

스마트폰 가속도 센서와 딥러닝 다중 레이어를 이용한 넘어짐 방향 판단 방법

송특섭*

A Falling Direction Detection Method Using Smartphone Accelerometer and Deep Learning Multiple Layers

Teuk-Seob Song*

*Professor, Department of Computer Engineering, Mokwon University, Daejeon, 35349 Korea

요 약

가속도 센서를 이용한 인간의 행동인식은 다양한 분야에 적용되고 있다. 스마트폰의 보급이 일반화되면서 스마트폰에 내장된 가속도 센서를 이용한 인간의 행동인식 방법이 연구되고 있다. 노인의 경우 넘어지게 되면 심각한 부상으로 이어지는 경우가 많으며 공사 현장에서도 넘어짐은 중요한 사고원인 중 하나이다. 본 연구는 스마트폰에 내장된 가속도 센서와 방향 센서를 이용하여 사람의 넘어지는 방향에 대해 연구하였다. 기존에는, 인간의 행동을 인식하기 위해서 가속도벡터의 크기를 활용하는 것이 일반적인 방법이었다. 본 연구는 최근 많이 활용되고 있는 딥러닝 기법을 적용하여 인간의 넘어지는 방향을 인식하는 방법을 제안하였다.

ABSTRACT

Human behavior recognition using an accelerometer has been applied to various fields. As smartphones have become used commonly, a method for human behavior recognition using the acceleration sensor built into the smartphone is being studied. In the case of the elderly, falling often leads to serious injuries, and falls are one of the major causes of accidents at construction fields. In this article, we proposed recognition method for human falling direction using built-in acceleration sensor and orientation sensor in the smartphone. In the past, it was a common method to use the magnitude of the acceleration vector to recognize human behavior. These days, deep learning has been actively studied and applied to various areas. In this article, we propose a method for recognizing the direction of human falling by applying the deep learning multilayer technique, which has been widely used recently.

키워드 : 스마트폰, 가속도 센서, 방향 센서, 넘어짐

Keywords : Smartphone, Acceleration Sensor, Orientation Sensor, Falling

Received 9 July 2022, Revised 18 July 2022, Accepted 8 August 2022

* Corresponding Author Teuk-Seob Song(E-mail: teukseob@gmail.com, Tel:+82-42-829-7635)
Professor, Department of Computer Engineering, Mokwon University, Daejeon, 35349 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.8.1165>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

인간의 행동을 분석하여 사고를 예방하거나 예측하는 연구는 활발히 연구되고 있다. 특히, 가속도 센서 (Accelerometer Sensor)는 물체의 움직임을 알 수 있기 때문에 가속도 센서를 이용한 인간의 행동을 인식하고 분석하는 다양한 연구가 진행되어 왔다 [1, 2, 3].

노인의 경우 넘어짐은 심각한 부상으로 이어질 수 있기 때문에 중요한 이상행동으로 여겨지고 있다. 고령화가 급격히 진행되고 있으며, 통계청 자료에 의하면 우리나라의 경우 65세 이상의 고령인구는 1980년대에는 146만 명에서 2020년에는 815만으로 급격히 증가하였으며 2020년에는 인구 대비 고령인구 비율이 15.7%에서 2050년에는 40%를 초과할 것으로 전망되고 있다. 전 세계적으로는 약 64만 6천 명이 낙상으로 인해 사망하고 있으며, 의료서비스가 필요한 손상을 입는 경우도 약 3,730만 건으로 알려져 있다. 우리나라의 경우도 65세 이상의 노령인구 중 약 3분의 1이 낙상을 경험하는 것으로 알려져 있다 [4]. 또한, 공사 현장의 경우 작업자의 넘어짐은 2차 부상으로 이어질 수 있기 때문에 넘어짐을 인식하는 것은 중요한 행동인식 중 하나이다. 한해 낙상으로 인한 사망 사고가 총사망자의 절반에 해당하는 것으로 알려져 있을 만큼 넘어짐은 산업재해의 중요한 요소이다 [5]. 최근, 스마트폰의 보급이 일상화되면서 스마트폰에 내장된 가속도 센서를 활용한 연구 또한 활발히 진행되고 있다 [2, 6].

