

가변길이에 따른 Fuzzy Entropy의 외곽선 검출에 관한 연구

박인규*, 박현철**

요약

본 논문에서는 그레이영상의 경계검출을 위해 가변길이에 의한 샤논함수를 이용하는 새로운 접근방법을 제시하였다. 제안된 방법은 영상에 존재하는 경계를 검출하기 위하여 변형된 샤논함수를 이용하여 경계위치와 관계하는 가능한 공간정보 추정하였다. 또한 퍼지 엔트로피를 이용하여 경계의 가능성을 측정하는 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제시한 공간정보를 이용한 방법이 그레이영상의 경우에 영상의 세세한 정보의 검출과 경계 굵기에 대한 민감도의 관점에서 기존의 방법들보다 성능이 우수하다는 것을 여러 실험 결과를 통하여 알 수 있었다.

A Study on Edge Detection of Fuzzy Entropy using Variable Length

In-Kue Park*, Hyeon-Cheol Pak**

Abstract

The new approach was proposed which uses Shannon function based on variable length in order to detect the edges of image. The proposed casted the detection of edges in images on the space information of the images. In addition the algorithm which measures the possibility of edges was proposed. Lots of simulations showed that the approach in this paper was more good than the conventional methods in detecting meaningful discontinuities in gray level.

Keywords : Shannon Function, Edge Detection

1. 서론

컴퓨터의 영상을 이용한 기법은 천문학, 우주항공산업, 항공사진역학, 분자물리학, 생물학, 의학, 지질학, 재료학 등과 같은 다양한 범위의 과학 분야에서 폭넓게 응용이 되고 있다[1]. 산업의 여러 가지 응용 사례들이 자동화와 품질관리 등에서 특히 많은 응용이 되고 있다[2]. 영상에서의 경계의 검출은 완전한 영상처리 시스템을 구축하기 위해서 아주 중요한 단계이다[3]. 사실 경계는 종종 물체의 경계, 밝기의 변화, 영상의 특징 점들에 해당한다[4]. 일반적으로 다음과 같은 몇 가지의 목표가 경계 검출의 과정에

서 심도 있게 고려되어야한다. 첫째, 좋은 경계는 경계를 잃어버리고 비 경계를 오기 할 수 있는 확률이 낮아야 하고, 둘째, 좋은 국부화, 즉 올바른 위치에 있어야 하는 경계를 지향해야 한다. 이 분야에서 종래의 사용되어오던 여러 가지 방법들은 대개 국부2차 미분 함수나 국부영상의 기울기의 평가치를 이용한 방법이 주류가 되어왔다[5]. 그러나 영상의 경계가 모호하거나 굵기의 변화가 심할 경우 영상의 경계를 잃어버리게 되어, 잘못된 영역을 검출하거나 영상의 배경적 특성성분이 경계에 합하여 나타나는 문제점이 있다[6][7].

이러한 문제를 해결하기 위하여 배경적 성분에 명확한 영상의 경계를 검출하기 위한 새로운 방법이 제시된다. 이 방법은 영상에 존재하는 여러 에지를 추출하기 위하여 국부적인 공간정보를 이용한다. 사실 퍼지 논리는 영상 데이터로부터 정보를 추출하는 과정의 필수적으로 수반되는 불확실성을 처리하는 데에 아주 적절함이 입

※ 제일저자(First Author) : 박인규
접수일자:2008년05월08일, 심사완료:2008년05월16일
* 중부대학교 컴퓨터학과,
ikpark@joongbu.ac.kr
** (주)마젠타시스템

증되어 온 바 있다[8]. 제한된 방법은 경계검출을 위한 효과적인 여러 규칙을 겸비하는 공간적 특성에 강한 내구성연산자의 개발에 일조하고 있다. 퍼지 집합은 특히 영상에 세세한 정보와 세부적인 구조의 질을 유지하는데 사용되어져 왔다. 그러한 결과로 보다 나은 경계 검출이 종래의 방법을 사용하는 것보다 우수한 결과를 가져올 수 있다. 퍼지논리를 이용하여 처리하면 속도가 빠른 이유는 입력 데이터에 양이 비교적 적게 필요하기 때문이다. 본 논문은 다음과 같이 몇 가지 구성으로 되어져 있다. 2장은 제한된 퍼지 연산자를 기술하고, 3장은 실험결과를 나타내고, 4장은 제안된 방법에 대한 결론을 맺는다.

