

# 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원을 위한 혼합 놈 패치 유사도 검색

## Mixed-Norm Patch Similarity Search for Self-Example-based Single Image Super-Resolution

오종근\*, 홍민철\*

Jong-Geun Oh\*, Min-Cheol Hong\*

### Abstract

This paper presents a similarity search method based on mixed norm for enhancing self-example-based single image super-resolution. In order to incorporate the local statistical characteristics of the patches into the super-resolution image reconstruction, we propose a method to determine the order of the norm according to the patch inclination and use it as a similarity search between patches. Experimental results demonstrate that the proposed similarity search method has the capability to improve the performance of existing search method.

### 요약

본 논문은 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원 방식의 성능 개선을 위한 혼합 놈을 이용한 패치 유사도 검색 방식에 대해 제안한다. 초해상도 영상 복원 과정에서 패치의 국부 통계 특성을 반영하기 위해 패치 경사도에 따른 놈의 차수를 결정하고, 놈의 차수를 패치간의 유사도 검색을 위한 함수로 사용하는 방식에 대해 제안한다. 실험 결과를 통해 제안하는 유사도 검색 방식은 기존 검색 방식의 성능을 개선할 수 있는 능력이 있음을 확인할 수 있었다.

*Key words* : Super-resolution, mixed norm, self-example, similarity search, local statistics

### 1. 서론

\* Dept. of Electronics and information Engineering, Soongsil University

★ Corresponding author

E-mail: mhong@ssu.ac.kr, Tel: +82-2-820-0716

※ Acknowledgment

This research was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korean government(MIST) (No. 2017R1A2B40002205)

Manuscript received May. 26, 2018; revised Jun. 18, 2018;

Accepted Jun. 22, 2018

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

초해상도 영상 복원은 광학 시스템의 물리적인 한계로 극복하기 위해 오랫동안 연구되어 왔으며, 영상 정보의 정확성을 필요로 하는 응용 분야가 증가함에 따라 많은 연구가 진행되고 있다. 초해상도 영상복원 방식은 일반적으로 다중 프레임 기반 방식과 단일 영상 기반 방식으로 분류된다. 다중 프레임 기반 방식은 카메라간의 동기화 및 연산량 등의 문제점이 존재하여 단일 영상을 기반으로 하는 방식들이 주로 제안되고 있다 [1],[2].

단일 영상 기반 초해상도 복원 방식은 화소 기반의 단순 보간 방식과 패치 기반 복원 방식으로 분류될 수 있다. 패치 기반 복원 방식은 저해상도-고해상도 유사 후보 패치쌍으로부터 관계를

유추하여 고해상도 패치를 복원시키는 방식으로 성능 면에서 우수함이 입증되어 활발한 연구가 진행되고 있다[2].

패치 기반의 방식들은 표본 기반 초해상도 영상 복원 방식이라고도 불리며, 안정적인 성능을 보장하기 위해 입력된 저해상도 영상의 패치와 유사도가 높은 저해상도 후보 패치들을 다수 확보하는 것이 중요하다. 입력 저해상도 영상 이외의 외부 영상 자료 군으로부터 유사 후보 패치쌍 정보를 추출하여 복원에 사용하는 연구가 진행되어 왔다. 외부 자료군을 유사 후보 패치쌍으로 이용하는 경우, 외부 자료군을 이용하는 방식은 신뢰도가 보장되지 않고 자료군의 양이 증가함에 따라 연산량이 급격히 증가하는 문제점을 갖고 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 영상 피라미드를 구축하여 자가 표본을 추출하고, 추출 과정에서 저해상도와 고해상도간의 고차 모멘트를 이용하여 추출하여 고해상도 영상을 복원하는 방식에 대해 제안한다.

II장에서는 기존의 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원 방식과 제안 방식을 소개하며, III장에 실험 결과를 기술하고, IV장에서 결론을 맺는다.

## II. 본론

### 1. 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원

고해상도 원영상은 영상 획득 과정에서 광학 카메라의 물리적인 한계성으로 인해 저해상도 영상을 생성하게 된다[1].

표본 기반 방식을 이용하여 획득된 저해상도 영상으로부터 고해상도 원 영상을 복원하기 위해서는 유효 패치 정보들이 요구된다. 일반적인 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 방식은 그림 1과 같이 입력 저해상도 영상을 다운표본화(down-sampling)하여 생성한 영상 피라미드를 통해 유사 참조 패치정보들을 수집한다 [2],[3].

