

논문 2015-52-10-12

X-ray 영상을 위한 블록 기반 대비 개선 기법

(Block-based Contrast Enhancement Algorithm for X-ray Images)

최 광 연*, 송 병 철**

(Kwang Yeon Choi and Byung Cheol Song[©])

요 약

자연 영상들을 위한 전형적인 지역적 대비 개선 기법을 X-ray 영상에 적용할 경우, X-ray 고유의 특성을 고려하지 않기 때문에 과도한 개선이 이루어지거나 부자연스러운 화질을 생성하는 화상의 결함이 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문은 지역적으로 X-ray 영상을 위한 블록 기반 대비 개선 기법을 제안한다. 먼저 블록 단위로 가중치 누적 분포 변환 함수를 도출하고, 이를 이용한 블록 단위 대비 개선을 수행한다. 다음으로, 블록 기반 중첩을 적용하여 블록화 현상이 제거된 영상을 획득한다. 후처리로 고주파 성분을 강조하여 최종 영상을 획득한다. 모의실험을 통해 제안한 블록 기반 대비 개선 기법이 일반적인 대비 개선 기법보다 정량적인 대비 개선 척도에서 최대 5배 우수함을 확인하였다.

Abstract

If typical contrast enhancement algorithms for natural images are applied to X-ray images, they may cause artifacts such as overshooting or produce unnatural visual quality because they do not consider inherent characteristics of X-ray images. In order to overcome such problems, we propose a locally adaptive block-based contrast enhancement algorithm for X-ray images. After we derive a weighted cumulative distribution function for each block, we apply it to each block for contrast enhancement. Then, we obtain images that are removed from block effect by adopting block-based overlapping. In post-processing, we obtain the final image by emphasizing high frequency components. Experimental results show that the proposed block-based contrast enhancement algorithm provides at maximum 5-times higher visual quality than the exiting algorithm in terms of quantitative contrast metric.

Keywords : Medical image, X-ray image, Contrast enhancement

I. 서 론

의료기기 시장의 고속 성장과 사람들의 높은 관심에 따라 의료기기 및 관련 기술의 발전도 중요한 이슈가 되고 있다. 여러 의료기기들 중에서도 특히 X-ray 기기는 현재 가장 널리 보급되어있고 수요가 많은 만큼 관련 연구가 활발하게 진행되고 있다. DR (Digital Radiography)의 발전으로 현재 많은 병원에서는 디지털

X-ray 기기를 통해 의사들에게 양질의 X-ray 영상을 제공하고 있다. 하지만 X-ray 영상의 촬영원리 상 진단 부위에 따라 촬영 기기로부터 얻어진 영상 데이터를 바로 의사가 분석하기에 어려움이 존재한다. X-ray 기기로부터 처음 획득된 X-ray 영상은 밝기 레벨이 고르지 못하여 영역별 구분이 어렵기 때문에 의사의 정밀한 진단과 정확한 판단을 돕기 위해서는 화질 개선된 X-ray 영상을 제공할 필요가 있다. 특히 흉부 X-ray 영상의 경우 폐질환, 갈비뼈 골절, 기관지염 등 의사가 관찰하는 신체 조직에 따른 영상의 특성이 다르기 때문에 적절한 부위별 개선이 필요하다. 따라서 의사의 정밀한 진단과 정확한 판단을 돕기 위해서는 보다 뛰어난 화질의 대비가 개선된 X-ray 영상을 제공할 필요가 있다.

* 학생회원, ** 평생회원 인하대학교 전자공학과
(Department of Electronic Engineering, Inha University)

[©] Corresponding Author (E-mail:bcsong@inha.ac.kr)

Received ; June 17, 2015 Revised ; September 3, 2015

Accepted ; September 24, 2015

영상 대비 개선을 위한 대표적인 두 가지 기법으로 전역적 처리를 이용하는 방법과 지역적 처리를 이용한 대비 개선 기법이 있다. 전형적인 전역적 대비 개선 기법으로는 히스토그램 기반의 전역적 히스토그램 평활화(Global Histogram Equalization, 이하 GHE) 기법이 있다^[1~5]. GHE는 원본 영상의 확률 분포 함수(Probability Distribution Function, 이하 PDF)로부터 얻어지는 누적 분포 함수(Cumulative Distribution Function, 이하 CDF)를 이용한다. CDF에 기반을 둔 변환함수를 적용하는 GHE는 영상의 전체 밝기 범위에서 균일하게 히스토그램 분포가 변하게 된다. 그러나 히스토그램 평활화 특성상 밝기 값이 밀집한 영역에 대한 대비 개선이 주로 이루어지게 되어 일정 부분에서 대비 개선이 효과적으로 이루어지지 않는 특성이 있다. 이러한 특징 때문에 일정 부분에서 대비 개선이 효과적으로 이루어지지 않는다. GHE 기반 기법 중에, 예를 들어, 히스토그램 평활화를 적용하기 전에 원본 히스토그램의 지역 최소값을 기반으로 나누거나 특정 밝기 값을 할당하여 나눈 히스토그램을 각 구역당 히스토그램 평활화를 적용하는 방식이 있다^[2]. 히스토그램을 특정한 기준으로 나누어 히스토그램 평활화를 수행하지만 영상이 공간적으로 나누어지지 않고 밝기 값을 기준으로 나누어지기 때문에 전역적인 대비 개선 기법의 특성이 나타난다. 히스토그램 기반이 아닌 전역적인 기법으로 감마 보정을 기반으로 하는 가중치 분배 적응적 감마 보정(Adaptive Gamma Correction with Weighting Distribution, 이하 AGCWD) 기법이 있다^[6].

