

## 딥 러닝을 이용한 탁구연습 보조시스템\*

임세민<sup>01</sup> 양종운<sup>1</sup> 박주영<sup>2</sup> 오형철<sup>2</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 대학원 전자정보공학과

<sup>2</sup>고려대학교 과학기술대학

jaewoong819@korea.ac.kr, yju3301@korea.ac.kr, parkj@korea.ac.kr, ohyeong@korea.ac.kr

## Deep learning based assistive system for table tennis practice

Se-Min Lim<sup>01</sup> Jong-Wun Yang<sup>1</sup> Jooyoung Park<sup>2</sup> Hyeong-Cheol Oh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Dept of Electronic and Information Eng., Graduate School, Korea University

<sup>2</sup>College of Science and Tech., Korea University

### 요 약

손과 팔에 부착된 3개의 센서 모듈에서 수신되는 정보를 이용하여, 탁구 연습을 도와주는 시스템을 설계하였다. 설계한 시스템은 탁구에 사용되는 기본동작들(스트로크, 쇼트, 드라이브, 커트, 등)의 정보를 다양한 상황이나 사람에게서 수집하여 LSTM 순환신경망에 학습시킨 후, 연습하는 사람의 동작이 어떤 동작에 해당하는가를 추론하여 알려줌으로써 연습에 도움을 제공할 수 있다. 단방향과 양방향 및 Residual 타입을 고려하여 실험한 결과, 목표로 하는 사양을 단방향 LSTM 순환신경망으로 충족시킬 수 있었다. 현재 휴대용 단말기를 개발하고 있는데, 개발된 시스템은 다양한 활동의 훈련이나 재활을 도와주는 시스템의 기초를 제공할 것으로 기대된다.

### 1. 서 론

최근 스마트 보조기술 분야에서, 사람의 움직임에 관한 정보를 분석하여 행동을 인식하는 행동인식기술의 적용이 활발하게 연구되고 있다[1]. 본 논문에서는, 이 중, 숙련도 평가(Skill Assessment) 문제로서 탁구연습을 보조하는 시스템을 제안한다.

제안하는 시스템은, 손과 팔에 부착된 3개의 센서 모듈에서 수신되는 정보로부터 사용자가 취한 탁구의 기본 동작이 시스템에 학습되어 있는 여러 동작 중 어느 동작에 해당하는가를 사용자에게 알려준다.

제안하는 시스템을 설계하기 위하여, 데이터를 수집하기 위한 장치를 제작하였다. LSTM(Long Short-Term Memory) 순환신경망(Recurrent Neural Network; RNN) [2,3,4]의 설계에는 단방향과 양방향 및 Residual 타입을 고려하였고, Pruning기법[5]을 사용하여 보조 시스템을 경량화하는 방안을 실험한 결과, 목표로 하는 사양을 단방향 LSTM 순환신경망으로 충족시킬 수 있다고 판단하고 현재 휴대용 단말기를 설계하고 있다.

### 2.1 Data 수집

본 논문에서는, 그림 1과 같이, 라즈베리파이 보드에 접속된 3개의 IMU센서를 이용하여 데이터를 수집하였다. 수집한 데이터의 70%는 훈련(training)용으로, 30%는 테스트(test)용으로 구성하였다.

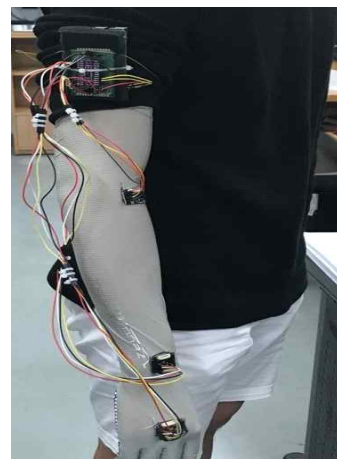


그림 1. Data 수집 장치

### 2. 제안하는 시스템의 설계

\* 본 논문은 한국연구재단 2017년도 전략과제(과제번호: 2017R1E1A1A03070652)와 2014년도 기초연구사업(과제번호: 2012R1A1A4A01015073)의 지원으로 수행되었습니다.

### 2.2 단방향(Unidirectional) LSTM 순환신경망

단방향 LSTM 순환신경망[2]은 LSTM 순환신경망의

가장 기초적인 아키텍처로서, 층(layer)들을 전방 경로(Forward Path)로만 연결한다. 본 논문에서는, 그림 2와 같이, LSTM cell 2개를 사용하여 단방향 LSTM 순환신경망을 구현하였다. 분류기(Classifier)는 ‘many-to-one’기법을 사용하여 한 동작에 관한 많은 데이터가 입력되면 해당 label의 명칭이 출력되는 형태로 구현하였다. 활성화(activation)에 ReLu 함수를 사용하였다.

