

수중 영상의 색상 오차 및 왜곡 패턴 분석

¹김정엽

Analysis of Color Error and Distortion Pattern in Underwater images

¹Jeong Yeop Kim

요약

수중에서 촬영된 영상은 상당한 색상의 왜곡을 수반하는 것으로 알려져 있다. 대표적인 원인은 부유물에 의한 후방 산란(backscattering)과 물의 깊이에 비례하는 적색 계열 색상의 감쇄(attenuation)이다. 본 논문에서는 수중에서 촬영한 영상에 대하여 색상의 보정 성능 및 색상 왜곡의 패턴을 분석하고자 한다. 부유물에 의한 후방 산란과 감쇄 현상에 대해서는 다음 연구에서 다룰 예정이다. 본 연구에서는 Jamieson 등이 제안한 DeepSeeColor 모델을 기반으로 하여, 색상 보정 성능의 검증, 물의 깊이 변화에 따른 색상 왜곡의 패턴을 분석한다. 입력 영상은 Jamieson 등의 미국령 버진 군도(US Virgin Islands)에서 촬영한 것을 이용하였고, 1190여 장 중에서 칼라 차트를 포함하는 330장을 대상으로 한다. 입력 영상과 DeepSeeColor 모델에 의한 보정 영상을 이용하여 색상 보정 성능을 각도 오차(Angular Error)로 표현하였다. Jamieson 등은 칼라 차트 중에서 흑백 패치만을 이용하여 각도 오차를 계산하였기 때문에 전반적인 색상 왜곡에 대한 정확한 분석을 제시하지 못하였다. 본 논문에서는 전체 칼라 차트 패치를 대상으로 하여 색상 보정 오차를 계산하였으므로 적절한 색상 왜곡 정도를 제시할 수 있다. DeepSeeColor 모델의 입력 영상은 1-8까지의 깊이를 가지므로, 깊이 변화에 따른 색상 왜곡 패턴을 분석할 수 있다. 일반적으로는 깊이가 깊어질수록 적색 계열의 색상 감쇄가 크다. 깊이 변화에 따른 색상 왜곡 현상은 스케일과 오프셋 이동의 형태로 모델링 하여 깊이 변화에 따른 왜곡을 예측할 수 있도록 하였다. 깊이가 깊어질수록 색상 보정을 위한 스케일은 증가하였고, 오프셋은 감소하였다. 제안한 방법을 통한 색상 보정의 성능은 기존 방법 대비 41.5% 개선되었다.

Abstract

Videos shot underwater are known to have significant color distortion. Typical causes are backscattering by floating objects and attenuation of red colors in proportion to the depth of the water. In this paper, we aim to analyze color correction performance and color distortion patterns for images taken underwater. Backscattering and attenuation caused by suspended matter will be discussed in the next study. In this study, based on the DeepSeeColor model proposed by Jamieson et al., we verify color correction performance and analyze the pattern of color distortion according to changes in water depth. The input images were taken in the US Virgin Islands by Jamieson et al., and out of 1,190 images, 330 images including color charts were used. Color correction performance was expressed as angular error using the input image and the correction image using the DeepSeeColor model. Jamieson et al. calculated the angular error using only black and white patches among the color charts, so they were unable to provide an accurate analysis of overall color distortion. In this paper, the color correction error was calculated targeting the entire color chart patch, so an appropriate degree of color distortion can be suggested. Since the input image of the DeepSeeColor model has a depth of 1 to 8, color distortion patterns according to depth changes can be analyzed. In general, the deeper the depth, the greater the attenuation of red colors. Color distortion due to depth changes was modeled in the form of scale and offset movement to predict distortion due to depth changes. As the depth increases, the scale for color correction increases and the offset decreases. The color correction performance using the proposed method was improved by 41.5% compared to the conventional method.

Keywords: Underwater, Color, Distortion, Correction, Attenuation

¹ 영산대학교 성심교양대학 부교수(neocopy@ysu.ac.kr)

I. 서론

수중(underwater)에서 촬영된 영상은 자연광 아래에서 촬영된 영상과는 상당한 색감의 차이를 가지고 있다. 시각적으로 관찰되는 특징은 청록색의 톤(tone)이 전체적으로 끼어 있고(cast), 부유물의 영향으로 부분 별로 색상이 왜곡된다. 자연광에서 촬영된 영상의 잡음(noise)에 비유될 수 있는 항목이지만, 왜곡의 정도는 더욱 큰 편이다. 수중 영상의 색상 왜곡은 사람이 시각적으로 관찰할 때도 문제가 있지만, 주로 수중에서 자동으로 움직이는 이동 수단(vehicle)에 탑재된 색상 인식 모듈에 큰 영향을 미친다. 수중에서 이동 수단은 정보를 수집하거나 특정 대상을 추적하는 등의 기능을 가지는데, 색상 정보의 왜곡이 심각한 경우, 기능을 적절히 수행할 수 없게 된다[1][2]. 그러므로 정보수집 및 대상 추적을 적절히 하기 위해서는 색상의 보정이 필수적이다. 영상의 해석을 위한 딥 러닝 등 신경 회로망 기반의 기법과 일반적인 컴퓨터 비전 알고리즘들은 색상 왜곡이 수반되는 경우, 학습 또는 계산 구조에 상관없이 상당히 성능이 저하되는 문제점이 있다[3][4].

