

비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스를 위한 뇌파 분류 방법

포항공과대학교 ■ 남윤준 · 강호형 · 이해경* · 최승진**

1. 서론

최근 ‘뉴로마케팅(Neuromarketing)’이라는 용어가 신문에서 화제가 된 적이 있다. 신경을 뜻하는 접두어 ‘neuro-’를 마케팅과 합성한 말로써, 뇌신경과학을 이용하여 소비자의 구매의사를 직접 알아내어 상품 마케팅에 활용하려는 시도이다. 실제 특정 상품을 보여준 뒤 활성화되는 뇌 부위를 관측하여 소비자들이 특정 상품을 다른 상품들에 비해 더 선호하는 이유를 분석한 실험 결과들이 발표되기도 했다. 이제 인간의 기술이 인간의 본성을 뇌 속까지 이해하여 그에 대응하는 상업적인 서비스를 새로이 창출하는데 이르렀고, 그 중심에는 인간의 마음 및 생각을 좀 더 잘 이해하는 기술, 즉, 뇌과학이 자리 잡고 있다. 브레인 컴퓨터 인터페이스(BCI) 역시 기존의 인간-컴퓨터 간의 소통 방식인 키보드와 마우스를 넘어서 직접 인간의 생각을 읽어내겠다는 야심 찬 목표를 가지고 있으므로 이 범주에 속하는 것이라 할 수 있다.

대부분의 사람들은 컴퓨터를 비롯한 전자기기를 사용하는데 불편함이 없지만 불의의 사고로 뇌 기능은 정상인 채 운동 기능만 마비된 질환(Locked-in syndrome)을 앓고 있는 환자들은 주로 손을 사용해야 하는 기존의 기계 유제 인터페이스를 사용할 수 없다. 영화 ‘잠수종과 나비’의 실제 주인공으로 유명한 장도미니크 보비는 뇌졸중으로 쓰러진 뒤 왼쪽 눈꺼풀 이외에는 몸의 어떤 곳도 움직일 수가 없었다. 그런 그가 책 ‘잠수복과 나비’를 쓸 수 있었던 것은 15개월 동안 왼쪽 눈꺼풀을 무려 20여만 번 깜빡거렸기 때문이다. 브레인 컴퓨터(머신) 인터페이스의 꿈은 이런 분들의 삶을 잠수복으로부터 벗어나 그들의 생각을 나비처럼 훨훨 날 수 있게 하는데 있다.

이를 가능하게 하려면 먼저 인간의 생각을 어떻게 읽어낼 것인가 하는 문제에 직면하게 된다. 뇌의 현상

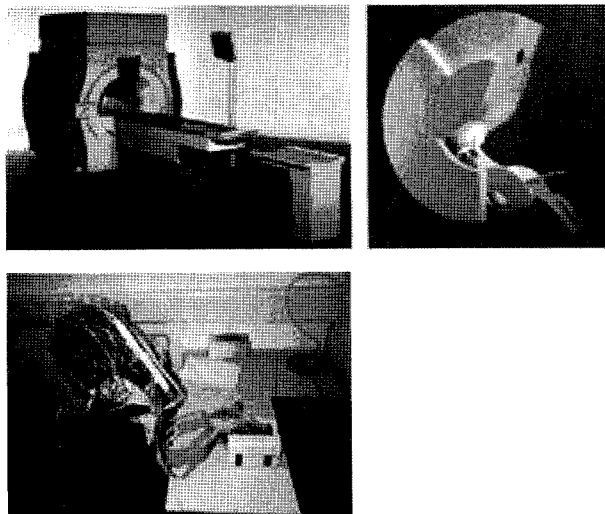


그림 1 fMRI, MEG, EEG 측정 장비

을 관찰하기 위해 고안된 가장 널리 알려진 기술로는 fMRI(functional MRI), 뇌자도(Magnetoencephalography; MEG), 뇌전도(Electroencephalography; EEG) 등이 있다. fMRI는 뇌 활동 영역에서의 산소 농도 변화를 이용하여 뇌의 단면의 영상을 층층이 촬영하는 기법이고, EEG와 MEG는 뇌신경 세포들이 발생시키는 전기적/자기적 신호를 측정하는 기술이다. 그 중 fMRI와 MEG는 뇌 기능을 높은 해상도로 측정할 수 있지만 일상생활에 활용하기에는 너무 크고 비싸다는 단점이 있다(그림 1). 이에 비해 뇌전도는 비교적 이동이 쉽고, 값이 저렴하여 많은 브레인 컴퓨터 인터페이스의 연구 종사자들이 선호하고 있으며, 현재 뇌전도 기반의 브레인 컴퓨터 인터페이스가 가장 활발하게 연구되고 있다.

뇌전도는 뇌의 피질에 존재하는 수십만의 신경세포들에 의해 발생된 전기적 신호, 이른 바 뇌파를 측정하는 것으로 두피에서 측정할 것인지 대뇌피질에서 직접 측정할 것인지에 따라 비침습법과 침습법으로 나뉜다. 비침습법은 두피에 부착된 전극을 통해 뇌의 전기적 신호를 측정하는 방법으로 뇌막-두개골-두피를

* 학생회원

** 종신회원

거친 후 측정되는 신호이기 때문에 신호 자체도 미약할 뿐 아니라 잡음이 매우 심하다는 단점이 있다. 반면 침습법의 경우 대뇌 피질에 직접 전극을 부착하기 때문에 눈의 깜박임이나 눈동자의 움직임에 의한 잡음의 방해 없이 선명한 신호를 측정할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 뇌 절개라는 커다란 수술을 요하는 실험이기 때문에 대중화되기에는 연구자나 피험자에게 진입장벽이 너무 높다. 또한 현재까지의 기술로는 전극의 장기간 착용이 불가능하고, 전극의 부착 범위가 제한적이라는 단점이 있다.

본지에서는 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스에 대해 주로 다루며 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스에서 가장 큰 비중을 차지하는 뇌파 분석 알고리즘 부분에 왜 기계 학습이 유용한지, 기계 학습이 브레인 컴퓨터 인터페이스의 발전에 어떤 기여를 했는지 살펴해보도록 하겠다. 그리고 이에 따른 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스의 미래에 대해 이야기하며 글을 마치도록 하겠다.

2. 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스 (Non-invasive BCI)

서론에서도 언급했듯이 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스 시스템에 의해 측정된 뇌파 신호는 뇌막, 두개골, 두피를 거치는 과정에서 신호가 미약해지고, 3차원 뇌 공간에서 발생하는 신호를 2차원인 두피에서 측정하는 과정에서 해상도가 낮아지며, 눈의 깜빡임, 두피 근육의 움직임 등의 잡음에 민감하기 때문에 신호가 가진 정보량이 매우 적다는 문제점이 있다. 따라서 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스에서는 측정 장비의 설계나 신경 생리학적 지식보다, 신호 처리 및 통계적 분석이 더 중요하게 작용하기 때문에, 신경생물학 분야에서보다는 컴퓨터 공학 분야에서의 연구가 더 중점적으로 이루어져 왔다. 실제로 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스가 급격하게 발전한 시기도 1990년 대 말 컴퓨터의 연산 능력이 급속도로 증가하는 때와 맞물려 있으며 대중적인 관심을 끌기 시작한 것도 변화하는 뇌 패턴을 분석하는 알고리즘에 기계 학습적인 접근이 가능해지기 시작하면서부터였다.

