

CT 전처리 기법을 이용하여 조명변화에 강인한 얼굴인식 시스템 설계

Design of Robust Face Recognition System with Illumination Variation Realized with the Aid of CT Preprocessing Method

진용탁 · 오성권[†] · 김현기

Yong-Tak Jin, Sung-Kwun Oh[†], and Hyun-Ki Kim

수원대학교 전기공학과

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon

요 약

본 연구는 조명변화에 강인한 CT 전처리 기법 기반 개선된 얼굴인식 시스템을 소개한다. 전처리 알고리즘으로 CT 알고리즘은 조명이 없는 환경에서도 얼굴의 지역적인 특징만을 추출한다. 얼굴의 지역적인 특징 추출을 가능하게 해준다. 처리된 데이터는 (2D)² 기반 대표적인 차원축소 알고리즘인 PCA를 사용하여 특징을 추출하였다. 전처리 알고리즘을 통한 특징 데이터는 제안한 방사형 기저함수 신경회로망의 입력으로 사용하였다. 방사형 기저함수 신경회로망의 은닉층은 FCM으로 구성하였고, 연결가중치는 1차 선형식을 사용하였다. 또한 ABC 알고리즘을 이용하여 제안된 분류기의 파라미터, 즉 입력의 수, 퍼지 클러스터링의 퍼지화 계수를 최적화 한다. 본 연구는 제안된 시스템의 성능 평가를 위해 Yale Face database B와 CMU PIE database로 실험하였다.

키워드 : CT 알고리즘, 방사형 기저함수 신경회로망, ABC 알고리즘

Abstract

In this study, we introduce robust face recognition system with illumination variation realized with the aid of CT preprocessing method. As preprocessing algorithm, Census Transform(CT) algorithm is used to extract locally facial features under unilluminated condition. The dimension reduction of the preprocessed data is carried out by using (2D)²PCA which is the extended type of PCA. Feature data extracted through dimension algorithm is used as the inputs of proposed radial basis function neural networks. The hidden layer of the radial basis function neural networks(RBFNN) is built up by fuzzy c-means(FCM) clustering algorithm and the connection weights of the networks are described as the coefficients of linear polynomial function. The essential design parameters (including the number of inputs and fuzzification coefficient) of the proposed networks are optimized by means of artificial bee colony(ABC) algorithm. This study is experimented with both Yale Face database B and CMU PIE database to evaluate the performance of the proposed system.

Key Words : Census Transform algorithm, Radial basis function neural networks, Artificial bee colony

1. 서 론

Received: Sep. 14, 2014

Revised : Sep. 28, 2014

Accepted: Dec. 5, 2014

[†] Corresponding author(ohsk@suwon.ac.kr)

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRRC 수원2014-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2012R1A1B3003568)

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.

생체 인식은 살아있는 인간의 신체적 또는 행동학적 특징을 자동화된 장치로 측정하여 개인을 식별하는 기술을 의미한다. 생체 인식의 경우는 암기를 할 필요가 없고 본인이 반드시 있어야 하므로 실생활에서 급속도로 보완 대체되고 있다. 생체 인식 중 얼굴인식은 비 접촉식으로 사용자의 불편감을 덜 느끼게 해주는 장점을 가지고 있다. 얼굴인식 연구가 활발히 진행 되고 많은 부분에서 상용화 되고 있으나 조명의 변화나 포즈 변화에 대한 인식에는 취약하다. 이러한 문제를 해결하고자 Census Transform(CT) 기법을 적용하여 암실 상황이나 얼굴의 한쪽 부분에만 조명을 비추었을 때의 상황에서도 지역적인 얼굴 특징들만을 이용하여 얼굴의 형태를 나타낼 수 있게 만들었다[1]. 변환된 이미지를 가지고 (2D)²PCA를 사용하여 학습 데이터의 특징을 추출하였다. 전처리 알고리즘을 거친 특징 데이터는 제안된 얼굴인식 시스템의 입력으로 사용하였다. 얼굴인식 시스템

로 사용된 알고리즘은 방사형 기저함수 신경회로망으로 기존의 신경회로망과는 다르게 다차원 문제를 잘 다룰 수 있고, 강한 네트워크 특성과 예측능력이 우수하다는 장점이 있다. 또한 최적의 모델을 만들기 위해 최적화 알고리즘인 Artificial Bee Colony(ABC)를 사용하여 성능의 영향을 미치는 파라미터를 각각 동조하였다. 마지막으로 성능평가를 위해 다양한 조명변화로 구성된 Yale B 데이터베이스를 사용하였고, 전처리 과정과 전처리 과정을 거치지 않은 성능으로 비교분석 하였다[2].

