

딥러닝을 이용한 고소작업자 행동 모니터링

이세훈*, 김현우^o, 유진환*, 탁진현**

^o인하공업전문대학 컴퓨터시스템과

**덕산정보통신(주) 기술연구소

e-mail: seihoon@inhac.ac.kr*, hwkim931224@gmail.com^o, yjh052216@gmail.com*,
tak@ducsan.onnet21.com**

High Rise Worker Behavior Monitoring using Deep Learning

Se-Hoon Lee*, Hyun-Woo Kim^o, Jin-Hwan Yu*, Jin-Hyun Tak**

^oDept. of Computer Systems & Engineering, Inha Technical College

**R&D Center, DucSan Information Telecom Co., Ltd.

● 요약 ●

이 논문에서는 고소 작업자의 위험 행동 분석을 위해 딥러닝 기법 중 연속적인 데이터 분석에 적합하며 매우 뛰어난 성능을 보여주는 LSTM 알고리즘을 이용해 모니터링 하는 시스템을 개발하였다. 모델을 위해 학습 데이터는 안전벨트에 자이로센서 등을 부착해서 실험하였다. 시스템은 작업자의 5가지의 행동 패턴을 분석할 수 있으며, 96%의 정확도를 얻었다.

키워드: 작업자안전관리(Worker's Safety Management), 작업자 행동(Worker Behavior), 딥러닝(Deep Learning)

I. Introduction

고소 작업 산업현장의 작업자 안전을 위해 작업자의 위험 행동을 분석하는 연구들이 있으나 아직도 떨어짐과 넘어짐의 비율이 높다[1]. 이런 사고 발생의 원인은 위험 행동 기준은 안전고리를 체결하지 않거나 고소 작업 중 위험 행동을 하기 때문이다. 기존 시스템을 통하여 안전고리와 안전벨트 내의 안전 고리의 FSR 센서를 통해 안전벨트 체결여부를 확인하고 가속도 데이터 기반 행동 분석을 통해 모니터링하고자 하였지만, 위험행동에 대한 규칙 기반 방식의 행동 인식은 복잡한 행동을 분류해내기 어렵다는 한계가 있다[2]. 이런 한계를 극복하기 위해 본 연구에서는 연속적인 행동 유형을 인지하기 위해 딥러닝 RNN(Recurrent Neural Network)의 한 종류인 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 기반으로 한 행동 모니터링 시스템을 개발한다.

MPU6050으로 가속도값과 자이로값 6축의 데이터를 수집하였다.

행동 데이터의 값의 변동을 업에기 위하여 일정한 센서의 위치가 필요하다. 그래서 안전벨트 허리부분에 MPU6050을 고정시키고 데이터 수집 및 실험을 하였다. 데이터 수집은 행동 인식의 대상이 개인이 아니고 다수의 작업자이기 때문에 모두에게 만족되는 유연성 있는 모델을 구성해야만 한다. 그러므로 두 명의 실험자가 5가지의 행동 (standing, walking, running, walking upstairs, walking downstairs)을 0.1초 단위로 각각 만개의 데이터를 수집하였고 총 10만개의 데이터가 연구 진행에 활용되었다. Fig. 1은 Kalman Filter를 적용시킨 데이터의 변화이다. 센서에는 노이즈가 있으므로 학습을 시킬 때 학습의 효율이 저하된다. 센서의 노이즈 제거를 위해 Kalman Filter를 거쳐 총 6축, Gyro(x, y, z), Accel(x, y, z)가 수집되었다.

II. Analysis of Worker Behavior

1. Worker's Data collection

작업자의 데이터 수집을 위해서 여러 가지 센서를 사용할 수 있다. 센서의 종류로는 환경, 가속도, 위치, 생리, 신호, 심박수, 호흡 등의 센서가 있다. 비용과 작업자의 휴대성, 행동 데이터와 직접적으로 연관있는 센서를 선택해야 해야한다. 센서는 가속도를 선택하였고

