

안개가 포함된 영상에서의 색 왜곡 특성 분석

¹* 김정엽

Analysis of Color Distortion in Hazy Images

¹*JeongYeop Kim

요약

본 연구에서는 안개(haze)가 존재하는 영상에서의 색상 왜곡에 대하여 분석하고자 한다. 장면에서 안개가 포함되는 경우, 장면에서 반사되는 칼라 신호는 안개 성분 때문에 투과율의 영향으로 색상의 왜곡이 수반된다. 통상적인 안개 제거(de-hazing) 방법으로 안개의 영향을 배제하는 경우 색상의 왜곡이 충분히 해소되지 않는 경향이 있다. Khoury 등은 많은 연구에서 언급되는 안개 모델인 다크-채널-프라이어(dark channel prior) 기법을 이용하여 색상의 왜곡 정도를 파악하였다. 그러나 색 오차 값 등 왜곡의 경향성만을 확인하였고, 구체적인 색 왜곡에 대한 분석을 하지 않았다. 본 논문에서는 색 왜곡의 형태를 분석하고, 색상의 왜곡을 줄일 수 있는 복원 방법을 제안하였다. Khoury 등이 사용한 데이터베이스의 입력 영상에는 표준 칼라 도구인 맥베스 칼라체커(Macbeth color checker)가 포함되어 있다. 맥베스 칼라체커(Macbeth color checker)의 칼라 값들을 이용하여 안개 농도의 변화에 따른 색상 왜곡을 분석하고, 모델링을 통하여 새로운 색상 왜곡 모델을 제시하였다. 제안한 방법은 안개 농도 변화에 따른 단계별 색도(chromaticity)의 변화와 기준 정보(ground truth)의 색도를 이용하여 사상(mapping) 함수를 구하는 것이다. 색 왜곡의 형태가 안개 농도에 비례하여 단계별로 차이가 있으므로 모든 단계에서 안정적으로 작동하는 통합적인 사상 함수를 구하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 제안한 방법을 통한 색상 왜곡의 개선을 각도 오차(angular error)의 값을 기준으로 추정하였으며, 기존 방법에 비하여 15% 정도의 개선효과가 있음을 검증하였다.

Abstract

In this paper, the color distortion in images with haze would be analyzed. When haze is included in the scene, the color signal reflected in the scene is accompanied by color distortion due to the influence of transmittance according to the haze component. When the influence of haze is excluded by a conventional de-hazing method, the distortion of color tends to not be sufficiently resolved. Khoury et al. used the dark channel priority technique, a haze model mentioned in many studies, to determine the degree of color distortion. However, only the tendency of distortion such as color error values was confirmed, and specific color distortion analysis was not performed. This paper analyzes the characteristic of color distortion and proposes a restoration method that can reduce color distortion. Input images of databases used by Khoury et al. include Macbeth color checker, a standard color tool. Using Macbeth color checker's color values, color distortion according to changes in haze concentration was analyzed, and a new color distortion model was proposed through modeling. The proposed method is to obtain a mapping function using the change in chromaticity by step according to the change in haze concentration and the color of the ground truth. Since the form of color distortion varies from step to step in proportion to the haze concentration, it is necessary to obtain an integrated thought function that operates stably at all stages. In this paper, the improvement of color distortion through the proposed method was estimated based on the value of angular error, and it was verified that there was an improvement effect of about 15% compared to the conventional method.

Keywords: Haze, Image, Color, Distortion, Model, De-hazing

¹ 영산대학교 성심교양대학 부교수(neocopy@vsu.ac.kr)

I. 서론

영상을 촬영하는 장면에는 여러 가지 변수가 존재한다. 물체 표면의 색상이 카메라에 전달되는 과정에서 해당 장면의 조명 색상, 대기 중의 먼지 입자, 안개 등의 자연 기후관련 현상들이 영향을 준다. 특히, 장면에 안개가 존재하는 영상은 해석의 어려움을 수반한다. 안개의 특성으로 영상의 일부 또는 전체에 대하여 원래 장면의 칼라 신호가 왜곡되기 때문이다. 이 문제를 해결하기 위하여 많은 연구가 이루어져 왔다. 안개 성분의 제거를 위한 디헤이징 (de-hazing)은 대기 광(air light)과 투과율(transmission)을 필요로 한다. 대기 광은 안개의 농도가 가장 높은 영역의 색상과 같은 개념으로 해석이 되며, 투과율은 안개의 농도에 의존적이며 물체 표면의 칼라 신호가 관찰자에게 전달되는 비율을 의미한다.

대기 광 추정은 사전정보 또는 학습 기반의 두 가지 방식으로 제안되어 왔다. 사전 정보 기반 방법은 단순 밝기 또는 통계 기반 방법으로 분류되며, 주로 가장 밝은 화소 값을 기준으로 하였다[1][2][3][4]. 가장 밝은 화소가 안개의 색상이 아닌 장면 내부에 존재하는 발광체 또는 흰색 계열의 색상을 참조하게 되면 정확한 계산이 어려워지는 문제점이 있다. 통계적인 방법은 충분히 작은 크기의 화소 그룹은 일반적으로 동일한 표면 반사도를 가지는 것으로 추정되며 동일한 투과율을 가지는 것으로 간주된다[5][6][7][8]. 이 방법은 노출이 과다한 결과 영상을 생성하거나 계산 량이 많은 단점이 있다.

