

Intelligent User Pattern Recognition based on Vision, Audio and Activity for Abnormal Event Detections of Single Households

Ju-Ho Jung*, Jun-Ho Ahn*

Abstract

According to the KT telecommunication statistics, people stayed inside their houses on an average of 11.9 hours a day. As well as, according to NSC statistics in the united states, people regardless of age are injured for a variety of reasons in their houses. For purposes of this research, we have investigated an abnormal event detection algorithm to classify infrequently occurring behaviors as accidents, health emergencies, etc. in their daily lives. We propose a fusion method that combines three classification algorithms with vision pattern, audio pattern, and activity pattern to detect unusual user events. The vision pattern algorithm identifies people and objects based on video data collected through home CCTV. The audio and activity pattern algorithms classify user audio and activity behaviors using the data collected from built-in sensors on their smartphones in their houses. We evaluated the proposed individual pattern algorithm and fusion method based on multiple scenarios.

▶ Keyword: Vision, Audio, Activity, Fusion, Unusual event, Pattern

I. Introduction

KT텔레콤의 빅 데이터 기반 통계자료[1]에 따르면, 사람이 하루 평균 집에서 머무는 시간은 11.9시간이다. 30대를 기점으로 연령대가 높아질수록 집 안에서의 체류 시간이 증가하고 그 외의 장소에서 체류하는 시간은 감소하는 패턴 변화를 보이고 있다. 또한, 미국의 NSC(National Safety Council) 통계자료[2]를 통해, 사람들은 집 안에서 여러 가지 이유로 부상 당하는 걸 확인할 수 있다. 그 중, 가장 많은 부상 원인은 낙상 사고이며 매년 6,000 명이 가깝다. 낙상사고는 주로 65세 이상의 노인들에게 발생되지만, 아이들 또한 집 안에서 매년 2,300명이 부상을 입는다. 기사 내용을 통해서 알 수 있듯이, 집 안에서의 부상은 연령대와 상관없이 발생한다. 그래서 본 연구에서는 일상생활을 하는 동안 발생하는 사고 등의 이상 징후를 탐지하려고 한다.

본 논문을 설명하기에 앞서서 "이상 징후"라는 단어를 정의하고자 한다. "이상 징후"란, 사람이 카메라 영역 내에서 휴식

공간이라고 정의하지 않은 곳에서 장시간 동안 누워있는 경우, 카메라에 장시간 동안 탐지되지 않는 경우, 장시간 동안 말하는 소리가 탐지되지 않는 경우, 장시간 동안 말하는 소리가 탐지되는 경우, 사람이 스마트폰을 휴대하고 있다는 가정하에 가속도 센서의 값이 장시간 동안 변하지 않는 경우이다.

본 연구에서는 집 안의 홈 CCTV를 이용하여 영상을 수집하고 수집된 영상을 기반으로 사람 및 사물을 탐지하여 일상적인 패턴과는 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 영상 패턴 알고리즘을 제안한다. 또한, 스마트폰을 기반으로 집안에서 발생하는 소리를 수집하고 수집된 소리를 기반으로 하여 사람의 움직임 및 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 음성 패턴 알고리즘도 제안한다. 마지막으로 스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임을 판단하고 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 활동 패턴 알고리즘을 제안한다. 개발

• First Author: Ju-Ho Jung, Corresponding Author: Jun-Ho Ahn

*Ju-Ho Jung (jjs1005k@ut.ac.kr), Computer Information Technology, Korea National University of Transportation

*Jun-Ho Ahn (jhahn@ut.ac.kr), Computer Information Technology, Korea National University of Transportation

• Received: 2019. 03. 08, Revised: 2019. 04. 07, Accepted: 2019. 04. 07.

• This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF), grant funded by the Korea government (MSIP: Ministry of Science, ICT & Future Planning) (No. 2017R1C1B5017847). This was also supported by Korea National University of Transportation in 2019

된 각 알고리즘을 통해 이상 징후를 탐지할 수 있으나 각 알고리즘이 가지고 있는 한계점 및 단점이 존재한다. 이러한 한계점 및 단점을 보완하기 위해 알고리즘을 보다 효율적으로 결합하여 높은 정확도로 이상 징후를 탐지할 수 있는 융합 방식을 제안한다. 본 연구와 관련된 연구들을 소개하고, 각 알고리즘에 대한 설명과 실험 및 평가를 진행한 후 결론 및 향후 계획으로 마무리한다.

II. Related works

영상을 기반으로 하는 연구[3, 4, 5, 6, 7]들이 현재 활발히 진행되고 있다. 영상을 통해 사람의 자세를 분류하거나 각도를 구하여 행동을 분류하는 연구들이 진행되고 있다. 구글의 Open Source인 Tensorflow를 활용하여 높은 정확도와 다양한 물체를 인식하는 연구 또한 활발하게 진행되고 있다.

음성을 기반으로 하는 연구[8, 9, 10]들도 활발히 진행되고 있다. 음성의 특징 및 분류하기 위해서 대중적으로 사용되는 알고리즘은 MFCC-GMM 알고리즘이다. 본 연구에서도 탐지되는 음성에 대해서 MFCC-GMM 알고리즘을 이용하여 분석 및 분류할 예정이다. 또한, 음성의 특징들을 탐지하여 사람의 행동을 유추하거나 소리의 종류를 탐지하는 연구들도 활발히 진행되고 있다.

스마트폰의 센서 데이터를 이용한 연구[11, 12, 13]들도 활발히 진행되고 있다. 스마트폰에 내장되어 있는 다양한 센서들을 활용하여 사람의 일반적인 행동이나 넘어짐과 같은 동작들을 파악하기 용이하다.

