

근전도 기반의 실시간 등척성 손가락 힘 예측 알고리즘 개발

최창목* · 권순철* · 박원일** · 신미혜*** · 김정†

Development of a Real-Time Algorithm for Isometric Pinch Force Prediction from Electromyogram (EMG)

Changmok Choi*, Suncheol Kwon*, Wonil Park**, Mihye Shin***, and Jung Kim†

Key Words : Electromyogram (근전도), Finger force (손가락 힘), Multilayer perceptron (다층신경망).

Abstract

This paper describes a real-time isometric pinch force prediction algorithm from surface electromyogram (sEMG) using multilayer perceptron (MLP) for human robot interactive applications. The activities of seven muscles which are observable from surface electrodes and also related to the movements of the thumb and index finger joints were recorded during pinch force experiments. For the successful implementation of the real-time prediction algorithm, an off-line analysis was performed using the recorded activities. Four muscles were selected for the force prediction by using the Fisher linear discriminant analysis among seven muscles, and the four muscle activities provided effective information for mapping sEMG to the pinch force. The MLP structure was designed to make training efficient and to avoid both under- and over-fitting problems. The pinch force prediction algorithm was tested on five volunteers and the results were evaluated using two criteria: normalized root mean squared error (NRMSE) and correlation (CORR). The training time for the subjects was only 2 min 29 sec, but the prediction results were successful with $NRMSE = 0.112 \pm 0.082$ and $CORR = 0.932 \pm 0.058$. These results imply that the proposed algorithm is useful to measure the produced pinch force without force sensors in real-time. The possible applications include controlling bionic finger robot systems to overcome finger paralysis or amputation.

1. 서 론

사람의 다재다능한 손기술은 신체의 수의운동을 관장하는 뇌와 척수의 중추신경시스템에 의해 조절된다. 사람은 물건을 잡을 때 과도하지도 미약하지도 않은 최적의 힘을 발생시키게 되며, 힘의 크기는 물체의 모양, 무게, 감촉에 따라 각기 다르게 조절된다 [1]. 물건을 잡을 때 과도한 힘을 발생하게 되면 물건을 망가뜨리게 될 것이고 미약한 힘으로 물건을 잡고자 하면 물체를 들어올리지

못하게 된다. 즉, 물건을 손으로 다루는데 있어서 힘을 적절히 조절하는 것은 매우 중요하며, 이러한 힘의 크기는 근육이 수축하는 정도에 따라 변하는데 근육의 수축되는 정도는 근전도 (electromyogram)을 사용하여 관측할 수 있다.

근전도는 근육의 수축 정도를 측정할 수 있는 전기생리학적 신호로써 의수로봇 (robotic prosthesis), 외골격로봇 (exoskeleton), 원격조종 (telematuration)과 같은 인간-기계 상호작용 (human-machine interaction, HMI)분야 [2-5]에서 인간의 움직임 의도를 추출하기 위해 많이 사용되는 대표적인 생체 신호 중 하나이다. 근전도는 비침습적으로 취득할 수 있어 다른 신경신호 (electroneurogram, cortical signals)에 비해 사용이 비교적 간편하며, 실제 신체의 움직임이 일어나기 이전에 신호가 선행함으로 힘 센서나 모션카메라를 이용하여 사용자의 움직임의도를 파악하는 것

† 교신저자, 회원, 기계공학과, KAIST
E-mail : jungkim@kaist.ac.kr
TEL : (042)869-3231 FAX : (042)869-5230

