(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0012099
(43) 공개일자 2022년02월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 50/70 (2018.01) *G16H 20/30* (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) *G16H 50/30* (2018.01)
G16H 70/00 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 50/70 (2018.01)
G16H 20/30 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2020-0091219
(22) 출원일자 2020년07월22일
심사청구일자 2020년07월22일

(71) 출원인
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
김성필
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원
김민기
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원
(74) 대리인
제일특허법인(유)

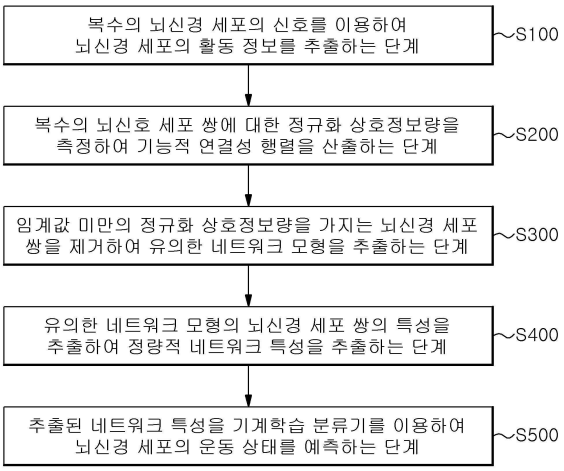
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법 및 장치**

(57) 요 약

실시예는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법에 있어서, 복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계와, 상기 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계와, 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계와, 상기 유의한 네트워크 모형의 상기 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계와, 상기 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/30 (2018.01)
G16H 70/00 (2021.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711104816
과제번호	2016M3C7A1904988
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	뇌과학원천기술개발(R&D)
연구과제명	체성감각 통합형 실시간 운동제어를 위한 신경정보처리 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

뇌신경 세포 간의 운동정보 추출 장치에서 수행되는 뇌신경 세포의 운동정보 추출 방법에 있어서,

복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계;

상기 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계;

임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계;

상기 유의한 네트워크 모형의 상기 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계;

상기 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계;

를 포함하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 뇌신경 세포의 활동 정보는 상기 뇌신경 세포의 운동 전 구간, 가속 구간, 감속 구간을 포함하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계에서,

상기 정규화 상호정보량은 수학식 1에 의해 측정되는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

[수학식 1]

$$Adjacency(i,j) = I_{norm}(Z_i; Z_j) = \frac{2\left(H(Z_i) - H(Z_i|Z_j)\right)}{H(Z_i) + H(Z_j)}$$

(여기서, I_norm은 정규화 상호정보량을 의미하고, i,j는 뇌신경 세포의 인덱스를 의미하고, Zi, Zj,는 뇌신경 세포 i와 j의 뇌신경 신호를 나타내며, H(Zi)는 뇌신경 신호 Zi의 정보량을 의미함)

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계에서,

상기 정규화 상호정보량은 0 내지 1 범위로 표현되고, 상기 정규화 상호정보량은 1에 가까울수록 연결성이 큰 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계에서,

상기 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍의 제거는 수리통계적 기법(FDR)을 이용하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계에서,

상기 정량적 네트워크 특성은 노드 군집 계수, 노드 최단 거리, 네트워크 가중치 및 네트워크 밀도를 포함하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 노드 군집 계수는 수학식 2에 의해 측정되는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

[수학식 2]

$$C_i = \frac{2\lambda}{k(k-1)}$$

(여기서, C_i는 뇌신경 세포 i의 노드 군집 계수, λ은 실제 연결된 노드 개수이고, k_i는 뇌신경 세포 i와 이웃하는 노드 개수를 의미함)

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 노드 최단 거리는 수학식 3에 의해 측정되는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

[수학식 3]

$$\text{Average path length}_G = \frac{\sum_{i \neq j} d(v_i,\ v_j)}{m(m-1)}$$

(여기서, V_i,V_j는 노드 i,j를 의미하고, m은 전체 노드 개수를 의미하고, $d(V_i,V_j)$는 V_i,V_j의 최단 거리를 의미함)

청구항 9

제6항에 있어서,

상기 네트워크 가중치는 수학식 4에 의해 측정되는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

[수학식 4]

$$s_j = \sum_i^{j'} E_{i,j'}$$

(여기서, Sj는 노드 j에 대한 가중치 합을 의미하고, Ei,j는 노드 i와 i 사이의 연결성 강도를 의미함)

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 네트워크 밀도는 수학식 5에 의해 측정되는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크

특성 추출 방법.