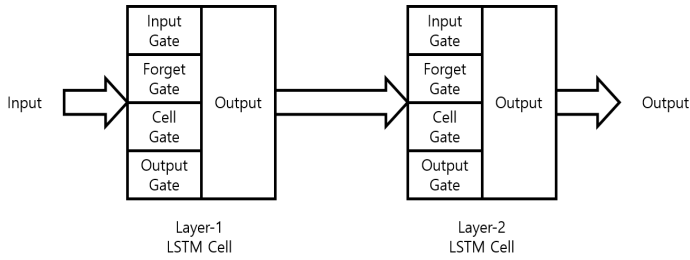


그림 2. 2-Stacked 단방향 LSTM[2]

### 2.3 양방향(Bidirectional) LSTM RNN

그림 3과 같이, 단방향 LSTM 순환신경망과 비슷하게 2개의 LSTM cell을 사용하지만, 후방 경로(Backward path)를 추가하여 양방향 LSTM 순환신경망[3]을 구현하였다. 후방 경로를 구현하기 위해 각 LSTM cell의 출력 부분의 가중치를 2배로 늘렸다. 결과 부분에서 단방향 순환신경망과의 정확한 비교를 위해 활성화함수와 분류기 등 다른 조건은 동일하게 설계하였다.

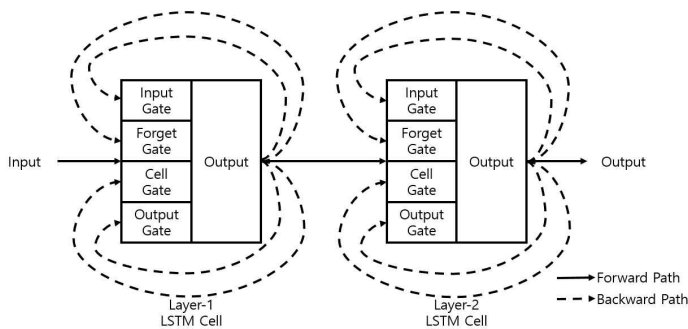


그림 3. 2-Stacked 양방향 LSTM[3]

### 2.4 Residual LSTM 순환신경망

그림 4에서와 같이, 위에서 설계한 순환신경망과 동일하게 2개의 LSTM cell을 사용하였지만, “highway” residual 경로[4]를 추가하기 위하여 덧셈연산과 배치 정규화(batch normalization) 연산을 추가하였으며, ReLu 함수를 ReLu 완전하게 연결된 층(fully-connected

layer)으로 변환하여 구현하였다.

Residual LSTM 순환신경망[4]의 여러 가지 겹친 층(stacked layer)을 비교하였을 때, 3x3 겹친 층이 가장 좋은 성능을 보였다. 3x3 겹친 층은 3개의 residual 경로와 3번 쌓아 올린 겹친 LSTM cell을 의미하며, 총 18개의 LSTM cell이 사용된다.

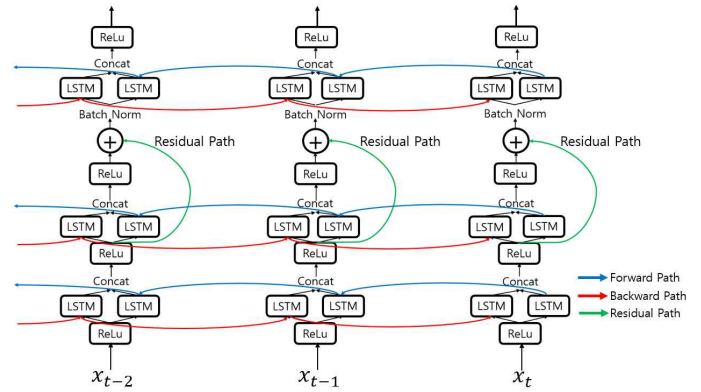


그림 4. 3x3 Residual LSTM 순환신경망 구조[4]

### 2.5 Pruning

표 1은 설계한 3가지 LSTM RNN에서 사용하는 파라미터의 양을 보인 것이다. 표 1에 보인 분량의 파라미터들은 pruning을 하지 않아도 현재 실험에 사용 중인 타겟 보드(NVIDIA TK1, TX1)에 충분히 올릴 수 있는 정도이지만, 앞으로 데이터를 더 많이 사용함에 따라 필요한 파라미터의 수가 증가할 수 있을 뿐 아니라, 타겟 보드를 보다 더 경량화 할 목적으로 Pruning 작업을 수행하였다.

