(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0119422
(43) 공개일자 2020년10월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0037760
(22) 출원일자 2019년04월01일
심사청구일자 2019년04월01일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
이필규
인천광역시 미추홀구 매소홀로475번길 18, 17동 601호(학익동, 신동아아파트3차)
(74) 대리인
양성보

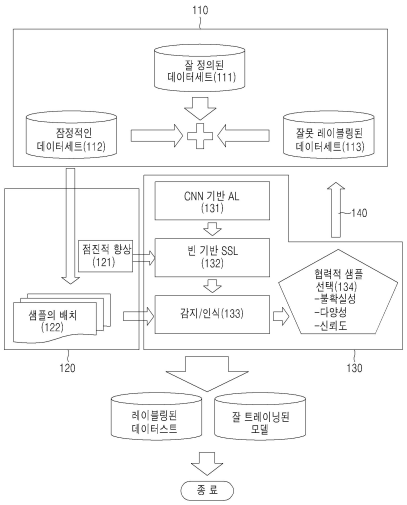
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝**

(57) 요 약

모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법 및 장치가 제시된다. 본 발명에서 제안하는 모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법은 미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 복수의 데이터 세트들로 초기설정되고, IASSL을 통한 트레이닝을 시작하는 단계, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성하는 단계, 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계 및 컨버전스 기준에 도달할 때까지 샘플의 배치를 추가시키고 다음 CNN 딥모델링을 반복적으로 트레이닝하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도1



명 세 서

청구범위

청구항 1

미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 복수의 데이터 세트들로 초기설정되고, IASSL을 통한 트레이닝을 시작하는 단계;

객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성하는 단계;

복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계; 및

컨버젼스 기준에 도달할 때까지 샘플의 배치를 추가시키고 다음 CNN 딥모델링을 반복적으로 트레이닝하는 단계

를 포함하는 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계는,

복수의 풀링 레이어와 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 추가적인 계층 구조를 이용하여 형상 표현과 샘플의 배치를 압축하여 트레이닝을 수행하는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

IASSL 기반 계층 객체 감지는 슈퍼 클래스, 객체 클래스, 서브 클래스를 포함하는 레벨로 구분되는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

슈퍼 클래스는 컨볼루션 레이어와 풀링 레이어를 사용하고, CNN 감지기에 의해 결정되며, 슈퍼 클래스 프로토타입 모델에 의해 제한되는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 5

제3항에 있어서,

객체 클래스는 각각의 슈퍼 클래스 노드를 통해 예측되고, 객체 클래스의 노드를 결정하기 위해 CNN 감지기를 이용하는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 6

제2항에 있어서,

형상 표현은 블록 좌표 하강 방식에 기초한 형상 벡터 최적화를 이용하고, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향

상시키기 위해 레이블링된 데이터세트 및 레이블링되지 않은 데이터세트 모두 이용하는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계는,

AL의 불확실성 기준을 고려하여 불확실성이 가장 높은 샘플을 추가 트레이닝 샘플로 선택하고, 점진적 SSL과 결합한 빈기반 AL 학습 프레임워크를 적용하는

객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 객체 감지 기술은 크게 진보했지만, 시각적 장면의 객체를 분류하고 위치를 탐색 하기 위해, 새로운 스트리밍 샘플의 품질은 비디오 객체 감지에서 여전히 어려운 문제를 내포하고 있다. 종래기술에서, Han 외 연구진은 최첨단 방법, 벤치마크 데이터세트 및 결과비교를 통한 평가에 대한 다양한 객체감지 연구들의 최근 진전사항을 검토했다. Fast RCNN, OverFeat, Faster RCNN, 공간 피라미드 풀링, 싱글샷 멀티박스 감지기, YOLO, YOLOv2, YOLOv3, 지역기반 컨볼루션 신경망, RetinaNet과 같은 최첨단 객체 감지 기술은 고차원의 깊은 특성공간을 이용하고, 스트리밍 데이터 감지의 성능저하를 찾아낸다. 종래기술에서, Krischesky 외 연구진이 2012년 ImageNet 경쟁에서 객체 감지의 성능 장벽을 깬 후, CNN은 객체 감지/인식 영역에 성공적으로 적용되었다. CNN 기술을 이용한 물체 감지의 성능향상은 주로 트레이닝을 위해 크고, 정확하게 레이블링된 데이터세트의 가용성에 달려있다. 종래기술에서, Cheng 외 연구진은 원격 장면 분류를 위한 분별적 CNN(D-CNN) 제안했다. 분류상의 오류를 최소화하기 위해, 메트릭 학습은 CNN의 특징에 적용되었다. 이전의 객체 감지 방식은 트레이닝 데이터 샘플이 무작위적이고 독립적으로 분포된다는 가정 하에 설계되었다. 이러한 가정은 실제 상황, 스트리밍 객체 감지 어플리케이션, 자율 운전, 시각적 감시, 동작 인식, 서비스 로봇 등에는 적용되지 않는다. Han 외 연구진은 방해되는 이미지 배경을 줄이기 위해 유니온 배경(union backgroud)이 적용되는 2단계 공동 세분화 프레임작업을 제안했다. 스트리밍 샘플의 기초적인 분포는 상당히 불균형적이며, 수집된 샘플은 자주 편향되거나 잘못된 레이블을 가진다. 준지도 학습 기반 방식은 최첨단 기술들을 도입하였고, 트레이닝과 실험 세트의 데이터 분포가 동일하다는 가정 하에 자동 물체 감지에 대한 유일한 가능성을 보여주었다. 이전의 물체 감지 방식 대부분은 변화하는 환경으로 인한 데이터 상의 잡음과 왜곡을 고려하지 않은 단순한 샘플링 전략을 사용하였다. 잡음이 섞인 샘플 선별과 잘못된 레이블링은 컨볼루션 CNN이 사용될 때, 불균형적인 데이터 분포와 심각한 성능 저하를 초래했다. 하지만, 현실에서는, 개별 시스템의 운용 환경이 크게 변화한다. 따라서 정적인 환경으로의 가정은 효율적인 물체 감지기를 설계하는 데에는 유효하지 않다.

