



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0082701

(43) 공개일자 2023년06월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/055 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
G01R 33/56 (2006.01) G01R 33/565 (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)
A61B 5/0042 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0169657

(22) 출원일자 2021년12월01일

심사청구일자 2021년12월01일

(71) 출원인

세종대학교산학협력단

서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)

(72) 발명자

이중원

서울특별시 광진구 구의강변로 106, 101동 1901호(구의동, 구의동삼성체르빌 101동)

아프잘 시타라

서울특별시 광진구 면목로1길 13-9, 비03호(군자동)

(74) 대리인

송인호, 최관락

전체 청구항 수 : 총 10 항

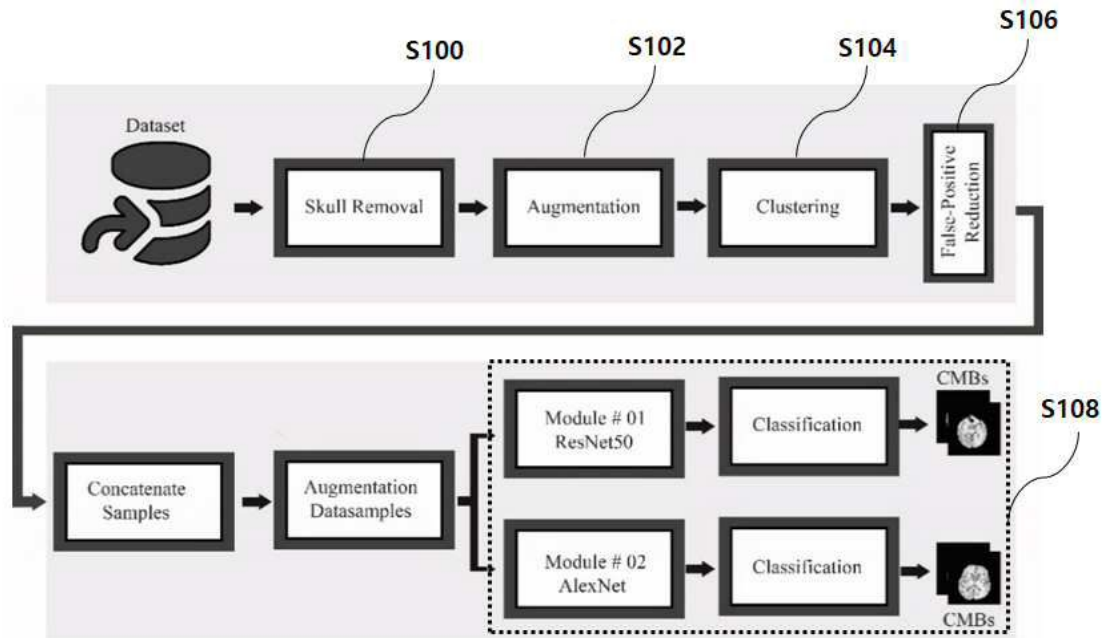
(54) 발명의 명칭 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명은 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법 및 장치를 개시한다. 본 발명에 따르면, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플에 포함되는 이미지에서 두개골 부분을 제거하고, 상기 두개골 부분이 제거된 이미지

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



를 증강하고, 증강에 의해 획득된 이미지들에 대해 k-평균 클러스터링을 수행하여 복수의 클러스터를 생성하고, 상기 복수의 클러스터를 통해 적어도 일부 클러스터를 제거하여 거짓 양성을 감소시키고, 사전 학습된 합성곱 신경망 모델의 일부 계층을 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습하여 하이퍼파라미터를 미세 조정하고, 상기 하이퍼파라미터가 미세 조정된 합성곱 신경망 모델을 이용하여 입력 이미지로부터 대뇌 미세출혈을 검출하도록, 상기 프로세서에 실행되는 프로그램 명령어들을 저장하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치가 제공된다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/02042 (2013.01)
A61B 5/4064 (2021.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
G01R 33/5608 (2013.01)
G01R 33/56536 (2013.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G06T 2207/10088 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415170409
과제번호	P0016038
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술진흥원
연구사업명	산업기술국제협력(R&D)
연구과제명	가상·증강현실을 위한 지능형 콘텐츠 제작도구 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2020.12.01 ~ 2021.11.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711116243
과제번호	2016-0-00312-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	모바일 플랫폼 기반 엔터테인먼트 VR 기술 연구
기 여 율	1/2
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2020.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치로서,

