

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제25권 제4호, 2020년 7월 (JBE Vol. 25, No. 4, July 2020)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.4.598>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

3차원 체적 모델의 생성을 위한 색상 최적화 함수 기반의 조명 보상 기법

박 병 서^{a)}, 김 경 진^{a)}, 김 동 육^{a)}, 서 영 호^{a)†}

A New Illumination Compensation Method based on Color Optimization Function for Generating 3D Volumetric Model

Byung-Seo Park^{a)}, Kyung-Jin Kim^{a)}, Dong-Wook Kim^{a)}, and Young-Ho Seo^{a)†}

요약

본 논문에서는 실사 3차원 모델 생성용 다시점 카메라 시스템을 통해 획득된 영상에 대한 조명 보상 기법을 제안하고자 한다. 3차원 체적에 대한 촬영은 실내에서 이루어지고 시간에 따른 조명의 위치와 강도는 일정하다고 가정한다. 다시점 카메라는 총 8대를 사용하고, 공간의 중심을 향해서 수렴하는 형태이므로 조명이 일정하다고 할지라도 각 카메라에 입사되는 빛의 강도 및 각도는 다르다. 따라서 모든 카메라는 색상 보정 차트를 촬영하고, 색상 최적화 함수를 이용하여 획득된 8개의 영상 사이의 관계를 정의하는 색상 변환 매트릭스를 획득한다. 이것을 이용하여 색상 보정 차트를 기준으로 모든 카메라로부터 입력되는 영상을 보정한다. 본 논문은 3차원 객체를 8대의 카메라를 이용해 영상 취득할 시 카메라 간의 색차를 최소화하기 위한 컬러 보정 방법을 제안한 것으로 3차원 영상으로 복원 시 영상 간의 색차가 줄어드는 것을 실험적으로 증명하였다.

Abstract

In this paper, we propose a color correction technique for images acquired through a multi-view camera system for acquiring a 3D model. It is assumed that the 3D volume is captured indoors, and the position and intensity of the light is constant over time. 8 multi-view cameras are used, and converging toward the center of the space, so even if the lighting is constant, the intensity and angle of light entering each camera may be different. Therefore, a color optimization function is applied to a color correction chart taken from all cameras, and a color conversion matrix defining a relationship between the obtained 8 images is calculated. Using this, the images of all cameras are corrected based on the standard color correction chart. This paper proposed a color correction method to minimize the color difference between cameras when acquiring an image using 8 cameras of 3D objects, and experimentally proved that the color difference between images is reduced when it is restored to a 3D image.

Keyword : illumination compensation, 3D volumetric model, calibration, color optimization function

I. 서 론

최근 3차원 그래픽스 기술과 실사 기술이 혼합된 가상현실과 증강현실기술 등이 융합된 새로운 멀티미디어들이 급속히 발전하고 있다. 이러한 환경에서는 사용자의 위치와 시점에 상관없이 360도의 자유시점형 체험이 기본적으로 제공되어야 하기 때문에 실사 데이터에 기반한 전방위 3차원 모델은 필수적인 것이 되어가고 있다. 전방위 데이터는 크게 두 가지로 나누어진다. 첫 번째는 공간에 대한 전방위 데이터이고^[1], 두 번째는 객체 대한 3차원 데이터이다^[2]. 두 데이터는 전방위라는 표현은 동시에 사용되지만, 이 정보를 획득하기 위한 카메라 시스템이 바깥을 향해 있는 형태와 안으로 수렴하고 있는 형태를 갖는다는 점에서 큰 차이가 있다. 본 논문에서는 후자의 경우에 대한 것으로 3차원 실사 객체를 획득하기 위한 분야에 대해 논의하고자 한다. 이 경우에 카메라 시스템은 전자와 마찬가지로 다시점으로 구성되고, 카메라의 광축은 수렴하는 형태이거나 중심을 기준으로 원통형을 이루는 형태를 갖는다. 3차원 객체에 대한 그래픽스 모델을 추출하는 가장 쉽고 보편적인 방법은 사진측량(photogrammetry) 기법이다^{[3][4]}. 마이크로소프트 연구팀이 2011년 KinectFusion^[5]을 발표한 이후로 저가의 상용 RGB-D 카메라 여러 대를 사용하여 전방위 3차원 모델을 생성하는 연구가 활발히 진행되고 있다^[6]. 다중 RGB-D 카메라를 이용한 3차원 모델 생성에 앞서 각 카메라에서 획득한 객체의 포인트 클라우드(point cloud)들을 하나의 좌표계로 통합하는 과정이 필요하다^[2]. 이 과정을 포인트 클라우드 정합이라고 한다.

일반적으로 온전한 3D 객체를 추출하기 위해서는 3D 객체의 모든 외부 표면에 대한 정보를 촬영할 수 있을 정도의

카메라가 필요하다. 만일 카메라의 개수를 줄이기 위해서 객체와의 촬영거리를 늘리거나 화각이 높은 렌즈를 사용할 경우에는 그 만큼 조절하고 고품질의 포인트 클라우드를 획득하기 어렵다. 따라서 객체의 모든 부분이 완전히 촬영 가능하고, 적당한 촬영 거리를 유지할 수 있고, 최소의 카메라 대수를 사용할 수 있는 촬영 시스템을 구축해야 한다^[7]. 이러한 촬영 시스템은 최소한 2대 이상의 다시점 카메라로 구성이 된다. 다시점 카메라는 물리적으로 카메라들이 다른 위치에 존재하게 되고, 이러한 이유로 인해 각각의 카메라에 입사되는 빛의 양이 달라진다. 또한 입사되는 빛의 양의 차이는 밝기와 색상의 차이를 야기하고, 이를 개선하는 기법을 통칭하여 조명 보상이라 한다.

