

고유특징 정규화 및 추출 기법을 이용한 걸음걸이 바이오 정보 기반 사용자 인식 시스템

Gait-based Human Identification System using Eigenfeature Regularization and Extraction

이병윤 · 홍성준 · 이희성 · 김은태*

Byungyun Lee, Sungjun Hong, Heesung Lee and Euntai Kim

연세대학교 전기전자공학부

요 약

본 논문에서는 고유특징 정규화 및 추출 기법(ERE: Eigenfeature Regularization and Extraction)을 이용한 걸음걸이 바이오 정보 기반 사용자 인식 시스템을 제안한다. 먼저 카메라 센서에서 취득한 걸음걸이 시퀀스로부터 사용자 인식을 위한 특징 정보로 걸음걸이 에너지 영상(GEI: Gait Energy Image)을 생성한다. 학습 단계에서는 갤러리 걸음걸이 에너지 영상에 ERE를 적용하여 정규화된 변환행렬을 획득하여 고유공간(eigenspace)에 사상된 특징정보를 구하고, 검증 단계에서는 걸음걸이 에너지 영상을 학습단계에서 생성한 고유공간에 사상하여 최근접 이웃 분류기를 이용하여 사용자를 인식한다. 제안한 시스템의 유효성 검증을 위해 CASIA 걸음걸이 데이터셋 A를 이용하여 실험하였고, 기존 연구에 비해 인식 정확도 면에서 우수한 성능을 보여주었다.

키워드 : 바이오 인식, 걸음걸이 인식, 걸음걸이 에너지 영상, 고유특징 정규화 및 추출

Abstract

In this paper, we propose a gait-based human identification system using eigenfeature regularization and extraction (ERE). First, a gait feature for human identification which is called gait energy image (GEI) is generated from walking sequences acquired from a camera sensor. In training phase, regularized transformation matrix is obtained by applying ERE to the gallery GEI dataset, and the gallery GEI dataset is projected onto the eigenspace to obtain gallery features. In testing phase, the probe GEI dataset is projected onto the eigenspace created in training phase and determine the identity by using a nearest neighbor classifier. Experiments are carried out on the CASIA gait dataset A to evaluate the performance of the proposed system. Experimental results show that the proposed system is better than previous works in terms of correct classification rate.

Key Words : Biometrics, gait recognition, gait energy image, eigenfeature regularization and extraction

1. 서 론

걸음걸이 바이오 정보는 비강압적이고 원거리에서 인식이 가능하며 저해상도 환경에서 정보를 획득할 수 있어, 열 굴, 지문, 홍채 등의 다른 바이오 정보를 인식할 수 없는 환경에서 이용이 가능하여 최근 바이오 정보를 이용한 사용자 인식 시스템 연구자들의 관심을 끌고 있다[1].

걸음걸이 바이오 인식 연구는 크게 모델 기반 인식방법(model-based method)과 탈 모델 인식방법(model-free method)으로 구분할 수 있다[2]. 모델기반 인식 방법은 객체의 몸이나 동작 등을 명확하게 모델링하여, 주어진 영상과 모델간의 정합을 통해 움직임의 궤적과 같은 매개변수를 추정하여 사용자를 식별한다[3]. 반면에 탈 모델 인식방법은 사용자의 걸음걸이 패턴을 반영하는 걸음걸이 특징 정보를 영상에서 직접 추출하여 사용자를 인식한다[4]. 탈 모델 인식방법은 사람의 움직임으로부터 모델에 따른 매개변수를 추정하지 않기 때문에 연산적인 측면에서 효율적이라는 장점이 있으며[5], 특징 정보를 어떻게 표현하느냐에 따라 사용자 인식 성능이 큰 영향을 받는다. 걸음걸이를 표현하는 특징으로는 Han과 Bhanu가 제안한 걸음걸이 에너지 영상(GEI: Gait Energy Image)[4], Lam과 Lee가 제안한 움직임 실루엣 영상(MSI: Motion Silhouette Image)[6], Lee 등이 제안한 움직임 에너지 영상(MEI: Motion Energy Image)[7] 등이 있다.

