

# 특이값 분해와 영상 피라미드를 이용한 대비 향상 알고리즘

하창우\*, 최창렬\*, 정제창°

## Contrast Enhancement Algorithm Using Singular Value Decomposition and Image Pyramid

Changwoo Ha\*, Changryoul Choi\*, Jechang Jeong°

### 요약

본 논문은 특이값 분해와 영상 피라미드를 이용한 새로운 대비 개선 방법을 제안한다. 제안된 방법은 다음과 같이 네 단계로 진행 된다. 먼저 전역 명암대비와 지역적 디테일을 향상시키기 위해 영상 피라미드를 이용하여 영상을 기저영상과 세부영상들로 분해한다. 전역 명암대비 향상은 특이값 분해를 이용하여 영상 전체의 명암대비를 향상시키고, 지역적 디테일 향상은 가중치를 이용하여 개선시킨다. 영상 합성은 영상의 컬러 일관성을 유지하기 위해 컬러와 명암성분들을 결합한다. 실험 결과를 통해 제안된 방법은 기존의 방법들보다 영상의 세부 정보를 강화하면서 전체적인 명암대비 개선을 보인다.

**Key Words** : contrast/detail enhancement, singular value decomposition, image pyramid.

### ABSTRACT

This paper presents a novel contrast enhancement method based on singular value decomposition and image pyramid. The proposed method consists mainly of four steps. The proposed algorithm firstly decomposes image into band-pass images, including basis image and detail images, to improve both the global contrast and the local detail. In the global contrast process, singular value decomposition is used for contrast enhancement; the local detail scheme uses weighting factors. In the final image composition process, the proposed algorithm combines color and luminance components in order to preserve the color consistency. Experimental results show that the proposed algorithm improves contrast performance and enhances detail compared to conventional methods.

### I. 서론

디지털 영상 처리 기술과 이미지 센서 기술이 발달함에 따라 디지털 영상 장치는 의료 영상, 보안 영상, 과학 영상 등의 전문 분야에서 사용되고 있다. 또한 휴대와 사용이 편리한 디지털 카메라와 휴

대폰 카메라 같이 다양한 분야에 응용이 되고 있다. 디지털 카메라의 눈이라고 할 수 있는 이미지 센서는 해상도와 동적 영역(dynamic range)의 제약을 가지고 있다. 디지털 카메라는 제한된 크기의 동적 영역을 갖는 이미지 센서의 한계로 인하여 동적 영역이 넓은 환경에서 획득된 영상은 인간의 눈으로

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2013-H0301-13-1011)

♦ First Author : 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 영상통신 및 신호처리 연구실, hahanara@hanyang.ac.kr, 정희원

° Corresponding Author : 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 영상통신 및 신호처리 연구실, jjeong@hanyang.ac.kr, 종신희원

\* 한양대학교 융합IT기반 미래가치 창조 인재양성 사업단, denebchoi@gmail.com, 정희원

논문번호 : KICS2013-09-393, 접수일자 : 2013년 9월 2일, 최종논문접수일자 : 2013년 10월 16일

보는 것과는 달리 밝게 포화된 영상 또는 노출이 적은 어두운 영상을 얻게 된다<sup>1,2</sup>. 이를 개선하기 위해서 입력영상의 동적 영역을 확장하고 명암대비를 증가시켜 영상의 정보손실을 최소화하려는 연구들이 끊임없이 이루어지고 있다. 대표적인 방법으로 히스토그램 평활화(Histogram Equalization, HE)가 있다<sup>3</sup>. HE는 디지털 영상의 특징을 나타내는 히스토그램을 이용하여 변환함수를 구하고, 명암도의 동적영역을 확장함으로써 화질을 개선하는 방법이다. 이 방법은 처리 방법이 간단하고 영상 화질 향상 효과가 높기 때문에 다양한 응용분야에서 사용되지만 변환 후 영상의 평균 밝기가 과도하게 변하는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 여러 대비향상(contrast enhancement) 기법들이 연구 되어 왔다. 위와 같은 문제를 해결하기 위하여, 입력 히스토그램을 2개의 서브 히스토그램(sub-histogram)으로 분할하고 각 서브 히스토그램을 독립적으로 평활화하는 BBHE (Brightness preserving Bi-Histogram Equalization)<sup>4</sup> 방법과 DSIHE (Dualistic Sub-Image Histogram Equalization)<sup>5</sup> 방법이 제안되었다. 그리고 입력영상과 출력영상의 밝기차이를 최소로 하는 MMBEBHE (Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization) 방법이 제안되었다<sup>6</sup>. 최근에는 입력영상의 평균 밝기를 기준으로 대비향상의 비율을 조절하는 HELM (Histogram Equalization based on Logarithmic Mapping)<sup>7</sup> 방법과 기중치 분포를 통한 적응적 감마 수정 방법인 AGCWD (Adaptive Gamma Correction with Weighting Distribution)<sup>8</sup> 방법이 제안되었다. 또한 SVD 기반의 대비 향상 방법인 SVE (Singular Value Equalization)<sup>9</sup> 방법과 EDWTSVD (image contrast Enhancement using Discrete Wavelet Transform and SVD)<sup>10</sup> 방법이 제안되었다. SVE는 평활화를 위해서 128의 고정값을 사용하고 EDWTSVD는 SVE의 확장으로 웨이블릿 변환후 LL(Low-Low) 밴드의 영상에 SVE를 적용함으로써 세부 정보를 보존하는 다중스케일 방식의 대비 향상 방법이다. EDWTSVD는 지역적 특성을 이용하여 디테일(Detail)을 보존하지만 향상시키는 방법은 제안되지 않았다. 이러한 기존의 방법들은 전역적 향상 방법인 HE방법으로 변환된 결과보다는 우수한 성능을 보이지만 영상에 따라 다소 덜하거나 과한 대비 효과를 보인다. 따라서 영상의 특성에 따라 전역적인 적절한 대비율과 지역적인 디테일을 향상시

키는 방법에 대한 연구가 필요하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 영상 피라미드와 특이값 분해를 간략히 소개하고, 본 논문에서 제안하는 대비 향상 방법은 제 III장에서 자세히 설명한다. 제 IV장에서는 제안방법의 성능을 주관적 실험결과와 객관적 및 주관적 지표를 통하여 입증하고, 제 V장에서는 본 연구에 대한 결론을 간단히 기술한다.

