

동작 관련 뇌파를 이용한 BCI[†]

충북대학교 조선영 · 김정애 · 황동욱 · 한승기

1. 뇌파를 이용한 Brain-Computer Interface(BCI)

인간이 기계를 운용하기 위해서는 인간의 의사를 적절한 방법으로 기계에 입력하여야 하고 명령에 따른 기계의 작동을 때 맞추어 알아볼 수 있어야 한다. 이러한 인간과 기계간의 소통(interface)의 대표적인 예를 컴퓨터에서 찾을 수 있다. 인간이 컴퓨터와 소통하는 가장 전형적인 방법은 자판과 마우스, 그리고 모니터를 통한 입출력이다. 스캐너 펜이나 보이스 펜, 착용형 마우스, 또는 카드 리더기나 바코드 입력기, 지문 감식기와 같은 보다 전문적인 입력기기도 존재하며, 별도의 입력기기를 사용하지 않고 직접 음성으로 컴퓨터를 제어하는 음성인식 시스템 또한 활용단계에 이르렀다.

이같은 정상적인 소통이 불가능한 사람들을 위하여, 뚜렷한 외현적 행동을 사용하지 않고 다양한 생체신호를 이용하여 컴퓨터와 소통하는 방법이 개발되어 왔다. 운동기능을 상실한 정도에 따라 가용한 근육의 근전도(EMG), 심전도(EKG), 또는 머리카락 움직임, 시선의 방향 정보 등이 사용된다[1,2]. 전신이 완전히 마비되어 인지적으로 정상 작동하는 뇌가 마비된 신체 안에 갇혀버리게 된 "locked-in" 환자의 경우에는 뇌기능을 반영하는 뇌신호가 직접적인 소통 수단으로 사용될 수 있다. 측정이 비교적 용이하고 탁월한 시간 해상도를 지닌 뇌파(EEG)는 Brain-Computer Interface (BCI)에 가장 광범위하게 사용되는 뇌신호이다.

2. 다양한 인지기능과 관련된 뇌파 특성을 이용한 BCI

초기의 BCI 연구에서는 자발적 EEG 신호의 특성을 이용하여, 사용자들로 하여금 후두엽 alpha 리듬과 같은 자발적 뇌파의 일부 양상을 조절하도록 훈련시켰다

[3]. 그 후 신호처리 기법, 패턴인식 알고리즘 등의 계산론적 기법의 폭발적인 발전으로 EP (evoked potential)나 ERP (event-related potential)와 같은 특정 자극이나 반응과 관련된 뇌파 특징에 대한 분석이 가능해지면서 이들이 BCI 시스템에 적용되었다.

연구자들은 다양한 인지 과제를 통하여 BCI 시스템에 가용한 뇌파 특성과 그러한 특성을 산출하고 조절하는 방법을 찾아내었다. 시선의 응시방향과 관련된 시각 피질의 VEP (visual evoked potential)[4], 피험자가 의도한 목표 자극에 대한 P300 성분[5], 편측 뇌반구에 우세한 인지과제 (산술 연산이나 그림 회전, 시각적 암산과 같은) 동안의 뇌파 주파수 특성의 비대칭성 [6]을 이용하거나, 뇌파 biofeedback을 통한 조작적 조건화를 통하여 VEP 성분[7]이나 SCP(slow cortical potential)[8, 9]의 강도를 조정하거나, 감각운동 피질 뇌파의 mu나 beta 리듬의 동작과 관련된 변화 [10, 11] 등을 이용하여 스크린 상의 커서나 외부기기를 조작하고 문서편집기를 운용한다. 그중에서 동작과 관련된 뇌파 성분을 이용한 BCI는 이제까지 가장 광범위하고 체계적인 연구가 이루어져 온 분야이다.

3. 동작 관련 뇌파를 이용한 BCI

우리가 동작을 실행하거나 준비하는 동안, 뇌파의 특정 리듬 성분의 활동이 동작 시점에 맞추어 일정한 양상으로 변화한다. 즉, 감각운동피질 영역에서 기록된 뇌파의 8-13Hz 성분 (mu 리듬)의 파워가 동작을 준비하고 실행할 때 줄어들었다가 동작이 끝나면 다시 증가하는데, 이러한 변화는 이 리듬을 발생시키는 뉴런 집단의 동기화된 활동 정도를 반영하는 것으로 여겨진다. 아무런 감각 입력이나 운동 출력이 없는 경우에 크게 나타나는 8-13Hz 리듬은 시상-피질 회로에서 비롯되는 동기화된 idling 활동을 반영하는 것으로, 생성 위치에 따라 시각피질이 위치한 occipital alpha 리듬이나 감각운동 피질의 central mu 리듬이라고 불린다[12]. mu 리듬과 함께 종종 beta 리듬 (16-26Hz) 또한 동작 수행과

[†] 위 연구는 21세기 프론티어 연구개발사업인 뇌기능활용 및 뇌질환 치료기술개발 연구사업단의 연구비 지원(M103KV010011 03 K2201 01130)과 2002년도 학술진흥재단의 지원(KRF-2002-07 5-H0007)에 의한 것이다.

관련하여 파워가 일정하게 변화한다[13]. 이와 같은 특정한 사상으로 야기되는 파워의 감소 및 증가를 ERD/ERS (event-related desynchronization / event-related synchronization)라고 한다[11]. 이렇게 동작 실행과 관련되어 나타나는 mu와 beta 리듬의 특성은 동작을 상상하는 동안에도 유사하게 나타나며, 동작을 수행하는 사지의 대측 운동피질에서 큰 활동을 보여 줌으로써, EEG를 통한 BCI에 적용하기에 안성맞춤이다. 많은 연구진들이 mu 리듬과 beta 리듬과 같은 감각 운동피질에서 기록한 뇌파 특성을 BCI 시스템에 적용하였다.

오스트리아 Graz 대학의 Pfurtscheller가 주도하는 Graz BCI 연구는 동작과 직접적으로 관련된 ERD/ERS를 이용하는 대표적인 BCI의 예이다. 이들은 좌우 손운동과 발운동, 혀운동과 같은 간단한 동작을 행하거나 상상하는 동안 운동 피질에서 뇌파를 집중적으로 기록하여, 방향과 부위가 구분될 수 있도록 피험자의 뇌파를 훈련시킨다[14,15]. 개략적인 절차를 살펴보면,

(1) 기본 훈련 단계에서 피험자가 여러 가지 동작을 상상하는 동안 off-line 분석을 통해 뇌파 특질을 추출하고 각각의 동작을 분류한다. 이때 피험자 별로 가장 구분이 잘되고 안정적인 뇌파 양상을 보이는 적합한 동작 상상 과제를 선택하게 된다. 또한 피험자 특정적으로 판별 특질과 분류 방식이 선정되어, 궁극적으로 BCI 조정에 사용될 뇌파 특질이 정해지고 이후 feedback 훈련 단계에서 그 특질을 중심으로 뇌파를 훈련시킨다.

