

# IAFC 모델을 이용한 영상 대비 향상 기법

## An Image Contrast Enhancement Technique Using Integrated Adaptive Fuzzy Clustering Model

이금분, 김용수  
대전대학교 컴퓨터공학과

Geum Boon Lee, Yong Soo Kim,  
Department of Computer Engineering, Daejeon Univ.  
(power386@zeus.taejon.ac.kr)

### 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 can classify the image into two classes with unsupervised learning rule.

The proposed method is applied to some 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.

**Keywords** : fuzzy image enhancement, the improved IAFC Model, contrast enhancement

### 1. 서론

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 시각 능력을 향상시킬 수 있다. 다양한 대비 향상 기법들이 원 영상보다 더 나은 출력영상을 얻기 위해 제안되어 왔다[1].

영상 향상 기법은 크게 공간 영역 방법과 주파

수 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 넓혀 주거나 임계화 기법으로 배경과 물체를 구분할 수 있는 적절한 임계점을 선택하는 것이다. 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. 영

상 질(quality)의 척도로서 밝기 분포를 채택할 때, 최적 교차점(crossover point)은 명암도의 퍼지성을 최대화하는 기준함수에 의해 선택된다. 본 논문은 최적 교차점 선택을 두 범주(two-category) 분류 문제로 보고 개선된 IAFC 모델을 사용하여 이를 해결하고자 하며, 입력 영상의 대비도를 적응성 있게 변화시킬 수 있는 퍼지 대비 강화 함수들을 적용한다. 제안된 기법은 저대비 실험 영상에 적용하며, 정량적 척도로서 퍼지성 지수(Index of fuzziness)를 사용한다.

## II. 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, 소속 함수의 변경, 영상 비퍼지화로 구성되며 각각의 단계에 퍼지 논리와 전문가 지식 등이 사용된다.



[그림 1] 영상 향상 과정

이것은 먼저 영상을 퍼지화 함으로써 퍼지 기법을 사용하여 영상 처리를 할 수 있게 한 후, 적절한 퍼지 기법을 사용하여 소속함수 값을 변경하고 비퍼지화를 통해 결과를 얻는 과정이다.

### 2.2 퍼지 영상 강화 모델

여기에서 De와 Chatterji가 제안한 퍼지 영상 강화 모델[3]을 수정(modified)하여 주관적인 임계점이 아닌 자동적인 교차점(crossover point) 선택을 위한 개선된 IAFC 모델을 적용한 퍼지 영상 대비 향상 기법을 제시한다. 이 기법의 기본적인 개념은 세 단계로 나뉘어 살펴볼 수 있다.

#### (1) 퍼지화(Fuzzification)

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

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

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. 소속함수 0을 가진 최소 명암도  $l_o$ 와 소속함수 1을 가진 최대 명암도  $h_o$ 를 규정할 수 있다. 그러므로 전체 그레이 레벨을 두 개의 클래스로 나눌 수 있다. 소속함수를 사용하여 클래스 1 ( $t \leq g_{ij} \leq h_o$ ) 또는 클래스 2 ( $l_o \leq g_{ij} \leq t$ )로 나눈다. 여기서  $t$ 는 IAFC 모델에서 구한 교차점이다.

#### (2) 대비 강화(Contrast intensification)

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

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

클래스 1은 소속도 0.0~0.5를 가지는 명암도를 포함하며, 클래스 2는 소속도 0.5~1.0을 가지는 명암도를 포함한다.

#### (3) 비퍼지화(defuzzification)

역변환 함수를 사용하여 퍼지 성질 영역을 공간 영역으로 전환하도록 수행된다.

$$g'_{ij} = t - (t - l_e)(1 - 2\mu'(g_{ij})) \quad (4)$$

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

$$g'_{ij} = t + (h_e - t)(2\mu'(g_{ij}) - 1) \quad (5)$$

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

여기서  $l_e$ 과  $h_e$ 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 신경망 모델을 사용하여 최적의 교차점을 자동적으로 선택한다.

신경망이 클러스터링 문제를 효율적으로 해결할 수 있다는 것은 잘 알려진 사실이다. 그러나 많은 신경망들이 실제 응용에 있어 초기에 클러스터의 개수와 연결강도 값을 초기화하는데 어려움을 겪고 있으며 데이터에 따라서는 선정된 연결강도의 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[4]. 훈련단계 후에, IAFC 모델의 출력 뉴런들은 클러스터들의 최적의 교차점을 정의한다.

출력 뉴런의 대표값과 데이터 사이의 유사도에 대한 임계테스트를 아래 식을 사용하여 한다.

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

여기서  $\gamma$ 는 경계선을 결정하는 상수이고,  $\mu_i$ 는 데이터가  $i$ 번째 클러스터에 소속되어 있는 정도를 나타내는 퍼지 소속도이고,  $\mathbf{x}$ 는 데이터이며,  $\mathbf{v}_i$ 는  $i$ 번째 클러스터의 대표값이고,  $T$ 는 임계 파라미터이다.

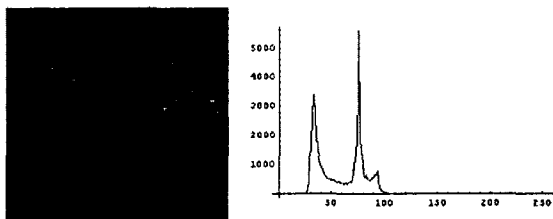
승리한 출력 뉴런이 임계테스트를 만족하면, 모든 출력 뉴런의 연결강도를 조절하고, 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 형성한다.

