

구간값 퍼지집합을 이용한 그레이 영상에서의 임계값 선택 방법

Threshold Selection Method in Gray Images Based on Interval-Valued Fuzzy Sets

손창식* · 정환목* · 서석태** · 권순화**

Chang S. Son, Hwan M. Chung, Suk T. Seo, Soon H. Kwon

* 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부

** 영남대학교 전기공학과

요 약

본 논문에서는 주어진 영상의 그레이 레벨에 대한 통계적 정보와 구간값 퍼지집합에 기반을 둔 새로운 임계값 선택 방법을 제안한다. 제안한 임계값 선택 방법에서 구간값 퍼지집합은 영상의 픽셀과 그들이 속하는 영역, 즉 물체와 배경 간의 관계를 더욱 명확하게 나타내기 위해서 사용되고, 통계적 정보는 구간값 퍼지집합의 규칙과 파티션을 결정하기 위해서 이용된다. 제안한 방법의 타당성을 보이기 위해 다양한 형태의 히스토그램을 가진 5개의 테스트 영상들을 기존의 임계값 선택방법인 Otsu 방법과 Huang과 Wang의 방법과 비교하였다.

키워드 : 구간값 퍼지집합, 이진화, 임계값 선택, 파티션, 규칙 선택

Abstract

In this paper, we propose a novel threshold selection method based on statistical information on gray-levels of given images and interval-valued fuzzy sets. In the proposed threshold selection method, the interval-valued fuzzy set is used to represent more definitely the relationship between a pixel and its belonging region, that is, the object and the background. Also the statistical information on gray-level is used to determine the rules and partitions of interval-valued fuzzy sets. To show the validity of the proposed method, we compared the performance of the proposed with those of conventional methods such as Otsu's method, Huang and Wang's method applied to 5 test images with various types of histograms.

Key Words : Interval-Valued Fuzzy Set, Threshold Selection, Partition, Rule Selection

1. 서 론

영상의 이진화는 영상 분석, 영상 이해 및 문자인식에 있어 중요한 전처리 과정으로서 처리해야할 대상이 되는 물체를 찾아내기 위한 작업이다. 일반적으로 이진화는 특정 임계값(threshold)을 기준으로 픽셀들을 구분하는 방법이지만 영상 그 자체로 보았을 때 물체와 배경을 구분하는 히스토그램이 하나의 봉우리나 여러 형태의 봉우리를 가지는 경우에는 적절한 임계값을 찾기가 어렵다. 또한 물체와 배경의 경계가 명확하지 않은 지점은 임계값이 어떻게 결정되는가에 따라 결과 영상이 매우 큰 차이를 보일 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로 영상 전체를 분석한 후 하나의 임계값을 결정하여, 물체와 배경의 분포 비율에 대한 정보를 기반으로 임계값을 결정하는 p-타일법[1], 영상의 히스토그램 분석을 통해 히스토그램 상의 골짜기(valley)를 찾는 방법[2], 물체와 배경간의 분산을 최대로 하는 방법[3], 엔트로피를 이용한 방법[4] 등이 제안되었다.

최근에는 3차원 물체들을 2차원 영상으로 매핑 하는 과정에서 발생하는 애매성 및 저수준 영상처리 결과들을 해석할 때 발생하는 애매성을 다루기 위해 퍼지이론을 결합한 방법들이 제안되고 있다[6]. 이러한 퍼지이론을 기반으로 한 방법들로 물체 및 배경의 그레이 레벨과 평균 그레이 레벨 간에 퍼지성의 정도를 최소화하기 위한 임계값 선택 방법[5], 엔트로피 최적화 개념을 이용한 임계값 선택방법[6,7] 등이 있다. 그러나 이러한 퍼지이론에 기반한 방법들은 전문가가 임의로 설정한 퍼지집합에 기반을 두고 있기 때문에 최적의 임계값을 결정하기 위해서는 퍼지집합의 적절한 조절에 보다 많은 시간과 경비가 소요된다는 단점을 가진다.

본 논문에서는 이러한 단점을 개선하기 위하여 주어진 영상의 통계적 정보와 구간값 퍼지집합을 이용하여 임계값을 선택할 수 있는 새로운 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 초기의 구간값 퍼지집합을 보다 객관적으로 생성하기 위해 영상의 통계적 정보만을 고려하여 입력과 출력부의 구간을 분할하고 규칙을 자동 생성하였다. 그리고 제안한 방법의 타당성을 보이기 위하여 영상의 이진화 문제에서 주로 사용되는 기존의 Otsu 방법, Huang과 Wang의 방법을 5개의 실험 영상에 적용하여 그 결과를 비교 및 검토를 하였다.

접수일자 : 2007년 4월 2일

완료일자 : 2007년 7월 31일

2. 관련연구

2.1 구간값 퍼지집합

구간값 퍼지집합(IVFS : Interval-valued fuzzy sets)은 Zadeh[8]의 퍼지집합 이론을 확장한 개념으로 Turksen[9]에 의해서 기본적인 개념의 정의되었고, Gorzalczyan[10,11]에 의해서 구간값 퍼지 추론 방법이 제안되었다. 구간값 퍼지집합의 기본 개념은 퍼지집합의 원소들의 소속 정도를 [0,1] 사이에 실수 값의 구간으로 확장한 개념으로 퍼지집합의 소속 함수를 구간값 소속 함수를 가진 퍼지집합으로 정의한 것을 의미한다. 이러한 구간값 퍼지집합의 특성으로 인해 일반적인 퍼지집합이 가진 제약적인 언어적인 의사결정 절차에서 매퍼의 부정확성과 계산상의 비효율성을 개선할 수 있다는 장점을 가진다. 다음은 Gorzalczyan에 의해서 제안된 구간값 퍼지집합의 정의와 연산방법을 나타낸다.

