

## 얼굴과 발걸음을 결합한 인식

### Fusion algorithm for Integrated Face and Gait Identification

Imran Fareed Nizami, 안성제, 홍성준, 이희성, 김은태, 박민용  
Imran Fareed Nizami, Sungje An, Sungjun Hong, Heesung Lee,  
Euntai Kim and Mignon Park

연세대학교 전기전자공학부

#### 요 약

개인 식별 연구는 보안, 감시 시스템에서 중요한 부분이다. 최선의 성능을 가진 시스템을 설계하기 위하여 감지기들로부터 최대 정보를 이용할 수 있도록 설계한다. 다양한 생체 인식 시스템은 등록, 확인, 또는 개인 식별을 위하여 생리 특성이나 행동 특성을 하나 이상 활용한다. 발걸음 인식만을 가지고는 아직 개인별 변별적 특징을 안정적으로 나타내지 못하므로, 본 논문에서는 얼굴과 발걸음을 결합한 개인 식별 시스템을 제안한다. 본 논문에서 우리는 한 개의 카메라를 이용한다. 즉, 얼굴과 발걸음 인식 모두 하나의 카메라를 이용하여 획득된 같은 이미지 셋을 사용한다. 본 논문의 중점은 이미지들에서 이용할 수 있는 최대 정보량을 활용하는 것으로 시스템의 성능을 향상시키는 것이다. 결합은 결정 단계에서 고려된다. 제안된 알고리즘은 NLPR 데이터베이스를 사용한다.

키워드 : 발걸음 인식, 얼굴 인식, 결합 방법, RM

#### Abstract

Identification of humans from multiple view points is an important task for surveillance and security purposes. For optimal performance the system should use the maximum information available from sensors. Multimodal biometric systems are capable of utilizing more than one physiological or behavioral characteristic for enrollment, verification, or identification. Since gait alone is not yet established as a very distinctive feature, this paper presents an approach to fuse face and gait for identification. In this paper we will use the single camera case i.e. both the face and gait recognition is done using the same set of images captured by a single camera. The aim of this paper is to improve the performance of the system by utilizing the maximum amount of information available in the images. Fusion is considered at decision level. The proposed algorithm is tested on the NLPR database.

Key Words : gait recognition, face recognition, fusion method, RM

#### 1. 서 론

개인 식별 연구는 보안과 감시 시스템에서 중요한 부분이다. 개인 식별은 주어진 상황에 따르기 때문에 다른 양상들이 사용될 수 있다. 가장 대중적으로 활용되고, 활발히 연구되고 있는 분야는 얼굴 인식이다. 얼굴 인식은 기존의 컴퓨터 비전, 영상처리, 신경망에서의 여러 기법들이 복합적으로 활용되고 있으며, 다양한 조건에서 얼굴 인식의 정확성을 높이고자 하는 목표로 연구가 진행되고 있다. 얼굴 영상은 원래의 3차원 얼굴이 2차원으로 투영된 것이기 때문에 깊이 정보, 크기, 회전 등 인식에 있어 중요한 여러 정보의 손실이 있고, 기본적으로 패턴으로서 얼굴이 가지는 복잡성과, 조명이나 배경 등의 환경의 복잡성 등으로 인하여 얼굴 인식 문제가 어려워진다. 또한 안경이나 부분적인 점침, 얼굴 표정의 변화 등의 여러 가지 요인이 인식을 더욱 어렵게 만든다.

걸음걸이 인식은 이러한 문제를 해결 할 수 있는 개인 식

별 연구의 대안적인 분야라고 할 수 있다. 카메라로부터 일정거리 떨어진 환경에서 사람이 걷는 방식은 생체 인식에서 각 개인의 특성을 파악하는데 좋은 정보이다. 뿐만 아니라 걸음걸이 정보와 더불어 얼굴 정보를 포함하여 이용하면 시스템의 성능을 향상 시키는데 과워풀한 정보를 얻을 수 있다.