표 1. 파라미터 개수

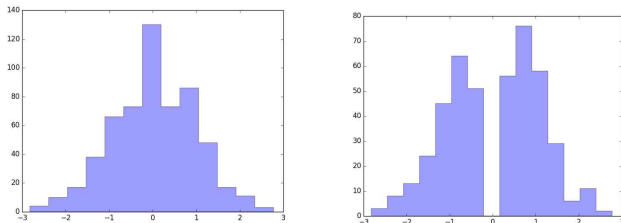
순환신경망	초기설계	Pruning 후 (90% 삭제)
단방향	$0.44 \times 10^6$	$0.05 \times 10^6$
양방향	$0.89 \times 10^6$	$0.10 \times 10^6$
Residual 단방향	$1.96 \times 10^6$	$0.21 \times 10^6$
Residual 양방향	$3.98 \times 10^6$	$0.43 \times 10^6$

Pruning은 예비 훈련된(Pretrained) 모델에서, 지정된 문턱값 이하의 값을 갖는 접속들을 제거하여 경량화된 망을 얻는다. 얻어진 경량화된 망을 재훈련하여 다시 정확도(accuracy)를 평가하여 비교하였다.

그림 5는 예비 훈련된 모델과 재훈련된 경량화된 망의 가중치 분포도를 나타낸다. 문턱 값 이하의 값들이 모두 제거되어 있는 모습을 볼 수 있다.

### 3. 결 과

본 논문에서 시스템의 설계에는, Intel i7-7500U CPU와 NVIDIA GPU 930MX 상에서 Tensorflow 라이브러리를 사용하여 설계하였다.



(a) 예비 훈련된 모델 (b) 재훈련된 모델

그림 5. 가중치의 분포

표 2는 Pruning 전, 각 신경망들이 정확도 100%에 도달하는 시간을 나타낸다. 고려된 모든 종류의 순환신경망이 정확도 100%에 도달하였는데, Residual 양방향 LSTM 순환신경망이, 단방향 순환신경망에 비하여, 사용하는 파라미터의 개수는 증가하지만 약 4.6배 빠르게 학습됨을 확인할 수 있다.

표 2. Pruning전 신경망의 정확도 100% 도달 시간

순환신경망	훈련 Iteration 횟수	100% 정확도 도달시간 [초]
단방향	90	18.49
양방향	55	11.80
Residual 단방향	43	9.21
Residual 양방향	17	4.02

표 3은 Pruning 과정에서 문턱 값 조절을 통해 원하는 만큼의 가중치를 제거한 후 정확도를 나타낸 것으로써, 정확도의 큰 손실 없이 신경망의 크기를 표 2-1에 보인 바와 같이 감소시킬 수 있음을 알 수 있다.

본 논문에서 설계하는 시스템은 학습된 정보를 바탕으로 소형 휴대용 단말기에서 추론하는 시스템이므로 학습에 소요되는 시간 보다는 망의 경량화가 중요하다. 또한 단방향 시스템이 충분한 정확도를 제공하므로 단방향 LSTM 순환신경망을 채택하고 현재 휴대용 단말기를 개발하고 있다. 개발된 시스템은 다양한 활동의 훈련이나 재활을 도와주는 시스템의 기초를 제공할 것으로 기대된

다.

표 3. Pruning후 신경망의 정확도

순환 신경망	30 % Pruning후 정확도	60% Pruning후 정확도	90% Pruning후 정확도
단방향	100%	99.07%	97.24%
양방향	100%	99.69%	97.96%
Residual 단방향	100%	99.12%	97.14%
Residual 양방향	100%	99.87%	98.02%

### 참고 문헌

- [1] M. Kranz, et al., The Mobile fitness coach: Towards individualized skill assessment using personalized mobile devices. Pervasive and Mobile Computing. 9(2), pp.203-215, 2013.
- [2] Heiga Zen, et al., "Unidirectional long short-term memory recurrent neural network with recurrent output layer for low-latency speech synthesis" Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2015 IEEE International Conference on, 2015.
- [3] Albert Zeyer, et al., "A comprehensive study of deep bidirectional LSTM RNNs for acoustic modeling in speech recognition" Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), IEEE International Conference on, 2017.
- [4] Lu Huang, et al., "An improved residual LSTM architecture for acoustic modeling." Computer and Communication Systems (ICCCS), 2nd International Conference on. IEEE, 2017.
- [5] Jin-Kyu Kim, et al., "An efficient pruning and weight sharing method for neural network." Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia), IEEE International Conference on, 2016.