



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0026699
(43) 공개일자 2023년02월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/40 (2018.01) G06F 18/00 (2023.01)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 30/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/40 (2018.01)
G06F 18/2413 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0108627

(22) 출원일자 2021년08월18일

심사청구일자 2021년08월18일

(71) 출원인

재단법인대구경북과학기술원

대구 달성군 현풍읍 테크노중앙대로 333

재단법인 아산사회복지재단

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

박상현

대구광역시 달성군 유가읍 테크노대로 165, 213동
1503호 (제일풍경채센터빌)

치콘데 필립

대구광역시 달서구 상화로9길 70-6, 206호 (진천
동)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인 남앤남

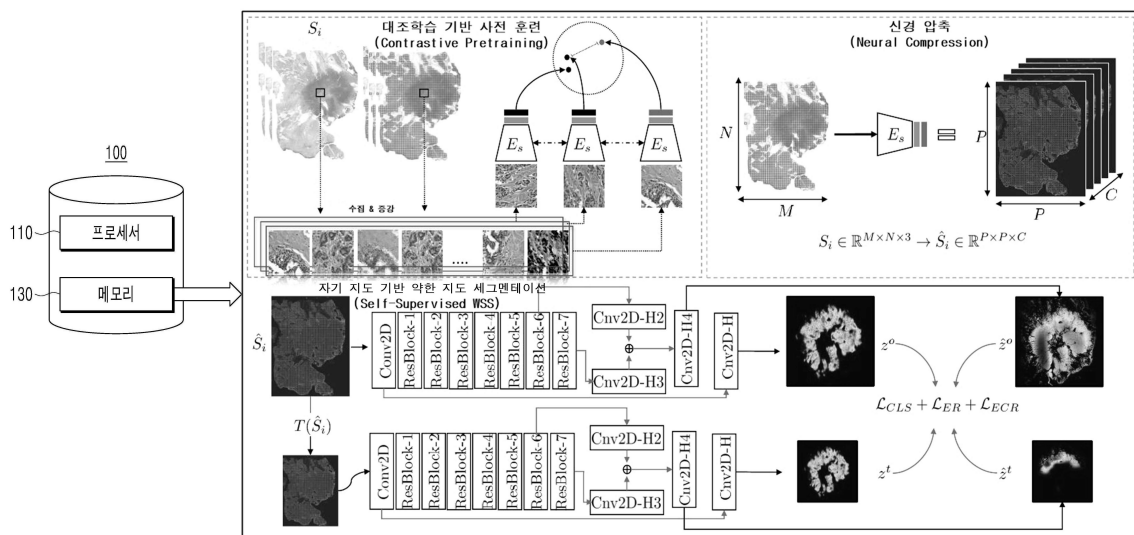
전체 청구항 수 : 총 29 항

(54) 발명의 명칭 의료 이미지 분류 방법 및 장치

(57) 요약

의료 이미지 분류 방법 및 장치가 개시된다. 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법은, 분류의 대상이 되는 고해상도의 의료 이미지를 획득하는 단계와, 획득한 의료 이미지의 전체 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드를 기 학습된 인코더를 통해 신경망 압축을 수행하는 단계와, 압축된 의료 이미지의 모든 슬라이드를 기 학습된 분류 모델에 입력하여 생성된 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 기반으로 분류를 수행하는 단계와, 분류 수행 결과, 해당 의료 이미지의 레이블 및 레이블 판단 영역을 출력하는 단계를 포함 할 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06N 3/042 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G16H 30/20 (2018.01)

(72) 발명자

고현정

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88, 동관4층 병리
과 (풍납동)

남수정

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88, 동관4층 병리
과 (풍납동)

김미정

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88, 동관4층 병리
과 (풍납동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415166636

과제번호 20001533

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국산업기술평가관리원

연구사업명 현장 진단 가능 AI 융합 다중 영상 내시현미경 실용화 개발

연구과제명 현장 진단 가능 AI 융합 다중 영상 내시현미경 실용화 개발

기 여 율 1/2

과제수행기관명 한국과학기술원

연구기간 2020.01.01 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711108088

과제번호 2019R1C1C1008727

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 의료영상분석을 통해 현재 상태와 미래에 일어날 예후변화를 설명해주는 인공지능
개발

연구과제명 의료영상분석을 통해 현재 상태와 미래에 일어날 예후변화를 설명해주는 인공지능
개발

기 여 율 1/2

과제수행기관명 대구경북과학기술원

연구기간 2020.03.01 ~ 2021.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 의료 이미지 분석을 위한 의료 이미지 분류 모델을 생성하는 방법으로서,

기 학습된 인코더를 이용하여 의료 이미지 각각의 압축 피쳐맵을 생성하는 단계;

상기 압축 피쳐맵에 대해 리스케일링 및 회전 중 적어도 하나를 포함하는 변환 함수를 적용하여 변환 피쳐맵을 생성하는 단계; 및

상기 압축 피쳐맵 및 상기 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지의 분류를 위해 설계된 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

상기 압축 피쳐맵 및 상기 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지를 분류함과 동시에, 상기 의료 이미지의 분류의 근거가 된 부위의 영역화를 위해 설계된,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 기 학습된 인코더는 훈련 페이즈(training phase)에 의해 미리 훈련되고,

상기 훈련 페이즈는,

이미지 단위로 레이블링된 의료 이미지들을 수집하는 단계;

상기 수집된 의료 이미지들의 각 슬라이드에서 패치 인스턴스를 추출하는 단계; 및

상기 추출된 패치 인스턴스를 로우 레벨(low-level) 임베딩 벡터로 변환하는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 훈련 페이즈는,

상기 변환하는 단계 전에,

상기 추출된 패치 인스턴스의 원본 데이터에 대한 증강 데이터를 생성하는 단계를 더 포함하고,

상기 변환하는 단계는, 상기 패치 인스턴스 각각의 원본 데이터와 증강 데이터를 비교하여 대조 손실 함수를 통해 비지도 대조 학습을 수행하는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 5

제 3 항에 있어서,

상기 기 학습된 인코더는,

상기 추출된 패치 인스턴스의 소스 정보에 기반하여 동일한 슬라이드에서 추출된 패치 인스턴스들 사이의 거리는 상이한 슬라이드에서 추출된 패치 인스턴스들 사이의 거리보다 가깝게 임베딩되도록 학습된,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 압축 피쳐맵을 생성하는 단계는 콘트라스트비 학습(Contrastive Learning) 방식을 이용하여 수행되는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

상기 압축 피쳐맵과 상기 변환 피쳐맵 각각에 대한 두 분기의 신경망으로 형성된 삼(Siamese) 구조의 네트워크로 구성된,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은, 상기 훈련시키는 단계를 통해,

데이터 증강에 따른 자기 지도 학습을 기반으로, 각각의 분기된 신경망에서 생성되는 클래스 활성화맵에 자기 등변성 정규화(self-equivariant regularization)를 적용하여, 각각의 분기된 신경망에서 생성된 클래스 활성화맵 간의 일관성(consistency)과 증강된 데이터의 뷰(view) 간의 픽셀 관련성(pixel affinity)을 기반으로 손실이 최소화되도록 학습되는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 기 학습된 인코더를 통해 압축된 원본 슬라이드 이미지 세트를 수집하는 단계;

상기 원본 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계;

상기 수집한 원본 슬라이드 이미지 세트에 변환 함수(T)를 적용하여 변환 슬라이드 이미지 세트를 생성하는 단

계;

상기 변환 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계; 및

상기 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵과 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵 간의 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)가 최소화하도록 학습하는 단계를 포함하는, 의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

두 분기의 신경망 각각에서,

전단(earlier layer)의 컨볼루션 레이어를 통해 로우 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하고, 복수의 레이어를 거쳐 후단(later layer)의 컨볼루션 레이어에서 하이 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하는 구조로 구성된,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

후단의 컨볼루션 레이어에서 임베딩을 생성하는 3 개의 개별 1X1 컨볼루션 레이어로 확장된 구조로 구성되고,

상기 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵을 생성하고,

상기 확장된 구조를 기반으로, 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵을 생성하고,

특징 상관관계(feature-correlation) 학습을 수행하여 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵과 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵 사이의 픽셀 간 유사성을 학습하도록 구성된,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 12

제 10 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은, 상기 훈련시키는 단계를 통해,

상기 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화 맵($\hat{z}^o$)과, 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화 맵($\hat{z}^t$) 간의 등변성 정규화(equivariant regularization, ER) 손실($\mathcal{L}_{ER}$)이 최소화되도록 학습되고,

상기 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$)는 아래의 수학식 1로 표현되는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

수학식 1

$$\mathcal{L}_{ER} = ||T(\hat{z}^o) - \hat{z}^t||_1.$$

청구항 13

제 12 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

상기 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성맵(z^o)과 하이 레벨의 클래스 활성맵($\hat{z}^o$),
상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성맵(z^t)과 하이 레벨의 클래스 활성맵($\hat{z}^t$) 간
의 등변성 교차 정규화(equivariant cross regularization, ECR) 손실($\mathcal{L}_{ECR}$)이 최소화되도록 학습되고,

상기 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)는 아래의 수학식 2로 표현되는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

수학식 2

$$\mathcal{L}_{ECR} = ||T(z^o) - \hat{z}^t||_1 + ||T(\hat{z}^o) - z^t||_1.$$

청구항 14

제 13 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은,

두 분기의 신경망 모두에 대해, 글로벌 평균 풀링 레이어를 거친 후 입력으로 주어진 원본 슬라이드 이미지 세
트의 이미지 레벨 레이블을 예측하여 실제 레이블과 예측 레이블 간의 교차 엔트로피 분류(classification) 손
실($\mathcal{L}_{CLS}$)이 최소화되도록 학습되고,

상기 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$)는 아래의 수학식 3으로 표현되는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

수학식 3

$$\mathcal{L}_{CLS} = \frac{1}{2}(L_{cls}(z^o, y) + L_{cls}(z^t, y)),$$

y는 0과 1로 레이블을 구분할 수 있는 이미지 레벨 레이블

청구항 15

제 14 항에 있어서,

상기 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)는 객체를 분류하기 위한 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$), 픽셀과 이미지 레벨 감독 간의 겹
을 좁히기 위한 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$) 및 데이터 증강에 따른 아핀 변환에 대한 일관된 예측을 위한
등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)의 조합($\mathcal{L} = \mathcal{L}_{CLS} + \mathcal{L}_{ER} + \mathcal{L}_{ECR}$)인,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 16

제 1 항에 있어서,

상기 분류 초기 모델은 입력되는 피쳐맵에 대해 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 후단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 하이 레벨 클래스 활성화맵을 추출하도록 구성되고,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들과 상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들 사이의 차이 및 상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 분류(Classification) 값과 상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 분류 값의 차이가 최소화되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 17

제 16 항에 있어서,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 로우 레벨 클래스 활성화맵 사이의 차이가 최소화되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 더 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 18

제 16 항에 있어서,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 로우 레벨 클래스 활성화맵 사이의 차이가 감소되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 19

제 16 항에 있어서,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵에 상기 변환 함수를 적용한 결과 사이의 차이가 감소되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 20

제 16 항에 있어서,

상기 훈련시키는 단계는,

상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 상기 압축 피쳐맵에

상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 로우 레벨 클래스 활성화맵에 상기 변환 함수를 적용한 결과 사이의 차이가 감소되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하는,
의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 21

제 1 항에 있어서,
상기 분류 초기 모델은 입력되는 피쳐맵에 대해 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 후단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 하이 레벨 클래스 활성화맵을 추출하도록 구성되고,
상기 훈련시키는 단계는,
손실 함수가 최소화되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하고,
상기 손실 함수는 상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 범주화 값과 상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 범주화 값의 차이, 및 상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들과 상기 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들 사이의 차이에 기초하여 형성되는,
의료 이미지 분류 모델 생성 방법.

청구항 22

적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 의료 이미지 분석을 위한 의료 이미지 분류 방법으로서,
분류의 대상이 되는 고해상도의 의료 이미지를 획득하는 단계;
상기 획득한 의료 이미지의 전체 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드를 기 학습된 인코더를 통해 신경망 압축을 수행하는 단계;
상기 압축된 의료 이미지의 모든 슬라이드를 기 학습된 분류 모델에 입력하여 생성된 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 기반으로 분류를 수행하는 단계; 및
상기 분류 수행 결과에 기초하여 해당 의료 이미지의 레이블을 출력하는 단계를 포함하는,
의료 이미지 분류 방법.

