

CycleGAN 을 이용한 악천후 이미지의 단계 조절

김기현, 나영진, 임민중

동국대학교

rlsrlgus123@naver.com, dudwls976@naver.com, minjoong@dongguk.edu

Stage control of severe weather images using CycleGAN

Ki-Hyun Kim, Young-Jin Na, Minjoong Rim
Dongguk University

요약

본 논문은 CycleGAN 생성 모델을 사용하여 다양한 악천후 이미지 증강을 하는 것을 목표로 한다. 최근 자율주행기술이 많은 관심과 발전이 이루어지면서 그에 따른 객체 탐지의 중요성도 커지고 있다. 실제주행 간의 객체 탐지는 악천후 특히 비와 같은 기후에 영향을 많이 받으므로 다양한 악천후에 대한 학습 이미지가 필수적이다. CycleGAN 생성 모델은 한 도메인에서 다른 도메인으로의 변환이 용이한 생성 모델로 맑은 이미지에서 비가 오는 이미지로 변환하는 학습을 진행한다. 또한 학습 간에 도메인 변환에 이용하는 사이클 일관성 손실의 가중치 람다 값을 조정함으로써 물방울의 밀도를 조절한다. 이를 통해 하나의 이미지를 통해 다양한 단계의 악천후 이미지를 생성하는 이미지 증강 방안을 제시한다.

I. 서론

최근 몇 년간 자율주행 기술이 자동차 및 선박 산업에서 급격히 발전함에 따라, 소프트웨어 중심 자동차, 선박과 같은 개념이 주요 키워드로 자리잡고 있다. 이를 달성하기 위하여 다양한 기술들이 사용되고 있지만 그 중 장애물을 피하기 위한 객체 탐지 기술의 중요성이 부각되고 있다. 주변 환경을 인식하고 안전한 경로를 설정하는 시스템이 완벽하게 구축되지 않으면 자동차와 선박에서의 안전 사고로 직결되는 큰 문제가 될 수 있다.

실제 운행 환경에서 다양한 악천후, 비나 안개와 같은 상황에서 시야가 흐려지는 경우 객체 탐지의 정확도에 큰 영향을 미친다. 특히 비가 내리는 날씨는 카메라 렌즈에 물방울이 맺히거나 시야가 흐려지는 등의 문제를 유발하여 자율주행 시스템이 올바른 작동을 하기 힘들 수 있다. 이러한 문제점으로 인해 최근 자율주행기술 운용에는 LiDAR, 레이더 센서 등이 도입되고 있으나, 카메라가 제공하는 시각적인 정보는 여전히 큰 장점으로 작용하고 있다. 따라서, 안전한 자율주행 시스템을 구축하기 위해서는 각 센서가 가지는 장점을 극대화하는 것이 중요하다.

이를 위해서는 악천후 상황에서의 학습 데이터 확보가 필수적이다. 다양한 날씨 조건에 대한 이미지 데이터를 통해 학습한 객체 탐지 모델을 탑재해야 실제 운행 간에 발생하는 여러 기후 조건에 변칙적으로 대응할 수 있다. 현실적으로 이러한 모든 조건에서 충분한 양의 데이터를 수집하는 것은 시간과 비용 측면에서 많은 제약이 존재한다. 이를 해결하기 위한 대안으로, 생성 모델을 통해 이미지 데이터를 생성하는 증강 방안이 떠오르고 있다.

본 논문에서는 CycleGAN 생성 모델을 이용하여 악천후 이미지의 단계를 조절하고 다양한 단계의 악천후

이미지를 생성하는 방안을 제시하고자 한다. 특히 비가 오는 날씨에 대한 단계를 조절하는 것을 목적으로 하며, 맑은 날씨의 이미지를 비가 내리는 환경에서 물방울이 맺힌 이미지로 변환함으로써, 다양한 악천후 조건을 반영한 학습 데이터를 생성하고자 한다.

II. 본론

CycleGAN 은 두 도메인 간의 이미지 변환을 학습하는데 매우 효과적인 생성 모델이다. 일반적인 GAN 과 유사하게, CycleGAN 은 생성자와 판별자로 구성되어 있으며, 생성자는 한 도메인의 이미지를 다른 도메인으로 변환하는 역할을 하고, 판별자는 변환된 이미지가 실제 이미지와 얼마나 유사한지를 평가한다. 이를 통해 X 도메인과 Y 도메인 두 도메인 간에 이미지를 변환한다.

CycleGAN 이 일반적인 GAN 과 다른 가장 중요한 요인은 "사이클 일관성 손실"을 사용한다는 점이다. 이 손실 함수는 X 도메인의 이미지를 Y 도메인으로 변환하고, 변환된 Y 도메인의 이미지를 다시 X 로 복원하는 과정 간에 원본 X 이미지와 복원된 X 이미지 간의 차이를 계산한다.

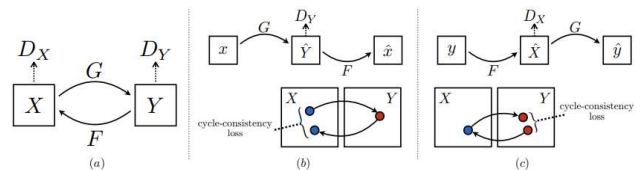


그림 1. (a) CycleGAN 의 구조 (b) X 도메인에서의 사이클 일관성 손실 (c) Y 도메인에서의 사이클 일관성 손실

CycleGAN 은 특히 특정 도메인에서 새로운 데이터를 생성하고자 할 때 강력한 도구로 작용한다. 이러한

이미지 변환을 통해 새로운 도메인 데이터를 생성할 수 있으며, 이는 특히 실제 환경에서 충분한 양의 데이터를 수집하기 어려운 경우에 큰 장점을 제공한다.