(2) feedback 훈련 단계에서는 선정된 판별 특질과 분류 방식을 통해 실시간 분석을 통해 피험자에게 feedback 신호를 제시하면서 뇌파를 훈련시킨다. feedback이 제공됨에 따라 EEG 반응 양상이 변화할 것이므로 그에 따라 다시 분류 방식을 정교화 시킨다. 선택된 뇌파 특질의 상태에 대한 정보를 계속적으로 제시하는 연속적 feedback (모니터 상에 막대의 위치로 특정 리듬의 파워를 계속 알려주는 식으로)과, 매 시행의 끝에 분류결과 만을 나타내는 단속적 feedback (올바른 반응의 경우 일정 음을 들려주는 식으로)이 모두 사용될 수 있다.

(3) 위의 훈련으로 분류가 가능하게 된 뇌파양상을 BCI의 실제적인 목적에 적용하는 단계로서, 커서를 움직이거나 문자나 단어를 선택하거나 의수 등 인공 기관을 조정하는 식의 실제 사용에 대한 feedback을 제시하면서 뇌파를 훈련시킨다.

이들은 뇌파특질 추출방법과 분류방식을 보다 정교하게 발전시키면서[16] 최근에는 환자가 집에서 BCI 훈

련을 받을 수 있도록 "telemonitoring system"을 통한 원격 조정으로 뇌파를 훈련한 BCI 사례를 보고하였다[17].

뉴욕 Wadsworth 센터의 Wolpaw 등의 BCI 시스템은 mu나 beta 리듬의 강도를 조절하여 모니터상의 커서를 1차원 또는 2차원 상의 목표 부위로 이동시키는 것을 목표로 한다[10,18]. 이들은 0.1초마다 mu나 beta 리듬의 강도 변화를 커서의 위치로 변환하여 모니터 상에 제시하면서, 피험자들로 하여금 커서를 원하는 방향으로 움직이도록 뇌파를 조절하도록 훈련시킨다. 훈련 초기에는 피험자가 특정한 종류의 동작을 상상하도록 하는 등의 인지적 과제가 커서 조작에 도움이 된다고 한다. 그러나 훈련이 계속될수록 더 이상 그러한 구체적인 상상을 할 필요가 없어지면서, 자동적으로 뇌파 bio-feedback에 의해 뇌파성분이 조정되어간다. 마치 우리가 어떤 움직임을 행할 때 단지 그 의도만을 지니고 이후의 절차는 자동적으로 이루어지는 것과 같이, 일단 뇌파를 이용한 커서 조정을 학습하면 커서를 움직이려는데 집중하는 것만으로 보다 자동적으로 적절한 조정이 일어난다. 이외 여러 연구진에 의하여 동작 관련 뇌파를 이용하여 커서 움직임을 조정하는 BCI 시스템이나 BCI에 적용 가능한 뇌파 특성들이 연구되었다[19,20,21].

본 논문에서는 충북대학교 비선형동역학 연구실에서 실시한 뇌파를 이용한 좌우 방향성 판별 실험을 소개하겠다. BCI 구현에 있어서 방향성을 가진 인터페이스는 사용자 인터페이스의 기본 구성요소 중의 하나이다. 방향성 중에 가장 기본적으로 간주되는 좌우 방향성에 대한 뇌파 특징을 알아보기 위하여, 오른손/왼손 동작 및 상상과 관련된 뇌파의 특성을 분석하고 이러한 특성을 기초로 하여 손동작의 좌우 구별, 손동작 상상의 좌우 구별을 시도하였다.

4. 좌우 방향성 판별을 위한 뇌파 분석 실험

4.1 뇌파 수집

2명의 건강한 오른손잡이 피험자들(19-25세)이 실험에 참가하였다. 국제적 10-20 표준위치에 따라 32 채널에서 두피 전극을 통하여 뇌파를 기록하였다 (Neuroscan amplifier, sampling rate 1000Hz, bandwidth 1.5~100Hz). 세 가지 실험 절차가 사용되었는데, 피험자가 눈을 감은채로, 아무런 외부자극 없이 피험자 임의로 오른손 또는 왼손 검지손가락으로 반응키를 누르는 손동작을 행하는 self-paced hand movement, 소리자극(1kHz, 100msec) 후에 손동작 반응을 하는 tone-trigger hand movement, 소리자

극(1kHz, 100msec) 후에 손동작 반응을 상상하는 tone-trigger imagination of hand movement를 행하는 동안 뇌파를 기록하였다. 매 시행마다 손동작이나 소리자극 개시시점을 기준으로 전후 총 12초 간의 뇌파 자료를 분석하였다.

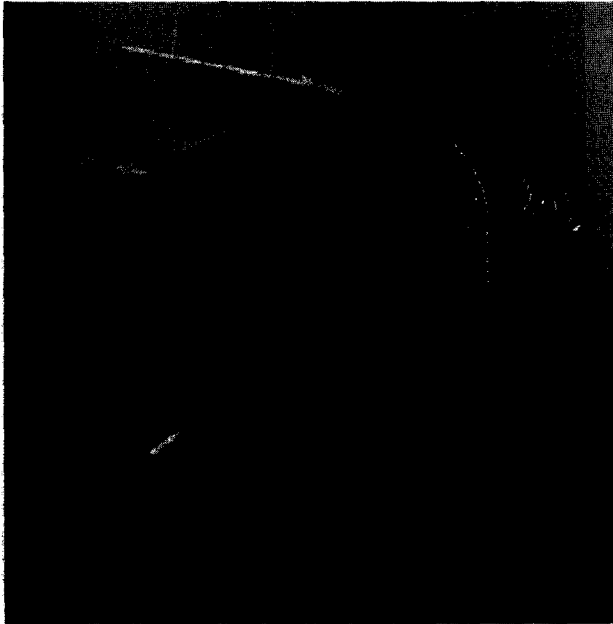


그림 1 32 채널 캡을 이용한 뇌파 측정 모습

4.2 주파수 특성과 ERD/ERS

손동작과 관련하여 ERD/ERS 특성을 가장 민감하게 반영하는 주파수 영역을 찾기 위하여 C3, Cz, C4에서 기록한 뇌파자료에 대하여 다음 세 구간 - 반응전 reference 구간 1초, 손동작 전후 1초, 손동작이 완료된 후 1초 - 의 power spectrum을 비교하였다(그림 2). 그 결과, 기존의 연구와 마찬가지로 μ (11~14Hz)와 β (16~22Hz) 리듬에 해당하는 범위의 주파수에서 차이가 두드러졌다.

