

논문 2013-50-1-27

PCA알고리즘을 이용한 최적 pRBFNNs 기반 나이트비전 얼굴인식 시스템 설계

(Design of Optimized pRBFNNs-based Night Vision
Face Recognition System Using PCA Algorithm)

오 성 권*, 장 병 희**

(Sung-Kwun Oh and Byoung-Hee Jang)

요 약

본 연구에서는 PCA알고리즘을 이용한 최적 pRBFNNs 기반 나이트비전 얼굴인식 시스템을 설계 하고자 한다. 조명이 없는 주위 상태 하에서 조도가 낮기 때문에 CCD 카메라를 이용하여 영상을 획득하는 것이 어렵다. 본 논문에서는 낮은 조도에 의해 왜곡된 이미지의 품질을 나이트 비전 카메라와 히스토그램 평활화를 사용하여 향상시킨다. 그리고 얼굴과 비얼굴 이미지 영역 사이에서 얼굴 이미지를 검출하기 위하여 Ada-Boost 알고리즘을 사용한다. 추출된 고차원 특징 데이터를 저차원의 특징 데이터로 변환하기 위하여 데이터 차원축소 기법인 주성분 분석법(Principal Components Analysis; PCA)을 사용한다. 또한 인식 모듈로서 pRBFNNs(Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 패턴분류기를 소개한다. 제안된 다항식 기반 RBFNNs은 조건부, 결론부, 추론부 세 가지의 기능적 모듈로 구성되어 있다. 조건부는 FCM (Fuzzy C-means) 클러스터링을 사용하여 입력 공간을 분할하고, 결론부는 분할된 로컬 영역을 다항식 함수로 표현한다. 그리고 차분진화 (Differential Evolution; DE) 알고리즘을 사용하여 모델의 파라미터를 최적화 한다.

Abstract

In this study, we propose the design of optimized pRBFNNs-based night vision face recognition system using PCA algorithm. It is difficult to obtain images using CCD camera due to low brightness under surround condition without lighting. The quality of the images distorted by low illuminance is improved by using night vision camera and histogram equalization. Ada-Boost algorithm also is used for the detection of face image between face and non-face image area. The dimension of the obtained image data is reduced to low dimension using PCA method. Also we introduce the pRBFNNs as recognition module. The proposed pRBFNNs consists of three functional modules such as the condition part, the conclusion part, and the inference part. In the condition part of fuzzy rules, input space is partitioned by using Fuzzy C-Means clustering. In the conclusion part of rules, the connection weights of pRBFNNs is represented as three kinds of polynomials such as linear, quadratic, and modified quadratic. The essential design parameters of the networks are optimized by means of Differential Evolution.

Keywords : Histogram Equalization, PCA, pRBFNNs, Night Vision, Face Recognition System

* 정회원, ** 학생회원, 수원대학교 전기공학과
(Dept.of Electrical Engineering, Suwon University)

※ 본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터사업의 일환으로 수행하였음[GRRC 수원2012-B2, U-city 보안감시 기술협력센터], 그리고 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2012-003568)

접수일자: 2012년11월7일, 수정완료일: 2012년12월27일

I. 서 론

기존의 2차원의 얼굴인식 시스템은 야간상황에서의 인식이 힘들다는 단점이 존재 한다. 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 야간에도 영상을 취득할 수 있는 장비인 나이트비전 장비를 이용하여 얼굴의 영상을 취득함

으로써 일반 CCD 카메라를 이용한 얼굴인식에서 발생했던 야간영상의 인식률 저하 문제를 해결한다. 나이트비전 장비를 통하여 취득한 야간 영상은 히스토그램 평활화를 이용하여 왜곡된 영상의 질을 개선한다. 또한 취득된 영상은 고차원의 이미지 데이터로써 인식에 필요한 특징데이터를 추출하기 위하여 차원축소 기법인 PCA (Principal Components Analysis)기법을 사용한다. 그리고 얼굴인식을 위하여 pRBFNNs (Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 지능형 패턴분류 모델을 구축한다. 구축된 지능형 모델은 연결가중치가 기존 상수항에서 2차식까지 확장되며 FCM 클러스터링으로 조건부를 구성하여 성능을 개선하였다. 또한 파라미터를 최적화 하기위하여 차분진화 알고리즘을 사용한다.

