

이미지 컨트라스트 향상을 위한 다중 레이어 오버랩 블록 기반 로컬 히스토그램 평활화 기법

*김민실 **김종호 ***최윤식

연세대학교 전기전자공학과

*minsil.kim@yonsei.ac.kr

Local Histogram Equalization Method based on Multiple Layers Overlapped Block for Image Contrast Enhancement

*Kim, Min-Sil **Kim, Jong-Ho ***Choe, Yoon-Sik

Department of Electrical and Electronic Engineering at Yonsei University

요약

로컬 히스토그램 평활화(LHE)는 영상에서 로컬 정보를 강조하기 위한 효율적인 알고리즘 중 하나이다. 그러나 이 알고리즘은 스펙클 노이즈를 증폭시키는 단점을 가진다. 따라서, 기존의 로컬 히스토그램 평활화 기법을 확장한 다중 레이어 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법을 이용하여 기존 로컬 히스토그램 평활화 기법들의 문제점을 해결하고자 하였다. 이 방법은 3단계-컨트라스트 향상 단계, 노이즈 제거 단계, 통합 단계-로 이루어진다.

제안된 방법에서는 기존 방법의 컨트라스트 향상 단계에서 일반적인 로컬 히스토그램 평활화 방법이 아닌 컨트라스트를 제한하는 적응적인 히스토그램 평활화 기법을 적용하고, 노이즈 제거 단계에서 새로운 바이레터럴 필터를 적용하였다. 즉, 기존 방법의 문제점들을 해결하도록 알고리즘을 변형하여 기존 알고리즘의 성능을 개선하였다. 실험 결과는 제안된 방법이 기존의 방법 및 잘 알려진 로컬 히스토그램 평활화 기법들과 비교하여 좋은 성능을 내는 것을 확인하였다.

1. 서론

이미지 컨트라스트 향상의 주요한 목적은 영상에서 잘 보이지 않는 디테일을 드러내고, 이미지의 퀄리티를 향상시키는 것이다. 따라서 컨트라스트 향상 기법은 텔레비전, 모바일, 카메라 등 자동 처리 시스템에서 후처리 기법으로 사용될 수 있다. [1]

로컬 히스토그램 평활화(LHE)기법은 이미지 컨트라스트 기법들 중 자주 쓰이는 기법으로 누적 밀도 함수(CDF)를 계산하여 윈도우가 움직이면서 따라 CDF를 수정하여 컨트라스트를 향상시킨다.

LHE기법에는 블록 오버랩 히스토그램 평활화(BOHE), 부분적인 오버랩 서브블록 히스토그램 평활화(POSHE), 컨트라스트를 제한하는 적응적인 히스토그램 평활화(CLAHE)등이 있다. [2] 기존 LHE기법들의 대부분은 부자연스러운 컨트라스트 향상 및 스펙클 노이즈를 강화하는 경향이 있으며, 결과 이미지의 평균 밝기 값이 잘 보존되지 않아 intensity saturation artifact와 같은 문제가 발생한다.

따라서, 이러한 문제점들을 해결하기 위해 스펙클 노이즈를 효율적으로 제거하는 기법 및 원본 이미지에 포함된 정보를 유지하여 결과 이미지에서의 intensity saturation 문제를 해결하기 위해 원본 히스토그램의 모양을 보존할 수 있도록 해야 한다. [3]

본 논문에서는 기존 LHE기법들의 문제점을 해결하기 위해서 다중 레이어 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법 [4] 을 도입하였으며, 이를 변형하여 기존 알고리즘의 성능을 개선하고, 기존의 잘 알려진 로컬 히스토그램 평활화 기법들보다 좋은 효율을 내는 알고리즘을 제안하는데 그 목적을 두고 있다.