[정의 2.1] 전체집합 X상에 정의된 구간값 퍼지집합 A는 다음과 같다.

$$A = (x, [\mu_A^L(x), \mu_A^U(x)]), x \in X$$

$$\mu_A^L, \mu_A^U : X \rightarrow [0,1]; \forall x \in X, \mu_A^L(x) \leq \mu_A^U(x),$$

$$\mu_A(x) = [\mu_A^L(x), \mu_A^U(x)], x \in X$$

여기서 $\mu_A^L(x), \mu_A^U(x)$ 는 각각 상한과 하한 퍼지집합을 나타낸다.

[정의 2.2] 구간값 퍼지집합 $A \cup B \in IVF(X)$ 는 구간값 퍼지집합 $A, B \in IVF(X)$ 의 합(sum)을 의미하고 다음과 같이 정의된다.

$$A \cup B = (x, \overline{\mu_{A \cup B}}),$$

$$\mu_{A \cup B} = [\mu_{A \cup B}^L(x), \mu_{A \cup B}^U(x)], x \in X,$$

$$\mu_{A \cup B}^L(x) = \max[\mu_A^L(x), \mu_B^L(x)], x \in X,$$

$$\mu_{A \cup B}^U(x) = \max[\mu_A^U(x), \mu_B^U(x)], x \in X$$

여기서 $\mu_{A \cup B}^L(x), \mu_{A \cup B}^U(x)$ 는 각각 구간값 퍼지집합 A와 B의 상한과 하한에서 합집합 연산을 나타낸다.

[정의 2.3] 구간값 퍼지집합 A(A는 참조 집합이고, $A, A' \in IVF(X)$)이고 $\exists x \in X, \mu_A^L(x) \neq 0$ 와 구간값 퍼지집합 A' 의 적합도(compatibility) $\overline{\varphi}(A, A')$ 은 군(family) $D[0,1]$ 의 원소이다.

$$\overline{\varphi}(A, A') = [\varphi^L(A, A'), \varphi^U(A, A')],$$

$$\varphi^L(A, A') = \min[\varphi_1(A, A'), \varphi_2(A, A')],$$

$$\varphi^U(A, A') = \max[\varphi_1(A, A'), \varphi_2(A, A')]$$

여기서,

$$\varphi_1(A, A') = \frac{\max_{x \in X} \min[\mu_A^L(x), \mu_{A'}^L(x)]}{\max_{x \in X} [\mu_A^L(x)]}$$

$$\varphi_2(A, A') = \frac{\max_{x \in X} \min[\mu_A^U(x), \mu_{A'}^U(x)]}{\max_{x \in X} [\mu_A^U(x)]}$$

여기서 $D[0,1]$ 은 구간 [0,1]에 포함된 모든 폐구간의 군(family)을 나타낸다.

[정의 2.4] 공집합이 아닌 구간값 퍼지집합 $B \in IVY(X)$

의 구간값 퍼지집합 $\Phi \in IVF(Y)$ 의 일반화된 곱(normal product)은 구간값 퍼지집합 $\Phi \cap B = B_- \in IVF(Y)$ 와 같고 다음과 같이 정의된다.

$$\overline{\mu_{B_-}}(y) = [\mu_{B_-}^L(y), \mu_{B_-}^U(y)],$$

$$\mu_{B_-}^L(y) = \left\{ \min \left[\mu_{\Phi}^L, \frac{\mu_B^L(y)}{\mu_B^L} \right] \right\} \mu_{B_-}^{\hat{L}}$$

$$\mu_{B_-}^U(y) = \left\{ \min \left[\mu_{\Phi}^U, \frac{\mu_B^U(y)}{\mu_B^U} \right] \right\} \mu_{B_-}^{\hat{U}}$$

$$\mu_{B_-}^{\hat{L}} = \max_{y \in Y} [\mu_B^L(y)]$$

$$\mu_{B_-}^{\hat{U}} = \max_{y \in Y} [\mu_B^U(y)]$$

위의 식은 등가적으로 다음과 같다.

$$\mu_{B_-}^L(y) = \min[\mu_{\Phi}^L \cdot \mu_{B_-}^{\hat{L}}, \mu_B^L(y)],$$

$$\mu_{B_-}^U(y) = \min[\mu_{\Phi}^U \cdot \mu_{B_-}^{\hat{U}}, \mu_B^U(y)],$$

2.2 기존 임계값 결정방법

기존의 대표적인 임계값 결정방법으로는 히스토그램의 빈도수에 기반 한 Otsu의 임계값 결정방법, Huang과 Wang의 퍼지 엔트로피 기반 임계값 결정방법이 있다.

2.2.1 Otsu의 임계값 결정방법

Otsu의 임계값 결정방법은 히스토그램을 임계값 T을 기준으로 두 부분으로 나누었을 때, 두 부분으로 나누어진 영역사이의 분산이 최대가 되도록 임계값을 결정하는 방법이다.

만약 L개의 그레이 레벨로 이루어진 영상에서 i번째 그레이 레벨의 빈도를 n_i 라 할 때, 전체 픽셀과 각 그레이 레벨의 확률은 다음과 같다.