He[1]등은 다크-채널-프라이어(dark channel prior) 방법을 제안하였는데, 장면에서 가장 어두운 영역을 기준으로 가장 밝은 화소를 이용하였다. 논리적인 증명은 없었지만 경험적으로 가장 어두운 영역에 대기 광에 대한 정보가 포함되어 있음을 이용하였다. Kim[9]은 다크-채널-프라이어 모델을 개선한 방법을 제안하였다.

딥러닝을 통한 문제해결의 시도도 이루어졌으며[10][11][12] 주로 학습에 기반한 대기 광 추정방법을 제안하였다. 딥러닝을 위한 학습에는 많은 양의 데이터 샘플이 필요한데, 실질적으로 데이터의 양이 충분하지 않은 경향이 있어 학습의 정확도가 높지 않으며, 기존의 대기 광 추정방법들에 비하여 효율이 높지 않은 경향이 있다. 향후, 데이터의 양이 충분히 많이 확보되면 효율이 개선될 것으로 보인다.

본 논문에서는 디헤이징 모델로 많이 사용되는 다크-채널-프라이어를 기반으로 하여 장면의 색상 왜곡의 경향을 분석한다. 대부분의 디헤이징 모델에서 색상에 대한 왜곡을 다루지 않는다. Khoury 등[13]은 안개 모델에서의 색상 왜곡에 대한 해석을 위하여 CHIC 라는 데이터베이스를 제작하였고, 맥베스 칼라체커의 화소 값을 이용하여 색 오차의 범위를 계산하였다. 그러나 전체적인 색 왜곡 특성에 대한 분석 등은 없었다. 본 논문에서는 Khoury의 연구를 연장하여 안개 모델에 의한 색 왜곡 특성을 분석하고, 디헤이징 과정에서 참조될 수 있는 색 왜곡을 줄이는 복원 방법을 제안한다.

II장에서는 기존의 안개 제거 방법을 설명하고, III장에서는 안개로 인한 색상 왜곡의 분석 및 모델링 방법을, IV장에서는 실험 및 고찰을 수행하고, V장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존의 안개 제거 연구방법

안개에 의한 장면의 Koschmieder 헤이즈(haze) 모델에 의하면 영상 저장장치에 기록되는 최종 칼라 신호는 물체의 표면 색과 대기 광의 조합으로 표현되며 식(1)과 같다. 식(1)은 대기 산란 모델이라 하며, 최종 칼라 신호 I는 원래 장면의 물체 색상 J와 대기 광 A의 조합으로 결정되며, 이 때 두 신호의 비율을 결정하는 요소가 투과율 t이다. 여기서 x는 공간 좌표를 의미한다.

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

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

투과율인 t(x)는 물체와 카메라의 거리 x에 의존적인 함수이며, 식(2)와 같다. 여기서 β 는

대기의 감쇠 계수이며 상수이다. 가까운 거리에서는 투과율이 1에 가깝고, 먼 거리에서는 투과율이 0에 근접한다. 안개가 있어도 가까운 거리에서는 물체의 식별이 가능하지만, 거리가 멀어지면 투과율의 감소로 인하여 물체 표면의 칼라 신호가 관찰자에 도달하지 못하는 현상을 의미한다.

이와 같은 대기 산란 모델의 해석을 위해서는 대기 광과 투과율을 모두 추정해야 하는데, 이는 해석을 위한 미지의 정보가 2개이므로 정보가 충분하지 않은 경우(ill-posed)이다. 2개의 정보를 추정할 수 있다면 식(1)을 변형한 식(3)에 의하여 안개가 제거된 디헤이징 결과를 얻을 수 있다.

$$J(x) = \frac{I(x)-A}{t(x)} + A \quad (3)$$

He[1] 등은 다크-채널-프라이어 모델을 제안하였는데, 다크 채널은 다음과 같이 정의된다.

$$J_d(x) = \min_{y \in \Omega_x} (\min_{c \in \{R,G,B\}} J_c(y)) \rightarrow 0 \quad (4)$$

J_c 는 J 의 컬러 채널이고 Ω_x 는 x 를 중심으로 하는 로컬 패치이다. 대기 광 A 는 안개 이미지의 어두운 채널에서 가장 밝은 상위 0.1% 픽셀에서 가장 높은 강도의 픽셀을 선택하여 계산된다. 투과율 $t(x)$ 는 식(4)를 식(1)에 대입하고 상수 계수 ω 를 사용하여 추정할 수 있다.

$$t(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega_x} (\min_{c \in \{R,G,B\}} \frac{I_c(y)}{A^c}) \quad (5)$$

여기서 ω 는 안개 제거 정도를 제어하기 위한 상수 인자이며 일반적으로 0.95의 값을 취한다. 이와 같이 추정된 A 와 t 를 식(1)에 대입하여 안개 효과를 제거한 결과인 J 를 구할 수 있다.

