



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0085964
(43) 공개일자 2023년06월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 6/00 (2006.01) A61B 6/03 (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/50 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 6/5217 (2020.08)
A61B 6/037 (2020.08)

(21) 출원번호 10-2021-0173399

(22) 출원일자 2021년12월07일

심사청구일자 2021년12월07일

(71) 출원인

계명대학교 산학협력단

대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교 산학협력관 201호(신당동)

(72) 발명자

김해원

대구광역시 수성구 들안로60길 17, 103동 2003호 (수성동3가, 수성3가 화성파크드림 1단지)

(74) 대리인

특허법인(유한)아이시스

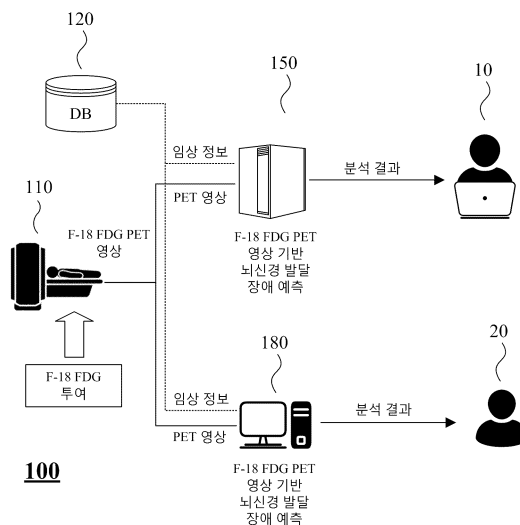
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 기계학습모델 기반 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법 및 분석장치

(57) 요약

신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법은 분석장치가 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 단계, 상기 분석장치가 상기 입력된 영상을 사전에 학습된 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애 확률값을 산출하는 단계 및 상기 분석장치가 상기 확률값을 기준으로 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

A61B 6/501 (2013.01)
A61B 6/506 (2013.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
A61B 2503/045 (2013.01)
G06T 2207/10104 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465034219
과제번호	HI21C1074080021
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	중환자 특화 빅데이터 구축 및 AI 기반 CDSS 개발
연구과제명	중환자 신경학적 예후 예측 모델 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	계명대학교 동산의료원
연구기간	2021.04.01 ~ 2025.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

분석장치가 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 단계;

상기 분석장치가 상기 입력된 영상을 사전에 학습된 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애 확률값을 산출하는 단계; 및

상기 분석장치가 상기 확률값을 기준으로 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 단계를 포함하되,

상기 신경망 모델은 뇌의 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 지표 관련 특징을 추출하고 추출된 특징에 기반하여 일정한 확률값을 산출하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 신경망 모델은 상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios) 및 중 뇌의 양반구의 비대칭 정보 적어도 하나와 관련된 특징을 추출하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 신경망 모델은

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios)과 관련된 특징을 추출하여 제1 확률값을 산출하는 제1 신경망 모델 및

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 뇌의 양반구의 비대칭 정보와 관련된 특징을 추출하여 제2 확률값을 산출하는 제2 신경망 모델을 포함하되,

상기 분석장치는 상기 제1 확률값 및 상기 제2 확률값을 모두 이용하여 상기 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 신경망 모델은

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios)과 관련된 제1 특징을 추출하는 컨볼루션 블록 및 상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 뇌의 양반구의 비대칭 정보와 관련된 제2 특징을 추출하는 컨볼루션 블록 및 상기 제1 특징 및 상기 제2 특징을 입력받아 상기 확률값을 산출하는 전연결계층을 포함하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법.

청구항 5

분석장치가 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 단계;

상기 분석장치가 상기 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios) 및 뇌의 양반구의 비대칭 지수를 산출하는 단계;

상기 분석장치가 상기 표준섭취계수율 및 상기 비대칭 지수를 원-핫 벡터로 변환하여 사전에 학습된 학습모델에 입력하는 단계; 및

상기 분석장치가 상기 학습모델이 출력하는 값을 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 단계를 포함하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법.

청구항 6

신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 입력장치;

뇌의 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 지표 관련 특징을 추출하고 추출된 특징에 기반하여 일정한 확률값을 산출하는 신경망 모델을 저장하는 저장장치; 및

상기 입력된 영상을 상기 신경망 모델에 입력하여 산출되는 뇌신경 발달 장애 확률값을 기준으로 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 연산장치를 포함하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 분석장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 신경망 모델은 상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios) 및 중 뇌의 양반구의 비대칭 정보 적어도 하나와 관련된 특징을 추출하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 분석장치.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 신경망 모델은

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios)과 관련된 특징을 추출하여 제1 확률값을 산출하는 제1 신경망 모델 및

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 뇌의 양반구의 비대칭 정보와 관련된 특징을 추출하여 제2 확률값을 산출하는 제2 신경망 모델을 포함하되,

상기 연산장치는 상기 제1 확률값 및 상기 제2 확률값을 모두 이용하여 상기 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는

신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 분석장치.

청구항 9

제6항에 있어서,

상기 신경망 모델은

상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios)과 관련된 제1 특징을 추출하는 컨볼루션 블록 및 상기 입력된 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 뇌의 양반구의 비대칭 정보와 관련된 제2 특징을 추출하는 컨볼루션 블록 및 상기 제1 특징 및 상기 제2 특징을 입력받아 상기 확률값을 산출하는 전연결계층을 포함하는 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 분석장치.

발명의 설명

기술 분야

이하 설명하는 기술은 F-18 플루오로데옥시글루코스(fluorodeoxyglucose, FDG) 양전자방출단층촬영(positron emission tomography, PET) 영상을 기준으로 신생아의 장래 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측하는 기법이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 2010년 통계에 따르면 국내 저체중 신생아는 전체 출생의 약 5%이고, 초저체중 신생아는 전체 출생의 약 0.6%를 차지한다. 고위험 신생아 치료와 산전관리 기술의 발전으로 인해 출생 체중이 1500g 미만인 초저체중아의 생존률이 높아지고 있다. 그러나, 초저체중 신생아의 합병증 및 뇌 손상, 인지기능 장애와 같은 장기적인 부작용의 발생률은 개선되지 않고 있다. 특히, 초저체중 신생아는 뇌성마비, 정신 지체 및 감각 장애를 포함한 장기 뇌신경 발달장애가 발생할 가능성이 높다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0003] (특허문헌 0001) 미국공개특허 제2018-0263569호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0004] 두개 초음파 및 뇌 자기공명영상(MRI)은 신생아의 뇌신경발달 결과의 예측 방법으로 널리 사용되고 있다. 두개 초음파는 뇌실내 출혈(IVH) 및 뇌실주위 백혈연화증(PVL)의 검출을 위한 표준 진단 방법으로 사용되며, 뇌신경 발달 결과를 예측할 수 있다. 뇌 MRI는 구조적 뇌 이상을 감지하고 뇌신경 발달 결과를 예측하는데 두개 초음파보다 더 우수한 것으로 알려졌다. 그러나, 두개 초음파 및 뇌 MRI는 이미 발병한 뇌신경질환과 관련된 구조적 변화를 근거로 뇌신경 발달을 예측하므로, 뇌의 구조적 변화없이 기능적 이상만을 가지고 있는 초저체중 신생아의 장래에 발생할 불량한 뇌신경발달을 예측하는 것은 어렵다.
- [0005] 이하 설명하는 기술은 F-18 FDG PET을 이용하여 신생아의 뇌신경발달 장애 여부를 사전에 예측하는 기법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