2.1 비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스의 연구 현황

비침습 브레인 컴퓨터 인터페이스를 연구하는 가장 대표적인 연구 그룹으로는 독일 Fraunhofer FIRST의 Klaus-Robert Müller가 주도하는 Berlin BCI¹⁾ 팀과 오

스트리아 Graz University of Technology의 Gert Pfurtscheller가 주도하는 BCILab²⁾ 팀이 있다. 전자는 기계 학습과 브레인 컴퓨터 인터페이스를 성공적으로 결합하여 이 분야를 선도하고 있는 연구 그룹으로 비침습법에 의해 측정된 뇌파를 이용하여 두 피험자 간에 탁구 게임을 하거나 알파벳 철자 하나하나를 선택하여 단어를 만들어내는 시뮬레이션을 시연하였다. Graz 그룹의 Gert Pfurtscheller는 뇌파의 ERD/ERS (Event related desynchronization / synchronization) 현상을 브레인 컴퓨터 인터페이스에 접목시킨 선구자이며 이를 이용하여 BCI가 어떻게 활용될 수 있는지 팔목할 만한 예들을 보여주고 있다. 가령 척수 병소 (spinal cord lesion)로 인해 팔을 움직일 수 없는 사람들이 상상만으로 팔을 움직일 수 있는 재활 보조 기구를 만들거나 좌우 손과 다리의 움직임을 상상하는 것만을 통해 구글 어스나 가상의 오스트리아 국립 박물관을 탐색하는 시스템을 구축하였다. 그 밖에 스위스 IDIAP³⁾ 연구소의 José del R.án 그룹은 생각만으로 휠체어를 움직이는 시스템을 구축하였으며 UC Irvine의 cognitive science를 연구하는 Michael D'Zmura의 팀⁴⁾은 특정 언어를 사용할 때 검출되는 뇌파를 연구하여 컴퓨터를 대개로 생각만으로 의사소통 할 수 있는 시스템을 연구 중에 있다. 최근 유튜브에서 BCI 연구자들의 많은 관심을 받았던 로봇 'Moe'는 University of Washington의 Rajesh Rao 그룹⁵⁾에서 만든 비침습 뇌파에 의해 조종되는 로봇으로 생각만으로 원하는 물건을 골라 잡게 할 수 있다. 미국 Wadsworth center의 Jonathan R. Wolpaw 그룹⁶⁾은 루게릭 병에 걸린 과학자가 생각만으로 이메일을 쓸 수 있는 시스템을 만들었다.

브레인 컴퓨터 인터페이스는 이렇게 학계에서 활발히 연구되고 있을 뿐만 아니라, 실제 생활에서 이용할 수 있도록 산업화시키려는 시도도 이루어지고 있다. 호주의 Emotiv Systems⁷⁾는 헤드셋 형태의 비침습 뇌파 측정 장비를 개발하여 사용자의 감정 상태에 따라 대응하는 아바타, 컴퓨터 모니터 상의 물체 컨트롤, 사용자의 감정 상태에 따른 컴퓨터 환경 변화

bbci_official)

2) Institute for Knowledge Discovery: Laboratory of Brain Computer Interfaces, <http://bci.tugraz.at/>

3) Idiap Research Institute, <http://www.idiap.ch/>

4) Cognitive NeuroSystems Lab, <http://cnslab.ss.uci.edu/>

5) Neural Systems Group, <http://neural.cs.washington.edu/>

6) The Wadsworth Center Brain-Computer Interface System, <http://www.wadsworth.org/bci/>

7) Emotiv Systems, <http://emotiv.com/>

1) Berlin Brain-Computer Interface, (<http://ida.first.fhg.de/projects/bci/>)



〈Berlin BCI〉

〈Graz BCI〉



〈IDIAP institute〉

〈Wadsworth center〉

그림 2 세계의 BCI 연구 기관

를 실현하여 가상 게임에 적용하는 시스템을 판매할 예정이다. 미국의 Neurosky⁸⁾에서도 mindset이라는 뇌파 검출 헤드셋을 개발, 컴퓨터 게임에 활용하려는 야심찬 계획을 가지고 있다. 최근에는 'mind flex'에 이어 실린더에 들어있는 탁구공을 "mind force"로 움직일 수 있는 'force trainer'라는 제품을 만들어 판매 중



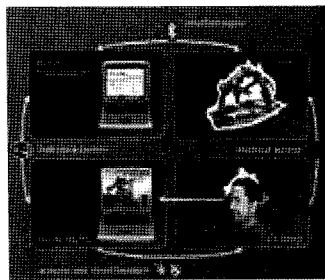
〈EMotiv systems〉



〈Force trainer〉



〈Cyberkinetics〉



〈Mind balance〉

그림 3 BCI의 상품화

에 있다. 칩식 뇌파 측정 장비이긴 하나 cyberkinetics⁹⁾에서는 전신마비 환자의 뇌에 센서 칩을 부착하여 컴퓨터를 조작하는데 성공하였다. 상용화된 상품은 아니지만 Robert Burke는 시각 자극에 의해 발생하는 뇌파를 이용하여 가상 환경 속에서 외줄을 타고 있는 'Mawg'을 떨어지지 않고 걷게 하는 'mind balance'¹⁰⁾라는 게임을 만들었다.

2.2 기계 학습

기계 학습은 인간이 경험을 통해 학습 하듯이 데이터를 통해 컴퓨터를 학습시키는 알고리즘을 개발하는 인공지능의 한 분야이다. 데이터에 숨겨진 속성 혹은 패턴 등을 수학적으로 모델링 하는 것으로 뇌파 기반의 브레인 컴퓨터 인터페이스에서는 뇌파 데이터에 숨겨진 속성을 찾아, 해당 뇌파가 어떤 뇌 활동으로 인해 발생했는지 분류해내는 것이 가장 큰 기계 학습의 역할이다.

그렇다면 뇌파에 숨겨진 속성에는 어떤 것이 있을 수 있는지 살펴해보도록 하겠다.

