

Shape Sequence 기술자를 이용한 게이트 인식

정승도^{1*}

¹한양사이버대학교 정보통신공학과

Gait Recognition Using Shape Sequence Descriptor

Seungdo Jeong^{1*}

¹Department of Information and Communication Engineering, Hanyang Cyber University

요 약 게이트 인식은 원 거리에서 획득한 사람의 걸음걸이 영상 시퀀스를 이용하여 개개인의 특징을 파악하여 해당 시퀀스가 누구인지를 파악하고자 하는 방법이다. 지문 인식이나 홍채 인식과 같은 기존의 생체 인식 방법은 정확도는 매우 높으나 사용자로 하여금 정보 제공을 위해 직접적인 접촉이나 근접 촬영 등 불편한 행위가 수반되는 단점이 있다. 게이트 인식은 원거리 영상으로 인식을 시도할 수 있기 때문에 새로운 생체 인식 방법으로 많은 연구가 진행되고 있다. 게이트 인식을 위해서는 한 장의 영상이 아니라 연속적인 걸음걸이 시퀀스로부터 개개인을 구별할 수 있는 특징을 추출하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 객체의 움직임 시퀀스에 대한 특징을 기술할 수 있는 shape sequence 기술자를 이용한 게이트 인식 방법을 제안하고, 다양한 실험을 통해 사람을 구별할 수 있는 인식 기법으로서의 가능성을 제시한다.

Abstract Gait recognition is the method to identify the person who walks in front of camera using characteristics of individuals by a sequence of images of walking people. The accuracy of biometric such as fingerprint or iris is very high; however, to provide information needs downsides which allow users to direct contact or close-up, etc. There have been many studies in gait recognition because it could capture images and analysis characteristics far from a person. In order to recognize the gait of person needs a continuous sequence of walking which can be distinguished from the individuals should be extracted features rather than an single image. Therefore, this paper proposes a method of gait recognition that the motion of objects in sequence is described the characteristics of a shape sequence descriptor, and through a variety of experiments can show possibility as a recognition technique.

Key Words : Gait Recognition, Shape Sequence Descriptor, Biometrics, ART

1. 서론

게이트(Gait) 인식은 걸음걸이 시퀀스로부터 걸음걸이의 특징을 추출하고 이를 통해 개개인을 구별하고자 하는 비전 기반의 새로운 생체 인식 방법 중 하나로 현재까지 다양한 연구가 진행되고 있다[2]. 기존의 지문 인식, 홍채 인식과 같은 생체 인식은 성능이 우수하고 이미 상용 제품으로 다양한 응용 분야에 적용되고 있을 뿐만 아니라, 일부 전자기기도 탑재되어 활용되고 있다. 높은 성능에도 불구하고 기존의 생체인식 방법은 사용자의 직접적인 접촉이 필요하거나 근접 촬영을 통한 고 해상도

의 영상을 취득해야 하는 단점이 존재한다. 따라서 개인적인 출입 통제 및 시스템 로그인 관리 등의 응용 분야에 적합한 방법이라 할 수 있다. 그러나 공공의 사용자를 대상으로 하는 감시 시스템 등의 응용에서는 부가적인 행위를 수반함으로써 인한 거부감과 근접 촬영을 통한 양질의 영상 획득의 어려움 등으로 인하여 한계가 존재한다.

반면, 게이트 인식의 경우 일상적인 보행 이외의 부가적인 행위를 요구하지 않을 뿐만 아니라 먼 거리에서 촬영된 영상으로부터도 인식을 위한 정보 추출이 가능하다는 장점을 갖고 있다.