* 기계공학과, KAIST

** 로봇학제전공, KAIST

** 기계공학과, Stanford University

보다 앞서 의도를 해석할 수 있다는 장점이 있다 [6]. 최근 Tenore *et al.* [7] 과 Nagata *et al.* [8] 연구팀은 근전도 신호로부터 사람의 5 개 손가락의 굽힘/펴 등의 10 가지 이상 움직임 의도를 분석하는데 성공하였으며, 이 연구결과는 사용자가 근전도 신호를 이용하여 손 로봇 제어하는데 있어서 로봇의 손가락을 개별적으로 제어할 수 있는 가능성을 보였다 할 수 있다. 하지만 이 연구는 손가락 굽힘/펴와 같은 “ON”, “OFF”상태의 의도만 추출하였으며, 어느 정도의 힘으로 손가락 굽힘/펴를 일으킬 것인지에 관한 힘 정보는 추출하지 않았다. 최근 근전도 신호로부터 근육 힘을 추정하려는 시도가 있었지만 주로 손목, 팔꿈치 관절의 토크를 추출한 것이었으며 [9-11], 손가락 힘을 추정한 연구는 본 연구팀의 조사에 의하면 존재하지 않는다. 사람이 물건을 다재다능하게 다루는데 있어서 손가락 힘 조절 기능이 매우 중요하다는 것을 상기해보면, 손 로봇을 제어하려는 목적에서 사용자의 제어 힘 추출은 매우 중요하다 할 수 있다.

Utah/MIT dexterous hand, Shadow dexterous hand, Cyberhand 등 현재 개발된 손 로봇들은 사람 손과 같이 5 개의 손가락을 가지고 있으며, 16-자유도 이상의 움직임을 제공한다. 일본의 Okada hand 는 손가락 사이에 막대를 끼고 돌리는 행동을 시연해 보이면서 손 로봇도 복잡한 동작을 수행하는 것이 기술적으로도 가능한 일이라는 것을 보여주었다. 이와 같이 사람의 섬세하고 정교한 손 움직임을 모방할 수 있는 로봇들은 활발히 개발됐음에도 불구하고, 섬세하고 정교하게 물체를 다루기 위하여 사용자의 힘 의도를 추출하는 연구는 상대적으로 미흡하였다.

근전도 신호로부터 손가락 힘을 예측하는 데는 다음과 같은 어려움이 존재한다. 1) 39 개의 많은 근육들이 손가락 힘을 발생하는데 기여하며, 대부분의 외근 (extrinsic muscle)은 팔 깊숙이 위치해 있어 표면 전극으로 신호획득이 불가능하며, 대부분의 내근 (intrinsic muscle)은 관측하기에 크기가 너무 작다 [12]. 2) 손가락 움직임을 관장하는 근육들은 하지, 어깨 근육에 비해 부피가 작아 상대적으로 crosstalk 문제가 심각하게 발생한다 [13]. 3) 사람의 신경시스템은 손가락 힘을 발생하는데 있어서 각각의 근육들을 개별적으로 제어하는 것이 아니라 여러 개의 근육을 여러 개의 그룹으로 묶어서 제어하며 힘을 발생시키는데 [14], 다양한 패턴들이 존재한다는 연구결과가 있었지만 정확한 메커니즘에 관해서는 아직 밝혀진바 없다. 재활, 운동생리학 분야에서 근전도로부터 힘을 추정한 연구들이 있지만 이들은 off-line 해석으로 수행한 연구결과들이거나 바늘전극을 사용하여 침습적인 방법으로 수행한 것으로 HMI 응용으로 사용되기 부적절하다 [15, 16].

본 논문은 실시간으로 손가락 힘을 근전도로부터 추정한 연구를 발표하고자 한다. 사람이 손으로 물건을 잡는 형태 중 가장 섬세하고 많이 쓰이는 형태를 선정하였으며, 이는 엄지와 검지를 이용하여 손끝으로 물건을 잡는 형태로서 pinch 라 불린다. Pinch 힘을 근전도 신호로부터 추정하기 위하여 엄지와 검지 움직임을 관장하는 근육을 선정하고 표면전극으로 관찰할 수 있는 7 개의 근육으로부터 신호를 얻어냈다. 이 중 Fisher linear discriminant analysis 를 통하여 힘을 추정하는데 가장 효율적인 4 가지 전극을 선정하였고, 다층신경망 (multilayer perceptron)을 사용하여 손가락 힘을 추정하였다.

