



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

工學碩士學位論文

다크 채널 프라이어와 대비 향상을
결합한 단일 영상 안개 제거 기법

Single Image Haze Removal by Combining Dark
Channel Prior and Local Contrast Enhancement

2013 年 2 月

서울대학교 大學院

電氣 컴퓨터 工學部

吉 兌 鎬

Kil, Taeho

다크 채널 프라이어와 대비 향상을 결합한 단일 영상 안개 제거 기법

Single Image Haze Removal by Combining Dark
Channel Prior and Local Contrast Enhancement

指導教授 趙 南 翊

이 論文을 工學碩士學位 論文으로 提出함.

2012 年 11 月

서울大學校 大學院

電氣 컴퓨터 工學部

吉 兌 鎬

吉兌鎬의 碩士學位 論文을 認准함.

2012 年 11 月

委 員 長 : _____

副委員長 : _____

委 員 : _____

초록

안개가 낀 장면을 찍은 영상에서 안개를 제거하는 기법은 최근에 많은 발전이 있었다. 안개 영상의 경우 영상 속 물체의 밝기나 색상이 왜곡되어 객체 탐지, 추적, 인식과 같은 컴퓨터 비전 알고리즘의 성능을 저하시킨다. 따라서 여러 비전 알고리즘의 성능을 개선하기 위한 전처리 과정 (pre-processing) 으로서 안개를 제거하는 연구가 많이 수행되어 왔다. 기존에는 주로 안개가 낀 영상의 지역 대비 값 (local contrast) 을 최대화하는 방법을 통해서 안개 제거 방법을 수행했으나 이러한 방법들은 안개가 끼지 않은 영상으로의 복원 (image restoration) 개념이 아닌, 영상 개선 (image enhancement) 의 개념이기 때문에 본래 영상과는 다르게 색상 왜곡 현상이 일어난다는 단점을 가지고 있었다. 따라서 새로운 대안으로 다크 채널 프라이어 (dark channel prior) 알고리즘이 제안되었다. 이 방법은 안개가 끼지 않은 영상의 통계적 관측을 통한 영상 복원 (image restoration) 의 개념이다. 따라서 dark channel prior 방법은 색상 왜곡이 적다는 장점을 가지지만 이것 역시 앞의 local contrast enhancement 방법에 비해 안개 제거 효과가 시각적으로 뚜렷하지 않다는 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 시각적으로 안개 제거 효과가 뚜렷하면서 동시에 자연스러운 색상을 얻는 결과를 얻는 방법을 제안한다. 구체적으로, dark channel prior 조건과 local contrast enhancement 조건을 동시에 적용함으로써 한 가지 조건만을 사용했을 때 보다 더 정확한 안개 전달량

(transmission)을 추정하고, 이를 이용하여 한 장의 영상에서 안개를 제거하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위하여 영상 내 각 패치마다 안개 전달량을 변수로 하는 dark channel prior 함수와 local contrast 함수를 정의한다. 또한 색상 왜곡이 적은 dark channel prior 결과와의 색상 (hue) 차이 값을 두 함수의 가중치로 설정하여 이 두 함수의 가중 합을 최소화하는 최적의 안개 전달량을 추정한다.

정리하면, 제안하는 방법에서는 색상 왜곡을 의미하는 가중치와 dark channel prior 함수, local contrast enhancement 함수를 동시에 사용함으로써 색상 왜곡 현상이 적으면서 동시에 시각적으로도 선명한 결과 영상을 얻을 수 있다. 다양한 영상에 대한 실험을 통하여 제안하는 방법이 기존의 방법과 비교하여 색상 왜곡은 적으면서, 영상의 대비를 개선하는 효과를 보여주며, 앞서 언급된 기존 방법의 단점을 보완할 수 있음을 확인하였다

주요어

안개 제거, 영상 개선, 영상 복원, 다크 채널 프라이어, 지역 대비 향상

학번

2011-20795

목차

제 1 장 서론	1
제 1 절 연구의 배경	1
제 2 절 연구의 목적과 내용	3
제 3 절 논문의 구성	4
제 2 장 기존 연구	5
제 1 절 여러 장의 영상을 이용한 방법	5
제 2 절 단일 영상을 이용한 방법	6
2.1 Local contrast enhancement 기반의 방법	9
2.2 Dark channel prior 기반의 방법	15
2.3 기존 방법의 한계점	18
제 3 절 기타 방법들	20

제 3 장 제안하는 방법	22
제 1 절 안개 값 구하기	25
제 2 절 가중 함수 설계	26
제 3 절 가중치 및 비용 함수 설계	27
제 4 절 정련 방법 및 안개 제거	32
제 4 장 실험 및 결과	36
제 5 장 결론	53

그림 목차

1.1	안개가 낀 기상 상태에서 획득한 영상	2
2.1	안개 모델링	7
2.2	단일 영상 안개 제거 방법의 블록도	8
2.3	Tan [1] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 안개 제거 결과 영상, (c) 안개 낀 입력 영상, (d) 안개 제거 결과 영상	11
2.4	Kim [2] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 결과 영상	14
2.5	He [3] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 결과 영상	17
2.6	Local contrast enhancement [2] 기반의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 안개 제거 결과 영상	18
2.7	두 알고리즘을 이용한 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) Dark channel prior [3] 기반의 안개 제거 결과, (c) Local contrast enhancement [2] 기반의 안개 제거 결과	19
3.1	제안하는 방법의 블록도	24

3.2	안개 값 찾기	25
3.3	안개 전달량에 따른 비용 함수 그래프 (a) 입력 영상, (b) local contrast 그래프, (c) dark channel prior 그래프, (d) 가중치 그래프, (e) 비용 함수 그래프	30
3.4	최적의 전달량 맵 결과 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵	31
3.5	halo effect 발생 예	32
3.6	Forest 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	35
4.1	Canon 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	38
4.2	Canon 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	39
4.3	Canon 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	40
4.4	Cone 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	41
4.5	Cone 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	42
4.6	Cone 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	43
4.7	Forest 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	44

4.8	Forest 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	45
4.9	Forest 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	46
4.10	Pumpkins 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	47
4.11	Pumpkins 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	48
4.12	Pumpkins 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	49
4.13	Sign 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상	50
4.14	Sign 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	51
4.15	Sign 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법	52

제 1 장

서론

제 1 절 연구의 배경

안개 제거는 안개가 낀 흐린 상태에서 획득한 실외 영상에 대하여 마치 안개가 끼지 않았을 때 획득한 영상과 같이 깨끗한 영상을 만드는 것이다. 안개가 짙은 날씨에 영상을 획득하게 되면 그림 1.1 과 같이 영상 전체에 안개가 끼게 되면서 물체의 밝기나 색상이 회색에 가깝게 왜곡되어 선명도가 좋지 않지 않을 뿐 아니라, 영상을 정확하게 식별하는 데에도 문제가 생긴다. 따라서 이러한 영상들에서는 객체 탐지, 객체 인식, 객체 추적과 같은 컴퓨터 비전 알고리즘의 성능이 저하되므로, 이의 성능을 높이기 위한 전처리 과정으로서 안개 제거에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 초기에는 안개 영상을 획득할 때 다양한 제한 조건을 두어 안개를 제거하는 방법들로 연구가 진행되어 왔지만, 최근에는 단일영상에 대하여 안개가 없는 깨끗한 영상에 대한 가정을 만족시키는 방향으로 영상처리를 하여 안개를 제거하는 방법이 연구되고 있다.



그림 1.1: 안개가 낀 기상 상태에서 획득한 영상

안개가 없는 깨끗한 영상에 대한 가정을 이용하는 방법은 크게 두 가지의 방법으로 나누어 질 수 있다. 첫 번째 방법은 지역 대비 향상 (local contrast enhancement) 기반의 방법 [1], [2] 으로서 안개가 없는 깨끗한 영상은 안개가 낀 영상에 비해 더 높은 local contrast 값을 가진다는 조건을 이용한 방법이다. 이 방법은 영상의 각 패치에 대해 local contrast 를 최대로 하는 영상처리를 통하여 결과 영상을 얻는다. 두 번째 방법은 다크 채널 프라이어 (dark channel prior) 를 이용하는 방법 [3] 으로서 이는 안개가 없는 깨끗한 영상들에 대한 통계적 관측을 이용하여 결과 영상을 얻는 방법이다. 이러한 방법들은 안개가 없는 깨끗한 영상에 대한 가정 아래에 알고리즘이 진행되기 때문에 몇 가지 근본적인 한계점이 존재한다.

