

걸음걸이 인식을 통한 감시용 로봇에서의 개인 확인

Gait Recognition and Person Identification for Surveillance Robots

박진일, 이욱재, 조재훈, 송창규, 전명근*
(Jin-Il Park, Wook-Jae Lee, Jae-Hoon Cho, Chang-Kyu Song, and Myung-Geun Chun)

Abstract: The surveillance robot has been an important component in the field of service robot industry. In the surveillance robot technology, one of the most important technology is to identify a person. In this paper, we propose a gait recognition method based on contourlet and fuzzy LDA (Linear Discriminant Analysis) for surveillance robots. After decomposing a gait image into directional subband images by contourlet, features are obtained in each subband by the fuzzy LDA. The final gait recognition is performed by a fusion technique that effectively combines similarities calculated respectively in each local subband. To show the effectiveness of the proposed algorithm, various experiments are performed for CBNU and NLPR DB datasets. From these, we obtained better classification rates in comparison with the result produced by previous methods.

Keywords: surveillance robot, gait recognition, gait energy image, contourlet, fuzzy LDA

I. 서론

최근 첨단산업의 비약적인 발전과 더불어 삶의 질적 수준 및 문화적 요구사항이 나날이 변화하고 있다. 이러한 사회적 흐름은 생활, 의료, 보안 등 생활과 밀접한 연관이 있는 서비스 로봇으로의 관심을 불러일으키고 있다. 서비스 로봇은 비교적 단순한 기능들이 요구되었던 산업용 로봇과 달리 인간과 상호작용 (HRI: Human Robot Interaction)을 통하여 인간의 명령 및 감정을 이해하고, 반응하며 정보통신 기술을 바탕으로 인간에게 다양한 서비스를 제공하는 로봇으로 정의될 수 있다. 이런 서비스 로봇은 목적에 따라 다양하게 분류 될 수 있으나 가장 대표적으로 애완용 로봇, 청소 로봇, 경비 로봇, 교수 로봇 등으로 분류할 수 있다 [1]. 특히 경비 로봇은 경비 분야를 주목적으로 제작된 로봇으로 범죄 예방과 특정 지역 접근 통제 등의 사회적 요구에 의해서 청소 로봇과 더불어 가장 활발히 연구되어지고 있는 로봇 분야 중 하나이다.

서비스 로봇의 핵심기술은 크게 지능, 감지, 휴먼 인터페이스, 기구/제어로 나눌 수 있으며, 보안 로봇에서는 보안을 목적으로 하기 때문에 주변 환경 및 인간을 감지하여 인증하는 감지 기술이 가장 중요한 기술로 인식되어지고 있다. 기존의 얼굴, 지문, 홍채, 음성, 주변 영상 등의 생체인식기술은 이미 많은 연구가 진행되어 실용화되고 있으나 이러한 기존의 생체인식방법은 인식을 위한 인위적인 환경이 요구될 뿐만 아니라 인식되어야할 대상이 인식을 위해 특정 행동을 강요받는다라는 문제점이 있다. 얼굴인식의 경우 원거리 영상에 대해서 인식률이 크게 저하된다는 문제점을 가지고 있으며, 홍채인식이나 지문인식의 경우 인식되어야

할 대상자가 센서 등에 눈이나 손가락을 가까이 접촉 시켜야 인식이 가능하다[2]. 또한 음성의 경우 주위 환경으로부터 잡음이 비교적 많고, 때로는 여러 사람의 목소리가 혼합되어 들어오는 상황도 고려하여야 하기 때문에 음성에 의한 인증자 판별에 어려움이 있다. 주변 영상 기술은 로봇에 부착된 카메라를 통하여 주변 환경만을 서버로 전송하여 사용자가 직접 인증자를 판별하는 기술로서 로봇 스스로 인증자의 판별을 하지 못하는 비효율적인 측면이 있다[3]. 하지만 걸음걸이 인식의 경우 카메라를 통해 인식되어야 할 대상이 촬영되지만 하면 인식이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 또한 다른 생체인식과는 달리 인식되어야 할 대상이 인식을 위해 어떤 강요도 받지 않고 인식할 수 있는 기술이다. 뿐만 아니라 최근 감시 카메라의 증가와 원거리 영상을 이용한 인식이 가능하다는 장점에서 걸음걸이 인식에 대한 관심이 크게 증가되고 있다[4].

걸음걸이 인식은 사람들이 걷는 방식에 따라 개개인을 구별하는 인식방법으로, 거리를 두고 얻어진 영상을 통해 인식을 수행한다. 즉, HID (Human Identification at a Distance) program이라고 하는데 이는 DARPA (Defence Advanced Research Project Agency, 미국 방위 고등 연구 계획국)에서 지원을 받고 있다[5]. 기존에 제안된 걸음걸이 인식 기법은 각 개인의 특성을 나타낼 수 있는 특징으로 모션 정보, 걸음걸이 영상의 광류(optical flow), 다리의 각도, 키와 보폭 등을 분석하여 인식에 사용하는 모델 기반 방법 [6-9]과 걸음걸이 실루엣 영상 전체를 사용하여 하나의 패턴으로 사용하는 비모델 기반 방법[10-13]으로 크게 구분될 수 있다.

본 논문에서는 걸음걸이 영상으로부터 실루엣 기반의 에너지 영상을 추출한 후 컨투어렛(contourlet)과 퍼지 LDA (Linear Discriminant Analysis)를 적용한 개인확인 시스템을 제안한다. 본 논문에서는 적용된 컨투어렛은 2차원 웨이블릿 변환과 같이 다중스케일(multiscale) 개념을 이용하여 영상을 주파수 대역별로 분할한 후, 방향성 필터뱅크(directional filter bank)를 이용하여 분할된 영역내에서 대역

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 1. 30., 채택확정: 2009. 2. 25.

