

실루엣 영상기반 보행 분석을 위한 형태 기술자의 성능 평가

김선종
부산대학교 바이오메디컬공학과
(ksj329@pusan.ac.kr)

본 논문에서는 실루엣 동영상으로부터 보행 분석에 사용되는 형태 기술자의 성능을 평가하였다. 형태 기술자는 모넨트 기술자(MD), 푸리에 기술자(FD), 저나이크 기술자(ZD)를 사용하였다. 먼저 성능 평가 지수인 비대칭 지수 AI와 주기 지수 PI를 정의하였다. 이 지수는 보행은 주기적으로 주어지며, 이를 표현한 형태 기술자도 같은 보행 주기를 가져야 하는 것을 기반으로 한다. 또한 지수는 형태의 특성을 정확하게 나타내는 인식 성능보다는 형태 기술자들에 의해 얼마나 잘 표현되었는가를 평가하는 것이다. 성능평가 결과, ZD가 AI = 1.09, PI = 2.21로 대체로 무난한 성능으로 나타났으며, FD가 MD보다 AI = 0.93로 하나의 주기내에서의 성능이 우수하였다. 반면 MD는 FD보다 PI = 2.37로 반복적인 특징이 높게 나타났다. 또한 형태 기술자는 5~10개 정도의 파라미터 개수를 사용하는 것이 좋은 성능을 가짐을 보였다.

논문접수일 : 2009년 10월 25일 논문수정일 : 2009년 11월 01일 게재확정일 : 2009년 11월 9일 교신저자 : 김선종

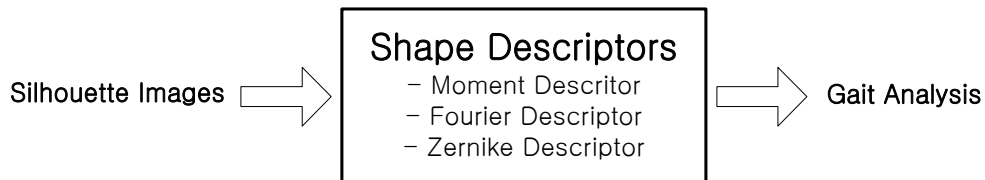
1. 서 론

영상을 기반으로 하는 생물학적 측정(biometrics measure)에 대한 연구가 최근에 많이 진행되고 있다. 특히, 사람의 보행을 분석 또는 인식하는 연구가 진행되고 있는데, 이 경우에는 복잡한 칼라 영상이나 흑백영상이 이용되기보다는 간단하면서도 효율적으로 사용될 수 있는 실루엣 영상을 이용하는 경우가 많다(Collins et al., 2002). 최(Choi, 2009)는 실루엣을 기반으로 하는 사람의 동작을 검색하는 방법을 제안하였다. 전 등(Jeon et al., 2009)은 영상이 왜곡이 되더라도 이를 보상할 수 있는 보행 인식 방안을 제시하기도 하였다. 이와

같이 실루엣 영상이 보행을 분석 및 인식하는데 간단하면서도 자주 이용되고 있다. 일반적으로 보행 영상은 동일한 인물이라 하더라도 다른 형태로 나타날 수 있어서, 보행 영상에서 일반적으로 사용될 수 있는 동일한 특징을 얻기가 용이하지는 않다. James 등(James et al., 2003)은 사람의 신체구조의 대칭적인 특징을 이용하여 보행 인식을 수행하였다. 또한 보행 영상의 x, y축의 높이, 너비 등의 특징추출(Collins et al., 2002)을 이용하여 보행을 인식하는 시도도 있었다.

한편으로 사람의 형태를 이용한 보행 인식방법이 있다. 이는 보행하는 실루엣 영상의 형태 변화를 이용하여 인식하는 방법으로서, 통계적인 방법

* 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.



<그림 1> 시스템 블록도

(Wang et al., 2003), 푸리에 기술자(Fourier descriptor)(Mowbray and Nixon, 2003), 그리고 형태와 영상 시퀀스에 의한 방법(Chai et al., 2006) 등이 사용되고 있다. 특히 Mowbray 등(Mowbray and Nixon, 2003)은 보행 인식에 푸리에 기술자가 효율적으로 이용될 수 있음을 보였는데, 형태를 표현할 수 있는 기술자는 푸리에 기술자 이외에도 모멘트 기술자(moment descriptor), 저나이크 기술자(Zernike descriptor) 등(Zhang, 2002; Kim, 2006)이 있다. 이와 같이 다양한 방법에 의한 형태 기술자가 있지만, 이들의 성능을 평가하는 기준과 적용하는 데이터가 서로 달라, 이들이 실루엣 영상의 보행 분석이나 인식에는 어떤 성능으로 나타나는지에 대한 잣대를 만들기가 어렵다. 또한 보행 인식에 대한 성능보다는 표현된 기술자가 입력되는 보행 패턴을 얼마나 잘 표현하는가에 대한 성능평가도 중요한 경우도 있다.

