

개선된 IAFC 모델을 이용한 영상 대비 향상 기법

An Image Contrast Enhancement Technique Using the Improved Integrated Adaptive Fuzzy Clustering Model

이금분 · 김용수

Geum Boon Lee and Yong Soo Kim

대전대학교 컴퓨터공학과

Department of Computer Engineering, Daejeon University

요 약

본 논문은 저대비 영상을 처리하여 보다 향상된 영상을 얻고자 퍼지 함수와 개선된 IAFC 모델을 적용한 영상 대비 향상 기법을 제안한다. 저대비에 의한 영상 정보의 불확실성이 무작위성보다 명암도의 모호성과 퍼지성에 근거한다는 점에서 퍼지 집합이론을 영상 향상 기법을 개발하는데 적용한다. 영상 향상의 단계를 퍼지화, 대비 강화 연산, 비퍼지화 단계로 나뉘볼 수 있으며, 퍼지화 및 비퍼지화 과정에서 적절한 교차점 선택이 요구되고 이때 개선된 IAFC 모델을 적용하여 최적의 교차점을 선택한다. 데이터 대한 정보없이 임계 파라미터를 조정함으로써 클러스터링을 할 수 있는 개선된 IAFC 모델로 두 클래스만을 형성하도록 하여 명암도의 애매성이 최대가 되는 교차점을 찾아 대비를 강화시킨다. 대비 향상의 정량적 측정을 위해 퍼지성 지수를 사용하며 히스토그램 균등화 기법을 사용한 대비 향상 결과와 비교한다. 저대비 영상에 대해 최적의 교차점의 위치를 정하는 제안한 기법의 결과가 많은 실험영상을 통해 우수함을 보여주고 있다.

Abstract

This paper presents an image contrast enhancement technique for improving the low contrast images using the improved IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) model. The low pictorial information of a low contrast image is due to the vagueness or fuzziness of the multivalued levels of brightness rather than randomness. Fuzzy image processing has three main stages, namely, image fuzzification, modification of membership values, and image defuzzification. Using a new model of automatic crossover point selection, optimal crossover point is selected automatically. The problem of crossover point selection can be considered as the two-category classification problem. The improved IAFC model is used to classify the image into two classes. The proposed method is applied to several experimental images with 256 gray levels and the results are compared with those of the histogram equalization technique. We utilized the index of fuzziness as a measure of image quality. The results show that the proposed method is better than the histogram equalization technique.

Key Words : Improved IAFC Model, Fuzzy Image Contrast Enhancement, Index of Fuzziness, Crossover Point

1. 서 론

영상장치의 물리적 속성과 영상전송에 기인하여 영상은 열악한 대비를 가지며 다양한 잡음에 의해 왜곡되고 흐려지게 된다. 의료영상부터 항공사진에 이르기까지 광범위한 영상들이 복사되고 스캔되며, 전송되거나 디스플레이 되는 것과 같이 한 영상에서 다른 영상으로 전환될 때, 출력영상의 질은 물리적 환경에 의한 비선형 변환으로 입력영상의 질보다 저하될 수 있다. 이러한 경우 디지털 영상 대비 향상 기법은 물체의 경계를 선명히 하거나 저대비(low contrast) 영상으로부터 원하는 특징을 추출함으로써 인간의 시각능력을 향상시킬 수 있다. 다양한 대비 향상 기법들이 원 영상(original image)보다 더

나은 출력영상을 얻기 위해 제안되어 왔다[1].

영상 향상 기법은 크게 공간 영역 방법과 주파수 영역 방법으로 나눌 수 있다[2]. 공간 영역 방법은 영상에서 픽셀 단위 처리를 기초로 하며, 주파수 영역 방법은 영상의 푸리에 변환을 수정하여 처리하는 것이다. 가장 널리 사용되는 방법은 히스토그램 연산을 사용하여 영상의 동적 범위를 넓혀주거나 임계화 기법으로 배경과 물체를 구분할 수 있는 적절한 임계점을 선택하는 것이다. 그러나 히스토그램 분포가 배경과 대상을 분리해 낼 수 있는 골(valley) 부분을 가진 경우에는 쉽게 임계점을 찾을 수 있으나 저대비 영상과 같이 동적 범위가 좁은 히스토그램과 단항(unimodal) 히스토그램의 경우에는 적절한 임계점을 찾기가 어렵다.

