

논문 2012-50-6-29

3축 가속도 센서 데이터에 중력 방향 가중치를 사용한 낙상 인식 알고리즘

(Fall Recognition Algorithm Using Gravity-Weighted 3-Axis Accelerometer Data)

김 남 호*, 유 윤 섭**

(Nam Ho Kim and Yun Seop Yu[Ⓢ])

요 약

중력 방향에 대한 가중치를 적용한 3축 가속도 센서 데이터를 낙상 특징 변수로 사용해서 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model; HMM)에 적용한 새로운 낙상 인식 알고리즘을 제안한다. 기존에 낙상인식에 많이 사용되는 변수인 3축 가속도의 벡터 합(Sum Vector Magnitude, SVM)과 새롭게 정의한 변수인 중력방향가중치를 적용한 3축 가속도의 벡터 합(Gravity-weighted Sum Vector Magnitude, GSVM)을 포함한 다섯 가지 낙상특징변수를 은닉 마르코프 모델에 적용하여 낙상 인식률을 평가하였다. 실험을 통해 얻은 가장 좋은 결과는 중력방향가중치를 적용한 3축 가속도의 벡터 합 변수를 적용한 결과이고 100% 민감도(sensitivity)와 97.96% 특이성(specificity)를 얻었다. 이것은 단순 3축 가속도의 벡터 합 변수에 비해 민감도는 5.2%와 특이성은 4.5% 정도 향상되었다. 단순히 운동량만을 표현하는 3축 가속도의 벡터 합 변수에 비해 중력방향가중치를 적용한 3축 가속도의 벡터 합 변수가 낙상의 움직임에 대한 특징을 잘 표현하기 때문에 높은 인식률을 나타내었다.

Abstract

A newly developed fall recognition algorithm using gravity weighted 3-axis accelerometer data as the input of HMM (Hidden Markov Model) is introduced. Five types of fall feature parameters including the sum vector magnitude(SVM) and a newly-defined gravity-weighted sum vector magnitude(GSVM) are applied to a HMM to evaluate the accuracy of fall recognition. A GSVM parameter shows the best accuracy of falls which is 100% of sensitivity and 97.96% of specificity, and comparing with SVM, the results archive more improved recognition rate, 5.2% of sensitivity and 4.5% of specificity. GSVM shows higher recognition rate than SVM due to expressing falls characteristics well, whereas SVM expresses the only momentum.

Keywords : fall recognition, 3-axis accelerometer, Hidden Markov Model, fall feature parameters

I. 서 론

고령화 사회가 급속히 진행되면서 노인들이나 환자의 낙상 상황을 자동으로 감지해주는 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1~6]. 이러한 연구는 노인이 홀로 있을 때 낙상 상황이 발생하면 이를 즉시 인식하여 외부에 알려 조치를 취하려는 것이 그 목적이다. 낙상을 자동으로 인식하는 방법은 3축 가속도센서나 각속도 센서를 이용하는 방법과 영상을 이용하는 방법로나눌 수 있다^[1~2]. 드물게 소리를 이용한 방법^[3]도 있으나 인식 오류를 줄이기 위해 부가적으로 사용되는 경우가 대부분이다.

이 중 3축 가속도 센서를 이용하는 방법은 가장 보편적이면서 단순한 방법이다. 3축 가속도 센서가 장착된

* 정회원, 동양미래대학교 소프트웨어정보학과
(Department of Software Engineering,
DongyangMirae University)

** 정회원, 한경대학교 전기전자제어공학과
(Department of Electrical, Electronic and Control
Engineering, Hankyong National University)

※ 본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터(GRRC) 사업의 일환으로 수행하였음[(GRRC 한경 2011-B03),물류센터관리를위한저전력사물통신및네트워크 기술연구].

