로지스틱 평활화 함수에 의한 영상의 화질개선

Image Quality Enhancement by Using Logistic Equalization Function

조용현

Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 공과대학 컴퓨터정보통신공학부

e-mail : yhcho@cu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 대칭 로지스틱 함수에 기반을 둔 히스토그램 평활화를 이용한 영상의 화질개선을 제안하였다. 여기서 히스토그램 평활화는 영상의 명암도를 조정하여 화질을 개선하는 간단하고 효과적인 공간영역 기반 처리기법이다. 또한 대칭 로지스틱 함수는 s-자 형의 비선형 변환함수로 영상의 명암도 발생빈도에 따라 밝기개선 정도를 비선형적으로 조정하기 위함이다. 특히 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도를 가지는 명암도와 전체 픽셀수만을 이용한 유연한 대칭의 로지스틱 함수를 제안함으로써, 기존 로지스틱 함수에서의 지수함수 계산 부담을 감소시켰다. 제안된 평활화 기법을 크기와 히스토그램 분포가 다른 5개의 영상을 대상으로 실험한 결과, 원 영상이나 기존의 전역 히스토그램 평활화의 결과영상보다 우수한 화질개선 성능이 있음을 확인하였다.

키워드 : 대칭 로지스틱 함수, 히스토그램 평활화, 영상화질 개선, 공간 영상처리

Abstract

This paper presents a quality enhancement of images by using a histogram equalization based on the symmetric logistic function. The histogram equalization is a simple and effective spatial processing method that it enhances the quality by adjusting the brightness of image. The logistic function that is a sigmoidal nonlinear transformation function, is applied to non-linearly enhance the brightness of the image according to its intensity level frequency. We propose a flexible and symmetrical logistic function by only using the intensity with maximum frequency in an histogram and the total number of pixels. The proposed function decreases the computation load of an exponential function in the traditional logistic function. The proposed method has been applied for equalizing 5 images with a different resolution and histogram distribution. The experimental results show that the proposed method has the superior enhancement performances compared with the source images and the traditional global histogram equalization, respectively.

Key Words : Symmetric Logistic Function, Histogram Equalization, Image Quality Enhancement, Spatial Image Processing

1. 서 론

영상의 화질개선은 화질의 저하원인에 대한 사전지식 없이 시각검사나 분석을 위해 원하는 디지털 영상의 질을 개선하는 것이다. 이는 컴퓨터 비전이나 패턴인식 등의 분야에서 기본적인 처리 과정이다. 하지만 화질을 객관적으로 측정할 수 있는 척도가 없으며, 주로 관찰자나 인식을 위한 이용목적에 따른 주관적 척도로 측정된다. 화질개선을 위해 많은 다양한 휴리스틱한 방법들이 알려져 있으며, 여기에는

크게 공간 영역을 이용하는 방법과 주파수 영역을 이용하는 방법으로 나누어진다[1,2]. convolution은 어떤 filtering kernel로 영상의 공간 영역에서 이루어지는 방법이고, filtering은 주파수 영역에서 이루어지는 방법이다[1].

일반적으로 화질의 개선으로 영상의 평활화, 샤프닝, 그리고 특징개선 등의 효과를 얻을 수 있다. 이러한 화질 개선을 위하여 영상의 대비를 개선시키는 방법으로 히스토그램(histogram)을 이용한 명암대비 스트레칭(contrast stretching)과 히스토그램 평활화(histogram equalization)가 널리 이용되고 있다[1,2]. 먼저 명암대비 스트레칭은 영상에서 최소 명암도와 최대 명암도의 비율을 이용하여 히스토그램을 표현 가능한 최소 명암도와 최대 명암도로 펼치는 방법이다. 하지만 이 방법은 낮은 명암대비를 가지거나 혹은 히스토그램이 가우시안(Gaussian) 분포이거나 그와 유

접수일자 : 2009년 11월 30일

완료일자 : 2010년 2월 1일

본 논문은 본 학회 2009년도 추계 학술대회에서 선정된 우수논문입니다.

