최적 pRBFNNs 패턴분류기 기반 3차원 스캐너를 이용한 얼굴인식 알고리즘 설계

Design of Face Recognition Algorithm based Optimized pRBFNNs Using Three-dimensional Scanner

마창민 · 유성훈 · 오성권[†]

Chang-Min Ma, Sung-Hoon Yoo, and Sung-Kwun Oh[†]

수원대학교 전기공학과

Department of Electrical Engineering, The University of Suwon

요 약

본 논문에서는 최적 pRBFNNs 패턴분류기 기반 3차원 스캐너를 이용한 얼굴인식 알고리즘을 설계한다. 일반적으로 2차원 영상을 이용한 얼굴인식 시스템은 사진의 명암도를 이용하여 얼굴의 특징을 추출하게 된다. 그렇기 때문에 빛이나 조명, 또는 얼굴 포즈와 같은 환경 변화들은 시스템의 성능을 저하시킨다. 따라서 본 논문에서 제안된 얼굴인식 알고리즘은 2차원 얼굴인식 시스템의 한계를 극복하기 위하여 3차원 스캐너를 사용하여 설계한다. 먼저 3차원 스캐너를 이용하여 얼굴 형상을 스캔하고 스캔된 얼굴 형상은 포즈 보상 과정을 통하여 정면으로 변환된다. 그 후에 Point Signature 기법을 사용하여 얼굴의 깊이 정보를 추출하고 마지막으로 고차원 패턴인식 문제에 대한 해결을 위하여 최적화된 pRBFNNs (Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 모델을 사용하여 인식성능을 확인한다.

키워드 : 3차원 스캐너, 포즈보상, Point Signature, pRBFNNs, 3차원 얼굴인식

Abstract

In this paper, Face recognition algorithm is designed based on optimized pRBFNNs pattern classifier using three-dimensional scanner. Generally two-dimensional image-based face recognition system enables us to extract the facial features using gray-level of images. The environmental variation parameters such as natural sunlight, artificial light and face pose lead to the deterioration of the performance of the system. In this paper, the proposed face recognition algorithm is designed by using three-dimensional scanner to overcome the drawback of two-dimensional face recognition system. First face shape is scanned using three-dimensional scanner and then the pose of scanned face is converted to front image through pose compensation process. Secondly, data with face depth is extracted using point signature method. Finally, the recognition performance is confirmed by using the optimized pRBFNNs for solving high-dimensional pattern recognition problems.

Key Words : Three-dimensional scanner, Pose Compensation, Point Signature, Three-dimensional Face Recognition, pRBFNNs

접수일자: 2012년 3월 16일

심사(수정)일자: 2012년 3월 16일

게재확정일자 : 2012년 3월 23일

[†] Corresponding author

"본 논문은 본 학회 2012년도 춘계학술대회에서 선정된 우수논문입니다."

본 논문은 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)

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.

1. 서 론

일반적으로 2차원 영상인식 시스템 구축에서 발생하는 가장 큰 문제점은 환경적인 요소의 변화에 따른 인식을 저하이다. 특히 조명이나 얼굴의 포즈에 따라서 인식시스템의 인식률의 변동이 크게 발생하였다. 대부분의 2차원 얼굴인식은 영상의 명암도를 이용하여 인식을 수행하기 때문에 데이터베이스 구축 당시의 환경과 다른 밝기의 조명이나 인위적인 조명에 의해서 한쪽으로 치우친 조명이 발생하면 인식성능이 크게 감소된다. 또한 2차원 얼굴인식은 인식을 수행하는 대상의 포즈변화(얼굴의 회전 변화)에 민감하다. 인식을 수행할 때 포즈가 변화하면 회전된 부분의 데이터가 모두 제거되기 때문에 사라진 데이터는 추출할 수 없다는 한계가 있다. 이러한 포즈변화에 취약하다는 단점이 존재하기 때문에 정면으로 영상을 획득해야 한다. 하지만 증명사진과

같은 사진을 찍을 때 경험하는 것과 같이 대부분의 사용자들은 자세나 신체적 특징에 의해서 본인은 정면으로 인지하지만 실제로는 정면이 아닌 경우가 발생한다.

