

# 랭크 최소화에 의한 카메라 복사 보정

이준영<sup>o</sup>, 권인소

KAIST 전기및전자공학과

jylee@rcv.kaist.ac.kr, iskweon@kaist.ac.kr

## 요 약

본 논문에서는 다양한 측정값이 갖는 변화 불변의 저랭크 구조를 활용한 강인한 복사 보정 체계를 제안하였다. 측정값에는 정지된 장면을 서로 다른 노출 시간으로 측정한 센서의 복사 조도, 경계선 주변에서 나타나는 복사 조도의 색상 융합이 갖는 선형 구조 등이 있다. 본 논문에서는 이러한 다양한 입력으로부터의 복사 보정 문제를 랭크 최소화를 사용하여 풀 수 있는 하나의 통합 방법론을 제공한다. 제안된 방법은 다양한 데이터로부터 평가되었고 기존의 방법보다 우수한 성능을 보였다.

## 1. 서론

카메라 복사 반응 함수는 센서 조도와 영상 밝기와의 관계를 나타낸다. 대부분의 카메라에서는 센서 조도의 표현 가능 범위를 넓히거나 디스플레이의 비선형 사상에 대응하기 위해 비선형의 복사 반응 함수를 갖는다. 하지만 이러한 비선형성은 센서 조도와 저장된 밝기 간의 선형 관계를 가정하는 컴퓨터 비전 응용에 있어서 문제를 야기한다. 예를 들어 세입-프롬-세이딩이나 포토메트릭 스테레오 방법과 같은 포토메트릭 접근 방법들은 일반적으로 실제 장면의 밝기와 영상의 밝기 간의 선형 관계를 가정한다. 만약 복사 반응 함수의 비선형성이 고려되지 않는다면, 이와 같은 방법들은 예상치 않은 오류를 나타내게 된다. 따라서 복사 보정은 복사 반응 함수의 선형성을 가정하는 다양한 컴퓨터 비전 방법론들이 올바르게 작동하기 위한 매우 중요한 사전 처리 단계이다.

복사 보정 문제는 비선형 관측으로부터 비선형 카메라 반응 함수를 찾는 것이다. 관측은 고정 카메라에서 서로 다른 노출 시간으로 찍은 여러 장의 영상[1], 영상 경계선 주변의 색상 분포[2], 그리고 다양한 조명으로부터 얻어진 색상 프로파일[3] 등이 될 수 있다. 본 논문의 중요한 관찰은 다양한 복사 보정 방법들은 각기 고유의 선형성이 정의되는 공간을 활용한다는 것이다.

이러한 관찰로부터 제안된 방법은 다양한 관찰로부터의 복사 보정 문제를 하나의 통합 프레임워크로 수식화하였다. 본 방법론은 다양한 관측들이 컬럼 벡터가 관측 벡터가 되는 매트릭스 형태로 배열한다. 만약 매트릭스의 컬럼들이 선형 관계를 가질 경우, 랭크는 이상적으로 1 이 된다. 반면에 비선

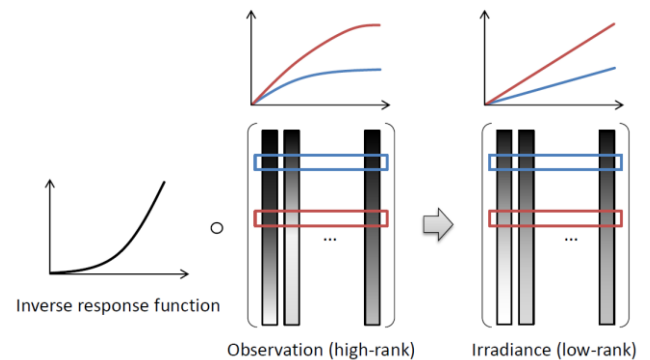


그림 1. 복사 보정 함수와 매트릭스 랭크의 관계

매트릭스의 랭크 최소화 방법을 이용한 복사 보정 프레임워크를 제안하였다.

