

영상 향상을 위한 자동 임계점 선택 및 대비 강화 기법

이금분[†], 조범준^{**}

요 약

본 논문은 저대비에 의한 영상 정보의 불확실성이 화소가 가지고 있는 명암도의 모호성과 애매성에 근거한다는 점에서 퍼지 변환 함수를 적용하여 영상 향상을 기하고자 한다. 명암도 분포가 한쪽으로 치우친 저대비 영상의 문제를 해결하고자 *k*-means 알고리즘을 사용하여 물체와 배경을 구분할 수 있는 자동 임계점을 찾고 이를 기준으로 영상의 밝은 부분과 어두운 부분의 대비 향상을 가져올 수 있도록 퍼지 변환 함수를 적용한다. 퍼지 변환 함수는 영상 향상을 위해 3단계-입력 영상을 퍼지 영역으로 변환시키는 퍼지화 단계와 대비를 향상시키는 대비 강화 단계 그리고 퍼지 영역을 다시 영상 영역으로 변환시키는 비퍼지화 단계로 제시된다. 향상된 영상의 성능을 평가하고자 퍼지성 지수와 엔트로피 지수를 제시하여 이를 히스토그램 균등화 기법과 비교하고 실험결과로 성능의 우수함을 보여준다.

Automatic Threshold Selection and Contrast Intensification Technique for Image Enhancement

Geum-Boon Lee[†], Beom-Joon Cho^{**}

ABSTRACT

This study applies fuzzy functions to improve image quality under the assumption that uncertainty of image information due to low contrast is based on vagueness and ambiguity of the brightness pixel values. To solve the problem of low contrast images whose brightness distribution is inclined, we use the *k*-means algorithm as a parameter of the fuzzy function, through which automatic critical points can be found to differentiate objects from background and contrast between bright and dark points can be improved. The fuzzy function is presented at the three main stages presented to improve image quality: fuzzification, contrast enhancement and defuzzification. To measure improved image quality, we present the fuzzy index and entropy index and in comparison with those of histogram equalization technique, it shows outstanding performance.

Key words: Fuzzy Functions(퍼지 변환 함수), Contrast Enhancement(영상 대비 향상), Fuzzy Index(퍼지성 지수), Entropy Index(엔트로피 지수)

1. 서 론

영상은 전송되거나 스캔·복사되는 것과 같이 한 영상에서 다른 영상으로 전환될 때, 영상장치의 물리적 속성과 영상전송에 기인하여 열악한 대비를 가지

며 다양한 잡음에 의해 왜곡되고 흐려지게 되어 영상의 질이 저하될 수 있다. 이러한 경우 영상 대비 향상 기법은 인간의 시각능력을 향상시키고 영상분석 및 영상이해를 위한 첫 단계로서 중요성이 크다.

영상 향상을 위한 방법으로는 화소 단위 처리와

※ 교신저자(Corresponding Author): 조범준, 주소: 광주광역시 동구 서석동 375 조선대학교 (501-759), 전화: 062)230-7103, FAX: 062)233-6896, E-mail: bjcho@chosun.ac.kr

접수일: 2007년 12월 3일, 완료일: 2008년 4월 4일

[†] 준회원, 조선대학교 컴퓨터공학과 박사 수료 (E-mail: goldpalm@chosun.ac.kr)

^{**} 종신회원, 조선대학교 컴퓨터공학부 교수

※ 이 논문은 2005년도 조선대학교 연구비의 지원을 받아 연구되었음.

이웃하는 영역 처리에 기반한 공간 영역 방법과 푸리에 변환과 그 응용을 기반으로 한 주파수 영역 방법으로 나눌 수 있다[1]. 가장 널리 알려진 방법은 히스토그램 연산으로 영상의 화소범위를 넓혀 대비를 향상시키거나 물체와 배경을 분리하여 각각의 영역에 대비 향상을 기하는 방법이 있다. 그러나 히스토그램 연산 방법들은 전체 영상에 걸쳐 명암도 분배에 근거한 변환 함수를 이용하여 화소들을 변화시키는 전체적(global)인 처리 기법으로 히스토그램의 분포 상의 좁은 화소 범위가 어둡거나 밝은 쪽으로 치우쳐져 있을 때 대비가 향상된 원하는 결과를 가져오지 못하게 된다[2]. 그러므로 영상 내의 명암도 분포나 다른 특징에 근거를 둔 변환함수를 고안하는 것이 필요하며, 배경과 물체를 구분하여 향상된 영상을 결과로 가져올 수 있어야 한다.

본 논문은 저대비에 의한 영상 정보의 불확실성이 명암도의 모호성과 애매성에 근거한다는 점에서 퍼지 변환 함수를 적용하여 영상 향상을 기하고자 하였다. 명암도 분포가 한쪽으로 치우친 저대비 영상의 향상 문제를 해결하고자 *k*-means 알고리즘을 사용하여 물체와 배경을 구분할 수 있는 자동 임계점을 선택하여 이를 기준으로 밝은 영역과 어두운 영역에 대비 향상을 가져올 수 있도록 퍼지 변환 함수의 매개변수로 사용하였으며, 영상 향상의 성능평가를 위한 지수로 퍼지성 지수와 엔트로피 지수[3]를 제시하고 이를 히스토그램 균등화 기법과 비교하였으며 실험결과로 성능의 우수함을 나타내었다.

본 논문의 구성은 2장에서 퍼지 영상 향상 기법의 구조를 3단계로 나누어 살펴보고 각 단계에서 적용된 퍼지변환 함수를 설명하며 성능 측정을 위한 퍼지성 지수와 엔트로피 지수를 제시한다. 3장의 실험 및 고찰에서는 히스토그램 균등화 기법과 제안하는 기법에 의해 향상된 영상 및 성능평가 결과를 비교·분석하고, 4장에서 향후 연구의 나아갈 바를 밝히며 결론을 맺는다.

2. 저대비 영상 향상 기법

2.1 퍼지 영상 대비 향상 과정

퍼지 영상 처리란 영상의 특징을 퍼지 집합으로 이해하고 처리하며 표현하는 모든 접근방법을 말한다[4]. 영상 처리에 있어서 영상 데이터 자체의 애매성, 처리과정에서 발생하는 모호성 그리고 인식과 해석 단계에서의 불확실한 지식 등으로 많은 계산 비용에도 불구하고 좋은 결과를 보이지 못하고 있다. 이와 같이 영상 처리에 있어서 근본적으로 내재되어 있는 불확실성을 효과적으로 다루기 위해 퍼지 집합 이론을 도입한다.

