

논문 2004-41CI-5-8

고유시점 재구성을 이용한 방향 변화에 강인한 게이트 인식

(Robust Gait Recognition for Directional Variation Using Canonical View Synthesis)

정 승 도*, 최 병 옥**

(Seung-Do Jeong and Byung-Uk Choi)

요 약

게이트는 사람의 걷는 방법 혹은 그 특성을 나타내는 용어로서, 최근 컴퓨터 비전 기술을 이용하여 개개인을 분별하기 위한 게이트 특징정보를 추출하고자 하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 게이트 인식의 경우 카메라가 고정되어 있다고 하더라도 사람이 걸어가는 방향에 따라 영상을 기반으로 추출한 게이트 정보가 달라지는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 영상내의 정보만을 이용하여, 걷는 방향에 종속적인 게이트 인식의 단점을 보완할 수 있는 방안을 제안한다. 먼저 게이트 영상으로부터 걷는 방향을 찾고, 간단한 연산을 통해 평면 호모그래피를 추정한다. 추정된 호모그래피를 이용하여 고유시점의 영상으로 재구성하면, 게이트 방향에 따른 시점 변화를 보정할 수 있다. 본 논문에서는 게이트 실루엣 영상을 영역별로 나누고 각 영역의 평균 정보와 변화량을 특징으로 사용하여 인식 실험을 진행하였다. 실험 결과, 제안한 방법을 적용했을 경우, 그렇지 않은 경우에 비하여 게이트 방향 변화에 강인한 인식 결과를 보임을 확인하였다.

Abstract

Gait is defined as a manner or characteristics of walking. Recently, the study on extracting features of the gait to identify the individual has been progressed actively, within the computer vision community. Even if the camera is fixed, gait features extracted from images are varied according to the direction of walking. In this paper, we propose the method which compensates for the drawback of the gait recognition which is dependant on the direction. First, we search a direction of walking and estimate the planar homography with simple operations. Through synthesizing canonical viewed images by using the estimated homography, viewpoint variation by the direction of walking is compensated. In this paper, we segment gait silhouette into sub-regions and use averaged feature and its variation of each region to recognition experiment. Experimental results show that the proposed method is robust for directional variation of the gait.

Keywords : Gait Recognition, View Synthesis, Planar Homography, Canonical View

I. 서 론

게이트(Gait)는 사람의 걷는 방법, 혹은 그 특성을 지칭하는 용어로서, 최근 새로운 생체인식 정보로 부각되고 있다^[1]. 지문인식, 홍채인식 등의 기존의 생체인식

기술은 정확한 정보 추출을 위해서는 영상의 해상도가 매우 높아야하는 단점을 가지고 있다. 그러나 게이트 인식의 경우에는 정보 제공을 위한 사용자의 불필요한 행위가 없으며 영상의 해상도가 높지 않은 조건에서도 인식에 필요한 정보를 추출할 수 있는 장점이 있다. 게이트를 생체인식 정보로서 활용할 수 있으나, 영상을 기반으로 하는 게이트 인식의 성능은 그리 높지 못하다. 그 이유는 실제 게이트 정보와 영상을 기반으로 추출한 게이트 정보 사이에 많은 차이를 보이고 있기 때문이며, 아직까지 3차원 정보와 투영된 영상을 기반으로 추정된 정보와의 차이를 최소화할 수 있는 효과적인 알고리즘이 제시되지 못하고 있다. 비전 기술을 이용한

* 학생회원, 한양대학교 전자통신전파공학과
(Department of Electrical and Computer Engineering,
Hanyang University)

** 정회원, 한양대학교 정보통신대학 정보통신학부
(Division of Information and Communications,
Hanyang University)

※ 본 연구는 한양대학교 교내 연구비 지원으로 수행
되었음(HY-2003-T).

접수일자: 2004년5월24일, 수정완료일: 2004년9월1일

게이트 인식에서 해결해야 될 가장 큰 문제는 영상을 기반으로 추출한 게이트 정보가 게이트 방향에 따라 변한다는 점이다. 게이트 방향 변화에 따른 인식을 저하 문제에 대해서는 게이트를 다양한 시점에서부터 획득하고 이를 통하여 정확한 3차원 정보를 예측하는 것이 가장 좋은 해결 방안이라 할 수 있다. 실제 카네기 멜론 대학의 게이트 데이터베이스(MoBo)는 시점에 변화를 준 6대의 카메라로 게이트를 획득한 것으로 3차원 게이트 인식에 활용될 수 있다^[2]. 그러나 이러한 경우는 사람의 게이트 영상을 획득하기 위하여 동기가 맞춰져 있는 여러 대의 카메라를 사용하여야 하고 게이트의 3차원 정보 추출을 위해 부가적인 연산이 필요한 단점을 가지고 있다.

단일 카메라로부터 획득한 게이트 영상 시퀀스로부터 시점 변화에 독립적인 정보를 추출하기 위한 연구도 다양하게 진행되고 있다^{[3][4]}. BenAbdelkader 등은 단일 시점의 영상 시퀀스로부터 보폭(Stride length)과 게이트 주기(Cadence) 및 키 추정을 통해 카메라 시점에 독립적인 게이트 인식을 시도하였다. 그러나 정확한 카메라 보정이 되어있어야 하며, 사람의 위치와 카메라간의 3차원 깊이정보 등을 사전에 알고 있어야 한다^[3]. RoyChowdhury 등은 걷는 방향과 카메라가 이루는 각을 영상 시퀀스로부터 추정하여 시점을 보정한 영상을 구성하는 방법으로 문제 해결을 시도하였다. 그러나 이 경우에도 역시 카메라 변수(Parameter)를 정확히 알고 있어야 하기 때문에 카메라 변수가 변하는 경우에 적용할 수 없는 단점이 있다^[4].

