

논문 2026-63-1-9

EEG-fNIRS 융합 기반 뇌 생체 신호 분석 기술 연구 및 임상 응용 동향

(Current Trends in EEG-fNIRS Fusion-based Brain Biosignal Analysis
and Clinical Applications)

정 지 옥*, 정 호 열**

(Ji-Wook Jeong[Ⓒ] and Ho-Youl Jung)

요 약

뇌질환 중에서도 특히 신경퇴행성 질환, 허혈성 또는 출혈성 뇌졸중, 외상성 뇌손상 등에서는 병변의 위치와 범위를 신속하고 정확히 파악하는 것이 임상적 예후를 결정한다. EEG, fNIRS 두 신호의 융합은 단일 모달리티로는 얻기 어려운 신경생리학적 상호작용 정보를 제공하여, 진단, 신경재활 모니터링, 인공지능 기반 뇌기능 연구 등에 활용 가능성을 제시할 수 있다. 본 리뷰에서는 비침습적이며 반복 측정이 가능한 뇌 생체신호 기반 접근법 중, 특히 EEG와 fNIRS 융합 기법의 최근 연구 동향을 종합적으로 고찰하였다. 향후 정교한 신호 융합, 휴대형 센서 기술, 실시간 분석 효율화 등의 기술발전에 따라, EEG-fNIRS 기반 다중 모달 분석 기술은 다양한 뇌질환의 조기 진단과 맞춤형 치료, 신경기능 연구에 중요한 역할을 수행할 것으로 기대된다.

Abstract

In neurological disorders — particularly neurodegenerative diseases, ischemic or hemorrhagic stroke, and traumatic brain injury (TBI) — the rapid and accurate identification of the lesion's location and extent is a critical determinant of clinical prognosis. The fusion of EEG and fNIRS signals provides neurophysiological interaction information that is difficult to obtain from a single modality, thereby suggesting potential applications in diagnosis, neurorehabilitation monitoring, and AI-based brain function research. This review comprehensively examines recent research trends in EEG-fNIRS fusion techniques, which are non-invasive and allow repetitive measurements among brain bio-signal-based approaches. With future advances in precise signal fusion, wearable sensor technologies, and real-time analysis efficiency, EEG-fNIRS-based multimodal analysis techniques are expected to play an essential role in the early diagnosis, personalized treatment, and neurofunctional studies of various brain disorders.

Keywords : EEG-fNIRS fusion, Neurovascular coupling, Multimodal brain analysis, Brain disorder diagnosis

I. 서 론

뇌질환은 신경퇴행성 질환, 뇌졸중, 외상성 뇌손상 등 다양한 형태로 나타나며, 인지·운동·감각 기능을 포함한 신경학적 시스템에 장기적인 장애를 초래한다. 이러한 뇌질환의 조기 진단과 치료 전략 수립을 위해서는, 병변 및 기능적 손상을 실시간으로 진단할 수 있는

정밀 모니터링 기술이 필요하다.

현재 임상에서는 CT, MRI, PET 등 고해상도 영상 기반 진단기술이 활용되고 있으나, 고가의 장비 비용, 긴 촬영 시간, 접근성 제한으로 인해 반복적인 모니터링이나 응급 상황에서의 즉각적 적용에는 한계가 있다. 이에 비해 EEG나 fNIRS 신호에 기반한 접근법은 휴대 가능한 저비용 장비를 이용하여 비침습적으로 반복 측

*정회원, **비회원, 한국전자통신연구원, 디지털융합연구소(Electronics and Telecommunications Research Institute, Digital Convergence Research Laboratory)

Ⓒ Corresponding Author(E-mail : jwj@etri.re.kr)

Received ; October 29, 2025

Revised ; November 4, 2025

Accepted ; November 12, 2025

정이 가능하다는 장점으로 학계는 물론 산업계에서 주목받고 있다^[1-3].

EEG는 뇌전기 활동을 고속 샘플링하여 시계열 데이터 분석을 통해 뇌 기능의 변화를 민감하게 측정할 수 있으나, 공간 해상도가 낮고 신호 왜곡의 가능성이 있다^[4, 5]. 반면, fNIRS는 근적외선을 이용해 뇌혈류와 산소포화도 변화를 비침습적으로 측정함으로써 대사적 변화를 모니터링할 수 있는 장점이 있으나, 측정 깊이 및 공간 해상도의 제약이 심하고 잡음과 개인차에 영향을 크게 받는 단점이 있다^[6]. 이와 같은 문제를 해결하기 위한 EEG-fNIRS 융합 기반 다중모달 접근방식은 신호 획득, 전처리, 특징 추출, 시공간 융합, 실시간 분석 등의 여러 기술적 과제를 해결할 필요가 있다^[7, 8]. 예를 들어, EEG와 fNIRS는 샘플링 속도, 시간 및 공간 해상도 등이 현저하게 차이가 나고, 신호 동기화·잡음 제거·표준화 과정이 필수적이며, 고차원 융합 시 계산 비용 및 모델 복잡성이 증가하고 오버피팅될 가능성도 배제할 수 없다^[9, 10].

최근 연구에서는 EEG-informed fNIRS 분석^[8], 멀티채널 선택, 시공간 특징 통합, 딥러닝 기반 분류 및 이상 탐지 기법이 제안되어, 단일 신호로는 확보하기 어려운 심층적 정보를 제공하고 진단 및 뇌 기능 평가 정확도를 향상시키고 있다^[1-5, 7]. 특히 딥러닝 기반 시공간 특징 통합과 실시간 분석은 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain Computer Interface, BCI) 및 맞춤형 재활 모니터링에서 핵심적인 역할을 한다^[11, 12].

이와 같이 EEG-fNIRS 기반 다중모달 신호 분석 기술은 뇌질환의 조기 진단, 뇌기능 평가, 맞춤형 재활 모니터링 및 BCI 시스템 개발에서 잠재력이 크며^[13, 14], 향후 소형화된 장비를 활용한 효율적인 실시간 처리 및 임상 적용 확대를 통해 개인 맞춤형 뇌 건강 관리와 신경 기능 평가의 핵심적 도구로 발전할 것으로 기대된다.

II. 뇌질환 진단에 활용가능한 생체신호의 종류

신경생리학적 이상이나 뇌혈류 조절 장애의 임상 진단에 있어 조기 탐지는 매우 중요하며, 이에 따라 영상 기반 진단 외에도 다양한 생체신호를 최대한 활용할 필요가 있다. 심전도(ECG)는 심방세동 등 부정맥을 조기 탐지하여 혈전색전 위험을 평가하는 데 활용되고 있고, 경동맥 초음파(CCA/ICA Doppler)와 뇌혈류 초음파(TCD)는 혈관 협착 및 혈류역학적 변화를 비침습적으로 측정하여 허혈성 병변 가능성을 추정할 수 있다.

그 외에도 광용적맥파(PPG), 혈압(BP), 심박변이도(HRV), 산소포화도(SpO₂), 호흡신호, 근전도(EMG) 등의 신호 측정을 통해 순환계·호흡계·운동계의 전신 생리학적 변화를 알아낼 수 있으며, 재활 단계에서 장기 모니터링과 예후 평가에 활용되고 있다. 이러한 생체신호는 모두 비침습적인 반복 측정의 장점이 있지만, 개별적으로 측정된 각각의 신호만으로는 뇌 기능의 국소적 변화를 직접적으로 추정하기 어려운 문제가 있다^[6, 9].

최근 일부 고급 또는 연구용 구급차에 fNIRS 장비가 탑재되고 있으며, 이동식 EEG 장치 또한 활용 가능하다^[13]. 구급차에서 직접적인 뇌 활동 측정이 가능한 신호는 주로 EEG와 fNIRS이며, 두 신호는 신경계 질환의 진단과 신경재활 모니터링에 핵심적 역할을 수행한다. EEG는 대뇌 피질 피라미드 세포의 시냅스 후 활동을 반영하여 신경 전기활동의 시간적 변화를 높은 정밀도로 포착하며, fNIRS는 700-900nm 파장대의 근적외선을 이용해 산소화혈색소(HbO)와 탈산소화혈색소(HbR)의 변화를 측정함으로써 대뇌 피질의 대사적·혈역학적 반응을 추정한다^[11, 14].

그림 1과 같이 EEG와 fNIRS의 동시 기록 및 융합 분석은 비침습적으로 신경혈관결합(Neurovascular Coupling, NVC)을 탐색할 수 있는 장점이 있다^[7, 8, 10]. EEG는 시간 해상도가 높은 반면, fNIRS는 상대적으로 공간 해상도가 높아 상호보완적이고, 두 신호 간 상관 분석을 통해 특정 사건(event)에 따른 뇌-혈관 반응을 관찰하고, 시계열 분석을 통해 기능적 뇌 네트워크의 시공간적 동역학을 규명하는 데 활용될 수 있다. 반면, fNIRS는 휴대성과 실시간 산소포화도 모니터링이 가능하다는 점에서 임상적 응용성이 높으며, EEG와 결합한 다중모달 분석을 통해 뇌 기능 평가 및 신경생리·신경병리 상태를 이해할 수 있는 포괄적 접근이 가능해진다. 다만, 동시 측정을 위한 전처리 과정에서의 편향된 표집을 배제하고, 잡음 보정 및 재현성 확보 등을 위한 실험 설계상의 주의가 요구된다^[12-14].

