



등록특허 10-2358554



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년02월04일
(11) 등록번호 10-2358554
(24) 등록일자 2022년01월27일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) *G06K 9/62* (2022.01)
G06N 3/04 (2006.01) *G06V 10/26* (2022.01)
- (52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G06K 9/6256 (2022.01)
- (21) 출원번호 10-2019-7038767
- (22) 출원일자(국제) 2018년07월27일
심사청구일자 2019년12월30일
- (85) 번역문제출일자 2019년12월30일
- (65) 공개번호 10-2020-0015611
- (43) 공개일자 2020년02월12일
- (86) 국제출원번호 PCT/CN2018/097549
- (87) 국제공개번호 WO 2019/024808
국제공개일자 2019년02월07일

(30) 우선권주장
201710648545.7 2017년08월01일 중국(CN)

(56) 선행기술조사문헌

US20140003713 A1*

US20160055237 A1*

US20160180151 A1*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

전체 청구항 수 : 총 13 항

심사관 : 송근배

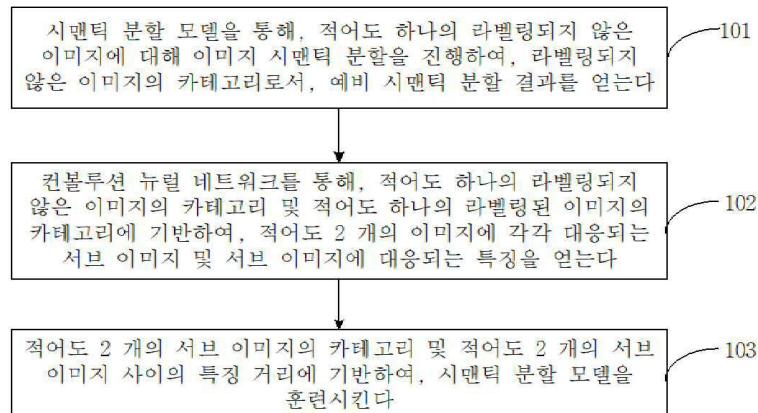
(54) 발명의 명칭 시맨틱 분할 모델을 위한 훈련 방법 및 장치, 전자 기기, 저장 매체

(57) 요약

본 출원의 실시예는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법 및 장치, 전자 기기, 저장 매체를 개시하였고, 상기 방법은, 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻는 단계; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해,

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도1



적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계 - 상기 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 상기 라벨링된 이미지, 상기 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키는 단계를 포함한다. 본 출원의 상기 실시예에서 훈련하여 얻은 시맨틱 분할 모델은, 시맨틱 분할에서 높은 정확도를 획득할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06N 3/0454 (2013.01)

G06V 10/267 (2022.01)

(72) 발명자

루오, 펑

중국 베이징 100084 하이뎬 디스트릭트 중관춘 이
스트 로드 1 코트야드 3 빌딩 7층 룸 710-712

로이, 첸 창제

중국 베이징 100084 하이뎬 디스트릭트 중관춘 이
스트 로드 1 코트야드 3 빌딩 7층 룸 710-712

탕, 시아오우

중국 베이징 100084 하이뎬 디스트릭트 중관춘 이
스트 로드 1 코트야드 3 빌딩 7층 룸 710-712

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터 시스템에 적용되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법으로서,

시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻는 단계;

컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계 - 상기 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 상기 라벨링된 이미지를 포함하고, 상기 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및

적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키는 단계를 포함하고,

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계는,

기설정 크기의 선택 프레임이 적어도 2 개의 이미지 상에서 이동하는 것에 응답하여, 선택 프레임 내의 픽셀에 대해 판단을 진행하고, 상기 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 상기 선택 프레임 내의 이미지를 하나의 서브 이미지로서 출력하고, 상기 서브 이미지에 대해 상기 카테고리로 라벨링하는 단계; 및

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 상기 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키는 단계는,

서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프를 구축하는 단계 - 상기 패치 그래프는 노드와 경계를 포함하며, 상기 노드는 상기 서브 이미지를 포함하고, 상기 경계는 임의의 2 개의 상기 서브 이미지 사이의 특징 거리를 포함함 - ; 및

상기 패치 그래프에서, 동일한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제1 기설정 값보다 작게 되고, 상이한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제2 기설정 값보다 크게 되도록, 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프를 구축하는 단계는,

적어도 하나의 서브 이미지를 기준 노드로 선택하고, 적어도 하나의 기준 노드 각각에 대해,

상기 기준 노드와 동일한 카테고리의 서브 이미지를 양의 상관 노드로 하고, 상기 기준 노드와 상이한 카테고리의 서브 이미지를 음의 상관 노드로 하여, 상기 기준 노드와 적어도 하나의 상기 양의 상관 노드 사이에서 양의 상관 연결을 각각 구축하고, 상기 기준 노드와 적어도 하나의 상기 음의 상관 노드 사이에서 음의 상관 연결을

각각 구축하는 단계; 및

적어도 하나의 상기 기준 노드, 상기 기준 노드의 상기 양의 상관 노드, 상기 기준 노드의 상기 음의 상관 노드, 상기 양의 상관 연결 및 상기 음의 상관 연결에 의해, 스파스 연결의 상기 패치 그래프를 형성하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 4

제2항 또는 제3항에 있어서,

상기 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계는,

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 오차를 최소화하기 위해, 기울기 역전파 알고리즘을 통해, 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계 - 상기 오차는 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 기반하여 획득된 서브 이미지에 대응되는 특징의 삼중 손실임 - 를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 기울기 역전파 알고리즘을 통해, 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계는,

구축된 상기 패치 그래프에서의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 따라, 손실 함수를 통해 최대 오차를 계산하여 얻고, 상기 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 진행하여, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하는 단계;

상기 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하고, 상기 기울기에 따라 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하는 단계;

파라미터를 최적화시킨 후의 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 의해 출력된 서브 이미지 사이의 거리에 따라 오차를 계산하여 얻고, 상기 오차를 최대 오차로 하는 단계;

상기 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 진행하여, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하는 것을 반복적으로 실행하는 단계; 및

상기 최대 오차가 기설정 값보다 작거나 같을 때까지, 상기 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하고, 상기 기울기에 따라 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계는,

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 훈련 결과에 기반하여 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터를 획득하는 단계; 및

획득된 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터에 기반하여 상기 시맨틱 분할 모델 중의 파라미터를 초기화하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 7

삭제

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 작을 때, 상기 선택 프레임을 포기하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 상기 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계는,

컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 상기 라벨링된 이미지 각각에 대해 특징 추출을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 상기 라벨링된 이미지에 대응하는 특징맵을 획득하는 단계; 및

상기 서브 이미지에 대응되는 선택 프레임의 위치와 크기에 기반하여, 대응되는 특징맵으로부터 대응되는 상기 선택 프레임 내의 특징을 획득하고, 상기 서브 이미지에 대응되는 특징을 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 10

제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 있어서,

시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하기 전에, 기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 11

제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 있어서,

컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계 전에,

기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 대해 훈련을 진행하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법.

청구항 12

시맨틱 분할 모델의 훈련 장치로서,

시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻기 위한 분할 유닛;

컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻기 위한 서브 이미지 추출 유닛 - 상기 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 상기 라벨링된 이미지를 포함하고, 상기 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및

적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키기 위한 라벨링된 이미지 훈련 유닛을 포함하고,

상기 서브 이미지 추출 유닛은, 또한 기설정 크기의 선택 프레임이 적어도 2 개의 이미지 상에서 이동하는 것에 응답하여, 선택 프레임 내의 픽셀에 대해 판단을 진행하고, 상기 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 상기 선택 프레임 내의 이미지를 하나의 서브 이미지로서 출력하고, 상기 서브 이미지에 대해 상기 카테고리로 라벨링하며, 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 상기 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 것을 특징으로 하는 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치.

청구항 13

컴퓨터 판독 가능 명령어를 저장하기 위한 컴퓨터 저장 매체로서,

상기 명령어가 기기의 프로세서에 의해 실행될 때, 제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 따른 상기 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법의 단계를 실행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 저장 매체.

