

(2D)² PCA알고리즘을 이용한 최적 RBFNNs 기반 나이트비전 얼굴인식 시뮬레이터 설계

Design of Optimized RBFNNs based on Night Vision Face Recognition Simulator Using the 2D² PCA Algorithm

장병희* · 김현기* · 오성권*

Byoung-Hee Jang, Hyun-Ki Kim, and Sung-Kwun Oh[†]

*수원대학교 전기공학과

[†]Electrical Engineering, Suwon University

요 약

본 연구에서 (2D)² PCA 알고리즘을 이용한 최적 RBFNNs 기반 나이트비전 얼굴인식 시뮬레이터를 설계한다. CCD 카메라로 야간에 이미지를 취득할 경우 조도가 낮기 때문에 인식을 수행하기 어려운 수준의 이미지가 취득되는 문제점이 발생한다. 따라서 본 논문에서는 나이트 비전 카메라를 이용하여 야간 얼굴을 취득하였다. 또한 얼굴과 비얼굴 이미지 영역에서 야간 얼굴 이미지를 검출하기 위해 Ada-Boost 알고리즘을 사용한다. 그리고 히스토그램 평활화를 이용하여 이미지의 왜곡 현상을 최소화 한다. 이렇게 얻어진 고차원 이미지를 저차원으로 축소하기 위해 (2D)² PCA 알고리즘을 사용했다. 다항식 기반 RBFNNs을 이용한 지능형 패턴 분류 모델을 통하여 얼굴인식을 수행 한다. 마지막으로 차분진화 알고리즘을 사용하여 파라미터를 최적화 한다. (2D)² PCA를 최적 RBFNNs 기반 나이트비전 얼굴인식 시스템의 성능 평가를 위하여 IC&CI Lab data를 사용하고 실제 얼굴 인식 시스템을 설계한다.

키워드 : 나이트 비전, 히스토그램 평활화, (2D)²PCA, 다항식 기반 방사형 기저함수 신경회로망 (RBFNNs), 차분진화알고리즘(DE)

Abstract

In this study, we propose optimized RBFNNs based on night vision face recognition simulator with the aid of (2D)² PCA algorithm. It is difficult to obtain the night image for performing face recognition due to low brightness in case of image acquired through CCD camera at night. For this reason, a night vision camera is used to get images at night. Ada-Boost algorithm is also used for the detection of face images on both face and non-face image area. And the minimization of distortion phenomenon of the images is carried out by using the histogram equalization. These high-dimensional images are reduced to low-dimensional images by using (2D)² PCA algorithm. Face recognition is performed through polynomial-based RBFNNs classifier, and the essential design parameters of the classifiers are optimized by means of Differential Evolution(DE). The performance evaluation of the optimized RBFNNs based on (2D)² PCA is carried out with the aid of night vision face recognition system and IC&CI Lab data.

Key Words : 3D Reconstruction, Optical Flow, Kalman Filter, Mirror Neuron System, Gesture Recognition.

1. 서 론

접수일자: 2013년 9월 1일

심사(수정)일자: 2013년 9월 7일

게재확정일자: 2013년 9월 7일

[†] Corresponding author

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRRC 수원2013-B2, U-city 보안감시 기술협력센터] 그리고 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2012-003568)

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.

기존의 2차원 얼굴인식 시스템의 단점인 야간의 얼굴의 추출이 어려워 인식이 어렵다는 단점이 존재 한다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 야간의 얼굴 이미지를 취득하기 위해 나이트 비전 카메라를 통해 주간의 얼굴 이미지와 비슷한 이미지를 취득함으로써 기존의 CCD 카메라를 이용할 경우 발생하는 야간 얼굴 이미지의 인식률 저하 문제를 해결한다. 나이트 비전 카메라를 통해 취득한 얼굴 이미지는 데이터 전처리 과정으로 Haar-like feature와 Ada-boost를 이용하여 얼굴 영역만을 추출하고 이렇게 추출된 얼굴 이미지는 히스토그램 평활화를 사용하여 얼굴 이미지의 왜곡을 최소화 한다. 이렇게 취득된 얼굴 이미지는 고차원의 데이터이기 때문에 (2D)² PCA 알고리즘을 사용하여 차원을 축소하였다. 데이터 전처리 과정을 통하여 얻어진 데이터는 다항식 기반의 RBFNNs (Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 지능형 패턴 분류기로 얼굴

인식을 수행한다. 다항식 기반 RBFNNs 패턴 분류기의 연결 가중치는 다항식으로 확장하였고 조건부는 가우시안 함수에서 FCM 클러스터링으로 구성하여 성능을 개선하였다. 최적화 방법으로는 차분진화 (DE : Differential Evolution) 알고리즘을 사용한다.