기존의 방법 중에서 Akkaynak 등의 Sea-Thru 알고리즘[5]은 효율적인 방법으로 평가되고 있다. 해당 연구에서는 물의 깊이 변화에 따른 파장 별 광 감쇠와 물 속 부유물에 의한 후방 산란을 추정하는 모델을 설계하였다. 색상 왜곡을 발생시키는 두 가지 주요 항목을 방정식의 형태로 구성하여 매개변수를 추정한다. 촬영된 영상 픽셀(pixel)의 색상을 결정하는 요소는 물의 광학적 특성, 주변 조명, 카메라와 장면의 거리, 장면을 구성하는 물체의 반사율, 촬영한 카메라의 스펙트럼 특성 등 수많은 항목들이다. 실제로 수중 영상을 촬영할 때, 이와 같은 정보를 얻기는 매우 어렵다. 그러므로 픽셀의 색상은 수중 물체의 표면에서 직접 반사되는 칼라 신호와 부유물에 의한 후방 산란 신호의 합성으로 가정하였고, 주요 매개변수로 감쇠 계수와 산란 계수를 이용하였다[6].

Jamieson 등의 DeepSeeColor 모델[7]은 수중 자율주행 차체를 위하여 개발한 것으로 성능은 Sea-Thru 와 유사하지만, 현장에서 실시간으로 계산하기 위하여 그래디언트(gradient) 기반 최적화 방법을 적용한 딥 러닝 구조를 제안하였다. 이론적인 배경은 Sea-Thru 의 감쇠, 산란 매개변수 구성을 동일하게 적용하였고, 딥 러닝 구조에 초점을 두었다.

본 연구에서는 Jamieson 등의 DeepSeeColor 모델을 기반으로 하여 색상 보정의 성능 검증, 물의 깊이 변화에 따른 색상 왜곡의 패턴을 분석하고자 한다. DeepSeeColor 모델에서는 색상 보정의 성능 평가를 위하여 사용된 칼라 체커(color checker) 중에서 흑백 패치만을 이용한 각도 오차를 계산하였다. 흑백 패치는 색상 변화에 민감한 경향은 있지만 전체적인 색상의 오차를 설명하기에는 부족하다. 그러므로, 사용된 칼라 체커의 18개 패치를 모두 이용한 각도 오차의 계산이 필요하다.

DeepSeeColor 모델의 입력 영상은 스테레오 카메라로 촬영된 것으로 모든 장면 영상에 대하여 깊이 정보를 포함하고 있다. 깊이는 1~8의 정보로 표현되며 1은 카메라에서 물체가 가장 가까운 것이고, 8은 가장 먼 것을 의미한다. 본 논문에서는 장면에 칼라 체커가 포함된 영상들을 깊이 기준으로 분류하고 각 깊이에 따른 색상의 왜곡 정도를 분석하였고, 색상 왜곡의 보정 방법을 검토하였다.

II장에서는 기존의 수중 영상 색상 보정 방법을 설명하고, III장에서는 기존 방법의 성능 및 색상 왜곡의 분석과 모델링 방법을, IV장에서는 실험 및 고찰을 수행하고, V장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존의 수중영상 색상 보정 방법

본 절에서는 기존의 방법 중에서 Akkaynak 등의 Sea-Thru 알고리즘과 Jamieson 등의 DeepSeeColor 모델을 요약한다.

Se-Thru 알고리즘은 파장 별 광 감쇠와 부유물에 의한 후방 산란을 주로 다루었다. 파장에 따른 광의 감쇠는 물 속 깊이가 깊어질수록 피사체를 촬영하였을 때, 특정 스펙트럼의 반사도가 감쇠하는 것을 의미한다. 물로 채워진 공간을 빛이 통과하는 경우 굴절, 산란, 흡수 등 다양한

물리적인 현상이 발생하는데, 물 속에서 깊어질 수록 자연광이 도달하기 어려운 경향이 있다. 또한, 적색 계열의 스펙트럼은 장 파장(long wavelength)에 해당하고, 수중에서의 왜곡이 크게 나타나기 때문에 붉은 색 계열의 왜곡이 특히 강한 경향이 있다. Pegau 등[8]의 연구에 따르면 광원과 관찰자의 거리가 멀어질수록 광의 강도가 약해지며, 광원과 관찰자 사이에 중간 매체가 존재하는 경우, 흡수와 산란을 통하여 광의 강도가 더욱 감소할 수 있음을 보였다. 물은 공기보다 스펙트럼 선택 성은 더욱 높아서 적색 빛(red light)은 1미터 거리에서 녹색 빛의 10m, 청색 빛의 100m 를 초과하는 만큼 감쇠 된다. 수중에서 빛의 변화를 모델링 하면 식(1)~(3) 과 같으며, 많은 연구[9][10][11][12][13]에서도 사용되었다.

$$I_c(i, j) = J_c(i, j)A_c(i, j) + B_c(i, j), \quad (1)$$

$$A_c(i, j) = \exp(-a_c \cdot z_{i, j}), \quad (2)$$

$$B_c(i, j) = \gamma_c^\infty (1 - A_c(i, j)) \quad (3)$$

여기서 $I_c(i, j)$ 는 관찰자에게 도달하는 빛이고, c 는 RGB 중 임의의 채널을, $J_c(i, j)$ 는 특정 픽셀 위치 (i, j) 에서의 반사광을 각각 의미한다. $A_c(i, j)$ 는 선택적인 스펙트럼 감쇠 강도를, $B_c(i, j)$ 는 부유물에 의한 후방산란 강도를 나타낸다. $z_{i, j}$ 는 물체에서 관찰자까지의 거리, a_c 와 γ_c^∞ 는 실수 값(floating point number)을 가지며, 물의 종류, 물체 표면의 반사도, 조명 광과 이미지 센서의 특성, 카메라 깊이 등에 영향을 받는 매개 변수이다. Sea-Thru 알고리즘에서는 관련 계수[6]를 확장하여 카메라에 도달하는 영상신호를 식(4)와 같이 표현하였다.