청구항 14

컴퓨터 판독 가능한 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

컴퓨터 판독 가능 코드를 포함하고, 상기 컴퓨터 판독 가능 코드가 기기에서 작동될 때, 상기 기기 중의 프로세서는 제1항 내지 제3항 중 어느 한 항에 따른 상기 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법 중 각 단계를 구현하기 위한 명령어를 실행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 프로그램.

청구항 15

삭제

청구항 16

삭제

청구항 17

삭제

청구항 18

삭제

청구항 19

삭제

청구항 20

삭제

청구항 21

삭제

청구항 22

삭제

청구항 23

삭제

청구항 24

삭제

청구항 25

삭제

청구항 26

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 관련 출원의 상호 참조

[0002] 본 출원은 2017년 8월 1일에 중국 특허청에 제출한 출원 번호가 CN201710648545.7이고, 발명의 명칭이 "시맨틱 분할 모델의 훈련 방법 및 장치, 전자 기기, 저장 매체"인 중국 특허 출원의 우선권을 요청하며, 그 전부 내용을 인용하여 본 출원에 결합하였다.

[0003] 본 출원의 실시예는 컴퓨터 시각 기술에 관한 것이며, 특히 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법 및 장치, 전자 기기, 저장 매체에 관한 것이다.

배경기술

[0004] 이미지 시맨틱 분할은 입력 이미지의 각 픽셀에 대해 출력시에 대응되는 판단 라벨을 모두 할당함으로써, 이 픽셀이 어느 물체 또는 카테고리에 속할 가능성이 가장 높은지를 표시한다. 이는 컴퓨터 시각 분야에서 하나의 중요한 작업이며, 이 응용에는 기계 장면 이해, 비디오 분석 등이 포함된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 출원의 실시예는 시맨틱 분할 모델의 훈련 기술을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 출원의 실시예에 따라 제공되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법은,

[0007] 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻는 단계;

[0008] 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계 - 상기 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 상기 라벨링된 이미지를 포함하고, 상기 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및

[0009] 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키는 단계를 포함한다.

[0010] 본 출원의 실시예의 다른 측면에 따라 제공되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치는,

[0011] 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻기 위한 분할 유닛;

[0012] 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻기 위한 서브 이미지 추출 유닛 - 상기 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 상기 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 상기 라벨링된 이미지를 포함하고, 상기 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및

[0013] 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키기 위한 훈련 유닛을 포함한다.

[0014] 본 출원의 실시예의 또 다른 측면에 따라 제공되는 전자 기기는, 프로세서를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치를 포함한다.

[0015] 본 출원의 실시예의 또 다른 측면에 따라 제공되는 전자 기기는, 실행 가능한 명령어를 저장하기 위한 메모리; 및

[0016] 상기 실행 가능한 명령어를 실행하기 위해 상기 메모리와 통신함으로써 상기 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법의 단계를 완성하기 위한 프로세서를 포함한다.

[0017] 본 출원의 실시예의 또 다른 측면에 따라 제공되는 컴퓨터 저장 매체는, 컴퓨터 판독 가능 명령어를 저장하기 위한 컴퓨터 저장 매체를 제공하며, 상기 명령어가 실행될 때 상기 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법의 단계를 실행한다.

[0018] 본 출원의 실시예의 또 다른 측면에 따라 제공되는 컴퓨터 프로그램은, 컴퓨터 판독 가능 코드를 포함하고, 상기 컴퓨터 판독 가능 코드가 기기에서 작동될 때, 상기 기기 중의 프로세서는 본 출원의 실시예 중 어느 하나에

따른 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에서 각 단계를 구현하기 위한 명령어를 실행한다.

발명의 효과

[0019] 본 출원의 상기 실시예에 따라 제공되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법 및 장치, 전자 기기, 저장 매체에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 통해 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행함으로써, 라벨링되지 않은 이미지로 하여금 하나의 노이즈가 있는 카테고리를 얻게 하며, 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지를 얻으며, 라벨링된 이미지와 라벨링되지 않은 이미지를 모두 훈련에 응용하여, 자체 감독 훈련을 구현하며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 서브 이미지에 대해 특징 추출을 진행하는 것을 구현하며, 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델에 대한 훈련을 구현하며, 훈련을 통해 비교적 강한 시맨틱 구분 능력을 갖는 자체 감독 학습하는 시맨틱 분할 모델을 얻으며, 시맨틱 분할에서 높은 정확도를 얻을 수 있다.

[0020] 아래에, 첨부된 도면 및 실시예를 참조하여, 본 출원의 기술 방안을 상세히 설명한다.

도면의 간단한 설명

[0021] 본 명세서의 일부를 구성하는 도면은 본 출원의 실시예를 설명하고, 본 명세서의 원리를 설명과 함께 해석하기 위한 것이다.

도면을 참조하면, 본 출원은 다음의 상세한 설명에 따라, 더욱 명확하게 이해될 수 있다.

도 1은 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 하나의 실시예의 흐름도이다.

도 2는 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 패치 그래프(patch graph)를 구축하는 하나의 예의 모식도이다.

도 3은 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 패치 그래프를 구축하는 다른 하나의 예의 모식도이다.

도 4는 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치의 하나의 실시예의 구조 모식도이다.

도 5는 본 출원의 전자 기기의 하나의 실시예의 구조 모식도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0022] 아래에 첨부 도면을 참조하여 본 출원의 다양한 실시예를 상세히 설명한다. 유의해야 할 것은, 이러한 실시예에서 제시된 부품 및 단계의 상대적 배치, 디지털 표현식 및 수치는 달리 구체적으로 설명되지 않는 한, 본 출원의 범위를 한정하지 않는다.

[0023] 동시에, 도면에 도시된 각 부분의 크기는 설명의 편의를 위해 실제 비례관계에 의해 그려진 것이 아니라는 것을 알아야 한다.

[0024] 적어도 하나의 예시적인 실시예에 대한 다음의 설명은 실제로 예시적인 것에 불과하며, 본 출원 및 그 응용이나 사용에 대한 어떠한 한정으로도 간주되지 않는다.

[0025] 관련 기술 분야의 통상의 기술자에게 공지된 기술, 방법 및 기기는 상세하게 논의되지 않을 수 있지만, 적절한 경우, 상기 기술, 방법 및 기기는 명세서의 일부로 간주되어야 한다.

[0026] 유의해야 할 것은, 유사한 도면 부호 및 문자는 다음의 도면에서 유사한 항목을 표시하므로, 어느 한 항목이 하나의 도면에서 정의되면, 후속 도면에서 추가로 논의될 필요가 없다.

[0027] 본 출원의 실시예는 컴퓨터 시스템/서버에 응용될 수 있으며, 이는 다수의 다른 범용 또는 특수 목적 컴퓨팅 시스템 환경 또는 구성과 함께 작동될 수 있다. 컴퓨터 시스템/서버와 함께 사용하기에 적합한 잘 알려진 컴퓨팅 시스템, 환경 및 구성 중 적어도 하나의 예는 개인용 컴퓨터 시스템, 서버 컴퓨터 시스템, 씬 클라이언트, 씬 클라이언트, 핸드 헬드 또는 램프 기기, 마이크로 프로세서 기반 시스템, 셋톱 박스, 프로그래머블 가전 제품, 네트워크 개인용 컴퓨터, 소형 컴퓨터 시스템, 대형 컴퓨터 시스템 및 상기 시스템 중 어느 하나를 포함하는 분산 클라우드 컴퓨팅 기술 환경을 포함하지만 이에 한정되지 않는다.

[0028] 컴퓨터 시스템/서버는 컴퓨터 시스템에 의해 실행되는 컴퓨터 시스템 실행 가능 명령어(예를 들어, 프로그램 모듈)의 일반적인 맥락에서 설명 될 수 있다. 일반적으로, 프로그램 모듈은 특정 작업을 실행하거나 특정 추상 데

이터 타입을 구현하기 위한 루틴, 프로그램, 타겟 프로그램, 어셈블리, 논리, 데이터 구조 등을 포함할 수 있다. 컴퓨터 시스템/서버는 작업이 통신 네트워크를 통해 연결된 원격 처리 장치에 의해 실행되는 분산 클라우드 컴퓨팅 환경에서 구현 될 수 있다. 분산 클라우드 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈은 저장 기기를 포함하는 로컬 또는 원격 컴퓨팅 시스템 저장 매체에 위치할 수 있다.

