



등록특허 10-2595207



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년10월26일

(11) 등록번호 10-2595207

(24) 등록일자 2023년10월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)

(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2023.01)
G06N 3/045 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2021-0003077

(22) 출원일자 2021년01월11일

심사청구일자 2021년01월11일

(65) 공개번호 10-2022-0101255

(43) 공개일자 2022년07월19일

(56) 선행기술조사문헌

Y. Li 등. "Bidirectional Learning for Domain Adaptation of Semantic Segmentation".
arXiv:1904.10620v1*

(뒷면에 계속)

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

김은태

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C607호(신촌동, 연세대학교)

이수현

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C607호(신촌동, 연세대학교)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인우인

전체 청구항 수 : 총 3 항

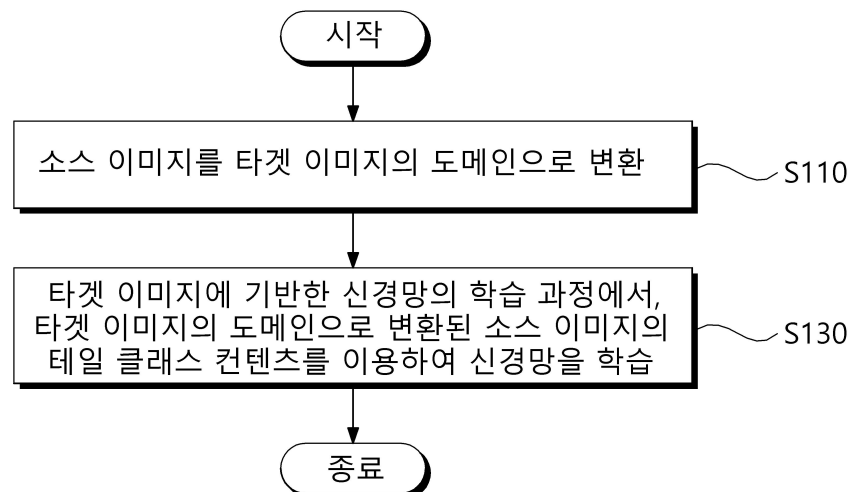
심사관 : 성민용

(54) 발명의 명칭 컨텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명의 바람직한 실시예에 따른 컨텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법은, 테일 클래스(tail class)에 대한 컨텐츠 전달을 통해 신경망이 헤드 클래스(head class)에 편향되게 학습되는 클래스 불균형 문제를 해결할 수 있고, 타겟 데이터 세트에서의 의미론적 분할 성능을 향상할 수 있다.

대표도 - 도6



(72) 발명자

성홍제

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C607
호(신촌동, 연세대학교)

현준혁

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C607
호(신촌동, 연세대학교)

(56) 선행기술조사문헌

KR1020190031318 A

KR1020200052439 A

KR1020200075344 A

KR1020200115706 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711110608

과제번호 2019R1A2C1007153

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 중견연구자지원사업

연구과제명 자율주행차량에서 사고 방지를 위한 강인한 객체 검출 및 추적 시스템 개발(2/3)

기 여 율 1/1

과제수행기관명 연세대학교 산학협력단

연구기간 2020.03.01 ~ 2021.02.28

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인(domain)으로 변환하는 전처리부; 및

상기 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 상기 전처리부를 통해 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지의 테일 클래스(tail class) 콘텐츠를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 학습부;

를 포함하고,

상기 학습부는,

상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 상기 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 각각 이용하되,

상기 학습부는,

클래스의 종류에 따라 서로 다른 값을 가지는 미리 설정된 벡터 및 상기 타겟 이미지의 의사 정답값을 기반으로 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 획득하고, 상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠의 정답값에 대한 이진 마스크 및 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 기반으로 콘텐츠 전달 영역 마스크를 획득하고, 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지, 상기 타겟 이미지 및 상기 콘텐츠 전달 영역 마스크를 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 이미지를 상기 신경망의 입력 단계에서 이용하는,

소스 이미지로부터 타겟 이미지로의 콘텐츠 전달(transfer)을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에서,

상기 학습부는,

상기 콘텐츠 전달 영역 마스크, 상기 소스 이미지의 정답값 및 상기 콘텐츠 전달 결과 이미지의 의사 정답값을 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 의사 정답값을 상기 신경망의 출력 단계에서 이용하는,

콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치.