게이트 인식과 관련된 기존의 연구는 크게 두 가지 부

*교신저자 : 정승도(sdjeong@hycu.ac.kr)

접수일 11년 04월 19일

수정일 : 11년 05월 07일

게재확정일 11년 05월 12일

류로 나눌 수 있다. 첫째는 형태 기반의 게이트 인식 방법으로 촬영된 보행자 영상으로부터 보행자 전체의 형태를 특징으로 기술하고 이를 이용하여 인식을 수행하는 기법이다. 이 부류에 속하는 연구로서는 게이트 실루엣 영상에 대한 모멘트를 추출하고 특징으로 사용하여 인식하는 실루엣 기반 기법[1], 고유 게이트(Eigengait)를 이용한 기법[3] 등이 대표적이다. 두 번째 부류는 보행 중 발생하는 모션 정보를 이용한 기법들로 움직임으로 인하여 변화되는 부분에 대한 정보를 이용하여 인식을 수행한다. 이 부류에는 움직임에 따른 사람의 키의 변화, 보폭의 변화 추이, 팔 움직임의 변화 등의 특징을 추출하고 인식에 적용한다[4].

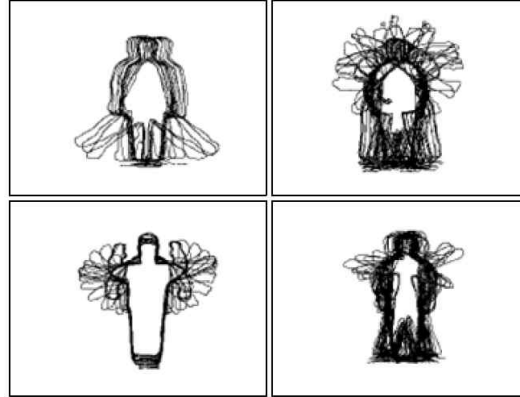
앞서 살펴본 기존 연구들은 각각 어느 정도의 연구 성과를 보이고는 있으나 형태 정보와 움직임으로 인한 변화 정보를 동시에 고려하지는 못하고 있다. 따라서 본 연구에서는 보행자의 형태와 움직임에 의한 변화를 종합적으로 기술할 수 있는 기법을 도입하여 게이트 인식을 위한 특징 기술에 활용하고자 한다. 이를 위해 사람의 움직임에 대한 인식 기법으로 제안되었던 Shape Sequence 기술자에 기반한 특징 기술 방안을 제안하고 게이트 인식에 적용하고자 한다.

2. 움직임 인식을 위한 특징 기술

움직임 인식은 인간의 움직임 패턴을 파악하고 패턴 정보에 따라 미리 정해진 행동 중 어떠한 행동과 일치하는지 찾고자 하는 방법이다. 이는 비일상적인 움직임 검출을 위한 감시 시스템에 적용하거나 움직임 언어를 통한 의사 표현, 비디오 클립에서 특정 움직임 패턴을 추출하여 주요 행동을 요약하는 비디오 요약 시스템 등에 활용되고 있다.

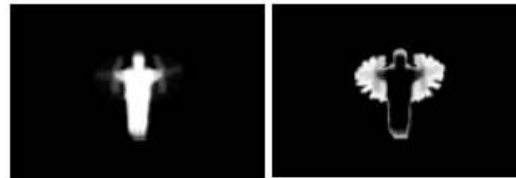
2.1 Shape 시퀀스 영상 특징 기술

인간의 움직임에 적용되는 Shape 시퀀스 영상이란 연속적인 움직임을 취득한 영상에서 형태 정보만을 추출한 연속 영상으로 어떠한 행위를 취하고 있는지 파악하는데 활용된다. Shape 시퀀스를 이용한 움직임 인식 방법으로 그림 1과 같이 시퀀스 영상으로부터 형태의 외곽 정보를 추출하고 누적시킨 누적 영상에 대한 특징을 기술하고 인식하는 방법이 제안된 바 있다[5].



[그림 1] 누적 Shape 시퀀스

누적 Shape 시퀀스 영상과 유사한 방법으로 Shape Variation Map(SVM)이 제안된 바 있다[6]. SVM은 움직임 객체의 움직임에 대한 누적 맵으로 그림 2와 같이 작은 움직임만을 누적하여 구성하는 low variation map과 큰 움직임만을 누적하여 구성하는 high variation map으로 구성된다. 이렇게 구성된 SVM을 움직임 패턴으로 정의하고 이를 이용하여 움직임 인식을 수행한다.



(a) low variation map (b) high variation map

[그림 2] Shape Variation 맵

그림 1과 그림 2와 같은 누적 영상의 경우 시간에 따른 변화 정보가 사라지기 때문에 전체 움직임이 어떠한 패턴인지는 파악할 수 있으나 개개인에 의한 차이 정도를 파악하는 데는 한계가 있다.