Ⓢ Corresponding Author(E-mail: ysyu@hknu.ac.kr)

접수일자 2013년1월28일, 수정완료일 2013년5월20일

단말기를 대상자가 휴대하고 움직임을 계속 모니터링하여 낙상과 같은 큰 움직임이 있으면 무선 통신 등을 통해 외부에 알리게 된다. 아주 단순하게 움직임값에 대해 특정한 문턱값을 지정하여 낙상으로 판단하는 방법이 많이 알려져 있다^[4~5]. 이와 같은 방법은 단순하기 때문에 전력 소모 등에서는 유리할 수 있으나 정확도면에서 떨어지고 개개인의 행동 오차를 인식하기 어려운 단점이 있다. 문턱값 방식대신에 학습을 통해 동작을 분류하고 인식하는 방법들이 있다. D. J. Willis 등은 신경망을 이용하여 보다 복잡한 낙상 인식 시스템을 구현하였다^[6]. T. Zhang 등은 지지벡터기계(support vector machines) 알고리즘을 통해 낙상 인식 시스템을 구현하여 96.7%의 성공률을 이루었다^[7]. 3축 가속도 센서를 신체의 어느 부위에 장착하여야 정확도가 올라가는지에 대한 연구^[4~5]도 활발히 진행되고 있다. 머리에 착용하는 방식이 갑작스런 낙상에 적합하기는 하나 사용자 편의성이 떨어지기 때문에 허리나 목걸이 등을 사용하여 가슴에 착용하는 방식을 권장한다^[4]. 한편 스마트폰에 내장된 3축 가속도 센서를 통하여 낙상을 인식하려는 연구도 있다^[8]. 이러한 방향의 연구는 낙상인식 분야뿐만 아니라 걷기, 뛰기, 계단 오르내리기 등의 복잡한 동작인식을 위한 연구로 많이 진행되고 있다^[9]. 문턱값 방식은 정확성이 떨어지고 기계학습 방법은 복잡도가 높아 작은 메모리를 가진 전용 단말기에는 적용하기 힘든 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 기계학습 방법을 사용하면서도 작은 메모리의 단말기에 적용이 가능한 알고리즘을 제안한다. 3축 가속도 센서를 이용하여 취득한 데이터를 가공하여 낙상 특징 변수들을 추출한 후 단순하면서도 개인별 특성을 고려해서 정확성을 높일 수 있는 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model; HMM)을 적용한다. 메모리 사용을 절약하기 위해 연속밀도 마르코프 모델을 사용하지 않고 이산밀도 마르코프 모델을 사용한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장 본문에서는 전체 개요 및 낙상 특징 변수를 정의한 수식, 정의한 행동모델등에 대해 설명한다. III장에서는 실험 환경과 데이터 취득 과정 및 실험 결과를 보여준다. IV장에서는 인식률이 높은 낙상 특징 변수에 대해 설명하고 그 이유에 대해 설명한다.

II. 본 론

1. 낙상 인식 알고리즘 개요

본 논문에서 구현한 낙상 인식 시스템 흐름도를 그림

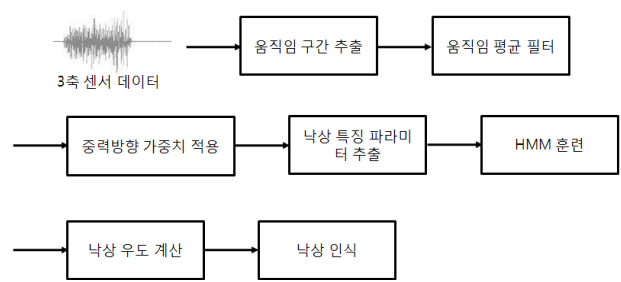


그림 1. 낙상 인식 시스템 흐름도
Fig. 1. Flow chart of fall recognition system.

