스마트폰을 이용한 낙상 방향 검출 시스템의 기초 연구

나예지*, 이상준**, 왕창원*, 정화영*, 호종갑*, 민세동*
*순천향대학교 의료 IT 공학과
**선문대학교 기계 ICT 융합공학부
e-mail : nayeji1649@hanmail.net, mcp94lee@sunmoon.ac.kr, lovelyiu315@gmail.com, show7kr@naver.com, hodori1988@naver.com, medi1223@gmail.com

A Basic Study on the Fall Direction Recognition System Using Smart phone

Ye-Ji Na*, Sang-Jun Lee**, Chang-Won Wang*, Hwa-Young Jeong*, Jong-Gab Ho*, Se-Dong Min*
*Dept. of Medical IT Engineering, Soon-Chun-Hyang University
**Dept. of Mechanical ICT fusion Engineering, Sun-Moon University

요 약

고령화 사회로 진입하면서 노인들은 노화과정에 의한 보행능력의 감소 및 근력 약화와 같은 신체적 변화로 인해 잦은 낙상을 경험한다. 이에 따라 낙상 사고를 감지하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 낙상은 사전 예방도 중요하지만 사고 발생 후의 신속한 대처도 중요하다. 낙상을 감지하고 의료진에게 즉시 낙상정보를 제공하여 후속적 조치를 취하는 것은 사고 후 대처의 핵심이다. 본 논문에서는 스마트폰 환경에서 사용자의 낙상 후 방향을 판별하기 위해 두 가지 센서 데이터의 특징 값들을 추출하였으며, 이에 5 가지 기계학습 알고리즘을 적용하였다. 사용자는 스마트폰을 착용한 상태로 전후좌우 4 방향 낙상 실험을 진행하며 스마트폰 내에 내장된 3 축 가속도 센서와 3 축 자이로 센서값을 측정한다. 피험자 11 명을 대상으로 낙상 실험 결과, 5 가지의 분류기 중 k-NN 에서 98.6%의 인식률을 나타내었다. 뽑아낸 특징 값과 분류 알고리즘은 낙상의 방향 검출에 유용한 것으로 판단된다.

1. 서론

행동인지와 자세인지 연구는 기계학습과 데이터마이닝, 영상처리, 인공지능과 같은 컴퓨터 공학의 핵심 분야에서 연구되어 왔다. 최근에는 다양한 고성능 센서가 집약된 모바일 기기를 중심으로 인간의 활동을 인지하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 특히 가속도 센서를 활용하여 사용자의 낙상과 같은 응급상황인식과 운동량 측정과 같은 U-헬스케어 시스템과 융합되어 여러 분야에서 각광받고 있다.[1-3]

어린아이부터 노인까지 낙상 사고는 생의 모든 주기에 걸쳐 발생 가능하다.[4] 특히 신체 · 정신적 기능이 약한 노인들에게는 가벼운 낙상일지라도 심각한 질병을 초래하며 심하면 사망에까지 이르게 한다. 따라서 낙상을 예방하는 것이 가장 중요하지만 무엇보다 낙상사고가 발생했을 때의 신속한 대처도 중요하다. 낙상을 감지하고 의료진에게 즉시 낙상정보를 제공하여 후속적 조치를 취하는 것은 사고 후 대처의 핵심이다.

낙상은 갑작스럽게 발생하며 낙상의 유형 및 방향에 따라 신체 손상부위가 달라진다. 전방 낙상 시에는 팔과 손목의 골절 빈도가 크게 나타나고, 후방 낙상 시 요추의 골절 발생 빈도가 다른 부위의 골절에 비해 다소 높게 나타난다.[5] 측방 낙상(sideways collapse) 시에는 대퇴골 경부골절을 일으킬 위험이 다른 방향의 낙상에 비해 높게 나타난다.[6] 이처럼 낙상 사고로 인한 신체 골절 부위는 넘어짐의 방향에 따라 다르게 나타나며 낙상의 방향, 충격량 등 사용자의 정확한 낙상정보를 아는 것이 중요하다. 따라서 낙상 발생 후의 빠른 대처 및 진단에 도움이 되도록 하는 어플리케이션의 개발이 요구된다.

