

강인한 이진 형태론을 이용한 화상의 윤곽 추출

Edge Detection of Image using Robust Binary Morphology

곽 성 근

(시립 인천전문대학 전자계산과 교수)

요 약

기존의 기울기 연산자나 표면 집합에 의한 윤곽 추출과는 달리 본 논문에서는 윤곽 추출을 위해 강인한 이진 형태론을 이용한 윤곽 추출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 전처리 과정으로 원영상을 임계 처리시킨 후, 강인한 이진 형태론 확률 기법과 여과를 적용함으로써 영상 윤곽 추출률을 높이고자 하였으며, 가변적으로 콜리지 확률의 교집합만을 적용하여 효율적인 윤곽 추출을 얻기 위한 조건들에 대해 연구하였다.

특히, 제안된 알고리즘은 일반적으로 많이 사용되고 있는 기울기 연산자나 Laplacian 연산자보다 윤곽 추출에 있어서 처리 시간과 저장 용량이 개선되었다.

1. 서 론

윤곽 추출(edge detection)이란 물체와 배경간의 경계에서는 밝기 값의 급격한 변화가 생긴다는 전제하에서 이러한 변화가 발생하는 화소들을 찾는 방법을 말한다. 윤곽선은 영상이 가진 중요한 정보이기 때문에 윤곽선 검출은 영상 분할, 로봇트 비전, 영상 데이터 압축 등과 같은 여러 응용 분야에서 많이 연구되어 왔다.

그러므로 화상 처리에서 윤곽선을 추출하는 것은 매우 유용한 과정이다. 영상에서 먼저 대상물의 특징적인 윤곽선을 표현함으로써 영상 내의 사물들을 대상에 해당하는 서로 다른 구역으로 분할(segmentation)할 수 있으며, 인간의 시각 시스템이 물체를 인식하는데 있어서 대강의 윤곽선만으로 인식이 가능하다. 또한 영상을 윤곽선으로 표현하게 되면 영상 속의 물체의 형태에 관한 정보를 그대로 유지하면서 영상 인식의 상위 단계에서 처리하여야 할 자료의 양을 줄일 수 있다[1].

일반적으로 사용되는 윤곽 추출은 Sobel 연산자, Laplacian 방법들이 있으며[6], 그

밖에 M. Kisworo 등이 제안한 Local Energy를 이용한 방법[2], Sugata Ghosal 등이 제안한 복합 에지(Bcomposite edge)를 검출하는 기법[3] 등이 있다. 그러나 이 방법들은 계산 시간이 많이 들고 요소(element) 구성이 쉽지 않다.

본 논문에서는 서로 공집합인 두 개의 결정적 프랙탈의 자기 유사성 도형을 콜라지로 하여 강인한 이진 형태론으로 임의의 화소에 대해 여과하여 원영상에 반복 적용시켜 영상의 일치 유사도와 불일치 유사도를 비교하여 윤곽 추출을 할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 이 방법은 다른 기법과 달리 계산 작업을 줄일 수 있어 처리 시간이 빠르며, 윤곽 처리를 위한 콜라지를 구성하는 요소 구조(element structure)가 매우 간단하고 잡음 제거와 윤곽 추출이 동시에 이루어지는 이점이 있다.

II. 잡음 제거 및 윤곽 추출

윤곽선은 농도값이 급격히 변화하는 부분이므로, 함수의 변화량을 구할 수 있는 미분 연산이 일반적으로 윤곽 추출에 이용된다. 1차 도함수의 기하학적 의미는 접선의 기울기이다. 기울기가 크다는 것은 농도의 변화가 크다는 것이므로 윤곽선 점이 될 수 있다는 것을 말한다. 따라서 1차 도함수를 구하여 도함수의 값이 한 지역에서 가장 큰 곳을 찾으면 윤곽선 점을 구할 수 있다.

기울기를 가지고 윤곽선을 추출하는 것은 강도의 변화가 급작스러운 경우에는 아주 효과적이다. 그러나 강도의 변화가 넓은 영역에 걸쳐 서서히 일어나는 경우는 두꺼운 윤곽선이 추출될 수 있다. 이 경우, 라플라스(Laplacian) 연산자를 이용한다.

