

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2024.10.1.19>

JCCT 2024-1-3

머신러닝과 3D 프린팅을 이용한 저비용 인공의수 모형

Low-cost Prosthetic Hand Model using Machine Learning and 3D Printing

신동욱*, 염호준**, 박상수***

Donguk Shin*, Hojun Yeom**, Sangsoo Park***

요약 양손 절단 환자들에게 미용적 목적과 함께 기능적 목적을 갖춘 의수가 필요하며 잔존 근육의 근전도를 이용한 인공 의수에 대한 연구가 활발하나 아직도 비싼 비용의 문제가 있다. 본 연구에서는 저비용의 부품과 소프트웨어인 표면 근전도 센서, 머신러닝 소프트웨어 Edge Impulse, Arduino Nano 33 BLE, 그리고 3D 프린팅을 이용하여 인공의수를 제작하고 성능을 평가하였다. 표면 근전도 센서로 획득하고 Edge Impulse에서 디지털 시그널 프로세싱 과정을 거친 신호들을 이용하여 머신러닝으로 손가락 운동의 종류를 판단하는 훈련을 통해 각 손가락의 굽힘 운동신호를 의수 모델의 손가락들에 전달하였다. 디지털 시그널 프로세싱 조건을 노치 필터 60 Hz, 대역필터 10-300 Hz, 그리고 샘플링 주파수 1,000 Hz로 했을 때, 머신러닝의 정확도가 82.1%로 가장 높았다. 각 손가락 굴곡 운동간에 혼동될 수 있는 가능성은 약지가 가장 높아서 검지의 운동으로 혼동될 가능성이 44.7%이었다. 저비용 인공의수의 성공적인 개발을 위해서는 더 많은 연구가 필요하다.

주요어 : 인공의수, 근전도, 머신러닝, 디지털 시그널, 프로세싱, 아두이노

Abstract: Patients with amputations of both hands need prosthetic hands that serve both cosmetic and functional purposes, and research on prosthetic hands using electromyography of remaining muscles is active, but there is still the problem of high cost. In this study, an artificial prosthetic hand was manufactured and its performance was evaluated using low-cost parts and software such as a surface electromyography sensor, machine learning software Edge Impulse, Arduino Nano 33 BLE, and 3D printing. Using signals acquired with surface electromyography sensors and subjected to digital signal processing through Edge Impulse, the flexing movement signals of each finger were transmitted to the fingers of the prosthetic hand model through training to determine the type of finger movement using machine learning. When the digital signal processing conditions were set to a notch filter of 60 Hz, a bandpass filter of 10-300 Hz, and a sampling frequency of 1,000 Hz, the accuracy of machine learning was the highest at 82.1%. The possibility of being confused between each finger flexion movement was highest for the ring finger, with a 44.7% chance of being confused with the movement of the index finger. More research is needed to successfully develop a low-cost prosthetic hand.

Key words prosthetic hand, electromyography, machine learning, digital signal processing, arduino

* 정희원, 을지대학교 의료공학과 학생 (제1저자)

