

서론

- 저선량(Low-Dose) CT 영상에서 방사선량 부족으로 생기는 영상 품질 저하 문제를 해결하는 일은 도전적이다. 여기서 저선량 CT 영상이란 적은 방사선량으로 얻어진 CT 영상을 의미한다. 지금까지 주로 특정 잡음에 효율적인 공간 영역에서 설계된 공간필터를 영상복원에 사용해왔다. 오늘날 영상 특징 추출의 강점을 보이는 CNN, AE(AutoEncoder)와 같은 딥러닝 모델이 영상복원에 사용되고 있다. 본 논문에서는 GAN에 기반한 U-DCGAN(U-net based Deep Convolutional Generative Adversarial Network)을 제안하여 영상복원하고자 한다.

- 성능 실험은 COVID-19 CT 영상에서 가우시안 잡음(Gaussian Noise), 스펙클 잡음(Speckle Noise)을 포함한 다양한 잡음을 고려하였다. 제안된 U-DCGAN 모델은 비교 대상으로 전통적인 방법과 기존의 딥러닝 방법을 고려하였으며, 정성적이고, 정량적인 척도인 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio), MAE(Mean Absolute Error), SSIM(Structural Similarity Index Measure)을 사용하여 성능 비교 분석을 하였다.

관련 연구

① 전통적인 영상복원 방법

· BM3D(Block-Matching 3D)

- 잡음 제거에 사용되는 Non-Local Means 방법
- Block-Matching과 험업 Filtering을 이용하여 영역별 유사 영상의 가중 평균을 구해 채워주는 방식으로 잡음 제거

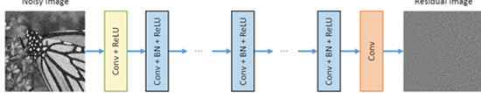
② 딥러닝 영상복원 방법

· CNN(Convolutional Neural Network)

- 영상인식 분야에서 주로 사용되는 딥러닝 모형
- 영상 Feature를 추출하여 패턴을 파악하는 구조
- 딥러닝 영상복원 방법은 Convolutional Layer를 이용한 합성곱 연산을 주로 이용

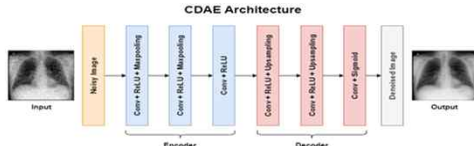
· DnCNN(Denoising Convolutional Neural Network)

- 잡음 제거에 사용되는 딥러닝 모형
- 영상을 직접 Denoising 하는 것이 아닌 영상에서 잡음을 분리하는 구조



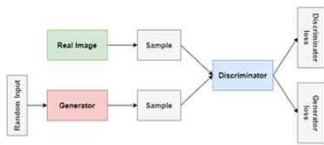
· CDAE(Convolution Denoising Auto Encoder)

- 잡음 영상으로부터 복원된 출력 데이터를 재구성(Reconstruction)
- Convolutional, MaxPooling을 이용한 Encoder에서 데이터의 특성을 추출하며 압축
- Convolutional, Upsampling을 이용한 Decoder에서 입력 벡터와 동일한 출력 벡터를 생성



· GAN(Generative Adversarial Network)

- Generator 모형과 Discriminator 모형이 서로 적대적으로 경쟁하는 학습 모형
- Generator 모형 : 학습을 통한 Fake Data를 생성
- Discriminator 모형 : Real Data와 Generator가 생성한 Fake Data를 판별



제안 모형

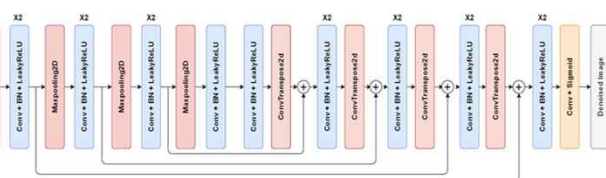
· U-DCGAN(U-net based Deep Convolutional Generative Adversarial Network)

