
인간-컴퓨터 인터페이스를 위한 청각 동기방식 뇌파신호의 패턴 분류

이용희* · 최천호**

Pattern classification of the synchronized EEG records by an auditory stimulus for
human-computer interface

Yong-Hee Lee* · Chun-Ho Choi**

요 약

본 논문에서는 정상인의 정신적인 뇌 활동에 의한 순수한 뇌파를 측정하고 효과적으로 분류하기 위한 방법을 제시한다. 과정은 대상자가 특정한 작업에 대해 생각하게 하고 이때의 뇌파를 청각이벤트에 동기시켜 측정하고, 측정된 뇌파의 기준선의 이동과, 생리적인 아티팩트의 영향을 줄인다. 마지막으로, 평균가산법에 의해 정신적인 작업에 대한 신호만을 추출하고 AR 계수를 가지고 인식작업을 수행한다.

실험에서, 청각자극을 이벤트로 사용하였으며, 뇌파의 도출은 C_3-A_1 , C_4-A_2 , P_z-A_1 의 3채널에서 기록하였다. 각 채널당 16회의 평균가산후에, 12차 AR계수로 특정한 정신적인 작업에 대한 특징을 추출하였다. 전체 36개의 특징계수를 신경망의 입력으로 사용하고, 각 작업 당 50회를 훈련데이터로 사용하였다. 제안한 방법의 인식률은 2종류 작업에 대해 34-92%, 4종류 작업에 대해 38-54%를 얻었다.

ABSTRACT

In this paper, we present the method to effectively extract and classify the EEG caused by only brain activity when a normal subject is in a state of mental activity. We measure the synchronous EEG on the auditory event when a subject who is in a normal state thinks of a specific task, and then shift the baseline and reduce the effect of biological artifacts on the measured EEG. Finally we extract only the mental task signal by averaging method, and then perform the recognition of the extracted mental task signal by computing the AR coefficients.

In the experiment, the auditory stimulus is used as an event and the EEG was recorded from the three channel C_3-A_1 , C_4-A_2 and P_z-A_1 . After averaging 16 times for each channel output, we extracted the features of specific mental tasks by modeling the output as 12th order AR coefficients. We used total 36th order coefficient as an input parameter of the neural network and measured the training data 50 times per each task. With data not used for training, the rate of task recognition is 34-92 percent on the two tasks, and 38-54 percent on the four tasks.

키워드

청각자극(Auditory Stimulus), 뇌파(EEG), 신경망(Neural Network), 컴퓨터 인터페이스(Interface)

