

안개영상의 깊이 맵 추정을 위한 비선형 모델

이승민, 강봉순¹⁾
 동아대학교 전자공학과
 e-mail : bongsoon@dau.ac.kr

Nonlinear model for scene depth estimation of foggy image

Seung-Min Lee, Bong-Soon Kang
 Dept of Electronic Engineering, Dong-A University

요 약

자율주행 기술이 발전함과 동시에 사물인식을 위한 영상 처리 기술도 활발히 연구되고 있다. 특히 안개가 많은 날씨에 차선, 사물 등을 인식하기 어렵기 때문에 안개 제거 알고리즘이 필수적이다. 본 논문에서는 안개 제거를 위한 깊이 맵 생성을 위해 머신러닝을 기반한 비선형 모델을 제안한다.

1. 서론

최근 자율 주행 기술은 인공지능 시대가 도래함에 따라 발전하고 있다. 자율주행 기술에 있어서 사물을 식별하는 영상 처리 알고리즘이 중요하다. 특히, 안개가 자욱한 날에는 사물 식별 능력이 떨어지기 때문에 자율주행 기술과 더불어 안개제거 알고리즘도 활발히 연구되고 있다[1-2]. 안개제거 알고리즘에는 여러 가지 방법이 있는데, 대표적으로 Dark Channel Prior(DCP) 알고리즘을 이용한 전달량 추정 방법이 있다[3]. DCP 알고리즘은 단일 안개영상으로부터 안개를 제거하기 위한 깊이 맵을 추출한다. 하지만 DCP 알고리즘을 사용할 경우 흰색의 사물이 안개로 취급될 수 있는 단점이 있다. 두 번째로는 선형 모델의 깊이 맵을 구하기 위해 머신러닝을 기반하는 방식이다[4]. 이 방법은 안개가 영상의 아래부분(카메라와 사물과의 가까운 거리)에서 위부분으로(카메라와 사물과의 먼 거리) 안개가 선형으로 증가한다는 가정에서 안개영상의 채도와 명암 성분을 이용하여 깊이 맵의 선형 모델을 이용한다. 하지만, 영상의 안개 분포가 일반적으로 일정하게 증가하지 않는다는 점에서 한계가 있다. 본 논문에서는 머신러닝을 기반한 깊이 맵의 비선형 모델을 이용하여 기존의 선형 모델을 기반한 알고리즘을 개선한다.

2. 본론

안개영상의 안개 제거를 위해서 대표적으로 쓰이는 수식 1을 사용한다. $I(x)$ 는 안개 영상이며, $J(x)$ 는 안개가 제거된 영상이다. 그리고 $e^{-\beta d}$ 는 안개영상으로부터 구해진 안개 전달량이며, d 는 사물과 카메라와의 거리를 나타낸다.

$$I(x) = J(x)e^{-\beta d} + A(1 - e^{-\beta d}) \quad (1)$$

본 논문에서는 안개 제거된 영상 $J(x)$ 를 구하기 위해서, 먼저 입력 안개 영상 RGB 색 공간을 HSV로 전환한다. 그리고 400*500 사이즈의 300개의 입력 영상으로부터의 채도와 명도를 벡터로 사용하여 머신러닝을 통한 영상의 안개 검출에 필요한 5개의 비선형 모델 파라미터를 추출한다. 이때 비선형 모델 파라미터 초기값을 $\theta_0 = 0$, $\theta_1 = 0$, $\theta_2 = 1$, $\theta_3 = 0$, $\theta_4 = -1$ 로 설정하고 Learning rate를 10^{-6} , Stop condition은 10^{-8} , 그리고 Batch는 1로 설정한다. 그림 1은 위와 같은 조건에서 머신러닝을 통해 5개의 비선형 모델 파라미터의 수렴 과정을 나타낸다.

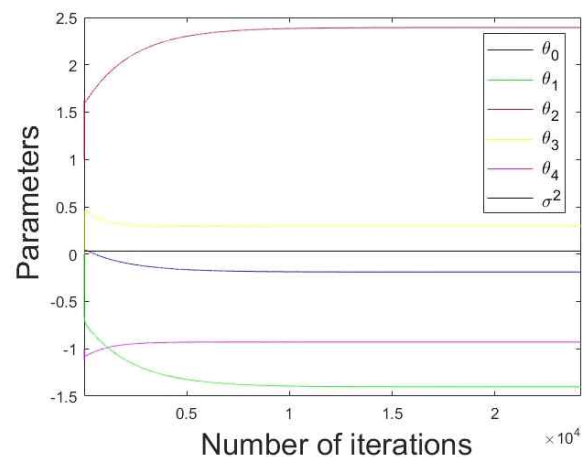


그림 1. 비선형 모델 파라미터의 수렴 과정

머신러닝을 통해 얻어진 비선형 모델 파라미터는 입력영상의 채도(V)와 명도(S)와 함께 깊이 맵을 구하는 수식 2

1) Corresponding author

에 사용된다. 그리고 ϵ 는 난수로서, σ^2 파라미터로 구성된다. 이때 σ^2 는 매우 낮은 값을 지니기 때문에 ϵ 은 수식 2에서 고려하지 않아도 된다.

