

Intelligent Pattern Recognition Algorithms based on Dust, Vision and Activity Sensors for User Unusual Event Detection

Jung-Eun Song*, Ju-Ho Jung*, Jun-Ho Ahn*

Abstract

According to the Statistics Korea in 2017, the 10 leading causes of death contain a cardiac disorder disease, self-injury. In terms of these diseases, urgent assistance is highly required when people do not move for certain period of time. We propose an unusual event detection algorithm to identify abnormal user behaviors using dust, vision and activity sensors in their houses. Vision sensors can detect personalized activity behaviors within the CCTV range in the house in their lives. The pattern algorithm using the dust sensors classifies user movements or dust-generated daily behaviors in indoor areas. The accelerometer sensor in the smartphone is suitable to identify activity behaviors of the mobile users. We evaluated the proposed pattern algorithms and the fusion method in the scenarios.

▶ Keyword: Dust, Vision, Activity, Pattern recognition, Artificial intelligence

1. Introduction

사람들은 실내에서 발생하는 여러 사고 및 질병으로 인하여 장시간 기절, 큰 부상, 심하게는 사망까지도 이를 수 있다. 2017년 통계청의 전 연령대 5대 사망원인 사망률 및 비율 통계[1]에 따르면 악성 신생물, 고의적 자해, 운수 사고, 심장 질환, 뇌혈관 질환 등 다양한 사망원인이 높은 비율을 차지하고 있다. 그 중, 60세~80세 이상의 연령대인 고령화 층은 심장 질환, 뇌혈관 질환과 같은 위험한 질병의 비율이 높다. 심장 질환, 뇌와 관련된 질병이 장시간의 기절과 같은 증상이 나타날 수 있으며 신속한 대처가 필요하다. 실내에서 사고 발생, 질환 증상으로 인한 장시간의 기절로 더욱 위험한 상황에 직면하는 것은 1인 가구이다. KB경영연구소의 국내 1인 가구 현황 보고서[2]에 따르면, 2017년 기준 1인 가구의 수는 약 562만 명이며 점차 증가하고 있다. 증가하는 1인 가구는 위험한 상황에 직면하는 사람이 더욱 많아지는 것과 같다. 1인 가구 중에서도 심장 질환, 뇌혈관 질환의 비율이 높은 독거노인 비율도 증가하고 있다. 국가지표체계의 독거노인 비율[3]을 보면 2015년 18.4%에

서 2018년 19.1%로 증가한다는 결과를 보여준다. 1인 가구, 독거노인이 더욱 위험에 처하게 되는 환경은 1인 가구일수록 이웃, 가족과의 교류가 줄어들고 있다는 것이다. 시장 조사 전문 기업 엠브레인 트렌드모니터에서 실행한 이웃과의 관계 및 교류에 대한 설문 조사 [4]에서는 39.8%의 응답자가 옆집에 누가 사는지도 모르며, 1인 가구일수록 비율이 더 높다는 결과를 보였다. 이웃, 가족의 줄어드는 교류로 인한 문제를 해결하기 위한 움직임 감지 장치, 센서 등을 활용한 제품들이 시중에 많이 출시되었다. 삼성에서 출시한 가정용 Smart Things[5]는 사람 및 지나가는 자동차, 반려동물 등의 움직임을 감지할 수 있지만, 추가 카메라를 장착할 시 매달 7.99달러, 매년 79.99달러의 추가 비용이 발생한다.

우리는 이러한 추가 비용, 장치 추가 등의 어려움 없이 실생활에서 많이 사용되는 홈 CCTV, 스마트폰, 먼지 센서를 사용한 일상생활 패턴과 다른 패턴의 움직임을 판단하는 영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘을 제안한다. 본 연구는 실내에서 개인의 평소 일상생활 패턴과

• First Author: Jung-Eun Song, Corresponding Author: Jun-Ho Ahn

*Jung-Eun Song (je_song@ut.ac.kr), Computer Information Technology, Korea National University of Transportation

*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. 07. 15, Revised: 2019. 08. 21, Accepted: 2019. 08. 21.

• 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).

다른 지속적인 비정상적 행동을 암시하는 패턴을 모두 “이상 징후”로 정의한다. 영상 패턴 알고리즘은 홈 CCTV의 카메라 탐지 영역에서 일상생활 패턴과 다른 지속적인 발생하는 이상 징후를 판단하였다. 스마트폰을 사용한 활동 패턴 알고리즘은 스마트폰에 내장되어 있는 가속도 센서를 이용하여 일상생활의 패턴과 다른 지속적인 이상 징후를 판단하였다. 공기의 미세먼지 등의 먼지 농도를 측정하는 먼지 센서를 사용한 먼지 패턴 알고리즘을 제안한다. 먼지 센서는 실내의 공기 미세먼지 등의 먼지 농도를 측정하여 사람의 움직임 발생 시 달라지는 먼지 농도의 변화에서 일상생활 패턴과 다른 지속적인 이상 징후를 탐지한다. 각 패턴 알고리즘의 성능을 더욱 높이기 위해 제한범위를 보완하는 영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘 융합 방식을 제안한다.

II. Related Works

사람의 일상활동 중 사고 등의 이상 징후를 판단하기 위한 이상 징후 패턴 분석 연구[6]가 진행되었다. 연구는 여러 센서를 활용하여 지속적인 모니터링을 하는 시스템을 개발하고 센서 데이터를 활용하여 스마트 홈 환경에서의 비정상, 이상 징후 패턴을 분석하는 연구를 하였다. 또한, 재난과 같은 사고 발생 시 군중의 모습으로 이상 징후를 판단하는 연구[7]도 진행되었다. 카메라를 이용하여 사람들의 모습을 학습시켜 모델링을 진행하고 패턴을 분석하는 연구이다.