2.3 뇌파의 특징

2.3.1 공간적 특징

뇌의 여러 영역 중, 뇌의 두정엽(parietal lobe)을 좌우로 가로지르는 운동 피질(motor cortex)은 신체 각 부위의 운동과 직접적으로 관련되어 있기 때문에, BCI에서 가장 중요하게 다루어지고 있는 부분이다. 만약 사람이 팔을 뻗어서 컵을 집어야겠다는 생각을 할 때, 전두엽(prefrontal cortex)에서는 컵을 집는 행동에 대한 결정을 내리고, 전운동피질 (premotor cortex)에서는 컵을 집는 운동을 하기 위해 어깨, 팔꿈치, 손목 및 손 등의 근육을 각각 어떻게 움직여야 할 지 결정하고(이 과정은 무의식적으로 이루어진다), 그 결과가 운동 피질로 전달, 집약되어 팔의 각 운동 신경으로 전달된다. 이렇게 운동 피질의 영역이 신체의 각 부분

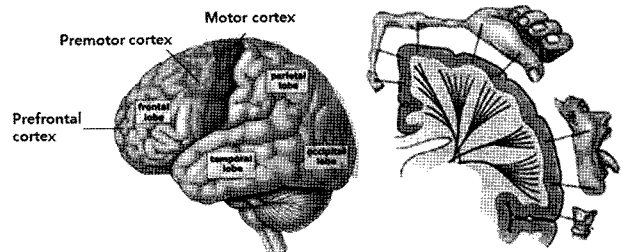


그림 4 운동과 관련된 뇌 영역 및 Homunculus theory¹¹⁾

9) Cyberkinetics, <http://www.cyberkineticsinc.com/>

10) Mind Balance, <http://robburke.net/mle/mindbalance/>

11) http://www.thebrain.mcgill.ca/flash/d/d_06/d_06_cr/d_06_cr_mou/d_06_cr_mou.html

8) Neurosky, <http://www.neurosky.com/>

과 일대일로 대응된다는 이론을 Homunculus 이론이라고 하며, BCI의 가능성에 대한 이론적 기반이 된다. 즉 실제로 팔을 움직이지 않고도, 팔을 움직이겠다는 생각을 운동 피질로부터 읽어, 기계를 조종하도록 하는 것이다.

2.3.2 주파수 특징

이러한 운동 피질의 변화는 뇌파 신호 상에서 ERD(event related desynchronization)라는 현상으로 나타난다. ERD는 평소에는 좌뇌와 우뇌에서 동일하게 형태로 관측되던 뇌파가, 신체의 특정 부분의 움직임에 의해 서로 어긋나는 현상을 의미한다. 실제적으로 오른손을 움직이면, 정수리에서 왼쪽으로 약 3cm 정도 떨어진 위치(C3라 불림)에서 μ -리듬이라 불리는 9~13Hz 대역의 신호의 감쇠가, 반대로 왼손을 움직이면, 정수리에서 오른쪽으로 3cm 정도 떨어진 위치(C4라 불림)에서의 신호 감쇠가 관측된다.

2.3.3 피험자간의 특징

그림 5는 5명의 서로 다른 피험자에게서 측정되고, 분석된 뇌파의 패턴으로[1], 그 패턴이 얼마나 다양하고 복잡하게 나타나는지를 보여준다. L은 왼손을 움직일 때, R은 오른손을 움직일 때, F는 양 발을 움직일 때, 측정된 뇌파를 의미하며, 위쪽의 머리 형태의 그림은 상대되는 행동에 비해 신호의 변화가 가장 크게 나타나는 전극의 위치를 표시한 그림이다. 그리고 아래쪽의 그래프는 상대 행동에 대한 신호 크기의 차이를 각 주파수 영역에서 나타낸 그래프이다. Homunculus 이론에 의하면 왼손을 움직일 경우, 오른쪽 두정엽의 중앙 부위에서 μ -리듬의 감소가, 오른손을 움직일 경우 왼쪽 두정엽의 중앙 부위에서의 μ -

리듬의 감소가, 발을 움직였을 때는, 두정엽의 가장 윗부분, 즉 머리 끝 부분에서의 μ -리듬의 감소가 관찰되어야 한다. 하지만 이것은 일반적으로 알려진 패턴일 뿐이고, 실제로 사람들의 뇌파를 측정/분석해보면 아래의 그림에서와 같이 사람마다 각기 다른 패턴이 나타나는 것을 볼 수 있다. 마찬가지로 주파수 영역에서도 10~12Hz 대역에서의 차이가 관찰되는 것을 확인할 수 있지만, 그 자세한 양상은 피험자마다 각기 다른 것을 볼 수 있다.

2.3.4 기계 학습의 필요성

이렇게 EEG 신호는 피험자에 따라서 각기 다른 패턴을 가지고 있다. 뿐만 아니라 같은 피험자에 있어서도 시간이 달라짐에 따라서 그 패턴이 변화하기도 한다. 따라서 모든 경우에 사용이 가능한 범용적인 분석 모델은 존재하지 않으며, 사용자의 변화하는 패턴을 실시간으로 반영할 수 있는 가변적인 모델이 필요하게 되는데, 이를 위해 인공 지능과 통계적 분석 방법이 융합된 기계 학습 기법이 이용된다. 다음 장에서는 뇌파의 공간적, 시간적, 주파수적, 피험자 간 특징을 추출해 낼 수 있는 여러 알고리즘 및 본 연구실에서 개발 중인 피험자간의 특징을 전이(여러 사람의 뇌파 특징을 바탕으로 새로운 사람의 뇌파 특징을 유추해냄)하는 방법에 대해 설명하도록 하겠다.

3. 특징 추출 알고리즘

3.1. Common spatial pattern(CSP)

이런 뇌파의 공간적인 패턴을 추출해내는 수리 통계학적인 기법 중 가장 널리 쓰이는 방법 중에 하나가 바로 common spatial pattern(CSP)[2]이다. CSP는

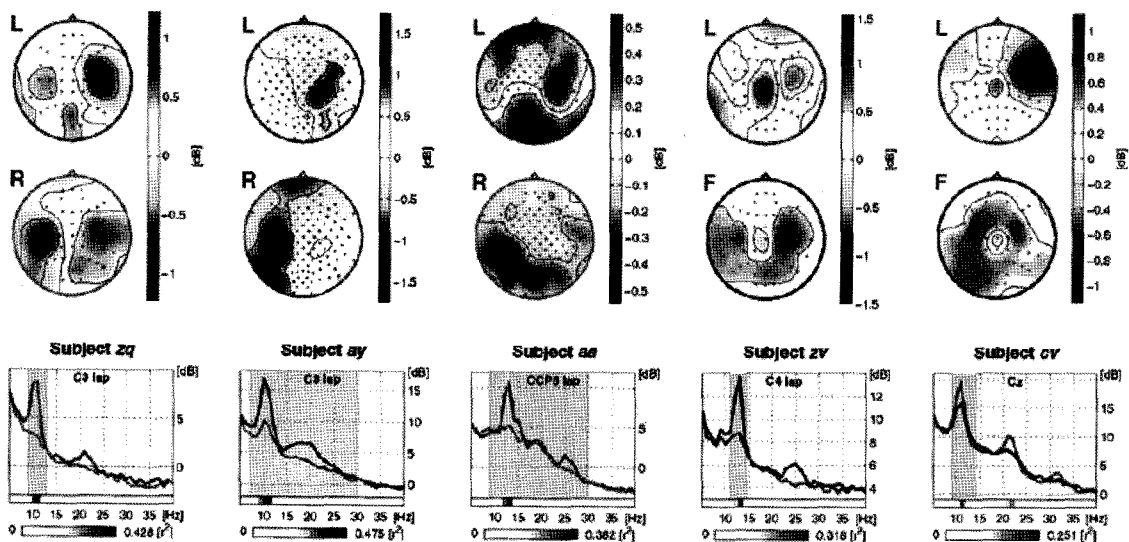


그림 5 시/공간적으로 다양한 EEG 패턴

서로 다른 조건에서 발생한 두 신호를 비교/분석하여 상대방에 대해 가장 뚜렷한 차이를 보이는 패턴을 찾아내는 알고리즘으로, EEG에 적용될 경우에는, 신호의 분산의 차이가 큰 채널(각각의 전극 센서 들)을 찾아내게 된다.

