논문 2009-46SC-6-6

엔트로피 및 최대우도추정법을 이용한 표면 근전도 기반 손가락 동작 인식

(Classifying Finger Flexing Motions with Surface EMG Using Entropy and The Maximum Likelihood Method)

유 경 진*, 신 현 출**

(Kyung-Jin You and Hyun-Chool Shin)

요 약

표면 근전도 신호를 이용하여 손가락의 굽힘 동작을 추론하는 방법을 제안한다. 표면 근전도 신호는 인체 근육의 표면에서 무해하고 손쉽게 취득되나, 전극이 근육 내부에 침투하는 침습식 근전도와는 달리 특정 근육의 활동만을 반영하지 않는다. 따라서 소수의 전극을 사용하는 표면 근전도 신호로 다양한 신체 동작을 구분하기는 쉽지 않다. 본 연구에서는 전완 둘레에 부착된 4채널 근전도 센서를 사용하여 신호를 취득하였고, 구분을 위하여 사용한 동작은 엄지, 검지, 중지, 약지, 소지의 개별 손가락의 굽힘 동작이다. 피검자 한 명은 숙련자였으며, 다른 한 명은 비숙련자였다. 근전도 신호의 특성으로 정보 엔트로피를 추출하였으며 최대우도추정법을 사용하여 실제 동작을 추정하였다. 실험 결과 평균 95% 이상의 성능을 보였으며, 제안하는 방법이 손가락 동작의 구분에 유용함을 확인하였다.

Abstract

We provide a method to infer finger flexing motions using a 4-channel surface electromyogram (sEMG). Surface EMGs are harmless to the human body and easily acquired. However, they do not reflect the activity of specific nerves or muscles, unlike invasive EMGs. On the other hand, the non-invasive type is difficult to use for discriminating various motions while using only a small number of electrodes. Surface EMG data in this study were obtained from four electrodes placed around the forearm. The motions were the flexion of the thumb, index, middle, ring, and little finger. One subject was trained with these motions and another left was untrained. The maximum likelihood estimation was used to infer the finger motion. Experimental results have showed that this method could be useful for recognizing finger motions. The average accuracy was as high as 95%.

Keywords: surface EMG, finger flexion, pattern classification, neural signal processing, HCI

Ⅰ. 서 론

최근 HCI(Human Computer Interface) 기술 및 사지 절단 장애인을 위한 재활 공학의 일환으로 표면 근전도를 장치 제어 수단으로 활용하려는 연구가 증가하고 있다. 이를 위해서는 근전도 신호의 특성에 적합한 패턴 인식 기술이 필수적이다. 그러나 근육섬유의 활동전위 기록에 적합한 침습식 근전도와 달리, 표면 근전도는 근육 전체의 활동 상태 기록에만 적합하기 때문에[1] 서로 유사한 패턴의 여러 신체 동작이나 섬세한 신체 동작의 분리가 수월하지 않다. 주된 동작 인식 대상은 다양한 기능적 움직임의 표현이 가능한 팔 또는 손목 동

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부
(Dept. of Information & Telecommunication, School of IT, Soongsil University)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음. (NIPA-2009-(C1090-0902-0007))

접수일자: 2009년7월15일, 수정완료일: 2009년10월21일

작이었으나, 최근에는 손가락 동작의 인식 연구도 진행되고 있다. 전완에는 각기 다른 기능을 지닌 다수의 근육과 신경조직이 밀집되어 결합되어 있기 때문에, 표면에서 종합적으로 취득된 근전도 신호에 운동 명령의 의도가 명확하게 나타남을 기대하기 어렵다. 따라서 전완(forearm) 표면 근전도의 특징 추출과 분석에 다양한 접근방식이 시도되어왔다.

