노인을 위한 원격 낙상 검출 시스템

이용규 · 천대진 · 윤길원*

Telemonitoring System of Fall Detection for the Elderly

Yong-Gyu Lee, Dae Jin Cheon, and Gilwon Yoon*

Abstract

The population of elderly people increases rapidly as our society moves towards the aged one. Healthcare for the elderly becomes an important issue and falling down is one of the critical problems although not well recognized. In this study, a fall detection system was developed using a 3-axis accelerometer. Analyzing fall patterns, we took into account the degree of impact, posture angle, the repetitions of similar movements and the activities after a potential fall and proposed an algorithm of fall detection. Information of the fall sensor was sent to a remote healthcare server through the wireless networks of Zigbee and WLAN. Our system was designed to monitor multiples users. 12 persons participated in experiment and each one performed 24 different movements. Our proposed algorithm was compared with other reported ones. Our method produced the excellent results having a sensitivity of 96.4 % and a specificity of 100 % whereas other methods had a sensitivity range between 87.5 % and 94.8 % and a specificity range between 63.5 % and 83.3 %.

Keywords : Accelerometer, Elderly, Fall Detection, Sensor Network, Telemonitoring

1. 서론

최근 전세계적으로 인간의 평균수명이 증가하고 있다. 특히 우리나라는 고령화 사회에서 고령사회로 옮겨 가고 있는 실정이다. 그래서 사회적으로 노인들에 대한 의료 문제는 매우 중요한 이슈로 대두되고 있다. 자연스럽게 노인의 의료비 지출은 사회전반에 노령인구 증가와 함께 증가하는 추이를 나타내고 이런 결과는 젊은 세대들에게 더 많은 경제적 부담을 짊어지게 한다[1]. 그 중 노인들에게 여러 질병들을 야기시키는 낙상은 의료비 지출을 증가시키는 요인이 된다. 낙상은 가벼운 낙상일지라도 정신 · 신체적 기능이 약한 노인들에게 심각한 질병으로 초래시킬 수 있으며 노인 사망에도 주된 원인이 된다[1, 2]. 낙상으로 인한 질병으로는 신체 손상, 골절, 기능감퇴, 두부손상 등을 발생시키며 노인들의 높은 사망률에도 크게 기여한다[3]. 게다가 낙상 발생 이후 낙상에 대한 심리적 불안정으로 인해 일상 활동에도 제한을 갖게 되고 낙상 재발률도 높게 나타난 연구결과도 제시되고 있다[4]. 그래서 낙상예방을 위해 반드시 낙상요인들을 식별하는 것이 중요하다. 낙상요인의 내적 요인으로 인구학적 특성, 낙상 과거력, 현기증, 착란증, 인지기능과 보행 문제가 포함되고 외적 요인에는 미끄러운 바닥, 장애물, 급격한 경사, 문턱과 불분명한 조명 등이 포함된다[5]. 낙상예방은 중요하지만 노인이 낙상사고가 발생했을 때 무엇보다 신속한 의학적 대처도 중요하다. 낙상사고 대처에 가장 중요한 핵심은 낙상을 감지하고 의료진에게 즉