사한 분포의 영상에 적합하다[1,2].

히스토그램 평활화는 히스토그램의 누적분포에 바탕을 둔 변환함수로 명암도의 동적영역을 재조정함으로써 영상의 화질을 개선하는 기법이다[1-5]. 여기서 변환함수는 누적분포함수(cumulative density function : cdf)를 사용하며, 동적영역의 증감정도는 영상에서 명암도의 발생빈도에 비례한다. 하지만 전역 히스토그램 평활화는 다른 영상 영역에서의 대비변화는 취급할 수 없어 그 대안으로 국부적이면서도 적응적인 방법들이 제안되었다[3-11]. 하지만 이러한 국부적인 방법들도 개선과정에서 구조적인 속성을 중요시함으로써 개선의 정도가 지나치게 많거나 지나치게 작게 되는 결과가 발생된다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 지금까지 제안된 기법들을 크게 나누면, 원 영상의 명암도를 유지하기 위해 원 영상을 부분영상으로 분할하여 평활화를 수행하는 기법과 명암도의 지나친 변화를 억제하기 위해 히스토그램을 제한하여 변환함수를 얻어 평활화를 수행하는 기법으로 나눌 수 있다[3-7]. 이상의 제안된 기법들은 대칭적인 명암도 분포, 어느 영역에 집중된 명암도 분포, 그리고 비슷한 명암도 분포의 히스토그램을 가지는 특정 영상들에서만 우수한 개선 성능을 가진다. 하지만 히스토그램의 대칭성이나 세밀한 부분의 항상 및 평활화의 복잡성 등에서 화질 개선정도의 한계가 있어 다양한 종류의 영상처리에는 제약이 있다. 따라서 다양한 히스토그램 분포를 가지는 영상에서도 우수한 화질 개선이 가능한 방법의 제시가 절실하게 요구된다.

본 논문에서는 다양한 영상의 화질을 개선하기 위해 대칭 로지스틱(logistic) 변환함수[11,12]를 이용한 히스토그램 평활화를 제안한다. 여기서 로지스틱 함수는 비선형의 평활화 특성을 이용하기 위함이고, 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 전체 픽셀수만에 의해 계산된다. 제안된 방법을 5개의 크기와 히스토그램 분포가 다른 영상들을 대상으로 실험하고, 그 결과들을 기존의 전역 히스토그램 평활화와 비교·고찰하였다.

2. 전역 히스토그램 평활화

영상에서 히스토그램은 명암도의 분포를 그래프로 나타낸 것으로 영상의 특징들을 나타낸다. 히스토그램으로부터 얻어지는 cdf 변환함수에 의해 이루어지는 히스토그램 평활화는 변환 후 평탄한 분포를 가지는 히스토그램이 생성된다[3-7]. 이러한 기존의 방법은 전역 히스토그램 평활화로 그 변환식은 식 (1)과 같다.

$$f(x) = Y_{\min} + (Y_{\max} - Y_{\min}) \cdot c(x) \quad (1)$$

여기서 $f(x)$ 는 출력영상의 픽셀 명암도이고, x 는 입력영상의 픽셀 명암도이며, $Y_{\min}$ 과 $Y_{\max}$ 는 각각 출력영상의 원하는 최대와 최소 명암도이다. 또한 $c(x)$ 는 누적분포함수 cdf로 식 (2)와 같이 확률밀도함수(probability density function : pdf) $p(x)$ 로 정의된다.

$$c(x) = \sum_{i=0}^k p(x_i), \quad p(x_i) = \frac{n_k}{n}, \quad \text{for } k=0,1,\dots,L-1 \quad (2)$$

여기서 n 과 n_k 는 각각 입력영상의 전체 픽셀수와 명암도 k 를 가지는 픽셀수이며, $p(x_i)$ 는 명암도 x_i 의 확률밀도함수(probability density function : pdf)로 발생빈도수를

나타내는 히스토그램이다. 이상의 전역 히스토그램 평활화의 목적은 확률분포를 평탄하게 함으로써 모든 픽셀의 명암도를 동일하게 하는 것이다.