한편 앞에서 언급한 걸음걸이 특징은 큰 차원에서 정의되

접수일자 : 2010년 10월 21일

완료일자 : 2010년 12월 10일

*본 논문의 일부는 한국지능시스템학회 2010년도 추계 학술대회에서 발표되었으며 학술대회에서 우수논문으로 선정되었습니다.

*본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지정 연세대학교 생체인식연구센터의 지원을 받아 이루어졌습니다. Grant Number: R11-2002-105-0900 2-0 (2010)

+ 교신저자

기 때문에 이로부터 효율적인 특징 정보만을 추출하는 차원 축소 알고리즘 인식에 적용하는 연구가 널리 진행되고 있다. Wang 등[8]과 Abdelkader와 Culter[9]는 주성분분석(PCA: Principal Component Analysis) 기법을 걸음걸이 인식에 사용하였고, Han과 Bhanu[4]는 PCA와 함께 선형판별분석기법(LDA: Linear Discriminant Analysis)을 GEI에 적용하였다. 한편 Liang 등[10]은 독립성분분석기법(ICA: Independent Component Analysis)을 걸음걸이 인식에 적용하였다. 한편 본 논문에서 앞서 얼굴 인식에서 우수한 성능을 보인 고유특징 정규화 및 추출기법(ERE: Eigenfeature Regularization and Extraction)을 걸음걸이 인식에 적용한 시스템을 제안하였는데[11], 본 논문에서는 이전의 실험을 확장하여 고유특징(eigenfeature) 수에 따른 사용자 인식률의 추이를 살펴보고 다양한 카메라 시점에서 취득한 데이터베이스에 대해 시스템의 성능 평가하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안된 시스템에서 사용한 걸음걸이 특징 정보와 ERE 등의 사전 연구를 소개하며, 3장에서는 ERE를 이용한 걸음걸이 바이오 인식 시스템을 제안한다. 4장에서는 CASIA 걸음걸이 데이터셋 A에 대한 시뮬레이션 결과를 소개하며 고찰하였고, 5장에서는 결론으로 글을 맺는다.

2. 사전 연구

2.1 걸음걸이 특징 정보

걸음걸이 특징 정보는 걸음걸이 바이오 인식 시스템의 인식 성능에 영향을 주는 결정적인 요인 중의 하나다. 본 연구에서는 사용자 식별을 위한 걸음걸이 특징 정보로 걸음걸이 에너지 영상(GEI: Gait Energy Image)을 사용하였다. GEI는 실루엣 영상의 부분적인 에러에 강인하고 좋은 분별력이 있으며 효율적으로 생성할 수 있다고 알려져 있다[4]. 시간 t 에서 얻어진 이진 실루엣 영상 $B_t(x, y)$ ($x = 1, \dots, W, y = 1, \dots, H$)가 주어졌을 때, GEI는 아래와 같이 정의된다[4].

$$GEI(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T B_t(x, y) \quad (1)$$



그림 1. 걸음걸이 시퀀스와 이에 상응하는 걸음걸이 에너지 영상

Fig. 1. A gait sequence and its corresponding gait energy image

여기서 T 는 완전한 한 걸음걸이 시퀀스의 길이를 나타내고, t 는 영상을 획득한 시간을 나타내며, $x \in \{1, \dots, W\}$ 와 $y \in \{1, \dots, H\}$ 는 2차원 영상의 좌표를 나타낸다. 그림 1은 특징 걸음걸이 시퀀스와 이에 상응하는 GEI의 예를 보여준다.

2.2 Eigenfeature Regularization and Extraction

고유특징 정규화 및 추출 기법(ERE: Eigenfeature Regularization and Extraction)은 클래스내 흠뜨림 행렬(within-class scatter matrix)의 고유공간(eigenspace)을 세 개의 부공간으로 분할하고, 부공간 안에서의 고유특징(eigenfeature)을 고유스펙트럼(eigenvalue) 모델에 기초하여 서로 다르게 정규화함으로써 특징 차원 축소와 동시에 불안정성, 과적합, 일반화 실패 문제를 경감하는 알고리즘이다[12]. 여기서 고유공간은 특징 변화에 따른 특징 영역과 학습 데이터의 잡음과 유한함에 기인하는 잡음 영역과 널 영역으로 분할된다.

