

## 편측적 EEG Coherence 에 의한 손동작 예측에 관한 연구

### A Research on Prediction of Hand Movement by EEG Coherence at Lateral Hemisphere Area

우진철, Jincheol Woo \*, 황민철, Mincheol Whang \*\*, 김종화, Jongwha Kim \*\*\*, 김치중, Chijung Kim \*\*\*, 김지혜, Jihye Kim \*\*\*, 김용우, Youngwoo Kim \*\*\*

**요약** 본 연구는 뇌의 편측 영역에서의 EEG(Electroencephalography) coherence 로 손 동작 의도를 예측하고자 하는 연구이다. 손 동작 예측을 위한 실험에 신체에 이상이 없는 6 명의 피실험자가 참여 하였다. 실험은 데이터 트레이닝 6 분과 동작 의도 판단 6 분으로 진행되었으며 무작위 순서로 손 동작을 지시한 후 편측적 영역 5 개 지점의 EEG 와 동작 시점을 알기 위한 오른손 EMG(Electromyography)를 측정하였다. 측정된 EEG 데이터를 분석하기 위해 주파수 별 Alpha 와 Beta 를 분류하였고 EMG 신호를 기준으로 동작과 휴식으로 분류된 Alpha 와 Beta 데이터를 5 개의 측정 영역별 Coherence 분석을 하였다. 그 결과 동작과 휴식을 구분할 수 있는 통계적으로 유효한 EEG Coherence 영역을 통하여 동작 판단을 할 수 있음을 확인하였다.

**핵심어:** EEG Coherence, Lateral Hemisphere Area, Hand movement, Brain Computer Interaction

\*주저자, 교신저자 : 상명대학교 대학원 컴퓨터과학과 석사 e-mail: [mcun@naver.com](mailto:mcun@naver.com).

\*\*공동저자 : 상명대학교 디지털미디어학과 교수 e-mail: [whang@smu.ac.kr](mailto:whang@smu.ac.kr).

\*\*\*공동저자 : 상명대학교 대학원 컴퓨터과학과 석사 e-mail: [rmx2003@naver.com](mailto:rmx2003@naver.com), [gatsgrain@nate.com](mailto:gatsgrain@nate.com), [kjhlolo84@nate.com](mailto:kjhlolo84@nate.com), [kimyounggo@nate.com](mailto:kimyounggo@nate.com)

## 1. 서론

BCI(Brain-Computer Interface) 기술은 인간의 뇌와 컴퓨터 사이의 의사소통을 가능하게 하는 기술이다. 의사소통을 위한 기술로 동작 및 사고를 함으로써 뇌에서 발생하는 EEG 를 측정하여 분석하는 방법이 사용되고 있다[1]. 특히, 신체 부자유자들의 재활 연구에 활용되고 있고 다음과 같다. 오른손과 왼손을 쥐고 펴는 동작을 지시한 후 EEG 를 측정하고 FFT(Fast Fourier Transform)분석과 ERD(Event-Related Desynchronization)/ERS(Event-Related Synchronization) 분석으로 신호 처리하여 동작과 휴식을 구분하였다[2]. 또한, 손가락을 구부리고 펴는 동작에 대한

EEG 를 측정하여 FFT 분석, ERD/ERS 분석 및 HMM(Hidden Markov Models)을 이용하여 손가락의 구부리고 펴는 동작을 구분하였다[3]. 이와 같이 동작 구분을 위한 EEG 명령어로 ERD/ERS 를 사용한 연구가 활발하지만 ERD/ERS 패턴에 의한 동작 시점을 명확하게 예측하기 위해 EEG 신호처리와 동작인지로 인한 지연 문제를 해결해야 한다[2,4].

뇌 기능과 동작 기능의 상관관계에 대한 EEG 와 EMG 의 Coherence 로 동작 인식을 시도하는 연구도 진행 되고 있다. 손 동작을 지시한 후 측정된 EEG 와 EMG 의 두 신호를 독립성분 분석을 한 후 Coherence 값을 구하여 동작 구분을 하고 혼련효과를 확인하였다[5,6]. 또한 EEG 와 EMG 사이의 Coherence 분석 방법에

MSC(Magnitude Squared Coherence) 분석을 추가하여 동작 구분 가능성을 높인다[7]. 뇌의 국부영역과 특정 영역의 근육 움직임간의 Coherence 는 동작예측을 위한 EEG 의 특성을 파악하는 데에 중점을 두고 있다[8]. 그러나 이 연구는 특정 영역의 근육이 어떤 영역의 EEG 와 상관성이 있는지 명확하게 밝히지 못했다. 그러므로 본 연구는 측정 영역간의 상관성을 살펴보고 유효한 EEG Coherence 영역을 선정하는 연구를 진행하여 동작 인식 가능성을 높이고자 하였다.