2. 다중 레이어 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법

기존 방법은 다중 레이어 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법 [4] 으로서 3단계로 구성되어 있다. 즉, 히스토그램 평활화를 하는 윈도우의 크기에 따라 원본 이미지를 3개의 레이어로 나누어 컨트라스트를 향상시키는 로컬 컨트라스트 향상 단계, 컨트라스트가 향상된 3개의 레이어에 대해 각기 다른 크기의 마스크를 적용하여 노이즈를 제거하는 단계, 노이즈가 제거된 각각의 레이어를 하나의 이미지로 합친 후 이를 원본 이미지와 합치는 통합 단계의 3단계로 이루어진다.

먼저 로컬 컨트라스트 향상 단계에서 원본 이미지로부터 블록 오버랩 히스토그램 평활화로 컨트라스트가 향상된 3개의 레이어 이미지를 만든다. 즉, 원본 이미지가 $M \times N$ 의 크기를 가질 때, 블록 오버랩 히스토그램 평활화를 위해 사용되는 윈도우의 크기는 각각 $(M/2) \times (N/2)$, $(M/4) \times (N/4)$, $(M/8) \times (N/8)$ 로 나타낼 수 있으며 이를 각각 h_1 , h_2 , h_3 로 표기한다. 여기서 몇 가지 가정이 포함되는데, 먼저 h_1 은 이미지의 밝기 값을 재분배하는 역할을 하며, h_2 는 영상의 작은 object를 강화하는데 사용되고, h_3 는 이미지를 선명하게 하는 역할을 한다.

LHE기법들은 공통적으로 노이즈 레벨을 강화시키는 경향이 있으므로, 이전 단계에서 컨트라스트가 향상된 이미지로부터 노이즈 레벨을 줄이는 과정이 노이즈 제거 단계에서 수행된다. 즉, h_1 , h_2 , h_3 에 대해 메디안 필터링을 취하는데, 작은 윈도우 사이즈로 히스토그램 평활화를 하는 경우 큰 윈도우 사이즈로 히스토그램 평활화를 하는 경우보다 더 높은 노이즈 레벨을 가지므로 h_1 , h_2 , h_3 에 대해 각각 (3×3) , (5×5) , (7×7) 사이즈의 윈도우로 메디안 필터링을 취하고, 이에 따른

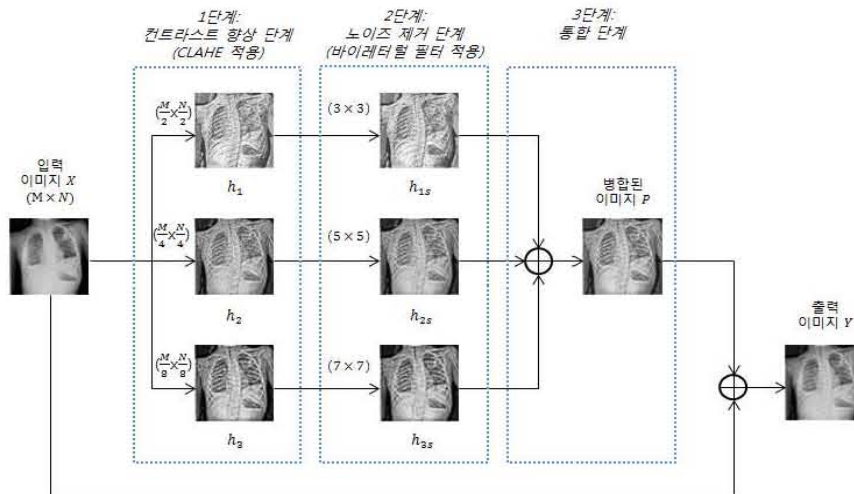


그림 1. 제안 알고리즘의 전체 블록도 (1단계:컨트라스트 향상 단계, 2단계:노이즈 제거 단계, 3단계:통합 단계)

결과 이미지를 h_{1s} , h_{2s} , h_{3s} 로 표기한다.

