

개인화된 의료 예측을 위한 AI 기반 불확실성 표현 및 데이터 한계 극복 연구

김주찬¹, 변규린¹, 추현승^{1,2}

¹성균관대학교 AI시스템공학과

²성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

wncks0928@skku.edu, byungyurin21@skku.edu, choo@skku.edu

A study on Overcoming Data Limitations and Representing Uncertainty in AI for Personalized Medical Predictions

JuChan Kim¹, Gyurin Byun¹, Hyunseung Choo^{1,2}

¹Dept. of AI Systems Engineering, Sungkyunkwan University

²Dept. of Electric and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

요약

의료 분야에서 AI 모델의 활용이 증가하고 있지만, 모델의 예측 불확실성을 정확하게 평가하고 표현하는 것이 중요하다. 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 AI-driven 방식을 제안하며, 특히 의료 영상 변환 모델에 대한 불확실성 표현과 데이터 한계 극복 방법론을 제안한다. 제안된 AI-driven 안저영상 변환 모델은 기존 GAN과는 다르게 구조가 이루어져 있으며, 신뢰도가 낮은 영역을 구분하고 시각화하여 표현할 수 있다. 실험 결과, 제안된 방법은 기존 모델과 비교하여 영상 변환 성능이 크게 향상되었으며, 불확실성에 대한 정확도 평가에서도 AI-driven 방식이 높은 성능을 보인다. 결론적으로, 본 연구는 AI-driven 방식을 통해 의료 AI에서의 불확실성 표현의 가능성을 확인하였으며, 이 방식이 데이터의 한계와 불확실성을 극복할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

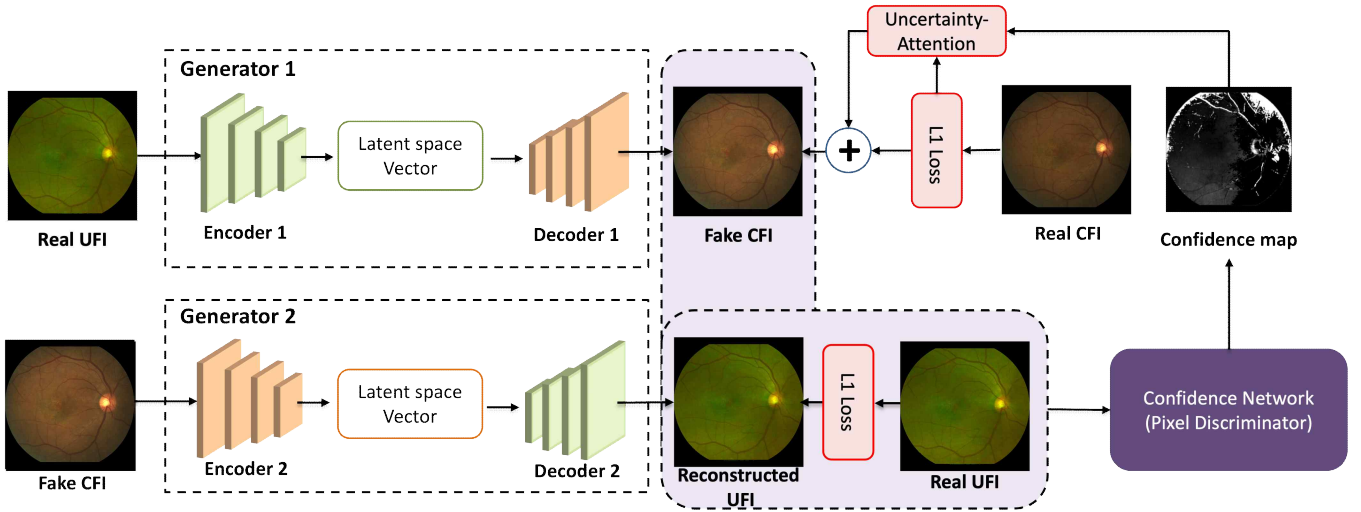
의료 분야에서 인공지능(AI) 모델의 활용은 지속적으로 증가하고 있으며, 이러한 모델들은 진단, 예후 예측, 치료 방안 개발 등 다양한 응용 분야에서 중요한 역할을 하고 있다 [1]. 그러나, 의료 분야에서의 결정은 환자의 건강과 생명에 직접적인 영향을 미치기 때문에, 모델의 예측 불확실성을 정확하게 평가하고 표현하는 것이 매우 중요하다 [2].