## 2. 연구 방법

### 2.1 피실험자

피실험자는 23~27 세의 손동작에 이상이 없는 남녀 6 명이 참여하였다. EEG 측정 영역은 그림 1 과 같이 국제 10-20 측정법에 의거하여 손동작 운동영역인 C3 과 상하 좌우로 2.5cm 떨어진 영역에서 측정하였다. 손 동작에 대한 신체적 반응을 측정하기 위하여 EMG 센서를 오른손에 부착하였다.

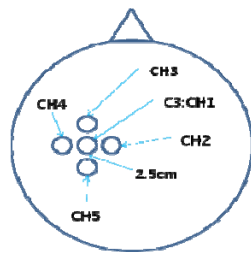


그림 1. 뇌파 측정 영역

### 2.2 연구 가설

본 연구는 손동작 시 측정영역 간의 상관성을 살펴보고 유효한 EEG Coherence 영역을 선정하기 위하여 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 1. 동작 및 휴식시의 편측적 영역간의 Coherence 는 차이가 없다.

가설 2. 개인에 따라 각 영역의 Coherence 에서 유효한 Coherence 영역이 없다.

가설을 증명하기 위한 독립변수로 동작 판단 시스템의 지시에 따른 피실험자의 손동작을 12 분간 실험이 진행되는 동안 약 200 회 동작을 실시하였다. 그에 따른 종속변수는 측정된 데이터를 신호처리 분석하여 얻은 5 개의 측정영역간의 20 개의 Coherence 값이다.

### 2.3 실험



그림 2. 실험 방법

실험 방법은 그림 2 와 같다. 첫 번째 데이터 트레이닝(Data Trainig) 과정에서는 유효한 Coherence 영역의 설정과 임계 값의 추출을 위하여 데이터를 측정한다. 그림 3 의 순서로 손 동작과 휴식을 지시한 후 EEG 와 EMG 를 측정한다. 두 번째는 데이터 트레이닝에서 측정된 데이터를 통계 분석하여 유효한 Coherence 를 선정하는 과정이고 SPSS14(SPSS, USA) 통계분석 프로그램을 사용하여 ANOVA 를 실시하였다. 세 번째 과정은 데이터 트레이닝에서 측정된 데이터를 분석하여 동작과 휴식을 구분해 주는 임계 값을 추출하는 과정이다. 마지막 과정은 두 번째, 세 번째 과정에서 추출된 유효한 Coherence 영역과 동작과 휴식을 구분해주는 임계 값을 적용하여 실시간으로 동작을 판단하는 과정이다. 실시간 동작 예측을 위해 제시되는 손동작과 휴식의 순서는 데이터 트레이닝과 동일하며 그림 3 과 같다.

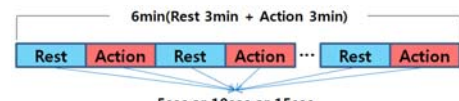


그림 3. 실험 순서

손 동작과 휴식이 3 분간 제시되며 3 분의 각 1 분을 5 초, 10 초, 15 초로 나눈다. 5 초가 12 개, 10 초가 6 개, 15 초가 4 개로 나누어 지는데 이는 동작과 휴식에 모두 적용되므로 총 44 개 이고 이 시간 조각들을 동작과 휴식이 번갈아가며 무작위로 제시한다. 다음과 같은 제시 방법은 동일한 시간이 제시 되었을 시에 발생 될 수 있는 습관적 자동반응을 피하고 신체 구분을 위한 명령영역에서의 의도반응을 유발하기 위해 사용되었다.

### 2.4 측정 시스템

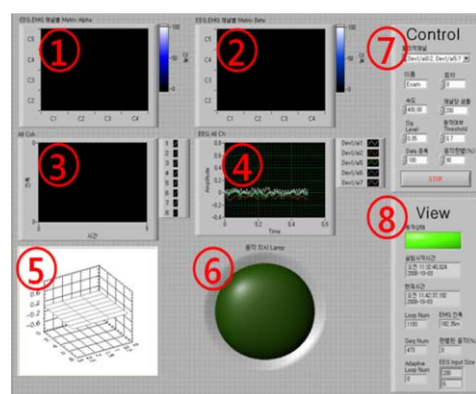


그림 4. 동작 판단 시스템(실험자용)