청구항 5

소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인(domain)으로 변환하는 단계; 및

상기 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지의 테일 클래스(tail class) 콘텐츠를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계;

를 포함하고,

상기 학습하는 단계는,

상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 상기 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 각각 이용하되,

상기 학습하는 단계는,

클래스의 종류에 따라 서로 다른 값을 가지는 미리 설정된 벡터 및 상기 타겟 이미지의 의사 정답값을 기반으로 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 획득하고, 상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠의 정답값에 대한 이진 마스크 및 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 기반으로 콘텐츠 전달 영역 마스크를 획득하고, 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지, 상기 타겟 이미지 및 상기 콘텐츠 전달 영역 마스크를 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 이미지를 상기 신경망의 입력 단계에서 이용하는,

소스 이미지로부터 타겟 이미지로의 콘텐츠 전달(transfer)을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 도메인 적응(domain adaptation)에서 클래스 불균형 문제를 해결하는, 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 의미론적 분할(Semantic Segmentation)은 이미지의 시멘틱 카테고리를 픽셀 단위로 분류하는 문제로, 자율주행을 위해 활발히 연구되고 있다. 일반적인 자율주행을 위한 도시 데이터 세트의 카테고리 당 샘플의 개수는 균등하지 않다. 도로, 하늘과 같은 헤드 클래스(head class)는 대부분의 데이터에 존재하고 표지판, 자전거와 같은 테일 클래스(tail class)는 거의 보이지 않는다. 이렇게 클래스별 샘플의 양이 불균형한 데이터 세트로 학습된 의미론적 분할을 위한 신경망(Neural Network)은 헤드 클래스에 편향된다.

[0003] 의미론적 분할을 위한 깊은 신경망을 학습하기 위해서는 아주 많은 양의 픽셀 단위 카테고리가 표시된 데이터 세트가 필요하다. 픽셀 단위의 정답값 취득은 굉장히 노동 집약적이고 어려운 일이다. 비지도 도메인 적응은 정답값 취득이 간편한 가상의 소스 데이터 세트로 깊은 신경망을 학습하여 실제 타겟 데이터 세트에서의 의미론적 분할 성능을 높이는 방법이다. 타겟 데이터 세트에서의 성능을 더 향상시키기 위해 타겟 데이터의 의사 정답값(pseudo label)을 신경망 학습에 사용하는 자기 학습(self-training) 방법이 제안되고 있다. 타겟 데이터에 대한 의사 정답값은 소스 데이터 세트로 학습된 신경망의 타겟 데이터에 대한 예측 결과를 사용하여 계산된다. 따라서 헤드 클래스에 편향된 신경망은 타겟 데이터에 대한 올바른 의사 정답값을 생성할 수 없다. 이러한 의사 정답값을 사용한 자기 학습은 신경망이 더욱 더 헤드 클래스에 편향되게 하고, 타겟 데이터의 테일 클래스에 대한 의미론적 분할 성능은 점점 더 낮아지게 된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 본 발명이 이루고자 하는 목적은, 소스(source) 데이터로부터 정답값이 없는 타겟(target) 데이터로 콘텐츠(content)를 전달하는 것을 통해, 의미론적 분할(Semantic Segmentation)을 위한 비지도 도메인 적응(Unsupervised Domain Adaptation)에서 발생하는 클래스 불균형 문제를 해결하는, 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법을 제공하는 데 있다.

[0005] 본 발명의 명시되지 않은 또 다른 목적들은 하기의 상세한 설명 및 그 효과로부터 용이하게 추론할 수 있는 범위 내에서 추가적으로 고려될 수 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치는, 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인(domain)으로 변환하는 전처리부; 및 상기 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 상기 전처리부를 통해 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지의 테일 클래스(tail class) 콘텐츠를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 학습부;를 포함한다.

[0007] 여기서, 상기 학습부는, 상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 상기 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 각각 이용할 수 있다.

[0008] 여기서, 상기 학습부는, 클래스의 종류에 따라 서로 다른 값을 가지는 미리 설정된 벡터 및 상기 타겟 이미지의 의사 정답값을 기반으로 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 획득하고, 상기 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠의 정답값에 대한 이진 마스크 및 상기 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 기반으로 콘텐츠 전달 영역 마스크를 획득하고, 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지, 상기 타겟 이미지 및 상기 콘텐츠 전달 영역 마스크를 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 이미지를 상기 신경망의 입력 단계에서 이용할 수 있다.