- [0029] 도 1은 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 하나의 실시예의 흐름도이다. 도 1에 도시된 바와 같이, 상기 실시예의 방법은 아래의 단계를 포함한다.
- [0030] 단계 101에 있어서, 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻는다.
- [0031] 여기서, 라벨링되지 않은 이미지는 상기 이미지에서 일부 또는 전부 픽셀의 카테고리(예를 들어, 시맨틱 카테고리)가 불확실하다는 것을 의미하며, 본 실시예에 있어서, 예시적으로, 하나의 공지된 시맨틱 분할 모델이 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하는 것을 통해, 노이즈가 있는 시맨틱 분할 결과를 획득한다.
- [0032] 하나의 선택적인 예에 있어서, 상기 단계 101은 메모리에 저장된 상응하는 명령어를 호출하는 프로세서에 의해 실행될 수 있거나, 프로세서에 의해 작동되는 분할 유닛(41)에 의해 실행될 수도 있다.
- [0033] 단계 102에 있어서, 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는다.
- [0034] 여기서, 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지를 포함하며, 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송한다. 선택적으로, 설정 가능한 크기의 선택 프레임을 통해 이미지에서 이동한 다음, 이미지에서 픽셀의 카테고리에 따라 선택 프레임 내의 픽셀이 동일한 카테고리인지를 다시 판단하며, 하나의 선택 프레임에서 설정 비율을 초과하는 픽셀이 모두 동일한 카테고리에 속하면, 이 선택 프레임을 하나의 서브 이미지로서 출력할 수 있다.
- [0035] 하나의 선택적인 예에 있어서, 상기 단계 102는 메모리에 저장된 상응하는 명령어를 호출하는 프로세서에 의해 실행될 수 있거나, 프로세서에 의해 작동되는 서브 이미지 추출 유닛(42)에 의해 실행될 수도 있다.
- [0036] 단계 103에 있어서, 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시킨다.
- [0037] 하나의 선택적인 예에 있어서, 상기 단계 103은 메모리에 저장된 상응하는 명령어를 호출하는 프로세서에 의해 실행될 수 있거나, 프로세서에 의해 작동되는 훈련 유닛(43)에 의해 실행될 수도 있다.
- [0038] 본 출원의 상기 실시예에 따라 제공되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법은, 시맨틱 분할 모델을 통해 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지로 하여금 하나의 노이즈가 있는 카테고리를 얻게 할 수 있으며, 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지를 얻으며, 라벨링된 이미지와 라벨링되지 않은 이미지를 훈련에 모두 적용함으로써, 자체 감독 훈련을 구현하며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 서브 이미지에 대해 특정 추출을 진행하는 것을 구현하며, 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델에 대한 훈련을 구현하며, 훈련을 통해 비교적 강한 시맨틱 구분 능력을 갖는 자체 감독 학습하는 시맨틱 분할 모델을 얻으며, 시맨틱 분할에서 높은 정확도를 얻을 수 있다.
- [0039] 자체 감독 학습은 라벨링되지 않은 이미지 자체를 사용하여 훈련을 진행하여, 이미지 디스크립터를 획득하고, 이미지 디스크립터는 이미지 시맨틱 정보의 고차원 벡터를 설명하도록 구성될 수 있고; 그 다음, 이러한 이미지 디스크립터를 사용하여 시맨틱 분할의 훈련을 진행한다.
- [0040] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법의 다른 실시예에 있어서, 상기 실시예에 기반하면, 단계 103은,
- [0041] 서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프(patch graph)를 설정하는 단계 - 상기 패치 그래프는 노드와 경계를 포함하며, 노드는 서브 이미지를 포함하고, 경계는 임의의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 포함함 - ; 및
- [0042] 상기 패치 그래프에서, 동일한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제1 기설정 값보다 작게 되

고, 상이한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제2 기설정 값보다 크게 되도록 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계를 포함한다.

[0043] 상기 실시예에 있어서, 도 2는 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 패치 그래프를 구축하는 하나의 예의 모식도이다. 도 2에 도시된 바와 같이, 패치 그래프(patch graph)(22)를 설정하기 위해, 먼저 노드(221)를 결정해야 하며, 본 실시예에서 서브 이미지를 노드(221)로 하고, 임의의 하나의 공지된 카테고리 이미지(21)에서 선택 프레임(211)을 통해 적어도 하나의 서브 이미지를 선택하고, 연결 관계가 있는 서브 이미지 사이의 특징 거리를 경계(222)(도 2에서 중간 계층 특징에서 선택된 선택 프레임 중의 특징은 서브 이미지의 특징임)로 하며, 여기서, 서브 이미지 사이의 연결 관계는 서브 이미지에 대응되는 카테고리에 따라 결정되는 것이며; 서브 이미지의 특징은 대응되는 선택 프레임을 통해 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 출력 계층에 의해 출력된 특징맵에서 선택된 특징이며; 선택적으로, 상기 출력 계층은 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서의 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 임의의 하나의 계층이며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 하나의 계층을 선택하여 출력 계층으로 하며, 여기서, 이미지의 얇은 계층의 특징은 일반적으로 이미지에서 물체의 일부 변두리(edge), 각도 등 정보를 표상하며, 이미지 중간 계층 특징은 일반적으로 물체의 일부 구성 요소 정보(예컨대, 차량의 바퀴, 얼굴의 코 등)를 표상하며, 이미지 깊은 계층 특징은 일반적으로 전체적인 이미지의 카테고리 정보(예컨대, 사람, 자동차, 말 등)를 표상하며; 서브 이미지를 통해 이미지를 설정하고, 파라미터에 대해 최적화를 진행하며, 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 하나의 계층을 라벨링된 이미지 및 라벨링되지 않은 이미지의 출력 계층으로 하며, 또한, 여러 차례의 실천을 거쳐 증명된 바, 중간 계층 특징의 최적화 효과는 깊은 계층 특징 보다 우수하며; 여기서, 제1 기설정 값 및 제2 기설정 값은 미리 구축된 것이며, 통상적으로, 제2 기설정 값은 제1 기설정 값보다 크고, 제1 기설정 값 및 제2 기설정 값을 통해 동일한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 작게 할수록, 상이한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리는 커진다.

[0044] 도 3은 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 패치 그래프를 구축하는 단계의 다른 하나의 예의 모식도이다. 상기 실시예의 방법은, 컨볼루션 뉴럴 네트워크(도 3에서 CNN임)를 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리(상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리는 공지된 시맨틱 분할 모델에 기반하여 획득될 수 있음) 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징(도 3에서 중간 계층 특징에서의 서브 이미지 위치에 대응되는 특징임)을 얻는 단계; 및 서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프(patch graph)를 설정하는 단계 - 상기 패치 그래프는 노드와 경계를 포함하며(도 3에서 패치 그래프의 원은 노드를 의미하고, 2 개의 원 사이를 연결하는 선은 경계를 의미함), 노드는 서브 이미지를 포함하고, 경계는 임의의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 포함함 - 를 포함한다.

[0045] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프를 구축하는 단계는,

[0046] 적어도 하나의 서브 이미지를 기준 노드로 선택하고, 적어도 하나의 기준 노드 각각에 대해,

[0047] 기준 노드와 동일한 카테고리의 서브 이미지를 양의 상관 노드로 하고, 기준 노드와 상이한 카테고리의 서브 이미지를 음의 상관 노드로 하여, 기준 노드와 적어도 하나의 양의 상관 노드 사이에서 양의 상관 연결을 각각 설정하고, 기준 노드와 적어도 하나의 음의 상관 노드 사이에서 음의 상관 연결을 각각 설정하는 단계; 및

[0048] 적어도 하나의 기준 노드, 기준 노드의 양의 상관 노드, 기준 노드의 음의 상관 노드, 양의 상관 연결 및 음의 상관 연결에 의해 스판스 연결의 이미지를 형성하는 단계를 포함한다.

