

(11) 공개번호 10-2024-0066869
(43) 공개일자 2024년05월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) *G06N 3/04* (2023.01)
G06V 10/72 (2022.01) *G06V 10/82* (2022.01)

(52) CPC특허분류
G06N 3/088 (2023.01)
G06N 3/045 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2022-0148177

(22) 출원일자 2022년11월08일
 심사청구일자 2022년11월08일

(71) 출원인
 인하대학교 산학협력단
 인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대
 학교)

(72) 발명자
 배승환
 인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동)

(74) 대리인
 양성보

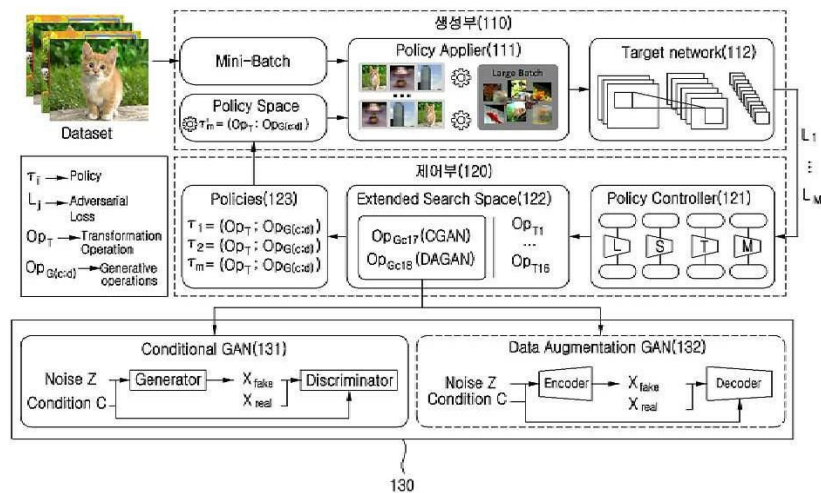
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법 및 시스템**

(57) 요약

적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법 및 시스템이 제시된다. 본 발명에서 제안하는 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 시스템은 정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송하는 생성부, 상기 대상 네트워크의 손실을 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 제어부 및 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하도록 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성생성부를 포함한다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06V 10/72 (2023.08)

G06V 10/82 (2022.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711154594
과제번호	2022R1C1C1009208
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	우수신진연구
연구과제명	[Ezbaro] 대규모 확장 가능한 On-Vision AI를 위한 E3-AI 네트워크와 협업 학습 연

구

기 여 율	70/100
과제수행기관명	인하대학교 산학협력단
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711160586
과제번호	2022-0-00448-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	방송통신산업기술개발사업
연구과제명	[Ezbaro] 인간처럼 회상이 가능한 인공 신경망 지속학습 플랫폼 개발(1차년도)
기 여 율	10/100
과제수행기관명	인하대학교 산학협력단
연구기간	2022.04.01 ~ 2022.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711152759
과제번호	2020-0-01389-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합연구센터지원사업(국고)
연구과제명	[Ezbaro][지자체] 인공지능융합연구센터지원(3차년도)
기 여 율	10/100
과제수행기관명	인하대학교 산학협력단
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711174118
과제번호	RS-2022-00155915
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신인재양성(교육운영수익)
연구과제명	[Ezbaro][정부+민간] 인공지능융합혁신인재양성(1차년도)
기 여 율	10/100
과제수행기관명	인하대학교 산학협력단
연구기간	2022.07.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송하는 생성부;

상기 대상 네트워크의 손실을 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 제어부; 및

상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하도록 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부

를 포함하는 자동데이터 증강 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 합성 생성부는,

GAN 및 DAGAN을 사용하여 두 개의 합성 이미지 생성 운영을 추가하고, 상기 CGAN 및 DAGAN은 상호 보완적으로 합성 이미지 생성 연산자로 사용되며,

상기 CGAN은,

주어진 클래스 레이블에 따라 합성 이미지를 생성하고,

생성기 및 판별기 모두에 클래스 레이블 또는 다른 양식으로부터의 데이터를 포함하는 보조 정보를 제공함으로써 더 많은 클래스별 이미지를 생성하는

자동데이터 증강 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 DAGAN은,

서로 다른 소스 도메인에서 불변성이 더 큰 모델을 학습하고,

생성기를 사용하여 입력의 임베딩 피처를 학습한 후, 저차원 특징에서 다른 클래스 내 이미지에 매핑하기 위한 변환 함수를 학습하는

자동데이터 증강 시스템.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 합성 생성부는,

합성 이미지 생성 연산자를 사용하기 위해 상기 CGAN 또는 DAGAN에서 하나의 이미지 생성 운영을 포함하는 하위 정책을 생성하고,

단일 LSTM 네트워크를 공통 컨트롤러로 사용하여 상기 LSTM의 예측에 따라 이미지 생성 운영 중 하나를 선택하고, 상기 CGAN 또는 DAGAN 중 하나를 무작위로 선택하는

자동데이터 증강 시스템.

청구항 5

생성부의 정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 생성부의 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송하는 단계;

상기 대상 네트워크의 손실을 제어부의 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 단계; 및

증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계

를 포함하는 자동데이터 증강 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계는,

GAN 및 DAGAN을 사용하여 두 개의 합성 이미지 생성 운영을 추가하고, 상기 CGAN 및 DAGAN은 상호 보완적으로 합성 이미지 생성 연산자로 사용되며,

상기 CGAN을 통해 주어진 클래스 레이블에 따라 합성 이미지를 생성하고, 생성기 및 판별기 모두에 클래스 레이블 또는 다른 양식으로부터의 데이터를 포함하는 보조 정보를 제공함으로써 더 많은 클래스별 이미지를 생성하는

자동데이터 증강 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계는,

상기 DAGAN을 통해 서로 다른 소스 도메인에서 불변성이 더 큰 모델을 학습하고, 생성기를 사용하여 입력의 임베딩 피처를 학습한 후, 저차원 특징에서 다른 클래스 내 이미지에 매핑하기 위한 변환 함수를 학습하는

자동데이터 증강 방법.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계는,

합성 이미지 생성 연산자를 사용하기 위해 상기 CGAN 또는 DAGAN에서 하나의 이미지 생성 운영을 포함하는 하위 정책을 생성하고,

단일 LSTM 네트워크를 공통 컨트롤러로 사용하여 상기 LSTM의 예측에 따라 이미지 생성 운영 중 하나를 선택하고, 상기 CGAN 또는 DAGAN 중 하나를 무작위로 선택하는

자동데이터 증강 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 이미지 조작은 샘플 및 특징의 크기를 늘리는 데 유용하다. 이미지 분류를 위한 많은 연구는 이 방법을 이용하면 훈련된 모델의 일반화 능력이 향상된다는 것을 보여주었다. 그러나 특정 대상 과제를 처리하기 위한 고정 증강 정책은 일반적으로 다른 과제로 잘 전달되지 않는다. 따라서 모델을 다른 도메인으로 전송하려면 대상 작업에 따라 적절한 운용을 자동으로 선택하는 것이 중요하다.

[0003] 자동 증강은 프록시 작업(즉, 더 작은 모델 및 축소된 데이터셋)에 대해 자동으로 확대 운용을 검색하고 선택한 다음 훨씬 더 많은 샘플로 분류 데이터셋에 대해 선택된 운용을 적용한다.