퍼지 집합을 이용한 영상 향상 과정은 (그림 1)에서와 같이 원영상의 명암도를 퍼지 소속함수에 의해 퍼지 소속도 값으로 변환시키는 퍼지화 단계와 밝은 영역과 어두운 영역의 대비를 향상시키기 위한 퍼지 소속도 값에 대한 연산을 위한 대비 강화 단계 그리고 이를 다시 명암도 영상으로 전환시키는 비퍼지화

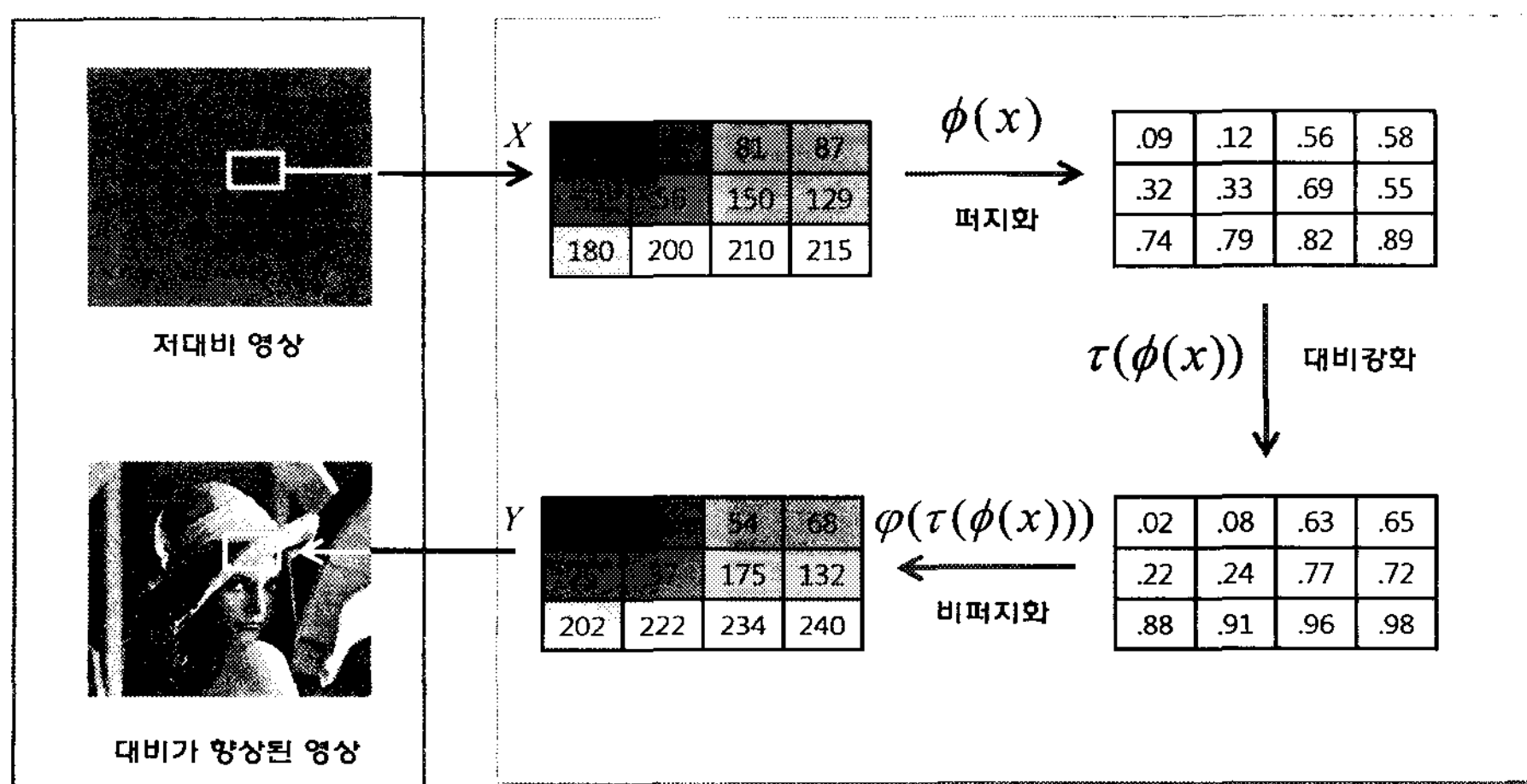


그림 1. 퍼지 영상 향상 기법

단계로 나눌 수 있다.

각 단계에서 사용된 퍼지 변환 함수는 퍼지화 함수(Φ), 대비 강화 함수(Γ), 비퍼지화 함수(Ψ)로 나누어 볼 수 있으며, 저대비 영상의 명암도인 입력 X 에 대한 시스템 출력 Y 는 식(1)과 같다.

$$Y = (\Psi (\Gamma (\Phi (X)))) \quad (1)$$

2.1.1 퍼지화 단계

영상 데이터를 퍼지화 함수에 적용하여 퍼지 소속도를 구하는 단계이다. De와 Chatterji가 제안한 모델[5]을 수정하여 k -means 알고리즘을 사용하여 두 클래스의 경계값을 자동으로 구하여 적용한다. k -means 알고리즘은 2.2에서 자세히 설명하고 있다.

$$\begin{aligned} \mu(g_{ij}) &= \frac{1}{2} \left(1 - \frac{\tau - g_{ij}}{\tau - l_o} \right) \text{for 클래스1} \\ &= \frac{1}{2} \left(1 + \frac{g_{ij} - \tau}{h_o - \tau} \right) \text{for 클래스2} \end{aligned} \quad (2)$$

회색 영상의 경우 임의의 점 ij 에서 밝기는 명암도 g_{ij} 로 정의된다. g_{ij} 는 l_o 부터 h_o 까지의 어떤 값도 취할 수 있다.

퍼지 소속도 0을 가진 최소 명암도 l_o 와 퍼지 소속도 1을 가진 최대 명암도 h_o 를 규정할 수 있다. 그러므로 회색 영상의 명암도를 두 개의 영역으로 나눌 수 있는데, $l_o \leq g_{ij} \leq \tau$ 이면 클래스 1로, $\tau \leq g_{ij} \leq h_o$ 이면 클래스 2로 분류한다.

