

Deep Image Prior를 이용한 3D RI Image Denoising

- 이 프로젝트의 위치
 - 코드: 3 번서버 /data1/jaeun/dip
 - 입력 이미지: 3 번서버 /data1/jaeun/dip/dataset
 - 실험 결과: 3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis
 - 분석 코드: 3 번서버 /data1/jaeun/dip/jupyter/dip_report.ipynb

1. 동기

Image Inverse Problem 이란 측정, 저장, 통신 과정 등에서 오염된 영상을 기존의 영상으로 되돌리는 문제이다. 이 문제의 해결을 위한 기존의 시도에는 다양한 오염 원인에 두루 효과적인 연산을 정의하기가 쉽지 않다는 어려움이 있었다. 그런 면에서, 명확한 수학적 지시 없이도 입력 데이터의 내재된 관계를 학습할 수 있는 인공지능을 이 문제에 적용해보려 한다. 이 실험에서는 합성곱 신경망을 이용한 디노이징 방법인 DIP 로 3D 홀로그래피 세포 영상의 선명도를 높이고, 그 결과를 전통적인 방법인 BM3D 를 적용한 결과와 비교하였다.

DIP(Deep Image Prior)란 합성곱 신경망의 구조만 갖춰지면 방대한 학습 데이터 없이도 노이즈 제거가 가능하다는 이론이다. 깨끗한 영상 x 에 노이즈가 더해져 오염된 영상이 되었다고 가정하자. 임의의 영상을 오염된 영상으로 바꾸는 합성곱 신경망을 만들 수 있다. DIP 논문의 저자들은 이러한 합성곱 신경망이 노이즈보다 원본 이미지의 구조를 더 빨리 학습한다는 사실을 발견하였다. 따라서 합성곱 신경망의 내부 인자들이 하나의 값으로 수렴하기 전에 학습을 멈추면 노이즈가 제거된 영상을 얻을 수 있다.

BM3D 란 영상을 비슷한 성질을 공유하는 픽셀 그룹으로 나눈 뒤 각 그룹에 대해 노이즈를 제거하는 방법이다. 이 방법을 이용하면 디노이징 방법에서 흔히 나타나는 문제인 사물간의 경계가 흐려지는 현상을 억제할 수 있다. BM3D 는 2 차원 이미지를 입력으로 받으므로 이 실험에서는 3 차원 홀로그래피를 2 차원 이미지 슬라이스로 나눈 뒤 각각의 슬라이스를 처리하였다. 이 실험에서는 3 차원 이미지에서 위 아래 슬라이스간의 관계도 고려할 수 있도록 개선된 방법인 BM4D 도 사용하였다.

2. 실험 방법

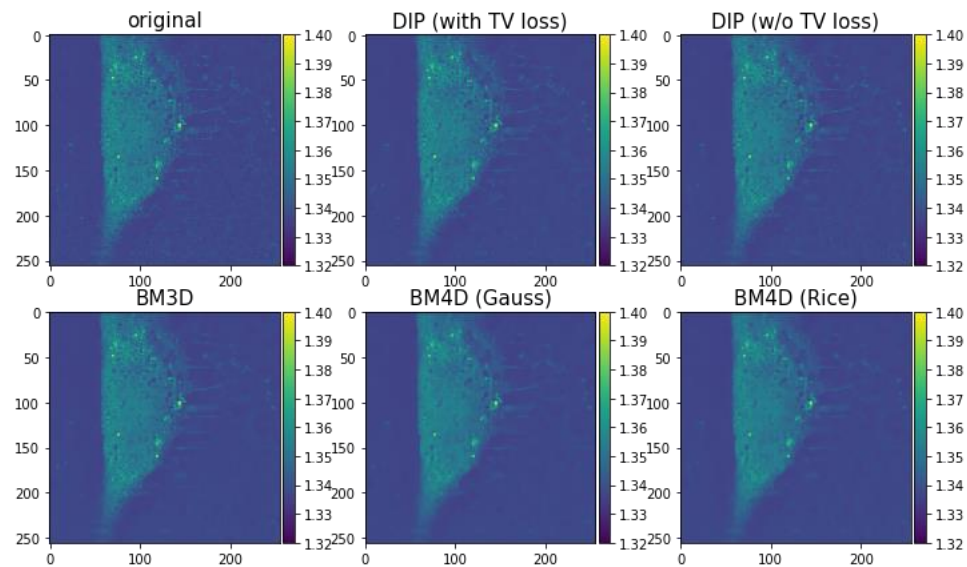
3 번서버 /data1/jaeun/dip/dataset 에 있는 이미지들을 [512, 512, 64]의 크기로 자른 다음 계산 부담을 덜기 위해 scipy.ndimage 라이브러리의 zoom 함수를 이용해 [256, 256, 64]의 크기로 줄였다. 이렇게 처리한 이미지들에 다음 5 가지 방법을 적용하여 그 결과를 비교하였다.

