

# 인간-기계 인터페이스를 위한 근전도 기반의 실시간 손가락부 힘 추정

## EMG-based Real-time Finger Force Estimation for Human-Machine Interaction

최창목<sup>1</sup>, 신미혜<sup>2</sup>, 권순철<sup>1</sup>, 김정<sup>1</sup>✉  
Changmok Choi<sup>1</sup>, Mihye Shin<sup>2</sup>, Suncheol Kwon<sup>1</sup> and Jung Kim<sup>1</sup>✉

<sup>1</sup> KAIST 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, KAIST)

<sup>2</sup> 스탠포드대학교 기계공학과 (Department of Mechanical Engineering, Stanford Univ.)

✉ Corresponding author: jungkim@kaist.ac.kr, Tel: 042-350-3231

Manuscript received: 2009.1.23 / Accepted: 2009.5.11

*In this paper, we describe finger force estimation from surface electromyogram (sEMG) data for intuitive and delicate force control of robotic devices such as exoskeletons and robotic prostheses. Four myoelectric sites on the skin were found to offer favorable sEMG recording conditions. An artificial neural network (ANN) was implemented to map the sEMG to the force, and its structure was optimized to avoid both under- and over-fitting problems. The resulting network was tested using recorded sEMG signals from the selected myoelectric sites of three subjects in real-time. In addition, we discussed performance of force estimation results related to the length of the muscles. This work may prove useful in relaying natural and delicate commands to artificial devices that may be attached to the human body or deployed remotely.*

Key Words: Electromyogram (근전도), Finger Force (손가락 힘), Artificial Neural Network (인공신경회로망)

### 1. 서론

사람의 다재 다능한 손기술은 신체의 수의운동을 관장하는 뇌와 척수의 중추신경시스템에 의해 조절된다. 과도한 힘으로 물건을 잡으려 하면 물건에 손상이 있을 수 있고, 미약한 힘으로 물건을 잡고자 하면 물체를 들어올리지 못하게 된다. 사람은 물건을 잡고 움직이기 위해 과도하지도 미약하지도 않은 최적의 힘을 손 끝에서 발생시키게 되며, 그 힘의 크기는 물체의 모양, 무게, 감촉에 따라 각기 다르게 조절된다.<sup>1</sup> 즉, 물건을 손으로 다루는데 있어서 힘을 적절히 조절하는 것은 매우 중요하며, 이러한 힘의 크기는 근육이 수축하는 정도에 따라 변하는데 근육의 수축되는 정도는 근전도(electromyogram)를 사용하여 계측할 수 있다.

근전도는 근육의 수축 정도를 측정할 수 있는 전기생리학적 신호로써 의수로봇(robotic prosthesis), 외골격로봇(exoskeleton), 원격조종(telemanipulation)과 같은 인간-기계 상호작용(human-machine interaction, HMI)분야<sup>2-5</sup>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 추정하는 것 보다 앞서 의도를 해석할 수 있다는 장점이 있다.<sup>6</sup> 최근 Tenore et al.<sup>7</sup>과 Nagata et al.<sup>8</sup> 연구팀은 근전도 신호로부터 사람의 5 개 손가락의 굵힘/펼 등 10 가지 이상의 움직임 의도를 분석하는

데 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/펼과 같은 “ON”, “OFF” 상태의 의도만 추출하였으며, 어느 정도의 힘으로 손가락 굽힘/펼을 일으킬 것인지에 관한 힘 정보는 추출하지 않았다. 최근 근전도 신호로부터 근육 힘을 추정하려는 시도가 있었지만 주로 손목, 팔꿈치 관절의 토크를 추출한 것이었다.<sup>9,11</sup> 상황에 따른 사람의 손가락 힘 조절 기능이 물건을 다재 다능하게 다루는 데 있어 중요하다라는 것을 상기해보면, 사람의 손가락 힘 추출은 손 로봇을 사람과 유사하게 제어하는데 있어서 중요한 역할을 할 수 있다.

Utah/MIT dexterous hand,<sup>12</sup> Shadow dexterous hand,<sup>13</sup> Cyberhand<sup>14</sup> 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 보여 주었다. 이와 같이 사람의 섬세하고 정교한 손 움직임을 모방할 수 있는 로봇들은 활발히 개발되었음에도 불구하고, 정교하게 물체를 다루기 위하여 사용자의 힘 의도를 추출하는 연구는 상대적으로 미흡하였다.

근전도 신호로부터 손가락 힘을 추정하는 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 근전도 신호 획득이 불가능하다. 그리고 대부분의 내근(intrinsic muscle)은 관측하기에 크기가 너무 작다.<sup>15</sup> 2) 손가락 움직임을 관장하는 근육들은 하지, 어깨 근육에 비해 부피가 작아 상대적으로 crosstalk 문제가 심각하게 발생한다.<sup>16</sup> 3) 사람의 신경시스템은 손가락 힘을 발생하는데 있어서 각각의 근육들을 개별적으로 제어하는 것이 아니라 여러 개의 근육을 여러 개의 그룹으로 묶어서 제어하며 힘을 발생시키는데,<sup>17</sup> 다양한 패턴들이 존재한다는 연구결과가 있었지만 정확한 메커니즘에 관해서는 아직 밝혀진 바 없다. 재활, 운동생리학 분야에서 근전도로부터 힘을 추정하는 연구들이 있지만 이들은 off-line 해석으로 수행한 연구 결과들이거나 바늘 전극을 사용하여 침습적인 방법으로 수행한 것으로 HMI 에 적용하기에는

적절하지 않다.<sup>18,19</sup>

본 연구에서는 실시간으로 동척성(isometric) 손가락 힘을 근전도로부터 추정할 연구를 수행하였다. 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, 인공 신경망을 사용하여 손가락 힘을 추정하였다.

