(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0129942
(43) 공개일자 2024년08월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/055 (2006.01) *A61B 5/00* (2021.01)
G06N 3/08 (2023.01) *G16H 30/40* (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/055 (2022.01)
A61B 5/0042 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0023181
(22) 출원일자 2023년02월21일
심사청구일자 2023년02월21일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
이종환
서울특별시 종로구 평창문화로 140, 103동 1402호 (평창동, 롯데아파트낙천대)
황준동
경기도 의정부시 호암로 129, E동 405호
홍진우
서울특별시 강동구 아리수로94길 72, 805동 601호
(74) 대리인
윤귀상

전체 청구항 수 : 총 6 항

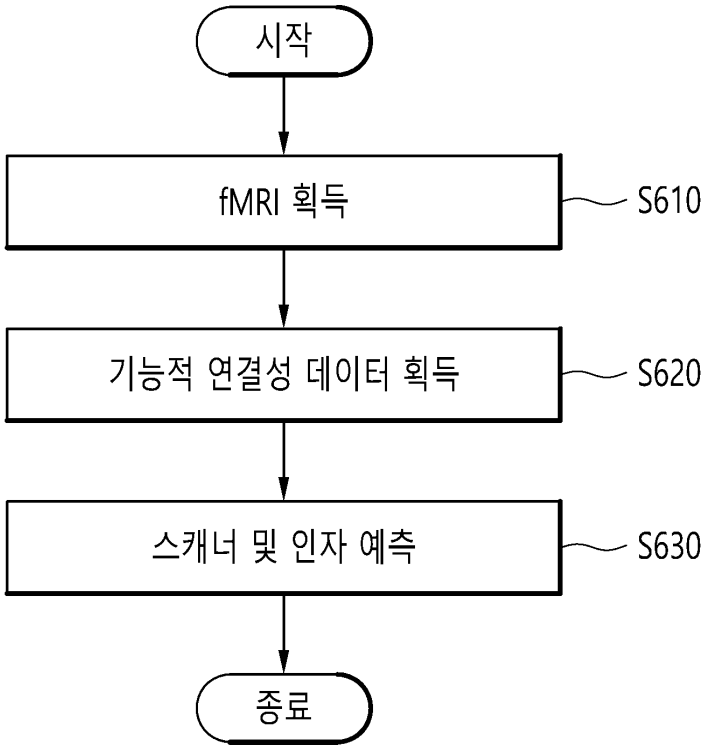
(54) 발명의 명칭 **뇌 신호 처리 시스템 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 뇌 신호 처리 시스템에 관한 것으로 fMRI(functional magnetic resonance imaging)를 획득하는 이미지 획득 장치, 상기 이미지 획득 장치로부터 상기 fMRI를 제공받아 상기 fMRI를 기초로 기능적 연결성 데이터를 획득하는 기능적 연결성 데이터 획득 장치 및 상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도6



데이터를 제공받아 상기 기능적 연결성 데이터를 처리하는 데이터 처리 장치를 포함하고, 상기 데이터 처리 장치는, 상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성 데이터를 제공받아 상기 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 추출하는 특징 추출부, 상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받아 상기 특징을 기초로 스캐너를 예측하는 스캐너 예측부 및 상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받고 상기 스캐너 예측부로부터 스캐너 예측 결과를 제공받아, 상기 특징 및 상기 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측하는 인자 예측부를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류
A61B 5/72 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711161173
과제번호 2017R1E1A1A01077288
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)
연구과제명 다중뇌영상 빅데이터와 딥러닝 인공지능 알고리즘 개발에 기반한 인지기능 모델 연구
기 여 율 1/2
과제수행기관명 고려대학교
연구기간 2017.11.01 ~ 2022.10.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711153514
과제번호 2021M3E5D2A01022515
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 미래뇌융합기술개발((원천) 바이오의료기술개발사업)
연구과제명 뇌영상 및 유전체 빅데이터 통합분석을 위한 심층신경망 개발
과제수행기관명 고려대학교
연구기간 2022.01.01 ~ 2022.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

뇌 신호 처리 시스템에 있어서,

fMRI(functional magnetic resonance imaging)를 획득하는 이미지 획득 장치;

상기 이미지 획득 장치로부터 상기 fMRI를 제공받아 상기 fMRI를 기초로 기능적 연결성 데이터를 획득하는 기능적 연결성 데이터 획득 장치; 및

상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성 데이터를 제공받아 상기 기능적 연결성 데이터를 처리하는 데이터 처리 장치를 포함하고,

상기 데이터 처리 장치는,

상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성 데이터를 제공받아, 상기 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 추출하는 특징 추출부;

상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받아 상기 특징을 기초로 스캐너를 예측하는 스캐너 예측부; 및

상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받고 상기 스캐너 예측부로부터 스캐너 예측 결과를 제공받아, 상기 특징 및 상기 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측하는 인자 예측부를 포함하는, 뇌 신호 처리 시스템.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치는,

상기 복수의 fMRI에 대한 전처리를 수행하고,

상기 전처리 수행 결과를 기초로 RSFC(resting-state functional connectivity) 행렬을 획득하고,

상기 RSFC 행렬에 대한 벡터화를 수행하여 상기 기능적 연결성 데이터를 획득하는, 뇌 신호 처리 시스템.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 인자 추출부는,

인공신경망을 기초로 상기 인자를 예측하는, 뇌 신호 처리 시스템.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 인자는, p-인자인, 뇌 신호 처리 시스템.