2. 얼굴데이터의 전처리 과정

제한된 시스템의 입력으로 사용되기 위해 처리되는 단계로 두 가지 알고리즘을 소개 한다. 첫 번째로 다양한 조명 환경에서도 강한 특징을 가진 Census Transform과 두 번째로 대표적인 차원축소 알고리즘으로 (2D)² 방식에 기반을 둔 PCA를 기술한다.

2.1 Census Transform

Census Transform은 1994년 Zabih와 Woodfill에 의해 제안된 방법이다. CT는 영상으로부터 로컬 영역의 대비 정보만을 이용하여 특징을 표현하기 때문에 조도가 낮은 곳에서 효율적이다. 변환된 특징 정보는 이진 형식으로 표현되며 이는 사물의 윤곽, 굴곡, 교차점과 같은 정보를 포함하고 있다. 영상의 각 화소의 위치 $X=(x,y)$ 에 할당하는 영역의 영상 밝기 값 $I(X)$ 는 다음과 같이 정의 될 수 있다[3].

$$I(X) = gL(X)R(X) + b \quad (1)$$

여기서 $R(X)$ 는 X 위치에서의 반사 값이며 $L(X)$ 는 조명 값이다. 또한 g 는 카메라의 비례 계수이며 b 는 바이어스 값으로 이 두 값은 영상 평면에서 상수로 취급 할 수 있다.

조명에 강한 특징을 추출하기 위해서는 $L(X)$ 가 모든 X 에 대해 동일할 때 얼굴의 반사 성질 $R(X)$ 에 의해서만 결정되는 $I(X)$ 를 고려해야 하지만, 실생활의 영상에서는 조명의 위치나 밝기에 의해 X 가 변할 때 $L(X)$ 가 변하기 때문에 $L(X)$ 가 고정되어 있거나 계산해 낼 수 없다는 가정 없이는 조명에 강한 $I(X)$ 를 얻을 수 없다. 하지만 영상의 작은 범위 내에서는 $L(X)$ 가 변하지 않거나 혹은 변하더라도 아주 작게 변하기 때문에 $I(X)$ 에 큰 영향을 미치지 않는다고 가정할 수 있다.

실험에 사용된 윈도우 크기는 3×3으로 지정된 크기 내에서 이동시키며 윈도우 내의 구조 정보를 {0,1}의 이진형식으로 나타낸다. 이때 이런 이진 형식 정보는 사물의 윤곽, 굴곡, 교차점 등의 정보를 담고 있다[4].

$$C(X) = \bigotimes_{Y \in N} \xi(I(X), I(Y)) \quad (2)$$

여기서 X 는 영상 내의 화소의 위치를 나타내고, $N(X)$ 은 X 를 중심으로 3×3 크기를 갖는 윈도우 주변 픽셀들의 밝기값 집합이다. $I(X)$ 는 윈도우 중심픽셀의 밝기값을 의미하고, $I(Y)$ 는 주변 픽셀의 밝기값을 나타낸다. 위 식에 의해 $I(X) < I(Y)$ 면 1, 아니면 0으로 구조 특징의 값을 갖게 된다. \otimes 는 연결연산자라서 윈도우내의 주변 픽셀들의

구조특징 값을 연결해주는 연산자이다. 중심 픽셀의 밝기값을 기준으로 비교하기 때문에 중심 픽셀은 항상 0 값을 가지게 되어 표현 가능한 구조특징의 개수는 2⁸개가 된다. 이렇게 연결된 이진 형식은 10진수로 변환된 후 CT 변환 영상의 화소 값이 된다. CT알고리즘을 통해 변환된 영상의 예를 그림1에 나타내었다.