또한 영상 향상 기법에 있어 가장 큰 어려움은 향상의 정도를 정량적으로 측정하는 것이다. 영상 질(quality)의 척도로서 밝기 분포를 채택할 때, 최적 교차점(optimal crossover point)은 명암도의 퍼지성을 최대화하는 기준

접수일자 : 2001년 9월 15일

완료일자 : 2001년 12월 1일

함수에 의해 선택된다. 본 논문은 최적 교차점 선택을 두 클래스(two-class) 분류 문제로 보고 개선된 IAFC 모델을 사용하여 이를 해결하고자 하며, 입력 영상의 대비를 적응성 있게 변화시킬 수 있는 퍼지 대비 강화 함수를 적용한다. 제안된 기법은 저대비 실험영상에 적용하여 히스토그램 균등화 기법[2]과 비교하며, 정량적 척도로서 퍼지성 지수(index of fuzziness)[3]를 사용한다.

2. 퍼지 영상 향상 기법

2.1 퍼지 영상 향상 과정

퍼지 영상처리란 영상과 영역의 분할 그리고 영상 특징을 퍼지 집합으로 이해하고 처리하며 표현하는 모든 접근방법을 말한다. 퍼지 영상 향상 과정은 크게 3단계로 구성된다. 그림 1에서와 같이 영상 퍼지화, 소속함수의 변경, 영상 비퍼지화로 구성되며 각각의 단계에 퍼지 논리와 전문가 지식 등이 사용된다. 먼저 영상을 퍼지화하기 위해 퍼지 함수를 사용하여 영상 처리를 할 수 있게 한 후 적절한 퍼지 기법을 사용하여 소속함수값을 변경하고 비퍼지화를 통해 향상된 결과를 얻는 과정이다.

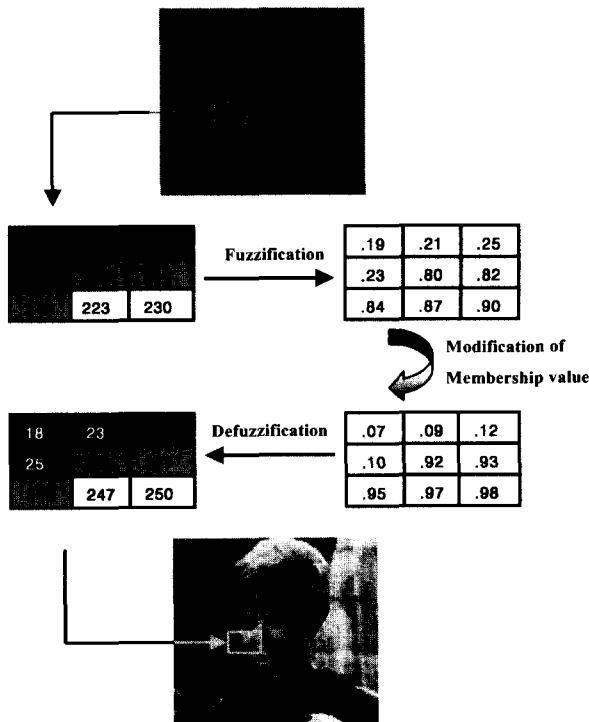


그림 1. 퍼지 영상 향상 과정
Fig 1. Fuzzy image enhancement process

2.2 퍼지 영상 강화 모델

본 논문에서는 De & Chatterji가 제안한 퍼지 영상 강화 모델[4]을 수정하여 주관적인 임계점이 아닌 자동적인 교차점 선택을 위한 개선된 IAFC 모델을 적용한 퍼지 영상 대비 향상 기법을 제시한다. 이 기법의 기본적인 개념은 세 단계로 나뉘어 살펴볼 수 있다.