[0003] 능동 학습 방식(Active Learning; AL)은 트레이닝 세트 내의 레이블이 없거나 불완전한 스트리밍 샘플의 반복에 더 많은 정보 레이블 데이터를 추가한다. 이것은 불확실성과 다양한 기준에 의거하여 가장 불확실한 샘플(즉, 분류자간 가장 큰 불일치를 가지는)을 선정한다. 이것은 연속적이고 적응적이며 점진적으로 개선된 감지 성능을 위한 쿼리에 이어 선택적 샘플링 전략을 사용한다. 신뢰할 수 있는 인간 레이블링의 가정은 스트리밍 물체 감지에 유효하지 않다. 고성능 레이블링 프로세스의 비용이 너무 비싸, AL에 엄격한 레이블링 규칙이 적용될 수 없기에, 실시간 객체 탐지에서는 허용될 수 없다. 레이블링은 동일한 클러스터에 있는 샘플이 동일한 등급일 가능성이 있다는 가정 하에 현재 분류 모델에 의해 수행된다. 현실 환경에서의 많은 잘못된 클러스터 가정 때문에, 준지도 학습(Semi-Supervised Learning; SSL) 단독으로는 보다 좋은 성능을 가질 수 없으며, 심지어는 스트리밍 물체 감지 상의 분류 정확도를 감소시키기도 한다. 스트림 기반 샘플링, 적응적 샘플링 및 기타 많은 접근법은 샘플 선택 편향에 치우친 경우가 많으며, 일부 샘플들은 오류가 발생하기 쉽고 국지적 과열을 피하기 위해 무작위 샘플링 가정을 충족하지 못할 수 있다. 게다가, 많은 어플리케이션에서 수집된 데이터 집합은 계층 분포에

있어 불균형적이다. SSL 방식에 사용되는 스트리밍 샘플을 잘못된 모델화를 초래하고, 이는 시스템의 성능 저하로 이어진다. 객체 감지에서 잘못된 레이블링과 불균형적인 데이터 샘플의 본질적인 복잡성 때문에, 샘플 선택에 대해 새로운 접근법과 적응형 학습 방법이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 효율적인 협력적 샘플링 전략인 IASSL을 도입하여, 스트리밍 객체 감지 시 자주 발생할 수 있는 선택 편향과 클래스 분배 불균형을 완화하기 위한 방법 및 장치를 제공하는데 있다. 이러한 방법은 한 번에 하나의 데이터 샘플을 취급하지 않기 때문에, 잡음이 많은 정보나 데이터로 학습 데이터를 변경하는 것에 대해 강인하다.

과제의 해결 수단

[0005] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법은 미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 복수의 데이터 세트들로 초기설정되고, IASSL을 통한 트레이닝을 시작하는 단계, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성하는 단계, 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계 및 컨버젼스 기준에 도달할 때까지 샘플의 배치를 추가시키고 다음 CNN 딥모델링을 반복적으로 트레이닝하는 단계를 포함한다.

[0006] 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계는 복수의 풀링 레이어와 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 추가적인 계층 구조를 이용하여 형상 표현과 샘플의 배치를 압축하여 트레이닝을 수행한다.

[0007] IASSL 기반 계층 객체 감지는 슈퍼 클래스, 객체 클래스, 서브 클래스를 포함하는 레벨로 구분된다.

[0008] 슈퍼 클래스는 컨볼루션 레이어와 풀링 레이어를 사용하고, CNN 감지기에 의해 결정되며, 슈퍼 클래스 프로토타입 모델에 의해 제한된다.

[0009] 객체 클래스는 각각의 슈퍼 클래스 노드를 통해 예측되고, 객체 클래스의 노드를 결정하기 위해 CNN 감지기를 이용한다.

[0010] 형상 표현은 블록 좌표 하강 방식에 기초한 형상 벡터 최적화를 이용하고, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 레이블링된 데이터세트 및 레이블링되지 않은 데이터세트 모두 이용한다.

[0011] 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계는 AL의 불확실성 기준을 고려하여 불확실성이 가장 높은 샘플을 추가 트레이닝 샘플로 선택하고, 점진적 SSL과 결합한 빈기반 AL 학습 프레임워크를 적용한다.

발명의 효과

[0012] 본 발명의 실시예들에 따르면 보이지 않는 물체 감지를 위한 점진적 능동 준지도 학습(IASSL) 기술을 제안한다. AL의 탐색(Exploration)과 SSL의 이용(Exploitation) 능력의 강점들을 이용하기 위해 배치 기반 능동 학습(AL)과 빈 기반 반 감독 학습(SSL)을 결합한다. AL의 불확실성과 다양성, SSL에 대한 신뢰도를 측정하기 위해 협력적 샘플링 방식도 채택된다. 배치기반 AL은 저렴한 비용으로 더 정보를 주고, 신뢰도 있고, 대표적인 샘플을 선택할 수 있게 해준다. 빈기반 SSL은 스트리밍 이미지 샘플을 여러 개의 빈으로 나누고, 각 빈은 성능기준에 도달할 때까지 반복적으로 다음 빈에 컨볼루션 신경망 딥러닝의 분별적 정보를 전달한다. 점진적 능동 준지도학습 (IASSL)은 알 수 없고, 어수선한 데이터 분포에서 잡음이 많고 편향된 레이블을 극복할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 CNN 아키텍처 다크넷-19(Darknet-19)의 특징 추출 플로우 차트를 나타내는 도면이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 IASSL 기반 계층 객체 감지 트리를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 머신러닝 커뮤니티의 연구원들은 인간과 분류자(classifier) 모두의 구별 능력을 사용하여 잡음이 있거나 레이블이 없는 샘플을 탐색하고 이용하는 협력적 전략을 사용한다. 이러한 협력적 샘플링 방식은 AL과 SSL의 결합으로 되어있으며 성공적인 방향을 제시한다. 그러나, 물체 감지에 관한 소수의 연구자들만이 이 유망한 방향에 관심을 두고 있다. AL과 SSL은 레이블이 있는 데이터와 없는 데이터 모두를 사용하여 분류 정확도를 개선하는데 잘 작용한다. 동적으로 변화하는 환경 아래 물체 감지의 한계점들을 극복하고자 이들을 적용하였다. 배치 모드 AL은 한 번에 하나의 샘플을 학습하는 것이 아니라 한 번에 전체 샘플 그룹을 학습하는 데 사용된다. 신뢰할 수 있는 유의미한 샘플을 물체 범주, 특성, 위치 및 크기에 대한 정확한 정보를 가지고 있는 반면, 잡음이 있는 샘플을 그렇지 않다. 예를 들어, CNN의 특징으로 대표되는 잡음 있는 관심 지역(지상 실측 물체 경계 박스)의 속성은 트레이닝 시간에 모델링 되기에는 오류 혹은 심한 잡음이 있을 수 있다. 잡음이 있는 샘플들의 데이터 집합은 편향되어 있고 불균형적으로 분포되는 경향이 있다. 불완전한 샘플들은 감지기 성능에 기여하지 않는 것뿐만 아니라 성능 저하를 초래할 수 있기에, 잡음이 있는 샘플은 신뢰할 만할 샘플과는 달리 취급되어야 한다. 따라서, 신뢰할 만한 소수의 샘플을 사용하여 초기 물체 감지 CNN 모델을 구축한다. 잡음이 있는 샘플들은 k-평균 알고리즘을 사용해 몇 개의 클러스터로 분할되며, AL기반 탐색을 위한 정보 및 대표 샘플의 배치 풀(batch pool)을 만든다. 마지막으로, 기반 SSL을 사용하여 적응형 객체 감지기를 구성하는데, 여기서 빈은 실제 어플리케이션에서 스트리밍 이미지 시퀀스와 함께 생성된다. 이는 배치 기반 CNN모델과 함께 시작되며, 잡음이 있는 스트리밍 샘플 분산에서 빈 기반 점진적 능동 준지도 학습(IASSL)을 사용하여 신뢰할 수 있는 샘플을 늘리고 감지기의 감지 정확도를 향상시킨다. 이런 식으로, IASSL은 유익하고 믿을만한 샘플링 방식을 사용하는 탐색(exploration)과 이용(exploitation)수단을 제공한다. 제안된 IASSL의 주목할 만한 점은 다음과 같이 요약된다.

