

딥 러닝 기반 관상동맥 컴퓨터 단층 혈관조영술 영상에서의 움직임 보정: 임상 데이터 실험

정성희* · 이수찬** · 장혁재†

Deep learning based motion correction in coronary computed tomography angiography: Validation on Clinical Data

Sunghee Jung*, Soochahn Lee**, Hyuk-Jae Chang†

Abstract : The purpose of this study is to correct the motion in coronary computed tomography angiography. In this study, we tried to approach the issue of reducing motion artifacts like denoising or deblurring by using machine learning method which is recently applied to various problems successfully. As a result, motion artifacts were prominently reduced.

1. 서 론

관상동맥질환의 검사 방법 중 하나인 침습적 관상동맥조영술은 검사 도중 합병증이나 후유증을 가져올 확률이 상대적으로 높아, 최근 몇 년간 비침습적 검사방법인 관상동맥 컴퓨터 단층 혈관조영술 (Coronary Computed Tomography Angiography, 이하 CCTA)의 사용이 확대되고 있다. CCTA는 침습적 검사에 따른 합병증의 위험과 비용을 감소시켜줄 뿐만 아니라, 진단 정밀도가 침습적 검사에 필적할 정도라는 연구결과가 발표된 바 있다.⁽¹⁾ CCTA 영상에서 관상동맥 질환의 중증도를 평가할 때, 관상동맥의 협착 정도, 죽상경화반의 양(plaque burden) 등을 정량적으로 측정해야 할 필요성이 있으나, 그 값은 영상 화질에 따라 오차가 발생할 수 있다. 따라서 화질이 좋은 영상을 획득하기 위해 ECG 동조화를 통해 심장의 움직임이 가장 적은 시기에 획득하고 있으나, 심박수가 빠르거나 일정하지 않은 경우 불가피하게 움직임으로 인한 영상 왜곡(motion artifact)이 발생할 수 있다. 더 나아가 심장박동을 느리게 하기 위해 베타차단제와 같은 약물을 주입하기도 하지만, 환자에 따라 부작용을 일으킬 수도 있으며, 항상 적용될 수 있는 방법은 아니다. 이러

한 문제를 극복하기 위해서 움직임 왜곡을 보정해주는 다양한 기술이 개발되고 있으나 아직 완벽한 해결방안은 없는 실정이다.

본 논문에서는 최근 다양한 문제에 성공적으로 적용되는 딥 러닝 (Deep Learning) 기술을 마치 노이즈 제거(denoising)나 흔들림 제거(deblurring) 기법처럼 적용하여 움직임 왜곡 현상을 감소시키고자 한다. 제안하는 기법은 Fig. 1과 같이 두 가지 단계로 구성된다.

- Step 1: 입력영상의 특성(style)을 특정 타겟영상과 유사하도록 변형하는 기법⁽²⁾을 CCTA에 적용하여, 움직임이 적은 영상을 합성 (Section 2.1)
- Step 2: 1단계에서 합성된 영상을 출력, 움직임 왜곡을 보정하고자 하는 영상을 입력으로 하여 Residual Network 학습 (Section 2.2)

2. 본 론

2.1. 딥 러닝 기반 스타일 재구성 알고리즘을 통한 정답 데이터 합성

최근 Gatys, L. A., et al. 은 딥 러닝 기술의 한 종류인 컨볼루션 신경망(convolutional neural network, 이하 CNN)을 이용하여 임의의 사진을 마치 명 화가의 그림처럼 바꿔주는 기법⁽²⁾을 제안하였다. 사전 학습된 CNN⁽³⁾을 기반으로 하여, 커널 별 컨볼루션 결과의 상관관계로 정량화한 영상의 질감(texture)적 특성을 스타일