영상을 기반으로 사람이 넘어지는 것을 탐지하거나 사물 등을 탐지하는 연구[8, 9, 10, 11]들이 활발하게 이루어지고 있다. 가정에 나타나는 고령화 인구의 낙하 사고를 영상을 통해 판단하는 알고리즘을 연구하였다. SVM(Support Vector Machine)을 기반으로 한 분류 단계가 감지된 시퀀스에 적용하여 낙하와 같은 상황, 행동을 구별하는 연구가 진행되었다. 실제 영상을 갖고 여러 객체를 식별할 수 있는 기계 학습 모델을 만드는 연구를 한 컴퓨터 비전 프로그램 연구도 진행되었다. 움직임 탐지를 카메라로 모니터링하여 방향 그래디션 히스토그램(HOG) 및 광학 흐름을 사용한 연구도 진행되었다. 또한, Tensorflow 기반 개방형 소스 프레임 워크로 영상의 사물 및 사람을 라벨링 된 객체를 표시해주는 연구도 진행되었다.

스마트폰을 기반으로 사람의 움직임을 탐지하는 연구[12, 13, 14, 15]들도 활발하게 진행되고 있다. 고령화 인구의 추락 사고를 스마트폰 센서를 활용해 탐지하는 연구를 하였다. 스마트폰의 음성 센서를 활용하여 사람의 움직임을 탐지하는 VAD (Voice Activity Detection)이 진행되었다. 사람의 움직임 탐지를 스마트폰의 가속도계 센서를 사용한 동작 인식 시스템, 건강 관리 및 모니터링 연구도 활발히 진행되었다.

먼지 센서를 이용한 연구들도 다양하게 진행되고 있다[16, 17, 18, 19, 20]. 실내, 실외의 오염된 공기, 미세먼지에 관한 연구를 진행하였으며 아두이노 ‘DSM501A’ 센서를 사용하여 미세먼지 측정을 하고 실내 환경에 미치는 영향을 연구하였다. 라

즈베리파이와 아두이노의 미세먼지 센서를 사용한 연구도 진행되었다. 라즈베리파이 기반의 R.Box IOT 허브를 사용하여 아두이노와 미세먼지 센서로 측정된 농도 값을 Wifi를 통해 R.Box로 전송하는 미세먼지 정보 무선 전송 시스템 연구이다.

우리는 기존의 연구[21, 22]를 통해서 스마트폰의 가속도 센서 데이터를 효율적으로 통합하여 비정상적인 징후를 식별하고 기록하는 클라우드 시스템을 진행하였다. 카메라, 스마트폰을 사용한 영상, 활동 패턴 알고리즘을 이용하여 사람이나 사물의 움직임 또는 사람의 이상 징후를 탐지 연구도 진행하였다. 영상 패턴 알고리즘은 홈 CCTV를 사용하여 카메라 영상을 통해 사물과 사람의 움직임을 탐지하였다. 활동 패턴 알고리즘은 스마트폰의 가속도 센서를 사용하여 측정하였다. 영상, 활동 패턴 알고리즘은 각 패턴 알고리즘에서 탐지된 움직임이 일상생활 패턴과 같은 경우는 정상으로 판단하며, 탐지된 움직임이 일상생활 패턴과 다르고 지속적인 경우 이상 징후 패턴으로 판단하였다. 또한, 각 패턴 알고리즘들의 더욱 높은 정확성 및 넓은 영역에서 이상 징후를 탐지할 수 있도록 융합 방식을 제안했다. 각 패턴 알고리즘 및 융합 방식을 설명하고 실험 및 평가를 진행했다.

III. The Proposed Algorithms

우리는 기존 실내 홈 CCTV, 스마트폰을 사용한 알고리즘 연구를 확장하여 먼지 센서를 이용한 지속적인 이상 징후를 탐지하는 먼지 패턴 알고리즘을 제안한다. 먼지 패턴 알고리즘은 먼지 센서로 실내 공기 중에 존재하는 미세먼지와 집 안 먼지의 농도를 측정하여 움직임을 탐지한다. 먼지 센서는 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (m^3 당 마이크로그램(μg) 미세먼지 값)의 단위로 측정된다. $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 단위로 측정하는 이유는 국제 미세먼지 기준에서 사용되는 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 의 단위로 변환하여 실제 미세먼지 기준에 맞는 단위를 출력하기 위함이다.

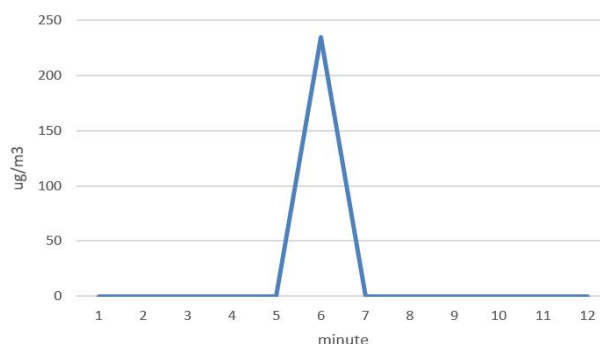


Fig. 1. Dust sensor impact value

사람의 움직임에 센서가 반응하는 정도와 움직임의 판단 가능성을 확인하기 위해 실제로 먼지 센서를 설치하여 실험을 진행했다. 그림 1은 사람이 지나가지 않다가 사람이 지나갔을 때 튀는 미세먼지 측정값 그래프이다. 먼지 센서를 지나가지 않았

을 매년 1분에서 4분까지의 시간에서는 수치가 $0.08\mu\text{g}/\text{m}^3$ 로 최소 측정값을 나타냈다. 측정 시작 후 6분이 되었을 때 사람이 지나간 측정값은 순간적으로 $235.71\mu\text{g}/\text{m}^3$ 값을 보여주며 수치가 급격하게 올라갔음을 볼 수 있다. 실험결과를 바탕으로 먼지 센서로 사람의 움직임을 판단할 수 있다는 것을 확인했다.