제 2 절 연구의 목적과 내용

Local contrast enhancement 기반의 안개 제거 방법과 dark channel prior 기반의 안개 제거 방법은 안개가 없는 깨끗한 영상에 대해 서로 다른 가정을 하여 안개를 제거하며, 따라서 각각의 한계점이 존재한다. Local contrast enhancement를 이용하는 방법은 더 높은 contrast로 인하여 결과 영상이 선명하게 보이지만 원본 영상에 비해 색상 왜곡이 심해서 부자연스러워 진다는 단점이 존재한다. Dark channel prior를 이용한 방법은 안개가 없는 깨끗한 영상들의 통계적 관측을 이용한 방법이기 때문에 색상은 자연스럽지만, 결과의 contrast가 높아지지 않아서 시각적으로 덜 선명하면서 안개가 덜 제거된 것처럼 보이는 단점이 존재한다.

따라서 본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하고자 local contrast enhancement 기반의 방법과 dark channel prior 기반의 방법을 모두 이용하여 단일 영상에 대해 안개를 제거하는 방법을 제안한다. 즉 dark channel prior 조건을 통해 색상 편향은 작으면서도 local contrast enhancement 조건을 통해 contrast가 높아 시각적으로 안개 제거 효과가 뚜렷한 선명한 결과 영상을 얻는다. 본 논문에서는 영상의 일정 패치에 대해 안개 전달량 (transmission)을 변수로 하는 local contrast 함수와 dark channel prior 함수를 정의하고, 이 두 함수를 기반으로 하는 비용 함수 (cost function)를 정의한다. 그리고 이 비용 함수를 최적화하는 안개 전달량 값을 각 패치에 대한 안개 전달량 값으로 하여 영상 전체에 대한 전달량 맵을 구한다. 그리고 전달량 맵에 정련 (refinement) 과정을 거친 후, 안개 모델링 식에 대입하여 안개 제거 결과 영상을 얻게 된다. 실험결과를 통하여 제안하는 방법은 기존 두 방법들의 단점을 해결하고

다양한 영상에 대해 안개를 제거하는 실험 결과를 보여준다.

제 3 절 논문의 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 장에서는 기존의 안개 제거 연구에 대하여 크게 local contrast enhancement 와 dark channel prior 방법으로 나누어 서술한다. 그리고 제 3 장에서는 제안하는 안개 제거 방법을 설명하고, 제 4 장에서는 제안하는 방법을 통해 실험한 결과를 보이고 기존의 안개 제거 방법 결과들과 비교한다. 그리고 마지막 제 5 장의 결론을 통해 본 논문을 마무리 한다.

제 2 장

기존 연구

제 1 절 여러 장의 영상을 이용한 방법

안개가 있는 영상을 획득한 후, 안개를 제거하여 안개가 없을 때의 영상과 유사하게 만들기 위해 많은 방법들이 제시되어 왔다. 연구 초기에는 여러 장의 영상을 이용하거나, 추가적인 정보를 이용하는 방법이 주로 사용되었다. Schechner [4] 는 서로 다른 편광 필터를 장착한 카메라를 통해 두 장의 영상을 얻은 후, 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. 그 후, Schwartz [5] 는 역시 서로 다른 편광 필터를 장착하여 획득한 2장의 영상을 통해 안개를 제거하는 다른 방법을 제안하였다. 이 두 방법은 서로 다른 편광 필터를 사용하고, 동일한 위치에서 획득한 2장의 영상을 사용해야 한다는 단점이 있다. 그 후, Narasimhan 과 Nayar [6], [7], [8] 은 편광 필터를 사용하지 않고, 동일한 위치에서 다른 날씨 환경에서 찍은 여러 장의 사진을 이용하여 안개를 제거하는 방법들을 제안하였다. 이 역시 여러 장의 사진들이 모두 동일한 위치에서 획득되어야 한다는 단점이

있다.

Kopf [9] 은 카메라에 내장된 GPS 정보를 통해 영상 내 깊이 정보를 구하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였고, 마찬가지로 Narasimhan 과 Nayar [10] 은 사용자에게 의해 추가된 영상 내 깊이 (depth) 정보를 통하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. 이 방법들은 여러 장의 영상을 이용하지는 않았지만 추가적인 정보가 필요하다는 단점이 존재한다.

제 2 절 단일 영상을 이용한 방법

기존에 여러 장의 영상을 이용하거나 영상 내 물체의 깊이 (depth) 정보가 필요했던 것과는 달리 추가 정보 없이 한 장의 영상만으로 안개를 제거하는 방법들이 발전되었다. 이러한 단일 영상에 대해 안개를 제거하는 방법들의 경우 보통 다음과 같은 광학적 안개 모델링 식이 사용된다.

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (2.1)$$

$I(x)$ 는 카메라로 획득한 영상의 색상 값이고, $J(x)$ 는 안개가 제거 되었을 경우 물체가 가지는 색상 값이다. A 는 영상의 전역적인 안개 값 (global atmospheric light) 으로 영상 전체에 동일하게 생기는 안개의 색상 값을 의미한다. 즉, 카메라로 획득한 영상의 경우 물체가 띄는 색상과 안개의 합으로 나타난다. 그림 2.1과 같이 카메라로 획득한 영상은 물체와의 거리 (depth) 에 따라 물체에 안개가 어느 정도 끼는지 결정이 된다.

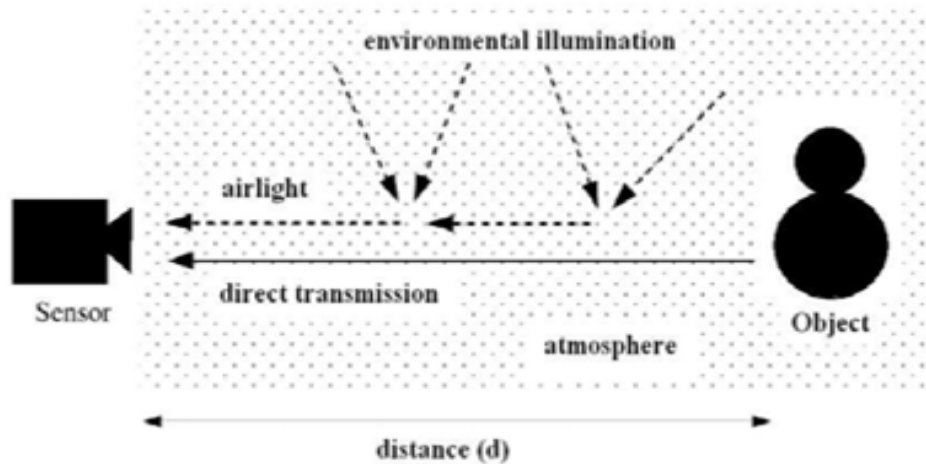


그림 2.1: 안개 모델링

멀리 있는 물체의 경우 대기 중 산란이 많이 되어 안개 값에 비해 물체가 띄는 색상이 적어지면서 안개 색에 가까워지게 되고, 가까이 있는 물체의 경우 산란이 적게 되어 물체가 띄는 색상이 더 나타나게 된다. 식 (2.1)의 $t(x)$ 는 영상의 깊이 정보에 따라 안개가 끼는 정도를 결정하는 변수로서 안개 전달량 (airlight transmission)이라 하며, 획득한 영상에서 안개가 제거된 영상과 안개 값 A 가 어느 정도 비율로 이루어져 있는지를 나타낸다. 이는 식 (2.2)와 같이 영상 내 물체의 깊이 정보 $d(x)$ 와 관련된 식으로 나타낼 수 있으며

$$t(x) = e^{-\beta d(x)} \quad (2.2)$$

여기서 β 는 대기 중의 산란 계수 (scattering coefficient) 이고, 안개 전달량이 영상 내 물체의 깊이인 $d(x)$ 에 지수 함수적으로 감소함을 나타내고 있다. 이는 카메라로부터 멀리 떨어져 있는 물체일수록 물체의 색보다 안

개의 색이 더 많이 나타나게 되는 것을 설명해준다.

