



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0055897
(43) 공개일자 2021년05월18일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/16 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/055 (2006.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/165 (2013.01)
A61B 5/0075 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0142231

(22) 출원일자 2019년11월08일

심사청구일자 2019년11월08일

(71) 출원인

연세대학교 원주산학협력단

강원도 원주시 흥업면 연세대길 1

(72) 발명자

김동윤

강원도 원주시 판부면 시청로 264, 110동 1002호
(원주더샵아파트)

한봉수

서울특별시 송파구 오금로 396, 402호(가락동, 에스케이허브파크)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

유민규

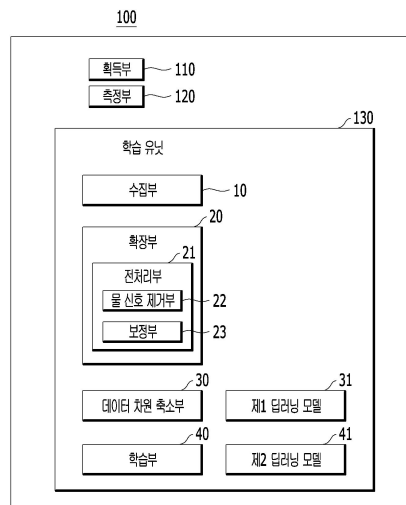
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 스트레스 측정기

(57) 요약

스트레스 측정기에 관한 것이며, 스트레스 측정기는 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득하는 획득부; 및 상기 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 상기 대상자의 스트레스 정도를 측정하는 측정부를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2021.01)
A61B 5/7203 (2013.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
G06N 20/00 (2019.01)
G06N 3/0427 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(72) 발명자

김우승

강원도 원주시 흥업면 연세대길 1, 연세대학교 산
 학관 218호

황윤호

강원도 원주시 흥업면 연세대길 1, 연세대학교 산
 학관 218호

윤창수

서울특별시 송파구 오금로31길 28, 101동 805호 (방이동, 코오롱아파트)

연제형

강원도 원주시 흥업면 세동길 13, 101동 705호(현대아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2016M3C7A1905385
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	뇌과학원천기술개발사업
연구과제명	자기공명분광 기반 스트레스 특이 뇌대사물질 실시간 모니터링 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 원주산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

스트레스 측정기로서,

스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득하는 획득부; 및

상기 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 상기 대상자의 스트레스 정도를 측정하는 측정부,

를 포함하는 스트레스 측정기.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 학습 유닛을 더 포함하고,

상기 학습 유닛은,

복수의 피실험자 각각으로부터, MRS 스펙트럼과 스트레스 정도 관련 평가 설문에 대한 응답을 기반으로 한 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집하는 수집부;

상기 수집부에서 수집된 상기 MRS 스펙트럼을 전처리하여 상기 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시키는 확장부;

상기 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 대응하는 데이터에 대하여 제1 딥러닝 모델을 이용하여 데이터 차원을 압축시키는 데이터 차원 축소부; 및

상기 데이터 차원 축소부를 통해 압축된 저차원 데이터와 상기 설문 기반 스트레스 정도 정보를 데이터셋으로 하여 제2 딥러닝 모델을 학습시키는 학습부를 포함하고,

상기 기 학습된 딥러닝 모델은 상기 학습부에 의해 학습된 상기 제2 딥러닝 모델인 것인, 스트레스 측정기.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제2 딥러닝 모델은, 상기 저차원 데이터를 입력으로 하고 상기 설문 기반 스트레스 정도 정보를 출력으로 하도록 학습되는 것인, 스트레스 측정기.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 확장부는,

상기 MRS 스펙트럼을 전처리하는 전처리부를 포함하고,

상기 전처리부는,

상기 MRS 스펙트럼에서 물 신호를 제거하는 물 신호 제거부; 및

물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 주파수와 위상을 허용범위 내에서 수정함으로써 전처리된 MRS 스펙트럼을 제공하는 보정부를 포함하는 것인, 스트레스 측정기.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 확장부는,

상기 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위에서 미리 설정된 제1 단계 수만큼의 주파수 이동으로 랜덤화를 수행함으로써, 상기 수집부에서 수집된 상기 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 상기 제1 단계 수를 곱한 개수로 확장시키고,

상기 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 위상 수정 범위에서 미리 설정된 제2 단계 수만큼의 위상 수정으로 랜덤화를 수행함으로써, 상기 수집부에서 수집된 상기 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 상기 제2 단계 수를 곱한 개수로 확장시킴으로써, 확장된 상기 확장 MRS 스펙트럼을 제공하는 것인, 스트레스 측정기.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위는 -0.01ppm 이상 0.01ppm 이하의 범위이고,

상기 미리 설정된 위상 수정 범위는 -3° 이상 3° 이하의 범위인 것인, 스트레스 측정기.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 일부 구간은,

상기 확장 MRS 스펙트럼의 구간 중 대사물질 정보를 포함하는 구간으로서 0 ppm 이상 4.5 ppm 이하에 속하는 구간인 것인, 스트레스 측정기.

청구항 8

제2항에 있어서,

상기 제1 딥러닝 모델은 오토인코더(AutoEncoder, AE) 딥러닝 모델이고,

상기 제2 딥러닝 모델은 딥 신경망(Deep Neural Network, DNN) 딥러닝 모델인 것인, 스트레스 측정기.

청구항 9

제1항의 스트레스 측정기를 이용한 스트레스 측정 방법으로서,

(a) 획득부에서, 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득하는 단계; 및

(b) 측정부에서, 상기 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 상기 대상자의 스트레스 정도를 측정하는 단계,

를 포함하는 스트레스 측정 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

(c) 상기 (a) 단계 이전에, 학습 유닛에서 상기 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 더 포함하고,

상기 (c) 단계는,

(c1) 수집부에서, 복수의 피실험자 각각으로부터, MRS 스펙트럼과 스트레스 정도 관련 평가 설문을 기반으로 한 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집하는 단계;

(c2) 확장부에서, 상기 (c1) 단계에서 수집된 상기 MRS 스펙트럼을 전처리하여 상기 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시키는 단계;

(c3) 데이터 차원 축소부에서, 상기 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 대응하는 데이터에 대하여 제1 딥러닝 모델을 이용하여 데이터 차원을 압축시키는 단계; 및

(c4) 학습부에서, 상기 데이터 차원 축소부를 통해 압축된 저차원 데이터와 상기 설문 기반 스트레스 정도 정보를 데이터셋으로 하여 제2 딥러닝 모델을 학습시키는 단계를 포함하고,

상기 (b) 단계에서 상기 기 학습된 딥러닝 모델은 상기 학습부에 의해 학습된 상기 제2 딥러닝 모델인 것인, 스트레스 측정 방법.

청구항 11

제9항 또는 제10항의 방법을 컴퓨터에서 실행하기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본원은 스트레스 측정기에 관한 것이다. 특히, 본원은 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 데이터를 이용한 딥러닝 모델 기반의 스트레스 측정기에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 스트레스(stress)는 인간이 심리적 혹은 신체적으로 감당하기 어려운 상황에 처했을 때 느끼는 불안과 위협의 감정을 나타낸다.

[0003] 스트레스를 받게 되면 교감신경계가 흥분하고 맥박과 호흡이 빨라지는 등 생리적인 현상이 나타나게 되고 이후 외부 자극에 대해 적응을 하거나 저항하게 된다. 그러나 적응하려고 노력하는데도 그 자극이 계속되거나 적응에 실패하면, 내부의 에너지가 고갈되고 심리적으로 자포자기 하거나 우울해 지는 단계를 겪게 된다. 자살자의 80%는 우울증을 경험하게 된다고 하며, 한국의 경우, 2000년대 들어 우울증 환자와 자살자 수도 빠르게 늘어나고 있는 추세에 있다.

[0004] 이러한 우울증, 자살 등을 방지하기 위해서는 사용자가 받는 스트레스의 정도를 정확히 측정해야 할 필요가 있다.

[0005] 그런데, 종래의 일반적인 스트레스 측정은, 주로 질문서를 기반으로 하여 훈련 받은 심리학자나 의료 전문가 등에 의한 주관적 판단에 의해 이루어지기 때문에 스트레스 정도를 정확히 판단하는 데에 한계가 있다.

[0006] 본원의 배경이 되는 기술은 한국등록특허공보 제10-1634541호에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 사용자(대상자)가 받는 스트레스의 정도를 정확히 측정할 수 있는 스트레스 측정기를 제공하려는 것을 목적으로 한다.

[0008] 다만, 본원의 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 제1 측면에 따른 스트레스 측정기는, 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득하는 획득부; 및 상기 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 상기 대상자의 스트레스 정도를 측정하는 측정부를 포함할 수 있다.

[0010] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 제2 측면에 따른 스트레스 측정 방법은, 본원의 제1 측면에 따른 스트레스 측정기를 이용한 스트레스 측정 방법으로서, (a) 획득부에서, 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득하는 단계; 및 (b) 측정부에서, 상기 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 상기 대상자의 스트레스 정도를 측정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 제3 측면에 따른 컴퓨터 프로그램은, 본원의

제2 측면에 따른 스트레스 측정 방법을 실행시키기 위하여 기록매체에 저장되는 것일 수 있다.

[0012] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본원을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0013] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 스트레스 측정기를 제공함으로써, 딥러닝 모델을 기반으로 하여 MRS 데이터(MRS 스펙트럼)를 이용해 사용자의 스트레스 정도를 정확히 측정할 수 있다.

[0014] 다만, 본원에서 얻을 수 있는 효과는 상기된 바와 같은 효과들로 한정되지 않으며, 또 다른 효과들이 존재할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0015] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 개략적인 구성을 나타낸 도면이다.
- 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기에서 고려되는 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- 도 3은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기에서 고려되는 딥러닝 모델의 일반적인 구조를 나타낸 도면이다.
- 도 4는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기에서 확장부에 의한 주파수 이동시 이용되는 주파수 ppm 계산을 위한 코드 예를 나타낸 도면이다.
- 도 5는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기에서 확장부에 의한 위상 수정시 이용되는 위상 수정을 위한 코드 예를 나타낸 도면이다.
- 도 6은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 수집부에서 수집된 피실험자의 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- 도 7은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 전처리부 내 물 신호 제거부에 의하여 물 신호의 제거가 완료된 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- 도 8은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 전처리부 내 보정부에 의하여 주파수 보정이 완료된 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- 도 9는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 전처리부 내 보정부에 의하여 위상 보정이 완료된 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- 도 10은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 데이터 차원 축소부가 제1 딥러닝 모델을 이용하여 데이터 차원을 축소시키는 과정을 개략적으로 나타낸 도면이다.
- 도 11은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기 내 제1 딥러닝 모델에서 고려되는 활성화 함수인 ReLU함수를 나타낸 도면이다.
- 도 12는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 데이터 차원 축소부에서 고려되는 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 해당하는 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸 도면이다.
- 도 13은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 학습부가 제2 딥러닝 모델을 이용해 학습하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 14는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기의 각 부에 의해 수행되는 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 15는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정 방법에 대한 동작 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0016] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