본 논문에서는 보정되지 않은 카메라로부터 획득한 영상 시퀀스내의 정보만을 이용하여 평면 호모그래피(Homography)를 추정하고 투영된 게이트 영상을 보정함으로써, 게이트 특징정보를 구하는데 발생하는 오류를 줄일 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

BenAbdelkader 등과 RoyChowdhury 등의 경우 카메라 보정이 반드시 이루어져 있어야 하고, 3차원 공간에 대한 사전 정보가 있어야만 적용을 할 수 있는데 반하여 본 논문에서 제안하는 방법은 복잡한 연산이 필요한 카메라 보정 과정 없이 영상 정보만을 이용하기 때문에 카메라 정보가 변하는 경우에도 적용할 수 있을 뿐만 아니라, 인식에 필요한 정보를 추출하는 전처리 과정으로써 활용이 가능한 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 게이트 영상의 고유시점에 대하여 언급하고 III장에서 제안하는 평면 호모그래피 추정 방법을 자세히 알아본다. IV장에

서는 인식에 필요한 특징정보를 추출하고 특징 벡터를 형성하는 과정과 유사도 비교 방법에 관하여 살펴보고 V장에서 실험 결과를 보인다. 마지막으로 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 고유시점 영상 재구성

단일 카메라의 경우 카메라가 고정되어 있다고 가정하더라도, 사람이 걷는 방향과 카메라의 광축과 이루는 각에 따라 게이트 정보는 변하게 된다. 그러나 걷는 방향을 통일된 시점으로 보정하면, 고정된 게이트 정보를 추정할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 모든 게이트 시퀀스를 고유시점(Canonical view)으로 보정함으로써, 걷는 방향에 무관한 게이트 정보를 추정하고자 한다.

게이트 인식에 필요한 정보를 얻기 위해서는 카메라의 방향과 수직인 방향으로 걸어가는 영상을 사용하는 것이 가장 좋다. 기존의 게이트 인식에 사용된 데이터들을 살펴보면 대부분이 이러한 측면 시점의 영상들을 사용하고 있다^{[5][6]}. 그러나 카메라의 시점이 변할 경우 추출된 정보는 측면 시점에서의 정보와 많은 차이를 보인다.

그림 1은 3차원 좌표가 영상으로 투영되는 관계를 도식화한 그림으로 AB 방향이 카메라의 광축과 수직인 방향을 나타내고 이 방향으로 걸어갔을 때의 시점이 측면 시점이 된다. AC 는 측면 시점과 특정 각도를 유지하여 걸어가는 방향을 나타낸 것으로 AB 를 포함하면서 Z 축에 수직인 평면과 AC 를 포함하면서 Z 축에 수직인 평면간의 각 θ 를 정확히 알 경우 임의의 시점 영상을 측면 시점 영상으로 재구성할 수 있다. 그러나 투

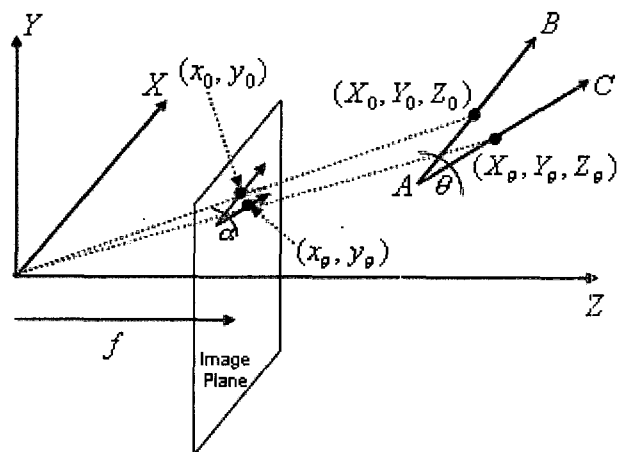


그림 1. 영상 기하학

Fig. 1. The image geometry.

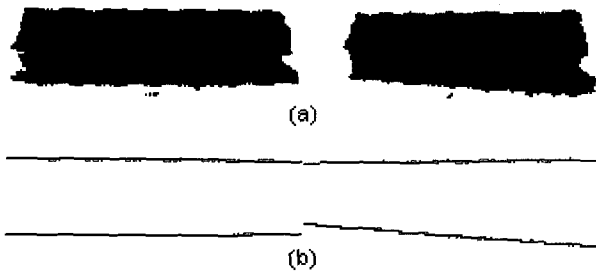


그림 2. 누적 실루엣 영상(a)과 직선 근사화(b)
수직 방향(좌), 사선 방향(우)
Fig. 2. Cumulated silhouette(a) and line fitting(b).
Canonical direction(left), Oblique direction(right).

영 행렬(Projection matrix)과 사람의 3차원 높이 정보를 알아야만 가능하다.