하지만 이상의 전역 히스토그램 평활화는 파라미터가 없어 더 우수한 평활화를 위해 다른 영역의 대비조정은 불가능하다. 따라서 전역방법은 입력영상의 평균 명암도가 큰 작은 간에 평활화된 출력영상의 평균 명암도는 항상 일정한 중간 명암도를 가지며, 특히 중간 명암도와 평균 명암도의 차이가 클수록 출력영상의 밝기는 과도하게 변하는 제약이 있다[5].

3. 대칭 로지스틱 함수에 의한 평활화

전역 히스토그램 평활화는 수행과정이 간단하여 널리 이용되고 있으나 대상에 따라서는 화질이 오히려 떨어지는 제약이 있다. 이를 극복하기 위해 본 연구에서는 대칭 로지스틱 함수[12]에 기반을 둔 히스토그램 평활화를 새로이 제안한다.

일반적으로 성장을 모델화한 대칭 로지스틱 함수 w 의 일반적인 형식은 식 (3)과 같다[12].

$$w = w_{\max} / [1 + e^{-p(t-t_m)}] \quad (3)$$

여기서 $w_{\max}$, p , t , t_m 는 각각 w 의 최대값, 성장패턴의 곡률계수, 시간, 성장률이 최대일 때의 시간이다. 식 (3)으로부터 시간 $t = t_m$ 일 때, 상대 성장률은 $p/2$ 가 된다. 하지만 식 (3)의 성장함수를 정의하기 위해서는 곡률설정 계수 p 의 최적값을 경험적으로 설정하는 것과 지수함수 계산에 의한 부하가 증가하는 제약이 있다.

전술한 제약들을 해결하기 위해서 s-자형의 대칭 단봉 곡선 확률밀도함수를 가지는 성장률 g 를 정의한다[12]. 이때 성장률 g 를 모델화한 로지스틱 함수 w 에 대한 형식은 식 (4)와 같다.

$$w = (w_0 k^d + w_f k^d) / (k^d + t^d) \quad (4)$$

여기서 w_0 와 w_f 는 각각 초기시간과 종료시간에서의 w 값이며, k 는 최대성장의 1/2이 되는 시간 상수이고, d 는 1 이상의 값을 가지는 상수로 로지스틱 함수의 기울기를 결정한다. 다음의 그림 1은 식 (4)의 로지스틱 함수 w 와 성장률 g 와의 관계를 시간 t 에 대해서 도시한 것이다.

그림 1에서 보면 성장초기 단계에서는 $w = w_0$ 이고, 성장종료 단계에서는 $w = w_{\max}$ 가 된다. 그러므로 시간 t 의 일정한 구간에서만 성장함수는 적용되며, t 는 0보다 작거나 일정 시간을 벗어나면 $w = 0$ 이거나 $w = w_{\max}$ 의 값을 가진다. 특히 식 (4)의 계수 d 에 따라서는 함수의 기울기가 달라지며, 여러 가지 비선형의 s-자형 로지스틱 함수를 가지는 유연성도 가진다.

따라서 식 (4)에서 정의된 집합 w 에 대한 로지스틱 함수를 영상의 히스토그램 평활화를 위한 변환함수로 이용할 수 있다. 즉 시간 t 를 영상의 명암도 x 로 로지스틱 함수 집합 w 를 변환함수 $f(x)$ 로 대체한다. 그림 1에서 성장률 g 의 최대값 g_m 은 히스토그램에서 명암도의 최대 발생빈도수 *highest*, 종료시간 t 는 최대 명암도 L , g_m 일 때의 변수 k 는 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 $\max_level$ 로 각각 대

치한다. 특히 누적분포함수 $c(x)$ 의 초기값은 영이므로 변환 함수 $f(x)$ 의 초기값도 영이고, 종료값은 $L-1$ 이다. 또한 식 (4)의 로지스틱 함수에서 초기시간에서의 성장 $w_{\min}=0$ 이고, 종료시간에서의 성장 $w_{\max}=n$ 의 전체 픽셀수로 설정하면 기존의 히스토그램 평활화와 동일하게 된다.

