

그레이레벨의 퍼지정보를 적용한 칼리영상분할법

김 동 진, 김 성 수  
충북대학교 전기전자 및 컴퓨터 공학부

Color Image Segmentation Using Fuzzy-based Thresholding Method

Dong-Jin Kim, Sung-Soo Kim  
Chungbuk National University, School of Electrical and Computer Engineering

**Abstract** - 본 논문은 퍼지논리를 통해 얻어지는 경계값을 이용한 영상분할법에 관한 연구이다. 영상분할은 퍼지인식의 핵심기술 및 많은 응용분야에서의 전처리과정에 사용되고 있어 그 중요성이 강조되고 있는 추세이다. 본 논문의 주요 관점은 영상의 그레이레벨(gary level)에 관련된 불분명한 정보들을 퍼지논리를 기반으로 하여 자동적으로 경계값을 획득하는 새로운 영상 분할법을 제안함에 있다. 본 논문에서 제안된 영상분할법은 영상의 히스토그램을 이용하여 계산된 경계값과 불분명한 정도인 퍼지정보를 영상분할에 적용한 것이다. 제안된 알고리즘은 이론 및 실험을 통하여 증명하였다.

경계값을 이용해서 분할되어진 영역에서 하나의 경계값이 결정된다. 분할된 범위는 두 개의 명칭을 가지고 있는 퍼지니스 리니어 인덱스(Linear Index of Fuzziness)와 퍼지니스 쿼드레틱 인덱스(Quadratic Index of Fuzziness)이고 이것은 경계를 계산하기 위해 사용된다.

본 논문의 영상분할을 하기 위해서 퍼지니스 측도를 구하는 방법으로는 [3], [4], [5], [7]를 참조 하였다. 퍼지니스 측도에 사용되어진 것은 퍼지니스 리니어 인덱스, 퍼지니스 쿼드레틱 인덱스, 로그 엔트로피(Logarithmic Entropy), 지수 엔트로피(Exponential Entropy)이다. 퍼지니스의 인덱스는 kaufmann[4]에 의해 정의된 서포팅 포인트 n을 가지고 있으며, 수식을 보면,

1. 서 론

영상분할은 중요한 지식을 얻기 위해서 이미지의 각각의 특성들에 대해 전체적으로 분석한다. 영상분할은 또한 명암, 색도, 무늬 등의 특성들로 결합되어 있지 않은 영역을 집합으로 규정하고 영상을 분류하는 과정으로써 정의된다. 경계값 처리는 하나의 영상을 분할하는 방법 중 가장 일반적인 방법이다. 만일 영상에서의 음영(shading)이 규칙적이지 않다면, 경계값 처리는 영상분할에 적용하기 어렵다. 영상에서 음영이 규칙적이지 않은 경우에는 퍼지논리, 신경망, 유전자 알고리즘 또는, 분할처리 시스템을 적용할 필요가 있다. 퍼지논리는 Zadeh A. Lofti 1965년에 처음으로 소개되었다. 퍼지논리는 연속적인 영역 0 과 1 간격으로 나타내지며, 0의 값 또는 1값으로 비교하면서 참과 거짓을 판별한다. 실제로는, 전체적인 면에서 아리스토텔리안 논리에서는 적합하지 않고, 논리는 단지 중요한 규칙으로 적용된다. 퍼지논리의 토대는 많은 유명한 퍼지집합이론[1]으로 발전되어 왔다. [2]의 정의에서 보면, 퍼지영상처리는 알고 있고 보여지는 영상 즉 세그먼트들과 퍼지집합의 특성들로 처리되는 모든 접근법의 총체이다. 영상처리에서 퍼지기법을 적용하는 가장 중요한 두 가지 이유는 첫째, 퍼지기법은 영상을 처리하고 인식한 것을 나타내주는 강력한 도구이다. 둘째, 퍼지기법은 분명하지 않고 막연한 영상을 효과적으로 처리한다. 영상처리에서 불분명함은 회색조의 불분명성, 기하학적 퍼지니스와 부정확한 인식 때문이다. 불분명함을 예로 들면, 픽셀의 밝기의 애매함과 구획에 대한 경계의 불분명함, 불확실하게 인식된 영상에서 하나의 물체를 찾을 때 이다.