1에 나타내었다. 3축 가속도 값을 이용하여 최종적으로 낙상을 인식하는 과정을 개략적으로 보여준다. 먼저 3축 가속도 센서로부터 얻은 값에서 실제 동작이 일어나는 구간을 추출한다. 그리고 3축 가속도 센서는 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하는 과정에서 일정한 지터 잡음(jitter noise)가 발생할 수 있어서 이를 제거하기 위해 간단한 moving average filter 필터를 사용한다^[10]. 3축 가속도 센서로부터 추출된 원시 데이터는 중력 가속도 값이 포함되어 있는 값이라 할 수 있다. 일반적으로 중력 가속도 값은 항상 적용되는 값으로 정적 입력값이라 하여 동작 인식분야에 적용할 때는 인식에 방해가 되는 값이라 간주되어 이를 제거한 후에 동적인 데이터만으로 동작 인식에 적용한다^[9]. 하지만 낙상을 인식할 때에는 중력 가속도 값이 유용한 정보가 된다. 낙상은 항상 중력 방향으로 일어나기 때문에 중력 방향의 가속도 값은 동작 인식의 인식률을 높일 수 있는 중요한 정보이다. 3축 가속도 데이터에서 중력 방향의 가중치를 적용하여 낙상 인식 알고리즘의 입력값으로 사용한다. 본 논문에서는 이 값을 낙상 특징 변수라 정의한다. 이 값들을 입력값으로 하여 은닉 마르코프 모델을 훈련시키고 낙상을 판단한다. 최종적으로 낙상 은닉 마르코프 모델을 통해 추출된 우도값(likelihood)으로 낙상인지 아닌지를 판단한다.

2. 낙상 특징 변수 추출

3축 가속도 센서는 Bosch사의 BMA150^[11] 칩을 사용하였으며 지그비 컨트롤러가 100Hz의 속도로 3축 가속도 값을 추출한다. HMM에 적용하기 위한 낙상 특징 변수를 추출하는 과정을 그림 2에 나타내었다.

먼저 동작 구간을 추출한다. 낙상은 대부분 1초안에 일어나며 낙상이 일어난 후에는 대상자가 의식을 잃은 상태이기 때문에 이후의 동작은 매우 정적인 특성을 가진다. 이와 같은 특성을 이용하여 동작 구간을 추출한다.

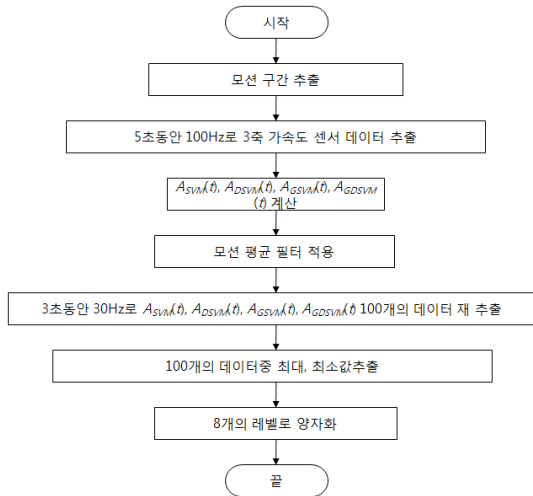


그림 2. 낙상 특징 변수 추출 과정
Fig. 2. Flowchart of extraction of fall feature parameters.

$$\sum_{i=0}^{N-1} \sqrt{[A_x(t-i) - A_x(t-i-1)]^2 + [A_y(t-i) - A_y(t-i-1)]^2 + [A_z(t-i) - A_z(t-i-1)]^2} > TH. \quad (1)$$

여기서 $A_x(t)$, $A_y(t)$, $A_z(t)$ 는 시간 t 에서 x , y , z 축 가속도를 나타내고 N 은 1초 동안 샘플링된 횟수를 나타내며 TH 는 동작구간 결정을 위한 문턱 값을 나타낸다. 1초 동안의 가속도 센서 값을 취합하여 식(1)과 같이 계산하여 문턱값(TH) 이상이면 동작 구간이라고 판단한다. 이때 사용한 문턱값은 단말기를 소지하지 않고 그대로 둔 상태에서 10초 동안 발생하는 움직임 값의 평균을 내어 정하였다.