[0015] 1) 배치 기반 AL과 빈 기반 SSL을 점진적으로 조합하여 객체 감지 성능을 크게 향상시키는 새로운 프레임워크를 제안한다. 따라서 IASSL은 유익하고 믿은 만한 샘플링 특성 모두를 이용할 수 있다. 이것은 객체 감지 분야에서 협력적 샘플링과 능동 준지도 학습을 통합한 첫 번째 연구이다.

[0016] 2) 실제 현실에서 개별 시스템은 잡음 요소에 의해 광범위하게 변화하여, 결과적으로 정적인 세계에 대한 가정은 효율적인 물체 감지에 적합하지 않다. IASSL을 사용하는 계층 객체 감지 트리는 부분적으로 이 문제를 해결한다. 제안하는 방법은 AL과 SSL 방식 모두의 불확실성, 다양성 및 신뢰 요건을 만족시키는 협력적 샘플링 전략으로 심층 기능의 차별적인 기능을 효과적으로 이용한다.

[0017] PASCAL VOC 및 MS COC와 같이 공개적으로 사용 가능한 벤치마크 데이터 집합에 대하 로컬 데이터 집합을 결합하여 상당한 양의 실험을 실시했다. 제안하는 방법은 훨씬 더 높은 정확도 평균값을 가졌고, 객체 감지 오류 빈도를 낮추었다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 모르는 복잡한 환경에서 강인한 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0020] 도 1을 참조하면, 내포된 학습 사이클로 구성된 IASSL 프레임워크를 나타낸다. 제안하는 객체 감지를 위한 점진적 딥러닝 방법은 미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 복수의 데이터 세트들로 초기설정되고, IASSL을 통한 트레이닝을 시작하는 단계(110), 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성하는 단계(120), 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행하는 단계(130) 및 컨버젼스 기준에 도달할 때까지 샘플의 배치를 추가시키고 다음 CNN 딥모델링을 반복적으로 트레이닝하는 단계(140)를 포함한다.

[0021] 단계(110)에서, 미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 복수의 데이터 세트들로 초기설정되고, IASSL을 통한 트레이닝을 시작하고, 단계(120)에서, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성한다.

[0022] 단계(130)에서 복수의 데이터세트들을 이용하여 CNN 기반 AL 및 스트리밍 샘플을 빈기반으로 나눈 점진적 SSL 사이의 샘플 선택을 수행한다.

[0023] AL의 불확실성 기준을 고려하여 불확실성이 가장 높은 샘플을 추가 트레이닝 샘플로 선택하고, 점진적 SSL과 결합한 빈기반 AL 학습 프레임워크를 적용한다. 또한, 복수의 풀링 레이어와 복수의 컨볼루션 레이어를 포함하는

추가적인 계층 구조를 이용하여 형상 표현과 샘플의 배치를 압축하여 트레이닝을 수행한다.

[0024] 이때, IASSL 기반 계층 객체 감지는 슈퍼 클래스, 객체 클래스, 서브 클래스를 포함하는 레벨로 구분된다. 슈퍼 클래스는 컨볼루션 레이어와 풀링 레이어를 사용하고, CNN 감지기에 의해 결정되며, 슈퍼 클래스 프로토타입 모델에 의해 제한된다. 객체 클래스는 각각의 슈퍼 클래스 노드를 통해 예측되고, 객체 클래스의 노드를 결정하기 위해 CNN 감지기를 이용한다.

[0025] 형상 표현은 블록 좌표 하강 방식에 기초한 형상 벡터 최적화를 이용하고, 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 레이블링된 데이터세트 및 레이블링되지 않은 데이터세트 모두 이용한다.

[0026] 단계(140)에서, 컨버젼스 기준에 도달할 때까지 샘플의 배치를 추가시키고 다음 CNN 딥모델링을 반복적으로 트레이닝한다.

[0027] 도 1을 참조하면, 단계(110)에서 잘 정의된 데이터세트(111), 잠정적인 데이터세트(112) 및 잘못 레이블링된 데이터세트(113)를 이용한 효율적인 협력적 샘플링 전략인 IASSL을 도입하여, 스트리밍 객체 감지시 자주 발생할 수 있는 선택 편향과 클래스 분배 불균형을 완화한다. 한 번에 하나의 데이터 샘플을 취급하지 않기 때문에, 잡음이 많은 정보나 데이터로 학습 데이터를 변경하는 것에 대해 강인하다.

[0028] 단계(120)에서, 샘플의 배치(batch)(122)는 객체 감지의 정확도를 점진적으로 향상시키기 위해 복수의 데이터세트들 중 잠정적인 데이터세트를 이용하여 샘플의 배치를 구성하며, 불확실성 및 다양성 표본 추출에 기초한 AL 탐색 철학에 의해 결정되고, 샘플 스트리밍 데이터는 점진적으로 향상(121)되는 SSL 방법을 위해 반복적으로 빈으로 분할된다. 도 1에서 신뢰할만한 데이터세트는 정확한 객체위치와 객체클래스로 레이블링된 샘플로 구성되어있다. 스트리밍 이미지는 레이블링이 되지 않은 샘플이다.

[0029] 잠정적인 데이터세트(112)세트는 잘못 레이블링된 샘플뿐 아니라 불균형한 기초 분포 하에서 편향된 레이블도 포함한다. 잡음이 많은 샘플은 신뢰할만한 샘플과 다르게 취급되어야 한다. 왜냐하면 그러한 샘플은 해로운 영향을 미칠 뿐 고성능 객체 감지기를 만드는데 어떤 기여도 하지 않기 때문이다.

