

영상의 적응적인 전달량을 이용한 안개 영상 개선

방준호^o, 정현정*, 김진우*

^o경성대학교 정보통신공학과,

*경성대학교 정보통신공학과

e-mail: jun1030@ks.ac.kr^o, hounja10@gmail.com*, jinwoo@ks.ac.kr*

Enhancement of haze Images Using Adaptive Transmission

Pang Jun Ho^o, Jeong Hyeon Jeong*, kim Jin Woo*

^oDept. of Information and Communication Engineering, Kyungsoong University,

*Dept. of Information and Communication Engineering, Kyungsoong University

● 요약 ●

안개 영상은 먼지, 안개 등의 원인으로 영상 내의 물체가 흐리게 보이며, 빛의 산란으로 인하여 영상의 밝기가 높다. 기존의 다크 채널 방식은 하늘 영역을 따로 처리하지 않고, 안개 영상에서 얻어지는 다크채널을 바탕으로 전달량을 추정한다. 이러한 방식은 안개 영상 내 하늘 영역이 왜곡되는 문제가 발생하게 된다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 영상의 반전, 유클리드, 그리고 감마보정을 이용한 적응형 전달량을 추정하여 성능을 개선하였다.

키워드: 안개제거(dehazing), 유클리드(euclid), 전달량(transmission), 감마보정(gamma correction), 다크채널(Dark channel)

I. Introduction

자연환경 속 영상은 흐린 날씨, 안개, 먼지 등으로 인해 영상의 품질에 문제가 생길 수 있다. 안개 영상은 안개, 먼지 등에 의한 빛의 산란 때문에 흐릿한 영상이 된다. 안개 영상은 낮은 가시성과 물체의 구별이나 판단이 어려우며, 채도가 약해지는 등의 특징을 가진다. 안개 영상의 개선은 물체 인식, 가시성 향상 등으로 사용될 수 있다. 안개를 제거하기 위해 많은 연구가 진행되었다. 그중 He 방식[1]은 다크 채널을 이용하여 전달량을 추정하지만 영상 내 하늘 영역에서 왜곡이 발생한다. 이와 같은 문제점은 하늘 영역이 낮은 값이기 때문에 발생하게 된다. 본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 유클리드 연산 등을 이용한 적응형 전달량을 추정하여 기존의 기법들과 성능을 비교하였다.

II. Related works

자연환경 속 얻어지는 영상들은 먼지, 안개, 서리 등으로 인해 빛이 산란한다. 이것은 안개 영상이 물체가 잘 보이지 않거나 영상 자체의 가시성이 떨어지는 이유이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되었다. Zhu의 방법[2]은 Color Attenuation Prior (CAP)를 이용하여 영상의 채도와 밝기는 깊이 맵과 선형관계라고 가정 하에 선형 모델을 생성하고 안개 영상의 휘도를 복구하여 영상의

안개를 제거한다. Ehsan의 방법[3]은 이중 전달량과 그래디언트 도메인 가이드 이미지 필터링을 사용한 단일 영상 안개 제거 방식이며, Kaplan 등의 방법[4]의 방식은 샤프닝 스무딩 필터 기반의 대비 향상과 노출 퓨전을 기반으로 하여 단일 영상 안개 제거 방식이다. 특히, 기계학습을 사용하는 Zhu의 방식[2]은 하나의 영상을 처리하기 위해 많은 데이터의 학습 과정을 필요로 하며, 적은 데이터를 사용하는 경우는 안개가 제거되지 않는다.

III. The Proposed Scheme

3.1 반전 영상에 의한 전달량 추정

원영상(그림 1-(a))에서 하늘 영역의 보정과 영상 내 특징을 찾아내기 위해 전달량을 구한다. 이때 전달량 속 어두운 부분은 왜곡이 발생할 수 있기 때문에 이를 개선하기 위해 영상을 반전하여 어두운 영역의 왜곡을 줄일 필요가 있다. 반전을 위한 수식은 식 (1)에 나타낸다.

$$I_{rev}^c(x) = \sqrt{1 - I^c} \quad (1)$$

여기서, $I_{rev}(x)$ 는 반전 영상, $I_c(x)$ 는 안개 영상을 나타내고, $c \in \{r, g, b\}$, 그리고 x 는 화소들의 위치를 나타낸다. 식 (1)를 통해서

영상은 반전되어 어두워지고 어두운 부분은 스트레칭 된다. 식 (1)에 의한 결과는 그림 1-(b)에 나타난다.

