# 다중 잡음 제거 영상을 이용한 Non-convex Low Rank 최소화 기법 기반 영상 잡음 제거 기법

유준상, *김종옥
고려대학교
look2017@korea.ac.kr, *jokim@korea.ac.kr

# Image Denoising via Non-convex Low Rank Minimization Using Multi-denoised image

Jun-Sang Yoo, *Jong-Ok Kim
Korea University

## 요 약

행렬의 rank 최소화 기법은 영상 잡음 제거, 행렬 완성(completion), low rank 행렬 복원 등 다양한 영상처리 분야에서 효과적으로 이용되어 왔다. 특히 nuclear norm 을 이용한 low rank 최소화 기법은 convex optimization 을 통하여 대상 행렬의 특이값(singular value)을 thresholding 함으로써 간단하게 low rank 행렬을 얻을 수 있다. 하지만, nuclear norm 을 이용한 low rank 최소화 방법은 행렬의 rank 값을 정확하게 근사하지 못하기 때문에 잡음 제거가 효과적으로 이루어지지 못한다. 본 논문에서는 영상의 잡음을 제거 하기 위해 다중 잡음 제거 영상을 이용하여 유사도가 높은 유사 패치 행렬을 구성하고, 유사 패치 행렬의 rank 를 non-convex function 을 이용하여 최소화시키는 방법을 통해 잡음을 제거하는 방법을 제안한다.

## 1. 서론

최근 영상을 이용한 신호 처리 기술과 컴퓨터 비전 기술이 급격히 발달되었으며, 다양한 분야에 활용되고 있다. 하지만 영상은 취득과 송신 과정에서 발생하는 잡음에 의하여 본래의 정보가 불가피하게 왜곡되며, 이러한 영상 신호 왜곡은 후처리로 적용되는 영상 처리 및 컴퓨터 비전 기술의 정확도에 치명적인 영향을 미치기 때문에, 전처리 기술로써 영상 잡음 제거 기법이 필수적으로 적용되어야 한다.

영상 잡음 제거 기법은 관찰된 잡음 영상으로부터 잡음이 없는 원래의 영상을 얻는 것을 목표로 한다. 하지만 본래의 영상 신호를 잡음과 완벽하게 분리 하는 것은 불가능하기 때문에 [1], 잡음과 함께 영상이 원래 갖고 있는 세부(detail) 정보들을 잃어버리게 된다. BM3D [2], LPGPCA [3], CSR [4] 등의 기법들은 기존 다른 기법들에 비하여 뛰어난 성능을 갖고 있지만, 마찬가지로 texture 복원 성능은 아직 부족하다.

자연 영상은 스스로 높은 자기-유사도를 갖고 있으며, 이러한 자기 유사 성질은 많은 잡음 제거 기법에 이용되고 있다. 이러한 반복적인 패턴을 갖는 자기-유사도가 높은 영상들은 rank 가 낮으며, 따라서 잡음 제거를 위한 사전 정보(prior information)로 이용될 수 있다. Nuclear norm penalty 는 low rank 행렬를 얻는 가장 대표적인 convex optimization 방법이며, 행렬의 특이값(singular value)을 이용하여 쉽게 low rank 행렬을 얻을 수 있다. 하지만 nuclear norm 은 loose 한 rank 의 근사 방법으로 정확도가 낮기 때문에, low rank 행렬이 정확하게 추정되지 못하며, 잡음 제거가 효과적으로 이루어지지 못한다.

본 논문에서는 다중 잡음 제거 영상을 이용하여 non-convex rank 최소화 기법을 기반으로 한 잡음 제거 방법을 제안한다. 구체적으로, 서로 다른 level 로 잡음 제거된 영상의 동일한 위치의 패치를 통해 유사 패치 행렬을 구성하여 유사도를 높이며, 해당 유사 행렬의 rank 를 non-convex function 을 이용하여 최소화한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 절에서는 non-convex low rank 행렬의 최소화 기법을 소개하며, 3 절에서는 다중 잡음 제거 영상을 이용하여 2 절에서 소개한 low rank 최소화 기법을 통해 잡음을 제거하는 방법을 소개한다. 4 절에서는 제안한 기법의 성능을 실험을 통해서 확인한다. 마지막으로 5 절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

## 2. Non-convex Low rank 최소화 기법

영상의 rank 값은 실제로 계산이 어렵고 복잡하기 때문에, nuclear norm 을 rank 의 convex approximation 으로써 많이 사용한다. 하지만 rank 의 manifold 는 실제로 non-convex 하기 때문에, nuclear norm 을 이용한 근사법은 정확도가 떨어진다. 본 논문에서는 다중 잡음 제거 영상의 유사 패치 행렬을 이용하여 효과적으로 잡음을 제거하기 위해 non-convex function 을 이용하여, 더욱 정확하게 low rank 행렬을 얻는다.

$$\hat{X} = \arg\min_{X} \sum_{i=1}^{m} g\left(\sigma_i(X)\right) + \frac{1}{2}\left\|X - Y\right\|_F^2$$

$Y$ 는 잡음 유사 패치 행렬이며, $X$ 는 잡음이 제거된 low rank 유사 패치 행렬, g 는 non-convex function 이다.