## II. 영상 피라미드와 특이값 분해

이 장에서는 영상 피라미드(Image Pyramid, IP)<sup>11,12</sup>와 특이값 분해(Singular Value Decomposition, SVD)<sup>13-16</sup>에 대해서 간략하게 소개한다. 영상 피라미드는 다해상도로 표현되고 강력할 뿐만 아니라 개념적으로 단순한 구조를 가지고 있어 영상을 해석할 때 유용하게 사용된다. 먼저 입력 영상을  $Y$ 라 하고 점진적으로 열화되는 영상을  $Y_1, \dots, Y_N$ 이라 하면, 가장 많이 열화된 영상인 기저영상(base image,  $Y_N$ )과  $n$ 개의 세부영상들(detail images)은 다음과 같이 정의된다.

$$D_n = Y_{n-1} - Y_n \quad (1)$$

여기서  $n=1, \dots, N$  이고  $Y_0$ 는 입력 영상  $Y$ 이다.

원본 영상  $Y$ 는 위와 같은 분해를 통해 구해진 기저영상과 세부영상들의 합으로 다음과 같은 식으로 쉽게 구해진다.

$$Y = Y_N + \sum_{k=1}^N D_k \quad (2)$$

영상 피라미드의 기저영상은 영상 전체 특성을 해석하는데 사용되고 나머지 세부영상들은 각 객체의 특성을 해석하는데 사용된다. SVD는 행렬을 특정한 구조로 분해하는 방식으로 먼저 정의를 설명하고 영상에서의 SVD의 특징에 대해서 알아본다. 손실 없는 모든  $m \times n (m \geq n)$  직사각 행렬  $B$ 의 특이값 분해는 다음과 같이 정의된다.

$$B = USV^T = \sum_{k=1}^n u_k s_k v_k^T \quad (3)$$

여기서  $U=[u_1, u_2, \dots, u_m] \in R^{m \times m}$  과  $V=[v_1, v_2, \dots, v_n] \in R^{n \times n}$  는 직교(orthogonal) 행렬이고  $V^T$  는  $V$ 의 전치 행렬이다. 특이값  $S$ 는  $s_i, i=1, 2, \dots, n$  요소로 하는 대각 행렬이다. 행렬  $B$ 의 특이값  $S$ 는 내림차순으로 정렬된 대각 행렬의 요소들로 다음과 같이 정의된다.

$$S = \begin{pmatrix} s_1 & & \\ & \ddots & \\ & & s_n \end{pmatrix} = \text{diag}\{s_1, s_2, \dots, s_n\}. \quad (4)$$

특이값  $S$ 의 크기가 증가하면 영상의 밝기도 증가하고, 반대로 특이값의 크기가 감소하면 영상의 밝기도 감소한다. 이러한 특성에 비추어 볼 때, 특이값은 영상의 밝기값에 비례하는 것을 알 수 있다. 즉, 특이값  $S$ 는 입력 영상의 밝기 정보를 나타낸다. 또한, 직교행렬  $U$ 와  $V$ 는 영상의 수평과 수직의 세부 정보를 나타낸다. 영상은 식 (3)과 같이 특이값들( $s_k$ ), 좌특이벡터( $u_k$ )들과 우특이벡터 ( $v_k$ )들의 곱으로 나타낸다. 이러한 특이값의 특성에 이용하여 대비가 낮은 영상의 특이값을 적절하게 변경함으로써 명암대비가 향상된 영상을 얻을 수 있다.

### III. 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘은 먼저 입력 영상의 RGB색 공간을 YUV색 공간으로 변환한 후  $Y$ 성분만으로 알고리즘을 적용하였다. 밝기 성분  $Y$ 를 식 (2)의 WLS (Weighted Least Square)기반의 영상 피라미드를 통해 영상을 기저영상과 세부영상들로 분해한다<sup>[11]</sup>. 영상 전체의 특성을 가지는 기저영상을 이용하여 SVD 기반의 전역대비 향상 알고리즘을 수행하고, 세부영상 향상 기법을 통해 영상의 에지(edge)와 같은 디테일을 향상 시킨다. 제안된 알고리즘의 전체적 구조는 그림 1과 같고 아래에서 자세히 설명한다.

먼저 영상 분해과정에서 식 (1)을 사용하여 영상을 기저영상과 세부영상으로 분해한다. 여기서 기저영상은 다시 식 (3)을 이용하여 영상의 밝기값을 대표하는 특이값들로 분해된다. 제안된 전역대비 향상 기법은 영상의 특성에 따라 영상의 대비 효과를 적절하게 조절하는 방법을 나타낸다. 이러한 대비 효과를 조절하는 방법은 양방향 기준 최적화 (bi-criteria optimization) 문제로 볼 수 있다.

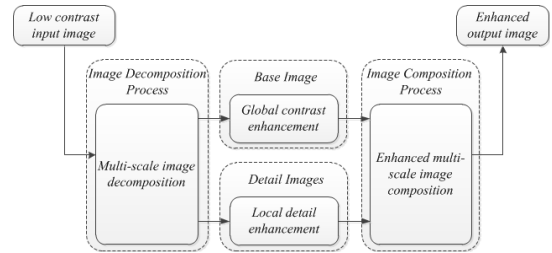


그림 1. 제안된 알고리즘의 전체 구조  
Fig. 1. Overall structure of the proposed algorithm

즉 최적의 특이값은  $\tilde{s} - s_h$ 를 줄여가면서 HE으로 변환된 영상의 특이값  $s_h$ 와 가까운 값을 구하고, 최적의 특이값  $\tilde{s}$ 는 식 (11)을 이용하여 복원된다. 최적의 특이값은 두 오브젝트의 가중치 합으로 나타낼 수 있으며 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{s} = \arg \min_s \|s - s_i\| + \lambda \|s - s_h\| \quad (5)$$