다음과 같은 두 종류의 뇌파 L과 R이 있다고 가정해보자. 각 신호는 1번부터 5번까지, 다섯 개의 채널(각각의 전극)에 대한 신호를 가지고 있고, 채널 1의 신호는 L에서, 채널 2에서의 신호는 R에서 큰 진폭을 보이고, 채널 3에서 채널 5까지의 신호는 L, R 양쪽 모두에서 동일한 형태로 나타나는 것을 볼 수 있다.

L에 대한 신호를 채널의 수(5)와 신호의 길이(720)를 크기로 갖는 행렬 데이터 X_L 로 나타내고, R에 대한 신호 역시 같은 크기의 행렬 데이터 X_R 로 나타냈을 때, CSP는 다음과 같은 식을 이용하여, X_L 과 X_R 의 공분산 행렬을 동시에 고유값으로 분해해주는 행렬 W 를 찾아준다. 이를 Fukunaga-Koontz transform이라 한다.

$$\begin{cases} W^T X_L X_L^T = \Lambda \\ W^T X_R X_R^T = I - \Lambda \end{cases}$$

이 식에서 $X_L X_L^T, X_R X_R^T$ 은 각각 X_L, X_R 의 공분산 행렬이며, Λ 는 대각 행렬, I 는 대각 원소의 값이 모두 1인 단위행렬이다. 이 때, Λ 및 $I - \Lambda$ 는 각각의 신호 X_L, X_R 에 동일한 필터 W 를 적용시켰을 때의 결과라고 할 수 있다. 필터 w 가 X_L 에 적용되었을 경우의 결과값이 λ 일 때, 똑같은 필터 w 가 X_R 에 적용되었을 경우에는 그 값이 $1 - \lambda$ 가 된다. 즉, 특정한 필터 w 를 X_L 에 적용시켰을 때의 결과값인 λ 가 커질수록, w 를 X_R 에 적용시켰을 때의 결과값인 $1 - \lambda$ 는 작아지는 것이다. CSP는 이렇게 한 쪽 신호에 대해서 그 결과값을 최대화시키면서 다른 신호에 대한 결과값을 최소화시키는 서로 독립된 여러 개의 패턴 w 들을 찾아주는 기술이다.

이런 식으로 추출된 필터들은 새로운 신호가 들어왔을 때, 이 신호가 L과 R중 어느 신호에 더 가까운지 구별해야 하는 문제에 매우 유용하게 쓰일 수 있다. 다음 그림 8은 예의 신호 L과 R에 필터 w_L 을 적

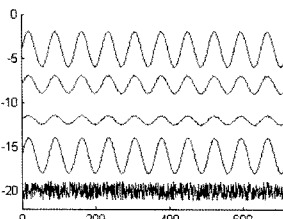


그림 6. 예시 뇌파 L

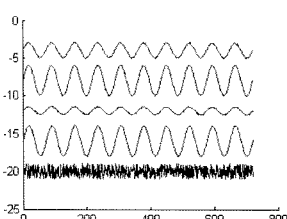


그림 7. 예시 뇌파 R

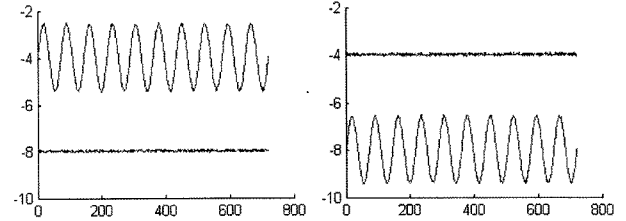


그림 8 예시 뇌파 L, R에 w_L 를 적용했을 때의 결과(좌측)

그림 9 예시 뇌파 L, R에 w_R 를 적용했을 때의 결과(우측)

용시켰을 때의 결과이고, 그림 9는 역시 동일한 신호 L, R에 필터 w_R 를 적용시켰을 때의 결과이다. w_L 이 L에 적용되었을 때는 그 결과값이 큰 진폭을 갖고 진동하는 반면(위), R에 적용되었을 때는 그 진폭이 무시할 수 있을 정도로 매우 작아진 것(아래)을 볼 수 있다. w_R 는 이와 반대로 L에 적용시켰을 때 작은 진폭을(위), R에 적용시켰을 때 매우 큰 진폭을 갖는 결과(아래)를 보여준다. 그림 7과 그림 8에서 서로 비슷해 보이는 신호가 필터를 이용한 단순한 곱셈 연산만으로 다음과 같은 명확한 차이를 보이도록 변환된 것이다. 이러한 현상은 CSP가 필터를 적용시켰을 때, 결과값의 차이가 최대가 되도록 해주는 알고리즘이기 때문에 가능한 것이다.

즉, 새로운 신호가 들어왔을 때, 필터 w_L 에 대한 처리 결과의 분산이 w_R 에 대한 분산보다 크다면 그 신호는 R보다 L에 더 가깝다고, 그 반대의 경우라면 신호가 L보다 R에 더 가깝다고 할 수 있을 것이다. 이와 같이 CSP가 서로 다른 두 신호를 구분하는데 유용하다는 성질을 이용하여, 신체의 서로 다른 부분을 움직일 때 발생하는 뇌파를 분석, 구분하여 이를 인터페이스로 이용할 수 있도록 하기 위해 본 필진과 세계의 여러 관련 연구자들이 끊임없는 연구를 수행 중에 있다.

그림 10은 실제 왼손 및 오른손의 움직임을 상상했을 때 발생한 뇌파 신호를 CSP로 처리하여 얻은 필터들이다. 각 그림에서 색이 짙게 나타날수록 상대 신호에 대해 큰 차이를 갖는 채널임을 의미한다. 그림을

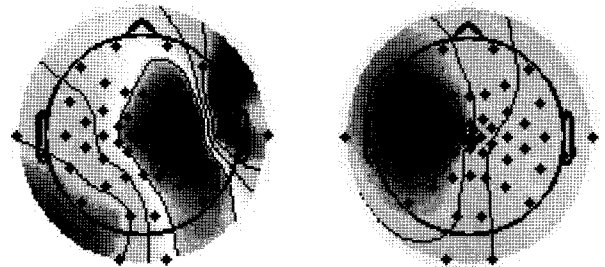


그림 10 CSP를 통해 얻어진 왼손 및 오른손의 움직임에 대한 뇌파 특성

자세히 살펴보면 왼손의 움직임은 우반구의 특정 영역(정수리에서 오른쪽으로 3cm 정도 떨어진 C4)에서의 변화를, 오른손의 움직임은 좌반구의 특정 영역(정수리에서 왼쪽으로 3cm 정도 떨어진 C3)에서의 변화를 발생시켰음을 확인할 수 있는데, 이는 오른손의 움직임은 좌뇌가, 왼손의 움직임은 우뇌가 관장한다는 상식과 일치한다.

