



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0173851
(43) 공개일자 2024년12월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06V 10/778 (2022.01) G06V 10/774 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06V 10/778 (2023.08)
G06N 3/045 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0072864
(22) 출원일자 2023년06월07일
심사청구일자 2023년06월07일

(71) 출원인
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교
산학협력관 201호(신당동)
(72) 발명자
고병철
대구광역시 수성구 범어천로 107
김병일
대구광역시 달서구 계대동문로3길 41
(74) 대리인
김건우

전체 청구항 수 : 총 16 항

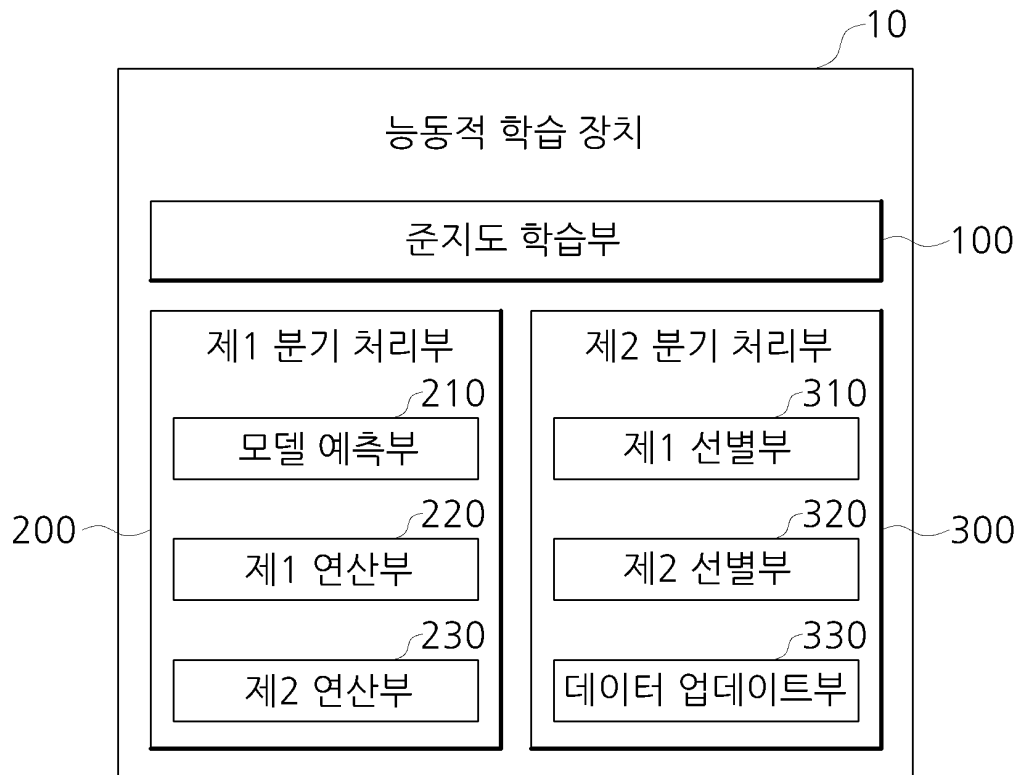
(54) 발명의 명칭 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 객체 탐지를 위한, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치로서, 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터세트(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하며, 상기 교사 네트워크를 이용해 객체를 탐지하는 준지도 학습부; 무-주식 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 제1 분기 처리부; 및 상기 제1 분기 처리부에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주식 데이터세트 및 무-주식 데이터 풀을 업데이트하는 제2 분기 처리부를 포함하며, 상기 준지도 학습부는, 상기 제2 분기 처리부에서 업데이트된 주식 데이터세트 및 무-주식 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

또한, 본 발명은 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 객체 탐지를 위한, 컴퓨터에서 각 단계가 수행되는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법으로서, (1) 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주식 데이터세트(labeled dataset) 및 무-주식 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계; (2) 무-주식 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 단계; (3) 상기 단계 (2)에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주식 데이터세트 및 무-주식 데이터 풀을 업데이트하는 단계; 및 (4) 상기 단계 (3)에서 업데이트된 주식 데이터세트 및 무-주식 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

본 발명에서 제안하고 있는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법에 따르면, 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 무-주식 데이터에 의한 모델 예측의 불확실성 및 불일치성에 따른 점수와, 데이터의 클래스 분포를 고려한 클래스별 가중치를 이용해 데이터를 선별하고, 선별한 데이터로 데이터세트를 업데이트해 재학습함으로써, 능동적 학습에 필요한 데이터를 효과적으로 선별할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/048 (2023.01)

G06N 3/0895 (2023.01)

G06N 3/091 (2023.01)

G06V 10/7753 (2023.08)

G06T 2210/12 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345363225
과제번호	2022R1I1A3058128
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	지역대학우수과학자지원사업
연구과제명	자기-지도학습 기반의 경량 시공간 그래프 트랜스포머 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	계명대학교
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

명세서

청구범위

청구항 1

객체 탐지를 위한, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)로서,

교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터세트(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하며, 상기 교사 네트워크를 이용해 객체를 탐지하는 준지도 학습부(100);

무-주석 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 제1 분기 처리부(200); 및

상기 제1 분기 처리부(200)에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 제2 분기 처리부(300)를 포함하며,

상기 준지도 학습부(100)는,

상기 제2 분기 처리부(300)에서 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 교사 네트워크 및 학생 네트워크는,

경계 상자(bounding box)의 중심을 탐지할 수 있는 객체 탐지 네트워크인 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 제1 분기 처리부(200)는,

상기 무-주석 데이터 풀에 속하는 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 상기 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 모델 예측부(210);

상기 모델 예측부(210)에서 도출된 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 제1 연산부(220); 및

상기 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 제2 연산부(230)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 제1 연산부(220)는,

상기 원본 이미지의 모든 경계 상자에 대하여, 상기 경계 상자에 대한 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 소프트맥스 함수에 적용 후, 상기 경계 상자 내 엔트로피를 계산해 상기 불확실성을 계산하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 5

제3항에 있어서, 상기 불일치성은,

상기 원본 이미지와 증강 이미지 사이의 불일치 정도를 나타내는 값인 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 6

제5항에 있어서, 상기 제1 연산부(220)는,

젠슨-샤논 다이버전스(Jensen-Shannon Divergence: JSD)를 사용해 측정한 상기 원본 이미지의 경계 상자와 증강 이미지의 경계 상자의 클래스별 확률의 거리, 및 상기 증강 이미지의 경계 상자의 중심점과 상기 원본 이미지의 경계 상자의 중심점 차이를 이용해 상기 불일치성을 계산하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 7

제1항에 있어서, 상기 제2 분기 처리부(300)는,

상기 제1 분기 처리부(200)에서 산출한 점수에 따라 상기 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 제1 선별부(310);

클래스별 가중치를 상기 1차 선별된 데이터에 적용해, 상기 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 제2 선별부(320); 및

상기 제2 선별부(320)에서 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 상기 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 데이터 업데이트부(330)를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 준지도 학습부(100)는,

상기 학생 네트워크의 파라미터를 지수 이동 평균(Exponential Moving Average: EMA)하여 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10).