- [0017] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결" 또는 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.
- [0018] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에", "상부에", "상단에", "하에", "하부에", "하단에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.
- [0019] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0020] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 개략적인 구성을 나타낸 도면이다.
- [0021] 이하에서는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)를 설명의 편의상 본 측정기(100)라 하기로 한다.
- [0022] 도 1을 참조하면, 본 측정기(100)는 딥러닝 모델(딥러닝 알고리즘)을 이용하여 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy, MRS) 데이터를 통해 스트레스 정도를 측정하는 스트레스 측정기일 수 있다.
- [0023] 먼저, 본 측정기(100)의 구성에 대한 구체적인 설명에 앞서, 본 측정기(100)에서 고려되는 자기공명분광학과 딥러닝(Deep learning)에 대한 설명은 다음과 같다.
- [0024] 자기공명분광학(MRS)은 방사선을 사용하지 않는 비침습적인 방법으로 핵자기공명현상(nuclear magnetic resonance; NMR)을 이용하여 뇌 대사물질들을 관찰할 수 있는 기술을 의미한다. 뇌 대사물질들(일례로, Glutamate, Glutamine 등)은 스트레스와 밀접한 관계를 가지고 있으므로, 스트레스 정도에 따라 MRS 데이터의 분포 정도가 변하게 된다.
- [0025] 물체에 외부 자장을 가하면 해당 물체 내에 존재하는 스핀은 물질과 자기장의 강도(Magnet Field Strength)에 의존한 세차주파수로 세차운동을 하게 된다. 이때, 스핀에 세차주파수와 같은 주파수를 가진 전자기파를 가하면, 스핀이 그 에너지를 흡수해 공명 현상이 발생하게 된다. 이러한 현상을 핵자기공명현상(NMR)이라 한다. 외부자기장에 수직인 핵스핀의 자화는 시간에 따라 감소하여 평형 상태로 돌아가게 되며, 이때 시간에 따라 변화하는 신호의 세기와 위상(free induction decay, FID, 유도 자유 감쇠)을 측정하게 된다. 핵자기공명현상의 직접적인 측정 결과인 FID는 시간에 대한 함수로서, 이를 주파수에 대한 함수인 스펙트럼으로 변환하기 위해서는 푸리에 변환이 사용된다.
- [0026] 공명현상으로 발생한 핵의 자화를 측정해 스펙트럼으로 나타낸 기법을 자기공명분광학(MRS)이라 한다. 사용자(사람)의 MRS 스펙트럼의 예는 도 2와 같을 수 있다.
- [0027] 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)에서 고려되는 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다. 즉, 도 2는 일례로 사용자(사람, 후술하는 피실험자, 대상자)로부터 획득(수집) 가능한 사람의 1H-MRS 스펙트럼의 일례를 나타낸다.
- [0028] 도 2를 참조하면, MRS 스펙트럼의 가로축은 화학적 천이(chemical shift) 정도를 나타내며, 그 단위는 ppm(percent per million)이다. 또한, MRS 스펙트럼의 세로축은 대사물질의 양을 나타낸다. 또한, MRS 스펙트럼 데이터는 주파수 도메인 값일 수 있다.
- [0029] 여기서, 화학적 천이는 뇌 조직에 외부 자장이 걸렸을 때(가해졌을 때), 대사물질이 각각의 분자 구조로 인해 생성하는 자기장이 외부 자장에 대해 조금씩 달라지는 현상(변화되는 현상)을 말하고, 화학적 천이 정도는 그 달라진 정도를 의미한다. 스펙트럼에서 각 대사물질이 화학적으로 천이한 정도에 해당하는 값에서 피크가 발생하게 되며, 피크의 높이는 해당 대사물질의 양을 나타낸다. 이 기법(즉, 자기공명분광학)은 뇌 조직의 화학적인 특성, 즉 대사물질의 생화학적 정보를 얻는데 사용될 수 있다.
- [0030] 한편, 딥러닝에 관한 설명은 도 3을 참조하여 보다 쉽게 이해될 수 있다.
- [0031] 도 3은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)에서 고려되는 딥러닝 모델(인공신경망)의 일반적인 구조를 나타낸 도면이다.
- [0032] 도 3을 참조하면, 딥러닝(Deep learning)은 인공신경망(neural network)이라는 인공지능분야의 모형이 발전된 형태를 의미한다. 딥러닝은 계층구조로 이루어진 인공신경망의 내부계층(hidden layer, 은닉층)이 여러 단계로 이루어진 구조를 가지며, 이를 학습하는 방법을 의미한다.

- [0033] 딥러닝 모델(딥러닝 모형)은 입력층과 출력층을 제외한 중간층이 2개 이상인 구조로 이루어진 신경망을 의미한다. 입력층에 유입되는 각각의 입력값은 해당하는 가중치(노드 간 연결 계수)를 곱하여 합산한 후 다음 계층(레이어)의 노드로 입력될 수 있다. 노드에 있는 활성화함수는 이 값을 받아 비선형적으로 계산하여 출력할 수 있다.
- [0034] 딥러닝 모델에서의 학습(딥러닝 학습)은 주어진 입력값을 받아서 출력값이 목표값에 가까워지도록 신경망(딥러닝 모델)의 모든 층에 있는 가중치 값을 조정하는 것을 의미한다. 신경망의 출력을 제어하려면 출력이 목표값보다 얼마나 벗어났는지를 측정해야 하며, 이는 손실함수로 계산할 수 있다.
- [0035] 기본적인 딥러닝 학습 방식은 손실함수 값이 감소되는 방향으로 가중치 값을 조금씩 수정하는 방식으로 이루어진다. 이러한 수정 과정은 딥러닝의 핵심 알고리즘인 역전파(backpropagation) 알고리즘을 구현한 옵티마이저(optimizer)를 통해 갱신될 수 있다. 딥러닝 학습은 손실함수의 기울기가 최소가 되는 지점에 도달할 때까지 이루어질 수 있다. 기본적(일반적)인 옵티마이저인 경사하강법(Gradient descent method)의 수식은 하기 식 1과 같을 수 있다.
- [0036] [식 1]
- $$w_{i+1} = w_i - \eta \frac{\partial f(w)}{\partial w}$$
- [0037]
- [0038] 여기서, $f(w)$ 는 손실함수, w 는 가중치, η 는 딥러닝 모델의 학습률을 나타낸다. 가중치는 손실함수의 기울기가 최소가 되는 방향으로 갱신될 수 있다.
- [0039] 일례로, 최근에 발표된 옵티마이저(Adam, RMSProp, AdaDelta 등)는 학습률 항과 편미분 항을 수정 보완하여 보다 빠르게 최적값에 도달할 수 있게 할 수 있다.
- [0040] 이러한 딥러닝 모델은 학습할 데이터의 개수가 많아질수록 더 정확한 결과를 출력해 낼 수 있으며, 현재 음성인식, 장면인식, 영상복원 등의 다양한 분야에서 사용되고 있다.
- [0041] 본 측정기(100)는 상술한 딥러닝 모델(딥러닝 알고리즘)을 기반으로 사용자의 MRS 데이터를 이용해 사용자의 스트레스 정도를 측정할 수 있다. 즉, 본 측정기(100)는 딥러닝 모델을 기반으로 MRS 데이터를 통해 스트레스 정도를 규명할 수 있다. 본 측정기(100)의 구성에 대한 구체적인 설명은 다음과 같다.
- [0042] 다시 도 1을 참조하면, 본 장치(100)는 획득부(110) 및 측정부(120)를 포함할 수 있다.
- [0043] 획득부(110)는 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득할 수 있다. 이때, 대상자로부터 획득되는 MRS 스펙트럼(대상자 MRS 스펙트럼)은 일례로 도 2와 같은 형태로 표시될 수 있다.
- [0044] 스트레스 측정 대상이 되는 대상자는, 피검자, 사용자, 사람 등으로 달리 표현될 수 있다.
- [0045] 측정부(120)는 획득부(110)에서 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 대상자의 스트레스 정도(단계)를 측정할 수 있다.
- [0046] 여기서, 스트레스 정도(단계)는 미리 설정된 수의 단계로 구분될 수 있다. 여기서, 미리 설정된 수는 예시적으로 4개일 수 있다. 다만, 이에만 한정되는 것은 아니고, 스트레스 정도(단계)의 구분 수는 다양하게 적용될 수 있다.
- [0047] 미리 설정된 수가 4개인 경우, 스트레스 정도(단계)는 스트레스의 정도(스트레스를 받는 양, 스트레스의 강도)에 따라 1단계, 2단계, 3단계 및 4단계로 구분될 수 있다. 달리 표현하여, 스트레스 정도(단계)는 0(1단계), 1(2단계), 2(3단계) 및 3(4단계)로 구분될 수 있다.
- [0048] 이때, 스트레스 정도는 단계가 높아질수록 스트레스의 강도(크기, 양)이 커짐을 의미할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 일례로 스트레스 정도가 0(1단계)인 경우는 다른 1(2단계), 2(3단계) 및 3(4단계)인 경우와 대비하여 스트레스가 가장 적은 경우를 의미할 수 있다.
- [0049] 측정부(120)는 획득부(110)에서 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 대상자의 스트레스 정도(단계)를 측정할 수 있다. 즉, 측정부(120)는 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델에 적용함으로써, 대상자 MRS 스펙트럼에 대응하는 대상자의 스트레스 정도(단계)를

0(1단계) 내지 3단계(4단계) 중 어느 하나의 단계로 구분할 수 있다.

- [0050] 이때, 측정부(120)에서 고려되는 기 학습된 딥러닝 모델은, 후술하는 학습 유닛(130)에 의하여 학습된(학습이 이루어지는) 딥러닝 모델을 의미할 수 있다. 특히, 기 학습된 딥러닝 모델은 학습 유닛(130) 내 학습부(40)에 의하여 학습된 제2 딥러닝 모델(41)일 수 있다. 구체적인 설명은 다음과 같다.
- [0051] 학습 유닛(130)은 대상자 MRS 스펙트럼으로부터 대상자의 스트레스 정도를 측정(판단)하기 위해 이용되는 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0052] 학습 유닛(130)은 수집부(10), 확장부(20), 데이터 차원 축소부(30) 및 학습부(40)를 포함할 수 있다.
- [0053] 수집부(10)는 데이터 수집 과정을 수행하고, 확장부(20)는 데이터 개수 확장(Augmentation) 과정을 수행하고, 데이터 차원 축소부(30)는 데이터 차원을 축소하는 데이터 차원 축소 과정을 수행할 수 있다. 또한, 학습부(40)는 딥러닝 모델(특히, 제2 딥러닝 모델)을 학습시키는 딥러닝 학습 과정을 수행할 수 있다. 이에 따르면, 측정부(120)는 학습부(40)에 의한 학습된 딥러닝 모델(즉, 기 학습된 딥러닝 모델)을 이용하여, 획득부(110)에서 획득된 대상자 MRS 스펙트럼으로부터 대상자의 스트레스 정도를 측정(판단)하는 스트레스 측정 과정을 수행할 수 있다.
- [0054] 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각으로부터, MRS 스펙트럼(혹은, MRS 신호)과 스트레스 정도 관련 평가 설문에 대한 응답(설문 결과)을 기반으로 한 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집할 수 있다. 즉, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각으로부터, 각 피실험자의 MRS 스펙트럼과 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집할 수 있다. 여기서, 각 피실험자의 MRS 스펙트럼은(즉, 피실험자 MRS 스펙트럼)은 일례로 도 2와 같은 형태로 표시될 수 있다.
- [0055] 예시적으로, 본원에서는 수집부(10)에서의 수집을 위해, 스트레스군과 정상군의 10,000명의 피실험자를 모집할 수 있다. 이후, 모집된 피실험자들 각각에 대하여 스트레스 설문을 실시하여, 각 피실험자들의 스트레스 정도를 일례로 4단계(앞서 설명한 1단계(0) 내지 4단계(3))로 분류(구분)할 수 있다. 또한, 피실험자로부터 피실험자의 뇌의 좌/우측 해마 조직을 9.4T MRS 스펙트럼 20,000개 얻을 수 있다.
- [0056] 달리 표현해, 수집부(10)에서 고려되는 복수의 피실험자는 일례로 10,000명일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 이러한 복수의 피실험자는 스트레스를 받는 유형의 그룹에 해당하는 스트레스군에 속하는 피실험자들과 스트레스를 받지 않는 유형의 그룹에 해당하는 정상군에 속하는 피실험자들이 포함될 수 있다.
- [0057] 수집부(10)는 복수의 피실험자들의 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 이때, 수집부(10)는 복수의 피실험자들의 MRS 스펙트럼으로서, 각 피실험자들의 뇌의 해마 조직의 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 특히, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각의 MRS 스펙트럼으로서, 좌측과 우측의 뇌 해마 조직에 해당하는 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각의 MRS 스펙트럼으로서, 각 피실험자의 뇌 해마 조직에 대하여 일례로 자기장 강도(Magnet Field Strength)가 9.4T인 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 이때, 각 피실험자들로부터 수집되는 MRS 스펙트럼은 일례로 20,000개의 데이터를 포함하도록 구성될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0058] 이에 따르면, 수집부(10)는 복수의 피실험자의 수에 대응하는 개수만큼의 MRS 스펙트럼(복수의 피실험자에 대응하는 복수의 MRS 스펙트럼)을 수집할 수 있다.
- [0059] 또한, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각에 대하여 스트레스 정도를 평가할 수 있는 설문인 스트레스 정도 관련 평가 설문을 제공할 수 있으며, 이에 응답하여 복수의 피실험자에게 제공된 평가 설문에 대한 응답(설문 결과)을 수신할 수 있다. 이후, 수집부(10)는 복수의 피실험자로부터 수신된 응답(설문 결과)을 기반으로, 복수의 피실험자 각각의 스트레스 정도를 구분할 수 있으며, 구분된 각 피실험자의 스트레스 정도를 설문(평가 설문) 기반 스트레스 정도 정보로서 수집할 수 있다.
- [0060] 즉, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각으로부터 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집할 수 있다. 이를 통해 수집부(10)는 복수의 피실험자의 수에 대응하는 개수만큼의 설문 기반 스트레스 정도 정보(복수의 피실험자에 대응하는 복수의 MRS 설문 기반 스트레스 정도 정보)를 수집할 수 있다.
- [0061] 다시 말해, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각으로부터, 스트레스군과 정상군에 속하는 사용자(피실험자)의 뇌 해마 조직의 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 또한, 수집부(10)는 일례로 피실험자에 대한 MRS 촬영 이전에, 복수의 피실험자들 각각에 대하여 스트레스 정도 평가 설문을 실시하여, 설문 결과를 바탕으로 각 피실험자의 스