지금까지 여러 분야에서 많은 조명 보상 기법이 연구되어 왔다. 초창기의 많은 연구들인 인간 시각 시스템(human visual system, HVS)의 특성을 이용하여 사람이 관찰에 의해 인지된 형태를 계산해 내고자 하는 노력을 기울였다. Retinex 계열의 연구들이 대표적이라 할 수 있는데, 여기서 Retinex 이론은 인간의 시각 시스템이 장면을 인식할 때 특정 위치에서의 장면의 밝기를 인식하는 것이 아니라 주변과의 상대적인 밝기를 인식하는 특징을 적용한 방법을 의미한다. 이들 연구들에 ACE^[8], RACE^[9] 및 Vonikakis 등에 의한 연구^[10]가 대표적이다. 그러나 다른 연구들 중에는 인간 시각 시스템(HVS)을 전혀 이용하지 않고 조명 보상을 수행한 연구들이 많이 이루어져왔다. 여기에는 FLOG(Focused Logarithmic Transform) 기법^[11], Schlick 알고리즘^[12], 웨이블릿 기반의 알고리즘^[13], DCT 영역에서의 영상 개선 알고리즘^[14], 히스토그램 기반의 변환 기법^{[15][16]}, 조명불변 색상공간(illumination invariant color spaces) 기법^[17], 유전 알고리즘^[18], 그리고 고유 영상(intrinsic image) 기법^[19] 등이 있다. 이들과는 조금 다르지만 비디오 시퀀스에서 적용된 기법들도 연구되어왔다^{[20][21]}.

본 논문에서는 조명불변 색상공간에 기반을 둔 색상 최적화 함수 기반의 조명 보상 기법을 제안하고자 한다. 제안한 방법은 카메라 캘리브레이션(camera calibration) 과정과 통합되어 처리될 수 있고, 실내 스튜디오 환경 하에서 여러 카메라에서 출력된 영상에 대해 동일한 밝기와 색상을 제공할 수 있는 알고리즘이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 3차원 체적

a) 광운대학교 전자재료공학과(Kwangwoon university Electronic Materials Engineering)

‡ Corresponding Author : 서영호(Young-Ho Seo)
E-mail: yhseo@kw.ac.kr
Tel: +82-2-940-8362

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-1046-395X>

※ 이 논문은 2019년도 한국콘텐츠진흥원의 문화기술연구개발사업 지원에 의한 연구임(R2019050033_000000011210820867720101351). (This research was supported by Cultural Technology R&D Project through the Korea Creative Content Agency(R2019050033_000000011210820867720101351)).

· Manuscript received April 22, 2020; Revised June 12, 2020; Accepted June 12, 2020.

을 생성하는 방법에 대해서 설명하고, 3장에서는 제안한 최적화 함수 기반의 조명 보상 기법에 대해서 설명한다. 4장에서는 조명 조상 결과와 함께 생성된 3차원 체적의 품질에 대해서 보인다. 마지막으로 5장에서는 본 논문을 마무리한다.

II. 3차원 체적 생성 기법

본 절에서는 구현하고자 하는 3차원 체적 스캐닝 시스템을 간략히 설명하고, 이 시스템을 이용하여 실사의 3차원 체적 모델을 어떻게 생성하는지에 대해서 소개한다.

1. 3차원 체적 스캐닝

실사 기반의 체적형 3D 모델을 생성하기 위해 깊이 및 RGB 센서를 장착한 RGB-D 카메라를 사용한다. 모든 위치에서 관찰이 가능한 3D 모델을 생성하는 것이 목표이므로 8대의 RGB-D 카메라를 물체의 여러 시점에 배치한다. 3차원 모델을 생성하기에 앞서 RGB-D 카메라를 통해 촬영되는 깊이 및 RGB 이미지를 이용하여 깊이 카메라의 좌표계를 따르는 포인트 클라우드를 각 카메라에서 획득하고, 이를 이용하여 3D 메쉬 모델을 생성한다. 8대의 RGB-D 카메라의 배치는 물체를 모든 높이에서 촬영하기 위해 위아래에 카메라가 설치된 스탠드 형태의 촬영 장비를 사용하여 구성했다. 그리고 물체를 모든 방향에서 촬영하기 위해 4세

트의 스탠드를 앞, 뒤, 양옆 네 방향에 배치하였다. 그림 1은 본 논문에서 구축하는 카메라 시스템이다. 그림 1(a)은 수직 방향의 촬영 범위를 나타내고 그림 1(b)은 수평 방향의 촬영 범위를 나타낸다.

2. 실사기반 3차원 체적 모델 생성

그림 2에는 본 논문에서 사용하는 실사기반의 3D 체적 모델을 생성하는 알고리즘을 나타내었다. 먼저 다시점의 RGB-D 카메라로부터 다수 개의 RGB와 깊이지도를 획득한다. 본 논문에서는 비교적 저가형의 RGB 및 깊이 센서를 이용하기 때문에 많은 오차와 잡음이 포함된다. 따라서 RGB-D 카메라를 사용하여 3차원 모델을 생성할 때 깊이지도의 잡음을 최소화하는 작업이 필요하다. 촬영 전 깊이에 대한 잡음을 제거하는 방법으로 깊이 카메라에 필터링을 추가하는 것이다^[13]. 하지만 좋은 품질을 내기 위해 필터링을 과도하게 적용하면 모션블러(motion blur)와 고스트(ghost) 현상이 생길 수 있고, 촬영되는 프레임과 프레임 사이에 지연이 증가하기 때문에 필터링을 통해 원하는 만큼의 잡음을 제거가 어렵다. 이러한 이유로 촬영시 필터링은 최소한으로 적용하고, 촬영된 포인트 클라우드에 후처리로 샘플링 및 스무딩 작업을 추가하여 잡음을 줄인다^[14]. 이러한 전처리 단계(Pre-Processing) 단계를 거친 다음에 카메라 보정(Camera Calibration)과 본 논문에서 제안하고자 하는 조명 보상(Illumination Compensation) 과정을 거친다. 색상 보상 기법은 각 카메라별로 독립적으로 진행되고, 이를

