

**(19) 대한민국특허청(KR)**
(12) 공개특허공보(A)**(11) 공개번호** 10-2024-0161475
(43) 공개일자 2024년11월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/00 (2024.01) *A61B 5/00* (2021.01)*G06N 3/0464* (2023.01) *G16H 50/00* (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/00 (2024.01)*A61B 5/0042* (2013.01)

(21) 출원번호 10-2023-0058664

(22) 출원일자 2023년05월04일

심사청구일자 2023년05월04일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

이중석

인천광역시 연수구 송도과학로 85(송도동)

문서현

인천광역시 연수구 송도국제대로 157, 2205호 (송도동)

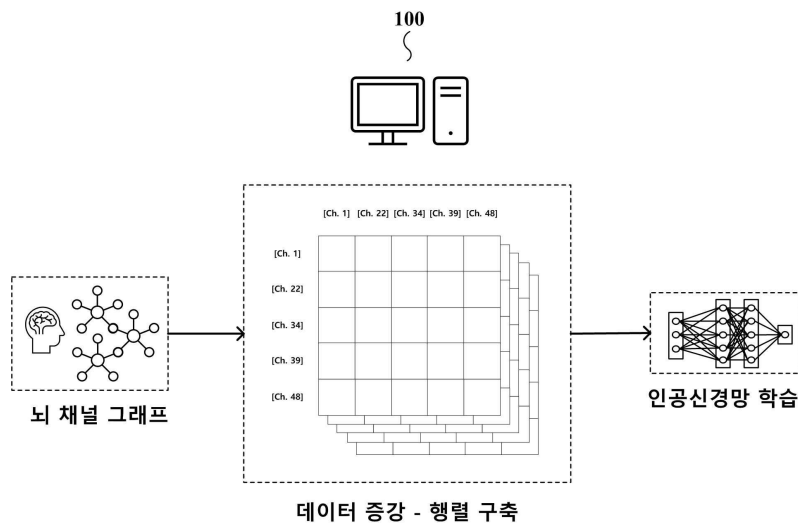
(74) 대리인

특허법인(유한)아이스스

전체 청구항 수 : 총 18 항

(54) 발명의 명칭 **뇌 신호 데이터 증강 방법 및 장치****(57) 요약**

뇌 신호 데이터 증강 방법은 영상 처리 장치가 뇌 채널 그래프를 입력 받는 단계; 상기 영상 처리 장치가 상기 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성하는 단계; 상기 영상 처리 장치가 상기 해밀턴 경로를 기초로 상기 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열하는 단계; 및 상기 영상 처리 장치가 상기 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축하는 단계; 를 포함한다.

대 표 도 - 도1

(52) CPC특허분류

A61B 5/72 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G16H 50/00 (2021.08)

명세서

청구범위

청구항 1

영상 처리 장치가 뇌 채널 그래프를 입력 받는 단계;

상기 영상 처리 장치가 상기 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성하는 단계;

상기 영상 처리 장치가 상기 해밀턴 경로를 기초로 상기 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열하는 단계; 및

상기 영상 처리 장치가 상기 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축하는 단계; 를 포함하되,

상기 구축된 행렬은 2차원 행렬로써 상기 뇌 채널 그래프의 노드의 개수만큼의 행과 열을 가지고,

상기 구축된 행렬의 각 행과 각 열이 가리키는 채널의 순서는 상기 순서대로 나열된 뇌 채널 그래프의 노드가 가리키는 채널의 순서와 일치되고,

상기 구축된 행렬의 값은 각 행과 각 열이 가리키는 채널 사이의 관계에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 뇌 채널 그래프는 뇌 이미징 기법을 통해 획득한 결과를 기반으로 생성된 그래프인, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 산화혈색소(Oxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ 또는 환원혈색소(Deoxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ 의 관계에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient, PCC) 또는 위상 고정 값(Phase-locking value, PLV)에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 상기 구축된 행렬의 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값을 비교한 결과를 기준으로 서로 다른 종류의 값을 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 상기 구축된 행렬의 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값이 동일한 경우 1인, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 영상 처리 장치가 상기 구축된 행렬을 기초로 뇌 분석 모델을 학습시키는 단계; 를 더 포함하는, 뇌 신호

데이터 증강 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 뇌 분석 모델은 CNN(Convolution Neural Network)기반의 모델인, 뇌 신호 데이터 증강 방법.

청구항 9

뇌 채널 그래프를 입력 받는 입력장치;

상기 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성하고, 상기 해밀턴 경로를 기초로 상기 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열하고, 상기 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축하는 연산장치; 및

상기 뇌 채널 그래프를 저장하는 저장장치; 를 포함하되,

상기 구축된 행렬은 2차원 행렬로써 상기 뇌 채널 그래프의 노드의 개수만큼의 행과 열을 가지고,

상기 구축된 행렬의 각 행과 각 열이 가리키는 채널의 순서는 상기 순서대로 나열된 뇌 채널 그래프의 노드가 가리키는 채널의 순서와 일치되고,

상기 구축된 행렬의 값은 각 행과 각 열이 가리키는 채널 사이의 관계에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 뇌 채널 그래프는 뇌 이미징 기법을 통해 획득한 결과를 기반으로 생성된 그래프인, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 산화혈색소(Oxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ 또는 환원혈색소(Deoxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ 의 관계에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 12

제9항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient, PCC) 또는 위상 고정 값(Phase-locking value, PLV)에 대한 정보를 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 상기 구축된 행렬의 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값을 비교한 결과를 기준으로 서로 다른 종류의 값을 포함하는, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 채널사이의 관계에 대한 정보는 상기 구축된 행렬의 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값이 동일한 경우 1인, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 연산장치는 상기 구축된 행렬을 기초로 뇌 분석 모델을 학습시키는, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 뇌 분석 모델은 CNN(Convolution Neural Network)기반의 모델인, 뇌 신호 데이터 증강 장치.

