새로운 연산자를 이용한 통계적인 윤곽선 추출기법

°이 해 영 김 훈 학 이 근 영

성 균 관 대 학 교 대 학 원 전 자 공 학 과

Statistical Edge Detecting Method Using a New Operator.

Hae Young, Lee Hoon Hak, Kim Keun Young, Lee

Dept. of Electronics Eng. Sung Kyun Kwan University

<abstract>

It is difficult to detect edge segments from a noisy image since the image have a noise in pratical applications which utilize some type of visual input capability. Hence, the proposed algorithm consists of the modality tests based on parallel statistical tests without a noise removal preprocessing or postprocessing , and the edge detection technique with one-pixel edge segments in this paper.

The algorithm is very reliable and effective in the case of those situations where the picture is poor quality and low resolution. And it does'nt require thinning operation and thresholding in hand.

Experimental comparision with the more conventional techniques when applied to typical low-quality pictures confirms good capabilities of the algorithm.

1, 서론.

영상 기술에 있어서 패턴 인식, Coding 등에 이용되는 윤곽선 추출 방법에는 Gradient 연산자(Sobel, Kirsch, Frei-Chen)를 사용한 경우가 많았으나 임계치 설정 방법의 문제점과 세선화 작업, 잡음 제거의 한계성 때문에 Gradient연산자의 사용 범위는 극히 제한적이었다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결 하기위하여 통계적인 방법을 이용하여 윤곽선이 존재할 가능성이 있는 block을 지정한다. 즉, block 내에서 , pixel의 Unimodality를 조사하고, 다시 group을 지어 각 group들의 동질성을 조사함으로써 윤곽선 존재여부를 최종 결정하게 된다. 이와 같은 방법으로 결정된 block에 , 임계치를 자동적으로 할당함으로써 임계치 선정의 한계성을 해결하였으며 , 새로운 고속 연산자를 사용함으로써 block내의 윤곽선을 추출하였다.

고속 연산자의 특징은 연산 과정의 필요가 없이 비교와 이동만으로 윤곽선을 추출함으로써 부수적인 세선화 작업이 필요하지 않다.

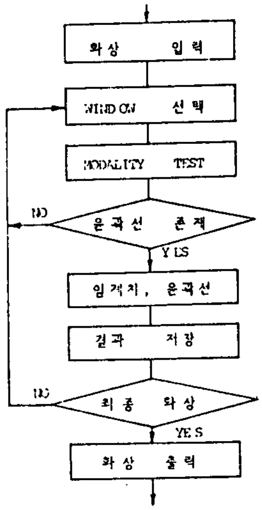
그러므로 기존의 연산자와 비교할 때 본 논문에서 제시한 알고리즘을, 패턴인식, coding등과 같은 영상 처리에 직접 적용할때 기존의 방법에 비하여 효과적인 결과를 얻을수 있다.

2, 새로운 윤곽선 추출 이론

본 논문에서 제시한 알고리즘은 gradient 연산자 대신 통계적인 방법을 채택함으로써 잡음의 영향에 의한 윤곽선을 제거할 수 있다.

이 알고리즘의 처리 과정에는 크게 두 가지 단계가 있다. 즉, modality test와 윤곽선 추출로써, modality test는 window내의 윤곽선 존재 여부를 조사하고 윤곽선 추출은 새로운 연산자에 의하여 이루어진다.

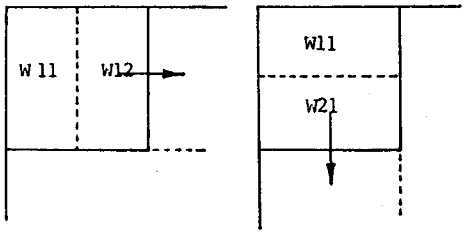
전체 흐름도는 <그림 1>에 나타났다.



<그림 1> 전체 흐름도.

2-1 Window 선택

윤곽선 성분은 계속 연결되어야 함으로 window를 <그림 2>에서와 같이 중첩되도록 이동시켰으며, window크기의 조건은 통계적인 결과가 유효할 만큼 커야 하며, 연결된 윤곽선을 포함할 만큼 작게 해주어야 한다.