[0030] 도 1에 도시된 내포된 학습 사이클로 구성된 IASSL 프레임워크는 적응적 심층 특성 학습을 위해 AL 사이클과 빈 기반 학습에 대한 점진적 SSL 사이클을 가지고 있다.

[0031] IASSL은 미리 트레이닝된 CNN 네트워크와 신뢰할만하고 레이블링된 데이터세트로 초기 설정된다. 스트리밍 이미지 샘플은 협력적 샘플 선택으로 필터링된다. 단계(130)에서, 협력적 샘플선택은 AL의 불확실성과 다양성 기준, SSL의 신뢰도 기준으로 구성된다. CNN 기반 AL(131)과 빈 기반 SSL(132) 사이의 협력을 통한 감지 및 인식(133)을 통해 잡음이 많고 레이블링되지 않은 스트리밍 샘플에서도 신뢰할만하고 유익한 레이블링이 된 트레이닝샘플을 얻을 수 있다. 선택된 샘플은 트루(true) 클래스보다 불확실성이 더 높고, 나머지 샘플보다 신뢰도가 낮다. 반복할 때마다 감지 정확도를 점진적으로 향상시키기 위한 효율적인 배치(batch) 샘플을 구성하기 위해 다양성 기준이 적용된다. IASSL을 이용한 학습은 신뢰도 있는 데이터세트를 이용한 AL과, 스트리밍 샘플을 bin sequence로 나눈 점진적 SSL로 나뉜다. AL 사이클에서, 객체 샘플의 배치(batch)는 여러 개의 빈으로 나누어 지고, 빈사이클은 현재의 신뢰도 있는 데이터세트를 이용한 빈기반 점진적 SSL을 수행한다. IASSL은 처음에 초기의 신뢰도 있고 레이블링된 샘플을 이용하여 CNN을 트레이닝시킨다. 그 후 컨버젼스 기준에 도달할 때까지, 현재의 객체 감지기를 이용해 샘플 배치를 추가시키며, 다음 CNN 딥모델을 반복적으로 재교육한다(140). SSL 사이클에서, 로컬 스트리밍 이미지 샘플은 협력적 샘플 선택에 의해 무리지어지고, 필터링 되어, 빈 기반 점진적 학습에 적용된다.

[0033] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 심층 CNN 아키텍처 다크넷-19(Darknet-19)의 특징 추출 플로우 차트를 나타내는 도면이다.

[0034] 본 발명의 실시예에 따른 점진적 딥러닝은 다크넷-19(Darknet-19)(210)를 이용한 딥러닝 아키텍처에 기반하지만, 다크넷-19에 추가적으로 계층 구조(220)를 더 포함한다. 도 2에 도시된 바와 같이, 예를 들어 대부분 3x3 필터와 모든 풀링 단계 그리고 채널들의 수를 두 배로 증가시켜 사용한다. 또한, 1x1 필터를 사용하여 형상 표현과 배치 정규화를 압축하여 모델을 트레이닝 한다. 실시예에 따르면, 최대 5개의 풀링 레이어와 19개의 컨볼루션 레이어를 가지고 있다. 이것은 일 실시예일뿐 이에 한정되지는 않는다.

[0036] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 IASSL 기반 계층 객체 감지 트리를 나타내는 도면이다.

[0037] 도 3에 나타낸 바와 같이, IASSL 기반 계층 객체 감지는 세가지 레벨로 구분되며, 세 레벨은 각각 슈퍼 클래스(super class)(320), 객체 클래스(object class)(330) 및 서브 클래스(sub class)(340)를 포함한다.

[0038] 도 3에서 계층 트리의 최상위층은 루트(root)(다시 말해, 이미지 세트)(310)를 상징하며, 이는 객체 클래스에 대한 공통적인 심층 대표들을 학습하기 위해 일반적으로 공유되는 컨볼루션 레이어를 가진 것을 나타낸다. 루트에서는, 슈퍼 클래스(super class)(320)를 학습하기 위한 컨볼루션 레이어와 최대 풀링 레이어를 사용하는 슈퍼 클래스 감지기(즉, 실내 물체, 동물, 사람 그리고 차량)가 만들어 진다. 계층 트리의 첫번째 노드는 객체 클래스 감지기와 관련된다. 계층 트리의 두번째 노드는 서브 클래스 감지기와 관련 있다. 이 레벨은 보이지 않는 물체와 물체의 새로운 클래스를 나타내기 위해 확장된다. 슈퍼 클래스의 각 그룹에는 소수의 기존 객체 클래스가 포함될 수 있기 때문에, 심층 CNN의 특징을 공동으로 트레이닝하기 위해 트리의 3번째 레벨은 소프트맥스(softmax) 레이어로 대체된다.

[0039] 이하, 본 발명의 실시예에 따른 점진적 딥러닝 알고리즘에 대하여 더욱 상세히 설명한다.

[0040] 객체 감지 시스템은 객체의 클래스와 위치를 예측하며, 이에는 조건부 레이블과 위치 분포, P(y, b|x) (여기서, x는 형상 벡터, y는 객체 레이블, b는 위치를 나타낸다) 등이 사용된다. 트레이닝 표본 분포와 시험 표본 분포가 동일한 조건부 레이블 확률 분포를 공유하더라도, 예측 P(y, b|x)는 표본 선별 편향에 취약하다. 스트리밍 객체 감지 시스템에서 샘플링 방법은 허용 가능한 검출 정확도를 위해 표본 추출 편향과 클래스 불균형의 영향을 최소화하는 몇 가지 정교한 메커니즘을 포함한다.

[0041] 점진적 SSL 단계에서 슈퍼 클래스는 CNN 감지기($C_1, C_2, \dots C_{sup}, D_{sup}$)에 의해 결정되며, 이는 슈퍼 클래스 프로토타입 모델에 의해 제약 받는다. C_1, C_2, C_{sup}은 첫 번째, 두 번째 그리고 마지막 슈퍼 클래스 컨볼루션 레이어를 나타내고, D_{sup}은 슈퍼 클래스 감자기 레이어를 나타낸다. 객체 클래스 감지기는 계층 트리의 첫번째 레벨 상의 슈퍼 클래스 노드와 연관 있다. 각각의 슈퍼 클래스 노드는 객체 클래스와 경계 박스를 예측하여 객체 노드를 결정하기 위해 CNN 감지기($C_1, C_2, \dots C_{obj}, D_{obj}$)를 만든다. C_1, C_2, C_{obj}는 각각 첫 번째, 두 번째 그리고 마지막 클래스 컨볼루션 레이어를 나타내며, D_{obj}는 객체 클래스 감지기 레이어를 나타낸다. BB(FV)로 표시되는 경계 박스의 형상 벡터 FV는, 경계 박스 지역 내부를 나타내며, 이는 심층 형상 서술자(deep feature descriptor) FV가 높은 확률로 발견될 수 있는 위치이다. 계층 트리는 컨퓨젼 테이블(confusion table) 분석을 기반으로 한 3종류의 객체 노드를 가지고 있다. 각각의 객체 클래스의 성능을 분석하고 다음의 세가지 기준을 토대로 카테고리를 분류하였다.