프로세서; 및

상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되,

상기 메모리는,

자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플에 포함되는 이미지에서 두개골 부분을 제거하고,

상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 증강하고,

증강에 의해 획득된 이미지들에 대해 k-평균 클러스터링을 수행하여 복수의 클러스터를 생성하고,

상기 복수의 클러스터를 통해 적어도 일부 클러스터를 제거하여 거짓 양성을 감소시키고,

사전 학습된 합성곱 신경망 모델의 일부 계층을 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습하여 하이퍼파라미터를 미세 조정하고,

상기 하이퍼파라미터가 미세 조정된 합성곱 신경망 모델을 이용하여 입력 이미지로부터 대뇌 미세출혈을 검출하도록,

상기 프로세서에 실행되는 프로그램 명령어들을 저장하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로그램 명령어들은,

상기 두개골 부분이 제거된 이미지의 플리핑(flippping), 회전 및 가우시안 블러를 적용하여 이미지를 증강하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로그램 명령어들은,

상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 왼쪽으로 오른쪽으로, 위에서 아래로 플리핑하며, 상기 회전 각도는 -30° , 30° 이고, 상기 가우시안 블러는 위한 수치는 0 내지 3.0 범위를 갖는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 사전 학습된 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층, 복수의 맥스 풀링 계층, 하나 이상의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층을 포함하는 AlexNet이며,

상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습되는 계층은 상기 하나 이상의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층인 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 사전 학습된 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층, 맥스 풀링 계층, 평균 풀링 계층, 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층을 포함하는 ResNet50이며,

상기 거짓 양성률 감소된 데이터 샘플을 통해 학습되는 계층은 상기 평균 풀링 계층, 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층인 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 하이퍼파라미터는 에포크(Epoch), 클러스터 크기, 승인 반복(approval recurrence) 및 학습률을 포함하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 7

프로세서 및 메모리를 포함하는 장치에서 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈을 검출하는 방법으로서,

자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플에 포함되는 이미지에서 두개골 부분을 제거하는 단계;

상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 증강하는 단계;

증강에 의해 획득된 이미지들에 대해 k-평균 클러스터링을 수행하여 복수의 클러스터를 생성하는 단계;

상기 복수의 클러스터를 통해 적어도 일부 클러스터를 제거하여 거짓 양성을 감소시키는 단계;

사전 학습된 합성곱 신경망 모델의 일부 계층을 상기 거짓 양성률 감소된 데이터 샘플을 통해 학습하여 하이퍼파라미터를 미세 조정하는 단계; 및

상기 하이퍼파라미터가 미세 조정된 합성곱 신경망 모델을 이용하여 입력 이미지로부터 대뇌 미세출혈을 검출하는 단계를 포함하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 이미지를 증강하는 단계는, 상기 두개골 부분이 제거된 이미지의 플리핑(fliping), 회전 및 가우시안 블러를 적용하여 이미지를 증강하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 사전 학습된 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층, 맥스 풀링 계층, 평균 풀링 계층, 하나 이상의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층 중 적어도 하나를 포함하는 AlexNet 또는 ResNet50이며,

상기 거짓 양성률 감소된 데이터 샘플을 통해 상기 복수의 계층 중 적어도 일부의 계층이 새로 학습되는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치.

청구항 10

제7항에 따른 방법을 수행하는 프로그램을 저장하는 컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 대뇌 미세출혈(Cerebral microbleeds, CMB)은 만성 혈관 질환으로서, 나이가 들수록 대뇌 미세출혈 가능성이 증

가한다.