가속도 센서를 이용한 사람의 행동인식 방법은 대부분 3축 가속도 센서의 크기를 제공하여 더 한 후 제공근을 사용하는 SVM(Single Vector Magnitude)을 사용하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 걷기, 뛰기, 넘어짐과 같은 가속도 벡터의 SVM의 크기의 차이가 크게 나는 경우에 적용하기 용이하다. 반면에 넘어지는 방향의 경우 가속도 벡터의 크기를 적용하여 판단하기 어렵다 [2, 7, 8]. 그러나 [9]에서는 가속도 벡터의 성분 벡터를 사용하여 판단하는 방법을 제시한 바 있다.

딥러닝은 [10]에서 힌튼과 폴의 역전파 알고리즘이 개발되면서 다양한 분야에 적용되고 있다. 특별히 우리나라에서는 이세돌과 딥마인드의 바둑대회 이후 많은 연구자가 딥러닝을 연구하고 있다. 딥러닝은 여러 층의 히든 레이어를 구성하고 학습을 통해 가중치를 갱신함으로써 목표값과 예측치와의 차이를 줄이는 방법을 사

용한다.

본 연구는 스마트폰의 가속도 센서의 값을 방향 센서 (Orientation Sensor)를 이용하여 정규화한 후 딥러닝의 다중 레이어를 이용하여 넘어지는 방향을 판단하는 방법을 제안한다. 제안한 방법으로 기존의 SVM을 이용한 방법으로는 판단하기 어려웠던 방향을 판단 할 수 있었다. 가속도 센서의 크기 SVM은 각축의 가속도 벡터 값을 제공하여 더한 것의 제곱근 $\sqrt{x^2+y^2+z^2}$ 이다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 가속도 센서를 이용한 인간 행동인식 방법에 대한 기존의 연구를 소개한다. 3장의 3.1절과 3.2절에서는 스마트폰의 가속도 센서, 방향 센서를 이용한 정규화 방법을 설명하고 3.3절에서는 다중 네트워크 구성과 네트워크 구성을 위한 이론적 배경을 설명한다. 4장에서는 실험결과 및 분석을 소개한다.

II. 관련 연구

가속도 센서를 이용한 인간의 행동을 인식하는 방법에 대한 연구는 다양하게 진행되었다. 허리에 착용하는 센서를 사용한 연구는 [1, 3, 11]이 있다. [3]의 경우 허리에 착용하는 가속도 센서를 사용하여 하루 동안의 다양한 행동을 KNN(K-Nearest Neighbor)과 QSVM(Quadratic Support Vector Machine)등 다양한 머신러닝 기법을 적용하는 방법을 제시하였다. [1]은 랜덤포레스트 기법을 적용하여 넘어짐을 판단하는 방법을 제안하였다. [11]은 다양한 KNN기법을 적용하여 넘어짐을 분석하였다.

[12]는 손목에 착용한 스마트워치에 내장된 가속도 센서를 사용하여 넘어짐을 인식 방법을 제안하였다. 사용자의 몸무게, 팔길이, 성별, 나이 등을 고려하여 넘어짐을 판단하는 방법을 제안하였다. [13]은 데이터를 직접 수집하지는 않고 기존의 가속도 데이터에 SVM과 머신러닝의 한 가지 방법인 KNN를 적용하여 넘어짐 판단 방법을 제안하였다. [14]의 경우 스마트폰에 내장된 가속도 센서를 이용하여 걷기, 뛰기, 점프, 넘어짐의 행동 인식과 이상행동이 발생하게 되면 GPS(Global Positioning System)와 연동하는 방법을 제안하였다. [9]에서는 가속도 벡터와 방향 벡터를 사용하여 넘어짐 방향을 판단하는 방법을 제시하였으나 SVM을 이용하기 때문에 일부 실험자의 방향을 판단하지 못하였다. 가속도 센서뿐

만 아니라 카메라 영상이나 깊이 센서를 사용하는 등 넘어짐과 관련된 다양한 연구가 진행되고 있다 [15, 16].

III. 딥러닝 다중 레이어를 이용한 넘어짐 방향 판단

3장에서는 딥러닝의 다중 레이어를 위한 넘어짐 방향 판단을 소개한다. 3.1절에서는 스마트폰의 가속도 센서를 소개하고 3.2절에서는 방향 센서를 이용한 가속도 센서 정규화 방법 3.3절에서는 다중 네트워크 구성을 소개한다. 제안하는 시스템 전체 구조는 그림 1과 같다.

