



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0079794
(43) 공개일자 2023년06월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/372 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)

A61B 5/378 (2021.01) G06F 3/01 (2006.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/372 (2022.01)

A61B 5/378 (2021.01)

(21) 출원번호 10-2021-0166926

(22) 출원일자 2021년11월29일

심사청구일자 2021년11월29일

(71) 출원인

울산과학기술원

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50

가톨릭관동대학교산학협력단

강원도 강릉시 범일로579번길 24(내곡동, 가톨릭관동대학교)

(72) 발명자

김성필

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원

김민기

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원

손정우

인천광역시 연수구 아트센터대로97번길 15 더샵그린워크2차 1103동 1803호

(74) 대리인

특허법인지원

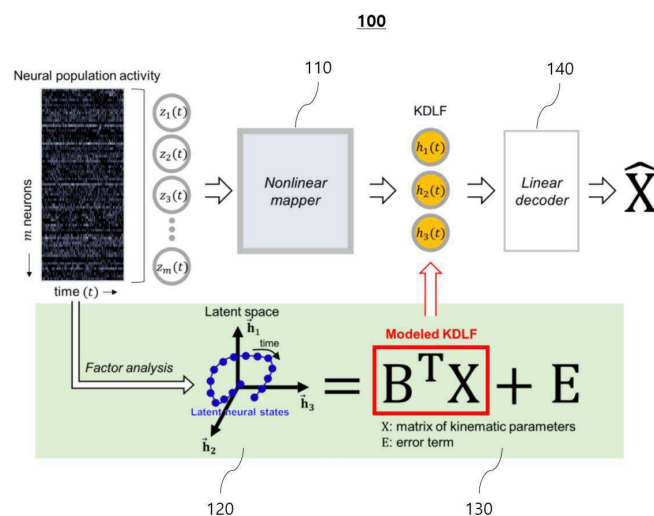
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 뇌-기계 인터페이스의 해독성능을 향상시키기 위한 대뇌 운동피질의 집단신경세포의 운동 종속 공변활동 잠재요인을 추출하는 방법 및 장치에 관한 것이다. 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법은, (a) 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 단계; (b) 상기 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하는 단계; 및 (c) 상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 단계;를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1a



(52) CPC특허분류

A61B 5/40 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

G06F 3/015 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711134341
과제번호	2021M3E5D2A0101954211
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	초융합AI원천기술개발
연구과제명	AI 기반 신경세포 집단 활동 모델링을 통한 탐색 학습 인지 프로세스 해독 기술 개
발	
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2021.04.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 단계;
- (b) 상기 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하는 단계; 및
- (c) 상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 단계;

를 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 (a) 단계 이후에,

상기 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델에 적용하여 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하는 단계; 및

상기 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링하는 단계;

를 더 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 (a) 단계와 (b) 단계 사이에,

상기 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 상기 비선형 매핑 모델을 생성하는 단계;

를 더 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 상기 비선형 매핑 모델의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용되는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠

재요인 추출 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 운동 매개변수는, 상기 사용자에 대한 위치, 속도, 가속도 및 속력을 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법.

청구항 6

사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 획득부; 및

상기 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하고,

상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 제어부;

를 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제어부는,

상기 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델에 적용하여 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하고,

상기 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 제어부는,

상기 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 상기 비선형 매핑 모델을 생성하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 상기 비선형 매핑 모델의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용되는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 운동 매개변수는, 상기 사용자에게 대한 위치, 속도, 가속도 및 속력을 포함하는,

뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌-기계 인터페이스 해독 성능을 개선하기 위한 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 뇌-기계 인터페이스의 해독성능을 향상시키기 위한 대뇌 운동피질의 집단신경세포의 운동 종속 공변활동 잠재요인을 추출하기 위한 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 뇌를 장치에 직접 연결하는 것은 마비가 있는 사람들의 삶의 질을 개선하고 신경과학적 문제를 해결하는 것과 같은 다양한 요구로 인해 수십 년 동안 큰 관심의 대상이었다.

[0004] 수십 년 동안 많은 연구에서 일반적으로 일차 운동 피질(primary motor cortical)(M1) 활동을 제어 신호로 변환하는 임상적으로 유효한 피질 내 뇌-기계 인터페이스(brain-machine interfaces, BMI)를 개발하려고 시도가 있었다.

[0005] 그러나 신경 집단 활동의 노이즈 관찰에서 정확한 운동 정보를 추정하는 것은 BMI에서 진행 중인 과제 중 하나로 남아 있으며, 이에 대한 연구 결과는 미흡한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) [특허문헌 1] 한국등록특허 제10-1314570호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위하여 창출된 것으로, 대뇌 운동피질 집단신경세포활동으로부터 운동 종속 공변활동을 표상하는 잠재요인을 추출하여 뇌-기계 인터페이스 해독 성능을 개선하는 것을 그 목적으로 한다.

[0008] 또한, 본 발명은 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동정보를 명확히 표상하는 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 추정하기 위한 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0009] 또한, 본 발명은 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression

model)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링하기 위한 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0010] 본 발명의 목적들은 이상에서 언급한 목적들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아래의 기재로부터 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 상기한 목적들을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 해독성능을 향상시키기 위한 대뇌 운동피질의 집단신경세포의 운동 종속 공변활동 잠재요인 추출 방법은, (a) 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 단계; (b) 상기 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하는 단계; 및 (c) 상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 단계;를 포함할 수 있다.

[0013] 실시예에서, 상기 뇌-기계 인터페이스의 해독성능을 향상시키기 위한 대뇌 운동피질의 집단신경세포의 운동 종속 공변활동 잠재요인 추출 방법은, 상기 (a) 단계 이후에, 상기 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델에 적용하여 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하는 단계; 및 상기 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0014] 실시예에서, 상기 뇌-기계 인터페이스의 해독성능을 향상시키기 위한 대뇌 운동피질의 집단신경세포의 운동 종속 공변활동 잠재요인 추출 방법은, 상기 (a) 단계와 (b) 단계 사이에, 상기 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 상기 비선형 매핑 모델을 생성하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0015] 실시예에서, 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 상기 비선형 매핑 모델의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용될 수 있다.

[0016] 실시예에서, 상기 운동 매개변수는, 상기 사용자에게 대한 위치, 속도, 가속도 및 속력을 포함할 수 있다.

[0017] 실시예에서, 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 분석 기반 뇌-기계 인터페이스 해독 장치는, 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 획득부; 및 상기 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하고, 상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 제어부;를 포함할 수 있다.

[0018] 실시예에서, 상기 제어부는, 상기 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델에 적용하여 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하고, 상기 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링할 수 있다.

[0019] 실시예에서, 상기 제어부는, 상기 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 상기 비선형 매핑 모델을 생성할 수 있다.

[0020] 실시예에서, 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 상기 비선형 매핑 모델의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용될 수 있다.

[0021] 실시예에서, 상기 운동 매개변수는, 상기 사용자에게 대한 위치, 속도, 가속도 및 속력을 포함할 수 있다.

[0022] 상기한 목적들을 달성하기 위한 구체적인 사항들은 첨부된 도면과 함께 상세하게 후술될 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다.

[0023] 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라, 서로 다른 다양한 형태로 구성될 수 있으며, 본 발명의 개시가 완전하도록 하고 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자(이하, "통상의 기술자")에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해서 제공되는 것이다.

발명의 효과

- [0025] 본 발명의 일 실시예에 의하면, 잠재 요인으로부터 운동 정보를 강화하는 감독형 학습 (supervised learning) 프레임워크를 따름으로써 집단 신경 세포 활동의 잠재 요인에 대한 운동정보 내포의 보장성을 극대화할 수 있다.
- [0026] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의하면, 비선형 모델의 장점을 통해 운동관련 잠재요인을 추정하고, 잠재 신경 활동 상태의 분석적 접근을 용이하게 할 수 있다.
- [0027] 본 발명의 효과들은 상술된 효과들로 제한되지 않으며, 본 발명의 기술적 특징들에 의하여 기대되는 잠정적인 효과들은 아래의 기재로부터 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0029] 도 1a는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 과정을 도시한 도면이다.
- 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 모델링된 KDLF에 대응하는 잠재 신경 상태의 템플릿을 도시한 도면이다.
- 도 1c는 본 발명의 일 실시예에 따른 노이즈에 의해 취약해진 운동학적 요인 (faint kinematic factors, faint KF)를 포함하는 노이즈 잠재 신경 상태를 도시한 도면이다.
- 도 1d는 본 발명의 일 실시예에 따른 명확한 운동학적 요인(clear KF)를 포함하는 잠재 신경 상태를 도시한 도면이다.
- 도 2a 내지 2c는 본 발명의 일 실시예에 따른 각 원숭이에 대한 모델링된 KDLF와 추정된 KDLF 간 상관관계 (correlation, CRR)을 도시한 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 잠재 신경 상태를 동역학적 변화로써 표상하는 jPCA의 시각화를 도시한 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 각 원숭이에 대한 실제 상지 운동 속도 궤적과 KDLF를 해독하여 예측된 상지 운동 속도 궤적 그래프를 도시한 도면이다.
- 도 5a는 본 발명의 일 실시예에 따른 상관관계 성능 그래프를 도시한 도면이다.
- 도 5b는 본 발명의 일 실시예에 따른 해독오차 (root-mean square error, RMSE)의 성능 그래프를 도시한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 예측된 상지 운동 속도로부터 재구성된 위치 궤적을 도시한 도면이다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 해독 성능을 향상시키기 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법을 명시적으로 도시한 도면이다.
- 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치의 기능적 구성을 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0030] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고, 여러 가지 실시예들을 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 이를 상세히 설명하고자 한다.
- [0031] 청구범위에 개시된 발명의 다양한 특징들은 도면 및 상세한 설명을 고려하여 더 잘 이해될 수 있을 것이다. 명세서에 개시된 장치, 방법, 제법 및 다양한 실시예들은 예시를 위해서 제공되는 것이다. 개시된 구조 및 기능상의 특징들은 통상의 기술자로 하여금 다양한 실시예들을 구체적으로 실시할 수 있도록 하기 위한 것이고, 발명의 범위를 제한하기 위한 것이 아니다. 개시된 용어 및 문장들은 개시된 발명의 다양한 특징들을 이해하기 쉽게 설명하기 위한 것이고, 발명의 범위를 제한하기 위한 것이 아니다.
- [0032] 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우, 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0033] 이하, 본 발명의 일 실시예에 따른 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 분석 기반 뇌-기계 인터페

이스 해독 방법 및 장치를 설명한다.

