

생체신호 기반 로봇 매니퓰레이터 제어를 위한 행동 분류기 설계 방법론

An Approach to Design a Behavior Classifier for sEMG-based Robotic Manipulator Control

박찬진¹, 윤한얼²

Chanjin Park and Han Ul Yoon

¹연세대학교 일반대학원 전산학과

E-mail: cjpark04@yonsei.ac.kr

²연세대학교 소프트웨어학부

E-mail: huyoon@yonsei.ac.kr

요 약

인간이 수행하는 행동을 로봇이 동일하게 재현하기 위해서는 수행된 행동을 정확하게 인식하는 과정이 필요하다. 이를 위한 방법론 중 하나는, 인간의 신체에서 측정된 생체 신호를 바탕으로 행동을 예측하는 것이다. 본 논문에서는 인공지능망을 통해 생체신호인 근전도 신호로부터 인간의 행동을 분류하고, 분류된 행동을 로봇 매니퓰레이터를 통해 재현하고자 한다. 먼저, 사전에 정의된 행동을 수행하면서 피실험자로부터 근전도 신호를 측정한다. 다음으로, 근전도 신호를 입력받아 사람의 행동을 분류하는 인공지능망을 학습한다. 이어서, 학습된 인공지능망을 통해 분류된 행동과 대응되는 로봇 매니퓰레이터의 primitive action과 매핑하고, 이를 통해 로봇 매니퓰레이터를 제어한다. 최종적으로, 피실험자가 사전에 정의한 동작을 조합하여 로봇 매니퓰레이터를 제어하고, object pushing manipulation을 성공적으로 수행하는 것을 확인하고자 한다.

키워드 : Surface Electromyography, Neural Network, Robot Manipulator Control

1. 서 론

로봇이 인간의 동작을 동일하게 재현하려면, 수행된 동작을 정확히 인식하는 과정이 선행되어야 한다. 이를 위한 하나의 방법론으로, 인간의 신체로부터 측정된 생체 신호를 활용하여 인간이 수행한 행동들을 예측하는 연구들이 진행되고 있다. X. Zhai et al.은 근육에서 발생하는 전기적 신호인 근전도 신호와 주성분 분석을 활용하여 손 동작을 분류하였다[1]. D. Xiong et al.은 근전도 신호를 이용하여, 보행 중 무릎 및 발목 관절의 각도를 예측하였다[2].

본 논문에서는 인공지능망을 통해 근전도 신호로부터 인간의 행동을 분류하고, 분류된 행동을 로봇 매니퓰레이터를 통해 재현하고자 한다. 먼저, 분류하고자 하는 행동을 수행함과 동시에, 피실험자로부터 근전도 신호를 측정하여 데이터셋을 구성한다. 획득한 근전도 신호 학습 데이터를 통해, 사람의 행동 분류를 위한 인공지능망을 학습한다. 다음으로, 학습된 인공지능망에 새롭게 입력한 근전도 신호가 어느 행동에 대응되는지 추정한다. 추정된 행동과 대응되는 로봇 매니퓰레이터의 primitive action에 매핑하고, 이를 통해 로봇 매니퓰레이터를 제어한다. 최종적으로, 실험을 통해 피실험자가 사전에 정의한 동작을 조합하여, 로봇 매니퓰레이터를 제어하고,

object pushing manipulation을 성공적으로 수행하는 것을 확인하고자 한다.

2. 인공지능망 기반 행동 분류기 설계 및 로봇 매니퓰레이터 Primitive Action 매핑

2.1 근전도 신호 측정 및 전처리

그림 1은 피실험자가 수행할 네 개의 행동을 나타낸다. 피실험자는 각 행동을 20번씩 반복 수행하며, 모

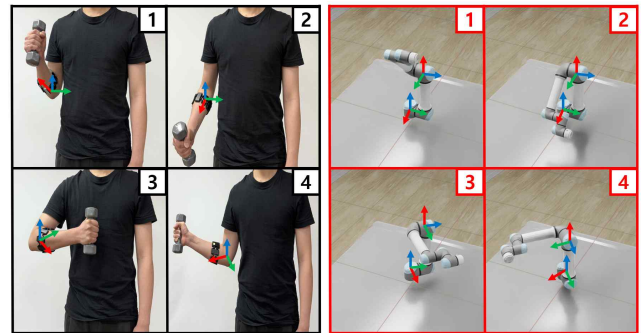


그림1. 본 논문에서 피실험자가 수행한 네 개의 행동(좌), 분류된 행동과 대응되는 로봇 매니퓰레이터 primitive action(우)

Fig. 1. Four predefined behaviors performed by the participant(left), robot manipulator primitive action corresponding to classified behavior(right)

감사의 글: 이 성과는 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술기술평가원의 로봇산업 기술개발사업(No. 20023014) 및 소재부품기술개발사업(No. RS-2024-00418941) 지원에 의해 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험 구성 및 진행 프로토콜

제안하는 방법론을 검증하기 위해, 피실험자가 사전 정의된 동작을 조합하여 로봇 매니퓰레이터를 제어하고, object pushing manipulation 태스크를 수행한다. 시스템 환경은 Ubuntu 22.04 LTS, 통신 환경으로는 ROS2 (Humble, Intrinsic, USA)을 사용하였다. Object pushing manipulation 태스크를 수행하는 프로토콜은 아래와 같다:

- 1) 피실험자가 조합하고자 하는 행동을 수행함과 동시에 근전도 센서로부터 근전도 신호 측정
- 2) 측정된 근전도 신호를 ROS2 메시지를 통해 행동 분류기에 전송
- 3) 전송 받은 근전도 신호를 학습된 인공신경망에 입력하여, 행동 분류 수행
- 4) 분류된 행동에 대응되는 primitive action을 ROS2 메시지를 통해 로봇 매니퓰레이터에 전송
- 5) 로봇 매니퓰레이터가 해당 primitive action을 수행

