

## 다중 스케일 네트워크 기반 영상 내 모아레 무늬 제거 기법

박현국 비엔지아안 이철

동국대학교

{hyunkook,viengiaan}@mme.dongguk.edu, chullee@dongguk.edu

## Image Demorieing Based on a Multi-scale Neural Network

Hyunkook Park An Gia Vien Chul Lee

Dongguk University

## 요약

본 논문에서는 다중 스케일로 구성된 뉴럴 네트워크를 이용하여 영상 내 모아레 무늬를 제거하는 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 영상 피라미드를 생성하여 모아레 무늬를 구성하는 다양한 주파수 범위의 정보를 제거한다. 각 branch는 Multi-scale Feature Block (MFB)과 Tone-Mapping Block (TMB)으로 구성되어 효과적으로 모아레 현상을 제거하고 저하된 색상 저하를 복원한다. 컴퓨터 모의실험을 통해 제안하는 기법이 기존 기법에 비해서 높은 모아레 제거 성능을 보이는 것을 확인한다.

## 1. 서론

최근 디지털 영상 기술의 발전으로 디지털 카메라와 스마트폰을 이용하여 다양한 환경에서 사진을 촬영할 수 있다. 하지만 디스플레이 화면 촬영 시 카메라와 디스플레이와 그리드 위치 차이로 인하여 앨리어싱이 발생하며, 취득된 영상은 모아레(Moiré) 무늬를 포함한다. 모아레 무늬는 촬영된 화면에 무지개빛 또는 물결무늬의 출렁임 등 복잡한 형태와 다양한 색을 포함하는 등 여러 모습으로 나타난다.

모아레 무늬는 영상 품질을 저하시키기 때문에, 영상 품질 향상을 위해 그동안 다양한 모아레 무늬 제거 기법이 개발되었다. 예를 들어 Schöberl 등은 카메라 센서 앞에 저역 통과 필터를 부착하여 앨리어싱 현상을 제거하는 기법을 제안하였다 [1]. 하지만 이 기법은 고주파 성분을 제거하여 결과 영상이 과도하게 부드러워지는 문제를 발생시킨다. Pekukuksen와 Altunbasak는 색상 차이 보간법을 기반으로 색상 필터 배열의 subsampling 기법을 제안하였다 [2]. 이 기법은 계산 복잡도가 높아 실제 적용에 어려움이 있으며, 결과 영상이 녹색 채널에 과도하게 의존한다는 문제가 있다.

최근에는 딥러닝 기술을 적용하여 모아레 무늬를 효과적으로 제거하기 위한 다양한 기법들이 개발되었다. Sun 등은 대량의 데이터셋을 학습시켜 모아레 무늬를 제거하는 기법을 제안하였다 [3]. 하지만 학습데이터를 촬영한 카메라의 설정과 다르게 촬영된 영상에 대해서는 품질이 저하되는 단점이 있다. He 등은 모아레 현상의 다양한 특성을 고려한 뉴럴 네트워크를 개발하였으나 [4], 강한 색과 형태의 모아레 무늬는 효과적으로 제거하지 못하는 단점이 있다.

본 논문에서는 다중 스케일 뉴럴 네트워크 기반 영상 내 모아레 무늬를 효과적으로 제거하는 기법을 제안한다. 제안하는 네트워크는 모아레 현상이 주파수 영역에서 광범위한 영역에 발생한다는 가정 하에

원본 영상의 해상도를 작게 만들며, 여러 해상도를 가진 branch에서 모아레를 제거한다. 각 branch 네트워크는 Multi-scale Feature Block (MFB)과 Tone-Mapping Block (TMB)으로 구성된다. MFB는 모아레 영역을 효과적으로 복원하며, TMB는 저하된 영상의 색상을 복원한다. 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안하는 기법이 기존 기법 [3, 5]에 비해서 모아레 현상을 더욱 효과적으로 제거할 수 있음을 확인한다.