청구항 17

제1 내지 8항 중 어느 하나의 항에 기재된 뇌 신호 데이터 증강 방법을 실행하기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

청구항 18

뇌 분석장치는 뇌 채널 그래프를 입력 받는 단계;

상기 뇌 분석장치가 상기 뇌 채널 그래프를 뇌 분석 모델에 입력하는 단계;

상기 뇌 분석장치가 상기 뇌 분석 모델의 출력 값을 기반으로 뇌를 분석하는 단계; 를 포함하되,

상기 뇌 분석모델은 제1항의 뇌 신호 데이터 증강 방법을 통해 증강된 뇌 신호 데이터를 학습데이터로 하여 학습된 모델인, 뇌 신호 분석 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하 설명하는 기술은 뇌 신호 데이터 증강 방법에 대한 것이다.

배경 기술

[0002] 뇌 신호는 뇌에서 발생하는 전기, 자기 혈액 등의 물리적인 신호를 의미한다. 뇌 신호를 측정하기 위해서 뇌파 (Electroencephalogram, EEG), 자기공명영상법(Magnetic Resonance Imaging, MRI), 단일 광자 방출 컴퓨터 단층촬영(Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT) 등이 이용된다.

[0003] 최근 인공지능망을 기반으로 한 인공지능이 발달하면서 뇌 신호를 인공지능에 기반한 모델을 통해 분석하려는 기술들이 개발되고 있다. 인공지능에 기반한 모델을 구축하기 위해서는 많은 학습 데이터가 필요하다. 이에 많은 양의 학습 데이터를 확보하기 위해서 데이터를 증강(Data Augmentation) 기법을 이용하곤 하였다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 한국 등록특허공보 10-2498776

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 종래 뇌 신호 데이터 증강 기법은 잡음을 인위적으로 랜덤하게 추가하거나, 일부 시간대를 약간 잘라내는 등 기존 뇌 신호에 직접적인 변경을 가하는 방식으로 이루어졌다.

[0006] 이하 설명하는 기술은 뇌 신호에 직접적인 변경을 가하지 않고 채널 순서 변경만을 통해 뇌 신호를 증강할 수 있는 방법을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0007] 뇌 신호 데이터 증강 방법은 영상 처리 장치가 뇌 채널 그래프를 입력 받는 단계; 상기 영상 처리 장치가 상기 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성하는 단계; 상기 영상 처리 장치가 상기 해밀

턴 경로를 기초로 상기 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열하는 단계; 및 상기 영상 처리 장치가 상기 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축하는 단계;를 포함한다.

[0008] 상기 구축된 행렬은 2차원 행렬로써 상기 뇌 채널 그래프의 노드의 개수만큼의 행과 열을 가진다.

[0009] 상기 구축된 행렬의 각 행과 각 열이 가리키는 채널의 순서는 상기 순서대로 나열된 뇌 채널 그래프의 노드가 가리키는 채널의 순서와 일치된다.

[0010] 상기 구축된 행렬의 값은 각 행과 각 열이 가리키는 채널 사이의 관계에 대한 정보를 포함한다.

발명의 효과

[0011] 이하 설명하는 기술을 이용하면 적은 양의 뇌 신호 데이터만을 확보하더라도 이를 증강하여 다량의 데이터를 확보할 수 있다. 이 통해 인공지능 기반 모델을 학습할 때 이용할 수 있다.

[0012] 이하 설명하는 기술을 이용하면 뇌 채널 간의 연결성에 대한 정보를 가지는 데이터를 확보할 수 있다. 이를 통해 인공지능 기반 모델이 채널 간의 연결성에 대한 정보를 충분히 학습하게 할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도1은 영상 처리 장치(100)가 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 전체적인 과정을 보여준다.

도2는 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 과정에 대한 순서도이다(200).

도3은 뇌 채널 그래프의 실시예 중 하나를 보여준다.

도4는 하나의 뇌 채널 그래프에서 해밀턴 경로를 파악한 실시예이다.

도5는 영상처리장치가 해밀턴 경로를 기초로 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열한 뒤, 이를 기반으로 행렬을 구축한 하나의 실시이다.

도6은 행렬에 포함된 정보를 보여주는 실시예 중에 하나이다.

도7은 연구자가 실험을 한 전체적인 과정을 보여준다.

도8은 연구자가 구축한 CNN기반 분류모델의 구성 및 파라미터에 대한 표이다.

도9는 학습에 따라 정확도가 어떻게 변하는지 확인한 실험결과이다.

도10은 학습된 CNN기반 모델의 성능(Proposed)을 대조군(baseline)과 비교한 평가 결과이다.

도11은 영상 처리 장치의 구성의 예이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 이하 설명하는 기술은 다양한 변형을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있다. 명세서의 도면에 이하 설명하는 기술의 특정 실시 형태가 기재될 수 있다. 그러나, 이는 이하 설명하는 기술의 설명을 위한 것이며 이하 설명하는 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니다. 따라서 이하 설명하는 기술의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경 물, 균등 물 내지 대체 물이 이하 설명하는 기술에 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0015] 이하 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하고, "포함한다" 등의 용어는 기재된 특징, 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 의미하는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 개수, 단계 동작 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0016] 도면에 대한 상세한 설명을 하기에 앞서, 본 명세서에서의 구성부들에 대한 구분은 각 구성부가 담당하는 주기능 별로 구분한 것에 불과함을 명확히 하고자 한다. 즉, 이하에서 설명할 2개 이상의 구성부가 하나의 구성부로 합쳐지거나 또는 하나의 구성부가 보다 세분화된 기능별로 2개 이상으로 분화되어 구비될 수도 있다. 그리고 이하에서 설명할 구성 부 각각은 자신이 담당하는 주기능 이외에도 다른 구성부가 담당하는 기능 중 일부 또는 전부의 기능을 추가적으로 수행할 수도 있으며, 구성부 각각이 담당하는 주기능 중 일부 기능이 다른 구성부에 의해 전담되어 수행될 수도 있음은 물론이다.