[수학식 5]

$$\sigma = \frac{SPL_{random}}{SPL} - \frac{C}{C_{lattice}}$$

(여기서, SPL_{random} 은 무작위 네트워크의 노드간 평균 최단 거리를 의미하며, SPL은 실제 네트워크의 노드간 평균 최단거리를 나타내고, $C_{lattice}$는 격자 네트워크의 평균 노드 군집계수를 나타내며, C는 실제 네트워크의 평균 노드 군집계수를 의미함)

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계에서,

상기 기계학습 분류기는 서포트 벡터 머신을 포함하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법.

청구항 12

복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 활동 정보 추출부;

상기 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 행렬 산출부;

임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 네트워크 모형 추출부;

남은 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 네트워크 특성 추출부; 및

상기 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 운동상태 예측부;

를 포함하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 실시예는 뇌신경 세포 간 활동 정보를 이용하여 운동 정보를 추출하는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 일반적으로, 뇌의 신경 조직에 장치를 접속하는 뇌-기계 접속 기술은 기록 전극을 두피와 두개골을 통해 운동 영역 내의 신경세포 근처에 삽입하고, 신경세포로부터 활동 전위가 발생하는 경우 신경세포 주변부의 전위의 변화를 측정함으로써 신경 신호를 수신하는 기술이 알려져 있다.

[0003] 이러한 뇌-기계 접속 기술은 뇌의 운동 영역에 기록전극을 이식하여, 운동 영역 내의 신경세포로부터 운동 정보를 추출하여 활용한다.

[0004] 종래 뇌-기계 접속 기술은 주로 뇌신경 세포 활동량을 생성하는 생성하는 공통된 신경망에 속해 있다고 가정할 수 있으므로, 뇌신경세포 간 상호 정보를 교환하며 활동할 가능성이 높다.

[0005] 하지만, 지금까지 이러한 뇌신경세포 간 네트워킹 활동을 이용하여 운동 정보를 추출하는 방법은 알려진 바가 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 상술한 문제점을 해결하기 위해, 실시예는 개별 뇌신경세포의 활동전위 패턴을 바탕으로 세포 간 네트워킹 활동을 정량적으로 계산하고 이를 통해 네트워크를 생성한 후, 그 특성으로부터 운동 정보를 추출하기 위한 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법 및 장치를 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0007] 실시예는 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법에 있어서, 복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계와, 상기 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계와, 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계와, 상기 유의한 네트워크 모형의 상기 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계와, 상기 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 상기 뇌신경 세포의 활동 정보는 상기 뇌신경 세포의 운동 전 구간, 가속 구간, 감속 구간을 포함할 수 있다.

[0009] 상기 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계에서, 상기 정규화 상호정보량은 수학식 1에 의해 측정될 수 있다.

[0010] [수학식 1]

[0011] $$Adjacency(i,j) = I_{norm}(Z_i; Z_j) = \frac{2\left(H(Z_i) - H(Z_i|Z_j)\right)}{H(Z_i) + H(Z_j)}$$

[0012] 상기 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계에서, 상기 정규화 상호정보량은 0 내지 1 범위로 표현되고, 상기 정규화 상호정보량은 1에 가까울수록 연결성이 클 수 있다.

[0013] 상기 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계에서, 상기 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍의 제거는 수리통계적 기법(FDR)을 이용할 수 있다.

[0014] 상기 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계에서, 상기 정량적 네트워크 특성은 노드 군집 계수, 노드 최단 거리, 네트워크 가중치 및 네트워크 밀도를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 노드 군집 계수는 수학식 2에 의해 측정될 수 있다.

[0016] [수학식 2]

[0017] $$C_i = \frac{2\lambda}{k(k-1)}$$

[0018] 상기 노드 최단 거리는 수학식 3에 의해 측정될 수 있다.