Englehart는 웨이블릿 분석과 주성분 분석을 이용하여 팔의 2가지 동작과 손목의 2가지 동작을 판별하였고[2], 후에 절대치평균과 영교차율, 파장(wavelength)으로 특성을 추출하고, PCA를 통해 팔 및 손목의 4가지 동작을 판별하였다[3]. Hudgins는 근전도 신호의 ensemble average를 산출하고 신경 회로망를 이용하여 팔의 4가지 동작을 판별하였고[4], Momen은 사용자 임의로 정하게 한 팔 및 손목 동작의 근전도 신호를 RMS(Root Mean Sqaure)와 fuzzy C-means 를 이용하여 판별하였다[5]. Nishikawa는 절대평균치와 Gabor 변환을 이용해 특징을 추출한 뒤, 신경회로망을 이용한 사용자의 실시간 학습을 통해 손목 및 손가락의 10가지 동작을 판별했다[6]. Nagata는 신호의 절대치총합을 신호 특징으로 이용하고, 개인별 근전도 특성을 감안한 정준분석(canonical component analysis)과 최소거리 판별법(MED)을 통해 손목의 4가지 동작과 각 손가락의 5가지 동작을 판별하였다[7]. Lim은 한글 자음을 나타내는 14가지 수화 동작을 SOM(Self-Organizing Map)을 이용하여 판별하였다[8].

본 논문에서는 다섯 개 손가락의 개별적인 구부림 움직임을 취했을 때 발생하는 근전도 신호 데이터를 취득하고, 미지의 근전도 신호로부터 실제 동작을 판별하는 방법을 제안한다. 확률 변수와 유사한 생체 신호의 특성을 추출하기 위하여, 근전도 신호의 절대치가 지정된 범위 이내에 출현할 확률을 이용하여 정보 엔트로피를 산출하였다. 트레이닝을 목적으로 취득된 신호에서 엔트로피를 취합하여 히스토그램을 도출하고, 이를 향상시키기 위하여 가우시안 분포를 이용하여 근사화한 확률 밀도 함수를 산출하였다. 각 채널의 근전도 신호는 최대 우도(maximum likelihood) 추정법에 기반하여, 각 동작에서의 우도(likelihood)를 비교하여 실제 수행한 동작을 추정하였다. 실험적으로 교차 검증법을 이용하여 2명의 피검자로부터 얻은 평균 95% 이상의 높은 인식 성능을 확인하였다.

Ⅱ. 근전도 신호 취득

근전도 신호 취득을 위해 신호 검출 장비(Laxtha Inc. Poly-G-A)와 쌍극 Ag-AgCl 전극(Tyco Healthcare Ltd. Kendall ARBO H124SG) 및 스냅 전극(Laxth Inc. SECS-4)을 사용하였다. 샘플링 주파수는 256Hz 이며, 전력선 잡음을 제거하기 위하여 60Hz 및 120Hz 대역제한 필터링을 실시하였다.

본 연구의 신호 취득 과정에는 어떠한 상지 질환도 없는 건강한 피검자 2명이 참가하였다. 피검자 A는 23세 남성으로 5개 손가락의 각 동작과 표면 근전도 신호 측정 과정에 대해 충분한 숙련을 쌓았고, 본 연구나 취득과정과 유사한 어떠한 경험도 없는 피검자 B는 15분 가량의 지도만을 받았다. 피검자는 수행할 각 손가락 동작을 일정한 속도와 근육 수축 정도를 유지하도록 하였으나 근전도 신호의 정량적 수치 또는 특정한 동작 방식으로 제한받지는 않았다. 전극은 피검자의 왼팔 전완에 그림 1과 같이 손가락 굽힘과 관련된 손목 안쪽 부분에 등간격으로 배치하였으며 세부 위치는 피검자의 근육 특성에 따라 근전도 신호가 강하게 검출되는 위치로 다소 조정하

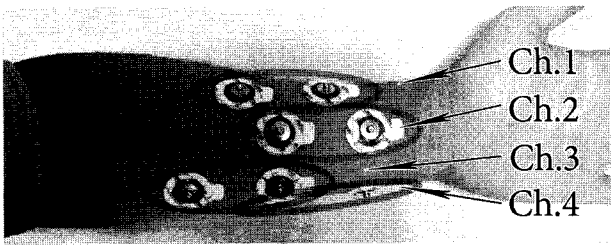


그림 1. 전완의 표면 근전도 측정을 위한 4 전극의 배치

Fig. 1. Orientation of 4-channel electrodes for acquiring surface EMG on the forearm.

