

## 웨이블릿 변환과 선형 판별 분석법을 이용한 적외선 걸음걸이 인식

# Infrared Gait Recognition using Wavelet Transform and Linear Discriminant Analysis

김사문\* · 이대종\* · 전명근\*

SaMun Kim, DaeJong Lee, and MyungGeun Chun<sup>†</sup>

\*충북대학교 제어로봇공학과, 컴퓨터정보통신연구소

<sup>†</sup> Department of Control and Robotics Engineering, Chungbuk University

### 요 약

본 논문은 웨이블릿 변환과 선형 판별 분석법 그리고 유전알고리즘을 이용하여 걸음걸이 인식을 향상시키는 방법을 제안한다. 걸음걸이 에너지 영상에서 웨이블릿 변환으로 분해된 4개의 대역을 얻는다. 분해된 대역을 선형 판별 분석법으로 영상의 특징을 추출한다. 추출된 4개 대역의 특징들과 학습영상의 특징들 사이의 유클리디안 거리를 계산하고, 각 대역에서 계산된 거리 값에 유전알고리즘으로 최적화된 4개의 가중치를 부여한다. 4개 대역의 거리 값과 가중치와의 선형결합으로 계산된 새로운 거리 값을 바탕으로 최근접 이웃 분류 방법을 이용하여 인식 실험을 수행한다. 실험 결과에서 가중치 융합 전 인식을 보다 융합 후 인식이 더 높은 것을 확인 할 수 있다.

**키워드** : 걸음걸이 인식, 웨이블릿 변환, 선형 판별 분석법, 유전 알고리즘

### Abstract

This paper proposes a new method which improves recognition rate on the gait recognition system using wavelet transform, linear discriminant analysis and genetic algorithm. We use wavelet transform to obtain the four sub-bands from the gait energy image. In order to extract feature data from sub-bands, we use linear discriminant analysis. Distance values between training data and four sub-band data are calculated and four weights which are calculated by genetic algorithm is assigned at each sub-band distance. Based on a new fusion distance value, we conducted recognition experiments using k-nearest neighbors algorithm. Experimental results show that the proposed weight fusion method has higher recognition rate than conventional method.

**Key Words** : Gait recognition, Wavelet transform, Linear Discriminant Analysis, Genetic algorithm

## 1. 서 론

보안의 중요성이 화두이자 과제인 현시점에서 바이오 정보를 활용한 개인 인식 연구가 활발히 이루어지고 있다. 바이오 정보는 지문, 홍채, 얼굴 그리고 걸음걸이 등이 있다. 지문, 홍채, 얼굴인식은 높은 인식을 가진다는 장점이 있

지만, 개인의 정보 제공 의사가 반영되어서 생체정보를 제공하는 것을 거부한다면 인식이 어렵다는 단점이 있다. 반면에 걸음걸이 인식은 개인의 의사와 상관없이 감시카메라 등에서 촬영된 영상을 바탕으로 인식을 수행 할 수 있는 장점이 있다[1]. 또한 기존의 바이오 인식 방법과 다르게 원거리 인식이 가능하고 상대적으로 저해상도의 영상으로도 인식이 가능한 장점이 있다[2]. 이러한 특징들 때문에 걸음걸이 인식은 주로 감시카메라를 이용하여 범범죄 식별에 응용이 된다[3].

기존에 제안된 걸음걸이 인식 기법은 다리의 각도, 키와 보폭 등을 분석하여 신체구조(관절)를 모델링하여 각 구성 요소의 정보를 추출하여 인식하는 모델기반(model based) 방법 [4-6]과 걸음걸이 에너지 영상 전체를 하나의 패턴으로 사용하는 비 모델(free model based) 기반 방법[7-10]으로 크게 구분될 수 있다. 또한 걸음걸이 에너지 영상을 해부학 관점에서의 신체 비율을 바탕으로 상체, 몸통, 하체 부분을 나누어 각 구성요소의 파라미터들을 추정하여 인식을 높이고자 하는 시도도 있었다[11]. 걸음걸이 인식은 촬영