[0035] 도 1a는 본 발명의 일 실시예에 따른 대뇌 운동피질 집단신경세포 운동종속 공변활동의 잠재요인 분석 기반 뇌-기계 인터페이스 해독 과정(100)을 도시한 도면이다. 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 모델링된 KDLF에 대응하는 잠재 신경 상태의 템플릿을 도시한 도면이다. 도 1c는 본 발명의 일 실시예에 따른 노이즈에 취약해진 운동학적 요인 (faint kinematic factor, faint KF)를 포함하는 노이즈 잠재 신경 상태를 도시한 도면이다. 도 1d는 본 발명의 일 실시예에 따른 명확해진 운동학적 요인 (clear kinematic factor)를 포함하는 잠재 신경 상태를 도시한 도면이다. 일 실시예에서, 도 1a의 뇌-기계 인터페이스 해독 과정(100)은 아래 도 8의 뇌-기계 인터페이스 해독 장치(800)에 의해 수행될 수 있다.

[0036] 도 1a 내지 1d를 참고하면, 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득할 수 있다.

[0037] 또한, 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)(110)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출할 수 있다.

[0038] 또한, 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)(140)에 적용하여 운동 매개변수를 결정할 수 있다.

[0039] 일 실시예에서, 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델(120)에 적용하여 잠재 공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하고, 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)(130)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링할 수 있다.

[0040] 일 실시예에서, 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 비선형 매핑 모델(110)을 생성할 수 있다. 여기서, 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 비선형 매핑 모델(110)의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용될 수 있다.

[0041] 구체적으로, 일 실시예에서, 뇌-기계 인터페이스 해독 과정(100)에서, 운동 종속 잠재 요인을 추출할 수 있다.

[0042] 일 실시예에서, <수학식 1>과 같은 생성 모델을 기반으로 하는 요인분석 (factor analysis, FA)에 의해 처음에 m차원 평활 스파이크 카운트(smoothed spike count, SSC) $\mathbf{z} = \{z_1, \dots, z_m\}^T \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 의 d차원 잠재 요인 $\mathbf{h} = \{h_1, \dots, h_d\}^T \in \mathbb{R}^{d \times 1}$ 를 획득할 수 있다.

수학식 1

[0043]
$$\mathbf{z} = \mathbf{F}\mathbf{h} + \mathbf{c} + \mathbf{e}$$

[0044] 여기서, F는 요인 적재 행렬(matrix of factor loading), e는 가우스 분포를 따르는 오차항, c는 모든 데이터 샘플에서 계산된 평균 SSC 벡터를 나타낸다.

[0045] 일 실시예에서, 비교할 두 가지 접근 방식(FA 및 GPFA)에 대한 요인의 수는 LFADS 및 PSID를 제외하고 동일하게 고정되고, 하이퍼 매개변수를 스위핑하여 최적화되며, 예를 들어, 원숭이 C는 19, 원숭이 M은 15, 원숭이 F는 28로 구성될 수 있다.

[0046] 일 실시예에서, 선택한 차원 수가 합리적인지 여부를 평가하기 위해 2에서 35까지 1씩 증분하여 훈련된 FA 모델을 사용하여 검증 테스트 데이터에서 추론된 로그 가능도(log-likelihood)의 변화를 추적할 수 있다. 여기서 최대 로그 가능성은 집단 신경의 협력을 반영할 수 있다.

[0047] 일 실시예에서, 각 데이터 세트의 FA 모델에서 d에 대한 로그 가능도의 변화를 나타낼 수 있다. 그 결과 차원의 개수가 최대 로그 가능도 부근임을 확인할 수 있다. 이러한 절차는 훈련 세트에서 4중 교차 검증을 통해 수행될 수 있다.

[0048] 또한, 본 발명에 따르면, 위치 $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^{2 \text{ or } 3}$, 속도 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^{2 \text{ or } 3}$, 가속도 $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^{2 \text{ or } 3}$, 속력 $\|\mathbf{v}\| \in \mathbb{R}^1$ 와 같은 여러 유형의 운동 매개변수를 포함하는 운동 벡터 $\mathbf{x}$ 로 결과 잠재 요인 $\mathbf{h}$ 를 모델링할 수 있다.

[0049] 선형 회귀 모델은 <수학식 2>와 같이 h에서 x로 i번째 변수를 설명하는데 사용될 수 있다.

수학식 2

$$h_i(t) = \beta_i x(t) + \epsilon_i(t), \quad t = 1, \dots, T$$

여기서, $h_i(t)$ 는 시점 t 에서 h 의 i 번째 변수를 나타내고, β_i 는 i 번째 변수에 대한 선형 모델 계수의 벡터를 나타내며, $\epsilon_i(t)$ 는 가우스 분포를 따르는 오차항을 나타낸다.

일 실시예에서, 선형 회귀 모델(linear regression model)(130)을 사용하여 모든 i 에 대해 $h_i(t)$ 를 추정할 수 있다.

잠재 신경 상태가 근육 활성화 패턴과 밀접하게 연관되어 있기 때문에 여기에서 가능한 많은 운동 매개변수를 사용할 수 있다.

마지막으로, $i = 1, \dots, d$ 에 대한 모델링된 출력 $\hat{h}(i)$ 를 모델링된 KDLF로 결정할 수 있다. 본 발명에 따르면, KDLF를 모든 운동 매개변수에 의해 설명되는 오리진날 잠재 요인의 구성 요소로 결정할 수 있다.

일 실시예에서, 신경 집단 활동에서 운동 중속 잠재 요인의 추정을 위하여, 신경 집단 활동에서 KDLF를 추정하기 위해 z 와 h 사이의 비선형 매핑 모델(110)을 설계할 수 있다.

일 실시예에서, 비선형 매핑 모델(110)을 MLP, DCCA 및 LSTM의 세 가지 ANN으로 근사하고, 모델링된 KDLF와 추정된 KDLF 간의 Pearson 상관 계수(correlation coefficient, CRR) 분포를 비교할 수 있다.

입력 신경 집단 활동(input neuronal population activity)(z)과 KDLF 출력(h) 사이의 비용 함수(cost function)를 최소화하기 위해 <수학식 3>과 같이 비선형 함수 근사를 수행할 수 있다.

수학식 3

$$\{\theta^*, \mathbf{b}^*\} = \arg \min_{\theta, \mathbf{b}} f_e(\theta^T \mathbf{z} + \mathbf{b}, \mathbf{h})$$

여기서, θ 는 가중치의 행렬, $\mathbf{b}$ 는 네트워크의 편향 벡터(vector of bias), $f_e(\cdot)$ 은 비용 함수를 나타낸다.

z 와 h 사이의 비선형 관계를 가정하면, 시점 t 에서 z_t 에서 KDLF $\hat{h}_t$ 를 <수학식 4>와 같이 추정할 수 있다.

수학식 4

$$\hat{h}_t = f(z_t; \theta^*, \mathbf{b}^*)$$

여기서, $f(\cdot)$ 는 ANN(artificial neural network)에 의해 훈련된 비선형 매핑을 나타낸다.

예를 들어, 모든 ANN은 300회 반복되는 베이저안 최적화 알고리즘(Bayesian optimization algorithm)을 통해 하이퍼 매개변수가 최적화된 2개의 레이어로 고정될 수 있다.

ANN 중 하나이며 입력, 출력 및 다중 은닉 레이어가 있는 다중 레이어로 구성된 MLP는 고정 쌍곡선 탄젠트 전달 함수(fixed hyperbolic tangent transfer function)로 특정 범위 내에서 4개의 매개변수를 최적화할 수 있다.

예를 들어, 각 하이퍼 매개변수의 범위는 은닉 노드의 수 $\{5, 6, \dots, 100\}$, 최소 기울기 $\{1e-8, \dots, 1e-5\}$, 학습률 $\{0.001, \dots, 0.1\}$, 감소율 $\{0.01, \dots, 0.5\}$ 이고 증가율 $\{1, 2, \dots, 15\}$ 일 수 있다.

일 실시예에서, 오토엔코더(Autoencoder) 구조를 기반으로 두 랜덤 변수(z 및 h)에 대한 표준 변수 간의 상관 관계를 최대화하는 매개 변수를 찾는 DCCA는 구성될 수 있다.

