

엔트로피 기반 ECoG 신호를 이용한 손과 팔꿈치 움직임 추론

Entropy-based Discrimination of Hand and Elbow Movements Using ECoG Signals

김 기 현*, 차 갑 문*, 이 기 원*, 정 천 기**, 신 현 출**

Ki-Hyun Kim*, Kab-Mun Cha*, Kiwon Rhee*, Chun Kee Chung**, Hyun-Chool Shin**

Abstract

In this paper, a method of estimating hand and elbow movements using electrocorticogram (ECoG) signals is proposed. Using multiple channels, surface electromyogram (EMG) signals and ECoG signals were obtained from patients simultaneously. The estimated movements were those to close and then open the hand and those to bend the elbow inward. The patients were encouraged to perform the movements in accordance with their free will instead of after being induced by external stimuli. Surface EMG signals were used to find movement time points, and ECoG signals were used to estimate the movements. To extract the characteristics of the individual movements, the ECoG signals were divided into a total of six bands (the entire band and the δ , θ , α , β , and γ bands) to obtain the information entropy, and the maximum likelihood estimation method was used to estimate the movements. The results of the experiment showed the performance averaged 74% when the ECoG of the gamma band was used, which was higher than that when other bands were used, and higher estimation success rates were shown in the gamma band than in other bands. The time of the movements was divided into three time sections based on movement time points, and the "before" section, which included the readiness potential, was compared with the "onset" section. In the "before" section and the "onset" section, estimation success rates were 66% and 65%, respectively, and thus it was determined that the readiness potential could be used.

* School of Electronic Engineering, Soongsil University
hyuneeks@nate.com, 010-4917-2907

** Department of Neurosurgery, Seoul National University College of Medicine

★ Corresponding author

※ Acknowledgment

This research was supported by Next-Generation Information Computing Development Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Science, ICT & Future Planning (No. 2012M3C4A7032182).

This research was supported by the MSIP(Ministry of Science, ICT & Future Planning), Korea, under the ITRC(Information Technology Research Center) support program (NIPA-2013-H0301-13-2006) supervised by the NIPA(National IT Industry Promotion Agency).

Manuscript received Nov. 12, 2013; revised Nov. 19, 2013 ; accepted Nov 19, 2013

요 약

본 논문에서는 Electrocorticogram(ECoG) 신호를 이용하여 손과 팔꿈치의 움직임을 추론하는 방법을 제안한다. 환자로부터 다수의 채널을 이용하여 표면 근전도 신호와 ECoG 신호를 동시에 취득하였다. 추론하는 동작은 손을 쥐었다 펴는 동작과 팔꿈치를 안으로 굽히는 동작이며, 외부 자극에 의해 동작을 수행하는 방법 대신 환자의 자의의지에 의해 동작을 수행하게 하였다. 표면 근전도 신호를 이용하여 동작을 수행한 운동 시점을 찾고, ECoG 신호를 이용하여 동작을 추론한다. 각 동작의 특징을 추출하기 위하여 ECoG 신호를 전체 대역을 포함한 δ , θ , α , β , γ 총 6개의 대역을 나누어 정보 엔트로피를 구하고, 최대우도추정법을 사용하여 동작을 추정하였다. 실험 결과 감마대역의 ECoG를 사용할 경우 다른 대역을 사용할 때 보다 높은 평균 74%의 성능을 보이며, 다른 대역보다 감마 대역에서 높은 추정 성공률을 보였다. 또한 운동 시점을 기준으로 3개의 시간 구간으로 나누어 준비전위를 포함하는 'before' 구간과 'onset' 구간을 비교하였다. 'before' 구간과 'onset' 구간에서 추정 성공률은 각각 66%, 65%로 준비전위를 이용할 수 있다는 것을 알 수 있었다.

