

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제22권 제6호, 2017년 11월 (JBE Vol. 22, No. 6, November 2017)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2017.22.6.702>

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

언샤프 마스킹과 감마 변환을 이용한 패치 기반의 다중 노출 영상 융합

김지환^{a)}, 최현호^{a)}, 정제창^{a)†}

Patch based Multi-Exposure Image Fusion using Unsharp Masking and Gamma Transformation

Jihwan Kim^{a)}, Hyunho Choi^{a)}, and Jechang Jeong^{a)†}

요 약

본 논문에서는 신호 구조에 가중치 맵으로써 Laplacian을 이용한 언샤프 마스킹과 평균 밝기에 가중치 맵으로써 영상의 평균 밝기를 이용한 감마 변환 알고리즘을 제안하고자 한다. 패치를 기반으로 한 기존의 가중치 맵은 신호 구조 및 평균 밝기 영역에서 영상 내 밝기 값이 한쪽으로 치우쳐 세부 정보가 손실되는 단점이 있다. 본 논문에서는 패치 단위의 언샤프 마스킹을 이용하여 세부정보를 향상시켰고, 전역적 및 지역적 영상의 평균 밝기 값을 이용하여 감마 변환된 값을 선형 결합한 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 영상 내 윤곽선과 같은 세부 정보를 보존시키고 빛의 밝기 조절을 통해 주관적 화질을 향상시켰다. 실험 결과를 통해 기존 알고리즘에 비해 제안한 알고리즘이 우수한 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we propose an unsharp masking algorithm using Laplacian as a weight map for the signal structure and a gamma transformation algorithm using image mean intensity as a weight map for mean intensity. The conventional weight map based on the patch has a disadvantage in that the brightness in the image is shifted to one side in the signal structure and the mean intensity region. So the detailed information is lost. In this paper, we improved the detail using unsharp masking of patch unit and proposed linearly combined the gamma transformed values using the average brightness values of the global and local images. Through the proposed algorithm, the detail information such as edges are preserved and the subjective image quality is improved by adjusting the brightness of the light. Experiment results show that the proposed algorithm show better performance than conventional algorithm.

Keyword : Multi-Exposure Image Fusion, High Dynamic Range, Gamma Transformation, Unsharp Masking, Edge enhancement

a) 한양대학교 지능형로봇학과(Department of Intelligent robot engineering, Hanyang university)

† Corresponding Author : 정제창(Jechang Jeong)

E-mail: jjeong@hanyang.ac.kr

Tel: +82-2-2220-4372

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-3759-3116>

※ 이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2015R1A2A2A01006004).

※ 이 논문의 연구결과 중 일부는 “2017년 한국방송·미디어공학회 하계학술대회”에서 발표한 바 있음.

· Manuscript received August 25, 2017; Revised October 30, 2017; Accepted October 31, 2017.

1. 서론

일상생활에서 고해상도, 고화질 영상 및 이미지에 대한 수요가 점점 증가하고 있다. 소비자들은 스마트폰, 모니터 및 TV 등을 이용하여 뛰어난 이미지의 감상을 원하기 때문에 선명한 영상을 담아내기 위한 디스플레이 장치의 역할이 중요해지고 있다. 최근에는 기존 1920×1080 의 해상도로 이루어진 HD (High Definition)TV에서 4배 선명해진 3840×2160 의 해상도를 가지는 UHD (Ultra High Definition)TV까지 발전하였다. 하지만 디지털 센서는 자연 상태 빛의 밝기 단계를 모두 저장하지 못한다. 센서가 허용하는 범위에서 빛의 단계를 측정 및 저장하기 위해 과노출 영역에서는 그레이레벨이 255, 저노출 영역에서는 그레이레벨이 0으로 나타난다. 이것은 동적 영역 (Dynamic Range: DR)으로 설명할 수 있는데, DR이란 영상이 나타낼 수 있는 가장 밝은 밝기 값과 가장 어두운 밝기 값 사이의 비율을 의미한다. DR을 기반으로 하여 영상의 품질을 향상시키기 위한 기술인 넓은 동적 영역 (High Dynamic Range: HDR)은 밝은 영역에서는 더 밝게, 어두운 영역에서는 더 어둡게 만들어 사람이 실제 눈으로 보는 것에 가깝도록 밝기의 범위를 확장시키는 기술이다. 기존의 디스플레이 장치로는 사람의 눈으로 감지할 수 있는 범위에 비하여 작기 때문에 실감나는 영상 구현이 어렵지만, HDR 기술을 접목하면 보다 생동감 있고 실감나는 영상을 구현할 수 있다.

이를 위해 HDR 기술을 접목하여 영상의 세부 정보를 향상시키는 수많은 연구들이 진행 되어오고 있다. 정소영^[1]은 영상의 밝기 값 분포가 지나치게 한 곳으로 밀집되는 현상을 방지하기 위해 입력 영상의 평균 밝기 값을 이용하여 적절한 감마 변환 식을 도출하였다. 입력 영상의 누적분포함수 (Cumulative Distribution Function: CDF)와 도출된 감마 변환 식을 선형 결합하여 새로운 CDF를 생성하여 히스토그램 평활화를 수행하였다. Gonzalez^[2]는 단순한 화소 값을 이용하여 필터링을 수행하는 공간 필터링 기법을 제안하였다. 필터링은 특정 주파수 성분들을 통과시키거나 통과시키지 못하게 하는 것을 의미하고, 공간 필터링은 영상 신호에 대하여 공간 영역 (Spatial Domain)에서의 필터 처리를 통해 영상의 세부 정보를 향상시키는 방법이다. 공간 필터링의 종류에는 평균값 (Average) 필터, 가중치