따라서 안개 제거란 안개 모델링 식 (2.1)에서 $I(x)$ 를 알고 있을 때 영상 전체에 대한 안개 값 A 를 추정하고, 각 물체에 대한 안개 전달량 $t(x)$ 를 추정한 후 $J(x)$ 를 구하는 과정이 된다. $t(x)$ 를 추정하는데 있어서 한 장의 영상만으로는 정보가 부족하기 때문에 여러 장의 영상을 이용하거나 추가적인 정보를 이용하였고 단일 영상 안개 제거 방법의 경우, 강력한 가정이 필요하다. 이러한 가정을 통한 단일 영상의 안개 제거 기법은 크게 지역 대비 (local contrast enhancement) 를 높이는 방법 [1], [2] 과 He [3]가 발표한 다크 채널 프라이어 (dark channel prior) 를 이용하는 방법으로 나누어진다. 그림 2.2는 이러한 단일 영상에 대한 안개 제거 방법의 블록도이다.

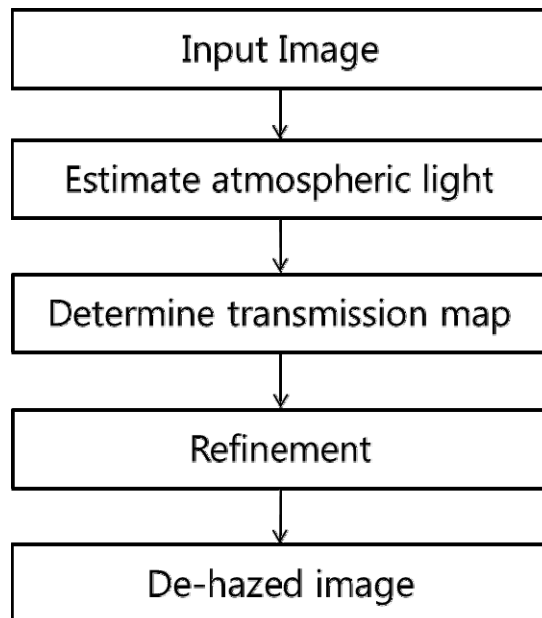


그림 2.2: 단일 영상 안개 제거 방법의 블록도

2.1 Local Contrast Enhancement 기반의 방법

Tan [1] 은 한 장의 영상에 대한 안개 제거를 위해 다음과 같이 2가지 가정을 하였다.

1. 안개가 제거된 깨끗한 영상의 경우 안개가 낀 영상에 비해 영상 내 일정 구간에 대해서 더 높은 기울기 (gradient) 합을 가진다.
2. 물체의 깊이 (depth) 정보는 인접한 픽셀일수록 같은 값을 갖는다. 즉, 인접한 일정 구간의 경우 비슷한 깊이 정보를 가지기 때문에 비슷한 안개 전달량 값을 갖는다.

따라서 Tan 은 위 두 가지 가정에서 첫 번째인 대비 차이를 데이터 항 (data term) 으로 두 번째인 안개 값의 차이를 연속 항 (smoothness term) 으로 두었고, 이 데이터 항과 연속 항을 통해서 MRF (Markov Random Field) 모델로 만들었다. Tan 이 설계한 MRF 모델은 다음 식과 같다.

$$\begin{aligned} E(A_x | p_x) &= \sum_x \phi(p_x | A_x) + \eta \sum_{x, y \in N_x} \psi(A_x, A_y) \\ \phi(p_x | A_x) &= \frac{C_{edge}([DV']_x^*)}{m} \\ \psi(A_x, A_y) &= 1 - \frac{|A_x - A_y|}{\sum_c L_{\infty c}} \end{aligned} \tag{2.3}$$

여기서 D_V' 는 안개가 없는 깨끗한 영상에 대한 밝기를 의미하고, A_x 는 패치 내의 안개 전달량 값으로 이루어지는 변수이다. 안개 모델링 식을 이용하면 D_V' 역시 A_x 로 표현 가능한 변수이기 때문에 A_x 를 구함으로서 D_V' 를 구하고, 안개가 제거된 영상을 얻을 수 있다. 따라서 A_x 를 구하기 위해 MRF 모델에 graph-cut 알고리즘을 사용하여 확률 $p(A_x)$ 를 최대로 만드는 label A_x 를 구하고, 그림 2.3과 같은 결과 영상을 얻을 수 있다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2.3: Tan [1] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 안개 제거 결과 영상, (c) 안개 낀 입력 영상, (d) 안개 제거 결과 영상

Kim [2] 은 다른 형태의 local contrast enhancement 를 통해 안개를 제거하는 방법을 제안하였다. 여기서는 결과 영상의 luminance 값에 대한 히스토그램 평활화 (histogram equalization) 정도와 표준편차 (standard deviation) 값을 구하였다. 즉, 영상의 contrast가 높을수록 히스토그램 평활화에 가까운 결과가 나타나게 되고, 영상의 표준 편차 값은 높아진다는 점을 이용하였다. 우선 안개 전달량으로 안개 제거 결과 영상을 구하는 식은 안개 모델링 식에 의하여 다음과 같다.

$$J_c(t) = \frac{I_c - A_c}{t(x)} + A_c \quad (2.4)$$

패치 내에서는 물체의 depth 가 비슷하기 때문에 안개 전달량은 모두 같다고 가정한다. 그리고 이 구간에 대해 식 (2.4)를 이용하여 안개 전달량을 변수로 하는 결과 영상을 구하고, luminance 값으로 변환한다. 그 후, 영상 내 패치의 luminance 에 대한 히스토그램 평활화와 관련된 함수를 계산하는데 이는 다음 식 (2.5)와 같다.

$$f_{hist}(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{255} \left(\frac{1}{256} - \frac{h_i(t)}{N} \right)^2} \quad (2.5)$$

여기서 $h_i(t)$ 는 i 밝기를 가지는 히스토그램의 bin 값이다. 즉 위 $f_{hist}(t)$ 값은 영상 내 패치의 히스토그램 값이 얼마나 uniform 한지를 나타내는 값으로 $f_{hist}(t)$ 가 작을수록 영상의 히스토그램은 uniform 형태가 되는 것이다. 즉, 영상 내 패치의 결과 영상이 히스토그램 평활화에 가까운 결과

가 나타날수록 히스토그램은 uniform 형태가 되면서 $f_{hist}(t)$ 값은 작아지게 된다. 마찬가지로 영상의 표준 편차 값과 관련된 함수를 정의하면 이는 다음 식 (2.6)과 같다.

$$f_{std}(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (J_{p,Y} - \overline{J_Y})^2} \quad (2.6)$$

이는 결과 영상 내 패치의 luminance 값에 대해 표준편차를 구한 값으로서 이 값이 클수록 영상의 local contrast 는 높아진다고 할 수 있다. 따라서 영상의 local contrast enhancement 함수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$f_{contrast}(t) = f_{hist}(t) - f_{std}(t) \quad (2.7)$$

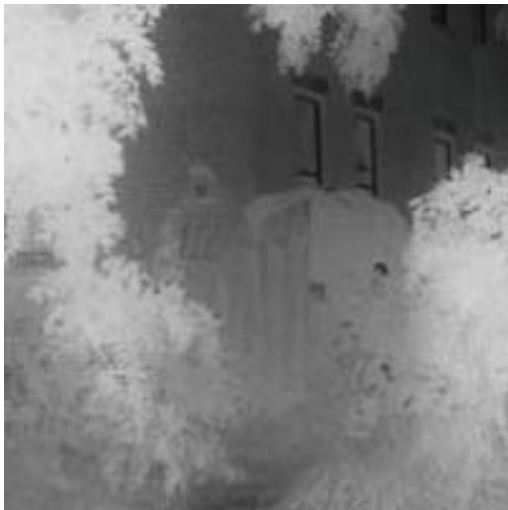
식에서 보는 바와 같이 local contrast 가 커질수록 $f_{hist}(t)$ 값은 작아지게 되고, $f_{std}(t)$ 값은 커지게 되면서 $f_{contrast}(t)$ 값은 작아지게 된다. 따라서 최소의 $f_{contrast}(t)$ 값을 가지는 안개 전달량 $t(x)$ 가 가장 높은 local contrast 를 갖는 안개 전달량 값이 된다. Kim 의 안개 제거 방법을 수행한 결과는 다음 그림 (2.4)와 같다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2.4: Kim [2] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 결과 영상