먼저 p 명의 사람에게 각각 q_i 개의 GEI를 획득하여 구성된 학습 데이터셋에서 모든 사람이 사전확률이 같다고 가정하면 사전확률 c_i 는 $1/p$ 으로 나타낼 수 있고, 학습 데이터셋의 클래스내 흠뜨림 행렬(S^w)을 아래와 같이 구한다.

$$S^w = \sum_{i=1}^p \frac{c_i}{q_i} \sum_{j=1}^{q_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)(X_{ij} - \bar{X}_i)^T \quad (2)$$

여기서 $X_{ij} \in R^n = W \times H$ 는 n 차원 행벡터로 학습 데이터셋 내 i 번째 사람의 j 번째에 해당하는 GEI이며, $\bar{X}_i = (1/q_i) \sum_{j=1}^{q_i} X_{ij}$ 이다.

다음으로 앞서 계산한 클래스내 흠뜨림 행렬의 고유공간을 GEI 영역, 잡음 영역, 널 영역으로 나누어, 각 영역에 해당하는 정규화된 고유값(eigenvalue)($\tilde{\lambda}_k^w$)을 아래와 같이 계산한다.

$$\tilde{\lambda}_k^w = \begin{cases} \lambda_k^w, & k < m & (GEI \text{ space}) \\ \frac{\alpha}{k + \beta}, & m \leq k \leq r & (noise \text{ space}) \\ \frac{\alpha}{r + 1 + \beta}, & r < k \leq n & (null \text{ space}) \end{cases} \quad (3)$$

여기서 λ_k^w 는 S^w 의 k 번째 고유값이며, GEI 영역과 잡음영역을 구분하는 매개변수(m)는

$$m = \arg_k \max \{ \forall \lambda_k^w | \lambda_k^w < (2\lambda_{med}^w - \lambda_r^w) \} - 1 \quad (4)$$

으로 결정할 수 있는데 $\lambda_{med}^w = \text{median} \{ \forall \lambda_k^w | k \leq r \}$ 이다. 한편 잡음 영역과 널 영역을 구분하는 매개변수(r)는 0에 가까워지기 시작하는 고유값의 색인으로 임의로 결정할 수 있고, 잡음 영역과 널 영역의 고유값 정규화에 필요한 매개변수 α 와 β 는 아래와 같이 계산하며

$$\alpha = \frac{\lambda_1^w \lambda_m^w (m-1)}{\lambda_1^w - \lambda_m^w}, \quad \beta = \frac{m \lambda_m^w - \lambda_1^w}{\lambda_1^w - \lambda_m^w} \quad (5)$$

λ_1^w 과 λ_m^w 은 각각 S^w 의 첫 번째와 m 번째 고유값이다. 이때 S^w 의 가중화된 고유벡터($\tilde{\Phi}_n^w$)는 $[\tilde{w}_1^w \phi_1^w, \dots, \tilde{w}_n^w \phi_n^w]$ 으로 나타내는데, 여기서 \tilde{w}_k^w 는 $(\tilde{\lambda}_k^w)^{-1/2}$ 으로 정의된다. 다음으로 학습 데이터 X_{ij} 를 가중화된 고유공간으로 아래와 같이

사영시키고,

$$\widetilde{Y}_{ij} = (\widetilde{\Phi}_n^w)^T X_{ij} \quad (6)$$

사영시킨 데이터의 전체 흠뜨림 행렬(total mixture scatter matrix)(\widetilde{S}^t)를 다음과 같이 구한다.

$$\widetilde{S}^t = \sum_{i=1}^p \frac{c_i}{q_i} \sum_{j=1}^{q_i} (\widetilde{Y}_{ij} - \overline{Y})(\widetilde{Y}_{ij} - \overline{Y})^T \quad (7)$$

여기서 $\overline{Y} = \sum_{i=1}^p (c_i/q_i) \sum_{j=1}^{q_i} Y_{ij}$ 이며, \widetilde{S}^t 의 고유값이 큰 d 개의 고유벡터는 $\Phi_d^t = [\phi_1^t, \phi_2^t, \dots, \phi_d^t]$ 로 나타낼 수 있다.

