

HDR 영상 톤 매핑 알고리즘 분석

*박재현 **김정현 ***조성인
동국대학교 멀티미디어공학과

*pjh0011@dongguk.edu **wjd784@dongguk.edu ***csi2267@dongguk.edu

The Analysis of HDR Tone Mapping Algorithm

*Jae Hyeon Park **Jeong Hyeon Kim ***Sung In Cho
Department of Multimedia Engineering, Dongguk University

요 약

실제 인간의 눈이 가장 어두운 물체와 가장 밝은 물체 사이의 차이를 인식하는 동적 영역의 범위는 $10^{14}(\text{cd}/\text{m}^2)$ 이다. 이를 디지털 영상으로 가능한 최대로 표현하기 위해 HDR 영상을 생성하는 다양한 기술이 개발되었다. 하지만, 기존 디스플레이 장치의 동적 영역은 $10^3(\text{cd}/\text{m}^2)$ 로 사람의 동적 영역에 비해 상대적으로 작은 동적 영역을 가진다. 따라서, HDR 영상을 LDR 디스플레이에 효과적으로 표현하기 위해서는 HDR 영상과 시각적으로 유사한 영상을 생성하는 방법인 톤 매핑 기법 (Tone Mapping Operator: TMO)이 필수적이다. 본 논문에서는 HDR 영상을 LDR 디스플레이에 표현하기 위해 개발된 톤 매핑 기법과 톤 매핑 기법의 품질을 평가하는 방법을 소개하고, 각각의 톤 매핑 기법의 품질 점수를 비교한다.

1. 서론

일반적으로 장면 (scene)의 가장 밝은 휘도와 가장 어두운 휘도의 비를 동적 영역 (Dynamic Range)이라 한다. 상용 디스플레이에서 출력되는 영상의 동적 영역은 실제 인간의 동적 영역보다 크게 제한되어 있다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 인간의 시각적 체계 (Human Visual System: HVS)에 따르면 인간은 어두운 휘도 영역인 약 $10^{-6}\text{cd}/\text{m}^2$ 부터 밝은 휘도 영역의 약 $10^8\text{cd}/\text{m}^2$ 까지 동적 영역을 가진다. 하지만 현재까지도 RGB 각각의 컬러 채널이 8bit 휘도 레벨인 24bit 영상을 출력하는 디스플레이 제품이 보편화 되어있다. 이러한 동적 영역이 제한된 디스플레이에서 출력하기 위한 영상을 표준 동적 영역 (Standard Dynamic Range: SDR) 영상 또는 낮은 동적 영역 (Low Dynamic Range: LDR) 영상이라고 한다. 디지털 카메라의 성능이 증가함에 따라 표현할 수 있는 동적 영역도 증가했고, 10bit 이상의 휘도 레벨을 가지는 높은 동적 영역 (High Dynamic Range) 영상이 촬영되었다. 이러한 HDR 영상과 시각적으로 유사하게 LDR 영상을 LDR 디스플레이에서 출력하기 위한 방법으로 다중 노출 영상 혼합 (Multiple Exposure Fusion) 방법 [1-2]과 톤 매핑 기법 (Tone Mapping Operator: TMO) [3-11]이 있다. 다중 노출 영상 혼합 기법은 영상의 노출도가 다른 여러 장의 LDR 영상을 하나의 LDR 영상으로 혼합하는 방식이다. TMO는 HDR 영상의 휘도 레벨을 LDR 영상의 동적 영역에 맞게 압축시켜 디스플레이에서 출력할 수 있는 알고리즘이다. 그러나, 이 과정에서 HDR 영상의 엷거나 지역적인 대비 (local contrast) 데이터의 손실이 발생한다. 이러한 영상의 정보 손실을 최소화하기 위해 시각적으로 민감한 고주파 성분은 최대한 보존하고, 상대적으로 둔감한 평활 (smooth) 영역의 저주파