BMA150이 놓인 위치를 중심으로 시간 t 에 나타나는 낙상 특징 변수 각도 θ 는 식(2)와 같이 표현된다.

$$A_\theta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{A_x^2(t) + A_y^2(t)}}{A_z(t)} \right) \quad (2)$$

움직임량을 정량화하기 위한 변수인 SVM(Sum Vector Magnitude) $A_{SVM}(t)$ 은 다음 식과 같이 표현된다^[4~5].

$$A_{SVM}(t) = \sqrt{A_x^2(t) + A_y^2(t) + A_z^2(t)} \quad (3)$$

식 (3)은 중력 가속도를 포함한 값이라 할 수 있으므로 좀 더 움직임량에 가까운 값인 DSVM(Differential Sum Vector Magnitude) $A_{DSVM}(t)$ 을 다음 식과 같이 표현된다.

$$A_{DSVM}(t) = \sqrt{[A_x(t) - A_x(t-1)]^2 + [A_y(t) - A_y(t-1)]^2 + [A_z(t) - A_z(t-1)]^2} \quad (4)$$

낙상은 모두 중력 방향으로 진행되기 때문에 중력 방향으로 진행되는 움직임에 가중치를 준다면 다른 움직임과 확실히 구분할 수 있는 특징변수가 될 수 있다. 본 실험에서 사용된 가스에 착용한 단말기는 BMA150의 z 축 방향이 중력방향과 90도를 이룬다. 앞에서 정의한 $A_{DSVM}(t)$ 에 다음 수식을 통해 중력 방향 가중치인 gravity weighted DSVM(GDSVM) $A_{GDSVM}(t)$ 은 다음 식과 같이 표현된다.

$$A_{GDSVM}(t) = \left(\frac{90 - A_\theta(t)}{90} \right) \times A_{DSVM}(t) \quad (5)$$

$A_{SVM}(t)$ 에 대해서도 적용한 gravity weighted SVM(GSVM) $A_{GSVM}(t)$ 다음 식과 같이 표현된다.

$$A_{GSVM}(t) = \left(\frac{90 - A_\theta(t)}{90} \right) \times A_{SVM}(t) \quad (6)$$

동작 구간에서 추출된 5초 길이의 100Hz 단위로 얻은 500개의 x , y , z 축 가속도값을 낙상 특징 변수값들로

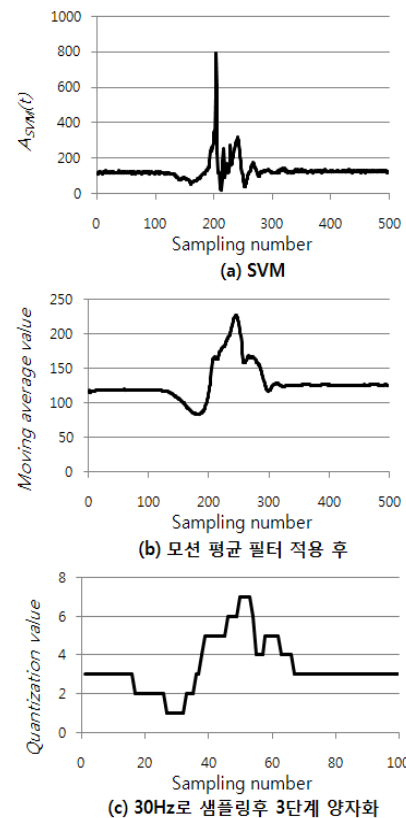


그림 3. HMM적용을 위한 입력 데이터의 변환
Fig. 3. Conversion of input data for applying HMM.