청구항 9

객체 탐지를 위한, 컴퓨터에서 각 단계가 수행되는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법으로서,

(1) 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터세트(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계;

(2) 무-주석 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 단계;

(3) 상기 단계 (2)에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계; 및

(4) 상기 단계 (3)에서 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 10

제9항에 있어서, 상기 교사 네트워크 및 학생 네트워크는,

경계 상자(bounding box)의 중심을 탐지할 수 있는 객체 탐지 네트워크인 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 단계 (2)는,

(2-1) 상기 무-주석 데이터 풀에 속하는 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 상기 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 단계;

(2-2) 상기 단계 (2-1)에서 도출된 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 단계; 및

(2-3) 상기 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 상기 단계 (2-2)에서는,

상기 원본 이미지의 모든 경계 상자에 대하여, 상기 경계 상자에 대한 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 소프트맥스 함수에 적용 후, 상기 경계 상자 내 엔트로피를 계산해 상기 불확실성을 계산하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 13

제11항에 있어서, 상기 불일치성은,

상기 원본 이미지와 증강 이미지 사이의 불일치 정도를 나타내는 값인 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 14

제13항에 있어서, 상기 단계 (2-2)에서는,

젠슨-샤논 다이버전스(Jensen-Shannon Divergence: JSD)를 사용해 측정한 상기 원본 이미지의 경계 상자와 증강 이미지의 경계 상자의 클래스별 확률의 거리, 및 상기 증강 이미지의 경계 상자의 중심점과 상기 원본 이미지의 경계 상자의 중심점 차이를 이용해 상기 불일치성을 계산하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 15

제9항에 있어서, 상기 단계 (3)은,

(3-1) 상기 단계 (2)에서 산출한 점수에 따라 상기 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 단계;

(3-2) 클래스별 가중치를 상기 1차 선별된 데이터에 적용해, 상기 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 단계; 및

(3-3) 상기 단계 (3-2)에서 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 상기 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터

풀을 업데이트하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

청구항 16

제9항에 있어서, 상기 단계 (1) 및 단계 (4)에서는,

상기 학생 네트워크의 파라미터를 지수 이동 평균(Exponential Moving Average: EMA)하여 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 객체 탐지를 위한 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 이 부분에 기술된 내용은 단순히 본 발명의 일실시예에 대한 배경 정보를 제공할 뿐 종래기술을 구성하는 것은 아니다.

[0004] 심층 신경망의 많은 발전에도 불구하고 객체 탐지 분야에서 학습 데이터셋 구축 문제는 인식 성능 발전을 저해하며 데이터의 주석 생성을 위한 많은 비용을 요구한다. 심층 신경망의 높은 성능을 위해서는 여전히 다량의 고품질 데이터가 중요한 요소로 작용한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근 연구에서는 소량의 주석이 있는 데이터와 다량의 주석이 없는 데이터를 사용하는 준지도 학습에 능동적 학습을 적용하는 방법들이 제시되었다.

[0006] 능동적 학습 방법은 심층 신경망 모델의 학습 과정에서 모델 예측의 불확실성이 높거나 정보량이 풍부한 주석이 없는 데이터를 찾아 오라클을 통해 주석을 생성한다. 이러한 과정을 반복해 주석이 있는 데이터셋을 구성한다. 능동적 학습의 목적은 유용한 데이터에만 주석을 생성하여 비용을 줄이는 것이다.

[0008] 객체 탐지 문제에서 데이터셋 구축 비용을 절감하고 효율적으로 데이터를 선별할 수 있는 기술의 개발이 요구된다.

[0010] 진술한 배경 기술은 발명자가 본 발명의 도출을 위해 보유하고 있었거나, 본 발명의 도출 과정에서 습득한 기술 정보로서, 반드시 본 발명의 출원 전에 일반 공중에게 공개된 공지 기술이라 할 수는 없다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0011] (비특허문헌 0001) P. Mi, J. Lin, Y. Zhou, Y. Shen, G. Luo, X. Sun, L. Cao, R. Fu, Q. Xu, and R. Ji. Active Teacher for Semi-Supervised Object Detection. CVPR, 2022
- (비특허문헌 0002) W. Yu, S. Zhu, T. Yang, and C. Chen. Consistency-based Active Learning for Object Detection. CVPR Workshop, 2022
- (비특허문헌 0003) K. Shon, D. Berthelot, C. Li, Z. Zhang, N. Carlini, E. D. Cubuk, A. Kurakin, H. Zhang, and T. Pfister. A Simple Semi-Supervised Learning Framework for Object Detection. arXiv preprint arXiv: 2005.04757, 2020
- (비특허문헌 0004) Q. Zhou, C. Yu, Z. Wang, Q. Qian, and H. Li. Instant-Teaching: An End-to-End Semi-Supervised Object Detection Framework. CVPR, 2021

- (비특허문헌 0005) Y. Li, C. Ma, Z. He, C. Kuo, K. Chen, P. Zhang, B. Wu, Z. Kira, and P. Vajda. Unbiased Teacher for Semi-Supervised Object Detection. ICLR, 2021
- (비특허문헌 0006) Z. Tian, C. Shen, H. Chen, and T. He. FCOS: Fully Convolutional One-Stage Object Detection. ICCV, 2019
- (비특허문헌 0007) T. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollar, and C. L. Zitnick. Microsoft COCO: Common Objects in Context. ECCV, 2014
- (비특허문헌 0008) S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. NeurIPS, 2015
- (비특허문헌 0009) J. Jisoo, L. Seungeui, K. Jeessoo, and K. Nojun. Consistency-based semi-supervised learning for object detection. NeurIPS, 2019
- (비특허문헌 0010) Y. Liu, C. Ma, and Z. Kira. Unbiased Teacher v2: Semi-supervised Object Detection for Anchor-free and Anchor-based Detectors. CVPR, 2022

발명의 내용

해결하려는 과제

[0012] 본 발명은 기존에 제안된 방법들의 상기와 같은 문제점들을 해결하기 위해 제안된 것으로서, 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 무-주석 데이터에 의한 모델 예측의 불확실성 및 불일치성에 따른 점수와, 데이터의 클래스 분포를 고려한 클래스별 가중치를 이용해 데이터를 선별하고, 선별한 데이터로 데이터셋을 업데이트해 재학습함으로써, 능동적 학습에 필요한 데이터를 효과적으로 선별할 수 있는, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법을 제공하는 것을 그 목적으로 한다.

