## AI를 이용한 실시간 젓가락질 교정프로그램

장우성, 김민재, 유태호, 한경환, 김현돈 한국폴리텍대학 로봇캠퍼스 로봇자동화과 wsdreamws@gmail.com, mmjj908@naver.com, taeho7602@naver.com, rmc7029@gmail.com, hyundonkim@naver.com

# AI based real-time chopstick correction program

Woo-Sung Jang, Min-Jae Kim, Tae-Ho Yu, Kyung-Hwan Han, and Hyun-Don Kim Department of Robot Automation, Robot Campus of Korea Polytechnics

요 약

이 연구는 아직 젓가락이 익숙하지 않아 학습이 필요한 사람과 재활환자를 위한 실시간 젓가락질 교정 시스템에 관한 것이다. 사용자의 손 좌표데이터를 실시간으로 추출하고, 정상적인 젓가락질의 시계열 패턴을 학습한 GRU-AutoEncorder 모델을 통해 비정상적인 동작을 탐지한다. 잘못된 동작이 입력될 시 복원오차가 발생하고, 이를 기준으로 사용자에게 실시간으로 시각적인 피드백을 제공한다. 위 프로그램은 기존 교육용 젓가락의 물리적 제약과 재활 훈련의 단조로움을 극복하고, 개인 맞춤형 피드백을 통해 효과적인 젓가락질 습득 및 손의 미세근육 발달에 기여할 수 있다.

#### 1. 서론

뇌졸중, 뇌종양 등의 마비성 질병 혹은 사고로 인해 신체의 일부가 마비된 환자에게 약물치료와 함께 마비된 근육이 경직되는 것을 예방하는 재활치료가 필수적이다. 재활치료는 마비된 근육의 위치와 마비된 정도를 고려하여 진행된다. 손가락이 마비된 환자에게 제공되는 몇몇 치료중에는 고무공을 이용한 재활운동과 고무줄을 이용한 재활운동이 있다. 고무공을 이용한 재활운동과 고무줄을 이용한 재활운동이 있다. 고무공을 이용한 재활운동은 손가락을 잘 오므리지 못하는 환자에게 제공되어 쥐었다 폈다하게 하고, 고무줄은 손가락을 잘 벌리지 못하는 환자에게 제공되어 손가락을 벌리는 운동을 하게 한다. 이런식으로 환자들에게 알맞게 제공된 운동을 통해 약해진 손가락근육을 강화시킬 수 있고 각 손가락의 움직임을 스스로 익힐 수 있게 된다.

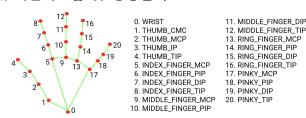
그러나 상기된 운동 같은 경우 모든 손가락을 접었다 폈다 하는 운동만을 할 뿐이여서 손가락의 섬세한 동작과 구부리는 감각을 익히는데 어려움이 있다. 일상생활 훈련을 위한 장기알, 바둑알 등 작은물체를 집는 연습을 하는 경우도 있지만 이러한 운동으로는 나중에 식사를 위한 젓가락을 사용하여 식사를 할 수 있을때까지는 상당한 시간이 소요된다고알려져있다.

비단 재활환자뿐만 아니라 젓가락 사용에 익숙하

지않은 일반 학습자의 경우, 일반적으로 시중에 판매되는 학습용 젓가락을 사용하지만, 이는 개개인의 손가락 구조가 다른 것을 고려하지 못하여 불편함을 야기하기도 한다.

따라서 이 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 비전과 딥러닝을 활용하여 (1)손가락 재활환자에게는 섬세한 손가락 감각과 근육을 강화하는 훈련을 제공하고, (2)일반 학습자에게는 개인의 손 형태에맞는 효과적인 교정정보를 제공하는 실시간 젓가락질 교정 시스템을 개발하는 것을 목적으로 한다.

#### 2. 제안시스템 및 성능분석



(그림 1) 미디어파이프 손 랜드마크 목록[1]

이 프로그램은 시간에 따른 좌표의 변화를 학습하기 위해 Google의 MediaPipe Hands 솔루션을 이용하여 각 프레임으로부터 21개의 주요 손 랜드마크의 3차원 좌표를 추출한다(그림 1). 추출된 좌표는 손의 크기나 위치에 상관없이 일관된 특징을 학습하기 위해 손목을 원점으로 하는 상대좌표로 변환하는 정규

화 과정을 거친다. 이후 45프레임의 좌표데이터를 하나의 시퀀스(Sequence)로 구성하여 모델의 입력으 로 사용한다.

