

# 안개제거의 깊이 맵 추정을 위한 비선형 모델

## Nonlinear model for estimating depth map of haze removal

이 승 민\*, 응 오 닷\*, 강 봉 순\*

Seungmin Lee\*, Dat Ngo\*, and Bongsoon Kang\*

### Abstract

The visibility deteriorates in hazy weather and it is difficult to accurately recognize information captured by the camera. Research is being actively conducted to remove haze so that camera-based applications such as object localization/detection and lane recognition can operate normally even in hazy weather. In this paper, we propose a nonlinear model for depth map estimation through an extensive analysis that the difference between brightness and saturation in hazy image increases non-linearly with the depth of the image. The quantitative evaluation(MSE, SSIM, TMQI) shows that the proposed haze removal method based on the nonlinear model is superior to other state-of-the-art methods.

### 요 약

안개가 낀 악조건인 날씨에서는 가시성이 저하되어 카메라로 포착한 정보들을 정확히 인식하기 어렵다. 안개 낀 날씨에서도 사물인식, 차선 인식 등 카메라 기반의 기기들이 정상 동작할 수 있도록 안개제거 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문에서는 안개 영상에서 밝기와 채도의 차이가 영상의 깊이에 따라 비선형적으로 증가한다는 분석을 통해 깊이 맵 추정을 위한 비선형 모델을 제시한다. 비선형 모델의 안개 제거 방법은 여러 가지 안개제거 방법과의 정량적 수치평가(MSE, SSIM, TMQI)를 통해 동등 이상의 결과를 보여줌으로써 우수한 성능을 자랑한다.

*Key words : Haze removal, Depth map, Nonlinear model, Machine learning, MLE*

### 1. 서론

안개가 낀 악조건 날씨에서는 카메라로 사물을 포착할 경우 사물의 고유한 색상을 그대로 반영하기 어렵다. 특히 안개로 인한 가시성 저하는 자율주행 및 감시카메라의 차선 인식, 사물 인식 등 중요한 정보들을 정확히 포착하지 못하는 경우가 발생한다. 이러한 악조건인 날씨에서도 가시성 확보

를 위한 안개제거 연구가 활발히 진행되고 있으며, 안개제거 연구는 다중영상 처리 및 단일영상 처리로 분류된다. 다중영상의 경우 여러 가지 입력영상으로부터 안개 정보를 추출하여 안개제거에 효과적이지만 연산량이 많고 실세계에서는 다중영상을 얻기가 힘들다는 단점이 있다[1]. 따라서 최근에는 단일영상을 이용한 안개제거 연구가 이뤄지고 있다[2-3]. 첫번째로 He 방법에서는 안개가 없는 영

\* Dept. of Electronics Engineering, Dong-A University

★ Corresponding author

E-mail : bongsoon@dau.ac.kr, Tel : +82-51-200-7703

※ Acknowledgment

This research was supported by the BK21 Plus Program (Future-oriented innovative brain raising type, 22A20130000047) funded by the Ministry of Education (MOE, Korea) and National Research Foundation of Korea (NRF).

Manuscript received May. 29, 2020; revised Jun. 17, 2020; accepted Jun. 19, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

역(patch)의 픽셀 값들은 RGB 3채널 중에서 적어도 한 채널은 명도가 낮다는 가정으로 빛의 전달 맵(Transmission map)을 추정하고, 이를 dark channel prior(DCP)라고 명명했다[4]. DCP 방법은 단일영상 안개 제거에 효과적이지만, 전달 맵 추정 시 block artifact가 발생하여 추가적으로 연산량이 복잡한 soft matting 과정을 거쳐야 하는 단점이 있다. 두 번째로 Tarel은 연산 소요 시간이 큰 soft matting 대신에 standard median filter를 사용하여 안개 제거 소요 시간은 단축시켰지만, 안개 제거 시 결과 영상에서 halo artifact의 영상왜곡이 발생한다[5]. 세 번째로 Zhu는 밝기(밝기(brightness)와)와 채도(saturation)의 차이가 안개영상의 깊이(depth)에 따라 선형적으로 증가한다는 가정에 기반하여 영상의 scene depth를 구하기 위한 선형 모델의 머신러닝 기반 color attenuation prior(CAP)를 주장하였다[3]. 선형 모델을 통한 깊이 맵(depth map) 추정은 안개 제거 시 영상의 에지(edge) 보존에는 탁월하나, 실세계의 안개 영상들이 대부분 선형적 관계의 특성을 지니지 않는 한계점이 있다.