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 인자 예측부는,

교차 검증을 기초로 미리 학습이 수행된 인공신경망을 포함하는, 뇌 신호 처리 시스템.

청구항 6

뇌 신호를 처리하는 방법에 있어서,

기능적 연결성 데이터를 제공받는 단계;

상기 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 추출하는 단계;

교차 검증을 기초로 학습이 수행된 인공신경망을 통해 상기 특징을 기초로 스캐너를 예측하는 단계; 및

인공신경망을 통해 상기 특징 및 상기 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측하는 단계를 포함하는, 뇌 신호 처리 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 뇌 신호 처리 시스템 및 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 인공신경망을 사용한 뇌 신호 처리 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 정신 장애는 종종 아동기 또는 청소년기에 시작되어 청소년기에서 성인기로 전환될 수 있다. 전통적인 진단 병리학은 높은 비율의 동반 이환율(comorbidity), 만연한 동시 발생(co-occurrence) 및 복잡한 이질성(heterogeneity)으로 인해 정신 장애를 진단하고 치료하는 능력에 제한이 있을 수 있다. 따라서, RDoC(Research Domain Criteria Initiative) 및 HiTOP(Hierarchical Taxonomy of Psychopathology)와 같은 대안적 진단을 통한 접근법에 대한 관심이 높아지고 있다. HiTOP의 일반 정신병리학 요인(p-인자)은 정신병리학 구조의 기본이 되는 단일 잠재 차원으로, 광범위한 정신 장애에 걸쳐 공유된 분산을 나타낼 수 있다. p-인자의 효능은 지속적으로 입증되고 있다. p-인자에 대한 신경 기질은 rfMRI(resting-state functional magnetic resonance imaging, rfMRI)에서 얻은 기능적 네트워크(functional network, FN)들을 사용하여 연구되고 있다. 다양한 정신 상태를 연구하는데 있어 rfMRI의 유용성이 입증되었고, 이는 대규모 신경 영상 데이트 세트에 의해 촉진되고 있다.

[0003] RSFC(resting-state functional connectivity)에는 작업 기반 fMRI과 달리 rfMRI와 관련된 작업 패러다임이 없기 때문에 rfMRI의 기능적 특징을 식별하는 데 중요한 역할을 하고 있다. 따라서, 일반적인 정신 병리학을 포함하여 발달 기간 동안 정신 장애에서 rfMRI의 비정상적인 휴식 상태 기능적 연결성의 특징을 조사하는데 많은 연구가 진행되고 있다.

[0004] 일반적으로, rfMRI 데이터의 분석에는 통계적 접근 방식과 기계 학습 모델이 사용된다. rfMRI 데이터의 분석에는 대규모의 rfMRI 데이터가 사용될 수 있다. 대규모의 rfMRI 데이터는 여러 장소에서 획득될 수 있고 이질성이 있을 수 있다. 이러한, 대규모의 rfMRI 데이터 사이에 이질성은 rfMRI 데이터의 분석을 어렵게 할 수 있다. 특히, 자기 공명 영상 스캐너의 다양성은 rfMRI 데이터 세트에 비 생물학적 변이를 발생시킬 수 있다.

[0005] 이러한 스캐너의 다양성에 의해 발생하는 스캐너 효과의 중화는 rfMRI 데이터의 조화를 위해 필요하다. 다만, 전통적인 통계모델 및 기계학습을 사용하여 정신 병리학을 예측하고 rfMRI 데이터 세트의 이질성을 동시에 감소시키는 것은 어려운 것이 현실이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 본 발명의 목적은 fMRI 데이터 세트에서 휴식 상태 기능적 연결성에 대한 스캐너 효과를 명시적으로 모델링하면서 p-인자를 예측할 수 있는 뇌 신호 데이터 처리 방법 및 장치를 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 신호 처리 시스템은 fMRI(functional magnetic resonance imaging)를 획득하는 이미지 획득 장치, 상기 이미지 획득 장치로부터 상기 fMRI를 제공받아 상기 fMRI를 기초로 기능적 연결성 데이터를 획득하는 기능적 연결성 데이터 획득 장치 및 상기 기능적 연결성 데이