- [0003] 자기공명영상(MRI)의 발전으로 CMB 검출 성능이 향상되었으며, 자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 및 T2 Gre와 같은 상자성 민감 혈액 MR 시퀀스에서 혈액 결과물은 스크리닝하기가 매우 복잡하며, CMB는 2 내지 10mm 직경의 낮은 신호 출혈점을 나타낸다.
- [0004] 기존에 CMB에 오랜 시간이 걸렸기 때문에 방사선 전문의의 부담을 줄이기 위해 심층 컴퓨터 비전 알고리즘이 제안되었다.
- [0005] SWI 이미지는 MRI와 비교하여 CMB 검출에 광범위하게 사용된다. SWI 이미지에서 자화율 강조 마스크는 먼저 높은 필터링된 이미지에서 생성되고, 크기를 곱하여 복잡한 데이터 샘플을 생성한다.
- [0006] SWI 이미지에서 CMB는 강도가 매우 낮고 크기가 타원형이다. 따라서 CMB를 수동으로 검출하는 것은 거짓 양성(false positive)을 높일 수 있다.
- [0007] 검출 효율을 높이기 위해 종단간 딥러닝 접근 방식이 사용될 수 있으나 많은 수의 레이블이 지정된 샘플이 필요하며 시간이 오래 걸리는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0008] (특허문헌 0001) KR 등록특허 10-2181261

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 상기한 종래기술의 문제점을 해결하기 위해, 본 발명은 거짓 양성을 줄이면서도 빠른 시간이 대뇌 미세출혈을 검출할 수 있는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법 및 장치를 제안하고자 한다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치로서, 프로세서; 및 상기 프로세서에 연결되는 메모리를 포함하되, 상기 메모리는, 자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플에 포함되는 이미지에서 두개골 부분을 제거하고, 상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 증강하고, 증강에 의해 획득된 이미지들에 대해 k-평균 클러스터링을 수행하여 복수의 클러스터를 생성하고, 상기 복수의 클러스터를 통해 적어도 일부 클러스터를 제거하여 거짓 양성을 감소시키고, 사전 학습된 합성곱 신경망 모델의 일부 계층을 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습하여 하이퍼파라미터를 미세 조정하고, 상기 하이퍼파라미터가 미세 조정된 합성곱 신경망 모델을 이용하여 입력 이미지로부터 대뇌 미세출혈을 검출하도록, 상기 프로세서에 실행되는 프로그램 명령어들을 저장하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 장치가 제공된다.
- [0011] 상기 프로그램 명령어들은,
- [0012] 상기 두개골 부분이 제거된 이미지의 플리핑(flippping), 회전 및 가우시안 블러를 적용하여 이미지를 증강할 수 있다.
- [0013] 상기 프로그램 명령어들은, 상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 왼쪽으로 오른쪽으로, 위에서 아래로 플리핑하며, 상기 회전 각도는 -30° , 30° 이고, 상기 가우시안 블러는 위한 수치는 0 내지 3.0 범위를 가질 수 있다.
- [0014] 상기 사전 학습된 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층, 복수의 맥스 풀링 계층, 하나 이상의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층을 포함하는 AlexNet이며, 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습되는 계층은 상기 하나 이상의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층일 수 있다.
- [0015] 상기 사전 학습된 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층, 맥스 풀링 계층, 평균 풀링 계층, 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층을 포함하는 ResNet50이며, 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습되는 계층은 상기 평균 풀링 계층, 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층일 수 있다.

[0016] 상기 하이퍼파라미터는 에포크(Epoch), 클러스터 크기, 승인 반복(approval recurrence) 및 학습률을 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 프로세서 및 메모리를 포함하는 장치에서 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈을 검출하는 방법으로서, 자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플에 포함되는 이미지에서 두개골 부분을 제거하는 단계; 상기 두개골 부분이 제거된 이미지를 증강하는 단계; 증강에 의해 획득된 이미지들에 대해 k-평균 클러스터링을 수행하여 복수의 클러스터를 생성하는 단계; 상기 복수의 클러스터를 통해 적어도 일부 클러스터를 제거하여 거짓 양성을 감소시키는 단계; 사전 학습된 합성곱 신경망 모델의 일부 계층을 상기 거짓 양성이 감소된 데이터 샘플을 통해 학습하여 하이퍼파라미터를 미세 조정하는 단계; 및 상기 하이퍼파라미터가 미세 조정된 합성곱 신경망 모델을 이용하여 입력 이미지로부터 대뇌 미세출혈을 검출하는 단계를 포함하는 전이 학습 기반 대뇌 미세출혈 검출 방법이 제공된다.

[0018] 본 발명의 또 다른 측면에 따르면, 상기한 방법을 수행하는 프로그램을 저장하는 컴퓨터 판독 가능한 기록매체가 제공된다.

