



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0035535
(43) 공개일자 2021년04월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2021.01) G16H 10/40 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/316 (2021.01)
(21) 출원번호 10-2019-0117445
(22) 출원일자 2019년09월24일
심사청구일자 2019년09월24일

(71) 출원인
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
이중석
인천광역시 남동구 소래역로 93
문성은
서울특별시 구로구 경인로20가길 68, 101-1716
(74) 대리인
김권석

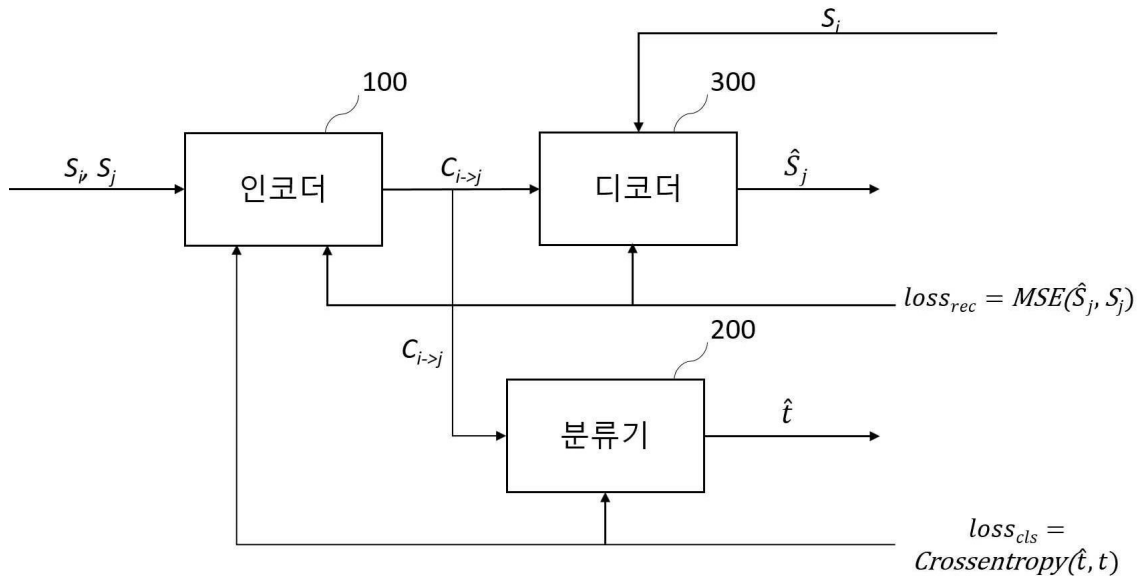
전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 뇌 연결성 학습 방법 및 이를 위한 시스템

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 시스템은, 복수 개의 신호를 입력받는 신호 입력부; 복원 손실 정보, 분류 손실 정보, 및 상기 복수 개의 신호를 수신하여 상기 복수 개의 신호 중 제 1 신호와 제 2 신호와의 관계를 나타내는 특성 정보를 추출하는 특징 추출부; 및 상기 복원 손실 정보를 디코더로부터 수신하는 복원 손 (뒷면에 계속)

대표도



실 입력부를 포함하는 인코더; 상기 특성 정보를 기초로 하여 분류 인덱스를 예측하는 신호 분류부; 및 상기 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스의 분류 손실을 산출하는 분류 손실 산출부를 포함하는 분류기; 및 상기 제 1 신호 및 상기 인코더로부터 상기 특성 정보를 수신하는 신호 수신부; 상기 제 1 신호 및 상기 특성 정보를 이용하여 상기 제 2 신호를 복원하는 신호 복원부; 및 상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호를 비교하여 복원 손실을 산출하는 복원 손실 산출부를 포함하는 디코더를 포함하고, 상기 분류 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 분류기에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시키고, 상기 복원 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 디코더에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시킬 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/7267 (2013.01)

G16H 10/40 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2018111596
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기술진흥센터(NIPA산하)
연구사업명	정보통신기술인력양성사업
연구과제명	[이지바로] [IT명품인재양성사업] 정부출연금 (4단계3차년도)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

복수 개의 신호, 복원 손실 정보, 및 분류 손실 정보를 수신하는 단계;

상기 복원 손실 정보 및 상기 분류 손실 정보를 이용하여 상기 복수 개의 신호에 대한 특성 정보를 추출하는 단계;

상기 특성 정보를 이용하여 상기 신호의 분류 인덱스를 예측하는 단계;

상기 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스 사이의 분류 손실 정보를 산출하는 단계; 및

상기 특성 정보를 출력하는 단계를 포함하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 복수 개의 신호는 전극에서 측정되는 뇌파인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 특성 정보를 추출하는 단계는,

상기 복수 개의 신호 중 하나의 신호인 제 1 신호를 기준 신호로 설정하는 단계; 및

상기 제 1 신호를 제외한 제 2 신호 각각에 대하여 상기 제 1 신호를 기준으로 하여 나타내는 상기 특성 정보를 추출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 및 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 복원 손실 정보는 상기 특성 정보를 송신한 디코더로부터 수신하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 분류 손실 정보는 상기 특성 정보로 구성된 행렬로부터 산출되는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법.

청구항 7

제 3 항에 있어서,

상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 8

제 1 신호, 상기 제 1 신호와 상이한 제 2 신호 사이의 관계를 나타내는 특성 정보, 및 복원 손실 정보를 수신하는 단계;

상기 특성 정보, 상기 복원 손실 정보, 및 상기 제 1 신호를 이용하여 상기 제 2 신호를 복원하는 단계;

상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호 사이의 비교하여 복원 손실 정보를 산출하는 단계; 및

상기 복원 손실 정보를 출력하는 단계를 포함하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 9

제 8 항에 있어서,

상기 제 1 신호 및 제 2 신호는 전극에서 측정되는 뇌파 신호인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 10

제 8 항에 있어서,

상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 11

제 8 항에 있어서,

상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 및 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 12

제 8 항에 있어서,

상기 복원 손실 정보는 상기 제 1 신호 및 상기 특성 정보를 수신한 인코더로 송신하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법.