- [0006] 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법은 분석장치가 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 단계, 상기 분석장치가 상기 입력된 영상을 사전에 학습된 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애 확률값을 산출하는 단계 및 상기 분석장치가 상기 확률값을 기준으로 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 단계를 포함한다.
- [0007] 다른 측면에서 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 방법은 분석장치가 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 단계, 상기 분석장치가 상기 영상에서 포도당 대사 활성도에 따른 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios) 및 뇌의 양반구의 비대칭 지수를 산출하는 단계, 상기 분석장치가 상기 표준섭취계수율 및 상기 비대칭 지수를 원-핫 벡터로 변환하여 사전에 학습된 학습모델에 입력하는 단계 및 상기 분석장치가 상기 학습모델이 출력하는 값을 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 단계를 포함한다.
- [0008] 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 장래 뇌신경 발달 장애를 예측하는 분석장치는 신생아 뇌의 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) PET 영상을 입력받는 입력장치, 뇌의 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 지표 관련 특징을 추출하고 추출된 특징에 기반하여 일정한 확률값을 산출하는 신경망 모델을 저장하는 저장장치 및 상기 입력된 영상을 상기 신경망 모델에 입력하여 산출되는 뇌신경 발달 장애 확률값을 기준으로 상기 신생아가 향후 뇌신경 발달 장애가 발생할지 여부를 예측하는 연산장치를 포함한다.

발명의 효과

- [0009] 이하 설명하는 기술은 F-18 FDG PET 영상만을 이용하여 정상 소견인 초저체중 신생아에 대한 향후 뇌신경 발달 장애 가능성을 정확하게 예측한다. 이하 설명하는 기술은 이를 통해 대상자에 대한 치료 계획을 사전에 설립하게 하고 치료에 도움을 준다.

도면의 간단한 설명

- [0010] 도 1은 초저체중 신생아의 뇌포도당 대사와 향후 뇌신경 발달 장애와의 상관 관계를 나타낸 결과이다.
- 도 2는 신생아 대상으로 향후 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 시스템에 대한 예이다.
- 도 3은 신경망 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정에 대한 예이다.
- 도 4는 신경망 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정에 대한 다른 예이다.
- 도 5는 학습 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정에 대한 예이다.
- 도 6은 신생아 대상으로 향후 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 분석장치의 예이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0011] 이하 설명하는 기술은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 이하 설명하는 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 이하 설명하는 기술의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0012] 제1, 제2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 해당 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않으며, 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 이하 설명하는 기술의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0013] 본 명세서에서 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하고, "포함한다" 등의 용어는 설명된 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.
- [0014] 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 구성부 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.
- [0015] 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.
- [0016] 이하 설명하는 기술은 의료 영상 중 PET 영상을 이용한다.
- [0017] PET 영상은 특정 성분에 양전자를 내는 물질인 방사성 동위원소를 합성한 방사성의약품을 정맥 주사한 후 대상을 촬영하여 획득한다. PET 영상은 인체에 투입하는 방사성의약품의 종류에 따라 포도당 대사, 아미노산 대사, DNA 합성, 수용체 영상(소마토스타틴 등), 종양에 특이적인 항체, 유전자 영상 등 다양한 분자 영상을 획득할 수 있다.
- [0018] PET 영상은 PET/CT 영상, PET/MRI 영상 등 PET 기반의 영상 중 적어도 하나일 수 있다. PET 영상은 2D(dimension) 영상 및 3D 영상 중 적어도 하나일 수 있다. PET/CT는 양전자방출 단층촬영검사(PET)와 전산화 단층촬영검사(CT)가 결합된 촬영 기법이다. PET/CT 영상은 질환의 형태적 영상(CT)과 기능적 영상(PET)을 동시에 포함한다. PET-MRI는 PET과 자기공명(MR)이 결합된 촬영 기법이다. 이하 PET 영상은 PET/CT 영상, PET/MRI 영상 등 중 어느 하나를 의미한다.
- [0019] F-18 FDG PET은 F-18 FDG를 이용한 PET이다. F-18 FDG는 포도당처럼 세포 내로 이동되고 세포의 대사 활성도(metabolic activity)에 따라 섭취량이 달라진다. 의료진은 대상자에게 검사 전 F-18 FDG를 정맥 주사하고, 일정 시간이 경과한 후 영상 장비를 통해 PET 영상을 획득할 수 있다. F-18 FDG PET 영상은 뇌신경의 활성도를 반영하는 뇌의 국소 포도당 대사를 측정할 수 있다. F-18 FDG PET 영상은 초저체중 신생아에서 뇌의 구조적 이상이 발생하기 전의 초기단계에서 뇌의 미세병리를 예측하는데 사용될 수 있으리라 예상된다. 그러나 신생아 뇌의

크기는 성인 뇌보다 크기가 현저히 작아 PET 영상의 해상도가 떨어지고, 신생아의 뇌 대사 패턴이 성인보다 더 복잡하기 때문에, 의료진이 PET 영상을 해석하는 것이 어렵고, 나아가 장래에 발생할 뇌신경 발달 장애를 예측하기는 더욱 어렵다.

[0021] 연구자는 초저체중 신생아를 대상으로 F-18 FDG PET 영상을 기준으로 향후 뇌신경 발달 장애와의 연관성을 연구하였다. 먼저, 연구자가 연구 대상으로 삼은 대상자인 초저체중 신생아에 대하여 설명한다. 초저체중 신생아는 체중이 1500g 미만인 신생아로 정의한다. 연구자는 연구자 소속 병원에서 2014년 12월부터 2015년 10월까지 신생아 집중치료실에 입원한 30주 미만의 초저체중 신생아를 대상으로 하였다. 연구자는 MRI 상에서 실질 뇌 병변이 있는 신생아들은 대상자에서 제외하였다. 또한, 연구자는 신생아들 중 추적 관찰이 되지 못하여 신경 발달에 대한 평가를 할 수 없는 경우 역시 대상자에서 제외하였다.

[0022] 뇌신경 발달 장애는 대상자들이 18 ~ 24개월 연령에서 수행한 베일리 영유아발달검사 (Bayley Scales of Infant Development-II; BSID-II)의 MDI (Mental Development Index) 및 PDI (Psychomotor Development Index)로 평가하였다. MDI는 환경 반응성, 감각 및 지각 능력, 기억력, 학습, 초기 언어 및 의사 소통 능력을 평가하고, PDI는 대근육 및 소근육 운동 기술을 모두 평가한다. 장기 뇌신경발달 저하는 베일리 영유아발달검사(BSID-II)에서 MDI 또는 PDI 점수가 85점 미만인 것으로 정의하였다.