2. 본론

2.1 실험장비

그림 1 은 피시험자가 실험을 수행할 수 있는 환경을 나타낸 것이다. 등척성 실험환경을 구현하기 위하여 팔과 손목을 팔 고정기 (arm brace)와 손목 고정기 (wrist brace)를 사용하여 고정하였다. 손가락은 고정기를 사용하여 고정하기 힘들기 때문에 모션카메라 (Micron Tracker S60, Claron Technology Inc., Canada)를 사용하여 손가락 움직임을 관측하였다. 피시험자는 엄지와 검지를 알루미늄 봉에 달려있는 힘 센서 (NANO 17, ATI Industrial Automation, USA)를 잡고 pinch 힘을 가할 수 있게 하였다. 근전도 신호는 표면전극 (DE-2.1, Delsys, USA)을 사용하여 측정하였으며, 신호수집장치 (PCI 6034e, National Instruments™, USA)와 연결되어 컴퓨터에 1kHz 로 신호를 전송할 수 있도록 하였다.

2.2 신호처리 및 근육선정

근전도 신호는 평균이 0 인 Gaussian process 로

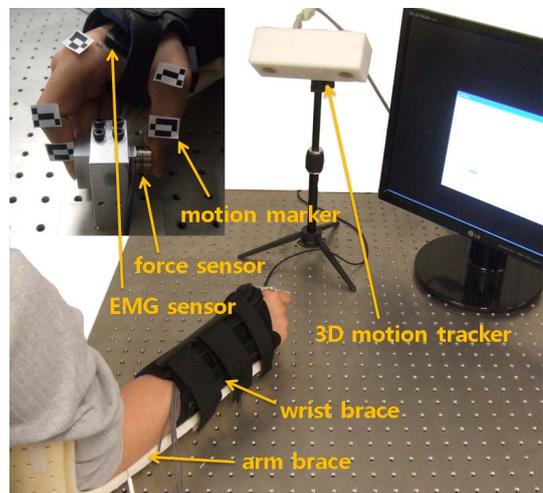


Fig. 1 Experimental setup



Fig. 2 Seven electrode placements for the sEMG signal extraction. The images of wires were removed for clear expression of the placement.

간주된다. 신호의 특징을 추출하기 위해서 이동윈도우 (moving window)를 사용하여 신호의 분산을 구하였으며, 이동윈도우의 길이 (window length)는 200msec 이고 윈도우의 이동 증가분 (window increment)는 50msec 로 설정하였다.

엄지와 검지의 움직임에 관장하는 근육은 총 15 개이다. 이중 오직 7 개의 근육만이 피부표면 가까이 위치하고 있다는 것을 ADAM Interactive Anatomy (A.D.A.M. Inc., USA) 소프트웨어를 사용하여 확인하였다. 선정된 7 가지 근육은 Extensor Digitorum (ED), Abductor Pollicis Longus (APL), Flexor Digitorum Superficialis (FDS), Dorsal Interosseous (DI), Abductor Pollicis Brevis (APB), Flexor Pollicis Brevis (FPB), Adductor Pollicis (AP) 이며, 이들 근육들은 표면전극을 통해 근 수축을 확인할 수 있으리라 생각하였다. 한 명의 피시험자의 아래팔에 그림 2 와 같이 선정근육의 근전도를 획득하기 위하여 7 개의 표면전극을 부착하였고, 그림 3 과같이 pinch 힘을 발생하는 동시에 근전도 신호를 총 5 회에 걸쳐 획득하였다. 채널 6 번의 전극은 FPB 근전도 획득을 위해 사용되었으나 그림 3 에서 보면 pinch 힘이 발생할 때 근육의 힘이 줄어든다는 점과 채널 5 번의 신호와 유사하다는

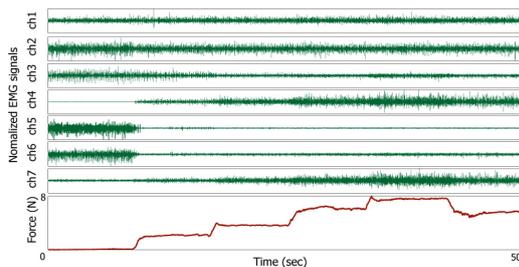


Fig. 3 The activities of the seven muscles during the pinch force generation.