** 정희원, 을지대학교 의료공학과 교수 (교신저자)

***정희원, 을지대학교 의료공학과 교수 (교신저자)

접수일: 2023년 10월 4일, 수정완료일: 2023년 10월 24일

게재확정일: 2023년 11월 5일

Received: October 4, 2023 / Revised: October 24, 2023

Accepted: November 5, 2023

, *Corresponding Author: spark@eulji.ac.kr,

hyeom@eulji.ac.kr

Dept. of Biomedical Engineering, Eulji Univ, Korea

I. 서 론

손 혹은 팔 절단 장애인은 미관상의 목적 혹은 기능적 필요성에 의하여 상지 의지 혹은 의수를 착용한다. 최근에는 미관상의 목적보다는 실제 손과 같이 기능을 발휘할 수 있는 근전전동의수에 많은 관심이 쏠리고 있다. 근전전동의수란 대뇌의 신경 신호에 따라 손가락이 움직이는 의지를 말하며 절단부 위의 잔존근육에서 발생하는 미세한 근전도 신호를 이용하여 제어하므로 근전전동의수라 한다[1]. 근전전동의수에 관한 많은 연구가 있었지만 아직까지 손가락의 다양한 운동을 실현할 수 있는 전동의수의 가격은 매우 비싸며 수입에 의존하고 있어서 대다수의 장애인은 미용 목적의 전동의수를 착용하고 있다. 본 연구에서는 저렴한 가격으로 제작이 가능한 부품을 활용하여 저가로 제작할 수 있는 근전전동의수의 제조 가능성을 탐색하여 보고자 하였다.

인공지능(artificial intelligence)는 많은 학습용 데이터를 컴퓨터에 제공하여 데이터 간의 관계를 학습시킨 후, 시험 데이터의 해석에 사용하는 새로운 기술이다. 인공지능은 적용범위가 지속적으로 확대되고 있어서, 영상데이터의 해석[2,3], 인체 체형의 분석[4], 인체 모발의 성분 분석을 이용한 피험자의 연령 예측[5] 등 다양한 분야에 활용되고 있다. 머신 러닝은 알고리즘을 사용하여 데이터를 분석하고 해당 데이터를 학습하며, 학습한 내용에 따라 정보에 근거한 결정을 내리는 것으로 인공지능보다는 협의의 개념이다. 궁극적으로 근전전동의수에도 인공지능이 활용되어야 하겠지만, 우선 도입이 쉬운 머신 러닝 근전전동의수의 연구가 선행되어야 할 것이다.

파지 즉 잡기 동작이 가능한 근전 전동의수는 두 개 이상의 손가락이 동시에 움직여야 하며, 대부분의 경우에서 여러 손가락이 동시에 움직이며 효율적인 잡기 동작이 이루어진다. 따라서 여러 손가락이 동시에 움직일 때의 근전도는 매우 복잡하고 인공 의수로 재현하기 어려워 아직까지도 값비싼 부품과 소프트웨어들을 이용하여 많은 연구들이 진행되고 있다[6-8]. 본 연구는 근전전동의수에 머신 러닝을 경제적인 비용으로 도입하는 방법에 대한 연구 사례이며 적은 비용으로 이용할 수 있는 표면 근전도 센서, 아두이노, Edge

Impulse 머신러닝, 그리고 3D 프린팅 의수로 보급형 근전전동의수를 제작한 후 동작 가능성과 정확성을 알아보고자 하였다.

II. 연구 방법

그림 1은 본 연구에서 시도한 근전전동의수의 모식도이다.