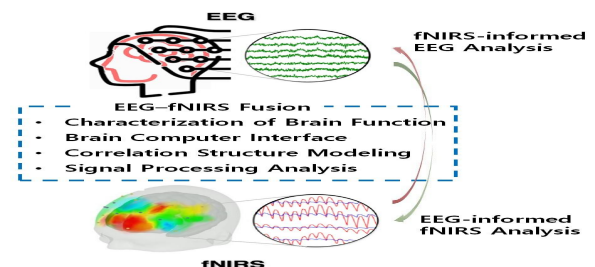


그림 1. EEG-fNIRS 다중모달 분석 프레임워크 개요도
Fig. 1. Illustration of various types of EEG-fNIRS multimodal signal analysis.

III. fNIRS와 EEG 신호를 활용한 생체 신호 분석 기술 개발 동향

일반적인 fNIRS 분석은 특정 자극에 의해 활성화된 피질 영역을 식별하기 위해, 실험 패러다임의 시간적 프로파일을 나타내는 boxcar 또는 임펄스 함수와 표준 혈역학 반응 함수(Hemodynamic Response Function, HRF) 간 컨볼루션을 이용하여 일반선형모델(General Linear Model, GLM)을 구성하고 이를 회귀분석함으로써 수행된다. 그러나 현실적으로 반복적 자극에 따른 신경 반응은 시간에 따라 변동하며, NVC는 국소 신경 활동의 전기적 신호 생성과 이에 따른 대사 변화를 동반하므로, EEG-fNIRS 동시 기록은 다양한 분석 접근법을 통해 NVC를 탐색하는 데 매우 적합하다^[7, 8, 10~12].

본 연구의 서론 및 관련 연구 고찰을 위하여, IEEE Xplore, PubMed, Scopus, 및 Google Scholar 등 주요 학술 데이터베이스를 대상으로 2009년부터 2025년까지의 문헌 검색을 수행하였다. “EEG”, “fNIRS”, “multimodal”, “biosignal analysis”, “Neurovascular coupling” 등의 핵심 키워드를 Boolean 연산자(AND, OR)와 조합하여 수행하였다. 검색된 문헌 중 peer-reviewed 저널 논문을 대상으로 초록 수준에서 1차 선별하였으며, 이후 연구 주제의 적합성(relevance), 방법론의 차별성(methodological distinctiveness)에 따라 최종 논문을 선정하였다.

1. EEG기반 fNIRS 분석

동시 fNIRS-EEG 연구 중, EEG로부터 추출한 신경 활동 특징을 활용하여 fNIRS 분석을 개선하는, EEG기반 fNIRS 분석 방법은 NVC를 조사하는 새롭고 직관적인 해결책을 제공한다.

fNIRS 신호에 대한 GLM 분석에 boxcar 함수 대신 EEG 신호로부터 도출한 시간적 또는 주파수별 회귀자(regressor)를 활용하면, NVC의 선형 가설에 따라, EEG에서 추출된 신경 활동 특징과 HRF의 컨볼루션을 통해, fNIRS 반응을 보다 정확하게 추정 가능하고, 이를 통해 task에 의해 유발된 활성화 영역 식별 효율도 향상을 기대할 수 있게 고, EEG 신호의 진폭 정보가 주요 회귀자로 활용되어 fNIRS 활성화 반응 추정 성능을 개선할 수 있게 된다. 신호처리 방법을 기준으로 한 분류는 다음과 같다.

가. Event-Locked Analysis Using GLM and HRF Methods

자극(stimulus)이나 발작(spike/seizure) 등 명확한 이벤트에 맞춰 GLM 분석을 수행하며, EEG 이벤트 타이밍과 fNIRS HRF를 활용하여 두 신호를 통합적으로 해석하는 접근법이다^[15~18]. EEG 이벤트를 fNIRS HRF와 컨볼루션하여 분석함으로써, EEG 시점에서 유도된 혈류 역학적 변화를 정밀하게 추정할 수 있다. 특히 EEG-informed GLM은 EEG 이벤트 정보를 회귀자로 사용하여 fNIRS 혈류 변화를 모델링함으로써, EEG 단독 분석보다 민감도와 특이성을 향상시키는 장점이 있다^[17, 18]. 이러한 event-locked 통합 분석은 발작, 감각 자극, 인지 과제 수행 등 이벤트 중심의 뇌 반응에서 NVC를 정량적으로 추정하는 데 유용하며, 임상적 환자 맞춤형 신경 활동 분석에도 적용 가능하다^[15, 16].

나. Model-Based and Parameter Estimation Approaches for NVC

EEG-fNIRS 간 동역학적 관계를 수학적 모델로 기술하고 파라미터를 추정하는 접근법이다^[19~21]. EEG 스펙트럼 파워의 시간적 변화를 fNIRS 혈류 변화에 매핑하여, γ -transfer function 또는 HRF 파라미터를 모델링함으로써 NVC의 개별적 특성을 정량화한다. 또한, cluster analysis 등을 활용하여 추정 feature set의 신뢰성과 재현성을 검증한다^[19]. 이러한 모델링 기반 접근은 이벤트 중심의 GLM 분석과 달리, 연속적이고 동적인 뇌 신호 변동을 추적하며, 피험자별 뇌 기능 연결성의 구조-기능적 관계를 규명할 수 있는 특징이 있다^[20, 21]. 따라서 EEG-fNIRS 통합 모델링은 보행, task 수행, 질병 상태 등에서 비정상적 뇌 역학을 정량적으로 해석하고, 향후 실시간 신경 기능 모니터링 및 뇌 상태 추적에도 활용될 수 있다.

다. Feature-Based and Machine Learning Approaches

EEG와 fNIRS 신호에서 각각의 feature를 추출하고, 이를 machine learning 혹은 representation learning 기법을 통해 통합·예측하는 접근법이다^[22~24]. 예를 들어, Multimodal Autoencoder를 활용하면 EEG 신호만으로 fNIRS resting state를 예측할 수 있으며^[22], EEG-fNIRS 간 공통 feature space를 학습함으로써 NVC representation을 비지도 학습 기반으로 추정할 수 있다. 이러한 feature 기반 접근법은 EEG와 fNIRS를 개별적으로 분석하는 경우보다 잡음의 영향을 효과적으로 줄이

고, 신호 민감도를 향상시키며, 멀티모달 신호 통합의 실용성을 높이는 장점이 있다.

또한, EEG기반 fNIRS 분석 측면에서 fNIRS 신호의 분석 효율성과 정확도를 개선하고, 다양한 뇌 질환 상태, 인지 과제 수행, 그리고 휴식 상태 등에서 멀티모달 데이터를 활용한 뇌 기능 평가를 가능하게 한다^[23, 24]. 특히, machine learning 기반 접근법으로 효과적으로 EEG-fNIRS 데이터의 고차원적 특성을 반영하면, 개별 뇌 기능 패턴의 정밀한 추적과 예측이 가능하게 되며, 다양한 실험적 또는 임상적 상황에서 뇌 기능 변화에 대한 정량적 평가가 가능해진다. 이러한 방법론은 motor imagery 분류 정확도 향상^[23]과 감정 상태 인식^[24] 등 실질적인 응용에서도 유용성을 입증하였고, 나아가, 멀티모달 신호 통합은 단순한 신호 분석을 넘어, BCI, 인지 상태 모니터링, 뇌 질환 조기 진단 등 다양한 연구 및 임상 분야에 적용될 가능성이 있다.

라. Covariation and Real-Time Task-Related Analysis
EEG 주파수 대역별 rhythmic modulation과 fNIRS

뇌혈류역학 신호 간의 실시간 상관 관계를 분석하는 접근법이다^[25-27]. EEG의 α 및 β band 파워 변화를 regressors로 사용하고, fNIRS의 Oxy-hemoglobin (HbO)/Deoxy-hemoglobin(HbR) 변동과 covariance를 계산함으로써 task 수행 중 뇌 활동의 실시간 동적 변화를 추적할 수 있다^[25, 26]. 이러한 공변분석 기반 접근은 운동 제어, 감각 자극 반응, 인지 과제 수행 등 다양한 상황에서 NVC를 실시간으로 평가할 수 있게 하며^[27], EEG-fNIRS 동시 기록 데이터를 활용하면 특정 task 수행 시 뇌 영역 간 상호작용과 NVC 특성을 정밀하게 검출할 수 있다. 이로 인해 단일 모달 분석에 비해 뇌 기능 평가의 민감도와 특이성이 향상된다.

