

비국소적 평균법 기반 점진적 선형 매핑 초해상화 기법

최재석, 김문철

한국과학기술원 전기 및 전자 공학부

jschoi14@kaist.ac.kr, mkimee@kaist.ac.kr

Non-Local Means-based Gradual Super-Resolution via Linear Mappings

Jae-Seok Choi, Munchurl Kim

Korea Advanced Institute of Science and Technology

요 약

디스플레이 해상도가 지속적으로 고해상도가 되면서, 기존 저해상도 영상을 고해상도 디스플레이 크기에 맞춰 해상도를 키우는 기법인 초해상화(super-resolution, SR) 기법에 많은 관심이 쏟아지고 있으며 이에 대한 많은 초해상화 논문들이 게재되었다. 이 중 현재 최상 품질의 고해상도 영상을 복원하는 한 초해상화 기법은, 입력 받은 저해상도 영상을 자가 예제(self-examples)로 사용하여 선형 매핑(linear mapping)을 통해 점진적으로 여러 레벨(level)를 거쳐 조금씩 키우는 방법이다. 이때 각 레벨마다 기존 저해상도 영상 크기로 반복적으로 줄여 오차를 줄이는 역투영법(back-projection)을 사용하는데, 이 방법은 처리된 영상에 시각적 품질을 낮추는 링 아티팩트(ringing artifacts)를 생산하며, 이는 매 레벨마다 계속 누적되어 고해상도 결과 이미지 품질에 악영향을 미치는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해, 본 논문에서는 저해상도 정지 영상을 고해상도 정지 영상으로 점진적으로 키울 때 일반적인 역투영법 대신 비국소적 평균법(non-local means, NLM) 기반 역투영법을 사용하는 초해상화 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 매 레벨마다 생기는 링 아티팩트를 효과적으로 제거하여 높은 시각적 품질의 고해상도 영상을 복원할 수 있게 한다. 실험을 통해 제안된 초해상화 기법을 사용 시 기존 초해상화 기법보다 향상된 고품질 고해상도 영상 복원이 가능한 것을 확인하였다.

1. 서론

최근 UHD TV가 시장에 등장하면서 이에 맞춰 시청자에게 높은 만족감을 선사할 다양한 고해상도 UHD 영상들에 대한 필요성이 대두되고 있다. 그러나 고가의 UHD 영상 취득 장비들과 높은 대역폭으로 인한 한계점으로 인해 현재 UHD 영상들을 얻기가 어려운 실정이다. 이를 위해 기존 FHD 영상들의 해상도를 UHD로 키울 수 있는 초해상화(super-resolution, SR) 기법들이 각광을 받고 있다.

초해상화 기법은 단일 저해상도(low-resolution, LR) 영상에서 고해상도(high-resolution, HR) 영상을 생성하는 방법이다. 이때, 입력된 저해상도 영상에서 원본 고해상도 영상을 복원하는 것은 부적절하게 정립된 역 문제(ill-posed inverse problem)로 정의된다. 즉, 어떤 하나의 저해상도 영상을 만들어내는 고해상도 영상들은 무한히 존재하며, 그 중 정답인 고해상도 원본을 알아내기는 힘들다. 이 때문에 초해상화 기법은 다양한 사전 지식(priors)을 활용하여 저해상도 입력 영상으로부터 정답에 근접한 고해상도 영상을 예측하는 것에 목적이 있다.

이 중, 예제(example) 기반 초해상화 기법들[1-10]이 활발히 연구가 되고 있다. 저해상도 영상 신호와 고해상도 영상 신호의 관계성(LR-HR correspondences)을 추출하여 이를 입력 저해상도 영상에 적용시켜 고해상도 영상을 생성하는 기법으로, 상당히 좋은 품질의 고해상도 영상을 얻을 수 있다. 이 기법은 다시 외부 자연 영상들에서 관계성을 추출하는 외부 예제(external-examples) 기반 초해상화 기법[1-4]과, 자기 자

신으로부터 관계성을 추출하는 자가 예제 기반(self-examples) 초해상화 기법[5-10]으로 나뉘어질 수 있다.