[0049] 상기 실시예에 있어서, 패치 그래프를 구축하는 과정은, 적어도 2 개의 서브 이미지로부터 복수 개의 서브 이미지를 무작위로 선택하는 것이며, 무작위로 선택된 서브 이미지를 각각 앵커(anchor)로 하고, 시맨틱 카테고리에 기반하여, 앵커와 동일한 카테고리의 하나의 서브 이미지를 포지티브(positive) 그래프로서 무작위로 선택하며, 앵커와 상이한 시맨틱 카테고리의 하나의 서브 이미지를 네거티브(negative) 그래프로서 무작위로 선택하며, 이 때, 하나의 서브 이미지에 기반하여 2 개의 연결, 즉 앵커 - 포지티브(anchor-positive) 및 앵커 - 네거티브(anchor-negative)를 구축하며; 이러한 연결을 기반으로, 하나의 스판스 연결의 패치 그래프를 구축한다.

[0050] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계는,

[0051] 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 오차를 최소화하기 위해, 기울기 역전과 알고리즘을 통해, 상기 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계 - 오차는 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 기반하여 획득된 서브 이미지에 대응되는 특징

의 삼중 손실임 - 를 포함한다.

[0052] 본 실시예에서 기울기 역전파 알고리즘을 통해 컨볼루션 뉴럴 네트워크 중의 오차를 감소시켜, 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 제1 계층으로부터 출력 계층으로의 적어도 하나의 계층의 파라미터를 최적화하며, 기울기 역전파 알고리즘(BP, Back Propagation Algorithm)은 관리자의 지도 하에, 복수 계층 뉴런 네트워크에 적합한 학습 알고리즘이며, 이는 기울기 하강법을 기반으로 구축된다. BP 네트워크의 입출력 관계는 실질적으로 맵핑 관계이며, 하나의 n 입력 및 m 출력을 가진 BP 뉴럴 네트워크에 의해 완성되는 기능은 n 차원 유클리드 공간으로부터 m 차원 유클리드 공간까지의 하나의 유한 필드의 연속적인 맵핑이며, 이 하나의 맵핑은 높은 비선형성을 갖는다. BP 알고리즘의 학습 과정은 순전파 과정과 역전파 과정으로 구성된다. 순전파 과정에서, 입력 정보는 입력 계층을 통해 은닉 계층을 지나, 계층 별로 처리되어 출력 계층으로 전송된다. 출력 계층에서 예상 출력 값을 얻지 못하면, 출력과 예상 오차의 제곱의 합을 목표 함수로서 하고, 역전파로 전환하고, 계층별로 각 뉴런 가중치에 대한 목표 함수의 편도 함수(partial derivative)를 계산하여, 목표 함수가 가중치 벡터에 대한 래더(ladder)를 구성하며, 래더를 가중치를 수정하는 근거로 하고, 네트워크의 학습은 가중치 수정 과정에서 완성된다. 오차가 예상 값에 도달하면, 네트워크 학습은 종료된다.

[0053] 패치 그래프에서의 경계는 출력 계층에 의해 출력된 서브 이미지 사이의 특징 거리에 의해 획득되며, 여기서, 출력 계층은 중간 계층 또는 깊은 계층에서 선택된 하나의 계층이며, 따라서, 최적화된 것은 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 모든 계층의 파라미터가 아니라, 제1 계층에서 상기 출력 계층까지의 파라미터이며, 따라서, 오차 계산 과정에서, 마찬가지로, 출력 계층으로부터 제1 계층에서 적어도 하나의 계층까지의 오차를 계산한다.

[0054] 본 출원의 시멘틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에서, 기울기 역전파 알고리즘을 통해, 시멘틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계는,

[0055] 구축된 패치 그래프에서 서브 이미지의 특징 사이의 거리에 따라 손실 함수를 통해 최대 오차를 계산하여 얻는 단계;

[0056] 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 진행하여, 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하는 단계;

[0057] 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하고, 기울기에 따라 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하는 단계;

[0058] 파라미터를 최적화시킨 후의 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 의해 출력된 서브 이미지 사이의 거리에 따라 오차를 계산하여 얻고, 오차를 최대 오차로 하는 단계; 및

[0059] 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 반복 실행하여, 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하고, 상기 최대 오차가 기설정 값보다 작거나 같을 때까지, 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하는 단계를 포함한다.

[0060] 본 실시예에 있어서, 먼저 하나의 손실 함수를 정의하고, 컨볼루션 뉴럴 네트워크는 이 손실 함수를 최소화하여 네트워크 파라미터를 최적화하며, 상기 손실 함수 공식은 공식 (1)과 같다.

$$\min \sum_i^N \sum_{c \in C} -\log q(c|z^{(i)}) \simeq \sum_i^N \max(0, \|z_{anc}^{(i)} - z_{pos}^{(i)}\| - \|z_{anc}^{(i)} - z_{neg}^{(i)}\| + m)$$

공식 (1)

[0061] 여기서, $\|z_{anc}^{(i)} - z_{pos}^{(i)}\|$ 는 서브 이미지를 기반으로 구축된 패치 그래프에서 앵커와 포지티브 사이의 거리를 표시하고, $\|z_{anc}^{(i)} - z_{neg}^{(i)}\|$ 는 서브 이미지를 기반으로 구축된 패치 그래프에서 앵커와 네거티브 사이의 거리를 표시하며, m 은 하나의 상수를 표시하며, 상기 공식은 종래 기술에서 삼중 손실(triplet loss) 함수의 공식에 기반하여 획득된 것이며, 계산된 오차를 통해, 기울기 역전파 알고리즘을 결합하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 각 계층의 파라미터에 대한 최적화를 구현할 수 있다.

[0063] 본 출원의 시멘틱 분할 모델의 훈련 방법의 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 시멘틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 과정은,

- [0064] 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 훈련 결과에 기반하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터를 획득하는 단계; 및
- [0065] 획득된 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터에 기반하여 시맨틱 분할 모델 중의 파라미터를 초기화하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0066] 본 실시예에 있어서, 시맨틱 분할 모델도 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 속하므로, 훈련에 의해 얻은 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터는 비교적 강한 시맨틱 카테고리 구별성을 가지며, 시맨틱 분할에서 높은 정확도를 얻을 수 있고, 최초의 시맨틱 분할 모델 중의 파라미터를 상기 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터로 교체하면, 훈련이 완료된 시맨틱 분할 모델을 획득하게 된다.
- [0067] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법의 또 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예를 기반으로, 단계 102는,
- [0068] 기설정 크기의 선택 프레임이 적어도 2 개의 이미지 상에서 이동하는 것에 응답하여, 선택 프레임 내의 픽셀에 대해 판단을 진행하고, 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 시맨틱 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 선택 프레임 내의 이미지를 하나의 서브 이미지로서 출력하고, 서브 이미지에 대해 카테고리로 라벨링하는 단계; 및
- [0069] 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계를 포함할 수 있다.
- [0070] 본 실시예에 있어서, 하나의 크기가 변화될 수 있는 선택 프레임을 통해 적어도 2 개의 이미지에 대해 분할을 진행하고, 여기서, 적어도 2 개의 이미지는 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지를 포함하고, 하나의 카테고리(예를 들어, 시맨틱 카테고리 등)에 속하는 선택 프레임 내의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 상기 선택 프레임을 상기 카테고리로 분류할 수 있고, 상기 선택 프레임 내의 픽셀을 하나의 서브 이미지로서 출력할 수 있으며, 선택 프레임의 크기는 조정 가능하고, 하나의 크기의 선택 프레임을 통해 이미지에서 서브 이미지를 획득하지 못하면, 소정의 개수의 서브 이미지를 얻을 때까지, 선택 프레임의 크기를 조정하는 것을 통해, 분할을 다시 진행한다.
- [0071] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 단계 102는, 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 작을 때, 상기 선택 프레임을 포기하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0072] 본 예에 있어서, 선택 가능한 서브 이미지가 누락되는 것을 피하기 위해, 설정된 크기의 선택 프레임에 대해 하나의 이미지에서 픽셀 단위로의 이동을 완성해야 하며, 하나의 선택 프레임에 복수 개의 카테고리가 존재하지만, 상기 복수 개의 카테고리에 대응되는 픽셀 비율이 모두 기설정 값보다 작으면, 상기 선택 프레임은 카테고리를 결정할 수 없으며, 이 때, 선택 프레임을 다음 위치로 이동하고, 다음 위치에서 계속하여 판단해야 하며; 하나의 크기가 설정된 선택 프레임을 통해 하나의 이미지에서 임의의 서브 이미지를 획득하지 못하면, 선택 프레임의 크기를 조정하고, 상기 이미지에 대해 선택을 다시 진행해야 한다.
- [0073] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻는 단계는,
- [0074] 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 각각 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지 각각에 대해 특징 추출을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지에 대응하는 특징맵을 획득하는 단계; 및
- [0075] 서브 이미지에 대응되는 선택 프레임의 위치와 크기에 기반하여, 대응되는 특징맵으로부터 대응되는 선택 프레임 내의 특징을 획득하고, 서브 이미지에 대응되는 특징을 결정하는 단계를 포함한다.
- [0076] 본 실시예에 있어서, 서브 이미지의 선택 프레임의 위치와 크기를 획득함으로써, 대응되는 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 출력 계층의 특징맵에서 동일한 위치와 크기의 선택 프레임을 통해 서브 이미지에 대응되는 특징을 선택하고, 나아가 서브 이미지의 특징을 통해 임의의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 획득한다.
- [0077] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 단계 102 이전에, 시맨틱 분할 모델의 파라미터에 기반하여, 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터를 초기화하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0078] 예시적으로, 더욱 정확한 특징을 얻기 위해, 시맨틱 분할 모델의 파라미터를 사용하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터에 대해 초기화를 진행한다.
- [0079] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예를 기반으로, 단계 101

