

표면 근전도를 이용한 파지자세 및 파지력 추정

이지민¹, 김민곤¹, 김상현¹, 박재홍^{1,2}

¹서울대학교, ²차세대융합기술연구원

Estimation of Hand Posture and Grasping Force Using Surface EMG

Lee Jimin¹, Kim Mingon¹, Kim Sanghyun¹, Park Jaeheung^{1,2}

¹Seoul National University, ²Advanced Institute of Convergence Science and Technology

e-mail: jmpechem@snu.ac.kr, mingonkim@snu.ac.kr, gory15@snu.ac.kr, park73@snu.ac.kr

요 약

인간의 손을 이용한 로봇 핸드의 원격조작을 원활히 수행하기 위해서, 인간의 의도를 파악하여 로봇 핸드에 전송하는 알고리즘의 구축은 필수적이다. 이 때 인간의 의도는 손의 파지 자세 및 파지력 추정을 통하여 파악 할 수 있다. 본 논문에서는 여러 개의 표면 근전도 센서를 사용하여 각각의 파지자세에서 발견되는 근육 활성도를 통한 전완근의 근육 시너지를 추출한다. 각 자세에서 추출한 근육 시너지를 기반으로 전처리되지 않은 임의의 파지자세를 추정하고 해당 파지 자세에서 파지력을 추정하는 방법을 제안한다. 실험을 통하여 다양한 파지자세에서의 근육 시너지를 추출하였고 이를 통해 파지자세 추정, 파지력 추정 성능을 검증하였다.

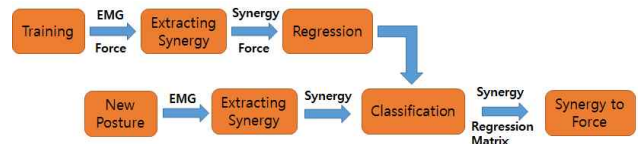
1. 서론

로봇 기술의 발전으로 인간사회에 다양한 영향을 미치면서, 로봇과 인간사이의 인터페이스 구축 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 이러한 연구의 일환으로 많이 대두되는 것이 생체신호를 이용한 인터페이스 구성이다. 생체신호는 사용자의 정보가 나타나 있기에, 사용자가 임의의 장비를 조작할 필요 없이 로봇을 조작할 수 있다는 장점이 있다.

이러한 생체신호 중 인간의 골격근에서 발견되는 신호를 근전도라고 명명하며, 다양한 분야에서 인터페이스를 구축하거나, 근육의 움직임을 분석하기 위하여 사용되고 있다. 인터페이스 구축과 관련된 주요 연구로는 근전도를 이용한 자세추정 및 힘추정이 있다[1]-[3].

하지만 기존의 근전도를 사용하여 자세 및 힘 추정을 수행하는 방법들은 자세와 힘 추정을 동시에 연관하여 나타낼 수가 없다. 하지만, d'Avella는 근육의 관점에서 이를 해결하고자 하였다[4]. d'Avella는 개구리의 Kick Motion에 따른 관련 근육의 근전도를 모두 추출한 후, 근육과 근육사이의 강한 상관관계인 시너지가 존재함을 실험적으로 증명하였다.

본 논문에서는 근육 시너지의 기본 개념에 입각하여, 손의 파지자세추정 및 해당 파지자세에서의 파지력추정 방법을 제안하고자 한다. 먼저 2장에서는 근육 시너지에 대한 개념과 추출 방법에 대하여 살펴보고, 근육 시너지를 기반으로 파지력을 추정하는 방법에 대한 알고리즘을 제시한다. 3장에서는 2장에



[그림 1] 제안한 알고리즘의 순서도

서 언급한 내용에 대한 실험 및 검증에 대해 서술하였으며, 마지막으로 4장에서는 3장에서 분석한 내용을 바탕으로 결론을 내었다.