여기서  $s, s_i, s_h, \tilde{s} \in R^{n \times 1}$ 는 각각 특이값, 입력 영상의 특이값, HE으로 변환된 영상의 특이값, 최적의 특이값을 가리킨다. 대비율(contrast level) 매개변수  $\lambda$ 는 0부터  $\infty$ 의 값을 가지며, 식 (5)의 해는 두 오브젝트 사이의 최적화된 균형값을 나타낸다. 유클리디언 놈(euclidean norm)의 제곱합이 사용될 때, 식 (5)의 분석적 해는 다음과 같이 이차식 최적화(quadratic optimization) 문제로 정의된다.

$$\tilde{s} = \arg \min_s \left[ \begin{matrix} (s - s_i)^T (s - s_i) \\ + \lambda (s - s_h)^T (s - s_h) \end{matrix} \right]. \quad (6)$$

최적화 문제의 해는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{s} = \frac{s_i + \lambda s_h}{1 + \lambda} = \left( \frac{1}{1 + \lambda} \right) s_i + \left( \frac{\lambda}{1 + \lambda} \right) s_h. \quad (7)$$

즉 최적의 특이값  $\tilde{s}$ 는  $s_i$ 와  $s_h$ 의 가중치 합으로 구해진다. 그림 2는 다양한 대비율 매개변수  $\lambda$ 를 사용하여 개선된 영상의 예를 보여준다. 매개변수  $\lambda$ 가 0이면 최적의 특이값  $\tilde{s}$ 는 입력 영상의 특이값이고,  $\lambda$ 가 무한대로 갈수록 최적의 특이값은 HE으로 변환된 영상의 대비에 가깝게 개선된 영상을 보여준다. 따라서 다양한 영상 대비율은 매개변수  $\lambda$

만을 조절함으로써 이루어진다. 최적의 특이값을 구하기 위한 식 (7)에서 입력영상의 특이값 기여도는  $1/(1+\lambda)$ 이다.

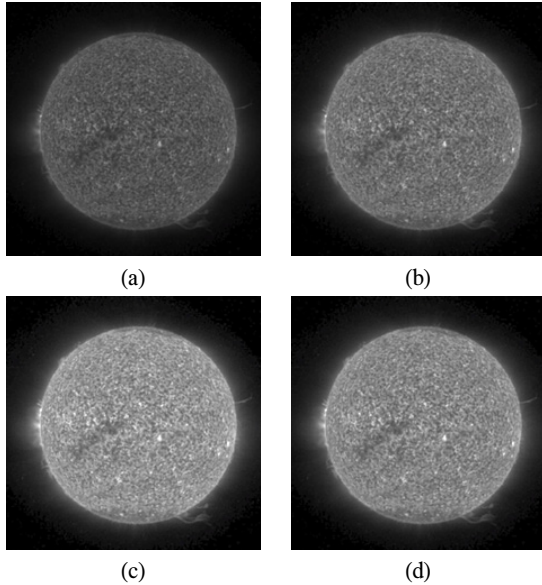


그림 2. 조절 가능한 대비 향상 효과의 예. (a) 원본 영상, (b)  $\lambda = 0$ , (c)  $\lambda = 1$ , and (d)  $\lambda = 2$   
 Fig. 2. An example of adjustable contrast enhancement effect. (a) Original image, (b)  $\lambda = 0$ , (c)  $\lambda = 1$ , and (d)  $\lambda = 2$

최적의 특이값을 구하기 위한 대비율 조절은 입력 영상의 명암대비에 따라 달라진다. 낮은 명암대비 영상들은 좁은 히스토그램의 분포를 가지고 특이값들 역시 작은 반면 높은 명암대비 영상들은 넓은 히스토그램 분포를 가지고 특이값들 역시 큰 특성을 보인다. 즉, 특이값들은 명암대비를 조절하는데 매우 중요한 요소이다. 낮은 명암대비를 가진 영상이 HE으로 변환된 특이값을 사용하여 명암대비 향상을 수행하면 HE으로 변환된 결과에서 발생하는 문제와 같이 과도하게 향상되는 문제가 발생한다. 따라서  $s_i$ 와  $s_h$ 의 최대 특이값들의 차이를 이용하여 입력 영상의 대비율을 측정한다. 이 방법을 통해 HE으로 변환된 영상의 특이값이 가지는 최대 기여도를 제한함으로써 과도한 대비 향상을 방지할 수 있다. 매개변수  $\tau$ 는 명암대비의 정도를 결정하고 다음과 같이 정의된다.

$$\tau = \delta \times \frac{\max(s_h) - \max(s_i)}{\max(s_h)}, \quad 0 \leq \tau \leq 1 \quad (8)$$

여기서  $\max(s_h)$ 는  $s_h$ 의 최대 특이값이고  $\max(s_i)$

는  $s_i$ 의 최대 특이값이다. 매개변수  $\delta$ 는 사용자 조절 변수이고 1로 초기 설정 되어있다.

식 (7)의 입력 영상의 특이값 기여도  $1/(1+\lambda)$ 는  $\tau$ 로 대체할 수 있고, 다음과 같이 다시 정의된다.