III. 안개로 인한 색상 왜곡의 분석 및 모델링 방법

3.1 안개의 영향에 대한 색 왜곡 분석 설정

Khoury 등이 제작한 CHIC 데이터베이스는 안개의 농도에 따라 프레임을 분류하고, 단계를 1~10으로 두고 있으며 그림 1, 2와 같다. 그림 1은 기본 조명에서 촬영한 영상이고, 그림 2는 별도의 내부 조명을 사용한 경우이다. 그림 1의 1행 첫 번째 영상은 단계 1에 해당하고, 1행 마지막 영상은 단계 5이다. 2행의 첫 번째 영상은 단계 6이며 마지막 영상은 단계 10에 해당한다. 단계 10은 안개가 없는 장면을 의미하고, 단계 1은 안개 농도가 가장 높은 경우이다.

단계가 증가할수록 안개의 농도는 얇게 설정되어 있다. 단계 1~4는 맥베스 칼라체커의 신호를 참조할 수 없을 정도로 왜곡이 심하여 분석과정에서 제외하였고, 단계 10을 기준 색상(ground truth)으로 활용하고, 단계 5~9의 데이터를 분석에 이용하였다. 분석에 사용한 맥베스 칼라체커 부분은 그림 3과 같다. 그림 3의 좌측 부분 영상은 장면의 중앙에 위치하고 있는 부분이고, 우측의 영상은 오른쪽에 위치한 부분에 해당한다. 실험에서 좌측 부분 영상은 L, 우측 부분 영상은 R로 표기하였다.

분석을 위해서는 표 1의 항목들을 사용하는데, 구체적인 분석 방법은 그림 4와 같다. 그림 1, 2에 나타난 단계 5~9를 입력 영상으로 하고, 다크-채널-프라이어 방법을 적용하여 투과율 $t(x)$ 와 대기광 A 를 계산한다. 구해진 정보를 이용하여 식(3)에 의해 안개의 영향을 제거한 복원 영상 J_{dark} 를 구할 수 있다. 이 때, 입력 영상의 모든 화소 위치에 대하여 투과율을 계산할 수 있으며, 분석을 위해서는 각각의 맥베스 칼라체커 영역에 대하여 t 를 평균하여 t_{real} 을 계산한다.

이론 상으로 맥베스 칼라체커 영역에 대한 t 는 동일한 거리에 있으므로 균일한 값을 가져야 하지만 다크-채널-프라이어 방법에 의해 구해진 투과율은 정확도의 저하로 인하여 균일하지 않게 나타난다. 그러므로 추가적인 분석을 위해서는 균일한 값으로 근사화가 필요하며, 영역의

평균 값을 이용하는 것이 타당하다. 단계 5~9 까지의 각각의 입력 영상으로부터 24 개 패치의 맥베스 칼라체커 영역에 대한 I 의 평균을 각각 계산하여 I_{MCC} 라 한다. 단계 5의 경우는 I_{MCC5} , 단계 9의 경우는 I_{MCC9} 로 표기한다. 단계 10을 기준 색상으로 사용하므로, 해당 영역에 대한 I 값의 평균을 계산하여 I_{GT} 라 한다. 안개에 의한 색 왜곡을 보상하는 함수를 구하기 위해 I_{MCC} 로부터 I_{GT} 로의 사상(mapping)을 구한다. 이 때 구해지는 함수는 단계 5~9를 모두 포함하는 단일의 사상이며, 단계별로 달라지는 투과율을 색상 왜곡의 주 원인으로 가정하여, 투과율을 사상에 주요 변수로 적용한다.

분석 결과로 구해진 함수는 f_C 로 표기하며, 단계 5~9까지의 모든 입력 영상에 대하여 단일의 함수를 적용할 수 있다. 함수 f_C 에 의해 안개의 영향이 배제된 보정된 색상 J_{real} 을 얻을 수 있으며, 성능 검증을 위해 J_{dark} , J_{real} 각각에 대하여 J_{ground} 와의 색상에 대한 각도 오차를 각각 구하여 비교한다. 입력 영상은 기본 세트 I 와 별도 조명에 의한 I_{inside} 각각에 대하여 별도로 사상 함수를 구한다. 조명의 특성이 서로 달라서 단일의 사상 함수를 구하기 어려우며, 그림 4의 처리 과정을 I 와 I_{inside} 에 대하여 각각 적용한다.