또한, 실시간 공변분석은 BCI 응용, 신경 피드백 (neurofeedback), 임상 모니터링 등 실시간 적용 환경에서도 활용될 수 있으며^[27], 뇌 기능 변화를 정량적으로 추적하고 다양한 신경·행동적 task에서 뇌 활동의 동적 패턴을 보다 세밀하게 평가할 수 있다^[25, 26].

EEG기반 fNIRS 분석 기법 관련 연구결과 요약은 표 1과 같다.

표 1. EEG기반 fNIRS 분석을 위한 융합 및 처리기법 비교

Table 1. Comparison of Signal Processing and Fusion Methods for EEG-Informed fNIRS Analysis.

Reference	Signal Processing Method	Signal Fusion Approach	Experimental / Functional Domain
Peng et al. (2014) ^[15]	Event-related analysis	Simultaneous EEG-fNIRS	Focal epilepsy detection
Pouliot et al. (2014) ^[16]	Time-locked hemodynamic mapping	EEG-guided fNIRS activation	Posterior epilepsy localization
Peng et al. (2016) ^[17]	GLM with patient-specific HRF	EEG-informed HRF modeling	Epileptic spike analysis
Gao et al. (2023) ^[18]	CSP-based GLM modeling	EEG-informed GLM fusion	Motor imagery BCI classification
Talukdar et al. (2015) ^[19]	Clustered parameter modeling	Model-based multimodal coupling	Neurovascular coupling modeling
Blanco et al. (2024) ^[21]	Structure-function network analysis	Cross-modal connectivity mapping	Brain network structure-function relation
Sirpal et al. (2022) ^[22]	Deep autoencoder prediction	Cross-modal signal reconstruction	Resting-state hemodynamic prediction
Li et al. (2023) ^[23]	Multi-domain feature extraction	Early-stage data fusion	Motor imagery decoding
Hou et al. (2024) ^[24]	Source-space brain network	Hybrid EEG-fNIRS graph fusion	Emotion recognition in source space
Khan et al. (2018) ^[25]	Early response detection	EEG-driven hemodynamic onset	Rapid hemodynamic onset estimation
Zama et al. (2019) ^[26]	Motion-related ERP analysis	Simultaneous EEG-NIRS acquisition	Motor control with delayed feedback
Su et al. (2023) ^[27]	Motor-state decoding	Synchronous multimodal integration	Execution-observation-imagery analysis

2. fNIRS 기반 EEG 신호처리 및 공간모델링

fNIRS 대비 상대적으로 낮은 EEG 신호의 공간적 해상도를 보완하기 위한 접근법으로, 주로 두 가지 방식으로 수행되는데, 하나는 fNIRS의 task 유발 정보를 활용하여 EEG 소스 활동을 보다 정밀하게 추정하는 소스 localization 분석이며, 다른 하나는 fNIRS를 기준으로 분석에 포함할 대표 EEG 채널을 선택하는 채널 선택 분석이다. 전자는 활성 영역 추정 정확도를 향상시키고, 후자는 분석 효율을 개선하는 데 중점을 두며, 이를 통해 EEG 신호의 공간적 해석력과 분석 신뢰성을 동시에 강화할 수 있다.

가. EEG - fNIRS-Based Source Localization with Spatial Priors

EEG의 뛰어난 시간 해상도에도 불구하고, 두피 전극에서 측정된 신호는 volume conduction으로 인해 여러 소스의 활동이 혼합되어 정확한 localization이 어렵다^[28]. 이를 보완하기 위해 EEG 원천 영상화(EEG Source Imaging, ESI)는 EEG 신호와 뇌의 해부학적·생리학적 정보를 활용하며, fNIRS 기반 spatial priors를 통합하여 추정 정확성을 향상시킨다^[28]. fNIRS기반 ESI 연구에서는 Variational Bayesian Multimodal Encephalography(VBMEG)를 적용하여 시뮬레이션과 손가락 두드리기 과제에서 fMRI기반 ESI와 유사한 결과를 입증하였으며, 공간 주의 과제에서는 EEG 단독 분석보다 향상된 디코딩 성능을 확인하였다^[29]. Event-locked 분석에서도 EEG를 cortical current 수준으로 추정하고 fNIRS를 prior로 활용함으로써, 공간 해상도와 신호 모델링 정

확도를 높이고 뇌 영역 활성 및 신경-혈류 상관 분석을 정밀하게 수행할 수 있음이 입증되었다^[29].

나. Enhanced Source Localization through fNIRS-Guided Spatial Modeling

공간 해상도가 제한적인 EEG 신호의 단점을 극복하기 위해, fNIRS 기반 혈역학 정보를 hierarchical prior 또는 spatial prior로 활용하여 cortical current source 추정을 개선하기 위한 접근법이다^[30, 31]. Aihara 외^[30]는 EEG inverse problem 해석에 fNIRS 정보를 적용하여 뇌피질 내 전류원 위치를 정확히 추정하고, 시각적·주의 관련 정보를 디코딩할 수 있음을 보였다. Li 외^[31]는 fNIRS 기반 spatial prior가 두피 EEG 신호 처리 최적화에도 활용될 수 있음을 보여, 정상 및 비정상 뇌 기능의 시공간 역학 정보를 멀티모달 분석으로 가능성을 보였다.

다. Hybrid EEG - fNIRS Optimization via Channel Selection and Early-Time Features

EEG-fNIRS Hybrid BCI 시스템에서는 채널 선택과 early temporal features 추출을 통해 성능을 최적화할 수 있는 접근법이다^[32~34]. EEG에서 초기 자극 후 수십~수백 msec 내 변화를 포착하고, fNIRS 신호를 참조하여 중요 채널과 특징을 선정함으로써 잡음의 영향을 줄이고 신호 민감도를 향상시켰다^[32, 34]. GLM 분석으로 task-evoked 반응이 가장 크게 나타나는 fNIRS 채널을 우선 결정하고, 제한된 EEG 채널만 활용함으로써 시스템 복잡성을 줄이면서도 신호 검출 정확도와 반응 특이성을 개선하였다^[32, 33]. 또한, 신호처리 과정에 EEG 밴

표 2. fNIRS 기반 EEG 신호처리 및 공간모델링을 위한 융합 및 처리기법 비교

Table 2. Comparison of Signal Processing and Fusion Methods for fNIRS-Informed EEG Signal Processing and Spatial Modeling.

Reference	Signal Processing Method	Signal Fusion Approach	Experimental / Functional Domain
He et al. (2018) ^[28]	Electrophysiological source imaging	Noninvasive multimodal fusion	Brain dynamics mapping
Morioka et al. (2014) ^[29]	Cortical current decoding	EEG with fNIRS prior	Spatial attention mapping
Aihara et al. (2012) ^[30]	Cortical current estimation	EEG-fNIRS hierarchical prior	Source localization
Lin et al. (2023) ^[31]	NVC parameter modeling	EEG-fNIRS neurovascular analysis	Cognitive-motor interference
Li et al. (2017) ^[32]	Channel selection, temporal features	Hybrid EEG-fNIRS	BCI performance enhancement
Jeong et al. (2019) ^[33]	Time-domain preprocessing and filtering	Spatial-channel fNIRS integration	Frontal motor task decoding
Qiu et al. (2022) ^[34]	Multi-domain feature extraction	Multi-level progressive fusion	BCI classification

드패스 필터링, ICA 기반 아티팩트 제거, ERP 추출, fNIRS 움직임 보정 및 HbO/HbR 변환을 포함함으로써, 멀티모달 신호 통합의 실용성을 입증하였다^[34].

fNIRS기반 EEG 신호 처리 및 공간모델링 기법 관련 연구결과 요약은 표 2와 같다.

3. fNIRS 기반 EEG 응용 및 뇌 기능/질환 평가

신호처리 기술을 임상 및 인지과학 응용으로 확장하는 기반이 될 수 있는 기법으로, BCI 및 뇌 기능 상태 평가에 fNIRS를 참조하여 EEG 신호를 통합 처리함으로써, 보다 정밀한 신경활동 모니터링이 가능하다. 또한, 뇌 질환, 신경퇴행성 질환, 뇌졸중, 외상성 뇌손상 등에서 fNIRS 기반 EEG 분석을 통해 질환 특이적 동적 연결성과 공변 패턴을 알아낼 수 있으며, 신경재활 모니터링과 맞춤형 치료 설계에 기여할 수 있다.