2. 본 론

2.1 야간 얼굴이미지의 데이터 전처리

거울 나이트 비전을 이용한 얼굴 인식 시스템의 이미지 전처리로는 Haar-like feature와 Ada-boost, 히스토그램 평활화, (2D)2 PCA를 사용한다. Ada-boost 알고리즘은 야간 이미지 내의 배경과 얼굴의 특징 데이터를 분석하여 얼굴 영역만을 검출하고 히스토그램 평활화는 야간 이미지 내의 품질을 개선하고 조도에 의한 왜곡현상을 보완한다. 이렇게 취득된 야간 얼굴 이미지는 데이터의 크기가 고차원으로 구성되어 있어 (2D)2 PCA 알고리즘을 사용하여 저차원의 데이터로 축소한다. 이렇게 얻은 데이터를 다항식 기반 RBFNNs의 입력데이터로 사용한다.

2.1.1 Haar-like feature와 Ada-boost

Haar-like feature와 Ada-boost 알고리즘을 이용한 얼굴 영역 검출 과정은 다음과 같다. 먼저 Haar-like feature와 적분 이미지를 통하여 얼굴 영역을 검출한다.

Haar-like feature는 P.Viola와 M.Jones에 의해 제안된 알고리즘으로 단순한 합을 이용한 연산과정을 통하여 계산된다. 빠른 속도로 연산이 가능하기 때문에 동영상 혹은 실시간으로 인식을 하는 얼굴 인식기에 주로 이용된다.

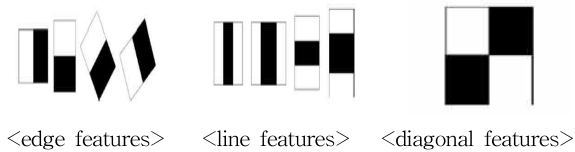


그림 1. Haar-like 특징 추출 방법
Fig. 1. Haar-like feature extraction method

Haar-like feature의 특징 추출과정은 특징 영역 내에 있는 pixel값을 더해서 영역의 합을 계산하고 각 영역의 합의 차이를 계산 마지막으로 Haar-like 특징 추출을 한다.

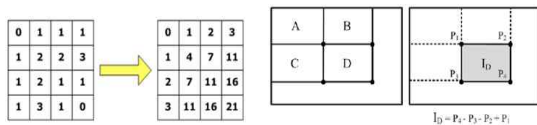


그림 2. 적분 이미지 특징 추출 과정
Fig. 2. Process of Integral image extraction

위의 그림 2는 적분 이미지의 특징 추출 과정이다. 이미지 내의 모든 pixel에 대해 미리 누적된 값을 이용하여 빠르게 연산이 가능하다.

Ada-boost 알고리즘은 Y. Freund와 R. Shapire에 의해 제안된 알고리즘으로 단계적으로 접근하는 계층적 구조를

갖는다. 이러한 구조는 확률 분포를 이용하여 단계별로 예러가 제거되고 속도가 증가하며 N개의 약 분류기를 선형적으로 결합한다. 최종적으로 높은 검출 능력을 갖는 강 분류기를 생성하게 된다. 그림 3은 Ada-boost의 인식 과정이다.