청구항 13

복수 개의 신호를 입력받는 신호 입력부; 복원 손실 정보, 분류 손실 정보, 및 상기 복수 개의 신호를 수신하여 상기 복수 개의 신호 중 제 1 신호와 제 2 신호와의 관계를 나타내는 특성 정보를 추출하는 특징 추출부; 및 상기 복원 손실 정보를 디코더로부터 수신하는 복원 손실 입력부를 포함하는 인코더;

상기 특성 정보를 기초로 하여 분류 인덱스를 예측하는 신호 분류부; 및 상기 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스의 분류 손실을 산출하는 분류 손실 산출부를 포함하는 분류기; 및

상기 제 1 신호 및 인코더로부터 상기 특성 정보를 수신하는 신호 수신부; 상기 제 1 신호 및 상기 특성 정보를 이용하여 상기 제 2 신호를 복원하는 신호 복원부; 및 상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호를 비교하여 복원 손실을 산출하는 복원 손실 산출부를 포함하는 디코더를 포함하고,

상기 분류 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 분류기에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시키고,

상기 복원 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 디코더에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시키는 뇌 연결성 학습 시스템.

청구항 14

제 13 항에 있어서,

상기 복수 개의 신호는 전극에서 측정되는 뇌파인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습 시스템.

청구항 15

제 13 항에 있어서,

상기 특성 정보는 상기 복수 개의 신호 중 하나의 신호를 제 1 신호로 설정하고, 상기 제 1 신호를 제외한 상기 제 2 신호에 대하여 상기 제 1 신호를 기준으로 하여 특징을 나타내는 것인 뇌 연결성 학습 시스템.

청구항 16

제 15 항에 있어서,

상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 및 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습 시스템.

청구항 17

제 13 항에 있어서,

상기 분류 손실 정보는 상기 특성 정보로 구성된 행렬로부터 산출되는 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습 시스템.

청구항 18

제 13 항에 있어서,

상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호인 것을 특징으로 하는 뇌 연결성 학습 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌 연결성 학습에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는, 뇌 연결성 학습 방법 및 이의 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 뇌는 각 영역이 유기적으로 연결된 대규모 복합 연결망(large-scale complex network)으로 알려져 있으며, 다양한 인지 과정이 이러한 신경 연결망 안에서 영역간 정보 교환 및 통합을 통하여 이루어진다. 따라서, 뇌 연결망에 대한 연구와 이해는 신경과학, 인지과학, 그리고 뇌 정보처리를 모사하는 정보처리기술 연구를 위하여 반드시 필요하다. 뇌인지 연구의 초기에 주를 이루었던 뇌 활성 영역 분석 방법은 실제 인지과제 수행 중 통계적으로 유의하게 나타나는 주요 뇌 활성 영역을 확인하는 방법으로, 특정 인지과정 중 어떤 영역이 주로 사용되었는가에 초점을 맞추고 분석하는 방법이었다.

[0003] 이와 달리 뇌 연결성(connectivity) 분석 방법은 각 영역들 간의 연결이 어떻게 이루어지고 있는지를 확인하는 방법으로, 주요 활성 영역들 간의 관계에 관심을 두고 분석하는 방법이다. 뇌 연결성 분석 방법은 크게 구조적(structural), 기능적(functional), 및 유효(effective) 연결성 분석의 세 가지로 분류될 수 있다. 구조적 연결성은 뇌의 해부학적 영역들 간의 물리적 관계(시냅스의 수, 형태, 효과, 억제 및 촉진 등의 정보)를 말하며, 기능적 연결성과 유효 연결성은 특정 인지 과정에 따른 뇌 영역 간의 기능적 상관관계를 지칭한다.

[0004] 하지만, 구조적 연결성과 기능적 연결성은 방향성을 고려하지 않는 대칭적 관계에 대한 연결 강도나 상관 정도에 의해 연결성 모델을 도출하기 때문에 영역 간의 인과 관계를 나타내기 힘들다는 문제점이 있다. 유효 연결성은 이러한 문제를 보완할 수 있는 분석 방법으로 시계열 데이터로부터 활성화 영역 간의 비대칭적 관계에 따라 한 영역이 다른 영역에 어떠한 영역을 미치는가를 설명할 수 있다.

[0005] 이러한 뇌 연결성을 구축하고 분석하는데 인공지능이 활용되고 있다. 인공지능은 딥러닝 알고리즘의 발전, 데이터량의 폭발적인 증가, GPU의 발전으로 인해 폭발적으로 발전하고 있으며, 딥러닝 알고리즘은 우리 뇌에 있는 뉴런들이 층층이 연결되어 있는 것을 모방한 피드포워드 신경망(feed-forward neural network)에서부터 시작되

었다. 그러나, 신경망의 층수가 늘어나면서 신경망 내의 가중치들의 훈련이 부족하게 되어 출력층의 정보가 역전파(back propagation)되는 과정에서 관별력이 소멸되는 문제가 발생하였다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 각 층의 가중치들을 우선 사전학습을 통해 어느 정도 정확하게 근접한 값으로 보정한 후 튜닝 과정을 통해 최종 가중치를 계산하는 방법인 DBN(deep belief network) 및 SAE(stacked auto-encoder)와 같은 신뢰심층망의 방법이 제안되었다.