[0014] 다만, 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 상기한 바와 같은 기술적 과제에 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있고, 명시적으로 언급하지 않더라도 과제의 해결수단이나 실시 형태로부터 파악될 수 있는 목적이나 효과도 이에 포함됨은 물론이다.

과제의 해결 수단

- [0015] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치는,
- [0016] 객체 탐지를 위한, 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치로서,
- [0017] 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터셋(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하며, 상기 교사 네트워크를 이용해 객체를 탐지하는 준지도 학습부;
- [0018] 무-주석 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 제1 분기 처리부; 및
- [0019] 상기 제1 분기 처리부에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터셋 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 제2 분기 처리부를 포함하며,
- [0020] 상기 준지도 학습부는,
- [0021] 상기 제2 분기 처리부에서 업데이트된 주석 데이터셋 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.

- [0023] 바람직하게는, 상기 교사 네트워크 및 학생 네트워크는,
- [0024] 경계 상자(bounding box)의 중심을 탐지할 수 있는 객체 탐지 네트워크일 수 있다.
- [0026] 더욱 바람직하게는, 상기 제1 분기 처리부는,
- [0027] 상기 무-주석 데이터 풀에 속하는 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 상기 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 모델 예측부;
- [0028] 상기 모델 예측부에서 도출된 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 제1 연산부; 및
- [0029] 상기 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 제2 연산부를 포함할 수 있다.
- [0031] 더더욱 바람직하게는, 상기 제1 연산부는,
- [0032] 상기 원본 이미지의 모든 경계 상자에 대하여, 상기 경계 상자에 대한 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 소프트맥스 함수에 적용 후, 상기 경계 상자 내 엔트로피를 계산해 상기 불확실성을 계산할 수 있다.
- [0034] 더더욱 바람직하게는, 상기 불일치성은,
- [0035] 상기 원본 이미지와 증강 이미지 사이의 불일치 정도를 나타내는 값일 수 있다.
- [0037] 더욱더 바람직하게는, 상기 제1 연산부는,
- [0038] 젠슨-샤논 다이버전스(Jensen-Shannon Divergence: JSD)를 사용해 측정한 상기 원본 이미지의 경계 상자와 증강 이미지의 경계 상자의 클래스별 확률의 거리, 및 상기 증강 이미지의 경계 상자의 중심점과 상기 원본 이미지의 경계 상자의 중심점 차이를 이용해 상기 불일치성을 계산할 수 있다.
- [0040] 바람직하게는, 상기 제2 분기 처리부는,
- [0041] 상기 제1 분기 처리부에서 산출한 점수에 따라 상기 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 제1 선별부;
- [0042] 클래스별 가중치를 상기 1차 선별된 데이터에 적용해, 상기 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 제2 선별부; 및
- [0043] 상기 제2 선별부에서 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 상기 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 데이터 업데이트부를 포함할 수 있다.
- [0045] 바람직하게는, 상기 준지도 학습부는,
- [0046] 상기 학생 네트워크의 파라미터를 지수 이동 평균(Exponential Moving Average: EMA)하여 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0048] 상기한 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법은,
- [0049] 객체 탐지를 위한, 컴퓨터에서 각 단계가 수행되는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법으로서,
- [0050] (1) 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터세트(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계;
- [0051] (2) 무-주석 데이터에 대해 상기 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출하는 단계;

- [0052] (3) 상기 단계 (2)에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계; 및
- [0053] (4) 상기 단계 (3)에서 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 상기 학생 네트워크를 학습하고, 상기 학생 네트워크를 이용해 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함하는 것을 그 구성상의 특징으로 한다.
- [0055] 바람직하게는, 상기 교사 네트워크 및 학생 네트워크는,
- [0056] 경계 상자(bounding box)의 중심을 탐지할 수 있는 객체 탐지 네트워크일 수 있다.
- [0058] 더욱 바람직하게는, 상기 단계 (2)는,
- [0059] (2-1) 상기 무-주석 데이터 풀에 속하는 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 상기 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 단계;
- [0060] (2-2) 상기 단계 (2-1)에서 도출된 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 단계; 및
- [0061] (2-3) 상기 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0063] 더더욱 바람직하게는, 상기 단계 (2-2)에서는,
- [0064] 상기 원본 이미지의 모든 경계 상자에 대하여, 상기 경계 상자에 대한 상기 교사 네트워크의 모델 예측을 소프트맥스 함수에 적용 후, 상기 경계 상자 내 엔트로피를 계산해 상기 불확실성을 계산할 수 있다.
- [0066] 더더욱 바람직하게는, 상기 불일치성은,
- [0067] 상기 원본 이미지와 증강 이미지 사이의 불일치 정도를 나타내는 값일 수 있다.
- [0069] 더욱더 바람직하게는, 상기 단계 (2-2)에서는,
- [0070] 젠슨-샤논 다이버전스(Jensen-Shannon Divergence: JSD)를 사용해 측정한 상기 원본 이미지의 경계 상자와 증강 이미지의 경계 상자의 클래스별 확률의 거리, 및 상기 증강 이미지의 경계 상자의 중심점과 상기 원본 이미지의 경계 상자의 중심점 차이를 이용해 상기 불일치성을 계산할 수 있다.
- [0072] 바람직하게는, 상기 단계 (3)은,
- [0073] (3-1) 상기 단계 (2)에서 산출한 점수에 따라 상기 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 단계;
- [0074] (3-2) 클래스별 가중치를 상기 1차 선별된 데이터에 적용해, 상기 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 단계; 및
- [0075] (3-3) 상기 단계 (3-2)에서 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 상기 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0077] 바람직하게는, 상기 단계 (1) 및 단계 (4)에서는,
- [0078] 상기 학생 네트워크의 파라미터를 지수 이동 평균(Exponential Moving Average: EMA)하여 상기 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트할 수 있다.

발명의 효과

- [0079] 본 발명에서 제안하고 있는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법에 따르면, 교사-학생 프레

임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 무-주석 데이터에 의한 모델 예측의 불확실성 및 불일치성에 따른 점수와, 데이터의 클래스 분포를 고려한 클래스별 가중치를 이용해 데이터를 선별하고, 선별한 데이터로 데이터셋을 업데이트해 재학습함으로써, 능동적 학습에 필요한 데이터를 효과적으로 선별할 수 있다.