청구항 23

제 22 항에 있어서,
상기 출력하는 단계는,
상기 해당 의료 이미지의 레이블을 출력함과 동시에, 상기 의료 이미지의 분류에 근거가 된 부위의 영역을 출력하는 단계를 포함하는,
의료 이미지 분류 방법.

청구항 24

제 22 항에 있어서,
상기 기 학습된 인코더는 훈련 페이즈(training phase)에 의해 미리 훈련되고,
상기 훈련 페이즈는,

이미지 단위로 레이블링된 의료 이미지들을 수집하는 단계;
 상기 수집된 의료 이미지들의 각 슬라이드에서 패치 인스턴스를 추출하는 단계; 및
 상기 추출된 패치 인스턴스를 로우 레벨(low-level) 임베딩 벡터로 변환하는 단계를 포함하는,
 의료 이미지 분류 방법.

청구항 25

제 22 항에 있어서,
 상기 기 학습된 분류 모델은,
 상기 기 학습된 인코더로부터 출력된 원본 슬라이드 이미지 세트와 상기 원본 슬라이드 이미지 세트의 증강에 따른 변환 슬라이드 이미지 세트 각각에 대한 두 분기의 신경망으로 형성된 샴(Siamese) 구조의 네트워크로 구성된,
 의료 이미지 분류 방법.

청구항 26

제 25 항에 있어서,
 상기 기 학습된 분류 모델은,
 데이터 증강에 따른 자기 지도 학습을 기반으로, 각각의 분기된 신경망에서 생성되는 클래스 활성화맵에 자기 등변성 정규화(self-equivariant regularization)를 적용하여, 각각의 분기된 신경망에서 생성된 클래스 활성화맵 간의 일관성(consistency)과 증강된 데이터의 뷰(view) 간의 픽셀 관련성(pixel affinity)을 기반으로 손실이 최소화되도록 학습된 모델인,
 의료 이미지 분류 방법.

청구항 27

적어도 하나의 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 적어도 하나의 프로세서로 하여금 제 1 항 내지 제 26 항 중 어느 하나의 항의 방법을 수행하게 하는 프로그램이 기록된, 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체.

청구항 28

고해상도 의료 이미지 분석을 위한 의료 이미지 분류 모델 생성 장치로서,
 적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및
 상기 메모리와 연동되어 상기 명령어를 실행하는 적어도 하나의 프로세서를 포함하되,
 상기 명령어는 상기 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 프로세서로 하여금,
 기 학습된 인코더를 이용하여 의료 이미지 각각의 압축 피쳐맵을 생성하는 동작;
 상기 압축 피쳐맵에 대해 리스케일링 및 회전 중 적어도 하나를 포함하는 변환 함수를 적용하여 변환 피쳐맵을 생성하는 동작; 및
 상기 압축 피쳐맵 및 상기 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지의 분류를 위해 설계된 분류 초기 모델을 훈련시키는 동작을 수행하도록 하는,

의료 이미지 분류 모델 생성 장치.

청구항 29

고해상도 의료 이미지 분석을 위한 의료 이미지 분류 장치로서,

적어도 하나의 명령어를 저장하는 메모리; 및

상기 메모리와 연동되어 상기 명령어를 실행하는 적어도 하나의 프로세서를 포함하되,

상기 명령어는 상기 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 프로세서로 하여금,

분류의 대상이 되는 고해상도의 의료 이미지를 획득하는 동작;

상기 획득한 의료 이미지의 전체 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드를 기 학습된 인코더를 통해 신경망 압축을 수행하는 동작;

상기 압축된 의료 이미지의 모든 슬라이드를 기 학습된 분류 모델에 입력하여 생성된 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 기반으로 분류를 수행하는 동작; 및

상기 분류 수행 결과에 기초하여 해당 의료 이미지의 레이블을 출력하는 동작을 수행하도록 하는,

의료 이미지 분류 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 삼 네트워크 구조(siamese network architecture)의 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM) 네트워크를 통해 이미지 레벨의 레이블만 사용하여 고해상도의 조직 병리학 이미지에서 관심 영역을 검출할 수 있는 의료 이미지 분류 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 의료 영상에서 관심 장기를 세그멘테이션(segmentation)하는 것은 정확한 질병 진단과 종단 연구를 위해 필수적이다. 최근 딥러닝 기반 기법들이 세그멘테이션 문제에서 좋은 성능을 보이고 있지만 높은 성능을 위해서는 대규모 데이터 셋(set)이 필수적이다. 그러나 비싼 촬영 비용, 장기(organ)마다의 프로토콜과 해상도 때문에 학습에 필요한 대규모 데이터 셋을 구축하기 어렵다.

[0003] 한편, 조직 병리학 이미지는 일반적으로 hematoxylin and eosin(H&E)로 염색된 전체 슬라이드 이미지(whole slide imaging, WSI)를 사용하여 스캔한 밝은 영역의 디지털 조직 슬라이드이며, 암 검출, 분류 및 치료 계획을 위한 현재 표준으로 사용되고 있다. 즉 디지털 병리학은 환자 조직 샘플의 디지털화, 특히 디지털 전체 슬라이드 이미지(WSI)의 사용과 함께 등장했으며, 병리학자들은 새로운 바이오 마커 발견을 포함한 정확한 평가를 가속화하기 위해 이를 빠르게 채택하고 있다.

[0004] 이에, 최근에는 심층 신경망 학습의 발전을 통해, 선행기술 1과 같이 자동 조직 병리학 분류 방법이 제안되고 있다. 선행기술 1은 조직 병리학 전체 슬라이드 이미지에 대해 심층 컨볼루션 신경망(inception v3)을 훈련하여 선암종(LUAD), 편평세포암종(LUSC) 또는 정상 폐 조직으로 정확하고 자동적으로 분류할 수 있다.

[0005] 그럼에도 불구하고 상기와 같은 방법은 정확한 주석이 있는 대용량 데이터의 가용성에 크게 의존하므로 시간이 많이 소요되는 문제가 있다. 특히, 디지털 병리학에서 세그멘테이션은 질병의 진단 및 치료를 위한 기본적인 작업으로, 완전히 지도된(fully supervised) 방법은 시간이 많이 걸리고 생성이 어려운 정확한 픽셀 레벨의 주석이 필요하지만, 이미지 레벨 레이블은 획득하는데 드는 비용이 더 저렴하기 때문에, 디지털 병리학에 있어, 약한 지도(weak supervision)가 세그멘테이션 알고리즘을 학습하기에 더 실용적인 방법이다. 즉, 막대한 크기의 조직 병리학 이미지의 분석은 오류가 발생하기 쉬우므로 메모리 효율적인 자동화 방법이 필요하다.

[0006] 이에, 선행기술 2와 같이, 세밀하게 그레인드된(fine-grained) 레이블에 대한 수요를 완화하기 위해 거칠게 그레인드된(coarse-grained) 레이블만 요구하는 weakly supervised 알고리즘이 제안되었다. 선행기술 2에 개시되는 MIL(Multiple instance learning)은 WSI 분석에 사용되는 주요 기술 중 하나로, 훈련 및 추론을 위해 WSI를

다운 샘플링 된 패치로 분석하여 메모리 제약 문제를 해결하기 때문에 가장 널리 사용된다. 즉 선행기술 2에서는 이미지 수준 레이블만 사용하여 조직 병리학 이미지 분할을 위한 약한 지도 학습 프레임워크인 CAMEL을 제안하며, MIL(다중 인스턴스 학습) 기반 레이블 강화를 사용하여 이미지를 격자 인스턴스로 분할하고 인스턴스 수준 레이블을 자동으로 생성할 수 있다.

[0007] 다만 이로 인해 특히 이미지 세그먼테이션과 같은 작업의 경우 컨텍스트의 공간적 범위와 이미지 수준 세부 정보 간에 많은 비용이 소요될 수 있다. 즉, 일반적인 약하게 감독된 세그먼테이션(weakly supervised segmentation)에서의 접근 방식은, 메모리 제약 조건을 충족하기 위해 조직학 이미지를 패치로 사전 처리하기 때문에, 종종 글로벌 컨텍스트 부족으로 인해 성능이 저하되는 문제가 있다. 따라서 단순한 수동 주석에 의존하지 않고 합리적인 성능을 강조하는 이러한 문제를 해결하기 위한 모델 독립적 접근법이 필요하다.

[0008] 진술한 배경기술은 발명자가 본 발명의 도출을 위해 보유하고 있었거나, 본 발명의 도출 과정에서 습득한 기술 정보로서, 반드시 본 발명의 출원 전에 일반 공중에게 공개된 공지기술이라 할 수는 없다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0009] (비특허문헌 0001) 선행기술 1: Coudray, N., Ocampo, P.S., Sakellaropoulos, T., Narula, N., Snuderl, M., Fenyő, D., Moreira, A.L., Razavian, N., Tsirigos, A.: Classification and mutation prediction from non-small cell lung cancer histopathology images using deep learning. Nature medicine 24(10), 1559{1567 (2018)

(비특허문헌 0002) 선행기술 2: Xu, G., Song, Z., Sun, Z., Ku, C., Yang, Z., Liu, C., Wang, S., Ma, J., Xu, W.: Camel: A weakly supervised learning framework for histopathology image segmentation. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. pp. 10682{10691 (2019)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 개시의 실시 예의 일 과제는, 삼 구조의 클래스 활성맵(CAM) 네트워크를 통해 자기 등변성 정규화(Self-Equivariant Regularization)를 사용함으로써 이미지 레벨의 레이블만 사용하여 고해상도의 조직 병리학 이미지에서 관심 영역을 검출할 수 있도록 하는데 있다.

[0011] 본 개시의 실시 예의 일 과제는, 고해상도 조직 병리학 이미지 전체를 대조 학습(contrastive learning)을 통해 압축하는 과정을 수행하여, 영상을 패치들로 분할하여 프로세싱을 진행함에 따라 발생할 수 있는 문제점을 해결하고자 하는데 있다.

[0012] 본 개시의 실시 예의 일 과제는, 영상 자체의 사이즈가 커서 약한 지도 학습을 수행하는데 어려움이 있는 병리 영상에 대해 압축하는 과정을 수행하여 공간적 컨텍스트를 유지하면서 사이즈를 작게 만들어 학습을 용이하게 하도록 하는데 있다.

[0013] 본 개시의 실시 예의 일 과제는, 약한 자기 학습 세분화(Weakly Supervised Segmentation, WSS) 과정에서, 변환(transform) 영상과의 비교뿐만 아니라, 하이 레벨(high-level) 영상과 로우 레벨(low-level) 영상을 비교하여 보다 정확한 영역 추출이 가능하도록 하는데 있다.

[0014] 본 개시의 실시 예의 일 과제는, 첫 번째 컨볼루션 레이어를 사용하여 클래스 활성맵(CAM)을 얻고 자기 지도 손실에서 거친 예측에 대한 대조를 얻어 훈련이 안정되도록 하는데 있다.

[0015] 본 개시의 실시 예의 목적은 이상에서 언급한 과제에 한정되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시 예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0016] 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법은, 분류의 대상이 되는 고해상도의 의료 이미지를 획득하는 단계와, 획득한 의료 이미지의 전체 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드를 기 학습된 인코더를 통해 신경망 압축을 수행하는 단계와, 압축된 의료 이미지의 모든 슬라이드를 기 학습된 분류 모델에 입력하여 생성된 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 기반으로 분류를 수행하는 단계와, 분류 수행 결과, 해당 의료 이미지의 레이블 및 레이블 판단 영역을 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 또한, 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 모델 생성 방법은, 기 학습된 인코더를 이용하여 의료 이미지 각각의 압축 피쳐맵을 생성하는 단계, 압축 피쳐맵에 대해 리스케일링 및 회전 중 적어도 하나를 포함하는 변환 함수를 적용하여 변환 피쳐맵을 생성하는 단계, 및 압축 피쳐맵 및 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지의 분류를 위해 설계된 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 이 외에도, 본 발명의 구현하기 위한 다른 방법, 다른 시스템 및 상기 방법을 실행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 저장된 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체가 더 제공될 수 있다.

[0019] 진술한 것 외의 다른 측면, 특징, 이점이 이하의 도면, 특허청구범위 및 발명의 상세한 설명으로부터 명확해질 것이다.