트레스 정도를 단계별(1단계, 2단계, 3단계, 4단계)로 구분(분류)할 수 있다.

- [0062] 이에 따르면, 수집부(10)는 복수의 피실험자 각각에 대응하여, 복수의 MRS 스펙트럼과 복수의 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집할 수 있다.
- [0063] 이하에서는 설명의 편의상, 복수의 피실험자 중 일례로 제1 피실험자에 대응하는 MRS 스펙트럼과 설문 기반 스트레스 정도 정보(즉, 복수의 설문 기반 스트레스 정도 정보 중 제1 피실험자에 대응하는 제1 MRS 스펙트럼과 제1 설문 기반 스트레스 정도 정보)를 대상(기준)으로 하여, 확장부(20)에 의한 데이터 개수 확장 과정, 데이터 차원 축소부(30)에 의한 데이터 차원 축소 과정 및 학습부(40)에 의한 딥러닝 학습 과정이 이루어지는 경우에 대하여 설명하기로 한다.
- [0064] 즉, 후술하는 확장부(20)에 의한 데이터 개수 확장 과정, 데이터 차원 축소부(30)에 의한 데이터 차원 축소 과정 및 학습부(40)에 의한 딥러닝 학습 과정에 대하여 설명되는 내용은, 복수의 피실험자 중 제1 피실험자에 대응하는 MRS 스펙트럼과 설문 기반 스트레스 정도 정보에 대한 설명에만 적용되는 것이 아니라, 이하 생략된 내용이라 하더라도 복수의 피실험자 각각에 대응하는 복수의 MRS 스펙트럼과 복수의 설문 기반 스트레스 정도 정보에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0065] 확장부(20)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼(일례로, 제1 피실험자에 대응하는 제1 MRS 스펙트럼)을 전처리하여 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시킬 수 있다. 이를 위해, 확장부(20)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼을 전처리하는 전처리부(21)를 포함할 수 있다.
- [0066] 전처리부(21)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼에 대하여, 일례로 jMRUI(Java-based Magnetic Resonance User Interface) 소프트웨어(www.jmrui.eu)를 이용하여 물 신호 제거 과정, 주파수 보정 과정 및 위상 보정 과정을 포함하는 전처리 과정을 수행할 수 있다. 여기서, 물 신호 제거 과정은 전처리부(21) 내 물 신호 제거부(22)에 의해 수행되고, 주파수 보정 과정 및 위상 보정 과정은 전처리부(21) 내 보정부(23)에 의하여 수행될 수 있다.
- [0067] 전처리부(21)는 물 신호 제거부(22)와 보정부(23)를 포함할 수 있다.
- [0068] 물 신호 제거부(22)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼에서 물 신호를 제거할 수 있다. 물 신호 제거부(22)는 일례로 jMRUI 소프트웨어에서 제공하는 Hankel Lanczos Singular Value Decomposition (HLSVD) 필터를 이용하여, 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼(제1 MRS 스펙트럼)에서 거대한 물 신호를 제거(억제)할 수 있다.
- [0069] 이때, 본원에서 고려되는 jMRUI 소프트웨어의 HLSVD 필터는 종래에 이미 알려진 기술이므로, 그 기능에 대한 구체적인 설명은 생략하기로 한다.
- [0070] 보정부(23)는 물 신호 제거부(22)에 의하여 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 주파수와 위상을 허용범위 내에서 수정함으로써 전처리된 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0071] 구체적으로, 보정부(23)는 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼에 대하여 주파수 보정 과정을 수행하는 주파수 보정부(미도시) 및 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼에 대하여 위상 보정 과정을 수행하는 위상 보정부(미도시)를 포함할 수 있다.
- [0072] 주파수 보정부(미도시)는 물 신호 제거부(22)에 의하여 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼, 달리 표현해 물 신호 제거부에 의하여 물 신호가 0ppm으로 맞춰진(정렬된) 스펙트럼을 약 4.7ppm만큼 주파수 이동시켜 각각 대사물질 피크를 해당하는 ppm에 맞추는 주파수 보정 과정을 수행할 수 있다.
- [0073] 즉, 주파수 보정부(미도시)는 물 신호 제거부(22)에 의하여 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 데이터를 스펙트럼의 가로축에 대하여 4.7ppm만큼 주파수 이동시킬 수 있다. 달리 말해, 주파수 보정부(미도시)는 물 신호 제거를 통해 물 신호가 0ppm으로 맞춰진 스펙트럼의 데이터에 대하여, 약 4.7ppm만큼 화학적 천이(chemical shift)시키는 동작(주파수 이동 동작)을 수행할 수 있다. 이러한 주파수 이동을 통해, 주파수 보정부(미도시)는 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼에 포함된 각각의 대사물질 피크를 그에 대응(해당 대사물질 피크에 해당)하는 ppm에 맞추어지도록 할 수 있다.
- [0074] 여기서, 대사물질 피크라 함은 앞서 설명한 바와 같이 MRS 스펙트럼에서 나타나는 정보로서, 각 대사물질이 화학적으로 천이한 정도에 해당하는 값에서 발생하게 되는(나타나는) 피크를 의미할 수 있다. 이러한 피크의 높이는 해당 대사물질의 양을 나타낼 수 있다.
- [0075] 주파수 보정 과정의 수행 이후, 위상 보정부(미도시)는 물 신호 기준으로 위상이 뒤집어져 있는 대사물질 스펙

트럼을 물 신호 위상 기준으로 180도 반전시켜 대사물질 피크값이 최대값을 가지도록 하고 로렌치안 (Lorentzian) 모양(형상)이 되도록 수정하는 위상 보정 과정을 수행할 수 있다.

- [0076] 즉, 위상 보정부(미도시)는 주파수 보정부(미도시)에 의하여 주파수 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼에서, 물 신호를 기준으로 위상이 스펙트럼의 세로축의 (-) 방향을 향해 있는 대사물질의 스펙트럼(위상이 뒤집혀 있는 대사물질 스펙트럼)을 물 신호의 위상 0을 기준으로 하여 180도 반전시키는 동작을 수행할 수 있다. 이러한 180도 반전 동작을 통해, 위상 보정부(미도시)는 주파수 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼을 대사물질 피크 값이 최대값을 가지면서 로렌치안 형상을 갖도록 수정하고, 형상이 수정된 MRS 스펙트럼을 전처리된 MRS 스펙트럼으로서 제공할 수 있다.
- [0077] 이에 따르면, 보정부(23)에서 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 주파수를 허용범위 내에서 수정한다는 것인, 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼 내 데이터를 4.7ppm만큼 주파수 이동시키기에 따라 MRS 스펙트럼의 주파수를 수정하는 것을 의미할 수 있다. 여기서, 주파수의 수정은 MRS 스펙트럼의 가로축에 표현되는 ppm을 수정하는 것을 의미할 수 있다.
- [0078] 또한, 보정부(23)에서 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 위상을 허용범위 내에서 수정한다는 것은, 물 신호의 위상을 기준으로 한 180도 반전을 통해 대사물질의 피크값이 최대값을 가지도록 위상을 수정하는 것을 의미할 수 있다. 여기서, 위상의 수정은 MRS 스펙트럼의 세로축에 표현되는 진폭(amplitude)을 수정하는 것을 의미할 수 있다.
- [0079] 보정부(23)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼에 대하여 상술한 전처리 과정(물 신호 제거 과정, 주파수 보정 과정 및 위상 보정 과정)을 수행함으로써, 전처리된 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0080] 이후, 확장부(20)는 전처리 과정의 수행 결과를 기반으로 데이터 개수 확장 과정을 수행할 수 있다.
- [0081] 확장부(20)는, 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위에서 미리 설정된 제1 단계 수만큼의 주파수 이동으로 랜덤화를 수행함으로써, 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 제1 단계 수를 곱한 개수로 확장시킬 수 있다. 또한, 확장부(20)는, 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 위상 수정 범위에서 미리 설정된 제2 단계 수만큼의 위상 수정으로 랜덤화를 수행함으로써, 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 제2 단계 수를 곱한 개수로 확장시킬 수 있다. 이를 통해, 확장부(20)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼 대비 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0082] 여기서, 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위는 -0.01ppm 이상 0.01ppm 이하의 범위일 수 있다. 또한, 미리 설정된 위상 수정 범위는 -3° 이상 3° 이하의 범위일 수 있다.
- [0083] 또한, 미리 설정된 제1 단계 수는 일예로 9개(9 단계)일 수 있고, 미리 설정된 제2 단계 수는 n 개(n 단계)일 수 있다. 다만, 이에만 한정되는 것은 아니고, 미리 설정된 제1 단계 수 및 미리 설정된 제2 단계 수는 다양하게 설정될 수 있다.
- [0084] 구체적으로, 전처리부(21)에 의한 전처리 과정의 수행 이후, 확장부(20)는 수집부(20)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장(Augmentation)하기 위해, 전처리부(21)에 의하여 전처리된 MRS 스펙트럼을 일예로 csv 파일로 변환할 수 있다. 이후, 확장부(20)는 csv 파일로 변환된 전처리된 MRS 스펙트럼을 일예로 MATLAB 소프트웨어(www.mathworks.com)를 이용하여 주파수 이동($-0.01\sim 0.01\text{ppm}$)과 위상 수정(위상 조정)($-3^\circ \sim 3^\circ$)을 범위 내에서 주파수 간격(일예로, 9단계) 및 위상 간격(일예로 n 단계, n 은 추후 조정 가능)을 랜덤화하여 ($20,000 \times 9 \times n$) 개의 스펙트럼(스펙트럼 데이터)를 추가로 생성할 수 있으며, 이를 기반으로 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼 대비 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0085] 이때, 확장부(20)가 데이터 개수 확장을 위한 주파수 이동을 수행함에 있어서, 여기서 주파수 이동이라 함은 MRS 스펙트럼 전체를 x 축으로 이동시키는 것(즉, MRS 스펙트럼의 데이터를 전부 x 축 방향으로 이동시키는 것)을 의미할 수 있다.
- [0086] 확장부(20)는 수집부(20)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수 확장을 위해, 전처리된 MRS 스펙트럼을 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위로서 MRS 스펙트럼의 x 축(주파수 관련 축)을 기준으로 -0.01ppm 이상 0.01ppm 이하의 범위 내에서, 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터 전체를 이동시킬 수 있다.
- [0087] 이때, 확장부(20)는 9.4T의 경우, MR파라미터를 통해 계산하면 -0.01ppm 이상 0.01ppm 이하의 범위에서 주파수 이동이 가능한 단계가 미리 설정된 제1 단계 수인 9개이므로, 이를 랜덤함수를 사용하여 주파수 간격을 결정할 수 있다. 이에 따라, 확장부(20)는 스펙트럼 1개를 주파수 이동으로 9개 스펙트럼으로 데이터 개수를 확장할 수

