

협지 환경에서의 순찰 로봇을 위한 Edge Computing에서의 Semantic Segmentation 경량화

윤예중¹, 최인구², 문형필³
¹성균관대학교 기계공학부 학부생
²HL 만도 SW Campus 연구원
³성균관대학교 기계공학부 교수

dbsdb2222@gmail.com, ingu.choi@hlcompany.com, hyungpil@skku.edu

Semantic Segmentation with Lightweight on Edge Computing for Patrol Robot in Outdoor Environment

Ye-Joong Yoon¹, In-Gu Choi², Hyungpil Moon³
¹Dept. of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University
²SW Campus, HL Mando
³Dept. of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

본 논문에서는 협지 환경에서 순찰하는 모바일 로봇의 이동 가능성(traversability)을 수행하기 위해 로봇에 탑재되는 Jetson AGX Orin에서의 실시간 Semantic Segmentation을 달성하는 것을 목표로 하였다. 협지 환경을 위한 OFFSEG 모델을 활용하였으며, 다운샘플링, 파라미터 최적화 등 각종 경량화 기술을 적용하여 지연 시간을 단축시켰다. 또한 현장과 유사한 환경에서의 테스트를 통해 처리 시간을 목표로 하는 100ms에 근접한 시간으로 단축할 수 있었다.

1. 서론

협지 환경에서는 사람 대신 로봇을 투입해 상황을 순찰 및 인지할 수 있다. 이를 위해 로봇이 이동 가능한 영역을 파악하는 이동가능성(traversability)은 핵심 과제이다. 본 논문에서는 Semantic Segmentation 모델인 OFFSEG[1]를 사용하여 엣지 컴퓨팅(Edge Computing)에서의 실시간(real-time) 수행을 목표로 한다. ‘실시간’은 특정 작업을 정해진 시간 내에 수행하는 것을 의미한다[2]. 본 연구에 사용된 scout mini로봇의 최고 속도는 2.7m/s이며, 최소 30cm 전방의 이동가능성 파악을 목표로 할 때 최소 지연시간은 $\frac{0.3m}{2.7m/s} \cong 110ms$ 이므로 100ms를 기준으로 설정하였다. 이를 위해 OFFSEG 모델을 경량화하고 협지 환경과 유사한 경기도 성남시 금토천에서 테스트를 수행하였다.

2. 방법론

2.1. OFFSEG

OFFSEG[1]는 오프로드 환경을 위한 Semantic Segmentation 모델로 다섯 단계로 구성된다. 첫 번째

과정에서는 HRNetV2[3]를 통해 이동 가능 영역을 포함한 4가지 클래스로 분류한다. 두 번째 과정에서는 이동 가능한 영역을 제외한 부분을 마스킹한다. 세 번째 단계에서는 k-means 알고리즘을 통해 컬러 클러스터링을 수행한다. 네 번째 과정은 전이 학습된 mobilenetV2를 통해 진흙, 자갈 등의 세부 클래스로 분류한다. 마지막 단계에서는 세부 클래스와 마스킹 처리된 3개의 클래스를 통합한다.