본 논문에서는 카메라로 포착되는 실세계의 영상에서 밝기와 채도의 차이가 안개의 깊이에 비선형적으로 증가함에 따라 깊이 맵 추정을 위한 비선형 모델을 제안하고, 여러 가지 단일 영상 기반의 안개 제거 방법과의 정량적 수치 평가를 통해 제안하는 방법의 우수성을 증명한다.

## II. 본론

제안하는 안개 제거 방법은 수식 1의 대표적인 안개모델을 기반으로 한다.

$$I(x,y) = J(x,y)t(x,y) + A(1-t(x,y)) \quad (1)$$

$$t(x,y) = e^{-\beta d(x,y)} \quad (2)$$

$(x,y)$ 는 영상 내 x축, y축의 위치를 의미하고  $I$ 는 안개가 낀 입력 영상,  $A$ 는 대기강도,  $t$ 는 빛의 전달량,  $J$ 는 안개가 제거된 영상을 의미한다. 그리고  $t$ 는 수식 2처럼 표현가능하며,  $\beta$ 는 산란계수로써 상수로 고정되고,  $d$ 는 대상과 관찰자와의 깊이(depth)를 나타낸다.

안개 제거된 영상( $J$ )를 구하기 위해선 주어진 입력영상( $I$ )를 제외하고, 전달량( $t$ )와 대기강도( $A$ )를

추정해야 한다. 전달량을 추정하기 위해선 깊이( $d$ )의 정보가 중요하다.

본 논문에서는 깊이 정보를 추정하기 위해 머신러닝 기반의 비선형 모델을 제안한다.

### 1. 비선형 모델

안개가 낀 입력 영상의 RGB를 HSV 색 변환을 이용하여, 안개 정보를 담고 있는 V(밝기)와 사물의 색상을 담고 있는 S(채도)로 분리한다. 안개가 없는 지역에서는 밝기와 채도가 비슷하며, 안개가 밀집한 지역에서는 채도는 낮아지고 밝기는 커짐으로써 사물의 고유한 색상을 정확히 포착하기 어렵다. 그림 1은 안개영상의 밝기와 채도의 특성을 이용하여 밝기와 채도의 차이가 영상의 깊이에 따라 비선형적으로 증가한다는 것을 보여준다. 그림 1의 상단은 안개영상이며 빨간색 세로줄에 따라 하단에 밝기와 채도의 차이를 그래프로 각각 나타냈다. 이러한 비선형 특성을 이용하여 깊이 맵 추정을 위한 비선형 모델을 수식 3으로 나타낸다.  $v$ 와  $s$ 는 안개 영상의 밝기 요소와 채도 요소,  $\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ 는 비선형 모델 매개변수, 그리고  $\epsilon$ 는 모델의 랜덤 오차를 의미한다.

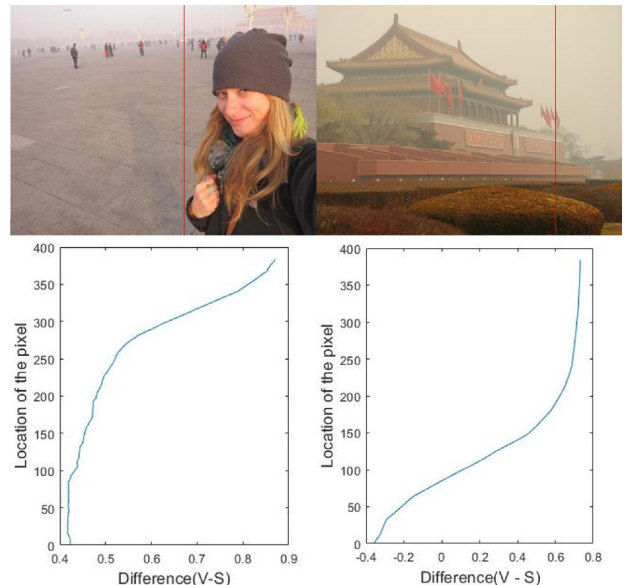


Fig. 1. Difference between brightness(V) and saturation(S) of haze image.

