

# 인간-기계 인터페이스를 위한 상지부 움직임의 실시간 예측 Real-Time Upper Limb Motion Prediction for Human-Machine Interface

\*권순철<sup>1</sup>, #김정<sup>2</sup>

\*S. C. Kwon<sup>1</sup>, #J. Kim (jungkim@kaist.ac.kr)<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> 한국과학기술원 기계항공시스템공학부

Key words : Surface electromyography, Motion estimation, Real-time, Human-machine interaction

## 1. 서론

로봇 기계는 점점 더 인간과 가까운 환경에서 작동할 것으로 기대되고 있다 [1]. 이런 환경 속에서 인간과 물리적으로 접촉해야 하는 기계는, 인간의 생활에 위협하지 않아야 하고, 인간 대화나 동작, 눈빛 등을 인식하고 그 의도를 파악하면서 상호작용(interaction) 할 수 있어야 한다 [2]. 이를 위해 인간의 음성인식이나 동작인식에 관해서 연구가 진행되고 있고, 특히 동작 인식을 위해서는 힘센서, 비전센서 등이 이용되고 있다. 그러나 이런 센서들은 기계 또는 외부에 센서를 직접 장착해야 하고, 인식 범위와 해상도에 따라 움직임 인식에 한계가 있다. 또한 이 센서들은 인간이 움직이고 나서야 그 움직임을 인식할 수 있기 때문에, 인터페이스의 반응이 지연되는 문제가 발생할 수 있다. 이런 단점을 극복하기 위해 최근에는 센서를 여러 개 장착하거나, 다른 종류의 센서들을 동시에 사용하여 동작을 인식하는 연구들이 진행되고 있다.

이런 노력의 일환 중 하나는 생체 신호를 사용하여 인간의 움직임을 예측하는 것이다. 생체 신호는 움직임 이전에 발생하기 시작하므로, 기계 인터페이스의 반응 시간을 줄일 수 있고, 이를 통해 인간의 동작과 동시에 반응할 수 있어 이른바 밀착된 상호작용이 가능할 수 있다 [3, 4]. 또한 생체 신호용 센서를 인체에 직접 부착하기 때문에 인체 움직임에 대해서는 인식범위에 제한이 없다. 생체 신호들 중에서 움직임 인식을 위해 가장 널리 쓰이고 있는 것은 표면 근전도 신호(surface electromyography, sEMG)이다. 표면 근전도 신호는 근육 위 피부에 센서를 붙이는 것으로 비침습적으로 수집할 수 있기 때문에 다수의 연구에 사용되어 왔으며 [5-8], 근육의 수축보다 30~130ms 앞서 신호가 발생하기 시작하는 특성이 있다.

본 논문은 인간-기계 상호작용을 위해 표면 근전도 신호와 움직임 시의 인체의 각속도를 이용한 실시간 동작 예측 방법을 제안한다. 사람의 손으로 기계팔의 끝단을 잡고 있는 상태에서의 상호작용을 연구 대상으로 했으며, 이를 위해 상지부(팔)에 위치한 5 곳의 근육에서 수집한 표면 근전도 신호, 어깨와 팔꿈치 관절의 회전 각속도 그리고 인공 신경회로망 알고리즘을 이용하여 동작을 예측했고, 이 정보를 기계팔의 제어에 이용하여 상호 작용이 이루어 지도록 했다. 표면 근전도를 이용한 동작 예측이 상호 작용에 실제로 적용할 수 있는지를 평가하기 위해, 인체 각도계 (goniometer)를 이용한 상호 작용과 비교 실험을 진행했다.

## 2. 시스템 구성

상지부를 움직이는 동안, 관련 근육의 표면 근전도 신호를 수집하고, 이때 인체 각도계를 사용해 상지부 동작의 참조 데이터(관절 각도)를 수집하게 된다. 동시에 관절각을 미분하여 각속도를 계산하여 표면 근전도 신호와 함께 신경 회로망에 입력, 학습시키면 움직임 예측 모델을 만들 수 있다. 실시간으로 수집되는 근전도 신호를 관계 모델에 입력시켜 동작을 예측하면, 기계팔이 예측된 동작을 쫓아 움직이도록 제어했다.