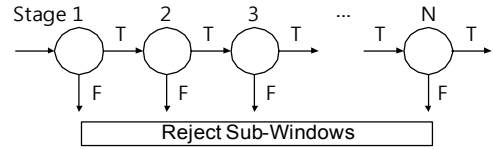


그림 3. Ada-boost 과정
Fig. 3. Process of ada-boost

2.1.2 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화는 영상인식에서 많이 사용되는 알고리즘으로 본 연구에서 나이트비전 카메라를 이용하여 취득한 얼굴 데이터에는 왜란 값이 존재할 수 있다. 이러한 왜란을 없애주기 위해 히스토그램을 사용한다. 왜란을 최소화하기 위하여 취득된 얼굴 이미지의 명함의 분포 값을 균일하게 해줌으로 한쪽으로 치우친 히스토그램을 일정한 분포를 가지도록 만들어 준다. 과정은 다음과 같다.



(a) The original image (b) Histogram Equalization image

그림 4. 히스토그램 평활화
Fig. 4. Histogram Equalization

단계 1 : 입력 이미지의 히스토그램 생성.

단계 2 : 식 (1)을 이용하여 히스토그램의 정규화 및 누적합을 계산

$$h(i) = \frac{G}{N} \times H(i) \quad (1)$$

G : Brightness of image

N : Size of image

H(i) : Normalized accumulated value

h(i) : Modified value

단계 3 : 입력 이미지의 화소 위치에 새로운 출력 매핑

2.1.3 (2D)² PCA를 이용한 차원 축소

주성분 분석법[1,2](PCA : Principal Components Analysis)은 벡터 표현의 통계적 특성을 기반으로 한 방법으로 통계적으로 변화가 있는 N차원의 M개의 벡터를 공분산 행렬에 의해 고유 벡터로 표현 한다. 주성분 분석법은 서로 다른 공간의 차원을 줄여서 간단히 표현하는 실용적인 방법으로 많이 사용되고 있다. 본 논문에서 추출한 얼굴 데이터는 고차원의 데이터임으로 패턴인식에 사용할 경우 많은 데이터의 양으로 인해 인식 속도가 느려지는 단점이 생기게 된다. 이러한 인식 속도 개선을 위하여 (2D)² PCA 알고리즘을 사용하여 데이터의 차원을 축소 한다.

기존의 PCA방법은 한 방향으로 차원을 축소하였으나 본 논문에서 사용한 (2D)² PCA는 1차원으로 변환하지 않고 2차원 이미지의 두 방향 그대로를 이용하여 차원을 축소하는 방법이다. (2D)² PCA 알고리즘을 이용하여 실험에 사용된 데이터의 차원을 축소하였고, 다음은 (2D)² PCA의 과정이다.

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

$$\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i \quad (2)$$

단계 2 : 학습이미지 세트들의 이미지 열의 공분산 행렬 RG_i 는 다음의 식(3)와 같다

$$RG_i^{R \times R} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (A_n - \bar{A})^T (A_n - \bar{A}) \quad (3)$$

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.

$$RG_i^{R \times R} = UAU^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} [u_1, u_2, \dots, u_n]^T \quad (4)$$

단계 4 : 단계 3에서 구한 고유 값 $\lambda_R^{R \times R}$ 에 대해 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_i 와 같이 행의 공분산 행렬 행의 공분산 행렬 LG_i 는 다음의 식(5)과 같다.

$$LG_i^{C \times C} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (A_n - \bar{A})(A_n - \bar{A})^T \quad (5)$$

단계 6 : 단계 3과 같이 고유치 분석을 통해 $LG_i^{C \times C}$ 의 고유 값 $\lambda_L^{C \times C}$ 과 이에 대응하는 고유벡터 $U_L^{C \times C}$ 을 계산한다.

$$LG_i^{C \times C} = U'AU'^T = \begin{bmatrix} \lambda'_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda'_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda'_n \end{bmatrix} [u'_1, u'_2, \dots, u'_n]^T \quad (6)$$

단계 7 : 단계 4에서와 단계6에서 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

$$U_{dL}^{C \times d} = [u'_1, u'_2, \dots, u'_d]$$

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

$$\tilde{A}_j = \sum_{j=1}^M U_{dL}^T \times A_j \times U_{dR} \quad \tilde{A}^{C \times R} = [\tilde{A}_1, \tilde{A}_2, \dots, \tilde{A}_M] \quad (7)$$