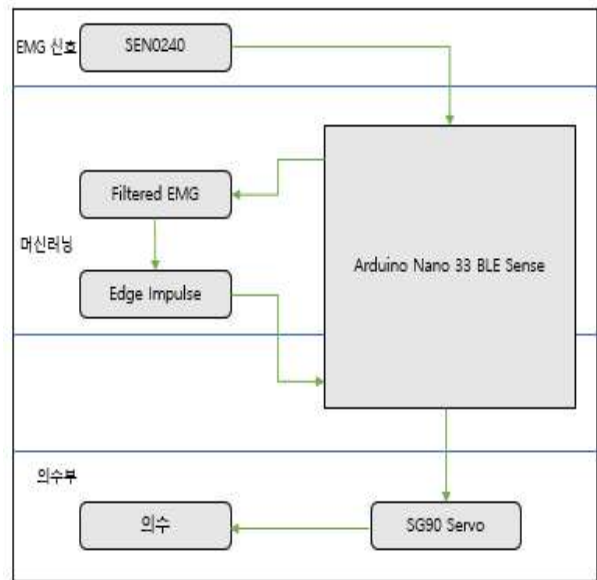


그림 1. 근전전동 의수 모식도

Figure 1. Schematics of EMG-driven prosthetic hand

EMG(electromyography) 신호 획득

EMG(electromyography) 신호를 얻는 방법으로는 대표적으로 근육에 전극을 삽입하는 침 근전도 법과 피부 표면 근전도 법이 있다. 본 연구에서는 표면 전극을 통해 손가락을 굽히는 동작에서의 EMG 신호를 얻었다. 표면 전극으로는 OYMotion 회사의 SEN0240 근전도 센서를 사용하였다. SEN0240 센서 두 개의 전극 중 하나는 팔뚝 내측 부위에서 엄지손가락을 펼 때 수축하는 짧은엄지편근(단무지신근)을 찾아 피부에 부착하였고 (emg 1), 다른 하나의 전극은 팔 안쪽에서 나머지 네 개의 손가락을 굽힐 때 수축하는 깊은손가락굽힘근(심지굴근)을 찾아 피부에 부착하였다 (emg 2).

디지털 프로세싱과 머신 러닝

SEN0240 센서를 두 개 사용하여 얻어진 EMG 신호는 Arduino Nano 33 BLE 내에서 IIR (infinite impulse response filter) 필터를 거쳐 노이즈를 제거하였다. 노이즈 필터링을 거친 EMG 신호는 Edge Impulse에서 디지털 프로세싱과 머신 러닝 과정을 거쳐 각각의 손가락 굽힘 동작으로 분류하였다. 디지털 시그널 프로세싱은 센서로 측정된 emg 1과 emg 2신호의 데이터를 샘플링하고 필터링 하는 과정이며 샘플링은 250, 500, 1000 Hz 즉 4 ms, 2 ms, 1 ms 주기로 실시하였으며, 필터링은 노치 필터 50 Hz와 60 Hz, 대역필터는 10-300 Hz와 10-500 Hz를 적용하였다. 각 손가락의 굽힘 동작 시그널 샘플을 각각 300회씩, 테스트 샘플은 각각 50회씩 Edge Impulse에 업로드하여 모델을 학습시키고 디지털 프로세싱 방법에 따른 정확도를 평가하였다. 또한 각각의 손가락 굴곡 운동이 다른 손가락 운동과 혼동될 확률도 조사하였다.

의수 제작. 의수는 3D 프린팅으로 제작하였으며, 이 때 사용한 모델은 Thingivers Inc. 회사의 무료 모델인 Flexy-Hand 2 (380665)이었다. 의수 재료는 PLLA를 사용하였으며, 손가락 끝과 SG90 서보모터를 스테인레스 스틸 와이어로 연결하여 손가락 굽힘 동작을 재현하도록 하였다.

III. 연구결과

SEN0240 센서 자체의 노이즈 필터와 아두이노의 IIR 필터를 거친 후의 EMG 신호는 그림 2와 같다. 그림 2는 엄지(A), 검지(B), 중지(C), 약지(D)를 굴곡할 때의 EMG 신호와 아무 움직임이 없을 때 관측되는 EMG 신호(E)를 보여 준다. EMG 신호는 손가락 굽힘 동작의 약 1초 동안에 큰 변화가 측정되었으며, 그 후에는 작은 신호를 나타내었다. 중지의 굴곡과 아무 움직임이 없을 때의 EMG 신호는 1초 이후에도 큰 변화가 있는 것처럼 보이지만 이는 Y축에 표시된 EMG 신호의 변화량 자체가 작기 때문이다. 아무 움직임이 없을 때의 EMG 신호(그림 E)는 순수한 노이즈라고 해석할 수 있다.

그림 3은 디지털 프로세싱의 효과의 예를 보여주고 있다. 그림 3-(A)는 SEN0240 센서로 획득한 중지

손가락의 EMG 시그널이며, 그림 3-(B)는 이 시그널의 데이터 샘플링을 1 Hz 즉 1 ms 단위로 실시하고, 노치필터 60 Hz와 대역 필터 10-300 Hz를 적용한 결과이다. 디지털 프로세싱의 결과로 머신 러닝으로 인식하기 쉬운 형태의 시그널로 개선되었음을 알 수 있다.