박진일, 이욱재, 조재훈, 전명근: 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 (moralskr@yahoo.co.kr/icecream1205@nate.com/mmi8988@lycos.co.kr/mgchun@cbnu.ac.kr)

송창규: 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단(sckyu@cbnu.ac.kr)

※ 본 논문은 KISA(정보보호진흥원)의 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

별 및 방향 성분별로 영상을 얻는다. 이러한 대 행상도 및 다중 방향성 정보로 표현되는 컨투어렛은 2차원 웨이블릿에 비하여 자연영상의 주요 특징인 부드러운 윤곽선(smooth contour)을 효과적으로 표현할 수 있는 장점을 갖는다. 제안된 시스템은 우선적으로 걸음걸이 주기분석을 통해 실루엣 영상의 에너지를 얻는다. 다음 단계로, 컨투어렛에 의해 걸음걸이 영상을 방향 성분별로 분할한 후, 퍼지 LDA기법을 이용하여 방향성분별로 분할된 부영상에서 특징벡터를 각각 산출한다. 최종 단계에서는 각각의 대역별로 산출된 매칭도를 효과적으로 융합할 수 있는 융합기법을 이용하여 개인확인이 이루어진다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 본 논문에서 사용된 실루엣 기반의 걸음걸이 에너지 영상을 추출하는 과정을 살펴보고, III 장에서는 걸음걸이 인식을 위해 제안된 컨투어렛 및 퍼지 LDA 알고리즘을 설명한다. IV 장에서는 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검토하고, 마지막으로 V 장에서는 결론을 맺는다.

II. 실루엣 기반의 걸음걸이 에너지영상(GEI) 추출

걷는 사람의 행동을 결정하는 중요한 특징은 시간에 따라 실루엣의 모양이 변화한다는 점이다. 걸음걸이는 사람의 체형, 다리 길이 등과 같이 신체 모양과 관련된 정적인 단서와 걷는 습관이나 속도 등과 같이 신체 운동과 관련된 동적인 단서에 의해 결정된다. 본 논문에서 사용한 걸음걸이 특징 영상은 정적인 모양과 동적인 움직임을 효과적으로 표현할 수 있는 비모델 기반 걸음걸이 에너지 영상(GEI)을 사용하였다[16]. 여기서 걸음걸이 에너지영상은 그

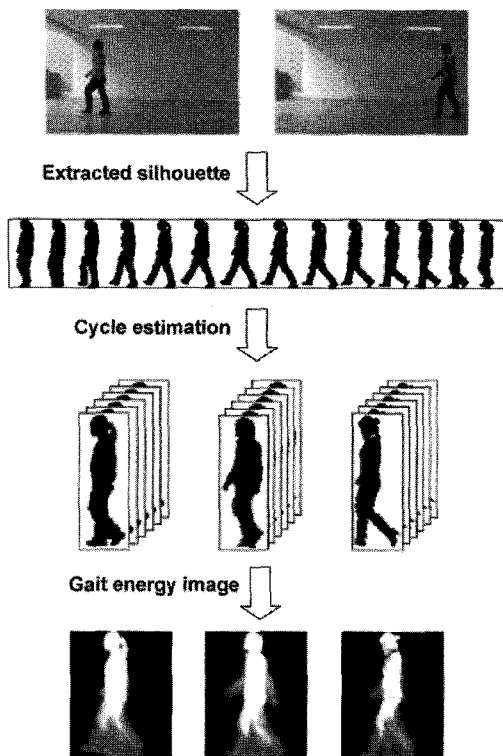


그림 1. 걸음걸이 에너지 영상을 얻기 위한 과정.
Fig. 1. Process for obtaining gait energy image.

림 1과 같이 걸음걸이 한 주기 동안의 실루엣 영상의 평균을 통해 얻어진다.

실루엣 영상은 동일한 사람, 동일한 환경일지라도 촬영된 거리에 따라 다른 크기를 가지게 되는데 이러한 거리에 따른 변화를 줄이기 위해 세로의 길이가 128이 되도록 영상의 크기를 재조정하였다. 또한 걸음걸이 에너지 영상을 얻기 위해서는 보폭의 주기를 필요로 하게 되는데, 보폭 정보는 실루엣 하반신 영역의 실루엣 가로폭에 의해 결정되며, 한 주기는 보폭의 크기가 최대일 때부터 다음 최대일 때까지를 의미한다. 그림 2는 걷는 동안의 보폭변화를 나타낸 것으로 걸음걸이에 따른 주기적 변화를 보여준다.

이렇게 얻어진 정보를 통해 N 번째 걸음 주기의 전체 프레임수를 N_{Gait} 라 하고, N 번째 주기간의 실루엣 영상을

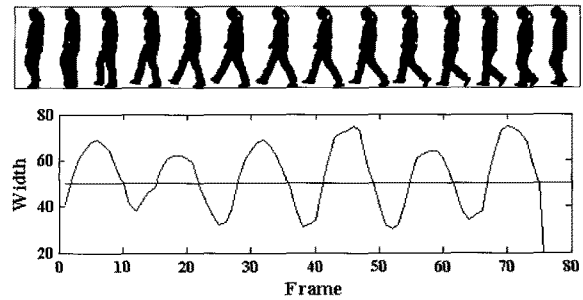


그림 2. 걸음걸이 보폭 변화량.
Fig. 2. Pace variation for gait.

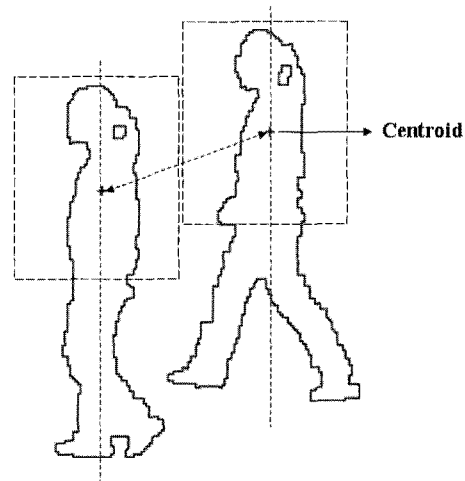


그림 3. 걸음걸이에 대한 실루엣 영상의 중심 계산.
Fig. 3. Calculation of centroid of silhouette image for gait.