있다. 다시 말해, 확장부(20)는 보정부(23)를 통해 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터를 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위에서 미리 설정된 제1 단계 수(9개)만큼 주파수 이동시킴으로써, 일례로 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터의 개수를 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 하나당 9개의 데이터로 확장(즉, 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수 대비 9배 많은 데이터 개수로 확장)시킬 수 있다.

[0088] 또한, 확장부(20)는 데이터 개수 확장을 위한 위상 조정(즉, 위상 간격인 n 의 조정, 혹은 위상 간격 결정)을 위해, 위상 조정에 필요한(위상 조정시 이용되는) 절대적 스펙트럼(절대값 스펙트럼)과 위상 스펙트럼을, 실수부 스펙트럼 데이터와 허수부 스펙트럼 데이터로부터 구할 수 있다(획득할 수 있다).

[0089] 여기서, 실수부 스펙트럼 데이터는 전처리부(21) 내 보정부(23)에 의하여 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터를 의미할 수 있으며, 그 수(즉, 실수부 스펙트럼 데이터의 개수, 혹은 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수)는 예시적으로 4096개일 수 있다.

[0090] 확장부(20)는 미리 설정된 위상 수정 범위인 -3° 이상 3° 이하의 범위 내에서 균등확률분포 랜덤모델로 각도(위상 각)를 결정하여, 이를 위상 스펙트럼의 전체 데이터에 더할 수 있다. 이후, 확장부(20)는 위상 스펙트럼과 절대적 스펙트럼을 각각 데이터마다 계산함으로써 최종적으로 실수부 스펙트럼을 획득할 수 있다. 여기서, 최종적으로 획득되는 실수부 스펙트럼은, 위상 조정이 이루어진 실수부 스펙트럼으로서, 달리 표현해 보정부(23)에 의하여 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 위상 간격 결정이 이루어진, 위상 조정된 전처리된 MRS 스펙트럼(실수부 스펙트럼)을 의미할 수 있다.

[0091] 확장부(20)는 이를 기초로 1개 스펙트럼 당 n 번 위상 수정(조정)으로 데이터 개수를 n 배 확장할 수 있다.

[0092] 달리 말해, 확장부(20)는 보정부(23)를 통해 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터를 미리 설정된 위상 수정 범위에서 미리 설정된 제2 단계 수만큼의 위상 수정을 수행함으로써, 일례로 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터의 개수를 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 하나당 n 개의 데이터로 확장(즉, 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수 대비 n 배 많은 데이터 개수로 확장)시킬 수 있다.

[0093] 이에 따르면, 확장부(20)는 상술한 주파수 이동과 위상 수정(조정)을 기초로 하는 데이터 개수 확장 과정을 통해, $(20,000 \times 9 \times n)$ 개의 데이터 개수를 갖는 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다. 즉, 확장부(20)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수(일례로, 20,000개) 대비 그보다 미리 설정된 제1 단계 수(일례로 9개)와 미리 설정된 제2 단계 수(일례로 n 개)를 곱한 개수만큼 확장(증가)된 데이터의 개수(즉, $20,000 \times 9 \times n$ 개)를 갖는 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.

[0094] 확장부(20)는 예시적으로 도 4에 도시된 주파수 ppm 계산 방식 관련 알고리즘(코드)을 이용하여 데이터 개수 확장을 위한 주파수 이동을 수행할 수 있다. 또한, 확장부(20)는 도 5에 도시된 위상 수정(조정) 방식 관련 알고리즘(코드)을 이용하여 데이터 개수 확장을 위한 위상 수정(조정)을 수행할 수 있다.

[0095] 도 4는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)에서 확장부(20)에 의한 주파수 이동시 이용되는 주파수 ppm 계산을 위한 코드 예를 나타낸 도면이다. 도 5는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)에서 확장부(20)에 의한 위상 수정(조정)시 이용되는 위상 수정을 위한 코드 예를 나타낸 도면이다.

[0096] 도 4 및 도 5를 참조하면, 확장부(20)는 도 4에 도시된 MATLAB의 예시코드와 같은 방식으로, MRS 스펙트럼의 ppm을 계산할 수 있다. 또한, 확장부(20)는 도 5에 도시된 MATLAB의 예시코드와 같은 방식으로, 위상 조정된 전처리된 MRS 스펙트럼(실수부 스펙트럼)을 제공할 수 있다. 확장부(20)는 도 4 및 도 5에 도시된 MATLAB의 예시코드와 같은 알고리즘으로 동작할 수 있다.

[0097] 이러한 확장부(20)는, 수집부(10)에서 수집된 복수의 피실험자 각각에 대한 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 데이터 개수 확장(Data Augmentation) 과정의 수행을 통해 확장(증가, 증식)시킬 수 있다.

[0098] 확장부(20)에 의하면, 데이터 개수 확장(Data Augmentation) 과정을 통해, 적은 데이터셋으로도 대량의 데이터로 증식하여 효과적인 학습 결과를 가져 올 수 있다. 다시 말해, 확장부(20)는 데이터 개수 확장(Data Augmentation) 과정을 수행함으로써 적은 데이터셋으로도(적은 양의 데이터 개수로도) 이를 대량의 데이터로 증식(증가)시킬 수 있으며, 이를 통해 기 학습된 딥러닝 모델에 대하여 효과적으로 정확한 학습 결과가 도출되도록 할 수 있다.

[0099] 도 6은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 수집부(10)에서 수집된 피실험자의 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다. 특히, 도 6은 일례로 복수의 피실험자 중 제1 피실험자에 대응하는 제1 MRS 스펙트럼의 예를 나타

낸다.

- [0100] 도 6을 참조하면, 수집부(10)는 도 6에 도시된 바와 같은 MRS 스펙트럼을 복수의 피실험자 각각으로부터 수집할 수 있다. 이때, 수집부(10)는 일례로 jMRUI를 이용하여 MRS 스펙트럼을 불러올 수 있다.
- [0101] 이러한 도 6에 도시된 MRS 스펙트럼은 전처리부(21)에 의한 전처리 과정이 수행되기 이전의 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- [0102] 도 7은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 전처리부(21) 내 물 신호 제거부(22)에 의하여 물 신호의 제거가 완료된 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- [0103] 도 7을 참조하면, 물 신호 제거부(22)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼에서 물 신호를 제거할 수 있다. 물 신호 제거부(22)에 의하여 물 신호가 제거된(즉, 물 신호의 제거가 이루어진) MRS 스펙트럼은 일례로 도 7과 같을 수 있다.
- [0104] 도 8은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 전처리부(21) 내 보정부(23)에 의하여 주파수 보정이 완료된(즉, 주파수 보정이 이루어진) MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- [0105] 도 8을 참조하면, 보정부(23)는 주파수 보정부(미도시)에 의하여, 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼에 대해 주파수 보정 과정을 수행할 수 있다. 이때, 주파수 보정부(미도시)는 물 신호가 0ppm으로 맞춰진 MRS 스펙트럼을 약 4.7ppm만큼 주파수 이동시켜 각각의 대사물질 피크를 그에 해당하는 ppm으로 맞추는 주파수 보정을 수행할 수 있다. 즉, 보정부(23)는 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼에 대해 주파수 보정을 수행함으로써, 주파수 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0106] 도 9는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 전처리부(21) 내 보정부(23)에 의하여 위상 보정이 완료된 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸다.
- [0107] 도 9를 참조하면, 보정부(23)는 주파수 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼에 대하여, 물 신호 기준으로 위상이 뒤집어져 있는 대사물질 스펙트럼을 물 신호 위상 기준으로 약 180도 반전시켜 대사물질 피크값이 최대값을 갖고, Lorentzian 모양이 되도록 위상 보정 과정을 수행할 수 있다.
- [0108] 즉, 보정부(23)는 주파수 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼에 대해 위상 보정을 수행함으로써, 위상 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0109] 여기서, 보정부(23)를 통해 제공되는 위상 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼은, 상술한 실수부 스펙트럼 혹은 보정부(23)에 의하여 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼을 의미할 수 있다. 이러한 위상 보정이 이루어진 MRS 스펙트럼의 데이터 개수는 예시적으로 4096개일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0110] 확장부(20)는 보정부(23)에 의해 제공되는 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 주파수 이동 및 위상 조정을 변화시킴으로써 전처리된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시킬 수 있으며, 이를 통해 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0111] 데이터 차원 축소부(30)는 확장부(20)에 의하여 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 대응하는 데이터에 대하여 제1 딥러닝 모델(31)을 이용하여 데이터 차원을 압축시킬 수 있다.
- [0112] 여기서, 일부 구간은, 확장 MRS 스펙트럼의 구간 중 대사물질 정보를 포함하는 구간으로서 0 ppm 이상 4.5 ppm 이하에 속하는 구간을 의미할 수 있다.
- [0113] 또한, 데이터 차원 축소부(30)에서 고려되는 제1 딥러닝 모델(31)은 일례로 오토인코더(AutoEncoder, AE) 딥러닝 모델일 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0114] 오토인코더 딥러닝 모델은 비지도학습(레이블 정보가 없는 데이터 특성을 분석하거나 추출)으로, 입력 데이터의 특징점을 효율적으로 찾는 딥러닝 모델을 의미한다. 오토인코더 딥러닝 모델은 다차원 입력 데이터를 저차원 부호로 바꾸고(부호화하고) 다시 저차원 부호를 처음 입력한 다차원 데이터로 바꾸면서(복호화하면서) 특징점들을 찾아낼 수 있다.
- [0115] 구체적으로, 데이터 차원 축소부(30)는 데이터 차원 축소 과정을 수행할 수 있다.
- [0116] 상술한 도 9와 같은 실수부 스펙트럼은 일례로 4096개의 데이터로 구성되어 있을 수 있으며, 가로축은 -6.24ppm 이상 6.24ppm 이하의 범위로 구성되어 있을 수 있다. 이때, 실수부 스펙트럼 내에서 실질적으로 대사물질 정보(실질적 뇌 대사물질 정보)는 가로축을 기준으로 0ppm 이상 4.5ppm 이하의 범위에 해당할 수 있으며, 이때의 테

이터 개수는 일예로 1477개일 수 있다.

