

이웃 화소간 이차원 히스토그램 엔트로피 최대화를 이용한 명도영상 임계값 설정

김 호 연, 남 윤 석, 김 혜 규, 박 치 항
한국전자통신연구원
전화: 042-860-1160

A New Automatic Thresholding of Gray-Level Images Based on Maximum Entropy of Two-Dimensional Pixel Histogram

Ho-Yon Kim, Yun-Seok Nam, Hye-Kyu Kim, Chee-Hang Park
Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)
E-mail : hoyon@etri.re.kr

Abstract

In this paper, we present a new automatic thresholding algorithm based on maximum entropy of two-dimensional pixel histogram. While most of the previous algorithms select thresholds depending only on the histogram of gray level itself in the image, the presented algorithm considers 2D relational histogram of gray levels of two adjacent pixels in the image. Thus, the new algorithm tends to leave salient edge features on the image after thresholding. The experimental results show the good performance of the presented algorithm.

I. 서론

명도영상의 임계값 설정, 혹은 이진화는 영상처리의 전처리 단계에서 매우 중요한 역할을 차지하고 있다. 이진화는 문제를 보는 관점에 따라서 화소들을 유사한 것들끼리 분류하는 문제, 영상을 분할하는 문제, 배경으로부터 대상을 추출하는 문제 등으로 정의할 수 있다. 각각의 관점에서 새롭게 문제를 정의하고, 정의한 영역에서 최적의 해를 구하는 방식으로 이진화 문제를 해결하기 위한 연구가 수행되어 왔다[1].

이진화를 영상의 배경으로부터 대상을 추출하는 문

제로 본다면, 영상의 명도값을 히스토그램으로 그렸을 때 히스토그램이 bimodal 형태를 갖는다고 가정할 수 있다. 이를 기반으로 두 영역의 평균 명도값의 차이와 분산을 이용하는 전역적 이진화 방법에 관한 연구가 많이 수행되었다. 또한, 두 명도값의 분포에서 나타나는 엔트로피를 이용하여 임계값을 설정하는 이진화 방법도 제안되었다. 이러한 이진화 방법이 모두 명도값들의 일차원적 분포만을 고려한 것인데 반해서 최근 명도값과 주변평균명도값의 이차원 히스토그램을 이용한 이진화 방법이 제안되었다[4][5]. 이 방법은 잡영 등에 강하다는 장점이 있으며 주변정보를 고려했다는 점에서 기존의 이진화와는 다른 의미를 갖는다.

본 논문에서 제안하는 이진화 방법은 정보이론의 엔트로피를 이용한다는 점에서 기존의 엔트로피 이진화[2][3]와 유사하고 이차원 히스토그램을 이용한다는 점에서 기존의 이차원 이진화 방법[4]과 유사하지만, 영상의 명도값 자체를 이용하는 것이 아니라 영상에서 이웃한 명도값들의 분포를 이용한다는 점에서 차이가 있다. 이는 실제로 영상에 있는 의미 있는 정보가 영상의 명도값 자체가 아니라 이웃 명도값과의 밝기 차이에서 나타난다는 것을 임계값 설정에 직접 반영한 것으로 이진화 후에 보다 의미 있는 정보를 남길 수 있다는 장점이 있다.

본 논문에서는 이러한 이차원 이진화 방법을 제안하고 다양한 영상에 적용된 실험결과를 소개하여 제안된 이진화 방법의 성능을 입증하고자 한다.

II. 이웃화소간 이차원 엔트로피

2.1 이웃화소간 이차원 히스토그램

이진화란 영상의 배경과 대상의 밝기의 차이를 이용해서 영상을 분할하는 것이다. 이는 영상의 중요한 정보는 영상에 나타난 명도값 자체보다는 명도값의 변화에 있다는 것을 암시한다. 따라서, 명도영상의 임계값을 설정할 때에 각 화소값의 밝기를 이용한 그룹핑이나 영상분할 보다는 이웃 화소간에 나타나는 밝기 차이 정보를 직접 이용하는 것이 유리하다.

영상밝기의 히스토그램만을 이용하여 이진화를 할 경우에는 이웃화소와의 밝기 차이에서 나타나는 경계선 등의 정보는 전혀 고려할 수 없게 된다. 즉, 영상의 어느 밝기에서 의미 있는 차이가 있는가를 고려하지 않고 단지 어느 밝기의 화소가 영상전체에 얼마나 포함되어 있는가만을 고려한다.

