

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2022-0072693
(43) 공개일자 2022년06월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/40 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/055 (2006.01) A61B 6/00 (2006.01)
A61B 6/03 (2006.01) G06T 7/11 (2017.01)
G06T 7/187 (2017.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/40 (2018.01)
A61B 5/0042 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0188436

(22) 출원일자 2020년12월30일

심사청구일자 2020년12월30일

(30) 우선권주장

1020200158604 2020년11월24일 대한민국(KR)

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

정원기

서울특별시 노원구 중계로 195, 103동1006호 (중계동, 동진, 신안아파트)

박찬민

서울특별시 성북구 개운사길 75-28, 201호(안암동5가)

이강근

서울특별시 성북구 월곡로10길 64, 101호 (종암동, 한솔에코타운)

(74) 대리인

윤귀상

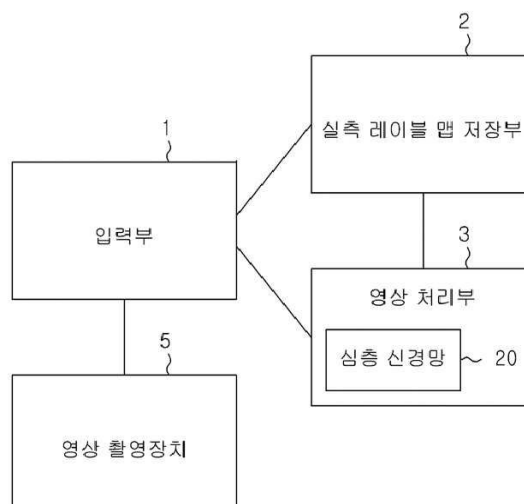
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 뇌신경망 구조 영상처리 시스템, 뇌신경망 구조 영상처리 방법 및 이를 제공하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터-판독가능매체

(57) 요약

본 발명은 뇌신경망 구조 영상처리 방법에 관한 것으로, 입력되는 뇌신경망 영상 이미지에 대해 딥러닝을 활용하여 뇌신경망 구조가 구분되도록 영상처리 하는 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독가능매체에 관한 것으로, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템은, 뇌신경망 영상 촬영장치와 연동되어 뇌신경망 영상 이미지가 입력되는 입력부; 뇌신경망의 학습에 대조군으로 사용하기 위한 뇌신경망의 실측 이미지인 실측 레이블 맵이 구조별로 저장된 실측 레이블 맵 저장부 및 심층 신경망이 구비되어 상기 입력부에 입력된 뇌신경망 영상 이미지를 뇌신경망 구조별로 분할하여 예측 레이블 맵을 생성하며, 각 구조별 예측 레이블 맵을 상기 실측 레이블 맵 저장부에 기저장된 구조별 실측 레이블 맵과 편차를 줄이도록 손실함수를 적용하여 학습하면서 영상 처리하는 영상처리부를 포함하여 구성될 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)
A61B 5/4088 (2013.01)
A61B 6/032 (2013.01)
A61B 6/501 (2013.01)
A61B 6/5217 (2020.08)
G16H 30/20 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711113828
과제번호	2019M3E5D2A01063819
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	미래뇌융합기술개발(R&D)
연구과제명	스마트 현미경을 위한 AI/AR/VR 기반 실시간 신호처리, 영상분석 및 가시화 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711120246
과제번호	2020-0-01819-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	ICT명품인재양성(고려대학교)
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2020.07.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

뇌신경망 영상 촬영장치와 연동되어 뇌신경망 영상 이미지가 입력되는 입력부;

뇌신경망의 학습에 대조군으로 사용하기 위한 뇌신경망의 실측 이미지인 실측 레이블 맵이 구조별로 저장된 실측 레이블 맵 저장부 및

심층 신경망이 구비되어 상기 입력부에 입력된 뇌신경망 영상 이미지를 뇌신경망 구조별로 분할하여 예측 레이블 맵을 생성하며, 각 구조별 예측 레이블 맵을 상기 실측 레이블 맵 저장부에 기저장된 구조별 실측 레이블 맵과 편차를 줄이도록 손실함수를 적용하여 학습하면서 영상 처리하는 영상처리부를 포함하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 뇌신경망의 구조는,

상기 뇌신경망 구조 이미지의 배경, 신경세포체 몸체, 수상돌기, 축삭돌기를 포함하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 손실함수의 적용은,

상기 뇌신경망 구조 이미지 배경 및 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수를 적용하며,

상기 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵에는 상기 평균 제곱 오차 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성된 가중치가 반영된 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수를 적용하는 것을 특징으로 하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 영상 처리부는,

상기 뇌신경망의 구조별로 분할된 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전 구조(Structure Prior, STPR) 손실함수를 더 적용하는 것을 특징으로 하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 STPR 손실함수는,

뇌신경망 구조의 사전 정보를 기초로 뇌신경망의 구조별 예측 레이블 맵 간의 손실을 MSE 손실함수를 활용하여

줄이는 것을 특징으로 하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템.

청구항 6

뇌신경망 영상 이미지가 입력부에 입력되는 단계;

상기 입력된 뇌신경망 영상 이미지가 영상 처리부로 전달되는 단계;

상기 영상 처리부로 전달된 뇌신경망 영상 이미지가 심층 신경망을 통과하여 뇌신경망의 구조별로 예측 레이블 맵이 생성되는 단계 및

상기 영상 처리부에서 상기 생성된 뇌신경망 구조별 예측 레이블 맵을 실측 레이블 맵 저장부에 기저장된 뇌신경망 구조별 실측 레이블 맵과 비교하여 구조별로 각각 손실함수를 추정하고, 추정된 손실함수를 적용하여 학습하는 단계를 포함하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법.

청구항 7

제 6 항에 있어서,

상기 뇌신경망의 구조는,

상기 뇌신경망 구조 이미지의 배경, 신경세포체 몸체, 수상돌기, 축삭돌기를 포함하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법,

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 손실함수의 적용은,

상기 뇌신경망 구조 이미지 배경 및 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수를 적용하며,

상기 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵에는 상기 평균 제곱 오차 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성된 가중치가 반영된 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수를 적용하는 것을 특징으로 하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법.

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 손실함수의 적용은,

상기 뇌신경망의 구조별로 분할된 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전 구조(Structure Prior, STPR) 손실함수를 더 적용하는 것을 특징으로 하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법.

청구항 10

제 1 항 내지 제 9 항 중 어느 하나의 항에 따라 뇌신경망 구조 영상 처리 방법을 제공하는, 컴퓨터 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독가능한 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝을 통한 뇌신경망 구조의 영상처리 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독가능매체에 관한 것으로, 특히 딥러닝을 수행하는 과정에서 예측 이미지와 실측 이미지간의 편차를 줄이기 위한 학습에 활용되는 손실함수를 적응형 손실함수를 기반으로 하여 보다 실측 이미지에 가깝게 영상처리를 할 수 있도록 하는 뇌신경망 구조의 영상처리 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독가능매체에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 신경계의 단위로서 자극과 흥분을 전달하는 뉴런(neuron)은 일반적으로 세포체 몸체(cell body)로부터 여러 수상돌기(Dendrite)와 단일 축삭돌기(Axon)가 고도로 분극된 구조를 나타내며, 이러한 뉴런의 형태는 시냅스 통합과 신경 흥분성을 포함한 다양한 신경 속성을 파악하는데 중요한 자료로 쓰인다. 일례로, 알츠하이머 병 또는 파킨슨 병과 같은 여러 신경 퇴행성 질환은 뉴런 형태의 이상을 통해 관찰되었다.

[0004] 한편, 기계 학습을 통한 이미징 기술은 많이 발전되어 자동화와 정확한 분석도구를 바탕으로 한 대규모 이미지 데이터 세트가 등장했고, 이들의 데이터 세트는 생물 의학 이미지 영역에 있어서도 상당히 활용되고 있다.

[0005] 이때, 사용되는 대부분의 알고리즘은 학습을 위한 깨끗한 레이블(Clean label) 즉, 정확한 정답 레이블을 사용하는 지도 학습에 의존하는데, 뉴런의 경우에는 좁고 얇으며 드물게 분포되어 있어 이미지의 많은 부분에 빈 배경이 포함되어 있고, 서로 얹혀 교차하는 구조 상 종래에 생물 의학 이미지 영역에 사용해왔던 딥러닝 알고리즘으로는 실질적으로 뉴런 이미지에서 픽셀 수준의 정확한 실측 레이블을 만드는 것이 어렵다.