[0004] 그러나 대규모 작업에 이 방법을 적용할 때 수천 개의 샘플링된 정책을 교육하고 평가하는 계산 비용이 부담된다. 또한 프록시 작업에 최적화된 운영이 대상 작업에 대한 최적의 작업이 아닐 가능성이 높다. 자동 증강의 단점을 해결하기 위해 적대적 자동 증강 방법이 제시되었다. 사전에 프록시 작업에 대한 대규모 운용을 조사하여 적절한 정책을 찾기보다는 적대적 손실을 이용하여 최적의 운용을 찾으려고 한다. 결과적으로, 중복 샘플의 과적합 문제가 하드(hard) 샘플을 생성함으로써 완화된 채 전체 데이터셋에서 대상 모델을 훈련시킬 수 있다.

[0005] 반면, 적대적 자동 증강은 자동 증강에 사용된 운용의 검색 공간을 유지한다. 검색 공간에는 16개의 기하학적 및 측광학적 운용이 포함되어 있다. 이는 고정된 검색 공간으로 인해 자동 증강 네트워크의 확장성과 일반화가 제한될 수 있음을 의미한다. 해결책 중 하나는 GAN에 의해 생성된 합성 샘플을 활용하는 것이다. 종래기술에 따르면 GAN은 데이터 증강에 사용될 수 있으며 대상 작업을 해결하는 데 도움이 된다. 그러나 많은 수의 합성 샘플을 생성하고 이를 훈련 샘플로 사용하는 간단한 접근 방식은 효과적이지 않다. 또한, 대상 네트워크에 대해 의미 있고 하드 샘플을 생성하기 위해 GAN과 대상 네트워크 간의 공동 훈련이 필요하다. 따라서 자동 증강 방식의 확장성 및 일반화 능력을 더욱 향상시키기 위해서는 대상, 정책 및 생성망 간 공동 훈련을 받을 수 있는 통합 프레임워크가 필요하다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) [1] G. Douzas, F. Bacao, Effective data generation for imbalanced learning using conditional generative adversarial networks, Expert Systems with Applications (2018)464-471.

(특허문헌 0002) [2] A. Anthoniou, A. Storkey, H. Edward, Data augmentation generative adversarial networks, arXiv preprint arXiv:1711.04340 (2017) (2017).

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 조건부 GAN(GAN operations with Conditional; CGAN) 및 데이터 증강 GAN(Data augmentation GAN; DAGAN)을 사용한 새로운 GAN 운용을 추가하여 정책 검색 공간을 넓히기 위해 복수의 이미지와 GAN 연산을 사용하여 정책 공간을 확대하고, 대상 네트워크와 정책 컨트롤러 네트워크 간의 적대적 훈련을 통해 최적의 정책을 찾기 위한 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법 및 시스템을 제공하는데 있다. 또한, 선택된 작업에 따라 다양한 샘플을 생성하고 대상 네트워크를 훈련하는 데 사용함으로써 적대적 자동 증강을 최근의 GAN과 효율적으로 결합하는 GA3N(Generative Adversarial Autoaugment Network) 프레임워크를 제안한다.

과제의 해결 수단

[0008] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 시스템은 정책 적용기가 지정된 입

력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송하는 생성부, 상기 대상 네트워크의 손실을 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 제어부 및 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하도록 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부를 포함한다.

[0009] 상기 합성 생성부는 GAN 및 DAGAN을 사용하여 두 개의 합성 이미지 생성 운영을 추가하고, 상기 CGAN 및 DAGAN은 상호 보완적으로 합성 이미지 생성 연산자로 사용되며, 상기 CGAN은 주어진 클래스 레이블에 따라 합성 이미지를 생성하고, 생성기 및 판별기 모두에 클래스 레이블 또는 다른 양식으로부터의 데이터를 포함하는 보조 정보를 제공함으로써 더 많은 클래스별 이미지를 생성한다.

[0010] 상기 DAGAN은 서로 다른 소스 도메인에서 불변성이 더 큰 모델을 학습하고, 생성기를 사용하여 입력의 임베딩 피처를 학습한 후, 저차원 특징에서 다른 클래스 내 이미지에 매핑하기 위한 변환 함수를 학습한다.

[0011] 상기 합성 생성부는 합성 이미지 생성 연산자를 사용하기 위해 상기 CGAN 또는 DAGAN에서 하나의 이미지 생성 운영을 포함하는 하위 정책을 생성하고, 단일 LSTM 네트워크를 공통 컨트롤러로 사용하여 상기 LSTM의 예측에 따라 이미지 생성 운영 중 하나를 선택하고, 상기 CGAN 또는 DAGAN 중 하나를 무작위로 선택한다.

[0012] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법은 생성부의 정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 생성부의 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송하는 단계, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부의 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 단계 및 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0013] 본 발명의 실시예들에 따르면 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법 및 시스템을 통해 조건부 GAN(CGAN) 및 데이터 증강 GAN(DAGAN)을 사용한 새로운 GAN 운영을 추가하여 정책 검색 공간을 넓히기 위해 복수의 이미지와 GAN 연산을 사용하여 정책 공간을 확대하고, 대상 네트워크와 정책 컨트롤러 네트워크 간의 적대적 훈련을 통해 최적의 정책을 찾을 수 있다. 또한, 선택된 작업에 따라 다양한 샘플을 생성하고 대상 네트워크를 훈련하는 데 사용함으로써 적대적 자동 증강을 최근의 GAN과 효율적으로 결합할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0014] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성 이미지 생성기를 증강 연산자로 사용하는 두 개의 증강 정책 검색 공간을 나타내는 도면이다.
 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지를 확대의 예시를 나타내는 도면이다.
 도 5는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 이미지를 확대의 예시를 나타내는 도면이다.
 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 공유 LSTM에 의해 구현된 정책 컨트롤러 네트워크의 아키텍처를 나타내는 도면이다.
 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 조건부 GAN의 생성기 아키텍처를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 본 발명은 증강 검색 공간을 확대하고 분류 정확도를 향상시키기 위한 적대적 자동 증강 생성망(Generative Adversarial Autoaugment Network; GA3N)를 제안한다. 이를 달성하기 위해 먼저 GAN을 사용하여 이미지 증강의 검색 공간을 확장한다. 그러나 주요 과제는 작업에 적합한 이미지를 생성하는 것이다. 솔루션을 위해, 목표와

GAN 손실을 대체적으로 최적화함으로써 최선의 정책을 찾는다. 그런 다음 정책 네트워크에 의해 결정된 조작되고 생성된 샘플을 대상 작업을 개선하기 위한 증강 샘플로 사용한다.

[0016] 아래 도 3과 같은 정책 탐색 공간 구축을 위해 컨트롤러 의존적 선택과 GAN 의존적 선택이라는 두 가지 운영 선택 방법을 제시한다. 전자에서 각 생성망은 하나의 운영으로 간주되고 다른 운영과 함께 통합된 정책 검색 공간에 포함된다. 각 하위 정책은 하나의 정책 컨트롤러의 예측된 작업에 의해 선택된 두 개의 운영으로 구성된다. 따라서 GAN 작업은 증강 정책에 포함할 수 없다. 반면에, 후자의 경우 각 하위 정책이 적어도 하나의 GAN 작업을 포함하도록 강제한다. 이는 정책 공간을 두 개의 하위 공간으로 분할하여 달성할 수 있다. 여기서 한 하위 공간에는 GAN 운영만 포함되지만 다른 하위 공간에는 일반적인 이미지 조작 작업이 포함된다. 또한, 두 개의 개별 컨트롤러는 각 하위 공간에 적절한 조치를 제공하도록 훈련된다. 두 컨트롤러의 작업에 따라 각 하위 공간에서 독립적으로 하나의 작업을 선택할 수 있으며, 선택한 두 작업은 정책 하위 집합을 구성할 수 있다. 이러한 컨트롤러는 도 6과 같이 LSTM 유닛 수가 다른 단일 LSTM을 기반으로 구현한다.

