

보행 관련 뇌파의 신호원 추정을 위한 비통합 데이터 분석 방법

A non-merging data analysis method to localize brain source for gait-related EEG

송민수*, 정지욱*, 지인혁**, 추준욱*

Minsu Song*, Jiuk Jung*, In-Hyeok Jee**, Jun-Uk Chu*

Abstract

Gait is an evaluation index used in various clinical area including brain nervous system diseases. Signal source localizing and time-frequency analysis are mainly used after extracting independent components for Electroencephalogram data as a method of measuring and analyzing brain activation related to gait. Existing treadmill-based walking EEG analysis performs signal preprocessing, independent component analysis(ICA), and source localizing by merging data after the multiple EEG measurements, and extracts representative component clusters through inter-subject clustering. In this study we propose an analysis method, without merging to single dataset, that performs signal preprocessing, ICA, and source localization on each measurements, and inter-subject clustering is conducted for ICs extracted from all subjects. The effect of data merging on the IC clustering and time-frequency analysis was investigated for the proposed method and two conventional methods. As a result, it was confirmed that a more subdivided gait-related brain signal component was derived from the proposed "non-merging" method (4 clusters) despite the small number of subjects, than conventional method (2 clusters).

요약

보행능력은 의학적으로 다양한 뇌신경계 질환에서 사용되는 평가 지표이다. 보행에 관련된 뇌 활성화를 측정하고 분석하는 방법으로 뇌파 데이터에 대해 독립성분을 추출한 뒤 신호원 추정 및 시간-주파수 분석이 주로 사용된다. 기존의 트레드밀 기반 보행 뇌파 분석은 분할 측정된 뒤, 데이터를 병합하여 신호 전처리, 독립성분분석 및 신호원 추정을 수행하고 피험자 간 군집화를 통하여 대표 성분 클러스터들을 추출한다. 본 연구에서는 보행 뇌파에 대하여 데이터 통합 없이 각각의 분할 측정된 데이터에 대하여 개별적으로 신호 전처리, 독립성분분석 및 신호원 추정을 수행하고 모든 피험자로부터 추정된 독립성분에 대하여 피험자 간 군집화를 수행하는 새로운 방법을 제안한다. 데이터 통합이 독립성분 군집화 및 시간-주파수 분석에 미치는 영향을 조사하기 위해 기존의 통합 데이터에 기반한 두 가지 분석 방법과 본 연구에서 제안하는 데이터 통합이 없는 분석 방법을 비교하였다. 그 결과, 통합 데이터 방법들에서는 각각 2개씩의 성분 클러스터를 도출하였으나 제안하는 방법을 통해 4개의 성분 클러스터를 도출, 적은 피험자 수에도 불구하고 세분화된 보행 뇌 신호 성분 클러스터를 도출할 수 있었음을 확인하였다.

Key words : *Electroencephalogram, gait, independent component analysis, dipole fitting, clustering*

* Dept. of Medical Device, Daegu Research Center for Medical Devices and Rehabilitation Engineering, Korea Institute of Machinery and Materials

** School of Electronics Engineering, Kyungpook National University

★ Corresponding author

E-mail : juchu@kimm.re.kr, Tel : +82-53-670-9105

※ Acknowledgment

This research was supported by the National Research Council of Science and Technology (NST) grant by the Korea government (MSIT) (No. CAP-18014-000).

Manuscript received Nov. 18, 2021; revised Dec. 23, 2021; accepted Dec. 24, 2021.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

보행능력은 여러 의학적 관점에서 중요하게 평가되는 지표 중 하나로, 파킨슨, 뇌졸중 등 뇌신경계 질환의 평가 요소로서 많이 사용된다[1-3]. 특히 뇌졸중 환자의 경우 뇌내 병변의 위치에 따라서 신체에 나타나는 장애 정도가 결정되는데, 하지 운동 관련 분야에 병변이 발생할 경우 보행의 수준이 급격히 떨어지며, 보행 수준의 저하는 정상적인 일상생활(Activity of daily life: ADL)을 영위하지 못해 삶의 질(Quality of life: QOL)이 저하되는 경우가 많다[4, 5]. 병변이 발생한 뇌의 부위는 회복이 불가능하지만 뇌의 학습/회복에 관여하는 성질인 뇌가소성(Brain plasticity)에 의해 병변 인근의 뇌가 병변이 원래 수행하던 작업을 대체하는 방식으로 회복을 진행한다[6, 7]. 이러한 뇌신경계 회복 및 뇌가소성의 진행을 관찰하기 위해 보행 중 뇌전도(Electroencephalogram: EEG)를 측정하고 분석하는 연구들이 진행되고 있다[8, 9]. 공간 분해능이 뛰어난 fMRI의 경우 보행을 수행함과 동시에 측정이 불가능하며, fNIRS는 보행 노이즈에 덜 예민하지만 시간 및 공간 분해능이 전반적으로 뇌전도 측정정보보다 낮은 단점이 있다. 하지만 뇌전도는 전극 흔들림 등으로 발생하는 노이즈에 취약하기 때문에 보행 분석을 위해 기초적인 대역 통과/차단 필터 외에도, artifact subspace reconstruction(ASR), 독립성분분석(Independent component analysis: ICA) 등 여러 신호처리 기법들을 적용한다[8, 9].