II. 본 론

1. 야간 얼굴 영상의 전처리

나이트비전 얼굴인식 시스템에서는 데이터 전처리 단계로 히스토그램 평활화, AdaBoost, PCA 과정을 거친다. 히스토그램 평활화는 영상의 화질 개선과 조명으로 인한 왜곡현상을 보완해준다. AdaBoost 알고리즘을 이용하여 얼굴과 배경의 차이를 잘 나타내 주는 특징데이터를 선택하여 얼굴 영역을 검출하였고, 고차원의 야간 얼굴 데이터를 PCA기법으로 저차원으로 축소하여 제안된 모델의 입력으로 사용한다.

가. 히스토그램 평활화

영상에서는 인공조명과 자연조명이 포함되어 조명광의 세기에 의해서 영상의 식별에 어려움을 주는 경우가 발생 할 수 있다. 따라서 영상을 이용하는 얼굴 인식에 있어서 자연광과 인공조명의 변화에 따른 영상의 화질 변화는 조명광에 포함된 왜란으로 인하여 인식률이 저하된다. 이러한 인식률의 저하를 최소화하기 위해 히스토그램 평활화를 사용하였다.

히스토그램은 영상 전체의 명암 값의 분포를 담은 자료로서 영상의 명암도 분포 상태를 파악할 수 있다. 히스토그램 평활화는 명암 값의 분포를 균일하게 해주는 것으로 한 쪽으로 치우친 히스토그램을 재분배 과정을 거쳐 일정한 분포를 가지도록 만드는 알고리즘으로 과정은 다음과 같다.

[단계 1] 입력영상의 히스토그램 생성.

[단계 2] 식(1)을 이용하여 히스토그램의 정규화 및 누적합을 계산.

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

G : 영상의 밝기 N : 영상의 크기
H(i) : 정규화 누적값 h(i) : 보정 값

[단계 3] 입력영상의 화소 위치에 새로운 출력 매핑

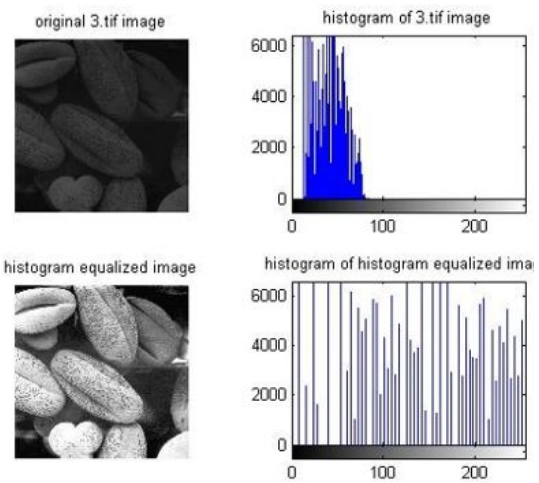


그림 1. 히스토그램
Fig. 1. Histogram.

나. Ada-Boost 알고리즘을 이용한 얼굴검출

Ada-Boost를 이용한 얼굴 검출과정은 Haar-like feature와 적분 이미지를 통해 빠른 속도로 계산하여 얼굴을 검출 한다. 훈련과정에서 얼굴과 배경 영상의 차이를 잘 나타내주는 특징들을 선택한다. 이와 같은 특성을 이용하여 Sub-windows를 만들어 연속적으로 비 얼굴 영역을 제거 하게 된다.

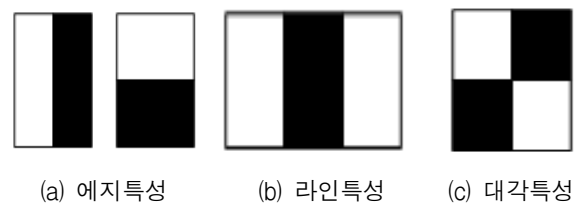


그림 2. Haar-like feature의 프로토타입
Fig. 2. Prototype of haar-like feature.

