

문화재 영상에 대한 GLM-SI 기반 4 배 및 8 배 초해상화 연구

*서원용, *김수예, **김주영, *김문철

*한국과학기술원 전기 및 전자 공학부, **한국전자통신연구원

*wyong0122@kaist.ac.kr, *sooyekim@kaist.ac.kr, **kimjy1113@etri.re.kr,

*mkimee@kaist.ac.kr

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

*Wonyong Seo, *Soo Ye Kim, **Juyoung Kim, *Munchurl Kim

*Korea Advanced Institute of Science and Technology Dep. of Electronic Engineering,

**Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

초해상화란, 저해상도의 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 이미지 처리 기법이다. 최근 영상 출력 장치의 발전으로 고해상도의 영상을 출력할 장치는 많아지는 한편, 이에 맞는 고해상도 영상을 찍을 영상 기록 장치의 보급은 이에 비해 부족한 실정이다. 따라서 저해상도의 영상을 고해상도 영상으로 변환하는 초해상화 연구는 많은 분야에서 활용되고 있다. 문화재 영상에서의 초해상화는 특히 기존 문화재의 질감, 무늬 등을 보존해야하기 때문에 정교한 초해상화 과정이 요구된다. 본 논문에서는 문화재 영상의 초해상화 과정에 집중해, 기존 문화재의 질감, 무늬 등을 잘 보존하면서 영상 데이터의 양이 상대적으로 적은 경우에도 활용 가능한 기계학습 기법, GLM-SI 를 이용한 문화재 영상 초해상화 방법을 제안한다. GLM-SI 를 사용한 초해상화 결과, 문화재 영상에서 선행 방법인 SI 에 비하여 4 배 초해상화에서 PSNR 0.12dB, SSIM 0.017, 8 배 초해상화에서 PSNR 0.23dB, 0.033 의 성능적 향상을 얻을 수 있었다.

1. 서론

최근 문화재 데이터 보존 및 문화재 관련 다양한 콘텐츠 제공을 위해 고해상도 문화재 영상의 필요성이 대두되고 있다. 하지만 이미 기록되어 있는 문화재 영상들은 대부분 현재 영상 출력 장치에 비해 해상도가 낮은 영상이 대부분이다. 기존 저해상도 영상을 대신해 수많은 화재의 고해상도 영상을 기록하기 위해서는 시간적, 금전적인 비용이 많이 소모된다. 하지만, 초해상화 기술을 활용하여 기존 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 변환할 수 있다면 이에 소모되는 비용을 획기적으로 줄일 수 있다. 본 논문에서는 머신러닝 기법 GLM-SI [1] 를 이용해 문화재 영상에 대해 각각 4 배, 8 배 초해상화하여

유의미한 고해상도 영상을 복원할 수 있는지 확인해 보았다.

2. GLM-SI (Global Local Map Super Interpolation)

GLM-SI 는 J.Choi *et al.*[1]이 제안한 머신러닝을 이용한 영상 초해상화 기법의 하나이다. 해당 논문에서는 저해상도 영상의 픽셀 하나가 고해상도 영상에서 2 배 초해상화시 4 개, 3 배 초해상화시 9 개의 픽셀을 표현하는 것은 ill-posed 문제이기 때문에 목표 픽셀 주변 48 개의 픽셀을 추가로 활용하여 총 7x7 모양의 패치를 이용해 2 배, 3 배, 4 배 초해상화 하는 방법을

제안했다. 이전 논문에서는[2] 패치들을 특성에 따라 분류하여 각 종류마다 해당하는 7x7 패치에서 2 배, 3 배, 4 배 고해상도 영상으로의 선형적 관계를 학습시킨 반면, 해당 논문에서는 7x7

패치를 3x3 의 더 작은 패치로 분리하여 총 25 개의 패치로 나누고 각각을 분류하여 최적 선형 관계를 학습시킨 후, 이 25 개의 선형 관계를 1 개의 선형 관계식으로 묶어주는 global regressor 를 도입해 더 다양한 패치종류에 대해 적합한 선형 관계를 학습할 수 있게 해주었다. 본 연구에서는 기존 논문에서 확인하지 않았던 8 배 초해상화를 비롯해 문화재 영상에서 GLM-SI 의 초해상화 성능을 측정하고 활용 가능성을 확인하였다.

3. 실험 결과

3.1 실험 환경 설정 및 데이터

GLM-SI 구현의 경우, pytorch 를 이용해 구현했으며 GPU 를 활용해 병렬적으로 연산을 처리할 수 있다.