한편 전형적인 지역적 대비 개선 기법으로는 히스토그램 기반 지역적 히스토그램 평활화(Local Histogram Equalization, 이하 LHE) 기법이 있다^[7~9]. LHE는 원본 영상의 히스토그램에서 밝기 값 분포가 모여 있는 부분에서의 대비 개선이 주로 이루어지게 되는 GHE의 단점을 어느 정도 해결할 수 있다. 그러나 지역적으로 히스토그램 평활화가 이루어지기 때문에 필요 이상으로 과도하게 대비 개선이 이루어 질 수 있다. 또한 지역적 특성이 강한 영상일 경우 최종적으로 부자연스러운 결과를 얻을 수도 있다. LHE를 기반으로 한 기법 중에 예를 들어 영상을 특정 블록 크기로 나눈 후 중첩이 되도록 화소 단위로 이동하며 각 블록 안에 있는 영역에 대해서 히스토그램 평활화를 하는 기법이 있다^[9]. 그러나 이 기법은 모든 화소 단위로 각 블록에 대해서 히스

토그램 평활화가 수행되어 연산량이 많은 단점이 있다. LHE를 적응적으로 적용하는 기법으로 대비 제한 적응적 히스토그램 평활화(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, 이하 CLAHE) 기법이 있다^[10].

홍부 X-ray 영상은 전체적으로 꽤 부분 같은 어두운 부분과 빼 부분 같은 밝은 부분 모두 대비를 개선해야 하기 때문에 지역적 대비 개선 기법이 필요하다. 따라서 전역적 대비 개선 기법으로는 홍부 X-ray 영상의 대비 개선에는 어려움이 있다. 하지만 홍부 X-ray 영상이 지역적 특성이 강하다는 이유로 전형적인 지역적 대비 개선 기법을 적용하게 될 경우 과도한 개선 결과를 얻게 되거나 블록화 현상 제거 단계에서 부자연스러운 결과를 얻을 수 있다.

본 논문에서는 전체적으로 모든 부분의 대비가 개선되어야 하는 영역별 특성이 강한 홍부 X-ray 영상의 대비를 개선하기 위해 지역적 대비 개선 기법을 제안한다. 첫째, 지역적 대비 개선 기법을 적용하기 위해 우선 영상을 일정 크기의 블록으로 나눈다. 둘째, 전형적인 지역적 대비 개선 기법의 문제점인 과도한 대비 개선을 막기 위해서 비중첩으로 나누어진 블록들 간의 가중치 분배 PDF로부터 얻어지는 누적 합을 이용한 변환함수를 적용한다^[6]. 블록들 간의 대비 개선이 이루어지면 블록화 현상을 제거하기 위해서 블록 기반 중첩의 기법을 적용한다. 추가적으로 홍부 X-ray 영상의 빼 부분의 선명도 개선을 위해 중첩으로 생성된 영상의 고주파 성분을 빼에 해당하는 밝은 부분에 더해준다. 모의실험에서 제안 기법을 AGCWD, CLAHE와 비교하였을 때 영상 전체적으로 효과적 대비 개선이 이루어지고 영상의 특정 부분에서의 대비 개선이 뚜렷하게 이루어지는 것을 확인할 수 있다. 또한 정량적으로 비교하였을 때, 정량적인 대비 개선 척도에서 평균적으로 AGCWD와는 6.7배, CLAHE와는 2.27배 개선되는 것을 확인할 수 있다.

본 논문의 II절에서는 관련 연구에 대해서 기술하고 III절에서는 제안 기법을 단계별로 설명한다. IV절에서는 모의 실험을 통해 기존 기법과 제안 기법의 결과를 비교한다. 마지막 V절에서는 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

I 절에서 소개한 AGCWD는 입력 영상의 PDF에 일정 가중치를 두어서 급격한 변화가 있는 PDF를 부드럽

게 변환시키고 그에 맞는 누적 합을 구한다. 기존의 적응적 감마 보정 방법은 단순한 CDF를 이용하여 적응적으로 감마 보정을 하는 방식이지만 가중치를 두어서 얻은 누적합을 적응적 감마 보정 방법에 적용시킨다. AGCWD는 간단하고 빠른 연산으로서 영상에서 어두운 부분의 밝기 값을 올리면서 적절하게 대비를 개선 하지만 일정 밝기 이상의 밝은 부분에서는 밝기 값이 포화되면서 대비 개선이 잘 되지 않는 현상을 볼 수 있다.

또한, CLAHE는 전체 영상을 일정 크기의 중첩되지 않는 블록으로 나눈 후 각각의 블록에 대해서 히스토그램 평활화를 적용한다. 이때 PDF의 어느 값 이상 제한을 두어 CDF가 너무 크게 변하지 않도록 한다. 각각의 블록 당 PDF 값의 제한을 두는 히스토그램 평활화를 한 후 중첩을 통해 블록의 경계 부분에서 나타나는 어색한 부분을 자연스럽게 제거한다. 그러나 GHE의 문제점인 히스토그램에서 밝기 값 분포가 모여 있는 부분에서의 대비 개선이 주로 이루어지게 되어 효과적인 대비 개선이 어려운 점을 해결하기 어렵다.

또 다른 지역적 대비 개선 방법으로 비중첩 서브블록 기반 히스토그램 투영(Non-Overlapped Sub-block based Histogram Projection, 이하 NOSHP) 기법이 있다^[11]. NOSHP는 전체 영상을 일정 크기의 중첩되지 않는 서브블록으로 나눈 후 각각의 서브블록에 대해서 히스토그램 투영을 적용한다. 히스토그램 투영이란 원본 영상의 PDF 값 중에서 0이 있다는 사실에 주의를 기울여 PDF 값이 0이 아닌 밝기 값을 가질 경우만 누적 합을 구하여 변환함수를 구하는 기법으로 전체 밝기 범위 내에서 좀 더 균일하게 히스토그램을 재분배를 하는 기법이다. 그러나 PDF 값이 존재하는지를 판단해야하기 때문에 연산량이 많다. 각각의 서브블록에 대해서 히스토그램 프로젝션을 적용한 후 블록화 현상 제거를 위해 인접한 4개의 서브블록에 대한 가중치 평균을 계산하여 서브블록들의 경계 부분을 자연스럽게 만들어 준다. 가중치 평균 계산은 일반 영상에서는 효과적으로 블록화 현상을 제거하지만 지역적 특징이 강한 의료영상, 특히 흉부 X-ray 영상에서는 부자연스러운 결과를 얻게 된다.