우리는 이전의 연구[14, 15]를 확장하여 높은 정확도로 사람의 이상 징후를 탐지하고 싶었다. 기존의 연구를 통해 다양한 상황에서 이상 징후를 탐지하기 위하여 두 가지 알고리즘을 결합한 융합 방식을 제안했다. 하지만, 두 가지 알고리즘만을 결합한 융합 방식 또한 한계점 및 단점이 존재했고 보다 더 다양한 상황에서 이상 징후를 탐지하기 어려웠다. 그래서 본 연구를 통해 집 안의 다양한 상황에서 이상 징후를 탐지하기 위해 세 가지 알고리즘을 결합한 융합 방식을 제안한다. 각 알고리즘에 대해 설명한 후, 실험을 통하여 각 알고리즘에 대한 성능을 평가한다. 3가지 알고리즘을 결합한 융합 방식은 다양한 시나리오를 통해 정확도를 평가한다.

III. The Proposed Algorithms

집 안의 홈 CCTV를 이용해 영상을 수집하고 수집된 영상을 기반으로 하여 사람 및 사물을 탐지한다. 탐지된 결과를 바탕으로 일상적인 패턴과는 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 영상 패턴 알고리즘을 제안한다. 영상 패턴 알고리즘의 State Chart

다이어그램은 그림 1과 같다. 수집된 영상을 통해 사람이 탐지되면 사람 탐지 상태, 사물이 탐지되면 사물 탐지 상태이다. 각각 사람 및 사물을 탐지하여 움직임이 있으면 정상으로 판단한다. 탐지된 물체의 움직임이 없으면 생활패턴을 분석한다. 평소 사람이 휴식을 취하는 공간이면 정상으로 분류하고 아닐 경우에는 이상 징후라고 탐지한다.

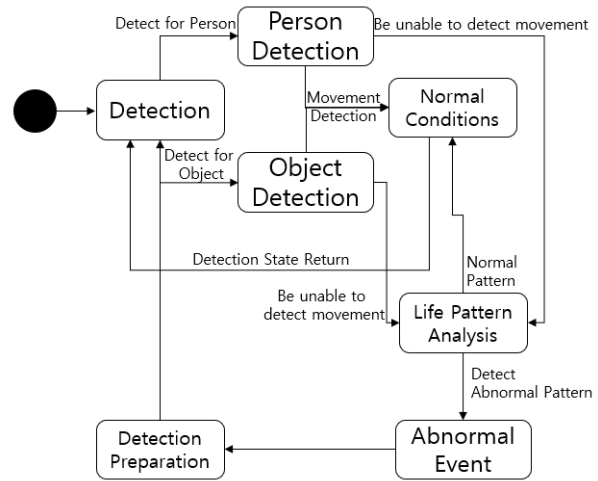


Fig. 1. State Chart Diagram for Vision Pattern Algorithm

스마트폰을 기반으로 하여 집안에서 발생하는 소리를 수집한다. 수집된 소리의 분석 결과를 기반으로 하여 사람의 움직임 및 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 음성 패턴 알고리즘을 제안한다. 음성 패턴 알고리즘의 State Chart 다이어그램은 그림 2와 같다. 스마트폰을 기반으로 하여 집안에서 발생하는 소리를 탐지하면 MFCC-GMM 알고리즘을 통해 소리의 주파수를 분석하고 개발한 모델의 지정된 기준에 따라 소리를 분류한다. 분류된 소리의 패턴을 탐지하고 분석해 사람의 움직임을 파악한다. 소리의 탐지패턴이 장시간 동안 조용한 소리만 탐지하는 경우, 말하는 소리만 탐지되는 경우를 이상 징후라고 한다.

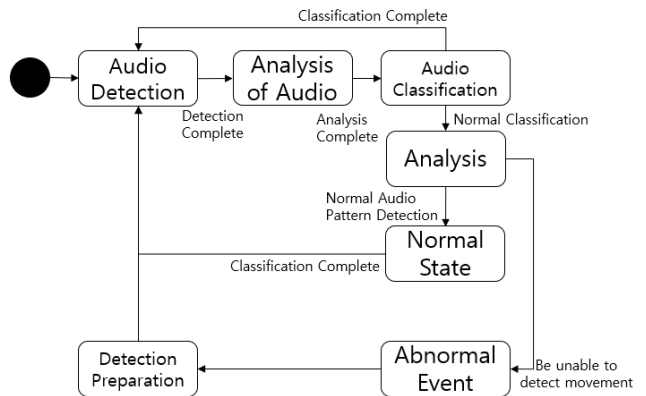


Fig. 2. State Chart Diagram for Audio Pattern Algorithm

스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임을 판단하고 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 활동 패턴 알고리즘을 제안한다. 활동 패턴 알고리즘의 State Chart 다이어그램은 그림 3과 같다. 스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임을 탐지하기 위해선 가속도 센서의 X, Y, Z 축을 이용한다. 각 축의 센서 값을 더한 다음 3으로 나눠 평균 값을 구하고 평균값을 Window에 저장한다. Window size는 5로 정의한다. Window에는 평균값이 지속적으로 축적된다. 이때, Window의 중간 값이 가장 큰 상태를 High Peak, 중간 값이 가장 작은 상태를 Low Peak이라 하며, High Peak과 Low Peak 간의 차이를 Impact라고 정의한다. Impact 값을 통해, 사람의 움직임을 탐지할 수 있다. 사람이 뛰거나 움직이게 되면 가속도 센서의 각 축의 값이 커지게 되며, High Peak과 Low Peak 값의 격차가 커지기 때문에 Impact의 값도 커지게 된다. 하지만 이상 징후가 발생하거나 사람의 움직임이 탐지되지 않게 되면 가속도 센서의 각 축의 값이 거의 변하지 않아서 High Peak과 Low Peak 값의 격차가 크지 않기 때문에 Impact의 값은 작은 값이 탐지 된다.

