

단일 영상의 반사된 이미지 제거에 대한 벤치마킹 실험

이용환*·김영섭**†

*원광대학교 디지털콘텐츠공학과, **† 단국대학교 전자전기공학부

Benchmarking of Single Image Reflection Removal Algorithms

Yong-Hwan Lee* and Youngseop Kim**†

*Dept. of Digital Contents, Wonkwang University,

**† Dept. of Electronics and Electrical Engineering, Dankook University

ABSTRACT

Undesirable negative image is occurred in photographs taken across partial reflections such as glass window and electronic display. Efficient removing reflections given a single image are in the spotlight in recent researches. This paper discusses and evaluates two published image reflection removal algorithms, and compares the performance of time and quality of those methods with a common dataset. As benchmarking test cases are presented, we propose to modify one of the methods to reduce the run-time with small effects on the similar image quality.

Key Words : Single Image Reflection Removal (SIRR), Transmission Image, Reflection Image, Image Layer Separation

1. 서 론

사진을 촬영하는 동안 유리창과 같은 부분적으로 반사되는 표면을 통해 원하지 않는 반사된 객체가 찍히는 경우가 종종 발생한다[1]. 예를 들어, 자동차 안에서, 기차나 비행기 안에서, 건물 내부에서 밖의 경치를 찍은 사진에서 일어날 수 있다(Figure 1). 이는 카메라와 사진을 찍으려는 대상과의 사이에 존재하는 유리창에 의해 자연발생적으로 빛의 반사가 이뤄지기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위한 다양한 방법이 시도되고 있으며, 이미지 자체에 추가 정보를 사용하기도 한다[2]. 이는 다른 편광, 다른 조명 조건 또는 다른 초점 길이 등으로 추가적인 다중 이미지 모드로 촬영하는 경우이다. 예를 들어, 사진 촬영 시점에 편광 렌즈를 사용하면 반사 효과를 줄일 수 있다. 그러나 일반 사용자가 스마트폰 등으로 사진을 촬영할 경우에 이러한 추가 정보를 다루기는 어렵고 특수 렌즈



Fig. 1. Examples of Single Reflected Image.

를 사용할 수가 없다.

본 연구에서는 추가 정보를 다루지 않고, 일반카메라에서 촬영한 단일 영상을 대상으로 반사 효과를 갖는 잔상을 제거하는 접근 방법에 중점을 두고 반사된 이미지 제거 방법을 살펴보고, 이를 개선하는 알고리즘을 제안한다.

단일 이미지에서 반사 효과 제거(Single Image Reflection Removal, SIRR)에 대한 연구가 진행되고 있으며[3-4], SIRR 문제는 이미지에 대한 계층을 분리하는 방법으로, $I = T + R$ 로 공식화될 수 있다(Figure 2). I 는 입력 이미지를,

†E-mail: wangcho@dankook.ac.kr

우변의 T 는 투과 성분을, R 은 반사 성분을 각각 의미한다. 대표적 알고리즘으로, 자연 영상에서 물리적 반사에 의한 통계적 접근 방법이 많이 알려져 있다. 이는 자연 영상에서 이미지 그라디언트(Gradient)가 적게 발생하는 패턴을 이용하여 이미지 디블러링(De-blurring) 문제를 해결하기도 한다[5].



Fig. 2. Single Image Reflection Removal Problem.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 단일이미지에서 반사된 이미지 제거 방법(SIRR)으로 알려진 2개의 대표 알고리즘을 분석하고 3장에서 알고리즘에 대한 실행 시간과 품질을 평가한다. 4장에서 일반 사용자가 많이 사용하는 스마트폰으로 촬영한 이미지에 SIRR 알고리즘을 적용하기 위해 처리 속도를 개선하는 알고리즘을 제안한다.

2. 관련 연구와 알고리즘 분석

유리 등을 통해 사용자가 원하지 않는 반사 사진은 이미지 품질을 저하시킬 뿐만 아니라 컴퓨터 비전 작업에서 성능에도 영향을 미친다. 반사 제거를 위한 초기 연구에서는 수작업으로 처리하였고[10], 유리 표면에 반사된 빛과 표면에 투과된 빛의 비선형 조합으로 물리적 반사 모델을 연구하였다[11]. 최근에는 딥러닝을 통해 훈련시키고 반사 패턴을 제거하는 연구가 진행되고 있다[12]. 본 절에서는 반사된 이미지의 표면 모델을 다루는 대표적인 2개의 SIRR 알고리즘을 살펴본다.