시 낙상정보를 제공하여 신속하게 환자의 치료를 준비하여 후속적 조치를 취하는 것이[6]. 의료기술의 발전과 정보기술(Information Technology, IT)의 발전은 환자에게 시간과 장소에 구속 없이 의료 서비스를 받을 수 있는 소비자 중심의 의료 환경을 제공할 수 있게 되었다. 이러한 IT 기술은 환자들의 질병 발병 후 치료에서 벗어나 예방 및 치료를 요구로 하는 질병과 사고에 적합한 의료 체계를 제시해 준다. 예를 들어 환자, 노약자, 장애인, 임산부와 같이 항상 의료진단이 필요한 대상들은 요양 또는 병원시설에서 진료를 받는 것은 큰 부담이 된다. 그러므로 IT기술을 빌어 자택 또는 일상생활에서 환자의 질환에 대한 위험을 감지하고 신속한 대처를 수행해야 한다. 이와 같이 노인들의 낙상의 경우에도 언제 어디서 발생할 줄 모르는 사고를 신속하게 대처하도록 IT 기술을 이용할 필요성이 있다. 낙상을 감지하기 위해 많은 연구에서 주로 가속도 센서가 사용되고 있다. 가속도 센서는 작은 크기로 인체에 부착하기 용이하며 저전력 소모로 인해 휴대용 시스템에 적합하기 때문이다. 그리고 일상생활에서 낙상을 분류를 위한 많은 연구들이 진행되고 있다. 예를 들면 일상생활 중 많은 활동들에 대한 신호벡터크기(Signal Vector Magnitude, SVM)의 최대값과 최소값이 다양한 분포를 나타내는 특징을 이용하여 높은 SVM을 갖는 낙상의 특징을 통해 일정 임계값을 초과하였는지 여부로 분류하는 방식을 통해 낙상을 검출하였다[7]. 또한 낙상 발생시 나타나는 높은 SVM과 낙상시점의 전후에 SVM누적 값을 비교하여 낙상 유무를 분류하는 방식을 연구하였고[8], SVM의 일정 임계값과 중력가속도를 이용하여 측정된 피검자의 기울기를 고려하여 낙상을 분류하는 방식을 이용하였다[9]. 가속도계와 더불어 각 가속도계를 사용하여 낙상을 검출하는 방법도 연구되었다[10, 11]. 일반적으로 노인들의 행동양상은 갑작스러운 변화가 많은 행동보다 천천히 변화하는 행동 패턴을 나타내며 낙상과

서울과학기술대학교 전자정보공학과 (Department of Electronic and Information Engineering, Seoul National University of Science and Technology)

*Corresponding author: gyoon@seoultech.ac.kr

(Received : Aug. 29, 2011, Revised : Nov. 6, 2011, Accepted : Nov. 8, 2011)

같은 큰 충격이 있는 행동은 반복적으로 나타나지 않으며 큰 충격이 신체에 가해진 후에 행동 패턴은 더욱 정적으로 움직이는 경향을 나타낸다. 그래서 본 연구에서는 낙상을 감지하기 위한 알고리즘으로 낙상 시 발생하는 큰 충격을 감지하기 위해 SVM 산출, 피검자의 중력가속도를 이용한 자세 각도 추정, 상호상관(cross correlation)을 이용한 큰 충격 행동양상의 반복 여부 확인과 낙상 시점 이후 행동양상을 확인하기 위한 SVM 누적평균을 산출하여 낙상을 식별하였다. 본 연구에서 개발된 가속도계를 이용한 낙상 측정 장치에서 검출된 낙상 정보는 지그비(Zigbee)와 WLAN (Wireless Local Area Network)을 기반으로 한 무선 네트워크를 이용하여 원격지에 있는 모니터링장치에서 보내도록 하였다. 이 모니터링 장치는 다수의 피험자를 모니터링 할 수 있도록 하였으며 낙상 여부의 판별과 긴급 조치를 취할 수 있도록 구성하였다.

2. 제안 방법 및 실험 방법

2.1 시스템 구성

2.1.1 무선네트워크를 이용한 원격 모니터링

Fig. 1은 다수의 피검자로부터 측정된 가속도 정보를 원격 서버로 전송하여 진단하는 전반적인 시스템 구성을 나타내고 있다. 피검자의 가속도 센서에서 측정된 3축 가속도 정보를 지그비를 통해 지그비-WLAN 게이트웨이(gateway)로 무선 전송한다. 지그비-WLAN 게이트웨이에서 수신된 다수의 피검자의 데이터는 WLAN을 통해 원격 서버로 전송하게 된다. 서버에서는 수신된 낙상 정보를 바탕으로 피검자의 상황에 맞게 조치를 취할 수 있도록 설계하였다. 그리고 이렇게 다수의 피검자로부터 게이트웨이까지 저전력 및 다수 이용자를 갖는 장점을 가진 지그비 네트워크를 이용하였다. 그러나 지그비가 갖는 통신거리의 한계 때문에 원격지에서 게이트웨이를 WLAN을 통해 원격지에 있는 서버(server)로 정보를 전송하였고 원격 무선네트워크는 기존 연구를 바탕으로 하였다[12].