자가 표본 기반 방식은 그림 1과 같이 저해상도 입력 영상( $I_0$ )으로부터  $m$ 개 레벨로 다운표본화된 영상( $L_1, L_2, \dots, L_m$ )을 생성하고,  $I_0$ 의 각 패치에 대해 가장 유사도가 높은 패치를 추출하고, 유사도에 따라 추출된 후보 패치들의 가중치 합으로 상위 고해상도( $I_1$ ) 영상을 복원한다. 최종

고해상도 영상( $I_H$ )은 동일한 과정을 이용하여 복원하게 된다[3]. 그러나 기존 방식은 유사도 측정 과정에서 저해상도-고해상도 패치간의 통계적 특성을 고려하지 않고 일괄적인 유사도 측정을 사용하고 있으며, 이로 인해 고해상도 영상 복원 성능 향상에 한계가 존재한다.

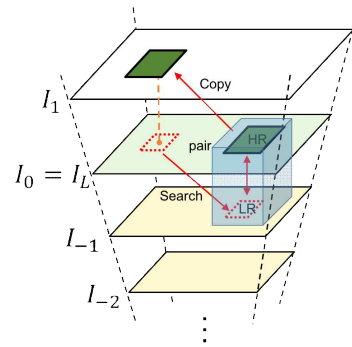


Fig. 1. Example of self-example-based single image super-resolution.

그림 1. 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원 방식 예

### 2. 제안하는 혼합 놈 기반 패치간 유사도 검색 방법

자가 표본 기반 초해상도 방식은 임의 패치와 유사도가 높은 패치를 확보하는 과정이 매우 중요하다. 일반적으로 패치간의 유사도는  $l_2$  놈(norm)을 이용하여 다음과 같이 정의된다.

$$S(I_i^k, I_{i-j}^l) = \| I_i^k - I_{i-j}^l \|^2_2 \tag{1}$$

위 식에서  $I_i^k$  및  $I_{i-j}^l$ 는  $i$ 번째 레이어 영상의  $k$ 번째 패치 및  $(i-j)$ 번째 레이어 영상의  $l$ 번째 패치를 의미한다. 상기 유사도 검색 과정은 패치의 국부 통계 특성을 반영하지 않은 관계로 성능의 한계성이 존재한다.

본 논문에서는 초해상도 영상 복원 성능 향상을 위해 식 (1)에 기술된 패치간의 유사도를  $l_p$  놈을 기반으로 다음과 같이 정의한다.

$$S(I_i^k, I_{i-j}^l) = \| I_i^k - I_{i-j}^l \|^p_p \tag{2}$$

패치의 국부 통계 특성을 반영하기 위한 놈 차수는 반영하기 위한  $\nabla I_i^k$ 의 첨도(kurtosis)는 다음과 같이 기술된다.

$$\chi_i^k = \left[ (\mu_i^k)_4 - 3(\sigma_i^k)^4 \right] / (\sigma_i^k)^4 \tag{3}$$

식 (3)에서  $(\mu_i^k)_4$  및  $\sigma_i^k$ 는  $I_i^k$ 에 경사도(gradient)를 적용한 영상에 대한 4차 중심 모멘트 (central

moment) 및 표준편차를 의미한다. 첨도는 정보의 형태(shape)를 나타내는 통계적인 특성으로서, 정규 가우시안 분포보다 평탄한 분포 특성을 가질수록 첨도는 작게 된다. 그러므로 패치 내에 존재하는 고주파 성분이 커질수록 패치 경사도는 균일 분포 특성을 갖게 되며 첨도는 작아지게 된다.

$\nabla I_i^k$ 를 일반화된 가우시안 분포(Generalized Gaussian Distribution)로 가정하여  $\nabla I_i^k$ 의 첨도와 식 (2)의  $p$ 의 관계는 다음과 같이 표현된다[4].

$$\chi_i^k = \frac{\Gamma(5/p)\Gamma(1/p)}{[\Gamma(3/p)]^2}. \quad (4)$$

식 (4)에서  $\Gamma(\cdot)$ 는 감마(gamma) 함수를 나타낸다. 식 (4)의 우측 항은 닫힌 형식 (closed-form)이 아니므로  $\chi_i^k$ 에 해당되는 근사화된  $p$ 를 결정해야 한다. 그림 2에 나타난 바와 같이 첨도가 큰 영역에서는  $p$ 의 변화도가 크지 않으며, 첨도가 작은 영역에서는  $p$ 의 변화도가 매우 큰 문제점이 존재한다. 상기 문제점을 보완하기 위해 그림 2에 표기된 첨도에 따라  $p = \{1, 2, 4, \infty\}$ 를 사용하였다.