터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성 데이터를 제공받아 상기 기능적 연결성 데이터를 처리하는 데이터 처리 장치를 포함하고, 상기 데이터 처리 장치는, 상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치로부터 상기 기능적 연결성 데이터를 제공받아 상기 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 추출하는 특징 추출부, 상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받아 상기 특징을 기초로 스캐너를 예측하는 스캐너 예측부 및 상기 특징 추출부로부터 특징을 제공받고 상기 스캐너 예측부로부터 스캐너 예측 결과를 제공받아, 상기 특징 및 상기 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측하는 인자 예측부를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0008] 또한, 상기 기능적 연결성 데이터 획득 장치는, 상기 복수의 fMRI에 대한 전처리를 수행하고, 상기 전처리 수행 결과를 기초로 RSFC(resting-state functional connectivity) 행렬을 획득하고, 상기 RSFC 행렬에 대한 벡터화를 수행하여 상기 기능적 연결성 데이터를 획득하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0009] 또한, 상기 인자 추출부는, 비 선형적 방법인 인공신경망을 기초로 상기 인자를 예측하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0010] 또한, 상기 인자는, p-인자인 것을 특징으로 할 수 있다.

[0011] 또한, 상기 인자 예측부는, 교차 검증을 기초로 미리 학습이 수행된 인공신경망을 포함할 수 있다.

[0012] 또한, 뇌 신호를 처리하는 방법은 기능적 연결성 데이터를 제공받는 단계, 상기 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 추출하는 단계, 교차 검증을 기초로 학습이 수행된 인공신경망을 통해 상기 특징을 기초로 스캐너를 예측하는 단계 및 인공신경망을 통해 상기 특징 및 상기 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0013] 본 발명에 따른 뇌 신호 처리 시스템 및 방법을 통해 스캐너의 종류에 따른 이질성을 감소시킬 수 있다. 또한, 기능적 연결성 데이터를 사용함으로써 p-인자의 예측 성능이 향상될 수 있다.

[0014] 다만, 본 발명의 실시 예들에 따른 뇌 신호 처리 시스템 및 방법이 달성할 수 있는 효과는 이상에서 언급한 것들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0015] 본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는, 첨부도면은 본 발명에 대한 실시예를 제공하고, 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 신호 처리 시스템의 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 관심영역 기반 뇌 영역 분할의 예시를 도시한 개념도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 기능적 연결성 데이터의 예시를 도시한 개념도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망을 도시한 개념도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망의 학습을 설명하기 위한 개념도이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 신호 처리 방법의 흐름도이다.

도 7 내지 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치의 효과를 설명하기 위한 개념도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0017] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의

조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0018] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

[0019] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0020] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가진 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0021] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 본 발명을 설명함에 있어 전체적인 이해를 용이하게 하기 위하여 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 신호 처리 시스템의 블록도이다. 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 관심영역 기반 뇌 영역 분할의 예시를 도시한 개념도이다. 도 3는 본 발명의 일 실시예에 따른 기능적 연결성 데이터의 예시를 도시한 개념도이다. 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망을 도시한 개념도이다. 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공신경망의 학습을 설명하기 위한 개념도이다.

[0025] 도 1 내지 도 5를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 신호 처리 시스템(1000)은 영상 획득 장치(100), 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200) 및 데이터 처리 장치(300)를 포함할 수 있다.

[0026] 영상 획득 장치(100)는 복수의 피험자들로부터 복수의 fMRI(기능적 자기 functional magnetic resonance imaging, fMRI)들을 획득할 수 있다. 영상 획득 장치(100)는 제1 스캐너 또는 제2 스캐너를 사용하여 복수의 fMRI들을 획득할 수 있다. 복수의 fMRI은 rfMRI(resting-state functional magnetic resonance imaging) 또는 BOLD(blood-oxygen-level-dependent) rfMRI일 수 있다. 예를 들어, 복수의 fMRI들은 BOLD 조영제, 그래디언트-에코(gradient-echo, GRE) 및 에코 평면 이미징 펄스 시퀀스(echo-planar imaging pulse sequence)를 사용하여 복수의 피험자에게 특정 시간 동안 특정 횟수의 스캔을 수행하여 획득된 것일 수 있다. 여기에서, 에코 평면 이미징 펄스 시퀀스는 800ms의 반복 시간, 30ms의 에코 시간 2.4mm 등방성 복셀 크기 및 90° 의 플립 각도를 포함할 수 있고, 특정 시간은 5분일 수 있고, 특정 횟수는 4회일 수 있으나 이에 한정하지 아니한다. 영상 획득 장치(100)는 도 2와 같은 관심영역 기반 분할된 뇌 영역을 획득할 수 있다. 영상 획득 장치(100)는 복수의 fMRI을 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)에 전송할 수 있다.