영상분할에 있어서 퍼지에 접근하는 방법에는 네 가지가 있다. '경계값을 이용한 분할법', '클러스터링을 이용한 방법', '지도 학습된 영역분할', '규칙에 바탕을 둔 분할법'.

2. 퍼지니스의 측도

본 논문에서, 퍼지니스 측도(Measure of Fuzziness)에 사용되는 접근법[7]은 분할처리에 있어서의 변형된 형태이다. 퍼지집합의 퍼지니스 정도를 나타내는 퍼지니스 측도는 Zimmermann [1]에 의해 정의되어 있다.

$$\mu(A) = \left(\frac{2}{n^k}\right)d(A, \bar{A}) \quad (1)$$

이다. 여기서,  $d(A, \bar{A})$ 의 정의는 퍼지집합 A와 가장 가까운 일반적인 집합  $\bar{A}$  사이의 거리이다. n과 k는 [0,1]영역에서  $\mu(A)$ 을 생성하기 위한 것이며, k는 사용된 거리함수의 형태에 의존한다.

k가 1인 경우에는 Hamming distance를 사용하여, 퍼지니스의 리니어 인덱스를 보이면, 다음과 같다.

$$V_k(A) = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n [\min\{\mu_A(x_i), (1 - \mu_A(x_i))\}] \quad (2)$$

식 (2)에서  $\mu_A(x_i)$ 는 A에서  $x_i$ 의 소속도이다.

k = 0.5 일 때, 유클리디안 거리를 사용한 퍼지니스의 쿼드레틱 인덱스는,

$$V_{0.5}(A) = \frac{2}{\sqrt{n}} \left( \sum_{i=1}^n [\min\{\mu_A(x_i), (1 - \mu_A(x_i))\}]^2 \right)^{0.5} \quad (3)$$

이다.

De Luca[5]에 의해서 정의된 로그의 엔트로피는,

$$H_k(A) = \frac{1}{n} \ln(2) \sum_{i=1}^n \{S_n(\mu_A(x_i))\} \quad (4)$$

이고, 여기서 샤넬 함수(Shannon's Function)로 정리하면,

$$S_n(\mu_A(x_i)) = -(\mu_A(x_i))\ln(\mu_A(x_i)) - \{1 - (\mu_A(x_i))\}\ln(1 - \mu_A(x_i)) \quad (5)$$

이다.

Pal and Pal[6]에 의해서 소개된 또 다른 엔트로피는,

$$H_s(A) = \frac{1}{n}(\sqrt{e-1}) \sum_{i=1}^n \{S_n(\mu_A(x_i)) - 1\} \quad (6)$$

이고, 사년의 함수로 정리하면 다음과 같다.

$$S_n(\mu_A(x_i)) = \mu_A(x_i)e^{1-\mu_A(x_i)} - (1-\mu_A(x_i))e^{\mu_A(x_i)} \quad (7)$$

본 논문에서 퍼지니스의 인덱스를 적용한 이유는 경계값을 선택[6]할 때, 가장 작은 퍼지니스를 결정하기 위해서이다. 가장 작은 퍼지니스에 대해 언급한 이유는 퍼지니스가 가장 작은 값을 갖게될 때 영상의 불확실성이 가장 작기 때문이다.

### 3. 영상분할의 처리순서 및 방법

본 논문의 영상분할 알고리즘은 비디오 카메라 및 디지털 카메라로 얻어진 512-by-512의 칼라영상을 R, G, B의 세 가지 값으로 분류하고, 각각의 값을 그레이로 변환한다. 윤곽과 영상처리에서 윤곽을 사전적으로 정의하면 "물체의 외곽을 나타내는 선"이라고 할 수 있으며, 이러한 윤곽은 영상처리 분야에서는 (영상을 특징짓는 선 요소) 라고 말할 수 있다. 본 논문에서 다루는 부분은 인간의 능력 중 어떠한 풍경이나, 사물을 인식하는 능력을 영상처리에 적용하는 것이다. 영상 처리순서[7]는 아래와 같다.