발명의 효과

[0019] 본 발명에 따르면, 두개골 부분을 제거하고 k-평균 클러스터링을 통해 거짓 양성을 줄이면서, 사전 학습된 딥러닝 프레임워크를 통해 대뇌 미세출혈 검출 정확도를 높일 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 대뇌 미세출혈 검출 과정을 나타낸 도면이다.

도 2는 두개골 부분 제거 영상을 도시한 것이다.

도 3은 이미지 증강에 의해 생성된 새로운 데이터 샘플을 나타낸 것이다.

도 4는 본 실시예에 따른 AlexNet 기반 합성곱 신경망 모델의 구성을 도시한 도면이다.

도 5는 본 실시예에 따른 ResNet50(Residual Network) 기반 합성곱 신경망 모델의 구성을 도시한 도면이다.

도 6은 각 모델별 거짓 양성률과 미세출혈 검출 결과를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다.

[0022] 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0024] 본 실시예는 두개골 부분(skull part) 제거, 클러스터 생성을 위해 초기 후보 선택, 거짓 양성을 줄이기 위한 후처리 이미지를 이용하며, 전이 학습 모델을 이용하여 대뇌 미세출혈을 검출한다.

[0025] 도 1은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 대뇌 미세출혈 검출 과정을 나타낸 도면이다.

[0026] 본 실시예에 따른 대뇌 미세출혈 검출 과정은 프로세서 및 메모리를 포함하는 장치에서 수행될 수 있다.

[0027] 프로세서는 컴퓨터 프로그램을 실행할 수 있는 CPU(central processing unit)나 그 밖에 가상 머신 등을 포함할 수 있다.

[0028] 메모리는 고정식 하드 드라이브나 착탈식 저장 장치와 같은 불휘발성 저장 장치를 포함할 수 있다. 착탈식 저장 장치는 콤팩트 플래시 유닛, USB 메모리 스틱 등을 포함할 수 있다. 메모리는 각종 랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리도 포함할 수 있다.

[0029] 메모리에는 대뇌 미세출혈을 검출하기 위한 프로그램 명령어들이 저장되며, 프로그램 명령어들은 도 1에 도시된 과정을 수행한다.

[0030] 도 1을 참조하면, 본 실시예에 따른 장치는 입력 이미지에서 두개골 부분을 제거한다(단계 100).

- [0031] 전처리 과정에서 두개골 부분을 제거하지 않으면 대뇌 미세출혈 분류 과정에서 두개골 부분과 미세출혈을 서로 혼동할 수 있게 된다.
- [0032] 단계 100에서, T2* 가중 의료 이미지(T2*-weighted medical images)에서 BrainSuite 도구를 이용하여 두개골 부분을 제거한다.
- [0033] 도 2는 두개골 부분 제거 영상을 도시한 것이다.
- [0034] 본 실시예에 따른 대뇌 미세출혈 검출은 자화율 강조 이미징(susceptibility-weighted imaging, SWI) 데이터 샘플을 통해 수행되며, 정확도 및 성능을 개선하고, 과적합 문제를 해결하기 위해 이미지 증강(Augmentation)을 수행한다(단계 102).
- [0035] 클래스가 CMB 및 non-CMB인 이미지에 대해 플립핑(flipping) 및 회전을 수행하여 이미지를 증강할 수 있다.
- [0036] 도 3은 이미지 증강에 의해 생성된 새로운 데이터 샘플을 나타낸 것이다.
- [0037] 도 3에 도시된 바와 같이, 왼쪽에서 오른쪽 및 위에서 아래로의 플립핑(flipping)을 통해 증강을 수행하고, 이미지의 소정 각도(-30° , 30°) 회전, 소정 수치(0 내지 3.0) 범위의 가우시안 블러를 적용하여 하나의 샘플을 복수의 샘플로 증강시킨다.
- [0038] 이미지 증강 후 클러스터링을 수행한다(단계 104).
- [0039] 본 실시예에 따른 클러스터링은 k-평균 클러스터링일 수 있다.
- [0040] 두개골 부분을 제거한 후 사전 처리된 이미지는 미세출혈 및 비 미세출혈 관점에서 연결되는 컴포넌트(connected component)를 포함한다.
- [0041] 본 실시예에 따르면, k-평균 클러스터링을 이용하여 미세출혈에 대한 거짓 양성을 감소시킨다.
- [0042] 이를 위해, k-평균 클러스터링을 위해 중심점을 선택하는 접근 방식을 선택한다.
- [0043] k-평균 클러스터링은 아래의 수식과 같은 유클리드 거리를 사용한다.

