2차원 히스토그램 기반 적응적 가중치 커널을 이용한 효율적 대비 강화

*위경철 **김창익

한국과학기술원

*wkc87@kaist.ac.kr

Efficient Contrast Enhancement Using an Adaptive Weighted Kernel based on 2-D Histogram

*Wee, Kyungchul **Kim, Changick

Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST)

요약

대비 강화는 컴퓨터 비전, 영상 처리, 패턴인식에서 전처리 과정으로 이용되며 그 역할이 중요하다. 2차원 히스토그램을 이용한 대비 강화 방법은 인접 픽셀 간의 정보를 이용해 대비를 강화시키기 때문에 1차원 히스토그램을 이용한 대비 강화 방법보다 우수하다. 2차원 히스토그램 기반 알고리즘에서 2차원 히스토그램의 인접픽셀 간의 화소값 차이에 따라 가중치를 주는 커널 (kernel)이 사용된다. 이러한 커널은 영상 마다 같은 가중치를 곱해주기 때문에 원하는 대비를 시켜주지 못하는 단점이 있다. 이에 본 논문은 2차원 히스토그램을 1차원 히스토그램으로 정사영을 시켜 평균값과 표준편차를 통해 2차원 히스토그램을 통계학적으로 분석한다. 그리고 선형회귀법을 이용하여 2차원 히스토그램의 통계적 정보에 따른 적응적 가중치 커널을 제안하고, 이를 이용하여 효율적 대비 강화를 한다. 실험 결과를 통해 제안하는 방법이 기존의 알고리즘에 비해 대비 향상 성능이 더 우수한 방법임을 확인하였다.

1. 서론

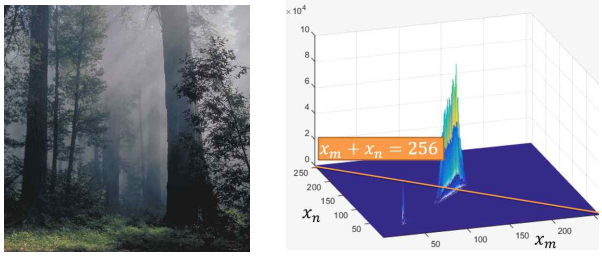
대비 강화는 영상을 대비를 증가시켜주고, 숨겨진 세부 성분을 강화시켜주는 것을 의미한다. 대비 강화는 영상 처리, 컴퓨터 비전 알고리즘의 전처리 과정으로 널리 이용되고 있으며, 이에 대한 연구가 활발하다.

현재까지 영상의 화질을 개선시키기 위해 제안된 대비 강화 알고리즘들은 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째는 주파수 영역에서 대비 강화하는 알고리즘이고, 두 번째는 영상 영역에서 대비 강화하는 알고리즘이다. 첫 번째 방법은 입력 영상에서 원하는 주파수 성분을 수정하기 위해 다양한 대역폭으로 나누어 수행된다 [1]-[3]. 이러한 알고리즘들은 적절한 주파수 성분을 선택함으로써 전체와 부분의 대비 강화를 동시에 할 수 있는 장점이 있다. 그러나 계산상의 복잡함, 적합한 변수 선택을 하지 못하기 때문에 주파수 영역보다 영상 영역에서 대비 강화 알고리즘이 널리 이용되고 있다.

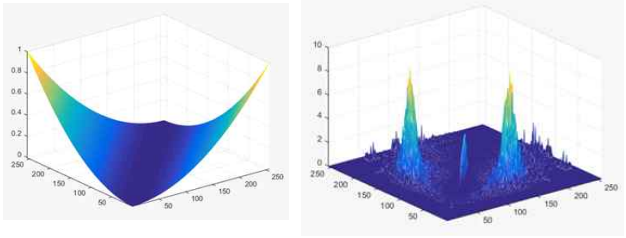
영상 영역에서의 알고리즘은 1차원 히스토그램, 2차원 히스토그램 기반 알고리즘으로 나눌 수 있다. 1차원 히스토그램 기반 알고리즘은 spatial entropy-based contrast enhancement (SECE)가 있는데 공간적 엔트로피라는 개념을 도입하여 공간적 정보를 이용하였다 [4]. 한편, 2차원 히스토그램 기반 알고리즘은 인접픽셀과의 정보를 이용하기 때문에 1차원 히스토그램 기반 알고리즘보다 시각적 왜곡이 적다. 또한, 2차원 히스토그램의 인접픽셀 간의 화소값 차이에 따라 가중치를 주는 커널 (kernel)이 사용된다. 2차원 히스토그램 기반 알고리즘은 2-D histogram equalization (2DHE)이 있다 [5]. 이는 영상 내의 인접한 픽셀 간의 화소값 차이를 증가시키는 관찰로부터 비롯되었다. 그리고 contextual and variational contrast enhancement algorithm (CVC)은 입력 영상 2차원 히스토그램과 영상완화과정을 추가하여 2DHE를 개선시켰다 [6]. 또한, 트리구조로 최적화를 구하는 layered difference representation (LDR)도 연구가 되었다 [7]. 그러나 2차원 기반 알고리즘들은 2차원 히스토그램에서 인접픽셀 간의 화소값 차이에 따라 가중치를 곱해줄 때 영상마다 같은 값을 곱해주어 효율적인 대비 강화를 시켜주지 못한다.