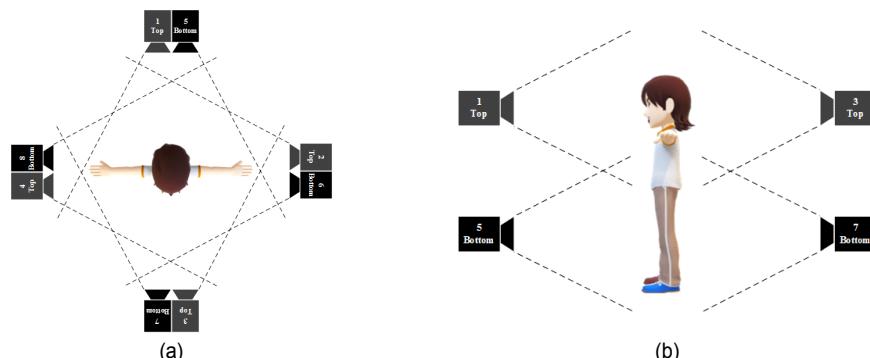


그림 1. 3D 포인트 클라우드 촬영 시스템 (a) 수직, (b) 수평 촬영 각도 및 범위

Fig. 1. 3D Point Cloud Shooting System (a) vertical, (b) horizontal photographing angle and range

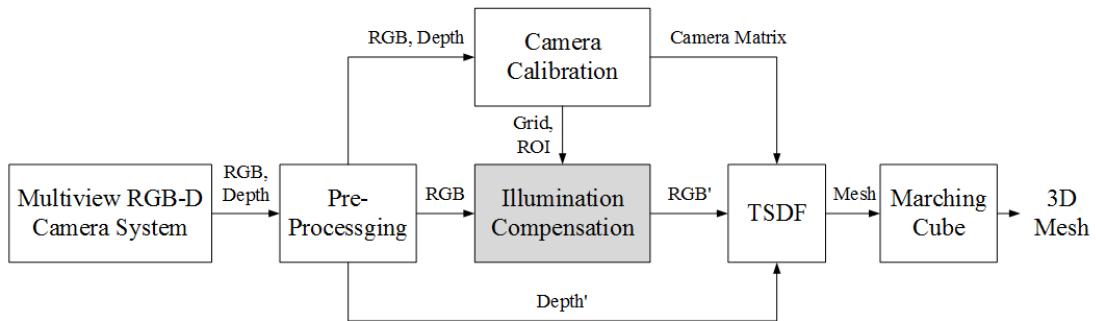


그림 2. 실사 기반 3차원 메쉬 모델 시퀀스 생성 흐름도

Fig. 2. Actual-based 3D Mesh Model Sequence Generation Flowchart

통해 보상된 RGB 영상들(RGB')은 잡음이 개선된 깊이지도(Depth')와 함께 TSDF(Truncated Signed Distance Function)의 입력으로 사용된다^[22].

III. 조명 보상 기법

본 절에서는 제안하고자 하는 조명 보상 알고리즘에 대해서 설명한다. 조명 보상 알고리즘은 카메라 위치보상과정과 함께 동작하기 때문에 두 기법을 함께 설명한다.

1. 전체 처리과정

본 논문에서 제안한 포인트 클라우드 정합 방식은 깊이 및 RGB 이미지 모두를 이용하고, 최종 정합된 모델의 좌표계는 기준으로 설정한 카메라의 좌표계를 따르게 된다. 8대의 RGB-D 카메라를 이용하여 전방위 3차원 모델을 생성하기 위해 먼저 각 카메라에서 체스보드를 촬영한 RGB 이미지 획득 과정(RGB and Depth Capturing)을 수행한다. 이 이미지를 이용하여 초기 좌표변환 파라미터를 계산하고 체스보드 내부 코너의 픽셀 좌표를 얻는다. 다음으로 카메라 위치를 찾는 과정(Camera Position Calculation)을 수행한다. 깊이지도를 이용하여 카메라마다 포인트 클라우드를 생성하고, 획득한 포인트 클라우드에서 저장해 둔 체스보드의 내부 코너 좌표의 3차원 좌표들만을 획득하여 반복적인 연산을 통해 이 좌표들 사이의 거리가 최소화가 되는 좌표변환 파라미터를 구한다. 그리고 보드면을 제공하는 과정(Board Plane Reconstruction)을 통해 획득된 파라미터

를 이용하여 각 보드의 면을 구성하고, 다음으로 완전한 형태의 체스보드의 격자점을 추출하는 과정(Grid Points Detection)을 수행한다. 격자점이 모두 추출되면 이 정보를 바탕으로 ROI를 선택한 후에 각 카메라별로 색상 최적화 과정을 수행하여 3D 메쉬 모델을 생성하기 위한 RGB 영상을 업데이트한다. 이 과정은 그림 3과 같은 순서로 진행된다.