가. Integrated EEG - fNIRS Signal Processing for BCI and Brain Functional State Assessment

BCI 시스템에서는 최소 침습성, 휴대 가능성, 높은 분류 정확도 및 효율성의 요소가 중요하며, EEG와 fNIRS 신호를 통합함으로써 잠재적으로 이러한 요구를 충족할 수 있게 된다^[35, 36]. EEG 신호로부터 early temporal features를 추출하고, fNIRS 신호를 참조하여 중요 채널과 feature를 선택함으로써 잡음의 영향을 줄이고 신호 민감도를 향상시킬 수 있다^[35]. 또한, GLM 분석으로 먼저 task-evoked 반응이 강한 fNIRS 채널을 결정하고 제한된 EEG 채널만 사용하면 시스템을 단순화BCI 제어 및 재활 시나리오에 적용이 가능하다^[36].

나. Dynamic Brain Connectivity and Covariance Modeling in Disease-Based EEG - fNIRS Analysis

EEG 기반 cortical connectivity 분석과 fNIRS 혈류

변화를 동시에 해석함으로써, 질환별 NVC의 이상 패턴을 탐색할 수 있다.

Li 외^[37]는 알츠하이머병(Alzheimer's Disease, AD) 환자를 대상으로 동시 기록된 EEG-fNIRS 신호를 수집하여, 전두엽-후두엽 간 기능적 연결성의 감소와 뇌 네트워크 재구성 패턴을 확인하였다. 또한 Li 외^[38]는 뇌졸중 환자에서 EEG-fNIRS 통합 분석을 통해 손상 부위 주변의 기능적 회복 양상을 시계열적으로 추적하고, 회복 과정에서 NVC 변화가 재활 효율과 밀접히 연관됨을 보고한 바 있다.

이러한 접근은 단일 EEG나 fNIRS 분석에 비해 뇌 기능 추정의 정밀도와 임상적 신뢰도를 향상시키며, 향후 질환 맞춤형 예후 평가와 재활 모니터링 도구로서의 가능성을 보여준다.

다. EEG - fNIRS-Based Dynamic Connectivity and Covariation Analysis in Neurological Disorders

EEG-fNIRS 통합 분석은 다양한 신경 질환에서 뇌 기능 상태 추정을 위한 신호처리·모델링 기법으로도 활발하게 적용되고 있는데^[37~39], EEG의 cortical connectivity 분석과 GLM 기반 모델링을 결합하고, fNIRS 혈류 변화를 reference로 하여, 채널 간 및 시간적 상호작용의 covariation을 추정할 수 있다.

Li 외^[37, 38]는 이러한 분석 틀을 활용하여, AD 환자에서 전두엽-후두엽 연결성의 동적 저하를, 뇌졸중 환자에서 손상 후 기능적 회복의 시계열적 패턴을 각각 규명하였다. 더 나아가 Yi 외^[39]는 EEG와 fNIRS의 hybrid feature를 추출하여 SVM classifier를 구축함으로써, 우울증의 자동 진단 정확도를 향상시킨 바 있다.

이와 같이, EEG-fNIRS 기반 multimodal covariance 분석을 통해, 질환 특이적 뇌 네트워크 재구성 및 정신질환 분류 등 다차원적 신경기능 평가에까지 적용되고 있다.

표 3. fNIRS 기반 EEG 응용 및 뇌 기능/질환 평가를 위한 융합 및 처리기법 비교

Table 3. Comparison of Signal Processing and Fusion Methods for fNIRS-Informed EEG Applications for Brain Function and Disease Evaluation.

Reference	Signal Processing Method	Signal Fusion Approach	Experimental / Functional Domain
Li et al. (2024) ^[36]	Wearable signal acquisition	Hybrid EEG-fNIRS patch	Mobile brain monitoring
Li et al. (2019) ^[37]	Dynamic connectivity analysis	EEG-fNIRS integration	Alzheimer's cortical alterations
Li et al. (2020) ^[38]	Concurrent multimodal decoding	EEG-fNIRS fusion	Poststroke recovery assessment
Yi et al. (2023) ^[39]	SVM feature-based classification	EEG-fNIRS hybrid fusion	Depression diagnosis

fNIRS기반 EEG 응용 및 뇌 기능 및 질환 평가 기법 관련 연구결과 요약은 표 3과 같다.

4. EEG - fNIRS 융합 기반 뇌기능 특성화 및 BCI 응용 연구

fNIRS와 EEG 데이터 간의 directional interference 없이, 각각의 신호로부터 도출된 feature를 융합하거나 상관관계를 분석함으로써 전기적 및 혈액학적 반응 간의 상호작용을 규명하기 위해, fNIRS와 EEG 데이터에 대해 병렬적 분석을 시도하는 접근법으로, 이러한 관점에서 fNIRS-EEG 데이터의 feature-based fusion 분석은 주로 hybrid fNIRS-EEG 기반 classification 연구로 이어져 왔다.

가. EEG - fNIRS Fusion for BCI Applications

BCI 시스템은 사용자가 뇌 활동의 modulation 기반으로 컴퓨터나 외부 장치를 직접 제어할 수 있게 하며, hybrid EEG-fNIRS BCI는 단일 모달리티 대비 향상된 성능을 제공하며, 활발하게 연구가 진행되고 있다^[9, 40~42]. 건강한 피험자를 대상으로 한 다수의 BCI 연구에서, EEG와 fNIRS에서 도출된 feature를 융합함으로써, hybrid BCI는 motor imagery, motor execution에서 단일 모달 대비 높은 분류 및 디코딩 정확도를 보였다^[43]. 특히, early temporal features와 채널 선택을 결합한 접근방식은 신호 민감도를 높이고 잡음 영향을 줄이는 데 효과적이다. 이러한 연구들을 통해 hybrid EEG-fNIRS

BCI가 운동, 감각, 인지 task 뿐 아니라 휴대용 및 실시간 응용 환경에서도 실용적으로 적용될 수 있음을 보여주고 있다^[41, 42].

나. EEG-fNIRS-Based Characterization of Neurofunctional Alterations in Normal and Abnormal States

한편, fNIRS와 EEG의 상보적 특성으로 인해, 다양한 뇌 기능과 관련된 시공간적 혈액학적 및 전기적 패턴에 대해 폭넓게 연구가 진행되어 왔다^[44~48]. 예를 들어, mental workload 측정^[44, 45], affective state 평가^[46], intellectual function 분석^[47] 등에 EEG와 fNIRS를 통합한 다중모달 접근법이 적용된 바 있다. 이러한 분석 기법은 여러 뇌 질환과 관련된 비정상적 뇌 패턴을 규명하는 데에도 적용되며, 여기서 도출된 다중모달 특징들을 이용하여 효과적으로 AD 환자와 건강한 대조군 간 유의미한 차이를 구별할 수 있었고^[48], 이와 같은 연구 결과를 통해 EEG-fNIRS 통합이 신경인지 상태 평가, 정서 반응 탐지, 그리고 신경 질환 진단 등 다양한 응용 분야에서 신뢰성 높은 뇌 기능 정보를 알 수 있었다.

대부분의 EEG-fNIRS 융합 기반 뇌기능 특성화 및 BCI 응용 연구는 동시 fNIRS와 EEG 데이터를 처리할 때, 주로 feature extraction, feature fusion, 그리고 classification의 절차로 진행되는데, 연구 초기 단계에는 linear discriminant analysis(LDA)^[9, 49], SVM^[32, 40], 그리고 k-nearest neighbors(KNN)^[50] 등을 활용하여 진행되었다가, 최근 연구에서는 deep learning 기법에

표 4. EEG - fNIRS 융합 기반 뇌기능 특성화 및 뇌 - 컴퓨터 인터페이스 응용 연구를 위한 융합 및 처리기법 비교
Table 4. Comparison of Signal Processing and Fusion Methods for EEG - fNIRS Fusion-Based Characterization of Brain Function and Its Applications to Brain - Computer Interfaces.

Reference	Signal Processing Method	Signal Fusion Approach	Experimental / Functional Domain
Chen et al. (2015) ^[9]	Concurrent response analysis	EEG-fNIRS correlation	Auditory/visual stimulus mapping
Putze et al. (2014) ^[40]	Hybrid classification	fNIRS-EEG integration	Auditory/visual perception decoding
Kim et al. (2023) ^[41]	Physiological noise suppression	Synchronous EEG-fNIRS integration	Sleep-stage monitoring system
Liu et al. (2021) ^[42]	Systematic review synthesis	EEG/fNIRS hybrid methods	BCI performance overview
Yin et al. (2015) ^[43]	Motor imagery decoding	EEG-fNIRS hybrid	Hand force/speed control
Aghajani et al. (2017) ^[44]	Workload estimation	EEG+ fNIRS fusion	Mental workload assessment
Al-Shargie et al. (2017) ^[45]	Decision-level feature fusion	EEG-fNIRS integration	Stress level assessment
Sun et al. (2020) ^[46]	Multimodal affective decoding	EEG+ fNIRS + facial features	Emotion recognition
Chen et al. (2024) ^[47]	Strategic integration review	Multimodal imaging framework	Neuroimaging application review
Cicalese et al. (2020) ^[48]	Four-class classification	EEG-fNIRS hybrid	Alzheimer's disease detection

대한 관심이 점차 증가함에 따라, 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN)^[51] 및 순환 신경망(recurrent neural network, RNN)^[52] 등이 활발히 시도되고 있다^[53].