뇌 가소성을 통한 보행 능력의 회복 혹은 증진을 평가하기 위하여 뇌전도를 이용한 뇌파 분석 기법 중 신호원 추정과 시간-주파수 분석이 제시되었다[8, 9]. 뇌 신호원 추정에는 dipole fitting 이 사용되는데, dipole fitting은 노이즈를 제거한 뇌전도 신호의 독립성분들을 한 개 혹은 두 개의 dipole source에 의해 발생한 신호의 두피에 대한 투영으로 가정하여, 뇌 내부의 dipole에 의해 발생한 전기신호가 뇌, 뇌척수액, 뼈, 두피의 순서대로 전도되어 뇌전도 topomap으로 나타나는 과정을 역으로 추정한다[10, 11]. 이후 독립성분들에 대한 피험자 간 통계적인 군집화(clustering)를 수행하며 피험자 사이의 공통된 특성을 보유하는 대표적인 성분 혹은 평균 성분을 확보하여 시간-주파수 분석을 수행한다[12, 13].

기존의 보행 분석 연구는 분할하여 측정한 보행 뇌전도 데이터를 하나의 데이터세트(dataset)로 통합하거나 긴 시간을 연속하여 측정한 뒤, 독립성분을 도출해 피험자 간(inter-subject) 군집화를 수행한다[8, 9, 12]. 하지만 이러한 방식의 분석의 경우 긴 시간 보행에 노출됨에 따라 보행 artifact의 영향으로 인해 뇌전도의 측정 상태(전극과 두피의 분리, 전극 흔들림 등)의 차이가 발생할 수 있으며, 이에 따른 노이즈 및 뇌파의 시변(time-varying) 변화를 반영하여 신호원을 추정하지 못하는 단점이 있다. 본 연구에서는 이를 극복하기 위해 분할된 데이터세트에 대하여 신호 전처리, 독립성분분석 및 신호원 추정을 하고 피험자 간 군집화를 수행하는 방법을 제안한다. 또한 통합 데이터를 사용하는 기존 분석 방법과의 비교를 통해, 보행 뇌전도 분석에서 데이터세트의 분할 및 통합 방법을 최적화하고자 한다.

II. 실험 및 분석 방법

본 연구에서는 데이터 통합이 독립성분 군집화와 시간-주파수 분석에 미치는 영향을 확인하기 위하여, 기존 연구들에서 사용된 통합 데이터분석 방법을 재현하고[8, 12], 제안하는 방법인 분할 데이터에 신호 전처리, 독립성분분석, 신호원 추정을 적용하여 피험자 간 군집화 및 시간-주파수 분석 결과들을 비교분석한다.

1. 피험자 모집

본 연구에서는 제안하는 방법을 뇌졸중 환자에 적용하기에 앞서 우선 정상인을 대상으로 보행 뇌파 분석 방법론을 검증하였다. 연구에 참여한 피험자는 총 3인의 남성으로, 뇌신경계 질환을 앓은 적이 없으며 보행에 영향을 미칠 신체적 장애나, 부상 이력이 없다(평균 37.7±10.7세). 본 연구는 보건복지부 지정 공공기관생명윤리위원회(IRB)의 허가 하에 진행되었다(승인번호 P01-202105-11-002).

2. 실험 환경

뇌전도 측정에 사용된 장비는 Biosemi 사의 ActiveTwo 연구용 뇌전도 측정 장비(그림 1.a)로, 총 160 채널의 monopolar 전극을 사용하였다. 모든 뇌전도 전극은 전용 홀더가 부착된 망사(mesh)재

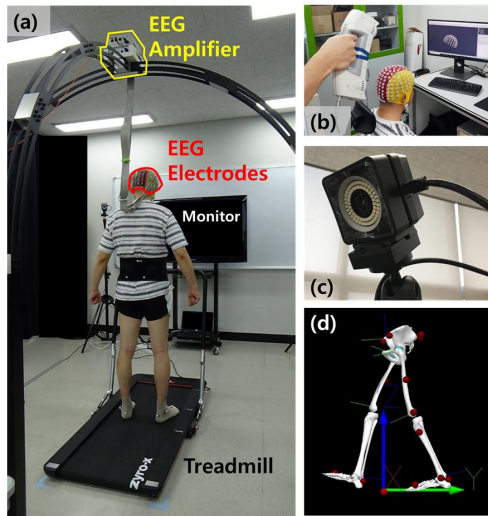


Fig. 1. Experiment environments and settings. (a) EEG measurement setup, treadmill, and monitor. (b) 3D scanner for EEG electrode location measurement. (c) motion capture camera. (d) Lower body gait model.

그림 1. 실험 환경 및 구성 (a) 뇌전도 측정 장비, 트레드밀 및 모니터 (b) 뇌전도 전극 3 차원 좌표 취득을 위한 3D 스캐너 (c) 모션 캡처 카메라 및 (d) 하지 보행 모델

질의 캡에 부착되어 두피에 최대한 밀착되었으며, 뇌전도 전극과 두피 사이에 전도성 젤을 채워 두피의 전기 신호를 검출할 수 있는 환경을 마련하였다. 뇌전도 장비의 신호 증폭을 담당하는 본체는 보행 진동을 최대한 절감하기 위하여 그림 1.a에 나타나 있는 구조물에 고정되었으며, 뇌전도 전극의 전선 또한 측정 시에는 구조물에 최대한 고정하여 최소한의 진동만 전달되도록 하였다. 부착된 뇌전도 전극들의 3 차원 좌표는 삼차원 스캐너(Krios, Northern Digital Inc., Canada)를 통하여 취득되었으며(그림 1.b), 두부의 기준 표지(fiducial marker)로 사용되는 nasion, left and right pre-Auricular (LPA, RPA)의 위치 또한 함께 취득되었다. 트레드밀의 전방에는 검은 바탕에 흰색 십자선(fixation cross)을 출력하는 TV 모니터를 위치시켜 보행 시 해당 화면을 바라보며 뇌의 시각 관련 활성도를 최대한 줄일 수 있도록 하였다. 피험자의 보행 파라미터는 모션 캡처 시스템(PrimeX13 camera, OptiTrack, inc., USA)을 통하여 취득하였다(그림 1.c). 피험자에게 16 개의 반사 마커를 부착하여 하지 보행 모델을 생성하였으며(그림 1.d), 발의 움직임을 통하여 양 발의 heel-strike, toe-off 시점을 추출한 뒤