* 연세대학교 의과대학 의과학과

** 순천향대학교 공과대학 전자공학과

† 연세대학교 의과대학 내과학교실 심장내과

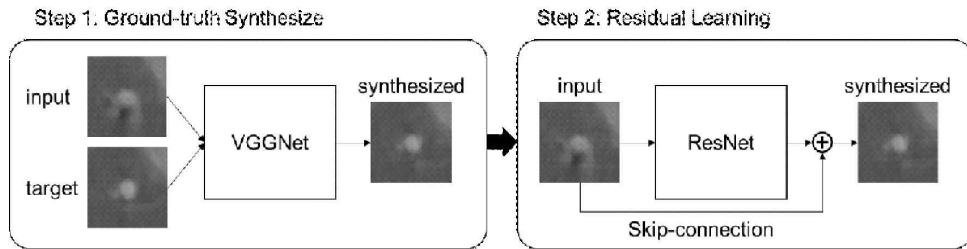


Fig. 1 A workflow of proposed method

표현이라 지칭한다. 이를 기반으로, 커널의 계수들이 입력변수가 되는 통상적 CNN 학습방식과 달리, 1) 입력영상과 타겟영상 각각의 스타일 표현의 차이를 목적함수로 하고, 2) 입력영상의 픽셀들을 입력변수로 하는 확률적 기울기 하강(stochastic gradient descent, SGD) 과정을 수행한다. 이 과정을 통해 입력영상의 내용(content)은 보존하면서도 세부적인 스타일은 타겟영상과 같아지게 된다. 본 논문에서는 움직임 왜곡이 있는 관상동맥을 입력, 왜곡이 없는 영상을 타겟영상으로 설정한다.

2.2. Residual Learning을 통한 움직임 왜곡 보정

He, Kaiming, et al.은 CNN 구조의 층이 깊어질수록 기울기 값이 사라지는 문제(gradient vanishing)를 해결하기 위해 입력과 출력의 차이를 학습함으로써, 입력에서 바로 출력으로 연결되는 일종의 지름길(skip-connection)을 만들어주는 Residual Network 구조⁽⁴⁾를 제안했다. 본 논문에서는 움직임 왜곡을 보정하고자 하는 입력영상으로 하고, 1단계에서 합성한 움직임이 적은 영상을 결과로 설정하여 학습하였다.

2.3. 임상 데이터 실험 결과

실험 데이터는 후향적 동조화(retrospective gating)를 통해 획득한 CCTA 영상을 0~90% 까지 10% 간격으로 재구성한 영상을 활용하였다. 합성과 학습을 위한 데이터 셋은 총 141개 데이터 중 훈련용 100개, 검증용 41개로 구분하였다. 입출력의 크기는 가장 움직임이 심한 우관상동맥의 중간부분을 관심영역으로 하여, 60 × 60의 크기로 패치를 생성하였다. 또한 회전, 상하 좌우 반전을 통해 데이터 증강을 수행하였다. 구축된 임상 데이터에 본 논문에서 제안한 기법을 적용한 결과, Fig. 2 와 같이 motion artifact가 줄어들고, 경계가 뚜렷해짐을 확인할 수 있었다.

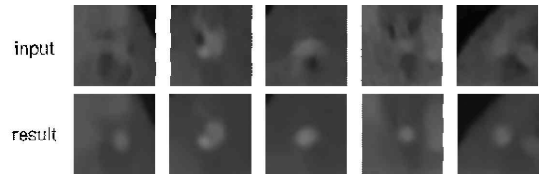


Fig. 2 Motion correction results on clinical data

3. 결론

본 연구는 딥 러닝기반의 스타일 재구성 알고리즘을 최초로 의료영상인 CT 영상에 적용하여, 전임상검증을 통해 motion artifact가 감소됨을 확인하였다. 향후 연구에서는 환자를 대상으로한 임상데이터에 대해서도 성능을 검증할 것이다. 본 연구에서 제안한 기법은 관상동맥 질환의 중증도 측정에 충분히 활용 가능할 것으로 예상된다.

참고 문헌

- (1) Miller, Julie M., et al. "Diagnostic performance of coronary angiography by 64-row CT." *New England Journal of Medicine* 359.22 (2008): 2324-2336.
- (2) Gatys, Leon A., Alexander S. Ecker, and Matthias Bethge. "A neural algorithm of artistic style." *arXiv preprint arXiv:1508.06576* (2015).
- (3) Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).
- (4) He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.