III. 제안 기법

기존의 전역적인 대비 개선 기법에서는 영상 전체적

으로 히스토그램을 조절하게 된다. 영상의 히스토그램에서 밝기 범위가 전체 범위에 존재하거나 특정 밝기 값 분포에 밝기 값들이 뭉쳐 있을 경우 특정 부분에서 대비 개선이 효과적으로 이루어지지 않는 경우가 있다. 또한 기존의 지역적인 대비 개선 기법에서는 지역적인 부분들에서 효과적으로 대비 개선이 이루어지지만 과도한 대비 개선이 이루어지는 경우가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 제안 기법은 입력 영상 전체를 일정한 크기의 중첩되지 않는 블록으로 나누고 나누어진 각각의 블록에 대해서 계산된 가중치 분배 PDF로부터 얻어지는 누적 합을 이용하는 변환함수를 적용한다. 또한 영상의 블록 경계에서 나타나는 블록화 현상 제거를 위해서 블록 기반의 중첩을 적용하여 의료 영상의 특성에 맞는 자연스러운 영상을 생성한다. 추가적으로 영상의 고주파 성분을 밝은 부분에 대해 더해 주어 밝은 부분에 해당하는 뼈의 선명도가 더욱 개선된 결과를 얻는다.

제안 기법은 AGCWD의 지역적인 영역에서 화질 열화 가능성을 제거하기 위해 블록 단위로 처리하더라도 적응적 감마 보정 처리로 인하여 화질 열화가 제거되지 않기 때문에 가중치 분배 누적 분포 함수를 대비 개선을 위한 변환함수로 제안한다. 또한 후처리로서 밝기 값에 따라 적응적으로 고주파 성분을 추출하여 더하는 방식으로 선명도를 더 강조하는 방법을 제안한다. 그림 1은 제안 기법의 전체 구성을 보여준다.

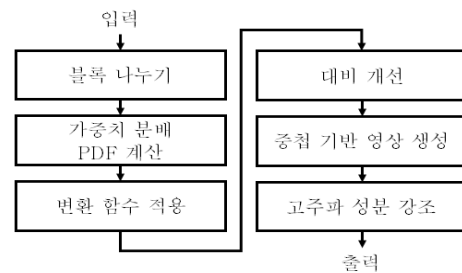


그림 1. 제안 기법 블록도
Fig. 1. Block diagram of proposed algorithm.

3.1. 가중치 분배 PDF 계산

입력 영상을 전체적으로 $m \times n$ 크기의 비중첩 블록들로 나눈다. 나누어진 각각의 블록에 대해서 PDF를 구한다. 각 블록들에 대하여 구해진 PDF 값을 가지고 해당하는 블록들의 PDF 값의 최대값과 최소값 사이의

값들을 갖도록 정규화를 계산한다. 여기서, 정규화 된 PDF 값에 특정한 상수의 거듭제곱을 취해 적절한 가중치를 주게 된다. 가중치를 준 정규화 된 PDF에 각 블록들에 대한 PDF의 최대값을 다시 곱해주면 원본 이미지의 밝기 값으로 정규화가 된다. 이러한 가중치 분배 PDF 계산 과정은 아래의 식 (1), (2)로 표현할 수 있다.

$$PDF_A(k) = \frac{p_k}{P_A} \quad (1)$$

$$PDF_w(k) = PDF_{max} \left(\frac{PDF_A(k) - PDF_{min}}{PDF_{max} - PDF_{min}} \right)^\alpha \quad (2)$$

p_k 는 블록 A 안의 밝기 k값에 해당하는 화소 값의 수이고, P_A 는 블록 A 안에 있는 총 화소 수이다. 식 (1)에서 $PDF_A(k)$ 는 블록 A의 PDF를 의미한다. PDF_{max} 는 각각의 블록들에 대한 PDF 최대값, PDF_{min} 은 각각의 블록들에 대한 PDF 최소값, α 는 적응적 변수이다. 가중치 분배 PDF는 일반적인 PDF와 다르게 가중치를 얼마나 주는가에 따라서 더욱 부드러운 변화를 가지게 되거나 더욱 급격한 변화를 가지게 된다. 식 (2)에서 α 값이 1보다 작을 경우 가중치 분배 PDF는 급격한 변화가 없는 상대적으로 부드러운 PDF 그래프를 얻는다. α 값이 1보다 클 경우 단순한 PDF와 비교하여 더 급격하게 변화하는 PDF 그래프를 얻는다. 그림 2에서 α 값이 0.5일 경우 부드러운 변화를 가지는 가중치 분배 PDF 그래프를 확인할 수 있다.

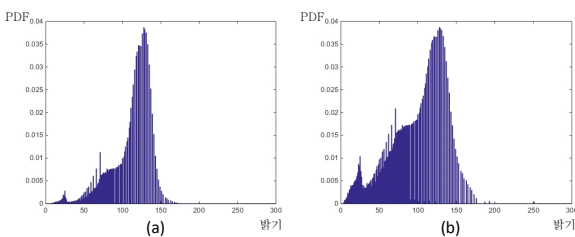


그림 2. (a) 일반적인 PDF, (b) 가중치 분배된 PDF
Fig. 2. (a) Ordinary PDF, (b) Weighting distribution PDF.