Key words : ECoG, gamma band, entropy, maximum likelihood estimation, readiness potential

1. 서론

BCI(Brain-Computer Interface)는 뇌와 컴퓨터의 상호작용을 위한 연구 분야로, 뇌의 전기적 활동을 이용하여 제어하기 때문에, 근육 손상 등으로 인하여 운동하는데 장애가 있는 사람들에게 유용하다[1]. 뇌의 전기적 활동을 측정하는 방법에는 크게 침습형, 비침습형 방법 두 가지로 나눌 수 있다. 널리 쓰이는 비침습형 방법인 Electroencephalogram(EEG)는 두개골, 두피 등으로 인한 노이즈가 심하며, 낮은 공간 해상도를 제공한다. 반면, 침습형 방법인 Electrocorticogram(ECoG)의 경우 높은 공간 해상도와 신호 대 잡음비(SNR: Signal to Noise Ratio)를 제공한다.

최근 ECoG 데이터를 기반으로 한 BCI 연구에서는 실제 동작이나, 동작에 대한 상상을 추론하는 연구가 진행되었다. 베이징 사범 대학교에서는 왼손의 약지와 혀의 움직임을 상상하였을 때의 ECoG 신호를 기반으로 Independent component analysis (ICA)와 k-means clustering, Affinity propagation 알고리즘을 이용하여 왼손의 약지와 혀의 움직임을 추론하였다. 또한 Songmin Jia 박사 연구팀은 왼손의 새끼와 혀의 움직임을 상상하였을 때의 ECoG 신호를 Principal component analysis (PCA)를 이용하여 특징을 추출하고, Support Vector Machine (SVM), Cross-validation, Common Spatial Pattern (CSP) 3가지의 알고리즘을 이용하여 왼손의 새끼와 혀의 움직임을 추론, 각 알고리즘의 추론 성공률을 비교하였다[4]. 노스이스턴 대학에서는 ECoG 신호의 특징 추출을 위하여 Relative wavelet energy (RWE)와 Principal component analysis (PCA)를 이용하고, 왼

손 약지와 혀의 움직임을 추정하기 위하여 Probabilistic neural network (PNN) 알고리즘을 이용하였다[5]. 정보 엔트로피, 히스토그램, 특정대역의 파워의 변화 이용한 연구도 진행되기도 하였다. 뇌파는 0~3Hz(델타 δ), 4~7Hz(세타 θ), 8~13Hz(알파 α), 14~30Hz(베타 β), 31~100Hz(감마 γ) 5개 대역으로 나눌 수 있으며 특히 감마대역을 이용한 감정, 행동에 대한 연구가 많이 진행되었다[2]. 행동으로 인한 ECoG 신호는 감마대역에서 신호의 파워가 증가하며, 이러한 변화는 피질의 활성화와 관련된다는 연구 결과가 나왔다[2][3]. 추출된 특징을 분류하기 위해서 k-nearest neighbors (KNN), Linear discriminant analysis (LDA), artificial neural networks (ANN) 등 다양한 방법을 사용하여 연구가 진행되었다[3][4][5].

본 연구에서는 간질 환자가 손을 움켜쥐는 동작과 팔꿈치를 안으로 굽히는 동작을 취했을 때 발생하는 ECoG 신호를 기반으로, 미지의 ECoG 신호의 입력으로부터 실제 동작을 추론하는 방법을 제안한다. 운동 시점을 기준으로 3개의 구간으로 나누어 정보 엔트로피를 이용하여 신호의 특징을 추출하였다. 3개의 구간은 준비 준위(Readiness potential)가 관찰되는 구간을 포함한다. 준비 전위는 시스템 딜레이를 줄이기 위해 사용한다. 운동 시점을 기준으로 -0.75sec.부터 -0.25sec. 구간을 'before2', -0.5sec.부터 +0 sec. 구간을 'before1', -0.25sec.부터 +0.25sec. 구간을 'onset'으로 설정하며, 모든 구간은 0.5sec.로 동일하다. 각 구간에서 구해진 정보 엔트로피의 통계적 특성을 바탕으로 확률적 모델을 만들며 최대 우도 추정법을 이용하여 실제 동작을 추론하였다.