그림 1. 대칭 로지스틱 함수 w 와 성장률 g
Fig. 1. Symmetric logistic function w and growth function g

이상의 s-자형 대칭 로지스틱 함수에 기반을 둔 히스토그램 평활화를 위한 변환함수를 요약하면 식 (5)와 같다.

$$f(x) = (n \cdot \max_level^d) / (\max_level^d + x^d) \quad (5)$$

식 (5)에서 기울기 설정계수 d 만이 사전에 설정되어야 하는 파라미터이다. 하지만 d 는 일반적으로 5이상의 값으로 설정된다[12]. 따라서 영상의 히스토그램 평활화 변환함수로 제안된 성장률을 가진 식 (5)의 로지스틱 함수를 이용하면 기존의 식 (3)의 로지스틱 함수에 비해 지수식의 계산이 요구되지 않아 평활화 시간을 줄일 수 있다. 또한 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 영상의 전체 픽셀수에 의해서만 변환식은 계산될 수 있다.

결국 식 (5)에 의한 로지스틱 함수를 바탕으로 한 히스토그램 평활화는 전장에서 서술한 기존의 전역 히스토그램 평활화에서의 선형 변환에 비해, 비선형 변환에 의한 평활화로 명암도 발생빈도수의 크기에 따라 명암도의 변화정도를 서로 다르게 사상시킬 수 있다.

4. 실험 및 결과분석

s-자형의 대칭 로지스틱 함수에 기반을 둔 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 다양한 크기의 해상도와 히스토그램 분포를 가지는 영상을 대상으로 실험하였다. 일반적으로 영상의 화질개선 정도를 나타내기 위한 정량적인 척도는 알려져 있지 않으며 주로 주관적인 판단에 근거하여 이루어진다[5]. 실험에 이용된 영상들은 모두 8비트의 회색색(gray) 영상들이다. 실험은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 7.1 환경에서 구현하였다.

그림 2부터 그림 6까지는 430*323 픽셀의 US-kidney 의 의료영상, 430*365 픽셀의 CT-body 의 의료영상, 640*480 픽셀의 도시영상, 800*600 픽셀의 건물영상, 1600*1200 픽셀의 풍경영상을 대상으로 선형의 변환함수를 이용한 기존의 전역 히스토그램 평활화(global histogram equalization :

GHE)와 대칭 로지스틱 비선형의 변환함수를 이용한 제안된 히스토그램 평활화(proposed histogram equalization : PHE)를 각각 적용한 결과들을 나타낸 것이다.

그림 2의 430*323 픽셀의 US-kidney 의료영상에서 보면, 기존의 전역 히스토그램 평활화 결과영상인 그림 2(b)는 그림 2(a)의 원 영상에 비해 화질이 오히려 떨어짐을 알 수 있다. 이는 그림 2(d)의 원 영상 히스토그램에서 특정 명암도의 발생빈도가 매우 높아 전역 히스토그램 평활화의 제약이 반영되었기 때문이다. 또한 그림 2(e)의 전역 히스토그램 평활화 결과영상의 히스토그램은 원 영상의 누적히스토그램 그림 2(g)를 기반으로 변환되었기 때문에 원 영상의 히스토그램보다 더욱 넓게 분포되며, 이때 누적히스토그램에 의한 변환함수는 그림 2(h)처럼 선형특성을 가져 명암도 발생빈도수의 크기에 따른 명암도의 변화정도는 항상 일정하게 제공됨을 알 수 있다. 한편 그림 2(c), (f), (i)는 제안된 PHE에 의한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 각각 나타낸 것이다. 그림 2(c)의 제안된 평활화 영상은 그림 2(a)의 원 영상이나 그림 2(b)의 GHE의 영상에 비해 화질이 개선되었음을 알 수 있다. 특히 제안된 평활화 기법의 결과영상 히스토그램 그림 2(f)를 보면, 다른 그림 2(d)의 원 영상이나 그림 2(e)의 기존 평활화 영상의 히스토그램에 비해 각각 균일한 명암도 분포를 가지며, 그림 2(i)의 누적히스토그램 또한 비선형의 분포를 가짐을 알 수 있다.

