

선택적 부공간 투영 방법을 사용한 가려진 얼굴 인식

Occlusive Face Recognition using the Selective Subspace Projection Method

김영길* · 송영준** · 김동우*** · 안재형*

Young-Gil Kim*, Young-Jun Song**, Dong-Woo Kim*** and Jae-Hyeong Ahn*

* 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 영상통신연구실

** 충북대학교 충북BIT연구중심대학육성사업단

*** 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단

요약

본 논문은 가려진 얼굴 영상을 효과적으로 인식하기 위한 선택적 부공간 투영 방법을 제안하였다. 기존의 부공간 투영 방법은 가려짐이 있는 얼굴의 전체 영상을 기저 영상에 투영하였다. 얼굴의 특징 부분은 가려짐에 의해 왜곡되기 쉽기 때문에 얼굴 인식률의 저하가 크게 발생한다. 이를 극복하기 위해 제안 방법은 먼저 가려짐의 유무를 판단하고 가려짐이 없는 경우는 기존의 부공간 투영 방법으로 전체적인 기저 벡터에 투영하여 특징 벡터를 구하였고, 가려짐이 있는 경우는 가려짐이 존재하는 영역을 배제된 부분적인 기저 벡터에 투영하여 특징 벡터를 구하였다. 가려짐이 있는 얼굴 영상을 제공하는 AR 얼굴 데이터베이스를 이용하여 실험한 결과, 기존의 PCA 및 NMF 보다 좋은 인식률을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a new selective subspace projection method in order to recognize the occlusive face image effectively. The conventional subspace projection method is project to basis image using a full image of face. The face recognition rate has reduced because the face characteristic is easy to be distorted by occlusion. To overcome this proplem, the proposed method first decide to occlusion. If it hasn't an occlusion, we get the feature vectors with total basis projection using the conventional subspace projection method. If it has an occlusion, we get one with partial basis projection. We get better recognition rate than conventional PCA and NMF using AR face database with occlusive face images.

Key Words : Face Recognition, Occlusion, Projection

1. 서론

생체 인식은 개인 인증뿐만 아니라 지불 확인 및 출입국 관리의 목적으로도 그 유용성을 인정받고 있다. 생체 인식 기술 중에 얼굴 인식 기술은 사용자 편의성 면에서 가장 탁월한 인식 기술이다.

PCA[1], LDA[2] 그리고 ICA[3]는 패턴 인식과 컴퓨터 비전 분야 등에서 널리 이용되는 전통적인 특징 추출과 데이터 표현에 관한 기술들이다. PCA와 LDA 같은 얼굴 인식 방법들은 2차원 얼굴 영상들을 1차원 벡터들로 변환하는 과정이 선행되어야 한다. 이렇게 변환된 얼굴 벡터들은 훈련 표본들의 수에 비해 지나치게 높은 고차원의 벡터 공간을 형성한다. 따라서 최적의 투영 벡터를 찾는 문제는 시간이 많이 소

요되며 공분산 행렬의 특이성 문제로 인하여 투영 벡터들을 계산하기가 매우 어려워진다.

PCA와 같은 부공간 투영 기술은 제한된 조명하의 정면에 가까운 얼굴 영상에 대하여 잘 적용되는 반면에 조명, 표정, 포즈의 변화 및 가려짐을 포함한 얼굴 영상에 잘 적용되지 못하는 문제가 있다.

특히, 가려진 얼굴을 인식하는 것은 어려운 문제이다. 사람이 선글라스나 목도리를 착용한 경우, 얼굴의 부분적 가려짐이 인식 성능을 현저하게 저하시킨다. 이러한 문제점은 국부적인 얼굴 특징을 표현할 수 있는 LFA[4], NMF[5][6] 방법들로 해결할 수 있다.

NMF에 의해 구해진 양수의 기저들은 항상 국부적으로 학습되는 것이 아니며, 실제 인식에 적용할 때 낮은 인식률을 나타내기도 한다. 이를 개선하기 위해 비음수 제한 조건뿐만 아니라 명시적으로 국부적인 제한 조건을 추가하는 Local non-negative matrix factorization (LNMF)[7]과 NMF with sparseness constraints[8]가 제안되었다.

