

문화재 영상에 대한 SI 기반 4 배 및 8 배 초해상화

*문재호, *김수예, **김주영, *김문철
*한국과학기술원, **한국전자통신연구원

james16@kaist.ac.kr, sooyekim@kaist.ac.kr, kimjy1113@etri.re.kr, mkimee@kaist.ac.kr

SI-based x4 and x8 Super-Resolution for Cultural Property Images

*Jaeho Moon, *Soo Ye Kim, **Juyoung Kim, *Munchurl Kim
*Korea Advanced Institute of Science and Technology,
**Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

기존 초해상화 방법들은 주로 자연 영상에 대해서는 많이 다뤄져 왔지만 단순배경과 복잡한 문양, 질감을 가진 문화재 영상에 대해 적용한 사례가 많지 않다. 또한 대부분의 초해상화 기술은 현재 딥러닝을 적용하고 있지만 복잡도와 구현 난이도에서 상대적으로 수월한 비딥러닝 방법을 사용하여 4 배와 8 배로 초해상화를 실현하는 연구 또한 많지 않다. 본 연구에서는 선형 매핑을 이용한 SI (Super Interpolation)을 기반으로 하여 2 배까지 초해상화에 특화된 기존 연구를 문화재 영상에 대하여 4 배 및 8 배로 초해상화 하였다. 간단한 윤곽선 방향 분석 및 선형 매핑으로 4 배 초해상화에서는 PSNR 값을 0.44dB 가량 개선하였으며, 8 배 초해상화에서는 PSNR 값을 0.31dB 가량 개선하였다. 또한 결과 영상에서도 단순 보간법인 Bicubic Interpolation 보다 더욱 선명하고 질감을 잘 표현하는 것을 알 수 있다.

1. 서론

초해상화는 저화질의 영상을 고화질의 영상으로 복원, 혹은 생성해내는 기술이다. UHD 방송의 시대가 시작됐고 기존의 영상들을 더 선명하게 보기 위해서 초해상화 기술은 더욱 필요하다. 기존의 초해상화 기술은 A+ [1], SelfExSR[2], SI[3]와 같은 머신러닝 방법이 대표적이었지만, SRCNN[4]의 등장으로 인해 딥러닝을 이용한 초해상화 기술[5], [6]이 많이 소개되었다. 초해상화 분야에서 딥러닝의 등장으로 그간의 한계를 넘어선 기술이 많이 소개되었지만, 딥러닝을 이용하지 않은 방법보다 복잡도가 크다는 단점도 있다.

본 논문에서는 초해상화 기술 중, 비딥러닝 방법으로 간단한 선형매핑을 이용하는 SI (Super Interpolation)[3]을 기반으로 하여 문화재 영상을 4 배와 8 배로 초해상화하였다. 기존의 SI 는 2 배로 초해상화하는 저복잡도 선형 매핑 방식이었지만, 이를 개선하여 더 고화질로 만들 수 있는 방법을 제안한다. 문화재 영상은 도자기, 회화와 같은 문화재를 고화질로 찍은 영상이다. 대부분 단조로운 색의 배경에 다양한 문양과 색을 가진 문화재가 가운데 위치한다. 이제까지 보통의 초해상화는 자연 영상에 대하여 행해져 왔지만, 단조로운 배경과 복잡한 패턴이 공존하는 문화재 영상에 대해서는 검증되지 않은 상태이다. 본 연구에서는 비딥러닝 방법으로 기존의 자연 영상과 다른 특성을 가진 문화재 영상이 들어와도 초해상화를 실현할 수 있는지 알아본다.

2. SI (Super Interpolation)

기존의 SI 는 2 배 초해상화를 위한 저복잡도 선형 매핑 방법이다. 본 논문에서는 SI 를 개선하여 4 배 및 8 배 초해상화를 위한 더 발전된 윤곽선 방향 분석 및 선형 매핑 방법을 소개하고자 한다.