[0006] 이 때문에, 최근에는 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE), 대칭 교차 엔트로피 학습(Symmetric cross entropy Learning, SL), 역 교차 엔트로피(Reverse Cross Entropy, RCE), 정규화된 교차 엔트로피(Normalized Cross Entropy, NCE), 액티브 및 패시브 손실(Active and Passive Loss, APL), 노이즈드 로버스트 다이스(Noised Robust Dice, NR-Dice) 등 오차가 있는 레이블(Noisy label)에 강한 손실함수들을 사용하였으나, 이들 모두 뉴런의 복잡한 형태를 실측에 가까운 결과로 나타내지는 못하고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 상기의 문제점을 해결하기 위하여 제안되는 것으로, 뇌신경망의 복잡하고 픽셀 단위로 공간이 많은 레이블에 대한 영상 처리에 있어서, 뇌신경망의 구조별로 레이블을 분류하여 각각의 레이블 별로 학습하되, 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE)와, 잘못된 레이블 학습을 방지하기 위해 공간적으로 다양한 가중치를 사용하는 적응형 손실함수인 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE)를 혼용하여 보다 실측 이미지에 가깝게 영상처리를 할 수 있도록 하며, 나아가 각 레이블간 학습 완료 후에 병합에 있어 손실을 줄이는 손실함수인 사전 구조 (Structure Prior, STPR) 손실함수를 적용하여 뇌신경망의 실측 이미지에 가깝게 영상처리 할 수 있는 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독가능매체를 제공하는 데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조의 영상처리 시스템은, 뇌신경망 영상 촬영 장치와 연동되어 뇌신경망 영상 이미지가 입력되는 입력부; 뇌신경망의 학습에 대조군으로 사용하기 위한 뇌신경망의 실측 이미지인 실측 레이블 맵이 구조별로 저장된 실측 레이블 맵 저장부 및 심층 신경망이 구비되어 상기 입력부에 입력된 뇌신경망 영상 이미지를 뇌신경망 구조별로 분할하여 예측 레이블 맵을 생성하며, 각 구조별 예측 레이블 맵을 상기 실측 레이블 맵 저장부에 기저장된 구조별 실측 레이블 맵과 편차를 줄이도록 손실함수를 적용하여 학습하면서 영상 처리하는 영상처리부를 포함하여 구성될 수 있다.

[0011] 여기서, 상기 뇌신경망의 구조는, 상기 뇌신경망 구조 이미지의 배경, 신경세포체 몸체, 수상돌기, 축삭돌기를 포함할 수 있다.

[0012] 또한, 상기 손실함수의 적용은, 상기 뇌신경망 구조 이미지 배경 및 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수를 적용하며, 상기 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레

이를 맵에는 상기 평균 제곱 오차 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성된 가중치가 반영된 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수를 적용하도록 형성될 수 있다.

[0013] 또한, 상기 영상 처리부는, 상기 뇌신경망의 구조별로 분할된 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전 구조 (Structure Prior, STPR) 손실함수를 더 적용하며, 상기 STPR 손실함수는, 뇌신경망 구조의 사전 정보를 기초로 뇌신경망의 구조별 예측 레이블 맵 간의 손실을 MSE 손실함수를 활용하여 줄이도록 형성될 수 있다.

[0014] 한편, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상 처리 방법은, 뇌신경망 영상 이미지가 입력부에 입력되는 단계; 상기 입력된 뇌신경망 영상 이미지가 영상 처리부로 전달되는 단계; 상기 영상 처리부로 전달된 뇌신경망 영상 이미지가 심층 신경망을 통과하여 뇌신경망의 구조별로 예측 레이블 맵이 생성되는 단계 및 상기 영상 처리부에서 상기 생성된 뇌신경망 구조별 예측 레이블 맵을 실측 레이블 맵 저장부에 기저장된 뇌신경망 구조별 실측 레이블 맵과 비교하여 구조별로 각각 손실함수를 추정하고, 추정된 손실함수를 통해 학습하는 단계를 포함하여 구성될 수 있다.

[0015] 여기서, 상기 손실함수의 적용은, 상기 뇌신경망 구조 이미지 배경 및 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수를 적용하며, 상기 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵에는 상기 평균 제곱 오차 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성된 가중치가 반영된 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수를 적용하도록 구성될 수 있다.

[0016] 또한, 상기 손실함수의 적용은, 상기 뇌신경망의 구조별로 분할된 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전 구조(Structure Prior, STPR) 손실함수를 더 적용하도록 구성될 수 있다.

발명의 효과

[0018] 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독가능매체는, 도 5 내지 도 7을 참조하면, 결과적으로, ADMSE 및 STPR 손실함수를 사용함으로써 다양한 세분화 품질 메트릭에서 최첨단 노이즈 로버스트 손실함수를 능가하는 것을 확인할 수 있고, 특히 CIDice 점수가 가장 우수하여 뇌신경망 분할 문제에 보다 효과적이라는 것을 확인할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템의 구성도이다.

도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법 과정을 보여주는 개략도이다.

도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법의 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법이 진행되는 과정에서의 이미지 처리 변화를 상세히 보여주는 도면이다.

여기서 (a)는 입력 이미지, (b)는 부분적인 레이블 맵, (c)는 ADMSE 손실함수가 적용된 레이블 맵, (d)는 STPR 손실함수가 적용된 레이블 맵, (e)는 최종 결과 레이블 맵이다.

도 5a 내지 도 5b는 ADMSE 및 STPR 손실함수를 사용하는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법과 다른 손실함수를 사용한 뇌신경망 구조 영상처리 방법에 대한 훈련 이미지의 비교 결과를 나타낸 도면들이다.

여기서, (a)는 입력 이미지, (b)는 부분적인 레이블 맵, (c)는 MSE 손실함수 적용 사례, (d)는 NCE 손실함수 적용 사례, (e)는 RCE 손실함수 적용 사례, (f)는 NR-Dice 손실함수 적용 사례, (g)는 본 발명의 실시 예에 따른 ADMSE 및 STPR 손실함수 적용 사례이다

도 6a 내지 도 6b는 ADMSE 및 STPR 손실함수를 사용하는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법과 다른 손실함수를 사용한 뇌신경망 구조 영상처리 방법에 대한 테스트 이미지의 비교 결과를 나타낸 도면이다.

여기서, (a)는 입력 이미지, (b)는 전체 레이블 맵, (c)는 MSE 손실함수 적용 사례, (d)는 NCE 손실함수 적용

사례, (e)는 RCE 손실함수 적용 사례, (f)는 NR-Dice 손실함수 적용 사례, (g)는 본 발명의 실시 예에 따른 ADMSE 및 STPR 손실함수 적용 사례이다