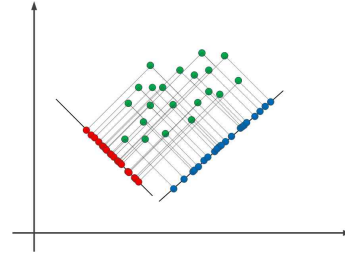


그림 5. (2D)² PCA를 이용한 차원축소

Fig. 5. Dimension Reduction Using 2-Directional 2-Dimensional Principal Component Analysis

2.2 다항식 기반 RBFNNs의 구조 및 최적화

본 논문에서 제안한 다항식 기반 RBFNNs는 기존의 신경회로망과 결합하여 3가지 기능적 모듈로 동작한다. 다항식 기반 RBFNNs의 연결 가중치를 다항식으로 확장 하여 사용하고 조건부의 활성화함수는 FCM클러스터링 알고리즘을 사용하여 데이터의 특성을 반영한다. 제안된 다항식 기반 RBFNNs 패턴 분류기는 데이터의 학습과 인식 단계에서 사용한다.

2.2.1 다항식 기반 RBFNNs의 구조 및 특징

다항식 기반 RBFNNs[3-6]는 기존의 RBFNN과 달리 결론부의 연결 가중치를 상수항에서 다항식으로 확장하여 사용한다. 그리고 조건부의 활성화함수는 기존의RBFNN에서 사용하는 가우시안 함수 대신 FCM클러스터링을 사용한다.

다항식 기반 RBFNNs 패턴분류기는 전처리가 끝난 입력 이미지 데이터를 학습과 인식 단계에서 사용한다.

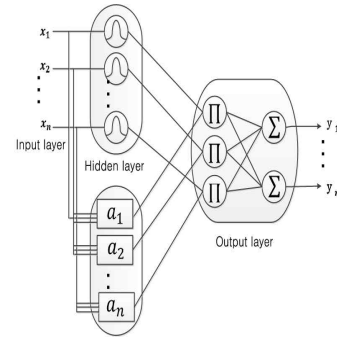


그림 6. 기존의 방사형 기저 함수 신경회로망

Fig. 6. Conventional radial basis function neural networks

위 그림 6은 기존의 방사형 기저 함수 신경회로망의 구조다. 기존의 방사형 기저 함수 신경회로망은 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성되어 있고, 기능적 모듈로서 조건부와 결론부, 추론부로 분리되어 동작한다. 조건부의 활성화함수로는 가우시안 함수를 사용하고 결론부는 상수항을 사용한다. 모델의 최종 출력은 조건부와 결론부의 상수항으로 표현한다.

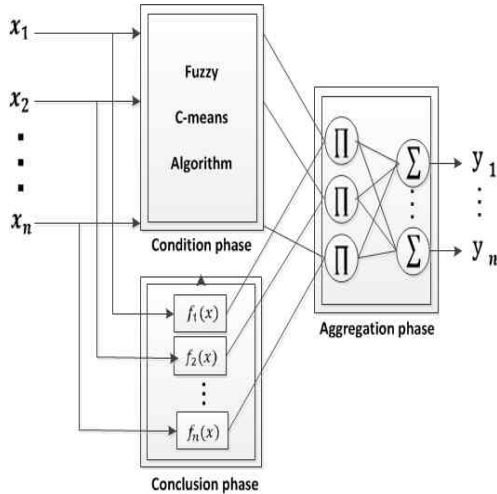


그림 7. 개선된 방사형 기저 함수 신경회로망
Fig. 7. Improved radial basis function neural networks

그림 7은 제안된 다항식기반 방사형 기저 함수 신경회로망 패턴분류기의 구조이다. 제안된 RBFNNs 패턴분류기의 조건부는 기존의 RBFNN에서 사용하던 가우시안 함수가 아닌 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘을 사용하였고, FCM 클러스터링은 각 클러스터에 포함되는 데이터의 소속 정도가 퍼지 집합으로 출력되어 방사형의 활성화 함수 형태를 나타내기 때문에 가우시안 함수의 역할을 대신한다. 결론부에서는 다음 표 1과 같이 상수항을 제외한 일차식, 2차식, 변형된 2차식의 3가지 형태 중 하나의 형태를 갖는다.