Figure 1. Sample images from CHIC database
그림 1. CHIC 데이터 베이스 샘플 영상



Figure 2. Sample images from CHIC database – Inside Light
그림 2. CHIC 데이터 베이스 샘플 영상 – 내부 조명



Figure 3. Sample images from CHIC database – Inside Light
그림 3. CHIC 데이터 베이스 샘플 영상 – 내부 조명

Table 1. List of data for analysis

표 1. 분석용 데이터 일람

Name	Syntax	Semantics
Input image	I	Input images from CHIC database
Input image(inside)	I _{inside}	Input images from CHIC database with indoor light
Estimated scene	J _{dark}	Recovered scene J using dark channel prior model
Transmission	t	Estimated transmission using dark channel prior model
Estimated Transmission	t _{real}	Averaged transmission from dark channel prior
Ground Truth	J _{ground}	Level 10 images

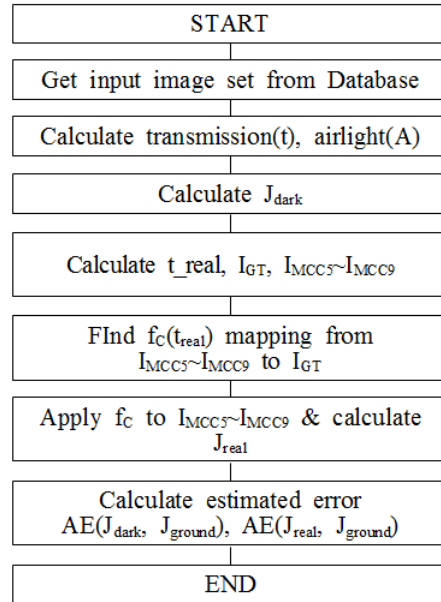


Figure 4. Flowchart of proposed analysis process

그림 4. 제안한 분석 과정의 흐름도

3.2 안개의 영향에 대한 색 왜곡 분석

색 왜곡 특성은 RGB 전체에 대한 것과 색도 (r,g)에 대한 2 가지 유형의 분석이 가능하다. 안정성 면에서는 RGB 분석이 유리하나 상황에 따라 색도 분석만 가능할 수 있다. 본 논문에서는 두 가지 유형에 대한 분석을 시행하고 적절한 유형을 선택하고자 한다.

3.2.1 RGB 단위의 분석

통상적으로 영상 내부에 안개가 존재하는 경우, 농도의 증가에 따라 전체 프레임 당, 평균적인 화소의 밝기 값은 점점 밝아지는 것이 경향이 있다. 실제로는 어두운 영상이라도 안개 농도가 증가하면 전체적인 화소들의 밝기 값이 증가하기 때문이다. CHIC 데이터베이스 영상은 분석결과 자동 백색 보상이 적용된 것으로 확인되었으며, 절대 밝기인 RGB 값을 기준으로 하는 안개의 영향 분석은 불가하지만, 백색 보정(white point mapping)이 적용된 영상을 기준으로 하면 색상 왜곡의 경향성을 분석하는 것은 가능하다.

색 왜곡 모델을 선형으로 가정하고 식(6)과 같이 표현할 수 있다. 여기서 입력 영상 I(x), 기준 영상 J(x)의 값은 [R G B]의 형태로 3x1의 벡터이며, a는 3x3, b는 3x1의 형태를 가진다.

$$I(x) = a \times J(x) + b \quad (6)$$

단계 5~9 각각에 대하여 데이터 셋을 추출하고, 단계 10의 영상을 기준 영상(ground truth)으로 정의한 후, 두 집합 간의 사상에 해당하는 계수 a와 b를 추정할 수 있다.

3.2.2 색도(r, g) 단위의 분석

상기 RGB 단위 해석에서는 백색 보정의 영향으로 안정적인 색 왜곡 모델링이 어려운 문제점이 있었다. 그러므로, 백색 보정으로 인한 화소의 밝기 값이 어느 정도 변경되어도 정규화된 색도 정보는 안정적인 경향이 있다. 그러므로, 본 논문에서는 식(7)과 같은 색도 영역 모델을 구성하여 분석에 이용하였다.

$$I(x) = s \times R \times [J(x) - W_{GT}] + W_I \quad (7)$$

구성된 색도 모델에서 s 는 가중치 상수를, R 은 2 차원 회전 행렬을 의미하고, W_{GT} 는 기준 영상의 백색 점(white point), W_I 는 입력 영상의 백색 점을 각각 의미한다. 색도 모델은 기준 영상을 색도 (r,g) 평면에서 기준 영상의 신호 $J(r,g)$ 에 대하여 백색 점을 원점으로 이동하는 변환을 시행한다. 이동한 결과를 R 만큼 회전하고, s 만큼 스케일을 조정한다. 다음 입력 영상의 백색 점을 더하는 이동 변환을 적용하여 안개 효과가 적용된 영상의 색도 정보를 추정하는 것이다.

현재 설정된 식(7)의 함수를 살펴보면, 색 왜곡을 모델링 하였고, 안개 효과를 보정하기 위해서는 식(7)의 역함수가 필요하다. 단계가 올라 갈수록 색도 분포의 범위가 증가하여 단계 10 이 되면 가장 넓게 분포한다. 그러므로 정 사상(forward mapping)은 스케일이 작아서 안정적으로 작동하나, 색 왜곡 보정을 위한 역 사상(inverse mapping)은 스케일이 커지기 때문에 불안정해지는 경향이 있다. 안정적인 색 왜곡 보정 함수를 사용하기 위해서는 식(8)과 같은 사상이 필요하다.