- [0117] 즉, 다시 말하자면, 데이터 차원 축소부(30)는 확장 MRS 스펙트럼 중에서 실질적으로 대사물질 정보를 포함하는 일부 구간인 0ppm 이상 4.5ppm 이하의 범위에 속하는 구간에 속하는 데이터를 추출할 수 있다. 이때, 추출되는 데이터(일부 구간에 속하는 데이터)의 개수는 일예로 1477개일 수 있다.
- [0118] 이후, 데이터 차원 축소부(30)는 추출된 일부 구간에 속하는(대응하는) 데이터를 제1 딥러닝 모델(31)을 이용하여 데이터 차원을 압축시킬 수 있다. 이는 도 10을 참조하여 보다 쉽게 이해될 수 있다.
- [0119] 도 10은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 데이터 차원 축소부(30)가 제1 딥러닝 모델(31)을 이용하여 데이터 차원을 축소시키는 과정을 개략적으로 나타낸 도면이다.
- [0120] 도 10을 참조하면, 데이터 차원 축소부(30)는 일예로 일부 구간에 속하는 데이터인 1477개의 데이터(데이터 값)을 제1 딥러닝 모델(일예로, 오토인코더 딥러닝 모델)(31)에 적용함으로써, 1477개의 데이터를 32개의 저차원 데이터로 압축시킬 수 있다.
- [0121] 여기서, 제1 딥러닝 모델(AE 딥러닝 모델)(31)은 완전연결(fully connected)층으로 이루어질 수 있다. 또한, 제1 딥러닝 모델(31)에서는 제1 딥러닝 모델(31) 내 복수의 층(계층, 레이어) 중 마지막 층만 입력을 그대로 출력시키고, 복수의 층 중 마지막 층을 제외한 나머지 층들은 활성화 함수(Activation Function)로서 일예로 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 이용할 수 있다. 또한, 제1 딥러닝 모델(31)에서는 일예로 옵티마이저로서 Adam가 고려되고, 손실함수로서 평균 제곱 오차(mean squared error, MSE)가 고려될 수 있으며, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0122] 여기서, 평균 제곱 오차는 일예로 하기 식 2와 같이 표현될 수 있다.
- [0123] [식 2]
- [0124]
$$\text{mean squared error(MSE)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$
- [0125] 여기서, Y는 기대값, 즉 제1 딥러닝 모델(31)로부터 출력되는 결과의 기대값(목표값)을 의미한다. \hat{Y} 는 예측값, 즉, 제1 딥러닝 모델(31)에 의하여 예측되는 예측값을 의미할 수 있다.
- [0126] 도 11은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100) 내 제1 딥러닝 모델(31)에서 고려되는 활성화 함수인 ReLU함수를 나타낸 도면이다.
- [0127] 도 11을 참조하면, 제1 딥러닝 모델(31)에 포함된 복수의 층 중 마지막 층을 제외한 나머지 층들은 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 이용하여 데이터 차원 압축을 수행할 수 있다.
- [0128] 도 12는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 데이터 차원 축소부(30)에서 고려되는 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 해당하는 MRS 스펙트럼의 예를 나타낸 도면이다. 즉, 도 12는 확장 MRS 스펙트럼 중 일부 구간으로서 실질적 뇌 대사물질 정보가 포함되어 있는 0ppm 이상 4.5ppm 이하의 범위에 속하는 구간에 해당하는 MRS 스펙트럼(실질적 뇌 대사물질 정보를 포함하는 구간의 MRS 스펙트럼)의 예를 나타낸다.
- [0129] 도 12를 참조하면, 데이터 차원 축소부(30)는 확장 MRS 스펙트럼 중에서 도 실질적으로 대사물질 정보(실질적 뇌 대사물질 정보)를 포함하는 도 12와 같은 일부 구간을 식별할 수 있다. 데이터 차원 축소부(30)는 식별된 일부 구간에 속하는 데이터 개수(일예로, 1477개)를 제1 딥러닝 모델(31)에 적용함으로써, 일부 구간에 속하는 데이터에 대한 차원을 축소시킬 수 있다.
- [0130] 즉, 데이터 차원 축소부(30)는 일부 구간에 속하는 데이터를 제1 딥러닝 모델(31)에 적용할 수 있으며, 이를 통해 압축된 데이터(압축된 저차원 데이터)로서 32개의 저차원 데이터를 제공할 수 있다.
- [0131] 학습부(40)는 데이터 차원 축소부(30)를 통해 압축된 저차원 데이터(혹은, 데이터 차원 축소부(30)를 통해 제공되는 압축된 저차원 데이터)와 수집부(10)에서 수집된 설문 기반 스트레스 정도 정보를 데이터셋으로 하여 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0132] 여기서, 제2 딥러닝 모델(41)은 데이터 차원 축소부(30)를 통해 압축된 저차원 데이터를 입력으로 하고, 그에 대응하는 설문 기반 스트레스 정도 정보를 출력으로 하도록, 학습부(40)에 의하여 학습될 수 있다.
- [0133] 제2 딥러닝 모델(41)은 일예로 딥 신경망(Deep Neural Network, DNN) 딥러닝 모델일 수 있으나, 이에만 한정되

는 것은 아니고, 종래에 공지되거나 향후 개발되는 다양한 딥러닝 모델이 적용될 수 있다.

- [0134] 구체적인 일례로, 수집부(10)는 복수의 피실험자 중 제1 피실험자로부터, 제1 피실험자에 대응하는 제1 MRS 스펙트럼과 제1 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집(획득)할 수 있다. 이때, 본 측정기(100)에 의하면, 제1 MRS 스펙트럼에 대하여 확장부(20)에 의한 데이터 개수 확장 과정 및 데이터 차원 축소부(30)에 의한 데이터 차원 축소 과정이 적용됨에 따라, 데이터 차원 축소부(30)는 제1 MRS 스펙트럼에 대응하는 압축된 제1 저차원 데이터를 제공할 수 있다.
- [0135] 이때, 학습부(40)는 제1 저차원 데이터와 제1 설문 기반 스트레스 정도 정보를 하나의 데이터셋(즉, 제1 데이터셋)으로 하여, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다. 달리 말해, 학습부(40)는 제1 저차원 데이터를 제2 딥러닝 모델(41)의 입력으로 하고 제1 설문 기반 스트레스 정도 정보를 제2 딥러닝 모델(41)의 출력으로 출력하도록, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0136] 다른 일례로, 수집부(10)는 복수의 피실험자 중 제2 피실험자로부터, 제2 피실험자에 대응하는 제2 MRS 스펙트럼과 제2 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집(획득)할 수 있다. 이때, 본 측정기(100)에 의하면, 제2 MRS 스펙트럼에 대하여 확장부(20)에 의한 데이터 개수 확장 과정 및 데이터 차원 축소부(30)에 의한 데이터 차원 축소 과정이 적용됨에 따라, 데이터 차원 축소부(30)는 제2 MRS 스펙트럼에 대응하는 압축된 제2 저차원 데이터를 제공할 수 있다.
- [0137] 이때, 학습부(40)는 제2 저차원 데이터와 제2 설문 기반 스트레스 정도 정보를 하나의 데이터셋(즉, 제2 데이터셋)으로 하여, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다. 달리 말해, 학습부(40)는 제2 저차원 데이터를 제2 딥러닝 모델(41)의 입력으로 하고 제2 설문 기반 스트레스 정도 정보를 제2 딥러닝 모델(41)의 출력으로 출력하도록, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0138] 학습부(40)는 딥러닝 학습 과정을 수행할 수 있다. 학습부(40)는 피실험자의 MRS 스펙트럼의 데이터에 대하여 데이터 차원 축소부(30)에 의해 차원이 압축된 저차원 데이터(일례로, 제1 MRS 스펙트럼의 데이터에 대해 최종적으로 압축된 32개의 데이터)와 평가 설문에 대한 응답으로부터 획득된 스트레스 정도(단계) 정보(즉, 설문 기반 스트레스 정도 정보)로 이루어진 데이터셋을 이용하여 제2 딥러닝 모델(41)인 DNN 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0139] 이처럼, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킴으로써, 본 측정기(100)는 제2 딥러닝 모델(41)로 하여금 사용자(사람)의 MRS 스펙트럼을 입력으로 하여 사용자의 스트레스 정도(1단계 내지 4단계)를 측정(도출)해 낼 수 있는 최적의 알고리즘을 제공할 수 있다.
- [0140] 제2 딥러닝 모델(41) 내 복수의 층(계층, 레이어) 중 마지막 층의 활성화 함수로는 일례로 소프트맥스(softmax) 함수가 고려될 수 있다. 또한, 제2 딥러닝 모델(41) 내 복수의 층 중 마지막 층을 제외한 나머지 층들은 활성화 함수(Activation Function)로서 일례로 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수가 고려될 수 있다. 또한, 제2 딥러닝 모델(41)에서는 일례로 옵티마이저로서 Adam가 고려되고, 손실함수로서 크로스 엔트로피(Cross-entropy)가 고려될 수 있으며, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0141] 일례로, 소프트맥스 함수는 하기 식 3과 같이 표현될 수 있으며, 크로스 엔트로피는 하기 식 4와 같이 표현될 수 있다.
- [0142] [식 3]
- [0143]
$$\text{softmax}(x_j) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^k e^{x_k}} \quad (j = 1, \dots, k)$$
- [0144] 여기서, k는 출력층의 노드 개수, $\text{softmax}(x_j)$ 는 그 중 j번째 소프트맥스 함수의 출력을 나타낸다. 즉, $\text{softmax}(x_j)$ 는 출력층의 노드 중 j번째 노드의 소프트맥스 함수 출력을 나타낸다.
- [0145] [식 4]
- [0146]
$$\text{cross entropy} = \sum_{n=1}^N Y_n \log(\hat{Y}_n) + (1 - Y_n) \log(1 - \hat{Y}_n)$$
- [0147] 여기서, Y_n 은 목표 확률을 나타내고, \hat{Y}_n 은 softmax 활성화 함수를 적용한 이후에 계산된 확률을 나타낸다.
- [0148] 도 13은 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 학습부(40)가 제2 딥러닝 모델(41)을 이용해 학습하