통합 단계에서는 입력 영상과 출력 영상의 평균 밝기값이 많이 달라지는 것을 예방하여 결과 이미지에서의 intensity saturation 문제를 해결하기 위해서, 이전 단계에서 구한 결과 이미지 h_{1s} , h_{2s} , h_{3s} 를 입력 이미지 X와 결합한다. 이를 위해 먼저 3가지 결과 레이어 이미지인 h_{1s} , h_{2s} , h_{3s} 를 하나의 이미지 P로 병합한다.

$$P = w_1 \cdot h_{1s} + w_2 \cdot h_{2s} + w_3 \cdot h_{3s} \quad (1)$$

여기서 w_1 , w_2 , w_3 은 양의 가중치 (즉, $w_1 + w_2 + w_3 = 1.0$) 이며, 이 값들이 이미지에 의존하도록 만들기 위해서 각 가중치의 비율을 엔트로피 값에 비례하도록 하였다.

$$w_1 : w_2 : w_3 :: |E_{h_{1s}} - [E_X]| : |E_{h_{2s}} - [E_X]| : |E_{h_{3s}} - [E_X]| \quad (2)$$

여기서 $E_{h_{1s}}$, $E_{h_{2s}}$, $E_{h_{3s}}$, E_X 는 각각 h_{1s} , h_{2s} , h_{3s} , 입력 이미지의 엔트로피 값을 나타내며, 엔트로피는 아래의 식 (3)과 같이 구할 수 있다.

$$E = - \sum_{x=0}^{L-1} p(x) \log_{10} p(x) \quad (3)$$

즉, 가장 높은 엔트로피 차이 값을 가지는 레이어가 가장 높은 가중치를 가지도록 해준다.

마지막으로 통합된 이미지 P와 입력 이미지 X를 더하여 최종 출력 이미지 Y를 아래의 식 (4)와 같이 구할 수 있다.

$$Y = \alpha \cdot X + \beta \cdot P \quad (4)$$

여기서 α , β 는 양의 가중치 계수 (즉, $\alpha + \beta = 1.0$)이다.

3. 제안하는 기법

이 논문에서 제안하는 기법의 기본적인 흐름은 앞서 언급한 다중 레이어 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법 [4] 에 근거하였다. 그러나 기존의 방법과는 다르게 제안하는 방법에서는 컨트라스트 향상 단계에서 컨트라스트를 제한하는 적응적인 히스토그램 평활화 기법을 적용하였으며, 필터의 사용에 있어서 새로운 바이레터럴 필터를 적용하여 기존 알고리즘을 변형하였다. 기존 방법에서는 LHE기법들에서

공통적으로 나타나는 문제인 스펙클 노이즈가 제대로 제거되지 않고 원본 이미지와 결과 이미지의 평균 밝기 값이 잘 보존되지 않아 intensity saturation 문제가 발생하였으므로, 이런 문제점들을 해결하도록 하였다. 제안 알고리즘의 전체적인 흐름은 그림 1과 같으며 상세한 설명은 아래와 같다.

3-1. 1단계: 로컬 컨트라스트 향상 단계

로컬 컨트라스트 향상 단계의 목적은 영상에 숨어있는 디테일을 드러내고 영상의 밝기를 고르게 재분배하기 위한 것이다. 이를 위해 기존 방법은 원본 이미지로부터 블록 오버랩 히스토그램 평활화로 컨트라스트가 향상된 3개의 레이어 이미지를 만든다. 그러나 이런 방법은 기존의 LHE기법들에서 나타나는 스펙클 노이즈를 완전히 제거할 수는 없다. 따라서 제안하는 방법에서는 결과 이미지에서 나타나는 노이즈의 과대 증폭을 줄이면서 컨트라스트를 제한하는 적응적인 히스토그램 평활화 기법을 적용하였다. 이 경우 로컬 히스토그램에서 컨트라스트를 제한함으로써 결과 이미지에서 노이즈의 증폭을 줄이는 기법이다. 즉 CDF를 계산하기 전에 미리 설정한 값으로 히스토그램을 클리핑 함으로써 스펙클 노이즈의 증폭을 제한하는 기법이다. 이 기법의 경우 제한한 클리핑 값을 넘는 히스토그램의 값을 버리는 것이 아니라, 모든 히스토그램 영역에 동등하게 재분배함으로써 컨트라스트가 향상되므로 밝기 값이 고르게 재분배되며 기존의 방법들에 비해 연산이 빠르다는 장점을 가진다. 컨트라스트를 제한하는 적응적인 히스토그램 평활화 기법을 적용 시, 일반 표준 영상 및 의료 영상에서도 다른 LHE 기법들에 비해 더 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