본 논문은 II장에서는 ECoG 신호의 취득 방법과 신호처리 방법을 설명하며, III장에서는 실험결과에 대하여 설명한다. 마지막으로 IV에서 결론을 맺는다.

II. 본론

1. 신호취득

ECoG 신호의 취득을 위한 샘플링 주파수 200Hz 또는 400Hz 이며 피검자에 따라 다르며, 전력선 잡음을 제거하기 60Hz Notch 필터링 하였다.

2 명의 피검자로부터 신호를 취득하였으며, 피검자 A는 만 25세 여성으로 좌반구에 72개의 ECoG 채널과, 팔꿈치와 손에 각 1개의 근전도 채널을 사용하였으며, 샘플링 주파수는 200Hz 이다. 피검자 B는 만 37세 남성으로 우반구에 58개의 ECoG 채널과 팔꿈치와 손에 각 1개의 근전도 채널을 사용하였으며, 샘플링 주파수는 400Hz이다. 움직이는 동작은 '손을 쥐었다 펴는 동작(hand)'과 '팔꿈치를 굽혔다 펴는 동작(elbow)' 두 가지이다. 자유 의지에 따라 움직임의 시점을 정하는 self-paced 방식으로 동작을 수행하였다. 실험은 하루에 3시간 내외로 실시하게 되며, 먼저 연습을 한 후 한 동작에 대하여 수십에서 많게는 수백 회의 반복 실험을 한다. 한 동작에 대한 실험이 끝나면 다른 동작에 대하여 같은 방법으로 진행하였다. 약 10분간 실험을 진행한 후 피로를 방지하기 위하여 충분한 휴식을 취하도록 하였다.

2. 정보 엔트로피 기반 ECoG 신호 모델

ECoG 신호와 동시에 기록된 표면 근전도 신호를 이용하여 각 피검자의 운동 시점을 예측하였다. 피검자 A의 경우 손을 움켜쥐는 동작을 130회, 팔꿈치를 굽히는 동작을 119회, B의 경우 각각 87회, 85회 씩 예측할 수 있었다.

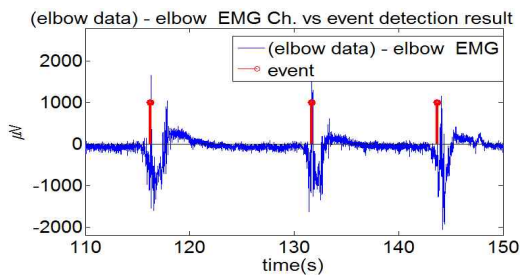


Fig. 1. Elbow surface EMG and event detection result
그림 1. elbow의 표면 근전도 신호와 event detection 결과 예시

'before2', 'before1', 'onset'의 설정 방법은 Fig.2와 같으며, 3개의 각 구간 중 분석을 필요로 하는 구간의 ECoG 신호를 $x_{c,m}[n]$ 로 표기하며, c 는 채널, m 은 동작을 나타낸다.

각 동작의 특징을 추출하기 위하여 정보 엔트로피 (Information Entropy, E)를 이용하였다. 정보 엔트로피

피는 신호를 표현하는데 필요한 정보의 양을 측정하기 위하여 제시된 개념으로, 확률 변수의 불확실정도를 측정할 수 있는 방법이다. 정보 엔트로피 $E(X)$ 는

$$E(X) = - \sum_{k=1}^K p(x_k) \times \log_2 p(x_k) \quad (1)$$

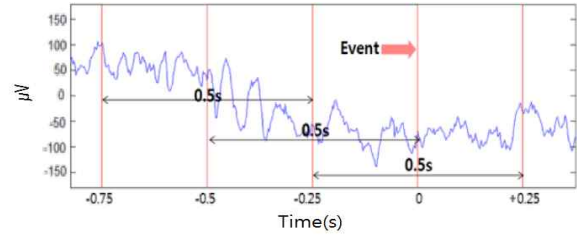


Fig. 2. 'before2', 'before1', 'onset' setting method
그림 2. 'before2', 'before1', 'onset' 설정 방법