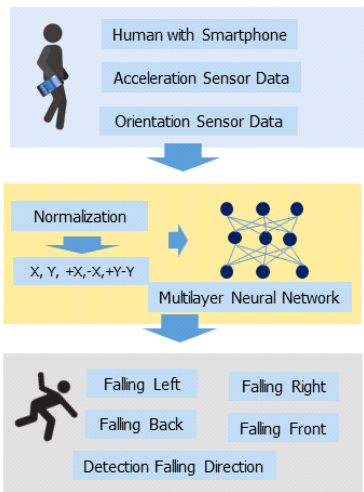


Fig. 1 Framework of the proposed system

3.1. 스마트폰 가속도 센서

스마트폰은 가속도 센서와 방향 센서등 많은 센서를 내장하고 있다. 가속도 센서는 스마트폰이 움직이게 되면 움직임을 인식하고 X, Y, Z 3방향의 가속도를 실시간으로 나타낸다. 지구에 있는 모든 물체에 작용하는 중력가속도를 포함하고 있으므로 정지상태에서도 중력의 방향과 반대 방향으로 중력가속도가 표현된다. 가속도는 단위시간 당 속도의 변화이므로 단위시간 당 움직임의 변화에 따라 가속도의 크기도 다르게 나타난다. 그림 2는 넘어짐이 발생하는 경우의 가속도 벡터를 나타내고 있다. 그림 2는 타임라인 23부터 40까지 넘어짐이 발생하였음을 보여 준다.

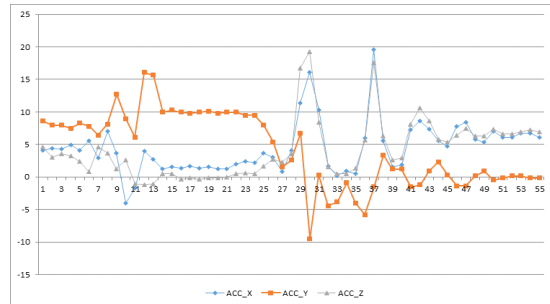


Fig. 2 Example of three axis acceleration sensor

스마트폰에 내장된 방향 센서(Orientation Sensor)는 X축 방향의 값은 피치(Pitch)라 하고 -90도에서 90도까지 값을 측정한다. Y축 방향의 값은 롤(Roll)이라고 하고 피치와 같이 -90도에서 +90도까지 측정한다. Z축 방향의 값은 어지무스(Azimuth)또는 야(Yaw)라고 하며 0도에서 359도까지 측정한다. 스마트폰의 가속도 벡터에 방향 벡터의 값을 적용하여 정규화한 후 딥러닝의 네트워크에 입력하였다.

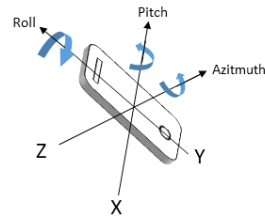


Fig. 3 Orientation sensor of smartphone

3.2. 가속도 벡터 정규화

스마트폰의 경우 스마트폰을 소지하는 경우가 다양하므로 스마트폰이 향하고 있는 방향으로 가속도 센서의 크기가 측정된다. 뛰기, 걷기, 앉기와 같은 인간의 기본동작은 가속도의 크기가 다르기 때문에 동작을 구별할 수 있다. 가속도 벡터의 크기 SVM을 일정 임계값을 기준으로 분류하여 걷기, 뛰기, 앉기와 같은 동작을 인식한다. 넘어지는 방향을 인식하기 위해서는 일반적으로 사용하는 SVM의 크기를 사용하여 인식하기 힘들다. 본 연구에서는 방향 센서를 사용하여 가속도 벡터의 방향을 지구 중심방향으로 변환하였다. 스마트폰의 방향 센서는 Y축을 중심으로 회전하는 롤(Roll)은 θ , X축을 중심으로 회전하는 피치는 ϕ , Z축을 중심으로 회전하는 어지무스(Azimuth)는 ψ 로 나타냈다. 각축을 기준으로

회전변환 행렬을 적용하였으며 식 (1)에서 a_x, a_y, a_z 는 가속도벡터를 의미하고 a'_x, a'_y, a'_z 은 회전 변환을 적용한 후의 가속도 벡터를 의미한다.

$$\begin{pmatrix} a'_x \\ a'_y \\ a'_z \end{pmatrix} = R_z(\psi)R_x(\phi)R_y(\theta) \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서 $R_z(\psi)R_x(\phi)R_y(\theta)$ 는 회전변환 행렬의 곱으로 다음식 (2)와 같다.