걸음걸이를 바탕으로 인식하는 시스템은 많은 이점들이 있다. 걸음걸이는 얼굴 인식이나 홍채 인식의 경우처럼 고해상도와 최적화된 조명 상태에서 좋은 성능을 보이는 시스템과 달리 저해상도에서도 좋은 성능을 나타낸다. 걸음걸이는 사용자가 정보를 얻는 기록 장치에 접근하거나 조작하지 않아도 된다.

걸음걸이 인식은 두 가지 접근 방법은 형성 모델 방법과 자유로운 모델 방법이다. 형성 모델 방법은 사람의 신체 또는 동작의 모양의 모형을 만든다. 이 모델 형성을 위한 파라미터는 모든 걸음걸이 연속의 처리에 의하여 정해진다. 형성 모델의 방법의 이점은 크기의 변화에 불변하다. 그러나 매우 많은 컴퓨터 계산을 필요로 한다. 반면 자유로운 모델 방법은 어떠한 특별한 모델을 가정하지 않고, 직접 걸음걸이 순서에 의해서 접근하기 때문에 앞의 형성 모델 방법에 비해서

접수일자 : 2007년 10월 25일

완료일자 : 2008년 1월 4일

매우 능률적이다.

자유로운 모델의 단점은 걸음걸이의 시간적 구성요소를 무시하는 것이다[1]. 대조적으로 형성 모델 방법은 대상의 다리 동작의 분석에 의해 걸음걸이를 파악한다. 그러나 이 접근 방법의 단점은 계산의 복잡도이다. 본 논문의 중점 중 하나는 시간적 정보를 고려한 자유로운 모델 방법을 소개하는 것이다. 이것은 동적 움직임 실루엣 영상(MMSI : Moving Motion Silhouette Image)을 사용하여 성공적으로 수행된다. MMSI는 움직임 실루엣 영상(MSI : Motion Silhouette Image)의 사례를 들어 증명된 버전이다. MMSI가 MSI보다 성능이 더 향상되었는데, 이것은 그레이 스케일 이진 그림자 그림 이미지들의 공간 그리고 시간적 정보를 포함하기 때문이다.

본 논문의 주요 업적은 MMSI 이미지를 이용한 얼굴과 걸음걸이의 결합 그리고 RM (Reduced Model) 분류기이다. RM은 감소된 독립된 몇 개의 변수가 있는 다항식에 바탕을 둔 분류기이다. 이것의 장점은 계산의 복잡도를 효율적으로 줄여준다.

본 논문은 아래와 같이 구성되어 있다. 2장에서는 얼굴 구분 알고리즘과 ICA(Independent Component Analysis)를 사용하는 특징 추출에 대하여 소개하고, 3장은 인식 알고리즘에 대하여 고찰한다. 4장은 실험 결과를 나타낸다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 내용을 요약하고, 앞으로의 연구 방향에 대하여 소개한다.

## 2. 얼굴 구분과 특징 추출

### 2.1 얼굴 구분

제안된 알고리즘의 인식 과정을 수행하기 전에 이미지로부터 얼굴 구분을 구분하는 과정이 필요하다. 얼굴 발견을 위한 직관적인 방법은 다음과 같다. 처음 배경 제거를 통하여 그레이 스케일의 실루엣 영상을 얻는다. Bhanu의 주장에 따르면 사람 몸에서 사람의 머리는 16% 차지하고 있다[2]. 따라서 이미지의 상위 16% 영역을 머리로 생각하고 잘라 낸다. 그 다음 머리 영역의 좌표는 얻어진 이진 실루엣 이미지를 계산하여 구한다. 표준화와 배경 제거를 통하여 이진 실루엣 이미지를 얻는다. 얼굴 이미지들은 32\*32 차원으로 크기를 조정한다. 얼굴 구분 과정은 그림1과 같다.

