

# 효과적인 비 제거 알고리즘을 위한 영상의 콘트라스트 복원 기법

\*박기웅 \*\*유송현 \*\*\*정제창

한양대학교 전자컴퓨터통신공학과

\*kwpark0727@naver.com \*\*fkdlzmftld@gmail.com \*\*\*jjeong@hanyang.ac.kr

## Contrast Restoration Method of Images for An Effective Rain Removal Algorithm

\*Park, Ki-Woong \*\*Yu, Song-Hyun \*\*\*Jeong, Je-Chang

Department of Electronic and Computer Engineering, Hanyang University

### 요약

본 논문에서는 콘트라스트 복원 기법을 통한 효과적인 비 제거 알고리즘을 제안한다. 기존의 비 제거 알고리즘은 영상에 나타난 비를 제거하는 과정에서 빗줄기로 인한 콘트라스트 감소 현상을 제거하지 못하는 단점이 존재한다. 이에 본 논문에서는 합성곱 신경망을 이용하여 빗줄기를 제거하는 기존의 알고리즘에 덧붙여 빗줄기로 인해 발생된 콘트라스트 변화량을 추정하여 복원하는 과정을 추가함으로써 기존의 알고리즘보다 효과적으로 비를 제거하는 방법을 제시한다. 실험을 통해 성능을 분석한 결과, 제안하는 알고리즘은 모든 결과 영상에 대하여 기존의 알고리즘에 비해 높은 화질 평가 수치를 나타내었으며 주관적으로도 더 선명한 결과를 보여주었다.

### 1. 서론

최근 컴퓨터 비전 분야의 영상 인식 시스템은 보행자 검출 및 차선 인식과 같은 기능에서 매우 우수한 성능을 나타내어 자동차의 자율주행 기술에서 핵심적인 역할을 맡고 있다. 이와 같은 시스템은 보다 정확한 인식 성능을 위해 선명하고 뚜렷한 입력 영상을 필요로 한다. 그럼에도 불구하고, 입력 영상에서 종종 나타나는 예측 불가능한 왜곡 현상은 시스템이 올바른 탐지를 하지 못하도록 방해한다. 특히 야외의 경우 날씨의 변화가 그 예시 중 하나이다. 따라서 날씨의 변화로 인한 영상의 왜곡 현상을 제거하는 것은 영상 인식 시스템에서 매우 중요한 전처리 기법이며, 비를 제거하는 기법 또한 불가피하다.

비가 내리는 영상에서 제거해야 할 요소는 크게 두 가지가 있다. 하나는 빗줄기이고 다른 하나는 콘트라스트 감소 현상이다. 이 중 빗줄기는 대부분 고주파수 영역에 존재하며, 콘트라스트 감소 현상은 주로 저주파수 영역에 존재하는 특성이 있다. 이러한 특성을 활용하기 위해 최근의 많은 비 제거 알고리즘은 입력 영상을 저주파수 영역과 고주파수 영역으로 분할하는 것에서부터 시작하였다. Fu [1]는 입력 영상을 저주파수 성분과 고주파수 성분으로 분할한 후 고주파수 성분에 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network: CNN)을 적용하여 빗줄기를 제거하는 방법을 제안하였다. Wang [2]은 고주파수 성분에서 서로 다른 연산을 통해 3 개의 계층을 추출한 후 이를 합성하는 기법을 이용하여 빗줄기를 제거하였다. 하지만 대부분의 비 제거 알고리즘은 빗줄기로 인한 콘트라스트 감소 현상을 제거하지 못하는 단점이 존재한다.

본 논문에서는 빗줄기의 번짐 현상으로 인한 콘트라스트 변화량을 복원하는 과정을 통해 보다 효과적으로 비를 제거하는 기법을 제안한다. Fu [1]가 제안한 빗줄기 제거 알고리즘에 제안하는 콘트라스트 복원 기법을 추가적으로 적용하여 보다 선명한 결과 영상을 얻는다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. 2 장에서는 기존의 비 제거 알고리즘을 설명하고 3 장에서는 본 논문에서 제안하는 비 제거 알고리즘에 대해 설명한다. 4 장에서는 실험을 통해서 기존의 합성곱 신경망만을 사용했던 알고리즘 [1]과 제안하는 알고리즘의 성능 및 결과 영상을 비교한다. 마지막으로 5 장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘에 대한 결론을 내린다.