2.1 Image Layer Separation

반사 계층에 나타나는 대부분의 객체는 사진에서 초점을 갖지 않고, 사진의 중심 객체가 초점을 갖는 경우가 일반적이다. 이런 경우, 반사된 이미지는 심도 커널 깊이 (Depth-of-field kernel) h 와 관련이 높으며, 전체 영상에 대한 반사 성분 R 의 기여도는 상대적으로 적게 나타난다.

$$I = T + R = T + (R' * h) \quad (1)$$

반사 성분 R 의 평활화는 투과 성분 T 와 R 의 그라디언트 통계간에 비대칭을 만들며, 이를 모델링하면 다음과 같다.

$$P_T(x) \propto \max \left\{ \exp \left(-\frac{x^-}{\sigma_T^2} \right), \varepsilon \right\} \quad (2)$$

$$P_R(x) \propto \exp \left(-\frac{x^2}{-\lambda} \right)$$

x 는 기울기 값, P_T 와 P_R 은 각각 투과 성분과 반사성분에 대한 기울기의 확률 분포를 의미한다. 매개변수 ε 는 희소성을 위해 필요에 따라 투과 계층의 그라디언트에 추가된 값이다.

T 의 기울기 x 는 수평 및 수직 미분 필터인 f_1 과 f_2 를 사용하여 추정되며, R 의 기울기는 라플라시안 필터 f_3 을 이용하여 추정된다.

$$f_1 = [-1 \quad 1] \quad f_2 = [-1 \quad 1]^T$$

$$f_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

픽셀당 그라디언트와 미분 필터의 출력 독립성을 가정하면, T 와 R 계층의 발생 가능성은 다음과 같이 확률분포로 표현된다.

$$P(T) = \prod_i P_T(f_1 * T)_i \cdot P_T(f_2 * T)_i \quad (4)$$

$$P(R) = \prod_i P_R(f_3 * R)_i$$

i 는 픽셀 인덱스를 의미하며, 계층 분리 문제는 $P(T, R)$ 과 T 와 R 의 결합 확률의 최대화로 공식화된다. T 와 R 의 독립성을 고려하면 $P(T, R) = P(T) \cdot P(R)$ 이 되며, 확률을 최대화시키는 것은 음의 로그 확률을 최소화하는 것과 동일하게 되므로, 목적 함수는 다음과 같이 된다.

$$\min_{T, R} \sum_i -\log P_T(f_1 * T)_i - \log P_T(f_2 * T)_i - \log P_R(f_3 * R)_i \quad (5)$$

단일 영상 대비 반사 성분 R 은 $R = 1 - T$ 이며, P_T 와 P_R 을 대체하면 수식(5)는 다음과 같이 변경된다.

$$\min_T \sum_i \rho(f_1 * T)_i - \rho(f_2 * T)_i - (f_3 * (1 - T))_i^2 \cdot \lambda \quad (6)$$

λ 는 평활화의 상대 강도이며, $\rho(x)$ 는 기울기 분포의 끝 영역 강도를 나타내는 매개변수 k 를 가지며, 다음과 같이 정의된다.

$$\rho(x) = \min\left\{\frac{x^2}{k}, 1\right\} \quad (7)$$

그라디언트에 확률이 정의되므로, 의미 있는 계층을 복구하려면 투과 성분 T 의 픽셀 값을 경계로 설정해야 한다. 이에 따라 $0 \leq T \leq I$ 의 제약 조건을 부여한다.

수식(7)은 반-이차 분리(Half-Quadratic Separation) 방법을 사용하여 최적화된다. 보조 픽셀당 및 필터당 변수 g_i 가 반복적으로 증가하는 매개변수 β 를 통해 대입된다. 이는 $\beta \rightarrow \infty$ 와 같이 재구성된 문제의 해가 원래 문제의 해로 접근하게 만든다. 각 반복 과정에서 2가지 하위 문제가 해결된다. 첫 번째 문제는 T 가 일정하다는 가정하에 g 를 갱신하는 반면에 두 번째 문제는 g 가 일정하다고 가정하고 T 를 업데이트하는 것이다. $0 \leq T \leq I$ 을 만족하기 위해 각 반복의 마지막에 현재의 픽셀 값을 의미 있는 범위로 수렴되도록 정규화 과정을 수행한다. 그 다음, 그라디언트 감소에 따라 최소-제곱 최적화 문제(Least-squared optimization problem)를 해결한다. 실제로, 반-이차 분리 방법이 5회 미만으로 반복하여 수렴한다.