## 2. 제안하는 기법

촬영된 영상 내 모아레 무늬의 생성은 아래와 같이 모델링한다.

$$I_m = \xi(I_c) + M \quad (1)$$

여기에서  $I_c$ 는 디스플레이의 원본 영상이며,  $M$ 은 모아레 무늬 영상을 나타낸다. 또한,  $\xi$ 는 영상 취득 과정에서 발생하는 밝기 저하를 나타낸다. 그러면 수식 (1)의 모델링을 기반으로 모아레가 제거되고 밝기 저하가 보상된 결과 영상은 아래와 같이 얻을 수 있다.

$$I_c = \xi^{-1}(I_m - M) \quad (2)$$

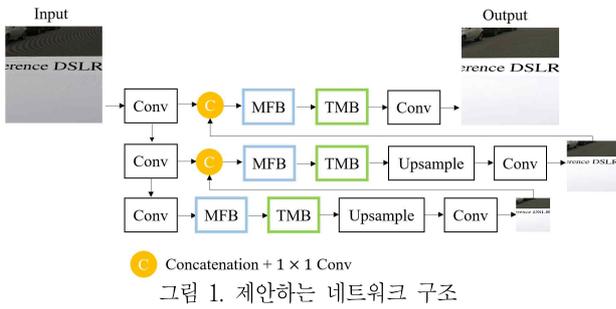
여기에서  $\xi^{-1}$ 는  $\xi$ 의 역함수이며 저하된 밝기를 복원하는 톤매핑을 나타낸다. 본 논문에서는 수식 (2)가 나타내는 것과 같이 모아레 무늬 제거와 톤매핑의 두 가지의 단계를 통해 원본 영상을 복원한다.

그림 1은 제안하는 다중 스케일 네트워크의 구조를 도시하며, 각 branch 네트워크는 MFB와 TMB를 이용하여 모아레 무늬 제거와 톤매핑을 각각 수행한다.

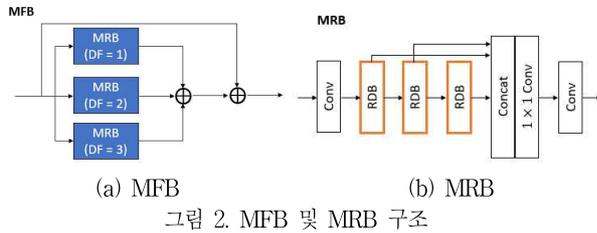
## 2.1 Multi-scale Feature Block

MFB는 그림 2(a)가 도시하는 것과 같이 3개의 MRB (Multi Residual Dense Block)으로 구성되며 각 MRB는 서로 다른 Dilation Factor (DF)를 통해 receptive field를 넓힌다. 그림 2(b)는 3개의

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2019R1A2C4069806).



Residual Dense Block (RDB)으로 구성된 MRB를 도시한다. RDB는 Dense Block (DB)에 Residual이 추가된 Block이며, 영상의 저수준 정보를 유지하면서 고주파 성분을 효과적으로 복원한다. MFB는 서로 다른 DF를 통해 컨볼루션의 receptive field를 넓히며 모아레를 폭 넓게 관찰하고, RDB를 사용하며 모아레 현상을 효과적으로 제거하고 원본 정보를 복원한다.



### 2.2 Tone-Mapping Block

TMB는 모아레 영상과 원본 영상 사이의 밝기 차이를 복원한다. 그림 3이 도시하는 것과 같이 3×3 Conv layer와 Adaptive average pooling layer을 통해 영상의 feature map을 추출한다. 그리고 추출된 feature map은 attention mechanism [6]을 이용하여 3개의 Fully-connected layer를 통해 deep feature map으로 추출한다. 마지막으로 deep feature map은 입력과 동일한 크기의 feature와 곱해져 영상의 밝기 차이를 학습한다.

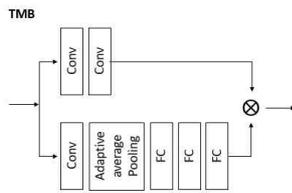


그림 3. TMB의 구조

### 3. 실험 결과

본 논문에서는 제안하는 모아레 제거 기법의 성능을 LCDMoire 데이터셋의 validation set을 이용하여 평가한다 [7]. 또한, 제안하는 기법의 결과 영상과 Sun 등의 기법 [3]과 Cavigelli 등의 기법 [5]의 결과 영상을 비교하여 성능을 평가한다.