그림 2. 430*323 픽셀의 US-kidney 의료영상
Fig. 2. Histogram equalization results of 430*323 pixels US-kidney medical image

한편 그림 3의 430*365 픽셀의 CT-body 의료영상의 경우도 그림 2의 US-kidney 의료영상에서와 유사한 결과가 있음을 알 수 있다. 이는 그림 2의 초음파 영상과 그림 3의 CT 영상들의 명암도 분포가 유사하기 때문이다. 그림 3의 의료영상에서도 전역 히스토그램 평활화의 결과영상은 원 영상에 비해 오히려 화질이 떨어지거나 제안된 로지스틱 변환 함수 기반 평활화에서는 화질이 개선되었음을 알 수 있다.

그림 3. 430*365 픽셀의 CT-body 의료영상
Fig. 3. Histogram equalization results of 430*365 pixels CT-kidney medical image

그림 4에서 그림 6까지의 좀 더 큰 사이즈의 도시, 건물, 풍경 영상 각각들에서는 기존의 전역 히스토그램 평활화를 수행한 결과영상들에서 지나치게 화질이 밝아져 각 영상 내의 물체나 물체간의 경계선이 불분명하게 나타남을 알 수 있다. 이는 기존의 히스토그램 평활화가 전역기법으로 영상 내의 국부적인 명암도의 평활화를 잘 수행하지 못하기 때문이다. 또한 그림 4(e), 그림 5(e), 그림 6(e)의 기존 전역 히스토그램 평활화의 경우, 명암도에 대한 발생빈도수가 일정하지 않음을 알 수 있다. 하지만 제안된 평활화의 결과영상인 그림 4(f), 그림 5(f), 그림 6(f)의 경우는 그 분포가 일정함을 알 수 있다. 이는 평활화된 결과영상에서 명암도의 변화가 일정하여 지나친 밝기변화에 따른 제약을 해결할 수 있음을 알 수 있다. 한편 기존의 전역 히스토그램 평활화의 누적히스토그램 그림 4(h), 그림 5(h), 그림 6(h)의 경우에서 보면, 선형적인 분포특성이 있음을 확실히 알 수 있다.

이는 기존 평활화 기법은 명암도에 대한 발생빈도수의 누적 분포함수에 기반을 두고 있기 때문이다. 하지만 그림 4(i), 그림 5(i), 그림 6(i)의 경우는 제안된 평활화 결과 누적분포 함수로 이는 비선형의 로지스틱 함수에 기반을 둔 평활화 함수를 이용하였기 때문이다.

그림 4. 640*480 픽셀의 도시영상
Fig. 4. Histogram equalization results of 640*480 pixels city image

그림 5. 800*600 픽셀의 건물영상

Fig. 5. Histogram equalization results of 800*600 pixels building image

그림 6. 1600*1200 픽셀의 풍경영상

Fig. 6. Histogram equalization results of 1600*1200 pixels scene image

이상의 결과들에서 기존의 GHE는 원 영상보다 밝기가 지나치게 증가되어 오히려 화질이 떨어짐을 볼 수 있다. 하지만 제안된 PHE는 모든 대상영상의 실험에서 원 영상이나 GHE의 결과 영상보다 개선된 화질을 얻을 수 있어 우수한 히스토그램 평활화 속성이 있음을 알 수 있다. 이는 기존 평활화 기법이 원 영상의 히스토그램에 기반을 둔 선형분포의 누적히스토그램을 이용한 반면에 제안된 평활화 기법은 로지스틱 함수의 비선형 분포를 이용하기 때문이다.

