

# 적응적 퍼지 클러스터링 알고리즘을 이용한 영상 대비 향상 기법

이금분\*, 김용수\*

\*대전대학교 컴퓨터정보통신공학부

e-mail:power386@zeus.taejon.ac.kr

## An Image Contrast Enhancement Technique Using an Adaptive Fuzzy Clustering Algorithm

Guem-Boon Lee\*, Yong-Soo Kim\*

\*Division of Computer and Communication Engineering,  
Daejeon University

### 요약

영상이 시각적인 해석을 위해 처리될 때, 퍼지 이론이 영상 대비 강화에 많이 사용되고 있다. 적응적 퍼지 클러스터링 기법을 사용하여 자동적으로 영상의 명암도에 대한 다중 클래스를 형성하고 여기에 각각의 명암도를 속성 공간으로 전환시키는 퍼지함수를 사용하여 각 픽셀의 명암도에 부합하는 퍼지 소속도를 구한다. 영상 대비 향상을 위하여 구한 퍼지 소속도에 강화 연산자를 반복적 적용한다. 본 논문에서 제안한 방법을 히스토그램 평활화와 비교하기 위해 흑백 영상에 적용하였다.

### 1. 서론

많은 영상들이 복사되고 스캔되며, 전송되거나 디스플레이 되는 것과 같이 한 영상에서 다른 영상으로 전환될 때, 출력영상의 질은 불가피한 환경에 의한 비선형 변환으로 입력영상의 질보다 저하될 수 있다. 이러한 경우 디지털 영상 대비 향상의 기법은 물체 윤곽을 선명히 하거나 저대비(low contrast) 영상으로부터 원하는 특징을 추출함에 있어 영상을 향상시킬 수 있다[1]. 영상을 향상시키기 위한 기법으로는 명암도 변형, 히스토그램 연산, 통계학에 기반한 필터, 적응적 필터, 푸리에/웨이브릿 변환을 사용한 필터, 형태학적 필터 그리고 유전자 알고리즘 등이 있다[2].

저대비 명암도 영상의 경우, 픽셀 명암도의 모호성을 다루는데 퍼지 이론의 도입이 유용하다. 그러나 클러스터링을 통한 영상 객체의 추출은 저대비 영상의 경우 픽셀의 모호성 내지 퍼지성으로 인하여

어려움이 있다. 본 논문은 영상의 특성에 따라 클래스를 자동적으로 생성해주는 적응적 퍼지 클러스터링 알고리즘으로 영상을 분할하여 이러한 어려움을 해결코자 하였으며, 퍼지 소속도와 강화 연산자를 적용하여 대비를 강화하고, 그 결과를 히스토그램 평활화 기법[3]과 비교하였다.

### 2. 퍼지논리를 이용한 영상 대비 향상 기법

본 논문에서 제시하는 방법은 영상 대비 향상을 위하여 개선된 IAFC(Integrated Adaptive Fuzzy Clustering) 신경회로망[4]을 사용하여 영상의 명암도를 클래스로 나누고, 명암도의 소속된 클래스에의 퍼지 소속도를 구한다. 구한 퍼지 소속도에 강화 연산자를 사용하여 대비를 강화하고 변형된 퍼지 소속도에 해당하는 명암도를 역으로 구한다. 그후 영상의 동적 범위(dynamic range)를 증가 시킨다.

2.1 개선된 IAFC 신경회로망 모델

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

$$I = \min_i P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i P \quad (1)$$

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

$$e^{-\gamma u_i} P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i P \leq T \quad (2)$$

여기서,

$\mathbf{x}$  = 입력 데이터,

$\mathbf{v}_i$  =  $i$ 번째 출력 뉴런의 대표값,

$T$  = vigilance parameter,

$\gamma$  = 클래스의 경계선을 조절하는 상수( $\gamma=1$ ).

그리고  $u_i$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$u_i = \frac{\left[ \frac{1}{P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i P^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c \left[ \frac{1}{P\mathbf{x} - \mathbf{v}_j P^2} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

$c$  = 현재 존재하는 클러스터의 개수,

$m$  = 퍼지성을 조절하는 상수( $m=2$ ).