2.2.1 퍼지화(Fuzzification)

영상 데이터를 퍼지 성질 영역(fuzzy property domain)으로 전환시키는 단계이다.

$$\mu(g_{ij}) = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{\tau - g_{ij}}{\tau - l_o} \right) \quad \text{for class 1}$$

$$= \frac{1}{2} \left(1 + \frac{g_{ij} - \tau}{h_o - \tau} \right) \quad \text{for class 2} \quad (1)$$

회색(gray-tone) 영상의 경우 임의의 점 ij 에서 밝기는 명암도 g_{ij} 로 정의된다. g_{ij} 는 l_o 부터 h_o 까지의 어떤 값을 취할 수 있다. 소속함수 0을 가진 최소 명암도 l_o 와 소속함수 1을 가진 최대 명암도 h_o 를 규정할 수 있다. 그러므로 전체 그레이레벨을 두 개의 클래스로 나눌 수 있다. 소속함수를 사용하여 클래스 1 ($l_o \leq g_{ij} \leq \tau$) 또는 클래스 2 ($\tau \leq g_{ij} \leq h_o$)로 나눈다. 클래스 1은 소속도 0.0~0.5를 가지는 명암도를 포함하며, 클래스 2는 소속도 0.5~1.0을 가지는 명암도를 포함한다. 여기서 τ 는 IAFC 모델에서 구한 교차점이다.

2.2.2 대비 강화(Contrast intensification)

아래의 퍼지 대비 강화 연산자(fuzzy contrast intensification)가 퍼지 성질 영역의 데이터를 변형하는데 사용된다.

$$\mu'(g_{ij}) = \frac{1}{2} \left(1 - \left\{ \frac{\sin \theta_1 (1 - 2\mu(g_{ij}))}{\sin \theta_1} \right\}^{p_1} \right)$$

for $0 \leq \mu(g_{ij}) \leq \frac{1}{2}$, class 1

$$= \frac{1}{2} \left(1 + \left\{ \frac{\sin \theta_2 (2\mu(g_{ij}) - 1)}{\sin \theta_2} \right\}^{p_2} \right)$$

for $\frac{1}{2} \leq \mu(g_{ij}) \leq 1$, class 2 (2)

이 연산은 μ_{ij} 가 0.5 이상일 때 μ_{ij} 의 값이 증가하고, 0.5 이하일 때 μ_{ij} 의 값이 감소하게 된다. 즉 0.5를 기준으로 퍼지 소속도가 큰 값은 더욱 큰 값을 갖고 작은 값은 더욱 작은 값을 갖도록 퍼지 소속값의 변화가 있게 된다.

2.2.3 비퍼지화(Defuzzification)

역변환 함수를 사용하여 퍼지 성질 영역을 공간 영역으로 전환하도록 수행된다.

$$g'_{ij} = \tau - (\tau - l_e)(1 - 2\mu'(g_{ij}))$$

for $0 \leq \mu'(g_{ij}) \leq \frac{1}{2}$, class 1 (3)

$$g'_{ij} = \tau + (h_e - \tau)(2\mu'(g_{ij}) - 1)$$

for $\frac{1}{2} \leq \mu'(g_{ij}) \leq 1$, class 2 (4)

회색 영상에서 $g_{ij} \rightarrow l_e$ 또는 $g_{ij} \rightarrow h_e$ 일 때 원하는 성질을 더욱 강조함에 따라 퍼지성은 감소하고 대비는 증가한다. 여기서 l_e 와 h_e 는 새롭게 요구되는 최소와 최대 명암도이다.

2.3 자동 교차점 선택을 위한 개선된 IAFC 모델

영상의 대비를 강화시키는데 있어서 히스토그램에 대한 직접적 참조와 확률적 분포에 대한 가정없이 퍼지 신경회로망 모델을 사용하여 최적의 교차점을 자동적으로 선택한다[5].

신경회로망이 클러스터링 문제를 효율적으로 해결할 수 있다는 것은 잘 알려진 사실이다. 그러나 많은 신경회로망들이 실제 응용에 있어 초기에 클러스터의 개수와 연결강도 값을 초기화하는데 어려움을 겪고 있으며 데이터에 따라서는 선정한 연결강도 값이 적절치 않아 underutilization 문제가 발생한다. 이것은 클러스터의 개수를 원하는 값으로 초기화하였으나 실제 클러스터링한 결과 원하는 개수의 클러스터보다 적게 클러스터가 형성되는 것이다. 개선된 IAFC 모델은 클러스터의 크기와 개수를 임계 파라미터(vigilance parameter)로 조절하며 무감독 학습에 의해 훈련한다[6]. 훈련단계 후에, 개선된 IAFC 모델의 출력 뉴런들은 클러스터들의 최적의 교차점을 정의한다. 개선된 IAFC 모델의 주요내용은 아래와 같다.