낙상방향을 판별하는 선행 연구에서는 여러 센서의 병합을 통해 방향 정보를 얻는다. 이러한 멀티 센서의 병합은 시스템의 소비 전류 증가와 휴대성이 문제가 된다.[7] 유비쿼터스 헬스케어에서의 시스템은 장시간의 착용이 가능해야하며 무인지적인 측정이 이루어져야 한다. 따라서 본 논문에서는 낙상 검출 시스템 개발에 필요한 기초 연구로서 비고정식 센서인 스마트폰을 이용하여 전후좌우 4 방향으로의 넘어짐 행동을 인식한다. 낙상 자동 방향 검출을 위해서 스마트폰이 움직이는 속도의 변화나 충격 등 힘의 세기를 감지하는 가속도 센서를 사용하였다. 그리고 단말기 회전 상태를 3 축으로 감지해 스마트폰의 기울기를 인식하는 자이로 센서(gyroscope)를 추가로 사용하였다. 계측된 센서 신호에서 특징 값을 추출하여 기계학습 및 분류 알고리즘의 입력 값으로 설정하였다. 대표적인 5 개의 행동 분류 알고리즘을 적용하여 낙상 방향 판별의 최적화된 분류기와 분류 성능을 확인

하고자 한다.

2. 방법

2.1 데이터 획득

낙상 방향 검출에 필요한 신호를 획득하기 위한 실험에서 피실험자는 허리 뒷부분 중앙에 스마트폰을 액정이 보이도록 밴드에 고정시키고 강제로 낙상을 유도한다. 스마트폰 고정을 위해 아래 그림.1 과 같이 허리밴드에 핸드폰 주머니를 부착하여 피험자 착용의 불편함과 핸드폰의 가해지는 충격을 최소화할 수 있도록 하였다. 낙상의 종류는 전방 낙상, 후방 낙상, 좌·우 측방 낙상 총 4 가지로 구분하고 각 상황 별로 5 회씩 실시하였다. 또한 낙상 시의 데이터와 일상생활에서의 데이터 비교를 위하여 일반적인 걷기 행동을 함께 실시하였다. 실제 낙상에 가까운 데이터를 얻기 위해 스스로 낙상하지 않고 도우미가 피험자를 잠깐 붙잡고 있다가 사전에 예고 없이 놓는 방식으로 강제 낙상을 유도하였다. 피실험자의 안전을 위하여 두꺼운 매트릭스 위로 낙상하도록 유도하였다.

(그림 1) 스마트폰 고정 밴드와 착용 모습

피실험자는 신체 건강한 정상인 남녀 11 명을 대상으로 하였고 연령은 25±3 이다. 아래 그림.2 는 피실험자 1 이 밴드를 착용한 상태에서 각 방향으로의 낙상 실험 중에 촬영한 사진이다.

(a) 좌측 낙상

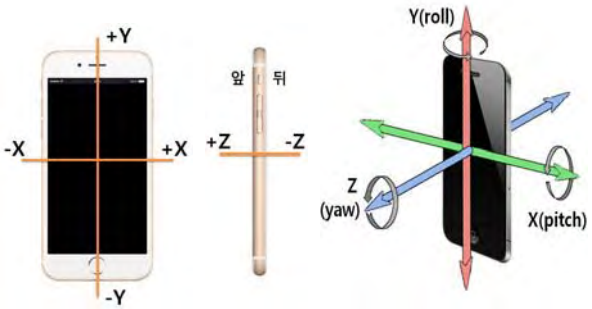
(b) 우측 낙상

(c) 전방 낙상

(d) 후방 낙상

(그림 2) 4 방향 낙상 실험 모습

스마트폰은 아이폰을 착용하였으며 핸드폰 내부에 탑재된 3 축 방향의 가속도 센서와 3 축 자이로스코프 센서를 이용하여 가속도 및 각속도 데이터를 측정하였다. 아이폰에 대한 정면과 측면의 축 방향은 다음과 같다.



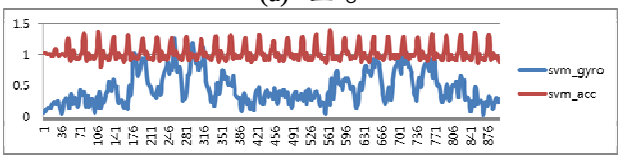
(그림 3) 아이폰 가속도와 자이로 센서 축 방향

스마트 폰에 내장된 가속도와 자이로 센서의 실험 데이터 측정 시 샘플링 주기는 30Hz 로 설정하였고, 실험에서 측정한 데이터중 30 초 동안의 값만 추출하여 총 900 개의 데이터를 획득하였다.