* 한라대학교 공과대학 컴퓨터공학과

접수일자 2008. 06. 11

** 한라대학교 정보산업대학원 컴퓨터공학전공

I. 서 론

정보화 사회의 진전에 따라 인터넷에 기반한 컴퓨터 관련 정보기기 및 휴대형 통신기기의 수요가 급증하면서 보다 인간 지향적인 인간-컴퓨터 인터페이스(Human-Computer Interface)의 연구개발이 가속화 하였다. 최근에는 생체신호를 이용하여 직접적인 정보기기의 제어 및 장애인을 위한 재활 시스템에 활용하고자 하는 연구가 진행되고 있다. 뇌파신호는 대뇌 피질의 동적 활동의 결과로 나타나는 전기적인 신호로서, 뇌의 기능과 관련된 생리학 및 병리학적인 연구에 있어 필수적으로 이용하는 기본 생체 신호이다. 뇌파신호가 대뇌의 동적 활동을 반영하므로 이러한 뇌파신호를 분석하여 임상 및 뇌의 기능적인 해석에 이용하고자 하는 연구가 오래전부터 시도되어 왔다. 지금까지의 연구는 측정된 뇌파신호를 이용하여 간질이나 발작, 파킨스씨병 등과 같은 뇌질환을 신호처리 기술을 이용하여 객관적이고 정량적으로 자동 진단하는 연구가 대부분을 이루고 있었다. 최근 들어 뇌파신호가 다양한 대뇌 활동을 반영한다는 점에서 뇌파신호를 이용하여 특정한 정신적인 상태를 분류하고 이를 이용하여 기계와의 통신 수단으로서 이용하고자 연구가 활발하게 진행되고 있다[1-4]. 이러한 연구는 신체적인 결함에 의해 행동이 제한적인 지체부자유자들의 의사소통을 위한 통신 수단으로 이용할 수 있으며 정상인에 있어서도 새로운 정보기기의 인터페이스 수단이라는 점에서 매력적인 연구로 시도되고 있다. 그러나 뇌파신호를 분석하여 대뇌 활동을 밝히고자 하는 연구는 뇌의 활동에 비해 측정된 뇌파신호 자체가 사람에 따라 환경에 따라 각기 다른 특성을 보이는 복잡 다변성을 갖고 있고 측정 전위 또한 주변 신호에 비해 미약하여 쉽게 대뇌 활동을 파악할 수 없으며 알 수 있는 정보도 극히 제한적이라는 어려움을 갖고 있다[5-7]. 따라서 대부분의 연구는 작업분류 가능 영역의 확장 및 인식률을 높이기 위한 연구가 주류를 이루고 있다. 이러한 뇌파로부터 패턴을 분류하고 인식하는 연구는 크게 두 가지 방법이 시도되고 있다. 첫째는 특정 작업을 집중하면서 이때의 뇌파를 측정하여 특정 파라미터를 추출한 후 패턴 인식 알고리즘을 수행하는 방법이다[8-9]. 이 방법은 작업 인식률이 높은 장점이 있으나 뇌파신호의 측정 시 충분히 작업을 반영하는 뇌파신호가 나올 때까지의 지

연 시간을 요구하며 눈을 뜨고 측정할 때와 감고 측정할 때 그리고 주변 환경에 따라 영향을 많이 받는 단점이 있다. 또한 필요 이상의 많은 채널도 실-시간 구현의 문제점으로 나타나고 있다. 두 번째 방법은 특정 자극을 주고 일정 시간(latency)이 지난 후의 뇌파신호를 분석하여 패턴 인식을 수행하는 방법이다[10]. 이 방법은 자극이 주어진 시점에서 반응을 측정하므로 지연 시간은 필요하지 않으나 단일 횟수에 의해서는 자극에 따른 반응을 얻는 것이 어려운 문제점을 갖고 있다. 또한 상기한 방법들을 이용하는 대부분의 연구에서 분류 작업 자체가 눈을 뜨고 감는 것과 같은 근육의 움직임을 수반하거나 휴식할 때와 집중할 때와 같은 근육의 긴장을 수반하는 것을 이용하고 있다. 따라서 이러한 방법에 의해서는 동일한 인지영역에서의 다양한 정신적 상태를 분류하는 것이 어렵다.

본 연구에서는 근육의 움직임이나 긴장 또는 이완 상태를 구분하는 것이 아닌 동일한 인지 영역에서 4종류 정신적인 작업을 대상으로 청각 동기 방식에 의해 측정된 뇌파신호를 신경망에 적용함으로써 뇌파패턴 분류를 수행 한다.

II. 본 론

2.1 청각 동기 방식에 의한 뇌파측정

특정 작업에 대한 뇌파를 측정하기 위해서 본 연구에서는 청각자극에 동기신호를 주고 측정하는 방식을 적용하였다. 일반적으로 뇌파와 같은 생체신호를 처리할 때 에폭(epoch)이라는 처리 시간을 기준으로 처리된다. 전체 측정시간은 그림 1에 나타난 것과 같이 이벤트(event)가 주어지고 일정시간 t_0 (latency time)이 지난 후 반응에 관계된 응답이 t_0-t_1 사이에 나타나며 이후 대뇌의 활동과 관련된 뇌파신호가 측정된다. 그림 1에서 T 는 반복적인 자극의 경우, 자극 주기를 나타내며 보통 에폭과 같은 시간으로 처리한다. 본 연구에서는 특정 작업과 관련된 이벤트를 주고 이 자극에 의한 응답을 측정하여 t_1-T 사이에 나타나는 뇌파신호를 특정 작업에 의해 나타나는 대뇌 활동의 신호로 가정한다[11]. 이러한 방법에 의해 측정된 뇌파신호는 일반적으로 두피 상에서 측정하기 때문에 뇌 내부에서의 상호작용과 두개골 등에서의 감쇄로 보통 수-수백 μV 의 미약한 전위를 갖으며