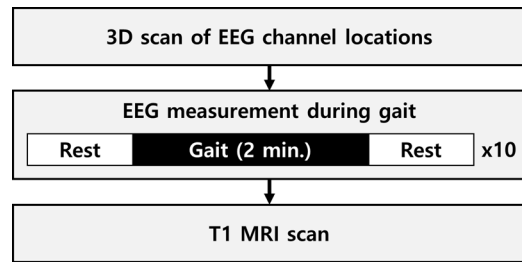


Fig. 2. Experiment and Measurement protocols. 그림 2. 실험 및 측정 프로토콜 개요

뇌전도 분석에 사용하였다.

데이터 분석은 MATLAB(The Mathworks, inc., USA) 기반 오픈소스 프로그램인 EEGLAB (Swartz Center for Computational Neuroscience, UCSD, USA)과 FieldTrip(Donders Institute for Brain, Cognition and Behavior, Radboud UMC, Netherlands)을 이용하였다.

3. 실험 및 측정 프로토콜

피험자들은 뇌전도 전극용 캡을 장착한 뒤, 삼차원 스캐너를 통해 뇌전도 전극의 3차원 좌표와 기준 표지의 좌표를 취득하였다(그림 2). 이후 뇌전도 전극을 세팅한 뒤, 트레드밀 위에 올라 실험자의 신호를 기다렸다. 실험자가 음성으로 보행 시작을 명령하면 피험자는 직접 트레드밀을 조작하여 1.6m/s의 속도로 보행을 시작했다. 보행은 각 시도(trial)마다 2분씩 이루어졌으며, 총 10회를 수행하여 도합 20분의 보행 데이터를 취득하였다(그림 2). 각 시도 사이마다 최선의 뇌전도 측정을 위하여 전체 전극의 임피던스를 확인하고 교정하였으며, 해당 시간 동안 피험자는 서서 휴식하였다. 뇌전도 측정이 종료된 후, 보행과 별개의 날에 피험자들은 MRI 상에서 두부의 기준 위치를 확인할 수 있는 마커를 부착한 채로 T1 강조 MRI를 취득하였다.

4. 데이터 분석

데이터 분석은 뇌전도 전처리, 독립성분분석, MRI 처리, 신호원 추정, 군집화, 그리고 시간-주파수 분석으로 구성되어 있으며, 데이터 통합을 다르게 적용한 세 가지 방법으로 분석하였다(그림 3).

- 1) 방법 1: 분할 측정된 데이터의 통합을 우선적으로 진행한 뒤, 신호 전처리(preprocessing), 독립성분분석, 신호원 추정을 거쳐 피험자 간 군집화를 수행하는 기존 방법[8, 12]

2) 방법 2: 분할 측정된 데이터를 개별적으로 전처리한 후에 데이터를 통합한다. 이후 독립성 분석, 신호원 추정을 거쳐 피험자 간 군집화를 수행하는 유사 기존 방법

3) 방법 3: 분할 측정된 데이터를 데이터 통합 없이(non-merging) 시도별로 각각 전처리 후 독립성 분석 및 신호원을 추정하고, 도출된 시도별 독립성분들을 모두 동원하여 피험자 간 군집화를 수행하는 본 연구에서 제안하는 방법

방법 1과 2는 피험자 별로 단일 데이터세트를 가지게 되며, 방법 3의 경우 피험자 당 10개씩의 데이터세트 개수를 유지한다. 방법 2는 시도 마다 다르게 나타날 수 있는 시변 노이즈 들을 개별적으로 제거하기 위하여 전처리를 우선 수행한 뒤 데이터 통합을 진행하였으며, 방법 3은 개별적인 시변 노이즈 제거와 함께, 뇌파 신호의 시변(집중력 감소, 피로, 학습 효과 등으로 인한 뇌파의 변화) 또한 대응할 수 있도록 독립성분 추출과 신호원 추정을 데이터 통합 없이 개별적으로 수행한 뒤 군집화를 수행했다. 이후 서술하는 모든 신호 처리 및 데이터 분석 기법들은 통합 데이터 혹은 개별 데이터에 적용되는 차이를 가질 뿐 동일하게 적용되었다.

가. 신호 전처리

뇌전도 데이터의 샘플링 속도는 2048 Hz였으며, 양 발의 Heel-strike, Toe-off 시점을 동기화하여 데이터에 표기하였다. 데이터의 baseline drift를 제거하기 위해 1 Hz high pass filter가 적용되었고, line noise 제거를 위한 60 Hz notch filter가 적용되었으며, 이후 ASR을 적용하여 bad channel 및 bad data를 제거한 뒤, 제거한 채널 및 데이터를 주변 채널을 이용해 보간하고 마지막으로 전체 채널 신호 크기의 평균값과 각 채널의 값의 차로 채널 신호 크기를 표현하는 average reference 기법으로 Re-reference를 적용하였다[8, 12].

나. 독립성분분석

전처리 이후 Adaptive mixture independent component analysis(AMICA, [14])를 적용하여 독립성분들을 추출하였다. 독립성분의 개수는 전체 채널 160 개에서 bad channel로 제거된 개수를 차감한 개수로 생성되었다.