수학식 1

[0044]
$$d(x, y) = \sum_{i=0}^n x^i y^i$$

- [0045] 즉, 클러스터를 생성하면서 픽셀의 유사도와 비유사도를 측정한다. 처음에는 중심점을 임의로 선택하고, 연결된 다른 픽셀 사이의 거리를 계산한다. 따라서 연결된 픽셀과 최소 거리를 갖는 픽셀이 함께 클러스터링되고, 새로운 중심점을 찾을 때까지 루프가 시작되고, 새로운 중심점이 centroid가 된다.
- [0046] 루프는 값의 평균이 변하지 않을 때까지 계속되고 모든 픽셀이 각각 연결된 그룹에 클러스터링 된다.
- [0047] 아래의 수학식 2는 제안된 방법의 중심점 접근 방식을 나타낸 것이다.

수학식 2

[0048]
$$m = \left(\frac{m}{k+1} * (1:K) \right)$$

- [0049] 여기서, K는 클러스터의 수이고, m은 픽셀의 가능한 최대 근사치를 나타내고, k값은 1과 K사이에서 변경된다.
- [0050] 거짓 양성 은 미세출혈이 아닌 부분이 미세출혈로 분류되는 것을 의미하며, 상기한 k-평균 클러스터링은 미세출혈의 기본적인 구분을 제공한다.
- [0051] 미세출혈이 너무 작아 분류 중에 다른 조직과 쉽게 혼동될 수 있기 때문에 거짓 양성을 줄이기 위한 추가적인 처리가 필요하다.
- [0052] 본 실시예에서는 분류 단계 이전에 미세출혈 모양과 크기에 따라 원하지 않은 클러스터를 제거하여 거짓 양성

감소 과정을 수행한다(단계 106).