점을 고려할 때 채널 6 번에서 측정된 신호는 FPB 근육이 아닌 APB 근육에서 측정된 신호임을 알 수 있다. 이는 해부학적으로 FPB 근육이 APB 근육에 의해 상당부분 가려져 있어서 근전도 신호가 획득되지 않았으리라 추정된다. 비록 5 번과 6 번 채널에서 획득된 신호는 APB 한 개의 근육으로부터 측정된 것이지만 한 개의 근육은 많은 수의 motor unit 에 의해 활성화 되고, 각각의 unit 은 근 수축의 속도, 힘에 따라 다른 특성을 갖기 때문에 측정된 신호가 정확히 일치하지는 않는다.

Pinch 힘을 추정하는데 7 개의 측정된 신호 중 가장 효과적인 정보를 가지고 있는 채널들을 선별하기 위해 Fisher discriminant analysis 를 사용하였다. 이는 식 (1)과 같은 기준함수를 사용하여 평가를 하게 된다.

$$J_k = \frac{|\hat{m}_1 - \hat{m}_2|^2}{\hat{s}_1^2 + \hat{s}_2^2} \quad (1)$$

이 함수는 2 개의 패턴인식문제를 해결하는데 유용하게 사용되며, 식 왼편의 k 와 오른편의 숫자 1, 2 는 각각 측정된 채널번호와 패턴 클래스를 의미한다. \hat{m}_i 와 \hat{s}_i^2 는 각각 i 번째 클래스 특징신호의 평균과 분산을 의미한다. 기준함수에서 분자는 클래스간의 특징신호 차이가 클수록 커지게 되며, 분모는 각 클래스간의 특징신호 편차가 작을수록 작아져서 전반적으로 클래스간의 분리도가 크게 되면 기준함수의 결과가 크게 된다. 따라서, k 번째 기준함수 결과가 가장 크게 나왔다면 k 번째 채널에서 측정된 신호는 pinch 힘을 추정하는데 가장 효과적인 정보를 제공한다고 생각할 수 있다.

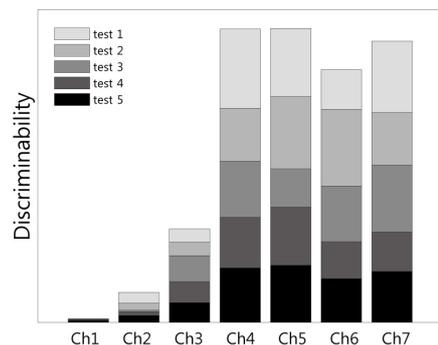


Fig. 4 Discriminabilities (J_k) of the signals measured by the seven channel electrodes based on the Fisher linear discriminant paradigm. These discriminabilities were evaluated using five test data, and each discriminability was cumulated according to the channel. A high J_k indicates that the signals at the k^{th} channel provide useful information for successfully predicting the pinch force.

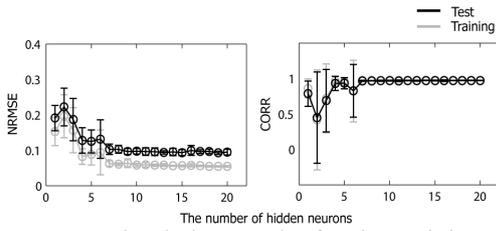


Fig. 5 ANN simulation results for determining the optimal number of hidden neurons in a hidden layer. The prediction accuracies were evaluated using two criteria: normalized root mean squared error (NRMSE) and correlation (CORR).