## 2. 배경

### 2.1 물건을 잡는 형태

사람의 손은 27 개의 뼈, 35 개의 근육, 17,000 개의 기계수용체(mechanoreceptor)로 구성되어 있으며, 영장류 중에서 사람 손의 움직임은 가장 정교하며 능란하다. Schlesinger 는 사람이 물건을 잡는 대표적인 6 가지 형태를 분류하였다: cylindrical, fingertip, hook, palmar, spherical, lateral.<sup>20</sup> 이 중에서 fingertip, palmar, lateral 잡기는 엄지와 검지, 오직 두 손가락이 사용되며, 이들은 각각 tip pinch, palmar pinch, lateral(key) pinch 라고도 불린다.<sup>21</sup> 이들은 엄지와 검지의 어느 부분이 물체에 닿아있느냐에 따라 분류되며, 두 손가락으로만 사용되는 가장 섬세하고 작은 물체를 다룰 때 사용된다. 일상생활에서 사람이 엄지와 검지를 이용하여 물체를 다룰 때, palmar pinch 는 물건을 들고 있을 때 88%, 물건을 들어 올릴 때 50%가 사용된다는 보고가 있었으며,<sup>22</sup> 이로부터 palmar pinch 는 일상생활에서 가장 빈번히 사용하는 섬세한 잡기 형태라 할 수 있다.

### 2.2 Palmar pinch 운동에 대한 외근과 내근

Palmar pinch 는 오직 두 손가락에 의해 발생하는 운동이지만 복잡한 해부학적 구조로 인하여 이 운동 메커니즘은 상당히 복잡하다. 엄지와 검지는 15 개의 근육과 연결되어 있으며, 각 근육이 위치한 곳에 따라 외근(extrinsic muscle)과 내근(intrinsic muscle)으로 분류된다. 외근은 사람의 아래팔에 위치한 근육으로써 근육의 크기가 크고 큰 힘을 발

생하는 반면, 내근은 사람의 손에 분포되어 있으며 작고 세밀한 힘의 조절을 위해 사용된다.

사람의 아래팔에 위치한 외근 중 엄지와 검지의 움직임에 영향을 주는 주요 근육들은 얇은손가락굽힘근(flexor digitorum superficial, FDS), 깊은손가락굽힘근(flexor digitorum profundus, FDP), 긴엄지굽힘근(flexor pollicis longus, FPL), 손가락펴기근(extensor digitorum, ED), 집게펴기근(extensor indicis, EI), 긴엄지펴기근(extensor pollicis longus, EPL), 짧은엄지펴기근(extensor pollicis brevis, EPB), 긴엄지벌림근(abductor pollicis longus, APL)이 있다. 손에 분포되어 있는 내근 중 엄지와 검지의 움직임에 영향을 미치는 근육들은 엄지두덩근(thenar muscle), 등쪽뼈사이근(dorsal interosseous muscle, DI), 짧은엄지벌림근(abductor pollicis brevis, APB), 셋째엄지벌림근(abductor pollicis tertius muscle, APT)이 있다. 이들의

근육은 동시에 상호 활성화되어 pinch 힘을 발생시키는데 기여를 하며 해부학적 위치는 그림 1에 나타내었다.

### 3. 본론

#### 3.1 계측장비 개발

Pinch 에 의해 발생되는 손가락 힘을 측정하기 위해 그림 2와 같은 계측장비를 고안하였다. 개발된 계측장비는 손잡이 부가 스크류와 연결되어 엄지와 검지 사이의 거리를 다양하게 변화시킬 수 있으며, 이는 손가락 사이의 거리에 따른 근육의 활성화도를 측정하는데 유용하다. 스크류부에 장착된 손잡이 부의 말단에는 힘 센서를 장착할 수 있으며 사용자가 pinch 모션을 취할 때 자연스럽게 엄지로 힘 센서를 누를 수 있도록 설계되었다. 힘