3-2. 2단계: 노이즈 제거 단계

기존의 LHE기법들은 결과 이미지에서 노이즈 레벨을 강화시키는 경향이 있으므로, 노이즈 제거 단계의 목적은 앞 단계에서 히스토그램 평활화된 이미지로부터의 노이즈 레벨을 줄이는 것이다. 이를 위해 기존 알고리즘은 앞 단계에서 각기 다른 윈도우 사이즈로 히스토그램 평활화한 3개의 레이어 이미지에 대해 각기 다른 윈도우 사이즈로 노이

즈를 제거하는데 있어 메디안 필터를 취해 주었다. 그러나 메디안 필터는 LHE기법의 문제점인 스펙클 노이즈의 일부만을 제거하며, 주로 랜덤 노이즈를 제거하는 특성 때문에 간혹 이미지의 object나 엣지 성분이 보존되지 않고 영상 전체가 블러되어 오히려 영상의 열화 현상을 야기한다. 따라서 제안 알고리즘에서는 이미지의 엣지 성분은 보존하면서, 이미지를 효율적으로 스무딩하여 노이즈를 줄이기 위하여 바이레터럴 필터를 적용하였다. [5] 바이레터럴 필터는 두 개의 간단한 가우시안 필터로 구성되어 있으므로 계산의 복잡성 또한 높지 않다는 장점을 가진다. 바이레터럴 필터에 대한 설명은 아래와 같다.

먼저, $I(x)$ 와 $I(y)$ 를 입력 이미지의 화소값이라 할 때, 필터링 결과를 아래의 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$I_b(x) = \frac{1}{k(x)} \sum_{y \in \Omega} c(x,y) s(I(x), I(y)) I(y) \quad (5)$$

여기서 $c(\cdot)$, $s(\cdot)$ 는 각각 화소 위치의 연관성 및 화소 간의 유사성을 나타내며, Ω 는 현재 위치를 포함하는 이웃 화소 위치를 나타낸다. 그리고 정규화 항 $k(\cdot)$ 은 아래의 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$k(x) = \sum_{y \in \Omega} c(x,y) s(I(x), I(y)) \quad (6)$$

또한, 공간적으로 가우세 화소에 인접한 화소에 더 높은 가중치를 주기 위해서, $c(\cdot)$ 는 아래의 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$c(i,j) = \exp\left(\frac{-\|i-j\|_2^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (7)$$

여기서, $\|\cdot\|_2$, σ_c 는 $c(\cdot)$ 의 L_2 -norm 과 표준편차를 나타낸다.

x 와 y 화소 간의 유사성을 가리키는 $s(\cdot)$ 는 화소 간의 거리에 관계없이 화소 값 $I(x)$, $I(y)$ 가 화소 위치 x , y 대신 가우시안 필터의 파라미터로 이용될 수 있도록 화소 값의 유사성에 가중치를 주도록 하며 아래의 식 (8)와 같이 나타낼 수 있다.

$$s(u,v) = \exp\left(\frac{-\|u-v\|_2^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (8)$$

$c(\cdot)$ 와 $s(\cdot)$ 의 적용적인 결합은 가우시안 필터가 엣지 방향에 따라 처리되도록 하므로, 바이레터럴 필터가 이미지의 textual 정보와 구조적 정보를 효율적으로 분리할 수 있도록 한다. 따라서 널리 사용되는 필터이지만 최적의 σ_c 와 σ_s 를 결정하는 이론적인 방법이 없으며, 이 두 파라미터는 주로 실험적인 방법으로 선택된다. 본 논문에서는 최적의 파라미터를 선택하는 방법을 Zhang [6]의 논문으로부터 참고하여 선택하였다.