본 논문에서는 보행하는 실루엣 영상을 분석하는데 형태 기술자를 이용하는 경우에 각 형태 기술자가 얼마나 잘 표현하는지에 대한 성능을 분석하였다. 이는 보행하는 영상은 주기적인 형태로 가지므로, 이들을 표현한 형태 기술자도 같은 주기적인 형태를 가져야 한다는 잣대를 이용한다. 따라서 얻어진 형태 기술자의 주기적인 특징을 기반으로 평가하려고 한다. 먼저, 성능평가를 위한 지수를 정의하고, 동일한 데이터를 적용하여 정의된 평가 지수에 의하여 나타난 성능을 가지고 평가하려고 한다. 이 때 형태 기술자로는 모멘트 기술자, 푸리에

기술자, 저나이크 기술자로 한다.

2. 형태학적 표현 기술자

사람의 보행 형태를 표현하기 위한 방법이 전술한 바와 같이 다양하게 제시되고 있다. 형태학적인 표현 기술자를 이용하는 경우에는 실루엣 영상을 많이 이용하는데, 이는 실루엣 영상과 같이, 영상 내부에 대한 정보를 얻을 수 없는 경우로서, 외부 윤곽선에 대한 정보 또는 전체적인 영역 정보로만 표현될 수 있기 때문이다. 전체적인 정보만을 가지고 있는 경우에는 형태를 표현하는데 적합한 형태 기술자를 이용하는 것이 효율적이다. <그림 1>은 형태 기술자를 이용하여 보행 분석을 하기위한 시스템의 블록을 나타낸 것이다. 형태 기술자는 모멘트 기술자, 푸리에 기술자 또는 저나이크 기술자 등이 있다.

이 때 시스템의 성능은 일반적으로 주어진 데이터에 의한 보행 인식 결과에 따라 주어진다. 주어진 데이터가 달라질 경우에는 성능도 달라질 수 있다. 따라서 본 논문에서는 형태 기술자에 따른 성능을 평가하기 위하여, 동일한 실루엣 영상을 가지고 각 형태 기술자에 대한 성능을 평가하고자 한다. 즉, 사람이 보행하는 동일한 데이터를 사용하여 보행 형태를 표현할 수 있는 형태 기술자를 얻고, 이를 근거로 성능을 평가한다.

형태 기술자는 이진 영상의 형태를 표현하는 파라미터로서, 다양한 특성을 가지는 기술자들이 있

지만, 본 논문에서는 모멘트 기술자, 푸리에 기술자 및 저나이크 기술자에 대하여 조사하고, 성능을 평가한다.

2.1 모멘트 기술자

모멘트 기술자(MD : moment descriptor)는 영역을 기반으로 하는 기술자로서, 패턴을 분석하거나 물체를 인식하는 분야 등에 불변특성이 이용되고 있다. 2차원 모멘트의 대수학적인 불변 모멘트의 특성을 갖는 7가지의 파라미터를 유도하는데 이들 파라미터는 정규화되어 있으며, 크기, 위치 및 회전에 불변하는 값으로 나타난다. 이 7가지 불변 모멘트는 다음과 같다. 즉,

$$\begin{aligned}
 \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
 \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
 \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
 \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\
 \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]
 \end{aligned} \quad (1)$$

이다. 이 때,

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / (\mu_{00})^{1+(p+q)/2},$$

where,

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

이며, 여기서 \bar{x} 와 \bar{y} 는 각각 x와 y의 평균을 나타낸다. 또한 이다. 모멘트 기술자는 주어진 형태가 이동, 크기 및 회전을 하여도 같은 값을 가지는 불변 특성을 가지고 있다.

