

개선된 움직임 실루엣 영상을 이용한 발걸음 인식에 관한 연구

Gait Recognition using Modified Motion Silhouette Image

홍성준*, 이희성*, 오경세*, 김은태*

Sungjun Hong, Heesung Lee, Kyongsae Oh, and Euntai Kim

* 연세대학교 전기전자공학부

요 약

본 논문에서는 은닉 마르코프 모델을 바탕으로 하는 발걸음을 이용한 개인 식별 시스템을 제안한다. 개인의 발걸음은 연속적인 자세나 움직임의 집합으로 나타낼 수 있는데, 구조적으로 연속적인 움직임의 변화는 확률적인 특성을 가지고 있기 때문에 은닉 마르코프 모델을 이용하여 적절하게 모델링 할 수 있다. 개인의 발걸음은 N개의 이산적인 자세 간의 전이로 이루어졌다고 가정하였으며, 이를 계산하기 위해 MMSI라는 발걸음 특징 모델을 제안하였다. MMSI는 발걸음 인식에 중요한 역할을 하는 시공간적인 정보를 가지고 있는 그레이-스케일 영상이다. 실험 결과는 MMSI를 이용하여 은닉 마르코프 모델을 바탕으로 한 발걸음 인식 결과를 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose the human identification system based on Hidden Markov model using gait. Since each gait cycle consists of a set of continuous motion states and transition across states has probabilistic dependences, individual gait can be modeled using Hidden Markov model. We assume that individual gait consists of N discrete transitions and we propose gait feature representation, Modified Motion Silhouette Image (MMSI) to represent and recognize individual gait. MMSI is defined as a gray-level image and it provides not only spatial information but also temporal information. The experimental results show gait recognition performance of proposed system.

Key words : Gait Recognition, Hidden Markov Model, Motion Analysis, and Motion Silhouette Image

1. 서 론

개인 식별 연구는 감시 시스템에서 중요한 부분이다. 얼굴 인식이나 홍채 인식은 고해상도와 최적화된 조명 상태에서 좋은 인식 결과를 보여주고 있으나, 이러한 생체 인식의 응용 분야는 강압적이고 제한된 환경 내에서만 사용 가능하다는 문제점이 있다.

발걸음 인식은 이러한 문제를 해결할 수 있는 개인 식별 연구의 대안적인 분야라고 할 수 있다. 간단하게 사람이 걷는 방식으로 설명이 가능한 발걸음은 의학 분야에서도 이미 개인의 고유한 생체 정보라고 보고된 바 있고[1], 카메라로부터 멀리 떨어진 곳에서도 획득할 수 있는 비 강압적인 생체 정보다. 얼굴과 홍채와는 다르게 인식하는데 있어 조명의 변화에 민감하게 반응하지 않고, 특히 야간에는 적외선 카메라로도 인식이 가능하다. 발걸음 정보의 잠재적인 응용 분야로는 개인 식별, 접근 제어, 감시, 운동학 등이 있다.

발걸음은 개인의 특성에 따라 결정되는 발걸음의 주기와 같은 동적인 정보뿐만 아니라 키와 보폭과 같은 정적인 정보를 제공한다. 따라서 알려지지 않은 사용자의 비디오 정보가 주어졌을 때, 이가 데이터베이스에 저장된 사람 중 누구인지

인식하기 위한 단서로 발걸음 정보를 사용할 수 있다.

그림 1에서 볼 수 있듯이 발걸음의 한 주기는 (정지)→(오른발 내딛기)→(정지)→(왼발 내딛기)→(정지)순으로 이루어져 있다. 따라서 발걸음은 어떤 상태들 간의 전이 모델로 모델링할 수 있다. 여기서 각각의 상태는 부분 주기를 나타내는 표본(exemplar)이라는 특징 벡터들로 나타낼 수 있다. 본 논문에서 우리는 [2]에서 제안된 표본에 기반한 은닉 마르코프 모델(HMM)을 발걸음 인식에 이용하였다. HMM은 음성 인식 분야에 널리 이용되고 있으며[3], 사람의 동작 인식에도 사용되고 있다[4]. 각 사람들의 발걸음에서 외형적인 정보는 각각의 상태에 관한 표본 벡터들에 의해 표현할 수 있고, 움직임에 대한 정보는 상태들 간의 전이 즉 표본 벡터들 간의 전이를 통해 나타낼 수 있다[5]. 본 논문에서는 개선한 움직임 실루엣 영상(MMSI; Modified Motion Silhouette Image)라는 새로운 표본 특징 벡터를 제안한다. MMSI에 대한 발상은 [6]에서 제안된 MSI(Motion Silhouette Image)에서 얻었으며, MSI와 마찬가지로 시공간적인 정보를 반영하고, 구현이 용이하며, MSI 보다 일반적인 성질을 갖는다.