(Weight) 필터, 언샤프 마스크 (Unsharp Masking) 필터 및 하이 부스트 (High-Boost) 필터 등이 있다. 특히 영상의 윤곽선 정보를 이용하여 영상을 더 선명하게 만드는 기법으로는 입력 영상이 어두운 경우 영상을 전체적으로 밝게 조정함과 동시에 윤곽선을 날카롭게 만드는 하이 부스트 (High-Boost) 필터와 라플라시안 미분 연산자를 사용하여 명암의 불연속점을 강조하고 윤곽선을 날카롭게 만드는 언샤프 마스크 (Unsharp Masking) 필터가 주로 사용된다^[2]. 황선규^[3]는 공간 필터링 중 언샤프 마스크 필터를 이용하여 입력 영상에서 블러링 된 영상을 차분하여 윤곽선이 보존된 영상을 추출하는 기법을 사용하였다. 하지만 실제 구현에서는 차분 연산 보다는 영상의 이차 미분을 이용하는 방법을 많이 사용하고 여러 번의 연산을 수행하는 대신 하나의 마스크를 이용하는 형태로 선명한 영상을 만들어낸다^[3]. Ramponi^[4]은 고역 통과 필터와 저역 통과 필터의 특성을 결합한 비선형 언샤프 마스크 필터를 사용하여 윤곽선이 보존된 영상을 원 영상으로부터 추출하였다. Luff^[5]은 공간적으로 중요한 영역을 찾기 위해 언샤프 마스크 필터를 이용하여 원 영상과 저역 통과 필터링 된 버퍼 (Buffer)의 차이로 윤곽선을 향상시키는 방법을 제안하였다. 하지만 영상의 세부 정보를 향상시키는 방법에도 단점이 있다. 위에서 언급한 바와 같이 자연 영상의 경우에는 HDR에 속해있는 밝기 레벨을 포함하므로 고정된 노출 설정을 가진 일반 카메라로는 영상 내 정보를 완전히 취득 할 수 없는 문제가 발생한다^[6]. 이러한 문제를 해결하기 위해 단일 영상 안에서 다중 노출 영상 융합 (Multi-Exposure Image Fusion: MEF)을 사용하여 서로 다른 노출 수준을 나타내는 동일한 장면의 여러 영상을 좁은 동적 영역 (Low Dynamic Range: LDR)영상으로 합성한다. MEF는 일괄된 영상 중에 가장 최적의 영역을 추출하여 연속적으로 연결하고 최종적으로 융합된 영상을 만드는 방법이다. 또한 중간의 HDR 구성 단계를 우회하고 일반 디스플레이 장치에 직접 LDR 영상으로 출력함으로써 HDR 영상과 LDR 영상 간의 차이를 줄이는 효율적인 대안을 제공한다. MEF는 서로 다른 노출을 나타내는 영상을 입력하면 더 정확하게 지각할 수 있는 LDR 영상을 직접 합성 할 수 있다^[7,8]. MEF는 대부분 화소 단위로 이루어지고 식 (1)과 같이 k 개의 서로 다르게 노출된 영상 안에 i 번째 화소의 가중치 W_k 와 밝기 값 X_k 을

이용해 융합된 영상 $Y(i)$ 을 구한다.

$$Y(i) = \sum_k^{K=1} W_k(i)X_k(i) \quad (1)$$

하지만 대부분의 화소 단위 MEF 알고리즘의 주요 단점은 가중치 맵을 생성하는 과정에서 잡음이 발생하고 융합 과정에 직접 가중치 맵을 적용하는 경우 다양한 왜곡현상이 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 대부분의 MEF 알고리즘은 밝기 값에 전처리 (히스토그램 평활화^[9])를 적용하거나 가중치에 후처리 (Smoothing^[10]와 윤곽선 보존 필터링^[11])를 적용하여 복원한다. 또한 MEF의 특성을 기반으로 한 수 많은 연구가 현재까지 수행되어 오고 있다. Mertens^[12]는 각 입력 영상마다 대비, 채도 및 노출에 해당하는 가중치 맵을 설정하여 영상을 도출하는 다중 해상도 방식으로 융합하는 기법을 제안하였다. Burt^[13]는 Laplacian 피라미드 분해를 MEF에 적용하였고 지역 계수와 피라미드 간의 상관관계로부터 가중치를 계산하였다. Song^[14]은 최대 시각 대비 및 장면의 기울기를 이용하여 초기 영상을 추정 한 다음 기울기의 반전을 억제하여 지역적인 장면을 MEF에 통합하였다. Gu^[9]는 구조 텐서 (Structure Tensor)로부터 화소 및 레벨의 기울기 정보를 추출하고 다중 스케일에서 평균 필터링 및 비선형 압축을 반복적으로 사용하여 가중치 계산을 위한 기울기 영역을 평활화하였다. Ma^[15]는 다중 노출 영상을 패치 (Patch) 단위를 기반으로 세 가지 독립적인 성분에 해당하는 신호 세기 (Signal Strength), 신호 구조 (Signal Structure) 및 평균 밝기 (Mean Intensity)로 분해하고 추출된 요소를 패치 세기와 노출 요소에 따라 가중치를 주어 구성 요소 각각을 융합하여 MEF를 생성하였다. 하지만 이 알고리즘은 과 노출 지역에서 과포화 상태가 되어 물체의 식별이 어렵고 그로 인해 주변 화소들에도 영향을 미쳐 영상이 전체적으로 블러링 되는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 노출이 과포화 된 영역의 전체적인 밝기의 균형을 맞춰 자연스러운 영상을 만들고 영상 내 물체를 인식하기 위해 세부 정보를 보존하여 영상을 선명하게 하는 기법을 제안하고자 한다. 제안된 알고리즘은 Ma^[15]가 제안한 패치 기반의 MEF 방법 중 신호 구조 가중치 맵에 전력 가중치 함수 (Power Weighting Function: PWF)대신 Laplacian을 이용한 언샤프 마스크 필터와 평균