## 2. 선형 관측에서의 저랭크 구조

본 논문은 복사 보정 문제를 저랭크 구조 복원의 문제로 다룬다. 먼저 복사 보정 문제가 센서 조도의 선형성을 이용한 랭크 최소화 문제로 수식화될 수 있음을 보이도록 하겠다.

관측된 밝기의 벡터로 정의되는 관측 벡터의 집합  $\{\text{vec}(M_1), \dots, \text{vec}(M_n)\}$  이 주어졌다고 하자.

이때 각각의 관측 벡터는  $\text{vec}(M_i) \in \mathbb{R}^{m \times 1}$  과 같고,  $m$  은 각 관측 벡터의 성분 개수,  $n$  은 관측 벡터의 개수를 나타내게 된다. 모든 관측 벡터를 쌓아서 다음과 같은 관측 매트릭스  $D \in \mathbb{R}^{m \times n}$  를 만들 수 있다.

$$D = [\text{vec}(M_1) | \dots | \text{vec}(M_n)]. \quad (1)$$

만약 역반응함수  $g(=f^{-1})$  를 안다면, 관측 매트릭스  $D$  는 크기 모호성을 가진 조도 매트릭스  $A$  로 다음과 같이 나타내어진다.

행 반응 함수의 관측은 보다 높은 랭크를 가지게 된다 (그림 1). 이러한 관찰로부터, 본 논문에서는

$$g \circ D = A = [\text{vec}(I_1) | \dots | \text{vec}(I_n)]. \quad (2)$$

위 수식에서  $\circ$ 는 매트릭스의 성분 단위 연산자를 나타내고,  $\text{vec}(I_i) \in R^{m \times 1}$ 은 조도 벡터를 나타낸다. 이때 조도 벡터들은 서로 선형 의존 관계여야 하므로 조도 매트릭스  $A$ 의 랭크는 1이 된다. 그러므로 조도 보정 문제는 변환된 매트릭스  $g \circ D (= A)$ 의 랭크를 최소화 시키는 역반응 함수  $g$ 를 찾는 것으로 수식화 할 수 있고, 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \operatorname{rank}(A) \quad \text{s.t.} \quad A = g \circ D. \quad (3)$$

## 2.1 다중 노출 입력

다중 노출 입력은 가장 대표적인 복사 보정 방법으로, 고정 카메라의 다양한 노출을 통해 변화가 없는 장면을 찍은 여러 영상을 이용하는 방법이다 [1]. 이 경우에는 장면의 광도  $L$ 이 일정하고 센서 조도  $I$ 는 노출 시간  $e$ 에 비례하게 되므로 센서 조도  $I$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$I = kLe \propto e. \quad (4)$$

각 노출에서 관측 벡터는 영상의 픽셀 값들을 벡터화 함으로써 만들어진다.  $n$ 개의 서로 다른 노출 영상이 주어진 경우 관측 매트릭스  $D$ 는  $n$ 개의 관측 벡터를 수식 1과 같이 쌓음으로써 만들 수 있다. 따라서 이와 같은 다중 노출 입력이 주어진 복사 보정 문제의 경우 수식 3과 같은 랭크 최소화 수식을 그대로 사용하여 풀 수 있다.

## 2.2 다중 조명 입력

최근에 Shi 등은 포토메트릭 스테레오 영상에서의 복사 보정이 색상 프로필을 선형화 함으로써 수행될 수 있다는 것을 보였다 [3]. 색상 프로필은 여러 방향의 원거리 점광원으로부터 찍은 영상들로부터 RGB 공간에서 나타나는 동일 위치의 순차적 색상값으로 정의된다. 이러한 색상 프로필은 반응함수가 선형일 경우는 RGB 공간에서 직선으로 나타내어지고, 비선형일 경우는 곡선의 형태를 갖게 된다. 따라서 Shi 등은 색상 프로필을 직선으로 만드는 역변환 함수  $g$ 를 찾는으로써 복사 보정을 수행한다.

여기서 색상 프로필을 관측 매트릭스로 취급함으로써 선형화 문제를 랭크 최소화 문제로 바꿀 수 있게 된다. 올바른 역반응 함수가 적용된 경우 색상 프로필 매트릭스는 랭크가 1이 된다.

