

적응적인 인자 설정을 통한 저조도 영역 개선

장석우
안양대학교 소프트웨어학과

Enhancement of Low-Light Areas by Adaptive Parameter Setting

Seok-Woo Jang
Department of Software, Anyang University

요약 실외의 자연스러운 환경에서 촬영되는 영상은 촬영되는 공간이나 시간에 따라서 저조도 영역을 빈번하게 포함하고 있으므로 영상 처리에 어려움이 발생할 수 있다. 본 논문에서는 입력받은 영상에 포함된 저조도 영역을 영상의 특성을 고려한 인자 설정을 통해 강건하게 개선하는 기법을 제안한다. 본 논문에서는 우선 저조도 영역을 포함한 입력 영상을 반전시키고, 적응적인 인자 설정을 통해 다크 채널 프라이어 알고리즘을 적용한다. 그런 다음, 다크 채널 프라이어 알고리즘이 적용된 결과 영상을 다시 반전시켜서 영상에 들어있는 저조도 영역을 개선한다. 실험 결과는 본 연구에서 제안된 방법이 입력되는 여러 가지의 컬러 영상으로부터 적응적으로 인자를 설정하여 저조도 영역을 강건하게 개선한다는 것을 제시한다. 본 논문에서 기술한 인자를 적응적으로 조절하는 저조도 개선 방법은 목표 물체 탐지 및 추적, 영상의 화질 복원, 영상 압축 및 복원, 그리고 컬러 영상 빅 데이터의 저장 및 색인 등과 같은 패턴 인식 및 컴퓨터 비전과 관련 있는 여러 가지의 응용 분야에서 효과적으로 활용될 것으로 예상된다.

Abstract Difficulties may occur in image processing if an image obtained in an outdoor environment includes a low-light area, depending on the space or time in which the image is captured. In this paper, we propose a method for improving a low-illuminance area included in an image through parameter settings that consider the characteristics of the image. The input image is first inverted, and a dark channel prior algorithm is applied by setting parameters adaptively. Then, the resultant image is inverted again to improve low-illuminance areas. Experimental results suggest that the suggested method robustly improves low-light areas by adaptively adjusting parameters from various input images. The method is expected to be used effectively in many applications related to computer vision, such as target object detection, image quality restoration, compression, restoration, big data storage, and indexing.

Keywords : Low-Light Image, Average Brightness, Quality Enhancement, Edge Extraction, Experiment

1. 서론

최근 들어, 영상 부품과 주변 기기의 급속한 발전으로 우수한 기능을 가진 저렴한 RGB 카메라[1]가 지속적으로 생겨나고 있다. 그러므로 상대적으로 저렴하지만 성능이 우수한 디지털 카메라로 획득된 여러 형식의 영상 콘텐츠가 일반인들 간에 자유롭게 유통되고 있다. 이러

한 다양한 종류의 영상 콘텐츠는 딥러닝 기반의 영상 인식, CCTV 분석 및 활용, 빅데이터를 활용한 패턴 인식 등과 같은 여러 가지의 응용 분야에서 유용하게 활용될 수 있다.

일반적으로 야간이나 빛이 상대적으로 적은 실내외의 환경에서 촬영된 저조도 영상은 어두운 톤의 색상과 잡음이 많이 포함되므로 시인성이 낮아진다는 단점이 있다

*Corresponding Author : Seok-Woo Jang(Anyang Univ.)

email: swjang@anyang.ac.kr

Received October 31, 2023

Accepted December 8, 2023

Revised November 23, 2023

Published December 31, 2023

[2]. 보통 저조도 상황에서 획득된 영상은 목표가 되는 객체로부터 반사되는 빛의 양이 상대적으로 적어서 목표 객체 식별이 어려운 상황이 빈번히 발생하고, 손실되는 정보도 많아 전체적인 시스템의 성능을 크게 저하시킨다.

그러므로 실내외의 자연스러운 날씨 상황에서 획득된 여러 가지 형태의 컬러 영상으로부터 기본적으로 화질을 나쁘게 만드는 주요한 요인 중의 하나인 저조도 영역을 정밀하게 찾은 다음, 찾아진 저조도 영역을 컴퓨터 비전 알고리즘을 이용해 강건하게 개선시키는 연구가 절실하다. 이와 같이 영상의 화질을 한층 더 선명하게 개선시키는 전처리적인 연구 진행을 통하여 그 다음에 이어서 수행되는 주요한 핵심적인 영상처리 모듈[3]의 정밀도 및 강인성을 제고시킬 수 있다.