### 2. 기존의 알고리즘

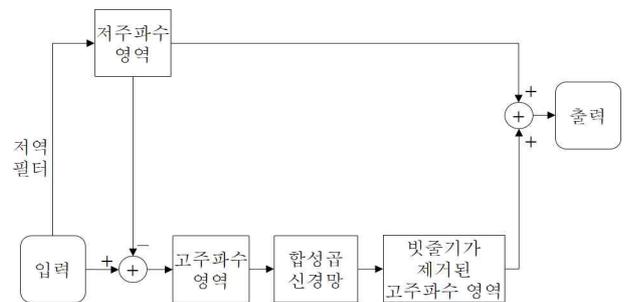


그림 1. 기존 알고리즘 순서도

그림 1 은 Fu [1]가 제안한 기존 알고리즘의 전체 순서도를 나타낸다. 먼저 입력 영상을 가이드드 필터 [3]에 통과시켜 영상의 저주파수 영역을 얻고, 입력 영상과의 차분 연산으로 고주파수 영역을 얻는다. 이와 같이 주파수 분해된 영상을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$I = I_{base} + I_{detail} \tag{1}$$

여기서 식 (1)의  $I$ 는 입력 영상을 의미하고,  $I_{base}$  와  $I_{detail}$ 은 각각 입력 영상의 저주파수 영역과 고주파수 영역을 의미한다.

다음으로 고주파수 영역을 이미 학습이 완료된 합성곱 신경망에 통과시켜 빗줄기가 제거된 고주파수 영역을 얻는다. Fu [1]가 설계한 합성곱 신경망은 입력층과 출력층, 그리고 2 개의 은닉층으로 이루어져 있다. 두 은닉층과 출력층의 커널 (Kernel)의 크기는 각각 16, 1, 8 이며 은닉층의 커널 개수는 512개다. 은닉층의 활성화함수는 ReLU (Rectified Linear Unit) [4]함수가 사용되었다.

신경망의 학습을 위해 Fu [1]는 350 개의 야외 영상을 얻고, 포토샵 (Photoshop)을 활용하여 각 영상마다 14 종류의 빗줄기를 합성하여 4,900 개의 비가 내리는 영상을 얻었다. 비가 내리는 영상을 대상으로 1,000,000 개의  $64 \times 64$  크기의 패치 (Patch)를 임의로 추출한 후, 각각의 고주파수 성분을 신경망의 입력으로 사용하였다. 또한 이에 상응하는  $42 \times 42$  크기의 패치를 추출한 후, 각각의 고주파수 성분을 신경망의 정답으로 사용하였다.

신경망의 학습 과정인 역전파법 (Backpropagation)을 수행하기 위해서는 오차함수의 미분을 계산해야 한다. 역전파법에 사용된 오차 함수  $L$ 은 다음과 같다.

$$L = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \| f_{\mathbf{w}}(\mathbf{I}_{detail}^n) - \mathbf{J}_{detail}^n \|_F^2 \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{I}_{detail}^n$  과  $\mathbf{J}_{detail}^n$ 은 각각 입력 패치와 정답 패치를 의미하고,  $f_{\mathbf{w}}(\cdot)$ 는 신경망의 순전파 (Forward Propagation) 연산을 의미한다. 또한  $N$ 은 미니배치 (Mini-Batch)크기를 의미하며,  $\| \cdot \|_F$ 는 벡터의 Frobenius Norm을 의미한다. 역전파법에서 학습률 (Learning Rate)은 0.01로 설정되었다. 이와 같은 조건들을 바탕으로 MatConvNet [5]라이브러리를 이용하여 신경망을 학습하였다.