그림 4. 걸음걸이 에너지 영상.
Fig. 4. Gait energy image.

$S_N = S_N(1), \dots, S_N(N_{Gait})$ 이라고 표현하면 걸음걸이 에너지 영상은 아래 식 (1)과 같이 표현된다.

$$S_{GEI}(N) = \frac{1}{N_{Gait}} \sum_{k=1}^{N_{Gait}} S_N(k) \quad (1)$$

또한 걸음걸이 에너지 영상 생성시 걸음걸이 주기 동안의 손, 발등의 변화에 강인한 특징 영상을 생성하기 위하여 그림 3과 같이 상반신의 무게 중심의 x 축을 기준으로 전체 영상의 합을 구하게 된다.

이렇게 얻어진 걸음걸이 에너지 영상은 그림 4에서 보는 바와 같이 사람의 신체모양과 관련된 정적인 특징과 걷는 습관이나 속도 등과 같이 신체 운동과 관련된 동적인 특징을 모두 포함하게 된다[16].

III. 제안된 걸음걸이 인식 알고리즘

그림 5는 제안된 걸음걸이 인식 알고리즘을 나타낸다. 그림 5에서 보는 바와 같이 걸음걸이 영상을 컨투어렛 변환하는 영상 분해부, 각각의 방향 성분별 영상의 특징을 추출하는 특징 추출부 및 대역별 매칭도를 융합하는 융합부로 구분된다.

하나의 영상패턴으로 표현된 걸음걸이 특징을 컨투어렛 변환한 후 이러한 각각의 방향 성분별 대역에서 퍼지 LDA를 이용하여 특징 벡터를 획득하는 방법을 사용하였다.

1. Contourlet을 이용한 영상의 다해상도 분석

컨투어렛은 2차원 웨이블릿 변환과 같이 다중스케일(multiscale) 개념을 이용하여 영상을 주파수 대역별로 분할한 후, 방향성 필터뱅크(directional filter bank)를 이용하여 분할된 영역내에서 영상의 방향성 정보를 얻는다. 이러한 해상도 및 다중 방향성 정보로 표현되는 컨투어렛은 2차원 웨이블릿에 비하여 자연영상의 주요 특징인 부드러운 윤곽선(smooth contour)을 효과적으로 표현할 수 있다. 그림 6에서는 웨이블릿과 컨투어렛에 의해 표현된 영상을 각각 나타냈다. 그림 6(a)에서 보는 바와 같이 웨이블릿은 영상의 불연속적인 특징을 표현하는데 효과적이지만 영상의 윤곽을 대표하는 방향성을 표현하는 데는 한계가 있음을 알 수 있다. 그러나 그림 6(b)에서 보인 컨투어렛에 의해 표현

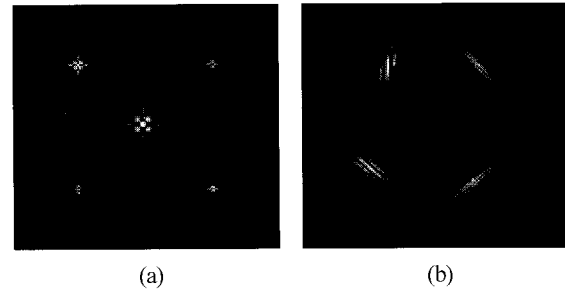


그림 6. 웨이블릿과 컨투어렛에 의한 영상 표현.
Fig. 6. Contourlet and wavelet representation for images (a) Basic functions of 2-D wavelet (b) Basic functions of contourlets.

된 영상은 불연속적인 특징뿐만 아니라 영상의 방향 정보까지 효과적으로 표현할 수 있음을 알 수 있다[17-18]. 이러한 특징으로 인하여 컨투어렛 변환은 자연영상의 주요 특징인 부드러운 윤곽선을 효과적으로 표현한다.

그림 7은 컨투어렛 필터뱅크의 구조를 나타낸다. 그림 7에서 보는 바와 같이 컨투어렛 필터뱅크는 라플라스 피라미드(Laplacian pyramid)를 사용하여 원 영상을 다중스케일로 변환한 후에 얻어진 영상을 대상으로 방향성 필터뱅크를 적용하여 영상의 국소적인 윤곽선 검출이 이루어진다. 이와 같이 컨투어렛은 웨이블릿과 달리 라플라스 피라미드와 방향필터로 이중 반복필터로 구성되어 있어, 피라미드 방향필터뱅크 (PDFB: Pyramidal Directional Filter Bank)라고도 한다.

방향성 필터는 그림 8에서 보인 바와 같이 쐐기 모양의 주파수 분할을 갖는 2^l 개의 부대역(subband)을 생성하는 l -

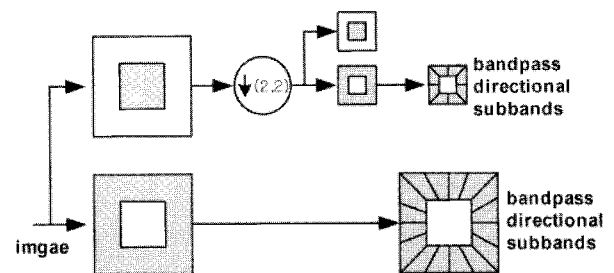


그림 7. 컨투어렛 필터뱅크.
Fig. 7. The contourlet filter banks.