자연스러운 실내외의 환경에서 획득된 많은 유형의 컬러 영상 안에 들어있는 저조도 영역을 강건하게 개선하기 위하여 수행되었던 기존의 연구는 연관된 참고문헌에서 확인할 수 있다. [4]에서는 간단하면서도 효과적인 저조도 영상 개선 방법을 제안하였다. 보다 구체적으로 기술하면, 기본 연구[4]에서는 먼저 R, G, B 채널에서 최대의 값을 찾아 각 화소의 조도를 개별적으로 추정한다. 또한 최종적인 조명 맵으로 이전 구조를 부과하여 초기의 조명 맵을 개선한다.

[5]에서는 저조도 영상 향상을 위한 전역적 어텐션 기반 레티넥스(Retinex) 네트워크를 제안하였다. 기존 연구[5]는 추론 학습을 용이하게 수행하기 위해 채널 어텐션 모듈에서 다차원 정보를 계산하는 새로운 글로벌 어텐션 모듈을 제안한다. 그런 다음, 전역 어텐션 모듈이 네트워크의 다른 계층에 포함되어 보다 풍부한 얇은 텍스처 기능과 깊은 의미론적 기능을 추출한다.

[6]에서는 깊은 텍스처-구조 분해(DTSD) 네트워크를 도입하여 저조도에서 세부 텍스처(FT) 및 주요-구조(PS) 맵이라는 두 가지 보완 구성 요소를 추정하는 저조도 복원 및 향상 프레임워크를 설계한다. 이 두 개의 맵은 정상광 영상에서 얻은 FT 및 PS 맵을 근사화하는데 활용된다. DTSD 네트워크는 U-어텐션 블록, DM 블록 및 UR 블록의 세 부분으로 구성된다. U-Net과 다른 규모에서 다단계 정보 기능을 더 잘 탐색하기 위해 U-어텐션 블록은 그룹 내 및 그룹 간 어텐션으로 설계되었다.

[7]에서는 영상 저조도 질 저하를 해결하고 영상의 시각적인 품질을 효과적으로 개선하기 위한 새로운 완전 컨볼루션 네트워크를 제안하였다. 전체 네트워크는 디콤팩넷과 개선넷의 두 개의 하위 네트워크를 포함하고, 영상은 디콤팩넷을 통해 조명과 반사율로 분해되고, 반사율의

잡음은 제안한 주파수 영역 잡음 억제 손실을 통해 억제된다. 개선넷은 조명 맵의 대비를 향상시키기 위해 제안된다. 기존 연구[7]는 대비를 적절하게 개선하고 동시에 잡음을 억제할 수 있다. 위에서 기술한 다양한 유형의 기법들 이외에도 영상처리를 사용해 실내외에서 획득된 영상 콘텐츠로부터 저조도를 강건하게 개선하는 기법들이 계속해서 제시되고 있다[8].

위에서 서술한 기존의 다른 접근 기법들은 보통 일반적인 상황보다는 특정한 제약사항이 있는 실내외의 환경에서 캡처된 컬러 영상을 대상으로 동작하였다. 또한 전형적인 방법들은 저조도를 개선시키기 위하여 사용하는 알고리즘의 인자를 영상과 무관하게 고정적으로 설정하여 사용한다. 그러므로 저조도가 포함된 영역의 개선 결과가 균일하지 않고 화질의 저하가 빈번하게 발생한다.

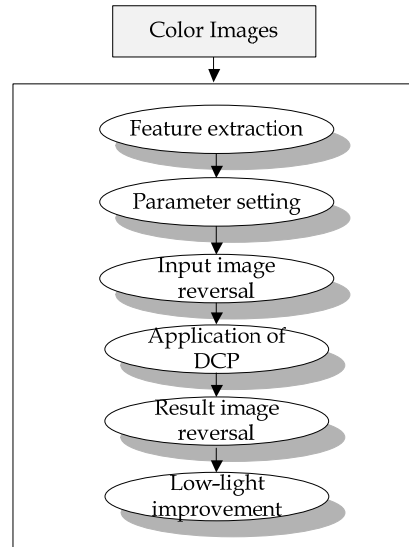


Fig. 1. Block diagram of the proposed method

그러므로 본 논문에서는 특정한 제약 조건 (constraint)이 없는 실내외의 상황에서 캡처하여 입력 받은 많은 유형의 컬러 영상으로부터 반전 연산을 수행하고 적응적으로 인자를 설정하면서 다크 채널 프라이어 (dark channel prior) 기법[9]을 적용한 다음, 적응 인자 기반의 다크 채널 프라이어 기법이 적용된 결과 영상을 재 반전시켜서 영상 내에 포함된 저조도 영역을 개선시키는 방법을 소개한다. Fig. 1은 본 연구에서 제안하고 있는 적응적인 인자 설정에 기반한 저조도 영역 개선 알고리즘의 전반적인 개요도를 보여준다.