접수일자: 2014년 9월 14일

심사(수정)일자: 2014년 9월 28일

게재확정일자: 2014년 12월 8일

<sup>†</sup> Corresponding author

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No.2013R1A1A2011593)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

되는 각도에 따라 인식률의 변화가 크다는 단점이 있는데, 다양한 각도에서 촬영되는 걸음걸이 영상을 주성분 분석(PCA)를 이용하여 서로 다른 각도에서 촬영되는 영상을 융합함으로써 인식률을 향상시키는 방법을 제안한 연구도 있었다[12]. 촬영 각도와 더불어 조명변화도 걸음걸이 인식의 성능을 결정짓는 중요한 요인 중에 하나다. 범죄가 주간보다 야간에 발생하는 비율이 높다는 점에서 가시광 카메라로 촬영된 영상은 조명변화에 민감하여 걸음걸이 에너지 영상을 생성하는데 큰 제약 조건으로 작용한다. Zhaojun[13]은 조명변화에 강인한 적외선 걸음걸이 영상으로부터 Wavelet 변환과 skeleton 이론을 이용하여 invariant moment와 skeleton parameter를 추출하여 인식하는 시스템을 제안했다. 외부환경에 비교적 강인한 장점이 있지만 특징을 추출하는 과정이 복잡하다는 단점이 있다.

본 논문에서는 조명변화에 강인한 적외선 영상을 이용하여 정적인 정보와 동적인 정보를 효과적으로 표현할 수 있는 비 모델 기반의 걸음걸이 에너지 영상을 사용하여 인식 실험을 수행하였다. 그림 1은 전체 시스템의 구조를 나타낸다. 걸음걸이 에너지 영상을 웨이블릿 변환하여 나타나는 4개의 서브밴드로부터 선형 판별 분석법을 이용하여 특징을 추출한다. 각 대역에서 학습 데이터와 테스트 데이터 간의 유클리디안 거리를 계산하고, 유전알고리즘으로 구해진 각 대역의 가중치를 앞서 구한 거리 값과의 선형결합으로 생성된 새로운 거리값을 구한다. 새로운 거리값을 바탕으로 인식 실험을 수행한다.

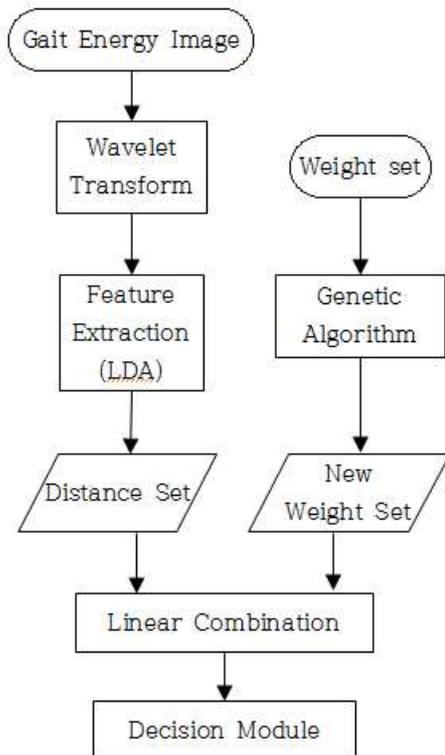


그림 1. 시스템 개요  
Fig. 1. System structure

본 논문은 4개의 장으로 구성되어있다. 2장에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 걸음걸이 에너지 영상(GEI: Gait

Energy Image)을 4개의 대역으로 분해하고, 분해된 대역에서 선형 판별 분석법을 이용하여 특징을 추출하는 내용을 다룬다. 3장에서는 추출된 특징들의 거리 값에 부여되는 가중치를 유전알고리즘을 사용하여 최적화된 가중치를 산출하고, CASIA dataset C를 활용하여 가중치 융합 전과 가중치 융합 후의 실험결과를 보여준다. 마지막으로 4장에서 결론과 향후 연구를 언급한다.