<그림 2> window의 중첩이동($W_{11} \to W_{12} \to \ldots \to W_{21} \to W_{22} \to \ldots.$)

2-2 Modality 조사 단계

Modality test는 윤곽선 존재 여부를 통계적으로 조사하는 단계로써 이에 대한 가설은 다음과 같다.

H_0 : 주어진 window내에 연결된 윤곽선이 존재한다.

채택된 각 test의 결과가 판별 영역내에 있으면 가설을 받아들이고, 그렇지 않으면 윤곽선이 존재할 가능성이 없는 것으로 취급 한다. 이러한 방법은 크게 세 가지 단계로 구분할 수 있는데 구체적인 내용은 다음과 같다.

2-2-1 사전 조사 단계

세부적인 조사 단계를 거치기 전에 윤곽선이 존재할 가능성이 없는 window를 미리 제거하기 위해 적용하는 단계로써 보다 많은 연산 시간의 감축 효과를 얻을 수 있다.

* Test 0 : Unimodality를 조사 하기 위한 사전 조사 단계

$$DIFFG = MAXG - MING$$

여기서, $DIFFG < T_0$ 이면 H_0 는 거부되고, 그렇지 않으면 다음의 세부적인 조사 단계를 수행하게 된다. 이 때 판별치 T_0 는 unimodal인 wiandow가 제거되도록 충분히 작게 설정해준다.

2-2-2 Grey level 분포에 대한 조사 단계

Pixel들의 grey level 분포가 unimodal인지를 조사 하는 단계로서, unimodal일 경우 윤곽선이 존재할 가능성이 없고, unimodal이 아니라면 윤곽선이 존재할 가능성이 있으며, 판별치 사이의 값이 존재할 경우는 '미결정'으로 설정한다. 여기에는 Chi-squre test를 사용하는데 이 경우 두 가지 unimodal 밀도함수(Uniform , Gaussian 밀도 함수)를 적용한다.

* Test 1 : Uniform 분포를 이용한 Unimodality 조사 단계

* Test 2 : Gaussian 분포를 이용한 Unimodality 조사 단계

Window내의 Histogram 그리고 분산과 평균을 구한 후 (MAXG - MING)범위를 구간 k개로 나눈다. 이때, 각각의 구간은 빈도수가 동일 하도록 나누어야 하므로, Uniform분포에서는 각 구간이 등간격이고, Gaussian분포에서는 구간의 간격이 중앙 일 수록 좁아진다.

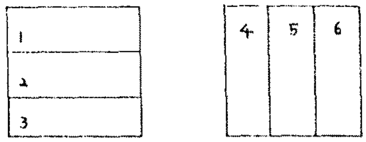
$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{k} \frac{[n_i - E(n_i)]^2}{E(n_i)}$$

결 정	$\chi^2 < \chi^2_{\alpha_1 : \nu}$	"윤곽선 없음"
	$\chi^2 > \chi^2_{\alpha_2 : \nu}$	"윤곽선 존재"
$(\alpha_1 > \alpha_2)$	그 외	"미 결 정"

여기서, n_i는 구간 i에서의 실제 pixel 수.
$E(n_i)$는 구간 i에서의 예상 pixel수.
Uniform : $\nu = (k-1)$
Gaussian : $\nu = (k-3)$
$E(n_i)$ = (window내의 pixel수) / k

2-2-3 공간 분산 조사 단계

ANOVA류의 test들을 사용하여 gray level 분포를 조사 하기 위해 window를 subarea로 나누어 준다, 6 * 6 window에는 6개, 8 * 8, 12 * 12, 16 * 16 window에는 8개로 <그림 3>과 같이 subarea를 나누어 준다. 본 논문에서는 64 * 64 영상을 이용함으로 보다 정확한 윤곽선 추출 결과를 얻기 위하여 6 * 6 window를 이용하였다.



<그림 3> Subarea 분할 방법. (6 * 6 Window)

* Test 3 : 평균값 동질성 조사 단계 (ANOVA).

각 subarea의 평균($\bar{X}_i$)와 분산(S_i^2)를 계산한 후,

$$F = SS_{bet} / SS_{wit}$$

여기서, $SS_{bet} = \left(n \sum_{i=1}^{r} \bar{X}_i^2 - \frac{n}{r} \left(\sum_{i=1}^{r} \bar{X}_i \right)^2 \right) * \left(1/(r-1) \right)$

$$SS_{wit} = \left(n \sum_{i=1}^{r} S_i^2 \right) * \left(1/r(n-1) \right)$$

r과 n은 각각 subarea 갯수와 subarea내의 pixel수.