EEG-fNIRS 융합 기반 뇌기능 특성화 및 BCI 응용 연구 기법 관련 연구결과 요약은 표 4와 같다.

5. EEG-fNIRS 다중모달 데이터의 상관 구조 모델링 및 신호처리 기법 분석

NVC는 국소적 신경 활동이 전기적 활동의 발생과 이에 수반되는 대사적·혈역학적 변화와 함께 나타나는 현상으로 이해되는데, 동시 기록된 fNIRS-EEG 신호에 대한 병렬적 분석은, 일반적으로 두 신호 간의 직접적인 directional interference 없이 뇌 기능의 전기적·혈역학적 패턴 간의 시공간적 상호작용을 규명하기 위한 방법으로 광범위하게 활용되어 왔는데, 각 신호의 특성을 반영한 feature-based fusion 또는 상관 분석을 통해 뇌 기능의 전기적·혈역학적 패턴 간의 시공간적 상호작용을 연구하는 접근법이다.

가. Event-Locked and State-Based Correlational Analyses

자극이나 과제에 대한 time-locked 조건 하에 수집된 EEG Event-Related Potential(ERP)와 fNIRS HbO 데이터를 이용하여 신경활동과 혈류 반응 간 연관성을 평가할 수 있는데^[54], ERP는 수십~수백 msec 단위의 피크를 나타내는 반면, HbO는 수 sec 단위로 상승하므로, 시간차와 상호상관 분석을 통해 NVC 지연과 강도를 추정할 수 있다^[54].

EEG vigilance 기반 접근은 주의, 피로, 각성 등 상태 변화에 따른 EEG 패턴을 fNIRS HbO와 통합하여 cortical arousal 상태를 평가하는 방식으로^[55-57], 비자극적 상태에서도 인지부하 및 arousal 변화 추적이 가능한 장점이 있다.

나. Modeling and Parameter Estimation-Based Analyses

모델링 기반 접근은 EEG와 fNIRS 간 관계를 수학적·생리학적 모델로 표현하여 신경혈류 반응을 정량화하는 방식으로^[58-61], GLM에서는 EEG spectral power나 ERP를 독립변수로, fNIRS HbO/HbR 변화를 종속변수로 설정하여 β 계수를 추정하며, 신경활동 변화에 대한 특정 뇌영역 혈류의 민감도를 반영한다. Dynamic Causal Modeling(DCM) 기반 연구에서는 전두엽, 측두엽, 두정

엽 간 상호작용을 동역학적으로 모델링하여 EEG 인과성 및 fNIRS 과급효과를 시뮬레이션하게 되는데, AD 환자군에서는 감각 정보로부터 상위 인지 영역으로의 상향식(bottom-up) 정보 전달 효율이 감소하는 반면, 전두엽에서 하위 영역으로의 하향식(top-down) 조절 신호가 과도하게 활성화되는 비정상적 연결 패턴이 보고된 바 있었다^[61].

이와 같은 접근법으로 단순한 상관성 분석을 넘어 뇌 영역 간 방향성 및 파라미터 변화에 따른 병태생리적 해석을 가능하게 하며, 향후 multiscale 모델이나 Bayesian 파라미터 추정을 적용한 DCM 변형을 통해 EEG-fNIRS 시간 스케일 불일치를 보정할 수 있을 것으로 기대된다.

다. Resting-State and Dynamic Connectivity Analyses

Resting-state dynamic Functional Connectivity(dFC) 연구는 자발적 신경활동의 시간 가변적 연결망 변화를 분석하여 신경혈관 결합의 안정성과 가소성을 평가하기 위한 것으로^[62, 63], EEG에서는 coherence, phase-locking value(PLV) 등이, fNIRS에서는 sliding-window HbO correlation이 주로 활용된다. 즉, AD 환자에 대한 연구에서, EEG 알파 대역 coherence 저하와 함께 fNIRS 전두엽 네트워크의 HbO 상관 감소가 보고되었으며, 이를 통해 신경 및 혈류 네트워크 간 synchronous coordination의 붕괴를 추정한 바 있다. 또한 낮은 주파수(<0.1 Hz) 자발 변동과 EEG α -band 진폭 변조 간 약화된 coupling이 관찰되어 신경혈관 결합 효율이 저하되었음이 확인된 바 있다.

라. Feature- and Covariation-Based Correlational Analyses

EEG와 fNIRS 신호를 이용한 특징 기반 분석은 통계적·주파수적·복잡도 기반 특징을 추출하여 질환 분류 및 상태 예측에 활용하는 데이터 중심 접근법인데^[64-66], EEG-fNIRS 융합 분석에서는 EEG의 spectral entropy, band power, Hjorth parameter 등 전기생리적 특징과, fNIRS의 HbO/HbR amplitude, variance, functional connectivity, fractal dimension 등의 혈역학적 지표가 함께 활용된다.

이렇게 수집된 다차원 데이터는 SVM, LDA, Random Forest, CNN 등 다양한 classifier에 입력되어 질환군과 정상군을 판별하는 데 사용되는데, 예를 들어, 주의력결핍 과잉행동장애(Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder,

ADHD) 아동에서는 EEG θ/β 비율과 fNIRS HbO 활성 패턴을 결합하여 진단 정확도가 향상되었으며, 경도인지 장애(Mild Cognitive Impairment, MCI) 및 AD 환자군에서는 EEG α 대역 감쇠와 fNIRS 전두엽 혈류 감소의 결합 특징이 높은 분류 성능을 보였다. 특히, 최근에는 eXplainable Artificial Intelligence(XAI) 기반 시각화를 통해 NVC와 각 특징 간 상관구조를 해석하려는 시도가 이루어지고 있다.

한편, covariation 기반 분석은 EEG-fNIRS 간 covariance structure 또는 coupling strength 계산을 통해 NVC를 정량화하는 방식으로, ERP 진폭-HbO amplitude, EEG 파워-혈류 변동 간 상관 패턴을 평가하게 되는데, 계산 효율성이 높고 반복 적용이 용이하나, 인과관계 추정 능력이 제한적이며, physiological noise에 취약한 단점이 있다.

EEG-fNIRS 다중모달 데이터의 상관 구조 모델링 및 신호처리 기법 분석을 위한 융합 및 처리기법 관련 연구 결과 요약은 표 5와 같다.

6. fNIRS-EEG 동시 측정 데이터의 융합 분석의 향후 전망

향후 EEG-fNIRS 융합분석 연구는 단순한 정적 상관 분석을 넘어, dFC와 실시간 brain state tracking 등의 동적 모델링 방향으로 확장될 전망이다. Niu 외^[66]는 AD 환자에서 기능적 연결성이 시간에 따라 변하면서 비정상적 전이를 보이는 동적 패턴을 확인하였고, Li 외^[67]와 Cui 외^[68]는 multimodal hyperscanning 기법을 활용하여 실제 상호작용 상황에서 inter-brain 동기화 패턴을 정량화함으로써, EEG-fNIRS 동시측정에 기반한 사회적 인지 및 협동 행동 분석의 기초연구 결과를 발표하였다.

한편, Gu 외^[69]와 Fang 외^[70]는 뇌 구조 연결망의 controllability를 평가하여 신경정신질환의 네트워크 기반 분류 가능성을 논한 바 있고, Scheid 외^[71]는 발작 진행 중 effective connectivity의 시간 변화에 따른 제어 가능성 변화를 규명하였다. 또한 von Luhmann 외^[72]와 Ortega-Martinez 외^[73]는 GLM 기반 회귀 분석과 multivariate Kalman filter regression을 적용하여 fNIRS 단일 시행시 신호 잡음 제거와 온라인 분류 정확도를 향상시켰다. 간질 등의 발작 전조 상태의 신경생리학적 변화 측정시 EEG, fNIRS 등 각 신호의 보다 정밀한

표 5. EEG - fNIRS 다중모달 데이터의 상관 구조 모델링 및 신호처리 기법 분석을 위한 융합 및 처리기법 비교

Table 5. Comparison of Signal Processing and Fusion Methods for Correlation Structure Modeling and Signal Processing Analysis of EEG - fNIRS Multimodal Data.