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

$$\mathbf{v}_i(t+1) = \mathbf{v}_i(t) + f(t) \times \lambda_{fuzzy}(\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t)) \quad \text{for all } i, \quad (4)$$

$$f(t) = \frac{1}{k(t-1) + 1} \quad (5)$$

$$\lambda_{fuzzy} = u_i^2 \cdot \Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) \quad (6)$$

$k$  = 상수,  $t$  = 반복횟수이다.  $\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$\Pi(\mathbf{x}, \mathbf{v}_i(t), T) = \begin{cases} 0, & \text{when } P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) P \geq T \\ 1 - 2 \left( \frac{P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) P}{T} \right)^2, & \text{when } 0 \leq P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) P \leq \frac{T}{2} \\ 2 \left( 1 - \frac{P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) P}{T} \right)^2, & \text{when } \frac{T}{2} < P\mathbf{x} - \mathbf{v}_i(t) P < T \\ \dots & \dots \end{cases} \quad (7)$$

2.2 영상 퍼지화 및 대비 강화

$M \times N$  차원의 영상  $X$ 는 퍼지 배열로 고려되며,  $c$ 개의 클래스로 나뉘어진다. 각각의 클래스는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$X_c = \bigcup_{m,n} P_{mn} / x_{mn}, \quad m=1,2,\dots,M; \quad n=1,2,\dots,N \quad (8)$$

여기서  $P_{mn}/x_{mn}$ , ( $0 \leq P_{mn} \leq 1$ )은  $(m,n)$ 번째 픽셀  $x_{mn}$ 에 대한 퍼지 소속도  $P_{mn}$ 을 나타낸다.

분류된 각 클래스에서 최소값( $x_{min}^c$ ), 최대값( $x_{max}^c$ ), 클래스의 대표값( $x_M^c$ )을 구한다. 아래와 같이 명암도의 퍼지화를 행한다. 여기서  $x_{mn}^c$ 는 각 클래스에 속한 픽셀의 명암도를 나타낸다.

$$P_{mn} = G(x_{mn}^c) = \begin{cases} \frac{x_{mn}^c - x_{min}^c}{x_M^c - x_{min}^c}, & x_{min}^c \leq x_{mn}^c \leq x_M^c \\ \frac{x_{max}^c - x_{mn}^c}{x_{max}^c - x_M^c}, & x_M^c \leq x_{mn}^c \leq x_{max}^c \end{cases} \quad (9)$$

강화 연산자(intensification operation)[5]라 불리는 퍼지 연산( $T_r$ )을 반복적으로 적용하여 퍼지소속도를 수정한다. 이 연산은 0.5 이상인  $P_{mn}$ 의 값을 증가시키고 0.5 이하인 값은 감소시킴으로써 퍼지성을 줄인다.

$$T_1(P_{mn}) = P'_{mn} = \begin{cases} 2[P_{mn}]^2, & \text{if } 0 \leq P_{mn} \leq 0.5 \\ 1 - 2[1 - P_{mn}]^2, & \text{if } 0.5 < P_{mn} \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

회귀 관계식에 의해  $T_r$ 의 반복적인 적용이 가능하다.

$$T_r(P_{mn}) = T_1\{T_{r-1}(P_{mn})\}, \quad r=1,2,\dots \quad (11)$$

$r$ 이 증가함에 따라 강화 연산자가 반복적으로 적용되어 목표로 하는 대비 향상의 정도를 얻을 수 있으며,  $r \rightarrow \infty$ 에 따라  $T_r$ 은 이진 이미지를 만들어 낸다. 퍼지 소속도를 수정한 후, 식 (12)을 적용하여 새로운 명암도를 얻는다.

$$x'_{mn} = G^{-1}(P'_{mn}) = \begin{cases} x_{min}^c + [(x_M^c - x_{min}^c)P'_{mn}], & \text{if } 0 \leq P'_{mn} \leq 0.5 \\ x_{max}^c - [P'_{mn}(x_{max}^c - x_M^c)], & \text{if } 0.5 < P'_{mn} \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

강화된 영상  $X'$ 에 클래스의 확률을 구하고 변형 함수  $T$ 를 적용하여 히스토그램 평활화와 같은 방법으로 동적 범위가 넓어진 영상을 출력한다.

$$P(x'_l) = \frac{n_l}{n_i}, \quad l=0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (13)$$

$$x'_j = T(x_j) = (L-1) \sum_j P(x'_j), \quad j=0, 1, 2, \dots, L \quad (14)$$

여기서,

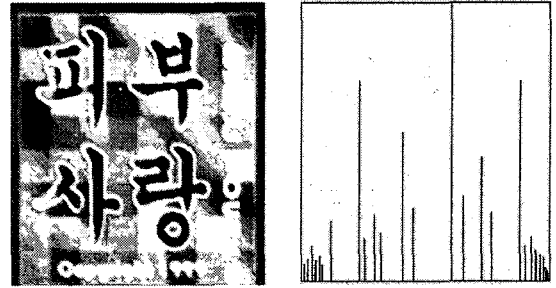
$n_l$  : 명암도가  $l$ 인 픽셀 수

$n_i$  : 전체 픽셀 수,

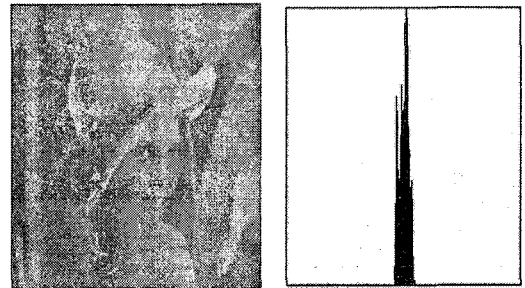
$x'_j$  :  $x_j$ 을 변형한 값으로  $x_j$ 의 누적 분포와 같다.