주변 생리적인 아티팩트(artifacts)의 영향으로 SNR (signal-to noise ratio)이 극히 낮다. 특히 이벤트에 관계된 응답 이후의 뇌파신호는 더 낮은 전위를 갖는다. 따라서 이러한 신호는 단일 횡수에 의해서는 쉽게 얻어낼 수가 없다. 이러한 뇌파의 일반적인 측정 방법은 주변 아티팩트를 랜덤 노이즈(random noise)로 가정하고 수십-수백 회를 평균가산하여 SNR이 향상된 뇌파를 얻는 것이다 [5,11]. 본 연구에서는 특정 작업에 관계된 반응시간 이후 $t_1 - T$ 사이의 뇌파를 순수한 정신적 작업의 뇌파로 보고 평균 가산법을 적용하여 추출한다.

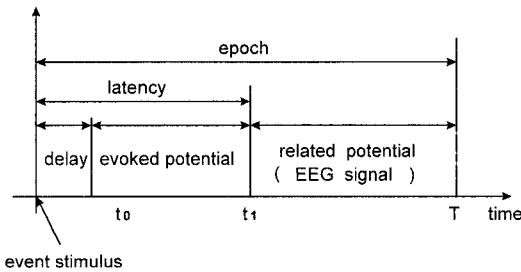


그림 1. 이벤트에 의한 뇌파 응답 신호
Fig. 1. EEG responses after event stimulus

2.2 평균가산법

이벤트에 동기하여 측정된 뇌파신호를 평균가산하기 위해서는 평균 가산 횡수의 시간 내에서 뇌파를 안정적신호(stationary)로 가정해야 한다. 뇌파신호의 안정적신호는 실험적으로 수초에서 수분으로 알려져 있다 [6,11]. 따라서 본 연구에서는 1회의 처리 단위시간인 에폭을 1초로 하고 평균 가산 횡수를 수행하여 이 시간동안 뇌파의 안정적신호 구간으로 놓고 해석하게 된다.

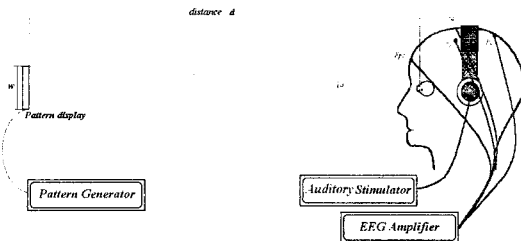


그림 2. 청각 자극에 의한 작업 뇌파신호 추출 방법
Fig. 2. Extraction of task EEG signal using an auditory stimulus

그림 2는 본 연구의 사용한 측정 방법을 나타낸 것이다. 본 연구에서는 청각자극 신호를 동기신호로 사용한다. 이것은 다른 자극보다 반응시간이 자극이 주어진 후 대부분 10ms이내에 자극에 따른 응답 특성이 나타나므로 더 긴 시간의 작업과 연관된 뇌파를 측정 할 수 있는 장점이 있다. 평균가산법은 신호 자체가 같은 자극에 의해 같은 반응이 나오는 안정 신호이며 잡음은 랜덤 잡음이란 가정 하에 적용 된다. $a_{EP}(n)$ 를 청각 자극에 의해 나타나는 신호, $v_{EP}(n)$ 를 작업 패턴의 표시 장치에 의해 나타나는 반응 신호, $s(n)$ 을 순수한 정신적 작업과 관련된 뇌파, $n_i(n)$ 를 i 번째 응답에 부가된 아티팩트, 자극 주기를 T , 자극 횡수를 N 이라 할 때 i 번째 자극에 의해 측정된 전체 신호 $f_i(x)$ 는

$$f_i(n) = s(n) + a_{EP}(n) + v_{EP}(n) + n_i(n) \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; \quad 0 \leq n \leq T$$

로 나타낼 수 있다. $n_i(n)$ 는 일반적으로 백색 잡음으로 가정한다. 평균 가산은 식(2)에 의해 전개 된다.

