

3축 가속도 센서를 이용한 낙상 검출 시스템 구현

전아영¹, 유주연¹, 박근철¹, 전계록^{2*}

¹부산대학교 대학원 의공학협동과정, ²부산대학교 의학전문대학원 의공학교실

Implementation of Falls Detection System Using 3-axial Accelerometer Sensor

Ah Young Jeon¹, Ju Yeon Yoo¹, Geun Chul Park¹ and Gye Rok Jeon^{2*}

¹Department of Interdisciplinary program in Biomedical engineering, Pusan National University

²Department of Biomedical engineering, School of Medicine, Pusan National University

요약 본 연구에서는 3축 가속도 신호를 이용하여 낙상과 낙상 방향을 검출하는 시스템을 구현하였다. 가속도 신호는 3축 가속도 센서로부터 획득하였으며, 획득된 신호를 USB 인터페이스를 통하여 PC에 전달하였다. PC에 전송된 신호를 제안한 알고리즘을 사용하여 낙상을 검출하였으며, 퍼지 분류기를 사용하여 낙상의 방향을 분류하였다. 실험을 위하여 실험대상군 6명 선정하였으며, 가슴에 가속도계를 부착한 후 실험을 수행하였다. 실험대상자는 5초 동안 정상 보행을 한 후 4 가지 방향(전-후-좌-우)으로 낙상이 발생하도록 하였으며, 낙상에 소요되는 시간은 최소 2초로 설정하였다. 본 연구에서 제안된 알고리즘을 이용하여 낙상을 검출하였으며 낙상 발생 후 1초부터 데이터를 분석하고 퍼지 분류기를 이용하여 낙상방향을 분류하였다. 낙상 검출율은 평균 94.79%이었다. 낙상 방향에 따른 분류율은 front_fall은 95.83%, back_fall은 100%, left_fall 은 87.5%, right_fall은 95.83%이었다.

Abstract In this study, the falls detection and direction classification system was implemented using 3-axial acceleration signal. The acceleration signals were acquired from the 3-axial accelerometer(MMA7260Q, Freescale, USA), and then transmitted to the computer through USB interface. The implemented system can detect falls using the newly proposed algorithm, and also classify the direction of falls using fuzzy classifier. The 6 subjects was selected for experiment and the accelerometer was attached on each subject's chest. Each subject walked in normal pace for 5 seconds, and then the fall down according to the four direction(front_fall, back_fall, left_fall and right_fall) during at least 2 second. The falls was easily detect using the newly proposed algorithm in this study. The acquired signals were analyzed after 1 second from generating falls. The fuzzy classifier was used to classify the direction of falls. The mean value of the falls detection rate was 94.79 %. The classifier rate according to falls direction were 95.83% in case of front falls, 100% incase of back falls, 87.5% in case of left falls, and 95.83% in case of right falls.

Key Words : 3-axial accelerometer, falls detection, direction classifier

1. 서론

다양한 주변 환경의 위험에 노출되어 있는 고령자들은 다른 연령대에 비해 사고 발생 위험성이 높고 사고 발생 시 일상생활의 장애에 의해 급격한 체력 저하 및 건강 악화를 수반하게 된다. 이러한 고령자 사고 중 낙상이 차지

하는 비율은 연령이 증가함에 따라 증가하고 있는 실정이다. 최근 연구조사에 의하면 65세 이상 노인의 약 28 ~ 30 %, 70세 이상은 35 %, 75세 이상은 32 ~ 42 %, 80세 이상의 고령자의 연간 낙상율은 50 % 정도로 보고되었다[1]. 이와 같이 빈번하게 발생하고 있는 낙상은 고령자의 조기사망, 신체손상, 비가동성과 같은 신체적 손상

본 논문은 보건복지부 연구과제로 수행되었음.(0405-ER01-0304-0001)

*교신저자 : 전계록 (grjeon@puan.ac.kr)

접수일 10년 04월 01일

수정일 (1차 10년 04월 24일, 2차 10년 05월 12일)

계재확정일 10년 05월 13일

뿐만 아니라 사회심리학적 기능장애에 의한 정신적인 피해를 초래한다. 그리고 최악의 경우 낙상의 합병증으로 인해 사망에 이를 수도 있다. 따라서 고령자의 일상생활을 모니터링하여 활동량 및 낙상인지에 관한 연구가 타 연구자에 의해 수행되었다. 초기의 연구는 인체 영역의 일정 부분에 단일축 또는 2축 가속도 센서를 부착하여 인체의 움직임에 의해 발생하는 특정 방향의 가속도 신호를 측정하여 인체의 활동상태를 구분하는 연구들이 수행되었다[2]. 최근에는 일상생활을 보다 정확하고 효율적으로 측정하기 위해 인체의 여러 곳에 센서를 부착하고 다양한 자세변화와 일상생활 중 또는 장기간의 활동 상태를 모니터링 할 수 있는 시스템에 대한 연구가 수행되었다[3,4]. 그리고 3축 가속도 센서를 이용하여 자세변화와 인체 활동도를 판별하기 위해 다양한 신호처리 기법을 적용한 연구가 수행되었다[5]. Laerhoven과 Cakmakci[6]는 셔츠 형태의 착용가능한 컴퓨터 (wearable computer)를 부착하고 다층인식 (multi-layered perceptron, MLP) 및 자기구성맵 (selforganizing map, SOM) 기법을 사용하여 피실험자의 다양한 행동 패턴, 즉 걷기, 뛰기, 계단 오르기, 계단 내려가기 등을 인식하는 방법들을 개발하였다. Schulman[7] 등은 만보계 (pedometer)를 이용하여 피검자의 활동도에 의한 에너지 소모량에 대한 연구를 수행하였으나 신뢰성 저하와 에너지 소모량의 부정확성 등이 제기되었다. 최근에는 3축 가속도 센서를 이용한 인체 활동도 및 일상생활 모니터링에 관한 연구가 수행되고 있다[3, 8-12]. Bijan[13]은 3축 가속도 센서를 이용하여 일상생활 패턴을 모니터링 할 수 있는 시스템을 구현하여 여러 가지 활동 패턴, 즉 앉기, 서기, 눕기, 걷기 등을 분석하는 시스템을 개발하였다. Ryan[14]은 3축 가속도 센서와 무선센서네트워크 (wireless sensor network)를 이용하여 낙상과 같은 비정상적인 움직임을 감지할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. Karantonis[15]는 3축 가속도 센서를 이용하여 사람 움직임을 실시간으로 분류할 수 있는 시스템을 개발하였다.