이전에,

- [0080] 기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0081] 본 실시예는 시맨틱 분할 모델 각각에 대한 미세 조정을 구현하며, 선택적으로, 미세 조정 과정은 다음의 단계를 포함한다. 1. VGG-16 네트워크 구조의 시맨틱 분할 모델을 사용한다. 2. 시맨틱 분할 모델의 초기 학습율을 0.01로 설정하고, 각 30000 라운드마다 반복적으로 10 배 하강한다. 3. 확률적 기울기 하강 알고리즘을 사용하여 시맨틱 분할 작업을 미세 조정하고 최적화하며, 이 과정은 8 개의 GPU를 이용하여 분산 계산을 한다. 4. 확률적 기울기 하강 알고리즘: 데이터(본 사례는 16 장의 이미지임)를 무작위로 선택하고, 네트워크에 입력하며, 순전파를 진행하여 결과를 얻으며, 이 결과와 라벨링된 결과의 오차를 계산하고, 역전파를 이용하여 적어도 하나의 계층의 오차를 얻는다. 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 파라미터 값을 계산하고; 끊임없이 수정하는 과정에서 모델을 수렴시킨다. 5. 제 60000 라운드 정도까지 반복하여 모델을 수렴시킨다. 6. 이 시맨틱 분할 모델을 이용하여 기존의 개시 데이터 세트에서 테스트를 진행한다.
- [0082] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 또 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예를 기반으로, 단계 102 이전에,
- [0083] 기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 대해 훈련을 진행하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0084] 본 실시예는 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 대한 미세 조정을 구현하며, 선택적으로, 미세 조정 과정은 다음의 단계를 포함한다. 1. VGG-16 네트워크 구조의 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 사용한다. 2. 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 초기 학습율을 0.01로 설정하고, 각 30000 라운드마다 반복적으로 10 배 하강한다. 3. 확률적 기울기 하강 알고리즘을 사용하여 시맨틱 분할 작업을 미세 조정하고 최적화하며, 이 과정은 8 개의 GPU를 이용하여 분산 계산을 한다. 4. 확률적 기울기 하강 알고리즘: 데이터(본 사례는 16 장의 이미지임)를 무작위로 선택하고, 네트워크에 입력하며, 순전파를 이용하여 결과를 얻으며, 이 결과와 라벨링된 결과의 오차를 계산하고, 역전파를 이용하여 적어도 하나의 계층의 오차를 얻는다. 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 파라미터 값을 계산하고; 끊임없이 수정하는 과정에서 네트워크를 수렴시킨다. 5. 제 60000 라운드 정도까지 반복하여 네트워크를 수렴시킨다. 6. 이 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 이용하여 기존의 개시 데이터 세트에서 테스트를 진행한다.
- [0085] 본 기술분야의 통상의 기술자는 상기 방법 실시예를 구현하기 위한 모든 또는 일부 동작은 프로그램 명령어와 관련되는 하드웨어를 통해 완성되며, 전술한 프로그램은 컴퓨터 판독 가능 저장 매체에 저장될 수 있으며, 상기 프로그램이 실행될 때, 실행은 상기 방법 실시예의 단계를 포함하며; 전술한 저장 매체는 판독 전용 메모리 (Read Only Memory, ROM), 랜덤 액세스 메모리(Random Access Memory, RAM), 자기 디스크 또는 광 디스크와 같은 프로그램 코드를 저장할 수 있는 다양한 매체를 포함한다.
- [0086] 도 4는 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치의 하나의 실시예의 구조 모식도이다. 상기 실시예의 장치는 본 출원의 상기 각 방법에 따른 실시예를 구현하기 위한 것일 수 있다. 도 4에 도시된 바와 같이, 상기 실시예의 장치는,
- [0087] 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서 예비 시맨틱 분할 결과를 얻기 위한 분할 유닛(41);
- [0088] 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻기 위한 서브 이미지 추출 유닛(42) - 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지를 포함하며, 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미지의 카테고리를 반송함 - ; 및
- [0089] 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시키기 위한 훈련 유닛(43)을 포함한다.
- [0090] 본 출원의 상기 실시예에 따라 제공되는 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치를 기반으로, 시맨틱 분할 모델을 통해 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지로 하여금 하나의 노이

즈가 있는 카테고리를 얻게 할 수 있으며, 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지를 얻으며, 라벨링된 이미지와 라벨링되지 않은 이미지를 훈련에 모두 응용함으로써, 자체 감독 훈련을 구현하며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 서브 이미지에 대해 특징 추출을 진행하는 것을 구현하며, 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델에 대한 훈련을 구현하며, 훈련을 통해 비교적 강한 시맨틱 구분 능력을 갖는 자체 감독 학습하는 시맨틱 분할 모델을 얻으며, 시맨틱 분할에서 높은 정확도를 얻을 수 있다.