그림 1. 안개영상의 밝기와 채도의 차이

$$d(x,y) = \theta_0 + \theta_1 v(x,y)^2 + \theta_2 v(x,y) + \theta_3 s(x,y)^2 + \theta_4 s(x,y) + \epsilon(x,y) \quad (3)$$

본 논문에서는 수식 3의 비선형 모델의 매개변수를 추정하기 위해 머신러닝 기반의 maximum likelihood estimates(MLE) 방식을 이용한다. 비선형 모델 학습을 위해 매개변수들의 초기값들은( $\theta_0 \sim \theta_4$ ) 순서대로 0, 0, 1, 0, -1로 설정하고, learning rate는  $10^{-6}$ , stop condition은  $10^{-8}$  설정한다. 그림 2는 위와 같은 조건에서 MLE 방식을 통해 매개변수와 랜덤 오차의 수렴과정을 나타낸다. 이때 랜덤 오차는 매우 낮은 값을 지니기 때문에 안개 제거 시 고려하지 않는다.

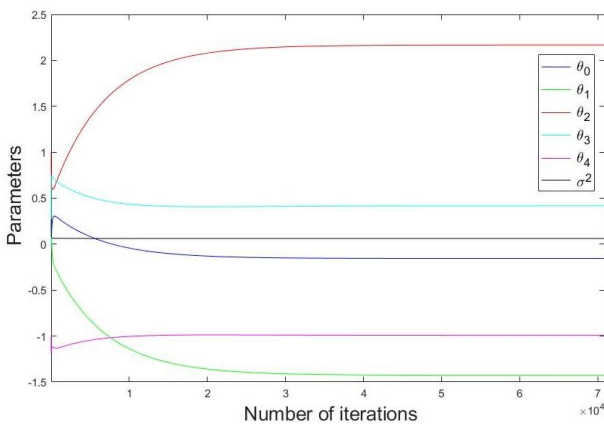


Fig. 2. Convergent process of nonlinear model parameters.  
그림 2. 비선형 모델 매개변수들의 수렴 과정

## 2. 학습 데이터 생성

CAP 방법에서는 실세계의 안개영상과 그와 일치하는 ground-truth 영상을 얻기가 힘들다는 점에서, 합성된 영상 데이터를 이용하여 선형 모델 매개변수들을 학습했다. 하지만 깊이 맵 생성을 위해 사용한 pseudo random number generators의 표준 균일 분포는 정확하게 균일 분포를 보장하지 못하는 단점이 있다. 그래서 Dat이 제안한 ICAP 방법에서는 균일 분포를 보장할 수 있는 enhanced equidistribution를 사용하여 깊이 맵을 생성했다[6]. 본 논문에서는  $500 \times 400$  동일한 크기의 300장의 안개가 없는 영상을 ICAP의 학습 데이터 생성 방법을 이용하여 비선형 모델 매개변수 학습 데이터를 생성한다. 그림 3은 ICAP에 기반한 제안하는 방법의 학습데이터 생성 과정을 나타낸다. 첫 번째로 Google 및 Flickr에서 안개가 없는 영상을 받아서 enhanced equidistribution에 기반한 random 깊이 맵들을 생성하여 최종적으로 안개 영상을 만든다. 그 후 비선형 모델의 매개변수들을 학습하기 위해 안개 영상의 밝기와 채도를 추출한다.

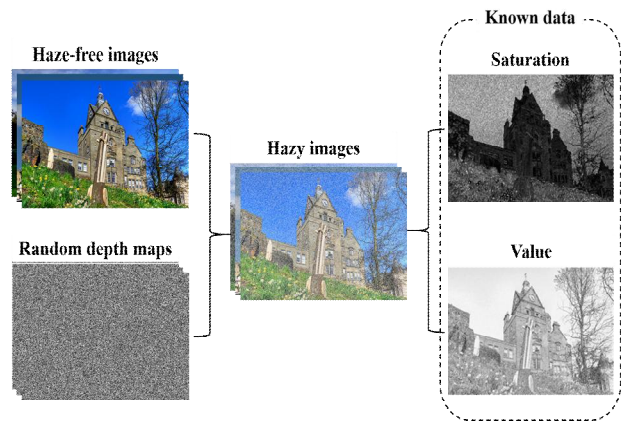


Fig. 3. Training Data preparation procedure employed in ICAP.

