

동적 가중치 조정을 이용한 경계 민감 객체 분할에 관한 연구

나유경¹, 조영준²

¹전남대학교 인공지능융합학과 석사과정

²전남대학교 인공지능융합학과 부교수

youkyoung@jnu.ac.kr, yj.cho@chonnam.ac.kr

A Study on Boundary-Sensitive Object Segmentation using Dynamic Weight Adjustment

You-Kyoung Na¹, Yeong-Jun Cho¹

¹Dept. of Artificial Intelligence Convergence, Chonnam National University

요 약

객체 분할은 컴퓨터 비전의 핵심 과제이나 정확한 경계 검출은 여전히 도전과제로 남아있다. 이를 해결하기 위해, 최근 몇 년 동안, 경계 기반의 평가 지표가 제안되었으나, 대부분의 경계 기반 지표들은 경계만을 고려하고 내부 영역은 간과하며, 경계의 범위 및 강도를 설정하는 파라미터가 휴리스틱하다는 문제점이 존재한다. 본 논문에서는 경계에 강건한 객체 분할을 위한 Adaptive wIoU를 제안한다. 이 방법은 wIoU의 개념을 확장하여 다중 알파 값을 도입하고, 동적 가중치 조정 메커니즘을 통해 이러한 알파 값에 대한 가중치를 학습 과정에서 자동으로 최적화한다. Adaptive wIoU는 다양한 경계 복잡성에 적응적으로 대응하여 기존 IoU와 wIoU의 한계를 극복한다. 실험을 통해 Adaptive wIoU가 COCO 데이터셋에서 우수한 성능을 보이는 것을 입증하였다. 이 연구는 객체 분할에 대한 새로운 통찰을 제시하며, 객체 분할 작업에서 경계 검출을 개선하기 위한 방향을 제시한다.

1. 서론

객체 분할은 컴퓨터 비전 분야의 핵심 과제로, 픽셀을 특정 클래스로 분류하고 이미지를 의미있는 영역으로 분할하는 기술이다. 딥러닝 기술이 발전하면서 U-Net, DeepLab 시리즈와 최근의 트랜스포머 기반 모델의 등장으로 객체 분할의 성능은 크게 향상되었다[1, 2]. 그러나 이러한 발전에도 불구하고, 객체 분할에서 정확한 경계 검출은 여전히 중요한 도전과제로 남아있다[3].

객체 분할 모델의 성능을 평가하는데 널리 사용되는 Intersection over Union(IoU)는 객체의 내부 영역과 경계 영역의 픽셀을 동등하게 취급한다. 이는 객체 크기가 커질수록 영역은 제곱으로 증가하고, 경계는 선형으로 증가하여 경계의 중요성이 상대적으로 감소하는 문제가 발생한다[3].

이를 해결하기 위해, 최근 몇 년간 경계 기반의 평가 지표와 접근 방식이 제안되었다[3, 4, 5]. 이 중 Weighted IoU(wIoU)는 엣지 영역에 더 높은 가중치를 부여해 경계 검출의 중요성을 강조하고자 하였다. 그러나 이러한 접근 방식들도 경계만을 고려하고 내

부 영역은 무시하거나[3, 4], 경계의 범위와 강도를 설정하는 파라미터가 휴리스틱하여 다양한 객체 분할 작업과 데이터셋에 유연하게 대응하기 어렵다는 한계가 있다[3, 4, 5].

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 Adaptive wIoU를 제안한다. 이 방법은 학습과정에서 경계 중요도를 동적으로 조정하여 다양한 경계 복잡성에 적응적으로 대응함으로써, 기존 IoU와 wIoU의 한계를 극복하고자 한다.

