

논문 2007-44SP-6-10

다중 특징점 검출을 이용한 보행인식

(Gait Recognition Using Multiple Feature detection)

조운*, 김동현**, 백준기***

(Woon Cho, Donghyeon Kim, and Joonki Paik)

요약

본 연구는 원거리에서 걸음걸이 (보행)의 특성을 분석하여 인간을 식별하는 보행인식 (gait recognition) 기술을 다중 특징점 기반으로 확장하여 인식률 및 오류 내성을 향상시키는 기술을 제안한다. 보다 구체적으로 i)움직임 검출, ii) 객체 영역 검출, iii) 머리 영역 검출, 그리고, iv) 능동 형태 모델을 이용하여 기본 알고리즘 (gait baseline algorithm)의 문제점인 전처리 과정 없이 그림자 영향과 낮은 인식률을 개선하였다. 제안된 알고리즘은 HumanID Gait Challenge (HGCD) 데이터집합을 이용한 실험을 통해 환경 변화요인에도 강건한 인간 보행인식이 가능함을 확인할 수 있다.

Abstract

The gait recognition is presented for human identification from a sequence of noisy silhouettes segmented from video by capturing at a distance. The proposed gait recognition algorithm gives better performance than the baseline algorithm because of segmentation of the object by using multiple modules; i) motion detection, ii) object region detection, iii) head detection, and iv) active shape models, which solve the baseline algorithm's problems to make background, to remove shadow, and to be better recognition rates. For the experiment, we used the HumanID Gait Challenge data set, which is the largest gait benchmarking data set with 122 objects, For realistic simulation we use various values for the following parameters; i) viewpoint, ii) shoe, iii) surface, iv) carrying condition, and v) time.

Keywords : Gait recognition, Multiple feature detection, Active shape models, Silhouette extraction

I. 서론

인간을 인식하기 위해서는 지문(fingerprint)인식, 얼굴(face)인식, 각막인식 (iris scans) 등 다양한 방법이 존재한다. 이들 중 접촉이 필요 없는 얼굴인식 방법 역시 얼굴 영역이 일정 크기 이하가 되는 먼 거리에서는

사용이 불가능하다. 보다 효율적으로 거리에서 사람을 인식하기 위한 방식은 이상과 같은 생리적 생물측정 방식(physiology biometrics measure) 보다는 행동적 생물측정 방식 (behavioral biometrics measure)이 더 적절할 것이며, 이러한 행동적 생물측정 방식은 최근 많은 관심을 얻고 있다. 보행 (gait)은 행동적 생물측정 방식의 대표적인 것으로서, 근 골격 (musculo-skeletal)의 구조를 통해 결정되고, 사람마다 식별 가능한 서로 다른 보행 특성을 사용한다. 보행인식 방법은 1970년대 Cutting and Kozlowski^[1]의 인간 인지 실험 (human perception experiments)을 통해 시작되어, 현재까지 지속적으로 연구되고 있는 행동적 생물측정 방식이다.

사람의 보행주기 (gait cycle)는 그림 1과 같이 두 걸음 (two strides)으로 측정되며, 측정된 보행주기는 사람마다 다른 반복적인 주기성 (gait period)을 갖는다.

* 학생회원, ** 정회원, *** 평생회원, 중앙대학교 첨단 영상대학원 (Dept. Image Engineering, Graduate School of Advanced Imaging Science, Multimedia and Film, Chung-Ang University)

※ 이 연구는 2007년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단(NRL)의 지원과 서울시 산학협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전스 클러스터 (SFCC)의 지원과 2007년도 중앙대학교 우수연구자연구비 지원에 의한 것임.

접수날짜: 2007년8월8일, 수정완료일:2007년10월30일

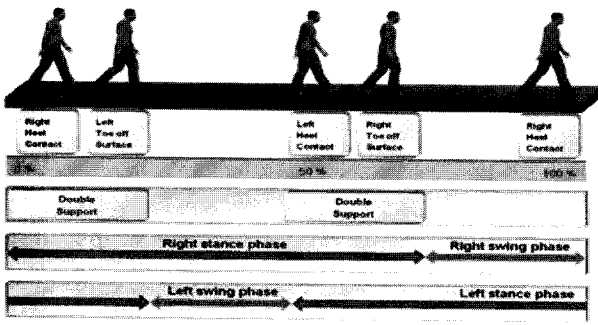


그림 1. 보행주기
Fig. 1. gait period.

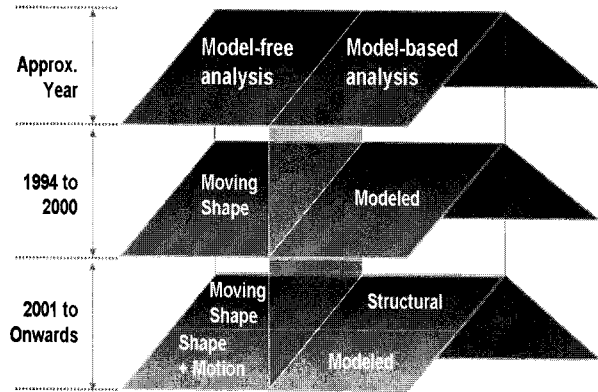


그림 2. 보행 인식 방법 분류
Fig. 2. Classification of gait recognition methods^[12].