끝으로 ERE의 사영 행렬(projection matrix)(U)를 아래와 같이 구하고,

$$U = \widetilde{\Phi}_n^w \Phi_d^t \in R^{n \times d} \quad (8)$$

GEI 영상 행벡터($X \in R^n$)는 아래와 같이 정규화된 고유공간으로 사영하여 차원을 축소한다.

$$F = U^T X \in R^d (d \leq n) \quad (9)$$

3. 제안한 시스템

이 장에서는 ERE을 적용한 걸음걸이 바이오 인식 시스템을 설명한다. 그림 2는 본 연구에서 제안한 걸음걸이 인식시스템의 전체 블록 다이어그램을 보여준다. 먼저 전처리 단계에서는 움직이는 객체를 감지하고, 각 영상으로부터 정규화된 이진 실루엣 영상을 생성한다. 즉, 주어진 컬러 영상에서 배경을 제거하며, 크기 변화에 따른 영향을 감소하기 위하여 실루엣 영상을 같은 크기로 정규화시킨다. 다음으로 정규화된 걸음걸이 시퀀스로부터 걸음걸이 에너지 영상(GEI)을 추출하고, ERE을 생성된 낮은 차원의 정규화된 고유공간으로 사영시킨 후, 아래와 같이 최근접 이웃 분류기(NNC: Nearest Neighbor Classifier)를 이용하여 신원불명의 프로브 데이터(F)의 신원을 결정한다.

$$ID(F) = \arg \min E(F, F_n^c) \text{ for } \forall n = 1, 2, \dots, N_c \quad (10)$$

여기서, $E(\cdot, \cdot)$ 는 두 벡터간의 유클리디안 거리를 계산하는 연산자이고, F_n^c 는 클래스 c 에 속하는 n 번째 갤러리 데이터의 사영된 특징벡터이며, N_c 는 클래스 c 에 속하는 갤러리 데이터 수를 나타낸다.

4. 실험

본 논문에서는 제안한 걸음걸이 바이오 정보를 이용한 사용자 인식 시스템의 성능을 평가하고자 CASIA 걸음걸이 데이터셋 A를 사용하였다[8]. CASIA 걸음걸이 데이터셋 A는 측면(0°), 사면(45°), 정면(90°)의 세 가지 카메라 시점에서 20명의 사용자로부터 획득한 비디오 시퀀스로 구성되어 있다. 각 사용자별로 4개의 비디오 시퀀스를 취득함으로써 각 시점별로 80개의 비디오 시퀀스로 구성되어 있으며 총 240개의 비디오 시퀀스를 포함한다.

CASIA 걸음걸이 데이터셋 A는 이진화된 전경 영상을 제공하기 때문에 본 연구에서는 배경을 제거하기 위한 별도의 전처리 과정을 시행하지 않고, 다만 실루엣 영상을 높이

