

# Simulated Annealing 알고리즘을 이용한 에지추출

## Edge Detection Using Simulated Annealing Algorithm

박종순 · 김수겸

J. S. Park and S. G. Kim

**Key Words** : Cost Function(비용함수), Cost Minimization Approach(비용 최소화방법), Edge Detection(에지추출), Annealing Schedules(아닐링스케줄)

**Abstract** : Edge detection is the first step and very important step in image analysis. We cast edge detection as a problem in cost minimization. This is achieved by the formulation of a cost function that evaluates the quality of edge configurations. The cost function can be used as a basis for comparing the performances of different detectors. This cost function is made of desirable characteristics of edges such as thickness, continuity, length, region dissimilarity. And we use a simulated annealing algorithm for minimum of cost function. Simulated annealing are a class of adaptive search techniques that have been intensively studied in recent years. We present five strategies for generating candidate states. Experimental results(building image and test image) which verify the usefulness of our simulated annealing approach to edge detection are better than other operator.

### 1. 서론

에지란 명암값이 다른 두 영역 사이에 위치한 경계선을 말하며<sup>1)</sup>, 에지추출은 영상 속에 위치한 이런 경계선을 찾는 것이다. 이와 같은 에지추출에 대한 알고리즘<sup>1-3)</sup>은 3가지 부류로 나눌 수 있다. 필터링에 의한 방법<sup>4-6)</sup>, 표면적합<sup>7-10)</sup> 그리고 공간탐색에 의한 방법<sup>11-15)</sup> 등이 있다.

지금까지 이와 같은 에지추출 방법에 대하여 많은 연구가 되어 왔음에도 불구하고 물체의 실제 경계선에 해당되는 에지를 정확히 추출하는 것은 여전히 어려운 문제로 남아있다. 영상 내에 존재하는 에지는 다양한 형태로 표현될 수 있기 때문에 에지의 정의를 정확하게 규명하기는 어렵다. 따라서 대부분의 에지추출은 특정 응용분야의 특성에 맞게 에지를 정의하고, 이를 이용하여 에지를 추출하는 실정이다. 또한 어느 픽셀에 대한 에지픽셀의 존재 여부가 영상내의 픽셀간의 위치 관계나 이웃하는 에지들의 형태와는 무관하게 명암의 변화만으로 결정되어 지기 때문에 Noise 등의 영향을 받기가 쉽다. 그래서 에지 픽셀의 존재를 결정하는 과정에서 이웃하는 에지픽셀에 대한 정보를 이용하면 매우 효율적이다.

본 논문에서는 이와 같은 이웃픽셀에 대한 정보를 이용한 에지평가 비용함수를 제안한다. 3×3원도우 안에서 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이를 기준으로 하여 비용함수를 구성한다. 이와 같이 구성된 비용함수는 어느 특정의 에지를 찾는데 국한되는 비용함수가 아니고 모든 일반적인 에지를 추출하는데 사용될 수 있는 것으로, Simulated annealing 알고리즘을 이용하여 이 비용함수를 최소화시킨다.

Fig. 1은 본 논문에서 구현한 에지추출 블록다이아그램으로, 먼저 본 논문에서 제안한 불일치영역 강화연산자를 사용하여 에지일 가능성이 높은 픽셀을 강화한다. 불일치 영역강화 후 에지영상에 존재하는 에지를 찾기 위하여 후보에지 영상 구성전략 5가지를 적용한다. 그리고 Simulated annealing 알고리즘으로 비용함수를 최소화 시켜 최종 에지영상을 구하게 된다.

본 논문은 2장에서 영역 불일치를 강화하는 연산자와 에지를 평가하는 비용함수를 제안한다.

3장에서는 영상에서 에지를 찾는데 사용할 Simulated annealing 알고리즘과 Annealing schedule을 설명하고, 후보 에지영상(Xn)을 생성하는 전략 5가지를 제안한다. 마지막으로 4장에서 실험결과를 분석하겠다.