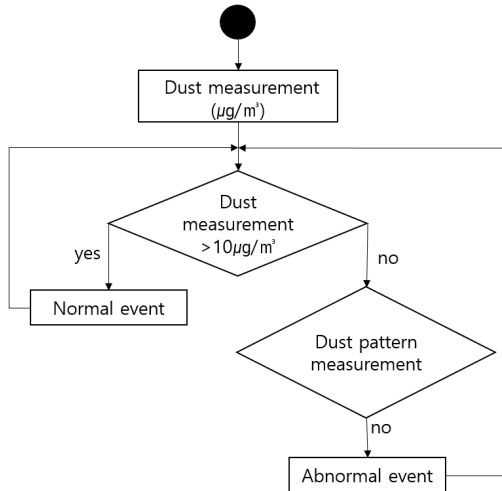


Fig. 2. Flow chart diagram of dust pattern algorithm

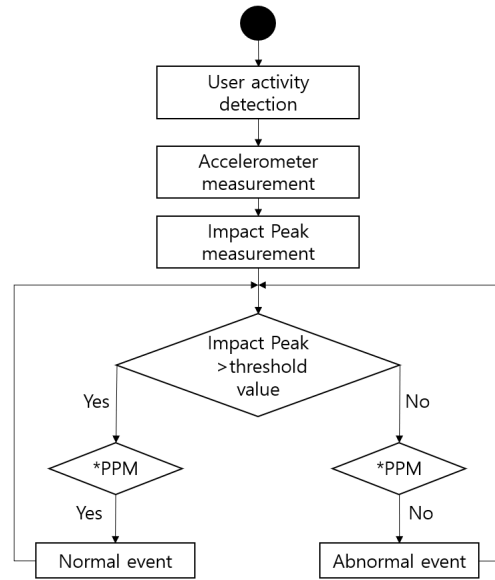
추가 적으로 실험을 통해 먼지 센서의 오 탐을 발생시키는 노이즈를 발견했다. 사람의 움직임이 없어도 $7\mu\text{g}/\text{m}^3$ 에서 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 사이의 값이 출력되는 노이즈가 발생했다. 노이즈를 줄이기 위해 사람의 움직임을 판단하는 기준을 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 정의를 하고 먼지 패턴 알고리즘에 적용하였다. 먼지 패턴 알고리즘의 Flow chart diagram은 그림 2와 같다.

오류 발생 가능성이 있는 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 보다 미세먼지 센서 측정값이 크다는 조건을 만족하고, 일상생활 패턴과 비교하여 같을 시 정상 상태로 판단한다. $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 보다 미세먼지 센서 측정값이 크다는 조건을 만족하지 않고, 지속적인 일상생활 패턴과 다를 시에는 이상 징후로 판단한다.

스마트폰을 활용하여 사람의 움직임을 판단하는 활동 패턴 알고리즘을 제안한다. 활동 패턴 알고리즘은 스마트폰의 가속도 센서 측정값으로 일상생활 패턴을 분석하여 정상 상태, 일상생활 패턴과 다른 지속적인 이상 징후를 판단한다. 그림 3은 활동 패턴 알고리즘의 Flow chart diagram이다. 가속도 센서 측정값에서 발생 되는 High peak 값과 Low peak 값의 차이 값을 Impact 값이라고 정의한다. Impact 값을 사람의 움직임이 발생할 때 변동하는 값이며, 현재 사람의 상태를 판단하는 기준으로 사용한다. 사람이 걷는 등의 움직임이 발생할 때 High Peak, Low Peak의 값이 변동되면서 Impact 값 또한 변동한다. Impact 값이 특정 threshold 값 초과이며 PPM과 같을 때 즉, 사람의 일상생활 패턴과 같을 때 정상으로 판단한다. Impact 값이 threshold 값 미만이고 일상생활 패턴 PPM과 다를 경우 이상 징후로 판단한다.

실내 홈 CCTV를 이용하여 사람, 사물의 움직임 및 지속적인 이상 징후 상태를 판단하는 영상 패턴 알고리즘을 제안한다. 그림 4는 영상 패턴 알고리즘의 Flow chart diagram이다. 카메라 탐지

영역에서 움직임이 발생하면, 알고리즘은 일상생활 패턴과 비교를 한다. 일상생활 패턴과 같을 시 정상 상태로 판단한다.



*PPM=Personalized pattern measurement

Fig. 3. Flow chart diagram of activity pattern algorithm

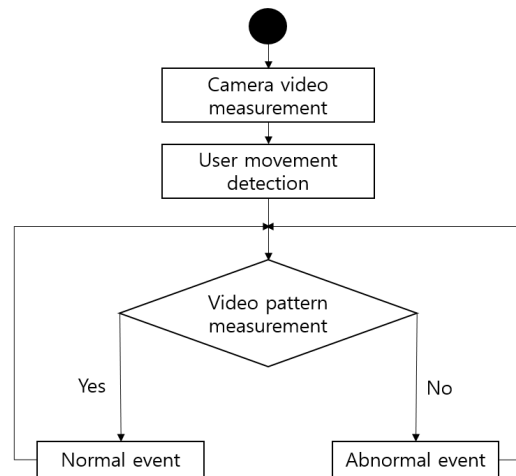


Fig. 4. Flow chart diagram of Video pattern algorithm

카메라 탐지 영역 내에서 움직임이 발생하지 않고 일상생활 패턴과 비교하여 지속적인 패턴 불일치 상태는 이상 징후로 판단한다.

각각의 패턴 알고리즘으로 사람의 정상적인 상태가 아닌 지속적인 이상 징후를 탐지할 수 있지만 탐지할 수 있는 범위에 제한점이 존재했다. 제한점을 보완하고 탐지범위를 넓혀 정확도를 높일 수 있는 융합 방식을 제안한다. 융합 방식에 대한 Flow chart diagram은 그림 5와 같다. 융합 방식은 3개의 패턴 알고리즘을 동시에 진행하여 제한점을 상호보완 하였다. 영상 패턴 알고리즘의 제한점인 카메라 영역 밖에서 발생 되는 사람의 움직임 및 이상 징후에 대해서 탐지가 불가능 한 점을 활동 패턴 알고리즘, 먼지 패턴 알고리즘을 통해 보완할 수 있다. 활동 패턴 알고리즘의 제한점인 스마트폰을 휴대하고 있지 않았을 때 사람