3.2 NMF/NTF

뇌파의 주파수적인 패턴을 추출해내기 위해서는 non-negative matrix factorization(NMF)라는 기법이 주로 사용된다. NMF는 비음수 신호 행렬 X 를 패턴 A 와 이에 대한 선형적인 결합 S 의 형태로 분해해주는 방법이다.

$$X = AS$$

A 의 각 벡터들을 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ 으로 나타낼 때, A_1 에서는 X 에서 가장 중요한 패턴, A_2 에서는 X 에서 A_1 의 영향을 무시했을 때, 그 나머지에서 가장 중요한 패턴이 검색된다. 즉, NMF를 이용하면, 신호가 어떤 패턴들로 구성되어 있는지, 그리고 각 패턴이 상대적으로 얼마나 중요한지를 구할 수 있다.

뇌파 신호에 대한 NMF 분석 방법을 좀 더 자세히 알아보자. 먼저 시계열 데이터로 측정된 뇌파 신호를

short-time Fourier transform이나 wavelet transform을 이용하여 변환하여, 각 주파수 대역의 크기로 구성된 신호 행렬 X 를 만든다. X 의 모든 원소의 값은 양수이므로, 마찬가지로 양의 원소들로 이루어진 행렬 A 및 S 의 곱으로 나타낼 수 있다. X 와의 차이가 가장 적은 두 행렬의 곱 AS 를 찾는 것이 목적이므로, 목적 함수 $F = \|X - AS\|^2$ 를 최소화 시키는 A 와 S 를 찾아야 한다. 이를 위해 gradient descent 방법을 이용하여, 반복적인 연산을 통해 A 와 S 를 구하게 된다. F 를 최소화시키는 A 와 S 를 동시에 계산할 수는 없으므로, 먼저 S 를 안다고 가정한 상태에서 F 를 A 에 대해 미분하여, A 의 값을 갱신하고, 다음 과정에서는 이전 단계에서 구한 A 가 정확한 값이라는 가정하에 F 를 S 에 대해 미분하여, S 의 값을 갱신하게 된다. 이러한 반복적인 과정을 통해 A 와 S 는 더 작은 $\|X - AS\|^2$ 값을 갖는 방향으로 수렴해가게 된다.

그림 11은 NMF를 이용하여 구한 주파수 패턴에 대한 행렬 A 를 나타낸 것이다. 각 세로축에서 밝게 표시된 영역이 중요하다고 검색된 주파수 영역으로, 위쪽의 절반은 C3 영역에 대한 4~24Hz 영역의 주파수 대역을, 아래쪽의 절반은 C4 영역에 대한 4~24Hz 영역의 주파수 대역을 의미한다. 가장 왼쪽의 그림은 X 가 두 개의 패턴의 곱 A_1S_1 과 A_2S_2 로 이루어져있다고 가정하여 푼 후, 계산된 A_1 과 A_2 를 표시한 것으로, A_1

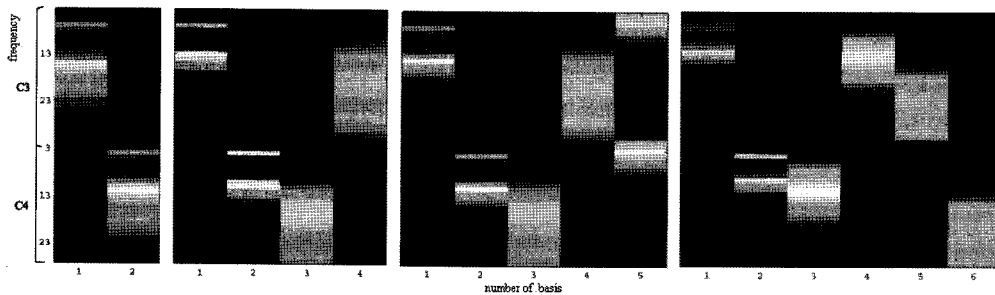


그림 11 NMF를 이용하여 구한 기저 패턴

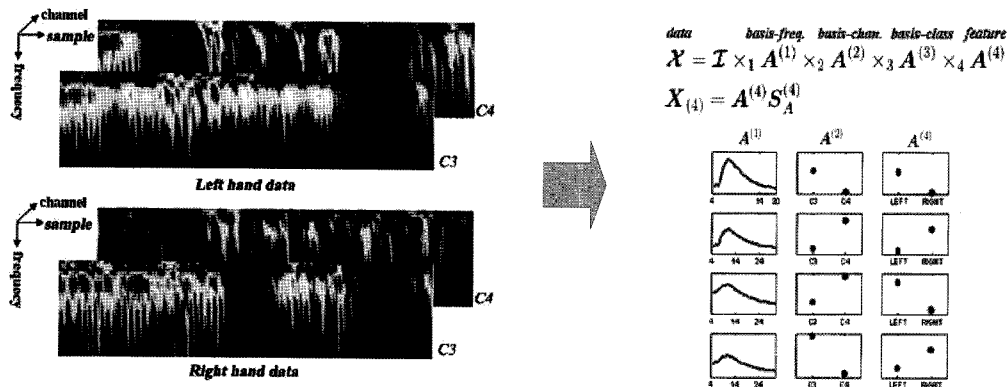


그림 12 채널, 주파수, 샘플(각 실험 결과), 그룹(왼손/오른손)의 4차원 tensor data 및 그 분석 결과

에서는 오른손의 움직임에 의한 C3에서의 μ -리듬이 (8~12Hz), A₂에서는 왼손의 움직임에 의한 C4에서의 μ -리듬이 검출되었음을 확인할 수 있다. 그 오른쪽의 그림들은 X가 각각 4, 5, 6개의 패턴의 곱으로 이루어져 있다고 가정하고 풀었을 때 얻어진 A의 패턴들이다. 이 때 흥미로운 것은 가정한 패턴의 수가 늘어갈 때마다 움직임을 상상할 경우 나타나는 뇌파의 특징이 중요도 순으로 등장한다는 것이다. 2개일 때는 8-12Hz 부근의 μ -리듬이 나타난 것에 비해, 4개일 때는 18-22Hz의 β 파가, 6개일 때는 12-16Hz의 sensory-motor 리듬이 각 채널에서 차례로 등장하고 있다. 기존의 방법들이 여러 번의 시뮬레이션을 거쳐 그 성능에 따라 주요한 주파수 영역을 선택해야 했다면, NMF는 위와 같이 자동적으로 주요한 성분들을 추출해낼 수 있다.

기존의 NMF를 이용한 뇌파 분석이 뇌파의 채널과 주파수 간의 관계만을 분석할 수 있었던 한계를 극복하기 위해, NMF의 분석 대상이었던 2차원 형태의 행렬(matrix)을 더 높은 차원의 n-차원 tensor로 확장시키려는 nonnegative tensor factorization(NTF)에 대한 연구가 최근 활발하게 진행되고 있다. 그림 12는 본 연구실의 실험 결과[3]로 채널, 주파수 대역, 각각의 샘플, 뇌파의 종류를 각 차원으로 갖는 뇌파 신호(왼쪽)에 대한 NTF 분석 결과(오른쪽)이다. 오른쪽 그림은 추출된 패턴을 중요한 순서대로 위에서부터 나열한 결과이다. 이를 자세히 살펴보면, 첫번째 패턴은 왼손의 움직임에 대한 C3 영역의 8~12Hz 대역에서, 두번째 패턴은 오른손의 움직임에 대한 C4 영역의 좀 더 낮은 주파수 영역에서 나타났음을 살펴볼 수 있다.