보행을 이용한 생물학적 측정은 형체 (shape)와 역학 (dynamics) 방식으로 구분되며, 역학 방식은 보행간의 무릎과 대퇴부의 각도 등을 계산하여 보행주기를 찾는 방식이고, 형체 방식은 사람의 윤곽 (silhouette)을 바탕으로 화소 (pixel)의 수를 계산하여, 화소 수의 변화를 통해 보행주기를 찾는 방식이다. 형체와 역학 방식에 따른 연구는 그림 2와 같이 진행되고 있다. 본 논문은 사람의 복장이나 질감 등에 강건한 윤곽 기반 형체 방식을 사용한 새로운 보행인식 기술을 제안한다.

제안된 보행인식 알고리즘은 기본 알고리즘 (the baseline algorithm^[2,10])의 윤곽 추출 부분을 다중 특징점 추출방법 (움직임 검출, 머리 영역 추출, 객체 영역 추출, 능동 형태 모델)을 이용하여 개선하고, 그 결과로 그림자제거 및 배경영상 차분에 따른 오류값을 보정하여 향상된 인식 성능을 보인다. 본 논문의 구성은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서 배경이론을 요약하고, III장에서는 제안된 알고리즘의 핵심인 다중 특징점 추출 방법들의 처리과정을 설명하며, IV장에서는 다중 특징점 추출방법의 결과를 이용한 인간 보행 인식 방법을 설명하고, V장과 VI장에서는 각각 실험결과 및 결론을 제시하고 맺는다.

II. 배경이론

인간의 보행 인식을 보다 고차원적으로 분석 (meta analysis)하기 위해 사용되는 데이터집합 (dataset)은 최근 여러 논문에서 서로 다른 패턴을 이용하여 제안되었다. 보행인식에 많이 사용되는 데이터집합에는 CMU-Mobo^[3] (실내, 25 명), UMD^[4] (실외, 55 명), Southampton^[5] (실내 및 실외, 115 명), CASIA^[6] (실내, 124 명), 그리고 HumanID Gait Challenge^[2] (실외, 122 명) 데이터집합이 있다. 위와 같이 서로 다른 환경 요인을 바탕으로 구성된 데이터집합들 중 본 연구에서는 실외에서 체계적인 환경변화에 따른 보행인식률을 계산할 수 있는 HumanID Gait Challenge 데이터집합 (HGCD)을 이용하였다. HGCD는 그림 3와 같이 구성되어있고, 다음과 같은 환경변화 요인을 갖고 있다. i) 2개의 카메라 방향 (왼쪽, 오른쪽), ii) 두 종류의 신발 (A, B), iii) 두 종류의 바닥면 (잔디, 콘크리트), iv) 손가방 소지 여부 (B, NB), and v) 6개월의 시차를 둔 두 시점 (5월, 11월).

HGCD를 이용하여 인간의 보행을 인식하기 위한 기본 알고리즘의 구조는 그림 4과 같다. 기본 알고리즘은 전처리 과정으로서 각각의 프레임에 객체의 움직임 영역인 바운딩 박스 (bounding box)를 수동적으로 저장할 수 있도록 한다. 위와 같이 저장된 바운딩 박스를 이용하여 배경을 생성하고, 프레임마다 객체의 위치를 추정한다. 위의 결과를 바탕으로 인간의 윤곽을 추출하는 윤곽 추출 단계 (silhouette extraction step)에서는 배경 영상과 전경 영상의 색상 화소 값의 Mahalanobis 거리 기반의 기댓값 최대화 (expectation maximization) 방법을 이용한다. 추출된 윤곽은 다른 객체와의 유사도 측정을 위해 128 화소의 높이로 정규화 (normalization) 된다. 다음 단계는 추출된 윤곽의 중심점 하부의 화소

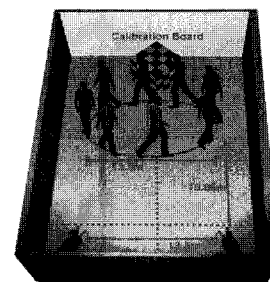


그림 3. 데이터셋 구조
Fig. 3. dataset structure.

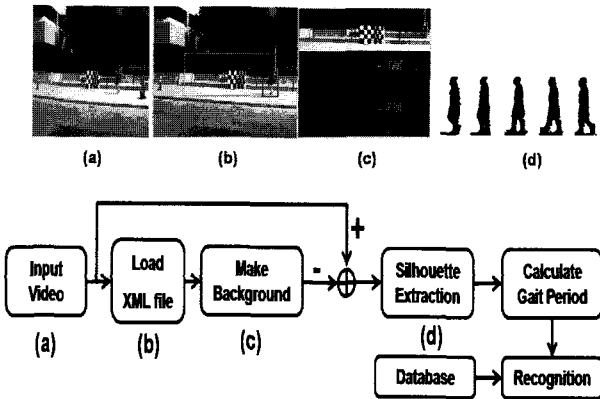


그림 4. 기본 알고리즘 구조. (a) 입력영상, (b) 입력 영상의 객체영역 값 불러오기, (c) 배경영상 추정, (d) 입력영상과 배경 영상의 차분 값을 이용한 윤곽 추출

Fig. 4. baseline algorithm structure. (a) Input image, (b) bounding box, (c) background image estimation, (d) silhouette extraction

값의 수를 계산하여 객체의 보행 주기를 계산하고, 추출된 보행 주기를 이용하여 객체 고유의 보행 주기를 추정한다. 기본 알고리즘의 마지막 단계인 유사도 측정 단계는 비교 대상간의 유클리드 거리 (Euclidean distance)를 계산하여 측정한다^[2].