2. 영상에서의 퍼지엔트로피

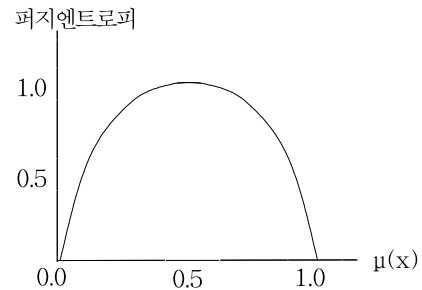
2.1 Measure of Fuzziness

샤논(Shannon)에 의해 소개된 정보의 엔트로피는 정보의 값을 수치적으로 표현하는 척도이다[9]. 앞으로 발생할 어떤 결과($\bar{A}(x)$)가 분명하다면 즉, (그림 1)의 좌측에 있는 함수에서 $\bar{A}(x)$ 가 0이나 1에 가깝다면 그 정보의 엔트로피는 작고 또한 분명하지 않다면 즉, 0.5라면 크다. 이러한 샤논의 정보 엔트로피를 확장하여 어떤 결과의 애매한 발생여부를 퍼지집합의 애매성(fuzziness)으로 취급할 수 있다. 따라서 N개의 원소를 갖는 퍼지집합 \bar{A} 에 대해 De Luca와 Termini가 제안한 퍼지 엔트로피(fuzzy entropy)는 식(1)과 같다[10][11][12].

$$H(\bar{A}) = \frac{1}{N \ln 2} \sum_{x \in \bar{A}} \{-\mu_{\bar{A}}(x) \ln \mu_{\bar{A}}(x) - (1 - \mu_{\bar{A}}(x)) \ln (1 - \mu_{\bar{A}}(x))\} \quad (1)$$

이는 $\bar{A}(x)$ 로 정의되는 퍼지집합 \bar{A} 와 $1 - \bar{A}(x)$ 로 정의되는 퍼지집합의 여집합 \bar{A}^c 의 불확실성을 합한 것으로 결국 퍼지 엔트로피는 하나의 퍼지집합에 대한 애매함의 정도를 나타내는 퍼지척도(measure of fuzziness)이다. 퍼지엔트로피 함수는 퍼지집합에 대한 퍼지정도를 나타내며 [0, 0.5]에서는 단조적으로 증가하고 [0.5, 1]에서는 단조적으로 감소하며 0.5에서는 가장 큰 값 즉, 0.0과 1.0의 어느 쪽에도 속할 가

능성이 가장 불확실한 상태를 가진다. 이러한 속성을 이용하여 입력 패턴들의 클러스터링을 수행한다. 먼저 그림 1의 샤논 함수의 중심점인 b가 클러스터간의 경계라고 가정한다. 여기서 경계는 인접클러스터에 속할 가능성이 가장 애매한 상태 즉, 임의의 클러스터에 속할 가능성이 가장 불확실한 상태이다. 따라서 임의의 b점에서의 식(2)의 샤논함수는 하나의 퍼지집합으로 이 집합에 대한 모든 패턴들의 퍼지 엔트로피를 구하여 패턴들의 인접 클러스터간의 속하는 정도를 측정한다. 같은 방법으로 b점을 계속 이동하면서 모든 x축에 대해 경계에 해당할 가능성에 해당하는 퍼지 엔트로피를 구한다. 결국 패턴들의 클러스터간의 경계는 엔트로피 값이 큰 값을 갖는 x가 클러스터간의 경계에 해당한다.



(그림 1) 퍼지 엔트로피 함수

이 퍼지 엔트로피 함수는 퍼지집합으로 사상된 영상 X의 퍼지 정도를 측정한다. 그림 1에서와 같이 [0, 0.5]에서는 단조적으로 증가하고 [0.5, 1]에서는 단조적으로 감소하며 멤버십 함수 값이 0.5에서 최대값(가장 큰 불확실성)을 가진다. 결국 정의된 바와 같이 퍼지집합의 엔트로피를 사용하여 확률적 시스템의 불확실성을 나타낼 수가 있다.