Fig. 1로부터 확인할 수 있듯이, 본 연구에서 소개한

접근 기법에서는 먼저 받아들인 영상을 반전시키고, 적응적으로 인자를 설정하여 다크 채널 프라이어 알고리즘을 적용한다. 그런 다음, 다크 채널 프라이어 기법이 적용된 결과 영상을 다시 원래대로 반전시켜서 입력된 영상에 포함된 저조도 영역을 강건하게 개선한다.

2. 다크 채널 프라이어의 적용

본 논문에서 기술하는 방법은 저조도 영상을 반전시킨 영상의 성질이 안개 영상과 기본적으로 유사하다는 사실로부터 착안하였다. 본 논문에서는 저조도 영상을 보정하기 위해 먼저 입력받은 컬러 영상을 Eq. (1)을 이용해 반전시킨다.

$$R^c(x) = 255 - I^c(x) \quad (1)$$

Eq. (1)에서 c 는 R, G, B 색상 채널을 의미하고, $R^c(x)$ 는 반전된 저조도 영상을 나타내며, $I^c(x)$ 는 입력된 원래의 저조도 영상을 나타낸다. 본 논문에서는 반전된 $R^c(x)$ 를 안개 영상으로 가정하고, 다크 채널 프라이어 알고리즘을 이용해 안개 제거를 수행한다[9]. 이 기법에서는 안개를 제거하기 위해 추출되는 다크 채널의 정도에 따라 영상처리의 강도를 조정한다. 보통 안개가 낀 영상 $R(x)$ 은 Eq. (2)처럼 표현될 수 있다.

$$R(x) = J(x)t(x) + A(1-t(x)) \quad (2)$$

Eq. (2)에서 $J(x)$ 는 안개가 형성되기 이전의 원래 영상을 나타내고, $t(x)$ 는 빛이 공기를 지나가면서 부분적으로 소실하는 값인 공기 투과율인 전달량을 의미한다. 일반적으로 $t(x)$ 의 값은 0에서 1사이로 표현된다. 또한 A 는 전체 화소에 같은 값이 채워지는 대기 산란광(airlight)을 나타낸다. 보통 안개가 포함된 컬러 영상 안에서는 A 와 $t(x)$ 가 상대적으로 높은 값을 보여준다.

보통 입력 영상 $J(x)$ 에 대해 다크 채널 $J^{dark}(x)$ 을 계산하는 기법은 Eq. (3)과 같이 정의된다.

$$J^{dark}(x) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in ohm(x)} (J^c(y)) \right) \quad (3)$$

Eq. (3)에서 $J^c(y)$ 는 화소 x 의 r, g, b 채널 중에서 하나를 의미하고, $ohm(x)$ 는 화소 x 를 중심으로 일정한

영역 안의 화소들의 모임이며 지역 패치를 의미한다. 다크 채널 프라이어 알고리즘에서는 지역 패치에서 한 개의 색상 채널은 일정한 화소에서 값이 낮다는 특성이 존재하므로, 이 특징을 이용하여 영상 내에 안개가 낀 정도를 추출한다.

본 논문의 Eq. (2)에서 공기 투과율인 패치 전달량 $t(x)$ 는 Eq. (4)와 같이 계산된다.

$$t(x) = 1 - \omega \min_{c \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{R^c(y)}{A^c} \right) \right) \quad (4)$$

where $0 < \omega \leq 1$

Eq. (4)에서 ω 는 상수로서 거리가 어느 정도 떨어진 대상에 대해 일정한 왜곡은 생기므로, 이런 왜곡을 반영하여 대상과의 거리를 인식하기 위한 용도로 이용되었다. ω 는 0에서 1 사이의 값을 가질 수 있는데, 본 논문에서는 0.95가 이용되었다.