[0027] 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 fMRI들을 영상 획득 장치(100)로부터 수신할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 fMRI들에 대한 전처리를 수행할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 미리 설정된 파이프라인(pipeline)을 기초로 복수의 fMRI들에 대한 전처리를 수행할 수 있다. 예를 들어, 파이프라인은 왜곡 보정(distortion correction), 볼륨 정렬(volume alignment), 호흡 유도 모션 필터링(respiration-induced motion filtering) 또는 헤드 모션 검열(head-motion censoring)에 관한 정보를 포함할 수 있으나 이에 한정하지 아니한다.

[0028] 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 전처리가 수행된 복수의 fMRI들의 볼륨을 미리 설정한 관심 영역(region of interest, ROI)을 기초로 분할할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 미리 설정한 관심 영역 각각에 대한 시계열(time series)을 획득할 수 있다. 예를 들어, 복수의 fMRI들이 BOLD rfMRI들인 경우, 미리 설정한 관심 영역은 333개 피질(cortical) 관심 영역과 19개의 피질 하부(subcortical) 관심 영역을

포함할 수 있고, 시계열은 BOLD 시계열을 획득할 수 있다.

[0029] 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 분할 결과 및 시계열을 기초로 복수의 fMRI들 각각으로부터 복수의 기능적 연결성을 획득할 수 있다. 예를 들어, 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 13개의 기능적 연결성을 획득할 수 있다.

[0030] 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 기능적 연결성을 기초로 RSFC(resting-state functional connectivity) 행렬을 획득할 수 있다. 예를 들어, 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 관심 영역의 평균 BOLD 시계열에 대한 피어슨의 상관 계수(correlation coefficient) 및 피셔의 r-to-z 변환을 사용하여 RSFC 행렬을 획득할 수 있다.

[0031] 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 RSFC 행렬을 기초로 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 RSFC 행렬에 대한 벡터화를 수행하여 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다. 예를 들어, 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 대칭 RSFC 행렬로부터 하부 삼각 요소(lower triangular element)를 추출하고, 추출 결과에 대한 벡터화를 수행하여 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터는 복수의 RSFC 에지들을 포함할 수 있다. 복수의 RSFC 에지들은 관심 영역 및 기능적 연결성을 기초로 결정될 수 있다. 예를 들어, 352개의 관심 영역 및 13개의 기능적 네트워크가 존재하는 경우, 352개의 관심 영역에는 13개의 기능적 네트워크가 할당될 수 있다. 기능적 연결성 데이터는 61776개의 RSFC 에지를 포함할 수 있다. 352개의 관심 영역에는 auditory, cingulo-opercular, cingulo-parietal, dorsal attention, default-mode, frontoparietal, retrosplenial-temporal, salience, subcortical, somatomotor-hand, somatomotor-mouth, ventral attention, and visual 또는 할당 없음이 표시될 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 도 3과 같은 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 기능적 연결성 데이터를 데이터 처리 장치(300)에 전송할 수 있다.

[0032] 데이터 처리 장치(300)는 특징 추출부(310), 스캐너 예측부(320) 및 인자 예측부(330)를 포함할 수 있다. 예를 들어, 데이터 처리 장치(300)는 도 4와 같은 미리 학습이 수행된 인공신경망을 포함할 수 있다. 인공신경망은 적대적 학습(adversarial learning)이 수행된 것일 수 있다.

[0033] 특징 추출부(310)는 기능적 연결성 데이터를 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)로부터 수신할 수 있다. 특징 추출부(310)는 복수의 노드를 포함할 수 있다. 예를 들어, 복수의 노드는 1024개의 노드일 수 있으나, 이에 한정하지 아니한다. 특징 추출부(310)는 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징들을 추출할 수 있다. 특징 추출부(310)는 추출한 특징들을 스캐너 예측부(320) 및 인자 예측부(330) 에 전송할 수 있다.

[0034] 스캐너 예측부(320)는 미리 학습이 수행된 것일 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 교차 검증(cross-validation) 방식으로 학습이 수행된 것일 수 있다. 예를 들어, 스캐너 예측부(320)는 도5와 같이 18개의 사이트(13개의 제1 스캐너의 사이트 및 5개의 제2 스캐너의 사이트)를 기초로 한 복수의 샘플(예를 들어, 6905개의 샘플)을 기초로 학습이 수행된 것일 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 내부 교차 검증(Inner CV) 및 외부 교차 검증(Outer CV)를 동시에 수행하는 방식으로 학습을 수행할 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 내부 교차 검증을 5회 반복하여 수행할 수 있고, 외부 교차 검증을 65회 반복하여 수행할 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 L1-norm 정규화를 기초로 학습이 수행된 것일 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 모멘텀 팩터 0.9, 배치 크기 32, 학습률 10^{-5}로 Nesterov 가속 그래디언트 최적화 프로그램을 사용하여 150 에포크(epoch)동안 학습이 수행된 것일 수 있다.