3.2. 변환함수를 이용한 대비 개선

제안 기법에서 적용하는 대비 개선 기법은 가중치 분배 PDF 계산 이후에 가중치 분배 누적 합을 구하여 얻은 변환함수를 적용하는 방법이다. 일반적인 CDF 변환

함수를 적용하는 전형적인 히스토그램 평활화와 비교하여 가중치 분배 누적 합을 구하여 얻은 변환함수를 적용하면 더욱 균일하게 히스토그램이 재분배되는 것을 확인할 수 있다. 각각의 블록들에 대해서 PDF에 가중치를 주어 PDF 값의 차이를 줄이면 과도한 개선을 막을 수 있다. 변환함수를 계산하는 과정은 아래의 식 (3), (4)로 표현할 수 있다.

$$CDF_w(k) = \sum_{k=0}^{l_{max}} \frac{PDF_w(k)}{\sum PDF_w} \quad (3)$$

$$T(k) = (l_{max} \times R) \times CDF_w(k) \quad (4)$$

l_{max} 는 최대 밝기 값으로 8 비트 영상일 경우 255, 14 비트 영상일 경우 16383이다. 식 (3)에서 $CDF_w(k)$ 는 가중치 분배 PDF로부터 얻어지는 누적 합이다. 식 (4)에서 R 값을 조절하여 밝기 범위가 조절되는데 이는 추가적으로 과도한 개선을 막아준다. α 값이 1보다 작은 가중치가 분배된 PDF의 누적 합을 구하게 되면 가중치 분배가 되지 않는 PDF 누적 합과 비교하여 급격한 변화를 막아주는 효과를 얻는다. $T(k)$ 는 이러한 가중치 분배 누적 합 변환함수를 나타내고 이 변환함수를 적용하면 히스토그램 투영 기법과 비교하여 더욱 평탄하고 자연스러운 대비 개선과 함께 빠른 연산 시간을 얻을 수 있다. 식 (4)의 변환함수를 각각의 블록들에 적용하여 효과적으로 대비가 개선된 결과를 얻는다.

3.3. 중첩 기반 영상 생성

비중첩 블록들 각각에 대비 개선 기법을 적용하기 때문에 블록들의 경계 부분에서 블록화 현상이 나타나게

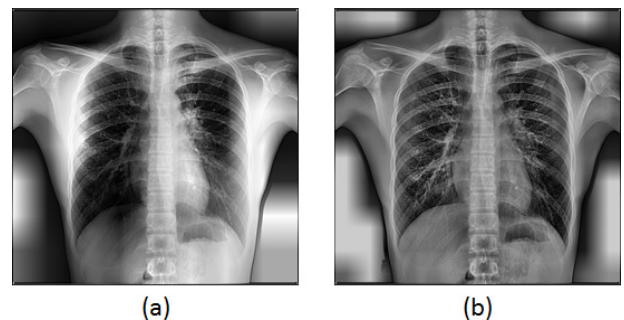


그림 3. (a) 가중치 평균 적용 결과 (b) 중첩 적용 결과
Fig. 3. (a) Weighted average result (b) overlapping result.

된다. 블록화 현상을 제거하기 위해 기존의 NOSHP 기법에서 제안하는 가중치 평균 계산을 적용할 경우에는 일반 영상과는 다른 이웃한 블록들 간의 특성이 크게 다른 의료 영상의 특성으로 인하여 부자연스러운 결과를 얻게 된다. 그림 3(a)에서 가중치 평균 계산으로 인한 의료 영상에서의 문제점을 확인할 수 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 제안기법은 블록 기반 중첩 방법을 제안한다. 그림 4에서 검은 점으로 표현된 각각의 블록들의 중심점을 찾고 블록을 다시 여러 서브블록들로 나눈다. 나누어진 서브블록에 대하여 식 (4)와 같은 변환함수를 이용하여 그림 4에서 녹색 부분은 2중 선형 보간법, 파란색 부분은 선형 보간법, 붉은색 부분은 포함되는 블록의 변환함수를 그대로 이용하는 방법으로 중첩을 적용한다. 녹색 부분의 2중 선형 보간법은 식 (5)와 같이 계산한다.

$$g(x,y) = \frac{v_2}{v_1+v_2} \left(\frac{h_2}{h_1+h_2} T_A(f(x,y)) + \frac{h_1}{h_1+h_2} T_B(f(x,y)) \right) + \frac{v_1}{v_1+v_2} \left(\frac{h_2}{h_1+h_2} T_C(f(x,y)) + \frac{h_1}{h_1+h_2} T_D(f(x,y)) \right) \quad (5)$$

x 와 y 는 영상의 좌표이고 h_1, h_2, v_1, v_2 는 그림 4에서 나타내는 거리, $f(x,y)$ 는 해당 좌표 값에 해당하는 입력 영상의 밝기 값, T_A, T_B, T_C, T_D 는 블록 A, B, C, D에 대한 식 (4)로부터 얻어지는 변환함수, $g(x,y)$ 는 해당 좌표 값에 해당하는 최종 결과 밝기 값이다. 파란색 부분의 선형 보간법은 2중 선형 보간법과 비교하여 한 방향만 계산하여 얻을 수 있다. 예를 들어 식 (6)과 같은 방식으로 계산한다.

$$g(x,y) = \left(\frac{h_2}{h_1+h_2} T_A(f(x,y)) + \frac{h_1}{h_1+h_2} T_B(f(x,y)) \right) \quad (6)$$

중첩이 적용되면 일정 크기로 나누어진 블록들로 인

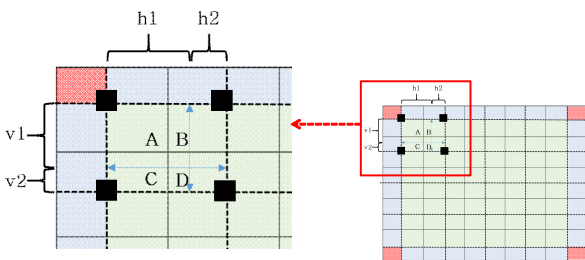


그림 4. 블록화 현상 제거를 위한 중첩
Fig. 4. Overlapping to remove blocking effect.

하여 발생하는 블록화 현상은 그림 3(b)와 같이 제거되는 것을 확인할 수 있다.