DIP 는 loss function 에 total variation 을 추가하였을 때와 추가하지 않았을 때의 두 가지 경우로 나누어 실험하였다. Total variation 은 이미지 전체에서 픽셀값 변화의 절댓값의 합이다. Total variation 이 줄어들도록 loss function 을 설정하면 이미지가 매끄러워지는 대신 만화처럼 명암이 단순해지는 cartoonization 현상이 일어난다.

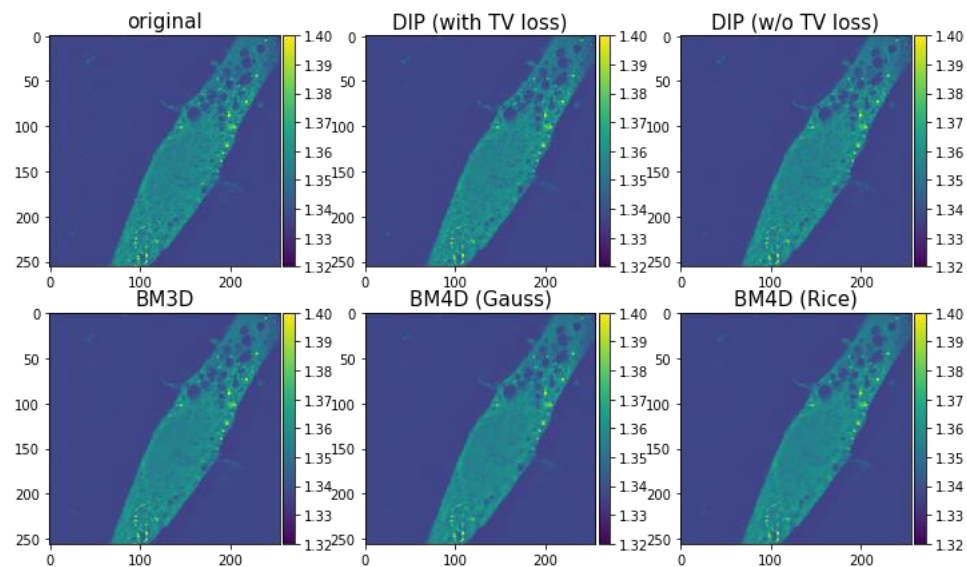
- DIP: loss function 에 total variation 항을 추가하였을 때
- DIP: loss function 에 total variation 항을 추가하지 않았을 때
- BM3D: 2 차원 슬라이스마다 처리
- BM4D: 3 차원 이미지에 Gaussian noise 가 더해졌다고 가정하여 처리
- BM4D: 3 차원 이미지에 Rician noise 가 더해졌다고 가정하여 처리

3. 실험 결과

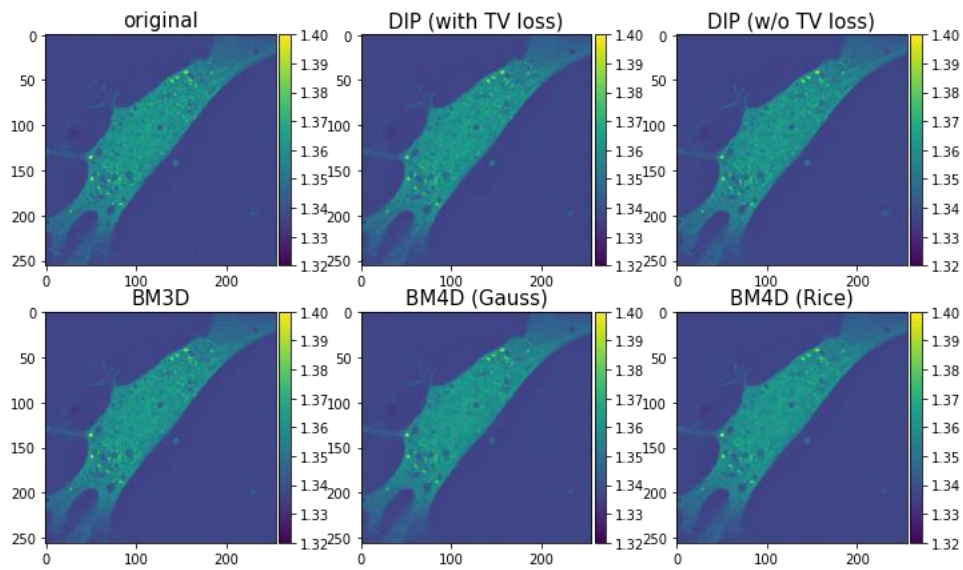
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/first_set_20181114.npy