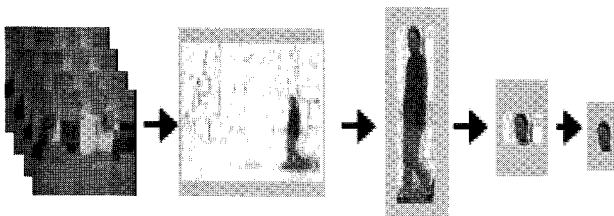


그림 1 얼굴 추출 알고리즘  
Fig 1. Face Detection Algorithm

### 2.2 동적 움직임 실루엣 영상 (MMSI)

효과적인 걸음걸이를 나타내는 방법으로 움직임 실루엣 영상 (MSI : Moving Silhouette Image)이 소개되어 있다 [3]. MSI는 중요한 공간과 시간상의 정보를 포함한 그레이 스케일 이미지이다. MSI는 걸음걸이의 한주기 (정지) → (오른발 내딛기) → (정지) → (왼발 내딛기) → (정지) 내에서

시간정보와 공간의 정보를 다 포함하고 있기 때문에 높은 식별력을 가진다. MSI는 아래와 같이 구할 수 있다.

$$MSI(x,y,t) = \begin{cases} 255 & I(x,y,t) = 1 \\ \max(0, MSI(x,y,t-1) - 1) & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

여기서,  $I$ 는 실루엣 이미지이고,  $t$ 는 현재 시간,  $x$ 와  $y$ 는 각각 입력 실루엣 이미지의 수평 그리고 수직 좌표를 나타낸다.

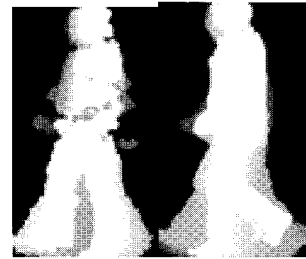


그림 2 두 사람의 MSI 이미지  
Fig 2. MSI Images for two persons

본 논문은 동적 움직임 실루엣 영상 (MMSI : Moving Motion Silhouette Image)라 불리는 MSI의 변형된 방법을 소개한다. 움직임 실루엣 영상(MSI)과 동적 움직임 실루엣 영상(MMSI)의 가장 기본적인 차이점은 MSI에서의 각 픽셀의 명암도 정보는 모든 걸음걸이의 연속 정보를 포함하고, 반면에 MMSI의 각 픽셀의 명암도 정보는 관심 지정영역의 움직임 정보를 나타낸다. MMSI 이미지를 만들기 위해서는 걸음걸이의 한 주기의 마지막 프레임까지 관심 영역 창을 한번에 한 프레임씩 이동을 시킨다. 즉, 관심 영역의 창의 크기를  $\lambda$ 로 정하고, 걸음걸이의 한 주기 총 프레임 수가  $n$ 일 때, 처음 MMSI 이미지는  $t = 1, \dots, \lambda$  일 때의 정보를 가지고 있고, 두 번째 MMSI 이미지는  $t = 2, \dots, (\lambda + 1)$  일 때의 정보를 가지고 있다. 마찬가지로 마지막 MMSI 이미지는  $t = n - (\lambda - 1), \dots, n$ 의 정보를 가지게 될 것이다.

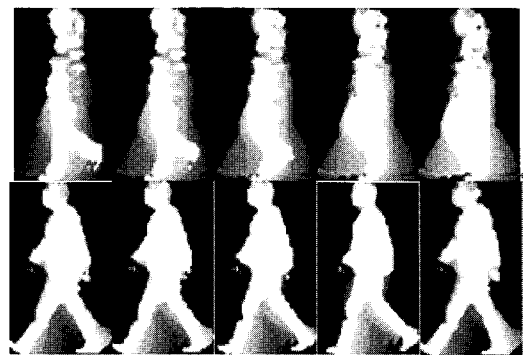


그림 3 두 사람의 MMSI 이미지  
Fig 3. MMSI Images for two persons

### 2.3 특징 추출

일단 얼굴이 구분되고, 걸음걸이가 MMSI에 의하여 표현 되면, 다음 단계는 차원 감소와 특징 추출이다. PCA (Principal Component Analysis) 와 ICA (Independent Component Analysis)는 얼굴 인식에서 오랫동안 특징 추출과 차원 감소 방법으로 이용되어 왔다. 이 두 방법은 중복