$$\hat{s}(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(n) \quad (2)$$

$$= s(n) + a_{EP}(n) + v_{EP}(n) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i(n)$$

$$\text{가정: } a_{EP}(n) = \begin{cases} 0 & n > t_1 \\ a_{EP}(n) & n \leq t_1 \end{cases} \quad (3)$$

식(2)에서 $a_{EP}(n)$ 를 식(3)과 같이 반응 시간을 t_1 이라고 하고 t_1 이 후는 반응이 나타나지 않거나 거의 무시할 수 있다고 가정한다. 또한 그림 2에서 시각 자극의 영향을 무시할 수 있을 정도로 시각 표시 장치의 밝기를 작게 하고 주변 환경도 빛을 차단하게 되면 $v_{EP}(n)$ 는 무시할 수 있으며 식(2)는 식(4)과 같이

$$\hat{s}_{t_1}(n) = s_{t_1}(n) + \frac{1}{N} \sum_{i=t_1}^N n_i(n) \quad (4)$$

$$E[\hat{s}_{t_1}(n)] = E\left[s_{t_1}(n) + \frac{1}{N} \sum_{i=t_1}^N n_i(n) \right] \quad (5)$$

$$= s_{t_1}(n) + E\left[\frac{1}{N} \sum_{i=t_1}^N n_i(n) \right]$$

$$= s_{t_1}(n)$$

단순하게 나타낼 수 있다. 첨자 t_1 은 반응 시간중 t_1 이후의 신호를 의미한다. 식(4)의 기대값은 식(5)로서 나타낼 수 있다. 실제에 있어서는 유한한 횟수의 평균 가산을 수행함으로써 순수한 정신적 작업의 뇌파인 $s_{t_1}(n)$ 을 추정하게 된다. N 이 충분히 크면 근사적으로 식(5)를 만족하게 된다. 그러나 평균 가산 횟수가 많으면 뇌파신호의 SNR을 향상시킬 수 있으나 측정 시간이 길어지고 안정 신호로서 해석할 수 없게 된다. 또한 적은 횟수의 평균 가산은 반응을 측정하는 시간이 짧으나 SNR이 좋지 않게 된다.

2.3 특징 추출

뇌파신호로부터 특징 파라미터를 얻는 데 있어 AR모델링은 효과적으로 이용되고 있다[12-13]. AR모델은 현재의 관측열을 과거의 관측열의 선형적 조합과 랜덤 잡음의 합으로 나타낼 수 있으며 식(6)와 같이 쓸 수 있다.

$$s(k) = -a(1)s(k-1) - a(2)s(k-2) + \dots - a(p)s(k-p) + e(k) \quad (6)$$

여기서 $s(k)$ 는 입력열이며 $a(i), i=1,2,\dots,p$ 는 AR 모델 계수라 한다. 또한 p 는 AR계수의 차수, $e(k)$ 는 백색 잡음을 나타낸다. 식(6)에서 현재 입력열의 선형 예측은 식(7)으로 얻을 수 있으며 $e(k)$ 는 선형 예측 오차이다. $e(k)$ 를 최소화하는 계수는 Levinson Durbin의 순환 방정식에 의해 얻어진다[13].

$$\begin{aligned} \widehat{s(k)} &= -\sum_{i=0}^p a(i)s(k-i) \\ e(k) &= s(k) - \widehat{s(k)} \end{aligned} \quad (7)$$

III. 결과 및 고찰

청각 자극에 동기된 뇌파의 측정 및 분류 실험을 수행하기 위해 실험 환경은 그림 3과 같이 구성하였다. 시각적인 작업 패턴은 눈동자의 상·하, 좌·우 움직임을 최소화하기 위해 패턴 화면의 크기 W 는 50mm × 50mm로 하였으며 측정 대상자와의 거리 d 는 80cm로 하였다. 광각 α 는 1.79°이다. 그림 3은 본 연구에서 사용한 4종류의 작업 패턴을 나타낸 것이다. 각 패턴별로 내부 모형 자동차의

