

Homographic Adaptation 기반 스네이크 알고리즘

라영준, 백승한, 박종일*

한양대학교

{yjl1109, hameli, jipark}@hanyang.ac.kr

Snake Algorithm Based on Homographic Adaptation

Youngjun La Seunghan Paek Jong-II Park

Hanyang University

요 약

본 논문에서는 스네이크 알고리즘에서 복잡한 배경으로 인해 어긋난 윤곽선을 개선하는 방법을 제안한다. 스네이크 알고리즘은 능동 윤곽선 모델(active contour model)중 하나로, 사전 정의한 영역에서 시작하여 점진적으로 강한 변화가 감지되는 방향으로 윤곽선을 수정하는 방법이다. 그러나 이러한 방법은 강한 기울기 성분이 나타나는 배경에 취약하고, 대상의 불필요한 영역이 포함되거나, 필요한 영역이 포함되지 않는 문제가 발생한다. 제안하는 방법은 이미지에 원근 변환을 기반으로 한 스네이크 알고리즘을 반복적으로 적용하여 대상의 윤곽선을 온전히 추출한다. 이는 실험 데이터에서 평균 IoU가 약 11.5% 이상 증가한 것을 통해 올바른 윤곽선을 찾는 데 효과적인 방법임을 알 수 있다.

1. 서론

영상 분할(Image segmentation)은 픽셀 단위로 객체와 배경을 구분하는 작업이다. 영상 분할은 자율주행, 공장 자동화, 의료 이미지 분석, 증강 현실 등 다양한 분야에서 활용되어 연구 가치가 상당히 높다. 이러한 영상 분할은 크게 컴퓨터 비전 기반 방법과 딥러닝 기반 방법으로 연구가 진행되고 있다. 딥러닝 기반 방법은 수많은 학습 데이터를 통해 영상 분할을 수행하는 것으로, 자연 영상과 같이 복잡한 영상에 대한 성능이 뛰어나다[3]. 하지만, 객체에 대한 정보가 포함된 학습 데이터가 부족할 경우 성능이 저하되는 단점이 존재한다. 컴퓨터 비전 기반 방법은 이진화, 군집화 등 특정 알고리즘을 사용하여 영상 분할을 수행하는 것으로, 단순한 영상에 대한 성능이 뛰어나다[1]. 대표적인 알고리즘 중 하나인 스네이크 알고리즘은 사용자가 사전에 영역을 지정하고, 점진적으로 강한 변화가 감지되는

방향으로 윤곽선을 수정한다[1,2]. 하지만 강한 기울기 성분이 나타나는 자연 영상이나 복잡한 배경에 취약한 단점이 있다.

본 논문은 이러한 이유로 배경 성분에 보다 강인한 스네이크 알고리즘을 제안한다. 제안하는 방법은 입력 이미지에 대해 다양한 원근 변환을 수행하고, 변환된 각 이미지에 대해 스네이크 알고리즘을 반복적으로 적용한다. 이러한 방법은 기존 스네이크 알고리즘과 비교하여 배경을 효과적으로 제거하여 올바른 윤곽선을 추출할 수 있다. 또한 이러한 알고리즘은 실험에 사용된 아날로그 게이시 이외에도 자연 배경이 포함된 이미지에도 사용될 수 있음을 보여 다양한 분야에 활용할 수 있다