2.2 Dark Channel Prior 기반의 방법

He [3] 는 안개가 없는 깨끗한 영상이 가지는 특성을 이용하여 안개를 제거하는 방법을 제시하였다. 이 논문에서는 안개가 없는 깨끗한 영상에서 일정 구간 내 한 픽셀 중 어느 한 컬러 채널은 0에 수렴한다는 통계적 관측을 발견하였고, 이것을 dark channel prior 라 하였다. 그 이유는 크게 물체에 생기는 그림자, 색체가 풍부한 물체 그리고 매우 어두운 물체 등에서 이러한 현상이 있기 때문이다. 이러한 dark channel prior 를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$J_{dark}(x) = \min_{c \in r, g, b} (\min_{y \in \Omega(x)} (J^c(y))) \quad (2.8)$$

여기서 J^c 는 영상의 각 채널을 의미하고, $\Omega(x)$ 는 픽셀 y 를 중심으로 하는 일정 구간을 의미한다. Dark channel prior 에 의해 식 (2.8)의 대부분의 값은 0의 값을 가지고 이는 식 (2.9)와 같다.

$$J_{dark}(x) \simeq 0 \quad (2.9)$$

따라서 He 는 이 식을 이용하여 안개 전달량을 다음 식 (2.10)와 같이 계산하였다.

$$t(x) = 1 - \min_c (\min_{y \in \Omega(x)} (\frac{I^c(y)}{A^c})) \quad (2.10)$$

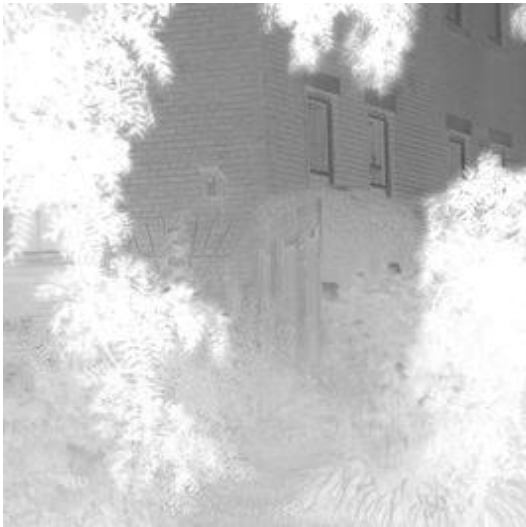
위에서 구한 안개 전달량과 안개 모델링 식을 이용하여 안개가 없는 깨끗한 영상 $J(x)$ 를 구할 수 있고, 이렇게 해서 얻은 결과는 그림 2.5와 같다. 그림 2.5 (a)의 안개가 낀 영상에 대해서 그림 2.5 (b)의 전달량 맵 (map) 을 구할 수 있었으며, He는 패치 단위의 계산 결과인 2.5 (b)를 안개 모델링 식이 매팅 (matting) 식과 비슷하다는 점을 이용하여 전달량 맵을 정련하였다. 정련하는 알고리즘은 Levin [11] 이 제안한 matting 방법을 이용하였고, 그 결과는 그림 2.5 (c)와 같다. 이 정련된 전달량 맵을 통해 얻은 안개 제거 결과는 그림 2.5 (d)와 같다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 2.5: He [3] 논문의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 결과 영상

2.3 기존 방법의 한계점

단일 영상에 대해 안개를 제거하는 기존 방법들은 다음과 같은 한계점들이 존재한다. 우선 local contrast enhancement [1], [2] 기반의 방법은 영상 밝기의 contrast 를 높여주는 개념으로 원 영상으로의 영상 복원 (image restoration) 의 개념이 아닌 영상 개선 (image enhancement) 개념이다. 따라서 높은 contrast 로 인하여 안개가 제거된 시각적으로 뚜렷한 결과를 얻을 수 있지만 색상 왜곡이 심해져서 부자연스러운 결과를 얻을 수 있다. 다음 그림 2.6은 이러한 local contrast enhancement [2] 기반의 방법을 사용하여 안개를 제거한 결과이다. 안개가 잘 제거되어 영상이 선명해지긴 했지만 전체적인 색상이 붉어져 안개가 끼지 않은 원래 영상이라고는 볼 수 없다.



그림 2.6: Local contrast enhancement [2] 기반의 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) 안개 제거 결과 영상

Dark channel prior [3] 기반의 방법은 이러한 색상 왜곡으로 인하여 결과가 부자연스러워지지 않지만, contrast enhancement 방법에 비해 더 낮은 contrast로 인하여 안개가 덜 제거된 흐린 결과 영상을 얻게 된다. 예를 들어 그림 2.7을 보면 앞의 local contrast enhancement 결과에 비해 아직도 하얀 안개가 껴 있는 듯한 dark channel prior 결과를 확인 할 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 2.7: 두 알고리즘을 이용한 안개 제거 결과 (a) 안개 낀 입력 영상, (b) Dark channel prior [3] 기반의 안개 제거 결과, (c) Local contrast enhancement [2] 기반의 안개 제거 결과

제 3 절 기타 방법들

그 후, 앞에 소개된 기법들의 단점을 보완하는 방식으로 연구가 활발히 진행되었다. Gibson [12] 은 dark channel prior 식을 아래 식 (2.11) 과 같이 변형한 Median dark channel prior 를 새로 정의하여 matting 과정을 거치지 않아도 halo effect 를 제거하는 알고리즘을 제안하였다.

$$t(x) = 1 - \text{median}_{y \in \Omega(x)} (\min_c (\frac{I^c(y)}{A^c})) \quad (2.11)$$

Jin [13] 은 일정 구간 내의 물체에 대해서 depth 가 동일하다는 가정에 의해 생기는 depth discontinuity 문제를 제거하기 위해 bilateral filter를 여러 번 거치는 새로운 dark channel prior 기법을 제안하였다. 그리고 Fang [14] 은 영상 내 같은 분할 (segmentation) 영역에 대해서는 물체의 depth 가 같다는 특성을 이용하여 보다 정확한 안개 제거 결과를 얻는 알고리즘을 제안하였다.

그리고 Zhang [15] 은 물체색이 안개 색과 비슷한 경우 안개와 물체를 구별하지 못해 잘못된 dark channel prior 결과가 나오는 경우를 해결하기 위해서 이러한 경우 전달량을 보정하여 안개를 제거하는 알고리즘을 제안하였다. 마찬가지로 Xu [16] 도 역시 물체색과 안개 색이 비슷한 경우의 문제를 해결하기 위해 전달량을 보정하는 알고리즘을 제안하였다.

Carr [17]는 영상의 기하학적인 구조 (Geometry) 를 이용하여 더욱 더 정확한 전달량을 구하는 알고리즘을 제안하였다. 카메라로 획득한 안개 영상의 경우 주로 물체의 depth는 영상의 아래쪽에서 위로 갈수록 증가하

다가 하늘 영역에서 거의 무한해지는 것을 이용하여 MRF 모델의 smoothness term을 수정하였다. 그리고 안개 색과 비슷한 물체의 경우 MRF 모델의 data term을 낮추어 보다 정확한 전달량을 구하는 알고리즘을 제시하였다.