$$\tilde{s} = (\tau)s_i + (1 - \tau)s_h. \quad (9)$$

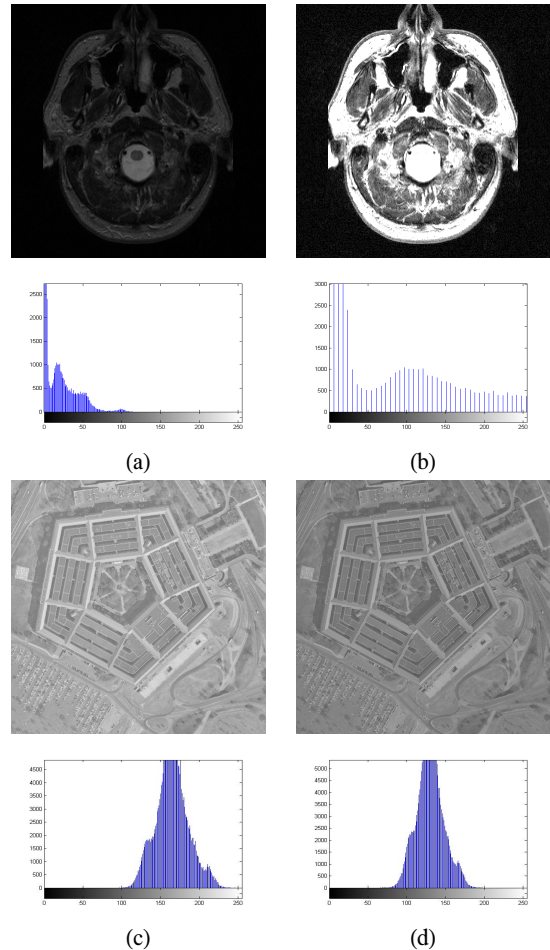


그림 3. 기존 특이값 기반의 방법의 문제점. (a) 원본 영상, (b) EDWTSVD of (a), (c) Original image, and (d) EDWTSVD of (c)  
 Fig. 3. Problem of the conventional SVD-based method. (a) Original image, (b) EDWTSVD of (a), (c) Original image, and (d) EDWTSVD of (c)

SVE와 EDWTSVD같은 기존의 SVD 기반의 방법들은 그림 3(b)와 같이 히스토그램의 위치가 0부터 시작 될 경우에는 우수한 대비 향상 성능을 보이지만 그림 3(c)와 같은 경우처럼 히스토그램의 분포가 0부터 시작하지 않는 경우 그림 3(d)의 결과처럼 오히려 명암대비가 감소하는 문제가 발생한다. 또한 그림 3(b)를 통해서 명암대비가 과도하게 향상

되는 문제점도 볼 수 있다. 이러한 기존의 특이값 기반의 방법들이 갖는 문제점을 개선하기 위해서 히스토그램 이동(histogram shifting) 방법을 제안하고 다음과 같이 정의된다.

$$h_s[n] = \max\{0, h_i[n] - (h_{\min} + offset)\} \quad (10)$$

여기서  $n=0, 1, \dots, 255$ 이고  $h_s, h_i, h_{\min}$ 은 각각 이동된 히스토그램, 입력 히스토그램, 입력 영상의 히스토그램의 최소값이다. 일반적으로 입력영상에 대한 히스토그램의 최소값으로 히스토그램 이동을 수행하지만, 때때로 영상에는 불규칙하게 튀는 값들이 존재하기 때문에 이동된 히스토그램의 최소값이 항상 0을 가지지는 않는다. 따라서 매개변수 offset은 이러한 문제가 발생하였을 경우를 위해 사용되고 기본적으로 0으로 설정되어있다.

위와 같은 과정을 거쳐 향상된 기저영상  $\tilde{B}$ 는 식 (9)에서 구해진 최적의 특이값  $\tilde{s}$ 를 이용하여 다음과 같이 구한다.

$$h_s[n] = \max\{0, h_i[n] - (h_{\min} + offset)\}. \quad (11)$$

세부영상 향상을 위한 세부영상들은 식 (1)을 통해 구하고, 이는 영상의 경계와 같은 세부 정보들을 가지고 있다. 따라서 제안된 방법은 세부영상마다 적절한 가중치(weight) 값  $w_n$ 을 통해서 향상시키고 다음과 같이 정의 된다.

$$w_n = \max\left(1.0, \frac{n \log \sigma_n}{N}\right), n = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\sum_{k=1}^L (k_n - \mu_n)^2 p_n(k)} \quad (13)$$

여기서  $N$ 은 세부영상의 레벨(Level)이고  $n$ 은 각각의 영상들의 레벨값이다.  $L$ 은 입력영상의 최대 밝기값이고,  $k_n$ 과  $\mu_n$ 은 각각 열화된 영상의 밝기의 평균값이다.  $p_n$ 은 열화된 영상들의 확률 밀도 함수(probability density function)이다. 즉,  $\sigma_n$ 은 각 열화된 영상의 대비를 나타내고 이는 GSD (Global Standard Deviation)이다<sup>[17]</sup>. GSD를 이용한 가중치는 각각의 세부영상들을 향상시키는 효과가 있다.

따라서 식 (2)와 같은 방법을 사용하여 전역 및 지역적으로 개선된 영상을 복원 할 수 있고, 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{Y} = \tilde{B} + \sum_{n=1}^N w_n D_n \quad (14)$$

여기서 전역대비를 통한 향상된 기저영상  $\tilde{B}$ 를 식 (11)을 이용해 구하고 세부영상 향상을 위한 가중치는 식 (12)을 이용하여 구한다.

향상된 컬러영상은 영상의 컬러 일관성을 유지하기 위해 컬러와 명암성분들의 결합이 필요하다. 즉, 영상의 화질향상 이전과 이후의 색상 채널들 간의 비율이 유지된다면 영상 색상포화는 최소화된다. 따라서 향상된 대비를 가진 컬러영상은 다음과 같이 구한다<sup>[17]</sup>.

$$C = \frac{(C+Y) \times \tilde{Y} / Y + (C-Y)}{2} \quad (15)$$

여기서  $C$ 는  $R, G, B$  각각의 성분을 나타내고,  $\tilde{Y}$ 는 식 (14)와 같이 제안된 알고리즘을 통해 개선된  $Y$ 성분 나타낸다.

#### IV. 실험 및 결과 분석

제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 기존의 방법들과 다양한 영상들에 대해 주관적 화질과 객관적 및 주관적 지표를 통해 비교하였다. 모든 실험은 matlab R2010b에서 진행되었고, 실험환경은 Intel Core i5 CPU, 8GB RAM에 Window 7 64bit 운영체제를 사용하여 실험 하였다.

