

## 중첩 블록 단위 종단간 이미지 압축 방법

김민섭 이종석 심동규

광운대학교

{minsub20, suk2080, dgsim}@kw.ac.kr

## Overlapped Block-wise End-to-End Image Compression Method

Kim, Min-Sub Lee, Jong-Seok Sim, Dong-Gyu

Kwangwoon University

## 요약

본 논문은 딥러닝 기반의 중첩 블록 단위 이미지 압축 방법에 대하여 제안한다. 이미지를 블록 단위로 나누어 압축을 진행하며, 그 과정에서 생길 수 있는 블록화 현상을 제거하기 위해 블록의 주변부를 압축에 이용한다. 이로 인한 추가적인 부하를 제거하기 위해 복호화에 필요한 부하 영역을 제거한 뒤, 복호화기에서 특징맵들을 병합하여, 제거한 영역에 대해 주변 블록의 정보를 사용하여 복호화를 진행한다. 압축을 진행하고자 하는 이미지의 크기에 따라 급격하게 증가하는 요구 메모리를 이미지의 크기에 상관 없이 고정된 작은 메모리로 이미지 압축을 진행할 수 있다는 장점이 있다. 실험 결과로써 4K 이미지를 통해서 복원된 화질과 메모리의 사용량을 측정한 결과, 동일한 화질을 유지함과 동시에, 기존 방법대비 약 500배 적은 메모리 사용량을 보인다.

## 1. 서론

보다 적은 용량으로 좋은 화질의 이미지를 저장 및 전송하기 위한 연구는 계속해서 진행되어왔으며, 현재는 심층 신경망에 관한 연구 또한 활발하게 진행되고 있다. 이미지를 압축하는 방법은 크게 프레임 기반 압축 방법과 블록 기반 압축 방법으로 나뉜다. 프레임 기반 압축 방법은 이미지 전체가 하나의 처리 단위로 사용하며, 대표적인 프레임 기반 영상 압축기술은 웨이블릿 변환을 사용하는 JPEG2000[1]이 있다. 또 다른 방법으로는 이미지를 블록 단위로 나누어 하나의 블록을 처리 단위로 사용하는 JPEG[2], H.265/HEVC[3], H.266/VVC[4]와 같은 블록 기반 압축 방법이 있다. 프레임 기반 영상 압축의 경우, 이미지 전체가 하나의 처리 단위이기 때문에, 이미지 크기 증가에 따른 많은 메모리와 계산량을 요구하는 문제점이 있다. 이러한 문제점 때문에 많은 압축 표준은 블록 기반의 영상 압축 방법을 사용한다.

또 다른 이미지 압축 기술로 심층 신경망을 활용한 이미지 압축 방법이 있으며, 압축 효율 또한 꾸준히 상승하고 있다[5][6]. 심층 신경망 기반의 이미지 압축기술은 프레임 기반 영상 압축기술의 하나이다. 즉, 심층 신경망 기반의 이미지 압축기술 역시 이미지 크기 증가에 따라서 필요 메모리 또한 급격하게 증가하는 치명적인 문제점이 존재한다. 따라서 본 논문에서는 심층 신경망 기반 이미지 압축에서 블록 단위로 처리를 수행함으로써 메모리 증가 문제를 해결한다. 제안하는 방법은 이미지 부호화기에서는 입력 이미지를 특정 크기의 블록으로 분할하고 신경망 기반 이미지 부호화기를 통해 이미지 압축을 수행하여 블록 단위 비트스트림을 생성한다. 이미지 복호화기에서는 블록 단위로 전달받은 비트스트림을 복호화하여 블록 단위 신경망 특징맵을 복원하고 이후 모든 특징맵을 병합하고 이후 신경망 기반 이미지 복호화기를 통해 원본 이미지를 복원한다. 신경망 기반 이미지 부호화기에서는 블록 단위로 처리를 수

행하기 때문에 필요 메모리가 일정하다는 장점이 있으며, 복호화기에서는 신경망 특징맵을 병합하여 이미지를 복원한다. 이때, 복호화기에서는 블록 단위 복원을 수행하지 않기 때문에 이미지 크기 증가에 따른 메모리 증가가 발생하지만, 병합된 특징맵은 전체 이미지 대비 낮은 공간 해상도를 가지기 때문에 큰 문제 없이 동작 가능하다. 또한, 병합된 신경망 특징맵을 사용하기 때문에 블록화 현상이 발생하지 않는다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 방법에 대하여 자세히 설명하고, 3장에서는 제안하는 방법과 기존 방법에 대하여 실험을 통해 이미지 복원의 성능을 평가한다. 마지막으로, 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 본론