는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

- [0149] 도 13을 참조하면, 학습부(40)는 데이터 차원 축소부(30)의 출력인 압축된 저차원 데이터(일예로, 제1 MRS 스펙트럼에 대응하는 제1 저차원 데이터)와 해당 압축된 저차원 데이터에 대응하는 설문 기반 스트레스 정도 정보를 이용해 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0150] 즉, 학습부(40)는 제2 딥러닝 모델(41)을 이용하여 일예로, 32개의 압축된 저차원 데이터(제1 저차원 데이터)와 수집부(10)에서 수집된 해당 저차원 데이터에 대응되는 설문 기반 스트레스 정도(단계) 정보에 대한 학습이 이루어질 수 있다.
- [0151] 학습부(40)는 일예로 32개의 압축된 저차원 데이터가 제2 딥러닝 모델(41)의 입력으로 제공되는 경우, 해당 입력에 응답하여 그 결과로서 제2 딥러닝 모델(41)로부터 일예로 4개의 단계(1단계 내지 4단계)로 구분되는 스트레스의 정도 중 어느 하나의 단계에 해당하는 결과 값이 출력되도록, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0152] 일예로, 수집부(40)에서 제1 MRS 스펙트럼과 3단계에 해당하는 스트레스 정도의 값을 갖는 제1 설문 기반 스트레스 정도 정보가 수집되었다고 하자.
- [0153] 이러한 경우, 학습부(40)는 제1 MRS 스펙트럼으로부터 획득되는 압축된 제1 저차원 데이터(일예로 32개의 데이터를 갖는 저차원 데이터)를 제2 딥러닝 모델(41)의 입력으로 하고, 해당 입력에 응답하여 제2 딥러닝 모델(41)가 스트레스 정도가 3단계인 출력 값을 출력하도록, 제2 딥러닝 모델(41)을 학습시킬 수 있다.
- [0154] 본 측정기(100)는 이러한 학습부(40)에 의하여 학습된 딥러닝 모델(즉, 제2 딥러닝 모델)을 기반으로, 신규 대상자(사용자)의 MRS 스펙트럼이 입력되었을 때, 입력된 신규 대상자의 MRS 스펙트럼을 학습부(40)에 의해 기 학습된 딥러닝 모델(기 학습된 제2 딥러닝 모델)의 입력으로 제공할 수 있다. 이를 통해, 본 측정기(100)(특히, 측정부)는 기 학습된 제2 딥러닝 모델로부터 신규 대상자의 스트레스 정도와 관련하여 1단계 내지 4단계 중 어느 하나의 단계에 해당하는 출력 값을 출력할 수 있다.
- [0155] 즉, 측정부(120)는 기 학습된 딥러닝 모델(기 학습된 제2 딥러닝 모델)을 이용해, 대상자(스트레스 측정 대상이 되는 대상자, 신규 대상자)의 MRS 스펙트럼으로부터 대상자의 스트레스 정도(스트레스의 수준/단계가 어느 수준/단계에 해당하는지에 대한 정보)를 측정(판단)할 수 있다.
- [0156] 측정부(120)는 학습부(40)에 의하여 최적화된 딥러닝 알고리즘인 기 학습된 딥러닝 모델(즉, 기 학습된 제2 딥러닝 모델)에 신규 대상자의 뇌 해마 조직에 관한 MRS 스펙트럼을 입력으로 적용함으로써, 신규 대상자의 스트레스 정도(단계)를 4개의 단계(1 단계 내지 4단계) 중 어느 단계에 해당하는지를 측정할 수 있다(도출해 낼 수 있다).
- [0157] 도 14는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정기(100)의 각 부에 의해 수행되는 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0158] 도 14를 참조하면, 본 측정기(100) 내 수집부(10)에서는 데이터 수집 과정이 이루어질 수 있다. 이를 위해, 스트레스 피실험자 모집 및 스트레스 정도 단계에 관한 설문 조사가 이루어질 수 있다. 즉, 수집부(10)는 피실험자들로부터 스트레스 정도 관련 평가 설문에 대한 응답으로서 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집할 수 있다. 또한, 수집부(10)는 스트레스군과 정상군의 피실험자들로부터 해마 조직의 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다.
- [0159] 다음으로, 확장부(20)는 데이터 개수 확장 과정을 수행할 수 있다. 이때, 확장부(20)는 수집부(10)에서 수집된 MRS 스펙트럼을 전처리한 후, 주파수 이동 및 위상 수정을 변화시킴으로써 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시킬 수 있다.
- [0160] 다음으로, 데이터 차원 축소부(30)는 데이터 차원 축소 과정을 수행할 수 있다. 데이터 차원 축소부(30)는 일예로 확장부(20)로부터 제공되는 확장 MRS 스펙트럼(일예로, 4096차원의 스펙트럼)에서, 실질적 대사물질 정보(4.5~0ppm)가 있는 1477 차원으로 스펙트럼의 크기를 축소시킬 수 있다. 이러한 과정을 데이터 차원 축소 과정이라 지칭할 수 있다.
- [0161] 이후, 데이터 차원 축소부(30)는 스펙트럼의 크기를 축소시킨 1477차원 데이터(즉, 확장 MRS 스펙트럼 중 일부 구간에 속하는 실질적 대사물질 정보를 포함하는 구간의 데이터)를 제1 딥러닝 모델(31)인 AE 딥러닝 모델을 사용하여 32차원 데이터로 압축시킬 수 있다. 이러한 과정을 데이터 압축 과정이라 지칭할 수 있다.
- [0162] 이후, 학습부(40)는 딥러닝 학습 과정을 수행할 수 있다. 학습부(40)는 데이터 차원 축소부(30)에서 압축된 32개 데이터와 그에 해당하는 스트레스 정도 설문 결과(즉, 설문 기반 스트레스 정도 정보)를 제2 딥러닝 모델

(41)인 DNN 딥러닝 모델에 학습시킬 수 있으며, 이를 통해 최적의 알고리즘을 생성할 수 있다.

- [0163] 여기서, 최적의 알고리즘이라 함은 학습부(40)에 의하여 학습된 제2 딥러닝 모델(41)을 의미할 수 있다. 즉, 최적의 알고리즘이라 함은, 앞서 설명한 바와 같이, 사용자(사람)의 MRS 스펙트럼을 입력으로 하여 사용자의 스트레스 정도(1단계 내지 4단계)를 측정해 내는(출력하는, 도출하는), 학습부(40)에 의하여 학습이 이루어진 딥러닝 모델(제2 딥러닝 모델)을 의미할 수 있다.
- [0164] 이후, 측정부(120)는 획득부(110)에서 스트레스 측정 대상이 되는 대상자(신규 대상자, 신규 피실험자)의 MRS 스펙트럼이 획득된 경우, 획득된 대상자의 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델(기 학습된 제2 딥러닝 모델)에 입력시킴으로써, 기 학습된 딥러닝 모델의 출력으로부터 대상자의 스트레스 정도(단계, 수준)을 측정할 수 있다.
- [0165] 이러한 본원은, 딥러닝 모델(딥러닝 알고리즘)을 이용하여 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 데이터를 통해 스트레스 정도를 규명할 수 있는 기술에 대하여 제안한다.
- [0166] 본 측정기(100)는 수집부(10)를 통해 사용자(사람)의 스트레스군과 정상군의 뇌 해마 조직의 MRS 스펙트럼을 수집할 수 있다. 또한, 수집부(10)는 사용자의 MRS 스펙트럼의 촬영 전에, 스트레스 정도 평가 설문을 실시하여, 설문 결과를 바탕으로 스트레스 정도를 단계별로 구분할 수 있다. 이후 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수는 확장부(20)에 의한 데이터 개수 확장(Augmentation) 과정을 통해 확장될 수 있다.
- [0167] 이후, 데이터 차원 축소부(30)는 피실험자들 각각의 MRS 스펙트럼을 제1 딥러닝 모델(31)을 사용하여 데이터 차원을 압축시킬 수 있다. 이후, 학습부(40)는 데이터 차원이 압축된 저차원 데이터와 수집부(10)에서 수집된 스트레스 정도(즉, 설문 기반 스트레스 정도 정보)를 제2 딥러닝 모델(41)로 학습함으로써 최적의 알고리즘을 구현할 수 있다. 이후, 측정부(120)는 최종적으로 구현한 딥러닝 알고리즘(즉, 학습부에 의하여 학습이 이루어진 제2 딥러닝 모델)을 이용해 대상자의 스트레스 정도를 측정할 수 있다.
- [0168] 즉, 본원은 MRS 데이터(MRS 신호)를 이용한 딥러닝 모델 기반의 스트레스 측정기(100, 본 측정기)에 대하여 제안한다.
- [0169] 본 측정기(100)에서 고려되는 딥러닝 모델(31, 41)은 딥러닝(인공지능 머신러닝의 한 분야)에서 목표값을 예측(계산)해내기 위한 신경망 모형의 수학적 알고리즘을 의미할 수 있다.
- [0170] 본 측정기(100)는 MRS 데이터에서 특정 뇌 대사물질의 양을 계산할 필요 없이, 사용자의 MRS 데이터(즉, 대상자 MRS 스펙트럼)를 그대로 딥러닝 모델(딥러닝 알고리즘)이 적용하여 학습시킴으로써, 단순히 스트레스 질환군과 정상군을 구분해 내는 결과 값을 도출하는 것에서 나아가, 스트레스 질환의 단계(정도, 수준)까지 예측(측정)할 수 있다.
- [0171] 또한, 본 측정기(100)에서 고려되는 딥러닝 모델은, 학습시 이용되는 데이터가 많을수록 보다 신뢰할 수 있는 결과를 제공할 수 있다.
- [0172] 본 측정기(100)에서 고려되는 딥러닝 모델(특히, 제1 딥러닝 모델)에서 사용(고려)되는 데이터의 구조는 1차원 데이터(1D)일 수 있으며, 이러한 1차원 데이터에 대한 데이터 개수의 확장을 위해 사용되는 확장(Augmentation) 기법으로는 예시적으로 노이즈 추가, 시간천이(time-shift), 제로 패딩(zero-padding) 등이 있을 수 있다.
- [0173] 이러한 확장(Augmentation) 기법은 딥러닝이 적용되는 각 분야의 데이터 특징(특성)에 맞게 사용되어야 할 필요가 있다.
- [0174] 이에 따르면, 본원에서 고려되는 MRS 스펙트럼의 데이터는 주파수 도메인의 값을 가질 수 있다. 이러한 MRS 데이터(MRS 스펙트럼의 데이터)의 획득(수집) 시, MR파라미터나 외부환경에 의하여 MRS 스펙트럼에 나타나는 대사물질의 위상 또는 주파수 위치가 미세하게 변화될 수 있다.
- [0175] 이를 고려하여, 본 측정기(100)의 확장부(20)는 MRS 데이터(MRS 스펙트럼의 데이터)의 특성을 고려하여 MRS 스펙트럼의 위상과 주파수를 허용범위 내에서 수정하여, 수집부(10)에서 수집된 피실험자의 MRS in-vivo 데이터(즉, 피실험자의 MRS 스펙트럼)를 기반으로 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장(증가)시키는 데이터 개수 확장(Augmentation) 과정을 수행할 수 있다.
- [0176] 이하에서는 상기에 자세히 설명된 내용을 기반으로, 본원의 동작 흐름을 간단히 살펴보기로 한다.
- [0177] 도 15는 본원의 일 실시예에 따른 스트레스 측정 방법에 대한 동작 흐름도이다.