[0009] 여기서, 상기 학습부는, 상기 콘텐츠 전달 영역 마스크, 상기 소스 이미지의 정답값 및 상기 콘텐츠 전달 결과 이미지의 의사 정답값을 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 의사 정답값을 상기 신경망의 출력 단계에서 이용할 수 있다.

[0011] 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 방법은, 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인(domain)으로 변환하는 단계; 및 상기 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 상기 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 상기 소스 이미지의 테일 클래스(tail class) 콘텐츠를 이용하여 상기 신경망을 학습하는 단계;를 포함한다.

발명의 효과

[0012] 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법에 의하면, 테일 클래스(tail class)에 대한 콘텐츠 전달을 통해 신경망이 헤드 클래스(head class)에 편향되게 학습되는 클래스 불균형 문제를 해결할 수 있고, 타겟 데이터 세트에서의 의미론적 분할 성능을 향상할 수 있다.

[0013] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0014] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치를 설명하기 위한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 입력 단계의 콘텐츠 전달 결과를 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 출력 단계의 콘텐츠 전달 결과를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 동작의 성능을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예를 상세히 설명한다. 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시 예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 게시되는 실시 예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시 예들은 본 발명의 게시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성 요소를 지칭한다.

[0016] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.

[0017] 본 명세서에서 "제1", "제2" 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위한 것으로, 이들 용어들에 의해 권리범위가 한정되어서는 아니 된다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수

있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다.

- [0018] 본 명세서에서 각 단계들에 있어 식별부호(예를 들어, a, b, c 등)는 설명의 편의를 위하여 사용되는 것으로 식별부호는 각 단계들의 순서를 설명하는 것이 아니며, 각 단계들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않는 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 단계들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.
- [0019] 본 명세서에서, "가진다", "가질 수 있다", "포함한다" 또는 "포함할 수 있다"등의 표현은 해당 특징(예: 수치, 기능, 동작, 또는 부품 등의 구성요소)의 존재를 가리키며, 추가적인 특징의 존재를 배제하지 않는다.
- [0020] 또한, 본 명세서에 기재된 '~부'라는 용어는 소프트웨어 또는 FPGA(field-programmable gate array) 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, '~부'는 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만 '~부'는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. '~부'는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 '~부'는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로코드, 회로, 데이터 구조들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 '~부'들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 '~부'들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 '~부'들로 더 분리될 수 있다.
- [0022] 이하에서 첨부한 도면을 참조하여 본 발명에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치 및 방법의 바람직한 실시예에 대해 상세하게 설명한다.
- [0024] 먼저, 도 1을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치에 대하여 설명한다.
- [0025] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
- [0026] 도 1을 참조하면, 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 장치(이하 '클래스 불균형 해결 장치'라 한다)(100)는 소스(source) 데이터로부터 정답값이 없는 타겟(target) 데이터로 콘텐츠(content)를 전달하는 것을 통해, 의미론적 분할(Semantic Segmentation)을 위한 비지도 도메인 적응(Unsupervised Domain Adaptation)에서 발생하는 클래스 불균형 문제를 해결한다.
- [0028] 이를 위해, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 전처리부(110) 및 학습부(130)를 포함할 수 있다.
- [0029] 전처리부(110)는 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인(domain)으로 변환한다.
- [0031] 학습부(130)는 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 전처리부(110)를 통해 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지의 테일 클래스(tail class) 콘텐츠를 이용하여 신경망을 학습한다.
- [0032] 즉, 학습부(130)는 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 각각 이용할 수 있다.
- [0033] 보다 자세하게 설명하면, 학습부(130)는 벡터 및 타겟 이미지의 의사 정답값을 기반으로 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 획득할 수 있다. 여기서, 벡터는 클래스의 종류(헤드 클래스 또는 테일 클래스)에 따라 서로 다른 값을 가지며, 미리 설정되어 있을 수 있다.
- [0034] 그리고, 학습부(130)는 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠의 정답값에 대한 이진 마스크 및 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 기반으로 콘텐츠 전달 영역 마스크를 획득할 수 있다.
- [0035] 그리고, 학습부(130)는 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지, 타겟 이미지 및 콘텐츠 전달 영역 마스크를 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 이미지를 신경망의 입력 단계에서 이용할 수 있다.
- [0036] 또한, 학습부(130)는 콘텐츠 전달 영역 마스크, 소스 이미지의 정답값 및 콘텐츠 전달 결과 이미지의 의사 정답값을 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 의사 정답값을 신경망의 출력 단계에서 이용할 수 있다.
- [0039] 그러면, 도 2 내지 도 4를 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 도메인 적응에서의 콘텐츠 불균형을 해결하기 위한 콘텐츠 전달 과정에 대하여 보다 자세하게 설명한다.
- [0040] 도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달 과정을 설명하기 위한 도면이고, 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 입력 단계의 콘텐츠 전달 결과를 설명하기 위한 도면이며, 도 4는 본 발명의 바람직한 실시

