

# Variance-Considered Machine에 기반한 Brain-Computer Interface 시스템의 성능 향상

## Performance Improvements of Brain-Computer Interface Systems based on Variance-Considered Machines

염홍기 · 심귀보\*

Hong-Gi Yeom and Kwee-Bo Sim\*

중앙대학교 전자전기공학부

### 요 약

본 논문에서는 선행 연구를 통해 제안하였던 새로운 분류 알고리즘인 Variance Considered Machines (VCM)을 통해 EEG 신호의 분류 에러율을 감소시킴으로 Brain-Computer Interface (BCI)의 성능향상 가능성을 보였다. BCI란 뇌파를 통해 컴퓨터와 같은 시스템을 제어하는 것으로 BCI의 인식률에 영향을 미치는 것에는 많은 요소가 있지만 본 논문에서는 그 중에서도 가장 중요한 분류 알고리즘을 제안된 알고리즘을 통해 인식률을 향상하는 것을 보였다. 이를 위해 피험자가 가상으로 왼쪽 손과 다리를 움직이는 상상을 한 데이터를 기존에 가장 많이 사용되고 있는 분류 알고리즘인 SVM과 제안된 VCM으로 분류하여 인식률을 비교하였다. 기존 연구를 통해 VCM의 우수성을 이론적 결과와 시뮬레이션 결과로 보였다면 본 논문에서는 실제 데이터를 통한 실험을 통해 인식률 향상을 보였다.

### Abstract

This paper showed the possibilities of performance improvement of Brain-Computer Interface (BCI) decreasing classification error rates of EEG signals by applying Variance-Considered Machine (VCM) which proposed in our previous study. BCI means controlling system such as computer by brain signals. There are many factors which affect performances of BCI. In this paper, we used suggested algorithm as a classification algorithm, the most important factor of the system, and showed the increased correct rates. For the experiments, we used data which are measured during imaginary movements of left hand and foot. The results indicated that superiority of VCM by comparing error rates of the VCM and SVM. We had shown excellence of VCM with theoretical results and simulation results. In this study, superiority of VCM is demonstrated by error rates of real data.

**Key Words** : Variance Considered Machines (VCM), Support Vector Machines (SVM), 분류 알고리즘, Brain-Computer Interface (BCI)

## 1. 서 론

Brain-Computer Interface (BCI)란 뇌에서 발생한 전기적 신호를 분석하여 사용자의 의도에 따라 컴퓨터나 로봇 등을 제어하는 기술을 말한다. 이를 통하여 몸을 전혀 움직이지 못하는 장애인도 생각만으로 전동휠체어를 타고 다니거나 컴퓨터의 마우스 커서를 움직이고 알파벳을 선택해 의사를 표현하기도 한다 [1-3]. 하지만 이러한 기술 구현은 그

렇게 쉬운 작업이 아니다. BCI에 대해 이야기하기에 앞서 뇌를 측정하는 방법들에 대해서 알아보자. 뇌파를 측정하는 장비에는 fMRI, PET, NIRS, EEG, MEG 등 다양한 장비들이 존재한다. 각 장비들은 장단점이 있는데 fMRI나 PET는 공간 분해능은 좋지만 시간 분해능이 좋지 못하며, EEG같은 경우 시간 분해능은 좋지만 공간 분해능이 좋지 못하다 [4]. 여기서 시간 분해능이란 얼마나 빠른 변화를 측정할 수 있는냐를 말하는 것으로 뇌의 경우 1~2kHz 이상의 신호 sampling이 권장된다. 또한 공간 분해능이란 얼마나 좁은 영역의 변화를 측정할 수 있는냐를 의미하며 공간 분해능에 따라 뇌에 대한 정확한 분석을 가능하게 한다. EEG 경우 뇌파가 비전도체인 두개골을 지나며 신호가 많이 왜곡된다. 이는 큰 단점이 있다. NIRS 경우 이 왜곡을 보완할 수 있는 방법 중 하나로 뇌의 활동에 따른 산소의 소비량을 근적외선을 통해 산화헤모글로빈의 양을 측정함으로써 뇌의 활성화를 측정하여 EEG의 장점인 시간 분해능이 좋다는 장점을 가지며 두개골에서의 신호왜곡도 없지만 신호를 간접적으로 측정한다는 단점이 있다. 마지막으로 MEG 경우 시간

접수일자 : 2009년 11월 14일

완료일자 : 2010년 1월 25일

※ 본 논문은 본 학회 2009년도 추계학술대회에서 선정된 우수논문입니다

\* 교신 저자

감사의 글 : 이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구입니다(No. 2008-0060738). 연구비지원에 감사드립니다.