[0081] 더불어, 본 발명의 다양하면서도 유익한 장점과 효과는 상술한 내용에 한정되지 않으며, 본 발명의 구체적인 실시 형태를 설명하는 과정에서 보다 쉽게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0082] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치의 구성을 도시한 도면.
- 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치에서, 데이터를 선별하는 제1분기 처리부 및 제2분기 처리부의 능동적 학습 과정을 도시한 도면.
- 도 3 및 도 4는 모델의 예측이 불확실한 데이터의 예를 도시한 도면.
- 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법의 알고리즘을 도시한 도면.
- 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법의 흐름을 도시한 도면.
- 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법에서, 단계 S200의 세부적인 흐름을 도시한 도면.
- 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법에서, 단계 S300의 세부적인 흐름을 도시한 도면.
- 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치 및 방법에서, 선별된 데이터를 예를 들어 도시한 도면.
- 도 10은 무작위 샘플링에 대해 능동적 학습 시 성능 향상 폭을 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0083] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.
- [0085] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미하며, 하나 또는 그 이상의 다른 특징이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0087] 이하의 실시예는 본 발명의 이해를 돕기 위한 상세한 설명이며, 본 발명의 권리 범위를 제한하는 것이 아니다. 따라서 본 발명과 동일한 기능을 수행하는 동일 범위의 발명 역시 본 발명의 권리 범위에 속할 것이다.
- [0089] 또한, 본 발명의 각 실시예에 포함된 각 구성, 과정, 공정 또는 방법 등은 기술적으로 상호간 모순되지 않는 범위 내에서 공유될 수 있다.

- [0091] 또한, 본 발명에 있어서 단말, 장치 또는 디바이스가 수행하는 것으로 기술된 동작이나 기능 중 일부는 해당 단말, 장치 또는 디바이스와 연결된 서버에서 대신 수행될 수 있다. 마찬가지로, 서버가 수행하는 것으로 기술된 동작이나 기능 중 일부도 해당 서버와 연결된 단말, 장치 또는 디바이스에서 수행될 수도 있다.
- [0093] 특히, 본 발명의 각 실시예에 따른 시스템을 실행시키기 위한 수단으로는 애플리케이션(Application), 또는 웹 서버일 수 있으며, 이 애플리케이션, 또는 웹 서버를 기록한 기록매체를 읽을 수 있는 수단인 단말로는, 일반적인 데스크톱이나 노트북 등의 일반 PC뿐만 아니라, 스마트 폰, 태블릿 PC, 등의 모바일 단말기를 포함할 수 있다.
- [0095] 이하, 첨부된 도면을 참고하여 본 발명의 실시예들을 상세히 설명하도록 한다.
- [0097] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)의 구성을 도시한 도면이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)는, 준지도 학습부(100), 제1 분기 처리부(200) 및 제2 분기 처리부(300)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0099] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)에서, 데이터를 선별하는 제1 분기 처리부(200) 및 제2 분기 처리부(300)의 능동적 학습 과정을 도시한 도면이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)는, 제1 분기 처리부(200)와 제2 분기 처리부(300)를 통해 선별된 데이터를 이용해 능동적 학습을 수행할 수 있다.
- [0101] 최근 연구에서는 소량의 주석이 있는 데이터와 다량의 주석이 없는 데이터를 사용하는 준지도 학습에 능동적 학습을 적용하는 방법들이 제시되었다(비특허문헌 0001, 0002). 머신러닝에서 성능을 높일 수 있는 가장 직관적이고 효과적인 방법은 레이블(주석)이 있는 많은 양의 고품질 데이터로 모델을 학습시키는 것이다. 그러나 그런 데이터를 수집하는 것에는 많은 인적 자원이 필요하므로, 상당한 시간과 비용이 소모된다. AI 프로젝트에서 데이터 수집, 정제, 라벨링 등 데이터 처리에 걸리는 시간은 전체 프로젝트 시간의 반 이상을 차지한다. 아마존에서는 레이블링 인력 제공 비용을 공개하고 있는데, 분류의 경우 장당 0.012달러지만 100만 장이면 12,000달러가 필요하며, 더 어려운 작업일수록 더 큰 비용이 소요된다. 최근 인공지능 모델을 학습시키기 위한 데이터 세트의 크기는 점차 커지는 추세로, 프로젝트에 따라 몇십억 장에 달하기도 한다. 따라서 레이블링 비용은 프로젝트 진행에 큰 부담이 되고 있다.
- [0103] 능동적 학습의 목적은 수집된 많은 양의 주석 없는 데이터 중 인공지능 모델의 예측이 불확실하고 정보량이 풍부한 데이터를 가장 가치 있는 데이터로 인식해 선택하여, 선택한 데이터를 학습하는 것이다. 이와 같이 가치 있는 데이터를 선택하기 위해 모델을 반복적으로 학습하며 정해진 자원의 예산을 모두 소모할 때까지 데이터를 선별하고 주석을 부여한다. 최종적으로 모델의 성능 향상에 유용한 데이터세트를 구성함으로써, 전체 데이터 풀에 주석을 부여하지 않고 모델을 학습하여 레이블 생성 비용을 줄일 수 있다.
- [0105] 도 3 및 도 4는 모델의 예측이 불확실한 데이터의 예를 도시한 도면이다. 도 3은 객체를 잘못 검출한 예로, 모델이 유리에 반사된 와인병을 검출하였다. 능동적 학습 시, 도 3에 도시된 바와 같은 데이터(이미지)를 선별해 유리에 반사된 와인병은 제외하고 정확하게 와인병과 와인잔을 레이블링하여 학습함으로써, 더 정확하게 객체를 검출하는 모델로 업데이트할 수 있다. 또한, 도 4는 객체를 검출하지 못한 예로, 모델이 신발 위에 있는 개(dog)를 검출하지 못했다. 능동적 학습 시, 도 4에 도시된 바와 같은 데이터(이미지)를 선별해 학습함으로써 객체 검출 정확도를 높일 수 있다.
- [0107] 한편, 소량의 주석이 있는 데이터세트를 활용하기 위한 준지도 학습 방법 중 데이터 증강을 적극 활용하여 객체

검출 모델의 학습을 진행하는 연구도 제시된 바 있다(비특허문헌 0003, 0004, 0005). 이 방법은 한 이미지를 강도가 다른 두 이미지로 증강시킨다. 이렇게 증강된 이미지는 각각 교사 네트워크와 학생 네트워크로부터 유사 레이블과 예측값을 출력해 모델을 학습한다. 이러한 프레임워크는 이전의 준지도 학습 방법을 크게 앞서는 성능을 보여주었다.