$$\begin{pmatrix} \cos\theta\cos\psi & \sin\phi\sin\theta\cos\psi - \cos\phi\sin\psi & \cos\phi\sin\theta\cos\psi + \sin\phi\sin\psi \\ \cos\theta\sin\psi & \sin\phi\sin\theta\sin\psi + \cos\phi\cos\psi & \cos\phi\sin\theta\sin\psi - \sin\phi\cos\psi \\ -\sin\theta & \sin\phi\cos\theta & \cos\phi\cos\theta \end{pmatrix} \quad (2)$$

그림 4의 (a)는 넘어짐이 발생하는 경우의 가속도 벡터의 값이며, (b)는 정규화 이후의 가속도 벡터의 값이다. (b)에서는 넘어지기 전의 Z축 방향의 가속도 벡터 값의 크기가 중력가속도에 근접하여 지구 중심방향으로 정규화되어 있음을 알 수 있다.

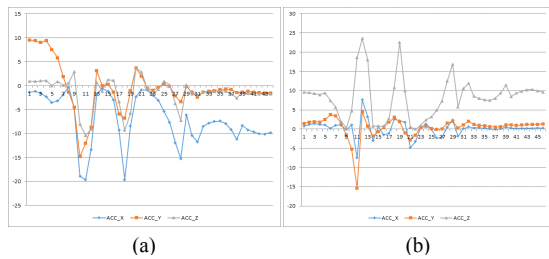


Fig. 4 Acceleration sensor value. (a) before normalization. (b) after normalization.

3.3. 딥러닝 다중 레이어 구축

딥러닝은 입력값과 목표값을 사용하여 훈련한 후 테스트 데이터를 사용하여 확인하는 과정을 사용한다. 넘어짐 방향을 인식하기 위해서 네트워크를 구성하고 넘어짐 방향을 판단하였다. 딥러닝 네트워크에 입력되는 값은 위에서 언급한 정규화 과정을 거쳐 얻어진 가속도 센서의 X, Y, Z 방향의 값을 0보다 큰 것과 0보다 작은 값을 구분하여 6개의 값을 딥러닝 네트워크의 입력으로 하였다. 넘어짐 방향은 전, 후, 좌, 우 4개의 방향으로 최종 출력값은 4개이다.

정규화된 가속도 벡터에서 X, Y값은 가속도의 제곱의 합의 제곱근으로 $x = \sum_{i=1}^n \sqrt{x_i^2}$ $y = \sum_{i=1}^n \sqrt{y_i^2}$ 이며, 가

속도 벡터는 양수와 음수를 사용하였기 때문에 $+x = \sum_{i=1}^k x_i$ 여기서 $x_i \geq 0$ 이고, $-x = \sum_{i=1}^{n-k} x_i$ 여기서 $x_i < 0$ 이며, $+y = \sum_{i=1}^k y_i$ 여기서 $y_i \geq 0$ 이고, $-y = \sum_{i=1}^{n-k} y_i$ 여기서 $y_i < 0$ 이다. 그림 5와 6은 넘어짐이 발생하는 경우의 X축, Y축 가속도 벡터로 양수와 음수를 구별한 것이다.