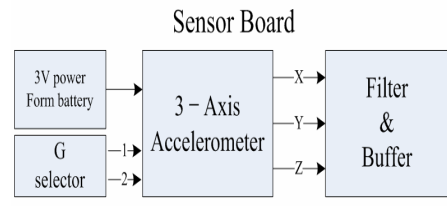
본 연구에서는 향후 낙상 시에 응급상황을 인지할 수 있도록 3축 가속도 센서 (MMA7260Q, freescale semiconductor Co., U.S.A.)를 허리에 착용하여 낙상을 인지하도록 하였다. 즉 일상 중의 활동 양상을 모니터링 하여 낙상 검출 시스템을 구현하고자 하였다. 인체의 움직임을 측정할 수 있도록 하기 위하여 3축 가속도 센서가 내장된 가속도 측정 모듈을 사용하였다. 3축 가속도 센서에 의해 측정된 가속도 신호의 크기로부터 낙상을 인지 할 수 있도록 알고리즘을 구현하였다 뿐만 아니라 일단 낙상이 발생하고 나면 낙상 이후의 신호들을 분석하여 낙상의 방향을 분류할 수 있는 알고리즘을 구현하였다.

2. 본론

2.1 3축 가속도 센서

3축 가속도 센서로부터 출력되는 신호를 검출한 후 이를 전처리과정 (preprocessing)을 수행하기 위하여 가속도 측정용 센서보드를 설계하고 구현하였다. 먼저 3축 가속도 센서의 동작전원은 배터리로 부터 공급되는 3 V 전원을 사용하였으며, 가속도 센서의 민감도 조절이 가능하도록 외부 단자를 별도로 구성하였다. 또한 3축 가속도 센서로부터 출력되는 신호에 포함된 잡음을 제거하기 위하여 센서 내부에 설계된 1차 스위치-커패시터 필터 (switched capacitor filter) 회로를 센서의 출력단에 추가하였다. 그리고 출력신호의 인터페이스 시 발생할 수 있는 임피던스 부정합을 방지하기 위하여 단일전원으로 동작 가능한 연산증폭기 (OPA4379, Burr-Brown Co., U.S.A.)를 이용한 버퍼회로를 설계하였다.

본 연구에 의해 구현된 센서 보드의 구성도는 그림 1과 같다.



[그림 1] 3축 가속도 측정부 구성도

3축 가속도 센서는 소형 패키지로 빠른 응답시간, 낮은 소비 전류, 저전압 작동, 신속 작동 및 대기 모드 등의 기능을 지니고 있다. 그리고 위치, 방향 및 움직임의 변화에 지능적으로 응답한다. 또한 모듈의 크기가 소형이기 때문에 시스템의 공간을 적게 차지한다. 그리고 3축 가속도 센서는 낙하, 기울기, 움직임, 위치지정, 충격 또는 진동 시 발생하는 작은 힘을 측정한다.

본 연구에 적용된 3축 가속도 센서의 중력 가속도별 민감도는 1.5g인 경우 800mV/g이고, 2g일 때 600mV/g, 3g일 때 300mV/g, 그리고 6g인 경우 200mV/g로 구분된다. 따라서 본 연구에서는 낙상 인지를 원활하게 수행하기 위하여 측정 범위가 넓은 6g를 선택하였다.

2.2 낙상인지 알고리즘

2.2.1 신호벡터크기를 이용한 낙상인지 알고리즘

본 연구에서는 낙상 상황을 인지하기 위하여 Mathie[11]

에 의해 제시된 신호벡터크기 (signal vector magnitude, SVM) 신호를 사용하였다. 이를 위하여 3축 가속도 센서로부터 획득한 데이터를 가속도 g 단위의 값으로 보정하기 위해 전처리과정을 수행하였으며, 이를 간략하게 기술하면 다음과 같다. 먼저 가속도 신호가 변화하는 영역을 전면 (frontal plane), 단면 (transverse plane), 측면 (sagittal plane) 등으로 구분하였다. 전면인 경우 앞 (front)으로 완전히 기울어 졌을 때 $+3g$, 뒤 (back)로 완전히 기울어 졌을 때 $-3g$, 그리고 직립 상태에서 앞과 뒤로 기울어지는 정도에 따라 10 bit (256개)로 구분하여 $\pm g$ 를 ADC 값으로 대응시켰다. 측면인 경우 오른쪽/왼쪽 (right/left) 방향으로 완전히 기울어졌을 때 $+3g/-3g$, 직립 상태에서 우측과 좌측으로 기울어지는 정도에 따라 10 bit로 구분하여 $\pm g$ 를 ADC 값으로 대응시켰다. 단면인 경우 상/하 (top/bottom) 방향으로 완전히 기울어 졌을 때 $+3g/-3g$, 직립 상태에서 상측과 하측으로 기울어지는 정도에 따라 10 bit로 구분하여 $\pm g$ 를 ADC 값으로 대응시켰다. 이와 같은 과정에 의해 각각의 가속도 방향, 즉 x , y , z 축의 가속도 g 값을 계산하여 낙상 인지를 위한 SVM 신호를 산출하였으며, 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$SVM = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \quad (1)$$

여기서, x_i 는 전후 방향의 가속도 신호, y_i 는 좌우 방향의 가속도 신호, z_i 는 상하 방향의 가속도 신호의 값을 나타낸다.