[0109] 본 발명에서는 객체 탐지 문제에 데이터셋 구축 비용을 절감할 수 있는 교사-학생 프레임워크 기반의 준지도 학습을 적용한다. 본 발명에서는, 기존 연구(비특허문헌 0001 및 0002 참조)와 달리 경계 상자(bounding box)의 중심을 탐지할 수 있는 객체 탐지 네트워크(비특허문헌 0006)를 통해 경계 상자의 중심을 고려함으로써, 원본 이미지와 증강된 이미지 간 경계 상자의 강한 비일치성을 고려해 데이터를 선택하는 능동적 학습 장치(10) 및 방법을 제안할 수 있다.

[0111] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법의 알고리즘을 도시한 도면이다. 도 5에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법은, 교사-학생 프레임워크를 통해 무작위로 샘플링된 데이터의 주석을 생성하고 준지도 학습을 진행할 수 있다. 그리고 능동적 학습으로, 교사 네트워크를 이용해 예산 K만큼 유용한 데이터를 선택하고 주석을 생성 후 데이터셋을 업데이트할 수 있다. 그런 다음 업데이트된 데이터셋을 이용해 모델을 재학습해 원하는 성능에 도달할 때까지 반복 횟수 C만큼 반복할 수 있다.

[0113] 이하에서는, 도 1, 도 2 및 도 5를 참조하여 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)의 각 구성을 상세히 설명하도록 한다.

[0115] 준지도 학습부(100)는, 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 주석 데이터셋(labeled dataset) 및 무-주석 데이터 풀(unlabeled data pool)을 이용해 학생 네트워크를 학습하고, 학습된 학생 네트워크를 이용해 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트하며, 교사 네트워크를 이용해 객체를 탐지할 수 있다. 이때, 준지도 학습부(100)는, 학생 네트워크의 파라미터를 지수 이동 평균(Exponential Moving Average: EMA)하여 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0117] 본 발명의 준지도 학습은 주석이 있는 데이터셋(주석 데이터셋) $D^L=\{X^L, Y^L\}$ 와 주석이 없는 데이터 풀(무-주석 데이터 풀) $D^U=\{X^U\}$ 을 사용할 수 있다. 여기서, X 는 이미지 데이터, Y 는 주석이다. 객체 탐지 네트워크로는 경계 상자의 중심을 탐지할 수 있는 FCOS (비특허문헌 0006 참조)를 사용할 수 있다.

[0119] 교사-학생 프레임워크 기반의 준지도 학습은 두 네트워크로 이루어져 있으며 교사 네트워크 Φ_T 로부터 얻은 유사 레이블과 실측(ground-truth) 레이블을 통해 학생 네트워크 Φ_S 를 학습할 수 있다. 교사 네트워크의 가중치는 학생 네트워크의 가중치를 EMA로 업데이트할 수 있다.

[0121] 제1 분기 처리부(200)는, 무-주석 데이터에 대해 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고, 계산된 불확실성 및 불일치성을 이용해 데이터의 점수를 산출할 수 있다. 보다 구체적으로, 제1 분기 처리부(200)는 도 2의 A에 해당하는 분기를 처리하는 구성으로, 도 1에 도시된 바와 같이, 제1 분기 처리부(200)는, 모델 예측부(210), 제1 연산부(220) 및 제2 연산부(230)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0123] 모델 예측부(210)는, 무-주석 데이터 풀에 속하는 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 교사 네트워크의 모델 예측을 도출할 수 있다.

[0125] 제1 연산부(220)는, 모델 예측부(210)에서 도출된 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산할 수 있다. 여기서, 불일치성은, 원본 이미지와 증강 이미지 사이의 불일치 정도를 나타내는 값일 수 있다. 즉, 제1 연산부(220)는, 주석이 없는 데이터 x_i^u 에 대해 모델 예측에 대한 불확실성 S^u 과 원본 이미지와 증강된 이미지 간의 불일치성 S^{inc} 을 계산할 수 있다.

[0127] 보다 구체적으로, 제1 연산부(220)는, 원본 이미지의 모든 경계 상자에 대하여, 경계 상자에 대한 교사 네트워크의 모델 예측을 소프트맥스 함수에 적용 후, 경계 상자 내 엔트로피를 계산해 불확실성을 계산할 수 있다. 모델 예측에 대한 불확실성 S^u 계산 수식은 다음 수학식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

$$s_i^u = -\frac{1}{n_b^i} \sum_{j=1}^{n_b^i} \delta(p(x_i^u; b_j, \phi_T)) \delta(\log p(x_i^u; b_j, \phi_T))$$

[0129]

[0131] 여기서, n_b^i 는 i 번째 이미지의 경계 상자(b)의 개수를 나타내며 δ 는 Softmax 함수이다. $p(x_i^u; b_j, \phi_T)$ 는 교사 네트워크의 j 번째 경계 상자에 대한 분류 헤드의 출력값이며, Softmax 적용 후 경계 상자 내 엔트로피를 계산하여 이미지의 불확실성 S^u 에 대한 점수로 사용할 수 있다.

[0133] 또한, 제1 연산부(220)는, 젠슨-샤논 다이버전스(Jensen-Shannon Divergence: JSD)를 사용해 측정한 원본 이미지의 경계 상자와 증강 이미지의 경계 상자의 클래스별 확률의 거리, 및 증강 이미지의 경계 상자의 중심점과 원본 이미지의 경계 상자의 중심점 차이를 이용해 불일치성을 계산할 수 있다. 불일치성 S^{inc} 계산 수식은 다음 수학식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 2

$$s_i^{inc} = s_i^b + JSD(x_i^u || x_i'^u)$$

[0135]

[0137] 여기서, s_i^{inc} 는 원본 이미지와 증강 이미지 간 불일치성을 계산한 점수이며 불일치성이 강할수록 높은 점수를 부여한다. s_i^b 는 다음 수학식 3과 같이 IoU와 center 점수로 계산될 수 있다. IoU는 역값(inverse value)을 사용함으로써 경계 상자의 불일치의 정도를 나타낼 수 있다. 두 이미지의 클래스별 확률의 거리를 측정하기 위해 젠슨-샤논 다이버전스를 사용할 수 있다.