2. 방법

인간의 손의 파지자세 추정 및 파지력 추정은 [그림 1]과 같이 크게 2가지의 단계로 이루어진다. 첫 번째는 전처리 단계로 여러 가지 파지자세에서 악력과 근전도 신호를 측정하여, 각 자세별로 악력과 근육 시너지 사이의 선형 행렬을 파악한다. 두 번째는 사용자가 취하는 임의의 파지 자세 및 파지력을 추정하는 단계로, 앞서 추출된 근육 시너지와 임의의 파지자세와의 유사성을 파악하여 전처리 단계에서 취한 자세 중 가장 유사한 자세를 선별하고 그 자세와 상응하는 선형 행렬을 사용하여 파지력을 예측한다.

2.1 EMG-to-synergy Algorithm

해부학적 관점에서 인간의 모든 움직임은 골격근의 수축과 이완에서 비롯된다. 이러한 골격근들은 서로 상호작용으로 하여, 자세나 힘을 발생시킨

다. 이에 근전도에서 추출한 근육 활성화들 사이의 강한 상관관계를 수학적으로 찾아 특정 자세에서 활성화된 근육 집합을 표현한 것을 근육 시너지라 한다[5].

본 논문에서는 근육 시너지 추출의 대표적인 방법인 주성분 분석법(PCA)를 이용하는 방법을 소개한다. 만약 측정자가 특정 파지 자세에서 서서히 힘을 증가시켰을 때 m 개의 근육에서 추출한 n 개의 frame에 따른 근전도 집합이 $V \in R^{m \times n}$ 이라고 하자. 이를 주성분 분석법을 통하여 행렬 분해하면, 식 (1)과 같다.

$$V = AC + e \quad (1)$$

이 때, $A \in R^{m \times m}$ 은 근전도 집합에서 나오는 주성분 벡터들의 집합으로 근육 시너지로 간주할 수 있으며, $C \in R^{m \times n}$ 는 근육 시너지에 상응하는 계수 벡터이며, $E \in R^{m \times n}$ 는 오차 행렬이다. 일반적으로 여러개의 근전도 신호간에는 강한 상관관계가 존재하므로 근육 시너지들의 개수를 근전도 센서의 개수보다 작게 하여도 근전도를 잘 표현하여 준다. 본 논문에서는 전처리과정에서 파지자세별로 각각의 근육 시너지를 추출한다.

2.2 Synergy-to-force Algorithm

파지력과 근전도간의 관계는 위치나 각도의 변화가 고정된 파지자세에서 선형성을 가정하고, 다음과 같은 식 (2)를 제시한다[6].

$$f = Hv \quad (2)$$

f 는 특정 파지자세에서 나오는 파지력을 의미하며, $H \in R^{1 \times m}$ 은 파지력과 근전도간의 변환 행렬, 그리고 $v \in R^m$ 은 해당 파지력에 상응하는 근전도 벡터이다.

2.1 절에서 추출한 근육 시너지를 기반으로 근전도 벡터를 재구성하면 식 (3)과 같다.

$$v = Ac \quad (3)$$

이 때, 근육 시너지의 계수 c 는 근육 시너지들이 서로 orthonormal한 점을 이용하여 식 (4)를 통하여 구할 수 있다.

$$c = A^T v \quad (4)$$

결과적으로 근육 시너지와 힘과의 관계는 식 (2)와 식 (4)를 이용하여 식 (5)로 표현할 수 있다.

$$f = HAA^T v \quad (5)$$

2.3 파지자세 추정 알고리즘

일반적으로, 근육 시너지들은 시간과 관계없이 파

지자세에 대해 일관성을 가진다. 따라서 사용자가 임의의 파지자세를 취하였을 때 나오는 근전도 신호를 바탕으로 추출한 근육 시너지 벡터들과 전처리과정에서 미리 구한 근육 시너지들 간의 유사성을 통하여 파지 자세를 추정할 수 있다.

전처리 과정에서 구한 근육 시너지를 $a_{i,k} \in R^m$ (i 번째 자세의 k 번째 근육 시너지 벡터)라 하자. 전처리(트레이닝)되지 않은 사용자의 근전도로 구한 근육 시너지 $b_k \in R^m$ 와의 유사성은 식 (6)과 같이 각 근육 시너지 벡터들간의 거리 차이로 판별할 수 있다.

