 중간층, 그리고 하나의 출력층으로 구성된 다층 신경회로망을 학습하였다. 입력층과 출력층은 각각 30개의 노드를 포함하고, 중간층은 각각 8개 및 6개의 노드로 구성하였다.

신경회로망을 학습시킨 후에, 테스트 데이터에 포함된 모든 가시광선 영상도 마찬가지로 PCA를 이용하여 특징벡터로 변환하였다. 가시광선 얼굴 특징벡터를 학습된 신경회로망에 입력으로 사용하여, 열 적외선 특징벡터의 예측값을 출력하고, PCA 과정에 의하여 예측된 특징벡터를 이용하여 열 적외선 텍스처를 재구성한다. 예측한 열 적외선 텍스처는 주어진 가시광선 얼굴영상과 데이터 융합하여 얼굴영상에 사용된다. 데이터 융합과정에서는 이산 웨이블릿 변환 을 사용하여 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처를 모두 제 2수준의 근사값 (approximation)과 상세값(detail)로 변환하여 가중평균에 의해 융합하였다. 이 때 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처 성분에 대한 데이터 융합의 가중치  $\alpha$  와  $\beta$  는 학습 샘플에 대

한 첫번째 매칭 성공율을 최대화하도록 PSO를 이용하여 최적화하여 결정한다.



(a)



(b)

그림 4. 데이터 융합된 영상과 가시광선 영상에 대한 얼굴인식의 수신자 동작특성 곡선의 비교; (a) Eigenfaces, (b) Fisherfaces  
Fig. 4. Comparisons of ROC curves of face recognition with data-fused image and visible image. (a) Eigenfaces, (b) Fisherfaces

데이터 융합된 얼굴영상에 대한 얼굴인식의 성능을 평가하기 위하여, 각 얼굴인식 알고리즘에 대해서 유사도를 이용하여 매칭의 정도를 판단하였다. Eigenfaces에 대해서는 얼굴인식에서 우수한 성능을 보여주는 상관성을 제거한 코사인 거리값을 유사도를 결정하는 척도로 선택하였다 [19].데이터 융합된 얼굴영상에 대한 얼굴인식 성능을 가시광선 영상만을 사용하였을 경우와 수신자 동작특성 (ROC)에 의하여 비교하였다. 그림 4는 얼굴식별에 대한 수신자 동작특성을 나타낸다. 데이터 융합된 영상은 특징값 매칭 알고리즘의 종류에 관계없이 향상된 얼굴인식 성능을 보여주는 것을 알 수 있다. 표 1은 얼굴인식의 첫 번째 매칭 성능을 비교한 것이다. 두 가지 알고리즘에 대해서 데이터 융합한 결과는 가시광선 얼굴영상만을 사용한 결과에 비해 인식성능이 향상되었다.

표 1. 첫 번째 매칭 성능 비교

Table 1. Comparisons of first matching performance

Algorithm	Visible	Data Fusion
Eigenfaces	72.42%	78.14%
Fisherfaces	54.03	75.19%

### 5. 결론 및 향후 연구

이 논문에서는 가시광선 얼굴영상과 그로부터 예측한 열 적외선 텍스처의 융합에 기초한 얼굴인식 방법에 관하여 연구하였다. 얼굴영상은 PCA에 의하여 고유얼굴의 가중 선형 결합에 의하여 표현함으로써, 낮은 차원의 특징벡터 공간표현으로 나타낼 수 있다. 열 적외선 영상은 조명의 변화에 민감한 기존의 얼굴인식 기법의 한계를 극복하기 위한 대안으로 얼굴인식에 사용되고 있으나, 열 적외선 카메라의 보급이 제한적이어서 일반적인 응용분야에 적용이 어려운 문제가 있다. 제한한 얼굴인식 방법에서는 열 적외선 카메라를 사용하지 않고, 다층 신경회로망을 이용하여 가시광선 얼굴영상으로부터 그에 해당하는 열 적외선 텍스처를 예측함으로써 이와 같은 문제를 극복하였다. 학습과정에서는 정합된 가시광선 및 열 적외선 얼굴 영상들이 주어졌을 때, 가시광선 영상과 열 적외선 텍스처의 PCA 계수를 입력력 데이터로 사용하여 신경회로망의 내부 파라미터를 결정한다. 학습된 신경회로망은 낮은 차원의 특징공간에서 가시광선 영상으로부터 해당하는 열 적외선 텍스처로 매핑되는 복잡한 함수를 학습한다. 테스트 과정에서는, 주어진 가시광선 입력 얼굴영상의 PCA 계수로부터 열 적외선 텍스처의 PCA 계수를 예측하고, 그로부터 열 적외선 텍스처 영상을 생성한다. 예측된 열 적외선 텍스처와 가시광선 영상은 이산 웨이블릿 변환에 의하여 근사값과 상세값 성분에 대하여 독립적으로 융합되고, 얼굴인식에 사용된다. 2가지의 대표적인 얼굴인식 알고리즘 들인 Eigenfaces와 Fisherfaces을 NIST/Equinox 데이터베이스에 대해서 얼굴인식 성능을 평가하였다. 제한한 데이터 융합기법은 사용된 얼굴인식 알고리즘의 종류와 무관하게 얼굴인식의 수신자 동작특성을 향상시켰다.