4. 최근 연구결과 - BCI를 위한 전이 학습(transfer learning) 방법

그 동안 데이터 마이닝 분야와 기계 학습 분야의 많은 연구들로 인해서, 지도 학습(supervised learning)

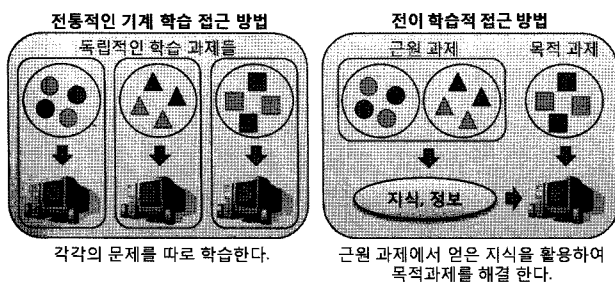


그림 13 전통적인 기계학습의 접근 방법과 전이 학습적 접근 방법[7]

을 통해서 사람이 수집하고 라벨을 붙인 데이터가 충분히 있는 경우 새로 관찰하는 데이터에 대해서도 꽤 정확한 판단을 내려 주는 프로그램을 만들 수 있는 여러 학습 알고리즘들이 제안되었다.

지도 학습 문제를 풀 때는 인식할 대상을 수치로 표현한 훈련 데이터들로부터 원하는 결정을 내려주는 분류 프로그램을 학습하게 된다. 각각의 훈련 데이터에는 그 데이터가 표현하는 대상에 대해 분류 프로그램이 어떤 출력을 해야 하는지를 나타낸 라벨(label)이 달려 있다. 그러나 라벨은 사람이 지정해주어야 하기 때문에, 훈련 데이터를 수집하는 데에는 많은 시간과 비용이 들게 된다. 또한 문제의 성격에 따라서는 충분한 수의 데이터를 얻기 어려운 경우가 많다.

이러한 문제는 전이 학습(transfer learning)으로 해결할 수 있다. 기계학습에서는 이전에 학습했던 경험을 현재 과제를 학습하는데 활용할 수 있도록 하는 연구 주제를 귀납적 전이(inductive transfer) 또는 전이 학습이라고 부른다. 기계 학습 분야에서는 1995년 국제 학술 대회에서는 처음으로 전이 학습과 관련된 주제들이 NIPS(Neural Information Processing Systems Conference)에서 열린 “Learning to learn” 워크숍[4]에서 토의된 후, 현재까지 다양한 연구가 이루어지고 있다[5,6]. 전이 학습의 목적은, 현재 목적 과제(target task)를 해결하는 학습 알고리즘이, 서로 다르지만 배경 분야 혹은 데이터 분포 등에서 공통점이 있다고 여길 수 있는 근원 과제(source task)로부터 얻은 지식을 활용하여, 학습된 프로그램의 성능을 높이거나 학습에 걸리는 시간을 줄이는 등의 이익을 얻을 수 있도록 하는 것이다.

훈련 데이터가 적은 상황은 뇌파 분류 문제에서도 흔히 일어날 수 있다. 뇌파 데이터를 수집하는 실험 과정에서 피험자가 실험 도중에는 집중을 계속 유지해야 하기 때문에 피험자가 쉽게 피로해지므로, 실험 한번에서 얻을 수 있는 데이터의 양이 한정될 수밖에 없다. 또한 뇌파 신호는 미약하여 잡음에 매우 약하고, 그 사람의 감정 상태, 자세 등에 따라 매우 다양한 변화를 보이게 된다. 따라서 데이터의 양이 이런 변화들을 나타내기에 부족한 경우 실제 뇌파 분류에 중요한 뇌파 변화를 분류 프로그램이 제대로 잡아내지 못한다. 실험을 더 반복하는 것은 데이터를 수집하는 데 필요한비용을 증가시키기 때문에, 이 문제를 해결하기 위해서 전이 학습의 접근 방법을 활용하여 이미 가지고 있는 데이터를 최대한 이용하는 것이 더 경제적인 접근 방법이 될 것이다.

표 1 BCI competition dataset IVa에 제공된 피험자 5명 각각에 대한 학습 데이터의 수

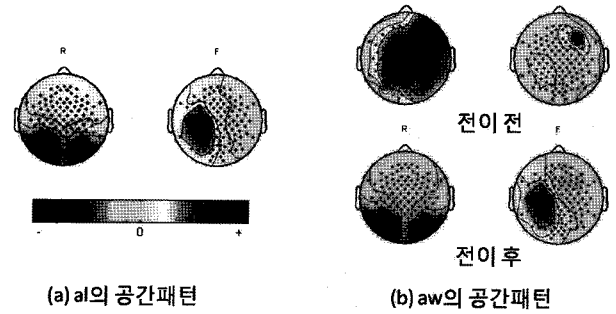
	aa	al	av	aw	ay
학습 데이터의 수	168	224	84	56	28

뇌파 분류 문제를 해결할 때 사용할 수 있는 전이 학습 방법 중 하나로는 피험자 간의 전이(subject-to-subject transfer)가 있다. 뇌파 실험을 할 때 여러 피험자들에 대해 같은 실험을 한 데이터가 있는 경우, 한 피험자에 대해 분류 프로그램을 학습시킬 때 다른 피험자들의 데이터도 같이 사용하는 것을 말한다. 사람마다 뇌파의 특성이 다르지만, 같은 실험에서 얻은 두 데이터 간에는 어떤 연관성이 있을 것이 당연하다. 이런 연관성을 제대로 반영하는 전이 학습 모델을 세울 수만 있다면, 다른 피험자들의 데이터를 같이 사용하여 현재 피험자에 대한 분류 프로그램의 성능을 높일 수 있다.

지난 2007년에 개최된 BCI competition III[8]에서는 뇌파 분류 문제에 전이 학습을 적용하는 방법을 찾는 문제가 출제된 적이 있다. 오른손의 움직임과 오른발의 움직임을 상상한 뇌파를 구분하는 뇌파 분류 문제에 대하여, 같은 실험을 한 다섯 명의 서로 다른 피험자들에 대해 서로 다른 수의 훈련 데이터가 제공되었다. 피험자들 중에서는 특히 분류 프로그램을 학습하기에는 불충분한 데이터만 있는 피험자들이 있어서, 이런 피험자들에 대해 분류 성능을 높이는 것이 문제의 목적이었다.