2.1. 윤곽선 방향 분석

영상의 각 픽셀을 4 배 혹은 8 배로 늘리기 위해서는 1 개의 픽셀이 16(4x4)개 혹은 64(8x8)개의 픽셀로 만들어져야 한다. 이때, 그 픽셀 주변 5x5, 총 24 개의 픽셀과 자기 자신을 이용하여 윤곽선 방향을 분석한다. 5x5 패치의 윤곽선을 분석하기 위해 Figure. 1 과 같이 5 개의 3x3 의 작은 패치들의 방향성을 분석한다. Figure. 2 에 있는 같은 수직 방향성과 수평 방향성을 구하는 행렬을 곱하여 얻은 행렬의 원소를 모두 더하여 얻은 값 g_h 와 g_v 사이의 \arctan 값을 이용하여 방향을 45 도씩 나눈 방향 4 가지 중에 하나로 판별한다. 이때 g_h 와 g_v 각각의 계급의 합이 특정 값을 넘지 못하면 방향성을 갖지 않는 것으로 판별하여 3x3 작은 패치는 5 가지 방향성 중 하나를 가진다. 이렇게 5 개의 3x3 작은 패치의 방향성의 경우의 수를 조합하면, 5x5 패치는 총 5^5 (3125) 가지의 윤곽선 방향 중 하나의 클래스 가질 수 있다.

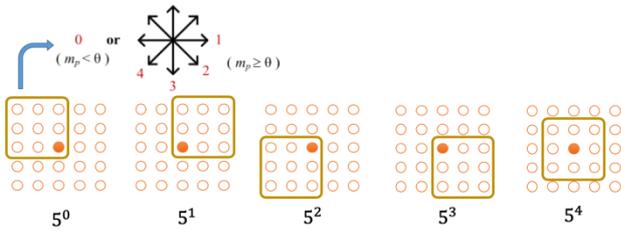


Figure. 1. 5x5 패치에서 윤곽선 분석 방법

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \\
 S_h & S_v
 \end{matrix}$$

Figure. 2. 수평 방향성과 수직 방향성을 구하는 행렬

2.2. 선형 매핑 학습 및 적용

학습 단계에서는 저화질의 영상과 고화질의 영상의 선형 매핑을 학습한다. 윤곽선 방향 분석을 통해 영상의 각 픽셀과 그 주변의 픽셀을 합친 5x5 패치를 윤곽선 방향 클래스 별로 분류한다. 또한 각 픽셀이 대응되어야 하는 고화질의 영상의 4 배 초해상화의 경우는 4x4 패치, 8 배 초해상화의 경우는 8x8 패치를 모두 저화질 영상의 픽셀의 윤곽선 방향 클래스에 따라 나열한다. 이때 행렬 곱의 편의성을 위하여 5x5 패치는 25x1 로, 4x4 패치는 16x1 로, 8x8 패치는 64x1 로 만들어준다. 선형 매핑을 학습하기 위해 필요한 패치가 모두 준비되었으면 최적화 문제를 풀어 각 윤곽선 방향 클래스 별로 선형 매핑 행렬을 구한다. 이 과정이 끝나면 3125 개의 선형 매핑 행렬이 준비된다.

$$X_C = M_C Y_C \dots(1)$$

$$M_C = \underset{M}{\operatorname{argmin}} \|X_C - M_C Y_C\|_2^2 + \lambda \|M\|_F^2 \dots(2)$$

$$M_C = X_C Y_C^T (Y_C Y_C^T + \lambda I)^{-1} \dots(3)$$

X_C 는 고화질 영상의 4x4 혹은 8x8 패치 중 윤곽선 방향 클래스 C 로 분류된 패치를 이은 행렬, Y_C 는 저화질 영상 5x5 패치 중 윤곽선 방향 클래스 C 로 분류된 패치를 이은 행렬이고, M_C 는 X_C 와 Y_C 를 이용하여 최적화 문제를 푼 해로써 윤곽선 방향 클래스 C 의 선형 매핑 행렬이다.

학습 단계에서 만들어진 선형 매핑 행렬들을 이용하여 초해상화 단계에서는 저화질의 영상을 윤곽선 방향 분석을 한 뒤, 각 패치의 클래스마다 미리 학습된 선형 매핑 행렬을 곱하여 고화질의 픽셀 패치를 만들어낸다.

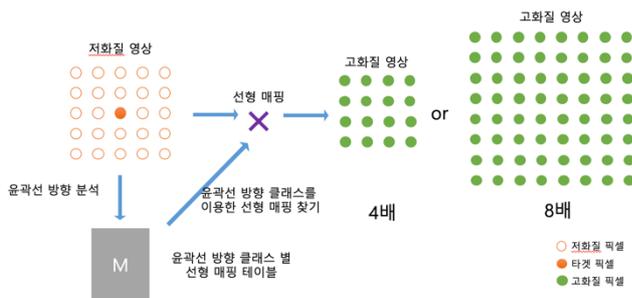


Figure. 3. 선형 매핑을 이용한 초해상화 단계

3. 실험 결과

4.1. 실험 설정

학습을 위한 데이터로는 초해상화 분야에서 가장 많이 쓰이는 DIV2K 데이터셋을 사용하였다. 딥러닝 방법과 다르게 SI 는 학습을 위한 데이터가 많이 필요하지 않아 DIV2K 에서 200 개를 무작위로 뽑아 학습에 사용하였다. 테스트를 위한 문화재 영상 데이터셋은 국립 중앙 박물관에서 다운로드 받을 수 있는 영상들 중 다양한 문화재 카테고리를 대표할 만한 영상 20 개를 선별하여 준비하였다.