Edge Impulse의 디지털 시그널 프로세싱 방법에 따른 손가락 굴곡 운동 분석의 정확도는 표 1과 같다. 처음에 시도한 디지털 프로세싱 방법은 50 Hz 노치 필터와 10-500 대역필터, 그리고 샘플링 주파수 250 Hz이었으며 분석의 정확도는 47.1 %이었다. 노치 필터를 60 Hz, 대역필터를 10-300 Hz로 하고, 샘플링 주파수를 500 Hz 즉 2 밀리초로 하였을 때 분석 정확도는 77.1%로 상승하였고, 샘플링 주파수를 1,000Hz 즉 1 밀리초로 하였을 때 정확도는 82.1%로 더욱 상승하였다. 샘플링 주파수를 2,000 Hz로 하였을 때 더 이상의 유의한 정확도 상승은 없었다. 최종 필터링 조건에서 각 손가락 움직임이 다른 손가락 움직임과 혼동된 확률은 표 1에 정리하였다.

표 1. 디지털 프로세싱 방법에 따른 분류의 정확도
 Table 1. Digital signal processing methods and analysis accuracy

디지털 프로세싱 방법, Hz			분석 정확도, %
Notch filter	Band pass filter	sampling frequency	
50	10-500	250	47.1(+4.1)
60	10-300	500	77.1(+0.5)
60	10-300	1,000	82.1(+1.1)

엄지의 굴곡은 엄지의 굴곡으로 정확하게 분류될 가능성이 83.9 %로 가장 높으나 검지나 중지의 굴곡으로 분류될 가능성도 약간 존재하였다. 검지의 굴곡 역시 정확하게 분류될 가능성이 87.5 %로 가장 높으나 엄지, 검지, 약지로 분류될 가능성이 약간 존재한다. 약지 굴곡 운동의 분류가 가장 정확성이 낮는데 약지의 운동으로 정확하게 인식될 가능성은 55.3 %이고 나머지 44.7 %에서 검지의 굴곡운동으로 혼동될 가능성이 있었다.