$$J(x) = s \times [I(x) - W_I] + W_{GT} \quad (8)$$

IV. 실험 및 고찰

4.1 RGB 를 이용한 색 왜곡 분석

단계 5~9 각각에 대하여 그림 3 의 좌, 우의 2 개 데이터 셋을 추출하였고, 그림 1 과 그림 2 의 내부 조명을 사용한 경우까지 모두 통합하여 $I(x)$ 를 구성하였다. 단계 10 의 영상을 기준 영상(ground truth)로 정의하고, 두 집합 간의 사상에 해당하는 계수 a 와 b 를 추정하였으나 수렴하지 않는 경향이 있었다. 추가적인 분석을 통하여 각 단계별로, 기준 조명과 내부 조명을 구별한 10 가지 조합에 대하여 각각의 경우에 대한 a 와 b 를 구하였다. 실험을 위한 컴퓨터 환경은 Intel(R) Core(TM) i5-6500 CPU 가 탑재된 컴퓨터에서 GNU-Octave, Python IDE 등을 사용하였으며, 결과는 그림 5 에 나타내었다. 그림에서 P05I 는 단계 5 의 내부 조명 영상을 나타내고, P05 는 단계 5 의 기준 조명 영상을 의미한다. 사상 계수 a 는 3x3 의 형태이고, 각각의 세부 요소 값을 계산하였다. 그림 5 에서 $a_{11} \sim a_{33}$ 은 사상 계수 a 의 요소 값이고, 그림 6 의 $b_1 \sim b_3$ 는 사상 계수 b 의 요소 값을 나타낸다. 그림 5 와 그림 6 의 계산 결과를 살펴보면 단계가 올라 갈수록 투과율은 감소하며, a 의 스케일이 감소하고 b 의 스케일도 감소함을 볼 수 있었다. 추가적인 통합 분석도 가능하지만, 백색 보정이 적용된 경우여서 경향성만을 파악하였고, 백색 보정이 적용된 경우라도 색도(chromaticity; r-g) 분석이 의미 있는 것으로 판단된다.

4.2 색도를 이용한 색 왜곡 분석

실험결과 R 에 해당하는 회전 각도는 360 도 기준으로 7 도 내외(2%)로 나타나서 큰 영향이 없는 것으로 확인되었다. 가중치 상수에 해당하는 s 값을 계산할 수 있으며, 가중치를 투과율 t 의 함수로 표현할 수 있다면 색 왜곡 모델을 구성할 수 있다. 실험 결과, s 와 t 의 관계는 그림 7 과 같이 나타났다.

그림 7 의 좌측은 가중치 상수 s 와 투과율 t 를 함께 나타낸 것이고, 우측은 s 와 투과율 t 를

이용하여 사상에 의해 구한 가중치 추정치 $scale_e$ 를 함께 나타낸 것이다. 사상된 결과를 통하여 투과율 t 로부터 가중치 상수 s 를 추정하는 것이 가능함을 확인하였다.

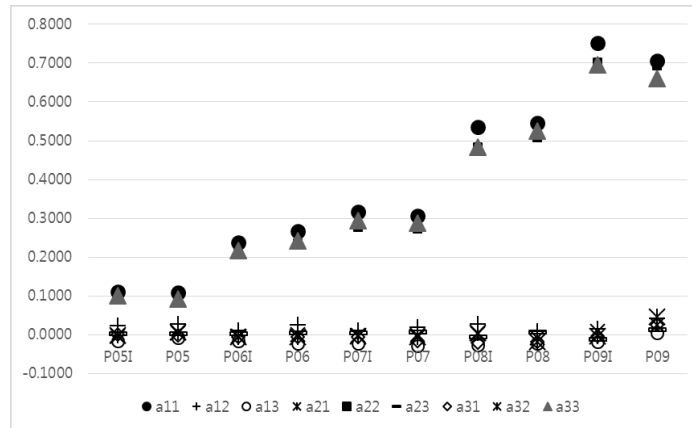


Figure 5. Coefficient a of RGB mapping
그림 5. RGB 사상 계수 a

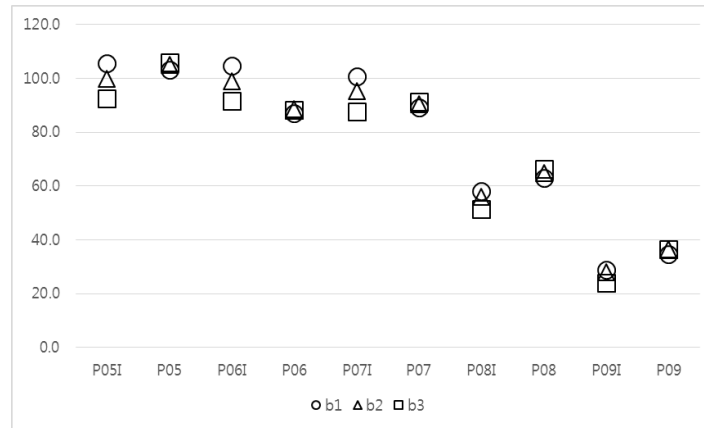


Figure 6. Coefficient b of RGB mapping
그림 6. RGB 사상 계수 b

식(7)의 사상은 그림 8의 우측에서 좌측으로의 사상을 기준으로 한다. 좌측은 단계 5 내부 조명의 경우이고, 우측은 단계 10의 기준 영상의 색도 분포이다. 단계가 올라 갈수록 색도 분포의 범위가 증가하여 단계 10이 되면 우측의 분포와 같다. 그러므로 정 사상(forward mapping)은 스케일이 작아서 안정적으로 작동하나, 색 왜곡 보정을 위한 역 사상(inverse mapping)은 스케일이 커지기 때문에 불안정한 경향이 관찰되었다.