3.2 유클리드 거리를 바탕으로 한 전달량 추정

본 논문에서는 유클리드 영상을 구하기 위해 안개 영상의 회색조 영상과 반전 영상을 이용한다. 유클리드 연산은 식 (2)에 나타난다.

$$I_e^c(x) = I_G(x) - I_s^c(x) \quad (2)$$

여기서, $I_e^c(x)$ 는 유클리드 거리 영상을, $I_G(x)$ 는 안개 영상의 회색조 영상, $I_s^c(x)$ 는 반전 후 스트레칭 된 영상, $c \in \{r, g, b\}$, 그리고 x 는 영상 내 화소의 위치를 의미한다. 유클리드 영상은 안개 영상에 대한 특성을 가진다. 따라서 본 논문에서는 유클리드 거리를 적용한 전달량과 영상의 가중치를 적용하기 위한 두 가지 영상을 구한다. 식 (2)를 이용하여 색상 영상을 만들고, 영상의 가중치를 적용하기 위해서 유클리드 거리 영상을 식 (3)과 같이 하나로 합친다.

$$I_e(x) = \|I_G(x) - I_s^c(x)\| \quad (3)$$

여기서, $I_e(x)$ 는 I_e^r, I_e^g, I_e^b 의 결과를 이용하여 유클리드 연산을 하여 얻은 회색조 영상, $I_e^c(x)$ 는 각 영상의 유클리드 거리, $c \in \{r, g, b\}$, 그리고 x 는 영상 내 화소의 위치이다. 식 (2)와 (3)에 의해 얻은 영상을 각각 그림 1-(c), 그림 1-(d)에 나타낸다.



Fig. 1. 영상의 연산 결과 :
(a) 안개 영상 (b) 반전된 영상 (c) 유클리드 색상 영상
(d) 유클리드 영상 회색조 영상

3.1.3 영상에 적응적인 전달량 추정

본 절에서는 He 등의 방식[1]을 기반으로 하여 다크 채널을 추정하고, 그 후 전달량을 구한다.

A. 영상의 적응적인 다크채널 추정

안개 영역이 아니라면 세 채널 중 하나의 채널 값은 낮다는 추정을 바탕으로 다크 채널을 구한다[1]. He 등의 방식[1]에서 다크 채널은 안개 영역과 하늘 영역을 구별하지 않으며, 전달량은 안개 제거 후 영상의 색상에 왜곡이 발생할 수 있다. 이를 해결하기 위해 반전 영상, 유클리드 영상의 다크 채널을 구한다.

B. 전달량 추정

자연스러운 영상을 위해서 약간의 안개를 남긴다[1]. 본 논문은 He 등의 방식을 이용한다.

$$t(x) = t(x) = 1 - \omega \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (4)$$

여기서, $t(x)$ 는 전달량, ω 는 안개 영상에서 남겨둘 안개에 대한 파라미터, $\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{I^c(y)}{A^c} \right) \right)$ 는 다크 채널이다. 만들어진

다크 채널을 식 (4)를 이용하여 각각의 전달량을 구하며, 그 결과를 그림 2에 나타내었다.

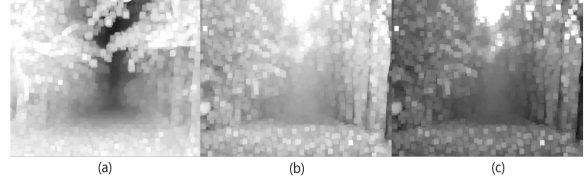


Fig. 2. 각각의 전달량 :
(a) 안개 영상의 전달량, (b) 반전 영상의 전달량, (c) 유클리드 영상의 전달량

본 논문에서는 He 등의 방식[1]에서의 안개 제거 영상이 하늘 영역이 왜곡되거나 과도한 색상 변화 등의 문제를 가지고 있었기 때문에 여러 전달량을 결합하여 이러한 문제를 해결한다. 먼저, 안개 영상 속 실제 전경의 특징을 보존하기 위해서 반전 영상과 유클리드 영상의 특성을 식 (5)와 같이 결합한다.

$$t_m(x) = \sqrt{t_{inv}(x) \cdot t_e(x)} \quad (5)$$

$t_m(x)$ 는 영상을 결합한 결과이며, $t_{inv}(x)$ 는 반전된 후 스트레칭 한 영상을 이용한 전달량, $t_{ev}(x)$ 는 유클리드 거리를 이용하여 추정된 전달량이다. 이때의 전달량은 안개 영상의 특성을 반영하지 못한다. 따라서 특성을 반영하기 위해 $t(x)$ 와 전달량을 결합한다.

$$t_{add}(x) = \frac{t_{sq}(x) + t(x)}{2} \quad (6)$$

$t_{add}(x)$ 는 두 전달량을 결합한 결과이며, $t_{sq}(x)$ 는 스트레칭 된 전달량 곱, $t(x)$ 는 안개 영상의 전달량이다. $t_{add}(x)$ 는 안개 영역과의 구별이 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해 유클리드 거리를 이용한다.

$$t_p(x) = \frac{t_{add}(x) + I_{euclid}(x)}{2} \quad (7)$$

$t_p(x)$ 는 유클리드 거리로 얻어진 안개 영상의 특성을 더한 결과, $t_{euclid}(x)$ 는 세 채널의 합으로 만들어진 영상이며, 식 (3)에 해당한다. 두 전달량의 평균은 안개 영상의 특성과 하늘 영역을 반영한다.