도 7은 ADMSE 및 STPR 손실함수를 사용하는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법과 다른 손실함수를 사용한 뇌신경망 구조 영상처리 방법에 대한 IoU, 정밀도, 재현율, F1 스코어 및 C1Dice 메트릭 결과 비교표이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0021] 이하, 도면을 참조한 본 발명의 설명은 특정한 실시 형태에 대해 한정되지 않으며, 다양한 변환을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있다. 또한, 이하에서 설명하는 내용은 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0022] 이하의 설명에서 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용되는 용어로서, 그 자체에 의미가 한정되지 아니하며, 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0023] 본 명세서 전체에 걸쳐 사용되는 동일한 참조번호는 동일한 구성요소를 나타낸다.
- [0024] 본 발명에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 또한, 이하에서 기재되는 "포함하다", "구비하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것으로 해석되어야 하며, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0025] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템, 방법 및 컴퓨터-판독 가능매체를 상세히 설명하기로 한다.
- [0026] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템의 구성도이다.
- [0027] 도 1을 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템은, 입력부(1), 실측 레이블 맵 저장부(2) 및 영상 처리부(3)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0028] 구체적으로, 입력부(1)는 뇌신경망 영상 이미지가 입력되는 곳으로, 뇌신경망 영상 촬영장치(5)와 연동될 수 있다. 여기서, 뇌신경망 영상 촬영장치(5)는 어느 특정한 형태에 한정되지 않고, CT나 MRI 등 뇌신경망을 촬영할 수 있는 다양한 촬영장치는 모두 구성될 수 있다.
- [0029] 실측 레이블 맵 저장부(2)는 후술하는 영상 처리부(3)에서 학습에 사용할 실측 레이블 맵이 저장될 수 있다. 여기서, 실측 레이블 맵은 뇌신경망의 실측 이미지로서 영상 처리부(3)에서 구조별로 예측 레이블 맵을 생성함에 따라 각 예측 레이블 맵과 대응되도록 뇌신경망의 구조별로 저장될 수 있다. 이렇게 뇌신경망의 구조별로 저장되는 실측 레이블 맵은 예측 레이블 맵의 학습을 위한 대조군으로 사용된다.
- [0030] 영상 처리부(3)는 입력부(1)에 입력된 뇌신경망 영상 이미지를 뇌신경망의 구조별로 분할하고 예측 레이블 맵을 생성하는 것으로, 이를 위해 영상 처리부(3)는 심층 신경망(20)을 포함하여 구성될 수 있다.
- [0031] 보다 구체적으로, 입력부(1)에 입력된 뇌신경망 영상 이미지는, 영상 처리부(3)에 마련된 심층 신경망(20)으로 전달되어 딥러닝이 수행될 수 있고, 심층 신경망(20)에서는 딥러닝을 통해 뇌신경망을 구조별로 분할하여 각 구조별로 예측 레이블 맵을 생성할 수 있는 것이다.
- [0032] 이때, 뇌신경망의 구조는, 뇌신경망의 구조 이미지의 배경, 신경세포체 몸체, 수상돌기, 축삭돌기를 포함하는 구조로서, 뇌신경망 구조는 상술한 네 부분의 구조별로 분할되어 각각 예측 레이블 맵을 생성할 수 있다.
- [0033] 다시 말해, 뇌신경망 구조 이미지 배경에 대한 예측 레이블 맵, 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵, 수상돌기에 대한 예측 레이블 맵, 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵을 각각 생성할 수 있는 것이다.
- [0034] 그러나, 이에 반드시 한정되는 것은 아니며, 뇌신경망 구조는 상기 네 부분 외에도 다른 구조로 나뉠 수도 있으며, 상기 구조보다 더 간소화되거나 더 세분화된 구조로 나뉠 수도 있다.
- [0035] 또한, 영상 처리부(3)는 뇌신경망 구조별로 생성된 예측 레이블 맵을 실측 레이블 맵 저장부(2)에 기저장된 구조별 실측 레이블 맵과 편차를 줄이도록 손실함수를 적용하여 학습하면서 영상 처리하도록 구성될 수 있다.
- [0036] 보다 구체적으로, 영상 처리부(3)는 먼저 예측 레이블 맵을 뇌신경망 구조별로 생성하게 되면, 이를 실측 레이블

블 맵 저장부(2)에 저장된 실측 레이블 맵과 비교하게 되는데, 이 과정을 통해 손실함수를 추정할 수 있다. 이때, 손실함수가 추정되면 이 손실함수를 역전파하여 적용함으로써, 다시 생성되는 예측 레이블 맵은 보다 실측 레이블 맵에 가까워지게 되는 것이다.

[0037] 상기와 같은 과정을 반복하면, 영상 처리부(3)에서 생성되는 예측 레이블 맵은 얻고자 하는 실측 레이블 맵에 최대한 가깝게 생성이 되는 것이고, 이러한 학습을 통해 보다 강인한 뇌신경망 구조가 이루어질 수 있는 것이다.

[0038] 여기서, 사용되는 손실함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수와, 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수가 혼용될 수 있으며, 이들은 뇌신경망 구조에 따라 달리 사용될 수 있다.

[0039] 구체적으로 설명하면, MSE 손실함수는 비교적 명확히 구분되고 구조 사이에 틈이 거의 없는 뇌신경망 구조 이미지의 배경과 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에 적용될 수 있다.

[0040] 또한, ADMSE 손실함수는 MSE 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성된 가중치가 반영된 손실함수로서, 비교적 명확히 구분되지 않고 복잡하게 얽힌 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵에 적용될 수 있다.

[0041] 이러한, ADMSE 손실함수는 수상돌기 또는 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵의 레이블이 없는 픽셀에서, 예측 값이 더 높게 나타나는 경우 레이블이 있는 것으로 간주하여 가중치를 적용하며, 해당 픽셀에서의 학습을 억제하도록 형성될 수 있다.

[0042] 여기서 적용되는 가중치는
$$e^{-\left(\frac{\hat{Y}_i^{(k)}}{\alpha}\right)^2 + \beta}$$
 일 수 있으며, ADMSE 손실함수에 대한 설명은 후술하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법에서 보다 구체적으로 설명하기로 한다.

[0043] 여기서, $\hat{Y}_i^{(k)}$ 는 k 번째 클래스의 예측 레이블 맵인 $\hat{Y}^{(k)}$ 의 i 번째 픽셀 값을 의미하며, α 는 손실함수에 적용되는 가중치의 정도를 제어하는 사용자 정의 매개 변수이고, β 는 $\hat{Y}_i^{(k)}$ 를 수정하기 위한 수렴 전의 학습 초기 단계에서 안정적인 수렴을 보장하기 위한 손실 함수에 추가된 상수 값이다.

[0044] 한편, 영상 처리부(3)는 상술한 MSE 손실함수 및 ADMSE 손실함수 외에도 STPR 손실함수를 혼용할 수도 있다.

[0045] STPR 손실함수는 본 발명의 뇌신경망 구조 영상 시스템이 뇌신경망 구조별로 예측 레이블 맵을 생성함에 따라 발생하는 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이기 위해 사용되는 손실함수이다.

[0046] 여기서, STPR 손실함수는 뇌신경망 구조의 사전 정보를 기초로 구조별 예측 레이블 맵 간의 손실을 MSE 손실함수로 줄이도록 형성될 수 있으며, 이를 통해 차후 통합된 뇌신경망 구조를 표현할 때 뇌신경망 구조 간의 중첩을 피하여 보다 정확한 뇌신경망 구조를 나타내도록 할 수 있다.

[0047] 이러한, STPR 손실함수에 대한 설명도 후술하는 뇌신경망 구조 영상처리 방법에서 보다 구체적으로 설명하기로 한다.

[0049] 상술한 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템은, 뇌신경망 구조별로 분할하여 예측을 수행하고 학습하면서 MSE 손실함수, ADMSE 손실함수 및 STPR 손실함수를 적용하여 뇌신경망 구조별로 생성되는 각 예측 레이블 맵이 실측 레이블과 편차를 줄이도록 학습하고, 한편으로 분할된 뇌신경망 구조별 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄임으로서, 다른 손실함수를 적용하는 뇌신경망 구조 영상처리 시스템 대비, 정확한 영상처리가 가능할 수 있다.

[0051] 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법 과정을 보여주는 개략도이며, 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법의 흐름도이고, 도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법이 진행되는 과정에서의 이미지 처리 변화를 상세히 보여주는 도면이다. 여기서 (a)는 입력 이미지, (b)는 부분적인 레이블 맵, (c)는 ADMSE 손실함수가 적용된 레이블 맵, (d)는 STPR 손실함수가 적용된 레이블

블 맵, (e)는 최종 결과 레이블 맵이다.