2.2 Shape Sequence 기술자

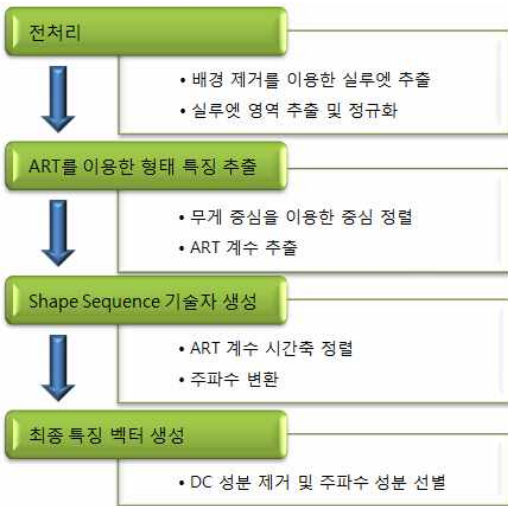
Shape Sequence 기술자는 움직임 객체의 형태뿐만 아니라 시간에 따른 변화까지 동시에 표현하기 위해 제안된 기술자이다[6]. 먼저 개별 프레임에서 움직임 객체를 추출하고 이진화를 수행한다. 다음으로 Angular Radial Transform (ART)를 적용하여 각 계수로 구성되는 특징 벡터를 추출한다. 전체 움직임 시퀀스에 대한 시간 정보를 추가하기 위해서 추출한 특징 벡터들을 시간 축을 따라 나열하고 이를 통해 시간 축과 특징 축을 갖는 2차원 형태의 특징 행렬을 구성한다. 이렇게 구성된 2차원 특징

행렬의 경우 공간 영역에서의 특징을 나열한 것이기 때문에 세부적인 움직임 변화와 공통적인 움직임에 대한 정보가 혼재되어 있다. 움직임 인식을 위해서는 세부적인 변화보다 공통적인 특징만을 사용하는 것이 더 나은 성능을 보인다. 따라서 최종 특징 기술을 위해서 주파수 영역으로의 변환을 수행하고 공통적인 특징이 반영되는 저주파 성분을 인식을 위한 최종 특징으로 사용한다.

움직임 인식의 경우 세부적인 움직임 정보는 가급적 제외하는 것이 인식률을 높이는데 도움을 줄 수 있다. 그러나 게이트 인식을 위한 영상 시퀀스에 그대로 적용할 경우 사람에 따른 세부적인 움직임의 차이보다 걷고 있는 행위에 의해 발생하는 공통적인 특징으로 기술될 가능성이 높다. 따라서 개개인을 구별하기 위한 게이트 인식에서는 공통적인 움직임보다 세부적인 움직임에 대한 정보가 더 중요하다.

3. 제안하는 기술자 구성 방안

앞서 살펴본 바와 같이 Shape 시퀀스로부터 개개인을 구별하기 위한 특징을 추출하기 위해서는 공통적인 형태 특징 보다 개별적인 변화 정도가 중요한 특징이 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 성질을 반영하기 위하여 기존에 제안된 Shape Sequence 기술자를 변형하여 게이트 인식에 맞는 기술자 생성 방안을 제안하고자 한다. 먼저, 제안하는 Shape Sequence 기술자 추출 과정은 그림 3과 같다.



[그림 3] 제안하는 Shape Sequence 적용 방안

3.1 ART를 이용한 Shape 특징 벡터 생성

Shape Sequence 기술자의 핵심 중 하나는 Angular Radial Transform(ART)이다[7]. ART는 MPEG-7 영역 기반 형태 기술자를 위한 특징 추출 방법으로 특정한 객체를 포함하는 이진 영상에 대하여 적용된다.