2.2 푸리에 기술자

푸리에 기술자(FD : Fourier descriptor)는 실루엣 영상의 윤곽선을 기반으로 표현할 수 있는 기술자로서, 푸리에 주파수에 의하여 윤곽선의 특성을 표현한다. 푸리에 기술자는 2차원 좌표를 다음과 같은 1차원 복소수로 바꾸어 처리하여 처리속도를 높일 뿐만 아니라 좌표에 대해 정규화할 필요가 없다. 입력 좌표 (x, y)에 대한 복소 입력 z는 다음과 같다. 즉,

$$z(n) = [x(n) - x_c] + i[y(n) - y_c] \quad (3)$$

이고, 이 때

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{n=0} x(n), \text{ and } y_c = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{n=0} y(n) \quad (4)$$

이다. 이렇게 얻어진 입력 파라미터를 $Z = fft(z)$ 를 수행하여 주파수로 변환된 파라미터를 얻을 수 있다. 푸리에 기술자는 얻어진 주파수에 대하여 $Z = Z/Z_0$ 를 수행하여 정규화된 파라미터를 얻을 수 있다. 즉,

$$\left| \frac{Z_{-3}}{Z_0} \right|, \left| \frac{Z_{-2}}{Z_0} \right|, \left| \frac{Z_{-1}}{Z_0} \right|, 1, \left| \frac{Z_1}{Z_0} \right|, \left| \frac{Z_2}{Z_0} \right|, \left| \frac{Z_3}{Z_0} \right|, \dots \quad (5)$$

이다. 이 때, 푸리에 기술자의 계수 0은 주파수의 직류(dc) 성분을 나타내며, 원의 반지름을 의미한다. 이 원의 반지름을 기준으로 하여 주파수가 각 계수를 정규화한다. 계수 0을 중심으로 음과 양의 계수가 있으며, 계수가 클수록 주파수는 높아진다. 본 논문에서 사용된 푸리에 기술자는

$$\begin{aligned}
 \phi_{2k} &= Z_k, \quad \text{if } k > 0 \\
 \phi_{2k-1} &= Z_k, \quad \text{if } k > 0
 \end{aligned} \quad (6)$$

로 한다.

2.3 저나이크 기술자

저나이크 기술자(ZD : Zernike descriptor)는 직교 다항식에 근거하여 영상을 복구할 수 있는 직교 모멘트로부터 얻어진다. 직교 모멘트로부터 임의의 고차원을 갖는 독립적인 불변 모멘트가 만들어 지는데, 물체 영역내의 임의의 점 (x, y)에서의 저나이크 다항식 $V_{nm}(x, y)$ 는

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(\rho \cos \theta, \rho \sin \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta) \quad (7)$$

로 표현할 수 있다. 이 저나이크 다항식은 복소평면에서 단위 디스크, 즉, $x^2+y^2 = 1$ 인 평면에 대한 완전한 직교함수 형태로 나타난다. 이 때, R_{nm} 은

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \rho^{n-2s} \quad (8)$$

이고, ρ 는 형태 중심에서 $f(x, y)$ 까지의 반지름 거리이다. θ 는 ρ 와 x축과의 각도이고, n 과 m 은 각각 $n - |m| = \text{even}$ 과 $|m| \leq n$ 을 만족하는 정수이다. 이로부터 복소 저나이크 모멘트 A_{nm} 은

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{nm}^*(x, y) \quad (9)$$

이다. 이 때 *는 켈레 복소수를 말한다. 주어진 실루엣 영상에서 영역의 중심점을 구하고, 이로부터 거리를 계산하여 처리하면 위치에 무관한 기술자

<표 1> 12개의 저나이크 기술자

order (n)	Zernike moment of order n with repetition m(A_{nm})	Zernike Descriptors
0	A_{00}	ϕ_1
1	A_{11}	ϕ_2
2	A_{20}, A_{22}	ϕ_3, ϕ_4
3	A_{31}, A_{33}	ϕ_5, ϕ_6
4	A_{40}, A_{42}, A_{44}	ϕ_7, ϕ_8, ϕ_9
5	A_{51}, A_{53}, A_{55}	$\phi_{10}, \phi_{11}, \phi_{12}$

가 된다. 그리고 영역의 크기를 기술자의 크기에 나누어, 크기가 [0, 1]로 정규화되어 나타난다. 이렇게 얻어진 저나이크 기술자는 크기에도 무관하게 표현될 수 있다. 마지막으로 모멘트에서 크기만 고려하면 회전에도 무관한 기술자가 얻어진다. <표 1>은 12개의 저나이크 형태 기술자를 나타낸 예이다.