분해능도 좋고 공간 분해능도 좋고 두개골에서의 왜곡도 없지만 장비가 크고 비싸다는 큰 단점이 있다. 각 뇌 측정 장비마다 각각의 장단점이 있지만 BCI의 경우 이동이 가능해야 하기 때문에 상대적으로 부피가 작은 EEG나 NIRS를 사용한다.

본 논문에서는 EEG 신호를 분석해 피험자의 의도를 분류해 내는 실험을 수행하였다. 피험자의 의도를 분류해 내기 위해서 선행 연구를 통해 제안되었던 분류 알고리즘인 Variance-Considered Machine (VCM)이 사용되었는데 본문에 들어가기에 앞서 본 알고리즘이 제안된 배경에 대해 살펴보도록 하겠다. 분류 알고리즘이란 데이터를 각각의 종류에 맞게 자동으로 분류해 주는 알고리즘을 말한다. 예를 들어, 카메라를 통해 얻은 영상으로 사물이 무엇인지 판단하거나 얼굴이나 제스처, 감정을 인식하고 사람의 의도를 인식하는 등 다양한 일을 수행할 수 있다 [5-10]. 데이터를 분류하는 과정을 간단히 예를 들어 설명하자면 원 데이터로부터 모양이나 색깔과 같은 특징을 추출해 데이터를 클래스에 따라 분류하는 일을 수행하는 것이다. 그럼 지금까지 많이 사용되어온 분류 알고리즘들을 간단히 살펴보도록 하겠다. 인공 신경망 (Neural Network)은 1962년 제안되어 지금까지도 여러 분야에서 널리 사용되고 있는 분류 알고리즘 중 하나이다 [11]. 이 알고리즘은 우리 몸의 뉴런을 수학적으로 모델링한 방법으로 데이터를 학습하여 입력과 출력을 연결하고 있는 가중치를 변화시켜주어 시스템의 모델링 없이 입력에 따른 원하는 출력을 얻도록 시스템을 학습시킬 수 있다. 이러한 편리성 때문에 많은 분야에서 인공 신경망 알고리즘이 사용되어 왔다. 하지만 인공 신경망 방법은 학습 데이터의 분류가 완료되면 학습을 멈추기 때문에 마진 (margin)이 작으며 이는 시스템의 성능을 저하시키는 원인이 된다. Vapnik은 1995년 Support Vector Machine (SVM)이라는 분류 알고리즘을 제안하여 이러한 문제점을 해결하였다 [12]. SVM은 각 데이터 집합의 최외각에 있는 데이터를 Support Vector라 부르며 이 Support Vector로부터 마진이 최대가 되는 초평면 (Optimal Hyperplanes)을 구하게 되며 이를 통해 에러 발생을 크게 줄일 수 있다. 또한 커널함수를 이용하여 비선형 데이터들도 선형으로 분리해 낼 수 있다는 가장 큰 장점을 갖는다. 이러한 장점으로 SVM은 현재 전 세계적으로 가장 많이 사용되고 있는 분류 알고리즘이다. 하지만 SVM은 데이터의 분산과 존재 확률을 고려하지 않은 방법으로 저자는 선행연구를 통해 SVM의 에러율을 보다 낮추기 위한 방법인 VCM이란 분류 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 SVM의 초평면의 위치를 수정한 방법으로 SVM과 같이 최대의 마진을 갖으며 커널함수도 동일하게 적용될 수 있다는 장점을 갖는다. 게다가 클래스에 속할 확률이 같아지는 지점으로 초평면을 옮겨 주었기 때문에 에러가 발생할 확률을 SVM보다 낮추게 된다 [13]. 선행 연구를 통해 수학적 방법과 시뮬레이션 결과를 통해 이를 보였으며, 본 논문에서는 EEG 데이터의 분류 성능을 SVM과 비교하여 그 우수성을 보이고자 한다 [14].

본 논문의 구성은 2장에서 제안된 분류 알고리즘인 VCM을 소개하고 3장에서는 실험의 환경과 실험 방법들을 소개하고 4장에서 EEG 데이터를 VCM과 SVM으로 분류하여 얻은 에러율을 비교할 것이며, 마지막 5장에서 본 실험의 결론을 맺는다.

## 2. Variance-Considered Machine

본 알고리즘은 이전 논문을 통해 소개되었지만 주요한 내용들을 바탕으로 간단히 소개하도록 하겠다 [13].