낙상 상황을 정확하게 인지하기 위해서는 SVM 신호의 임계치 설정이 필요하며, 설정된 임계치보다 신호가 크게 나타날 때는 낙상이 일어났다고 간주할 수 있다. 임계치는 SVM 신호와 x 축, y 축, 그리고 z 축 신호의 변화 양상과 여러 가지 방향으로 낙상 발생 실험을 수행하여 결정하였으며, 본 연구에서는 SVM 신호의 임계치를 2.8g로 선정하였다. 낙상 시 SVM 신호는 임계값을 벗어나는 신호가 2번 연속하여 나타나는 현상을 관찰할 수 있었다. 이러한 현상은 낙상이 발생할 경우 3축 가속도 센서 중 하나의 축에서 중력가속도의 변화가 발생하게 되고, 이후 지면과 충돌하면서 충격에 의한 다른 축에서 중력가속도의 변화가 발생하기 때문이다. 이러한 특징 때문에 SVM은 낙상을 인지하는데 적합한 신호로 활용할 수 있다.

3축 가속도 센서 신호의 i 번째 출력에 대한 벡터값을 구하면 낙상 시 중력가속도의 변화에 의한 z 축의 신호 변화와 지면 충돌 시 발생하는 x 축, y 축, 그리고 z 축의 신호

변화를 검출하여 이들 신호의 SVM 신호를 구하면 피크치가 2번 나타내기 때문에 낙상이라고 인지할 수 있다.

2.2.2 가속도 크기 변화치에 의한 낙상인지 알고리즘

3축 가속도 센서는 각각의 축에 대한 연속적인 전압값으로 측정된다. 3축 가속도 센서에 의해 획득된 신호들의 값에서 소숫값을 배제하기 위하여 각각의 값에 100을 곱하였다. 그리고 기준선 (baseline)을 0으로 조정하기 위하여 획득된 첫 샘플의 값을 0으로 교정하는 과정을 수행하였다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$g-value = g_{acquired} - g_{initial} \quad (2)$$

여기서, $g_{acquired}$ 는 측정 시간대에 획득된 가속도 신호, $g_{initial}$ 는 가속도 센서로부터 획득한 첫 샘플값, $g-value$ 는 측정 시간대에 획득된 가속도 신호로부터 첫 샘플값을 감산한 가속도 신호값을 의미한다.

다음으로 각각의 독립적인 $g-value$ 가 하나의 통합된 값으로 나타나는 과정을 도입하였다. 도입된 과정에 의해 저장 공간이 적게 소요될 뿐만 아니라, 임의의 시간에서의 공통된 기준으로 3축 가속도 신호를 한 가지 값으로 나타낼 수 있다. $g-value$ 를 계산하는 수식은 다음과 같다.

$$\vec{g} = \sqrt{(g-value_x)^2 + (g-value_y)^2 + (g-value_z)^2} \quad (3)$$

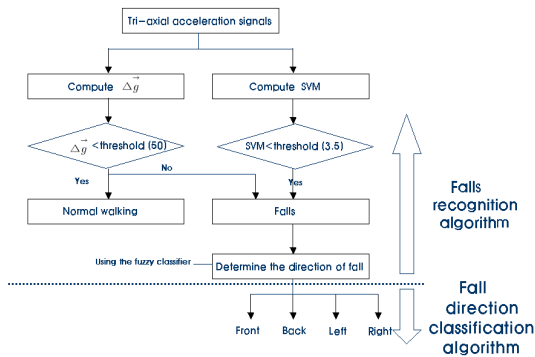
여기서, $(g-value_x)^2$ 는 획득한 x 축 가속도 센서의 신호에서 첫 샘플값을 감산한 가속도 신호값을 제공한 값, $(g-value_y)^2$ 는 획득한 y 축 가속도 센서의 신호에서 첫 샘플값을 감산한 가속도 신호값을 제공한 값, $(g-value_z)^2$ 는 획득한 z 축 가속도 센서의 신호에서 첫 샘플값을 감산한 가속도 신호값을 제공한 값을 나타내며 그리고 \vec{g} 는 측정 시간대의 가속도 크기를 의미한다.

낙상 상황을 보다 정확하게 인지하기 위해서는 측정 시간대의 가속도 신호의 크기 변화를 산정하여야 하므로 이를 위해 적용한 식은 다음과 같다.

$$\Delta \vec{g} = \left| \vec{g}_{current} - \vec{g}_{last} \right| \quad (4)$$

여기서, $\vec{g}_{current}$ 는 측정 순간의 가속도 크기, \vec{g}_{last} 는 측정 순간 이전의 가속도 크기, $\Delta \vec{g}$ 는 가속도 크기 변화치를 의미한다.