예에 따른 출력 단계의 콘텐츠 전달 결과를 설명하기 위한 도면이다.

[0041] 본 발명은 타겟 이미지의 테일 클래스에 대한 샘플의 부족을 해결하기 위해 소스 이미지의 정답값이 존재한다는 사실을 이용하여, 소스 이미지로부터 타겟 이미지로의 테일 클래스 콘텐츠 전달을 통해 비지도 도메인 적응에서의 클래스 불균형 문제의 근본적인 원인인 타겟 이미지의 테일 클래스 샘플의 부족을 해결할 수 있다.

[0042] 즉, 본 발명은 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인으로 변환하고, 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 타겟 이미지로 전달할 수 있다.

[0043] 이에 따라, 본 발명은 테일 클래스 콘텐츠 전달을 통해 학습에 사용되는 타겟 이미지의 클래스 불균형이 해결되고, 타겟 이미지 세트에 대한 의미론적 분할 성능이 향상되게 된다.

[0045] 보다 자세히 설명하면, 본 발명의 콘텐츠 전달 과정의 전체적인 구조는 도 2에 도시된 바와 같으며, 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인으로 변환해 주는 생성기(Generator) G와 의미론적 분할을 예측하는 신경망(Semantic Segmentation Network) C로 구성될 수 있다.

[0046] 타겟 이미지 세트의 테일 클래스 샘플의 양을 증가시키기 위해, 입력 단계 콘텐츠 전달(Input-Level Content Transfer)과 출력 단계 콘텐츠 전달(Output-Level Content Transfer)을 수행할 수 있다.

[0047] 비지도 도메인 적응의 특성상 타겟 이미지 $I_t \in R^{H \times W \times 3}$ 의 정답값은 주어지지 않는다. 따라서, 소스 이미지 $I_s \in R^{H \times W \times 3}$ 와 이의 정답값 $Y_s \in R^{H \times W \times K}$ 를 이용하여 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 타겟 이미지로 전달할 수 있다. 전달할 테일 클래스 영역에 대한 정답값 $Y_{s_tail} \in R^{H \times W \times K}$ 은 아래의 [수학식 1]에 의해 결정될 수 있다.

수학식 1

$$Y_{s_tail}^{(h,w,k)} = \begin{cases} Y_s^{(h,w,k)} & \text{if } k \text{ is a tail class} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0049] 소스 이미지의 모든 테일 클래스 콘텐츠를 타겟 이미지로 전달하면, 오히려 타겟 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 가리는 경우가 발생할 수 있다. 따라서, 타겟 이미지의 콘텐츠를 고려한 콘텐츠 전달이 필요하다. 타겟 이미지 I_t 의 의사 정답값 $\sim Y_t$ 는 아래의 [수학식 2]를 통해 얻을 수 있다.

수학식 2

$$\sim Y_t^{(h,w,k^*)} = \begin{cases} k^* & \text{if } P_t^{(h,w,k^*)} > P_{thres}^{k^*} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0051] 여기서, P_t 는 $C(I_t)$ 의 출력 확률 맵(output probability map)을 나타낸다. $k^* = \underset{k}{argmax} P_t^{(h,w,k)}$ 는 각각의

픽셀 $I_t^{(h,w)}$ 마다 결정된다. P_{thres}^k 는 클래스별 신뢰 임계값(class-wise confidence threshold)을 나타낸다.