[0042] Case 1: 실존하는 객체 클래스, (예를 들어, 인하대학교, Hi-tech 건물 테이블). 만약 클래스가 이미 존재하는 벤치마크 데이터 세트(예를 들어, PASCAL VOC) 내에 존재한다면, 그 클래스를 실존하는 객체 클래스로 취급한다.

[0043] Case 2: 한 개 혹은 그 이상의 실존하는 객체 클래스들의 조합, 예를 들어, 인하 Hi-tech 로비, PASCAL VOC sofa 데이터 세트를 가진 인하대학교의 소파(sofa). 클래스의 가능성이 크고, 데이터의 크기는 IASSL실험에 충분치 않았기 때문에, 새로운 객체 클래스 데이터를 기존 객체 클래스와 결합했다.

[0044] Case 3: 국지적 새로운 객체 클래스, 예를 들어 경기장 의자. 만일 새로운 클래스가 기준치보다 큰 단일-가능성 값을 가지고 있지 않다면, 그 객체 클래스를 새로운 클래스로 간주한다.

[0045] 시험 장면 이미지를 I, 트레이닝 데이터 세트를 D라 두고, FV에 대한 사전 분포가 이미 존재한다고 가정한다. 그러면, FV는 베이시안 통계(Bayesian statistics)에서 랜덤 변수로 취급될 수 있다. FV의 후분포(posterior distribution)는 다음과 같다.

$$p(FV \mid I, \mathcal{D}) = \frac{p(I \mid FV, \mathcal{D})\, p(FV \mid \mathcal{D})}{\int} \qquad (1)$$

[0046]

[0047] 계층 트리가 슈퍼 클래스, 객체 클래스, 서브 클래스로 구성되어 있기 때문에, 수식(1)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$
\begin{aligned}
&p(FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}|I, \mathcal{D}) \\
&= p(FV_{sup}|I, \mathcal{D})p(FV_{obj}|FV_{sup}, I, \mathcal{D}) \\
&\quad \times p(FV_{sub}|FV_{obj}, FV_{sup}, I, \mathcal{D}) \\
&= \frac{p\left(I|FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{sup}, \mathcal{D}\right)}{\int}
\end{aligned}
$$

[0048]

$$
\times \frac{p\left(I|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{obj}|FV_{sup}, \mathcal{D}\right)}{\int}
$$

$$
\times \frac{p\left(I|FV_{sub}, FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{sub}|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)}{\int} \tag{2}
$$

[0049]

[0050] FV_{sup}, FV_{obj} 그리고 FV_{sub}는 각각 슈퍼 클래스, 객체 클래스, 서브 클래스 노드의 국지적 특성을 나타낸다. FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}의 최대 후측(posterior)은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$
\begin{aligned}
&(\widetilde{FV}_{sup}, \widetilde{FV}_{obj}, \widetilde{FV}_{sub})_{MAP}(I, \mathcal{D}) \\
&= \underset{FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}}{\operatorname{argmax}} [p\left(I|FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\qquad \times p\left(I|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{obj}|FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\qquad \times p\left(I|FV_{sub}, FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\qquad \times p\left(FV_{sub}|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)] \qquad (3)
\end{aligned}
$$

[0051]

[0052] 객체 클래스가 부분-위치 검색 지역에 의해 제약되기 때문에, $part_r$은 조건부 독립으로 취급된다고 가정한다. 계층 트리 감지기 앙상블은 다음의 최적의 형상 벡터 조건을 만족하는 FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}를 찾는다.

$$
\begin{aligned}
&(\widetilde{FV}_{sup}, \widetilde{FV}_{obj}, \widetilde{part}_1, .., \widetilde{part}_R)_{MAP}(I, \mathcal{D}) \\
&= \underset{FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}}{\operatorname{argmax}} p\left(I|FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\qquad \times p\left(I|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)p\left(FV_{obj}|FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\qquad \times \prod_{r=1}^{R} p(I|part_r, FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}) \\
&\qquad \times p\left(part_r|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \qquad (4)
\end{aligned}
$$

[0053]

[0054] $p(I|FV_{sup}, D)$과 $p(I|FV_{obj}, FV_{sup}, D)$는 FV_{sup}의 가능성 함수로서 다음에서 설명하는 슈퍼 클래스 감지기와 객체 클래스 감지기로 추정된다는 점에 유의해야 한다. 다음과 같이 수식(5)를 최대화하기 보다는 후측(posterior)의 음의 로그 요소를 최소화 한다.

$$
\begin{aligned}
&(\widetilde{FV}_{sup}, \widetilde{FV}_{obj}, \widetilde{part}_1, \ldots, \widetilde{part}_R)_{MAP}(I, \mathcal{D}) \\
&= \underset{FV_{sup}, FV_{obj}, FV_{sub}}{\operatorname{argmax}} \log p\left(I|FV_{sup}, \mathcal{D}\right) + \log p\left(FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\quad + \log p\left(I|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right) + logp\left(FV_{obj}|FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\quad + \sum_{r=1}^{R}[logp\left(I|part_r, FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right) \\
&\quad + \log p\left(part_r|FV_{obj}, FV_{sup}, \mathcal{D}\right)] \qquad (5)
\end{aligned}
$$

[0055]

Algorithm 1 Block Coordinate Descent-Based Optimization

Input: Image I, $\mathcal{D}$ with the hierarchical tree, regularization thresholds (λ_1, λ_2)

Output: $(\widetilde{FV}_{sup}, \widetilde{FV}_{obj}, \widetilde{FV}_{sub})$

1. **Method:**
2. Initialize $\widetilde{FV}_{sup}$, $\widetilde{FV}_{obj}$, and $\widetilde{FV}_{sub}$
3. $k \leftarrow 0$
4. **repeat**
5. $FV_{sup}^{k+1} \Leftarrow \underset{B}{\operatorname{argmax}} J_{sup}(FV_{sup}^{k}; FV_{obj}^{k}, FV_{sub}^{k})$
6. $FV_{obj}^{k+1} \Leftarrow \underset{C}{\operatorname{argmax}} J_{obj}(FV_{obj}^{k}; FV_{sup}^{k}, FV_{sub}^{k})$
7. $FV_{sub}^{k+1} \Leftarrow \underset{D}{\operatorname{argmax}} J_{sub}(FV_{sub}^{k}; FV_{sup}^{k}, FV_{obj}^{k})$
8. **until** convergence.