자가 예제 기반 기법은 외부 예제 기반 기법과 다르게 자기 자신에 더 최적화된 고해상도-저해상도 신호 특성을 추출하기 때문에 일반적으로 더 좋은 품질의 고해상도 영상을 복원할 수 있다. 이 중 최근 제안된 자가 피라미드 구조와 점진적 확대법(gradual up-scaling)을 활용한 선형 매핑(linear mapping) 기반 초해상화 기법[7]이 현재 최상 품질의 고해상도 영상을 생성하는 것으로 알려졌다. 이 기법은 입력 받은 저해상도 영상을 자가 예제(self-examples)로 사용하여 선형 매핑을 통해 점진적으로 여러 레벨(level)를 거쳐 조금씩 키우는 방법이다. 이때 각 레벨마다 기존 저해상도 영상 크기로 반복적으로 줄여 오차를 줄이는 역투영법(back-projection)을 사용하는데, 이 방법은 처리된 영상에 시각적 품질을 낮추는 링 아티팩트(ringing artifacts)를 생산하며, 이는 매 레벨마다 계속 누적되어 고해상도 결과 이미지 품질에 악영향을 미치는 단점이 있다.

이를 보완하기 위해, 본 논문에서는 선형 매핑에 사용될 자가 예제를 선택하여 저해상도 정지 영상을 고해상도 정지 영상으로 점진적으로 키울 때 일반적인 역투영법 대신 비국소적 평균법(non-local means, NLM) 기반 역투영법을 사용하는 초해상화 기법을 제안한다. 노이즈 제거에도 사용되는 비국소적 평균법은 매 레벨마다 생기는 링 아티팩트를 효과적으로 제거하여 높은 시각적 품질의 고해상도 영상을 복원할 수 있게 한다. 실험을 통해 제안된 초해상화 기법을 사용 시 기존 초해상화

기법보다 향상된 고품질 고해상도 영상 복원이 가능한 것을 확인하였다.

2. 제안하는 NLM 기반 초해상화 기법

기존 피라미드 구조 선형 매핑 기반 초해상화 기법[7]은 세 단계로 이루어져 있다.

- 1) 입력 영상을 이중 큐빅 보간법(bicubic interpolation)을 사용하여 임의의 고해상도 자가 사진과 저해상도 자가 사진을 생성한다.
- 2) 입력 영상의 각 패치와 가장 비슷한 패치를 저해상도 사진에서 검색하여 고해상도 패치로 생성 가능케 하는 선형 매핑을 추출한다.
- 3) 이를 사용해 영상을 목표하는 크기까지 점진적으로 키우며 각 레벨마다 역투영법으로 보강한다.

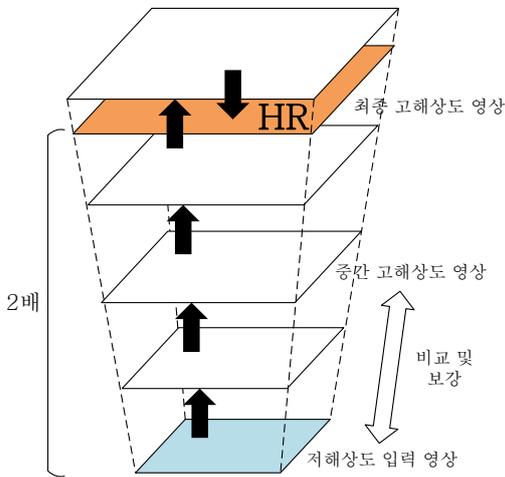


그림 1. 기존 피라미드 구조 선형 매핑 기반 초해상화 기법의 세 번째 단계.

그림 1은 위의 세 번째 단계를 자세히 표현하고 있다. 이 그림에서 알 수 있듯이, 역투영법으로 보강된 전 레벨의 영상은 다음 레벨에서 기반이 되는 영상으로써 사용된다. 역투영법은 다음 식처럼 표현되며 경사하강법(gradient descent)으로 쉽게 풀 수 있다.

$$\hat{\mathbf{X}}^l = \arg \min \|\mathbf{B}\mathbf{X}^l - \mathbf{Y}\|_2^2 \quad (1)$$

여기서 B는 다운 샘플링(down-sampling) 연산자이다. 풀이하면, 역투영법은 초해상화를 통해 복원한 l번째 레벨의 고해상도 영상 \mathbf{X}^l 을 다시 크기를 줄여 입력 저해상도 영상 \mathbf{Y} 과 비교하고 이 차이만큼을 원래의 고해상도 영상에서 감하여 품질을 보장하는 방법이다. 고해상도 영상에서 감하기 위해 저해상도에서의 차이를 그 크기만큼 늘릴 때 단순 보간법이 사용되기 때문에 이 과정에서 링 아티팩트가 생성이 된다. 역투영법으로 보강된 l번째 고해상도 영상 \mathbf{X}^l 은 다음 단계의 기반 영상으로 사용되며 이로 인해 링 아티팩트가 점차 누적이 되는 현상이 생긴다.