[0017] 제안하는 방법의 효과를 보여주기 위해 GA3N을 결합하여 분류 네트워크를 구현하고 CIFAR-100 및 Tiny-ImageNet 데이터셋에서 평가한다. 그 결과 각 데이터셋에서 최신 자동 증강 방법보다 더 나은 정확도를 달성함을 확인하였다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0019] 데이터 양은 일반적으로 대상 모델의 성능에 영향을 미치기 때문에, 데이터 증강은 많은 연구 분야에서 중요한 것으로 간주된다. 간단한 증강 방법으로서 종래기술에서는 여러 이미지 조작 기법을 적용하여 이미지의 광도 및 기하학적 특성을 변화시킨다. 특히 커널 필터, 기하학적 변환 또는 이미지 혼합을 이용한다. 각 이미지 조작 방법은 일반적으로 계산 복잡도 자체가 낮지만, 다수의 증강 이미지를 생성하여 일반화된 네트워크 훈련에 사용해야 하기 때문에 대상 모델 훈련의 전반적인 계산 복잡도는 적다. 이 문제는 증강 이미지의 유사한 통계로 인해 발생한다.

[0020] 보다 효과적인 증강을 위해 데이터 증강을 위한 몇 가지 딥 러닝 방법이 제안되었다. 특히, 네트워크 간의 적대적 훈련은 이러한 방법에서 핵심이다. 데이터 증강을 위해 이 적대적 훈련을 사용하는 두 가지 접근법이 있다. (1) 합성 이미지 생성 기반 접근법과 (2) hard example 마이닝 기반 접근법이다. 첫 번째는 GAN을 이용하여 합성 이미지를 생성하는 것이다. 생성기와 판별기 간의 적대적 훈련을 통해 대형 합성 이미지를 생성하고 이를 증강 이미지로 사용할 수 있다. 다른 접근법은 목표 모델의 손실을 줄이기 위해 많은 증강 운영 중 최상의 조합 집합을 결정하는 것이다. 따라서 후자는 합성 이미지를 생성하는 대신 대상 모델의 손실을 증가시키는 hard example을 생성하는 데 더 중점을 둔다.

[0021] GAN에서 생성기는 실제와 유사한 합성 이미지를 생성함으로써 판별기를 속이는 데 어려움을 겪는다. 많은 연구는 추가 합성 이미지로 대상 네트워크를 훈련시키는 것이 컴퓨터 비전의 많은 분야에서 정확도를 높이는 데 효과적이라는 것을 입증했다. 가장 대표적인 것이 객체 분류, 감지, 분할이며, 이 중 가장 많이 연구된 과제는 객체 분류이다. 여기서는 훈련 샘플의 변동성이 가장 중요하다. 이러한 관점에서, GAN의 합성 샘플은 그것을 달성하는 데 유용하다. 가장 성공적인 예 중 하나는 CycleGAN 이다. 이는 이미지를 소스 도메인에서 적대적 손실이 있는 대상 도메인으로 변환할 때 불일치를 줄인다. 또한 Balancing GAN은 불균형 데이터셋의 데이터 증강을 위해 GAN을 사용한다.

[0022] 본 발명의 GA3N과 BAGAN은 목표 네트워크 정확도를 향상시키기 위해 GAN을 활용하지만, 두 가지 방법은 기술적 측면에서 분명히 다르다. BAGAN은 균형 잡힌 데이터셋을 만들기 위해 소수 등급 이미지를 생성하는 데 중점을 두고 있는 반면, 본 발명은 대상 네트워크를 속이기 위해 하드 샘플을 생성한다.

[0023] 신경망의 일반화와 견고성을 만족시키기 위해서는 훈련 데이터셋의 품질과 경도가 중요하다. 이를 위해 데이터 증강을 위해 열차 샘플을 원래 데이터보다 더 어렵게 만드는 방법을 제안하는데, 이를 hard example 마이닝 기반 방법이라고 한다. 이러한 방법은 기존 샘플을 마이닝하고 결합하여 대상 네트워크가 처리하는 더 hard 샘플을 생성한다. 이를 위해 일부 온라인-hard example 마이닝 방법은 거리를 사용하여 미니 배치에서 가장 단단한 샘플 쌍을 선택한다. 또한, 세미 온라인 마이닝 방법은 미니 배치의 충분히 단단한 샘플 쌍에서 무작위로 샘플 쌍을 선택한다.

[0024] 최근 몇 년 동안 과제에서 학습한 정보를 사용하여 대상 과제를 개선하는 메타 학습이 자동 증강이라는 hard example 마이닝 방법에 도입되었다. 이러한 방법의 주요 아이디어는 컨트롤러 네트워크의 피드백(즉, 증강 정책)으로 대상 네트워크를 최적화하는 것이다. 훈련 반복 동안 컨트롤러 네트워크는 대상 네트워크의 손실(또

는 보상)을 최대화하기 위해 더 hard 증강 정책을 생성한다. 선구적인 작업 중 하나로서, 스마트 증강은 정책 네트워크가 대상 네트워크의 손실과 함께 최적의 이미지 조합을 찾으려고 노력하는 동안 여러 이미지를 병합하여 대상 네트워크를 훈련시킨다. 자동 증강은 강화 알고리즘을 사용하여 16개의 증강 작업 중 최적의 증강 정책을 찾는다. 여러 작업을 결합하여 정책을 정의하고 각 정책은 RNN 기반 컨트롤러 네트워크에 의해 결정된다. 실험 결과는 여러 데이터셋에서 분류 정확도가 크게 향상되었음을 보여주지만, 프록시 작업에 대한 사전 훈련으로 인해 훈련 프로세스는 다소 비용이 많이 들고 복잡하다.

[0025] 이러한 한계를 극복하기 위해 군집 기반 증강(Population-Based Augmentation; PBA)은 고정 증강 프로세스를 사용하는 대신 증강 일정을 학습하기 위한 동적 스케줄러 네트워크를 제시한다. 그러나 이 방법은 여전히 프록시 데이터셋에서 스케줄러를 사전 훈련해야 한다. 사전 훈련 없이 컨트롤러 네트워크를 학습하기 위해 적대적 자동 증강은 GAN의 Min-Max 게임을 기반으로 한 적대적 학습을 제시한다. 그러나 이러한 기술에서는 적대적 학습을 사용하여 대상 네트워크를 훈련하기 위한 증강 정책을 결정한다. 따라서 증강 정책은 여전히 기존 훈련 이미지의 변환으로 제한된다.

[0026] 본 발명에서는 데이터 증강의 효과를 극대화하기 위해 두 가지 적대적 학습 접근 방식을 기반으로 하는 GA3N을 제안한다. 도 1과 같이 CGAN[1]과 DAGAN[2]을 프레임워크에 통합함으로써 GA3N은 합성 이미지를 생성할 수 있다. 따라서 GAN 운영을 추가하여 운영 검색 공간을 확장할 수 있다. 대상 네트워크와 정책 컨트롤러 간의 적대적 공동 훈련에서 정책 네트워크는 대상 손실을 최소화하는 증강 정책을 찾으려고 한다. 따라서 GA3N의 목표 네트워크는 이러한 적대적 학습 접근법에서 생성된 합성 및 하드 샘플로 훈련될 수 있다. 이들은 대상 모델의 견고성과 일반화에 기여한다.

