

이미지 전처리에 따른 상부 위장관 랜드마크 분류 정확도 개선 비교

김현서, 황수연, 강병전*
전남대학교 데이터사이언스 대학원

vaahaa00@jnu.ac.kr, hsy1076@jnu.ac.kr, *bjkang8204@jnu.ac.kr

Comparison of Classification Accuracy Improvement in Upper Gastrointestinal Landmarks through Image Preprocessing

Hyeon-Seo Kim, Su-Yeon Hwang, Byungjeon Kang*
*Graduate School of Data Science, Chonnam National Univ.

요 약

본 논문은 내시경의 진행도를 결정하는 상부 위장관의 해부학적인 랜드마크를 정확하게 식별하기 위하여 히스토그램 평활화, 동적 히스토그램 평활화, CLAHE 및 이미지 대비 향상 기법과 같은 네 가지 이미지 전처리 기법을 도입하였다. 이에 따라 전처리 기법을 적용한 이미지를 원본 이미지와 비교하여 딥러닝 모델을 활용한 분류 정확도를 분석하였다. 특히, 본 연구에서는 EfficientNetB3 모델을 활용하여 네 가지 기법 중에서 히스토그램 평활화와 이미지 대비 향상 기법이 이미지의 전반적인 특징을 가장 효과적으로 부각시키며 더불어 가장 우수한 분류 정확도 성능을 보여주었다.

I. 서론

최근 위장관 질환이 늘어남에 따라 위 내시경의 검사 수는 2020 년 339 만건, 2021 년 347 만건을 달성할 정도로 지속적으로 증가하고 있어 중요도가 높다 [1]. 위를 대상으로 하는 내시경 검사는 상부 위장관의 해부학적 랜드마크(Landmark)라고 불리는 내시경 필수 검사 부위를 EGD(Esophagogastroduodenoscopy) 기준으로 촬영하여 식별하고 영상 판독하여 진단을 내린다. 상부 위장관은 랜드마크 촬영 시 굴곡과 주름을 제외하면 위벽을 촬영하기에, 서로 위치가 다름에도 불구하고 랜드마크 영상이 유사한 경우가 많다. 또한, 내시경은 유연한 튜브로 구성되어 있지만 흡인, 굽힘 또는 좁은 부위에서는 촬영이 어렵기 때문에 몇몇 부위에서는 정확한 평가가 어려운 점이 존재한다. 이는 내시경 검사 진행도를 혼동시킬 뿐만 아니라 숙련된 전문의가 아닌 경우 환자에 대한 오진률을 높일 수 있는 원인이 된다.

이러한 점을 보완하기 위해 최근에는 인공지능을 통한 딥러닝 기술의 개발이 증가하고 있다. 현재까지 의료 분야에서의 딥러닝 기술은 실제 상용화되어 의료체계의 비용 및 시간을 절감시키며, 의사의 숙련도에 따른 차이를 줄이는 보조적인 수단으로 다양하게 활용되고 있다. 상부 위장관과 관련한 딥러닝 기술을 적용한 주요 연구로는 위암 조기 발견, 위 병변 탐지 등이 있지만, 상부 위장관 랜드마크에 대한 연구와 해당 랜드마크 데이터의 이미지 전처리를 통한 성능 향상에 관한 연구는 아직 많이 이루어지지 않고 있다[2].

따라서 본 논문은 위 내시경 검사의 진행률 판단을 지원하기 위해 딥러닝 기법을 도입하여 상부 위장관의 해부학적 랜드마크를 정확하게 분류하고자 하였다. 이를 위해 다양한 이미지 전처리 기법을 활용하여 랜드마크 분류 정확도를 향상시키는 연구를 진행하였다. 원본 데이터에서 확인하기 어려운 특징점 및 명암 등을

이미지 전처리를 통해 부각시켜, 유사한 위벽 구조에서의 혼동하기 쉬운 랜드마크 이미지를 더욱 정확하게 분류할 수 있도록 하였다.