[0023] 연구 대상자인 초저체중 신생아들은 동일 연령에 뇌 MRI 및 F-18 FDG PET를 수행하였다. F-18 FDG PET 영상은 신생아에 F-18 FDG 3.7MBq/kg을 정맥에 투입하고 안정화한 후 F-18 FDG 투입 시점으로부터 50분에 영상을 획득하였다. PET 영상은 반복적으로 재구성하였고, CT 영상을 참조하여 감쇠 보정을 하였다. 재구성된 PET 영상은 신생아 뇌 MRI 템플릿을 사용하여 공간적으로 정규화하였다.

[0024] 연구자는 PMOD 프로그램을 사용하여 관심 볼륨(Volumes of interest)에 대한 정량적 분석을 수행하였다. 연구자는 대뇌 포도당 대사 분석을 위하여 nAAL(neonate automated anatomic labeling)을 사용하여 26개의 지역적 VOI들을 선별하였다. 연구자는 다음과 같은 지역적 VOI들을 대상으로 분석을 하였다. 중심부(central region), 측부(lateral), 내측부(medial), 안와 전두엽(orbital frontal lobes), 측두엽(lateral temporal lobes), 측두정엽(lateral parietal lobes), 외측 및 내측 후두엽(lateral and medial occipital lobes), 가장자리엽(limbic lobes), 뇌섬엽(insula), 편도체(amygdala), 선조체(striatum) 및 시상(thalamus)이 분석 대상이었다. 연구자는 전체 뇌의 활성도를 참조로 삼아 각 VOI들에 대한 활성도를 계산하였다.

[0025] F-18 FDG PET의 파라미터는 표준섭취계수(standardized uptake value, SUV)를 이용할 수 있다. SUV는 주입된 F-18 FDG가 해당 VOI에 어떤 비율로 존재하는지를 나타내는 값이다. 연구자는 뇌 특정 영역에 대한 활성도를 나타내는 지표를 사용하였다. 연구자는 각 VOI에 대하여 표준섭취계수율(standardized uptake value ratios, SUVR)을 연산하였다. SUVR은 아래 수학적 식 1과 같이 표현될 수 있다. 각 지역적 VOI가 전체 뇌의 활성 영역에서 차지하는 비율을 나타낸다.

수학적 식 1

$$\text{SUVR} = \frac{\text{지역적 VOI의 활성 영역 개수}}{\text{전체 뇌의 활성 영역 개수}}$$

[0027]

[0029] 비대칭 지수(asymmetry index, AI)는 각 VOI에 대하여 연산된다. AI는 활성도 기준으로 뇌의 우반구와 좌반구에 서로 각각 대응되는 영역에서 비대칭정도를 나타낸다. AI는 아래 수학적 식 2와 같이 표현될 수 있다. weight는 일정 한 상수값으로 설정될 수 있다. 참고로 연구자는 200을 설정하여 AI를 연산하였다.

수학식 2

$$AI = \frac{\text{right VOI의 개수} - \text{left VOI 개수}}{\text{right VOI의 개수} + \text{left VOI 개수}} \times \text{weight}$$

[0031]

[0033]

연구자는 기본적으로 피어슨 상관 계수 분석을 이용하여 전술한 SUVR 및 AI 각각과 MDI 내지 PDI 점수의 관계성을 평가하였다. 나아가, 연구자는 추가적으로 임상 정보를 더 추가로 이용하여 F-18 FDG PET 영상에서 산출되는 활성화도 지표와 초저체중 신생아의 뇌신경 발달 장애에 대한 관계를 평가하였다. 추가로 사용한 임상 정보는 임신 연령, 출생시 체중, PET 촬영시의 연령, 아프가 점수(Apgar scores), CRIB II 점수를 포함한다. 연구자는 독립적 표본 t-테스트를 이용하여 임신 연령, 출생시 체중, PET 촬영시의 연령, 아프가 점수, CRIB II 점수, SUVR, AI, MDI 및 PDI와 같은 변수를 기준으로 뇌신경 발달 장애 그룹과 정상 그룹 사이를 비교하였다. 아래 표 1은 비교 결과를 나타낸다. $p < 0.05$ 는 유의한 통계적 결과를 나타내며, 모든 변수에 대한 데이터는 평균 $\pm$ 표준편차로 표시한다.

표 1

Characteristics	Overall (n = 27)	Good outcome group (n = 18)	Poor outcome group (n = 9)	p
Gestational age at birth, mean, wk	27.1 $\pm$ 1.2	26.9 $\pm$ 1.0	27.5 $\pm$ 1.4	0.238
Birth weight, mean, g	950.4 $\pm$ 141.6	919.4 $\pm$ 142.5	1012.2 $\pm$ 12.2	0.110
Male sex, no. (%)	9 (33.3)	4 (22.2)	5 (44.4)	0.098
Risk Factors				
Apgar score at 1 min, mean	4.9 $\pm$ 1.1	4.9 $\pm$ 1.1	4.9 $\pm$ 0.9	1.000
Apgar score at 5 min, mean	7.3 $\pm$ 0.8	7.4 $\pm$ 0.9	4.2 $\pm$ 0.7	0.612
Premature rupture of membrane, no. (%)	13 (48.1)	10 (55.6)	3 (33.3)	0.420
Bronchopulmonary dysplasia, no. (%)	8 (29.6)	6 (33.3)	2 (22.2)	0.450
Neonatal sepsis, no. (%)	8 (29.6)	7 (38.9)	1 (11.1)	0.201
Necrotizing enterocolitis, no. (%)	2 (7.4)	2 (11.1)	0 (0.0)	0.538
Bayley Scales of Infant Development-II				
Mental developmental index	94.6 $\pm$ 19.1	103.1 $\pm$ 9.7	77.7 $\pm$ 22.4	0.009*
Psychomotor developmental index	89.3 $\pm$ 16.5	97.9 $\pm$ 6.2	71.9 $\pm$ 17.3	0.002*

* Significant: $p < 0.05$

[0035]

[0037]

전체 98명의 초저체중 신생아 중 연구에 활용된 대상자는 27명이었다. 27명 중 9명의 대상자는 뇌신경 발달 장애를 보인 그룹(Poor outcome group)에 해당하였다. 나머지 18명은 정상 그룹(Good outcome group)이다. 전술한 바와 같이 BSID-II에서 MDI 또는 PDI 점수가 85점 미만인 대상자를 뇌신경 발달 장애로 정의하였다. 임상 정보 중 임신 연령, 출생시 체중, 성별, 아프가 점수, PROM(Premature rupture of membrane), BPD(Bronchopulmonary dysplasia), 신생아 패혈증(neonatal sepsis) 및 NEC(Necrotizing enterocolitis)는 초저체중 신생아의 장애 뇌신경 발달 장애와 큰 연관성이 없는 것으로 나타났다.