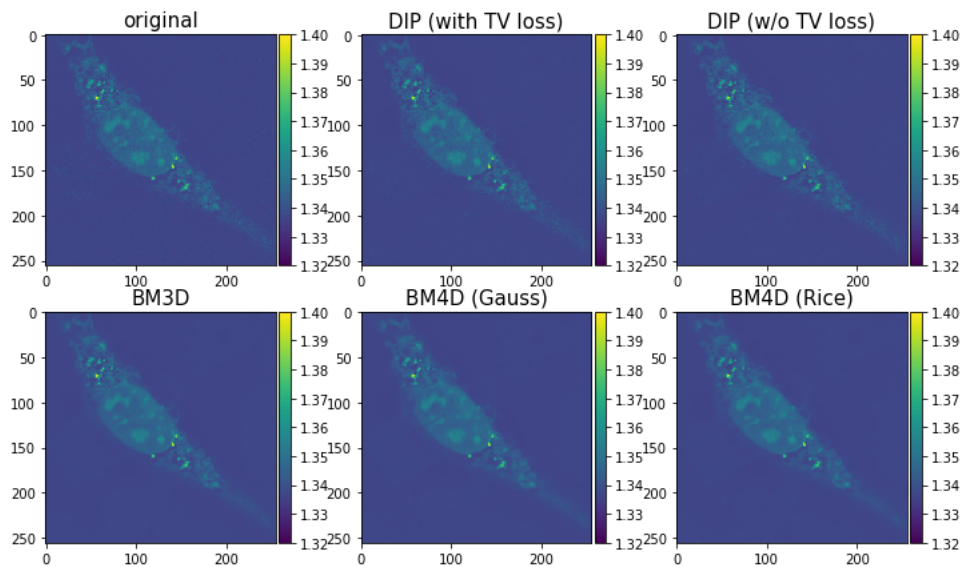
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/first_set_20190107.npy



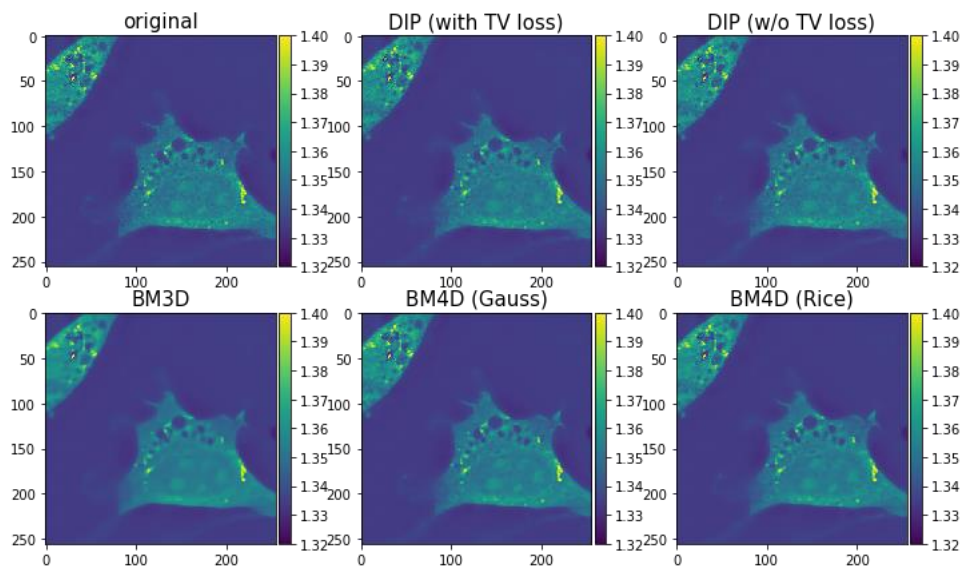
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/first_set_20190307.npy