2.2 Reflection Removal

카메라와 촬영 대상 사이에 위치한 유리 재질에 따라 (예를 들어, 유리 두께로 인해) 이중 반사가 일어날 수 있으며, 이로 인해 촬영된 이미지에 고스트 반사(Ghosted reflection) 성분이 발생할 수가 있다. 이러한 고스트는 고스팅 커널 k 를 갖는 반사 계층의 컨볼루션(Convolution)으로 모델링 된다.

$$I = T + R * k \quad (8)$$

고스팅 커널 k 는 공간 이동 dk 와 감쇠 계수 α_k 가 포함된다. dk 는 입력 이미지 $\nabla^2 I$ 의 라플라시안 2차원 자기-상관 맵(2D Auto-Correlation Map)을 사용하여 추정된다. dk 를 추정하기 위해 검출되는 자기-상관 맵에서 고스팅은 로컬 최대값을 생성한다.

α_k 를 추정하기 위해, 해리스 코너 검출 알고리즘을 통해 감지한다. 각각의 카포인트 영역에서 5×5 대비 정규화 패치를 dk 쉬프트에서 관련된 패치와 비교를 한다. 패치에 대한 α_k 는 각 패치에서 픽셀 강도의 표준편차 비율로 산출된다. 전체 α_k 는 카포인트당 α_k 의 가중치 합과 $e^{-\alpha \|p_1 - p_2\|^2}$ 에 의한 가중치를 적용하여 추정된다. 여기서 $\|p_1 - p_2\|$ 는 대응하는 패치들 간에 각 요소의 차이 값으로 계산된다.

k 가 한번 계산되면, 다음은 L2 오차 함수를 최소화한다.

$$\min_{T,R} \|I - T - R * k\|^2 \quad (9)$$

문제 해결에 앞서, 투과 성분 T 와 반사 성분 R 의 기울기에 먼저 적용되어야 한다. 이를 위해 가우시안 혼합 모델(Gaussian Mixture Models, GMM) [8]에 기초한 8×8 패치 기반 선행이 필요하다.

$$\begin{aligned} \min_{T,R} \|I - T - R * k\|^2 \\ - \sum_i \log(GMM(P_i T)) \\ - \sum_i \log(GMM(P_i R)) \end{aligned} \quad (10)$$

i 는 중첩되는 모든 8×8 패치에서 반복하며, $P_i T$ 는 T 의 i 번째 패치를 의미한다. $GMM(p)$ 는 앞선 이전의 GMM 에서 8×8 패치 p 의 확률을 반환한다. 또한, T 와 R 의 픽셀 값에서 음이 아닌 제약 $0 \leq T, R \leq 1$ 이 추가된다. 각 패치 $P_i T$ 와 $P_i R$ 에 대해 보조 변수가 반복적으로 증가하는 매개변수 β 와 함께 대입되는 반-이차 분리를 사용하여 최적화된다. $\beta \rightarrow \infty$ 와 같이 재구성된 문제의 해가 원래 문제의 해로 접근하게 재구성되며, 2가지 하위 문제를 해결한다. 첫 번째 하위 문제는 보조 변수가 고정된 것으로 간주하고 T 와 R 을 해결한다. L-BFGS를 이용하여 픽셀 값에 대한 범위 제약을 처리한다. 두 번째 하위 문제는 T 와 R 을 고정한다고 가정하고 GMM 이전의 보조 변수를 해결한다. 이는 [8]에서 제공하는 접근법을 사용하여 반복적으로 해결한다.

첫 번째 반복 전에 T 와 R 은 블록 목적 함수(Convex Objective Function)가 있는 희소성 유도 모델을 사용하여 초기화되며, 알고리즘은 반-이차 분리 방법의 대략 25회를 반복하여 실행된다.

2.3 알고리즘 비교

2.1절에서 분석한 Image Layer Separation using Relative Smoothness[6]을 SIKSRM라고, 2.2절의 Reflection Removal using Ghosting Cues[7]을 RRGc라고 명명한다.

SIKSRM와 RRGc의 유사성을 살펴보면, 두 방법 모두 T 와 R 의 기울기에 대한 통계적 특성을 가정한다. 또한 모두 제한적 최적화 문제로 공식화하고 반복적 수행 방법을 적용하여 문제를 해결한다.