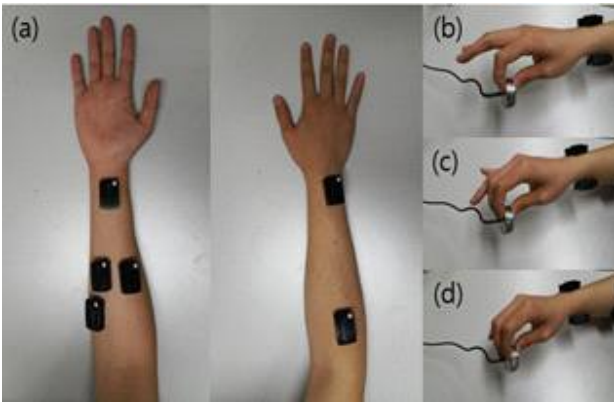
$$p_i = \left\| \sum_{k=1}^z w^T (a_{i,k} - b_k) \right\|_2 \quad (6)$$

$w \in R^{z \times z}$ 는 사용자의 근육 시너지에 상응하는 계수에서 얻어지는 가중 행렬이고 z 는 실험적으로 사용한 근육 시너지의 개수를 의미한다.

우리의 파지자세 추정 알고리즘은 전처리된 파지자세마다 식 (6)을 이용하여 유사성을 판별한 뒤, 거리 차이가 가장 적은 파지자세로 사용자가 취한 임의의 파지자세를 간주한다. 이를 통하여, 파지자세를 선정한 뒤 2.2절에서 미리 구한 파지 자세에 따른 변환 행렬을 통하여 파지력을 추정한다. 다음 3장에서는 본 논문에서 주장하는 알고리즘의 성능을 평가하겠다.

3. 실험방법 및 결과

본 실험에서는 6가지 근육에 근전도 센서를 부착하고 수행하였다([그림 2-(a)]). 따라서 시간에 따라 측정되는 근전도 벡터의 크기는 $v \in R^6$ 이다. 선정한 6가지 근육은 Flexor Carpi Radialis(FCR), Flexor Carpi Ulnaris(FCU), Flexor Digitorum Superficialis(FDS), Extensor Carpi Radialis(ECR), Extensor Carpi Ulnaris(ECU), Extensor Digitorum Communis(EDC)로, Flexor 근육들은 손가락들과 손목의 굽히는 동작을 수행시 수축하는 근육이고, Extensor 근육들은 손가락들과 손목의 폽히는 동작을 수행시 수축하는 근육이다. 사용한 근전도 센서는 Delsys Trigno EMG System을 사용하였으며, 근전도의 샘플링 주파수는 1000Hz로 하였다. 근전도의 전처리 과정은 20Hz에서 고주파통과필터를 사용한 후, 490Hz에서 저주파통과필터를 사용하였다. 이후, 크기만을 분석하기 위하여, 전과정류를 수행한 후, 1Hz의 저주파통과필터를 거쳐 스무딩을 하였다. 전처리된 근전도는 Percent Maximum Voluntary



[그림 2] (a) 근전도 센서 부착 위치, (b) Thumb-Index Grip, (c) Thumb-2 Grip, (d) Thumb-3 Grip

Contraction(%MVC)로 표준화 시켜주었다.

2.1절과 2.2절에서 해당하는 전처리 과정은 사용자가 손목의 움직임을 배제시킨 후, F/T 센서를 [그림 2-(b)~(d)]의 3가지 파지자세에 대하여 힘을 인가하는 방식으로 수행하였다. F/T센서는 ATI-MINI40을 사용하였으며, 파지력은 15N까지 피실험자가 단조증가 방식으로 인가하는 것으로 하였다.

