

OCT 영상 개선을 위한 이중 네트워크 구조의 딥러닝 기반 프로세싱 개발

이우진^{1*}, 남형수¹, 유흥기¹

카이스트 기계공학과¹

Development of deep learning-based processing with dual network structure for OCT image improvement

Woojin Lee^{1*}, Hyeong Soo Nam¹, Hongki Yoo¹

Department of Mechanical Engineering, KAIST, Korea¹

*wjn1962@kaist.ac.kr

Abstract

We propose a deep learning-based processing with a dual network structure to improve image quality of optical coherence tomography (OCT). In particular, the model was designed to directly process raw interference signal by applying short-time Fourier transform (STFT) and fast Fourier transform (FFT). We demonstrated improvement in spatial resolution and suppression of speckle noise, and further validated their performance on different sample data acquired in other systems. Comparative studies confirmed that the proposed method outperforms other conventional methods. The proposed deep learning-based processing for OCT will be of great help to enhance the performance of OCT in a wide range of applications.

1. 연구 배경

광단층영상 (Optical coherence tomography; OCT)은 빛의 간섭현상을 기반으로 생체 시편의 3차원 형태학적 정보를 고속, 고감도, 비침습적으로 획득할 수 있는 영상 기법이다 [1]. 하지만 근본적 작동원리로부터 기인하는 스펙클 노이즈, 해상도의 한계는 영상의 품질과 해상도를 저하시켜 진단 도구로서 광단층영상의 기능성을 제한해왔다. 이러한 점들의 개선을 목적으로 하드웨어 및 소프트웨어 기반의 연구들이 제시되고 있는 한편, 영상 처리 분야에서 인상적인 성능을 보여준 딥러닝 (Deep learning)을 적용하는 연구들이 활발히 시도되고 있다 [2, 3]. 하지만 대부분의 기존 연구들은 8-bit 영상에 적용됨으로써, 주파수 도메인에 깊이 정보를 내재하는 광단층영상의 원본 신호인 간섭 신호를 충분히 활용하지 못하였다. 더불어 특정 시스템 및 표본에 대해서만 적용 가능하였고 저하된 영상 입력에 대한 단편적 결과만을 제시함에 따라 성능의 신뢰성 및 범용적 활용에 한계가 있어왔다. 본 연구에서는 광단층영상의 개선을 위해 획득된 간섭 신호에 직접적으로 접근하여 내재되어 있는 전체적인 정보를 활용할 수 있는 이중 네트워크 구조의 딥러닝 기반 프로세싱을 제시하고자 한다. 앞서 언급한 기존 딥러닝 OCT 연구의 한계를 극복함으로써, 학습에 참조된 샘플 및 추가로 획득된 샘플 데이터 들에 대해 영상 개선 성능을 증명하였다. 또한 기존 딥러닝 기반 영상 개선 기법들과 비교 연구를 수행하여 본 연구에서 제시된 프로세싱의 우월성 역시 확인하였다.

2. 연구 방법

그림 1.은 제시된 프로세싱을 구성하는 이중 네트워크의 구조이다. 첫 네트워크는 주로 축 방향 해상도 개선을 목적으로 하며 광단층영상에서 하나의 축 방향 프로파일 (A-scan) 을, 두 번째 네트워크는 횡 방향 해상도 개선 및 노이즈 감소를 목적으로 하여 여러 축 방향 프로파일들의 결합인 한 프레임 (B-scan)을 처리한다. 두 네트워크는 모두 생성망 (Generator)과 판별망 (Discriminator)으로 이루어지는 GAN (Generative adversarial networks)구조로

그림 2. 광단층영상 영상 개선을 위한 이중 네트워크 구조의 딥러닝 기반 프로세싱 전체 개략도

설계되었다. GAN의 생성망은 입력을 원하는 수준의 출력으로 재구성하도록 훈련되고 판별망은 생성망의 출력과 실제 데이터를 식별하도록 훈련된다. 생성망과 판별망은 서로 경쟁하며 생성된 결과가 실제 데이터와 구분될 수 없는 이론적 한계까지 훈련된다[4].