최종적으로 저주파수 영역을 신경망을 통과한 고주파수 영역과 결합하여 다음 식과 같이 비가 제거된 출력 영상  $O$ 를 얻는다.

$$O = I_{base} + f_{\mathbf{w}}(I_{detail}) \quad (3)$$

### 3. 제안하는 알고리즘

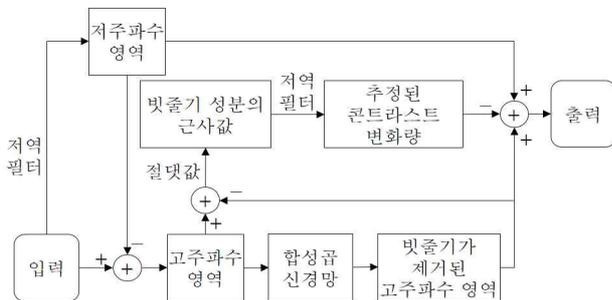


그림 2. 제안하는 알고리즘 순서도

비가 내리는 영상은 다음 식과 같이 빗줄기 성분의 영역과 비가 제거된 영역의 선형 합성으로 모델링이 가능하다.

$$I = J + R \quad (4)$$

$$I_{base} = J_{base} + R_{base} \quad (5)$$

$$I_{detail} = J_{detail} + R_{detail} \quad (6)$$

여기서 식 (4)의  $J$ 와  $R$ 은 각각 비가 제거된 영역과 빗줄기 성분의 영역을 의미하고, 식 (5)의  $J_{base}$ 와  $R_{base}$ 는 각각의 저주파수 영역을 의미하며, 식 (6)의  $J_{detail}$ 과  $R_{detail}$ 는 각각의 고주파수 영역을 의미한다. 궁극적으로 결과 영상의 콘트라스트 복원을 위해, 빗줄기로 인한 콘트라스트 변화량인  $R_{base}$ 를 추정하여 제거해야 한다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 전체 순서도를 나타낸다. 제안하는 알고리즘은 콘트라스트 변화량의 추정 값인  $R_{base}$ 를 구하기 위해 먼저 빗줄기 성분의 근사치인  $\hat{R}$ 을 구한 다음, 이를 지역 필터에 통과시켜 저주파수 성분인  $\hat{R}_{base}$ 를 구한다.  $\hat{R}$ 을 구하기 위해 제안하는 알고리즘은 우선 식 (7)과 같이 기존의 알고리즘에서 도출된 결과를 활용하여  $R_{detail}$ 의 근사치인  $\hat{R}_{detail}$ 을 구한다.

$$\hat{R}_{detail} = I_{detail} - f_{\mathbf{w}}(I_{detail}) \quad (7)$$

그림 3은  $R$ 과  $R_{detail}$ 을 나타낸 것으로, 그림 3의 (b)와 (c)를 살펴보면 두 영역이 매우 비슷한 것을 확인할 수 있다. 즉 두 영역의 유사성을 이용하여  $R_{detail}$ 을 통해  $R$ 의 근사치를 유추하고자 한다. 하지만 두 영역은 서로 다른 특성의 분포를 가진다. 그림 4의 (b)에 따르면  $R$ 은 일부 픽셀을 제외하고는 모두 양의 값을 갖는 반면, 그림 4의 (d)를 살펴보면  $R_{detail}$ 에는 양의 값과 음의 값이 고루 분포되어 있는 것을 알 수 있다. 이를 토대로 제안하는 알고리즘은 두 영역의 차이를 파악하여  $R_{detail}$ 을 통해  $R$ 의 근사치를 구하는 변환 방법을 찾고, 이를  $\hat{R}_{detail}$ 에 그대로 적용하여  $\hat{R}$ 을 구할 것이다.

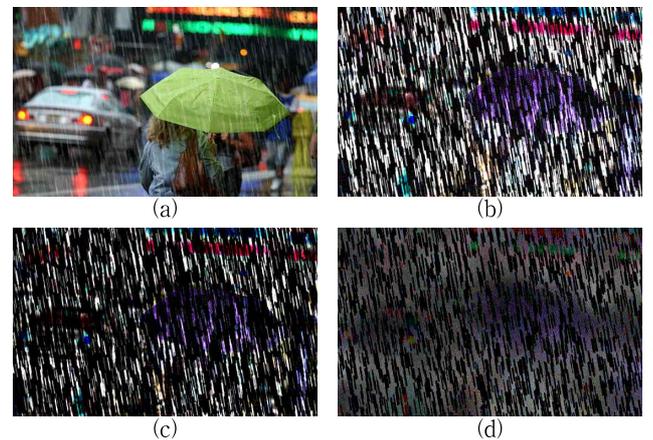


그림 3. 각 영역별로 시각화된 영상. (b), (c), (d)는 각각 픽셀 값을 10배 증폭하였다. (a)  $I$ , (b)  $R$ , (c)  $R_{detail}$ 의 양수 성분, (d)  $R_{detail}$ 의 음수 성분