- [0067] DCCA의 경우, 다음과 같은 범위 내에서 고정 선형 정류기 함수(fixed linear rectifier function)를 사용하여, z 및 h 에 대한 은닉 노드 수 $\{5, 6, \dots, 512\}$, z 및 h 에 대한 정규화 매개변수 $\{1e-6, \dots, 1e-3\}$, z 및 h 에 대한 기울기 추정을 위한 미니 배치 크기 $\{16, 17, \dots, 1024\}$, 모든 가중치 매개변수에 대한 가중치 감쇠 매개변수 $\{1e-6, \dots, 1e-3\}$, 초기 학습률 $\{0.001, \dots, 0.1\}$, 학습률 감쇠 매개변수 $\{0.5, \dots, 1\}$, 모멘텀 매개변수 $\{0.5, \dots, 1\}$ 와 같은 10개의 하이퍼 매개변수를 최적화할 수 있다.
- [0068] 일 실시예에서, 딥러닝 분야에 포함되는 LSTM은 단일 데이터 및 순차적 데이터 처리할 수 있다.
- [0069] LSTM의 경우, 은닉 노드 수 $\{5, 6, \dots, 100\}$, 초기 학습률 $\{0.001, \dots, 0.1\}$, 미니 배치 크기 $\{16, \dots, 1024\}$, L2-정규화 매개변수 $\{1e-6, \dots, 1e-3\}$, 기울기 감쇠 계수 $\{0.5, \dots, 1\}$, 제곱 기울기 감쇠 계수 $\{0.5, \dots, 1\}$, 학습률 감소 계수 $\{0.5, \dots, 1\}$, 학습률 하락 기간 $\{5, 6, \dots, 100\}$ 와 같은 8개의 하이퍼 매개변수를 최적화할 수 있다.
- [0070] 모든 원숭이에 대한 MLP, DCCA 및 LSTM의 최적화된 하이퍼 매개변수가 결정될 수 있으나, 이는 제한되지 않는다.
- [0071] 일 실시예에서, 최적화된 하이퍼 매개변수를 사용하여 각 비선형 매퍼 모델(110)에 대한 훈련 시간을 측정할 수 있다. 또한, 최적화된 비선형 매퍼 모델(110)은 각 ANN의 구조적 특성에 따라 신경 집단 활동에서 KDLF를 추정할 수 있다.
- [0072] 일 실시예에서, 다른 잠재 신경 상태(Other Latent Neural State)에 대해, KDLF에 의해 형성된 신경 상태와 SSC, FA, GPFA 및 LFADS에 의해 얻은 다른 4개의 기존 신경 상태를 비교 분석할 수 있다.
- [0073] 예를 들어, 스파이크 수를 평활화하여 신경 상태는 잠재 변수를 더 이상 추론하지 않고 원래 집단 활동을 유지할 수 있다(즉, $d=m$).
- [0074] FA에 의한 신경 상태에 대해서는 위의 절차에서 추론된 잠재 요인 h 를 사용할 수 있다.
- [0075] 일 실시예에서, GPFA는 단일 시도에서 가우스 커널 평활화 프로세스로 노이즈 특성을 최소화하기 위한 FA의 변형일 수 있다.
- [0076] FA에서와 같이, 모든 원숭이에 대한 최소 재구성 오류로 GPFA에 대한 최적의 차원을 예를 들어, 원숭이 C의 경우 10, 원숭이 M의 경우 19, 원숭이 F의 경우 15와 같이 결정할 수 있다.
- [0077] 가우시안 프로세스(Gaussian process, GP) 타임스케일을 100ms로 초기화하고, GP 노이즈 분산을 0.001로 초기화할 수 있다.
- [0078] FA 및 GPFA에 의해 추정된 신경 상태는 아래에 설명된 운동(motor) 디코딩 알고리즘에 대한 입력으로 사용될 수 있다.
- [0079] LFADS는 신경 집단 급증 활동의 기본 역학을 처리하여 잡음이 없는 신경발화율을 유추하기 위해 사용될 수 있다.
- [0080] 집단 활동 역학을 설명하기 위해 RNN을 기반으로 하는 변형 오토인코더를 통해 일반 역학 시스템을 모델링할 수 있다.
- [0081] 또한, 노이즈 제거된 신경발화율을 추정할 수 있다. 일 실시예에서, 스티치(stitched) LFADS가 아닌 단일 LFADS만 수행할 수 있다.
- [0082] 그러나, 시도 횟수가 참조된 매개변수 데이터와 유사하더라도 입력 단위가 다르기 때문에 인코더 및 생성기(generator)의 단위 수를 포함하여 여러 매개변수를 스윙핑할 수 있다.
- [0083] 인코더의 단위 수는 원숭이 C, M 및 F에 대해 각각 128, 64 및 64이고 생성기의 단위 수는 32, 32 및 256일 수 있다.
- [0084] 그런 다음, 잠재 요인을 스윙핑하면서 디코딩 성능을 측정하여 최적의 잠재 요인 수를 설정할 수 있다. 예를 들어, 잠재 요인의 수는 원숭이 C, M 및 F에 대해 각각 28, 24 및 28일 수 있다.
- [0085] 한편, 이러한 중요한 하이퍼 매개변수에 해당하는 빈(bin) 크기는 FA와 유사하게 구성될 수 있다.
- [0086] 일 실시예에서, PSID 알고리즘은 행동 관련 신경 역학을 분리하고 모델링하기 위해 사용될 수 있다.

- [0087] 이는 시계열 데이터 세트(신경 활동 및 행동 데이터) 및 일반적인 동적 선형 상태 공간 모델의 매개변수를 식별하여 상태 차원 매개변수를 사용하여 유의한 잠재 신경 상태를 모델링하는 동시에 행동 관련 신경 역학을 고려할 수 있다.
- [0088] 따라서, 디코딩 성능을 측정하여 원숭이 C, M 및 F에 대해 상태 차원을 각각 35, 34 및 24로 설정하고 상태 차원(state dimension)을 2에서 35까지 1씩 스위핑할 수 있다.
- [0089] 특히, 모든 하이퍼 매개변수의 최적화는 4중 교차 검증을 통해 수행되었으며 검증 데이터는 훈련 데이터와 분리될 수 있다.
- [0090] 일 실시예에서, 신경 궤적 시각화(Neural Trajectory Visualization)를 위해, 먼저 jPCA를 사용하여 5가지 신경 상태(KDLF, SSC, FA, GPFA 및 LFADS) 모두의 신경 역학 궤적을 비교할 수 있다.
- [0091] jPCA는 신경 집단 활동의 잠재 요인의 시간 궤적(temporal trajectory)을 나타내는 출력-널 모델(output-null model)을 시각화할 수 있다.
- [0092] 특히, 시각화된 궤적은 신경 집단 활동의 역학적 특성을 반영하고 단일 신경 활성 활동보다 행동 상태의 영향을 더 잘 포착할 수 있다.
- [0093] 일 실시예에서, 디코딩 및 평가(Decoding and Evaluation)를 위해, 각 방법으로 생성된 신경 상태를 디코딩하여 <수학식 5>로 주어진 간단한 선형 디코더(140)를 사용하여 4개의 운동 매개변수(위치, 속도, 가속도 및 속력)를 예측할 수 있다. 여기서, 운동 매개변수의 종류 및 개수는 다양하게 설정될 수 있다.

수학식 5

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{y}(t)$$

- [0094] 여기서, $\mathbf{A}$ 는 디코더 계수의 행렬을 나타내고, $\mathbf{x}(t)$ 는 운동 매개변수 벡터이고, $\mathbf{y}(t)$ 는 비교를 위한 분석 모델 때문에 주어진 신경 상태 벡터를 나타낸다.
- [0095] 각 데이터 세트에 대해 모든 시도의 처음 75%는 훈련 세트로 설정되었고 나머지 25%는 테스트에 사용될 수 있다 (예: 트레이닝 세트 = 132개 시도, 테스트 세트 = 원숭이 C에서 43개, 훈련 세트 = 269개, 테스트 세트 = 원숭이 M에서 89, 훈련 세트 = 339, 원숭이 F에서 테스트 세트 = 112).
- [0096] 본 발명에 따르면, 훈련과 검사가 순차적으로 진행되는 온라인 BMI 상황을 에뮬레이션했기 때문에 교차 검증 복호화를 수행하지 않았지만, 별도의 분석에서 4중 교차 검증을 수행하여, 복호화 평가 결과가 순차 테스트 및 교차 검증 간에 차이가 크지 않다는 점을 확인할 수 있다.
- [0097] 특히, 각 데이터 세트의 특성에 따라 편향된 결과가 발생할 수 있다.
- [0098] 디코딩 성능을 평가하기 위해 각 운동 매개변수의 예측값과 실제값 사이의 RMSE(root-mean-square error) 및 CRR (correlation coefficient)을 측정할 수 있다.
- [0099] 일 실시예에서, 선형 회귀 모델(linear regression model)(130)을 이용하여, 잠재 요인의 운동 종속 요소성분(kinematics-dependent components)을 추출함으로써, 운동 종속 잠재 요인(kinematics-dependent latent factor)을 모델링할 수 있다.
- [0100] 일 실시예에서, 비선형 매핑 모델(110)을 통해 집단 활동(population activity)에서 운동 종속 잠재 요인을 추정할 수 있다.
- [0101] 본 발명에 따르면, 운동 종속 잠재 요인은 운동 시작 전후의 잠재 신경 상태를 구별하는 신경 궤적을 생성할 수 있다.
- [0102] 따라서, 본 발명에 따르면, 관찰 가능한 행동을 통해 잠재 신경 상태의 운동 요인을 더욱 개선할 수 있는 아키텍처를 제안하면서 협동 활동(co-activity)의 고유한 특성을 최대한 보존할 수 있다.
- [0103] 본질적으로 잠재 신경 상태의 운동 특성을 특성화하기 위해 각 차원에 대해 정의된 템플릿을 훈련하여 잡음이 많은 잠재 신경 상태에서 운동 요인을 개선할 수 있는 필터를 구축할 수 있다.