결 정	$F > F_{\alpha_2 : r-1 : r(n-1)}$	"윤곽선 있음"
	$F < F_{\alpha_1 : r-1 : r(n-1)}$	"윤곽선 없음"
$(\alpha_1 > \alpha_2)$	그 외	"미 결 정"

* Test 4 : 평균값 동질성 조사 단계 (Short cut Method)

$$SC = MAX(\bar{X}_1, \bar{X}_2, \ldots \bar{X}_r) - MIN(\bar{X}_1, \bar{X}_2, \ldots \bar{X}_r)$$

$$k_{\alpha : r : r(n-1)} = k^* \sqrt{SS_{wit} / n}$$

결 정	$SC > k_{\alpha_2 : r : r(n-1)}$	"윤곽선 있음"
	$SC < k_{\alpha_1 : r : r(n-1)}$	"윤곽선 없음"
$(\alpha_1 > \alpha_2)$	그 외	"미 결 정"

k^*, α_1, α_2 는 ANOVA Table에서 구한다.

* Test 5 : 분산의 동질성 조사 단계 (Cochran's test).

$$G = \frac{MAX(S_1^2, S_2^2, \ldots, S_r^2)}{\sum_{i=1}^{r} S_i^2}$$

결 정	$G > g_{\alpha_2 : n, r}$	"윤곽선 있음"
	$G < g_{\alpha_1 : n, r}$	"윤곽선 없음"
$(\alpha_1 > \alpha_2)$	그 외	"미 결 정"

* 최종 결정 방법.

각 조사 단계에서 얻은 통계치를 T(i)라 하고 $C_{\alpha_1}(i)$, $C_{\alpha_2}(i)$를 각각 첫 번째 판별치, 두 번째 판별치라고 하면,

$ESi = -C_{\alpha_1}(i) / T(i)$ "윤곽선 없음" (Test i)

$= 0$ "미 결 정" (Test i)

$= T(i) / C_{\alpha_2}(i)$ "윤곽선 있음" (Test i)

이다.

이 때, 각 ESi값은 -3 과 3 사이의 값을 갖고 있으며,

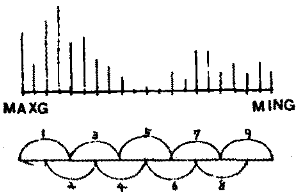
$ES = ES_1 + ES_2 + \ldots + ES_r$

ES_{th} 임계치

$ES > ES_{th}$: "윤곽선 있음".
$ES <= ES_{th}$: "윤곽선 없음". 이다.

* 임계치 설정 방법.

1 단계 , Histogram영역(MAXG-MING)를 n개의 구간으로 나눈다. <그림 4>



<그림 4> 히스토 그램 분할 방법.

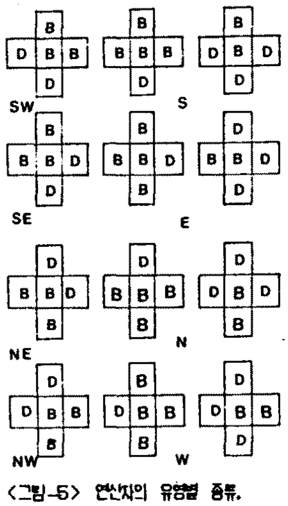
2 단계 , 각 구간 내의 빈도 Ni가 가장 적은 곳을 찾아, 그 구간을 IVALmin이라고 정한다.

3 단계 , IVALmin 내에서 최소 빈도에 해당하는 grey level을 임계치 T로 설정 하는데, 한 구간 내에 최소 빈도가 다수 존재하면 가장 최소 빈도의 grey level 사이의 값을 취한다.

2-3 윤곽선 추출.

선정된 임계치보다 높은 pixel은 'Bright'로, 낮은 값은 'Dark'로 정하며, 사방 4개의 pixel들의 값과 비교에 의하여 윤곽선의 가능성을 결정한다. 여기서 사용하는 연산자는 다음과 같은 8개의 유형으로 하였으며 최종적인 종류는 12 개이다.