결과적으로, Eq. (2)에서 복원된 영상 $J(x)$ 는 Eq. (4)와 같이 $t(x)$ 가 계산되므로 Eq. (5)로 추출된다.

$$J(x) = \frac{R(x) - A}{t(x)} + A \quad (5)$$

그러나 Eq. (5)를 그대로 적용해 영상을 복원하면 특정한 영역에서 과소 향상(under-enhancement)이 발생할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이런 현상을 최대한 보완하기 위해 Eq. (6)과 같이 $P(x)$ 를 도입하여 $t(x)$ 를 조정함으로써 영상에서 관심 영역을 개선한다.

$$P(x) = \begin{cases} 2t(x), & 0 \leq t(x) < 0.5 \\ 1, & 0.5 \leq t(x) \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

본 논문에서는 $P(x)$ 를 Eq. (5)에 적용하여 $J(x)$ 를 최종적으로 Eq. (7)과 같이 산출한다.

$$J(x) = \frac{R(x) - A}{P(x)t(x)} + A \quad (7)$$

다시 말해, 본 논문에서는 $t(x)$ 가 0.5보다 작으면 해당하는 화소에 보다 높은 수준의 처리가 수행되며, 0.5보다 클 경우에는 해당하는 화소를 과도하게 처리하는 것을 방지한다.

3. 인수 설정에 기반한 저조도 개선

기존의 저조도 개선 방법은 영상 자체의 특성을 고려하지 않고 알고리즘을 적용한다. 그러나 저조도 영상은 영상마다 각각 다른 고유한 특성을 가지고 있다. 따라서 영상 자체의 특성을 파악하여 저조도를 개선하는 것이 중요하다. 예를 들어, 어두운 영상을 보다 밝게 조정하고, 그렇지 않은 영상은 적절한 수준의 저조도 개선을 동적으로 수행한다면 보다 효과적인 결과를 획득할 수 있다.

일반적으로 영상에서 가장 중요한 특징 중의 하나는 밝기이다. 그리고 본 논문에서 사용하는 다크 채널 프라이어 알고리즘에서 밝기와 가장 밀접한 관계를 가지고 있는 인수는 ω 이다. 보통 ω 인수는 다크 채널 프라이어 알고리즘에서 영상을 자연스럽게 획득하기 위해 추가된 제한 값이다. 즉, 대기 중의 안개를 모두 제거하는 것보다 일정 수준은 남겨 놓아 실제 환경과 유사한 영상을 도출하기 위한 목적이다. 다크 채널 프라이어 알고리즘에서 ω 는 전달량 영상에 곱해지는 값으로 의도적으로 처리의 강도를 감소시키는 역할을 하며, 낮은 값을 가질수록 제한의 정도가 높아진다.

본 논문에서는 입력되는 모든 영상에 대해 동일한 ω 값을 사용하는 대신, 입력 영상 자체의 특성을 고려하여 ω 값을 동적으로 설정한다. 다시 말해, 입력되는 저조도 영상의 평균 밝기와 에지 값을 사용하여 ω 값을 적응적으로 산출한다. 본 논문에서 사용하는 ω 값 산출 방식은 Eq. (8)과 같이 정의된다.

$$\omega = \alpha \left(1 - \frac{MeanB_{img}}{255} \right) + \beta \left(1 - \frac{MeanE_{img}}{MAXE_{img}} \right) \quad (8)$$

where $0 \leq \alpha, \beta \leq 1, \alpha + \beta = 1$

Eq. (8)에서 $MeanB_{img}$ 는 영상의 평균 밝기값을 나타내고, $MeanE_{img}$ 는 영상의 평균 에지 값을 나타낸다. 그리고 $MAXE_{img}$ 는 영상에 존재하는 최대 에지 값을 의미한다. 또한, α 와 β 는 가중치 요소로서, 두 개의 항의 가중화 정도를 나타낸다. 가중화 요소는 각각 0에서 1사이의 값을 가지며, 두 가중화 요소의 합은 1이 된다.

결과적으로 본 논문에서는 입력되는 영상이 보다 어두워서 객체 인식이 어려울수록 보다 높은 강도의 저조도 개선을 진행할 수 있도록 인수 ω 를 적응적으로 설정하였다.

4. 실험 결과

본 연구에서 제시한 저조도 개선 방법의 개발을 위해 활용된 컴퓨터는 인텔 코어(TM) i7-2600 3.4 GHz의 CPU, 32GB의 메인 메모리, 엔비디아 지포스RTX 2080, 8GB의 그래픽 카드, 256GB의 SSD로 이루어져 있다. 본 연구의 구현을 위해 사용된 컴퓨터에는 마이크로소프트사의 윈도우즈 10 운영체제가 설치되어 있다. 그리고 제시된 접근 방법의 개발을 위한 통합 개발 환경으로는 파이썬 2019가 인스톨되어 있다. 또한, 본 연구에서 제시된 방법을 개발하기 위해 OpenCV 라이브러리가 이용되었다.