- [0091] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치의 다른 실시예에 있어서, 상기 실시예에 기반하면, 훈련 유닛(43)은, 서브 이미지 사이의 카테고리 관계에 따라, 패치 그래프를 구축하기 위한 패치 그래프 구축 모듈 - 상기 패치 그래프는 노드와 경계를 포함하며, 노드는 서브 이미지를 포함하고, 경계는 임의의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 포함함 - ; 및
- [0093] 패치 그래프에서 동일한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제1 기설정 값보다 작게 되고, 상이한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리가 제2 기설정 값보다 크게 되도록, 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하하기 위한 모델 훈련 모듈을 포함한다.
- [0094] 상기 실시예에 있어서, 패치 그래프(patch graph)를 구축하기 위해, 먼저 노드를 결정해야 하며, 본 실시예에서 서브 이미지를 노드로 하고, 연결 관계를 갖는 서브 이미지 사이의 특징 거리를 경계로 하며, 여기서, 서브 이미지 사이의 연결 관계는 서브 이미지에 대응되는 카테고리에 따라 결정되는 것이며; 서브 이미지의 특징은 대응되는 선택 프레임을 통해 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 출력 계층에 의해 출력된 특징맵에서 선택된 특징이며; 선택적으로, 상기 출력 계층은 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서의 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 임의의 하나의 계층이며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 하나의 계층을 선택하여 출력 계층으로 하며, 여기서, 이미지의 얇은 계층의 특징은 일반적으로 이미지에서 물체의 일부 변두리(edge), 각도 등 정보를 표상하며, 이미지 중간 계층 특징은 일반적으로 물체의 일부 구성 요소 정보(예컨대, 차량의 바퀴, 얼굴의 코 등)를 표상하며, 이미지 깊은 계층 특징은 일반적으로 전체적인 이미지의 카테고리 정보(예컨대, 사람, 자동차, 말 등)를 표상하며; 서브 이미지를 통해 이미지를 구축하고, 파라미터에 대해 최적화를 진행하며, 중간 계층 또는 깊은 계층 중의 하나의 계층을 라벨링된 이미지 및 라벨링되지 않은 이미지의 출력 계층으로 선택하며, 또한, 여러 차례의 실천을 거쳐 증명된 바, 중간 계층 특징의 최적화 효과는 깊은 계층 특징보다 우수하며; 여기서, 제1 기설정 값 및 제2 기설정 값은 미리 구축된 것이며, 통상적으로, 제2 기설정 값은 제1 기설정 값보다 크고, 제1 기설정 값 및 제2 기설정 값을 통해 동일한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리를 작게 할수록, 상이한 카테고리의 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리는 커진다.
- [0095] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 패치 그래프 구축 모듈은,
- [0096] 적어도 하나의 서브 이미지를 기준 노드로 선택하기 위한 기준 선택 모듈;
- [0097] 적어도 하나의 기준 노드 각각에 대해, 기준 노드와 동일한 카테고리의 서브 이미지를 양의 상관 노드로 하고, 기준 노드와 상이한 카테고리의 서브 이미지를 음의 상관 노드로 하여, 기준 노드와 적어도 하나의 양의 상관 노드 사이에서 양의 상관 연결을 각각 구축하고, 기준 노드와 적어도 하나의 상기 음의 상관 노드 사이에서 음의 상관 연결을 각각 구축하기 위한 연결 관계 구축 모듈; 및
- [0098] 적어도 하나의 기준 노드, 기준 노드의 양의 상관 노드, 기준 노드의 음의 상관 노드, 양의 상관 연결 및 음의 상관 연결에 의해 스파스 연결의 이미지를 형성하기 위한 연결 이미지 구축 모듈을 포함한다.
- [0099] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 모델 훈련 모듈은,
- [0100] 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 오차를 최소화하기 위해, 기울기 역전파 알고리즘을 통해, 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하기 위한 네트워크 훈련 모듈 - 오차는 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 기반하여 획득된 서브 이미지에 대응되는 특징의 삼중 손실임 - 을 포함한다.
- [0101] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 네트워크 훈련 모듈은 구체적으로,

- [0102] 구축된 패치 그래프에서의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 따라 손실 함수를 통해 최대 오차를 계산하여 얻고;
- [0103] 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 진행하여, 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하며;
- [0104] 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하고, 기울기에 따라 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하며;
- [0105] 파라미터를 최적화시킨 후의 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 의해 출력된 서브 이미지 사이의 거리에 따라 오차를 계산하여 얻고, 오차를 최대 오차로 하며; 및
- [0106] 최대 오차에 대해 기울기 역전파를 진행하여, 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 적어도 하나의 계층의 오차를 계산하는 것을 반복적으로 실행하고, 상기 최대 오차가 기설정 값보다 작거나 같을 때까지, 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 컨볼루션 뉴럴 네트워크에서 대응되는 계층의 파라미터를 수정하기 위한 것이다.
- [0107] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 모델 훈련 모듈은,
- [0108] 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 훈련 결과에 기반하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터를 획득하고, 획득된 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 파라미터에 기반하여 시맨틱 분할 모델 중의 파라미터를 초기화하기 위한 분할 모델 훈련 모듈을 더 포함한다.
- [0109] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예에 기반하여, 서브 이미지 추출 유닛은, 기설정 크기의 선택 프레임이 적어도 2 개의 이미지 상에서 이동하는 것에 응답하여, 선택 프레임 내의 픽셀에 대해 판단을 진행하고, 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 선택 프레임 내의 이미지를 하나의 서브 이미지로서 출력하며, 서브 이미지에 대해 카테고리로 라벨링하며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻기 위한 것이다.
- [0110] 본 실시예에 있어서, 하나의 크기가 변화될 수 있는 선택 프레임을 통해 적어도 2 개의 이미지에 대해 분할을 진행하고, 여기서, 적어도 2 개의 이미지는 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지를 포함하고, 하나의 카테고리(예를 들어, 시맨틱 카테고리)에 속하는 선택 프레임 내의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 크거나 같을 때, 상기 선택 프레임을 상기 카테고리로 분류할 수 있고, 상기 선택 프레임 내의 픽셀을 하나의 서브 이미지로서 출력할 수 있으며, 선택 프레임의 크기는 조정 가능하고, 하나의 크기의 선택 프레임을 통해 이미지에서 서브 이미지를 획득하지 못하면, 소정의 개수의 서브 이미지를 얻을 때까지, 선택 프레임의 크기를 조정하는 것을 통해, 분할을 다시 진행한다.
- [0111] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 서브 이미지 추출 유닛은 또한, 선택 프레임 내의 픽셀에서 동일한 카테고리의 픽셀이 차지하는 비율이 기설정 값보다 작을 때, 상기 선택 프레임을 포기하기 위한 것이다.
- [0112] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 상기 각 실시예의 하나의 선택적인 예에 있어서, 서브 이미지 추출 유닛은, 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻었을 때, 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지 각각에 대해 특정 추출을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지 및 라벨링된 이미지에 대응하는 특징맵을 획득하며; 서브 이미지에 대응되는 선택 프레임의 위치와 크기에 기반하여, 라벨링된 이미지에 대응되는 특징맵으로부터 대응되는 선택 프레임 내의 특징을 획득하고, 서브 이미지에 대응되는 특징을 결정하기 위한 것이다.
- [0113] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 또 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예에 기반하여, 본 실시예의 장치는, 기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 시맨틱 분할 모델에 대해 훈련을 진행하기 위한 모델 미세 조정 유닛을 더 포함한다.
- [0114] 본 실시예는 시맨틱 분할 모델 각각에 대한 미세 조정을 구현하며, 선택적으로, 미세 조정 과정은 다음의 단계를 포함한다. 1. VGG-16 네트워크 구조의 시맨틱 분할 모델을 사용한다. 2. 시맨틱 분할 모델의 초기 학습율을 0.01로 설정하고, 각 30000 라운드마다 반복적으로 10 배 하강한다. 3. 확률적 기울기 하강 알고리즘을 사용하여 시맨틱 분할 작업을 미세 조정하고 최적화하며, 이 과정은 8 개의 GPU를 이용하여 분산 계산을 한다. 4. 확률적 기울기 하강 알고리즘: 데이터(본 사례는 16 장의 이미지임)를 무작위로 선택하고, 네트워크에 입력하며,

순전파를 이용하여 결과를 얻으며, 이 결과와 라벨링된 결과의 오차를 계산하고, 역전파를 이용하여 적어도 하나의 계층의 오차를 얻는다. 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 파라미터 값을 계산하고; 끊임없이 수정하는 과정에서 모델을 수렴시킨다. 5. 제 60000 라운드 정도까지 반복하여 모델을 수렴한다. 6. 이 시맨틱 분할 모델을 이용하여 기준의 개시 데이터 세트에서 테스트를 진행한다.

[0115] 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치의 또 다른 실시예에 있어서, 상기 각 실시예에 기반하여, 본 실시예의 장치는, 기설정 수렴 조건이 만족될 때까지, 확률적 기울기 하강법을 사용하여 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 대해 훈련을 진행하기 위한 네트워크 미세 조정 유닛을 더 포함한다.

