논문 2011-48SP-4-8

변형된 라돈 변환을 이용한 기하학적 형태 불변 보행인식

(Geometric Transform-Invariant Gait Recognition Using Modified Radon Transform)

장 상 식*, 이 승 원*, 백 준 기**

(Sangsik Jang, Seungwon Lee, and Joonki Paik)

요 약

본 논문에서는 라돈 변환(Radon transform)을 변형한 ℜ-변환(ℜ-transform)을 이용하여 객체의 크기 변환과 회전에 불변하는 보행 인식 방법을 제안한다. ℜ-변환은 라돈 변환의 결과를 제곱한 후 투영선에 대해 적분한 것으로서, 평행이동에 불변하고 크기 변환은 변환계수의 진폭과 비례하고, 회전의 경우는 변환계수가 평행으로 이동하는 성질을 갖기 때문에 임의의 위치에서 교정되지 않은 카메라를 이용해서 객체 정보를 추출하는 데 효과적이다. 추출된 정보는 상관도(Correlation)를 이용하여 신원을 파악한다. 제안된 방법은 기하학적 변환에 강인하기 때문에 보행인식 단계에서 기하학적인 정렬 과정이 필요 없고, 객체와 카메라의 거리에 무관하게 인식이 가능하며, 카메라의 비정상적인 회전이 발생한 경우에도 강인한 인식이 가능하다.

Abstract

This paper presents a scale and rotation-invariant gait recognition method using ℜ-transform, which is computed by projecting squared coefficients of Radon transform. Since ℜ-transform is invariant to translation, rotation, and scaling, it particularly suitable for extracting object poses without camera calibration. Coefficients of ℜ-transform are used to compute correlation, and the maximum correlation value determines the similarity between two gait images. The proposed method requires neither camera calibration nor geometric compensation, and as a result, it makes robust gait recognition possible without additional compensation for translation, rotation, and scaling.

Keywords : 보행 인식(gait recognition), 생체 인식(biometric identification), 라돈 변환(radon transform)

Ⅰ. 서 론

생체인식(biometric identification)은 인간의 생리적 생물 특징(physiology biometrics traits)이나, 행동적 생물 특징(behavioral biometrics traits)을 사용해서 신원을 인식하는 기술이다. 생리적 생물 특징을 이용한 방법으로는 지문 인식, 얼굴 인식, 각막 인식 등이 있고, 행동적 생물 특징을 이용한 방법으로는 보행 인식, 서명 인식 등이 있다[1]. 생체인식의 다른 방법의 분류로서, 인식방법에 따라 접촉식 인식과 비접촉식 인식으로 나눌 수 있다. 지문인식과 같은 접촉식 인식은 인식을 위해 사람이 집적 접촉을 하여야 하기 때문에 근거리에서 접촉이 없을 경우 인식이 불가능 하고 비접촉 인식 방법인 얼굴인식 방법 또한 얼굴 영역이 일정 크기 이하가 되는 원거리에서는 사용이 불가능하다. 보다 효율적으로 먼 거리에서 사람을 인식하기 위해서는 근거리에서 이루어져야 하는 생리적 생물 특징 보다 행동적 생물 특징을 이용하는 것이 적절할 것이며, 이러한 행동적 생물 측정 방식(behavioral biometrics measure)은 최근 많은

* 학생회원, ** 평생회원-교신저자, 중앙대학교 첨단영상대학원
(Dept. of Image Engineering. Graduate School of Advanced Image Science, Multimedia, and Film, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(2009-0081059)과 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 지원(NIPA-2010-C1090-1011-0010)의 연구결과로 수행되었습니다.
접수일자: 2010년12월13일, 수정완료일: 2011년3월8일

관심을 얻고 있다. 보행 인식은 행동적 생물측정 방식의 대표적인 것으로서, 근골격(musculo- skeletal)의 구조를 통해 결정되고, 사람마다 식별 가능한 서로 다른 보행 특성을 사용한다. 보행인식 방법은 1970년대 Cutting and Kozlowski의 인간 인지 실험 (human perception experiments)을 통해 시작되어, 현재까지 지속적으로 연구되고 있는 행동적 생물측정 방식이다[2].