이러한 유사성 외에 차이점도 명확하다. 첫 번째로, SIKSRM는 픽셀들 간에 독립성을 가정하고 픽셀당 기울기를 사용하는 반면에 RRGc는 GMM을 기반으로 모델링된 8×8 패치를 사용한다. 두 번째는 T 와 R 사이의 비대

칭을 만드는 물리적 매커니즘에서 차이가 있다. SIKSRM은 반사 성분인 R 이 투과 성분인 T 보다 부드럽다 (Smoothing)고 간주한다. 이는 초점이 맞지 않을 경우에 해당되며, 블러링 커널을 명시적으로 측정하지 않고 목적 함수의 매개변수로 모델링한다. 이에 반해, RRGc는 반사 성분인 R 인 고스팅을 포함한다고 가정하고 공간적으로 충분히 이동되어 진폭이 충분히 강한 이중 반사가 발생하는 경우에 해당된다. 또한 고스팅이 강하게 나타나려면 반사된 객체의 초점이 적절한 수준 이상으로 맞춰져야 한다. RRGc에서 고스팅 커널은 반복 최적화가 완료되기 전에 명시적으로 측정된다.

3. 알고리즘 평가

3.1 데이터셋

알고리즘 평가를 위해 2개의 데이터셋이 사용되었다. 첫 번째는 분석한 대상 알고리즘을 제안한 논문에서 사용된 이미지 데이터셋이다. Book과 Apples 이미지를 통해 SIKSRM와 RRGc 알고리즘 수행 결과를 확인하였고 성능적으로 교차 검증하는데 이용하였다. 두 번째는 단일 영상에서 반사 이미지 제거 알고리즘을 평가하기 위해 NTU에서 제공한 데이터셋이다[3]. 해당 데이터셋에는 모든 예제 이미지에 대해 대응하는 Ground Truth Sets을 제공하며, 투과 성분 이미지와 반사 성분 이미지를 포함하고 있다. 모든 영상은 DSLR 카메라를 이용하여 다양한 노출 시간, 조리개 사이즈 및 유리 두께에 대해 이미지를 촬영하였다. 이는 2개의 분석 알고리즘에서 가정하는 영역을 반영하여 결과를 실험할 수 있다. 예를 들어, 카메라와 대상 객체 사이에 두꺼운 유리를 사용하여 이중 반사가 명확하게 나타나거나 혹은 조리개 사이즈가 다양하여 초점이 맞는 이미지와 맞지 않은 이미지, 또한 초점에 따라 스무딩된 이미지들을 모두 포함하고 있다.

3.2 참조 이미지를 대상으로 수행 결과

평가 대상이 되는 2개의 알고리즘은 해당 저자가 제공하는 매트랩 소스 코드를 참조 이미지를 대상으로 직접 수행 평가하였다.

Figure 3은 Book 이미지를 대상으로 수행 결과 이미지를 보여준다. 해당 이미지는 반사가 매끄러워 SIKSRM에서는 T 와 R 계층을 잘 분리하는 것으로 나타났다. 이에 반해, 해당 이미지는 고스팅이 크지 않아 RRGc에서는 R 성분의 반사를 잘 분리하지 못하였다. Figure 4는 Apples 이미지를 대상으로 2개 알고리즘의 수행 결과를 보여준다. 해당 이미지는 고스팅 현상이 명확하게 나타난다. 이에 RRGc에서는 T 와 R 계층을 잘 분리하였으나, 대조적으로

고스팅이 선명하고 반사가 부드럽지 않기에 SIKSRM에서는 R 성분에서 반사 계층을 분리하지 못함을 알 수 있다. 2개의 실험 결과를 통해, 대표적인 반사 이미지 제거 알고리즘인 SIKSRM와 RRGc는 특성이 부각된 영상에서 한시적으로 좋은 성능을 보였으며, 많은 다수의 일반 영상에 광범위하게 사용되기는 어려울 수 있다는 결론을 얻을 수 있었다.