본 논문에서 사용한 연산자는 영상의 경도차를 이용하는 Gradient 연산자 경우 필요로 하는 Masking과 Chain-coding 등의 작업 없이도 단순히 비교와 이동만으로 세선화 작업까지 끝마칠 수 있었으며, 수행 시간도 기존의 방법과 비교할 때 상당한 시간의 감축 효과를 얻었다.



<그림-5> 연산자의 유형별 종류.

또'B'를 logical '1'로 'D'를 logical '0'으로 보면 <표 1> 과 같아지며, 이를 이용하여 처리과정을 비교와 이동의 공식화를 이룰 수 있다. <그림 5>

3, 결 론.

기존의 gradient연산자를 이용한 방법은 convolution 작용을 함으로써 윤곽선의 폭이 두껍게 나타났고 잡음에 매우 민감함으로 윤곽선으로써의 신뢰성이 충실하지 못하였다. 그러나, 본 논문에서 제안한 알고리즘은 통계적인 방법을 채택함으로써 윤곽선으로써의 신뢰성을 높였고, 임계치에 의한 연산자의 사용으로 세선화 과정 없이도 단 pixel 윤곽선의 영상을 얻을 수 있었다.

통계 연산을 사용함으로써 연산 시간이 증가하는 문제점이 있으나, 평균이나 분산을 한번만 계산함으로써 나머지 조사 단계에서도 모두 사용할 수 있으며, 첫 번째 조사 단계에서 사전에 윤곽선의 존재 가능성을 판별해 줌으로써 윤곽선 가능성이 없는 window에 대한 연산 과정을 제거하여 전체적인 연산 시간 결과는 상당한 감축 효과를 얻을 수 있었다.

본 논문에서 제시한 알고리즘은 picture quality가 낮거나 grey level의 해상도가 16 보다 적은 영상에서도 매우 효과적인 결과를 얻을 수 있었다. 265 * 256 pixel 의 영상에 적용할 경우 , 6 * 6 window를 사용해야 하는 문제점을 극복할 수 있으므로써 64 * 64 pixel 영상 처리 때 나타나는 미소한 noise 성분까지 제거할 수 있으리라고 본다.

[illegible] TYPE	A 성		B 성			
	행	열	[011]	[110]	[011]	[110]
SW	110	011	0	1	1	0
S	110	010	0	1	0	0
	110	111	0	1	0	0
SE	110	110	0	1	0	1
E	111	110	0	0	0	1
	111	110	1	0	0	1
NE	011	110	1	0	0	1
N	011	010	1	0	0	0
	011	111	1	0	0	0
NW	011	011	1	0	1	0
W	010	011	0	0	1	0
	111	011	0	0	1	0

<표 1> 윤곽선 Pattern Table.

<REFERENCE>

[1] R. C. Gonzalez and P. Wintz, "Digital Image Processing", ADDISON WESLEY 1977.

[2] A. Rosenfeld and A. C. Kak, "Digital Picture Processing", volume 2, 2nd Edition, ACADEMIC PRESS, 1982.

[3] Bowker and Liberman, "Engineering Statistics", 2nd Edition, PRENTICE HALL, 1972.

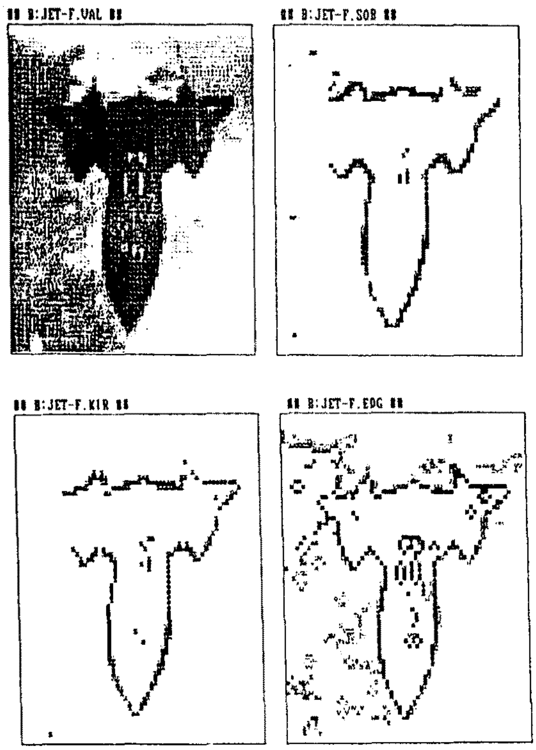
[4] Genther, "Analysis of Varience", PRENTICE HALL, 1964.