그리고 Yang [18] 은 Co-occurrence histogram equalization이라는 새로운 global contrast enhancement 방법을 정의한 후, 이 결과의 색상 왜곡을 해결하기 위해 dark channel prior 결과와 전달량 값을 가중치 값으로 하여 합하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 contrast enhancement 의 색상 왜곡을 보정하는 결과를 얻을 수 있지만 안개 제거가 목적이 아닌 color image contrast enhancement 에 최적화된 결과이다. Fattal [19] 는 영상의 반사율을 측정하고, 일정 지역 내에서 측정된 반사율은 항상 같은 벡터 방향을 갖는다는 가정을 통하여 안개를 제거하는 알고리즘을 제안하였다. Guo [20] 은 영상의 Retinex 결과를 가상의 전달량으로 정한 후 안개를 제거하는 알고리즘을 제안하였다. 마찬가지로 Parthasarathy [21] 와 Kamathe [22] 역시 MSR (Multi Scale Retinex)결과를 전달량 맵으로 이용하여 안개를 제거하는 방법을 제안하였다.

제 3 장

제안하는 방법

앞에서 언급한 local contrast enhancement 기반의 안개 제거 방법 [1], [2] 은 영상의 각 패치에 대해서 결과 영상을 luminance 값으로 변환하고 이에 대한 contrast function 을 정의한 후, 이를 최대로 만드는 안개 전달량을 구하여 전달량 맵을 만든다. 하지만 이 방법의 경우 안개가 없는 영상으로의 복원 (image restoration) 과정이 아닌 영상 개선 (image enhancement) 과정이라는 점에서 시각적으로 contrast 가 큰 선명한 결과 영상을 얻는 장점이 있지만 동시에 색상 왜곡이 심한 부자연스러운 결과라는 단점도 존재한다. 그리고 dark channel prior [3] 방법은 안개가 없는 영상들의 통계적 관측을 이용한, 색상 왜곡이 적은 image restoration 방법이지만, 복원된 영상의 선명도는 시각적으로 우수하지 못하다는 단점이 있다.

본 논문은 시각적으로 선명하면서 색상왜곡이 없는 안개제거 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 dark channel prior 조건과 local contrast, 그

리고 색상 왜곡을 나타내는 가중치를 적용하여 안개 전달량을 추정하도록 하였는데, 이를 통하여 색상 왜곡이 발생하지 않으면서 안개를 제거하고 영상의 색 대비를 개선하는 알고리즘을 제안한다.

우선 영상의 각 패치에 대해서 안개 전달량을 통해 얻을 수 있는 안개 제거 복원 영상의 contrast 함수와 dark channel prior 함수를 각각 정의한다. 그 후, 안개 제거 복원 영상과 dark channel prior 조건에 따라 구해진 안개 제거 복원 영상 사이의 색상(hue) 분포 차이를 이용하여 두 함수에 대한 상대적인 가중치를 정의하고, 최종적인 연합 비용 함수 (cost function) 를 설계한다. 그리고 이 비용 함수를 최소화하는 최적의 안개 전달량을 구함으로써, 영상의 모든 패치에 대한 전달량 맵을 구한다. 그러나 여전히 전달량 맵은 패치 단위로 추정되어 시각적으로 자연스럽지 못하고 에지 (edge)나 미세한 구조물과 대응되지 않는 경우가 많으므로, guided image filter [23]로 정련 (refinement) 과정을 거쳐 오류를 일부 제거한 최종 전달량 맵을 얻게 된다. 이를 바탕으로 색상왜곡이 적고 local contrast가 높아 선명하게 안개가 제거된 복원영상을 얻을 수 있다. 그림 3.1은 본 논문에서 제안하는 방법의 연산과정을 순차적으로 표시한 블록도이다.

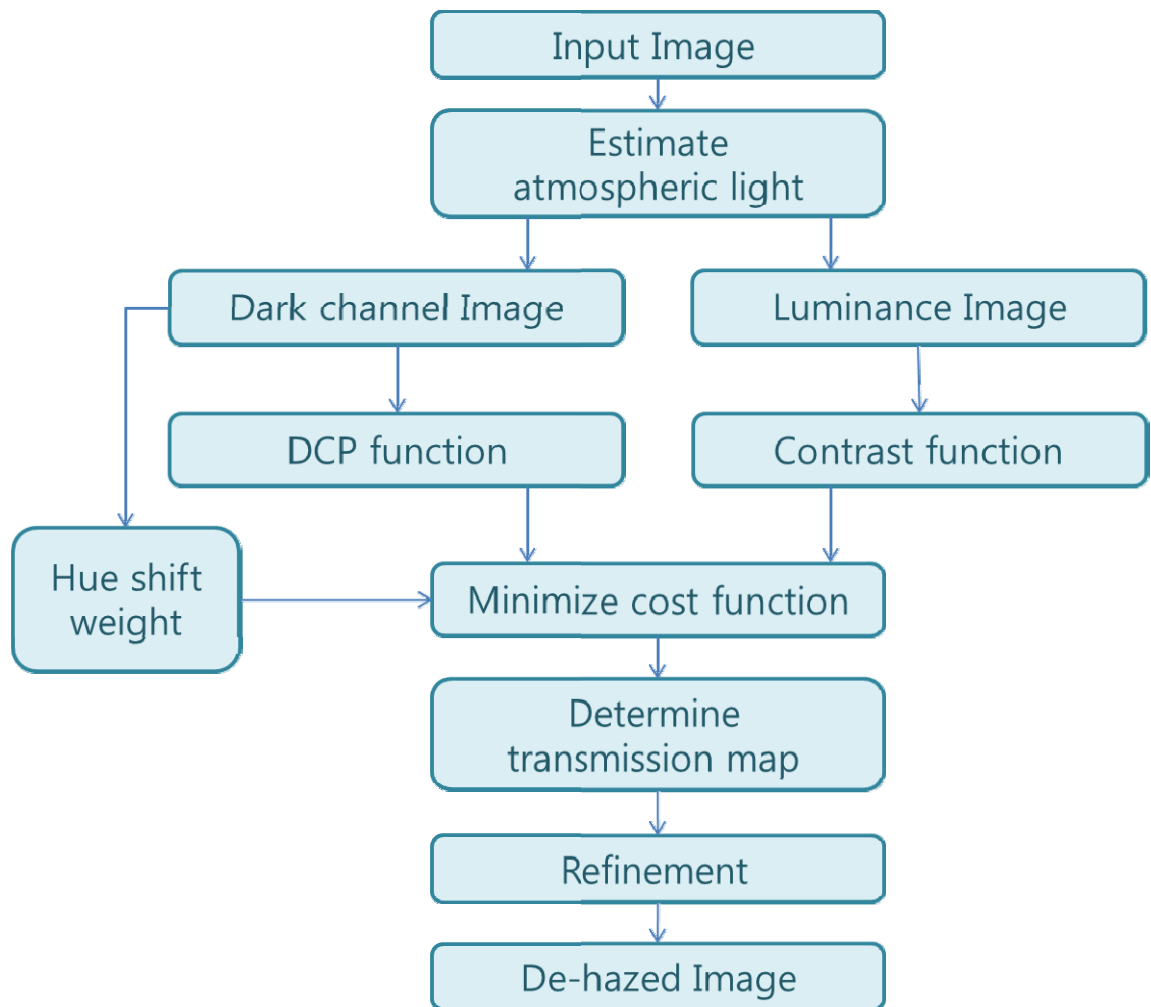


그림 3.1: 제안하는 방법의 블록도

제 1 절 안개 값 구하기

기존에는 단순히 안개 값 A 를 영상 내에서 가장 높은 컬러 밝기를 가지는 픽셀의 밝기로 구하였던 반면, He [3] 는 dark channel prior의 개념을 통해 안개 값 A 를 구하였다. 깨끗한 영상의 dark channel 값은 dark channel prior로 인하여 0에 가까운 값을 가지지만, 안개가 낀 영상의 경우는 여기에 더해진 안개 값으로 인하여 0보다 큰 값을 띄게 된다. 그러므로 안개가 많이 낀 영상일수록 이 dark channel 값이 커지게 되고, 해당 영역의 전달량이 0에 가까워 안개 값과 같은 밝기를 가지는 구간은 이 dark channel 값이 가장 큰 값을 띄게 된다.