방향을 결정하는 출구를 갖고 있으며 이 화면은 연속적으로 일정시간(평균 가산 시간)동안 주어진다. 출구의 방향이 정신적 작업의 대상으로 측정자는 청각자극신호에 동기하여 반복적으로 출구의 방향을 생각하게 된다. 청각자극신호는 주파수 1kHz신호를 1초에 지속시간 2ms, 80dB의 강도로 주어 졌다. 뇌파의 측정은 생체측정용 Grass P511 증폭기를 통해 샘플링 주파수 $f_s = 500\text{Hz}$ 로 하여 DT2821에서 측정하였다. 실험 대상은 23세 남자이며 실험 환경은 부분 차폐상태이고 전자파 강도는 $0.01\mu T$ 이다. 전처리 과정으로 기준선(baseline)을 교정하고 아티팩트의 영향을 줄이기 위해 5차의 버터워스(butterworth)필터로 1Hz-100Hz의 대역 필터링을 수행하였다.

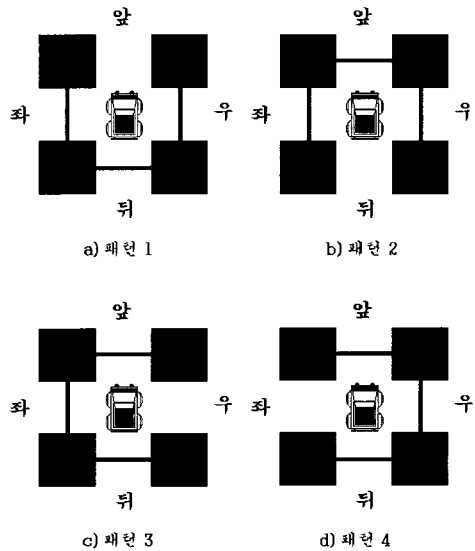


그림 3. 실험에 사용한 작업 패턴
Fig. 3. Visual task patterns

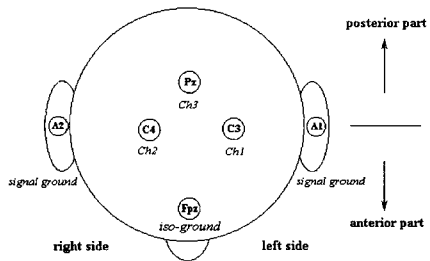


그림 4. 전극 도출법
Fig. 4. electrodes configuration

측정 전극은 그림 4에 나타난 것과 같이 양귀를 신호 접지로 하여 $C_3 - A_1, C_4 - A_2, P_z - A_1$ 의 3채널에서 도출하였다. 측정된 뇌파신호는 전처리 과정을 거쳐 16회의 평균가산한 출력을 얻었다. 그림 5는 뇌파 측정시의 실험 환경을 나타낸 것이다. 그림 6은 $C_3 - A_1, C_4 - A_2, P_z - A_2$ 의 3채널에서 측정한 각 패턴별 뇌파신호의 16회 평균 가산한 출력이다. 훈련 데이터의 구성은 $C_3 - A_1, C_4 - A_2, P_z - A_2$ 의 3채널에서 100회 동안의 데이터를 얻었으며 50회의 16회 평균 가산한 신호를 훈련 데이터로 사용하였다. 훈련 데이터로부터 각 채널별 12차의 AR계수를 얻어 특징 벡터로서 이용하였다. 본 연구에서 신경망은 다층 퍼셉트론(perceptron)구조로 입력층과 중간층 그리고 출력층의 3층으로 구성하였다. 학습은 역전파(backpropagation)학습 알고리즘을 이용하였으며, 신경망의 입력은 전체 채널별 AR계수 36개로 하였으며 출력은 2종류 작업 분류시 1개의 노드로 4종류

작업 분류시 2개의 노드로 구성하였다.