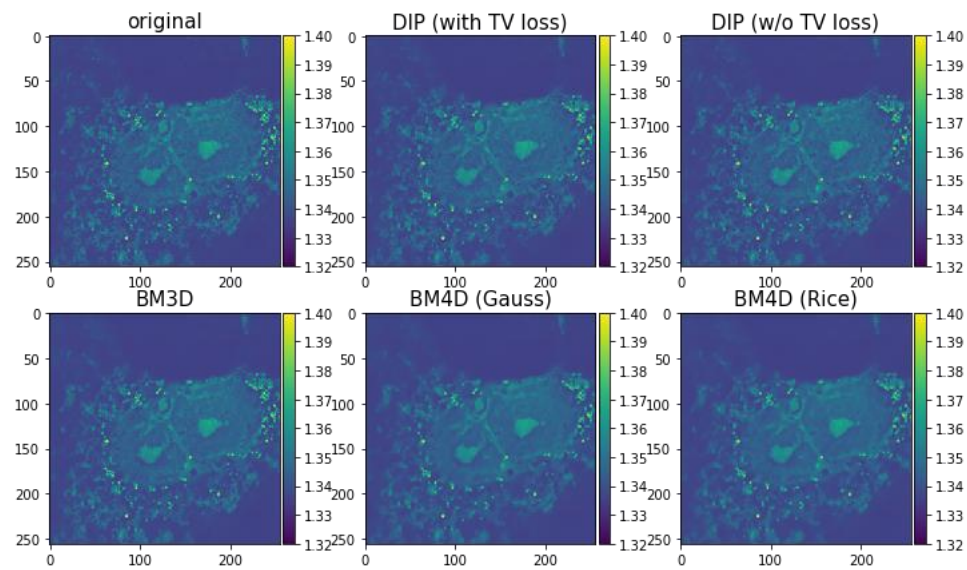
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/first_set_20190702.npy



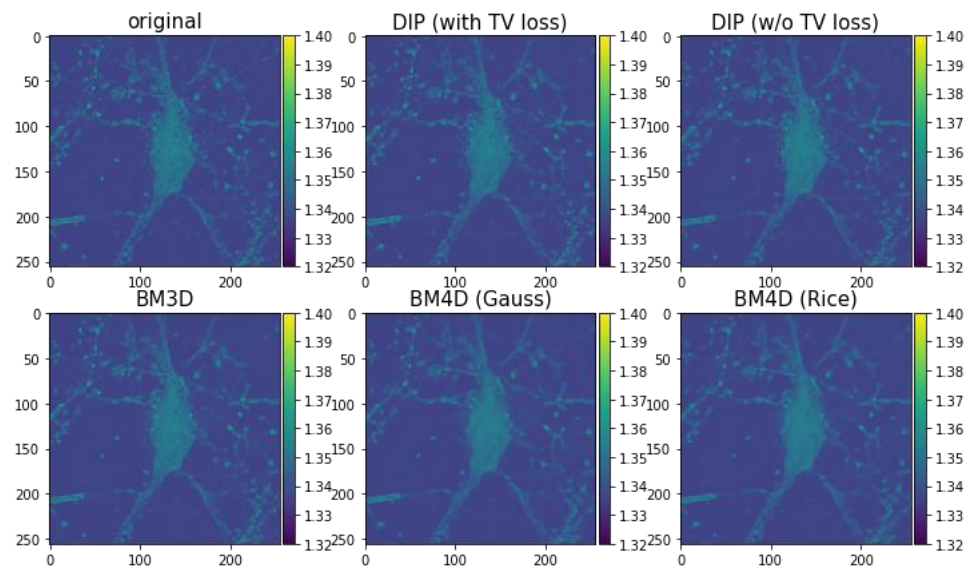
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/second_set_20190307.npy



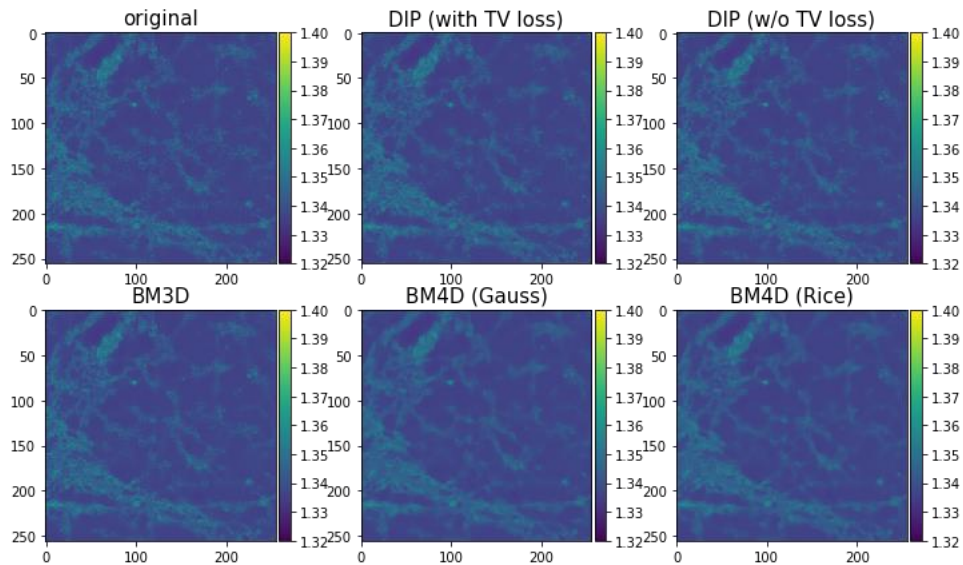
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/noisy_653.npy