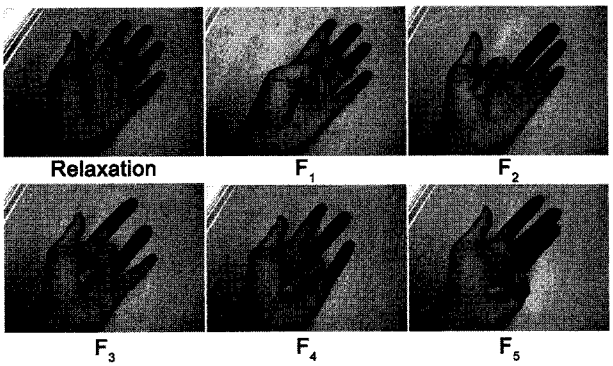


그림 2. 휴식상태와 각 손가락을 구부리는 5개 동작 (Relaxation, F_1–F_5)

Fig. 2. Relaxation and Each 5 finger flexing motion (Relaxation, F_1–F_5).

였다.

근전도 신호는 3초간 취득하였다. 첫 1.5초간은 아무 동작도 하지 않는 휴식(Relaxation) 상태의 근전도 신호를 측정하며, 피검자는 지시 알람을 대기한다. 1.5초가 경과하여 지시 알람을 받은 피검자는 그림 2와 같이 지정된 손가락을 굽힌 뒤 즉각 본래 휴식상태로 복귀한다. 3초가 경과하면 신호 취득은 종료된다. 반복 동작에 의한 근육 피로 및 경련을 방지하기 위해서 충분한 취득 간격을 두어 피검자가 휴식을 취하도록 하였다.

Ⅲ. 제안 알고리즘

1. 신호 전처리

c 와 k 는 각각 채널 번호와 동작 번호를 나타내며 본 연구에서는 4개 채널과 5개 동작을 사용하였다. F_k 동작 수행 시 c번 채널에서 취득된 원신호는 $r_c^k[n]$ 로 표기하며, 여기서 n은 이산 시간을 나타낸다. 근전도 신호는 양수 및 음수 값으로 나타나기 때문에 다음과 같이 $r_c^k[n]$에 절대치를 취하여 $x_c^k[n]$을 사용한다.

$$x_c^k[n]=|r_c^k[n]| \tag{1}$$

예를 들어 Fig. 3 은 $r_2^3[n]$과 $x_2^3[n]$을 나타낸다. 동작에 해당되는 신호 구간은 대략적으로 자극 시점으로부터 0.7초 이내라고 가정하여 샘플을 추출하였다.

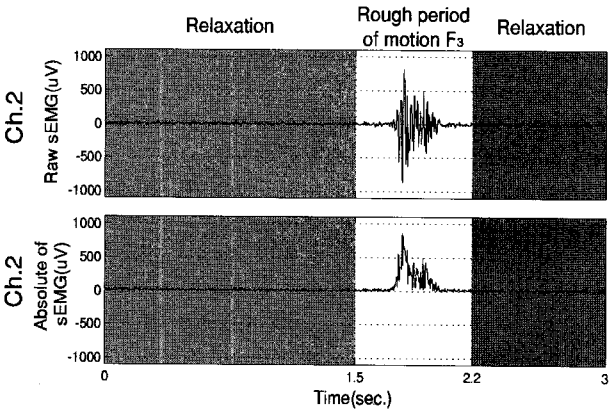


그림 3. 3번 동작(F3)을 수행 시, 2번 채널에서 취득된 원신호 (위)와 절대치신호 (아래). 밝은 영역이 나타내는 구간의 샘플을 동작신호로 사용한다

Fig. 3. Examples of raw sEMG signa (top) and absolute of sEMG signal (bottom) corresponding 2nd channel during F3 motion. The recorded samples that treated as signals are limited in 1.5~2.2 sec (brightened area).