[0019] [수학식 3]

[0020] $$\text{Average path length}_G = \frac{\sum_{i \neq j} d(v_i,\ v_j)}{m(m-1)}$$

[0021] 상기 네트워크 가중치는 수학식 4에 의해 측정될 수 있다.

[0022] [수학식 4]

[0023] $$s_j = \sum_i^{j^*} E_{i,j^*}$$

[0024] 상기 네트워크 밀도는 수학식 5에 의해 측정될 수 있다.

[0025] [수학식 5]

[0026] $$\sigma = \frac{SPL_{random}}{SPL} - \frac{C}{C_{lattice}}$$

[0027] 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계에서, 상기 기계학습 분류기는 서포트 벡터 머신을 포함할 수 있다.

[0028] 또한, 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 장치는 복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 활동 정보 추출부와, 상기 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 행렬 산출부와, 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 네트워크 모형 추출부와, 남은 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 네트워크 특성 추출부와, 상기 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 운동상태 예측부를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0029] 실시예는 신경세포 간 기능적 연결성 특성을 통해 신경망을 구성하고 이를 바탕으로 정보를 추출함으써 뇌신경망과 운동 정보 간 상호관계를 설명하기 용이한 효과가 있다.

[0030] 또한, 실시예는 뇌신경세포 간 연결되어 있는 네트워크를 구성함으로써 물리적 그래프 이론을 적용할 수 있고, 그래프 이론을 기반으로 신경망의 밀도와 노드(신경세포) 군집화, 노드 거리, 네트워크 효율 등을 정량화할 수 있는 효과가 있다.

[0031] 또한, 실시예는 신경세포 간 기능적 연결성 정보를 통해 기존 벡터공간에서는 찾을 수 없는 잠재적 정보를 추출할 수 있고, 이를 통해 운동 관련 정보량을 증가시킬 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0032] 도 1은 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법을 나타낸 순서도이다.

도 2는 상지 운동 상태와 그에 상응하는 신경세포 간 기능적 연결성을 표상하는 이미지를 나타낸 도면이다.

도 3은 노드 군집 계수를 측정하기 위한 노드들의 관계를 나타낸 도면이다.

도 4는 노드의 최단 거리를 측정하기 위한 노드들의 관계를 나타낸 도면이다.

도 5 및 도 6은 운동 정보 예측의 예시 결과를 나타낸 도면이다.

도 7은 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 장치를 나타낸 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0033] 이하, 도면을 참조하여 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0035] 도 1은 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법을 나타낸 순서도이고, 도 2는 상지 운동 상태와 그에 상응하는 신경세포 간 기능적 연결성을 표상하는 이미지를 나타낸 도면이고, 도 3은 노드 군집 계수를 측정하기 위한 노드들의 관계를 나타낸 도면이고, 도 4는 노드의 최단 거리를 측정하기 위한 노드들의 관계를 나타낸 도면이고, 도 5 및 도 6은 운동 정보 예측의 예시 결과를 나타낸 도면이다.

[0036] 도 1을 참조하면, 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 방법은 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계(S100)와, 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계(S200)와, 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계(S300)와, 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계(S400)와, 뇌신경 세포의 운동

상태를 예측하는 단계(S500)를 포함할 수 있다.

[0037] 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계(S100)는 복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 추출할 수 있다. 뇌신경 세포의 활동 정보는 뇌신경 세포의 신호일 수 있다. 여기서, 실시예에 사용된 데이터는 영장류(Rhesus macaque 종)의 대뇌운동피질영역(M1)으로부터 196개 뉴런의 신경활동 신호를 추출하였다.

[0038] 도 2에 도시된 바와 같이, 해당 영장류는 특정 운동 공간에서 상지(팔) 뻗기 운동을 수행하여 신호를 수집하였다. 뇌신경 세포의 활동 정보는 운동 전(baseline) 구간, 가속(accel) 구간, 감속(decel) 구간으로 나누어 분석하였다.

[0039] 도 1로 돌아가서, 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계(S200)는 복수의 뇌신경 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출할 수 있다. 여기서, 정규화 상호정보량은 뇌신경 세포 i,j 간의 상호정보량 측정 후 정규화하는 과정으로 수학식 1에 의해 측정될 수 있다.