이에 반해서 이웃화소간의 밝기에 대한 이차원 히스토그램은 영상에 나타나는 경계선 정보를 포함하고 있다. 따라서, 이러한 이차원 히스토그램에서 엔트로피를 최대로 하는 임계값을 선택하게 되면 영상의 밝기 뿐 아니라 가장 의미 있는 경계선을 최대한 유지하는 이진화를 할 수 있게 된다.

L을 명도영상의 명도단계라 하고 영상I의 화소 (x, y)의 밝기 g(x, y)를 함수 F: N×N → L의 값으로 정의하면, 이차원 히스토그램 p_{ij}는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$p_{ij} = f_{ij} / (2*N*(N-1))$$

$$f_{ij} = |S_{ij}|$$

$$S_{ij} = \{(x, y) \mid g(x, y) = i, g(x, y+1) = j, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq N-1\} \cup \{(x, y) \mid g(x, y) = i, g(x+1, y) = j, 1 \leq x \leq N-1, 1 \leq y \leq N\}$$

$$\text{단, } 1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq L.$$

즉, p_{ij}는 이웃한 두 화소의 명도값이 각각 i와 j일 확률이다. 여기서 이웃한 화소 명도값의 히스토그램을 구하기 위해서 좌우와 상하 모두 누적하였다. 또한 영상에서 좌우, 혹은 상하의 반대방향은 동일한 분포라고 가정하였으나 이를 따로 처리하기 위해서 역방향 히스토그램을 구할 수도 있다.

위와 같이 히스토그램을 구하면 그림1과 같은 이차원 히스토그램을 얻을 수 있다. 여기서 주목할 것은 이 이차원 히스토그램을 X축 혹은 Y축으로 프로젝션하면 1차원 히스토그램과 동일한 결과를 얻을 수 있다는 것이다. 그림1의 A, B, C, D는 임계값으로 t가 선택되었을 경우 분할될 각 영역의 의미를 나타낸다. 예를 들어 A는 주변의 두 점이 모두 흑(black)에 해당하

는 것이고, B는 백(White)에서 흑으로 변하는 경계선을 나타내는 것이다. 즉, 하나의 임계값이 선택되고 나면 그 임계값을 중심으로 이차원 히스토그램은 4영역으로 분할되게 되는데, 각각은 경계선이 흑-흑, 백-흑, 흑-백, 백-백이 됨을 뜻한다. 다시 말해서 그림1의 각 영역은 경계선 특성이 동일한 화소경계의 집합이라고 할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 이웃화소간의 엔트로피 정보를 이용한 임계값 설정은 위의 그림에서 각 영역의 엔트로피의 합을 최대로 하는 대각선상의 threshold값을 선택하는 문제로 정의된다.

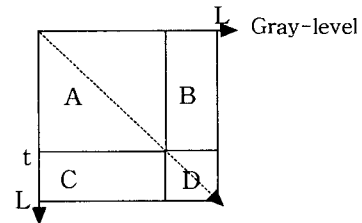


그림 1: 이웃한 화소의 2차원 명도값 히스토그램

2.2 이차원 엔트로피

정보이론에 의하면 랜덤변수 X에 대한 엔트로피는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$H(X) = -\sum p(X=x) \log p(X=x)$$

그림1의 각 영역의 엔트로피를 H(A), H(B), H(C), H(D)라 하면 각각은 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$H(A) = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (p_{i,j} / P_A) \log (p_{i,j} / P_A) = \log P_A + H_A / P_A$$

$$H(B) = -\sum_{i=t+1}^L \sum_{j=1}^L (p_{i,j} / P_B) \log (p_{i,j} / P_B) = \log P_B + H_B / P_B$$

$$H(C) = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=t+1}^L (p_{i,j} / P_C) \log (p_{i,j} / P_C) = \log P_C + H_C / P_C$$

$$H(D) = -\sum_{i=t+1}^L \sum_{j=t+1}^L (p_{i,j} / P_D) \log (p_{i,j} / P_D) = \log P_D + H_D / P_D$$

이때, 각 영역의 발생확률 P_A, P_B, P_C, P_D와 엔트로피의 부분합 H_A, H_B, H_C, H_D는 아래 식으로 정의된다.