III. 다중 특징점 추출 방법

기본 알고리즘의 가장 큰 문제점은 객체의 움직임을 인식하기 위해서 별도의 전처리 과정이 필요하다는 점이다. 본 절에서는 다중 특징점 추출을 사용하여 문제점을 해결하고, 2차원 능동 형태 모델 (active shape models)을 이용하여 그림자 제거 및 환경 변화요인에 보다 강건한 객체 추출 방법을 제안한다. 제안된 알고리즘은 다음과 같이 4개의 단계, 즉 i) 움직임 검출, ii) 머리 영역 추출, iii) 객체 영역 추출, 그리고 iv) 능동 형태 모델로 구성되어 있다. 제안된 다중 특징점 상호관계는 그림 5와 같고, 그림 6과 같이 예측, 측정, 가정 단계를 설정하여 객체 추적의 오류 값을 보정하고, 실시간 처리 가능한 시스템을 구축한다.

예측 단계는 “t” 프레임 안에 움직임이 있는 객체가 인간으로 식별되면, “t+1” 프레임에서 그 객체의 위치를 예측하는 단계이다. 이 단계는 객체 영역 추출 방식과 능동 형태 모델의 결과를 보다 강건하게 해준다. 다음 단계는 측정 단계로써 “t” 프레임에서 예측된 객체 영역과 능동 형태 모델을 “t” 프레임에서 지역적 영상 특징을 이용하여 정합하는 단계이다. 만약 정합이 성공적

으로 이루어 졌다면, 다시 예측단계로 재귀되어 “t+1” 프레임의 측정과 새로운 예측을 수행한다. 마지막 단계인 가정 단계는 우선적으로 이행되는 단계이다. 이 단계에서 객체 영역 추출 기법은 움직임이 있는 영역을 인간으로 가정하고, 객체의 크기 비교 및 머리 영역 추출 기법을 통해 인간 식별한다는 것이다.

1. 인간 모델링

비디오 영상에서 움직임이 있는 인간과 다른 객체를 구분 짓는 방법으로는 인간을 모델링하여 구별하는 방법이 일반적으로 사용되며, 인간 모델링은 영상 안에서 인간의 생김새를 직·간접적으로 모델화하는 작업을 말한다.

인간의 모델링 기법은 3가지 범주로 정리되고, 고차원적으로 갈수록 모델링의 성능은 향상되지만 많은 연산량을 필요로 하여 실시간 처리가 불가능하다는 단점을 가지고 있다. 첫 번째 범주인 영역 (region) 또는 반

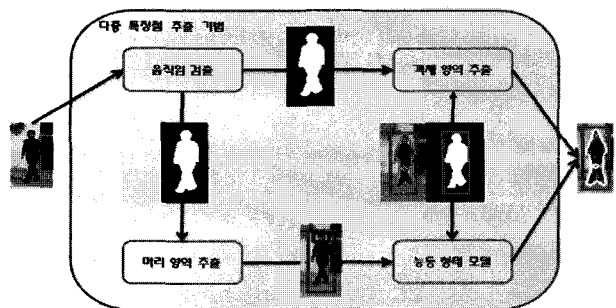


그림 5. 다중 특징점 추출 방법의 관계
Fig. 5. relationship of multiple feature detection method.

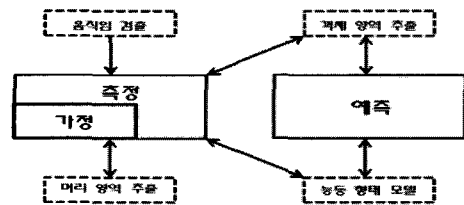


그림 6. 예측, 측정, 가정 단계의 관계
Fig. 6. relationship of prediction, measurement and presumption phase.

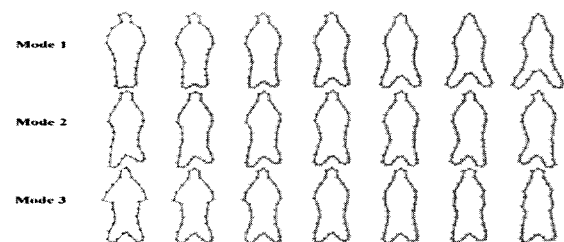


그림 7. 형태별 인간 보행모델
Fig. 7. human gait model per shape.

점 (blob) 기반의 추적 방법에서 사용하는 모델링 기법은 색상, 질감, 또는 지역적 영상의 특징을 이용하고, 두 번째 범주는 인간의 외형을 2차원으로 모델링하는 기법을 말하며, 마지막 범주는 인간을 3차원으로 정밀하게 모델링하는 방법으로 구분 짓는다. 본 연구는 두 번째 범주에 속하는 Baumberg^[7]의 인간 보행모델방법을 사용하여 3차원의 인간 모델을 2차원적으로 표현하고, 다른 객체들과 구분 짓는다. 그림 7은 인간 보행모델을 형태별로 보여준다.

