

# RNN LSTM을 이용한 사람 행동 인식

김상철 이경재 김태기

국민대학교 소프트웨어융합대학 소프트웨어학부

sckim7@kookmin.ac.kr, kjlee342@gmail.com, felimox.kim@gmail.com

## Human Activity Recognition Using RNN LSTM

Sang-Chul Kim, Kyung Jae Lee, Taegi Kim

School of Software, College of Computer Science, Kookmin University

### 요 약

IEEE 802.11n을 따르는 NIC인 Intel WiFi Link 5300을 이용하여 CSI(Channel State Information)를 수집할 수 있다. 흔히 볼 수 있는 AP(Access Point)와 NIC 사이에서, 혹은 NIC와 NIC 사이에서 사람의 움직임은 WiFi 파의 파형에 변화를 야기시킨다. 사람의 행동에 의해 변화된 파형은 특정한 모양이 가지며 이러한 점을 분석 및 학습을 할 수 있다. 이 때 수집은 CSI Tool을 이용하여 행하며 수집된 CSI 데이터를 딥 러닝(Deep learning)의 기술인 RNN(Recurrent Neural Networking) LSTM(Long-Short Term Memory)으로 학습하고 모델을 만들 수 있으며, LSTM을 이용하여 학습된 모델로 사람의 행동을 인식하여 예측하는 방법을 설명한다.

### 1. 서 론

무선 통신에서 CSI란 통신 링크의 채널 속성을 나타내며, 이러한 속성 정보는 신호가 발신자로부터 수신자까지 전파된 방법을 알려주며 이는 거리에 따른 산란이나 감쇠, 다중 경로 등을 포함하고 있다. 우리는 3개의 안테나를 가진 Intel WiFi Link 5300 무선 NIC를 사용하며, 안테나들이 각각 받아들이는 CSI의 속에 WiFi 파가 어떻게 도달했는지에 대한 정보가 포함되게 된다. AP와 NIC 혹은 NIC와 NIC 사이에서 사람의 행동을 한다면 WiFi 파에 변화를 일으키는데, 이러한 변화는 WiFi 파의 파형을 통해서도 확인할 수 있으며 CSI의 속성 정보 또한 변화하게 된다. 사람의 행동이 일으키는 CSI의 변화를 분석하고 행동을 학습하여 모델을 구축하고 현재 받아들이는 CSI 정보와 비교를 통해 사람의 행동을 인식하고 예측할 수 있게 된다[1].

기존의 사람의 행동인식에 관한 연구 중에는 음향 신호를 이용한 행동 인식[2]이나 가속도, 각속도, 고도 센서로 구성된 다중모드 센서를 이용한 행동인식 시스템[3]이 있었다. 그러나 이러한 장비들을 설치하는 비용이나 접근성에서 매우 떨어지게 된다. 현 시대의 WiFi AP는 공공장소에서도 어렵지 않게 찾을 수 있으며 CSI를 통한 사람의 행동 인식과 예측을 통하여 우리는 기존의 카메라나 레이저 센서가 가진 LoS(Line of Sight)라는 한계를 극복할 수 있다. 또한 사람이 따로 웨어러블 장치를 입고 있어야 행동을 인식할 수 있었던 기존의 한계[4]를 벗어날 수 있다.

본 논문의 구성은 2장 본론에서는 CSI 데이터를 측정 및 수집하기 위한 CSI Tool 환경 구축과 방법을 설

명한다. 3장에서는 기술의 한계를 설명하며, 마지막 4장에서는 결론과 방향을 제시하며 끝을 맺는다.

### 2. 본 론

본 논문에서는 CSI를 측정하기 위해서는 안테나가 있는 특정한 NIC를 필요로 하며, 이는 상업적 용도로 만들어졌기 때문에 개조된 펌웨어와 드라이버를 필요로 한다. 이는 리눅스 우분투에서 가능하며 커널의 버전이 너무 높아도 안된다[5].