2.1.2 낙상 검출 센서

신체에 작용하는 가속도를 측정하기 위해 3축 가속도 센서인 ADXL325(Analog Devices Inc.)를 사용하였다. 이 가속도 센서는 각 축의 가속도에 따라 대응하는 아날로그 전압을 출력한다. 이를 모니터링 시스템에 8비트 마이크로 컨트롤러(ADuC842, Analog Devices Inc.)를 통해 100 Hz 샘플링으로 하였고, 12비트 ADC 과정을 거쳐 획득한 디지털 데이터를 분석하였다. 피검자의 가속도 센서 부착위치는 낙상 발생시 충격이 강하게 가해지는 상체에 가속도를 측정하기 위해 전체 시스템은 Fig. 1와 같이 피검자의 좌측 어깨에 부착하였다. 시스템크기는 $7.0 \times 4.3 \times 1.7 \text{ cm}^3$, 총 무게는 35.5 g 이다 총 무게 중 케이스는 상용 제품을 사용하였는데 14 g 이었고,

전지 무게는 11.5 g 이었다.

2.2 낙상 검출 알고리즘

낙상을 분류하기 위한 전반적인 분석과정은 Fig. 2에서 플로우차트로 나타내었다. 낙상 검출을 위해 충격량, 자세 각도, 낙상에 대한 SVM의 반복여부와 낙상 이후 활동여부를 통하여 일상생활에서 낙상을 분류하도록 하였다.

2.2.1 데이터 전처리

가속도 센서로부터 얻어진 데이터에는 전력의 불안정으로 인한 측정오류와 데이터 전송 시에 나타나는 통신오류들로 가속도 신호에 스파이크 성분이 포함되어 원 가속도 신호를 왜곡시킨다. 이런 스파이크 성분은 높은 충격으로 인식되어 분석과정에 치명적인 결과를 초래한다. 따라서 왜곡된 신호를 개선시키기 위해 분석과정에 앞서 모든 축 가속도 신호에 대해 메디안 필터를 적용하여 분석과정에 신뢰성이 높은 가속도 신호를 제공하도록 하였다.

2.2.2 신호벡터크기(Signal Vector Magnitude, SVM)

앞서 전처리 과정을 거친 신호를 통해 중력가속도 성분을 제외한 가속도 신호를 획득하기 위해 DC 성분을 제거하는 고주파 필터(HPF)를 적용한 후 식 (1)과 같이 SVM을 계산하였다. SVM은 피검자에게 가해지는 충격량을 의미한다. 그러므로 낙상과 같은 큰 충격이 있는 행동들을 분류하기 위하여 SVM에 대해 일정 임계값을 설정하여 그 이상을 값을 갖는 경우를 낙상으로 분류하였다.

$$SVM = \sqrt{(A_{xHPF})^2 + (A_{yHPF})^2 + (A_{zHPF})^2} \quad (1)$$

Fig. 1. Overall system configuration for fall detection.

Fig. 2. Flow chart of fall detection algorithm.