[0035] 스캐너 예측부(320)는 특징들을 특징 추출부(310)로부터 수신할 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 그래디언트 반전 레이어를 포함할 수 있다. 스캐너 예측부(320)는 특징들을 기초로 스캐너를 예측할 수 있다. 여기에서, 스캐너를 제1 스캐너 또는 제2 스캐너를 포함할 수 있으나 이에 한정하지 아니한다. 스캐너 예측부(320)는 스캐너 예측 결과를 인자 예측부(330)에 전송할 수 있다.

[0036] 인자 예측부(330)는 미리 학습이 수행된 것일 수 있다. 인자 예측부(330)는 손실함수를 최소화하는 방식으로 학습이 수행된 것일 수 잇다. 인자 예측부(330)는 특징들을 특징 추출부(310)로부터 수신할 수 있다. 인자 예측부(330)는 스캐너 예측 결과를 스캐너 예측부(320)로부터 수신할 수 있다.

[0037] 인자 예측부(330)는 특징들 및 스캐너 예측 결과를 기초로 인자를 예측할 수 있다. 인자는 p-인자일 수 있다. 인자 예측부(330)는 인공신경망을 통한 비 선형적 방법을 사용하여 인자를 예측할 수 있다.

[0038] 인자 예측부(330)는 스캐너 예측부(320)에서 학습된 값을 통해 뇌신경학적 신호의 차이 이외의 변이를 줄이면서 인자를 예측할 수 있다. 스캐너 예측부(320)에서 학습된 값은 스캐너 예측 결과일 수 있다. 예를 들어, 인자 예측부(330)는 RSFC를 기초로 p-인자를 예측할 수 있다. 인자 예측부(330)는 p-인자의 예측 값을 획득하기 위해

인공신경망의 가중치를 변경할 수 있다. 인자 예측부(330)는 수학식 1 내지 3을 기초로 인공신경망의 가중치를 변경할 수 있다.

수학식 1

$$L_P(X, y;\ \theta_{FE}, \theta_{PP}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L_P(G_{PP}(G_{FE}(x_i;\ \theta_{FE});\ \theta_{PP}), y_i^p)$$

[0039]

수학식 2

$$L_S(X, y;\ \theta_{FE}, \theta_{SCD}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L_S(G_{SCD}(G_{FE}(x_i;\ \theta_{FE});\ \theta_{SCD}), y_i^s)$$

[0040]

수학식 3

$$\hat{L}_P(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{y};\ \theta_{FE}, \theta_{PP}) = L_P(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{y};\ \theta_{FE}, \theta_{PP}) - \lambda * L_S(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{y};\ \theta_{FE}, \theta_{SCD})$$

[0041]

[0042] 수학식 1,2 내지 3에서 X는 RSFC일 수 있고, y는 p-인자일 수 있고, $L_P(\cdot)$ 는 p-인자 예측의 손실일 수 있고, $L_S(\cdot)$ 는 스캐너 예측의 손실일 수 있고, G_{FE} 는 특징 추출부(310)일 수 있고, G_{PP} 는 인자 예측부(330)일 수 있고, G_{SCD} 는 스캐너 예측부(320)일 수 있고, θ_{FE} 는 특징 추출부(310)의 가중치일 수 있고, θ_{PP} 는 인자 예측부(330)의 가중치일 수 있고, θ_{SCD} 는 스캐너 예측부(320)의 가중치일 수 있고, λ 는 특정 상수일 수 있고 미리 설정된 값일 수 있다.

[0043] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 신호 처리 방법의 흐름도이다.

[0044] 도 6을 참조하면, 영상 획득 장치는 복수의 fMRI를 획득할 수 있다(S610). 영상 획득 장치(100)는 복수의 피험자로부터 복수의 fMRI를 획득할 수 있다. 영상 획득 장치(100)는 제1 스캐너 또는 제2 스캐너를 사용하여 복수의 fMRI를 획득할 수 있다. 영상 획득 장치(100)는 복수의 fMRI를 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)에 전송할 수 있다.

[0045] 기능적 연결성 데이터 획득 장치는 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다(S620). 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 fMRI를 영상 획득 장치(100)로부터 수신할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 fMRI에 대한 전처리를 수행할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 전처리가 수행된 복수의 fMRI들의 볼륨을 미리 설정한 관심 영역을 기초로 분할할 수 있고, 시계열을 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 분할 결과 및 시계열을 기초로 복수의 기능적 연결성을 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 복수의 기능적 연결성을 기초로 RSFC 행렬을 획득할 수 있다. 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)는 RSFC 행렬에 대한 벡터화를 수행하여 복수의 기능적 연결성 데이터를 획득할 수 있다.

[0046] 데이터 처리 장치는 스캐너 및 인자를 예측할 수 있다(S630). 데이터 처리 장치(300)는 복수의 기능적 연결성 데이터를 기능적 연결성 데이터 획득 장치(200)로부터 수신할 수 있다. 데이터 처리 장치(300)는 미리 학습이

수행된 인공신경망을 사용하여 복수의 기능적 연결성 데이터를 기초로 특징을 획득할 수 있다.