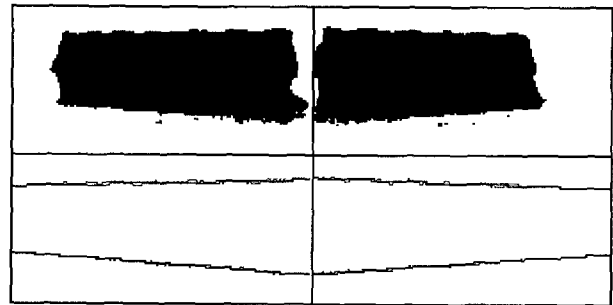
사람의 게이트에 대한 2차원 투영 영상은 게이트의 방향성을 나타내준다. 그림 2는 카메라 광축과 수직인 방향과 수직이 아닌 임의의 방향으로 걷는 경우에 대한 각각의 누적 실루엣 영상이다.

그림 2에서 보는 바와 같이 누적 실루엣을 하나의 평면으로 근사화할 수 있으며, 본 논문에서는 이 평면을 게이트 평면(Gait plane)이라 칭한다. 각 프레임에서의 머리와 발의 위치를 추적하고 추적된 각 점들을 그림 2(b)와 같이 직선으로 근사화했을 때, 측면 영상은 두 직선이 평행에 가까운 특성을 나타냄을 알 수 있다. 이러한 특성으로부터 임의의 방향으로 걷는 게이트 영상에서의 두 직선을 평행하게 만드는 호모그래피는 곧 임의의 방향에 대한 게이트 평면을 고유시점에서의 게이트 평면으로 변화시키는 평면 호모그래피라 할 수 있으며, 이를 이용하여 고유시점 영상으로 재구성할 수 있다.

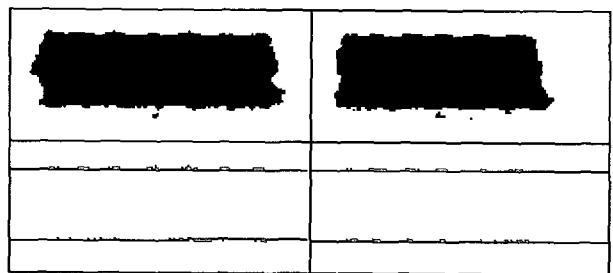
III. 제안하는 평면 호모그래피 추정

1. 평면 호모그래피 구성

먼저 각 실루엣 영상에서 사람의 머리와 발의 위치를 추적하고 추적된 점들을 하나의 직선으로 근사화한다. n 개의 프레임에서 i 번째 추적한 점의 좌표를 (x_i, y_i) 라 할 때 점을 지나는 직선의 방정식에 대한 행렬식은 식 (1)과 같이 표현된다. 추적된 점을 근사화하는 직선의 방정식은 식 (2)와 같이 A 행렬에 대한 SVD (Singular Value Decomposition)를 통해 구할 수 있다. 여기서 직선 파라미터 $[a, b, c]^T$ 는 식 (3)과 같이 가



(a) (b)



(c) (d)

그림 3. 사선 방향에 대한 누적 실루엣(a)(b)과 재구성된 고유시점의 누적 실루엣(c)(d)
Fig. 3. Cumulated silhouette for oblique direction(a)(b) and cumulated silhouette for synthesised canonical view(c)(d).

장 작은 특이값(Singular value)을 가지는 V 의 열벡터 (Column vector)가 된다.

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = 0 \tag{1}$$

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} = UDV^T \tag{2}$$

$$[a \ b \ c]^T = [v_{0s} \ v_{1s} \ v_{2s}]^T \tag{3}$$

본 논문에서는 지정된 점을 무한점으로 사상시켜 점을 지나는 모든 직선이 평행하도록 영상을 변환하는 호모그래피를 기반으로 게이트 평면 호모그래피를 추정하였다.

머리와 다리의 위치를 추적하여 근사화한 직선을 각각 l_1, l_2 라고 할 때 두 직선의 교차점 P_x 는 식 (4)와 같이 구할 수 있다. 이 때 P_x 를 무한대의 점, P_∞ 로 보내는 호모그래피 H 는 식 (5)와 같이 표현할 수 있으며, 이 호모그래피는 식 (6)과 같이 3가지 성분으로 구성된



그림 4. 고정된 H에 의한 재구성 결과
 (a) 사선 방향 시점 (b) 재구성된 고유시점
 Fig. 4. Synthesised result using fixed H.
 (a) Oblique-directional view.
 (b) Synthesised canonical view.

다^[7].

$$P_x = l_1 \times l_2 \quad (4)$$

$$P_\infty = HP_x \quad (5)$$

$$H = GRT \quad (6)$$

식 (6)에서 T 는 미리 설정된 변환의 중심좌표를 원점으로 이동시키는 이동변환이고, R 은 P_x 를 x 축 상의 점 $[f, 0, 1]^T$ 로 회전시키는 회전변환이다. G 는 점 $[f, 0, 1]^T$ 를 무한점 $[f, 0, 0]^T$ 로 사상하는 변환이다.

일반적으로 변환 중심좌표는 영상의 중심좌표를 사용한다. 즉 이동변환 T 는 영상의 중심좌표를 원점으로 이동하도록 구성한다. 이와 같이 구성된 호모그래피를 적용할 경우 그림 3과 같이 누적 실루엣이 고유시점으로 보정됨을 알 수 있다. 이때 호모그래피 행렬 H 는 모든 영상 시퀀스에서 고정된다.