의료 데이터는 측정, 수집 방식에 영향을 받아 불완전하거나 노이즈가 많을 수 있으며, 이러한 데이터의 한계는 data-driven 방식을 사용한 불확실성 추정에 어려움을 초래할 수 있다[3,4]. 또한, 개별 환자의 특성과 상태의 다양성은 모델의 일반화 능력에도 도전적인 요소로 작용한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, AI-driven 방식은 모델의 구조와 학습 과정을 고려하여 불확실성을 추정하고, 이를 통해 데이터의 한계와 개별적인 다양성을 극복할 수 있다 [4,5]. AI-driven 방식의 불확실성 표현은 의료 분야에서 특히 중요하며, 이러한 방식은 모델이 학습한 패턴과 데이터의 불확실성을 동시에 고려하여, 환자

개개인에게 맞춤형 예측을 제공할 수 있다 [6]. 이는 의료AI의 불확실성 표현이 의사에게 더 정확한 의사결정을 돕기 때문이다. 또한, 이러한 방식은 다양한 모델 구조와 학습 전략에 적용 가능하여, 다양한 의료 응용 분야에서의 활용이 기대된다[7].

2. 의료영상 변환 모델

의료 영상 변환 모델은 일반적으로 인공지능 모델의 불확실성에 대한 표현이 필요한 가장 대표적인 예시이다. 그 예시로, 의료 영상이 GAN(Generative Adversarial Networks)과 같은 모델에 의해 변환되었을 때, 학습된 데이터의 편차에 따라 데이터의 변이가 발생하게 되는데, 이러한 변이된 정보를 의료진이 모두 식별하는 것은 어렵다. 따라서 본 연구에서는 의료영상 변환 모델에 대한 불확실성 표현과 데이터 한계를 극복하는 방법론을 제안하고자 한다. 아울러, 본 연구의 범위는 안과에서 주로 사용되는 영상에 해당하는 초광각 안저영상 (Ultra-widefield Fundus Image, UFI)과 기존 안저영상(Conventional Fundus Image, CFI)을 사용하여 실험을 진행한다.



(그림 1) AI-driven 초광각-기존 안저영상 변환 모델

3. AI-driven 초광각-기존 안저영상 변환 모델

제안하는 AI-driven 안저영상 변환 모델은 그림 1과 같다. 기존 GAN과는 다르게 2개의 generator와 1개의 pixel discriminator를 가지는 구조이다. 이 중 Uncertainty를 나타내는 네트워크는 pixel discriminator에 해당하는 confidence network이다. 이는 real UFI와 reconstructed UFI에 대한 픽셀 차이가 높은 곳을 모델의 신뢰도가 낮은 영역으로 구분하고, 이를 하얀 색 영역, 즉 높은 값을 나타내도록 하는 구조이다. 이러한 학습 과정을 통해 식별이 어려운 영역을 찾아내고, 이를 시각화하여 표현해주면서, 더불어 generator 1의 성능을 높이도록 손실함수에 제공된다. 제안 기법이 기존 data-driven 방식 [4]과 다른 점은 학습데이터의 통계적 특성을 이용하지 않고, AI 모델을 통해서 출력 이미지에 대한 결합을 찾는다는 점이다.

4. 실험결과

본 실험에 사용된 데이터셋은 AI hub 기존 안저영상 데이터 및 삼성서울병원에서 제공한 초광각 안저영상 총 2,000장으로 구성된다. 훈련, 검증 테스트에는 각각 1600, 200, 200장을 사용하였다. 본 연구에서는 영상 변환 성능에 대해 최대신호대잡음비(PSNR)와 구조적유사성(SSIM), 두 가지 영상 평가 척도를 사용해 비교하고, 불확실성 표현에 대한 성능 확인을 위해 노이즈 및 마스킹을 추가한 영역을 검출한 내용에 대해 정확도 성능을 측정한다.