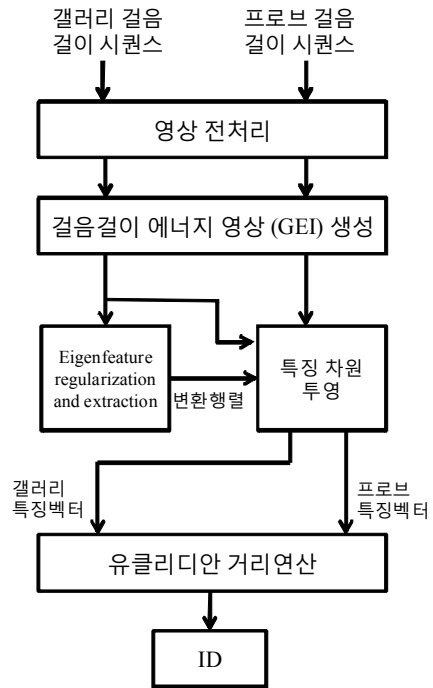


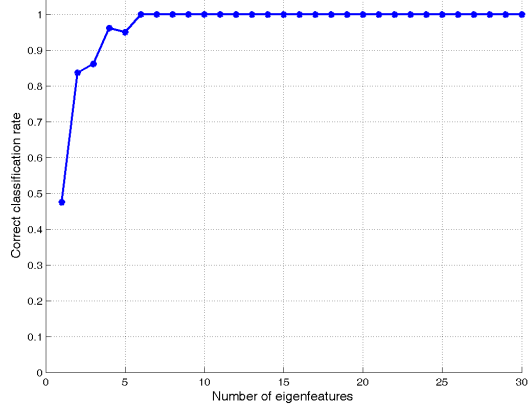
그림 2. 제안한 걸음걸이 바이오 인식 시스템의 블록 다이어그램

Fig. 2. Block diagram of proposed gait recognition system

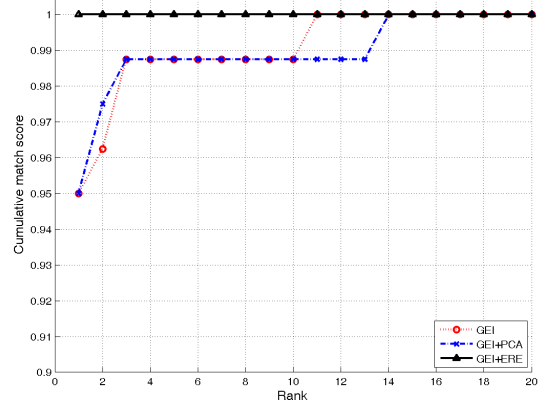
기준으로 60x75로 정규화시켜 중앙에 배열하였다. 한편 제안한 시스템의 성능 평가를 위해 leave-one-out 교차 검증 을 하였다.

먼저 GEI가 사영된 고유공간의 크기 즉 사영된 고유특징(eigenfeature)의 수(d)가 사용자 인식 성능에 미치는 영향을 보기 위해서, 고유특징의 수(d)를 1에서 30까지 변화시켜가며 실험을 반복하였다. 그림 3은 고유특징 수에 따른 인식률을 보여주며, 고유특징을 19개 이상 사용한 경우 걸음걸이 정보를 획득한 카메라 시점에 상관없이 가장 우수한 성능을 보여주었다.

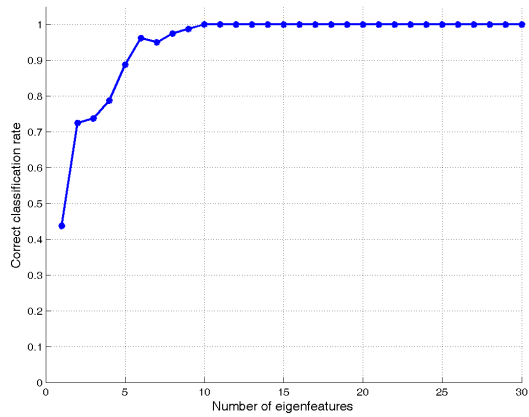
다음으로 우리는 시스템 성능의 지표로 CMS(cumulative match scores)를 사용하였는데, CMS는 사용자 인식 시스템에서 원하는 인식률을 얻기 위해 갤러리 데이터 셋에 얼마나 많은 데이터가 필요한지에 관한 정보를 제공한다[13]. 그림 4는 랭크가 1에서 20까지의 CMS 곡선을 보여주는데, 가로축은 랭크를 세로축은 랭크에서의 CMS를 나타내며 랭크 1에서의 CMS는 인식의 정확도(CCR: correct classification rate)를 의미한다. 그림에서 "GEI"는 GEI 원본을 특징으로 사용한 결과고, "GEI+PCA"는 GEI에 PCA를 적용한 결과며, "GEI+ ERE"는 본 논문에서 제안한 방법의 결과를 보여준다. 그림 4와 표 1에서 볼 수 있듯이 제안한 시스템은 각각의 카메라 시점에서 1.0000, 1.0000, 0.8625의 성능을 보여, GEI를 직접 사용하거나 PCA를 적용한 기존의 방법보다 좋은 성능을 보여준다. 표 2은 CASIA 걸음걸이 데이터셋 A를 이용한 기존 연구와의 인식 성능 비교를 보여주는데, 제안한 시스템이 가장 우수한 성능을 보여주고 있다.