따라서 이러한 2차원 영상인식의 한계를 극복하기 위하여 본 논문에서는 3차원 스캐너를 이용한 얼굴인식에 관하여 연구한다. 3차원 스캐너를 이용한 얼굴인식 시스템의 장점은 얼굴의 깊이 데이터를 추가적으로 획득 가능하다는 점이다. 얼굴의 깊이 정보를 추가적으로 획득 가능해짐으로 인하여 2차원 보다 다양한 형태의 얼굴 정보를 획득할 수 있다. 이러한 3차원의 깊이 데이터[1]를 이용하여 취할 수 있는 장점은 기존 영상의 명암도만 이용하던 2차원 얼굴인식의 문제점이었던 조명변화에 따라 생기는 영상의 직접적인 데이터의 왜곡이 없다는 점이다. 또한 3차원 얼굴데이터는 공간 데이터로써 X-Y-Z축의 정보를 갖고 있어 X-Y축만 존재하는 2차원에서는 불가능한 포즈보상을 수행할 수 있다. 이렇게 포즈보상이 가능해짐에 따라서 2차원에서 얼굴인식을 수행하기 위하여 정면으로 영상을 획득해야만 한다는 문제점을 해결할 수 있다. 본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 먼저 3차원 형상의 전처리 및 데이터 추출 과정으로써 3차원 스캐너를 이용한 3차원 얼굴형상 획득과정과 획득된 영상의 포즈보상 방법, 포즈보상을 통하여 정면으로 재배치된 얼굴형상에서의 데이터 추출방법에 대하여 설명한다. 이어서 얼굴데이터의 학습 및 인식과정에 이용될 제안된 pRBFNNs 모델과 성능 개선을 위한 최적화 알고리즘인 차분진화 알고리즘에 대하여 설명한다. 마지막은 실험 과정으로 인식에 사용된 얼굴데이터의 구성과 실험 방법 및 과정에 대하여 설명하고 최종 얼굴 인식 결과를 보여준다.

2. 3차원 형상의 전처리 및 데이터 추출

2장에서는 3차원 형상의 전처리 방법과 데이터 추출방법에 대하여 설명한다. 본 논문에서는 3차원 얼굴인식을 위해 3차원 스캐너를 이용하여 얼굴형상을 획득한다. 이렇게 획득된 얼굴형상은 정면을 바로보고 있지 않으므로 포즈보상 과정을 통하여 정면형상으로 재배치하고 데이터베이스에 저장된다. 얼굴인식을 위한 입력데이터 추출을 위하여 저장된 데이터베이스들에 Point Signature 기법을 사용하여 각 깊이 정보를 추출하게 된다. 이렇게 추출된 깊이정보는 얼굴의 곡률정보를 담고 있다.

그림 1. 얼굴 이미지의 전처리 및 데이터 추출
Fig. 1. Pre-process of facial images and data extraction

2.1 3차원 얼굴 형상 취득

본 논문에서는 3차원 얼굴 형상을 획득하기 위하여 국내 3D Scanner 전문기업인 OnSacs사에서 만든 IU-50C Face Scanner를 이용하였다. 스캐너를 이용하여 3차원 얼굴 형상을 획득하는 경우 면의 형태로 얼굴 형상이 추출된다. 그러나 본 연구에서는 각 지점에서의 얼굴의 깊이 정보를 필요로 하기 때문에 얼굴 정보를 면의 형태에서 그림 2와 같은 점구름의 형태로 변환하였다.

그림 2. 점구름 영상
Fig. 2. Image of point cloud

2.2 3차원 얼굴 형상의 전처리 : 포즈보상

픽셀단위의 이미지 색상을 이용하는 2차원 인식에서는 인식을 수행할 때 항상 얼굴을 정면으로 위치시켜야 한다는 불편함이 존재한다. 그리고 그림 3과 같이 얼굴이 회전된 경우 보상이 불가능해 일정부분의 데이터가 손실된다는 단점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 3차원 데이터를 이용하여 포즈보상을 수행한다.