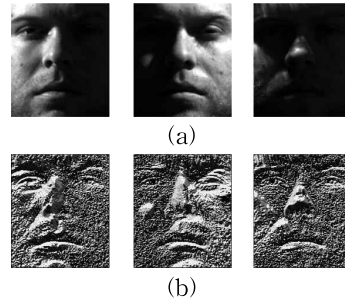


그림 1. CT 알고리즘의 예 (a) 원본 영상 (b) 변환된 영상
Fig. 1. Example of CT algorithm (a) original image (b) transformed image

2.2 (2D)² Principal Component Analysis

대표적인 선형특징 추출 알고리즘을 이용해 영상 데이터를 저차원 영상데이터로 차원을 축소해주는 역할을 한다. 데이터 분석 기법 중 얼굴인식에서 가장 많이 쓰는 PCA를 (2D)²의 개념으로 도입하여 확장시켰다. 주성분 분석법(Principal Component Analysis : PCA)은 다차원 특징 벡터로 이루어진 데이터에 대하여 고차원의 정보를 유지하면서 저차원으로 차원을 축소하는 다변량 데이터 처리 방법 중의 하나이다[5]. 또한 (2D)²은 2-Dimensional 2-Directional의 약자로 2방향 2차원을 의미한다. 기존 방법은 입력받은 영상데이터를 1차원 벡터로 변환한 뒤 특징을 추출하는 반면 (2D)²방식은 입력받은 2차원 영상데이터 그대로 특징을 추출하는 것을 의미한다[6]. 기존 방법보다 공분산행렬이 크게 감소하기 때문에 컴퓨팅 시간이 감소하게 된다. 알고리즘 순서는 다음과 같다[7].

단계 1 : 전체 학습이미지 데이터의 개수를 M개, 이때 n 번째 학습이미지를 $A_n^{r \times c}$ 행렬($n=1,2,\dots,M$)로, 학습 이미지의 샘플들의 평균 이미지를 $\bar{A}^{r \times c}$ 로 나타낸다고 하자.

$$\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i \quad (3)$$

단계 2 : 학습이미지 세트들의 이미지 열의 공분산 행렬 RG_i 는 다음의 식(4)와 같다.

$$RG_i^{r \times r} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (A_n - \bar{A})(A_n - \bar{A})^T \quad (4)$$

단계 3 : 고유치 분석을 통해 $RG_i^{r \times r}$ 의 고유 값 $\lambda_R^{r \times r}$ 과 이에 대응하는 고유벡터 $U_R^{r \times r}$ 을 계산한다.

$$RG_t^{r \times r} = UAU^T$$

$$= [u_1, u_2, \dots, u_r] \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_r \end{bmatrix} [u_1, u_2, \dots, u_r]^T \quad (5)$$

단계 4 : 단계 3에서 구한 고유 값 $\lambda_R^{r \times r}$ 고유 값이 큰 순서대로 d개의 고유치 $\lambda_R^{r \times d} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d]$ 를 선택, 선택한 고유값의 대응되는 고유벡터를 가지는 변환행렬 $U_{dR}^{r \times d} = [u_1, u_2, \dots, u_d]$ 을 생성.

단계 5 : RG_t 와 같이 행의 공분산 행렬 행의 공분산 행렬 LG_t 는 다음의 식(2.6)과 같다.

$$LG_t^{c \times c} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (A_n - \bar{A})^T (A_n - \bar{A}) \quad (6)$$

단계 6 : 단계 5와 같이 고유치 분석을 통해 $LG_t^{c \times c}$ 의 고유 값 $\lambda_L^{c \times c}$ 과 이에 대응하는 고유벡터 $U_L^{c \times c}$ 을 계산한다.

$$LG_t^{c \times c} = U' A' U'^T$$

$$= [u'_1, u'_2, \dots, u'_n] \begin{bmatrix} \lambda'_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda'_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda'_n \end{bmatrix} [u'_1, u'_2, \dots, u'_n]^T \quad (7)$$

단계 7 : 단계 6에서 구한 고유값 $\lambda_L^{c \times c}$ 고유 값이 큰 순서대로 d개의 고유치 $\lambda_L^{c \times d} = [\lambda'_1, \lambda'_2, \dots, \lambda'_d]$ 를 선택, 선택한 고유값의 대응되는 고유벡터를 가지는 변환행렬 $U_{dL}^{c \times d} = [u'_1, u'_2, \dots, u'_d]$ 을 생성.