[0006] 또한, 사람의 시각인지 과정을 모방하여 피드포워드 신경망에 추가한 컨볼루션 신경망(CNN, convolutional neural network)이 개발되었으며, 이를 기반으로 하여 CNN 구조를 변경하는 방식으로 딥러닝 알고리즘들이 계속하여 발전해가고 있다. 이러한 딥러닝 알고리즘을 이용한 뇌 연결성 학습 방법은 먼저 입력 신호를 분석하여 뇌 연결성을 계산하고, 계산된 값을 신경망에 입력하여 딥러닝을 수행함으로써, 입력 신호가 수정, 변형 또는 왜곡된 경우에도 유연하게 신호를 분류하는 것이 가능해졌다. 그러나, 이러한 뇌 연결성 분석 방법도 신경 운동(neural activity)의 특성에 대한 기본적인 가정하에 진행되므로 사용자의 인지적 상태를 정확하게 분류하지 아니할 수 있다. 또한, 신호 측면에서 신경 운동(neural activity)의 단순한 유사성을 고려하여 분류 및 분석을 진행하므로 분석 목적에 맞는 결과를 유연하게 획득할 수 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 입력 신호에 대한 가정을 고려하지 않고 입력 신호를 분석함으로써 정확하게 뇌 연결성과 관련된 신호를 분류할 수 있는 뇌 연결성 학습 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는 입력 신호의 신경 행동의 단순한 유사성의 고려없이 복잡한 상관관계를 분석할 수 있고, 분석 목적에 맞는 뇌 연결성 분류 결과를 획득할 수 있는 뇌 연결성 학습 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법은, 복수 개의 신호, 복원 손실 정보, 및 분류 손실 정보를 수신하는 단계; 상기 복원 손실 정보 및 상기 분류 손실 정보를 이용하여 상기 복수 개의 신호에 대한 특성 정보를 추출하는 단계; 상기 특성 정보를 이용하여 상기 신호의 분류 인덱스를 예측하는 단계; 상기 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스 사이의 분류 손실 정보를 산출하는 단계; 및 상기 특성 정보를 출력하는 단계를 포함한다.

[0010] 상기 복수 개의 신호는 전극에서 측정되는 뇌파 신호일 수 있다.

[0011] 또한, 상기 특성 정보를 추출하는 단계는, 상기 복수 개의 신호 중 하나의 신호인 제 1 신호를 기준 신호로 설정하는 단계; 및 상기 제 1 신호를 제외한 제 2 신호 각각에 대하여 상기 제 1 신호를 기준으로 하여 나타내는 상기 특성 정보를 추출하는 단계를 포함한다.

[0012] 일 실시예에서, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 및 파형의 차이를 나타내는 정보, 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함할 수 있다.

[0013] 상기 복원 손실 정보는 상기 특성 정보 및 상기 복수 개의 신호 중 하나의 신호를 송신한 디코더로부터 수신할 수 있고, 상기 분류 손실 정보는 상기 특성 정보로 구성된 행렬로부터 산출될 수 있다.

[0014] 일 실시예에서, 상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호일 수 있다.

[0015] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법은, 제 1 신호, 상기 제 1 신호와 상이한 제 2 신호 사이의 관계를 나타내는 특성 정보, 및 복원 손실 정보를 수신하는 단계; 상기 특성 정보, 상기 복원 손실 정보, 및 상기 제 1 신호를 이용하여 상기 제 2 신호를 복원하는 단계; 상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호 사이의 비교하여 복원 손실 정보를 산출하는 단계; 및 상기 복원 손실 정보를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 제 1 신호 및 제 2 신호는 전극에서 측정되는 뇌파 신호이고, 상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호일 수 있다.

[0017] 일 실시예에서, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함할 수 있다.

[0018] 상기 복원 손실 정보는 상기 특성 정보를 수신한 인코더로 송신할 수 있다.

[0019] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 시스템은, 복수 개의 신호를 입력받는 신호 입력부; 복원 손실 정보, 분류 손실 정보, 및 상기 복수 개의 신호를 수신하여 상기 복수 개의 신호 중 제 1 신호와 제 2 신호와의 관계를 나타내는 특성 정보를 추출하는 특징 추출부; 및 상기 복원 손실 정보를 디코더로부터 수신하는 복원 손실 입력부를 포함하는 인코더; 상기 특성 정보를 기초로 하여 분류 인덱스를 예측하는 신호 분류부; 및 상기 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스의 분류 손실을 산출하는 분류 손실 산출부를 포함하는 분류기; 및 상기 인코더로부터 상기 특성 정보 및 상기 제 1 신호를 수신하는 신호 수신부; 상기 제 1 신호 및 상기 특성 정보를 이용하여 상기 제 2 신호를 복원하는 신호 복원부; 및 상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호를 비교하여 복원 손실을 산출하는 복원 손실 산출부를 포함하는 디코더를 포함하고, 상기 분류 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 분류기에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시키고, 상기 복원 손실 정보는 상기 인코더 및 상기 디코더에 입력되어 상기 인코더 및 상기 디코더를 학습시킬 수 있다.

발명의 효과

[0020] 본 발명의 실시예에 따르면, 입력 신호에 대한 가정을 고려하지 아니하고, 적어도 두 개 이상의 입력 신호 데이터만을 이용하여 입력 신호를 분석함으로써, 정확하게 뇌 연결성과 관련된 신호를 분류할 수 있고, 하나의 입력 신호 자체에 대한 특성 정보가 아닌 복수 개의 입력 신호들의 상관관계를 나타내는 특성 정보를 추출하여 신호를 분류하고, 디코더에서는 상기 특성 정보를 이용하여 수신된 신호 이외의 신호를 복원함으로써 정확하게 뇌 연결성과 관련된 신호를 분류할 수 있는 뇌 연결성 학습 방법을 제공하는 것이다.

[0021] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는 디코더에서 복원된 신호 및 오리지널 신호 사이의 손실에 대한 복원 손실 정보를 디코더 뿐만 아니라 인코더에서도 이용하여 학습하고, 예측 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스 사이의 분류 손실 정보 또한 분류기 뿐만 아니라 인코더에서 다시 입력받아 학습에 이용함으로써, 입력 신호의 신경 행동의 단순한 유사성의 고려없이 복잡한 상관관계를 분석할 수 있고, 분석 목적에 맞는 뇌 연결성 분류 결과를 획득할 수 있는 뇌 연결성 학습 시스템을 제공하는 것이다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습을 위한 인코더 및 분류기를 나타내는 블록도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법을 나타내는 순서도이다.

도 3는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습을 위한 디코더를 나타내는 블록도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습의 디코딩 방법을 나타내는 순서도이다.