본 논문은 아래와 같이 구성되어 있다. 2장에는 본 논문에서 제안한 발걸음 인식 시스템을 자세하게 소개하고, 3장에서는 실험 방법과 실험 결과를 고찰한다. 끝으로, 4장에서는 본 논문의 내용을 간략하게 요약한다.

접수일자 : 2006년 4월 13일

완료일자 : 2006년 5월 31일

본연구는 한국과학재단(KOSEF)과 연세대학교 생체인식 연구센터(BERC)의 지원을 받았습니다.

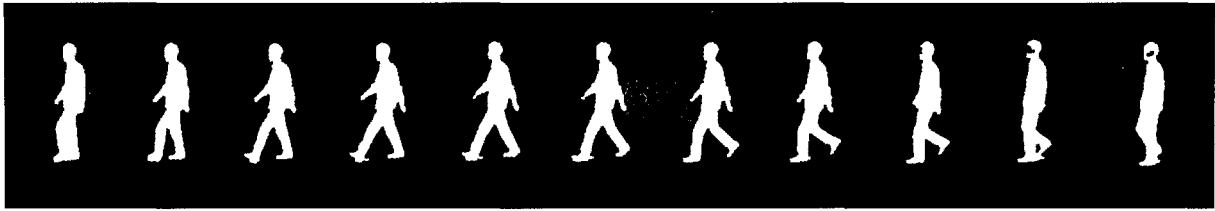


그림 1. 정규화 된 발걸음 실루엣 영상 예시
Fig. 1 Examples of normalized and aligned silhouette image in a gait cycle

2. 제안한 시스템

본 논문에서 제안하는 발걸음 인식 시스템은 전처리 단계, 특징 벡터 추출 단계, HMM 인식 단계로 이루어져 있다. 전처리 단계에서는 배경 추출을 통해 입력된 영상으로부터 정규화 된 사람의 실루엣 영상을 얻는다. 특징 추출 단계에서는 입력된 영상에서 발걸음 부분 주기를 나타내는 표본 특징 벡터 집합을 추출하고 표본 특징 벡터 집합을 각 영상과 비교하여 관찰값 시퀀스를 생성한다. HMM 인식 단계에서는 관찰값 시퀀스를 통해 HMM 모델을 학습하고 평가하여 인식한다. 여기서 표본 특징 벡터의 수는 HMM 상태의 개수와 심볼의 개수와 일치한다.

2.1 전처리 단계

입력된 비디오 정보로부터 사람의 실루엣 정보를 얻기 위해서는 아래와 같은 일련의 과정이 필요하다:

- (1) 각 비디오 영상에 [7]번 논문에서 제안된 배경 추출 알고리즘을 이용한다. 알고리즘이 적용된 실루엣 이미지는 이진 값(배경인 경우 '0', 움직이는 물체인 경우 '1')을 갖는다. 이 때 중간 값 필터를 사용하여 노이즈 픽셀을 제거한다.
- (2) 실루엣을 정규화 시키기 위해 움직이는 물체의 경계선을 묶어 박스 영역을 찾는다. 각 실루엣의 무게 중심을 찾아 무게 중심을 원점으로 하는 좌표계로 실루엣 이미지를 이동시킨다.

