

<학술논문>

DOI <https://doi.org/10.3795/KSME-A.2017.41.11.1035>

ISSN 1226-4873(Print)
2288-5226(Online)

걸음걸이 인식을 통한 연령 및 성별 분류 방법

유 현 우* · 권 기 연**†

* MBC 기술연구소, ** 금오공과대학교 산업공학부

Method for Classification of Age and Gender Using Gait Recognition

Hyun Woo Yoo* and Ki Youn Kwon**†

* Engineering Research Center, MBC,

** School of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology

(Received March 15, 2017 ; Revised August 14, 2014 ; Accepted August 24, 2017)

Key Words: Gait Recognition(걸음걸이 인식), Age Classification(나이 분류), Gender Classification(성별 분류), Pattern Analysis(패턴 분석)

초록: 얼굴 모양 및 목소리를 이용하는 방법을 포함하여 연령 및 성별을 분류하는 다양한 방법이 연구되고 있다. 그러나 얼굴 기반 방법은 원거리에서 인식률이 급격히 감소하고, 오디오 기반 방법은 잡음이 많은 환경에서는 적용하기 어렵다. 대조적으로 보행 기반 방법은 대상자가 카메라에 촬영만 되면 인식이 가능하다. 기존 연구에서 카메라의 시점은 측면에서만 볼 수 있어서 실제 환경에서 일반 보행과는 현실적으로 차이가 발생했다. 본 연구에서는 일반 보행 데이터를 이용하여 연령과 성별을 분류할 수 있도록 RGB-D 센서로부터 획득된 골격 모델을 이용한 특징 추출 방법을 제안한다. 실험 결과는 제안된 방법이 실제 환경에서 효율적임을 보여준다.

Abstract: Classification of age and gender has been carried out through different approaches such as facial-based and audio-based classifications. One of the limitations of facial-based methods is the reduced recognition rate over large distances, while another is the prerequisite of the faces to be located in front of the camera. Similarly, in audio-based methods, the recognition rate is reduced in a noisy environment. In contrast, gait-based methods are only required that a target person is in the camera. In previous works, the view point of a camera is only available as a side view and gait data sets consist of a standard gait, which is different from an ordinary gait in a real environment. We propose a feature extraction method using skeleton models from an RGB-D sensor by considering characteristics of age and gender using ordinary gait. Experimental results show that the proposed method could efficiently classify age and gender within a target group of individuals in real-life environments.

1. 서 론

최근 첨단기술이 비약적으로 발달함에 따라 삶의 질적 수준이 높아지고 있으며, 이러한 사회적 흐름은 자연스럽게 교육, 의료 및 보안 등 인간 생활에 밀접한 분야에서 유용함과 편리함을 줄 수 있는 서비스 로봇에 대한 관심으로 이어지고 있다. 특히 집원로봇은 로봇이 사용자에게 직접적으로 서

비스를 제공하기 때문에 로봇이 사용자의 특성을 이해하고 그것을 반영한 맞춤형 서비스를 제공하여 편리함과 만족감을 주어야 한다. 따라서 이러한 서비스 로봇은 주변 환경 및 사용자의 특성을 감지하고 인식하는 기능을 갖는 것이 중요하다.

고객이 물건을 구매하는 경우 연령이나 성별에 따라 제품이나 의류의 스타일 등에서 선호하는 경향이 다른 것을 볼 수가 있는데,⁽¹⁾ 연령에 따라 청년층은 캐주얼 한 의류에 관심을 갖는 반면, 장년층은 등산복과 같은 기능성 의류에 관심을 갖는다. 또한 백화점 환경을 가정하면 남성은 스포츠

† Corresponding Author, mrkky@kumoh.ac.kr

© 2017 The Korean Society of Mechanical Engineers

용품이나 자동차 용품에 관심을 갖는 반면, 여성은 화장품, 액세서리에 더 많은 관심을 갖는다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 연령 및 성별에 따른 차이로부터 발생하는 선호도에 관한 정보를 수집, 분석하여 사용자가 선호할 정보를 제공해 줌으로써 보다 편리하고 적합한 서비스를 제공할 수 있다. 그러므로 사용자의 연령 및 성별 정보를 분류하는 것이 서비스 로봇을 위한 중요한 기술로 사용될 수 있다. 사람의 연령 및 성별을 분류하는 방법은 여러 가지 인체 정보들을 통해서 이루어지고 있으며, 얼굴 인식⁽²⁾을 통한 방법의 경우는 사용자의 얼굴이 카메라에 정면으로 위치해야 하고 거리가 조금만 멀어져도 인식이 크게 저하되는 문제점이 있다. 음성 인식⁽³⁾을 통한 방법은 주위 환경으로부터 잡음이 많고, 여러 사람의 목소리가 혼합되어 있는 상황도 고려해야 하기 때문에 실제 환경에서 연령 및 성별을 분류하는데 어려움이 있다. 이와 달리 걸음걸이 인식을 통한 방법은 분류할 대상의 사람이 카메라에 촬영되기만 하면 되기 때문에 원거리에서도 연령 및 성별 분류가 가능하며, 응용 분야와 서비스 환경을 모두 고려했을 때 걸음걸이 인식을 통한 연령 및 성별 분류 방법 연구의 필요성이 요구되고 있다.

1.1 관련 연구 동향

걸음걸이 인식의 연구는 크게 두 가지 방법으로 나뉘어 진행되고 있다. 비모델 접근 방법⁽⁴⁻⁸⁾은 외형기반 방법(appearance based method)이라고도 불리며 배경 제거 기술을 이용하여 영상으로부터 사람을 분류한 후, 윤곽 영상(silhouette image)을 추출하여 영상 처리 기법을 통해 걸음걸이를 인식하는 방법이다. 이 방법은 사람의 걸음걸이에 대한 운동학적 분석이나 물리적인 의미 없이 영상 처리 기법만으로 사람을 인식하기 때문에 비모델 접근 방법이라고 불린다. 이러한 비모델 접근 방법을 통한 걸음걸이 인식은 낮은 수준 영상처리를 이용하므로 계산적인 측면에서 아주 효과적이거나, 카메라가 바라보는 방향이 측면도로 고정되어야 하는 단점이 있고, 빛의 세기 그리고 옷의 변화에 민감하여 실제 환경에서 사용하는데 많은 제약이 따른다.