- [0017] 또, 방법 또는 동작 방법을 수행함에 있어서, 상기 방법을 이루는 각 과정들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않은 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 과정들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.
- [0019] 이하 영상 처리 장치가 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 전체적인 과정을 살펴본다.
- [0020] 도1은 영상 처리 장치(100)가 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 전체적인 과정을 보여준다.
- [0021] 영상 처리 장치(100)는 뇌 채널 그래프를 입력 받을 수 있다. 영상 처리 장치(100)는 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성할 수 있다. 영상 처리 장치(100)는 해밀턴 경로를 기초로 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열할 수 있다. 영상 처리 장치(100)는 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축할 수 있다.
- [0022] 더 나아가 영상 처리 장치(100)는 구축된 행렬을 기초로 뇌 분석 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0024] 이하 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 방법에 대한 구체적인 과정을 살펴본다.
- [0025] 도2는 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는 과정에 대한 순서도이다(200).
- [0026] 영상 처리 장치는 뇌 채널 그래프를 입력 받을 수 있다(210).
- [0027] 뇌 채널은 뇌 이미징 기법에서 관측가능한 최소 단위를 의미할 수 있다. 일 실시예로 뇌 채널은 뇌파를 측정하는 하나의 전극일 수 있다. 또는 뇌 채널은 소스(Source) 또는 검출기(Detector)의 중간점(Midpoint)을 의미할 수 있다.
- [0028] 뇌 이미징 기법은 뇌에서 발생하는 신호를 분석하여 뇌를 이미지화 시키는 기법을 포함할 수 있다.
- [0029] 뇌 이미징 기법은 기능적 자기공명영상(Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI), 자기 전도도영상(Magnetoencephalography, MEG), 뇌파 (Electroencephalography, EGG) 및 양자방출측정(Positron Emission Tomography, PET) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0030] 뇌 이미징 기법은 근적외선 분광 법(Near-Infrared Spectroscopy, NIRS)을 포함할 수 있다. 근적외선 분광 법은 근적외선대의 빛이 시료에서 흡수, 반사 또는 산란되는 현상을 이용해 시료를 분석하는 기술이다. 기능적 근적외선 분광 법(functional Near-Infrared Spectroscopy, fNIRS)은 근적외선 분광 법을 통해 뇌의 혈류 및 혈액 산소포화도의 변화를 측정하는 기술이다. 기능적 근적외선 분광 법(fNIRS)은 기존의 뇌 영상 기술에 비해 비침습적이며, 뇌파 측정과는 달리 뇌 전기 활동을 직접측정하지 않는 장점이 있다.
- [0031] 뇌 채널 그래프는 뇌 채널을 정점(Vertex)으로 취급하여 생성한 그래프(Graph)를 의미할 수 있다. 뇌 채널 그래프의 엣지(edge)는 하나의 채널과 물리적으로 가까운 채널을 연결한 것을 의미할 수 있다. 예를 들어 뇌 채널 그래프의 하나의 정점은 상하좌우로 가까이 있다고 정의된 최대 8개의 정점들이 연결되어 있다.
- [0032] 도3은 뇌 채널 그래프의 실시예 중 하나를 보여준다.
- [0033] 도3의 뇌 채널은 총 52개가 존재한다. 따라서 정점도 총 52개가 존재한다. 각 정점은 물리적으로 가까운 채널과 엣지를 통해 연결되어 있다. 하나의 정점에는 최대 8개의 정점이 연결되어 있다. 도3의 A는 우반구(Right hemisphere)를 의미하며 B는 좌반구(Left hemisphere)를 의미한다. A 또는 B와 가까운 채널인 11번, 32번, 21번 및 42번은 다른 채널과 비교할 때 엣지(edge)의 개수가 적다. 이는 이웃하는 채널의 개수가 상대적으로 적기 때문이다.
- [0034] 영상 처리 장치는 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성할 수 있다(220).
- [0035] 해밀턴 경로(Hamiltonian path)는 그래프 이론에서 모든 정점을 방문할 수 있는 경로를 의미한다. 다시 말해 해밀턴 경로는 하나의 그래프에서 출발점과 도착점을 정할 때 그래프 상의 모든 정점을 중복없이 한번씩 방문할 수 있는 경로를 의미한다.
- [0036] 하나의 그래프에서 해밀턴 경로는 복수 개 있을 수 있다. 왜냐하면 각 경로마다 시작점과 도착점이 다를 수 있고, 시작점과 도착점이 동일하더라도 이를 통하는 경로가 다양할 수 있기 때문이다.
- [0037] 영상 처리 장치는 해밀턴 경로를 기초로 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열할 수 있다(230).

