

구조-인지 기반 CT영상 화질평가 모델

최민혁^{1*}, 강세룡¹, 유지용¹, 양 수², 천소영³, 김 진³, 김다엘³, 이원진⁴
서울대학교 융합과학기술대학원 융합과학부 방사선융합의생명전공¹
서울대학교 융합과학기술대학원 응용바이오공학과²
서울대학교 공과대학 협동과정 바이오엔지니어링전공³
서울대학교 치의학대학원 치의학과⁴

Structure-Aware CT Image Quality Assessment Model

MinHyuk Choi^{1*}, SeRyong Kang¹, JiYong Yoo¹, Su Yang², SoYoung Chun³, Jin Kim³, Da-El Kim³, and WonJin Yi⁴
Department of Biomedical Radiation Sciences, Graduate School of Convergence Science and Technology, Seoul National University¹
Department of Applied Bioengineering, Graduate School of Convergence Science and Technology, Seoul National University²
Interdisciplinary Program of Bioengineering, Seoul National University³
Department of Oral and Maxillofacial Radiology, School of Dentistry and Dental Research Institute, Seoul National University⁴
*cmh9101@snu.ac.kr

Abstract

Computed tomography(CT) images have played a key role in diagnosing a patient's disease. Therefore, it is an important procedure to assess the quality of a CT image before a diagnosis by a radiologist. Due to radiation dose, the NR(no-reference) image quality assessment(IQA) that does not require high-quality images is effective for CT images. Deep learning-based NR IQA has shown high performance for CT images. However, the conventional method does not use the anatomical structure for IQA. Therefore, this study suggests an anatomical structure-aware CT IQA model. We designed a model that learns anatomical structure segmentation and image quality score of the anatomical structure. There was a positive correlation between the ground truth and the predicted image quality score. We proved that the image quality score was inferred from the anatomical structure, unlike the conventional IQA method.

1. 연구 배경

CT(Computed Tomography)영상은 개발된 이래로 환자의 질병을 진단하는데 매우 중요한 역할을 한다[1]. 하지만, CT영상의 화질은 이미징 장치, 방사선량 등 다양한 요소에 의해 쉽게 왜곡될 수 있다[2]. 따라서 판독의 진단 전, CT영상의 화질평가는 필수적으로 행하여야 한다.

영상의 화질평가는 일반적으로 고화질 영상과 비교평가하는 FR(Full-Reference) 영상화질평가 방법을 이용한다. 하지만, CT영상은 고화질 영상을 획득하기 위하여 환자들에게 높은 피폭량 등의 위험성을 요구하기 때문에, 실질적으로 고화질의 CT영상 획득은 불가능하다(그림1)[1]. 따라서, 고화질 영상이 필요 없는 NR(No-Reference) 영상화질평가 방법이 CT영상의 화질평가에 유효하다[3].

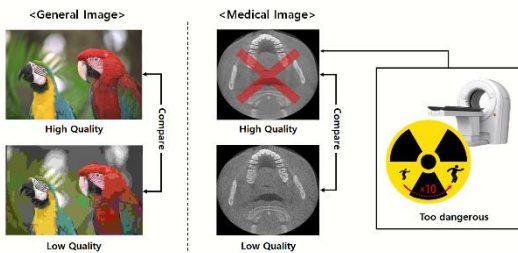


그림 1. Full-Reference 화질평가 방법을 CT영상에 적용하기 어려운 이유. 고화질의 CT영상은 환자에게 높은 피폭의 위험성을 요구 최근, 다양한 화질 영상들을 이용하여 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 CT영상의 화질 점수를 추론하는 딥러닝 모델 기반 CT영상 화질평가가 주목되었다[1,4]. 이 방식은 영상화질평가의 높은 성능을 보여주었지만, 함리적인 임상적 영상화질평가에는 실패하였다. 일반적으로, CT영상은 관찰이 요구되는 임상적으로 중요한 해부학적 구조물을 포함하며,

이 구조물의 화질이 임상적 판독에 영향을 미친다. 하지만, 기존 방법은 이러한 해부학적 구조물을 전혀 고려하지 않고 임의의 부위로부터 화질 점수를 추론하였다. 따라서 임상적으로 중요한 해부학적 구조물을 고려한 CT영상 화질평가 방법이 갈망되고 있다.