4.2. 결과 분석

문화재 영상 20 개에 대하여 PSNR 과 SSIM 값을 구하여 가장 기본적인 방법인 Bicubic Interpolation 방법과 비교하였다.

Metric	4 배		8 배	
	PSNR (dB)	SSIM	PSNR (dB)	SSIM
Bicubic	32.19	0.8566	29.13	0.7959
Ours (SI)	32.63	0.8636	29.44	0.7974

Table. 1. 초해상화 방법에 따른 성능 비교

SI 를 기반으로 문화재 영상을 초해상화 했을 때, PSNR 과 SSIM 수치에서 Bicubic Interpolation 방법보다 좋은 성능을 보였고, 이를 실제 영상 결과물에서도 확인할 수 있었다.

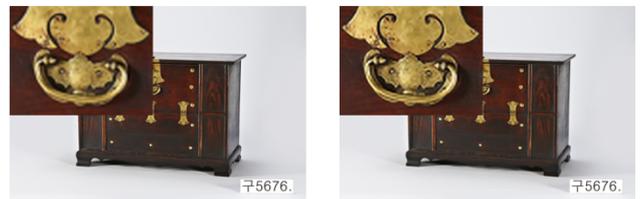


Figure. 4. 왼쪽 사진은 Bicubic Interpolation 으로 4 배 초해상화 한 결과, 오른쪽 사진은 SI 기반으로 4 배 초해상화 한 결과이다.



Figure. 5. 왼쪽 사진은 Bicubic Interpolation 으로 8 배 초해상화 한 결과, 오른쪽 사진은 SI 기반으로 8 배 초해상화 한 결과이다.

Figure. 4.와 5.에서 볼 수 있듯이 실제로 문화재 영상을 초해상화 한 결과물에서 Bicubic Interpolation 으로 초해상화 한 것보다 SI 기반으로 한 방법이 결과물이 조금 더 선명하고 문화재의 문양과 질감을 잘 표현하는 것을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 SI 를 기반으로 해서 문화재 영상을 4 배와 8 배로 초해상화를 해보았다. 기존의 단순 보간법인 Bicubic Interpolation 에 비하여 의미 있는 성능 개선을 보였고, 기존의 2 배까지만 가능하던 SI 를 4 배와 8 배로 적용했다는 것에 주목할 필요가 있다. 또한 단조로운 영역과 복잡한 패턴이 같이 있는 문화재 영상을 SI 를 이용하여 초해상화 하여 딥러닝을 이용하지 않은 방법도 더욱 다양한 특성을 가진 영상에도 적용할 수 있다는 가능성을 보여주었다.

Acknowledgements

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2020 년도 문화기술연구개발 지원사업으로 수행되었음. [R2020040045, 실감형 문화유산 체험을 위한 애셋 기반 지능형 큐레이션 및 서비스 운영 기술 개발]

참고문헌

- [1] R. Timofte, V. De Smet, and L. Van Gool, "A+ : Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution," in Proc. Asian Conf. Comput. Vis., Singapore, pp. 111- 126, Nov. 2014.
- [2] Jia-Bin Huang, Abhishek Singh, Narendra Ahuja, "Single Image Super-Resolution Fro Transformed Self-Exemplars", in CVPR, pp. 5197 - 5206, 2015.
- [3] Jae-Seok Choi, and Munchurl Kim, "Super-Interpolation With Edge-Orientation-Based Mapping Kernels for Low Complex 2x Upscaling", in IEEE, pp. 469 - 483, Jan. 2016.
- [4] Chao Dong, Chen Change Loy, Kaiming He, and Xiaoou Tang, "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks", in Proc. European Conf. Comput. Vis, Switzerland, 2014.
- [5] Jiwon Kim, Jung Kwon Lee, Kyoung Mu Lee, "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks", in CVPR, 2016.
- [6] Zhang Yulun, Kungpeng Li, Kai Li, Lichen Wang, Bineng Zhong, Yun Fu, "Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks", in Proc. European Conf. Comput. Vis, Germany, 2018.