본 논문은 가려짐에 강건한 새로운 선택적 부공간 투영 알고리즘을 제안한다. 가려짐이 있는 경우, 기존의 부공간 투영 기술은 가려짐이 생긴 얼굴 부분 전체를 기저 벡터로 투

접수일자 : 2007년 11월 20일

완료일자 : 2007년 12월 10일

감사의 글 : 이 논문 또는 저서는 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(지방연구중심대학육성사업/충북BIT연구중심대학육성사업단)

영한다. 그러나 제안 방법은 가려짐 검출로 가려진 얼굴 영역 부분을 제외한 부분만 기저 벡터로 투영하여 인식하였다. 제안된 알고리즘의 성능은 스카프로 가려진 얼굴 영상들을 제공하는 AR 얼굴 데이터베이스에서 실험하여 평가하였다. 제안 방법은 기존의 PCA, NMF 방법에 비해 매우 뛰어난 성능을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 PCA와 NMF 방법을 설명하고, 3장에서 제안 방법인 선택적 부공간 투영 방법을 기술한다. 4장에서는 기존 방법과 제안 방법의 성능 비교를 하고, 5장에서 결론과 고찰을 기술한다.

2. 관련 연구

2.1 PCA(Principal Component Analysis)

PCA에 기반한 얼굴 인식 방법은 1차원의 얼굴 벡터들로 변환하여 구한 공분산 행렬로부터 고유값과 고유벡터를 계산하고, 크기 순서로 정렬된 고유값에 대응하는 고유벡터를 구한다. 이렇게 구한 고유벡터는 하나의 얼굴 영상을 나타내는 기저 벡터들이다. 실제 인식 단계에서는 입력 얼굴 영상의 선형 변환으로 얻은 특징 벡터를 미리 구해 놓은 특징 벡터들과 비교한다. PCA를 이용한 얼굴 인식 알고리즘은 다음과 같다.

훈련에 사용된 N 개의 얼굴 벡터들의 집합을 $X=[X_1, X_2, \dots, X_N]$ 라 놓고, 각각의 얼굴 벡터에서 전체 얼굴 벡터의 평균 벡터를 뺀 벡터들의 집합이 $\Phi=[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N]$ 라고 하면, 훈련 얼굴 영상들의 공분산 행렬 S_i 는 식 (2.1)로 표현할 수 있다.

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T = \Phi \Phi^T \quad (2.1)$$

S_i 의 고유벡터 Ψ 와 고유값 Λ 는 식 (2.2)에 의해 구해진다.

$$S_i \Psi = \Psi \Lambda \quad (2.2)$$

훈련 얼굴 영상의 크기가 $m \times n$ 이라면 S_i 의 크기는 $mn \times mn$ 이므로 계산량이 많아진다. 대개의 경우 $m \times n \gg N$ 이므로 식 (2.3)과 같이 $\Phi^T \Phi$ ($N \times N$)의 공분산 행렬의 고유 분석을 통하여 효율적으로 고유벡터와 고유값을 구한다.

$$(\Phi^T \Phi) \Psi' = \Psi' \Lambda' \quad (2.3)$$

식 (2.3)의 양변에 Φ 를 곱하면 식 (2.4)를 얻는다.

$$\Phi (\Phi^T \Phi) \Psi' = (\Phi \Phi^T) (\Phi \Psi') = (\Phi \Psi') \Lambda' \quad (2.4)$$

여기서 고유값을 크기 순서로 정렬하고, 그에 대응하는 고유벡터를 $\Psi'=[V_1, V_2, \dots, V_N]$ 라 한다. 처음 p 개의 고유벡터를 취한 선형 변환 행렬 W_{PCA} 는 식 (2.5)와 같이 구하게 된다.

$$W_{PCA} = [\Phi V_1, \Phi V_2, \dots, \Phi V_p] \quad (2.5)$$

선형 변환 행렬 W_{PCA} 는 p 차원으로 축소된 특징 벡터

를 구하는데 이용된다. W_{PCA} 는 얼굴 영상과 유사한 형태를 하고 있기 때문에 이 고유벡터를 고유 얼굴이라 한다.

$$y_i = W_{PCA}^T \Phi_i \quad (i=1, \dots, N) \quad (2.6)$$

얼굴 인식 과정은 식 (2.6)과 같이 p 차원으로 축소된 두 특징 벡터들과의 유사도를 비교하여 얼굴 인식한다.