신호 제거(Redundancy Reduction)의 효과가 있어 뇌의 시각 기능을 잘 반영하며 타 방법에 비해 높은 인식률을 얻을 수 있는 장점을 가지고 있다. PCA는 조밀한 코딩(Compact Coding)을 유도하여 중복 신호를 제거한다. 영상 자체에서 불필요한 정보를 조밀하게 바꾸어 차원을 낮추어 주기에 인식 과정이 편리해질 뿐만 아니라 높은 인식률을 보이고 있어 많이 사용되고 있다. ICA는 PCA와 달리 드문 코딩(Sparse Coding)에 의하여 중복 신호를 제거한다. PCA가 신호의 차원 자체를 줄여 조밀한 코딩을 유도하지만 ICA는 출력 신호의 값이 드물게 나타나는 방법으로 중복 신호를 제거하며 이는 뇌의 기능 모델에 있어서도 지지를 얻고 있다[4]. Marian과 Jian의 주장[5, 6]에 따르면 얼굴 인식에서 자세가 변화할 때 표준 PCA보다 ICA의 성능이 더 우수하다. 이 사실을 바탕으로 본 논문에서는 특징 추출을 위하여 ICA 방법을 사용하였다. ICA는 다음과 선형 입력 혼합 모델을 이용하여 나타낸다.

$$X = MS \quad (2)$$

여기서  $S$ 는  $m$ -차원의 랜덤 벡터이고,  $X$ 는  $n$  MMSI 이미지 한 주기를 나타낸다. 그리고  $M$ 은  $n \times m$  혼합 행렬의 전 계수(full rank)이다.  $S$ 와  $M$ 은 입력  $X$ 를 이용하여 추정된 값이다.  $M$ 을  $A$ 의 역행렬을 이용해서 구할 수 있는걸 알면, 다음과 같이 특징 벡터를 구할 수 있다.

$$S = AX \quad (3)$$

본 논문은 개별적 ICA를 사용한다[7]. 표준 ICA는 모든 클래스에 대해서 오직 하나의 ICA를 사용하지만, 개별적 ICA 각각의 클래스 별로 분리된 다수의 ICA를 사용한다. 표준 ICA와 개별적 ICA의 차이는 아래 그림 4와 그림 5에 나타난다.

### 3. 인식 알고리즘

제안한 알고리즘은 세 단계로 구분할 수 있다. (a) 얼굴 인식, (b) 걸음걸이 인식, (c) 얼굴과 걸음걸이 결합이다. 그림 6은 제안한 알고리즘의 순서도를 나타낸다.

#### 3.1 RM 분류기

본 논문에서는 분류기로 RM 모델을 사용하였다. RM 모델은 감소된 독립된 몇 개의 변수가 있는 다항식(Reduced Multivariate Polynomial)에 바탕을 둔 분류기이다[8]. 이 분류기는 적은 수의 특징 점을 가진 많은 데이터를 가진 문제에 특히 적합하다. 기본 연산은 다음과 같다.

$$\alpha = (P^T P + bI)^{-1} P^T y \quad (4)$$

여기서  $P$ 는 얼굴이나 걸음걸이의 야코비안(Jacobian) 특징 행렬을 나타내고,  $y$ 는  $[0, 1]$  사이의 목적 값을 갖는다. 0보다 크고 0.5보다 작은 값을 가질 때 비등록자(Imposter)로 결정하고, 0.5보다 같거나 크고, 1보다 작은 값을 가질 때 등록자(Genuine)으로 결정한다. 먼저  $\alpha$  값을 구하고, 테스트를 한다.