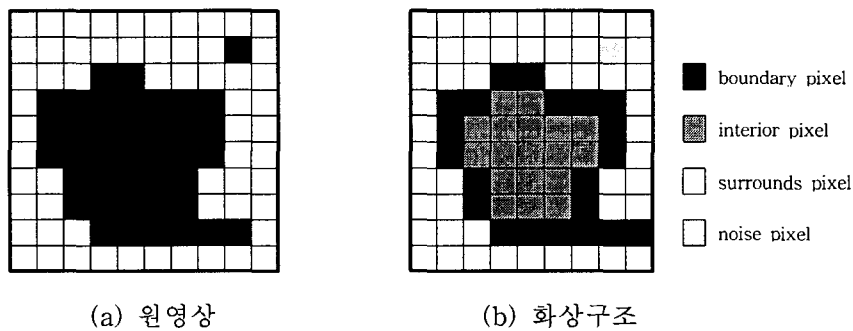
그러나 이 방법들은 입력 영상의 잡음이 있는 경우에는 윤곽 추출이 좋지 못하다. 즉, 가짜 윤곽선(false contour)이 많이 생기게 한다. 따라서 잡음을 최소화하기 위해 가우스(Gaussian) 모양의 커널을 사용하여 영상을 부드럽게 한 후에 윤곽선을 찾는다.

이들 방법 외에 확장하는 불림 연산(dilation)의 결과에서 축소하는 녹임 연산(erosion) 결과를 빼므로써 윤곽 추출을 하는 방법이 있다. 물론 이 방법으로 단순하게 임계값 처리를 함으로써 영상에서 대상(object)들을 서로 분리할 수 있을 정도가 되도록 영역들간의 대비를 증가시킬 수 있다.

화소들의 연결로 구성된 화상 집합(Image set)은 점의 모임이다. 복소수 평면상에서의 모든 점, 즉 모든 복소수는 그 집합 내에 있거나 밖에 있다. 이와같이 2차원 영상을 구성하는 임의의 구성 인자들의 경계선을 나타내는 방법으로 4-연결성과 8-연결성을 이용하는 방법이 있다. 임의의 화소 C에 대해 4-연결성은 변을 공유하는 4개를 이웃한

화소로 정의하고, 8-연결성은 변이나 꼭지점을 공유하는 8개의 이웃한 화소를 가지게 된다.

일반적으로 화소의 구성 인자들의 구조는 잡음 영역, 경계 영역 그리고 잡음도 경계도 아닌 균일 영역(homogeneous region)으로 정의할 수 있다. 임의의 화소 C를 중심으로 다른 모든 화소들과의 농도차가 클 경우, 화소 C는 잡음 화소(noise pixel)에 해당하며, 임의의 화소 C를 중심으로 다른 모든 화소들과의 농도차가 작은 화소들과 농도차가 큰 화소들이 함께 존재한다면 화소 C는 경계 화소(boundary pixel)에 해당된다. 만일, 임의의 화소 C를 중심으로 다른 모든 화소들과의 농도차가 작으면 화소 C는 내부 화소(interior pixel)가 된다.



[그림 1] 각 화소 종류에 따른 이진 화상의 예

해당 구조가 잡음 구조면 잡음 제거를 하고, 경계 구조면 윤곽 추출을 하여야 한다. 이때 경계 구조 내에 잡음이 첨가되었다면 잡음 제거와 윤곽 추출을 동시에 수행해야 한다.

잡음 화소일 경우에는 중심 화소 C를 새로운 농도값 C'로 대체하여야 한다. 정규화 함수를 $g(x)$ 라고 하면 식 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$g(x) = \frac{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1, i \neq j}^3 [1 - \exp(\Psi_{i,j})]}{8} \quad (1)$$

여기서 $0 \leq g(x) \leq 1$ 이며 최종적으로 대체될 새로운 농도값 C'는 식 (2)와 같이 정의된다.

$$C' = g^{-1}(x) = 255g(x) \quad (2)$$

이후 잡음 영역은 새로운 2차원 배열을 설정하여 0의 값으로 할당하며, 경계 구조에 잡음이 첨가되어 있는 경우에는 잡음 제거를 하면서 윤곽을 추출하여야 한다. 이때 잡음 제거의 방식은 trimmed median을 사용하여 잡음 화소 부분을 새로운 농도값 C' 로 대체한다.

경계 화소일 경우에는 새로운 2차원 배열에서 1의 값으로 할당하며, 잡음 및 경계가 아닌 영역은 0의 값으로 할당한다.

III. 윤곽 추출을 위한 고찰

영상의 (x,y) 에 위치하는 점(pixel)의 값을 $f(x,y)$ 로 표현할 때, $f(x,y)$ 는 랜덤 변수(random variable)가 되고, 이와같은 랜덤 변수의 확률 모델은 가우스 분포(Gauss Distribution)를 따르게 된다.