[0028] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

[0029] 본 발명에서는 대상 작업에 따라 자동화된 데이터 증강을 위해 여러 GAN을 가진 새로운 적대적 자동 증강 프레임워크를 제안한다. 두 가지 적대적 학습 접근 방식을 통합 프레임워크에 통합하여 하드(hard) 샘플과 합성 샘플 모두를 생성하고자 한다. 정책 검색 공간 구축 및 검증 방법에 대한 두 가지 차이점을 제안하고, CIFAR-100 및 Tiny-ImageNet 데이터셋에서 최근의 자동 증강 방법과 비교하여 뚜렷한 개선점을 비교한다.

[0030] 제안하는 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 시스템은 생성부(110), 제어부(120) 및 합성 생성부(130)를 포함한다.

[0031] 생성부(110)는 합성 및 증강된 하드 샘플이 생성되어 대상 네트워크(112)에 제공된다. 정책 공간에서 샘플 정책은 정책 컨트롤러의 출력에서 업데이트되고 정책 적용기(111)에게 하나씩 제공된다. 정책 적용기(111)가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 대상 네트워크(112)가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 더 큰 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크(112)의 손실을 제어부(120)에 전송한다.

[0032] 제어부(120)는 정책 검색 공간 내의 정책은 정책 컨트롤러의 출력에서 선택한다. 단일 LSTM을 기반으로 하는 정책 컨트롤러(121)는 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측할 수 있다. 상기 대상 네트워크(112)의 손실을 정책 컨트롤러(121)가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러(121)의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책(122)을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모(123)를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송한다. 이 정책 컨트롤러(121) 네트워크의 훈련은 대상 네트워크(112)에서 전파된 손실을 최대화함으로써 달성된다.

[0033] 합성 생성부(130)는 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기(Discriminator)를 통해 훈련하도록 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN(131) 및 DA-GAN(132)을 포함한다.

[0034] 본 발명의 실시예에 따른 적대적 학습은 대상 네트워크를 최적화하기 위한 가장 강력한 방법 중 하나이다. 이것은 현재 상태에서 보상을 조정하기 때문에 강화 학습과 유사하다. 생성기가 판별기를 속이기 위해 현실적인 샘플을 생성하도록 권장하는 GAN 학습과 유사하게, 적대적 학습은 주어진 데이터셋에 대한 보상 신호를 최대화하기 위해 최적의 정책을 찾는 데 사용될 수 있다. 이 적대적 학습은 적대적 자동 증강[7]으로 명명된다. 일반적으로 결정된 정책에는 대상 네트워크와 구별하기 어려운 hard example을 생성하기 위한 증강 작업이 포함된다. 이미지 분류를 위해, 하드 샘플을 사용한 훈련은 훈련 집합에 대한 더 정확한 결정 영역을 구성하는 데 도움이 된다.

- [0035] 한편, 분류망의 일반화를 개선하는 것도 중요하다. 적대적 자동 증강에 의해 결정된 다양한 조작 운영 조합은 광도 및 기하학적 변형에 대한 이미지의 다양성을 증가시키지만, 훈련 데이터와 유사한 분포로 새로운 이미지를 생성할 수 없다. 이를 위해 본 발명의 특징 중 하나인 CGAN과 DAGAN의 추가 이미지 생성 작업을 사용한다. 도 1에 도시된 바와 같이 이 두 가지 적대적 학습 방법의 효과적인 공동 훈련 체계(즉, 대상과 정책 네트워크 사이의 적대적 학습 및 적대적 생성망)를 통해, GA3N은 대상 네트워크의 일반화 및 판별 능력을 향상시킬 수 있다.
- [0037] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0038] 제안하는 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 방법은 생성부의 정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 생성부의 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부의 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송하는 단계(220) 및 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련하는 단계(230)를 포함한다.
- [0039] 단계(210)에서, 생성부의 정책 적용기가 지정된 입력 샘플에 대해 업데이트된 정책을 적용하여 훈련 샘플을 증가시킨 후, 생성부의 대상 네트워크가 손실을 최소화하여 실제 샘플 및 증강 샘플을 포함하는 배치로 훈련되고, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부에 전송한다.
- [0040] 단계(220)에서, 상기 대상 네트워크의 손실을 제어부의 정책 컨트롤러가 공급 받아 상기 정책 컨트롤러의 출력에서 정책 검색 공간 내의 정책을 선택하고, 상기 정책 컨트롤러는 정책 운영 유형 및 규모를 순차적으로 예측하여 상기 생성부의 정책 공간으로 전송한다.
- [0041] 단계(230)에서, 증강 작업 공간에 추가되는 CGAN 및 DA-GAN를 포함하는 합성 생성부가 상기 선택된 정책 검색 공간 내의 정책을 입력 받아 적대적 방식으로 판별기를 통해 훈련한다.
- [0042] 본 발명의 실시예에 따르면, GAN 및 DAGAN을 사용하여 두 개의 합성 이미지 생성 운영을 추가하고, 상기 CGAN 및 DAGAN은 상호 보완적으로 합성 이미지 생성 연산자로 사용된다.
- [0043] 상기 CGAN을 통해 주어진 클래스 레이블에 따라 합성 이미지를 생성하고, 생성기 및 판별기 모두에 클래스 레이블 또는 다른 양식으로부터의 데이터를 포함하는 보조 정보를 제공함으로써 더 많은 클래스별 이미지를 생성할 수 있다.
- [0044] 상기 DAGAN을 통해 서로 다른 소스 도메인에서 불변성이 더 큰 모델을 학습하고, 생성기를 사용하여 입력의 임베딩 피처를 학습한 후, 저차원 특징에서 다른 클래스 내 이미지에 매핑하기 위한 변환 함수를 학습할 수 있다.
- [0045] 합성 이미지 생성 연산자를 사용하기 위해 상기 CGAN 또는 DAGAN에서 하나의 이미지 생성 운영을 포함하는 하위 정책을 생성하고,
- [0046] 본 발명의 실시예에 따르면, 단일 LSTM 네트워크를 공통 컨트롤러로 사용하여 상기 LSTM의 예측에 따라 이미지 생성 운영 중 하나를 선택하고, 상기 CGAN 또는 DAGAN 중 하나를 무작위로 선택한다. 도 3 내지 도 7을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 학습 기반 자동데이터 증강 과정을 더욱 상세히 설명한다.
- [0048] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 합성 이미지 생성기를 증강 연산자로 사용하는 두 개의 증강 정책 검색 공간을 나타내는 도면이다.
- [0049] 도 3(a)는 CGAN Op_{Gc17} 및 DAGAN Op_{Gd18} 을 포함한 18개 작업에 대한 컨트롤러 종속 검색을 나타낸다. 도 3(b)는 하위 정책의 작업 중 하나가 생성 모델 $Op_{G(c;d)}$ 중 하나가 되도록 하는 GAN 종속 검색을 나타낸다.
- [0050] 자동 증강에서 검색 공간은 대상 네트워크 훈련 중 데이터 증강에 적용할 이미지 작업을 포함하는 것으로 추정된다. 정책은 운영의 조합으로 구성된다. 본 발명에서는 각 운영을 선택할 확률을 생략한다. 정책에는 5개의 하위 정책이 포함되며 각 하위 정책에는 2개의 운영과 운영 규모가 포함된다. 초기 훈련에서 5개의 하위 정책은 검색 공간 내에서 무작위로 선택되지만, 다음 반복 시 컨트롤러 네트워크의 출력에 의해 결정된다.