밝기 가중치 맵에 2차원 가우시안 프로파일 방법 대신 감마 변환을 이용하여 선형 결합하였다. 제안된 알고리즘은 영상 내 너무 밝거나 어두운 영상과 같이 밝기 값이 한쪽으로 치우쳐진 영상을 교정하여 밝기 값을 부드럽게 조절하였으며, 윤곽선을 보존하여 선명한 영상을 얻을 수 있게 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 MEF 알고리즘에 대해 설명하고, 3장에서는 제안된 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서는 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘의 실험을 통한 결과를 분석 및 비교한다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 기존의 알고리즘

2절에서는 패치 기반의 MEF 기법에 대한 방식을 자세하게 설명한다. 그림 1은 Ma^[15]가 제안한 기존 MEF 알고리즘의 전반적인 순서도를 나타낸다. 2.1절은 전처리 계산 과정으로써 입력 영상을 전역적 및 지역적인 부분으로 나누어 처리한 다음 신호 세기, 신호 구조 및 평균 밝기 3가지 독립적인 성분으로 분해하는 과정에 대하여 설명한다. 2.2 절은 분해한 성분에 가중치 맵을 적용한 다음 각각의 성분들을 융합하여 단일 MEF 영상을 생성하는 방법에 대하여 설명한다.

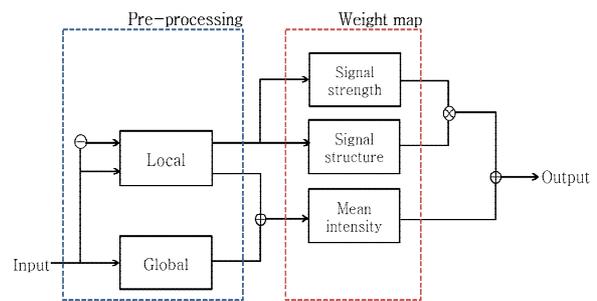


그림 1. 기존의 알고리즘 순서도
Fig 1. Flow chart of conventional algorithm

1. 전처리 계산

전처리 계산은 노출이 다른 3개의 입력 영상을 전역적 및 지역적으로 나누어 영상의 전체적인 밝기와 세부적인

밝기의 균형을 유지하기 위해 사용된다. 전역적인 방법은 노출이 다른 3장의 입력 영상 각각에 해당하는 밝기의 평균값을 곱하여 전체적인 밝기에 해당하는 전역적 평균값을 만든다. 지역적인 방법은 노출이 다른 3장의 입력 영상에 패치 (Patch)를 컨볼루션 (convolution)한 다음 R, G, B 성분 밝기 값의 평균을 이용하여 지역적 평균값을 만든다.

Ma^[15]가 제안한 알고리즘은 $\{X_k\} = \{X_k | 1 \leq k \leq K\}$ 를 K 개의 다중 노출 입력 영상의 동일한 공간위치에서 지역적인 방법으로 추출한 색 영상 패치로 설정하였다. 여기서 $\|\cdot\|$ 는 벡터의 유클리드 거리를 의미하고, μ_{x_k} 는 패치의 평균값을 의미하며 원 영상 X_k 에서 패치의 평균값 μ_{x_k} 의 차분으로 생성된 영상 \tilde{X}_k 는 평균값이 제거된 패치를 의미한다.

$$\begin{aligned} X_k &= \|X_k - \mu_{x_k}\| \cdot \frac{X_k - \mu_{x_k}}{\|X_k - \mu_{x_k}\|} + \mu_{x_k} \\ &= \|\tilde{X}_k\| \cdot \frac{\tilde{X}_k}{\|\tilde{X}_k\|} + \mu_{x_k} \\ &= C_k \cdot S_k + l_k \end{aligned} \quad (2)$$

이 성분들의 신호 세기 C_k 는 $\|\tilde{X}_k\|$ 와 같고, 신호 구조 S_k 는 $\frac{\tilde{X}_k}{\|\tilde{X}_k\|}$ 와 같으며 평균 밝기 l_k 는 μ_{x_k} 와 같다.

2. 가중치 맵 계산

가중치 맵 계산의 구성 단계는 신호 세기, 신호 구조 및 평균 밝기 3단계로 구성되어있다. 첫 번째 단계는 신호 세기 C_k 의 성분을 처리한다. 지역적 패치 구조의 가시성은 신호의 세기와 직접적으로 관련이 있는 지역적 대비의 영향을 받는다. 대비가 커질수록 더 좋은 가시성을 나타내지만 과도한 향상은 지역적 구조의 외형을 비현실적으로 나타내게 한다. 다시 말하면 입력 영상의 대비를 조절하여 가시성을 적절하게 만들고 영상을 사실적으로 만드는 것이 중요하다. 따라서 융합된 영상의 패치 신호 세기 \hat{C} 는 식 (3)을 이용하여 입력 영상 패치 중에서 가장 높은 신호 세기 C_k 에 의해 결정된다.