#### 2.1 CSI Tool

본 논문에서 사용한 CSI Tool은 상업적 용도로 만들어진 Intel WiFi Link 5300 무선 NIC를 위한 도구이다. 이는 리눅스 우분투에서만 실행 가능하며 14.04.02 LTS 버전 이상을 넘어서면 커널의 버전이 너무 높아져 정상적인 실행이 불가능할 수 있다.

CSI Tool에는 AP와 NIC간의 통신을 하는 모드와 NIC와 NIC끼리 통신을 할 수 있는 injection / monitor 모드를 제공하고 있으며 패킷을 보내는 쪽에서는 패킷의 양과 속도, 지연 시간 등을 설정하는 것이 가능하다. AP모드의 경우 WiFi 신호를 보내는 AP 또한 802.11n 규격을 만족하여야 하며 비밀번호나 보안이 없어야 한다. 이렇게 보낸 CSI 패킷은 30개의 부 반송파(Subcarrier)로 나타내어진다. 이러한 CSI 데이터는 툴에서 제공하는 matlab 유틸리티를 통하여 CSI 포맷으로 변환하여 이 부 반송파를 진폭, 위상, SNRdB 등으로 나타낼 수 있다. 또는 제공해주는 프로그램을 통하여 CSV 파일로 변환 가능하며 이 경우 시간과 신호를 보낸 안테나의 수나 받는 안테나의 수 등의 정보를 바로 확인할 수 있

다.

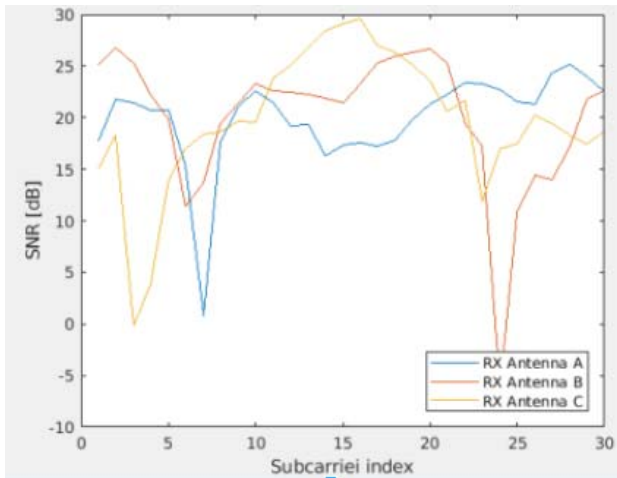


그림 1. 3개의 안테나를 사용한 CSI

## 2.2. CSI의 딥 러닝

행동인식의 학습은 사람의 말을 인식하는 것을 학습하는 것과 매우 비슷하다. 기존의 경우 HMM(Hidden Markov Model)으로 사람의 말을 인식하는 경우가 많았다[1]. 딥 러닝의 기술인 RNN은 기존의 HMM에 대응될 수 있으며 RNN의 기울기(gradients)가 폭발(explode)하거나 소실(vanishing)하는 문제가 발생할 수 있지만 LSTM을 사용함으로써 그 문제를 해결할 수 있다[1]. 그 뿐만이 아니라 LSTM을 이용할 때 두가지 이점을 얻을 수 있는데 하나는 CSI 데이터들의 특징 추출이 자동으로 되기 때문에 특별한 전처리가 필요하지 않다는 점과 두번째는 LSTM이 행동의 상태 정보를 일정 기간 동안 저장해 둘 수 있기 때문에 놓거나 넘어지는 행동처럼 유사한 행동들 사이를 구별해 낼 수 있는 잠재력을 가지고 있다[1].