2.2 NMF(Non-negative Matrix Factorization)

Lee와 Seung에 의해 제안된 NMF 알고리즘은 주어진 행렬을 기저 행렬과 인코딩 행렬로 분해하는 방법이다[5][6]. 이 알고리즘이 PCA 방법이나 벡터 양자화(Vector Quantization) 방법과 같은 행렬 분해 알고리즘과 가장 큰 차이는 분해된 각 행렬의 요소들이 모두 0 이상의 값들이라는 것이다. NMF 알고리즘은 식 (2.7)에서처럼 $n \times m$ 의 행렬 V 를 n 차원의 비음수 벡터 r 개로 구성된 기저(W)와 r 차원의 비음수 벡터 m 개로 구성된 인코딩(H)으로 분해한다. 여기서 rank r 은 일반적으로 $(n+m)r < nm$ 의 범위 내의 임의의 수로 결정한다.

$$V_{i\mu} \approx (WH)_{i\mu} = \sum_{a=1}^r W_{ia} H_{a\mu} \quad (2.7)$$

NMF 알고리즘은 W 와 H 행렬의 랜덤 초기화로부터 시작하여 두 행렬의 곱이 원 행렬에 수렴될 때까지 반복적으로 업데이트한다. 알고리즘의 수렴 정도를 촉진하기 위해 목적 함수가 필요하고, 이 목적 함수는 W 와 H 행렬의 곱이 원 행렬 V 를 생성하기 위한 유사도와 연관된다. NMF 알고리즘에서는 원 행렬 V 는 평균이 WH 인 포아송 분포로부터 유도된다고 가정한다. 따라서 포아송 분포는 식 (2.8)처럼 표현된다. 식 (2.8)에서 양변에 로그를 취한 식 (2.9)는 V 에만 연관된 함수이기 때문에 $\log V!$ 항은 W 와 H 에 관하여 최적화 시에 별다른 영향을 주지 않기 때문에 제외되어도 무방한 항이다. 이와 같은 방식으로 식 (2.10)과 같은 목적 함수가 유도된다.

$$P(V|WH) = \exp(-WH) \frac{(WH)^V}{V!} \quad (2.8)$$

$$\log P(V|WH) = V \log(WH) - WH - \log V! \quad (2.9)$$

$$F = \sum_{i=1}^n \sum_{\mu=1}^m V_{i\mu} \log(WH)_{i\mu} - (WH)_{i\mu} \quad (2.10)$$

NMF 알고리즘은 반복적 알고리즘으로 곱셈만으로 이루어진 업데이트 규칙을 가지고 있다. 특히 이 알고리즘은 gradient-descent 알고리즘의 변형으로 간주될 수 있다. NMF 알고리즘은 식 (2.11)에서와 같이 곱셈 업데이트 규칙에 따라 W 와 H 를 반복적으로 업데이트한다.

$$H_{a\mu} \leftarrow H_{a\mu} \frac{(W^T V)_{a\mu}}{(W^T W H)_{a\mu}} \quad (2.11)$$

$$W_{ia} \leftarrow W_{ia} \frac{(V H^T)_{ia}}{(W H H^T)_{ia}}$$

$$W_{ia} \leftarrow W_{ia} \frac{W_{ia}}{\sum_j W_{ja}}$$

기저 W 가 특정 데이터 클래스를 표현하기 위한 특징들을 학습한 후에는 식 (2.12)와 같이 기저 행렬 W 는 그대로 사용하여 새로운 테스트 벡터 v 를 NMF 공간으로 사상시킨다. 이때, 임의의 초기화되어진 H 행렬만을 업데이트함으로써 테스트 벡터 v 에 상응하는 인코딩 h 를 구할 수 있다. 역으로, 식 (2.12)을 사용해서 재구성되어진다. 이러한 방식으로 입력 영상에 상응하는 새로운 인코딩 h 를 계산할 수 있다. 즉, 예를 들면 한 장의 이미지 벡터 $v(n \times 1)$ 는 학습 단계에서 생성된 W 행렬 ($n \times r$)을 그대로 사용하면서 $h(r \times 1)$ 행렬만을 식 (2.11)의 업데이트 규칙을 이용하여 식 (2.10)의 목적 함수가 최소가 되도록 업데이트하여 구한다.