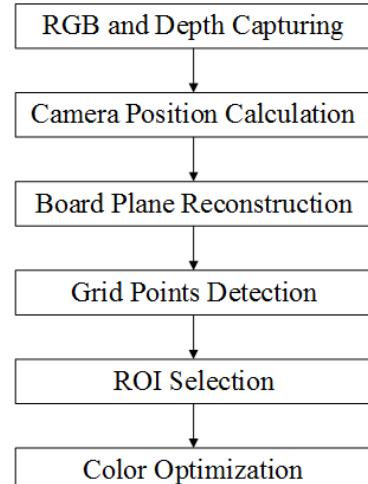


그림 3. 카메라 보정과 색상 최적화에 대한 전체 과정

Fig. 3. The entire process of camera calibration and color optimization

2. 카메라 파라미터 생성

초기 좌표변환 파라미터를 구하기 위해 카메라의 내부 및 외부 파라미터를 먼저 계산한다. 카메라 파라미터는 차루코 보드(Charuco board)를 사용한다^[16]. 차루코 보드를 이용하여 내부 파라미터를 찾으면 2차원이 픽셀 좌표계에

서 3차원의 카메라 좌표계로의 변환 관계를 구할 수 있다^{[11][17]}. 다음으로 카메라 외부 파라미터를 통해 카메라 좌표계에서 월드 좌표계로의 변환 관계를 얻고, 카메라 외부 파라미터를 구하기 위해 월드 좌표계를 설정한다. 월드좌표계는 차루코 보드의 왼쪽하단 모서리를 원점으로 두고 가로, 세로축을 각각 x축, y축으로 하고 x축과 y축을 외적한 방향을 z축으로 설정한다. 다음으로 월드좌표계에서 차루코 보드의 내부 코너 좌표와 카메라 좌표계에서 차루코 보드의 내부 코너 좌표의 대응관계를 이용하면 카메라 좌표계에서 월드좌표계로의 변환 행렬을 구할 수 있다^[18]. 그림 4는 차루코 보드와 색상 보정 차트(color correction chart)가 통합된 보드이다.

먼저, 월드 좌표계를 구한 후 카메라 좌표계에서 월드 좌표계로의 변환 행렬을 계산한다. 식 (1)은 월드 좌표에서 카메라 좌표계로의 변환식을 나타내며 P_W 는 월드 좌표를 나타내고 P_C 는 카메라 좌표를 나타낸다^[19]. 또한 같은 월드 좌표계 P_W 를 두 카메라가 공유하고 있다면 두 카메라 좌표계 (P_{C1} , P_{C2}) 사이의 변환 관계를 통합하여 식 (2)와 같이 구할 수 있다. 여기서 회전행렬 $R_{2 \rightarrow 1}$ 은 $R_1 \times R_2^{-1}$ 이고, 평행 이동행렬 $t_{2 \rightarrow 1}$ 은 $-R_1 \times R_2^{-1} \times t_2 + t_1$ 과 같이 정의된다.

$$P_C = R \times P_W + t \quad (1)$$

$$P_{C1} = R_{2 \rightarrow 1} \times P_{C2} + t_{2 \rightarrow 1} \quad (2)$$

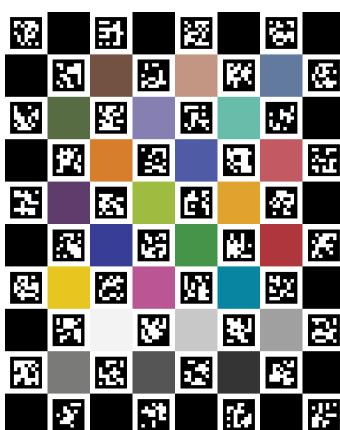


그림 4. 차루코 보드와 색상 보정 차트

Fig. 4. Charuco board and color correction chart

좌표변환 행렬의 계산은 편밀 카메라 모델을 기초로 하기 때문에 본질적으로 오차를 갖는다. 이 오차는 크게는 수센티미터에 이른다. 이러한 오차는 좋은 3D 모델을 생성할 수 없게 한다. 따라서 이러한 오차를 최소화하기 위해 경사하강법(gradient descent)^[20]을 이용하여 초기 오차를 최대한 축소한다^[7].

좌표변환행렬에는 x, y, z 축 각각의 회전각과 평행이동값, 총 6개의 파라미터가 포함된다. X_{ref} 는 기준 카메라 좌표를 나타내고, X_i 는 나머지 카메라의 좌표를 나타낸다. 이미 오차를 갖고 있으므로 좌표변환행렬을 계산하면 기준 카메라 좌표와 완전히 동일하지 않은 근방의 좌표(X'_i)로 변환된다. 두 좌표의 차이를 최소화하기 위한 오차함수를 식 (3)과 같이 정의한다.

$$f_{Error} = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N \| X_{ref(j)} - X'_i(j) \|_2^2 \quad (3)$$

이 함수를 좌표변환 파라미터에 대해 미분하여 함숫값이 최소가 되도록 파라미터를 갱신해 나가는 과정을 식 (4)과 같이 나타낼 수 있다. α 는 학습률을 나타내는 상수로 본 실험에서는 0.001로 두었다.

$$P_{n+1} = P_n - \alpha \frac{\partial f_{Error}}{\partial P_n} \quad (4)$$

기준 카메라와 그 밖의 모든 카메라에 대해 좌표변환 파라미터의 오차가 최소가 되도록 반복적으로 식 (4)의 과정을 반복하여 최소의 오차를 갖는 좌표변환 파라미터를 획득한다.

3. 색상 최적화 알고리즘

색상 보정을 위한 알고리즘은 그림 5와 같다. 먼저 색상 확인 차트의 각 24개 색상 영역을 찾기 위해 좌표변환 행렬에서 이용한 차루코 보드의 마커와 코너 정보를 사용한다. 촬영된 영상 내 차루코 보드의 각 마커의 위치 정보로부터 각 그리드의 코너를 탐색하고, 마커 아이디와 일치하는 24개 색상 영역의 그리드를 관심영역(region of interest)으로

설정한다. 이 과정은 실제로는 카메라 파라미터 생성 과정에서 구한 정보를 이용한다.