데이터가 주어졌을 때 출력 뉴런들은 상호 경쟁을 하게 되며 데이터와 출력 뉴런의 대표값 사이의 유클리디안 거리가 제일 작은 출력 뉴런이 승리한다.

$$I = \min_i \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \quad (5)$$

승자를 결정한 후에 선택된 I번째 출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도에 대한 임계 테스트를 아래 식을 사용하여 한다.

$$e^{-\gamma \mu_i} \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \| \leq T \quad (6)$$

여기서,

- \mathbf{x} = 입력 데이터,
- \mathbf{v}_i = i번째 출력 뉴런의 대표값,
- T = vigilance parameter,
- γ = 클래스의 경계선을 조절하는 상수 ($\gamma=1$)

그리고 μ_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_i = \frac{\left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_j \|^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (7)$$

- c = 현재 존재하는 클러스터의 개수,
- m = 퍼지성을 조절하는 상수 ($m=2$).

선정된 출력 뉴런이 위의 기준을 만족하면, 모든 출력 뉴런의 연결강도를 조절한다.

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy}(\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \quad \text{for all} \quad (8)$$

$$f(t) = \frac{1}{k(t-1) + 1} \quad (9)$$

$$\lambda_{fuzzy} = \mu_i^2 \cdot \Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i, T) \quad (10)$$

κ 는 상수, $f(t)$ 는 반복횟수 함수이며, λ_{fuzzy} 는 퍼지 학습률이다. $\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) = \begin{cases} 0, & \text{when } \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \geq T \\ 1 - 2 \left(\frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|^2}{T} \right) & \text{when } 0 \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq \frac{T}{2} \\ 2 \left(\frac{\| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \|^2}{T} \right) & \text{when } \frac{T}{2} \leq \| \mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) \| \leq T \end{cases} \quad (11)$$

개선된 IAFC 모델의 알고리즘은 아래와 같다.

- step 1. 파라미터들과 입력 뉴런들과 출력 뉴런들을 초기화한다.
- step 2. 입력 데이터 \mathbf{x} 를 가한다.
- step 3. 출력 뉴런 중에 승자를 구한다.
- step 4. 승리한 출력 뉴런이 임계 테스트(vigilance test)를 만족하면 단계 6으로 가고, 그렇지 않으면 단계 5로 간다.
- step 5. 새로운 클러스터를 형성한다. 입력 데이터 \mathbf{x} 를 새로운 출력 뉴런의 연결강도로 한다. 단계 2로 가서 반복한다.
- step 6. 모든 출력 뉴런의 연결강도를 갱신한다. 단계 2로 가서 반복한다.

3. 영상 실험 및 결과

먼저 교차점 선택없이 주관적 임계점에 의한 영상 향상을 Lena 영상으로 실험하였으며 결과는 그림 2와 같다. 선택한 주관적 임계점을 τ 로 표시하며, τ 값의 변화에 따라 대비가 향상된 영상을 보여주고 있다. 이러한 기법은 인간의 시각과 영상의 질과의 상호작용 및 조정을 통하여 궁극적인 영상의 질을 개인적 시각이라는 주관적 평가 요구에 대응하도록 만들어진 것이다. 표 1에서는 선택한 주관적 임계점에 대한 퍼지성 지수를 측정하였으며 표 1과 2에서 제시된 바와 같이 개선된 IAFC에서 얻은 교차점인 $\tau=128$ 에서 퍼지성 지수가 최소화됨을 알 수 있다.

표 1. 임계점 변화에 따른 퍼지성 측정

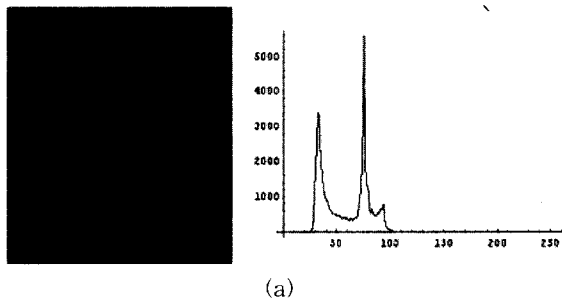
Table 1. Index of fuzziness in thresholding points

Thresholding	Index of fuzziness
$\tau=120$	0.2643
$\tau=125$	0.2082
$\tau=127$	0.2869
$\tau=128$	0.0001
$\tau=130$	0.2630