VCM이란 에러의 발생확률을 줄이기 위해 SVM의 초평면을 데이터의 분산과 사전확률에 따라 수정한 알고리즘으로 SVM 초평면의 기울기는 그대로 유지하면서 y절편을 수정하여 초평면을 데이터가 클래스에 속할 확률이 같아지는 지점으로 이동시켜 분류하는 방법이다.

알고리즘을 소개하기 위해 먼저 다음 식 (1)과 같이 클래스가 -1과 1로 주어진 데이터들을 고려해 보자.

$$(y_1, x_1), \dots, (y_n, x_n), y_i \in -1, 1 \quad (1)$$

이 데이터들이 식 (2)를 만족하는 벡터  $W$ 와 스칼라  $b$ 가 존재할 때 선형분리 가능하다고 할 수 있다[12].

$$\begin{aligned} w \cdot x_i + b &\geq 1 & \text{if } y_i = 1 \\ w \cdot x_i + b &\leq -1 & \text{if } y_i = -1 \end{aligned} \quad (2)$$

SVM은 그림 1에서 support vector를 지나는 직선간의 거리, 즉 마진이 최대가 되는  $W$ 를 찾으며, 이는 식 (3)과 같이 주어진다.

$$\rho(w_0, b_0) = \frac{2}{|w_0|} = \frac{2}{\sqrt{w_0 \cdot w_0}} \quad (3)$$

이때 초평면은 두 support vector의 중간에 위치하게 된다. 하지만 이 방법은 각 데이터의 분산과 존재확률을 고려하지 않은 것으로 에러 발생확률을 감소시키기 위해 VCM은 이를 데이터의 존재확률이 같아지는 지점으로 초평면을 이동시켜준다. 이때 초평면 축에 대한 데이터의 분산정도는 데이터 분류에 영향을 미치지 않기 때문에 초평면과 직교하는 u축에 대한 분산만을 고려해 준다. 이때 데이터의 각 클래스에 대한 평균과 분산은 다음 식 (4)과 같이 주어진다.

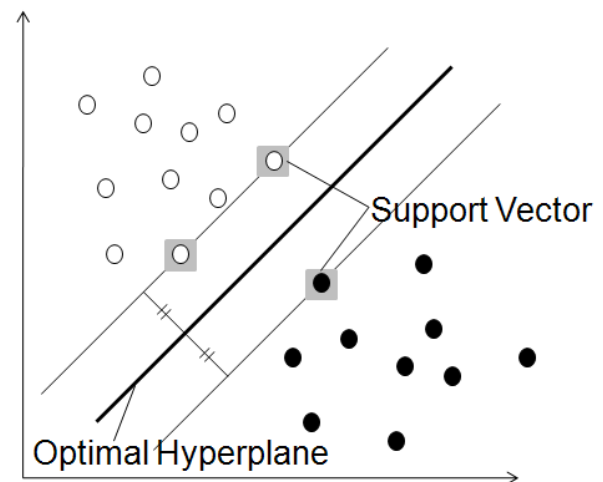


그림 1. 최대 마진을 갖는 SVM의 초평면  
Fig. 1. The optimal hyperplane of the SVM with maximum margin

$$\mu_1 = E\{x_1^{(i)T}u\}, \sigma_1^2 = E\{(\mu_1 - x_1^{(i)T}u)^2\} \quad (4)$$

$$\mu_2 = E\{x_2^{(j)T}u\}, \sigma_2^2 = E\{(\mu_2 - x_2^{(j)T}u)^2\}$$

이 평균과 분산으로부터 식 (5)와 같이 데이터의 확률밀도함수를 구할 수 있다.

$$P(u|c_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{u - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2\right] \quad (5)$$

또한 식 (5)로부터 데이터가 각 클래스에 속할 확률이 같아지는 지점을 찾기 위해 다음 식 (6)과 같은 분류함수를 사용할 수 있다.

$$g_k(u) = \ln P(u|c_k) + \ln P(c_k) \quad (6)$$

식(5)와 식(6)을 활용하여 식 (7)과 같이 각 클래스에 대한 분류함수가 같아지는 지점으로 초평면을 이동하게 된다. 이는 각 클래스의 데이터가 존재할 확률이 같아지는 지점으로 에러를 최소화 할 수 있다.

$$g_1(u) = g_2(u) \quad (7)$$

그림 2는 VCM의 초평면이 어떤 원리로 이동하는지를 설명해 주는 그림이다. 보다 자세한 설명은 참고문헌 [13]에 자세히 기술되어 있다.