Competition 결과 90% 이상의 성능을 보이는 결과가 제출되는 등 많은 연구팀들이 성공적인 분류 결과를 제출했지만, 문제의 의도와는 다르게 전이 학습 방법을 사용한 결과를 제출한 팀은 거의 없었다. 주로 피험자 각각에 대하여 특징 추출 방법을 각각 다르게 적용하거나 여러 알고리즘을 조합하는 방식을 사용하여, 실제로 학습 과정에서는 피험자 간의 전이는 일어나지 않았다. 따라서 실제 뇌파 분류 문제에서 전이 학습의 가능성을 알아보고자 하는 문제의 의도는 제대로 실현되지 못했다.

본 연구실에서는 최근 CSP 이전에 현재 목적하는 피험자의 공분산 행렬을 다른 사람들의 공분산 행렬들과 선형적으로 더하는 간단한 방법을 통해 피험자 간의 전이를 할 수 있음을 확인하였다. 이 방법은 기본적으로, 같은 분류 문제를 해결하기 위해 CSP로 찾게 되는 특징 추출 결과는 피험자가 달라도 크게 달라지는 않을 것이라는 가정에서 출발한 것이다. 이 경우 근원 과제는 같은 실험을 한 다른 모든 피험자들이며,



(a) al의 공간패턴 (b) aw의 공간패턴
그림 14 제안된 전이 학습으로 인해 추출된 공간 패턴의 변화 목적 과제는 현재 분류 프로그램을 학습시킬 한 피험자가 된다.

실험 결과 제안된 전이 학습 방법들을 사용한 경우 데이터가 적은 피험자들에 대한 분류 성능이 10~20% 가량 높아지는 것을 확인할 수 있었다. 또한 CSP로 분석한 실험자의 공간 패턴(spatial patterns)의 모양도 전이로 인해 변화하는 것을 확인할 수 있었다(그림 14). 실험 데이터 수가 적었던 aw의 경우, 전이 전의 공간 패턴의 가중치가 다른 피험자들과는 달리 분산되어 있었지만, 전이를 통해 분류 성능이 향상된 후에는 다른 피험자들과 비슷한 위치에 집중된 것을 관찰할 수 있었다.

이 실험 결과는 뇌파 분류 문제를 해결하는 데 있어 전이 학습의 가능성을 보여준다. 그러나 이 방법으로 어떤 피험자의 경우는 전이를 시도했을 때, 종종 분류 성능이 오히려 나빠지는 현상을 보이는 문제가 있으며, 아직 이 방법에 대한 엄밀한 이론적인 분석이 없는 단점이 있다. 그 동안 BCI 연구자들 사이에서 여러 번 거론 되었음에도 불구하고, 아직 BCI에서 전이 학습을 적용하는 문제에 대한 연구 결과들은 많지 않다. 따라서 우리는 앞으로도 이 문제를 해결하기 위한 연구를 적극적으로 진행해 나갈 예정이다.

5. BCI의 미래

BCI는 생각만으로 기계를 조절할 수 있는, 인간이 상상할 수 있는 가장 편리한 인터페이스인 것은 분명하다. 이를 반영하듯 수많은 영화와 만화에서 BCI에 대해 묘사하고 있다. 예를 들어 영화 “matrix”에서는 주인공들이 기계에 접속하는 방법으로, 인간의 중추 신경계에 직접 센서를 꽂는 방식을 이용한다. 또한 수많은 로봇 만화에 등장하는 주인공들이 생각만으로 로봇을 조종하고, 또한 로봇들이 주인공의 감정 상태에 반응하여 힘을 내는 장면들은 BCI에 관한 사람들의 열망을 반영한다고 할 수 있다. 이러한 편리성뿐만 아니라 BCI는 인터페이스의 반응 속도가 생각의 속도

와 거의 차이가 없을 만큼 매우 빠르다는 장점도 가지고 있다. 실제로 BCI에 대한 최초의 연구는 DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency, 미 국방 고등 연구 기획청)에서 비행기 조종사들의 적 미사일에 대한 반응 속도를 높이기 위해 시작되었다.

이러한 BCI의 범용적인 용도 이외에도 운동 기능이나 말초 신경에 장애가 있지만, 뇌의 기능은 정상인 환자들의 활동을 돕는 특수한 목적으로 이용될 수 있다. 뇌의 기능이 정상인 상태에서 운동 기능만 마비되는 질환(Locked-in syndrome)은, 영화 “슈퍼맨”의 주인공인 Christopher Reeve의 척추 부상 이후로 중요한 사회적 관심사로 대두되고 있다. Locked-in syndrome의 원인으로는 여러 가지가 있다. 가장 대표적인 질병이 ALS(Amyotrophic Lateral Sclerosis)로 Stephen Hawking 박사나 New York yankees의 운동선수인 Lou Gehrig에 의해 유명해진 질병이다. ALS는 퇴행성 신경 질환의 일종으로, 유전적 요인이나, 약물/중금속 중독에 의해 motor neuron이 서서히 파괴되면서 사지의 말단으로부터 마비가 진행되어, 내장 기능, 호흡 기능이 마비되어 죽음에 이르는 질병이다. 퇴행성 질환이라 병의 진행이 느린 속도로 진행되기 때문에, 환자는 오랜 기간을 몸을 움직일 수 없는 상태로 지내야 한다. 그러나 BCI는 척추, 운동 신경, 근육 등 기존의 뇌의 신호 전달 경로를 우회하는 인터페이스이므로, 이러한 환자들에게 외부와 소통 할 수 있는 길을 열어줄 수 있다. 또한 위에서 언급된 척추의 부상이나, 운동 기능을 관장하는 뇌간 및 소뇌에 외상을 입어 운동 기능이 마비된 사람들에게도 큰 도움을 줄 수 있다.

이렇게 BCI는 인터페이스로서 무한한 가능성을 갖고 있지만, 구현하기에는 아직 수많은 문제점들이 있다. 실생활에서의 인터페이스를 만들 때 가장 중요한 것은 편리성보다 정확성이다. BCI가 아무리 편리하다고 하더라도, 인터페이스로서 1%만이라도 오차가 있다면 사용자들은, 기계에 버튼을 하나 더 다는 길을 선택할 것이다. 그러나 내로라하는 수학자, 통계학자들이 거의 20년 동안이나 집중적으로 연구하고 있음에도 불구하고, 아직 BCI의 분류 성능이 실생활에 이용할 수 있을 만큼 높지 못하다. 뇌파의 분석 능력을 경쟁하는 세계 대회인 BCI Competition의 결과에서는 80% 이상의 성공률을 보이고 있지만, 이는 연구자들이 각 data set마다 분석에 분석을 거듭하고, 여러 인위적인 처리를 거쳐 나온 결과일 뿐, 실제로 그 알고리즘이 모든 사람들에게 바로 적용할 수 있다는 것을