[0039]

아래 표 2는 뇌의 영역들 활성화(SUVR)과 MDI 내지 PDI의 관계성을 분석한 결과이다. 특히 우측 중심부(right central region)의 활성화도가 MDI 내지 PDI와 높은 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

표 2

Regions	Side	MDI		PDI	
		<i>r</i>	<i>p</i>	<i>r</i>	<i>p</i>
Central region	Left	-0.161	0.422	-0.130	0.518
	Right	0.505	0.007*	0.300	0.128
Lateral frontal lobe	Left	-0.081	0.686	0.012	0.953
	Right	0.279	0.159	0.249	0.211
Medial frontal lobe	Left	0.126	0.531	0.181	0.365
	Right	0.238	0.233	0.210	0.294
Orbital frontal lobe	Left	0.031	0.876	0.171	0.395
	Right	0.015	0.939	0.128	0.526
Lateral temporal lobe	Left	-0.351	0.073	-0.297	0.132
	Right	-0.211	0.292	-0.259	0.192
Lateral parietal lobe	Left	0.013	0.949	-0.029	0.887
	Right	0.089	0.660	-0.087	0.666
Lateral occipital lobe	Left	-0.124	0.537	-0.293	0.138
	Right	-0.051	0.799	-0.206	0.303
Medial occipital lobe	Left	-0.119	0.554	-0.203	0.311
	Right	0.073	0.718	-0.120	0.550
Limbic lobe	Left	-0.196	0.327	-0.093	0.644
	Right	-0.222	0.265	-0.075	0.711
Insula	Left	-0.035	0.862	-0.034	0.865
	Right	0.321	0.103	0.202	0.312
Amygdala	Left	-0.111	0.583	0.002	0.994
	Right	-0.031	0.877	0.049	0.807
Caudate nucleus	Left	-0.216	0.279	-0.174	0.386
	Right	0.077	0.702	0.037	0.856
Putamen	Left	0.060	0.766	0.056	0.781
	Right	0.215	0.282	0.112	0.577
Thalamus	Left	-0.055	0.784	-0.108	0.593
	Right	0.236	0.236	0.148	0.460

MDI, mental developmental index; PDI, psychomotor developmental index; * Significant: $p < 0.05$.

[0041]

[0043]

아래 표 3은 뇌의 영역의 활성 비대칭도(AI)와 MDI 내지 PDI의 관계성을 분석한 결과이다. 특히 중심부(right central region), 외측 전두엽(lateral frontal lobe), 뇌섬엽(insula) 및 시상(thalamus)의 활성 비대칭도가 MDI 내지 PDI와 높은 관련성을 갖는 것으로 나타났다.

표 3

Regions	MDI		PDI	
	<i>r</i>	<i>p</i>	<i>r</i>	<i>p</i>
Central region	0.477	0.012*	0.316	0.108
Lateral frontal lobe	0.467	0.014*	0.325	0.098
Medial frontal lobe	0.144	0.475	0.051	0.799
Orbital frontal lobe	-0.028	0.891	-0.093	0.646
Lateral temporal lobe	0.213	0.286	0.110	0.586
Lateral parietal lobe	0.118	0.558	-0.088	0.661
Lateral occipital lobe	0.086	0.669	0.110	0.586
Medial occipital lobe	0.229	0.251	0.105	0.602
Limbic lobe	-0.065	0.748	0.011	0.956
Insula	0.394	0.042*	0.259	0.193
Amygdala	0.134	0.506	0.051	0.801
Caudate nucleus	0.365	0.062	0.256	0.197
Putamen	0.234	0.240	0.086	0.670
Thalamus	0.451	0.018*	0.410	0.034*

MDI, mental developmental index; PDI, psychomotor developmental index; *Significant: $p < 0.05$.

[0045]

[0047]

도 1은 초저체중 신생아의 뇌포도당 대사와 향후 뇌신경 발달 장애와의 상관 관계를 나타낸 결과이다. 도 1은 전술한 연구자의 실험 결과 중 초저체중 신생아의 향후 뇌신경 발달 장애 예측과 연관성 높은 영역 및 지표를 나타낸다. 실험적으로 우측 중심부(right central region)의 SUVR이 뇌신경 발달 장애와 높은 관련성을 보였고, 중심부(right central region), 외측 전두엽(lateral frontal lobe), 뇌섬엽(insula) 및 시상(thalamus)의 AI는 뇌신경 발달 장애와 높은 관련성을 보였다.

[0049]

이와 같은 연구 결과를 기반으로 연구자는 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 모델을 도출하였다.

[0050]

이하 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 장치를 분석장치라고 명명한다. 분석 장치는 일정한 영상 및 데이터를 처리하는 장치이다. 예컨대, 분석장치는 PC, 스마트기기, 서버 등과 같은 장치로 구현될 수 있다.

[0051]

도 2는 신생아 대상으로 향후 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 시스템(100)에 대한 예이다. 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 시스템(100)은 의료 영상 스캔 장치(110), 임상정보 데이터베이스(120) 및 분석장치(150, 180)를 포함한다.

[0052]

의료 영상 스캔 장치(110)는 의료 기관에 설치된 영상 장비일 수 있다. 의료 영상 스캔 장치(110)는 대상자에 대한 F-18 FDG PET 영상을 생성한다. 대상자는 PET 영상을 이용하여 뇌신경 발달 장애 여부를 예측하고자 하는 신생아이다.

[0053]

임상정보 DB(120)는 대상자에 대한 임상정보를 저장한다. 임상정보는 대상자의 나이, 성별, 임신 연령, 출생시 체중, PET 촬영시의 연령, 아프가 점수 등을 포함할 수 있다.

[0054]

도 1은 분석장치로 분석 서버(150) 및 분석 PC(180)를 예로 도시하였다. 분석장치는 다양한 형태로 구현될 수 있다. 예컨대, 분석장치는 휴대 가능한 모바일 기기로 구현될 수도 있다.

[0055]

분석 서버(150)는 의료 영상 스캔 장치(110)부터 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 수신한다. 분석 서버(150)는 임상정보 DB(120)로부터 대상자의 임상정보를 수신할 수 있다. 분석 서버(150)는 유선 또는 무선 네트워크를 통해 F-18 FDG PET 영상 및/또는 임상정보를 수신할 수 있다. 분석 서버(150)는 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 대상자인 초저체중 신생아의 향후 뇌신경 발달 장애를 예측할 수 있다. 분석 서버(150)는 사전에 학습된 신경망 모델, 학습 모델 등을 이용하여 뇌신경 발달 장애를 예측할 수 있다. 분석 서버(150)는 분석한 결과를 사용자(10)에게 전달한다. 사용자(10)는 사용자 단말을 통해 분석 서버(150)의 분석 결과 또는 영상을 확인할 수 있다.

사용자 단말은 PC, 스마트 기기, 휴대 단말 등과 같은 장치를 의미한다.