그림 4는 모아레 제거 결과 영상을 확대한 디테일을 비교한다. 그림 4 (b)에 도시된 Sun 등의 기법은 강한 색과 형태를 포함하는 모아레 무늬를 제거하지 못하여 흰색 배경에 모아레 무늬가 남아있다. 그림 4 (c)의 Cavigelli 등의 기법은 흰색 배경의 모아레는 효과적으로

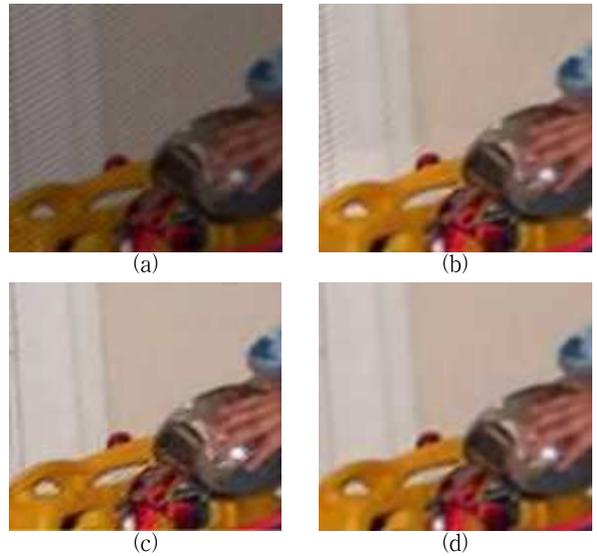


그림 4. 결과 비교 확대 영상. (a) 입력 영상, (b) Sun 등의 기법 [3], (c) Cavigelli 등의 기법 [5], (d) 제안하는 기법.

제거하지만 노란색 장난감 부분의 모아레 현상은 제거하지 못한다. 그림 4(d)의 제안하는 기법은 영상의 디테일을 유지하면서도 모아레 무늬를 효과적으로 제거하는 것을 확인할 수 있다.

### 4. 결론

본 논문은 다중 스케일 뉴럴 네트워크 기반 영상 내 모아레 무늬 제거 기법을 제안하였다. 제안하는 네트워크는 branch로 나누어 입력 영상을 처리하며, 각 branch에서 MFB와 TMB를 이용하여 모아레 현상을 제거한다. MFB는 모아레 현상을 제거하고 TMB는 저해상도 영상의 밝기를 복원한다. 실험을 통해서 제안하는 기법이 기존 기법에 비해서 모아레 제거에 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

### 5. 참고문헌

- [1] M. Schöberl, W. Schnurrer, A. Oberdörster, S. Fössel, and A. Kaup, "Dimensioning of optical birefringent anti-alias filters for digital cameras," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process.*, Sep. 2010.
- [2] I. Pekkucuksen and Y. Altunbasak, "Multiscale gradients based color filter array interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 1, pp. 157-165, Jan. 2013.
- [3] Y. Sun, Y. Yu, and W. Wang, "Moiré photo restoration using multiresolution convolutional neural networks," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 27, no. 8, pp. 4160-4172, Aug. 2018.
- [4] B. He, C. Wang, B. Shi, and L. Duan, "Mop moiré patterns using MopNet," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, Oct./Nov. 2019.
- [5] L. Cavigelli, P. Hager, and L. Benini, "CAS-CNN: A deep convolutional neural network for image compression artifact suppression," in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, May 2017.
- [6] J. Hu, L. Shen, and G. Sun, "Squeeze-and-excitation networks," in *Proc. IEEE Comput. Vis. Pattern Recognit.*, Jun. 2018.

- [7] S. Yuan, R. Timofte, G. Slabaugh and A. Leonardis, "AIM 2019 challenge on image demoiring: Dataset and study," in *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Workshop*, Oct. 2019.