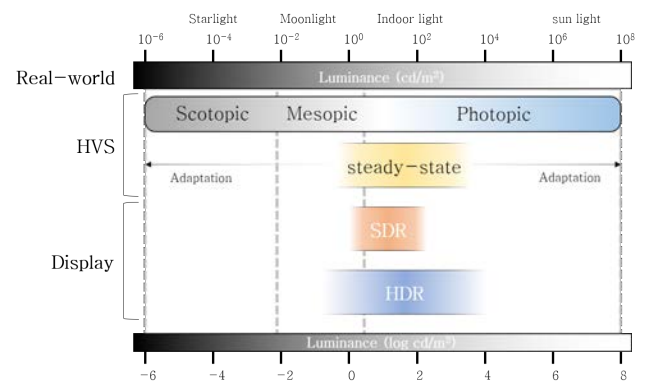


그림 1. HVS에 따른 동적 영역 비교

성분을 압축하는 TMO가 제안되었다.

일반적으로 톤 매핑은 크게 전역 톤 매핑 (Global Tone Mapping: GTM) [3-5]과 지역 톤 매핑 (Local Tone Mapping: LTM) [6-7]으로 분류된다. GTM은 선형 스케일링, 로그 및 지수 함수를 사용해서 HVS에 적합하도록 휘도를 재분배하고, 영상의 평균 휘도 레벨에 따라 톤 매핑을 적용하는 방법이다. GTM 기법은 계산 요구량이 많지 않아 빠른 처리가 가능하다는 장점이 있지만, 지역적 데이터의 큰 손실이 발생한다. 이러한 GTM 기법에서 손실되는 지역적인 데이터를 보존하면서 톤 매핑을 하기 위해 LTM이 제안되었다. LTM 기법은 휘도의 주변 값을 고려하기 때문에 영상의 세부적인 휘도 정보를 보존하면서 톤 매핑을 할 수 있다. 하지만, 고대비 영역이 존재하는 영상에서 LTM 기법은 사물의 윤곽 주위로 헤일로 열화 (Halo artifact)와 밴딩 열화 (Banding artifact) 현상이 발생할 수 있다.

* 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2017R1C1B5075091).

GTM 기법과 LTM 기법은 한정된 특성을 가진 장면에 대해서는 시각적으로 향상된 LDR 영상을 얻을 수 있으나 다양한 장면에 대한 일정한 톤 매핑 품질을 제공하기 힘들다. 그래서, 두 기법의 단점들을 보완하기 위해 전역과 지역의 휘도 성분을 분해해서 톤 매핑을 적용하는 혼합 톤 매핑 기반의 접근 방법들이 제안되었다 [8-11]. 혼합 톤 매핑 기법들은 앞서 소개된 GTM과 LTM에서 손실되는 휘도 정보를 최대한 보존할 수 있는 방향을 제시한다. HDR 영상의 전역의 톤이나 색감은 GTM을 적용하고, 지역의 LTM을 적용하는 방식이 일반적이다.

본 논문에서는 향상된 톤 매핑 성능을 보여주는 혼합 톤 매핑 방법 [8-11]들과 톤 매핑이 된 영상을 평가할 수 있는 지표에 대해서 소개한다. 추가적으로, 각 혼합 TMO의 평가 지표를 추출하고 이를 비교하면서 톤 매핑 성능에 영향을 주는 요소와 추후 톤 매핑 알고리즘 연구를 위한 방향을 제시하도록 한다.

2. 혼합 톤 매핑 알고리즘

2.1. 레티넥스 기반 톤 매핑

레티넥스 이론은 인간이 인지하는 빛의 밝기가 배경 성분과 반사 성분으로 이루어져 있는 것을 기반으로 한다. 실제 인간이 물체를 바라볼 때의 밝기는 반사성분이다. 즉, 입력영상에서 배경성분을 제거하여 반사성분만 남기는 것이 레티넥스 방법의 목적이며, E. Land에 의해서 처음 제안되었다 [12-13]. 레티넥스 기반의 톤 매핑 기법은 입력 영상에 임의의 스케일의 가우시안 필터를 적용시켜 배경성분을 얻는다. 빛의 세기에 따른 인간의 시각적 인지 체계를 로그 도메인으로 나타내는 Weber의 법칙에 따라 로그 도메인에서 입력 영상과 배경 영상의 차를 출력 영상으로 한다.