따라서 대칭 로지스틱 비선형 함수에 기반을 둔 제안된 기법은 영상의 화질을 개선시킬 수 있는 평활화 기법임을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 대칭 로지스틱 변환함수에 기반을 둔 평활화를 이용한 영상의 화질개선 방법을 제안하였다. 여기서 로지스틱 함수는 최대 발생빈도수의 명암도와 영상의 전체 픽셀 수만에 의해 계산되는 s-자형의 비선형 함수로, 영상의 명암도 발생빈도수에 따라 밝기의 변화정도를 적응적으로 평활화하기 위함이다.

제안된 방법을 430*323 픽셀부터 1600*1200 픽셀의 다른 크기와 히스토그램 분포를 가진 5개의 영상을 대상으로 실험한 결과, 기존의 전역 히스토그램 평활화 기법보다 우수한 화질개선 성능이 있음을 확인하였다.

향후 제안된 방법을 좀 더 큰 규모에의 적용과 제안된 기존의 기법들과의 비교연구가 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 하영호, 남재열, 이웅주, 이철희 공역, *디지털 영상처리*, 도서출판그린, 2003.
- [2] 조용현, *디지털 영상처리 실무*, 도서인터비전, 2005.
- [3] S. Chen and A. R. Ramli, "Contrast Enhancement using Recursive Mean-Separate Histogram Equalization for Scalable Brightness Preservation," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, Vol. 49, No. 4, pp. 1301-1309, Nov. 2003.
- [4] S. J. Yang, J. H. Oh, and Y. J. Park, "Contrast Enhancement Using Histogram Equalization with Bin Underflow and Bin Overflow," *International Conference on Image Processing*, pp. 881-884, Sept. 2003.
- [5] 이종명, 김형준, 이진언, 오상근, 김희율, "히스토그램의 적응적 변형을 이용한 화질개선 방법," *한국정보과학회 제 18회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집*, pp. 45-50, 2006.
- [6] R. Cromartie, S. M. Pizer, "Edge-affected Context for Adaptive Contrast Enhancement," *Proceedings of the 12th International Conference on Information Processing in Medical Imaging*, pp. 374-485, 1991.
- [7] V. Caselles, J. L. Lisani, J. M. Morel and G. Sapiro, "Shape Preserving Local Histogram Modification," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 8, No. 2, pp. 220-230, 1999.
- [8] S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer, B. T. H. Zimmerman, "Adaptive Histogram Equalization and Its Variation," *Comput. Vision Graph. Image Process*, Vol. 39, No. 3, pp. 355-368, 1987.
- [9] J. L. Starck, F. Murtagh, E. J. Candes, D. L. Donoho, "Gray and Color Image Contrast

- Enhancement by the Curvelet Transform," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 12, No. 6, pp. 706-717, 2003.
- [10] J. A. Stark, "Adaptive Image Contrast Enhancement Using Generalizations of Histogram Equalization," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 5, pp. 889-896, 2000.
- [11] X. Yin, J. Goudriaan, E. A. Latanga, J. Vos, and H. J. Spiertz, "A Flexible Sigmoid Function of Determinate Growth," *Annals of Botany*, Vol. 91, pp. 361 - 371, 2003.
- [12] X.S. Lopez, J. France, W. J. Gerrits, M. S. Dhanoa, D. J. Humphries and J. Dijkstra, "A generalized Michaelis-Menten equation for the analysis of growth," *Journal of Animal Science*, Vol. 78, pp. 1816 - 1828, 2000.
-

저 자 소 개

조용현(Yong-Hyun Cho)

제 19권 제 6호(2009년 12월) 참조