$$v_{n \times 1} \approx (W_{n \times r})h_{r \times 1} = \sum_{a=1}^r \sum_{i=1}^n W_{ia} h_{a1} \quad (2.12)$$

3. 제안 방법

제안된 알고리즘은 선택적인 부공간 투영 알고리즘을 적용하기 전에 가려짐의 판별 과정이 필수적이다. 따라서 스카프로 입 부분이 가려진 경우 가려짐을 검출하기 위해 그림 1과 같은 2 단계를 거친다.

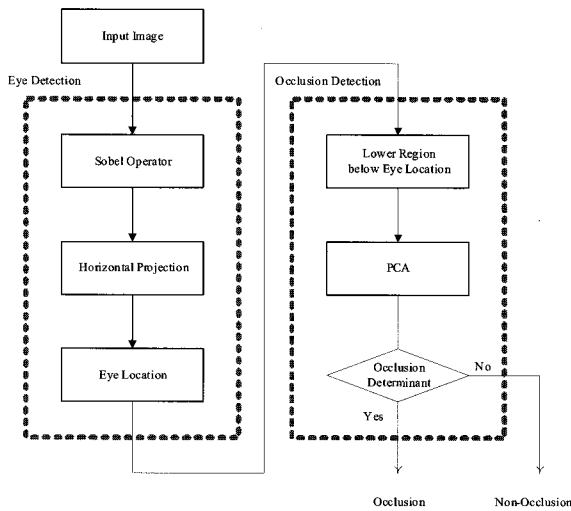


그림 1. 가려진 영역 검출 알고리즘
Fig. 1. The detection algorithm of occlusion region

3.1 눈 위치 검출

가려짐을 검출하기 위한 첫 번째 단계는 눈 위치를 찾는 과정이다. 눈 위치를 검출하기 위해 수직 방향에 대한 소벨 연산자를 사용하면, 그림 2(a)와 같이 눈 부근에서 큰 에지 성분 값이 나온다. 정확한 눈의 위치를 찾기 위해서 그림 2(b)와 같이 소벨 수직 에지를 수평 방향으로 투영하면, 눈이 위치한 곳에서 최대값을 갖는 곳이 눈의 위치임을 알 수 있다. 그림 2(c)는 최종적인 눈의 위치를 보여준다.

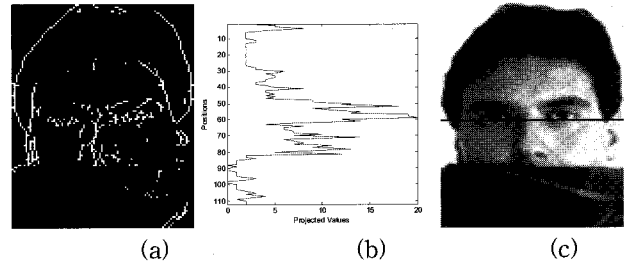


그림 2. 눈 위치 검출
Fig. 2. The detection of eye location

3.2 부분 가려짐 검출

가려짐을 검출하기 위한 두 번째 단계는 첫 번째 단계에서 눈의 위치를 찾은 후 눈 위치부터 하단 영역에 대해 PCA를 적용하여 특징 벡터를 구한다. 스카프로 가려진 경우에 구해진 특징 벡터는 가려짐이 없는 특징 벡터와는 큰 차이를 보인다. 따라서 특징 벡터의 값이 임계값보다 클 경우 가려짐이 있다고 판별한다. 그림 3은 눈 위치의 하단 영역에 가려짐이 있는지를 판별하기 위해 실험에서 사용된 4개의 기저 성분들을 보여준다.