## 2. 웨이블릿 변환을 이용한 걸음걸이 에너지 영상의 분해 및 특징추출

### 2.1 걸음걸이 에너지 영상의 분해

디지털 영상을 다해상도로 처리하기 위해 이산 웨이블릿 변환(DWT: Discrete Wavelet Transform)이 사용된다 [14][15]. 다해상도 이론은 하나 이상의 해상도에서 신호(영상)의 표현과 분석을 하여 단일 해상도에서 발견되지 않는 특징들을 다른 해상도에서 쉽게 발견할 수 있는 장점이 있다.

그림 2는 2차원 신호에 대한 1단계 이산 웨이블릿 변환의 과정이다. 원본이미지가 가로방향과 세로방향으로 Low pass filter와 High pass filter를 적용하여 대역을 나눈다. 원 영상의 대역폭이 반으로 줄어들기 때문에 Sampling 간격이 2배 증가하게 되므로 Down Sampling 과정을 거치게 된다. 다시 각각 Low pass filter와 High pass filter를 거치고 Down Sampling 과정을 거치면 4개의 대역으로 분해된다. 변환 결과 생성되는 4개의 블록 LL, LH, HL, HH는 각각 Approximation, Horizontal, Vertical, Diagonal 디테일 계수들이다.

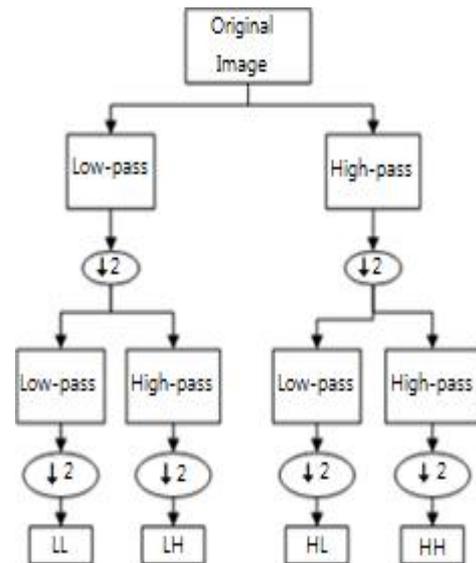


그림 2. 1단계 2-D 웨이블릿 변환  
Fig. 2. 2-level 2-D Wavelet transform

본 논문에서 사용된 적외선 걸음걸이 에너지 영상을 웨이블릿 변환을 이용하여 4개의 대역으로 분해하면 그림 3와 같이 나타나는 것을 확인할 수 있다.

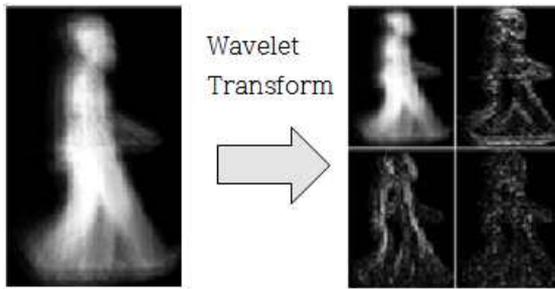


그림 3. 걸음걸이 에너지 영상의 웨이블릿 변환  
Fig. 3. Wavelet transform of GEI

**2.2 걸음걸이 영상에서의 특징 추출**

영상 데이터와 같은 고차원의 데이터는 특징을 추출하지 않으면 계산량이 급격히 증가하여 시스템의 부하를 증가시킬 뿐만 아니라 인식에 불필요한 정보까지도 함께 사용되어 결과적으로 인식을 저하의 원인이 되기도 한다. 그러므로 영상 데이터의 양을 줄이면서 인식에 핵심이 되는 정보만을 뽑아내는 특징추출 과정은 인식 시스템에서 필수적으로 수행되어야 한다.