2.1.2 대비 강화 단계

식 (3)은 퍼지 대비를 강화시키기 위한 퍼지 변환

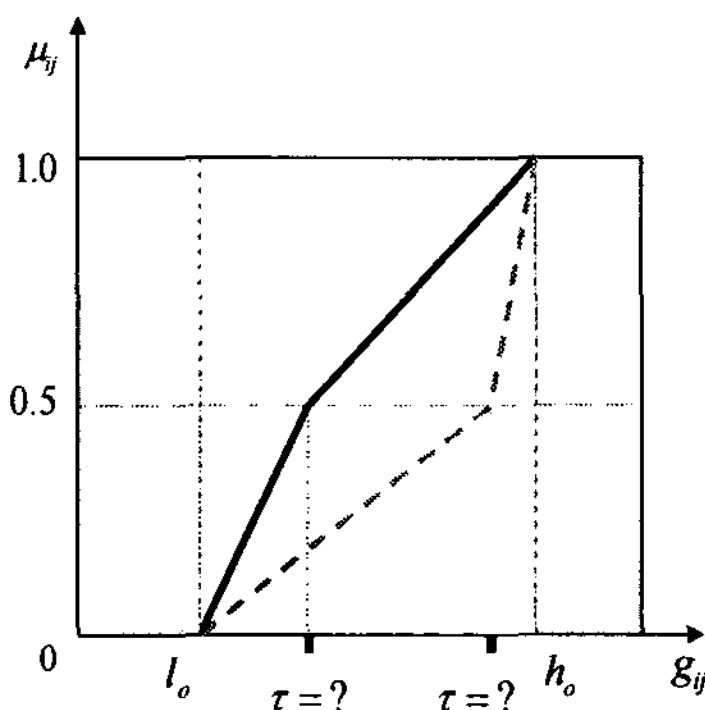


그림 2. 퍼지화 함수

함수로 퍼지 소속도 값 0.5를 기준으로 작은 값은 더욱 작고 큰 값은 더욱 크게 변환시키도록 적용된다.

$$\begin{aligned} \mu'(g_{ij}) &= \frac{1}{2} \left(1 - \left\{ \frac{\sin\theta_1 (1 - 2\mu(g_{ij}))}{\sin\theta_1} \right\}^{p_1} \right) \\ &\text{for } 0 \leq \mu(g_{ij}) \leq \frac{1}{2}, \text{ 클래스1} \\ &= \frac{1}{2} \left(1 + \left\{ \frac{\sin\theta_2 (2\mu(g_{ij}) - 1)}{\sin\theta_2} \right\}^{p_2} \right) \\ &\text{for } \frac{1}{2} \leq \mu(g_{ij}) \leq 1, \text{ 클래스2} \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)의 클래스 1은 퍼지 소속도 0.0~0.5 사이의 명암도를 포함하도록 1/2을 곱해주며, 클래스 2도 또한 1/2을 가중시켜 퍼지 속도 0.5~1.0 사이의 명암도를 갖도록 한다. (그림 3)은 매개변수 p_1, p_2 에 따른 대비 강화를 위한 퍼지 변환 함수의 다양한 형태를 곡선 $c_1 \sim c_5$ 로 보여준다.

2.1.3 비퍼지화 단계

식(4)는 퍼지 소속도 값을 명암도 값으로 전환하기 위한 것으로 역변환 함수를 사용하며, g'_{ij} 는 대비가 향상된 결과 영상을 나타낸다. 이 단계에서 퍼지화 단계에서 사용하였던 τ 를 다시 적용한다.

$$\begin{aligned} g'_{ij} &= \tau - (\tau - l_e)(1 - 2\mu'(g_{ij})) \\ &\text{for } 0 \leq \mu'(g_{ij}) \leq \frac{1}{2}, \text{ 클래스1} \\ &= \tau + (h_e - \tau)(2\mu'(g_{ij}) - 1) \\ &\text{for } \frac{1}{2} \leq \mu'(g_{ij}) \leq 1, \text{ 클래스2} \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 l_e 과 h_e 는 새롭게 요구되는 최소 명암도와