본 논문에서는 프레임 기반 압축 방법인 신경망 기반 이미지 압축 기술의 처리 단위를 블록으로 변경하여 진행하기 위한 블록 단위 종단간 이미지 압축 방법을 제안한다. 부호화기의 처리 단위는,  $N \times N \times C$  크기의 이미지를 래스터 스캔 순서(raster scan order)로  $n \times n \times C$  크기의 이미지 블록으로 나눈 뒤, 패딩을 통해  $(n+p) \times (n+p)$  크기의 이미지 블록에 대해 처리를 진행한다.  $n$ 은 임의의 크기로, 실제 압축될 데이터의 크기는  $n \times n \times C$ 이며,  $p$ 는 신경망 기반 이미지 부호화기에서  $n \times n \times C$  크기 블록의 연산에 사용되는 수용영역에 대한 추가 범위,  $C$ 는 이미지의 채널이다. 나누어진 블록은 신경망 기반 이미지 부호화기(dnn-based coding)를 통해 신경망 특징맵(feature map)으로 변환된다. 이때 들어온 이미지는 특징맵에서 각각 4, 2, 2의 stride 값을 가진 합성곱 층들을 지나며, 신경망 기반 이미지 부호화기를 거쳐 나온 블록 단위 신경망 특징맵 데이터의 크기는  $(n+p)/16 \times (n+p)/16 \times F$  가

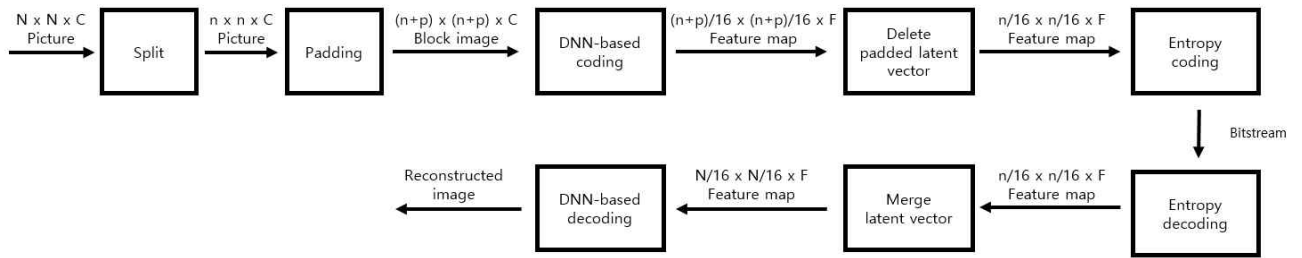


그림 1 제안한 방법의 흐름도

된다.  $F$ 는 신경망 기반 이미지 부호화기에서 사용된 필터의 개수이다. 신경망 기반 이미지 부호화기를 지날 때 생기는 왜곡을 방지하기 위해서  $p$ 만큼의 추가 영역을 준 이미지 또한 신경망 특징맵으로 변환되었기 때문에, 추가 영역  $p$ 에 대한 신경망 특징맵 영역을 제거한다. 마지막으로  $n/16 \times n/16$  크기의 블록 단위 신경망 특징맵을 CABAC을 이용한 엔트로피 부호화 (entropy coding) 를 통해서 비트스트림을 생성한 후 전송한다.

복호화기에서는 전송받은 비트스트림을 엔트로피 복호화기 (entropy decoding) 를 통해서  $n/16 \times n/16$  크기의 블록 단위 신경망 특징맵을 복원한다. 복원된 블록 단위 신경망 특징맵들을 병합하여  $N/16 \times N/16$ 의 크기를 가진 하나의 신경망 특징맵을 생성하여, 신경망 기반 복호화기 (dnn-based decoding) 을 통해 이미지를 복원한다.

것을 확인하였다. 그림 2. 는 제안하는 방법으로 E2EIC를 활용하여 복원한 이미지와 기존의 E2EIC를 이용하여 복원한 이미지이다.