II. 본론

2-1. 데이터 수집

본 논문에서 사용한 데이터는 연세 세브란스 병원에서 제공하였고 5 개의 클래스로 이루어진 환자의 유선 내시경 이미지 총 2,526 장을 사용하였다. 각 클래스 이름은 Angulus, Antrum, Body A, Body B, Cardia & Fundus 이다. 그림 1 은 5 개의 랜드마크 클래스에 대한 예시이다.



그림 1. 상부 위장관 랜드마크 5 개의 Class

2-2. 데이터 전처리

각 클래스 별로 이미지 수에 차이가 있었고, 클래스 간의 불균형을 해결하기 위하여 이미지 증강을 사용했다. 이미지 증강으로는 상하, 좌우, 0.2 도 기울기를 통하여 증강하였고 5 개의 클래스에 각각 1,280 장의 이미지를 균일하게 분배하여 총 6,400 장의 이미지가 사용되었다. 연구에 사용된 이미지 전처리 기법은 총 네 가지다. 히스토그램 평활화(Histogram Equalization, HE), 동적 히스토그램 평활화(Dynamic Histogram Equalization, DHE), CHALE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), 이미지 대비 향상(Image Contrast Enhancement) 기법을 사용하였다. 히스토그램 평활화와 동적 히스토그램 평활화 모두 이미지 대비를 향상시키기 위한 기법이지만, 동

적 히스토그램 평활화가 조금 더 이미지의 지역적인 특징을 고려하여 대비를 제한한다. CLAHE 기법도 히스토그램 평활화를 사용한 방법 중 하나이지만, 이미지를 작은 블록들로 나누고 각 블록(Block)에 대해 히스토그램 평활화를 수행하는데 있어 차이가 존재한다. 마지막으로 이미지 대비 향상 기법 역시 히스토그램 평활화와 노이즈 제거(Noise Reduction), 샤프닝(Sharpening), 색상 보정 등 여러가지 기법이 포함되어 있으며 다양한 응용 분야에서 사용된다 [3]. 이에 대한 예시는 그림 2 과 같다.

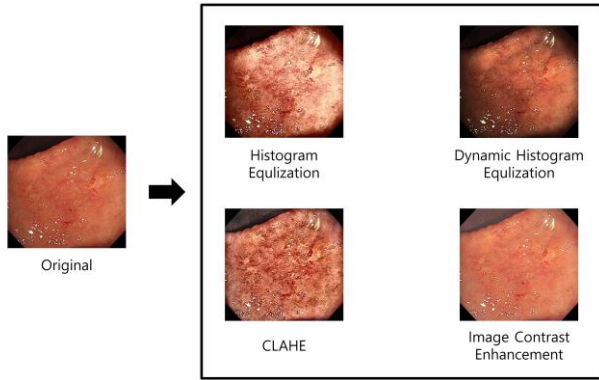


그림 2. 이미지 전처리 예시

2-3. 학습 환경

본 연구에 사용한 모델은 EfficientNetB3 로서, 훈련 데이터 5,120 장, 검증 데이터 640 장, 테스트 데이터 640 장을 사용하였다. 입력 영상 크기(Input size)는 320 x 320, 배치 사이즈(Batch size)는 16, 에폭(Epoch)은 100, 학습률(Learning rate)은 0.01, 그리고 옵티마이저(Optimizer)는 Adamax 를 사용하였다. 이를 원본 데이터세트와 데이터 전처리를 한 4 개의 데이터세트 총 5 개의 데이터세트에 동일하게 적용하여 딥러닝 학습을 진행하였고, 각 데이터세트 별로 원본 데이터세트 대비 분류 정확도 향상을 비교 분석하였다. 그림 3 는 전체 연구 흐름도의 예시이다.

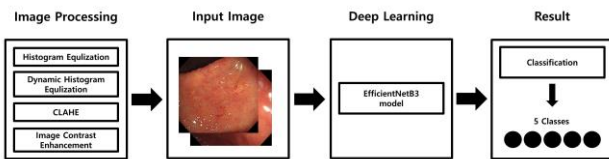


그림 3. 연구 흐름도

III. 실험 결과

EfficientNetB3 모델 기반 이미지 전처리 된 기법 별 실험 결과, 원본 데이터세트의 정확도는 92.18% 였다. 이 원본을 기반으로 이미지 전처리를 한 4 개의 데이터 세트 중 가장 높은 분류 정확도를 보인 것은 이미지 대비 향상 기법이었으며, 가장 낮은 분류 정확도를 보인 것은 동적 히스토그램 평활화였다.