$$I_c = J_c e^{-\beta_c^D (V_D) \cdot z} + B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c^B (V_D) \cdot z}) \quad (4)$$

여기서 β_c^D 는 거리에, β_c^B 는 물의 종류와 주변 조명에 의존적인 매개 변수이다. 데이터 학습을 통하여 특정 픽셀의 반사광 J_c 를 식(5)와 같이 복원한다.

$$J_c = D_c e^{-\beta_c^D (z) \cdot z} \quad (5)$$

Jamieson 등의 DeepSeeColor 모델은 대부분의 매개변수가 Sea-Thru 와 유사하다. 그러나 후방 산란과 스펙트럼 감쇠는 이전 연구[6]에서의 매개변수를 사용하여 식(6)과 같고 개념상 식(3)과 비슷하다. 식(6)의 두 번째 항은 Sea-Thru 알고리즘의 잔차 항(residual term)에 해당한다.

$$\hat{B}_c(i, j) = \gamma_c^\infty (1 - \exp(-\beta_c \cdot z_{i, j})) + \eta_c \exp(-\alpha_c \cdot z_{i, j}) \quad (6)$$

가장 어두운 픽셀의 후방 산란 값을 0으로 가정하고, 식(7)을 만족하도록 학습하여 후방 산란 정도를 추정한다.

$$\min_{\gamma_c^\infty, \beta, \eta, \alpha} \sum_{(i, j) \in \Omega} \sum_c |I_c(i, j) - \hat{B}_c(i, j)|^2 \quad (7)$$

다음으로 감쇠 계수 $a_c(z)$ 추정을 위해서 식(8)을 사용하였고, 식(2)와 (8)을 이용하여 감쇠가 보상된 칼라 신호 J_c 를 식(9)와 같이 구하였다.

$$a_c(z) = w_c \exp(-v_c \cdot z) + y_c \exp(-x_c \cdot z) \quad (8)$$

$$\hat{J}_c(i, j) = \hat{D}_c(i, j) \cdot \exp(a_c(z_{i,j}) \cdot z_{i,j}) \quad (9)$$

III. 수중 영상의 색상 왜곡에 대한 보정 및 패턴 분석

3.1 기존 연구방법에서의 색상 관련 문제점

DeepSeeColor 모델은 스펙트럼 감쇠와 후방 산란에 대한 정보를 딥 러닝 방식을 이용하여 입력 영상으로부터 추출하고, 두 가지 왜곡에 대한 보상을 적용한 결과를 출력한다. 시각적으로 보여지는 왜곡의 수정은 관찰이 가능하지만 보정 성능에 대해서는 객관적이고 정확한 수치가 제공되지 않는 문제점이 있다. 보정 성능을 위한 방법으로 흑백 패치를 기준으로 하여 각도 오차 정보를 제공하고는 있지만, 실험에 사용된 칼라 체커에는 18개의 칼라 패치가 포함되어 있다. 그 중에서 흑백 영역에 해당하는 패치는 밝기 변화를 반영한 상단의 6개이다.

기존의 연구에서는 해당 6개의 패치를 기준으로 흑백영역에서 어느 정도의 색상 왜곡이 발생했는지를 각도 오차로 보고하였다. 흑백 패치는 색상 왜곡을 잘 반영할 수 있을 만큼 색상 변화에 민감한 특성을 가지고는 있으나, 전체적인 색상의 변화를 예측하기에는 어려움이 있다. 본 연구에서는 실험 영상에 포함되어 있는 전체 18개 패치에 대한 색상 정보를 추출하고, 실질적인 색상 왜곡의 정도를 각도 오차의 형태로 계산하고자 한다. 또한 해당 실험 영상은 스테레오 기반으로 제작된 것이며, 깊이 정보를 별도로 제공하고 있다. 깊이 정보가 포함되지 않은 데이터 셋에서는 대부분 추정에 의해 처리를 하고 있으나, DeepSeeColor의 경우에는 깊이 정보를 쉽게 추출할 수 있다. 본 논문에서는 수중에서의 깊이 변화에 따른 색상의 왜곡 값을 계산하고 왜곡의 경향성을 분석하고자 한다.

3.2 DeepSeeColor 모델에 의한 색상 보정 성능 평가 방법

본 연구에서는 미국령 버진 군도에서 촬영된 입력 영상 데이터 셋에 대하여 DeepSeeColor 모델에 의한 색 보정 처리된 결과에 대하여 색상 보정의 성능을 평가하고자 한다. 결과 영상은 딥 러닝 학습을 통하여 얻어진 스펙트럼 감쇠와 후방 산란 매개 변수를 통하여 원래의 색상으로 보정을 할 수 있다. Sea-Thru 모델에서는 흑백 패치만을 기준으로 각도 오차가 평균 5.3750, 해당 연구에서는 평균 9.1250으로 보고되었다. 각도 오차를 계산하는 방법은 다양할 수 있으며 일반적으로 많이 사용되는 방법[14]은 식(10)과 같다. 기준 색도와 대상 색도 사이의 각도를 계산하는 것으로 널리 쓰여지고 있다.