- [0038] 진술한바와 같이 하나의 그래프에서 해밀턴 경로는 복수 개 생성될 수 있기 때문에, 해밀턴 경로를 기초로 너 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열하는 방법은 다양할 수 있다.
- [0039] 도4는 하나의 너 채널 그래프에서 해밀턴 경로를 파악한 실시예이다.
- [0040] 해밀턴 경로를 기초로 너 채널 그래프의 노드를 나열한 하나의 실시예를 보여준다. 도4(a)와 도4(b)는 시작점을 1번 채널, 종료점을 52번 채널로 하였을 때 생성한 서로 다른 해밀턴 경로에 대한 것이다.
- [0041] 도4(a)에서 해밀턴 경로는 1 → 11 → 22 → 32 → 43 → 44 → 33 → 23 → 12 → ... 이다. 도4(b)에서의 해밀턴 경로는 1 → 11 → 22 → 32 → 43 → 33 → 44 → 34 → 23 → 12 → ...이다. 따라서 위 해밀턴 경로를 기반으로 너 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열할 수 있다.
- [0042] 도4(a)와 도4(b)는 대부분의 경로가 동일하나, 빨간색으로 표시된 부분에서 서로 차이가 있다. 즉 하나의 너 채널 그래프에는 복수개의 해밀턴 경로를 생성할 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0043] 영상 처리 장치는 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축할 수 있다(240).
- [0044] 구축된 행렬은 2차원 행렬일 수 있다. 구축된 행렬은 [채널 숫자*채널 숫자]의 크기를 가질 수 있다. 다시 말해 구축된 행렬은 너 채널 그래프의 모든 정점의 개수만큼의 행 또는 열의 크기를 가질 수 있다. 예를 들어 채널의 개수가 52개라면 구축된 행렬의 크기는 52 x 52 일 수 있다.
- [0045] 구축된 해밀턴 경로를 기초로 나열된 채널의 순서대로 행렬의 행 또는 열이 배열된다. 예를 들어 해밀턴 경로를 따라 채널이 1 → 11 → 22 → 32 → 43 → 44 → 33 → 23 → 12 → ... 로 나열되면 행렬의 첫번째 행은 1번 채널, 두번째 행은 11번 채널에 대응된다.
- [0046] 도5는 영상처리장치가 해밀턴 경로를 기초로 너 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열한 뒤, 이를 기반으로 행렬을 구축한 하나의 실시이다.
- [0047] 도5의 제1 해밀턴 경로에 따른 채널의 순서는 1 → 22 → 34 → 39 → 48 → 51이다. 도5의 제2 해밀턴 경로에 따른 채널의 순서는 51 → 1 → 22 → 34 → 39 → 48이다. 도5의 제3 해밀턴 경로에 따른 채널의 순서는 1 → 34 → 22 → 48 → 39 → 51이다.
- [0048] 각 해밀턴 경로의 따른 채널의 순서대로 행렬의 행과 열이 정해진다. 도5의 제1 해밀턴 경로에 따른 채널순서에 대응하여 행렬의 각 행과 열이 가리키는 채널은 1, 22, 34, 39, 48, 51로 나열된다. 도5의 제2 해밀턴 경로에 따른 채널 순서에 대응하여 행렬의 각 행과 열이 가리키는 채널은 51, 1, 22, 34, 39, 48로 나열된다. 도5의 제3 해밀턴 경로에 따른 채널 순서에 대응하여 행렬의 각 행과 열이 가리키는 채널은 1, 34, 22, 48, 39, 51로 나열된다.
- [0049] 행렬의 각 값은 행에 해당하는 채널과 열에 해당하는 채널과의 관계에 대한 정보를 포함할 수 있다.
- [0050] 일 실시예로 채널과의 관계에 대한 정보는 산화혈색소(Oxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(ΔHbO) 또는 환원혈색소(Deoxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(ΔHbR)의 관계에 대한 정보를 포함할 수 있다.
- [0051] 일 실시예로 채널과의 관계에 대한 정보는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient, PCC) 또는 위상 고정값(Phase-locking value, PLV)에 대한 정보를 포함할 수 있다. 피어슨 상관계수는 2개의 값 사이의 값이 얼마나 상관성이 있는지 파악할 때 이용된다. 위상 고정 값은 2개의 시그널 간의 위상이 얼마나 일치하는지 파악할 때 이용된다.
- [0052] 예를 들어 2번째 행, 3번째 열의 값은 2번째 행에 해당하는 채널과 3번째 행에 해당하는 채널과의 산화혈색소(Oxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ)에 대한 피어슨 상관계수 값(PCC)이 저장되어 있을 수 있다.
- [0053] 예를 들어 3번째 행이 11번 채널에 대한 것이고 5번째 열이 23번 채널에 대한 것이라면, 3번째 행, 5번째 열의 값은 11번 채널과 23번 채널 사이의 환원혈색소(Deoxy-Hemoglobin) 농도의 변화량(Δ)의 관계에 대한 정보가 저장되어 있을 수 있다.
- [0054] 행렬의 각 값은 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값을 비교한 결과를 기준으로 서로 다른 종류의 값을 포함할 수 있다.
- [0055] 일 실시예로 행의 인덱스 값이 열의 인덱스 값보다 큰 경우의 행렬의 값은 ΔHbO 에 대한 PCC값이 저장되어 있을 수 있다. 반대로 행의 인덱스 값이 열의 인덱스 값보다 작은 경우 행렬의 값은 ΔHbR 에 대한 PCC값이 저장되어

있을 수 있다. 또는 행의 인덱스 값이 열의 인덱스 값과 동일한 경우 1이 저장되어 있을 수 있다.

[0056] 도6은 행렬에 포함된 정보를 보여주는 실시예 중에 하나이다.

[0057] 도6의 행렬에서 행의 인덱스 값이 열의 인덱스 값보다 큰 경우 행렬의 값은 ΔHbO 에 대한 값이 저장되어 있을 수 있다. 즉 5번째 행, 2번째 열에 저장된 값은 1번 채널과 39번 채널 사이의 ΔHbO 관계에 대한 정보를 포함할 수 있다.

[0058] 도6의 행렬에서 행의 인덱스 값이 열의 인덱스 값보다 작은 경우 행렬의 값은 ΔHbR 에 대한 관계에 대한 정보를 포함할 수 있다. 즉 2번째 행, 6번째 열에 저장된 값은 1번 채널과 48번 채널 사이의 ΔHbR 관계에 대한 정보를 포함할 수 있다.

[0059] 도6의 행렬에서 행의 인덱스 값과 열의 인덱스 값이 동일한 경우 행렬의 값은 1을 가질 수 있다.

[0060] 영상 처리 장치는 구축된 행렬을 기초로 뇌 분석 모델을 학습시킬 수 있다(250).

[0061] 뇌 분석 모델은 기계학습 기반의 모델일 수 있다. 바람직하게는 뇌 분석 모델은 CNN(Convolution Neural Network)기반의 모델일 수 있다. 왜냐하면 구축된 행렬은 동일한 정보를 가지면서도 행과 열을 구성하는 채널의 순서가 다르다. 따라서 공간적 특징을 파악할 수 있는 CNN모델을 학습시키는데 적절하다.

[0063] 이하 연구자가 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 통해 뇌 신호 데이터를 증강하여 모델을 학습시키고, 학습된 모델을 이용해 뇌를 분석한 실시예에 대해 살펴본다.

[0065] 도7은 연구자가 실험을 한 전체적인 과정을 보여준다.