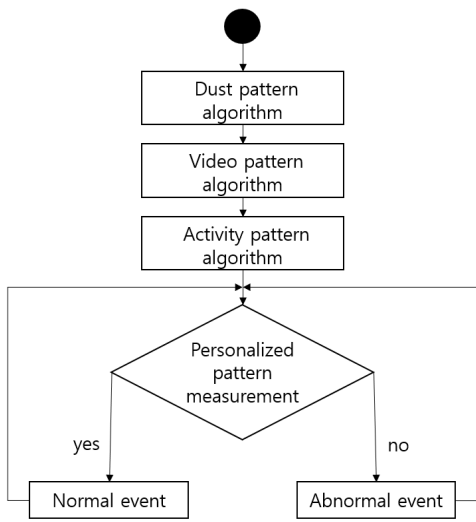


Fig. 5. Flow chart diagram of Fusion Method

의 정상적인 활동 또는 이상 징후를 영상 패턴 알고리즘, 먼지 패턴 알고리즘을 통해 보완할 수 있다. 먼지 패턴 알고리즘의 제한점인 센서와의 거리가 멀었을 때 발생하는 사람의 움직임 및 이상 징후는 영상 패턴 알고리즘, 활동 패턴 알고리즘을 통해 보완할 수 있다. Flow chart에 표시한 대로 먼지, 활동, 영상 패턴 알고리즘을 모두 적용하여 탐지된 3가지의 데이터를 일상생활 패턴과 비교한다. 비교 결과 일상생활 패턴과 다른 움직임일 시 이상 징후, 같은 움직임일 시 정상 상태로 판단한다.

IV. Experiment & Result

영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 특정 상황들을 설정하여 각 패턴 알고리즘에 대한 실험을 진행하였다. 패턴 알고리즘들을 결합한 융합 방식에 대한 실험도 특정 상황을 설정하여 진행했다.

미세먼지 및 집 안 먼지를 탐지하는 먼지 센서를 사용하여 먼지 패턴 알고리즘의 실험을 진행했다. 먼지를 탐지하기 위해 사용된 센서는 그림 6과 같이 'DSM501A' 센서이며 미세먼지 관련 연구에서도 많이 사용된 센서이다. 먼지 패턴 알고리즘은 먼지 센서의 변화된 값을 통해 사람의 움직임을 탐지했다. 우선 먼지 센서가 사람의 움직임을 인식할 수 있는 범위를 확인하기 위한 실험을 진행했다. 그림 7은 거리에 따른 먼지 센서의 탐지 결과를 나타낸다. 거리별 같은 실험조건을 기반으로 진행했다. 먼지 측정 농도는 $198\mu\text{g}/\text{m}^3$, $103.93\mu\text{g}/\text{m}^3$, $45.54\mu\text{g}/\text{m}^3$, $29.62\mu\text{g}/\text{m}^3$, $18.67\mu\text{g}/\text{m}^3$, $0.08\mu\text{g}/\text{m}^3$ 의 값을 나타냈다. 먼지 센서와 사람의 거리가 짧을수록 농도 값은 큰 값을 나타냈고 멀수록 농도 값이 작아지는 것을 확인할 수 있었다. 실험을 통해 실내에서의 먼지 센서 탐지범위는 최대 200cm 내의 범위로 정의하고 실험을 진행했다.

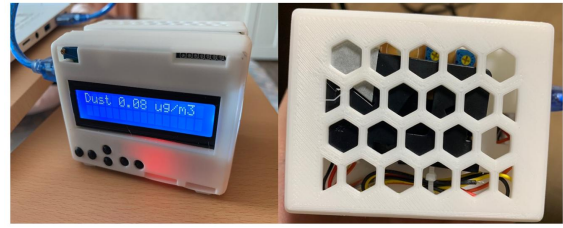


Fig. 6 'DSM501A' dust sensor

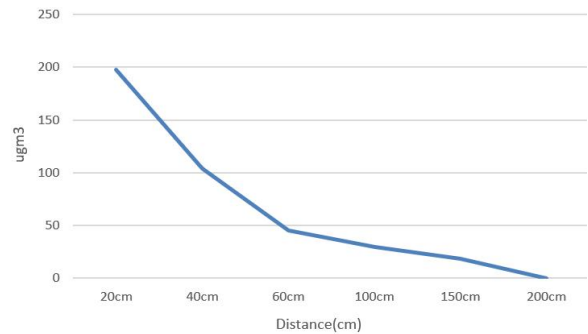


Fig. 7. Measurement result of the dust sensor by each distance

먼지 센서를 통해 사람의 정상적인 활동 및 이상 징후 상태를 탐지하기 위한 상황을 설정하여 실험을 진행했다. 이상 징후일 때는 바닥에 누운 상황으로 실험을 진행했다. 그림 8과 같이 $0.08\mu\text{g}/\text{m}^3$ 값과 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 값만 탐지되어 이상 징후 상태가 탐지되었다. 정상적인 활동 실험에서는 걸었을 때, 청소할 때, 뛰었을 때 상황으로 실험을 진행했다. 그림 9는 먼지 센서 앞에서