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

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

그러나, 해당 연구에서는 각도 오차를 식(11)과 같이 계산하였다. 기준 색도의 확보가 어려운 경우이며, 순수 흑백 축으로부터의 오차를 계산한 것으로 추정된다. 계산에 참여하는 대상은 영상의 흑백 패치의 픽셀이 되며, 최종적으로 평균값을 취하여 성능이 보고되었다.

$$\psi(i, j) = \cos^{-1} \frac{\sum_c J_c(i, j)}{\sqrt{3 \cdot \sum_c [J_c(i, j)]^2}}. \quad (11)$$

본 연구에서는 일반적인 계산식(10)과 해당 연구의 계산식 (11) 모두를 대상으로 성능을 분석하고자 한다. 일반적인 계산식(10)의 경우는 18개의 칼라 패치에 대한 좌표와 칼라 픽셀 값을

참조 가능하므로 해당 부분만 계산에 참여하고, 성능평가를 위한 과정은 그림 1과 같다.

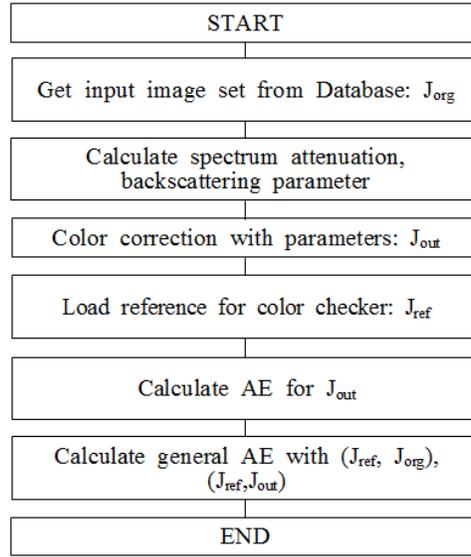


Figure 1. The flowchart of proposed performance evaluation stage

그림 1. 제안한 성능 평가 단계의 흐름도

그림 1에서 데이터 셋의 입력 영상 집합은 J_{org} 로 표기하였고, Jamieson 등의 DeepSeeColor 모델에 의해 스펙트럼 감쇠와 후방 산란 파라미터를 계산한다. 얻어진 파라미터를 이용하여 색상 보정을 할 수 있으며 보정된 결과 영상을 J_{out} 이라 한다. J_{ref} 는 촬영에 이용된 칼라 체커이며 DGK-Color Tools 모델이며 그림 2와 같다. 해당 칼라 체커 모델은 CIELAB 칼라 좌표로 각 패치의 칼라 특성을 제조사로부터 구할 수 있다[15].

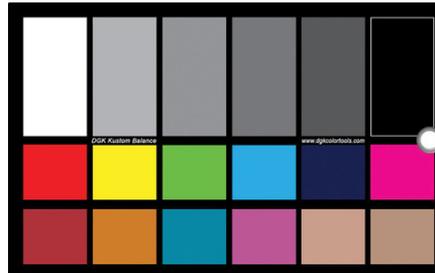


Figure 2. The color checker model used

그림 2. 사용된 칼라 체커 모델

본 연구에서는 기준치로 이용하기 위하여 일반적인 태양광(D65) 환경에서의 RGB 값으로 변환하였다. 성능 평가는 식(10) ~ (11)의 각도 오차 형태로 진행하며, 일반적인 각도 오차와 Jamieson 등의 각도 오차로 구분하여 시행한다. 일반적인 각도 오차는 18개의 모든 칼라 패치를 대상으로 계산할 수 있으며, Jamieson 등의 각도 오차 방식으로는 그림 2의 상단 6개 패치에 대해서만 계산이 가능하다.

3.3 깊이 변화에 따른 색상 왜곡 패턴 분석

DeepSeeColor 모델에서 사용한 입력 영상은 스테레오 카메라를 이용하여 아래쪽 방향으로 촬영한 것이며, 좌우 영상 각 1장, 깊이 영상 각 1장의 총 1191세트로 구성되어 있다. 본 연구에서는 좌측 영상을 기준으로 총 1191장의 영상 중에서 칼라 체커가 포함된 330장을 이용하였다. 각 좌측

영상마다 대응하는 깊이 영상이 제공되며, 각 영상마다 18개의 칼라 패치에 대한 픽셀 값을 샘플링 할 수 있으므로, 깊이의 변화에 따른 색상의 왜곡 패턴을 분석할 수 있다.

색상의 왜곡 패턴은 깊이에 따른 색상의 왜곡 현상을 분석하는 것으로, 그림 3과 같은 과정으로 진행된다.

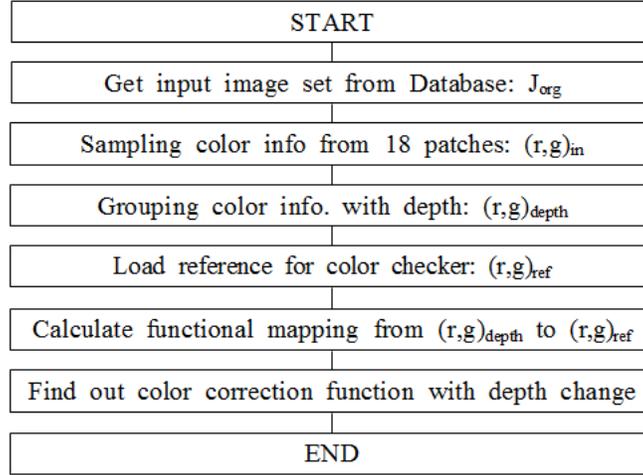


Figure 3. The method for color distortion pattern analysis with depth change

그림 3. 깊이에 따른 색상 왜곡 패턴 분석 방법

$(r,g)_{depth}$ 에서 $(r,g)_{ref}$ 로의 사상 함수는 3개의 과정으로 구성된다. 색도(chromaticity) 기준으로 백색 변이(white shift), 크기 조정(scaling), 오프셋 조정(offset shift)이 순차적으로 적용되며 식(12)와 같다.