$$z = P_{test} \alpha \quad (5)$$

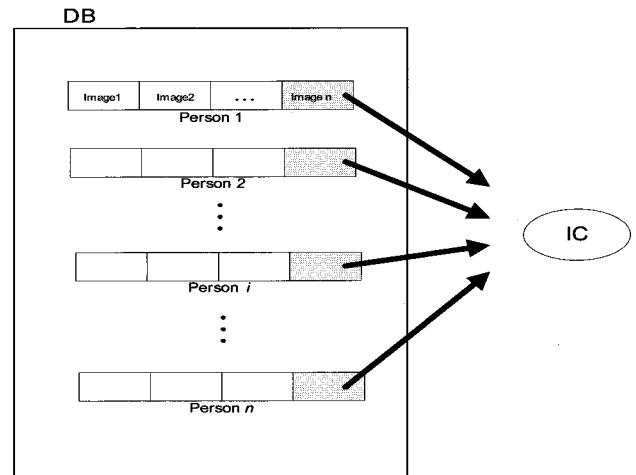


그림 4 표준 ICA  
Fig 4. Standard ICA

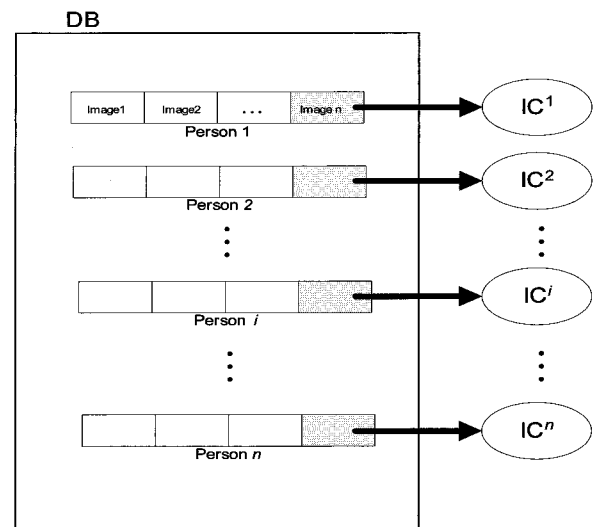


그림 5 개별적 ICA  
Fig 5. Individual ICA

일단 확률 값  $z$ 를 얻을 수 있는데, 이 확률 값을 이용하여 개인을 판별하는데 사용할 수 있다.

얼굴과 걸음걸이 결과 값을 합과 곱의 법칙을 이용해서 결합한다.  $z_{face}$ 는  $n^i$ 의 얼굴 테스트 이미지 동일성 확률 결과 값이고,  $z_{gait}$ 는  $n^i$ 의 MMSI 테스트 이미지 동일성 확률 결과 값이다. 여기서  $n^i$ 는 데이터베이스 상에서 클래스  $i^{th}$ 의 동일성을 나타낸다. 개인 식별은 아래 식(6), (7)번처럼 합과 곱의 법칙을 이용하여 판별한다.

$$ID_{fusion}^{product} = \arg \max_i (z_{face}(w/n^i) * z_{gait}(w/n^i)) \quad (6)$$

$$ID_{fusion}^{sum} = \arg \max_i (z_{face}(w/n^i) + z_{gait}(w/n^i)) \quad (7)$$