그림 3. 회전에 의한 데이터 손실
Fig. 3. Data loss due to rotation

3차원 인식 또한 2차원 인식과 동일하게 인식 후보인물이 스캐너를 정면으로 바라보고 스캐닝을 했음에도 불구하고 실제 스캔이 된 영상을 확인하면 개인의 신체적 특징에 따라 다양한 방향으로 조금씩 회전된 영상이 입력된다. 따라서 정확한 특징점 추출을 위하여 이렇게 회전된 영상은 포즈보상 단계를 통하여 정면영상으로 위치시킨다.

그림 4. 얼굴 포즈 보상을 위한 Point 설정
Fig. 4. Set point for face pose compensation

포즈보상을 위하여 미간점(점 1)과 코밑점(점 2)을 기준으로 Y'축을 설정하고 눈꼬리점(점 3, 점 4)를 기준으로 X'축을 설정한다. 이렇게 새롭게 설정된 X', Y'축과 스캔 공간상의 기준 좌표계 사이에서 발생하는 오류를 최소화함으로써 포즈보상이 이루어진다.

2.3 3차원 형상의 데이터 추출 : Point Signature

Point Signature는 거리정보를 각도에 대한 1차원 공간신호로 표현한 것으로 Chua와 Ho가 Point Signature의 개념을 얼굴인식에 도입하였다[2,3]. 이는 한 점을 기준으로 깊이정보를 추출하는 기법으로 얼굴구조의 곡률정보를 추출할 수 있다.

그림 5. Point Signature 과정
Fig. 5. Process of point signature

본 논문에서 사용된 Point Signature 기법의 과정은 다음과 같다.

- 단계 1 : 추출하고자 하는 각도 θ 와 반지름 R설정
- 단계 2 : 한 점을 기준으로 법선 벡터 생성
- 단계 3 : 법선벡터를 중심으로 하는 반지름 R의 원을 얼굴에 투영
- 단계 4 : 각도 θ 에 해당하는 부분의 깊이 정보추출

그림 6. Point Signature를 이용한 얼굴 데이터 추출
Fig. 6. Face data extraction using point signature

그림 7. 깊이 데이터의 형태
Fig. 7. Form of depth data

본 논문에서는 그림 6과 같이 코 끝점을 기준으로 법선 벡터를 생성하고 반지름 R의 원을 얼굴 표면에 투영시킨 뒤 미리 설정한 각도 θ 에서의 수직 깊이를 추출한다. 이렇

게 추출된 얼굴의 깊이 데이터는 그림 7과 같이 각도에 대한 1차원 공간신호로 표현될 수 있다.

3. pRBFNNs 구조 설계 및 최적화

본 논문에서는 개선된 pRBFNNs (Polynomial-based Radial Basis Function Neural Networks) 패턴분류기를 제안한다.

그림 8. pRBFNNs를 이용한 인식
Fig. 8. Recognition using pRBFNNs

제안된 pRBFNNs는 기존의 RBFNN과 비교하였을 때 결론부의 연결가중치를 상수항에서 일차식과 변형된 이차식으로 확장하여 사용한다는 특징을 갖고 있다. 그리고 기존에 조건부의 활성화함수로 사용되었던 가우시안 함수 대신 FCM 클러스터링 알고리즘의 멤버십 값을 사용함으로써 입력 데이터의 특성을 좀 더 잘 반영할 수 있도록 개선하였다. 또한 제안된 패턴분류기의 인식 성능 향상 및 최적 파라미터 설정을 위하여 차분진화(Differential Evolution; DE) 알고리즘을 사용하여 파라미터를 최적화 시킨다. 이렇게 제안된 분류기는 그림 8과 같이 전처리와 데이터 추출이 끝난 3차원 형상의 학습 및 인식하는 단계에서 사용한다.