Reference	Signal Processing Method	Signal Fusion Approach	Experimental / Functional Domain
Gentile et al. (2020) ^[54]	Motor-pain interaction mapping	Concurrent EEG-fNIRS	Fibromyalgia motor-pain coupling
Chen et al. (2020) ^[55]	Global signal amplitude analysis	Simultaneous EEG-fNIRS	Vigilance / resting-state study
Lin et al. (2020) ^[56]	Fatigue state detection	EEG-fNIRS synchronization	Driving fatigue monitoring
Kaga et al. (2020) ^[57]	Executive dysfunction analysis	Multimodal EEG+ fNIRS	ADHD cognitive assessment
Govindan et al. (2016) ^[58]	Quantitative bedside monitoring	EEG-fNIRS neurovascular model	Neonatal neurovascular coupling
Chalak et al. (2017) ^[59]	Wavelet real-time analysis	EEG-fNIRS integration	Neonatal encephalopathy
Chiarelli et al. (2021) ^[60]	Multivariate resting-state analysis	EEG-fNIRS multimodal	Alzheimer's neurovascular uncoupling
Perpetuini et al. (2020) ^[61]	Nonlinear complexity metrics	EEG-fNIRS fusion	Cognitive function decline
Zhang et al. (2019) ^[62]	Dynamic functional connectivity	Resting-state EEG-fNIRS	Brain network assessment
Keles et al. (2016) ^[63]	Resting-state correlation mapping	Whole-head EEG-fNIRS	Spontaneous neural activity
Nair et al. (2021) ^[64]	Anesthesia state monitoring	EEG-fNIRS real-time	Neurophysiological monitoring
Pinti et al. (2021) ^[65]	Broadband spectral analysis	EEG-informed NIRS fusion	Neurovascular / neurometabolic coupling

측정이 필수적인데, Jo 외^[74]는 딥러닝 기반 EEG 발작 예측 기법을 활용하여 웨이블릿 변환을 통해 시간-주파수 특징을 효과적으로 추출하여, 실시간 예측 가능성을 입증하였다.

결과적으로, EEG-fNIRS 융합분석은 동적 연결성, 네트워크 제어 가능성, 고급 회귀·필터링 기법, 하이퍼스캐닝 기반 상호작용 분석을 통합함으로써, 장기적으로 복잡한 인지·정서·사회적 뇌 기능을 실시간·병렬적으로 추론할 수 있는 기술적 토대를 제공하며, 임상 신경과학, 인지과학, 신경공학 분야에서 새로운 분석 패러다임을 제시할 것으로 예상된다.

IV. 결 론

본 연구에서는 EEG-fNIRS 융합 분석의 최근 동향과 신경생리학적 응용 가능성을 고찰하였다. 특히, 동적 연결성 분석과 실시간 신호 처리 기술 등의 융합을 통해 신경퇴행성 질환 및 뇌혈관 질환의 조기 진단과 예후 평가에 새로운 해석틀을 제공할 것으로 기대된다. 향후 휴대형 다중센서 기술과 인공지능 기반 분석이 결합된다면, EEG-fNIRS 병렬분석을 통해 임상 신경공학 분야에서 정밀하고 실시간 뇌기능 모니터링 시스템 구현이 가능할 것으로 예상된다.

반면, fNIRS는 본질적으로 낮은 공간 해상도와 제한된 optical penetration depth로 인해, 대뇌 피질(cerebral cortex)에 국한된 국소 혈류 반응 분석에 편중되는 한계를 지닌다. 또한, 다른 생체신호로 인한 생리적 교란(confounding physiological noise)으로 인한 잡음을 제거하기 위해서는, 고도화된 artifact 제거 및 signal denoising algorithm 개발이 요구된다.

다중 모달 생체신호 융합 시에는 시간적 공간적 정합성의 확보가 필수적이며, 개인차(inter-subject variability) 또한 분석 정확도 저하의 주요 요인으로 작용할 수 있다. 기술적으로는 실시간 데이터 수집 및 분석 과정에서의 계산 안정성 확보, 모델 일반화를 위한 대규모 학습용 데이터셋 구축과 표준화 등 역시 향후 해결되어야 할 핵심 기술적 과제이다.

한편, 본 연구는 생체신호 분석 기술 개발의 최신 동향 파악에 중점을 두어 수행하였으며, 향후 연구에서는 EEG-fNIRS 융합 신호의 임상 및 응용 분야를 대상으로 한 심층 분석과 종합적 리뷰를 이어가고자 한다.

Acknowledgements

이 논문은 소방청의 재원으로 한국산업기술평가관리원 소방 구급서비스 스마트 첨단기술 연구 개발 사업(과제명: 구급활동 중 생체신호 기반의 뇌혈관질환 여부 판단 보조 시스템 개발)의 지원을 받아 수행된 연구임 (연구개발과제번호 : RS-2024-00407994).

REFERENCES

- [1] T. Wang, F. Li, X. Zhang, L. Huang, and W. Jia, "A 1D-CNN prediction model for stroke classification based on EEG signal," in *Proceedings of the 8th International Conference on Communication and Information Processing*, pp. 191-196, 2022.
- [2] S. Singh, D. Dawar, E. Mehmood, J. D. Pandian, R. Sahonta, S. Singla, A. Batra, C. S. Kumar, and M. Mahadevappa, "Determining diagnostic utility of EEG for assessing stroke severity using deep learning models," *Biomedical Engineering Advances*, 7, pp. 100121, 2024.
- [3] T. Wang, W. Jia, F. Li, X. Liu, X. Zhang, and F. Hu, "Multi-dimensional feature extraction of EEG signal and its application in stroke classification," *Scientific Reports*, 15(1), pp. 19589, 2025.
- [4] W. Tong, W. Yue, F. Chen, W. Shi, L. Zhang, and J. Wan, "MSE-VGG: a novel deep learning approach based on EEG for rapid ischemic stroke detection," *Sensors*, 24(13), pp. 4234, 2024.
- [5] W. Tong, J. Zhang, F. Chen, W. Shi, L. Zhang, and J. Wan, "A novel stroke classification model based on EEG feature fusion," *Scientific Reports*, 15(1), pp. 14287, 2025.
- [6] T. Gao, S. Liu, X. Wang, J. Liu, Y. Li, X. Tang, W. Guo, C. Han, and Y. Fan, "Stroke analysis and recognition in functional near-infrared spectroscopy signals using machine learning methods," *Biomedical Optics Express*, 14(8), pp. 4246-4260, 2023.
- [7] M. Yeung, and V. Chu, "Viewing neurovascular coupling through the lens of combined EEG-fNIRS: A systematic review of current methods," *Psychophysiology*, 59(6), e14054, 2022.
- [8] R. Li, C. Zhao, C. Wang, J. Wang, and Y. Zhang, "Enhancing fNIRS Analysis Using EEG