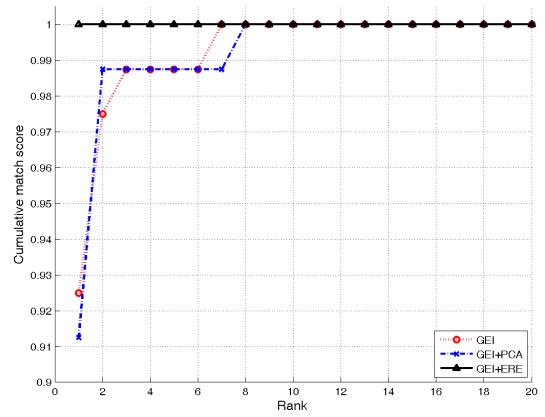
(a) 0°



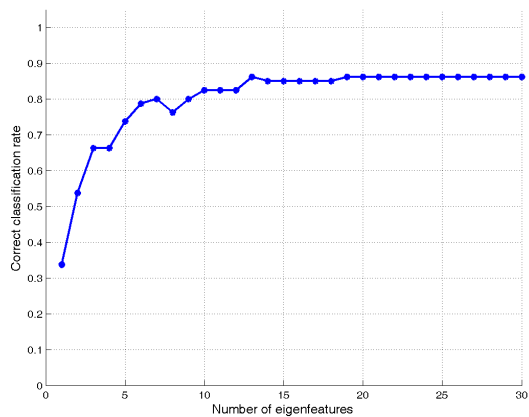
(a) 0°



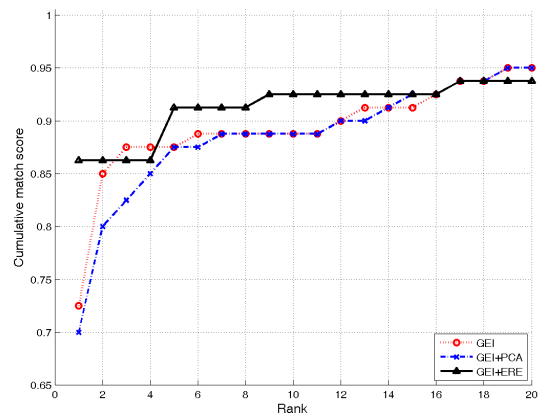
(b) 45°



(b) 45°



(c) 90°



(c) 90°

그림 3. 각각의 다른 카메라 시점에서 고유특징 개수에 따른 인식률의 변화

Fig. 3. Correct classification rates with respect to the number of eigenfeatures for different viewing angles

그림 4. 각각의 다른 카메라 시점에서의 cumulative match scores 곡선

Fig. 4. Cumulative match scores curves for different viewing angles

표 1. GEI, GEI+PCA, GEI+ERE의 인식률 요약.

Table 1. Summary of correct classification rates.

방법	0°	45°	90°
GEI	0.9500	0.9250	0.7250
GEI+PCA	0.9500	0.9125	0.7000
GEI+ERE	1.000	1.000	0.8625

표 2. 기존 연구와의 인식 성능 비교.

Table 2. Comparison with previous works.

방법	0°	45°	90°
Cheng 2008 [14]	0.8600	-	-
Lee 2009 [7]	0.8875	-	-
Hong 2009 [15]	0.9125	0.9875	0.8500
제안한 방법	1.000	1.000	0.8625

5. 결 론

본 논문에서는 고유특징 정규화 및 추출(ERE: eigenfeature regularization and extraction)을 이용한 걸음걸이 바이오 정보 기반 사용자 인식 시스템을 제안했다. 먼저, 주어진 걸음걸이 시퀀스로부터 걸음걸이 에너지 영상(GEI)을 추출하였고, 추출된 걸음걸이 에너지 영상에 ERE를 적용하여 고유특징을 생성하여 최근접 이웃분류기를 이용하여 신원불명의 사용자를 식별하였다. CASIA 걸음걸이 데이터셋 A를 이용한 실험에서 제안한 시스템의 유효성을 확인하였고, 기존의 연구보다 향상된 인식 성능을 보여주었다.