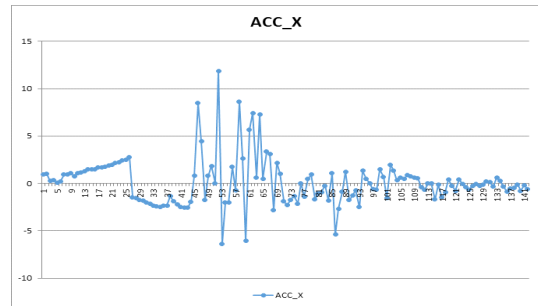


Fig. 5 Acceleration value of X-axis

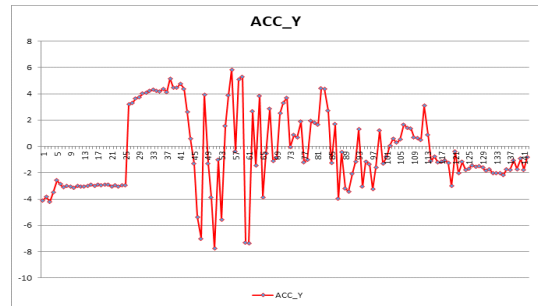


Fig. 6 Acceleration value of Y-axis

딥러닝 네트워크는 완전연결 방법으로 그림 7과 같이 구축하였다. 넘어짐 방향은 X축, Y축을 기준으로 회전 운동이므로 가속도 벡터의 X축, Y축값의 양수와 음수를 구별하여 네트워크의 입력값으로 하였다. 입력데이터 6개는 $[x \ y \ +x \ -x \ +y \ -y]$ 이다. 입력 레이어에서 첫 번째 히든 레이어로 입력되는 것은 $Net_i^{(0)}$ 이다. 아래 첨자는 노드의 인덱스이고 위첨자는 첫 번째 레이어를 의미한다. 따라서 첫 번째 히든 레이어는 10개의 노드로 구성하였으므로 $[Net_0^{(0)}, Net_1^{(0)}, \dots, Net_9^{(0)}]$ 이고 $i = 0, 1, \dots, 9$ 에 대해서 $Net_i^{(0)} = \sum_{k=0}^5 w_{ki}^{(0)} x_k + b^{(0)}$ 이다. 여기서 $w_{ki}^{(0)}$ 는 입력층의 k번째 노드에서 첫 번째 레

이러의 i 번째 노드의 입력값에 해당하는 가중치를 의미한다. 첫 번째 레이어의 편향 값(Bias)은 $b^{(0)}$ 이다. 딥러닝의 학습에 중요한 역할을 하는 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용했기 때문에 첫 번째 히든 레이어의 출력값은 $h_i^0(z_i) = 1/(1 + \exp\{-z_i^{(0)}\})$ 이고 $z_i = Net_i^{(0)}$ 이다. 출력층의 에러는 $E_T = \sum_{i=0}^3 E_i$ 이다. 여기서 $E_i = \frac{1}{2}(t_i - h_i^{(9)}(x))^2$ 이다. 각 층의 가중치의 업데이트는 $w_{ij}^{(k)} := w_{ij}^{(k)} + \delta \partial E_i^{(k)} / \partial w_{ij}^{(k)}$ 이고, 편향의 업데이트는 $b^{(k)} := b^{(k)} + \delta \partial E_i^{(k)} / \partial b^{(k)}$ 이다. 이후의 히든 레이어의 입력 및 출력, 가중치는 인덱스의 차이만 있고 같다.

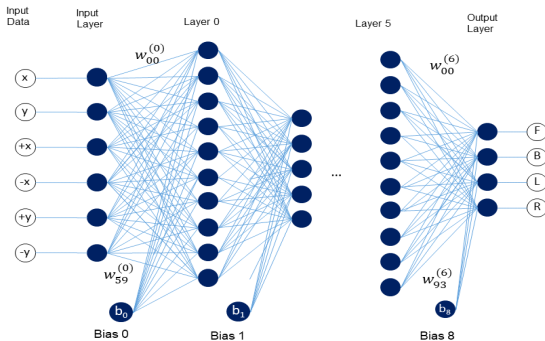


Fig. 7 Implementation of deep learning network

IV. 실험 및 결과 분석

가속도 벡터를 이용한 넘어짐 방향 인식을 위해서 갤럭시 S3 모델을 사용하였다. 실험을 위한 프로그램은 MIT에서 개발된 앱인벤토를 사용하여 가속도 센서와 방향 센서를 데이터를 추출하였다. 넘어지는 것은 대략 1초 이내로 짧은 시간에 발생하기 때문에 가속도 벡터와 방향 센서는 100 ms 주기로 측정하였다. 표 1은 실험에 사용된 가속도 벡터를 나타내고 있다.

넘어짐 방향 인식 실험은 파이토치(PyTorch) 환경에서 실시하였다. 여러 번 실험 결과 반복 횟수 1백3십만 회 이상이면 인식되는 것을 확인하였으며, 그림 8, 9는 반복 후의 결과이다. 다중 네트워크모델에서 전, 후, 좌, 우로 모델링 하였기 때문에 그림 8의 첫 번째 행에서 첫 번째 원소가 가장 크며, 두 번째 행에서는 두 번째 원소,

세 번째 행에서는 세 번째 원소가 가장 큰 것을 볼 수 있다. 그림 8, 9의 결과를 보면 넘어짐 방향이 잘 인식된 것을 알 수 있으나 반복 횟수가 증가해도 좌측의 경우 정확도의 증가는 미미하였다.