3. 성능 평가 지수

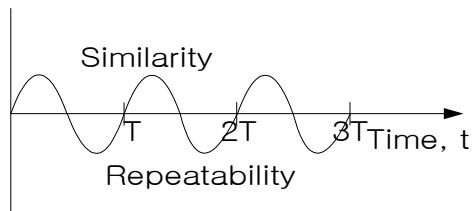
<그림 1>의 시스템에서 각 형태 기술자에 의한 성능을 평가하기 위해서는 먼저 입력 영상의 특성을 알아야 한다. 입력 영상의 특성을 안다면, 이를 표현한 형태 기술자 역시 입력 패턴의 특성에 따른 결과로 나타날 것이기 때문이다. 입력 특성과 어울리는 형태 기술자를 얻을 수 있다면 그 기술자 또한 좋은 성능을 가진다고 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 주기적으로 반복되는 보행 영상에 대하여 각 형태 기술자를 적용하며, 성능을 평가하기 위하여 성능평가 지수를 마련하고자 한다. 먼저, 주기 T인 사람의 보행으로 구성된 실루엣 영상이 연속적으로 주어진다고 하자. 연속적으로 입력되는 실루엣 영상은 다음과 같은 정해진 형태 기술자로 표현된다. 즉, 표현된 형태 기술자 Ψ 는

$$\Psi = \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n \quad (10)$$

이 된다. <그림 2>는 한 사람의 보행이 주기 T를 갖는 형태 기술자로 표현되는 예를 보여주고 있다. 일반적으로 주기 T에 의하여 동일한 패턴의 반복으로 나타나야 한다. 즉, 처음 시작하는 패턴이 다음 주기에도 같은 패턴으로 시작하여야 한다. 이는 T/2에 의한 전반부와 후반부 영역의 유사성(similarity)이 있어야 한다. 또한 여러 주기에 걸쳐 반복적인 패턴(repeatability)이 나타남으로서 이의 특성도 반영되어야 한다. 만약에 보행인식을 위해서는 한 주기인 T내에서 표현된 기술자의 성능이 더 중요할 수도 있지만, 본 논문에서는 보행 인식보다는 표현된 기술자들의 성능평가를 위해 T 내에서의 표현된 기술자에 대해서는 고려하지 않는다.

3.1 비대칭 지수, AI

입력되는 데이터가 주기 T를 가지고 반복하고 있다면, 표현된 형태 기술자는 또한 처음 값에서 시작하여 주기 T를 가지고 처음 시작한 값으로 돌아오는 반복적인 패턴이 되어야 한다. 처음 시작한 값으로 돌아오지 못한다면 형태 기술자의 비대칭성이 증가하게 되고, 다음 반복하는 주기에는 다른 값을 가지게 되어 다른 형태로 인식될 가능성이 높아진다. 따라서 이러한 비대칭성이 크다면 이는

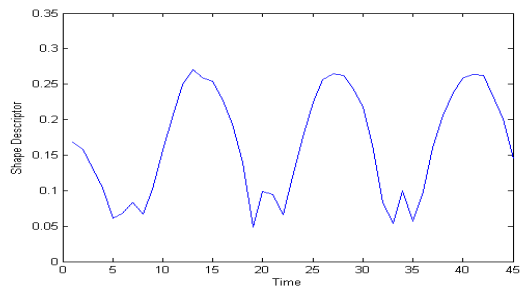


<그림 2> 성능 평가를 위한 지수의 선택

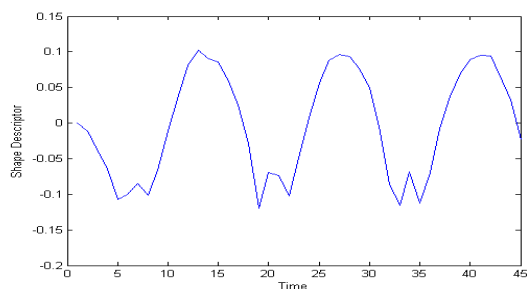
성능을 저하시키는 요인이 될 수 있다. 본 논문에서는 비대칭성을 측정하기 위하여, 주기 T 동안의 시작 값과의 차이를 측정한다. 이를 위하여 처음 값을 0으로 하였다. 즉, <그림 3>(a)과 같이 주어지는 형태 기술자를 처음 시작하는 값을 0으로 하여 (b)와 같이 하였다. 새로운 형태 기술자 Ψ' 는

$$\Psi' = \{\phi'_1, \phi'_2, \dots, \phi'_n\} \quad (11)$$

이 되고, $\Psi' = \Psi - \Psi(0)$ 가 된다. 따라서 처음 0에서 시작하여 주기 T 동안에 기술자의 합이 0이 되어, 음의 영역과 양의 영역 면적이 같다면, 비대칭성이 낮아 우수한 성능을 가지는 형태 기술자라 할 수 있다. 따라서 비대칭 지수 AI는



(a)



(b)

<그림 3> 형태 기술자의 초기화; (a) 원래의 기술자와 (b) 초기값을 0으로 하는 기술자

$$AI = \left| \frac{1}{T} \sum_T \phi'(t) \right| \quad (12)$$

로 한다.