선택된 μ 와 β 리듬의 ERD/ERS의 값을 계산하였다. 우선 눈을 감아서 후두엽으로부터 발생하는 α 파의 영향을 줄이기 위해서 Scalp Current Density 변환을 하였다. [Ref: Katznelson R (1981). EEG recordings, electrode placement, and aspects of generator localization, In PL Nunez, Electric Fields of the Brain: the Neurophysics of EEG (pp176-213). New York: Oxford University Press] SCD 변환을 거친 데이터를 해당 주파수 영역의 bandpass 필터를 통과시키고 이 결과를 리듬의 진폭을 구하기 위해서 Hilbert 변환을 통하여 파워 값을 계산

하여 power 값의 시간에 따른 변화를 구하였다. 먼저 개별시행에서 파워 값의 시간변화를 계산하고 이를 모든 시행에 대해 평균을 취해 평균적인 변화를 계산한 후에 reference 구간에 대비한 파워의 증감 비율을 백분율로 나타내었다. 다음은 ERD/ERS의 정의이다.

$$ERD/ERS(\%) = (P_{segment} - P_{reference}) / P_{reference} \times 100$$

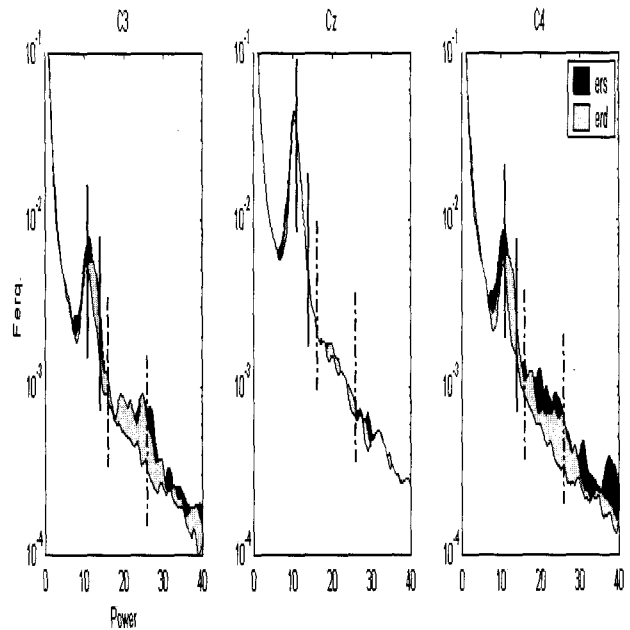


그림 2 반응전 reference 구간 1초(중간선) 손동작 전후 1초(아래선), 손동작 완료 후 1초(윗선)의 파워스펙트럼. reference 구간에 비해 동작전후에 감소한 부분은 밝은 회색으로 표시되고 동작이후 증가한 부분은 진한 회색으로 표시되었다. 수직으로 그어진 선은 각각 μ 리듬과 β 리듬으로 설정한 구간을 표시한다.

그림 3과 그림 4는 self-paced hand movement와 tone-trigger hand movement 동안 나타나는 ERD/ERS의 대표적인 양상이다. 그림에서 보는바와 같이 동작 이전, 간, 이후에 걸쳐 파워 값의 일관된 변화가 관찰된다. 특히, ERD/ERS의 크기는 동작하는 손과 대측의 감각운동피질에서 동측에 비해 크게 나타난다. 이러한 특성은 방향성을 갖는 손동작 정보를 잘 반영한다고 할 수 있다. 그러나 ERD/ERS 양상은 개별 피험자마다 크기 및 발생 위치가 다르고, 동측과 대측의 파워변화의 차이가 좌우 구별을 위해서 충분한 것은 아니었다. 따라서 뇌파의 다른 특징을 추출하기 위하여 Autoregressive (AR) 모델을 적용하여 손동작 또는 손동작 상상에 의한 변화를 기술해 보았다.

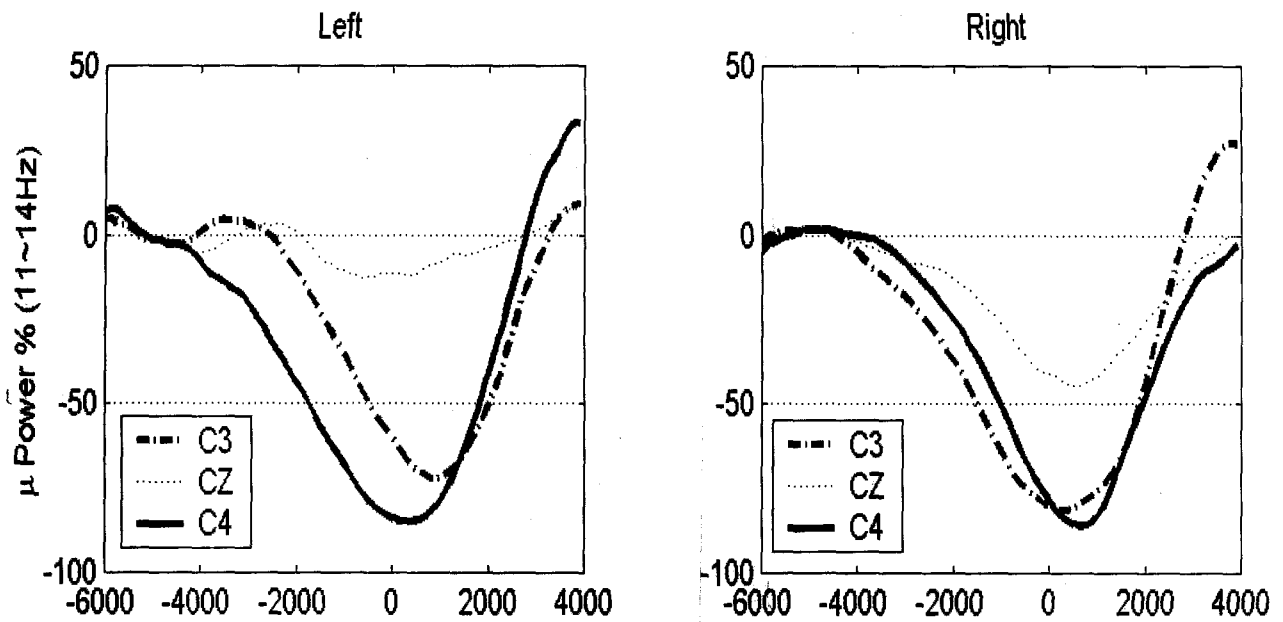


그림 3 self-paced hand movement 동안 mu 리듬의 대표적인 ERD/ERS 양상. 가로축이 시간축(msec)으로 반응시점(0)을 전후로 mu 리듬 파워의 변화가 관찰된다. 왼손(왼쪽 그림)과 오른손(오른쪽 그림) 동작에 있어서 대측 감각운동피질의 ERD/ERS가 두드러져 보인다. 실선이 C3, 짧은 점선이 Cz, 긴 점선이 C4 영역의 활동이다.