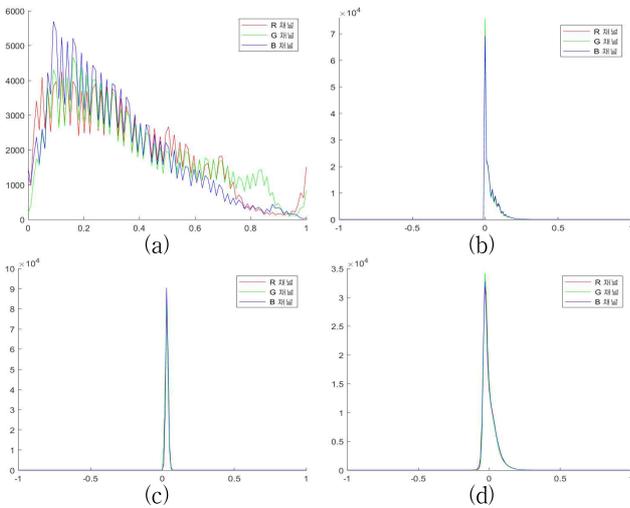


그림 4. 각 영역별 히스토그램. (a)  $I$ 의 히스토그램, (b)  $R$ 의 히스토그램, (c)  $R_{base}$ 의 히스토그램, (d)  $R_{detail}$ 의 히스토그램

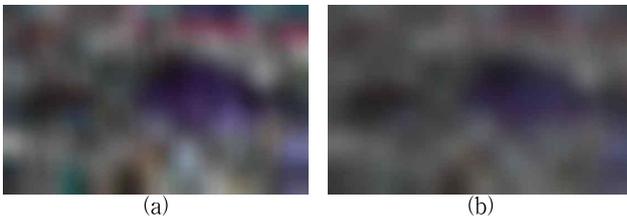


그림 5. 콘트라스트 변화량의 비교 영상. (a), (b)는 각각 픽셀 값을 10배 증폭하였다. (a) 실제 값  $R_{base}$ , (b) 추정된 값  $\hat{R}_{base}$

그림 3 과 그림 4 의 (b)를 각각 살펴보면,  $R$ 에서 빗줄기가 없는 부분은 픽셀 값이 0 임을 알 수 있다. 또한 그림 4 의 (c)에 따르면  $R_{base}$  은 모든 픽셀 값이 양수임을 알 수 있다. 이에 따라  $R$ 의 픽셀 값이 0 인 위치에서는  $R_{detail}$ 이 항상 음수 값을 가지며 또한  $R_{detail}$ 의 절댓값과  $R_{base}$ 의 값이 동일하다는 사실을 도출해낼 수 있다.

$$R_{detail}(i) = \begin{cases} -R_{base}(i) & \text{if } R(i) = 0 \\ R(i) - R_{base}(i) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

여기서  $i$  ( $i \in R$ )는  $R$ 에 존재하는 픽셀의 위치를 의미한다. 식 (8)에 따르면  $R_{detail}$ 의 절댓값 영역은 곧  $R$ 에서 빗줄기 성분의 저주파수 값이 빗줄기가 없는 주변 성분으로 전이된 형태와 같으므로,  $R$ 에서의 일부 정보가 단순히 주변 픽셀로 이동된 형태일 뿐  $R$ 에 존재하는 모든 정보를 담고 있기 때문에 이를 곧  $R$ 의 근사치로 두어도 무방함을 알 수 있다. 또한 이는  $\hat{R}_{detail}$ 에서도 적용이 가능하다.

$$\hat{R}(i) = |\hat{R}_{detail}(i)| \quad \forall i, i \in R \quad (9)$$

$$\hat{R}_{base} = LPF(\hat{R}) \quad (10)$$

여기서  $LPF(\cdot)$ 는 저역 필터를 의미한다. 최종적으로 식 (10)을 통해 콘트라스트 변화량을 추정하여 제거할 수 있다.