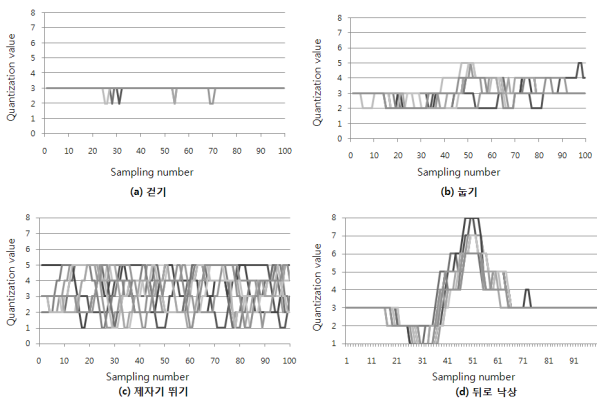


그림 4. ASVM(t)의 HMM 입력 데이터
Fig. 4. HMM input data of ASVM(t).

변환한 후에 50개 단위의 moving average filter를 적용한다. 필터를 통과한 값에서 30Hz 단위로 100개의 데이터를 얻는다. 즉, 3초 길이의 33.3ms단위의 데이터를 얻는다. 이와 같이 500개에서 100개를 얻는 이유는 HMM의 계산량을 최소화하면서 정확성을 유지하는 값으로 실험을 통해 얻은 값이다. 다음으로 전체 데이터중 최대값과 최소값을 얻어 전체 구간을 8개의 단위로 나눌 수 있는 값을 얻어 8개 단위로 데이터를 변환한다. 그림 3은 이와 같은 알고리즘을 통해 변수가 변환되는 과정을 그래프로 나타내었다.

그림 4는 걷기, 눕기, 점프, 앞으로 낙상에 대해 최종 HMM입력 변수로 변환된 값을 보여준다. 총 10개의 행동 데이터가 변환된 그림인데 점프를 제외하면 행동 모델별로 비슷한 결과가 나온다는 것을 알 수 있다.

4. 은닉 마르코프 모델의 적용

떨기체 인식, 음성 인식 등과 같이 시간에 따라 데이터의 변화가 일어나는 정보를 시계열데이터라 하며 이를 분석하고 인식하는 여러 알고리즘들이 존재한다. 3축 가속도 센서의 데이터도 이와 같은 시계열 데이터라 할 수 있기 때문에 다른 인식 분야와 같은 알고리즘의 적용이 가능하다. 특히 3축 가속도 센서를 이용한 동작 인식 알고리즘들 중에 HMM이 가장 우수한 특성을 가진다는 연구가 많이 발표되고 있으며 또한 널리 사용되고 있다. 낙상 움직임도 신체에 의해 발생할 수 있는 동작중의 하나이기 때문에 3축 가속도 센서를 이용한 동작인식 방법을 그대로 적용할 수 있다.

가. 행동모델의 분류

모델링할 행동 모델을 크게 일상 생활(Activities of Daily Living; ADL)과 낙상 움직임(FALL)인 두 가지

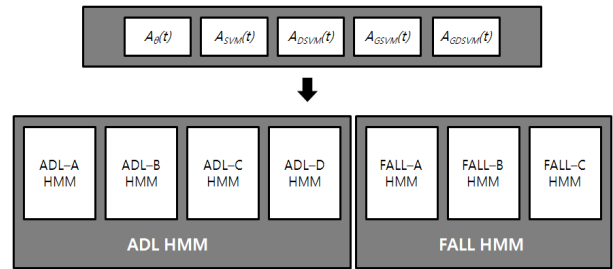


그림 5. HMM에 사용된 변수와 행동 모델
Fig. 5. Behavior models and parameters used in HMM.

로 나눌 수 있다. 다시 세분화하여 ADL은 걷기, 뛰기, 점프, 눕기 등의 4가지로 분류하였다. 낙상은 앞으로 넘어지기, 옆으로 넘어지기, 뒤로 넘어지기 등의 3가지로 분류하였다. 3가지 경우가 모두 낙상이지만 상황과 개인에 따라 다른 행동 패턴을 나타낼 수 있기 때문에 각기 다른 행동으로 분류하였다.