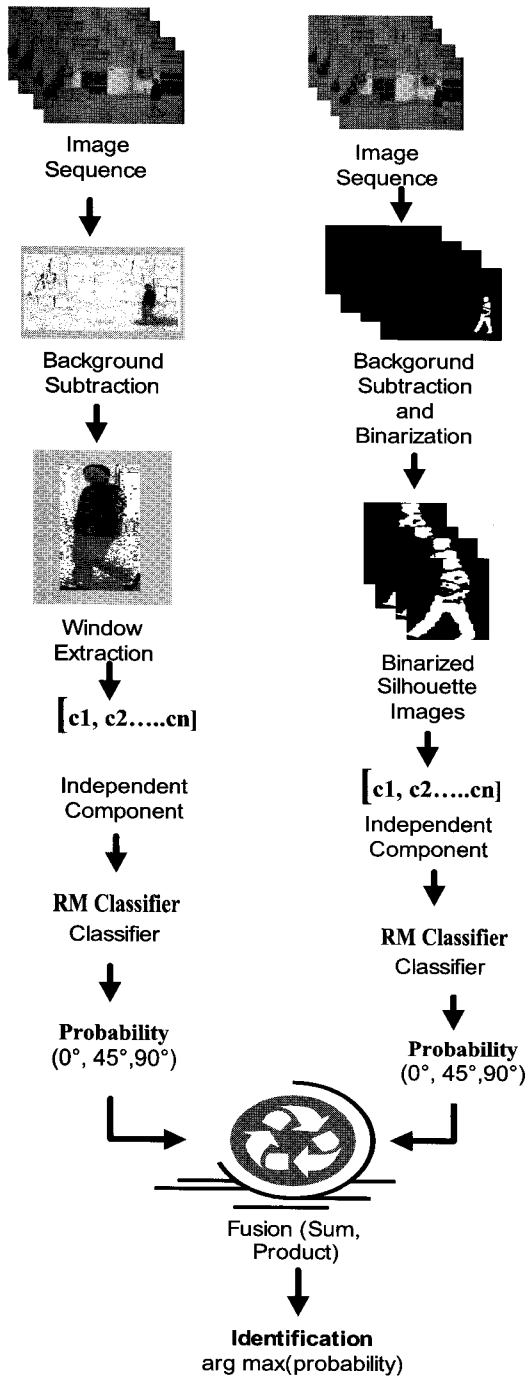


그림 6 제안한 알고리즘  
Fig 6. Proposed Algorithm

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제시한 알고리즘은 잘 알려진 NLPR (National Laboratory of Pattern Recognition) 걸음걸이 데이터베이스를 이용하여 테스트하였다[9]. 데이터베이스는 총 20명의 4주기 걸음걸이를 포함하고 있다. 총 3가지 방향에서 데이터를 취득하였다. 따라서 총 240 주기의 데이터를 가지고 있다 (20 x 4 x 3 = 240).

실험은 다음과 같이 설계되었다. 10번의 크로스 확인(10

fold cross-validation) 방법을 이용하여 결과를 계산하였다. 즉, 한 사람당 70장의 이미지가 있을 때, 63장은 학습 이미지로, 나머지 7장은 테스트 이미지로 사용 하였다. 각 사람 별로 확률  $z$  값을 계산하였다. 그 다음 이전 섹션에 설명된 것처럼 연관성을 계산 하여 최대 연관성을 가지는 사람으로 판별하였다. 인식률은 한 사람당 10번씩 실험을 하여, 그 값들의 평균값을 계산하였다.

표 1. sum 규칙을 이용한 방법의 인식률  
Table 1. Recognition Rate with Sum rule

특징점 사용률	교정 값 (b)			
	0.1	0.01	0.001	0.0001
31.75%	84.71	83.57	72.57	70
63.5%	94.86	94	80.43	67

표 2. product 규칙을 이용한 방법의 인식률  
Table 1. Recognition Rate with Product rule

특징점 사용률	교정 값 (b)			
	0.1	0.01	0.001	0.0001
31.75%	84.3	83.14	71.57	70.43
63.5%	94.86	93.57	81.3	69.3