$$\hat{C} = \max_{\{1 \leq k \leq K\}} C_k = \max_{\{1 \leq k \leq K\}} \|\tilde{X}_k\| \quad (3)$$

두 번째 단계는 신호 구조 S_k 를 처리한다. 지역적 패치의 신호 구조는 벡터 공간에서 특정 방향을 가리키는 입력 영상 3장에 대한 단위 길이 벡터 S_k 를 의미한다 (식 (4)). 영상 패치의 신호 세기를 증가시키기 위하여 가중치 함수 $s(\cdot)$ 에 식 (5)의 PWF $\|\tilde{X}_k\|^p$ 를 이용하고 식 (4)를 이용하여 크기가 다양한 벡터의 크기를 1로 만들어주어 단위벡터가 되게 하는 정규화 과정을 거쳐 융합된 영상의 패치 신호구조를 나타낸다. 지수 값 파라미터 p 는 $p \geq 0$ 의 조건을 만족시켜 주어야 한다. 식 (4)의 \bar{S} 와 같이 크기가 다양한 벡터의 크기를 1로 만들어주어 단위벡터가 되게 하는 정규화 과정을 수행한다.

$$\hat{S} = \frac{\bar{S}}{\|\bar{S}\|} \quad \text{and} \quad \bar{S} = \frac{\sum_{k=1}^K s(\tilde{X}_k) S_k}{\sum_{k=1}^K s(\tilde{X}_k)} \quad (4)$$

$$s(\tilde{X}_k) = \|\tilde{X}_k\|^p \quad (5)$$

세 번째 단계는 평균 밝기 l_k 를 처리한다. 지역적 패치의 평균 밝기 형태는 앞선 식 (4)의 형태와 비슷한 식 (6)의 형태로 나타낸다. $L(\cdot)$ 은 전역적 평균값과 지역적 평균값으로 이루어진 가중치 함수이다. 가중치 함수 $L(\cdot)$ 은 입력 영상 중 과포화 된 부분에는 낮은 가중치를 할당하고, 불포화 된 부분에는 높은 가중치를 할당한다. 2차원 가우시안 프로파일을 적용한 σ_g 와 σ_l 은 μ_k, l_k 차원에 따라 프로파일의 확산을 제어한다 식(7). 마지막으로 위의 과정에서 언급한 바와 같이 정규화 과정은 식 (6)을 통해 수행한다.

$$\hat{l} = \frac{\sum_{k=1}^K L(\mu_k, l_k) l_k}{\sum_{k=1}^K L(\mu_k, l_k)} \quad (6)$$

$$L(\mu_k, l_k) = \exp\left(-\frac{(\mu_k - 0.5)^2}{2\sigma_g^2} - \frac{(l_k - 0.5)^2}{2\sigma_l^2}\right) \quad (7)$$

본 실험에서의 σ_y^2 와 σ_l^2 은 사용자 정의 파라미터로써 각각 0.2와 0.5로 설정하였다. 다시 말하자면, 입력 영상을 고정된 크기를 가진 이동하는 패치와 컨볼루션하여 생성된 패치된 영상을 가지고 평균화시킨다. 그리고 이전 3단계 처리 단계를 통해 각각의 가중치 맵 \hat{C} , \hat{S} , \hat{l} 이 생성되면, 식 (8)과 같이 합성하여 새로운 최종 출력 영상 \hat{X} 을 생성한다.

$$\hat{X} = \hat{C} \cdot \hat{S} + \hat{l} \quad (8)$$

III. 제안하는 알고리즘

기존의 알고리즘에서는 영상 패치의 신호 구조를 증가시키기 위하여 파라미터를 이용한 PWF로 가중치를 할당하였고, 지역적인 명암 대비를 높이기 위해서 패치 단위로 컨볼루션을 수행하여 평균 밝기 부분에 가중치 맵으로써 2차원 가우시안 프로파일을 이용하였다. 하지만 기존의 알고리즘은 실험을 통하여 획득한 결과를 이용하여 파라미터를 설정해야하며, 2차원 가우시안 프로파일의 특성상 단일 돌출 (Single Peak)부분이 생성되기 때문에 영상을 출력하였을 때 분포 값이 한쪽으로 치우치게 되어 물체의 윤곽선이 보존되지 않은 결과를 초래하였다. 따라서 결과 영상에서는 영상 내 과노출 영역에서 과포화 현상이 나타나는 영역에서 물체를 식별하기 어렵다. 또한 영상이 전체적으로 희뿌옇게 되어 시각적 품질이 저하되므로 화질의 손상을 발생함을 알 수 있었다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 그림 2와 같이 나타내며, 신호 구조 부분에 가중치로써 Laplacian을 이용한 언샤프 마스크 필터와 평균 밝기 부분에 가중치로써 영상의 평균 밝

기를 이용한 감마 변환 값을 선형 결합하였다 (그림 (2)). 제안된 알고리즘은 패치 단위의 공간 필터링을 사용하여 영상의 윤곽선을 선명하게 하였고, 과노출 및 저노출 영역과 같이 밝기 값이 한쪽으로 치우쳐진 영상을 교정하여 밝기 값을 부드럽게 조절된 결과 영상을 얻을 수 있게 하였다.