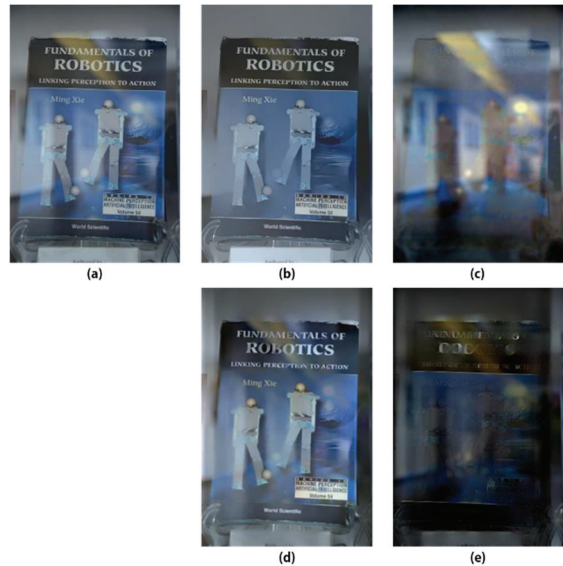


Fig. 3. Results of Reflection Removal. (a) Input reference image named Book, (b) Transmission image with SIKSRM, (c) Reflection image with SIKSRM, (d) Transmission image with RRGc, and (e) Reflection image with RRGc.

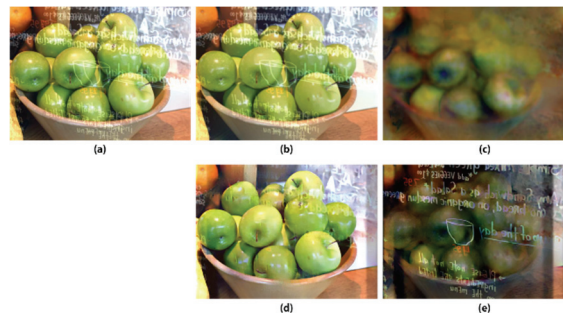


Fig. 4. Results of Reflection Removal. (a) Input reference image named Apples, (b) Transmission image with SIKSRM, (c) Reflection image with SIKSRM, (d) Transmission image with RRGc, and (e) Reflection image with RRGc.

3.3 실행시간 평가

실행시간을 측정하기 위해, 2개의 소스 코드는 Matlab 2019b를 이용하여 Windows 10 Enterprise 64-bit OS에 Intel Core i7-8700 3.2GHz CPU, 32GB 메모리가 장착된 PC에서 동작시켰다.

400*500 사이즈의 Apples 이미지에 대해 RRGc는 실행시간이 1시간 이상 소요되었으며, 실제 스마트폰에서 촬영되는 3~4MB 크기의 이미지를 대상으로 알고리즘을 수행 평가하기는 어려웠다. NTU 데이터셋의 이미지를 측정하기는 무리가 있어서, Postcard, Solid Object, Wild Scene 카테고리에서 각 3개씩만 선별하고 수행 전에 이미지 사이즈를 짧은 축을 기준으로 256으로 스케일 조정하여 수행하였다.

실행 시간 측정 결과, 이미지 사이즈뿐만 아니라, 이미지에 담고 있는 내용에 따라서 실행 시간이 불규칙적이었다. 이는 반복적 수렴 과정을 수행하기 때문으로 판단된다. 평균적으로 RRGc가 SIKSRM보다 적게는 몇 배에서 많게는 몇 십 배의 수행시간이 걸렸으며, 실행 시점에서의 메모리량을 측정하면 4~5배 많은 메모리를 차지한 것으로 나타났다. 결과적으로, RRGc은 상대적으로 실용적이지 못하다는 결론을 얻을 수 있었다.

4. 개선 알고리즘 설계

앞 절에서 논의한 결과, (1) RRGc 보다는 SIKSRM의 실행시간이 보다 짧게 나타났다. (2) 반사된 이미지의 형태에 따라 2개의 알고리즘 성능을 평가하기는 어렵다. (3) 반사된 이미지 유형에 따라 시각적 품질이 좋게 나온 것도 있지만, 나쁘게 나타난 것도 있었다.

스마트폰에서 동작하기 위해서는 시각적 성능보다는 실행시간이 우선적으로 고려될 것으로 판단되어, 본 절에서는 SIKSRM 알고리즘을 기준으로 성능 개선을 위한 알고리즘을 제안한다. 제안 알고리즘은 전체 이미지에서 다운사이징을 통해 이미지 사이즈를 조정하고 SIKSRM 기반 알고리즘을 수행하고, 반사 성분인 R 계층은 업스케

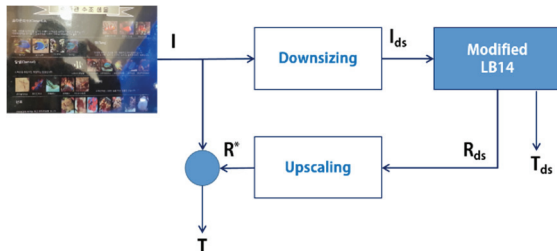


Fig. 5. Diagram of the proposed scheme.