먼저 입력된 게이트 시퀀스로부터 배경 제거 알고리즘을 이용하여 실루엣 영상을 추출한다. 게이트 영상은 일반적인 움직임 인식에서 사용되는 Shape 시퀀스 영상과 같이 정지된 위치에서 이루어지는 것이 아니라 객체 실루엣의 위치가 연속적으로 변한다. 뿐만 아니라 움직임으로 인하여 실루엣이 차지하는 범위도 함께 변한다. 따라서 단순히 실루엣 영역만을 찾아 ART 입력으로 사용할 경우 형태 정보의 변화 추이를 제대로 반영할 수 없다. 이를 해결하기 위하여 게이트 실루엣 전체를 포함하면서도 시퀀스 전체에서의 실루엣 영역은 일정한 크기를 유지할 수 있도록 정규화 하였다. 즉, 한 사람의 게이트 시퀀스에 대한 최대 폭과 최대 높이를 기준으로 영역을 설정하고, 모든 실루엣이 설정된 영역의 중앙에 위치하도록 정규화 하였다.

다음 과정은 실루엣 영역과 ART 기저 함수와의 컨벌루션을 이용한 ART 계수 추출과정이다.

$$F_{nm} = \langle V_{nm}(\rho, \theta), f(\rho, \theta) \rangle \tag{1}$$

$$= \int_0^{2\pi} \int_0^1 V_{nm}^*(\rho, \theta) f(\rho, \theta) \rho d\rho d\theta$$

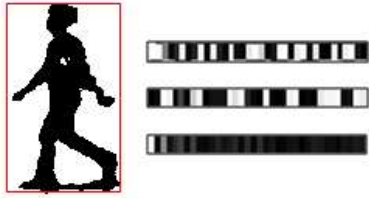
식 (1)은 nm차 ART 계수를 추출하기 위한 수식으로 V_{nm} 은 ART 기저함수로 식 (2)와 같이 angular 성분 A_m 과 radial 성분 R_n 을 가지고 있으며 angular 성분이 복소수이기 때문에 ART 계수 역시 복소수가 된다.

$$V_{nm}(\rho, \theta) = A_m(\theta)R_n(\rho) \tag{2}$$

$$A_m(\theta) = \frac{1}{2\pi} \exp(jm\theta)$$

$$R_n(\rho) = \begin{cases} 1 & n=0 \\ 2\cos(\pi n\rho) & n \neq 0 \end{cases}$$

MPEG-7 표준안에서 제시하는 일반적인 n, m 차수는 각각 3, 12로 총 36차원의 계수를 추출하여 사용하도록 하고 있다. 그러나 개개인을 인식하기 위해서는 중심으로 부터 멀어지는 Radial 성분의 차이를 강조할 필요가 있기 때문에 본 논문에서는 36차원의 특징 벡터를 추출하지만 n=4, m=9로 설정하여 radial 성분을 조금 더 세분화 하도록 구성하였다.



[그림 4] 실루엣 영역과 추출된 ART 계수

그림 4는 하나의 게이트 실루엣으로부터 ART 계수를 추출한 것으로 오른쪽은 상단부터 계수의 실수부, 허수부 및 크기(magnitude)를 각각 영상으로 표현한 것이다.

3.2 Shape Sequence 기술자 생성

Shape Sequence 기술자는 개별적인 게이트 실루엣에 대한 ART 계수와 시간 축으로 구성되는 2차원 배열로부터 생성된다. 따라서 시간에 따른 변화가 각 개인별로 동일한 패턴이 되도록 시작되는 실루엣을 맞춰주어야 한다. 본 논문에서는 이를 위해 최대 보폭을 갖는 실루엣으로부터 시작하도록 하고 30프레임 동안의 움직임을 실루엣 시퀀스로 사용하였다. 각 개인에 따라 걸음걸이 속도가 다르기 때문에 30프레임 동안의 실루엣 시퀀스가 모두 동일하지는 않지만, 걸음걸이 속도의 차이도 개인의 특성 중 하나로 볼 수 있으므로 이 또한 특징 벡터에 자동적으로 반영될 수 있다.