[0052] 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크 M_{t_head} 는 아래의 [수학식 3]으로 나타낼 수 있다.

수학식 3

$$M_{t_head} = \sim Y_t K_{head}$$

[0054] 여기서, K_{head} 는 헤드 클래스는 1이고 테일 클래스는 0인 K차원 벡터를 나타낸다.

[0055] 타겟 이미지의 콘텐츠를 고려한 콘텐츠 전달 영역 마스크 M_{ct} 는 아래의 [수학식 4]로 계산될 수 있다.

수학식 4

[0056]
$$M_{ct} = M_{t_head} \odot M_{s_tail}$$

[0057] 여기서, M_{s_tail} 은 Y_{s_tail} 의 이진 마스크를 나타낸다.

[0058] 이제 콘텐츠 전달 영역 마스크 M_{ct} 를 이용하여 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 타겟 이미지로 전달할 수 있다.

[0059] 먼저, 입력 단계 콘텐츠 전달은 아래의 [수학식 5]에 의해 수행될 수 있다.

수학식 5

[0060]
$$I_{t_ct} = M_{ct} \odot I_{s2t} + (1 - M_{ct}) \odot I_t$$

[0061] 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지 I_{s2t} 를 타겟 이미지로의 입력 단계 콘텐츠 전달에 사용함으로써, 소스 이미지와 타겟 이미지의 도메인 차이 때문에 발생하는 문제를 방지할 수 있다. 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지 I_{s2t} 는 아래의 [수학식 6]에 의해 얻어질 수 있다.

수학식 6

[0062]
$$I_{s2t} = G(I_s, I_t)$$

[0063] 입력 단계 콘텐츠 전달의 결과는 도 3에 도시된 바와 같다.

[0065] 이미 헤드 클래스에 편향되게 학습된 의미론적 분할 신경망 C는 테일 클래스에 대한 낮은 신뢰도를 가지는 예측값을 생성하게 된다. 따라서, 위의 [수학식 2]에 의해 얻어진 I_{t_ct} 의 의사 정답값 $\sim Y_{t_ct}$ 는 테일 클래스에 대해 굉장히 불완전 값을 가지게 된다. 의미론적 분할 신경망 C의 학습에 타겟 이미지의 테일 클래스 콘텐츠에 대한 더 신뢰성 있는 정답값을 제공하기 위해 아래의 [수학식 7]과 같이 출력 단계 콘텐츠 전달을 수행할 수 있다.

수학식 7

[0066]
$$\sim Y'_{t_ct} = M_{ct} \odot Y_s + (1 - M_{ct}) \odot \sim Y_{t_ct}$$

[0067] 출력 단계 콘텐츠 전달의 결과는 도 4에 도시된 바와 같다.

[0069] 입력 단계 콘텐츠 전달의 결과 이미지 I_{t_ct} 와 출력 단계 콘텐츠 전달의 결과 정답값 $\sim Y'_{t_ct}$ 를 아래의 [수학식 8]과 같이 의미론적 분할 신경망 C의 학습에 함께 사용할 수 있다.