$$\begin{bmatrix} r_{ref} \\ g_{ref} \end{bmatrix} = s \times \begin{bmatrix} r_{depth} \\ g_{depth} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_w \\ g_w \end{bmatrix} + rg_{off} \quad , \quad (12)$$

여기서 (r_{ref}, g_{ref}) 은 기준 색도를, s 는 스케일을 나타내고, (r_{depth}, g_{depth}) 는 입력 영상의 깊이에 따른 색도 정보이다. (r_w, g_w) 는 백색 변이 정보이고, rg_{off} 는 오프셋 조정의 항목이며 r 과 g 에 공통으로 적용하는 상수이다. (r_w, g_w) 는 각 깊이마다 백색 패치(white patch)의 값을 이용하여 색도를 결정한다. 스케일과 오프셋 정보를 계산에 의하여 얻으면, 임의의 (r_{depth}, g_{depth}) 가 주어졌을 때 기준에 가까운 보정된 색도 정보를 얻을 수 있다. 최종적으로는 스케일과 오프셋이 깊이의 함수로 계산되도록 하여, 임의의 깊이에서 스케일과 오프셋을 추정하여 활용할 수 있게 한다.

IV. 실험결과 및 고찰

본 연구의 성능 평가와 분석을 위해 3.2절에 언급한 영상 집합을 입력으로 사용하였다. 미국령 버진 군도에서 촬영한 입력 영상은 총 1191장이며 그 중에서 칼라 체커를 포함한 영상 330장을 사용하였으며 그림 4,5에 나타내었다. 해당하는 깊이 영상은 그림6과 같다. 그림 6의 깊이 영상은 흑백 밝기 값이 실제로는 1~8 정도이므로 검게 보여 육안으로 식별이 불가하다. 그림 6의 경우는 밝기 값을 조정하여 시각적으로 볼 수 있게 처리한 것이며, 계산에는 원래의 1~8 값을 사용한다. 그림 4는 무작위로 선택한 영상들이며, 그림 5의 상단 좌측부터 1, 2, 3, 4의 깊이에 해당하고 하단은 5, 6, 7, 8의 순서로 나타내었다. 그림 6, 7의 참조 순서도 동일하다.

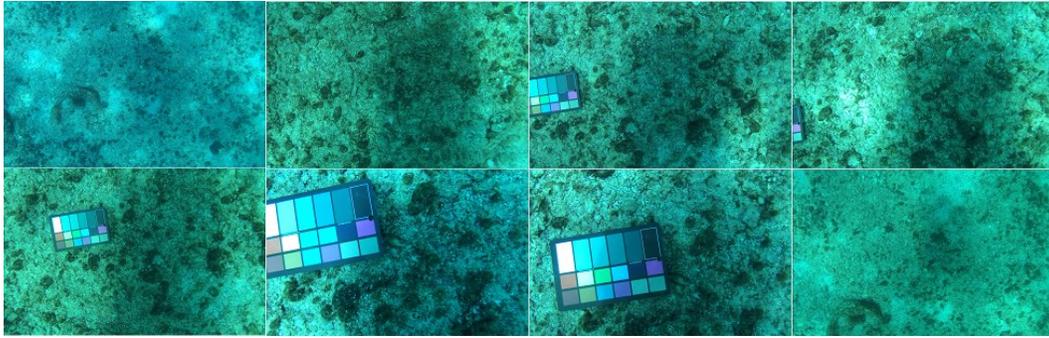


Figure 4. Sample images from DeepSeeColor Model
그림 4. DeepSeeColor 모델에서 사용한 전체 영상