(a) 사람 A의 학습 시퀀스 (크기, 실수부, 허수부)



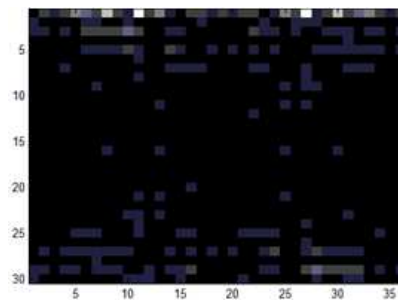
(b) 사람 A의 실험 시퀀스 (크기, 실수부, 허수부)

[그림 5] Shape Sequence 영상 예

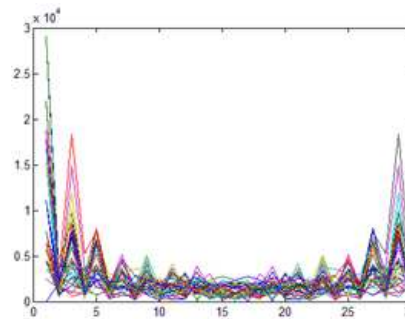
그림 5는 최대 보폭으로 시작되는 게이트 실루엣으로부터 30프레임동안의 실루엣 시퀀스에서 추출한 Shape Sequence이다. 좌측에서부터 각각 크기, 실수부, 허수부를 보였다. (a)와 (b)는 동일인에 대한 결과로, 실제 성능

평가에서 학습 데이터와 실험 데이터로 쓰인 예이다. 그림에서 보이는 바와 같이 동일인에 대한 Shape Sequence는 크기뿐만 아니라 실수부, 허수부도 거의 유사한 패턴이 형성됨을 알 수 있다.

최종적인 Shape Sequence 기술자는 2차원 Shape Sequence에 대한 주파수 변환을 수행한 후 움직임 인식에 적합한 공통 요소를 표현하는 저주파 성분으로 구성된다. 그림 6은 그림 5-(a)의 크기에 대한 2차원 FFT 결과 영상이다. (a)는 주파수 계수를 그림으로 표현하기 위하여 값이 상대적으로 매우 큰 직류성분을 제거하고 그림으로 표현하였다. (b)는 (a)의 2차원 데이터를 각 열에 따라 총 36개 라인으로 분리하고 실제 수치를 그래프로 나타내었다.



(a) 사람 A의 주파수 특성



(b) 사람 A의 주파수 수치

[그림 6] Shape Sequence에 대한 주파수 특성

3.3 특징 벡터 생성 및 유사도 계산

2장에서 언급한 바와 같이 기본 Shape Sequence 기술자를 이용한 움직임 인식의 경우 공통적인 요소에 대한 중요도가 높기 때문에 특징 벡터의 주파수 성분 중 저주파 성분만을 이용하였다. 그러나 개인을 구분하기 위한 게이트 인식에서는 이러한 공통 요소가 오히려 인식 성능을 떨어뜨리는 요인이 될 수 있다. 가장 큰 영향을 주는 것은 직류성분(DC)으로 게이트 시퀀스의 평균에 해당하는 값이라 할 수 있다. 거의 대부분의 게이트 시퀀스는

평균적으로 유사하기 때문에 높은 수치의 직류성분으로 인하여 다른 차이점에 따른 영향을 상쇄시킬 가능성이 있는 것이다. 따라서 게이트 인식을 위해서는 직류 성분은 반드시 제거되어야 한다. 또한 일부의 저주파 성분은 모든 게이트 시퀀스에서 공통적으로 나올 수 있는 부분이므로 일부 저주파 성분을 제거할 필요성도 있다. 그림 6의 (b)에 보이는 바와 같이 행 5까지의 저주파 성분에 특징적인 값들이 대부분 표현되고 있으며, 그 이상의 주파수 성분은 수치가 작기 때문에 유사도 계산에 크게 영향을 주지 못한다. 또한 열 25이상의 고주파 성분은 저주파 부분과 대칭적인 특징을 보이기 때문에 특징 벡터에 포함하더라도 인식 성능에 큰 영향을 주지는 않는다. 각 성분별 특징 벡터 구성에 따른 성능 평가 및 분석은 4장에서 자세히 다룬다.

인식을 위한 유사도 계산은 식(3)과 같이 L1 거리를 사용하였다.

$$D(t,p) = \sum_{i=0}^k |t(i) - p(i)| \quad (3)$$

여기서, D는 L1 거리를, k는 특징 벡터의 차원 수, t는 질의 벡터, 그리고 p는 데이터베이스를 구성하는 학습 벡터를 의미한다.