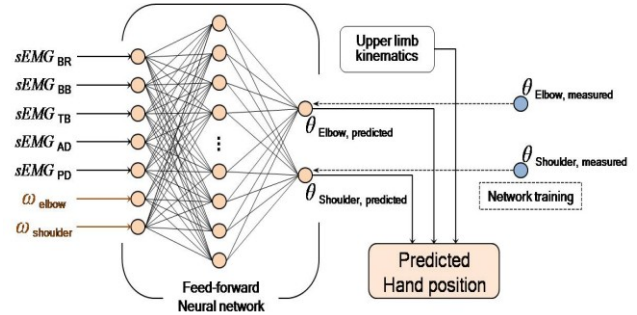


Fig 1. Motion estimation scheme

상지부는 2 차원 수직 평면(sagittal plane)에서 굽힘- 폼 동작을 하도록 제한했다. 상지부의 굽힘- 폼 움직임에 관련된 근육은 이두근(Biceps Brachii), 삼두근(Triceps Brachii), 상완요골근(Brachioradialis), 그리고 삼각근 전후근 (Anterior and Posterior Deltoid)으로, 이 5 곳의 근육 표면에 근전도 전극 (DE-2.1, Delsys)을 부착했다. 수집되는 근전도 신호는 데이터 수집 보드(PCI-6034e, National Instruments)를 통해 1KHz 샘플링했고, 근전도 신호의 특징 추출과 저역 통과 필터링을 위하여 이동창(moving window) 알고리즘을 통해 200ms 크기 RMS 값을 계산했다.

움직임 예측 모델로 사용한 인공 신경회로망 알고리즘은, 복잡한 인체 근육격 구조로부터 기구학-동역학적 계산을 풀어내지 않아도 표면 근전도와 상지부 움직임 사이의 관계를 모델링 할 수 있다는 장점이 있다. 신경망은 전방향 모델로, 1 개의 입력층, 25 개의 은닉노드를 가지는 1 개의 은닉층과 1 개의 출력층으로 이루어져 있다. 인체각도계에서 측정되는 참조값은 어깨와 팔꿈치의 각도이고, 신경망의 출력층도 이에 대응하는 2 개의 노드를 가진다. 입력층은 5 곳의 근전도 신호와 어깨, 팔꿈치의 각속도 및 입력 받기 위해 7 개의 노드를 가진다.

## 3. 실험

제안하는 움직임 예측 모델의 성능을 평가하고자, 기계 팔의 끝단을 잡은 피실험자의 상지부의 움직임을 실시간으로 예측하고 기계팔이 피실험자의 움직임을 쫓아 가는 상황을 실험했다. 본 논문에서 제안하는 표면 근전도로부터 손의 위치를 예측하는 방법과 인체각도계에서 측정된 각도로부터 손의 위치를 계산하는 방법에 대하여, 동작 예측 모델 생성을 위한 데이터 수집 및 신경망 훈련 파트와 상호작용 테스트 파트로 이루어진 실험을 수행했다. 신경회로망 훈련 용 데이터 수집은 피실험자가 240 초 동안 정해진 2 자유도 동작을 따라 하는 것으로 이루어졌고, 신경망 훈련을 거친 후 다시 60 초 동안 실시간 상호작용 실험을 수행했다. 상호작용 실험 태스크는 60 초간 피실험자가 자유롭게 상지부를 움직이는 것을 10 회 반복하는 것으로 이루어졌다.

Table 1 Experimental results

	RMSE	CC
Using the goniometer	0.019±0.06 [m]	0.987±0.006
Using the proposed method	0.186±0.043 [m]	0.677±0.112

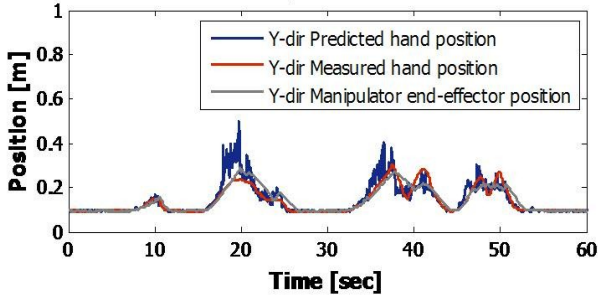


Fig. 2 Estimation results using the proposed method

실험에서는 예측된 움직임에 따라 작동하는 기계팔의 끝단 위치와 실제 손의 위치 사이의 제곱평균오차(root-mean-squared error, RMSE)와 상관관계(correlation coefficient, CC)을 통해 동작 예측 방법의 성능을 분석하였다. 표 1 은 실험 결과로부터 계산된 결과로, 각각의 방법의 성능을 보여준다.