2.2 제안된 퍼지 엔트로피

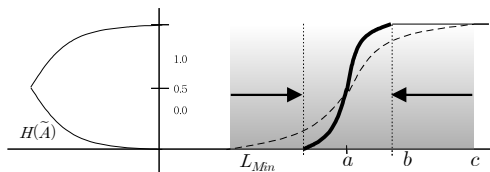
영상 X에 존재하는 패턴들은 본래 서로 다른 특징들의 영역들로 구성되므로 퍼지집합을 이용하여 영상 X의 퍼지정도의 척도를 측정하기 위하여 제안된 Shannon함수는 식 (2)와 같다.

$$Min_{Band} = LMin + band, \quad Max_{Band} = LMax - band$$

$$\mu_{\tilde{A}}(x(i,j)) = \begin{cases} 0.0, & x(i,j) \leq Min_{band} \\ 2.0 \left(\frac{x(i,j) - Min_{band}}{Max_{band} - x(i,j)} \right)^2, & Min_{band} \leq x(i,j) \leq center \\ 1.0 - 2.0 \left(\frac{center - x(i,j)}{x(i,j) - Max_{band}} \right)^2, & center \leq x(i,j) \leq Max_{band} \\ 1.0, & Max_{band} \leq x(i,j) \end{cases}$$

$$band = \frac{\sum_{x=0y=0}^m \sum_{y=0}^n GrayLevel(x,y) Hist_{Mask}[GrayLevel(x,y)]}{\sum_{x=0y=0}^m \sum_{y=0}^n GrayLevel(x,y) \sum_{x=0y=0}^m \sum_{y=0}^n Hist_{Mask}[x,y]} \quad (2)$$

또한 이를 도식하면 그림 2와 같다[13].



(그림 2) 가변길이가 적용된 퍼지 엔트로피 함수

가변길이가 적용된 퍼지 엔트로피는 (그림 2)와 같은 결과를 나타나게 된다. (그림 2)에서 간격 [a, c]가 퍼지영역에 해당하며 교차점 b는 (a + c)/2 이고, 퍼지영역 폭은 2Δb = c-a 이다. 퍼지영역 폭을 [a, c]에 의해서 멤버십 함수가 퍼지영역 [a, c]에 할당된 그레이 레벨 값에 대해 탄성적으로 작용한다. 함수의 기울기를 조절하므로써 퍼지영역을 넓게 혹은 좁게 할 수 있다[13].

2.3 경계추출 알고리즘

이러한 퍼지 엔트로피를 이용하여 각 변수에 할당되는 입력변수의 입력데이터의 공간을 분할하는 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1. 사논함수에 의해 입력 데이터의 애매함을 측정하는 멤버십 함수를 정의한다.

단, 사논함수의 중심점(b)의 좌우로 가변길이가 적용된 폭(a와 c)b점을 x축에 따라 이동하며, 마스크 영역 내의 화소값을 대입하여 계산한다.

$$\begin{aligned} & \text{for}(x=i-1; x \leq i+1; x++) \\ & \text{for}(y=j-1; y \leq j+1; y++) \\ & \mu(X_{(x,y)}; a, X_{(i,j)}, c) = S(X_{(x,y)}; a, X_{(i,j)}, c) \end{aligned}$$

단계 2. 각각 입력 데이터의 빈도수(h(x))를 계산한다.

단계 3. 각각의 입력 변수에 대한 위의 식에 의해 퍼지 엔트로피를 계산한다.

$$\begin{aligned} & \text{for}(x=i-1; x \leq i+1; x++) \\ & \text{for}(y=j-1; y \leq j+1; y++) \\ & H(i,j) = \frac{1}{n \log 2} S_n(\mu(X_{x,y}))h(x) \end{aligned}$$

단계 4. 계산된 결과에서 다음 단계에 만족하는 x를 구한다

$$high = \sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n \text{if}(Entropy(i,j) > Entropy(m,n))$$

$$low = \sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n \text{if}(Entropy(i,j) \leq Entropy(m,n))$$

$$Edge(i,j) = \begin{cases} x(i,j) & \text{if}(high > low) \\ 0 \text{ or } 255 & \text{if}(high \leq low) \end{cases}$$

결과적으로 단계 4에서 구해진 엔트로피 값 즉, 임의의 클러스터에 속할 가능성이 크다는 것은 입력력 데이터들을 클러스터링 할 경우에 클러스터간의 경계에 해당하고 엔트로피 값이 작다는 것은 클러스터의 중심에 해당한다. 이 경우에 엔트로피 값이 작은 x값을 중심으로 입력력 데이터들이 모여 있음을 알 수 있고 이러한 클러스터들의 데이터의 밀집도 역시 크다는 것을 알 수 있다.