표 1과 2는 제안한 알고리즘이 얼마나 우수한 성능을 나타내는지 보여준다. 오직 64%의 특징 점을 사용한 경우에도 제안한 알고리즘은 95%에 가까운 높은 인식률을 보인다. 이것은 더 넓은 특징 영역을 사용할 때 더 좋은 성능을 보이는 것으로 관찰된다. 시스템의 성능에 영향을 주는 다른 파라미터로는 교정 값(b)이 있다. 이 교정 파라미터의 조절이 시스템의 성능에 영향을 주는 것을 표 1에서 볼 수 있다. 본 실험에서는 교정 값(b)를 0.1에서 0.0001까지 사용하였다. 교정 값의 따른 상대적인 인식률은 그림 7, 8과 같다. 이 때 교정 값을 0.0001로 하였을 때의 인식률을 기준으로 각 교정 값에 따른 상대적인 인식률을 계산하였다.

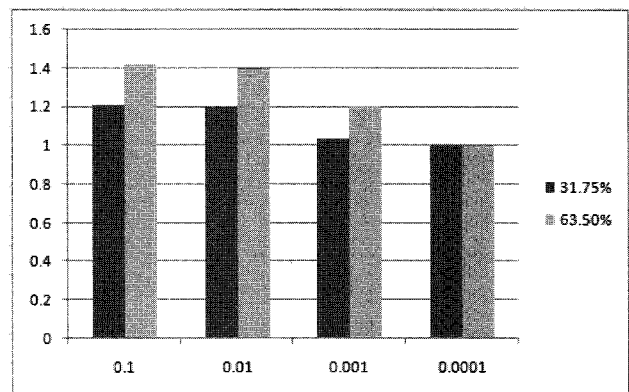


그림 7 sum 규칙을 이용한 방법의 상대적 인식률  
Fig 7. Relative Recognition Rate with Sum fusion

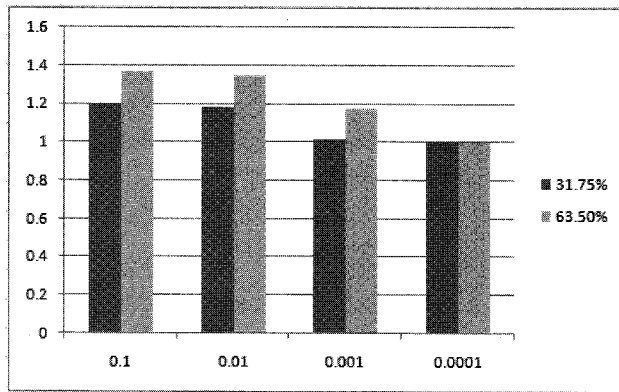


그림 8 product 규칙을 이용한 방법의 상대적 인식률  
Fig 8. Relative Recognition Rate with product fusion

### 참 고 문 헌

- [1] J. P. Foster, M. S. Nixon, and A. Prugel-Bennet, "Automatic gait recognition using area-based metrics," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 2489 - 2497, 2003.
- [2] X. Z. Bhanu, "Integrating Face and Gait for Human Recognition," *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006 Conference*, pp. 55-55, Jun 2006.
- [3] T. Lam and R. Lee, "A New Representation for Human Gait Recognition: Motion Silhouette Image MSI," *Intl. Conf. on Biometrics 2006*, LNCS 3832, pp. 612-618, 2005.
- [4] C. Fyfe, R. Baddeley, "Finding Compact and Sparse Distributed Representations of Visual Images," *Network Computation in Neural Systems* v6(3), pp.333-344.
- [5] C. Shi, H. Li, X. Lian, and X. Li, "Multi-Resolution Local Moment Feature for Gait Recognition," *Conf. 5th Machine Learning and Cybernetics*, pp. 3709-3314, Aug 2006.
- [6] M. Bartlett, J. Movellan and T. Sejnowski, "Face Recognition by Independent Component Analysis," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 13, No. 6, pp. 1460-1464, Nov 2002.
- [7] F. Esposito, T. Scarabino, A. Hyvarinen, J. Himberg, E. Formisano, S. Comani, G. Tedeschi, R. Goebel, E. Seifritz, and F. Di Salle, "Independent Component Analysis of fmri Group Studies By Self-Organizing Clustering," *Neuroimage*, vol. 25, pp. 193-205, 2005.
- [8] K. A. Toh, Q. L. Tran and D. Srinivasan, "Benchmarking a Reduced Multivariate Polynomial Pattern Classifier," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 6, pp. 740-755, Jun 2004.
- [9] L. Wang, T. Tan, W. Hu, and H. Ning, "Automatic gait recognition based on statistical shape analysis," *IEEE Transactions on Image*