[0066] 연구자는 fNIRS의 원본데이터를 이용하였다. fNIRS 원본 데이터는 별도의 전처리 과정(Preprocessing)을 거쳤다. 전처리로는 공백되는 값을 보간(Missing value interpolation)하는 과정, Beer-Lambert law을 수정하는 과정 및 밴드패스(Bandpass) 필터를 적용하는 과정이 이용되었다. 전처리된 fNIRS 데이터는 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 통해 데이터 증강이 되었다. 증강된 데이터(Connectivity Feature)를 통해 CNN기반 분류 모델을 학습하였다.

[0067] 실험에 이용된 CNN기반 분류 모델은 입력 받은 데이터를 기반으로 높은 Flourishing level을 가지는 그룹 또는 낮은 Flourishing level을 가지는 그룹으로 분류하는 분류모델이다.

[0068] 실험에 이용된 채널의 개수는 52개이다. 각 채널마다의 ΔHbO , ΔHbR 을 계산하고 채널 마다의 PCC, PLV에 대한 값을 계산하였다. 연구자는 52개의 채널을 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 통해 52 x 52의 크기를 가지는 행렬을 구축하여 데이터를 증강하였다.

[0070] 도8은 연구자가 구축한 CNN기반 분류모델의 구성 및 파라미터에 대한 표이다. 커널 사이즈는 3X3이며 2번의 Convolution 연산 후 1번의 Max pooling 과정을 3회 반복한 뒤 2개의 Dense Layer를 거친 후 SoftMax함수에 입력하여 최종 결과 값을 도출하였다.

[0072] 도9는 학습에 따라 정확도가 어떻게 변하는지 확인한 실험결과이다.

[0073] 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 이용하지 아니한 경우(w/o augmentation) 정확도는 매우 느리게 향상되었다. 반면에 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 이용한 경우 (w/augmentation) 학습이 진행될수록 정확도가 꾸준히 상승하는 것을 확인할 수 있다. 특히 증강 사이즈를 크게 할수록(x30 →x150) 정확도의 상승률이 더 커지는 것을 확인할 수 있다.

[0075] 도10은 학습된 CNN기반 모델의 성능(Proposed)을 대조군(baseline)과 비교한 평가 결과이다. 대조군으로 이용한 모델은 KNN, Random forest, SVM, RACNN이다. 실험에는 PCC가 이용되었다. 전술한 뇌 신호 데이터 증강 기법을 이용하여 150배 증강시킨 데이터를 기반으로(w/augmentation x150) 학습시킨 모델을 이용하였을 때의 정확도

(Accuracy)가 73.53%로 가장 높은 것을 확인할 수 있다.

- [0077] 이하 영상 처리 장치의 구성에 대해 설명한다.
- [0078] 도11은 영상 처리 장치의 구성의 예이다.
- [0079] 영상 처리 장치(300)는 도1에서 설명한 영상 처리 장치(100)에 해당할 수 있다. 영상 처리 장치(300)는 도1 및 도2등에서 설명한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 실행하는 장치일 수 있다.
- [0080] 영상 처리 장치(300)는 물리적으로 다양한 형태로 구현될 수 있다. 예를 들어 영상 처리 장치(300)는 PC, 노트북, 스마트기기, 서버 또는 데이터처리 전용 칩셋 등의 형태를 가질 수 있다.
- [0081] 영상 처리 장치(300)는 입력장치(310), 저장장치(320), 연산장치(330), 출력장치(340), 인터페이스 장치(350) 및 통신장치(360)를 포함할 수 있다.
- [0082] 입력장치(310)는 일정한 명령 또는 데이터를 입력 받는 인터페이스 장치(키보드, 마우스, 터치스크린 등)를 포함할 수도 있다. 입력장치(310)는 별도의 저장장치(USB, CD, 하드디스크 등)를 통하여 정보를 입력 받는 구성을 포함할 수도 있다. 입력장치(310)는 입력 받는 데이터를 별도의 측정장치를 통하여 입력 받거나, 별도의 DB를 통하여 입력 받을 수도 있다. 입력장치(310)는 유선 또는 무선 통신을 통해 데이터를 입력 받을 수 있다.
- [0083] 입력장치(310)는 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는데 필요한 정보 또는 모델을 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 뇌 채널 그래프를 입력 받을 수 있다. 입력장치(310)는 뇌 분석 모델을 입력 받을 수 있다.
- [0084] 저장장치(320)는 입력장치(310)를 통해 입력 받은 정보를 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 연산장치(330)가 연산하는 과정에서 생성되는 정보를 저장할 수 있다. 즉 저장장치(320)는 메모리를 포함할 수 있다. 저장장치(320)는 연산장치(330)가 계산한 결과를 저장할 수 있다.
- [0085] 저장장치(320)는 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는데 필요한 정보 또는 모델을 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 뇌 채널 그래프를 저장할 수 있다. 저장장치(320)는 뇌 분석 모델을 저장할 수 있다.
- [0086] 연산장치(330)는 데이터를 처리하고, 일정한 연산을 처리하는 프로세서, AP, 프로그램이 임베디드 된 칩과 같은 장치일 수 있다. 연산장치(330)는 영상 처리 장치를 제어하는 제어신호를 생성할 수 있다.
- [0087] 연산장치(330)는 뇌 신호 데이터 증강 방법을 수행하는데 필요한 연산을 수행할 수 있다. 연산장치(330)는 뇌 채널 그래프의 모든 노드를 방문할 수 있는 해밀턴 경로를 생성할 수 있다. 연산장치(330)는 해밀턴 경로를 기초로 상기 뇌 채널 그래프의 노드를 순서대로 나열할 수 있다. 연산장치(330)는 상기 나열된 순서를 기초로 행렬을 구축할 수 있다. 연산장치(330)는 구축된 행렬을 기초로 뇌 분석 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0088] 출력장치(340)는 일정한 정보를 출력하는 장치가 될 수도 있다. 출력장치(340)는 데이터 과정에 필요한 인터페이스, 입력된 데이터, 분석결과 등을 출력할 수도 있다. 출력장치(340)는 디스플레이, 문서를 출력하는 장치, 등과 같이 물리적으로 다양한 형태로 구현될 수도 있다.
- [0089] 인터페이스 장치(350)는 외부로부터 일정한 명령 및 데이터를 입력 받는 장치일 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 물리적으로 연결된 입력 장치 또는 외부 저장장치로부터 뇌 채널 그래프를 입력 받을 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 영상 처리 장치(300)를 제어하기 위한 제어신호를 입력 받을 수 있다. 인터페이스 장치(350)는 영상 처리 장치(300)가 분석한 결과를 출력할 수 있다.
- [0090] 통신장치(360)는 유선 또는 무선 네트워크를 통해 일정한 정보를 수신하고 전송하는 구성을 의미할 수 있다. 통신장치(360)는 영상 처리 장치(300)를 제어하는데 필요한 제어 신호를 수신할 수 있다. 통신장치(360)는 영상 처리 장치(300)가 분석한 결과를 전송할 수 있다.
- [0092] 전술한 뇌 신호 데이터 증강 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 실행가능한 알고리즘을 포함하는 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현될 수 있다.
- [0093] 상기 프로그램은 일시적 또는 비일시적 판독 가능 매체(non-transitory computer readable medium)에 저장되어 제공될 수 있다.
- [0094] 비일시적 판독 가능 매체는 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니