2. 선행연구

2.1. 마스크 기반 평가 지표

객체 분할의 성능을 평가하는 가장 기본적인 지표는 Intersection over Union(IoU)이다. IoU는 예측된 마스크와 실제 정답 마스크 간의 겹치는 영역을 두 마스크의 전체 영역으로 나눈 값으로, 1에 가까울수록 예측의 정확도가 높다. 클래스 빈도를 고려한 fwIoU도 사용된다. 모델의 전반적인 성능을 평가하기 위해서는 Average Precision (AP)가 사용된다. AP는 다양한 IoU 임계값에서의 정밀도와 재현율을 종합적으로 고려한다.

2.2. 경계 기반 평가 지표

과거부터 경계의 정확성에 더 큰 가중치를 부여하는 평가 지표들이 존재했다. Martin et al.(2004)은 경계 검출을 위한 F1-measure를 제안했으나, 객체 크기에 따른 정확도의 한계가 있었다[4]. Cheng et al.(2021)이 제안한 Boundary IoU[3]는 객체 크기에 대한 편향이 적은 경계 기반 평가 지표이다. Cho et al.(2021)은 경계뿐만 아니라 내부 영역까지 고려하는 weighted IoU (wIoU)를 제안했다[5]. wIoU는 유클리디안 거리 기반의 가중치 맵을 사용하여 객체 경계를 강조하고, 다양한 크기의 객체에 대해 균형 잡힌 평가를 가능하게 한다.

3. 문제 정의

기존의 IoU 기반 평가 지표들은 객체 크기가 증가할수록 경계 정확성의 중요도가 상대적으로 감소하는 문제를 가지고 있다. boundary IoU와 wIoU는 이 문제를 해결하고자 했으나, 고정된 하이퍼파라미터를 사용함으로써 다양한 객체 분할 작업과 데이터셋에 유연하게 대응하지 못하는 한계가 있다.

본 연구에서 제안하는 Adaptive wIoU는 이러한 문제들을 해결하고자 한다. 이는 객체 크기에 따른 경계 중요도의 변화를 적절히 반영하고, 다양한 객체 분할 작업과 데이터셋에 유연하게 대응하며, 학습 과정에서 경계의 중요도를 동적으로 조정한다. 이를 통해 기존의 한계를 극복하고, 더 정확하고 유연한 객체 분할의 성능을 제공하고자 한다.

4. 제안하는 방법론

기존의 손실 함수는 객체의 경계 영역의 중요성을 충분히 반영하지 못하는 한계가 있었다. 이를 개선하기 위해, 우리는 Adaptive wIoU를 객체 분할 모델의 손실 함수로 대체하였다. Adaptive wIoU는 다음과 같이 정의되며, 여기서 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 은 각 wIoU 항의 가중치를 나타낸다.

$$\text{Adaptive wIoU} = \lambda_1 \cdot \text{wIoU}(\alpha = 0.01) + \lambda_2 \cdot \text{wIoU}(\alpha = 1) + \lambda_3 \cdot \text{wIoU}(\alpha = 100). \quad (1)$$

Adaptive wIoU는 객체 분할의 학습을 위한 새로운 손실함수로, 다양한 경계 중요도(α)를 고려하고 동적으로 가중치를 조정하는 방식을 채택한다. 이 접근 방식의 핵심은 다중 알파 값에 따른 가중치를 학습 과정에서 자동으로 최적화하여, 객체의 경계와 내부 영역을 균형있게 학습하는 것이다.

