논문 2005-42SP-3-4

실루엣 기반 걸음걸이 인식 방법에서 동적 단서의 중요성

(Importance of Dynamic Cue in Silhouette-Based Gait Recognition)

박 한 훈*, 박 종 일**

(Hanhoon Park and Jong-Il Park)

요 약

최근 생체 인식 기술의 하나로, 걸음걸이 인식에 대한 관심이 크게 증가하고 있다. 실루엣기반 걸음걸이 인식은 걸음걸이 인식을 위한 가장 보편적인 방법으로, 본 논문에서는 실루엣 기반 걸음걸이 인식에서 걸음걸이의 특성을 결정하는 정보에 대해 분석한다. 걸음걸이는 크게, 정적인 신체 모양(static body shape)과 동적인 신체 운동(dynamic body motion), 두 가지 단서(cue)에 의해 표현될 수 있다. 최근, 걸음걸이의 특성은 신체 모양과 관련된 정적인 단서에 의해 주로 결정되며 신체 운동과 관련된 동적인 단서는 걸음걸이의 특성에 거의 영향을 주지 않는다는 연구들이 보고되고 있다. 이와 달리, 본 논문에서는 신체 운동과 관련된 동적인 단서 역시 걸음걸이의 특성을 결정짓는 중요한 요소라고 판단하여 이를 실험적으로 검증하고자 한다. 이를 위해, 크게 두 개의 걸음걸이 데이터베이스(UBC DB, Southampton Small DB)를 이용하여 실험을 수행하였다. UBC DB는 보편적인 걸음걸이를 저장한 것이고, Southampton DB는 다른 종류의 옷이나 신발, 가방을 착용하거나, 걸음걸이의 속도를 바꾸는 등 보편적인 걸음걸이와 다른 특성을 가지는 걸음걸이를 저장한 것이다. 실험 결과, 인식률은 UBC DB에서 신체 모양을 이용할 경우 100%, 신체 운동을 이용할 경우 95.2%이고, Southampton DB에서는 신체 모양을 이용할 경우 50.0%, 신체 운동을 이용할 경우 55.8%이다. 잘못된 인식을 할 위험도(risk)는 UBC DB에서는 신체 모양을 이용할 경우 0.91, 신체 운동을 이용할 경우 0.97, Southampton DB에서는 신체 모양을 이용할 경우 0.98, 신체 운동을 이용할 경우 0.98이다. 결과적으로, 보편적인 걸음걸이의 특성은 신체 모양과 관련된 정적인 단서에 의해 주로 결정되지만, 옷이나 가방 등에 의해 가장된(disguised) 걸음걸이에서는 신체 운동과 관련된 동적인 단서에 의해 주로 결정된다.

Abstract

As a human identification technique, gait recognition has recently gained significant attention. Silhouette-based gait recognition is one of the most popular methods. This paper aims to investigate features that determine the style of walking in silhouette-based gait recognition. Gait can be represented using two cues: static(shape) cue and dynamic(motion) cue. Most recently, research results have been reported in the literature that the characteristics of gait are mainly determined by static cue but not affected by dynamic cue. Unlike this, experimental results in this paper verifies that dynamic cue is as important as and in many cases more important than static cue. For experiments, we use two well-known gait databases: UBC DB and Southampton Small DB. The images of UBC DB correspond to the "ordinary" style of walking. The images of Southampton Small DB correspond to the "disguised" (not ordinary by wearing special clothes or bags) style of walking. As results of experiments, the recognition rate was 100% by static cue and 95.2% by dynamic cue for the images of UBC DB. For the images of Southampton Small DB, the recognition rate was 50.0% by static cue and 55.8% by dynamic cue. The risk against correct recognition was 0.91 by static cue and 0.97 by dynamic cue for the images of UBC DB. For the images of Southampton Small DB, the risk was 0.98 by static cue and 0.98 by dynamic cue. Consequently, the characteristics of ordinary gait are mainly determined by static cue but that of disguised gait by dynamic cue.

Keywords: 걸음걸이 인식, 실루엣 기반, 동적 단서

I. 서 론

최근 컴퓨터비전 기술의 발전과 함께 생체 인식 기술을 이용한 감시 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 지문 인식, 홍채 인식 등의 기존의 생체 인식 기

* 학생회원, ** 정회원, 한양대학교
(Div. of Electrical and Computer Engineering, Hanyang University)
접수일자: 2004년10월11일, 수정완료일: 2005년2월11일

술은 많은 연구가 진행되어 이미 실용화 단계에 이르렀으며[1,2], 최근에는 걸음걸이를 이용한 인식이 연구되기 시작하였다.