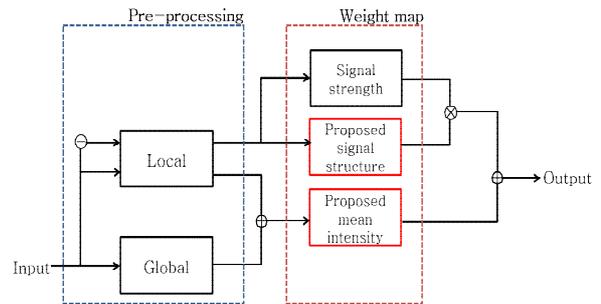


그림 2. 제안하는 알고리즘 순서도
Fig 2. Flow chart of proposed algorithm

그림 3은 제안하는 알고리즘의 신호 구조 부분에서 Laplacian을 이용한 언샤프 마스크 필터를 통해 가중치를 구하는 블록 다이어그램이다. 식 (2)의 입력 영상 X_k 에서 지역적 평균 밝기 l_k 를 차분시킨 신호 세기 $\|\tilde{X}_k\|$ 와 그림 4과 같이 3×3 의 커널의 Laplacian filter를 만든 후 공간 회선 (Spatial convolution)을 이용하여 부드럽게 변환된 영상 $\nabla^2 \|\tilde{x}_k\|$ 을 만들어낸다 (그림 (3)). 식 (9)는 신호 세기 $\|\tilde{X}_k\|$ 에 해당하는 영상과 공간 회선으로 만들어진 블러링 된 영상 $\nabla^2 \|\tilde{x}_k\|$ 을 차분시켜 영상의 윤곽선을 보존한 영상 $S_{unsharp}(\tilde{x}_k)$ 을 만들어낸다. 식 (10)은 신호 세기 $\|\tilde{X}_k\|$ 와 영상의 윤곽선을 보존한 영상 $S_{unsharp}(\tilde{x}_k)$ 을 더하여 선명한 영상 $S(\tilde{x}_k)$ 을 만들어낸다. 마지막으로 기존의

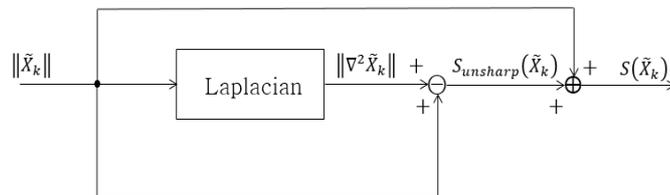


그림 3. 라플라시안을 이용한 언샤프 마스크 필터의 블록 다이어그램
Fig 3. Block diagram of unsharp masking filter using by laplacian

알고리즘에서 언급한 식 (4)에 넣어 정규화 과정을 수행한다.

$$S_{unsharp}(\tilde{x}_k) = \|\tilde{X}_k\| - [\nabla^2 \|\tilde{x}_k\|] \quad (9)$$

$$S(\tilde{x}_k) = \|\tilde{X}_k\| + S_{unsharp}(\tilde{x}_k) \quad (10)$$

두 번째로 제안하는 알고리즘은 식 (11)와 같이 평균 밝기 값을 이용한 가중치 감마 변환이다. 기존 감마 변환의 경우 사용자가 원하는 영상을 얻기 위해 직접 감마값을 지정해야 한다. 하지만 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 전처리 과정에서 수행한 전역적 평균값과 지역적 평균값을 평균화 처리하고 식 (12)의 μ 에 각각을 대입하여 전역적 및 지역적 영역의 감마값 r 을 자동적으로 결정한다. 예를 들어, 감마값 $r = 1$ 인 경우 지수 값이 1이 되어 선형적 특성을 나타내고, 감마값 $r > 1$ 인 경우 감마가 압축되어 전체적으로 어두워지며 감마값 $r < 1$ 인 경우 감마가 보정되어 전체적으로 밝아진다.

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

그림 4. 라플라시안 마스크의 계수
 Fig 4. Coefficients of the Laplacian mask

$$G(x) = X^r \quad (11)$$

$$r = \frac{\mu}{0.5} (0 \leq \mu \leq 1) \quad (12)$$

식 (11)은 변수 X 에 전역적 평균값과 지역적 평균값 각각을 대입하고 위에서 구한 감마값 r 을 감마 변환하여 전역적 가중치 $G_G(x)$ 와 지역적 가중치 $G_L(x)$ 를 구한다. 새로운 가중치 맵 $G_{GL}(x)$ 은 식 (13)의 가중치 $m(0 \leq m \leq 1)$ 을 이용하여 전역적 가중치 $G_G(x)$ 와 지역적 가중치 $G_L(x)$

을 선형 결합하여 얻어진다(식 (13)).

$$G_{GL}(x) = \{m \times G_G(x)\} + \{(1-m) \times G_L(x)\} \quad (13)$$

$$\hat{l} = \frac{\sum_{k=1}^K G_{GL}(x)l_k}{\sum_{k=1}^K G_{GL}(x)} \quad (14)$$

여기서 가중치 m 은 사용자 정의 상수를 의미한다 식 (13). 최적의 m 을 구하기 위해 실험한 결과 m 을 작게 할수록 영상이 전체적으로 밝아졌고, m 을 크게 할수록 어두워졌다. 따라서 본 논문에서는 가중치의 평균으로 $m = 0.5$ 을 사용하였다. 생성된 가중치 맵 $G_{GL}(x)$ 을 식 (6)의 $L(\mu_k, l_k)$ 대신에 대입하여 식 (14)를 이용한 정규화 과정을 수행한다.