젓가락질은 시간적 순서에 따른 관절 좌표의 연속적인 변화이므로, 시계열 데이터의 특징을 학습하기위해 GRU(Gated Recurrent Unit)를 기반으로 하는오토인코더(AutoEncoder) 모델을 설계하였다.

GRU는 순환 신경망(RNN, Recurrent Neural Network)의 일종으로, 내부에 위치한 업데이트 게이트(Update Gate)와 리셋 게이트(Reset Gate)를 통해 시퀀스 데이터의 장기 의존성 문제를 해결한다. 이를 통해 모델은 젓가락질의 전체적인 시간적 맥락과흐름을 효과적으로 학습할 수 있다[2].

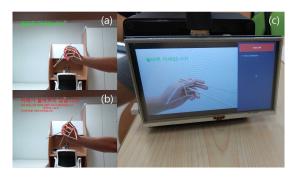
오토인코더는 데이터를 저차원의 벡터로 압축하는 인코더와 이를 다시 원본 차원으로 복원하는 디코더로 구성된 비지도 학습 모델이다.

본 연구에서는 오직 정상 젓가락질 데이터만을 학습시켜, 모델이 정상 동작의 특징을 압축하고 복원하는 데 특화되도록 하였다[3]. 따라서 학습된 모델에 비정상적인 동작 데이터가 입력될 경우, 디코더는 이를 제대로 복원하지 못하여 원본과의 차이인복원 오차(Reconstruction Error)가 증가한다. 이 시스템은 복원 오차를 이상치 점수로 활용하여, 설정된 임계값을 초과할 시 실시간으로 사용자에게 잘못된 동작임을 피드백한다.

학습에 사용된 올바른 젓가락질 샘플은 25개이며, 이를 100가지 패턴으로 학습하여 실제 손의 방향, 크기 등에 구애받지 않고 인식될 수 있게 하였다.

학습에 사용하기 위한 데이터 2500개를 8:2의 비율로 학습과 학습검증용으로 배분하였으며. 학습을 위한 배치크기(Batch)는 32, 반복횟수(Epochs)는 100으로 설정하여 학습을 진행하였다. 학습 후 나온 best\_loss값은 0.109 였으며, 실제 사용에 있어 젓가락질은 사람간의 자세 차이 혹은 손의 생김새의 차이에 따른 동작의 변경등 여러 이유로인해 오차점수의 한계선은 조금 더 너그럽게 10~12%까지로 늘려사용해야 정상적으로 인식되어 0.12 정도로 수정하여 사용하였다.

(그림 2)의 (c)는 라즈베리파이5에 구현된 휴대용 젓가락 교정 시스템에서 사용자의 젓가락질을 분석 하는 화면이다. (a)는 올바른 자세로 판단했을때의 모습이며, (b)는 잘못된 자세로 판단하여 사용자에게 피드백을 주는 모습이다.



(그림 2) 실제 구현 사진

## 3. 결론

본 연구에서는 MediaPipe와 GRU-AutoEncoder를 이용하여 실시간으로 젓가락질을 교정하는 시스템을 제안하고 구현하였다. 제안시스템은 사용자의 손 관절 좌표를 시계열 데이터로 분석하여 정상 동작과비정상 동작을 효과적으로 구분해냈다. 이를 통해재활환자와 일반 학습자 모두에게 개인 맞춤형 훈련환경을 제공할 수 있는 가능성을 확인하였다.

향후 연구는 (1)시스템을 심화하는 방향과 (2)다른 분야로 확장하는 방향으로 나눌 수 있다.

- (1) 시스템 심화의 관점에서는 다양한 젓가락질 유형의 데이터를 추가 학습하여 모델의 범용성을 높 이고, 모바일 환경에서도 활용할 수 있도록 모델을 경량화하는 후속 연구를 진행할 수 있다.
- (2) 본 연구에서 제안한 손의 시계열 데이터 분석 프레임워크를 확장하여 젓가락질 교정을 넘어 다양 한 분야에 적용할 수 있다. 예를 들어, 산업 안전 분 야에서는 특정 도구를 반복적으로 사용하는 작업자 의 손 피로도나 직업병 위험 패턴을 감지할 수 있 다. 더 나아가 사용자의 손 움직임을 원격으로 로봇 팔에 전달하는 정밀 제어 시스템으로도 발전시킬 수 있을 것으로 기대된다.

### 참고문헌

- [1] Google, "Hand Landmarker", Google for Developers, 2023.
- [2] Cho, K. et al., "Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation," Proceedings of the 2014 Conference on EMNLP, Doha, Qatar, pp. 1724–1734, 2014.
- [3] An, J. et al., "Variational Autoencoder based Anomaly Detection using Reconstruction Probability," Special Lecture on IE, vol. 2, no. 1, pp. 1–18, 2015.