사람의 보행주기는 두 걸음으로 정의되며, 측정된 보행주기는 사람마다 고유한 반복적인 주기성을 갖는다. 보행을 이용한 생물학적 측정은 크게 모델기반 방법(model-based)과 형태기반 방법(shape-based method)으로 분류된다. 모델기반 방법은 사람의 신체 구조를 모델링하고, 영상으로부터 신체 구성 요소와 관련된 정보를 추출하여 보행주기는 찾는 반면, 형태기반 방법은 영상의 실루엣을 이용하여 사람의 신체 전체를 하나의 패턴으로 보고, 화소수를 계산하여 보행주기를 찾는 방식이다. 이 방식은 실루엣의 화소수에 영향을 받으므로 잡음에 약하며 영상에서 인식하고자 하는 객체의 크기나 방향이 성능에 큰 영향을 미치게 되는 데, Wang이 제안한 방식이 여기에 속한다[3]. 보다 구체적으로는 입력 영상으로 부터 배경을 생성하고 차분을 통해 객체를 추적하여 보행데이터를 추출한 후, 추출된 데이터는 주성분 분석법(principle component analysis; PCA)을 사용해서 차원을 줄여 인식에 적용하였다. 실루엣 분석 방식은 화소수의 영향을 받기 때문에 사람의 옷, 신발, 액세서리, 잡음이 인식에 영향을 미치게 된다. 잡음에 대해 강인한 실루엣 기반 보행인식 중에 라돈 변환을 이용한 보행인식과 보행에너지영상(gait energy image)을 이용한 방법이 있다. Nikolaos는 라돈 변환(Radon transform)과 선형판별분석(linear discriminant analysis; LDA)를 이용한 보행인식을 제안했다[4]. 라돈 템플릿을 생성하고 선형판별분석을 이용한 부공간 투영으로 특징 추출 단계에서 별도의 잡음제거를 수행하지 않고도 잡음에 강한 알고리즘을 제안했다. 하지만 라돈 변환은 크기 변환, 평행이동, 회전에 따라 변하기 때문에 각각의 단계에서 추가적인 정렬이 필요하다. Han은 보행에너지영상을 이용한 보행인식을 제안했다[5]. 보행 시 걷는 모습의 순서는 같으나 팔, 몸통의 흔들림은 다르다는 전제하에 이진 보행주기 데이터를 모두 더한 후 평균을 계산해서 한 장의 템플릿을 생성하였다. 이 템플릿은 공간 평균화된 에너지를 나타내고 시간 평균화된 누적 에너지를 나타낸다. 템플릿의 밝기에 따라 움직임 적은 부분과 많은 부분이 구별 가능하다. 템플릿 생성 시 보행주기의 평균으로 하나의 템플릿으로 나타내기 때문에 잡음에 강인하고 보행주기를 하나의 템플릿으로 나태내기 때문에 비용과 계산량을 줄일 수 있다. 하지만 Han이 제안한 방법 또한 템플릿을 생성하기 위해서는 크기 변환과 평행 변환 과정이 필요로 하다.

본 논문에서는 라돈 변환을 변형한 $\Re$-변환($\Re$-transform)을 이용한 보행인식을 제안한다. 라돈 변환은 이차원 영상에 나타난 패턴을 여러 각도에서의 직선들에 사영하여 생기는 히스토그램들의 누적함수로 정의되기 때문에 정보 검출에는 뛰어나나 기하학적 변형에 약한 특성을 가진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 라돈 변환의 결과를 제곱한 값을 투영선에 대해 적분하면 $\Re$-변환을 얻을 수 있다[6]. $\Re$-변환은 평행이동에 불변하고 크기 변환은 변환계수의 진폭과 비례하고, 회전의 경우는 변환계수가 평행으로 이동하는 성질을 갖기 때문에 이를 이용하여 패턴 정보를 얻음으로써 보행인식 단계에서 기하학적인 정렬 과정이 필요 없게 된다. 결과적으로 사전에 카메라의 교정 없이도, 임의의 위치에 존재하는 객체의 특징 추출이 가능하다. 추출된 정보를 이용하여 상관도(correlation)를 계산하여 보행자의 신원을 파악한다.

본 논문은 Ⅱ장 배경 이론에서 $\Re$-변환에 대해 설명한다. Ⅲ장에서는 $\Re$-변환을 이용한 보행 특징 추출 및 보행 인식에 대해 설명하며, Ⅳ장에서는 기하학적 변형된 영상을 $\Re$-변환 이용한 보행인식을 통해 제안된 방법의 우수성을 증명한다. 마지막으로 Ⅴ장에서 본 논문의 결론을 제시한다.

Ⅱ. 배경 이론

라돈 변환은 영상에서 직선, 모서리, 곡선과 같은 기하학적인 요소를 효과적으로 검출하는데 사용된다[7]. 라돈 변환은 실루엣 영상에서 특징 추출 시 잡음에는 강하나, 기하학적 변형에 약한 특성을 갖는다. 이를 보완하기 위해 라돈 변환의 결과를 제곱한 값을 투영선에 대해 적분하면 기하학적으로 불변한 $\Re$-변환을 얻을 수 있다. 본 절에서는 제안된 기술의 배경 이론이 되는 라돈 변환과 $\Re$-변환을 정의한다.

1. 라돈 변환

라돈 변환은 2차원 유클리드 공간(Euclidean space)

상에서 영상 $f(x,y)$를 선 적분하여 라돈 변환 공간(Radon transform space)상에 누적함으로써 영상의 선형 특징을 강조하고 검출하는데 사용한다. 또한 적분 고유의 기능으로 인하여 잡음으로 오염된 영상에서 잡음에 강건한 특징 추출이 가능하다. 주어진 투영 각도 θ에 대한 영상 $f(x,y)$의 라돈 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$T_{Rf}(\rho,\theta) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \delta(x\cos\theta + y\sin\theta - \rho)dxdy \quad (1)$$

여기서 $T_{Rf}(\rho,\theta)$는 2차원 영상 $f(x,y)$를 선 적분하여 획득한 투영 데이터(projection data)이고, ρ는 원점을 통과하는 법선의 길이를 나타낸다. θ는 법선과 X축이 이루는 각도이며, δ는 디락 델타 함수(dirac delta function)를 나타낸다. 각도 θ에서 영상 $f(x,y)$는 회전된 좌표계 (ρ,u)에서 다음과 같이 표현되고

$$x = \rho\cos\theta - u\sin\theta,\ y = \rho\sin\theta + u\cos\theta \quad (2)$$

식 (1)을 이용하여 다음과 같이 변형된다.

$$T_{Rf}(\rho,\theta) = \iint_{-\infty}^{\infty} f(\rho\cos\theta - u\sin\theta, \rho\sin\theta + u\sin\theta)\delta(0)dud\rho \quad (3)$$

여기에서 디락 델타 함수는 변수 ρ에 대한 함수이고, 다음과 같은 성질을 가진다.