그림 4는 중간 평균명암을 가진 저대비 영상의 주관적 화질 비교 결과를 나타낸다. 그림 4(b)는 HE 방법으로 발생하는 과도한 대비 향상의 문제점을 확대된 영상에서 더욱 자세히 볼 수 있다. 이러한 문제는 어두운 영역은 더 어둡게 밝은 영역은 더 밝게 만들기 때문에 발생 한다. MMBEHE와 AGCWD 방법은 HE 방법으로 발생하는 과도한 대비문제를 감소시키지만 확대된 영상에서 볼 수 있듯이 영상의 디테일 또한 감소한다. 그림 4(e)에서 보듯이 HELM은 전체적으로 적절한 대비효과를 보이는데도 이 역시 디테일이 감소하는 문제를 가진다. 그림 4(f)는 앞서 설명한 기존 EDWTSVD

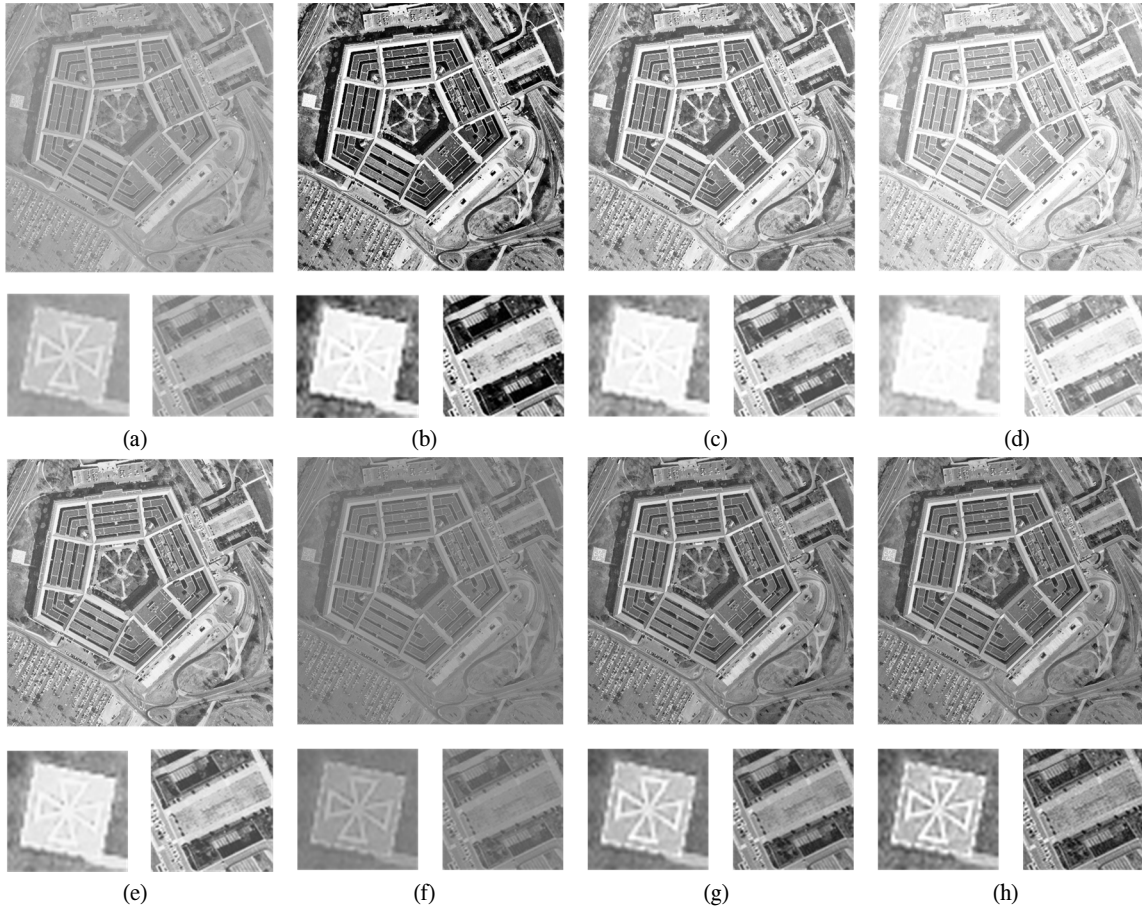


그림 4. 주관적 화질 비교 (a) Original image, (b) HE, (c) MMBEBHE, (d) AGCWD, (e) HELM, (f) EDWTSVD, (g) 제안된 방법 (전역적 방법), and (h) 제안된 방법 (전역적+지역적 방법)  
 Fig. 4. Comparison results of subjective visual quality. (a) Original image, (b) HE, (c) MMBEBHE, (d) AGCWD, (e) HELM, (f) EDWTSVD, (g) Proposed algorithm(global method), and (h) Proposed algorithm (global + local method)

방법의 문제로 인해 오히려 대비효과가 감소함을 보여준다. 그림 4(g)는 제안된 방법의 세부영상 향상 기법을 제외한 전역적 대비 향상 방법을 보여준다. 이를 통해 제안된 방법이 기존의 SVD 기반의 방법에서 발생하는 문제를 해결함과 동시에 적절한 대비를 갖는다는 것을 확인할 수 있다. 그림 4(h)는 전역대비 향상과 세부영상 향상 기법을 동시에 적용한 결과를 보여준다. 제안된 방법은 확대된 영상에서 볼 수 있듯이 4(h)는 4(g)에 비해 세부정보가 강화되었음을 확인할 수 있다.