$$P_A = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p_{i,j}$$

$$P_B = \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=1}^L p_{i,j}$$

$$P_C = \sum_{i=1}^L \sum_{j=t+1}^L p_{i,j}$$

$$P_D = \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=t+1}^L p_{i,j}$$

$$H_A = - \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p_{i,j} \log p_{i,j}$$

$$H_B = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p_{i,j} \log p_{i,j}$$

$$H_C = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p_{i,j} \log p_{i,j}$$

$$H_D = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p_{i,j} \log p_{i,j}$$

따라서, 각 영역 엔트로피의 합으로 이루어진 이차원 엔트로피 목적함수의 식은

$$E(t) = H(A) + H(B) + H(C) + H(D)$$

가 되며, 여기에서 최적 임계값을 구하기 위해서는 다음의 식을 만족하는 T를 구해야 한다.

$$T = \arg \max_t E(t)$$

III. 실험결과

본 논문에서 제안한 이차원 이진화 방법의 성능을 평가하기 위해서 기존의 엔트로피를 이용한 일차원 이진화 방법과 비교하였다. 기존에 제안된 이차원 이진화 방법은 영상에 잡영이 포함되었을 때 이를 제거한다는 의미가 있기 때문에 본 논문에서 제안된 이진화와는 차이가 있다.



a) 원영상 b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화
그림2: 다단계 명도영상 이진화 실험결과

그림2는 제안된 이진화의 특성을 보이기 위한 실험으로 a)는 다단계 명도영상이며 b), c)는 각각 1차원 엔트로피와 제안된 2차원 엔트로피 이진화의 결과이다. 제안된 이진화방법은 화소간 경계 정보를 이용하기 때문에 단지 명도의 누적분포 히스토그램만을 이용하는 기존의 엔트로피 이진화 방법 보다 의미 있는 경계선을 표현하려는 경향이 더 강함을 알 수 있다.



a) 원영상 b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화
그림3: 모서리 영상 이진화 실험결과

그림3은 명도영상으로 스캔된 영상의 일부를 이진화한 것이다. 그림3의 b)와 같이 단지 명도값의 히스토

그램 엔트로피로 임계값을 구하는 경우에는 주변화소의 명도값을 고려하지 않기 때문에 명도값 히스토그램의 분포에 따라서 임계값이 결정되어 모서리 경계선의 이진화된 결과에 오류가 많이 발생하지만 이차원 히스토그램의 엔트로피를 이용하면 c)와 같이 경계선이 훨씬 더 깨끗하게 추출됨을 볼 수 있었다.

5 0 5 6 0 0

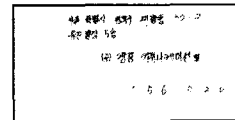
a) 원영상

3 0 5 6 0 0 3 0 5 6 0 0

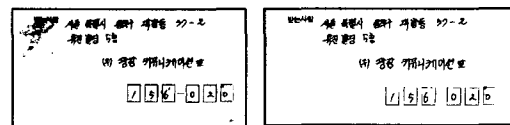
b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화

그림4: 우편번호영상 이진화 실험결과

그림4, 5는 우편번호영상으로부터 추출한 우편번호 영상과 수신자 영역 영상을 이진화한 실험결과이다. 각각에서 a)는 원영상, b)는 1D엔트로피 이진화 결과, c)는 제안된 2D엔트로피 이진화 결과를 나타낸다. 앞서 보여준 실험결과와 마찬가지로 1D엔트로피 이진화 결과는 명도값의 히스토그램만을 이용하기 때문에 어느 밝기의 값이 영상 전체에 어느 정도 분포하고 있는가만이 고려 대상이 된다. 따라서, 이진화 후에 잡영이 남는 경향이 있다. 그러나, 제안된 이차원 엔트로피 이진화 결과는 이진화 후의 영상이 비교적 깨끗하다. 이는 이웃화소의 명도를 고려하여 임계값을 결정하기 때문이다.



a) 원영상



b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화

그림5: 우편봉투영상 이진화 실험결과



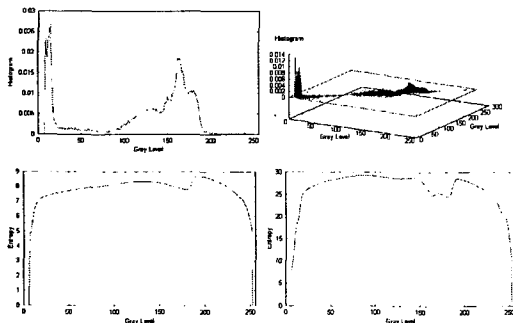
a) 원영상 b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화