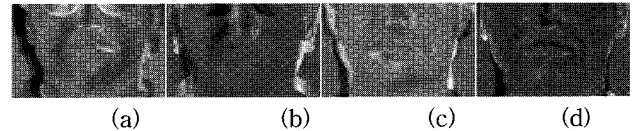


그림 3. PCA 기저 성분
Fig. 3. PCA basis components

3.3 선택적 부공간 투영의 얼굴 인식

얼굴 인식 방법으로 널리 이용되는 부공간 투영 기술은 가려짐이 존재하게 될 경우, 얼굴의 특징 부분이 가려짐에 의해 왜곡되기 때문에 성능의 열화가 매우 심각하다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 제안된 방법은 가려짐이 존재하는 경우 제안된 방법에 의해서 가려짐의 여부를 판단한 후 가려짐이 존재하는 영역을 인식 과정에서 배제하는 알고리즘을 제안한다.

그림 4는 제안한 선택적 부공간 투영 방법을 보여준다. 입력된 얼굴 영상은 가려짐 여부에 의해 가려짐이 없는 경우는 기존의 부공간 투영 방법으로 전체적인 기저 벡터에 투영하여 특징 벡터를 구하게 되고, 가려짐이 있는 경우는 가려짐이 존재하는 영역을 배제된 부분적인 기저 벡터에 투영하여 특징 벡터를 구하게 된다. 즉, 가려짐의 유무를 판단하여 서로 다른 영역의 훈련 영상에 대한 기저벡터를 사용함으로써 인식률을 높이고자 하는 방법이다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

가려짐이 있는 얼굴 영상들을 제공하는 AR 얼굴 데이터 베이스를 실험에 사용하였다. AR 얼굴 데이터베이스는 정면 얼굴 영상에 대하여 조명 변화, 표정 변화, 안경 착용, 스카프로 인한 가려짐, 그리고 시간의 흐름에 따른 변화가 존재하는 영상들을 다양하게 포함하고 있다. 이 중에서 본 논문

5. 결 론

기존의 부공간 투영 기술은 가려짐이 있는 얼굴의 경우, 가려짐에 의해 얼굴의 특징 부분이 왜곡되기 때문에 인식이 현저하게 저하된다. 이러한 단점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 선택적 부공간 투영 방법을 제안하였다. 가려짐이 있는 얼굴일 경우 전체 기저 영상으로 투영하지 않고 가려지지 않은 얼굴 영역으로만 투영하여 인식을 향상시켰다. 스카프로 입 부분이 가려진 AR 얼굴 데이터베이스의 실험 결과는 기존의 PCA, NMF 방법보다 향상된 인식을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] M. Turk, A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," *J. Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [2] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, Vol. 19, No. 7, pp. 711-720, 1997.
- [3] M. S. Bartlett, M. H. Lades, T. J. Sejnowski, "Independent component representations for face recognition," *Proceedings of the SPIE*, Vol 3299: Conference on *Human Vision and Electronic Imaging III*, pp. 528-539, 1998.
- [4] P. Penev, J. Atick, "Local Feature Analysis: A General Statistical Theory for Object Representation," *Network: Computation in Neural Systems*, Vol. 7, No. 3 pp. 477-500, 1996.
- [5] D. D. Lee, H. S. Seung, "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization," *Nature*, Vol. 401, pp. 788-791, 1999.
- [6] D. D. Lee, H. S. Seung, "Algorithms for non-negative matrix factorization," in *Proceedings of Neural Information Processing Systems*, Vol. 13, pp. 556-562, 2001.
- [7] T. Feng, S. Z. Li, H.-Y. Shum, H. -J. Zhang, "Local Non-Negative Matrix Factorization as a Visual Representation, Learning spatially localized, part-based representation," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 207-212, 2001.
- [8] P. O. Hoyer, "Non-negative Matrix Factorization with Sparseness Constraints," *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 5, pp. 1457-1469, 2004.

이 초점을 두고 있는 가려짐이 존재하는 영상들을 선택하여 실험을 했다.