- [0052] 도 2 내지 도 4를 참조하면, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법 딥러닝을 활용한 영상처리 방법으로서, 분포 $\mathcal{D}$ 로부터 쌍을 이루는 랜덤 변수 (X, Y) 를 사용하여 θ 로 매개 변수화된 심층 신경망 $f(\cdot; \theta)$ 에, 샘플 이미지 $X \sim \mathcal{X}$ (여기서, $\mathcal{X}$ 는 관찰된 이미지의 분포)를 입력하여 뇌신경망 구조를 나타내는 모든 클래스에 대한 응답 맵 $Y \sim \mathcal{Y}$ (여기서, $\mathcal{Y}$ 는 뇌신경망 구조 레이블의 분포)를 예측하도록 영상처리 하는 방법에 관한 것이다.
- [0053] 이 과정에서 본 발명은 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE) 손실함수와, 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수를 사용하여 학습하면서 상기 응답 맵이 실측 이미지에 가장 가깝게 예측하도록 영상처리를 수행할 수 있다.
- [0054] 여기서, 적응형 평균 제곱 오차(Adaptive Mean Squared Error, ADMSE) 손실함수는 평균 제곱 오차(MSE) 손실함수에 픽셀 단위로 예측 값을 판단하여 생성한 가중치를 적용한 손실함수로서, 보다 상세한 설명은 후술하기로 한다.
- [0055] 보다 본 발명에 대해 구체적으로 살펴보면, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법은, 뇌신경망 영상 이미지가 입력부(1)에 입력되는 단계(S10), 상기 입력된 뇌신경망 영상 이미지가 영상 처리부(3)로 전달되는 단계(S20), 상기 영상 처리부(3)로 전달된 뇌신경망 영상 이미지가 심층 신경망(20)을 통과하여 뇌신경망의 구조별로 예측 레이블 맵이 생성되는 단계(S30) 및 상기 영상 처리부(3)에서 상기 생성된 뇌신경망 구조별 예측 레이블 맵을 실측 레이블 맵 저장부(2)에 저장된 뇌신경망 구조별 실측 레이블 맵과 비교하여 구조별로 각각 손실함수를 추정하고, 추정된 손실함수를 통해 학습하는 단계(S40)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0056] 즉, 본 발명은 딥러닝을 통한 영상처리 과정에서 심층 신경망으로 입력되는 뇌신경망 영상 이미지를 뇌신경망의 구조별로 예측 레이블 맵을 생성하도록 구성될 수 있다.
- [0057] 여기서, 뇌신경망의 구조는 뇌신경망 구조 이미지의 배경(Background), 신경세포체 몸체(Cell body), 수상돌기(Dendrite), 축삭돌기(Axon)를 포함하여 이루어지므로, 상기 4개의 구조 각각에 대해 예측 레이블 맵을 생성할 수 있도록 구성되는 것이다.
- [0058] 이때, 각 예측 레이블 맵에 대해 각각 MSE 손실함수 또는 ADMSE 손실함수를 적용할 수 있다.
- [0059] 구체적으로, MSE 손실함수는 비교적 구조가 뚜렷이 들어나는 뇌신경망 구조 이미지의 배경과 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵에 사용되고, ADMSE 손실함수는 비교적 구조가 명확하지 않고 복잡하게 얽힌 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵에 사용될 수가 있다.
- [0060] 즉, 각 예측 레이블 맵을 순차적으로 0, 1, 2, 3으로 표시하고, K 를 레이블 인덱스 세트로 정의하면 $K = \{0, 1, 2, 3\}$ 으로 정의되고, 비교적 구조가 명확한 뇌신경망 구조 이미지의 배경과 신경세포체 몸체에 대한 예측 레이블 맵 세트는 $S_1 = \{0, 1\}$, 구조가 명확하지 않은 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵 세트는 $S_2 = \{2, 3\}$, $K = S_1 \cup S_2$ 로 정의될 수 있는 것이다.
- [0061] 그러나, 이는 바람직한 예시에 불과한 것으로 반드시 한정되는 사항은 아니며, 예측 레이블 맵에 대한 세트의 정의는 설정되는 기준에 따라 달라질 수 있다. 예컨대, 신경세포체 몸체가 수상돌기 또는 축삭돌기와 조합을 이룰 수도 있는 것이고, 뇌신경망 구조 이미지의 배경과 수상돌기 또는 축삭돌기가 서로 조합을 이룰 수도 있는 것이다.
- [0062] 한편, 상기와 같이 뇌신경망 구조별 즉, 부분적으로 예측 레이블 맵이 주어지면 레이블이 지정되지 않은 모든 픽셀을 배경(Background) 이미지로 취급할 수는 없다. 이 때문에 배경 이미지는 입력된 이미지에 강도 기반 임계 값(Intensity-based thresholding)을 적용하여 배경 이미지에 대한 레이블 $Y^{(0)}$ 를 생성할 수 있다.
- [0063] 복잡한 수상돌기 또는 축삭돌기와 같은 예측 레이블 맵에 적용되는 손실함수인 ADMSE 손실함수는 아래에서 살펴보기로 한다.
- [0064] 먼저, ADMSE 손실함수의 바탕이 되는 MSE 손실함수(또는 평균 제곱 오차)는 예측 레이블 맵과 실측 레이블 맵

사이의 거리를 최소화하는 데 널리 사용되는 것으로, 공식은 하기 [수학식 1]과 같다.

[수학식 1]

$$\mathcal{L}_{mse} = \min_{\theta} \mathbb{E}_{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \sim \mathcal{D}} \|\mathbf{f}(\mathbf{X}; \theta) - \mathbf{Y}\|^2 \quad (1)$$

여기서, $\mathbf{f}(\cdot; \theta)$ 는 θ 로 매개 변수화된 심층 신경망이며, $\mathbf{X}$ 는 입력되는 이미지이고, $\mathbf{Y}$ 는 실측 레이블 맵이다.

상기와 같은 MSE 손실은 $\mathcal{L}^2$ 의 의미에서 큰 오류에 효과적으로 패널티를 주지만 본 발명이 해결하려는 문제에서와 같이 훈련 데이터의 복잡성을 이루는 노이즈(noise)에 대해서는 탄력적이지 않다.

이 때문에, 본 발명에서는 MSE 손실함수에 픽셀 수준의 역전파를 제어하기 위한 적응형 가중치가 적용되는 ADMSE 손실함수를 사용하여 구조적으로 복잡한 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵의 학습을 진행할 수 있다.

구체적으로, $\mathbf{Y}^{(k)}$ 를 k 번째 클래스의 레이블 맵이고, $Y_i^{(k)}$ 를 $\mathbf{Y}^{(k)}$ 의 i 번째 픽셀 값이라 하면, 픽셀별 적응 가중치 함수 $\omega(\cdot, \cdot)$ 를 사용하는 $\mathcal{L}_{admse}$ 는 하기 [수학식 2]와 같이 정의될 수 있다.

[수학식 2]

$$\mathcal{L}_{admse} = \mathbb{E}_{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \sim \mathcal{D}} \left[\sum_k^K \sum_i^I w(\hat{Y}_i^{(k)}, Y_i^{(k)}) (\hat{Y}_i^{(k)} - Y_i^{(k)})^2 \right] \quad (2)$$

이때, ADMSE 손실함수는 하기 [수학식 3]과 같이 구조적으로 복잡한 수상돌기 및 축삭돌기에 대한 예측 레이블 맵의 레이블이 없는 픽셀에서, 예측 값이 높게 나타나는 경우에는 레이블이 없는 픽셀이기 때문에 역전파 중에 가중치를 할당함으로써, 해당 픽셀에서의 학습을 억제하도록 할 수 있다.

[수학식 3]

$$w(\hat{Y}_i^{(k)}, Y_i^{(k)}) = \begin{cases} e^{-(\frac{\hat{Y}_i^{(k)}}{\alpha})^2} + \beta & \text{if } Y_i^{(k)} = 0, k \in S_2 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서 α 는 손실함수에 적용되는 가중치의 정도를 제어하는 사용자 정의 매개 변수이고, β 는 $\hat{Y}_i^{(k)}$ 를 수정하기 위한 수렴 전의 학습 초기 단계에서 안정적인 수렴을 보장하기 위한 손실 함수에 추가된 상수 값이다.

즉, 상기와 같이 픽셀에서 레이블이 없다면 예측 값에 따른 낮은 가중치를 적용한 ADMSE 손실함수를 사용하여 학습하고, 레이블이 있다면 MSE 손실함수로 학습시켜 복잡하게 구성된 레이블에서도 정확하게 영상을 처리할 수 있다.

한편, 본 발명은 뇌신경망 영상 이미지가 구조별 예측 레이블 맵으로 생성된 후에 각각의 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전구조(Structure Prior, STPR) 손실함수를 적용하는 단계(S45)를 더 포함하여 구성될 수 있다.

- [0082] 여기서, 사전구조 손실함수를 적용하는 단계(S45)는 바람직하게는 S40 단계와 동시에 진행될 수 있으나, S40 단계 이전이나 S40 단계 이후에 적용되는 것도 가능할 수 있다.
- [0083] 즉, 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법은, 예측 레이블 맵과 실측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 ADMSE 손실함수 외에도 구조별로 예측 레이블 맵 간의 손실을 줄이는 사전구조(Structure Prior, STPR) 손실함수를 활용하여 보다 정확하게 뇌신경망 구조를 영상처리 할 수도 있다.
- [0084] 이를 위해, 본 발명은 먼저 신경 구조의 사전 정보가 저장될 수 있으며, 뇌신경망의 구조별 예측 레이블 맵을, 뇌신경망 구조의 바탕이 되는 첫번째 클래스 예측 레이블 맵 즉, 뇌신경망 구조 이미지의 배경(Background)에 대한 예측 레이블 맵에서 예측하여 추출할 수 있다.
- [0085] 즉, 첫번째 클래스 예측 레이블 맵($\mathbf{Y}^{(0)}$)으로부터, 두번째($\mathbf{Y}^{(1)}$)와, 세번째 또는 네번째($\mathbf{Y}^{(2)}$ 또는 $\mathbf{Y}^{(3)}$)를 예측하여 추출하는 것이다.
- [0086] 이때, 도면에 도시된 바와 같이 예측된 레이블 맵 간에 MSE 손실함수를 활용하여 손실을 줄이는 STPR 손실함수를 통해 맵 간의 손실을 줄일 수 있는데, 이는 기저장된 신경 구조의 사전 정보를 기초로 하여 맵 간의 손실을 줄일 수 있다.
- [0087] 이는, 주어진 픽셀 위치에 대해 올바른 클래스가 하나만 할당되어야 한다는 조건, 예를 들어 픽셀은 축삭돌기와 수상돌기가 동시에 속할 수 없기 때문에 적용되는 것으로, STPR 손실함수를 통해 뇌신경망의 구조별로 정확히 분류가 이루어질 수 있다.
- [0088] 다시 말해, STPR 손실함수는 픽셀이 배경 또는 수상돌기일 확률이 높게 예측되는 경우, 픽셀이 신경세포체 몸체 또는 축삭돌기로 분류되지 않도록 제약할 수 있으며, 이와 같은 과정을 통해 부분적 레이블로부터 뇌신경망 구조에 대한 전체 레이블을 만들어 내면서 서로간 겹치지 않도록 예측 값 간의 정규화를 학습할 수 있다.
- [0089] 이러한, STPR 손실함수는, 하기 수학식 4에 의해 정의될 수 있으며, 본 발명은 상술한 ADMSE 손실함수와 STPR 손실함수를 활용하며 정확도 높은 예측을 수행하여 실측 이미지에 최대한 가깝게 영상처리를 수행할 수 있다.