수학식 3

$$s_i^b = \sum_{j=1}^{n_b^i} (1 - IoU(b_j, b'_j)) + s_i^{center}$$

[0139]

수학식 4

$$s_i^{center} = \begin{cases} \sum_{j=1}^{n_b^i} c_j - c'_j, & \text{if } c_j > c'_j, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0141]

[0143] 여기서, b_j 와 c_j 는 원본 이미지의 j 번째 경계 상자와 중심점을 의미하고, b'_j 와 c'_j 는 증강 이미지의 j 번째 경계 상자와 중심점을 의미한다. s_i^{center} 는 증강 이미지의 중심점이 원본 이미지에 비해 중심에서 멀어졌을 때 두 값의 차이를 사용한다.

[0145] 제2 연산부(230)는, 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출할 수 있다. 즉, 제1 연산부(220)에서 계산한 불확실성 S^u 과 불일치성 S^{inc} 을 더해 경계 상자에 대한 점수를 이미지(데이터)의 점수로 변환할 수 있다.

[0147] 제2 분기 처리부(300)는, 제1 분기 처리부(200)에서 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트할 수 있다. 보다 구체적으로, 제2 분기 처리부(300)는 도 2의 B에 해당하는 분기를 처리하는 구성으로, 도 1에 도시된 바와 같이, 제1 선별부(310), 제2 선별부(320) 및 데이터 업데이트부(330)를 포함하여 구성될 수 있다.

[0149] 제1 선별부(310)는, 제1 분기 처리부(200)에서 산출한 점수에 따라 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별할 수 있다. 즉, 제1 선별부(310)는, 제1 분기 처리부(200)의 제2 연산부(230)에서 산출한 이미지별 점수를 정렬하고, 점수가 높은 순서대로 예산 K 의 n 배수만큼 데이터를 샘플링할 수 있다. 이때, 제1 분기 처리부(200)에서 산출한 이미지별 점수는, 모델 예측이 어려울수록 점수가 높으므로, 예측이 어려워 학습 가치가 높은 데이터를 1차 선별하게 된다.

[0151] 제2 선별부(320)는, 클래스별 가중치를 1차 선별된 데이터에 적용해, 예산만큼 데이터를 2차 선별할 수 있다. 즉, 제2 선별부(320)는, 주석 데이터세트에서 이미지 내의 다양성을 고려할 수 있도록 클래스별 가중치를 계산하여 1차 선별된 데이터에 적용하고 K 만큼 샘플링을 진행할 수 있다. 여기서, 클래스별 가중치는, 주석 데이터세트의 전체 데이터의 클래스 분포를 고려해, 데이터가 적은 클래스일수록 가중치가 크도록 계산될 수 있다.

[0153] 본 발명은 객체 검출에 관한 것으로, 이미지 내에 여러 객체가 등장할 때 객체의 유형과 위치를 찾는 것이다. 그런데, 실제 산업현장 등에서 수집된 데이터는 클래스 간 불균형이 심하다. 즉, 비슷한 이미지가 대부분이고 변화가 있는 데이터는 극히 일부여서, 수집된 대부분의 데이터는 모델 성능 향상에 큰 도움이 되지 않고 오히려 과적합을 유발할 수 있는 것이다. 따라서 이러한 데이터의 클래스 간 불균형에 따른 문제를 해소하기

위해서는, 능동적 학습에서 선별된 데이터의 클래스 분포가 고르게 선택되어야 한다. 따라서 제2 선별부(320)가 클래스별 가중치를 계산해 샘플링에 적용함으로써, 균형 있는 데이터 선별이 이루어질 수 있다.

[0155] 데이터 업데이트부(330)는, 제2 선별부(320)에서 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트할 수 있다. 즉, 제2 선별부(320)에서 샘플링된 데이터는 오라클에 의해 주석이 생성되며, 주석이 생성된 이미지 데이터를 주석 데이터세트에 추가하고 무-주석 데이터 풀에서 삭제하여 업데이트할 수 있다.

[0157] 그다음, 준지도 학습부(100)는, 제2 분기 처리부(300)에서 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 학생 네트워크를 학습하고, 학생 네트워크를 이용해 교사 네트워크의 파라미터를 업데이트할 수 있다. 즉, 준지도 학습부(100)는 업데이트된 데이터를 이용해 교사-학생 프레임워크를 통해 모델을 재학습하며, 교사 네트워크가 원하는 성능에 도달할 때까지 C만큼 데이터 업데이트 및 재학습을 반복할 수 있다.

[0159] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법의 흐름을 도시한 도면이다. 도 6에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법은, 객체 탐지를 위한, 컴퓨터에서 각 단계가 수행되는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법으로서, 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하는 단계(S100), 무-주석 데이터에 대해 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고 점수를 산출하는 단계(S200), 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계(S300) 및 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 준지도 학습을 수행하는 단계(S400)를 포함하여 구현될 수 있다.

[0161] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법에서, 단계 S200의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 7에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법의 단계 S200은, 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 단계(S210), 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 단계(S220) 및 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 단계(S230)를 포함하여 구현될 수 있다.

[0163] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법에서, 단계 S300의 세부적인 흐름을 도시한 도면이다. 도 8에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 방법의 단계 S300은, 점수에 따라 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 단계(S310), 클래스별 가중치를 1차 선별된 데이터에 적용해, 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 단계(S320) 및 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계(S330)를 포함하여 구현될 수 있다.

[0165] 각각의 단계들과 관련된 상세한 내용들은, 앞서 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10)와 관련하여 충분히 설명되었으므로, 상세한 설명은 생략하기로 한다.

[0167] **실험**

[0169] 본 발명에서는 객체 탐지 데이터세트인 MS-COCO(비특허문헌 0007)와 객체 탐지 네트워크로 FCOS(비특허문헌 0006)를 사용했고 backbone 모델은 ResNet50을 사용하였다. MS-COCO 데이터세트는 객체 탐지 이미지 약 12만 장으로 구성되며 80개의 클래스로 이루어져 있는데, 클래스 불균형이 심한 특징이 있다.

[0171] 표 1은 MS-COCO 데이터셋에서의 본 발명(Ours)과 다른 교사-학생 프레임워크(CSD(비특허문헌 0009), STAC(비특허문헌 0003), Unbiased Teacher(비특허문헌 0005), Unbiased Teacher v2(비특허문헌 0010))와 FCOS 기반 지도학습 모델(Supervised(비특허문헌 0006))의 성능을 비교해 나타낸 것이다.