라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상술한 다양한 어플리케이션 또는 프로그램들은 CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM (read-only memory), PROM (programmable read only memory), EPROM(Erasable PROM, EPROM) 또는 EEPROM(Electrically EPROM) 또는 플래시 메모리 등과 같은 비일시적 판독 가능 매체에 저장되어 제공될 수 있다.

[0095] 일시적 판독 가능 매체는 스태틱 램(Static RAM, SRAM), 다이내믹 램(Dynamic RAM, DRAM), 싱크로너스 디램(Synchronous DRAM, SDRAM), 2배속 SDRAM(Double Data Rate SDRAM, DDR SDRAM), 증강형 SDRAM(Enhanced SDRAM, ESDRAM), 동기화 DRAM(Synclink DRAM, SDRAM) 및 직접 램버스 램(Direct Rambus RAM, DRRAM) 과 같은 다양한 RAM을 의미한다.

[0097] 이하 뇌 분석장치가 전술한 뇌 신호 데이터 증강기법을 통해 증강된 데이터를 기반으로 학습된 모델을 이용하는 과정을 살펴본다.

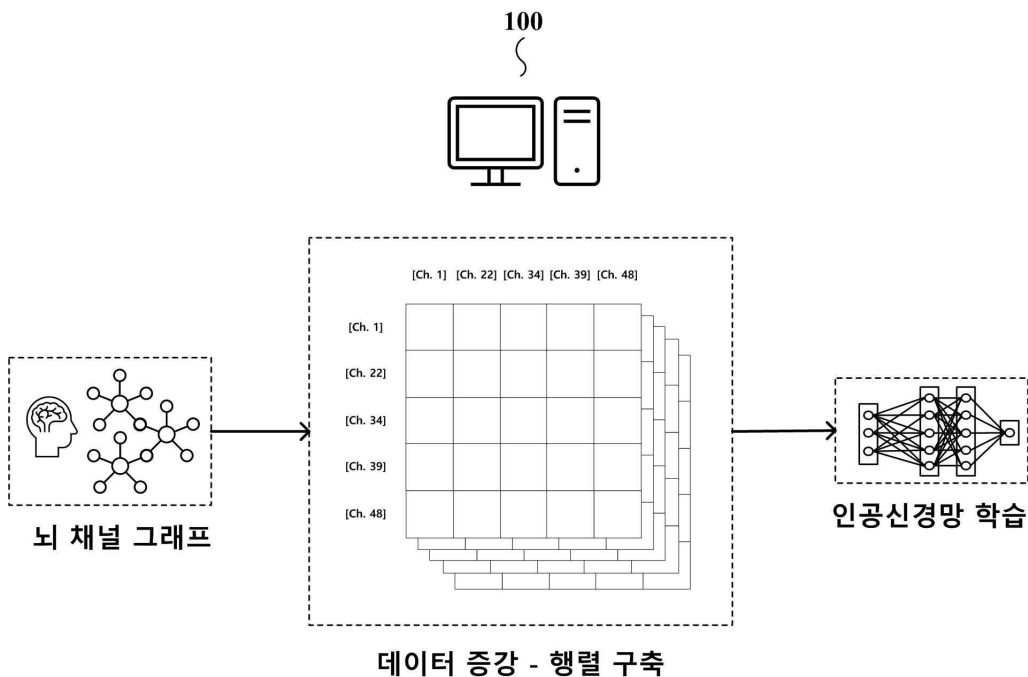
[0098] 뇌 분석장치는 뇌 채널 그래프를 입력 받을 수 있다. 뇌 분석장치는 뇌 채널 그래프를 뇌 분석모델에 입력할 수 있다. 뇌 분석장치는 뇌 분석모델의 출력 값을 기반으로 뇌를 분석할 수 있다.

[0099] 뇌 분석모델은 전술한 뇌 신호 데이터 증강기법을 통해 증강된 뇌 신호 데이터를 학습데이터로 하여 학습된 모델일 수 있다. 뇌 분석모델은 인공신경망 기반의 모델일 수 있다. 뇌 분석모델은 CNN기반의 모델일 수 있다.

[0101] 본 실시예 및 본 명세서에 첨부된 도면은 전술한 기술에 포함되는 기술적 사상의 일부를 명확하게 나타내고 있는 것에 불과하며, 전술한 기술의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시예는 모두 전술한 기술의 권리범위에 포함되는 것이 자명하다고 할 것이다.