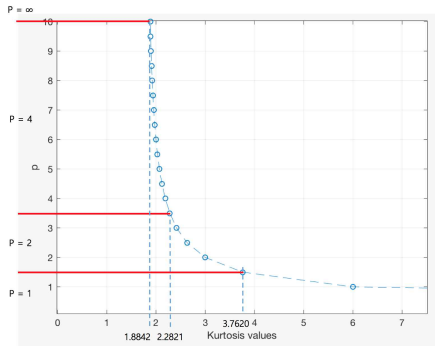


Fig. 2.  $p$  value as a function of kurtosis (x-axis: kurtosis, y-axis:  $p$  value).

그림 2. 첨도에 따른  $p$  값 (x축: 첨도, y축:  $p$  값)

식 (2)에 적용하기 위해  $p$  값을 각 패치의 첨도에 의해 결정한 예를 그림 3에 나타내었다. 예상한 바와 같이 영상 내에 존재하는 고주파 성분이 커질수록  $p$  값이 크게 되어 고주파 성분이 유사도를 결정하는 주요한 역할을 하게 된다. 식 (2) 및 (3)에 의해  $(i+1)$ 번째 레이어 영상의  $k$ 번째 패치의 화소는 다음과 같이 복원된다.

$$I_{i+1}^k(x, y) = \sum_{j,l \in C_i^k} w_j^l I_j^l(x, y). \quad (5)$$

위 식에서  $C_i^k$ 는  $I_i^k$ 와 유사도가 높은 후보 패치군을 의미한다. 더불어,  $I_j^l$  및  $w_j^l$ 는  $I_i^k$ 와 유사도가

높은  $j$ 번째 레이어 영상의  $l$ 번째 패치 및 해당 패치의 가중치를 나타낸다.

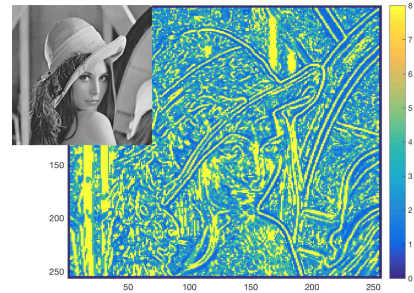


Fig. 3. Distribution of  $p$  value as a function of kurtosis (“Lena” image).

그림 3. 첨도에 따른  $p$  값 분포 (“Lena” 영상)

### III. 실험 결과

본 논문에서 제안된 혼합 norm 기반 패치 유사도 검색 방식에 대해 다양한 실험을 진행하였다. 본 논문에서는  $512 \times 512$  크기의 “Barbara”, “Boat”, “Lena”, “Mandrill”, “Pepper”의 영상을 수평 및 수직 방향으로 4배 및 6배로 생성된 저해상도 영상을 복원한 결과에 대해 기술한다. 제안 방식의 성능은 최근접 이웃(nearest neighbor) 보간 방식과, 기존의 자가 표본 기반 단일 영상 초해상도 복원 방식인 Glasner[3] 방식과 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio), SSIM(Structural Similarity) 및 시각적 측면에서 비교하였다.

Glasner 및 제안 방식은  $5 \times 5$  크기의 패치를 사용하였고, 레이어별 해상도는 1.25 배로 설정하였다. 더불어, 유사 패치 검색을 위한 탐색 영역은  $50 \times 50$ 으로 설정하였다.

표 1에 각 방식에 대한 PSNR 및 SSIM 성능 비교를 나타내었다. 모든 영상에 대해 유사 패치 검색 과정에서  $l_2$ 을 사용하는 Glasner 방식 대비 개선된 성능을 나타내고 있으며, 에지(edge) 및 텍스처(texture) 등의 고주파 성분이 명확하게 표현되는 영상에 대해 성능 향상이 커짐을 확인할 수 있었다. 더불어, 목표 복원 해상도가 커질수록 제안 방식의 성능 향상이 커짐을 확인할 수 있었다. 그러나 목표 해상도가 8배 이상이 되는 경우, 저해상도 영상 정보의 부족으로 성능 개선의 한계가 존재함을 확인할 수 있었다.

Table 1. PSNR and SSIM performance comparisons.