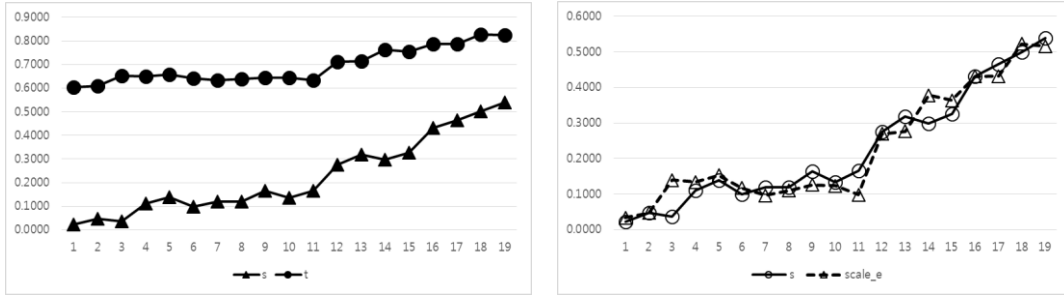


Figure 7. Mapping between scale s and transmission t
 그림 7. 스케일 s와 투과율 t의 사상 관계

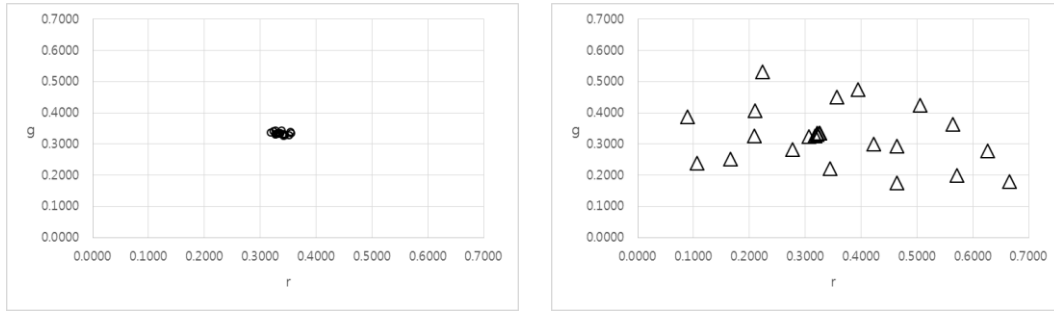


Figure 8. Chromaticity distribution of input and ground truth images
 그림 8. 입력 영상과 기준 영상의 색도 분포

식(7)을 이용한 실험에서 R의 영향이 무시할 수 있는 수준이어서 식(8)에서 R은 단위 행렬로 대체되어 생략 가능하였다. 그림 8의 좌측에서 우측으로의 사상을 구하면 사상은 가능하나, 단계 5의 경우 색 보정 오차가 크게 나타나고 단계가 올라갈수록 색 보정 오차는 감소하였다.

이 문제점을 해결하기 위하여 사상을 구하는 과정에서 데이터 셋을 2 가지로 나누었다. 하나는 기준 조명에 대한 세트이고, 다른 하나는 내부 조명에 대한 세트이다. 색도 분포 특성의 차이로 인하여 안정적인 사상을 위해서 나누었고, 결과적으로 안정성이 증가하였다. 새로운 사상의 계산방법은 다음과 같다. 입력 영상의 색도 범위는 매우 좁은 편이고, 기준 영상의 색도 범위는 상당히 큰 편이며 단계에 따른 변화도 영향을 미친다. 그러므로 입력 영상의 최소-최대 색도 범위와 기준 영상의 최소-최대 색도 범위 간의 스케일을 적절히 조절해야 하는 것이 필요하다.

단계가 올라갈수록 투과율은 증가하는 특성이 있고, 색도 범위 간의 스케일은 감소하는 경향이 있다. 결과적으로 입력 영상의 최소-최대 색도 범위, 기준 영상의 최소-최대 색도 범위, 투과율 간의 사상 관계를 계산할 수 있으며, 결과적으로 색 왜곡 보정의 사상을 구할 수 있다. 우선, 입력 영상의 최소-최대 색도 범위를 $(r_{m_min}, g_{m_min}), (r_{m_max}, g_{m_max})$ 이라 하고, 투과율의 함수로 사상하여 f_m 으로 정의한다. 이후, 기준 영상의 최소-최대 색도 범위를 $(r_{GT_min}, g_{GT_min}), (r_{GT_max}, g_{GT_max})$ 이라 하고, 투과율의 함수로 사상하여 f_{GT} 라 정의한다. f_m 과 f_{GT} 모두 투과율 t의 함수로 나타내므로 입력 영상의 최소-최대 색도 범위를 기준 영상의 최소-최대 범위로 사상하는 함수를 다음과 같이 정의하고 구할 수 있다.