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x = 0 \\ 0, & elsewhre \end{cases}, \quad (4)$$

따라서 라돈 변환은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$T_{Rf}(\rho,\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\rho\cos\theta - u\sin\theta, \rho\sin\theta + u\sin\theta)du, \quad -\infty < \rho < \infty,\ 0 < \theta < \pi. \quad (5)$$

그림 1은 유클리드 공간 상에서 각도 θ에서 영상 $f(x,y)$의 라돈 변환 공간상으로 적분 되는 것을 보여준다.

그리고 라돈 변환은 다음과 같은 기하학적 성질을 갖는다.

$$T_{Rf}(\rho,\theta) = T_{Rf}(\rho,\theta + 2k\pi). \quad (6)$$

(1)주기성: k를 모든 상수라 했을 때, 2π의 주기를 갖는다.

(2)대칭성: θ에 π를 더하거나 뺏을 때 다음과 같은 대칭을 보인다.

$$T_{Rf}(\rho,\theta) = T_{Rf}(-\rho,\theta \pm \pi). \quad (7)$$

(3)크기 변환: a만큼 스케일이 변하게 되면, ρ좌표계와 투영 데이터의 위상 스케일이 변한다.

$$\frac{1}{|a|} T_{Rf}(a\rho,\theta). \quad (8)$$

(4) 평행 이동: 평행 이동 벡터 $\vec{\mu} = (x_0, y_0)$만큼 평행 이동 시, 영상이 이동되는 만큼 투영 데이터도 동일한 거리로 이동된다.

$$T_{Rf}(\rho - x_0\cos\theta - y_0\sin\theta, \theta). \quad (9)$$

(5) 회전: θ_0만큼 영상을 회전시켰을 때, 투영 데이터도 θ_0만큼 회전한다.

$$T_{Rf}(\rho, \theta + \theta_0). \quad (10)$$

이와 같은 장점과는 반대로 라돈 변환은 영상의 기하학적 특징에 따라 결과가 변하는 단점이 있다. 따라서 두 객체의 유사성을 라돈 변환으로 판별하기 위해서는 똑같은 기하학적 특징 아래에 있어야 한다. 하지만 카메라를 통해 획득한 영상이 항상 같은 기하하적 특징을 갖지 않으므로 별도의 정렬 과정이 필요하고 이를 극복하기 위해 Tabbone는 라돈 변환의 변환된 형태인 $\Re$-변환을 제안했다[7].

2. $\Re$-변환

기하학적으로 불변한 성질을 갖고 있는 $\Re$-변환은 라돈 변환의 결과를 제곱한 값을 투영선에 대해 적분하면 얻을 수 있다. 식으로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Re_f(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2(\rho,\theta)d\rho. \quad (11)$$

다음과 같은 기하학적 성질을 갖는다.

(1) 주기성: $\Re$-변환은 π의 주기를 갖는다.

$$\Re_f(\theta + \pi) = \Re_f(\theta). \quad (12)$$

(2)크기 변환: 영상이 a만큼 크기가 변하게 되면 $\Re$-변환의 결과만 위상 스케일이 변한다.

$$\frac{1}{a^2}\int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2(a\rho,\theta)d\rho = \frac{1}{a^3}\int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2(v,\theta)dv = \frac{1}{a^3}\Re_f(\theta). \quad (13)$$

(3)평행 이동: $\Re$-변환은 영상을 평행 이동 벡터 $\vec{\mu}=(x_0,y_0)$만큼 이동 시켜도 결과가 변하지 않는다.

$$\int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2((\rho-x_0\cos(\theta)-y_0\sin(\theta)),\theta)d\rho = \int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2(v,\theta)dv = \Re_f(\theta). \quad (14)$$

(4)회전: 영상이 θ_0만큼 회전하게 되면 $\Re$-변환의 결과는 θ_0에 의해 평행 이동 된다.

$$\int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2((\rho-x_0\cos(\theta)-y_0\sin(\theta)),\theta)d\rho = \int_{-\infty}^{\infty} T_{Rf}^2(v,\theta)dv = \Re_f(\theta). \quad (15)$$

위와 같이 $\Re$-변환은 평행 이동과 표준화 된 크기변환에 불변하다. 그리고 회전에 대해서는 그래프의 변화만 이루어지므로 결과 값의 회전을 통해 검출할 수 있다. 이에 대한 실험적 증명은 Ⅲ장에서 하기로 한다.

Ⅲ. $\Re$-변환을 이용한 보행 인식

기존 실루엣 기반 보행 인식 알고리듬의 가장 큰 문제점은 잡음과 기하학적 변형에 민감하기 때문에 별도의 잡음 제거 과정 및 정렬 과정이 필요하다는 것이다. 본 절에서는 그러한 문제점을 $\Re$-변환을 통해 보상하여 잡음에 강인하고 객체의 크기변화, 회전, 평행이동 등의 기하학적 변형에 강건한 보행특징 추출 방법을 제안한다. 라돈 변환은 추출된 실루엣을 투영하여 투영 에너지를 0°부터 360°까지 모두 저장하기 때문에 발생한 잡음에 강인한 특성을 보인다. 그 결과를 이용한 $\Re$-변환은 라돈 변환의 에너지를 제곱하고 1°씩 모든 정보량을 누적 하여 180°의 주기를 갖는 에너지 정보로 나타낸다. 이로 인해 $\Re$-변환은 기하학적 변형에 강인하게 되는 데, 예를 들어 같은 객체가 시계 방향으로 30° 회전 했을 때, 회전하기 전 정보는 30°회전 후 0°의 정보와 같게 되고 180°의 주기 안에서 반복되기 때문에 변환 결과의 평행 이동으로 회전 전과 후의 동일한 객체 정보 획득이 가능하여 객체 회전에 강인하다. 평행 이동 시에는 객체의 에너지량은 이동 전과 변화가 없기 때문에 동일한 변환 결과를 얻게 된다. 객체의 모형이 변하지 않는 범위 내에서의 크기 변화 시에 동일한 에너지 변화가 생기기 때문에 객체의 크기와 회전, 그리고 평행이동에 강인한 보행 특징을 추출하게 해준다. 소절 1에서는 배경 차분을 이용하여 영상에서 객체의 실루엣을 추출에 대해 설명한다. 소절 2에서는 $\Re$-변환을 이용한 보행 특징 추출에 대해 설명하고, 소절 3에서는 상관도(correlation)를 이용한 보행 인식에 대해 설명한다.