재구성된 실루엣 영상을 개별적으로 살펴보면 그림 4에서와 같이 전체적인 실루엣의 높이와 다리의 각도 등의 실루엣 정보가 보정됨을 알 수 있다. 그러나 변환의 중심점 부근에서는 실루엣의 왜곡이 적은 반면, 중심점에서 교차점에 가까운 곳에서는 실루엣의 폭이 넓어지고 교차점에서 먼 곳에서는 실루엣의 폭이 좁아지는 현상이 발생한다. 이는 G 행렬의 특성에 의한 것으로, 변환 중심좌표에 가까운 곳에서는 1차 강제 변환의 특징을 갖지만 변환 중심좌표와 멀어지게 되면 영상의 왜곡이 심해지게 된다.

2. 영상 왜곡 최소화

게이트 특징 추출 에러를 줄이기 위해서는 영상 왜곡을 최소화해야 한다. 이를 위해 본 논문에서는 각 실루엣의 위치를 고려하여 변환 중심좌표를 설정하였다. 한 사람의 키는 연속된 영상에서 어느 위치에서나 동일하므로 P_x 는 실제계의 평행선이 사상 투영(Perspective

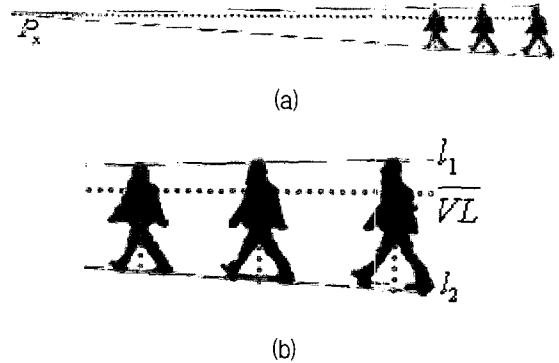


그림 5. 변환의 중심
 Fig. 5. Center of the transformation.

projection)의 효과에 의해 교차하는 점이라 볼 수 있다. 즉, 교차점 P_x 를 일종의 소실점(Vanishing point)라고 할 수 있으며, x 축과 평행하고 P_x 를 지나는 직선은 소실선(Vanishing line)으로 근사화된다. 이 소실선 VL 은 영상으로 투영된 카메라의 높이가 된다. 따라서 변환 중심좌표는 소실선 상에 존재하여야 한다.

본 논문에서는 그림 5(b)에서 x 축에 평행한 점선으로 표시한 소실선과 각 실루엣의 중심축과의 교점을 변환 중심좌표로 설정하였다. 각 실루엣 중심의 x 좌표를 변환 중심좌표의 x 좌표로, 소실선의 y 좌표를 변환 중심좌표의 y 좌표로 설정한다. 결과적으로 실루엣의 위치가 영상 내 어디에 위치하는가에 상관없이 실루엣 중심이 변환 중심이 되기 때문에 실루엣의 왜곡을 최소화할 수 있다. 또한 교차점이 새롭게 설정된 좌표계의 x 좌표축에 위치하기 때문에 R 행렬은 단위행렬(I)이 된다. 그러나 여기에 앞서 사용한 G 행렬을 그대로 사용할 경우 소실점에 가까운 위치일수록 실루엣의 크기가 작아지는 현상은 그대로 존재한다. 따라서 기존의 G 행렬에 스케일 성분을 추가함으로써 문제를 해결하였다. 최종 G 행렬은 식 (7)과 같다.

$$G = \begin{pmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ -\frac{1}{f} & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

여기서 f 는 새롭게 설정된 좌표계를 기준으로 하는 교차점의 x 좌표가 되고 s 는 실루엣 크기의 정규화를 위한 스케일 성분이다. 현재 프레임에서의 실루엣의 높이가 h 이고 정규화 하고자 하는 높이가 \bar{h} 일 때, $s = \bar{h}/h$ 가 된다.



그림 6. 변형된 H에 의한 재구성 결과
 (a) 임의의 시점 (b) 재구성된 고유시점
 Fig. 6. Synthesised result using modified H.
 (a) Arbitrary view.
 (b) Synthesised canonical view.

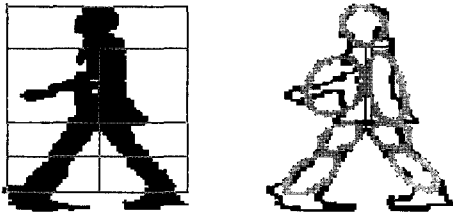


그림 7. 영역 분할 및 타원 근사화
 Fig. 7. Region segmentation and ellipse fitting.

결과적으로 본 논문에서 적용한 호모그래피는 식 (6)에서부터 G 를 식 (7)과 같이 변형하고 R 을 단위행렬 I 로, T 는 실루엣에 따라 적응적으로 변하는 GIT 가 된다. 그림 6은 최종적으로 GIT 로 구성된 호모그래피 H 를 적용하여 측면 시점 영상으로 재구성한 결과로써 실루엣과 교차점의 거리에 따라 실루엣의 폭이 달라지는 왜곡 없이 고유시점으로 보정됨을 알 수 있다.

IV. 특징 벡터 구성

1. 특징 벡터 추출

본 논문에서는 게이트 특징으로 실루엣의 형태 및 변화 정도를 표현한 L. Lee 등의 특징을 사용하였다^[6]. 먼저 그림 7과 같이 실루엣 영상을 신체 분할 비율 특성 (Body Segment Property)^[8]에 의거하여 7개의 영역으로 분할한다. 각 분할된 영역은 최외각 픽셀만을 고려하여 영역별 타원 근사화 과정을 거친다^[9].