나. 은닉 마르코프 모델의 모델링

HMM은 확률 밀도 함수를 정의하는 방법에 따라 2가지로 분류할 수 있다. 신호를 양자화하여 이산 밀도 함수로 표현하는 이산 밀도 은닉 마르코프 모델(Discrete HMM)과 가우시안 밀도 함수로 표현하는 연속 은닉 마르코프 모델(Continuous HMM)이 있다. 이산 밀도 은닉 마르코프 모델의 경우에 양자화로 인한 에러가 발생할 경우 인식이 떨어질 수 있는 반면 구현이 간단하기 때문에 코드의 양이 작아지는 장점이 있고 연속 은닉 마르코프 모델은 정확한 반면 구현할 코드의 양이 상대적으로 많다. 본 논문에서는 CC2530칩과 같이 작은 메모리를 가진 MCU에서 HMM을 수행하기 때문에 코드량이 적은 이산 밀도 은닉 마르코프 모델을 사용하였다.

그림 5에서 나타낸 것과 같이 7가지 동작별로 3축 가속도 데이터를 위의 4가지 변수로 변환한 후에 각 7가지 행동에 대한 HMM모델을 훈련시켰다. 어떤 변수로 훈련시켰을 때에 가장 7가지 행동이 잘 구분되는지를 평가 확률 값을 비교하여 알 수 있었다. 각 HMM에는 총 4개의 은닉 상태(hidden state)를 정의하였다. 심볼의 개수는 8개로 정하였다. 즉, $N=4, M=8$ 로 정의한다.

III. 낙상 인식과 실험 결과

1. 가속도 센서 데이터의 취득

가속도 센서 데이터는 총 8명에게서 취득하였다. 20대 중반의 여성 2명과 남성 6명으로 구성되었다. 100Hz

의 속도로 샘플링 하였으며 행동모델은 총 7가지로 정의하였다. 일상생활에 해당하는 ADL은 걷기, 뛰기, 제자리 뛰기, 침대에 눕기로 분류하여 5초 동안의 움직임 샘플을 각 행동에 대해 20개씩 취득하였다. 낙상 움직임은 뒤로 넘어지기, 앞으로 넘어지기, 옆으로 넘어지기로 나누어 동일하게 5초 동안의 움직임 샘플을 각 행동에 대해 20개씩 취득하였다. 일상 생활이 4가지이므로 총 640개, 낙상이 3가지이므로 480개의 5초 길이의 가속도 센서 데이터를 취득하였다.

2. 은닉 마르코프 모델의 훈련과 평가

HMM 모델의 코드는 Windows XP PC상에서 C언어로 작성되었다. 위에서 취득한 각 행동별 160개의 샘플 중 한 실험자당 2개씩 16개를 훈련에 사용하였고 160개 모두를 평가하는데 사용하였다. HMM의 입력 값은 3축 가속도 센서에서 취득한 값인 $A_{SVM}(t)$, $A_{DSVM}(t)$, $A_{GSVM}(t)$, $A_{GDSVM}(t)$, $A_{\theta}(t)$ 를 각각 훈련과 평가에 사용하였다. 7가지 행동에 대해 각 HMM 모델을 훈련시켜 평가를 실시하였다.

3. 낙상 인식 결과

총 1120개의 테스트 패턴 대상으로 다양한 낙상 특징 변수를 HMM에 적용한 결과가 표 1에 나타내져 있다. 5가지 정의된 낙상 특징 변수에 대해 HMM을 적용하여 낙상을 인식하는 정도를 나타내는 sensitivity와 specificity를 도출하였다. 각도를 나타내는 $A_{\theta}(t)$ 도 상당히 높은 정확도를 보였으나 $A_{GSVM}(t)$ 을 사용한 경우가 100% sensitivity와 97.96% specificity를 얻어서 최고의 성공률을 보였다. 이는 낙상 인식 분야에서 각도가 가지는 데이터가 가장 중요한 데이터임을 알 수 있었다.