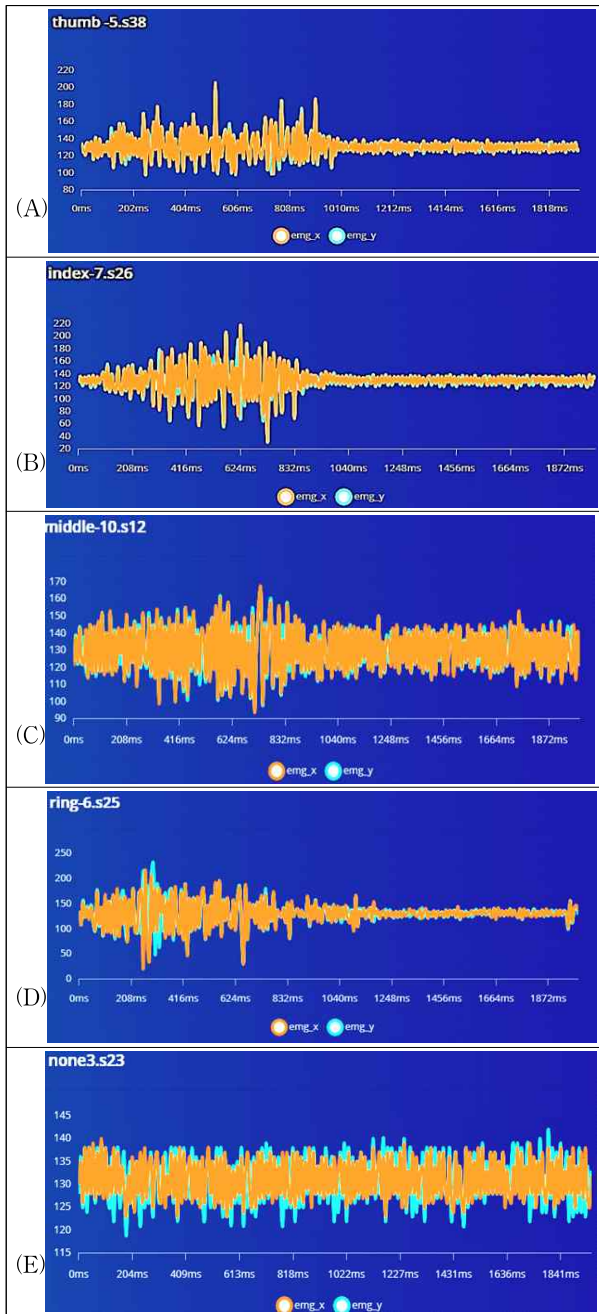


그림 2. 각 손가락 굽힘 동작에서의 근전도 파형
Figure 2. EMG signals of finger flexion movements

EMG 신호에 의한 의수의 동작은 그림 4에 보여 주고 있다. 그림 4(A)는 손가락이 모두 펴져 있는 상태이며, 의수의 엄지손가락은 3D 프린팅 모델 자체가 다른 손가락들 방향으로 휘어져 있다. 그림 4(B)에서 약지 손가락을 구부렸을 때 약 0.5 초 후에 의수의 약지 손가락이 약간 구부러지는 것을 볼 수 있었다.

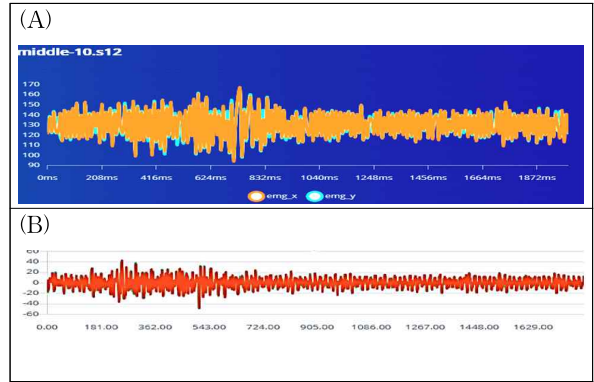


그림 3. 디지털 시그널 프로세싱 효과
Figure 3. The effect of digital signal processing

표 2. 각 손가락 굴곡 운동의 혼동 가능성 매트릭스, %
Table 2. Confusion matrix among the finger flexion movements, %

손가락 굴곡운동	엄지	검지	중지	약지	None
엄지	83.9	2.1	9.5	0	0
검지	9.7	87.5	0	44.7	0
중지	6.5	4.2	85.7	0	0
약지	0	6.3	0	55.3	0
None	0	0	4.8	0	100

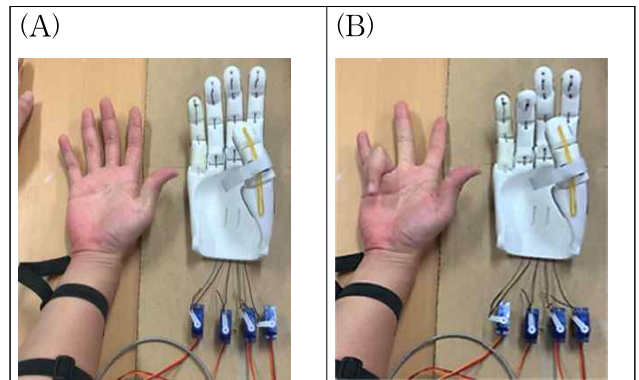


그림 4. 근전도에 의한 인공의수 작동
Figure 4. Prosthetic hand operation using electromyography

이 굽힘 동작의 딜레이는 Edge Impulse에서의 디지털 프로세싱 과정과 머신 러닝을 통한 동작 분류 과정에서 발생하는 것으로 생각된다.