2. 엔트로피 기반 표면 근전도 신호 모델

각 손가락 구부림 동작 신호의 특성으로 정보 엔트로피를 이용하였다. 정보 엔트로피(Information Entropy, H)는 확률 변수의 불확실성 및 확률분포의 불균형 정도를 측정할 수 있는 방법으로 수식 2와 같다. 본디 엔트로피는 정보나 신호를 표현하는데 필요한 정보의 양을 측정하기 위하여 제시된 개념이다.

$$H(X) = -\sum_{m=1}^{M} p(x_m)\log_2 p(x_m) \tag{2}$$

여기에서 X는 $\{x_1,\ldots,x_M\}$의 값을 가질 수 있는 이산 확률 변수이다. $p(x_m)$은 $\Pr(X=x_m)$을 뜻하며, $0 \le p(x_m) \le 1$ 및 $\Sigma_{m=1}^{M} p(x_m)=1$의 성질을 만족한다. 확률 $p(x_m)$은 다음과 같이 연산할 수 있다.

$$p_c^k(m) \equiv \frac{\#\,\text{of samples} \in I_m}{\#\,\text{of total samples}},$$

$$I_m = \left\{ x[\,\bullet\,] \,|\, x_{\max}\frac{(m-1)}{M} \le x[\,\bullet\,] < x_{\max}\frac{m}{M} \right\},$$

$$m = 1,\ldots,M \tag{3}$$

여기에서 M은 $x_c^k[n]$의 샘플들이 분류될 범위 I_m이 나누어질 단계의 개수를 결정하며, $x_{\max}$ 는 신호 취득 장비가 표현 가능한 근전도 신호의 최대수치를 의미한다. 본 연구에서는 $x_{\max}=1{,}050\mu\text{V}$ 로 설정하였으나, 이 수치는 각 피검자의 근전도 신호 강약 특성에 따라 변경 가능하다. 근전도 신호 $x_c^k[n]$의 정보 엔트로피는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

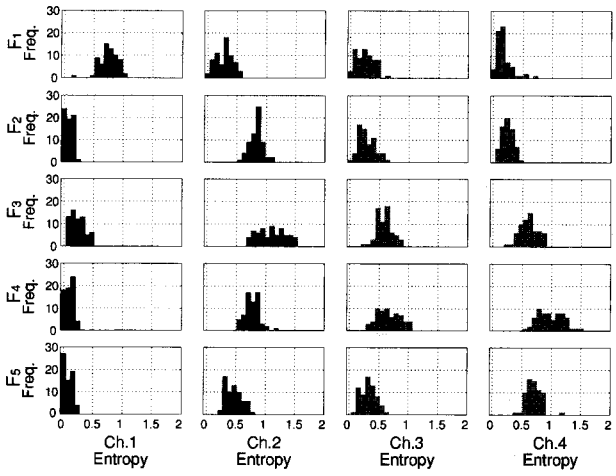


그림 4. 동작에 따른 채널별 엔트로피의 히스토그램

Fig. 4. Histograms of entropy of F_1-F_5.

$$H_c^k = H\left(x_c^k[n]\right) = -\sum_{m=1}^{M} p_c^k(m)\log_2 p_c^k(m) \qquad (4)$$

그림 4는 피검자의 각 100번의 독립적인 동작에서 얻어진 H_c^k를 이용하여 엔트로피의 분포를 나타낸 히스토그램을 보이고 있다. 이 분포는 피검자의 근육 특성에 따라 상이하게 나타난다.