실험 결과 여러 가지 실험 영상에서 이미지의 엣지 성분은 잘 보존되면서 노이즈 성분은 효율적으로 제거되어 메디안 필터에 비해 더욱 좋은 성능을 내는 것을 확인할 수 있다.

3-3. 3단계: 통합 단계

통합 단계의 목적은 saturation artifact가 없는 결과 이미지를 만드는 것이다. 즉, 컨트라스트가 향상된 결과 이미지와 원본 이미지의 평균 밝기 값이 큰 차이를 가지면 안된다. [7]

통합 단계에서, 이전 단계에서 구한 결과 이미지 h_{1s} , h_{2s} , h_{3s} 를 하나의 이미지 P 로 병합한 후 이를 입력 이미지 X 와 결합하는 방법은 기존의 방법 [4] 과 동일하다.

마지막으로 통합된 이미지 Y 는 식 (4)로 표현되었는데, 여기서 두

개의 파라미터 α, β 를 구함에 있어서 β 의 가중치가 커질수록 노이즈 레벨이 증가하고, α 의 가중치가 커질수록 노이즈 레벨은 줄어들지만 컨트라스트가 제대로 향상되지 않는다. 따라서 최적의 결과 영상을 위하여 실험적으로 구한 수치는 $\alpha=0.7$, $\beta=0.3$ 일 때이다.

4. 실험 결과 및 분석

실험에 있어 일반 표준 영상 및 의료 영상을 사용하였다. 알고리즘의 성능 평가는 주관적 화질 평가 및 엔트로피, AMBE 등의 measure를 이용한 평가를 기준으로 하였다. [4]

먼저 사용한 measure는 엔트로피인데, 이는 결과 이미지로부터 얻어진 향상의 정도를 측정할 수 있다. 즉, 이미지의 엔트로피가 향상될수록 입력 이미지와 비교하여 높은 엔트로피 값을 가진다.

$$E = - \sum_{x=0}^{L-1} p(x) \log_{10} p(x) \quad (9)$$

또 다른 measure는 average mean brightness error(AMBE)로써, 출력 영상에서 입력 영상의 평균 밝기 값을 얼마만큼 유지하는지를 나타내는 척도이므로, 이미지의 엔트로피가 향상될수록 더 낮은 AMBE 값을 가진다.

$$AMBE = |\bar{X} - \bar{Y}| \quad (10)$$

\bar{X}, \bar{Y} 는 각각 입력 영상과 출력 영상의 평균 밝기 값을 나타낸다.

실험에서 CLAHE 알고리즘의 클리핑 값은 히스토그램 최대값의 10%로 설정하였고, 바이레터럴 필터의 두 파라미터는 $\sigma_c=1.8$, $\sigma_s=30$ 으로 설정하였다. [6]

표 1에서 엔트로피와 AMBE 모두 메디안 필터보다는 바이레터럴 필터에서 더 좋은 성능이 나타남을 확인할 수 있다. 특히, baboon, chest2, teeth 이미지에 대해서는 메디안 필터를 사용한 경우 원본 이미지보다 엔트로피가 떨어지는 것을 확인할 수 있으며, 바이레터럴 필터를 사용한 경우에는 원본 이미지와 메디안 필터를 사용한 이미지 모두에 대하여 더 좋은 성능을 나타냄을 확인할 수 있다.