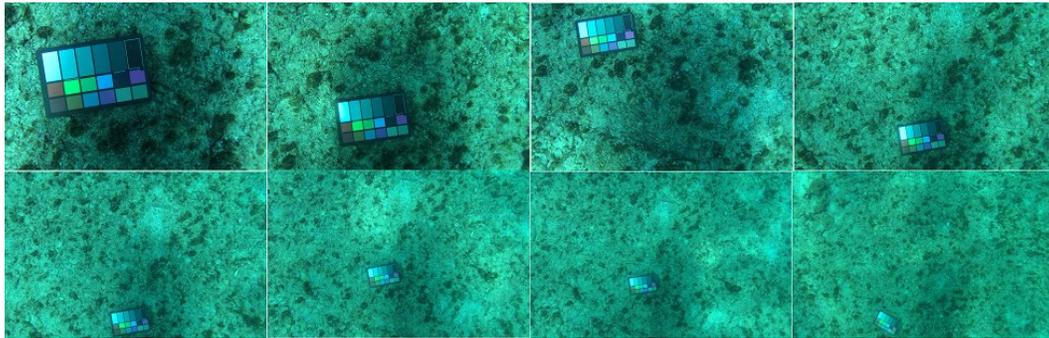


Figure 5. Sample selected images with color checker
그림 5. 칼라 체커가 포함된 선택된 영상

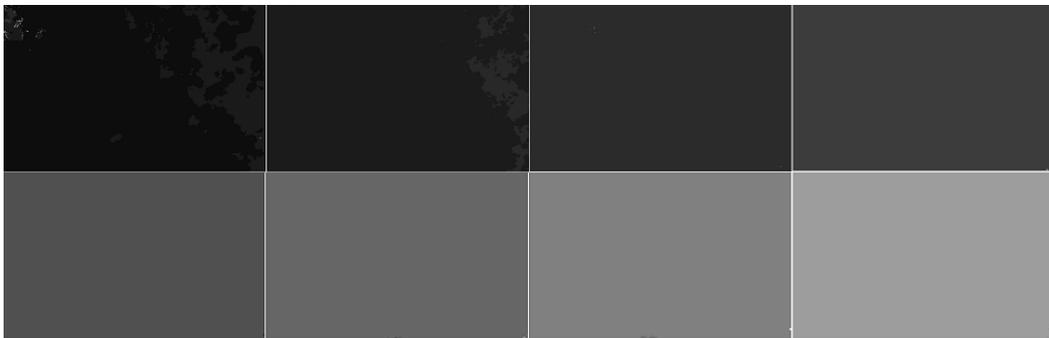


Figure 6. Sample depth images for selected
그림 6. 선택된 영상의 깊이 영상

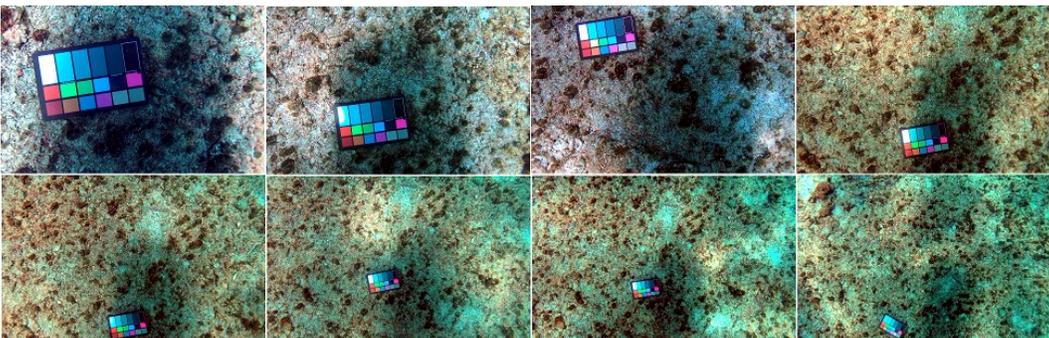


Figure 7. Sample corrected images for selected
그림 7. 선택된 영상의 색상 보정 결과

DeepSeeColor 모델의 성능 평가는 그림 2의 과정을 따라 진행하였으며, 흑백 패치 만을 이용한 식(11)에 의한 각도 오차 AE 는 표1에 나타내었다.

Table 1. Calculated angular error for DeepSeeColor color correction in degree
 표 1. DeepSeeColor 의 색도 보정에 대한 각도 오차

Type\Depth	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	AVG
Uncorrected	30.8850	31.0946	30.0418	30.7677	31.9429	32.7013	33.0324	34.1546	31.8275
Corrected	29.2097	28.6505	25.8227	25.7273	26.8853	30.6096	28.0947	33.2441	28.5305

원래의 색 보정을 하지 않은 입력 영상에 대한 깊이 1(D1)에서의 각도 오차는 30.8850으로 나타났다. 같은 방법으로 모든 깊이에 대한 전체 평균 각도 오차는 31.8275이다. 색 보정 처리를 한 후 얻어진 결과 영상에 대한 각도 오차는 표1의 2행에 나타내었으며 약 3도 정도의 보정 성능을 보여준다. 18개의 전체 칼라 패치를 참조하는 식(10)의 일반적인 각도 오차 계산 결과는 표2와 같다.

Table 2. Calculated general angular error for DeepSeeColor color correction in degree
 표 2. DeepSeeColor 의 색도 보정에 대한 일반적인 각도 오차

Type\Depth	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	AVG
Uncorrected	32.1892	32.5072	31.8976	33.0547	35.1687	36.7260	37.6469	37.8793	34.6337
Corrected	24.1910	21.2865	18.8214	18.7558	21.0171	21.7229	20.9329	23.5932	21.2901

모든 색상을 사용하여 색 보정 각도 오차를 계산한 결과 보정 전의 입력 영상에 대해서는 표 1과 유사하였으나, 보정 적용 영상에 대한 각도 오차는 전체 깊이 평균 21.2901로 나타났다. 색상 보정이전과 비교하면 61.5%로 각도 오차가 감소하여 38.5%의 각도 오차 개선이 된 것이다. 이는 표 1의 결과인 28.5305대비 75% 정도의 수준이며, 전체 칼라 패치를 모두 적용하여 성능을 평가했을 시, 약 25%의 각도 오차 감소로 향상됨을 볼 수 있다. 표 2의 결과 중에서 6개의 흑백 패치 만을 이용한 각도 오차 추정 결과를 표3에 따로 표시하였다.