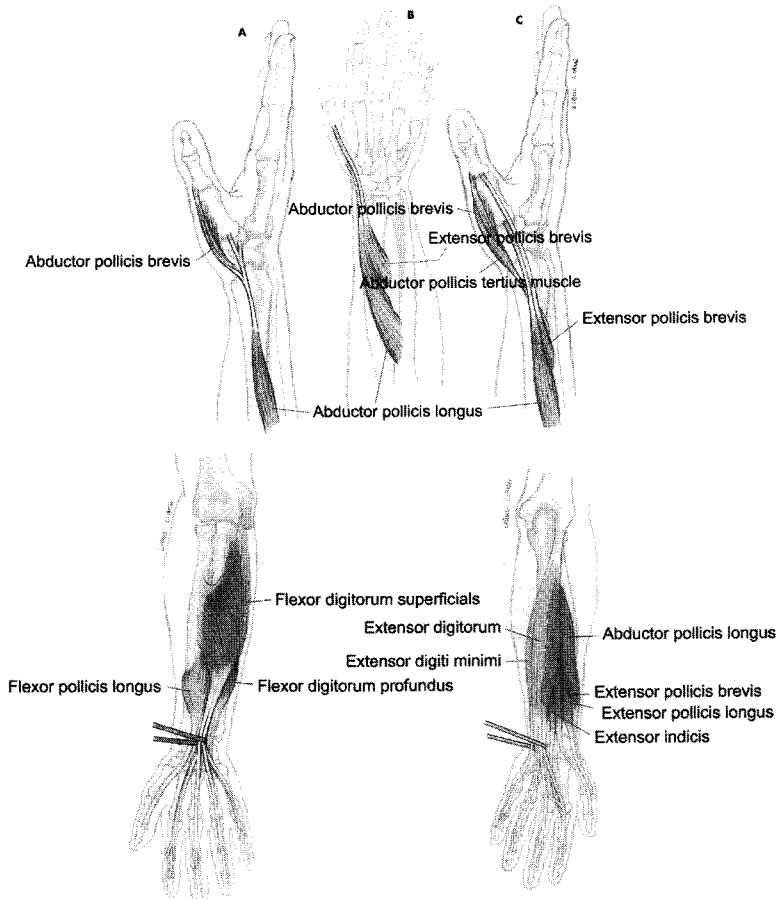


Fig. 1 Anatomical illustration of intrinsic and extrinsic muscles related to movement of the thumb and index finger<sup>15</sup>

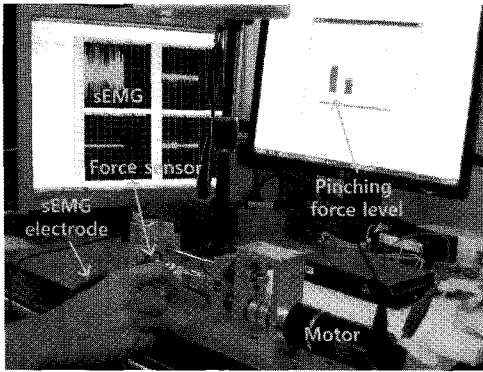


Fig. 2 Instrumentation system setup

센서는 Nano17(ATI Industrial Automation, U.S.A.)을 사용하였으며 12.5mN 의 분해능(resolution)을 갖고 있다. pinch 모션을 위해 활성화 되는 근육의 활성도를 측정하기 위해 표면 전극(DE-2.1, Delsys, U.S.A.)을 사용했고 1000 배로 증폭되었으며, 데이터 획득 보드(PCI 6034e, National Instrument™, U.S.A.)를 사용하여 1kHz 로 데이터를 수집하였다. 수집된 원 근전도 신호(raw EMG signal)은 200msec 의 RMS 방법<sup>23</sup>을 사용하여 필터링되었다.

### 3.2 근육선정

2 장 배경에서 언급한 바와 같이 엄지와 검지의 움직임을 관장하는 근육의 개수는 총 15 개이다. 하지만 15 개의 모든 근육 중 일부는 피부 표면 깊숙이 위치해 있기 때문에 몇몇 근육들의 활성도는 표면 전극을 이용하여 측정할 수 없다. ADAM Interactive Anatomy(A.D.A.M. Inc., USA) 소프트웨어를 사용하여 이 근육들 중 오직 7 개만이 피부표면 가까이 위치하고 있다는 것을 알아냈으며, 이 근육들은 ED, APL, FDS, DI, APB, FPB, AP 이다. 한 명의 피실험자를 대표로 아래팔에 선정근육의 근전도를 획득하기 위하여 7 개의 표면전극을 부착하였고, pinch 힘을 발생하는 동시에 근전도 신호를 총 5 회에 걸쳐 획득하였다.

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 평가하게 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.

7 개의 표면전극으로부터 측정된 신호에서 RMS 값을 이용하여 식 (1)의 기준함수에 적용하였으며, 클래스 1 을 pinch 힘이 0 N 일 때, 클래스 2 를 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 3 은 5 회에 걸쳐 획득된 신호를 이용하여 Fisher discriminant analysis 를 한 결과이며, 채널 4~7 번의 신호들이 pinch 힘을 추정하는데 가장 효과적인 정보를 제공하고 있음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 4~7 번 채널의 전극만 사용하여 피실험자로부터 실시간 pinch 힘 측정을 시도하였다.