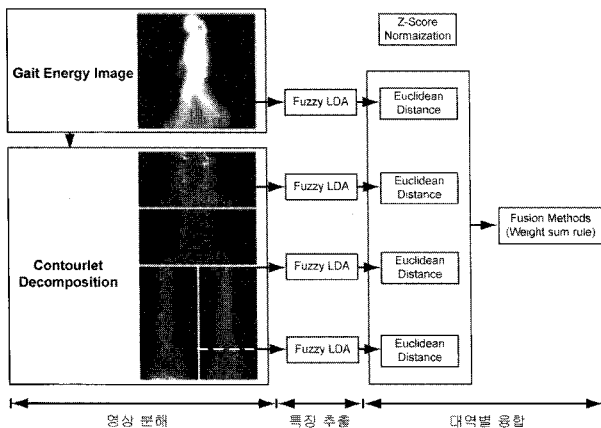


그림 5. 제안된 걸음걸이 인식 알고리즘.
Fig. 5. Proposed gait recognition algorithm.

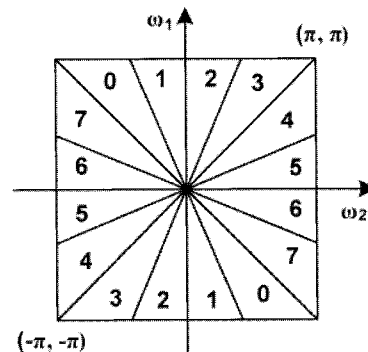


그림 8. $l = 3$ 인 필터뱅크의 주파수 분할.
Fig. 8. Directional filter bank frequency partitioning where $l = 3$.

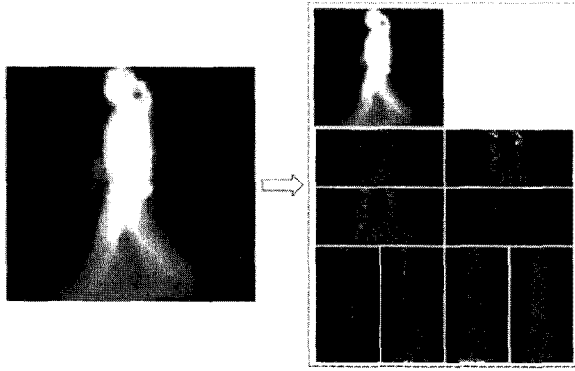


그림 9. 걸음걸이 에너지 영상에 대한 컨투어렛 변환 예.
Fig. 9. Example of contourlet transform on the gait image.

레벨 이진 트리 분해(binary tree decomposition)를 통하여 효과적으로 구현할 수 있다. 여기서, 방향성 필터뱅크는 $l=3$ 이며, $2^3=8$ 개의 실제 썩기 모양의 주파수 대역이 존재한다. 부대역 0~3은 대부분 수평방향에 대응하는 반면, 부대역 4~7은 대부분 수직방향에 대응한다.

본 논문에서 사용한 방향성 필터뱅크는 $l=3$ 이며, $2^3=8$ 개의 실제 썩기 모양의 주파수 대역이 존재한다. 그림 9는 컨투어렛 변환에 의해 분해된 걸음걸이 에너지 영상의 한 예를 보여준다.

2. Fuzzy LDA를 이용한 걸음걸이의 특징 추출

본 논문에서 특징으로 표현된 걸음걸이 에너지 영상은 매우 고차원의 패턴으로 표현되기 때문에 특징 추출과 분류를 위해서는 저차원의 데이터로 표현되는 것이 요구된다. LDA는 클래스 내의 분산을 나타내는 행렬(within-scatter matrix)과 클래스 간 분산을 나타내는 행렬(between-scatter matrix)의 비율이 최대가 되도록 하는 선형 변환 방법으로, 영상 공간에서 저차원의 특징 공간으로의 선형 사영을 기초로 하므로 전체 데이터베이스의 모든 걸음걸이 에너지 영상을 최대화하는 사영 방향을 찾아낸다. 조명 조건과 외부 환경 변화로 생기는 원하지 않는 변화도 포함되게 되므로 주성분분석기법(PCA: Principal Component Analysis)은 저차원의 기저벡터로부터 복원을 하는 관점에서는 최적의 방법이지만 조명이나 외부 환경 변화가 있는 영상의 식별, 인식에서는 LDA기법이 우수한 인식성능을 나타내고 있다. 본 논문에서는 컨투어렛 변환된 걸음걸이 에너지 영상에 대하여 주성분분석기법을 적용하여 저차원으로 축소된 후 퍼지 LDA를 이용하여 특징벡터를 추출하는 방법을 사용하였다.

걸음걸이 에너지영상(GEI)의 특징을 추출하기 위해 본 논문에서 적용된 퍼지 LDA 알고리즘은 주성분분석기법에 의해 GEI의 입력차원을 축소된 후, 축소된 특징벡터와 퍼지 소속도 함수를 이용하여 GEI의 특징을 추출한다[23]. 영상이 각각의 화소 값을 갖는 2차원 배열($n \times n$)이라고 가정하자. 영상 \mathbf{z}_i 는 연속적인 행들의 연결로 $n^2 \times 1$ 의 벡터로서 고려된다. 그러면 N 개 걸음걸이 영상의 학습 집합은 $Z = (\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_N)$ 로 표시된다. 우선, 주성분 분석기법에 의해 축소된 걸음걸이 영상의 특징값을 구하기 위한 공분산 행렬 R 을 정의하면 다음과 같다.

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})(\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}})^T \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{z}_i \quad (3)$$

그러면, 공분산 행렬의 고유치와 고유벡터가 계산된다. 여기서 r 개의 가장 큰 고유치에 대응하는 r 개의 고유벡터를 $E = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_r)$ 라 하자. 영상의 집합 Z 에 대해서, 그것들의 대응되는 특징벡터 $X = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$ 는 다음과 같이 Z 를 PCA 변환된 공간으로 투영함으로써 얻어진다.

$$\mathbf{x}_i = E^T(\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}}) \quad (4)$$

여기서 \mathbf{x}_i 는 i 번째 $r \times 1$ 벡터이다.