본 논문에서는 이와 같은 단점을 극복하기 위해 영상의 2차원 히스토그램의 통계적 정보에 따라 적응적 가중치 커널을 제안하고, 이를 이용하여 효율적으로 대비 강화하는 방법을 제안한다. 다시 말해 영상의 2차원 히스토그램을 1차원 히스토그램으로 정사영 시키고, 1차원 히스토그램의 평균값과 표준편차(σ)를 구하면 2차원 히스토그램의 분포를 알 수 있다. 서로 다른 σ값을 가진 훈련 영상 n개를 선형회귀법을 통해 영상에 맞는 최적의 커널을 구하게 된다. 그래서 테스트 영상이 입력되었을 때 적응적 가중치 커널이 생성되고, 최적화 기법을 통해 대비가 강화된다.

논문의 구성은 다음과 같다. 첫째, 2차원 히스토그램의 개념 및 그에 따른 적응적 가중치 커널을 제시하고, 최적화 기법을 통해 화소값 대응을 한다. 둘째, 제안하는 알고리즘이 성능이 우수하다는 것을 증명하기 위해 최신의 알고리즘들과 대비 강화 지표를 통한 성능평가를 한다. 마지막으로, 결론을 도출한다.



(a) (b)



(c) (d)

그림 1. (a) 입력 영상. (b) $h_x(x_m,x_n)$. (c) $h_p(x_m,x_n)$. (d) $h_x(x_m,x_n) := h_x(x_m,x_n)h_p(x_m,x_n)$.

2. 제안하는 방법

입력 영상과 출력 영상은 다음과 같이 표현된다.

$$X = \{x(i,j) | 1 \le i \le H, 1 \le j \le W\}, \quad (1)$$

$$Y = \{y(i,j) | 1 \le i \le H, 1 \le j \le W\}. \quad (2)$$

식 (1)의 X는 $H \times W$ 크기의 입력 영상을 의미하고, $x(i,j)$는 영상의 화소값이다. 식 (2)의 Y는 $H \times W$ 크기의 출력 영상을 의미하고, $y(i,j)$는 영상의 화소값이다. 입력 영상 X의 2차원 히스토그램은 다음과 같이 정의된다.

$$H_x = \{h_x(m,n) | 1 \le m \le 256, 1 \le n \le 256\}. \quad (3)$$

$h_x(m,n)$는 입력 영상에서 화소값 m을 가지는 픽셀 주변에 화소값 n을 가지는 픽셀의 수이다. 중심과 주변의 픽셀 설정은 3×3 크기로 설정하였다. 그림 1에서 (a)가 입력 영상일 때 (b)처럼 $h_x(m,n)$를 나타낼 수 있다. 한편, 화소값의 차이가 높은 픽셀에 높은 가중치를 주기 위해 $h_x(m,n)$를 다음과 같이 수정한다.

$$h_x(x_m,x_n) := h_x(x_m,x_n)h_p(x_m,x_n). \quad (4)$$

이 논문에서는 가중치 커널 h_p를 다음과 같이 정의한다.

$$h_p(x_m,x_n) = (|x_m - x_n| + 1)^{\theta}, \quad (5)$$

$$h_p(x_m,x_n) := h_p(x_m,x_n) / 256^{\theta}. \quad (6)$$

식 (5)는 화소값 차이를 θ제곱 시키고, 식 (6)은 정규화 시키는 과정이며 그림 1의 (c)에 나타내었다. 여기서 θ는 입력 영상을 통해 쌓인 2차원 히스토그램에 따라 달라진다. 즉, 그림 1의 (b)에서 2차원 히스토그램의 빈도수를 $x_m + x_n = 256$을 주축으로 정사영 시켜 513×1의 1차원 히스토그램을 만들고, 평균값과 표준편차(σ)를 구한다. 한편, 2차원 히스토그램은 $x_m = x_n$의 축을 중심으로 대칭을 이루기 때문에 평균값은 중앙값 256으로 일정하므로 정규화하지 않아도 된다. 한편, 평균값으로부터 좌우로 1.96σ 떨어진 값에서 95% 신뢰도를 가지므로 σ에 따라 입력 영상의 화소값 차이의 분포를 알 수 있다. σ가 크면 $x_m = x_n$으로부터 먼 지역에 빈도수가 많으므로 인접 픽셀의 화소값 차가 큰 부분에 높은 가중치를 주고, σ가 작으면 $x_m = x_n$으로부터 가까운 지역에 빈도수가 많으므로 인접 픽셀의 화소값 차가 작은 부분에 높은 가중치를 주어야 한다.