트레이닝 데이터 L개를 이용한 엔트로피의 히스토그램은 다음과 같이 가우시안 분포를 이용하여 연속 확률 밀도 함수 $f_c^k(t)$로 모델화할 수 있다.

$$f_c^k(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2)_c^k}}\exp\left[-\frac{1}{2(\sigma^2)_c^k}\left(t-\mu_c^k\right)^2\right],$$
$$\mu_c^k = \frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L} {}^lH_c^k,\ (\sigma^2)_c^k = \frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L}\left(\mu_c^k - {}^lH_c^k\right)^2 \qquad (5)$$

이는 그림 5에서 보이듯 엔트로피의 확률 밀도 함수로 해석 가능하다.

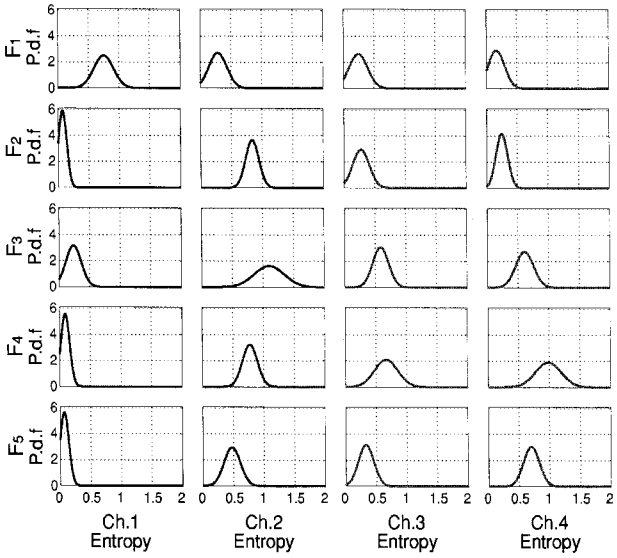


그림 5. 확률질량함수를 가우시안 분포로 근사화한 엔트로피의 확률밀도함수 모델

Fig. 5. Approximate probability density functions of F_1-F_5.

3. 최대 우도 추정법

각 동작에 따른 엔트로피의 결합 확률 밀도는 $f^k(t|k)$이며 다차원 확률 밀도 함수의 우도(likelihood) 함수로 해석 가능하다. 각 채널별 근전도 신호 간에는 통계적 독립(statistical independence)을 만족한다는 가정 하에, 우도 함수 $L(k)$는 다음과 같이 변형 가능하다.

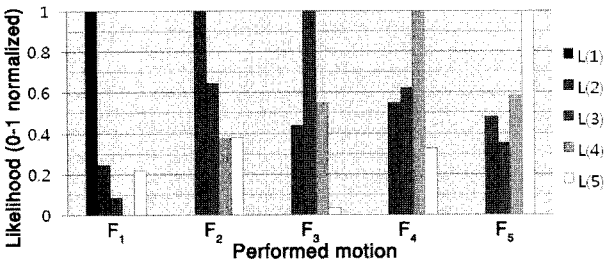


그림 6. 각 동작에서의 우도의 값 비교 예.

Fig. 6. Example of finding the maximum likelihood.

$$L(k) = f^k(t|k) = \prod_{c=1}^{4} f_c^k(t|k) \qquad (6)$$

최대 우도 추정법에 따라 $L(k)$에 logarithm을 취한 값을 최대화하는 $\hat{k}$를 다음과 같이 찾아낸다.

$$\hat{k} = \arg\max_k \sum_{c=1}^{4} \log f_c^k(t|k) \qquad (7)$$

$\hat{k}$는 추정된 손가락 구부림 동작 번호를 나타낸다. 그림 6은 각 동작에서 추출한 엔트로피 수치에 대응되는 근전도 신호 모델에서의 크기(우도)를 비교하여, 최대값을 만드는 동작 번호를 찾아내는 한 예를 나타낸다. 각 동작번호와 최대값인 우도의 번호가 일치함을 보인다.