의미하지는 않는다. 뿐만 아니라, EEG를 통한 BCI가 전혀 불가능한 사람(EEG illiterate로 불림)이 있음이 보고되어 있고, 기존에 알려진 artifact들(눈의 깜빡임, 두피 근육의 움직임 등 뇌파 신호를 방해하는 요인들) 외에도 머리카락이나 두피의 상태 등 실생활에 적용되었을 때 가능한 수많은 방해 요인들이 비침습 BCI의 구현을 어렵게 만들고 있다. 하지만 무엇보다도 큰 문제점은 실제 운동과 그에 대응하는 뇌파 신호와의 상관관계가 완전하지 않다는 점이다. 다시 말해, 왼손과 오른손의 움직임을 구분해내는 BCI를 만들었을 때, 왼손의 움직임을 나타내는 뇌파 신호가 오른손을 움직일 때에도 동일하게 나타날 수 있다는 것이다. 이러한 현상은 뇌의 활동이 특정 신경 세포들의 일관적인 활성화가 아닌, 뉴런 군체의 확률적인 활성화에 의해 진행되는 점, 또한 뇌에서 발생한 전류가 두피로 전달되는 과정에서 급격히 약화되는 점 때문인 것으로 보인다. 또한 뇌파가 신경 전달 물질이 유발시키는 잉여 전류라는 점을 생각하면, 뇌파는 뇌 입장에서 발생하는 것은 안 되는 부산물, 혹은 잡음이라고 볼 수 있으므로, 행동에 대한 뇌파 신호가 100% 정확하지 않는 것은 어찌 보면 당연한 일이라 할 수도 있겠다.

이러한 비침습 BCI의 근본적인 한계를 극복하기 위해 침습형 BCI에 대한 연구도 꾸준히 지속되어져 오고 있다. 침습형 BCI는 주로 동물의 뇌를 주 실험 대상으로 하며, 최근에는 원숭이가 생각만으로 로봇 팔을 조종하여, 어느 정도 정확하게 음식을 집어먹을 수 있는 수준에까지 이르렀다[9]. 이를 바탕으로 뇌에 대한 피해를 최소화하면서, 뇌의 상태를 정확하게 읽을 수 있는 전극에 대한 연구 또한 진행 중이지만, 금속성 혹은 비금속성의 전극이 뇌에 장기적으로 유발할 수 있는 부작용을 알 수가 없기 때문에 매우 조심스럽게 연구가 진행되고 있다. 이런 점을 볼 때 성공적인 BCI를 개발하기 위해서는 침습형 및 비침습형 BCI 연구자들 간의, 또한 신경 생리학자, 통계학자, 기계공학자들 간의 장기간의 공동 연구가 필수적인 것으로 보인다.



그림 15 원숭이에 적용된 침습형 BCI. 원숭이가 로봇팔을 움직여 음식을 집어먹는 모습

BCI는 이렇게 아직도 갈 길이 먼 연구 분야이지만, 그 목표가 명확하고, 유익하기 때문에 그 전망은 매우 밝다고 할 수 있다. 또한, 이러한 문제를 푸는 데 이용되는 알고리즘들은 다른 신호 처리 분야에도 응용될 수 있으며[10], 간질 환자의 발병 예측 등 의료적인 측면에서도 응용이 가능하기 때문에, 그 파급 효과가 매우 크다. 하지만 BCI의 연구의 가장 큰 매력은 BCI에서 풀고자 하는 근본적인 목표인 '뇌를 읽는다'는 개념이, 우리 인류에게 주어진 근본적인 수수께끼 중 하나인 '뇌는 어떻게 동작하는가?'라는 문제와 밀접한 관계를 맺고 있다는 점이다. BCI기술은 뇌를 이해하기에 앞서 뇌를 정확하게 관찰하는 도구라 할 수 있으며, 최근 점차 부각되고 있는 뉴로마케팅, 뉴로이코노믹스, 뉴로에틱스 등 다양한 인지 과학의 학문들의 기반 기술로서 과학자 및 대중들의 관심이 더욱 필요한 중요한 학문 분야라 할 수 있겠다.

참고문헌

[1] Benjamin Blankertz, Guido Dornhege, Matthias Krauledat, Klaus-Robert Müller and Gabriel Curio. "The non-invasive Berlin Brain - Computer Interface: Fast acquisition", *NeuroImage* 37, pp.539-550, 2007.

[2] B. Blankertz, Ryota Tomioka, Steven Lemm, Motoaki Kawanabe and Klaus-Robert Müller, "Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis", *IEEE signal processing magazine*, 25(1), pp.41-56, 2008.

[3] Hyekyoung Lee, Yong-Deok Kim, Andrzej Cichocki, and Seungjin Choi, "Nonnegative tensor factorization for continuous EEG classification," *International Journal of Neural Systems*, Vol. 17, No. 4, pp. 305-317, 2007.

[4] NIPS*95 Post-Conference Workshop, "Learning to Learn: Knowledge Consolidation and Transfer in Inductive Systems", (http://plato.acadiau.ca/courses/comp/dsilver/NIPS95_LTL/transfer_workshop.1995.html).

[5] Rich Caruana, "Multitask Learning," *Machine Learning*, Vol. 28, pp. 41-75, Kluwer Academic Publishers, 1997.

[6] Sebastian Thrun and Lorien Pratt, *Learning to learn*, Kluwer Academic Publishers, 1998.

[7] Sinno Jialin Pan and Qiang Yang, "A Survey on Transfer Learning," *HKUST-CS08-08*, Nov. 2008.

[8] B. Blankertz, K. R. Müller, D. J. Krusierski, G. Schalk, J. R. Wolpaw, A. Schlögl, G. Pfurtscheller, and N. Birbaumer, "The BCI competition III: Vali-

dating alternative approaches to actual BCI problems," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 14, pp. 153 -159, 2006.

[9] Meel Velliste, Sagi Perel, M. Chance Spalding, Andrew S. Whitford & Andrew B. Schwartz, "Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding", *Nature* 453, pp. 1098-1101, (19 June 2008).

[10] Andrzej Cichocki, Seungjin Choi, Qibin Zhao, Yoshikazu Washizawa, Yuanqing Li, Hyekyoung Lee, Tomasz Rutkowski, Hovagim Bakardjian, Anh-Huy Phan, Liqing Zhang, "Noninvasive brain-computer interface: Current trends and challenges in signal processing - Multiway array decompositions," *IEEE Computer*, October, 2008.



남윤준

2008 한양대학교 전자전기컴퓨터공학부 졸업(학사)
2008~ 포항공과대학교 시스템 생명 공학부 박사 과정
관심분야: 기계학습, BCI
E-mail : druid@postech.ac.kr



강효형

2007 포항공과대학교 컴퓨터공학과 (학사)
2007~ 포항공과대학교 컴퓨터공학과 박사 과정
관심분야: 기계학습, BCI
E-mail : paanguin@postech.ac.kr



이혜경

2000 한양대학교 전자공학부 학사
2003 포항공과대학교 컴퓨터공학과 석사
2009 포항공과대학교 컴퓨터공학과 박사
2009~ 서울대학교 핵의학과 박사후연구원
관심분야: 기계학습, BCI
E-mail : lechk@postech.ac.kr



최승진

1987 서울대학교 전기공학과 학사
1989 서울대학교 전기공학과 석사
1996 University of Notre Dame 전기공학과 박사
1996 University of Notre Dame 전기공학과 방문교수
1997 일본 RIKEN Frontier Researcher
1997~2001 충북대학교 전기전자공학부 교수
2001~현재 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야: 기계학습, 확률 모델
E-mail : seungjin@postech.ac.kr