이러한 레티넥스 기반의 톤 매핑 기법은 광원의 공간적 평활로 인해 가장자리 영역에 헤일로 열화를 야기한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 레티넥스 기반 적응적 필터 (Retinex-based Adaptive Filter: RAF) [8] 톤 매핑 기법이 제안됐다. [8]은 입력 HDR 영상은 주성분분석 (Principal Component Analysis: PCA)을 적용하여 휘도 성분을 분해한다. 다음으로 추출된 휘도 성분을 로그 변환한 후 레티넥스 기반 전역 적응 필터를 적용한다. 레티넥스 기반의 전역 적응 필터는 캐니 엣지 검출을 통해 고대비 가장자리에 필터 모양을 조정하여 헤일로 열화를 방지한다. 이때 필터 모양은 캐니 엣지 검출로 인해 생성되는 이진화 영상의 성분 값을 가우시안 필터의 공간 상수 (spatial constant)로 사용하여 고대비 및 저대비에 따라 적응적으로 적용한다. 또한 저대비 영역의 회색화 문제를 해결하기 위해 가우시안 필터에 가중치를 주어 회색화 문제를 해결한다. 색채 성분은 휘도 성분의 영상과 병렬적으로 레티넥스 기반 전역 적응 필터를 제외하고 동일하게 처리된다. 최종 영상은 성분 분해된 두 레이어의 역 주성분분석 (Inverse PCA)를 통해 다시 합성된다.

레티넥스 기반에서 적용되는 가우시안 필터 (Gaussian filter) 대신 [8]에서 제안한 적응 필터는 엣지의 방향성을 고려하여 헤일로 열화를 효과적으로 제거할 수 있다.

2.2. 엣지 보존 톤 매핑

[9]에서는 입력 영상에 평활화 (smoothing) 필터를 적용시켜 베이스 레이어를 생성하고, 생성된 베이스 레이어와

입력 영상의 차분 영상인 디테일 레이어를 생성한다. 베이스 레이어는 입력 영상에 양방향 필터 (bilateral filter)를 사용하여 생성된다. 하지만, 양방향 필터는 평활화와 엣지 보존이 이율배반적인 관계에 놓여있기 때문에 적절한 베이스 레이어의 생성이 어렵다. 또한, 강도 높은 엣지 주위로 헤일로 열화가 발생하는 문제를 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 다중 스케일 엣지 보존 (Multi-scale Edge Preserving: MSEP) [10]에서는 베이스 레이어를 생성하기 위해 가중치 최소 제곱 (Weighted Least Square: WLS) 프레임 워크를 기반으로 한다. 양방향 필터와 달리 높은 강도의 엣지는 평활화 가중치를 낮게 적용하여 엣지 성분을 보존하는 베이스 레이어를 생성한다. 생성된 베이스 레이어와 입력 영상의 차분 영상을 k 개의 디테일 레이어로 다중 스케일 분해한다. 다중 스케일의 디테일 레이어는 톤 매핑 기법을 적용시킨 베이스 레이어에 결합되어 최종 영상을 도출한다. [10]에서는 기존의 다중 스케일 성분 분해 톤 매핑 기법 [7], [19]에 WLS 필터를 적용시켰을 때 향상된 톤 매핑 결과를 제공한다는 것을 입증했다. 또한, [9]의 양방향 필터를 WLS 필터로 대체하여 적용함으로써 헤일로 열화를 효과적으로 제거할 수 있음을 보여준다.