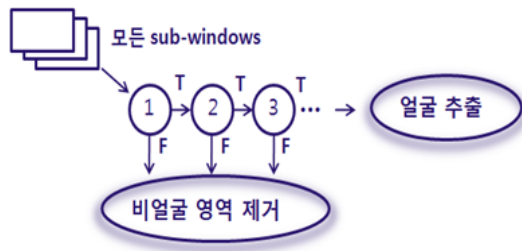


그림 3. 연속적인 연결구조
Fig. 3. A series of connection structure.

이러한 내용을 바탕으로 약한 분류기가 결합하여 높은 검출 성능을 갖는 강한 분류기를 형성한다. 생성된 분류기는 얼굴과 비얼굴 영역을 검출할 수 있는 분류기가 된다.

다. PCA를 이용한 데이터 차원 축소

주성분 분석법^[1~2]은 고차원 특징 벡터를 저차원 특징 벡터로 축소하는 특징 벡터의 차원 축소뿐만 아니라 데이터 시각화와 특징 추출에도 유용하게 사용되는 다변량 데이터 처리 기법중의 하나다. 패턴분류기를 이용하여 학습과 인식을 수행하는 경우 고차원의 데이터는 잡음 특징까지 포함되어 데이터를 분류하는데 방해가 될 뿐만 아니라 많은 데이터양으로 인하여 속도가 느려지는 단점이 생긴다. 이러한 문제를 해결하기 위해 주성분 분석법을 이용하여 데이터의 차원을 축소하고 얼굴의 특징을 추출한다. Turk와 Pentland는 고유 얼굴을 통한 얼굴인식 방법을 제안하였다.

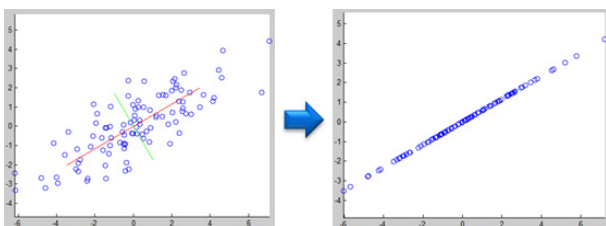


그림 4. PCA를 통한 차원 축소
Fig. 4. Dimension reduction Using PCA.

다음은 PCA기법의 과정이다.

[단계 1] 인식후보 얼굴 벡터 집합 구성

$$S = \Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M \quad (2)$$

[단계 2] 평균과 분산을 기준으로 모든 이미지 정규화

$$\Gamma_{ij} = (\Gamma_{ij} - \mu_i) \times \frac{\sigma}{\sigma_i} + \mu \quad (3)$$

[단계 3] 평균 얼굴 벡터 계산

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (4)$$

[단계 4] 인식후보 얼굴 벡터와 평균 얼굴 벡터의 차 벡터 계산

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (5)$$

[단계 5] 인식후보 얼굴에서 공분산 행렬을 계산

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \cdot \Phi = A \cdot A^T \mathbf{1} \quad (6)$$

[단계 6] M개의 고유벡터에서 가장 큰 고유값을 갖는 M'개 만을 선택

$$C = U \Lambda U^T \quad (7)$$

[단계 7] 각 인식후보 얼굴과 고유벡터와의 사영을 통해 가중치를 얻는다.

$$\Omega^T = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_{M'}] \quad (8)$$

2. pRBFNNs의 구조 및 최적화

본 논문에서 제안된 pRBFNNs는 기존의 RBFNNs와 달리 결론부의 연결가중치를 상수항대신 일차식과 이차식, 변형된 이차식으로 확장하여 사용한다. 그리고 조건부의 활성화함수는 기존의 가우시안 함수대신 FCM클러스터링 알고리즘을 사용하여 데이터의 특성을 반영할 수 있도록 하였고, 이렇게 제안된 패턴분류기는 전처리 과정 이후의 이미지를 학습하는 과정과 인식하는 단계에서 사용된다.