Table 3. Calculated general angular error for DeepSeeColor color correction in degree (grey patch only)
 표 3. DeepSeeColor 의 색도 보정에 대한 일반적인 각도 오차(흑백 패치만 적용)

Type\Depth	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	AVG
Uncorrected	38.4090	38.9017	37.7604	38.7981	40.3687	41.4051	41.8728	43.4588	40.1218
Corrected	33.3160	30.8857	28.5339	29.6001	31.3798	32.0873	30.8154	39.9494	32.0710

다음으로, 3.3절의 깊이 변화에 따른 색상 왜곡 패턴 분석은 그림 3의 과정을 거친다. 실제 데이터를 분석한 결과, 식(12)의 (r_w, g_w) 는 해당 깊이의 백색 패치의 값을 이용하는 것이 타당하나 데이터 셋의 백색 패치에 포화(saturated) 현상이 관찰되어 기준 색도 값의 안정성이 저하되는 문제점이 있었다. 따라서, 흑백 패치에 해당하는 6개의 색도 정보를 평균하여 해당 깊이의 백색 패치 색도로 적용하였다. 식(12)에 의해 선형 회귀 방식으로 구한 깊이 별 스케일과 오프셋은 다음 표 4와 같다. 표 4에서 구한 스케일과 오프셋을 통하여 깊이 변화에 따른 색상 왜곡에 일정한 패턴이 있음을 발견하였다. 깊이가 깊어질수록 스케일이 증가하며, 오프셋은 감소하는 경향성이 있었다. 물 속에서 깊이가 깊어질수록 전체적인 광량의 감소로 인하여 스케일의 증가는 예측되는 바이다. 깊이 8(D8)에서의 데이터는 안정성이 감소한 것으로 추정되며 과도한 왜곡으로 인하여 분석이 어려운 정도로 판단된다.

Table 4. Calculated scale and offset foe each depth
 표 4. 깊이 별로 계산된 스케일과 오프셋

Type\Depth	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8
Scale	0.9900	1.0129	1.0969	1.1476	1.1687	1.3605	1.4269	0.3118
offset	0.0172	0.0065	-0.0246	-0.0439	-0.0521	-0.1134	-0.1365	0.2298

표 4의 결과를 통하여 깊이 변화에 대한 스케일과 오프셋을 식(13)과 같은 함수 형태로 표현이 가능하다. 함수 형태로 표현이 가능하다면 임의의 깊이 d 에 대해서 색 보정을 위한 정보를 쉽게 구할 수 있다.

$$\begin{cases} s &= a_1 d^2 + b_1 d + c_1 \\ rg_{off} &= a_2 d^2 + b_2 d + c_2 \end{cases} \quad (13)$$

계산 결과 $(a_1, b_1, c_1) = (0.0067, 0.0188, 0.9644)$ 이고, $(a_2, b_2, c_2) = (-0.0018, -0.0116, 0.0303)$ 로 나타났다. 깊이에 따른 스케일과 오프셋의 추정 예시를 그래프로 표현하면 그림 8과 같다. 그림 8에서는 깊이 1~10까지를 기준으로 색상 보정에 필요한 값을 얻을 수 있다.

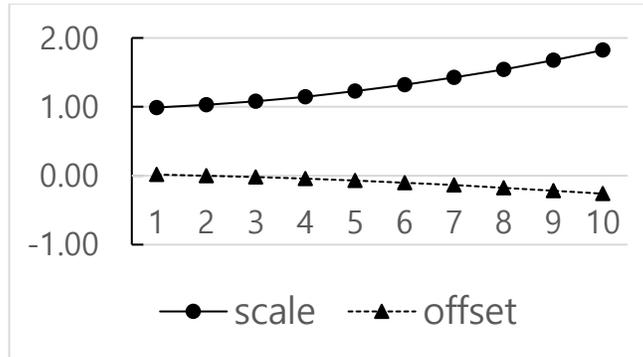


Figure 8. Estimated scale and offset for arbitrary depth value
그림 8. 임의의 깊이 값에 대한 스케일과 오프셋 값의 예측

식(12)와 (13)을 이용한 색상 보정을 18개의 칼라 패치를 중심으로 시행하여 성능을 평가하였고 표 5에 결과를 나타내었다. 표 5의 1행은 보정 이전의 원래 영상, 2행은 전체 칼라를 포함한 경우, 3행은 6개의 흑백 패치만 적용한 경우의 결과이다. 표 2의 결과와 비교하였을 때, 평균 각도 오차는 12.4648로 58.5% 수준이며 색상 보정 성능은 41.5% 향상되었다고 판단된다. 흑백 패치만을 적용한 경우는 각도 오차가 5.6188이었고, 표 3과 비교하면 17.5% 수준이며 보정 성능은 82.5% 향상되었다.

Table 5. Calculated general angular error for proposed color correction in degree

표 5. 제안한 방법에 의한 색도 보정에 대한 일반적인 각도 오차

Type\Depth	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	AVG
Uncorrected	38.4090	38.9017	37.7604	38.7981	40.3687	41.4051	41.8728	43.4588	40.1218
Corrected:Color	13.1837	12.8879	12.1958	12.2132	12.5632	12.4723	12.7586	11.4435	12.4648
Corrected:grey	6.5726	6.9808	8.3429	7.6278	5.8263	4.6929	3.7659	1.1410	5.6188

이상의 실험을 통하여 DeepSeeColor 모델의 색상 보정 성능은 색 보정 이전의 경우와 비교하였을 때 31% 정도이므로 69% 개선 효과가 있는 것으로 판단된다. 기존의 방법과 비교했을 때는 41.5% 개선된 것이다. 기존의 방법은 딥 러닝을 이용하므로 사상(mapping)의 제어가 정교하지 못하지만 제안한 방법은 색도 평면 상에서의 데이터를 이용하여 사상을 직접 구하므로 더욱 오차를 줄일 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 수중에서 촬영된 영상에 대하여 색상의 왜곡을 분석하였다. 색상 왜곡의 주요 원인은 스펙트럼 감쇠와 후방산란이다.