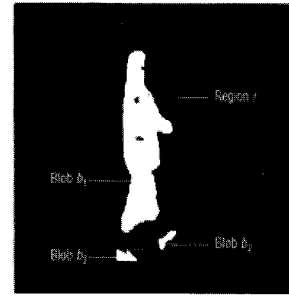


그림 9. 움직임 추출 기법의 오류값
Fig. 9. error value of moving feature extraction method.

2. 움직임 검출

영상에서 움직이는 사람 또는 다른 객체를 추출하는 방법은 일반적으로 객체가 없는 배경 영상과 전경 영상과의 차분 값을 이진영상으로 변환하여 사용하며, 이 과정을 움직임 검출 (Motion detection)이라 한다. 움직임 검출 결과로 영상의 모든 화소는 동적인 (moving) 화소와 정적인(non-moving) 화소로 양분 된다. 일반적인 움직임 검출 방법은 그림 8과 같다. 제안된 움직임 검출을 위한 배경 영상은 n개의 이전 프레임 영상 (“n > 0”)을 미디언 필터링해서 얻고, 프레임이 진행되면서 자동으로 갱신된다.

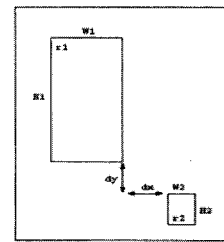


그림 10. 객체 영역 병합 방법
Fig. 10. object area merge method.

$$D_{r_1r_2} = \frac{dx + dy}{\max(W_{r_1}, H_{r_1}) + \max(W_{r_2}, H_{r_2}) + 1} \quad (1)$$

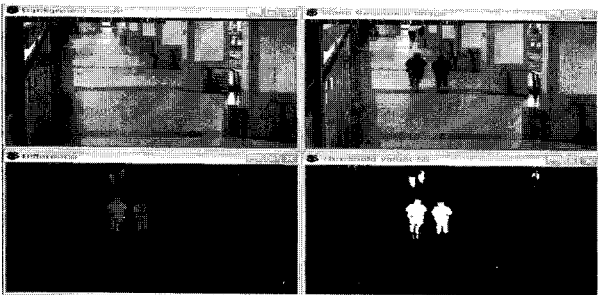


그림 8. 움직임 추출 기법
Fig. 8. moving feature extraction method.

3. 객체 영역 추출

객체 영역 추출은 움직임 검출 결과를 이용하여 객체의 영역을 추정하고, 이전 프레임의 객체의 크기와 위치를 비교하여 현재 프레임의 오류 값을 보정하여 이루어진다. 또한 객체 영역 추출은 움직임 검출 결과로써 그림 9와 같은 경우 인간의 영역으로 판명하고 병합한다. 병합 방법은 구체적으로 그림 10와 같이 객체 영역 r1과 r2의 D_{r1r2} 값이 병합 문턱치 값보다 작을 경우 병합된다. 거리 측정값인 D_{r1r2}는 식 (1)과 같고, 영역의 크기에 따른 거리를 의미한다.

4. 머리 영역 추출

머리 영역 추출은 움직이는 객체의 상단 부분에 존재하는 머리 부분을 찾아내는 과정이다. 그림 11은 특정 프레임에서 추출된 머리 영역을 보인다. 움직이는 머리 영역인 R의 수직부분은 위에서 아래로 움직임이 있는 객체 영역의 전경 값까지 이동되고, d는 R의 하단 부분과 전경 값까지의 거리를 말하며, d값은 벡터v에 저장된다. 그 후 벡터 v값을 이용하여 값이 큰 v_i을 찾는다. v_i의 유효성 검사는 내부 v_i은 주변 v_{i-1}과 v_{i+1} 값들

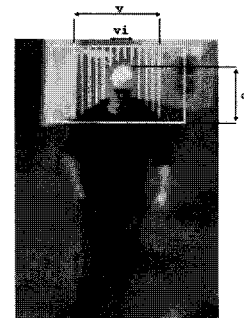


그림 11. 머리 영역 추출 기법
Fig. 11. head area extraction method.

보다 크면 참값을 갖는다. 머리의 x 값은 v_i 의 중심으로 정의하며, y 값은 v_i 의 값 중 가장 큰 값과 가장 작은 값의 평균값으로 정의한다.

5. 능동 형태 모델

본 연구에서는 인간의 외형을 2차원으로 표현하고, 윤곽선을 정합하는 능동 형태 모델을 사용한 방식을 제안한다. 객체 영역 추출 기법을 통해 얻어진 결과와 머리 영역 추출 기법으로 추정된 머리 영역의 x 와 y 값들은 능동 형태 모델 기법의 입력 값으로 사용된다. 능동 형태 모델의 객체의 영역은 걷고 있는 사람을 의미하며, 본 기법은 그러한 영역에서 지역적 경계 값을 추출하여 인간의 외형 선에 모델을 정합하는 것이다. 그림 12은 능동 형태 모델의 정합과정을 보인다. 각 기준점 (landmark point)을 통과하고, 윤곽선에 수직인 일반선 (normal line)은 예측 단계에서 추정된 능동 형태의 지역적 영상 경계 값의 변화가 가장 큰 화소를 찾기 위한 샘플링 된 화소의 영역을 나타낸다. 능동 형태는 B-spline 곡선의 매개변수에 의해 조절되며, 그 형태는 근접한 스피라인을 이용하여 추정되고, 식 (2)와 같이 정의된다^[7].