퍼지 LDA는 축소된 특징벡터와 퍼지 소속도 각각의 클래스의 평균값을 식 (5)와 같이 특징벡터와 퍼지 소속도를 이용하여 산출한다.

$$\hat{\mathbf{m}}_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij} \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}} \quad (5)$$

여기서 u_{ij} 는 j 번째 레벨된 샘플 집합의 i 번째 클래스의 소속도이다. 위의 결과를 이용하여 퍼지 클래스간 분산 행렬 S_{FB} 와 퍼지 클래스내 분산 행렬 S_{FW} 는 각각 다음과 같이 정의한다.

$$S_{FB} = \sum_{i=1}^c N_i (\hat{\mathbf{m}}_i - \bar{\mathbf{m}})(\hat{\mathbf{m}}_i - \bar{\mathbf{m}})^T \quad (6)$$

$$S_{FW} = \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x}_k \in C_i} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{m}}_i)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{m}}_i)^T = \sum_{i=1}^c S_{FW_i} \quad (7)$$

여기서, N_i 는 i 번째 클래스 C_i 에서의 벡터의 수이고, $\bar{\mathbf{m}}$ 는 모든 특징벡터들의 평균값을 나타낸다. 최종적으로 최적의 퍼지 투영행렬 W_{F-FLD} 와 퍼지 LDA방법에 의해 투영된 특징벡터는 각각 다음과 같이 계산된다.

$$W_{F-FLD} = \arg \max_w \frac{|W^T S_{FB} W|}{|W^T S_{FW} W|} \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{v}}_i = W_{F-FLD}^T \mathbf{x}_i = W_{F-FLD}^T E^T (\mathbf{z}_i - \bar{\mathbf{z}}) \quad (9)$$

훈련영상과 검증영상에 대하여 퍼지 LDA를 이용하여 걸음걸이 영상의 특징을 추출한 후, 최종 인식단계에서는 훈련영상과 검증영상간의 유클리디안 거리를 측정하여 매칭도를 얻게 된다.

3. 가중치합기법에 의한 최종 인식

본 논문에서는 컨투어렛 변환에 의해 걸음걸이 에너지 영상을 대역별로 분해한 후 퍼지 LDA를 이용하여 대역별로 유사도를 산출하였으며, 대역별 최종 융합방법으로는 가중치합기법(weight sum rule)을 적용하였다. 각 대역별 매칭도를 융합하기에 앞서 매칭도 정규화 과정을 필요로 하게

되는데 Z-Score 정규화를 통해 매칭도를 정규화 하였다.

정규화는 노멀라이즈(normalize), 또는 카노니컬라이즈(canonicalize)라고도하는 전 분야에서 사용되고 있는 용어로, 각 시스템에서 나오는 매칭 값들을 정규화하기 위해서 각 매칭값 분포들을 분석하여 여러 가지의 정규화 방법 중에 가장 적합한 방법을 적용하여 매칭값 수준에서의 결합 방식의 시스템의 신뢰성을 높이고자 한다.

정규화 방법으로는 Min-Max, Z-Score, Median 등 다양한 정규화 방법이 있으며, 본 논문에서 사용한 Z-Score 정규화 방법은 가장 일반적으로 사용되는 정규화 방법으로 주어진 샘플 집단의 평균과 표준 편차를 이용하여 수행된 전 지식 이 있다면 좋은 성능을 보여줄 것으로 예측되는 방법으로 식 (10)과 같이 표현할 수 있다[24].

$$s' = \frac{s - \text{mean}(s_k)}{\text{std}(s_k)} \quad (10)$$

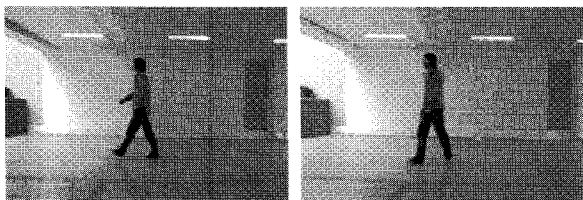
다음으로 이렇게 정규화된 각 클래스의 매칭도를 계산한 후 각 대역별 적절한 가중치를 부여한 매칭도의 합을 이용해 가장 우수한 유사도를 갖는 클래스를 선택함으로써 인식이 수행되게 되는데, 가중치합기법에 기반을 둔 의사결정은 모든 대역에 대한 각 클래스의 유사도의 합으로 계산된 대역별 출력 값을 식 (11)에 의해 계산한 후, 식 (12)에 의해 이들 중에서 가장 우수한 유사도를 갖는 클래스를 선택함으로써 수행된다.

$$O_i = \sum_{j=1}^k o_i[j], \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (11)$$

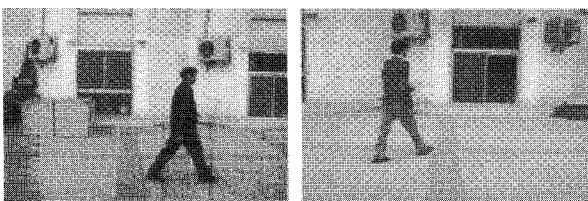
$$i_o = \text{argmin}_i(O_i) \quad (12)$$

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 걸음걸이 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 직접 구축한 CBNU DB와 걸음 걸이의 대표적인 CASIA 걸음걸이 DB (NLPR DB)[22]를 사용하였다. CBNU DB는 20명에 대해서 걸음걸이 영상을 취득하였으며, 한 사람당 0°, 45° 방향에서 각각 네 번씩 촬영된 4set의 걸음걸