다음으로, 근사된 각 타원으로부터 4차원의 특징정보를 추출한다. 즉, 식 (8)과 같이 타원의 중심좌표 (x_i, y_i) , 장축과 단축의 비율(l_i), 그리고 장축의 기울기 정보(α_i)를 추출한다. 이는 한 프레임에서의 특징정보이기 때문에 전체 게이트 시퀀스 정보를 포함하기 위해서 각 프레임별로 구한 특징정보의 평균과 분산을 구한다. 따라서 평균은 게이트의 각 영역별 평균적인 형태 정보를 표현하고, 분산은 형태의 변화 정도를 대표하는 특징이

된다. 식 (9)는 56차원의 전체 특징 벡터를 나타낸 것으로서 한 명의 게이트를 28차원의 평균과 28차원의 분산으로 표현하였다.

$$f_i = (x_i, y_i, l_i, \alpha_i), \quad \text{where, } i=1, \Lambda, 7 \quad (8)$$

$$F = (\text{mean}(f_1), \Lambda, \text{mean}(f_7), \text{var}(f_1), \Lambda, \text{var}(f_7)) \quad (9)$$

2. 유사도 비교

본 논문에서는 인식 실험을 위한 유사도 평가를 위해 특징 벡터간의 마하라노비스(Mahalanobis) 거리를 비교하였다. 일반적으로 마하라노비스 거리는 식 (10)과 같이 주어진다. 특징 벡터의 각 요소가 확률적 독립이라고 하면, 공분산 행렬 Σ 는 대각 성분이 각 요소의 분산 값이 되는 대각 행렬이 된다. 따라서 마하라노비스 거리는 식 (11)과 같이 표현된다.

$$r^2 = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \quad (10)$$

$$r^2 = \sum_i \frac{(x_i - \mu_i)^2}{\sigma_i^2} \quad (11)$$

게이트 영상 시퀀스의 특징 벡터를 추출하는 과정에서 7개의 영역마다 4가지 특징의 평균과 분산을 구하였다. 평균은 게이트의 평균적인 특징을 표현하고, 분산은 특징정보의 변화량을 표현한다. 이러한 특징정보의 유사도 계산에 있어서 질의와 데이터베이스의 특징 벡터의 변화량을 동일하게 적용해야 하기 때문에 두 개의 분산 성분을 함께 고려하였다. 결과적으로 7개의 영역에 영역 당 4개의 특징으로 구성된 28차원의 특징 벡터의 마하라노비스 거리는 식 (12)와 같다. 여기서 x_i^q, μ_i^d 는 각각 질의 게이트의 평균 특징과 데이터베이스에 저장된 게이트의 평균 특징을 나타내고, $\sigma_{qi}^2, \sigma_{di}^2$ 는 각각의 분산을 나타낸다.

$$r^2 = \sum_{i=1}^{28} \frac{(x_i^q - \mu_i^d)^2}{(\sigma_{qi}^2 + \sigma_{di}^2) / 2} \quad (12)$$

V. 실험 결과

본 논문에서는 총 17명의 데이터를 획득하여 제안하는 알고리즘의 성능을 평가 하였다. 논문에서 실험에 사용된 데이터의 예를 그림 8에 나타내었다.



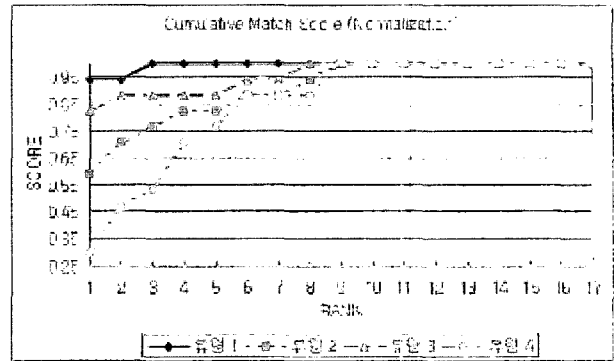
그림 8. 실험 데이터 예시
Fig. 8. Examples of the experimental dataset.

1. 형태 및 기울기 정보를 이용한 인식

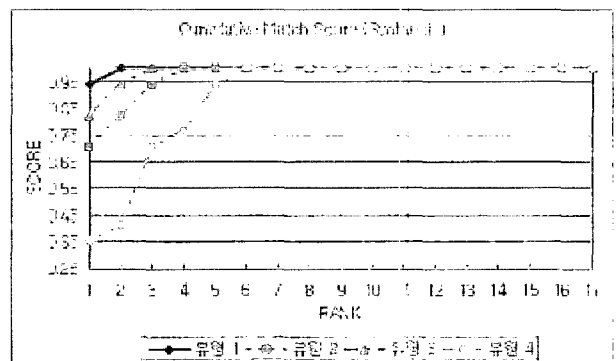
먼저 카메라의 광축과 수직인 방향으로 걷는 영상을 각각 획득하고, 획득한 게이트 시퀀스로부터 특징을 추출하여 데이터베이스를 구축하였다. 실험 영상은 4가지 형태로 구성하였다. 첫 번째 형태는 데이터베이스를 구축한 데이터와 유사한 시점에서 획득한 영상(유형 1)으로 특징 벡터의 유용성을 평가하는데 사용하였다. 나머지 실험 데이터는 카메라 광축과 수직인 방향과 30°에서 40° 정도 기울어진 방향으로 걷는 영상으로 구성된다. 이 중 카메라에서 멀어지는 방향의 경우 자체 폐색(Self-occlusion)이 심하여 원하는 특징 벡터를 정확히 추출하기가 어렵다. 따라서 자체 폐색이 심한 경우와 자체 폐색이 심하지 않은 경우로 다시 나누었다. 즉, 일정 각을 유지하면서 걷는 전체 영상(유형 2), 자체 폐색이 거의 없는 영상(유형 3), 자체 폐색이 심한 영상(유형 4) 등 3가지 형태의 영상 시퀀스를 실험에 사용하였다.