4. 성능 평가

게이트 인식을 위한 최종적인 특징 벡터는 다양한 형태로 구성될 수 있다. 본 장에서는 특징 벡터 구성에 따른 인식 결과를 보이고 이를 자세히 분석한다.

4.1 실험 데이터 구성

본 논문에서 제안한 인식 기법의 성능을 평가하기 위하여 총 16명에 대하여 두 차례에 걸쳐 서로 다른 시간에 게이트 시퀀스를 획득하였고, 첫 번째 획득한 16명의 데이터는 학습 데이터로 데이터베이스 구축에 사용하였다. 두 번째 획득한 데이터는 인식 성능을 평가하기 위한 실험 데이터로 사용하였다.

Shape Sequence를 구성하는 방법은 총 3가지로 나눌 수 있으며 첫째는 ART 계수의 크기 성분을 이용한 것, 둘째는 실수부를 이용한 것, 셋째는 허수부를 이용한 것이 그것이다. 4.2절에서 각각의 경우에 따른 성능을 평가하여 분석한다.

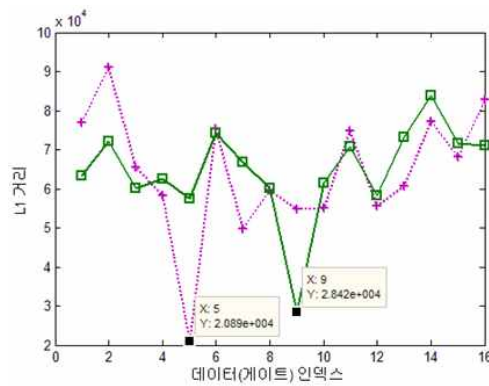
모든 특징 벡터 구성에 있어서 주파수 성분 중 직류 성분은 제거하였고, 표 1과 같은 특징 벡터를 구성하여 각각에 따른 성능을 평가하였다.

[표 1] 실험을 위한 특징 벡터 구성

ART 계수	주파수 성분(DC 제거)			
	저주파 (5행까지)	전체	중간 (10~20)	고주파 (25행 이상)
	크기 허수부 실수부	크기	크기	크기

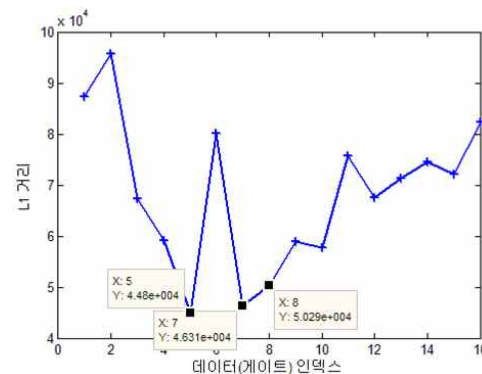
4.2 실험 결과 및 분석

ART 계수 선정에 따른 성능을 비교하기 위하여 Shape Sequence의 주파수 성분으로 직류성분을 제외한 5열까지의 주파수 179(5x36-1) 차원의 데이터를 선정하여 실험을 진행하였다. 먼저 주파수의 크기 성분을 이용한 실험 결과의 일부를 그림 7과 그림 8에 보였다.



[그림 7] 5번(점선) 및 9번(실선)에 대한 거리 값

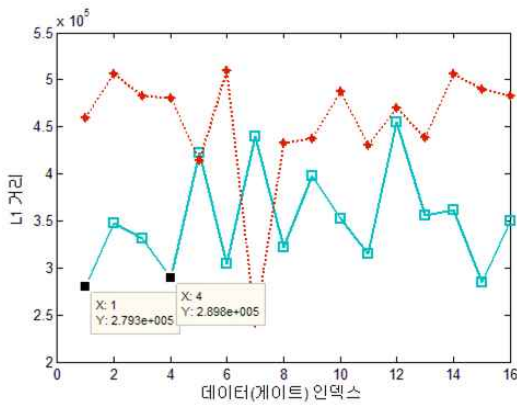
그림 7은 분별력이 높은 실험 데이터에 대한 거리 합수의 값을 나타낸다. 그림에서 보이는 바와 같이 동일한 학습 데이터와의 거리가 다른 사람과의 거리와 극명하게 차이가 남을 알 수 있다.