본 연구는 딥러닝 모델을 이용한 CT영상 화질평가 시, 임상적으로 중요한 해부학적 구조물을 인지하고 이를 기반으로 화질평가 점수를 추론하는 방법을 제시한다(그림2).

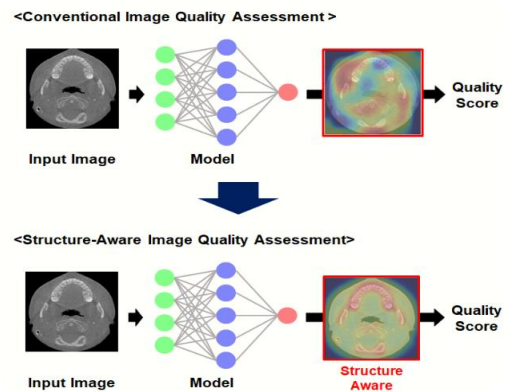


그림 2. 구조 인지 기반 CT영상 화질평가

2. 연구 방법

본 연구에서는 해부학적 구조물의 영상분할과 화질평가 점수를 같이 출력하는 모델 설계함으로써, 모델은 영상으로부터 두 출력의 정확도가 동시에 최대화 되도록 영상의 특징 추출하게 된다. 즉, 모델은 구조물의 위치를 인지 및 이를 화질 점수 추론에 이용하게 된다.

2-1. 데이터 획득 및 가공

서울대학교 치과병원에서 획득된 100명의 CT영상(I)을 이용하였다. 영상은 치과용 CT로 치과의 임상적으로 중요한 해부학적 구조물은 치아 및 악골을 포함한 경조직이다.

모델의 해부학적 구조물 영상분할을 학습시키기 위하여, 2명의 연구자가 영상의 경조직을 직접 레이블링(labeling)하여 정답 분할 데이터(Seg)를 생성하였다.

CT영상 화질평가 모델 학습을 위해서 다양한 화질(=선량)의 영상이 필요하지만, 실제 인체에 반복적으로 피폭하여 영상을 획득하기 어렵다. 따라서, CT영상은 방사선량(d)에 비례하여 포아송 분포의 노이즈가 추가되는 이론[5]에 따라 원본 영상에 포아송 노이즈를 추가하여 다양한 화질의 영상(\hat{I})을 생성했다($\hat{I} = Poisson(I, d)$, 그림3).

영상의 해부학적 구조물에 대한 화질평가 정답 점수(Qt)는 [1]에서 제시한 방법을 적용하여 획득되었다(그림4).

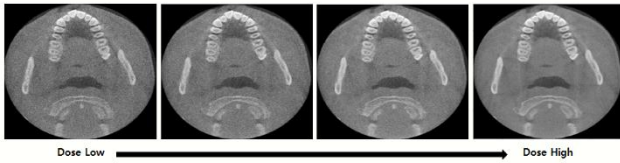


그림 3. 선량에 따른 다양한 화질의 CT영상 생성

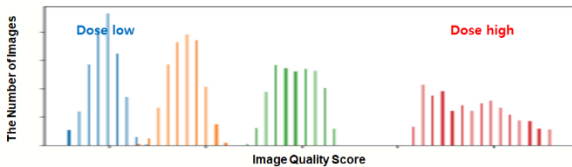


그림 4. 다양한 화질 영상에 대한 화질평가 점수. 푸른색 집단은 낮은 선량 영상군으로 낮은 화질의 점수를 가짐. 노랑, 초록, 빨간색 순으로 선량이 높은 영상군으로 화질점수가 상승

2-2. 구조 인지 기반 CT영상 화질평가 모델 구성

기존의 영상화질평가 모델은 영상을 입력받아 하나의 인코더(encoder)를 통해 영상의 특징(feature)을 추출하고, 이를 화질평가점수로 추론하는 하나의 디코더(decoder)를 가진다(그림 5)[1]. 우리는 인코더 결과에 해부학적 구조물의 영상분할을 위한 디코더를 추가로 달았다(그림 5). 따라서, 우리의 모델은 영상(\hat{I})을 입력 받아, 화질평가 점수(Qt)와 해부학적 구조물의 영상분할(Seg)을 동시에 출력하도록 학습되는 협력-학습(joint-learning) 구조의 모델이다. 자세한