접수일 : 1998년 9월 7일

박종순, 김수겸 : 목포해양대학교 기관공학부

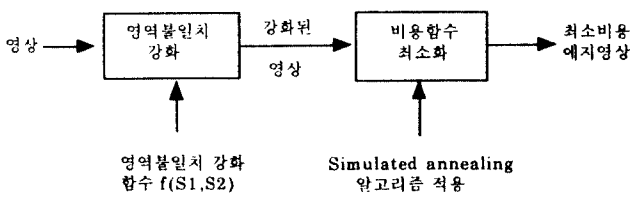


Fig. 1 The block diagram of edge detection algorithm

2. 에지평가 비용함수

영상에 2.1장의 불일치영역 강화윈도우<sup>16)</sup>를 적용하여 얻은 영상에 임계값을 적용하여 에지픽셀에는 1을 그리고 Non-에지픽셀에는 0을 부여하여 현재의 에지영상  $X_p$ 를 구성한다. 현재의 에지영상  $X_p$ 에 Simulated annealing 알고리즘을 적용하여 아닐링 스케줄의 온도  $T$ 가 0도가 될 때의 에지영상을 최종 에지영상으로 선택하게 된다. 이때 사용되는 에지를 평가하는 비용함수는 에지크기, 에지연속성, 에지두께 그리고 에지길이를 기준으로 하여 구성하며, 현재의 에지영상  $X_p$ 에 3.2장의 후보 에지영상  $X_n$ 을 생성하는 전략 5가지를 적용하여  $X_p$ 와  $X_n$ 의 비용함수를 계산, 비교한다. 이와 같은 에지를 평가하는 비용함수의 구성은 다음과 같다.

2.1 에지크기에 대한 비용함수  $h(M)$

에지크기에 대한 비용함수는 Fig. 2의 불일치영역 강화윈도우<sup>16)</sup>의 두개 영역  $S1$ 과  $S2$ 의 불일치의 차를 나타내는 것으로 불일치 측정함수  $f(S1,S2)$ <sup>16)</sup>의 값이 크면 영역불일치의 정도가 큰 것을 나타내는 것으로 영역불일치의 값이 큰 픽셀이 에지역할을 할 가능성이 높다는 것이다. 에지크기에 대한 비용함수 값은 측정된 영역불일치 함수  $f(S1,S2)$ 의 값으로 식 (2.1)과 같이 계산한다.

$$M = \left| \frac{1}{|S1|} \sum_{(i,j) \in S1} g(i,j) - \frac{1}{|S2|} \sum_{(i,j) \in S2} g(i,j) \right| \quad (2.1)$$

식(2.1)에서  $M$ 는 영역  $S1$ 과  $S2$ 의 평균 그레이 농도의 차, 그리고 절대값  $|S1|$  과  $|S2|$ 는 영역  $S1$ 과  $S2$ 의 에지픽셀의 수를 나타낸다. 여기에서  $M$ 는  $0 \leq M \leq 255$ 이고,  $h(M)$ 는  $M$ 가 일정한 간격  $[0,1]$ 에 매핑되는 함수로서 식(2.2)와 같다.

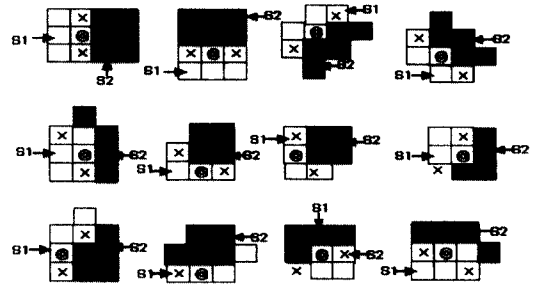


Fig. 2 The 12 basic windows to enhancement dissimilarity regions

$$h(M) = \begin{cases} 1 & ; M \geq 2t \\ M/2t & ; 0 \leq M < 2t, \\ 0 & ; \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2)$$

식(2.2)는 Fig. 3과 같이 상수 값 1로 이루어진 영역과 경사진 영역으로 이루어진 정확한 선형단조 매핑함수다.