2.2.3 반복성 분석

노인들은 충격량이 큰 행동들을 반복적으로 수행하기는 쉽지 않다. 이런 점을 이용하여 임계값을 초과한 SVM이 검출된 시점을 기점으로 1, 2초 전후 일정 시간의 데이터를 식 (2)와 같이 상호상관시켜 이 결과에서 특정 값 이하가 나타날 경우에는 반복되지 않는 활동으로 판단하여 낙상으로 분류하는 기준의 하나로 하였다.

$$(SVM_n * SVM_{n-t})[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} SVM_n[k] SVM_{n-t}[k+m] \quad (2)$$

2.2.4 지표면에 대한 경사각

낙상은 갑작스럽게 큰 충격과 함께 바닥으로 넘어짐을 말한다. 즉, 큰 충격과 함께 신체는 지면으로 넘어지게 되어 지표면에 대한

수직방향의 자세 각이 90°에 가까워 진다. 이러한 점을 이용하여 피검자의 수직방향의 자세 각을 산출하였다. 하지만 빠른 움직임이 있을 때 정확한 자세 각 추정이 불가능하였다. 그래서 전처리 된 가속도 신호에 저주파 필터를 통과시켜 식 (3)으로 자세 각을 추정하였다.

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{(A_{yLPF})^2 + (A_{zLPF})^2}}{A_{xLPF}} \right) \quad (3)$$

2.2.5 낙상 후 누적 평균값

노인들의 경우 낙상 후 정신적 충격과 신체적 손상으로 인해 행동에 급한 움직임이 많이 줄게 될 것이다. 따라서 낙상 후 행동양상을 관찰하여 낙상을 분류하는데 활용하였다. 앞서 분류된 낙상 시점 이후 식 (4)와 같이 SVM의 누적평균이 특정 임계값 이하로 일정시간 동안 유지되는지 여부를 확인하고 최종적으로 낙상으로 판별하였다. 예외적으로 낙상 이후 회복하여 다시 기립할 경우에는 일정 시간이 경과한 후에 기립한 것만을 낙상으로 분류하도록 하였다.

$$SUM[k] = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T SVM[k] \quad (4)$$

2.3 낙상 실험 방법

Table 1은 본 논문에서 제안하는 낙상 판별 알고리즘을 평가하기 위해 낙상과 비낙상을 포함한 실험 동작들을 정리한 것이다. 본 실험에서는 총 12명의 실험대상자들은 Table 1에서 제시된 24가지의 동작유형으로 실험하였고 일상생활에서 발생하는 낙상과 유사한 실험데이터를 얻기 위해 각각의 동작이 수행되기 전·후에 실험대상자들은 자연스럽게 움직이도록 하였다. 구체적으로 낙상 전에는 걷기, 몸 풀기 동작을 수행하였고 낙상 후에는 구르기, 좌우로 움직이기, 상체 들어올리기 동작을 수행하였다. 그리고 무선 측정환경을 조성하기 위해 실험대상자들의 가속도를 측정하여 지그비를 통해 지그비-WLAN 게이트웨이로 무선 전송하고 바로 WLAN을 통해 PC서버로 전송하여 분석할 수 있는 실험환경을 갖추었다.

3. 실험 및 분석

3.1 알고리즘 적용결과

실험대상자로부터 측정된 가속도는 Fig. 3(a)와 같이 나타난다. 측정된 가속도 신호를 서버로 전송하는 도중에 발생한 통신장애로 인해 서버에서 수신한 데이터는 Fig. 3(b)와 같이 가속도 신호에

스파이크 성분이 포함된 모습을 보인다. 그러므로 이러한 신호 왜곡의 영향을 줄이기 위해 13차 미디언(median) 필터를 적용하였다. 그 결과 Fig. 3(c)와 같이 스파이크 성분이 제거된 신호를 획득할 수 있었다. 신체에 작용하는 충격량을 측정하기 위해서 실험대상자의 활동에 대한 가속도를 계산하여야 한다. 하지만 측정되는 가속도는 중력가속도 성분이 함께 포함되어 있다. 그래서 중력가속도 성분을 제거하기 위해 가속도 신호의 DC성분을 제거할 수 있는 차단주파수 1 Hz 고주파 필터를 적용하였다. Fig. 4(a)는 중력가속도 성분이 포함된 수직 방향에 가속도 신호를 나타낸다. Fig. 4(b)는 고주파 필터를 통과한 결과를 도시하고 있다.