학습 데이터로는 DIV2K[3] 학습 데이터 영상 중 임의로 100 장을 뽑아 각 이미지에서 200,000 개의 패치를 뽑아 총 20,000,000 개의 패치쌍을 추출한 뒤 뒤집기(flip)의 데이터 증대기법을 사용하였다.

테스트 데이터로는 DIV2K 테스트 데이터 100 장과 국립중앙박물관의 문화재 영상 중 각 분류 별 대표적인 영상 20 장을 사용하였다. 문화재 영상의 경우, 성능을 확인할 수 있는 저해상도, 고해상도 영상 쌍이 없기 때문에, bicubic 다운샘플링을 통해 획득한 저해상도 영상을 입력 영상으로 사용하여 초해상화 후 원본 영상과 비교하여 성능을 측정하였다.

성능 평가는 Bicubic, SI [2], GLM-SI [1], 세 가지 초해상화 기법을 비교하는 방식으로 이루어졌으며, 각각의 기법을 이용해 4 배, 8 배 초해상화하여 PSNR, SSIM 을 측정하였다.

3.2 GLM-SI 를 이용한 초해상화 결과

각각 DIV 2K, 문화재 영상을 bicubic, SI, GLM-SI 를 이용해 초해상화한 결과를 비교한 결과는 다음과 같다.

Table. 1, 2 는 각각 4 배 초해상화, 8 배 초해상화한 결과를 대조군과 비교한 결과이다. 4 배 초해상화의 경우 DIV 2K 테스트 셋과 문화재 영상 모두에서 GLM-SI 의 PSNR, SSIM 이 bicubic, SI 보다 좋은 결과를 보였고, 8 배 역시 DIV 2K 에서의 SSIM 을 제외한 지표에서 가장 좋은 결과를 보였다.

실제 문화재 영상을 4 배, 8 배 초해상화한 영상은 Figure. 1, 2 와 같다. 영상에서도 GLM-SI 가 bicubic 과 SI 를 이용해 초해상화한 영상에 비해 선명한 영상을 생성함을 볼 수 있다.

Table. 1. GLM-SI 를 이용한 4 배 초해상화 결과

Scale Factor	×4			
Test Dataset	DIV2K		문화재 영상 (20 장)	
Metric	PSNR(dB)	SSIM	PSNR(dB)	SSIM
Bicubic	26.82	0.7702	320=19	0.8566
SI	27.29	0.7744	32.63	0.8636
GLM-SI	27.69	0.7839	32.75	0.8653

Table. 2. GLM-SI 를 이용한 8 배 초해상화 결과

Scale Factor	×8			
Test Dataset	DIV2K		문화재 영상(20 장)	
Metric	PSNR(dB)	SSIM	PSNR(dB)	SSIM
Bicubic	23.84	0.6278	29.13	0.7959
SI	23.82	0.6221	29.44	0.7974
GLM-SI	23.98	0.6173	29.67	0.8007

4. 결론

문화재 영상의 초해상화의 경우, 문화재의 질감, 무늬 등이 잘 복원되어야 하므로 다른 영상의 초해상화에 비해 주의를 기울일 필요가 있다. GLM-SI 를 사용한 초해상화 결과 비교적 적은 영상들을 이용해 학습하여도 좋은 성능의 초해상화가 가능함을 확인하였다.

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]



Figure. 1. 문화재 경기도 반닫이 4 배 초해상화 결과, (좌상) Bicubic 초해상화 결과, (우상) SI 를 이용한 초해상화 결과 (좌하) GLM-SI 를 이용한 초해상화 결과, (우하) 실제 고해상도 영상



Figure. 1. 문화재 「당곡」이 쓰여진 백자 청화 보상화 넝쿨 무늬 병 8 배 초해상화 결과, (좌상) Bicubic 초해상화 결과, (우상) SI 를 이용한 초해상화 결과 (좌하) GLM-SI 를 이용한 초해상화 결과, (우하) 실제 고해상도 영상

참고문헌

- [1] J. Choi and M. Kim, "Single Image Super-Resolution Using Global Regression Based on Multiple Local Linear Mappings," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, no. 3, pp. 1300-1314, March 2017.
- [2] J. Choi and M. Kim, "Super-Interpolation With Edge-Orientation-Based Mapping Kernels for Low Complex 2x Upscaling," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 1, pp. 469-483, Jan. 2016.
- [3] Agustsson, Eirikur, and Radu Timofte. "Ntire 2017 challenge on single image super-resolution: Dataset and study." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. 2017.
- [4] H. Hyotyniemi, "Multivariate regression-Techniques and tools," *Control Eng. Lab., Helsinki Univ. Technol., Helsinki, Finland, Tech. Rep. 125*, 2001.