도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 시스템을 나타내는 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0024] 본 발명의 실시예들은 당해 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 본 발명을 더욱 완전하게 설명하기 위하여 제공되는 것이며, 하기 실시예는 여러 가지 다른 형태로 변형될 수 있으며, 본 발명의 범위가 하기 실시예에 한정되는 것은 아니다. 오히려, 이들 실시예는 본 개시를 더욱 충실하고 완전하게 하고, 당업자에게 본 발명의 사상을 완전하게 전달하기 위하여 제공되는 것이다.

[0025] 이하, 본 발명의 실시예들은 본 발명의 이상적인 실시예들을 개략적으로 도시하는 도면들을 참조하여 설명된다. 도면들에 있어서, 예를 들면, 부재들의 크기와 형상은 설명의 편의와 명확성을 위하여 과장될 수 있으며, 실제 구현시, 도시된 형상의 변형들이 예상될 수 있다. 따라서, 본 발명의 실시예는 본 명세서에 도시된 부재 또는 영역의 특정 형상에 제한된 것으로 해석되어서는 아니 된다.

[0026] 본 발명의 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 방법, 장치 및 시스템은 딥러닝을 이용하여 학습할 수 있다. 여기서,

딥러닝(Deep Learning) 기술은, 컴퓨터가 사람처럼 생각하고 배울 수 있도록 하는 인공지능(AI) 기술로서, 인공 신경망 이론을 기반으로 복잡한 비선형 문제를 기계가 스스로 학습하여 해결할 수 있도록 한다. 딥러닝은 인간의 두뇌가 수많은 데이터 속에서 패턴을 발견한 뒤 사물을 구분하는 정보처리 방식을 모방해 컴퓨터가 사물을 분별하도록 기계를 학습시키는 기술이다. 딥러닝 기술을 적용하면 사람이 모든 판단 기준을 정해주지 않아도 컴퓨터가 스스로 인지·추론·판단할 수 있게 되고, 음성이미지 인식과 사진 분석 등에 광범위하게 활용하는 것이 가능하다.

[0027] 즉, 딥러닝은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화(abstractions, 다량의 데이터나 복잡한 자료들 속에서 핵심적인 내용 또는 기능을 요약하는 작업)을 시도하는 기계학습(machine learning) 알고리즘의 집합으로 정의되며, 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계학습의 한 분야라고 이야기할 수 있다.

[0028] 어떠한 데이터가 있을 때 이를 컴퓨터가 알아들을 수 있는 형태(예를 들어, 이미지의 경우는 픽셀정보를 열벡터로 표현하는 등)로 표현(representation)하고 이를 학습에 적용하기 위해 많은 연구가 진행되고 있다. 또한, 이러한 노력의 결과로 deep neural networks, convolutional deep neural networks, deep belief networks 와 같은 다양한 딥러닝 기법들이 컴퓨터 비전, 음성인식, 자연어처리, 음성/신호처리 등의 분야에 적용되어 최첨단의 결과들을 보여주고 있다.

[0029] 특히, 컴퓨터 비전의 주요 분야인 영상 인식 및 사물 인식 분야에서의 딥러닝 기술의 중요성이 대두되고 있는데, 자동 음성인식 분야의 자동 음성 번역 및 이해 분야로의 확장도 마찬가지로, 이미지 분류 분야는 자동 영상 캡셔닝(captioning)이라는 더욱 도전적인 분야로 확장되고 있다. 자동 영상 캡셔닝은 딥러닝을 핵심 기반 기술로 사용하는 분야로서, 적용 사례로는 360° 카메라 화면을 이해할 수 있도록 딥러닝을 통해 학습된 자동차 탐재용 컴퓨터 등이 있다.

[0030] 또한, 컨볼루션 신경망(convolutional neural networks, CNN)은 2차원 영상 처리에 특화되어 인식문제에 주로 사용되어 왔고, 기본적인 핵심 특징으로 첫 번째는 국소 수용 면(local receptive field)을 두어 영상 일부를 표현하는 특징(feature) 추출에 중점을 두었고, 두 번째는 이러한 특징을 나타내는 가중치들을 영상 전 영역에서 공유할 수 있게 하였다는 점에서 막대한 수의 매개변수를 줄이고 영상 위치에 상관없이 특징을 공유할 수 있게 되는 장점이 있다.

[0031] 세 번째 특징은 하나의 계층을 쌓고 노드 수를 줄여 상위 계층을 만드는 과정을 반복하면서 상위 계층으로 갈수록 일반화가 이루어지게 된다. 최근 딥러닝이 많은 관심을 받게 되면서 convolutional RBM(Restricted Boltzmann Machine)을 계층화한 convolutional deep belief networks, deep CNN과 같이 CNN을 deep 구조화하는 연구들이 진행되어 왔으며 영상 내 객체 인식 및 분류 문제에서 뛰어난 성능을 보이고 있다.

[0032] 이와 같이, 본 발명의 실시예는 다양한 환경적인 문제로 인한 학습 정보의 질이 떨어지거나 입력 신호에 대한 가정으로 인하여 정확한 학습이 불가능한 문제점을 해결하기 위하여, 두 개 이상의 실질적인 입력 신호 raw data 만을 이용하여 특성 정보를 추출하고, 상기 특성 정보에 기반하여 신호를 분류함으로써, 종래의 방법에 비해 복잡한 상관관계도 밝혀낼 수 있고 목적에 맞는 뇌 연결성 값을 획득할 수 있는 뇌 연결성 학습 방법 및 시스템을 제공할 수 있다.

[0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습을 위한 인코더 및 분류기를 나타내는 블록도이다.

[0034] 도 1을 참조하면, 뇌 연결성 학습을 위한 인코더 및 분류기는 신호 입력부(10), 특징 추출부(20), 신호 분류부(30), 분류 손실 산출부(40), 및 복원 손실 입력부(50)를 포함할 수 있다. 신호 입력부(10)는 복수 개의 신호를 입력 받을 수 있다. 상기 복수 개의 신호는 전극에서 측정되는 뇌파 신호일 수 있으며, 상기 뇌파 신호의 측정부위 및 갯수는 뇌 연결성 학습 목적에 맞게 결정될 수 있다. 일 실시예에서, 상기 복수 개의 신호는 하나의 생명체로부터 측정되는 뇌파 신호일 수 있다.