- [0053] 거짓 양성률이 제거된 이후, SWI 데이터 샘플을 합성곱 신경망 모델에 입력하여 대뇌 미세출혈을 검출한다(단계 108).
- [0054] 본 실시예에 따르면, 전이 학습 기반으로 대뇌 미세출혈을 검출하며, 이를 위해 사전 훈련된 딥러닝 프레임워크를 이용한다.
- [0055] 사전 훈련된 딥러닝 프레임워크는 AlexNet 및 ResNet50 중 하나일 수 있다.
- [0056] 도 4는 본 실시예에 따른 AlexNet 기반 합성곱 신경망 모델의 구성을 도시한 도면이다.
- [0057] 도 4에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 합성곱 신경망 모델은 복수의 합성곱 계층(Conv Layer)과 복수의 맥스 풀링 계층(Max pool)을 포함하고, 후단에 하나 이상의 완전 연결 계층(Fully connected layer) 및 소프트맥스 함수 계층을 포함할 수 있다.
- [0058] 또한, 훈련 속도를 높이고 과적합 문제를 방지하기 위해 순환 선형 유닛(ReLU) 계층이 배치될 수 있다.
- [0059] 복수의 합성곱 계층은 제1 내지 제5 합성곱 계층(400-1 내지 400-5)을 포함하고, 복수의 맥스 풀링 계층은 제1 내지 제2 맥스 풀링 계층(402-1 내지 402-2)을 포함할 수 있다.
- [0060] 제1 합성곱 계층(400-1)에 증강된 SWI 데이터 샘플이 입력된다.
- [0061] 입력 이미지의 크기는 $224 \times 224 \times 3$ 일 수 있고, 제1 합성곱 계층(400-1)의 크기는 $11 \times 11 \times 3$ 이고, 커널 수는 96일 수 있다.
- [0062] 제1 합성곱 계층(400-1)의 출력은 제1 맥스 풀링 계층(402-1)의 입력이 되며, 제1 맥스 풀링 계층(402-1)에 의해 정규화된 정보는 제2 합성곱 계층(400-2)으로 입력된다.
- [0063] 제2 합성곱 계층(400-2)의 크기는 $5 \times 5 \times 48$ 이고, 커널 수는 256일 수 있다.
- [0064] 제2 합성곱 계층(400-2)의 출력은 제2 맥스 풀링 계층(402-2)의 입력이 되며, 제2 맥스 풀링 계층(402-2)에 의해 정규화된 정보는 제3 합성곱 계층(400-3)으로 입력된다.
- [0065] 제3 합성곱 계층(400-3)의 크기는 $3 \times 3 \times 256$ 이고, 커널 수는 384이다.
- [0066] 제3 합성곱 계층(400-3)의 출력 측에는 풀링 계층이 배치되지 않는다.
- [0067] 다음으로 크기 $3 \times 3 \times 192$ 인 제4 및 제5 합성곱 계층(400-4, 400-5)이 배치된다.
- [0068] 마지막으로 4096개의 커널을 포함하는 완전 연결 계층(404)이 배치된다.
- [0069] 바람직하게, 본 실시예에 따른 완전 연결 계층은 2개 제공될 수 있고, 완전 연결 계층(404)의 후단에는 분류될 클래스에 관한 다차원 벡터를 입력 받아, 각 클래스에 속할 확률을 추정하는 소프트맥스 함수 계층(406)이 배치된다.
- [0070] 본 실시예에 따르면, 제1 내지 제5 합성곱 계층(400-1 내지 400-5)과 제1 및 제2 맥스 풀링 계층(402-1, 402-2)를 포함하는 계층은 사전 학습된 전이 학습 계층이며, 나머지 3개의 계층(2개의 완전 연결 계층 및 소프트맥스 함수 계층)이 새로 학습되는 계층이다.
- [0071] 효율적인 분류를 위해 SWI 데이터 샘플에 대해 나머지 3개의 계층의 학습이 수행된다.
- [0072] 도 4의 합성곱 신경망 모델을 미세 조정(fine tuning)하기 위해 훈련 데이터의 80%에서 하이퍼파라미터를 미세 조정할 수 있다.
- [0073] 여기서, 하이퍼파라미터는 에포크(Epoch), 클러스터 크기, 승인 반복(approval recurrence) 및 학습률을 포함할 수 있다.
- [0074] 도 5는 본 실시예에 따른 ResNet50(Residual Network) 기반 합성곱 신경망 모델의 구성을 도시한 도면이다.
- [0075] 도 5에 도시된 바와 같이, ResNet50에는 구별할 수 없는 다양한 계층 그룹이 있으며, 각각은 독립적인 계층으로 인식된다.
- [0076] 도 5를 참조하면, 입력 계층의 후단에는 7×7 크기의 64개의 합성곱 계층이 배치되고 3×3 맥스 풀링 계층이 뒤

따른다.

[0077] 본 실시예에 따르면, SWI 데이터 샘플의 훈련을 위해 클래스-특정(class-sepcific) 계층이 새로운 마지막 계층과 함께 훈련되고, 그리고 나서 전체 네트워크가 미세 조정된다.

[0078] 도 5에 도시된 바와 같이, ResNet50의 평균 풀링 계층(Avg Pool, 500) 및 완전 연결 계층(502) 및 소프트맥스 함수 계층(504)이 SWI 데이터 샘플에 대해 새롭게 학습이 수행된다.

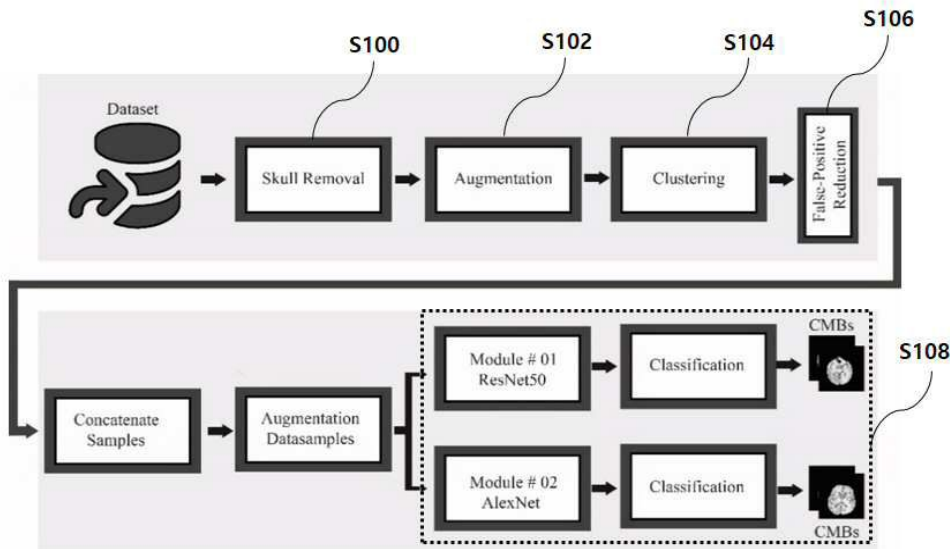
[0079] 도 6은 각 모델별 거짓 양성률과 미세출혈 검출 결과를 나타낸 것이다.