$n$ 개의 서로 다른 위치의 점광원으로부터 찍은 영상이 주어졌을 때, 각 픽셀로부터 색상 프로필 매트릭스  $D \in R^{3 \times n}$ 가 구성된다. 매트릭스  $D$ 의 행은 RGB 색상 채널의 개수에 따라 3이 된다. 픽셀  $m$ 개에 대응되는  $m$ 개의 프로필 매트릭스  $D_i, i = 1, \dots, m$ 가 정의된다. 따라서 모든 픽셀들을

사용해서 다음과 같은 랭크 최소화 문제로 나타낼 수 있다.

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^m \operatorname{rank}(A_i) \quad \text{s.t.} \quad A_i = g \circ D_i. \quad (5)$$

## 2.3 색상 융합 입력

한 장의 영상에서 나타나는 색상/조도의 융합을 이용한 복사 보정 방법들이 있다. Lin 등은 경계선 주변의 색상 융합을 사용하였고 [2], Wilburn 등은 모션 블러에 의해 나타나는 조도 융합을 사용하였다 [4]. 색상/조도 융합은 서로 다른 두 광도가 맞닿는 영상 경계선 주변에서 나타난다. 이러한 입력로부터 경계선 주변의 비선형 색상 분포를 선형화 함으로써 복사 보정을 하게 된다.

제안된 프레임워크는 앞의 다중 조명 입력과 매우 유사한 방법으로 색상 융합 입력에 대해서도 적용될 수 있다. 차이점은 다중 조명 입력의 색상 프로필이 항상 RGB 공간의 원점을 지나는 반면, 색상 융합은 RGB 공간에서 서로 다른 색상을 통하는 라인을 형성하는 것이다. 따라서 색상 융합 프로필이 원점을 지나도록 옮김으로써 랭크 최소화 방법이 적용될 수 있다. 이와 같이 원점으로 색상 융합 프로필을 옮기는 변환 후에는, 앞의 수식 5를 색상 융합 입력에 대해서도 동일하게 적용할 수 있다.

## 3. 보정 알고리즘

랭크 최소화 문제는 일반적으로 특이치의 합으로 정의되는 nuclear norm을 최소화 하는 방법을 사용한다 [5]. 하지만 본 논문의 주제에서는 역변환 함수  $g$ 가 매트릭스 값의 절대 크기에 매우 큰 변화를 주기 때문에 기존의 방법을 그대로 적용할 수 없다. 기존의 방법을 그대로 적용할 경우는 최적화의 해  $g$ 가 모든 매트릭스 값들을 0으로 보냄으로써 특이치의 값을 작게 만드는 디제네레이트 해로 빠질 수 있다. 따라서 제안된 방법에서는 다음과 같이 정의되는 특이치의 비율인 컨디션 넘버  $\kappa_i$ 를 사용한다.

$$\kappa_i(A) \doteq \sigma_i(A) / \sigma_1(A), \quad i = 2, 3, \dots, n. \quad (6)$$

컨디션 넘버는 특이치의 절대 크기에 영향을 받지 않는 상대적인 크기를 사용하기 때문에 앞서의 디제네레이트 경우를 피할 수 있다. 따라서 수식 3의 최적화 문제는 다음과 같이 재정의 된다.

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=2}^n \kappa_i(A) \quad \text{s.t.} \quad A = g \circ D. \quad (7)$$

관측 매트릭스의 랭크는 크게 반응 함수의 비선형성과 영상 잡음으로 구분되는 두 요소에 의해 발생한다. 각각의 영향을 확인하기 위해 그림 2의 네 가지 반응 함수를 가지고 인공 실험을 해 보도록