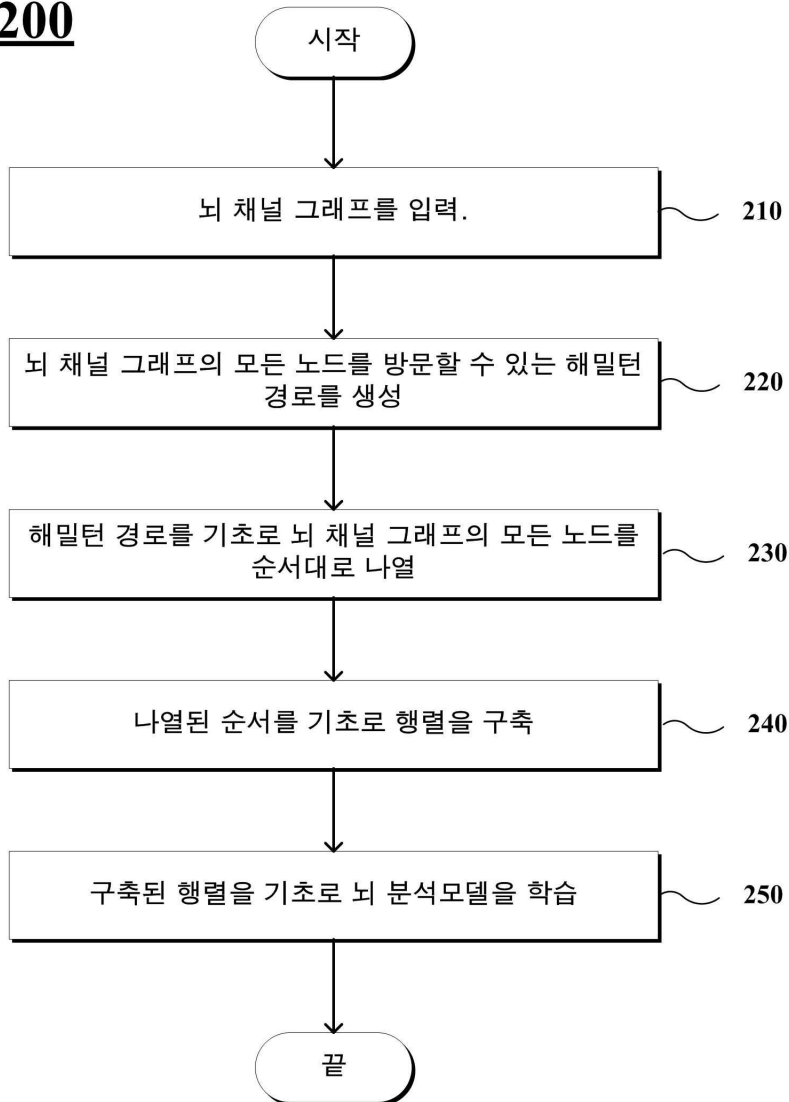
도면

도면1

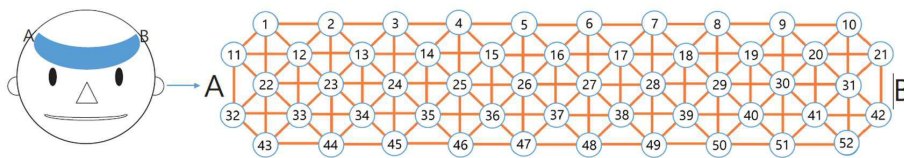


도면2

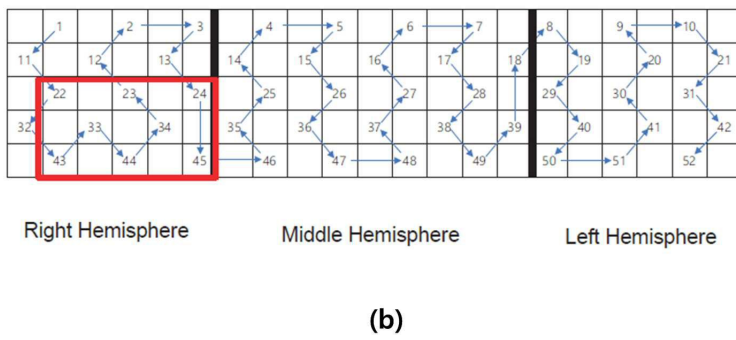
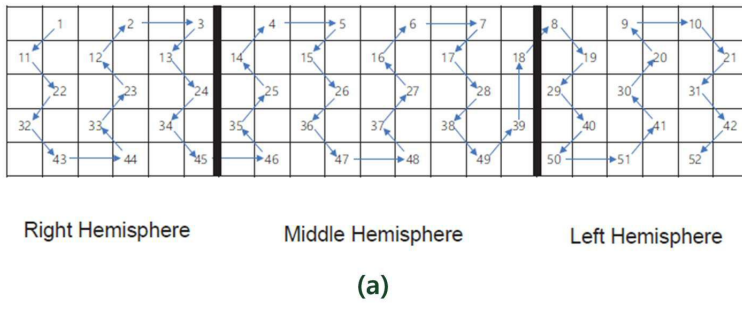
200