[0035] 특징 추출부(20)는 상기 복수 개의 신호를 수신하여 상기 복수 개의 신호 중 제 1 신호와 제 2 신호 사이의 관계를 나타내는 특성 정보를 추출할 수 있다. 상기 제 2 신호는 적어도 하나 이상의 신호일 수 있다. 일 실시예에서, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함할 수 있다. 예를 들어, 상기 특성 정보는 제 1 신호에 대한 제 2 신호값의 비율을 나타내는 정보일 수 있다.

- [0036] 특징 추출부(20)에서 특성 정보가 산출되면 상기 산출된 특성 정보는 상기 제 1 신호와 독자적으로 출력될 수 있다. 이 경우, 특징 추출부(20)는 상기 제 2 신호도 출력하지 아니할 수 있다. 또한, 특징 추출부(20)는 향후 디코더로부터 수신되는 복원 손실 정보를 입력받을 수 있다.
- [0037] 상기 복원 손실 정보는 디코더에서 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호를 비교하여 획득될 수 있으며, 상기 복원 손실 정보를 이용하여 특징 추출부(20)는 특성 정보 산출에 있어 딥러닝을 수행할 수 있다. 특징 추출부(20)는 이후 설명하는 분류 손실 산출부(35)에서 산출되는 분류 손실 정보도 이용하여 특성 정보를 산출할 수 있다. 특징 추출부(20)는 이와 같이 상기 특성 정보를 산출하는데 있어 상기 복원 손실 정보 및 상기 분류 손실 정보를 이용하여 딥러닝을 수행함으로써 정확한 뇌 연결성 학습 효과를 제공할 수 있다.
- [0038] 특징 추출부(20)에서 추출된 특성 정보는 신호 분류부(30)로 입력될 수 있다. 신호 분류부(30)는 입력되는 특성 정보들을 이용하여 $N \times N$ 행렬을 구성할 수 있으며, 예를 들어, 16×16 또는 32×32 의 행렬일 수 있으나 이에 한정되지는 아니한다. 일 실시예에서는, 특성 정보들로 구성되는 $N \times N$ 행렬은 신호 분류부(30)에 입력되기 전에 구성될 수도 있다.
- [0039] 또한, 신호 분류부(30)는 특성 정보를 기초로 하여 입력 신호를 분류할 수 있다. 상기 특성 정보는 입력 신호가 두 개 이상의 신호이므로 두 개 이상의 신호 사이의 관련성을 설명할 수 있으며, 입력 신호들을 특징을 설명할 수 있는 정보일 수 있다. 신호 분류부(30)는 기 입력된 특성 정보로부터 획득한 데이터들을 기초로 하여 상기 입력 신호를 타겟에 맞춰 적절한 클래스로 분류하는 분류 인덱스를 예측할 수 있다. 상기 예측된 분류 인덱스는 기존에 입력되어 학습된 데이터를 이용하므로 학습량이 축적되면서 정확한 예측을 수행할 수 있다.
- [0040] 이후, 예측된 분류 인덱스는 분류 손실 산출부(35)로 입력되어 분류 손실 정보를 생성할 수 있다. 분류 손실 산출부(35)는 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스를 비교함으로써 상기 분류 손실 정보를 계산할 수 있다. 분류 손실 산출부(35)에서 산출되는 상기 분류 손실 정보는 이후 신호 분류부(30)에 입력되는 특성 정보를 이용하여 분류 인덱스를 예측하기 위하여 학습에 이용되며, 특징 추출부(20)로도 입력되어 특성 정보 산출을 위한 학습에 이용될 수 있다.
- [0041] 일 실시예에서, 분류 손실 산출부(35)에서 생성되는 상기 분류 손실 정보는 신호 분류부(30)로 재입력될 수 있다. 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 장치는 상기 분류 손실 정보 뿐만 아니라 이후에 설명되는 복원 손실 정보를 이용하여 딥러닝을 수행하므로 적합한 목적에 맞는 결과를 정확하게 획득할 수 있다. 신호 분류부(30)는 분류 손실 산출부(35)로부터 입력되는 상기 분류 손실 정보를 이용하여 학습을 수행하기 때문에 적합한 목적에 맞는 결과를 정확하게 획득할 수 있다.
- [0042] 또한, 복원 손실 입력부(40)는 디코더로부터 산출된 복원 손실 정보를 수신할 수 있다. 상기 복원 손실 정보에는 도 3 및 도 4를 참조하여 디코딩 프로세스에서 설명하기로 한다. 복원 손실 입력부(40)로 입력된 상기 복원 손실 정보는 특징 추출부(20)로 입력될 수 있다. 특징 추출부(20)는 디코더로부터 입력된 이전 특성 정보로부터 복원된 제 2 신호를 이용하여 산출된 상기 복원 손실 정보를 이용한 학습을 통하여 새로이 입력된 입력 신호들로부터 특성 정보를 추출할 수 있다.
- [0043] 일 실시예에서, 상기 복원 손실 정보는 인코더에 입력된 신호 자체에 대한 정보가 아닌 입력된 복수 개의 신호에 대한 복원 손실 정보일 수 있다. 그러므로, 본 발명의 특징 추출부는 복수 개의 입력 신호 데이터로부터 뇌 연결성 특성 정보를 추출할 수 있으므로, 종래의 입력 신호 자체에 대한 복원 정보를 이용하기 때문에 입력 신호에 대한 가정을 고려하여 인지되는 뇌 연결성 학습 방법보다 정확하게 뇌 연결성 신호를 분류할 수 있다.
- [0044] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습의 인코딩 방법을 나타내는 순서도이다. 도 2의 뇌 연결성 학습 방법은 도 1의 학습 장치에서 뇌 연결성을 학습하는 방법을 설명하며, 도 1를 참조하여 상술한 설명은 하기에서 도 2를 참조하여 뇌 연결성 학습 방법을 설명시에 생략될 수 있다.
- [0045] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 방법은 복수 개의 신호 및 복원 손실 정보를 입력할 수 있다(S10). 상기 복수 개의 신호는 적어도 두 개 이상일 수 있고, 전국에서 측정된 뇌파 신호일 수 있으나 본 발명은 이에 한정되지는 아니한다. 또한, 상기 복원 손실 정보는 이전 입력 신호들에 대한 정보일 수 있다. 일 실시예에서, 상기 복원 손실 정보는 이전 입력 신호들을 복원한 후 생성된 것일 수 있으며, 디코더로부터 입력될 수 있다.
- [0046] 이후, 상기 복수 개의 입력 신호 및 상기 복원 손실 정보를 이용하여 상기 복수 개의 입력 신호들 사이의 관계를 나타내는 특성 정보를 추출할 수 있다(S20). 상기 특성 정보는 상기 복수 개의 입력 신호 중 기준 신호로서