단계 8 : d만큼 차원을 줄인 벡터 $U_{dR}^{r \times d}$ 와 $U_{dL}^{c \times d}$ 가지고 실제 인식을 하기 위한 전체 이미지를 얻는 식은 다음과 같다.

$$\tilde{A}_j = \sum_{l=1}^M U_{dL}^T \times A_j \times U_{dR}, (\tilde{A}^{r \times c} = [\tilde{A}_1, \tilde{A}_2, \dots, \tilde{A}_M]) \quad (8)$$

3. 방사형 기저함수 신경회로망

3.1 방사형 기저 함수 신경회로망의 구조 및 학습

제안된 모델의 구조는 신경회로망과 동일하나 입력층을 전처리 알고리즘으로 구성하였고, 은닉층은 Fuzzy C-means(FCM) 알고리즘으로 표현하였다. 식 1은 모델의 적합도로 사용한 FCM의 소속행렬이다[8].

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ijk}}{d_{jk}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} = R_i(Y) \quad (9)$$

$$f_i(\tilde{A}) = a_{i0} + \sum_{k=1}^s a_{ik} \tilde{A}_k \quad (10)$$

연결가중치는 식 2와 같이 1차 선형식으로 구성하였으며, 최종 출력은 식 3과 같다.

$$g_q(\tilde{A}) = \frac{\sum_{i=1}^c R_i(\tilde{A}) f_{iq}(\tilde{A})}{\sum_{i=1}^c R_i(\tilde{A})} \quad (11)$$

다항식의 계수를 학습하기 위한 알고리즘으로 최소자승법(Least Square Method: LSE)을 사용하였다. LSE에 사용되는 학습데이터는 적합도가 곱해진 값을 사용하고 오차 제곱의 합이 최소가 되도록 파라미터를 추정한다. 그림 2는 제안된 모델의 구조를 나타낸다[9][10].

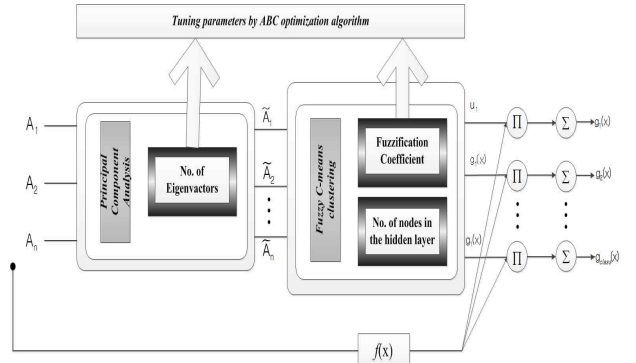


그림 2. 방사형 기저 함수 신경회로망의 구조
Fig. 2. Architecture of Radial Basis Function Neural Networks

3.2 ABC알고리즘을 이용한 최적화

본 논문에서는 2005년 Karaboga에 의해 소개된 꿀벌 집단의 먹이를 수집하는 행동양식에서 아이디어를 얻은 Artificial Bee Colony(ABC) 최적화 알고리즘을 사용하였다[11]. 일 벌, 탐색 벌, 스카우트 벌로 구성된 세 개의 연산자를 사용하여 탐색을 수행한다. 일벌은 탐색공간 내에서 지역탐색을 수행하며, 탐색벌은 적합도가 우수한 해의 위치에서 보다 많은 탐색을 수행하는 전역탐색의 역할에 비중을 두고 있다. 스카우트 벌의 경우 세대를 거쳐 적합도가 가장 낮은 해를 찾아 제거하고 새로운 해를 생성하여 보다 우수한 해를 저장하는 역할을 한다. 알고리즘 순서는 다음과 같다[12].