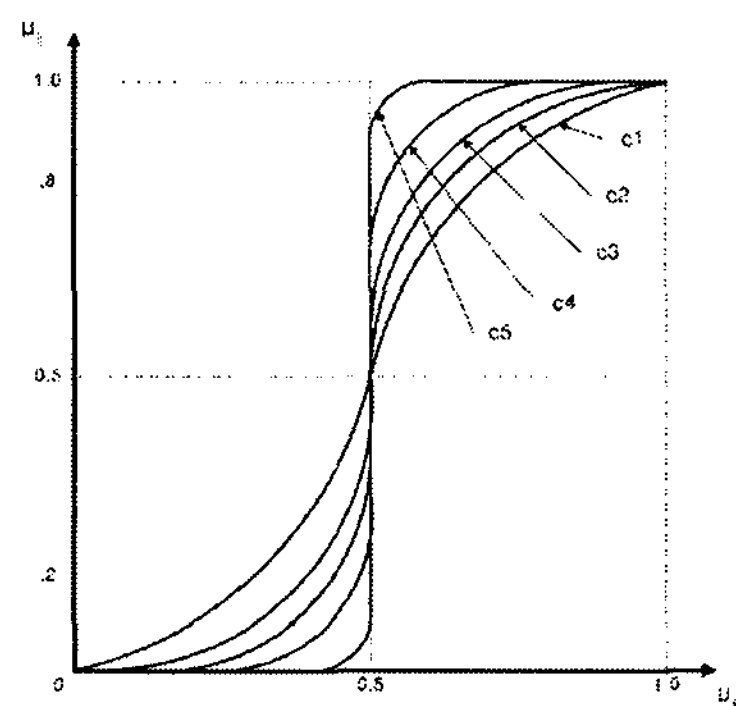


그림 3. 대비 강화를 위한 퍼지 변환 함수

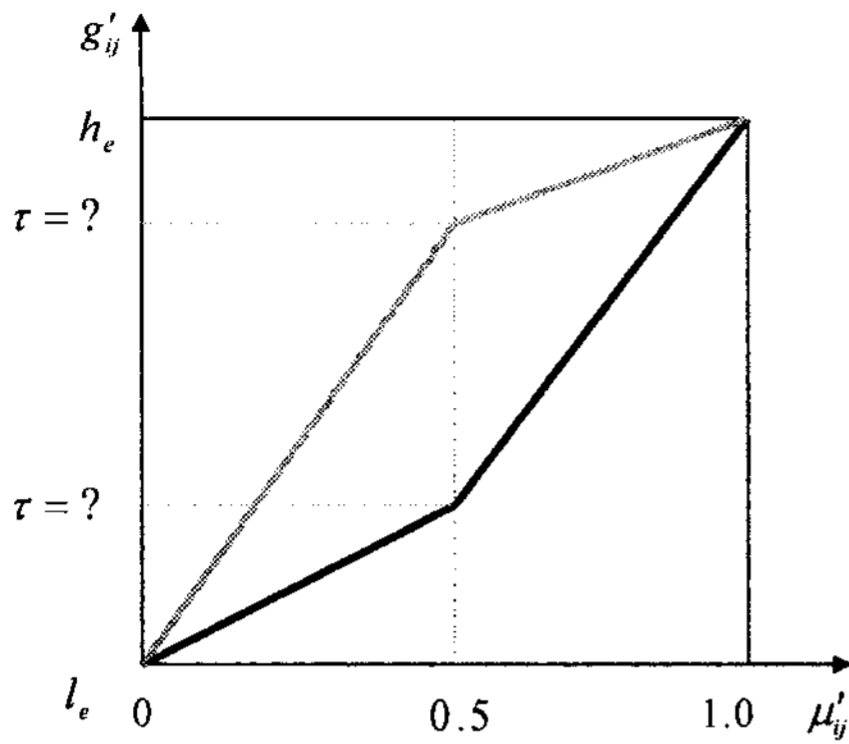


그림 4. 비퍼지화 함수

최대 명암도로 각각 0과 255 값이다. (그림 4)는 식(4)의 함수를 그래프로 표현한 것으로 임계값 τ 에 따라 선형 함수의 분포가 다름을 보여준다.

2.2 자동 임계점 선택을 위한 k-means 알고리즘

k-means 알고리즘은 클래스의 개수를 매개변수 k 로 조절하는 무감독학습 알고리즘 중의 하나이다 [6]. 저대비 영상 향상을 위한 최적의 임계점 선택을 두 클래스 분류문제로 보고 자동으로 선택한 임계점을 퍼지 변환 함수에 적용하여 대비를 향상시키며, 자동 임계점 τ 를 k-means 알고리즘의 결과로부터 정의한다. N 개의 데이터 X_1, X_2, \dots, X_N 의 집합을 서로 유사한 값들은 같은 클래스에 할당하는 방법으로 제공오차의 합을 최소화하는 간단한 방법이다. 본 논문에서는 입력영상의 명암도를 가지고 두 클래스 ($k=2$)를 형성하여 경계값으로 τ 를 결정하여 퍼지화 및 비퍼지화 단계에서 적용한다.

단계 1. 임의로 클러스터들의 집합 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_k\}$ 를 선택한다.

단계 2. 유클리디안 최소 거리를 사용하여 N 개의 데이터를 k 개의 클래스에 할당한다. 만일 $\|X - Y_i\| < \|X - Y_j\|$ 이고 $j \neq i$ 라면 데이터 X 는 클래스 C_i 에 속한다.

단계 3. 비용함수(cost function)를 최소화 하기 위해서 새로운 클래스를 계산한다.

$$J_i = \sum_{X \in C_i} \|X - Y_i\|^2 \quad (5)$$

단계 4. step 2~4단계를 클래스들의 변화가 없을

때까지 반복한다.

2.3 성능평가 지수

향상된 영상의 정도를 측정하고자 퍼지성 지수와 엔트로피 지수를 제시한다. 퍼지성 지수는 영상의 애매모호한 정도를 측정하며, 엔트로피 지수는 영상의 정보량을 측정하여 영상 향상의 정도에 대한 정량성을 두 지수로 나타내고자 한다.

2.3.1. 퍼지성 지수

임의의 영상 G 의 퍼지성 지수는 식(6)처럼 정의된다.

$$\gamma_f(g) = \frac{2}{MN} \sum_m \sum_n \mu_{G \cap \bar{G}}(g_{mn}), \quad m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mu_{G \cap \bar{G}}(g_{mn}) &= B_{mn} \cap \overline{B_{mn}} \\ &= \min(B_{mn}, (1 - B_{mn})), \text{ for all } (m, n) \end{aligned} \quad (7)$$

그리고

$$\begin{aligned} B_{mn} &= 2(g_{mn}/g_{\max})^2, \text{ for } g_{mn} \leq g_{\max}/2, \\ &= 1 - 2\left(\frac{g_{mn} - g_{\max}}{g_{\max}}\right)^2, \text{ for } g_{\max}/2 \leq g_{mn} \leq g_{\max} \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)의 g_{mn} 은 영상 G 의 명암도 값이며 g_{\max} 는 명암도의 최대값, g_{\min} 은 명암도의 최소값을 나타낸다. 식 (8)의 결과로 얻은 B_{mn} 은 식 (7)에서 퍼지 집합 $\mu_{G \cap \bar{G}}(g_{mn})$ 으로 변환되며 식 (6)의 퍼지성 지수 $\gamma_f(g)$ 를 얻기 위한 값으로 사용된다.

2.3.2 엔트로피 지수

임의의 영상 G 의 엔트로피 지수는 식(9)로 정의된다.

$$H(G) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_m \sum_n Sn(\mu_G(g_{mn})) \quad (9)$$

여기서

$$\begin{aligned} Sn(\mu_G(g_{mn})) &= -\mu_G(g_{mn}) \cdot \ln(\mu_G(g_{mn})) \\ &\quad - (1 - \mu_G(g_{mn})) \cdot \ln(1 - \mu_G(g_{mn})), \end{aligned} \quad (10)$$