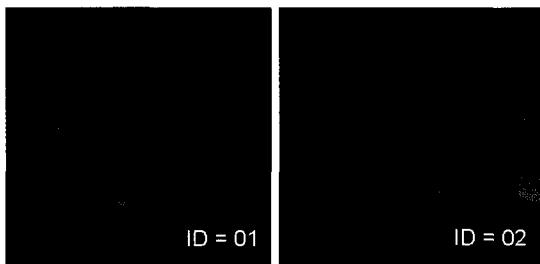


그림 2. 너비 벡터 프로파일
Fig. 2 Width vector profiles

(3) 너비 벡터는 이진화된 실루엣 영상의 각 행의 양 극점의 거리로 정의한다. 그림 2는 두 명의 사람에 대한 너비 벡터 프로파일을 보여주는데, x 축은 프레임 인덱스를 나타내고, y 축은 너비 벡터의 인덱스를 나타낸다. 너비 벡터의 높을 시간에 대해 나타내면(그림 3), 최소값-최소값의 길이를 통해 발걸음의 주기를 찾을 수 있으며 실루엣 시퀀스로부터 단위 발걸음을 추출해낼 수 있다.

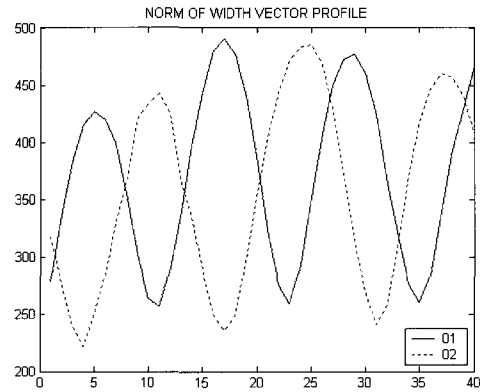


그림 3. 너비 벡터 프로파일 높
Fig. 3 Norm of width vector profile

2.2 특징 벡터 추출 단계

사람 j 에 대한 실루엣 시퀀스 $X^j = \{x^j(1), x^j(2), \dots, x^j(T)\}$ 가 주어지면, 발걸음 인식을 위한 특징 벡터를 생성하여 이 사람이 데이터베이스의 M 명의 사람들로 부터 누구 인지 인식하는데 사용한다. 그리고 단위 발걸음을 N 개로 분할하여 N 개의 표본 $\varepsilon = \{e_1, \dots, e_N\}$ 을 생성한다. 알려지지 않은 사람의 시퀀스 $Y = \{y(1), y(2), \dots, y(T)\}$ 가 주어지면 이 표본들을 바로 아래와 같이 인식하는데 사용할 수 있다.

$$ID = \arg \min_j \sum_{t=1}^T \min_{n \in \{1, \dots, M\}} d(y(t), e_n^j) \quad (1)$$

여기서 $y(t)$ 는 t 번째 시간의 알려지지 않은 사람의 이미지를 나타내고, e_n^j 은 j 번째 사람의 n 번째 표본을 나타낸다. 이러한 표본을 추출하는데 다양한 방법이 있고, [2]번에서는 평균 영상을 이용하여 표본을 추출하였다(그림 4).

$$MSI(u, v, t) = \begin{cases} 255 & \text{if } I(u, v, t) = 1 \\ \max(0, MSI(u, v, t-1) - 1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$MMSI(u, v, t) = \begin{cases} 255 & \text{if } I(u, v, t) = 1 \\ \max(0, MMSI(u, v, t-1) - d) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

하지만 평균을 이용한 표본 추출 기법은 외형에 기반한 정적인 정보는 보존하는 반면, 분할된 시퀀스의 프레임 간의 변화에 대한 동적인 정보를 반영해주지 못 하는 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위한 새로운 표본 추출 기법 개선된 움직임 실루엣 영상(MMSI;

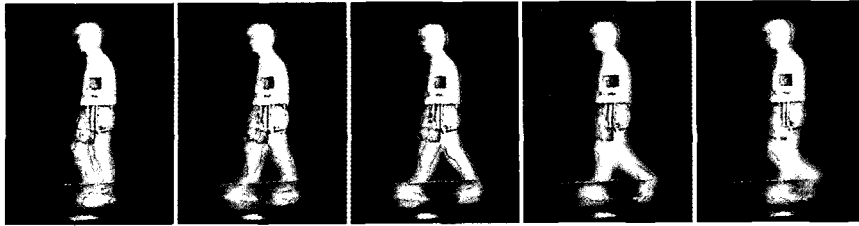


그림 4. 평균을 이용한 발걸음 표본 추출 예제 (N=5)
 Fig. 4 Example of gait exemplar generation using mean (N=5)