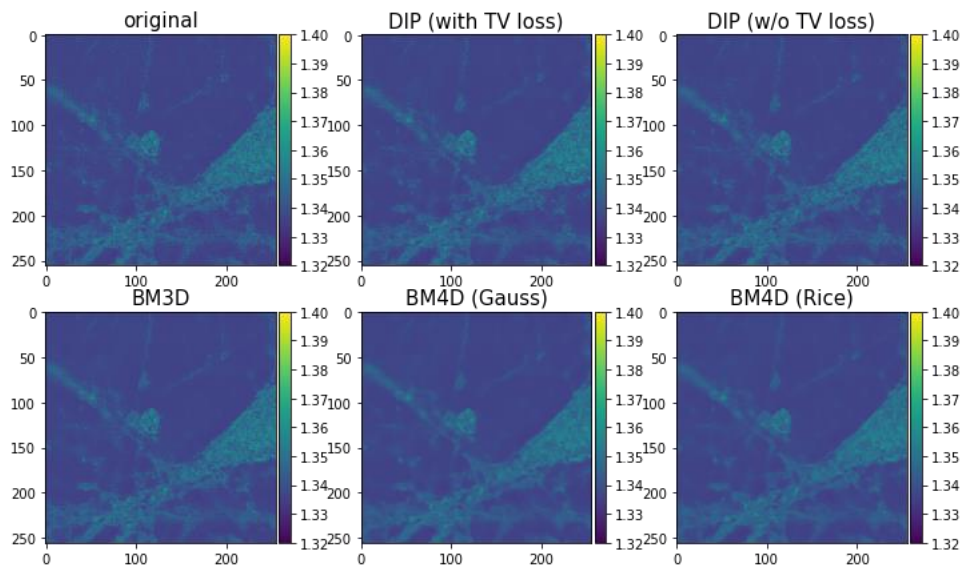
3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/garbage_811.npy



3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/20190807.131811.279.Neuron-008T004.npy