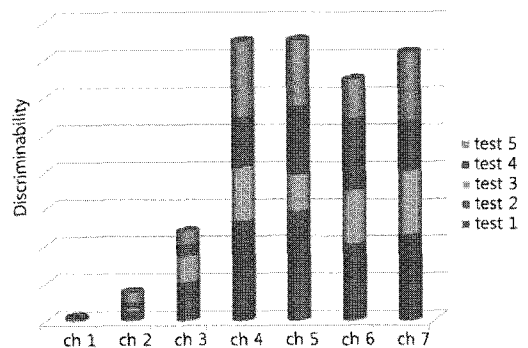


Fig. 3 Discriminabilities ( $J_k$ ) of the signals measured by the seven channel electrodes based on the Fisher discriminant analysis

### 3.3 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. 다층인식신경망의 구조는 입력/출력 신호간의 복잡성 정도에 따라 결정되어야 하지만 근전도와 근육 힘의 정량적인 복잡도를 결정하기 힘들기 때문에, 은닉노드(hidden neuron)의 개수를 다양하게 하여 시뮬레이션을 수행하였다.

3.3 절에서 설명한 실험 데이터 중 힘을 추정하는데 가장 유용하다고 판단된 4 번에서 7 번까지의 4 개 채널 신호를 입력신호로 하고, 이때 획득된 힘 신호를 출력신호로 하여 신경망을 학습시켰다. 총 5 번의 실험을 통해 얻은 데이터군 중 한 개의 데이터군은 신경망을 학습(backpropagation)시키는데 사용하였고, 나머지 4 개의 데이터군은 힘추정을 검증하기 위해 사용되었다. 1~20 개의 뉴런들에 의한 인공신경망의 성능은 두 기준에 의해 평가되었으며 각 뉴런에 대해 10 번씩 반복 평가하였다. 평가에 사용한 두 기준은 추정된 힘과 측정된 힘 사이의 normalized root mean squared error(NRMSE)와 correlation(CORR)이다. 대체적으로 은닉노드의 개수가 작을 때는 underfitting 문제를 발생했으며, 은닉노드의 개수가 많아짐에 따라 NRMSE 값이 작아지고 CORR 값이 상승하며 좋은 추정 결과를 보여주지만 대략 10 개정도의 은닉노드 이상에서는 동일한 추정 결과를 보여줌을 발견하였다. 따라서 본 연구에서는 10 개의 은닉뉴런을 사용하여 근전도 신호로부터 pinch 힘을 추정하도록 하였다.

**3.4 실험**

상기에서 제안한 알고리즘을 이용하여 피실험자 세 명(평균 28 세)의 피실험자를 대상으로 pinch 힘을 측정하고, 이 힘을 다층인식신경망을 통해 추정하는 실시간 실험을 수행하였다. 피실험자들은 그림 4 와 같이 Fisher discriminant analysis 를 통해 선별된 손바닥과 손등에 4 개의 근전도 센서를 부착하였고, 힘 센서가 부착된 계측장비의 말단부를 엄지와 검지를 이용하여 쥐고 pinch 힘을 가하

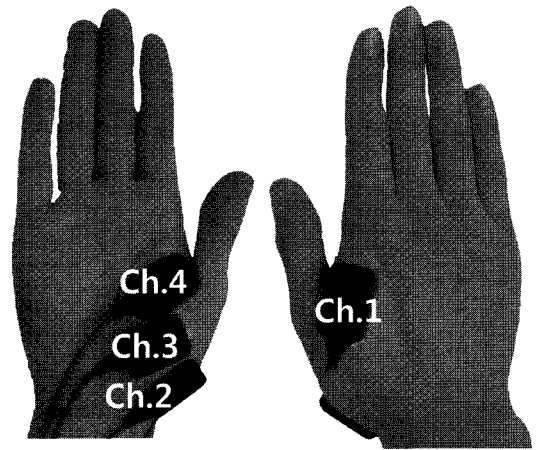


Fig. 4 Electrode placements for sEMG data acquisition

여 그림 5 와 같이 근전도와 힘 신호를 계속했다. 두 말단부 사이의 거리는 5mm 의 간격으로 15mm 부터 35mm 까지 이동시키며 pinch 힘을 측정하였고, 힘센서의 길이가 14.5mm 인 것을 감안하면 pinch 를 위한 엄지와 검지 사이의 간격은 29.5mm 부터 49.5mm 까지 5mm 간격으로 측정된 것이 된다. 본 논문에서는 편의를 위해 엄지와 검지 사이 길이를 소수점 이하 첫째 자리에서 반올림한 값을 사용하였으며, 각 길이는 30, 35, 40, 45, 50 mm 로 표현하였다. 실험 중 힘 센서로부터 측정된 pinch