DeepSeeColor 모델에 의한 색상 보정 성능을 평가하였는데, 흑백 패치 만을 적용한 경우보다 실질적인 색상의 왜곡은 더욱 심각한 수준이었다. 색상 왜곡의 패턴을 분석하기 위하여 입력 영상을 깊이 별로 분류하고, 칼라 패치의 데이터를 분석하여 색상 왜곡의 정도를 각도 오차로 표현하였다. 색상 왜곡의 패턴은 색도의 스케일 변화와 오프셋 이동으로 모델링 하였다. 깊이가 깊어질수록 적색 계열의 스펙트럼이 선택적으로 감쇠하고 일정한 폭으로 백색 색도가 이동하는 형태이고, 전체적인 색도 값은 감소하며 오프셋도 감소하였다. 실험결과, 깊이가 2배로 증가하면 스케일은 약 1.4배로 증가하고, 오프셋은 0.25정도 감소하였다.

제안한 방법의 색상 보정 성능은 DeepSeeColor 모델에 비하여 41.5% 개선되었으며, 흑백 패치 만을 기준으로 하였을 때는 82.5% 개선됨을 확인하였다.

본 연구를 통하여 수중에서 촬영된 영상의 색상 왜곡 특성을 파악하고, 모델링을 통하여 색상 왜곡의 정도와 패턴을 예측할 수 있었다. 그러나 현재로서는 많은 양의 수중 촬영 영상과 기준 자료를 가진 데이터 셋을 구하기 어려우므로 안정적인 분석에 한계는 있다. 향후 연구에서는 데이터 셋을 확대하여 분석에 안정성을 더할 수 있으며, 스케일과 오프셋 이외에도 추가적인 색도 변환에 대해서도 연구할 필요가 있다. 3차원 공간상에서의 색 분포를 활용하는 방법도 가능할 것이다.

VI. 감사의 글

This work was supported by Youngsan University Research Fund of 2024.

VII. 참고문헌

- [1] L. Cai, N. E. McGuire, R. Hanlon, T. A. Mooney, and Y. Girdhar, "Semi-supervised Visual Tracking of Marine Animals Using Autonomous Underwater Vehicles," *International Journal of Computer Vision*, Mar. 2023.
- [2] D. R. Yoerger, A. F. Govindarajan, J. C. Howland, J. K. Llopiz, P. H. Wiebe, M. Curran, J. Fujii, D. Gomez-Ibanez, K. Katija, B. H. Robison, B. W. Hobson, M. Risi, and S. M. Rock, "A hybrid underwater robot for multidisciplinary investigation of the ocean twilight zone," *Science Robotics*, vol. 6, no. 55, June 2021.
- [3] Q.-Y. Zhou and V. Koltun, "Color map optimization for 3D reconstruction with consumer depth cameras," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 33, no. 4, pp. 155:1–155:10, July 2014.
- [4] K. De and M. Pedersen, "Impact of Colour on Robustness of Deep Neural Networks," in *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*. Montreal, BC, Canada: IEEE, Oct. 2021, pp. 21–30.
- [5] D. Akkaynak and T. Treibitz, "Sea-Thru: A Method for Removing Water From Underwater Images," in *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Long Beach, CA, USA: IEEE, June 2019, pp. 1682–1691.
- [6] D. Akkaynak and T. Treibitz, "A Revised Underwater Image Formation Model," in *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, UT: IEEE, June 2018, pp. 6723–6732.
- [7] S. Jamieson, J. P. How and Y. Girdhar. "DeepSeeColor: Realtime Adaptive Color Correction for Autonomous Underwater Vehicles via Deep Learning Methods." In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2023, pp. 3095-3101.
- [8] W. S. Pegau, D. Gray, and J. R. V. Zaneveld, "Absorption and attenuation of visible and near-infrared light in water: Dependence on temperature and salinity," *Applied Optics*, vol. 36, no. 24, Aug. 1997.
- [9] N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan, and R. M. Eustice, "Initial results in underwater single image dehazing," in *OCEANS 2010 MTS/IEEE SEATTLE*, Sept. 2010, pp. 1–8.
- [10] H.-Y. Yang, P.-Y. Chen, C.-C. Huang, Y.-Z. Zhuang, and Y.-H. Shiau, "Low Complexity Underwater Image Enhancement Based on Dark Channel Prior," in *2011 Second International Conference on Innovations in Bio-inspired Computing and Applications*, Dec. 2011, pp. 17–20.

- [11] J. Y. Chiang and Ying-Ching Chen, "Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 21, no. 4, pp. 1756–1769, Apr. 2012.
- [12] D. Berman, T. Treibitz, and S. Avidan, "Diving into haze-lines: Color restoration of underwater images," in Proceedings of the British Machine Vision Conference. BMVA Press, 2017.
- [13] M. Bryson, M. Johnson-Roberson, O. Pizarro, and S. B. Williams, "True Color Correction of Autonomous Underwater Vehicle Imagery," Journal of Field Robotics, vol. 33, no. 6, pp. 853–874, 2016.
- [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.
- [15] DGK, "Complete Guide to Using the DKC-Pro Color Chart" [Online]. Available: https://dgkcolor.tools/wp-content/uploads/2019/09/Complete-Guide-to-the-DKC-Pro-Color-Chart_Final.pdf.

저자소개



김정엽 (JeongYeop Kim)

1994 년 6 월 ~ 2001 년 2 월 삼성종합기술원 전문연구원
2001 년 2 월 경북대학교 대학원 전자공학과 박사
2001 년 3 월~현재 영산대학교 성심교양대학 부교수

관심분야: 칼라영상처리, 컴퓨터비전, 색채과학