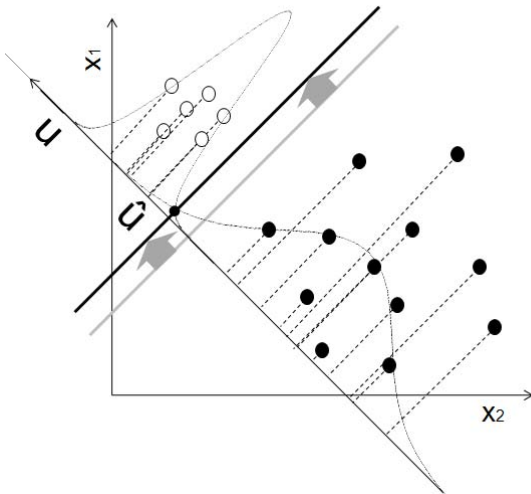


그림 2. 데이터의 분산과 존재확률을 고려하여 초평면을 이동시켜주어 최대 마진을 갖으면서도 에러가 발생할 확률이 줄어든 VCM에 의한 데이터 분류

Fig. 2. Data classification by the VCM with not only maximum margin but also low error probabilities because we shift the optimal hyperplane according to the variances and prior probabilities

### 3. 실험 방법

본 논문의 실험에서는 보다 신뢰성 높은 데이터의 사용을 위해 BCI 관련 연구가 활발히 진행 중인 베를린 대학의

Open Data를 이용하였다 [15]. 본 실험에 사용된 EEG 데이터의 측정환경은 다음과 같았다.

실험에 참가한 피험자는 모두 건강한 상태였으며, 모든 실험 세션은 피드백 없이 움직임을 상상하도록 요구되어 졌다. 각 피험자는 왼쪽 손, 오른쪽 손, 발을 움직이는 3가지 클래스가 요구되었으며, 이 중에서 각 피험자별로 2가지 클래스가 선택되었다.

제시된 실험 자극은 2초간의 빈 화면이 제시되고, 다음 2초간 화면의 중간에 십자표시가 나타나고, 다음 4초간 왼쪽, 오른쪽, 아래를 가리키는 화살표가 컴퓨터 화면에 제시되었다. 이 때 사용자는 해당 움직임을 상상하도록 요구되어졌으며 화살표가 나타날 때 십자표시는 화살표와 중첩되어 표시되었다.

EEG 신호는 BrainAmp MR plus 증폭기와 Ag/AgCl 전극모자를 사용하여 59개의 채널로 측정하였다. 신호는 0.05~200Hz의 band-pass filter를 거친 후 1000Hz, 16bit(0.1uV)로 이산화 되었다. 이 신호는 100Hz로 다운 샘플링 되어 Matlab의 데이터 형식(\*.mat)로 제공되어 졌으며, 본 실험에서는 이 데이터를 사용하였다.

BCI 연구에서 가장 큰 문제 중 하나는 사람마다 뇌파의 특성이 다르다는 것이다 [16]. 이를 해결하기 위한 방법에는 두 가지가 있는데 한 가지는 피험자가 피드백을 통해 스스로 구분 가능한 뇌파를 발생하도록 연습을 하는 방법이며, 다른 한 가지는 기계학습(machine learning) 방법을 통해 시스템이 뇌파에 적응하도록 하는 방법으로 일반적으로는 두 가지 방법을 모두 사용한다 [3].

일반적으로 피험자가 학습을 하는 시간은 매우 오래 걸리는데, 본 논문에 사용된 데이터를 제공한 베를린 대학의 실험에서는 피드백 없이 Common Spatial Pattern (CSP) 알고리즘으로 Event-Related Desynchronization (ERD, 자극에 따라 특정 주파수에서 뇌파가 감소하는 현상)/Event-Related Synchronization (ERS, 자극에 따라 특정 주파수에서 뇌파가 증가하는 현상)을 잘 구분할 수 있도록 spatial filter를 구성하여 신호를 잘 구분할 수 있도록 하였다 [16].