3.1 기존 방사형 기저 함수 신경회로망

기본적인 신경회로망은 입력층과 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며 조건부와 결론부, 추론부의 세 가지 기능적 모듈로 분리되어 동작한다. 조건부의 활성화함수로는 방사형 함수인 가우시안 함수를 사용하고 결론부의 연결가중치는 상수항만을 사용한다. 모델의 최종출력은 조건부와 결론부의 상수항으로 표현된다.

그림 9. 방사형 기저 함수 신경회로망
Fig. 9. Radial Basis Function Neural Networks

3.2 제안된 방사형 기저함수 신경회로망

그림 10은 본 논문에서 제안한 패턴분류기의 구조[4]로 입력층과 은닉층, 출력층으로 구성되어 있는 점이나 조건부, 결론부, 추론부의 3가지 기능적 모듈로 동작한다는 점은 기존 방사형 기저함수 신경회로망과 동일하다.

그림 10. 개선된 방사형 기저 함수 신경회로망
Fig. 10. Improved Radial Basis Function Neural Networks

그러나 제안된 신경회로망의 조건부는 기존의 가우시안 함수가 아닌 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘이 사용된다. FCM 알고리즘은 각 클러스터에 포함되는 데이터의 소속정도가 퍼지집합으로 출력되어 그 멤버십 값이 방사형의 형태를 나타내어 가우시안 활성화함수의 역할을 대신할 수 있다. 또한 기존 신경회로망의 결론부 연결가중치는 상수항만을 사용하였지만 제안된 신경회로망은 표 1과 같이 상수항을 제외한 일차식과 변형된 2차식의 2가지 중 하나의 형태를 갖는다.

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

Type	Polynomial Type
Linear	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2$
Modified Quadratic	$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1x_2$

이렇게 개선된 pRBFNNs 패턴분류기[4]는 강한 네트워크 특성을 갖으며 다차원 입력과 다차원 출력의 문제를 해결하는데 용이하다. 또한 예측능력이 우수한 특징을 갖는다.

3.3 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘

클러스터링(Clustering) 방법이란 데이터의 분류를 위해서 사용되는 것으로 데이터의 내부가 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 개체의 소속집단을 정의해주는 것이다. 본 논문에서는 클러스터에 대한 각 데

이터의 거리를 기준으로 소속정도를 측정하여 데이터들의 특성을 분류하는 FCM 클러스터링[5] 방법을 사용하였다. FCM 클러스터링의 과정은 다음과 같다.

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

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

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

$$v_i^{(r)} = \{v_{i1}^{(r)}, \dots, v_{ic}^{(r)}\}, v_{ij}^{(r)} = \left(\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \cdot x \right) / \left(\sum_{k=1}^n (u_{ik}) \right) \quad (2)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i^{(r)}\|}{\|x_k - v_j^{(r)}\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (3)$$

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

$$d_{ik} = d(x_k - v_i^{(r)}) = \left[\sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij}^{(r)})^2 \right]^{1/2} \quad (4)$$

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

$$\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \epsilon (\text{tolerance level}) \quad (5)$$

FCM 알고리즘을 가우시안 활성화함수 대신 사용하여 입력 데이터의 특성을 보다 잘 반영할 수 있다. FCM 알고리즘의 클러스터 수는 은닉층 노드의 수를 대신하고 퍼지집합으로 이루어진 소속행렬의 값은 가우시안 활성화함수에 의한 적합도 값과 같다. 그리고 FCM의 퍼지화 계수는 가우시안 함수의 분포상수와 같은 역할을 한다.

3.3 차분진화 알고리즘을 이용한 최적화

차분진화(Differential Evolution; DE)[6] 알고리즘은 Price와 Storn에 의해 벡터 차분을 사용하여 Chebychev 다항곡선의 내삽문제를 해결하는 과정에서 개발되었다. DE는 해집단 기반의 병렬탐색을 수행하며 최적화 문제를 해결하는 기법의 하나로 전역탐색이 가능하고 차분진화에서 사용되는 연산자는 주로 임의로 선택된 개체들 사이의 차이를 사용한다. 교배와 돌연변이를 통하여 새로운 개체를 생성한다는 점에서 기타 다른 진화 알고리즘과 유사하지만 DE는 실수를 기반으로 하여 유전형으로의 코딩과정이 필요하지 않아 알고리즘의 구현이 용이하고 간결하다. 차분진화 알고리즘의 과정은 다음과 같다.