제 1 신호를 설정하고, 상기 제 1 신호와 상기 제 1 신호와 상이한 제 2 신호 사이의 관계를 나타내는 것일 수 있다. 예를 들면, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보중 적어도 어느 하나 이상을 포함할 수 있다.

[0047] 상기 특성 정보를 기초로 하여 입력 신호에 대한 분류 인덱스를 예측할 수 있다(S40). 만일 상기 입력 신호로 하나의 신호만이 입력되는 경우에는 상기 분류 인덱스의 예측은 상기 입력 신호 자체에 대한 것일 수 있다. 그러나, 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 연결성 학습 방법은 상기 입력 신호로 상기 제 1 신호 및 상기 제 2 신호를 포함하는 복수 개의 신호가 입력되며, 이 경우 상기 특성 정보는 상기 제 2 신호 자체를 대신하여 상기 제 2 신호와 상기 제 1 신호와의 관계를 나타내는 정보이므로 상기 제 1 신호 뿐만 아니라 상기 제 2 신호에 대한 특성이 반영되는 분류 인덱스를 예측할 수 있다.

[0048] 이후, 상기 예측 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스를 비교하여 분류 손실 정보를 산출할 수 있다(S45). 상기 분류 손실 정보는 상기 예측 분류 인덱스와 상기 오리지널 분류 인덱스에 대하여 크로스 엔트로피(cross entropy)를 수행함으로써 획득할 수 있다. 이후, 상기 분류 손실 정보는 다시 상기 분류 인덱스를 예측하는 단계(S40)로 입력됨과 동시에 상기 특성 정보를 산출하는 단계(S20)에도 입력되어 분류 손실이 최소화되어 정확한 분류 인덱스를 예측하고 특성 정보를 산출하는 방향으로 학습될 수 있다.

[0049] S20 단계에서 추출된 상기 특성 정보는 입력 신호 중 제 1 신호와 함께 디코더로 전송될 수 있다(S30). 상술한 바와 같이, 상기 특성 정보는 입력 신호 그 자체에 대한 특징을 나타내는 정보가 아닐 수 있다. 일 실시예에서, 상기 특성 정보는 디코더로 전송되는 상기 제 1 신호가 아닌 제 2 신호와 상기 제 1 신호와의 관계를 나타내는 특징으로 구성될 수 있다. 그러므로, 복수 개의 입력 신호에 대한 특징이 모두 반영된 특성 정보를 추출하여 학습에 이용함으로써 입력 신호에 대한 가정을 고려함없이 정확하게 입력 신호에 대한 분석이 가능할 수 있다. 또한, 상기 특성 정보만을 디코더로 전송함으로써, 학습 및 분석의 정확성을 향상시키고 동시에 전송량을 감소시키는 효과를 제공할 수 있다.

[0050] 도 3는 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌 연결성 학습을 위한 디코더를 나타내는 블록도이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 연결성 학습의 디코딩 방법을 나타내는 순서도이다.

[0051] 도 3 및 도 4를 함께 참조하면, 디코더는 신호 수신부(40), 신호 복원부(50), 및 복원 손실 산출부(60)를 포함한다.

[0052] 신호 수신부(40)는 인코더로부터 특성 정보 및 외부로부터 입력되는 제 1 신호를 수신할 수 있다(S50). 상기 제 1 신호는 인코더에 입력된 복수 개의 신호 중 하나의 신호일 수 있으며, 전극으로부터 측정된 뇌파 신호일 수 있다.

[0053] 상기 제 1 신호는 인코더에 입력된 복수 개의 입력 신호 중 하나의 신호일 수 있다. 또한, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호 자체에 대한 정보가 아니며, 인코더로부터 입력되지 아니한 제 2 신호와 상기 제 1 신호와의 관계를 나타내는 정보일 수 있다. 예를 들면, 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호와 상기 제 2 신호 사이의 신호값의 차이를 나타내는 정보, 파장의 차이를 나타내는 정보, 파형의 차이를 나타내는 정보, 및 신호의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 신호의 스펙트럼 간의 선형적 상관관계를 나타내는 정보, 정보 흐름의 인과관계를 나타내는 정보, 및 파형의 부호 차이를 나타내는 정보 중 적어도 어느 하나 이상을 포함할 수 있다.

[0054] 이후, 수신된 상기 제 1 신호 및 상기 특성 정보는 신호 복원부(50)로 입력되어 제 2 신호를 복원할 수 있다(S60). 상기 특성 정보는 상기 제 2 신호와 상기 제 1 신호와의 관계를 나타내는 정보이므로 상기 제 1 신호에 적용하여 상기 제 2 신호를 복원할 수 있다. 예를 들어, 인코더에 입력된 복수 개의 입력 신호가 세 개로 쌍을 이루고 있는 경우에는 상기 특성 정보는 상기 제 1 신호를 제외한 2 개의 제 2 신호 각각에 대하여 산출될 수 있고, 상기 제 2 신호인 2 개 신호에 대하여 하나의 정보로 산출될 수 있다.