표 1. PSNR 및 SSIM 성능 비교

Target scale ×4						
Image	Nearest neighbor		Glasner[3]		Proposed	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Barb.	23.80	0.6222	24.23	0.6656	24.46	0.6725
Boat.	24.96	0.7236	26.11	0.7771	26.37	0.7817
Lena.	26.85	0.7715	28.50	0.8280	28.93	0.8347
Mand.	20.69	0.4477	20.80	0.4910	20.98	0.4995
Pepp.	25.87	0.7508	28.33	0.8180	28.72	0.8237
Target scale ×6						
Image	Nearest neighbor		Glasner[3]		Proposed	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Barb.	22.05	0.5368	22.36	0.5879	22.57	0.6010
Boat.	22.74	0.6284	23.01	0.6606	23.30	0.6743
Lena.	24.47	0.6818	24.89	0.7288	25.43	0.7413
Mand.	19.76	0.3343	20.10	0.3579	20.33	0.3729
Pepp.	23.51	0.6650	24.62	0.7275	25.02	0.7421

각 방식에 대한 시각적 성능 비교를 그림 4 및 5에 나타내었다. 최근접 이웃 보간 영상은 에지 영역에서 발생하는 계단 현상이 나타나며, Glasner 방식은 에지 성분에 대한 복원이 개선되었으나, 특정 영역에서 페인팅 현상과 유사한 문침 현상이 발생하였다. 반면에 제안 방식은 문침 현상을 상대적으로 감소시킬 수 있는 특성이 있으며, 이와 같은 특성은 국부 통계 특성을 활용하여 유사도 검색 과정에서 혼합 norm을 사용한 결과임을 확인할 수 있었다.

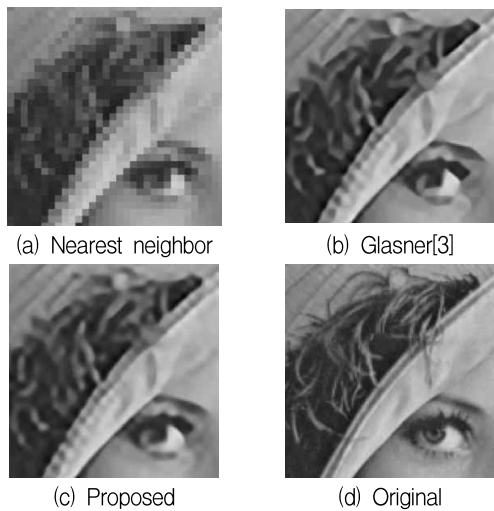


Fig. 4. Visual comparisons of zoomed-in results with "Lena" image (scale ×4)

그림 4. "Lena" 영상에 대한 확대 영상의 시각적 성능 비교 (스케일 ×4)

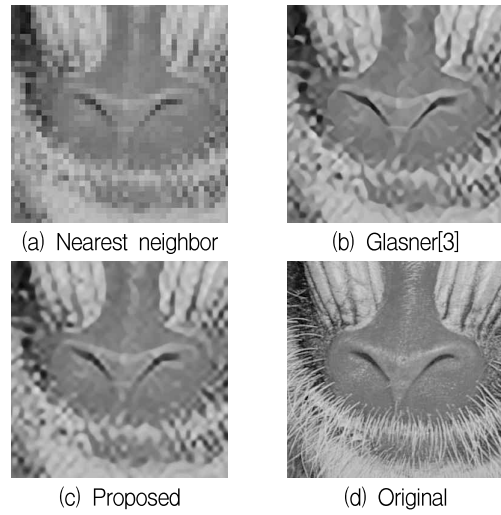


Fig. 5. Visual comparisons of zoomed-in results with Mandrill (scale ×4)

그림 5. Mandrill 영상에 대한 확대 영상의 시각적 성능 비교 (스케일 ×4)

#### IV. 결론

본 논문에서는 초해상도 영상 복원을 위한 혼합 norm 기반의 패치 유사도 검색 방식에 대해 제안하였다. 실험 결과를 통해 국부 통계 특성을 활용한 혼합 norm은 패치의 유사도 검색에 효과적임을 확인할 수 있었다. 현재 딥러닝 기반 초해상도 영상 복원 방식에 혼합 norm 유사도 검색 방식을 적용하는 연구를 진행하고 있으며 성능 개선이 가능할 것으로 예상된다.

#### References

[1] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: a technical overview," *IEEE Sig. Process. Mag.*, vol. 20, no. 3, pp. 21 - 36, 2007. DOI: 10.1109/MSP.2003.1203207

[2] M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot, and M.-L. Alberi Morel, "Single-image super-resolution via linear mapping of interpolated self-examples," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 23, no. 12, pp. 5334 - 5347, 2014. DOI: 10.1109/TIP.2014.2364116

[3] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," *IEEE Int. Conf. Computer Vision (ICCV)*, pp. 349 - 356, 2009. DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459271

[4] G. Polatkan, M. Zhou, L. Carin, D. Blei, and I. Daubechies, "A bayesian nonparametric approach to image super-resolution," *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intel.*, vol. 37, no. 2, pp. 346 - 358, 2015. DOI: 10.1109/TPAMI.2014.2321404