3.4. 고주파 성분 강조

추가적으로 영상의 선명도를 개선하기 위해서 중첩이 적용된 영상에 고주파 통과 필터를 적용하여 얻은 고주파 성분을 더해준다. 고주파 통과 필터는 일반적인 가우시안 필터를 이용하여 계산한다.

$$F_1(i_1, j_1) = \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{i_1^2 + j_1^2}{2\sigma_1^2}} \quad (7)$$

$$p_{HPF}(x,y) = p(x,y) - p(x,y) * f_1(x,y) \quad (8)$$

i 와 j 는 필터의 중앙으로 부터의 거리, σ 는 가우시안 분포의 표준편차, $p(x,y)$ 는 중첩까지 적용하여 생성된 (x,y) 의 좌표에 해당하는 영상의 밝기 값, $f_1(x,y)$ 는 필터 $F_1(i,j)$ 의 (x,y) 의 좌표에 해당하는 공간상의 값, *는 컨볼루션 연산을 의미한다. 그런데 이미 폐 부분은 대비 개선이 이루어지며 선명도 역시 충분하게 개선이 되어있기 때문에 영상 전체에 고주파 성분을 더해 주면 폐 부분이 과도하게 개선이 되는 결과를 얻는다. 이러한 이유로 폐 부분을 제외한 비교적 밝은 부분에 해당하는 부분에 가중치를 주어서 고주파 성분을 더해 주면 폐 부분의 과도한 개선은 막고 밝은 부분에 해당하는, 주로 뼈 부분의 선명도를 개선한다.

$$F_2(i_2, j_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} e^{-\frac{i_2^2 + j_2^2}{2\sigma_2^2}} \quad (9)$$

$$p_{LFP}(x,y) = p(x,y) * f_2(x,y) \quad (10)$$

$$w(x,y) = \left(\frac{p_{LFP}(x,y) - p_{LFP_{min}}}{p_{LFP_{max}} - p_{LFP_{min}}} \right) \quad (11)$$

$$q(x,y) = p(x,y) + w(x,y) \times p_{HPF}(x,y) \quad (12)$$

$p_{LFP_{max}}$ 와 $p_{LFP_{min}}$ 은 $p_{LFP}(x,y)$ 의 최대값과 최소값, $q(x,y)$ 는 최종 결과 영상의 해당 좌표값에 해당하는 밝기 값이다. 식 (11)과 같은 방식으로 입력영상에 저주파 통과 필터를 적용한 결과의 정규화를 통해 가중치를

구한다. 구해진 가중치를 식 (12)과 같은 방식으로 고주파 성분에 곱하고 중첩으로 생성된 영상에 더해 주어 밝은 부분에 해당하는 부분에 고주파 성분의 가중치를 더 줄 수 있다. 결과적으로 폐 부분을 제외하고 주로 뼈 부분의 선명도가 개선되는 것을 확인할 수 있다.

IV. 실험 결과

제안 기법의 성능 평가를 위해 사용된 실험 영상은 총 20가지 14비트 영상으로 크기는 3052×3052 이다. 제안 기법에서 사용한 실험 영상은 원 자료 영상이 아닌 특정한 전처리가 적용된 영상들이다. 의료 영상의 경우 원 자료 영상에 대개 잡음이 있는 경우가 많은데 이를 적절히 제거해 주기 위해 잡음 제거 기법이 적용되었다^[12]. 이후 원 자료 영상이 어두운 부분에 화소 값들이 대부분이기 때문에 밝은 부분인 배경을 제외 할 수 있는 문턱 값 이상의 밝기 값들은 문턱 값으로 변환하고 문턱 값 이하의 밝기 값을 가지는 부분에서 히스토그램 확장을 적용한다. 배경을 제외 할 수 있는 문턱 값은 히스토그램 분석을 통해 적응적으로 설정 되는 값을 이용한다. 히스토그램 확장 범위는 다양한 실험 영상들의 히스토그램 분석을 통해 흉부 X-ray 영상의 경우 0부터 10000까지 한다. 히스토그램 확장이 적용된 영상에 전역적인 룩업테이블(look up table, 이하 LUT)를 적용한다. 밝기 값이 작은 부분에서 대비 개선이 많이 이루어지도록 구성된 전역적인 LUT를 적용하면 일부 어두운 부분의 화소 값을 가지는 부분에서 대비 개선 효과를 확인할 수 있다. 추가적으로 영상의 선명도를 개선하기 위해서 서브밴드 분해 다중 대역 레티넥스(Subband-Decomposed Multiscale Retinex, 이하 SD-MSR) 기법을 적용한다^[13]. SD-MSR 기법은 영상

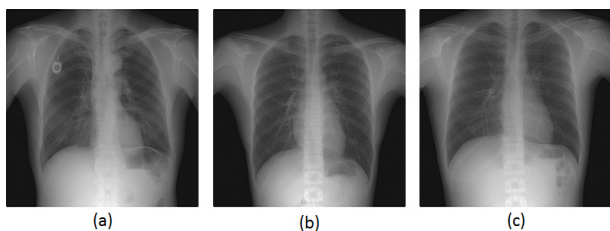


그림 5. (a) 실험 영상 1 (b) 실험 영상 2
(c) 실험 영상 3
Fig. 5. (a) Test image 1 (b) test image 2
(c) test image 3.

을 여러 주파수 영역의 영상들로 나눈 후 각 특정한 주파수 대역으로 나누어진 영상들에 적절한 이득 값을 곱하고 다시 나누어진 여러 주파수 대역의 영상들을 합치는 기법으로 영상의 선명도를 효과적으로 개선해 주는 기법이다. 이러한 전처리를 한 그림 5와 같은 흉부 X-ray 영상을 실험 영상으로 사용하였다. 최종 결과 영상은 배경 제거하여 배경 부분을 0으로 적용한 결과 영상이다.