Ⅳ. 실험 결과

제안 알고리즘의 동작 판별 성공률을 측정하기 위해 교차검증을 실시하였다. 학습(training) 데이터의 수량과 성능의 의존성을 파악하기 위하여 테스트 데이터 수량과 전체 데이터 수량의 비율을 약 0.02~0.95 까지 변화시키면서 100회씩 동작판별을 수행한 뒤, 평균 성능을 산출하였다. 각 수행에서 사용된 테스트 데이터와 학습 데이터는 서로 중복되지 않도록 통제하였다. 피검자 A 와 피검자 B 의 데이터에 대한 평균 인식률을 그림 7에 나타내었다. 테스트 데이터의 수량이 최대일 때 A의 경우 99.80%, B의 경우 93.75%의 성능을 확인할 수 있으며, 테스트 데이터의 수량에 비하여 학습 데이터의 수량이 6배 이상 되더라도(그래프의 횡축에서 0.7을 의미) 성능감소는 미약하게 나타난다. 즉 판별성능의 학습 데이터 수량에 대한 의존성은 매우 낮음을 의미한다.

수식 (3)에서의 범위 I_m를 제어하는 수치 M에 따라 엔트로피 모델이 변화하게 되며, 제안 알고리즘의 인식

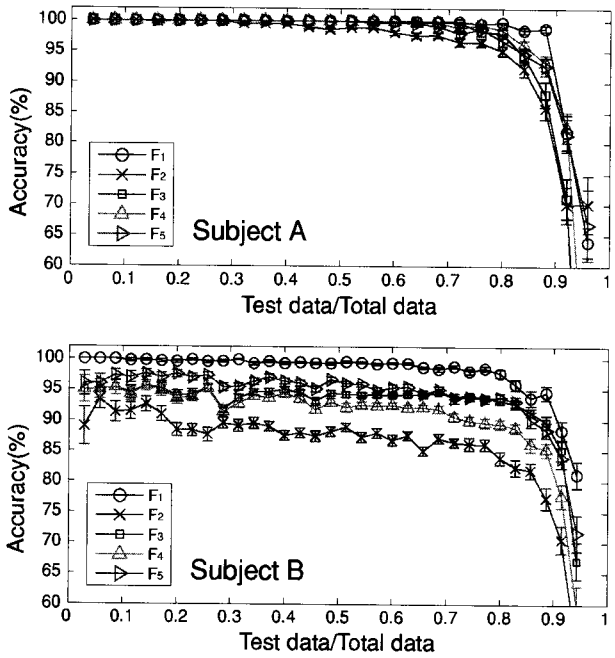


그림 7. 학습 데이터의 수량 변화에 따른 인식 성공률 비교.(위: 피검자 A, 전체 데이터 수량은 25개, 아래: 피검자 B, 전체 데이터 수량은 35개, 각 100회씩 반복 수행 후의 평균 성공률)

Fig. 7. Average recognition accuracy with gradual change of the ratio of training data to total data. (top: Subject A, bottom: Subject B).

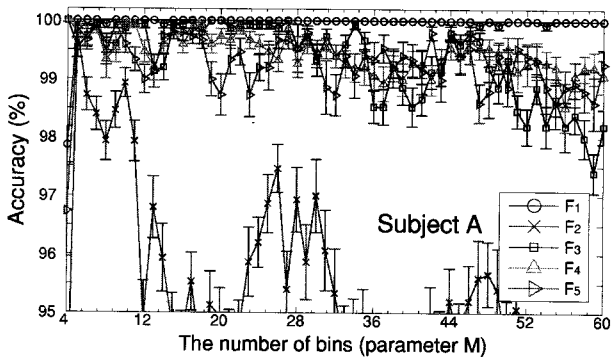


그림 8. 전체 데이터에 대한 학습 데이터 수량의 비율이 0.4일 때, 4−60까지의 M 수치에 따른 각 동작의 인식 성공률.(피검자 A, 100회의 동작 판별 평균 성공률)

Fig. 8. Average recognition accuracy with gradual change of the number of bins in the range 4−60.(Subject A with total of 25 data).