- Rhythmic Signatures: An EEG-Informed fNIRS Analysis Study,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(10), pp. 2789–2797, 2020.
- [9] L. C. Chen, P. Sandmann, J. D. Thorne, C. S. Herrmann, and S. Debener, “Association of concurrent fNIRS and EEG signatures in response to auditory and visual stimuli,” *Brain Topography*, 28(5), pp. 710–725, 2015.
- [10] P. Croce, “Exploiting neurovascular coupling: A Bayesian sequential monte carlo approach applied to simulated EEG fNIRS data,” *J. Neural Engineering*, 14(4), pp. 046029, 2017.
- [11] M. Takeuchi, E. Hori, K. Takamoto, A. H. Tran, K. Satoru, A. Ishikawa, T. Ono, S. Endo, and H. Nishijo, “Brain cortical mapping by simultaneous recording of functional near infrared spectroscopy and electroencephalograms from the whole brain during right median nerve stimulation,” *Brain Topography*, 22(3), pp. 197–214, 2009.
- [12] U. Wolf, V. Toronov, J. H., Choi, R. Gupta, A. Michalos, E. Gratton, and M. Wolf, “Correlation of functional and resting state connectivity of cerebral oxy-, deoxy-, and total hemoglobin concentration changes measured by near-infrared spectrophotometry,” *Journal of Biomedical Optics*, 16(8), pp. 087013, 2011.
- [13] A. Lüthmann, Y. Zheng, A. Ortega-Martinez, S. Kiran, D. C. Somers, A. Cronin-Golomb, L. N. Awad, T. D. Ellis, D. A. Boas, and M. A. Yücel, “Towards Neuroscience of the Everyday World (NEW) using functional Near-Infrared Spectroscopy,” *Current opinion in biomedical engineering*, 18, pp. 100272, 2021.
- [14] M. Mohamed, E. Jo, N. Mohamed, M. Kim, J. Yun, and J. G. Kim, “Development of an Integrated EEG/fNIRS Brain Function Monitoring System,” *Sensors*, 21(22), pp. 7703, 2021.
- [15] K. Peng, D. K. Nguyen, T. Tayah, P. Vannasing, J. Tremblay, M. Sawan, M. Lassonde, F. Lesage, and P. Pouliot, “fNIRS-EEG study of focal interictal epileptiform discharges,” *Epilepsy Research*, 108(3), pp. 491–505, 2014.
- [16] P. Pouliot, T. P. Y. Tran, V. Birca, P. Vannasing, J. Tremblay, M. Lassonde, and D. K. Nguyen, “Hemodynamic changes during posterior epilepsies: An EEG-fNIRS study,” *Epilepsy Research*, 108(5), pp. 883–890, 2014.
- [17] K. Peng, D. K. Nguyen, P. Vannasing, J. Tremblay, F. Lesage, and P. Pouliot, “Using patient-specific hemodynamic response function in epileptic spike analysis of human epilepsy: A study based on EEG-fNIRS,” *Neuroimage*, 126, pp. 239–255, 2016.
- [18] Y. Gao, B. Jia, M. Houston, and Y. Zhang, “Hybrid EEG-fNIRS brain computer interface based on common spatial pattern by using EEG-informed general linear model,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 72, pp. 1–10, 2023.
- [19] M. T. Talukdar, H. R. Frost, and S. G. Diamond, “Modeling Neurovascular Coupling from Clustered Parameter Sets for Multimodal EEG-NIRS,” *Comput. Math. Methods Medicine*, 2015(1), pp. 830849, 2015.
- [20] M. Song, J. Jung, I.-H. Jee, and J.-U. Chu, “A non-merging data analysis method to localize brain source for gait-related EEG,” *J. Institute of Korean Electrical and Electronics Engineers*, 25(4), pp. 679–688, 2021.
- [21] R. Blanco, M. G. Preti, C. Koba, D. V. D. Ville, and A. Crimi, “Comparing structure-function relationships in brain networks using EEG and fNIRS,” *Scientific Reports*, 14(1), pp. 28976, 2024.
- [22] P. Sirpal, R. Damseh, K. Peng, D. K. Nguyen, and F. Lesage, “Multimodal Autoencoder Predicts fNIRS Resting State From EEG Signals,” *Neuroinformatics*, 20(3), pp. 537–558, 2022.
- [23] Y. Li, X. Zhang, and D. Ming, “Early-stage fusion of EEG and fNIRS improves classification of motor imagery,” *Frontiers in Neuroscience*, 16, pp. 1062889, 2023.
- [24] M. Hou, X. Zhang, G. Chen, L. Huang, and Y. Sun, “Emotion Recognition Based on a EEG-fNIRS Hybrid Brain Network in the Source Space,” *Brain Sciences*, 14(12), pp. 1166, 2024.
- [25] M. J. Khan, U. Ghafoor, and K. S. Hong, “Early Detection of Hemodynamic Responses Using EEG: A Hybrid EEG-fNIRS Study,” *Front. Hum. Neuroscience*, 12, pp. 479, 2018.
- [26] T. Zama, Y. Takahashi, and S. Shimada, “Simultaneous EEG-NIRS Measurement of the Inferior Parietal Lobule During a Reaching Task With Delayed Visual Feedback,” *Front. Hum. Neuroscience*, 13, pp. 301, 2019.
- [27] W. C. Su, H. Dashtestani, H. O. Miguel, E. Condry, A. Buckley, S. Park, J. B. Perreault1, T. Nguyen1, S. Zeytinoglu, J. Millerhagen1, N.

- Fox, and A. Gandjbakhche, "Simultaneous multimodal fNIRS-EEG recordings reveal new insights in neural activity during motor execution, observation, and imagery," *Sci. Reports*, 13(1), pp. 5151, 2023.
- [28] B. He, A. Sohrabpour, E. Brown, and Z. M. Liu, "Electrophysiological source imaging: A noninvasive window to brain dynamics," *Annu. Rev. Biomed. Engineering*, 20(1), pp. 171-196, 2018.
- [29] H. Morioka, A. Kanemura, S. Morimoto, T. Yoshioka, S. Oba, M. Kawanabe, and S. Ishii, "Decoding spatial attention by using cortical currents estimated from electroencephalography with near-infrared spectroscopy prior information," *Neuroimage*, 90, pp. 128-139, 2014.
- [30] T. Aihara, Y. Takeda, K. Takeda, W. Yasuda, T. Sato, Y. Otaka, T. Hanakawa, M. Honda, M. G. Liu, M. Kawato, M. Sato, and R. Osu, "Cortical current source estimation from electroencephalography in combination with near-infrared spectroscopy as a hierarchical prior," *Neuroimage*, 59(4), pp. 4006-4021, 2012.
- [31] J. Lin, J. Lu, Z. Shu, N. Yu, and J. Han, "An EEG-fNIRS neurovascular coupling analysis method to investigate cognitive-motor interference," *Computers in Biology and Medicine*, 160, pp. 106968, 2023.
- [32] R. Li, T. Potter, W. Huang, and Y. Zhang, "Enhancing Performance of a Hybrid EEG-fNIRS System Using Channel Selection and Early Temporal Features," *Front. Hum. Neuroscience*, 11, pp. 462, 2017.
- [33] E. Jeong, M. Seo, K. Kim, and S. Kim, "Classification of left-right hand motor execution from frontal lobe fNIRS signals through a convolutional neural network," *Conf. IEIE*, pp. 333-334, 2019.
- [34] L. Qiu, Y. Zhong, Z. He, and J. Pan, "Improved classification performance of EEG-fNIRS multimodal brain-computer interface based on multi-domain features and multi-level progressive learning," *Frontiers in human neuroscience*, 16, pp. 973959, 2022.
- [35] J. Shin, "Performance Improvement of Functional Near-Infrared Spectroscopy-based Brain-Computer Interface Using Bagging Ensemble," *Conf. IEIE*, pp. 1465-1466, 2021.
- [36] B. Li, M. Li, J. Xia, H. Jin, S. Dong, and J. Luo, "Hybrid integrated wearable patch for brain EEG-fNIRS monitoring," *Sensors*, 24(15), pp. 4847, 2024.
- [37] R. Li, T. Nguyen, T. Potter, and Y. Zhang, "Dynamic cortical connectivity alterations associated with Alzheimer's disease: An EEG and fNIRS integration study," *Neuroimage Clinical*, 21, pp. 101622, 2019.
- [38] R. Li, S. Li, J. Roh, C. Wang, and Y. Zhang, "Multimodal Neuroimaging Using Concurrent EEG/fNIRS for Poststroke Recovery Assessment: An Exploratory Study," *Neurorehab. Neural Repair*, 34(12), pp. 1099-1110, 2020.
- [39] L. Yi, G. Xie, Z. Li, X. Li, Y. Zhang, K. Wu, G. Shao, B. Lv, H. Jing, C. Chang, W. Liang, J. Sun, Z. Hao, and J. Liang, "Automatic depression diagnosis through hybrid EEG and near-infrared spectroscopy features using support vector machine," *Frontiers in Neuroscience*, 17, pp. 1205931, 2023.
- [40] F. Putze, S. Hesslinger, C. Tse, Y. Huang, C. Herff, C. Guan, and T. Schultz, "Hybrid fNIRS-EEG based classification of auditory and visual perception processes," *Front. Neuroscience*, 8, pp. 373, 2014.
- [41] G.-H. Kim, S.-W. Woo, S. H. Ha, J. P., MD S. Sarker, B. Park, and C.-S. Kim, "Development of a Hybrid fNIRS-EEG System for a Portable Sleep Pattern Monitoring Device," *J. Biomedical Engineering Research*, 44(6), pp. 392-402, 2023.
- [42] Z. Liu, J. Shore, M. Wang, F. Yuan, A. Buss, and X. Zhao, "A systematic review on hybrid EEG/fNIRS in brain-computer interface," *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, pp. 102595, 2021.
- [43] X. X. Yin, B. L. Xu, C. H. Jiang, Y. F. Fu, Z. D. Wang, H. Y. Li, and G. Shi, "A hybrid BCI based on EEG and fNIRS signals improves the performance of decoding motor imagery of both force and speed of hand clenching," *J. Neural Enging*, 12(3), pp. 036004, 2015.
- [44] H. Aghajani, M. Garbey, and A. Omurtag, "Measuring mental workload with EEG+fNIRS," *Front. Hum. Neuroscience*, 11, pp. 359, 2017.
- [45] F. Al-Shargie, T. B. Tang, and M. Kiguchi, "Stress assessment based on decision fusion of EEG and fNIRS signals," *IEEE Access*, 5, pp. 19889-19896, 2017.
- [46] Y. Sun, H. Ayaz, and A. N. Akansu, "Multimodal Affective State Assessment Using