2.2. 실시간 보장을 위한 OFFSEG 경량화

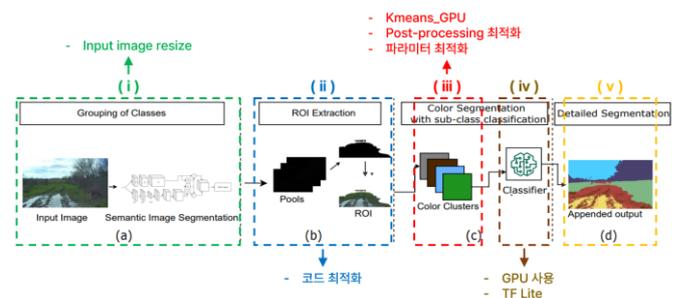


Fig. 1. Lightweight of OFFSEG in Each Process

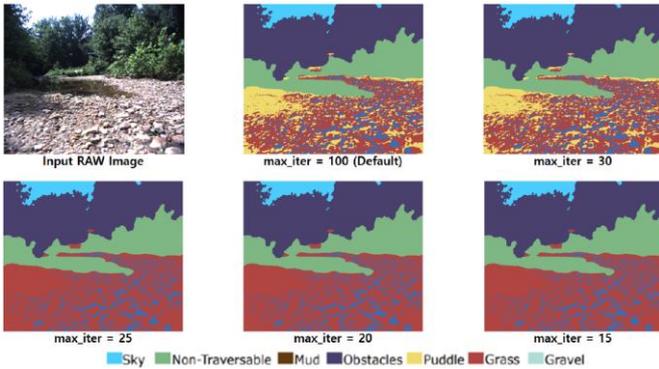


Fig. 2. Results of OFFSEG Based on Max-Iteration

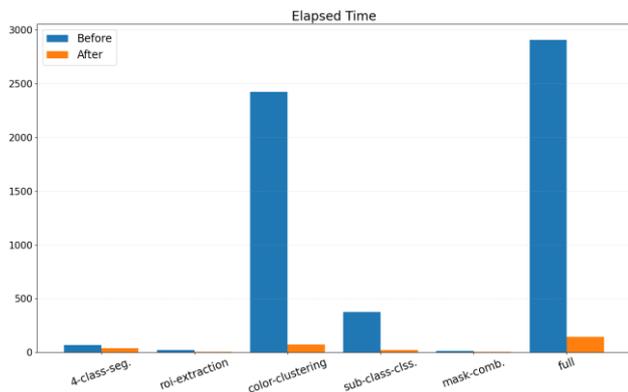


Fig. 3. Comparison of Latency Before & After Lightweight

Jetson AGX Orin에서의 지연시간은 5개의 구분된 단계로 측정되었으며, 전체 과정에서 약 2910ms가 소요되었다. 이에 따라 Fig. 1과 같이 각 단계에서 경량화 작업을 통해 실시간 수행에 근접하도록 하였다. 입력 이미지 크기를 0.6배로 조정하였고, ROI 추출 단계에서 코드 최적화를 통해 시간 단축을 하였다. 이 Segmentation 과정에서 RUGD 데이터셋[4]에 대한 기존 mIoU는 84.49%, 경량화 후에는 80.83%를 보였다. 컬러 클러스터링 단계에서는 GPU에서 k-means를 수행하도록 하였고, max-iteration 파라미터를 최적화하였다. Fig. 2는 해당 파라미터 값의 변화에 따른 RUGD 데이터셋에서의 추론 결과를 나타낸 것이다. 값이 작을수록 추론속도는 증가하지만, 30 미만인 경우 근접화의 품질이 감소하는 것이 확인되어 최적값을 30으로 설정하였다. 다음으로 후처리 과정에서는 벡터 연산을 활용하여 데이터 처리 과정을 최적화하여 시간 복잡도를 $O(N)$ ($N=378,400$)에서 $O(1)$ 으로 단축하였다. 이로써 컬러 클러스터링 과정에서의 지연시간을 약 2400ms에서 320ms로 크게 개선하였다. 마지막으로 세부 클래스 분류 과정에서 GPU를 활용하고 TF Lite를 이용한 경량화를 진행하여 약 300ms의 추가적인 시간 단축을 달성하였다. 최종적으로 경량화 작업을 통해 Fig. 3와 같이 전체 시스템의 지연시간을 약 2910ms에서 약 143ms로 현저하게 개선하였다.

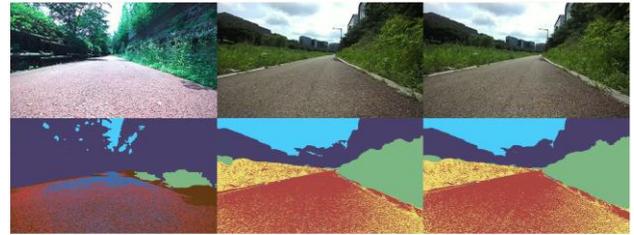


Fig. 4. Test Results of OFFSEG in Geumtocheon

3. 실험

본 연구에서는 경량화된 OFFSEG 모델을 모바일 로봇에 탑재하여 스테레오 카메라(ZED2)로부터 입력 이미지를 받아 험지 환경과 유사한 경기도 성남시 금토천에서 테스트를 수행하였다. 경량화된 OFFSEG 모델을 ROS 패키징을 한 후, 스테레오 카메라의 왼쪽 이미지만을 모델의 입력으로 사용하였다. Fig. 4는 경량화된 모델을 금토천에서 실험한 결과이며, 추론 시간은 실시간에 근접한 110ms가 측정되었다.

4. 결론

본 연구에서는 험지 환경에서 순찰을 위한 모바일 로봇의 이동가능성 파악을 위해 Jetson AGX Orin에서의 Semantic Segmentation 모델인 OFFSEG를 실시간인 100ms 이내로 수행하는 것을 목표로 하였다. 이를 위해 입력 이미지 크기 조정, 코드 및 파라미터 최적화, TF Lite, GPU사용 등을 통해 모델을 경량화하였다. 결과적으로 큰 성능 감소 없이 실시간에 근접한 시간까지 단축할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(교육부-산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 (P0022098, 2023년 미래형자동차 기술융합 혁신인재양성사업)

참고문헌

- [1] Viswanath, Kasi, et al. "Offseg: A semantic segmentation framework for off-road driving." 2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2021.
- [2] Mall, Rajib. "Real-time systems: theory and practice." Pearson Education India, 2009.
- [3] Wang, Jingdong, et al. "Deep high-resolution representation learning for visual recognition." IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 43.10, 2020.
- [4] Wigness, Maggie, et al. "A rugd dataset for autonomous navigation and visual perception in unstructured outdoor environments." 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019.