Table 1. Scenarios for the evaluation of fall detection

분류		행동 설명
비 낙 상	일어서기	1) 일어서기 후 활동 정지
		2) 일어서기 후 자유 활동
	앉기	3) 빠르게 앉기
		4) 서서히 앉기
	걷기	5) 동일한 패턴의 걷기
		6) 다른 패턴의 걷기
	뛰기	7) 동일한 패턴의 뛰기
		8) 다른 패턴의 뛰기
낙 상	앞으로 넘어짐	9) 앞으로 넘어짐
		10) 팔로 보호하며 앞으로 넘어짐
		11) 무릎이 먼저 닿으며 앞으로 넘어짐
		12) 앞으로 넘어진 후 일어서기
		13) 왼쪽으로 회전하며 앞으로 넘어짐
		14) 오른쪽으로 회전하며 앞으로 넘어짐
	뒤로 넘어짐	15) 뒤로 넘어짐
		16) 엉덩방아 짊으며 뒤로 넘어짐
		17) 뒤로 넘어진 후 일어서기
	좌측으로 넘어짐	18) 뒤로 회전하며 넘어짐
		19) 좌측으로 넘어짐
	우측으로 넘어짐	20) 좌측으로 넘어진 후 일어서기
		21) 우측으로 넘어짐
	침대에서 떨어짐	22) 우측으로 넘어진 후 일어서기
		23) 침대에서 떨어짐
		24) 침대에서 떨어진 후 일어서기

그리고 Fig. 4(c)는 필터를 통과한 신호로 계산된 SVM의 결과를 나타내고 있다. 산출된 SVM에서 임계값(TH_{SVM})보다 큰 값을 가졌을 때 낙상 후보로 선정되게 된다. 본 실험에서는 TH_{SVM} 을 2.67 g으로 설정하였다. Fig. 5는 낙상으로 선별된 신호의 반복 여부를 판단하기 위해 계산되는 상호상관의 전체 과정을 보여주고 있다. Fig. 5(a)는 실험대상자가 불규칙적으로 달리기를 수행하였을 때 나타나는 SVM 값을 나타낸다. Fig. 5(b)는 SVM이 임계값을 초과하는 기준시점(12 sec)에서 100개 샘플 SVM과 2초 전 100개 샘플

플 SVM들과의 상호상관 결과를 나타낸 것이다. Fig. 5(c), (d), (e)는 기준시점과 1초 전, 1초 후, 2초 후 구간의 샘플들과 상호상관시킨 결과들을 도시하였다. 이렇게 얻어진 상호상관이 임계값(TH_{CC})보다 작은 값이 나타날 경우 낙상 후보로 선정하게 되었다. 즉 낙상과 같은 불규칙적 충격이 발생했을 때를 찾아내는 작업이다. 본 실험에서는 TH_{CC} 를 25로 설정하였다. Fig. 6은 실험대상자가 낙상 후 일어났을 때 수직에 대한 자세 각을 추정하는 과정을 도시한 그래프이다. Fig. 6(a), (b), (c)는 x, y, z 축에 해당하는 가속도 신호와 차단주파수 0.5 Hz 저주파 필터를 통과한 가속도 신호를 나타내었다.

Fig. 3. Data preprocessing to remove noises using the median filter; (a) signal from the accelerometer, (b) signal with noise, (c) signal after the 13rd Median filtering.

Fig. 4. (a) during experiment; (a) acceleration on the vertical plane with the gravity acceleration include, (b) waveform after a cutoff frequency of 1Hz high pass filtering, (c) SVM above a threshold of 2.67 g (TH_{SVM}).