1. 배경 차분 기법을 이용한 실루엣 추출

보행 영상으로부터 형체기반 보행인식을 위한 보행 특징 추출을 위해서는 실루엣 영상을 획득해야 한다. 일반적인 객체 정보를 추출하는 방법은 객체가 없는 배경 영상과 전경 영상과의 차분값을 이진영상으로 변환하여 사용하며, 이 기법을 배경 차분 기법이라 한다. 배경 차분 기법의 결과 영상은 각각의 화소를 동적인(moving)화소인 객체와 정적인(non-moving) 화소인 배경을 구분 지어 두 화소 간의 차 영상(difference image)으로 객체를 추출한다. 식 (16), (17)는 차 영상을 얻는 방법을 표현한 것이다.

$$S_{diff}(x,y) = |I_a(x,y) - I_b(x,y)|. \quad (16)$$

$$S_{bin}(x,y) = \begin{cases} 1, & S_{diff}(x,y) > T \\ 0, & otherwise \end{cases}, \quad (17)$$

여기에서 $S_{diff}(x,y)$는 배경 영상 $I_a(x,y)$와 입력 영상 $I_b(x,y)$의 차이 값을 나타낸다. $S_{bin}(x,y)$는 이진영상이고, T는 임계(threshold)값이다. 그림 2는 검출된 객체 추출 결과를 보인다.

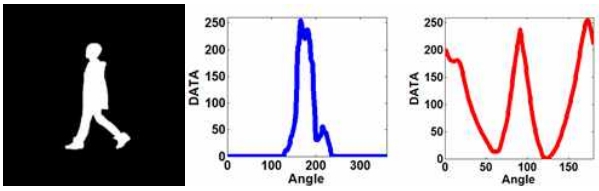
(a) (b) (c)

그림 2. 배경 차분 기법;
(a) 배경영상, (b) 보행영상, (c) 객체 실루엣

Fig. 2. Background difference; (a) background image, (b) gait image, (c) object silhouette.

2. $\Re$-변환으로 보행 특징 추출하기

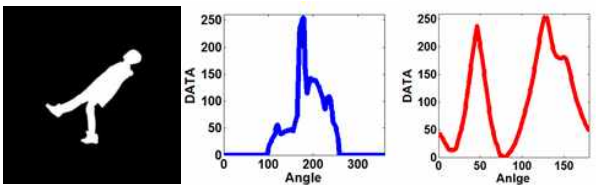
2절에서 설명했듯이 $\Re$-변환은 라돈 변환의 결과를



(a) (b) (c)

그림 3. 원본 영상의 라돈 변환과 ℜ-변환; (a) 실루엣 영상, (b) 라돈 변환, (c) ℜ-변환

Fig. 3. Radon transform, ℜ-transform of original image; (a) silhouette image, (b) radon transform, (c) ℜ-transform



(a) (b) (c)

그림 4. 45° 회전 영상의 라돈 변환과 ℜ-변환; (a) 45° 회전된 실루엣 영상, (b) 라돈 변환, (c) ℜ-변환

Fig. 4. Radon transform, ℜ-transform of rotated image; (a) rotated silhouette image, (b) radon transform, (c) ℜ-transform

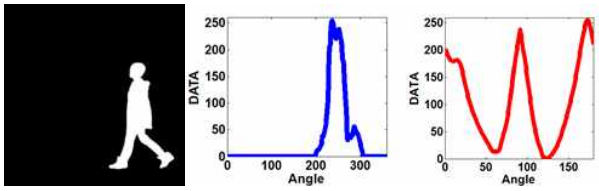
제곱한 후 투영선에 대해 적분하여 얻는다. 그러므로 ℜ-변환을 구하기 위해선 우선 라돈 변환을 수행해야 한다. 배경 차분으로 얻은 실루엣 영상을 라돈 변환 후 ℜ-변환 하게 되면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있으며, 모든 결과는 최소값이 0, 최대값이 255가 되게 정규화 하였다.

그림 3(b) 결과와 같이 라돈 변환은 360° 주기의 그래프로 나오게 된다 위 결과를 제곱한 후 적분을 하게 되면 그림 3(c)와 같은 180°의 주기를 갖는 누적 에너지 결과를 얻는다. 그리고 2장 배경이론에서 수식으로 증명했던 ℜ-변환의 기하학적 변형에 대한 강인함을 다음 변환결과를 통해 증명한다.

그림 4(a)는 그림 3(a) 시계방향으로 45° 회전 한 영상이다. 라돈 변환의 결과는 그림 3과 비교하여 전혀 다른 그래프가 되었지만 ℜ-변환의 결과 값은 평행 이동하면 그림 3의 결과값과 같은 값이 된다.

그림 5 (a)는 그림 3(a) 평행이동 한 한 영상이다. 라돈 변환의 결과는 그림 3과 모양은 같으나 결과가 평행 이동 되었음을 알 수 있다. 그리고 -변환의 결과 값은 그림 3와 같다.