RMSE 와 CORR 의 크기로부터, 인체 각도계로부터 정확히 측정된 동작 정보로 제어되는 기계팔의 경우가 표면 근전도 신호로부터 예측되는 동작 정보를 이용했을 때에 비해 우수한 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다. 이 결과는, 표면 근전도 신호의 특성 중 하나인 난수성(randomness) 때문에 근전도 신호를 이용해서는 정확한 동작 예측이 어려웠던 반면 인체 각도계는 깨끗한 동작 인식이 가능했기 때문으로 해석된다. 표면 근전도를 통한 동작예측의 경우 실험 데이터(그림 2)를 살펴보면, 근전도 신호의 잡음이 예측된 동작 데이터에 반영되어 예측 데이터 역시 잡음이 있음을 알 수 있다. 그럼에도 불구하고 관련 연구와 비교하면, 본 연구 결과는 동작을 비교적 정확히 예측하고 있다고 볼 수 있다 [9].

위치 추종에 관한 성능 분석 이외에도, 표면 근전도 신호 이용 시 기계팔 이 동작할 때의 기계팔의 응답시간 지연 감소 효과를 살펴보았다. 아래에 도시된 표 2 를 보면, 인체 각도계를 사용했을 때에는 피실험자의 팔을 움직이고 80ms 후에 기계팔이 움직이기 시작했으며, 표면 근전도 신호를 이용했을 때에는 실제로 팔을 움직이기 약 31ms 이전부터 기계팔이 움직이기 시작했다. 이 결과는, 본 실험 시스템에 인위적인 31ms 가량의 시간 지연을 더해주면, 사람이 실제로 팔을 움직이는 것과 동시에 기계팔이 움직이기 시작할 수 있다는 것을 의미한다. 결과로부터 표면 근전도 신호로부터 제안된 방법으로 동작을 예측했을 때 응답 시간지연 현상을 줄이고 밀착된 상호작용을 이루어 낼 수 있음을 알 수 있다.

Table 2 Response time of the manipulator

	Response time
Using the goniometer	80.0±0 [ms]
Using the proposed method	-31.4±17.2 [ms]

#### 4. 결론

본 논문에서는 인간-기계 상호작용을 위해 표면 근전도 신호를 이용한 실시간 동작 예측 방법이 개발됐다. 표면 근전도 신호를 사용하여 실시간으로 예측되는 동작 정보를

이용하는 상호작용 실험을 통해, 사용자와 기계간의 상호 작용 시스템을 구현할 수 있음을 확인했다.

본 연구 결과는 인간과 상호작용하는 협업 기계를 제어할 때 자연스럽고 직관적이며 응답 지연이 적은 인터페이스 개발에 쓰일 수 있을 것으로 기대된다.

#### 후기

이 연구는 한국과학기술연구원(KIST) 기관 고유 사업의 지원을 받아 수행되었습니다.

#### 참고문헌

1. A. De Santis, B. Siciliano, A. De Luca, and A. Bicchi, "An atlas of physical human-robot interaction," *Mechanism and Machine Theory*, vol. 43, pp. 253-270, 2008.
2. T. Sato, Y. Nishida, J. Ichikawa, Y. Hatamura, and H. Mizoguchi, "Active understanding of human intention by a robot through monitoring of human behavior," in *Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1994, pp. 405-414
3. J. Rosen, M. Brand, M. B. Fuchs, and M. Arcan, "A myosignal-based powered exoskeleton system," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 31, pp. 210-222, 2001.
4. E. E. Cavallaro, J. Rosen, J. C. Perry, and S. Burns, "Real-Time Myoprocessors for a Neural Controlled Powered Exoskeleton Arm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, pp. 2387-2396, 2006.
5. B. Dellon and Y. Matsuoka, "Prosthetics, exo-skeletons, and rehabilitation [Grand Challenges of Robotics]," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 14, pp. 30-34, 2007.
6. P. K. Artemiadis and K. J. Kyriakopoulos, "Estimating arm motion and force using EMG signals: On the control of exoskeletons," in *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 279-284., 2008.
7. 김영광, 김재효, 이종선, "근전도를 이용한 로봇 팔의 무선 위치제어," *한국정밀공학회 추계학술대회 논문집*, pp. 509-510, 2007.
8. 홍정화, 박영환, 김지훈(J. H. Kim), "근전도를 이용한 근력 추정에 있어서 SVM 과 ANN 의 성능 비교 평가," *한국정밀공학회 춘계학술대회 논문집*, pp. 239-240, 2008
9. L. Dipietro, A. Sabatini, and P. Dario, "Artificial neural network model of the mapping between electromyographic activation and trajectory patterns in free-arm movements," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 41, pp. 124-132, 2003.