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} n_i$$

$$P_i = \frac{n_i}{N}$$

임계값 T에 의해서 두 영역(물체와 배경)으로 분할하여 $C_0 = [0 \sim T], C_1 = [T+1 \sim L-1]$ 으로 나누면, C_0, C_1 의 출현 확률과 평균값은 다음과 같다.

$$e_0 = \sum_{i=0}^T P_i, e_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} P_i$$

$$f_0 = \sum_{i=0}^T \frac{iP_i}{e_0}, f_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} \frac{iP_i}{e_1}$$

여기서 e_0, e_1 은 각각 C_0, C_1 의 출현확률을 의미하고, f_0, f_1 은 각각 C_0, C_1 의 평균값을 나타낸다. 따라서 f는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f = e_0 f_0 + e_1 f_1$$

그러므로 두 영역 사이의 분산은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma^2(T) = e_0(f_0 - f)^2 + e_1(f_1 - f)^2$$

$$= e_0 e_1 (f_1 - f_0)^2$$

최종적으로 임계값 T^* 을 결정하기 위한 식은 다음과 같다.

$$T^* = \max_{0 \leq T \leq L-1} (\sigma^2(T)) \quad (1)$$

2.2.2 Huang과 Wang의 임계값 결정방법

Huang과 Wang의 퍼지 엔트로피 기반 임계값 결정방법은 다음과 같다.

$$E(X) = \frac{1}{MN \ln 2} \sum_g S(\mu_x(g)) h(g), \quad g = 0, 1, \dots, L-1$$

여기서 $E(X)$ 는 임의의 영상 X 에 대한 엔트로피를 의미하고, M, N 은 영상의 픽셀 수를 나타낸다. 또한 위의 식에서 $S(\mu_x(g))$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$S(\mu_x(g_i)) = -\mu_A(g_i) \ln[\mu_A(g_i)] - [1 - \mu_A(g_i)] \ln[1 - \mu_A(g_i)] \quad (0.5 \leq \mu_x(g_i) \leq 1)$$

$$\mu_X(x_{mn}) = \frac{1}{1 + |x_{mn} - \mu_0|/C}, \quad \text{if } x_{mn} \leq t$$

$$= \frac{1}{1 + |x_{mn} - \mu_1|/C}, \quad \text{if } x_{mn} > t$$

여기서 x_{mn} 은 (m, n) 의 픽셀 값을 의미하고, μ_0, μ_1 은 각각 영상에서 배경과 물체를 나타낸다. 그리고 C 는 $(g_{\max} - g_{\min})$ 을 나타낸다.

$$\mu_0 = \frac{\sum_{g=0}^t gh(g) / \sum_{g=0}^t h(g)}{\sum_{g=t+1}^{L-1} gh(g) / \sum_{g=t+1}^{L-1} h(g)}$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{g=t+1}^{L-1} gh(g) / \sum_{g=t+1}^{L-1} h(g)}{\sum_{g=0}^t gh(g) / \sum_{g=0}^t h(g)}$$

최종적으로 임계값 T 을 결정하기 위한 식은 다음과 같다.

$$T = \min(E(X)) \quad (2)$$

3. 구간값 퍼지집합을 이용한 그레이 영상의 임계값 선택방법

본 장에서는 구간값 퍼지집합을 이용하여 그레이 영상의 임계값을 선택할 수 있는 새로운 방법에 대해서 설명한다. 제안한 임계값 선택방법에서는 구간값 퍼지집합의 입력부 퍼지집합의 파티션과 출력부 퍼지집합의 파티션 구간을 결정하기 위해서 영상의 그레이 레벨과 통계적 정보를 이용한다.

3.1 구간값 퍼지집합의 입력부 퍼지집합의 결정

제안한 방법에서는 주어진 데이터의 특성을 고려하여 입력부 퍼지집합의 파티션을 결정하기 위해 데이터가 가진 통계적 정보만을 이용하였다. 다음은 구간값 퍼지집합에서 입력부 퍼지집합의 파티션을 결정하기 위한 방법이다.

만약 I 가 L ($0 \sim L-1$)개의 그레이 레벨과 $M \times N$ 개의 픽셀을 가진 영상이라고 하자. 이때 영상 I 의 그레이 레벨 구간에서 최소-그레이 레벨을 G_{\min} , 최대-그레이 레벨을 G_{\max} , 그리고 그레이 레벨의 평균과 표준편차를 각각 G_{mean} , G_{sd} 라고 할 때, 임의의 영상이 가지는 G_{\min} 과 G_{\max} 사이에서 파티션 수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P = \frac{|G_{\min} - G_{\max}|}{G_{sd}} \quad (3)$$

여기서 P 는 파티션 수, G_{\min} 과 G_{\max} 는 각각 임의의 영상에서 표현되어지는 그레이 레벨 구간에서 최소-그레이 레벨과 최대-그레이 레벨을 의미한다. 또한 G_{sd} 는 그레이 레벨에서 표준편차를 나타낸다.

본 논문에서는 식 (3)으로부터 얻은 파티션 수를 이용하여 그레이 레벨의 최소-최대 구간에 동일한 폭(width)을 가진 파티션을 생성한다.

3.2 규칙선택

3.1절에서 획득한 각 파티션 구간과 영상의 그레이 레벨의 평균값을 기준으로 다음 조건을 바탕으로 구간값 퍼지집합의 규칙을 결정한다.

$$Rule_Select = [Rule_Select^L, Rule_Select^U] \quad (4)$$

조건 : 구간값 퍼지집합에서 하한과 상한 퍼지집합의 마진(margin)이 m 이다.