#### 4. 실험 결과

기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 결과를 비교하기 위해 총 3 개의 영상을 통해 객관적인 평가와 주관적인 평가를 모두 시행하였다. 비를 실제로 촬영한 영상은 동일한 위치에서의 맑은 영상을 동시에 얻는 것이 불가능하기 때문에, 포토샵 (Photoshop)을 통해 비를 합성한 영상을 실험에 사용하였다. 비를 합성한 영상은 합성하기 이전의 영상을 검증 자료 (Ground Truth)로써 사용할 수 있기 때문에 정량적 지표를 통한 화질 비교가 가능하다. 본 실험에서는 두 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)을 이용하였다. 실험을 통한 PSNR의 결과는 표 1과 같다. 표 1 을 통해 모든 실험 영상에서 제안하는 알고리즘이 더 높은 PSNR 값을 나타내며, 기존의 알고리즘에 비해 최대 2.81 dB 의 향상을 보이는 것을 확인하였다.

보다 객관적인 성능 비교를 위해 영상의 정량적 지표를 나타내는 또 다른 척도인 SSIM (Structural SIMilarity) [6]을 이용하여 제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘의 성능을 비교하는 추가 실험을 하였다. 실험을 통한 SSIM의 결과는 표 2와 같다. 표 2 에서도 마찬가지로 모든 실험 영상에서 SSIM 값이 높아짐을 알 수 있었으며, 최대 0.025의 성능 차이가 나는 것을 확인하였다.

그림 6 은 주관적 화질 비교를 위해 3 개의 영상을 이용하여 실험한 결과이다. 그림 6 의 (a)와 (c)를 살펴보면 기존의 알고리즘의 결과 영상은 빗줄기가 초래한 번짐 현상으로 인하여 원본 영상에 비해 전반적으로 콘트라스트가 낮은 것을 알 수 있다. 이에 반해 제안하는 알고리즘의 결과 영상은 전체적으로 영상의 콘트라스트가 향상된 것을 그림 6 의 (d)를 통해 확인할 수 있다. 제안하는 알고리즘은 단순히 영상의 콘트라스트를 높이는 것이 아니라 빗줄기가 가지고 있는 정보를 계산하고 이를 기반으로 변화량을 예측하기 때문에, 기존의 원본 영상이 가지고 있었던 콘트라스트에 최대한 가깝게 재현시킬 수 있다.

이를 토대로 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 효과적으로 화질을 개선하는 것과 동시에 빗줄기의 다양한 형태 변화에도 강한 성능을 보이는 사실을 입증하였다. 또한 모든 결과 영상에서 전체적인 콘트라스트 향상이 두드러지기 때문에 주관적 평가에서도 역시 개선된 성능을 확인할 수 있다.

표 1. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 PSNR 비교 (dB)

입력 영상	기존의 알고리즘	제안하는 알고리즘
Umbrella	25.31	28.81
Rabbit	19.48	22.66
Woman	27.44	31.24
Boat	26.19	29.19

표 2. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 SSIM 비교

입력 영상	기존의 알고리즘	제안하는 알고리즘
Umbrella	0.816	0.916
Rabbit	0.874	0.929
Woman	0.749	0.922
Boat	0.954	0.974

## 5. 결론

본 논문에서는 빗줄기의 번짐 현상으로 인한 콘트라스트 감소량을 추정 후 이를 다시 복원하는 알고리즘을 제안하여, 기존의 알고리즘과의 객관적인 비교를 통해 그 성능을 평가하였다. 실험을 통해 제안하는 알고리즘은 모든 영상에서 기존의 알고리즘보다 정량적인 화질 평가 수치가 높은 것을 확인하였다. 또한 명암과 색채의 콘트라스트 측면에서 우수한 성능을 나타내어 보다 선명한 화질의 영상을 얻을 수 있었다. 영상의 픽셀 값이 유일한 정보가 되는 컴퓨터 비전 분야에서, 높은 콘트라스트는 배경과 물체를 구별하기 위한 필요조건이다. 이에 따라 제안하는 알고리즘은 빗줄기의 제거와 더불어 손상된 콘트라스트를 복구하는 기능을 토대로, 컴퓨터 비전 분야의 유용한 전처리 기법으로서의 역할을 다할 수 있을 것이다.