$$P(s) = (P_x(s), P_y(s)) \quad (2)$$

여기에서 $s \in [0,1]$ 이고, $P_x(s)$ 과 $P_y(s)$ 는 s 의 스피라인 함수이다. B-spline 함수들은 기본 함수 $B_{k,d}(s)$ 의 가중치화된 합으로 이루어진다. $P(s)$ 는 식 (3)과 같이 정의된다.

$$P(s) = \sum_{k=0}^{N-1} Q_k B_{k,d}(s) \quad (3)$$

여기에서 $Q_k = (R_k, S_k)$ 이고, 이것은 그림 12의 제어점 (control point)의 가중치 값이다. 기본 함수들은 스피라인 함수 $P_x(s)$ 와 $P_y(s)$ 를 형성하기 위해 선형적으로 결합된다. 그림 13은 4개의 2차 B-spline 기본 함수를 보여준다. 여기서 $B_{0,2}(s)$ 는 $0 \leq s < 3$ 일 때 0이 아닌 값을 갖는다.

일반적으로 능동 형태 모델은 M 개의 서로 다른 형태로 구성된 훈련 집합을 사용한다. 그림 7과 같이 기준점은 인간의 윤곽을 결정짓는다. 인간의 윤곽 벡터 K 는 식 (4)와 같이 정의 된다.

$$K = x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n. \quad (4)$$

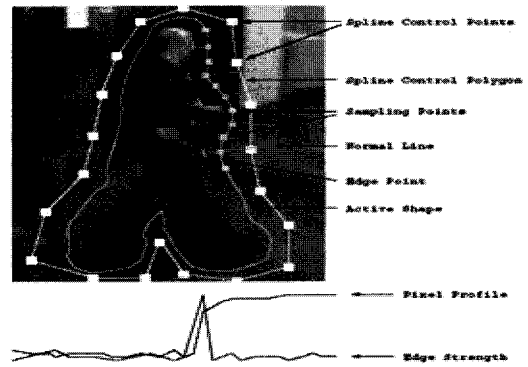


그림 12. 능동 형태 모델의 정합과정

Fig. 12. active shape models local fitting.

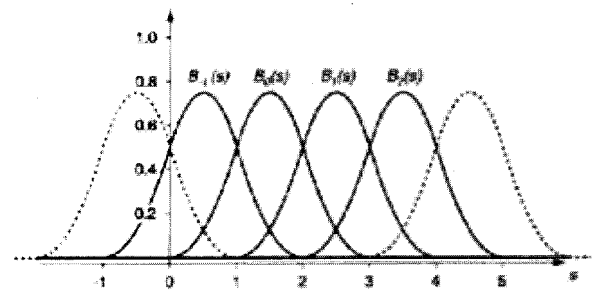


그림 13. 4개의 2차 B-spline 기본 함수

Fig. 13. four B-spline function.

스�피라인 $P(s) = (P_x(s), P_y(s))$ 의 근사화된 K 는 least-squares error 함수를 최소화한다. 오류 함수는 식 (5)와 같이 정의된다.

$$Error(Q_0, \dots, Q_{N-1}) = \sum_{i=0}^{n-1} (P_x(s_i) - x_i)^2 + (P_y(s_i) - y_i)^2 \quad (5)$$

제어점 Q_0, \dots, Q_{N-1} 들은 구하고자 하는 해를 의미하며, 형태 벡터 x 의 표준 최소제곱 방법을 사용하여 얻어진다^[8]. x 는 식 (6)과 같이 정의된다.

$$X = R_0, S_0, R_1, S_1, \dots, R_{n-1}, S_{n-1} \quad (6)$$

M 개의 형태 벡터 x 는 훈련 집합을 구성한다. 모든 형태 벡터는 참조 벡터를 통해 정규화 되고, 정렬된다^[7]. 평균 형태는 식 (7)과 같이 정의 된다.

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (7)$$

평균 형태 \bar{x} 와 각각의 형태 벡터 x 와의 표준 편차 (standard deviation)는 식 (8)과 같이 정의한다.

$$dx_i = x_i - \bar{x} \quad (8)$$

공분산 행렬 C 의 주성분 분석 (principal component analysis)은 모든 형태의 조절점을 2N차원 점들의 군집에서 주축을 찾는 데 사용한다. 주성분 분석의 장점은 훈련 집합에 있는 모든 형태 벡터들의 정보는 가장 일반적인 형태의 변화로 설명할 수 있어, 모든 형태 벡터 정보는 압축될 수 있다는 것이다. 공분산 행렬 C 의 연산은 식 (9)와 같다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M dx_i dx_i^T \quad (9)$$

주성분 분석으로 얻어진 고유 벡터 (eigen vector)와 고유 값 (eigen value)은 쌍을 이루며 구성된다. 가장 큰 고유 값에 해당하는 벡터의 행렬 P 는 식 (10)과 같이 표현된다.

$$P = [p_1 p_2 p_3 \dots p_t] \quad (10)$$

상기의 주성분 분석 결과로 얻어진 행렬 P 와 가중치 벡터 b (또는 model parameter)의 선형적 결합과 평균 형태의 합을 통해 모든 형태는 표현 가능하며, 새로운 형태의 추정이 가능하다. 새로운 형태 모델을 추정하는 과정이 다음 식에 보인다.

$$v = \bar{x} + Pb \quad (11)$$

모델 적합 알고리즘은 다음과 같은 반복적인 접근 방법^[9]을 사용하고, 지역 영상 경계점을 찾는 방법은 그림 14과 같다.