I) 식 (3)으로부터 획득한 구간값 퍼지집합의 각 파티션 구간의 합이 그레이 레벨의 평균값보다 작거나 크면, 하한과 상한 퍼지집합의 규칙선택은 다음과 같다.

$$Rule_Select^L = \begin{cases} class1, \max(p_i - m) \leq G_{mean} \\ class2, \min(p_i + m) > G_{mean} \end{cases} \quad (5)$$

$$Rule_Select^U = \begin{cases} class1, \max(p_i) \leq G_{mean} \\ class2, \min(p_i) > G_{mean} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 $\max(p_i - m)$ 과 $\min(p_i + m)$ 은 하한 퍼지집합에서 각각 i 번째 파티션 구간의 최대, 최소-그레이 레벨을 의미하고, $\max(p_i)$ 와 $\min(p_i)$ 는 상한에서 각각 i 번째 파티션 구간의 최대, 최소-그레이 레벨을 의미한다. 또한 G_{mean} 은 평균-그레이 레벨을 나타낸다.

II) 주어진 영상의 평균-그레이 레벨이 식 (3)으로부터 획득한 각 파티션 구간에 부분적으로 포함되면, 하한과 상한 퍼지집합의 규칙선택은 다음과 같다.

$$Rule_Select^L = \begin{cases} class1^L, \sum_{i=\min(p_i+m)}^{G_{mean}} G_{p_i} > \sum_{i=G_{mean}+1}^{\max(p_i-m)} G_{p_i} \\ class2^L, \sum_{i=\min(p_i+m)}^{G_{mean}} G_{p_i} < \sum_{i=G_{mean}+1}^{\max(p_i-m)} G_{p_i} \end{cases} \quad (7)$$

$$Rule_Select^U = \begin{cases} class1^U, \sum_{i=\min(p_i)}^{G_{mean}} G_{p_i} > \sum_{i=G_{mean}+1}^{\max(p_i)} G_{p_i} \\ class2^U, \sum_{i=\min(p_i)}^{G_{mean}} G_{p_i} < \sum_{i=G_{mean}+1}^{\max(p_i)} G_{p_i} \end{cases} \quad (8)$$

여기서 $\sum_{i=\min(p_i)}^{G_{mean}} G_{p_i} > \sum_{i=G_{mean}+1}^{\max(p_i)} G_{p_i}$ 은 i 번째 파티션 구간의 최소-그레이 레벨 ($\min(p_i)$)에서 평균-그레이 레벨 (G_{mean})까지 합이 인접한 그레이 레벨 ($G_{mean} + 1$)에서 최대-그레이 레벨 ($\max(p_i)$)까지 합 보다 크다면 클래스 1로 분류된다는 것을 나타낸다.

3.3 구간값 퍼지집합의 출력부 퍼지집합의 결정

다음은 출력부 퍼지집합을 결정하기 위해서 영상의 각 그레이 레벨 빈도의 차분값과 표준편차, 그리고 주어진 마진값에 따라 출력부 퍼지집합을 결정하는 방법을 나타낸다.

$$\Delta D_j = |G_j - G_{j+1}|, \quad (9)$$

$$G_a = \max(\Delta D_j), \quad j = [G_{\min}, G_{\max-1}] \quad (10)$$

$$G_b = \max(G_{b1}, G_{b2}) \quad (11)$$

$$G_{b1} = \max(\Delta D_j), \quad j = [G_{\min}, G_a - m] \quad (12)$$

$$G_{b2} = \max(\Delta D_j), \quad j = [G_a + m, G_{\max-1}]$$

여기서 ΔD_j 는 최소-그레이 레벨과 최대-그레이 레벨의 구간사이에서 각 그레이 레벨 빈도의 차분값을 의미하고, G_a 는 빈도의 차분값 중에서 가장 큰 차분값을 나타내는 그레이 레벨을 나타낸다. 또한 G_b 는 G_a 레벨을 기준으로 마진 m 만큼의 구간을 제외한 나머지 그레이 레벨에서 가장 큰 차분값을 가지는 그레이 레벨을 의미한다. 이렇게 획득한 G_a 와 G_b 을 기준으로 주어진 영상의 표준편차와 마진 m 을 이용하여 구간값 퍼지집합의 출력부 퍼지집합을 결정한다.

$$Class = [class1, class2] \quad (13)$$

$$class1 = [class1^L, class1^U],$$

$$class2 = [class2^L, class2^U].$$

$$class1^L = \begin{cases} a^L, & (G_a - m) \\ b^L, & G_a \\ c^L, & (G_a + m) \end{cases}, \quad class1^U = \begin{cases} a^U, & (G_a - G_{sd}) \\ b^U, & G_a \\ c^U, & (G_a + G_{sd}) \end{cases} \quad (14)$$

$$class2^L = \begin{cases} a^L, & (G_b - m) \\ b^L, & G_b \\ c^L, & (G_b + m) \end{cases}, \quad class2^U = \begin{cases} a^U, & (G_b - G_{sd}) \\ b^U, & G_b \\ c^U, & (G_b + G_{sd}) \end{cases} \quad (15)$$

여기서 a^L, b^L, c^L 와 a^U, b^U, c^U 는 각각 삼각형 퍼지집합의 3개의 파라미터를 의미하고, 식 (14)과 식 (15)은 각각 식 (10)과 식 (11)로부터 마진 m ($m < G_{sd}$)과 G_{sd} 을 사용하여 $class1$ 과 $class2$ 의 구간값 퍼지집합을 생성한다.

3.4 구간값 퍼지집합의 임계값 선택

임계값 선택에서는 이전 절에서 획득한 입력부 파티션 구간과 규칙, 그리고 출력부 구간으로부터 구간값 퍼지집합에서 임계값을 선택하는 방법을 나타낸다.