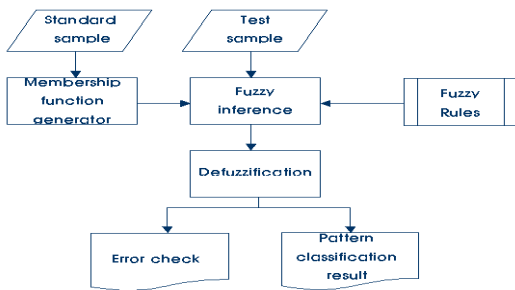
본 연구에서는 낙상 상황을 인지하기 위하여 실험 프로토콜을 설정하고 선정된 실험군을 대상으로 실험을 수행하였다. 실험 결과 획득한 가속도 센서 신호로부터 $\Delta \vec{g}$ 값을 산출하였으며, $\Delta \vec{g}$ 의 임계치를 50으로 선정하였다. 이러한 일련의 과정을 흐름도로 나타내면 그림 2와 같다.



[그림 2] 낙상 인지 알고리즘의 흐름도

2.3 퍼지 분류기

본 연구에서는 실험에서 획득한 3축 가속도 신호들을 이용하여 낙상의 방향을 분류하기 위하여 퍼지이론을 적용하였다. 퍼지이론을 적용한 퍼지 분류기의 구성도는 그림 3과 같다.



[그림 3] 퍼지 분류기 구성도

낙상의 방향을 보다 정확하게 분류할 수 있도록 하기 위해 일상생활 중 또는 낙상 이전의 시간대에 추출한 3축 가속도 신호와 낙상 후 획득한 전·후·좌·우 방향의 가속도 신호를 획득한 후 이들 5가지 신호를 표준신호로 두어 퍼지분류기의 입력으로 사용하였다. 그리고 표준신호의 통

계치들을 이용하여 각각의 낙상 상황에 따른 멤버쉽함수 (membership function)를 설정하였다. 그 후 멤버쉽함수로 구성된 퍼지분류기에 낙상 이후 획득한 가속도 신호들의 평균치를 입력하여 퍼지규칙에 따라 적용하여 낙상의 방향을 추론할 수 있도록 하였다. 이와 같은 과정으로 퍼지분류기에서 추론된 출력값을 비퍼지화 과정을 통해 낙상의 방향을 분류 하도록 하였다. 그리고 퍼지분류기의 성능을 검증하기 위하여 분류율과 분류에러율을 계산하였다.

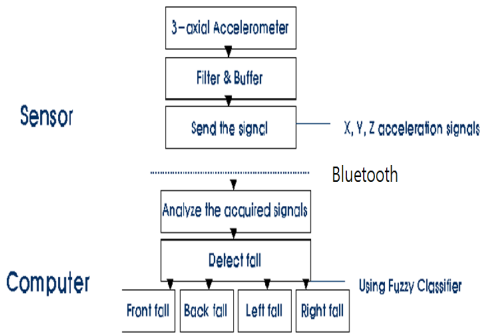
3. 시스템 구현 및 실험

3.1 낙상 인지 및 낙상방향 분류 시스템 구현

본 연구에 의해 구현된 낙상 인지 및 낙상방향 분류 시스템은 크게 하드웨어부와 소프트웨어부로 구성되었다. 먼저 하드웨어부는 인체활동에 따른 3축 가속도 신호를 계측하기 위한 가속도 측정부, 계측된 가속도 아나로그 신호를 디지털 신호로 변환하는 ADC부, 변환된 신호를 무선으로 PC로 전송하기 위한 블루투스 (Bluetooth) 통신부 등으로 구성하였다. 3축 가속도 신호는 100 samples/s의 샘플링율, 10bit의 양자화율로 디지털화한 후 블루투스 통신에 의해 PC로 전송되도록 하였다. 다음으로 구현된 시스템의 소프트웨어부는 측정된 신호의 모니터링부, 파라미터 추출 및 분석부, 낙상 방향 분류부 등으로 구성하였다. 모니터링부에서는 계측된 3축 가속도 신호를 PC 화면에 디스플레이하고 저장하도록 하였다. 파라미터 추출 및 분석부는 3축 가속도 신호를 이용하여 인체의 중력가속도의 변화를 반영하여 낙상을 감지할 수 있는 파라미터를 제안하였다. 제안된 파라미터를 사용하여 낙상 감지뿐만 아니라 낙상의 방향을 분류할 수 있도록 구성하였다. 인체활동 분석에 필요한 파라미터 추출 및 분석 과정의 최적화를 위해 Matlab 7.0 (MatWorks, Co., U.S.A.) 를 이용하여 실험하였다. 본 연구에 의해 구현된 시스템의 구성도는 그림 4와 같으며, 구현된 시스템의 흐름도는 그림 5에 나타내었다.



[그림 4] 구현된 시스템의 구성도



[그림 5] 구현된 시스템의 흐름도

3.2 실험 대상군

본 연구에 의해 구현된 낙상 인지 및 낙상 방향 분류 알고리즘의 유용성을 평가하기 위하여 실험 대상군을 선정하여 여러 가지 방향, 즉 전·후·좌·우 방향으로 낙상 실험을 수행하였다.

실험을 수행하기 위하여 평균연령 26.5세의 건강한 남성 4명, 여성 2명을 실험군으로 선정하였다. 3축 가속도 센서 신호를 획득하기 위하여 센서 모듈을 피실험자의 흉골 위 피부 부분에 부착한 뒤 실험을 진행하였다. 실험은 구현된 알고리즘이 일상생활 중에 발생할 수 있는 낙상을 감지할 수 있는지의 여부와 낙상 발생 이후 방향을 정확하게 분류할 수 있는지에 관한 두 가지로 구분하여 진행되었다.