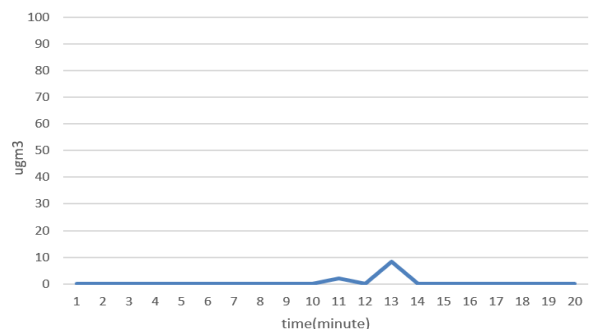


Fig. 8. Measurement result of the dust sensor for abnormal event detections

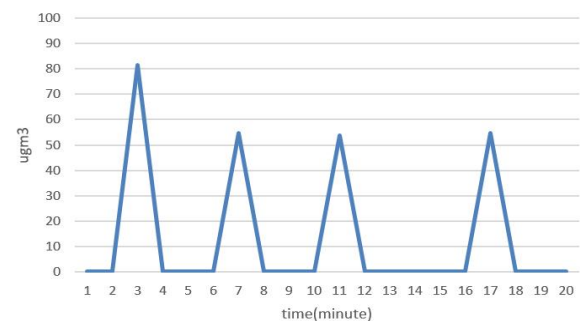


Fig. 9. Measurement result of the dust sensor for normal event detections

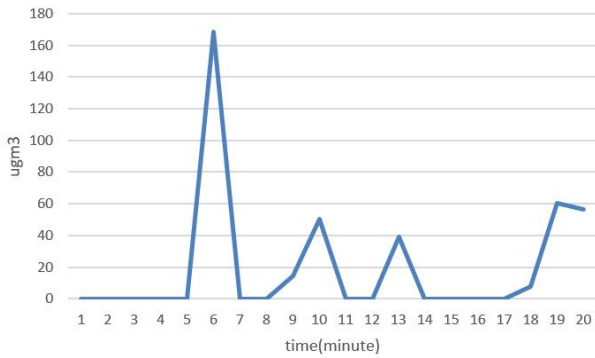


Fig. 10. Measurement result of the dust sensor for normal event detections

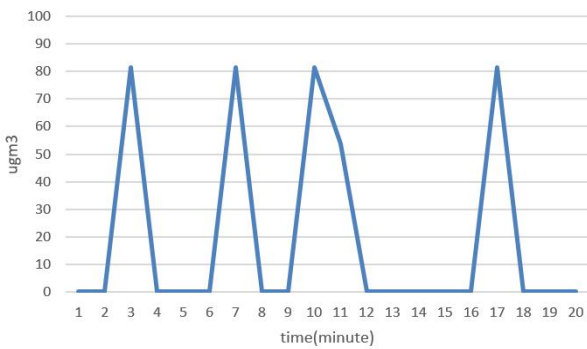


Fig. 11. Measurement result of the dust sensor for normal event detections

걸었을 때이며 먼지 센서의 농도 값이 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 이상으로 측정 값 모두 사람이 정상 상태로 탐지됐음을 알 수 있다. 그림 10, 11에서의 뛰었을 때, 청소했을 때 상황에서의 실험결과도 걸었을 때와 마찬가지로 $10\mu\text{g}/\text{m}^3$ 이상으로 사람이 정상 상태로 탐지됐다. 먼지 패턴 알고리즘의 정확도를 파악하기 위해 시나리오 4개를 6번 반복 진행하여 정확도를 계산하였다. 정상 상태 실험 18개와 이상 징후 실험 6개 총 24개의 실험 데이터를 바탕으로 Accuracy의 값을 도출했다. 24개 데이터 중 정상 상태를 정확히 탐지한 데이터는 18개 중 17개, 이상 징후를 정확히 탐지한 데이터는 6개 중 5개이다. 18개의 데이터가 정확한 탐지 데이터이며 Accuracy는 22/24인 표 1과 같이 0.917이다.

Table 1. Accuracy of dust pattern algorithm

Accuracy
0.917

스마트폰의 가속도 센서를 이용하여 사람의 움직임 및 지속적인 이상 징후를 판단하는 활동 패턴 알고리즘에 대한 실험을 진행했다. 지속적인 이상 징후 상태는 장시간 바닥에 누워있는 상황으로 실험하였고 정상 상태는 스마트폰을 손에 휴대한 상태로 걸었을 때의 상황으로 실험을 진행했다. 그림 12는 사람이 스마트폰을 휴대한 상황에서 움직임이 발생할 때의 Impact 값을 나타낸다. 그림 13은 이상 징후가 발생했을 때의 Impact 값을 나타낸다. 그림 12와 13을 통해 확인할 수 있듯이, 사람이 정상적인 활동을 하면 Impact

값이 크게 변하고 지속적인 이상 징후가 발생했을 경우 값의 변화가 없음을 알 수 있다. 본 연구에서는 센서에서 발생 될 수 있는 오 탐지의 원인인 노이즈를 고려하여 사람의 움직임을 판단하는 threshold를 Impact 값이 1로 나타나는 것으로 정했다.

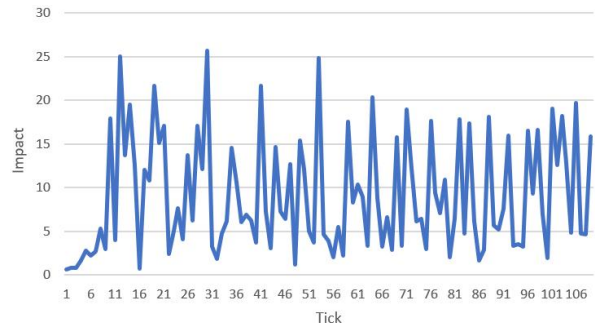


Fig. 12. Measurement result of the smartphone accelerometer sensor for normal event detections

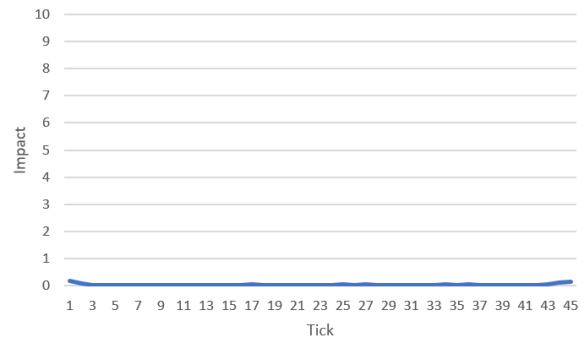


Fig. 13. Measurement result of the smartphone accelerometer sensor for abnormal event detections

활동 패턴 알고리즘의 정확도 판단을 위해 2개의 상황을 반복한 실험과 기존 연구에서의 실험 데이터를 사용하였다. 정상 상태 실험 데이터는 기존 연구의 76개 데이터와 정상 상태 5번 반복한 5개의 데이터 총 81개를 사용하였다. 이상 징후 상태 실험 데이터는 기존 연구의 23개와 본 연구에서의 5번 반복 실험의 5개 데이터 총 28개를 사용하였다. 정상 상태 데이터 중 정확한 탐지 데이터는 71개, 이상 징후 상태 데이터의 정확한 탐지 데이터는 27개로 전체 109개 중 98개가 정확한 탐지 데이터이다. 따라서 Accuracy는 101/109로 표 2와 같이 0.927이다.