이 방법을 이용하여 그림 3에서 측정된 신호를 이용하여 식 1의 기준함수에 적용하였으며, 클래스 1을 pinch 힘이 0 N 일 때, 클래스 2를 pinch 힘이 8 N 일 때로 분류하여 테스트하였다. 근전도 신호는 근육 힘에 비례적인 특징을 보임으로 pinch 힘이 작을 때와 클 때의 신호들이 잘 분류 가능한 채널들은 0~8 N 사이의 연속적인 힘을 추정하는데 역시 효과적인 정보를 제공할 것이라 생각하였다. 그림 4는 5회에 걸쳐 획득된 신호를 이용하여 Fisher discriminant analysis를 한 결과이며, 채널 4~7번의 신호들이 pinch 힘을 추정하는데 가장 효과적인 정보를 제공하고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 4~7번 채널의 전극만 사용하여 다수의 피시험자로부터 실시간 pinch 힘 측정을 시도하였다.

2.3 다층인식신경망

다층인식신경망은 성능은 다양한 요소에 의해 결정되는데, 가장 중요한 것은 신경망의 구조의 복잡도이며 이는 입력신호와 출력신호 관계의 복잡성에 따라 최적의 구조가 결정될 수 있다. 신경망의 구조가 커지게 되면 아무리 복잡한 비선형성 관계의 신호들도 잘 추정할 수 있게 되지만, overfitting 문제가 발생할 수 있으며, 학습하는데 많은 시간이 소요된다는 단점이 있다. 신경망의 구조가 작아지면 학습하는데 짧은 시간이 소요되지만, 입력/출력 신호간의 관계가 매우 복잡하다면 이들의 관계를 잘 추정할 수 없게 되고, 이는 underfitting 문제에 직면하게 된다. 하지만 근전도와 근육 힘의 정량적인 비선형정도를 알기 힘들므로 그림 5와 같이 은닉노드의 개수를 1~20개로 다양하게 사용하며 시뮬레이션을 수행하였으며, 대략 10개 정도의 은닉노드의 개수에서 최적화된 결과를 보여주고 있음을 알 수 있다.

2.4 실험

평균연령이 26.4 ± 2.3 세인 5명의 남성을 대상으로 실험을 수행하였다. 모든 피시험자는 한국과학기술원 윤리심의위원회의 승인을 받은 실험 참

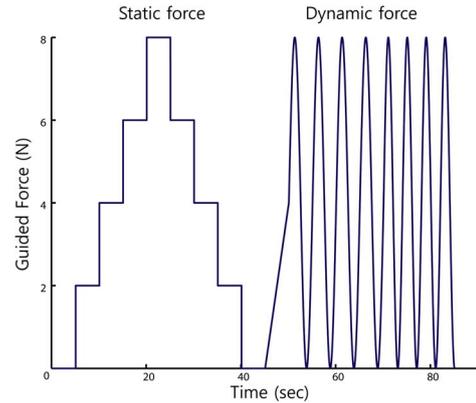


Fig. 6 The guided force levels with static and dynamic functions for the ANN training.

가 동의서를 검토하고 이에 서명하였다. 측진을 통하여 그림 2번의 채널 4~7번 위치에 4개의 표면전극을 부착하였다. 실험은 각 한 세트는 두 가지 파트 (훈련파트, 테스트파트)로 나뉘며, 한 세트는 10회에 걸쳐 모두 실시간으로 수행되었다.

훈련파트는 다층신경망에 근전도 신호를 입력했을 때 pinch 힘을 적절히 추정할 수 있도록 하는 일종의 학습과정을 위해 수행하는 것으로 컴퓨터 모니터에 그림 6와 같은 그래프를 출력하여 사용자가 정적인 pinch 힘 (2, 4, 6, 8 N)과 동적인 pinch

힘 (sine wave)을 발생시킬 수 있도록 하였다. 훈련파트 중에 수집된 pinch 힘과 근전도 신호들은 backpropagation 알고리즘을 사용하여 다층신경망을 학습시켰다. 훈련의 과정이 끝나면, 1분 동안 피시험자는 자신이 원하는데로 pinch 힘을 가하게 되고, 근전도 신호를 입력으로 하여 다층인식신경망을 통해 추정된 pinch 힘과 힘 센서를 통해 측정된 pinch 힘을 비교분석 하였다.