발명의 효과

[0020] 본 개시의 실시 예에 의하면, 삼 구조의 클래스 활성화맵(CAM) 네트워크를 통해 자기 등변성 정규화를 사용하여 이미지 레벨의 레이블만으로 고해상도의 조직 병리학 이미지에서 관심 영역을 검출함으로써, 관심 영역(종양) 위치 검출 성능을 향상시킬 수 있다.

[0021] 또한, 고해상도 조직 병리학 이미지 전체를 대조 학습을 통해 압축하는 과정을 수행함으로써, 영상 압축을 통해 일반 영상에 활용되는 다양한 기법들을 병리영상 프로세싱에 적용할 수 있다.

[0022] 또한, 고해상도 의료 영상에서 종양의 위치를 분류 및 영역화하여 용이하게 검출할 수 있도록 함으로써, 보다 정확한 진단이 가능하도록 할 수 있다.

[0023] 또한, 영상 자체의 사이즈가 커서 약한 지도 학습을 수행하는데 어려움이 있는 병리 영상에 대해 공간적 컨텍스트를 유지하면서 압축하는 과정을 수행함으로써, 기가 픽셀 병리 영상에 대한 학습을 용이하게 수행하도록 할 수 있다.

[0024] 또한, 약한 자기 학습 세분화(Weakly Supervised Segmentation, WSS) 과정에서, 변환(transform) 영상과의 비교뿐만 아니라, 하이 레벨(high-level) 영상과 로우 레벨(low-level) 영상을 비교함으로써, 보다 정확한 분류 및 영역 추출이 가능하도록 할 수 있다.

[0025] 또한, 첫 번째 컨볼루션 레이어를 사용하여 클래스 활성화맵(CAM)을 얻고 자기 지도 손실에서 거친 예측에 대한 대조를 얻어 훈련이 안정되도록 함으로써, 고도로 국소화된 종양 영역이 있는 슬라이드의 전체 영역이 정확하게 커버되도록 할 수 있다.

[0026] 본 발명의 효과는 이상에서 언급된 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0027] 도 1은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류에 대한 프레임워크를 도시한 도면이다.

도 2는 본 개시의 일 실시 예에 따른 압축을 위한 인코더 사전 훈련을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 개시의 일 실시 예에 따른 기 학습된 인코더를 통해 압축을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 개시의 일 실시 예에 따른 삼 구조의 클래스 활성화맵(CAM) 네트워크를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 개시의 일 실시 예에 따른 훈련 중 에포크(epoch) 당 클래스 활성화맵(CAM) 개선 진행 과정을 나타내는 도면이다.

도 6은 본 개시의 일 실시 예에 따른 대상 영역 예측 결과를 나타내는 도면이다.

도 7은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

도 8은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0028] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 설명되는 실시 예를 참조하면 명확해질 것이다.
- [0029] 그러나 본 발명은 아래에서 제시되는 실시 예들로 한정되는 것이 아니라, 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있고, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 아래에 제시되는 실시 예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0030] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 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. 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0031] 이하, 본 발명에 따른 실시 예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명하기로 하며, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 동일하거나 대응하는 구성요소는 동일한 도면번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0032] 본 실시 예는 의료 영상을 분석하기 위한 것으로, 특히 병리 영상의 세그먼테이션(segmentation) 및 분류 태스크에 대해 수행하고자 하는 것이며, 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 개선하여 이미지 수준 레이블만 사용하는 조직 병리학 분할을 위한 약하게 지도(감독)되는 프레임 워크에 관한 것이다.
- [0033] 일반적으로, 병리 영상 분석 시 종양 부위 세그먼테이션은 진단과 치료 계획을 세우는데 매우 중요하다. 하지만 기존에 제안되었던 지도 학습 기반 세그먼테이션 기법들은 픽셀 단위 주석을 필요로 하였고, 이를 생성하는 데에 오랜 시간이 걸리는 문제가 있었다.
- [0034] 예를 들어, 전체 슬라이드 이미지(Whole Slide Imaging, WSI)의 자동 종양 위치 파악은 림프구 검출과 결합하여 치료 계획을 위한 미세 환경을 추가로 특성화 할 수 있다. 전체 슬라이드 이미지(WSI) 분석에 사용되는 주요 기술 중 MIL(Multiple instance learning)은 훈련 및 추론을 위해 전체 슬라이드 이미지(WSI)를 다운 샘플링 된 패치로 분석하여 메모리 제약 문제를 해결하기 때문에 가장 널리 사용된다. 이로 인해 특히 이미지 분할과 같은 작업의 경우 컨텍스트의 공간적 범위와 이미지 레벨 세부 사항간에 값 비싼 절충이 발생할 수 있다.
- [0035] 특히 CDWS-MIL(Constrained Deep Weak Supervision-MIL)과 같은 기술이 약하게 감독된 분할에 대한 인공 영역 제약의 이점을 보여주었으나, 제약의 설계는 조직 병리학에서는 중요하지 않다.
- [0036] 그 외 추론 과정에서 복잡한 집계 기법을 사용하여 공간적 절충을 해결하기 위해 다중 스케일 학습 체계에 초점을 맞추는 기법에 있어서는, 이를 위해서는 훈련 중에 정보를 대화식으로 공유하기 위해 규모 당 여러 네트워크가 필요한 경우가 많기 때문에 엄청난 계산 비용이 발생하고 종종 휴리스틱 아키텍처 선택에 의존할 수 있다. 따라서 순수한 수동 주석에 의존하지 않고 합리적인 성능을 강조하면서 이러한 문제를 해결하기 위한 모델 불가지론적(agnostic) 접근 방식이 필요할 수 있다.
- [0037] 이에 이미지 레벨로 암이 있는지 없는지 알려주는 레이블만으로 종양 부위를 자동으로 세그먼테이션 해주기 위한 약한 지도 학습(weak supervision) 기법들이 제안되고 있다. 이러한 기법들은 메모리 문제로 인해 대부분 전체 병리 영상을 패치로 나누어 이들을 기반으로 약한 지도 학습 기법들을 제안하였지만, 이 방식은 전체적인 영상의 특성을 이용하기 어렵다는 문제가 있다.
- [0038] 또한, 의료 및 자연 이미지 모두에서 약한 지도 학습 세분화(WSS)에 대한 방법은 종종 클래스 활성화맵(CAM)을 사용하여 객체 또는 영역을 로컬리제이션(localization) 할 수 있으나, 이때 클래스 활성화맵(CAM)은 일반적으로 활성화 부족(under-activation)을 일으키는 가장 차별적인 부분만을 커버할 수 있다. 따라서 본 실시 예에서는,

데이터 증가에 따른 자기 지도 학습을 기반으로 한 클래스 활성맵(CAM) 개선(또는 확장) 기법을 제안한다.

- [0039] 특히, 본 실시 예에서는, 하이 레벨의 공간적 맥락을 유지하는 비지도 대조 네트워크를 통해 신경 압축 기가 픽셀 이미지를 생성함으로써 전체 슬라이드 이미지(WSI)에 대한 메모리 제약을 완화할 수 있다. 그리고 본 실시 예에서는, 압축된 이미지로 네트워크를 훈련시켜 이미지 레벨 레이블을 예측하고 이후 특정 구성 요소를 고정(freeze)하여 자기 지도 클래스 활성맵(CAM) 개선을 용이하게 할 수 있다.
- [0040] 즉 본 실시 예에서, 초기(initial) 클래스 활성맵(CAM)을 개선하기 위해, 의료 이미지 분류를 위하여 훈련된 네트워크는 원본 입력 이미지의 클래스 활성맵(CAM)과 원본 입력 이미지에서 아핀 변환된 관점으로 생성된 변환 이미지의 클래스 활성맵(CAM) 간의 등변성 손실을 최소화하는 삼 아키텍처로 확장될 수 있다.
- [0041] 또한 본 실시 예에서는, 자명하지 않은 솔루션(non-trivial solution)을 피하기 위해 클래스 활성맵(CAM) 간의 일관적인 정규화를 사용하는 특징 상관 모듈(Correlation Module, CM)을 제안할 수 있다. 여기서 상관 모듈(CM)은 서로 다른 네트워크 분기의 예측 간의 일관성과 관점(view) 간의 픽셀 관련성(affinity) 어텐션(attention)을 보장하기 위해 사용될 수 있다.
- [0042] 즉, 본 실시 예에서는, 이미지 레벨 레이블을 사용하여 기가 픽셀 압축 이미지에서 약하게 감독된 세분화를 수행할 수 있으며, 증강된 뷰들 간의 일관적인 정규화와 함께, 특징/픽셀 상관 모듈을 사용하여 클래스 활성맵(CAM)을 위한 자기 지도에 대한 개선된 전략을 제안할 수 있다. 또한, 본 실시 예에서는, 정규화, 분류 및 세분화 태스크의 경우, 최첨단 MIL 방법을 능가하고, 완전 감독 세분화 대응에 필적하는 세분화를 위한 일관된 활성화를 생성할 수 있다.
- [0043] 따라서, 본 실시 예에서는, 병리 영상을 압축하여 특징맵으로 변환하기 위한 기법을 제시하고, 이 특징맵 전체를 살펴 종양을 자동으로 검출해주기 위한 약한 지도 학습 기법을 제안한다. 이를 위해, 본 실시 예에서는, 비지도 학습 기반 대조 학습(contrastive learning) 기법을 이용하여 기가 픽셀의 의료 이미지를 압축할 수 있다. 그리고 본 실시 예에서는, 이후 압축된 이미지로부터 종양부위를 검출해주기 위한 클래스 활성맵(CAM)을 보정하는 방식을 제안한다. 보다 구체적으로, 본 실시 예에서는, 원본 영상에 증강(augmentation)을 수행하여 새로운 영상을 만든 뒤 이 영상에서 만들어진 CAM과 원본영상에서 만들어진 CAM을 되도록 비슷하도록 만들어주는 손실 함수를 정의해줌으로써 CAM의 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0044] 본 실시 예에서는, 두 가지 측면에서 분류와 세분화를 모두 다루는 약한 지도 학습 방법을 고려할 수 있으며, 이는 패치 기반 MIL 방법과 자기 감독 또는 비지도 학습을 사용하는 방법을 포함할 수 있다.
- [0045] 패치 기반 MIL 방법에 있어서는, 어텐션 메커니즘(attention mechanism)을 사용하는 패치들을 사용하여 전체 슬라이드 이미지(WSI) 분류를 수행할 수 있으며, 그래프 신경망(graph neural network, GNN)을 사용하여 종양 노드 전이(Tumor Node Metastasis, TNM) 스테이징(staging)을 해결하여 패치 간의 공간 구조를 인코딩하고 종양 전이 단계를 예측할 수 있다.
- [0046] 또한 본 실시 예에서는, 각 전체 슬라이드 이미지(WSI)에서 가정된 종양 조직의 상대적 영역을 기반으로 훈련 중에 프록시(proxy) 패치 레벨 레이블을 반복적으로 생성하여 이미지 레이블로 전체 슬라이드 이미지(WSI) 분할을 위한 MIL 체계를 참조할 수 있다.
- [0047] 그리고 본 실시 예에서는, CLAM(Clustering-constrained attention multiple)을 참조할 수 있는데, CLAM은 어텐션을 사용하는 인스턴스 레벨 클러스터링 제약 분류 접근 방식에 관한 것이다.
- [0048] 다만 이러한 방법은 효과적이지만 여전히 패치 기반이며 글로벌 컨텍스트 추론이 없으며, 예를 들어, GNN은 각 전체 슬라이드 이미지(WSI)에 대해 인코딩 할 수 있는 패치 수에 의해 제한될 수 있다. 또한, 전체 슬라이드 이미지(WSI) 조직 형태의 이질성으로 인해 상대적 종양 영역에 대한 가정은 유지되지 않을 수 있으며 다중 클래스 작업에 대한 일반화에 실패 할 수 있다.
- [0049] 따라서 본 실시 예에서는 신경 압축 표현 프로세스를 수행하여 전체 입력에서 하이 레벨의 세부 사항을 획득할 수 있다.
- [0050] 한편, 약하게 감독된 자기 지도 학습 방법에 있어서는, 자연 이미지에 대해 잘 연구되었지만 의료 이미지에 대한 사전 텍스트 작업에 대해서는 연구되지 않았다.
- [0051] 본 실시 예에서는, 회전(rotation), 특징 재구성(feature reconstruction), 퍼즐 확대(jigsaw magnification) 및 H&E 채널 예측과 같은 보조 작업(auxiliary task)을 포함하는 전체 슬라이드 이미지(WSI)에 대한 도메인 불

가지론적 접근 방식인 Self-Path 방법을 참조할 수 있다.