단계 1 : 초기 파라미터 설정 및 탐색공간 내에서 임의의 지역해를 생성

$$D_i(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)] \quad (12)$$

$$NP(t) = [D_1(t), D_2(t), \dots, D_s(t)] \quad (13)$$

단계 2 : 식 (14)를 이용하여 일 벌을 s개 생성하고
목적함수 평가 및 적합도 생성

$$v_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \Phi_{ij}(x_{ij}(t) - x_{kj}(t)) \quad (14)$$

여기서, Φ 는 [-1 1]의 랜덤상수이며, i와 k는 개체의 번호를 나타내고, $i \neq k$ 를 만족한다.

단계 3 : 식 (15)를 이용하여 적합도를 [0, 1] 사이의 확률값으로 변환

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^s fit_j} \quad (15)$$

여기서, i와 j는 개체의 수를 나타낸다.

단계 4 : 위의 식과 확률값 p_i 를 이용하여 정찰 벌을 s개 생성하고 목적함수를 평가

단계 5 : 스카우트 벌을 통해 제한 조건을 만족하는 해를 판별. 만약 조건을 만족하는 해는 제거되고 새로운 해를 임의로 생성.

단계 6 : 종료조건을 만족할 때까지 [단계 2] ~ [단계 5]를 반복 수행

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 알고리즘의 성능평가를 위해서 실험에 사용된 데이터로는 얼굴인식을 위해 많이 사용되는 데이터로써 Yale Face Database B와 CMU PIE Database를 사용하였다. 실험은 전처리 알고리즘의 수행여부에 따른 인식률을 각각 비교 하였다. 표 1은 실험을 위해 사용된 최적화 알고리즘의 초기 파라미터 설정 값을 보여준다.

표 1. 최적화 알고리즘의 초기 파라미터 설정 값
Table 1. Initial parameters of learning algorithms

Parameter		Value
No. of Generations		1,000
No. of Populations		100
Search Range	Fuzzification Coefficient	[2.0 3.0]
	No. of Row Inputs	[2 10]
	No. of Column Inputs	[2 10]

4.1 Yale Face Database B

Yale Face Database B는 다양한 조명 변화로 구성되어 있다. 총 구성원은 38명으로 2개의 카메라를 이용하여 수평 각 -90 ~ +90, 방위각 -130 ~ +130 범위내로 64장의 조명 변화 이미지로 구성되어 있다. 실험을 위해 임의로 조명 조건을 나누어 4가지의 Case별로 데이터를 분할하였다. 표 2는 조명 조건에 따른 데이터 수를 표기하였고, 그림 3은 재구성된 영상을 보여준다.

표 2. Yale face database b 구성
Table 2. Consist of yale face database b

	Case1	Case2	Case3	Case4
Lighting angle(°)	0<x<30	31<x<50	51<x<85	86<x
No. of Images	19	14	16	15
No. of Members	38	38	38	38
Total data	722	532	608	570



그림 3. Yale Face Database B의 재구성된 이미지 (a) case 1 (b) case 2 (c) case 3 (d) case 4
Fig. 3. Reconfiguration image of yale face database b (a) case 1 (b) case 2 (c) case 3 (d) case 4

실험을 하기 위한 학습데이터는 총 2가지로 구축하였다. 첫 번째로는 Case 1 데이터를 학습하여 모델(Experiment 1)을 구축한 경우와 두 번째로는 Case1과 Case 2를 합한 이미지데이터를 학습하여 모델(Experiment 2)을 구축하였다. 학습에 사용하지 않은 Case는 모두 Testing하였다.