그림 3. ICAP 방법에 기반한 학습데이터 생성 과정

## 3. 영상 복원

영상 복원을 위해선 전달량뿐만 아니라 대기강도 값도 추정해야한다. 제안하는 방법에서는 대표적으로 사용되는 쿼드트리 방식의 대기강도 추정을 사용한다[7]. 쿼드트리 방법은 대기 강도 추정 시, 흰색 물체가 대기로 잘못 인식 되는 것을 막을 수 있다.

## III. 실험 및 결과

전달량과 대기강도를 추정하면 수식 1을 통해 최종적으로 안개가 제거된 영상을 획득한다. 표 1은 안개영상의 dataset인 PRIDA2와 O-HAZY를 이용하여 제안하는 방법과 영상신호처리 기반의 안개제거 방법 및 딥러닝 기반의 안개제거 방법(DehazeNet)과의 정량적 수치평가를 나타낸다[8].

평가 기준으로는 안개제거 영상 품질 평가에 쓰이는 MSE(Mean Square Error), SSIM(Structural Similarity Index), 그리고 TMQI(Tone Mapped Image Quality Index)를 사용하였다. MSE는 원본 영상과 결과 영상 사이의 픽셀 값의 차이를 측정하는 것으로 낮을수록 좋으며, SSIM 및 TMQI는 각각 구조적 유사성과 영상 품질척도를 나타내며 값이 높을수록 좋으며, 제안하는 모델이 대표적인 안개제거 모델과의 비교에서 동등 이상결과를 보여준다.

그림 4는 정성적 평가를 위해 입력 안개 영상, Zhu가 제안한 선형 모델에 기반한 결과 영상, 제안하는 방법의 결과 영상으로, 전체적으로 안개가 효과적으로 제거될 뿐만 아니라, Zhu 방법에 비해 색상 표현에서 우수한 것을 알 수 있다.

Table 1. MSE, SSIM, TMQI result on the PRIDA2 and O-HAZY dataset.

표 1. PRIDA2와 O-HAZY 데이터에 대한 MSE, SSIM, TMQI 결과 수치

Method	PRIDA2			O-HAZY		
	MSE	SSIM	TMQI	MSE	SSIM	TMQI
He	0.0745	0.5969	0.7291	0.0200	0.7709	0.8403
Tarel	0.0611	0.7054	0.7314	0.0283	0.7263	0.8416
Zhu	0.0744	0.5473	0.7385	0.0274	0.6647	0.8118
DehazeNet	0.0679	0.6187	0.7366	0.0266	0.6999	0.8413
Proposed	0.0639	0.06747	0.7372	0.0251	0.7135	0.8679