Table 2. Accuracy of activity pattern algorithm

Accuracy
0.927

홈 CCTV를 이용하여 사람의 움직임 및 이상 징후를 탐지하기 위한 영상 패턴 알고리즘의 실험을 진행하였다. 사람과 사물을 영상으로 탐지하여 분석하는 알고리즘으로 Tensorflow Object Detection Faster R-cnn inception v2 알고리즘을 사용했다. OpenCV의 영상 처리 기법을 활용하여 사람이라고 탐지되는 물체는 파란색, 사물은 빨간색 마커를 표시하여 구분했다. 그림 14는

Faster R-CNN Inception V2 알고리즘을 실험 영상에 적용한 이미지다. 왼쪽 위에 있는 이미지는 원본 영상이며, 오른쪽 위에 있는 이미지는 Object Detection이 진행된 이미지이며 탐지된 물체의 영역과 탐지율을 나타내고 있다. 왼쪽밑의 이미지는 사람이 탐지된 영역에는 파란색 마커, 사물이 탐지된 영역에는 빨간색 마커를 표시하여 움직임을 시각화하여 나타내고자 하였다. 오른쪽 밑은 영상 내에서 움직이는 물체에 대한 영상 처리 기술을 적용하여 사람의 움직임을 시각화하여 표현하고자 하였다. 그림 15는 정상 패턴에서의 영상 처리 결과 그래프이다. 그래프는 영상에서 탐지된 사람과 사물의 정보를 기반으로 작성했다. 첫 번째 그래프는 사람이라고 탐지된 영역의 x, y 좌표의 합을 나타낸다.

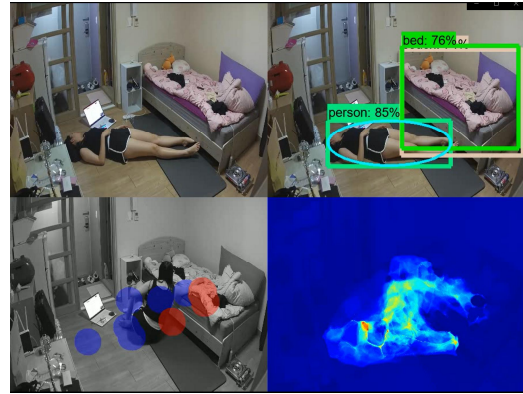


Fig. 16. Abnormal pattern result within the vision range

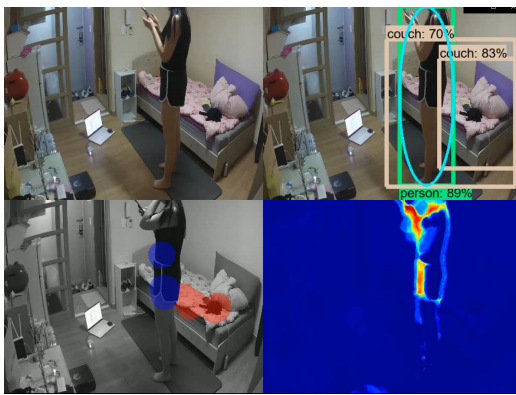


Fig. 14. Movement pattern measurement within the vision range in a normal daily life