가. 기준점 상의 직교선 상에서 샘플링된 점 X_i 는 지역 영상 경계점을 찾아, 점 X'_i 를 경계점으로 이동시

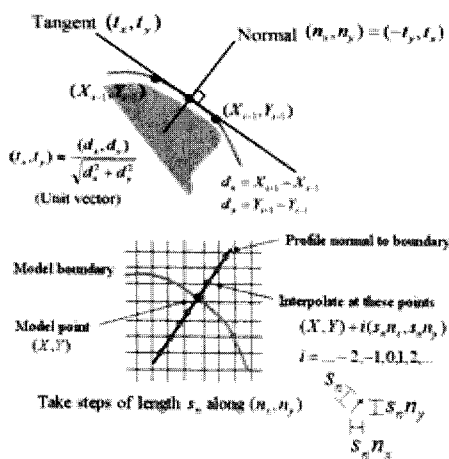


그림 14. 지역 영상 경계점을 찾는 방법
Fig. 14. local fitting method.

킨다.

나. 가장 적합한 점들을 찾기 위해 매개변수 (X_t, Y_t, s, θ, b) 변경하여 X 를 이동한다.

다. X 값이 수렴할 때까지 1과 2를 반복적으로 수행한다.

각각의 매개변수는 다음과 같이 정의 된다. X_i 는 수직선 상의 샘플링된 화소, X'_i 는 경계점으로 이동된 화소, X_t 는 모델이 투영된 x 좌표, Y_t 는 모델이 투영된 y 좌표, s 는 크기, θ 는 기울기, b 는 모델 가중치 벡터, 그리고 X 는 경계점으로 이동된 점들을 의미한다.

IV. 형태 기반 보행 인식 방법

제안된 인간 보행 인식 방법은 윤곽 기반 형태모델을 기반으로 다중 특징점 추출 결과를 입력 값으로 받아 형태 모델의 내부의 중심점 하부의 화소 수를 계산하여 개인별 고유의 보행 주기성을 찾는다. 다중 특징점 추출 방법의 결과를 이용하여 객체의 윤곽을 추출한 결과는 그림 15와 같고, HGCD의 '02463C1AR' 데이터를 이용하여 기본 알고리즘과 제안된 알고리즘의 인간 보행 주기를 비교한 그래프는 그림 16와 같다. 그림 16에서 볼 수 있듯이 기본 알고리즘은 인간 윤곽 추출 기법들 기댓값 최대화 방법만을 사용하기 때문에 '02463C1AR'의 81프레임에서의 순간적인 오류 값이 발생하기 때문에 인식을 개선에 한계가 있다. 하지만 제안된 알고리즘의 인간 보행주기곡선은 30프레임의 주기를 정확히 계산할 수 있다.

위와 같이 계산된 인간 보행 주기와 비교 데이터집합의 주기와의 유사성을 측정한다. 인간보행 인식률은 실험 데이터 집합 P 와 데이터베이스에 저장된 데이터 집

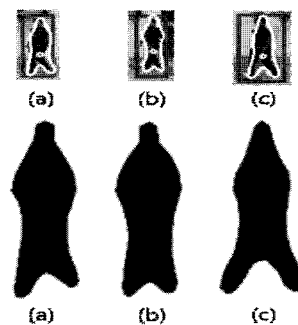


그림 15. 인간 윤곽 추출 결과
Fig. 15. human feature extraction results.

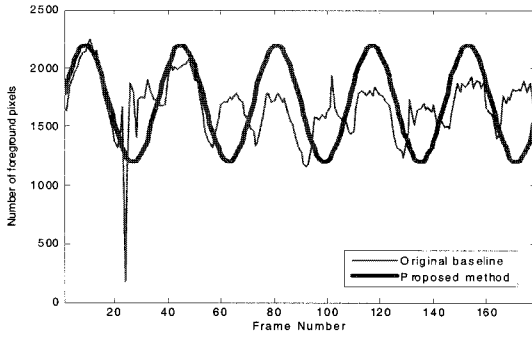


그림 16. 인간 보행 주기 결과(프레임 0은 '02463C1AR' 데이터의 58프레임이다)

Fig. 16. The results of human gait period.

합 G 와 주기에 해당하는 시퀀스(sequence)들의 전체적인 유사성을 측정된 결과 값이다. [2]에서 제안된 유사성 측정 방법은 다음과 같다.