3 번서버 /data1/jaeun/dip/analysis/20190807.131811.184.Neuron-008T003.npy



4. 결과 분석

a. 세부 구조의 Brenner Gradient

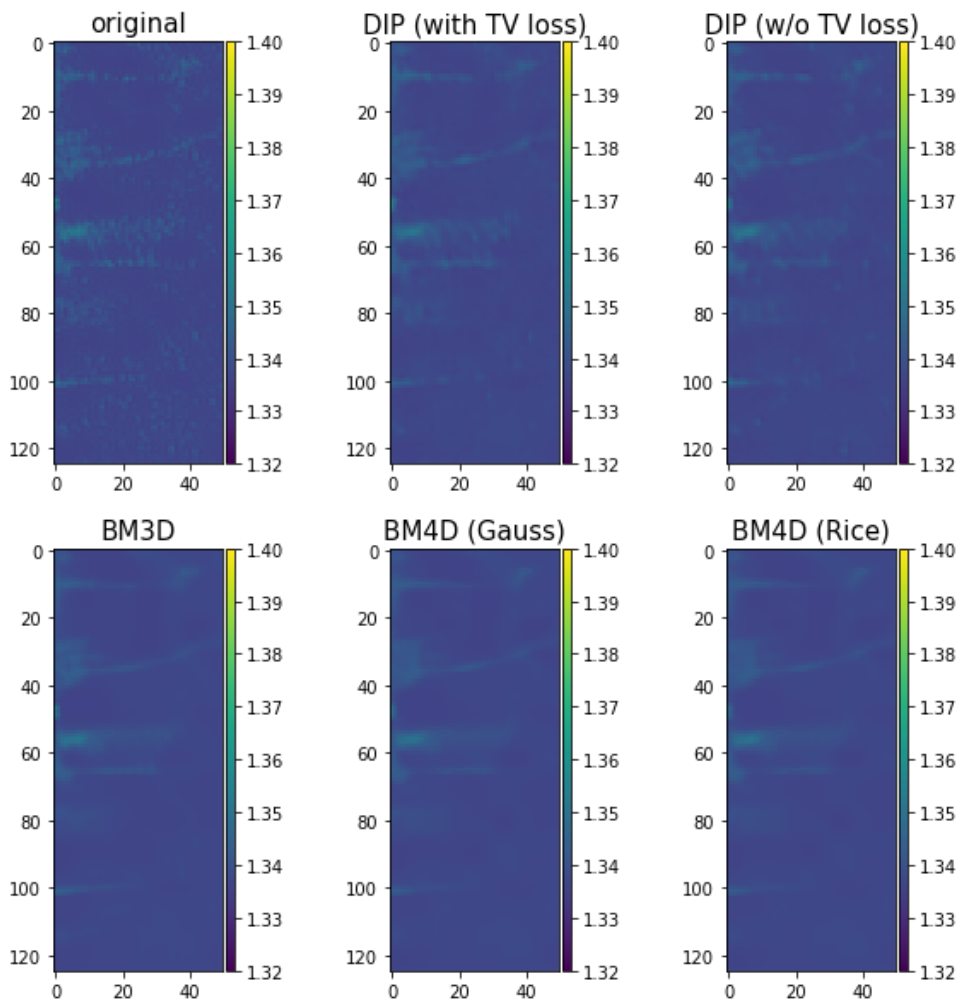
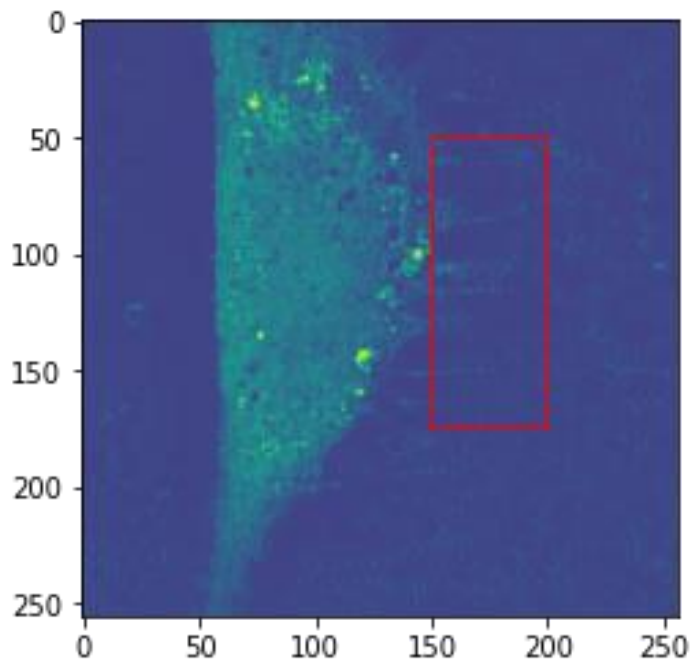
[Input: 3 번서버

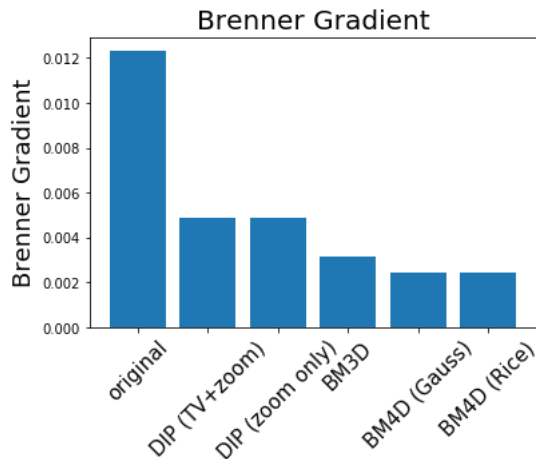
/data1/jaeun/dip/dataset/first_set/nih3t3/dip/20181114.133609.514.Default-001.TCF]

BM3D 방법은 이미지의 디테일을 무시하는 단점이 있는 것으로 알려져 있다. 일상 사진에서는 텍스처가 뭉개지는 것이 감수할 만한 단점이지만 세포 영상에서는 미세한 세포 소기관의 형태를 보존하는 것이 중요하다. 이 실험에서는 Brenner Gradient 를 이용해 각 디노이징 방법이 세포 소기관의 형태를 얼마나 잘 보존하는지 비교하였다.