3.2 주기 지수, PI

비대칭 지수와 같이, 주어진 실루엣 영상이 보행 주기로 반복되는 영상 실루엣이라면, 형태 기술자도 보행 주기로 반복되어 나타나야 한다. 즉 <그림 2>(b)의 얻어진 형태 기술자의 주기를 조사하면 그 주기성을 얻을 수 있다. 이는 주어진 실루엣 영상이 주기 T를 갖는다는 것을 사전에 알았다면 얻어진 형태 기술자도 주기 T를 가지므로, 얻어진 기술자를 푸리에 변환하여 T번째 계수 값을 얻으면 된다. 즉, 주기 지수 PI는

$$PI = FFT(\phi')_T \quad (13)$$

로 한다.

4. 실험 결과 및 분석

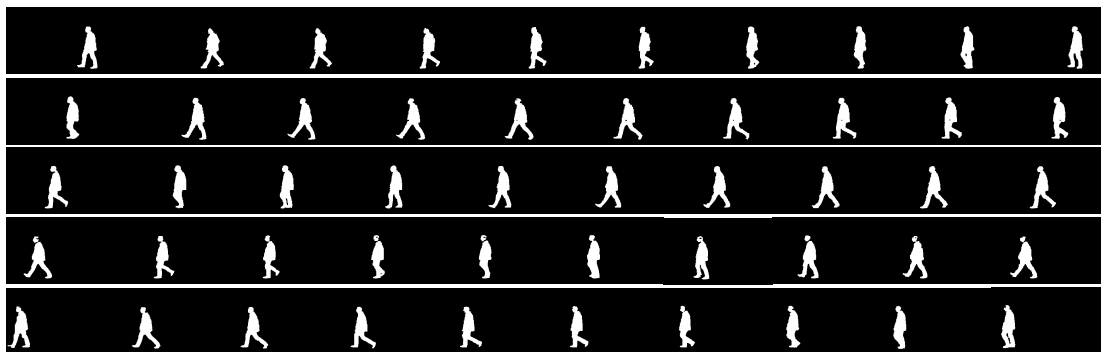
형태 기술자에 따르는 시스템의 성능을 평가하

<표 2> 실험에 사용한 데이터의 특성

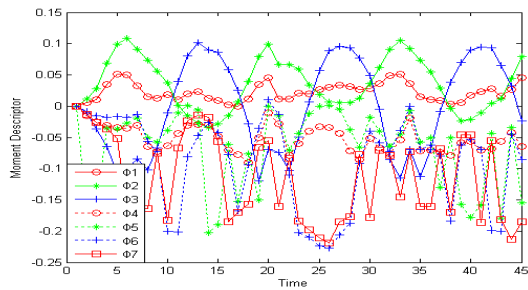
Data sets		Total frames (used frames)	Periods
class 1	zyf/00_1	51(45)	3
	zyf/00_2	58(54)	4
	zyf/00_3	66(57)	4
	zyf/00_4	61(56)	4
class 2	wl/00_1	37(27)	2
	wl/00_2	41(40)	3
	wl/00_3	51(48)	3
	wl/00_4	41(41)	3

기 위하여 CAIA(CASIA Gait Database)에서 주어진 데이터를 이용하였다. <그림 4>에는 하나의 보행 데이터 집합을 도시한 것이다. 실험에 사용한 데이터는 <표 2>와 같이 8개의 데이터 집합으로 구성되며, 주어진 데이터로부터 주기와 주기를 갖는 프레임 수를 결정할 수 있다. 예로 class 1에 00_1 데이터는 전체 51프레임으로 구성되어 있지만, 45프레임동안에 주기 3을 가지고 반복되어 나타난다. 주기 T = 3이고, 얻어진 형태 기술자도 주기 3으로 반복적으로 나타나야 한다는 것을 의미한다.

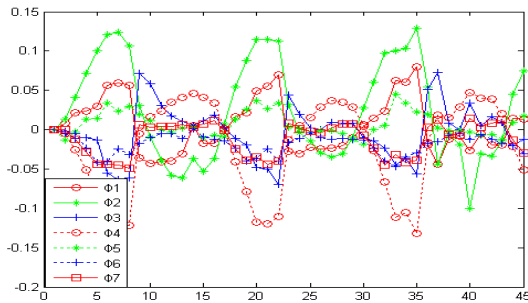
먼저 zyf/00_1 데이터에 대한 성능을 조사하였다. 실루엣 데이터 영상에 대해 표현된 형태 기술