3. 실험결과 및 고찰

실험은 영상의 경계를 경계의 가늘기와 연속성의 두 가지 측면에서 고찰하였다. 이를 위하여 영상의 국부적인 인접정보에 의한 공간정보를 활용하였다. 사진영상 문자의 경계 추출은 문자를 인식하는 과정에 유용한 방법이다. 기존의 경계를 추출하기 위한 방법에서 가장 효과적으로 공간정보를 적용하는 방법은 마스크 형태의 주

변 화소의 명암도를 포함하여 계산하는 방법이다. 본 논문에서 제안한 방법은 문자의 영상을 구하고자 하는 중심 화소 및 마스크 형태의 주변 화소 명암도를 기준으로 가변 길이를 적용한 사논함수를 통하여 결정된 퍼지 엔트로피 값을 가지고 경계를 판단하게 된다. 개선된 퍼지 엔트로피를 이용하여 5x5 마스크 영역의 엔트로피 값을 중심화소의 엔트로피 값과 비교하여 경계 영역과 비 경계영역으로 구분하게 된다. 본 논문의 모의실험에 사용된 영상은 사진 촬영된 문자영상으로 (그림 4)(a)와 (그림 5)(a)에 나타나 있다. 경계 검출 여부를 비교하기 위하여 결과 영상 화소의 평균값을 임계값(Thresholding)으로 하여 화소 수를 측정하는 방식으로 <표 1> ~ <표 4>에 나타나 있다.

-1	0	0	-1
0	1	1	0

<Roberts>

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

<Laplacian>

-1	-1	-1	-1	0	1	-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1	0	0	0	-2	0	2
1	1	1	-1	0	1	1	2	1	-1	0	1

<Prewitt>

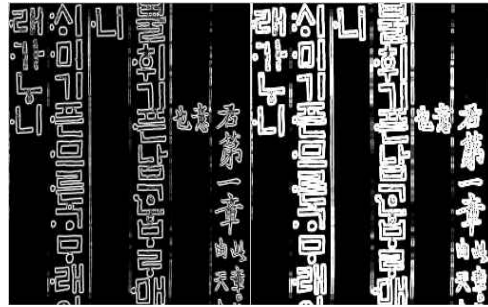
<Sobel>

(그림 3) 실험에 사용된 경계검출 기법 마스크



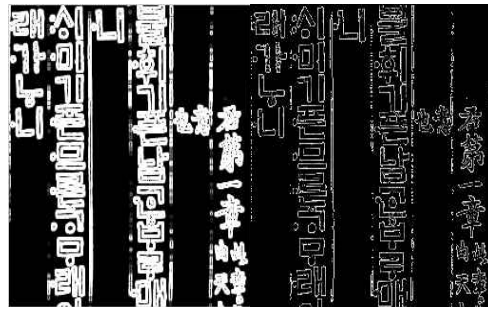
(a) 원 영상

(b) Laplacian



(c) Roberts

(d) Prewitt



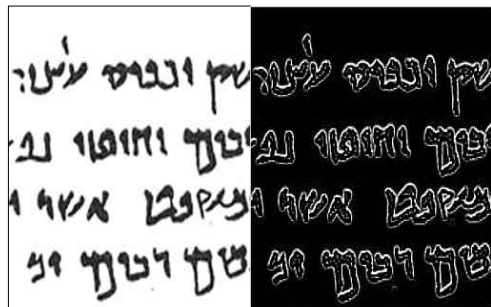
(e) Sobel

(f) Fuzzy Entropy

(그림 4) “용비어천가” 영상에 대한 경계 검출기법

<표 1> “용비어천가” 결과 영상에 대한 경계 화소 수

방법	경계 화소 수
Laplacian	13,420
Roberts	16,469
Prewitt	21,407
Sobel	22,078
Fuzzy Entropy	7,526



(a) 원 영상

(b) Laplacian



(c) Roberts

(d) Prewitt



(e) Sobel

(f) Fuzzy Entropy

(그림 5) “사해문서” 영상에 대한 경계 검출기법

<표 2> “사해문서” 결과 영상에 대한 경계 화소 수

방법	경계 화소 수
Laplacian	11,765
Roberts	14,920
Prewitt	17,635
Sobel	18,290
Fuzzy Entropy	5,662

“용비어천가”는 3x3 형태의 마스크, “사해문서”는 5x5 형태의 마스크로 정보를 획득하였고, 결과는 (그림 4)(f), (그림 5)(f)와 같다.