먼저 3축 가속도 센서로부터 획득된 신호가 정확하게 측정되었는지를 판단하기 위하여, 기존 논문들에서 제시된 3축의 g-value를 추출하였고, 또한 SVM을 추출하여 기존 논문 결과에서 제시한 값들과 비교하였다. 다음으로 본 논문에서 낙상을 감지하기 위해 제시한 $\Delta \vec{g}$ 를 검출하였다. $\Delta \vec{g}$ 값이 임계치 이상으로 추출되면 낙상으로 감지하였고, 낙상 발생 후 1초 후, 즉 100 samples 뒤에 획득한 3축 가속도 신호를 분석하여 낙상 방향을 감지하는 분류 알고리즘에 적용하여 낙상 방향을 판별할 수 있도록 하였다.

3.3 실험 프로토콜

본 연구에 의해 구현된 낙상 인지 및 분류 시스템의 유용성을 평가하기 위하여 다음과 같은 실험 프로토콜을 설정하여 실험을 진행하였다. 제시한 실험 프로토콜은 실험 대상자가 센서를 흉골 위 가슴에 부착한 상태에서 정상 시 보행 속도로 5초 동안 걸어가다가 전·후·좌·우 방향으로 넘어지도록 하였으며, 낙상 후 1초 이상 그 자세를 유지하도록 하였다. 선정된 실험 대상군 6명을 대상으로

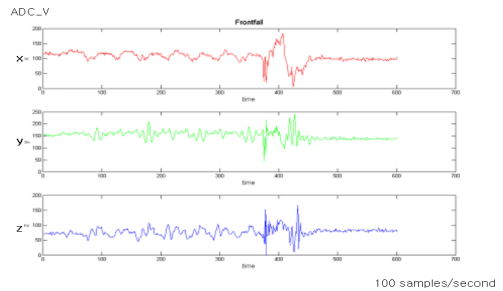
실험 프로토콜에 따라 4번의 실험을 반복하도록 하였다.

4. 실험결과

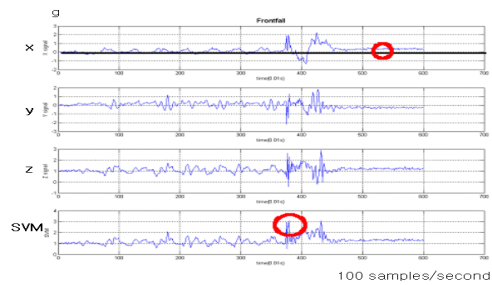
4.1 3축 가속도 신호 및 신호벡터크기

본 연구에서는 3축 가속도 센서를 이용하여 획득한 각 축의 신호들을 전·후·좌·우 방향으로 낙상이 발생하였을 때 신호벡터크기를 측정하여 낙상을 인지할 수 있는지에 대한 실험을 우선적으로 수행하였다. 실험 결과 획득된 데이터는 그림 6과 같은 형태로 관측되었다. 그림 6(a)는 normal walking 4초 후 front_falls이 발생하였을 때 획득된 3축 가속도 센서 신호, 즉 x, y, z 각각의 신호를 나타내었다. 그림 6(b)는 그림 6(a) 신호를 g값으로 환산한 각 신호들의 값과 SVM값을 나타내었다. g값으로 환산한 이유 획득된 raw 데이터가 각 개인별 또는 상황별로 차이를 내므로 객관적인 기준을 마련하기 위하여 환산하였다. g 값으로 환산된 결과에서 보면 전면으로 낙상이 발생하였을 경우, x축 신호가 normal walking 시 보다 0에서 +값이 나오고 있음을 확인할 수 있었다. 또한 낙상이 발생하였을 때 SVM이 임계치 2.8보다 높게 발생함을 확인할 수 있었다.

이러한 일련의 과정에 의해 back_falls, right_falls, 그리고 left_falls가 발생하였을 경우에 대한 실험을 수행하였으며 실험결과는 다음과 같다. back_falls이 발생한



(a)



(b)

[그림 6] 전면 낙상 시 실험 결과, (a) 획득한 3축 가속도 신호, (b) 신호벡터크기

경우 x축 신호가 normal walking 시보다 0에서 -값이 나오고 있음을 확인할 수 있었고, 또한 낙상이 발생하였을 때 SVM이 임계치 2.8보다 크게 발생함을 확인할 수 있었다. 그리고 left_fall이 발생하였을 경우, y축 신호가 normal walking 시보다 0에서 -값이 발생하였으며, 낙상이 발생하였을 때 SVM이 임계치 2.8보다 높게 발생함을 확인할 수 있었다. 마지막으로 right_fall이 발생하였을 경우 y축 신호가 normal walking 시보다 0에서 +값이 나오고 있음을 확인할 수 있었으며, 낙상이 발생하였을 때 SVM이 임계치 2.8보다 높게 발생함을 확인할 수 있었다.