걸음걸이(gait)는 사람의 걷는 방법이나 특성을 나타내는 용어로써, 지문이나 홍채와 같은 다른 생체 정보에 비해 동적이고 고차원적이기 때문에 개개인의 걸음걸이를 정량적으로 정확하게 표현하는 것이 어렵다. 이에 걸음걸이 인식은 지문이나 홍채를 이용한 것에 비해 인식률이 아직 만족할만한 수준에 이르지 못하고 있다. 그러나 지문 인식이나 홍채 인식은 인식을 위한 인위적인 환경을 필요로 하기 때문에, 응용 분야가 출입문 감시와 같은 특정 영역에 한정되고, 영상의 해상도가 떨어지면 인식률이 크게 떨어진다. 반면, 걸음걸이 인식은 유비쿼터스(ubiquitous) 환경에서 가능하며, 영상의 해상도에 크게 영향을 받지 않기 때문에, 저렴한 카메라를 이용한 실(real) 환경에서의 감시 시스템에서는 오히려 더 좋은 인식률을 가질 수 있다.

걸음걸이 인식 방법은 크게 모델기반 방법(model -based)[7,8]과 모델을 사용하지 않는 방법(model -free, appearance-based, silhouette-based)[4,5,6], 두 가지로 분류된다. 모델기반 방법은 사람의 신체 구조를 모델링하고, 영상으로부터 신체 구성 요소(components)와 관련된 정보를 추출, 추적하는 반면, 모델을 이용하지 않는 방법은 실루엣을 이용하는 방법으로, 사람의 신체 전체를 하나의 패턴으로 보고, 패턴의 움직임을 정량적으로 표현한다. 일반적으로 실루엣을 이용하는 방법이 보편적이며, 본 논문에서도 실루엣 기반 걸음걸이 인식에서 걸음걸이의 특성을 결정하는 정보에 대해 분석한다.

걸음걸이는 사람의 체형, 다리 길이 등과 같이 신체 모양과 관련된 *정적인 단서(static cue)*와, 걷는 습관이나 속도 등과 같이 신체 운동과 관련된 *동적인 단서(dynamic cue)*에 의해 결정된다. 최근, 실루엣을 이용한 걸음걸이 인식 방법에서는 걸음걸이 특성은 정적인 단서에 의해 주로 결정되며 동적인 단서는 걸음걸이의 특성에 거의 영향을 주지 않는다는 연구들이 보고되고 있다[3,12]. 이는 실루엣 자체는 동적인 정보보다는 정적인 모양(shape) 정보를 찾는데 적합하기 때문인 것으로 보인다. 그러나 움직임누적영상(Motion History Image: MHI)[13]이나 움직임에너지영상(Motion Energy Image: MEI)[13]과 같이 실루엣으로부터 동적인 단서를 쉽게 추출할 수 있으며, 동적인 단서 역시 걸음걸이의 특성을 결정짓는 중요한 요소다. 이를 뒷받침하기 위해 본 논문에서는 다음과 같은 가설을 세우고, 이를 실험적으로 증명한다.

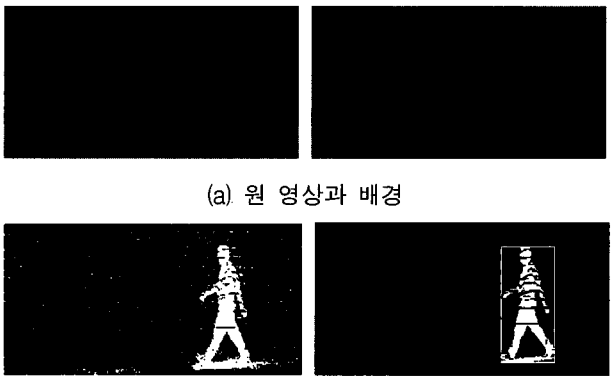
가설: 정적인 단서로 판별하기 힘든 걸음걸이 영상이 존재하며, 이러한 영상에서는 동적인 단서가 중요한 역할을 한다.

본 논문에서는 정적인 단서로 판별하기 힘든 걸음걸이 영상으로서, 신발이나 옷, 가방 등을 착용하거나 걸음걸이의 속도를 다르게 하는 등 보편적인 걸음걸이와는 다른 걸음걸이를 저장한 영상을 채택한다. 이러한 걸음걸이 영상의 실루엣으로부터 추출된 정적인 단서는 크게 왜곡되므로, 정적인 단서로 인식할 경우, 인식률이 크게 저하된다. 반면, 동적인 단서에는 큰 변화가 없기 때문에, 동적인 단서를 이용함으로써 인식률을 크게 개선할 수 있다. 이에 대해서는 Ⅱ장에서 자세히 설명한다. 일부 영상은 동적인 단서도 크게 왜곡되는데, 이는 거추장스러운 옷이나 가방을 착용함으로써 평소와는 다르게 걷기 때문이다. 이에 대해서는 Ⅲ장에서 자세히 설명한다. Ⅳ장에서는 본 논문에서 사용된 걸음걸이 인식 및 분석 방법에 대해서 설명하고, Ⅴ장에서는 각각 보편적인 걸음걸이 영상과 다른 종류의 옷이나 가방을 착용한 가장된 걸음걸이 영상을 저장한 두 개의 데이터베이스를 이용하여 걸음걸이 인식을 위한 정적인 단서와 동적인 단서의 역할을 분석한다. Ⅵ장에서는 결론 및 추후 연구에 대해 언급한다.