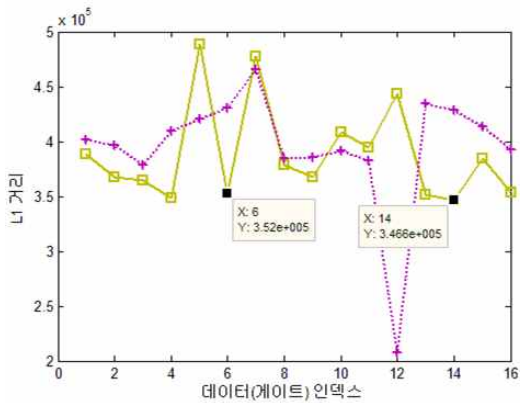
[그림 8] 8번 게이트에 대한 거리 값

반면 그림 8은 인식 오류를 발생한 실험 데이터에 대한 거리 함수의 값으로 동일인이 3순위에 해당하는 결과를 보였다. 그러나 그림에서 보이는 바와 같이 선순위 거리 값과의 차이가 상대적으로 크지 않음을 알 수 있고, 최소한의 후보군을 선별하는 목적으로는 사용할 수 있음을 알 수 있다. Shape Sequence의 주파수 크기 성분을 이용한 실험에서는 총 16명 중 14명을 1순위로 동일인을 구별하였고, 2명만 인식 오류를 보임으로 87.5%의 인식 성능을 보였다.

다음으로 Shape Sequence의 주파수 성분 중 실수부와 허수부를 사용한 인식 실험을 진행하였고 일부 결과를 그림 9와 그림 10에 보였다.



[그림 9] 실수부를 이용한 인식 결과(4, 7)



[그림 10] 허수부를 이용한 인식 결과(6, 12)

그림에서 점선은 4번과 6번 게이트와 같이 오인식된 결과에 대한 거리 값을 표현한 것이고, 실선은 7번과 12번과 같이 분별력이 좋은 인식 결과에 대한 거리 값을 표현한 것이다. 그림에서 보이는 바와 같이 실수부 혹은 허

수부를 단독으로 사용할 경우 주파수의 크기 값으로 사용한 것과 유사하게 분별력이 높게 인식된 결과를 보이는 경우도 있지만, 오인식된 결과를 보면 다른 사람과의 거리 차가 비슷하여 크기 성분을 이용한 경우에 비해 분별력이 상대적으로 떨어짐을 알 수 있다. 실수부를 사용한 경우의 총 인식률은 크기 성분을 이용한 경우와 같이 87.5%였고, 허수부를 사용한 경우는 75%로 다소 성능이 떨어짐을 보였다. 결과적으로 실수부나 허수부를 단독으로 사용하는 것보다 Shape Sequence의 주파수 크기를 이용한 결과가 더 우수하였다.

[표 2] 주파수 대역에 따른 인식 결과

	주파수 성분(DC 제거)			
	저주파 (5행까지)	전체	중간 (10~20)	고주파 (25행 이상)
인식률	87.5%	75%	18.75%	81.25%

마지막 실험으로 주파수 대역에 따른 인식 성능을 비교하였다. 주파수 크기 성분을 사용하되 전체 성분을 모두 이용하거나 주파수 대역을 나누어 특징 벡터를 선정한 후 인식 실험을 진행하였고 그 결과를 표 2에 보였다.