표 1. 다항식 타입(2 입력)
Table 1. Polynomial type (2 Input)

Type	Polynomial Type
Linear	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$
Quadratic	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + a_5x_1x_2$
Modified Quadratic	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2$

2.2.2 Fuzzy C-means 클러스터링

클러스터링 알고리즘이란 데이터의 분류에서 사용되는 알고리즘으로 데이터 안의 유사한 패턴과 형태 등의 기준을 통하여 데이터를 분류하여 개체의 소속집단을 정의해주는 알고리즘이다. 본 연구에서는 클러스터링에 대한 각 데이터를 거리를 기준으로 하여 소속정도를 측정하였고 데이터들의 특성을 분류하는 FCM클러스터링 알고리즘[7-9]을 사용하였다. FCM 클러스터링 알고리즘을 패턴분류기의 조건부

에 가우시안 활성화함수 대신 사용함으로써 입력데이터의 특성을 보다 잘 반영할 수 있다. FCM 클러스터링 알고리즘의 클러스터 수는 은닉층 노드의 수와 같고 퍼지 집합으로 이루어진 소속행렬의 값은 가우시안 활성화 함수의 값에 적합도 값과 같고 FCM 클러스터링의 퍼지화 계수는 가우시안 함수의 분포상수와 같은 역할을 한다. 과정은 다음과 같다.

단계 1 : 클러스터의 개수를 결정하고, 소속행렬 U(r)을 초기화한다.

$$U^{(r)} = \left\{ u_{ik} \in [0,1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \forall k, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \right\} \quad (8)$$

단계 2 : U(r)값을 기반으로 각각의 클러스터에 대한 중심 값과 소속 함수의 값을 구한다.

$$U^{(r)} = \left\{ u_{ik} \in [0,1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1 \forall k, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \right\} \quad (9)$$

단계 3 : 각각의 클러스터 중심과 데이터와의 거리를 계산하여 새로운 소속행렬을 생성한다.

$$d_{ik} = d(x_k - v_i^{(r)}) = \left[\sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij}^{(r)})^2 \right]^{1/2} \quad (10)$$

단계 4 : 오차가 허용범위 안에 도달하면 종료하고, 그렇지 않으면 [step 2]로 돌아간다.

$$\| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (11)$$

2.2.2 최적화를 위한 차분 진화 알고리즘

차분 진화[10-12](Differential Evolution: DE) 알고리즘은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 해결하는 과정에서 개발되었다. 차분 진화 알고리즘은 전역 최적해에 대한 수렴성이 우수하고 구조가 간단하여 다른 진화 알고리즘들에 비해 컴퓨팅 시간이 짧은 장점을 갖는다. 차분 진화 알고리즘에서 사용되는 연산자는 주로 임의로 선택된 개체들 사이의 차이를 사용한다. 차분진화 알고리즘을 이용하여 제안된 모델의 다항식의 차수와 클러스터의 수 그리고 퍼지화 계수를 최적화하였다. 차분진화 알고리즘의 수행 과정은 다음과 같다.

단계 1 : 초기 집단 생성 (랜덤 값으로 μ 개의 개체를 초기화, 각 개체는 n개의 목적 변수로 구성)

$$\| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (12)$$

단계 2 : 집단내의 모든 개체의 목적함수를 평가

$$\Phi(t) = \Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_\mu(t)) \quad (13)$$

단계 3 : 모든 개체(i=1, ..., μ)에 대하여 차분 변화를 위한

개체를 선택하여 교배용 벡터를 만들고 이를 교배 대상 벡터와 교배

$$v_i(t) = a_{r3}(t) + F \cdot (a_{r2}(t) - a_{r1}(t)) : \text{교배용 벡터} \quad (14)$$