그림6: Lena 영상 이진화 실험결과



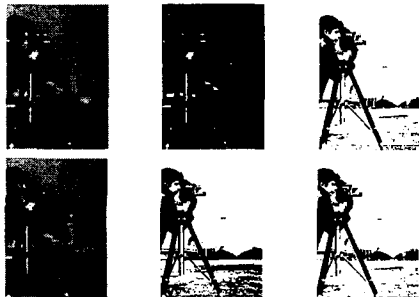
a) 원영상 b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화

그림7: 카메라맨영상 이진화 실험결과



a) 1D히스토그램 b) 2D 히스토그램
c) 일차원 엔트로피 d) 이차원 엔트로피

그림8: 카메라맨영상 히스토그램 및 엔트로피 분석결과



a) 원영상 b) 1D엔트로피 이진화 c) 제안된 2D이진화

그림9: 카메라맨 부분영상 이진화 실험결과

그림6은 Lena영상을 이진화한 결과이다. 영상의 히스토그램이 bimodal이 아니므로 최적 임계값을 판정하기가 어려우나 제안된 이진화 결과가 눈으로 보기에 원 영상의 특징을 많이 포함하고 있다고 판단된다. 그림7은 카메라맨영상을 이진화한 실험결과이다. 이 실험에서는 일차원 엔트로피 이진화 결과가 이상하게 나왔다. 이 결과를 분석하기 위해 카메라맨 영상의 일부만을 잘라내어 이진화 실험을 한 결과가 그림9이다. 그림9의 두 개의 원영상이 동일한 것으로 보이지만 실제로는 영역이 약간 다르다. 이처럼 영상의 영역이 다르면 명도 히스토그램이 달라지게 되는데 1D 엔트로피를 이용한 이진화 방법은 히스토그램이 달라짐에 따라 임계값이 크게 차이날 수가 있다. 결과적으로 그림

9의 아래에서는 원만한 결과를 보였으나 위에서는 잘못된 임계값을 얻게 된 것이다. 그림7에서의 결과가 이상한 것도 이러한 때문으로 보인다. 이에 반해서 2D 엔트로피 이진화 방법은 안정적인 결과를 보였다.

IV. 결론

본 논문에서는 이차원 히스토그램의 엔트로피 최대화를 통한 임계값 설정 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 이진화 방법은 화소의 명도값 히스토그램에 기반한 기존의 방법과 달리 이웃한 두 화소의 이차원 히스토그램을 구하고 이를 이용하는 것으로 주변 화소와의 경계선 특성을 효과적으로 반영하여 이진화 영상에 보다 많은 정보를 남게 한다는 장점이 있다. 제안된 이진화는 네 가지 타입의 경계(흑-흑, 흑-백, 백-흑, 백-백)로 나누는 이차원 히스토그램 각 영역의 엔트로피의 합을 최대로 하는 임계값을 선택한다.

성능 평가를 위해서 다양한 영상을 이용하여 기존의 일차원 엔트로피 이진화 방법과 제안된 이차원 엔트로피 이진화 방법을 비교 실험하였다. 실험결과를 통해서 제안된 방법은 이웃화소간의 경계선 정보를 이용하기 때문에 영상의 특징을 보다 잘 반영하며, 이진화 후의 영상이 상대적으로 원 영상에 가깝게 보이게 한다는 것을 알 수 있었다.

참고문헌

- [1] N.R. Pal and S.K. Pal, "A review on image segmentation techniques," Pattern Recognition, Vol. 26, pp.1277-1294, 1993.
- [2] T. Pun, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," Signal Process, Vol. 2, pp.223-237, 1980.
- [3] J.N. Aapur, P.K. Sahoo and A.K.C. Wong, "A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram," Computer Vision Graphics Image Process, Vol. 29, pp.273-285, 1985.
- [4] A.S. Abutaleb, "Automation thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy," Computer Vision Graphics Image Process, Vol. 47, pp.22-32, 1989.
- [5] X.J. Wu, Y.J. Zhang and L.Z. Xia, "A fast recurring two-dimensional entropic thresholding algorithm," Pattern Recognition, Vol. 32, pp.2055-2061, 1999.