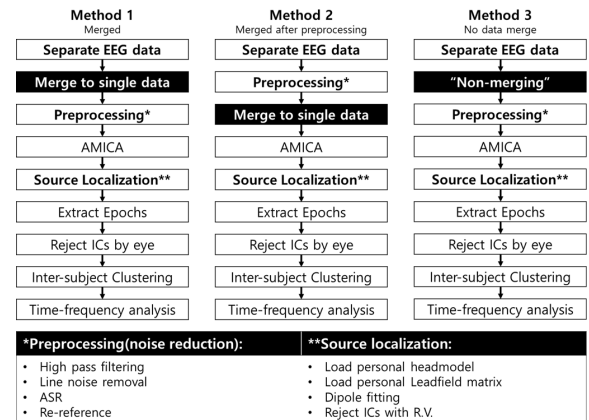


Fig. 3. Flow chart of data processing methods. 그림 3. 데이터 처리 방법들의 흐름도

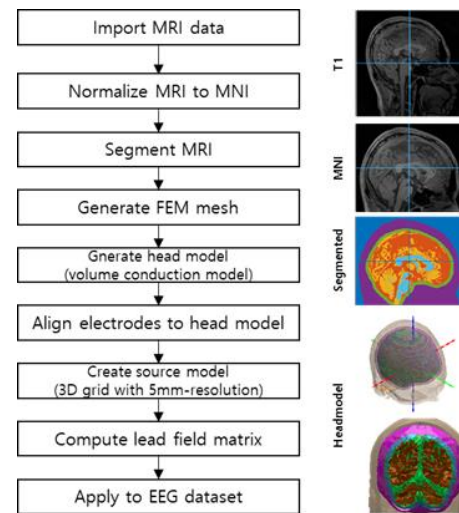


Fig. 4. Flow chart of MRI processing methods. 그림 4. MRI 처리 방법의 흐름도

다. MRI processing

MRI 영상을 이용하여 3차원 headmodel 및 Leadfield matrix를 도출하였다(그림 4). 모든 개인 MRI는 이후 있을 inter-subject clustering를 위하여 Montreal Neurological Institute(MNI) standard template로 정규화 되었다[15]. 먼저 fieldtrip toolbox 내의 SPM12 algorithm 기반 segmentation 기능을 통하여 각 MRI 이미지에서 두피, 해골, 뇌척수액, 회백질, 백질의 영역을 분리하여 표기하였다[16]. 분리된 이미지 영역들을 토대로 3차원 finite element method(FEM) mesh model이 생성되었으며, 각 부위 별로 전도도를 부여한 headmodel을 생성한 뒤, 회백질 영역 내에 5-mm resolution을 가진 source model을 생성하고 뇌전도 전극들의 3차원 좌표를 불러와 headmodel에 정합하였다. 마지막으로 source

model 내의 각 source location에서 생성되는 가상
의 dipole 벡터와 두피의 뇌전도 전극들로 표현되
는 topographical map 사이의 transform matrix의
집합인 leadfield matrix를 계산하였다.

라. 신호원 추정

독립성분분석에서 도출된 독립성분의 topomap을
기반으로 leadfield matrix를 통해 inverse problem을
풀어 뇌 내 dipole의 위치를 추정하는 dipole fitting
을 수행하였다(그림 3)[10, 11, 16]. 추산된 dipole로
투영한 topomap과 입력된 독립성분 고유의 topomap
간의 에러를 나타내는 residual variance(r.v.)의 값
이 20%를 상회할 경우, dipole fitting으로 신호원을
추정할 수 없는 독립성분으로 규정하여 분석에서
배제하였다. 남아있는 IC들을 eye-inspection 하여
눈 깜빡임/움직임 및 근육 artifact들을 제거한 뒤,
오른발 heel-strike(RHS) 시점을 기준으로 -1초부
터 2초, 총 3초 간격으로 epoch을 나누었다. 3초간의
epoch 시간은 전체 보행 주기(heel-strike to heel-
strike)가 모두 포함될 수 있는 시간을 확보하기 위
해 선정되었다.

마. 신호원 군집화

각 시도에 대하여 보행 주기를 확보한 뒤, 각 방
법 별 대표 독립성분 클러스터들을 도출하기 위한
피험자 간 군집화를 수행하였다. 방법 1과 2의 경
우 데이터를 통합하여 독립성분분석을 수행하였기
때문에 3인에 해당되는 총 3개의 데이터셋에서
도출된 독립성분들에 대해 군집화를 수행하였으며,
방법 3의 경우 각 시도(trial) 별로 독립성분분석을
수행하였기 때문에 3인의 10개의 시도들에 해당되
는 총 30개의 데이터셋에서 도출된 독립성분들
에 대해 군집화를 수행하였다. 군집화는 EEGLAB
에서 제공하는 함수로 수행되었다[8, 12]. 각 독립
성분들의 평균 event-related potentials(ERP)[17],
topomap, frequency spectrum, event-related spectral
perturbation(ERSP)[18], 그리고 추정된 신호원의
위치(dipole location)를 특징 벡터(feature vector)로
두고 각각 주성분 분석(principal component analysis)
을 적용하여 43개 차원으로 감소시킨 뒤(신호원 위
치는 3개의 주성분, 나머지는 각 10개의 주성분),
시도 별 독립성분의 평균개수와 편차를 더한 값의
반올림한 개수(k)에 대한 k-means 방법으로 군집

화 하였다[8, 12].