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy}(\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \quad \text{for all } (7)$$

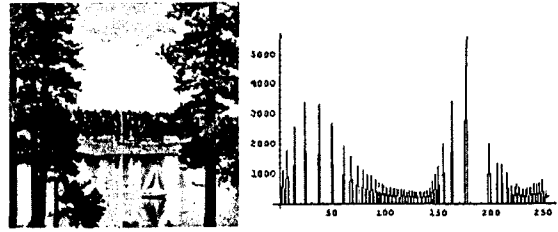
여기서  $f(t)$ 는 반복횟수의 함수이고,  $\lambda_{fuzzy}$ 는 퍼지 학습률이다.

### III. 영상 실험 및 결과

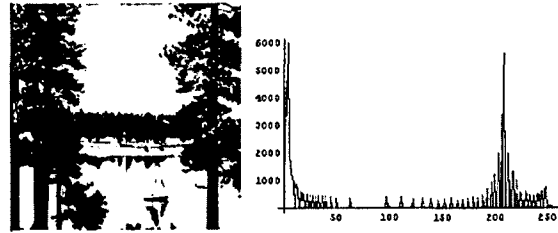
제안한 방법을 저대비 영상에 적용하여 대비를 강화한 결과와 히스토그램 균등화 기법을 사용한 결과를 비교하여 그림 2와 3에서 보여준다. 실험영상의 예에서 (a)는 저대비를 가진 원 영상이며, (b)는 히스토그램 균등화에 의해 향상된 영상이고, (c)는 제안한 방법에 의해 향상된 영상이다.



(a)

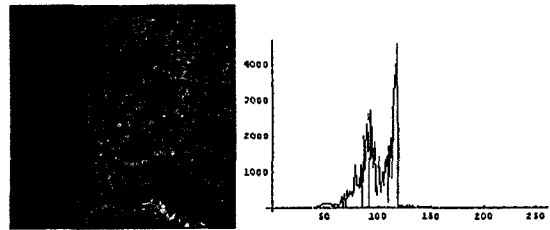


(b)

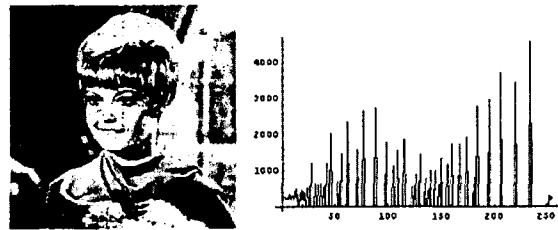


(c)

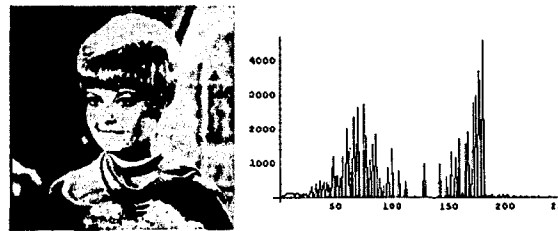
[그림 2] Lake 영상 실험



(a)



(b)



(c)

[그림 3] Girl 영상 실험

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

<표 1> 제안하는 기법에 의한 임계점

| Images  | IAFC Results | Crossover Point |
|---------|--------------|-----------------|
| 그림 Lake | 24 ~ 56      | T=56            |
|         | 57 ~ 110     |                 |
| 그림 Girl | 38 ~ 104     | T=104           |
|         | 105 ~ 190    |                 |

향상된 결과를 평가하기 위해 퍼지성 지수를 사용하며 표 2는 제안된 방법에 의한 결과영상의 퍼지성 지수들이 히스토그램 균등화 방법에 의한 결과영상의 퍼지성 지수보다 더 낮음을 보여준다.

<표 2> 실험 영상의 퍼지성 측정

| Images  | Index of Fuzziness |
|---------|--------------------|
| 그림 2(b) | 0.3409             |
| (c)     | 0.0995             |
| 그림 3(b) | 0.3353             |
| (c)     | 0.2921             |

#### IV. 결론

저대비에 의한 영상 정보의 불확실성이 무작위성보다 명암도의 모호성과 퍼지성에 기인한다는 점에서 퍼지 집합이론은 영상 강화 기법을 개발하는데 적용하였다. 영상 명암도 값의 퍼지화 및 비퍼지화 과정에서 명암도가 두 클래스로 분리되는데, 이때 분리 기준이 될 수 있는 적절한 교차점이 선택되어야 한다. 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 퍼지 대비 강화 연산을 하였다.

영상 대비 향상 기법에 있어 가장 큰 어려움

은 대비 향상의 정도를 정량적으로 측정하는 것이다. 본 논문에서는 이를 위해 퍼지성 지수를 사용하며 히스토그램 균등화 기법과 그 결과를 비교하였다. 그 결과 제안된 기법이 히스토그램 균등화 기법보다 우수함을 보여 주었다.

본 논문에서 제안한 기법은 영상 강화에 적용될 수 있으며, 명암도의 다중 임계화(multithresholding)를 이용한 영상분할에도 사용될 수 있다. 개선된 IAFC 모델은 영상마다 특성상 분리하고자 하는 클러스터의 수가 다를 경우 임계 파라미터 값을 조정함으로써 영상 객체 영역의 모호성으로 인한 영상분할의 어려움을 해결할 수 있다. 퍼지 집합 이론을 적용하여 명암도의 퍼지성으로 야기되는 영상처리 문제에 개선된 효과를 가져올 수 있다.

#### V. 참고문헌

- [1] Hamid R. Tizhoosh, "Fuzzy image enhancement", Physica-Verlag, Heidelberg, NewYork, 1988
- [2] Gonzalez, R.C. and Woods, R. E., Digital image processing, Addison-Wesley Publishing Group, second edition, 1992
- [3] 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
- [4] Y.S. Kim, C.H. Ham and Y.S. Baek, "A fuzzy neural network model solving the underutilization problem," Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, Vol. 11, no. 4, pp. 354-357, 2001