

ICT 센서 융합을 위한 전이학습 기반 인체 동작 의도 예측 모델

김태형¹, 이동준¹, 이광민¹, 최안렬^{1,2}, 문정환^{1*}

¹성균관대학교*, ²가톨릭관동대학교

sanctified@skku.edu, mouse87@skku.edu, kmlee.bme@gmail.com, achoi@cku.ac.kr, *jmun@skku.edu

Human motion intention detection model using cross-domain transfer learning

Tae Hyong Kim¹, Dongjun Lee¹, Kwangmin Lee¹, Ahnryul Choi^{1,2}, Joung Hwan Mun^{1*}

¹Sungkyunkwan Univ*, ²Catholic Kwandong Univ

요약

본 논문은 착용형 어깨 보조 외골격 장치의 구동부 자동 제어를 위하여 전이학습 기반의 착용자 동작 의도 판단 모델을 제안하는 것이다. 근전도 센서, 관성 측정 센서 (IMU), 압력 센서를 사용한 모델의 분류 정확도는 94%를 보였으며, 전이학습 기법을 통하여 학습된 IMU와 FSR센서를 활용한 모델은 90%의 정확도를 보였다. 따라서, 제안한 방법은 다른 종류의 센서 신호를 기반으로 하는 모델을 사용하지만 재학습을 하지 않으면서 훈련 시간 단축 및 높은 정확도를 보장하는 방법으로 사료된다.

I. 서론

과수 농작업은 수작업 비중이 높으며 노동시간이 길기 때문에 상지 근골격계 질환을 초래할 가능성이 매우 높다 [1]. 장시간으로 신체적 노동을 필요로 하는 현장에서 고령층의 작업자가 느끼는 피로도를 경감시키기 위해서는 보조기구가 필요하다. 따라서, 착용형 상지 보조 외골격 시스템과 같은 보조기구는 작업 시 팔의 무게뿐만 아니라 및 중량물의 무게를 보조하여 근육의 피로도를 감소시킴으로써 근골격계 질환의 예방이 가능하다 [2]. 이러한 시스템은 사람이 직접 착용하고 장치를 구동하는 방식으로 작업자와 시스템 간 긴밀한 상호작용을 통하여 의도된 동작을 자연스럽게 수행되어야 한다. 따라서, 사람의 동작 의도를 정확하게 판단하는 것이 착용형 보조 외골격 시스템의 핵심 기술이다 [3].

착용자의 동작 의도를 판단하기 위해서는 움직임 시 인체로부터 발생한 신호들을 계측할 수 있는 i) ICT 센싱 기술과 획득한 생체 신호를 활용하여 정확하게 동작의 의도를 판단 할 수 있는 ii) 인공지능 기술이 필수적이다. 움직임 시 발생하는 신호를 측정할 수 있는 다양한 센서들이 있으나, Electromyography (EMG) 센서가 대표적이다. 그 이유는 EMG 센서는 동작을 수행하기 직전 운동 신경 세포에서 근육 섬유조직으로 전달되는 전기적인 동작 전위를 측정한다. 따라서, 물리적인 신호를 획득하는 센서보다 이른 시간 동작으로 의한 신호가 측정되기 때문에 동작 의도를 빠르게 판단 할 수 있다는 장점이 존재한다. 하지만, EMG 센서는 근육의 피로도로 인한 신호 재현성이 낮으며, 피험자 간의 변화폭, 신호 획득 시 잡음 등으로 인하여 실생활 적용에 한계점이 존재한다 [4].

이를 극복하기 위하여 EMG 센서가 아닌 다른 센서를 활용한 연구들이 수행되었다. 기존 연구들은 Inertia Measurement Unit (IMU) 또는 Force Sensing Resistor (FSR) 센서를 활용하여 인공지능 알고리즘 기반 인체 동작 의도를 판단할 수 있는 모델을 개발하였다. 그 결과 약 EMG센서 기반 인공지능 모델은 84~91%의 동작 의도 판단 정확도를 보였으나, IMU 또는 FSR센서 기반 인공지능 모델은 평균 82%로 나타났다[5]. 따라서, 본 논문에서는 IMU와 FSR 센서를 활용하여 착용자의 동작 의도를 예측하

는 방법을 개발하였다. 이를 위해, 전이 학습 기법을 적용하여 새로운 인공지능 모델을 개발하였으며 이는 실생활에서 사용이 불편한 EMG 센서의 문제점을 해결할 수 있을 것으로 사료된다.