[5] M. Suk and S. Hong, "An Edge Extraction Technique for Noise Images", CGIP 25, pp 24-45, 1984.

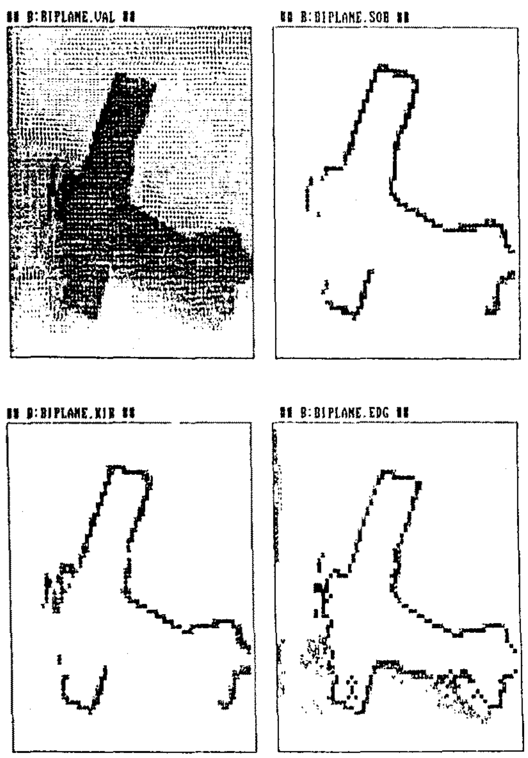
[6] R. Kirsh, "Computer Determination of the Constituent Structure of Biological Images", Compu. Biomed. Res., volume 4, pp 315-328, 1971.

[7] S. Wang and R. M. Haralick, "Automatic Multithreshold Seletion", CGIP 24, pp 46-67, 1983.

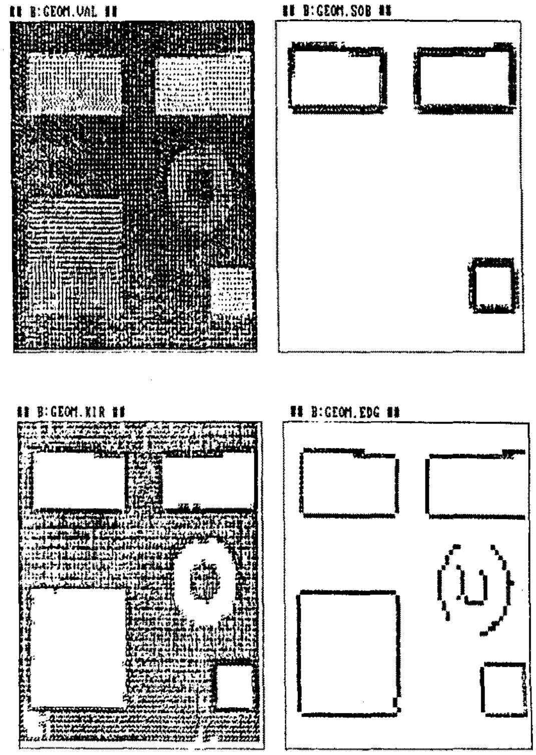
4, 결 과.



<그림 6> JET 화상.
(a) 원 화 상. (64*64, 32 grey level)
(b) Sobel 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(c) Kirsch 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(d) 새 알고리즘을 취한 화상. (DiffG=6, ES=1)



<그림 7> Biplane 화상.
(a) 원 화 상. (64*64, 32 grey level)
(b) Sobel 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(c) Kirsch 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(d) 새 알고리즘을 취한 화상. (DiffG>6, ES=1)



<그림 8> Geometric 화상.
(a) 원 화 상. (64*64, 32 grey level)
(b) Sobel 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(c) Kirsch 연산자를 취한 화상. (임계치 = 18)
(d) 새 알고리즘을 취한 화상. (DiffG>6, ES=1)