*교신저자

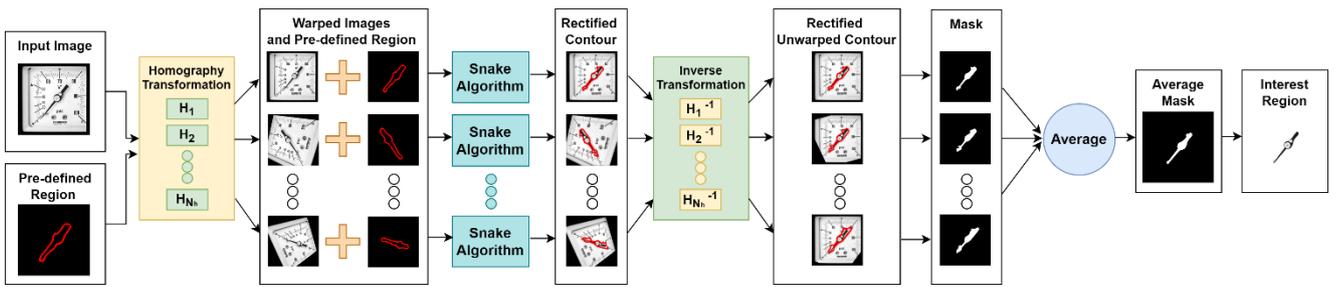


그림 1. Homographic Adaptation 기반 스네이크 알고리즘 구조

2. 제안하는 방법

2.1 Homographic Adaptation 기반 스네이크 알고리즘

원근 변환(Homography transformation)은 원근감을 표현하기 위한 변환이다. 원근 변환은 평면에 대한 변환이기 때문에 3차원 정보 없이 무작위 샘플링이 가능하며, 2차원 이미지에 적용하기에 간단하다. 본 연구에서는 이러한 변환을 통한 자가 지도 접근 방법 (Self-supervised approach)인 Homographic Adaptation을 스네이크 알고리즘에 맞게 변형하여 적용하였고, 이에 대한 구조는 그림 1과 같다[4].

제안한 방법은 이전 스네이크 알고리즘과 유사하게 대상한 이미지에서 추출하고 싶은 객체에 대한 영역을 사전에 정의한다. 그다음 이미지와 사전 정의한 영역에 대한 다양한 원근 변환을 N_h 번 수행한다. 여기서 원근 변환을 무작위로 샘플링하는 방법은 선행 연구에서 잘린 정규 분포 (truncated normal distribution)를 사용하여 원근 변환의 범위를 지정하는 방법을 참고하여 작성하였다[4]. 이렇게 변환된 이미지와 사전 정의 영역을 스네이크 알고리즘의 입력으로 넣어 수정된 윤곽선을 추출한다. 이렇게 수정된 윤곽선을 원근 역변환을 수행하여 최초 이미지 관점의 윤곽선을 획득한다.

결과적으로 이미지에 대해 N_h 개의 윤곽선을 추출하여 각 윤곽선의 내부가 1, 외부가 0인 마스크 M_i 를 생성할 수 있다. 영역 분할은 N_h 개 마스크 M_i 에 대한 평균을 취하고 특정 임계값 t 이상이면 영역만 선정하여 영상 분할을 수행할 수 있다.

$$M_{avg} = \left(\frac{1}{N_h} \sum_{i=0}^{N_h} M_i \right) \geq t \quad (1)$$

3. 실험 및 실험 결과

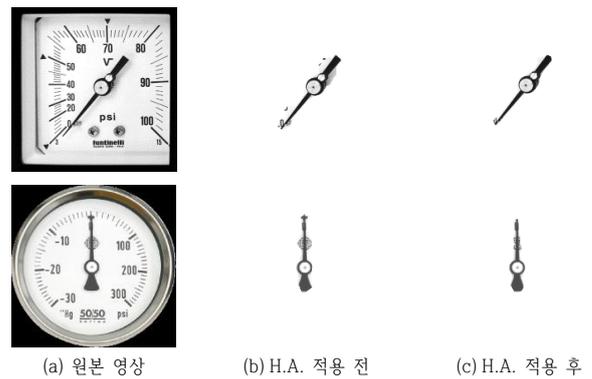


그림 2. H.A. 적용 전후 게이지 지침 분할 결과

본 논문에서는 제안하는 방법의 성능을 평가하기 위해 58장의 아날로그 게이지 이미지를 이용하여 게이지의 지침 영역을 분할을 수행하는 실험을 진행하였다. 사전에 각 게이지 지침에 대한 영역을 지정하고, 원근 변환에 대한 무작위 샘플링 방법은 선행 연구를 참고하여 각 이미지 장 $N_h = 100$ 번 수행하였다. 제안하는 방법은 사전 정의 영역에 원근 변환을 수행하는 것으로 기존 이미지 영역 벗어나 스네이크 알고리즘의 성능이 저하되는 것을 방지하였다[4]. 제안하는 방법에서 언급한 N_h 개 마스크 평균 연산에 대한 임계값은 실험적으로 $t = 0.9$ 로 설정하였다. 글의 간편성을 위해 Homography Adaptation을 H.A.로 표기한다. 그림 2는 H.A. 적용 전후 지침 분할 결과이다. H.A. 적용 전과 비교하여 H.A. 적용 후 게이지 지침의 영역을 더 정확하게 분할한 것을 확인할 수 있다.