표 3. 실험 결과
Table 3. Experimental results

Model	Test recognition performance[%]				
	Experiment 1 - Learning of Case 1 database			Experiment 2 - Learning of Case1&Case2 database	
	Case2	Case3	Case4	Case3	Case4
Without CT	87.96	30.26	4.73	81.41	16.67
With CT	94.54	72.53	63.33	95.88	86.84

전체적인 인식률을 살펴보면 CT를 처리하였을 경우가 처리하지 않은 경우보다 높은 인식률을 보였다. 또한 실험 1 결과를 살펴보면 Case가 증가 할수록 인식률이 급격하게 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 문제를 보완하기 위해서 실험 2를 통해 조도가 매우 낮은 상황에서도 인식의 가능성을 확인할 수 있었다.

4.2 CMU PIE Database

CMU PIE Database도 얼굴인식에 많이 사용하는 공인 데이터로 다양한 포즈 변화로 구성되어 있다. PIE 는 Pose Illumination Expression 의 약자로 포즈, 조명, 표정으로 다양하게 구성되어 있으며, 본 실험에서는 조명 환경만을 생각하여 구성원당 43장의 데이터를 실험에 임하였다. 총 구성원은 68명으로 조명 환경에 따른 3가지 Case로 분류하여 실험하였다. 표 4는 실험에 사용된 데이터 수를 나타내고, 그림 4는 분류된 샘플 데이터를 보여준다.

표 4. CMU PIE database 구성
Table 4. Consist of cmu pie database

	Case1	Case2	Case3
No. of Images	22	10	11
No. of Members	68	68	68
Total data	1496	680	748

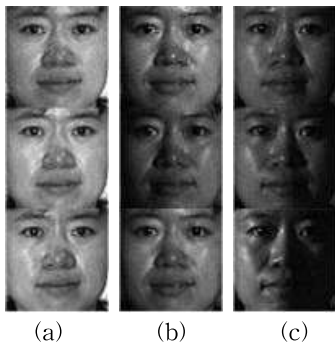


그림 4. CMU PIE database의 재구성된 이미지 (a) case 1 (b) case 2 (c) case 3
Fig. 4. Reconfiguration image of cmu pie database (a) case 1 (b) case 2 (c) case 3

실험은 Case 1만을 Training 및 Validation 으로 분류하여 모델을 구축하였고, 구축된 모델을 통해 Case 2와 Case 3을 Testing하여 실험하였다.

표 5. 실험 결과
Table 5. Experimental results

Test recognition performance[%] - Learning of Case 1 database		
Model	Case 2	Case 3
Without CT	82.35	73.52
With CT	97.05	93.58

Yale b 데이터에 비해 CMU 데이터는 조명 변화가 적기 때문에 전체적인 인식 성능은 높은 편이었다. 또한 표 3의 결과와 비슷하게 Case가 증가할수록 인식 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 제안된 전처리 알고리즘과 방사형 기저함수 신경회로망을 통해 조도가 낮은 영상에서도 인식의 가능성을 확인할 수 있었다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 조명 변화에 강인한 얼굴인식 시스템을 설계하였다. 먼저 입력받은 영상을 CT 알고리즘을 통해 조도가 낮은 영상도 얼굴의 구조적인 정보만을 이용하여 특징을 추출하였다. 또한 (2D)²PCA를 통해 고차원 영상데이터를 저차원 영상데이터로 차원을 줄이는 역할을 수행하였다. 제안된 방사형 기저함수는 은닉층을 FCM 클러스터링으로 대체하였고 소속행렬의 소속값을 적합도로 사용하여 간단한 구조로 구성하였다. 최적의 모델을 설계하기 위해 ABC 알고리즘을 사용하여 FCM 클러스터링의 퍼지화 계수, 황과 열의 입력의 수를 각각 동조하였다. 제안된 얼굴인식 시스템의 성능평가를 위해 다양한 조명 변화로 이루어진 Yale face database b 와 CMU PIE database를 통해 조도가 낮은 영상에서도 인식의 가능성을 확인할 수 있었다.

향후 연구로는 얼굴의 구조 정보를 나타내 주는 다양한 알고리즘을 제안된 얼굴인식 시스템에 접목해 볼 예정이고, 또한 제안된 모델이 구조는 간단하지만 학습하는데 많은 시간이 소요되기 때문에 이 같은 문제를 해결할 방법을 위한 연구가 필요할 것이다.