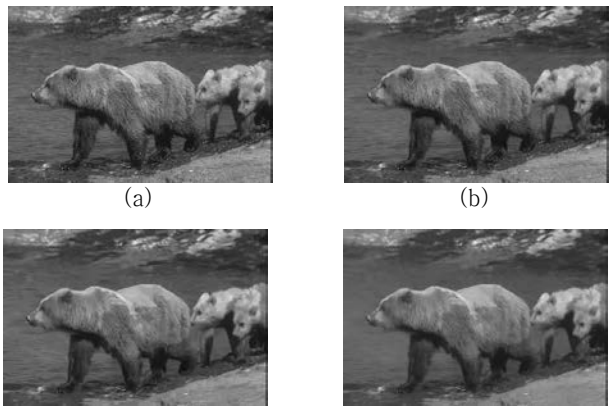
## 3. Low rank 기반 잡음 제거 기법

영상내의 자기 유사도(self similarity)를 기반으로 한 잡음 제거 방법은 얻어진 유사 행렬의 유사도가 높을수록 높은 성능을 보이며, 유사도가 낮은 패치로 유사 패치 행렬을 구성할 경우 잡음 제거 성능을 저하시킨다. 따라서 유사도가 높은 유사 패치 행렬을 구성하기 위하여, 본 논문에서는 서로 다른 level 로 잡음 제거된 잡음 제거 영상을 사용한다. 구체적으로, 서로 다른 잡음 제거 영상에서 동일 위치의 패치들을 이용하여 유사 패치 행렬을 구성한다. 유사 패치들은 목표(target) patch 에 대하여 비지역적으로 검색하여, Euclidean 거리를 기반으로 잡음 level 과 동일하게 잡음 제거된 영상에서 구한다.

Euclidean 거리를 기반으로 얻은 잡음 유사 패치 행렬($Y$)을 non-convex low rank 최소화 기법을 통해 잡음 제거 유사 패치 행렬 $X$ 를 얻는다. 유사도가 높은 서로 다른 잡음 제거 영상의 패치들을 이용하였기 때문에 low rank 최소화 기법으로 인하여 영상의 잡음이 효과적으로 제거되며, 영상의 세부 정보들을 보존시킬 수 있다.

## 4. 실험 결과

본 연구의 실험은 잡음 제거 연구에 많이 사용되는 5 개의 영상을 사용하였으며, $\sigma = 20$ 인 잡음을 원본 영상에 더해주어 CSR [2], BM3D [3], LPGPCA [4] 의 3 가지 비교 기법과 제안 기법을 이용해 잡음을 제거하여 성능을 평가하였다. 제안 기법에서는 BM3D 기법을 이용하여 $\sigma = 20$ 인 잡음 영상을 서로 다른 3 가지 잡음 레벨 ($\sigma = 15, 17, 20$)로 잡음 제거 하였다. 또한 Non-convex function 은 $l_p$ norm 을 사용하였다.



(a) (b) (c) (d)

(e)

그림 1. 주관화질 비교 평가 (a) 원본 영상 (b) CSR (c) BM3D (d) LPG-PCA (e) 제안 기법

표 1. PSNR 비교 평가

| | CSR | BM3D | LPGPCA | Proposed |
|---|---|---|---|---|
| Monkey | 26.23 | 26.27 | 26.05 | 26.41 |
| Bear | 29.61 | 29.57 | 29.27 | 29.70 |
| Horse | 27.62 | 27.63 | 27.20 | 27.80 |
| Bridge | 27.15 | 27.22 | 26.87 | 27.41 |
| Seal | 27.14 | 27.16 | 26.91 | 27.31 |

## 5. 결론

본 논문에서는 다중 잡음 제거 영상을 이용한 non-convex low rank 최소화 기법 기반 잡음 제거 기법을 제안하였다. 기존의 비지역적 유사도 기반의 잡음 제거 연구들은 유사 패치의 유사도가 낮아 잡음 제거의 정확도가 높지 않았다. 본 연구에서는 다중 잡음 제거 영상을 이용하여 유사도가 높은 유사 패치 행렬을 구성하여 non-convex low rank 최소화 기법을 통해서 효과적으로 잡음을 제거하였다.

## 참고 문헌

[1] Levin, Anat, and Boaz Nadler. "Natural image denoising: Optimality and inherent bounds." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*. IEEE, 2011.

[2] Dong, Weisheng, et al. "Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering." *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*. IEEE, 2011.

[3] Dabov, Kostadin, et al. "Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering." *IEEE Transactions on image processing* 16.8 (2007): 2080-2095.

[4] Zhang, Lei, et al. "Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping." *Pattern Recognition* 43.4 (2010): 1531-1549.