Ⅱ. 특징(Signature) 영상 추출

1. 전처리(Pre-processing) 과정

걸음걸이 영상 시퀀스로부터 실루엣을 추출하기 위해 전체 시퀀스에 미디언(median) 필터링을 수행하여



(a) 원 영상과 배경

(b) 차 영상 (c) 실루엣 영상

그림 1. 실루엣 영상 추출
Fig. 1. Extraction of silhouette image.

표 1. 용어 정의
Table 1. Terminology.

용어	정의
특징 영상	최소 보폭 영상과 누적 영상을 의미한다.
최소 보폭 영상	보폭이 최소일 때의 실루엣 영상으로서, 신체 모양(정적인 단서)과 관련된 정보를 담고 있다.
누적 영상	보폭의 변화를 주기 함수로 생각했을 때, 한 주기 동안의 실루엣 영상들을 모두 합한 영상으로서, 신체 운동(동적인 단서)과 관련된 정보를 담고 있다.

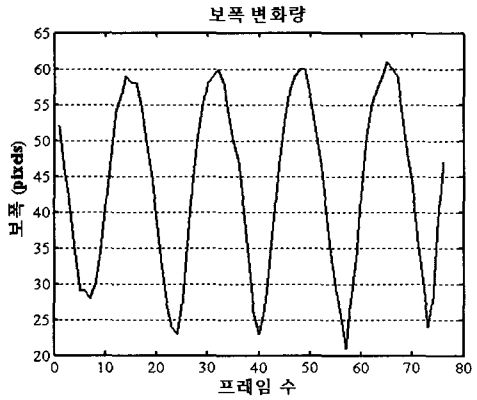
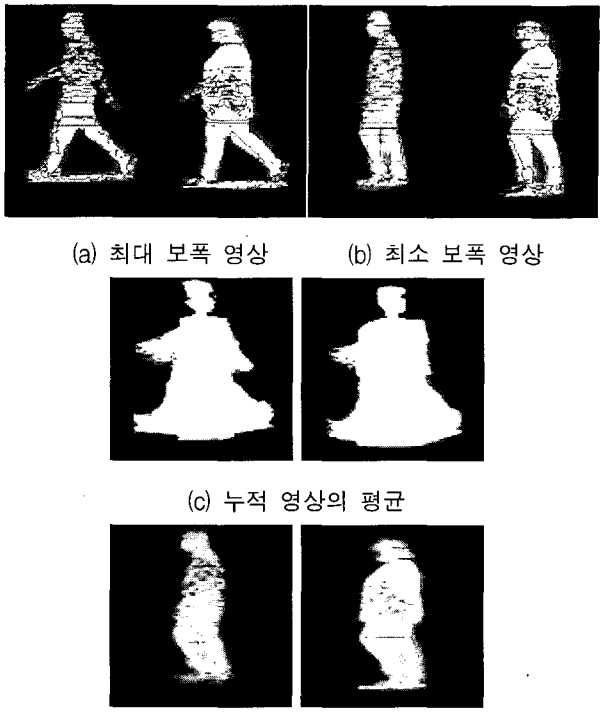


그림 2. 보폭 변화량
Fig. 2. The variation of stride length.

배경 영상을 얻는다. 예를 들어, 전체 시퀀스가 N 장으로 구성된다면, 각 영상의 (x,y)번째 픽셀 값들을 모아 N 크기의 배열에 저장한 후, 순서대로 정렬하여 가운데 값을 배경 영상의 (x,y)에서의 픽셀 값으로 결정한다. 그림 1은 원 영상과 이를 이용하여 얻어진 배경 영상을 보여준다. 원 영상과 배경 영상의 차를 이용하여 그림 1의 (b)와 같은 차(difference) 영상을 획득한 후, 모폴로지(morphology) 처리와 같은 간단한 후처리를 통해 실루엣 영상을 얻는다. 그림 1의 (c)는 추출된 실루엣 영상과 객체 영역을 나타내기 위해 최소경계사각박스(Minimum Bounding Rectangle: MBR)를 추가한 영상을 보여준다.