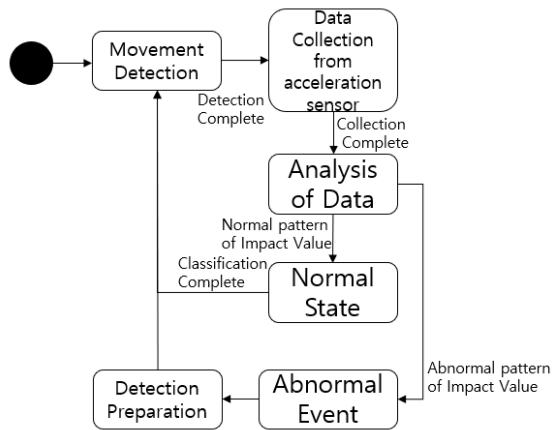


Fig. 3. State Chart Diagram for Activity Pattern Algorithm

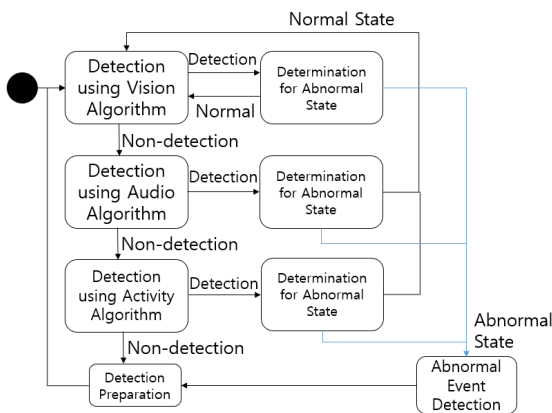


Fig. 4. State Chart Diagram for Fusion Method

본 연구에서는 가정 내의 홈 CCTV를 이용하여 영상을 수집하고 수집된 영상을 기반으로 하여 사람 및 사물을 탐지하고 일상적인 패턴과는 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 영상 패턴

알고리즘을 제안했다. 또한, 스마트폰을 기반으로 하여 집안에서 발생하는 소리를 수집하고 수집된 소리를 기반으로 하여 사람의 움직임 및 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 음성 패턴 알고리즘도 제안했다. 그리고 스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임을 판단하고 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 활동 패턴 알고리즘도 제안했다. 우리는 각 알고리즘을 효율적으로 결합하여 높은 정확도로 이상 징후를 탐지할 수 있는 융합 방식을 제안하려고 한다. 융합 방식에 대한 State Chart 다이어그램은 그림 4와 같다. 영상 패턴 알고리즘은 카메라 영역 내에서 발생하는 이상 징후 및 사람의 움직임을 정상적으로 탐지할 수 있다. 하지만, 카메라 영역 밖에서 발생하는 이상 징후 및 사람의 움직임을 탐지할 수 없다. 음성 패턴 알고리즘의 경우도 가까운 거리에서 소리가 발생할 경우에는 정상적으로 탐지할 수 있지만, 먼 거리에서 소리가 발생하거나 소리가 발생하다가 중간에 이상 징후가 발생하여 소리가 나지 않는 경우에도 사람의 이상 징후 및 움직임을 판단하기에 용이하지 않다. 활동 패턴 알고리즘도 사람이 스마트폰을 몸에 지니고 있을 경우에는 정상적으로 움직임을 탐지할 수 있다. 하지만, 스마트폰을 몸에 지니거나 휴대하고 있지 않으면 움직임을 탐지할 수 없다. 그래서 본 연구에서는 한 가지의 알고리즘을 이용하여 이상 징후 패턴을 탐지하는 것보다 다양한 상황에서 높은 정확도로 이상 징후를 탐지할 수 있도록 세 가지의 알고리즘을 결합한 융합 방식을 제안한다. 융합 방식은 각 알고리즘의 단점을 서로 보완하여 다양한 상황에서 사람의 움직임 및 이상 징후를 탐지한다.

각 알고리즘은 자체적으로 수집한 데이터 및 실험을 통해 성능을 평가했고, 세 가지의 알고리즘을 결합한 융합 방식은 다양한 시나리오를 통해 성능을 평가한다.

IV. Experiment and Result

우리는 각 알고리즘을 통해 사람의 패턴을 탐지하려고 했다.