수학식 8

[0070]
$$L_{seg_ct} = L(P_{t_ct}, \sim Y'_{t_ct})$$

- [0071] 여기서, P_{t_ct} 는 $C(I_{t_ct})$ 의 의미론적 분할 예측 확률 맵을 나타낸다.
- [0072] 이때, 의미론적 분할 예측 확률 맵과 의사 정답값 사이의 로스는 크로스 엔트로피와 같은 함수로 계산될 수 있다.
- [0075] 그러면, 도 5를 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 동작의 성능에 대하여 설명한다.
- [0076] 도 5는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 동작의 성능을 설명하기 위한 도면이다.
- [0077] 본 발명에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 의미론적 분할 결과는 도 5에 도시된 바와 같다.
- [0078] 도 5를 참조하면, 소스 이미지로 GTA5(Richter, Stephan R., et al. "Playing for data: Ground truth from computer games." European conference on computer vision. Springer, Cham, 2016. 참조) 데이터 세트, 타겟 이미지로 Cityscapes(Cordts, Marius, et al. "The cityscapes dataset for semantic urban scene understanding." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016. 참조) 데이터 세트를 사용하여 학습한 신경망의 타겟 이미지에 대한 의미론적 분할 예측 결과를 나타낸다. 콘텐츠 전달을 통해 도메인 적응에서의 클래스 불균형 문제를 해결하여 표지판, 신호등 등의 테일 클래스 객체를 잘 예측하는 것을 확인할 수 있다.
- [0081] 그러면, 도 6을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 방법에 대하여 설명한다.
- [0082] 도 6은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 콘텐츠 전달을 이용한 도메인 적응에서의 클래스 불균형 해결 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0083] 도 6을 참조하면, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 소스 이미지를 타겟 이미지의 도메인으로 변환한다(S110).
- [0085] 그런 다음, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 타겟 이미지에 기반한 신경망의 학습 과정에서, 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 이용하여 신경망을 학습한다(S130).
- [0086] 즉, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠를 신경망의 입력 단계와 출력 단계에서 각각 이용할 수 있다.
- [0087] 보다 자세하게 설명하면, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 벡터 및 타겟 이미지의 의사 정답값을 기반으로 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 획득하고, 소스 이미지의 테일 클래스 콘텐츠의 정답값에 대한 이진 마스크 및 타겟 이미지의 헤드 클래스 콘텐츠에 대한 이진 마스크를 기반으로 콘텐츠 전달 영역 마스크를 획득하며, 타겟 이미지의 도메인으로 변환된 소스 이미지, 타겟 이미지 및 콘텐츠 전달 영역 마스크를 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 이미지를 신경망의 입력 단계에서 이용할 수 있다.
- [0088] 또한, 클래스 불균형 해결 장치(100)는 콘텐츠 전달 영역 마스크, 소스 이미지의 정답값 및 콘텐츠 전달 결과 이미지의 의사 정답값을 기반으로 획득된 콘텐츠 전달 결과 의사 정답값을 신경망의 출력 단계에서 이용할 수 있다.
- [0091] 이상에서 설명한 본 발명의 실시예를 구성하는 모든 구성요소들이 하나로 결합하거나 결합하여 동작하는 것으로 기재되어 있다고 해서, 본 발명이 반드시 이러한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 즉, 본 발명의 목적 범위 안에서라면, 그 모든 구성요소들이 하나 이상으로 선택적으로 결합하여 동작할 수도 있다. 또한, 그 모든 구성요소들이 각각 하나의 독립적인 하드웨어로 구현될 수 있지만, 각 구성요소들의 그 일부 또는 전부가 선택적으로 조합되어 하나 또는 복수개의 하드웨어에서 조합된 일부 또는 전부의 기능을 수행하는 프로그램 모듈을 갖는 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수도 있다. 또한, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 USB 메모리, CD 디스크, 플래시 메모리 등과 같은 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록 매체(Computer Readable Media)에 저장되어 컴퓨터에 의하여 읽혀지고 실행됨으로써, 본 발명의 실시예를 구현할 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 기록 매체로서는 자기기록매체, 광기록매체 등이 포함될 수 있다.
- [0092] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위 내에서 다양한 수정, 변경 및 치환이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예 및 첨부된 도면들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기

위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예 및 첨부된 도면에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