[0040] [수학식 1]

[0041] $$Adjacency(i,j) = I_{norm}(Z_i; Z_j) = \frac{2\left(H(Z_i) - H(Z_i|Z_j)\right)}{H(Z_i) + H(Z_j)}$$

[0042] 여기서, I_norm은 정규화 상호정보량을 의미하고, i,j는 뇌신경 세포의 인덱스를 의미하고, Zi, Zj,는 뇌신경 세포 i와 j의 뇌신경 신호를 나타내며, H(Zi)는 뇌신경 신호 Zi의 정보량을 의미할 수 있다.

[0043] 정규화 상호정보량은 0 내지 1 사이의 범위로 표현될 수 있으며, 1에 가까울 수록 연결성이 큰 것을 의미할 수 있다. 정규화 상호정보량은 가중치 행렬을 생성할 수 있으며, 도 2의 두번째 행의 2차원 이미지들의 각 픽셀을 의미할 수 있다.

[0044] 도 1로 돌아가서, 유의한 네트워크 모형을 산출하는 단계(S300)는 유의한 연결성을 갖는 뇌신경 세포를 추출하기 위해 수리통계적 기법(False Discovery Rate, FDR)을 통해 필수 연결 정보를 갖는 노드를 추출할 수 있으며, 이는 도 2의 세번 째 행과 같이 도시될 수 있다.

[0045] 즉, 유의한 네트워크 모형을 산출하는 단계(S300)는 뇌신경 세포 간의 정규화 상호정보량이 높지 않은 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 산출할 수 있다. 이를 위해, 정규화 상호정보량이 임계값 미만을 가지는 뇌신경 세포 쌍은 제거할 수 있으며, 정규화 상호정보량이 임계값 이상을 가지는 뇌신경 세포 쌍만을 남겨두어 유의한 네트워크 모형을 산출할 수 있다.

[0046] 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계(S400)는 유의한 네트워크 모형의 뇌신경 세포 쌍의 특성을 이용하여 추출할 수 있다. 여기서, 정량적 네트워크 특성은 노드 군집 계수, 노드 최단 거리, 네트워크 가중치 및 네트워크 밀도를 포함할 수 있다.

[0047] 노드 군집 계수는 점 세개가 서로 연결된 노드 그룹 개수와 점 세 개가 서로 연결되거나 연결되지 않은 노드 그룹의 전체 개수를 이용하여 측정할 수 있다. 노드 군집 계수는 수학식 2에 의해 측정될 수 있다. 여기서, 노드는 뇌신경 세포를 의미할 수 있다.

[0048] [수학식 2]

[0049] $$C_i = \frac{2\lambda}{k(k-1)}$$

[0050] 여기서, C_i는 뇌신경 세포 i의 노드 군집 계수, λ은 실제 연결된 노드 개수이고, k_i는 뇌신경 세포 i와 이웃하는 노드 개수를 의미할 수 있다.

[0051] 도 3에 도시된 바와 같이, 기준 신경 세포와 이웃하는 신경 세포의 노드간 연결 구조를 보고, 수학식 2에 대입하여 노드 군집 계수를 측정할 수 있다.

[0052] 예컨대, 첫번째 구조의 노드 군집 계수는 $C_i = \frac{2 \cdot 3}{3(3-1)} = 1$ 와 같이 측정될 수 있다. 두번째 구조의 노드 군

집 계수는 $C_i = \frac{2 \cdot 2}{3(3-1)} = \frac{2}{3}$ 와 같이 측정될 수 있다. 세번째 구조의 노드 군집 계수는 $C_i = \frac{2 \cdot 1}{3(3-1)} = \frac{1}{3}$ 와 같이 측정될 수 있다.

[0053] 노드 최단 거리는 노드와 노드간 연결된 가중치의 합, 즉 노드간 거리 중 가장 짧은 거리를 의미할 수 있다.

[0054] 도 4에 도시된 바와 같이, 그래프 G에 대해 노드 i와 j 사이의 최단 거리 d(vi,vj)의 예시를 나타내며, 모든 노드 쌍별 거리의 평균을 수학식 3에 의해 계산할 수 있다.