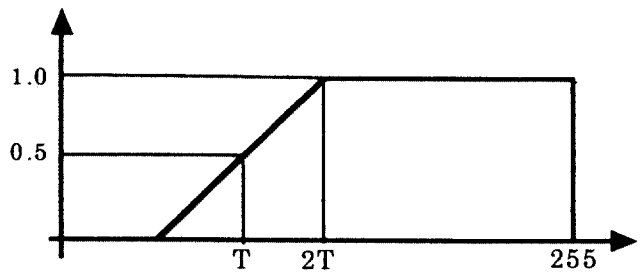


Fig. 3 A monotonic mapping function

2.2 에지의 연속성에 대한 비용함수  $C$

이 비용함수는 중앙 센터픽셀을 중심으로 주위 8-Neighbor 픽셀의 기울기방향의 일치도를 평가하는 요소로 굵은에지를 제거하거나 스므스하게 하는 경향이 있다. 이웃 에지픽셀이 중앙픽셀과 기울기 방향이 같고 연속성을 유지하면 큰 값을 부여하는 요소로서 연속성에 대한 함수 값의 계산식은 식 (2.3)과 같다.

$$A(a, b) = \frac{\pi - |a - b|}{\pi} \quad (2.3)$$

$|a - b|$ 는 2개의 에지 기울기방향  $a$ 와  $b$ 의 절대값을 나타낸다.  $|a - b|$ 의 범위는 0에서  $\pi$ 까지이다. 에지 연속성을 평가하는 함수는 2개의 에지

기울기방향에 대한 방향일치의 정도를 나타내는 함수로 a와 b가 동일한 기울기방향일 때에는 값 1을 부여하고 반대 방향을 나타내는 반 회전의 기울기 방향에 대해서는 값 0을 부여한다. 기준이 되는 중앙 에지픽셀에 대한 이웃 에지픽셀의 관계를 나타내는 번호는 Fig. 4와 같다.

3	2	1
4		0
5	6	7

Fig. 4 The numbering for neighbor edges

d는 중앙 에지픽셀의 기울기방향이고 d0 d1 d2 ,..., d7은 8개의 이웃픽셀에 대한 에지 기울기방향을 나타낸다. 중앙 에지픽셀에 대한 왼쪽 에지픽셀의 기울기방향 조화 정도를 나타내는 식 L(k)는 식 (2.4)와 같다.

$$L(k) = A(d, d_k) \times A\left(\frac{\pi \times k}{4}, d + \frac{\pi}{2}\right)$$

; 이웃픽셀 k가 에지픽셀인 경우 (2.4)  
0 ; 이웃픽셀 k가 Non-에지픽셀인 경우

함수 L(k)는 왼쪽방향에 대한 중앙 에지픽셀 d와 이웃 에지픽셀 dk와의 조화정도를 나타낸다. 이웃 픽셀이 에지픽셀이 아니면 에지 연속성이 존재하지 않기 때문에 값 0을 지정한다. 이웃픽셀이 에지픽셀이면 그 평가는 두개의 요소로 구성된다.

첫번째 요소 A(d,dk)는 기울기방향에 대한 중앙 에지픽셀과 이웃에지픽셀의 조화의 정도를 나타낸다. 그리고 두 번째 요소  $A\left(\frac{\pi k}{4}, d + \left(\frac{\pi}{2}\right)\right)$ 는 중앙 에지픽셀과 k번째 이웃에지픽셀의 왼쪽방향에 대한 조화의 정도를 나타내는 요소이다.  $\left(\frac{\pi k}{4}\right)$ 는 k 번째 이웃 에지픽셀의 기울기방향이고  $d + \left(\frac{\pi}{2}\right)$ 는 중앙 에지픽셀 d를 오른쪽에서 본 정 왼쪽 기울기방향을 나타낸다. 같은 방법으로 R(k)를 계산한다.

$$R(k) = A(d, d_k) \times A\left(\frac{\pi \times k}{4}, d - \frac{\pi}{2}\right)$$