모의실험에서 제안 기법은 전체 영상을 총 12×12 개의 블록으로 나눈다. 각각의 블록에 대하여 가중치 분배 PDF 계산을 위해서 식 (2)의 α 값은 0.1로 하였고, 최종 변환함수 식 (4)에서 R 값은 0.8로 하였다. 고주파 통과 필터를 위한 가우시안 필터의 크기는 51×51 이고 표준편차는 30, 저주파 통과 필터를 위한 가우시안 필터의 크기는 15×15 이고 표준편차는 5로 하였다. 비교 기법으로는 전역적 대비 개선 기법 중 하나인 AGCWD 기법과 지역적 대비 개선 기법 중 하나인 CLAHE 기법과 비교한다. 또한 전역적인 기법과 지역적인 기법을 합친 FUSION 방법과도 비교한다^[16]. AGCWD 기법은 α 값을 0.1로 하여 적용한다. CLAHE 기법은 MATLAB 내장 함수를 사용하여 전체 영상을 총 12×12 개의 블록 나누고 PDF 제한 비율 값을 기본 값으로 지정한다. FUSION 기법은 MATLAB 내장

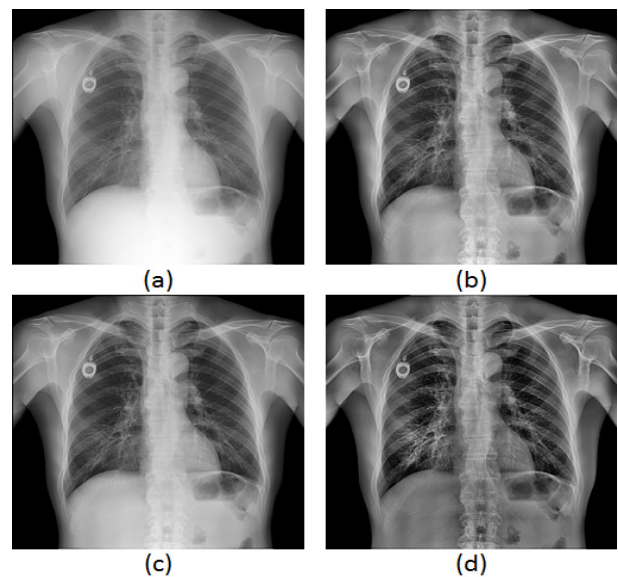


그림 6. 실험 영상 1에 대한 결과 (a) AGCWD
(b) CLAHE (c) FUSION (d) 제안 기법
Fig. 6. Result of test image 1 (a) AGCWD (b) CLAHE
(c) FUSION (d) Proposed.

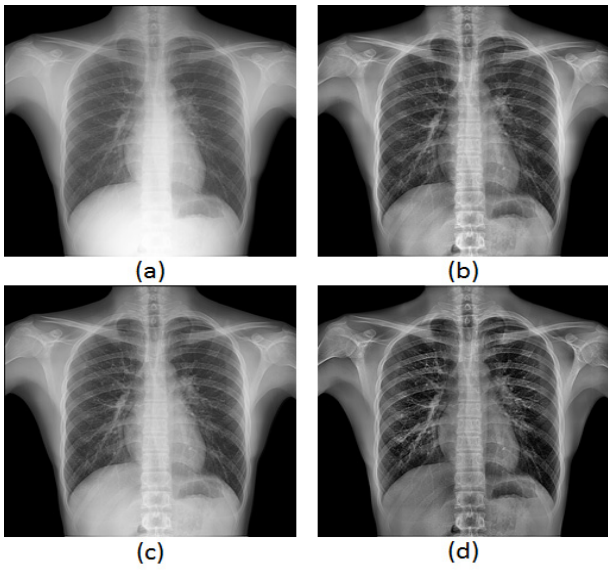


그림 7. 실험 영상 2에 대한 결과 (a) AGCWD (b) CLAHE (c) FUSION (d) 제안 기법
 Fig. 7. Result of test image 2 (a) AGCWD (b) CLAHE (c) FUSION (d) Proposed.

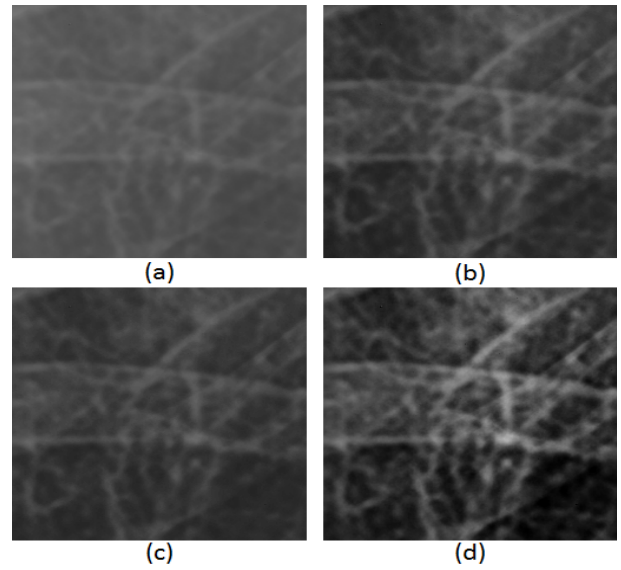


그림 9. 그림 8의 확대 영상 1 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) 제안 기법
 Fig. 9. Enlarged image 1 of Fig. 8 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) Proposed.

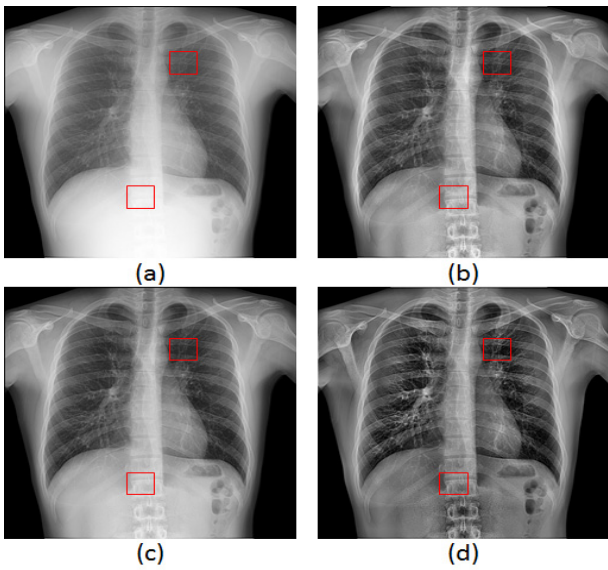


그림 8. 실험 영상 3에 대한 결과 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) 제안 기법
 Fig. 8. Result of test image 3 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) Proposed.