3축가속도 센서 데이터의 문턱값을 이용하는 연구^[4~5]는 대개 80% 내외의 sensitivity값을 가진다. 그리고 T. Zhang et al.의 지지벡터기계(support vector machines) 알고리즘은 96.7%의 성공율을 이루었다^[7].

표 1. 가속도 기반 낙상 인식 실험 결과
Table 1. Fall recognition experiment results.

	$A_{\theta}(t)$	$A_{SVM}(t)$	$A_{DSVM}(t)$	$A_{GSVM}(t)$	$A_{GDSVM}(t)$
sensitivity	96.80%	94.81%	93.93%	100%	90.03%
specificity	93.12%	93.48%	93.08%	97.96%	92.05%

표 2. 센서를 이용한 낙상 인식 시스템의 성공률
Table 2. Accuracy of sensor based fall recognition system.

Sensor	Algorithm	Author	Accuracy
Accelerometers	threshold	Bourke[4], Kangas[5]	Sensitivity 98% Specificity 100%
Accelerometers	Neural Network	Willis[6]	
Accelerometers	Support Vector Machine	Zhang[7]	96.7%
Accelerometers, heart rate monitor	C4.5, Naive Bayes	Tapia[12]	94.6%
Gyroscopes	threshold	Bourke[13]	Sensitivity 98% Specificity 100%

이 알고리즘을 스마트폰에 적용하여 93.3%의 성공률을 이루었다. Tapia는 총 5개의 무선 가속도 센서와 심박수 측정기를 한 사람에게 장착하여 C4.5와 나이브 베이스 분류기를 사용하여 94.6%의 성공률을 이루었다^[12]. 각속도계를 이용한 Bourke의 방법은 단순한 문턱값을 사용해서 100%의 성공률을 보였다^[13].

본 실험에서 $A_{GSVM}(t)$ 을 사용하여 얻은 100% sensitivity와 97.96%의 specificity는 기존 논문에서 발표한 최상의 성공률과 비교할만하다. 본 논문에서 제안한 시스템은 개인별 특성을 고려하므로 더 많은 실험을 하였을 경우에 더 좋은 결과를 얻을 것으로 예측된다.

IV. 결 론

3축 가속도 센서의 새로운 낙상 특징 변수를 추출하는 방법을 제안했다. 개인간 낙상 패턴의 차이와 낙상과 유사한 일상 생활 패턴을 구분하기 위해 HMM 알고리즘을 사용하였다. 본 논문에서 새로 정의한 변수와 기존에 주로 사용되는 변수를 적용한 결과를 비교하였다. 새로 정의한 GSVM변수가 가장 좋은 결과를 보였다. GSVM으로 일상 생활과 낙상을 구분하는 실험을 통해 100% sensitivity와 97.96% specificity를 얻었다. SVM에 비해 sensitivity는 5.2%와 specificity는 4.5%정도 향상되었다. 또한, 기존에 발표한 낙상인식시스템의

가장 좋은 결과와 비교해서 sensitivity와 specificity 95% 이상으로 비슷한 성능을 보이거나 본 논문에서 제안한 시스템은 개인별 특성을 고려하므로 더 많은 실험을 하였을 경우에 더 좋은 결과를 얻을 것으로 예측된다. 또한, 본 낙상 인식 알고리즘은 사람뿐 만 아니라 물류 센터 등과 같은 사물이 적재된 곳에서 사물들의 낙상을 검출하는 데에도 적용가능하다.