3. 실험 결과 및 고찰

그림 7은 실험결과를 보여주고 있다. 회색선은 힘 센서로부터 측정된 실제 pinch 힘이며, 검정색선은 다층신경망을 통해 추정된 pinch 힘이다. 결과를 정량적으로 분석하기 위해 다음과 같은 두 가지 식을 사용하였다.

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\sum (\mathbf{x}_{1,i} - \mathbf{x}_{2,i})^2}}{\mathbf{x}_{\max} - \mathbf{x}_{\min}} \quad (2)$$

$$\text{CORR} = \frac{N \sum \mathbf{x}_{1,i} \mathbf{x}_{2,i} - \sum \mathbf{x}_{1,i} \sum \mathbf{x}_{2,i}}{\sqrt{N \sum \mathbf{x}_{1,i}^2 - (\sum \mathbf{x}_{1,i})^2} \sqrt{N \sum \mathbf{x}_{2,i}^2 - (\sum \mathbf{x}_{2,i})^2}} \quad (3)$$

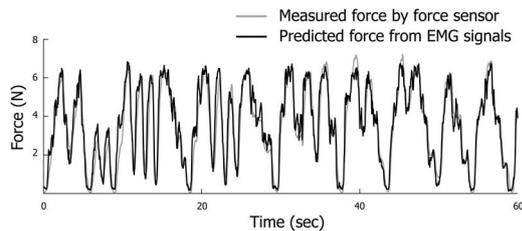


Fig. 7 The prediction results using the ANN. The gray line indicates the measured force from the sensor and the black line indicates the force predicted by the ANN.

표 1 은 피시험자 5 명의 실험결과이며, 평균적으로 $NRMSE = 0.112 \pm 0.082$, $CORR = 0.932 \pm 0.058$ 의 결과로 pinch 힘을 추정할 수 있음을 알 수 있다.

실시간으로 실험을 하기에 앞서 다층인식신경망을 학습시키기 위해 근전도 신호를 수집하는데 소요된 시간은 85 초이다. 다층인식신경망 학습시키는 iteration 횟수는 100 회로 제한하였으며, 실험을 위해 사용된 컴퓨터 (Pentium 4, 2.93 GHz processor)로는 학습계산시간이 64 초 소요되었다. 따라서 근전도 신호 수집과 학습을 위해 소요된 시간은 총 2 분 29 초로 매우 짧은 시간 내에 특정 사용자의 근전도로 신호로부터 pinch 힘을 추출해 낼 수 있음을 알 수 있다. 학습시간이 매우 짧아진 원인으로는 Fisher discriminant analysis 를 사용하여 학습을 효율적으로 수행할 수 있는 채널들을 선별하였을 뿐 아니라 입력노드의 개수를 줄였기 때문이라 생각된다.

4. 결론

본 논문은 근전도 신호로부터 pinch 힘을 추정하기 위한 알고리즘을 제안하고 5 명의 피시험자를 이용하여 실험을 검증하고 결과를 발표하고자 한다. Fisher discriminant analysis 를 사용하여 사용하여 학습에 효과적인 채널을 선별하였고, 적절한 입력노드의 개수를 선정하였다 또한 신경망 구조를 결정하기 위해 다양한 은닉노드의 개수를 사용하여 시뮬레이션을 하여 최적의 은닉노드 개수를 결정함으로써 하여 효율적인 pinch 힘 예측이 가능하였다. 이 결과 학습시간이 매우 짧음에도 불구하고 pinch 힘을 추정하는데 만족스러운 결과를 얻을 수 있었다.

이 연구결과는 엄지, 검지 손가락이 절단된 사람들이 의수를 사용하는데 있어서 정교하게 물체를 다루는데 사용될 수 있으며, 사람이 직접 수행하기 힘든 위험한 작업을 원격조종 로봇을 사용하여 수행할 때 제어하기 위한 방법으로 사용될 수

TABLE I
EXPERIMENTAL RESULTS ON THE FORCE PREDICTION WITH FIVE SUBJECTS

Subjects	NRMSE	CORR
S1	0.130 ±0.064	0.924 ±0.042
S2	0.102 ±0.024	0.940 ±0.014
S3	0.124 ±0.030	0.915 ±0.014
S4	0.104 ±0.019	0.935 ±0.029
S5	0.101 ±0.027	0.945 ±0.018
Average	0.112 ±0.082	0.932 ±0.058

도 있다.