Fig. 2 (a)는 기존의 조명맵 기반 기법을 적용하여 영상에 들어있는 저조도 영역을 개선한 결과를 나타낸다. 결과 영상에서 알 수 있듯이 인자를 고정적으로 설정하여 저조도를 개선하였으므로, 영상의 질이 좋지 못하다. Fig. 2 (b)는 제안된 적응적인 인자 설정 기반의 다크 채널 프라이어 알고리즘을 적용하여 받아들인 컬러 영상으로부터 저조도 영역을 효과적으로 개선한 결과 영상을 보여준다. Fig. 2 (b)에서 시각적으로 확인할 수 있듯이, 적응적인 인자 설정 알고리즘을 적용하므로 저조도 영역을 개선한 후의 결과 영상의 화질이 상대적으로 우수하게 처리되었다.



Fig. 2. Low-light area improvement
(a) Existing method (b) Suggested method

본 연구에서는 앞에서 기술된 적응적인 인자 설정 기법에 기초한 저조도 영역 개선 접근 방법의 성능을 정확도 측면에서 수량적으로 비교 분석하였다. 본 연구에서는 보통 저조도가 개선된 영상과 원본 영상과의 자연스러움을 평가하기 위하여 자주 이용되는 Eq. (9)와 같은 LOE(Lightness Order Error) 성능평가 지표를 활용하였다[10]. 일반적으로, LOE는 상대적인 밝기값을 나타내는 수치로 품질을 평가한다. 그리고 LOE의 값이 0에 근접할수록 좋은 품질을 나타낸다.

$$LOE = \frac{1}{m*n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n RD(i,j) \times \frac{100}{LOE_{max}} \quad (9)$$

$$RD(x,y) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (U(L(x,y), L(i,j)) \oplus U(L_e(x,y), L_e(i,j)))$$

$$U(x,y) = \begin{cases} 1, & x \geq y \\ 0, & else \end{cases}$$

$$L(x,y) = \max_{c \in r,g,b} I^c(x,y)$$

Eq. (9)에서 $RD(x, y)$ 는 화소(x, y)에 대해 원본 영상과 저조도 개선 영상 사이의 밝기의 상대적인 차이를 나타낸다. 그리고 원본 영상의 밝기 값인 $L(x, y)$ 를 구하기 위해 세 개의 색상 채널 중에서 가장 높은 값을 가지는 채널을 화소의 밝기 값으로 지정한다. Eq. (9)에서 m 과 n 은 영상의 너비와 높이를 나타내고, \oplus 는 XOR 연산이며, LOE_{max} 는 LOE의 최대값을 나타낸다. 그리고 $L_e(x, y)$ 는 저조도 개선 영상의 밝기 값이다.

Fig. 3은 전형적인 조명맵 기반 방법과 본 연구에서 소개된 알고리즘을 사용하여 받아들인 여러 가지 컬러 영상으로부터 저조도가 포함된 영역을 강건하게 개선한 평균적인 성능을 막대 그래프로 제시하여 평가한다. Fig. 3에서 알 수 있듯이 본 연구에서 소개한 기법이 입력되는 영상을 반전시키고, 적응적인 인자 설정에 기반한 다크 채널 프라이어 알고리즘을 적용한 다음, 다크 채널 프라이어 적용된 결과영상을 재 반전시킴으로써 원래 영상에 들어있는 저조도 영역을 보다 강건하게 개선한다.

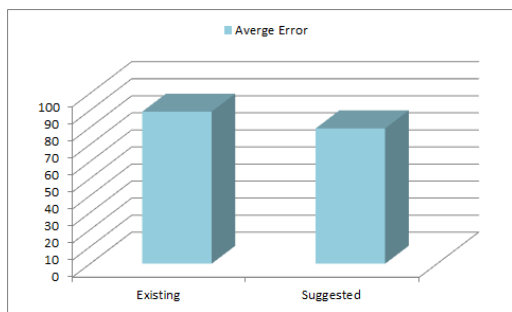


Fig. 3. Performance evaluation

실험한 결과를 조사해 보면, 기존의 저조도 개선 접근 기법은 저조도를 개선하기 위하여 해당하는 알고리즘에서 사용하는 인자를 입력되는 영상의 특징을 고려하지 않고 무조건 고정적으로 설정한다. 그러므로 저조도 영역을 개선하는 작업을 수행한 후의 결과 영상이 부분적

으로 뭉개지거나 저 화질로 생성되는 결과가 발생한다.