그래프 상에서 두 신호를 구분하기 위해 임의적으로 측정된 가속도 신호(raw data)에 4 g 오프셋을 가중하였다. 이는 원신호의 기본이 5 g가 아니고 1 g인 것으로 같은 그림에 두 그래프를 보이려고 오프셋을 넣은 것이니 혼동이 없기 바란다. 그리고 Fig. 6(d)는 식 (4)를 통해 획득한 지표면과 수직 성분에 대한 자세 각을 나타내고 있다. 필터를 통과한 각 축에 가속도 신호는 위상 지연이 발생하여 자세 각 결과에도 지연되는 결과가 나타나지만 낙상 이후 일정 시간 동안에 자세 각이 임계값(TH_{ANG})을 초과할 때가 있을 경우에 낙상으로 분류하기 때문에 만일 자세 각을 조사하는 시간이 충분히 길다면 지연에 대한 문제는 해결 가능해진다. 본 실험에서는 낙상 후보 기준으로 이후 5초 동안 자세 각을 조사하도록 하였고 TH_{ANG} 을 50° 로 설정하였다. Fig. 7은 실험대상자가 낙상 이후 2차 활동을 수행한 모습을 누적평균의 결과로 나타내고 있다. Fig. 7(a)는 낙상과 2차 활동에 대한 SVM을 나타내고 Fig. 7(b)는 SVM이 임계값(TH_{SVM})을 초과한 지점을 기준으로 일정 동안 일정 시간(T)을 누적 평균한 모습을 나타내고 있다.

Fig. 5. Extraction of repetition patterns using the cross correlation method at a given fall time; (a) SVM signal during running, (b) cross-correlation of SVMs at the fall time and 2 seconds before falling down, (c) cross-correlation at the fall time and one second before falling down, (d) cross-correlation at the fall time and one second after falling down, (e) cross-correlation at the fall time and 2 seconds after falling down.

Fig. 6. Computation of the posture angle from the vertical x-axis; (a) acceleration on the x-axis and low-pass filtered (LPF) signal, (b) acceleration on the y-axis and LPF signal, (c) is acceleration signal on the z-axis and LPF signal, (d) the angle from on the vertical axis. 4g just as an offset was added to raw data to view two graphs in the same figure.

Fig. 7. Analysis of behavior patterns using the cumulative mean; (a) SVM signal, (b) the cumulative mean values from the time of falling down.

이 누적 평균 값에서 임계값(TH_{CUL}) 이하로 도달하여 일정시간 동안 머물러 있을 경우를 낙상으로 분류하도록 하였다. 본 실험에서

는 SVM이 TH_{SVM} 을 초과한 시점에서부터 5초 동안 누적평균 값을 계산하도록 하였고 TH_{CUL} 을 5 g 설정하여 TH_{CUL} 에 도달하여 2 초간 머물렀을 때 낙상으로 분류하였다.

3.2 실험결과 및 타 연구와의 비교

낙상실험은 12명의 실험대상자들이 앞서 제안된 24가지 동작들을 수행함으로써 실시하였다. 모든 실험대상자들은 실내환경에서 원격모니터링 시스템을 좌측어깨에 장착하고 측정된 낙상정보들을 지그비-WLAN을 통해 서버로 무선 전송하도록 하였다. 일상생활에서 낙상과 유사한 패턴결과를 얻기 위한 낙상 전 걷기, 몸 풀기 동작들은 낙상 시 발생하는 SVM의 스파이크 성분과 달리 낮은 분포로 측정되어 낙상과 쉽게 분류될 수 있었다. 또한 낙상 후 구르기, 좌우로 움직이기, 상체 들어올리기 동작들은 낙상 판별요소들 중에서 낙상 후 누적 평균값의 임계값(TH_{CUL})을 충분하게 설정하여 이런 동작들로 낙상판별에 대한 영향을 받지 않았다. 대부분의 낙상들은 4가지 낙상판별 요소들을 만족하는 패턴을 나타냈지만 소수의 일부 결과들은 원격모니터링 시스템의 착용불량, 전원공급불량, 통신장애의 문제들로 인하여 SVM의 스파이크 성분의 미 발생, 상호 상관결과와 왜곡들로 낙상분류의 오류를 초래하였다. 이와 달리 비낙상 동작들은 외부 외란에 불구하고 제안한 낙상 검출을 위한 4가지 요소들 중에서 비낙상 동작들의 특징 또는 외부 외란을 원인으로 만족하지 못하는 요소가 발생하여 모든 비낙상 분류 실험결과가 성공적이었다. 이와 같은 실험 결과들에 대한 알고리즘의 정확성을 수치적으로 판단하기 위하여 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity)를 사용하였다. 또한 기존에 보고된 다른 연구 방법의 알고리즘도 같이 적용하여 비교해 봄으로서 본 연구에서 제시한 알