**2.2.1 주성분 분석**

주성분 분석은 데이터의 차원을 축소하면서 정보 손실을 최소로 하는 사영벡터를 찾는 것이다. 데이터의 정보 손실을 최소로 하기 위해서 데이터 집합의 분산이 가장 큰 방향으로 선형변환을 수행해야 한다. 이는 데이터의 공분산행렬의 고유값과 고유벡터를 바탕으로 변환 행렬을 구할 수 있다. 입력데이터 집합 행렬을  $X$ 라 하고 그 평균 행렬을  $M$ 이라 하면 공분산행렬  $\Sigma$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$\Sigma = \frac{1}{N}(X - M)(X - M)^T \tag{1}$$

식 (1)에서 계산된 공분산 행렬은 정방행렬이고 고유치 분석을 통하여 고유 값과 고유 벡터를 계산한다. 공분산 행렬  $\Sigma$ 의 고유벡터들을 열벡터로 하는 행렬을  $P$ 라 하고, 고유값들을 대각원소로 하는 대각행렬을  $\Lambda$ 라 하면 다음 식이 성립된다.

$$\Sigma P = P \Lambda, \quad \Sigma = P \Lambda P^T \tag{2}$$

식 (2)의 결과로 고유벡터행렬과 고유값 행렬이 계산된다. 고유벡터는 데이터들의 주성분 사영벡터로서 데이터의 분산이 큰 방향을 나타내고 그에 해당하는 고유값은 데이터 분산의 크기를 나타낸다. 주성분 분석의 주목적인 데이터의 차원축소와 정보 손실을 최소화를 위해서 전체  $n$ 개의 고유값 중에서 크기순으로  $m$ 개의 고유값들을 선택하여 그에 대응하는 고유벡터를 선택하는 것이 핵심이다. 고유값들을 대각원소로 하는 대각행렬  $\Lambda$ 의 대각 원소들을  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 라 할 때, 고유값이 큰 것부터  $m$ 개의 고유값  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 을 선택한다. 선택한 고유값에 대응하는 고유벡터  $u_1, u_2, \dots, u_m$ 로 구성되는 변환행렬  $W$ 를 정의한다.

$$W = [u_1, u_2, \dots, u_m] \tag{3}$$

식 (3)에서 정의된 변환행렬을 이용하여 입력데이터 행렬  $X$ 의 특징데이터 행렬  $Z$ 를 얻는다.

$$Z = W^T X \tag{4}$$

**2.2.2 선형 판별 분석**

3.1절에서 다룬 주성분 분석은 단순히 전체 데이터의 분산 정보를 사용하여 특징을 추출하는 기법이다. 분산이 큰 사영벡터를 계산하여 데이터의 양을 줄일 수 있는 효과적인 방법이지만 데이터 클래스 정보를 활용하지 않음으로 인하여 데이터 분류에 핵심이 되는 정보를 손실하는 결과를 초래할 수도 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 클래스 간의 분산 정보와 클래스 내의 분산 정보를 활용하여 분류에 핵심이 되는 특징을 추출하는 기법이 선형 판별 분석이다.

선형 판별 분석은 클래스 내 분산 행렬에 대한 클래스 간 분산 행렬의 비를 최대한 하는 변환 행렬을 계산하는 것이 목적이다.  $N$ 개의 벡터를 갖는  $c$ 개의 클래스(걸음걸이 인식인 경우 사람의 수) 문제를 고려할 때, 클래스 간 분산 행렬은 다음과 같이 정의된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (m_i - \bar{m})(m_i - \bar{m})^T \tag{5}$$

여기서,  $N_i$ 는  $i$ 번째 클래스  $C_i$ 에서의 벡터의 수이며,  $\bar{m}$ 은 모든 벡터들의 평균이다. 또한  $m_i$ 는 클래스  $C_i$ 에서 주성분 분석 기법에 의해 변환된 벡터의 평균이다. 클래스 내 분산 행렬은 다음 식과 같이 정의되어진다.