- fNIRS + EEG and Spontaneous Facial Expression,” *Brain Sciences*, 10(2), pp. 85, 2020.
- [47] J. Chen, K. Yu, Y. Bi, X. Ji, and D. Zhang, “Strategic Integration: A Cross-Disciplinary review of the FNIRS-EEG Dual-Modality Imaging System for delivering multimodal neuroimaging to applications,” *Brain Sciences*, 14(10), pp. 1022, 2024.
- [48] P. A. Cicalese, R. Li, M. B. Ahmadi, C. Wang, J. T. Francis, S. Selvaraj, P. E. Schulz, and Y. Zhang, “An EEG-fNIRS hybridization technique in the four-class classification of alzheimer’s disease,” *J. Neurosci. Methods*, 336, pp. 108618, 2020.
- [49] J. Kwon, J. Shin, and C. H. Im, “Toward a compact hybrid brain-computer interface (BCI): Performance evaluation of multi-class hybrid EEG-fNIRS BCIs with limited number of channels,” *PLoS ONE*, 15(3), e0230491, 2020.
- [50] A. Alhudhaif, “An effective classification framework for brain-computer interface system design based on combining of fNIRS and EEG signals,” *Peer J. Comput. Science* 7, e537, 2021.
- [51] M. A. Rahman, M. S. Uddin, and M. Ahmad, “Modeling and classification of voluntary and imagery movements for brain-computer interface from fNIR and EEG signals through convolutional neural network,” *Health Inf. Sci. Systems*, 7(1), pp. 22, 2019.
- [52] P. Sirpal, A. Kassab, P. Pouliot, D. K. Nguyen, and F. Lesage, “fNIRS improves seizure detection in multimodal EEG-fNIRS recordings,” *J. Biomed. Optics*, 224(5), pp. 051408–051408, 2019.
- [53] G. Litjens, T. Kooi, B. E. Bejnordi, A. A. A. Setio, F. Ciompi, M. Ghahfoorian, J. vanderLaak, B. van Ginneken, and C. I. Sanchez, “A survey on deep learning in medical image analysis,” *Med. Image Analysis*, 42, pp. 60–88, 2017.
- [54] E. Gentile, A. Brunetti, K. Ricci, M. Delussi, V. Bevilacqua, and M. de Tommaso, “Mutual interaction between motor cortex activation and pain in fibromyalgia: EEG-fNIRS study,” *PLoS ONE*, 15(1), e0228158, 2020.
- [55] Y. Chen, J. Tang, Y. Chen, J. Farrand, M. A. Craft, B. W. Carlson, and H. Yuan, “Amplitude of fNIRS Resting-State Global Signal Is Related to EEG Vigilance Measures: A Simultaneous fNIRS and EEG Study,” *Front. Neuroscience*, 14, pp. 560878, 2020.
- [56] C. T. Lin, J. T. King, C. H. Chuang, W. Ding, W. Y. Chuang, L. D. Liao, and Y. K. Wang, “Exploring the brain responses to driving fatigue through simultaneous EEG and fNIRS measurements,” *Int. J. Neural Systems*, 30(01), pp. 1950018, 2020.
- [57] Y. Kaga, R. Ueda, M. Tanaka, Y. Kita, K. Suzuki, Y. Okumura, Y. Egashira, Y. Shirakawa, S. Mitsuhashi, Y. Kitamura, E. Nakagawa, Y. Yamashita, and M. Inagaki, “Executive dysfunction in medication-naïve children with ADHD: A multi-modal fNIRS and EEG study,” *Brain Development*, 42(8), pp. 555–563, 2020.
- [58] R. B. Govindan, A. Massaro, T. Chang, G. Vezina, and A. du Plessis, “A novel technique for quantitative bedside monitoring of neurovascular coupling,” *J. Neurosci. Methods*, 259, pp. 135–142, 2016.
- [59] L. F. Chalak, F. Tian, B. Adams-Huet, D. Vasil, A. Laptook, T. Tarumi, and R. Zhang, “Novel Wavelet Real Time Analysis of Neurovascular Coupling in Neonatal Encephalopathy,” *Sci. Reports*, 7(1), pp. 45958, 2017.
- [60] A. M. Chiarelli, D. Perpetuini, P. Croce, C. Filippini, D. Cardone, L. Rotunno, N. Anzoletti, M. Zito, F. Zappasodi, and A. Merla, “Evidence of Neurovascular Un-Coupling in Mild Alzheimer’s Disease through Multimodal EEG-fNIRS and Multivariate Analysis of Resting-State Data,” *Biomedicines*, 9(4), pp. 337, 2021.
- [61] D. Perpetuini, A. M. Chiarelli, C. Filippini, D. Cardone, P. Croce, L. Rotunno, N. Anzoletti, M. Zito, F. Zappasodi, and A. Merla, “Working Memory Decline in Alzheimer’s Disease Is Detected by Complexity Analysis of Multimodal EEG-fNIRS,” *Entropy*, 22(12), pp. 1380, 2020.
- [62] Y. Zhang, and C. Zhu, “Assessing brain networks by resting-state dynamic functional connectivity: An fNIRS-EEG Study,” *Front. Neuroscience*, 13, pp. 1430, 2019.
- [63] H. O. Keles, R. L. Barbour, and A. Omurtag, “Hemodynamic correlates of spontaneous neural activity measured by human whole-head resting state EEG plus fNIRS,” *Neuroimage*, 138, pp. 76–87, 2016.
- [64] V. V. Nair, B. R. Kish, H. S. Yang, Z. Yu, H. Guo, Y. Tong, and Z. Liang, “Monitoring anesthesia using simultaneous functional Near Infrared Spectroscopy and Electroence-

- phalography,” Clin. Neurophysiology, 132(7), pp. 1636–1646, 2021.
- [65] P. Pinti, M. F. Siddiqui, A. D. Levy, E. J. H. Jones, and I. Tachtsidis, “An analysis framework for the integration of broadband NIRS and EEG to assess neurovascular and neurometabolic coupling,” Sci. Reports, 11(1), pp. 3977, 2021.
- [66] H. Niu, Z. Zhu, M. Wang, X. Li, Z. Yuan, Y. Sun, and Y. Han, “Abnormal dynamic functional connectivity and brain states in Alzheimer’s diseases: Functional near-infrared spectroscopy study,” Neurophotonics, 6(2), pp. 025010, 2019.
- [67] R. Li, N. Mayseless, S. Balters, and A. L. Reiss, “Dynamic inter-brain synchrony in real-life inter-personal cooperation: A functional near-infrared spectroscopy hyperscanning study,” Neuroimage, 238, pp. 118263, 2021.
- [68] X. Cui, D. M. Bryant, and A. L. Reiss, “NIRS-based hyperscanning reveals increased interpersonal coherence in superior frontal cortex during cooperation,” Neuroimage, 59(3), pp. 2430–2437, 2012.
- [69] S. Gu, F. Pasqualetti, M. Cieslak, Q. K. Telesford, B. Y. Alfred, A. E. Kahn, J. D. Medaglia, J. M. Vettel, M. B. Miller, and S. T. Grafton, “Controllability of structural brain networks,” Nat. Communications, 6(1), pp. 8414, 2015.
- [70] F. Fang, Y. Gao, P. E. Schulz, S. Selvaraj, and Y. Zhang, “Brain controllability distinctiveness between depression and cognitive impairment,” J. Affect. Disorders, 294, pp. 847–856, 2021.
- [71] B. H. Scheid, A. Ashourvan, J. Stiso, K. A. Davis, F. Mikhail, F. Pasqualetti, B. Litt, and D. S. Bassett, “Time-evolving controllability of effective connectivity networks during seizure progression,” Proc. Natl. Acad. Sciences, 118(5), e2006436118, 2021.
- [72] A. von Luhmann, A. Ortega-Martinez, D. A. Boas, and M. A. Yucel, “Using the General Linear Model to Improve Performance in fNIRS Single Trial Analysis and Classification: A Perspective,” Front. Hum. Neuroscience, 14, pp. 30, 2020.
- [73] A. Ortega-Martinez, A. VonLuhmann, P. Farzam, D. Rogers, E. M. Mugler, D. A. Boas, and M. A. Yucel, “Multivariate Kalman filter regression of confounding physiological signals for real-time classification of fNIRS data,” Neurophotonics, 9(2), pp. 025003, 2022.
- [74] Y. U. Jo, and D. C. Oh, “Comparison of Deep Learning-based Seizure Prediction with Wavelet Transform and Preprocessing of EEG,” J. IEIE, 62(3), pp. 385–390, 2025.

 저 자 소 개



정 지 욱(정회원)
1992년 한국과학기술원
물리학과 학사 졸업.
1995년 한국과학기술원
물리학과 석사 졸업.
1999년 한국과학기술원
물리학과 박사 졸업.

<주관심분야: 의료영상, 인공지능, 영상처리, 자
동보안검색>



정 호 열(비회원)
1997년 부산대학교 전산학과
학사 졸업.
1999년 부산대학교 전산학과
석사 졸업.
2002년 부산대학교 전산학과
박사 졸업.

<주관심분야: 인공지능, 생물정보, 의료정보>