설정된 색상 확인 차트의 각 24개 색상 RGB값과, 카메라로 색상 확인 차트를 촬영한 영상의 각 색상 값에 대한 RGB 값을 최대한 유사하도록 조정한다. 이와 같이 색상을 유사하게 만드는 과정을 최적화라고 하고, 그 결과로 RGB 색상에 대한 색상 보정 매트릭스(color correction matrix, CCM)를 얻는다. 색상 확인 차트에 존재하는 24개 색상 값은 측정하기 위해 각 색상별 패치 영역 내 존재하는 모든 픽셀 값의 평균을 이용한다. 다음으로 각 카메라의 CCM을 각 카메라의 출력 영상의 RGB 화소 값에 대입하여 원본 RGB값에 근접한 색상을 반복적으로 출력한다.

일반적으로 컬러 이미지는 (가로 해상도)×(세로 해상도)×(채널수(RGB)) 구조의 3차원 배열로 저장할 수 있는데, 본 논문에서는 행렬 연산을 위해 카메라 출력 영상의 화소 O 를 식 (5)와 같이 2차원 구조로 표현하였다.

$$O = \begin{bmatrix} O_{R1} & O_{G1} & O_{B1} \\ O_{R2} & O_{G2} & O_{B2} \\ \dots \\ O_{Rk} & O_{Gk} & O_{Bk} \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 행 i 의 항목 $[O_{Ri} \ O_{Gi} \ O_{Bi}]$ 는 픽셀 i 의 정규화된 R, G, B 레벨을 나타낸다. 최적화된 색상은 식 (6)과 같이 P 로 표기하며, 이는 CCM인 A 와의 행렬 곱셈에 의해 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$P = OA \quad (6)$$

$$P = \begin{bmatrix} P_{R1} & P_{G1} & P_{B1} \\ P_{R2} & P_{G2} & P_{B2} \\ \dots \\ P_{Rk} & P_{Gk} & P_{Bk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} O_{R1} & O_{G1} & O_{B1} \\ O_{R2} & O_{G2} & O_{B2} \\ \dots \\ O_{Rk} & O_{Gk} & O_{Bk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} \end{bmatrix} \quad (7)$$

CCM A 를 구하는 방법은 식 (8) 및 (9)와 같이 정의된다. 여기서 R 은 색상의 각 패치에 대한 원본 컬러 값을 의미하고 O 의 평균과 R 의 평균을 나눈 값을 A 로 정의한다. 각각 RGB 화소에 대응하는 즉 O 와 R 사이의 차이 값 표현한 것이 대각 행렬 A 이며, OA 즉 P 와 R 사이의 차이 값이

최소화 되도록 이를 반복한다.

$$\begin{aligned} k_R &= \text{mean}(R_{Ri})/\text{mean}(O_{Ri}) \\ k_G &= \text{mean}(R_{Gi})/\text{mean}(O_{Gi}) \\ k_B &= \text{mean}(R_{Bi})/\text{mean}(O_{Bi}) \end{aligned} \quad (8)$$

$$A = \begin{bmatrix} k_R & 0 & 0 \\ 0 & k_G & 0 \\ 0 & 0 & k_B \end{bmatrix} \quad (9)$$

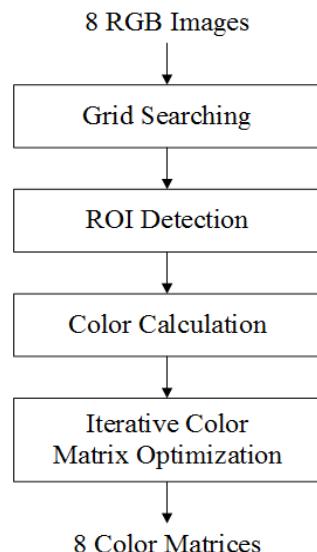


그림 5. 색상 보상 알고리즘
Fig. 5. Color compensation algorithm

IV. 실험결과

본 실험에서는 8대의 Microsoft Kinect Asure 카메라를 사용하여 실험을 진행했다. 카메라 배치는 그림 1에서 설명한 촬영 시스템을 따른다. 8대 중 위쪽의 4대는 물체의 하단 부분을 촬영할 수 있도록 지면에서 0.7m되는 높이에 설치되었고, 아래쪽의 4대는 물체의 상단 부분을 촬영할 수 있도록 지면에서 1.7m되는 높이에 설치되었다. 깊이 값을 임계값을 설정하여 0.1m에서 2.5m내의 물체에 대한 포인트 클라우드를 획득할 수 있도록 하였다. 그림 6은 실제 구성한 카메라 시스템을 촬영한 것이다. 그림 7은 그림 4의



그림 6. 카메라 시스템
Fig. 6. Camera system

차루코 보드 기반 색상보정 차트의 24개 패치에 대한 RGB 값을 나타내며, 원본 컬러 값 R 로 설정하였다.



그림 7. 최적화를 위한 표준 색상 확인 차트
Fig. 7. Standard color checker chart for optimization

그림 8은 그림 6의 시스템에서 촬영된 8개 다시점 카메

라의 컬러영상과 깊이영상을 나타낸다. 각 카메라의 컬러 영상은 표 1과 같이 원본 컬러 값 R 과 비교하여 각 R, G, B 성분의 평균 차이 값과 밝기 성분 I의 차이 값을 표기하였으며 본 논문에서 제안한 색상 최적화 알고리즘 적용 전후의 차이 값을 비교하였다. 색상 최적화 알고리즘 적용 전 촬영 영상에서의 R성분은 최대 37.58, G 성분은 최대 31.79, B 최대 성분은 22.21의 차이를 보였으며 밝기값 I는 최대 29.04의 차이를 보였다. 각 카메라의 오차 평균값은 R성분에 대해 22.35, B 성분에 대해 16.15, G성분에 대해 4.25, 밝기 값 I에 대해 14.37의 평균 차이 값을 보였다. 최적화 알고리즘 적용 후 R성분의 최대 차이 값은 5.96, G성분의 최대 차이 값은 5.08, B성분의 최대 차이 값은 -6.04로 낮아 졌으며, 카메라 별 평균 차이 값은 R성분에 대해 3.03, G성분에 대해 2.10, B성분에 대해 -1.87, I에 대해 1.09로 색상 최적화 알고리즘 적용으로 각 카메라별 촬영 영상 간 색상 성분과 밝기 값의 차이가 알고리즘 적용 전과 비교하여 매우 작아 졌음을 확인 할 수 있었다.