L 개의 그레이 레벨을 가진 입력부와 출력부 구간값 퍼지집합 A_i 와 B_j 가 각각 전체집합 X ($A_i \in X$)와 Y ($B_j \in Y$)상에 정의된 다음과 같은 구간값 퍼지집합이 있다고 가정한다.

$$A_i = (x_i, [\mu_{A_i}^L(x_i), \mu_{A_i}^U(x_i)]), \quad x_i \in X \quad (16)$$

$$B_j = (y, [\mu_{B_j}^L(y), \mu_{B_j}^U(y)]), \quad y \in Y \quad (17)$$

여기서 x_i 는 i 번째 픽셀의 값을 의미한다.

$$W_{ij} = (y, [\mu_{w_{ij}}^L(y), \mu_{w_{ij}}^U(y)]),$$

$$\mu_{w_{ij}}^L(y) = \min[\mu_{A_i}^L(x_i), \mu_{B_j}^L(y)], \quad (18)$$

$$\mu_{w_{ij}}^U(y) = \min[\mu_{A_i}^U(x_i), \mu_{B_j}^U(y)].$$

여기서 W_{ij} ($W_{ij} \in Y$)는 입력 x_i 에 대해서 퍼지 함의 (implication) 연산으로 획득한 j 번째 출력부 퍼지집합을 나

타낸다.

$$O_{ij} = (y, [\mu_{o_{ij}}^L(y), \mu_{o_{ij}}^U(y)]),$$

$$\mu_{o_{ij}}^L(y) = \max[\mu_{w_{i1}}^L(y), \mu_{w_{i2}}^L(y), \dots, \mu_{w_{in}}^L(y)] \quad (19)$$

$$\mu_{o_{ij}}^U(y) = \max[\mu_{w_{i1}}^U(y), \mu_{w_{i2}}^U(y), \dots, \mu_{w_{in}}^U(y)]$$

여기서 O_{ij} ($O_{ij} \in Y$)는 함의 연산 후 생성된 구간값 퍼지집합의 합성 (composition) 연산을 나타낸다.

$$C_{ij} = [c_{ij}^L, c_{ij}^U], \quad c_{ij}^L \leq c_{ij}^U \quad (20)$$

$$c_{ij}^L = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{o_{ij}}^L(y) \cdot y}{\sum_{j=1}^m \mu_{o_{ij}}^L(y)}, \quad c_{ij}^U = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_{o_{ij}}^U(y) \cdot y}{\sum_{j=1}^m \mu_{o_{ij}}^U(y)} \quad (21)$$

여기서 $\mu_{o_{ij}}^L, \mu_{o_{ij}}^U$ 는 각각 합성 연산 후 새롭게 생성된 출력부 퍼지집합의 하한과 상한을 의미하고, y 는 새롭게 생성된 출력부 퍼지집합의 대집합 (즉 원소)을 나타낸다.

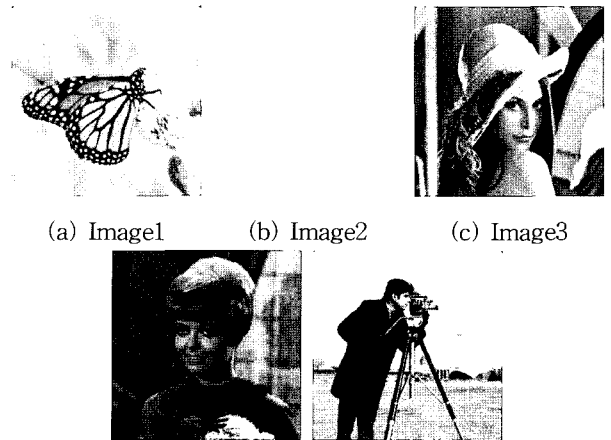
$$T_i = \frac{c_{ij}^L + c_{ij}^U}{2} \quad (22)$$

여기서 T_i 는 i 번째 픽셀의 값 (입력 패턴)에 대한 임계값을 나타낸다.

4. 실험결과 및 검토

본 장에서는 제안한 방법의 타당성을 보이기 위해 영상의 임계값 선택 문제에 주로 사용되는 5개의 실제 영상, 즉 Image1, Image2, Image3, Image4, Image5에 대하여 Otsu의 임계값 선택, Huang과 Wang의 임계값 선택과 제안한 방법을 비교하였다.

그림 1은 Image1, Image2, Image3, Image4, Image5의 실제 영상을 나타내고, 각 영상의 그레이 레벨은 256(8비트)이고, 영상의 크기는 256×256이다.



(a) Image1 (b) Image2 (c) Image3

(d) Image4 (e) Image5

그림 1. 테스트 영상들
Figure 1. Test images

4.1 구간값 퍼지집합의 입력부 파티션 구간

본 절에서는 제안된 방법으로 5개의 영상의 입력부 파티션의 수와 파티션 구간 설정에 대해서 설명한다. 표 1은 각 영상의 통계적 정보를 나타낸다.

표 1. 영상의 통계적 정보

Table 1. Statistical information on the given images

영상	통계적 정보				
	최소	최대	평균	표준편차	파티션
Image1	0	255	147.81	48.28	5
Image2	171	255	204.94	22.11	4
Image3	3	238	98.68	52.29	4
Image4	0	237	62.62	37.42	6
Image5	7	253	118.72	62.34	4

표 1에서 파티션은 식 (3)으로부터 획득한 각 영상의 파티션 수를 나타낸다. 그림 2는 5개의 영상 중 Image1 영상에 대해서 구간값 퍼지집합의 파티션 구간을 동일한 간격으로 나누는 그림이다.