성공률도 그에 따라 변화한다. A의 데이터 검증실험에서의 학습 데이터 수량과 전체 데이터의 비율을 0.4 로 고정한 뒤 수치 M을 변화시키며 성능을 비교한 결과를 그림 8에 나타내었다. 각 동작에 따라 수치 M과 판별성능의 상관성은 각각 상이하며, M이 4일 때 평균성능이 최고임을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 연구는 적은 수의 전극만을 이용해 얻은 표면 근전도 신호의 정보 엔트로피에 기반하여 신호의 특성을 추출하고, 최대 우도 추정법을 이용하여 각 손가락의 굽힘 동작을 추정하는 방법을 제안하였다. 검증 결과, 본 실험 과정에 숙련된 피검자 A는 99.80%의 평균 인식 성공률을, 연습이 충분치 않은 피검자 B는 93.75%의 평균 인식 성공률을 보였다. 인식률은 트레이닝 데이터 개수 증가 또는 피검자의 숙련 정도에 의해 향상될 수 있을 것으로 보인다.

참 고 문 헌

[1] Leif Sornmo, and Pablo Laguna, *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications.* Elsevier academic press, pp 347, 2005.

[2] Kevin Englehart, Bernard Hudgins, and Philip A. Parker, "A Wavelet-Based Continuous Classification for Multifucntion Myoelectric Control", *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 48, no. 3, March 2001.

[3] Kevin Englehart, and Bernard Hudgins, "A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control", *IEEE Trans. on Biomedical engineering*, vol. 50, no. 7, July 2003.

[4] B. Hudgins, P. Parker, and R. Scott, "A new strategy for multifunction myoelectric control", *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 1, pp. 82-94, Jan. 1993.

[5] Kaveh Momen, Sridhar Krishnan, and Tom Chau, "Real-Time Classification of Forearm Electromyographic signals Corresponding to User-Selected Intentional Movements for Multifunction Prosthesis Control", *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15, no. 4, Dec. 2007.

[6] Daisuke Nishikawa, Wenwei Yu, Hiroshi yokoi, and Yukinori Kakazu, "EMG Prosthetic Hand Controller Discriminating Ten Motions using Real-time Learning Method", in Proc. vol.3, IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Kyongju, South Korea, Oct. 1999, pp. 1592-1597.

[7] Kentaro Nagata, Keiichi Ando, Kazushige Magatani, and Masafumi Yamada, "Development

of the hand motion recognition system based on surface EMG using suitable measurement channels for pattern recognition", *in Proc., the 29th Annual Intl. Conf. of the IEEE EMBS*, Cité Internationale, Lyon, France, August 23-26, 2007.

[8] Joong-kyu Lim, Ki-hwan Eom, "Simple SOM Method for Pattern Classification of the EMG Signals", *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 38-SC, no. 4, pp 201-206, 2001.

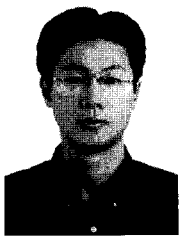
저 자 소 개

유 경 진(학생회원)

2008년 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사 졸업.

2008년~현재 숭실대학교 전자공학과 석사과정

<주관심분야 : 신경신호처리, 휴먼-컴퓨터 인터페이스>



신 현 출(정회원)

1997년 포항공과대학교 전자전기공학과 학사 졸업.

1999년 포항공과대학교 전자전기공학과 석사 졸업.

2004년 포항공과대학교 전자전기공학과 박사 졸업.

2004년~2007년 Johns Hopkins Univ.,School of Medicine 박사 후 연구원

2007년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 조교수

<주관심분야 : 신경신호처리, 뇌-기계 인터페이스, 의료영상처리>