따라서 안개 값을 구하기 위해서는 우선 영상에 대한 dark channel 값을 구한다. 이 중 상위 0.1%로 밝은 픽셀에 대하여 가장 밝은 픽셀의 밝기 값을 안개 값 A 로 지정한다. 그 결과로 그림 3.2의 빨간 박스와 같이 올바르게 가장 짙은 안개 값 영역을 찾았음을 확인할 수 있다.



그림 3.2: 안개 값 찾기

제 2 절 가중 함수 설계

이번 절에서는 비용 함수 (cost function) 를 설계하기 위해서 local contrast enhancement 함수와 dark channel prior 함수를 먼저 정의한다. 우선 Kim [2]의 local contrast enhancement 방법을 응용하여 다음 식과 같이 local contrast enhancement 함수를 정의하였다.

$$f_{contrast}(t) = af_{hist}(t) - bf_{std}(t) \quad (3.1)$$

여기서 a , b 는 상수 값으로 각각 본 논문에서 최적의 실험 결과를 나타내는 $a = 0.2$, $b = 5$ 으로 값을 설정하였다.

그리고 각 패치에 대한 dark channel prior 함수는 다음 식 (3.2) 같이 정의한다.

$$f_{dark}(t) = \sqrt{\frac{1}{3N} \sum_{c \in r, g, b} \left(\sum_{x=1}^N (J_{dark}(x) - J(t, x))^2 \right)} \quad (3.2)$$

여기서 $J_{dark}(x)$ 는 영상 내 패치에 대한 dark channel prior [3]의 안개 제거 결과이고, $J(t, x)$ 는 안개 전달량 $t(x)$ 에 대한 안개 제거 결과이다. 따라서 $f_{dark}(t)$ 는 구하고자 하는 결과와 dark channel prior 결과의 평균 제곱 오차 (mean square error) 형태로 나타난다.

제 3 절 가중치 및 비용 함수 설계

본 논문에서는 2절에서 정의한 두 함수를 이용하여 비용 함수를 설정한다. 이때 가중치의 값은 색상 왜곡을 막기 위해 dark channel prior 결과와의 색상 (hue)차이로 나타나며 이는 다음 식 (3.3)과 같다.

$$\alpha = \exp\left(-\frac{f_{hue}(t)^2}{2\sigma_\alpha^2}\right)$$

$$f_{hue}(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N g_h(H(J_{dark}) - H(J(t, x)))^2} \quad (3.3)$$

$$g_h(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x < 180^\circ \\ 360^\circ - x, & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서 $g_h(x)$ 는 hue 값의 차이를 나타내기 위한 함수로 hue는 360° 를 주기로 반복되기 때문에 식 (3.3)의 세 번째 식과 같이 정의하였다. 식 (3.3)의 두 번째 식인 $f_{hue}(t)$ 는 이러한 hue 차이에 대한 mean square error를 의미한다. 즉, dark channel prior 안개 복원 영상과 색상 차이가 커질수록 색상 왜곡은 심해져서 $f_{hue}(t)$ 값은 커지게 된다. 그리고 식 (3.3)의 첫 번째 식과 같이 이 값에 대한 지수함수 값을 바로 가중치 α 로 사용하였다. 즉, 색상 왜곡이 큰 결과 영상을 만드는 안개 전달량에 대해서는 dark channel prior 안개 복원 영상과의 색상 차이가 커지면서 α 값이 점점 작아지게 되고, 색상 왜곡이 작은 결과 영상에 대해서는 α 값이 점점 증가하게 된다. 따라서 이 가중치 α 를 사용한 비용 함수를 다음 식 (3.4)과 같이 정의한다.

$$f_{\text{cost}}(t) = \alpha f_{\text{contrast}}(t) + (1 - \alpha) f_{\text{dark}}(t) \quad (3.4)$$

식 (3.3), (3.4) 를 보면 알 수 있듯이, dark channel prior 결과와 hue 차이가 크게 되면 가중치 α 가 작아져서 비용 함수에 dark channel prior 영향이 local contrast enhancement 영향보다 커지게 된다. 따라서 이는 색상 왜곡이 생김을 막아준다. 마찬가지로 dark channel prior 결과와 hue 차이가 작아져서 가중치 α 가 커지게 되면 비용 함수에 local contrast enhancement 영향이 더 커지게 된다. 이로 인하여 색상 왜곡이 크지 않는 조건을 만족하며 동시에 local contrast enhancement를 만족하는 최적의 전달량 맵을 찾을 수 있다. 그림 3.3는 이러한 과정을 보기 위해 cost 함수에 대한 그래프를 나타낸다. 그림 3.3 (a)와 3.3 (b)는 각각 local contrast enhancement 함수와 dark channel prior 함수의 그래프를 나타낸 것이다. 그림 3.3 (a)의 그래프를 최소화 하는 안개 전달량 값은 local contrast enhancement의 결과가 되고, 마찬가지로 그림 3.3 (b)의 그래프를 최소화 하는 안개 전달량 값은 dark channel prior의 결과가 된다. 그림 3.3 (c)는 비용 함수를 설계하기 위한 가중치 α 값이 되고, 전달량 값에 따라 $[0 \sim 1]$ 의 값을 가짐을 확인할 수 있다. 색상 왜곡이 큰 결과 영상을 얻는 안개 전달량에 대해서는 α 는 0에 가까워지고, 색상 왜곡이 작은 결과 영상에 대해서는 α 는 1에 가까워진다. 그림 3.3 (d)는 두 함수에 가중치가 더해진 비용 함수를 나타낸 것으로서, 색상 왜곡이 작은 결과 영상을 얻는 안개 전달량에 대해서는 그림 3.3 (a)의 local contrast enhancement 함수에 대한 가중치가 증가하게 되고, 색상 왜곡이 큰 결과 영상을 얻는 안개 전달량에 대해서는 그림 3.3 (b)의 dark channel prior

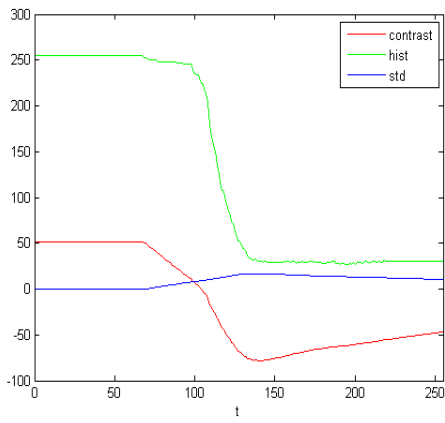
함수에 대한 가중치가 증가하게 된다. 따라서 비용 함수가 최소화되는 최적의 전달량 값은 contrast enhancement 조건을 고려하며 동시에 dark channel prior 조건도 고려하게 되고 이 두 조건에 대한 가중치 값이 바로 색상 왜곡의 정도를 나타내는 α 가 된다.

그림 3.3 (d)의 그래프에서 비용 함수가 최소화 되는 안개 전달량은 dark channel prior 함수를 최적화하는 안개 전달량 값보다는 작고, local contrast enhancement 함수를 최적화하는 안개 전달량 값보다는 큰 두 조건을 모두 색상 왜곡 정도에 따라 고려한 최적의 결과임을 확인할 수 있다. 즉, 시각적으로 contrast를 높이면서 동시에 색상 왜곡을 줄이는 최적의 안개 전달량 값을 찾을 수 있다.

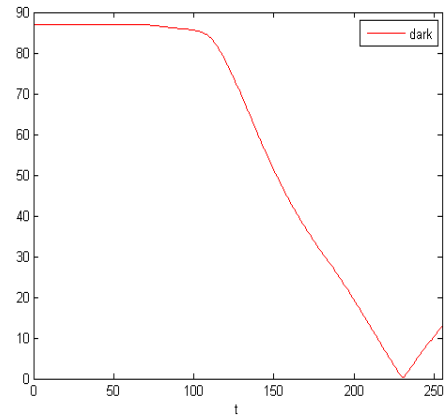
영상의 모든 패치에 대해 이러한 최적의 전달량 값 찾는 과정을 수행한 후, 전달량 맵을 만든 결과는 그림 3.4과 같다.