단계 1 : 초기집단 생성 (랜덤 값으로 μ 개의 개체를 초기화,

각 개체는 n 개의 목적 변수로 구성)

$$P(t) = a_1(t), a_2(t), \dots, a_\mu(t) \quad (6)$$

단계 2 : 집단내의 모든 개체의 목적함수를 평가

$$\Phi(t) = \Phi(a_1(t)), \dots, \Phi(a_\mu(t)) \quad (7)$$

단계 3 : 모든 개체($i=1, \dots, \mu$)에 대하여 차분 변화를 위한 개체 a_{r1}, a_{r2}, a_{r3} 를 선택하여 교배용 벡터를 만들고 이를 교배 대상 벡터와 교배

$$v_i(t) = a_{r3}(t) + F \cdot (a_{r2}(t) - a_{r1}(t)) : \text{교배용 벡터} \quad (8)$$

$$x'_i(t) = v_i(t) \times a_i(t) : \text{교배} \quad (9)$$

단계 4 : 모든 개체의 목적함수를 평가

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

그림 11. 교배용 벡터의 생성

Fig. 11. Creation of Crossover Vector

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서는 다음과 같은 과정으로 실험을 수행한다. 먼저 3차원 스캐너로 영상을 입력 받고 포즈보상과정을 통하여 회전된 얼굴을 정면으로 위치시킨다. 그리고 Point Signature를 통하여 얼굴의 깊이 데이터를 추출하여 입력 데이터베이스를 구축한다. 제안된 pRBFNNs에 구축된 데이터를 입력으로 사용하여 실험을 수행한다.

표 2. 7가지 포즈의 얼굴 데이터베이스
Table 2. Face DB of seven-poses

정면	$\pm 15^\circ$	$\pm 30^\circ$	$\pm 45^\circ$

데이터베이스 구축에 참여한 인원은 수원대학교, 지능제어 및 컴퓨터 지능 연구실(IC&CI Lab.) 연구원으로 전체 8명이다. 실험에 사용된 데이터는 한 사람당 정면 영상 1장과 좌우 $\pm 15^\circ, \pm 30^\circ, \pm 45^\circ$ 로 회전된 영상 6장, 총 7가지 포즈로 8명의 인원이 동일하게 구성되며 총 56개의 형상으로 이루어진다. 3차원 형상을 이용한 인식이 포즈보상이 가능하여 얼굴의 포즈가 변하였을 경우도 인식성능이 우수함을 보이기 위하여 2차원에서는 보상이 불가능한 좌우로 회전된 형태로 얼굴 형상 데이터베이스를 구성한다. 이렇게 구성된 56개의 얼굴 형상에 Point Signature 기법을 이용하여 깊이 정보를 추출한다.

그림 12. 얼굴 깊이 데이터의 분포

Fig. 12. Distribution of face depth data

본 논문에서는 얼굴에서 가장 높은 지점인 코 끝점에서 법선벡터를 생성하였고 이를 중심으로 하는 반지름 10mm의 원을 얼굴에 사영시킨다. 그리고 각도는 10° 로 1개의 영상에서 총 36개의 특징을 추출한다. 그림 12는 임의의 실험 참여인원 1명의 7가지 포즈에 대하여 Point Signature 기법으로 추출한 데이터의 결과이다. 각 선은 7가지 포즈에 대한 깊이 데이터를 나타낸다. 포즈는 -45° 에서 $+45^\circ$ 까지 크게 변화 하였지만 얼굴의 깊이 데이터는 비교적 일관되게 추출되는 것을 보인다. 이렇게 추출된 데이터를 입력으로 사용하여 제안된 pRBFNNs의 인식성능을 실험한다. 표 3은 3차원 인식시스템의 실험 결과를 나타낸다.