3.4 전달량 보정

전달량을 조정하여 적절한 값이 되도록 보정하기 위해 감마 보정을 사용하여 적응적인 전달량을 구한다. 감마 보정은 영상에 제공하는 방식을 사용한다.

$$\gamma = \sqrt{\frac{1 - (\gamma_0 + \min(t(x)))}{\max(t(x)) + \max(t) \cdot (1 - \min(t(x)) + \gamma_0)}} \quad (8)$$

본 논문에서는 영상에 사용할 적절한 값은 경험치를 이용하여 보정하였다. 적절하지 않은 감마값은 안개 영상을 개선 시 영상이 너무 어두워지거나 안개가 제대로 제거되지 않았다. 따라서 감마 보정 시 사용되는 감마값은 안개 영상에 따라 경험치에 의한 적절한 값을 사용해야 한다. 본 논문에서는 적응적인 감마값을 위해 영상에서 최댓값과 최솟값의 비를 이용하여 적절한 감마값으로 사용한다. 이때 영상의 최대, 최솟값이 1 또는 0이 되는 경우를 방지하기 위해 γ_0 의 값을 0.1로 설정한다. 그 후 더욱 자연스러운 전달량을 위해

가이드 필터를 사용하여 전달량을 보정한다. 그 결과를 그림 3 (a)~(e)에 나타낸다.

3.5 복원

본 논문에서 제안한 방법으로 추정된 전달량을 기반으로 하여 안개 영상을 개선한다. He 등[1]과 같은 방식인 식 (9)를 이용하여 안개를 제거한다.

$$J^c(x) = \frac{I^c(x) - A^c}{\max(t(x), t_0)} + A^c \quad (9)$$

여기서, $J(x)$ 는 복원 영상, $I(x)$ 는 안개 영상, A 는 He의 방식[1]으로 나타낸 후광 산란량을 의미한다. $c \in \{r, g, b\}$, 그리고 x 는 영상 내 화소의 위치이다. $t(x)$ 는 전달량, $t_0(x)$ 는 0이 되는 걸 방지하기 위해 사용하며, 0.1로 설정한다. 그림 3에서는 전달량의 하늘 영역은 He 등의 방식[1]에서 어둡게 나타나지만, 제안된 방식에서는 어두운 부분과 밝은 부분이 적절하게 추정된다.

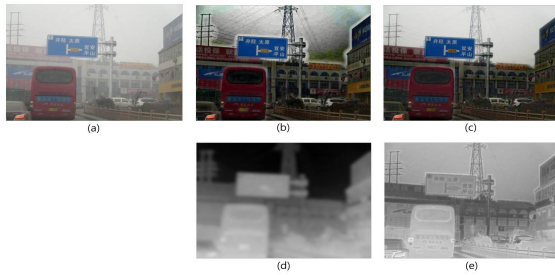


Fig. 3. 기존의 방식과 제안된 방식의 비교 :

- (a) 안개 영상, (b) He 등의 방법[1]의 결과, (c) 제안한 방법,
- (d) He 등의 방법[1]으로 추정된 전달량, (e) 제안한 방법의 전달량

3.6 결과

자연 영상은 인위적인 안개를 추가해서 만들어지지 않는다. 즉, 인공적인 안개는 실제 환경과 다를 수 있다. RESIDE(Realistic Single Image Dehazing)의 RTTS(Real-world Task-driven Testing Set)[7] 데이터 세트는 주로 객체 인식에 사용된다. 약 4,300장의 영상이며, 자연적인 영상이다. 데이터 세트 속 영상은 하늘과 구조물이 있어 왜곡 현상을 확인하기 쉽다. 따라서 RTTS[7]를 이용하여 결과를 비교한다. 그 결과를 그림 4에 나타낸다. 그림 4(b)인 He의 방식[1]은 하늘 영역의 색채가 균일하지 않고, 그림 4(c)인 Kaplan의 방식[4]에서는 윤곽선이 강조되어 영상이 자연스럽지 않다. 그림 4(d)인 Zhu의 방식[2]은 영상 전체, 혹은 영상 속 특정 영역에서 색상의 왜곡이 있으며, 그림 4(e)인 Ehsan의 방식[3]은 하늘 영역의 색상에 잡음과 영상의 색상이 전체적으로 진해진다. 반면, 제안된 방식인 그림 4(f)는 이러한 문제점이 줄어들어 자연스럽다.