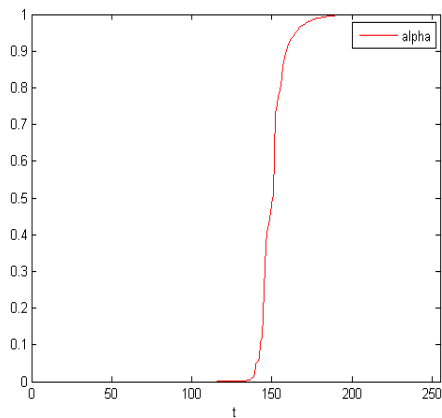
(a)



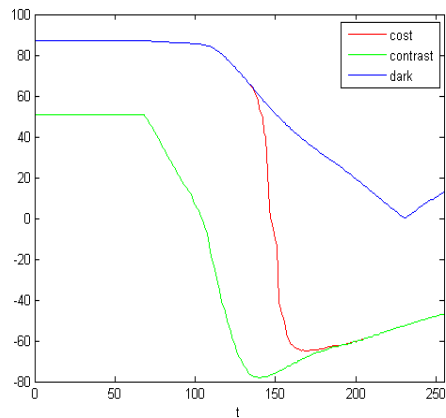
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 3.3: 안개 전달량에 따른 비용 함수 그래프 (a) 입력 영상, (b) local contrast 그래프, (c) dark channel prior 그래프, (d) 가중치 그래프, (e) 비용 함수 그래프



(a)



(b)

그림 3.4: 최적의 전달량 맵 결과 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵

제 4 절 정련 과정 및 안개 제거

비용 함수를 최적화하는 전체 영상에 대한 전달량 맵은 정련 과정이 필요하다. 비용 함수를 최적화하는 과정에서 일정 구간 내의 모든 픽셀은 전달량이 같다는 가정을 사용하였는데 이 가정을 만족하지 않는 depth discontinuity가 발생하는 패치에 대해서는 그림 3.5와 같이 후광 효과(halo effect)가 발생한다. 이러한 halo effect 를 제거하면서 동시에 인접한 픽셀과 패치는 전달량이 비슷하다는 특성을 모두 고려하기 위해 전달량 맵에 정련 과정을 거친다. 본 논문은 이러한 정련 과정을 하기 위해 He [23] 의 Guided image filtering를 이용하였다.

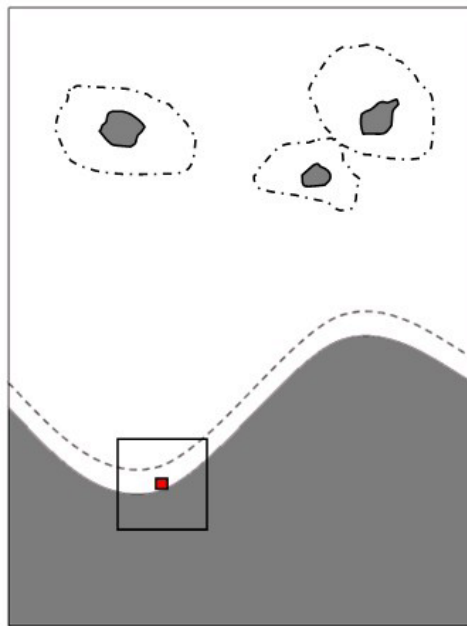


그림 3.5: halo effect 발생 예

Guided image filtering은 guided image를 설정한 후, 이 guided image와 input image로 output image 생성하는 image filtering으로서 이러한 과정은 다음 식 (3.5)과 같다.

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I)p_j \quad (3.5)$$

여기서 edge preserved smoothing 과정인 joint bilateral filtering의 경우 [24] filter kernel은 다음과 같다.

$$W_{ij} = \frac{1}{K_i} \exp\left(-\frac{|x_i - x_j|^2}{\sigma_s^2}\right) \exp\left(-\frac{|I_i - I_j|^2}{\sigma_r^2}\right) \quad (3.6)$$

이러한 bilateral filter의 원리에 근거한 guided filtering은 local linear model 을 만족시킨다는 가정에 근거하여 guided image와 output image의 cost function을 최소화하는 filter kernel을 설정한다.

$$W_{ij} = \frac{1}{|w|^2} \sum_{k:(i,j) \in w_k} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right) \quad (3.7)$$

본 논문은 안개 제거 입력 영상을 guided image로 설정하고 input image로는 전달량 맵으로 하여 정련된 결과인 output image를 얻는다.

그 후, 마지막으로 전달량 맵과 안개 모델링 식을 통하여 최종 안개 제거 결과 영상인 $J(t)$ 를 얻는다. 이는 식 (3.8)과 같다.

$$J_c(t) = \frac{I_c - A_c}{\max(\overline{t(x)}, t_0)} + A_c \quad (3.8)$$

전달량 $t(x)$ 가 0에 가까운 작은 값이 나오면 미세한 노이즈 값이 큰 요소가 될 수 있다. 따라서 일정 값 이하의 안개 전달량 값에 한계 값 (threshold) 을 적용하기 위해 lower bound $t_0 = 0.05$ 를 설정한다.

안개 모델링 식에 근거하여 안개 제거 결과 영상 $J_c(t)$ 를 구할 수 있고, 이러한 과정을 나타낸 것이 그림 3.6이다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 3.6: Forest 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상

제 4 장

실험 및 결과

제안하는 방법의 성능을 확인하기 위하여, 여러 가지 다른 안개가 낀 영상에 대하여 실험을 수행하였다. 모든 실험 결과에는 15×15 크기의 패치를 사용하였고, 비용 함수를 최소화 하는 과정의 수행 시간을 줄이기 위하여 전달량 값을 0과 1사이의 모든 값이 아닌 $\{0, \frac{1}{32}, \dots, 1\}$ 값에 대해 실험을 하였다. 색상 왜곡 변수 $\sigma_\alpha = 5$ 으로 하였고, 정련 과정에서 사용하는 guided image filtering [23]의 window radius $r = 20$, $\epsilon = 10^{-3}$ 을 사용하였다.

본 연구에서는 단일 영상에 대하여 안개 모델링 식 기반의 전달량 맵을 구한 후, 이의 halo effect 를 제거하기 위해 정련 과정을 거치고 안개 제거 결과를 얻었다. 그림 4.1은 이러한 안개 제거 과정의 결과들을 보여준다. 그림 4.1 (a) 는 안개가 낀 영상으로서 본 논문에서 제안한 방법을 통

해 그림 4.1 (b) 와 같은 전달량 맵을 형성하였다. 그리고 그림 4.1 (c) 는 전달량 맵을 guided image filtering 을 이용하여 정련과정을 거쳐 얻은 결과이고, 그림 4.1 (d) 는 안개 제거 결과 영상이다.

그리고 본 논문은 기존에 사용하는 local contrast enhancement 조건과 dark channel prior 조건을 모두 사용함으로써, 한 가지 조건만을 사용한 결과보다 더 좋은 결과를 얻는 방법을 제안하였다. 따라서 이것을 검증하기 위해, 그림 4.2 와 그림 4.3 에서 각 방법을 독립적으로 사용한 결과 영상과 비교하였다.

그림 4.2 (a)는 local contrast enhancement 방법 [2]의 결과 영상을 보여주고, 그림 4.2 (b)는 제안한 방법의 결과 영상을 보여준다. local contrast enhancement 방법의 경우, 원 영상에 비해 색상 왜곡이 심한 부자연스러운 결과를 생성하는 반면에 본 논문의 결과는 자연스러운 색상의 결과 영상을 보여준다. 그림 4.3 (a)는 dark channel prior 방법 [3]의 결과 영상을 보여주고, 그림 4.3 (b)는 제안한 방법의 결과를 보여준다. 본 논문의 방법은 높은 contrast 조건으로 인하여 시각적으로는 더 선명한 결과 영상을 얻어 낼 수 있다.