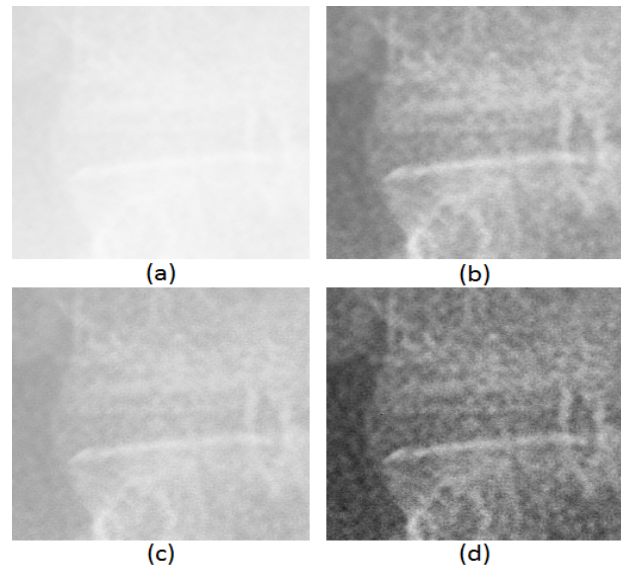


그림 10. 그림 8의 확대 영상 2 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) 제안 기법
 Fig. 10. Enlarged image 2 of Fig. 8 (a) AGCWD, (b) CLAHE, (c) FUSION, (d) Proposed.

함수를 사용한 GHE와 MATLAB 내장 함수를 사용하여 전체 영상을 총 12×12 개의 블록으로 나눈 CLAHE의 결과를 논문에서의 방법과 동일하게 FUSION하여 사용한다.

화질 평가 기준은 폐 부분과 복부 부분의 대비 개선을 기준으로 설정하였다. 그림 6, 그림 7, 그림 8에서 그

림 5의 실험 영상 1, 2, 3에 대한 AGCWD 적용 결과, CLAHE 적용 결과, FUSION 적용 결과, 제안 기법의 적용 결과를 확인할 수 있다. 또한 그림 9, 그림 10에서 그림 8의 부분 확대 영상을 통한 대비 개선 결과를 확인할 수 있다.

전역적인 대비 개선 기법인 AGCWD 결과는 전체적

으로 밝아지며 대비 개선이 이루어진다. 하지만 지역적 특성이 강한 흉부 X-ray 영상에서는 어두운 부분인 폐 부분에서는 대비 개선 효과를 얻지만 밝은 부분인 복부 부분에서는 영상의 대비가 더욱 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

지역적인 대비 개선 기법인 CLAHE 결과는 AGCWD와 다르게 지역적 특성이 강한 흉부 X-ray 영상에서 어두운 부분인 폐 부분과 밝은 부분인 복부 부분 모두 적절한 대비 개선을 보여준다.

FUSION 결과는 전역적인 결과의 단점인 특정 부분에서의 화질 열화를 막아 주지만 복부 부분에서의 대비 개선이 부족함을 보여준다.

CLAHE 기법과 FUSION 기법의 결과에서 폐 부분은 적절한 대비 개선을 확인할 수 있지만 복부 부분의 대비 개선은 부족함을 확인할 수 있다. 또한 고주파 성분을 강조하여 뼈 부분의 윤곽에 해당하는 선명도가 향상됨을 확인할 수 있다.

한편, 여러 기법들의 대비 개선도를 정량적으로 측정하기 위해서 개선 측정(Measure of Enhancement, 이하 EME) 계수를 이용한다^[14]. 또한 마이켈슨 대비(Michelson Contrast)에 기반을 둔 대수 마이켈슨 대비(Logarithmic Michelson Contrast Measure, 이하 AME)를 이용한다^[15]. EME와 AME는 다음과 같이 정의 한다.

$$EME = \frac{1}{z_1 \times z_2} \sum_{z_1} \sum_{z_2} 20 \times \ln \left(\frac{I_{max}}{I_{min}} \right) \quad (13)$$

$$AME = - \frac{1}{z_1 \times z_2} \sum_{z_1} \sum_{z_2} 20 \times \ln \left(\frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \right) \quad (14)$$

식 (13)과 식 (14)에서 z_1, z_2 는 EME와 AME를 계산하기 위한 블록의 크기이고 I_{max}, I_{min} 는 블록들의 밝기 최대값, 최소값이다. EME는 수치가 클수록 효과적으로 대비가 개선된다고 할 수 있고, AME는 수치가 작을수록 효과적으로 대비가 개선된다고 할 수 있다. 모의 실험에서는 EME와 AME를 계산하기 위한 블록의 크기를 모두 5로 하였다.

표 2와 3은 실험 영상들에 대한 EME, AME 계산 값을 보인다. EME측면에서는 제안기법이 평균적으로 AGCWD와 6.7배, CLAHE와 2.27배, FUSION과 3.2배 차이를 보인다. 또한 AME 측면에서도 제안 기법이 평

표 1. EME 비교 결과.

Table 1. EME comparison.

	AGCWD	CLAHE	FUSION	제안기법
영상 1	0.7056	1.9720	1.5637	3.6327
영상 2	0.7240	1.9577	1.4361	3.4870
영상 3	0.7189	2.1040	1.6806	4.1166
영상 4	0.7385	2.0581	1.584	3.9096
영상 5	0.8469	2.3007	1.4076	4.8684
영상 6	0.7790	2.6085	1.8628	5.3654
영상 7	0.9847	2.4525	1.5808	4.9196
영상 8	0.7402	2.3623	1.6586	5.2294
영상 9	0.7205	2.4497	1.8462	5.8348
영상 10	0.8355	2.3452	1.5672	4.6769
영상 11	0.7909	2.2586	1.6551	5.1040
영상 12	1.1276	2.4848	1.6977	4.1504
영상 13	0.6189	2.1823	1.6955	5.8962
영상 14	1.0753	2.5544	1.5828	4.4756
영상 15	0.5907	2.3167	1.6397	7.3931
영상 16	0.5974	2.1622	1.5529	6.4287
영상 17	0.6428	2.1810	1.5065	6.3740
영상 18	0.8377	2.2637	1.5051	5.1054
영상 19	0.7574	2.3144	1.7407	6.1881
영상 20	0.6223	2.2398	1.5663	6.4006
평균	0.7727	2.2784	1.6165	5.1778

표 2. AME 비교 결과.