표 3. 3차원 얼굴인식 결과
Table 3. Result of 3D recognition

No. of Rules	L-RBFNNs	RQ-RBFNNs	No. of features
2	91.83%	84.55%	21
3	91.45%	88.06%	22
4	88.56%	85.33%	16
5	89.50%	84.21%	18
6	86.63%	81.60%	22

각 조건에서의 인식성능을 실험한 결과 모두 80%이상의 인식률을 보였고 그 중에서 결론부의 연결가중치가 1차식이고 룰의 개수가 2개인 경우가 91.83%로 가장 높은 인식률을 보였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 실험은 3차원 데이터를 이용한 얼굴인식 실험으로써 2차원 얼굴인식의 한계인 조명과 포즈변화에 따른 인식률 저하를 극복하기 위한 실험이다. 조명에 대한 영향은 3차원 스캐너를 이용하여 얼굴의 깊이정보를 획득하여 사용함으로써 해결하였다. 포즈변화에 대한 문제점은 3차원 형상의 포즈보상을 통하여 정면으로 위치시킴으로써 해결하였다. 표 3의 실험 결과와 같이 가장 높은 인식률이 91.83%로 비교적 높은 인식률을 보였다. 인식을 자체만으로 보았을 경우에도 비교적 높은 인식률이지만 각 데이터의 포즈가 모두 다르다는 점을 고려하였을 경우 2차원 인식과 비교하였을 때 매우 높은 인식률이라고 볼 수 있다. 현재 3차원 얼굴형상 데이터는 2차원과 같이 AT&T나 Yale과 같이 기준화된 데이터가 없어 데이터베이스를 구축해 나아가며 실험을 하는 상황으로 실험에 사용된 8명의 인원에 향후 인원을 더 추가하여 인식성능을 실험할 필요성이 보이며 Point Signature의 경우도 1개의 원이 아닌 여러 개의 원을 사용하여 얼굴의 전역적인 특징 추출이 필요하다.

References

- [1] B. Acherman, X. Jiang, and H. Bunke, "Face recognition using range images," *International Conference on Virtual Systems and Multi Media '97 (VSMM '97)*, pp. 129-136, 1997.
- [2] C. Chua, R. Jarvis, "Point Signature: A New representation for 3D Object Recognition," *International Journal of Computer Vision*, vol. 25, no.1, pp. 63-85, 1997.
- [3] Y. Wang, C. Chua and Y. Ho, "Facial Feature Detection and Face Recognition from 2D and 3D Images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 23, pp. 1191-1202, 2002.
- [4] 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.
- [5] A. Aiyer, 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*, vol. 20, pp. 459-485, 2005.
- [6] 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.

저 자 소 개

마창민(Chang-Min Ma)

2011년 : 수원대학교 전기공학과 졸업

20011년~현재 : 동 대학원 석사과정

관심분야 : 퍼지추론 시스템, 뉴럴 네트워크, 패턴 인식, 진화론적 최적화 알고리즘, 얼굴인식 시스템

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : cmma@suwon.ac.kr

유성훈(Sung-Hoon Yoo)

2010년 : 수원대학교 전기공학과 졸업

2012년 : 동 대학원 석사

2012년~현재 : 동 대학원 박사과정

관심분야 : 뉴럴 네트워크, 지능 제어, 진화론적 최적화 알고리즘, 인식 시스템, 영상처리 시스템

Phone : +82-31-222-6544

E-mail : shyoo@suwon.ac.kr

오성권(Sung-Kwun Oh)

1981년 : 연세대학교 전기공학과 졸업

1983년 : 동 대학원 석사

1993년 : 동 대학원 박사

1983년~1989년 : 금성산전연구소
(선임연구원)

1996년~1997년 : 캐나다 Manitoba 대학 전기 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

관심분야 : 퍼지시스템, 퍼지-뉴럴네트워크, 자동화 시스템, 고급 computational intelligence, 지능제어 등.

Phone : +82-31-229-8162

E-mail : ohsk@suwon.ac.kr