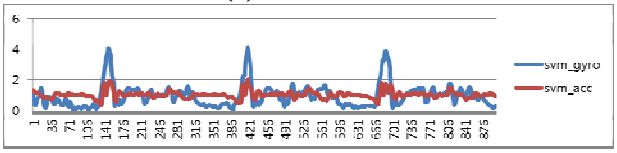
2.2 데이터 전처리 및 특징 추출

실험을 통해 얻어진 가속도와 자이로 센서의 각 축은 5-point 이동 평균 필터를 이용하여 스무딩하였다. 그리고 각 축의 값을 제곱하여 더한 후 양의 제곱근을 취한 SVM(Signal Vector Magnitude)을 적용하여 신호 벡터의 크기를 얻었다. SVM 은 축방향 성분을 상쇄하여 스마트폰 종류마다 다르게 수집되는 센서 값에 무관하게 일관된 정보를 획득할 수 있다. 전방 낙상, 후방 낙상, 좌·우 측방 낙상에 대한 가속도와 각속도 센서 신호에 SVM 을 적용한 결과를 그림.4 에 나타내었다.

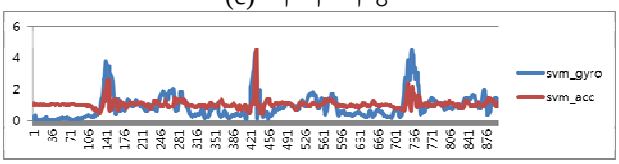
(a) 보행



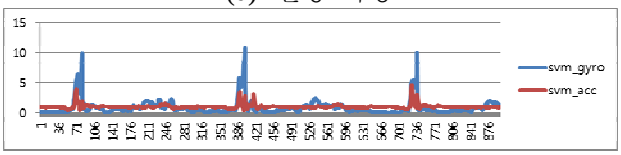
(b) 좌측 낙상



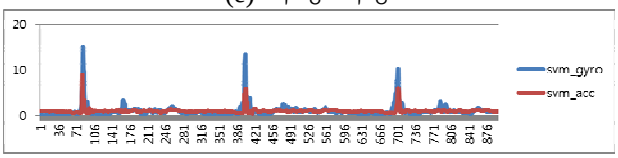
(c) 우측 낙상



(d) 전방 낙상



(e) 후방 낙상



(그림 4) 4 방향 낙상의 가속도와 각속도 SVM 값

그림 4 에서와 같이 일반 보행의 경우 4 방향으로의 낙상 데이터와 비교하였을 때 자이로 센서의 SVM 값이 1 이하로 현저하게 낮게 나타났다. 또한 측면 낙상과 전 · 후방 낙상 간의 자이로 센서 SVM 데이터가 고유 진동 패턴과 크기에서 약간의 차이를 나타냈다.

가속도 센서의 SVM 데이터는 보행 시 평균이 1.02, 표준 편차는 0.11 로 낙상 신호에 비해 일정한 주기와 범위를 가졌다. 후방 낙상에서의 가속도 SVM 값은 다른 방향으로의 낙상보다 더 컸다. 하지만 측면 낙상의 SVM 데이터의 경우에는 왼쪽과 오른쪽이 서로 유사한 신호의 영역과 패턴을 보였다. 전방과 후방 낙상의 경우에도 가속도 SVM 크기의 차이가 보였지만 서로 유사한 패턴을 보였다. 따라서 추가적으로 자이로 센서 각 축의 데이터를 고려하여 표준편차, 평균, 수직, 수평성분 등을 분류의 특징값으로 선정하였다.

2.3 데이터 인지 및 분류 기법

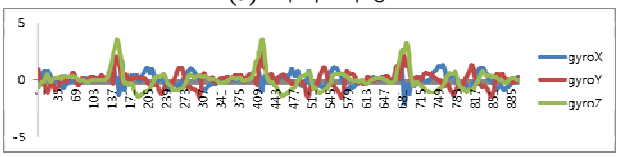
낙상의 방향 판별을 위해 행동 인식의 대표적인 데이터마이닝 도구인 WEKA 툴킷을 사용하였다. 실험에서 얻은 데이터 중 평균, 표준편차, 수직 · 수평 성분, SVM 을 분류 속성 값으로 지정하였다. 많은 기계학습 알고리즘은 최근 가속도 센서 정보를 이용하여 낙상을 예측하고 분류하는 연구에 적용되어왔다. 본 논문에서는 분별력 있는 특징 값에 기반하여 낙상의 방향을 분류하는 모델을 구축하는데 있어 다음과 같은 5 가지 기계학습 알고리즘을 사용하였다. SVM(Support Vector Machine), k-NN(K-Nearest Neighborhood), MLP(Multi Layer Perceptron), DT(Decision Tree), BN(Bayesian Network)