II. 재료 및 방법

사과 수확 시 인체 팔 동작 움직임 시 생체 및 메커니컬 신호를 획득하기 위하여 3개의 센서를 활용하였다. 생체 신호 데이터 및 메커니컬 센서 신호를 획득하기 위해 2개의 EMG 센서, 2개의 IMU 센서와 4개의 FSR 센서를 자체 제작한 arm cuff에 부착하였다. 데이터 획득은 STM32 시리즈 보드를 사용하였으며, C#기반 windform 프로그램 데이터를 획득받아 workstation에 저장하였다.

사과 수확 시 나타나는 팔의 동작에 대한 데이터 획득을 위한 실험 환경 및 실험 프로토콜은 다음과 같다. 먼저 수확 작업 시 주변 환경을 분석하였다. 그 결과, 환경의 경우에는 사과나무 높이, 거리 등을 고려하였으며 및 수확 작업 시 나타나는 동작을 세분화 한 결과 3가지 동작 팔 올림, 내림 그리고 그 외 동작으로 분류할 수 있다. 총 8명의 신체 건강한 20대에서 30대 연령대의 남녀 피험자로부터 180개의 데이터 세트를 획득하였다.

전이학습이란 많은 양의 데이터 세트로 학습한 모델의 가중치 일부를 새로운 분야의 모델 신경망에 전이하여 재학습을 수행하는 방법이다. 이는 새로운 모델의 데이터의 수가 적을 때도 효과적이며 학습 속도가 빠르며, 전이학습을 활용하지 않은 모델보다 높은 정확도를 제공하는 장점이 존재한다고 보고되었다. [6] 본 논문에서 제안하는 전이학습 기반의 착용자 동작 의도 예측 모델은 source와 target 모델의 도메인 즉 데이터의 형태 및 유사성이 다르므로 기존 연구들과는 차별점이 존재한다. 이를 위해 2개의 모델을 설계하였다. 첫 번째 모델은 CNN 기반의 source model로써 EMG, IMU, FSR 센서 데이터를 모두 사용하는 모델이다. CNN은 미세한 특징을 도출하는 부분적 신경망들의 가중치를 공유하는 방식으로써 기존 Neural Network 알고리즘보다 구조를 단순화하여 사전 학습이 없어도 역전파 알고리즘을 통하여 다층 구조 학습이 가능한 장점이 존재한다.[6]

Source모델의 back-bone은 Cifar10-Network를 활용하였으며 이는 기존 back-bone 모델과는 달리 입력 벡터의 사이즈가 작아 적은 계산량과 처리속도가 높은 장점이 존재한다. 두 번째 모델은 target model로써 IMU와 FSR센서를 기반으로하는 모델이며 CNN의 back-bone은 source 모델과 동일하다 (그림1).

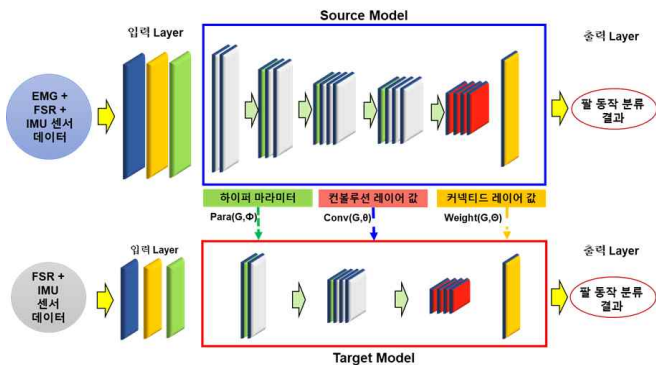


그림 1. Heterogenous 전이학습 착용자 동작 의도 판단 모델

전이학습 방법으로는 대표적인 기법인 fine tuning을 활용하였다. 무작위 초기화 대신 source 모델 신경망의 특정 계층은 고정된 후 마지막의 완전 연결된 계층은 새로운 무작위의 가중치를 갖는 계층으로 대체되어 이 계층만 새롭게 학습하도록 설정하였다. 또한, source 모델 학습을 위하여 사용한 매개변수도 마찬가지로 재설정하는 것이 아닌 재사용하도록 설정하였다. 훈련을 위해 사용된 매개변수는 i) stochastic gradient descent with momentum, ii) learning rate, iii) momentum이다. Mini-batch 사이즈는 64이며 최대 Epochs는 10으로 설정하였다.

