

## 적응적으로 가중된 히스토그램 기반 지역적 대조비 향상 기법

임석재 \*김원준

건국대학교

hgg08@konkuk.ac.kr \*wonjkim@konkuk.ac.kr

## Adaptively Weighted Histogram based Local Contrast Enhancement

Lim, Seokjae \*Kim, Wonjun

Konkuk University

## 요약

본 논문에서는 서브 블록별 상대적 거리에 따라 적응적으로 가중된 히스토그램 기반 지역적 대조비 향상 기법을 제안한다. 기존 지역적 대조비 향상 기법은 제한적인 공간의 정보만을 이용하기 때문에 과잉 대조비 향상, 결과 영상의 부자연스러움을 초래하는 반면, 제안하는 방법은 서브 블록별 상대적 거리에 반비례하는 가중치를 통해 더 넓은 공간의 정보를 적응적으로 이용하여 과잉 대조비 향상, 결과 영상의 부자연스러움을 효과적으로 방지한다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법은 지역적 특성을 강화해주는 동시에 전역적인 자연스러움을 보존하는 것을 확인할 수 있다.

## 1. 서론

영상의 대조비 저하는 그림자, 저조도, 균일하지 못한 조명 등 다양한 조명 환경에 의해 발생한다. 이러한 환경에서 취득된 영상은 가시성이 떨어지며 세부정보의 묘사를 충분히 하지 못해 객체 인식, 객체 추적, 영상의 이해 등 다양한 컴퓨터 비전 기술의 성능을 저하시키는 요인이 된다. 이를 해결하기 위해 대조비 향상 기법의 다양한 연구가 진행되고 있으며 기법의 종류는 크게 전역적 대조비 향상 기법[1,2,3], 지역적 대조비 향상 기법[4]으로 나눌 수 있다. 전역적 대조비 향상 기법[1,2,3]은 빠르고 간단하며 대조비 향상을 필요로 하는 많은 영상에서 좋은 효과를 보이지만 지역적 특성을 강화하지 못한다는 단점이 있다. 이에 반해 지역적 대조비 향상 기법[4]은 지역적 특성을 강화해주는 효과가 있지만 결과 영상의 부자연스러움, 과잉 대조비 향상 등에 취약하며 상대적으로 많은 연산량을 필요로 하기 때문에 느리다는 단점이 있다.

본 논문에서는 지역적 특성을 강화함과 동시에, 결과 영상의 전역적인 자연스러움을 보존하고 과잉 대조비 향상 등의 문제를 완화하는 서브 블록별 상대적 거리에 따라 적응적으로 가중된 히스토그램 기반 지역적 대조비 향상 기법을 제안한다. 기존 대조비 향상 기법[1,2,3,4]들과의 비교 실험을 통해 본 논문에서는 제안하는 방법의 효과를 설명한다.

## 2. 제안하는 방법

본 장에서는 영상 내 지역적 특성을 강화하고 전역적인 자연스러움의 보존과 과잉 대조비 향상 등의 문제를 효과적으로 해결한 지역적 대조비 향상 기법에 대해 자세히 설명한다. 제안하는 방법은 히스토그

램의 누적 분포 함수를 이용한 히스토그램 평활화를 기반으로 한다.

## 2-1. 히스토그램 평활화(HE) 및 대조비 제한

히스토그램 평활화는 픽셀 밝기 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못한 영상을 일정한 분포로 펼쳐주어 영상의 대조비를 향상시키는 기술이다. 이는 히스토그램을 통해 구할 수 있는 누적 분포 함수를 이용하여 다음과 같은 식으로 표현된다.

$$T(r_k) = \frac{L}{n} \sum_{j=0}^k n_j \quad (k = 0, 1, 2, \dots, L) \quad (1)$$

여기서  $T$ 는 변환 함수,  $r_k$ 는 입력 영상의 픽셀 밝기 값을 의미하고,  $n_j$ 는  $r_k$  밝기의 픽셀 개수,  $L$ 은 최대 밝기 값,  $n$ 은 영상의 전체 픽셀 개수를 의미한다.

하지만 식 (1)과 같이 오로지 누적 분포 함수만을 이용하여 대조비 향상을 할 경우 과잉 대조비 향상의 문제가 발생할 수 있다. 이러한 문제는 변환 함수  $T$ 의 기울기가 너무 큰 경우에 해당하며 이를 방지하기 위해 본 논문에서는 기울기에 제한을 두으로써 과잉 대조비 향상의 문제를 방지하였다.