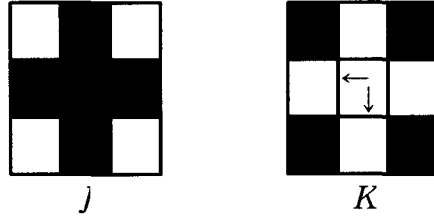
그리고 축소 공간 (X, d) 상에서 축소비가 s 인 변환 $W: X \rightarrow X$ 와 $x \in X$ 에 대해 변환 W 의 고정점(fixed point)을 Wf 라 하면 콜라지(collage) 정리는 식(3)를 만족한다.

$$d(|w_f|, x) \leq \frac{1}{(1-s)} d(W(x), x) \quad (3)$$

콜라지 정리는 영상 블록 x 와 그것의 콜라지 $W(x)$ 와의 유사성이 클수록 고정점 Wf 는 원영상의 블록 x 에 접근해 간다는 것을 의미한다[8].

이와같이 변환 W 가 주어진 상태에서 확률에 의한 교집합을 얻는 과정은 매우 간단하다. 원영상에 대하여 자기유사도를 얻기 위한 변환 $W(x)$ 를 반복적으로 적용하여 교집합의 확률 계산을 하여 조건에 해당되는 점들을 저장하여 새로운 영상을 얻을 수 있다. 즉, 각 지역 블록에 대하여 해당하는 정의역 블록을 잘라내어 공간 축소한 후, 각 pixel에 대해 이진 구성 요소의 교집합수를 구하여 해당 확률에 따라 구성된 두개의 영상에서 다시 교집합을 구하면 윤곽선이 추출된다.

[그림 2]의 3×3 tiles은 콜라지 $W(x)$ 이다. 이것은 9개의 gray pattern을 나타내며, J 는 영역 일치(hit)를, K 는 영역 불일치(miss)의 콜라지이다. 이때 $J \cap K = \emptyset$ 를 만족해야 한다.



[그림 2] 3×3 tiles of Fractal collage

(J,K)에 의한 집합 A의 hit-and-miss 변환은 $A \otimes (J,K)$ 로 나타내며, 식(4)와 같이 정의한다[6].

$$A \otimes (J, K) = (A \ominus J) \cap (A^c \ominus K) \quad (4)$$

이것은 집합 A의 원소 중에서 동떨어져 있는 점, 8-연결 화소들인 upper right-hand corner point를 찾아내 준다.

[그림 2]에서 $\leftarrow \downarrow$ 는 원영상의 원점(origin)을 나타낸다. 즉, 영역 일치 및 불일치 콜라지를 각각의 원영상의 각 화소 (i, j)에 적용한다. 이와같이 [그림 2]의 콜라지를 이용하여 top-down 방식으로 원영상 A 전체를 J에 대해 일치 유사도를, K에 대해 불일치 유사도를 콜라지의 원점에 따라 자기유사적 확률을 적용하여 찾는다.

이때 유사도 확률값을 p라고 하며, 화상 속에서부터 프랙탈 콜라지와 원영상의 겹침 정도가 크면 클수록 자기유사도가 크다고 본다. 즉, 자기유사도에 정합되는 비율에 따라 원영상의 원점이 해당 화소로 정해진다.

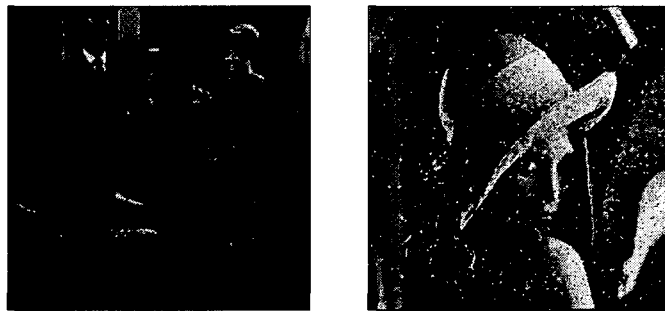
이렇게 찾은 각각의 hit 영상과 miss 영상을 AND 연산하여 중심 화소를 재구성함으로써 윤곽선을 추출한다. 이것을 수식으로 표현하면, Robust hit-and-miss 변환은 식(5)와 같이 정의된다[10].

$$A \otimes_p (J, K) = (A \ominus_p J) \cap (A^c \ominus_p K) \quad (5)$$

여기서 p=1일 때는 원영상과 콜라지가 완전 일치되어야 하며, p=0.5일 때는 일치률이 50% 이상이면 맞는 것으로 인정한다. 그러므로 유사도의 확률 p의 범위가 $0 < p \leq 1$ 일 때, p=1이면 윤곽선을 거의 찾을 수 없으나, p값이 적으면 적을수록, 윤곽선이 선명하게 나타난다.