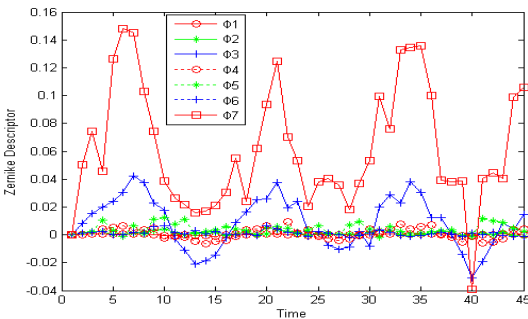
<그림 4> 실험 데이터 zyf/00_1



(a)



(b)



(c)

<그림 5> (a) MD, (b) FD 및 (c) ZD의 개별 형태 기술자

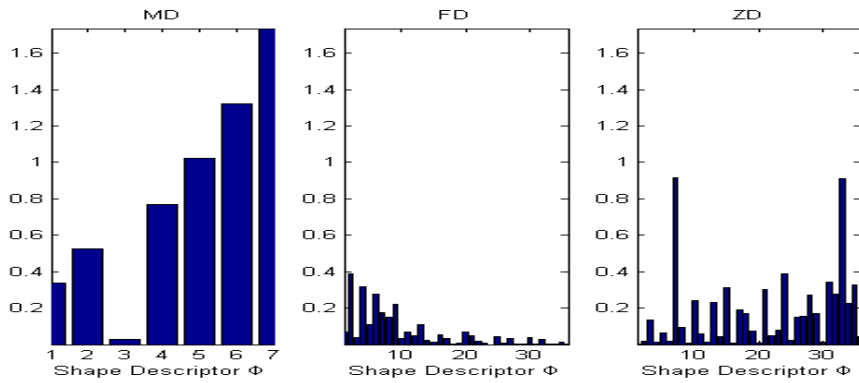
자 $\phi_1' - \phi_7$ 을 <그림 5>에 도시하였다. 그림에서 보면 주기 3을 가지는 형태로 표현된다는 것을 알 수 있다.

그리고 <그림 5>의 형태 기술자들에 대한 개별적인 비대칭 지수 AI와 주기 지수 PI를 조사하였

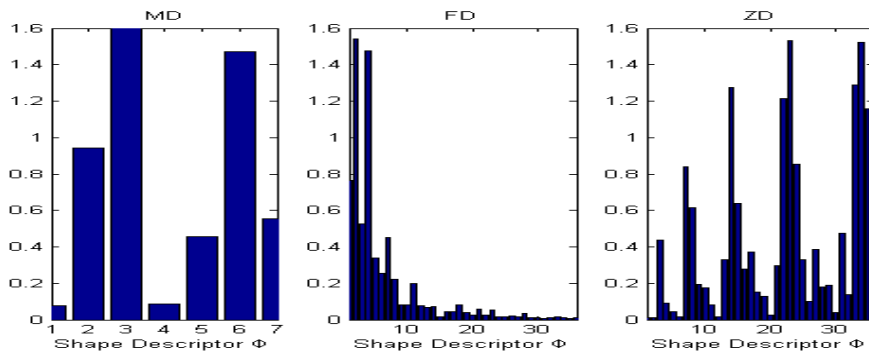
다. 그 결과를 <그림 6>와 <그림 7>에 각각 나타내었다. MD는 7개, FD와 ZD는 36번째 파라미터까지 조사하였다. 그림에서 보면 MD인 경우에는 ϕ_3 의 비대칭 지수가 가장 낮고, 주기지수도 가장 높게 나타나서 가장 우수한 성능을 가지는 파라미터이다. FD인 경우에는 비대칭 지수는 대체로 낮게 나타났으며, 주기지수는 앞부분의 계수들이 높게 나타났다. 그리고 ZD인 경우에는 7번째, 24번째 파라미터의 비대칭 지수가 높을 뿐 나머지 파라미터는 대부분 양호하다. 그러나 주기 지수 특성에서 성능이 좋은 파라미터와 나쁜 파라미터가 골고루 섞여 나타났다.

일반적으로 파라미터를 하나만 사용하는 것이 아니라 여러 개를 조합하여 사용한다. MD인 경우에는 7개밖에 없지만 FD나 ZD는 그 수가 많아질 수도 있다. <그림 8>은 FD와 ZD의 파라미터를 그룹으로 동시에 사용하였을 경우의 성능을 조사한 것이다. 입력데이터는 class 1을 사용하였다. FD와 ZD는 항상 계수가 낮은 순서인 ϕ_1 부터 사용하고, 5의 배수의 개수를 사용하는 경우에 대하여 조사하였다. 먼저 FD의 경우, 5개, 10개, 15개, 20개, 25개, 30개, 35개 사용할 경우에, 비대칭 지수는 거의 비슷하게 나타났으며, $\phi_1' - \phi_5$ 를 사용한 5개 경우가 비대칭 지수와 주기지수의 성능이 우수하게 나타났다. ZD인 경우에는 10개 이상 조합한 경우에 비대칭 지수 AI가 너무 높아 비효율적이었다. 그러나 주기지수 PI는 파라미터를 많이 사용할수록 높게 나타나는 것을 알 수 있다.