실험을 위해 EEG100C(Biopack, USA)을 EEG 측정 장치로 사용하였고 신호 변환을 위해 DAQ5415(National Instrument, USA)가 사용되었다. 실험 시스템 구성과 데이터 분석에 사용된 프로그램은 LabView8.5(National Instrument, USA)이다. 시스템 화면은 실험자가 보는

화면과 피실험자가 보는 화면으로 나뉘어진다. 그림 4 는 손 동작 판단을 위한 실험 프로그램으로 실험자가 보는 화면이다. 구성은 다음과 같다. ①, ② 그래프에서는 매트릭스 형태로 채널 별 Alpha Coherence 와 Beta Coherence 의 변화를 확인 할 수 있다. ③ 그래프에서는 모든 채널의 Coherence 를 선형 그래프로 확인 가능하고 ④ 에서는 EEG 전체 채널의 선형 그래프를 확인 할 수 있다. ⑤는 Coherence 를 3D 형태로 확인할 수 있는 그래프이고 ⑥은 프로그램이 손동작 지시를 할 때 켜지는 동작 지시 램프이다. 이 램프는 피실험자가 보는 지시 패널의 동작 지시 램프와 동일하게 작동한다. ⑦은 측정 채널 설정과 ANOVA(Analysis of Variance)의 유의수준 및 EEG 신호 임계 값 등을 설정하는 Control 블록(Block)이다. ⑧은 실험 진행 동안의 결과들을 표시해주는 View 블록이다

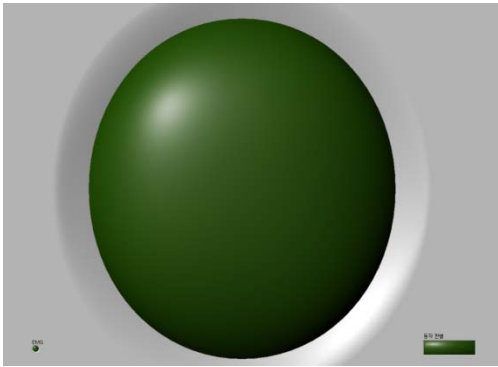


그림 5. 동작 판단 시스템(피실험자용)

그림 5 는 동작 판단 시스템의 피실험자용 화면이다. 중앙에 큰 동작 지시 램프가 있어 시스템이 피실험자에게 동작지시를 할 시 램프에 불이 들어오고 휴식 시에는 불이 꺼진다. 좌측 하단에는 작게 EMG 램프가 있어 동작을 하였을 시에 불이 켜지도록 하였고 오른쪽 하단에는 작게 동작판단 램프를 두어 실험자가 피실험자용 화면을 보고 실험의 진행 상황을 간단히 확인 할 수 있도록 하였다.

### 3. 분석

5 채널의 EEG 데이터와 1 채널의 EMG 데이터를 각 센서에서 수집한 후 디지털 신호로 변환하여 초당 400 개씩 수집하였다. 한 번의 실험에서 1,728,000 개의 데이터를 얻을 수 있었다.

데이터의 분석은 다음과 같은 방법을 사용하였다. 5 채널의 EEG 데이터를 주파수 분석하여 8~13Hz 의 Alpha 영역과 14~30Hz 의 Beta 영역으로 분류하였다. 측정 영역 간의 상관관계를 분석하기 위해 Alpha 와 Beta 로 분류된 EEG 데이터들 간의 Alpha 및 Beta 별 Coherence 분석을 하였다. 앞의 과정으로 분석된 Alpha 및 Beta EEG Coherence 값을 손동작 시와 휴식 시의 두 영역으로 분류하였고 분류 기준으로 EMG 데이터의

진폭변화를 사용하였다. 이 과정은 데이터 트레이닝의 6 분 동안 진행된다. 6 분이 지나면 그림 6 과 같이 동작과 휴식으로 분류된 Coherence 데이터가 선형으로 표현된 Action Line 과 Rest Line 의 정규 분포를 구하고 Action Section 과 Rest Section 을 구분해 주는 임계 값을 추출한다. 이 임계 값이 동작 의도 판단의 기준이 되는 값으로 사용된다.