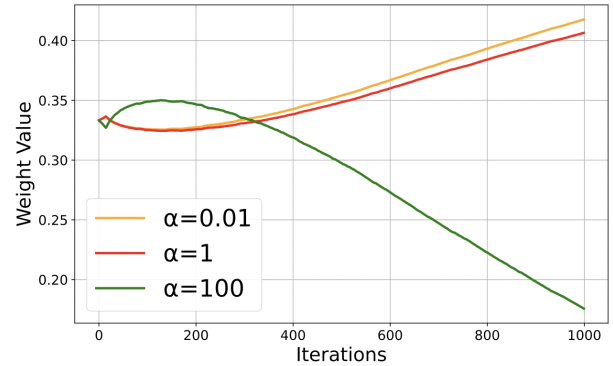


그림 1. 학습 중 서로 다른 알파 값에 따른 가중치 변화

Adaptive wIoU에서 사용되는 세 가지 알파 값(0.01, 1, 10)은 각각 다른 수준의 경계 중요도를 나타낸다. 낮은 알파 값은 객체의 전반적인 형태와 내부 영역에 중점을 두고, 중간 값은 내부의 경계에 균형 잡힌 가중치를 부여하며, 높은 값은 경계의 정확성을 크게 강조한다. 이러한 다양한 알파 값의 사용은 객체의 다양한 특성을 균형있게 고려할 수 있게 해준다.

5. 실험

5.1. 데이터셋 및 설정

실험을 위해 우리는 대규모 데이터셋인 COCO를 사용하였다. 이 데이터셋은 80개의 Things 카테고리과 53개의 Stuff 카테고리를 포함하며, 약 850K개의 훈련 이미지와 36K개의 테스트 이미지로 구성된다.

베이스라인으로는 객체 분할 모델에서 최고 성능을 자랑하는 OneFormer를 채택했으며, OneFormer의 백본 모델은 Swin Transformer의 Tiny 버전을 채택한다. 우리는 모델의 성능을 종합적으로 평가하기 위해 기존의 메트릭과 함께 Adaptive wIoU를 사용한다.

5.2. Adaptive wIoU의 동적 변화

본 연구에서는 1000회의 학습 반복 동안 알파 값에 따른 가중치 변화를 분석하였다. 그림 1은 세 가지 알파 값에 대한 가중치 변화를 보여준다. $\alpha=100$ 인 경우, 초기에 가중치가 소폭 상승하다가 200회 반복 이후 감소하는 추세를 보인다. 반면 $\alpha=1$ 과 $\alpha=0.01$ 은 초기에 가중치가 감소하다가 200회 반복 이후 다시 상승하는 경향을 나타낸다. 학습 초기 단계에서 경계 영역의 중요성을 반영하기 위해 가중치를 조정하고, 후기 단계에서는 내부 영역의 정밀도를 높이는 방향으로 가중치를 조정한다. 이러한 적응적 조정 과정은 다양한 객체 분할 모델의 성능을 효과적으로 향상시키며, 이미지에 대한 모델의 적응력을 높인다.