이에 반해 모델 기반 접근 방법⁽⁹⁻¹¹⁾은 사람의 움직임을 운동학적(kinematics) 요소로 분석하여 걸음걸이를 인식하는 방법이다. 영상으로부터 다리, 허벅지, 팔 등 신체의 구성부분의 움직임을 추적(tracking)하여 보폭(stride), 분속 수(cadence), 걸음 속도(velocity) 등 각 개인의 특성을 나타낼 수 있

는 특징을 추출하여 걸음걸이를 인식한다. 이러한 모델 기반 접근 방법을 통한 걸음걸이 인식은 어느 정도 카메라가 바라보는 방향이나 빛의 세기, 옷의 변화가 있어도 가능하다. 그리고 신체의 구성부분의 움직임을 추적하기 때문에 걸음걸이 동안에 사람의 움직임에 대한 동적인 정보와 정적인 정보 모두 이용 가능하여 걸음걸이의 차이를 직관적으로 이해하기 쉬운 장점이 있다. 하지만 신체의 구성 부분(팔, 다리 혹은 관절)을 추정하는 선처리 과정이 어렵고 복잡하다. 또한 높은 계산 비용이 요구되기 때문에 계산 시간 면에서 단점이 있다.

Microsoft사에서 RGB-D 센서인 Kinect⁽¹²⁾가 개발되면서 신체의 구성 부분을 추정하는데 요구되었던 높은 계산 비용에 대한 단점이 극복되었으며, 이를 이용한 연구들이 활발히 진행되고 있다. Kinect는 320x240 해상도의 깊이 영상을 초당 30 프레임으로 출력하며, 가격 또한 매우 저렴하다. 또한 Kinect는 Microsoft Kinect SDK를 통해 신체 관절의 3차원 좌표를 추정하는 알고리즘을 제공한다. 이 알고리즘은 Shotton⁽¹³⁾이 제안한 것으로 단일 깊이 영상으로부터 초당 30프레임으로 빠르고 정확하게 신체 관절의 3차원 좌표를 추정하여 실시간성이 보장된다. 따라서 기존의 모델 기반 방법의 단점인 높은 계산 비용을 극복하면서도 장점은 그대로 유지된다. RGB-D 센서를 사용한 방법은 센서 한계 상 햇빛이 강한 실외 환경에서는 사용할 수 없지만, 로봇의 서비스가 제공되는 환경을 실내로 제한한다면 모델 기반 접근 방법의 단점을 보완해주는 좋은 도구가 될 수 있다.

또한 걸음걸이 인식을 통한 연령 및 성별 분류를 위해서는 연령 및 성별에 따른 걸음걸이 데이터가 필요하다. 걸음걸이 데이터베이스에 관한 연구 역시 활발히 진행 중이며, 대표적으로 CASIA Gait Database(Dataset B)⁽¹⁴⁾가 많이 사용되고 있다. 이 데이터 셋은 총 124명의 피험자들(남성 93명, 여성 31명)의 걸음걸이를 11개의 방향으로 수집하였으며, 피험자 한 명 당 6개의 영상 시퀀스로 총 372개의 시퀀스로 구성되어 있다. 제공하는 데이터 형식은 초당 25 프레임의 카메라 영상과 걸음걸이 윤곽 영상으로 제공해주고 있다. 또한 촬영 각도, 옷의 형태, 가방 유무 등 총 세 가지 사항에 대해 변화를 고려하여 데이터를 제공하고 있다. 데이터 셋의 걸음걸이의 특성을 보면 피험자들은 표준적인 걸음걸이(standard gait)로 걷도록 요구된다. 여기서 표준적인 걸음걸이는 팔을 교차하며

바른 자세로 일정한 속도로 걷는 걸음걸이를 말한다. 하지만 이는 실생활에서 나타나는 평상시 걸음걸이와 차이가 있기 때문에 실제 환경에 적용하기에는 한계가 있다.

걸음걸이 인식을 통한 연령 및 성별 분류 관련 연구를 보면, Zhang⁽¹⁵⁾은 걸음걸이 경계선 영상(contour image)을 이진화한 후, HMM(hidden markov model)을 이용하여 청년층(25~30세)과 노인층(60~65세)의 연령대를 분류하는 방법을 제안했다. 실험대상은 총 14명의 피험자로 각 연령대 별로 7명씩 4명의 남성과 3명의 여성으로 구성했고, 한 사람 당 세 번씩 표준적인 걸음걸이로 걷는 장면을 측면에서 촬영하여 데이터 셋을 제작하였다. 특징 벡터(feature vector)로는 경계선 영상의 중심점으로부터 경계선까지의 거리를 6도씩 총 60개를 사용하여 연령대를 분류하였다. Yu⁽¹⁶⁾는 걸음걸이 에너지 영상을 SVM(support vector machine)을 이용해 사람들의 성별을 분류하는 방법을 제안했다. 데이터베이스는 CASIA Dataset을 이용하여 남녀 각각 31명의 데이터를 이용하였다. 특징 벡터로는 걸음걸이 에너지 영상을 5가지 영역(머리와 헤어스타일, 가슴, 등, 허리와 엉덩이, 다리)으로 나누어 각 영역의 영상 세기를 사용하여 남녀 성별을 분류하였다. Arai⁽¹⁷⁾는 걸음걸이 윤곽 영상을 이용해 머리, 목, 엉덩이, 양쪽 무릎, 양쪽 발목의 총 7개의 관절 점을 추정하여 골격 모델(skeleton model)을 구성하였고, SVM을 통해 남녀 성별을 분류하는 방법을 제안하였다. 데이터베이스는 CASIA Dataset을 이용했으며, 특징 벡터로는 추정된 여러 가지 관절들 사이의 각도들의 최대값, 평균 값 등으로 총 22개의 물리적인 특징을 추출하여 남녀 성별을 분류하였다. 5개의 특징(엉덩이와 왼쪽 발 사이의 평균 각도, 엉덩이와 오른쪽 발 사이의 평균 각도, 자세의 최대각도, 프레임의 총 개수, 걸음걸이 시 무릎 각도의 평균)만을 사용했을 경우엔 좀 더 높은 정확도로 남녀 성별을 분류하였다. Sabir⁽¹⁸⁾는 비모델 접근 방법과 모델 기반 접근 방법을 융합하여 걸음걸이 윤곽 영상으로부터 시공간적인 거리(양 손 사이, 어깨너비, 키, 양 발 사이, 양 무릎 사이)를 계산하고, 웨이블릿 변환(wavelet transform)과 융합하여 특징을 추출하여 남녀 성별을 분류하는 방법을 제안하였다. 정확도 분석은 CASIA Dataset을 이용하여 남녀 성별을 분류하였다.