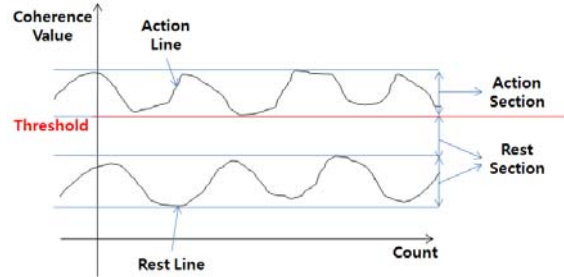


그림 6. 임계 값 추출

분석에 사용된 동작 의도 판단 알고리즘은 그림 7 과 같다. 데이터 트레이닝을 통해 획득한 EEG 신호로 각 채널간의 Alpha 및 Beta Coherence 를 구한다. Coherence 들을 EMG 센서에서 획득한 신호로 동작과 휴식으로 분류한다. 분류된 동작과 휴식 Coherence 간의 ANOVA 를 실시한다. Coherence 지점들 중 유의 수준이 0.05 이하로 나온 Coherence 지점을 유효한 Coherence 지점으로 선정한다. 또 앞서 설명한 임계 값을 활용하여 동작과 휴식을 구분한다. 유효 Coherence 지점 선정과 임계 값 추출이 완료 되었으면 동작 판단을 실시한다. EMG 센서를 통해 현재 손 동작을 하고 있고 유효한 Coherence 지점의 Coherence 가 임계 값 보다 높을 시를 동작 판단 조건으로 하여 판단의 성공을 백분율로 나타내었다.

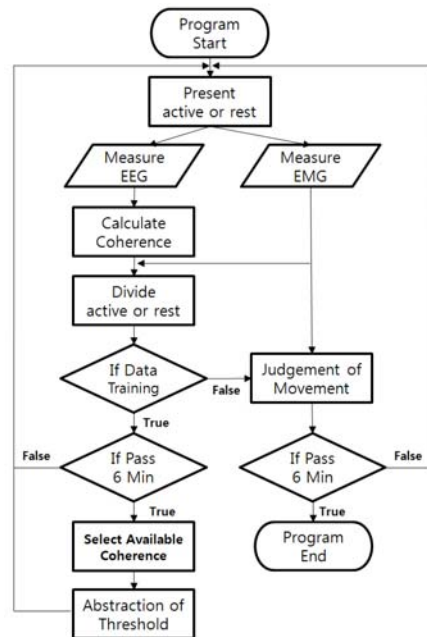


그림 7. 판단 알고리즘

#### 4. 결과

표 1 은 6 명의 측정 영역간의 Coherence 를 동작과 휴식으로 나누어 ANOVA 한 결과이다.

표 1. 동작 별 Coherence 의 ANOVA 결과

주파수	영역	유의확률	주파수	영역	유의확률
Alpha	CH1-CH2	0.279	Beta	CH1-CH2	0.695
	CH1-CH3	0.002		CH1-CH3	0.331
	CH1-CH4	0.005		CH1-CH4	0.032
	CH1-CH5	0.010		CH1-CH5	0.284
	CH2-CH3	0.114		CH2-CH3	0.000
	CH2-CH4	0.007		CH2-CH4	0.000
	CH2-CH5	0.020		CH2-CH5	0.003
	CH3-CH4	0.011		CH3-CH4	0.000
	CH3-CH5	0.008		CH3-CH5	0.001
	CH4-CH5	0.022		CH4-CH5	0.008

Alpha 주파수에서의 ANOVA TEST 결과는 8 개 영역에서 동작과 휴식 Coherence 가 유의확률 0.05 로 유의미한 차이를 보였다. Beta 주파수에서의 ANOVA TEST 결과는 3 개 영역에서 유의확률 0.05 로 유의미한 차이를 보이고 4 개 영역에서 유의확률 0.001 로 유의미한 차이를 보였다. 이 결과는 편측적 영역에서의 Coherence 가 동작과 휴식을 구분하는 EEG 명령어로 사용될 수 있음을 보여 준다.

표 2. 개인 별 Coherence 의 ANOVA 결과

피실험자	주파수	영역	유의확률
A	Beta	CH1-CH3	0.038
		CH1-CH2	0.033
B	Alpha	CH1-CH2	0.000
		CH1-CH3	0.010
	Beta	CH2-CH3	0.000
		CH2-CH4	0.000
C	Alpha	CH1-CH2	0.000
		CH1-CH3	0.000
		CH1-CH4	0.000
		CH1-CH5	0.000
		CH2-CH4	0.000
		CH2-CH5	0.001

Beta	Beta	CH3-CH4	0.029
		CH3-CH5	0.027
		CH1-CH2	0.000
		CH1-CH3	0.001
		CH1-CH4	0.000
		CH1-CH5	0.000
		CH2-CH3	0.000
		CH2-CH4	0.000
		CH2-CH5	0.000
		CH3-CH4	0.000
D	Beta	CH3-CH4	0.035
		CH4-CH5	0.008
E	Alpha	CH1-CH2	0.043
		CH1-CH4	0.020
	Beta	CH3-CH5	0.015
		CH4-CH5	0.015
F	Alpha	CH1-CH2	0.013
	Beta	CH1-CH2	0.007

표 2 는 개인별 측정 영역간의 Coherence 를 동작과 휴식으로 나누어 ANOVA 한 결과 중 유의미한 차이를 보인 영역과 동작과 휴식 간의 유의확률을 정리하였다. 많은 영역에서 개인마다 유의한 차이를 보이는 것을 확인할 수 있었다.