[0052] 또한, 상기 작업 라인을 따라, 성능 향상을 위해 대조 예측 코딩 (Contrastive Predictive Coding, CPC)과 MIL을 결합할 수 있다.

[0053] 그리고 본 실시 예에서는, 전체 슬라이드 이미지(WSI)에 대한 약한 감독 학습을 용이하게 하는 기술인 신경 기가 픽셀 이미지 압축(Neural gigapixel Image Compression, NIC)을 참조할 수 있다. 이를 통한 실측 주석에 대한 클래스 활성화맵(CAM)의 성능을 보면, 결과는 종종 세분화 작업을 명시적으로 처리하지 않고 배경 영역을 포함한 과잉 활성화를 나타낼 수 있다. 이에, 본 실시 예에서는, 자기 지도 학습을 통해 클래스 활성화맵(CAM)을 개선하는 접근 방식을 제시할 수 있다.

[0054] 도 1은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류에 대한 프레임워크를 도시한 도면이다.

[0055] 도 1을 참조하면, 본 실시 예는, 먼저 하이 레벨(high-level)의 공간 컨텍스트를 유지하기 위해 비지도 대조 학습 기술로 기가 픽셀 이미지를 압축할 수 있다. 다음으로, 본 실시 예의 네트워크는 압축된 이미지에 대해 훈련되어 이미지 레이블을 예측하고 대표적인 특징을 학습할 수 있다. 마지막으로, 본 실시 예의 자기 지도 삼(Siamese) 네트워크는 훈련 중 여러 증강 간의 등분산(equivariance) 제약 조건(constraint)을 활용하여 초기 CAM을 개선하도록 훈련될 수 있다. 그리고 본 실시 예에서는, 자명한 해(trivial solution)를 피하기 위해 일관성 정규화(consistency regularization)에 대한 특징(feature) 상관관계(correlation) 모듈을 사용하여 개선 및 안정적인 학습을 위해 인접한 특징 간에 유사한 예측을 장려할 수 있다.

[0056] 본 실시 예에서는, 이미지 레벨의 레이블 $Y_i=\{0, 1\}$ 과 관련된 각 슬라이드 S_i 를 포함하는 전체 슬라이드 이미지 집합 $S=\{S_i\}$ 을 고려할 수 있다. 여기서, 1은 특정 종양이 있는 조직 영역을 포함하는 슬라이드를 의미할 수 있고, 0은 질병이 없는 슬라이드를 의미할 수 있다.

[0057] 본 실시 예에서는, 이미지 레이블만 사용하여 세그먼테이션 CNN을 학습할 수 있다. 또한 본 실시 예에서, 자명한 해(trivial solution)는 재구성(reconstruction) 후 글로벌 슬라이드 레벨 히트맵을 구성하는데 사용되는 각 인스턴스의 확률과 함께, 각 슬라이드 레이블에 할당된 사용 가능한 모든 패치 $s_j \in S_i$ 에 대해 네트워크 F_θ 를 훈련하는 것을 포함할 수 있다. 그러나 사용된 노이즈(noisy) 레이블의 모호성으로 인해, 상술하는 접근 방식은 경쟁력 있는 성과를 보이지 않을 수 있다.

[0058] 이에, 본 실시 예에서는, 비지도 대조 학습을 사용하는 각 슬라이드 S_i 의 신경 압축(Neural Compression)을 수행하고, 압축된 이미지에 대한 분류 훈련을 수행하며, 특징 상관관계와 일관성 정규화를 통한 삼 구조의 자기 지도 클래스 활성화맵에 대해 제안하도록 한다.

[0059] 도 2는 본 개시의 일 실시 예에 따른 압축을 위한 인코더 사전 훈련을 설명하기 위한 도면이고, 도 3은 본 개시의 일 실시 예에 따른 기 학습된 인코더를 통해 압축을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다. 이하 도 2 및 도 3을 참조하여 대조 학습 기반 고해상도 의료 이미지 압축에 대해 설명하도록 한다.

[0060] 대조 신경 압축(Contrastive Neural Compression)

[0061] 본 실시 예에서는 고정 크기 $P \times P$ 의 기준 조직 마스크를 사용하여 균일한 위치 $\{i, j\}$ 를 샘플링 함으로써, 슬라이드(또는 개별 이미지) $S_i \in \mathbb{R}^{M \times N \times 3}$ 를 압축하여 $\hat{S} \in \mathbb{R}^{P \times P \times C}$ 를 얻을 수 있으며, 여기서 C 는 최종 압축 채널 차원을 나타낼 수 있다. 그리고 본 실시 예에서, $E_s(\cdot)$ 는 로우 레벨(low-level) 임베딩 벡터 $e_{ij} \in \mathbb{R}^C$ 를 학습하기 위해 조직 추출 후 각 슬라이드에서 추출된 유효 패치 인스턴스 $s_{ij} \in \{S\}$ 에 대해 훈련된 인코더 네트워크를 나타낸다.

[0062] 그런 다음 본 실시 예에서는, 각 포인트를 인코딩 하는 모든 슬라이드 위치(예를 들어, $S_i \in \mathbb{R}^{M \times N \times 3} \rightarrow \hat{S} \in \mathbb{R}^{P \times P \times C}$)에서 $E_s(\cdot)$ 를 사용하여 압축할 수 있다. 또한 $E_s(\cdot)$ 는 각 인스턴스 e 가 원본의 증강된 버전 e' (즉, 색상, 회전, 크기 조정 등)과 비교되는 인스턴스 레이블 없이 대비 손실(contrastive loss)을 통해 감독 없이(unsupervisedly) 훈련될 수 있다. 그 외 증강에는 무작위 자르기(random

cropping), 색상 왜곡(color distortion) 및 무작위 가우시안 블러링(random Gaussian blurring) 등이 포함될 수 있다.

[0063] 대조 손실 함수에 대해서는, 공식적으로 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

$$\mathcal{L}_E = -\log \frac{\exp(\text{sim}(e', e)/\tau)}{\sum_{k=1}^{2B} \mathbb{Q}_{[k \neq j]} \exp(\text{sim}(e'_j, e_k)/\tau)},$$

[0065] 여기서, $\mathbb{Q}_{[k \neq j]} \in \{0, 1\}$ 는 $1(\text{iff } k \neq j)$ 로 산출되는 인디케이터(indicator) 함수(function)이고, τ 는 온도 파라미터(temperature parameter)를 나타낼 수 있다. 온도 파라미터는 유사도의 차이가 로스에 반영되는 정도를 조절하는 파라미터이며, 모델의 실시형태에 따라 경험적으로 임의의 숫자를 넣으며 찾아지는 최적변수이다. 즉, 온도 파라미터는 확률 분포가 얼마나 '급격한'지를 결정하기 위해 다중 클래스 분류에서 자주 사용되는 것으로, 온도가 낮으면 단일 또는 몇 개의 두드러진 피크가 있는 뾰족한 분포가 나타날 수 있고, 온도가 높으면 두드러진 피크가 없는 평평한 분포가 나타날 수 있다. 그리고 $\text{sim}(\cdot, \cdot)$ 은 유사도 함수(similarity function)일 수 있으며, 예를 들어, 코사인 유사도(cosine similarity)일 수 있고, B는 학습 페이지에서 정의되는 배치 사이즈로, 미니 배치당 관점(view)의 수를 의미할 수 있다.

신경 압축 분류(Neural Compressed Classification)

[0066] 본 실시 예에서는, 모든 슬라이드를 압축한 후 네트워크 F_θ 를 훈련함으로써, 입력 $\hat{S}$ 로 주어진 이미지 레이블 레이블을 예측하여 실측 자료(ground-truth)와 예측 레이블 간의 교차 엔트로피 손실 $\mathcal{L}_{CLS}$ 을 최소화 할 수 있다.

[0068] 특히, 종래의 패치 기반 MIL 방법은 학습을 위해 슬라이딩 당 수천 개의 인스턴스가 추출되기 때문에 데이터가 충분하지 않은 경우가 많다. 대조적으로, 본 실시 예에서와 같이, 조직한 데이터 세트는 인스턴스의 크기가 작기 때문에 제한된 압축 슬라이드를 사용해도 똑같이 과적합이 발생할 수 있다. 이를 완화하기 위해 트레이닝 중에 각 슬라이드에 여러 가지 증강(argumentation)을 적용할 수 있다. 특히, 회전(0° , 90° , 180° , 270°)과, 수평, 수직 또는 수평 수직 둘 다 수행되는 플립핑(flippping)의 무작위 조합을 고려하여 증강을 수행할 수 있다. 압축된 특징맵에서 이러한 형태의 증강은 전체 학습 성능에 부정적인 영향(negatively affect)을 주지 않는다.

[0069] 도 4는 본 개시의 일 실시 예에 따른 삼 구조의 클래스 활성화맵(CAM) 네트워크를 설명하기 위한 도면이다. 도 4를 참조하여 이하, 자기 지도 학습 기반 클래스 활성화맵(CAM) 네트워크에 대해 설명하도록 한다.

자기 지도 신경 CAM 개선(Self-Supervised Neural CAM Refinement)

[0070] 일반적으로, 이미지 레이블이 있는 본래의 이미지(nature image)의 약하게 감독된(weakly supervised) 분할에 대해, 일반적으로 훈련된 분류 네트워크 $F_\theta(\cdot)$ 를 사용하여 Grad-CAM 방법을 기반으로 CAM을 얻을 수 있다. Grad-CAM 방법은 입력 이미지가 각 채널을 활성화하는 정도에 대한 공간적인 맵을 만드는 것으로, 입력 이미지가 주어지면 합성곱 층에 있는 특성맵의 출력을 추출하고, 특성맵의 모든 채널 출력에 채널에 대한 클래스의 그라디언트 평균을 곱하는 과정을 수행할 수 있다.

[0072] 그러나 이 방법은 전체 영역에 대한 커버리지 없이 가장 차별적인(discriminative) 부분만 활성화 시킬 수 있다.

[0073] 이를 해결하기 위해, 본 실시 예에서는, 자체 감독(self-supervision)을 통해 보다 어려운 작업을 통합하여, 네트워크가 보다 정확한 지역(region) 부분을 학습할 수 있도록 할 수 있다. 특히, 본 실시 예에서는, 훈련된 분

류 네트워크 $F_{\theta}(\cdot)$ 를 두 개의 $F_{\theta,1}$ 및 $F_{\theta,2}$ 로 분기되어 구성된 삼 구조(Siamese structure)로 확장할 수 있다. 여기서, 하나의 분기는 원래의 입력 $\hat{S}$ 로 피드되는 반면, 다른 하나는 크기 조정 또는 회전과 같은 변환 함수 T에 의해 뒤틀린(warped) 버전 $T(\hat{S})$ 를 입력으로 사용하여 피드될 수 있다. 이는 입력 및 실측 값 레이블에 적용된 데이터 증강으로 인해 완전히 감독된(fully-supervised) 방법이 본질적으로 동등하다는 사실에 의해 뒷받침될 수 있다.

[0074] 본 실시 예에서는, 약하게 감독되는 학습 체계에서의 등변 정규화 손실(equivariant regularization loss)은 서로 다르게 생성된 CAM 간의 L1 손실로 공식화 될 수 있다. 즉 본 실시 예에서는, $z^o = F_{\theta,1}(\hat{S})$ 및 $z^t = F_{\theta,2}(T(\hat{S}))$ 를 각 분기(이전 레이어)에서 생성된 활성화 맵(activation map)으로 간주할 수 있으며, $\hat{z}^o$ 및 $\hat{z}^t$ 는 F의 이후 단계에서 생성된 맵 일 수 있다. 이에 손실은 다음 수학식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

[0075]
$$\mathcal{L}_{ER} = ||T(\hat{z}^o) - \hat{z}^t||_1.$$

[0076] 또한, 본 실시 예에서는, 학습을 안정화시키고 로컬 최소값으로 빠르게 하락하는 것을 방지하기 위해 서로 다른 분기의 모든 출력 사이의 교차 정규화 손실을 통합할 수 있다.