$m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N$

식 (8)의 g_{mn} 은 영상 G 의 명암도 값이며 식 (7)에

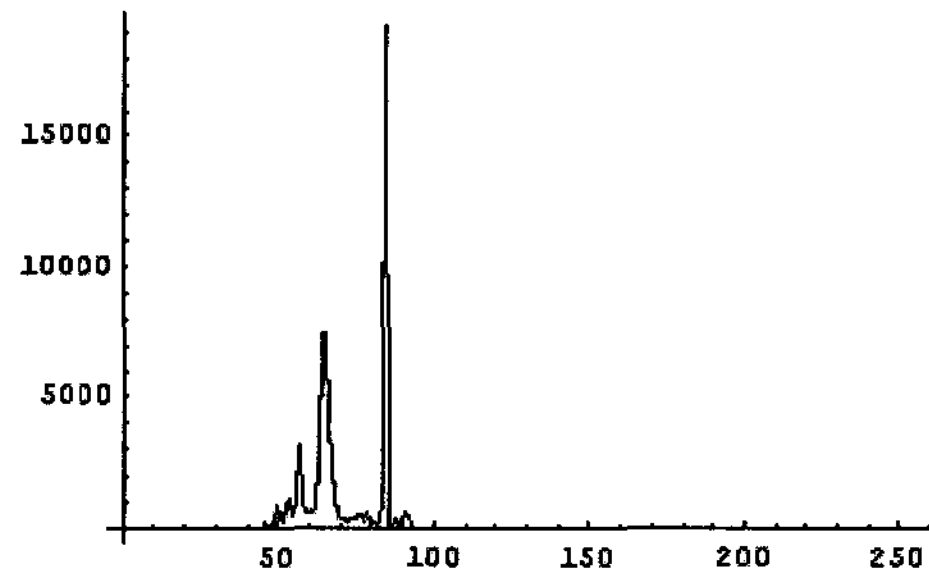
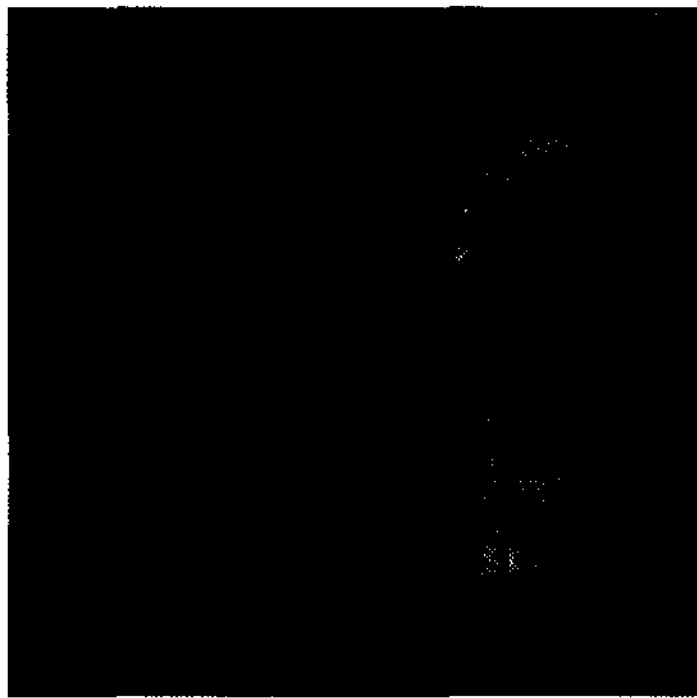
적용된 것과 같이 퍼지 집합 $\mu_C(g_{mn})$ 으로 변환한 후 로그를 적용하고 내적을 구하여 정보량을 나타낸다.

3. 실험 및 고찰

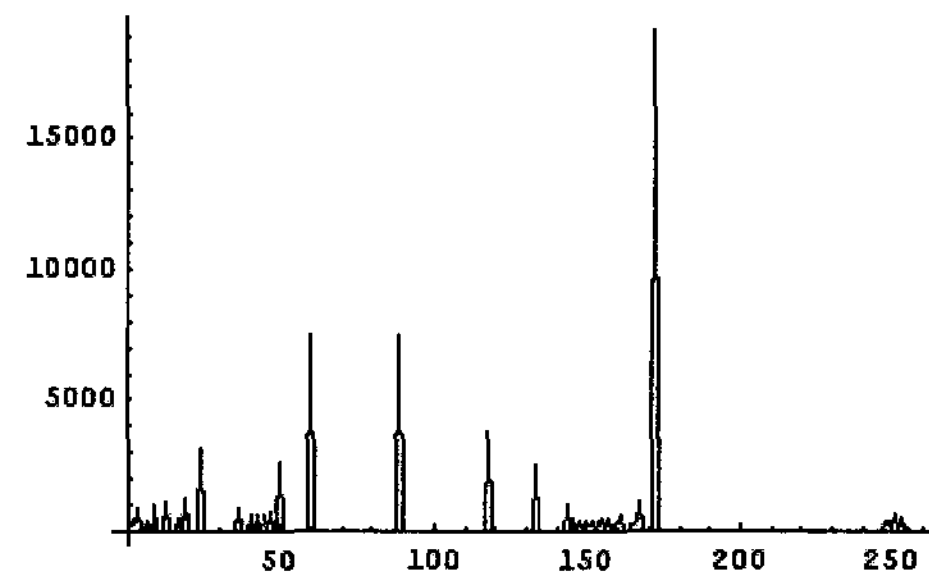
본 논문에서 적용한 시스템은 Pentium-4 2.8GHz

로 Window XP 상에서 Visual C++ 6.0과 Mathematica 4.0 환경에서 구현하였으며, 실험영상은 256×256×8 (bit/pixel) 크기의 영상으로 실험하였다.

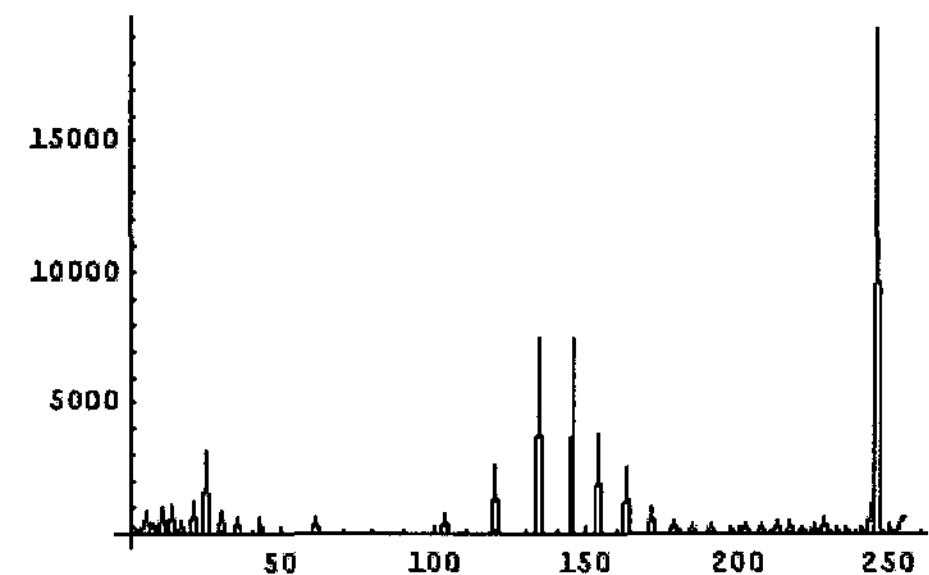
제안한 방법을 저대비 영상에 적용하여 대비를 향상시킨 결과와 히스토그램 균등화 기법을 사용한 결과를 (그림 5, 6, 7)에서 보여준다. 실험영상의 예에서