## 2-2. 적응적으로 가중된 히스토그램 구축

지역적 정보를 살펴보기 위해 가장 많이 사용되는 방법은 입력 영상을 여러개의 서브 블록으로 분할 하는 것이다. 본 논문에서는 입력 영상을  $8 \times 8$  크기의 겹치지 않는 서브 블록으로 분할 한 후 각 서브



그림 1. 대조비 향상 결과 비교

블록별 히스토그램을 계산한다. 이 후 계산된 각각의 히스토그램들을 다음과 같은 식을 통해 서브 블록별 상대적 거리에 가중된 히스토그램을 구축한다.

$$H_i = \sum_j \alpha \left(1 - \frac{D_{i,j}}{\max(D)}\right) \times H_j \quad (2)$$

여기서  $i$ 와  $j$ 는 각각 기준 블록과 나머지 블록의 위치를 의미하며  $\alpha$ 는 기준 블록 히스토그램과 나머지 블록 히스토그램의 균형을 맞추기 위한 상수이다. 이어서  $H$ 는 히스토그램을 의미하며  $D$ 는  $i$ 번째 블록 중심과  $j$ 번째 블록 중심 사이의 거리를 의미한다.  $\alpha$ 의 범위는  $[0, 1]$ 이며 1에 가까워질수록 전역적 정보를 많이 사용하게 된다. 본 논문에서는  $\alpha = 0.8$ 을 사용하였다.

이렇게 구축된 히스토그램을 통해 각 서브 블록별 히스토그램 평활화를 진행함으로써 최종 대조비 향상 결과를 얻을 수 있다.

### 3. 실험 결과

표 1. 대조비 향상 기법 정량적 성능 평가 비교

대조비 향상 기법	CPCQI[5]	NIQMC[6]
LDR[1]	1.0612	4.7715
NPEA[2]	1.0664	4.9324
LIME[3]	1.0634	5.1561
CLAHE[4]	1.1650	5.4405
제안하는 방법	1.1206	5.7060

본 논문에서는 제안하는 방법의 효과를 살펴보기 위해 기존 대조비 향상 기법, 즉 LDR[1], NPEA[2], LIME[3], CLAHE[4], 결과 비교를 그림 1을 통해 나타냈다. 기존 방법의 경우 지역적 특성이 강화되지 않거나 과잉 대조비 향상 문제 등으로 인해 부자연스러운 결과를 만들어낸 반면 제안하는 방법의 결과 영상은 지역적 특성을 강화함과 동시

에 위의 문제점을 효과적으로 억제한 모습을 보여준다. 또한 정량적인 비교를 하기 위해 CPCQI[5], NIQMC[6]의 성능 평가 메트릭을 사용하여 비교한다. 두 성능 평가 메트릭[5,6]은 높을수록 좋은 성능을 의미하며 표 1에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법은 두 메트릭에서 모두 좋은 성능의 수치를 보여준다.

### 4. 결론

본 논문에서는 서브 블록별 상대적 거리에 따라 적응적으로 가중된 히스토그램 기반 지역적 대조비 향상 기법을 제안한다. 기존 방법과 달리, 제안하는 방법은 지역적 특성을 강화함과 동시에 결과 영상의 부자연스러움, 과잉 대조비 향상 등의 문제를 효과적으로 해결하고 있다. 또한 다양한 대조비 저하 영상에 대한 기존 기법들과의 비교 실험을 통하여 제안하는 방법의 좋은 성능을 증명하였다.

### 감사의 글

이 논문은 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2017R1C1B2003044).

### 참고문헌

- [1] C. Lee, C. Lee, and C.-S. Kim, "Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D histograms," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 12, pp. 5372–5384, Dec. 2013.
- [2] S. Wang, J. Zheng, H.-M. Hu, and B. Li, "Naturalness preserve d enhancement algorithm for non-uniform illumination images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 9, pp. 3538–3548, Sep. 2013.
- [3] X. Guo, Y. Li, and H. Ling, "LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation," *IEEE Trans. Image Process.*,

vol. 26, no. 2, pp. 982-993, Feb. 2017.

[4] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," *Graphic Gems IV*, pp. 474-485, 1994.

[5] X. Gu, D. Tao, J.-F. Qiao, and W. Lin, "Learning a no-reference quality assessment model of enhanced images with big data," *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, vol. 29, no. 4, pp. 1301-1313, Apr. 2018

[6] K. Gu, W. Lin, G. Zhai, X. Yang, W. Zhang, C. W. Chen, "No-reference quality metric of contrast-distorted images based on information maximization," *IEEE Trans. Cybernetics*, 2017.