IV. 실험 결과

제안한 방법의 성능을 기존의 방법과 비교 평가하기 위해서 IBM-PC 586(133MHz)에서 C-언어로 구현하여 이진 밝기 해상도를 가진 레이저 프린터를 이용하여 실험하였고, 256×256 의 화소를 갖는 256 그레이 레벨의 COUPLE를 실험 영상으로 하여 제안한 방법에 의해 영상을 복원하면서 윤곽 추출을 하였다.



(a) COUPLE 원영상 (b)잡음이 있는 LENA영상

[그림 3] 실험에 사용된 원영상

이때, 화소의 농도값 $0 \leq d(i, j) \leq 255$ 이고, 임계치 T보다 큰 농도값을 가진 화소는 좋은 윤곽선 화소 후보가 된다. 따라서 원영상을 각각 임계값 처리를 한 후, 영역 일치 및 불일치의 유사도 확률 p값을 각각 변화시켜 비교하였다. 이때, probability value p 값을 각각 적용했을 때의 intersection pixel들의 갯수는 <표 1>과 같이 나타났다[9].

<표 1>은 256×256 COUPLE 영상에 대한 임계값 T=30인 경우에 제안한 알고리즘에 따른 실험 결과를 나타내었다. 실험 결과 제안된 알고리즘에서 p=0.2일 때, 추출된 화소수가 34.23%로 가장 많은 윤곽선 화소를 얻을 수 있었다.

[그림 4]와 [그림 5]는 각각의 실험 영상에서 윤곽 추출 연산자의 성능을 비교하였다. 제안한 윤곽 추출 알고리즘과 비교할 연산자는 일반적으로 많이 사용하고 있는 연산자로서 Sobel, Laplacian과 Prewitt 기울기 연산자이다.

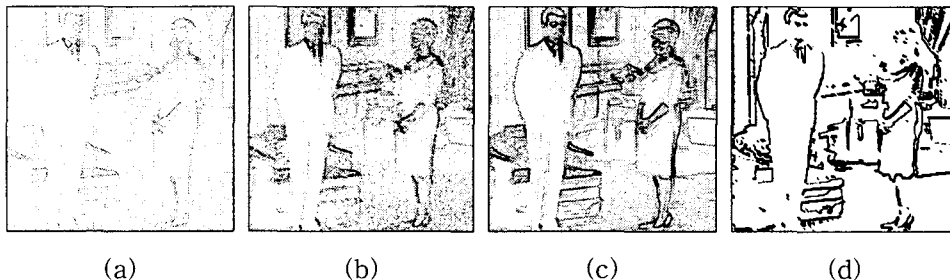
[그림 4]는 COUPLE 영상에서 임계치를 30으로 한 윤곽선 영상으로 각종 윤곽 추출 연산자로 추출한 윤곽선 영상과 제안한 콜리지로 추출한 윤곽선 영상을 보여 주며, [그림 4]의 (a)의 Sobel법은 윤곽선이 흐리고 끊어진 부분이 많으며, (b)의 Laplacian법은 윤곽선 두께가 두꺼워 간격이 좁은 윤곽 부분이 훼손되는 경향이 있고, (c)의

Prewitt법은 비록 윤곽선의 굵기가 알맞지만 일반적으로 한개의 선으로 나타내어야 할 부분이 두개의 선으로 나타내어 물체의 형태를 정확히 나타내지 못하는 경향이 있었다.

<표 1> 자기유사도 확률에 따른 text images (COUPLE T=30)

probability value[p]	Image size	Intersection pixels	추출된 화소수 영상의 화소수
1.0	256×256	28	0.09%
0.8	256×256	626	1.96%
0.6	256×256	1722	5.38%
0.4	256×256	5782	18.07%
0.2	256×256	10952	34.23%

제안된 (d)는 윤곽선의 두께가 안정되었으나, 일부 연결 부분에서 윤곽선을 잃어 버리는 경향이 있었다. 그러나 이것은 콜라지 구성의 행렬을 높이거나 영상의 확대 수축 처리를 이진 윤곽선에 이용하면 불필요한 점 형태의 잡음을 제거 할수 있으리라고 본다.