## 감사의 글

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 정보통신·방송 연구개발사업의 일환으로 수행하였음.[2014-0-00670, ICT 장비용 SW 플랫폼 구축]

## 참고 문헌

- [1] X. Fu, J. Huang, X. Ding, Y. Liao, and J. Paisley, "Clearing the skies: A deep network architecture for single-image rain removal," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 26, no. 6, pp. 2944-2956, Jun. 2017.
- [2] Y. Wang, S. Liu, C. Chen, and B. Zeng, "A hierarchical approach for rain or snow removing in a single color image," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 26, no. 8, pp. 3936-3950, Aug. 2017.
- [3] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided image filtering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 6, pp. 1397-1409, Jun. 2013.
- [4] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Proc. Adv. Neural. Inf. Process. Syst. (NIPS)*, pp. 1097-1105, 2012.
- [5] A. Vedaldi and K. Lenc, "MatConvNet: Convolutional neural networks for MATLAB," *Proc. 23rd Annu. ACM Conf. Multimedia Conf.*, pp. 689-692, 2015.
- [6] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600-612, Apr. 2004.

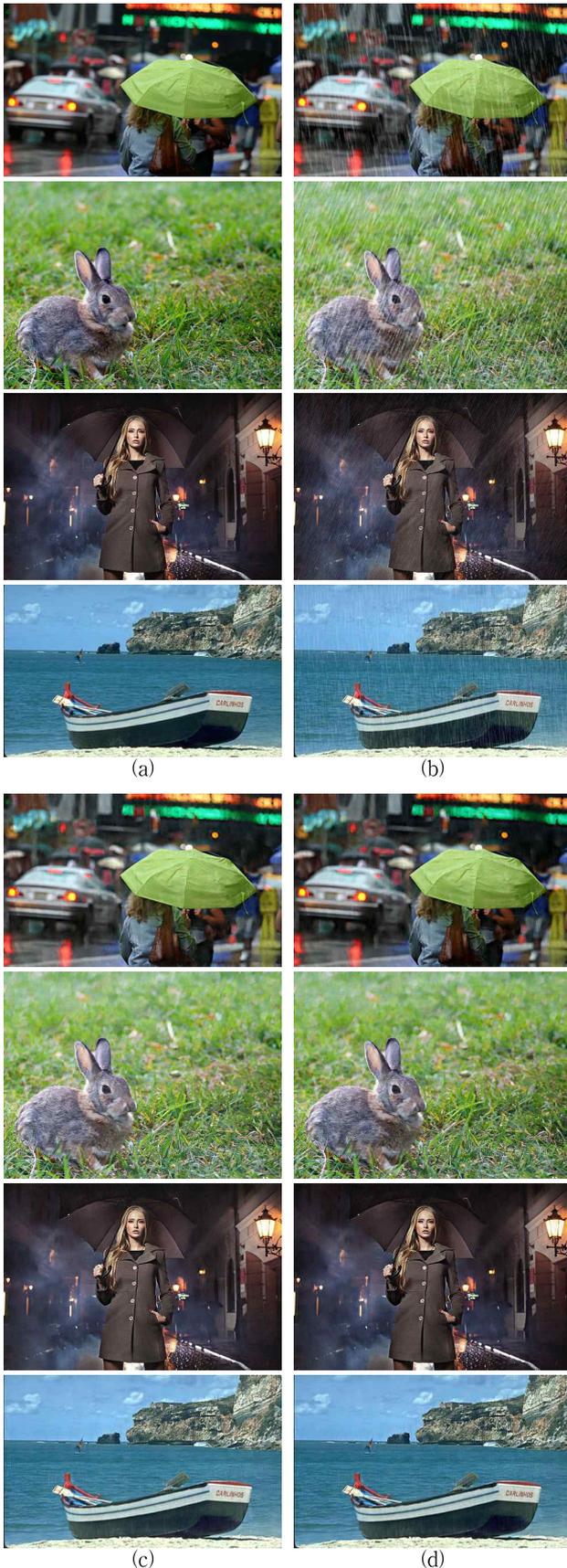


그림 6. 실험 결과 영상. (a) Umbrella, Rabbit, Woman, Boat 원본 영상, (b) 비가 첨가된 영상, (c) 기존의 알고리즘의 결과 영상, (d) 제안하는 알고리즘의 결과 영상