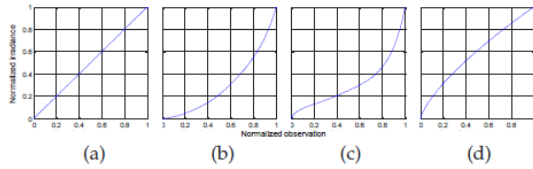


그림 2. 표 1 에서 사용한 반응 함수들

표 1. 반응 함수에 따른 컨디션 넘버의 변화

condition number		$\kappa_2$	$\kappa_3$	$\kappa_4$	$\kappa_5$	$\kappa_{all}$
without noise	RF 1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
	RF 2	0.0284	0.0035	0.0009	0.0004	0.0332
	RF 3	0.1171	0.0186	0.0025	0.0000	0.1383
	RF 4	0.0028	0.0000	0.0000	0.0000	0.0028
with noise	RF 1	0.0178	0.0127	0.0097	0.0078	0.0480
	RF 2	0.0316	0.0157	0.0140	0.0123	0.0737
	RF 3	0.1181	0.0258	0.0150	0.0058	0.1646
	RF 4	0.0199	0.0107	0.0065	0.0044	0.0416

하였다. 표 1 은 실험의 결과를 나타내고 있다. 먼저 표 1 상단의 컨디션 넘버  $\kappa_2, \dots, \kappa_5$  는 5 장의 서로 다른 노출 영상을 가정한 인공 데이터에서 얻어진 컨디션 넘버이고  $\kappa_{all}$  은 모든 컨디션 넘버의 합을 나타낸다. 그림 2 (a) RF1 의 선형 반응 함수의 경우에는 모든 컨디션 넘버가 0 이 됨으로써 랭크가 1 임을 보여준다. 반면에 일반적인 비선형 반응 함수의 경우는  $\kappa_2$  가 다른 컨디션 넘버에 비해 매우 큰 값을 나타내는 것을 볼 수 있다.

다음의 표 1 하단의 영상 잡음이 존재하는 경우의 컨디션 넘버 변화를 보자. 영상 잡음이 존재하는 경우는 영상 잡음이 모든 컨디션 넘버에 거의 동일한 크기 변화를 일으킴으로써, 모든 컨디션 넘버들이 보다 유사하게 된다. 따라서 영상 잡음이 존재하는 경우 높은 컨디션 넘버들의 신호대잡음비가 급격히 떨어지게 되고 수식 7 을 최소화 하는  $\kappa_{all}$  은 과대적합 결과를 일으키게 된다. 예를 들어 표 1 에서 영상 잡음이 존재하는 경우, RF4 에서 보여지는  $\kappa_{all}$  이 RF1 의  $\kappa_{all}$  보다 작아지는 것을 볼 수 있다. 이와 같은 관찰로부터 본 논문에서는 모든 컨디션 넘버의 합을 최소화 하는 대신에  $\kappa_2$  만을 최소화시키는 다음과 같은 목적 함수를 사용하였다.

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \kappa_2(A) \quad \text{s.t.} \quad A = g \circ D. \quad (8)$$

### 3.1 단조 증가 제약

일반적으로 복사 반응 함수는 단조 증가 함수이다. 따라서 부족한 관측으로부터 올바른 해를 찾기 위해 단조 증가 제약을 추가하였다. 단조 증가 제약은 역변환 함수  $g$  의 미분값이 항상 양이 되도록 하는 것으로 단조 증가 제약을 포함한 최종 목적 함수는 다음과 같다.

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \kappa_2(A) + \lambda \sum_t H \left( -\frac{\partial g(t)}{\partial D} \right) \quad \text{s.t.} \quad A = g \circ D. \quad (9)$$

위 식에서 역변환 함수  $g$  의 미분값은  $[0,1]$  범위의  $t$  에서 샘플링을 통해 계산하였고,  $H$  는 Heaviside step 함수로 다음과 같이 정의된다.

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (10)$$

## 4. 실험

제안된 방법을 검증하기 위해 본 논문에서 다루는 세 종류의 입력에 각각 실험을 수행하였다. 수식 9 의 최적화 문제는 컨벡스 하지는 않지만, 다양한 입력에 대한 실험을 통해 올바른 해로 수렴되는 것을 확인하였다. 본 실험에서는 Levenberg-Marquardt (LM) 방법을 사용하였다.

### 4.1 다중 노출 입력

다중 노출 입력에 대한 제안된 랭크 최소화 프레임워크를 검증하기 위해 Canon 550D 카메라로 찍은 영상을 사용하였다. 그림 3 은 실제 장면으로부터 얻은 복사 보정 결과와 예측된 역반응 함수를 이용해서 입력 영상을 조도 영상으로 변환하는 과정 및 조도 영상과의 오류 비교를 나타내고 있다.