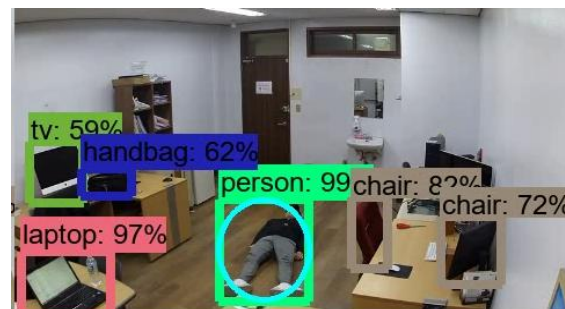


Fig. 5. Experiment example using Vision Pattern Algorithm

영상 패턴 알고리즘은 그림 5의 영상처럼, 사람 및 사물을 탐지하여 이동하는 패턴 및 휴식공간에 대한 패턴을 탐지해 사

람이 정상적인 휴식공간에서 쉬고 있는 것 인지 또는 정상적으로 활동을 하는 것인지, 이상 징후로 인해 쓰러져있는 것인지를 판단하려 했다. 음성 패턴 알고리즘은 사람이 정상적으로 활동하면서 발생하는 소리가 기반이 되었는지, 이상 징후 발생으로 인한 소리의 패턴인지를 탐지하려고 했다. 활동 패턴 알고리즘은 사람이 휴대폰을 소지한 채, 움직임에 통해 정상적으로 활동 중인 패턴인지 아니면 이상 징후가 발생하여 움직임이 존재하지 않는 패턴 인 것인지 탐지하려 했다. 각 알고리즘의 패턴 탐지를 기반으로 하여 이상 징후를 탐지할 수 있지만 각 알고리즘마다 단점이 존재한다. 그래서, 본 연구에서 제안한 융합 방식을 통해 각 알고리즘의 단점을 보완할 수 있다. 각 알고리즘 및 융합 방식에 대한 실험 및 시나리오 결과는 다음과 같다.

영상 패턴 알고리즘은 Youtube를 통해 수집한 영상과 추가적인 실험을 통하여 영상 패턴 알고리즘의 성능을 평가했다. 수집된 영상은 121개이며, 수집된 영상을 기반으로 Recall, Precision, Accuracy는 표 1과 같다.

Table 1. Vision Pattern Algorithm of Recall, Precision, Accuracy

Algorithms	Recall	Precision	Accuracy
Vision Pattern Algorithm	0.93	0.93	0.91

Table 1에 대하여 tp(true positive)는 84개, fp(false positive) 6개, fn(false negative) 6개, tn(true negative) 25개로 탐지하였다. Recall은 $tp / (tp + fn)$ 이기 때문에 $84 / 90$ 을 하여 0.93 수치가 나왔다. Precision은 $tp / (tp + fp)$ 이기 때문에 $84 / 90$ 을 하여 0.93의 수치가 나왔다. Accuracy는 $tp + tn / (tp + fp + fn + tn)$ 을 하여 $109 / 121$ 을 하여 0.91 수치가 나왔다.

영상 패턴 알고리즘을 평가하기 위하여 추가적으로 자체 실험을 진행하였다. 영상 패턴 알고리즘은 카메라 영역 내에서 정상적으로 활동하는 영상 2개와 이상 징후가 발생한 영상 1개에 대해서는 정상적으로 사람의 움직임 및 이상 징후를 탐지하였다. 영상 패턴 알고리즘을 적용하기 위하여 우리는 Tensorflow Object Detection Faster R-cnn inception v2 알고리즘을 이용하였다. 해당 알고리즘을 적용한 모습은 그림 6과 같다.

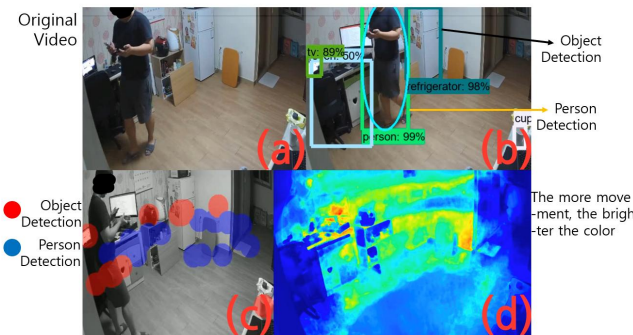


Fig. 6. Tensorflow Object Detection Faster R-cnn inception v2 algorithm apply to videos

본 연구에서는 사람의 움직임과 이상 징후를 효율적으로 판단하기 위하여 영상을 4개로 분할하였다. 그림 6(a)는 알고리즘을 적용하지 않은 원본 영상이다. 그림 6(b)는 Tensorflow Object Detection Faster R-cnn inception v2 알고리즘을 적용한 모습이다. 그림 6(c)는 OpenCV를 이용하여 사람이라고 탐지되는 물체는 파란색 마커를 표시하고 사물이라고 탐지되는 물체는 빨간색 마커를 표시하여 사람 및 사물의 움직임을 시각화하였다. 그림 6(d)는 OpenCV를 이용하여 움직이는 물체와 배경을 감산하여 움직이는 물체를 배경에서 색을 밝게 하여 시각적으로 움직임을 확인할 수 있게 하였다. 이렇게 영상 패턴 알고리즘은 카메라 영역 내에서 발생하는 정상 활동 및 이상 징후에 대해서는 높은 정확도로 탐지할 수 있음을 확인할 수 있다. 하지만, 카메라 영역 밖에서 일상적인 활동을 한 영상 1개와 이상 징후가 발생한 영상 1개에 대해서는 정상적으로 탐지할 수 없었다.

Table 2. Audio Pattern Algorithm of Recall, Precision, Accuracy

Algorithms	Recall	Precision	Accuracy
Audio Pattern Algorithm	0.90	0.95	0.90

음성 패턴 알고리즘도 Youtube를 통해 수집한 음성 파일과 추가적인 실험을 통하여 음성 패턴 알고리즘의 성능을 평가하였다. 수집된 음성 파일은 92개이며, 수집된 음성을 기반으로 Recall, Precision, Accuracy는 표 2와 같다.

표 2에 대하여 tp는 60개, fp 3개, fn 6개, tn 23개로 탐지하였다. Recall은 $tp / (tp + fn)$ 이기 때문에 $60 / 66$ 을 하여 0.90 수치가 나왔다. Precision은 $tp / (tp + fp)$ 이기 때문에 $60 / 63$ 을 하여 0.95의 수치가 나왔다. Accuracy는 $tp + tn / (tp + fp + fn + tn)$ 을 하여 $83 / 92$ 을 하여 0.90 수치가 나왔다.