이전 연구들의 한계를 살펴보면 오직 걸음걸이의 측면도 이미지만을 이용하여 걸음걸이를 인식하고 있다. 실제 환경에서는 사람들이 다양한 방

향으로 걷기 때문에 이전 연구들을 실제 환경에서 응용하는 데에는 한계가 있다. 또한 기존의 걸음걸이 데이터 셋은 표준적인 걸음걸이(standard gait)로 구성되어 있는데 이는 사람들의 평상시 걸음걸이(ordinary gait)와 차이가 있다. 실제 환경에서 사람들은 주머니에 손을 넣고 걸어가거나, 스마트폰을 하며 걷는 사람들이 많아졌으며, 쇼핑 매장 환경을 고려하면 쇼핑백을 들고 있는 경우가 많기 때문에 표준적인 걸음걸이처럼 팔을 교차하며 걷는 경우는 많지 않다. 이러한 특성을 고려하여 실제 환경에서 평상시의 걸음걸이 데이터 셋을 새로 제작할 필요성이 있다. 마지막으로 기존에 제안된 특징 벡터들은 영상에만 초점을 맞추고 있고, 연령 및 성별에 따른 특성들을 고려하지 않고 있다. 단순히 영상에서 추출할 수 있는 특징들에서 벗어나 연령 및 성별의 특성을 고려하여 특징을 추출하면 더 높은 정확도를 얻을 수 있을 것이다.

1.2 연구 목적

본 연구에서는 실제 환경에서 사용자의 특성에 맞는 맞춤형 로봇 서비스를 제공하기 위해 사용자의 연령 및 성별을 분류하는 방법을 제안한다. 실제 환경에서 서비스 로봇의 적용을 고려하면 카메라가 사용자를 바라보는 방향에 상관없이 걸음걸이를 인식해야 하고, 실제 환경에서 나타나는 평상시의 걸음걸이를 인식해야 한다. 이러한 조건을 만족시키기 위해 RGB-D 센서를 이용한 모델 기반 접근 방법을 이용하고자 한다. 또한 실제 환경에서 나타나는 자연스러운 걸음걸이를 인식하기 위해 다양한 사람들의 평상시 걸음걸이를 수집하여 데이터 셋을 만들고, 연령 및 성별에 따른 걸음걸이 특성을 고려하여 RGB-D 센서로부터 추정된 신체 관절 모델에 맞는 특징들을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 평상시 걸음걸이 데이터 셋을 제작하기 위해 실제 환경에서 걸음걸이 신체모델을 수집하는 과정에 대해 설명하고, 3장에서는 T-검정을 통해 연령 및 성별에 따라 유의한 차이가 나타나는 특징을 찾고 이를 특징 벡터(feature vector)로 제안한다. 4장에서는 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검토하고, 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 평상시 걸음걸이 데이터 수집

2.1 RGB-D 센서로부터 신체 모델 추정

걸음걸이를 인식하기 위해서는 먼저 센서 데이터로부터 사람의 신체 및 신체의 구성성분들을 추



Fig. 1 Ordinary gait

정하고, 이렇게 추정된 신체 정보가 걸음걸이에 따라 어떻게 변화하는지 분석해야 한다. 본 논문에서는 Shotton의 알고리즘⁽¹³⁾을 이용하여 RGB-D 센서의 깊이 영상으로부터 신체의 총 20개 관절의 3차원 좌표를 추정하고 이를 걸음걸이 인식에 사용한다.

2.2 평상시 걸음걸이 데이터 수집 방법

이렇게 추정된 20개의 관절 좌표를 이용해 걸음걸이를 인식하기 위해선 실시간으로 관절의 위치 변화를 저장하여 데이터화 해야 한다. 실제 환경에서 서비스 로봇의 응용을 고려하면, 일반적으로 사람들은 자신의 걸음걸이를 의식하면서 표준적인 걸음걸이로 걷지 않고 무의식적으로 자신이 편한 자세로 걷기 때문에 서비스 로봇은 이러한 평상시 걸음걸이를 통해 연령 및 성별을 판단하게 될 것이다. 따라서 평상시 걸음걸이 데이터를 수집하기 위해 다음과 같은 과정에 따라 데이터를 수집하였다. 이러한 과정으로 총 205명의 평상시 걸음걸이 데이터를 수집하였다.

- ① 많은 사람들이 다니는 길에 RGB-D 센서를 설치
- ② 불특정 다수의 사람들의 걸음걸이를 촬영
- ③ 촬영 후에 피험자에게 실험을 소개하고 동의를 구함

2.3 수집된 평상시 걸음걸이 데이터와 그 분석

이렇게 수집된 평상시 걸음걸이 데이터는 개인당 2걸음에서 3걸음 사이의 걸음걸이로 대략 3m 정도의 거리이고, 프레임 수는 대략 30~45 정도로 저장되었다(Fig. 1). 데이터 형식은 RGB 영상, Depth 영상 및 3차원 신체모델로 3가지 형태이다.

이러한 걸음걸이 데이터 분석결과 평상시 걸음걸이에서는 사람들의 팔의 움직임이 일정화되지 않은 경향을 보였다(Fig. 2). 예를 들면 휴대폰을 보며 걸어가는 경우, 가방을 들고 가는 경우, 주머니에 손을 넣고 가는 경우 등 표준적인 걸음걸이

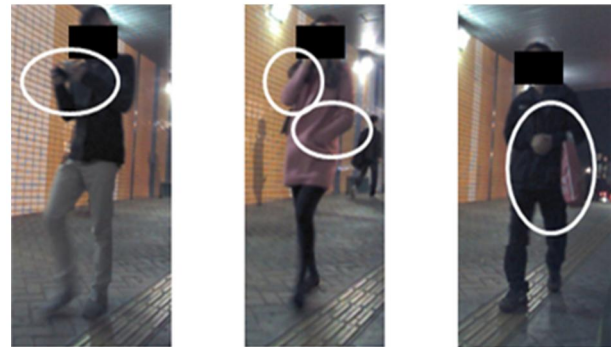


Fig. 2 Movement of an unscheduled arm

동안의 팔을 흔들며 걷는 것과는 차이가 있었다. 걸음속도 역시 상황에 많은 영향을 받는 것으로 나타났다. 예를 들면 휴대폰을 보며 걸어가는 경우 혹은 전화 통화를 하며 걸어가는 경우는 걸음속도가 그렇지 않은 경우보다 느린 경향을 볼 수 있었다. 또한 비슷하게 두 명 이상이 함께 걸어가는 경우는 혼자 걸어가는 경우 보다 걸음속도가 느린 경향을 볼 수 있었다.