마지막으로 각 형태 기술자의 전체적인 성능을 비교하였다. 계수가 낮은 순서부터 높은 순서인 $\phi_1' - \phi_7$ 의 7개만을 사용하는 경우로 한정하고, 서로 다른 8개의 데이터 집합에 대하여 성능을 조사하였다. 성능 평가 결과는 <표 3>과 <표 4>에 도



<그림 6> 개별 형태 기술자에 대한 AI



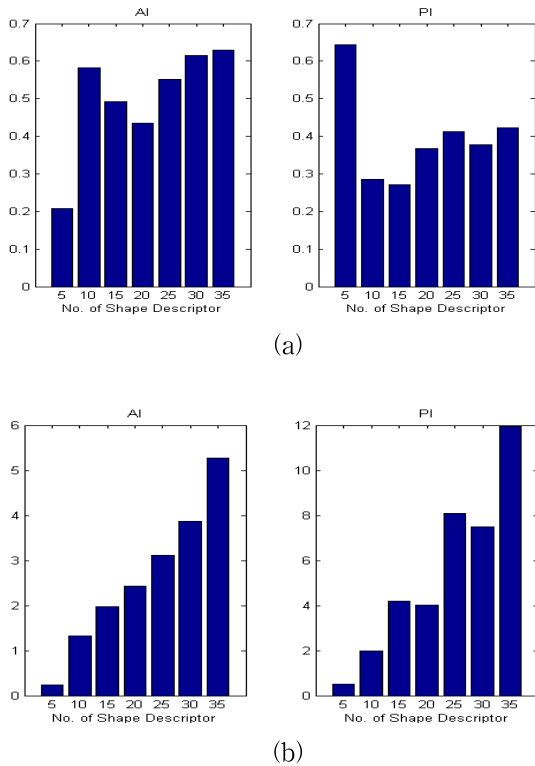
<그림 7> 개별 형태 기술자에 대한 PI

<표 3> 7개의 파라미터만을 사용한 경우의 비대칭 지수 AI

Descriptors \ Sets	class 1				class 2				Avr.
	00_1	00_2	00_3	00_4	00_1	00_2	00_3	00_4	
MD	4.019	3.407	4.267	0.785	0.335	3.967	0.017	2.945	2.47
FD	0.246	3.520	0.039	0.775	0.416	0.33	0.719	1.378	0.93
ZD	1.164	1.127	0.742	1.341	0.857	2.11	1.218	0.170	1.09

<표 4> 7개의 파라미터만을 사용한 경우의 주기 지수 PI

Descriptors \ Sets	class 1				class 2				Avr.
	00_1	00_2	00_3	00_4	00_1	00_2	00_3	00_4	
MD	1.287	4.419	0.996	0.287	1.033	4.068	2.563	4.346	2.37
FD	0.064	2.452	0.277	1.184	0.089	0.899	0.552	1.380	0.86
ZD	1.352	2.343	2.308	2.571	1.601	2.245	2.747	2.475	2.21



<그림 8> (a) FD와 (b) ZD의 사용된 파라미터 개수에 따른 성능 평가

시하였다. ZD가 AI = 1.09, PI = 2.21로 대체로 무난한 성능을 가졌으며, FD는 AI = 0.93으로 우수하였지만 PI = 0.86으로 주기적인 특징이 낮다. 따라서 FD는 하나의 주기 내에서는 비대칭성이 약해 우수한 성능을 가졌지만, 주기에 반복적으로 나타나는 경향이 약하게 나타났다. 반면 MD는 PI = 2.37로 주기에 의한 반복성이 강하게 나타났지만 AI = 2.47로 주기 내에서의 비대칭성이 강하게 나타났다.

이상에서와 같이 보행을 하는 사람의 데이터가 실루엣 영상일 경우에 대하여, 형태 기술자에 따른 성능을 조사하였다. 5~10개 정도의 파라미터를 사용하는 것이 좋게 나타났으며, 7개의 파라미터만

을 사용한 경우에는 주기지수는 ZD에서 높게 나타났으며, 비대칭 지수인 경우에는 FD와 ZD가 무난하게 평가되었다. 앞으로 신뢰성을 높이기 위하여 더 많은 데이터를 가지고 평가를 하여야 한다.