[0051] 본 발명의 실시예에서는 검색 공간은 표 1과 같이 16개의 기하학적 및 광도 이미지 증강 연산을 포함한다.

[0052] <table border="1">

Operation Type	Operation Description
ShearX (Y)	Shearing the image horizontally (vertically) with the magnitude range of [-0.3, 0.3]
TranslateX (Y)	Translating the image horizontally (vertically) by the pixel magnitude range of [-150, 150]
Rotate	Rotating the image with the degree magnitude range of [-30, 30]
AutoContrast	Modifying the image contrast by maximizing the black and white pixels
Invert	Inverting the pixels of the image
Equalize	Equalizing the image's histogram
Solarize	Inverting the pixels above the threshold magnitude range of [0, 256]
Posterize	Reducing the each pixel's bits in the range of [4, 8]
Contrast	Modifying the contrast of the image in the range of [0.1, 1.9]
Color	Adjusting the color balance of the image in the magnitude range of [0.1, 1.9]
Brightness	Adjusting the brightness of the image in the magnitude range of [0.1, 1.9]
Sharpness	Adjusting the sharpness of the image in the magnitude range of [0.1, 1.9]
Cutout	Setting the square sized pixels into gray in the magnitude range of [0, 60]
Sample Pairing	Add a random image to another image from the same mini-batch in the magnitude range of [0, 0.4]
CGAN	Generative pretrained model for Conditional GAN
DAGAN	Generative pretrained model for Data Augmentation GAN

[0053]

[0054] 본 발명에서는 CGAN과 DAGAN을 사용하여 두 개의 합성 이미지 생성 운영을 추가한다. CGAN은 주어진 클래스 레이블에 따라 합성 이미지를 생성할 수 있다. CGAN은 생성기와 판별기 모두에 보조 정보를 제공함으로써 더 많은 클래스별 이미지를 생성할 수 있다. 여기서 보조 정보는 모든 정보(예를 들어, 클래스 레이블 또는 다른 양식으로부터의 데이터)일 수 있다. 반면 DAGAN은 서로 다른 소스 도메인에서 불변성이 더 큰 모델을 학습할 수 있다. 먼저 생성기를 사용하여 입력의 임베딩 피처를 학습한 다음, 저장된 특징에서 다른 클래스 내 이미지에 매핑할 수 있는 변환 함수를 학습한다. 따라서 CGAN과 DAGAN은 상호 보완적이기 때문에 합성 이미지 생성 연산자로 사용한다.

[0055]

대상 네트워크의 훈련에 합성 이미지를 사용하면 훈련 집합이 더 다양해지고 네트워크의 일반화 능력이 향상된다. 여기서 도 3과같이 컨트롤러 의존적 검색(도 3(a))과 GAN 의존적 검색(도 3(b))이라는 두 가지 정책 검색 방법을 제시한다. 두 검색 모두에 대해, 정책 가능성에 대한 검색 공간은 컨트롤러 종속 검색의 경우 $|S| = (16 \times 10)^{10}$ 에서 $|S| = (16 \times 10 + 2)^{10}$ 으로, GAN 종속 검색의 경우 $|S| = (16 \times 10)^5 + 2^5$ 로 확장된다. 여기서 $|S|$ 는 가능한 정책의 검색 공간 척도이다. 16개의 이미지 조작 운영 각각은 10개의 레이블로 이산화된 크기를 가지고 있지만, 두 CGAN 및 DAGAN 운영은 이미지 생성을 위한 크기를 사용하지 않는다.

[0057]

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지를 확대의 예시를 나타내는 도면이다.

[0058]

도 4는 Tiny-ImageNet 데이터 세트에 대한 컨트롤러 종속 검색을 사용하여 훈련 이미지에 대한 각 정책을 적용한 이미지 확대의 예시이다.

[0059]

도 5는 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 이미지를 확대의 예시를 나타내는 도면이다.

[0060]

도 5는 CIFAR-100 데이터 세트에 대한 컨트롤러 종속 검색을 통해 이미지에 대해 각 정책을 적용하여 이미지 확대의 예시이다.

[0061]

표 1의 18개 동작의 경우, 운영의 유형과 규모는 컨트롤러 네트워크의 예측에 따라 결정된다. 예측에 따르면 5개의 다른 하위 정책을 결합하여 단일 정책을 구성한다. 여기서 2개의 운영으로 구성된 하위 정책은 컨트롤러의 예측 결과에 따라 결정된다. 도 4 및 도 5에는 이러한 컨트롤러 종속 검색의 증강 이미지를 도시하였다.

[0062]

합성 이미지 생성 연산자를 더욱 자주 사용하기 위해 CGAN 또는 DAGAN에서 하나의 이미지 생성 운영을 포함하는 하위 정책을 생성한다. 이를 달성하기 위해, 본 발명에서는 다른 방식으로 GAN 운영을 선택하기 위한 공통 및 개별 컨트롤러를 제안한다. 본 발명에서는 단일 LSTM 네트워크를 공통 컨트롤러로 사용한다. LSTM의 예측에 따라 GAN이 아닌 운영 중 하나를 선택하는 한편 두 GAN 운영 중 하나를 무작위로 선택한다. 한편, 개별 컨트롤러에 대해서는 GAN과 기존 운영을 독립적으로 보장하기 위해 두 개의 서로 다른 LSTM 네트워크를 구현한다. GAN 선택 컨트롤러의 경우 크기가 GAN 연산을 위해 샘플링될 필요가 없기 때문에 단일 LSTM의 2개의 셀만 사용한다. 정책 검색 공간을 이미지 조작과 생성이라는 두 개의 하위 공간으로 나눈 것으로 보인다.

[0063]

본 발명의 실시예에 따르면, 정책 컨트롤러와 대상 네트워크 간의 적대적 훈련을 기반으로 대상 네트워크 교육과 정책 검색을 공동으로 최적화한다. 훈련 샘플 x 가 주어지면 정책 네트워크를 $P(x, \theta)$ 로 나타낸다. 정책 네트

워크는 대상 네트워크 $\mathcal{T}(\mathbf{x}, \omega)$ 의 손실을 증가시키는 것을 목표로 한다. 구체적으로 $\mathcal{P}(\mathbf{x}, \theta)$ 는 더 단단한 정책을 생성하여 $\mathcal{T}(\mathbf{x}, \omega)$ 의 손실을 증가시킨다. 반면에 $\mathcal{T}(\mathbf{x}, \omega)$ 는 목표 손실을 최소화하고자 한다. 편의상 목표 손실 $\mathcal{L} = [\mathcal{T}(a(\mathbf{x}), \omega), y]$ 를 최소화하여 $\mathcal{T}(\cdot, \omega)$ 를 훈련시키는 문제는 다음과 같이 임의의 증강 연산 $a(\mathbf{x})$ 로 표현할 수 있다.

$$\omega^* = \operatorname{argmin}_{\omega} \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \Omega} \mathbb{L}[\mathcal{T}(a(\mathbf{x}), \omega), y] \quad (1)$$

여기서 Ω 은 훈련 집합이고, 각 샘플은 이미지 x 와 클래스 레이블 y 로 구성된다.