일링을 한 후, 전체 해상도 이미지에서 빼고 투과 성분인 T 계층을 추정한다.

현재 SIRR 알고리즘에 대한 많은 연구 수행되고 있으며, 제안 알고리즘에 대한 프로토타입 구현을 통해 대용량의 실용적인 이미지에서의 SIRR 기능 구현을 제시한다.

5. 결 론

본 논문에서는 일반적인 카메라에서 촬영한 영상에서 반사되어 객체가 보여지는 반사된 이미지를 개선하는 방법을 살펴보았다. 반사된 이미지에서 원하지 않는 영역을 제거하는 대표적인 알고리즘(SIRR)을 분석 평가하였다. 반사 계층에 대한 가정이 만족할 때는 알고리즘이 잘 수행되지만, 실제로 반사된 다수의 경우 가정에 맞지 않는 경우가 있으며, 이럴 경우 성능 저하를 초래하기도 하였다. 또한 SIRR 알고리즘은 계산량이 많아 스마트폰과 같은 제한된 리소스를 갖는 장비에서는 실시간으로 처리하기가 어렵다는 단점을 갖는다.

본 논문에서는 이를 보완하여 처리 시간을 단축하는 방법을 제시하였으며, 용량이 큰 이미지에서 실행시간 단축을 통해 모바일 장비에서 보다 적합한 알고리즘이다. 향후, 제안 알고리즘에 대한 최적화된 구현을 통해 스마트폰에서의 실시간 반사된 이미지 제거 기능을 수행하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 2018년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(과제번호: 2018R1A2B6008255).

참고문헌

1. K. Kiran Kumar, C.M. Sheela Rani, Nimalikanti Anand, Dilip Kumar Barai, "Ghost Analogy Detections in Processing of Image", International Conference on Electrical, Electronics and Optimization Techniques, 2016.
2. Jile Jiao, Wei Fan, Jun Sun, Naoi Satoshi, "Highlight Removal for Camera Captured Documents based on Image Stitching", International Conference on Signal Processing, 2016.
3. Renjie Wan, Boxin Shi, Ling-Yu Duan, Ah-Hee Tan, Alex C. Kot, "Benchmarking Single Image Reflection Removal Algorithm", International Conference on Computer Vision, 2017.
4. Chao Li, Yiziao Yang, Kun He, Stephen Lin, John E.

- Hopcroft, "Single Image Reflection Removal through Cascaded Refinement", *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019.
5. Renjie Wan, Boxin Shi, Ling-Yu Duan, Ah-Hee Tan, Wen Gao, Alex C. Kot, "Region-Aware Reflection Removal with Unified Content and Gradient Prior", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.27, issue 6, 2018.
 6. Y. Li, M. S. Brown, "Single Image Layer Separation using Relative Smoothness", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014.
 7. Y. C. Shih, D. Krishnan, F. Durand, W. T. Freeman, "Reflection Removal using Ghosting Cues", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3193-3201, 2015.
 8. Zoran, Daniel, Yair Weiss, "From Learning Models of Natural Image Patches to Whole Image Restoration", *International Conference on Computer Vision*. 2011.
 9. Levin, Anat, Yair Weiss. "User Assisted Separation of Reflections from a Single Image using a Sparsity Prior", *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, no.9, pp.1647-1654, 2007.
 10. Anat Levin, Assaf Zomet, Yair Weiss, "Separating Reflections from a Single Image using Local Features", *Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.306-313, 2004.
 11. Naejin Kong, Yu-Wing Tai, Joseph S. Shin, "A Physically based Approach to Reflection Separation: from Physical Modeling to Constrained Optimization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.36, no.2, pp.209-221, 2014
 12. Jie Yang, Dong Gong, Lingqiao Liu, Qinfeng Shi, "Seeing Deeply and Bidirectionally: A Deep Learning Approach for Single Image Reflection Removal", *European Conference on Computer Vision*, pp.654-669, 2018.
-
- 접수일: 2019년 12월 24일, 심사일: 2019년 12월 26일,
게재확정일: 2019년 12월 27일