또한 RGB-D 센서로부터 사람의 거리가 4m 이상 멀어질 때 신체 부위가 잘 못 분류되는 경우가 발생했다. 수집된 데이터들은 학습용 데이터(training data)로 사용되어야 하기 때문에 오차가 없는 올바른 걸음걸이의 데이터만으로 구성되어야 한다. 따라서 이러한 오차가 발생하는 프레임은 제거하여 올바른 걸음걸이의 데이터만으로 구성하는 과정을 거쳤다.

2.4 수집된 평상시 걸음걸이 데이터의 분류

2.3절에서 획득된 걸음걸이 데이터를 연령과 성별을 기준으로 분류한다. 서비스 로봇이 사용되는 환경을 고려하여 연령대는 청년층(20대~30대)과 장년층(40대~50대)의 두 가지로 분류하고 성별은 남성과 여성 두 가지로 분류하였다. 결론적으로 수집된 데이터들은 청년층 남성, 장년층 남성, 청년층 여성, 장년층 여성으로 총 네 가지로 분류되었다. 분류된 데이터의 개수는 각각 청년층 남성은 94명, 장년층 남성은 35명, 청년층 여성은 42명, 장년층 여성은 42명이다.

3. 특징 추출

3.1 특징과 계산 방법

Yoon⁽¹⁹⁾과 Cho⁽²⁰⁾은 각각 연령대와 성별에 따라 걸음걸이 특성이 어떻게 차이 나는지 비교하기 위해 모션 캡처 장비를 이용하여 보행검사를 실시하였다. T-검정을 통한 지표 분석 결과 연령대에 따

Table 1 Proposed features

Static feature	Dynamic feature
Shoulder width	Step length
Hip width	Min/max of angle between knees θ_1
Spine length	Min/max of right hip joint angle θ_2
Leg length	Min/max of left hip joint angle θ_3
Step width	Min/max of right knee joint angle θ_4
	Min/max of left knee joint angle θ_5

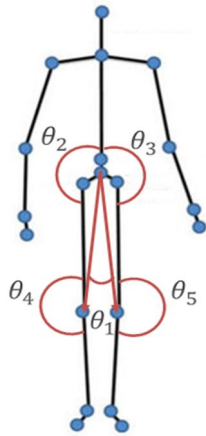


Fig. 3 Angles of features

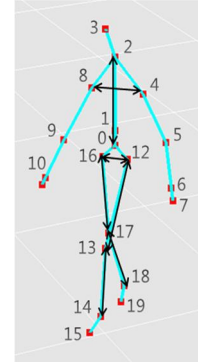
라 분속수, 보폭, 보행속도, 엉덩관절의 각도, 무릎 관절의 각도, 발목관절의 각도 등에서 걸음걸이 특성에 차이가 나타났고, 성별에 따라 보폭, 보간, 보행속도, 엉덩관절의 각도, 발목관절의 각도 등에서 걸음걸이 특성에 차이가 나타났다.

걸음걸이를 통해 연령 및 성별을 분류하기 위해 이전 연구를 통해 나타난 연령 및 성별에 따라 유의한 차이가 나는 특징들과 함께 추가적으로 추정된 신체 모델로부터 추출해낼 수 있는 특징을 제안하면 Table 1과 같다. θ_1 는 양 무릎 사이 각도이며, θ_2, θ_3 는 오른쪽, 왼쪽 엉덩이 관절 각도이며, θ_4, θ_5 는 오른쪽, 왼쪽 무릎 관절 각도이다(Fig. 3).

여기서 정적 특징(static feature)은 걸음걸이가 진행되어도 값이 변하지 않는 특징을 말하고, 동적 특징(dynamic feature)은 걸음걸이가 진행함에 따라 값이 변하는 특징을 말한다. 앞의 데이터 수집과정에서 평상시 걸음걸이의 팔의 움직임은 일정화되지 않는 경향이 있었고, 걸음속도 또한 상황에 영향을 받는 경향이 있었다. 따라서 팔의 정보와 걸음속도는 특징으로 사용하지 않는다. RGB-D 센서의 깊이 영상으로부터 추정된 신체 모델을 이용하여 각각의 특징을 계산하는 방법은 다음과 같다.

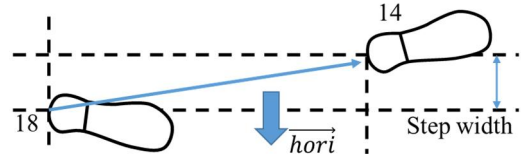
3.1.1 정적 특징의 계산

정적 특징 중 어깨 너비, 골반 너비, 척추 길이,



$$\begin{aligned} \text{Shoulder width} &= \|x_8 - x_4, y_8 - y_4, z_8 - z_4\| \\ \text{Hip width} &= \|x_{16} - x_{12}, y_{16} - y_{12}, z_{16} - z_{12}\| \\ \text{Spine length} &= \|x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1\| \\ &\quad + \|x_1 - x_0, y_1 - y_0, z_1 - z_0\| \\ \text{Leg length} &= \{(\|x_{12} - x_{13}, y_{12} - y_{13}, z_{12} - z_{13}\| \\ &\quad + \|x_{13} - x_{14}, y_{13} - y_{14}, z_{13} - z_{14}\|) \\ &\quad + (\|x_{16} - x_{17}, y_{16} - y_{17}, z_{16} - z_{17}\| \\ &\quad + \|x_{17} - x_{18}, y_{17} - y_{18}, z_{17} - z_{18}\|)\}/2 \end{aligned}$$

Fig. 4 Calculation of static features



$$\begin{aligned} \vec{hori} &= \{x_{12} - x_{16}, y_{12} - y_{16}, z_{12} - z_{16}\} \\ \text{Step width} &= \{x_{14} - x_{18}, y_{14} - y_{18}, z_{14} - z_{18}\} \cdot \frac{|\vec{hori}|}{|\vec{hori}|} \end{aligned}$$

Fig. 5 Calculation of step width

다리 길이, 보간(step width)은 Fig. 4의 신체 모델에서 해당 관절 사이의 거리를 구함으로써 계산된다. 여기서 x_i, y_i, z_i 는 i 번째 관절의 좌표를 의미한다.

보간은 신체의 가로방향 벡터(hori)를 구한 후 양 발 사이의 벡터를 구하여 신체의 가로방향 벡터에 투영(projection)함으로써 계산한다(Fig. 5). 신체의 가로방향 벡터는 좌우 골반 관절을 관통하는 벡터를 구함으로써 계산된다.