- [0105] 일 실시예에서, 도 1b를 참고하면, 각 템플릿(모델링된 KDLF)은 노이즈 항을 고려하지 않고 추론된 신경 잠재 상태에서부터 선형적으로 운동 정보를 설명하는 선형 모델 계수에 의해 추출될 수 있다.
- [0106] 신경 활동에서 운동 매개변수(kinematic parameter)를 정확하게 설명할 수 있는 비선형 근사(nonlinear approximation)의 이점을 고려하여, 인공 신경망(artificial neural network, ANN)을 통해 행동과 강력하게 연결된 잠재 신경 상태를 개선하는 하나의 비선형 매핑 모델(140)을 설계했습니다.
- [0107] 일 실시예에서, 도 1(d)를 참고하면, 신경 집단 활동의 운동 특성을 명확히 하는 잠재 신경 상태를 특성화하는데 도움이 될 뿐만 아니라, 디코딩 알고리즘에 적용하여 BMI 성능을 향상시킬 수도 있다.
- [0108] 따라서, 본 발명에 따르면, 운동 종속 잠재 요인을 추정하여 신경 집단 활동 신경 상태(neuronal population activity neural states)를 찾기 위한 새로운 운동 기반 접근 방식이 설명될 수 있다.
- [0109] 운동 종속 잠재 요인은 두 개의 연속 단계를 통해 추정될 수 있다. 첫째, 집단 활동의 잠재 요인을 추론하기 위해 FA를 수행할 수 있다.
- [0110] 둘째, 선형 회귀를 사용하여 운동 매개변수에 의해 설명되는 잠재 요인의 구성요소를 추출할 수 있다. 이를 통해, 운동 매개변수와 선형적으로 상관된 각 잠재 신경 요인에 대한 템플릿을 정의할 수 있다.
- [0111] 이러한 추출된 구성 요소를 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-dependent latent factor, KDLF)라고 결정할 수 있다.
- [0112] KDLF는 더 이상 집단 활동에서 직접 추정할 수 없기 때문에 집단 활동(즉, 신경발화율(firing rate))에서 직접 KDLF를 추정하는 비선형 매핑 모델(140)을 구축할 수 있다. 여기서, 신경발화율은 '신경세포신호', '발화율' 또는 이와 동등한 의미를 갖는 용어로 지칭될 수 있다.
- [0113] 본 발명에 따르면, 단일 시험에서 신경 세포 집단 활동의 공유 가변성(shared variability)과 FA와 신경 세포의 관절 활동 변화를 얻을 수 있기 때문에 초기 잠재 신경 상태를 찾기 위해 FA를 사용할 수 있다.
- [0114] 잠재 신경 상태(latent neural state)는 근육 활성화를 생성하기 위한 신경 신호로 설명될 수 있기 때문에 사지 움직임의 다양한 운동과 상관 관계가 있을 가능성이 높을 수 있다.
- [0115] 훈련 후 BMI를 실행하는 경우와 같이 사용 가능한 운동 정보 없이 이러한 잠재 신경 상태를 얻기 위해 ANN을 사용하여 집단 활동과 KDLF 사이의 비선형 매핑 모델(110)을 생성할 수 있다.
- [0116] 일 실시예에서, 신경 집단 활동에서 KDLF에 대한 매핑을 근사할 수 있는 여러 비선형 매핑을 비교하고, 그 중 하나를 선택하여 KDLF가 운동 디코딩(motor decoding)에 미치는 영향을 평가할 수 있다.
- [0117] 일 실시예에서, KDLF 추정에 대한 세 가지 대표적인 비선형 매핑 모델(110)은 다층 퍼셉트론(multilayer perceptron, MLP), 장단기 기억(long short-term memory, LSTM) 순환 신경망(recurrent neural network, RNN) 및 DCCA(deep canonical correlation analysis) 또는 심층 정준 상관 자동 인코더(deep canonically correlation autoencoder)를 포함할 수 있다.
- [0118] 예를 들어, ANN 중 하나인 MLP는 입력 레이어(input layer) 및 출력 레이어(output layer)를 포함하여 여러 개의 은닉 레이어(hidden layer)으로 구성될 수 있다.
- [0119] 일 실시예에서, 디코딩 성능을 다른 모델의 결과와 비교할 수 있다.
- [0120] 일 실시예에서, 다른 모델은 FA(factor analysis), GPFA(Gaussian process factor analysis), LFADS(latent factor analysis via dynamical systems), PSID(preferential subspace identification) 및 신경 집단 신경발화율(neuronal population firing rates)을 포함할 수 있다.
- [0121] 본 발명에 따른 분석 모델은 다른 모델보다 디코딩 정확도가 더 높음을 확인할 수 있다(평균 >17% 개선).
- [0122] 본 발명에 따른 방식은 M1 집단 활동에서 운동 정보에 특정한 잠재 신경 상태를 추출하는 새로운 방법을 열 수 있으며 온라인 피질 내 BMI에 대한 디코딩 성능을 잠재적으로 향상시킬 수 있다.
- [0124] 도 2a 내지 2c는 본 발명의 일 실시예에 따른 각 원숭이에 대한 모델링된 KDLF와 추정된 KDLF 간 상관관계(correlation, CRR)를 도시한 도면이다.

- [0125] 도 2a 내지 2c를 참고하면, 재료 및 방법(materials and method) 측면에서, 실험 동물 및 행동 과제(Experimental Animals and Behavioral Tasks)가 고려될 수 있다.
- [0126] 예를 들어, 히말라야 원숭이(Macaca mulatta)의 3개의 독립적으로 얻은 데이터 세트가 사용될 수 있다(원숭이 C, M 및 F).
- [0127] 각 원숭이에게 96채널 피질 내 미세 전극 어레이가 이식될 수 있다. 미세 전극 어레이는 일반적으로 세 원숭이 모두의 일차 운동 피질(M1) 팔 영역에 이식될 수 있다.
- [0128] 또한, 미세 전극 어레이는 원숭이 M의 등쪽 전운동 피질(PMd) 또는 원숭이 F의 배쪽 전운동 피질(PMv)에서 구현될 수 있다. 일 실시예에서, M1의 MEA에서 기록된 신경 활동 데이터가 사용될 수 있다.
- [0129] 원숭이 C는 2-링크 매니퓰란덤(two-link manipulandum)을 제어하여 2D 센터 아웃 도달 작업을 수행하도록 훈련될 수 있다.
- [0130] 원숭이 F는 가상 현실 환경에서 3D 센터 아웃 도달 작업(3D center-out reaching task)을 수행하도록 훈련될 수 있다.
- [0131] 예를 들어, 원숭이 C와 F는 컴퓨터 커서를 시작 위치에서 중심에서 등거리에 있는 방사상 표적 중 하나로 이동하도록 지시받을 수 있다.
- [0132] 원숭이 C의 경우, 원 위에 45° 간격으로 간격을 둔 8개의 표적이 제시될 수 있다.
- [0133] 원숭이 F의 경우, 구형 작업 공간의 표면에 고르게 분포된 26개의 표적이 제시될 수 있다.
- [0134] 원숭이 F에서 팔 위치는 광학 추적 시스템으로 모니터링 및 기록될 수 있다.
- [0135] 원숭이 M은 2-링크 매니퓰란덤을 제어하여 2D 공간에서 무작위로 순차적인 도달 작업을 수행하도록 훈련될 수 있다.
- [0136] 예를 들어, 원숭이 M은 컴퓨터 커서를 시작 위치에서 의사 무작위로 위치한 목표로 이동하도록 지시받을 수 있다.
- [0137] 이 경우, 하나의 목표에 도달하는 원숭이 C와 F의 작업과 대조적으로, 이 작업은 실험에서 4개의 목표를 순차적으로 제시하므로 더 자연적일 수 있다.
- [0138] 데이터 세트에서 원숭이 C, M, F는 각각 175, 498, 468번의 실험이 수행될 수 있다.
- [0139] 또한, 작업이 실패하거나 운동 데이터가 소음에 의해 오염된 나쁜 시도는 제외되어 데이터 분석을 위해 원숭이 C, M 및 F에서 각각 175, 358 및 451개의 실험이 수행될 수 있다.
- [0140] 일 실시예에서, 데이터 기록(Data Recording) 측면에서, 단일 신경 유닛(Single neuronal unit)은 각 원숭이에 대해 기록될 수 있다. 원숭이 C, M, F에서는, 각각 172, 67, 143개의 단일 유닛이 분류될 수 있다.
- [0141] 또한, 스파이크가 없거나 스파이크가 적은 스일런트 유닛(silent unit)(단일 시도의 평균 신경발화율에 대한 모든 시도의 분포에서 단일 시도 <5%의 평균 신경발화율에 해당하는 유닛)을 제외하고 원숭이 C, M 및 F에서 각각 101, 48 및 79 유닛을 분석할 수 있다.
- [0142] 선형 디코더를 사용한 예비 디코딩 테스트($p < 0.05$, Wilcoxon rank-sum 테스트)를 통해 대기 상태의 단일 유닛(스파이크가 없는 단일 유닛 제외)을 폐기하기 전과 후의 디코딩 성능 간에 큰 차이가 없음을 확인할 수 있다.
- [0143] 모든 원숭이의 전체 기록에 대한 각 장치의 신경 스파이크 트레인은 즉각적인 신경발화율을 추정하기 위해 겹치지 않고 20ms 시간 빈(bin)으로 비닝될 수 있다(binned).
- [0144] 그런 다음, 커널 표준 편차(kernel standard deviation)가 30ms로 설정된 가우스 커널을 사용하여 스파이크 수의 제곱근으로 평활화(smoothing)를 수행할 수 있다.
- [0145] 각 원숭이의 손 위치는 피스와이즈 큐빅 에르마이트 보간 다항식(piecewise cubic Hermite interpolating polynomial)을 사용하여 스파이크 카운트(즉, 20ms)의 해상도로 매칭하기 위해 리샘플링될 수 있다.
- [0146] 그런 다음, 우리는 표적 신호 전 160ms부터 표적 획득 시간까지로 정의된 각 도달 시도에 해당하는 신경 및 손 위치 데이터의 에포크(epoch)를 추출할 수 있다.