References

- [1] R. Chellappa, Charles L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces : A Survey," *Proc. IEEE*, Vol 83, No. 5, pp. 704-740, May 1995.
- [2] P. Viola and M. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *Proc. eighth IEEE Int'l Conf Computer Vision*, vol. 20, pp. 1254-1259, July 2001.
- [3] T. Chakraborti, A. Chatterjee "A novel binary adaptive weight GSA based feature selection for face recognition using local gradient patterns, modified census transform, and local binary patterns" *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol 33, pp 80-90, August 2014
- [4] S. Perri, P. Corsonello, G. Cocorullo "Adaptive Census Transform: A novel hardware-oriented stereovision algorithm" *Computer Vision and Image Understanding*, Vol 117, Issue 1, pp 29-41, January 2013
- [5] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, pp.71-86, 1994.
- [6] Chaobang Gao, Jiliu Zhou, Qiang Pu, "Theory of fractional covariance matrix and its applications in PCA and 2D-PCA." *Expert Systems with*

Applications, Volume 40, pp5395-5401, 2013

[7] Abeer A. Mohamad AL-Shiha, W.L. Woo, S.S. Dlay, "Multi-linear neighborhood preserving projection for face recognition." *Pattern Recognition*, Vol 47, Pages 544-555, 2014

[8] S. K. Oh, W. Pedrycz, and S. B. Roh, "Genetically Optimized Hybrid Fuzzy Set-based Polynomial Neural Networks," *Journal of the Franklin Institute*, Vol. 348, No. 2, pp. 415-425, 2011.

[9] S. K. Oh, W. D. Kim, W. Pedrycz, and B. J. Park, "Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks (P-RBF NNs) Realized with the Aid of Particle Swarm Optimization," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 163, No. 1, pp. 54-77, 2011.

[10] Vahid Fathi, Gholam Ali Montazer, "An improvement in RBF learning algorithm based on PSO for real time applications Original Research Article." *Neurocomputing*, Vol 111, pp.169-176, July 2013.

[11] A. Chakrabarty, H. Jain, A. Chatterjee "Volterra kernel based face recognition using artificial bee colony optimization" *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol 26, Issue 3, pp 1107-1114, March 2013

[12] E. Uzlu, A. Akpınar, H. T. Öztürk, S. Nacar, M. Kankal "Estimates of hydroelectric generation using neural networks with the artificial bee colony algorithm for Turkey" *Energy*, Vol 69, pp 638-647, May 2014

저 자 소 개



진용탁(Yong-Tak Jin)
 2013년 : 수원대학교 전기공학과 졸업.
 20013~현재 : 동 대학원 석사과정.

관심분야 : Fuzzy Inference, Neural Network, Evolutionary Optimization, Granular Computing
 Phone : +82-31-222-6544
 E-mail : jinyt@suwon.ac.kr



오성권(Sung-Kwon Oh)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 졸업
 1983년 : 동 대학원 석사
 1993년 : 동 대학원 박사
 1983-1989 : 금성산전연구소(선임연구원).
 1996-1997 : 캐나다 Manitoba 대학 전기 및 컴퓨터공학과 Post-Doc.
 1993-2004 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수.

2005~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수, 2002~현재 대한전기학회, 제어로봇시스템학회, 퍼지 및 지능시스템학회 편집위원.

관심분야 : 퍼지시스템, 퍼지-뉴럴네트워크, 자동화 시스템, 고급 computational intelligence, 지능제어 등.
 Phone : +82-31-229-8162
 E-mail : ohsk@suwon.ac.kr



김현기(Hyun-Ki Kim)

1977년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
 1985년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사

1991년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사
 1997년~2010년 : 경기지역 산학연 기술지원단 단장

1998년~2000년 : 사업기술정책연구소 심의위원

2000년~2004년 : 사단법인 산학연 컨소시엄 적극협의회 회장
 1989년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수

관심분야 : 자동화 시스템 및 감시제어, 지능형 모델링 및 제어 등.
 Phone : +82-31-220-2666
 E-mail : hkkim@suwon.ac.kr