### 3. 실험

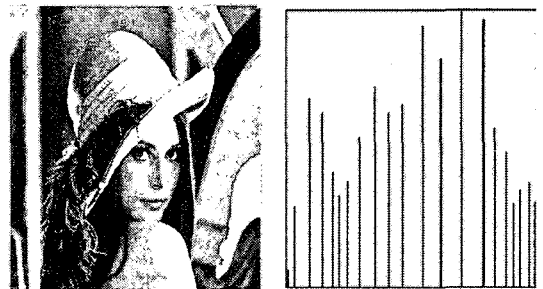
제안된 접근 방법은 저대비 영상에 적용하였으며, 히스토그램 평활화 기법을 사용하여 얻어진 영상과 비교하였다. 실험된 결과의 예는 그림 1과 그림 2에서 보여진다. 그림 1과 2의 (a)는 원 영상과 히스토그램이며, (b)는 히스토그램 평활화에 의해 향상된 영상과 그 히스토그램을 보여주고 있으며, (c)는 제안한 방법에 의해 얻어진 대비 강화 영상과 그 히스토그램이다. 그림 3은 식 (11)의 연산을 각각 2번( $r=2$ )과 3번( $r=3$ ) 연속적으로 적용한 결과를 보여주고 있다.



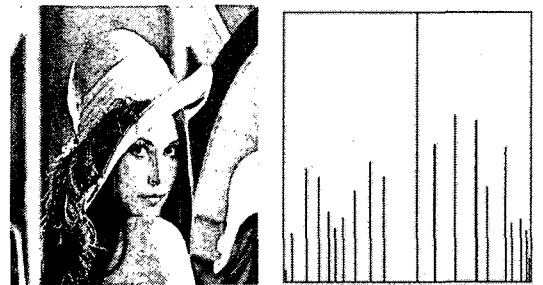
(c) 제안된 기법에 의해 강화된 영상  
그림 1. 저대비 문자 영상에 적용한 예



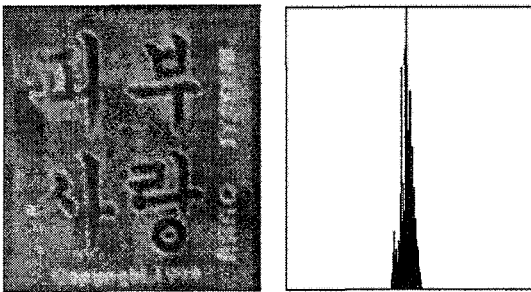
(a) 원 영상



(b) 히스토그램 평활화



(c) 제안된 기법에 의해 강화된 영상  
그림 2. 저대비 Lena 영상에 적용한 예



(a) 원 영상



(b) 히스토그램 평활화



(a)  $r=2$

(b)  $r=3$

그림3. 대비 강화를 위한 퍼지 연산을 반복적으로 적용한 결과

#### 4. 결론

본 논문은 저대비 영상에 적응적 퍼지 클러스터링을 사용하여 다중 클래스를 자동적으로 생성하고, 퍼지함수를 사용하여 각 클래스의 특성에 따른 퍼지 소속도를 구한 다음 이를 대비 강화 연산자를 적용한 후 명암도 값으로 전환하였다. 이렇게 얻어진 영상을 히스토그램 평활화와 비교하였으며, 그 결과 대비가 현저히 향상된 영상을 얻을 수 있었다.

본 논문에서 사용한 적응적 퍼지 클러스터링은 영상마다 특성상 분할하고자 하는 클러스터 수가 다를 경우 이를 자동으로 검출함으로써 영상의 객체 영역의 모호성으로 인한 영상분할의 어려움을 해결할 수 있다. 또한 해결하고자 하는 문제에 따라 다양한 퍼지함수를 적용하여 명암도의 모호성으로 야기되는 영상에 강력한 효과를 기대할 수 있다.

#### 참고문헌

- [1] 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
- [2] Hamid R. Tizhoosh, "Fuzzy image enhancement", Physica-Verlag, Heidelberg, NewYork, 1998
- [3] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E., Digital image processing, Addison-Wesley Publishing Group, second edition, 1992
- [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
- [5] Pal S.K. and Rosenfeld A., "Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness", Pattern Recognition Letters, Vol. 7, pp. 77-86, 1988