P 의 주기가 N 프레임이라고 할 때, $Sequence_p = \{S_p(1), S_p(2), \dots, S_p(N)\}$ 로 나타내고, G 는 $Sequence_G = \{S_G(1), S_G(2), \dots, S_G(K)\}$ 으로 나타낸다. 비교 시퀀스의 시작 프레임을 맞추기 위해 $Sequence_p$ 의 시작 프레임 m 과 주기 값 K_{gait} 을 이용하여 $Sequence_{pm}$ 는 다음과 같이 재정의 된다.

$Sequence_{pm} = \{S_p(mK_{gait}), \dots, S_p((m+1)K_{gait})\}$
 $Sequence_{pm}$ 과 $Sequence_G$ 의 프레임 유사성은 $FrameSimilarity(S_p(i), S_G(j))$ 으로 나타내며, 식 (12)와 같이 정의 된다.

$$FrameSimilarity(S_p(i), S_G(j)) = \frac{Num(S_p(i) \cap S_G(j))}{Num(S_p(i) \cup S_G(j))} \quad (12)$$

프레임 유사성을 계산한 후 $Sequence_{pm}$ 과 $Sequence_G$ 의 상관도를 측정한다. 두 시퀀스간 상관도 측정 방법은 식 (13)과 같다.

$$ComCor(S_{pm}, S_G)(l) = \sum_{j=0}^{K_{pm}-1} FrameSimilarity(S_p(m+j), S_G(l+j)) \quad (13)$$

유사성 측정 방법을 보다 강건하게 위해 S_{pm} 와 S_G 의 최대 상관도 값은 median 값을 선택하고, 정의는 식 (14)와 같다^[2].

$$Similarity(S_p, S_G) = Median_m(\max Correlation(S_{pm}, S_G)(l)) \quad (14)$$

V. 실험결과

제안된 알고리즘의 실험 데이터 집합은 HGCD를 이용하였고, 객체는 71명을 비교하였고, 실험은 다음과 같이 실험의 난이도를 높여가며 수행하였다. A) 카메라 방향, B) 신발, C) 카메라 방향 + 신발, D) 표면, E) 신발 + 표면, F) 카메라 방향 + 표면, 그리고 G) 카메라 방향 + 신발 + 표면. 기본 알고리즘을 실행한 결과를 그림 17에 보이고, 이 때 추출된 윤곽은 그림 18에 보인다.

제안된 알고리즘의 실행 화면은 그림 19에서 확인할 수 있으며, 그림 17의 기본 알고리즘과는 윤곽 추출과

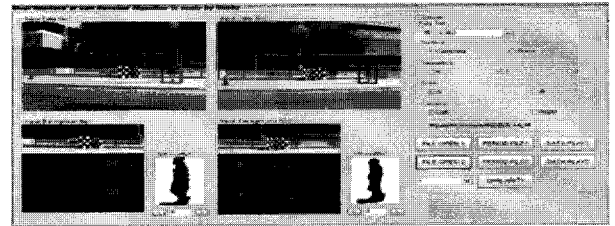


그림 17. 기본 알고리즘 실행화면 ('02463C1AR'와 '02463C1AL' 데이터 집합 비교)

Fig. 17. The screen-shot of the baseline algorithm execution.

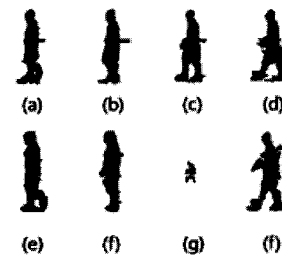


그림 18. 기본 알고리즘 윤곽 추출 결과 ((a)~(d)는 '02463C1AL', (e)~(f)는 '02463C1AR'이고, 74, 78, 81, 그리고 84 프레임 결과이다)

Fig. 18. The results of the baseline algorithm feature extraction.

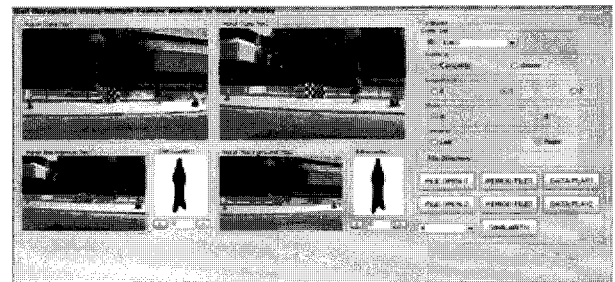


그림 19. 제안된 알고리즘 실행화면 ('02463C1AR'와 '02463C1AL' 데이터 집합 비교)

Fig. 19. The screen-shot of the proposed algorithm.

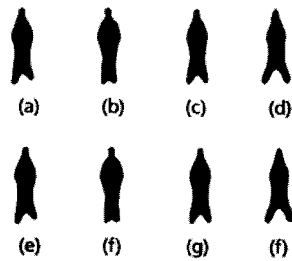


그림 20. 제안된 알고리즘 윤곽 추출 결과 ((a)~(d)는 '02463C1AL', (e)~(h)는 '02463C1AR'이고, 74, 78, 81, 그리고 84 프레임 결과이다)

Fig. 20. The results of the proposed algorithm feature extraction.

표 1. 기본 알고리즘과 제안된 알고리즘 인간 보행인식률 비교

Table 1. compare with basic algorithm and proposed algorithm.