Brenner Gradient 는 다음과 같이 정의하였다. 이것은 픽셀 값이 얼마나 급격하게 변하는지를 표현한다. 영상의 edge 가 잘 보존되었다면 이 값이 높을 것이다. 반면, 이미지의 edge 가 뭉개졌다면 소기관의 테두리가 흐려져 이 값이 낮을 것이다.


```
def brenner_grad(img):
    return np.sum((img[:-1, :] - img[1:, :])**2)
```



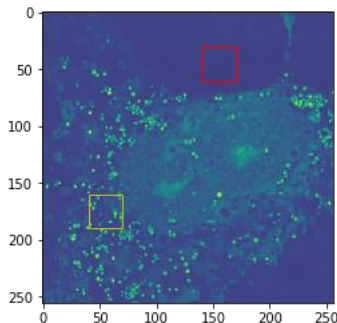


DIP 방식이 BM3D 계열의 방식보다 높은 Brenner Gradient 를 보여준다. 이것은 DIP 방식에서 세포 소기관의 테두리가 잘 보존되어 각 소기관의 시인성이 높아진다는 것을 의미한다. 이런 장점은 연구자가 이 영상을 분석하거나 프로그램이 segmentation 을 할 때 유리하게 작용할 것이다.

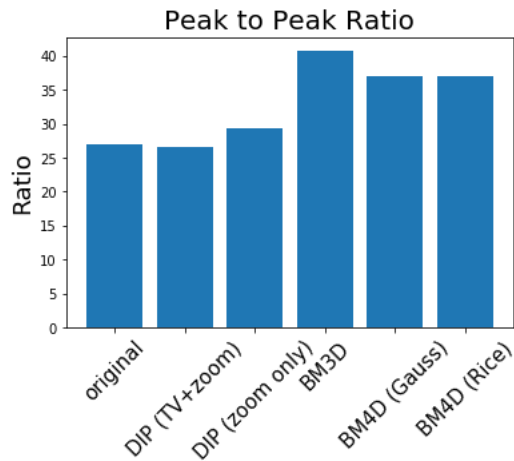
b. Peak-to-Peak Ratio

[Input: 3 번서버 /data1/jaeun/dip/dataset/noisy/20181002.172913.653.Default-008.TCF]

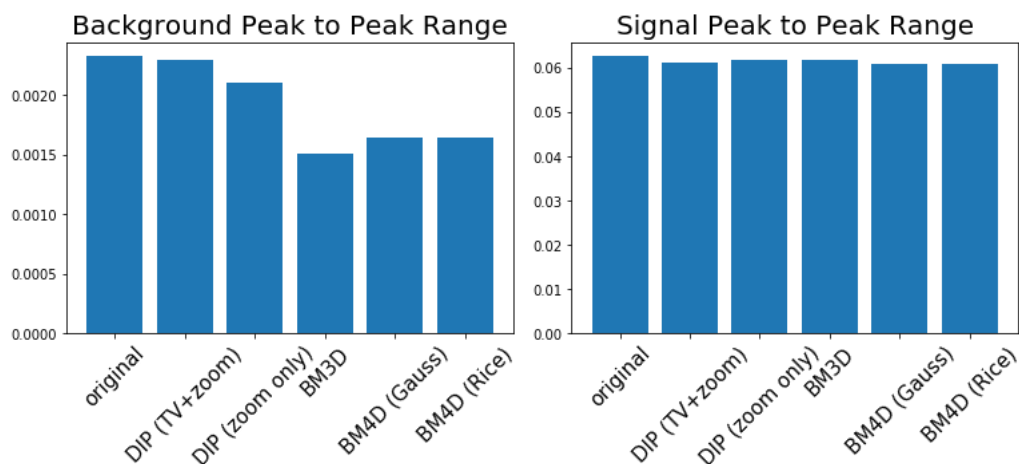
Lipid droplet 과 배경이 골고루 드러나는 이미지를 이용해 background patch (붉은 사각형)과 signal patch(노란 사각형)간의 픽셀 값 범위의 비율을 계산하였다.



Peak-to-Peak Ratio 는 (signal patch 최대값- signal patch 최소값)/ (background patch 최대값- background patch 최소값)으로 정의하였다. 결과는 다음과 같다. DIP 를 사용했을 때는 peak-to-peak ratio 가 원본의 값과 비슷하게 유지되지만, BM3D 계열을 사용했을 때는 약 1.5 배 증가하는 것을 알 수 있다.



