

# GAN 모델을 이용한 안저사진 생성 및 유사도 측정

인상규\*, 고태진\*\*, 길철휘\*\*, 범정현\*\*, 추현승\*\*\*

\*성균관대학교 인공지능학과

\*\*성균관대학교 소프트웨어플랫폼학과

\*\*\*성균관대학교 컴퓨터공학과

e-mail : insg@skku.edu

## Fundus Photo Generation and Similarity Measure using GAN Model

Sanggyu In\*, Taejin Ko\*\*, Cheolhwui Kil\*\*, Junghyun Beom\*\*, Hyunseung Choo\*\*\*

\*Dept. of Artificial Intelligence, Sungkyunkwan University

\*\*Dept. of Software Platform, Sungkyunkwan University

\*\*\*Dept. of Computer Science and Engineering, Sungkyunkwan University

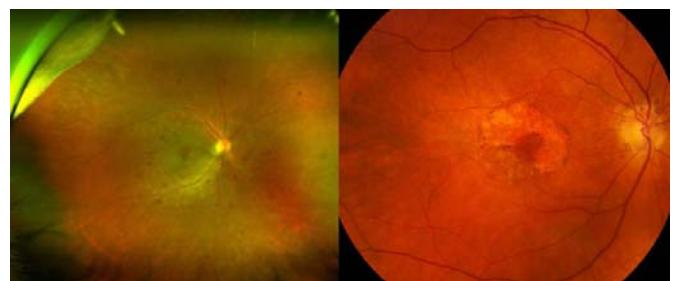
### 요약

본 시스템은 기존 안저사진의 높은 해상도와 광각 안저사진의 촬영의 편의성과 넓은 시야 각의 장점을 둘 다 취하기 위해, 광각 안저사진을 원본으로 하여 기존 안저사진을 생성하는 작업을 제안 한다. 안저사진의 생성 알고리즘은 이미지 생성에 특화된 생산적 적대 신경망(GANs)을 채택하였다. 신경망의 성능을 평가하기 위해, 생성된 안저사진과 직접 촬영한 기존 안저사진으로부터 특성을 추출을 하여 특이점 간의 거리를 측정하고, 이를 바탕으로 두 사진의 유사도를 판단한다.

### 1. 서론

인체의 오감각 중 80%가량 의존하는 감각인 만큼 중요한 시각은 황반에 있는 시세포로부터 시작된다. 그러나, 노화, 독성, 염증, 혹은 유전적인 요인 등 여러 이유로 황반의 기능이 떨어질 수 있으며, 황반 기능의 저하로 인하여 시력이 감퇴하는 질환을 황반 변성이라 한다. 안과 의사들은 환자들의 황반 변성 여부를 확인하기 위해 안저사진을 촬영할 필요가 있으며, 촬영 방법에는 크게 두 가지 방법이 있다. 첫 번째로, 산동을 한 환자의 눈에 직접 빛을 비추어 촬영하여 얻는 기존 안저사진(Standard fundus photography)이 있다. 이 방법은 촬영 후 몇시간 동안 앞을 재대로 볼 수 없기에 환자에게 부담을 주며, 촬영할 수 있는 시야각도 45 도 정도로 망막의 15%정도 밖에 촬영할 수 없다. 다만, 색상이 그대로 표현되며 뚜렷하게 나와 해상도가 높다는 장점이 있다. 다른 방법으로는 광각 안저사진(Ultrawide field fundus photography)이 있다. 몇 년 전 개발된 촬영 방법으로 최근에 널리 쓰이고 있으며, 무산동으로 촬영이 가능해 환자에게 부담이 없다. 또한, 시야 각이 200 도 정도로 넓어, 망막의 80%정도 촬영이 가능하다는 장점이 있다. 하지만 황반부 이미지 왜곡이나 주변부 병변들의 감별 진단이 어렵다는 단점이 있다.(그림 1)은 광각 안저사진(좌)과 기존 안저사진(우)을 나타낸 사진이며, 광각 안저사진은 시야 각이 넓은 대신에 색상이 녹색계통으로 나오며 기존 안저사진보다 해상도가 낮다.

이와 같이 기존 안저사진은 해상도 측면에서, 광각 안저사진은 편의성과 시야 각의 장점을 지니고 있기 때문에 이를 취합하는 것이 본 시스템의 목적이다. 촬영하기 편리한 광각 안저사진을 확보한 뒤, 이를 원본으로 하여 기존 안저사진을 생성한다면 기존 안저사진의 높은 해상도라는 장점 또한 취할 수 있다.



(그림 1) 광각 안저사진과 기존 안저사진

### 2. 관련 연구

생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Networks)이라는 개념은 2014년도경에 I. Goodfellow. 저자가 처음 제안한 딥러닝 모델이다[1]. GANs의 구조를 간략하게 설명하면 다음과 같다. 생성모델과 분류모델로 불리는 두 개의 신경망이 있으며, 각자의 신경망의 목적은 서로 상반된다. 생성모델의 경우 분류모델이 자신이 만든 데이터와 실제 데이터를 구분하지 못할 만큼 정교한 결과값을 도출해 내는 것이 목적이며,

반대로 분류모델의 경우 생성모델이 만든 데이터와 실제 데이터를 최대한 구분하는 것을 목적으로 한다. 각기 목적이 상반된 두 모델을 두고 딥러닝을 진행하면, 서로의 결과값으로 피드백을 받아 최종적으로 생성모델이 제공하는 데이터를 분류모델이 구분하지 못할 정도로 정교한 데이터를 만들게 된다.

처음 GANs 모델이 나온 뒤로 GANs에 관한 많은 사례와 연구가 이루어 질 만큼 딥러닝 분야에서 매우 활발하게 연구가 되고 있는 주제이며, 대표적으로 CycleGAN [2]이나 Pix2Pix [3]와 같은 모델이 있다.