2. 특징 영상 추출

추출된 실루엣 영상으로부터 두 가지 단서를 얻기 위해 그림 2에서 보는 것처럼 보폭의 주기를 계산한다. 보폭의 크기는 MBR의 가로길이에 의해 계산되며, 한 주기는 보폭이 크기가 최대일 때부터 다음 최대일 때까지를 의미한다. 보폭의 주기로부터 보폭이 최소일 때의



(a) 최대 보폭 영상 (b) 최소 보폭 영상

(c) 누적 영상의 평균

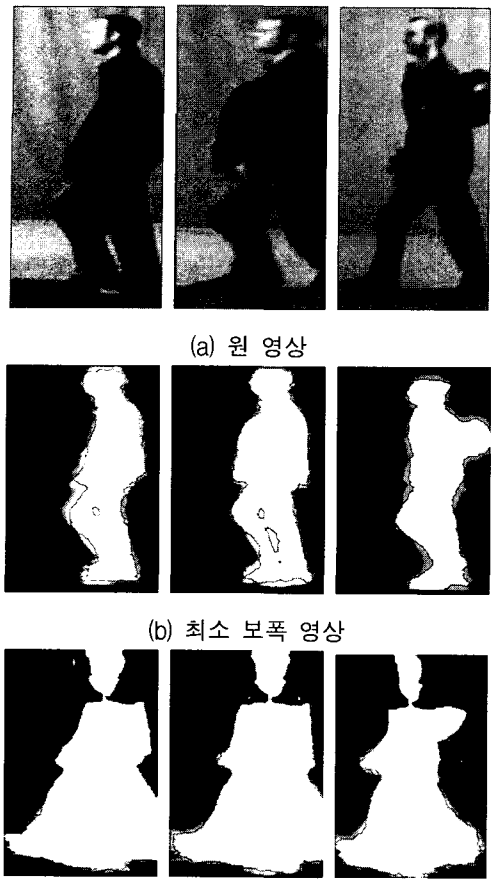
(d) 최소 보폭 영상의 평균

그림 3. 특징 영상 추출. 각 주기에서 얻어진 특징 영상들을 평균
Fig. 3. Extraction of signature images.

실루엣 영상과 한 주기 동안의 실루엣들의 누적 영상을 계산한다. 이들은 두 가지 단서와 관련된 특징(signature) 영상들로서, 신체 모양(body shape)과 관련된 정적인 단서(static cue)는 보폭이 최소일 때의 실루엣 영상에서 두드러지게 나타나며, 팔이나 다리의 움직임 모양 혹은 패턴(motion shape)과 관련된 동적인 단서(dynamic cue)는 누적 영상에서 두드러지게 나타난다(그림 3 참조). 전체 시퀀스에 대한 특징 영상을 추출하기 위해 각 주기에서 얻어진 최소 보폭 영상과 누적 영상들을 평균한다.

3. 가장된 걸음걸이 영상에서의 최소 보폭 영상과 누적 영상의 차이

일반적으로, 최소 보폭 영상은 개개인의 신체적인 모양을 잘 반영하기 때문에, 실루엣을 이용한 걸음걸이 인식에서는 중요한 단서가 된다. 그러나 그림 4 (b)에서 보는 것처럼 다른 종류의 옷이나 가방을 착용한 경우 최소 보폭 영상은 크게 왜곡된다. 이러한 왜곡은 누적 영상의 경우 크게 줄어드는데(그림 4 (c) 참조), 이는 팔 동작이나 다리 동작에 의해 가방이나 옷 영역의 실루엣이 감추어지기 때문이다.



(a) 원 영상

(b) 최소 보폭 영상

(c) 누적 영상

그림 4. 가방이나 옷에 의해 가장된 걸음걸이 영상으로부터 추출된 최소 보폭 영상과 누적 영상. 최소 보폭 영상에서는 가방이나 옷 영역이 그대로 드러나지만, 누적 영상에서는 팔이나 다리 동작에 의해 감추어짐

Fig. 4. Minimum-stance image and accumulation image extracted from gait images disguised by bags or clothes.

한편, 누적 영상의 경우, 신체 모양 정보도 없어지기 때문에, 누적 영상은 팔이나 다리의 움직임과 관련된 동적인 단서만을 가지게 된다. 이는 보편적인 걸음걸이의 인식에서는 인식률을 저하시킬 수 있다. 그러나 그 영향은 그다지 크지 않으며, 보편적인 걸음걸이의 인식에서 동적인 단서만을 이용하더라도 좋은 인식률을 보여준다. 이에 대해서는 V장에서 자세히 설명한다.