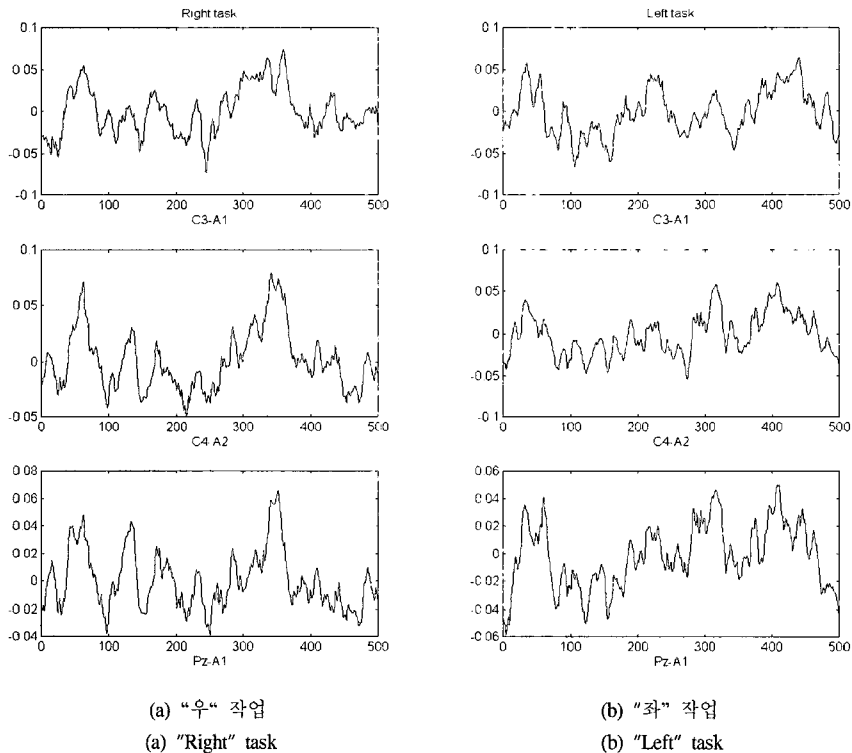
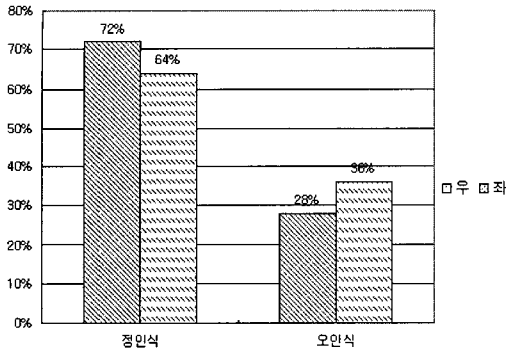
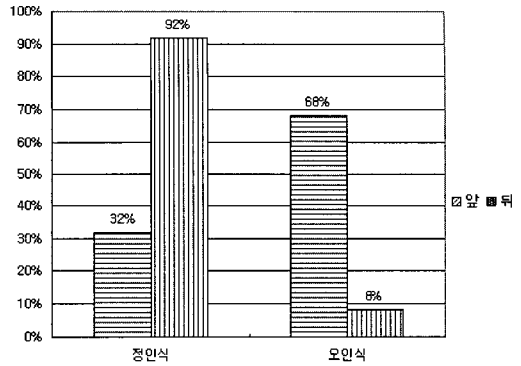


그림 6. 16회 평균 가산한 뇌파신호
Fig. 6. 16times averaged EEG signals



(a) '앞/뒤'에 대한 인식률

(a) Recognition rate of the 'forward/backward' patterns

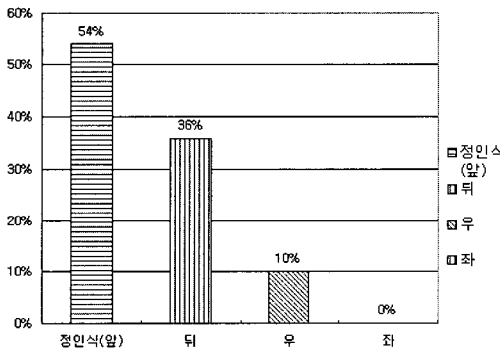


(b) '우/좌'에 대한 인식률

(b) Recognition rate of the 'right/left' patterns

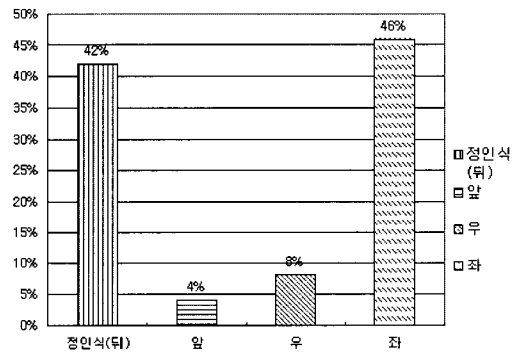
그림 7. 2종류 작업에 대한 신경망 출력
Fig. 7. Results on the two task patterns