$$x'_i(t) = v_i(t) \times a_i(t) : \text{교배} \quad (15)$$




단계 4 : 모든 개체의 목적 함수를 평가

단계 5 : 종료조건을 확인하고 만족하지 않으면 t=t+1으로 하고 단계 3으로 복귀

3. 시뮬레이션 및 결과

본 논문의 데이터 구성은 수원대학교 지능 제어 및 컴퓨터 지능 연구실(IC&CI Lab)의 인원 12명으로 구성하였고 연구실 인원의 얼굴 데이터는 3가지 조건으로 구성된다. 첫 번째 조건으로 빛이 존재 하지 않는 암전 상태의 상황으로 조도 값은 0~5Lux 값을 가지는 상황에서 나이트 비전을 사용하여 12명의 얼굴 데이터를 취득 하였다. 그리고 두 번째로는 희미한 빛이 존재하는 경우의 상황이며 조도 값은 5~20Lux 값의 상황을 만들어 데이터를 취득 하였다, 마지막으로 상황으로는 우리가 일반적으로 취득하는 방법과 동일한 방법으로 주간에 취득을 하였다. 각 상황별에서 인식 후부 12명의 데이터는 10장씩 총 360장으로 구성 하였다.

표 2. 데이터의 구성
Table 2. Configuration of the data

Total image data	320 Pictures		
The number of persons	Total personnel : 12 10 pictures for each person		
Condition	Illumination value 5~20Lux	Illumination value 0~5Lux	Day video
Image			
	120 Pictures	120 Pictures	120 Pictures

이렇게 취득한 데이터는 광원이 포함되어 있을 수 있어 영상의 식별에 어려움을 주는 경우가 발생할 수 있기 때문에 히스토그램 평활화를 사용하여 광원으로 인한 왜란을 최소화 하였고, Harr-like feature와 Ada-boost 알고리즘을 통하여 얼굴과 배경을 분리하는 전처리 과정을 수행 하였다. 그리고 이렇게 취득된 얼굴 이미지는 고차원의 데이터로 구성이 되어있기 때문에 연산의 시간이 오래걸리는 단점이 발생할 수 있기 때문에 (2D)² PCA 알고리즘을 이용하여

고차원 데이터를 축소하는 과정을 거침으로 연산의 시간을 단축 한다. 또한 인식 성능을 향상시키기 위하여 최적화 알고리즘으로 차분진화 알고리즘을 사용하여 파라미터를 최적화 하였다. 실험에 적용한 파라미터 값은 다음과 같다.

표 3. Unscented 칼만 필터 알고리즘 비교




Table 3. The process of Unscented Kalman Filter

Parameter		Value
No. of generations		60
No. of populations		40
Search range	Polynomial type	2~4
	No. of clusters	2~5
	Fuzzification Coefficient	1.1~3.0

이렇게 축소된 데이터를 이용하여 주간과 야간 그리고 PCA와 (2D)² PCA를 사용하였을때의 인식률을 본 논문에서 제시된 다항식 기반 RBFNNs 패턴분류기를 통하여 인식률을 산출 하였고 인식 결과는 다음과 같다

표 4. IC&CI 연구실 얼굴 데이터 실험 결과.

Table 4. Results of IC&CI Lab. dataset.

Image	Feature extraction method	Recognition rate
	PCA	73.75% (±14.25)
	(2D) ² PCA	82.27% (±16.55)
	PCA	87.50% (±8.83)
	(2D) ² PCA	90.84% (±1.86)
	PCA	92.50% (±5.22)
	(2D) ² PCA	98.82% (±1.61)

5. 결 론

본 논문에서는 (2D)² PCA를 사용한 야간 이미지의 차원 축소를 이용한 얼굴인식을 진행 하였다. 기존의 CCD 카메라를 이용한 얼굴인식에서 야간의 얼굴 데이터 취득에 어려움이 존재 하였다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 나이트비전 카메라를 사용하여 주간과 비슷한 얼굴 데이터를 취득하였다. 실험에서는 기존의 PCA와 (2D)² PCA의 두가지 차원 축소 기법을 이용하여 인식률을 산출 하였다. 다항식 기반 방사형 기저함수 신경회로망을 사용하여 인식률을 산출 하였다. 야간의 CCD 카메라는 약간의 조명이 필요하였지만 나이트비전 카메라의 경우에는 암전 상태에서 얼굴 이미지를 취득하여도 주간 영상과 비슷한 수준의 데이터를 취득 하였다. 그 결과 주간의 얼굴 데이터에 비하여 낮은 인식률이 보이기는 하였지만 기존의 PCA를 사용하는 인식률과 (2D)² PCA의 경우 나이트비전을 사용하여 인식률을 산출 하였을 때 주간과 비슷한 성능을 보이는 것을 확인 하였다.