Table 2. AME comparison.

	AGCWD	CLAHE	FUSION	제안기법
영상 1	72.2686	54.2309	57.2798	45.3198
영상 2	62.7500	47.2754	51.4797	40.2299
영상 3	71.5328	52.7515	55.9242	43.3457
영상 4	73.3436	53.9530	57.2615	44.8608
영상 5	57.7833	42.8681	48.9761	33.7003
영상 6	72.8045	51.2437	55.6980	39.6031
영상 7	62.0305	47.0524	53.0498	37.5269
영상 8	68.3659	48.9827	53.8200	37.8673
영상 9	72.6731	50.8065	55.1455	38.1292
영상 10	65.3939	48.7362	54.1751	39.9384
영상 11	71.0313	52.7961	57.3723	40.2700
영상 12	62.0684	48.1945	53.9641	40.2416
영상 13	75.7450	53.1306	56.9753	39.0774
영상 14	57.7198	43.9093	50.4558	36.5349
영상 15	74.2489	49.6957	54.2266	34.9433
영상 16	74.8296	51.7583	56.2237	37.4771
영상 17	72.2114	50.8798	55.7951	37.2720
영상 18	66.7641	50.0468	55.7117	39.2712
영상 19	76.3363	55.4410	59.8718	40.7600
영상 20	72.9894	50.4052	55.2044	36.4431
평균	69.1445	50.2079	54.9305	39.1406

균적으로 AGCWD보다 30.0039만큼 작고, CLAHE보다 11.0673 작고, FUSION보다 15.7899 작은 차이를 확인할 수 있다. 결과적으로 제안 기법이 종래 기법들보다 대비 개선 측면에서 우위에 있음을 알 수 있다.

V. 결 론

지역적 특징이 강한 흉부 X-ray 영상에 대해서는 전역적인 대비 개선 기법 보다는 지역적인 대비 개선 기법이 효과적이다. 제안 기법은 지역적인 대비 개선 기법의 과도한 대비 개선을 막기 위해 블록 단위로 가중치 분배 PDF를 이용한 CDF 기반 대비 개선과 블록 기반 증첩을 적용하였다. 대비 개선이 된 증첩이 적용된 영상에 추가적으로 밝은 부분에 고주파 성분을 더해 주어 뼈 부분의 선명도를 더욱 개선하였다. 특정 부분의 대비 개선이 이루어지지 않거나 과도한 개선이 이루어지는 비교 기법들의 문제점들이 제안 기법에서 폐를 포함한 복부의 뼈 부분의 대비와 선명도가 효과적으로 개선되어 해결되는 것을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital image processing. 2nd ed. Reading, MA. Addison-Wesley, pp. 85-103, 1992.
- [2] M. Abdullah-Al-Wadud, M. Hasanul Kabir, M. Ali Akber Dewan, and Oksam Chae, "A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 53, no. 2, pp. 593-600, May 2007.
- [3] C. H. Lu, H. Y. Hsu, L. Wang, "A new contrast enhancement technique by adaptively increasing the value of histogram," in *IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques*, China, pp. 407-411, 2009.
- [4] S. D. Chen and A. Rahman Ramni, "Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 49, no. 4, pp. 1301-1309, Nov. 2003.
- [5] G. H. Park, H. H. Cho, M. R. Choi, "A contrast enhancement method using dynamic range separate histogram equalization," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 54, no. 4, pp. 1981-1987, Nov. 2008.
- [6] S. C. Huang, F. C. Cheng, and Y. S. Chiu, "Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 1032-1041, Mar. 2013.
- [7] K. Kokufuta and T. Maruyama, "Real-time processing of local contrast enhancement on FPGA," in *International Conference on Field Programmable Logic and Applications*, Prague, pp. 288-293, 2009.
- [8] J. A. Stark, "Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 5, pp. 889-896, May 2000.
- [9] T. K. Kim, J. K. Paik and B. S. Kang, "Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalization with temporal filtering," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 44, no. 1, pp. 82-86, Feb. 1998.
- [10] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," *Graphics Gems IV*, pp. 474-485. Academic Press Professional, Inc., 1994.
- [11] B. Liu, W. Jin, Y. Chen, C. Liu, and L. Li, "Contrast enhancement using non-overlapped sub-blocks and local histogram projection," *IEEE Trans. Consumer Electron.*, vol. 57, no. 2, pp. 583-588, May 2011.
- [12] T. Qiu, A. Wang, N. Yu, and A. Song, "LLSURE: local linear SURE-based edge-preserving image filtering," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 22, no. 1, pp. 80-90, Jan. 2013.
- [13] J. H. Jang, B. Choi, S. D. Kim, and J. B. Ra, "Sub-band decomposed multiscale retinex with space varying gain," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process.(ICIP)*, pp. 3168-3171, 2008.
- [14] S. S. Agaian, K. Panetta, and A. Grigoryan, "Transform based image enhancement with performance measure," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, no. 3, pp. 367-382, Mar. 2001.
- [15] S. S. Agaian, B. Silver, and K. A. Panetta, "Transform coefficient histogram-based image enhancement algorithms using contrast entropy," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 16, no. 3, pp. 471-758, Mar. 2007.
- [16] A. Saleem, A. Beghdadi, and B. Boashash, "Image fusion-based contrast enhancement" *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2012.

— 저 자 소 개 —



최 광 연(학생회원)
2015년 인하대학교 전자공학과
학사 졸업.
2015년~현재 인하대학교 전자
공학과 석사 과정.
<주관심분야 : 영상처리, 대비 개
선>



송 병 철(평생회원)
1994년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업 (학사).
1996년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업 (석사).
2001년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 졸업
(공학박사).
2001년~2008년 삼성전자 디지털미디어연구소
책임연구원
2008년~현재 인하대학교 전자공학과 교수
<주관심분야: 영상 신호처리, 영상시스템/SoC>