먼저, 영상 변환 성능에 대한 결과는 아래 표 1과

같다. 영상 변환 모델의 기본 구조인 cycleGAN [8]과 비교한 결과이다. 제안 모델이 기존 모델보다 두 가지 영상 비교척도에서 성능이 크게 증가하였으며, 이는 단순히 불확실성을 표현하는 것 뿐만 아니라, 변환 성능을 높일 수 있다는 것을 보여준다.

표 1. 기존 모델과 영상비교평가

Method \ Metric	PSNR	SSIM
CycleGAN [8]	29.0474	0.9460
Proposed method	30.1381	0.9591

표 2. 불확실성에 대한 정확도평가 결과

Method \ IoU	@0.5	@0.75	@0.9
Data-driven [4]	87.4	63.1	43.7
AI-driven	99.6	97.8	86.4

다음 표 2는 data-driven 방식 [4]과 AI-driven 방식의 불확실성 출력에 대한 정확도 평가 결과를 보여준다. 정확도에 대한 산정 방식은 이미지에 랜덤한 위치에 노이즈 및 마스킹 영역을 추가하고, 이를 신뢰도 맵에서 흰색 영역으로 검출하는 지에 대한 여부를 IoU(Intersection of Union)에 따라 계산된다. 결과에서 보여지는 것처럼, data-driven 방식보다 AI-driven 방식이 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 data-driven 방식의 경우, 기존 변환 결과에 대한 평균, 분산을 이용하여 신뢰도 맵을 출력한다. 하지만, 이는 학습 당시의 데이터를 활용하기 때문에 이후의 테스트 결과에서 좋은 결과를 기대하기 어려우며, 데이터 분포에 따라 편차가 발생한다는 것을 의미한다.

5. 결론

본 연구에서는 의료 AI에서의 불확실성 표현에 대한 가능성을 확인하였다. 특히, AI-driven 방식은 데이터의 한계와 환자의 다양성을 극복할 것으로 기대된다. 다만, 평가 방식 또는 모델 적용에 대한 한계점이 문제로 남아있다. 따라서 향후 연구에서는 불확실성에 대한 구체적 평가방식과 다양한 모델에 적용 가능한 불확실성 표현을 제안할 것이다.

Acknowledgement

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 ICT명품인재양성사업(IITP-2023-2020-0-01821), 인공지능대학원 지원(성균관대학교, No.2019-0-00421), 인공지능 혁신 허브 연구 개발(No.2021-0-02068)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고문헌

- [1] R. Miotto et al., "Calibrating Healthcare AI: Towards Reliable and Interpretable Deep Predictive Models," arXiv preprint arXiv:2004.14480, 2020.
- [2] S. Liaskos, S. A. Kocak, J. Mylopoulos, "Modeling and reasoning about uncertainty in goal models: a decision-theoretic approach," *Software & Systems Modeling*, Vol. 21, No. 1, 2022.
- [3] A. Saltelli et al., "Data-driven predictive modeling in risk assessment: Challenges and directions for proper uncertainty representation," *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 206, 2021.
- [4] J. C. Reinhold, Y. He, S. Han, Y. Chen, D. Gao, "Validating Uncertainty in Medical Image Translation," 2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), IEEE, 2020.
- [5] J. X. Qian, P. F. J. Lermusiaux, "AI-Automated Detection of Subgrid-scale Processes for Adaptivity Guidance," Massachusetts Institute of Technology, 2022.
- [6] Y. Tassa, T. Erez, E. Todorov, "Sample Efficient Path Integral Control under Uncertainty," arXiv preprint arXiv:1509.01846, 2015.
- [7] J. Kim, J. Kim, S. Yoon, "A Study on Mitigating Hard Boundaries of Decision-Tree-based Uncertainty Estimates for AI Models," arXiv preprint arXiv:2201.03263, 2022.
- [4] J. Zhu, T. Park, P. Isola, A. A. Efros, "Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent

Adversarial Networks," *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, Italy, 2017, pp. 2223-2232.