그림 5는 낮은 평균명암을 가진 저대비 영상들의 주관적 화질 비교 결과를 나타낸다. 그림 5(b)는 HE 방법을 사용한 결과 영상을 보여준다. HE 방법은 영상의 특성을 고려하지 않는 선형적인 맵핑 함수를 이용하기 때문에 발생하는 과도한 대비 향상의 문제점을 볼 수 있다. 이러한 HE 방법의 문제점을 해결하기 위해 제안된 MMBEBHE 방법의 결과 영상을 그림 5(c)에서 볼 수 있다. 이는 원본 영상

과 변환된 영상의 밝기차이를 최소화하였기 때문에 대비 효과가 떨어짐을 볼 수 있다. 그림 5(d)의 AGCWD 방법은 감마보정 함수를 이용한 방법으로 상당한 대비 효과를 보이지만 다소 과한 대비를 보인다. 그림 5(e)는 HELM 방법으로 logarithm 함수를 이용하여 적절한 대비 효과를 보이지만 다소 부족한 대비 효과를 보인다. 그림 5(f)는 EDWTSVD 방법으로 앞서 설명한 것처럼 대비 조절 기법이 없기 때문에 과도한 대비 결과를 보인다. 제안된 전역 대비 방법은 적절한 대비 조절 방법과 세부영상 향상 기법을 통해서 전체적인 대비와 세부 정보가 강화되었음을 그림 5(g)를 통해 볼 수 있다. 그림 5(h)는 전역대비 향상과 세부영상 향상 기법을 동시에 적용한 결과를 보여준다. 제안된 방법은 확대된 영상에서 볼 수 있듯이 5(h)는 5(g)에 비해 디테일이 강화됨을 볼 수 있다.

제안하는 방법과 기존의 방법에 대한 성능을 주관적인 평가 외에 객관적인 지표로 비교하기 위해



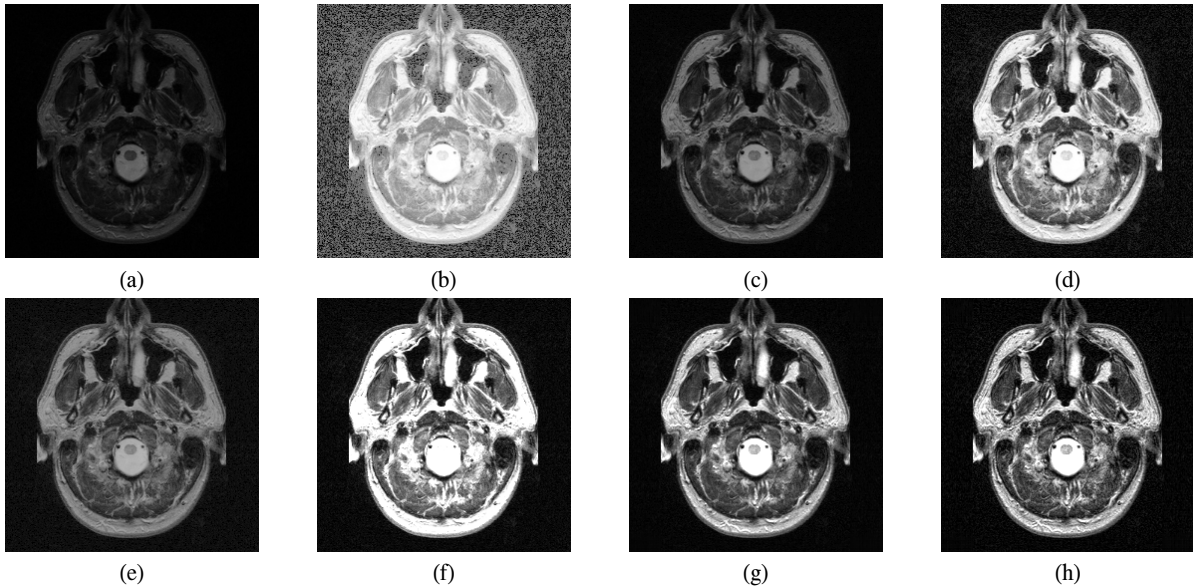


그림 5. 주관적 화질 비교 (a) Original image, (b) HE, (c) MMBEBHE, (d) AGCWD, (e) HELM, (f) EDWTSVD, (g) 제안된 방법 (전역적 방법), and (h) 제안된 방법 (전역적+지역적 방법)  
 Fig. 5. Comparison results of subjective visual quality. (a) Original image, (b) HE, (c) MMBEBHE, (d) AGCWD, (e) HELM, (f) EDWTSVD, (g) Proposed algorithm(global method), and (h) Proposed algorithm (global + local method)

서 GSD와 DSCQS (Double Stimulus Continuous Quality Scale)<sup>[18,19]</sup>을 사용하였다. GSD는 결과영상 전체에 대한 대비를 나타내기 위한 객관적 지표이고 GSD가 높을수록 높은 대비를 가진 영상이다. DSCQS은 영상 쌍(A와 B)에 대해 주관적 화질 평가 방법으로 영상을 평가하는 지표이다. 여기서 각 쌍의 영상은 손상되지 않은 기준 영상과 실험 영상으로 이루어진다. 평가 방법은 그림 6(a)와 같이 평가자에게 두 영상 A와 B를 순차적으로 두 번씩 보여주며 두 번째 영상을 볼 때 평가자는 점수를 그림 6(b)에 나타나 있는 평가표에 Excellent에서 Bad까지의 연속적인 선에 평가하게 된다. A와 B의 영상 중 어떤 영상이 기준 영상이 되고 실험 영상이 되는지의 선택은 무작위로 행해진다. 이렇게 함으로써 평가자가 평가 순서에 선입견을 가지지 않고 객관성을 유지하면서 평가를 할 수 있다. 이 방법은 실제 시청 환경에 가장 유사한 방법으로 평가되고 있다. 이렇게 평가된 점수들은 최종적으로 표준화된 범위의 값으로 환산되고 최종 화질 결과는 원본 영상과 실험 영상의 상대적인 화질 차이로 나타낸다. 본 실험에서는 실험 대상자는 13명(평균 연령 28세)으로 영상/비디오 전공자를 선정하여 실험하였다. 본 논문에서는 편의를 위해 B/A(실험영상/참조영상)와 같은 방법으로 수정된 DSCQS 결과를 사용한다. 즉, 수정된 DSCQS 결과 10은 참가자들이 원본과 같다고 느끼는 수치이다. 따라서 DSCQS가 10보다

높을수록 원본보다 우수한 화질을 가진다는 것을 의미한다.