REFERENCES

- [1] B. Kaluža, M. Luštrek, "Fall detection and activity recognition methods for the confidence project: a survey," the 12th International Multiconference Information Society 2008, vol. A, pp. 22 - 25, 2008.
- [2] G. Yinyu and N.-H. Kim, "A Study on Wavelet-based Image Denoising Using a Modified Adaptive Thresholding Method," J. Inf. Commun. Converg. Eng. vol. 10, no.1, pp.45-52, 2012.
- [3] M. Popescu, Y. Li, M. Skubic, M. Rantz, "An Acoustic Fall Detector System that Uses Sound Height Information to Reduce the False Alarm Rate," 30th Int. IEEE EMBS Conf., pp. 4628-4631, Vancouver, BC, Aug. 20-24, 2008.
- [4] A. K. Bourke, C. N. Scanaill, K. M. Culhane, J. V. O'Brien, and G. M. Lyons. "An optimum accelerometer configuration and simple algorithm for accurately detecting falls." in Pro. of the 24th IASTED international Conference on Biomedical Engineering, pp. 156-160, Innsbruck, Austria, Feb. 15-17, 2006.
- [5] M. Kangas, A. Konttila, P. Lindgren, I. Winblad, T. Jamsa. "Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers." Gait & Posture, Vol. 28, issue 2, pp. 285-291, 2008.
- [6] D. J. Willis. Ambulation Monitoring and Fall Detection System using Dynamic Belief Networks. PhD Thesis. School of Computer Science and Software Engineering, Monash University, 2000.
- [7] T. Zhang, J. Wang, P. Liu and J. Hou, "Fall Detection by Embedding an Accelerometer in Cellphone and Using KFD Algorithm," International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 6, no. 10, 2006.
- [8] 이영설, 손동운, 조성배, "계층적 은닉 마르코프 모델을 이용한 이동 센서 기반 행동 인식," 정보과학회논문지: 컴퓨팅의 실제 및 레터 제17권 제4호, pp.279-283, 2011.
- [9] 김상기, 박진혁, 전석희, 임성훈, 한갑중, 최승문, 최승진, "3차원 가속도 데이터를 이용한 HMM 기반의 동작인식," 정보과학회논문지, 제15권, 제3호, 216-220쪽, 2009년 3월
- [10] J. Yang, "Toward Physical Activity Diary: Motion Recognition Using Simple Acceleration Features with Mobile Phone," the 1st International Workshop on Interactive Multimedia for Consumer Electronics 2009, pp. 1-10, Beijing, China, 2009.
- [11] BMA150 Triaxial acceleration sensor Data sheet. Bosch Sensortec.
- [12] M. Tapia, S. Intille, W. Haskell, K. Larson, J. Wright, A. King, and R. Friedman, "Real-Time Recognition of Physical Activities and Their Intensities Using Wireless Accelerometers and a Heart Rate Monitor", the 11th IEEE International Symposium on Wearable Computers, pp. 37-40, 2007.
- [13] A. K. Bourke, G. M. Lyons, "A threshold-based fall detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor", Medical Engineering & Physics, vol. 30, issue 1, pp.84-90, 2006.

저 자 소 개



김 남 호(정회원)

1996년 2월 고려대학교
전자공학과 (공학사)

1998년 2월 고려대학교
전자공학과 (공학석사)

2013년 2월 환경대학교 바이오
정보기술전문대학원 신호
처리전공 (공학 박사)

2013년 3월~현재 동양미래대학교 소프트웨어
정보학과 조교수

<주관심분야 : 신호처리, 임베디드 시스템, 파일
시스템, USN>



유 윤 섭(정회원)

1995년 8월 고려대학교 전자공학
과 (공학사)

1997년 8월 고려대학교 일반대학
원 전자공학과 (공학석사)

2001년 8월 고려대학교 일반대학
원 전자공학과 (공학박사)

2001년 9월~2002년 10월 미국 NIST
초청연구원

2002년10월~현재 환경대학교 전기전자제어
공학과 부교수

<주관심분야 : 반도체 소자 및 회로 설계, 고령친
화 IT 기술>