도면3

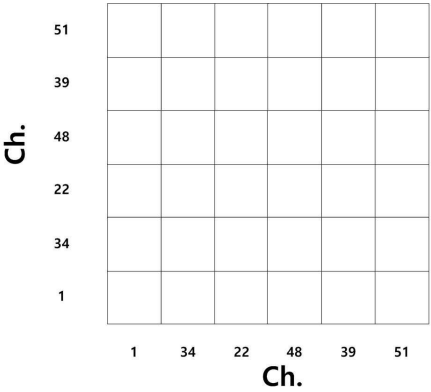


도면4

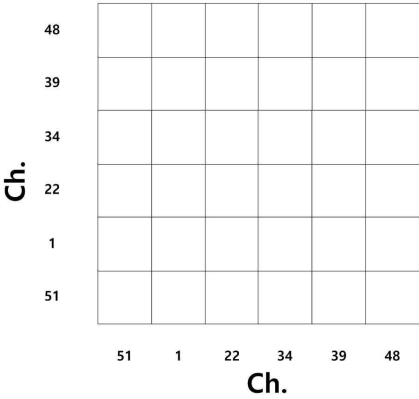


도면5

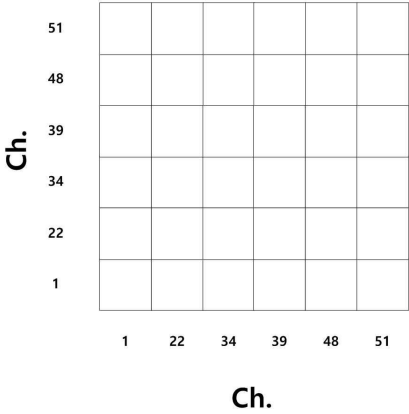
제3 해밀턴 경로
1-> 34-> 22-> 48-> 39-> 51



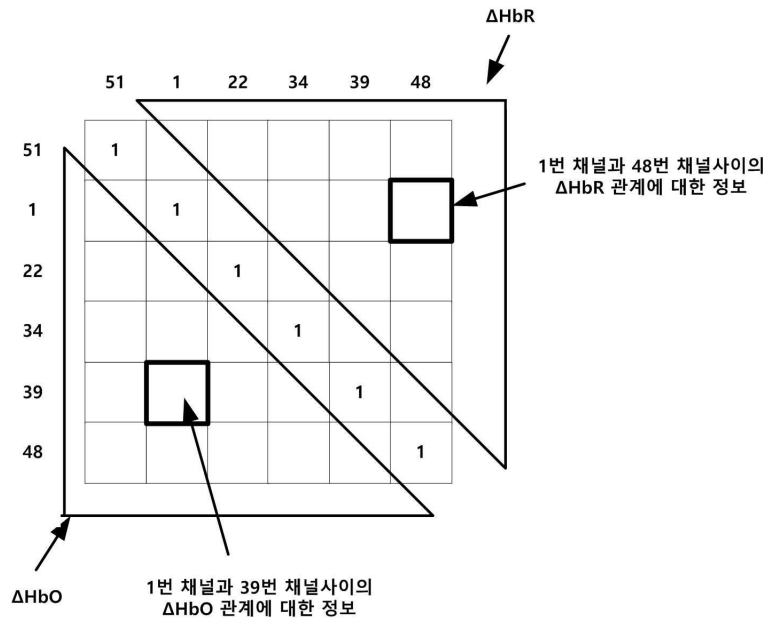
제2 해밀턴 경로
51-> 1-> 22-> 34-> 39-> 48



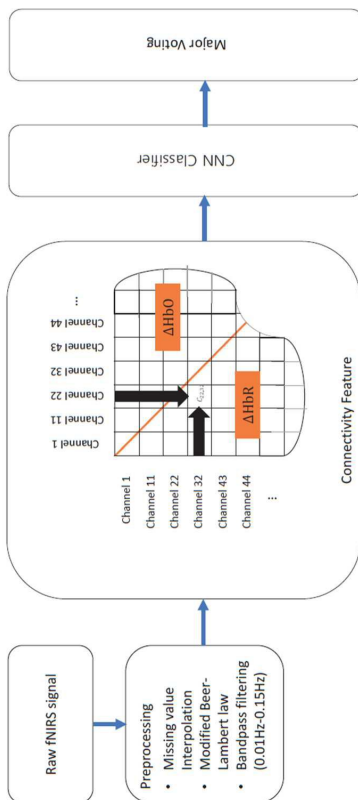
제1 해밀턴 경로
1-> 22-> 34-> 39-> 48-> 51



도면6



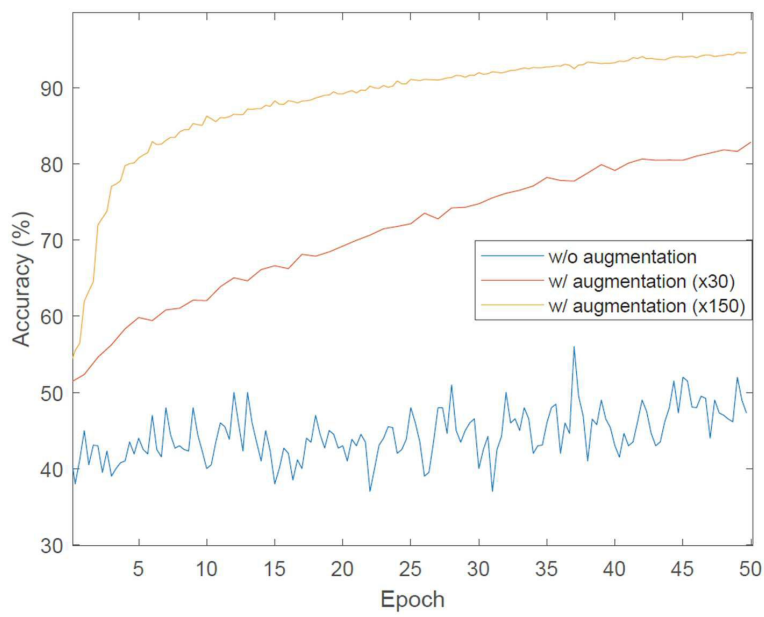
도면7



도면8

Layer	Type	Output size	Kernel size
1	Convolution	$4 \times 50 \times 50$	3×3
2	Convolution	$16 \times 48 \times 48$	3×3
3	Max-pooling	$16 \times 24 \times 24$	-
4	Convolution	$64 \times 22 \times 22$	3×3
5	Convolution	$256 \times 20 \times 20$	3×3
6	Max-pooling	$256 \times 10 \times 10$	-
7	Convolution	$1024 \times 8 \times 8$	3×3
8	Convolution	$4096 \times 6 \times 6$	3×3
9	Max-pooling	$4096 \times 3 \times 3$	-
10	Dense	100	-
11	Dense	2	-
12	Softmax	-	-

도면9



도면10

	Model	Accuracy (%)
Baseline	KNN	65.81
	Random forest	69.06
	SVM	70.56
	RACNN [31]	55.63
Proposed	w/o augmentation	49.31
	w/ augmentation ($\times 30$)	65.31
	w/ augmentation ($\times 150$)	73.53

도면11