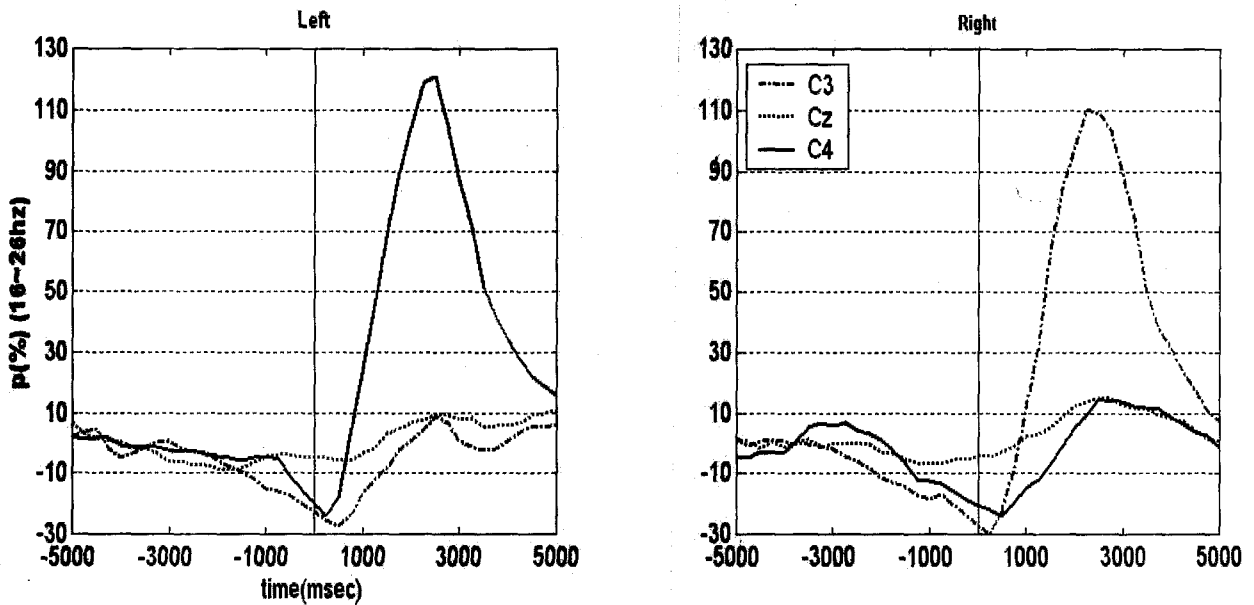


그림 4 tone-trigger hand movement 동안 beta 리듬의 대표적인 ERD/ERS 양상. 가로축이 시간축(msec)으로 소리 자극 제시시점을 0으로 잡았다. 소리 자극 이후 왼손(왼쪽 그림)과 오른손(오른쪽 그림) 동작 시, 대측 감각운동피질에서 ERD에 이어 매우 큰 ERS가 나타났다. 실선이 C3, 짧은 점선이 Cz, 긴 점선이 C4 영역의 활동을 나타낸다.

4.3 Autoregressive Model

ERD/ERS 이외에 본 연구에서는 오른손/왼손 동작 및 상상을 구분하는 유용한 지표로서 AR 모델의 계수를 이용하였다. AR 모델에서는 어느 시점의 값이 이전 몇 시점의 값의 선형 결합으로 기술될 수 있다고 가정한다. 매 시행마다 12초간 표집한 뇌파자료를

500ms씩 overlap시킨 1초 window segment로 나누어 각각의 window 자료를 최적으로 기술하는 AR 모델의 계수를 최소자승법을 이용해서 계산하였다. 다음의 모델에서 delay time $d=5$, mode order $k=6$ 을 이용하였다

$$x_n = a_1 x_{n-d} + a_2 x_{n-2d} + \dots + a_k x_{n-kd}$$

그림 5에 매 시행에서 하나의 계수 (a_1)값의 변화를 시간축에 따라 도시하였다. 그림에서 보듯이, 특정한 방향의 손동작 (그림에서는 왼손) 동안에 동작을 개시하고 완료하는 시점에 맞추어 일관된 변화를 보이며 특히 C3, C4에서 구별되는 양상을 나타낸다. 따라서 이러한 계수는 오른손/왼손 손동작을 판별하는 중요한 특질로 사용될 수 있다.

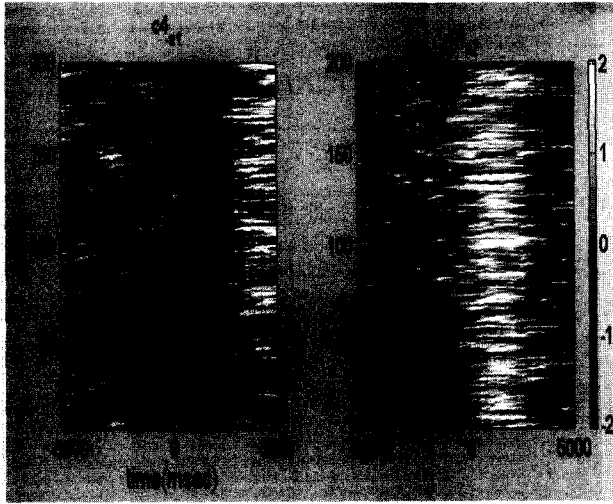


그림 5 Autoregressive model 계수(a_1)의 시간에 따른 변화. 가로축은 시간축(msec)으로 0이 소리자극 시점이다. 세로축은 시행 번호이다. 왼손 동작시의 C3와 C4 자료로부터 a_1 의 변화를 도시하였다.

4.4 Feature vector를 이용한 Liner discrimination

위에서 오른손/왼손 방향성 판별에 유용함이 밝혀진 뇌파 특성을 이용하여 feature vector를 구성하였다. 좌우 방향성이 가장 잘 드러나는 C3와 C4 채널의 뇌파자료에서 매 시행 1초 window segment 자료마다 feature vector를 구하였다. 즉, C3 자료의 AR 모델 계수 6개, C4의 AR 모델 계수 6개, 그리고 C3, C4의 μ 와 β 리듬의 시행 내 power 값의 변화율 (다시말해, 그 시점의 ERD/ERS 비율)을 feature vector에 포함시켰다. 시행간의 비교를 위하여, 각 변수의 값들을 매 시행 동작 이전 6초를 reference로 삼아 표준점수로 치환하였다.

$$\bar{S}(t) =$$

$$(\bar{a}_1^{C3}, \bar{a}_2^{C3}, \dots, \bar{a}_6^{C3}, \bar{a}_1^{C4}, \bar{a}_2^{C4}, \dots, \bar{a}_6^{C4}, \bar{P}_{\mu-\alpha}^{C3}, \bar{P}_{\beta}^{C3}, \bar{P}_{\mu-\alpha}^{C4}, \bar{P}_{\beta}^{C4})$$

각 시점의 feature vector를 vector 공간 (이 경우

16차원)에 투영하여 오른손/왼손 동작에 해당하는 분포에 대한 linear discrimination을 시도하였다. 즉, 오른손/왼손 자료 각각의 모든 vector의 평균치를 계산하여 각 방향의 기준 벡터를 찾은 이후에, 이 기준 벡터의 점을 기준으로 현 상태의 특성 벡터가 어느쪽 방향과 유사한지를 $d(t)$ 값으로 판별한다. 그림 6에 vector 공간상에서 각 vector의 위치를 정량화한 $d(t)$ 값의 정의를 개념적으로 설명하였다. 그림 7에는 그렇게 구해진 $d(t)$ 값의 시행내 변화를 도시하였다.