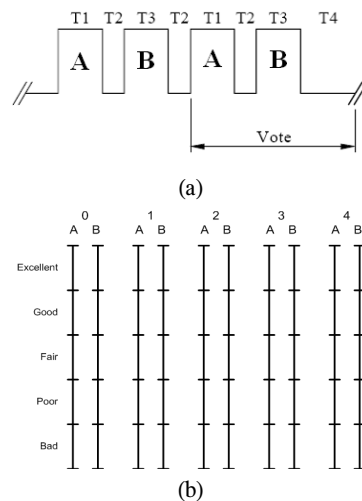


그림 6. 실험 영상의 표시 구조 및 화질 평가표  
 Fig. 6. Presentation structure of test material and Portion of quality-rating form using continuous scale

그림 4는 중간 밝기의 낮은 명암대비를 가진 영상에 대한 실험결과이다. HE 기반의 방법들은 높은 GSD 결과를 보이지만 여전히 과도하게 향상되는 문제 때문에 높지 않은 DSCQS 결과를 보여준다. AGCWD와 HELM은 그림 5의 경우와 같이 전반적으로 높은 GSD를 가짐과 동시에 높은 DSCQS 결과를 보여준다. 하지만 기존의 SVD기반의 방법들

은 원본보다 오히려 낮은 GSD를 보여주기 때문에 낮은 DSCQS를 보여준다. 제안된 방법은 앞서 설명한 히스토그램 이동 방법을 사용하여 이러한 문제를 해결하였고, 이는 적절한 GSD와 가장 우수한 DSCQS를 갖는 결과를 보인다.

그림 5는 어두운 밝기의 낮은 명암대비를 가진 영상을 보여준다. 이를 개선하기 위한 HE와 MMBEBHE같은 HE 기반의 방법은 향상된 GSD를 보이지만 과도하게 향상되기 때문에 높지 않은 DSCQS 결과를 가진다. 그림 5(b)와 표1에서 볼 수 있듯이 HE 방법 같은 경우는 매우 낮은 주관적 화질과 그에 따른 낮은 DSCQS 결과를 보여준다. SVD 기반의 방법들 역시 지나치게 높은 GSD를 가짐으로써 낮은 DSCQS를 보여준다. 하지만 그림 5(b)와 비교해 볼 때 SVD기반의 방법들은 주변부의 과도한 대비 향상보다는 객체에 한해서 과도한 대비를 보이기 때문에 상대적으로 HE기반의 방법보다 높은 DSCQS를 보여준다. AGCWD와 HELM은 전반적으로 높은 GSD와 높은 DSCQS 결과를 보여준다. 제안된 방법은 적절한 GSD와 가장 우수한 DSCQS 결과를 보여준다.

표 1. EBCM과 GSD 객관적 지표 비교  
Table 1. The comparison of objective measurement: EBCM and GSD.

	Fig. 4		Fig. 5	
	GSD	DSCQS	GSD	DSCQS
Original	20.98	10.00	19.86	10.00
HE	73.56	11.33	67.14	5.37
MMBEBHE	51.62	11.65	37.80	11.26
AGCWD	36.66	10.38	80.95	12.47
HELM	45.47	12.21	46.93	12.13
SVE	16.26	9.26	91.85	8.19
EDWTSVD	17.28	9.33	95.48	8.33
Proposed	42.02	12.93	63.62	13.81

영상의 화질을 객관적 지표와 주관적 지표로 나타내는 GSD와 DSCQS의 결과에 따르면 높은 GSD를 가진 영상이 항상 높은 DSCQS를 가지지 않는다는 것을 보여준다. 다시 말해서, 높은 GSD가

높은 화질의 영상을 보장하지 않는다는 것이다. 즉 영상마다 적절한 명암대비 레벨을 구해야 한다는 것이다. 표 1의 DSCQS 결과를 통해 제안된 방법이 기존에 제안된 방법들보다 균일한 DSCQS 결과를 보이는 것으로서 적절한 명암대비 레벨을 구하였음을 확인할 수 있다.

표 2에서는 기존의 다중스케일 방법인 EDWTSVD와 제안된 알고리즘의 복잡도를 비교하였다. EDWTSVD의 복잡도 중에서 웨이블릿 변환을 이용한 영상 분해단계(Image Decomposition, ID)가 가장 많은 비중을 차지한다. 그리고 영상 복원을 위한 역웨이블릿 변환이 두 번째로 많은 복잡도를 가지고 있다. 또한, 전역대비 향상(Global Contrast Enhancement, GCE)을 위한 SVD방법은 상대적으로 적은 복잡도를 보여주지만, 지역적 디테일을 보존한다는 개념으로 실질적으로 향상시키는 요소가 없으므로 복잡도가 발생하지 않는다. 제안된 방법 역시 WLS기반의 IP를 사용하여 영상을 분해하는데 가장 많은 복잡도를 가진다. 또한, 전역대비 향상을 위한 SVD에서는 최적의 해를 구하고, 히스토그램 이동 방법을 사용하기 때문에 상대적으로 복잡도가 증가한다. 그리고 지역적 디테일을 향상(Local Detail Enhancement, LDE) 시키기 위한 요소가 포함되어 있기 때문에 약간의 복잡도가 추가된다. 마지막으로 영상을 복원(Image Composition, IP)하는 단계는 단순히 향상된 영상을 합하면 되기 때문에 복잡도가 거의 발생하지 않음을 보인다.

표 2. 복잡도 비교 [Sec]  
Table 2. The comparison of complexity [Sec]

	EDWTSVD			Proposed		
	Method	Fig. 4	Fig. 5	Method	Fig. 4	Fig. 5
ID	DWT	0.2324	0.1903	IP	3.5717	1.1430
GCE	SVD	0.0688	0.0284	SVD	0.9701	0.3061
LDE	N/A	0.0000	0.0000	Weight	0.0453	0.0166
IC	IDWT	0.0977	0.0436	Sum	0.0029	0.0006

## V. 결론

제안된 알고리즘은 특이값 분해 기법과 영상 피라미드를 이용해서 영상 화질을 개선하는 방법이다.