[0080] 도 6에 도시된 바와 같이, 본 실시예에서와 같이 이미지 증강을 수행하고 전이 학습 기반으로 합성곱 신경망 모델을 구성하는 경우, 다른 모델들에 비해 높은 정확도 및 민감도를 가지는 점을 확인할 수 있다.

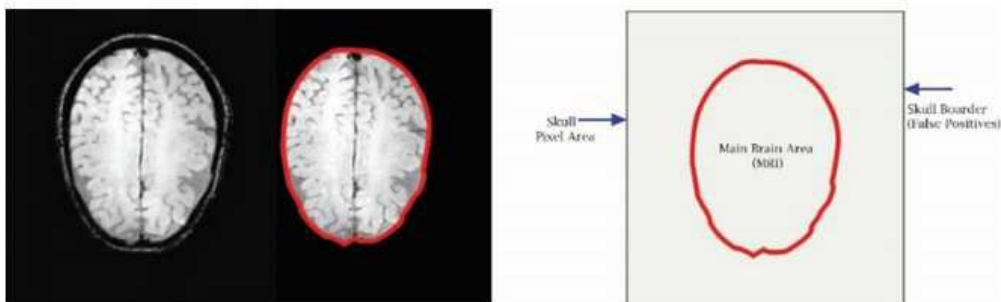
[0081] 상기한 본 발명의 실시예는 예시의 목적을 위해 개시된 것이고, 본 발명에 대한 통상의 지식을 가지는 당업자라면 본 발명의 사상과 범위 안에서 다양한 수정, 변경, 부가가 가능할 것이며, 이러한 수정, 변경 및 부가는 하기의 특허청구범위에 속하는 것으로 보아야 할 것이다.

도면

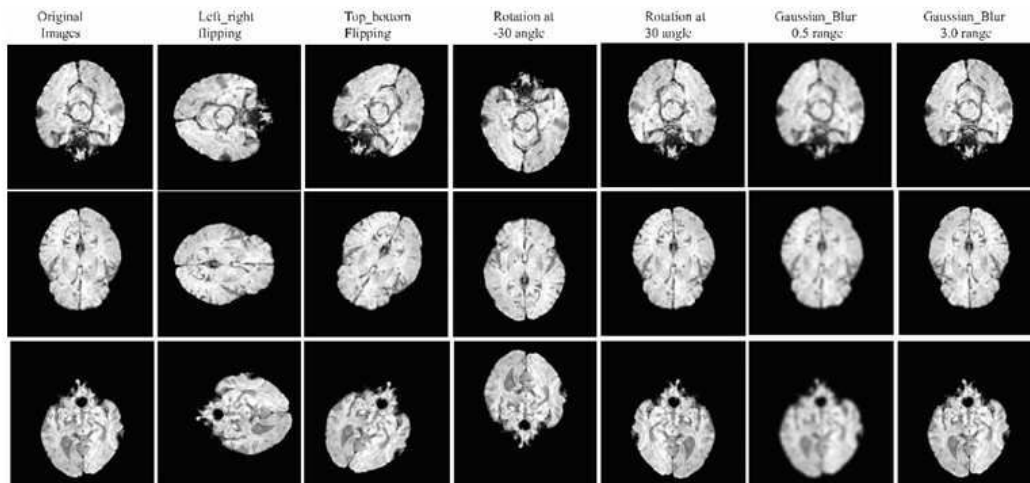
도면1



도면2



도면3



도면4