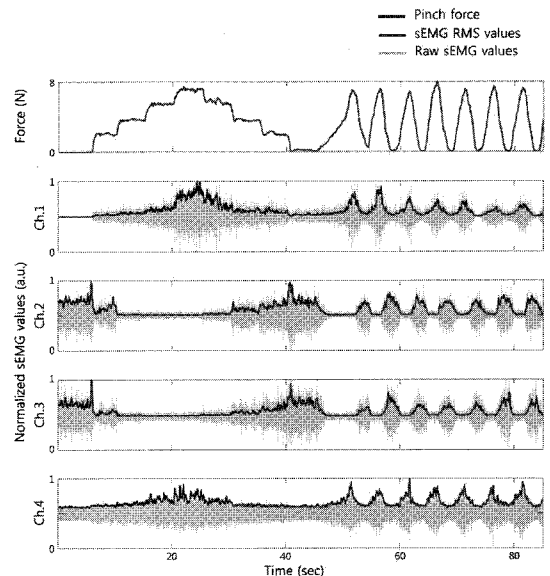


Fig. 5 Recorded sEMG and force signals

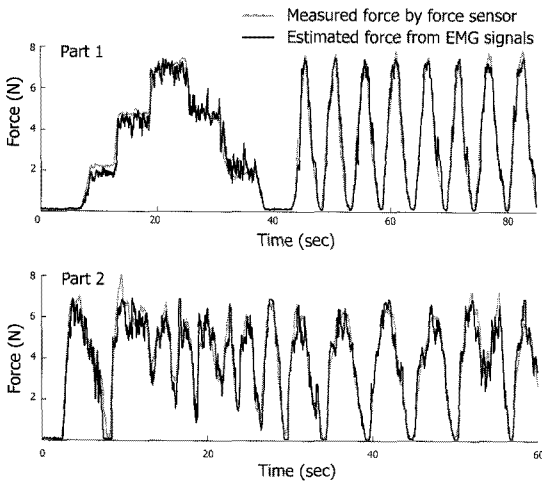


Fig. 6 The estimation results from ANN. The gray line indicates the measured force from the sensor and the black line indicates the estimated force by ANN

힘은 모니터를 통하여 시각적으로 실시간 확인할 수 있으며, 각 피실험자는 pinch 힘을 발생시키는 실험을 엄지와 검지 사이의 길이(30, 35, 40, 45, 50 mm)별로 각 5 회씩 수행하였다.

신경망훈련은 인공신경망에 근전도 신호를 입력했을 때 pinch 힘을 적절히 추정할 수 있도록 하는 일종의 학습과정을 위해 수행하는 것으로 사용자가 정적인 pinch 힘(2, 4, 6, 8 N)과 동적인 pinch 힘(sine wave)을 발생시키게끔 하였다. 훈련 중에 수집된 pinch 힘과 근전도 신호는 backpropagation 알고리즘을 사용하여 인공신경망을 학습시켰다. 훈련의 과정이 끝난 뒤, 피실험자들은 훈련 때와 같은 패턴을 따라 pinch 힘을 발생시키고(PART 1),

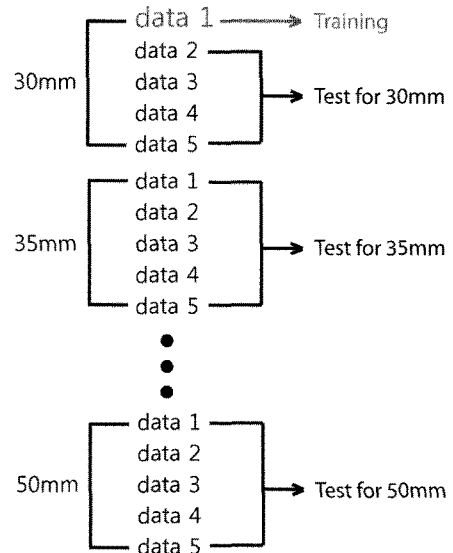


Fig. 7 The offline analysis protocol based on the difference of the pinch length

자유롭게 pinch 힘을 가하였다(PART 2).

#### 4. 결과 및 고찰

그림 6 은 실험 결과를 보여주며, 회색 선은 힘 센서로부터 측정된 실제 pinch 힘이며, 검은색 선은 인공신경망을 통해 추정된 pinch 힘을 의미한다. 표 1 은 엄지손가락과 검지손가락 사이 거리에 따른 실험 데이터를 NRMSE 와 CORR 을 사용하여 정량적으로 분석한 결과이다. 상기 실험에서의 훈련파트와 테스트파트가 각각 PART 1 과 PART 2 에 해당되며, PART 1 에서는 NRMSE = 0.076 ±0.020, CORR = 0.966 ±0.018, 그리고 PART 2 에서는

Table 1 Experimental results of the force prediction

Pinch length (mm)	PART 1		PART 2	
	NRMSE	CORR	NRMSE	CORR
30	0.065 ±0.013	0.974 ±0.012	0.090 ±0.021	0.937 ±0.028
35	0.074 ±0.021	0.968 ±0.014	0.077 ±0.012	0.949 ±0.025
40	0.077 ±0.018	0.966 ±0.017	0.088 ±0.021	0.940 ±0.024
45	0.079 ±0.022	0.966 ±0.018	0.110 ±0.052	0.929 ±0.036
50	0.087 ±0.026	0.957 ±0.024	0.097 ±0.023	0.935 ±0.029
average	0.076 ±0.020	0.966 ±0.018	0.093 ±0.026	0.940 ±0.028

NRMSE =  $0.093 \pm 0.026$ , CORR =  $0.940 \pm 0.028$  의 추정 결과를 얻을 수 있었다. 힘 센서로부터 측정된 신호와 인공신경망으로 추정된 신호는 cross-correlation 을 통해 약 35msec 의 시간 차이가 발생하는 것을 확인했다. 35msec 은 사람이 인지하는데 매우 짧은 시간으로써 본 논문에서 제안한 힘 추정 방법을 HMI 에 적용한다면 시간지연이 미미한 자연스러운 상호작용이 가능하리라 예상된다.