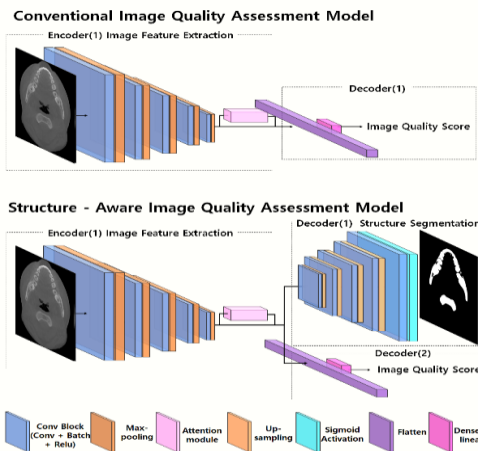


그림 5. 종래의 CT영상 화질평가 모델 및 우리가 제시한 구조-인지 기반 CT영상 화질평가 모델

모델의 구성은 그림5에서 확인 할 수 있다.

모델의 손실함수는 화질평가점수 추론을 위한 손실함수($L_{Qt} = |\hat{Q}t - Qt|$)와 구조물 영상분할을 위한 손실함수($L_{Seg} = 1 - dice(\hat{Seg}, Seg)$), 그리고 최종 손실함수($L_{Total} = \alpha \cdot L_{Qt} + \beta \cdot L_{Seg}$)로 구성되어있다.

2-3. 모델의 학습 및 평가

모델은 케라스(keras) 라이브러리를 이용하여 설계되었고, GPU(nvidia, GTX 1080Ti, 11Gb)를 이용하여 학습되었다. 학습 최적화 함수는 Adam함수를 사용하였으며, 학습률(learning rate)는 0.001이었다. 학습은 300회 반복학습 하였다. 모델의 정량평가는 화질평가 점수의 정답과 예측 간 Mean-square error(MSE), 피어슨-상관관계 (pearson-colleration) 분석과 급내상관계수 (intra-class correlation coefficient) 분석를 이용하여 상관관계를 확인하였다.

3. 연구 결과

구조-인지 기반 CT영상 화질평가 모델의 예측 결과는 실제 예측 결과는 강한 상관관계를 가진다(그림6). 피어슨 상관관계 값은 0.99로 높은 일관성을 가지며, 급내상관관계 값은 0.99로 높은 절대적 일치도를 가진다(표1).

표 1. 화질평가점수의 정답 및 예측 간 정량평가

MSE	Pearson	ICC
0.031	0.97	0.96

구조-인지를 통하여 화질평가 점수 추론이 되었는지 평가하기 위하여 점수 추론에 이용된 활성화도를 영상에 투영하여 히트맵으로 표현하였다(그림6). 영상의 임의의 부분이 아닌, 치아와 악골 부위를 통해 영상화질평가가 되었음을 확인하였다

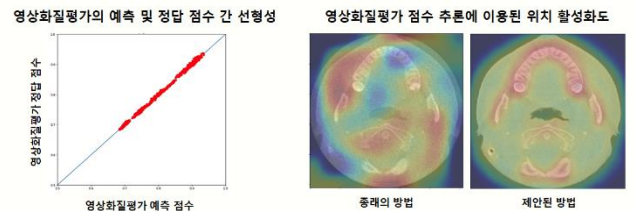


그림 6. 화질평가 점수의 예측 및 정답 간 상관관계 분석 및 점수 추론에 이용된 활성화 영역 및 강도

4. Acknowledgements

This work was supported by the Korea Medical Device Development Fund grant funded by the Korea government (the Ministry of Science and ICT, the Ministry of Trade, Industry and Energy, the Ministry of Health & Welfare, the Ministry of Food and Drug Safety) (1711137883, KMDF_PR_20200901_0011, 1711138289, RS-2020-KD00014).

5. 참고 문헌

- [1] Qi Gao et al, "Blind CT Image Quality Assessment via Deep learning Framework", 2019 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), pp. 1-4, 2019
- [2] S.A, Sohaib et al, "The effect of decreasing mAs on image quality and patient dose in sinus CT", Br J Radiol, 74(878), pp. 157-161, 2001
- [3] Li Sze Chow et al, "Review of medical image quality assessment", Biomedical Signal Processing and Control, 27, pp. 145-154, 2016
- [4] Li Sze Chow et al, "Blind CT Image Quality Assessment via Deep learning strategy: initial study", Proc, SPIE 10577, 2018
- [5] Dong Zeng et al, "A Simple Low-dose X-ray CT Simulation from High-dose Scan", IEEE Trans Nucl Sci. 62(5), 2226-2233, 2015