5. 결 론

본 논문에서는 보행을 하는 실루엣 동영상으로부터 보행을 분석하기 위해 사용되는 형태 기술자들의 성능을 평가하였다. 사용된 형태 기술자는 모멘트 기술자, 푸리에 기술자, 지나이크 기술자이며, 이들에 대하여 성능 평가 지수인 비대칭 지수 AI와 주기 지수 PI를 정의하여, 이 지수에 따라 형태 기술자의 성능을 평가하였다. 평가지수는 사람의 보행 형태가 주기에 따라 일정하게 형태를 가지지는 않지만 연속적이고 주기적인 형태로 나타나기 때문이다. 성능평가 결과, ZD가 AI = 1.09, PI = 2.21로 대체로 무난한 성능을 가졌으며, FD는 AI = 0.93으로 우수한 성능을 가졌으나 PI가 낮게 나타나, 한 주기 내에서는 우수한 성능을 가지지만, 반복성이 약하게 나타났다. 반면 MD는 PI = 2.37로 높았지만 AI = 2.47로 높게 나타났다. 앞으로 보다 정확한 성능 평가를 위해 더 많은 데이터를 가지고 실험을 하여야 하며, 보행인식 성능과의 연관 관계도 조사하여야 하겠다.

참고문헌

- CASIA Gait Database, GaitDatasetA-silh.zip.
- Chai, Y. et al., "A novel gait recognition method via shape and kinematics features", *LNCS*, Vol.4291, Nov.2006, 80~89.
- Choi, Min-Seok "Movement search in video stream using shape sequence", *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.12, No.4, Apr 2009.

- Collins R. and R. Gross, and J. Shi, "Silhouette based human identification from body shape", 5th International Conference of Automatic Face and Gesture, 2002, 366~371.
- James B. H., M. S. Nixon, and J. N. Carter, "Automatic gait recognition by symmetry analysis", *Pattern Recognition Letters*, Vol.24, No.13, Sept. 2003, 2175~2183.
- Jeon, Jihye et al., "Image distortion compensation for improved gait recognition", *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol.45, No.4, July 2009, 97~107.
- Kim, S.-J. and Y.-I. Kim, "Region-based shape descriptor with moving a vision center for image representation", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol.12, No.1, June 2006, 95~105.
- Mowbray S. D. and M. S. Nixon, "Automatic gait recognition via Fourier descriptors of deformable objects", *LNCS* Vol.2688, 2003, 1056~1063.
- Wang, L., T. Tan, W. Hu and H. Ning, "Automatic gait recognition based on statistical shape analysis", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.12, No.9, Sept. 2003, 1120~1131.
- Zhang D., *Image Retrieval Based on Shape*, Moshash University, Mar. 2002.

Abstract

Performance Evaluation of Shape Descriptors for Gait Analysis Based on Silhouette Sequence

Seon-Jong Kim

This paper presents a performance evaluation of shape descriptors for gait analysis in case of silhouette sequence images. We used moment descriptors(MD), Fourier descriptors(FD) and Zernike descriptors(ZD) as a shape descriptor. To evaluate their performance, we firstly defined the performance index, that is, AI(asymmetry index) and PI(periodic index) based on the periodic property of the gait images. This is why they are represented by periodic parameters due to periodic gait images. This index means that how the shape is represented periodically. According to these indexes, we evaluated the data sets with periodic images, downloaded from internet. The results showed that Zernike descriptors had better performance of $AI = 1.09$ and $PI = 2.21$ than others. And in case of FD and ZD, it's efficient to implement the gait analysis with 5~10 parameters.

Key Words : Gait Analysis, Silhouette Images, Fourier Descriptor, Moment Invariants, Zernike Moments

* Department of Biomedical Engineering, Pusan National University

저 자 소개



김선중

현재 부산대학교 바이오메디컬공학과에 교수로 재직 중이다. 경북대학교 전자공학과 학사(1989년), 석사(1991년), 박사(1996년) 학위를 취득하였으며, 1995년부터 1997년까지 순천제일대학 제어계측과 전임강사로 2년 간 역임하였다. 1997년에서 2005년까지 밀양대학교 컴퓨터공학부에 재직하였다. 2008년부터 1년 간 조지아 주립대학교에서 방문학자로서 연수를 수행하였다. 관심분야로는 바이오 신호 및 영상처리, 컴퓨터 비전, 바이오정보시스템 등이다.