본 논문에서는 CycleGAN 을 활용하여 맑은 날의 이미지를 비가 내리는 날의 이미지로 변환하는 실험을 수행하였다. 다양한 기상 조건에서의 학습 데이터가 필요한 상황에서, CycleGAN 을 사용하여 비 오는 날의 이미지를 생성함으로써 데이터 증강을 이루고자 한다.

특히 사이클 일관성 손실에 가중치(람다)를 부여하여 조정함으로써, 변환된 악천후 이미지에서 물방울의 밀도를 조절하는 방법을 연구한다. 가중치의 값이 커질수록 사이클 일관성이 더 엄격하게 유지되고, 변환된 이미지를 다시 원본으로 복원 시에 원본 이미지와 더 많이 유사하게 하기 때문에 변환된 이미지가 원본 이미지가 더 유사하게 한다.

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(G, F, D_X, D_Y) = & \mathcal{L}_{GAN}(G, D_Y, X, Y) \\ & + \mathcal{L}_{GAN}(F, D_X, Y, X) \\ & + \lambda \mathcal{L}_{cyc}(G, F), \end{aligned}$$

그림 2. CycleGAN 의 손실함수 식

데이터 셋 구성 및 실험 과정은 다음과 같다.

1. 데이터 셋 구성

실험에 사용된 데이터셋은 맑은 날의 이미지(X 도메인)와 비 오는 날의 이미지(Y 도메인)로 이루어져 있다. 각 도메인에 사용된 데이터 셋으로는 한 논문에서 직접 촬영한 데이터 셋을 사용한다. 해당 논문에서는 하나의 아크릴 박스 내부에 카메라 한 대를 설치하고, 아크릴 앞 면에 반 쪽에만 물방울을 맺히게 하여 차량에 배치한 뒤 도로를 주행하며 데이터를 수집하였다.

표 1. 학습 데이터 셋 예시 이미지



2. 실험 과정

실험의 중요한 변수는 사이클 일관성 손실을 조절하는 람다값이다. 람다 값이 클수록 모델이 X 도메인에서 Y 도메인으로의 변환 시, X 도메인과 더 비슷한 이미지가 생성될 것이며, Y 도메인의 특적인 물방울의 밀도가 상대적으로 적은 이미지가 생성될 것이다. 기본적으로 람다 값은 10 으로 설정되었으며, 본 실험에서는 이 람다 값을 20, 35 으로 변경하여 사이클 일관성 손실의 영향을 분석하고, 물방울의 밀도를 조절하고자 한다. 먼저, 기본 람다 값 10 으로 CycleGAN 을 학습시켜 맑은 날의 이미지를 비 오는 날의 이미지로 변환하는 실험을 진행한다. 그 후, 람다 값을 20, 35 로 설정하여 학습을 각각 한 번 더 진행한다. 다른 람다 값으로 생성된 이미지의 결과를 통해 다양한 단계의 악천후 이미지를 생성할 수 있는 것을 확인한다.

3. 실험 결과

실험 결과는 변환된 이미지의 물방울 밀도가 람다 값에 따라 달라지는 것을 보여주었으며, 람다 값을 높일수록 물방울이 적게 생성되는 이미지를 얻을 수 있었다. 이는 실험에서 사용한 임의의 람다 값 외에도 다른 다양한 람다 값을 사용함에 따라 악천후 이미지의 단계를 조절할 수 있다는 것을 의미한다.

표 2. 모델 적용 결과

원본 이미지	변환 이미지(람다 10)	변환 이미지(람다 35)

III. 결론

본 논문에서는 CycleGAN 을 활용하여 맑은 날의 이미지를 비 오는 날의 이미지로 변환하는 방법을 제시하고, 사이클 일관성 손실의 가중치에 따라 악천후 이미지의 단계를 조절할 수 있음을 확인하였다. 실험 결과, 람다 값을 증가시킴에 따라 물방울의 양이 줄어드는 경향이 나타났으며, 이를 통해 다양한 기상 조건에서의 객체 탐지 모델을 학습시키는 데 유용한 데이터를 생성할 수 있음을 보인다. 이러한 데이터는 자율주행 시스템의 성능을 개선하는 데 중요한 역할을 할 수 있으며, 특히 카메라 기반 탐지 모델의 한계를 극복하는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

향후 연구에서는 비 뿐만 아니라 안개 등 다른 악천후 상황을 반영한 이미지 변환 및 학습 방안을 탐구할 계획이다. 나아가 이러한 방법을 실제 객체 탐지 모델에 적용하여 성능 변화를 평가하고, 자율주행 선박이나 차량에 적용할 수 있는 실용적인 솔루션을 제시하는 것이 목표이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원 - 학석사연계 ICT 핵심인재양성 사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (IITP-2024-00436744)

참 고 문 헌

- [1] Jun-Yan Zhu, et al. "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks." *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017.
- [2] Horia Porav, Tom Bruls, and Paul Newman. "I can see clearly now: Image restoration via de-raining." 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2019.