$$r_i = \theta_i - (a\sigma_i + b) \text{ for i = 1,...,n,} \quad (7)$$

$$\min \sum_{i=1}^{n} r_i^2, \quad (8)$$

$$\theta = 0.04\sigma + 1.54. \quad (9)$$

σ가 주어졌을 때 커널에 관련된 변수 θ와의 관계를 추정하기 위해 서로 다른 σ를 가진 n개의 훈련 영상 [8]을 입력 영상으로 하여 σ에 대한 대비 강화가 잘 된 θ값을 그래프 상에 점으로 찍고, 식 (8)에서 최적화 기법을 통해 선형회귀법을 한다. 그러면 식 (9)처럼 θ와 σ 사이의 관계식을 유도할 수 있다. σ에 따라 그림 1 (c)의 가중치 커널이 형태가 변화하게 된다. 그림 1 (d)는 식 (4)의 가중치된 h_x를 나타낸다. 그리고 h_x를 정규화하고 화소값 대응을 위해 입력 누적밀도함수를 생성한다.

$$h_x(x_m,x_n) := h_x(x_m,x_n) / \sum_{i=1}^{256}\sum_{j=1}^{256} h_x(i,j), \quad (10)$$

$$\Omega_x = \left\{ P_x(m) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} h_x(i,j) | m = 1,...,256 \right\}. \quad (11)$$

표적 히스토그램 H_t는 2차원 입력 히스토그램 H_x, 동등하게 분포된 2차원 히스토그램 H_u. 화소값 대응이 잘 될 수 있도록 이중 대각선 차이 행렬 D를 통해 식을 설정하고 최적화 기법을 통해 풀이한다.

$$f(H) = \alpha \| H - H_x \| + \beta \| H - H_u \| + \gamma \| DH \|, \quad (12)$$

$$H_t = \arg\min_{H} f(H). \quad (13)$$

α, β, γ는 0과 1사이의 실수이다. H_t가 구해지면 h_t를 정규화하고 화소값 대응을 위해 표적 누적밀도함수를 생성한다.

$$h_t(m',n') := h_t(m',n') / \sum_{i=1}^{256}\sum_{j=1}^{256} h_t(i,j), \quad (14)$$

$$\Omega_t = \left\{ P_t(m') = \sum_{i=1}^{m'}\sum_{j=1}^{m'} h_t(i,j) | m' = 1,...,256 \right\}. \quad (15)$$

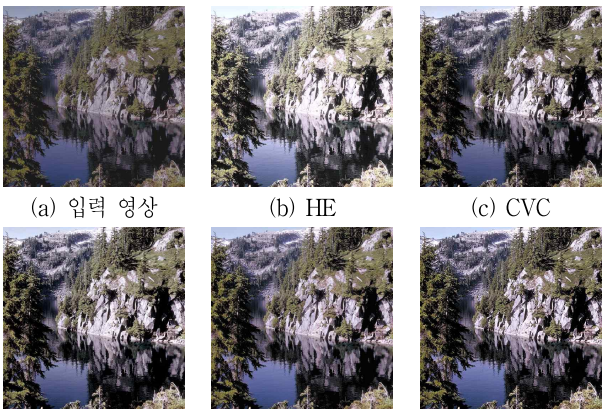
주어진 입력영상 화소값 m에 대응하는 화소값 m'는 다음과 같이 정의된다.

$$m' = \underset{i\in\{1,2,\ldots,256\}}{\arg\min} |P_x(m) - P_t(i)|. \quad (16)$$

대응시키는 식을 통해 대비 강화를 해주게 되고 다른 대비 강화 알고리즘보다 적응적 커널을 사용하기 때문에 효율적으로 대비가 강화된다.

3. 결과

CSIQ 데이터 세트 [9]의 화소값 대비가 작은 영상을 입력 영상으로 하여 HE, CVC, LDR, SECE, 제안하는 알고리즘으로 테스트 하였다.



(a) 입력 영상 (b) HE (c) CVC

(d) LDR (e) SECE (f) 제안방법

그림 2. 테스트 영상

그림 2 (b)를 보면 과잉강화(over-enhancement)된 것을 확인할 수 있다. 그림 2 (f)는 (c), (d), (e)보다 물과 물에 비친 나무사이의 화소값의 차가 명확하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 그리고 나뭇잎의 세부적인 면도 강화된 것을 확인할 수 있다.