3. 결과

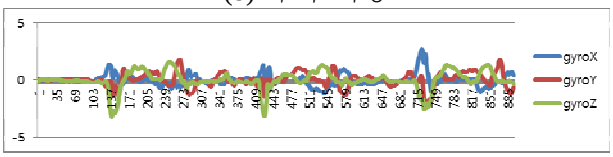
3.1 보행시 가속도 및 각속도 변화

모든 방향의 낙상에서 측정된 가속도와 각속도 신호는 낙상 시작 시 최대로 증가하고 낙상 종료 후 최소값을 갖는 것을 관찰하였다. 낙상 시 각속도를 측정하는 자이로 센서의 X, Y , Z 축 데이터는 각 방향별로 다르게 나타났다. 아래 그림.5 에 사용자의 낙상 방향에 따른 각속도 데이터를 나타내었다.

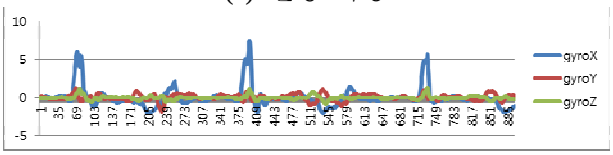
(a) 좌측 낙상



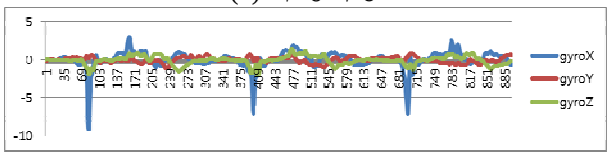
(b) 우측 낙상



(c) 전방 낙상



(d) 후방낙상



(그림 5) 자이로 센서의 각 축의 값

4 방향 낙상 실험 결과 그래프에서 특히 좌측과 우측은 자이로 센서의 Z 축인 Yaw 각속도의 차이가 두드러지게 나타났다. 좌측 낙상의 경우 Yaw 의 최대값은 3.58 로 나타났으며 우측 낙상에서의 최대값은 1.63 으로 나타났다. 따라서 약 1.95 의 차이로 Yaw 값은 좌측 낙상에서 가장 컸다. 반면 좌우측 낙상 시 Yaw 의 최소값은 각각 -1.44, -3.32 로 우측 낙상이 1.88 의 차이로 가장 작은 값을 가졌다. Z 축 데이터는 좌측 낙상이 시작될 때 양의 값, 우측 낙상의 경우 음의 값을 가졌다.

한편, 전방 낙상과 후방 낙상의 자이로 센서 데이터는 X 축인 Pitch 각속도에서 서로 다른 특징을 보였다. 전방 낙상 시 X 축의 최대값은 8.83, 후방 낙상시의 최대값은 5.85 로 나타나 총 2.98 의 차이로 전방 낙상에서 가장 컸다. X 축 최소값은 각각 -2.12, -9.75 로 나타났으며 약 7.63 의 차이로 후방 낙상에서 가장 작은 값을 가졌다. X 축의 데이터는 전방 낙상이 시작될 때 양의 값을 가지며 후방 낙상 시 음의 값을 가졌다.

3.2 분류 정확성 평가

우리의 낙상 방향 인식 실험의 요약된 결과는 아래 표 2 에 제시되어 있다. 표 2 는 10-fold 교차 검증 방식으로 전체 패턴에 5 가지의 기계학습 알고리즘을 적용하여 성능을 비교한 것이다. 성능 평가 기준은 얼마나 정확한 예측을 했는가를 평가하는 것으로, 예측된 모형에 대한 적합성에 대해서 평가한다. 아래 표 1 에 성능지표를 측정하는 방법을 나타내었다.

<표 1> 알고리즘 성능 평가 기준

Accuracy	(TN+TP)/(TP+FP+FN+TN)
TP-rate	(TP)/(TP+FN)
FP-rate	(FP)/(FP+FN)
Precision	(TP)/(TP+ FP)
F-measure	(2TP)/(2TP+FP+FN)

<표 2> 각 분류 알고리즘별 정확성(%)

Classifier	TP rate	FP rate	Precision	Recall	F-measure
SVM	93.2%	1.7%	93.3%	93.2%	93.2%
k-NN	98.6%	0.4%	98.6%	98.6%	98.6%
MLP	78.6%	5.3%	80.7%	78.6%	78.5%
J48	98.4%	0.4%	98.4%	98.4%	98.4%
BN	90.9%	2.3%	90.9%	90.9%	90.8%

표 2 에서와 같이 모든 낙상 실험에서 KNN 분류기의 정확도가 98.6%로 다른 분류기에 비해 가장 높게 나타났다. 가장 낮은 분류 성능을 보인 MLP 는 정확도가 80.7%로 나타났으며 이는 최고 성능 분류기 정확도에 비하여 약 17.9% 더 낮게 나타났다.