; 이웃픽셀 k가 에지픽셀인 경우 (2.5)  
0 ; 이웃픽셀 k가 Non-에지픽셀인 경우

R(k) 역시 오른쪽 방향에 대한 중앙 에지픽셀 d와 k번째 이웃에지픽셀 dk와의 조화의 정도를 나타

낸다. 중앙에지의 기울기방향에서 왼쪽으로 놓여 있는 3개의 이웃픽셀중 가장 높은 L(k)값을 가지는 한 개의 L(k)를 왼쪽 에지연속성 함수 값으로 취하고 그리고 오른쪽 3개의 픽셀중 가장 높은 값을 가지는 한개의 R(k)를 오른쪽 에지연속성 함수 값으로 취한다. 모든 이웃에지에 대한 에지연속성 함수 값 C는 이와 같은 2개의 에지연속성 함수값의 평균으로 계산하고 그 식은 식(2.6)과 같다.

$$C = \{L(k) + R(k)\} / 2 \tag{2.6}$$

### 2.3 에지굼기에 대한 비용함수 T

굼기에 대한 비용함수 T는 이웃픽셀이 3픽셀 이상인 굼은 에지픽셀을 가는 에지픽셀로 만드는 역할을 하는 요소로 오직 2개의 이웃 에지픽셀로 구성된 에지구조에 최대의 에지굼기의 비용인 1을 부여하고 3이상의 이웃에지 픽셀로 이루어진 에지구조는 점차 비용을 감소시킨다. 3×3윈도우의 전체가 에지픽셀로 된 에지구조에는 값 0을 배정한다. 계산식은 식 (2.7)과 같다.

$$T = e(P) / 6 \tag{2.7}$$

e(P)는 3×3윈도우의 8-neighbor 에지픽셀에서 1이 아닌 0값을 가진 Non-에지픽셀의 수이다.

### 2.4 에지길이에 대한 비용함수 L

길이에 대한 비용함수는 3×3윈도우에서 길이가 3픽셀이 되지 않는 짧은 에지의 발생을 줄이는 역할을 하는 요소로 3×3윈도우에서 에지가 1개의 이웃픽셀로 이루어진 구조이면 0.5를, 2개의 이웃픽셀로 이루어진 구조이면 길이의 최대값인 1을 부여하는 것으로 식(2.8)과 같다.

$$L = 1.0 ; \text{이웃픽셀이 2이상인 경우} \tag{2.8}$$

0.5 ; 이웃픽셀이 1인 경우  
0.0 ; 이웃픽셀이 0인 경우

이와 같은 에지평가 비용함수의 4개 요소는 어느 것도 독립적으로 작용하지 않고 조화를 이루어야한다. 각각의 요소가 조화를 잘 이루도록 식(2.9)와 같이 에지평가 비용함수를 구성한다. 식(2.9)의 E\_Q는 전체의 에지평가 함수를 나타낸다.

$$E\_Q(\text{EdgeQuality}) = h(M) + mL_C + (1 - m)T \tag{2.9}$$

1개의 에지픽셀에 대한 국부적 함수 값  $E_Q$ 는 조정변수  $m$ 의 선택에 따라 많은 영향을 받는다.  $m$ 을 잘 조정하면 적용분야의 에지영상에 대한 적절한 에지평가 비용함수 값을 얻을 수 있다. 본 논문에서는  $m$ 을 0.8로 하여 에지두께보다 에지의 연속성과 길이에 4배 비중을 주었으며, Simulated Annealing 알고리즘에 적합한 비용함수로 만들기 위하여 식(2.10)과 같이 변환하였다.