- (1) 영상의 각 레벨에 속한 값들의 합인 히스토그램을 구하고, 그 중에서 가장 큰 값이  $\mu_{max}$ 와 그 값에 동일한 레벨 값  $x_{max}$ 를 찾는다.
- (2) 근사 경계값은 [6]에서 사용한 식을 수정한 것이다.

$$\text{Estimated threshold} = \text{round} \left[ \left( \frac{\sum \mu x - \mu_{max} * x_{max}}{(\sum \mu) - \mu_{max}} \right) / 2 \right] \quad (8)$$

[6]에서의 식과 식(8)의 차이점은 "2"에 의해 나누었다는 것이다. "2"로 나누는 것은 128보다 큰 명도(intensity)에 대해서 퍼지집합에서 [0-255]사이를 [0-1]로 나타낼 때 0.5이상의 경계값을 얻게 되기 때문에 필요하다. 만일 0.5보다 큰 경계값을 갖는다면 경계(Threshold)를 거친 영상은 거의 하얀색으로 나타날 것이다. 그래서 "2"로 나누면 0과 128사이의 범위 내에서 경계값을 구할 수 있다.  $\mu_{max}$ 와  $x_{max}$ 는 근사 경계값을 찾기 위해 사용된다.

- (3) 경계값은 근사 경계값보다 크거나, 작을 수 있기 때문에 정확한 경계값을 구하기 위해 범위를 설정한다. 이 과정에서 그레이스케일을 16개의 영역으로 나누고, 모든 영역에 대해 무게중심(Center of gravity) 값을 계산한다. 16개의 영역을 분할하는 것은 256의 요소로 구성되어 임의로 나눌 수 있다. 이것은 영상에서의 명암의 분석에서의 값이기 때문이다. 마지막으로 경계 범위는 두 개의 근접 무게중심 값에서 얻는다. 무게중심 값을 계산하는 식은 다음과 같다.

$$\text{Center of gravity, } C_g = \frac{\sum \mu x}{\sum \mu} \quad (9)$$

여기서,  $x$ 는 그레이레벨 이고  $\mu$ 는 그에 해당하는 주파수이다.

- (4) 정확한 경계값이 속한 영역에서 각각의 그레이레벨에 대해 네 가지의 퍼지니스 측도를 계산한다. 퍼지니스 측도의 가장 작은 값에 해당하는 그레이값이 정확한 경계값이다.

### 4. 영상분할의 결과

본 논문에서는 경계값을 추정하여, 무게중심 값을 갖는 16개의 영역으로 분리한다. 추정된 경계값에 근사한 무게중심의 값으로 경계영역을 찾았다. 찾은 경계영역에서 그레이 레벨의 소속도를 이용하여 네 가지의 퍼지니스 측도를 계산 하였고 그 중 가장 작은 값에 해당하는 정확한 경계값을 찾았다.



a. 원 영상(512×512)                      b. R 영상



c. G 영상                                      d. B 영상

그림 1. 원 영상에서 R, G, B로 분리한 영상

그림 1은 칼라의 원 영상을 R, G, B의 세 가지 영상으로 분류한 것이다. 경계값 계산은 세 개의 영상에 대해 각각 이루어진다.

세 가지 영상에 대해 명암도를 통해 각각의 경계값을 추정한 후 임의의 16개의 영역에서 그 값에 따른 무게중심을 식(9)를 이용하여 구한다. 각 영역의 무게중심을 이용하여 경계영역의 범위를 정하고, 2장에서 설명한 네 가지의 퍼지니스 측도를 계산한다. 표1은 R, G, B에 대하여 네 가지 퍼지니스 측도 값을 나타낸다.

표-1 R, G, B에 따른 네 가지 퍼지니스 측도

	V <sub>1</sub>	V <sub>q</sub>	H <sub>1</sub>	H <sub>e</sub>
R	0.1923	0.2294	0.0718	0.2897
G	0.3937	0.4194	0.1547	0.5282
B	0.3137	0.4271	1.3352	0.3833

표-1에서 나타낸 것은 그림 1에서 보여진 원 영상 'lena'의 퍼지니스의 측도이다. 이 네 가지 측도에서 가장 작은 값으로써 모든 퍼지니스 측도에서 제일 작은 부분에 해당된다. 이 값은 경계값으로 갖는다. 이 값을 이용하여 영상에 대한 윤곽을 도시하면, 일반적인 윤곽

을 강화시키는 것과 경계값을 이용한 윤곽을 강화시킨 두 영상을 출력한다.