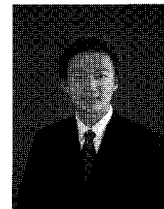
### 저 자 소 개



**Imran Fareed Nizami**  
received his B.S. degree from University of Engg. & Tech. Taxila, Pakistan in 2005. He is currently pursuing the M.S. degree at the School of Electrical and Electronics Engineering, Yonsei University.

His research interests include biometrics, gait recognition, Bayesian and Neural Networks etc.

E-mail : imran2k2@gmail.com



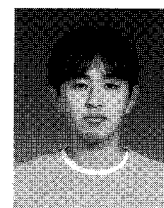
**안성제 (Sungje An)**  
2007년 연세대학교 전기전자공학부 졸업 (공학사)  
2007년~현재 동 대학원 전기전자공학과 석박 통합과정

관심분야 : Biometrics, 패턴 인식  
E-mail : haga0801@yonsei.ac.kr



**홍성준 (Sungjun Hong)**  
2005년 연세대학교 전기전자공학과 졸업(공학사)  
2005년 연세대학교 컴퓨터과학과 졸업(공학사)  
2005년~현재 동 대학원 전기전자공학과 석박 통합과정

관심분야 : Biometrics, Machine Learning  
Phone : +82-2-2123-2863  
E-mail : imjune@yonsei.ac.kr



**이희성 (Heesung Lee)**  
2003년 연세대학교 기계전자공학부 졸업(공학사)  
2005년 연세대학교 전기전자공학부 석사과정 졸업(공학석사)  
2005년~현재 동 대학원 전기전자공학과 박사과정

관심분야 : Computational intelligence, 로봇 비전, 패턴 인식  
E-mail : 4u2u@yonsei.ac.kr



김은태 (Euntai Kim)  
 1992년 연세대학교 전자공학과 졸업  
 (공학사, 전체수석)  
 1994년 연세대학교 전자공학과 석사  
 과정 졸업(공학석사)  
 1999년 연세대학교 전자공학과 박사  
 과정 졸업(공학박사)

1999년 3월~2002년 2월 국립한경대학교 제어계측공학과 조  
 교수  
 2002년 3월~현재 연세대학교 전기전자공학부 부교수  
 2003년 University of Alberta, visiting researcher  
 1998년~현재 IEEE TFS, IEEE SMC, IEEE CAS, FSS 등  
 에서 심의위원 활동 중  
 2003년 대한 전자공학회 해동상 수상

관심분야 : Computational intelligence, 지능형 로봇  
 Phone : +82-2-2123-2863  
 E-mail : etkim@yonsei.ac.kr



박민용 (Mignon Park)  
 1973년 연세대학교 전자공학과 졸업  
 (공학사)  
 1977년 연세대학교 전자공학과 석사과정  
 졸업(공학석사)  
 1982년 일본 동경대학교 전자공학과 박사  
 과정 졸업(공학박사)

1977년~1982년 일본 동경대학교 의용전자 연구실  
 1982년 미국 MIT & BERKELEY 연구소  
 1982년~현재 연세대학교 전기전자공학과 정교수

관심분야 : 퍼지제어, 로봇틱스, 의용전자  
 Phone : +82-2-2123-2868  
 E-mail : mignpark@yonsei.ac.kr