인공신경망을 구성하는 내부 변수들은 학습 데이터에 지배적으로 영향을 받으므로 일반화 (generalization)에 취약한 것으로 알려져 있다. 인공신경망 학습을 위해 정적인 pinch 힘과 동적인 pinch 힘을 화면에 표시함으로써 사용자가 이를 따라서 힘을 발생하게 하였는데, 이 학습법의 단점으로는 인공신경망이 오직 학습에 사용된 힘 경향만 추정하는데 최적화 될 수 있다는 것이다. 따라서 힘 추정이 학습에 사용된 힘 경향에 어느 정도로 편중되는지 알아보기 위해 PART 1 실험과 PART 2 실험을 나누어서 실험하였으며, PART 1 은 학습 데이터와 동일한 경향의 근전도 신호를 입력하기 때문에 인공신경망이 이를 추정하는데 용이 하리라 예상했다. 반면에 PART 2 는 힘 추정 경향이 PART 1 에 비하여 정형화되어 있지 않고 복잡성이 크기 때문에, 인공신경망이 pinch 힘을 추정하는데 상대적으로 어려웠을 것으로 예상했다. PART 1 과 PART 2 의 NRMSE 와 CORR 평균 값을 비교해 보면, 전반적으로 PART 2 에서의 추정 결과보다 PART 1 에서의 결과가 우수함을 확인함으로써 예상한 결과와 일치함을 확인할 수 있었다.

본 실험은, pinch 힘을 가하는데 있어서 근전도 신호로부터 힘을 추정하는데 있어서 근육의 길이 영향이 얼마나 크게 미치는지를 알아보기 위해, 엄지와 검지 사이의 길이를 달리하며 수행하였다. 일반적으로 자세에 따라 변하는 근육의 길이에 따라 사람이 의지로 발생할 수 있는 힘의 크기는 달라지는 것으로 알려져 있다.<sup>24</sup> 이처럼 근전도 신호와 pinch 힘 크기의 관계도 근육의 길이에 따라 달라질 수 있다는 생각으로 그림 7 과 같은 오프라인 해석 시뮬레이션을 수행하였다. 상기에 설계된 동일한 인공신경망을 사용하여 근전도 신호로부터 pinch 힘을 추정하되, 30mm 에서 측정된 근전도 신호와 pinch 힘 신호를 신경망 훈련에 사용하고 pinch 길이가 다른 상태에서 측정된 근전도 신호로 pinch 힘을 추정하게 하여 근육의 길이 변화가 인공신경망 성능에 얼마나 영향을 주는지 알아보았

다.

그림 8 은 pinch 길이에 따른 오프라인 해석 결과를 나타내며, y 축은 NRMSE 값을 나타내고 x 축의 첫 번째 줄은 훈련된 인공신경망을 테스트하기 위해 사용된 데이터의 pinch 길이 조건을 가리킨다. 그리고 두 번째 줄은 인공신경망을 훈련시키기 위해 사용된 데이터의 pinch 길이 조건을 나타낸다. 그래프에서 검정색 바는 인공신경망을 훈련시키기 위해 사용된 데이터 훈련된 인공신경망을 테스트하기 위해 사용된 데이터의 조건이 같은 경우를 나타내며(비록 조건이 같지만 그림 7 에서와 보는 바와 같이 훈련과 테스트를 위해 완전히 동일한 데이터를 사용하지는 않았다), 회색 바는 인공신경망을 훈련시키기 위해 사용된 데이터, 훈련된 인공신경망을 테스트하기 위해 사용된 데이터의 조건이 다른 경우를 나타낸다. 세 명의 피실험자의 모든 데이터로부터 얻은 결과를 해석해 보면, 훈련된 인공신경망은 pinch 길이가 동일한 조건일 때만 적절한 힘 추정결과를 가짐을 알 수 있다.

## 5. 결론

본 연구는 근전도 신호로부터 엄지와 검지에 의한 pinch 힘을 추정하는 알고리즘을 구현하고, 3 명의 피실험자를 이용하여 예측결과를 실시간으로 검증하였다. 현재까지 근육 신호로부터 힘을 예측하려는 시도가 있었지만, 현재까지의 연구들은 손가락 부위가 아닌 주로 팔과 다리의 힘을 추정하려는 연구였다는 점과 실시간 힘 예측 알고리즘이 아니라는 사실은 본 연구가 의수/외골격 로봇 인터페이스 분야에 시사하는 바가 크다고 할 수 있다. 또한 Fisher discriminant analysis 를 사용하여 pinch 힘을 추정하는데 효과적인 표면 전극의 위치를 결정한 방법은 표면 근전도 전극으로부터 효율적으로 인체의 힘을 예측하기 위한 좋은 방법론이 될 수 있다.