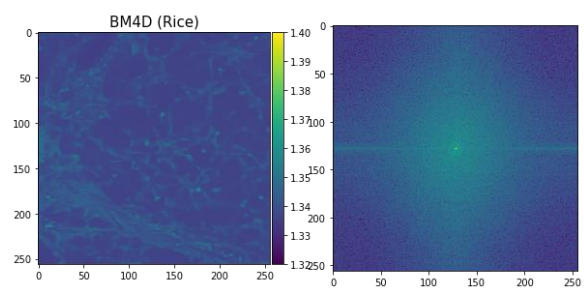
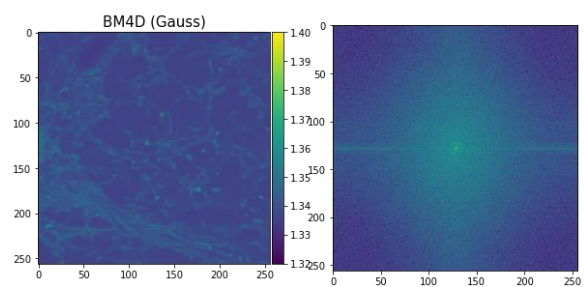
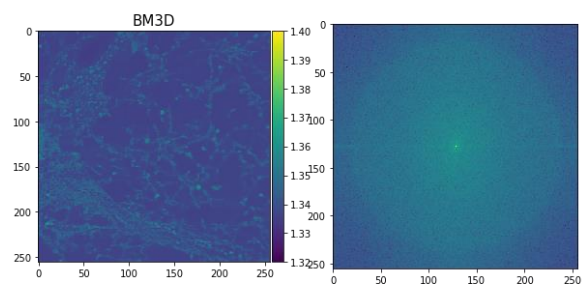
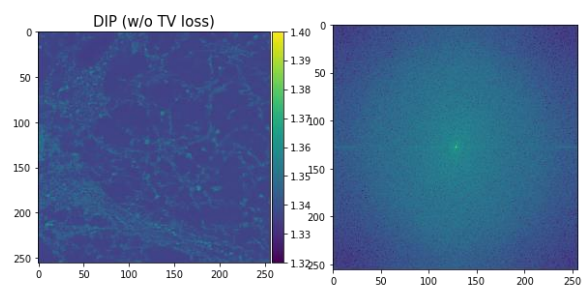
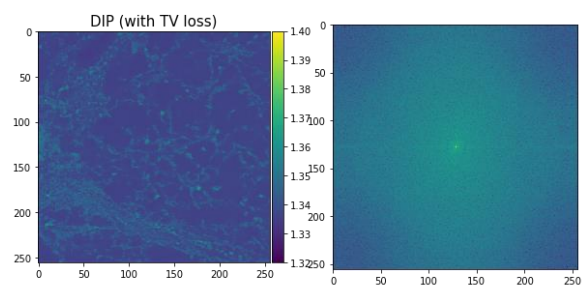
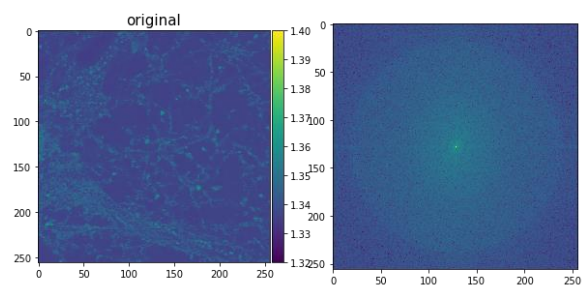
이것은 각 디노이징 방법에서 signal patch 의 peak to peak range 는 비슷하게 유지되지만 BM3D 계열의 방법에서 background patch 의 peak to peak range 가 낮아지기 때문으로 해석할 수 있다. Background patch 에는 균일한 imaging medium 만이 존재하므로 값의 변동이 없는 것이 이상적이다.



c. Frequency Domain 분석

[Input: 3 번서버 /data1/jaeun/dip/dataset/g2/20190807.131811.279.Neuron-008T004.TCF]

각 디노이징 방법을 적용한 결과에 Fourier Transform 를 적용하였다. Fourier Transform 한 결과에서 중심 부분은 low-frequency 를 의미하고 바깥쪽 부분은 high-frequency 를 의미한다. 원본 데이터에서는 경계선이 관찰되는데, 이것은 이미징 기계가 받아들일 수 있는 주파수의 상한 때문이다. BM4D 방법들은 high-frequency data 의 상당수를 잃는 것을 관찰할 수 있다. 이것은 정교한 텍스처 정보가 손실됨을 의미한다. 반면, DIP 를 적용했을 때에는 원본 데이터가 가진 주파수 한계 이상으로도 데이터가 복원된 것을 알 수 있다.



d. Z 축 상의 위치에 따른 Background 값의 변화

[Input: 3 번서버

/data1/jaeun/dip/dataset/first_set/20190107.185702.772.Default-089.TCF]

세포 전체가 균일한 매질에 담겨 있으므로 3D 영상에서도 background 값은 z 축 상의 위치에 관계 없이 같은 값을 가져야 할 것이다. Background patch 의 평균값이 z 축을 기준으로 변화하는지 살펴보았다.

BM4D 는 비슷한 픽셀의 묶음을 만들 때 3 차원 변화를 다 고려하므로 z 축 상의 background 평균이 부드럽게 변화한다. 반면, DIP 는 원본의 변화 양상을 보존한다.