[0091] [수학식 4]

$$\mathcal{L}_{stpr} = \mathbb{E}_{\mathbf{X} \sim \mathcal{X}} \sum_{k \in S_2} \left\| \hat{\mathbf{Y}}^{(0)} + \hat{\mathbf{Y}}^{(k)} - \prod_{j \in S(k)} (1 - \hat{\mathbf{Y}}^{(j)}) \right\|^2$$

[0093] 여기서, $\mathbf{X} \sim \mathcal{X}$ 는 샘플이미지 이고, $S(k) = \{x | x \in K \setminus \{0, k\}\}$ 이다.

[0094] 상기 수학식 4는 한 픽셀이 동시에 수상 돌기와 축삭 돌기가 될 수 없기에 $\hat{\mathbf{Y}}^{(0)} \dots \hat{\mathbf{Y}}^{(k)}$ 중 하나만 가질 수 있도록 정의되어, 각 픽셀은 정확히 하나의 레이블만을 가질 수 있음을 의미한다.

[0096] 아울러, 본 발명은 컴퓨터 판독가능 저장매체에 컴퓨터가 판독 가능한 코드를 저장하여 구현하는 것이 가능하다. 상기 컴퓨터 판독가능 저장매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 판독될 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 저장 장치를 포함한다.

[0097] 상기 컴퓨터가 판독 가능한 코드는, 상기 컴퓨터 판독가능 저장매체로부터 입력부(1)로부터 영상 처리부(3)에 의하여 영상 처리될 때, 본 발명에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 방법을 구현하는 단계들을 수행하도록 구성된다. 상기 컴퓨터가 판독 가능한 코드는 다양한 프로그래밍 언어들로 구현될 수 있다. 그리고 본 발명을 구현하기 위한 기능적인(functional) 프로그램, 코드 및 코드 세그먼트들은 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자들에 의하여 용이하게 프로그래밍될 수 있다.

[0098] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장장치 등이 있으며, 또한 방송파(예를 들어 인터넷을 통한 전송)의 형태로 구현하는 것을 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 저장매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산 방식으로 컴퓨터가 판독 가능한 코드가 저장되

고 실행될 수 있다.

[0100] 이하, 본 발명의 뇌신경망 구조 영상처리 시스템 및 방법에 대해 보다 구체적으로 설명하는 하기 실험예를 제시하나, 하기 실험예는 본 발명의 이해를 돕기 위해 예시하는 것일 뿐, 본 발명이 하기 실험예에 대한 내용에 한정되는 것은 아니다.

[0102] [실험 예]

[0103] [실험 조건]

[0104] 본 실험에 사용된 뉴런 이미지 데이터는 총 23개의 단일 세포와 전체 레이블이 있는 3개의 테스트 세트의 합으로부터 부분 주석이 포함되어 쌍을 이루는 학습 데이터로 구성된다. 또한, 각 뉴런 이미지는 128 X 128 크기의 작은 부분들로 나뉘는 1024 X 1024 사이즈를 가지며, 완전히 비어있는 배경(Background) 부분은 버리고 로테이션(rotation) 및 플리핑(fliping)을 사용하여 데이터 증가를 적용했다.

[0105] 여기서, 수상돌기의 픽셀 레이블 수가 축삭돌기의 픽셀 레이블 수보다 약 5배가 많았기 때문에 클래스 불균형 문제를 방지하기 위해 축삭돌기의 레이블에 오버 샘플링을 적용했다.

[0106] 본 실험에서 제안된 네트워크는 ResNet-34 백본 인코더를 사용하는 기존 U-Net을 기반으로 하며, 초기 학습률이 3e-3이고 랜덤 배치 크기가 300인 Adam Optimizer를 사용하여 모델을 훈련하며, 코사인 어닐링(cosine annealing) 방법을 사용하여 3e-4의 학습률로 점진적으로 줄였다.

[0107] 또한, 입력 이미지에 대해서는 임계 값을 0.3으로 설정하여 배경 이미지 $Y^{(0)}$ 를 생성하였으며, 손실함수에 적용되는 가중치의 정도를 제어하는 사용자 정의 매개 변수인 α 는 0.01을 구조적으로 복잡한 레이블에 적용하고, $\hat{Y}_i^{(k)}$ 를 수정하기 위한 수렴 전의 학습 초기 단계에서 안정적인 수렴을 보장하기 위한 손실 함수에 추가된 상수 값인 β 는 0.03을 적용하여, 초기 학습에서 수렴시켰으며, 10 겹의 교차 검증을 통해 실험을 수행하였다.

[0109] [실험 평가]

[0110] 부분 레이블에 대한 효능을 입증하기 위해 뇌신경망 구조를 MSE 손실함수, NCE 손실함수, APL 손실함수, RCE 손실함수, NR-Dice 손실함수로 각각 영상처리 방법을 대조군으로 설정하여 비교하였다.

[0111] 각 방법들에 대한 성능을 정량적으로 평가하기 위해 IoU (Intersection over Union), F1 스코어, CIDice와 같은 이미지 세분화에 일반적으로 사용되는 세가지 오류 메트릭을 사용했다.

[0113] [결과 및 고찰]

[0114] 다양한 손실함수 적용에 따른 뇌신경망 구조의 영상처리 방법에 대한 비교 결과는 도 5 및 도 6에 도시되었다. 도 5는 훈련 이미지의 결과를 나타낸 것이고, 도 6은 테스트 이미지의 결과를 나타낸 것이다.

[0115] 도 5 및 도 6에서 볼 수 있듯이 MSE 손실함수는 불완전한 결과를 생성했고, 다른 손실함수는 MSE 손실함수에 비해 약간의 개선을 보였지만 본 발명의 영상처리 방법에서와 같이 정확한 결과를 생성한 것은 없었다.

[0116] 또한, 다른 손실함수들은 부분적인 레이블로 인해 학습 도중에 축삭돌기에 대해 배우지 못했지만 본 발명에서 사용되는 손실함수들은 대부분의 축삭돌기를 올바르게 재구성하였다. 이는, 다른 손실함수들은 레이블이 지정되지 않은 픽셀은 음의 레이블로 작용하기 때문인 것으로 판단된다.

[0118] 도 7에 도시된 표 1은 IoU, 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1 스코어 및 CIDice 메트릭을 사용하여 측정된 분할 정확도를 다른 대조군들과 비교하여 보여주는 표이다. 이 표의 마지막 세 행은 본 발명에서 제안된 손실 함수의 연구 결과를 보여준다.

- [0119] 이 결과에서 추삭 돌기는 0.0954와 0.1676으로 다른 클래스보다 MSE 및 노이즈 로버스트 손실 함수에 대해 극도로 낮은 재현율 값을 보이는 것을 확인할 수 있다.
- [0120] 그러나, ADMSE 및 STPR 손실함수는 레이블 노이즈에 더 탄력적이며 재현율을 최대 0.5731을 달성한 것을 확인할 수 있다.
- [0121] 또한, 본 발명의 실시 예에 따른 영상처리 방법은 구조의 선형성을 평가하는 CIDice 메트릭이 다른 방법보다 성능이 훨씬 뛰어나며 이를 통해, 본 발명의 실시 예에 따라 적용되는 ADMSE 및 STPR 손실함수가 다른 손실함수보다 뇌신경망 분할에 더 잘 맞다는 것을 보여준다.
- [0123] 결과적으로, ADMSE 및 STPR 손실함수를 사용하는 본 발명의 실시 예에 따른 뇌신경망 구조 영상처리 시스템 및 방법은 다양한 세분화 품질 메트릭에서 최첨단 노이즈 로버스트 손실함수를 능가하는 것을 확인할 수 있고, 특히 CIDice 점수가 가장 우수하여 뇌신경망 분할 문제에 보다 효과적이라는 것을 확인할 수 있었다.
- [0125] 이상으로 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고 다른 구체적인 형태로 실시할 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 따라서 이상에서 기술한 실시예는 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것이다.