기존의 게이트 인식은 어떠한 특징 벡터를 사용하는가에 중점을 두고 있으나 본 논문의 초점은 걷는 방향의 변화에 따라 종속적으로 변하는 특징정보를 효과적으로 보정하는 방법에 관한 것이다. 따라서 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 동일한 특징정보를 사용하면서, 크기변화의 영향이 없도록 단순히 정규화한 게이트 시퀀스와 제안하는 재구성 방법을 적용한 게이트 시퀀스를 이용하여 인식 성능을 비교하였다.

그림 9는 순위에 따른 인식률의 변화를 보여주고 있다. 그림 9(a)는 게이트 실루엣의 크기에 영향을 받지 않기 위하여 실루엣의 높이를 기준으로 정규화 과정을 거친 후 추출한 특징정보를 사용한 인식 결과이다. 결과에서 보는 바와 같이 동일한 특징정보를 사용하더라도 걷는 방향이 바뀔 경우 데이터 종류에 따라 약 10%에서 65%까지 인식 성능이 떨어짐을 알 수 있다. 특히 사선 방향 시퀀스 전체를 사용한 유형 2의 경우 동일한 사람이 모두 포함되는 경우는 9위 이후부터가 된다. 9위는



(a) 정규화된 데이터에 대한 인식 결과
(a) The recognition result for the normalized dataset.



(b) 제안하는 재구성 방법을 적용한 데이터의 인식 결과
(b) The recognition result for the synthesised dataset.

그림 9. 게이트 시퀀스의 누적 인식률
Fig. 9. The cumulative match score(CMS) of the gait sequence.

전체 17명 중 상위 53%에 해당하는 순위로써, 동일한 사람에 대한 데이터가 50%내에도 포함되지 않는 결과이다.

반면에 제안하는 고유시점 재구성 방법을 적용한 그림 9(b)의 경우, 1 순위 결과는 평균적으로 10%정도의 성능이 개선됨을 볼 수 있으며, 유형 2의 경우 모든 데이터가 상위 4위 이내에 동일한 사람을 포함하고 있음을 알 수 있다. 유형 1 데이터는 광축에 수직에 가까운 방향이기는 하지만 약간의 변화가 존재한다. 따라서 데이터베이스에 저장되어 있는 특징정보와 차이를 보인다. 그러나 고유시점 재구성 방법을 적용할 경우, 모든 데이터를 고유의 시점으로 재구성함으로써 특징정보의 차이도 보정되기 때문에 유형 1의 실험 중 2순위에서 오히려 높은 성능을 보임을 알 수 있다. 유형 3의 인식률이 상대적으로 낮은 이유는 자체 폐색으로 인하여 영역 구분이 모호하고, 개별 영역의 형태가 다른 영역에 해당되는 실루엣에 가려짐으로써 특징 추출에 어려가 발생하기 때문이다.

그림 10은 카메라 광축과 수직한 방향이 아닌 사선

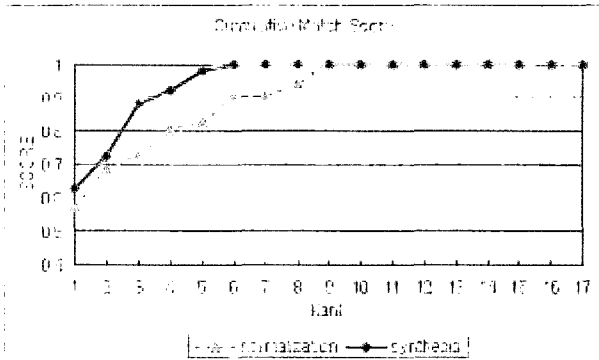


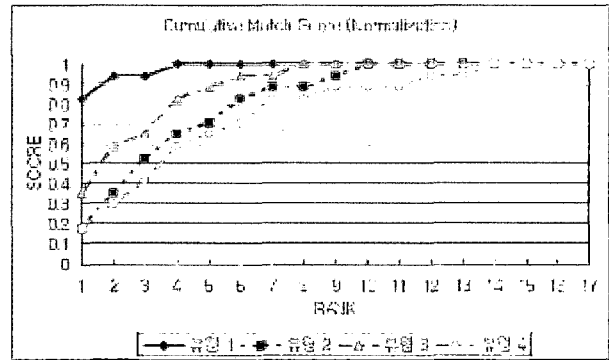
그림 10. 사선 방향 게이트의 평균 누적 인식률 비교
Fig. 10. The comparison of average CMS of the oblique-directional gait sequence.