추가적으로 이론적인 메모리 사용량을 제안하는 방법과 E2EIC를 비교하였다. 표 1.은 이미지 크기에 따라 요구되는 특징맵의 메모리 크기 비교 표이다. 표 1. 을 통해 제안하는 방법이 이미지 크기에 따른 메모리의 사용량이 변하지 않음을 확인 할 수 있다. 이미지 압축에 사용되는 메모리의 크기의 경우, 처리 단위와 연관성이 있다. 즉, 한 장의 프레임 전체가 처리 단위일 경우, 요구되는 메모리의 크기는 이미지 전체의 크기와 필터 수의 곱한 값이 된다. 그러나 제안한 방법을 통해 이미지 압축을 수행한다면, 이미지의 크기와는 무관하게, 하나의 블록이 처리 단위이므로, 요구되는 메모리는 블록의 크기로 고정된다.

표 1. 이미지의 크기에 따라 요구되는 특징맵의 메모리 크기

	128x128	1920x1080	3840x2160
Anchor	3,145,728	398,131,200	1,592,524,800
Proposed	3,145,728	3,145,728	3,145,728

### 3. 실험 방법 및 실험 결과

본 논문에서 제안하는 방법의 성능을 평가하기 위하여 신경망 기반 압축 기술 중 하나인 End-to-End Image Compression(E2EIC)[7]을 블록 단위 이미지 압축에 사용하였다. 네트워크 구현은 python 3.6, Tensorflow 1.15, Tensorflow compression 1.0을 이용하였다. 제안하는 방법과 E2EIC에 대한 성능 평가를 위하여 DIV2K[8] 데이터셋을 이용하여 제안하는 방법과 E2EIC를 이용하여 각각 이미지 압축을 수행하고 발생하는 비트스트림의 크기를 측정하고 복원된 이미지의 PSNR을 측정하였다. 실험 결과로서, 제안하는 방법과 E2EIC를 통해 이미지의 부호화 및 복호화를 진행한 경우 복원된 두 이미지가 완전하게 동일한

### 4. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 심층 신경망 기반 블록 단위 이미지 압축 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안하는 방법은 압축의 처리 단위를 블록 단위로 수행하는 것이다. 메모리의 사용량을 4K 이미지를 통해서 측정한 결과, 기존 방법대비 약 500배 적은 메모리 사용을 보였다. 따라서, 본 논문에서 제안한 블록 단위의 신경망 기반 이미지 압축 방법은 E2EIC와 복원 영상의 관점에서 동일한 압축 성능을 보임과 동시에, 이미지의 크



그림 2. 기존 방법과 제안한 방법의 복원 영상 비교

기에 따라 요구되는 메모리의 크기가 변하지 않고, 블록의 크기에 맞추어 고정된 크기의 메모리를 한다. 블록의 크기에 따라 메모리의 사용량이 결정되기 때문에 메모리가 제한된 환경에서도 이미지를 압축할 수 있다.

블록 기반 압축 방법을 사용하는 기존의 정지 영상 및 동영상 압축 표준기술들이 활용하는 기술을 본 논문에 적용하여 성능을 향상할 수 있을 것으로 예상된다. 따라서, 향후 연구로는 블록 단위로 진행하며 기존 블록 기반 압축 방법들의 장점을 활용하는 연구를 진행할 예정이다.

## 5. 감사의 글

이 논문은 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(NRF-018R1A2B2008238)의 지원을 받아 작성되었습니다.

## 6. 참고문헌

- [1] M. D. Adams, "The JPEG-2000 still image compression standard," ISO/IEC JTC 1/SC 29mG 1, Document N2412, Sep. 2001.
- [2] G. k. Wallace, "The JPEG still picture compression standard," *Communications of the ACM*, Vol. 34, pp. 30-44, 1991.
- [3] G. J. Sullivan, J. R. Ohm, W. J. Han, and T. Wiegand, "Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard," *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, pp. 1649-1668, 2012.
- [4] J. S. Lee, J. T. Park, H. S. Choe, J. H. Byeon, and D. G. Sim, "Overview of VVC," *Broadcasting and Media Magazine*, Vol. 24, No. 4, pp. 10-25, 2019
- [5] D. Minnen, J. Ballé, & G. Toderici. "Joint autoregressive and hierarchical priors for learned image compression." *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 10771-10780, 2018.
- [6] F. Mentzer, E. Agustsson, M. Tschannen, R. Timofte, and L. Van Gool, "Conditional probability models for deep image compression," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt lake city, pp. 4394-4402, 2018.
- [7] J. Ballé, V. Laparra, and E. P. Simoncelli, "End-to-End Optimized Image Compression," *proceeding of the International Conference on Learning Representations*, 2017.
- [8] E. Agustsson, and R. Timofte. "NTIRE 2017 challenge on single image super-resolution: Dataset and study," *CVPR Workshops*, 2017.