4.2 가속도 크기 변화치에 의한 낙상인지 알고리즘 결과

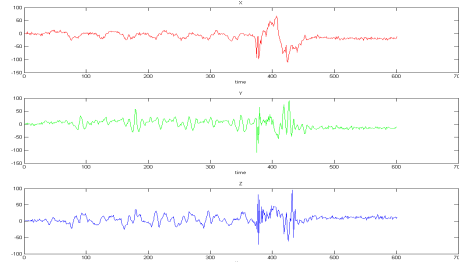
신호벡터크기를 이용하여 낙상을 인지하기 위해서는 가속도 센서로부터 획득한 ADC 값을 가속도 g 값으로 환산한 후 다시 SVM을 산출하여야 한다. 따라서 본 연구에서는 획득한 신호를 바로 계산하여 추출한 $\Delta \vec{g}$ 파라미터를 이용하여 낙상을 인지할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘을 적용하여 실험을 수행한 결과를 그림 7에 나타내었다. 그림 7(a)는 normal walking 4초 후 front_falls이 발생하였을 시에 3축 가속도 센서에 의해 획득한 신호들에 대해 전처리과정을 거친 데이터를 나타내었다. 즉 획득된 신호의 값에서 소숫값을 배제하기 위하여 각각의 값에 100을 곱하고, 첫 번째 샘플값을 기준선 0으로 조정된 데이터이다. 그림 7(b)는 그림 7(a)의 x, y, z 축의 데이터를 하나의 통합된 값으로 나타내기 위하여 측정시간대의 가속도 크기 \vec{g} 값을 산출하였다. 그림 7(c)에서는 낙상을 보다 정확하게 인지하기 위하여 측정시간대의 가속도 신호 크기 변화를 나타내는 $\Delta \vec{g}$ 값을 산출하였다.

Trial_error 실험 결과 $\Delta \vec{g}$ 값의 임계치를 50으로 설정하고, 임계치 이상의 값이 산출되면 낙상이 발생하였다고 가정하였다. 실험결과 낙상 방향별 24회씩, 총 96회 낙상 실험 결과 평균적으로 94.79%의 낙상 검출율을 나타내었다.

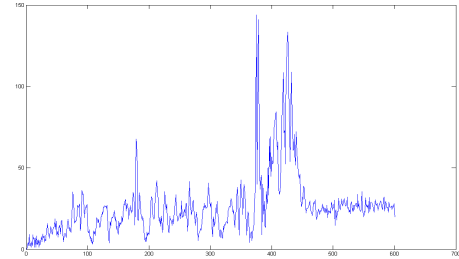
4.3 낙상 방향 분류 알고리즘 결과

본 연구에 의해 구현된 3축 가속도 센서 시스템을 이용하여 전·후·좌·우 각각의 낙상 방향별로 3축 가속도 신호를 획득하였다. 낙상 방향별로 산출된 SVM과 $\Delta \vec{g}$ 를 이용하여 낙상을 인지하였으나 보다 정확한 낙상 방향을 인지하기 위하여 퍼지분류기를 구현하였다. 구현된 퍼지분류기의 타당성을 검증하기 위하여 다음과 같은 실험을 수행하였다. 우선 실험 프로토콜을 기반으로 획득한 데이

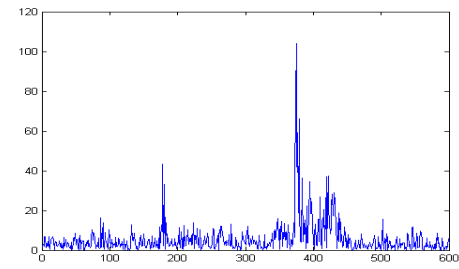
터들을 5 가지 상황별, standing, front_falls, back_falls, left_falls, right_falls로 임의로 100 샘플들을 추출한 후 이들을 standard data로 지정하였다. 지정한 데이터의 일례는 표 1과 같으며, 추출된 각 샘플들의 산포도를 나타내면 그림 8과 같다.



(a) g -value



(b) \vec{g}



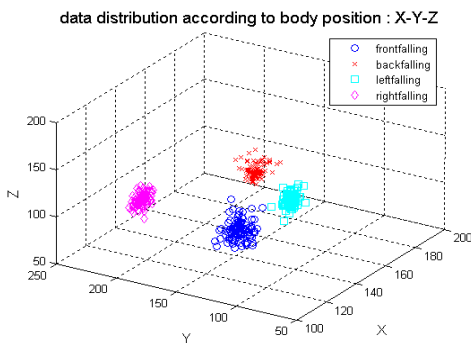
(c) $\Delta \vec{g}$

[그림 7] front_falls 발생 시 실험 결과, (a) g -value, (b) \vec{g} , (c) $\Delta \vec{g}$

이와 같은 일련의 과정에 의해 추출된 데이터를 퍼지분류기의 입력으로 사용하여 산출한 통계치들을 이용하여 멤버십함수를 설정하였다. 멤버십함수를 생성하기 위해 우선 5 가지 상황별로 평균값과 표준편차를 표 2와 같이 산출하였고, 산출된 값을 이용하여 삼각함수를 생성하기 위한 기울기와 절편을 구한 결과를 표 3에 나타내었다. 이와 같은 방법으로 멤버십함수를 생성한 후 낙상 방향 분류용 데이터들을 퍼지분류기에 입력하였다.

[표 1] 5 가지 상황별로 추출한 standard data

	Standing			Front_fall			Back_fall			Left_fall			Right_fall		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z
1	126	139	74	150	150	71	179	187	93	130	94	141	124	212	119
2	124	150	80	139	144	66	177	196	103	124	89	137	112	200	108
3	122	134	64	146	147	75	177	193	95	120	78	145	131	212	111
4	129	152	84	150	147	66	182	187	100	121	85	135	123	206	108
5	132	141	69	147	145	64	181	191	99	125	86	135	122	212	105
6	121	142	72	152	151	69	184	188	109	123	82	138	117	198	108
7	129	148	71	137	141	66	174	176	104	126	84	140	117	208	103
8	133	142	70	146	154	75	182	176	100	126	85	138	115	195	100
9	122	147	75	139	154	69	187	180	98	127	85	136	123	198	108
10	118	131	72	140	146	74	180	188	109	131	94	138	128	208	112
98	121	134	88	144	161	78	175	176	93	124	88	143	125	207	111
99	122	131	72	138	161	76	178	179	93	124	79	140	118	203	103
100	119	135	76	149	159	73	178	174	92	122	86	142	123	205	111