딥러닝 다중 네트워크를 이용한 실험한 결과 기존의 가속도 벡터의 크기를 사용하여 넘어짐 방향을 판단하는 방법으로는 표 1의 5번째 실험자의 넘어짐 방향을 판단할 수 없었으나 딥러닝 다중 네트워크를 사용하는 경우 5번째 실험자의 넘어짐 방향도 판단할 수 있음을 알 수 있다.

[9.6889e-01, 3.1307e-08, 1.2029e-01, 1.2691e-05],
[4.8643e-06, 9.5653e-01, 3.8023e-03, 3.8217e-02],
[5.5500e-03, 5.3782e-05, 7.7803e-01, 4.0586e-01],
[2.4012e-05, 9.7229e-02, 5.1414e-02, 7.9730e-01]

Fig. 8 The results after 1,300,000 number of repetitions

[9.9144e-01, 1.1010e-08, 1.7854e-02, 5.1050e-07],
[1.3403e-06, 9.8286e-01, 1.8302e-04, 2.5252e-02],
[5.5511e-04, 7.6772e-05, 7.8886e-01, 4.7637e-01],
[6.7648e-06, 7.0485e-02, 5.5141e-03, 9.0465e-01]

Fig. 9 The results after 1,400,000 number of repetitions

Table. 1 Acceleration value for experiment

Falling Direction	front		back		left		right	
	x	y	x	y	x	y	x	y
sub.1	2.85	2.97	0.70	3.29	9.10	4.92	4.92	3.53
+	0.06	3.44	0.49	0.57	12.21	4.65	5.88	1.61
-	3.20	1.67	0.91	4.87	5.62	3.18	0.88	5.53
sub.2	3.13	6.18	1.64	6.83	5.91	3.39	2.58	1.59
+	0.28	6.25	1.62	1.54	6.79	3.22	1.97	0.22
-	3.9	0	0.92	7.90	1.26	2.68	2.62	1.89
sub.3	4.50	6.44	0.89	2.13	4.93	3.18	3.50	3.05
+	5.18	6.33	1.01	1.11	0.06	3.56	1.30	3.54
-	2.64	1.10	0.57	2.53	6.17	1.09	3.80	1.67
sub.4	1.91	4.31	5.61	6.97	5.13	3.57	6.52	5.50
+	1.16	4.27	4.23	5.59	4.42	3.42	2.45	3.21
-	1.82	0	6.36	7.40	3.91	1.37	8.77	6.64
subj.5	1.98	4.67	0.91	3.84	4.57	1.92	5.15	0.98
+	0.54	6.49	0.59	1.83	0.00	0.25	0.98	1.61
-	3.19	0.75	1.02	2.73	4.72	2.17	0.59	8.93

V. 결 론

가속도 센서는 사물의 움직임에 대한 가속도를 측정할 수 있기 때문에 인간의 행동을 인식하고 응용하는데 다양하게 사용되고 있다. 최근 들어 스마트폰의 보급이 확대되면서 스마트폰에 내장된 가속도 센서를 이용한 연구 또한 활발히 진행되고 있다. 본 연구는 스마트폰에 내장된 가속도 센서와 방향 센서를 사용하여 최근 들어 많은 분야에 응용되고 있는 딥러닝의 다중 네트워크를 구축하여 넘어짐 방향을 인식 방법을 제안하였다. 기존 연구에서 가속도 벡터의 크기를 사용하는 방법으로 인식할 수 없었던 것을 딥러닝 다중 네트워크를 사용하여 인식할 수 있었다.

가속도 센서를 이용한 행동인식은 노인의 낙상 인식, 산업현장에서 작업자의 안전을 위해 모니터링하거나, 장기간에 걸친 관찰을 통해 건강의 이상 유무를 판단하는 등 다양한 분야에 사용되고 있다. 기존에 SVM 위주의 행동인식 연구 결과에 본 연구에서 제안한 다중 네트워크 방법을 적용한 다양한 후속 연구가 기대된다.

향후 연구로는 인간의 다양한 행동을 다중 네트워크를 사용한 판단 방법에 관한 연구를 진행할 것이다. 본 연구에서는 완전 연결 방법을 적용하였으나 드롭아웃(Dropout)을 적용하여 인식률과 연산속도를 개선한 후속 연구를 진행할 것이다. 또한, 컨볼루션 신경망(CNN, Convolution Neural Network) 등 다양한 딥러닝 이론을 적용한 행동인식 방법에 대한 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Mokwon university research year 2020.