- [0147] 일 실시예에서, 하나의 적절한 방법을 선택하기 위해 모델링된 h 와 추정된 $\hat{h}$ 사이의 요소별 Pearson CRR을 계산할 수 있다. 도 2a 내지 2c를 참고하면, 각 원숭이에 대한 CRR 분포를 보여줍니다. 따라서 본 발명에 따르면, 모든 요소(차원)에서 평균 CRR이 가장 높은 LSTM을 선택하여 운동 디코딩에 대한 KDLF의 영향을 조사할 수 있다.
- [0148] 일 실시예에서, 운동 종속 잠재 요인의 추정(Estimation of Kinematics-Dependent Latent Factor) 측면에서, 비선형 매퍼 모델(110)이 신경 집단 활동에서 KDLF를 얼마나 잘 추정하는지 확인할 수 있다.
- [0149] 선형 또는 비선형 매퍼를 사용하여 추정된 KDLF와 모델링된 KDLF 간의 요소(차원)별 CRR의 분포를 확인할 수 있다. 또한, 여기서 비선형 매퍼와 선형 매퍼(선형 회귀)를 추가로 비교할 수 있다.
- [0150] LSTM에 의해 추정된 KDLF가 다른 매퍼(Kruskal-Wallis 테스트 및 Bonferroni 보정을 사용한 사후 분석, $p < 0.05$)보다 훨씬 더 높은 CRR을 나타냄을 확인할 수 있다.
- [0151] LSTM의 평균 CRR은 원숭이 C에서 0.91 ± 0.03 , 원숭이 M에서 0.78 ± 0.04 , 원숭이 F에서 0.74 ± 0.06 이었다.
- [0152] 또한, DCCA(원숭이 C에서 0.82 ± 0.03 , 원숭이 M에서 0.58 ± 0.06 , 원숭이 F에서 0.61 ± 0.09) 및 MLP(원숭이 C에서 0.77 ± 0.06 , 원숭이 M에서 0.55 ± 0.06 , 원숭이 F에서 0.59 ± 0.09)에 이어 선형 모델(원숭이 C에서 0.68 ± 0.05 , 원숭이 M에서 0.50 ± 0.06 , 원숭이 F에서 0.54 ± 0.09)보다 우수한 성능을 보여 통계적으로 유의한 차이를 보임을 확인할 수 있다.
- [0153] 이러한 결과는 비선형 매퍼인 LSTM을 사용하여 집단 활동에서 KDLF를 안정적으로 추정할 수 있음을 나타낼 수 있다.
- [0155] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 잠재 신경 상태를 동역학적 변화로써 표상하는 jPCA의 시각화를 도시한 도면이다.
- [0156] 도 3을 참고하면, 잠재 신경 상태의 동적 회전 속성(Dynamic Rotation Properties) 측면에서, 각 방법(SSC, FA, GPFA, LFADS, PSID 및 KDLF)의 신경 역학을 시각적으로 확인할 수 있다.
- [0157] 일 실시예에서, jPCA를 사용하여 모든 신경 상태를 2D 공간에 투영할 수 있다. 그런 다음 각 궤적이 목표 방향으로 지정된 2D 공간에서 각 방법의 신경 궤적을 시각화할 수 있다. 또한 모든 궤적에서 모션 시작을 표시할 수 있다(도 3의 실선 원).
- [0158] 각 동작 개시는 최고 속도의 15%에 해당하는 시점으로 정의되었으며, 각 피험자의 모든 시도에서 실제 손 위치 데이터로 동작 개시 설정의 적절성을 확인하고, 각각의 도달 움직임을 충분히 설명할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0159] 평균 동작 개시는 원숭이 C에서 표적 단서 후 269 ± 64 ms, 원숭이 M에서 106 ± 73 ms, 원숭이 F에서 162 ± 63 ms일 수 있다.
- [0160] 움직임 동안 모든 잠재 신경 상태의 신경 궤적은 패턴과 일치하는 jPC1 및 jPC2의 두 차원을 모두 스윙할 수 있다.
- [0161] 특히, KDLF의 신경 궤적은 다른 잠재 신경 상태보다 더 일관되고 명확한 회전 패턴을 나타내는 것을 확인할 수 있다.
- [0162] 또한, KDLF의 신경 궤적은 인접한 신경 궤적이 인접한 목표 방향에 대응하도록 보다 공간적으로 조직화되는 경향을 확인할 수 있다.
- [0164] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 각 원숭이에 대한 실제 상지 운동 속도 궤적과 KDLF를 해독하여 예측된 상지 운동 속도 궤적 그래프를 도시한 도면이다.
- [0165] 도 4를 참고하면, 운동(motor) 디코딩 측면에서, 각 원숭이에서 구축 및 테스트한 간단한 선형 디코더(140)를

사용하여 6개의 잠재 신경 상태를 다양한 운동 매개변수로 디코딩하는 성능을 평가할 수 있다.

- [0166] 여기서, 4개의 운동 매개변수(위치, 속도, 가속도 및 속력)를 예측할 수 있다. 예를 들어, 도 4는 모든 잠재 신경 상태(SSC, FA, GPFA, LFADS, PSID 및 KDLF)에 대한 예측 속도와 실제 속도의 궤적을 나타낸다.
- [0167] 이 예에서, KDLF에서 디코딩된 예측 속도는 다른 원숭이에 대한 다른 잠재 신경 상태의 속도보다 실제 속도에 더 가까웠음을 확인할 수 있다.
- [0169] 도 5a는 본 발명의 일 실시예에 따른 상관관계 성능 그래프를 도시한 도면이다. 도 5b는 본 발명의 일 실시예에 따른 해독오차(root-mean square error, RMSE)의 성능 그래프를 도시한 도면이다.
- [0170] 도 5a 및 5b를 참고하면, 작업 공간 축에 걸쳐 속도 및 위치에 대한 ACC와 속도 및 위치에 대한 RMSE를 측정하여, SSC를 포함한 6개의 신경 표현에 대한 디코딩 성능을 확인할 수 있다.
- [0171] 일 실시예에서, 독립 변수가 잠재 신경 상태(즉, SSC, FA, GPFA, LFADS, PSID 및 KDLF)로 구성된 Kruskal-Wallis 테스트로 통계 프로세스를 수행할 수 있다.
- [0172] 속도 디코딩의 경우, Kruskal-Wallis 테스트는 CRR(원숭이 C에서 $\chi^2 = 84.5$, $p < 0.01$; 원숭이 M에서 $\chi^2 = 298.9$, $p < 0.01$, 원숭이 F에서 $\chi^2 = 159.1$, $p < 0.01$)에 대한 잠재 신경 상태의 주요 효과를 나타내고, RMSE(원숭이 C에서 $\chi^2 = 140.3$, $p < 0.01$; 원숭이 M에서 $\chi^2 = 267.4$, $p < 0.01$, 원숭이 F에서 $\chi^2 = 228.9$, $p < 0.01$)에 대한 잠재 신경 상태의 주요 효과를 나타낼 수 있다.
- [0173] Tukey-Kramer 보정을 사용한 사후 다중 비교 테스트(post hoc multiple-comparison test)는 KDLF가 CRR 및 RMSE의 모든 원숭이에 대해 PSID, LFADS, GPFA, FA 및 SSC보다 더 나은 성능을 보였다는 것을 확인할 수 있다.
- [0174] KDLF는 PSID(원숭이 C: 15.3%, 원숭이 M: 12.0%, 원숭이 F: 12.6%) 및 LFADS(원숭이 C: 17.9%, 원숭이 M: 14.4%, 원숭이 F: 19.3%)에 의해 두 번째로 우수한 잠재 신경 상태와 비교하여 평균적으로 디코딩 성능이 13.3% 증가함을 확인할 수 있다.
- [0175] Tukey-Kramer 보정을 사용한 사후 다중 비교 테스트는 CRR와 RMSE에서 원숭이 C의 LFADS와의 비교를 제외하고, 대부분의 원숭이에서 KDLF가 PSID, LFADS, GPFA, FA 및 SSC보다 더 나은 성능을 산출했음을 확인할 수 있다.
- [0176] KDLF는 PSID(원숭이 C: 14.4%, 원숭이 M: 9.9%, 원숭이 F: 11.4%)와 LFADS(원숭이 C: 11.0%, 원숭이 M: 11.5% 및 원숭이 F: 17.8%)에 의해 두 번째로 우수한 잠재 신경 상태와 비교하여 평균(CRR 및 RMSE에 걸쳐) 디코딩 성능에서 11.9% 증가함을 확인할 수 있다.
- [0177] 위치 및 속도 디코딩과 마찬가지로, KDLF는 가속 및 속도에 대해 PSID 및 LFADS보다 훨씬 높은 성능을 확인할 수 있다.
- [0179] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 예측된 상지 운동 속도로부터 재구성된 위치 궤적을 도시한 도면이다.
- [0180] 도 6을 참고하면, 예측된 속도를 통합하여 위치 궤적을 재구성하고, 이를 잠재 신경 상태 간에 비교할 수 있다.
- [0181] KDLF의 재구성된 궤적은 다른 잠재 신경 상태의 궤적보다 실제 궤적을 더 정확하게 추적함을 확인할 수 있다. 이것은 원숭이 F의 3D 움직임에서 특히 두드러짐을 확인할 수 있다.
- [0182] 재구성된 위치 매개변수의 경우 Kruskal-Wallis 테스트는 CRR($\chi^2 = 14.9$, 원숭이 C에서 $p < 0.05$, 원숭이 M에서 $\chi^2 = 63.5$, $p < 0.01$, 원숭이 F에서 $\chi^2 = 41.4$, $p < 0.01$)에 대한 잠재 신경 상태의 주요 효과를 나타내고, RMSE(원숭이 C에서 $\chi^2 = 71.0$, $p < 0.01$; 원숭이 M에서 $\chi^2 = 73.2$, $p < 0.01$, 원숭이 F에서 $\chi^2 = 86.9$, $p < 0.01$)에 대한 잠재 신경 상태의 주요 효과를 나타낼 수 있다.
- [0184] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운

동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 방법을 도시한 도면이다. 일 실시예에서, 도 7의 잠재요인 추출 방법은 아래 도 8의 잠재요인 추출 장치(800)에 의해 수행될 수 있다.