본 실험에서는 CSP를 구현하여 실험을 하기에는 무리가 있는 관계로 CSP를 사용하지 않은 raw 데이터를 사용하였으며, 정확한 분류를 위해 각 데이터의 Fast Fourier Transform (FFT)을 취해 두 클래스가 어느 주파수 대역에서 차이를 나타내는지 살펴보았다. 제공된 EEG 데이터는 피험자 a와 f는 왼손과 발을 움직이는 상상을 하는 데이터였고 b~e, g는 왼손과 오른손의 움직임 상상과 관련된 데이터였다. 발의 움직임은 Cz와 관련이 있고 왼손의 움직임은 우뇌의 C4, 오른손은 좌뇌의 C3와 관련이 있기 때문에 a와 f는 Cz와 C4의 EEG 데이터를 분석하였고, b~e, g는 C3와 C4의 EEG 데이터를 분석하였다. 이때 데이터가 보다 잘 구분되도록 하기 위해 기준전압을 59개 채널 신호의 평균값으로 다시 설정 (Rereferencing)해 주었다. 그 결과 피험자 a~g 중에서 피험자 a와 g를 제외한 다른 피험자들은 모든 주파수 대역에서 두 클래스의 신호가 거의 비슷해 분류가 불가능 했으며 피험자 a의 경우 C4 전극에서 9~25Hz에서 그림 3과 같이 약간의 차이를 보였으며, 피험자 g의 경우 C4 전극에서 12~21Hz에서 그림 4와 같이 근소한 차이를 보였다. 따라서 본 실험에서는 a 피험자의 경우 Cz와 C4에서 발생한 EEG 신호 중 9~25Hz의 신호를 분석하였으며, 피험자 g의 경우 C3와 C4에서 발생한 12~21Hz의 뇌파를 사용하였다.

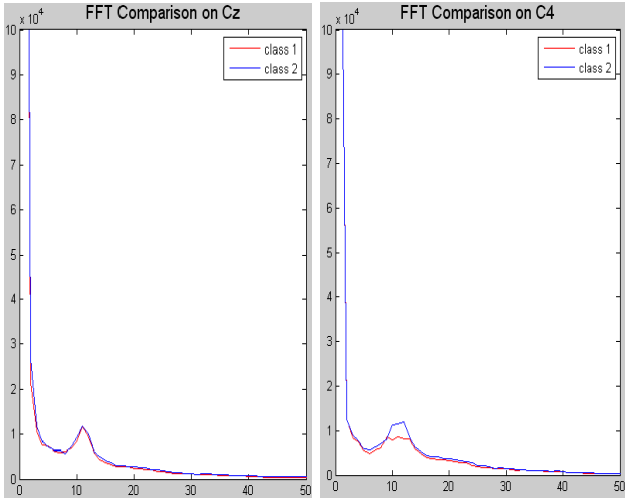


그림 3. 피험자 a가 왼손과 발 움직임을 상상하는 총 200번 실험 동안 Cz와 C4에서 측정된 EEG 신호의 FFT값의 합 비교

Fig. 3. A comparison on the sum of FFT values of EEG signals measured on Cz and C4 during 200 trials when subject 'a' imagined left hand and foot movements

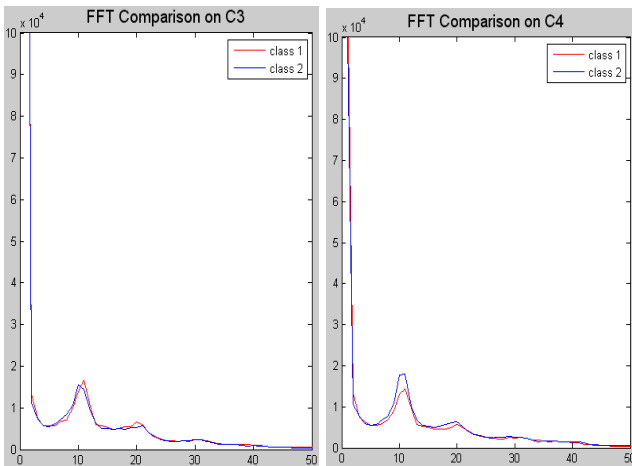


그림 4. 피험자 g가 왼손과 오른손 움직임을 상상하는 총 200번 실험 동안 C3와 C4에서 측정된 EEG 신호의 FFT값의 합 비교

Fig. 4. A comparison on the sum of FFT values of EEG signals measured on C3 and C4 during 200 trials when subject 'g' imagined left and right hand movements

본 실험의 순서는 다음과 같았다.