또 다른 접근 방법으로는 톤 매핑 품질 지수 (Tone Mapping Quality Index: TMQI)를 목적 함수로 매개 변수를 최적화하는 것이다. TMQI는 톤 매핑 영상의 품질을 평가하기 위해 [14]에서 처음 제안되었다. 톤 매핑 영상의 품질 지수를 나타내기 위해 구조적 유사성 지수 측정 (Structural Similarity Index Measure: SSIM)에서 파생된 구조 충실도 측정치 (Structural Fidelity Measure: SFM)와 통계적 자연성 모델 (Statistical Naturalness Model: SNM)을 결합한다. TMQI는 보편적으로 영상 품질을 평가할 때 사용하는 지표보다 톤 매핑 영상에 대해 더 나은 수치를 제공한다 [15]. 그러나, TMQI의 SFM 값은 잡음에 대한 과민성으로 인해 평활 영역의 대비를 제대로 예측할 수 없는 문제점과 지역의 구조적 정보를 가지는 영상에는 SNM으로 인해 일관된 톤 매핑 품질을 제공하지 못하게 된다. 이러한 한계를 극복하기 위해 개선된 TMQI가 제안되었다 [16].

2.3. 품질 지수 기반 톤 매핑

톤 매핑 영상 품질 지수 기반 최적화 (TMQI-based Optimizing: TMQIO) [11] 기법에서 제안된 TMQI-II는 TMQI의 지역 휘도 레벨을 고려할 수 있는 모델로 제안되었다. SNM의 경우, 톤 매핑 영상의 자연성을 수치적으로 잘 나타내기 위해 영상 의존적 모델로 제안되었다. 또한 TMQI-II 기반으로 목적함수의 매개 변수가 반복적으로 업데이트된다. 최적화를 위한 각 반복 과정에서 결과 영상의 구조 충실도와 통계적 자연성이 향상된다. 따라서, 이 방법은 양질의 톤 매핑 영상을 생성하는 것이 가능하다. 그러나, 매개 변수를 최적화하는 반복 작업은 영상마다 계산 요구량과 반복 연산의 수가 다르기 때문에 처리 시간 또한 매우 가변적이다.

3. 톤 매핑 품질 평가 방법

3.1 TMQI

TMQI 평가 지표는 크게 두가지 관점으로 테스트 영상의 SFM과 SNM의 점수를 평가한다. 구조적 충실도는 다음과 같이 정의된다.

$$S_{\text{local}}(x, y) = \frac{2\sigma'_x\sigma'_y + C_1}{\sigma_x'^2 + \sigma_y'^2 + C_1} \cdot \frac{\sigma_{xy} + C_2}{\sigma_x\sigma_y + C_2}, \quad (1)$$

여기서 x, y 는 각각 HDR 영상과 LDR 영상의 지역적인 패치 (patch)를 의미하고, σ 는 패치 내의 표준편차를 의미한다. C_1 과 C_2 는 양의 안정화 상수이다. σ' 는 비선형 매핑의 결과값으로 중요한 신호 강도는 1, 중요하지 않은 신호 강도는 0 으로 매핑한다. 각 패치 별 S_{local} 값의 평균을 S_l 이라 하고, 전체적인 구조를 평가하기 위해 스케일 레벨의 구조 점수들을 조합하여 다음과 같이 구조적 충실도 점수를 도출한다.

$$S = \prod_{l=1}^L S_l^{\beta_l} \quad (2)$$

여기서 L 은 스케일의 총 개수이고, β_l 은 l 번째 스케일에 할당된 가중치다. S_{local} 을 계산할 때 $C_1=0.01$ 및 $C_2=10$ 으로 설정하면 구조 충실도 모델의 전체 성능이 매개 변수에 영향을 미치지 않는다. 실험에선 11×11 윈도우를 적용했으며, 스케일은 5 로 적용한다. 그리고, $\{\beta\} = \{0.0448, 0.2856, 0.3001, 0.2363, 0.1333\}$ 으로 설정했다. 밝기 및 대비와 관련되는 통계적 자연성 점수는 약 3000 개의 8 비트 회색조 테스트 셋에 대해 수행된 통계를 기반으로 한다. 기존 영상 테스트 셋 밝기의 평균과 표준편차는 가우시안 (Gaussian)과 베타 확률 분포 함수 (beta probability density function)을 따른다. 가우시안 함수와 베타확률 분포는 아래와 같이 나타낸다.