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in C_i} (x_k - m_i)(x_k - m_i)^T = \sum_{i=1}^c S_{W_i} \tag{6}$$

여기서,  $S_{W_i}$ 는 클래스  $C_i$ 의 공분산 행렬이다. 최적의 투영 행렬  $W_{LDA}$ 는 다음 식과 같이 투영된 샘플의 클래스 내 분산 행렬에 대한 클래스 간 분산 행렬의 행렬식의 비를 최대화하는 정규직교행렬을 가진 행렬로서 선택되어진다.

$$W_{LDA} = \operatorname{argmax}_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1 w_2 \dots w_m] \tag{7}$$

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \tag{8}$$

걸음걸이 에너지 영상  $z_i$ 에 대한 특징 벡터들  $V = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ 은 다음과 같다.

$$v_i = W_{LDA}^T x_i = W_{LDA}^T E^T (z_i - \bar{z}) \tag{9}$$

일반적인 인식실험은 입력영상의 차원이 데이터의 수보다 큰 경우가 많다. 이럴 경우에 클래스 내 산점행렬  $S_W$ 가 특이행렬이 되어 역행렬을 얻을 수 없는 문제점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 입력데이터를 주성분 분석을 이용하여 입력데이터의 차원을 데이터의 수보다 작은 값으로 축소하여 사용해야 한다.

### 3. 적외선 걸음걸이 인식 실험

#### 3.1 유전알고리즘을 이용한 가중치 설정

특징이 추출된 4개 대역의 테스트 영상들과 학습 영상들의 유클리디안 거리를 계산한다. 이때 4개 대역의 유클리디안 거리를 각각  $A, H, V, D$  이라 하고, 각 대역에 곱해지는 가중치를  $w_1, w_2, w_3, w_4$  라 하면 각 대역의 거리와 가중치와의 곱의 합으로 융합된 유클리디안 거리( $d$ )는 다음 식과 같다.

$$d(w_1, w_2, w_3, w_4) = w_1A + w_2H + w_3V + w_4D \quad (10)$$

각 대역의 가중치  $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 는 수없이 많은 해를 가지고 어떤 값으로 설정해야 가장 좋은 인식률을 보이는지 알 수 없다. 이처럼 무수히 많은 해를 가지고 그 중 가장 좋은 해를 찾는 것은 최적화 문제이다[15]. 본 논문에서는 4개 대역의 가중치 값을 유전알고리즘을 이용하여 계산하였다. 유전알고리즘은 어떤 미지의 함수를 최적화 하는 해를 찾기 위해, 자연계의 생물들의 진화를 모방한 탐색 알고리즘이다. 유전알고리즘을 적용하기 위해서는 해를 유전자의 형식으로 표현할 수 있어야하고, 해의 적합도를 판단할 수 있는 적합도 함수가 정의되어야 한다.

영상 데이터 클래스의 수를  $c$ 라 하고, 선형판별 분석으로 추출된 특징의 개수를  $i$ 라 하면( $i < c$ ), 특징개수  $i$ 일 때의 융합 거리( $d$ )를 이용한 인식률을  $R_i(d(w_1, w_2, w_3, w_4))$ 라 하자. 이 때 유전알고리즘에 성능의 잣대인 적합도 함수  $Fit(w_1, w_2, w_3, w_4)$ 는 다음 식과 같이 정의할 수 있다.

$$Fit(w_1, w_2, w_3, w_4) = -\max(R_i(d(w_1, w_2, w_3, w_4))) \quad (11)$$

$$(i = 1, 2, \dots, c-1)$$

식 (11)은 특징개수에 따른 인식률  $R_i(F_d)$ 의 최대값의 음수를 구하는 식이다. 유전알고리즘은 선택, 교차, 변이, 대치 등의 연산을 이용하여 적합도 함수의 최소값을 구하기 위한 것이 목적이므로 최대 인식률의 음의 값을 적합도 함수로 설정하였다.

#### 3.2 걸음걸이 인식 실험 결과

본 논문에서는 CASIA Dataset C를 이용하여 실험을 수행하였다. 데이터의 구성 및 실험 방법은 표 1과 같다. CASIA Dataset C는 10세트의 영상으로 구성되어 있다. 보통의 걸음걸이 영상이 4세트, 가방을 착용한 걸음걸이 영상이 2세트, 빠르게 걷는 걸음걸이 영상이 2세트, 느리게 걷는 걸음걸이 영상이 2세트로 구성되어 있다. 본 논문에서는 20명의 Data base를 사용하였고, 보통의 걸음걸이 영상 4세트를 학습 데이터로 사용하고 나머지 6세트의 영상들을 테스트 데이터로 사용하였다.