로 정의되며, 여기서 X 는 의 값을 가질 수 있는 확률 변수이다. $p(x_k)$ 는 $\Pr(X=x_k)$ 을 뜻하며 수식 (2),(3)과 같은 조건을 만족한다.

$$0 \leq p(x_k) \leq 1 \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K p(x_k) = 1 \quad (3)$$

확률 $p(x_n)$ 은 다음과 같은 식으로 연산할 수 있다.

$$p(k) = \frac{\text{the Number of Sample} \in I_k}{\text{the Number of Samples}}$$

$$I_k = \{n | (k-1) \times M + x_{\min} \leq x[n] < k \times M + x_{\min}\},$$

$$k = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

여기에서 k 는 $x[n]$ 의 샘플들이 분류되는 범위 I_k 의 개수를 결정하며, M 은 수식 (5)를 통하여 연산된다.

$$M = \frac{(x_{\max} - x_{\min})}{K} \quad (5)$$

x_{\max} 는 ECoG 신호의 전체의 최댓값을 말하며, x_{\min} 은 최솟값을 말한다. ECoG 신호 $x_{c,m}[n]$ 에 대한 엔트로피를 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{c,m} = E(x_{c,m}[n])$$

$$= - \sum_{k=1}^K p_{c,m}(x_k) \times \log_2 p_{c,m}(x_k) \quad (6)$$

한 가지 동작 m 에 대하여 각 ECoG 채널에서 하나의 엔트로피 값을 생성할 수 있다. 피검자의 다수의 독립적인 동작에서 얻어진 $E_{c,m}$ 을 이용하여 엔트로피의 히스토그램을 구하여 통계적 특성을 살펴보았다. Fig. 3에서 황축은 엔트로피를 나타내며, 종축은 해당 엔트로피의 발생 빈도를 의미한다. 빈도의 분포가 가우시안 분포와 유사하기 때문에 가우시안 확률 밀도 함수를 이용하여 모델화한다. 각 구간에서 두 동작에 대한 모델을 예측하기 위하여, 동작 m 의 c 번째 채널에서 얻어진 정보 엔트로피의 평균을 구하고

비교하였다. Fig. 4에서 각 동그라미는 평균을 의미하며, 좌측 하단부터 상단으로 1번 채널부터 10번 채널까지이며, 가장 우측 상단은 58번 채널이다.

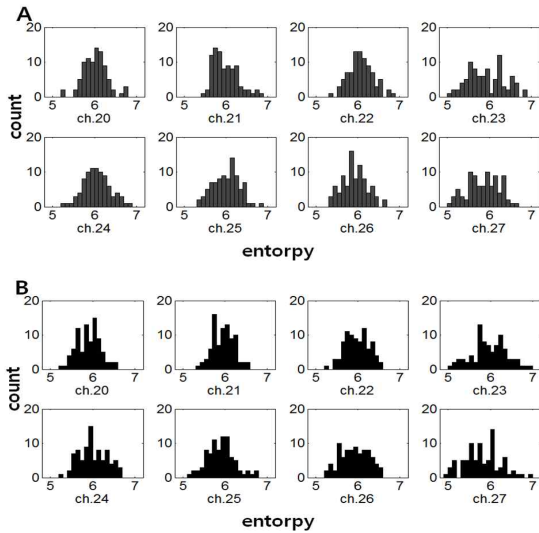


Fig. 3. Example histograms of each behavior
A: ECoG signals corresponding to Subject B's elbow movements were used., B: ECoG signals corresponding to Subject B's hand movements were used

그림 3. 각 동작의 히스토그램의 예
A: Subject B의 elbow 운동에 해당하는 ECoG 신호를 이용, B: Subject B의 hand 운동에 해당하는 ECoG 신호를 이용