$$p_m(m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m} \exp\left[-\frac{m - \mu_m}{2\sigma_m^2}\right], \quad (3)$$

$$p_d(d) = \frac{(1-d)^{\beta_d-1} d^{\alpha_d-1}}{B(\alpha_d, \beta_d)},$$

여기서 m 은 영상의 밝기를 의미하고, d 는 표준편차를 의미한다. 밝기와 대비는 독립적인 변수이기 때문에 두변수의 결합 확률 밀도 함수는 두 변수의 곱으로 나타낼 수 있으며 다음과 같다.

$$N = \frac{1}{K} P_m P_d, \quad (4)$$

여기서 K 는 정규화 변수를 나타낸다. 최종 톤 매핑 LDR 영상의 점수를 나타내는 식은 아래와 같다.

$$Q = aS^\alpha + (1-a)N^\beta, \quad (5)$$

여기서 a 는 앞선 두가지의 평가 항목의 가중치로 $0 \leq a \leq 1$ 이다. α 와 β 는 구조적 충실도와 통계적 자연성 점수의 각각의 민감도를 나타낸다.

3.2 FSITM

FSITM 방법은 원본 HDR 영상과 톤 매핑 된 LDR 영상의 지역적 위상 유사성 (local phase similarity)을 기반으로 한다. 유사성 지수는 기존의 품질 평가에서 성공적으로 사용된 위상 파생 특징 맵 (phase-derived feature map)을 기반으로 한다. 하지만 톤 매핑 된 영상의 평가는 SSIM 같은 품질 평가 지표가 아닌 지역 가중치 평균 위상 각도 (Locally Weighted Mean Phase Angle: LWMPA) 맵을 이용한다. LWMPA 맵은 영상에 생긴 잡음에 강한 특성을 가지고 있다. LWMPA 는 위상 파생 에지 맵 (phase-derived edge map) 및 로컬 위상 (local phase)

표 1. 각 비교 방법의 TMQI-II 점수

Table 1. TMQI-II scores of each benchmark method

Image set	비교 방법			
	RAF	MSEP	TMQIO	
Basic image set	Avg.	0.577	0.565	0.768
	Min.	0.378	0.328	0.468
TMIQD (Natural scenes)	Avg.	0.477	0.610	0.655
	Min.	0.388	0.296	0.454
TMIQD (Synthetic scenes)	Avg.	0.437	0.343	0.700
	Min.	0.234	0.109	0.444
Froechich's database	Avg.	0.414	0.484	0.889
	Min.	0.328	0.231	0.541
Total	Avg.	0.476	0.501	0.753
	Min.	0.234	0.109	0.444

표 2. 각 비교 방법의 FSITM 점수

Table 2. FSITM scores of each benchmark method

Image set	비교 방법			
	RAF	MSEP	TMQIO	
Basic image set	Avg.	0.888	0.854	0.907
	Min.	0.754	0.778	0.776
TMIQD (Natural scenes)	Avg.	0.842	0.817	0.851
	Min.	0.780	0.799	0.741
TMIQD (Synthetic scenes)	Avg.	0.801	0.801	0.811
	Min.	0.720	0.749	0.741
Froechich's database	Avg.	0.866	0.812	0.897
	Min.	0.825	0.728	0.849
Total	Avg.	0.849	0.821	0.867
	Min.	0.720	0.728	0.741