가중치 융합 전과 후를 비교하기 위해 먼저 웨이블릿 변환을 하지 않고 주성분 분석과 선형판별 분석을 이용하여 특징을 추출한 영상의 인식 실험을 수행하였다. 주성분 분석과 선형판별 분석을 이용하여 추출된 특징 개수에 따른 인식률을 그림 4를 통해 확인할 수 있다. 주성분 분석만을 사용했을 때는 최고 84.2%의 인식률을 보였고, 선형 판별 분석을 사용하였을 때의 인식률은 최고 94.2%이므로 주성분 분석만을 사용하였을 때보다 인식률이 더 높게 나온 것

을 확인 할 수 있다.

그림 5는 걸음걸이 에너지 영상을 웨이블릿 변환 후, 4개의 대역에서 주성분 분석만을 사용한 결과와 선형 판별 분석을 함께 사용한 결과를 비교하였다. 실험 결과 분해된 4개 대역 중 Approximation대역에서 인식률이 가장 높았고, 선형 판별 분석으로 특징을 15개 추출하였을 때 93.3%의 인식률을 확인 할 수 있다.

분해된 대역은 선형 판별 분석을 이용하여 특징이 추출되고, 학습 데이터와 테스트 데이터와의 거리 값을 구하여 식(10)과 같이 가중치와의 선형 결합으로 새로운 거리 값을 생성한다. 이 때 가중치 값을 4절에서 언급한 유전알고리즘을 이용하여 구한다. MATLAB Optimization Tool을 이용하여 입력 변수 값에 가중치 4개와 적합 함수는 식 (11)에서 정의한 함수를 이용하였을 때 시뮬레이션 결과는 다음과 같다.

표 1. 데이터 구성 및 실험 방법  
Table 1. The composition of data and experimental method

set	1 - 4	5	6	7
Environment	Normal	With bag	Fast walking	Slow walking
Training	o	x	x	x
Test	x	o	o	o

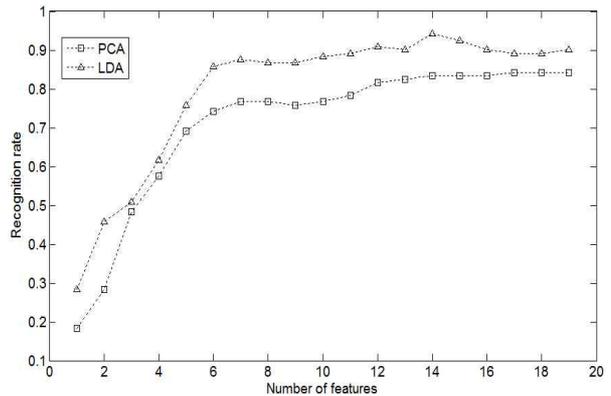
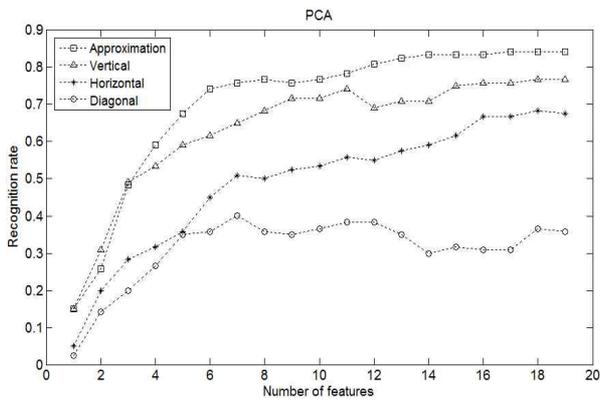
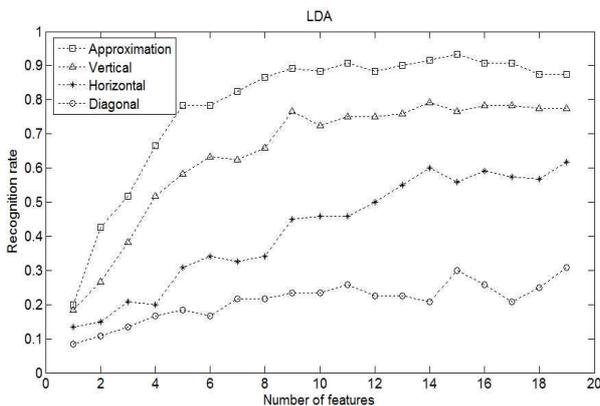