표 1. 각 카메라별 영상의 RGB 성분 오차 비교
Table 1. Error of RGB component for each camera

Color Compensation	Camera								Average	
	1	2	3	4	5	6	7	8		
Before	R	17.50	18.04	21.88	21.96	9.71	19.00	33.13	37.58	22.35
	G	13.25	7.92	16.75	15.38	4.71	13.88	31.79	28.38	16.51
	B	-3.46	-2.08	1.83	-2.00	-3.00	6.21	22.21	14.17	4.24
	I	9.10	7.96	13.49	11.78	3.81	13.03	29.04	26.71	14.37
After	R	3.46	3.46	4.75	3.92	2.13	-4.83	5.38	5.96	3.03
	G	1.71	-0.13	2.21	2.29	-0.04	1.42	5.08	4.25	2.10
	B	-2.71	-6.04	-4.75	-0.92	-5.88	3.92	0.46	1.00	-1.87
	I	0.82	-0.90	0.74	1.76	-1.26	0.17	3.64	3.74	1.09

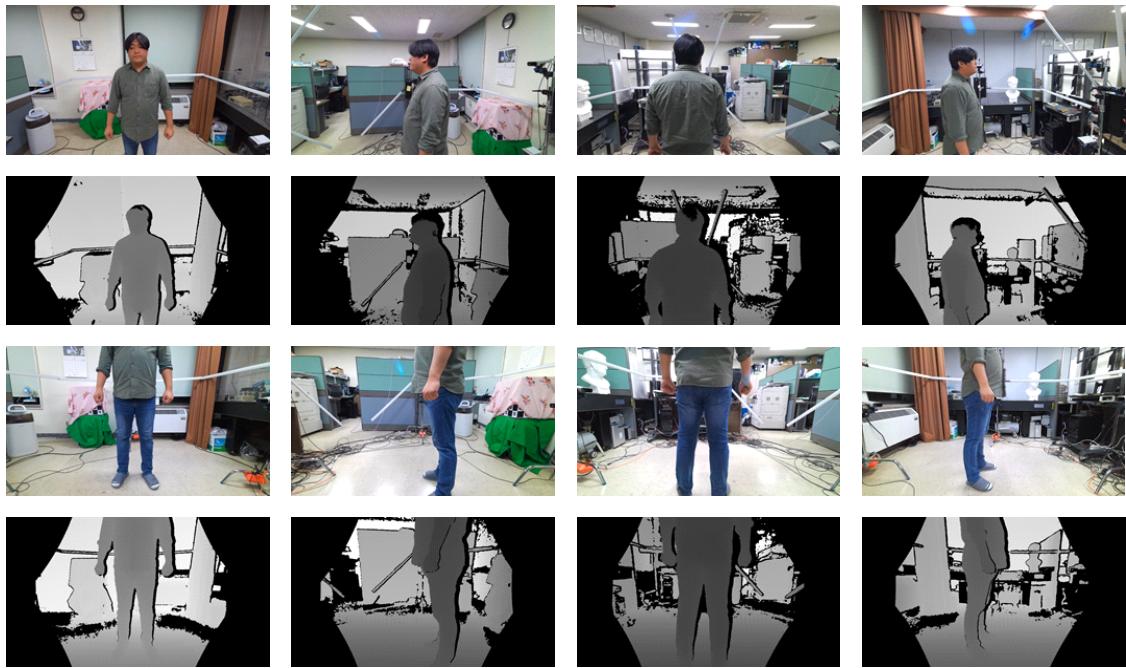


그림 8. 각 카메라에서 촬영된 영상

Fig. 8. RGB images captured by each camera

그림 9는 시스템에서 촬영된 8개 다시점 카메라의 컬러 영상에 색상 최적화 알고리즘 적용 전 후의 영상을 나타낸다. 그림 10은 그림 8의 입력 영상을 기준으로 그림 2의 과

정을 통해 복원한 3D 영상의 생상 보정 전 후의 영상을 나타내었다.

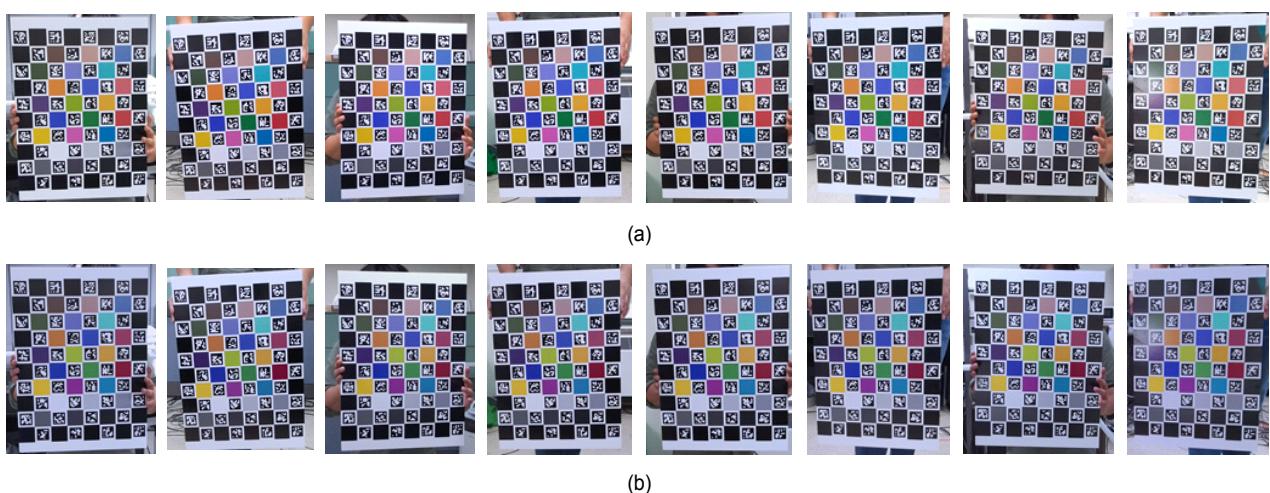


그림 9. 각 카메라에서 촬영된 영상 (a) 색상 보상 이전, (b) 색상 보상 이후

Fig. 9. RGB images captured by each camera (a) before, (b) after color correction