References

- [1] Y. Wu, Y. Xiao, and H. Ge, "Fall Detection Monitoring System Based on MEMS Sensor," in *Proceeding 2020 International Conference on Applied Physics and Computing*, Tokyo, Japan, pp. 1-7, 2020.
- [2] Y. Harari, N. Shawen, and C. K. Mummidisetty, M. V. Albert, K. P. Kording, and A. Jayaraman, "A smartphone-based online system for fall detection with alert notifications and contextual information of real-life falls," *Journal of NeuroEngineering Rehabil*, vol. 18, no. 124, pp. 1-13, Aug. 2021.
- [3] A. Chelli and M. Patzold, "A Machine Learning Approach for Fall Detection and Daily Living Activity Recognition," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 38670-38687, Mar. 2019.
- [4] F. Shu and J. Shu, "An eight-camera fall detection system using human fall pattern recognition via machine learning by a low-cost android box," *Scientific Reports*, vol. 11, no. 2471, pp. 1-16, Jan. 2021.
- [5] Korea Occupational Safety and Health Agency [Internet]. Available: <https://www.kosha.or.kr/kosha/index.do>
- [6] J. R. Kwapisz, G. M. Weiss, and S. A. Moore, "Activity recognition using cell phone accelerometers," *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, vol. 12, no. 2, pp. 74-82, Dec. 2010.
- [7] A. Nabili, B. Q. Tran, Q. T. Huynh, S. V. Tran, and U.D. Nguyen, "Fall Detection System Using Combination Accelerometer and Gyroscope," in *Proceeding of the Second International on Advances Electronic Devices and Circuits 2013*, Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 52-56, 2013.
- [8] Y. W. Bai, S. C. Wu, and C. H. Yu, "Recognition of direction of fall by smartphone," in *Proceeding of the 26th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, Regina: SK, Canada, pp. 1-6, 2013.
- [9] W. Lee, T. S. Song, and J. H. Youn, "Fall Direction Detection using the Components of Acceleration Vector and Orientation Sensor on the Smartphone Environment," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 18, no. 4, pp. 565 - 574, Apr. 2015.
- [10] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, pp. 533-536, Oct. 1986.
- [11] T. B. Rodrigues, D. P. Salgado, M. C. Cordeiro, K. M. Osterwald, T. F. B. Filho, V. F. de Lucena Jr., E. L. M. Naves, and N. Murray, "Fall Detection System by Machine Learning Framework for Public Health," *Procedia Computer Science*, vol. 141, pp. 358-365, 2018.
- [12] L. Chen, R. Li, H. Zhang, L. Tian, and N. Chen, "Intelligent fall detection method based on accelerometer data from a wrist-worn smart watch," *Measurement*, vol. 140, pp. 215-226, Jul. 2019.
- [13] A. S. Syed, D. S. -Sora, A. Kumar, and A. Elmaghraby, "A Hierarchical Approach to Activity Recognition and Fall Detection Using Wavelets and Adaptive Pooling," *Sensors*, vol. 21, no. 19, pp. 1-14, 2021.

- [14] Y. W. Bai, S. C. Wu, and C. H. Yu, "Recognition of direction of fall by smartphone," in *Proceeding of the 26th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, Regina: SK, Canada, pp. 1-6, 2013.
- [15] C. Taramasco, T. Rodenas, F. Martinez, P. Fuentes, R. Munoz, R. Olivares, V. H. C. D. Albuquerque, and J. Demongeot, "A novel monitoring system for fall detection in older people", *IEEE Access*, vol. 6, pp. 43563-43574, Jul. 2018.
- [16] Y. Nizam, M. N. H. Mohd, and M. M. A. Jamil, "Development of a User-Adaptable Human Fall Detection Based on Fall Risk Levels Using Depth Sensor," *Sensors*, vol. 18. no. 7 . pp. 1-14, Jul. 2018.



송특섭(Teuk-Seob Song)

2001년 2월 연세대학교 수학과 (이학박사)
2006년 2월 연세대학교 컴퓨터과학과 (공학박사)
2006년 3월 ~ 현재 목원대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 인공지능, 딥러닝, 무선 센서네트워크