대상 네트워크의 일반화와 효율적인 훈련을 개선하기 위해 입력 샘플 x 를 증가시킬 때 정책 네트워크의 예측 $\tau(\mathbf{x})$ (즉, 증강 정책)을 사용할 수 있다. 따라서, 위의 최소화 문제는 다음과 같이 $\tau(\mathbf{x})$ 로 나타낼 수 있다.

$$\omega^* = \operatorname{argmin}_{\omega} \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \omega} \mathbb{E}_{\tau \sim \mathcal{P}(\mathbf{x}, \theta)} \mathbb{L}[\mathcal{T}(\tau(\mathbf{x}), \omega), y] \quad (2)$$

N 배치의 경우, 각 확대 정책 $\tau^{(m)}$ 에 대한 손실을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbb{L}_m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbb{L}[\mathcal{T}(\tau_m, (\mathbf{x}_n), \omega), y_n] \quad (3)$$

이 문제는 SGD(Stochastic Gradient Descent)를 사용하여 해결할 수 있다. 학습률 α 와 정책 M (실험에서 $M \in \{2, 4, 8, 16, 32\}$)으로, 대상 네트워크의 훈련 절차는 다음과 같다.

$$\omega_{t+1} = \omega_t - \alpha \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mathbb{L}[\mathcal{T}(\tau_m, (\mathbf{x}_n), \omega), y_n] \quad (4)$$

식 (3)을 사용하여 손실을 간략하게 나타낼 수 있다.

$$\omega_{t+1} = \omega_t - \alpha \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \omega^* \mathbb{L}_m \quad (5)$$

정책 컨트롤러 네트워크 훈련은 각 정책에 대한 손실 식(3)을 최대화함으로써 달성될 수 있다. 또한, 강화 알고리즘을 사용하여 정책 네트워크를 학습할 수 있다. $\mathbf{p}_m$ 은 네트워크의 θ 에 관하여 미분 가능한 정책 τ_m 에 대한 확률을 나타낸다 하자. 컨트롤러 네트워크는 다음과 같이 학습률 β 로 업데이트될 수 있다.

$$\theta_{e+1}^* = \theta_e + \beta \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \hat{\mathbb{L}}_m \nabla_{\theta} \log \mathbf{p}_m \quad (6)$$

여기서 $\hat{\mathbb{L}}_i$ 는 미니 배치에 대한 정규화된 이동 평균이다. 이동 평균 손실은 정책 네트워크의 보상으로 간주된다. 본 발명의 실시예에 따른 단일 LSTM을 RNN 컨트롤러로 사용한다. 이 컨트롤러는 순차적인 방식으로 2개의 증강 운영 및 크기에 해당하는 4개의 동작을 순차적으로 예측한다.

본 발명의 실시예에 따른 자동 증강 및 적대적 자동 증강에서 사용되는 16개의 기존 증강 운영에 대해 자동 증강의 검색 공간을 채택한다. 이 검색 공간을 확장하기 위해 합성 이미지 생성을 위한 GAN 모델(예를 들어, CGAN 및 DAGAN)을 훈련한다. 훈련 배치에서 이미지 샘플을 증강할 때 도 3과 같은 검색 공간 내에서 업데이트된 정책을 사용한다. 주어진 이미지에 대한 정책의 각 운영을 순차적으로 적용한다. 대상 네트워크(다시 말해, 분류기)와 정책 컨트롤러 네트워크 간의 적대적 훈련에서 각 반복마다 최상의 증강 정책을 업데이트할 수 있다. 상술된 바와 같이, 적대적 훈련은 대체 훈련 중 대상 네트워크의 손실을 최소화하고 최대화함으로써 달성된다. 본 발명의 실시예에 따른 GA3N을 훈련시키기 위한 전반적인 알고리즘은 알고리즘 1에 표시될 수 있다.

Algorithm 1: Adversarial training of GA3N.

Input: Samples with images $\mathbf{x}$ and object labels y
Output: Trained target $\mathcal{T}$ and policy $\mathcal{P}$ networks

- 1 Initializing parameters of $\mathcal{T}(\mathbf{x}, \omega)$ and $\mathcal{P}(\mathbf{x}, \theta)$;
- 2 // CGAN or DAGAN pre-training;
- 3 **for** 100 epochs **do**
- 4 **for** K iterations **do**
- 5 Construct a batch of J samples consisting of noise, image, and label triplets ;
- 6 Update the discriminator with the batch using SGD;
- 7 **end**
- 8 Construct a batch of J samples consisting of noise, image, and label triplets ;
- 9 Update the generator with the batch using SGD ;
- 10 **end**
- 11 // Target $\mathcal{T}$ and policy $\mathcal{P}$ network training;
- 12 **for** N epochs **do**
- 13 Initialize $\{L_m\}_{m=1}^M$ losses for M policies;
- 14 Predict $\{p_m\}_{m=1}^M$ probabilities for M policies ;
- 15 **for** K iterations **do**
- 16 Construct a batch by applying M policies for each real image;
- 17 Evaluate L_m using Eq. (3);
- 18 Update $\mathcal{T}$ using Eq. (5);
- 19 **end**
- 20 Update $\mathcal{P}$ using Eq. (6)
- 21 **end**

[0078]

[0080]

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 공유 LSTM에 의해 구현된 정책 컨트롤러 네트워크의 아키텍처를 나타내는 도면이다.

[0081]

현재 반복에서 정책 예측을 더 정확하게 하려면 이전 반복에서 예측을 활용하는 것이 중요하다. 이를 달성하기 위해 반복 신경망(Recurrent Neural Network; RNN)을 사용하여 이전 예측을 입력으로 제공하여 현재 정책을 예측할 수 있다. 그러나 단순한 RNN은 단기 메모리가 제한되어 있으며, 넓은 검색 공간 내에서 정책을 예측하는 문제를 확대할 수 없었다.

[0082]

이러한 문제를 완화하기 위해 장단기 메모리를 증강 정책 네트워크로 사용할 수 있다. 단일 LSTM을 구현하여 도 6과 같이 여러 운영과 규모의 예측에 사용한다. 여기서는 순차 예측을 위해 컨트롤러 네트워크의 파라미터를 공유 및 고정한다. 능률적인 훈련 단기 예측으로, 하나의 하위 정책에 대한 2개의 운영에 대한 4개의 파라미터가 예측된다. $M \times 5$ 반복 동안, 5개의 하위 정책이 있는 M 정책은 도 1에 도시된 생성부에서 예측되고 정책 적용기에 게 전파된다.

[0083]

일반적인 운영만을 사용하여 증강된 이미지의 가변성은 다소 제한적이기 때문에 새로운 합성 이미지를 생성하기 위해 본 발명에서는 두 개의 GAN을 도입한다. 합성 이미지의 품질과 가변성을 함께 향상시키기 위해, 클래스 내에서 그리고 클래스 간에 합성 이미지를 생성해야 한다. 이를 위해 조건부 클래스 레이블을 생성기 및 판별기에 제공하여 클래스별 합성 이미지를 보다 정확하게 생성할 수 있는 CGAN을 사용한다. 한편, 교차 클래스 합성 이미지 생성을 개선하기 위해 DAGAN을 도입한다. 더욱이, 두 GAN은 느린 데이터 체제에 대한 효과적인 적대적 훈련 및 좋은 일반화 능력을 보여준다.