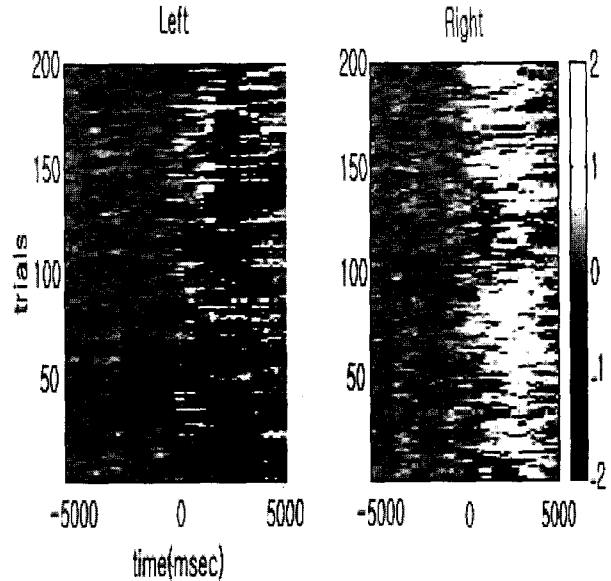


그림 7 왼손(왼쪽 그림)과 오른손(오른쪽 그림) tone-trigger hand movement동안 $d(t)$ 값의 시행내 변화. 가로축이 시간축(msec)으로 소리자극 제 시시점이 0이다. 세로축은 시행번호이다. 오른손과 왼손이 양수와 음수로 구분되어 나타난다.

그림에서와 같이 개별 벡터에 대해 오른손/왼손 집단 구별이 가능하다면 (그림6 설명 참조), 한번의 시행에서 오른손/왼손 판별을 위해서는 M 값을 사용한다.

$$M = \sum_{5000 > t > 0} d(t)$$

즉 소리자극 이후 5초 이내의 $d(t)$ 값의 합을 M 으로 정의하고 매 시행에서 M 값을 계산한다. 그림 8에 오른손/왼손 자료에 대한 M 값의 분포를 도시하였다. 표 1은 tone-trigger hand movement 뇌파에서 계산된 M 을 이용하여 오른손/왼손 반응을 예측한 결과이다. 대부분의 피험자에 대해서 70% 이상의 판별이 가능하였고, 평균 76.84%의 판별율을 보여주었다.

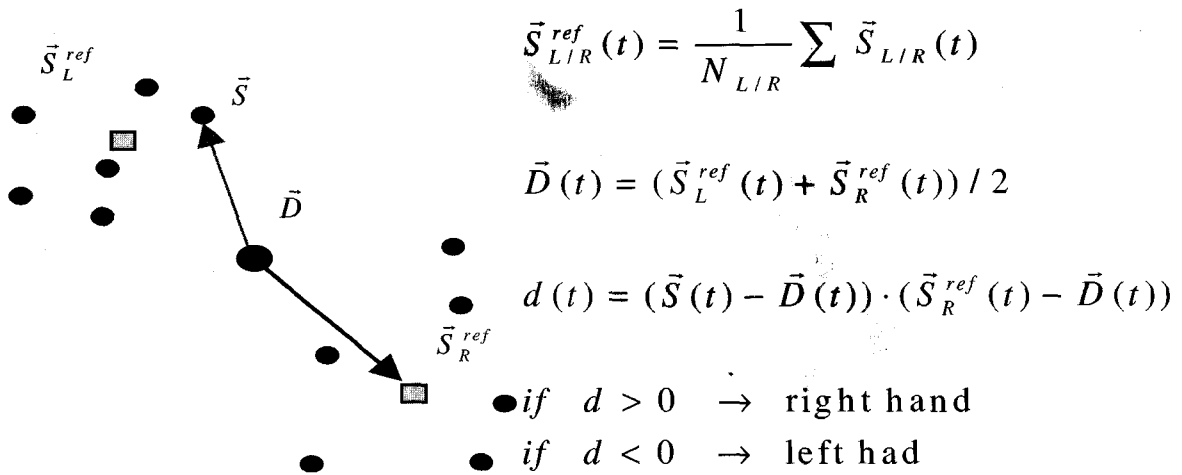


그림 6 벡터 공간 상에 투영한 feature vector들의 분포에 대한 개념적 도식. 어두운 점과 밝은 점들이 각각 오른손과 왼손을 표상하는 vector들이라면, 각 집단의 중앙에 위치하는 두 사각형($\vec{s}_L^{ref}, \vec{s}_R^{ref}$)은 각 방향을 대표하는 기준벡터이다. 두 사각형의 중점인 $\vec{D}(t)$ 를 기준으로 $d(t)$ 를 계산한다. 예를 들어 임의의 벡터 $\vec{s}(t)$ 의 $d(t)$ 의 값은 $(\vec{s}(t) - \vec{D}(t))$ 와 $(\vec{s}_R^{ref}(t) - \vec{D}(t))$ 의 내적으로서, 한 집단의 중앙 벡터(이 경우 \vec{s}_R^{ref})에 대비하여 해당 벡터의 위치를 질적으로 측정하는 것이다. 만일 $d(t)$ 값이 양수이면 벡터가 그 집단에 속하는 것이고, 만일 음수라면 다른 집단에 속하는 것이다.