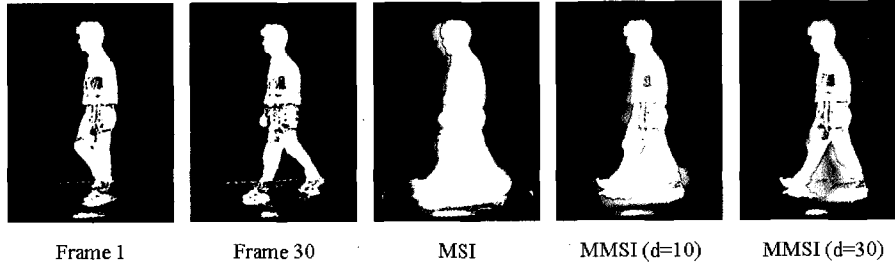


그림 5. 개선한 실루엣 영상 이미지 예제 (d=10, d=30)
 Fig. 5 Examples of Modified Silhouette Image (d=10, d=30)



그림 6. MMSI를 이용한 발걸음 표본 추출 예제 (N=5, d=10)
 Fig. 6 Example of gait exemplar generation using MMSI (N=5, d=10)

Modified Motion Silhouette Image)를 식 2와 같이 제안한다. MMSI는 각 픽셀의 이진 변화를 시간적으로 반영해주는 그레이-스케일 영상이다. MMSI는 MSI[6]에서 영감을 받았으며, MSI에 비해 보다 일반적인 성질을 지닌다. MSI는 MMSI에서 d=1인 특수한 경우라고 할 수 있다. 그림 5, 6은 각각 MMSI 영상 예제와 MMSI를 이용한 표본 추출 예제를 보여준다.

2.3 HMM 인식 단계

한 단위 발걸음 주기를 N개로 분할하여 얻은 표본들은 확률적으로 종속성을 가지고 있다. 따라서 표본이 외형적으로 비슷하더라도 이러한 동적인 성질이 발걸음 인식의 성능을 높여준다. 발걸음에서 각 표본은 순차적으로 전이하는 성질이 있기 때문에, 이런 확률적인 종속성을 아래와 같이 마르코프 행렬을 이용하여 나타낼 수 있다.

$$A = [a_{ij} | a_{ij} = \Pr(e_j(t) | e_i(t-1))] \quad (4)$$

여기서 $i, j \in \{1, \dots, M\}$ 이고, 행렬 A는 전이 확률(transition probability)으로써 발걸음의 동적인 정보를 제공한다. 이 때 각 표본들은 은닉 마르코프 모델의 각 상태로 간주할 수 있으며, 각 실루엣 시퀀스와 각 표본들을 비교하여 가장 거리가 가까운 표본들의 인덱스를 가지고 관찰값 시퀀스(observation sequence)를 생성할 수 있다. 학습 과정을 거

치면, 사람 j에 대한 HMM모델 $\lambda_j = (A_j, B_j, \pi_j)$ 을 얻는다. HMM에 대한 자세한 설명은 [3]에서 찾을 수 있다.

학습한 모델을 테스트 과정의 경우도 학습 과정과 마찬가지로 표본을 통해 관찰값 시퀀스 Y를 생성하여 학습된 각 모델에 대한 가능도 통해 아래와 같이 식별한다.

$$ID = \arg \max_j \log(\Pr(Y | \lambda_j)) \quad (5)$$

3. 실험 결과

이 장에서는 본 논문에서 제안한 발걸음 인식 시스템을 가지고 발걸음 인식 성능을 평가한다. 테스트를 위해 CASIA 발걸음 데이터베이스¹⁾를 사용하였다. CASIA DB는 총 20명의 사람으로 구성되어 있으며, 각 사람은 4개의 시퀀스를 가지고 있다. 각 시퀀스는 2개 이상의 단위 발걸음으로 이루어져 있으며, 총 160 프레임 중에서 HMM 학습 과정을 위해 80 프레임을 사용하고, 테스트 과정을 위해 나머지 80 프레임을 사용하였다. 그림 7은 실험 결과를 보여준다. 각각 평균[2]와 MSI, MMSI(d=10)을 표본으로 이용하여 실험한 결과를 나타낸다. 여기서 MMSI를 표본으로 이용하는 경우

1) <http://www.cbsr.ia.ac.cn/Gait.htm>

(65%) 평균 영상을 표본으로 이용하는 경우(60%)보다 성능이 향상되었음을 확인할 수 있다(표 1).