바. 시간-주파수 분석

도출된 클러스터들을 검토하여 보행과 연관성이
높으며, 여러 피험자의 독립성분이 공통적으로 포
함되는 클러스터를 선정하여 시간-주파수 분석을
수행하였다. 본 연구에서는 총 3인의 피험자를 대
상으로 하였기 때문에, 2인 이상이 포함된 클러스
터를 선정하고 보행 주기에 기반한 시간-주파수
분석을 수행하였다. 실제 보행 주기 사이에는 미세
한 시간 차이가 있으므로 각 주기 별 right and left
heel-strike, toe-off의 시점들에 대해서 평균값을
구한 뒤, 각 주기별 ERSF를 계산하고, 각 ERSF 내
의 보행 시점들을 앞서 구한 평균값으로 time-warp
하여 평균을 계산하였다[8, 9, 12]. 추가적으로 평균
ERSF에서 Mu(8-12 Hz) 및 Beta(16-22 Hz) band
영역을 분리하여 averaged relative potential의 패
턴을 확인하였다[19].

III. 결과 및 고찰

1. 결과

세 가지 분석 방법에 대하여 진행된 독립성분
(IC) 및 독립성분 클러스터(CLS) 간의 분석 결과의
비교를 수행하였다.

가. 신호원 추정

각 피험자 별 분석으로 도출된 IC의 개수는 표
1.a와 같다. 피험자 1은 방법 1, 2에서 각 4개씩의
독립성분이 도출되었으며, 방법 3에서 총 45개, 10
개의 시도 중 개당 평균 4.5 ± 2.0 개의 독립성분이 도
출되었다. 피험자 2는 방법 1, 2에 대해 각 2개씩,
방법 3에 대하여 총 26개, 시도 당 평균 2.6 ± 1.6 개
의 독립성분이 도출되었으며, 피험자 3은 방법 1, 2
에 대해 각각 3개와 2개의 독립성분이, 방법 3에 대
하여 총 21개, 시도 당 평균 2.1 ± 1.1 개의 독립성분
이 도출되었다.

나. 신호원 군집화

피험자 간 분석으로 도출된 독립성분 클러스터들
의 개수는 표 1.b와 같다. 방법 1은 2개(독립성분
구성: 2 ICs, 4 ICs), 방법 2는 2개(독립성분 구성: 2
ICs, 4 ICs), 마지막으로 방법 3은 4개(독립성분 구

Table 1. Number of selected ICs and IC clusters.

표 1. 도출된 독립성분 및 클러스터의 개수

(a) Number of selected ICs

Method	Subject 1	Subject 2	Subject 3
Method 1	4	2	3
Method 2	4	2	2
Method 3	45	26	21

(b) Number of selected clusters(CLS) and its ICs

Method	Number of CLS	Number of ICs in CLS			
		CLS 1		CLS 2	
Method 1	2	CLS 1		CLS 2	
		2	4		
Method 2	2	CLS 1		CLS 2	
		2	4		
Method 3	4	CLS 1	CLS 2	CLS 3	CLS 4
		24	31	18	14

성: 24 ICs, 31 ICs, 18 ICs, 14 ICs)의 클러스터가 도출되었으며, 이 수는 최소 2명 이상의 피험자가 속한 클러스터만 반영된 숫자이다. 방법 1로 도출된 클러스터들의 centroid 위치는 각각 좌측 primary motor cortex(PMC)와 중앙 PMC이다. 방법 2의 경우 왼쪽 posterior parietal cortex와 우측 PMC로 나타났으며, 방법 3은 supplementary motor area(SMA), 2개의 중앙 PMC, 그리고 Prefrontal cortex로 나타났다.

다. 시간-주파수 분석

피험자 간 군집화로 도출된 독립성분 클러스터들에 대한 시간-주파수를 수행하였다(그림 5, 6). 각 도출된 클러스터에 대하여 ERSP와 band power를 계산한 결과에서 모든 성분에 대하여 보행의 특징적인 뇌파 발현이 확인되었다[10-13]. 모든 성분에 대하여 heel-strike(HS) 이후의 event-related synchronization(ERS, ERSP의 붉은색 영역, 양의 band power)와 toe-off(TO) 이후 swing phase에서 event-related desynchronization(ERD, ERSP의 푸른색 영역, 음의 band power)이 Mu 및 Beta band에서 확인되었다. 예외로, 방법 2의 클러스터 1(CLS 1)의 경우 Beta band에서의 파형이 통상적이지 않음을 확인하였으며, 가장 강한 band power 변화는 방법 3의 클러스터 1의 Mu band에서 나타났다.

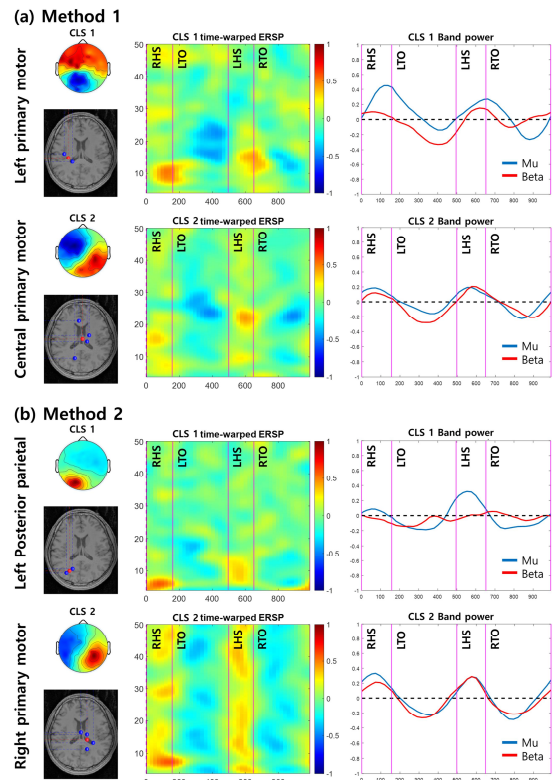


Fig. 5. Results of clustering and time-frequency analysis: Representative topography, dipole locations(blue dots) with centroid(red dot), ERSP and band power of clusters from (a) method 1 and (b) method 2.