$$r' = \frac{a \times t + b}{c \times t + d} (r + e \times t + f) + h \tag{9}$$

분석 결과, 기준 조명에 대한 사상 계수는 $a = 0.0088, b = 1.1736, c = 2.2285, d = -1.1689, e = -0.9246, f = 0.1519, h = 0.8164$ 로 근사 되었고, 모든 샘플에 대한 총 합의 $\Delta rg = 7.69$ 로 안정적이었다. 내부 조명에 대한 경우는 $a = 0.1447, b = 1.0968, c = 2.0886, d = -1.1107, e =$

0.3850, $f = -0.5369$, $h = 0.1056$ 로 나타났고, 색도 좌표 간의 거리 $\Delta rg = 8.82$ 로 나타났다. 식(9)는 r 에 대해 계산한 경우이고, g 에 대해서도 동일한 방법으로 계산하여 적절한 사상을 구할 수 있다.

r 과 g 에 대한 사상을 구하게 되면 입력 영상의 색상이 왜곡된 r 에서 색상 왜곡이 보정된 r' 을 계산할 수 있게 된다. g' 에 대해서도 동일한 방법으로 계산이 가능하다.

2 개의 조명에 따른 데이터 셋에 대한 실험결과는 표 2 에 나타내었다. 그림 3 에 나타낸 것처럼 모든 장면의 영상에는 맥베스 칼라체커가 좌,우로 2 개씩 포함되어 있다. 표 2 에서 #5_L 은 5 단계 영상의 좌측 영상을, #5_R 은 우측 영상을 의미한다. 숫자는 단계를, L,R 은 각각 좌,우를 나타낸다. AE_corr 은 제안한 방법에 의한 평균 보정 오차(Average error of correction)를, AE_DeHaze 는 기존 방법에 의한 보정 오차를 의미한다. AVG 는 평균값을, STD 는 표준편차를 나타낸다. 표 3 의 'I'라는 표기는 내부 조명에 의한 장면을 나타내는 약어이다.

평균 보정 오차의 계산은 각도 방식이 보편적이다. AE(Angular Error)는 기존 조명의 색도 좌표와 추정된 조명의 색도 좌표 간의 각도 오차[14]를 의미하며 식(10)과 같다. 이 값이 크면 추정 오차가 큰 것으로 볼 수 있다.

$$AE = \frac{x_r \cdot x_e}{\|x_r\| \|x_e\|} \quad (10)$$

여기서 x_r 는 기준 색도, x_e 는 추정된 조명 색도이고 분모는 각 색도 크기(norm)의 곱이다.

Table 2. Performance of correction for color distortion : average & standard deviation (default)
표 2. 색 왜곡 보정 성능: 평균과 표준편차(기본 조명)

Image	AVG		STD	
	AE_corr	AE_DeHaze	AE_corr	AE_DeHaze
#5_L	7.7995	10.4828	6.5816	8.6295
#5_R	6.6082	10.0607	5.4525	8.1478
#6_L	5.6575	7.5258	5.2531	6.4925
#6_R	4.6638	6.0267	4.7125	5.4617
#7_L	5.2997	6.8046	4.5587	5.5928
#7_R	5.7461	5.2073	4.5003	4.7099
#8_L	3.6857	3.3657	3.7418	2.1988
#8_R	4.7570	2.7090	3.5360	1.8596
#9_L	2.7311	2.0381	2.6878	1.8283
#9_R	4.2621	1.9338	4.4149	1.5832
average	5.1211	5.6155	4.5439	4.6504

표 2 와 3 의 전체 성능에 대한 평균값은 다음과 같다. 전체 평균값 AE_corr = 5.4389, AE_DeHaze = 6.3744, 표준편차는 AE_corr = 4.8747, AE_DeHaze = 5.2593 으로 나타났다. 전체 평균값을 기준으로 하면 제안한 색 왜곡 보정이 14.67% 정도 성능 개선되었음을 알 수 있다.

세부적으로 살펴보면, 표 2 의 경우, 제안한 방법은 9 단계 좌측 영상에서 오차가 2.7311 로 가장 작게 나타났고, 기존 방법은 2.0381 로 오차가 더 작게 나타났다. 대체적으로 단계가 낮은 경우에는 기존 방법의 오차가 비교적 크게 나타나는 경향이 있었으며, 전체적인 평균에서는 제안한 방법이 우수함을 확인하였다. 표 3 에서도 비슷한 경향이 나타났으나, 내부 조명의 경우는 표 2 의 기본 조명의 경우에 비하여 제안한 방법이 기존 방법보다 더욱 우수하였다.