그림 4. 특징추출 방법에 따른 걸음걸이 인식률  
Fig. 4. Recognition rate according to feature extraction methods

그림 6(b)는 식(10)에서 각 대역에 곱해지는 거리 값의 가중치의 추정 값을 나타낸다. 가중치  $w_1, w_2, w_3, w_4$ 는 각각 0.754, 0.09, 0.151, 0.005 이다. 4개의 가중치를 식(11)에서 정의한 목적함수에 대입하여 나온 결과는 그림 6(a)와 같다. 목적함수의 최소값은 -96.67이므로 최고 인식률은 96.67%이다. 유전알고리즘을 이용하여 구한 가중치를 적용하여 계산된 새로운 거리 값으로 인식 실험을 수행한 결과는 그림 7과 같다. 선형 판별 분석을 하였을 때 특징 13개를 활용하여 최고 96.67%의 인식률을 확인할 수 있다.



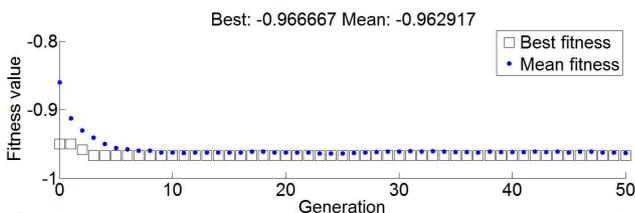
(a) PCA



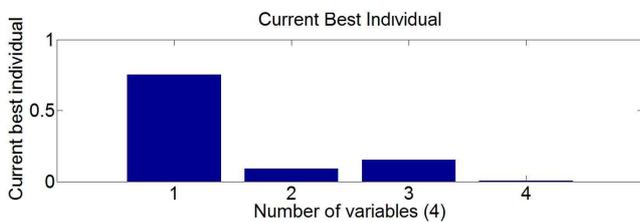
(b) LDA

그림 5. 웨이블릿 변환 후 각 대역별 인식률

Fig. 5. Recognition result at each band after wavelet transform



(a) Fitness Value



(b) Weight Value

그림 6. 유전알고리즘을 이용한 적합도 함수와 가중치 값의 추정

Fig 6. Fitness and weight value using genetic algorithm

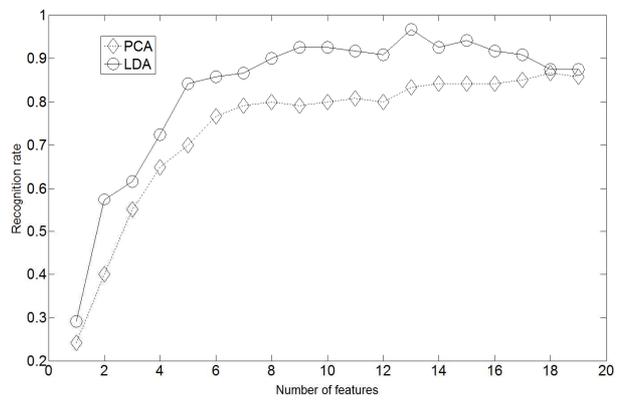


그림 7. 가중치 적용 후 인식 실험 결과

Fig. 7. Recognition result after weight application

### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 적외선 걸음걸이 영상을 웨이블릿 변환하여 얻어진 4개의 대역으로부터 선형 판별 분석을 이용하여 특징을 추출하였고, 추출된 특징으로부터 거리 값을 계산하여 유전알고리즘을 이용하여 추정된 가중치 값과 융합하여 인식 실험을 한 결과 가중치 융합 전 인식률(94.2%)보다 융합 후 인식률(96.67%)이 약 2.47%p 향상된 것을 확인하였다. 향후에는 좀 더 다양한 환경에서 촬영된 걸음걸이 영상을 이용하여 환경 변화에 강인한 인식 방법에 대한 연구를 진행할 예정이다.