동작 m 의 c 번째 채널에서 얻어진 확률밀도함수는 L 개의 학습(training) 데이터의 정보 엔트로피의 분산과 평균을 이용하여 구할 수 있다.

$$f_{c,m}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}(\sigma^2)_{c,m}} \exp\left[-\frac{(t-\mu_{c,m})^2}{2(\sigma^2)_{c,m}}\right] \quad (7)$$

$$\mu_{c,m} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L H_{c,m}^l$$

$$(\sigma^2)_{c,m} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (\mu_{c,m} - H_{c,m}^l)^2$$

3. 최대 우도 추정법

각 동작에 따른 채널별 엔트로피 확률 밀도는 다차원 확률 밀도 함수의 우도 함수로 해석 가능하다. 각 채널별 ECoG 신호 간에는 확률적 독립이라는 가정 하에서 일차원 확률밀도들의 곱으로 나타낼 수 있으며, 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{M} &= \arg \max_m \prod_{c=1}^{ch} f_{c,m}(t|m) \\ &= \arg \max_m \sum_{c=1}^{ch} \log(f_{c,m}(t|m)) \end{aligned} \quad (8)$$

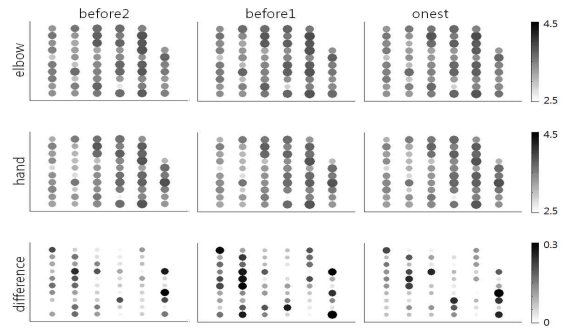


Fig. 4. The average of entropy in the full band of Subject B's ECoG signals

그림 4. 피검자 B의 ECoG 신호full band에서의 채널 별 entropy의 평균

ch 는 ECoG 채널 개수이며, 양변에 logarithm을 취함으로써 곱을 합으로 바꿀 수 있으며, 우도를 최대화 하는 m 의 값을 찾을 수 있다. \hat{m} 는 추정된 동작을 나타내며, 엔트로피 기반의 ECoG 신호 모델에서의 우도를 비교하여, 최댓값을 만드는 동작을 찾아낸다.

III. 실험

표면 근전도 신호를 이용하여 동작 수행을 예측한 결과 피검자 A의 경우 손을 움켜쥐는 동작을 130회, 팔꿈치를 굽히는 동작을 119회 독립 시행하였고, B의 경우 각각 87회, 85회 독립 시행하였음을 확인 할 수 있었다.

제안 된 알고리즘의 추정 성공률을 측정하기 위해 학습 데이터(training data)와 테스트 데이터(test data)의 2대 1 비율로 나누어 사용하였다. 임의의 1000개의 조합을 선택하여 반복 진행하고 평균을 구하였다. 대역 통과 필터를 이용하여 전체 대역 뿐만 아니라, 델타 (δ), 세타 (θ), 알파 (α), 베타 (β), 감마 (γ)으로 나누어 총 6개 대역에 실험하였다. 'before2', 'before1', 'onset' 각 구간에서도 같은 방법으로 진행하였다. 실험 결과 피검자 A에 대해서는 평균 $60.24 \pm 0.16\%$, 피검자 B에 대해서는 평균 $62.19 \pm 0.21\%$ 의 추정 성공률을 보였다. 또한 각 대역별로 보았을 때 감마대역에서 피검자 A와 B는 각각 $67.56 \pm 0.01\%$, $77.42 \pm 0.14\%$ 의 추정 성공률을 보이며, 전체 대역과 다른 대역에서보다 높은 성공률을 보였다.