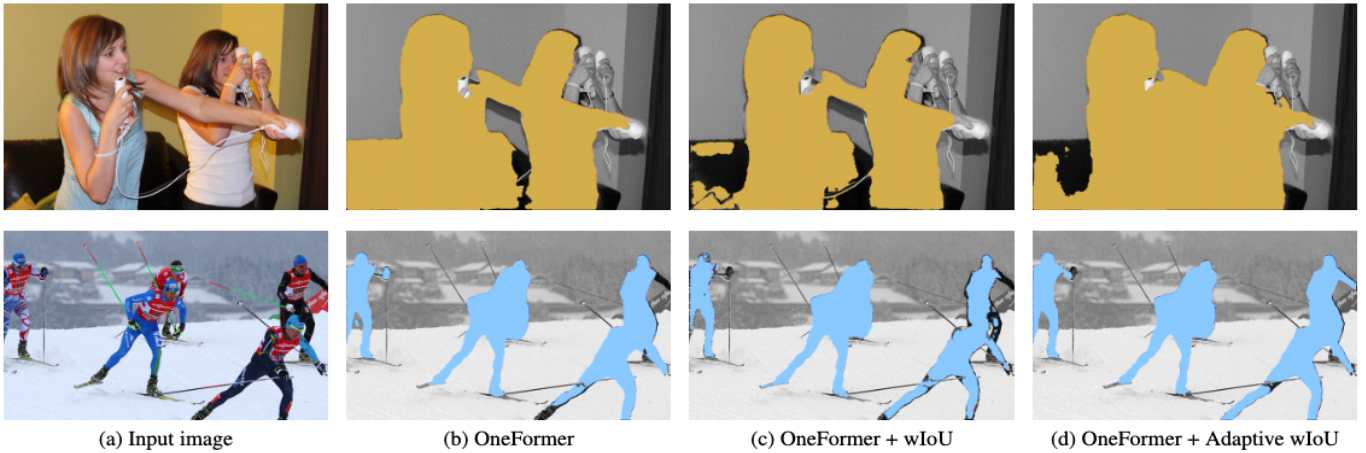


그림 2. 객체 분할 결과의 정성적 비교

5.3. 객체 분할의 정성적 비교

본 섹션에서는 제안된 Adaptive wIoU로 10K동안 훈련된 모델을 데이터셋 샘플을 통해 정성적으로 비교한다. 일반 OneFormer 손실, OneFormer와 wIoU 손실을 결합한 모델, 그리고 OneFormer와 Adaptive wIoU 손실을 결합한 모델을 평가한다.

일반 OneFormer 손실만 사용한 경우(그림 2b)에는 경계 추출이 부족한 경향을 보인다. 이는 일반적인 손실함수 만으로는 객체의 경계를 효과적으로 추출하기 어려움을 시사한다. OneFormer와 wIoU 손실을 결합한 모델은 내부 영역에 빈 공간이 존재하는 문제를 보였다(그림 2c). wIoU 손실이 객체 경계의 중요성을 강조하지만, 내부 영역의 정확도가 이후 저하되는 현상이 관찰되었다. 반면, OneFormer와 Adaptive wIoU 손실을 결합한 모델은 이러한 단점들을 크게 개선하였다(그림 2d). Adaptive wIoU 손실은 경계 보존과 내부 영역의 정확도를 동시에 향상시켜, 경계가 명확하고 내부 영역이 더욱 정확하게 분할되는 결과를 보여준다. 이러한 정성적 비교는 Adaptive wIoU 손실이 경계 품질과 내부 영역의 정확도를 동시에 향상시켜 전반적인 객체 분할 성능을 개선함을 보여준다.

6. 결론

본 연구에서는 객체 분할의 경계 검출 문제를 해결하기 위해 Adaptive wIoU를 제안하였다. Adaptive wIoU는 기존의 wIoU를 확장하여 다중 알파 값을 도입하고, 동적 가중치 조정 메커니즘을 통해 이러한 알파 값에 대한 가중치를 학습 과정에서 자동으로 최적화한다. 이러한 접근 방식은 다양한 크기와 복잡성을 가진 객체들에 대해 더욱 유연하고 효과적인 분할을 가능하게 함을 볼 수 있다.

향후 연구에서는 더욱 다양한 데이터셋에서의 실험을 통해 Adaptive wIoU의 일반화 능력을 검증하고, 정량적인 평가 또한 진행할 예정이다. 또한, 계산복잡도를 줄이는 방법을 연구하거나, 다양한 객체 분할 작업과 실제 응용 분야에서의 성능을 검증할 필요가 있다.

감사의 글

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 인공지능융합혁신인재양성사업 (IITP-2023-RS-2023-00256629) 및 대학ICT연구센터사업(IITP-2024-RS-2024-00437718)의 연구결과로 수행되었음.

참고문헌

- [1] Ronneberger, et al. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18. Springer International Publishing, 2015.
- [2] Chen, Liang-Chieh. "Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation." arXiv preprint arXiv:1706.05587 (2017).
- [3] Cheng, Bowen, et al. "Boundary IoU: Improving object-centric image segmentation evaluation." Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021.
- [4] Martin, et al. "Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 26.5 (2004): 530-549.
- [5] Cho, Yeong-Jun. "Weighted intersection over union (wIoU): a new evaluation metric for image segmentation." arXiv preprint arXiv:2107.09858 (2021).