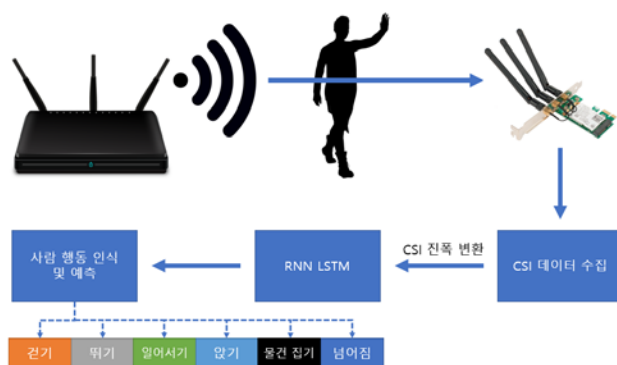


그림 2. CSI 학습 및 예측 흐름도

우리는 CSI의 진폭을 가지고 학습을 하며 이는 곧 측정된 CSI 데이터를 우선 진폭으로 변환해야 한다는 것이다. 이는 매트랩을 통하여 변환할 수 있으며 3개의 안테나를 사용한다면 30개의 CSI 벡터는 90개의 진폭이 된다. 이렇게 나온 CSI 진폭 데이터를 파이썬의 텐

서플로우를 이용하여 딥 러닝 학습을 하고 예측하게 된다. LSTM의 학습은 200개의 은닉층(Hidden layer)을 가지고 있으며 손실률(loss)의 계산은 Cross-entropy loss 함수를 사용하였다. Cross-entropy의 수치들을 최적화하기 위하여 SGD(Stochastic Gradient Descent) 방법을 이용하였으며, 0.001의 학습률(Learning rate)을 가지고 200의 batch size를 갖게 하였다. 또한 손실률을 최적화하는 방법으로는 Adam optimization을 사용하였으며 결과적으로 80% 이상의 예측률을 보여주었다[1].

## 3. 기술의 한계

CSI를 통하여 사람의 행동을 인식할 때 학습이 필요하다. 하지만 다양한 사람, 다양한 환경이라는 것은 예측할 수 없는 부분이며 이는 예측을 위한 준비 자체가 어려울 수 있다. 하지만 다양한 환경에 대비하기 위해 STFT(short-time Fourier transform)이나 DWT(discrete wavelet transform)을 이용하여 어느 정도 유사한 특징들을 추출해 낼 수 있을 것이다[1]. 또한 한 공간에 많은 사람이 있을 경우 정확한 행동을 알아내기 어려우며 이는 장기적으로 해결해야 할 문제일 것이다.

## 4. 결론과 방향

본 논문에서는 IEEE802.11 규격을 따르는 Intel 5300 NIC를 통하여 CSI 데이터를 수집하고 딥 러닝을 통하여 사람의 행동을 예측하는 방법을 설명하였다. 하지만 아직 제한된 환경에서의 작동만을 기대할 수 있는 수준이다. CSI를 통하여 인식할 수 있는 행동도 많지 않으며 앞에서 말한 바와 같은 다양한 환경에서의 실험과 많은 사람들이 있는 공간에서의 인식 실험 등등, 할 일이 매우 많이 남아 있다. 또한 아직 행동의 인식이 사람에 머물러 있기 때문에 동물의 움직임을 학습하여 사람인지, 동물인지 판별할 수 있게 된다면 더욱 좋을 것이다. 또한 아직 사람의 유무나 행동들을 인식해 나가고 있지만 아직 공간에서 사람이 위치 등을 판별할 수 없다. 앞으로 이러한 점들을 더 연구해 나가야 할 것이다.

## 5. 감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음 (2016-0-00021)

## 참고문헌

- [1] S. Yousefi, H.Narui, S. Dayal, S. Ermon and S. Valaee, "A Survey on Behavior Recognition Using WiFi Channel State Information", IEEE Communications Magazine, vol: 55, issue: 10, pp. 98 - 104, October 2017.
- [2] J. Choi and J. Lee, "Audio Signal-Based Human Activity Recognition using Deep Learning", Korea Computer Congress Journal Issue, pp. 886 - 887, June 2017
- [3] Sooyeon Shin, "Human Activities Recognition System Using

Multimodal Sensor and Deep Learning", Kookmin University Graduate School, 2017.

- [4] M. Zubair, K. Song and C. Yoon, "Human activity recognition using wearable accelerometer sensors", Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia) IEEE International Conference on, October 2016.
- [5] D. Halperin, W. Hu, A. Sheth, and D. Wetherall, "Tool release: Gathering 802.11n traces with channel state information," ACM SIGCOMM Comput. Commun. Rev., vol: 41, no: 1, p. 53, January 2011.