[0116] 본 실시예는 컨볼루션 뉴럴 네트워크에 대한 미세 조정을 구현하며, 선택적으로, 미세 조정 과정은 다음의 단계를 포함한다. 1. VGG-16 네트워크 구조의 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 사용한다. 2. 컨볼루션 뉴럴 네트워크의 초기 학습율을 0.01로 설정하고, 각 30000 라운드마다 반복적으로 10 배 하강한다. 3. 확률적 기울기 하강 알고리즘을 사용하여 시맨틱 분할 작업을 미세 조정하고 최적화하며, 이 과정은 8 개의 GPU를 이용하여 분산 계산을 한다. 4. 확률적 기울기 하강 알고리즘: 데이터(본 사례는 16 장의 이미지임)를 무작위로 선택하고, 네트워크에 입력하며, 순전파를 이용하여 결과를 얻으며, 이 결과와 라벨링된 결과의 오차를 계산하고, 역전파를 이용하여 적어도 하나의 계층의 오차를 얻는다. 적어도 하나의 계층의 오차에 따라 적어도 하나의 계층의 파라미터의 기울기를 계산하며, 기울기에 따라 파라미터 값을 계산하고; 끊임없이 수정하는 과정에서 네트워크를 수렴시킨다. 5. 제 60000 라운드 정도까지 반복하여 네트워크를 수렴한다. 6. 이 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 이용하여 기준의 개시 데이터 세트에서 테스트를 진행한다.

[0117] 본 출원의 실시예의 하나의 측면에 따라 제공되는 전자 기기는, 프로세서를 포함하며, 프로세서는 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 장치에 따른 각 실시예 중 어느 한 항을 포함한다.

[0118] 본 출원의 실시예의 하나의 측면에 따라 제공되는 전자 기기는, 실행 가능한 명령어를 저장하기 위한 메모리; 및

[0119] 실행 가능한 명령어를 실행하기 위해 메모리와 통신함으로써 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 각 실시예 중 어느 한 동작을 완성하기 위한 프로세서를 포함한다.

[0120] 본 출원의 실시예의 하나의 측면에 따라 제공되는 컴퓨터 저장 매체는, 컴퓨터 판독 가능 명령어를 저장하기 위한 것이며, 상기 명령어는 실행될 경우 본 출원의 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 각 실시예 중 어느 한 동작을 실행한다.

[0121] 본 출원의 실시예는 또한, 컴퓨터 프로그램을 제공하며, 상기 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터 판독 가능 코드를 포함하고, 상기 컴퓨터 판독 가능 코드가 기기에서 작동될 때, 상기 기기 중의 프로세서는 본 출원의 실시예 중 어느 한 시맨틱 분할 모델의 훈련 방법에 따른 각 단계를 구현하기 위한 명령어를 실행한다.

[0122] 본 출원의 실시예는 또한, 전자 기기를 제공하며, 예를 들어, 이동 단말, 개인용 컴퓨터 (PC), 태블릿 컴퓨터, 서버 등일 수 있다. 아래에 도 5을 참조하면, 본 출원의 실시예에 따른 단말기기 또는 서버를 구현하기에 적합한 전자 기기(500)의 구조 모식도이며, 도 5에 도시된 바와 같이, 전자 기기(500)는 하나 또는 복수 개의 프로세서, 통신부 등을 포함하며, 상기 하나 또는 복수 개의 프로세서는, 예를 들어, 하나 또는 복수 개의 중앙 처리 장치(CPU)(501), 및 하나 또는 복수 개의 그래픽 처리 장치(GPU)(513) 중 적어도 하나이며, 프로세서는 판독 전용 메모리(ROM)(502)에 저장된 실행 가능 명령어 또는 저장 부분(508)으로부터 랜덤 액세스 메모리(RAM)(503)에 로딩된 실행 가능한 명령어에 따라 다양한 적절한 동작 및 처리를 실행할 수 있다. 통신부(512)는 인피니밴드(Infiniband, IB) 네트워크 카드를 포함할 수 있지만 이에 한정되지 않는 네트워크 카드를 포함할 수 있지만 이에 한정되지는 않는다.

[0123] 프로세서는 실행 가능한 명령어를 실행하기 위해, 판독 전용 메모리(502) 및 랜덤 액세스 메모리(503)와 통신할 수 있으며, 버스(504)를 통해 통신부(512)에 연결되고, 통신부(512)를 거쳐 다른 타겟 기기와 통신함으로써, 본 출원의 실시 형태에 의해 제공된 방법 중 어느 하나에 대응되는 동작을 완료하며, 예를 들어, 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 상기 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서, 예비 시맨틱 분할 결과를 얻으며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻으며, 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지, 적어도 2 개의 서브 이미지는 대응되는 이미

지의 카테고리를 반송하며; 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특정 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시킨다.

[0124] 또한, RAM(503)에는 장치의 동작에 필요한 다양한 프로그램 및 데이터가 더 저장될 수 있다. CPU(501), ROM(502) 및 RAM(503)은 통신 버스(504)를 통해 서로 연결된다. RAM(503)이 있는 경우, ROM(502)은 선택적 모듈이다. RAM(503)은 실행 가능 명령어를 저장하고, 또는 작동될 경우, ROM(502)에 실행 가능 명령어를 기록하며, 실행 가능 명령어는 CPU(501)로 하여금 상기 통신 방법에 대응하는 동작을 실행하도록 한다. 입력/출력(I/O) 인터페이스(505)도 버스(504)에 연결된다. 통신부(512)는 통합될 수 있거나, 버스에 연결된 복수 개의 서브 모듈(예를 들어 복수 개의 IB 랜 카드)을 갖도록 구성될 수 있다.

[0125] 다음의 구성 요소, 즉 키보드, 마우스 등을 포함하는 입력 부분(506); 음극 선관(CRT), 액정 디스플레이(LCD), 스피커 등을 포함하는 출력 부분(507); 하드웨어 등을 포함하는 저장 부분(508); 및 LAN 카드, 모뎀 등을 포함하는 네트워크 인터페이스의 통신 부분(509)은 I/O 인터페이스(505)에 연결된다. 통신 부분(509)은 인터넷과 같은 네트워크를 통해 통신 처리를 실행한다. 드라이버(510)는 필요에 따라 I/O 인터페이스(505)에 연결될 수도 있다. 자기 디스크, 광 디스크, 광 자기 디스크, 반도체 메모리 등과 같은 제거 가능한 매체(511)는, 필요에 따라 저장 부분(508)에 장착된 컴퓨터 프로그램을 판독할 수 있도록 필요에 따라 드라이버(510)에 장착된다.

[0126] 설명해야 할 것은, 도 5에 도시된 아키텍처는 다만 선택적인 구현 방식일 뿐, 구체적인 실천 과정에서, 상기 도 5의 구성의 개수 및 유형은 실제 필요에 따라 선택, 감소, 증가 또는 교체되며; 상이한 기능적 구성 요소 설치에서 분리 설치 또는 통합 설치 등 구현 방식을 사용할 수 있으며, 예를 들어 GPU(513) 및 CPU(501)는 분리 설치되거나 GPU(513)가 CPU(501)에 통합되며, 통신부는 CPU(501) 또는 GPU(513)에 분리 설치 또는 통합 설치될 수 있는 등이다. 이를 대안적인 실시 형태는 모두 본 출원에 개시된 보호 범위에 속한다.

[0127] 특히, 본 출원의 실시예에 따른 흐름도를 참조하여 설명된 과정은 컴퓨터 소프트웨어 프로그램에 의해 구현된다. 예를 들어, 본 출원의 실시예는 컴퓨터 프로그램 제품을 포함하며, 기계 판독 가능 매체에 유형적으로 포함된 컴퓨터 프로그램을 포함하며, 컴퓨터 프로그램은 흐름도에 도시된 방법을 실행하기 위한 프로그램 코드를 포함하고, 프로그램 코드는 본 출원의 실시예에 제공되는 방법의 단계에 대응되는 명령어를 포함할 수 있으며, 예를 들어, 시맨틱 분할 모델을 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지에 대해 이미지 시맨틱 분할을 진행하여, 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리로서 예비 시맨틱 분할 결과를 얻으며; 컨볼루션 뉴럴 네트워크를 통해, 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지의 카테고리 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지의 카테고리에 기반하여, 적어도 2 개의 이미지에 각각 대응되는 서브 이미지 및 서브 이미지에 대응되는 특징을 얻고, 적어도 2 개의 이미지는 적어도 하나의 라벨링되지 않은 이미지 및 적어도 하나의 라벨링된 이미지를 포함하며, 적어도 2 개의 서브 이미지는 이미지에 대응되는 카테고리를 반송하며; 적어도 2 개의 서브 이미지의 카테고리 및 적어도 2 개의 서브 이미지 사이의 특징 거리에 기반하여, 시맨틱 분할 모델을 훈련시킨다. 이러한 실시예에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램은 통신 부분(509)를 통해 네트워크로부터 다운로드 및 설치될 수 있는 것 및 제거 가능한 매체(511)로부터 설치될 수 있는 것 중 적어도 하나이다. 본 출원의 방법에서 정의한 상기 기능은 상기 컴퓨터 프로그램이 중앙 처리 장치(CPU)(501)에 의해 실행될 경우에 실행된다.