감사의 글

"이 논문은 2007 년도 정부(과학기술부)의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. R01-2007-000-11659-0)."

참고문헌

- (1) G. Westling and R. S. Johansson, 1984, "Factors influencing the force control during precision grip," *Exp Brain Res*, vol. 53, pp. 277-84.
- (2) C. Cipriani, F. Zaccone, S. Micera, and M. C. Carrozza, 2008, "On the shared control of an EMG-controlled prosthetic hand: Analysis of user-prosthesis interaction," *IEEE Trans Robot*, vol. 24, pp. 170-184.
- (3) B. Dellon and Y. Matsuoka, 2007, "Prosthetics, exoskeletons, and rehabilitation - Now and for the future," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 14, pp. 30-34.
- (4) P. K. Artemiadis and K. J. Kyriakopoulos, 2006, "EMG-based teleoperation of a robot arm in planar catching movements using ARMAX model and trajectory monitoring techniques," in *Proc. 2006 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 3244-3249.
- (5) O. Fukuda, T. Tsuji, M. Kaneko, and A. Otsuka, 2003, "A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motions," *IEEE Trans Robot Automat*, vol. 19, pp. 210-222.
- (6) P. R. Cavanagh and P. V. Komi, 1979, "Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions," *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*, vol. 42, pp. 159-63.
- (7) F. Tenore, A. Ramos, A. Fahmy, S. Acharya, R. Etienne-Cummings, and N. V. Thakor, 2007, "Towards the Control of Individual Fingers of a Prosthetic Hand Using Surface EMG Signals," in *29th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, A. Ramos, Ed., pp. 6145-6148.
- (8) K. Nagata, K. Ando, K. Magatani, and M. Yamada, 2007, "Development of the hand motion recognition system based on surface EMG using suitable measurement channels for pattern recognition," in *29th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and*

- Biology Society*, K. Ando, Ed., pp. 5214-5217.
- (9) F. Mobasser, J. M. Eklund, and K. Hashtrudi-Zaad, 2007, "Estimation of elbow-induced wrist force with EMG signals using fast orthogonal search," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 54, pp. 683-93.
 - (10) D. Staudenmann, I. Kingma, A. Daffertshofer, D. F. Stegeman, and J. H. van Dieen, 2006, "Improving EMG-based muscle force estimation by using a high-density EMG grid and principal component analysis," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 53, pp. 712-9.
 - (11) E. E. Cavallaro, J. Rosen, J. C. Perry, and S. Burns, 2006, "Real-time myoprocessors for a neural controlled powered exoskeleton arm," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 53, pp. 2387-96.
 - (12) H.-L. Yu, R. A. Chase, and B. Strauch, 2004, *Atlas of hand anatomy and clinical implications*. St. Louis: Mosby.
 - (13) C. J. De Luca and R. Merletti, 1988., "Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 69, pp. 568-75
 - (14) M. A. Maier and M. C. Hepp-Reymond, 1995, "EMG activation patterns during force production in precision grip. II. Muscular synergies in the spatial and temporal domain," *Exp Brain Res*, vol. 103, pp. 123-36.
 - (15) F. J. Valero-Cuevas, F. E. Zajac, and C. G. Burgar, 1998, "Large index-fingertip forces are produced by subject-independent patterns of muscle excitation," *J Biomech*, vol. 31, pp. 693-703.
 - (16) M. A. Maier and M. C. Hepp-Reymond, 1995, "EMG activation patterns during force production in precision grip. I. Contribution of 15 finger muscles to isometric force," *Exp Brain Res*, vol. 103, pp. 108-22.