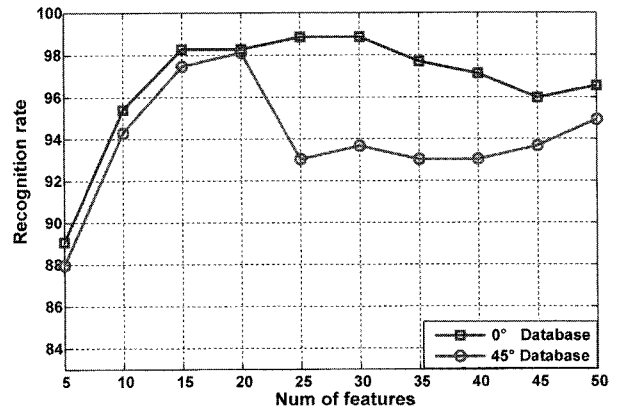


(a) CBNU DB

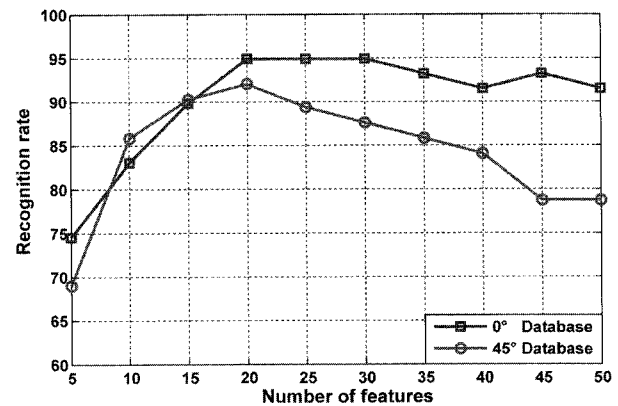


(b) NLPR DB

그림 10. 걸음걸이 영상의 일부.
Fig. 10. Example of gait images.



(a) CBNU DB



(b) NLPR DB

그림 11. 특징 계수에 따른 걸음걸이 인식률.

Fig. 11. Gait recognition rate according to number of features.

이 영상으로 구성되어 있다. NLPR DB 또한 총 20명에 대해서 0°, 45° 방향에서 각기 다른 시간에서 촬영된 4set의 걸음걸이 영상으로 구성되어 있다. 그림 10에서는 실험에 사용된 일부 영상을 나타냈다.

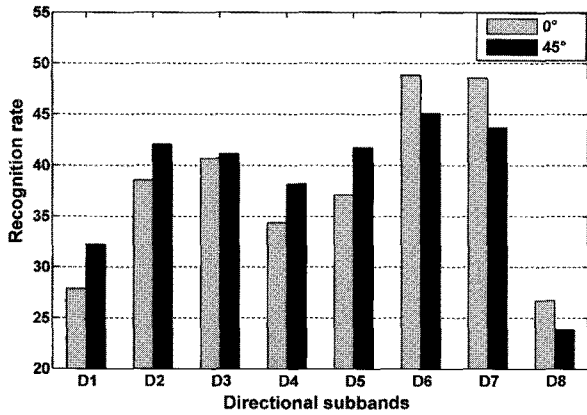
본 논문에서는 퍼지 LDA에 의해 산출된 매칭도 외에 쿼터렛에 의해 얻어진 방향별 매칭도를 동시에 고려하여 걸음걸이 인식률을 향상시키는 방법을 제안한다. 이를 위해 퍼지 LDA에 사용된 특징벡터의 수를 결정하는 문제와 쿼터렛에 의해 얻어진 다양한 방향성분을 갖는 부대역들 중에서 어떤 부대역을 사용할 것인가를 결정해야 한다.

우선, CBNU DB와 NLPR DB에 대해서 퍼지 LDA에 의해 산출된 특징벡터의 수에 따른 걸음걸이 인식률의 분석 결과를 그림 11에 나타냈다. 실험에 사용된 CBNU DB의 경우 사용된 걸음걸이 영상은 총 20명으로부터 취득한 4set 으로부터 한 걸음에 해당하는 걸음걸이 에너지 영상을 취득한 결과 총 1342개의 영상을 취득하였다. 이 중에서 한 사람당 3set은 학습용으로 사용하였고 나머지 1set은 검증용으로 사용하였다. NLPR DB의 경우 사용된 걸음걸이 영상은 총 20명으로부터 취득한 4set 으로부터 한 걸음에 해당하는 걸음걸이 에너지 영상을 취득한 결과 총 728개의 영상을 취득하였다. 이 중에서 한 사람당 3set은 학습용으로 사용하였고 나머지 1set은 검증용으로 사용하였다. 그림 11에는 CBNU DB와 NLPR DB의 특징 계수에 따른 인식률을

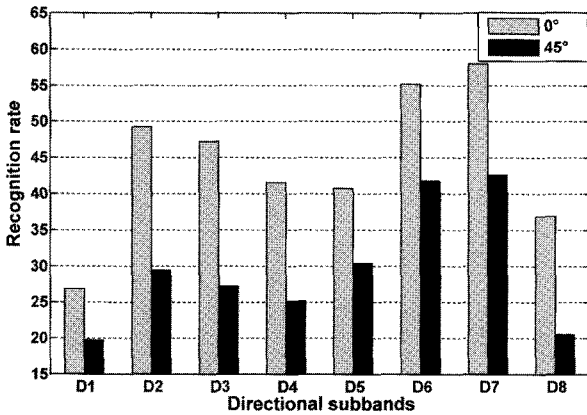
나타냈다. 그림 11에서 보는 바와 같이 두 개의 걸음걸이 영상 모두 특징의 수가 20일 경우 인식률이 우수하게 나타났다. 이러한 결과로부터 퍼지 LDA의 계수를 20으로 설정하였다.