[0077] 즉 이러한 손실은 다음 수학식 3과 같이 정의할 수 있다.

수학식 3

[0078]
$$\mathcal{L}_{ECR} = ||T(z^o) - \hat{z}^t||_1 + ||T(\hat{z}^o) - z^t||_1.$$

[0079] 본 실시 예에서는, 두 분기에서의 활성화 맵 간의 유사성을 활용하기 위해, 자체 주의 메커니즘(self-attention mechanism)을 사용하여 인코딩 된 특징맵 간의 컨텍스트 정보를 획득할 수 있다. 이는 코사인 거리를 기반으로 픽셀 간 유사성을 계산하기 위해 특징맵 간의 정규화 된 내부 곱을 취함으로써 달성될 수 있다.

[0080] 또한, 본 실시 예에서는, 글로벌 평균 풀링 후, 네트워크 예측 간의 분류 손실 $\mathcal{L}_{CLS}$ 을 사용할 수 있으며, 두 개의 분기를 고려할 때 손실은 다음 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다. 즉 분류 손실은 2 개의 분기에서 계산될 수 있다. 그리고 분류 손실은 객체 로컬리제이션을 위한 학습 감독을 제공할 수 있으며, 출력의 일관성을 유지하기 위해 원래 클래스 활성화맵에 대한 등변성 정규화를 집계해야 할 수 있다.

수학식 4

[0081]
$$\mathcal{L}_{CLS} = \frac{1}{2}(L_{cls}(z^o, y) + L_{cls}(z^t, y)),$$

[0082] 마지막으로, 본 실시 예에서는, 약하게 감독되는 학습 손실을 다음 수학식 5와 같이 정의할 수 있다.

수학적식 5

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{CLS} + \mathcal{L}_{ER} + \mathcal{L}_{ECR}.$$

즉 본 실시 예에서, 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)는 객체를 분류하기 위한 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$), 픽셀과 이미지 레벨 감독 간의 갭을 좁히기 위한 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$) 및 데이터 증강에 따른 아핀 변환에 대한 일관된 예측을 위한 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)의 조합($\mathcal{L} = \mathcal{L}_{CLS} + \mathcal{L}_{ER} + \mathcal{L}_{ECR}$)으로 이루어질 수 있다.

도 5는 본 개시의 일 실시 예에 따른 훈련 중 에포크 당 CAM 개선 진행 과정을 나타내는 도면이고, 도 6은 본 개시의 일 실시 예에 따른 대상 영역 예측 결과를 나타내는 도면이다.

도 5 및 도 6을 참조하여, 본 개시의 실시 예에 따라 제안된 방법의 정량적이고 정성적인 결과들이 이하에서 제시된다.

예를 들어, 본 실시 예의 의료 이미지 분류 모델에 대한 성능 확인을 위한 데이터 세트에는 x40 배율로 스캔된 두 개의 H&E WSI 데이터 세트(즉, 제 1 데이터 세트 및 제 2 데이터 세트)가 포함될 수 있다. 제 1 데이터 세트는 50명의 환자를 대상으로 한 5개의 기관(유방, 폐, 간, 위 및 갑상선)이 있는 100개의 슬라이드로 구성되어 있다. 종양 12개와 정상 슬라이드 8개가 있는 갑상선을 제외하고, 각 기관은 슬라이드 10개(5개 정상/5개 종양)로 구성될 수 있다. 각 기관은 침습성 유관 암종(invasive ductal carcinoma), 침습성 선암종(invasive adenocarcinoma), 유두 및 간세포 암종(papillary and hepatocellular carcinoma)과 같은 서로 다른 종양 유형을 나타낼 수 있다.

그리고 제 2 데이터 세트는 대장암(colorectal cancer, CRC)이 존재하는 556개의 슬라이드(278개 정상/278개 종양)로 구성될 수 있다. 또한, 종양 슬라이드는 현미 부수체 불안정성(microsatellite instable, MSI) 분자 표현형을 포함할 수 있다. 현미부수체(microsatellite)는 유전자 전체에 걸쳐 1-10개의 짧은 DNA 서열이 반복되어 배열되어 있는 형태를 의미한다. 또한 MSI는 이러한 현미부수체에 일어난 돌연변이가 MMR(mismatch repair) 단백질의 유전자 결합에 의해 복구되지 않으면서 반복 횟수에 변화가 발생하여, 그 길이가 정상 세포와 다르게 되는 현상을 의미한다.

전문가들은 면역 조직 화학 분석(Immunohistochemical analysis, IHC) 및 PCR 기반 증폭을 통해 종양의 존재를 검출할 수 있으며, 서로 다른 종양의 정확한 분할은 각 유형의 독특한(고유한) 형태로 인해 높은 예측 가치를 가질 수 있다.

본 실시 예에서는, 의료 이미지 분류 모델에 대한 성능 확인을 위해, 제 1 데이터 세트 및 제 2 데이터 세트를 각각 슬라이드 레벨에서 훈련(training) 및 테스트 수행을 위한 데이터 세트로 분할할 수 있다. 이때, 제 1 데이터 세트를 50%-50%로 분할하고, 제 2 데이터 세트를 40%-60%로 분할할 수 있다.

본 실시 예에서는, 감독되지 않은 패치 인코더 Es를 훈련시키기 위해, 각각 제 1 데이터 세트 및 제 2 데이터 세트에 대해 약 30k 및 250k 패치를 얻는 조직 추출 후의 두 세트에서 유효한 패치(256*256)를 추출할 수 있다. 신경 압축의 경우 각 슬라이드가 $\hat{S} \in \mathbb{R}^{P \times P \times C}$ 와 같이 고정 크기로 축소되며, 이때 P=256, C=64이고, 슬라이드 당 감소 계수(reduction factor)가 60일 수 있다.

본 실시 예에서는, 예를 들어, 네트워크 $F_{\theta}(\cdot)$ 는 확장된 회선(dilated convolution) 및 분류 훈련에서 레이블 예측을 위한 1 * 1 컨볼루션 레이어가 있는 ResNet-38 일 수 있다.

한편, 본 실시 예에서는, WSS의 경우 초기 CAM을 얻는데 사용되는 첫 번째 컨볼루션 레이어를 포함하여 고정된(frozen) 배치 표준 계층과 함께 훈련된 분류기를 사용할 수 있다. 명확히 하기 위해, 종래에는 일반적으로 CAM을 생성하기 위해 최종 레이어 활성화를 사용할 수 있으나, 본 실시 예에서와 같은 조직 병리학에서는, 특히 압축된 입력을 위해 첫 번째 레이어를 사용하여 보다 세밀한 CAM을 생성할 수 있다.

[0094] 또한 본 실시 예에서는, 특징 상관관계 학습을 달성하기 위해, F_{θ} 를 3개의 별도의 1*1 컨볼루션 레이어로 확장하여 F_{θ} 의 이후 단계에서 임베딩을 생성함으로써, 등변 학습 체계(equivariant learning scheme)에서 파인 그레인드(fine-grained)와 코스(coarse) 활성화(activation) 간의 픽셀 간 유사성을 학습할 수 있다.

[0095] 분류를 위해, 본 실시 예의 네트워크는 예를 들어, 1e-4의 학습률(learning rate, LR)로 100 epoch 동안 훈련된 반면, WSS 단계에서는 훈련 가능한 모듈, 즉 1e-5에서 감소된 학습률(LR)로 50 epoch 동안 훈련될 수 있다.

[0096] 표 1은 분류 및 세분화 작업 모두에 있어, 제 1 데이터 세트 및 제 2 데이터 세트에 대해 제안된 방법 평가 결과를 보여주는 도면이다. 여기서, 지표 주사위 점수(metrics dice score, DSC)와 교차점(intersection over union, IoU)은 분류를 위한 F1 점수와 정확하게 세분화하는 데 사용될 수 있다.

표 1

	Method	Set I				Set II			
		F1	Acc	DSC	IoU	F1	Acc	DSC	IoU
	UNet* [18]	-	-	83.7	76.8	-	-	90.0	85.1
<i>Methods using patch-based MIL</i>	DeepSet-max [27]	67.0	68.0	-	-	95.7	95.7	-	-
	DeepSet-mean [27]	62.0	62.0	-	-	94.2	94.2	-	-
	DeepSet-sum [27]	60.0	60.0	-	-	96.0	96.0	-	-
	DeepMIL [8]	67.4	68.0	62.8	42.0	95.1	95.1	70.4	55.9
	JointMIL [5]	67.5	70.0	25.2	15.7	98.0	98.0	71.6	57.5
	CLAM [15]	69.6	70.0	28.3	17.7	96.0	96.0	70.1	55.6
<i>Methods using Compressed Slides</i>	NIC [22] w/o Our E_S	61.4	64.0	34.1	23.4	92.2	92.2	16.8	10.1
	NIC [22] w/ Our E_S	64.9	68.0	58.2	45.3	99.4	99.4	65.0	50.6
	Ours w/o $\mathcal{L}_{ER}, \mathcal{L}_{ECR}$	90.0	90.0	69.6	57.5	98.8	98.8	76.1	63.7
	Ours w/ $\mathcal{L}_{ER}, \mathcal{L}_{ECR}$	86.0	86.0	81.9	71.6	97.7	97.7	89.4	84.5

[0097]

[0098] 이를 참조하여, 본 실시 예의 프레임 워크를 분류와 세분화 모두에 대해 종래의 최첨단 방법과 비교할 수 있다. 패치 기반 MIL 방법의 경우 CRF 사후 처리와 함께 인스턴스 어텐션 예측을 사용하여, 공정한 비교를 위해 Unet 네트워크를 훈련시키는데 사용되는 히트 맵 가짜(pseudo) 레이블을 생성할 수 있다.

[0099] 표 1은 패치 기반 MIL을 사용한 방법과 본 실시 예의 압축된 슬라이드를 사용한 방법에 대한 정략적 결과를 보여준다. 표 1을 살펴보면, 분류 작업의 경우, 두 계량적 분석 결과(메트릭, metrics) 모두에 대해 제 1 데이터 세트의 최상의 패치 기반 MIL 방법에 비해 30% 향상된 것을 볼 수 있다. 또한 제 2 데이터 세트의 결과는 대부분의 방법에서 일관적임을 볼 수 있는데, 이는 단일 기관(예를 들어, 결장)의 많은 샘플로 구성된 데이터의 균질성으로 인한 것일 수 있다.

[0100] 그러나 다중 기관 데이터(예를 들어, 제 1 데이터 세트)를 사용하는 보다 까다로운 환경에서, 본 실시 예의 접근 방식은 패치 기반 및 압축 접근 방식 모두를 능가할 수 있음을 볼 수 있다. 또한 패치 기반 MIL은 슬라이드 레이블을 예측하기 위한 공간적 추론이 부족하며 추론에 사용되는 인스턴스 수에 크게 민감할 수 있다.

[0101] 한편, 표 1에서 U-Net은 실측 값(ground-truth) 레이블을 사용하는 완전 감독 모델일 수 있다. 또한, 픽셀 수준 주석을 사용하는 완전 감독 U-Net과 비교하여 WSS에 대해서는 더 좋은 결과가 출력됨을 볼 수 있다.

[0102] 특히 본 실시 예에서는, 다른 압축 인코딩 기술을 사용하는 NIC와의 비교를 포함하여 $\mathcal{L}_{ER}$ 및 $\mathcal{L}_{ECR}$ 없이 기준선을 설정할 수 있다. NIC의 경우, E_S 에 대해 VAE를 사용하여 원래 설정을 따르고 대조 학습 방법과 비교할 수 있다. 특히, 표 1에 개시된 결과는 압축 기술이 성능의 핵심, 특히 분할을 위한 열쇠임을 나타낸다. 다른 한편으로, 본 실시 예에서는, 두 데이터 세트에 대한 세분화를 상당히 향상시켜 감독된 방법과 동등한 결과를 나타낼 수 있음을 보여주고 있다.

[0103] 또한 광범위한 사후 처리가 적용된 경우에도 제 1 데이터 세트에서 MIL 기반 분할에 실패했으나, 본 실시 예의 WSS 접근 방식은 특히 낮은 데이터 설정에서 나머지와 비슷하다. 표 1에 개시된 결과는 WSS가 다중 스케일 패치

기반 세분화 접근 방식 없이 압축된 이미지에서 실행 가능함을 나타낸다.