본 논문에서 제안하는 전이학습 기반의 착용자 동작 의도 판단 다중 분류 모델의 성능을 평가하기 위하여 cross-validation 5-fold를 적용하여 결과 (정확도, 민감도, 특이도)를 도출하였다. 학습을 위해 MATLAB (2019b, Mathwork, USA)를 활용하였으며, Intel(R) i7-5930K CPU @ 3.50GHz 와 Nvidia Titan XP GPU 12GB를 활용하였다.

III. 결론

본 논문에서는 첫 번째 EMG, IMU 그리고 FSR 센서 데이터를 활용하여 착용자 팔 동작 의도를 판단하는 딥러닝 기반 모델을 개발하였다. 그 결과 정확도는 94%로 나타났다. 다음은 source 모델로부터 딥러닝 레이어들의 가중치 및 매개 변수들을 전이받은 IMU 그리고 FSR 센서 데이터 기반의 모델의 성능을 평가하였다. 그 결과 정확도는 90.7%로 나타났다 (그림 2).

#1 Source Model (EMG + IMU + FSR)					#2 Target Model (IMU + FSR)				
True class	1	339	5	17	True class	1	331	7	38
	2	3	146	1		2	4	147	0
	3	14	1	174		3	14	2	157
		95.2	96.1	90.1			1	2	3
Predicted class					Predicted class				
Sen					Sen				
95.2 96.1 90.1					94.5 94.2 80.1				
ACC					ACC				
94.1					90.7				

그림 2. Source 모델과 target 모델 성능 평가 결과

추가적으로 source 모델 훈련 진행 결과의 경우 Epochs 0에서의 정확도는 약 50%에서 점차적으로 증가하는 패턴을 보이지만 전이된 Target 모델 훈련 진행 결과의 경우 Epochs 0에서의 정확도가 약 90%인 것을 확인

할 수 있다.



그림 3. Target 모델 전이 학습 훈련 진행 결과

따라서, 본 논문에서는 인체 동작 의도 예측을 위해 다른 형태의 센서 데이터를 가지는 도메인 모델로부터 새로운 도메인 모델에 팔 동작 의도의 정보들을 전이하는 방법을 적용하는 딥러닝 아키텍처를 제안하였다. 이는 새로운 도메인 모델을 재학습하지 않음에도 높은 성능을 나타냄과 동시에 훈련 시간을 단축하는 효과를 확인하였다. 이를 통해 IMU 또는 FSR 센서가 아닌 다른 센서를 활용하는 연구에도 적용할 수 있을 것으로 사료된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 성과물은(논문, 산업재산권, 품종보호권 등) 농촌진흥청 연구사업(과제번호: PJ015311)의 지원에 의해 이루어진 것임.

참 고 문 헌

- [1] Kang, M. Y., Lee, M. J., Chung, H., Shin, D. H., Youn, K. W., Im, S. H., & Lee, K. S. "Musculoskeletal disorders and agricultural risk factors among Korean farmers," Journal of agromedicine, pp.353-363, 2016.
- [2] Sirintuna, D., Ozdamar, I., Aydin, Y., & Basdogan, C. "Detecting human motion intention during pHRI using Artificial Neural Network trained by EMG signals," IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication, pp.1280-1287, 2020.
- [3] Cote-Allard, U., Fall, C. L., Drouin, A., Campeau-Lecours, A., Gosselin, C., Glette, K., & Gosselin, B. "Deep learning for electromyographic hand gesture signal classification using transfer learning," IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 27, pp.760-771, 2019.
- [4] Wu, H., Huang, Q., Wang, D., & Gao, L. "A CNN-SVM combined model for pattern recognition of knee motion using mechanomyography signals," Journal of electromyograph and kinesiology, 42, pp.136-142, 2018.
- [5] Moon, D. H., Kim, D., & Hong, Y. D. "Intention Detection Using Physical Sensors and Electrogram for a Single Leng Knee exoskeleton," Sensors, 19(20), pp. 4447, 2019.
- [6] Rahman, T., Chowdhury, M. E. H., Khandakar, A., Islam, K. R., Islam, K. F., Mahbub, Z. B., Kadir, M. A., and Kashem, S. "Transfer learning with deep convolutional neural network (CNN) for pneumonia detection using chest x-ray," Applied Sciences, 10, pp. 3233-3250, 2020.