다음 단계로, 컨투어렛에 의해 발생된 부대역들 중에서 걸음걸이 인식에 효과적인 부대역을 결정하기 위하여 실험한 결과를 그림 12에 나타냈다. 그림 12는 각각의 DB에 대하여 컨투어렛 변환을 통해 방향별 부대역으로 영상을 분해한 후 각각의 분해 영상에 대한 퍼지 LDA를 통한 인식률을 나타낸다. 실험에서 사용한 방향성 필터뱅크는 $l=3$ 으로 총 $2^3=8$ 개의 대역으로 영상을 분해하였다. 각각의 DB에서 대역별로 거의 동일한 패턴의 인식률 변화를 확인할 수 있었으며, 이를 통해 걸음걸이 에너지 영상에서의 컨투어렛을 통한 방향별 부대역 영역에서의 공통적인 특징을 확인할 수 있었다. 따라서 이러한 각각의 부대역중 인식률이 우수한 2, 6, 7의 부대역 영역을 선택해 융합하여 실험하였다.

제안된 방법의 우수성을 보이기 위해 취득된 4set의 걸음걸이 영상을 3set는 학습용, 1set는 검증용으로 하여 실험 set의 순서를 변경하면서 총 4회 실험을 하였다. 표 1에서



(a) CBNU DB



(b) NLPR DB

그림 12. 컨투어렛 변환에 의해 얻어진 방향별 부대역 영역의 걸음걸이 인식률.

Fig. 12. Gait recognition per each directional subband obtained by Contourlet.

표 1. 걸음걸이 인식결과.

Table 1. Gait recognition results.

		PCA	Fuzzy LDA	Contourlet Fuzzy LDA		Proposed
				LL		
C B N U	0°	96.66 %	99.85 %	LL	99.85 %	100 %
				2	37.79 %	
				6	49.27 %	
				7	49.41 %	
	45°	97.55 %	99.09 %	LL	99.09 %	99.23 %
				2	41.28 %	
				6	44.49 %	
				7	43.27 %	
		PCA	Fuzzy LDA	Contourlet Fuzzy LDA		Proposed
				LL		
N L P R	0°	89.35 %	97.14 %	LL	97.14 %	97.96 %
				2	49.25 %	
				6	55.20 %	
				7	58.05 %	
	45°	82.47 %	92.98 %	LL	92.98 %	94.82 %
				2	29.45 %	
				6	41.81 %	
				7	42.63 %	

는 CBNU DB와 NLPR DB에 대한 실험결과를 나타냈다. 표 1에서 보는 바와 같이 CBNU DB의 경우 0°에서 촬영된 걸음걸이 영상은 PCA를 적용한 결과 96.66%, 퍼지 LDA를 적용한 결과 99.85%, 제안된 방법을 적용한 결과 100%의 인식률을 나타냈다. 45°에서 촬영된 걸음걸이 영상은 PCA를 적용한 결과 97.55%, 퍼지 LDA를 적용한 결과 99.09%, 제안된 방법을 적용한 결과 99.23%의 인식률을 나타냈다. NLPR DB를 대상으로 실험한 결과 0°에서 촬영된 걸음걸이 영상은 PCA를 적용한 결과 89.35%, 퍼지 LDA를 적용한 결과 97.14%, 제안된 방법을 적용한 결과 97.96%의 인식률을 나타냈다. 45°에서 촬영된 걸음걸이 영상은 PCA를 적용한 결과 82.47%, 퍼지 LDA를 적용한 결과 92.98%, 제안된 방법을 적용한 결과 94.82%의 인식률을 나타냈다.

이러한 결과로부터 제안된 방법이 기존의 방법들에 비하여 우수한 것으로 나타났다. 또한, 방향별 부대역 영역의 인식률에서는 전체적으로 45°에서 획득된 경우 0°에서 획득된 영상에 비해 더 낮은 인식률을 보이는 것으로 확인되었지만, 융합 결과 인식률의 향상 면에서는 45°인 경우 0°보다 높은 인식률의 향상을 가져다주는 것을 확인할 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 컨투어렛 변환을 통한 부대역 영상을 이용한 퍼지 LDA 기반 걸음걸이 인식 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 컨투어렛 다해상도 기법을 이용하여 방향별 부대역으로 걸음걸이 에너지 영상을 분해하였으며, 각각의 부대역별 영상에 대하여 퍼지 LDA를 이용하여 특징을 추출하였으며, 대역별 유클리디안 거리척도로 산출된 매칭

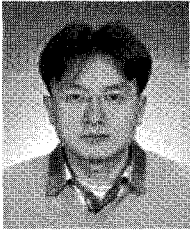
도를 융합하여 최종 인식을 수행하였다.

제안된 걸음걸이 인식 시스템을 NLPR 데이터베이스와 CBNU 걸음걸이 데이터베이스에 적용 실험한 결과 각각의 데이터베이스에서 대역별로 거의 동일한 패턴의 인식을 변화를 확인할 수 있었으며, 이를 통해 걸음걸이 에너지 영상에서의 컨투어렛 변환을 통한 방향별 부대역 영역에서의 공통적인 특징을 확인할 수 있었다. 또한 대역별 융합을 통한 최종 인식 결과 걸음걸이 에너지 영상의 인식에 있어서 컨투어렛 변환을 통한 방향성분이 인식률을 향상 시키는데 기여한다는 것을 확인하였다.

따라서 제안된 방법은 감시용 로봇에 있어서 원격에서 개인을 확인하고 인식하는 다양한 응용분야에 효과적으로 사용될 수 있으리라 생각된다.