가. pRBFNNs 패턴분류기의 구조 및 특징

pRBFNNs는 기존의 RBFNNs과 달리 결론부의 연결가중치를 상수항에서 일차식과 이차식, 변형된 이차식

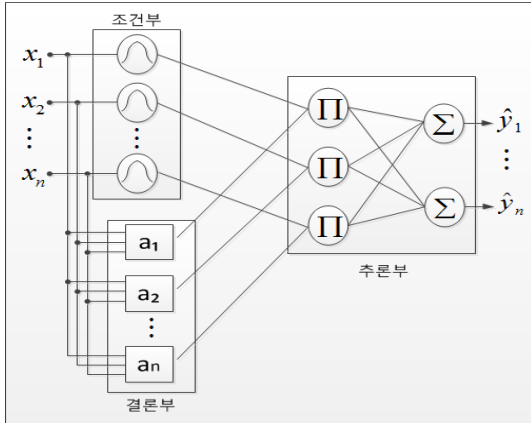


그림 5. 기존의 방사형 기저 함수 신경회로망
Fig. 5. Conventional radial basis function neural networks.

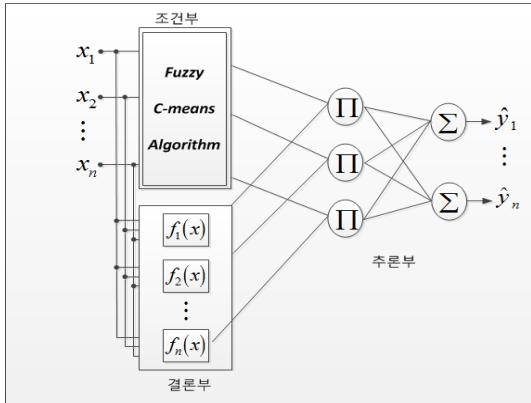


그림 6. 개선된 방사형 기저 함수 신경회로망
Fig. 6. Improved radial basis function neural networks.

으로 확장하여 사용하고, 조건부의 활성화함수로 사용되는 가우시안 함수 대신 FCM 클러스터링을 사용하였다. pRBFNNs 패턴분류기는 전처리가 끝난 입력 이미지를 학습하는 과정과 인식 단계에서 사용하게 된다. 기본적인 신경회로망은 구조적으로 입력층과 은닉층, 출력층으로 구성되어 있고, 기능적으로는 조건부와 결론부 그리고 추론부의 세 가지 모듈로 분리되어 동작한다. 조건부의 활성화함수로는 가우시안 함수를 사용하고 결론부에는 상수항을 사용한다. 모델의 최종출력은 조건부와 결론부의 상수항으로 표현된다. 그림 5는 기존의 방사형 기저함수 신경회로망이다.

그림 6은 제안된 pRBFNNs^[3~6] 패턴분류기의 구조로 조건부에 기존의 가우시안 함수가 아닌 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘을 사용한다. FCM 클러스터링은 각 클러스터에 포함되는 데이터의 소속정도가

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	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2$

퍼지집합으로 출력되어 방사형의 활성화함수 형태를 나타내기 때문에 가우시안 활성화 함수의 역할을 대신한다.

결론부에서는 표 1과 같이 상수항을 제외한 일차식, 2차식, 변형된 2차식의 3가지 중 하나의 형태를 갖는다. 이렇게 개선된 pRBFNNs 패턴분류기는 강한 네트워크 특성을 갖으며 다차원의 입출력 문제를 해결할 수 있고 예측능력이 우수한 특징을 갖는다.

나. Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘

클러스터링(Clustering)알고리즘이란 데이터의 분류에서 사용되는 알고리즘으로 데이터 안의 유사한 패턴, 형태 등의 기준을 통하여 데이터를 분류하여 개체의 소속집단을 정의해주는 알고리즘이다. 본 논문에서는 클러스터에 대한 각 데이터의 거리를 기준으로 소속정도를 측정하여 데이터들의 특성을 분류하는 FCM 클러스터링^[7~9] 알고리즘을 사용하였다. 다음은 FCM 클러스터링의 과정이다.

[단계 1] 클러스터의 개수를 결정하고, 소속행렬 $U(r)$ 을 초기화한다.