음성 패턴 알고리즘을 평가하기 위하여 추가적인 실험도 진행하였다. 소리를 탐지하는 스마트폰을 가까이하여, 정상적으로 활동하는 음성 2개에 대해서는 정상적으로 탐지하였다. 아무 소리가 나지 않는 이상 징후와 TV 또는 음악을 틀어놓고 이상 징후가 발생한 경우에 대해서도 정상적으로 탐지 가능하였다. 하지만, 말하는 소리가 발생하다가 이상 징후가 발생하여 소리가 없어질 경우, 실제로는 이상 징후가 발생하였지만 생활 패턴 분석 시에 이를 일상적인 상태라고 판단할 수 있다. 또한, 음성을 탐지하는 스마트폰을 멀리 배치하여 정상적으로 활동하고 있는 사람의 소리를 탐지하지 못하면 이상 징후라고 판단할 수 있는 단점도 존재한다. 실험 데이터를 바탕으로 일상생활 시 발생하는 소리, 노이즈가 있는 곳에서 발생하는 소리, 조용한 곳에서 발생하는 소리를 분석 및 패턴을 비교하였다. 그림 7은 일상생활 시 발생하는 소리를 탐지하였다. 패턴 탐지 결과, 말하는 소리와 노이즈가 긴 소리, 조용한 소리, 3가지 소리가 다양하게 탐지되는 것을 확인할 수 있다. 그림 8은 에어컨이나 냉장고의 팬 돌아가는 소리 등 노이즈가 있는 곳에서 소리를 탐지하였다. 패턴 탐지 결과, 노이즈 긴 소리와 조용한 소리가 탐지되는 것을 확인할 수 있다. 그림 9는 조용한 환경에서 소리를 탐지하였다.

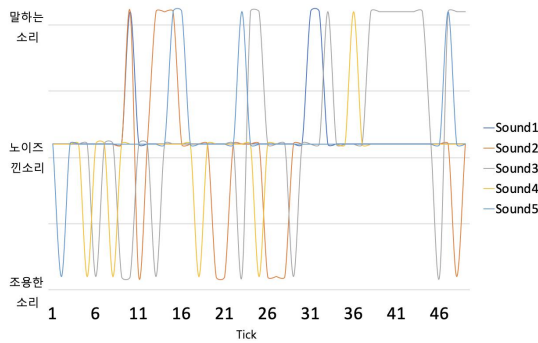


Fig. 7. Patterns Occurring in Daily life

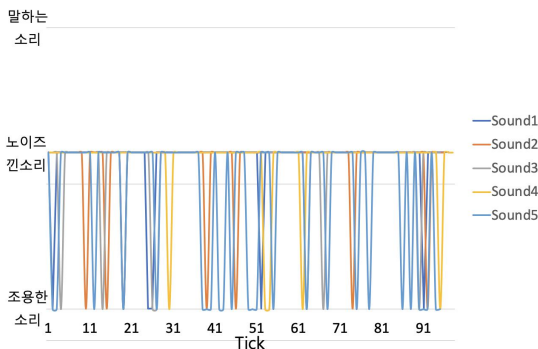


Fig. 8. Patterns that occur where noise is present

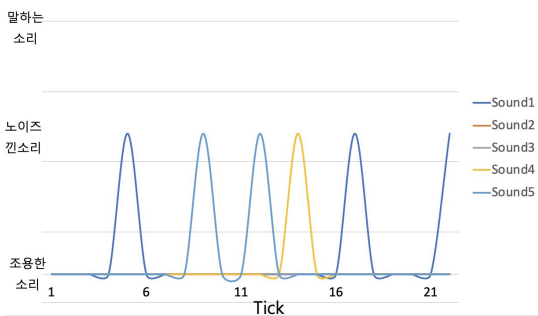


Fig. 9. Pattern Occurring in quiet places

패턴 탐지 결과, 조용한 곳에서는 노이즈 소리가 일부 탐지될 수 있지만 대체로 조용한 소리만 탐지되는 것을 확인할 수 있다. 이처럼, 각각의 상황별로 탐지된 소리의 패턴이 명백하게 구분되고 있음을 그림 7, 8, 9를 통해 확인할 수 있다. 각 그래프의 Y축은 탐지된 소리를 의미하며, X축은 분류된 소리의 개수를 의미한다.

활동 패턴 알고리즘은 자체적인 실험을 통하여 알고리즘의 성능을 평가하였다. 5명의 실험자를 통해 다양한 환경에서 실험을 진행하였으며, 이에 대한 Recall, Precision, Accuracy는 표 3과 같다.

Table 3. Activity Pattern Algorithm of Recall, Precision, Accuracy

Algorithm	Recall	Precision	Accuracy
Activity Pattern Algorithm	0.97	0.89	0.90

표 3에 대하여 tp는 68개, fp 8개, fn 2개, tn 21개로 탐지하였다. Recall은 $tp / tp + fn$ 이기 때문에 $68 / 70$ 을 하여 0.97 수치가 나왔다. Precision은 $tp / tp + fp$ 이기 때문에 $68 / 76$ 을 하여 0.89의 수치가 나왔다. Accuracy는 $tp + tn / tp + fp + fn + tn$ 을 하여 $89 / 99$ 을 하여 0.90 수치가 나왔다.