반면, 이미지의 특성 추출을 하기 위해 컴퓨터 비전 라이브러리로 유명한 오픈소스 플랫폼인 OpenCV 을 이용하였다[4]. OpenCV에서 제공하는 특성 추출 함수로는 SIFT, SURF 등이 있다. OpenCV는 그 외에도 패턴인식, 이미지 변환, ROI 설정, 외곽선 검출, 이진화 등 많은 라이브러리를 제공하고 있으며, 최근에도 영상처리 관련 연구에서 많은 기여를 하고 있다.

### 3. GANs 생성 모델을 이용하여 만든 안저사진

광각 안저사진으로부터 기존 안저사진을 생성하기 위해 이미지 생성에 탁월한 결과물을 내놓는 생산적 적대 신경망(GANs)을 이용한다. 기존에 동일한 환자로부터 촬영한 기존 안저사진과 광각 안저사진을 한쌍으로, 수천 쌍의 사진을 학습을 시키고, 최종적으로 광각 안저사진만으로도 기존 안저사진을 생성해 낼 수 있도록 딥러닝 기법을 신경망에 적용한다.

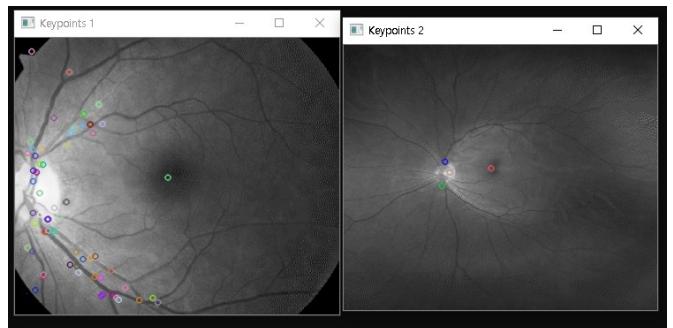
그중 CycleGAN 을 이용하면 안저사진 원본(real)을 토대로 이미지를 생성(fake)하고, 다시 생성한 안저사진으로 원본 사진으로 복원(rec)하는 작업을 나타낼 수 있다. 지금은 기존의 특성을 유지한 채로 스타일만 변환되는 결과값을 볼 수 있지만, Pix2Pix 모델을 이용하고 Spatial Transformer 코드를 적용시키며 황반 중심부에 맞춰 크기를 조절 하는 등의 사전작업을 반영한다면 스타일에 맞는 특성으로 바뀌어 보다 나은 결과값을 도출해 낼 수 있을 것이다.

### 4. OpenCV를 이용한 이미지 유사도 측정

GANs의 딥러닝 성능 측정을 하는 방법으로 크게 두 가지를 제안한다. 한 가지는 환자로부터 직접 촬영한 기존 안저사진으로부터 안과 의사가 진찰한 황반변성 여부와 GANs 생성모델로부터 만든 안저사진으로 진찰한 사항과 동일한지를 확인하는 방법이다. 진찰 결과가 같을수록 황반 변성된 부분을 재대로 반영하여 생성되었다는 의미이다. 다른 방법으로는 기존 사진과 생성된 사진 두 이미지로부터 특성을 추출하여 특이점 간의 거리를 측정하여 유사도를 판단하는 방법이다. 본 시스템에서는 후자의 방법에 관하여 다루고자 한다.

딥러닝으로 학습된 신경망 구조 GANs의 성능을 평가하기 위한 방법으로, GANs가 내놓는 결과인 안저사진과 환자로부터 기존 안저사진 방식으로 촬영한 이미지를 비교하여 유사도를 측정하는 방법을 택하였다. (그림 2)는 앞서 말한 함수들 중 SURF를 택하여

안저사진의 특성을 추출하였다. 특성 추출을 통하여 이미지의 특이점을 도출해내는 것을 볼 수 있으며, 특이점 간의 거리를 측정한다면 두 이미지의 유사도 또한 도출할 수 있다.



(그림 2) OpenCV를 이용한 이미지 특성 추출 결과

### 5. 결론

본 논문에서는 같은 환자의 기존 안저사진과 광각 안저사진의 쌍으로 된 이미지 데이터 4 천쌍을 학습데이터로 사용하여 GANs의 딥러닝을 수행하였으며, CycleGAN을 통해 안저사진 이미지 생성을 확인 할 수 있었다. 생성된 이미지와 기존에 있던 기존 안저사진을 OpenCV에서 제공하는 특성 추출을 하여 알아낸 특이점 간의 거리를 측정하여 유사도를 측정할 수 있다. 아직까진 GANs 생성 모델을 보안해야 하지만, 보다 유사한 이미지를 생성하게 되면 간편하게 광각 안저사진만을 촬영하여 재대로 된 황반변성 진단을 내리는데 많은 도움을 줄 것이다.

### ACKNOWLEDGEMENT

본 논문은 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 Grand ICT 연구센터지원사업 (IITP-2019-2015-0-00742), 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 글로벌핵심인재 양성지원사업(2019-0-01579)과 2019년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No.2019-0-00421, 인공지능대학원지원)의 연구결과로 수행되었음.

### 참고문헌

- [1] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, and Y. Bengio, "Generative adversarial nets." Advances in neural information processing systems, pp. 2672-2680, 2014.
- [2] J. Y. Zhu, T. Park, P. Isola and A. A. Efros, "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks", Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, pp. 2223-2232, 2017.
- [3] P. Isola, J. Y. Zhu, T. Zhou and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks", Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 1125-1134, 2017.
- [4] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige and G. R. Bradski, "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF", ICCV, Vol. 11, No. 1, p. 2, 2011.