- [0056] 분석 PC(180)는 의료 영상 스캔 장치(110)가 생성한 F-18 FDG PET 영상을 입력받는다. 분석 PC(180)는 유선 또는 무선 네트워크를 통해 F-18 FDG PET 영상을 수신할 수 있다. 또는 분석 PC(180)는 F-18 FDG PET 영상을 저장한 매체(USB, SD 카드, CD 등)로부터 입력받을 수 있다. 분석 PC(180)는 임상정보 DB(120)로부터 대상자의 임상정보를 수신할 수 있다. 또는 분석 PC(180)는 사용자로부터 대상자의 임상정보를 입력받을 수도 있다. 분석 PC(180)는 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 대상자인 초저체중 신생아의 향후 뇌신경 발달 장애를 예측할 수 있다. 분석 PC(180)는 사전에 학습된 신경망 모델, 학습 모델 등을 이용하여 뇌신경 발달 장애를 예측할 수 있다. 사용자(20)는 분석 PC(180)를 통해 분석 결과를 확인할 수 있다.
- [0058] 분석장치는 사전에 학습된 기계학습모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측할 수 있다.
- [0059] 기계 학습 모델은 결정 트리, 랜덤 포레스트(random forest), KNN(K-nearest neighbor), 나이브 베이즈(Naive Bayes), SVM(support vector machine), ANN(artificial neural network) 등이 있다.
- [0060] ANN은 생물의 신경망을 모방한 통계학적 학습 알고리즘이다. 다양한 신경망 모델이 연구되고 있다. DNN(deep learning network)은 일반적인 인공신경망과 마찬가지로 복잡한 비선형 관계(non-linear relationship)들을 모델링할 수 있다. DNN은 다양한 유형의 모델이 연구되었다. 예컨대, CNN(Convolutional Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), RBM(Restricted Boltzmann Machine), DBN(Deep Belief Network), GAN(Generative Adversarial Network), RL(Relation Networks) 등이 있다.
- [0061] 이하 분석장치는 CNN과 같은 신경망 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측한다고 가정한다. 신경망 모델은 지도학습기반으로 사전에 학습되어야 한다. 학습 과정은 분석장치 또는 분석장치와 다른 학습 장치를 통해 수행될 수 있다. 학습 장치는 데이터 처리가 가능한 컴퓨터 장치에 해당한다.
- [0062] 학습 데이터는 연구자 소속 기관 등의 데이터를 이용할 수 있다. 예컨대, 초저체중 신생아의 만기 나이와 동일한 시기에 촬영한 F-18 FDG PET 영상을 이용할 수 있다. 개발자는 학습장치로 512 * 512 픽셀의 PET dicom 이미지를 256 * 256 픽셀 크기의 이미지로 절단(crop)하고, 절단한 영상에 대한 판별결과를 3차원 원-핫 벡터(one-hot vector)로 정의할 수 있다. 예컨대, 라벨값은 뇌신경발달 저하가 없는 신생아의 F-18 FDG PET 영상은 저위험군으로 [0, 1]로 정의하고, 뇌신경발달 저하가 있는 영상은 고위험군으로 [1, 0]으로 정의할 수 있다. 한편, 학습 장치는 각 영상의 MDI 및 PDI 점수를 그대로 적용하여 학습시킬 수도 있다.
- [0063] 학습장치는 저위험군과 고위험군의 PET 영상을 증강하여 학습 데이터를 증강할 수 있다. 학습장치는 증강된 데이터 중 일부를 임의로 선별하여 학습 데이터로 사용하고, 나머지 데이터를 검증 데이터로 사용할 수 있다.
- [0064] 신경망 모델은 5개의 컨볼루션 계층 + Relu 계층, 2개의 맥스 풀링 계층 및 전연결 계층(Fully connected layer)을 포함할 수 있다. 물론, 신경망 모델의 구조는 다양한 변형이 가능하다. 개발자는 Python Tensorflow를 사용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 신경망 모델을 구축할 수 있다.
- [0066] 도 3은 신경망 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정(200)에 대한 예이다. 신경망 모델은 초저체중 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 이용하여 사전에 학습된 모델이라고 가정한다.
- [0067] 분석장치는 분석 대상인 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 입력받는다(210). 전술한 바와 같이 이때 입력되는 영상은 전문가 소견으로는 뇌신경 발달 장애에 대한 정보가 없는 신생아의 영상에 해당한다. 분석장치는 F-18 FDG PET 영상을 학습된 신경망 모델에 입력하여 장애 뇌신경 발달 장애 여부에 대한 예측 확률을 산출한다(220). 신경망 모델은 입력된 F-18 FDG PET 영상에서 특징을 추출하고, 추출된 특징에 따라 뇌신경 발달 장애에 대한 확률값을 산출한다. 이때 신경망 모델이 학습된 방법에 따라 신경망 모델은 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 SUVR과 관련된 특징을 추출할 수 있다. 또는 신경망 모델은 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 AI와 관련된 특징을 추출할 수도 있다. 나아가, 신경망 모델은 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 SUVR과 및 AI와 관련된 특징을 추출할 수도 있다. 한편, 전술한 연구 결과에서 특정 영역(VOI)의 SUVR이나 AI가 뇌신경 발달 장애에 특이적이었다. 따라서, 신경망 모델은 해당 영역에 대한 가중을 부여하는 어텐션 계층(attention layer)을 포함하는 모델일 수도 있다. 분석장치는 신경망 모델이 산출하는 확률값을 기준으로 대상자에 대한 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다(230). 분석장치는 신경망 모델의 확률값과 임계값을 비교하여 대상자의 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다. 예컨대, 분석장치는 확률값이 0에 가깝

다면 저위험군, 1에 가깝다면 고위험군으로 분류할 수 있다.