1. MATLAB을 사용하여 59채널의 EEG 데이터를 읽어 들이고, 그림 5와 같이 자극이 제시된 시점(event)을 기준으로 자극 후 2초 동안의 EEG 신호(epoch)만을 추출한다. (신호를 분석할 때 일반적으로 자극 제시 1초 전부터 자극 제시 2초 후까지의 신호를 분석하는 것이 일반적이며, 연구자 마다 차이가 있는데 자극 후 300ms 후의 신호가 중요하기 때문에 BCI 경우 자극 후 2초 신호를 사용하면 무리가 없을 것으로 판단된다 [1].)

2. 2초 구간의 59채널 EEG 신호에서 실험에 사용할 채널(C3, Cz, C4)의 신호만을 추출한다.
3. 이러한 구간 EEG 신호를 그림 6과 같이 각각 FFT를 취한다.
4. 이 FFT된 신호들을 그림 7과 같이 관찰하고자 하는 주파수 영역만 추출한다. (본 논문에서는 5~12Hz, 9~13Hz를 사용하였다.)
5. 이렇게 특정 주파수 구간의 FFT 신호를 각 채널 별로 합을 구해 움직임을 시도했던 각 실험(trial)을 한 점으로 하여 좌표평면 위에 그림 8과 같이 나타낸다. 그림 8에서는 x축이 Cz 혹은 C3, y축이 C4에서의 FFT 합을 의미한다.

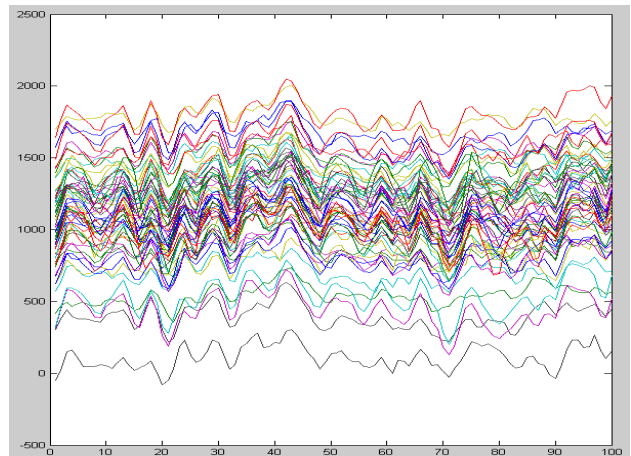


그림 5. 측정된 59채널의 1초간 EEG 신호  
Fig. 5. Measured EEG signals of 59 channels during 1sec.

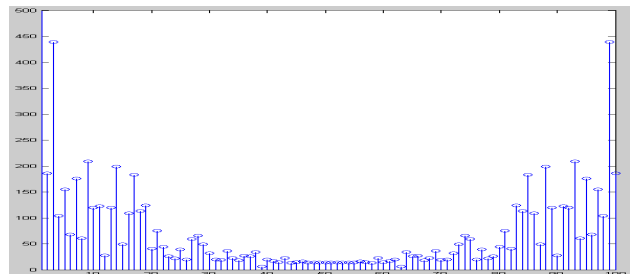


그림 6. 1회의 실험에서 1채널의 1초간 EEG 데이터의 FFT  
Fig. 6. FFT of EEG signals of 1 channel during 1sec. in 1 trial

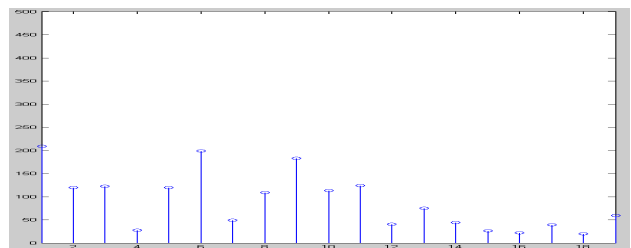


그림 7. 1회의 실험에서 1채널의 1초간 EEG 데이터의 FFT 중 특정 주파수 구간  
Fig. 7. FFT of EEG signals in specific sectors of 1 channel during 1sec. in 1 trial