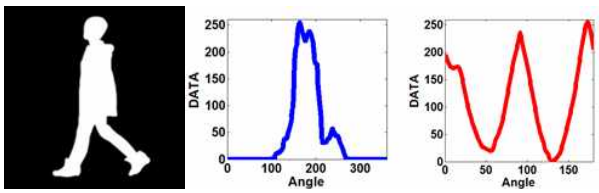
그림 6(a)는 그림 3 (a) 1.5배 크기 변환한 영상이다.



(a) (b) (c)

그림 5. 평행 이동 영상의 라돈 변환과 ℜ-변환; (a) 평행 이동된 실루엣 영상, (b) 라돈 변환, (c) ℜ-변환

Fig. 5. Radon transform, ℜ-transform of translation image; (a) translation silhouette image, (b) radon transform, (c) ℜ-transform



(a) (b) (c)

그림 6. 크기 변환 영상의 라돈 변환과 ℜ-변환; (a) 크기 변환된 실루엣 영상, (b) 라돈 변환, (c) ℜ-변환

Fig. 6. Radon transform, ℜ-transform of up scailing image; (a) up scailing silhouette image, (b) radon transform, (c) ℜ-transform

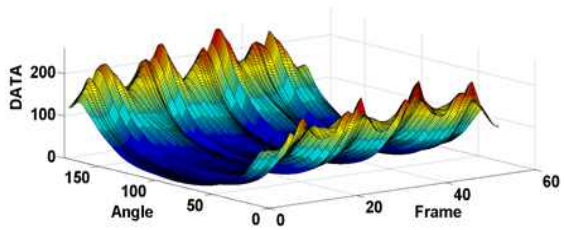


그림 7. 시간에 대한 보행 객체의 ℜ-변환

Fig. 7. ℜ-transform of gait object for time.

라돈 변환의 결과값 또한 원본 영상처럼 크기 변환되었음을 알 수 있다. ℜ-변환의 결과 값은 정규화 전에는 위상만 변한 모양이나 정규화 후 같은 모양을 갖는 것을 알 수 있다. 따라서 ℜ-변환은 라돈 변환과 비교하여 기하학적 변형된 객체 특징 추출에 강건함을 알 수 있다. 보행 인식을 위해 보행 시퀀스를 ℜ-변환하여 시간에 대한 그래프로 나타내면 다음과 같은 결과를 얻는다.

그림 7과 같이 ℜ-변환 후 얻은 결과 값을 보행 데이터라 한다. 그림 8은 각기 다른 사람의 보행 데이터이다.

각기 다른 사람들의 보행 데이터를 보면 각 프레임에

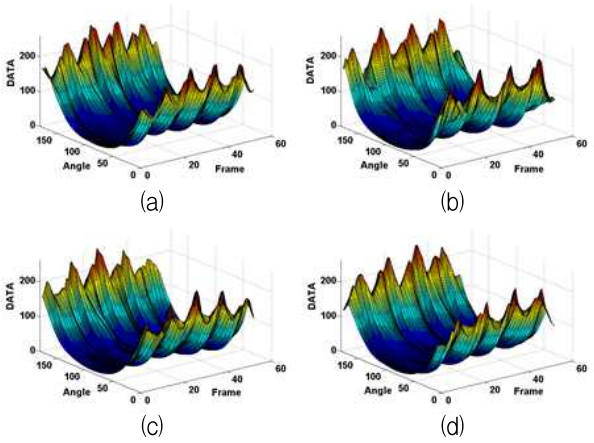


그림 8. 각기 다른 4명의 보행 데이터
Fig. 8. 4 different gait data.

서 최대값이 그리는 파형이 서로 다름을 확인 할 수 있다. 그리고 같은 사람의 보행 데이터는 최소값과 최대값의 변화에서 일정한 형태가 반복되기 때문에 효율적인 보행 특징 추출이 가능하다.

3. 상관도(Correlation)을 이용한 보행인식

$\Re$-변환을 통해 여러 사람의 보행 특징을 추출하고 데이터베이스를 구성한다. 각 보행 특징 간의 상관도(correlation)를 다음과 같이 계산하여 상관관계가 높은 데이터베이스와 일치하는 것으로 판정한다.

$$\begin{aligned}\rho_{DB,INPUT} &= corr(DB,INPUT) \\ &= \frac{cov(DB,INPUT)}{\sigma_{DB}\sigma_{INPUT}} \\ &= \frac{E[(DB-\mu_{DB})(INPUT-\mu_{INPUT})]}{\sigma_{DB}\sigma_{INPUT}}\end{aligned} \tag{18}$$

여기에서 DB는 데이터 베이스에 저장된 보행 특징 요소, $INPUT$은 입력영상의 보행 특징 요소, 그리고 $\rho_{DB,INPUT}$은 DB와 $INPUT$의 상관계수이다.

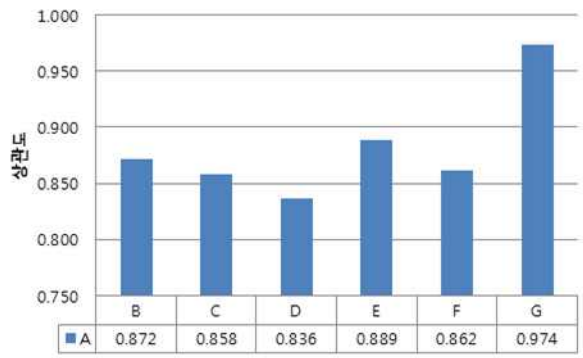


그림 9. 상관도를 이용한 보행 인식
Fig. 9. Gait recognition using correlation.