IV. 실험 결과 및 분석

본 실험은 Windows 10 64비트 운영체제 Intel® Core™ i5-2500 CPU 3.30GHz의 PC 환경에서 MATLAB R2017a으로 실험을 진행하였다. 기존의 알고리즘^[15]와 제안하는 알고리즘에서 패치의 크기는 11×11 를 사용하였다. 본 논문에서는 KitchenWindow, Building, Coffeeshop, Popcorn-Counter, Lighthouse, Cave, BelgiumHouse, OldHouse, Secret-Beach, SantamonicaSunset 및 Landscape 총 11장의 실험영상이 사용되었다. 복잡한 알고리즘이 추가됨에 따라 기존의 알고리즘 대비 전체적인 노출 합성 수행 시간이 증가하였으나 주관적 화질 측면에서는 기존 알고리즘에 비해 제안하는 알고리즘이 향상된 것을 알 수 있었다. 제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 Ma^[15]와 Liu^[16]이 제안한 알고리즘의 객관적 및 주관적인 화질을 비교하였다.

MEF-SSIM은 다중 노출 합성 알고리즘의 객관적인 화질을 평가하기 위해 사용되는 측정 지표이다. 이 측정 지표는 결과 영상의 대비 및 구조 부분에 대해 분석하고 성능을 평가한다. MEF-SSIM의 값이 1에 가까울수록 객관적 화질이 우수함을 나타낸다. 제안한 알고리즘은 Ma^[15]가 제안한

표 1. 기존의 알고리즘과 제안하는 알고리즘에 대한 MEF-SSIM 비교
 Table 1. Comparison of MEF-SSIM for proposed and conventional algorithm

Sequence	MEF-SSIM		
	Liu's algorithm	Ma's algorithm	Proposed algorithm
Kitchenwindow	0.976	0.987	0.984
Building	0.982	0.977	0.976
CoffeeShop	0.922	0.971	0.971
PopcornCounter	0.981	0.977	0.978
Lighthouse	0.951	0.968	0.948
Cave	0.951	0.979	0.971
BelgiumHouse	0.950	0.965	0.968
OldHouse	0.959	0.985	0.988
SecretBeach	0.951	0.967	0.969
Santamonicasunset	0.971	0.989	0.991
Landscape	0.952	0.991	0.991
Average	0.959	0.977	0.976

알고리즘에 비해 평균적 성능은 약간 낮게 나타났지만, Liu^[16]이 제안한 알고리즘에 비해서는 평균적인 성능이 높게 나타났다 (표 1). MEF-SSIM에서는 대비와 구조 부분을 기준으로 정한 객관적 지표이다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 구조 부분만을 개선하였기 때문에 Ma^[15]보다 낮은 성능을 나타냈다.

그림 5-7은 KitchenWindow, Lighthouse 및 Cave 3개의 실험 영상에 대한 노출 합성 영상에 대한 주관적인 화질을 평가하기 위해 영상 내 물체 부분을 관심 영역 (Region of Interest: ROI)으로 지정하여 분석하였고, 그림 8-10은 Building, Garage 및 Popcorn counter 3개의 실험 영상에

대한 전체적인 주관적 화질을 비교한 결과이다. 그림 5(a)의 Ma^[15]의 알고리즘을 적용한 영상은 영상 내 물체 정보는 보존되지만 벽 부분의 빛이 반사되어 셰이딩과 같은 아티팩트가 발생하게 된다. 그림 5(b)의 Liu^[16]의 알고리즘을 적용한 영상은 창문 밖 영역의 빛이 과포화 현상이 나타나서 물체의 식별이 어렵지만, 그림 5(c)의 제안하는 알고리즘은 과포화 현상을 방지하여 창밖의 물체를 자세하게 식별할 수 있을 뿐만 아니라 전체적으로 선명한 이미지를 만들 수 있었다. 그림 6(a)의 Ma^[15]의 알고리즘을 적용한 영상은 빛이 번지게 되어 동굴 부분에 음영이 들어가게 된다. 그림 6(b)의 Liu^[16]의 알고리즘에서는 빛의 과포화로 인해 나무

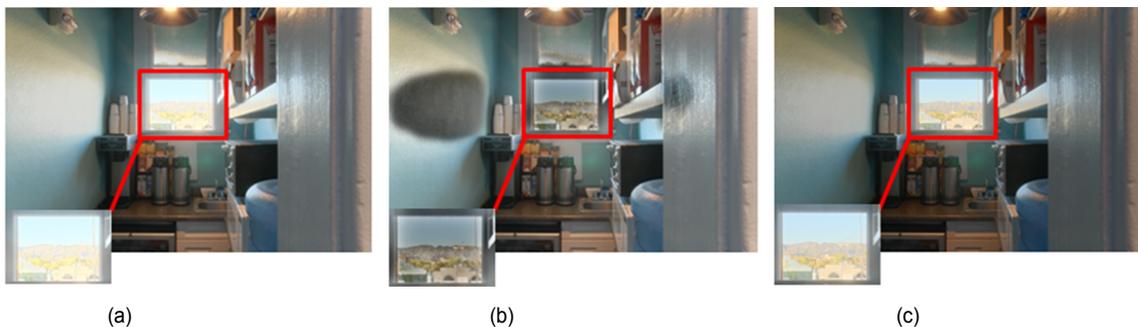


그림 5. 노출 합성 영상 부분 확대 비교: KitchenWindow. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 5. Locally extension image of exposure fusion result comparison: KitchenWindow. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm

와 동굴 안의 윤곽선이 자연스럽게 않은 결과 영상을 획득한 것에 비해 그림 6(c)의 제안하는 알고리즘에서는 자연스러운 영상을 기반으로 하여 물체의 윤곽선이 보존된 결과 영상을 확인할 수 있었다. 그림 7(a)의 Ma^[15]의 알고리즘을 적용한 영상은 전체적인 밝기가 부자연스럽게 나타났다. 그림 7(b)의 Liu^[16]의 알고리즘에서는 물체의 윤곽선 부분