[0055] [수학식 3]

$$\text{Average path length}_G = \frac{\sum_{i \neq j} d(v_i, v_j)}{m(m-1)}$$

[0056]

[0057] 여기서, V_i,V_j는 노드 i,j를 의미하고, m은 전체 노드 개수를 의미하고, d(V_i,V_j)는 V_i,V_j의 최단 거리를 의미할 수 있다.

[0058] 네트워크 가중치는 노드와 노드간 연결성의 강도를 의미하며, 가중치의 합 또는 네트워크 강도는 수학식 4에 의해 측정될 수 있다.

[0059] [수학식 4]

$$s_j = \sum_i^{j'} E_{i,j'}$$

[0060]

[0061] 여기서, Sj는 노드 j에 대한 가중치 합을 의미하고, Ei,j는 노드 i와 i 사이의 연결성 강도를 의미할 수 있다.

[0062] 네트워크 밀도는 작은 세상 네트워크 지표(saml-world-ness index)일 수 있다. 제안한 작은 세상 네트워크는 무작위(random) 네트워크와 격자(lattice) 네트워크의 중간 수준에 해당하는 네트워크로, 노드의 평균군집계수와 노드간 평균 최단거리의 비율로 결정될 수 있다.

[0063] 작은 세상 네트워크 지표 σ는 수학식 5에 의해 계산될 수 있다.

[0064] [수학식 5]

$$\sigma = \frac{SPL_{random}}{SPL} - \frac{C}{C_{lattice}}$$

[0065]

[0066] 여기서, SPL_{random} 은 무작위 네트워크의 노드간 평균 최단 거리를 의미하며, SPL은 실제 네트워크의 노드간 평균 최단거리를 나타내고, $C_{lattice}$는 격자 네트워크의 평균 노드 군집계수를 나타내며, C는 실제 네트워크의 평균 노드 군집계수를 의미할 수 있다.

[0067] 도 1로 돌아가서, 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계(S500)는 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 운동 상태를 예측할 수 있다. 여기서, 기계학습 분류기는 서포트 벡터 머신(support vector machine)을 포함할 수 있다.

[0068] 뇌신경 세포의 운동 상태는 서포트 벡터 머신을 이용하여 수학식 6에 의해 결정될 수 있다.

[0069] [수학식 6]

[0070] wx - b = 0

[0071] 여기서, w는 hyperplane의 normal vector이고, x는 input vector이고, b는 바이어스를 의미할 수 있다.

[0072] 도 5는 실제 영장류 팔운동의 특정 수행 trial을 예시화한 도면으로, 실제 영장류 팔 운동의 속력을 나타내며

각 시간구획에 따라 움직임이 없는 구간 (baseline), 가속구간 (accel), 감속구간 (decel)을 서로 다른 기호로 표시한 그래프이다.

[0073] 종래 방법인 신경신호(firing rate)를 그대로 이용하여 운동 상태를 예측한 것과 실시예에 따른 네트워크 특성 정보(network)를 이용하여 운동상태를 예측한 결과를 살펴보면, 네트워크 특성정보를 이용하여 운동상태를 예측할 경우, 가속(accel) 구간에서 뇌신경 신호를 그대로 이용했을 때보다 더 정확한 예측을 수행할 수 있음을 알 수 있다.

[0074] 도 6은 해당 영장류의 전체 trial에 대해 교차검증 (10-fold cross-validation)을 통해 획득한 성능을 나타낸 그래프로서, 실시예에 따른 네트워크 특성 정보(network)를 이용하여 운동상태를 예측한 결과의 성능이 보다 높은 것을 알 수 있다.

[0075] 도 7은 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 장치를 나타낸 블록도이다.

[0076] 도 7을 참조하면, 실시예에 따른 운동정보 디코딩을 위한 뇌신경 세포 간의 운동관련 네트워크 특성 추출 장치는 활동 정보 추출부(100)와, 행렬 산출부(200)와, 네트워크 모형 추출부(300)와, 네트워크 특성 추출부(400)와, 운동상태 예측부(500)를 포함할 수 있다.