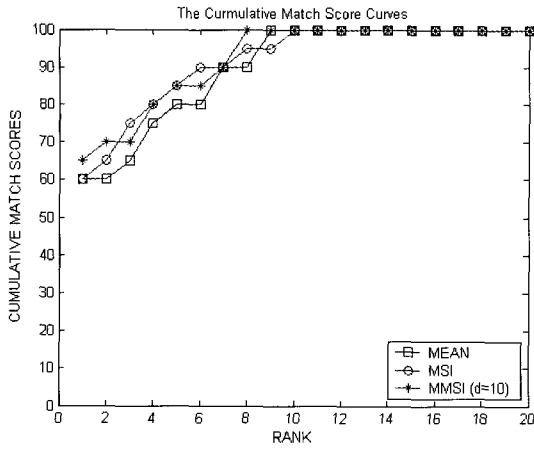


그림 7. Cumulative match scores
Fig. 7. Cumulative match scores

표 1 Match scores
Table 1 Match scores

	RANK 1	RANK 5	RANK 10
MEAN	60%	80%	100%
MSI	60%	85%	100%
MMSI (d=10)	65%	85%	100%

4. 결 론

본 논문에서 우리는 은닉 마르코프 모델을 이용한 발걸음 인식 시스템을 구축하기 위하여, 시공간적인 정보를 모두 포함하는 MMSI라는 발걸음 특징을 제안하였다. 실험 결과는 MMSI를 표본으로 사용하여 HMM 모델을 생성하는 경우 평균 영상을 표본으로 사용하는 이전 연구보다 좋은 성능을 보여주었다.

참 고 문 헌

[1] M.P. Murray, A.B. Drought, and R.C. Kory, "Walking patterns of normal men," *Journal of bone and Joint surgery*, vol. 46-A, no. 2, pp. 335-360, 1964.

[2] A. Kale, A. Sundaresan, A.N. Rajagopalan, N.P. Cuntoor, A.K. Roy-Chowdhury, V. Krüger, R. Chellappa, "Identification of Humans Using Gait," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 9, pp. 1163-1173, September 2004.

[3] L.R. Rabiner, "A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. IEEE*, vol. 77, pp. 257-285, February 1989.

[4] C. Bregler, "Learning and Recognizing Human Dynamics in Video Sequence," *Proc. of the IEEE*

Conf. on Comp. Vision and Patt. Recog., pp. 568-574, 1997.

[5] A. Sundaresan, A. RoyChowdhury, and R. Chellappa, "A Hidden Markov Model Based Framework for Recognition of Humans from Gait Sequences," *Proc. Int. Conf. Image Processing*, 2003.

[6] T. Lam and R. Lee, "A New Representation for Human Gait Recognition: Motion Silhouette Image (MSI)," *LNCS 3832*, pp. 612-618, 2005.

[7] T. Horprasert, D. Harwood, and L.S. Davis, "A Statistical Approach for Real-Time Robust Background Subtraction and Shadow Detection," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, 1999.

저 자 소 개



홍성준(Sungjun Hong)

2005년 : 연세대학교 전기전자공학과 졸업(공학사)
2005년 : 연세대학교 컴퓨터과학과 졸업(공학사)
2005년~현재 : 동 대학원 전기전자공학과 석사과정

관심분야 : Biometrics, Optimization problem
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



오경세(Kyongsae Oh)

2005년 : 연세대학교 전기전자공학과 졸업(공학사)
2005년~현재 : 동 대학원 전기전자공학과 석사과정

관심분야 : Biometrics
E-mail : univs@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
조교수

2002년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학부 부교수

2003년 : University of Alberta, visiting researcher

1998년~현재 : IEEE TFS, IEEE SMC, IEEE 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