- [0104] 한편, 도 5에 도시된 바를 살펴보면, 도 5에서 빨간색 상자는 예측한 대상 영역을 나타내고 노란색 상자는 예측한 일반 영역을 나타낸다. 또한, 도 6에 도시된 바를 살펴보면, 도 6은 종래 방법과 본 실시 예의 대상 영역 예측 결과를 비교한 것으로, 특히 Ours*는 본 실시 예에서의 방법에 $\mathcal{L}_{ER}$ 및 $\mathcal{L}_{ECR_0}$ 적용된 것을 나타낸다.
- [0105] 도 5 및 도 6에서, 훈련 중 CAM 개선의 진행 과정과 다른 방법과 생성된 확률맵의 비교에 있어서 긍정적인 결과를 보여주고 있다. 특히 각 대상 클래스에 비해 훈련이 진행됨에 따라 초기 CAM이 개선되었음을 알 수 있다.
- [0106] 즉, 본 실시 예에서는, 첫 번째 컨볼루션 레이어를 사용하여 CAM을 얻고 자체 감독 손실에서 거친(coarse) 예측에 대한 대비를 얻었으므로 훈련이 안정적임을 알 수 있다. 더욱이, 고도로 국소화된 종양 영역이 있는 슬라이드의 경우, 본 실시 예에서의 접근 방식은 전체 영역을 정확하게 커버 할 수 있음을 알 수 있으며, 여기에서 생성된 가짜(pseudo) 레이블은 개선된 완전 감독 분할을 용이하게 할 수 있음을 알 수 있다.
- [0107] 결과적으로, 본 실시 예에서는, 이미지 수준의 레이블만 사용하여 신경 압축 조직 병리학에서 약하게 감독된 분할(WSS)을 위한 프레임 워크를 제시하였다. 이를 통해, 압축을 통해 하이 레벨의 공간 세부 정보를 사용함으로써, 패치 기반 방법의 메모리 제약에 대한 문제를 해결할 수 있으며, 자체 감독 손실을 통한 CAM 개선을 통해 완전 감독에 비해 전반적인 성능 향상시킬 수 있다.
- [0108] 도 7은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- [0109] 본 개시의 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법은 컴퓨팅 장치 또는 컴퓨팅 네트워크에서 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행될 수 있다.
- [0110] 도 1을 참고하면, 본 개시의 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 방법은 의료 이미지 분류 장치(100)의 프로세서(110)에 의해 수행될 수 있다.
- [0111] 의료 이미지 분류 장치(100)는 프로세서(110)와 메모리(130)를 포함할 수 있으며, 메모리(130)에는 학습 모델 및 여러 명령어들이 저장되어 있을 수 있다. 도 1에서는 하나의 메모리만 개시되었으나, 학습 모델이 저장된 메모리와 여러 명령어들이 저장된 메모리는 별도로 구성될 수도 있다.
- [0112] 본 개시의 실시 예의 의료 이미지 분류 방법에 따르면, 프로세서(110)는 분류의 대상이 되는 고해상도의 의료 이미지를 획득할 수 있다(S710).
- [0113] 이때 본 실시 예에서는, 기 픽셀의 병리 영상에서 메모리에 대한 제약 없이 조직 병리학 분할을 수행할 수 있도록 하는 것을 실시 예로 하고 있으나, 이미지의 해상도나 그 종류가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0114] 그리고 프로세서(110)는 획득한 의료 이미지의 전체 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드를 기 학습된 인코더를 통해 신경망 압축을 수행할 수 있다(S720).
- [0115] 이때, 프로세서(110)는 고해상도 의료 이미지를 패치들로 구분하고, 패치들을 기 학습된 인코더에 입력하여, 인코딩하는 위치에서 각 포인트를 슬라이드하여 압축된 특징맵으로 변환함으로써, 고해상도 의료 이미지에 대한 압축된 특징맵 세트가 출력되도록 하여 신경망 압축을 수행할 수 있다.
- [0116] 한편, 본 실시 예에서, 기 학습된 인코더는, 의료 이미지를 수집하는 단계와, 수집된 의료 이미지의 각 슬라이드에서 유효한 패치 인스턴스를 추출하는 단계와, 추출된 유효한 패치 인스턴스를 로우 레벨(low-level) 임베딩 벡터로 변환하는 단계를 포함하는 훈련 페이즈(phase)에 의해 훈련된 것일 수 있다.
- [0117] 또한, 본 실시 예에서, 기 학습된 인코더는, 추출된 유효한 패치 인스턴스의 원본 데이터에 대한 증강 데이터를 생성하는 단계와, 유효한 패치 인스턴스 각각의 원본 데이터와 증강 데이터를 비교하여 대조 손실 함수를 통해 비지도 대조 학습을 수행하는 단계를 더 포함하는 훈련 페이즈에 의해 훈련된 것일 수 있다.
- [0118] 그리고 본 실시 예에서, 기 학습된 인코더는, 추출된 유효한 패치 인스턴스의 소스 정보에 기반하여 슬라이드별로 분류되도록 임베딩 학습된 것일 수 있다.
- [0119] 다음으로, 프로세서(110)는 압축된 의료 이미지의 모든 슬라이드를 기 학습된 분류 모델에 입력하여 생성된 클래스 활성화맵(Class Activation Map, CAM)을 기반으로 분류를 수행할 수 있다(S730).
- [0120] 이때, 기 학습된 분류 모델은, 압축된 원본 슬라이드 이미지 세트와 원본 슬라이드 이미지 세트의 증강에 따른 변환 슬라이드 이미지 세트 각각에 대한 두 분기의 신경망으로 형성된 삼(Siamese) 구조의 네트워크로 구성된

것일 수 있다.

- [0121] 또한, 기 학습된 분류 모델은, 데이터 증강에 따른 자기 지도 학습을 기반으로, 각각의 분기된 신경망에서 생성되는 클래스 활성화맵에 자기 등변성 정규화(self-equivariant regularization)를 적용하여, 상기 각각의 분기된 신경망에서 생성된 클래스 활성화맵 간의 일관성(consistency)과 증강된 데이터의 뷰(view) 간의 픽셀 관련성(pixel affinity)을 기반으로 손실이 최소화되도록 학습될 수 있다.
- [0122] 그리고 기 학습된 분류 모델은, 기 학습된 인코더를 통해 압축된 원본 슬라이드 이미지 세트를 수집하는 단계와, 원본 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계와, 수집한 원본 슬라이드 이미지 세트에 아핀 변환을 수행하여 변환 슬라이드 이미지 세트를 생성하는 단계와, 변환 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계와, 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵과 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵 간의 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)가 최소화하도록 학습하는 단계를 포함하는 훈련 페이지에 의해 훈련된 것일 수 있다.
- [0123] 또한 본 실시 예에서, 기 학습된 분류 모델은, 두 분기의 신경망 각각에서, 전단(earlier layer)의 컨볼루션 레이어를 통해 로우 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하고, 복수의 레이어를 거쳐 후단(later layer)의 컨볼루션 레이어에서 하이 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하는 구조로 구성된 것일 수 있다.
- [0124] 그리고 기 학습된 분류 모델은, 후단의 컨볼루션 레이어에서 임베딩을 생성하는 3 개의 개별 1X1 컨볼루션 레이어로 확장된 구조로 구성될 수 있으며, 첫 번째 컨볼루션 레이어를 통해 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵을 생성하는 단계와, 확장된 구조를 기반으로, 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵을 생성하는 단계와, 특징 상관관계(feature-correlation) 학습을 수행하여 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵과 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵 사이의 픽셀 간 유사성을 학습하는 단계를 포함하는 훈련 페이지에 의해 훈련된 것일 수 있다.
- [0125] 한편, 본 실시 예에서, 기 학습된 분류 모델은, 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^o$)과, 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^t$) 간의 등변성 정규화(equivariant regularization, ER) 손실($\mathcal{L}_{ER}$)이 최소화되도록 학습될 수 있으며, 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$)는 $\mathcal{L}_{ER} = ||T(\hat{z}^o) - \hat{z}^t||_1$ 와 같이 나타낼 수 있다.
- [0126] 그리고 기 학습된 분류 모델은, 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성화맵(z^o)과 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^o$), 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성화맵(z^t)과 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^t$) 간의 등변성 교차 정규화(equivariant cross regularization, ECR) 손실($\mathcal{L}_{ECR}$)이 최소화되도록 학습될 수 있으며, 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)는 $\mathcal{L}_{ECR} = ||T(z^o) - \hat{z}^t||_1 + ||T(\hat{z}^o) - z^t||_1$ 와 같이 나타낼 수 있다.
- [0127] 또한, 기 학습된 분류 모델은, 두 분기의 신경망 모두에 대해, 글로벌 평균 풀링 레이어를 거쳐 후 입력으로 주어진 원본 슬라이드 이미지 세트의 이미지 레벨 레이블을 예측하여 실제 레이블과 예측 레이블 간의 교차 엔트로피 분류(classification) 손실($\mathcal{L}_{CLS}$)이 최소화되도록 학습될 수 있으며, 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$)는 $\mathcal{L}_{CLS} = \frac{1}{2}(L_{cls}(z^o, y) + L_{cls}(z^t, y))$, 와 같이 나타낼 수 있고, 이때 y는 0과 1로 레이블을 구분할 수 있는 이미지 레벨 레이블을 의미할 수 있다.
- [0128] 따라서 본 실시 예에서, 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)는 객체를 분류하기 위한 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$), 픽셀과 이미지 레벨 감독 간의 갭을 좁히기 위한 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$) 및 데이터 증강에 따른 아핀 변환에 대한 일관된 예측을 위한 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)의 조합

($\mathcal{L} = \mathcal{L}_{CLS} + \mathcal{L}_{ER} + \mathcal{L}_{ECR}$)으로 이루어질 수 있다.