[그림 8] Standard 데이터의 삼차원 산포도 X-Y-Z

[표 2] Standard data의 평균 및 표준 편차

		min (제3표준편차)	mean (평균값)	max (제3표준편차)
standing	X	112.8766	120.9500	129.0234
	Y	130.3644	140.2500	150.1356
	Z	64.3661	72.8300	81.2939
frontal fall	X	139.9187	146.2800	152.6413
	Y	147.5359	154.8000	162.0641
	Z	65.2047	70.3800	75.5553
back fall	X	174.5490	177.8500	181.1510
	Y	175.0219	179.8800	184.7381
	Z	90.7028	95.3100	99.9172
left fall	X	123.1408	126.9000	130.6592
	Y	84.3248	87.7600	91.1952
	Z	137.0129	140.8100	144.6071
right fall	X	117.9085	122.0700	126.2315
	Y	202.4356	206.0200	209.6044
	Z	106.2457	109.9600	113.6743

[표 3] 멤버십함수의 계수

		증가그래프		감소그래프	
		a 기울기	b y절편	a 기울기	b y절편
Standing	x	0.1239	-13.9814	-0.1239	15.9814
	y	0.1012	-13.1873	-0.1012	15.1873
	z	0.1181	-7.6048	-0.1181	9.6048
Front_fall	x	0.1572	-21.9953	-0.1572	23.9953
	y	0.1377	-20.3102	-0.1377	22.3102
	z	0.1932	-12.5993	-0.1932	14.5993
Back_fall	x	0.3029	-52.8779	-0.3029	54.8779
	y	0.2058	-36.0264	-0.2058	38.0264
	z	0.2171	-19.6872	-0.2171	21.6872
Left_fall	x	0.2660	-32.7575	-0.2660	34.7575
	y	0.2911	-24.5475	-0.2911	26.5475
	z	0.2634	-36.0834	-0.2634	38.0834
Right_fall	x	0.2403	-28.3330	-0.2403	30.3330
	y	0.2790	-56.4765	-0.2790	58.4765
	z	0.2692	-28.6041	-0.2692	30.6041

[표 4] 퍼지분류기에 의한 낙상 방향별 낙상 검출율

Test	No. Tests	Overall correct	Accuracy
Front_fall	24	23	95.83
Back_fall	24	24	100
Left_fall	24	21	87.5
Right_fall	24	23	95.83

그리고 생성된 멤버십함수와 퍼지규칙 과정을 통하여 분류 결과를 추론하였다. 본 연구에 의해 구현된 퍼지분류기의 성능을 검증하기 위하여 낙상 검출율을 구한 결과를 표 4에 나타내었다.

5. 결론

본 연구에 의해 구현된 낙상 인지 및 낙상방향 분류 시스템을 사용하여 선정된 실험군을 대상으로 두 가지 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 본 연구에서 제안한 알고리즘이 일상생활 중에 발생할 수 있는 낙상 인지 여부에 관한 실험을 수행하기 위해 실험 프로토콜을 제시하였고 제시한 실험 프로토콜별로 3축 가속도 신호를 획득한 후 신호벡터크기와 가속도 크기 변화치를 산출하였다. 4초 동안 정상보행 (normal walking) 한 후 전면·후면·좌측·우측 방향으로 넘어지는 경우 (front_falls-back_falls-right_falls-left_falls)에 대한 3축 가속도 신호와 SVM의 변화 양상은 다음과 같다. Front_falls 시 정상보행 때보다 3축 가속도 신호의 x 축 신호가 +값이 나오고 있음을 확인할 수 있었다. 또한 낙상이 발생하였을 때 SVM이 임계치 2.8보다 높게 발생함을 확인할 수 있었다. 이와 같은 변화양상은 back_falls, right_falls, left_falls 시에도 유사하게 발생함을 확인할 수 있었다. 그리고 측정 시간대의 가속도 크기 \vec{g} 값과 가속도 신호 크기 변화를 나타내는 $\Delta \vec{g}$ 값에 의한 낙상 방향별로 24회씩, 총 96회 낙상 실험 결과 평균적으로 94.79%의 낙상 검출율을 나타내었다. 두 번째 실험은 구현된 퍼지분류기의 타당성을 검증하기 위하여 다음과 같은 실험을 수행하였다. 우선 실험 프로토콜을 기반으로 획득한 데이터들을 5 가지 상황별, standing, front_falls, back_falls, left_falls, right_falls로 임의로 100 샘플들을 추출한 후 이들을 standard data로 지정한 후 추출된 각 샘플들의 산포도를 관측하였다. 이와 같은 일련의 과정에 의해 추출된 데이터를 퍼지분류기의 입력으로 사용하여 산출한 통계치들을 이용하여 멤버십 함수를 생성한 후 낙상 방향 분류용 데이터들을 퍼지분류기에 입력하였다. 그리고 생성된 멤버십함수와 퍼지규칙 과정을 통하여 분류 결과를 추론하였다. 퍼지분류기에 의해 낙상 방향별 낙상 검출율은 front_falls 시 95.83%, back_falls 시 100%, left_falls 시 87.5%, 그리고 right_falls 시 95.83%를 나타내었다. 즉 낙상 방향별 24회 실험에서 front_falls 시에 1회, left_falls 시에 3회, right_falls 시에 1회 낙상을 인지하지 못하였다. 이러한 결과는 실험 대상군이 사전에 낙상에 대한 대비를 한 상태에서 넘어지는 현상에 의해 3축 가속도 센서의 신호 및 \vec{g} , $\Delta \vec{g}$ 값들이 미약하게 발생하였기 때문이라 판단된다. 그러나 실험 환경을 예기치 않은 상황에서 낙상이 발생하는 경우로 변경할 경우에는 낙상 인지 및 낙상 방향별 낙상 검출율이 향상되리라 사료된다.