- [0178] 도 15에 도시된 스트레스 측정 방법은 앞서 설명된 본 측정기(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 본 측정기(100)에 대하여 설명된 내용은 스트레스 측정 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0179] 도 15를 참조하면, 단계S11에서, 학습 유닛(130)은 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있다. 여기서 고려되는 딥러닝 모델은 제2 딥러닝 모델(41)을 의미할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니고 제1 딥러닝 모델(31)을 의미할 수도 있다.
- [0180] 도면에 도시하지는 않았으나, 단계S11은 복수의 단계를 포함할 수 있다.
- [0181] 구체적으로, 단계S11은 수집부에서, 복수의 피실험자 각각으로부터, MRS 스펙트럼과 스트레스 정도 관련 평가 설문을 기반으로 한 설문 기반 스트레스 정도 정보를 수집하는 단계(이하 설명의 편의상 단계 S11-1이라 함)를 포함할 수 있다.
- [0182] 또한, 단계S11은, 확장부에서, 단계S11-1에서 수집된 MRS 스펙트럼을 전처리하여 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 확장시키는 단계(이하 설명의 편의상 단계 S11-2라 함)를 포함할 수 있다.
- [0183] 이때, 단계S11-2는 확장부 내 전처리가 MRS 스펙트럼에 대한 전처리를 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0184] 또한, 상기 전처리를 수행하는 단계는, 물 신호 제거부에서 MRS 스펙트럼에서 물 신호를 제거하는 단계, 및 보정부에서 물 신호가 제거된 MRS 스펙트럼의 주파수와 위상을 허용범위 내에서 수정함으로써 전처리된 MRS 스펙트럼을 제공하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0185] 이후, 단계S11-2에서 확장부는, 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위에서 미리 설정된 제1 단계 수만큼의 주파수 이동으로 랜덤화를 수행함으로써, 단계S11-1에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 제1 단계 수를 곱한 개수로 확장시킬 수 있다. 또한, 단계S11-2에서 확장부는, 전처리된 MRS 스펙트럼에 대하여 미리 설정된 위상 수정 범위에서 미리 설정된 제2 단계 수만큼의 위상 수정으로 랜덤화를 수행함으로써, 단계S11-1에서 수집된 MRS 스펙트럼의 데이터 개수를 제2 단계 수를 곱한 개수로 확장시킬 수 있다. 이를 통해, 단계S11-2에서 확장부는, 확장된 확장 MRS 스펙트럼을 제공할 수 있다.
- [0186] 여기서, 미리 설정된 화학적 천이 이동 범위는 -0.01ppm 이상 0.01ppm 이하의 범위이고, 미리 설정된 위상 수정 범위는 -3° 이상 3° 이하의 범위일 수 있다.
- [0187] 또한, 단계S11은 데이터 차원 축소부에서, 데이터 개수가 확장된 확장 MRS 스펙트럼의 일부 구간에 대응하는 데이터에 대하여 제1 딥러닝 모델을 이용하여 데이터 차원을 압축시키는 단계(이하 설명의 편의상 단계S11-3이라 함)를 포함할 수 있다. 이때, 제1 딥러닝 모델은 오토인코더(AutoEncoder, AE) 딥러닝 모델일 수 있다.
- [0188] 또한, 일부 구간은 확장 MRS 스펙트럼의 구간 중 대사물질 정보를 포함하는 구간으로서 0 ppm 이상 4.5 ppm 이하에 속하는 구간을 의미할 수 있다.
- [0189] 또한, 단계S11은, 학습부에서, 데이터 차원 축소부를 통해 압축된 저차원 데이터와 상기 설문 기반 스트레스 정도 정보를 데이터셋으로 하여 제2 딥러닝 모델을 학습시키는 단계(이하 설명의 편의상 단계S11-4라 함)를 포함할 수 있다.
- [0190] 여기서, 제2 딥러닝 모델은 딥 신경망(Deep Neural Network, DNN) 딥러닝 모델일 수 있다.
- [0191] 또한, 단계S11-4에서 고려되는 제2 딥러닝 모델은, 저차원 데이터를 입력으로 하고 설문 기반 스트레스 정도 정보를 출력으로 하도록 학습될 수 있다.
- [0192] 다음으로, 단계S12에서 획득부는, 스트레스 측정 대상이 되는 대상자의 대상자 자기공명분광학(Magnetic Resonance Spectroscopy; MRS) 스펙트럼을 획득할 수 있다.
- [0193] 다음으로, 단계S13에서 측정부(120)는, 단계S12에서 획득된 대상자 MRS 스펙트럼을 기 학습된 딥러닝 모델의 입력으로 적용함으로써, 대상자의 스트레스 정도(단계, 수준)를 측정할 수 있다.
- [0194] 이때, 기 학습된 딥러닝 모델은, 단계S11에서 학습 유닛(130)에 의해 학습된(학습이 이루어진) 제2 딥러닝 모델을 의미할 수 있다.
- [0195] 상술한 설명에서, 단계 S11 내지 S13은 본원의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도

있다.

[0196] 본원의 일 실시 예에 따른 ~방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0197] 또한, 전술한 스트레스 측정 방법은 기록 매체에 저장되는 컴퓨터에 의해 실행되는 컴퓨터 프로그램 또는 애플리케이션의 형태로도 구현될 수 있다.

[0198] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

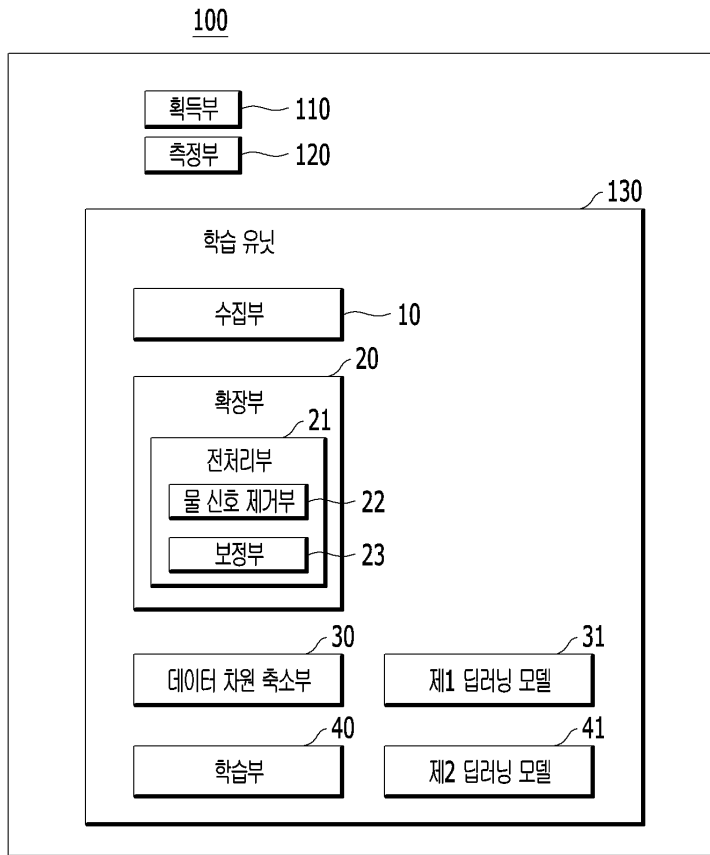
[0199] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

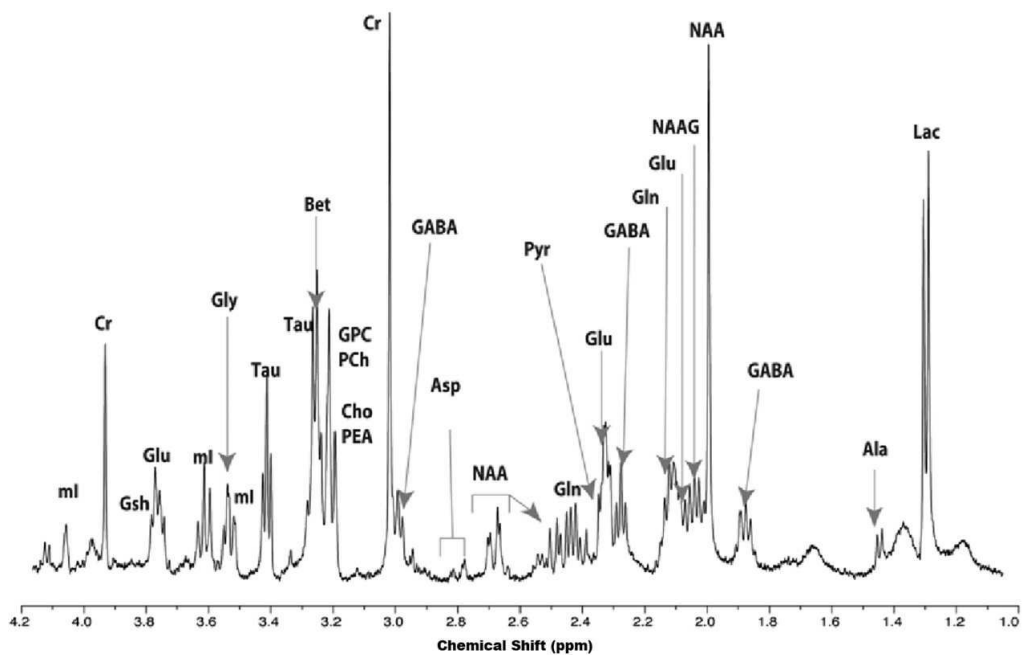
[0200] 100: 스트레스 측정기
110: 획득부
120: 측정부
130: 학습 유닛
10: 수집부
20: 확장부
30: 데이터 차원 축소부
40: 학습부

도면

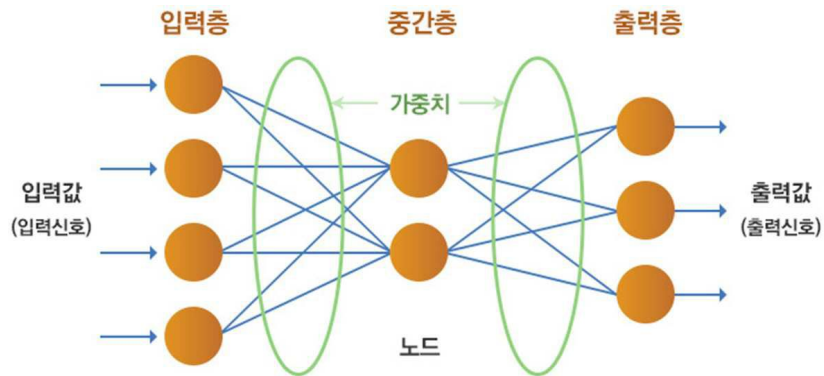
도면1



도면2



도면3



도면4

<MATLAB 예시코드1>

```
%% MRS스펙트럼 ppm 계산
spectralwidth = 5000; % 스펙트럼 bandwidth
sz = 4096; % 스펙트럼 datapoint 개수
Bo = 9.4; % MRS 자장 세기
f=[(-spectralwidth/2)+(spectralwidth/(2*sz)):spectralwidth/(sz):(spectralwidth/2)-(spectralwidth/(2*sz))];
ppm=-f/(Bo*42.577); % 수소의 gyromagnetic ratio: 42.577
```

도면5

<MATLAB 예시코드2>

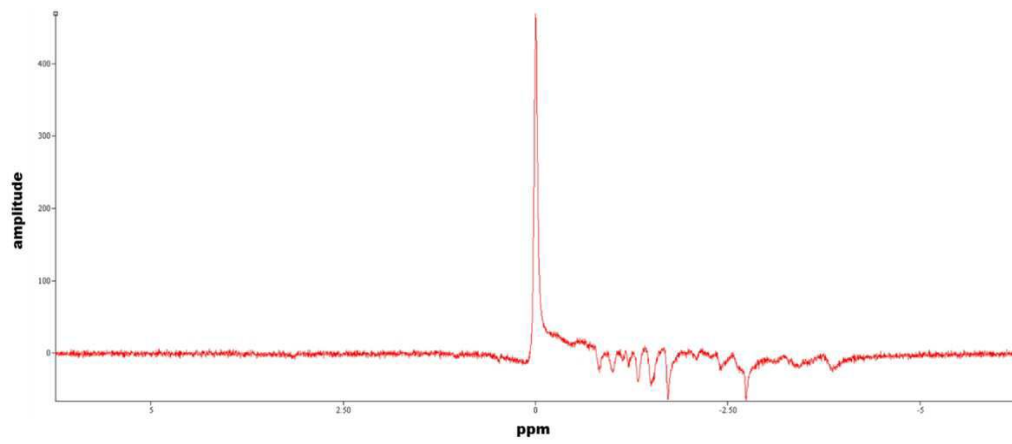
```
% 위상 조정 후, 실수부 스펙트럼 생성
function [out] = spec_phase(spec_real, spec_imag)

degree = -3 + (3+3)*rand(1); % 범위 내 균일하게 분포된 실수 추출

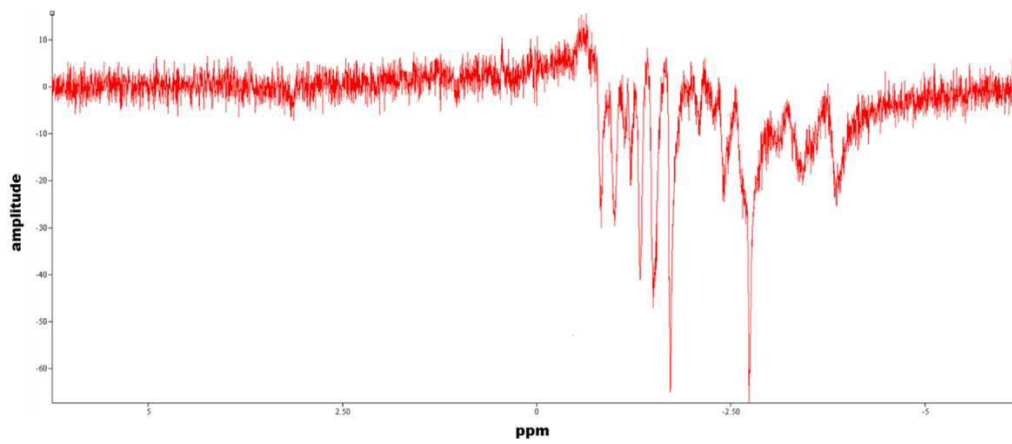
spec_amp = sqrt(spec_real.^2+spec_imag.^2); % 절대값 스펙트럼 생성
spec_angle = atan2(spec_imag,spec_real); % 위상 스펙트럼 생성
spec_angle = spec_angle./pi.*180;
spec_angle = spec_angle + degree.*ones(4096,1); % 위상 스펙트럼 조정

out = spec_amp.*cosd(spec_angle); % 위상 조정된 실수부 스펙트럼 생성
```