그림 5. 군집화 및 시간-주파수 분석 결과: (a) 방법 1, (b) 방법 2에 대한 각 클러스터들에 대한 대표 topography, dipole 위치(푸른 점) 및 centroid(붉은 점), ERSP와 band power

2. 고찰

피험자 별 각 방법에 대하여 도출된 독립성분 클러스터 개수의 경우, 모든 피험자에 대하여 방법 3을 통해 도출한 독립성분과 클러스터의 개수가 가장 많은 것을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 각 시도 별로 데이터들에 대한 독립성분분석 결과가 조금씩 다른 결과를 나타냈기 때문에 이에 대해 군집화를 수행하였을 때 더 세분화된 성분들을 도출할 수 있었음을 의미한다. 이는 방법 1 및 방법 2와 같은 데이터를 통합하여 수행한 분석에서는 실험이 진행되면서 발생하는 시변 변화 및 보행의 집중도 차이, 인지 활동의 변화 등으로 나타나는 성분 간의 차이가 노이즈를 제거하는 전처리 과정에서 데이터 전체에 적용되어버리는 ASR의 bad 채널 제거 및 bad data 제거의 영향으로 인해 일부 무시되는 경향이 있다고 볼 수 있다. 이러한 양상

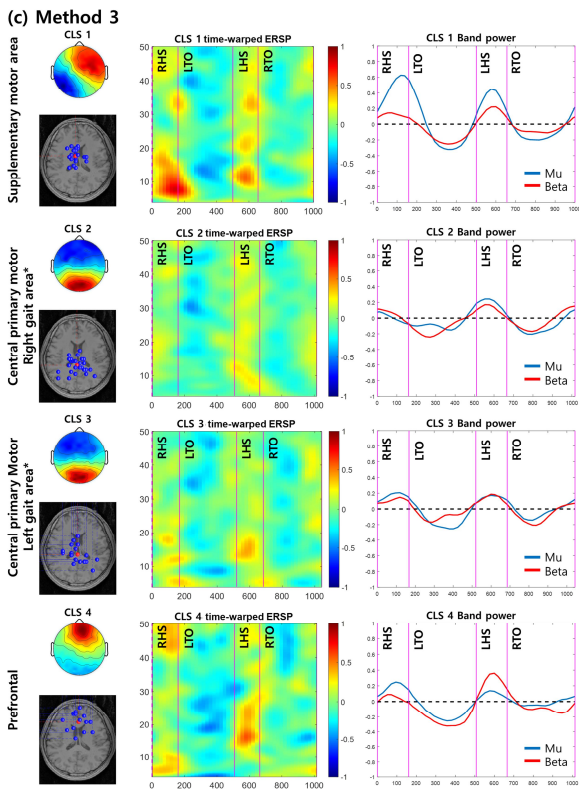


Fig. 6. Results of clustering and time-frequency analysis: Representative topography, dipole locations(blue dots) with centroid(red dot), ERSP and band power of clusters from method 3.

그림 6. 군집화 및 시간-주파수 분석 결과: 방법 3에서 도출된 각 클러스터들에 대한 대표 topography, dipole 위치(푸른 점) 및 centroid(붉은 점), ERSP와 band power

은 피험자 간 군집화 결과에서도 동일하게 나타나는데, 방법 1과 2에서는 각각 두 개씩의 클러스터만 도출되었으나, 방법 3에서는 이를 상회하는 네 종류의 클러스터가 도출되었다.

각 클러스터의 dipole centroid의 위치를 기반으로 위치를 분류하였을 때 방법 1의 대표 클러스터는 left와 central primary motor cortex(PMC)에 위치하였으며, 방법 2는 left posterior parietal과 right PMC에 위치하였다. 하지만 방법 3은 supplementary motor area(SMA), central PMC, prefrontal cortex로 더 세분화된 위치를 확인할 수 있었다. 하지 운동과 관련된 뇌의 운동 영역은 대체로 primary motor cortex의 central area에 위치한다는 점에서 방법 3이 보행 관련 운동 신호원을 잘 추정했다고 볼 수 있다[20].

보조 운동 영역(SMA)은 운동 학습 동안 연습을 반복적으로 수행할수록 활성화되며, 기억으로부터

순차적인 리듬을 생성하는데 주로 관여하는 영역으로 보행에 연관된 뇌 영역으로 볼 수 있다[21]. 또한 SMA는 보행 중 움직임 전에 신체를 지지하고 있는 부분의 안정화에 관여한다고 알려져 있으며 [22, 23], heel-strike와 toe-off 사이 double stance 순간에 가장 강한 ERS를 보이는 것 또한 방법 3을 통해 확인할 수 있다(그림 6).

마지막으로 Prefrontal cortex는 보행에서 주의집중 및 복잡한 사고를 요하는 보행을 수행할 때 활성화되는 영역으로[24], 특히 SMA와 함께 파킨슨병 환자 및 노화의 평가 지표로도 활용되기 때문에 [25, 26], 해당 영역의 활성도를 확인이 가능하다는 것은 앞서 해당 영역을 확인하지 못한 기존 데이터 통합 방법 대비 더 세분화된 분석이 가능했다는 것을 의미한다. 특히 본 연구의 피험자의 숫자가 상대적으로 적었음에도 이러한 분석이 가능했다는 점에서 본 연구에서 제안하는 방법 3의 분할 데이터에 대한 개별 성분 분석 및 군집화 기법은 데이터 효율성이 기존 방법 대비 더 뛰어날 수 있는 가능성을 지니고 있다.