향후 연구에서는 본 연구 결과를 바탕으로 자세변화

및 활동 형태를 잘 반영하는 다양한 파라미터의 추출 및 추출된 파라미터를 이용한 자동 분류 알고리즘에 관한 연구가 필요하리라 사료된다. 또한 정확한 활동 형태의 분류를 통해 일상생활 중 활동량 및 응급상황 등의 모니터링이 가능한 시스템은 심전도, 기울기 센서 출력을 이용하여 인체의 건강 상태 변화를 간편한 방법으로 측정할 수 있으며 모든 방향으로의 회전뿐만 아니라 각도에 따른 움직임까지 검출 가능성을 제시함으로써 임상에서 환자의 장시간 모니터링 및 응급 상황인지에 활용이 가능하다고 판단된다.

참고문헌

- [1] 손상감시 사업 보고서 결과, 2006.
- [2] Bijan Najafi, Kamiar Aminian, Anisiara Paraschiv-Ionescu, Francois Loew, Christophe J. Dula and Philippe Robert, "Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly", IEEE transactions on biomedical engineering, Vol 50, No. 6, pp. 711-723, 2003.
- [3] M. J. Mathie, A. C. F. Coster, N. H. Lovell and B. G. Celler, "A pilot study of long term monitoring of human movement in the home using accelerometry", J. Telemed. Telecare, Vol. 10, pp. 144-151, 2004
- [4] K. Kiani, C. J. Snijders and E. S. Gelsema, "Computerized analysis of daily lifemotor activity for ambulatory monitoring", Tech. Health Care, Vol. 5, pp. 307-318, 1997.
- [5] B. G. Steele, L. Holt, Belza, S. M. Ferris, S. Lakshminaryan and D. M. Buchner, "Quantitating physical activity in COPD using a triaxial accelerometer", Chest, Vol. 117, pp. 1359-1367, 2000.
- [6] K. V. Laerhoven and O. Cakmakci, "What shall we teach our pants?", The 4th international Symposium on wearable computers (ISWC2000), pp. 77-83, 2000.
- [7] J. L. Schulman and J. M. Reisman, "An objective measure of hyperactivity", American J. Met. Defic., Vol. 64, pp. 455-456, 1959.
- [8] S. H. Lee, T. Ye and K. J. Lee, "A Design of algorithm for analysis active using 3-axis accelerometer", KIEE, Vol. 53, No. 5, 2004.
- [9] M. J. Marthie, N. H. Novell, A. C. F. Coster and B. G. Celler, "Determining activity using triaxial accelerometer", 2nd joint EMBS-BMES, 2002.
- [10] M. J. Marthie, A. C. F. Coster, B. G. Celler and

N. H. Lovell, "Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer", Med. Bio. Eng. Comput., Vol. 42, pp. 670-687, 2004.

[11] 3축 가속도 센서 데이터의 처리와 응용, 한국 콘텐츠 학회 2005 추계 종합학술 대회 논문집, 제 3권, 제 2호, 2005.

[12] C. V. Bouten, K. R. Westerterp, B. Verduin and J. D. Janssen, "Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial accelerometer", Med. Sci. Sports and Exercise, Vol. 26, pp. 1516-1523, 1994.

[13] Bijan Najafi, Kamiar Aminian, Anosoara Parachiv-Ionescu, Francois Loew, Christophe J. Bula and Philippe Robert, "Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly", IEEE transaction on biomedical engineering, Vol. 50, No. 6, pp. 711-722, 2003.

[14] T. Ryan Burchfield and S. Venkatesan, "Accelerometer-based human abnormal movement detection in wireless sensor networks", International conference in mobile systems, Applications and services, pp. 67-69, 2005.

[15] Dean M. Karantonis, Michael R. Narayanan, M. Mathie, Nigel H. Lovell and G. Celler, "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring", IEEE transaction on information technology in biomedicine, Vol. 10, No. 1, 2006.

전 아 영(Ah Young Jeon)

[정회원]



- 2006년 2월 : 인제대학교 의생명 대학 의용공학과 학사
- 2008년 2월 : 부산대학교 의공학 협동과정 석사
- 2010년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 의공학협동과정 박사과정

<관심분야>
생체신호처리

유 주 연(Ju Yeon Yoo)

[준회원]

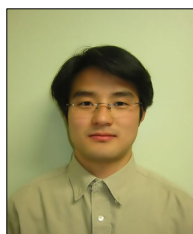


- 2008년 2월 : 동서대학교 전자공학과 학사 졸업
- 2008년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 의공학 협동과정 석사과정

<관심분야>
프로그래머, 임베디드시스템

박 근 철(Geun Chul Park)

[정회원]



- 2002년 2월 : 부경대학교 컴퓨터공학과 학사
- 2004년 2월 : 고려대학교 전자정보공학과 석사
- 2009년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 의과대학 의공학협동과정 박사과정

<관심분야>
생체신호계측, 생체신호처리

전 계 록(Gye Rok Jeon)

[정회원]



- 1978년 2월 : 부산대학교 전기기계공학과 학사
- 1981년 2월 : 부산대학교 전자공학과 석사
- 1999년 12월 ~ 현재 : 부산대학교 의공학협동과정 주임교수
- 1993년 2월 : 동아대학교 공과대학 전자공학과 공학박사
- 1985년 5월 ~ 현재 : 부산대학교 의과대학 교수

<관심분야>
생체계측, 모델링 및 시뮬레이션