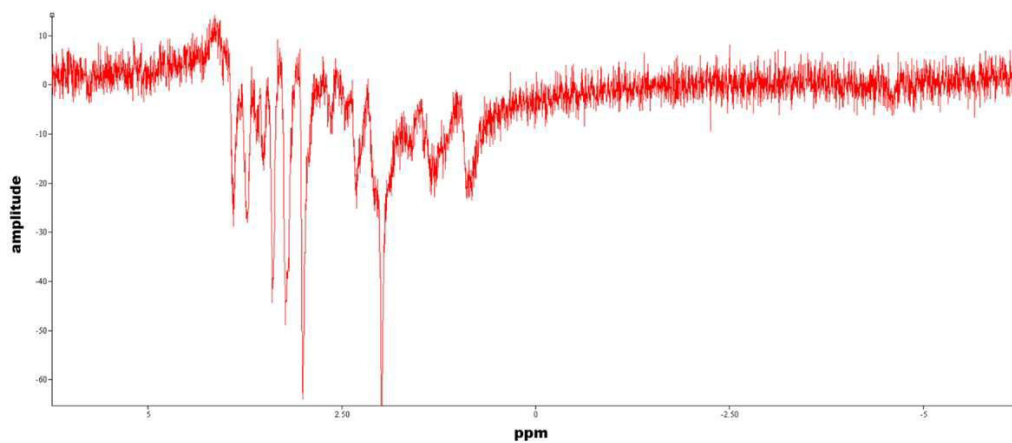

도면6



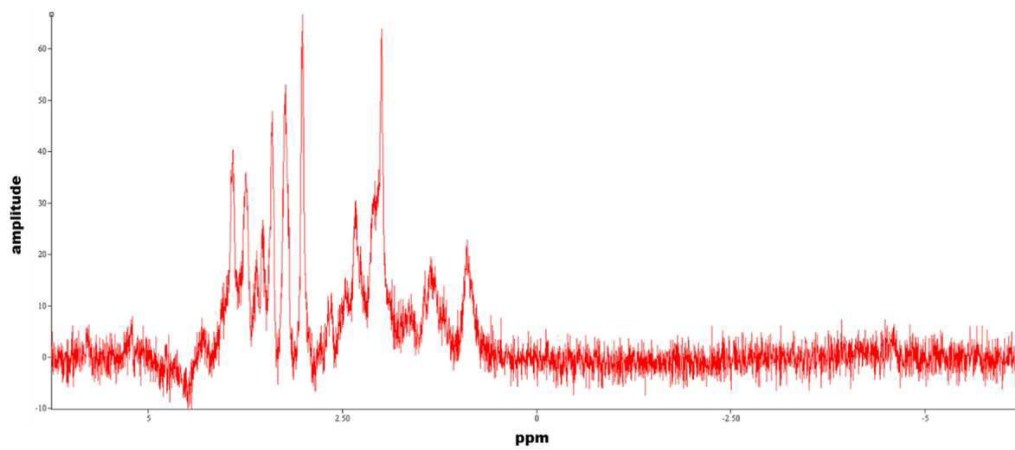
도면7



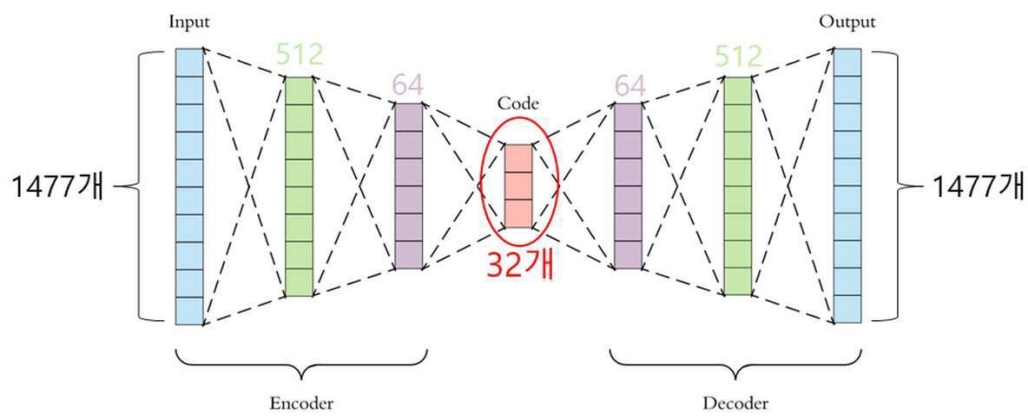
도면8



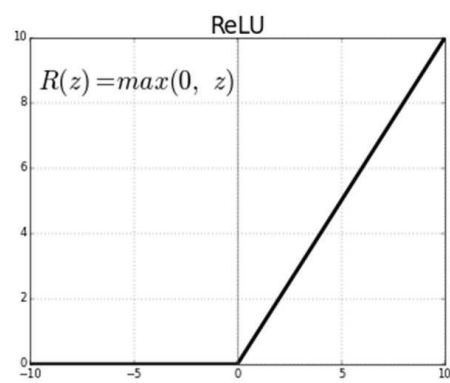
도면9



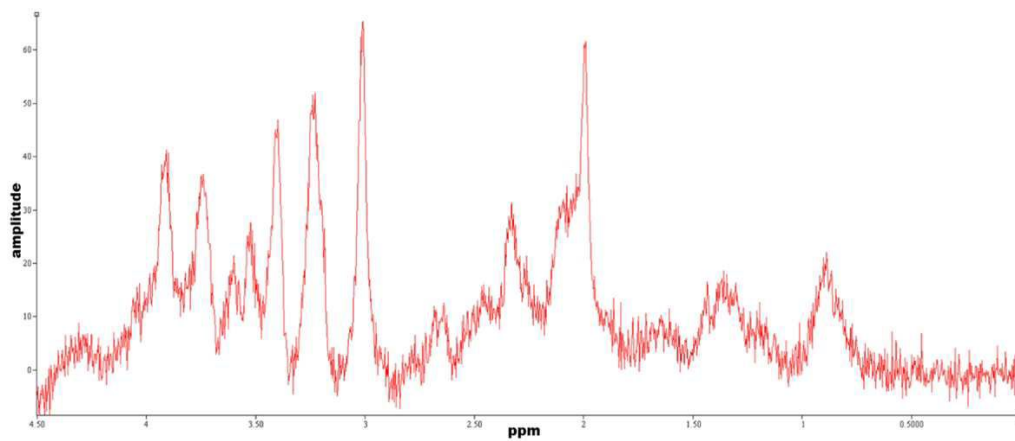
도면10



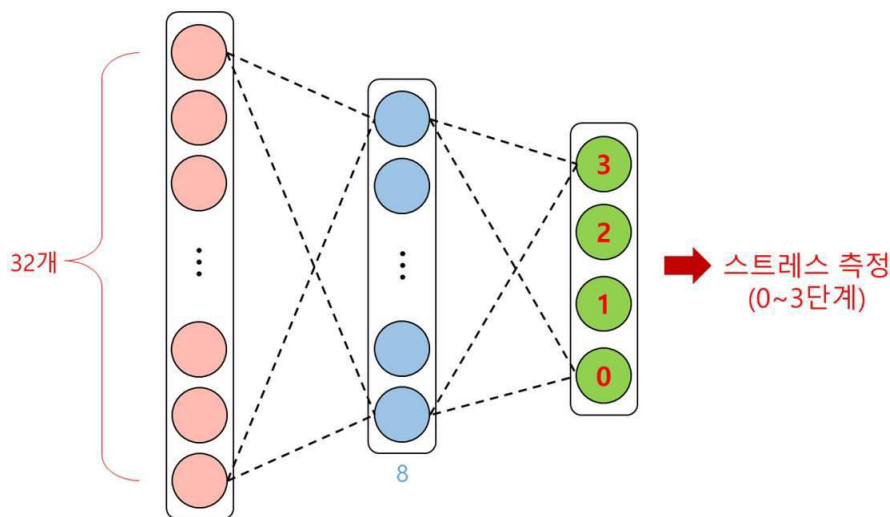
도면11



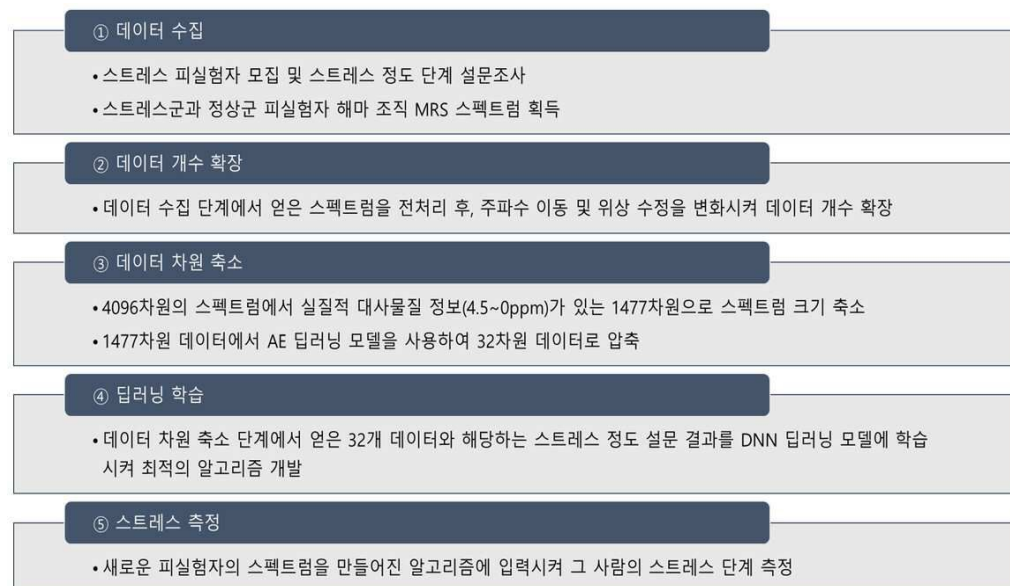
도면12



도면13



도면14



도면15