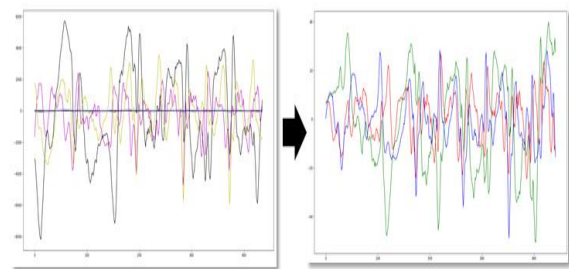


Fig. 1. Kalman Filter

2. Behavior Data analysis

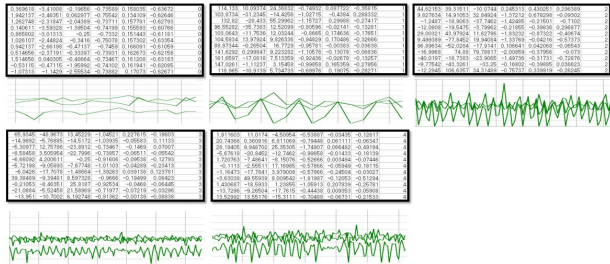


Fig. 2. Worker's Behaviour Data Set

본 실험에서는 RNN의 한 종류인 LSTM(Long short-term memory)를 사용하였다. 기존 규칙 기반 행동 인식은 연속적인 행동 데이터를 하나의 데이터로 기준값을 도달 시 행동을 분류하였다.[2] 하지만 이 규칙 기반 행동 인식은 더 복잡한 행동을 분류해내지 못한다. 본 연구에서는 LSTM을 이용하여 연속적인 데이터를 처리함으로써 더 많은 행동을 분류할 수 있었다.

3. Experiment

모델을 구성하기 전 데이터를 나누는 작업을 하였다.

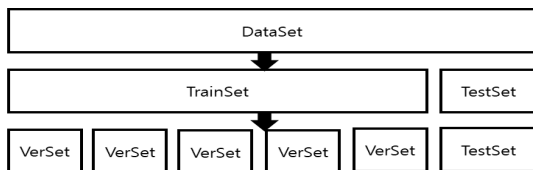


Fig. 3. Cross-Validation

학습된 모델을 통해 테스트 데이터의 정확도의 신뢰도를 높이기 위하여 Cross-Validation 기법을 사용하였다. 먼저 수집한 데이터를 학습데이터와 테스트데이터로 8:2 나누고 학습데이터를 4분할 시켜 4개의 검증셋을 만들었다. 4개중 3개를 이용하여 학습을 하고 나머지 하나의 셋을 검증용 하여 튜닝을 하는데 사용한다. 이 4개의 데이터를 번갈아가며 학습과 검증, 튜닝과정을 거치고 마지막에 테스트셋을 이용하여 정확도를 확인한다. 초기 실험은 LSTM layer를 하나로 이용하였으나 정확도는 0.18에 그쳤고 학습량을 늘려본 결과 60번에서 0.24로 더 이상 정확도의 큰 상승폭이 없었다. 학습량으로는 더 이상 정확도를 기대할 수 없기 때문에 layer를 추가하였다.

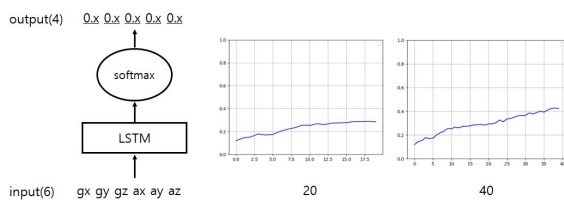


Fig. 4 LSTM 모델 / 정확도 (1)

데이터의 라벨링되어있는 분류값들을 One-hot Encoding을 하고

마지막 layer에 softmax를 추가하였다. 20번 학습에 0.28과 40번 학습에서 0.42로 더 이상 정확도가 상승하지 않았다.

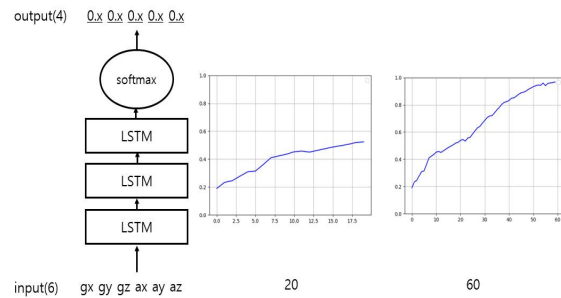


Fig. 5 STM 모델 / 정확도 (2)

layer에 Dropout을 하고, LSTM Layer를 3개로 늘렸을 때 가장 결과가 좋았고 학습량을 60으로 주었을 때 0.96의 정확도가 나왔다.

III. Conclusions

본 논문에서는 고소작업중 작업자의 행동을 모니터링할 수 있는 기술을 답타성을 통하여 해결하였다. 기존 규칙 기반, CNN, KNN등의 모델이 있었지만 연속적인 데이터를 처리하기에는 한계가 있음을 확인하였으며, RNN-LSTM모델을 기반으로 여러 복잡한 작업자 행동을 분석한 결과 0.96이라는 높은 정확도를 얻을 수 있었다.

REFERENCES

- [1] Ministry of Employment and Labor, "Current Status of Occupational Accidents", 2017.
- [2] S.H. Lee. "Behavior Monitoring System of Worker at Height based on Cloud Web Services" Vol.25 No.2 pp. 260-261 2017.07 Journal of the Korea society of computer and information