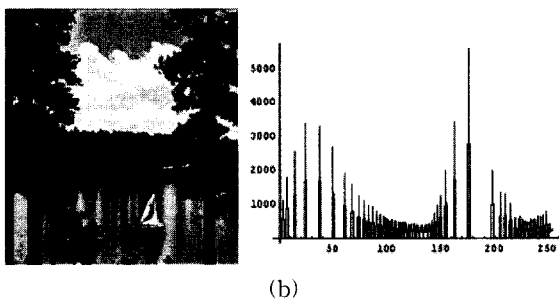


그림 2. 주관적 임계점에 의한 영상 향상
Fig 2. Image enhancement by subjective thresholds

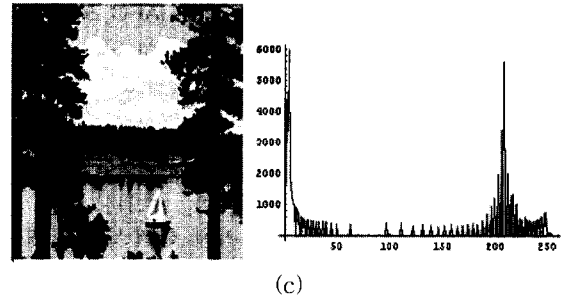
제안한 방법을 저대비 영상에 적용하여 대비를 강화한 결과와 히스토그램 균등화 기법을 사용한 결과를 비교하여 그림 3과 4에서 보여준다. 실험 영상의 예에서 (a)는 저대비를 가진 원 영상이며, (b)는 히스토그램 균등화에 의해 향상된 영상이고, (c)는 제안한 방법에 의해 향상된 영상이다.



(a)

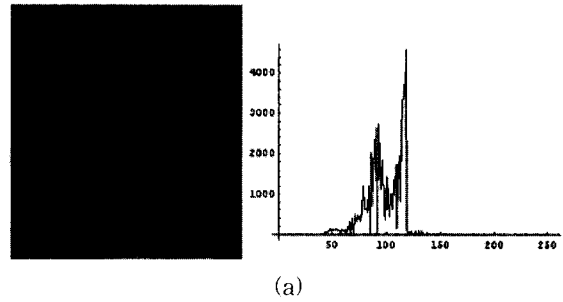


(b)

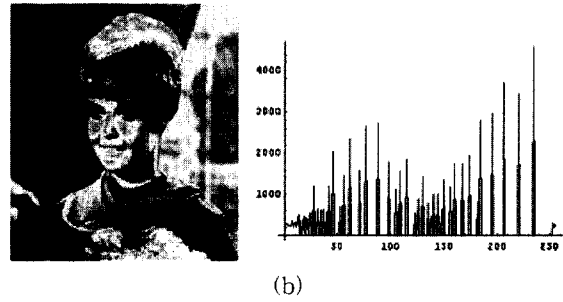


(c)

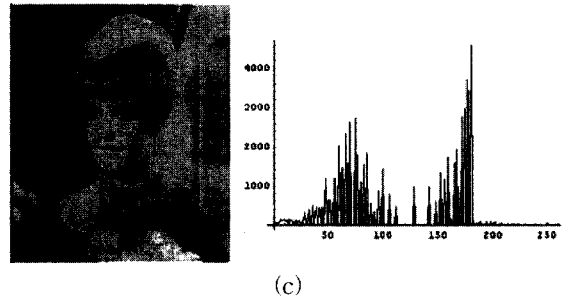
그림 3. Lake 영상 실험
Fig 3. Image experiments of Lake



(a)



(b)



(c)

그림 4. Girl 영상 실험
Fig 4. Image experiments of Girl

표 2. 제안하는 기법에 의한 교차점 선정
Table 2. Determination of crossover point by the proposed model

Images	IAFC Results	Crossover Point
그림 Lena	114 ~ 128	$\tau = 128$
	129 ~ 138	
그림 Lake	24 ~ 56	$\tau = 56$
	57 ~ 110	
그림 Girl	38 ~ 104	$\tau = 104$
	105 ~ 190	

개선된 IAFC 모델에 의한 교차점 선택은 히스토그램에 대한 참조와 확률적 분포에 대한 가정없이 교차점을 자동 선택하게 해주고, 임계값 선택과정을 두 클래스 형성과정으로 보고 대비 강화 연산에 적용한다. 퍼지화와 비퍼지화 과정에 개선된 IAFC 모델에 의해 선정된 값을 적용한다.