(a) 원 영상과 히스토그램

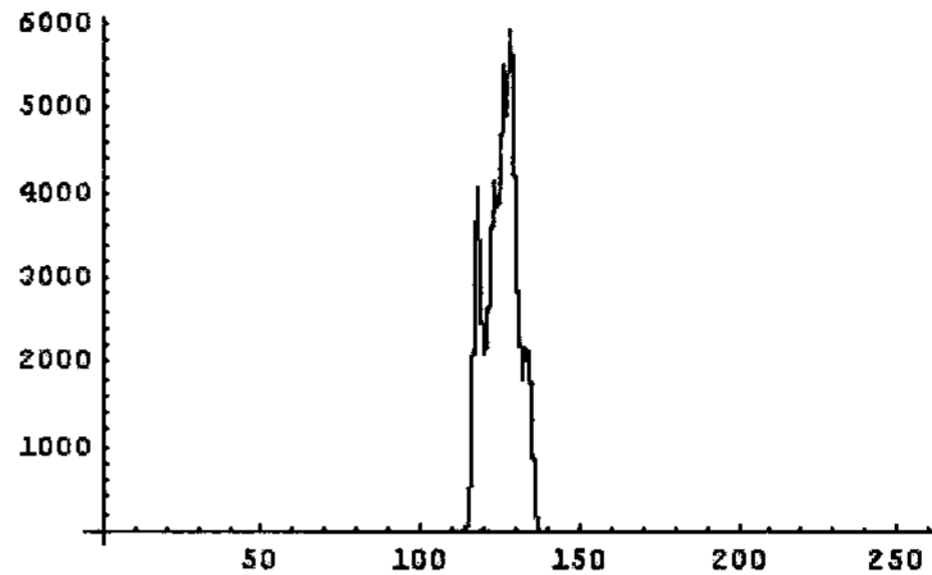
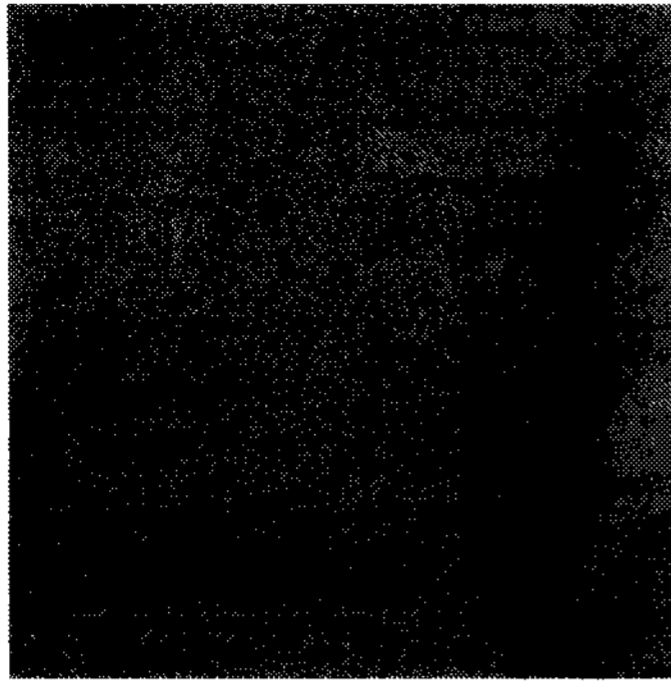