- [0129] 프로세서(110)는 분류 수행 결과에 기초하여 해당 의료 이미지의 레이블을 출력할 수 있다(S740). 이때 프로세서(110)는 해당 의료 이미지의 레이블을 출력함과 동시에, 상기 의료 이미지의 분류에 영향을 준 종양부위의 영역을 출력할 수 있다. 즉, 본 실시 예에서는, 분류모델 내에서 분류에 영향을 준 종양부위의 영역화도 가능할 수 있다. 여기서 영역화란 예를 들어, 의료 이미지에서 종양이 있는지 없는지(또는 양성인지 음성인지)를 판단하는데 근거가 된 의료 이미지 내의 영역 또는 장기 부위를 특정해서 표시하는 것을 의미할 수 있다. 따라서, 프로세서(110)는 해당 의료 이미지의 레이블과 함께 레이블 판단 영역을 출력할 수 있으며, 여기서 레이블이란 대상 의료 이미지가 병리 현상이 있는 이미지인지 정상 이미지인지를 분류한 결과를 나타내고, 레이블 판단 영역이란 병리 현상이 있는 경우 병리 현상을 판단하는데 영향을 준 영역을 의미할 수 있다.
- [0130] 따라서 본 실시 예에서는, 이미지 수준 레이블만 사용하는 조직 병리학 분할을 위한 약하게 감독되는 프레임 워크를 기반으로, 하이 레벨의 공간 컨텍스트를 유지하기 위해 비지도 대조 학습 기술로 기가 픽셀 이미지를 압축하고, 압축된 이미지에 대해 훈련된 네트워크를 통해, 해당 의료 이미지가 종양이 있는 이미지인지, 어떤 위치에 종양이 있는 것인지 그 영역을 추출할 수 있다.
- [0131] 도 8은 본 개시의 일 실시 예에 따른 의료 이미지 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- [0132] 도 8에서 설명되는 방법은 의료 이미지 분석을 위하여, 의료 이미지 분류 모델을 생성하기 위한 방법으로서, 컴퓨터 또는 컴퓨터 네트워크에서 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행될 수 있다.
- [0133] 의료 이미지 분류 모델을 생성하기 위해서는 먼저 이미지 레벨에서 레이블링된 의료 이미지들, 고해상도의 의료 이미지를 압축할 수 있는 기 학습된 인코더 및 의료 이미지의 분류를 위해 설계된 분류 초기 모델이 필요하다.
- [0134] 이들이 준비된 경우, 먼저 기 학습된 인코더를 이용하여 획득된 의료 이미지 각각의 압축 피쳐맵을 생성할 수 있다(S810).
- [0135] 기 학습된 인코더는 위에서 설명된 바와 같은 고해상도의 의료 이미지를 압축하기 위해 훈련된 압축 신경망 네트워크일 수 있다. 압축 신경망 네트워크를 훈련하는 방법 또한 상술된 바와 동일한 방식이 활용될 수 있다.
- [0136] 또한, 상술된 바와 같이 입력되는 의료 이미지의 디멘전은 $M \times N \times 3$ 일 수 있고, 각각의 압축 피쳐맵의 디멘전은 $P \times P \times C$ 일 수 있다.
- [0137] 여기서, 기 학습된 인코더는 훈련 페이즈(training phase)에 의해 미리 훈련된 신경망 모델일 수 있고, 훈련 페이즈는, 이미지 단위로 레이블링된 의료 이미지들을 수집하는 단계, 수집된 의료 이미지들의 각 슬라이드에서 패치 인스턴스를 추출하는 단계, 및 추출된 패치 인스턴스를 로우 레벨(low-level) 임베딩 벡터로 변환하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0138] 기 학습된 인코더는, 추출된 패치 인스턴스의 소스 정보에 기반하여 동일한 슬라이드에서 추출된 패치 인스턴스들 사이의 거리는 상이한 슬라이드에서 추출된 패치 인스턴스들 사이의 거리보다 가깝게 임베딩되도록 학습될 수 있다.
- [0139] 훈련 페이즈는, 변환하는 단계 전에, 추출된 패치 인스턴스의 원본 데이터에 대한 증강 데이터를 생성하는 단계를 더 포함하고, 변환하는 단계는, 상기 패치 인스턴스 각각의 원본 데이터와 증강 데이터를 비교하여 대조 손실 함수를 통해 비지도 대조 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0140] 또한, 압축 피쳐맵을 생성하는 단계는 콘트라스티브 학습(Contrastive Learning) 방식을 이용하여 수행되는 것일 수 있다.
- [0141] 의료 이미지 분류 모델 생성 장치의 프로세서는, 압축 피쳐맵에 대해 리스케일링 및 회전 중 적어도 하나를 포함하는 변환 함수(T)를 적용하여 변환 피쳐맵을 생성할 수 있다(S820).
- [0142] 여기서 변환 함수는 위에서 설명된 다양한 변환 방식 중 적어도 일부를 사용할 수 있다.
- [0143] 또한, 의료 이미지 분류 모델 생성 장치의 프로세서는, 압축 피쳐맵 및 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지의 분류를 위해 설계된 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계(S830)를 포함할 수 있다.
- [0144] 이때, 분류 초기 모델은, 압축 피쳐맵 및 변환 피쳐맵을 이용하여 의료 이미지를 분류함과 동시에, 상기 의료 이미지의 분류에 영향을 준 종양부위의 영역화를 위해 설계될 수도 있다.

- [0145] 즉, 본 실시 예에서, 의료 이미지 분류 모델 생성 장치의 프로세서는, 훈련된 의료 이미지 분류 모델을 통해 의료 이미지의 진단(분류 결과) 및 판단 영역(분류에 영향을 준 중앙부위 영역)을 출력하는 과정을 수행할 수 있다(S840).
- [0146] 여기서, 분류 초기 모델은, 압축 피쳐맵과 변환 피쳐맵 각각에 대한 두 분기의 신경망으로 형성된 삼(Siamese) 구조의 네트워크로 구성될 수 있다.
- [0147] 또한, 분류 초기 모델은, 훈련시키는 단계를 통해, 데이터 증강에 따른 자기 지도 학습을 기반으로, 각각의 분기된 신경망에서 생성되는 클래스 활성화맵에 자기 등변성 정규화(self-equivariant regularization)를 적용하여, 각각의 분기된 신경망에서 생성된 클래스 활성화맵 간의 일관성(consistency)과 증강된 데이터의 뷰(view) 간의 픽셀 관련성(pixel affinity)을 기반으로 손실이 최소화되도록 학습될 수 있다.
- [0148] 또한, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 기 학습된 인코더를 통해 압축된 원본 슬라이드 이미지 세트를 수집하는 단계, 원본 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계, 수집한 원본 슬라이드 이미지 세트에 변환 함수(T)를 적용하여 변환 슬라이드 이미지 세트를 생성하는 단계, 변환 슬라이드 이미지 세트의 모든 슬라이드에 대한 클래스 활성화맵을 생성하는 단계, 및 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵과 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 클래스 활성화맵 간의 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)가 최소화하도록 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0149] 여기서, 분류 초기 모델은, 두 분기의 신경망 각각에서, 전단(earlier layer)의 컨볼루션 레이어를 통해 로우 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하고, 복수의 레이어를 거쳐 후단(later layer)의 컨볼루션 레이어에서 하이 레벨의 클래스 활성화맵을 생성하는 구조로 구성될 수 있다.
- [0150] 또한, 분류 초기 모델은, 후단의 컨볼루션 레이어에서 임베딩을 생성하는 3 개의 개별 1X1 컨볼루션 레이어로 확장된 구조로 구성되고, 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵을 생성하고, 확장된 구조를 기반으로, 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵을 생성하고, 특징 상관관계(feature-correlation) 학습을 수행하여 거친(coarse-grained) 클래스 활성화맵과 세밀한(fine-grained) 클래스 활성화맵 사이의 픽셀 간 유사성을 학습하도록 구성될 수 있다.
- [0151] 더하여, 분류 초기 모델은, 훈련시키는 단계를 통해, 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화 맵($\hat{z}^o$)과, 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 후단의 컨볼루션 레이어에서 생성된 하이 레벨의 클래스 활성화 맵($\hat{z}^t$) 간의 등변성 정규화(equivariant regularization, ER) 손실($\mathcal{L}_{ER}$)이 최소화되도록 학습될 수 있다.
- [0152] 여기서, 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$)는 $\mathcal{L}_{ER} = ||T(\hat{z}^o) - \hat{z}^t||_1$. 일 수 있다.
- [0153] 또한, 분류 초기 모델은, 원본 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성화맵(z^o)과 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^o$), 상기 변환 슬라이드 이미지 세트에 대한 로우 레벨의 클래스 활성화맵(z^t)과 하이 레벨의 클래스 활성화맵($\hat{z}^t$) 간의 등변성 교차 정규화(equivariant cross regularization, ECR) 손실($\mathcal{L}_{ECR}$)이 최소화되도록 학습될 수 있다.
- [0154] 여기서, 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)는 $\mathcal{L}_{ECR} = ||T(z^o) - \hat{z}^t||_1 + ||T(\hat{z}^o) - z^t||_1$. 일 수 있다.
- [0155] 또한, 분류 초기 모델은, 두 분기의 신경망 모두에 대해, 글로벌 평균 풀링 레이어를 거쳐 후 입력으로 주어진 원본 슬라이드 이미지 세트의 이미지 레벨 레이블을 예측하여 실제 레이블과 예측 레이블 간의 교차 엔트로피 분류(classification) 손실($\mathcal{L}_{CLS}$)이 최소화되도록 학습될 수 있다.

- [0156] 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$)는 $\mathcal{L}_{CLS} = \frac{1}{2}(L_{cls}(z^o, y) + L_{cls}(z^t, y))$, 와 같이 나타낼 수 있고, y 는 0과 1로 레이블을 구분할 수 있는 이미지 레벨 레이블일 수 있다.
- [0157] 전체 손실 함수($\mathcal{L}$)는 객체를 분류하기 위한 분류 손실 함수($\mathcal{L}_{CLS}$), 픽셀과 이미지 레벨 감독 간의 겹을 좁히기 위한 등변성 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ER}$) 및 데이터 증강에 따른 아핀 변환에 대한 일관된 예측을 위한 등변성 교차 정규화 손실 함수($\mathcal{L}_{ECR}$)의 조합($\mathcal{L} = \mathcal{L}_{CLS} + \mathcal{L}_{ER} + \mathcal{L}_{ECR}$)일 수 있다.
- [0158] 또한, 분류 초기 모델은 입력되는 피쳐맵에 대해 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 후단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 하이 레벨 클래스 활성화맵을 추출하도록 구성될 수 있다.
- [0159] 여기서, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들과 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들 사이의 차이 및 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 분류(Classification) 값과 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 분류 값의 차이가 최소화되도록 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0160] 또한, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 로우 레벨 클래스 활성화맵 사이의 차이가 최소화되도록 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0161] 또한, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 로우 레벨 클래스 활성화맵 사이의 차이가 감소되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0162] 또한, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 변환 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵과 상기 압축 피쳐맵에 상기 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 하이 레벨 클래스 활성화맵에 상기 변환 함수를 적용한 결과 사이의 차이가 감소되도록 상기 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0163] 나아가, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 로우 레벨 클래스 활성화맵에 상기 변환 함수를 적용한 결과 사이의 차이가 감소되도록 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수 있다.
- [0164] 여기서, 분류 초기 모델은 입력되는 피쳐맵에 대해 전단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 로우 레벨 클래스 활성화맵과 후단의 컨볼루션 레이어를 통해 형성되는 하이 레벨 클래스 활성화맵을 추출하도록 구성될 수 있다.
- [0165] 또한, 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계는, 손실 함수가 최소화되도록 분류 초기 모델을 훈련시키는 단계를 포함하고, 손실 함수는 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 범주화 값과 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 범주화 값의 차이, 및 압축 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들과 변환 피쳐맵에 분류 초기 모델을 적용하여 출력되는 클래스 활성화맵들 사이의 차이에 기초하여 형성될 수 있다.
- [0166] 이상 설명된 본 발명에 따른 실시 예는 컴퓨터 상에서 다양한 구성요소를 통하여 실행될 수 있는 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현될 수 있으며, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 이때, 매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은, 프로그램 명령어를 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.
- [0167] 한편, 상기 컴퓨터 프로그램은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 예에는, 컴파일러에 의하여 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용하여 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함될 수 있다.
- [0168] 본 발명의 명세서(특히 특허청구범위에서)에서 "상기"의 용어 및 이와 유사한 지시 용어의 사용은 단수 및 복수

모두에 해당하는 것일 수 있다. 또한, 본 발명에서 범위(range)를 기재한 경우 상기 범위에 속하는 개별적인 값을 적용한 발명을 포함하는 것으로서(이에 반하는 기재가 없다면), 발명의 상세한 설명에 상기 범위를 구성하는 각 개별적인 값을 기재한 것과 같다.

[0169] 본 발명에 따른 방법을 구성하는 단계들에 대하여 명백하게 순서를 기재하거나 반하는 기재가 없다면, 상기 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 반드시 상기 단계들의 기재 순서에 따라 본 발명이 한정되는 것은 아니다. 본 발명에서 모든 예들 또는 예시적인 용어(예들 들어, 등등)의 사용은 단순히 본 발명을 상세히 설명하기 위한 것으로서 특허청구범위에 의해 한정되지 않는 이상 상기 예들 또는 예시적인 용어로 인해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다. 또한, 당업자는 다양한 수정, 조합 및 변경이 부가된 특허청구범위 또는 그 균등물의 범주 내에서 설계 조건 및 팩터에 따라 구성될 수 있음을 알 수 있다.