[0047] 데이터 처리 장치(300)는 미리 학습이 수행된 인공신경망을 사용하여 특징으로부터 스캐너를 예측할 수 있다. 스캐너는 제1 스캐너 또는 제2 스캐너를 포함할 수 있다.

[0048] 데이터 처리 장치(300)는 미리 학습이 수행된 인공신경망을 사용하여 특징 및 스캐너 예측 결과를 기초로 으로부터 인자를 예측할 수 있다. 인자는 p-인자일 수 있다. 데이터 처리 장치(300)는 S630의 단계를 미리 설정한 횟수만큼 반복 수행할 수 있다.

[0050] 도 7 내지 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 장치의 효과를 설명하기 위한 개념도이다.

[0051] 도 7 내지 9는 기존의 기계학습 방법과 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 방법의 성능을 비교하기 위한 도면이다.

[0052] 도 7 내지 9를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 데이터 처리 방법(SGNN)에 따라 데이터를 처리하는 경우 기존의 기계학습 방법들(KRR(kernel ridge regression), LR_{ridge}(ridge regression), SVM(support vector machine-based regression), PLS(partial least squares regression), LR_{lasso}(lasso regression) 또는 LR(logistic regression))에 따라 데이터를 처리하는 경우에 비해 CC(correlation coefficient)가 크고, MAE(mean absolute error)가 작은 것을 확인할 수 있다. 따라서, p-인자 예측 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다.

[0054] 본 발명의 실시예에 따른 방법의 동작은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드로서 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의해 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터로 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드가 저장되고 실행될 수 있다.

[0055] 또한, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 롬(rom), 램(ram), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같이 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다. 프로그램 명령은 컴파일러(compiler)에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터(interpreter) 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.

[0056] 본 발명의 일부 측면들은 장치의 문맥에서 설명되었으나, 그것은 상응하는 방법에 따른 설명 또한 나타낼 수 있고, 여기서 블록 또는 장치는 방법 단계 또는 방법 단계의 특징에 상응한다. 유사하게, 방법의 문맥에서 설명된 측면들은 또한 상응하는 블록 또는 아이템 또는 상응하는 장치의 특징으로 나타낼 수 있다. 방법 단계들의 몇몇 또는 전부는 예를 들어, 마이크로프로세서, 프로그램 가능한 컴퓨터 또는 전자 회로와 같은 하드웨어 장치에 의해(또는 이용하여) 수행될 수 있다. 몇몇의 실시예에서, 가장 중요한 방법 단계들의 하나 이상은 이와 같은 장치에 의해 수행될 수 있다.

[0057] 실시예들에서, 프로그램 가능한 로직 장치(예를 들어, 필드 프로그래머블 게이트 어레이)가 여기서 설명된 방법들의 기능의 일부 또는 전부를 수행하기 위해 사용될 수 있다. 실시예들에서, 필드 프로그래머블 게이트 어레이는 여기서 설명된 방법들 중 하나를 수행하기 위한 마이크로프로세서와 함께 작동할 수 있다. 일반적으로, 방법들은 어떤 하드웨어 장치에 의해 수행되는 것이 바람직하다.