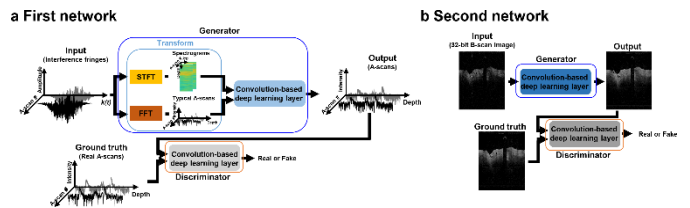
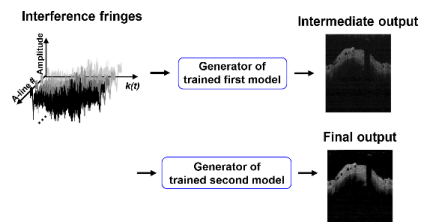


그림 1. 이중 네트워크의 구조

첫 네트워크는 간섭 신호를 직접 수신하며, 이를 STFT (Short-time Fourier Transform) 및 FFT (Fast Fourier Transform)를 적용하여 처리한다. 여기서 STFT는 스펙트로그램 (Spectrogram)을 생성하고 FFT는 일반적인 축 방향 프로파일 (A-scan)을 생성한다. 스펙트로그램을 통해 간섭 신호의 주파수 영역에 포함된 깊이 정보를 국소적으로 더욱 면밀히 제공함으로써 영상 개선 결과가 더욱 우수하도록 구성하였다. 두 번째 네트워크에서는 FFT 결과의 32-bit dB 스케일 진폭을 그대로 입력받아, 일반적인 OCT 영상을 생성하기 위해 특정 범위의 대비 (Contrast)를 8-bit로 변환하는 것과 달리 불필요한 데이터 손실을 방지하였다. 각 네트워크의 개별적 학습을 마친 후에는, 학습된 각 모델의 생성망을 이용하여 그림 2.와 같이 광단층영상의 간섭 신호를 처리하였다.



학습 데이터 쌍은 카테터 (Catheter) 기반의 광단층영상 시스템으로 돼지 관상 동맥과 토끼 복부 대동맥에 대해 획득된 총 14,000 프레임의 데이터를 바탕으로 하였으며 [5], 두 신경망의 학습 목적에 부합하게 간섭 신호에 직접적으로 일련의 처리를 하여 각각 구성하였다. 첫 네트워크에 대한 학습 데이터는 축 방향의 해상도가 저하된 입력 데이터와 그렇지 않은 데이터를 쌍으로 하였고, 두 번째 네트워크에 대한 학습 데이터는 횡 방향 해상도가 저하되고 노이즈가 두드러진 입력 데이터와 그렇지 않은 데이터를 쌍으로 하였다.

3. 연구 결과

각 모델을 학습시킨 후, 결합된 이중 네트워크 구조의 프로세싱을 획득된 OCT 간섭 신호에 적용하였다. 본 연구의 목적은 광단층영상에서 획득된 최적 영상을 더욱 개선하는 것이기 때문에, 결과를 비교하기 위한 명확한 기준이 없다. 따라서 최종 결과를 영상 품질 향상 정도를 보여주는 지표 및 해상도를 수치적으로 평가하였다. 그림 3.은 학습에 참조된 샘플 및 추가로 획득된 샘플에 대한 예시 결과이다. 그림 3.a를 통해 딥러닝 기반 프로세싱을 통한 결과에서 형태학적 특징이 더욱 가시적으로 개선됨과 동시에 스펙클 노이즈가 감소되었음을 확인할 수 있었다. 또한 추가로 획득된 데이터에 대한 결과인 그림3.b는 해상도 역시 개선됨이 나타났다. 특히 이에 대한 결과를 통해 해상도 향상 검증과 함께 제안된 딥러닝 기반 프로세싱이 특정 샘플 및 시스템에 국한되지 않고 확장성을 가짐을 증명할 수 있었다. 수치적 평가에서는 평균적으로 최대 신호 대 잡음비 (Peak Signal-to-noise ratio; PSNR)는 24 dB 개선되었고 EPF (Edge preservation factor)는 0.95의 높은 수치로 평가되었다. 축 방향 및 횡 방향에서 해상도는 각각 1.7배, 1.5배 개선되었다.