전체 밴드에서 준비 전위를 이용하였을 경우 피검자 A의 경우 'before1', 'before2'의 구간에서 각각 $56.04 \pm 0.11\%$, $55.82 \pm 0.10\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간에 비해 각각 4.20%, 4.42% 낮은 성공률을 보였다. 피검자 B의 경우 각각 $60.66 \pm 0.01\%$, $69.43 \pm 0.16\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'before1' 구간

에서는 'onset' 구간에 비해 1.53% 낮은 추정 성공률을, 'before2' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 7.25% 높은 추정 성공률을 보였다. 또한 감마 대역에서의 경우 A는 $70.43 \pm 0.13\%$, $66.74 \pm 0.12\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간과는 각각 'before1' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 0.82% 낮은 추정 성공률을, 'before2' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 7.25% 높은 추정 성공률을 보이며, B의 경우 각각 $76.64 \pm 0.14\%$, $76.64 \pm 0.12\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간과는 두 구간 모두 0.78% 낮은 추정 성공률을 보였다. 이를 통하여 준비 전위를 이용할 수 있다는 것을 확인 할 수 있었다.

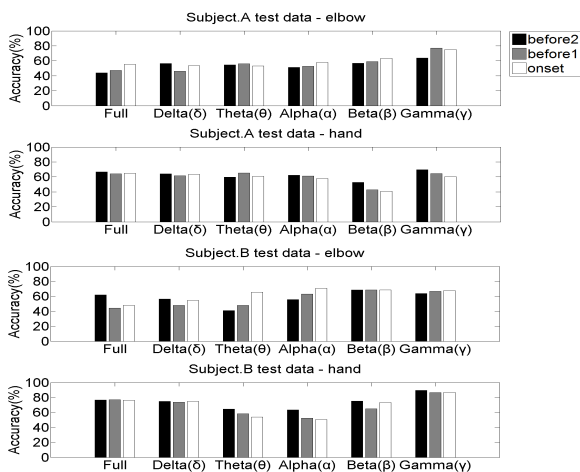


Fig. 5. Estimation success rates for the movements of Subjects A and B

그림 5. 피검자 A, B의 동작 추론 성공률

IV. 결론

연구는 EMG 신호가 근육의 수축, 이완 동안에 의하여 신호의 크기가 증가 또는 감소함을 이용하여 피검자의 움직인 시점을 찾고, 뇌파(ECoG) 신호의 정보 엔트로피에 기반으로 하여 신호의 특성을 추출하고, 최대 우도 추정법을 이용하여 손가락의 굽힘 동작, 팔꿈치의 굽힘 동작을 추정하는 방법을 제안하였다. 또한 준비 전위의 개념을 도입하여 시스템 지연을 줄임으로써 시스템의 성능을 향상 시키고자 하였다.

실험 결과 피검자 A에 대해서는 평균 $60.24 \pm 0.16\%$, 피검자 B에 대해서는 평균 $62.19 \pm 0.21\%$ 의 추정 성공률을 보였다. 또한 각 대역별로 보았을 때 감마대역에서 피검자 A와 B는 각각 $67.56 \pm 0.01\%$, $77.42 \pm 0.14\%$ 의 추정 성공률을 보이며, 전체 대역과 다른 대역에서보다 높은 성공률을 보였다.

시스템 딜레이를 줄이기 위하여 준비 전위를 이용

하여 추정하였다. 전체 밴드에서 준비 전위를 이용하였을 경우 피검자 A의 경우 'before1', 'before2'의 구간에서 각각 $56.04 \pm 0.11\%$, $55.82 \pm 0.10\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간에 비해 각각 4.20%, 4.42% 낮은 성공률을 보였다. 피검자 B의 경우 각각 $60.66 \pm 0.01\%$, $69.43 \pm 0.16\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'before1' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 1.53% 낮은 추정 성공률을, 'before2' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 7.25% 높은 추정 성공률을 보였다. 또한 감마 대역에서의 경우 A는 $70.43 \pm 0.13\%$, $66.74 \pm 0.12\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간과는 각각 'before1' 구간에서는 'onset' 구간에 비해 0.82% 낮은 추정 성공률을, 'before2' 구간에서는 onset 구간에 비해 7.25% 높은 추정 성공률을 보이며, B의 경우 각각 $76.64 \pm 0.14\%$, $76.64 \pm 0.12\%$ 의 추정 성공률을 보이며 'onset' 구간과는 두 구간 모두 0.78% 낮은 추정 성공률을 보였다. 이를 통하여 운동 이전 시점을 이용하여 시스템 지연을 줄일 수 있는 것을 확인 할 수 있었다.