부호의 설명

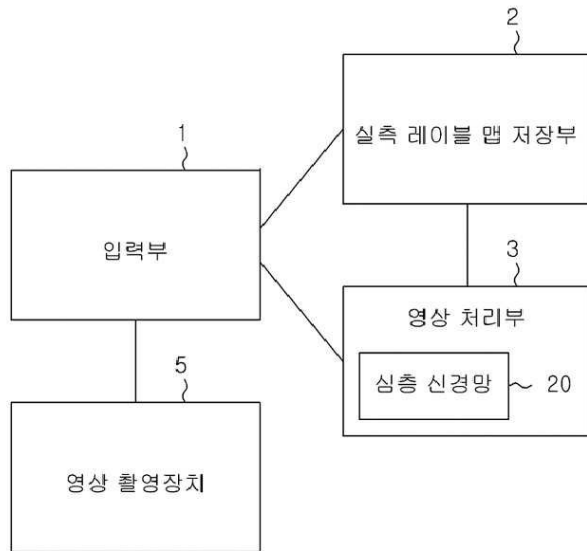
- [0127] 1 : 입력부
 2 : 실측 레이블 맵 저장부
 3 : 영상 처리부
 5 : 영상 촬영장치
 10 : 입력 이미지
 20 : 심층 신경망
 30 : 예측 레이블 맵
 30a : 배경 예측 레이블 맵
 30b : 신경세포체 몸체 예측 레이블 맵
 30c : 수상돌기 예측 레이블 맵
 30d : 추삭돌기 예측 레이블 맵
 40 : 실측 레이블 맵
 40a : 배경 실측 레이블 맵
 40b : 신경세포체 몸체 실측 레이블 맵
 40c : 수상돌기 실측 레이블 맵
 40d : 추삭돌기 실측 레이블 맵
 A1 : MSE 손실함수
 A2 : ADMSE 손실함수
 A3 : SPTR 손실함수
 C : 신경세포체 몸체