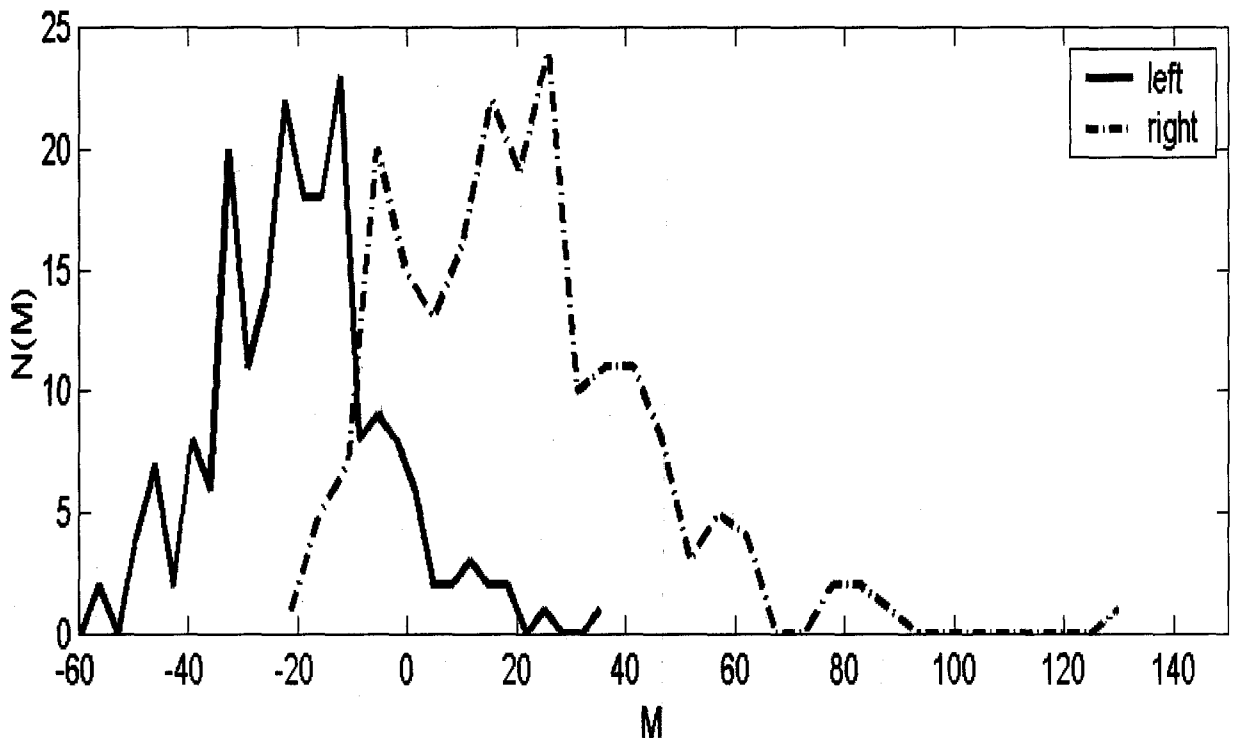


그림 8 왼손(실선)과 오른손(점선) tone-trigger hand movement동안 M값의 히스토그램. 가로축이 M값을 나타내고 세로축은 그 M값을 갖는 시행의 개수를 나타낸다. 이 피험자의 경우 왼손/오른손 인식율이 각각 91%와 80%이다.

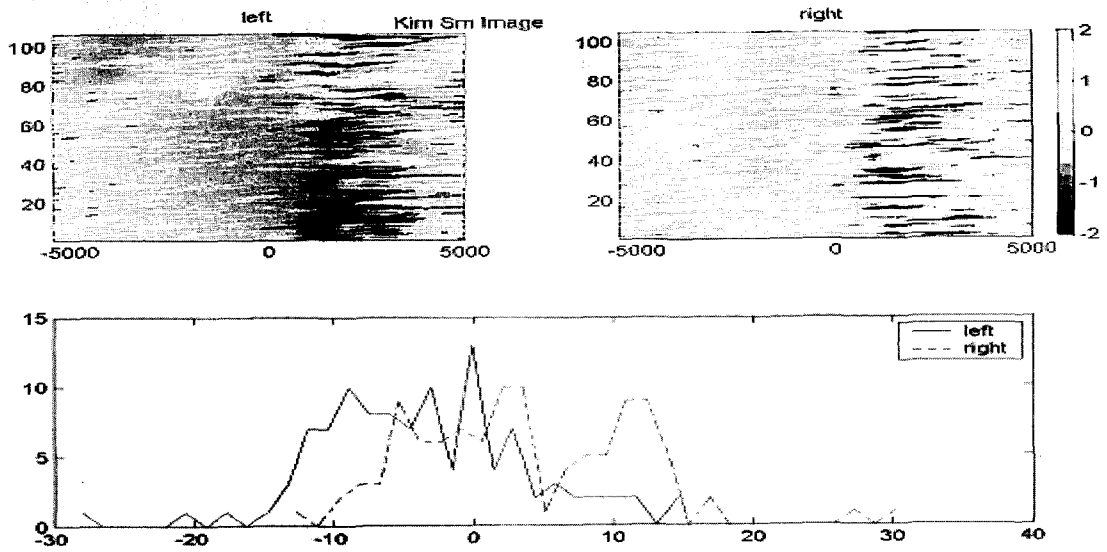


그림 9 tone-trigger imagination of hand movement 동안 왼손(위 왼쪽 그림, 아래 실선)과 오른손(위 오른쪽 그림, 아래 점선) 상상시의 d(t)값의 변화와 M값의 히스토그램. d(t)값의 분포에 좌우의 구분이 어느 정도 나타난다. 이 피험자의 경우 M값을 이용한 선형 판별율은 67%이다.

표 1 tone-trigger hand movement의 오른손/왼손 판별 인식율

| | 왼손 시행횟수 | 오른손 시행횟수 | 왼손 시행 | | 오른손 시행 | | 왼손 추정 정확률 | 오른손 추정 정확률 | 추정 정확률 |
|-----|---------|----------|-------|--------|--------|-------|-----------|------------|--------|
| | | | 왼손 추정 | 오른손 추정 | 오른손 추정 | 왼손 추정 | | | |
| HMA | 200 | 200 | 164 | 36 | 136 | 64 | 82.00 | 68.00 | 75.00 |
| JH | 200 | 200 | 162 | 38 | 153 | 47 | 81.00 | 76.50 | 78.75 |
| CSY | 200 | 200 | 151 | 49 | 133 | 67 | 75.50 | 66.50 | 71.00 |
| KSM | 200 | 200 | 182 | 18 | 160 | 40 | 91.00 | 80.00 | 85.50 |
| JWR | 299 | 300 | 214 | 85 | 238 | 62 | 71.57 | 79.33 | 75.46 |
| PMJ | 200 | 200 | 144 | 56 | 160 | 40 | 72.00 | 80.00 | 76.00 |
| SUM | 1299 | 1300 | 1017 | 282 | 980 | 320 | 78.29 | 75.38 | 76.84 |