- [0185] 도 7을 참고하면, S701 단계는, 사용자의 신경 집단 활동(neural population activity) 신호를 획득하는 단계이다.
- [0186] 일 실시예에서, S701 단계 이후에, 신경 집단 활동 신호를 비감독형 잠재공간 추정 모델(120)에 적용하여 잠재공간(latent space) 기반 잠재 신경 상태(latent neural state)를 산출하고, 잠재 신경 상태에 기반하여 선형 회귀 모델(linear regression model)(130)로부터 운동 종속 잠재 요인을 모델링할 수 있다.
- [0187] 일 실시예에서, S701 단계와 S703 단계 사이에, 신경 집단 활동 신호와 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인 간의 비선형 매핑 모델(120)을 생성할 수 있다.
- [0188] 상기 모델링된 운동 종속 잠재 요인은, 비선형 매핑 모델(110)의 훈련을 위한 그라운드 트루스(ground truth)로 사용될 수 있다.
- [0189] S703 단계는, 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)(110)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하는 단계이다. 일 실시예에서, S703 단계에서 산출된 KDLF는 '추정된 KDLF' 또는 이와 동등한 기술적 의미를 갖는 용어로 지칭될 수 있다.
- [0190] S705 단계는, 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)(140)에 적용하여 운동 매개변수를 결정하는 단계이다. 여기서, 운동 매개변수는 '운동 정보' 또는 이와 동등한 기술적 의미를 갖는 용어로 지칭될 수 있다.
- [0191] 일 실시예에서, 운동 매개변수는, 사용자에 대한 위치, 속도, 가속도 및 속력을 포함할 수 있다.
- [0193] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌-기계 인터페이스의 뇌파 해독 성능 개선을 위한 운동 종속 기반 대뇌 운동피질 집단신경세포 공변활동의 잠재요인 추출 장치(800)의 기능적 구성을 도시한 도면이다.
- [0194] 도 8을 참고하면, 잠재요인 추출 장치(800)는 획득부(810), 제어부(820) 및 저장부(830)를 포함할 수 있다.
- [0195] 획득부(810)는 사용자의 신경 집단 활동 신호를 획득할 수 있다. 일 실시예에서, 획득부(810)는 센서부를 포함할 수 있으며, 이 경우, 센서부는 사용자의 집단 신경 세포에 대한 신경 집단 활동 신호를 획득할 수 있다. 예를 들어, 센서부는 미세 전극 어레이를 포함할 수 있다.
- [0196] 일 실시예에서, 획득부(810)는 통신부를 포함할 수 있으며, 이 경우, 통신부는 유선 통신 모듈 및 무선 통신 모듈 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 통신부의 전부 또는 일부는 '송신부', '수신부' 또는 '송수신부(transceiver)'로 지칭될 수 있다.
- [0197] 제어부(820)는 신경 집단 활동 신호를 비선형 매핑 모델(non-linear mapping model)(110)에 적용하여 운동 종속 잠재 요인(Kinematics-Dependent Latent Factor, KDLF)을 산출하고, 상기 산출된 운동 종속 잠재 요인을 선형 디코더(linear decoder)(140)에 적용하여 운동 매개변수를 결정할 수 있다.
- [0198] 일 실시예에서, 제어부(820)는 적어도 하나의 프로세서 또는 마이크로(micro) 프로세서를 포함하거나, 또는, 프로세서의 일부일 수 있다. 또한, 제어부(820)는 CP(communication processor)라 지칭될 수 있다. 제어부(820)는 본 발명의 다양한 실시예에 따른 잠재요인 추출 장치(800)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0199] 저장부(830)는 비선형 매핑 모델(110), 비감독형 잠재공간 추정 모델(120), 선형 회귀 모델(130) 및 선형 디코더(140)를 저장할 수 있다.
- [0200] 일 실시예에서, 저장부(830)는 신경 집단 활동 신호 및 운동 매개변수를 저장할 수 있다.
- [0201] 일 실시예에서, 저장부(830)는 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리 또는 휘발성 메모리와 비휘발성 메모리의 조합으로 구성될 수 있다. 그리고, 저장부(830)는 제어부(820)의 요청에 따라 저장된 데이터를 제공할 수 있다.
- [0202] 도 8을 참고하면, 잠재요인 추출 장치(800)는 획득부(810), 제어부(820) 및 저장부(830)를 포함할 수 있다. 본 발명의 다양한 실시예들에서 잠재요인 추출 장치(800)는 도 8에 설명된 구성들이 필수적인 것은 아니어서, 도 8에 설명된 구성들보다 많은 구성들을 가지거나, 또는 그보다 적은 구성들을 가지는 것으로 구현될 수 있다.

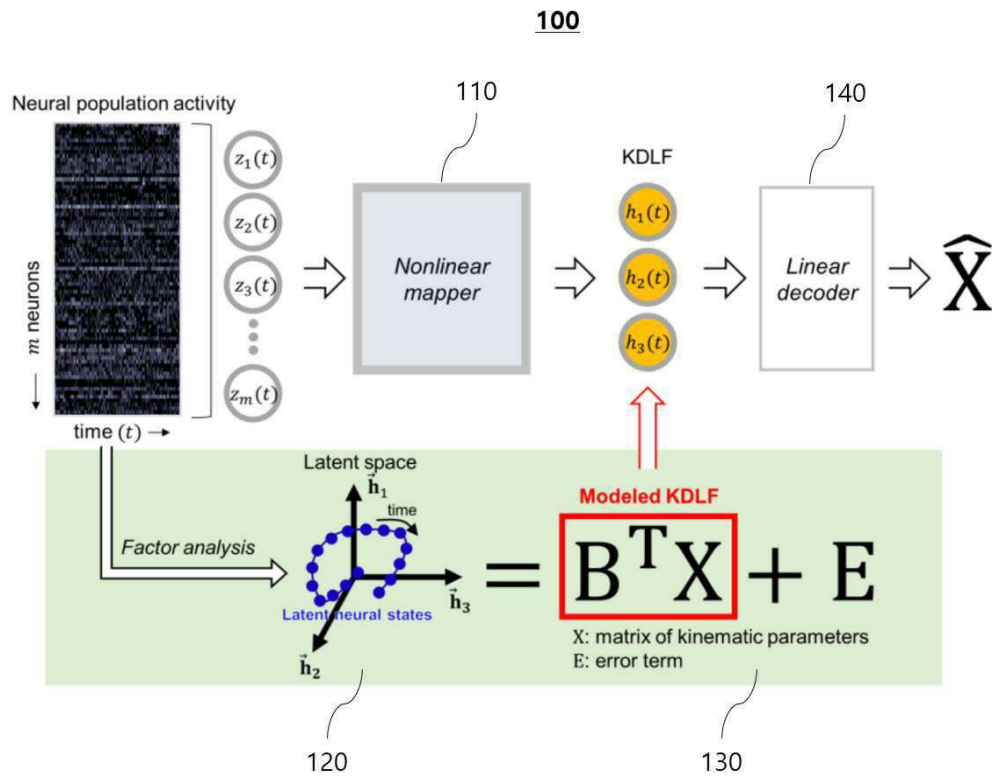
- [0204] 이상의 설명은 본 발명의 기술적 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로, 통상의 기술자라면 본 발명의 본질적인 특성이 벗어나지 않는 범위에서 다양한 변경 및 수정이 가능할 것이다.
- [0205] 본 명세서에 개시된 다양한 실시예들은 순서에 관계없이 수행될 수 있으며, 동시에 또는 별도로 수행될 수 있다.
- [0206] 일 실시예에서, 본 명세서에서 설명되는 각 도면에서 적어도 하나의 단계가 생략되거나 추가될 수 있고, 역순으로 수행될 수도 있으며, 동시에 수행될 수도 있다.
- [0207] 본 명세서에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라, 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예들에 의하여 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.
- [0208] 본 발명의 보호범위는 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 이해되어야 한다.