고리즘을 객관적으로 판단하고자 하였다. 알고리즘 1은 충격량을 이용한 낙상 검출 방법이고[7], 알고리즘 2는 충격량과 낙상 전후 에너지 누적 값을 이용한 낙상 검출 방법이다[8]. 그리고 알고리즘 3은 충격량과 지면에 대한 수직 각을 이용한 낙상 검출 방법이다[9]. 마지막 열은 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용했을 경우이다. 결과는 식(5)에서 제시된 것처럼 민감도와 특이도로 비교하였다. Table 2는 이 모든 실험 결과를 정리한 것이다.

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}} \quad (5)$$

$$\text{Specificity} = \frac{\text{True Negative}}{\text{True Negative} + \text{False Negative}}$$

그 결과 기존의 낙상 알고리즘들은 민감도가 평균 87.5 %에서 94.8 %였고, 특이도는 63.5 %에서 83.3 %의 범위를 가지고 있었다. 특이도가 낮다는 것은 낙상이 아닌 것을 낙상이 아닌 것으로 판단하는 비율이 낮거나 낙상을 낙상이 아닌 것으로 판단하는 비율이 높다는 의미이기도 하다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 평균 민감도가 96.4 %였다. 적은 퍼센트의 경우에는 낙상이 아닌 경우를 낙상으로 판단한 것이다. 특이도는 12명 실험 참가자에 대하여 100 %로 이는 낙상을 낙상이 아닌 것으로 판단하는 경우는 없다는 뜻이다. 이는 낙상을 판별한다는 점에서 임상적으로 신뢰성이 매우 높다는 것을 의미한다. 결과적으로 본 논문에서 제안한 낙상검출 방법은 성능이 타 연구결과보다 민감도나 특이도에서 훨씬 탁월한 것을 확인할 수 있었다.

Table 2. Performance of various fall detection algorithms

subject	algorithm ₁ [7]		algorithm ₂ [8]		algorithm ₃ [9]		proposed algorithm	
	sensitivity (%)	specificity (%)	sensitivity (%)	specificity (%)	sensitivity (%)	specificity (%)	sensitivity (%)	specificity (%)
1	100	62.5	100	62.5	100	75.0	100	100
2	93.8	62.5	100	87.5	93.8	87.5	87.5	100
3	93.8	62.5	93.8	75	81.3	87.5	93.8	100
4	93.8	62.5	93.8	87.5	93.8	87.5	87.5	100
5	93.8	62.5	87.5	87.5	93.8	75.0	100	100
6	87.5	62.5	81.3	75	87.5	87.5	100	100
7	100	62.5	87.5	75	87.5	75.0	100	100
8	100	62.5	87.5	75	87.5	87.5	100	100
9	93.8	62.5	93.8	75	93.8	87.5	100	100
10	87.5	75	62.5	87.5	62.5	87.5	93.8	100
11	100	62.5	81.3	100	81.3	75.0	100	100
12	93.8	62.5	87.5	100	87.5	87.5	93.8	100
Total	94.8	63.5	88.0	82.3	87.5	83.3	96.4	100