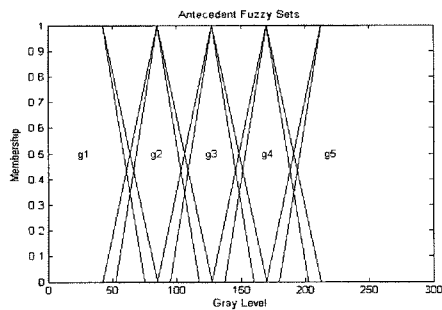
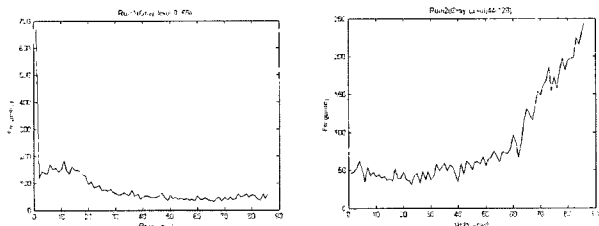


그림 2. 입력부 구간값 퍼지집합
Figure 2. Interval-valued fuzzy sets for antecedent parts

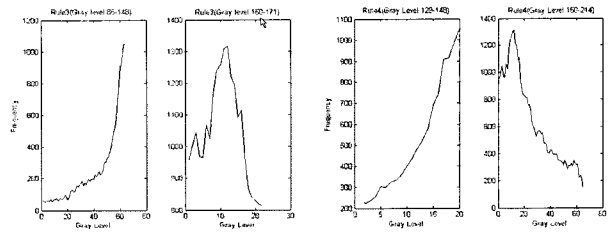
4.2 규칙결정

Image1 영상의 각 파티션 구간과 이 영상의 평균값 (147.81 ≈ 148)을 근거로 식 (5)부터 식 (8)까지를 이용하여 출력부를 결정하였다. 즉 명확히 구분되지 않는 파티션 구간의 경우 평균값을 기준으로 평균값보다 작거나 평균값보다 큰 그레이 레벨 빈도의 합을 비교하여 평균값 이하의 합이 큰 경우는 클래스 1, 그렇지 않은 경우는 클래스 2로 분류하였다.

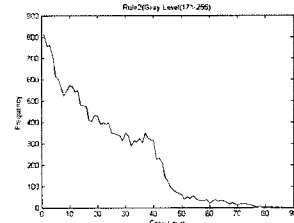
그림 3은 Image1 영상에서 5개의 파티션 구간의 그레이 레벨의 빈도 그래프를 나타낸다.



(a) 규칙 1 (6860개) (b) 규칙 2 (7322개)



(c) 규칙 3 (16422개/23080개) (d) 규칙 4 (11239개/41085개)



(e) 규칙 5 (20048개)

그림 3. 파티션 구간의 빈도

Figure 3. Frequencies of partitioned regions

그림 3에서 괄호 안의 값은 각 파티션 구간의 그레이 레벨 빈도의 합을 나타낸다. 규칙 1, 2는 각 파티션 구간이 Image1의 평균값보다 작으므로 클래스 1로 명확히 구분되고, 규칙 5도 파티션 구간이 평균값보다 크므로 클래스 2로 명확히 구분됨을 알 수 있다. 하지만 규칙 3과 4는 각 파티션 구간 내에 평균값이 존재하기 때문에 평균값을 기준으로 각 클래스의 빈도를 계산하면 클래스 2로 분류됨을 볼 수 있다.

4.3 출력부 퍼지집합의 결정

Image1의 그레이 레벨 [0 255] 구간에서 마진 $m = 10$ 일 때, 식 (9)와 식 (10)을 이용하여 그레이 레벨의 빈도의 변화가 가장 큰 그레이 레벨을 계산하면 $G_a = 0$ 임을 알 수 있다. 또한 획득한 G_a 와 그레이 레벨에서 주어진 마진을 기준으로 [11 255] 구간에서 변화가 가장 큰 레벨을 계산하면 $G_b = 143$ 임을 알 수 있다.

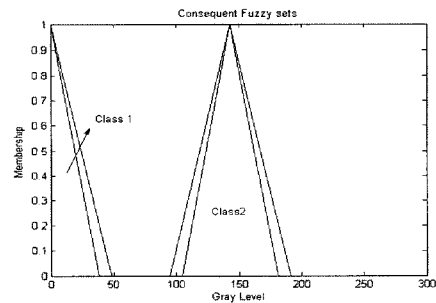


그림 4. 출력부 구간값 퍼지집합
Figure 4. Interval-valued fuzzy sets for consequent parts

그림 4는 그레이 레벨 G_a , G_b , 마진 m 그리고 표준편차를 이용하여 출력부 구간값 퍼지집합을 구성한 것을 나타낸 것이다.

4.4 비퍼지화 결과

식 (18)에서 식 (22)을 이용하여 주어진 영상의 각 픽셀의 값들을 추론한 후, 상한과 하한의 추론결과 값들을 클래스별로 구분하였다. 다음 표 2는 5개의 영상에 대해서 클래스별로 구분된 각각의 비퍼지화 구간을 나타낸다.