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

[단계 2] $U(r)$ 값을 기반으로 각각의 클러스터에 대한 중심값과 소속함수의 값을 구한다.

$$v_i^{(r)} = \{v_{i1}^{(r)}, \dots, v_{ic}^{(r)}\}, v_{ij}^{(r)} = \left(\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \cdot x \right) / \left(\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \right) \quad (10)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i^{(r)}\|}{\|x_k - v_j^{(r)}\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (11)$$

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

$$d_{ik} = d(x_k - v_i^{(r)}) = \left[\sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij}^{(r)})^2 \right]^{1/2} \quad (12)$$

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

$$\| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (13)$$

FCM 클러스터링 알고리즘을 패턴분류기의 조건부에 가우시안 활성화함수 대신 사용함으로써 입력 데이터의 특성을 보다 잘 반영할 수 있다. FCM 알고리즘의 클러스터 수는 은닉층 노드의 수와 같고 퍼지집합으로 이루어진 소속행렬의 값은 가우시안 활성화함수에 의한 적합도 값과 같고 FCM의 퍼지화 계수는 가우시안 함수의 분포상수와 같은 역할을 한다.

다. 차분 진화 알고리즘을 이용한 최적화

차분 진화(Differential Evolution: DE)[10-12] 알고리즘은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 해결하는 과정에서 개발되었다. DE는 전역 최적해에 대한 수렴성이 좋고 구조가 간단하다. 그러므로 다른 진화 알고리즘들에 비하여 컴퓨팅 시간이 짧다는 장점을 가진다. 차분진화에서 사용되는 연산자는 주로 임의로 선택된 개체들 사이의 차이를 사용한다. DE를 이용하여 제안된 모델의 다항식의 차수와 클러스터 수 및 퍼지화 계수를 최적화시킨다.

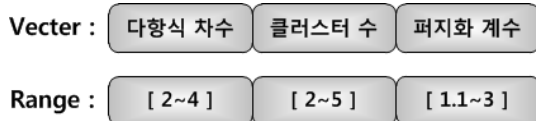


그림 7. DE를 이용한 파라미터 최적화
Fig. 7. Parameter optimization using DE.

차분진화 알고리즘의 과정은 다음과 같다.

[단계 1] 초기집단 생성 (랜덤 값으로 μ 개의 개체를 초기화, 각 개체는 n 개의 목적 변수로 구성)

$$P(t) = a_1(t), a_2(t), \dots, a_\mu(t) \quad (14)$$

[단계 2] 집단내의 모든 개체의 목적함수를 평가

$$\Phi(t) = \Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_\mu(t)) \quad (15)$$

[단계 3] 모든 개체($i=1, \dots, \mu$)에 대하여 차분 변화를 위한 개체를 선택하여 교배용 벡터를 만들고 이를 교배 대상 벡터와 교배

$$v_i(t) = a_{r_3}(t) + F \cdot (a_{r_2}(t) - a_{r_1}(t)) : \text{교배용 벡터} \quad (16)$$

$$x'_i(t) = v_i(t) \times a_i(t) : \text{교배} \quad (17)$$

[단계 4] 모든 개체의 목적함수를 평가

[단계 5] 종료조건을 확인하고 만족되지 않으면 $t=t+1$ 으로 하고 [단계 3]으로 복귀

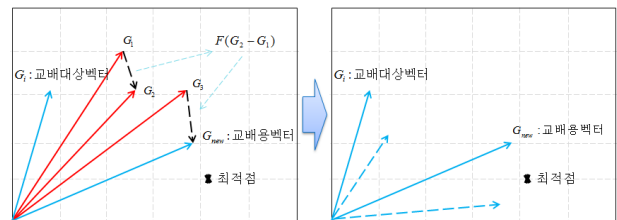


그림 8. 교배용 벡터의 생성
Fig. 8. Creation of crossover vector.

III. 실험

본 연구의 실험과정의 데이터 구성으로는 수원대학교 지능제어 및 컴퓨터 지능 연구실(IC & CI Lab.) 연구원으로 전체 8명으로 구성 되어 있다. 연구실인원 각각의 영상 데이터는 4가지 조건으로 구성된다. 첫 번째 조건은 빛이 없는 암전상태의 상황으로 조도 값은 0~5Lux 값을 가지는 상황에서 8명 각각 얼굴데이터를 취득 하였다. 그리고 두 번째로 희미한 빛이 존재하는 경우의 조도 값은 5~20Lux 값의 상황을 만들어 데이터를 취득하였고 세 번째 조건으로 첫 번째 암전상황에서 나이트비전을 사용하여 얼굴영상을 취득하였다. 마지막으로 우리가 일반적으로 주간에 영상을 취득하는 방법과 동일한 방법으로 취득을 하였다. 각각의 상황에서 인식후보 8명의 데이터는 80장으로 총 320으로 데이터를 구성하였다.