IV. 고찰

본 연구에서는 저비용의 근전전동의수의 제작을 목표로 하였으며, 피부 부착 전극을 이용하여 근전전동의수의 제작이 낮은 가격으로 가능함을 보여주었다. 경제적으로 고가의 전동의수를 사용할 수 없는 장애인들에게 보편적으로 사용할 수 있게 하려면 다음과 같은 개선이 필요하다.

첫째, 피부 부착 전극의 숫자를 증가시키고, 암 밴드(arm band) 형태로 만들어 착용성을 향상시켜야 한다. 또한 암 밴드 내에 데이터 프로세싱과 머신러닝을 할 수 있는 컨트롤러의 내장이 필요하다.

둘째, 현재 약 0.5초가 걸리는 근전도 발생과 의수 손가락의 동작 사이의 시간 차를 줄여야 할 것이다. 이 차이를 줄이기 위해서는 고가의 부품을 사용해야 하므로 사용편의성을 우선할 것인지 비용을 우선할 것인지에 대한 결정이 필요하다.

셋째, 인공의수도 기초적인 동작만을 시험하기 위해서 제작되었으므로 사용편의성 향상이 필요하며 장애인들이 필요로 하는 필수 손동작에 대한 연구가 필요하다.

V. 결 론

인공지능을 이용한 근전전동의수를 경제적인 비용으로 제작할 수 있는 방법을 모색해 보았다. 저비용의 부품을 이용하여 근전도로 동작하는 의수의 제작은 가능하나, 양팔 절단 장애인의 삶의 질 향상을 위해서는 더 비싸고 성능 좋은 부품들의 사용이 불가피하며 많은 연구가 필요하다.

References

[1] Cha, G. C., Choi, K., Lee, S., Park, S. "Development of Gripping force and Durability Test Standard for Myoelectric Prosthetic Hand," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 9, No. 4, pp. 393-399, 2023. doi.org/10.17703/JCCT.2023.9.4.389.

[2] Ann, K., Ohm, S. "A COVID-19 Chest X-ray Reading Technique based on Deep Learning," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 6, No. 4, pp. 789-795, 2020. doi.org/10.17703/JCCT.2020 .6.4.789

[3] Kim, K., Kim. S.. "Grade Analysis and Two-Stage Evaluation of Beef Carcass Image Using Deep Learning," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 8, No. 2, pp. 385-391, 2022. doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.2.373

[4] Park, J. H., Ha, B. J., Park, S. (2022). "Prediction of Hair Owners' Age using Hair Mineral Content and Artificial Intelligence," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 8, No. 6, pp. 155-159, 2022. doi.org/10.17703 /JCCT.2022.8.6.155

[5] So, J. H. Jeon. Y. "Using 3D image-based body shape Measurement to increase the accuracy of body shape Measurement," *The Journal of the Convergence on Culture Technology (JCCT)*, Vol. 6, No. 4, pp. 803-806, 2020. doi.org/10.17703/JCCT.2020 .6.4.797.

[6] Yoo, H. J., Lee, S., Kim, J., Park, C., & Lee, B. "Development of 3D-printed Myoelectric Hand Orthosis for Patients with Spinal Cord Injury," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Vol. 16, No. 1, pp. 1-14, 2019.

[7] Lee, S., Sung, M., & Choi, Y. "Wearable Fabric Sensor for Controlling Myoelectric Hand Prosthesis via Classification of Foot Postures," *Smart Materials and Structures*, Vol. 29, No. 3, 035004., 2020

[8] Ju, N., Lee, K. H., Kim, M. O., & Choi, Y. "A User-driven Approach to Prosthetic Upper Limb Development in Korea *In Healthcare*," Vol. 9, No. 7, p. 839, 2021.

[9] Kim, J. J., Kim, J., Lee, J., & Shin, J. (2022). "Influence of Lifestyle Pattern on Preference for Prosthetic Hands: Understanding the Development Pathway for 3D-printed Prostheses," *Journal of Cleaner Production*, 379, 134599. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.134599.

※ 본 연구는 2023년도 을지대학교 교육혁신지원사업으로 연구되었음