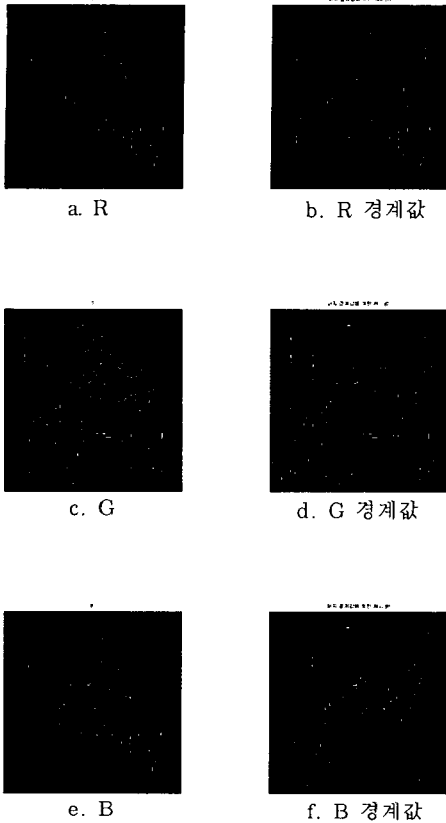


그림 2. 경계를 통해서 얻어진 영상(b, d, f)과 일반적인 윤곽을 나타낸 영상(a, c, e)이다.

위 결과에서는 각각의 R, G, B에 대해 나타낸 것이며, 그림 2의 a, c, e는 일반적인 방법을 이용하여 나타냈다. 일반적인 방법은 canny 윤곽검출을 사용했다. 검출방법은 영상을 가우시안 마스크로 회전시키고, 각각의 결과 화소들에서 기울기 요소를 계산을 통해서, 각 화소에 기울기 방향을 계산한다. 계산된 값은 기울기의 방향을 따라 2차 미분을 통해 0값의 위치를 찾는다. 0의 값이 점들을 윤곽으로 나타내어진다. 그림 2의 b, d, f는 본 논문에서 제안한 퍼지니스 측도를 이용한 R, G, B이다. 그림 2를 보면 퍼지니스 측도를 이용하여 구한 경계값을 사용하여 영상을 구현한 것과 그렇지 않은 경우의 차이를 볼 수 있다. 경계를 사용하는 경우 값에 대한 영상이 더 자세히 나타난다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 영상의 영역을 분리한 값에 따른 네 가지 측도를 사용하여 경계값을 검출한 후, 올바른 경계값에 대한 영상을 분할하여 향상 시켰다. 그러므로, 자동적인 경계값으로 윤곽에 대한 검출을 용이하게 하였다. 경계값 추정으로 그레이레벨의 16영역으로 분할처리 후 각각의 값들을 퍼지니스로 측도 되게 함으로써, 시간상의 향상을 가져왔다. 영상처리, 패턴인식, 의학, 사회과학, 등등 여러 분야에 많이 적용되어지며, 만족한 결과를 이끌어 낸다.

## (참 고 문 헌)

- [1] Zimmermann H. J. Fuzzy set theory and its application. 2nd Ed. New Delhi, allied Publishes Ltd and Kulwer Academim Publishers, 1996.
- [2] Tizhoosh H. R. Fuzzy Image Processing : Introduction in Theory and Practice. Springer-Verlag 1997.
- [3] Bezdek J.C., Keller J., Raghu K. and Pal N.R. fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. Boston, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [4] Pal S. K. and Majumder, D. D. Fuzzy mathematical approach to pattern recognition. New Delhi, Wiley Eastern Ltd., pages 137-141.1986.
- [5] Parker J. R. Algorithms for image processing and computer vision. New York, Jhon Wiley & Sons, pages 116-149. 1997.
- [6] Ramar K. "A fuzzy neuro approach : some studies and its applications in computer vision system", Ph. D. thesis. Manonmaniam sundaranar University, India, 2000.
- [7] Farrah Wong HT, "An Image Segmentation Method Using Fuzzy-Based Threshold" ISSAP, Kuala Lumpur, Malaysia, 13-16 August , 2001.