3.1.2 동적 특징의 계산

동적 특징 중 보폭은 걸음걸이 진행방향 벡터를 구한 후, 양 발 사이의 벡터를 구하여 걸음걸이 진행방향 벡터에 투영함으로써 계산한다(Fig. 6). 걸음걸이 진행방향 벡터는 신체의 가로방향 벡터와 신체의 세로방향 벡터를 외적 하여 구한다(Fig. 7). 신체의 가로방향 벡터는 보간을 계산할 때와 같이 계산하고, 신체의 세로방향 벡터는 척추와 목 관절을 관통하는 벡터를 구함으로써 계산한다.

이렇게 계산된 보폭은 걸음걸이가 진행함에 따

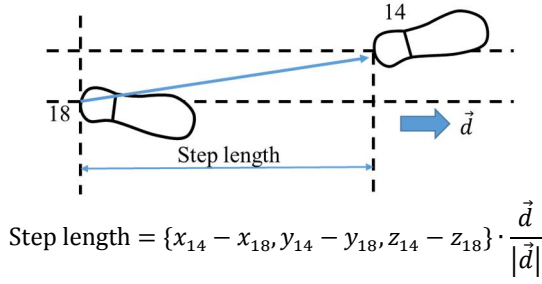
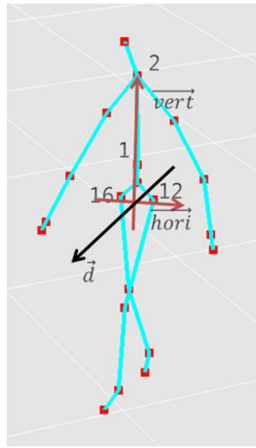


Fig. 6 Calculation of step length



$$\vec{hori} = \{x_{12} - x_{16}, y_{12} - y_{16}, z_{12} - z_{16}\}$$

$$\vec{vert} = \{x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1\}$$

$$\vec{d} = \vec{hori} \times \vec{vert}$$

Fig. 7 Calculation of gait direction vector

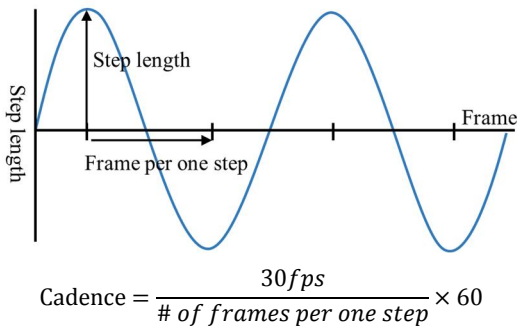
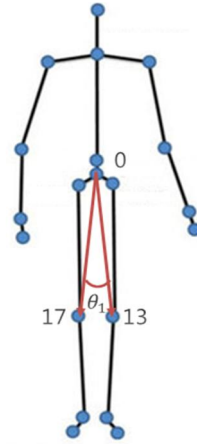


Fig. 8 Calculation of cadence

라 정현파(sine wave)형태의 곡선 그래프를 나타내게 된다(Fig. 8). 이러한 정현파의 최대 진폭이 보통의 보폭을 의미하는 최대 보폭이 되고, 최대 보폭이 나타난 후 다음 최대 보폭 나타나는 사이의 프레임 수가 한 발걸음에 해당하는 프레임 수가 된다. 분속수(cadence)는 분당 걸음 수를 나타내기 때문에 초당 프레임 수를 한걸음에 해당하는 프레임 수로 나눈 후 60(초/분)을 곱하여 계산된다.



$$\vec{a}_1 = \{x_{17} - x_0, y_{17} - y_0, z_{17} - z_0\}$$

$$\vec{a}_2 = \{x_{13} - x_0, y_{13} - y_0, z_{13} - z_0\}$$

$$\cos\theta_1 = \frac{\vec{a}_1 \cdot \vec{a}_2}{|\vec{a}_1||\vec{a}_2|}$$

Fig. 9 Calculation of angle θ_1

RGB-D 센서에서 초당 프레임 수는 30fps이므로 분속수는 Fig. 8과 같이 계산된다.

동적 특징 중 관절 사이의 각도는 구하고자 하는 관절로 뻗어나가는 두 벡터를 구한 후, 그 두 벡터를 내적 하여 계산된다. 양 무릎 사이 각도인 θ_1 은 Fig. 9와 같이 계산된다.

3.2 T-검정을 통한 연령 및 성별에 따른 유의성 검증

이렇게 제안된 걸음걸이 특징들을 앞에서 수집한 평상시 걸음걸이 데이터에 적용해 계산한 후 독립표본 T-검정(independent sample T-test)을 통해 연령 및 성별 간 걸음걸이 특징들이 통계적으로 유의한 차이성이 있는지 각각 검증했다. 연령과 성별에 대한 특성을 각각 독립적으로 알아보기 위해 비교 집단 군은 다음 4가지 집단의 걸음걸이 특징 간의 통계적 유의성을 확인하였다. Case 1, 2는 성별에 따른 차이를 알아보기 위한 것이며, Case 3, 4는 연령에 따른 차이를 알아보기 위한 것이다.

- Case1) 청년층(YB) 남성, 청년층 여성
- Case2) 장년층(OB) 남성, 장년층 여성
- Case3) 청년층 남성-장년층 남성
- Case4) 청년층 여성-장년층 여성

Table 2는 각 집단에 대해 계산된 데이터를 검증한 것으로 p값이 0.05 이하인 항목이 유의한 차이가 나타나는 특징이다. Table 3은 비교 집단 군에 대해 유의 특징을 정리한 것이다.