영상 피라미드를 이용해 분해한 기저영상에 SVD 기반의 전역 명암대비 향상 기법을 적용하고, 세부 영상들에 적절한 가중치를 적용하여 에지와 같은 지역적 디테일을 향상시켰다. 실험결과를 통해 제안된 방법은 전역 명암대비 향상뿐만 아니라 지역적 디테일도 향상됨을 볼 수 있다. 또한 이전의 여러 방법과 비교하여 제안하는 알고리즘의 객관적 및 주관적 화질 지표를 통해서도 개선 효과를 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안된 방법은 다소 많은 복잡도가 필요하나 최적의 영상 향상을 위한 방법으로 의료영상이나 위성영상처럼 영상화질 개선을 우선시하는 응용에 사용될 수 있다. 이후 연구에서는, 영상 분해과정의 속도 향상을 위한 알고리즘과 최적화 방법을 연구할 것이다.

### References

- [1] S. W. Lee, C. Y. Song, S. S. Cho, S. I. Kim, W. S. Lee, and J. G. Kang, "Contrast enhancement based on weight mapping retinex algorithm," *J. Inst. Electron. Eng. Korea (IEEK)*, vol. 46, no. 4, pp. 31-41, Dec. 2009.
- [2] H. J. Kwon, S. H. Lee S. M. Chae, and K. I. Sohng, "Multi scale tone mapping model using visual brightness functions for HDR image compression," *J. Korea Inform. Commun. Soc. (KICS)*, vol. 37A, no. 12, pp. 1054-1064. Dec. 2012.
- [3] R. C. Gonzalez and R. E. Wood, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Prentice Hall, 2008.
- [4] Y. T. Kim, "Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 43, no. 1, pp. 1-8, Feb. 1997.
- [5] Y. Wan, Q. Chen, and B. M. Zhang, "Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 45, no. 1, pp. 68-75, Feb. 1999.
- [6] S. Chen and A. Ramli, "Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 49, no. 4, pp. 1310-1319, Nov. 2003.
- [7] W. K. Kim, J. M. You, and J. C. Jeong, "Contrast enhancement using histogram equalization based on logarithmic mapping," *Optical Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 067002, June 2012.
- [8] S.-C. Huang, F.-C. Cheng, and Y.-S. Chiu, "Efficient Contrast Enhancement Using Adaptive Gamma Correction With Weighting Distribution," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 3, pp. 1032-1041, Mar. 2013.
- [9] H. Demirel, G. Anbarjafari, and M. N. S. Jahromi, "Image equalization based on singular value decomposition," in *Proc. 23rd Int. Symp. Comput. Inform. Sci. (ISCIS'08)*, pp. 1-5, Istanbul, Turkey, Oct. 2008.
- [10] H. Demirel, C. Ozcinar, and G. Anbarjafari, "Satellite image contrast enhancement using discrete wavelet transform and singular value decomposition," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 7, no. 2, pp. 333-337, Apr. 2010.
- [11] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski, and R. Szeliski, "Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation," *ACM Trans. Graphics*, vol. 27, no. 3, pp. 67, Aug. 2008.
- [12] S. H. Yun, J. H. Kim, and S. K. Kim, "Image enhancement using a fusion framework of histogram equalization and Laplacian pyramid," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 56, no. 4, pp. 2763-2771, Nov. 2010.
- [13] K. Konstantinides and K. Yao, "Statistical analysis of effective singular values in matrix rand determination," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. 36, no. 5, pp. 757-763, May 1988.
- [14] D. Kalman, "A Singularly valuable decomposition: The SVD of a matrix," *College Math. J.*, vol. 27, no. 1, pp. 2-23, Jan. 1996.
- [15] Z. Hou, "Adaptive singular value decomposition in wavelet domain for image denoising," *Pattern Recognition*, vol. 36, no. 8, pp. 1747 - 1763, Aug. 2003.
- [16] H. Nasira, V. Stankovića, and S. Marshallb, "Singular value decomposition based fusion

for super-resolution image reconstruction,” *Signal Process.: Image Commun.*, vol. 27, no. 2, pp. 180 - 191, Feb. 2012.

- [17] D. Menotti, L. Najman, J. Facon, and A. A. Araújo, “Multi-histogram equalization methods for contrast enhancement and brightness preserving,” *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 53, no. 3, pp. 1186 - 1194, Aug. 2007.
- [18] C. W. Ha, W. J. Lee, S. J. Jin, and J. C. Jeong, “Human perception of asymmetrical three-dimensional image,” *J. Broadcast Eng. (BE)*, vol. 12, no. 1, pp. 41-52, Jan. 2007.
- [19] ITU, *Methodology for subjective assessment of the quality of television picture*, Rec. ITU-R BT.500-11, June 2002.

**하 참 우 (Changwoo Ha)**



2005년 2월 경원대학교 전자공학과 졸업 (현 가천대)  
 2007년 8월 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 졸업 석사  
 2007년 8월~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터 공학과 박사 과정

<관심분야> 영상압축, 영상처리, DTV

**최 창 렬 (Changryoul Choi)**



1997년 2월 한양대학교 전파공학과 졸업  
 2010년 8월 한양대학교 대학원 전자통신전파공학과 박사 졸업  
 2013년 10월~현재 한양대학교 BK+ 연구 조교수

<관심분야> 영상압축, 데이터 은닉, 채널코딩

**정 제 창 (Jechang Jeong)**



1980년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업  
 1982년 2월 KAIST 전기전자공학과 석사  
 1990년 미국 미시간대학 전기공학과 공학박사  
 1980~1986 KBS 기술연구소

연구원(디지털 TV 및 뉴미디어 연구)  
 1990~1991 미국 미시간대학 전기공학과 연구 교수 (영상 및 신호처리 연구)  
 1991~1995 삼성전자 멀티미디어 연구소 (MPEG, HDTV, 멀티미디어 연구)  
 1995~현재 한양대학교 전자통신컴퓨터공학과 교수 (영상통신 및 신호처리 연구실)  
 1998년 11월 27일 과학기술자상 수상  
 1998년 12월 31일 정보통신부장관상 표창  
 2011년 5월 제46회 발명의 날 녹조근정훈장 수훈  
 <관심분야> 영상처리, 영상압축, 3DTV