제안하는 방법 3의 경우 Primary motor cortex의 central 영역에 대한 클러스터가 두 종류로 나타난 것을 확인할 수 있다. 본 연구에서는 해당 클러스터의 centroid 위치를 확인하여 좌측 혹은 우측 gait area로 분류하여 표기하였다. 다만, 클러스터 centroid를 구성하는 독립성분들의 분포를 보았을 때, 좌/우 보다는 전/후로 분류될 수 있음을 확인할 수 있다.

본 연구에서는 방법 1, 2, 3에 공통적으로 적용되는 신호 처리 및 분석 원칙을 적용하여 위와 같은 결과를 얻었으나, 현재 보유하고 있는 방법 3의 독립성분들을 이용하여 새로운 분석 원칙으로 분류하면 영역별로 더 세분화 된 분류가 가능할 수 있을 것으로 예상된다. 이를 확인하기 위하여, 추후 많은 수의 피험자들에 대해 추가적인 비교 분석 연구가 필요할 것으로 예상된다.

IV. 결론

본 연구에서는 트레드밀 보행의 뇌진도를 분석함에 있어 분할 취득된 데이터를 통합한 뒤 신호를 처리하여 분석한 방법과 분할 취득된 데이터를 개별적으로 처리한 방법에 대한 뇌 신호원 추정과 시

간-주파수 분석 결과를 비교하였다. 그 결과 본 연구에서 제안한 분할 데이터를 개별적으로 신호를 처리하여 분석한 방법에 대하여 더 세분화된 뇌파 성분들을 도출할 수 있었으며, 해당 성분들은 보행 분석에서 중요하게 여겨지는 운동 영역 및 보조 운동 영역, 인지 영역으로 분류될 수 있었다. 결론적으로, 보행 분석에 대해 뇌파기반 뇌 신호원 추정 및 시간-주파수 분석을 수행할 때, 피험자에 대하여 분할 추정을 수행한 뒤, 개별적으로 독립성분을 도출하여 피험자 간 군집화를 수행하면 동일한 데이터에 대하여 통상적인 통합 분석 방법 대비 더 세분화된 뇌파 성분을 도출할 수 있었다.

References

- [1] M. Beninato, A. Fernandes, L. S. Plummer, "Minimal Clinically Important Difference of the Functional Gait Assessment in Older Adults," *Phys Ther.*, Vol.94, No.11 pp.1594-1603, 2014. DOI: 10.2522/ptj.20130596
- [2] D. M. Wrisley, N. A. Kumar, "Functional gait assessment: concurrent, discriminative, and predictive validity in community-dwelling older adults," *Phys Ther.*, Vol.90, No.5, pp.761-773, 2010. DOI: 10.2522/ptj.20090069
- [3] Y. Yang, Y. Wang, Y. Zhou, C. Chen, D. Xing, C. Wang, "Validity of the Functional Gait Assessment in patients with Parkinson disease: construct, concurrent, and predictive validity," *Phys Ther.*, Vol.94, No.3, pp.392-400, 2014. DOI: 10.2522/ptj.20130019
- [4] T. Ellis, J. T. Cavanaugh, G. M. Earhart, M. P. Ford, K. B. Foreman, L. E. Dibble, "Which measures of physical function and motor impairment best predict quality of life in Parkinson's disease?," *Parkinsonism Relat Disord.*, Vol.17, No.9, pp.693-7, 2011. DOI: 10.1016/j.parkreldis.2011.07.004
- [5] J. H. Lin, M. J. Hsu, H. W. Hsu, H. C. Wu, C. L. Hsieh, "Psychometric comparisons of 3 functional ambulation measures for patients with stroke," *Stroke*. Vol.41, No.9, pp.2021-2025, 2010. DOI: 10.1161/STROKEAHA.110.589739
- [6] K. A. Garrison, C. J. Winstein, and L. Aziz-Zadeh, "The mirror neuron system: A neural substrate for methods in stroke rehabilitation," *Neurorehabil Neural Repair*, Vol.24, No.5, pp.404-412, 2010. DOI: 10.1177/1545968309354536
- [7] S. L. Small, G. Buccino, and A. Solodkin, "The mirror neuron system and treatment of stroke," *Develop. Psychobiol.*, Vol.54, No.3, pp.293-310, 2012. DOI: 10.1002/dev.20504
- [8] T. C. Bulea, J. H. Kim, D. L. Damiano, C. J. Stanley, H. S. Park, "Prefrontal, posterior parietal and sensorimotor network activity underlying speed control during walking," *Front. Hum. Neurosci.*, Vol.9, No.247, 2015. DOI: 10.3389/fnhum.2015.00247
- [9] K. L. Snyder, J. E. Kline, H. J. Huang, D. P. Ferris, "Independent Component Analysis of Gait-Related Movement Artifact Recorded using EEG Electrodes during Treadmill Walking," *Front. Hum. Neurosci.*, Vol.9, No.639, 2015. DOI: 10.3389/fnhum.2015.00639
- [10] M. Scherg, "Fundamentals of dipole source potential analysis," In: "Auditory evoked magnetic fields and electric potentials" (eds. F. Grandori, M. Hoke and G.L. Romani). *Advances in Audiology*, Vol.6. pp.40-69, 1990.
- [11] R. Oostenveld, and T. F. Oostendorp, "Validating the boundary element method for forward and inverse EEG computations in the presence of a hole in the skull," *Hum. Brain Mapp.*, Vol.17, pp.179-192. 2002. DOI: 10.1002/hbm.10061
- [12] J. T. Gwin, K. Gramann, S. Makeig and D. P. Ferris, "Electrocortical activity is coupled to gait cycle phase during treadmill walking," *Neuroimage* 54, pp.1289-1296. 2011. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2010.08.066
- [13] A. R. Sipp, J. T. Gwin, S. Makeig, and D. P. Ferris "Loss of balance during balance beam walking elicits a multi-focal theta band electrocortical response," *J. Neurophysiol.* Vol.110, pp.2050-2060. 2013. DOI: 10.1152/jn.00744.2012
- [14] J. A. Palmer, S. Makeig, K. Kreutz-Delgado, B. D. Rao, "Newton method for the ICA mixture model," *33rd IEEE International Conference on*

Acoustics and Signal Processing, Las Vegas, Nevada, pp.1805-1808. 2008.