부호의 설명

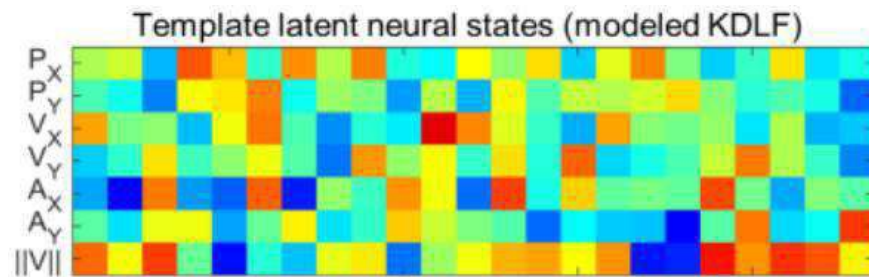
- [0210] 100: 잠재요인 추출 과정
- 110: 비선형 매핑 모델
- 120: 비감독형 잠재공간 추정 모델
- 130: 선형 회귀 모델
- 140: 선형 디코더
- 800: 잠재요인 추출 장치
- 810: 획득부
- 820: 제어부
- 830: 저장부

도면

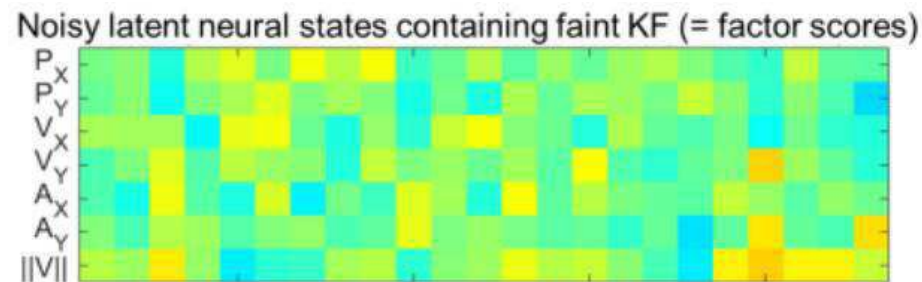
도면1a



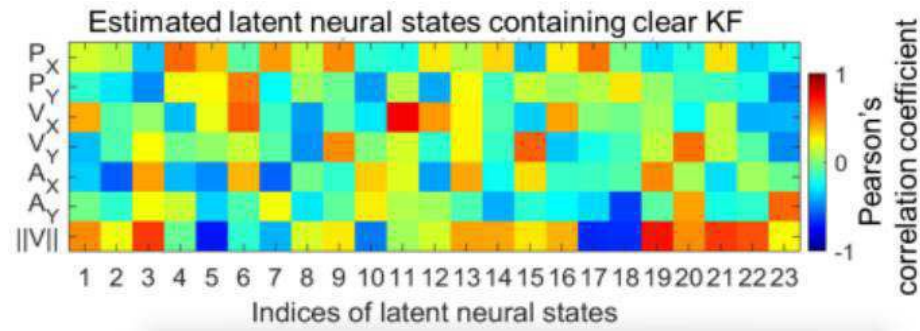
도면1b



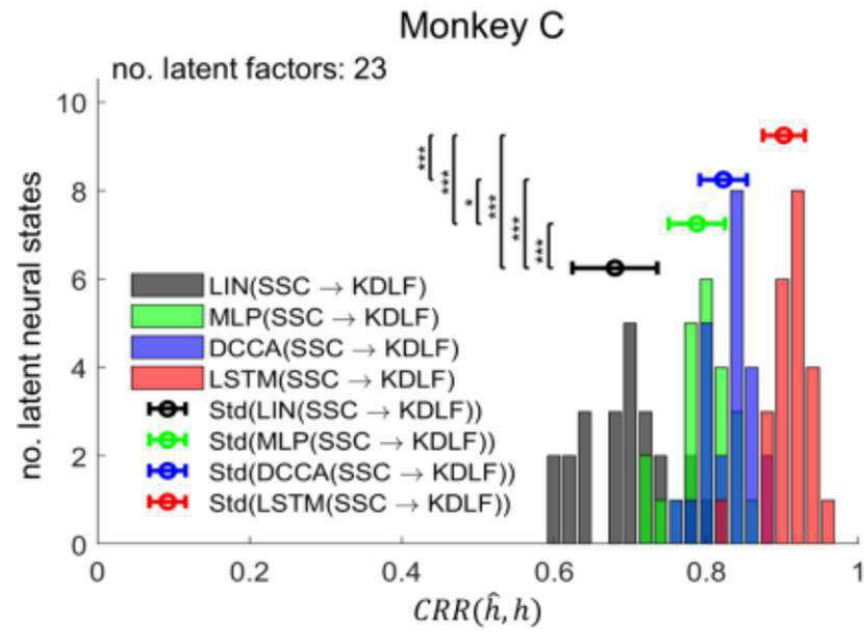
도면1c



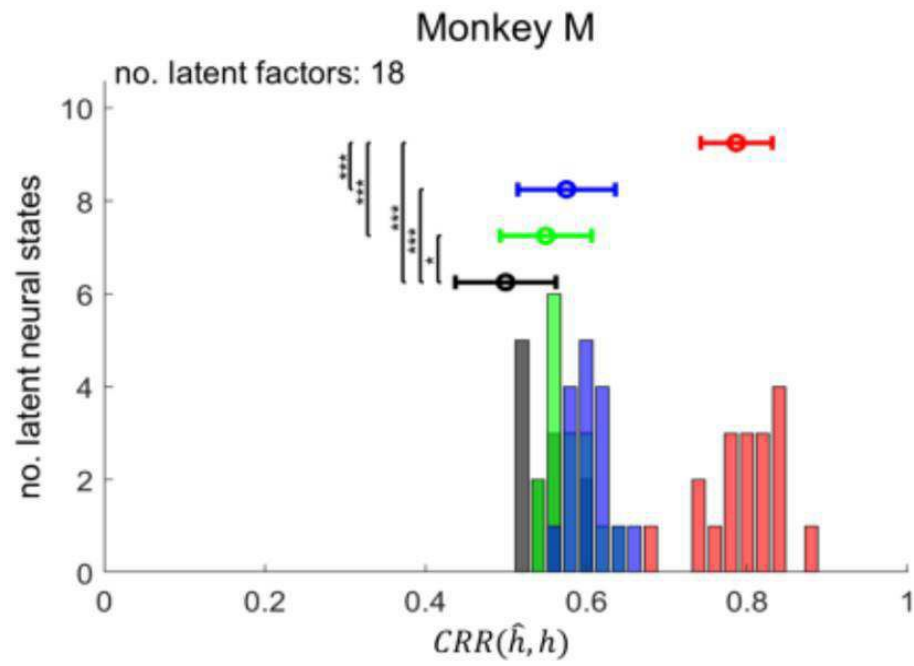