[0077] 활동 정보 추출부(100)는 복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 활동 정보를 추출할 수 있다.

[0078] 행렬 산출부(200)는 복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을 측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출할 수 있다.

[0079] 네트워크 모형 추출부(300)는 임계값 미만의 상기 정규화 상호정보량을 가지는 상기 뇌신경 세포 쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출할 수 있다.

[0080] 네트워크 특성 추출부(400)는 남은 뇌신경 세포 쌍의 특성을 추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출할 수 있다.

[0081] 운동상태 예측부(500)는 추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여 상기 뇌신경 세포의 운동 상태를 예측할 수 있다.

[0082] 이러한 실시예에 따른 뇌신경 세포의 운동정보 추출 장치의 동작은 앞서 설명된 도 1 내지 도 6에 도시된 바와 같이, 동작될 수 있다.

[0083] 상기에서는 도면 및 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허청구범위에 기재된 실시예의 기술적 사상으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 실시예는 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음은 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

[0084] 100: 활동 정보 추출부

200: 행렬 산출부

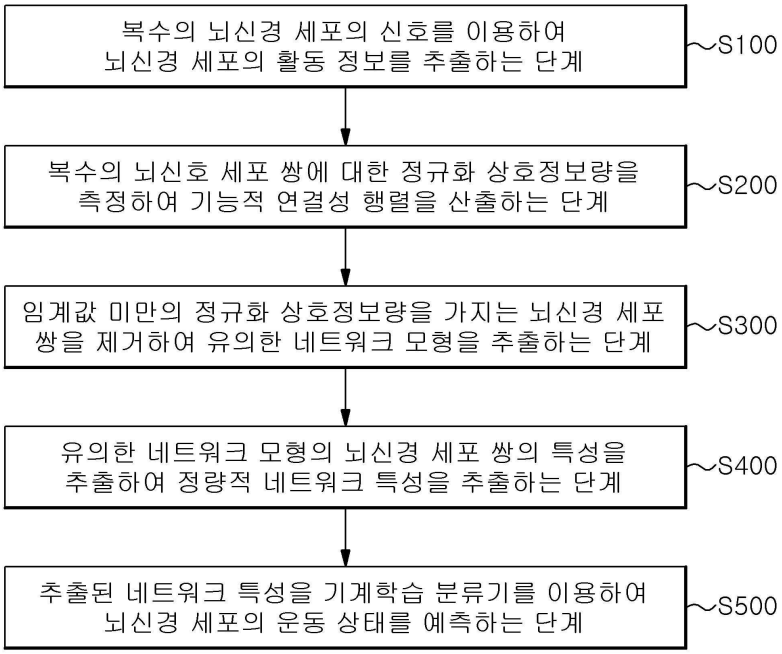
300: 네트워크 모형 추출부

400: 네트워크 특성 추출부

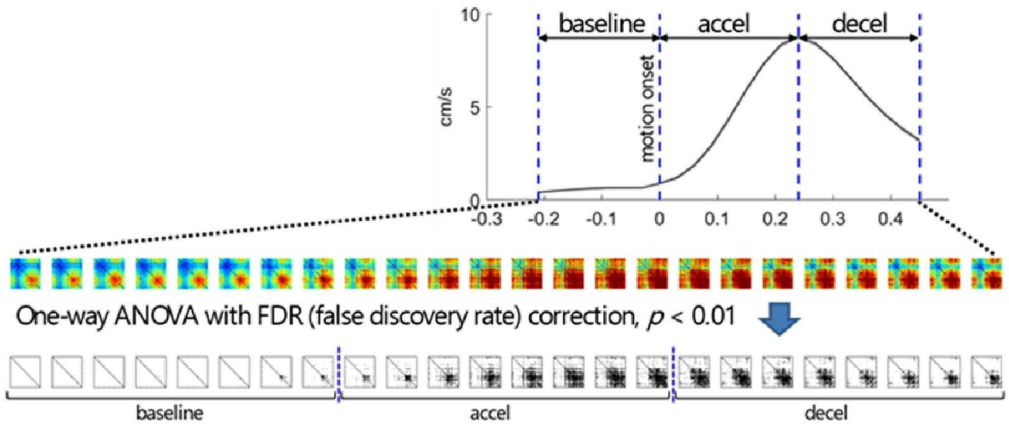
500: 운동상태 예측부

도면

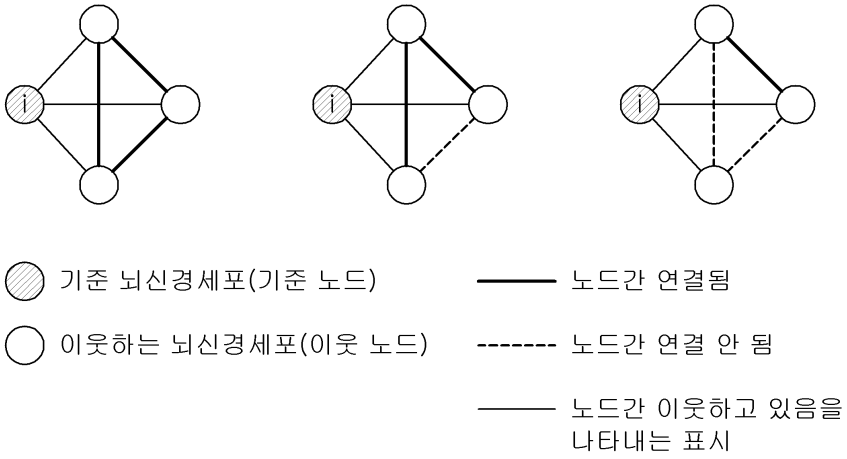
도면1


복수의 뇌신경 세포의 신호를 이용하여
뇌신경 세포의 활동 정보를 추출하는 단계
S100
복수의 뇌신호 세포 쌍에 대한 정규화 상호정보량을
측정하여 기능적 연결성 행렬을 산출하는 단계
S200
임계값 미만의 정규화 상호정보량을 가지는 뇌신경 세포
쌍을 제거하여 유의한 네트워크 모형을 추출하는 단계
S300
유의한 네트워크 모형의 뇌신경 세포 쌍의 특성을
추출하여 정량적 네트워크 특성을 추출하는 단계
S400
추출된 네트워크 특성을 기계학습 분류기를 이용하여
뇌신경 세포의 운동 상태를 예측하는 단계
S500

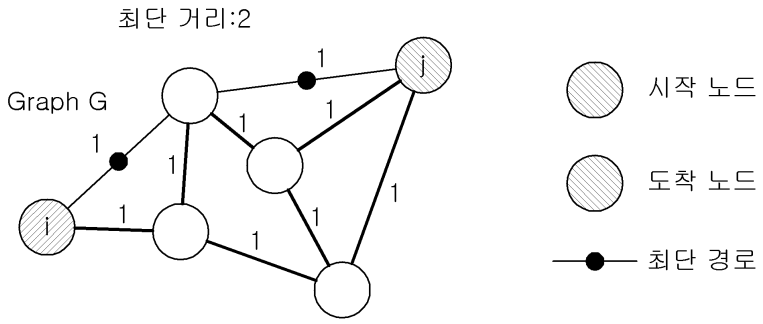
도면2


baseline
accel
decel
motion onset
cm/s
10
5
0
-0.3
-0.2
-0.1
0
0.1
0.2
0.3
0.4
One-way ANOVA with FDR (false discovery rate) correction, p < 0.01
baseline
accel
decel