III. 걸음걸이 특성의 변화

II장에서는 옷이나 가방 등에 의해 가장된 걸음걸이의 영상으로부터 추출된 누적 영상은 보편적인 걸음걸이의 영상으로부터 추출된 누적 영상과 큰 차이를 보이지 않는다는 것을 보여주었다. 이를 통해, 가장된 걸음

(a) (b) (c)

그림 5. 걸음걸이 특성의 변화. 슬리퍼와 같이 불편한 신발을 신음으로써, 다리 동작이 달라지고(a), 오른 손은 가방을 들고 있어서, 자유로운 팔 동작을 못하고(b), 무거운 가방을 지탱하기 위해 몸을 한쪽으로 기울임(c)

Fig. 5. The variation of walking style.

걸이에서는 동적인 단서의 역할이 부각되어야 함을 알 수 있다. 그러나 V장의 실험 결과에서 알 수 있듯이, 동적인 단서를 이용하더라도 잘못된 인식을 하는 경우가 발생한다. 이는 사람들이 거추장스러운 옷이나 무거운 가방을 착용함으로써, 평소와는 다른 신체 모양이나 팔 동작을 하기 때문이다. 다시 말해, 그림 5에서 보는 것처럼, 무거운 가방을 착용함으로써, 고개를 가방과 반대쪽으로 이동하여 무게중심을 맞추려고 노력한다든지, 가방을 지탱하기 위해 자유로운 팔 동작을 수행하지 못하게 된다.

이러한 걸음걸이 특성의 변화는 정적인 단서뿐만 아니라 동적인 단서도 크게 왜곡되기 때문에, 만족스러운 인식률을 가질 수 없으며, 이를 해결하기 위해서는 감독하의 학습 방법(supervised learning)을 이용하여 모든 상황과 관련된 걸음걸이 패턴의 학습과 함께, 사람의 습성에 대한 정확한 분석이 뒤따라야 한다. 그러나 이는 본 논문의 주제와는 다르기 때문에, 더 이상 언급하지 않는다.

IV. 걸음걸이 인식 및 분석

1. 걸음걸이 인식 방법

걸음걸이를 인식하기 위해 각 사람으로부터 추출된 특징(signature) 영상간의 유사도(similarity)를 이용한다. 유사도를 계산하기 위해서 식 (1)과 같은 2차원 교차상관도를 이용한 템플릿 매칭(template matching)을 수행한다[10].

$$S_{ti} = \max_{x,y}(C_{ti}(x,y)),$$

$$C_{ti}(x,y)=\frac{\sum_{y'=0}^{h-1}\sum_{x'=0}^{w-1}T(x',y')I(x+x',y+y')}{\sqrt{\sum_{y'=0}^{h-1}\sum_{x'=0}^{w-1}T(x',y')^2\sum_{y'=0}^{h-1}\sum_{x'=0}^{w-1}I(x+x',y+y')^2}} \quad (1)$$

여기서, T, I는 템플릿과 대상(target) 영상 내의 픽셀 값을, h, w는 템플릿의 크기를 나타낸다. 계산된 교차상관도를 이용하여 임의의 특징 영상 X에 대해 1-nearest neighborhood rule를 이용하여 X가 어떤 그룹에 속하는지를 판단한다. 즉, X는

$$k = \arg\max_{j=1,2,\ldots,N}\left[\max_{i\in G_j}(S_{xi})\right] \quad (2)$$

인 G_k에 속한다.

한 사람으로부터 획득된 모든 걸음걸이 영상들을 하나의 그룹으로 생각한다. UBC DB는 6명의 걸음걸이를 획득한 것이므로, 6 개의 그룹으로 나누어지고, 각 그룹은 7장의 영상을 포함한다. Southampton DB는 11명의 걸음걸이를 획득한 것이므로, 11개의 그룹으로 나누어지고, 각 그룹은 14가지의 경우에 대한 10-12장의 영상을 포함한다. 그림 8은 UBC DB의 영상을 이용한 각 그룹간의 교차상관도를 보여준다. 그룹간의 교차상관도는 각 그룹에 속한 영상간의 교차상관도를 평균한 값을 의미한다. 즉, 그룹 G_i에 속한 영상들과 그룹 G_j에 속한 영상들 간의 교차상관도를 평균한 것이 그룹 G_i과 그룹 G_j의 교차상관도가 된다. 같은 그룹에 속한 영상간의 교차상관도가 서로 다른 그룹에 속한 영상간의 교차상관도보다 크다는 것을 확인할 수 있다.

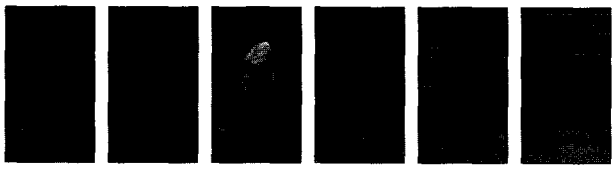


그림 6. 보편적인 걸음걸이 영상(UBC DB)
Fig. 6. The examples of ordinary gait images.