[0056]

[0057] 블록 좌표 하강 기반(descent based) 최적화 공식에 의해 수식(5)를 다음과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$
\begin{aligned}
&(\widetilde{FV}_{sup}, \widetilde{FV}_{obj}|I, \mathcal{D} \\
&\quad = \underset{FV_{sup}}{\operatorname{argmin}} f(FV_{sup}; FV_{obj}; FV_{sub}, I, \mathcal{D}) \\
&\qquad + \underset{FV_{obj}}{\operatorname{argmin}} f(FV_{obj}; FV_{sup}; FV_{sub}, I, \mathcal{D}) \qquad (6)
\end{aligned}
$$

[0058]

[0059] 수식(6)에 대한 솔루션은 비볼록(nonconvex)이지만, 각 최적화 변수마다 볼록(convex) w.r.t.이다. 블록 좌표 하강 방식에 기초한 최적화 알고리즘을 채택하였고, 이 알고리즘은 각 변수에 대해 w.r.t로 반복하여 수식(6)을 최소화하고 나머지 변수는 고정시킨다. 전반적인 프로세스는 알고리즘 1 에 요약되어 있다.

[0060] J_{sup}, J_{obj}, J_{sub} 이 각각 수식(6)으로부터 정의된 객체 함수인 반면에, B, C 및 D 는 FV_{sup}, FV_{obj} 및 FV_{sub} 를 위한 최적화 파라미터이다.

[0061] 그럼에도 불구하고, 최대 확률을 가지는 감지 결과는 정확한 객체 감지가 아닐 수 있으며, 다른 형상점과 일치하지 않을 수 있다. 이러한 종류의 오류는 제한적인 레이블에 의존한 대부분의 객체 감지에서 항상 발생할 수 있다. 많은 경우에, 감지기는 소음 분산 포즈, 어수선한 배경 그리고 조명 변화로 인해 불안정하다. 계층 객체 감지 트리는 초기 레이블링 트레이닝 데이터 부족으로 인해 종종 부적합하다. 클래스 모델은 편향되어 있으며, 계층 트리로부터 결정되는 분류 경계가 최선책과는 거리가 먼 경우가 있다. 이러한 맥락에서, 이상 징후를 방지함으로써 골치 아픈 패턴의 영향을 최소화하기 위해 레이블이 있는 데이터세트와 없는 데이터세트 모두를 사용하여, 점진적으로 학습할 수 있는 데이터 구동 준지도 프레임워크를 도입한다.

[0062] 제안된 IASSL은 AL 패러다임의 불확실성, 다양성 속성과 점진적 SSL 패러다임의 신뢰도 속상을 결합한다. 이 방법은 트레이닝 시간뿐 아니라 비용이 많이 드는 인적개입을 최소화시킨다. 또한 종래기술과 유사한 고품질 트레이닝 데이터세트를 유지한다. AL의 불확실성 기준을 고려해, 가장 불확실한 샘플을 가장 유용한 추가용 트레이

닝 샘플로 선택한다. 그러한 샘플들은 높은 확률로 현재의 분류모델에 의해 잘못 분류되었을 것으로 예상되기 때문이다. 단, 불확실성 기준은 잡음이 많고, 불필요한 샘플을 선정하는 원인이 될 수 있다. 본 발명의 실시예에 따르면, 점진적 SSL 철학과 결합한 풀 기반(배치 또는 빈 기반) AL 학습 프레임워크를 적용했다. 점진적 SSL 철학은 불확실성, 신뢰도, 다양성 기준의 AL과 SSL의 협력적 샘플링 방법에 근거해 있고, 더 유익하고 낮은 중복도의 트레이닝 샘플을 선택할 것으로 기대된다.

[0063] 본 발명의 실시예에 따르면, AL 배치 사이클을 이용하고, 점진적 SSL을 위해 빈 사이클을 추가했다. AL 배치 사이클에서, 트레이닝 데이터세트는 잘 정의되어 레이블링된 샘플 D_{well}과 약하거나 레이블링되지 않은 트레이닝 샘플 $D_{tentative}$로 나누어진다. IASSL은 $D_{tentative}$의 규모보다 D_{well}의 규모를 증가시키기위해 데이터세트를 처리한다. 초기에는 IASSL 기반의 이미지 처리 잘 정의된 데이터세트를 이용해 학습한다. 이 데이터세트는 정확하게 미리 레이블링 되어있다고 가정되고, 이 초기의 잘 정의된 데이터세트는 미리 트레이닝된 CNN을 구성하기위해 사용되었던 데이터에서 추출된다. 샘플 배치는 프로토타입 모델과 클래스 밸런싱의 분배를 고려하여 선택된다. 신뢰도 점수는 현재의 CNN 감지기에 의해 약한 샘플에 (재)할당된다. 신뢰도 있고 잘 정의된 샘플은 약한 샘플에서 선택되는데, 이 약한 샘플은 현재의 CNN 감지기에 의해 신뢰도 점수가 측정되고, 순위를 매겨졌다. 약한 샘플의 하위집합은 협력적 샘플링 전략에 의해 선택되며, 여기서 현재 감지기는 새로운 라벨을 재할당하거나 높은 점수로 라벨을 할당한다. 일부 모호한 샘플은 불확실성과 다양성 기준에 의해 필터링 된 후 오라클에 의해 제거되거나 다시 레이블링된다. 이 과정에서 분류 정확도는 향상되면서, 약하게 레이블링된 샘플 중 극히 일부만 탐색함으로써 인적 개입을 최소화할 수 있다는 점에 주목한다. 능동 학습 패러다임의 다양성 기준을 반영하는 더 유익한 샘플은 현재의 샘플 배치를 위해 선택된다. 선택된 신뢰도 있는 샘플은 현재의 트레이닝 데이터세트에 추가되고, CNN 감지기를 재트레이닝하기 위한 새롭게 잘 정의된 트레이닝된 데이터세트를 생성한다.