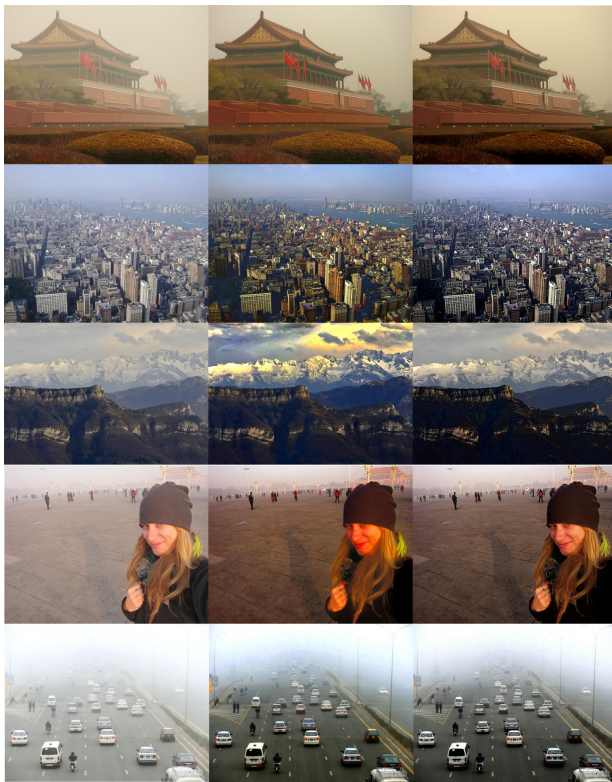


Fig. 4. Qualitative evaluation of haze removal algorithms: (from left to right) input hazy image, dehazed images of Zhu, and proposed method.

그림 4. 안개 제거 알고리즘의 정성적 평가 : 왼쪽부터 오른쪽으로, 입력 안개 영상, Zhu 방법의 결과 영상[3], 제안하는 방법의 결과 영상

#### IV. 결론

본 논문에서는 안개제거를 위한 깊이 맵 추정을 위해 비선형 모델을 제안하며, 머신러닝 기반의 MLE 방식을 이용하여 비선형 모델의 매개변수들을 학습한다. 제안하는 방법은 영상신호처리 분야와 딥러닝 분야의 안개제거와의 정량적 수치평가

를 통해 동등 이상의 결과를 보여주며, 안개제거 시 우수한 가시성을 나타낸다.

#### References

[1] P. Xia and X. Liu, "Image dehazing technique based on polarimetric spectral analysis," *Optik*, vol.127, no.18, pp.7350-7358, 2016. DOI: 10.1016/j.ijleo.2016.05.071

[2] D. Ngo, G. D. Lee, and B. S. Kang, "Improved color attenuation prior for single-image haze removal," *Appl. Sci.*, vol.9, no.19, pp.4011, 2019. DOI: 10.3390/app9194011

[3] Q. Zhu, J. Mai, and L. Shao, "A Fast Single Image Haze Removal Algorithm Using Color Attenuation Prior," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.24, no.11, pp.3522-3533, 2015. DOI: 10.1109/TIP.2015.2446191

[4] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.33, no.12, pp.2341-2353, 2011. DOI: 10.1109/TPAMI.2010.168

[5] J. P. Tarel and N. Hautiere, "Fast visibility restoration from a single color or gray level image," in *Proc. of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.2201-2208, 2009. DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459251

[6] D. Ngo and B. S. Kang, "Improving Performance of Machine Learning-based Haze Removal Algorithms with Enhanced Training Database," *J. Ins. Korean. Electr. Electron. Eng.*, vol.22, no.4, pp.948-952, 2018. DOI: 10.7471/ikeee.2018.22.4.948

[7] J. H. Kim, J. Y. Sim, and C. S. Kim, "Single image dehazing based on contrast enhancement," in *Proc. of the 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp.1273-1276, 2011. DOI: 10.1109/ICASSP.2011.5946643

[8] B. Cai, X. Xu, K. Jia, C. Qing, D. Tao, "Dehaze-Net: An End-to-End System for Single Image Haze Removal," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.25, no.11, pp.5187-5198, 2016. DOI: 10.1109/TIP.2016.2598681



---

**BIOGRAPHY**


---

**Seungmin Lee** (Member)

2016 : BS degree in Electronic Engineering, Dong-A University.  
 2018 : MS degree in Electronic Engineering, Dong-A University.  
 2018~ : Ph.D Candidate in Electronic Engineering, Dong-A University.

**Dat Ngo** (Member)

2016 : BS degree in Computing Engineering, Danang University of Science and Technology.  
 2018 : MS degree in Electronic Engineering, Dong-A University.  
 2018~ : Ph.D Candidate in Electronic Engineering, Dong-A University.

**Bongsoon Kang** (Member)

1985 : BS degree in Electronic Engineering, Yonsei University.  
 1987 : MS degree in Electrical Engineering, University of Pennsylvania.  
 1990 : Ph.D degree in Electrical Engineering, Drexel University.

1989~1999 : Senior Staff Researcher, Samsung Electronics.  
 1999~ : Prof. of Dept. Electronic Engineering, Dong-A University.