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






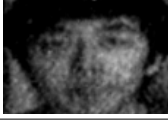


총 이미지 데이터		320장		
인원		총인원 8명, 개인 10장씩		
조건	조명 값 0~5Lux	조명 값 5~20Lux	나이트비전	주간영상
사진				
	80장	80장	80장	80장

표 3. 실험 파라미터
Table 3. Experiment parameter.

파라미터		값
세대 수		60
개체 수		50
탐색 범위	다항식의 차수	2~4
	클러스터의 수	2~5
	퍼지화계수	1.1~3.0

표 4. 실험 결과
Table 4. Experimental results.

조건	사진	인식률	표준편차
조도 값 0~5 Lux (CCD 카메라)		인식불가	•
조도 값 5~20 Lux (CCD 카메라)		73.75%	± 14.25
조도 값 0~5 Lux (나이트비전)		87.50%	± 8.83
일반적인 주간영상 (CCD 카메라)		92.50%	± 5.23

이렇게 취득된 데이터는 인공 및 자연 조명이 포함되어 있어 영상의 식별에 어려움을 주는 경우가 발생할 수 있기 때문에 히스토그램 평활화를 이용하여 인공조명과 자연조명의 왜란을 최소화 하였고 Ada-Boost 알고리즘을 이용하여 배경과 얼굴이미지를 분리하는 전처리 과정을 수행 하였다. 그리고 얼굴 데이터의 데이터

양이 많기 때문에 패턴 분류기를 구동함에 있어서 시간이 오래 걸리는 단점이 발생 할 수 있기 때문에 PCA 알고리즘을 이용하여 고차원의 얼굴 데이터를 축소하는 과정을 거쳤고 인식 성능의 향상을 위하여 차분진화(Differential Evolution: DE)알고리즘을 사용하였다. 실험에 적용된 파라미터 값은 다음과 같다.

이렇게 축소된 데이터를 이용하여 야간의 상황별 데이터와 주간 일반 데이터의 인식률을 본 논문에서 제시된 pRBFNNs 패턴분류기를 통하여 인식률을 산출 하였다. 인식결과는 표 4와 같다.

IV. 결 론

본 실험은 야간상황에서의 나이트비전을 이용한 얼굴인식 실험이다. CCD카메라로는 야간상황에서 얼굴데이터 취득이 어렵다는 문제점이 존재하여 야간장비인 나이트비전을 이용하여 얼굴 데이터를 취득 하고, 취득된 얼굴 데이터를 가지고 주간 얼굴 데이터와 인식률을 비교 하였다. 야간 얼굴 데이터는 3가지의 조건으로 구성하였고 주간 얼굴 데이터는 일반적인 주간 상황의 얼굴 영상으로 실험을 진행 하였다. 데이터의 전처리 작업을 통하여 특징이 개선됨을 확인 하였고 PCA 알고리즘을 이용하여 고차원의 데이터를 축소하고 차분진화 알고리즘을 이용하여 파라미터를 최적화하여 인식시스템의 성능을 향상 시켰다. 제안된 pRBFNNs 패턴분류기를 통하여 야간상황에서도 활용할 수 있는 야간 얼굴 인식 시스템의 구현 가능성을 확인 하였다.

참 고 문 헌

- [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



오 성 권(정회원)-주저자
1981년 연세대학교 전기공학과
졸업
1983년 동 대학원 석사
1993년 동 대학원 박사
1983년~1989년 금성산전연구소
(선임연구원).

1996년~1997년 캐나다 Manitoba 대학 전기 및
컴퓨터공학과 Post-Doc.

1993년~2004년 원광대학교 전기전자 및
정보공학부 교수.

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

<주관심분야 : 퍼지시스템, 퍼지-뉴럴네트워크,
자동화 시스템, 고급 computational intelligence,
지능제어 등.>



장 병 희(학생회원)-공동저자
2012년 수원대학교 전기공학과
졸업.

20012~현재 동 대학원 석사과정.
<주관심분야 : 퍼지추론 시스템,
뉴럴 네트워크, 패턴 인식, 진화론
적 최적화 알고리즘, 얼굴인식 시
스템>