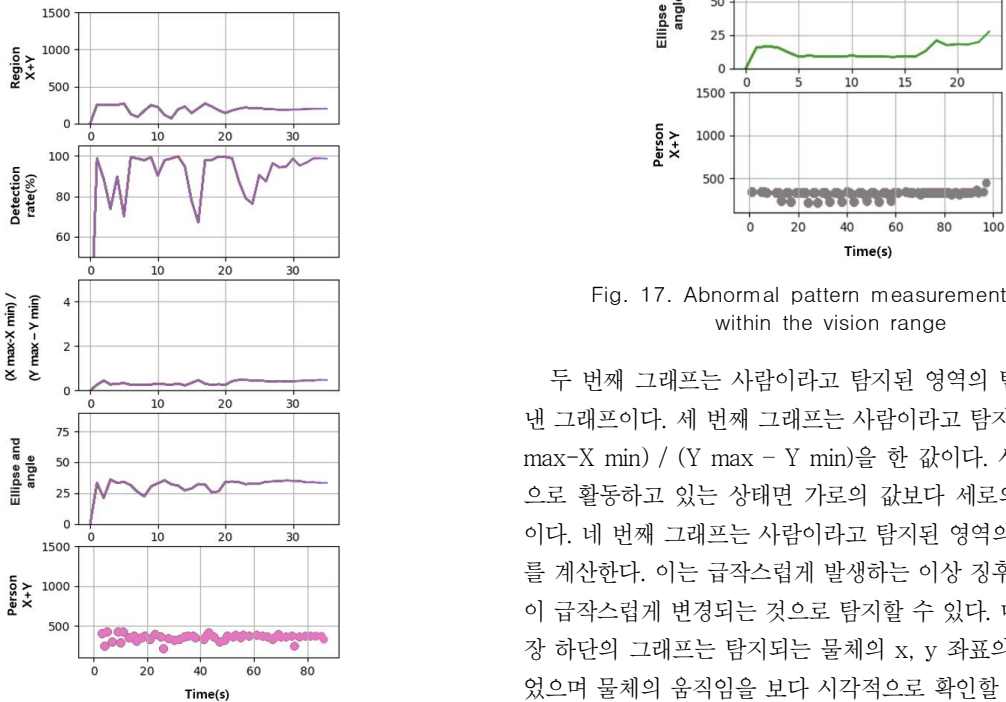


Fig. 15. Normal pattern measurement result within the vision range

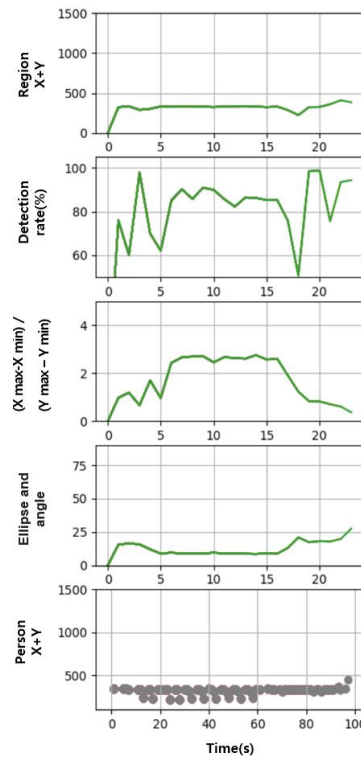


Fig. 17. Abnormal pattern measurement result within the vision range

두 번째 그래프는 사람이라고 탐지된 영역의 탐지율을 나타낸 그래프이다. 세 번째 그래프는 사람이라고 탐지된 영역의 $(X_{max} - X_{min}) / (Y_{max} - Y_{min})$ 을 한 값이다. 사람이 정상적으로 활동하고 있는 상태면 가로의 값보다 세로의 값이 클 것이다. 네 번째 그래프는 사람이라고 탐지된 영역의 타원과 각도를 계산한다. 이는 급작스럽게 발생하는 이상 징후를 각도의 값이 급작스럽게 변경되는 것으로 탐지할 수 있다. 마지막으로 가장 하단의 그래프는 탐지되는 물체의 x, y 좌표의 합을 나타내었으며 물체의 움직임을 보다 시각적으로 확인할 수 있다. 그림 16은 이상 징후 상태 중 장시간의 기절을 표현하기 위해 바닥에 누운 영상 실험이다. 그림 17은 그림 16의 영상 실패터에서 추출된 데이터들의 결과이다. 그림 15와 마찬가지로 4개의 그래프로 영상 내 사람을 탐지한 결과를 보여준다. 하지만, 그

림 15와 달리 세 번째 그래프에서 가로축의 값이 세로축의 값보다 크다. 그래프의 값은 본 영상의 사람이 지속적인 이상 징후 상태라는 것을 의미하며 이상 징후를 잘 탐지했음을 알 수 있다. 영상 패턴 알고리즘의 정확도 판단을 위해 정상, 이상 징후 상황을 3번씩 반복한 실험과 기존 연구에서의 실험 데이터를 사용하여 계산하였다. 정상 상태 실험 데이터는 기존 연구의 90개 데이터와 정상 상태 3번 반복한 3개의 데이터 총 93개를 사용하였다. 이상 징후 상태 실험 데이터는 기존 연구의 31개와 본 연구에서의 3번 반복 실험의 3개 데이터 총 34개를 사용하였다. 정상 상태 데이터 중 정확한 탐지 데이터는 89개, 이상 징후 상태 데이터의 정확한 탐지 데이터는 31개로 전체 127개 중 120개가 정확한 탐지 데이터이다. 따라서 Accuracy는 120/127로 표 3과 같이 0.944이다.

Table 3. Accuracy of video pattern algorithm

Accuracy
0.944

각 영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘을 이용하여 사람의 정상적인 활동 및 지속적인 이상 징후 탐지 실험을 진행했다. 하지만, 각각의 알고리즘을 사용하여 실험을 진행한 결과 탐지되는 범위에 대하여 제한점이 발생했다. 이러한 제한점을 보완하기 위해 알고리즘들의 탐지범위를 넓히며, 정확도를 보완하는 융합 방식을 제안했다. 표 4는 융합 방식의 성능을 평가하기 위한 특정 시나리오로 진행한 실험결과이다. 시나리오는 영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘이 각각 탐지할 수 있는 상황에 대하여 실험을 진행하고 각 상황에 융합 방식을 적용한 실험도 진행했다. ‘스마트폰을 다른 곳에 둔 상태로 누워있을 때’, ‘스마트폰을 두고 앉아서 책을 볼 때’, ‘스마트폰을 다른 곳에 두고 가만히 앉아서 TV를 볼 때’ 상황들은 활동 패턴 알고리즘으로는 탐지할 수 없지만, vision 패턴 알고리즘이 탐지할 수 있기에 융합 방식을 통해선 탐지할 수 있다. ‘카메라 영역 외부에서 스마트폰을 하며 가만히 앉아있을 때’의 상황은 vision 패턴 알고리즘과 먼지 패턴 알고리즘은 탐지할 수 없지만, 융합 방식을 통해 탐지 가능했다. 또한, ‘스마트폰을 충전시킨 상태로 카메라 영역 외부에서 운동할 때’, ‘스마트폰을 다른 곳에 두고 카메라 영역 외부에서 요리할 때’, ‘스마트폰을 충전시키고 카메라 영역 외부에서 장시간 청소할 때’, ‘스마트폰을 두고 카메라 영역 외부에서 옷의 먼지를 털 때’와 같은 먼지 패턴 알고리즘만 탐지가 가능한 상황에서도 융합 방식을 사용하였을 때 탐지가 가능하였다.

융합 방식의 정확도 판단을 위해 7개의 정상 상태 시나리오는 5번씩 반복, 이상 징후 시나리오 1개는 8번 반복하여 총 43번 실험을 진행했다. 수집한 데이터들은 TP(True positive), FP(False positive), TN(True negative), FN(False negative) 4개로 나뉘며 정확도를 계산에 사용한다.