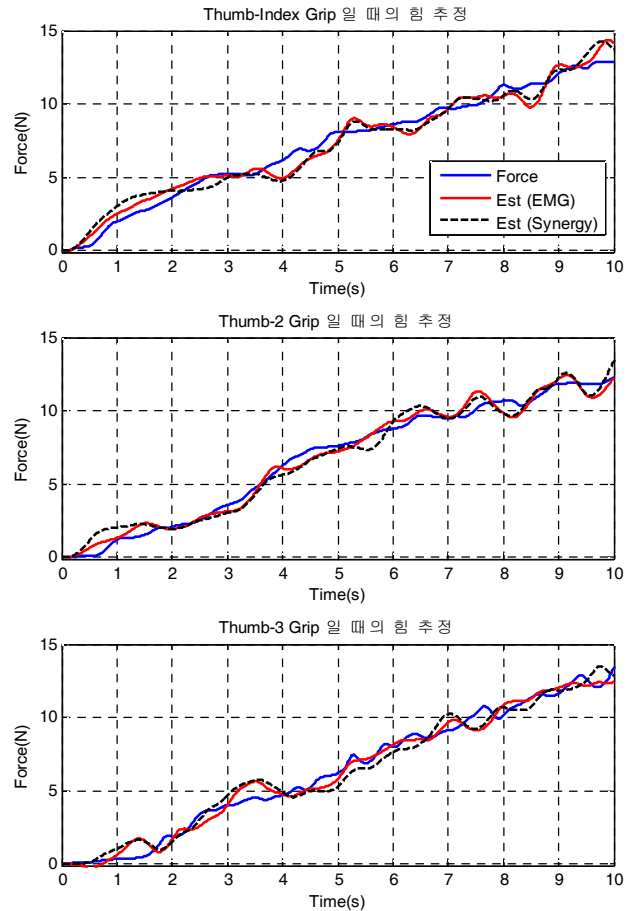
마지막으로 근육 시너지 추출은 6개의 근전도 신호를 바탕으로 3가지 파지자세마다 추출하였다. 추출된 6개의 근육 시너지중 첫 번째부터 세 번째까지의 근육 시너지만을 사용하였다.

3.1 Synergy-to-force 성능 검증

각 파지자세마다 간단한 최적화를 통해서 2.2절에서 언급한 변환행렬 H 를 구해주었다. 근육 시너지의 효용성을 분석하기 위해, 전처리과정에서 사용한 힘과 근전도 신호를 이용하여 차원을 축소하지 않은 6개의 근전도를 이용한 식 (2)의 결과(빨간 실선)와 3개의 근육시너지로 파지력을 추정하는 식 (5)의 결과(검은 실선)를 [그림 3]에 비교하였다. [그림 3]에서 볼 수 있듯이 6개의 근전도 신호를 사용한 결과와 3개의 시너지를 사용한 결과의 차이가 거의 없음을 알 수 있다. 이는 6개의 근육 사이에 강한 상관관계가 있음을 증명하는 결과이며 결과적으로 6차원의 근전도 신호를 3차원으로 차원 축소하여도 데이터 손실이 거의 없음을 알 수 있다.

3.2 파지 자세 및 파지력 추정 검증

2.3절의 언급한 분류 알고리즘의 전처리 되지 않은 데이터의 혼동 행렬은 [표 1]과 같다. 인식 알고리즘의 성공률은 98.89%을 보였다. 2.3절의 인식 알고리즘과 2.2절에서 구한 변환행렬, 그리고 전처리되



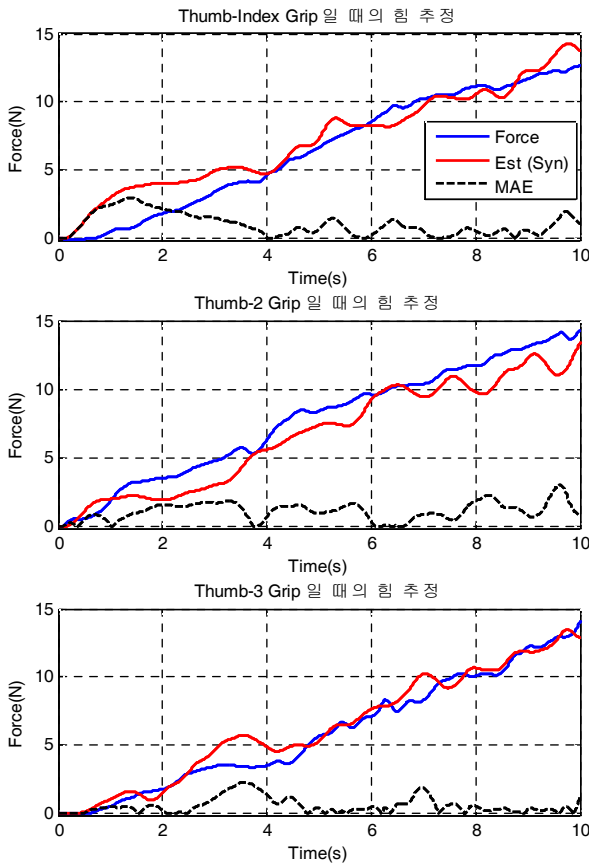
[그림 3] 전처리된 파지데이터를 사용한 EMG를 통한 힘 추정 결과(빨간 실선)와 근육 시너지를 통한 힘 추정 결과 (검은 점선) 비교