이 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 노이즈 제거(denoise)를 위해 자주 사용되는 NLM[11]를 추가한 역투영법을 각 레벨마다 사용하는 초해상화 기법을 제안한다.

기본적으로 NLM 필터는 주변 픽셀들의 가중합(weighted

sum)으로 현재 픽셀값을 수정하는 역할을 하며, 식으로는 다음과 같이 표현된다[11].

$$x_i = \sum_{j \in N(i)} w_{ij} x_j \quad (2)$$

$$w_{ij} = \frac{1}{C} \exp\left(-\frac{S(i, j)}{2h}\right) \quad (3)$$

여기서 x_i 는 i번째 픽셀을, w_{ij} 는 유사도 가중치를, $N(i)$ 는 i번째 픽셀의 이웃 픽셀들을, $S(i, j)$ 는 두 픽셀들의 거리, C와 h는 각각 정규화 상수와 필터 조정 파라미터이다. NLM이 사용된 비점진적 초해상화 기법[12]에서 사용된 것처럼, NLM 필터를 새로운 정규화항(regularization term)으로 정의하고 이를 역투영법과 병합하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\hat{\mathbf{X}}^l = \arg \min \|\mathbf{B}\mathbf{X}^l - \mathbf{Y}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{X}^l - \mathbf{W}\mathbf{X}^l\|_2^2 \quad (4)$$

$$\mathbf{W}(i, j) = \begin{cases} w_{ij} & j \in N(i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

이는 역투영법과 마찬가지로 경사하강법으로 풀 수 있으며, 초해상화 과정에서 점진적으로 키울 때 역투영법 대신 사용되어 다음 레벨에서 사용되기 전에 현 레벨의 고해상도 영상의 품질을 보장시키고 아티팩트의 증폭을 막을 수 있다.

3. 실험 결과

본 제안 방법의 효과성을 입증하기 위해 고해상도 정지 영상 3장을 사용하여 제안한 초해상화 기법을 적용시켰다. 비교 실험을 위하여 이중 큐빅 보간법, 기존 선형 매핑 기반 초해상화 기법[7]과 제안된 초해상화 기법이 사용되었다.

표 1은 실험 영상에 대한 PSNR과 구조 유사도 척도(SSIM) [13]을 나타낸다. 제안 초해상화 기법은 현재 최상 품질의 고해상도 영상을 복원하는 것으로 알려진 선형 매핑 기반 초해상화 기법보다 더 높은 품질의 고해상도 영상을 복원하는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 객관적 품질 비교표.

영상 종류		이중 큐빅	기존 SR[7]	제안 SR
Butterfly	PSNR	27.42	31.07	31.54
	SSIM	0.9150	0.9515	0.9624
Lena	PSNR	35.46	36.45	37.33
	SSIM	0.9316	0.9399	0.9472
Parrot	PSNR	30.77	33.06	33.41
	SSIM	0.9310	0.9481	0.9553

그림 2는 주관적 화질을 비교하기 위해 비교 초해상화 기법들과 제안 기법을 사용하여 복원한 고해상도 영상들을 보이고 있다. 우선 선형 매핑 초해상화 기법과 제안된 기법은 단순 이중 큐빅 보간법보다 높은 주관적 화질의 고해상도 영상을 복원하는 것을 확인할 수 있다. 또한 그림 2-(d)처럼 기존 선형 매핑 초해상화 기법을 사용하여 얻은 고해상도 영상에서는 역투영법으로 인한 링 아티팩트가 관찰되는 것을 알 수 있다. 반면 제안된 초해상화 기법 결과 영상에서는 그러한 링 아티팩트가 사라져 주관적 품질이 크게 향상된 것을 확인할 수 있다. 이는 새로이 추가된 NLM이 역투영법과 함께 작용하여 각 레벨의 고해상도 영상을 적절히 보정하고, 이 고해상도 영상을 다음 레벨에서 사용하여 링 아티팩트를 누적시키지 않기 때문이다.