D : 수상돌기

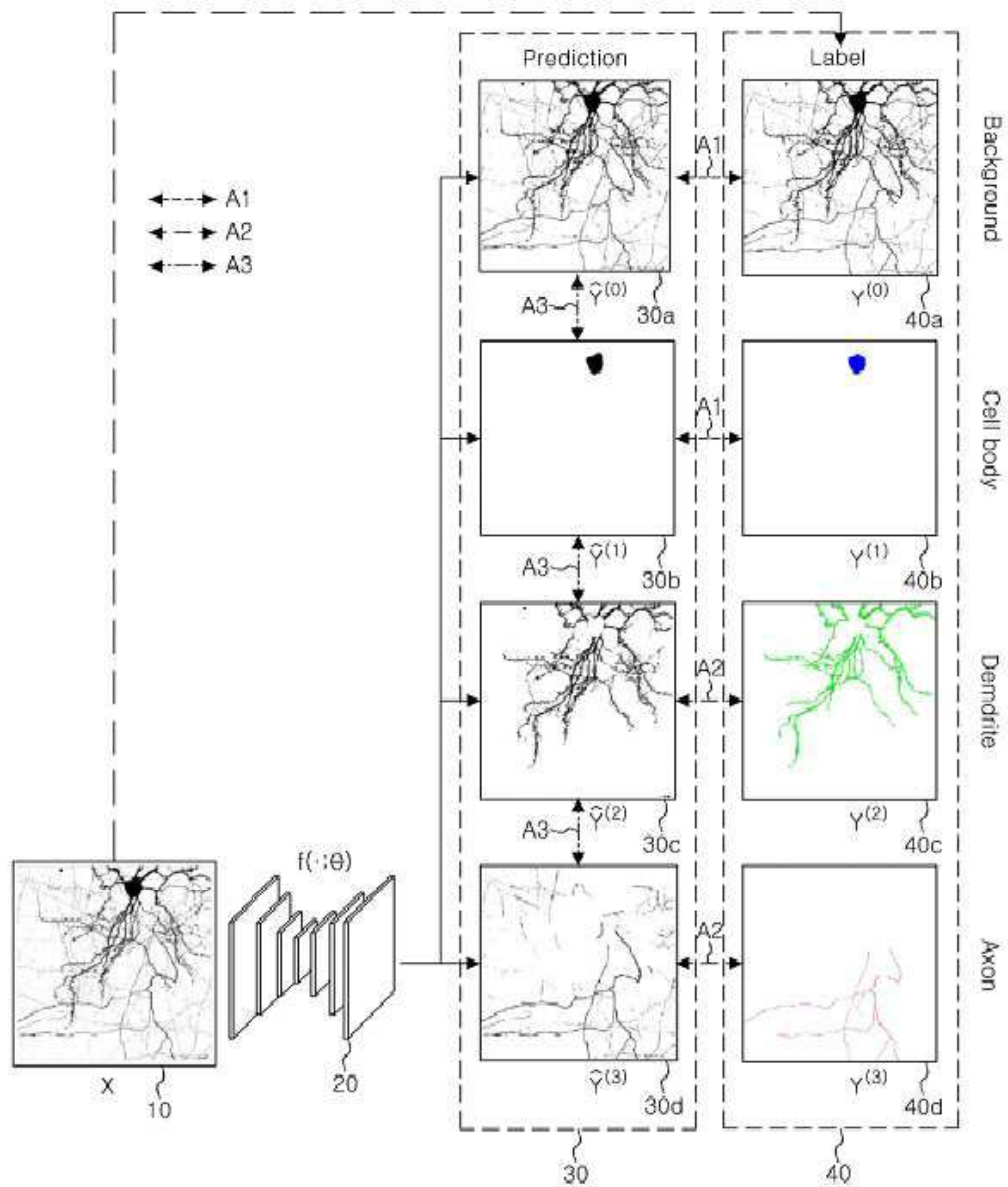
A : 축삭돌기

도면

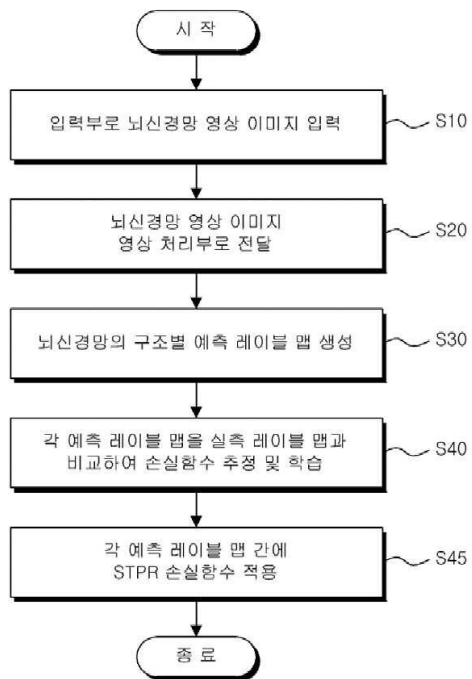
도면1



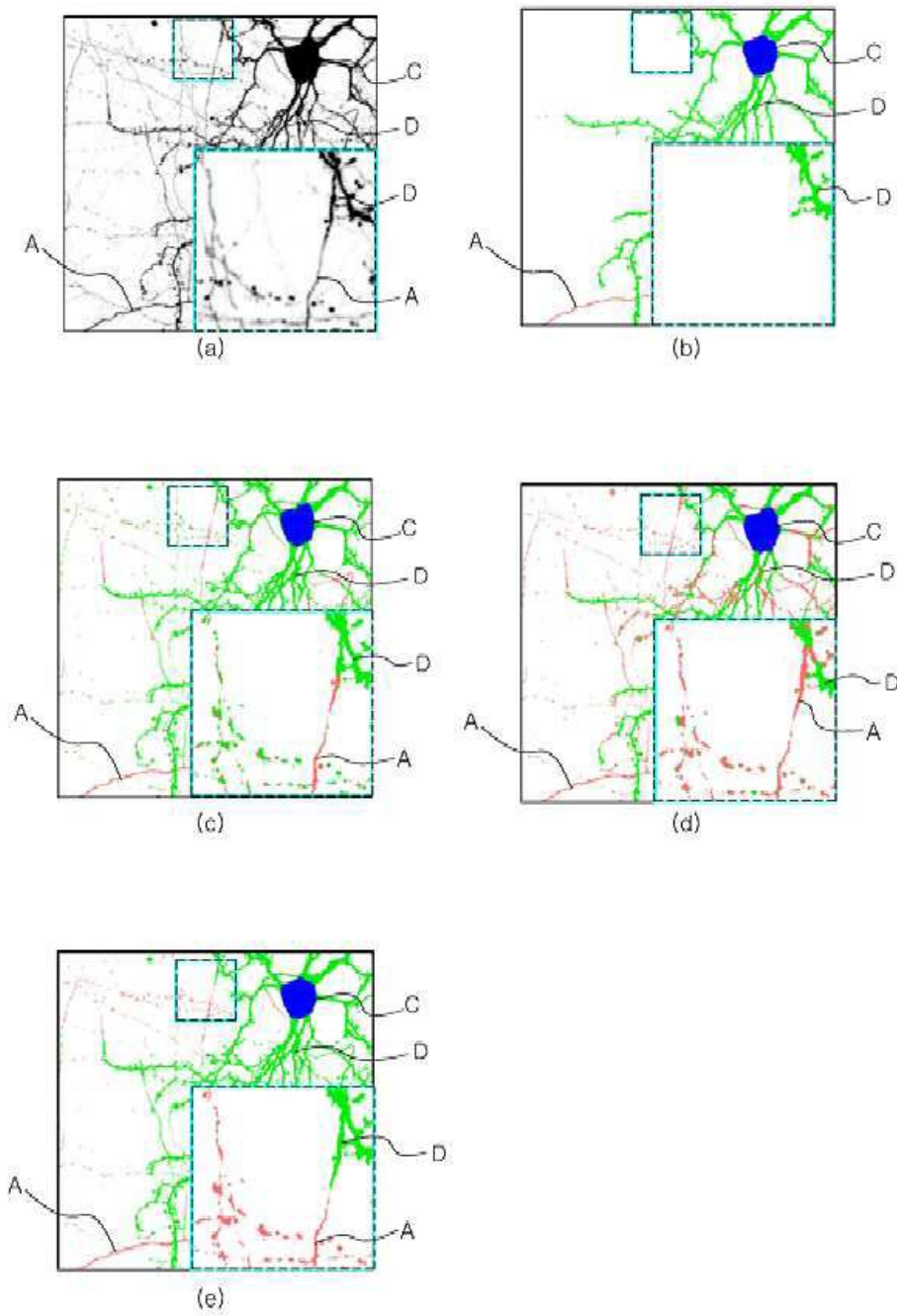
도면2



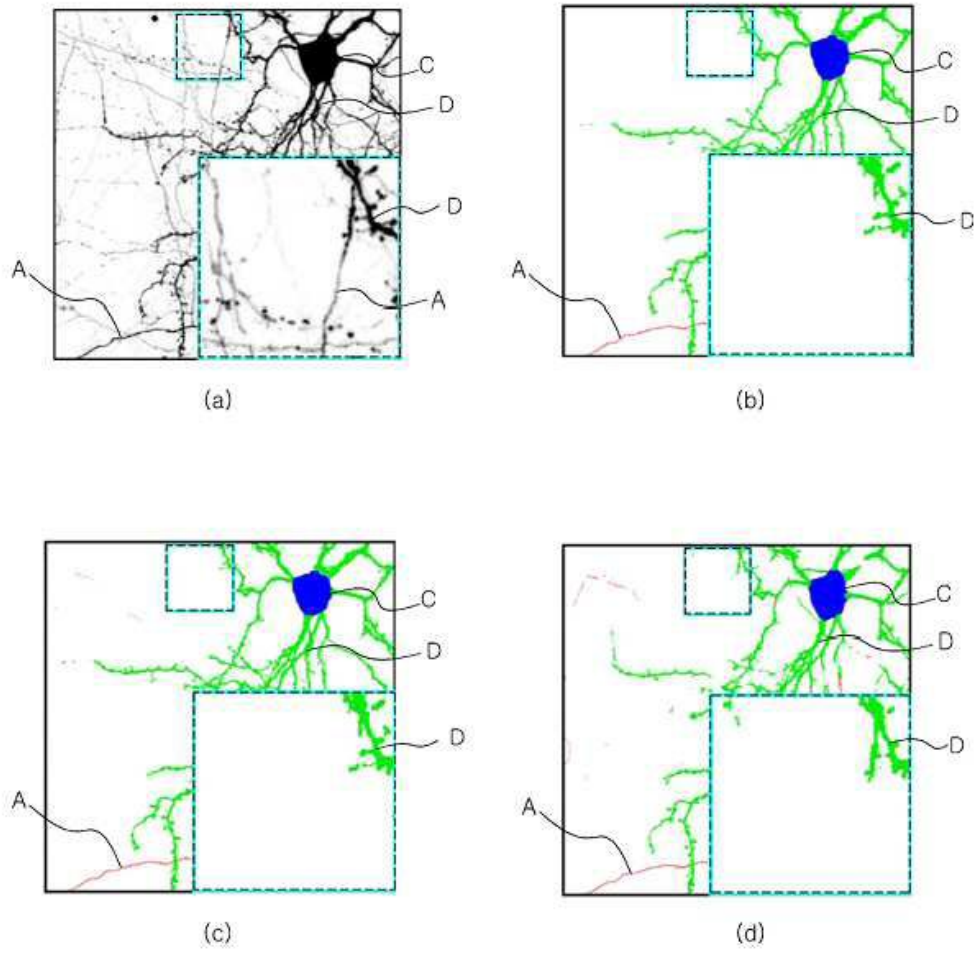
도면3



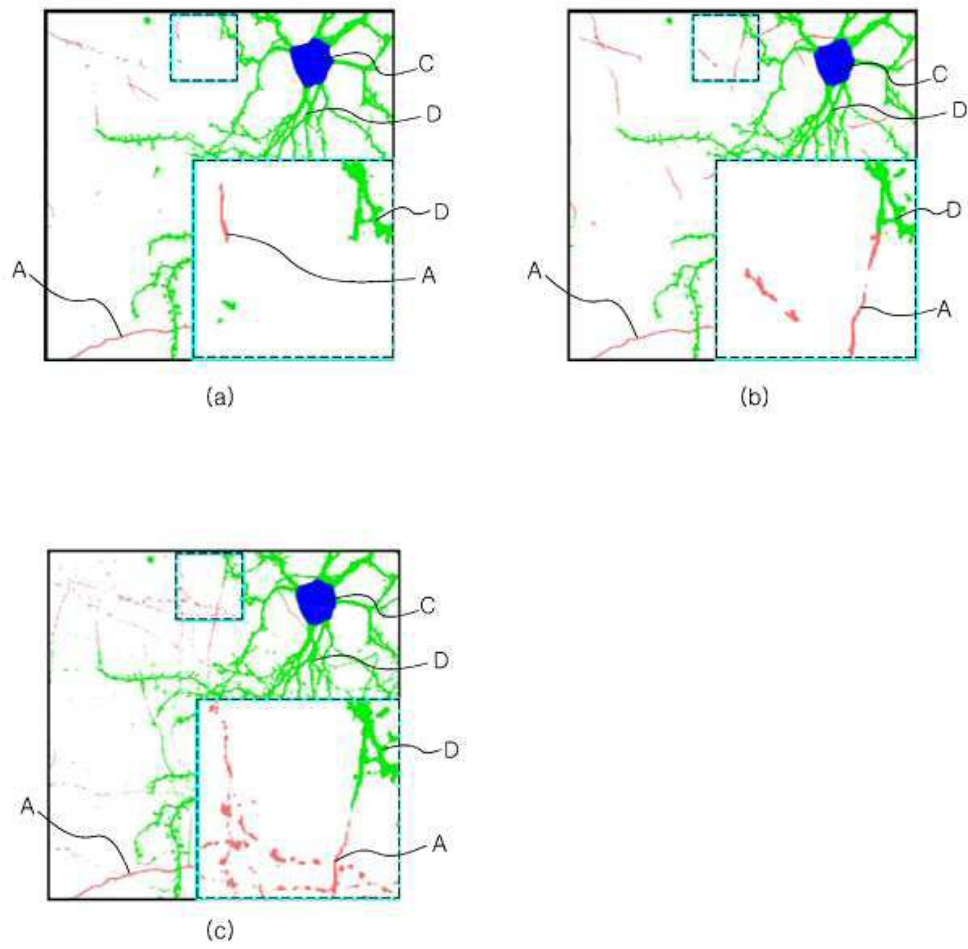
도면4



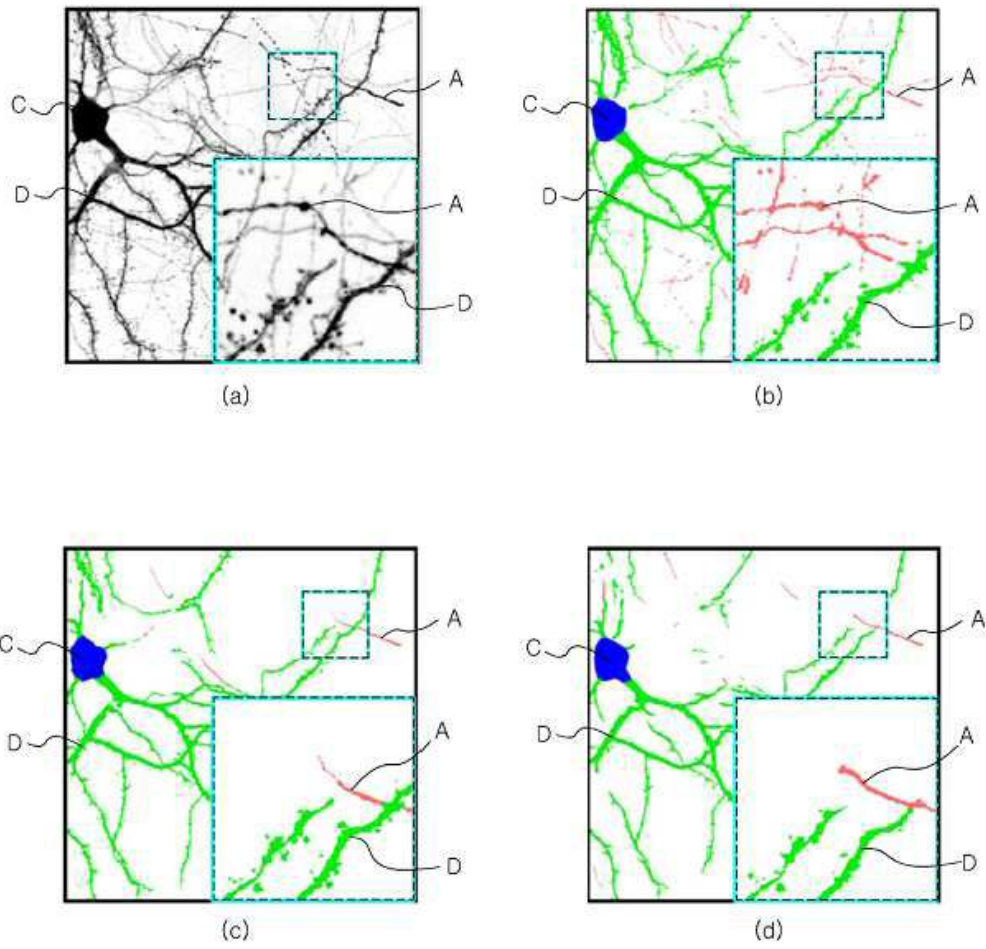
도면5a



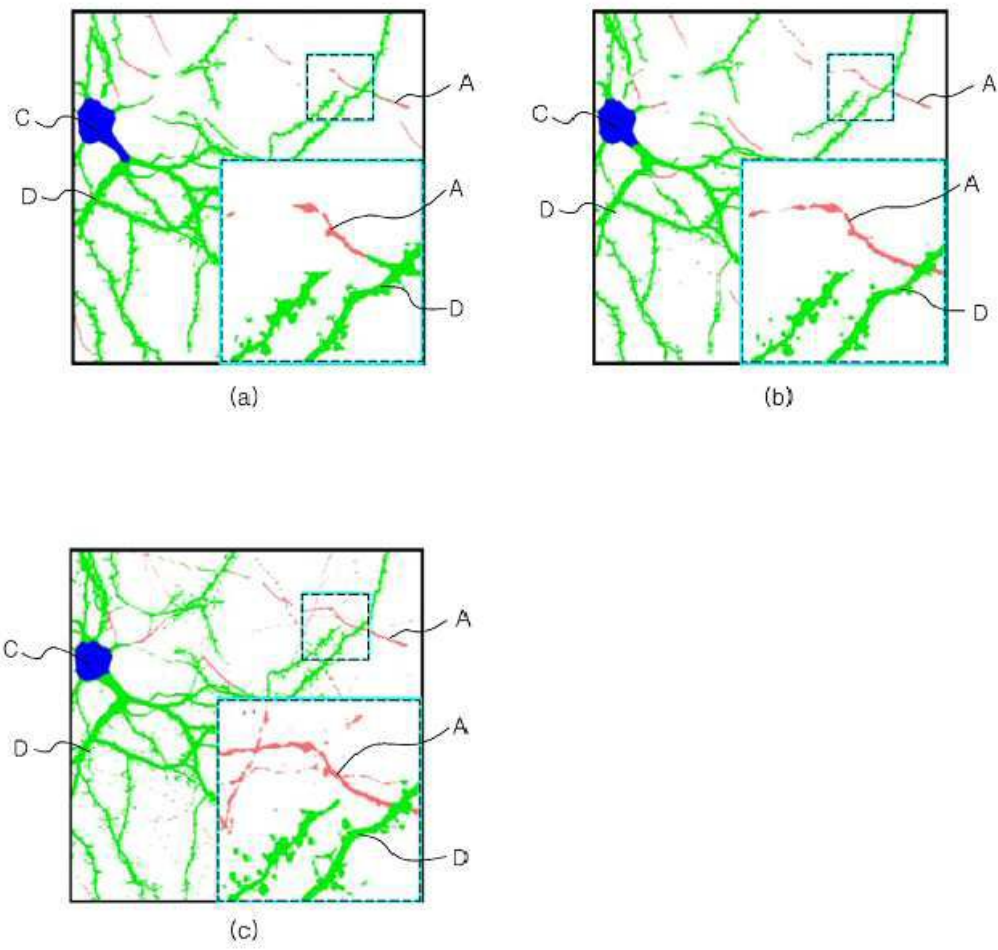
도면5b



도면6a



도면6b



도면7

	IoU			Precision		
	body	Dend	Axon	body	Dend	Axon
MSE	0.8509	0.7094	0.0889	0.9138	<u>0.8121</u>	0.6975
RCE[9]	0.7335	0.6476	0.1719	0.7447	0.7188	0.7661
APL[10]	0.855	0.6448	0.1304	0.9116	0.9004	0.772
NR-Dice[11]	0.8374	0.7007	0.1523	0.8707	0.8065	0.6489
Ladmse(ours)	0.8349	0.6986	0.2871	<u>0.9312</u>	0.7241	0.6084
Lmse + Lstpr(ours)	<u>0.8626</u>	0.6729	<u>0.2961</u>	0.8848	0.7822	<u>0.7735</u>