	자세1	자세2	자세3
자세1	300	10	0
자세2	0	290	0
자세3	0	0	300

[표 1] 전처리되지 않은 파지 데이터에 대한 혼동행렬

지 않은 3가지의 파지 자세의 근전도 데이터를 바탕으로 파지 자세의 추정 및 힘 추정을 실시하였다.

[그림 4]에서 보듯이, 해당 파지자세에 대한 변환행렬과 근육 시너지를 이용하여 힘을 추정하였다. 알고리즘의 성능 검증을 위하여 추정된 힘의 값과 실제 F/T 센서를 통해 측정된 힘의 값의 절대 오차를 검은 점선으로 표현하였다. 결과적으로 전처리되지 않은 파지 데이터에 대해서도 파지 자세를 추정할 수 있었으며 그에 따른 파지력 또한 추정되었음을 알 수 있다.



[그림 3] 전처리되지 않은 파지데이터를 사용한 시너지를 통한 힘 추정 결과(빨간 실선)와 실제 파지력과 힘 추정결과의 절대오차율 (검은 점선)

4. 결론

본 논문에서는 근육 시너지를 기반으로 하여 다양한 파지자세의 추정 및 해당 자세에서의 파지력을 추정하는 방법에 대해 서술하였다. 전처리 과정에서는 총 3가지의 파지자세에 대해서 각각의 근육 시너지를 추출하였으며, 이를 이용하여 근육 시너지를 힘으로 변환하여주는 변환행렬을 구성하였다. 전처리되지 않은 파지 데이터에 대해 근육 시너지를 추출하여 전처리 과정에서 얻어진 각 자세의 근육 시너지와의 유사성 비교를 통하여 파지 자세를 추정할 수 있었으며 해당 자세에 대한 변환행렬을 통하여 파지력을 추정할 수 있었다.

추후 연구로는, 비선형관계에 있는 파지력과 근전도간의 관계를 고려하여 근육 시너지와 힘과의 관계를 더욱 명확히 규명하고자 하며, 본 논문에 수록된 결과를 기반으로 로봇 핸드에 적용하여 사용자의 파지력을 로봇에 전송하는 시스템을 구축할 예정이다.

후기

이 논문은 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 <실감교류 인체감응솔루션> 글로벌프론티어사업으로 수행된 연구임.
(NRFM1AXA003-2011-0032014)

참고문헌

- [1] Lloyd, D. G., Besier, T. F, "An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo." Journal of biomechanics. vol. 36, no. 6, pp.765-776, 2003.
- [2] Yang, D., Zhao, J., Gu, Y., Jiang, L., Liu, H, "EMG pattern recognition and grasping force estimation: Improvement to the myocontrol of multi-DOF prosthetic hands." Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robotics and Systems, pp.516-521, 2009.
- [3] Keir, P. J., Mogk, J. P, "The development and validation of equations to predict grip force in the workplace: contributions of muscle activity and posture." Ergonomics, vol. 48, no. 10, pp.1243-1259, 2005.
- [4] d'Avella, A., Saltiel, P., Bizzi, E, "Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior." Nature neuroscience, vol. 6, no. 3, pp.300-308, 2003.
- [5] d'Avella, A., Portone, A., Fernandez, L, Lacquaniti, F., "Control of fast-reaching movements by muscle synergy combinations." The Journal of neuroscience, vol. 26, no. 30, pp.7791-7810, 2006.
- [6] Berger, D. J., d'Avella, A, "Effective force control by muscle synergies." Frontiers in Computational Neuroscience, vol. 46, no. 8, 2014.