향상된 결과를 평가하기 위해 퍼지성 지수를 사용하며 표3은 제안된 방법에 의한 결과 영상의 퍼지성 지수들이 히스토그램 균등화 방법에 의한 결과 영상의 퍼지성 지수보다 더 낮음을 보여준다.

표 3. 실험 영상의 퍼지성 지수 측정 결과
Table 3. Results of index of fuzziness for experimental images

Images	Index of Fuzziness
그림 3(b)	0.3409
(c)	0.0995
그림 4(b)	0.3353
(c)	0.2921

4. 결 론

저대비에 의한 영상 정보의 불확실성이 무작위정보보다 명암도의 모호성과 퍼지성에 기인한다는 점에서 퍼지 집합이론을 영상 향상 기법을 개발하는데 적용하였다. 영상 명암도값의 퍼지화 및 비퍼지화 과정에서 명암도가 두 클래스로 분리되는데, 이때 분리 기준이 될 수 있는 적절한 교차점 선택이 요구되었다. 이 적절한 교차점을 데이터에 대한 정보없이 영상의 특성에 따라 클러스터링을 할 수 있는 개선된 IAFC 모델로 두 클래스만을 형성하도록 하여 명암도의 퍼지성이 최대가 되는 교차점을 자동적으로 찾아 대비 강화 연산을 하도록 하였다. 이러한 영상 향상 과정에서 가장 큰 어려움은 대비 향상의 정도를 정량적으로 측정하는 것이다. 본 논문에서는 이를 위해 퍼지성 지수를 사용하였으며 히스토그램 균등화 기법과 비교하였다. 그 결과 제안된 기법이 히스토그램 균등화 기법보다 우수함을 보여 주었다.

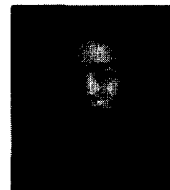
본 논문에서 제안한 기법은 영상 강화에 적용될 수 있으며, 명암도의 다중 임계화(multi-thresholding)를 이용한 영상 분할에도 사용될 수 있다. 개선된 IAFC 모델은 영상마다 특성상 분리하고자 하는 클러스터의 수가 다를 경우 임계 파라미터값을 조정함으로써 영상 객체 영역의 모호성으로 인한 영상 분할의 어려움을 해결할 수 있다. 퍼지 집합이론을 적용하여 명암도의 퍼지성으로 야기되는 영상처리 문제에 개선된 효과를 가져올 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Hamid R. Tizhoosh, Fuzzy image enhancement, Physica-Verlag, Heidelberg, NewYork, 1988.

[2] Gonzalez, R.C. and Woods, R. E., Digital image processing, second edition, Addison-Wesley Publishing Group, 1992.
 [3] Pal, S.K. and R.A. King, "Image enhancement using smoothing with fuzzy sets," *IEEE Trans.Syst. Man Cybernet.*, Vol. 11, no. 7, pp. 494-501, 1981.
 [4] 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, pp. 145-158, 1998.
 [5] Ning Fang and Ming-Chieh Cheng, "An automatic crossover point selection technique for image enhancement using fuzzy sets," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 14, pp. 397-406, 1993.
 [6] 김용수, 함창현, 백용선, "Underutilization 문제를 해결한 퍼지 신경회로망 모델," *한국 퍼지 및 지능시스템 학회 논문지* 제 11권 4호, pp. 354-357, 2001.

저 자 소 개



이금분(Guem-Boon Lee)

1989년 2월: 충남대 행정학과 졸업.
 2001년~현재: 대전대 대학원
 컴퓨터공학과 석사과정
 관심분야: 퍼지 이론, 신경회로망,
 영상처리, 음성합성 및 분리

E-mail : power386@zeus.dju.ac.kr



김용수(Yong-Soo Kim)

1981년 2월: 연세대학교 전기공학과 졸업 (공학사)
 1983년 2월: 한국과학기술 전기 및 전자 공학과 졸업(공학석사)
 1986년 7월: 삼성전자
 1993년 12월: Texas Tech Univ. 졸업 (공학박사)
 2001년~현재: 대전대학교 컴퓨터정보통신 공학부 조교수

관심분야: 신경회로망, 퍼지 논리, 패턴인식, 영상처리, 칩임 탐지

E-mail : kystj@dju.ac.kr