References

- [1] Nuri F. Ince, Fikri Goksu and Ahmed H. Tewfik, "An ECoG based brain computer interface with spatially adapted time frequency patterns," International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing, Portugal, Jan, 2008
- [2] Kai J. Miller, Pradeep Shenoy, Marcel den Nijs, Larry B. Sorensen, Rajesh P. N. Rao, and Jeffrey G. Ojemann, "Beyond the gamma band: the role of high-frequency features in movement classification", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 55, no. 5, pp. 1634-1637, May, 2008
- [3] Yuan Yuan, An-bang Xu, Ping Guo and Jia-cai Zhang, "ECoG Analysis with Affinity Propagation Algorithm", IEEE Natural Computation, Fourth International Conference, vol. 5, pp. 52-56, 2008
- [4] Mingai Li, Jinfu Yang, Dongmei Hao and Songmin Jia, "ECoG Recognition of Motor Imagery Based on SVM Ensemble", IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, pp. 1967-1972, Dec, 2009
- [5] Hai-bin Zhao, Chun-yang Yu, Chong Liu and Hong Wang, "ECoG-based Brain-Computer Interface Using Relative Wavelet Energy and Probabilistic Neural Network", 3rd International Conference on Biomedical Engineering and

Informatics, vol. 2, pp. 873-877, 2010

[6] Nathan E. Crone, Diana L. Miglioretti, Barry Gordon and Ronald P. Lesser, "Functional mapping of human sensorimotor cortex with electrocorticographic spectral analysis. II. Event-related synchronization in the gamma band", *Brain*, vol. 121, pp. 2301-2311, 1998

[7] V. Menon, W. J. Freeman, B. A. Cutillo, J. E. Desmond, M. F. Ward, S. L. Bressler, K. D. Laxer, N. Barbaro and A. S. Gevins, "Spatio-temporal correlations in human gamma band electrocorticograms", *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 98, no. 2, pp. 89-102, 1996

[8] Kyung-Jin You, Hyun-Chool Shin, "Classifying Finger Flexing Motions with Surface EMG Using Entropy and The Maximum Likelihood Method", *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. SC, no. 6, pp. 38-43, Nov. 2009

[9] Jean-François Bercher and Christophe Vignat "Estimating the Entropy of a Signal with Applications", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, no. 6, Jun, 2000

BIOGRAPHY

Ki-Hyun Kim (Member)



2011 : BS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

2013 : MS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

Kab-Mun Cha (Student Member)



2007 : BS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

2009 : MS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

2009~present : PhD student in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

Kiwon Rhee (Student Member)



2009 : BS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

2011 : MS degree in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

2011~present : PhD student in School of Electronic Engineering, Soongsil University.

Chun Kee Chung (Member)



1983 : BS degree in medical science, Seoul National University College of Medicine.

1986 : MS degree in medical science, Seoul National University Graduate School.

1993 : PhD degree in medical science, Seoul National University Graduate School.

2006~present : Professor, Department of Neurosurgery, Seoul National University College of Medicine

Hyun-Chool Shin (Member)



1997 : BS degree in Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology.

1999 : MS degree in Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology.

2004 : PhD degree in Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology.

2004~2007 : PhD Researcher, School of Medicine, Johns Hopkins University.

2007~present : Professor, School of Electronic Engineering, Soongsil University.