그림 9와 같이 인식하고자 하는 객체와 다른 객체의 상관도를 비교하여 보행 인식을 수행한다. A와 G는 각각 다른 장소에서 촬영된 동일한 객체의 보행데이터이며, $B-F$는 각각 다른 객체의 보행데이터이다. 동일한 객체의 보행데이터에서 가장 높은 상관도를 보이는 것을 알 수 있다.

Ⅳ. 실험결과

본 논문의 $\Re$-변환의 기하학적 형태 불변에 대한 실험을 하기 위해 세가지 환경에서 촬영한 영상이 그림 10에 보인다.

그림 10(a)와 10(c)를 비교하면 객체의 크기가 다름

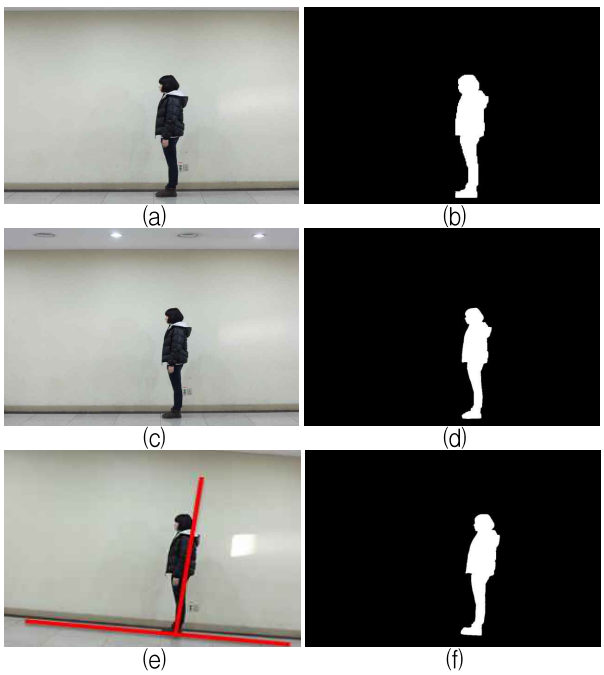


그림 10. 세 가지 환경에서 촬영한 영상과 각각의 배경 차분 결과: (a,b) 카메라를 지면과 수평인 상태에서 촬영한 영상과 그의 배경 차분, (c,d) 카메라의 위치를 멀게 변경해서 크기 변화에 대한 강인함을 알아보기 위해 객체의 크기를 조정한 영상과 그의 배경 차분, (e,f) 영상회전에 대한 강인함을 알아보기 위해 카메라를 15° 회전하여 얻은 영상과 그의 배경 차분
Fig. 10. Image from three environments and each of the background differencing results: (a, b) original image and its background difference, (c, d) down scaling image and its background difference, (e, f) rotated image and its background difference.

을 확인 할 수 있고 그림 10(a)와 10(e)를 비교하면 배경 위치가 차이 나며 객체의 크기도 변화가 있음을 알 수 있다. 그림 10(b), (d), (f)는 $\Re$-변환을 구하기 위해 배경 차분 기법으로 추출한 실루엣 영상이다. 영상의 형태기반 생체 인식방법은 객체의 실루엣 추출이 인식에 큰 영향을 미친다. 실루엣 추출의 정확도를 높이기 위해 임계값을 설정해야 한다. 본 논문에서는 $\Re$-변환과 일반적인 실루엣 추출을 통한 보행특징 추출에 잡음이 미치는 영향을 알아보기 위해 실험적으로 임계값을 설정하여 실루엣을 추출하는 방법을 택하였다.

그림 11(a)는 잡음이 발생하지 않은 실루엣 영상이다. 그림 11(b) 는 잡음이 추가된 실루엣 영상을 보인다.

그림 12(a)는 그림 11에서 잡음이 발생하지 않은 실루엣 영상에서 보폭을 추출하여 얻은 보행 특징이다[8]. 그림 12(b)는 잡음이 발생한 실루엣 영상에서 같은 방법으로 추출한 보행 특징이다. 참고로 보폭은 실루엣의 좌측 끝에서 우측 끝까지의 거리를 의미한다. 위와 같이 보폭만을 가지고 보행 특성을 추출할 경우, 잡음이 존재하면 (a), (b)가 전혀 다른 데이터가 된다.

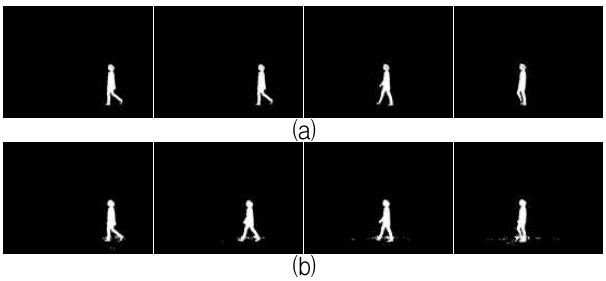


그림 11. 잡음의 유무에 따른 실루엣의 변화: (a) 잡음이 없는 실루엣 영상, (b) 잡음이 존재하는 실루엣 영상

Fig. 11. Changes according to the presence of noise in the silhouette (a) no noise silhouette image, (b) noise silhouette image.

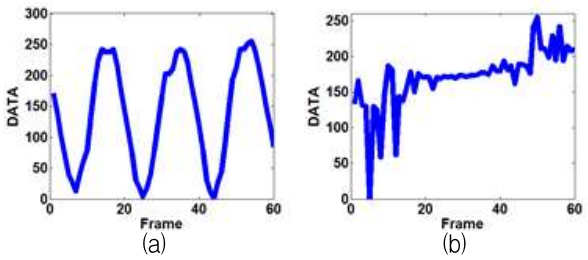


그림 12. 실루엣의 보폭 추출 이용한 보행특징 추출; (a) 잡음이 없는 경우, (b) 잡음이 존재하는 경우

Fig. 12. Gait characteristics extraction using stride extraction of silhouette; (a) no noise image, (b) noise image.