표 1. 일반 표준 영상 및 의료 영상에 대하여 제안 알고리즘에 메디안 필터와 바이레터럴 필터를 적용했을 때 엔트로피와 AMBE 비교

영상	엔트로피			AMBE	
	원본	메디안	바이레터럴	메디안	바이레터럴
couple	1.1913	2.0187	2.3274	16.3271	10.2543
house	1.8862	2.0898	2.3092	11.6973	7.5172
sailboat	2.1267	2.1314	2.4639	10.4276	3.4099
baboon	2.1762	2.1150	2.3758	6.4344	2.1241
chest1	2.1499	2.1858	2.4031	1.4638	0.2538
chest2	2.1242	2.0877	2.3382	18.0214	5.4979
mammo.	2.1923	2.2144	2.3351	11.3652	3.7488
teeth	2.1711	2.1639	2.3931	12.1849	8.0738

표 2, 3에서 기존 알고리즘 및 잘 알려진 LHE기법인 BOHE, CLAHE 기법들과 제안 알고리즘의 엔트로피와 AMBE를 비교하였다. 기존 알고리즘뿐 아니라 기존의 LHE기법들에 대해서도 제안 알고리즘이 엔트로피와 AMBE 측면에서 더 나은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

그림 2, 3은 각각 일반 표준 영상인 sailboat와 의료 영상인 chest2에 대하여 기존 알고리즘들과의 주관적 화질 평가를 나타낸다.

표 2. 각 알고리즘의 엔트로피 비교

영상	엔트로피				
	원본	LHE	CLAHE	MLBOHE	Proposed
couple	1.1913	2.3491	2.2567	2.1218	2.3274
house	1.8862	2.3109	2.2264	2.1474	2.3092
sailboat	2.1267	2.3450	2.3298	2.2202	2.4639
baboon	2.1762	2.3563	2.3663	2.1982	2.3758
chest1	2.1499	2.3551	2.2894	2.2603	2.4031
chest2	2.1242	2.3342	2.1437	2.2519	2.3382
mammo.	2.1923	2.2867	2.2907	2.2801	2.3351
teeth	2.1711	2.3369	2.2922	2.2761	2.3931

표 3. 각 알고리즘의 AMBE 비교

영상	AMBE			
	LHE	CLAHE	MLBOHE	Proposed
couple	127.6431	48.0835	35.5553	10.2543
house	92.9383	30.9292	26.4576	7.5172
sailboat	35.1214	12.7118	7.2509	3.4099
baboon	29.8809	5.9425	5.5733	2.1241
chest1	19.4944	16.4358	8.9594	0.2538
chest2	72.8794	20.2154	19.5250	5.4979
mammo.	36.8343	10.1805	7.9010	3.7488
teeth	42.6450	15.2910	9.4552	8.0738

그림 2, 3 모두에서 LHE (b)의 경우 결과 영상이 부자연스럽게 향상된 것을 볼 수 있으며, 기존 알고리즘 (d)의 경우 메디안 필터의 사용으로 영상의 노이즈 뿐 아니라 옛지까지 블러된 것을 볼 수 있다. 그와 비교하여 제안 알고리즘 (f)의 경우, 그림 2의 Sailboat 이미지에 대해 노이즈는 제거되면서 옛지는 보존되어 자연스럽게 컨트라스트가 향상된 것을 확인할 수 있으며, 그림 3. 의 Chest2 이미지에 대해서도 갈비뼈와 척추 부근에서 컨트라스트가 크게 향상되어 의료 영상에서도 좋은 성능을 내는 것을 확인할 수 있다.