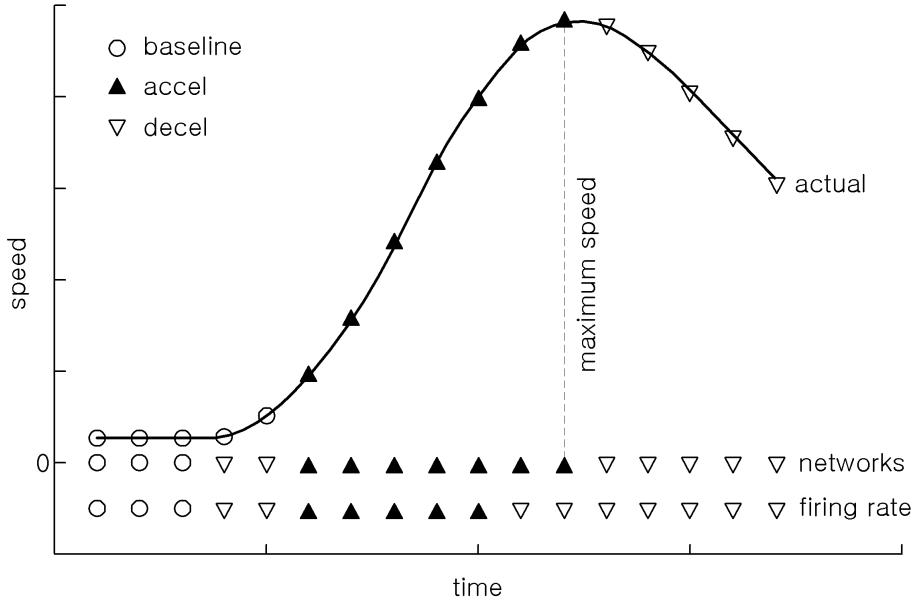
도면3


i
i
i
기준 뇌신경세포(기준 노드)
이웃하는 뇌신경세포(이웃 노드)
노드간 연결됨
노드간 연결 안 됨
노드간 이웃하고 있음을
나타내는 표시

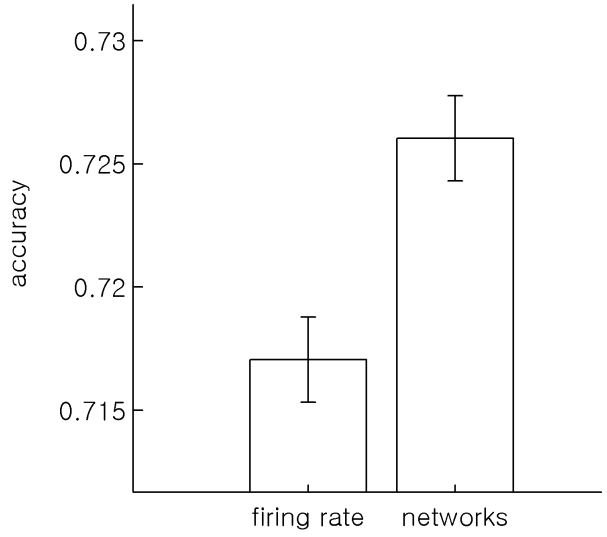
도면4


최단 거리:2
Graph G
i
j
1
시작 노드
도착 노드
최단 경로

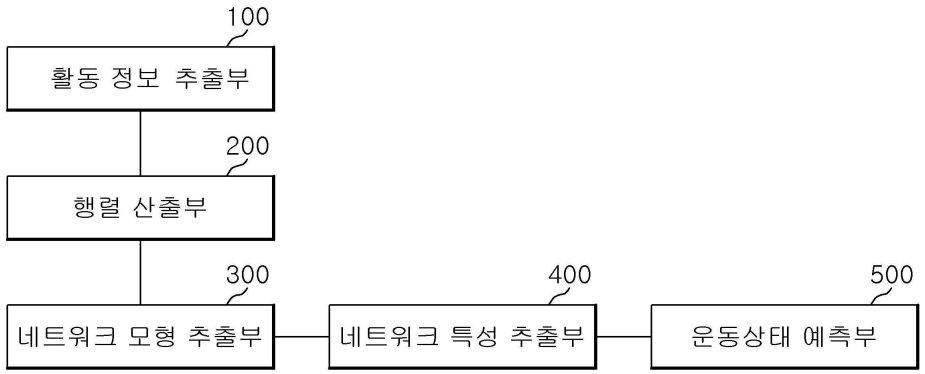
도면5


baseline
accel
decel
actual
maximum speed
speed
0
networks
firing rate
time

도면6


0.73
0.725
0.72
0.715
accuracy
firing rate
networks

도면7


100
활동 정보 추출부
200
행렬 산출부
300
네트워크 모형 추출부
400
네트워크 특성 추출부
500
운동상태 예측부