그림 13(a)는 그림 11에서 잡음이 발생하지 않은 실루엣 영상을 $\Re$-변환을 이용하여 보행 특징을 추출한 정보이며 그림 13(b)는 잡음이 발생한 실루엣 영상을 $\Re$-변환으로 보행 특징을 추출한 정보이다. $\Re$-변환은 각 프레임 마다 180개의 정보를 가지나 그림 12의 보행 특징과 비교하기 위해 각 프레임의 최고치를 추출하였다. $\Re$-변환을 사용하면 영상 전체를 투영한 에너지를 나타내기 때문에 위 결과와 같이 잡음이 발생 하더라도 유사한 보행 특징을 추출할 수 있다.

그림 14는 CASIA Gait Database B를 이용한 실험결과이다[9].

A와 A'는 동일 인물이며, 각각 장소, 외투, 가방을 변경 하여 촬영한 영상의 보행 특징과 다른 객체의 보행 특징의 상관도를 비교하였다. 장소가 변하고 외투, 가방으로 인해 실루엣이 변하더라도 보행인식을 수행할 수 있음을 알 수 있다.

4명의 다른 객체에 대해 A(원 영상), B(크기 변환 영상), C(15° 회전 영상) 환경에서 각각 200 프레임씩 실내, 실외 영상 각각에서 2400 프레임을 획득하고 그 중에서 보행 주기를 확인할 수 있는 60 프레임을 선정하여 비교하였다. 세로축은 상관도를 나타내며 가로축은

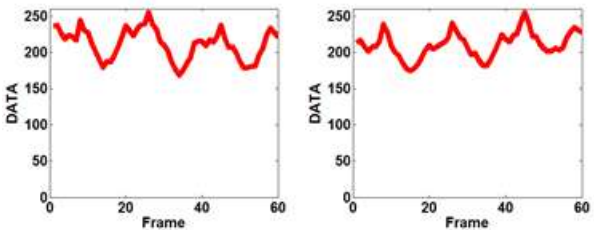


그림 13 $\Re$-변환을 이용한 보행특징 추출; (a) 잡음이 없는 경우, (b) 잡음이 존재하는 경우

Fig. 13. Gait characteristics extraction using $\Re$ -transform; (a) no noise image, (b) noise image

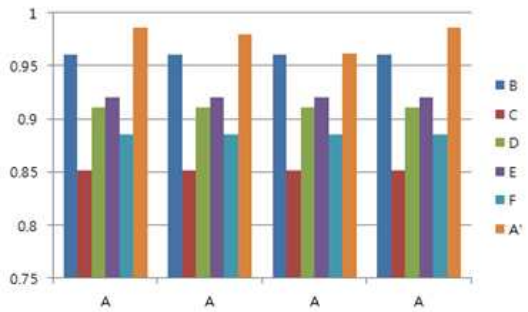


그림 14. 다른 환경에서 촬영한 영상의 보행 인식

Fig. 14. Gait recognition of recoded other environment

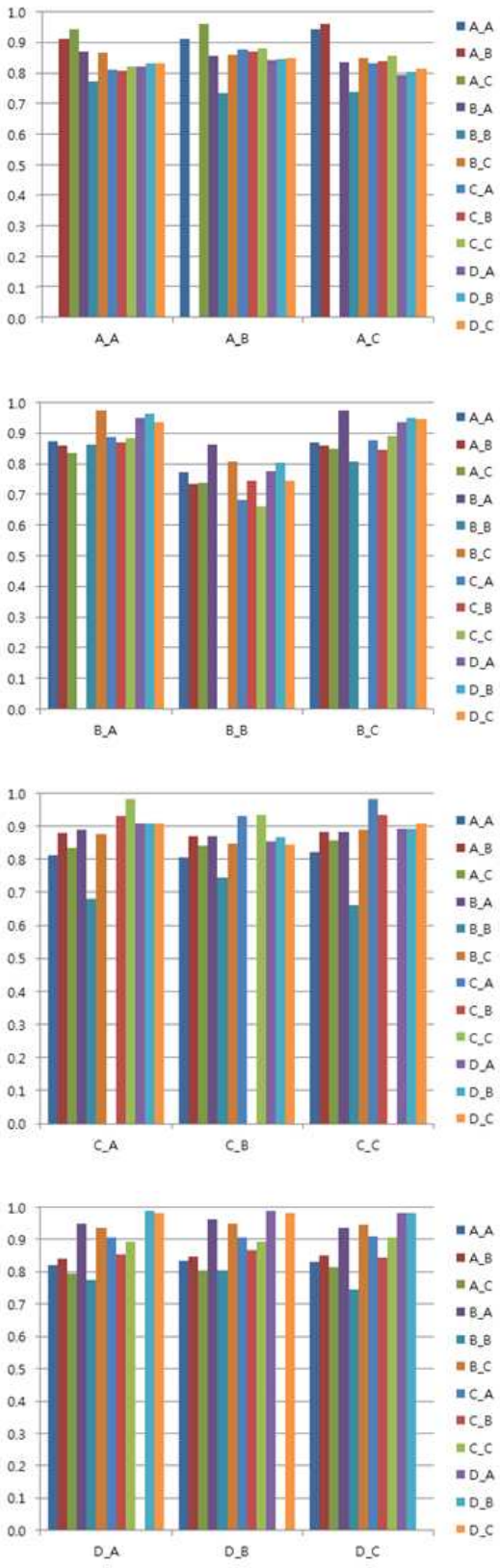


그림 15. A, B, C, D에 대한 기하학적 변형 보행인식
Fig. 15. Gait Recognition of other geometric transformation.