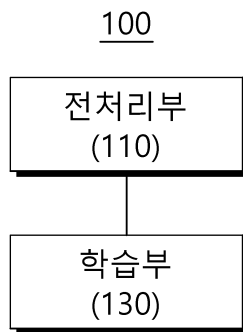
100 : 클래스 불균형 해결 장치,

110 : 전처리부,

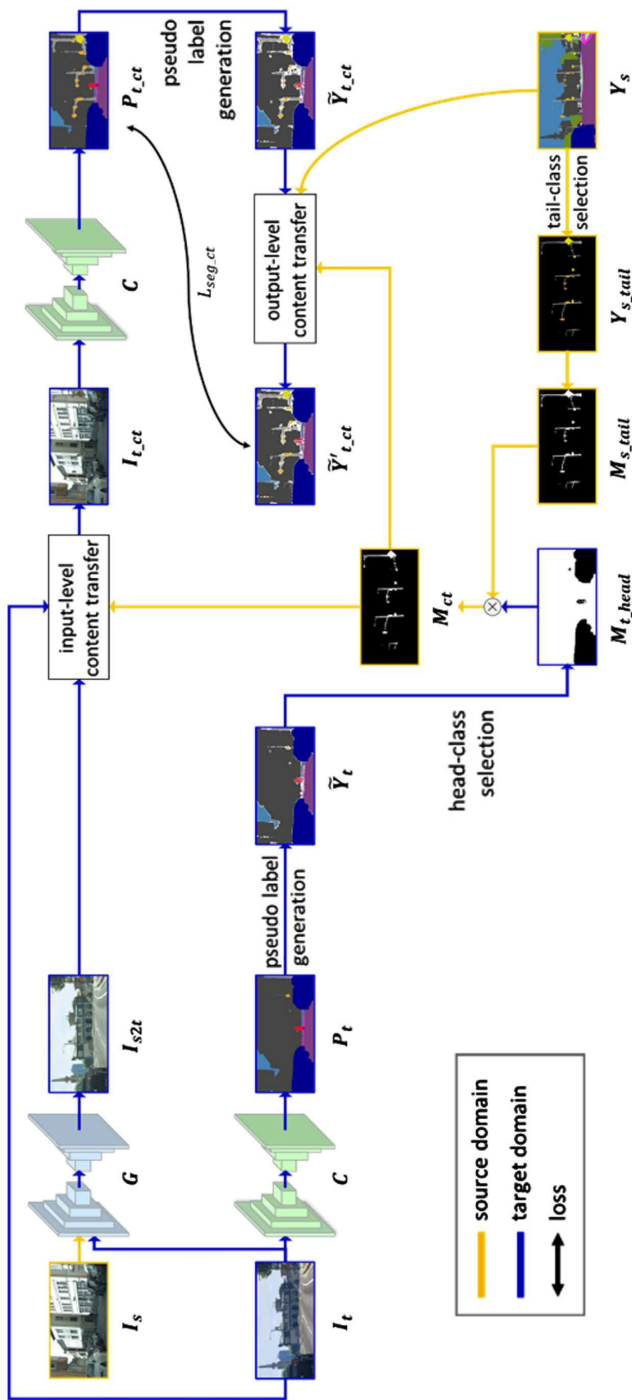
130 : 학습부

도면

도면1



도면2



도면3



소스 이미지



소스 테일 클래스 정답값