본 논문에서는 표면전극을 사용해 계측한 pinch 힘에 작용하는 7 개의 근육의 활성화 중 Fisher discriminant analysis 를 이용해 근전도 신호로부터 pinch 힘을 추정하는데 가장 유용한 4 개의 위치를 찾아냈다. 선정된 4 곳의 위치에서 측정된 신호를 인공신경망을 사용하여 pinch 힘을 추정하는데 성공하였고, 본 연구결과로 생기는 궁극적은 pinch 힘을 추정하는데 적절한 최소의 전극 개수이다. 근전도 신호를 얻는데 있어서 특정근육의 활

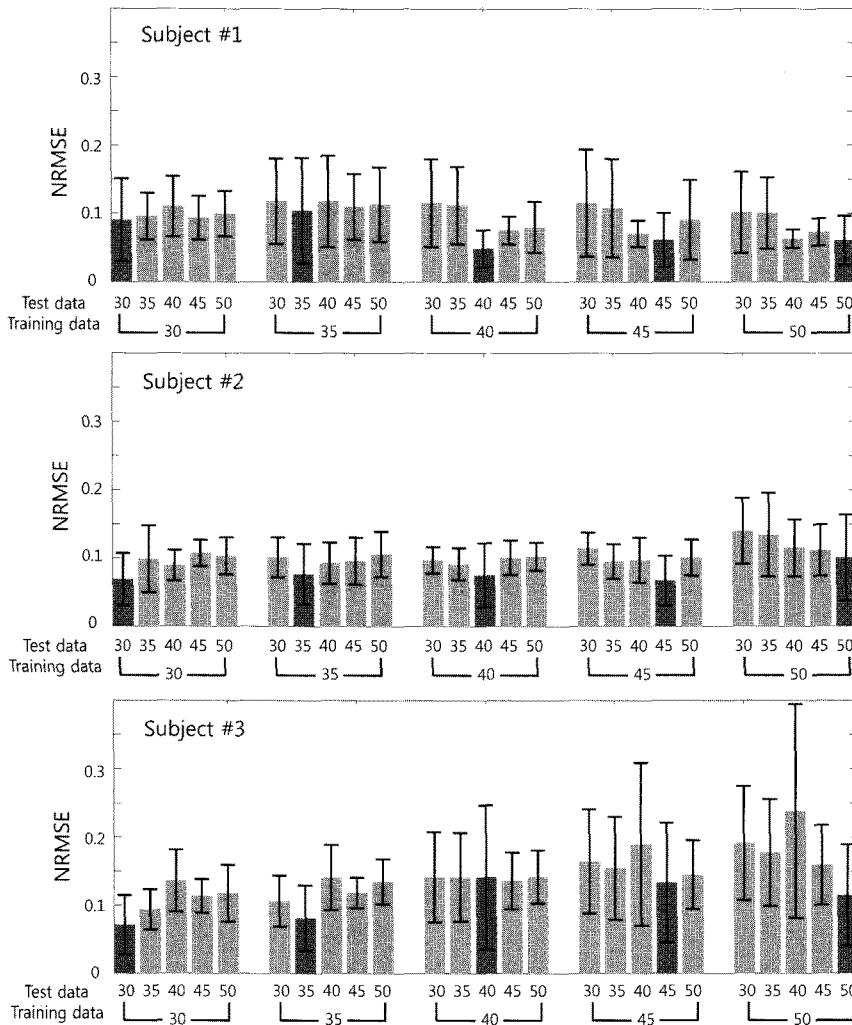


Fig. 8 The offline analysis results based on the difference of the pinch length

성도를 예측하기 위해 표면전극의 부착 위치를 결정하는데 상당한 시간이 소요된다는 점을 고려하면 pinch 힘을 추정하는데 필요한 최소의 표면 전극 개수를 알아내는 것은 중요한 일이 될 것이다. 이를 위해 각 채널에서 측정된 근전도 신호들을 개별적으로 사용했을 때와 4 개 이하의 조합으로 사용했을 때, 인공신경망이 pinch 힘을 얼마나 추정할 수 있는지 정량적으로 분석하는 연구를 진행하고자 한다.

본 연구에서는 엄지와 검지손가락 사이의 거리에 따라 힘을 측정할 수 있는 장비를 제작하였고, 3 명의 피실험자부터 오프라인 해석을 한 결과 근육이 길이가 달라지는 환경에서는 인공신경망을

이용하여 근전도 신호로부터 힘을 예측하는데 한계를 보임을 발견하였다. 인공신경망과 같은 기계 학습 방법은 생체 역학적 요소가 고려되지 않고 아무런 물리적 의미를 담지 못한 채 단순히 입력과 출력 사이의 데이터를 연결하는 기능을 한다. 따라서 앞으로는 생체 역학적으로 근육 움직임을 해석할 수 있는 Hill's model<sup>25</sup> 과 같은 모델을 이용하여 근전도 신호로부터 힘을 예측하고자 하며, 이를 통해 근육 길이가 변하는 상황에서 힘 예측 성능이 저하되는 본 연구의 한계점을 극복할 수 있을 것으로 생각한다.