참 고 문 헌

[1] M. S. Nixon and J. N. Carter, "Automatic recognition by gait," *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp. 2013-2024, Nov. 2006.

[2] N. V. Boulgouris, D. Hatzinakos, and K. N. Plataniotis, "Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 6, pp. 78-90, Nov. 2005.

[3] L. Wang, T. Tan, H. Ning, and W. Hu, "Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, no. 2, pp. 149-158, Feb. 2004.

[4] J. Han and B. Bhanu, "Individual recognition using gait energy image," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 2, pp. 316-322, Feb. 2006.

[5] H. Lee, S. Hong, and E. Kim, "Neural network ensemble with probabilistic fusion and its application to gait recognition," *Neurocomputing*, vol. 72, no. 7-9, pp. 1557-1564, Mar. 2009.

[6] T. H. W. Lam and R. S. T. Lee, "A new representation for human gait recognition: motion silhouette image (MSI)," in *Proc. of Int'l Conf. on Biometrics (ICB'06)*, Jan. 2006, pp. 612-618.

[7] H. Lee, S. Hong, I. F. Nizami, and E. Kim, "A noise robust gait representation: motion energy image," *International Journal of Control, Automation, and Systems*, vol. 7, no. 4, pp. 638-643, Aug. 2009.

[8] L. Wang, T. Tan, H. Ning, and W. Hu, "Silhouette analysis based gait recognition for human identification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 12, pp. 1505 - 1518, Dec. 2003.

[9] C. BenAbdelkader and R. Cutler, "Motion-based recognition of people in eigengait space," in *Proc. of IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 267-272, Washington, USA, May 2002.

[10] J. Liang, Y. Chen, H. Hu, and H. Zhao, "Appearance-based gait recognition using independent component analysis," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4221, pp. 371-380, 2006.

[11] 이병윤, 홍성준, 이희성, 김은태, "Eigenfeature regularization and extraction을 이용한 걸음걸이 바이오 인식 시스템", 한국 지능시스템 학회 2010년도 추계학술대회 학술발표 논문집, 제 20권, 2호, pp. 21-24, 서울, 2010년 11월.

[12] J. Xudong, B. Mandal, and A. Kot, "Eigenfeature regularization and extraction in face recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, pp. 383-394, Mar. 2008.

[13] P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi, and P. J. Rauss, "The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 10, pp. 1090-1104, Oct. 2000.

[14] M. H. Cheng, M. F. Ho, and C. L. Huang, "Gait analysis for human identification through manifold learning and HMM," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 8, pp. 2541-2553, Aug. 2008.

[15] S. Hong, H. Lee, K. A. Toh, and E. Kim, "Gait recognition using multi-bipolarized contour vector," *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 7, no. 5, pp. 799-808, Oct. 2009.

저 자 소 개



이병윤(Byungyun Lee)
2007년 : 연세대학교 전기전자공학부
졸업(공학사)
2009년~현재 : 동 대학원 전기전자공학과
석사과정

관심분야 : 신호 처리, 바이오 인식
E-mail : yuni4u@yonsei.ac.kr



홍성준(Sungjun Hong)
2005년 : 연세대학교 전기전자공학부
졸업(공학사)
2005년~현재 : 동 대학원 전기전자공학과
석박사통합과정

관심분야 : 기계 학습, 추천가 시스템, 바이오 인식
E-mail : imjune@yonsei.ac.kr



이희성(Heesung Lee)
2003년 : 연세대학교 전기전자공학부
졸업(공학사)
2005년 : 연세대학교 전기전자공학부
석사과정 졸업(공학석사)
2010년 : 연세대학교 전기전자공학부
박사과정 졸업(공학박사)
2010년~현재 : 연세대학교 전기전자공학부
박사 후 연구원

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



김은태(Euntai Kim)
1992년 : 연세대학교 전자공학과 졸업
(공학사)
1994년 : 연세대학교 전자공학과 석사과정
졸업(공학석사)
1999년 : 연세대학교 전자공학과 박사과정
졸업(공학박사)

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

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