방향 게이트 데이터(유형 2, 유형 3, 유형 4)의 평균 누적 인식률을 나타낸다. 앞서 살펴본 바와 같이 제안하는 재구성 방법을 사용한 경우 평균 10%정도 성능이 개선됨을 보인다. 단지 1 순위만 볼 경우에는 특별히 큰 성능이 차이가 없어 보이지만 3순위 이후에서는 큰 폭의 성능 차이를 보인다. 이는 제안한 재구성 방법을 사용할 경우, 그렇지 않은 경우에 비하여 특징정보의 왜곡을 줄임으로써 원 특징정보에 가까워짐을 의미한다.

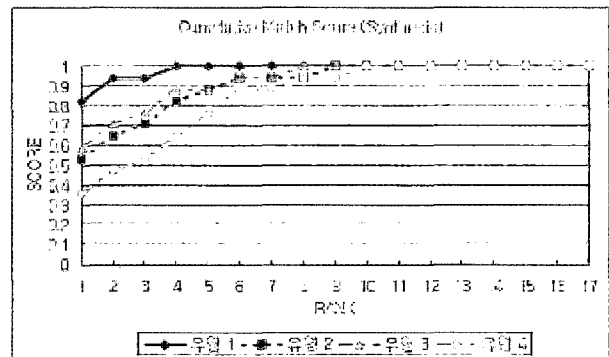
2. 다리의 기울기 정보만을 이용한 인식

걷는 방향이 변할 경우 팔, 다리 등 사람의 인체 각 요소의 형태가 원통에 가까운 특성을 가지기 때문에 형태 정보의 변화는 상대적으로 작다고 할 수 있다. 반면, 각도 정보는 상대적으로 많은 영향을 받는다. 걷는 방향에 따라 각도 정보가 얼마나 많은 영향을 받는지 확인하기 위하여 특징정보 중 타원 모델에서 장축의 기울기(Orientation)만을 이용하여 동일한 인식 실험을 하였다. 그림 11에서 장축의 기울기 정보만 사용한 누적 인식 결과를 보였다. 그림 11(a)에서 유형 1 데이터에 대해 살펴보면, 1 순위를 기준으로 82%를 넘는 높은 성능을 보인다. 이것은 몸체의 각도 성분에 관한 특징이 게이트 인식에서 중요한 역할을 한다고 볼 수 있다. 그러나 걷는 방향이 다른 데이터의 경우 인식률이 절반 이하로 떨어지며, 본 실험의 결과로 각도에 관한 특징이 걷는 방향에 매우 민감하게 변한다는 것을 알 수 있다.

그림 11(b)를 보면 유형 1의 결과를 통하여 제안하는 시점 재구성 방법이 특징정보를 왜곡시키지 않음을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 걷는 방향이 다른 경우에도 걷는 방향에 따른 특징정보의 왜곡을 상당부분 감소시킬 수 있음을 확인할 수 있다.



(a) 정규화된 데이터에 대한 인식 결과
(a) The recognition result for the normalized dataset.



(b) 제안하는 재구성 방법을 적용한 데이터의 인식 결과
(b) The recognition result for the synthesised dataset.

그림 11. 기울기 정보만 사용한 누적 인식률
Fig. 11. The CMS of the gait sequence using only the orientation.

그림 12는 카메라 광축과 수직인 방향이 아닌 사선 방향 게이트 데이터에 대하여 타원 장축의 기울기 정보만을 사용한 평균 누적 인식률로써, 앞서 살펴본 그림 10과 유사한 특징을 보인다. 그러나 동일인에 대한 데이터가 상위 50% 이내에도 속하지 못하는 결과를 보인다. 결국 재구성 방법의 특성상 3차원 정보를 정확히 활용할 수 없기 때문에 게이트 특징정보가 방향에 종속적인 특성을 완벽하게 보상하는 데는 한계가 있음을 보여준다.

표 1은 첫 번째 순위를 기준으로, 실험 영상에 따른 인식률을 퍼센트로 나타낸 결과이다. 유형 1은 데이터 베이스를 구성한 영상과 비슷한 시점에서 획득한 영상으로써 실험에서 사용한 특징 벡터가 94.1%의 인식 성능을 보임을 나타낸다. 제안하는 알고리즘을 적용할 경우에도 역시 동일한 성능을 보임을 알 수 있으며, 이 결과를 통해 제안하는 알고리즘이 특징 벡터의 성능을 떨어뜨리지 않음을 확인할 수 있다. 그러나 걷는 방향의 변할 경우(유형 2) 단순히 크기를 정규화 시킨 영상은

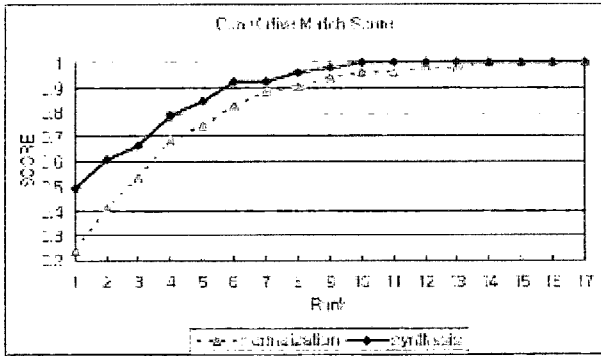


그림 12. 기울기 정보만 사용한 평균 누적 인식률
 Fig. 12. The average CMS of the oblique-directional gait sequence using only the orientation.

표 1. 첫 번째 순위만 고려한 인식률
 Table 1. The recognition rate for the first match.