표에서 보이는 바와 같이 저주파 성분을 이용한 경우가 다른 경우에 비해 가장 우수한 성능을 보였다. 전체 주파수를 사용한 경우도 성능 저하가 크지는 않으나 특징 벡터의 차원이 1080차원으로 거리 계산에 대한 부담이 증가하는 단점이 있다. 3.2절에서 살펴본 바와 같이 Shape Sequence의 주파수 분포는 저주파에 많은 정보를 포함하고 있고 또한 고주파 부분에도 비슷한 정보를 포함하고 있음을 확인할 수 있었다. 실험 결과에서도 고주파 성분만을 사용한 결과가 개개의 차별되는 특징 정보를 포함하고 있기 때문에 상대적으로 높은 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 그러나 분별도 면을 살펴볼 경우 직류성분을 제거한 저주파 성분을 이용하는 것이 게이트 인식에도 가장 좋은 성능을 나타냄을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 객체의 형태 정보와 시간에 따른 변화 정보를 동시 고려하여 종합적으로 기술하는 Shape Sequence 기술자를 게이트 인식에 적용하는 방안을 제안하고 실험을 통해 인식을 위한 특징 정보로서 활용 가능성을 보였다.

기존의 움직임 인식에 적용한 Shape Sequence 기술자는 고정된 위치에서의 움직임 시퀀스를 대상으로 전체적으로 유사한 움직임을 인식하고자 하는 것이 목적이다. 본 논문에서는 이를 고정된 위치가 아닌 동적으로 위치가 변경되는 게이트 시퀀스에 적용하기 위하여 실루엣 영상에 대한 정규화 방법을 제안하고 성공적으로 Shape Sequence 기술자를 생성할 수 있음을 보였다.

인식을 위한 최종 특징 벡터 구성에 있어서도 기존 방법은 직류 성분을 포함하는 저주파 성분을 사용하였다. 이는 공통적인 특성이 반영된 성분을 사용하기 위한 것으로 본 논문에서 대상으로 하는 게이트 인식에는 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 직류 성분은 제거하고 저주파 성분을 사용하되 개별적인 분별력이 있는 주파수 대역을 포함하도록 총 179차원의 데이터 벡터를 생성하고 게이트 인식에 적용하였다. 실험 결과 전체 인식 성능은 87.5%이고, 정확히 인식된 경우 다른 시퀀스와의 거리 값이 상대적으로 커 분별력이 높음을 확인할 수 있었다. 또한 기존의 움직임 인식과 달리 게이트 인식은 고주파 성분에도 역시 개개인을 구별할 수 있는 특징적인 정보를 포함하고 있어 고주파만을 이용한 실험 결과도 일부 활용 가치가 있음을 확인 할 수 있었다.

게이트 시퀀스의 공통적인 특징을 배제하여 성능을 향상시키기 위해서는 연속 시퀀스의 차분 영상만을 사용하면 변화가 발생한 영역에 대한 특징만을 기술할 수 있기 때문에 분별력이 더 좋아질 것이라 예상된다. 향후 이를 실험적으로 확인해 볼 필요성이 있다.

참고문헌

- [1] L. Lee, W. E. L. Grimson, "Gait Appearance for Recognition," ECCV Workshop, Biometric Authentication, pp. 143-154, June 2002.
- [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, and L. Davis, "Motion-Based Recognition of People in Eigengait Space." Proc. Int'l. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 267-272, 2002.
- [4] C. BenAbdelkader, R. Culter, "View-invariant Estimation of Height and Stride for Gait Recognition," Proc. ECCV 2002 Workshop on Biometric Authentication, pp. 155-167, 2002.
- [5] S. Lee, Y.. Choi, W. Lim, T. Kwon, and H. Kim, "Shape-sequence-based Key Image Generation

Algorithm for Browsing and Retrieval of Video Clip," IEE Electronics Letter, Vol. 38, no. 12, pp. 549-550, 2002.

- [6] M. S. Choi, "An Efficient Representation and Matching of a Moving Object in Silhouette," Ph.D. Thesis, Hanyang University, Aug. 2004.
- [7] M. Bober, "Mpeg-7 Visual Shape Descriptors," IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. Vol. 1(6), 2001.

정 승 도(Seungdo Jeong)

[중신회원]



- 1999년 2월 : 한양대학교 전자통신전파공학과 (공학사)
- 2001년 2월 : 한양대학교 전자통신전파공학과 (공학석사)
- 2007년 8월 : 한양대학교 전자통신전파공학과 (공학박사)
- 2009년 7월 ~ 현재 : 한양사이버대학교 정보통신공학과 전임강사

<관심분야>

멀티미디어 정보검색, 증강현실, 영상처리, 텍스트 응용