[0058] 이상 본 발명의 바람직한 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

[0059] 1000: 뇌 신호 처리 시스템

100: 영상 획득 장치

200: 기능적 연결성 데이터 획득 장치

300: 데이터 처리 장치

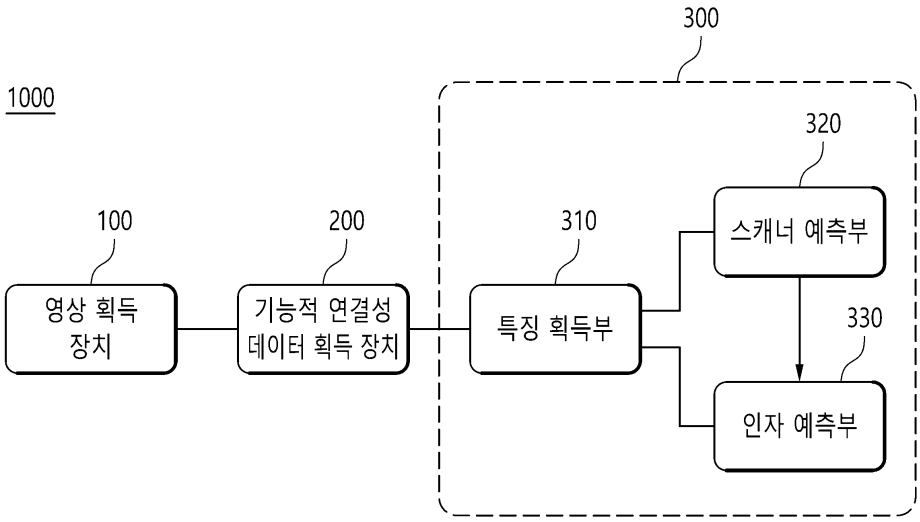
310: 특징 획득부

320: 스캐너 예측부

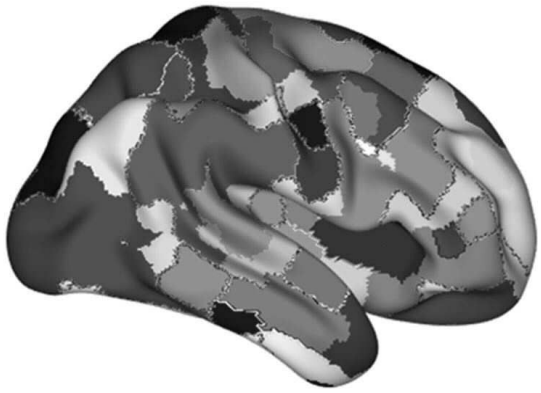
330: 인자 예측부

도면

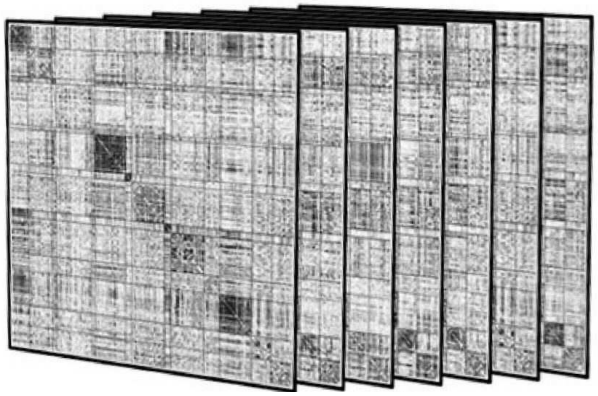
도면1



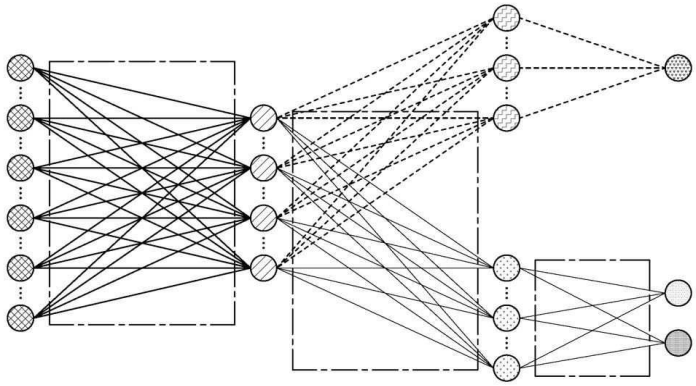
도면2



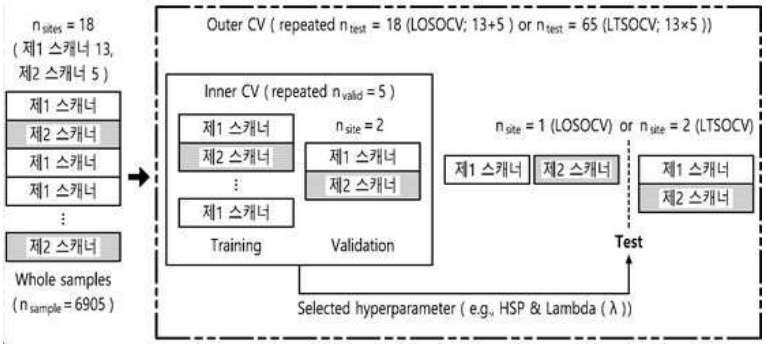
도면3



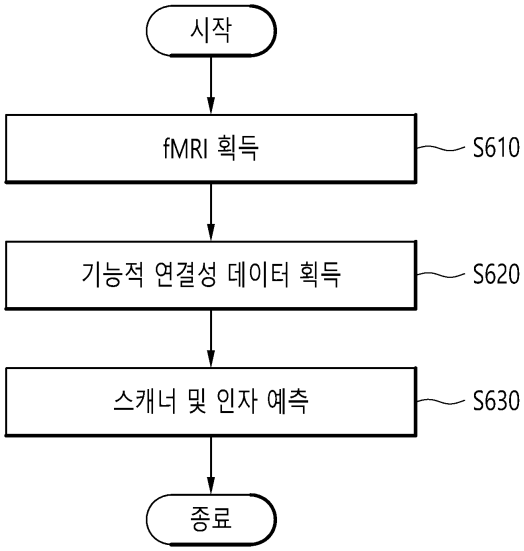
도면4



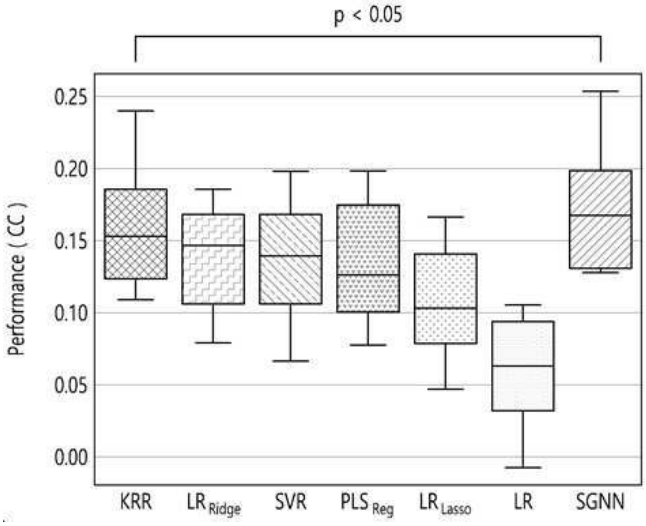
도면5


n sites = 18
(제1 스캐너 13,
제2 스캐너 5)
제1 스캐너
제2 스캐너
제1 스캐너
제1 스캐너
제2 스캐너
Whole samples
(n sample = 6905)
Outer CV (repeated n test = 18 (LOSOCV; 13+5) or n test = 65 (LTSOCV; 13×5))