### References

[1] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, and A. Rosenfeld, "Face recognition: A literature survey," *ACM Computing Surveys*, Vol. 35, No. 4, pp.399-458, 2003.

[2] I. Pavlidis and P. Symosek, "The imaging issue in an automatic face/disguise detection system," *Proc. IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible*

*Spectrum*, pp.15-24, 2000.

[3] S. G. Kong, J. Heo, B. R. Abidi, J. Paik, and M. A. Abidi, "Recent advances in visual and infrared face recognition - A review," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 97, No. 1, pp.103-135, 2005.

[4] S. G. Kong, J. Heo, F. Boughorbel, Y. Zheng, B. R. Abidi, A. Koschan, M. Yi, and M. A. Abidi, "Multiscale fusion of visible and thermal IR images for illumination-invariant face recognition," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 71, No. 2, pp.215-233, 2007.

[5] G. Bebis, A. Gyaourova, S. Singh, and I. Pavlidis, "Face recognition by fusing thermal infrared and visible imagery," *Image and Vision Computing*, Vol. 24, No. 7, pp.727-742, 2006.

[6] M. Reiter, R. Donner, G. Langs, and H. Bischof, "3D and Infrared Face Reconstruction from RGB data using Canonical Correlation Analysis," *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition*, Vol. 1, pp.425-428, 2006.

[7] J. Li, P. Hao, C. Zhang, and M. Dou, "Hallucinating faces from thermal infrared images," *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, pp.465-468, 2008.

[8] A. C. S. Chung and H. C. Shen, "Entropy-based Markov chains for multisensor fusion," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 29, No. 2, pp.161-189, 2000.

[9] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, Vol. 2, No. 5, pp.359-366, 1989.

[10] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp.71-86, 1991.

[11] J. S. Park, Y. H. Oh, S. C. Ahn, and S.-W. Lee, "Glasses removal from facial image using recursive error compensation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 5, pp.805-811, 2005.

[12] Y. S. Russell and C. Eberhart, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources," *Proc. 2001 Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 1, pp.81-86, 2001.

[13] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and 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, 1997.

[14] J. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsano-poulos, "Face recognition using kernel direct discriminant

저 자 소 개



공성곤(Seong G. Kong)

1982년 : 서울대학교 전기공학과 공학사

1987년 : 서울대학교 전기공학과 공학석사

1991년 : 미국 남가주대학교 전기공학과 공학박사

1992년~2001 : 숭실대학교 전기공학과 교수

2002년~2007 : University of Tennessee, Electrical and Computer Engineering 교수

2007년~2014 : Temple University, Electrical and Computer Engineering 교수

2014년~현재 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수

1992년~현재 : 한국지능시스템학회 이사

관심분야 : Image Processing, Biometric Recognition

Phone : +82-2-3408-3097

Fax : +82-2-3408-4321

E-mail : skong@sejong.edu

analysis algorithms," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 14, No. 1, pp.117-126, 2003.

[15] X. He, S. Yan, Y. Hu, P. Niyogi, and H.-J. Zhang, "Face recognition using Laplacianfaces," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 3, pp.328-340, 2005.

[16] <http://www.equinoxsensors.com/products/HIID.html>

[17] A. S. Georghiades, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, "From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 6, pp.643-660, 2001.

[18] K. C. Lee, J. Ho, and D. J. Kriegman, "Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 5, pp.684-698, 2005.

[19] J. R. Beveridge, D. Bolme, B. A. Draper, and M. Teixeira, "The CSU face identification evaluation system," *Machine Vision and Applications*, Vol. 16, No. 2, pp.128-138, 2005.

[20] S. Yeom, "Multi-frame Face Classification with Decision Level Fusion based on Photon Counting," *Int'l Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 14, No. 4, pp.332-339, Dec. 2014.