4. 결 론

본 논문에서 제안한 낙상 검출 시스템은 실험을 통해 타 연구들에 비해 탁월한 민감도(96.4 %)와 특이도(100 %)를 보여 주었다. 그 이유로는 타 연구에 비해 낙상 검출을 위해 더 많은 측정요소들을 고려하였기 때문으로 분석된다. 즉 충격량, 자세 각도, SVM의 반복여부 및 낙상 이후 움직임 여부를 종합적으로 고려하여 낙상을 판별하였다. 또한 낙상 검출 장치를 실제 활용할 수 있도록 원격지에 무선으로 낙상 정보를 보내어, 이에 대한 신속한 조치를 취할 수 있도록 시스템을 구성하였다. 다수의 피검자를 대상으로 모니터링 할 수 있도록 하여 양로원이나 실버타운 등에서도 효율적으로 운영할 수 있는 기반도 갖추었다고 판단된다.

REFERENCES

- [1] J. M. Kim and H. K. Suh, "Risk factors for falls in the elderly by life-cycle", *Korean J. Health Education and Promotion.*, vol. 27, no. 1, pp. 21-34, 2010.
- [2] S. S. Roach, *Introductory Gerontological Nursing*, Lippincott Williams & Wilkins, Philadelphia, 1988.
- [3] D. Haver, *Health promotion and aging: Practical applications for health professionals*, Springer Publishing company Inc., New York, 2007.
- [4] P. C. Fletcher, K. Berg, D. M. Dalby, and J. P. Hirdes, "Risk factors for falling among community-based seniors", *J. Patient Safety.*, vol. 5, no. 2, pp. 61-66, 2009.
- [5] I. Y. Yoo, "Analysis of multivariate recurrent fall risk factors in elderly people using residential assessment instrument-homecare-comparisons between single and recurrent fallers", *J. Korean Acad Nurs.*, vol. 41, no. 1, pp. 119-128, 2011.
- [6] R. Reyna and K. Tuck, "Beyond accidental falls human fall detection using accelerometry", *Energy.*, pp. 44-48, 2009.
- [7] A. K. Bourke, J. V. O'Brien, and G. M. Lyons, "Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm", *Gait and Posture.*, vol. 26, no. 2, pp. 194-199, 2007.
- [8] S. Srinivasan, J. Han, D. Lal, and A. Gacic, "Towards automatic detection of falls using wireless sensors", *Proc. of the 29th Annual International Conf. IEEE EMBS*, pp. 1379-1382, Lyon, France, 2007.
- [9] A. Purwar, D. U. Jeong, and W. Y. Chung, "Activity monitoring from real-time triaxial accelerometer data using sensor network", *International Conf. on Control, Automation and System*, pp. 2402-2406, Seoul, Korea, 2007.
- [10] Q. Li, J. A. Stankovic, M. Hanson, A. Barth, J. Lach, and G. Zhou, "Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information", *6th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, pp. 138-143, Berkeley, USA, 2009.
- [11] M. N. Nyan, F. E. H. Tay, A. W. Y. Tan, and K. H. W. Seah, "Distinguishing fall activities from normal activities by angular rate characteristics and high-speed camera characterization", *Medical Engineering and Physics.*, vol. 8, no. 28, pp. 842-849, 2006.
- [12] Y. D. Cha and G. Yoon, "Ubiquitous health monitoring system using Zigbee and wireless LAN dual-network", *J. Telemed. and e-Health.*, vol. 15, no. 9, pp. 891-897, 2009.

이 용 규(Yong-Gyu Lee)

- 2010년 2월 서울과학기술대학교 전자정보공학(공학사)
- 2011년 3월~현재 서울과학기술대학교 산업대학원 전자공학과

천 대 진(Dae Jin Cheon)

- 2007년 3월~현재 서울과학기술대학교 전자정보공학과 학사과정

윤길원(Gilwon Yoon)

- 1988년 5월 University of Texas at Austin, Electrical & Computer Eng., Ph.D.
- 1992년 ~ 2003년 삼성종합기술원 의료 전자랩장
- 2003년 7월~현재 서울과학기술대학교 전자정보공학과 교수