후 기



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

## 참고문헌

- Westling, G. and Johansson, R. S., "Factors Influencing the Force Control During Precision Grip," *Exp. Brain Res.*, Vol. 53, No. 2, pp. 277-284, 1984.
- Cipriani, C., Zaccone, F., Micera, S. and Carrozza, M. C., "On the Shared Control of an Emg-Controlled Prosthetic Hand: Analysis of User-Prosthesis Interaction," *IEEE Trans. Robotics*, Vol. 24, No. 1, pp. 170-184, 2008.
- Dellon, B. and Matsuoka, Y., "Prosthetics, Exoskeletons, and Rehabilitation - Now and for the Future," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 14, No. 1, pp. 30-34, 2007.
- Artemiadis, P. K., and Kyriakopoulos, K. J., "Emg-Based Teleoperation of a Robot Arm in Planar Catching Movements Using Armax Model and Trajectory Monitoring Techniques," *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 3244-3249, 2006.
- Fukuda, O., Tsuji, T., Kaneko, M. and Otsuka, A., "A Human-Assisting Manipulator Teleoperated by Emg Signals and Arm Motions," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 19, No. 2, pp. 210-222, 2003.
- Cavanagh, P. R. and Komi, P. V., "Electromechanical Delay in Human Skeletal Muscle under Concentric and Eccentric Contractions," *Eur. J. Appl. Physiol. Occup. Physiol.*, Vol. 42, No. 3, pp. 159-163, 1979.
- Tenore, F., Ramos, A., Fahmy, A., Acharya, S., Etienne-Cummings, R. and Thakor, N. V., "Towards the Control of Individual Fingers of a Prosthetic Hand Using Surface Emg Signals," *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6145-6148, 2007.
- Nagata, K., Ando, K., Magatani, K. and Yamada, M., "Development of the Hand Motion Recognition System Based on Surface Emg Using Suitable Measurement Channels for Pattern Recognition," *Proc. 29th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 5214-5217, 2007.
- Mobasser, F., Eklund, J. M. and Hashtrudi-Zaad, K., "Estimation of Elbow-Induced Wrist Force with Emg Signals Using Fast Orthogonal Search," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 54, No. 4, pp. 683-693, 2007.
- Cavallaro, E. E., Rosen, J., Perry, J. C. and Burns, S., "Real-Time Myoprocessors for a Neural Controlled Powered Exoskeleton Arm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, No. 11, pp. 2387-2396, 2006.
- Staudenmann, D., Kingma, I., Daffertshofer, A., Stegeman, D. F. and Van Dieen, J. H., "Improving Emg-Based Muscle Force Estimation by Using a High-Density EMG Grid and Principal Component Analysis," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, No. 4, pp. 712-719, 2006.
- Jacobsen, S., Iversen, E., Knutti, D., Johnson, R. and Biggers, K., "Design of the Utah/M.I.T. Dextrous Hand," *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 1520-1532, 1986.
- Shadow, "Shadow Dexterous Hand," Shadow Robot Company Ltd., Available from: <http://www.shadowrobot.com/hand/>
- Okada, T., "Computer Control of Multi-Jointed Finger System for Precise Object Handling," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 12, No. 3, pp. 289-299, 1982.
- Yu, H.-L., Chase, R. A. and Strauch, B., "Atlas of Hand Anatomy and Clinical Implications," Mosby, pp. 263-375, 2004.
- De Luca, C. J. and Merletti, R., "Surface Myoelectric Signal Cross-Talk among Muscles of the Leg," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, Vol. 69, No. 6, pp. 568-575, 1988.
- Maier, M. A. and Hepp-Reymond, M. C., "Emg Activation Patterns During Force Production in Precision Grip. Ii. Muscular Synergies in the Spatial and Temporal Domain," *Exp. Brain Res.*, Vol. 103, No. 1, pp. 123-136, 1995.
- Valero-Cuevas, F. J., Zajac, F. E. and Burgar, C. G., "Large Index-Fingertip Forces Are Produced by Subject-Independent Patterns of Muscle Excitation," *J. Biomech.*, Vol. 31, No. 8, pp. 693-703, 1998.
- Maier, M. A. and Hepp-Reymond, M. C., "Emg Activation Patterns During Force Production in Precision Grip. I. Contribution of 15 Finger Muscles to Isometric Force," *Exp. Brain Res.*, Vol. 103, No. 1, pp. 108-122, 1995.

20. Schlesinger, G., "Der Mechanische Aufbau der Kunstlichen Glieder. Ersatzglieder und Arbeitshilfen, part II," Springer, pp. 21-600, 1919.
21. Nordin, M. and Frankel V. H., "Basic Biomechanics of the Musculoskeletal System," Lippincott Williams & Wilkins, pp. 382-385, 2001.
22. Taylor, C. L. and Schwarz, R. J., "The anatomy and mechanics of the human hand," *Artif. Limbs*, Vol. 2, No. 2, pp. 22-35, 1955.
23. Hogan, N. and Mann, R. W., "Myoelectric Signal Processing: Optimal Estimation Applied to Electromyography-Part I: Derivation of the Optimal Myoprocessor," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 27, No. 7, pp. 382-395, 1980.
24. Nigg, B. M. and Herzog, W., "Biomechanics of the Musculo-Skeletal System," Wiley, pp. 197-202, 1999.
25. Cavallaro, E. E., Rosen, J., Perry, J. C. and Burns S., "Real-Time Myoprocessors for a Neural Controlled Powered Exoskeleton Arm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 53, No. 11, pp. 2387-2396, 2006.