과 달리, 객체의 엣지와 모양을 포함하여 영상 특징을 표현하고 어두운 선 및 밝은 선을 모두 나타내기 때문에 색상 변화와 같은 톤 매핑 영상의 일반적인 특징 평가에 사용이 가능하다. FSITM 계산은 먼저 HDR(H) 영상을 단순히 로그를 취하여 LDR 영상으로 변환한다. 이 $\log(H)$ 영상과 원본 HDR 영상은 FSITM 계산의 참조 영상으로 사용된다. FSITM 의 자세한 계산은 입력 영상 H, 톤 매핑 된 LDR 영상 (L), 그리고 로그 도메인의 입력 HDR 영상이 주어지면 각 영상의 각 채널 C 에 대한 LWMPA 맵을 구한다. 이는 $\log(H)$ 와 L 의 각 채널 특징이 LWMPA 맵에서 동일하게 유지되어야 한다는 가정을 기반으로 한다. 모든 특징 유형이 동일할 경우 FSITM 은 1 이고, 모두 다른 경우 0 으로 나타낸다. FSITM 계산에 사용되는 채널 C 에 대한 특징 유사성 지수는 다음과 같다.

$$F^C(I_1, I_2) = \left| P_1^C(\mathbf{x}) \cap P_2^C(\mathbf{x}) \right| / (\text{row} \times \text{col}), \quad (6)$$

여기서 $P(x)$ 는 LWMPA 맵의 이진 영상을 나타낸다. I_1 과 I_2 는 각각 $\log(H)$ 영상과 L 영상을 나타낸다. LWMPA 맵의 이진화는 다음과 같다.

$$\mathbf{P}(\mathbf{x}) = U(\text{ph}(\mathbf{x})), \quad (7)$$

여기서 $\text{ph}(\mathbf{x})$ 는 LWMPA 맵을 나타낸다. U 는 단위 단계의 함수이다. 톤 매핑 된 영상에 C 채널에 대한 FSITM 계산과정은 다음과 같다.

$$\text{FSITM}^C = \alpha F^C(H, L) + (1 - \alpha) F^C(\text{LogH}, L), \quad (8)$$

여기서 α 는 $0 \leq \alpha \leq 1$ 로 H 와 LogH 의 영향 계수 (Impact Factor)를 제어한다.

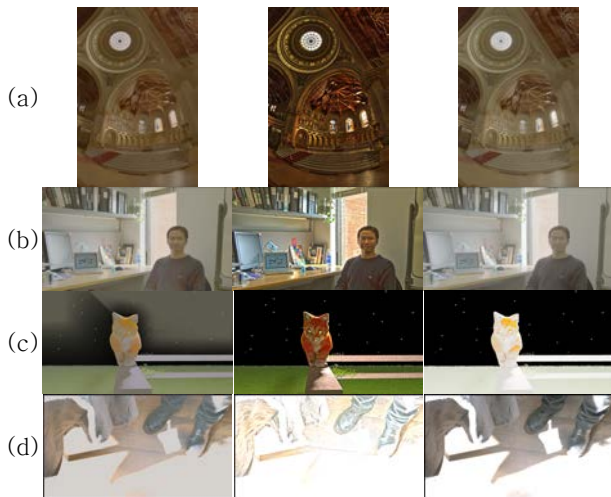


그림 3. 각 테스트셋에 대한 비교 방법 실험 결과: 좌측부터 RAF [8], MSEP [10], TMQIO [11]. (a) Basic image set. (b) TMIQD (Natural scenes). (c) TMIQD (Synthetic scenes). (d) Froehlich's database.

4. 결론

실험은 앞서 2장에서 소개한 기존 톤 매핑 방법들의 평가지수를 비교했다. 평가 지수는 TMQI-II와 FSITM을 이용하였다. 실험에 사용된 테스트셋은 기존 실험에서 사용된 HDR 영상 및 자연 영상과 직접 촬영된 영상 그리고 비디오에서 추출한 프레임 세트들 각 10 개씩 이용했다 [16]. 각 영상 세트는 다양한 유형의 영상이 포함되어 있다. 표 1, 2 는 각각 TMQI-II 와 FSITM 에 대한 결과이다. 표 1, 2 에서 알 수 있듯이 TMQIO 방법이 가장 높은 수치를 제공한다. 그림 3 은 각 테스트셋 마다 비교 방법을 적용시킨 결과 영상이다. RAF 방법에선 전체적으로 명도가 낮고 MSEP 방법은 옛지 성분이 강조되어 있다. TMQIO 방법은 RAF 방법과 비슷하게 명도가 낮고 어두운 영역의 대비가 높음을 알 수 있다. 실험 결과 TMQIO 방법의 지표 점수가 가장 높았으나 그림 3 의 (c)에서 볼 수 있듯 객체 영역에 포화 영역이 생겨 시각적으로는 부자연스러움을 나타낸다. 따라서 톤 매핑 방법들의 평가를 위해선 시각적인 요소를 고려할 수 있는 방법을 포함해야 한다.