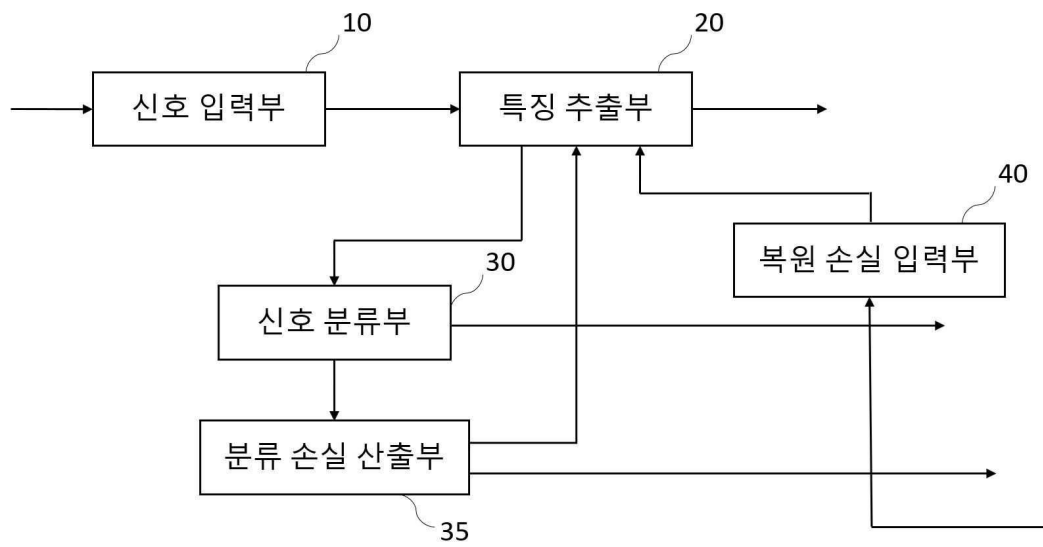
[0055] 상기 제 2 신호가 복원되면 복원 손실 산출부(60)는 상기 복원된 제 2 신호와 오리지널 제 2 신호 사이의 차이를 나타내는 복원 손실 정보를 생성할 수 있다(S70). 상기 복원 손실 정보는 신호 복원부(50)로 재입력되어 학습에 이용되며, 학습된 디코더는 이후에 새로이 입력되는 특성 정보를 이용하여 제 2 신호를 더 정확하게 복원할 수 있다. 또한, 상기 복원 손실 정보는 인코더로 송신되어 특정 추출부(20)로 입력될 수 있다(S80).

[0056] 도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따른 뇌 연결성 학습 시스템을 나타내는 블록도이다.

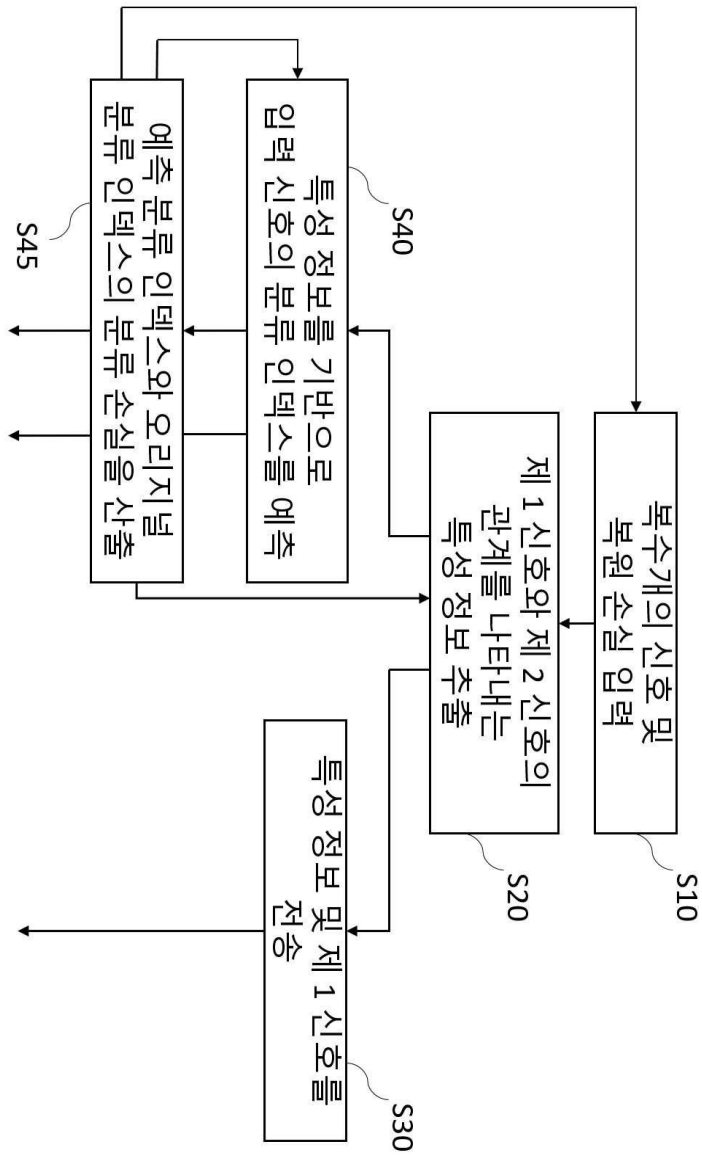
- [0057] 도 5를 참조하면, 뇌 연결성 학습 시스템(1000)은 인코더(100), 분류기(200), 및 디코더(300)를 포함할 수 있다. 인코더(100)는 도 1 및 도 2를 참조하여 설명한 신호 입력부(10) 및 특징 추출부(20)를 포함할 수 있다. 인코더(100)는 제 1 신호(S_i) 및 제 2 신호(S_j)를 입력받아, 제 1 신호(S_i)와 제 2 신호(S_j) 사이의 관계를 나타내는 특성 정보(C_{i2j})를 생성할 수 있다. 또한, 인코더(100)는 특성 정보(C_{i2j})를 출력하며, 제 1 신호(S_i) 및 제 2 신호(S_j)는 출력하지 아니할 수 있다.
- [0058] 분류기(200)는 상기 특성 정보(C_{i2j})를 이용하여 상기 입력 신호에 대한 분류 인덱스(l)를 예측할 수 있다. 상기 특성 정보(C_{i2j})는 종래에는 하나의 입력 신호 그 자체에 대한 특징을 나타내는 것과 같이 복수 개의 입력 신호들 사이의 관계를 나타내는 특징에 대한 것일 수 있다. 분류기(200)는 이러한 상기 특성 정보(C_{i2j})를 이용하여 입력 신호를 분류함으로써 입력 신호에 대한 가정을 배제하고 실질적인 입력 신호로부터 획득되는 정보만으로 뇌 연결성과 관련된 신호를 분류할 수 있다.
- [0059] 또한, 분류기(200)는 예측된 분류 인덱스와 오리지널 분류 인덱스 사이의 차이를 계산하여 분류 손실 정보($loss_{cls}=Crossentropy(\hat{l}, l)$)를 생성할 수 있다. 상기 분류 손실 정보($loss_{cls}=Crossentropy(\hat{l}, l)$)는 분류기(200)를 학습하는데 이용되며, 따라서 이후 입력되는 특성 정보(C_{i2j})를 정확하게 분류하여 분류 손실 정보($loss_{cls}=Crossentropy(\hat{l}, l)$)가 근소값에 수렴할 수 있도록 도움을 줄 수 있다. 또한, 상기 분류 손실 정보($loss_{cls}=Crossentropy(\hat{l}, l)$)는 분류기(200)를 학습할 뿐만 아니라, 인코더(100)로 송신되어 인코더(100)의 학습에도 이용될 수 있다.
- [0060] 디코더(300)는 인코더(100)로부터 제 1 신호(S_i) 및 특성 정보(C_{i2j})를 입력받을 수 있으며, 상기 특성 정보(C_{i2j})를 제 1 신호(S_i)에 적용하여 제 2 신호(S_j)를 복원할 수 있다. 또한, 복원된 제 2 신호(\hat{S}_j)와 오리지널 제 2 신호(S_j) 사이의 손실을 나타내는 복원 손실 정보($loss_{rec}=MSE(\hat{S}_j, S_j)$)를 산출하여 학습에 이용할 수 있다. 상기 복원 손실 정보($loss_{rec}=MSE(\hat{S}_j, S_j)$)는 인코더(100)로도 입력되어 인코더(100) 내의 특징 추출부(20)를 학습시킬 수 있다. 따라서, 본 발명의 뇌 연결성 학습 시스템은 입력 신호 데이터만으로 뇌 연결성에 대한 신호를 획득할 수 있고, 필요에 따른 목적에 맞는 결과를 획득할 수 있다.
- [0061] 이상에서 설명한 본 발명이 전술한 실시예 및 첨부된 도면에 한정되지 않으며, 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 여러가지 치환, 변형 및 변경이 가능하다는 것은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 있어 명백할 것이다.