[0084]

본 발명의 실시예에 따른 구현에서, CIFAR-100 및 Tiny-ImageNet 데이터셋에서 CGAN 및 DAGAN을 사전 훈련한다. 따라서 두 GAN 모두 각 데이터셋에서 합성 이미지를 생성할 수 있는 기초 능력을 가지고 있다. 그런 다음 훈련된 GAN을 GA3N에 통합하여 추가 데이터 증강 운영으로 사용한다.

[0086]

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 조건부 GAN의 생성기 아키텍처를 나타내는 도면이다.

[0087]

도 7을 참조하면, 조건 변수(즉, 이미지)가 주어지면 생성기는 무작위 노이즈 이미지로 합성 이미지를

생성한다.

[0088] 본 발명의 실시예에 따른 CGAN은 보조 변수 y (예를 들어, 이미지 패치, 클래스 레이블, 속성)를 사용한 GAN의 확장 버전이다. 이 CGAN의 생성기와 판별기의 손실은 다음과 같이 y 에 의존한다.

$$\min_G \max_D \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x|y)} [\log D(x|y)] + \mathbb{E}_{x \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z|y)))] \quad (7)$$

[0090] 보조 데이터는 생성기와 판별기 모두에 입력으로 공급된다.

[0091] x 와 z 는 각각 훈련 이미지와 입력 노이즈를 나타낸다. 이 생성기의 전체 아키텍처는 도 7에 도시하였다. 본 발명에서는 가우스 분포로 분포된 32×32 의 (RGB) 컬러 이미지 x 와 레이블 y 및 2차원 랜덤 노이즈 z 를 생성기에 공급한다.

[0092] 판별기에 대해, 본 발명에서는 실제 이미지와 합성 이미지를 구별하는 것을 목표로 하는 네트워크를 구축한다. 판별기에는 Dropout, 입력 계층으로서의 임베딩 계층, Convolution, Leaky ReLU, 배치 정규화 계층이 있다.

[0093] 이후, 보조 y 와 결합된 실제 및 합성 이미지를 판별기에 공급하고 예측 클래스를 사용하여 식 (7)을 계산한다. 드롭아웃 확률을 0.75로, Leaky ReLU 척도를 0.2로 설정한다. 컨볼루션, 배치 정규화, LeakyReLU 계층을 거친 후, 판별기는 최종 계층에서 스칼라 예측 점수를 출력한다. CGAN을 훈련시키기 위해 CIFAR-100 및 Tiny-ImageNet 데이터셋에서 배치 크기를 96으로 설정하고 100 epoch 동안 훈련한다. 최적화 도구로서, 본 발명에서는 학습률이 0.0002이고 베타 값이 0.5인 판별기에 대해 Adam 최적화 도구를 사용한다. 훈련 생성기의 모델 파라미터는 판별기와 유사하게 설정된다.

[0094] 본 발명의 실시예에 따른 DAGAN은 데이터 증강을 위한 합성 이미지를 생성하기 위해 CGAN과 유사한 아키텍처를 가지고 있다. CGAN과 달리 가우스 잠재 벡터를 사용하지만 새로운 이미지를 생성할 때 생성기의 표현을 입력으로 임베딩한다. 보조 입력으로 DAGAN의 생성기는 클래스 내 객체에 대해 보다 사실적이고 다양한 이미지를 생성하며, 새로운 클래스에 대한 이미지 생성에 추가로 적용할 수 있다.

[0095] 생성기로부터 새로운 이미지 x 가 주어지면, $r = g(x)$ 에 의해 생성기 r 로 의미 있는 임베딩 표현을 얻을 수 있다. 본 발명에서는 표준 가우스 분포로부터 임의의 잠재 벡터 z 를 증강 신경망 $f(\cdot)$ 에 공급하고 $x^* = f(r, z)$ 를 사용하여 새로운 이미지 x^* 를 생성한다. 다음 반복에서, 우리는 x^* 를 $g(\cdot)$ 의 입력으로 사용하며, 증강된 샘플의 수가 충분할 때까지 동일한 프로세스를 반복한다.

[0096] 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, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate 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 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0097] 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, 가상장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embodiment)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.

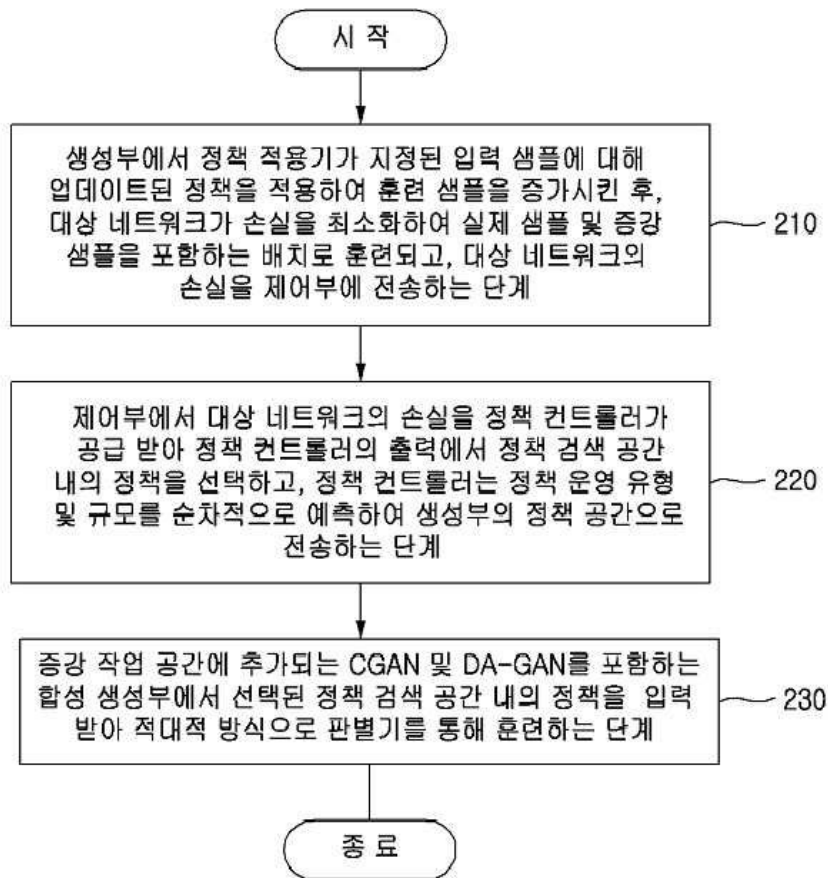
[0098] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등

을 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.