표 1

	1%	2%	5%	10%
Supervised [6]	8.43	11.97	17.01	20.98
CSD [9]	9.23	12.53	18.09	22.06
STAC [3]	11.97	15.50	20.36	24.31
Unbiased Teacher [5]	14.61	18.70	23.99	28.18
Unbiased Teacher v2 [10]	22.71	26.03	30.08	32.61
Ours	21.34	24.96	31.06	33.12

[0173]

[0175] 본 발명은 최신 연구들과 비교하여 무작위로 선택된 데이터에 비해 대부분의 성능이 좋은 것을 볼 수 있다. 다만, 주석의 비율이 1%와 2%일 때 SoTA 모델에 비해 다소 낮은 성능을 기록하였다. 반면, 5%와 10%에서 SoTA 모델보다 높은 성능을 기록하였으며 이는 제안하는 방법이 지속적으로 적용되었을 때 기존 모델에 비해 낮은 성능을 지니는 모델이라도 주석이 있는 데이터셋을 학습 가치가 높은 데이터(모델이 잘 예측하지 못하고, 클래스 다양성을 고려한 데이터)로 구성할 때 모델의 성능 한계를 극복할 수 있음을 보여준다.

[0177] 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법에서, 선별된 데이터를 예를 들어 도시한 도면이다. 여기서, 빨간색 경계 상자는 5%의 주석이 있는 데이터셋으로 학습한 교사 네트워크의 예측을 나타낸다. 도 9에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법은, 이미지 내 개체가 많고 다양성이 높은 데이터를 잘 찾을 수 있다. 또한, 주석이 있는 데이터셋의 클래스 분포를 고려하여 다양성이 높은 데이터를 선택함으로써 무작위로 선택된 데이터셋이 가지는 클래스 불균형에 대한 약점을 잘 보완했음을 나타낸다.

[0179] 도 10은 무작위 샘플링에 대해 능동적 학습 시 성능 향상 폭을 도시한 도면이다. 도 10에 도시된 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법은 기존의 능동적 학습 방법인 [1](비특허문헌 0001)과 비교하여 전체적으로 더 나은 성능을 보여준다는 것을 알 수 있다. 이는 제안하는 방법인 경계 상자와 그 중심의 불일치와 샘플링된 데이터의 클래스 분포를 고려한 능동적 학습 방식이 성능 향상에 도움이 됨을 알 수 있다.

[0181] 본 발명에서는 원본 이미지와 증강된 이미지의 경계 상자의 중심을 고려함으로써 경계 상자의 강한 비일치성과 무작위로 샘플링된 데이터셋의 클래스 분포를 고려하여 데이터를 선택하는 방법을 제안하였다. 최신 방법과의 비교 실험을 통해 제안된 방법이 능동적 학습에서 효과적임을 증명하였다.

[0183] 전술한 바와 같이, 본 발명에서 제안하고 있는 교사-학생 프레임워크 기반의 능동적 학습 장치(10) 및 방법 따르면, 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하되, 무-주석 데이터에 의한 모델 예측의 불확실성 및 불일치성에 따른 점수와, 데이터의 클래스 분포를 고려한 클래스별 가중치를 이용해 데이터를 선별하고, 선별한 데이터로 데이터셋을 업데이트해 재학습함으로써, 능동적 학습에 필요한 데이터를 효과적으로 선별할 수

있다.

[0185] 한편, 본 발명은 다양한 통신 단말기로 구현되는 동작을 수행하기 위한 프로그램 명령을 포함하는 컴퓨터에서 판독 가능한 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media) 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다.

[0187] 이와 같은 컴퓨터에서 판독 가능한 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 이때, 컴퓨터에서 판독 가능한 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 구현하기 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예를 들어, 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.

[0189] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명된 각 구성요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명된 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0191] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

[0192] 10: 능동적 학습 장치
 100: 준지도 학습부
 200: 제1 분기 처리부
 210: 모델 예측부
 220: 제1 연산부
 230: 제2 연산부
 300: 제2 분기 처리부
 310: 제1 선별부
 320: 제2 선별부
 330: 데이터 업데이트부
 S100: 교사 네트워크와 학생 네트워크로 구성되는 교사-학생 프레임워크를 이용해 준지도 학습을 수행하는 단계
 S200: 무-주석 데이터에 대해 교사 네트워크에 의한 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하고 점수를 산출하는 단계
 S210: 무-주석 데이터의 원본 이미지를 증강한 증강 이미지를 생성하고, 원본 이미지 및 증강 이미지를 이용해 교사 네트워크의 모델 예측을 도출하는 단계
 S220: 모델 예측에 대한 불확실성 및 불일치성을 계산하는 단계

S230: 불확실성 및 불일치성을 이용해 점수를 산출하는 단계

S300: 산출한 점수 및 클래스별 가중치를 이용해 예산만큼 데이터를 선별하고, 선별된 데이터에 대한 주석을 이용해 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계

S310: 점수에 따라 예산의 미리 정해진 배수만큼 데이터를 1차 선별하는 단계

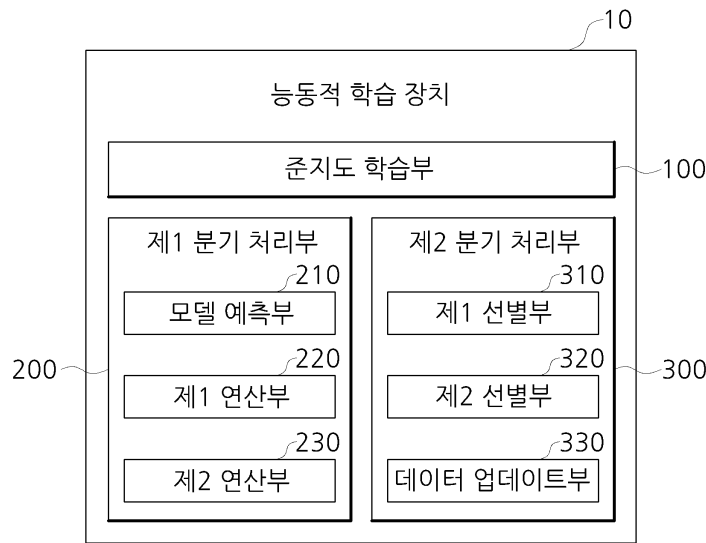
S320: 클래스별 가중치를 1차 선별된 데이터에 적용해, 예산만큼 데이터를 2차 선별하는 단계

S330: 선별된 데이터에 대한 주석을 생성하고, 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 업데이트하는 단계