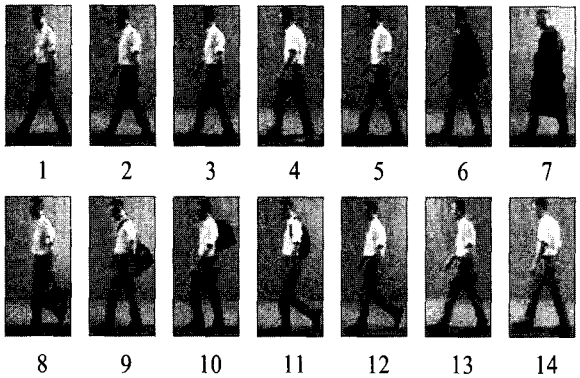


그림 7. 보편적인 걸음걸이와 달리, 신발(1-5), 옷(6-7), 가방(8-11)을 착용하거나 걷는 속도(12-14)를 다르게 한 걸음걸이 영상 (Southampton Small DB)
Fig. 7. The examples of disguised gait images.

2. 걸음걸이 분석 방법

그림 8에서 보는 것처럼, 다른 그룹에 속한 영상간의 교차상관도 역시 크게 나타나기 때문에, 인식률만을 비교하여, 걸음걸이의 특성을 결정하는 단서를 파악하는 것은 쉽지 않다. 그러므로 각 단서를 이용했을 때의 인식률을 비교하는 것과 함께 식 (3)과 같이 인식에 실패할 위험도를 수치화하여 비교한다.

$$\text{위험도}(risk) = \frac{average(CC_b)}{average(CC_w)}. \quad (3)$$

여기서, CC_b는 다른 그룹에 속한 특징 영상간의 교차상관도를 의미하고, CC_w는 같은 그룹에 속한 특징 영상간의 교차상관도를 의미한다.

V. 실험 및 결과

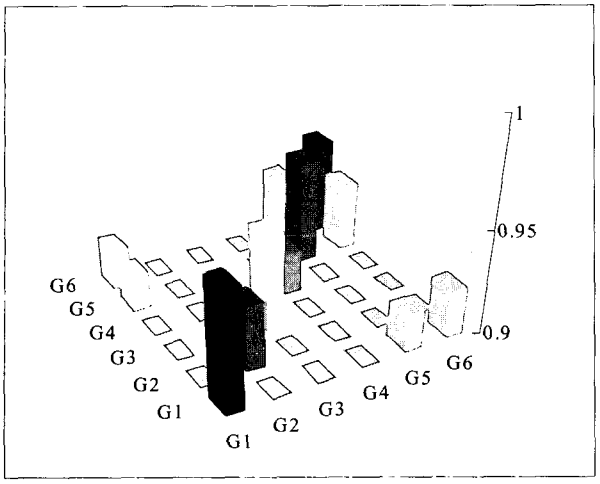
본 논문에서는 두 개의 걸음걸이 데이터베이스를 이용한다. 첫 번째 데이터베이스는 Little 등에 의해 제공

표 2. 인식율과 위험도
Table 2. Recognition rate and risk.

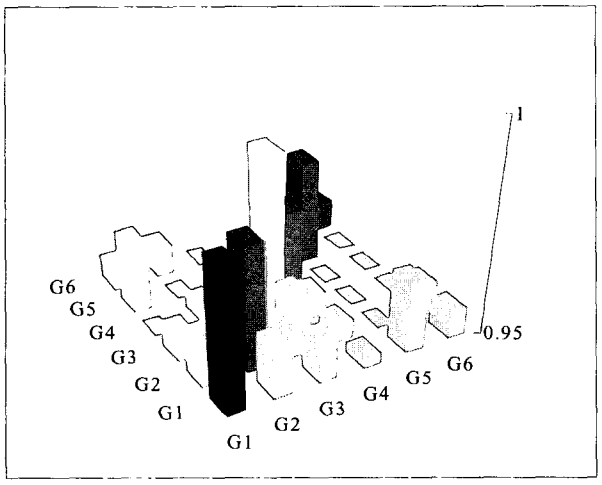
	인식률		위험도	
	신체모양	신체운동	신체모양	신체운동
UBC DB	100%	95.24%	0.91	0.97
Southampton DB	50.00%	55.84%	0.98	0.98

표 3. Southampton DB에서의 각 조건에 따른 인식률 및 위험도
Table 3. Recognition rate and risk for disguised gait images of Southampton DB.