에 헤일로 열화 (Halo artifact) 현상이 발생하였다. 하지만 그림 7(c)의 제안하는 알고리즘에서는 전체적인 대비를 높여 헤일로 열화 현상을 제거하였고, 윤곽선 부분을 보존하게 되어 자연스러운 영상을 만들 수 있었다. 그림 8(a)의 Ma^[15]와 그림 8(b)의 Liu^[16]의 알고리즘은 건물 내 불빛이 있는 부분에 빛이 많이 번지고 그로 인해 영상 전체가

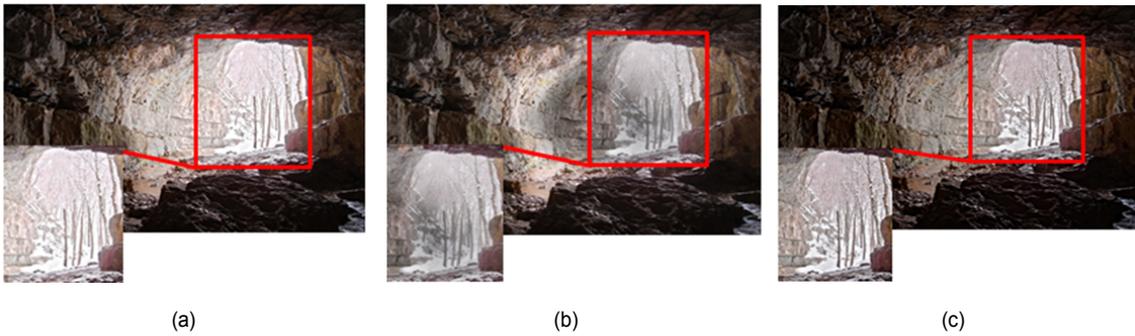


그림 6. 노출 합성 영상 부분 확대 비교: Cave. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 6. Locally extension image of exposure fusion result comparison: Cave. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm



그림 7. 노출 합성 영상 부분 확대 비교: Light house. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 7. Locally extension image of exposure fusion result comparison: Light house. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm



그림 8. 주관적 화질 비교: Building. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 8. Subjective comparison: Building. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm

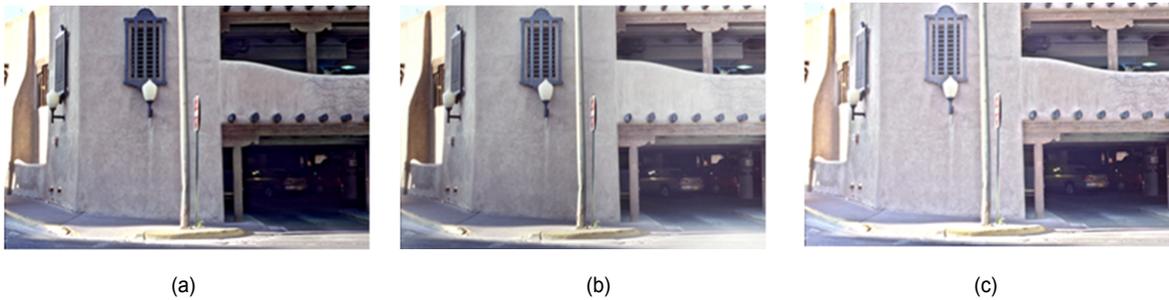


그림 9. 주관적 화질 비교: Garage. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 9. Subjective comparison: Garage. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm



그림 10. 주관적 화질 비교: Popcorn Counter. (a) Ma [15] 방식, (b) Liu [16] 방식, (c) 제안하는 알고리즘
 Fig 10. Subjective comparison: Popcorn Counter. (a) Ma [15] (b) Liu [16] (c) Proposed algorithm

뿌연게 되는 결과를 초래하였다. 그러나 그림 8(c)의 제안하는 알고리즘에서는 빛이 번지는 현상을 방지하고 건물의 창이나 벽의 세세한 부분을 보존하여 시각적인 품질을 향상시켰다. 그림 9(a)의 Ma^[15]와 그림 9(b)의 Liu^[16]의 알고리즘은 밝기의 부조화로 인해 영상이 전체적으로 부자연스럽다. 특히 건물 안의 어두운 영역의 빛이 불포화 상태가 되어 물체의 식별이 어려운 결과를 초래하였다. 그러나 그림 9(c)의 제안하는 알고리즘에서는 전체적인 영상 밝기를 조절할 뿐만 아니라 건물 안의 윤곽선이 보존됨으로써 불포화 상태가 해결되어 물체를 식별할 수 있는 결과 영상을 얻었다. 마지막으로 그림 10(a)의 Ma^[15]의 알고리즘은 영상의 대비와 윤곽선이 강조되다 보니 밝기의 부조화가 일어나 시각적 품질이 저하되었다. 그림 10(b)의 Liu^[16]의 알고리즘은 빛이 전체적으로 퍼져있어 영상 자체가 밝은 영상을 나타내어 물체 인식이 어렵다는 단점이 있다. 하지만 그림 10(c)의 제안하는 알고리즘에서는 전체적인 밝기를 조절하고 대비를 높여 향상된 영상의 품질을 확인하였다.