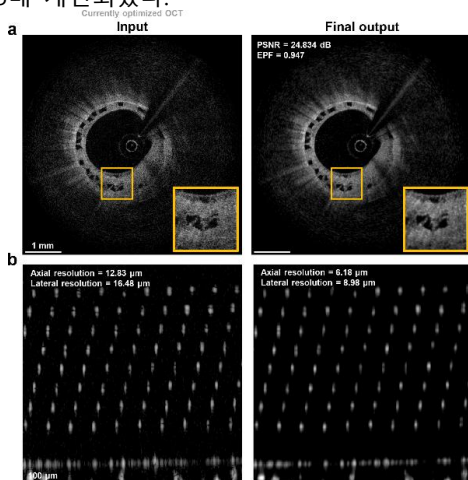


그림 3. 딥러닝 기반 프로세싱의 광단층영상 영상 개선 예시 결과. a 학습에 참조된 돼지 관상 동맥 샘플에 대한 결과. b 훈련에 비참조된 광단층영상 검증 팬텀에 대한 결과.

정량적 평가의 결과에 대한 뒷받침 및 제시된 프로세싱의 우월성을 확인하고자 기존 딥러닝 기반 영상 개선 기법들과 비교 연구를 수행하였다. 영상 개선 분야에서 신뢰할 수 있는 성능을 보여준 4가지 딥러닝 기법들을 채택하였으며 제안된 각 기법들의 학습 전략을 그대로 구현하되 본 연구의 데이터를 이용하여 재교육한 후 결과를 비교하였다. 그림 4.는 앞서 언급했던 지표 및 해상도를 비교 평가한 결과이다. 본 연구의 결과는 'our'으로 표기하였다. 그림 4.a

를 통해 두 지표 모두에서 본 연구에서 제안한 방식이 가장 높은 성능을 보임을 확인할 수 있었다. 이러한 경향은 광단층영상 검증 팬텀 결과에서 미세 구체를 통해 측정된 해상도에서도 나타났다 (그림 5.b). 이러한 정량적 평가는 다른 기법들이 스펙클 노이즈를 과도하게 줄이는 한편, 본 연구의 프로세싱은 구조적 특징 정보를 보존하면서도 노이즈 감소를 통해 조직 내 균질한 강도 분포를 가능하게 한다는 것을 보여준다. 이러한 결과를 통해 본 연구의 프로세싱이 타 기법들 대비 현재 최적 영상을 더욱 잘 향상시킬 수 있음을 보여주었다.

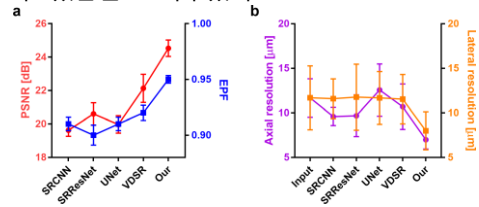


그림 4. 정량적 비교 연구 결과

본 연구의 딥러닝 기반 프로세싱은 기존 광단층영상 개선을 위한 딥러닝 연구의 한계를 극복하여 OCT 영상 개선에 강력한 성능을 보여주었다. 학습에 참조된 샘플 및 비 참조된 샘플에 대해서도 영상 품질 및 해상도의 향상이 뚜렷이 나타나 특정 시스템 및 샘플에 의존적이지 않게 신뢰성 높은 성능을 검증하였다. 이 이중 네트워크 구조의 딥러닝 기반 프로세싱은 기존 광단층영상의 한계를 개선하여 그 기능성 및 범용성을 넓힐 수 있는 유망한 기술이 될 것으로 기대한다.

4. Acknowledgements

이 연구는 National Research Foundation of Korea (NRF) 과제의 지원을 받아 수행하였음. (the Ministry of Science and Information and Communication Technologies, Ministry of Trade, Industry and Energy, Ministry of Health & Welfare, Ministry of Food and Drug Safety (KMDF_PR_20200901_0054-2021-03).)

5.참고 문헌

- [1] Fujimoto, J.G., et al., Optical coherence tomography: an emerging technology for biomedical imaging and optical biopsy. *Neoplasia*, 2000. 2(1-2): p. 9-25.
- [2] Liang, K., et al., Resolution enhancement and realistic speckle recovery with generative adversarial modeling of micro-optical coherence tomography. *Biomedical Optics Express*, 2020. 11(12): p. 7236-7252.
- [3] Ma, Y., et al., Speckle noise reduction in optical coherence tomography images based on edge-sensitive cGAN. *Biomedical optics express*, 2018. 9(11): p. 5129-5146.
- [4] Goodfellow, I., et al., Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, 2014. 27.
- [5] Kim, S., et al., Intracoronary dual-modal optical coherence tomography-near-infrared fluorescence structural-molecular imaging with a clinical dose of indocyanine green for the assessment of high-risk plaques and stent-associated inflammation in a beating coronary artery. *European heart journal*, 2016. 37(37): p. 2833-2844.