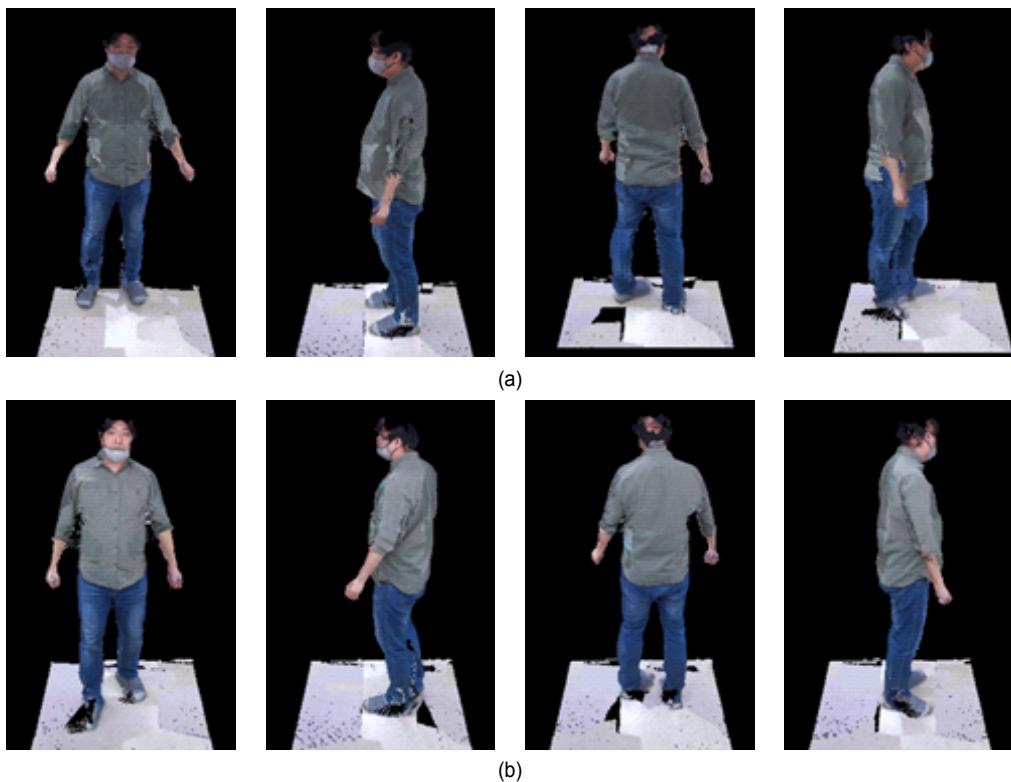


그림 10. 3D 복원 영상 (a) 색상 보상 이전, (b) 색상 보상 이후
Fig. 10. 3D reconstruction images (a) before, (b) after color correction

V. 결 론

본 논문에서는 실사 3차원 모델 생성용 다시점 카메라 시스템을 통해 획득된 영상에 대한 조명 보상 기법을 제안하였다. 3차원 체적에 대한 촬영은 실내에서 이루어지고 시간에 따른 조명의 위치와 강도는 일정하다고 가정하였다. 다시점 카메라는 총 8대를 사용하고, 공간의 중심을 향해서 수렴하는 형태이므로 조명이 일정하다고 할지라도 각 카메라에 입사되는 빛의 강도 및 각도는 다르기 때문에 기준이 되는 색상 보정 차트를 설정하였다. 모든 카메라는 색상 보정 차트를 촬영하고, 색상 최적화 함수를 이용하여 획득된 8개의 영상 사이의 관계를 정의하는 색상 변환 매트릭스를 획득하는 단계와, 이를 입력 영상의 모든 화소에 적용하는 단계를 통해 모든 카메라로부터 입력되는 영상을 보정하였다. 본 논문의 실험에서는 보정 전 후의 각 영상과 색상 확인 차트 영상의 24개 패치의 R, G, B 및 밝기에 해당하는 I값

의 오차를 분석 함으로서 색상 최적화 함수를 통해 R, G, B, I 성분의 오차가 크게 줄어드는 것을 확인 할 수 있었으며 3D복원 영상의 텍스쳐 복원 결과에서도 카메라 간 색상 차이가 색상 최적화 함수 적용 전 보다 크게 줄어드는 것을 확인 할 수 있었다. 본 연구에서는 각 카메라의 화소와 컬러 보정 차트와의 차이를 줄이는 방법에 대한 것으로 연계된 각 카메라 간 화소차이는 측정할 수 없는 한계가 있다. 후속 연구에서는 연계된 카메라 간 화소 차이를 비교하여 보다 정확한 조명 보상 및 색상 보정을 진행 할 예정이다.