Experience	Baseline [2]	Proposed method
A (view)	87 %	95 %
B (shoe)	81 %	92 %
C (view + shoe)	54 %	90 %
D (surface)	39 %	87 %
E (shoe + surface)	33 %	83 %
F (view + surface)	29 %	82 %
G (view + shoe + surface)	26 %	75 %
# subjects in gallery	71	71

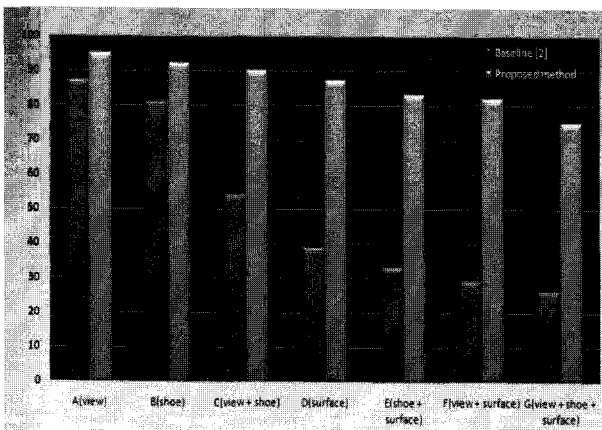


그림 21. 보행 인식률 비교

Fig. 21. The comparison of the human identification rate.

정이 다르다. 능동 형태 모델을 사용한 윤곽 추출결과는 그림 20에 보인다.

표 1과 그림 21에서 차례로 기본 알고리즘과 제안된 알고리즘의 인식률을 비교하고, 해당 그래프를 제시하였다. 모든 경우에서 제안된 알고리즘이 우수하다는 것을 확인할 수 있다.

VI. 결 론

본 연구는 기본 알고리즘의 문제점인 전처리 과정 및 그림자 제거, 낮은 인식률을 다중 특징점 추출 방법을 이용하여 해결하였다. 하지만 단일 객체의 옆모습만을 추정하였고, 평균80%를 상회하는 인식률을 얻었다. 차후 연구는 대상 인간의 입력 방향과 무관하거나, 3차원 보행자 인식이 가능한 연구 및 다중 객체를 동시에 인식하는 연구를 진행할 필요가 있다.

감사의 글

본 연구는 2007년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원 (ROA-2003-000-10311-0), 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 (홈네트워크연구센터) 육성 지원사업, 그리고 서울시 산학협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠킴버전스 클러스터 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] J. Cutting and L. Kozlowski, "Recognition of friends by their walk," *Bulletin of the Psychonomic Society*, vol. 9, no. 5, pp. 353 - 356, 1977.
- [2] S. Sarkar, P. Jonathon Phillips, Z. Liu, I. Robledo-Vega, P. Grother, and K. Bowyer, "The human ID gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 2, pp. 162-177, February 2005.
- [3] R. Gross and J. Shi, *The CMU motion of body (MoBo) database*, Tech. report CMU-RI-TR-1-18, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, June 2001.
- [4] A. Kale, A. Sundaresan, A. N. Rajagopalan, N. Cuntoor, A.Roy-Chowdhury, V. Krger, and R. Chellappa, "Identification of humans using gait," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 9, pp. 1163 - 1173, September 2004.
- [5] D. Wagg and M. Nixon, "On automated model-based extraction and analysis of gait," *International Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 11 - 16, May 2004.
- [6] 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.
- [7] A. Baumberg, Learning deformable models for tracking human motion, PhD thesis, School of Computer Studies, University of Leeds, Leeds, UK, October 1995.
- [8] R. Bartels, J. Beatty, and B. Barsky, An introduction to splines for use in computer graphics and geometric modeling, Morgan Kaufmann Publishers Inc. 1987.
- [9] T. Cootes, A. Hill, C. Taylor and J. Haslam, "The use of active shape models for locating structures in medical images," Image and Vision Computing, vol. 12, no. 6, pp. 355-366, July 1994.
- [10] Gait baseline, (URL)
< <http://figment.csee.usf.edu/GaitBaseline> >.
- [11] V. Maik, D. Cho, J. Shin, D. Har, and J. Paik, "Color-shift model-based segmentation and fusion for digital auto focusing," Journal Imaging Science, Technology, vol. 51, no. 4, July 2007.
- [12] M. Nixon and J. Carter, "Automatic recognition by gait," Proceedings of the IEEE, vol. 94, no. 11, pp. 2013-2024, November 2006.

 저 자 소 개



조 운(정희원)
2006년 안양대학교 영상처리학과
학사 졸업.
2007년 현재 중앙대학교 첨단영상
대학원 석사과정 재학중.
<주관심분야 : 물체인식, 객체 추
적, 인간 보행인식>



김 동 현(학생회원)
2003년 광주대학교 산업디자인
학과 학사 졸업.
2007년 현재 중앙대학교 첨단영상
대학원 석사과정 재학중.
<주관심분야 : 물체인식, 객체 추
적, 인간 보행인식>



백 준 기(평생회원)
1984년 서울대학교 제어계측
공학과 학사 졸업.
1987년 노스웨스턴대학교 전기 및
컴퓨터 공학과 석사 졸업.
1990년 노스웨스턴대학교 전기 및
컴퓨터 공학과 박사 졸업.
2007년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원
영상공학과 교수.
<주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>