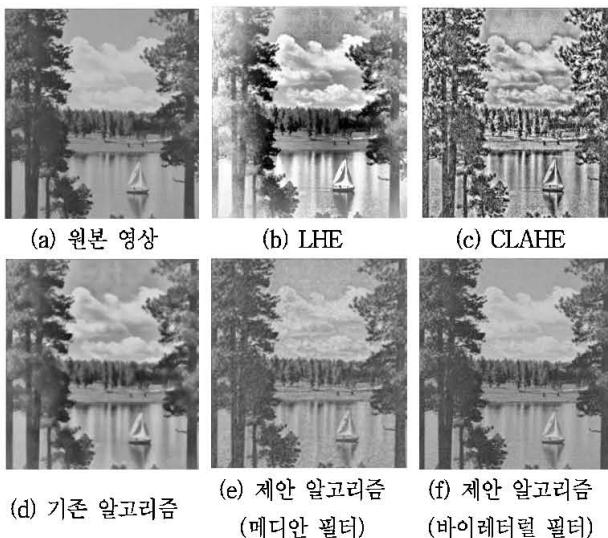


그림 2. Sailboat 영상에 대한 주관적 화질 평가

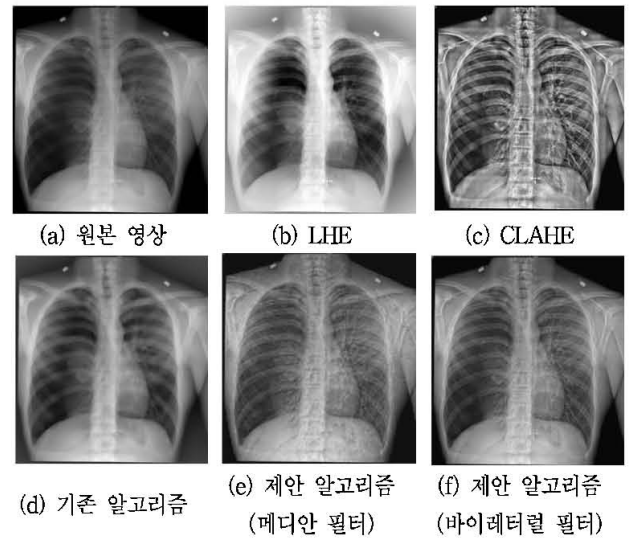


그림 3. Chest2 영상에 대한 주관적 화질 평가

5. 결론

메디안 필터가 랜덤 노이즈를 제거하는데 많이 사용되지만, LHE에서 공통적으로 나타나는 스펙클 노이즈를 다루는데 있어 최적의 필터는 아니므로 결과 이미지에서의 효율적인 노이즈 제거 및 옛지 보존을 위하여 바이레터럴 필터를 사용하여 성능을 향상시킬 수 있다. 이와 함께 일반적인 블록 오버랩 히스토그램 평활화 기법이 아닌 컨트라스트를 제한하여 적용적으로 히스토그램을 평활화하는 기법을 사용함으로써 결과 이미지에서의 엔트로피 및 AMBE, 주관적 화질에서 기존 LHE기법 및 기존 알고리즘과 비교하여 더욱 뛰어난 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

6. 참고 문헌

- [1] Gonzalez R. C., Digital Image Processing, Addison-Wesley, 2003.
- [2] Strickland Robin N, Image Processing Techniques for Tumor Detection, Image Processing, Marcel Dekker, Inc, 2002.
- [3] Yu T-H, Histogram-Shape Preserving Algorithm for Image Enhancement, IEEE ISCAS, Vol.1, p.407-410, 1993.
- [4] Nicholas Sia Pik Kong, Multiple Layers Block Overlapped Histogram Equalization for Local Content Emphasis, Computers and Electrical Engineering Vol.37, p.631-643, 2010.
- [5] Kim J-H, A Novel Image Interpolation Method using the Bilateral Filter, IEEE Trans. Consumer Elect., Vol.56, p.175-181, 2010.
- [6] M. Zhang, Multiresolution Bilateral Filtering for Image Denoising, IEEE Trans. Image Process., Vol.15, p. 2324-2333, 2008.
- [7] Kim Y-T, Contrast Enhancement using Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization, IEEE Trans. Consumer Elect, Vol.43, p.1-8, 1997.