- [0069] 도 4는 신경망 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정에 대한 다른 예이다. 도 4는 복수의 영상을 이용한 예이다.
- [0070] 도 4(A)는 앙상블 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정(300)에 해당한다. 분석장치는 분석 대상인 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 입력받는다(310). 분석장치는 입력된 F-18 FDG PET 영상을 서로 다른 모델에 입력하여 각각 확률값을 산출한다(320). 예컨대, 하나의 모델은 뇌의 국소 포도당 대사 중 SUVR과 관련된 특징을 추출하는 모델일 수 있고, 다른 하나의 모델은 뇌의 국소 포도당 대사 중 AI와 관련된 특징을 추출하는 모델일 수 있다. 분석장치는 각 모델이 산출한 확률값을 이용하여 최종적으로 대상자의 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다. 예컨대, 분석장치는 각 모델의 산출한 값의 평균값을 임계값을 비교하여 대상자의 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다.
- [0071] 도 4(B)는 복수의 영상을 입력받아 처리하는 단일 신경망 모델을 이용한 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정(400)에 해당한다. 분석장치는 분석 대상인 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 입력받는다(410). 분석장치는 입력된 F-18 FDG PET 영상을 신경망 모델의 서로 다른 입력 계층(컨볼루션 블록)에 입력한다(420). 예컨대, 컨볼루션 블록 1(conv. 1)은 F-18 FDG PET에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 SUVR과 관련된 특징을 추출할 수 있고, 컨볼루션 블록 2(conv. 2)는 F-18 FDG PET에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 AI와 관련된 특징을 추출할 수 있다. 신경망 모델은 각 컨볼루션 블록이 산출한 특징을 결합(concatenation), 결합(sum) 또는 감산(subtract) 중 어느 하나를 하고, 처리된 결과값을 전연결 계층(FC)에 입력하여 일정한 확률값을 산출할 수 있다(430). 분석장치는 신경망 모델이 산출하는 확률값을 기준으로 대상자에 대한 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다(440). 분석장치는 신경망 모델의 확률값과 임계값을 비교하여 대상자의 뇌신경 발달 장애 가능성을 예측할 수 있다. 예컨대, 분석장치는 확률값이 0에 가깝다면 저위험군, 1에 가깝다면 고위험군으로 분류할 수 있다.
- [0073] 도 5는 학습 모델을 이용하여 신생아의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정(500)에 대한 예이다. 학습 모델은 신경망 모델이 아닌 다른 유형의 모델일 수도 있다. 예컨대, 학습 모델은 회귀분석모델, 통계적 모델(베이지언 네트워크 등) 등과 같이 다양한 유형 중 어느 하나일 수도 있다. 또는, 학습 모델은 원-핫 벡터 형태의 입력값을 처리하는 신경망 모델일 수도 있다.
- [0074] 분석장치는 분석 대상인 신생아의 F-18 FDG PET 영상을 입력받는다(510).
- [0075] 분석장치는 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 SUVR 지표를 연산할 수 있다(520). 이때, 분석장치는 뇌 영역 중 특정 영역(들)에 대한 SUVR 지표를 연산할 수 있다.
- [0076] 분석장치는 F-18 FDG PET 영상에서 뇌의 국소 포도당 대사 중 AI지표를 연산할 수 있다(530). 이때, 분석장치는 뇌 영역 중 특정 영역(들)에 대한 AI 지표를 연산할 수 있다. 분석장치는 연산한 SUVR 지표 및 AI 지표를 학습 모델(회귀분석 모델 등)에 입력하여 대상자의 뇌신경 발달 장애에 대한 예측 결과를 산출할 수 있다(540). 나아가, 분석장치는 대상자의 임상 정보를 추가로 더 이용하여 뇌신경 발달 장애에 대한 예측 결과를 산출할 수도 있다.
- [0077] 또한, 분석장치는 연산한 SUVR 지표 및 AI 지표를 각각 원-핫 벡터로 변환하고, 변환된 값을 1차원 또는 다차원 형태의 매트릭스로 사전에 학습된 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애에 대한 확률값을 산출할 수도 있다(540). 나아가, 분석장치는 대상자의 임상 정보를 원-핫 벡터로 변환하고, 임상 정보에 대한 정보를 추가로 더 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애에 대한 확률값을 산출할 수도 있다. 최종적으로 분석장치는 신경망 모델이 산출한 확률값을 기준으로 대상자의 뇌신경 발달 장애 여부를 예측할 수 있다.
- [0079] 도 6은 신생아 대상으로 향후 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 분석장치(600)의 예이다. 분석장치(600)는 전술한 분석장치(도 2의 150 및 180)에 해당한다. 분석장치(600)는 물리적으로 다양한 형태로 구현될 수 있다. 예컨대, 분석장치(600)는 PC와 같은 컴퓨터 장치, 네트워크의 서버, 데이터 처리 전용 칩셋 등의 형태를 가질 수 있다.
- [0080] 분석장치(600)는 저장장치(610), 메모리(620), 연산장치(630), 인터페이스 장치(640), 통신장치(650) 및 출력장치(660)를 포함할 수 있다.

- [0081] 저장장치(610)는 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 저장할 수 있다. 저장장치(610)는 대상자의 임상정보를 저장할 수 있다.
- [0082] 저장장치(610)는 F-18 FDG PET 영상에서 SUVR 및/또는 AI 지표를 산출하는 프로그램을 저장할 수 있다.
- [0083] 저장장치(610)는 입력 영상 또는 뇌의 국소 포도당 대사 지표를 기준으로 초저체중 신생아의 향후 뇌신경 발달 장애를 예측하는 신경망 모델, 학습 모델 등을 저장할 수 있다.
- [0084] 메모리(620)는 분석장치(600)가 대상자의 뇌 신경 발달 장애를 예측하는 과정에서 생성되는 데이터 및 정보 등을 저장할 수 있다.
- [0085] 인터페이스 장치(640)는 외부로부터 일정한 명령 및 데이터를 입력받는 장치이다. 인터페이스 장치(640)는 물리적으로 연결된 입력 장치 또는 외부 저장장치로부터 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 입력받을 수 있다. 또는 인터페이스 장치(640)는 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 분석하여 산출된 SUVR 또는 AI 지표값을 입력받을 수 있다. 인터페이스 장치(640)는 대상자의 임상정보를 입력받을 수 있다.
- [0086] 통신장치(650)는 유선 또는 무선 네트워크를 통해 일정한 정보를 수신하고 전송하는 구성을 의미한다. 통신장치(650)는 외부 객체로부터 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 수신할 수 있다. 통신장치(650)는 대상자의 F-18 FDG PET 영상을 분석하여 산출된 SUV 인자를 수신할 수 있다. 통신장치(650)는 대상자의 임상정보를 수신할 수 있다. 통신장치(650)는 대상자의 SUVR 또는 AI 지표값을 수신할 수도 있다. 통신장치(650)는 대상자에 대한 분석 결과를 외부 객체로 송신할 수 있다.
- [0087] 통신장치(650) 내지 인터페이스 장치(640)는 외부로부터 일정한 데이터 내지 명령을 전달받는 장치이다. 통신장치(650) 내지 인터페이스 장치(640)는 일정한 데이터를 입력받기에 입력장치라고 명명할 수 있다.
- [0088] 연산 장치(630)는 입력된 F-18 FDG PET 영상을 일정하게 전처리할 수 있다.
- [0089] 연산 장치(630)는 도 3 내지 도 4에서 설명한 바와 같이 F-18 FDG PET 영상을 사전에 학습된 신경망 모델에 입력하여 뇌신경 발달 장애에 대한 확률값을 산출할 수 있다. 이 과정에서 연산 장치(630)는 대상자의 임상 정보를 신경망 모델에 더 입력할 수도 있다. 연산 장치(630)는 신경망 모델이 산출하는 확률값을 기준으로 대상자의 뇌신경 발달 장애 여부를 예측할 수 있다.
- [0090] 연산 장치(630)는 F-18 FDG PET 영상에서 SUVR 및/또는 AI 지표를 산출할 수 있다. 연산 장치(630)는 도 5에서 설명한 바와 같이 산출한 SUVR 및/또는 AI 지표를 회귀분석과 같은 학습 모델에 입력하여 대상자의 뇌신경 발달 장애 예측값을 획득할 수 있다. 이 과정에서 연산 장치(630)는 대상자의 임상 정보를 학습 모델에 더 입력할 수도 있다.
- [0091] 연산 장치(630)는 데이터를 처리하고, 일정한 연산을 처리하는 프로세서, AP, 프로그램이 임베디드된 칩과 같은 장치일 수 있다.
- [0092] 출력장치(660)는 일정한 정보를 출력하는 장치이다. 출력장치(660)는 데이터 처리 과정에 필요한 인터페이스, 분석 결과 등을 출력할 수 있다. 출력장치(660)는 대상자에 대한 뇌신경 발달 장애 예측 결과를 출력할 수도 있다.
- [0094] 또한, 상술한 바와 같은 F-18 FDG PET 영상 기반의 신생아 뇌신경 발달 장애 예측 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 실행가능한 알고리즘을 포함하는 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현될 수 있다. 상기 프로그램은 일시적 또는 비일시적 판독 가능 매체(non-transitory computer readable medium)에 저장되어 제공될 수 있다.
- [0095] 비일시적 판독 가능 매체란 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 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.
- [0096] 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