표 5는 융합 방식에 대한 정확도 계산에 TP, FP, TN, FN을

Table 4. Experimental results of the pattern algorithms by scenarios

Situation	Vision	Activity	Dust	Fusion
Laying down without the smartphone	O	X	X	O
Sitting a chair with smartphone out of the vision range	X	O	X	O
Walking without smartphone out of the vision range	X	X	O	O
Reading a book without smartphone within the vision range	O	X	X	O
Cooking without smartphone within the vision range	X	X	O	O
Cleaning without smartphone out of the vision range	X	X	O	O
Dust clothes dust lingly without smartphone out of the vision range	X	X	O	O
Watching TV without smartphone within the vision range	O	X	X	O

사용하여 Recall, Precision, Accuracy 값을 계산한 결과이다. Recall은 $TP/(TP+FN)$ 으로 35/36인 0.972이다. Precision 계산은 $TP/(TP+FP)$ 로 1이다. Accuracy는 $(TP+TN)/(TP+FP+TN+FN)$ 으로 계산하며 결과는 0.977이 나온다. Recall, Precision, Accuracy 계산 결과를 통해 이상 징후 및 정상 상태를 3가지 알고리즘을 결합한 융합 방식을 사용했을 때 각 알고리즘의 제한점을 보완하여 높은 정확도로 탐지 가능함을 알 수 있었다.

Table 5. Recall, Precision, Accuracy of fusion formula

Recall	Precision	Accuracy
0.972	1	0.977

V. Conclusions

본 연구에서는 실내의 홈 CCTV, 스마트폰, 미세먼지 센서를 사용하여 사람 및 사물의 일상생활 패턴과 다른 지속적인 이상 징후를 탐지할 수 있는 영상, 활동, 먼지 패턴 알고리즘과 각 알고리즘을 결합한 융합 방식을 제안했다. 카메라, 스마트폰,

먼저 센서를 사용하여 패턴 알고리즘과 융합 방식을 실험하였지만, 센서 탐지범위를 벗어났을 때 결과가 바뀔 수 있는 한계점이 있다. 이러한 제한점은 융합 방식을 통해 각 패턴 알고리즘의 한계점을 보완하며 이상 징후를 정확히 탐지할 수 있었다. 향후 더욱 탐지범위가 넓고 오차 발생이 적은 센서, 빅데이터 기술 등을 활용한 알고리즘을 연구하여 패턴 알고리즘 연구를 더욱 발전시킬 예정이다.

REFERENCES

- [1] Statistics Korea, '2017 Causes of Death Statistics', http://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/6/2/index.board?bmode=read&bSeq=&aSeq=370710&pageNo=1&ownNum=10&navCount=10&currPg=&searchInfo=&sTarget=title&sTxt
- [2] KB FINANCIAL GROUP, '2019 Korea Single-person Furniture Research Report', https://www.kbfg.com/kbresearch/index.do?alias=report&viewFunc=research_details&categoryId=1&boardId=105&articleId=1003809
- [3] K-indicator, 'the ratio of senior citizens living alone', <http://www.index.go.kr/unify/idx-info.do?idxCd=4233>
- [4] News way, 'Why do you do "neighbor" and "cousin"?', <http://www.newsway.co.kr/news/view?tp=1&ud=2019061008290949843>
- [5] Samsubg, 'Home IOT Smart Shing', <https://www.bodnara.co.kr/bbs/article.html?num=155732>
- [6] Petnik J, Lhotska L, "Suitable Data Representation for Abnormal Pattern Detection in Smart Home Environment.", 2019
- [7] Berkan Solmaz, Video-based detection of abnormal activities in crowd using a combination of motion-based features, 2018
- [8] 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)
- [9] 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)
- [10] 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/tensorflow/models/tree/master/research/object_detection
- [11] Isma Boudouane Email author Amina Makhoulouf Mohamed Aures Harkat Mohamed Zakaria Hammouche Nadia Saadia Amar Ramdane Cherif, "Fall detection system with portable camera", 2019
- [12] Suparna Biswas, Tanima Bhattacharya, Ramesh Saha On, "Fall Detection Using Smartphone Sensors", 22.3 (2018)
- [13] DS Jat, AS Limbo, C Singh - Intelligent Speech Signal Processing, "Voice Activity Detection-Based Home Automation System for People With Special Needs", (2019)
- [14] Ahmad Jalal, Majid A. K. Quaid, M. A. Sidduqi, "A Triaxial Acceleration-based Human Motion Detection for Ambient Smart Home System", (2019)
- [15] Youngmin Lee, Hongjin Yeh, Ki-Hyung Kim, Okkyung Choi, "A real-time fall detection system based on the acceleration sensor of smartphone", (2018)
- [16] Booker, Douglas and Young, Paul and Walker, Gordon, "Indoor-Outdoor Air Pollution & Environmental Justice", (2018)
- [17] Hussein A. Mohammed1, Baha'a A. M. Al-Hilli2 and Intisar Shaded Al-Mejibli3, "Smart system for dust detecting and removing from solar cells" 2018
- [18] Chavi Srivastava Shyamli Singh Amit Prakash Singh, "IoT-Enabled Air Monitoring System", 27, 2, (2019)
- [19] Louis Anton A. Cruza, Maria Teresa T. Griño a, Thea Marie V. Tungola, Joel T. Bautista, "Development of a Low-Cost Air Quality Data Acquisition IoT-based System using Arduino Leonardo", (2019)
- [20] Kim, Jin-Gyeong Ra, Sang-Yong Kim, Min-Seok Kim, Jung-Hoon Lee, Jun-Dong, "The Implementation of Wireless Fine Dust Sensor System Based on Arduino", (2018)
- [21] Junho Ahn, Richard Han, "my Black Box: Black box Mobile Cloud Systems for Personalized Unusual Event Detection", (2016)
- [22] Juho Jung, Junho Ahn, "Intelligent User Pattern Recognition based on Vision, Audio and Activity for Abnormal Event Detections of Single Households," (2019)

Authors



Jung-Eun Song received the B.S. degrees in Computer Science from Korea National University of Transportation, Korea, in 2019. Ms. Song joined the faculty of the Department of Computer Science at Korea National University of Transportation,

Chungju, Korea, in 2016. She is interested in Vision, Machine Learning and IoT.



Ju-Ho Jung received the B.S. degrees in Computer Science from Korea National University of Transportation, Korea, in 2019. Mr. Jung joined the faculty of the Department of Computer Science at Korea National University of Transportation,

Chungju, Korea, in 2013. He is currently a M.S. in the Department of Computer Science, Korea National University of Transportation. He is interested in Vision, Machine Learning, IoT and Self-driving.



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.