	DE	EME	EMEG	PCQI	CMBM
입력 영상	6.73	11.18	0.12	-	-
HE	6.59	25.68	0.21	1.10	0.17
CVC	6.69	29.64	0.18	1.12	0.11
LDR	6.69	51.26	0.20	1.15	0.14
SECE	7.34	49.75	0.21	1.15	0.14
제안방법	7.34	66.28	0.22	1.17	0.16

표 1. CSIQ 데이터 세트의 평균값

표 1은 CSIQ 데이터 세트의 영상의 성능평가 결과를 기록한 것이다. 성능 평가를 위해 사용된 지표는 DE [10], EME [2],[11], EMEG [4], PCQI [12], CMBM [13] 이다. DE, PCQI는 대비 강화 된 영상의 세부적인 면을 나타내는 지표이고, EME, EMEG, CMBM는 원본영상에 비해 얼마나 대비가 일어났는지 알아내는 성능평가 지표로서, 5가지 지표 모두 값이 높을수록 대비 강화가 잘 되어 영상의 품질이 좋다고 할 수 있다. HE이 CMBM값이 높아서 강화가 잘 되었다고 볼 수 있겠지만, PCQI값이 다른 값보다 작기 때문에 과잉강화되어 세부적인 측면을 살리지 못했다. 제안방법이 다른 기법들보다 DE, PCQI가 높음으로써 세부적인 면을 잘 나타내면서, EME, EMEG, CMBM를 통해 원본에 비해 대비가 잘 되었다는 것을 알 수 있다.

4. 결론

본 논문은 입력 영상의 2차원 히스토그램을 1차원 히스토그램으로 정사영 시킨 뒤 평균값과 표준편차를 구하여 2차원 히스토그램의 분포도를 분석한다. 그 후에 선형회귀법으로 표준편차에 따른 적절한 θ를 설정하여 적절한 가중치 커널을 주어 대비 강화를 하고 있다. 입력 영상에 맞게 가중치 커널을 설정하기 때문에 어떤 영상이 들어와도 화소값의 대비차를 명확하게 하기 때문에 다른 대비 강화 기법들보다 영상의 질을 향상시킬 수 있다.

참고문헌

[1] Jobson, Daniel J., Zia-ur Rahman, and Glenn A. Woodell. "A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes." IEEE Transactions on Image processing 6.7 (1997): 965-976.

[2] Agaian, Sos S., Blair Silver, and Karen A. Panetta. "Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy." IEEE transactions on image processing 16.3 (2007): 741-758.

[3] Mukherjee, Jayanta, and Sanjit K. Mitra. "Enhancement of color images by scaling the DCT coefficients." IEEE Transactions on Image Processing 17.10 (2008): 1783-1794.

[4] Celik, Turgay. "Spatial entropy-based global and local image contrast enhancement." IEEE Transactions on Image Processing 23.12 (2014): 5298-5308.

[5] Celik, Turgay. "Two-dimensional histogram equalization and contrast enhancement." Pattern Recognition 45.10 (2012): 3810-3824.

[6] Celik, Turgay, and Tardi Tjahjadi. "Contextual and variational contrast enhancement." IEEE Transactions on Image Processing 20.12 (2011): 3431-3441.

[7] Lee, Chulwoo, Chul Lee, and Chang-Su Kim. "Contrast enhancement based on layered difference representation of 2D

histograms." IEEE Transactions on Image Processing 22.12 (2013): 5372-5384.

[8] Ponomarenko, Nikolay, et al. "Color image database TID2013: Peculiarities and preliminary results." Visual Information Processing (EUVIP), 2013 4th European Workshop on. IEEE, 2013.

[9] Larson, Eric C., and Damon M. Chandler. "Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy." Journal of Electronic Imaging 19.1 (2010): 011006-011006.

[10] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," Bell Syst.. Tech. J., vol. 27, pp. 379.423, 623.656, 1948.

[11] Panetta, Karen A., Eric J. Wharton, and Sos S. Agaian. "Human visual system-based image enhancement and logarithmic contrast measure." IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics) 38.1 (2008): 174-188.

[12] Wang, Shiqi, et al. "A patch-structure representation method for quality assessment of contrast changed images." IEEE Signal Processing Letters 22.12 (2015): 2387-2390.

[13] Celik, Turgay, and Heng-Chao Li. "Residual spatial entropy-based image contrast enhancement and gradient-based relative contrast measurement." Journal of Modern Optics 63.16 (2016): 1600-1617.