5. 참고문헌

[1] T. Mertens, J. Kautz, and F. Van Reeth, "Exposure fusion: A simple and practical alternative to high dynamic range photography," *Comput. Graph. Forum*, vol. 28, no. 1, pp. 161–171, 2009.

[2] A. Goshtasby, "Fusion of multi-exposure images," *Image and Vision Computing*, vol. 23, no. 6, pp. 611–618, 2005.

[3] C. Schlick, "Quantization Techniques for Visualization of High Dynamic Range Pictures," *Proc. Fifth Eurographics Rendering Workshop*, pp. 7–20, 1994.

[4] G. Ward, H. Rushmeier, and C. Piatko, "A Visibility Matching Tone Reproduction Operator for High Dynamic Range Scenes," *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, vol. 3, no. 4, pp. 291–306, Oct.–Dec. 1997.

[5] F. Drago, K. Myszkowski, T. Annen, and N. Chiba, "Adaptive Logarithmic Mapping for Displaying High Contrast Scenes," *Comput. Graph. Forum*, vol. 22, no. 3, pp. 419–426, Sep. 2003.

[6] M. Ashikhmin, P. Debevec and S. Gibson, Eds., "A tone mapping algorithm for high contrast images," in *Proc. EUROGRAPHICS, Pisa, Italy*, pp. 1–11, Jun. 2002.

[7] E. Reinhard, M. Stark, P. Shirley, and J. Ferwerda, "Photographic Tone Reproduction for Digital Images," *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, pp. 267–276, 2002.

[8] L. Meylan and S. Susstrunk, "High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 9, pp. 2820–2830, Sep. 2006.

[9] F. Durand and J. Dorsey, "Fast Bilateral Filtering for the Display of HighDynamic-Range Images," *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, 2002, pp.257–266.

[10] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski, and R. Szeliski, "Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation," *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, pp. 249–256, 2008.

[11] K. Ma, H. Yeganeh, K. Zeng, and Z. Wang, "High dynamic range image compression by optimizing tone mapped image quality index," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 24, no. 10, pp. 3086–3097, Oct. 2015.

[12] E. Land, "The Retinex," *Amer. Sci.*, vol. 52, no. 2, pp. 247–264, Jun. 1964.

[13] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and retinex theory," *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 61, no. 1, pp. 1–11, Jan. 1971.

[14] H. Yeganeh and Z. Wang, "Objective quality assessment of tone-mapped images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 2, pp. 657–667, Feb. 2013.

[15] T. O. Aydin, R. Mantiuk, K. Myszkowski, and H.-P. Seidel, "Dynamic range independent image quality assessment," *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, no. 3, 2008, Art. no. 69.

[16] Bae, G., Jang, C. Y., Cho, S. I., & Kim, Y. H. (2018). "Non-Iterative Tone Mapping With High Efficiency and Robustness," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 35720–35733.

[17] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, Apr. 2004.

[18] Z. Wang, E. P. Simoncelli, and A. C. Bovik, "Multiscale structural similarity for image quality assessment," in *Proc. IEEE Conf. Rec. 37th Asilomar Conf. on Signals, Syst. Comput.*, vol. 2, Nov 2003, pp. 1398–1402.

[19] J. Tumblin and G. Turk, "LCIS: A boundary hierarchy for detail-preserving contrast reduction," in *SIGGRAPH 1999 Annu. Conf. Computer Graphics*, Los Angeles, Aug. 8–13, 1999, pp. 83–90.