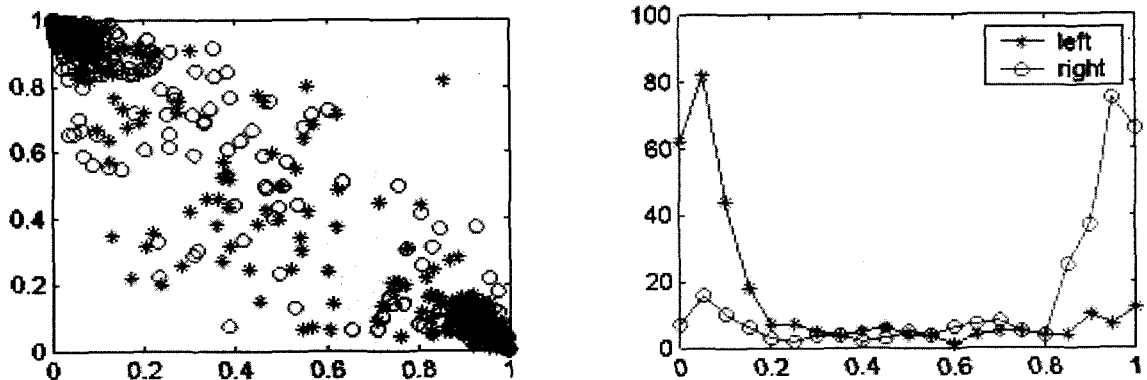


그림 10 신경망을 이용한 좌우 손동작 구분. liner discrimination에 비하여 판별율이 높았다. 왼쪽 그래프는 출력층 두 뉴런의 결과 값을 가로축과 세로축에 시행별로 도시한 것이다. 별표는 왼손 상상시행, 원은 오른손 상상시행의 결과이다. 가로축이 1에 가까우면 왼손 상상, 세로축이 1에 가까우면 오른손 상상으로 구분하도록 학습시켰다. 오른쪽 그래프는 출력층 두 뉴런의 결과 값을 가로축으로 하여 시행에 따라 누적한 것이다. 이 피험자의 경우 79%의 판별율을 보였다.

4.5 동작 상상시의 좌우 방향성 판별 : Liner discrimination과 인공지능망

실제 손동작과 관련되어 발견된 뇌파상의 특징들이 손동작을 상상하는 동안에도 나타나는지, 그 정도가 좌우 방향성 판별에 유용한지 알아보기 위해서 tone-trigger imagination of hand movement 동안 뇌파를 기록하여 분석하였다. 앞에서 소개한 feature vector를 이용한 liner discrimination 방법을 손동작 상상 뇌파에 적용한 결과, 실제 손동작 뇌파에서 만큼 명확하지는 않지만 방향성 특징이 나타남을 볼 수 있다. 하지만 실제 손동작에 비하여 상상에 의한 전체 평균 판별율이 10%정도 저하되었다(그림 9).

여기서 상상 손동작 뇌파의 좌우 방향성을 구분하는 특징이 실제 손동작 뇌파를 구분하는 특징과 직접적으로 관련이 되어 있는가를 확인하기 위하여, 상상 뇌파 판별에 동일한 피험자의 실제 손동작 뇌파의 기준벡터를 적용하여 보았다. 그 결과 방향성 특징 추출이나 판별율이 상상 뇌파의 기준벡터를 적용한 경우와 유사하게 나타났다. 따라서 상상 뇌파에서 추출된 특징이 실제 손동작을 하기 위한 움직임과 실제 방향과 관계된 뇌파의 특징을 포함하고 있음을 알 수 있다.

feature vector를 이용한 liner discrimination의 낮은 판별율을 향상시키는 노력의 일환으로 인공지능망을 사용한 판별을 시도해보았다. 매 시행에서 소리자극 이후 5개 window의 feature vector의 총 unit을 신경망 입력으로 사용하는 multi-layered perceptron model (input node 80, one layer hidden node 10, output node 2, feed-forward backpropagation learning rule)로 절반 시행의 자료에 대하여 신경망을 학습시켰다. 나머지 시행에 대한 신경망의 수행을 그림 10에 도시하였다. liner discrimination에 비하여 신경망 학습을 이용한 판별율이 크게 증가하였다.

5. 결 론

본 실험은 BCI 구현을 위한 방향 인식 인터페이스에 응용될 수 있는 기본 단계의 실험으로 수행되었다. 방향성을 띄는 실제 동작을 행하는 동안 동작과 관련된 뇌파의 특징을 추출하고, 이러한 특징이 동작 상상에 의해서도 야기됨을 확인하였다. 감각운동피질에서 기록된 mu와 beta 리듬의 ERD/ERS 특징과 autoregressive model의 계수들의 변화가 방향성을 지닌 동작을 행하는 동안 특징적으로 나타났고, 이러한 특징들은 동작 상상에 의해서도 방향성과 관련하여 일관되게 나타났다.

뇌파를 이용한 BCI가 가능하기 위해서는 궁극적으로 단일시행 내에서 인간의 의사와 관련된 뇌파의 특성이

분석되어 구분되어야 한다. 이를 위해 동작과 관련하여 전체 시행의 grand average 특성으로 잘 밝혀져 있는 ERD/ERS 현상을 단일시행 내에서 분석하여 feature vector의 unit으로 사용하였다. 또한 단일시행 뇌파에서 autoregressive model의 계수들이 동작을 의도하고 실행하는 시간 축에 따라 일관되게 변화하며 방향성에 따라 다르게 나타남을 규명하고, 그 계수들을 feature vector에 포함하였다. 이러한 feature vector의 vector 공간상의 분포에서 linear discrimination이나 인공지능망에 의한 방향성 구분을 시도하여 단일시행 내에서 좌우 구분이 가능하였다.

앞에서 기술한 바와 같이 BCI 시스템 구현을 위해서는, 이러한 구분이 가능한 뇌파 특성을 실시간으로 분석하여 feedback함으로써 피험자의 뇌파를 훈련시키는 과정과 훈련된 뇌파 양상을 궁극적인 외부기기 운용에 적용하는 단계가 요구된다. 안정적이고 일관된 뇌파를 지속적으로 생성하도록 하는 뇌파 훈련에 있어서 방향성을 지닌 동작 상상 과제는 가장 효율적인 인지과제 중 하나이다. 그럼에도 불구하고 아직까지 오랜 훈련 기간(수일에서 수주일)이 소요되고, 피험자 특정적으로 훈련이 이루어지며(BCI 수행이 불가능한 피험자도 존재), 속도와 정확성에서 한계를 지닌다. 앞으로 다양한 인지과제와 광범위한 뇌파 특질을 이용하여 보다 정교한 분석과 효과적인 BCI 운용이 이루어진다면, 정상적인 소통이 불가능한 사람뿐만 아니라 정상인에게도 부가적인 소통 수단을 제공할 것이다. 또한 BCI의 양방향 소통을 가정해 보면, 뇌파를 통한 컴퓨터 제어 뿐만 아니라 컴퓨터를 통한 뇌파의 제어 또한 가능하다. 이미 컴퓨터를 통한 feedback 자극으로 뇌파 훈련이 이루어지는 역방향의 통제가 BCI 시스템에 포함되어 있다고 할 수 있다.