Table 2 Results of independent sample T-test (* p<0.05)

*Static feature Dynamic feature	Case 1			Case 2			Case 3			Case 4		
	YB male	YB female	P	OB male	OB female	P	YB male	OB male	P	YB female	OB female	P
	Mean(S.D.)	Mean(S.D.)		Mean(S.D.)	Mean(S.D.)		Mean(S.D.)	Mean(S.D.)		Mean(S.D.)	Mean(S.D.)	
Shoulder width*	34.00(1.80)	30.71(2.37)	0.002*	34.58(2.33)	31.26(3.29)	0.004*	34.05(2.08)	34.58(2.33)	0.386	30.38(2.13)	31.26(3.29)	0.321
Hip width*	15.42(0.87)	14.55(3.33)	0.150	15.79(1.05)	14.32(1.48)	0.132	15.38(0.85)	15.79(1.05)	0.119	14.62(1.10)	14.38(1.48)	0.567
Spine length*	45.70(3.13)	43.67(3.33)	0.132	44.29(3.29)	44.17(2.15)	0.904	46.30(3.17)	44.29(3.29)	0.077	43.81(3.11)	44.17(2.15)	0.702
Leg length*	89.94(3.87)	80.68(4.70)	0.000*	84.21(6.25)	75.57(6.26)	0.000*	89.83(3.09)	84.21(6.25)	0.002*	81.88(3.28)	75.57(6.26)	0.000*
Step width*	13.47(2.64)	12.24(3.57)	0.151	16.10(4.38)	12.62(3.58)	0.015*	13.42(2.91)	16.10(4.38)	0.010*	12.10(3.45)	12.619(3.58)	0.662
Step length	68.67(5.74)	58.55(6.70)	0.000*	65.97(7.33)	60.86(6.06)	0.033*	70.13(5.91)	65.97(7.33)	0.005*	63.30(6.37)	60.86(6.06)	0.034*
Cadence (steps/min)	113.99(8.75)	111.47(7.47)	0.427	110.15(6.73)	109.45(8.92)	0.517	114.03(8.10)	110.15(6.73)	0.115	110.75(7.06)	109.45(8.92)	0.414
Max. of angle between knees θ_1	38.71(4.31)	40.10(4.94)	0.132	38.81(4.28)	39.51(7.42)	0.108	39.08(4.62)	38.81(4.28)	0.825	39.42(3.95)	39.51(7.42)	0.433
Min. of angle between knees θ_1	14.37(4.05)	9.74(4.15)	0.000*	16.80(5.98)	14.34(5.57)	0.215	14.76(4.54)	16.80(5.98)	0.164	10.04(3.88)	14.34(5.57)	0.008*
Max. of right hip joint angle θ_2	56.25(4.74)	60.65(7.13)	0.002*	59.47(6.43)	61.16(8.93)	0.505	56.09(4.72)	59.48(6.43)	0.032*	62.50(7.81)	61.16(8.93)	0.629
Min. of right hip joint angle θ_2	37.18(4.04)	37.65(8.09)	0.712	36.65(4.39)	36.72(7.20)	0.971	36.68(3.95)	36.65(4.39)	0.980	40.67(5.90)	36.72(7.20)	0.074
Max. of left hip joint angle θ_3	54.48(4.80)	62.36(8.03)	0.004*	57.27(7.27)	60.32(6.18)	0.193	53.82(4.02)	57.27(7.27)	0.033*	60.08(5.60)	60.32(6.18)	0.899
Min. of left hip joint angle θ_3	34.07(4.93)	34.89(7.18)	0.377	32.81(6.81)	32.31(10.17)	0.858	34.59(4.33)	32.81(6.81)	0.313	34.40(7.12)	32.31(10.17)	0.462
Max. of right knee joint angle θ_4	45.95(4.12)	46.57(5.45)	0.521	44.59(5.20)	44.78(5.48)	0.914	45.64(3.51)	44.59(5.20)	0.386	45.61(4.48)	44.79(5.48)	0.617
Min. of right knee joint angle θ_4	2.89(1.81)	3.09(1.75)	0.582	2.55(1.58)	3.35(2.36)	0.217	3.02(1.99)	2.55(1.59)	0.351	3.25(1.82)	3.35(2.36)	0.881
Max. of left knee joint angle θ_5	53.50(11.53)	55.50(11.03)	0.371	55.73(13.07)	54.93(11.51)	0.851	51.91(13.67)	55.73(13.07)	0.307	52.27(8.71)	54.93(11.51)	0.426
Min. of left knee joint angle θ_5	3.23(1.51)	3.21(1.95)	0.967	3.59(2.05)	3.52(2.70)	0.826	3.36(1.52)	3.56(2.05)	0.812	3.34(1.86)	3.53(2.70)	0.801

Table 3 Features that appear significantly different

(M: male, F:female)	YB M. - YB F.	OB M. - OB F.	YB M. - OB M.	YB F. - OB F.
Shoulder width*	○	○		
Hip width*				
Spine length*				
Leg length*	○	○	○	○
Step width*		○	○	
Step length	○	○	○	○
Cadence (steps/min)				
Max. of angle between knees θ_1				
Min. of angle between knees θ_1	○			○
Max. of right hip joint angle θ_2	○			
Min. of right hip joint angle θ_2			○	
Max. of left hip joint angle θ_3	○		○	
Min. of left hip joint angle θ_3				
Max. of right knee joint angle θ_4				
Min. of right knee joint angle θ_4				
Max. of left knee joint angle θ_5				
Min. of left knee joint angle θ_5				

여기서 양 무릎 사이 각도의 최소값은 곧바로 서있을 때 양 무릎 사이 각도를 의미하며, 이는 걸음걸이 시 다리를 교차할 때 다리 사이를 얼마나 좁게 걷는지와 관련 있는 요소로 볼 수 있으며, 엉덩관절 각도의 최대값은 보폭이 최대일 때 다리를 얼마나 멀리 뻗는지와 관련 있는 요소로 볼 수 있다.

청년층의 성별에 따른 걸음걸이 특징 차이를 보면 어깨 너비, 다리 길이, 보폭은 남성이 여성보다 더 큰 것으로 나타났으며, 걸음걸이 시 다리를 교차할 때에는 여성이 남성보다 다리 사이를 더 좁게 걷는 것으로 나타났고, 최대 보폭에서는 남성이 여성보다 다리를 더 많이 뻗는 것으로 나타났다.

장년층의 성별에 따른 걸음걸이 특징 차이를 보면 청년층과 마찬가지로 어깨 너비, 다리 길이, 보폭은 남성이 여성보다 더 큰 것으로 나타났으며, 걸음걸이 시 남성이 여성보다 다리 사이를 더 많이 벌리고 걷는 것으로 나타났다.

남성의 연령에 따른 걸음걸이 특징 차이를 보면 다리 길이, 보폭은 청년층이 장년층보다 더 큰 것으로 나타났으며, 걸음걸이 시 장년층이 청년층보다 다리 사이를 더 많이 벌리고 걷는 것으로 나타났다고, 최대 보폭에서는 청년층이 장년층보다 다리를 더 많이 뻗는 것으로 나타났다.

여성의 연령에 따른 걸음걸이 특징 차이를 보면 다리길이와 보폭은 청년층이 장년층보다 더 큰 것으로 나타났으며, 걸음걸이 시 다리를 교차할 때에는 청년층이 장년층보다 다리 사이를 더 좁게 걷는 것으로 나타났다.