V. 결론 및 향후 연구 계획

본 논문에서는 Laplacian을 이용한 언샤프 마스크 필터와 감마 변환에 기반한 선형 결합을 통해 새로운 화질개선 알고리즘을 제안하였고, 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 기존의 알고리즘들과 객관적 및 주관적인 화질 비교 실험을 수행하였다. 실험결과에 따르면 제안된 알고리즘은 명암 대비 면에서 기존의 알고리즘들보다 자연스럽게 나타내었다. 제안된 알고리즘은 밝기 값이 한쪽으로 치우쳐진 영상을 교정하고 부드럽게 하면서 대비를 높였고 윤곽선을 보존하여 물체가 뚜렷해짐으로써 시각적 품질이 향상된 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다. 이러한 결과를 기반으로 노출 값을 다르게 설정한 영상 3장을 이용하는 MEF 기법에 대한 디스플레이 장치에 높은 적용 가능성을 확인하였다. 추후 연구에서는 HDR 영상에서 발생하는 잡음을 제거할 수 있는 기법과 영상 대비에 대한 추가 알고리즘을 적용시켜 객관적인 품질을 향상시켜 제안하는 알고리즘

들에 대한 효율성을 확보해 나갈 예정이다.

참 고 문 헌 (Reference)

- [1] S. Jeong, and M. Jeong, "Histogram Equalization using Gamma Transformation," *Journal of Computing Science and Engineering*, Vol. 20, No.12, pp. 646-651, 2014.
- [2] R. C. Gonzalez, and R. E. Woods. *Digital image processing*, Pearson, New Jersey, 2010.
- [3] S. Hwang, *Image processing programming by Visual C++*, Hanbit media, 2007.
- [4] G. Ramponi, N. Strobel, S. K. Mitra, and T. Yu, "Nonlinear unsharp masking methods for image contrast enhancement", *J. Electron. Imag.*, Vol. 5, pp. 353-366, July 1996.
- [5] T. Luft, C. Colditz, and O. Deussen, "Image Enhancement by Unsharp Masking the Depth Buffer," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 25, No. 3, pp. 1206-1213, July 2006.
- [6] E. Reinhard, W. Heidrich, P. Debevec, S. Pattanaik, G. Ward, and K. Myszkowski, *High Dynamic Range Imaging: Acquisition, Display, and Image-based Lighting*, Morgan Kaufmann, 2010.
- [7] P. J. Burt, *The pyramid as a structure for efficient computation in Multi resolution Image Processing and Analysis*, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1984.
- [8] K. Ma, K. Zeng, and Z. Wang, "Perceptual quality assessment for multi-exposure image fusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 24, No. 11, pp. 3345-3356, 2015.
- [9] S. Li, and X. Kang, "Fast multi-exposure image fusion with median filter and recursive filter," *IEEE Trans. Consum. Electron*, Vol. 58, No. 2, pp. 626-632, May 2012.
- [10] B. Gu, W. Li, J. Wong, M. Zhu, and M. Wang, "Gradient field multi-exposure images fusion for high dynamic range image visualization," *J. Vis. Commun. Image Represent*, Vol. 23, No. 4, pp. 604-610, 2012.
- [11] S. Raman, and S. Chaudhuri, "Bilateral filter based compositing for variable exposure photography," *Proc. Eurographics*, pp. 1-4, 2009.
- [12] T. Mertens, J. Kautz, and F. Van Reeth, "Exposure fusion: A simple and practical alternative to high dynamic range photography," *Computer Graphics Forum*, Vol. 28, No. 1, pp. 161 - 171, 2009.
- [13] P. J. Burt, and R. J. Kolczynski, "Enhanced image capture through fusion," *Proc. 4th IEEE ICCV*, pp. 173-182, May 1993.
- [14] M. Song, D. Tao, C. Chen, J. Luo, and C. Zhang, "Probabilistic exposure fusion," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 21.1, pp.341-357, 2012.
- [15] K. Ma, and Z. Wang, "Multi-exposure image fusion: A patch-wise approach," *IEEE International Conference on Image Processing*, pp.1717-1721, 2015.
- [16] Y. Liu, and Z. Wang, "Dense sift for ghost-free multi exposure fusion," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.31, pp. 208 - 224, 2015. 4

저 자 소 개



김 지 환

- 2016년 8월 : 강남대학교 전자공학과 졸업 (학사)
- 2016년 9월 ~ 현재 : 한양대학교 지능형로봇학과 (석사과정)
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0001-5007-9261>
- 주관심분야 : 영상처리, HDR



최 현 호

- 2014년 2월 : 연세대학교 정보통계학과 졸업 (학사)
- 2016년 2월 : 동국대학교 의생명공학과 졸업 (석사)
- 2016년 3월 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 (박사과정)
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0003-4995-9039>
- 주관심분야 : 영상처리, 디노이징, 영상융합, 영상분할

저 자 소 개



정 제 창

- 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과 (학사)
- 1982년 2월 : KAIST 전기전자공학과 (석사)
- 1990년 : 미국 미시간대학 전기공학과 (공학박사)
- 1980년 ~ 1986년 : KBS 기술연구소 연구원 (디지털 및 뉴미디어 연구)
- 1990년 ~ 1991년 : 미국 미시간대학 전기공학과 연구교수 (영상 및 신호처리 연구)
- 1995년 ~ 현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 교수 (영상통신 및 신호처리 연구실)
- 1990년 12월 : 정보통신부장관상 수상
- 1998년 11월 : 과학기술자상 수상
- 2007년 : IEEE Chester Sall Award 수상
- 2008년 : ETRI Journal Paper Award 수상
- 2011년 5월 : 제 46회 발명의 날 녹조근정훈장 수훈
- ORCID : <http://orcid.org/0000-0002-3759-3116>
- 주관심분야 : 영상처리, 영상압축, 3DTV