그림 5. 실험 방법



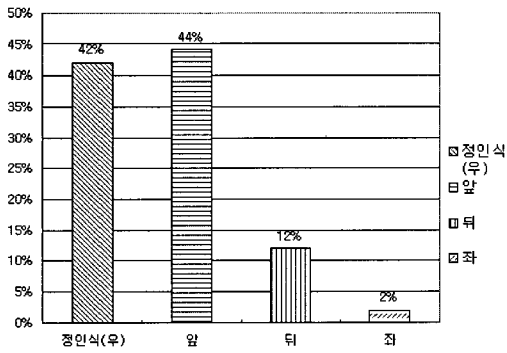
(a) '앞'에 대한 인식률

(a) Recognition rate of the 'forward' patterns



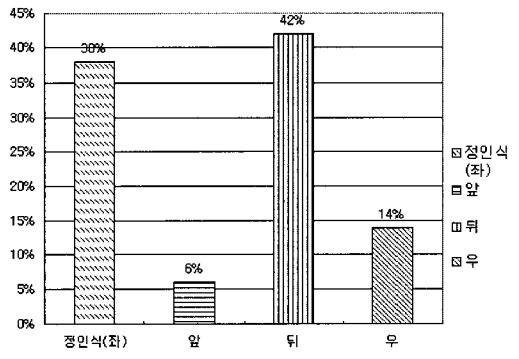
(b) '뒤'에 대한 인식률

(b) Recognition rate of the 'backward' patterns



(c) '우'에 대한 인식률

(c) Recognition rate of the 'right' patterns



(d) '좌'에 대한 인식률

(d) Recognition rate of the 'left' patterns

그림 8. 4종류 작업에 대한 인식률
Fig. 8. Results on the four task patterns

그림 7은 2종류 작업에 대한 신경망의 분류 인식으로 그림7(a)는 '앞/뒤'작업의 분류 인식률그래프이다. 정인식은 '앞'또는 '뒤'자극에 대해 각각 '앞'과 '뒤'의 인식한 결과이며, 오인식은 '앞'자극에 대하여 '뒤', '뒤'자극에 대해 '앞'으로 인식한 경우이다. 훈련에 사용하지 않은 50회의 '앞' 자극에 의한 AR계수를 입력했을 때 50회에서 16회의 올바른 출력을 나타냈으며 34회는 잘못된 출력을 얻은 것을 나타낸 것이다. '뒤' 자극에 대해서는 50회에서 46회의 올바른 출력을 나타냈으며 4회는 잘못된 출력을 얻은 것을 나타낸 것이다. 그림7(b)는 '우/좌'작업의 분류 인식률이다. 2종류 작업의 인식률 평균은 65%로 기존의 작업과의 비교는 작업 내용 및 방법이 다르기 때문에 정량적인 비교는 어려우나 단순한 2종류 동작이 70-90%인 것과 비교하면 동일한 인지 영역에서의 결과로 크게 떨어지지 않는 결과이다. '앞'에 대한 패턴을 '뒤'로 오인식한 결과가 상당히 높아 전체적인 성능을 저하시켰다. 그림 8은 4종류 작업패턴에 대한 인식 결과를 나타낸 것으로, 전체 비 훈련 데이터 50회에 대해 수행한 결과이다. '앞'자극에 대해서는 상대적으로 다른 작업 패턴보다 정인식이 높은 편이며, '뒤' 자극에 대해서는 '좌'로의 오인식이 높았다. '우'작업패턴에 대해서는 '앞'으로 오인식이 높았으며, '좌'에 대한 작업 패턴에서는 '뒤'의 오인식이 높게 나타났다. 4종류 작업의 경우에서도 평균 인식률이 44%를 나타냈다. 이 결과는 높은 것은 아니나 평균 확률 25%와 비교하여 이 수치는 청각자극에 의해 측정된 뇌파신호가 정신적 작업을 반영하고 있음을 나타내는 것으로 볼 수 있다.