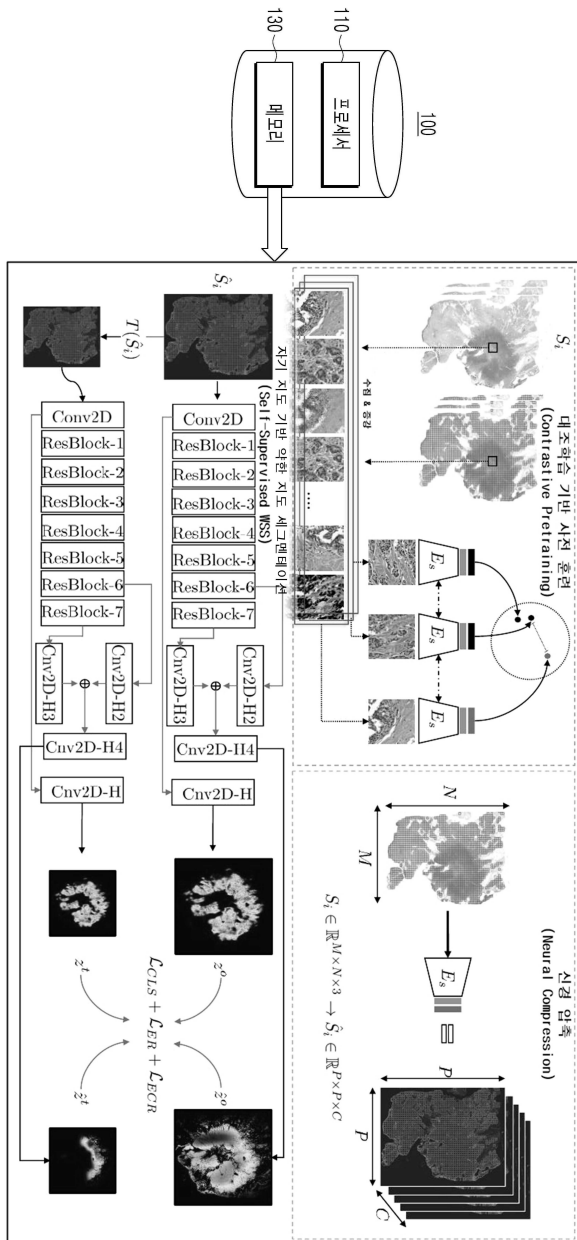
[0170] 따라서, 본 발명의 사상은 상기 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 또는 이로부터 등가적으로 변경된 모든 범위는 본 발명의 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

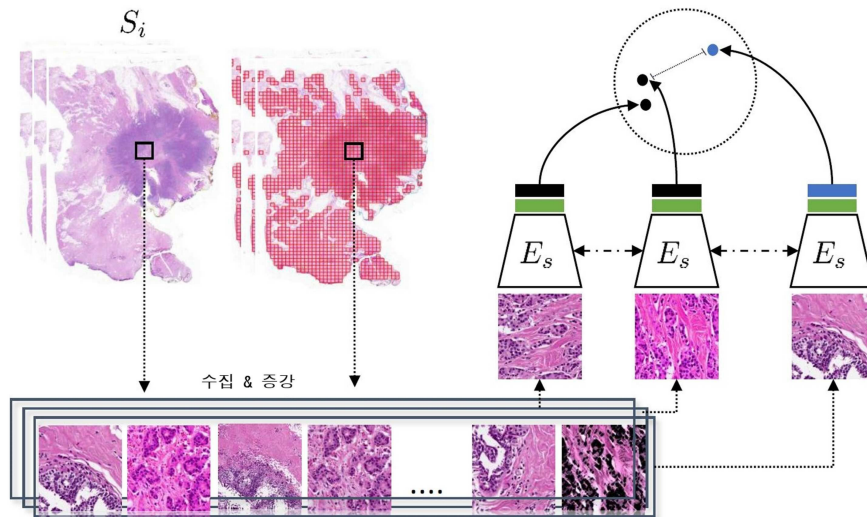
[0171] 100 : 의료 이미지 분류 장치
110 : 메모리
130 : 프로세서

도면

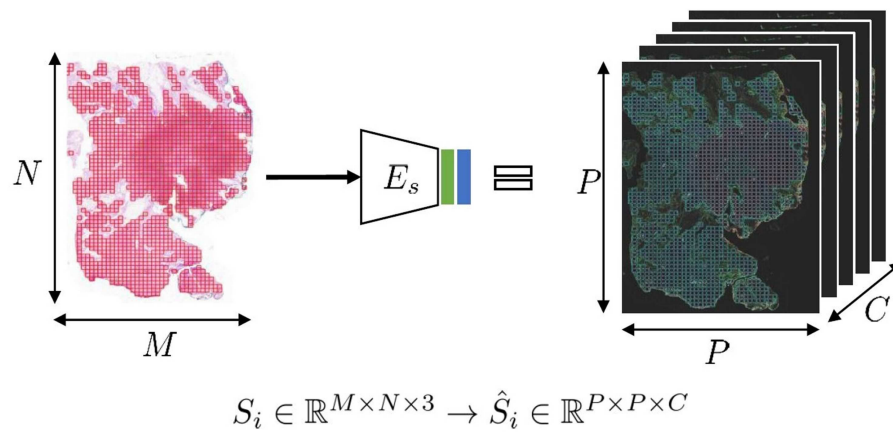
도면1



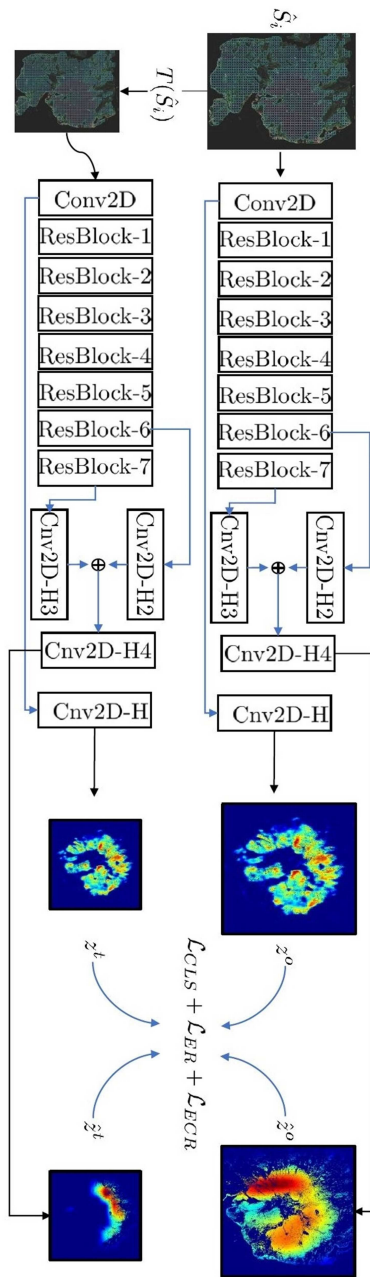
도면2



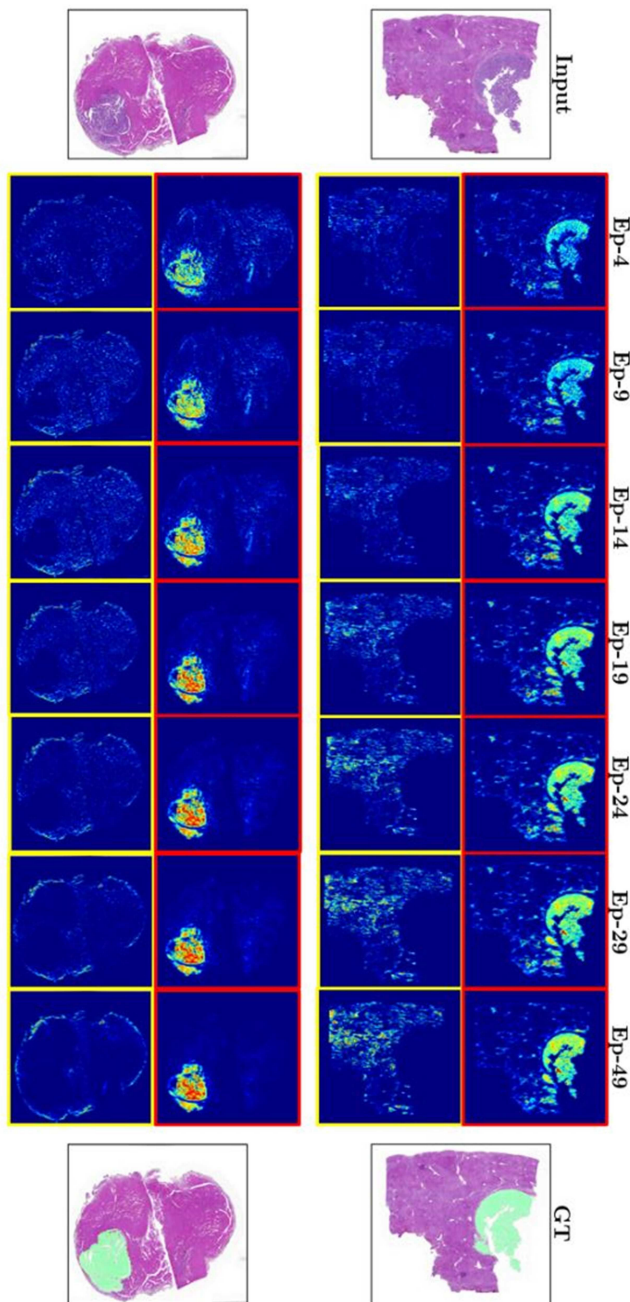
도면3



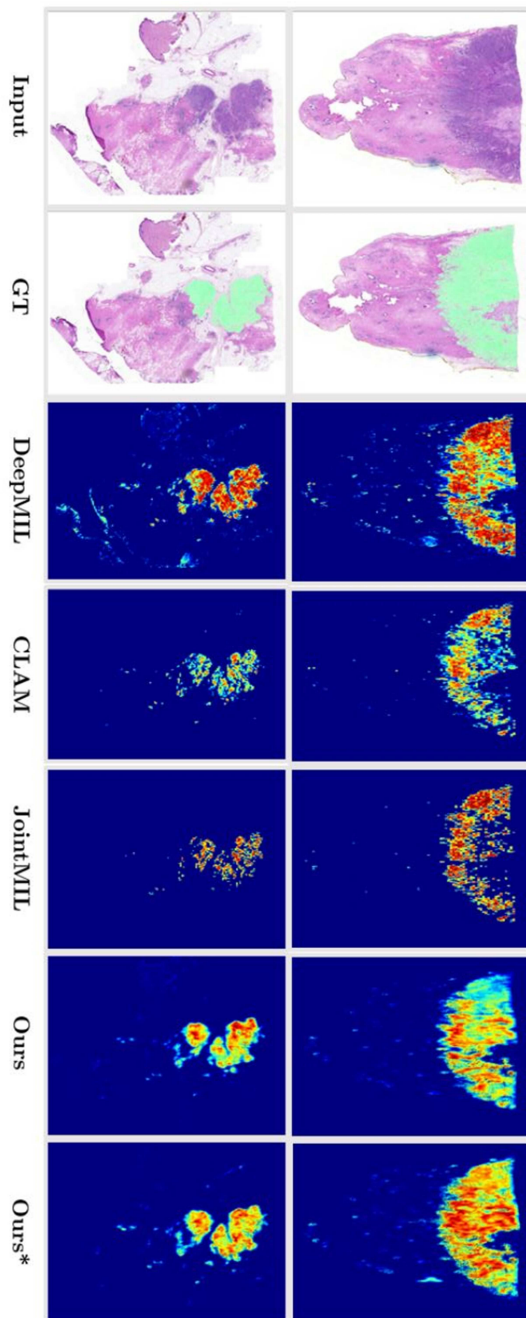
도면4



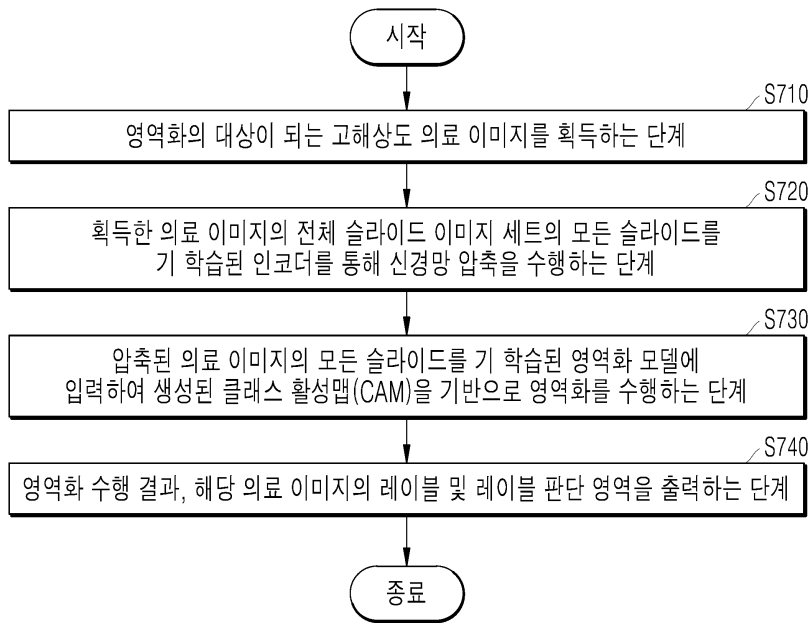
도면5



도면6



도면7



도면8