사진 촬영된 흑백영상의 굵은 문자의 경계 검출은 대부분의 방법이 동일하게 검출하였다. 하지만 기존의 방법은 문자의 굵기가 가는 경우 경계를 검출하지 못하여 문자 자체를 검출하거나 주변영역까지 확장되어 검출하는 오류가 나타났다. 그에 비해 제안된 방법은 문자의 경계를 정확하게 검출하여 기존의 방법에 비해 월등한 결과를 나타내었다.

4. 결 론

본 논문에서 제안된 방법은 샤논 함수를 이용한 퍼지 엔트로피의 명암도 경계탐색 기법에서 공간적 정보를 추가한 경계 검출 기법으로 샤논의 가변적 길이를 적용하여 개선된 퍼지 엔트로피를 정의 하였다. 또한 기존의 경계 검출 기법을 통하여 비교되었다. 사진 촬영된 흑백 문자영상을 통하여 제안된 방법을 검증하였다. 문자의 경계부분이 명확하지 않아 생기는 오류에서 대부분의 경우에 기존의 방법 보다 제안된 방법이 우수함을 보였다.

제안된 방법을 이용하여 경계 추출을 수행하는 과정에서 문자 영역의 주변밝기에 따른 명확한 경계를 추출하는 것을 확인 할 수 있었으며, 특히 문자의 굵기에 따른 경계부분 검출에 제안된 방법이 효율적으로 검출하는 것을 볼 수 있었다. 향후, 칼라영상의 경계검출 및 잡음이 포함된 영상의 경계 검출에 관한 연구가 더 보완되어야 할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Rafael C. G. and Richard E. W., "Digital Image Processing SE", 2002, pp.567-595
- [2] Zimmermann H. -J, "Fuzzy set theory and its applications", Kluwer Academic Publishers. 1991.
- [3] Pal S. K. and Ghosh A. "Fuzzy Geometry in Image Analysis", Fuzzy sets and systems, vol. 48, No.1, 1992, pp.23~40
- [4] Davis L. S., "A Survey of Edge Detection Techniques", Computer Graphics and Image Processing Vol.4, 1975, pp.248-270
- [5] Duda R. V. and Hart R. E., "Pattern Classification and Scene Analysis", Wiley Interscience. 1973
- [6] Fu K. S. and Mui J., "A Survey on Image Segmentation", Pattern Recognition Vol.13, 1981, pp.3-16
- [7] Haralic R. M. and Shapiro L. G., "Image Segmentation Technique", Computer Vision, Graphic and Image Processing Vol.29, 1985, pp.100-132
- [8] A. De Luca and S. Termini. A definition of a nonprobabilistic entropy in the setting of fuzzy sets theory. Information and Control, 20(4):301-312, May 1972.

- [9] Bezdek J. C., "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms", New York: Plenum Press, 1981
- [10] Dubois D., and Prade H., "Fuzzy sets and Systems Theory and Application", IEEE Press, 1980
- [11] Rosenfield A., "Fuzzy Geometry of Image Subsets", Pattern Recognition Letters, vol.2, 1984, pp.311-317
- [12] Pal S. K, and Rosenfield A., "Image Enhancement and Thresholding by Optimizing Fuzzy Compactness", Pattern Recognition Letters, Vol. 7, 1988, pp-77-86
- [13] 박인규, 진달복, "확장된 퍼지 엔트로피를 이용한 영상분할 알고리즘", 한국 통신학회지, Vol.21, No.6, 1996, pp.1390-1397

박 인 규



1987년 : 연세대학교 일반대학원
(공학석사)
1996년 : 원광대학교 일반대학원
(공학박사)

1997년~현재 : 중부대학교 컴퓨터학과 부교수
관심분야 : 마이크로프로세서 응용, 영상처리(Image Processing), 소프트컴퓨팅(Soft Computing)

박 현 철



2001년 : 중부대학교 컴퓨터학과입학
2008년 : 중부대학교 컴퓨터학과
졸업

현 재 : (주)마젠타 시스템 입사(연구원)
관심분야 : 영상처리, 인공지능