- 영상의 특징을 추출하는 Contracting Path, 특징으로 부터 영상을 생성해내는 Expanding Path 간 Skip Connection 연산이 수행되는 U-net 구조를 Generator 모형에 적용
- Generator 모형 : 학습을 통해 Fake Data인 잡음 제거 영상을 생성
- Discriminator 모형 : Real Data인 CT 영상과 Fake Data인 복원 영상을 판별

U-DCGAN - Discriminator Architecture



UnetGAN - Generator Architecture



성능실험환경

① 실험 데이터

- Kaggle COVID-19 Radiography Database는 정상, 바이러스성 폐렴, COVID19, 기타 등 폐 감염 데이터로 이루어진 데이터 세트
- COVID19 환자의 CT 영상 3616장을 TRAIN 2893장, TEST 723장으로 분할 후 실험 진행

② 잡음 종류

- 가우시안 잡음

$$Z = X + \alpha * N(0,1)$$

Z : 잡음영상, X : 원영상, α : 잡음비율

- 스펙클 잡음

$$Z = X + X * \alpha * N(0,1)$$

Z : 잡음영상, X : 원영상, α : 잡음비율

③ 성능척도

- MAE

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x|$$

- PSNR

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right) \quad MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2$$

- SSIM

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

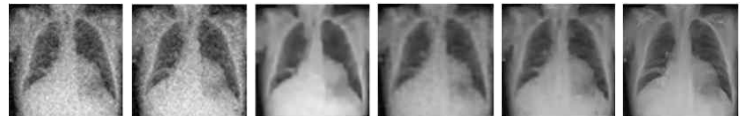
성능실험결과

① 가우시안 잡음 영상



원영상 잡음 영상(0.1)

- 정성적 비교



Mean Median BM3D CDAE DnCNN U-DCGAN

- 정량적 비교

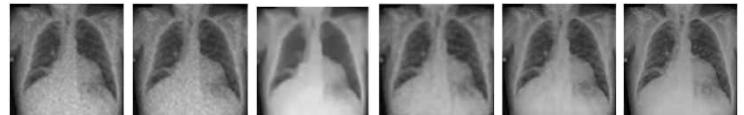
Method	PSNR	SSIM	MAE
Mean Filter	26.68703	0.64125	0.03392
Median Filter	26.84775	0.61726	0.03451
BM3D	30.78811	0.84343	0.02161
CDAE	31.27479	0.93197	0.02011
DnCNN	31.86778	0.93590	0.01897
U-DCGAN	32.08096	0.93766	0.01889

② 스펙클 잡음 영상



원영상 잡음 영상(0.1)

- 정성적 비교



Mean Median BM3D CDAE DnCNN U-DCGAN

- 정량적 비교

Method	PSNR	SSIM	MAE
Mean Filter	29.11787	0.79148	0.02172
Median Filter	30.19470	0.83622	0.01846
BM3D	32.02812	0.87986	0.01769
CDAE	32.99599	0.95282	0.01620
DnCNN	35.01336	0.96564	0.01323
U-DCGAN	35.23971	0.96883	0.01336

결론

- 성능 실험 결과에서 제안된 U-DCGAN 모형이 잡음을 제거하는 데 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 낮은 방사선량을 이용해 얻은 저선량 CT 영상에 대해서도 영상 복원이 가능함을 보였다.

- 정성적 성능 비교에서 전통적인 방법은 반점 형태의 잡음이 존재하고, 기존의 딥러닝 방법은 비교적 선명한 복원 영상을 얻을 수 있었다. 제안된 U-DCGAN 모형은 가장 선명한 복원 영상을 얻을 수 있었다.

- 정량적 성능 비교에서 전통적인 방법은 저조한 성능을 보였으며, 딥러닝 모형 중에서 제안된 U-DCGAN 모형이 기존 딥러닝 모형 CDAE, DnCNN 보다 전반적으로 모든 잡음에 대해 가장 우수한 성능을 보였다.