반면에 본 연구에서 기술한 접근 방법은 알고리즘에서 사용하는 인자를 입력되는 컬러 영상의 자체적인 특성을 상당수 고려하여 적응적으로 설정한다. 그런 다음, 적응적으로 설정된 인자 기반의 다크 채널 프라이어를 적용한 다음, 그 결과를 반전시킨다. 그러므로 제시된 방법이 보다 강건하게 영상에서 저조도 영역을 개선할 수 있었다.

5. 결론

일반적으로 영상을 획득하는 작업은 때와 장소에 따라서 주변의 환경에 영향을 많이 받는 편이다. 특히, 날씨가 좋지 못한 상황에서 영상을 획득하게 되면 영상처리에 어려움이 발생할 수 있다. 그러므로 좋지 못한 날씨 상황에서 캡처된 영상의 화질을 보다 향상시키기 위한 영상처리 방법이 요구된다.

본 연구에서는 여러 가지 상황에서 캡처된 많은 컬러 영상으로부터 조도가 낮게 표현된 영역을 적응적인 인자 설정 방법을 기반으로 강건하게 개선하는 방법을 제시하였다. 제시된 방법에서는 우선 입력받은 컬러 영상을 반전시키고 적응적으로 인자 설정을 하여 다크 채널 프라이어 알고리즘을 적용시킨다. 그런 다음, 다크 채널 프라이어 적용된 결과영상을 재 반전시켜서 저조도 영역을 강건하게 개선하였다. 실험 결과에서는 본 논문에서 제시한 적응적인 인자 설정을 기반으로 받아들인 다양한 컬러 영상으로부터 영상의 저 화질을 나타내는 저조도가 포함된 영역을 강건하게 개선한다는 것을 보여주었다.

추후에는 본 논문에서 소개한 적응적인 인자 설정에 기초한 저조도 영역 개선 알고리즘을 보다 다양한 상황에서 획득된 영상들에 적용하여 제시된 방법의 실효성을 좀 더 향상시킬 계획이다.

References

- [1] C. Liu, H. X. Liu, Y. Q. Chen, Y. H. Xie, P. Lai, Z. Y. He, and Y. Huang, "RF Overdrive Burnout Behavior and Mechanism Analysis of GaN HEMTs Based on High Speed Camera," *IEEE Journal of the Electron Devices Society*, Vol.11, pp. 47-53, January 2023. DOI: <https://doi.org/10.1109/JEDS.2023.3239100>
- [2] X.-Y. Kong, L. Liu, and Y.-S. Qian, "Low-Light Image Enhancement via Poisson Noise Aware Retinex Model," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.28, pp.

1540-1544, July 2021.

DOI: <https://doi.org/10.1109/LSP.2021.3096160>

- [3] Z. Shang, H. Xie, Z. Zha, L. Yu, Y. Li, and Y. Zhang, "PRRNet: Pixel-Region Relation Network for Face Forgery Detection," *Pattern Recognition*, Vol.116, pp. 1-10, August 2021.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107950>
- [4] X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.26, pp. 982-993, February 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2639450>
- [5] Y. Wang and Z. Zhang, "Global Attention Retinex Network for Low Light Image Enhancement," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, pp. 1-13, March 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2023.103795>
- [6] L. Zhao, K. Wang, J. Zhang, A. Wang, and H. Bai, "Learning Deep Texture-Structure Decomposition for Low-Light Image Restoration and Enhancement," *Neurocomputing*, Vol.524, pp. 126-141, March 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.12.043>
- [7] J. Hai, Y. Hao, and S. Han, "Advanced RetinexNet: A Fully Convolutional Network for Low-Light Image Enhancement," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.112, pp. 1-10, March 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.image.2022.116916>
- [8] M. T. Rasheed, D. Shi, and H. Khan, "A Comprehensive Experiment-based Review of Low-Light Image Enhancement Methods and Benchmarking Low-Light Image Quality Assessment," *Signal Processing*, Vol.204, pp. 1-27, March 2023.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2022.108821>
- [9] X. Dong, G. Wang, Y. Pang, W. Li, J. Wen, W. Meng, Y. Lu, "Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video," *In Proc. of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, Barcelona, Spain, pp. 1-6, July 2011.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICME.2011.6012107>
- [10] X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.26, pp. 982-993, February 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2639450>

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[중신회원]



- 1995년 2월 : 송실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색 등