<표 3> CONFUSION MATRIX FOR k-NN

		Predicted Class				
		Left	Right	Front	Back	walk
Actual Class	Left	**870**	**8**	**2**	**0**	**19**
	Right	**6**	**892**	**0**	**0**	**1**
	Front	**3**	**0**	**895**	**0**	**1**
	Back	**2**	**1**	**1**	**894**	**1**
	walk	**12**	**4**	**2**	**0**	**881**
Precision		**0.986**	**0.974**	**0.986**	**0.994**	**1**	**0.976**

표 3 은 본 연구에서 가장 좋은 성능을 보인 k-NN 분류기의 Confusion Matrix 를 나타낸 것이다. 4 방향 낙상 중에서도 후방 낙상 시의 정확도가 1 로 가장 높은 인식 성능을 보인 반면, 왼쪽 낙상의 정확도는 0.974 로 가장 낮게 나타났다.

4. 결론 및 고찰

본 연구에서는 스마트폰의 가속도센서와 각속도센서의 총 6 개축 센서 데이터를 사용하여 낙상 방향을 인식하였다. 가속도 센서의 신호는 일반적인 보행과 낙상이 발생했을 때 서로 다른 유형으로 나타났다. 하지만 가속도 센서의 데이터만으로 낙상의 방향 판별을 하기엔 정확도가 낮았다. 따라서 낙상 실험 시 가속도 센서와 함께 자이로 센서 데이터를 측정하였다. 실험을 통해 자이로 센서의 X 축은 전방과 후방으로의 낙상을, 자이로 센서의 Z 축은 왼쪽과 오른쪽 방향으로의 낙상을 판별하는 데 중요한 특징이 되는 것을 확인하였다.

총 5 가지로 구분한 행동 인식 성능은 k-NN 에서 가장 높게 나타났다. k-NN 분류 알고리즘은 분류하고자 하는 샘플을 유사도 척도를 이용하여 가장 유사한 K 개의 샘플을 찾는 분류 방법으로, K 값의 변화에 따라 성능이 변화하는 것을 확인할 수 있었다. 실험 결과 K 의 크기가 1 일 때 가장 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

본 연구는 낙상 방향을 인지하여 각 방향의 낙상별로 위험한 골절 부위를 파악하고 충격완화 시스템을 개발하는 데 도움이 될 것이다. 따라서 추후에는 낙상이 발생했을 때 스마트폰이 즉각적으로 이를 감지하고 낙상 방향과 위치를 함께 인식하는 알고리즘을 적용한 낙상 감지 시스템을 만들 계획이다. 또한 기존 밴드 형태의 착용 시스템을 바지 또는 허리띠에 착용하여 쉽고 편리하게 사용할 수 있도록 고리형태로 제작할 것이다.

Acknowledgements

이 논문은 2014 년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신 창의 인력양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2014H1C1A1066998).

참고문헌

[1] Zhang, Tong, et al. "Fall detection by embedding an accelerometer in cellphone and using KFD algorithm." International Journal of Computer Science and Network Security 6.10 (2006): 277-284.

[2] Dinh, C., D. Tantinger, and M. Struck. "Automatic emergency detection using commercial accelerometers and knowledge-based methods." Computers in Cardiology, 2009. IEEE, 2009.

[3] Chung, Wan-Young, Young-Dong Lee, and Sang-Joong Jung. "A wireless sensor network compatible wearable u-healthcare monitoring system using integrated ECG, accelerometer and SpO 2." Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2008

[4] Kang, K. H., Jeong. H. C., & Jeon. M. Y.(1999), “A survey study on fall-related fracture in hospitalized elderly patient.”, Journal of Adult Academy of Nursing, 10(2), 337-352

[5] Bajcsy, Ruzena, et al. "Fall detection using wireless sensor networks." submitted to the 27th Annual International Conference of the EMBS. 2005.

[6] Tolkiehn, Marie, et al. "Direction sensitive fall detection using a triaxial accelerometer and a barometric pressure sensor." Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2011.

[7] Juang, Chia-Feng, and Chia-Ming Chang. "Human body posture classification by a neural fuzzy network and home care system application." Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on 37.6 (2007): 984-994.