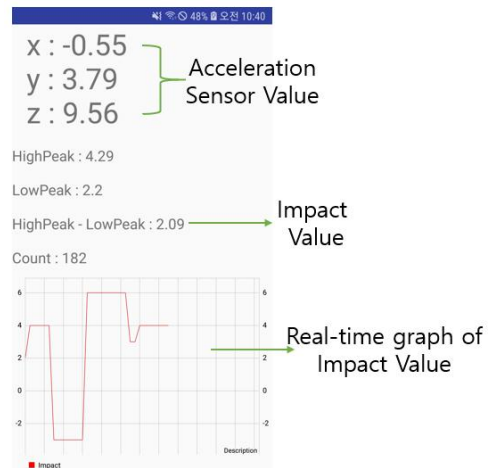


Fig. 10. Application developed to measure acceleration sensor

그림 10은 본 연구에서 가속도 센서 값을 측정하기 위해 개발한 애플리케이션이다. 애플리케이션을 통해 가속도 센서의 각 축의 값, High Peak 값, Low Peak 값, Impact 값, 측정된 Impact 값의 개수와 Impact 값을 실시간으로 반영한 그래프를 통해 Impact 값의 변화를 직관적으로 볼 수 있다. 활동 패턴 알고리즘의 가속도 센서 값을 측정하기 위하여 사람이 스마트폰을 소지한 상태에서 일상적인 활동 2개와 이상 징후가 발생 1개에 대해서는 정상적으로 사람의 움직임을 탐지하였다. 일상적인 활동을 할 경우 Impact 값은 그림 11과 같이 2 이상의 값이 지속적으로 탐지되는 패턴을 보이게 된다. 그림 11의 경우는 스마트폰을 소지한 사람이 지속적으로 움직임을 발생하다가 중간에 움직임을 멈추었다. 추후, 다시 움직임을 발생시켰다.

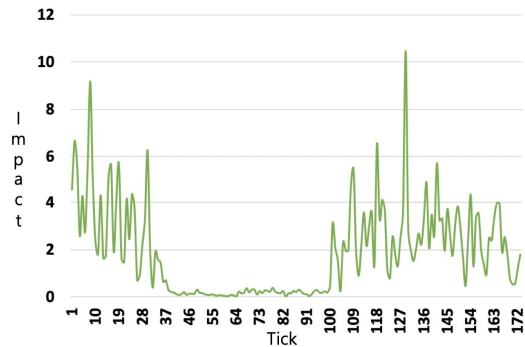


Fig. 11. Activity patterns while carrying smartphones

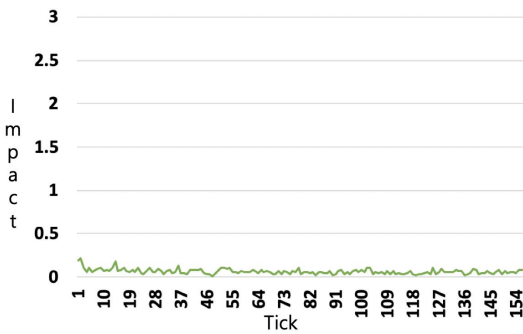


Fig. 12. Abnormal event patterns while carrying smartphones

이상 징후가 발생할 경우 Impact 값은 그림 12와 같이 1 이하의 값만 지속적으로 탐지하는 패턴을 보였다.

사람들은 집 안에서 항상 스마트폰을 휴대하지 않는다. 충전 을 하기 위하여 책상 위나 침대 위 같은 어느 한 장소에 올려놓 거나 단순히 스마트폰을 집 안에서 휴대하지 않고 올려놓는 경 우도 다반사이다. 이렇게 사람이 스마트폰을 휴대하지 않을 경 우, 일상적인 활동과 이상 징후에 대해서는 정상적으로 탐지하 기 어려웠다. 사람이 스마트폰을 휴대하지 않고 한 장소에 올려 놓을 경우 스마트폰의 움직임이 발생되지 않는다. 그로 인해서, 가속도 센서 값의 변화는 없다. 하지만, 자체적인 노이즈 데이 터가 발생하기 때문에 사람이 스마트폰을 휴대하지 않았을 경 우 탐지할 수 있는 패턴은 그림 11과 유사하게 나온다. 각 그래 프의 세로 축은 Impact 값을 의미하며, 가로축은 탐지된 Impact 값의 개수를 의미한다.

각각의 한 가지 알고리즘만 사용할 경우, 각 알고리즘마다 단점이 존재하게 된다. 영상 패턴 알고리즘만 사용할 경우, 카 메라 영역 안에서 발생하는 일상적인 활동이나 이상 징후에 대 해서 정상적으로 탐지할 수 있다. 하지만, 사람이 카메라 영역 밖에서 일상적인 활동을 하거나 이상 징후인 경우에 대해서는 정상적으로 탐지하기 어렵다. 음성 패턴 알고리즘의 경우도 사 랑이 가까이에서 일상적인 활동이나 이상 징후일 경우에 대해 서는 정상적으로 탐지할 수 있다. 하지만, 사람이 멀리서 일상 적인 생활을 할 경우에 소리를 탐지하지 못하여 이상 징후라고 탐지할 수 있다. 활동 패턴 알고리즘도 사람이 스마트폰을 휴대 한 채, 일상적인 활동을 하거나 이상 징후가 발생할 경우 정상 적으로 이를 탐지할 수 있다. 하지만, 사람이 스마트폰을 휴대 하지 않을 경우, 스마트폰의 가속도 센서 값은 변하지 않기 때 문에 이를 정상적으로 탐지하기 어렵다. 그래서, 본 연구를 통 해 각 알고리즘의 단점을 보완해 높은 정확도로 이상 징후를 탐지할 수 있는 3가지 알고리즘을 결합한 융합 방식을 제안한 다. 융합 방식을 통해 다양한 상황에서 높은 정확도로 이상 징 후를 탐지할 수 있다. 3가지 알고리즘을 결합한 융합 방식의 경 우 시나리오를 통해 융합 방식의 성능을 평가한다. 시나리오를 통하여 다양한 경우에 대하여 융합 방식을 통해 높은 정확도로 이상 징후를 탐지하고자 한다. 카메라 영역 내에서 스마트폰을 소지하고 소리가 발생하는 경우와 발생하지 않는 경우에 대해