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.1: Canon 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상



(a)



(b)

그림 4.2: Canon 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)

그림 4.3: Canon 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.4: Cone 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상



(a)



(b)

그림 4.5: Cone 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)

그림 4.6: Cone 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.7: Forest 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정렬된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상



(a)



(b)

그림 4.8: Forest 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)

그림 4.9: Forest 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.10: Pumpkins 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상



(a)



(b)

그림 4.11: Pumpkins 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문
의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)

그림 4.12: Pumpkins 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4.13: Sign 안개 제거 과정 (a) 입력 영상, (b) 전달량 맵, (c) 정련된 전달량 맵, (d) 안개 제거 영상



(a)



(b)

그림 4.14: Sign 안개 제거 영상 (a) Kim [2] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법



(a)



(b)

그림 4.15: Sign 안개 제거 영상 (a) He [3] 논문의 방법, (b) 제안하는 방법

제 5 장

결론

본 논문에서는 한 장의 안개 영상에서 안개를 제거하는 방법을 제시하였다. 제안하는 알고리즘의 기본 개념은 local contrast enhancement 와 dark channel prior 방법을 동시에 수행하며, 이 가중치 값은 dark channel prior 결과와의 색상 차이로 설정한다는 것이다. 이렇게 가중치 값을 설정하면 가중치 값은 색상 왜곡의 정도를 의미하게 된다. 이를 위하여 영상의 각 패치에 대해 local contrast 함수와 dark channel prior 함수를 계산하였다. 그리고 가중치를 계산한 한 후, 연합 비용 함수를 계산함으로써 이 비용 함수를 최소화하는 안개 전달량 값을 최적의 안개 전달량으로 선택하였다. 영상 내 모든 패치에 대하여 안개 전달량 값을 구해 전달량 맵을 만들었고, 이 전달량 맵을 input image로 원래 안개가 낀 입력 영상을 guided image로 하여 guided image filtering 정련 과정을 수행함으로써 depth discontinuity에 의해 생기는 halo effect들과 noise 값들을 제거해주었다.

본 논문에서는 색상 차이를 가중치 값으로 설정함으로써 색상 차이가 크지 않으면서 local contrast enhancement 함수의 영향으로 contrast 가 높은 선명한 결과 영상을 얻을 수 있었다. 정련 과정과 패치 크기 등의 요소는 모두 동일하게 하여 local contrast enhancement 만을 사용한 결과 값과 dark channel prior 만을 사용한 결과 값과 비교하여 실험을 하였고, 실험 결과는 본 논문이 제안하는 방법이 기존 두 방법의 단점을 보완함을 확인할 수도 있었다. 제안하는 방법은 안개를 제거함에 있어서 원 영상으로 만드는 image restoration 측면과 원하는 방향으로 영상을 개선하는 image enhancement 측면을 모두 사용하여 최적의 안개 전달량 맵을 만들었다는 점에서 새로운 의의가 있다.

참고 문헌

- [1] Robby T. Tan, "Visibility in bad weather from a single image," in *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-8, June 2008.
- [2] Jin-Hwan Kim, Jae-Young Sim and Chang-Su Kim, "Single image dehazing based on contrast enhancement," in *Proc. of the IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing*, May 2011.
- [3] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single image haze removal using dark channel prior," in *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1956-1963, June 2009.
- [4] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, "Instant dehazing of images using polarization," in *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1984-1991, December 2001.
- [5] S. Shwartz, E. Namer and Y. Y. Schechner, "Blind haze separation," in *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1984 - 1991, October 2006.
- [6] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. "Chromatic framework for vision in bad weather," in *Proc. of IEEE Computer Society*

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 598 - 605, June 2000.
- [7] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. "Contrast restoration of weather degraded images," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 6, pp. 713-724, June 2003.
- [8] S. K. Nayar and S. G. Narasimhan, "Vision in bad weather," in *Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 820-827, September 1999.
- [9] J. Kopf, B. Neubert, B. Chen, M. Cohen, D. Cohen-Or, O. Deussen, M. Uyttendaele and D.Lischinski, "Deep photo: Model-based photograph enhancement and viewing," *ACM Trans. Graphics*, vol. 27, no. 5, pp. 1-10, December 2008.
- [10] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar, "Interactive deweathering of an image using physical models," in *Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision*, October 2003.
- [11] A. Levin, D. Lischinski and Y. Weiss, "A closed form solution to natural image matting," *IEEE Transactions. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 2, pp. 228-242, February 2008.
- [12] Kristofor B. Gibson, Dung T. Vo and Truong Q. Nguyen. "An investigation of dehazing effects on image and video coding," *IEEE Transactions. on Image Processing*, vol.21, no. 2, pp. 662-673, February 2012.

- [13] Wenbo Jin, Zengyuan Mi, Xiaotian Wu, Yue Huang and Xinghao Ding, "Single image de-haze based on a new dark channel estimation method", *IEEE Conference on Computer Science and Automation Engineering*, vol. 2, pp. 791-795, May 2012.
- [14] Shuai Fang, Jiqing Zhan, Yang Cao and Ruizhong Rao, "Improved single image dehazing using segmentation," *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3589-3592, September 2010.
- [15] Guohua Zhang, Zhenhan Lv, Taisong Jin and Lingling Li, "Single image haze removal to deal with cross-color," *International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering*, pp. 8492-8495, June 2011.
- [16] Haoran Xu, Jianming Guo, Qing Liu and Lingli Ye, "Fast image dehazing using improved dark channel prior," *IEEE Conference on Information Science and Technology*, p. 663-667, March 2012.
- [17] Peter Carr and Richard Hartley, "Improved single image dehazing using geometry," *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 103-110, December 2009.
- [18] Hongbo Yang and Jiuhue Wang, "Color image contrast enhancement by co-occurrence histogram equalization and dark channel prior," *Image and Signal Processing*, VOL. 2, PP. 659-663, October 2010.
- [19] R. Fattal, "Single image dehazing," *ACM Trans. Graphics*, vol. 27, no. 3, pp. 1-9, August 2008.

- [20] Fan Guo, Zixing Cai, Bin Xie and Jing Tang, "Automatic image haze removal based on luminance component," *International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing*, p. 1-4, September 2010.
- [21] S. Parthasarathy and P. Sankaran, "A RETINEX based haze removal method," *International Conference on Industrial and Information Systems*, p. 1-6, August 2012.
- [22] Bin Xie, Fan Guo and Zixing Cai, "Improved single image dehazing using dark channel prior and Multi-Scale RETINEX," *International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application*, p. 848-851, October 2010.
- [23] Kaiming. He, Jian. Sun and Xiaoou, Tang, "Guided image filtering," *IEEE Transactions. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, p.1
- [24] C. Tomasi and R. Manduchim "Bilateral filtering for gray and color images," in *Proc. International Conference on Computer Vision*, pp. 839-846, January 1998.

Abstract

There has been many developments in the field of haze removal, which removes haze from outdoor image. Because of color or brightness distortion on the object, the haze image has worse performance of computer vision algorithm such as object detection, tracking, recognition. So, Haze remove research has been developments in order to improve many computer vision algorithm's performance as pre-processing. It has been widely used to perform local contrast enhancement. But, using these methods could result in color distortion, because these method is not image restoration but image enhancement. So, the algorithm which was proposed to deal with this problem is dark channel prior method. This method is image restoration algorithm using statistical observations in the haze images. This method shows better results in color distortion view, but it has problem that has worse visibility than local contrast enhancement method.

In this research we proposed a haze removal method which has good visibility and keeps color fidelity. As we use dark channel prior method and local contrast enhancement method together, we estimate more accurate airlight transmission than using only one method, and removes haze in the haze image. We define dark channel prior function and local contrast enhancement function in a image patch. Also we

determine hue difference between dark channel prior result and this result as a function weight. We define cost function using the weight, dark channel prior function and local contrast function. So we estimate more accurate transmission optimizing this cost function. As using the weight that means color distortion, dark channel prior function and local contrast enhancement function, we result haze removed image that has low color distortion and clear visibility.

We compare our results with local contrast enhancement method results, dark channel prior results. As a result, it can compensate for the disadvantages of conventional methods. We confirm the fact that this method has more clear visibility and low color distortion.

key word

image haze removal, image enhancement, image restoration, dark channel prior, local contrast enhancement

student number

2011-20795