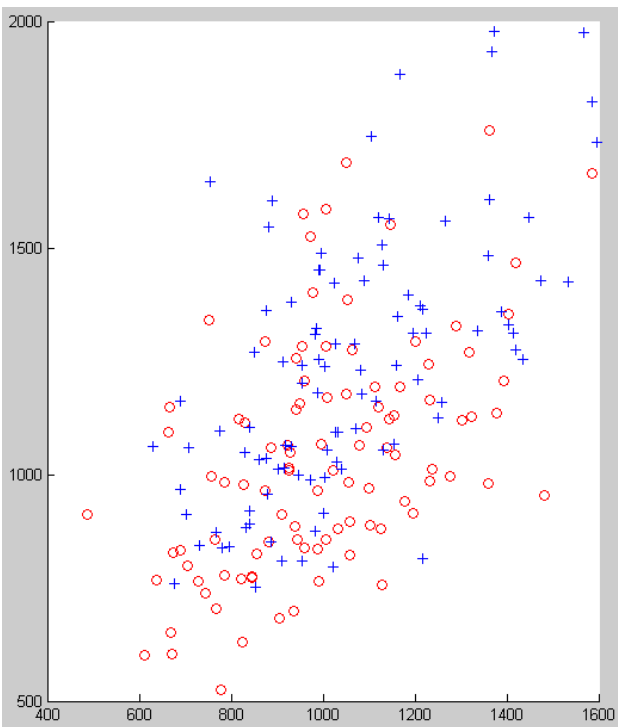


그림 8. 총 200회 실험에 대한 Cz와 C4에서의 FFT의 특정 주파수 구간의 합을 x축(Cz 혹은 C3)과 y축(C4)에 대응시켜 좌표평면에 맵핑시킨 200개의 데이터  
 Fig. 8. 200 data that the sums of specific sector-FFT are mapped into coordinates

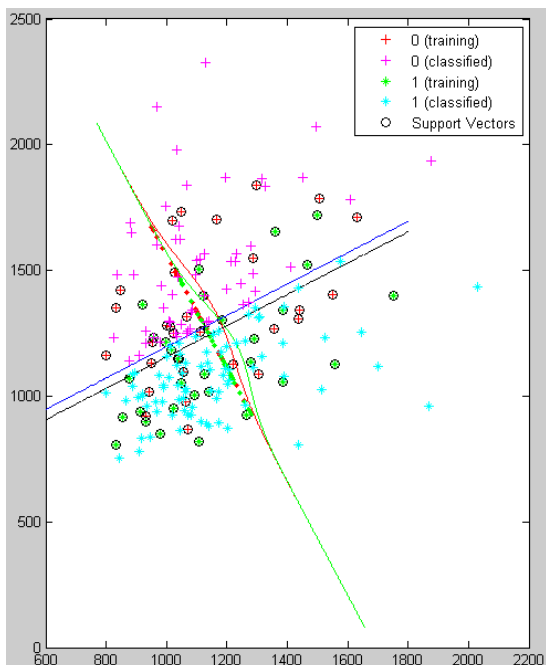


그림 9. 특징에 따라 좌표평면에 맵핑된 EEG 데이터 중 일부(70%)로 결정된 VCM과 SVM의 초평면  
 Fig. 9. Optimal hyperplanes of VCM and SVM determined by some(70%) EEG data which mapped into coordinates according to features

6. 두 클래스의 데이터를 적절히 나누고 분류 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 200회의 실험 데이터를 70%는 학습데이터로 사용하고, 30%를 테스트 데이터로 사용하여 총 100회의 실험을 반복해 에러율의 평균을 내는 방법을 취하였다. 그림 9는 100번의 실험 중 한 번의 학습 결과를 보여주는 것으로 학습 데이터를 이용해 VCM과 SVM이 어떻게 초평면을 결정하는지 보여주고 있다.

#### 4. 실험 결과

그림 3, 4와 그림 8에서 알 수 있듯이 EEG 데이터가 클래스 별로 차이가 크지 않아 분류 결과가 그리 좋지 못하였다. 피험자 a의 데이터를 VCM과 SVM으로 100번의 분류 실험을 한 후 평균을 취한 결과 VCM 경우 분류 정확성이 70.10%가 나왔고, SVM 경우 정확성이 69.99%가 나왔다. 또한 피험자 g의 경우 동일한 실험을 통해 VCM의 경우 74.45%, SVM의 경우 74.35%의 실험결과가 나왔다.

#### 5. 결론

본 논문을 통해 우리는 제안된 VCM 분류 알고리즘의 제안 배경과 원리를 살펴보았으며 이를 통해 EEG 신호를 피험자의 의도에 따라 분류해 내는 실험을 하기 위한 과정을 살펴보았다. 또한 이를 통하여 VCM과 SVM의 성능평가를 통해 약 0.1%의 에러율이 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 실험을 통해 VCM으로 약간의 에러율이 감소하는 것을 확인할 수는 있었으나 실험에 사용된 데이터는 사전확률이 같으며 분산이 크게 다르지 않기 때문에 두 알고리즘의 성능차이가 크게 나타나지 않은 것으로 생각된다. 또한 실험에 사용된 MATLAB에서 제공하는 SVM 함수의 경우 초평면을 support vector 중앙에 위치시키는 것이 아닌 어느 정도 보완된 방법으로 성능향상이 크지 않았던 것으로 보인다.