표 3. 개인 별 동작 의도 판단율

피실험자	전체(%)	전반(%)	중반(%)	후반(%)
A	55	62.5	33.3	66.6
B	52.3	0	83.3	50
C	95.8	100	100	83.3
D	50	14.2	66.6	80
E	48.3	54.5	36.3	42.8
F	32	25	22.2	60

표 3 은 개인별 동작 의도 판단한 정도를 백분율로 정리한 것이다. 전체(%)는 실시간 동작 예측 시간 6 분 동안의 판단율을 백분율로 나타낸 열이고 전반(%), 중반(%), 후반(%)은 6 분을 2 분씩 나눈 시간 동안의 판단율을

백분율로 나타낸 열이다. 뇌파 훈련을 받지 않은 피실험자들을 대상으로 하였기 때문에 높은 판단율이 일정하게 유지 되지 못하는 결과를 보였다. 피실험자 C 의 Coherence 결과와 동작의도 판단율을 통해 많은 영역에서 높은 유의확률의 차이를 보일 수록 동작의도 판단율이 높은 결과를 확인 할 수 있었다.

## 5. 결론 및 토의

본 연구에서는 동작 의도 판단을 위한 뇌의 편측 영역에서의 EEG Coherence 를 분석하였다. 6 분간의 데이터 트레이닝 후 6 분간 실시간 동작 의도 판단을 진행하면서 편측적 영역의 EEG 를 측정하였고 동작과 휴식으로 나누어 ANOVA 를 실시하였다. 그리고 실시간으로 동작 의도 판단율을 구해 보았다. 가설 1 의 검증 결과 Alpha Coherence 의 8 개 영역과 Beta Coherence 의 7 개 영역에서 동작과 휴식 시의 유의미한 차이를 보였으며 가설 2 의 검증 결과로 개인 별로 데이터 트레이닝 하였을 시 유효한 영역을 실시간으로 찾을 수 있음을 확인 할 수 있었다. 동작 의도 판단율은 높은 정도를 지속적으로 유지하지 못하고 개인차를 보였고 이는 피실험자들이 뇌파 훈련을 받지 않은 대상이기 때문인 것으로 보인다. 차후 연구로 뇌파 훈련에 대한 고려를 추가하여 유효한 영역을 선택하였을 시 동작 판단 확률을 높일 수 있는지에 대한 검증을 진행 할 예정이다.

## 참고문헌

[1] 황민철, "뇌파를 이용한 인간-컴퓨터 인터페이스 기술", 한국정밀공학회지, vol.20, No.2, pp.7~13, 2003.

[2] 황민철, 김규태, 고상태, 정병용, "뇌 컴퓨터 인터페이스를 위한 뇌파와 동작 인지와의 동기화에 관한 연구", Journal of the Ergonomics Society of Korea, vol.26, No.2, pp.167~171, 2007.

[3] J. Dole al, J. astny, and P. Sovka, "Recognition of direction of finger movement from EEG signal using markov models", Proceedings of the 3rd European Medical & Biological Engineering Conference(EMBEC '05), vol.11, pp.1492-1~1492-6, 2005.

[4] 김영주, 황민철, 강희, 김종화, "Brain Computer Interface 를 위해 Independent Component Analysis 적용한 실시간 ERD(Event Related Desynchronization), ERS(Event Related Synchronization) 추출기", 대한인간공학회 추계학술대회, 2007.

[5] 김영주, 황민철, 강희, "EEG 와 EMG 의 Coherence 을 이용한 BCI 연구", Journal of the Ergonomics Society of Korea, vol. 27, No.2, pp.9~14, 2008.

[6] 김영주, 황민철, 우진철, "반복동작에 따른 EEG 의 훈련효과", Korean Journal of the Science of Emotion & Sensibility, vol. 11, No.3, pp.357~364, 2008.

[7] Radoslav Bortel and Pavel Sovka, "EEG EMG coherence enhancement", Signal Processing, vol. 86, No. 7, pp. 1737~1751, 2006.

[8] 유지연, 황민철, "뇌의 편측성이 뇌파를 이용한 동작분류에 미치는 영향에 대한 연구", 대한인간공학회 학술대논문집, vol.1, pp.193~196, 1999.