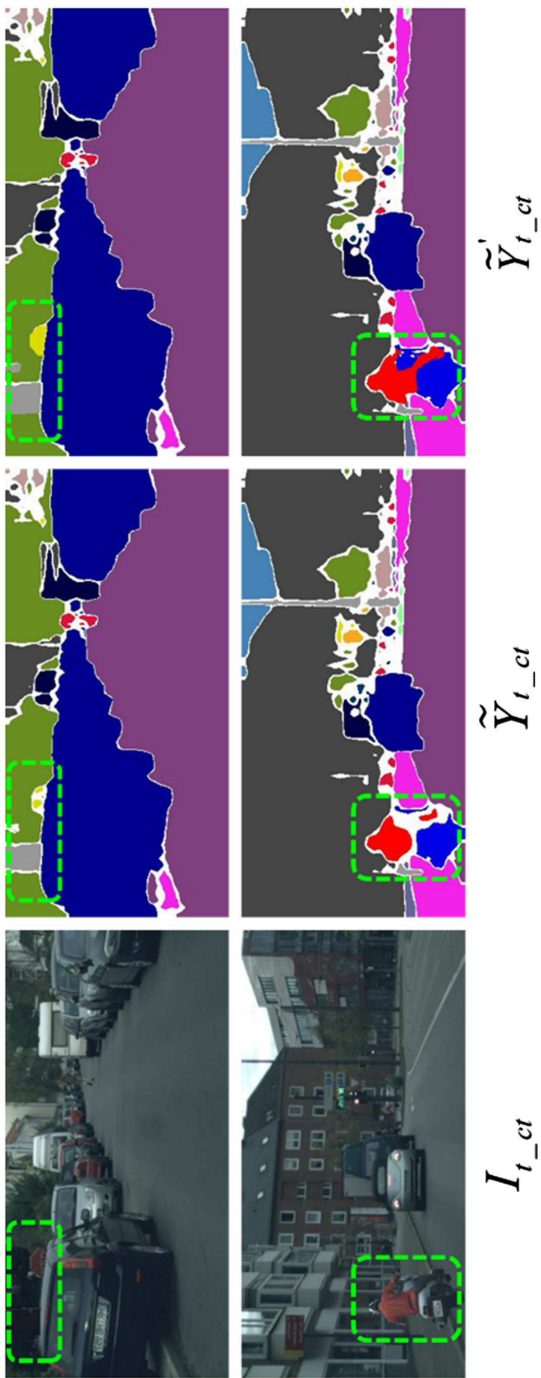


타겟 콘텐츠를 고려하지 않은
입력 단계 콘텐츠 전송 결과

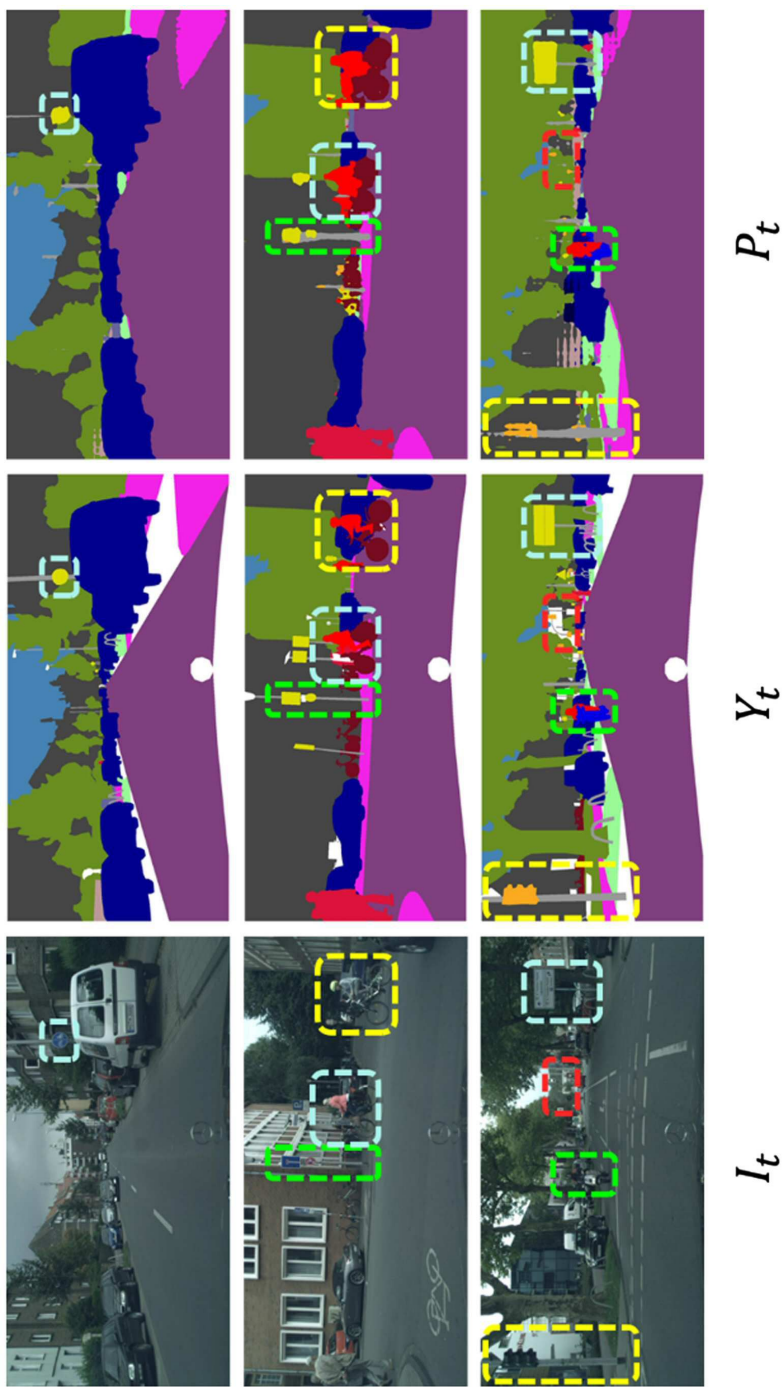


타겟 콘텐츠를 고려한
입력 단계 콘텐츠 전송 결과

도면4



도면5



도면6