Inner CV (repeated n valid = 5)
제1 스캐너
제2 스캐너
제1 스캐너
n site = 2
제1 스캐너
제2 스캐너
Training
Validation
n site = 1 (LOSOCV) or n site = 2 (LTSOCV)
제1 스캐너
제2 스캐너
제1 스캐너
제2 스캐너
Test
Selected hyperparameter (e.g., HSP & Lambda (λ))

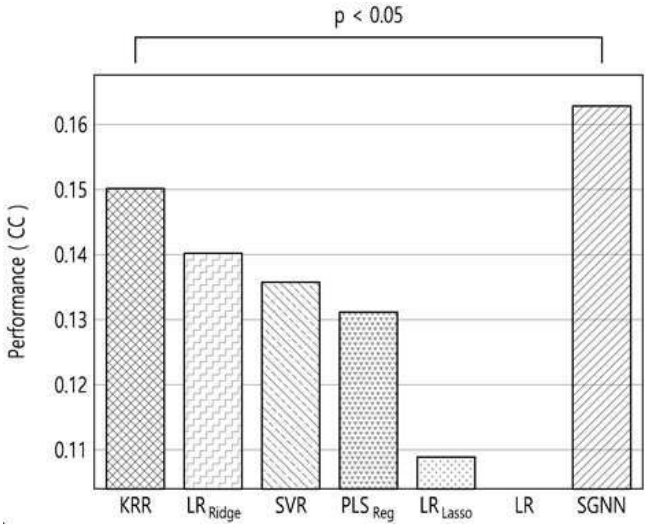
도면6


시작
fMRI 획득
S610
기능적 연결성 데이터 획득
S620
스캐너 및 인자 예측
S630
종료

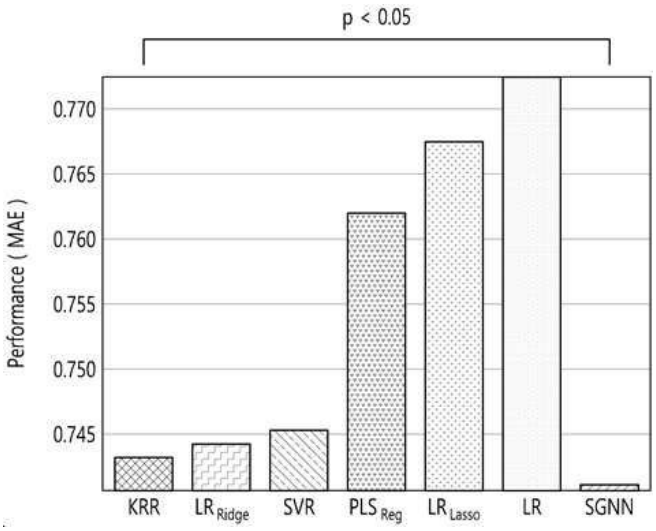
도면7


p < 0.05
Performance (CC)
0.25
0.20
0.15
0.10
0.05
0.00
KRR
LR Ridge
SVR
PLS Reg
LR Lasso
LR
SGNN

도면8


p < 0.05
Performance (CC)
0.16
0.15
0.14
0.13
0.12
0.11
KRR
LR Ridge
SVR
PLS Reg
LR Lasso
LR
SGNN

도면9


p < 0.05
Performance (MAE)
0.770
0.765
0.760
0.755
0.750
0.745
KRR
LR Ridge
SVR
PLS Reg
LR Lasso
LR
SGNN