References

- [1] M. Turk and A. Pentland, Eigenfaces for Recognition, *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3 (1) (1991) 71-86.
- [2] E. Gumus, N. Kilic, A. Sertbas, O. N. Ucan, Evaluation of face recognition technique using PCA, wavelets and SVM, *Expert Systems with Applications*, 37 (2010) 6404-6408.
- [3] S. K. Oh, W. D. Kim, and W. Pedrycz, "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.
- [4] M.J. Er, S.Q. Wu, J.W. Lu, H.L. Toh, Face recognition with radial basis function (RBF) neural networks, *IEEE Transactions on Neural Networks* 13 (3) (2002) 697-710.
- [5] K. Mali, S.Mitra, Symbolic classification, clustering and function network, *Fuzzy Sets and Systems* 152 (2005) 553-564.
- [6] B.-J. Park, S.-K. Oh, H.-K, Kim, Design of polynomial neural network classifier for pattern classification with two classes, *Journal of Electrical Engineering & Technology* 3 (1) (2208) 108-114.
- [7] W. Pedrycz, "Conditional fuzzy clustering in the design of radial basis function neural networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol.9, pp.601 - 612, July 1998.
- [8] A. Aiver, K. Pyun, Y. Z. Huang, D. B. O'Brien, R. M. Gray, Lloyd clustering of Gauss mixture models for image compression and classification, *Signal Processing: Image Communication*, 20 (5) (2005) 459-485.
- [9] J. C. Bezdek, Pattern Recognition with fuzzy Objective Function Algorithms, *Plenum Press*, 1981.
- [10] R. Storn, K. V. Price, "Differential Evolution-a fast and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *Journal of Global Optimization*, vol. 11, pp. 341-359, 1997.
- [11] R. Storn, Differential Evolution, A Simple and Efficient Heuristic Strategy for Global Optimization over Continuous Spaces, *Journal of Global Optimization*, 11 (1997) 341-359.
- [12] K. Dervis, O. Selcuk, A Simple and Global Optimization Algorithm for Engineering Problems: Differential Evolution Algorithm, *Turk J Elec Engin*, 12 (2004) 53-60.

저 자 소 개



장병희(Byoung-Hee Jang)

2012년 : 수원대학교 전기공학과 공학사
2012년~현재 : 수원대학교 대학원
전기공학과 석사과정

관심분야 : 퍼지추론 시스템, 뉴럴 네트워크, 진화론적 최적화 알고리즘, 영상처리 시스템, 인식 시스템
Tel : +82-31-222-6544
Fax : +82-31-220-2667
E-mail : jbh852@naver.com



김현기(Hyun-Ki Kim)

1977년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
1985년 : 연세대학교 전기공학과 공학석사
1991년 : 연세대학교 전기공학과 공학박사
1997년~2010년 : 경기지역 산학연 기술지원
단 단장
1998년~2000년 : 사업기술정책연구소 심의
위원

2000년~2004년 : 사단법인 산학연 컨소시엄 적국협의회회장
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



오성권(Sung-Kwun Oh)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 공학사
1983년~1989년 : 금성산전연구소(선임
연구원)
1993년 : 연세대학교 전기공학과 공학박
사
1996년~1997년 : 캐나다 Manitoba 대학 전
기 및 컴퓨터 공학과 Post-Doc.

1993년~2004년 : 원광대학교 전기전자 및 정보공학부 교수
2005년~현재 : 수원대학교 전기공학과 교수
2002년~현재 : 대한전기학회, 제어로봇시스템학회, 퍼지 및
지능시스템학회 편집위원
2013년~현재 : Information Sciences 편집위원

관심분야 : 퍼지 시스템, 퍼지-뉴럴 네트워크, 자동화 시스템,
고급 Computational Intelligence, 지능제어 등.
Phone : +82-31-229-8162
E-mail : ohsk@suwon.ac.kr