IV. 결론

본 연구에서는 동일한 인지 영역에서 각 작업의 정신적 상태를 분류하는데 청각자극에 의한 동기 방법을 제시하여 2종류와 4종류의 패턴에 대해 인식 실험을 수행하였다. 이 방법은 기존의 연구가 대부분 단순한 근육의 움직임에 수반하거나 두피의 이완과 수축을 필요로 하는 작업에 한정된 것과는 달리 순수한 정신적 작업의 뇌파신호의 분류를 시도하였으며 많은 시간 동안 안정적 상태를 필요치 않는다는 점에서 뇌파신호의 정보기기 인터페이스로서의 접근한 모델로서 이용될 수 있음을 보였다.

참고 문헌

- [1] Donard G.Children, Paul A Bloom, "Classification of Cortical Responses Using Features from Single EEG Records", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 29. No. 6, June 1982
- [2] Gabor Jando, Ralph M. Siegel, Zsolt Horvath and Gyorgy Buzsaki, "Pattern recognition of the electroencephalogram by artificial neural networks", Electro-encephalography and clinical Neuro-physiology, Vol 86,pp 100-109, 1993
- [3] Carballido, J.,Kostov, A.,Martinez, J., "Enhancement of EEG Control Signals in the Development of a Brain-Computer Interface", Proceedings of the annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.1 No.21, 1999.
- [4] Alexandre, F.,Kerkeni, N.,Khalifa, K. B.,Bedoui, M. H. "Artificial Neural Networks to Extract Knowledge from EEG", IASTED International Conference on Biomedical Engineering, Vol.3 No.-, 2005.
- [5] McEwen JA, Anderson GB, "Modeling the stationarity and gaussianity of spontaneous electroencephalographic activity", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 22., 1975
- [6] E. C. Ifeacher, "A new microcomputer -based online ocular artefact removal (OAR) system", IEE Proc., Vol. 133, Pt. A, No. 5, July 1986.
- [7] Sanchez, J. L. M.,Navarro, R. A.,Vazquez, L. B.,Quintas, M. M.,Cagigas, S. E. P. " Comparison between Different Neural Networks as EEG Pattern Classifiers", IASTED International Conference on Biomedical Engineering, Vol.2004.
- [8] Zachary A. Keirn and Jorge I. Aunon, "A new mode of communication between man and his surroundings", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 37, No. 12, Devenber 1990.
- [9] Seiji Nakagawa, Keiji Iramina and Shoogo Ueno, "Brain electrical and magnetic fields from verbal cognitive activities ecoked by a visual task", Proc. of the 16th Annual International Conference of the IEEE EMBS, pp. 173-174, November 1994.
- [10] Gary E. Birch, Peter D. Lawrence, and Robert D. Hare,

"Single-trial processing of event related potentials using outlier information", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 40. No. 1, January, 1993

- [11] Samuel Sokol, "Visually Evoked Potentials: Theory, Techniques and Clinical Applications", Survey of Ophthalmology, Vol. 21, No. 1, July 1976.
- [12] Warren D. Smith and Darrel L. Lager, "Evaluation of simple algorithms for spectral parameter analysis of the electroencephalogram", IEEE Trans. Biomedical Eng. Vol. 33, No. 3, March 1986.
- [13] Simon Haykin, "Adaptive filter theory 3rd edition", Prentice-Hall, Inc., pp.254- 262, 1996.

저자 소개



최천호(Chun-Ho Choi)

2006년 2월 한라대학교 컴퓨터공학과
(공학사)
2008년 8월 한라대학교 정보산업대학
원 컴퓨터공학과(공학석사)

※ 관심분야: 임베디드시스템



이용희(Yong-Hee Lee)

1991년 2월 한양대학교 전자공학과
(공학사)
1993년 2월 한양대학교 전자공학과
(공학석사)

1998년 2월 한양대학교 전자공학과(공학박사)
1999년 3월~현재 한라대학교 컴퓨터공학과 교수
※ 관심분야: 임베디드시스템, 생체신호처리