DOI: 10.1109/ICASSP.2008.4517982

[15] P. K. Mandal, R. Mahajan, I. D. Dinov, "Structural brain atlases: design, rationale, and applications in normal and pathological cohorts," *J Alzheimers Dis.*, 31 Suppl 3(0 3), pp.S169-S188, 2012. DOI: 10.3233/JAD-2012-120412

[16] R. Oostenveld, P. Fries, E. Maris, and J.-M. Schoffelen, "FieldTrip: Open source software for advanced analysis of MEG, EEG, and invasive electrophysiological data," *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011. DOI: 10.1155/2011/156869

[17] S. J. Luck, "Event-related potentials" In H. Cooper, P. M. Camic, D. L. Long, A. T. Panter, D. Rindskopf, & K. J. Sher (Eds.), *APA handbook of research methods in psychology, Vol. 1. Foundations, planning, measures, and psychometrics* pp.523-546, 2020.

[18] S. Makeig, "Auditory Event-Related Dynamics of the EEG Spectrum and Effects of Exposure to Tones," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* Vol.86, pp.283-293, 1993.

DOI: 10.1016/0013-4694(93)90110-H

[19] M. Song, J. Kim, "A Paradigm to Enhance Motor Imagery Using Rubber Hand Illusion Induced by Visuo-Tactile Stimulus," *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* Vol.27, No.3, pp.477-486, 2019.

DOI: 10.1109/TNSRE.2019.2895029

[20] C. M. McCrimmon, P. T. Wang, P. Heydari, A. Nguyen, S. J. Shaw, H. Gong, L. A. Chui, C. Y. Liu, Z. Nenadic and A. H. Do, "Electrocorticographic Encoding of Human Gait in the Leg Primary Motor Cortex," *Cereb Cortex.*, Vol.28, No.8, pp. 2752-2762. 2018. DOI: 10.1093/cercor/bhx155

[21] D. Lee and S. Quessy, "Activity in the supplementary motor area related to learning and performance during a sequential visuomotor task," *J Neurophysiol.* Vol.89, No.2, pp.1039-1056. 2003. DOI: 10.1152/jn.00638.2002

[22] O. Lhomond, N. Teasdale, M. Simoneau and L. Mouchnino, "Supplementary Motor Area and Superior Parietal Lobule Restore Sensory Facilitation

Prior to Stepping When a Decrease of Afferent Inputs Occurs," *Front. Neurol.*, 9, 2019.

DOI: 10.3389/fneur.2018.01132

[23] J. V. Jacobs, J. S. Lou, J. A. Kraakevik and F. B. Horak, "The supplementary motor area contributes to the timing of the anticipatory postural adjustment during step initiation in participants with and without Parkinson's disease," *Neuroscience*, Vol.164, No.2, pp.877-885. 2009.

DOI: 10.1016/j.neuroscience.2009.08.002

[24] J. N. Wood and J. Grafman, "Human prefrontal cortex: processing and representational perspectives," *Nat. Rev. Neurosci.*, Vol.4, pp.139-147. 2003.

DOI: 10.1038/nrn1033

[25] A. H. Snijders, I. Leunissen, M. Bakker, S. Overeem, R. C. Helmich, B. R. Bloem, I. Toni, "Gait-related cerebral alterations in patients with Parkinson's disease with freezing of gait," *Brain*, Vol.134, Pt.1, pp.59-72. 2011.

DOI: 10.1093/brain/awq324

[26] M. Ranchet, I. Hoang, M. Cheminon, R. Derollepot, H. Devos, S. Perrey, J. Luauté, T. danaila and L. Paire-Ficout, "Changes in Prefrontal Cortical Activity During Walking and Cognitive Functions Among Patients With Parkinson's Disease", *Front. Neurol.*, Vol.11, 2020.

DOI: 10.3389/fneur.2020. 601686

BIOGRAPHY

Minsu Song (Member)



2012 : BS degree in Mechanical Engineering, Handong Global University.

2015 : MS degree in Robotics Engineering, DGIST, Daegu Gyeongbuk Institute of Science and Technology.

2020 : PhD degree in Robotics Engineering, DGIST, Daegu Gyeongbuk Institute of Science and Technology.
2020~present : Postdoctoral Researcher, Korea Institute of Machinery and Materials.

Jiuk Jung (Member)



2002 : Ph.D. degree in System Information Engineering, Hokkaido University.

2002~2003 : Researcher, Research Institute for Electronic Science.

2004~2009 : Postdoctoral Fellow, Kyoto University.

2010~present : Principal Researcher, Korea Institute of Machinery and Materials.

In-Hyeog Jee (Member)



2016 : BS degree in Mechatronics, Kumoh National Institute of Technology.

2021 : MS degree in Electronics Engineering, Kyungpook National University.

2021~present : PhD candidate in Electronics Engineering, Kyungpook National University.

Jun-Uk Chu (Member)



2009 : Ph.D. degree in Electronics Engineering, Kyungpook National University.

2009~2013 : Postdoctoral Fellow, Korea Institute of Science and Technology.

2014~present : Principal Researcher, Korea Institute of Machinery and Materials.