음성 패턴 알고리즘의 단점을 영상 패턴 알고리즘과 활동 패턴 알고리즘을 통해 단점을 보완하고자 한다. 또한, 카메라 영역 내에서 소리가 발생하고 스마트폰을 소지한 경우와 사용하지 않은 경우로 분류하여 활동 패턴 알고리즘의 단점을 영상 패턴 알고리즘과 음성 패턴 알고리즘을 통해 단점을 보완하고자 하였다. 그리고 카메라 영역 밖에서 스마트폰을 소지하고 소리가 발생하여 영상 패턴 알고리즘의 단점을 음성 패턴 알고리즘과 활동 패턴 알고리즘을 통해 단점을 보완하려고 하였다. 마지막으로, 카메라 영역 밖에서 스마트폰을 소지하지 않고 소리도 발 생하지 않을 경우 3가지 방식을 결합한 융합 방식 또한 일상적 인 활동이나 이상 징후가 발생하는 경우에 대해서 정상적으로 탐지하지 못한다. 이를 기반으로 하여, 시나리오에 대한 결과표 는 표 4와 같다.

Table 4. Comparison Scenarios of Fusion with Each Algorithm

Camera Area	Situations	Activity	Vision Pattern	Audio Pattern	Activity Pattern	Fusion Method
Inside	smartphone carrying O Sound O	walk	O	O	O	O
		run	O	O	O	O
		lying	O	O	O	O
		sit down	O	O	O	O
		Abnormal event	O	O	O	O
	smartphone carrying O Sound X	walk	O	X	O	O
		run	O	X	O	O
		lying	O	X	O	O
		sit down	O	X	O	O
		Abnormal event	O	X	O	O
smartphone carrying X Sound O	walk	O	O	X	O	
	run	O	O	X	O	
	lying	O	O	X	O	
	sit down	O	O	X	O	
	Abnormal event	O	O	X	O	
Outside	Smartphone carrying O Sound O	walk	X	O	O	O
		run	X	O	O	O
		lying	X	O	O	O
		sit down	X	O	O	O
		Abnormal event	X	O	O	O
	Smartphone carrying X Sound X	walk	X	X	X	X
		run	X	X	X	X
		lying	X	X	X	X
		sit down	X	X	X	X
		Abnormal event	X	X	X	X

카메라 영역 내에서 스마트폰을 소지하고 소리가 발생하는 경우에 대해서는 걷기, 뛰기, 누워있기, 앉아있기 같은 일상적 인 활동과 이상 징후에 대해서 모든 알고리즘을 통해 정상적으 로 탐지할 수 있음을 알 수 있었다. 카메라 영역 내에서 스마트 폰을 소지하고 소리가 발생하지 않는 경우에 대해서는 영상 패

턴 알고리즘과 활동 패턴 알고리즘으로 일상적인 활동 및 이상 징후에 대해서는 정상적으로 탐지 가능하였지만 음성 패턴 알고리즘을 통해서도 정상적으로 탐지하지 못하였다. 이 결과를 통해 음성 패턴 알고리즘의 단점을 융합 방식을 통해 보완할 수 있음을 알 수 있었다. 카메라 영역 내에서, 스마트폰을 소지하고 소리가 발생하는 상황에 대해서는 앞전의 실험 결과를 통해 모든 알고리즘으로 일상적인 활동과 이상 징후가 발생한 경우를 탐지할 수 있었다. 하지만, 카메라 영역 내에서 스마트폰을 소지하지 않고 소리가 발생된 경우에 대해서는 영상 패턴 알고리즘과 음성 패턴 알고리즘을 통해서도 정상적으로 일상적인 활동과 이상 징후가 발생한 경우에 대해서 탐지하였지만, 활동 패턴 알고리즘은 탐지하지 못하였다. 이 결과를 통해 활동 패턴 알고리즘의 단점을 융합 방식을 통해 보완할 수 있었음을 알 수 있었다. 카메라 영역 밖에서 스마트폰을 소지하고 소리가 발생할 경우, 음성 패턴 알고리즘과 활동 패턴 알고리즘을 통해 일상적인 활동과 이상 징후가 발생할 경우에 대해 정상적으로 탐지가 가능했지만, 영상 패턴 알고리즘은 탐지하지 못하였다. 이 결과를 통해 영상 패턴 알고리즘의 단점을 융합 방식을 통해 보완할 수 있음을 알 수 있었다.

V. Conclusions

본 연구를 통해 가정 내의 홈 CCTV를 이용하여 영상을 수집하고 수집된 영상을 기반으로 하여 사람 및 사물을 탐지하여 일상적인 패턴과는 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 영상 패턴 알고리즘을 제안하였다. 스마트폰을 기반으로 하여 집안에서 발생하는 소리를 수집하고 수집된 소리를 기반으로 하여 사람의 움직임 및 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 음성 패턴 알고리즘도 제안하였다. 또한, 스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임을 판단하고 일상적인 패턴과 다른 이상 징후 패턴을 탐지하는 활동 패턴 알고리즘도 제안하였다. 우리는 다양한 경우와 높은 정확도로 이상 징후를 탐지하기 위하여 3가지 알고리즘을 결합한 융합 방식을 본 연구에서 제안하였다. 각 알고리즘은 수집된 데이터와 실험을 통하여 알고리즘의 성능을 평가하였고, 3가지 알고리즘이 결합된 융합 방식은 다양한 시나리오를 통해 성능을 평가하였다. 본 연구를 통해 제안된 융합 방식은 다양한 경우와 높은 정확도로 이상 징후를 탐지하였다. 추후 다양한 센서와 결합하여 이상 징후를 탐지할 수 있는 연구와 이를 효율적으로 융합할 수 있는 인공지능 알고리즘을 통해 확장해 나갈 생각이다.