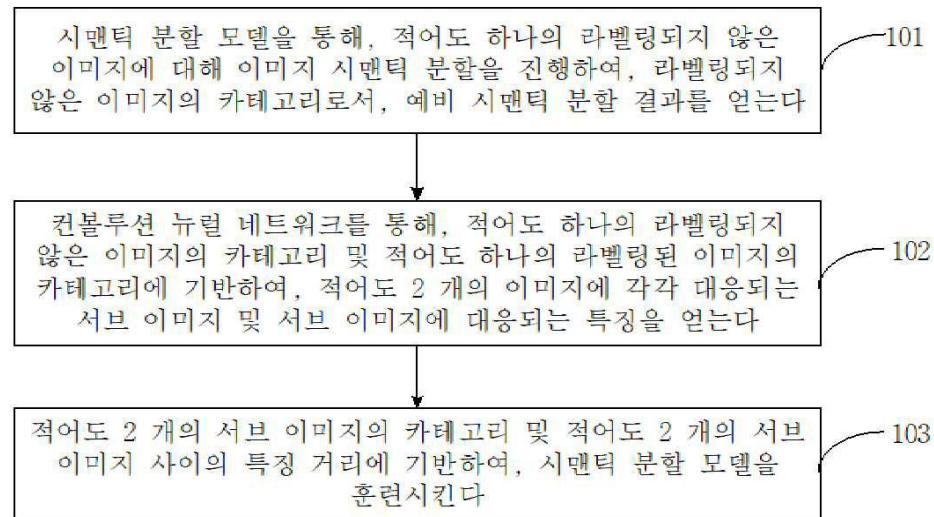
[0128] 본 명세서에, 각 실시예는 모두 점진적으로 설명되며, 각 실시예는 다른 실시예와의 차이점에 초점을 맞추고, 각 실시예 사이의 동일하거나 유사한 부분은 서로 참조될 수 있다. 시스템 실시예는 방법 실시예에 거의 대응되므로, 설명이 비교적 간단하고, 관련 부분에 대해서는 방법 실시예의 설명을 참조한다.

[0129] 본 출원의 방법과 장치는 많은 방식으로 구현된다. 예를 들어, 본 출원의 방법과 장치는 소프트웨어, 하드웨어, 펌웨어 또는 소프트웨어, 하드웨어, 펌웨어의 임의의 조합으로 구현될 수 있다. 달리 구체적으로 언급되지 않는 한, 상기 방법의 상기 단계의 상기 순서는 다만 구체적인 설명을 위한 것이며, 본 출원의 방법의 단계를 한정하려는 것은 아니다. 또한, 일부 실시예에 있어서, 본 출원 실시예는 기록 매체에 기록된 프로그램으로서 구현될 수도 있으며, 이를 프로그램은 본 출원의 방법을 구현하기 위한 기계 판독 가능 명령어를 포함한다. 따라서, 본 출원은 본 출원에 따른 방법들을 실행하기 위한 프로그램을 저장하는 기록 매체를 더 포함한다.

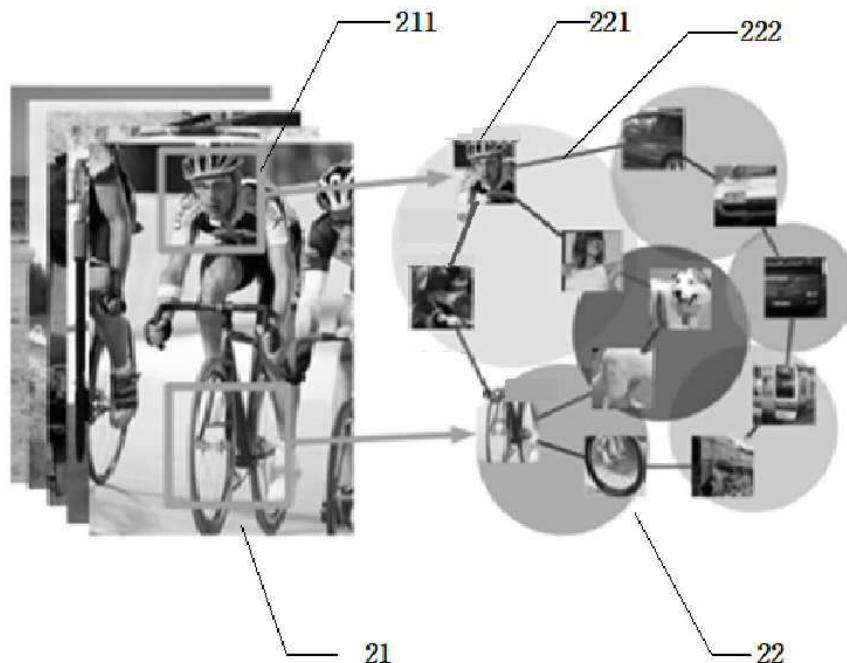
[0130] 본 출원의 설명은 예시 및 설명을 목적으로 제공되며, 누락되지 않는 형태로 한정거나 본 출원을 개시된 형태로 한정하려는 것은 아니다. 많은 보정과 변경이 본 기술분야의 통상의 기술자에게 명백하다. 실시예를 선택하고 설명한 것은 본 출원의 원리 및 실제 적용을 더 잘 설명하기 위해서이고, 본 기술분야의 통상의 기술자로 하여금 본 출원을 이해하여, 특정 사용에 적용 가능한 다양한 보정들을 갖는 다양한 실시예들을 설계하도록 한다.

도면

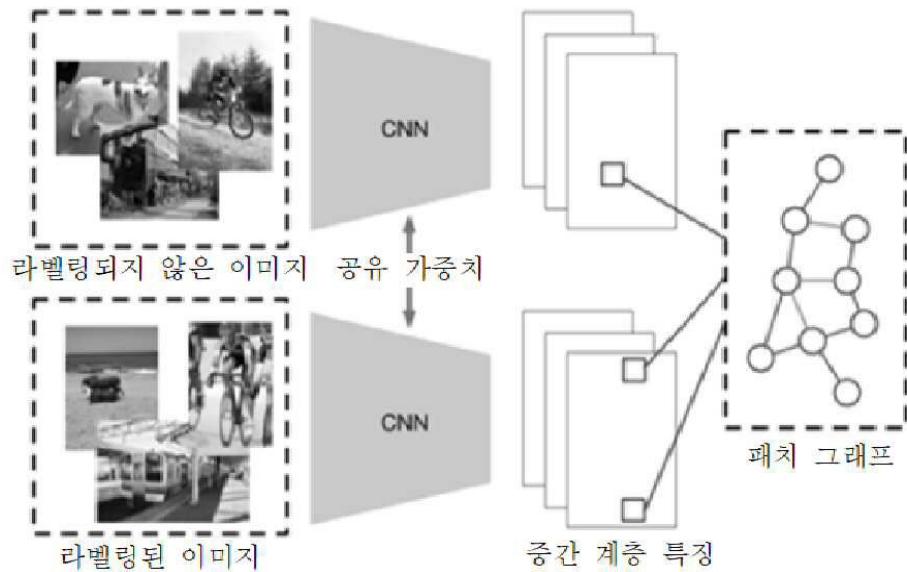
도면1



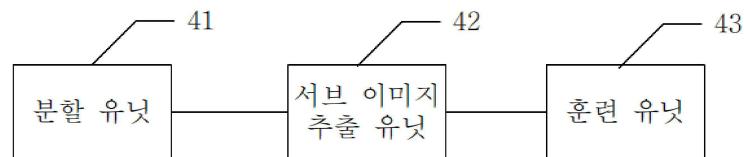
도면2



도면3



도면4



도면5