표 2. 각 클래스들의 비퍼지화 구간
Table 2. Defuzzification intervals of each classes

영상	비퍼지화 구간	
Image1	클래스 1	14.0965 - 98.3746
	클래스 2	102.2688 - 143
Image2	클래스 1	180.5379 - 188.6964
	클래스 2	192.1113 - 194.9999
	클래스 1과 클래스 2의 적합도가 상한 퍼지집합에서 0.5인 지점	191.5869
	클래스 1과 클래스 2의 적합도가 하한 퍼지집합에서 0.5인 지점	189.5209
Image3	클래스 1	28.4241 - 93.6998
	클래스 2	96.4972 - 132.9992
Image4	클래스 1	46.0001 - 50.6920
	클래스 2	51.9529 - 57.0001
Image5	클래스 1	31.2891 - 114.3951
	클래스 2	117.7435 - 163.9994

표 2에서 클래스 1과 클래스 2의 구간은 주어진 영상의 각 픽셀 값들을 식 (22)에 의해서 클래스별로 나타낸 결과구간들이다. 그리고 5개의 영상 중에서 Image2의 영상은 각각 상한과 하한 퍼지집합에서 규칙의 이행정도(DOF : Degree of Fulfillment)가 0.5로 같아지는 지점이 발생하였다. 그러나 나머지 4개의 영상에 대해서는 0.5로 같아지는 지점은 발생하지 않았으나 0.5와 근접한 추론 결과값은 존재하였다.

위 결과로부터 주어진 영상의 단일 임계값을 결정하기 위해 각각의 영상에 대해서 클래스 1 구간의 최대값과 클래스 2 구간 최소값의 중심값을 최종 임계값으로 결정하였다.

다음 표 3은 최종 결정된 단일 임계값을 나타낸다.

표 3. 선택된 임계값
Table 3. Selected thresholds

영상	임계값	
Image1	클래스 1과 클래스 2의 평균값	100
	상·하한의 적합도가 0.5인 지점	100
Image2	클래스 1과 클래스 2의 평균값	190
	상·하한의 적합도가 0.5인 지점	191
Image3	클래스 1과 클래스 2의 평균값	95
	상·하한의 적합도가 0.5인 지점	95
Image4	클래스 1과 클래스 2의 평균값	51
	상·하한의 적합도가 0.5인 지점	51
Image5	클래스 1과 클래스 2의 평균값	116
	상·하한의 적합도가 0.5인 지점	116

4.5 기존 방법들과의 비교

표 4는 본 논문에서 사용한 5종류의 테스트 영상에 대해서 Otsu의 방법, Huang과 Wang의 방법, 그리고 제안한 방법을 비교하였다.

표 4. 기존의 방법들과의 비교

Table 4. Comparison the proposed with others

영상	임계값		
	Otsu의 방법	Huang and Wang의 방법	제안한 방법
Image1	99	59	100
Image2	213	229	190
			191
Image3	101	83	95
Image4	78	74	51
Image5	88	62	116

그림 5에서 그림 9는 표 3의 임계값을 근거로 Otsu, Huang과 Wang 방법들과 제안한 방법으로 이진화 한 영상들이다.

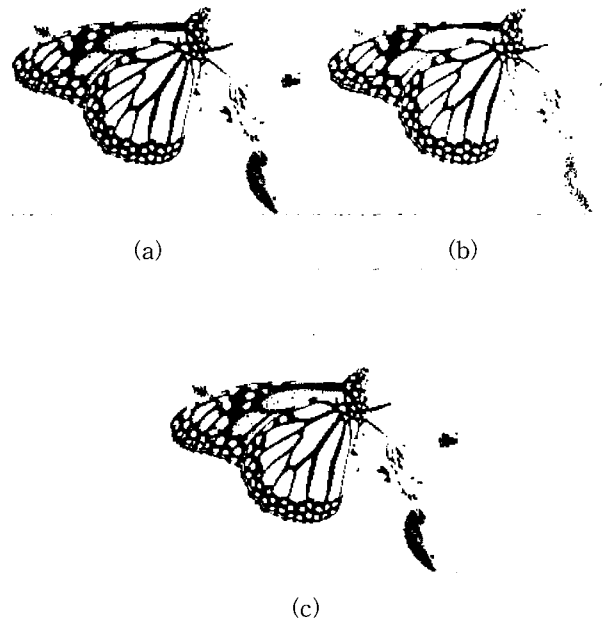
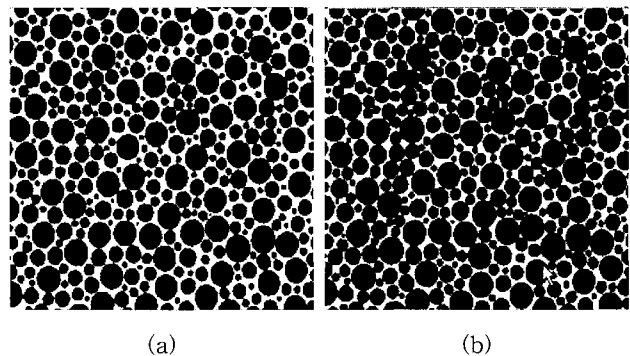
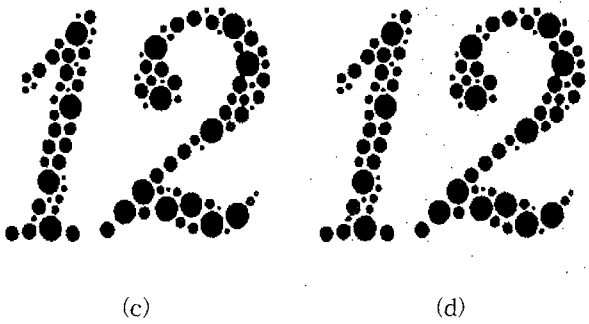