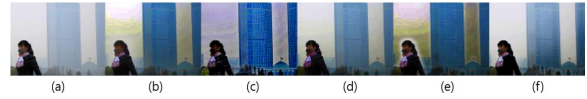


Fig. 4. RTTS 영상의 복원 결과

- (a)안개 영상 (b)He 등의 방법[1] (c)Kaplan 등의 방법[4]
- (d)Zhu 등의 방법[2] (e)Eshan 등의 방법[3] (f)제안 방법

정확한 평가를 위해 Contrastive Language Image Pretraining(CLIP)[5]과 Perception based Image Quality Evaluator(PIQE)[6]를 이용하여 RTTS 데이터셋[7]의 안개 제거 영상들의 값을 구하여 표 1에 나타낸다. CLIP 방식[5]은 사전 학습된 CLIP 모델에서 텍스트-영상 유사성을 기반으로 영상의 품질과 영상 속 분위기, 복잡성 등과 같은 추상적 판단을 평가하기 위해 사용된다. [0, 1]의 값을 가지며, 1에 가까울수록 영상은 자연스럽다. PIQE[6]는 통계적 학습 없이 왜곡 분류를 통해 영상 품질을 평가한다. PIQE 방식[6]은 색상 정보의 왜곡을 판단하며, 낮은 값을 가질수록 우수하다.

Table 1. PIQE[6]와 CLIP[5]의 30개에 대한 평균과 RTTS 데이터 세트[7] 전체 평균

	이미지 개수	He 등[1]	Kaplan 등[5]	Zhu 등[2]	Eshan 등[3]	제안 방법
PIQE [6]	30 4,322	41.100 51.470	47.013 50.027	39.467 53.087	42.267 52.126	34.823 48.346
CLIP [5]	30 4,322	0.859	0.725 0.470	0.833 0.570	0.764 0.489	0.928 0.623

본 논문의 방식은 시각적으로 여러 연구 방법보다 안개를 자연스럽게 PIQE[6] 방식과 CLIP[5] 방식은 가장 우수한 값을 보인다.

IV. Conclusion

본 논문에서는 안개 영상을 제거하기 위해 영상의 다양한 특성을 추출하여 개선하는 방법을 제안하였다. 영상의 밝은 부분이 있는 경우 어두운 부분을 추정할 때 왜곡이 발생할 수 있으므로 영상의 반전과 유클리드 연산을 이용하여 안개를 제거하였으며, 기존의 안개 제거 방식들보다 우수한 성능을 보였다. 본 방식은 기존의 DCP보다 영상 속의 안개를 적용적으로 추정할 수 있으므로 영상 속 안개의 제거에 우수한 성능을 보였다. 그뿐만 아니라 본 논문은 단일 영상을 기반으로 해서 영상의 어둡고 밝은 부분을 적절하게 반영하여 영상에 적용적으로 전달량을 추정할 수 있으므로 영상의 다양한 특성을 반영하여 안개를 개선할 수 있다. 하지만, 안개가 진하거나 깊은 경우 제거가 되지 않아서 다양한 안개가 있는 환경에 관해 많은 연구가 필요하다.

REFERENCES

- [1] He, Kaiming, Jian Sun, and Xiaoou Tang. "Single image haze removal using dark channel prior." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 33.12 (2010): 2341-2353.
- [2] Zhu, Qingsong, Jiaming Mai, and Ling Shao. "A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior." *IEEE transactions on image processing* 24.11 (2015): 3522-3533.
- [3] Ehsan, Syed Muhammad, et al. "A single image dehazing technique using the dual transmission maps strategy and gradient-domain guided image filtering." *IEEE Access* 9 (2021): 89055-89063.
- [4] Kaplan, Nur Huseyin. "Real-world image dehazing with improved joint enhancement and exposure fusion." *Journal of Visual Communication and Image Representation* 90 (2023): 103720.
- [5] Wang, Jianyi, Kelvin CK Chan, and Chen Change Loy. "Exploring clip for assessing the look and feel of images." *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 37. No. 2. 2023.
- [6] Venkatanath, N., et al. "Blind image quality evaluation using perception based features." 2015 twenty first national conference on communications (NCC). IEEE, 2015.
- [7] 다음 링크에서 RTTS 데이터셋 사용 가능 <https://sites.google.com/view/reside-dehaze-datasets/reside-%CE%B2?authuser=0>