구분	유형 1	유형 2	유형 3	유형 4
정규화 게이트	94.1 %	58.8 %	82.4 %	29.4 %
재구성 게이트	94.1 %	70.6 %	82.4 %	35.3 %
정규화 게이트 (기울기 정보)	82.4 %	17.6 %	35.3 %	17.6 %
재구성 게이트 (기울기 정보)	82.4 %	52.9 %	58.8 %	35.3 %

인식률이 58.8%로 낮아지고 있다. 반면 제안하는 알고리즘을 적용하여 영상을 재구성할 경우에는 70.6%의 인식률을 보인다. 즉, 제안하는 알고리즘이 걷는 방향에 따른 인식률 저하를 약 12%정도 완화해 줄 수 있음을 나타낸다. 타원 모델의 장축의 기울기 정보만을 사용할 경우, 동일한 방향에서의 인식 성능은 82.4%를 보이고 있다. 이 결과를 통해 인체의 각 요소의 각도와 관련된 특징정보가 인식 성능에 대한 기여도가 높음을 확인할 수 있다. 그러나 걷는 방향이 다를 경우 자체 폐색이 심하지 않은 경우라 할지라도 인식률이 35.3%까지 떨어짐을 알 수 있다. 이는 인체의 각 요소가 원통형에 가깝기 때문에 걷는 방향 변화는 형태와 관련된 특징정보보다는 각 요소의 각도 성분이 갖는 특징정보에 상대적으로 많은 영향을 준다고 할 수 있다. 제안하는 영상 재구성 방법을 적용할 경우에는 각도 성분의 왜곡을 상당 부분 완화할 수 있기 때문에 58.8%의 성능을 보인다.

VI. 결 론

본 논문에서는 게이트 인식에 있어서 걷는 방향이 변할 경우 성능을 개선할 수 있는 방법으로써 고유시점 영상 재구성 방법을 제안하였다. 제안한 고유시점 영상

재구성 방법은 영상 내의 정보만을 이용하여 게이트 평면을 정의하고 평면 간 변환을 활용함으로써 카메라 파라미터 등의 추정과 같은 복잡한 과정 없이 적용할 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서 제안한 고유시점 영상 재구성 방법은 방향 변화에 따른 특징정보의 왜곡을 효과적으로 줄임으로써 크기의 정규화뿐만 아니라 특징정보를 정규화할 수 있다. 결과적으로 단순히 크기를 정규화하고 동일한 특징을 사용한 경우와 비교하여 약 10%에서 30% 정도 성능이 향상됨을 확인하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 카메라 정보나 사전 정보를 전혀 사용할 수 없는 경우에 적용할 수 있는 장점이 있으나, 3차원 정보를 정확히 보정하기에는 무리가 있다. 따라서 게이트 인식 성능을 향상시키기 위해서는 영역별 변환 등과 같은 세밀한 보정에 관한 연구와 자체 폐색과 같은 상황에 영향을 받지 않는 특징정보 추출 알고리즘에 관한 연구가 추가적으로 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] D. Cunado, M. Nixon, J. Carter, "Gait Extraction and Description by Evidence Gathering," In *Proc. of 2nd Int. Conf. on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication*, Washington D. C. USA, March 1999.
- [2] R. Gross, J. Shi, "The CMU Motion of Body(MoBo) Database," *Tech report CMU-RI-TR-01-08*, Robotics Institute, CMU, June 2001.
- [3] C. BenAbdelkader, R. Cutler, "View-invariant Estimation of Height and Stride for Gait Recognition," *Biometric Authentication, Int. ECCV 2002 Workshop*, pp. 155-167, Copenhagen, Denmark, June 2002.
- [4] A. K. RoyChowdhury, A. Kale, R. Chellappa, "Video Synthesis of Arbitrary Views for Approximately Planar Scenes," In *Proc. of IEEE Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. 3, pp. 497-500, Hong Kong, April 2003.
- [5] J. J. Little and J. E. Boyd, "Recognizing people by their gait: the shape of motion," *Videre: Journal of Computer Vision Research*, Vol. 1, no. 2, pp. 2-32, MIT Press, 1998.
- [6] L. Lee, W. E. L. Grimson, "Gait Appearance for Recognition," *Biometric Authentication, Int. ECCV 2002 Workshop*, pp. 143-154, Copenhagen, Denmark, June 2002.
- [7] R. Hartley, A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*, Cambridge University

Press, 2000.

- [8] A. Winter, *The Biomechanics and motor Control of Human Movement*, 2nd Eds., John Wiley & Sons, 1990.
- [9] A. W. Fitzgibbon, R. B. Fisher, "A Buyer's Guide to Conic Fitting," In *Proc. 5th British Machine Vision Conf.*, pp. 513-522, Birmingham, UK, 1995.

저 자 소 개



정 승 도(학생회원)
 1999년 한양대학교 전자·전자
 통신·전파공학과 학사 졸업
 2001년 한양대학교 전자통신전파
 공학과 석사 졸업
 2001년 ~ 현재 한양대학교 전자
 통신전파공학과 박사과정
 재학 중

<주관심분야: 컴퓨터비전, 생체인식, Image-based Rendering, Augmented Reality>



최 병 옥(정회원)
 1973년 한양대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1978년 일본 경응의숙(KEIO) 대학
 전기공학과 석사 졸업
 1981년 일본 경응의숙(KEIO) 대학
 전기공학과 박사 졸업

현 한양대학교 정보통신대학 정보통신학부 교수
 <주관심분야 : 영상처리, 멀티미디어 공학>