[주] 본 논문은 2009년도 한국지능시스템학회 추계학술대회에서 발표된 우수논문 [17]으로 개정된 것임.

#### 참고 문헌

- [1] Laura Kauhanen, Pasi Jylanki, Janne Lehtonen, Pekka Rantanen, Hannu Alaranta, and Mikko Sams, *EEG-Based Brain-Computer Interface for Tetraplegics*, Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience Volume 2007, Article ID 23864, 11pages doi:10.1155/2007/23864.
- [2] L. Citi, R. Poli, C. Cinel, and F. Sepulveda, "P300-Based BCI Mouse With Genetically-Optimized Analogue Control," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 16, No. 1, Feb. 2008.
- [3] G. Dornhege, J. R. Millán, T. Hinterberger, D. J.

McFarland, and K. Möller, *Toward Brain-Computer Interfacing*, MIT press, 2007.

[4] 박현욱 외 21명, *뇌신경정보학연구사업: 뇌기능 측정 및 분석 시스템*, 한국과학기술원, 2004.

[5] O. D. Richard, E. H. Peter and G. S. David, *Pattern classification*, New York, Wiley, 2nd ed., pp. 3-42, 2001.

[6] Fischer and R. Stiefelhagen, "Face Recognition for Smart Interactions," *IEEE Int. Conf. Multimedia and Expo*, vol. 2-5, pp.1007 - 1010, 2007.

[7] M. C. Erik and M. M. Trivedi, "Head Pose Estimation in Computer Vision: A Survey," *IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 31 no 4, pp. 607-626, Apr 2009.

[8] S. W. Lee, "Automatic Gesture Recognition for Intelligent Human-Robot Interaction," *7th Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, 2006. FGR 2006, vol. 2-6, pp. 645 - 650.

[9] H. G. Yeom and K. B. Sim, "ERS and ERD Analysis during the Imaginary Movement of Arms," *Int. conf. Control, Automation and Systems*, in COEX, Seoul, Korea 2008, pp. 2476-2480.

[10] A. Chakraborty, A. Konar, U. K. Chakraborty, A. Chatterjee, "Emotion Recognition From Facial Expressions and Its Control Using Fuzzy Logic," *IEEE Trans. Sys. Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, vol. 39, no. 4, pp. 726 - 743, July 2009.

[11] A. A. Michael et al., *The Handbook of Brain Theory and Neural Networ*, MIT press, 1998.

[12] C. CORTES and V. VAPNIK, Support-vector networks, *Machine Learning*, pp.273 - 297, 1995.

[13] H. G. Yeom, I. H. Jang and K. B. Sim, "Variance Considered Machines: Modification of Optimal Hyperplanes in Support Vector Machines," *IEEE Int. Symp. Industrial Electronics*, Seoul, Korea, July, 2009, pp. 1144-1147.

[14] H. G. Yeom, I. H. Jang, and K. B. Sim, "A Novel Classification Algorithm for Reduction of Classification Errors : Variance-Considered Machine," *submitted to International Journal of Control, Automaion, and Systems*.

[15] <http://bbci.de/competition/iv>

[16] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K. R. Müller, and G. Curio, "The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects," *NeuroImage*, Vol. 37, No. 2, pp.539-550, 2007.

[17] 엽흥기, 심귀보, "Variance-Considered Machine을 이용한 상상 움직임의 EEG 신호 분류", *2009년도 한국지능시스템학회 추계학술대회 학술발표 논문집*, Vol.19, No.2, pp.147~150, 2009.

## 저 자 소 개



### 엽흥기(Hong-Gi Yeom)

2008년 : 중앙대학교 전자전기공학부  
공학사

2008년 ~ 현재 : 중앙대학교 대학원 전자전  
기공학부 석사과정

관심분야 : Brain-Computer Interface, Rehabilitation,  
EEG-signal 등



### 심귀보(Kwee-Bo Sim)

1990년 : The University of Tokyo 전자  
공학과 공학박사

[제19권 6호 (2009년 12월호) 참조]

1991년 ~ 현재 : 중앙대학교 전자전기공학부 교수  
2006년 ~ 2007년 : 한국지능시스템학회 회장

E-mail : kbsim@cau.ac.kr  
Homepage URL : <http://alife.cau.ac.kr>