REFERENCES

- [1] "Launching Big Data LifeProg: Analyzing and Utilizing Travel and Staying Patterns", <https://m.post.naver.com/viewer/postView.nhn?volumeNo=8897860&memberNo=30305360>
- [2] "Home Accident Statistics: Is Your Home as Safe as You Think?", <https://www.asecurelife.com/home-accident-statistics/>
- [3] Glen Debard, Marc Mertens, Toon Goedemé, Tinne Tuytelaars and Bart Vanrumst, "Three Ways to Improve the Performance of Real-Life Camera-Based Fall Detection Systems", *Journal of Sensors* (2017)
- [4] Miao Yu, Liyun Gong, Stefanos Kollias, "Computer vision based fall detection by a convolutional neural network", *ACM* (2017)
- [5] Koldo de Miguel, Alberto Brunete, Miguel Hernando and Ernesto Gambao, "Home Camera-Based Fall Detection System for the Elderly", *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), Sensors*, 21(2017)
- [6] Fouzi Harroua, Nabil Zerroukib, Ying Suna, Amrane Houacineb, "Vision-based fall detection system for improving safety of elderly people", *IEEE Instrumentation and Measurement Society*, 21, (2017)
- [7] Huang J, Rathod V, Sun C, Zhu M, Korattikara A, Fathi A, Fischer I, Wojna Z, Song Y, Guadarrama S, Murphy K, Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors. *CVPR 2017*, https://github.com/tensoflow/models/tree/master/research/object_detection
- [8] L. Vuegen B. Van Den Broeck P. Karsmakers J. F. Gemmeke B. Vanrumste H. Van hamme, "an mfcc-gmm approach for event detection and classification", *IEEE AASP Challenge on Detection and Classification of Acoustic Scenes and Events*, pp.1-3 2013
- [9] Minkyu Lim, Donghyun Lee, Hosung Park, Yoseb Kang, Junseok Oh, Jeong-Sik Park, Gil-Jin Jang and Ji-Hwan Kim, "Convolutional Neural Network based Audio Event Classification," *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, vol. 12, no. 6, pp. 2748-2760, 2018. DOI: 10.3837/tiis.2018.06.01.
- [10] Subhasmita Sahoo, Aurobinda Routray, "Detecting Aggression in Voice Using Inverse Filtered Speech Features", *IEEE Transactions on Affective Computing* (Volume: 9, Issue: 2, April-June 1 2018), pp.217 - 226, DOI: 10.1109/TAFFC.2016.2615607
- [11] Monisha Mohan, Arun P.S, ACCELEROMETER-BASED HUMAN FALL DETECTION AND RESPONSE USING SMARTPHONES, *International Journal of Computer Engineering In Research Trends*,5, 2017
- [12] Zishan Zahidul Islam, Syed Mahir Tazwar, Md. Zahidul

Islam, Seiichi Serikawa and Md. Atiqur Rahman Ahad, Automatic Fall Detection System of Unsupervised Elderly People Using Smartphone, IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing, 7, 2017

- [13] José Antonio Santoyo-Ramón, Eduardo Casilari OrcID and José Manuel Cano-García, “Analysis of a Smartphone-Based Architecture with Multiple Mobility Sensors for Fall Detection with Supervised Learning”, *Sensors* 2018, 18(4), 1155; doi:10.3390/s18041155
- [14] Junho Ahn, Hwijune Park, Juho Jung, Gwang Lee, “Unusual Event Detection Algorithm via Personalized Daily Activity and Vision Patterns for Single Households”, *International Journal of Engineering & Technology*; Vol 8, No 1.4 (2019): Special Issue 4, doi:http://dx.doi.org/10.14419/ijet.v8i1.4.25465
- [15] Juho Jung, Junho Ahn, “Intelligent Abnormal Event Detection Algorithm for Single Households at Home via Daily Audio and Vision Patterns”, *Journal of Internet Computing and Services*, doi:http://dx.doi.org/10.7472/jksii.2019.20.1.77

Authors



Ju-ho Jung received the B.S. degrees in Software major of the Computer Information Technology at Korea National University of Transportation, Korea, in 2019. Juho Jung started his Software major B.S. program of the Department of the

Computer Information Technology at Korea National University of Transportation, Chungju, Korea, in 2013. He is currently a M.S. candidate in the Software major of the Department of the Computer Information Technology. He is interested in vision, artificial intelligence algorithms, mobile systems, self-driving car systems.



Jun-ho Ahn is an Assistant Professor in the Computer Information Technology at Korea National University of Transportation. Junho Ahn received a Ph.D. degree in Computer Science at University of Colorado at Boulder in 2013.

Junho Ahn is interested in intelligent extensive knowledge of vision, artificial intelligence algorithms, self-driving car systems, mobile systems, embedded systems, sensor networks, and the prospects for uniting these areas. Much of his research involved intelligent mobile and self-driving car application systems, in which he designed to intelligent fuse multi-modal mobile sensor data.