그림 5. Image1 이진화 결과 : (a) Otsu의 방법 (b) Huang & Wang의 방법 (c) 제안한 방법

Figure 5. Thresholded results of imagel : (a) Otsu's method (b) Huang and Wang's method (c) The proposed method



(a) (b)



(c) (d)
 그림 6. Image2 이진화 결과 : (a) Otsu의 방법
 (b) Huang & Wang의 방법 (c),(d) 제안한 방법
 Figure 6. Thresholded results of image2 :
 (a) Otsu's method (b) Huang and Wang's method,
 (c) and (d) The proposed method



(c)
 그림 8. Image4 이진화 결과 : (a) Otsu의 방법
 (b) Huang & Wang의 방법 (c) 제안한 방법
 Figure 8. Thresholded results of image4 :
 (a) Otsu's method (b) Huang and Wang's method
 (c) The proposed method



(a) (b)



(c)

그림 7. Image3 이진화 결과 : (a) Otsu의 방법
 (b) Huang & Wang의 방법 (c) 제안한 방법
 Figure 7. Thresholded results of image3 :
 (a) Otsu's method (b) Huang and Wang's method
 (c) The proposed method



(a) (b)



(c)

그림 9. Image5 이진화 결과 : (a) Otsu의 방법
 (b) Huang & Wang의 방법 (c) 제안한 방법
 Figure 9. Thresholded results of image5 :
 (a) Otsu's method (b) Huang and Wang's method
 (c) The proposed method



(a) (b)

5 종류의 테스트 영상을 실험해 본 결과, 그림 5의 나비 영상에서는 Otsu의 방법과 거의 유사한 결과를 생성하였고, 나비의 날개부분이 Huang과 Wang의 방법과 비교해볼 때 좀 더 명확하게 보임을 알 수 있다. 그림 6의 색맹 테스트 영상에 대해서는 Otsu의 방법, Huang과 Wang의 방법과 비교해볼 때 제안한 방법이 명확하게 12라는 숫자가 나타남을 알 수 있다. 또한 그림 7과 그림 8의 결과 영상에서는 많은 차이점은 보이지 않지만, 'Lena' 영상의 경우 얼굴과 모자의 깃털 부분이 선명하게 보이고, 'girl' 영상에서는 사람의 전체적인 윤곽이 좀 더 선명해졌음을 볼 수 있다. 마지막으로 그림 9의 '카메라맨' 영상에서는 다른 두 방법에 비해 카메

라의 삼각대가 좀 더 명확하게 들어 남을 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 영상의 그레이 레벨에 대한 통계적 정보와 구간값 퍼지집합에 기반을 둔 새로운 임계값 선택 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서 구간값 퍼지집합은 영상의 픽셀과 그들이 속하는 영역, 즉 물체와 배경 간의 관계를 더욱 명확하게 나타내기 위해서 사용되었으며, 초기의 구간값 퍼지 집합을 보다 객관적으로 생성하기 위해 영상의 통계적 정보만을 고려하여 입력과 출력부의 구간을 분할하고 규칙을 자동 생성하였다.

제안한 방법의 타당성을 보이기 위해 다양한 형태의 히스토그램을 가진 5종의 테스트 영상들을 기존의 임계값 선택방법인 Otsu 방법과 Huang과 Wang의 방법을 사용하여 얻어진 결과와 비교 검토 하였다.

향후 연구과제로는 제안한 방법을 다중 임계값(Multilevel thresholds) 결정법으로의 확장이 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] W. Doyle, "Operation Useful for Similarity -Invariant Pattern Recognition," Journal of the ACM, vol. 9, no. 2, pp. 259-267, 1962.
- [2] A. Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Picture Processing, 2nd Ed., Academic Press, 1982.
- [3] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram," IEEE Tr. on Syst., Man, and Cybern., vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [4] J. Kitter and J. Illingworth, "Minimum Error Thresholding," Pattern Recognition, vol. 19, no. 1, pp. 41-47, 1986.
- [5] L. K. Huang and M. J. Wang, "Image Thresholding by Minimizing the Measures of Fuzziness," Pattern Recognition, vol. 28, no. 1, pp. 41-51, 1995.
- [6] H. D. Cheng, J. R. Chen, and H. Li, "Thresholding Selection Based on Fuzzy c-Partition Entropy Approach," Pattern Recognition, vol. 31, no. 7, pp. 857-870, 1998.

- [7] H. D. Cheng and Y. H. Chen, "Fuzzy Partition of Two-Dimensional Histogram and Its Application to Thresholding," Pattern Recognition, vol. 32, no. 5, pp. 825-843, 1999.
- [8] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets, Information and Control," vol. 8, pp. 338-353, 1965.
- [9] I. B. Turksen, "Interval-Valued Fuzzy Sets Based on Normal Forms," Fuzzy Sets and Systems, vol. 20, no. 2, pp. 191-210, 1986.
- [10] M. B. Gorzalczy, "A Method of Inference in Approximate Reasoning Based on Interval-Valued Fuzzy Sets," Fuzzy Sets and Systems, vol. 21, no. 1, pp. 1-17, 1987.
- [11] M. B. Gorzalczy, "An Interval-Valued Fuzzy Inference Method - Some Basic Properties," Fuzzy Sets and Systems, vol. 31, no. 2, pp. 243-251, 1989.

저 자 소 개

손창식(Chang S. Son)
제16권 제6호 참조

정환목(Hwan M. Chung)
제16권 제6호 참조

서석태(Suk T. Seo)
제17권 제3호 참조

권순학(Soon H. Kwon)
제17권 제3호 참조