따라서 걸음걸이를 통해서 연령 및 성별 분류를 할 때, 이러한 연령이나 성별에 따라 유의한 차이가 나타나는 특징을 사용함으로써 더 높은 정확도를 기대할 수 있다.

4. 실험 결과 및 분석

4.1 실험 설정

제안한 특징들의 성능을 알아보기 위해 연령 및 성별 분류 실험을 수행했다. 이때 분류기(classifier)는 대부분의 연령 및 성별 분류에 사용되는 k-NN(k-nearest neighbor)과 SVM(support vector machine)을 사용하여 두 분류기의 정확도를 비교하여 연령 및 성별 분류에 적합한 분류기를 선택한다. 학습 데이터는 불균형 데이터 문제를 방지하기 위해 각 집단 당 20명의 데이터로 임의 선택⁽²¹⁾ 검증 데이터는 각 집단 당 10명의 데이터를 사용했으며, 걸음걸이 데이터의 한 프레임 단위로 분류과정을 거치게 된다. 이때 각 집단의 검증 데이터의 프레임 수는 청년층 남성이 296 프레임, 장년층 남성이 330 프레임, 청년층 여성이 276 프레임, 장년층 여성이 305 프레임이다.

4.2 분류기 설정

본 논문에서는 k-NN과 SVM을 사용하여 분류 정확도를 비교하였다. k-NN 분류기는 한 번에 다수의 항목을 구분할 수 있는 특징이 있고, SVM 분류기는 한번에 두 개의 항목만 구분할 수 있다.⁽²²⁾ 첫 번째 분류 방법은 1단계 방식 k-NN을 적용하여 성별 및 연령을 동시에 분류하는 것이다. 두 번째 분류 방법은 2단계 방식 k-NN을 적용하여 성별을 분류한 후에 연령을 분류하는 방식이며, 마지막 세 번째 방법은 SVM분류기를 적용하여 성별을 분류한 후 연령을 분류하는 방법으로 구현했다. 이때 각 분류기에 사용된 특징들은 아래의 Table 4와 같다.

Table 4 Features for each classifier

Classifier		Features
1-step approach using k-NN (7 features)		Shoulder width, Leg length, Step length, Step width, Min. of angle between knees θ_1 , Max. of right hip joint angle θ_2 , Max. of left hip joint angle θ_3
2-step approach using k-NN and SVM	1 step (7)	Shoulder width, Leg length, Step length, Step width, Min. of angle between knees θ_1 , Max. of right hip joint angle θ_2 , Max. of left hip joint angle θ_3
	2 step (Male) (6)	Leg length, Step length, Step width, Max. of right hip joint angle θ_2 , Max. of left hip joint angle θ_3
	Age (Female) (3)	Leg length, Step length, Min. of angle between knees θ_1

Table 5 Accuracy of each classifier

Classifier	Accuracy of age	Accuracy of gender	Accuracy of all
1-step approach using k-NN	73.40%	77.22%	62.47%
2-step approach using k-NN	77.88%	79.70%	67.02%
2-step approach using SVM	82.82%	85.58%	72.74%

Table 6 Confusion matrix of SVM classifier (number of frames)

Output→ Target↓	YB male	OB male	YB female	OB female
YB male	246 (83.11%)	38 (12.84%)	12 (0.04%)	0 (0%)
OB male	48 (14.55%)	212 (64.24%)	22 (6.67%)	48 (14.54%)
YB female	32 (11.59%)	16 (5.80%)	218 (78.99%)	10 (3.62%)
OB female	13 (4.26%)	31 (10.16%)	59 (19.34%)	202 (66.23%)

4.3 실험 결과 및 분석

세 가지 분류기에 대한 정확도는 Table 5와 같다. 연령, 성별, 총 분류 정확도 모두 SVM이 가장 높은 것으로 나타났다. 일반적으로 SVM의 경우 적은 학습 데이터에서도 높은 성능을 나타내기 때문에 이러한 결과가 나온 것으로 해석된다. 1단계 방식 k-NN에 비해 2단계 방식 k-NN의 연령 분류

Table 7 Comparisons with previous works

	Items	Accuracy	View point	Data set
De Zhang ⁽¹⁵⁾	Age	83.33%	Side view	Standard gait
Shiqi Yu ⁽¹⁶⁾	Gender	95.97%	Side view	Standard gait
Azhin Sair ⁽¹⁷⁾	Gender	80.50%	Side view	Standard gait
Kohei Arai ⁽¹⁸⁾	Gender	96.47%	Side view	Standard gait
This study	Age	82.93%	Omni directional	Ordinary gait
	Age	85.58%		

정확도가 높아진 것으로 볼 때 성별에 따라 연령을 구분하는 특징에 차이가 있음을 알 수 있으며, 단계별 분류가 연령 분류 정확도를 더욱 높이는 역할을 했다고 볼 수 있다. 여기서 k-NN 분류기의 k값은 실험적으로 얻었으며, 본 연구에서는 1을 사용했다.

Table 6은 정확도가 가장 높은 SVM 분류기에서 혼돈행렬(confusion matrix)을 구성한 것이다. Target은 실제 항목을 의미하고 Output은 분류기에 의해 추정된 항목이다. 청년층 남성과 청년층 여성의 경우는 높은 정확도로 분류가 되었다. 장년층 남성과 장년층 여성의 경우는 다른 집단과 유의한 차이를 나타내는 특징 개수가 상대적으로 적어서 낮은 정확도가 나타난 것으로 해석된다.

Table 7은 이전 연구들과 제안하는 방법을 비교한 것이다. 정확도를 볼 때 이전 연구들과 비슷하거나 낮은 수준임을 확인할 수 있다. 이는 이전의 연구들은 측면도의 표준적인 걸음걸이 데이터 셋을 이용했기 때문에 정확도가 높게 나올 수 있지만, 실제 환경에서 서비스 로봇의 응용을 생각한다면 측면도의 표준적인 걸음걸이가 나타나는 상황이 많지 않기 때문에 정확도는 현저히 떨어지게 될 것이라 예상한다. 본 연구에서는 평상시 걸음걸이 데이터 셋을 제작했고, RGB-D 센서를 이용하여 카메라가 사용자를 바라보는 방향의 변화에도 상관없이 강인하기 때문에 실제 환경에서 서비스 로봇의 응용을 고려하면 이전 연구에 비해 더 적합한 방법이 될 것이다.