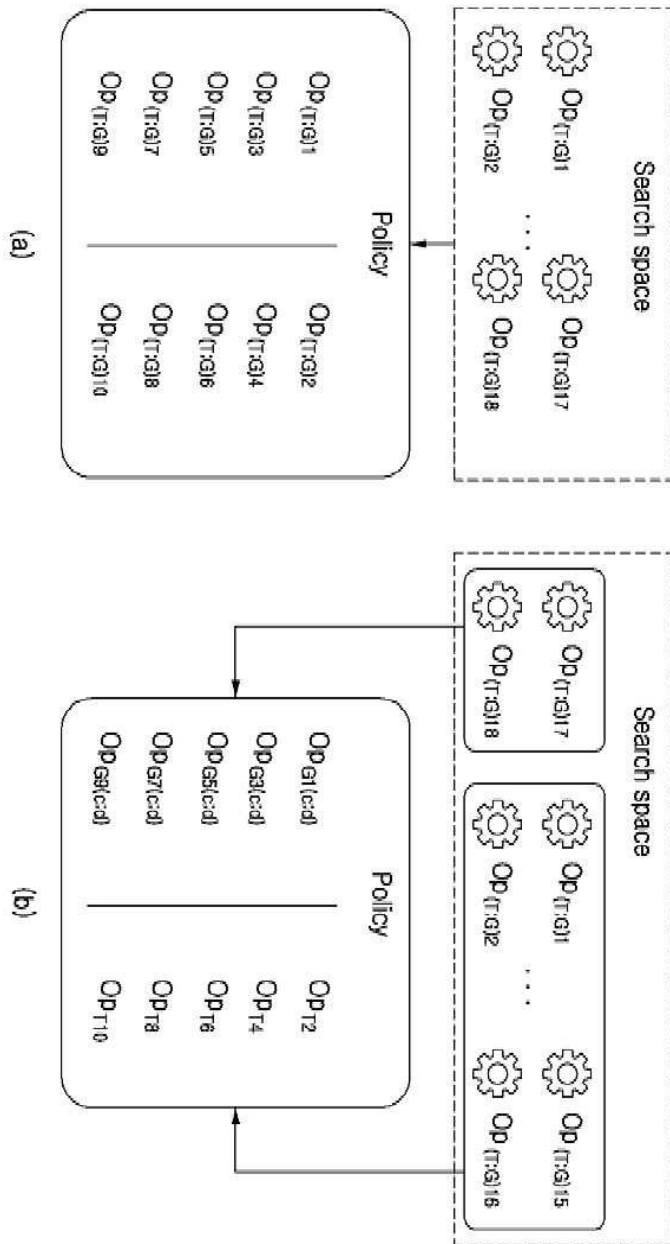
[0099] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

[0100] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

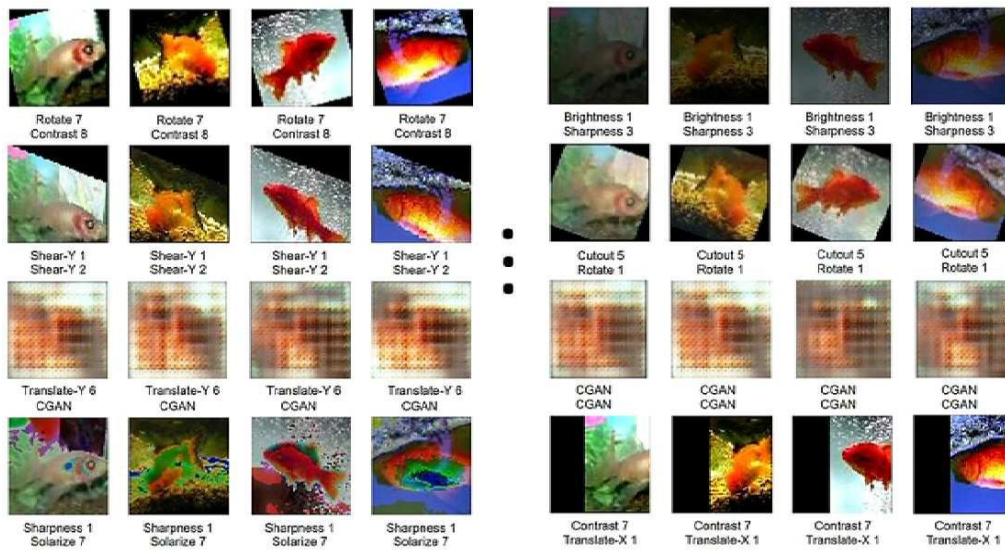
도면2



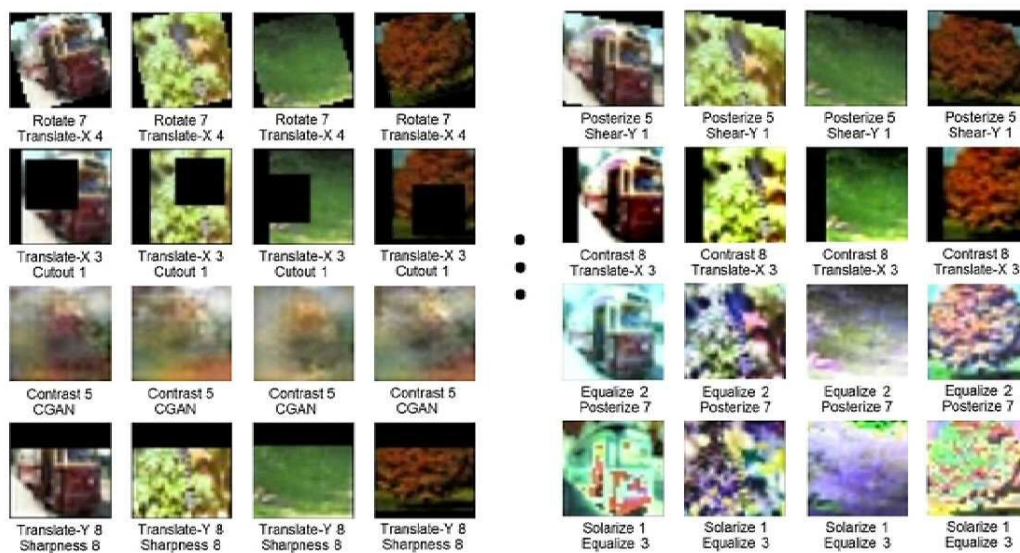
도면3



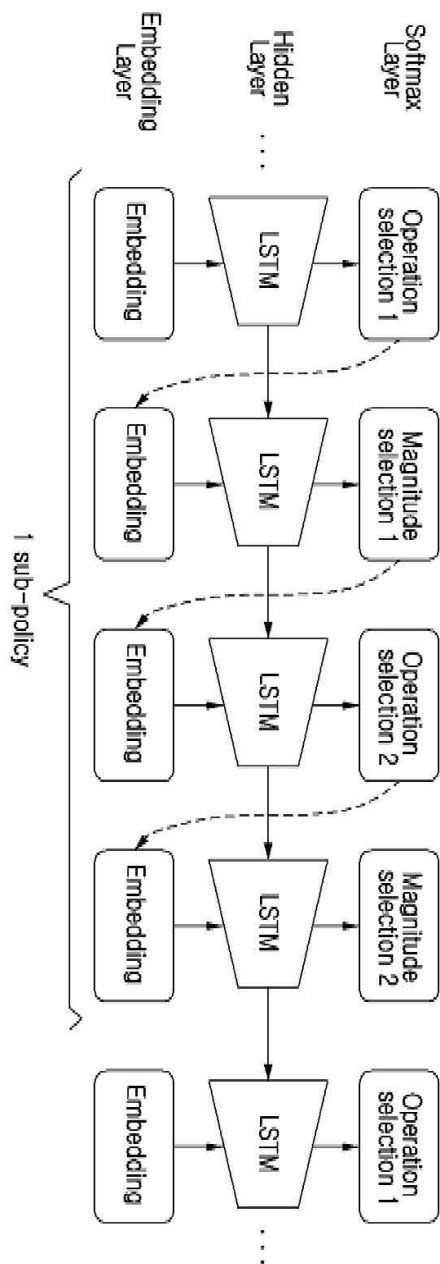
도면4



도면5



도면6



도면7