	인식률		위험도	
	신체모양	신체운동	신체모양	신체운동
신발	80%	74.55%	0.98	0.98
옷	13.63%	36.36%	0.99	0.98
가방	20.45%	31.82%	0.98	0.98
걷는 속도	63.63%	70.00%	0.98	0.98



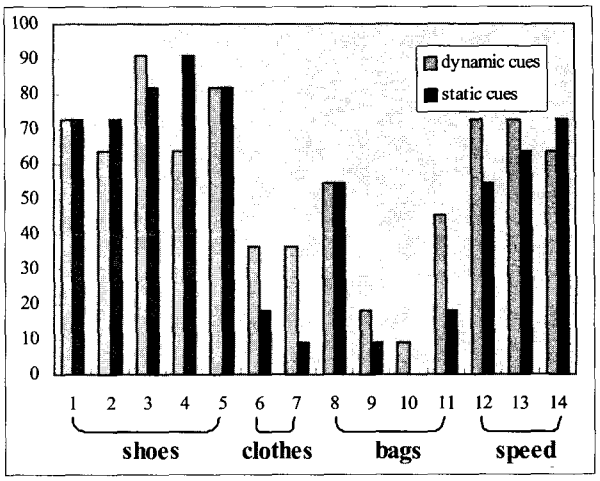
(a) 정적인 단서를 이용한 그룹간의 교차상관도



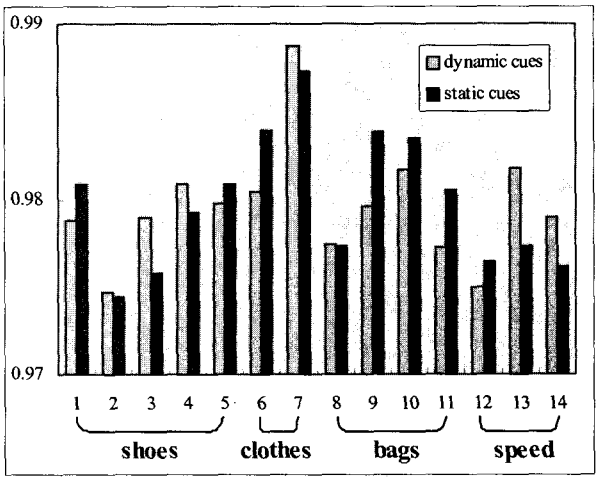
(b) 동적인 단서를 이용한 그룹간의 교차상관도

그림 8. UBC DB를 이용한 그룹간의 교차상관도 결과. G1에서 G6은 6명의 걸음걸이 영상들과 관련된 그룹을 의미한다. 자세한 설명은 본문을 참조. Southampton DB에서도 비슷한 결과가 나옴

Fig. 8. The result of cross correlation between groups using the images of UBC DB.



(a) 인식률



(b) 위험도

그림 9. Southampton DB를 이용한 인식율과 위험도

Fig. 9. Recognition rate and risk using the images of Southampton DB.

되는 걸음걸이 데이터베이스로서(UBC DB)[8], 6명의 걸음걸이를 일정시간 동안 촬영하고, 7번 반복 촬영함으로써, 총 42개의 걸음걸이 시퀀스를 획득한 것이다(그림 6 참조). 해상도는 320x160이고 흑백(gray) 영상이다. 두 번째 데이터베이스는 Nixon등에 의해 제공되는 걸음걸이 데이터베이스로서(Southampton Small DB)[9], 옷, 신발, 가방을 착용하거나, 걸음의 속도를 변화시키는 등 다양한 조건에서의 걸음걸이 영상을 반복 촬영한 것을 기록한 것이다. 총 11명의 사람으로부터 각자 총 14가지 경우에 대해 10-12번 반복 촬영했다(그림 7 참조). 해상도는 640x480이고, 컬러(color) 영상이다.

표 2는 두 개의 걸음걸이 데이터베이스에 대해 각 특징(signature) 영상을 이용한 인식율과 위험도를 보여준다. 결과적으로 말해서, 보편적인 걸음걸이 영상에서는 정적인 단서를 이용하는 것이 유리하지만, 가장된 걸음걸이 영상에서는 동적인 단서를 이용하는 것이 유리하다.

동적인 단서의 역할을 보다 세밀하게 분석하기 위해서 Southampton DB에 저장된 다양한 조건(14가지)에서의 걸음걸이에 대한 인식율과 위험도를 독립적으로 계산했다. 그림 9의 (a)는 각 단서를 이용했을 때의 인식률을 나타내고, (b)는 각 단서를 이용했을 때의 위험도를 나타낸다. 표 3은 14가지의 조건을 크게 네 가지의 큰 카테고리로 나누어서 각각의 경우에 대한 인식률 및 위험도를 보여준다. 여기서, 주목할 점은 신발과 같이 신체 모양의 변화가 거의 없을 때는 여전히 정적인 단서의 역할이 중요하지만, 옷이나 가방과 같이 신체