(b) 히스토그램 균등화에 의해 향상된 영상

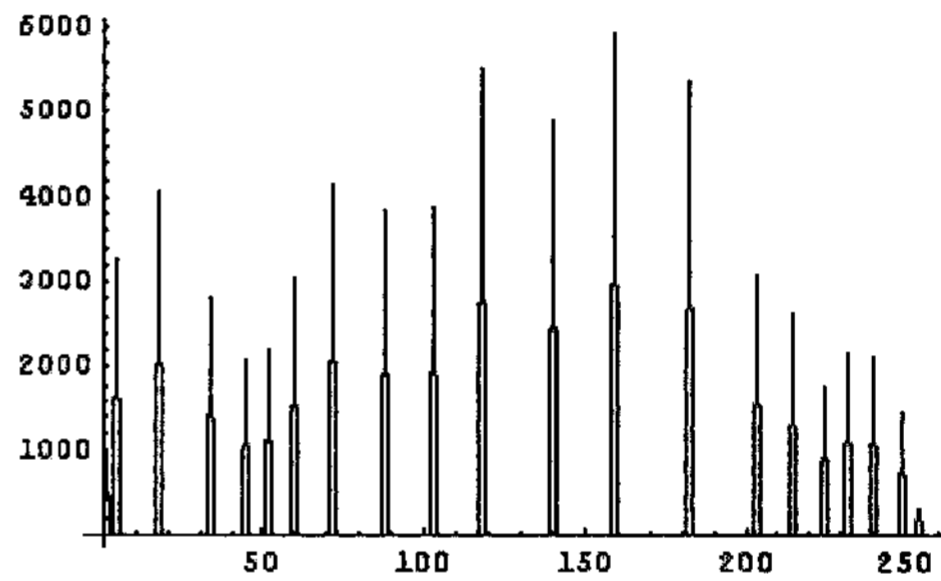


(c) 제안된 방법에 의해 강화된 영상

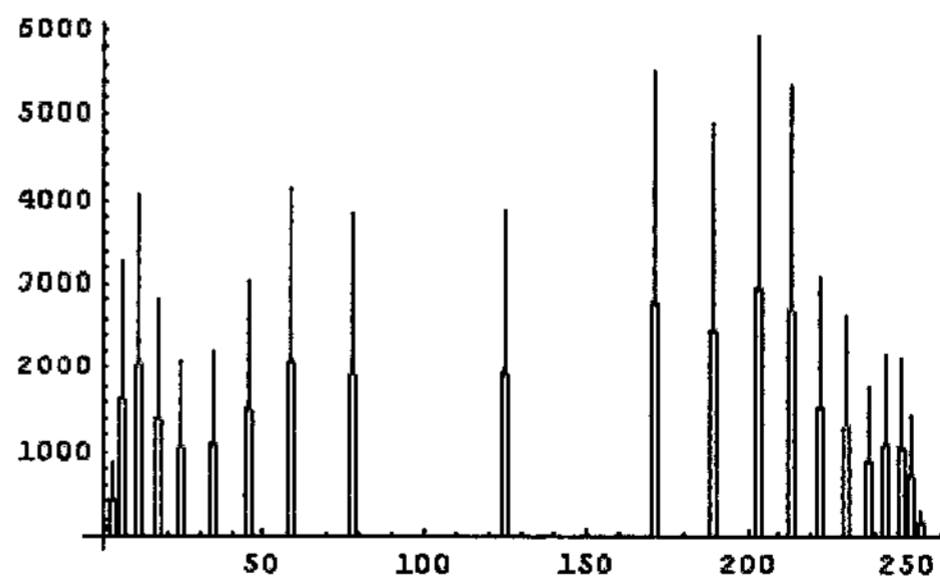
그림 5. HOUSE 실험 결과 영상



(a) 원 영상과 히스토그램



(b) 히스토그램 균등화에 의해 향상된 영상



(c) 제안된 방법에 의해 강화된 영상

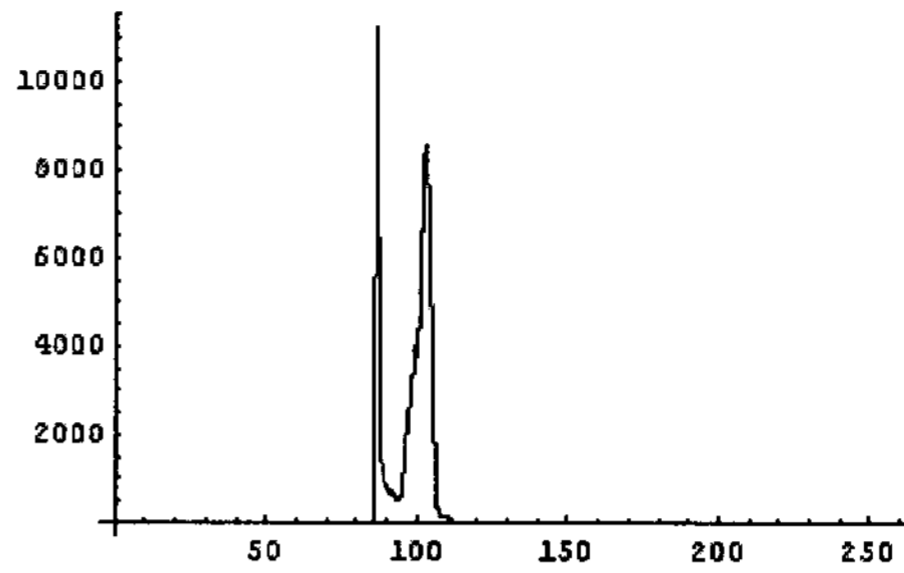
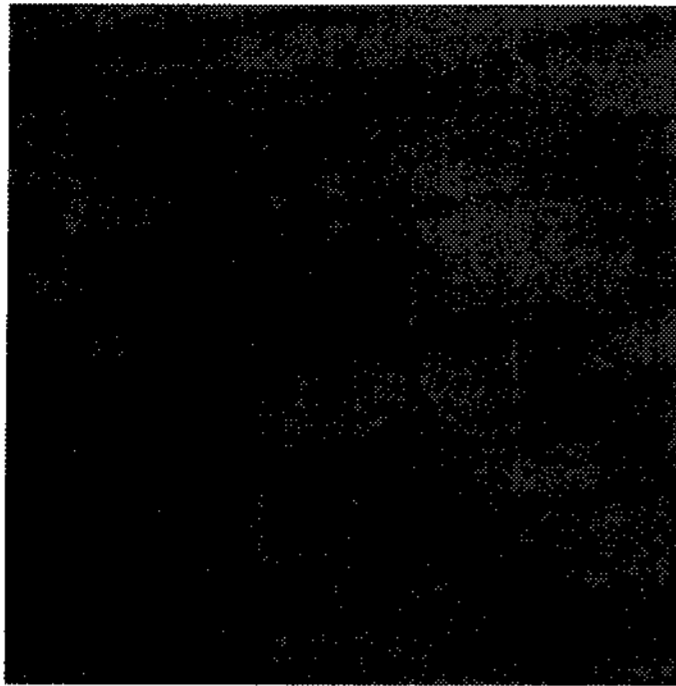
그림 6. LENA 실험 결과 영상

(a)는 저대비를 가진 원 영상이며, (b)는 히스토그램 균등화 기법에 의해 향상된 영상이고, (c)는 제안한 방법에 의해 향상된 영상이다.

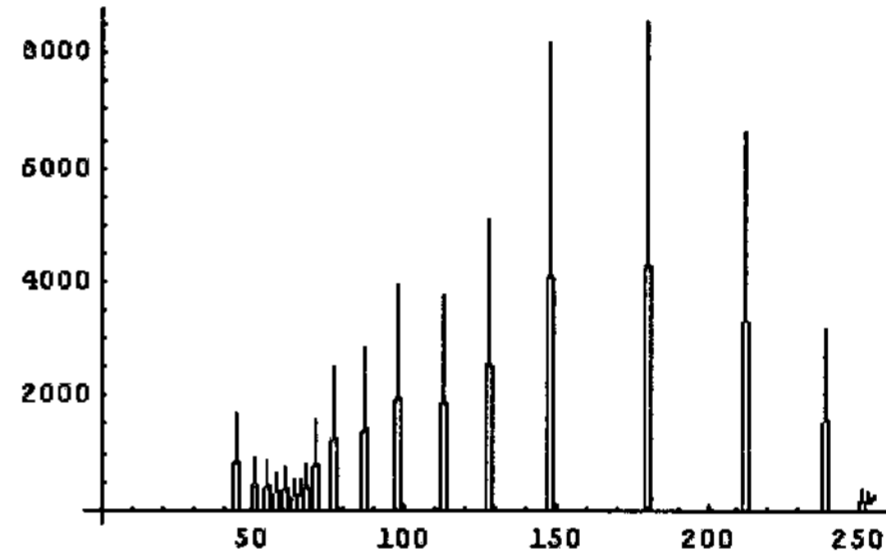
실험에 사용한 영상들은 대비가 열악한 영상들로 히스토그램 분석을 통해 화소범위가 매우 좁음을 알 수 있다. 그림 5 (a)는 HOUSE 영상으로 히스토그램 분포가 왼쪽 부분에 몰려 있으며 화소의 범위가 44~

95로 저대비 영상을 나타내고 있다. (표 1)은 실험영상들의 화소범위를 보여준다.