Ladmse + Lstpr(ours)	0.8892	<u>0.7086</u>	0.5183	0.9676	0.7435	0.8439

	Recall			F1		
	body	Dend	Axon	body	Dend	Axon
MSE	0.9251	0.849	0.0954	0.9194	0.8299	0.1608
RCE[9]	0.9799	0.8677	0.184	0.8461	0.7859	0.2924
APL[10]	0.9325	0.6947	0.1375	0.9218	0.784	0.2293
NR-Dice[11]	0.9566	0.8425	0.1676	0.9115	0.8239	0.2628
Ladmse(ours)	0.8899	0.9531	<u>0.3564</u>	0.9101	0.8223	0.4447
Lmse + Lstpr(ours)	<u>0.972</u>	0.8277	0.3241	<u>0.9262</u>	0.8043	<u>0.4568</u>
Ladmse + Lstpr(ours)	0.9165	<u>0.9375</u>	0.5731	0.9413	<u>0.8292</u>	0.6826

	CIDice		
	body	Dend	Axon
MSE	0.8771	<u>0.8105</u>	0.2486
RCE[9]	0.7321	0.7082	<u>0.4873</u>
APL[10]	0.8066	0.7635	0.2851
NR-Dice[11]	0.8215	0.8245	0.3536
Ladmse(ours)	<u>0.8871</u>	0.8101	0.3965
Lmse + Lstpr(ours)	0.8814	0.7561	0.1683
Ladmse + Lstpr(ours)	0.9043	0.8461	0.4948