객체와 환경 정보를 나타낸다. 자기 상관도는 항상 1을 갖기 때문에 제외 하였다. 그림 15의 보행인식을 통해 크기 변환 및 회전이 발생한 영상에서도 별도의 정렬 과정 없이 보행 인식을 할 수 있음을 알 수 있다.

이번 장에서는 앞에서 소개한 이론적인 내용을 바탕으로 $\Re$-변환의 잡음에 대한 강인함을 실루엣의 보폭 추출과 비교하고 기하학적 변형된 영상의 보행인식을 통해 기하학적 강인함에 대해 알아보았다. 본 논문의 $\Re$-변환을 이용한 보행인식은 객체의 보행 데이터 추출 과정에서 실루엣 별도의 잡음 제거 과정 및 기하학적 정렬 과정을 수행하지 않아도 보행데이터를 추출 할 수 있다는 데 의미가 있다.

V. 결 론

기존의 실루엣 영상에서 추출된 보폭만을 이용한 보행 인식 연구는 실루엣 추출 시 발생하는 잡음과 기하학적 변형을 극복하기 위해 별도의 잡음 제거 및 정렬 과정이 필요하다. 이러한 경우 계산량이 증가하는 것은 물론이고, 성능 개선을 기대하기 어렵다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 $\Re$-변환을 이용하여 잡음과 기하학적 변형에 강인한 보행 데이터 추출을 통해 객체의 신원을 확인하는 알고리듬을 제안하였다. $\Re$-변환은 라돈 변환의 결과를 제곱한 후 투영선에 대해 적분한 것으로서, 영상 전체를 투영한 에너지 나타내기 때문에 잡음이 발생 하더라도 보행 특징을 뽑아 낼 수 있다. 그리고 기하학적 변형에 대해서는 평행이동에 불변하고, 크기 변화는 변환계수의 진폭과 비례하고, 회전의 경우는 변환계수가 평행으로 이동하는 성질을 갖기 때문에 임의의 위치에서 교정되지 않은 카메라를 이용해서 객체 정보를 효과적으로 추출할 수 있다. 이렇게 제안한 알고리듬을 효율적으로 비교 분석하기 위해 기하학적 특성이 다른 세 영상을 촬영 하였다. Ⅳ장에서 확인할 수 있듯이, 제안한 알고리듬을 이용하여 실루엣 추출 과정에서 잡음이 발생하거나 기하학적 변형이 발생한 영상에서도 보행 특징을 추출하여 보행 인식을 수행 할 수 있었다. 기하학적 변환에 강인하기 때문에 보행인식 단계에서 기하학적인 정렬 과정이 필요 없고, 객체와 카메라의 거리에 무관하게 인식이 가능하며, 카메라의 비정상적인 회전이 발생한 경우에도 강인한 인식이 가능하다.

향후 연구 계획으로는 $\Re$-변환을 이용한 보행 데이터 추출을 바탕으로 선형 판별 분석, 주성분 분석 알고리듬을 이용하여 계산량을 줄이고 객체의 인식률을 더 향상시키기 위해 객체의 분할 설정을 통해 확률적으로 검출하고 추적하는 알고리듬 방식에 대해 연구를 진행할 것이다. 이러한 방법을 접목시키면 보다 신속하고 정확한 객체 추적이 기대되고, 실시간 추적 시스템 구현이 가능할 것이라 예상된다.

참 고 문 헌

[1] A. Jain, A. Ross and S. Prabhakar, "An introduction to biometric recognition," IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, pp. 4 - 20, January 2004.

[2] J. Cutting and L. Kozlowski, "Recognition of friends by their walk," Bulletin of the Psychonomic Society, vol. 9, no. 5, pp. 353 - 356, 1977.

[3] L. Wang, T. Tan, H. Ning, and W. Hu, "Silhouette analysis based gait recognition for human identification," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, no. 12, pp. 1505 - 1518, December 2003.

[4] N. Boulgouris and Z. Chi, "Gait recognition using radon transform and linear discriminant analysis," IEEE Trans. Image Processing, vol. 16, no. 3, pp. 731 - 740, March 2007.

[5] J. Han and B. Bhanu, "Individual recognition using gait energy image," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28, no. 2, pp. 316 - 322, February 2006.

[6] S. Tabbone, L. Wendling and J. Salmon, "A new shape descriptor defined on the radon transform," Computer Vision and Image Understanding, vol. 102 pp.42-51, 2006.

[7] S. Deans, "The radon transform and some of its applications," John Wiley & Sons, 1983.

[8] 김대희, 전지혜, 이창수, 백준기, "투영 왜곡 보정을 사용한 강건한 보행인식," 신호처리합동학술대회, 21권, 1호, 2008년, 9월.

[9] http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Gait%20Databases.asp

저 자 소 개

장 상 식(학생회원)

2010년 대진대학교 전자공학과 학사 졸업.

2011년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 석사과정 재학중.

<주관심분야 : 영상처리, 보행인식, 차량번호판 인식, HDR>

백 준 기(평생회원)-교신저자

1984년 서울대학교 제어계측공학과 학사 졸업.

1987년 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 석사 졸업.

1990년 노스웨스턴대학교 전기 및 컴퓨터 공학과 박사 졸업.

2011년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수.

<주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>

이 승 원(학생회원)

2009년 서울산업대학교 전자정보공학과 학사 졸업.

2011년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 석사과정 재학중.

<주관심분야 : 영상처리, 객체 추적, 지능형 영상 보안 및 감시>