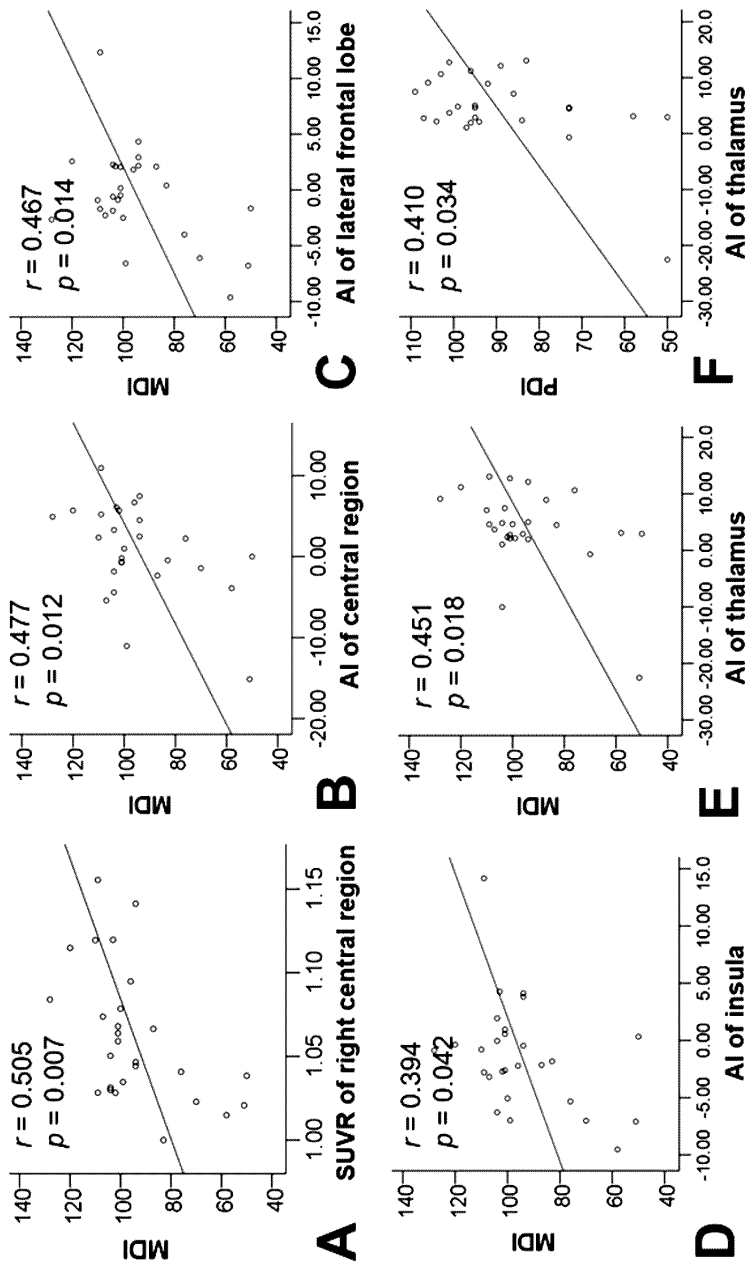
, ESDRAM), 동기화 DRAM(Synclink DRAM, SLD RAM) 및 직접 램버스 램(Direct Rambus RAM, DRRAM) 과 같은 다양한 RAM을 의미한다.

[0097]

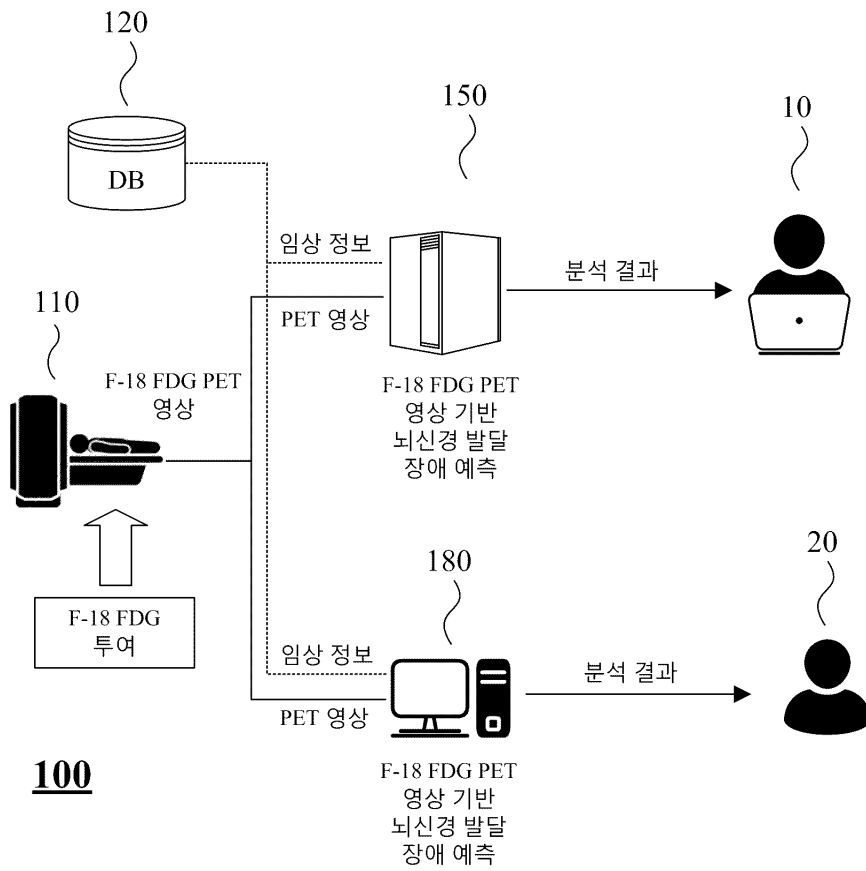
본 실시예 및 본 명세서에 첨부된 도면은 전술한 기술에 포함되는 기술적 사상의 일부를 명확하게 나타내고 있는 것에 불과하며, 전술한 기술의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시례는 모두 전술한 기술의 권리범위에 포함되는 것이 자명하다고 할 것이다.