전처리가 된 데이터세트에 대하여 분석을 해보았을 때, 지역적인 특징을 부각시키는 동적 히스토그램 평활화와 CLAHE 기법 보다는 전체적인 특징을 부각시키는 히스토그램 평활화와 이미지 대비 향상 기법에서 더 높은 분류 정확도를 얻었다. 이는 지역적인 특징을 판별하는 것보다도, 이미지 전체적인 특징을 학습하여 위벽의 특정 부위를 인식하게 하는 점이 랜드마크를 식별하여 오분류 수를 낮추는데 도움이 됨을 확인할 수 있었다. 표 1 은 각 데이터 기법 별 분류 정확도를 나타냈다.

표 1. 데이터세트 별 정확도 비교 결과

Dataset	Accuracy
Original	92.18
Histogram Equalization	94.58
Dynamic Histogram Equalization	93.59
CLAHE	93.90
Image Contrast Enhancement	95.31

또한, 전체적으로 명도가 높은 이미지가 더 높은 정확도를 달성했음을 알 수 있었는데, 그림 2 의 예시처럼 동적 히스토그램 평활화가 가장 낮은 명도를 가지고 있었고, 분류 정확도도 다른 기법과 비교하여 낮았다. 히스토그램 평활화와 비교하여 CLAHE 기법도 명암 대비가 뚜렷하여 밝게 보이지만 지역적인 특징을 부각하기 위해 어두운 부분이 더욱 강조되어 전체 명도를 감소됨으로써 큰 폭의 변화가 나오지 않았음을 추측할 수 있었다.

IV. 결론

본 논문은 딥러닝을 통한 상부 위장관 랜드마크의 정확한 식별을 위해 4 개의 이미지 전처리 방법을 적용하여 분류 정확도 성능 향상도를 비교했다. EfficientNetB3 모델의 학습 결과, 원본 데이터세트 정확도는 92.18%였다. 이를 기반으로 한 전처리 된 데이터세트 별 결과는 히스토그램 평활화 94.58%, 동적 히스토그램 평활화 93.59%, CLAHE 기법 93.90%, 이미지 대비 향상 기법 95.31% 였다. 네 개의 이미지 전처리 방법에서 정확도 차이가 큰 경우는 이미지의 전체적인 특징을 부각시키며, 명도를 향상시킨 것이 더 높은 정확도를 얻었다. 이 연구를 통하여 랜드마크 관련 영상에는 지역적인 특징보다도 이미지 전체적인 특징을 부각시키는 것이 더 효과적임을 보여준다. 향후 지역적인 특성을 부각시켜 학습해야 하는 의료 영상 연구에는 동적 히스토그램 평활화와 CLAHE 기법이 도움이 될 것으로 예상되며, 이미지 전체적인 특징을 보는 연구에서는 히스토그램 평활화와 이미지 대비 향상 기법이 도움이 될 것으로 예측된다. 이후 연구 방향으로는 내시경의 진행도에 도움을 주기 위하여 실시간 탐지 기법을 적용하고, 추가적인 내시경 데이터를 더 수집하여 정확도를 향상시키는 방법으로서 연구를 향상시키고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00242528).

참 고 문 헌

- [1] HIRA Bigdata Open Portal, Statistics on medical practices of national interest (examination/surgery, etc.), Upper digestive tract endoscopy, 2020-2021. <https://opendata.hira.or.kr/op/opc/olap/MfmIntrsDiagBhvInfoTab2.do>
- [2] Luo, H. Xu, G. Li, C. Luo, L. Wang, Z. Jing, B. "Real-time artificial intelligence for detection of upper gastrointestinal cancer by endoscopy: a multicentre, case-control, diagnostic study." The Lancet Oncology 20.12 pp.1645-1654, October, 2019
- [3] Ying, Z. Li, G. Ren, Y. Wang, W. "A new image contrast enhancement algorithm using exposure fusion framework." CAIP 2017, pp.36-46, July, 2017.