참고문헌

- [1] International Federation of Robotics, "World robotics 2008," IFR.
- [2] 고현주, 전명근, K. K. Paliwal, "감정이 있는 얼굴영상과 퍼지 Fisherface를 이용한 얼굴인식," 제어·로봇·시스템학회논문지, 제15권 제1호, pp. 94-98, 2009.
- [3] 최병욱, 박정호, 신동관, 우춘규, 김형철, 권용관, "가정용 지능형 경비 로봇 시스템 개발," 제어·로봇·시스템학회논문지, 제13권 제8호, pp. 810-816, 2007.
- [4] W. Hu, T. Tan, L. Wang, and S. Maybank, "A survey on visual surveillance of object motion and behaviors," *IEEE Trans. on Syst. Man and Cyberntics Part C*, vol. 34, pp. 334-352, 2004.
- [5] Depense Advanced Research Projects Agency, <http://www.darpa.mil/ito/reseach/hid/index.html>
- [6] C. BenAbdelkader, R. Cutler, and L. S. Davis, "View-invariant estimation of height and stride for gait recognition," *Proc. of the International Workshop ECCV on Biometric Authentication*, pp. 155-167, 2002.
- [7] C. BenAbdelkader, R. Cutler, H. Nanda, and L. Davis, "EigenGait: Motion-based recognition of people using image self-similarity," *Proc. of the Third International Conf. Audio and Video based Biometric Person Authentication*, pp. 284-294, 2001.
- [8] 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, 1998.
- [9] H. Murase and R. Sakai, "Moving object recognition in eigenspace representation: gait analysis and lip reading," *Pattern Recognition Letters*, vol. 17, pp. 155-162, 1996.
- [10] L. Lee and W. E. L. Grimson, "Gait appearance for recognition," *Proc. of the International Workshop ECCV on Biometric Authentication*, pp. 143-154, 2002.
- [11] R. Collins, R. Gross, and J. Shi, "Silhouette-based human identification from body shape and gait," *Proc. of IEEE Conf. on Face and Gesture Recognition*, pp. 351-356, 2002.
- [12] A. Kale, A. K. R. Chowdhury, and R. Chellappa, "Towards a view invariant gait recognition algorithm," *Proc. of IEEE International Conf. Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pp. 143-150, 2003.
- [13] P. S. Huang, C. J. Harris, and M. S. Nixon, "Canonical space representation for recognizing humans by gait and face," *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, pp. 180-185, 1999.
- [14] N. V. Boulgouris, D. Hatzinakos, and K. N. Plataniotis, "Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification," *IEEE Signal Processing Mag.* 22, pp. 78-90, 2005.
- [15] H. Ju and B. Bhanu, "Statistical feature fusion for gait-based human recognition," *Proc. of the IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 842-847, 2004.
- [16] Z. Liu and S. Sarkar, "Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette," *Proc. of the International Conf. Pattern Recognition*, vol. 4, pp. 211-214, 2004.
- [17] D. D. Y. Po and M. N. Do, "Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 15, no. 6, pp. 1610-1620, 2006.
- [18] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 14, no. 12, pp. 2091-2106, Dec. 2005.
- [19] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 31, no. 4, pp. 532-540, 1983.
- [20] M. N. Do and M. Vetterli, "Framing pyramids," *IEEE Trans. on Signal Processing*, pp. 2329-2342, 2003.
- [21] M. N. Do, Directional multiresolution image representations, Ph.D. dissertation, Swiss Federal Institute of Technology, Lausanne, Switzerland, December 2001, <http://www.ifp.uiuc.edu/inhdo/publications>
- [22] M. Vetterli, "Multidimensional subband coding: Some theory and algorithms," *Signal Processing*, vol. 6, no. 2, pp. 97-112, 1984.
- [23] H. J. Go, K. C. Kwak, S. S. Kim, and M. G. Chun, "Face recognition for expressive images," *LNCS 3046*, pp. 924-932, 2004.
- [24] 고현주, 우나영, 신용녀, 김재성, 김학일, 전명근, "균등화 및 분류기에 따른 다중 생체 인식 시스템의 성능 평가," 한국정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용, 제34권 제4호, pp. 377-388, 2007.
- [25] T. Horprasert, D. Harwood, and L. S. Davis, "A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, vol. 99, pp. 1-19. 1999.



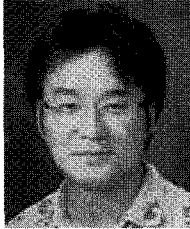
박진일

2001년 한밭대학교 제어계측공학과 졸업. 2003년 동 대학원 공학석사. 2005년~현재 충북대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정. 관심분야는 지능시스템, 다중생체인식, 퍼지이론.



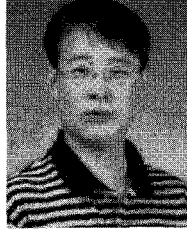
이옥재

2007년 충북대학교 전자공학과 졸업. 2009년 동 대학원 제어계측공학과 공학석사. 2009년~현재 (주)유비프리시전. 관심분야는 워터마킹, 생체정보보호, 임베디드 프로그래밍, 패턴인식.



조재훈

2002년 한밭대학교 제어계측공학과 졸업. 2004년 동 대학원 공학석사. 2005년~현재 충북대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정. 관심분야는 지능시스템, 다중생체인식, 퍼지이론.



송창규

1995년 충북대학교 전기공학과 졸업. 1997년 동 대학원 공학석사. 2006년 동 대학원 공학박사. 2006년~현재 충북대학교 BK21 충북정보기술사업단 Postdoc. 관심분야는 영상처리, 영상압축, 패턴인식, 지능시스템.



전명근

1987년 부산대학교 전자공학과 졸업. 1989년 KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사. 1993년 동 대학원 공학박사. 1993년~1996년 삼성전자 자동화 연구소 선임연구원. 2000년~2001년 University of Alberta 방문교수. 1996년~현재 충북대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수. 2008년~현재 TTA PG505 의장. 2007년~현재 ISO/IEC SC27 정보보호 표준화 전문위원. 관심분야는 바이오인식, 개인정보보호, 데이터마케팅, 지능시스템.