그림 4 는 아무런 노출 정보 없이 복사 정합을 한 결과를 보여주고 있다. 노출 정보가 없을 경우 지수 모호성 (exponential ambiguity)가 존재하기 때문에 모호성 제거하기 위해 관측의 0.5 값이 조도의 0.5 에 대응 되도록 하였다. 복사 보정을 하지 않았을 경우, (R+G+B)의 밝기 비율을 이용해서 정상화한 정합 영상의 경우 0.0657 의 RMSE 를 주었다. 제안된 방법으로 복사 보정을 수행한 경우 영상간의 밝기 정합 RMSE 오류는 0.0225 로 줄어들었다.

### 4.2 다중 조명 입력

그림 5 는 다중 조명 입력에 대한 복사 보정 결과를 보여주고 있다. 비교를 위한 실측 역반응 함수는 Macbeth Color Chart 를 이용한 [1] 방법을 이용하였다. 각각의 데이터 셋에 대해 임의의 샘플을 선택해서 색상 프로필을 생성하였고 10 회 의 결과의 중간치를 이용해서 그림 5 의 역반응 함수를 그렸다. 제안된 방법은 원래의 [3] 방법에 대해 보다 정확한 예측 결과를 줄 뿐만 아니라 1000 배에 가까운 예측 속도 향상을 가져다 주었다.

### 4.3 색상 융합 입력

한 장의 영상 만을 이용하는 색상 융합 방법의 경우는 관측 정보의 질이 떨어질 뿐만 아니라 일반적으로 일부 영역의 정보만을 주기 때문에 올바른 예측을 위해서는 추가적인 사전 정보를 필요로 하게 된다. 따라서 [6]에서 제시한 복사 반응 함수의



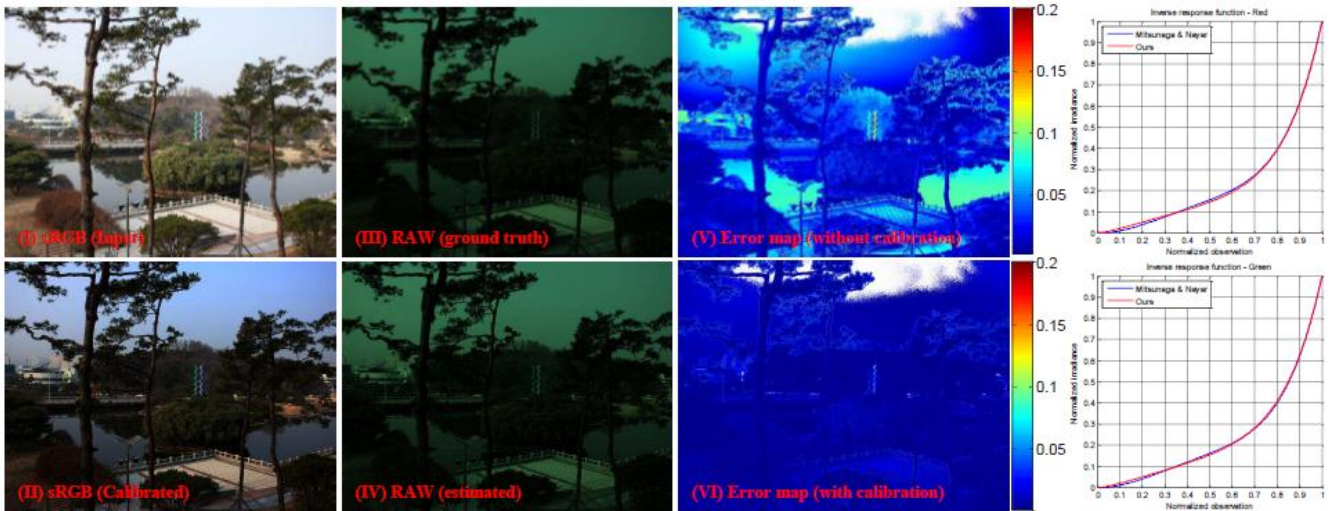


그림 3. 다중 조명 입력에서의 복사 보정 결과

사전 정보를 이용하였다. 그림 6 은 단일 영상 내에 존재하는 색상 융합을 이용한 복사 보정 결과를 보여준다.