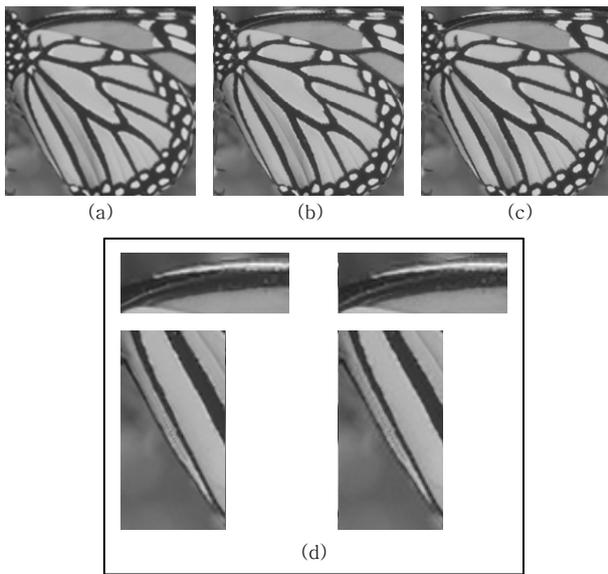


그림 2. 주관적 품질 비교. (a) 이중 큐빅 보간법, (b) 제안한 초해상화 기법 결과 영상, (c) 기존 선형 매핑 초해상화 기법[7] 결과 영상, (d) 좌: 제안한 기법, 우: 기존 기법.

4. 결론

본 논문에서는 점진적 초해상화 시 각 레벨에서 역투영법 대신 NLM가 추가된 역투영법을 사용하여 고해상도 영상을 복원하는 초해상화 기법을 제안하였다. 실험 결과, 제안된 NLM 기반 초해상화 기법은 기존 역투영법을 사용하는 초해상화 기법보다 링 아티팩트가 완화되고 더 높은 주관적 품질의 고해상도 영상을 복원할 수 있는 것을 확인할 수 있었다. 이 결과는 제안한 NLM 기반 역투영법은 각 레벨의 고해상도 영상을 다음 레벨에서 사용하는 점진적 초해상화 구조에 더 적합하다는 것을 의미한다.

감사의 글

본 논문 연구는 연구재단 중견연구자사업 핵심연구(개인) 과제(과제번호: 2014R1A2A2A01006642)로 수행되었습니다.

참고문헌

[1] M.-C. Yang, C.-H. Wang, T.-Y. Hu and Y.-C. F. Wang, "Learning context-aware sparse representation for single image super-resolution," IEEE International Conference on Image Processing, pp. 1349-1352, Brussels, Belgium, 11-14 Sept. 2011.

[2] J. Yang, J. Wright, T. S. Huang and Y. Ma, "Image super-resolution via sparse representation," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 19, no. 11, pp. 2861-2873, Nov. 2010.

[3] T. Peleg and M. Elad, "A statistical prediction model based on sparse representations for single image

super-resolution," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 23, no. 6, pp. 2569-2582, June 2014.

[4] S. Dai, M. Han, W. Xu, Y. Wu and Y. Gong "Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, Minnesota, USA, 17-22 June 2007.

[5] D. Glasner, S. Bagon and M. Irani, "Super resolution from a single image," IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 349-356, Kyoto, Japan, 29 Sept.-2 Oct. 2009

[6] W. T. Freeman, T. R. Jones and E. C. Pasztor, "Example-based super-resolution," IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, Mar. 2002

[7] M. Bevilacqua, A. Roumy, C. Guillemot and M.-L. A. Morel, "Single-image super-resolution via linear mapping of interpolated self-examples," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 23, no. 12, pp. 5334-5347, Dec. 2014.

[8] L. Liang, K. H. Chiu and E. Y. Lam, "Fast single frame super-resolution using scale-invariant self-similarity," IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 1191-1194, Beijing, China, 19-23 May 2013.

[9] C.-Y. Yang, J.-B. Huang and M.-H. Yang, "Exploiting self-similarities for single frame super-resolution," Asian Conference on Computer Vision, pp. 497-510, Queenstown, New Zealand, 8-12 Nov. 2010.

[10] S. Dai, M. Han, Y. Wu and Y. Gong, "Bilateral back-projection for single image super resolution," IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 1039-1042, Beijing, China, 2-5 July 2007.

[11] A. Buades, B. Coll and J.-M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 60-65, San Diego, USA, 20-25 June 2005.

[12] K. Zhang, D. Tao, X. Gao and X. Li, "Learning multiple linear mappings for efficient single image super-resolution," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 24, no. 3, pp. 846-861, Mar. 2015.

[13] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.