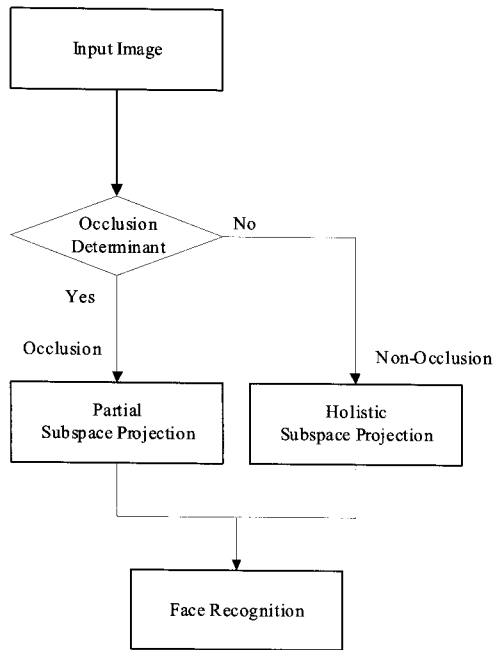


그림 4. 선택적 부공간 투영을 이용한 제안 방법

Fig. 4. The proposed method using selective subspace projection

실제 실험에서는 훈련 영상으로 아무런 변화 요인이 존재하지 않는 보통 영상으로 남자 40명, 여자 40명을 무작위로 선택한 160장과 테스트 영상으로 그 사람들이 스카프를 착용한 영상 320장을 사용하였다.

제안 방법의 우수성의 입증은 대표적인 부공간 투영 방법인 PCA와 NMF with sparseness constraints를 이용하여 비교하였고, 각각 160차원의 기저 벡터를 사용하였다.

표 1. 얼굴 인식률의 비교

Table 1. Comparison of face recognition rates.

Methods		Minimum Recognition rate	Average recognition rate
Conventional	Holistic PCA	29.6	25.5
	Holistic NMF	15.6	12.4
Proposed	Partial PCA	40.6	36.8
	Partial NMF	29.6	25.7

표 1은 기존의 PCA, NMF 그리고 제안 방법의 인식률을 보여준다. Holistic PCA와 Holistic NMF는 기존의 부공간 투영 방법으로 스카프를 착용한 얼굴 영상을 기저 벡터들로 투영하여 인식한 것이다. 제안한 방법인 Partial PCA와 Partial NMF는 스카프로 가려진 얼굴 부위를 배제한 영역의 기저 벡터들로만 투영하여 인식한다. PCA의 경우는 제안된 방법이 최대 인식률에서 11% 향상되었으며 NMF의 경우는 제안한 방법이 14% 향상됨을 보여주고 있다.

저 자 소 개



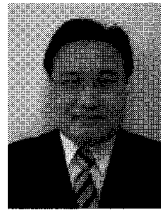
김영길 (Young-Gil Kim)
1998년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
2001년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
2007년 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 누리 초빙교수
2002년~현재 : 충북대학교 정보통신공학과 (박사과정)

관심분야 : 얼굴 인식, 컴퓨터 비전, 패턴 인식
E-mail : mmlover@dreamwiz.com



송영준 (Young-Jun Song)
1994년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
1996년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
2004년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학박사)
2006년~현재 : 충북대학교 BIT연구중심 대학육성사업단 초빙부교수

관심분야 : 영상인식, 영상처리, 컴퓨터 비전, CBIR
E-mail : songyjorg@dreamwiz.com



김동우 (Dong-Woo Kim)
1997년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학사)
2002년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학석사)
2006년 : 충북대학교 정보통신공학과 (공학박사)

2006년~현재 : 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 박사후연구원

관심분야 : 내용기반검색, 멀티미디어 정보처리, 퍼지
E-mail : dubssi@paran.com



안재형 (Jae-Heong Ahn)
1981년 : 충북대학교 전기공학과 (공학사)
1983년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(석사)
1990년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(박사)

1987년~현재 : 충북대학교 전기전자공학부 교수

관심분야 : 영상 통신 및 영상 정보 처리, 멀티미디어 제작 및 정보제공, 인터넷 통신 및 프로그래밍
E-mail : jhahn@chungbuk.ac.kr