모양의 변화가 클 때는 동적인 단서의 역할이 크게 부각된다는 것이다. 또 한 가지 흥미로운 점은 걷는 속도를 달리 했을 때도 동적인 단서의 역할이 크게 부각된다는 것이다. 이는 사람들이 걷는 속도를 빠르게 혹은 느리게 하기 위해 보편적인 걸음걸이와는 다른 신체 모양을 유지한다는 것을 의미한다. 이러한 신체 모양의 변화는 동적인 단서에서는 크게 반영되지 않는데, 이는 걷는 속도가 일반적으로 보폭의 크기와 관련되는 반면, 실험에서 사용된 Southampton DB의 영상들은 보폭의 크기는 비슷하면서 보폭의 변화 속도의 차이에서 비롯된 것이기 때문이다. 한편, 보폭이 크기와 관련된 걷는 속도의 차이에 의한 영향은 간단한 보정 작업을 통해 줄일 수 있다[11].

VI. 결 론

본 논문에서는 실루엣 기반 걸음걸이 인식 방법에서 걸음걸이의 특성을 결정하는 단서로서 팔이나 다리의 움직임 모양과 같은 동적인 단서의 중요성을 실험적으로 증명했다. 이를 위해 각각 보편적인 걸음걸이 영상과, 다양한 종류의 신발, 옷, 가방을 착용하거나 걷는 속도를 다르게 하는 등 가장된 걸음걸이 영상을 저장한 두 개의 데이터베이스를 이용하여 인식율과 위험도를 계산했으며, 가장된 걸음걸이의 인식에서는 정적인 단서에 비해 동적인 단서가 더 중요함을 보여주었다.

추후 과제로, Ⅲ장에서 언급한 것과 같이 옷이나 가방을 착용함으로써 달라질 수 있는 걸음걸이의 변화가 정적인 단서와 동적인 단서 중에 어느 쪽을 더 크게 왜곡시키는 지를 분석하는 것이 필요하다. 또한, 보다 다양한 형태의 걸음걸이에 대한 고려도 필요하다.

참 고 문 헌

[1] http://www.iris-recognition.org/

[2] http://www.biomet.org/fingerprint.html

[3] G.V. Veres, L. Gordon, J.N. Carter, and M.S. Nixon, "What image information is important in silhouette-based gait recognition?," *Proc. of CVPR'04*, vol.2, pp.776-782, 2004.

[4] A.F. Bobick and A. Johnson, "Gait extraction and description by evidence-gathering," *Proc. of CVPR'01*, pp.423-430, 2001.

[5] J.B. Hayfron-Acquah et al., "Recognising human and animal movement by symmetry," *Proc. of ICIP'01*, pp.290-293, 2001.

[6] R. Collins, R. Gross, and J. Shi, "Silhouette-based human identification from body shape and gait," *Proc. of FG'02*, pp.366-371, 2002.

[7] D. Cunado, M.S.. Nixon, and J.N. Carter, "Automatic extraction and description of human gait models for recognition purpose," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.90(1), pp.1-41, 2003.

[8] J.J. Little and J.E. Boyd, "Recognizing people by their gait: the shape of motion," *Videre*, 1998.

[9] J.D. Shutler, M.G. Grant, M.S. Nixon, and J.N. Carter, "On a large sequence-based human gait database," *Proc. of 4th Intl' Conf. on Recent Advances in Soft Computing*, pp.66-71, 2002.

[10] R. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, 1993.

[11] R. Tanawongsuwan and A. Bobick, "Modeling the effects of walking speed on appearance -based gait recognition," *Proc. of CVPR'04*, vol.2, pp.783-790, 2004.

[12] A. Veeraraghavan, A.R. Chowdhury, and R. Chellappa, "Role of shape and kinematics in human movement analysis," *Proc. of CVPR'04*, vol.1, pp.730-737, 2004.

[13] A. Bobick and J. Davis, "The representation and recognition of action using temporal templates," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.23, no.3, pp.257-267, 2001.

저 자 소 개

박 한 훈(학생회원)

2000년 한양대학교 전자통신전파 공학과 학사 졸업.
2002년 한양대학교 전자통신전파 공학과 석사 졸업.
현재 한양대학교 전자통신전파 공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 3차원 영상처리, 인간컴퓨터 상호작용>

박 종 일(정회원)

1987년 서울대학교 전자공학과 학사 졸업.
1989년 서울대학교 전자공학과 석사 졸업.
1995년 서울대학교 전자공학과 박사 졸업.
1992년~1994년 일본 NHK방송기술연구소 객원 연구원
1995년~1996년 한국방송개발원 선임연구원
1996년~1999년 일본 ATR지능영상통신연구소 연구원
1999년~현재 한양대학교 공과대학 전자전기 컴퓨터공학부 교수

<주관심분야 : 가상현실, 컴퓨터그래픽스/비전, 3차원 영상처리, 인간컴퓨터 상호작용>