도면1d



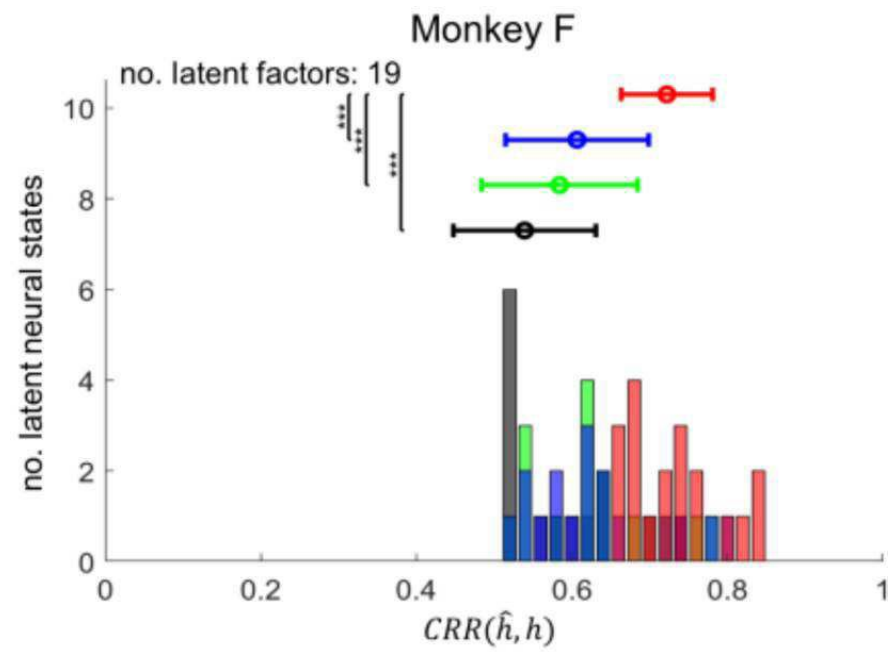
도면2a



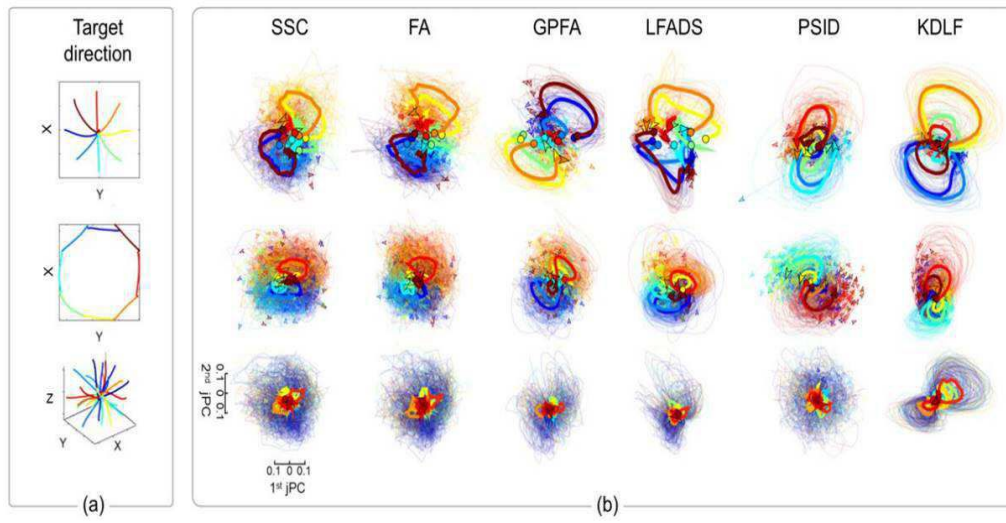
도면2b



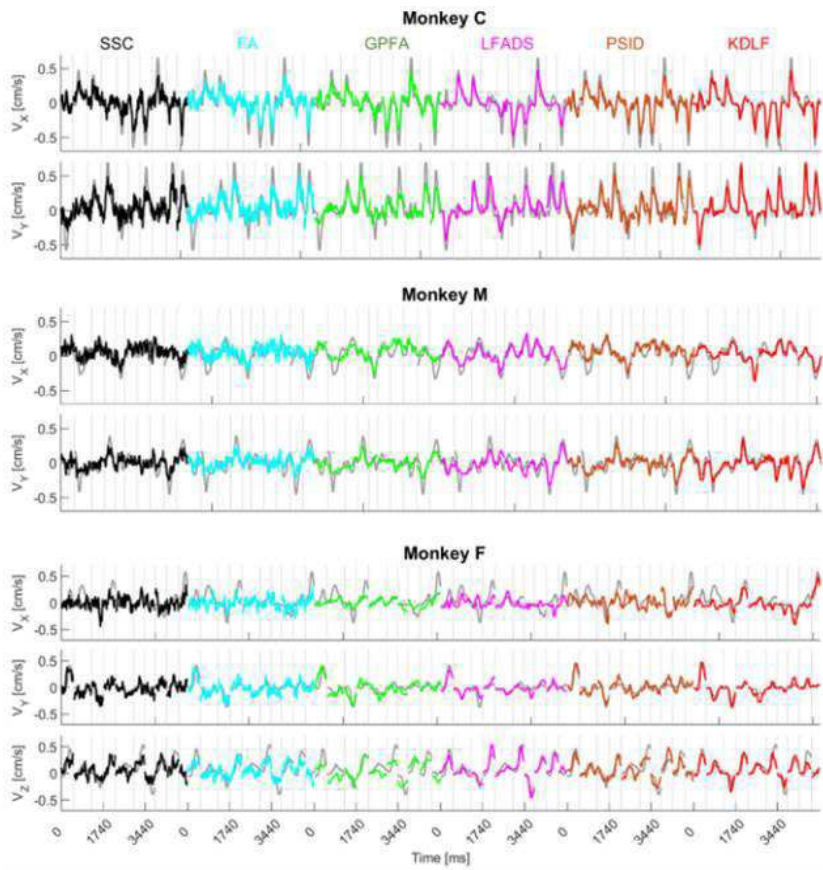
도면2c



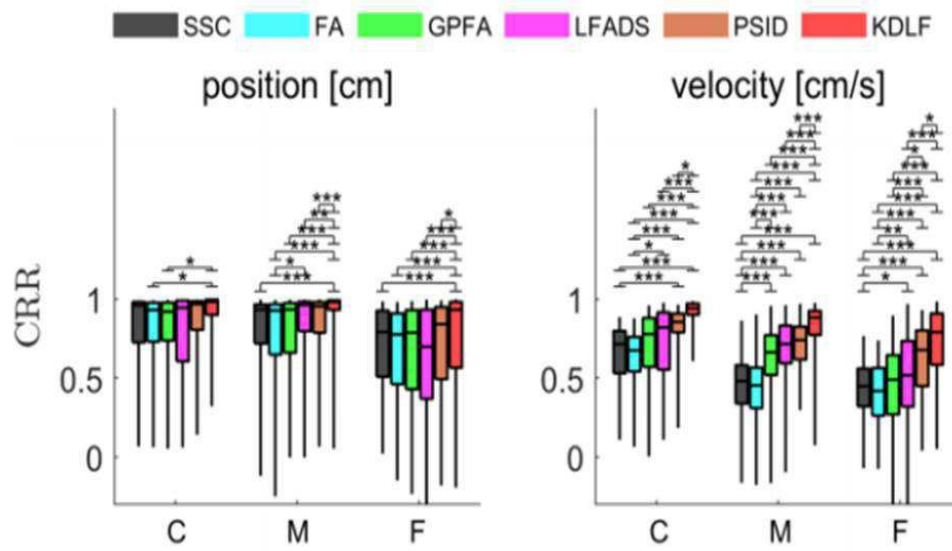
도면3



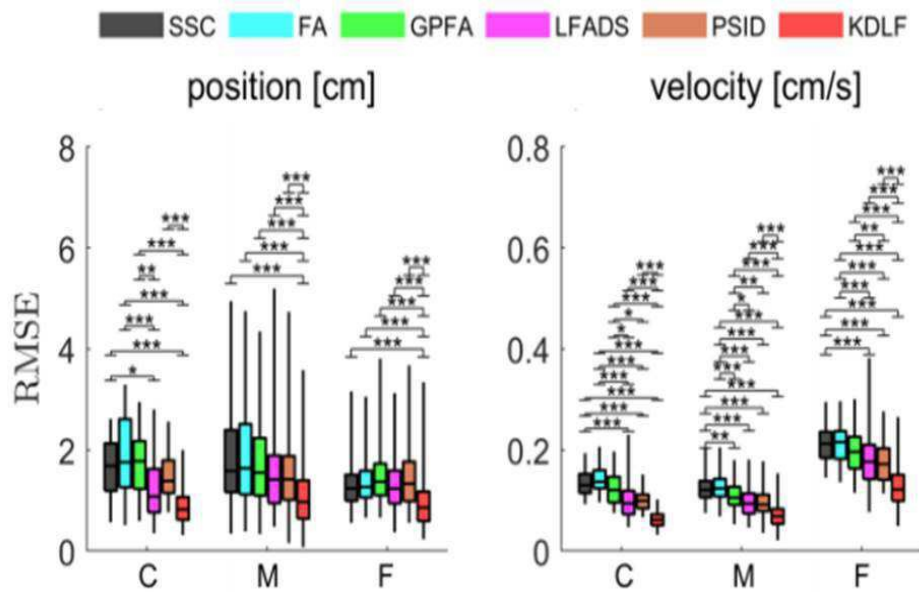
도면4



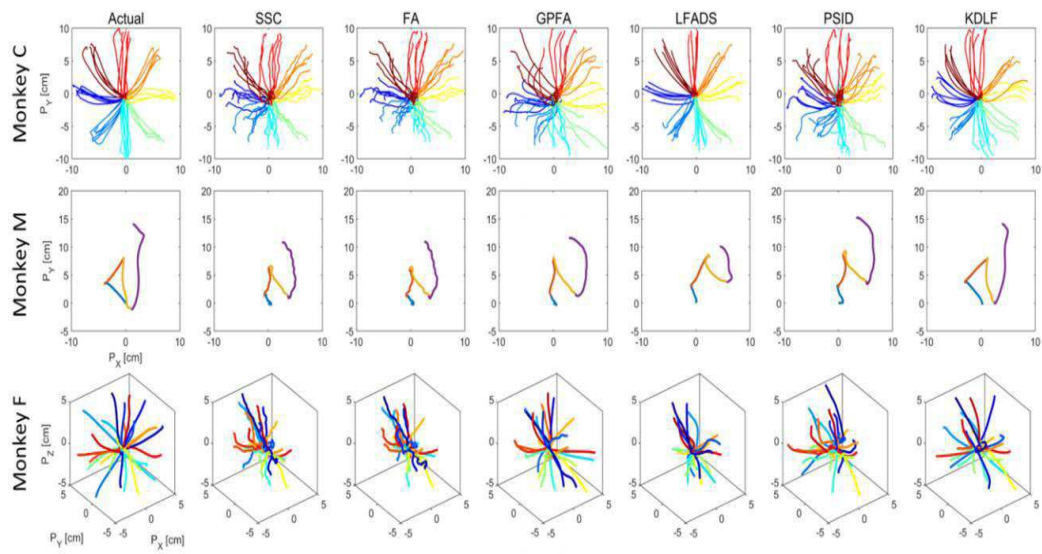
도면5a



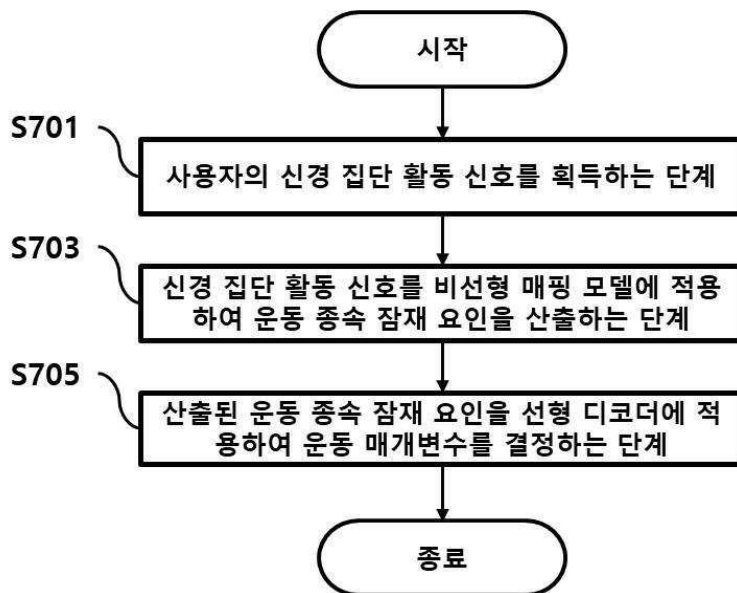
도면5b



도면6



도면7



도면8