## 5. 결론

본 논문에서는 조도 매트릭스의 저랭크 구조를 이용한 강인한 복사 보정 방법을 소개하였다. 제안된 방법은 센서 조도의 근본적인 선형 의존 관계를 사용함으로써 다양한 복사 보정 문제를 하나의 통합 프레임워크로 처리할 수 있게 하였다. 제안된 방법의 우수성은 다양한 경우의 입력에 대한 실험을 통해 검증되었다.

## 감사의 글

본 연구는 2012 년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2012-0000986)

## 참고문헌

- [1] T. Mitsunaga and S. K. Nayar, "Radiometric self calibration," CVPR, 1999.
- [2] S. Lin, J. Gu, S. Yamazaki, and H.-Y. Shum, "Radiometric calibration from a single image," CVPR, 2004.
- [3] B. Shi, Y. Matsushita, Y. Wei, C. Xu, and P. Tan, "Self-calibrating photometric stereo," CVPR, 2010.
- [4] B. Wilburn, H. Xu, and Y. Matsushita, "Radiometric calibration using temporal irradiance mixtures," CVPR, 2008.
- [5] J. Wright, A. Ganesh, S. Rao, Y. Peng, and Y. Ma, "Robust principal component analysis: Exact recovery of corrupted lowrank matrices by convex optimization," NIPS, 2009.
- [6] M. Grossberg and S. K. Nayar, "Modeling the space of camera response functions," PAMI, vol. 26, no. 10, pp. 1272–1282, 2004.

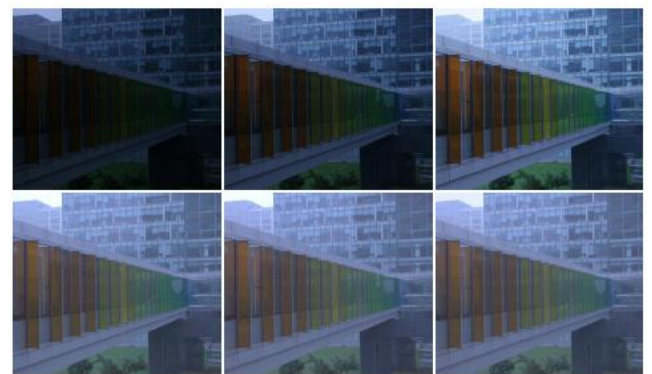


그림 4. 복사 정합 결과. (상단: 입력, 하단: 결과)

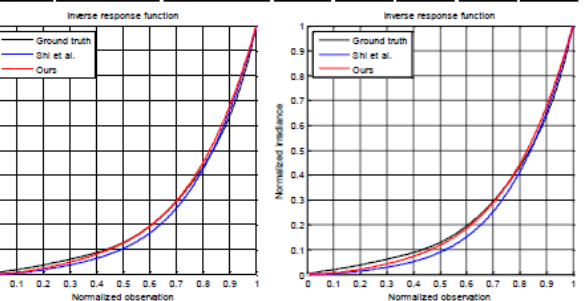


그림 5. 다중 조명 입력 복사 보정 결과.

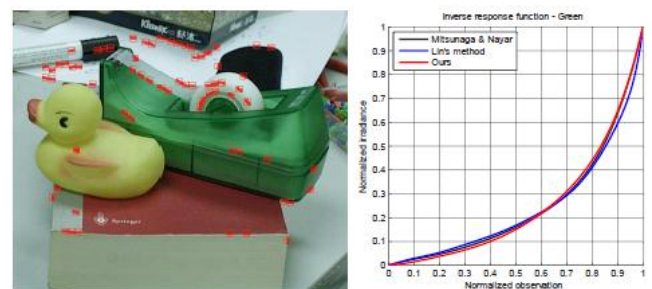


그림 6. 단일 영상에서의 복사 보정 결과.