도면

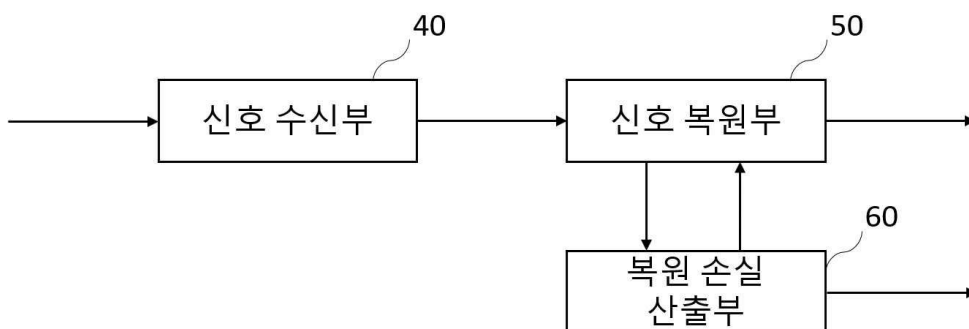
도면1



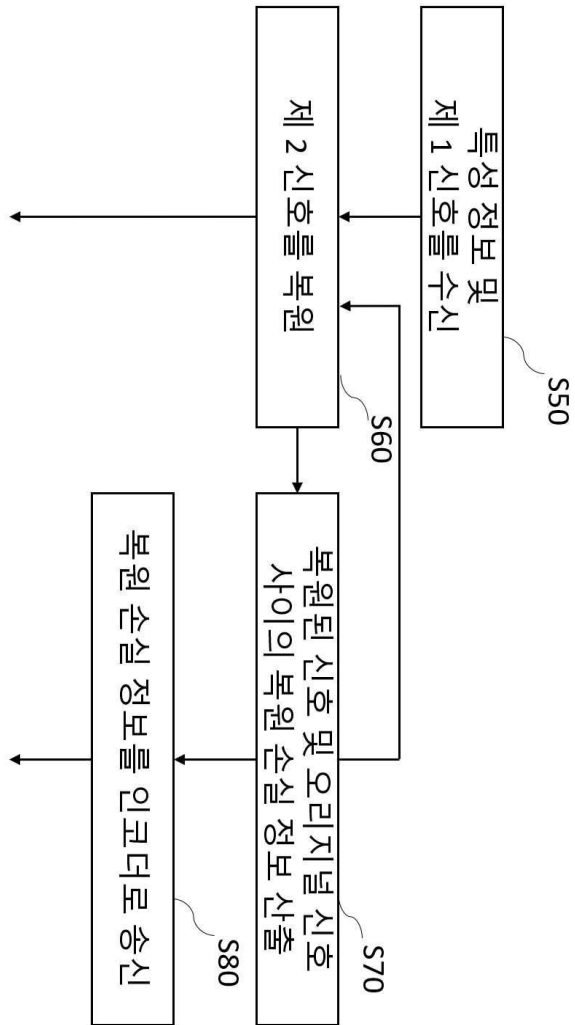
도면2



도면3



도면4



도면5