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

입력 영상의 채도와 명도는 안개영상의 안개 유무를 판단하기 좋다는 점에서 빅데이터로 활용된다. 그림 2는 입력 영상을 세로축으로(검은선) 채도와 명도에 대한 정보를 나타낸다. 안개가 없는 지역에서 채도가 낮고 명도가 높다. 반면 안개가 많은 지역에서는 채도가 높고 명도가 낮다. 그림 2에서 알 수 있듯이 채도와 명도가 카메라와 사물간의 거리가 멀수록 비선형적으로 증가하거나 감소하는 것을 알 수 있다.

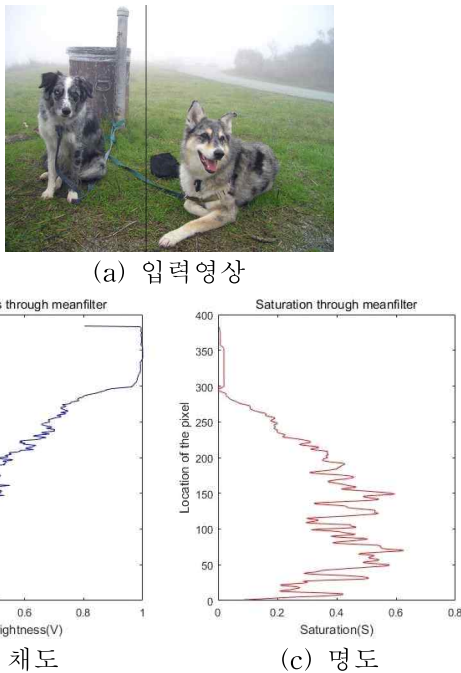


그림 2. 입력영상에 대한 채도(V)와 명도(S)

마지막으로 깊이 맵을 통해 안개 전달량을 구하게 되고, 안개가 제거된 영상 $J(x)$ 를 구하게 된다. 그림 3은 비선형 모델 파라미터를 사용하여 얻어진 안개가 제거된 영상이다. 표 1은 선형적 모델 기법을 사용한 기존 논문과 [4] FRIDA2 Image databases [5]를 이용하여 MSE, SSIM, TMQI 수치에 대하여 정량적 수치 비교를 한 것이다.

표 1. 기존의 선형 모델 방법과 제안하는 방법의 수치 비교

알고리즘	MSE	SSIM	TMQI
기존 방법[4]	0.0744	0.5473	0.7385
제안하는 방법	0.0640	0.6807	0.7366

6. 결론

300개의 입력 영상들의 채도와 명도의 정보를 빅데이터로 활용하여 Learning rate는 10^{-6} , Stop condition은 10^{-8} , 그리고 Batch는 1로 설정하여 비선형 모델의 깊이 맵을 구하기 위한 5개의 파라미터를 구한다. 본 논문은 기존의 선형적 모델을 기반한 안개제거 알고리즘을 비선형 모델의 깊이 맵으로 대체하여 개선하고, 기존의 선형적 모델보다 정량적 수치 평가면에서 동등 이상의 결과를 나타낸다는 점에서 추후 연구가치가 있다고 판단된다.



그림 3. 비선형 모델을 사용한 안개제거 결과 영상

감사의 글

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(NRF-2015R1D1A1A01060427)

참고문헌

- [1] D. Ngo and B. S. Kang, "Improving Performance of Machine Learning-based Haze Removal Algorithms with Enhanced Training Database," *Journal of IKEEE*, Vol. 22, No. 4, pp. 945-952, 2018.
- [2] G. J. Kim, B.S. Kang, "Halo effect suppression for single image haze removal method," *2016 International SoC Design Conference*, 2016.
- [3] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior," in *Proc, CVPR*, 2009.
- [4] Q. Zhu, J. Mai, and L. Shao, "A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 11, pp. 3522-3533, 2015.
- [5] J.P. Tarel, N. Hautiere, L. Caraffa, A. Cord, H. Halmaoui, and D. Gruyer, "Vision Enhancement in Homogeneous and Heterogeneous Fog," *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, Vol. 4, No. 2, pp. 6-20, 2012.