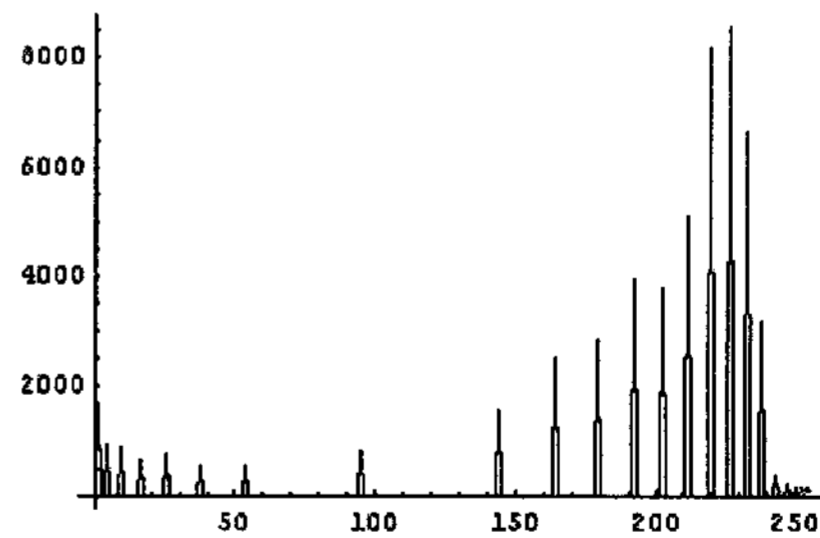
(표 2)는 k -means 알고리즘을 사용하여 임계점을 정한 것으로 두 클래스로 분리하여 첫 번째 클래스의 최고값으로 τ 를 결정하였다. 각 실험영상에서 선택한 임계점은 다음과 같다.



(a) 원 영상과 히스토그램



(b) 히스토그램 균등화에 의해 향상된 영상



(c) 제안된 방법에 의해 강화된 영상

그림 7. CAMERAMAN 실험 결과 영상

표 1. 실험영상의 화소범위

실험영상	화소범위
HOUSE	44 ~ 95
LENA	114 ~ 138
CAMERAMAN	87 ~ 112

표 2. 제안하는 기법에 의해 선택된 임계점

실험영상	클래스	임계점
HOUSE	44 ~ 61	$\tau = 61$
	62 ~ 95	
LENA	114 ~ 125	$\tau = 125$
	126 ~ 138	
CAMERAMAN	87 ~ 96	$\tau = 96$
	97 ~ 112	

표 3. 실험영상의 퍼지성 및 엔트로피 지수 측정 결과

실험영상	퍼지성 지수	엔트로피 지수
그림 5(b)	0.375	0.779
(c)	0.316	0.586
그림 6(b)	0.337	0.717
(c)	0.189	0.592
그림 7(b)	0.367	0.829
(c)	0.138	0.609

제안하는 k -means 알고리즘에 의한 임계점 선택은 히스토그램에 대한 참조와 확률적 분포에 대한 가정 없이 자동 선택하게 되고, 임계점 선택과정을 두 클래스 형성과정으로 보고 퍼지화와 비퍼지화 단계에 적용한다.

(표 3)에서 보여 지듯이 제안된 방법에 의한 결과영상의 퍼지성 지수와 엔트로피 지수가 히스토그램 균등화 기법에 의한 결과영상의 퍼지성 지수보다 낮음을 보여준다. 퍼지성 지수는 영상의 애매성을 측정하는 지표로 영역이 불분명하여 정확한 구분이 어려운 경우 지수값이 크게 나타난다. 엔트로피 지수 또한 모호성을 측정하는 지표로 모호성이 증가할 수록 정보의 양은 감소하고 지수값은 커지게 된다. 그러므로 제안한 기법에 의한 실험결과들이 영상의 애매성과 모호성을 더 많이 감소시키고 대비가 향상된 결과를 가져오는 것으로 나타났다. 그러나 저대비와 화소 범위가 너무 좁을 경우(명암도 화소범위 차가 10~15 화소 미만)에는 임계점을 찾기가 어려우며 대비가 향상된 결과영상을 기대할 수 없게 된다.

4. 결 론

좁은 화소범위와 불확실한 명암도를 갖는 저대비영상의 특징 때문에 퍼지 집합이론을 영상 향상 기법에 도입하였다. 영상 향상의 과정을 3단계로 나누어 살펴보았으며, 퍼지화 및 비퍼지화 단계에서 요구되는 임계점을 k -means 알고리즘을 적용하여 데이터에 대한 정보없이 영상의 특성에 따라 두 클래스만을 형성하도록 하여 명암도의 퍼지성이 최대가 되는 임계점을 찾아 퍼지 변환 함수에 적용하여 연산하였으며, 향상된 정도를 정량적으로 측정하고자 퍼지성 지수와 엔트로피 지수를 사용하였다. 히스토그램 균등화 기

법과 제안하는 기법의 성능을 비교·분석한 결과를 제시하였으며 제안하는 기법의 우수함을 보여주었다.

본 논문에서 제안한 기법은 대비가 열악한 문서영상(document image)의 대비 향상에 적용하여 문자 인식 및 문서의 가독성을 높이기 위한 전처리로 사용될 수 있으며, 내용이 복잡한 저대비 영상처리를 위해 다중 임계점을 형성하여 영상분할을 한 후 제안한 기법으로 국부적인 영역에 따른 영상 향상을 기대할 수 있다. 향후 퍼지 변환 함수의 응용으로 영상 내의 객체의 모호성으로 야기되는 영상처리 문제에 적용할 수 있는 연구가 지향되어야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부와 한국산업기술재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Second Edition, Addison-Wesley Publishing Group, 2001.
- [2] E. Gose, R. Johnsonbaugh and S. Jost, *Pattern Recognition and Image Analysis*, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ 07458, 1996.
- [3] S.K. Pal and R.A. King, "Image Enhancement Using Smoothing with Fuzzy Sets," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol.11, No.7, pp. 494-501, 1981.
- [4] H.R. Tizhoosh, *Fuzzy Image Enhancement*, Physica-Verlag, NewYork, 1988.
- [5] T.K. De and B.N. Chatterji, "An Approach to A Generalized Technique For Image Contrast Enhancement Using The Concept of Fuzzy Set," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.25, No.2, pp. 145-158, 1998.
- [6] J.B. MacQueen, "Some Methods For Classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability," Berkeley, Univ. of California Press, Vol.1, pp. 281-297, 1967.



이 금 분

1989년 충남대학교 행정학과 졸업
2002년 대전대학교 컴퓨터공학과 석사졸업
2007년 조선대학교 컴퓨터공학과 박사수료

관심분야: 웨이블릿, 영상처리 및 패턴인식, 퍼지 및 신경망, 영상 보안



조 범 준

1980년 조선대학교(B.S., M.S. (82))
1988년 한양대학교 대학원 (Ph.D)
2004년 KAIST(Ph.D)
1980년~현재 조선대학교 컴퓨터공학부 교수

관심분야: 인공지능, 패턴인식, 뉴로컴퓨터