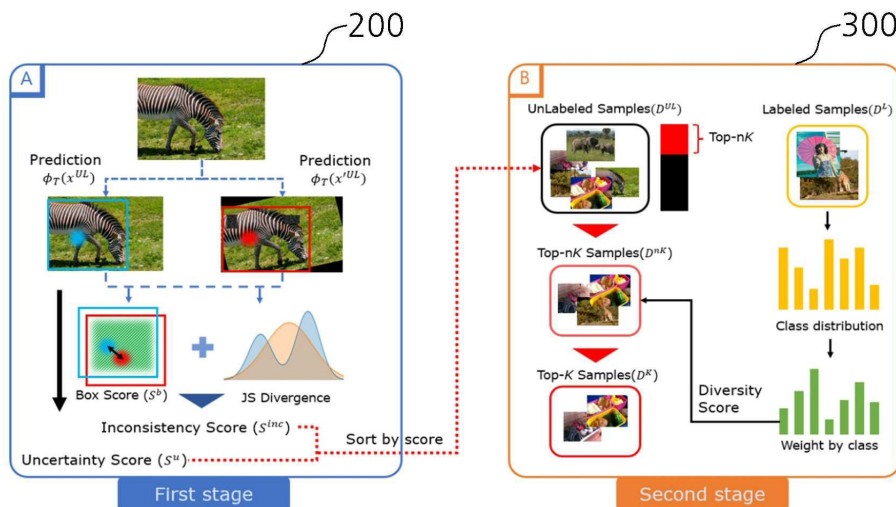
S400: 업데이트된 주석 데이터세트 및 무-주석 데이터 풀을 이용해 준지도 학습을 수행하는 단계

도면

도면1



도면2



도면3



도면4



도면5

Algorithm 1: Pseudo Code for the overall process

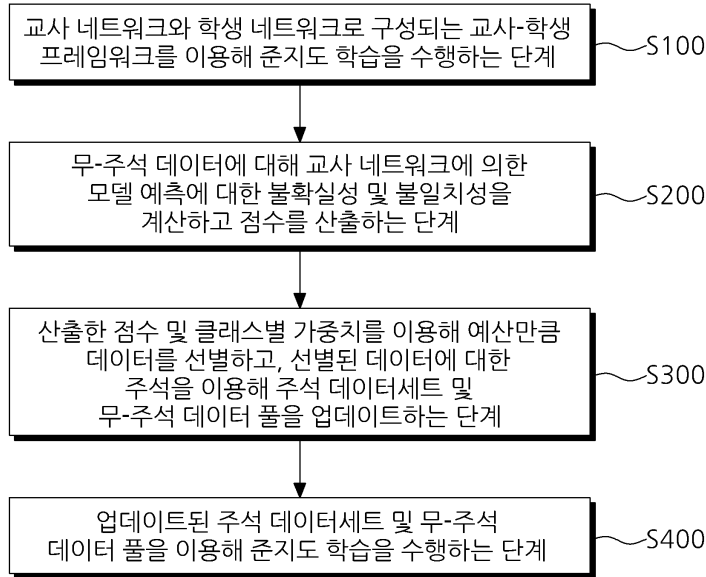
Input: labeled dataset D^L ; unlabeled pool D^{UL} ;
total budget K ; cycle C ;
Output: Teacher network ϕ_T

for $x^L \in D^L$ and $x^{UL} \in D^{UL}$ **do**
 Train the Student network ϕ_S
 Update parameter of ϕ_T using ϕ_S by EMA

for $c = 1$ to C **do**
 for $x^{UL} \in D^{UL}$ **do**
 Calculate S^u, S^{inc} of x_i^{UL} by Eq. (1), (4)
 Sort by score and sampling nK
 Calculate the weight by class using D_{c-1}^L
 Select K and annotate D_c^K
 Update $D_c^L = D_{c-1}^L \cup D_c^K$
 Update $D_c^{UL} = D_{c-1}^{UL} - D_c^K$
 for $x^L \in D_c^L$ and $x^{UL} \in D_c^{UL}$ **do**
 Train the Student model ϕ_S
 Update parameter of ϕ_T using ϕ_S by EMA

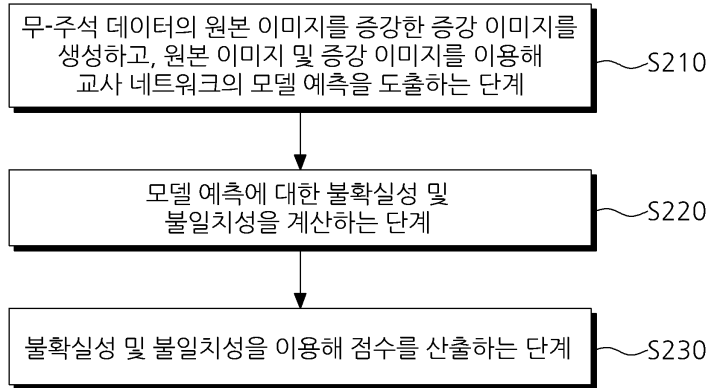
Return ϕ_T

도면6



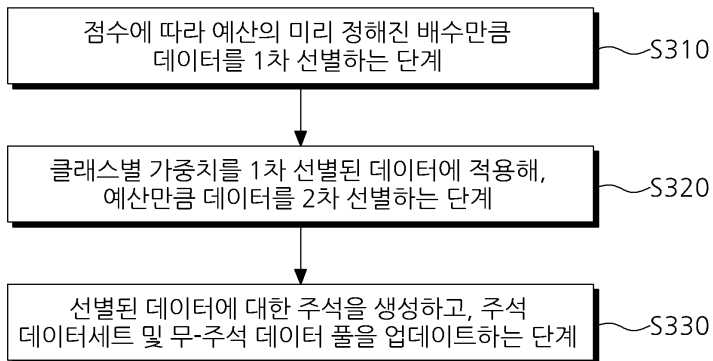
도면7

S200

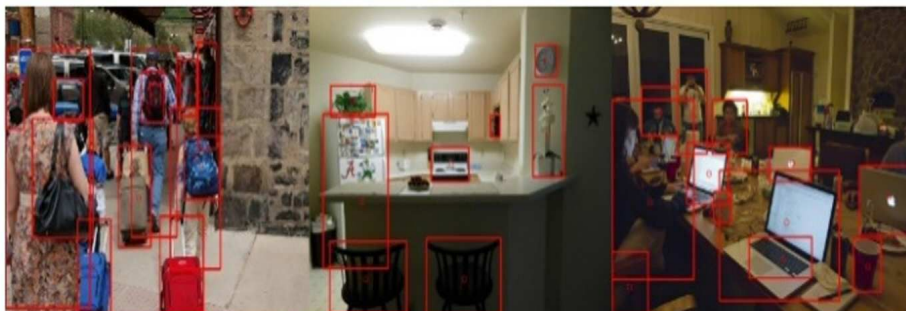


도면8

S300



도면9



도면10