Table 3. Performance of correction for color distortion : average & standard deviation (inside)
 표 3. 색 왜곡 보정 성능: 평균과 표준편차(내부 조명)

Image	AVG		STD	
	AE_corr	AE_DeHaze	AE_corr	AE_DeHaze
#5I_L	9.4384	11.0932	8.2977	8.9051
#5I_R	9.1947	11.3219	7.9736	9.1791
#6I_L	6.1214	9.0859	6.1142	7.5985
#6I_R	5.5882	8.8042	5.2537	7.5645
#7I_L	4.9117	8.2056	4.8043	6.7147
#7I_R	6.2204	7.9470	5.4770	6.6549
#8I_L	4.2382	5.3647	4.1190	4.5969
#8I_R	4.3436	4.4677	3.9894	3.8405
#9I_L	3.2271	2.8602	2.8404	2.0700
#9I_R	4.2836	2.1822	3.1863	1.5582
average	5.7567	7.1333	5.2056	5.8682

V. 결론

본 논문에서는 안개가 존재하는 영상의 집합으로부터 안개 농도에 따른 색 왜곡 특성을 분석하였다. 일반적으로 안개 농도가 짙어질 수록 색상에 대한 정보가 상실되는 경향이 있다. 영상에 포함된 맥베스 칼라체커 부분의 칼라 값들을 이용하여 안개의 농도인 투과율을 매개로 색 왜곡의 경향성을 파악하였다. 투과율이 높아질수록 안개 농도가 낮아지는 것이며, 일정 수준 이하의 투과율을 가지는 경우에는 색상 왜곡이 심각하여 분석이 불가 하였다.

안개에 의한 색 왜곡의 특징은 칼라 표시 영역(gamut)이 급격하게 감소하는 것이고, 이는 색 포화도의 감소를 의미한다. 투과율에 반비례하여 색 포화도가 감소하는 경향이 나타났고, 색상(hue) 정보의 왜곡도 비교적 불규칙적으로 나타났다. 색 왜곡 분석을 통하여 색 보정 모델을 제안하였고, 제안한 방법으로 색 보정을 하는 경우, 기존의 다크-채널-프라이어의 디헤이징 방법 보다 14.67% 색 왜곡이 감소함을 확인하였다. 추후 연구에서는 대기 광과 백색 점과의 관계에 대한 규명이 필요할 수 있으며, 투과율과 더불어 합리적인 대기 광의 추정 방법의 개발도 필요할 것이다.

VI. References

- [1] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Single Image Haze removal Using Dark Channel Prior," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 33, No. 12, pp. 2341-2353, 2011.
- [2] G. Meng, Y. Wang, J. Duan, S. Xiang, and C. Pan, "Efficient Image Dehazing with Boundary Constraint and Contextual Regularization," Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 617-624, 2013.
- [3] D. Park, H. Park, D. Han, and H. Ko, "Single Image Dehazing with Image Entropy and Information Fidelity," Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 4037-4041, 2014.
- [4] S. Gautam, T.K. Gandhi, and B.K. Panigrahi, "An Improved Air-light Estimation Scheme for Single Hazy Images Using Color Constancy Prior," IEEE Signal Processing Letters, Vol. 27, pp. 1695-1699, 2020.
- [5] R. Fattal, "Dehazing Using Color-lines," ACM Transactions on Graphics, Vol. 34, No. 1, pp.1-14, 2014.
- [6] M. Sulami, I. Geltzer, R. Fattal, and M. Werman, "Automatic Recovery of the Atmospheric Light in Hazy Images," Proceeding of IEEE International Conference on Computational Photography, pp. 1-11, 2014.
- [7] Y. Bahat and M. Irani, "Blind Dehazing Using Internal Patch Recurrence," Proceeding of IEEE

- Conference on Computational Photography, pp. 1-9, 2016.
- [8] D. Berman, T. Treibitz, and S. Avidan, "Single Image Dehazing Using Haze-Lines," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 42, No. 3, pp. 720-734, 2020.
- [9] C. W. Kim, "Airlight Estimation of a Single Hazy Image Using Patch-wise Bright Pixels (PBP)," Journal of Korea Multimedia Society Vol. 26, No. 2, pp.140-147, 2023 <https://doi.org/10.9717/kmms.2023.26.2.140>
- [10] B. Cai, X. Xu, K. Jia, C. Qing, and D. Tao, "DehazeNet: An End-to-end System for Single Image Haze Removal," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 25, No. 11, pp. 5187- 5198, 2016.
- [11] H. Zhang and V.M. Patel, "Densely Connected Pyramid Dehazing Network," Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 3194-3203, 2018.
- [12] Y. Wang, L.P. Chau, and X. Ma, "Airlight Estimation Based on Distant Region Segmentation," Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 1-5, 2019.
- [13] J. E. Khoury, J. Thomas, A. Mansouri, "Colorimetric screening of the haze model limits," Proceedings of International Conference on Image and Signal Processing : Image and Signal Processing, pp.481-489, 2018.
- [14] J. Kim, N. Kim, "Adversarial Learning-Based Image Correction Methodology for Deep Learning Analysis of Heterogeneous Images," KIPS Trans. Software and Data Engineering, Vol.10, No.11, pp.457-464, 2021.

저자소개



김정엽 (JeongYeop Kim)

1994년 6월 ~ 2001년 2월 삼성종합기술원 전문연구원

2001년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 박사

2001년 3월~현재 영산대학교 성심교양대학 부교수

관심분야 : 칼라영상처리, 컴퓨터비전, 색채과학