참 고 문 현 (References)

- [1] R. Schäfer, P. Kauff, R. Skupin, Y. Sánchez and C. Weißig, "Interactive Steaming of Panoramas and VR Worlds," *SMPTE Motion Imaging Journal*, Vol.126, No.1, pp. 35-42, Jan.-Feb. 2017.
- [2] T. Nguyen, T. Qui, K. Xu, A. Cheok, S. Teo, Z. Zhou, A. Mallawaarachchi, S. Lee, W. Liu, H. Teo, L. Thang, Y. Li, H. Kato,

- "Real-time 3D human capture system for mixed-reality art and entertainment," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol.11, No.6, pp. 706-721, November 2005.
- [3] Z. Zhan, G. Zhou and X. Yang, "A Method of Hierarchical Image Retrieval for Real-Time Photogrammetry Based on Multiple Features," *IEEE Access*, Vol.8, pp. 21524-21533, January 2020.
- [4] Photogrammetry, <https://en.wikipedia.org/wiki/Photogrammetry> (accessed May. 10, 2020).
- [5] S. Izadi, D. Kim, O. Hilliges, D. Molyneaux, R. Newcombe, P. Kohli, J. Shotton, S. Hodges, D. Freeman and A. Davison, A. Fitzgibbon, "KinectFusion: Real-Time Dynamic 3D Surface Reconstruction and Interaction Using a Moving Depth Camera," *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH 2011*, Vancouver, Canada, pp. 127-136, 2011.
- [6] S. Choi, S. Park, "Convenient View Calibration of Multiple RGB-D Cameras Using a Spherical Object," *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, Vol.3, No.8, pp.309-314, August 2014.
- [7] K. Kim, B. Park, D. Kim and Y. Seo, "Point Cloud Registration Algorithm Based on RGB-D Camera for Shooting Volumetric Objects," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol.24, No.5, September 2019.
- [8] A. Rizzi, C. Gatta and D. Marini, "A new algorithm for unsupervised global and local color correction," *Pattern Recognition Letters*, Vol.24, No.11, pp.1663-1677, July 2003.
- [9] E. Provenzi, C. Gatta, M. Fierro and A. Rizzi, "A spatially variant white-patch and gray-world method for color image enhancement driven by local contrast," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.30, No.10, pp.1757-1770, August 2008.
- [10] V. Vonikakis, I. Andreadis and A. Gasteratos, "Fast centre-surround contrast modication," *IET Image processing*, Vol.2, No.1, pp.19-34, February 2008.
- [11] H. Le, H. Li, "Fused logarithmic transform for contrast enhancement," *Electronics Letters*, Vol. 44, No.1, pp.19-20, January 2008.
- [12] C. Schlick, *Quantization techniques for visualization of high dynamic range pictures*, Photorealistic rendering techniques, Berlin and Heidelberg, pp.7-20, 1994.
- [13] W. Cao, R. Che and D. Ye, "An illumination-independent edge detection and fuzzy enhancement algorithm based on wavelet transform for non-uniform weak illumination images," *Pattern Recognition Letters*, Vol.29, No.3, pp.192-199, February 2008.
- [14] C. Kuo, N. Yang, C. Liu, P. Tseng and C. Chang, "An effective and exible image enhancement algorithm in compressed domain," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.75, No.2, pp.1177-1200, November 2016.
- [15] T. Kong, N. Isa, "Enhancer-based contrast enhancement technique for non-uniform illumination and low-contrast images," *Multimedia Tools and Applications*, pp.14305 - 14326, August 2016.
- [16] Y. Lai, P. Tsai, C. Yao and S. Ruan, "Improved local histogram equalization with gradient-based weighting process for edge preservation," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.76, pp.1585 - 1613, December 2015.
- [17] S. Dubey, S. Singh and R. Singh, "A multi-channel based illumination compensation mechanism for brightness invariant image retrieval," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.74, No.24, pp.11223 - 11253, August 2014.
- [18] Y. Rao, L. Hou, Z. Wang and L. Chen, "Illumination-based nighttime video contrast enhancement using genetic algorithm," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.70, No.3, pp.2235-2254, September 2012.
- [19] J. Shen, X. Yang, Y. Jia and X. Li, "Intrinsic images using optimization," *Computer Vision and Pattern Recognition*, Providence, USA, pp.3481-3487, 2011.
- [20] Y. Han, Z. Zhang, "An ecient estimation method for intensity factor of illumination changes," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.72, No.3, pp.2619-2632, July 2013.
- [21] A. Kushwaha, R. Srivastava, "Automatic moving object segmentation methods under varying illumination conditions for video data comparative study, and an improved method," *Multimedia Tools and Applications*, Vol.75 No.23, pp.16209-16264, September 2015.
- [22] B. Curless, M. Levoy, "volumetric method for building complex models from range images," *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)*, New York, USA, pp.303 - 312, 1996.

저자 소개

박 병 서

- 
- 2019년 2월 : 광운대학교 경영학과 졸업
 - 2019년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과(석박통합과정)
 - ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-3396-8264>
 - 주관심분야 : 포인트 클라우드, 딥러닝, 2D/3D 영상 처리

저자소개

김경진



- 2019 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 졸업(공학사)
- 2019 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과(석사과정)
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-0307-3454>
- 주관심분야 : 포인트 클리우드, 디지털 홀로그래피, 2D/3D 영상 처리 및 압축

김동욱



- 1983년 2월 : 한양대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1985년 2월 : 한양대학교 공학석사
- 1991년 9월 : Georgia공과대학 전기공학과(공학박사)
- 1992년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과 정교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-6106-9894>
- 주관심분야 : 3D 영상처리, 디지털 홀로그램, 디지털 VLSI Testability, VLSI CAD, DSP설계, Wireless Communication

서영호



- 1999년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 졸업(공학사)
- 2001년 2월 : 광운대학교 일반대학원 졸업(공학석사)
- 2004년 8월 : 광운대학교 일반대학원 졸업(공학박사)
- 2005년 9월 ~ 2008년 2월 : 한성대학교 조교수
- 2008년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자재료공학과 교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0003-1046-395X>
- 주관심분야 : 실감미디어, 2D/3D 영상 신호처리, 디지털 홀로그램