[0064] IASSL은 반복에서 하나의 샘플만을 선택하는 대신, D_{Δ} 샘플 풀을 구축함으로써 학습 시간을 최소화한다. 이 샘플 풀은 불확실성, 다양성, 신뢰도 기준에 기반해있고, D_{Δ} 은 작동 시간에 결정되는 마지막 샘플 셋으로서, 샘플 풀은 배치 또는 빈이 될 수 있다(도 1참조). 각각의 클래스에 대해 현재의 감지기를 사용하여 샘플들의 세트를 선별하고 검수한 뒤 트레이닝 세트에 추가한다. 불확실성 원리에 따라 마진(margin) 각각의 절반에서 객체 클래스 점수, f(x)에 더 가까운 η개 샘플을 선택한다. 후보 샘플(candidate sample)들이라 불리는 샘플을 총 η개 가진다. 전체 중에서 f(x)의 값이 0에서1 사이를 가지는 η개의 샘플을 선택한다. 불확실성 파라미터 η가 감소하면, f(x) 거리는 증가한다.

[0065] 그러나 불확실성 기준은 유사한 샘플의 선택을 피할 수 없다. IASSL은 또한, 측정의 다양성과 통합되는 이점을 제공한다. 종래기술과 비슷하게, 다양성 기준을 통한 샘플의 후보군 풀은 η개의 후보들 중에서 ϑ개의 샘플을 선택하는 것으로 결정된다. 나머지 샘플들의 분포는 불확실성 기준을 결정하기 위한 k-평균 클러스터링 알고리즘을 통해 분석된다. IASSL은 표준 k-평균 클러스터링을 기반으로 선택된 η개의 샘플의 분포를 평가하고, 이상징후들 및 비슷한 샘플들을 제거한다. 우리는 심층 신뢰 점수로 측정된 랭크 ϑ내의 더욱 유익한 샘플들을 포함하는 후보 샘플 세트를 $D_{diversity}$라 정의한다. 예를 들어 f(x)는 다음과 같이 정의한다.

[0066]
$$D_{diversity} = \{X | X \in D_{tentative}, 0 \le f(X) \le 1\}$$
$$\text{s.t. } Rank\ (x) < \eta \qquad (7)$$

[0067] 여기서 Rank(x)는 현재 객체 감지기의 클래스 점수로 측정한 f(x)의 감소 차수를 나타낸다. 다양성 측정을 통합함으로 인해 샘플들의 배치(batch)를 만들었다.

[0068] 다음으로 신뢰도 기준 파라미터 γ를 사용하여 샘플 $X_{top} = argmax_{x \in Ddiversity}\, f(x)$, $X_{top} = D_{diversity}$보 D_{Δ}를 초기화함으로써 점진적 SSL을 적용하였다. 각각의 단계에서 우리의 샘플링 전략이 $D_{diversity}$에서 샘플을 선택하고 D_{Δ}에 추가한다. $D_{diversity}$는 신뢰 점수 측면에서 D_{Δ}와 가장 유사한 샘플이 된다.

[0069]
$$X_{top} = argmax_{x \in D_{diversity}} \{max_{x_i, x_j \in D_{\Delta}} d(x_i, x_j)\} \qquad (8)$$

[0070] 수식(8)에서, 유클리드 거리를 사용하여 d(xi,xj)를 계산한다.

[0071] D_Δ 의 카디널리티(cardianlity)가 γ 가 되면, 샘플 선별 프로세스가 중단되고 마지막 샘플 세트가 D_Δ이 된다. 샘플 풀을 이용해 CNN을 재트레이닝(retrain)시키고, 수렴 기준에 만족할 때까지 프로세스를 반복한다. 프로세스의 전 과정은 알고리즘 2에 요약되어 있다.

Algorithm 2 Batch-Bin-Cycle Active Semi-Supervised Learning Using Collaborative Sampling Selection

Input: Well labeled dataset D_{well} and tentatively labeled dataset $D_{tentative}$ with $D_{well} \ll D_{tentative}$.
Notations:
D_Δ, batch dataset
$D_{tentative}$, batch tentative dataset with $D_\Delta \ll D_{tentative}$.
η, uncertainty parameter
ϑ, diversity parameter
γ, confidence parameter
f, detector
$f(x)$, class score by detector
$Rank\ (x)$, decreasing order by $f(x)$
Acc, accuracy of bin
Output: Expanded confident labeled dataset D_{well}, an optimal object detector f

[0072]

1. **Step 1**: Train the initial CNN detector f using D_{well}.
2. **Repeat Step 2** to **Step 6** until convergence
3. **Step 2:** Select a batch pool of candidate samples D_Δ from $D_{tentative}$. Compute $f\ (x)$, $x \in D_\Delta$ *using* f.
4. **Step 3:** Create a batch dataset as follows.
5. 3-1. Select η, ϑ tentatively labeled samples filtered by uncertainty and diversity criteria. $D_{diversity} = \{X | X \in D_{tentativ}\}$ s.t. $Rank(x = \vartheta < \eta)$
6. 3-2. Confidence sampling for incremental SSL is initialized by the sample $X_{top} = argmax_{x \in D_{diversity}} \{max_{x_i, x_j \in D_\Delta} d(x_i, x_j)\}$
7. 3-3. Repeat until $|D_\Delta| = \gamma$; $D_\Delta = D_\Delta \cup \{X_{top}$
8. **Step 4:** Assign pseudo-label and score to each unlabeled D_Δ
9. **Step 5:** For each subspace
10. 5-1. Sort the pseudo-labeled tentative samples D_Δ in decreasing order.
11. 5-2. Split j bins sorted tentative samples in decreasing order such that i^{th} bin has samples in the range $(i-1)/|D_\Delta|$ to $i/|D_\Delta|$. Generate bin sequence $BSeq = [bin_i]_{i=0}^{j}$ by partitioning D_Δ.
12. **Step 6:** Repeat until $BSeq(i) \neq \phi$

[0073]

13. 6-1. For each bin, $bin_i = BSeq(i)$, train $f^{(i+1)}$ using $D_{train}^{(i)} \cup bin_i$ and calculate $Acc_{bin_i}^{(i)}$.
14. 6-2. $Acc^{(i+1)} = \max_{bin_i}\{Acc_{bin_i}^{(i+1)}\}$
15. 6-3.
If $Acc^{(i+1)} \geq Acc^{(i)}$, $bin^* = \{Acc^{(i+1)}\}$; $\operatorname{argmax}_{bin_i}\{Acc^{(i+1)}\}$;
$D_{train}^{(i+1)} = D_{train}^{(i)} \cup bin^*$; $f^{(i+1)} = f_{bin^*}^{(i+1)}$
Else if $Acc^{(i+1)} < Acc^{(i)}$, oracle labels incorrectly labeled data in bin^* and return $f^{(i+1)} = f^{(i)}$, $i++$
16. Step 7: Retrain f using $D_{well} = D_{well} \cup D_{\Delta}$. $D_{tentative} = D_{tentative} - D_{\Delta}$;

[0074]