(a) Sobel, (b) Laplacian, (c) Prewitt, (d) propose일 때의 윤곽 추출

[그림 4] 유사도 확률값에 따른 윤곽 추출 영상(COUPLE T=30)

[그림 5]는 평균 $S^2=0$ 이고 잡음 δ 가 25인 경우의 훼손된 LENA 영상을 비교한 것으로 (a),(b),(c)는 average 필터로 여과시킨 후 적용하였으며, (d)는 중심 화소 C에 대해 잡음 화소인 경우, 여과(filtering)시켜 나타냄으로써 잡음이 제거되어 있음을 알 수 있다.

<표 2>는 각 기법으로 추출한 윤곽선을 추출할 때의 처리 시간과 추출한 윤곽선을 저장할 때의 용량을 보인 것으로, 제안된 방법이 0.21978[sec]로 가장 처리 시간이 적

고, Sobel법이 0.48461[sec]로 처리 시간이 가장 크게 나타났으며, 제안한 연산자가 처리 시간에서 성능이 더 좋은 것임을 보여주었다. 또한 제안된 방법이 저장되는 용량이 가장 적고, Prewitt법이 가장 크게 나타났다.



(a) Sobel, (b) Laplacian, (c) Prewitt, (d) propose일 때의 윤곽 추출

[그림 5] 유사도 확률값에 따른 윤곽 추출 영상(LENNA T=101)

<표 2> 윤곽 추출에 따른 처리 시간과 용량의 비교

	Sobel법	Laplacian법	Prewitt법	제안된 방법
처리시간[sec]	0.48461	0.37473	0.42967	0.21978
저장용량[byte]	6350	6729	7263	5422

V. 결론 및 추후 과제

본 논문에서는 실제 기하학적인 형태 표현을 잘 표현하고 묘사하기 위해서 수학적 형태학에 프랙탈 유사도를 적용하여 자기유사도의 확률에 따라 추출되는 윤곽선의 여러가지 모양을 실제로 구현하였으며, 이의 이진 구성 요소와 확률을 조정함으로써 원하는 윤곽선을 추출할 수 있을 것이다. 따라서 본 연구는 윤곽 추출을 위한 토대로 연구 되었으며, 프랙탈 콜라지를 사용함으로써 제어 구조가 간단하고, 특징 추출이 비교적 간단하여 처리 시간이 빠르며, 윤곽 추출에 따른 저장 용량이 적어 영상 데이터 압축을 할 경우 효과적이라고 생각된다.

그러나 원영상에 대해 전처리 과정을 거쳐 윤곽선을 검출시킨 결과, 불연속점들이 윤

곽선상에 나타나게 되어 물체 인식에 오류가 발생할 수 있다. 따라서 불연속 부분에 대한 연결성 여부를 판단할 수 있는 기법을 도입해야 할 것이다.

앞으로의 연구 과제는 수학적 형태학의 다양한 특성들에 대한 더 많은 고찰이 필요하며, 이진 수학적 형태학과 자기유사성의 프랙탈 이론을 이용하여 영상에서 필요한 형태 정보를 얻기 위해 유용한 이진 형태학적 연산자들을 정의하여 일반화하는 연구가 보완되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] S.Sarker and K.L.Boyer, "On Optimal Infinite Impulse Response Edge Detection Filter", IEEE Transac. on PAMI, vol.13, No.11, pp.699-714, November 1986
- [2] M.Kisworo and S.Venkatesh, "Modeling Edges at Subpixel Accuracy Using the Local Energy Approach", IEEE Trans. PAMI, vol.16, No.4, pp.405-410, 1994
- [3] S. Ghosal and R.Mehrotra, "Detection of Composite Edge", IEEE Trans. Image Processing, vol.3, No.1, pp.14-25, 1994
- [4] D. Sinha and E. R. Dougherty, "Fuzzy Mathematical Morphology", JVCIP, vol.3, No.3, pp.286-302, September 1992.
- [5] R. T. Haralick and L. G. Shapiro, "Computer and Robot Vision", vol.1 Addison Wesley, 1992.
- [6] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, 1992.
- [7] B. B. Mandelbrot, "The Fractal Geometry of Nature", W. H. Freeman and Company, New York, 1977.
- [8] M. F. Barnsley, "Fractals Everywhere", 2nd Ed., Academic Press Professional, 1994.
- [9] S. K. Kwak, "Edge Detection Using the Probability of Fractal Self-Similarity", KISS for Junior Colleges, vol.5, pp.51-60, 1977.

- [10] D. Y. Kim, "Robust Binary Morphology", Ajoon University, vol.19, pp.483-488, 1996.
- [11] Jacquin, A., "Fractal Image Coding Based on a Theory of Iterated Contractive Image Transformations", SPIE vol. 1360 Visual Communications and Image Processing, pp.227-238, 1990.