5. 결론

본 연구에서는 서비스 로봇의 응용으로 맞춤형 서비스를 제공하기 위해 사람의 평상시 걸음걸이를 통해 연령 및 성별을 분류하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 다양한 사람들의 평상시 걸음걸

이를 분석하기 위해 실제 환경에서 다수의 평상시 걸음걸이 데이터를 수집하여 새로운 걸음걸이 데이터 셋을 제작하였다. 또한 카메라가 사용자를 바라보는 방향에 상관없이 걸음걸이를 인식하기 위해 RGB-D 센서를 이용하여 센서 데이터를 통해 추출된 신체 모델에 맞는 특징을 제안하였고, 이를 연령 및 성별에 따른 걸음걸이 특성을 고려하기 위해 T-검정을 통해서 이들 중 연령이나 성별에 따라 유의한 차이가 나타나는 특징을 찾고 이를 특징으로 제안했다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 k-NN과 SVM 분류기를 통해 성능 비교 실험을 해봤으며, 그 결과 제안한 방법의 분류에는 SVM 분류기가 적합하며 이를 통해 연령은 82.93%의 정확도로 분류했으며 성별은 85.58%의 정확도로 분류하여 총 72.24%의 정확도를 얻었다. 이는 이전 연구의 성능과 비교했을 때 비슷하거나 낮은 수준이나, 이전 연구들은 모두 측면도로만 걸음걸이를 인식할 수 있으며 실제 환경의 평상시 걸음걸이와 많은 차이가 있는 표준적인 걸음걸이 데이터 셋을 이용했기 때문에 실제 서비스 로봇의 응용을 고려하면 본 연구가 이전 연구에 비해 더 적합한 방법이 될 것이다.

추후에는 현재 방법의 오류를 분석해서 좀 더 정확하고 안정적인 알고리즘을 연구하는 것과 정확도를 높이기 위해 추가적인 특징 개발에 대해서 연구가 필요하다.

참고문헌

(References)

- (1) Lee, E. A. and Kim, M. S., 2000, "A Study of Clothing Purchase Behaviors According to Subjective Age," *Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles*, Vol. 24, No. 8, pp. 1254~1265.
- (2) Kim, S. H. and Han, G. T., 2016, "A Facial Feature Area Extraction Method for Improving Face Recognition Rate in Camera Image," *KIPS Transactions on Software and Data*, Vol. 23, No. 5, pp. 251~260.
- (3) Lee, B. G., Choi, J. S., Yoon, S. S., Choi, M. T., Kim, M. S. and Kim, D. J., 2011, "Audio-Visual Fusion for Sound Source Localization and Improved Attention," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. A*, Vol. 35, No. 7, pp. 737~743.
- (4) Nixon, M. S. and Carter, J. N., 2006, "Automatic Recognition by Gait," *Proc. IEEE*, Vol. 94, No. 11, pp. 2013~2024.
- (5) Boulgouris, N. V., Hatzinakos, D. and Plataniotis, K. N., 2005, "Gait Recognition: a Challenging Signal Processing Technology for Biometric Identification," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 22, No. 6, pp. 78~90.
- (6) Sarkar, S., Phillips, P. J., Liu, Z., Grother, I. R., Vega, P. and Bowyer, K. W., 2005, "The Human ID Gait Challenge Problem: Data Sets, Performance, and Analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 27, No. 2, pp. 162~177.
- (7) Hayfron-Acquah, J. B., Nixon, M. S. and Carter, J. N., 2002, "Human Identification by Spatio-Temporal Symmetry. In Pattern Recognition," *Proceedings. 16th International Conference*, Vol. No. 1, pp. 632~635.
- (8) Han, J. and Bhanu, B., 2006, "Individual Recognition using Gait Energy Image," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 28, No. 2, pp. 316~322.
- (9) Bobick, A. F. and Johnson, A. Y., 2001, "Gait Recognition using Static, Activity-Specific Parameters," *The 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 423~430.
- (10) Lee, L. and Grimson, W. E. L., 2002, "Gait Analysis for Recognition and Classification," *Proceedings. Fifth IEEE International Conference*, pp. 155~162.
- (11) Yoo, J. H., Hwang, D., Moon, K. Y. and Nixon, M. S., 2008, "Automated Human Recognition by Gait using Neural Network," *In Image Processing Theory, Tools and Applications, IPTA 2008*, pp. 1~6.
- (12) <http://www.microsoft.com/en-us/kinectforwindows/>, Internet, 2017.
- (13) Shotton, J., Sharp, T., Kipman, A., Fitzgibbon, A., Finocchio, M., Blake, A. and Moore, R., 2011, "Real-Time Human Pose Recognition in Parts from Single Depth Images," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1297~1304.
- (14) Yu, S., Tan, D. and Tan, T., 2006, "A framework for Evaluating the Effect of View Angle, Clothing and Carrying Condition on Gait Recognition," *In Proc. 18th Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 441~444.
- (15) Zhang, D., Wang, Y. and Bhanu, B., 2010, "Age Classification Base on Gait using HMM," *In Pattern Recognition, 20th International Conference*, pp. 3834~3837.
- (16) Yu, S., Tan, T., Huang, K., Jia, K. and Wu, X., 2009, "A Study on Gait-Based Gender Classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 18, No. 8, pp. 1905~1910.
- (17) Arai, K. and Andrie, R., 2013, "Gender Classification with Human Gait Based on Skeleton Model," *10th International Conference on Information Technology: New Generations*, pp. 113~118.
- (18) Sabir, A., Al-Jawad, N., Jassim, S. and Al-Talabani, A., 2013, "Human Gait Gender Classification Based on Fusing Spatio-Temporal and Wavelet Statistical Features," *In Computer Science and Electronic Engineering Conference*, pp. 140~145.
- (19) Yoon, N. M., Yoon, H. J., Park, J. S., Jeong, H. S.

- and Kim, G., 2010, "The Comparative Study on Age-Associated Gait Analysis in Normal Korean," *The Journal of Korean Physical Therapy*, Vol. 22, No. 2, pp. 15~23.
- (20) Cho, S. H., Park, J. M. and Kwon, O. Y., 2004, "Gender Differences in Three Dimensional Gait Analysis Data from 98 Healthy Korean Adults," *Clinical Biomechanics*, Vol. 19, No. 2, pp. 145~152.
- (21) He, H. and Garcia, E. A., 2009, "Learning from Imbalanced Data," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 21, No. 9, pp. 1263~1284.
- (22) Oh, I. S., 2008, "Pattern Recognition," Kyobo book, pp. 76~78, pp. 137~170.