참고문헌

- [1] Chen YL, Tang FT, Chang WH, Wong MK, Shih YY, Kuo TS. "The new design of an infrared-controlled human-computer interface for the disabled." IEEE Trans Rehabil Eng 7:474-481, 1999.
- [2] Hoffer JA, Stein RB, Haugland MK, Sinkjaer T, Durfee WK, Schwartz AB, Loeb GE, Kantor C. "Neural signals for command control and feedback in functional neuromuscular stimulation: a review." J Rehabil Res Dev 33:145-157, 1996.
- [3] Dewan EM. "Occipital alpha rhythm eye position and lens accommodation." Nature.

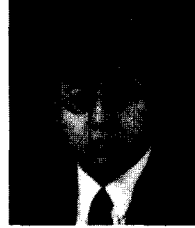
- 3:214(92):975-7, 1967.
- [4] Middendorf M, McMillan G, Calhoun G, Jones KS. "Brain-computer interfaces based on steady-state visual evoked response." *IEEE Trans Rehabil Eng.* 8:211-213, 2000.
- [5] Donchin E, Spencer KM, Wijesinghe R. "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface." *IEEE Trans Rehabil Eng.* 8(2):174-9, 2000.
- [6] Keirn ZA, Aunon JI. "A new mode of communication between man and his surroundings." *IEEE Trans Biomed Eng.* 37(12):1209-14, 1990.
- [7] Sutter EE. "The brain response interface: communication through visually-induced electrical brain responses." *J Microcomput Appl* 15:31-45, 1992.
- [8] Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, Kotchoubey B, Kubler A, Perlmutter J, Taub E, Flor H. "A spelling device for the paralyzed." *Nature* 398:297-298, 1999.
- [9] Birbaumer N, Elbert T, Canavan AGM, Roth B. "Slow potentials of the cerebral cortex and behavior." *Physiol Rev* 70:1-41, 1990.
- [10] Wolpaw JR, McFarland DJ, Vaughan TM. "Brain-computer interface research at the Wadsworth Center." *IEEE Trans Rehabil Eng* 8:222-225, 2000.
- [11] Pfurtscheller, G., Lopes da Silva, F.H. "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles" *Clin. Neurophysiology* 110, 1942-1857, 1999.
- [12] Niedermeyer E. The normal EEG of the waking adult. In: Niedermeyer E, Lopes da Silva FH, editors. *Electroencephalography: basic principles, clinical applications and related fields*, 4th ed. Baltimore, MD: Williams and Wilkins, 149-173, 1999.
- [13] Stancak, A., Pfurtscheller, G. "Event-related desynchronisation of central beta-rhythms during brisk and slow self-paced finger movements of dominant and non-dominant hand." *Cognitive Brain Research* 4, 171-183, 1996
- [14] Pfurtscheller G, Flotzinger D, Pregenzer W, Wolpaw JR, McFarland DJ. "EEG-based brain-computer interface (BCI): search for optimal electrode positions and frequency components." *Med Prog Technol* 21:111-121, 1996.
- [15] Pfurtscheller G, Neuper C. "Motor imagery and direct brain-computer communication." *Proc IEEE* 89:1123-1134, 2001.
- [16] Pfurtscheller, G., Neuper, C., Guger, C., Harkam, W., Ramoser, H., Schlgl, A., Obermaier, B., Pregenzer, M. "Current Trends in Graz BrainComputer Interface (BCI) Research." *IEEE Trans. Rehabil. Engineering* 8, 216-219, 2000.
- [17] Muller GR, Neuper C, Pfurtscheller G. "Implementation of a telemonitoring system for the control of an EEG-based brain-computer interface." *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 11(1):54-9, 2003.
- [18] McFarland DJ, Lefkowitz AT, Wolpaw JR. "Design and operation of an EEG-based brain-computer interface (BCI) with digital signal processing technology." *Behav Res Methods Instrum Comput* 29:337-345, 1997.
- [19] Kostov A, Polak M. "Parallel man-machine training in development of EEG-based cursor control." *IEEE Trans Rehabil Eng* 8:203-204, 2000.
- [20] Penny WD, Roberts SJ, Curran EA, Stokes MJ. "EEG-based communication: a pattern recognition approach." *IEEE Trans Rehabil Eng* 8:214-215, 2000.
- [21] Birch GE, Mason SG. "Brain-computer interface research at the Neil Squire Foundation." *IEEE Trans Rehabil Eng* 8:193-195, 2000.

조 선 영



고려대학교 심리학과 졸업
 고려대학교 심리학과 생리심리학 전공
 PhD
 미국 Indiana University, NSF 지원
 박사후 연구원 역임
 현재 충북대학교 기초과학연구소, KRF
 지원 연구교수
 관심분야 : 학습과 기억의 신경실체 연
 구, 뇌파를 통한 인지기능 연구, 질
 환모델동물의 뇌파 및 행동검사를
 이용한 뇌질환 연구
 E-mail : sycho@chungbuk.ac.kr

황 동 욱



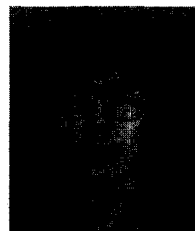
서강대학교 물리학과 졸업
 서강대학교 물리학과 비선형동역학 전공
 PhD
 SLAC SLD Collaborator
 배재대학교 창의적 연구과제 광혼돈 제
 어연구단 연구원
 충북대학교 물리학과 포스트닥, 한국과학
 재단 신진연구자연수
 관심분야 : 비선형계 및 복잡계의 동기화
 연구, 복잡망계에 관한 연구, 신경망
 계의 비선형 동역학 모델링 연구.
 E-mail : duhwang@chungbuk.ac.kr

김 정 애



충북대학교 물리학과 졸업
 현재 충북대학교 물리학과 비선형동역학
 전공 박사과정 수료
 관심분야 : 간질 뇌파분석 등 생체신호분석
 E-mail : k0915@chungbuk.ac.kr

한 승 기



서울대학교 물리학과 졸업
 한국과학기술원 물리학과 PhD
 현재 충북대학교 교수
 관심분야 : 비선형동역학과 카오스, 신경
 동역학, 그리고 생체신호분석을 통한
 신경 정보 코딩 원리 규명
 E-mail : skhan@chungbuk.ac.kr

• **The 14th Joint Conference on
 Commu-nications & Information (JCCI 2004)**

- 일 자 : 2004년 4월 28 ~ 30 일
- 장 소 : 금호 충무 마리나리조트(충무)
- 주 최 : 정보통신연구회
- 상세안내 : KAIST 이용훈 교수(Tel. 042-869-4411)
<http://www.jcci21.or.kr>