[0076] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0077] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0078] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 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 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

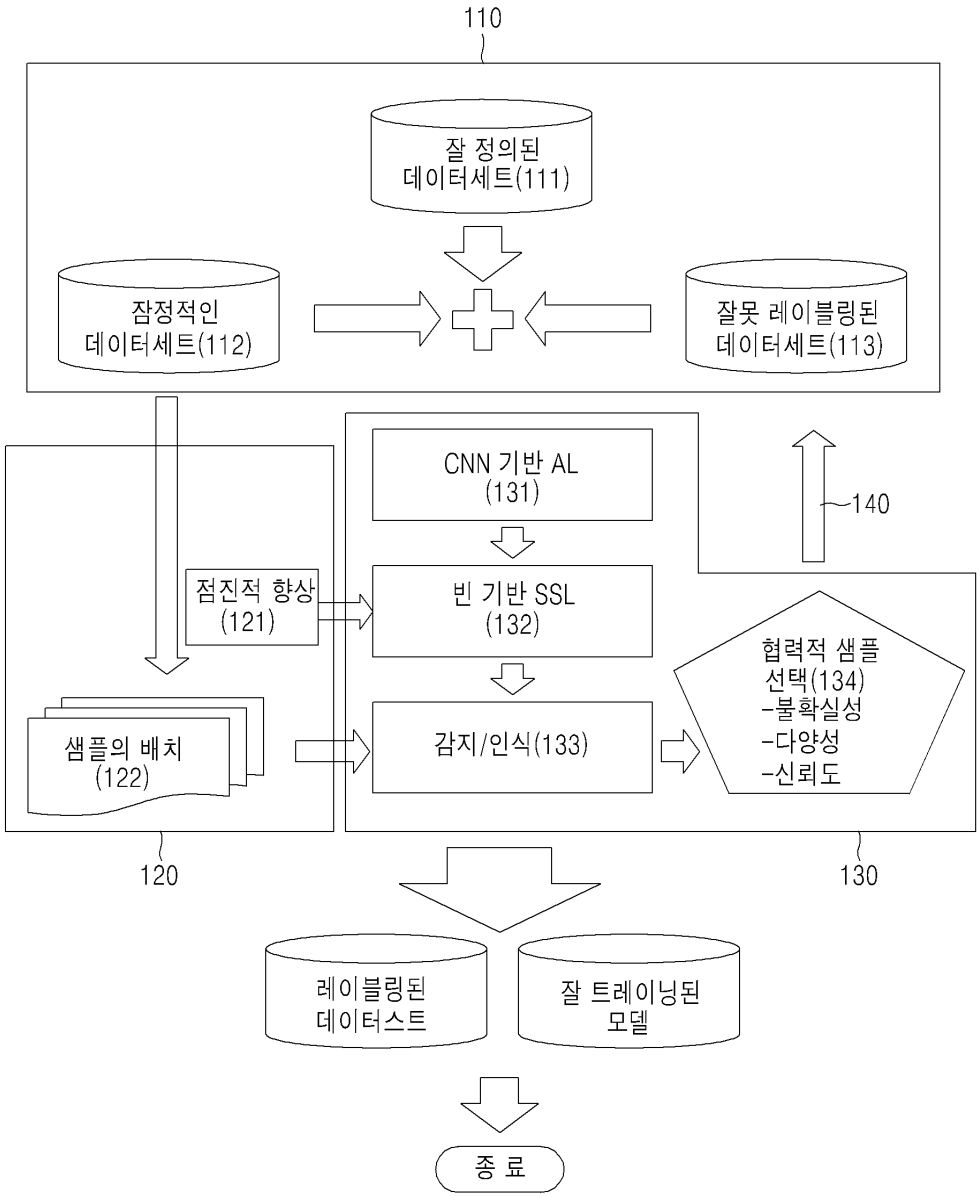
[0079] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성

될 수 있다.

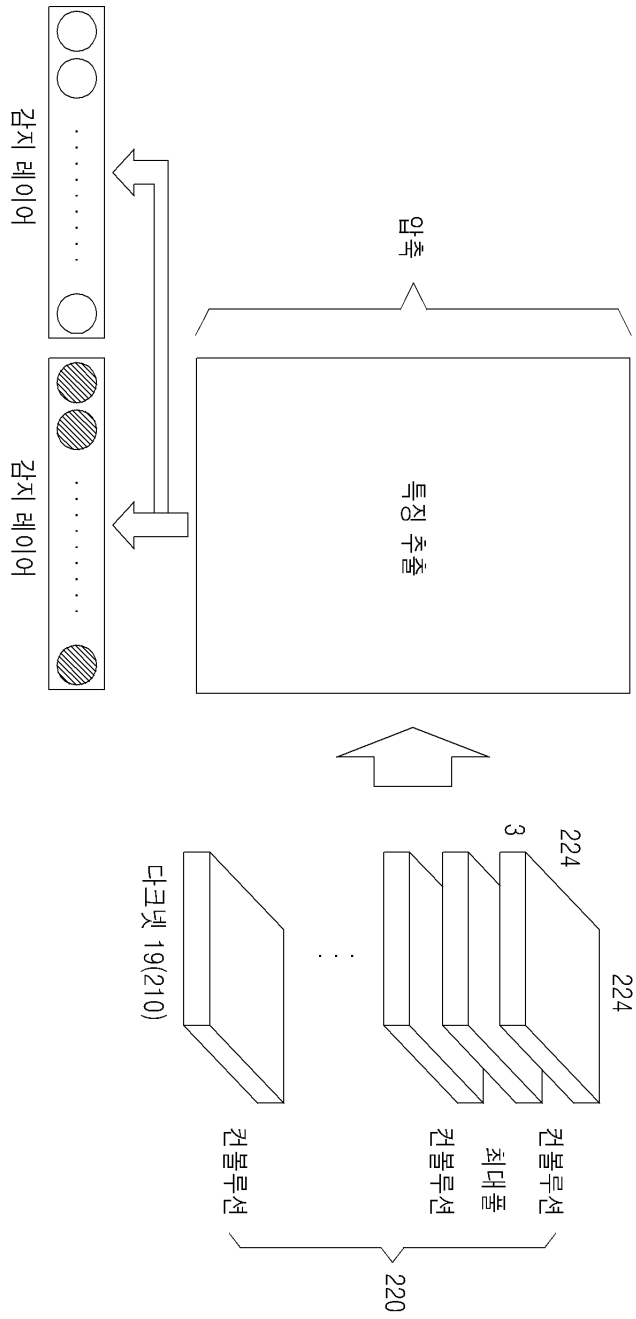
[0080] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

도면1



도면2



도면3