### References

- [1] Daehee Kim, "Gait recognition using active shape model and motion prediction," *Computer Vision IET*, Vol. 4, pp. 25-36, 2010
- [2] Junping Zhang, "Low resolution gait recognition," *System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transaction on*, Vol. 40, pp. 986-996, 2010
- [3] Daigo Muramatsu, "Gait verification system for supporting criminal investigation", *Pattern Recognition (ACPR)*, pp.747-748, 2013.
- [4] C. BenAbdelkader and R. Cutler, "View invariant estimation of height and stride for gait recognition", *Workshop on Biometric Authentication ECCV*, pp.155-167, 2002.
- [5] Kasakunniran, "Multiple views gait recognition using view transformation model based on optimized gait energy image", *Computer Vision Workshops (ICCV), IEEE 12th International Conference on*, pp.1058-1064, 2009
- [6] J.J.Little and J.E.Boyd. "Recognition people by their gait: the shape of motion", *Videre*, Vol. 1, No2, 1998
- [7] L. Lee, and W.E.L Grimson, "Gait appearance for recognition", *Workshop on Biometric*

*Authentication ECCV*, pp.143-154, 2002

[8] R. Collins, R. Gross, and J. Shi, "Silhouette-based human identification from body shape and gait", *IEEE Conference on Face and Gesture Recognition*, pp.351-356, 2002

[9] A. Kale, A. K. R. Chowdhury, and R. Chellappa, "Towards a view invariant gait recognition algorithm", *Advanced video and signal based surveillance IEEE Conference on*, pp.143-150, 2003.

[10] 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.

[11] Xiaxi Huang, Nikolaos V. Boulgouris, "Gait recognition with shifted energy image and structural feature extraction", *Image Processing, IEEE Transactions on*, Vol.21, pp.2256-2268, 2012.

[12] Sharma. S, Anupam. S, Ritu. T, Vikas. S, "View variations effect in gait recognition and performance improvement using fusion", *Recent Advances in Information Technology (RAIT)*, pp.892-896, 2012.

[13] Zhaojun X, Dong M, Wei S, Baikun W, Shijiu J, "Infrared gait recognition based on wavelet transform and support vector machine", *Pattern Recognition*, Vol.43 pp.2904-2910, 2010.

[14] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. "Digital Image Processing", Prentice Hall, 2007.

[15] A. Graps, "An Introduction to Wavelets", *IEEE Computational Sciences and Engineering*, Vol.2, pp.50-61, 1995.



**이대종(DaeJong Lee)**

1995년 : 충북대학교 전기공학과 공학사  
 1997년 : 충북대학교 전기정보공학과 공학석사  
 2002년 : 충북대학교 전기정보공학과 공학박사  
 2006년~2008년 : 충북대학교 충북정보기술 사업단 초빙 조교수

관심분야 : Biometrics, Recognition, Intelligent system  
 Phone : +82-43-261-2388  
 E-mail : bigbell@cbnu.ac.kr



**전명근(MyungGeun Chun)**

1987년 : 부산대학교 전자공학과 공학사  
 1989년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 공학석사  
 1993년 : 한국과학기술원 전기및전자공학과 공학박사  
 1993년~1996년 : 삼성전자 자동화 연구소 선임연구원

2000년~2001년 : University of Alberta 방문 교수  
 2010년~2011년 : Temple University 방문 교수  
 1996년~현재 : 충북대학교 전자공학부 교수  
 2008년~현재 : TTA PG505 표준위원회 의장

관심분야 : Biometrics, Recognition, Soft Computing  
 Phone : +82-43-261-2388  
 E-mail : mgchun@cbnu.ac.kr

**저 자 소 개**



**김사문(SaMun Kim)**

2013년 : 충북대학교 전기공학과 공학사  
 2014년~현재 : 충북대학교 제어로봇공학과 석사 과정

관심분야 : Recognition, Image Processing  
 Phone : +82-43-261-2388  
 E-mail : rla-tkans@hanmail.net