표 1. H.A. 적용 전후 게이지 지침 분할 성능 측정

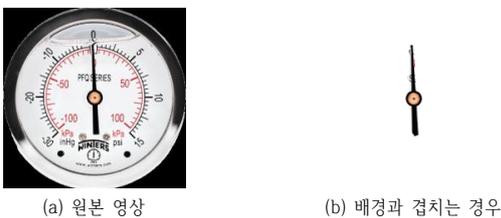
	H.A. 적용 전	H.A. 적용 후
평균 IoU	0.407	0.522

영상 분할 결과를 평가하기 위해 스네이크 알고리즘을 통해 추출한 윤곽선 내부가 1, 외부가 0인 마스크의 평균 IoU(Intersection over Union)를 계산하였다. 표 1은 제안한 알고리즘 적용 전후의 게이지 지침 분할 성능을 측정한 값이다. H.A. 적용 전 평균 IoU는 0.407, H.A. 적용 후 평균 IoU는 0.522이다. 이는 제안하는 방법이 기존 스네이크 알고리즘과 비교하여 배경을 효과적으로 제거하여 올바른 윤곽선 추출에 크게 기여한다는 것을 나타낸다.

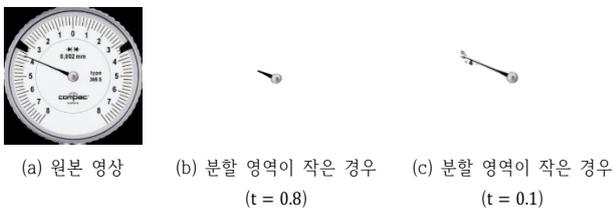
제안한 스네이크 알고리즘이 자연 이미지에 대한 영역분할도 수행 가능함을 보이기 위해 추가 실험을 진행하였다. 그림 3은 MS-COCO 2017 데이터셋에 제안한 방법을 적용한 대상의 영상 분할을 정답 영상 분할과 비교하였다[6]. 이는 제안한 알고리즘이 실험에 사용한 아날로그 게이지 이외에도 자연 배경이 포함된 이미지에 사용될 수 있음을 보여 다양한 분야에 활용할 수 있다.



(a) 정답 영상 분할 (b) H.A. 적용한 영상 분할
 그림 3. MS-COCO 2017 데이터셋에 대한 영상 분할 결과



(a) 원본 영상 (b) 배경과 겹치는 경우
 그림 4. 분할 영역이 배경과 겹치는 경우의 결과



(a) 원본 영상 (b) 분할 영역이 작은 경우 (t = 0.8) (c) 분할 영역이 작은 경우 (t = 0.1)

그림 5. 분할 영역이 작은 경우의 결과

4. 결론

본 논문에서는 기존 스네이크 알고리즘과 비교하여 복잡한 배경을 효과적으로 제거하여 올바른 윤곽선을 추출하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 이미지에 원근 변환을 기반으로 한 스네이크 알고리즘을 반복적으로 적용하여 구한 대상의 윤곽선을 기준으로 영상을 분할하였다. 이러한 방법은 평균 IoU를 개선하여 기존 스네이크 알고리즘으로 지침을 분리하기 힘들었던 아날로그 게이지 이미지뿐만 아니라 자연 배경이 포함된 일반적인 이미지에도 효과적인 방법임을 보였다. 그러나 분할하고자 하는 영역이 배경과 겹치거나 분할 영역이 너무 작다면 그림 4.5와 같이 성능이 저하한다. 분할 영역이 작은 경우 그림 5(c)와 같이 임계값 t 를 조절하여 작은 분할 영역을 추출할 수 있지만, 배경을 많이 포함하는 문제가 생긴다. 이러한 문제점은 추후 연구에서 해결하고자 한다.

감사의 글

이 논문은 2021 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 ICT R&D 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2021-0-00917, 식물 성장 영상 정보를 이용한 식물공장 피노믹스 시스템 개발)

참고문헌

- [1] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," International Journal of Computer Vision, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.
- [2] Chenyang Xu and J. L. Prince, "Gradient vector flow: a new external force for snakes," Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997, pp. 66-71.
- [3] E. Shelhamer, J. Long and T. Darrell, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 39, no. 4, pp. 640-651, 1 April
- [4] D. DeTone, T. Malisiewicz and A. Rabinovich, "SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2018, pp. 337-33712. 2017.
- [5] T.-Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, and C. L. Zitnick, "Microsoft Coco: Common Objects in Context," Computer Vision - ECCV 2014, pp. 740-755, 2014.