위에 과정은 object pushing manipulation이 완료될 때까지 반복적으로 수행된다. 본 실험에서 사용한 근전도 센서는 암밴드형 근전도 센서(Myo Armband, Thalmic Labs, Brooklyn, USA)를 사용하였고, 로봇 매니퓰레이터는 6-DoF 로봇 매니퓰레이터(UR5e, Universal Robotics, Odense, Denmark)을 사용하였다

3.2 실험 결과: 행동 분류 정확도

CNN 기반 행동 분류기를 통해 각 행동 레이블마다 10개씩 구성된 테스트 데이터셋으로부터 행동을 분류한 결과, 그림 3의 confusion matrix와 같이 결과를 얻었다. Confusion matrix를 기반으로 계산된 분류 성능은 accuracy 0.95, precision 0.96, recall 0.95, F1-score 0.95로 기록되었다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문은 인공신경망 기반 분류기를 사용하여 근전도 신호로부터 피실험자 행동 분류를 수행하였고, 분류된 행동을 통해 로봇 매니퓰레이터 제어하였다. 근전도 신호를 전처리하기 위해 저주파 필터, 이동 평균 필터를 거쳤고, 행동 분류기를 통해 피실험자의 행동을 분류하였다. 최종적으로, object pushing manipulation을 수행하기 위해, 사전에 정의된 동작을 조합하여 로봇 매니퓰레이터를 제어하였다.

향후 연구로는 근전도 신호를 입력받아, 피실험자의 kinematic 데이터를 예측하고, 예측된 kinematic data를 통해 로봇 매니퓰레이터를 정밀하게 제어하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] X. Zhai et al., "Short latency hand movement classification based on surface emg spectrogram with PCA," Proceedings of the 38th International Conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Orlando, USA, Aug., 2016.
- [2] R. Zang et al., "Continuous human gait tracking using sEMG signals," Proceedings of the 42nd International Conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Montreal, Canada, Jul., 2020.

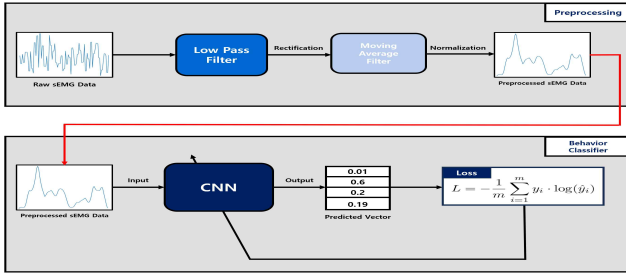


그림 2. 근전도 신호 전처리 과정(상), CNN 기반 행동 분류기(하)

Fig. 2. sEMG signal preprocessing(upper), CNN-based behavior classifier(bottom)

는 수행은 5초 동안 진행하였다. 근전도 신호는 피실험자가 사전 정의된 행동을 반복 수행하는 동안 측정되었다. 측정된 신호는 8채널 시계열 데이터이며, 20Hz로 5초간 기록되어 (8, 100) 크기의 CSV 파일로 저장되었다. 이후 그림 2에서 보이는 것과 같이, 근전도 신호를 전처리하는 과정을 진행하였다. 먼저, 획득한 근전도 신호에 저주파 통과 필터를 적용한 후, 절대값을 취한다. 다음으로, 이동 평균 필터를 적용한 후, amplitude 값을 0과 1 사이로 정규화하여 학습 데이터셋을 구성한다.

2.2 CNN 기반 행동 분류기 설계

그림 2는 전처리된 근전도 신호를 입력받아, 피실험자의 행동 분류를 수행하는 인공신경망 기반 분류기의 전체적인 구조를 보여준다. 본 논문에서는 convolutional neural network(CNN)을 사용하여, 행동 분류를 수행하였다. 분류기에 입력되는 근전도 신호가 8채널 시계열 데이터이므로, 컨볼루션 1D 연산 기반의 신경망을 구성하여 피실험자의 행동을 분류하였다. 학습에서의 loss function은 cross entropy로 정의하였고, optimizer는 Adam을 사용하여 학습을 진행하였다.

2.3 분류된 행동에서 Primitive Action으로의 순방향 매핑

그림 1에서 근전도 신호 기반 행동 분류기를 통해 분류된 행동들은 primitive action에 매핑되는 모습을 확인할 수 있다. 피실험자가 수행하는 행동은 굴곡(flexion), 신전(extension), 내회전(internal rotation), 외회전(external rotation) 운동이다. 이는 팔꿈치를 구성하는 두 개의 축을 기준으로 정회전과 역회전을 수행하는 운동이다. 본 연구에서는 로봇 매니퓰레이터가 피실험자와 동일하게 행동하도록 제어하는 것을 목표로하므로, 로봇 매니퓰레이터 primitive action도 두 이음새의 정방향, 역방향 회전 운동으로 정의하였다.

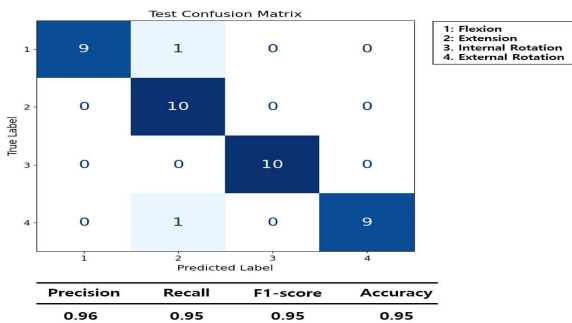


그림 3. Confusion matrix 및 분류 성능 지표

Fig. 3. Confusion matrix and classification performance metrics