도면

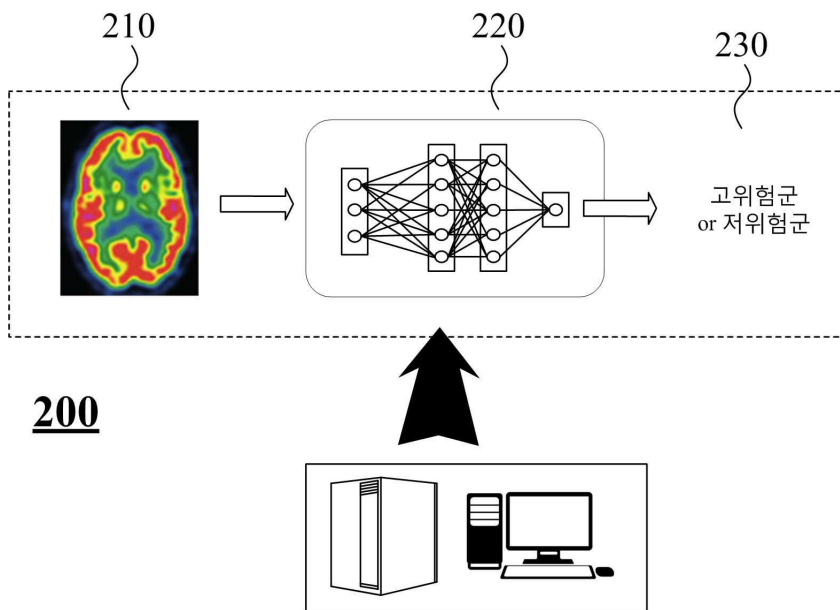
도면1



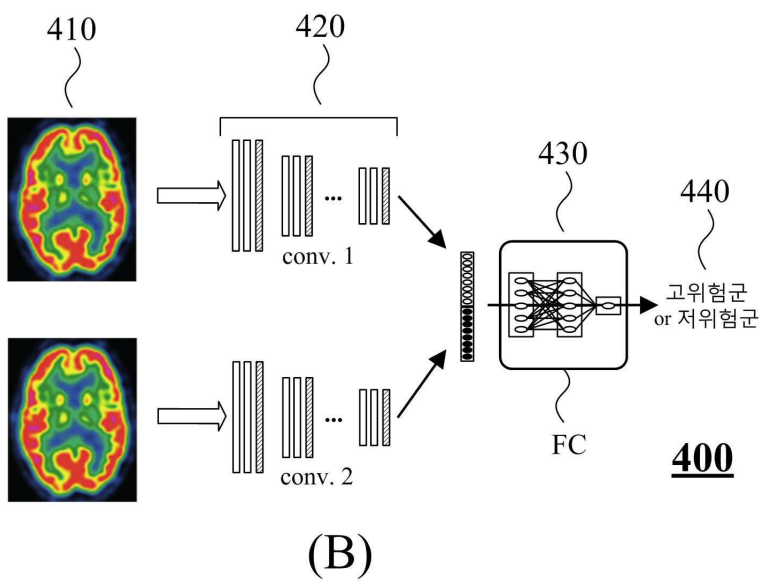
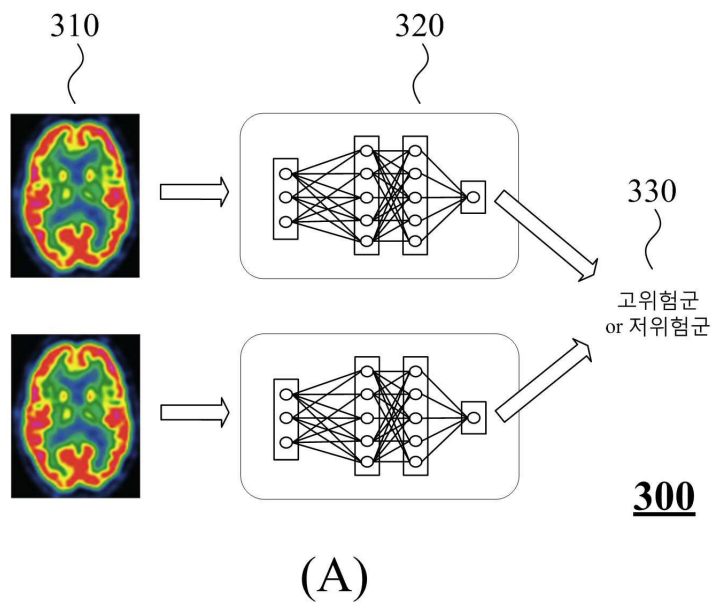
도면2



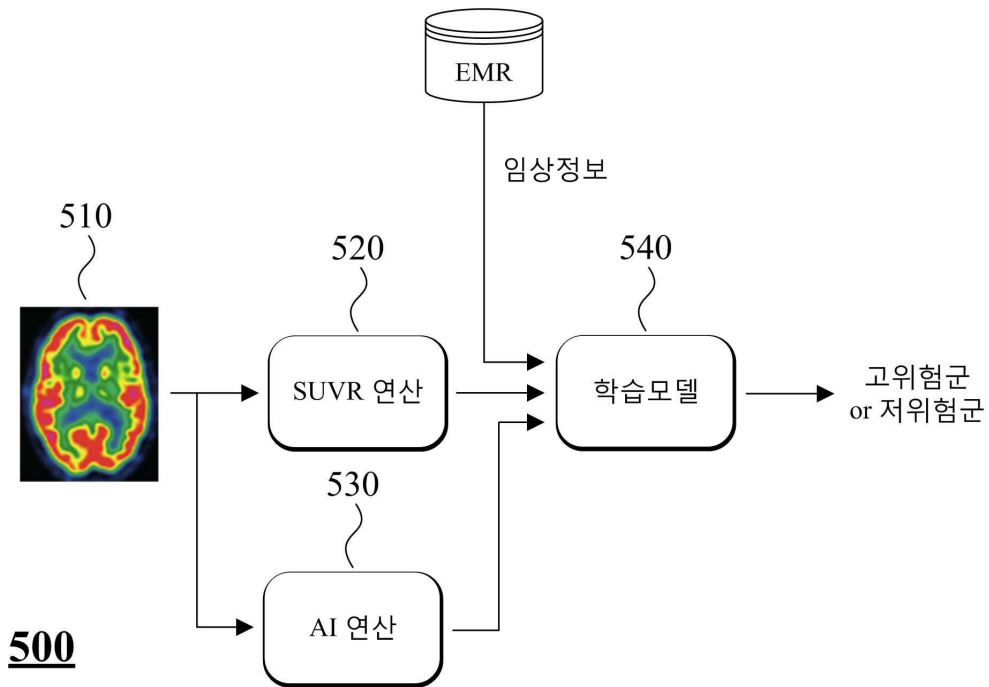
도면3



도면4



도면5



도면6