$$F(E_Q) = 1/E_Q \quad (2.10)$$

### 3. Simulated Annealing 알고리즘

#### 3.1 Simulated Annealing 알고리즘

Simulated annealing이란 고체물리학 용어로서 용광로에서 고체를 가열하여 고체의 모든 분자가 자유롭게 정렬되어 있는 액체상태에서 서서히 온도를 내려 냉각시키면 모든 분자가 낮은 에너지를 갖는 ground state에서 재배치가 되는 현상을 말한다. 다시 말하면, 고정된 온도  $T$ 에서 고체는 열평형 상태에 도달된다. 그런데 많은 분자들로 구성된 고체가 열평형상태에서 분자들의 위치를 나타내는 형상들이 Boltzmann 분포를 갖는다고 알려져 있다<sup>17)</sup>. 따라서 많은 형상들은 온도  $T$ 가 감소함에 따라 Boltzmann 분포에 의하여 낮은 에너지를 갖는 상태에 점점 집중되고 온도가 거의 0에 가까울 때에는 최소의 에너지를 갖는 상태들만 0이 아닌 확률을 갖게 된다는 것이다. 여기서 global state, 즉 최소의 에너지를 갖는 형상을 발견하는 것은 낮은 온도만의 문제가 아니고 온도를 낮추는 속도가 또한 중요한 역할을 하게 된다는 것이다. 만약 너무 빠른 속도로 온도를 낮추어 가면 각 온도값에서 고체가 열평형상태에 도달하지 못하게 되어 결점(defects)을 많이 갖는 무정형의 고체상태로 응고하여 좋은 결과(최적 에지영상)를 얻지 못하게 된다. Simulated annealing에서는 위에서 설명한 것과 같이 고체가 열평형상태로 변화해 가는 과정을 효율적으로 시뮬레이션할 수 있는 알고리즘으로 비용함수의 증가에도 불구하고 이동을 허락하여 local minimum에 수렴되는 것을 인위적으로 피하도록 하는 알고리즘으로, 본 논문에서는 최적의 에지영상을 찾기 위하여 다음과 같이 구현하였다.

step 1 :  $X_0$ 를 초기해답(초기 에지영상)으로,  $T_0$

와  $T_f$ 를 각각 초기온도와 최종온도로 지정한다.

step 2 : 현재의 해답인(현재 에지영상)  $X_p$ 에 변화를 가하여, 후보해답(후보에지영상)  $X_n$ 을 만든다.

step 3 : 만약 후보해답  $X_n$ 의 비용  $C_n$ 가 현재의 해답  $X_p$ 의 비용  $C_p$ 보다 같거나 작으면( $\Delta C = X_n - X_p$ )  $X_n$ 을 새로운 현재의 해답으로 택하고, 그렇지 않으면 다음과 같은 확률을 가지고  $X_n$ 을 새로운 현재의 해답  $X_p$ 로 택한다.

$$\text{prob}(S_p \leftarrow S_n) = \exp[-(C_n - C_p)/T_i]$$

step 4 : 온도  $T_i$ 를 낮춘다.

step 5 : 최종온도  $T_f$ 에 도달할 때까지 step 2 ~ step 4를 반복한다.

후보해답( $X_n$ )을 새로운 현재의 해답으로 받아들일 확률은  $\Delta C$ ( $\Delta C = X_n - X_p$ )에 따라 Fig. 5와 같이 나타낼 수 있다.  $\Delta C$ 가 음수값이면 무조건 후보해답을 받아들일게 되므로 그 확률은 그림에서와 같이 1로 되며,  $\Delta C$ 가 양수값인 경우에는 온도에 따른 Boltzmann factor의 값이 받아들일 확률로 된다. 또한 온도가 무한대일 경우에는 그 확률은  $\Delta C$ 에 관계없이 1로 되므로 모든 에지영상이 동일한 확률을 가지게 되어 어떠한 임의의 상태로도 움직일 수 있는 상태가 된다. 이와 반대로 온도가 0에 가까울 경우에는  $\Delta C$ 가 양수값이라면 그 확률이 0에 접근하므로 받아들일 확률을 나타내는 함수는 계단함수(step function)의 형태가 된다. 바로 이 경우는 비용이 작아지는 방향으로 움직임만 허용하므로 local search에 해당하는 것을 알 수 있다. 온도가 양수 값을 가지고 있을 경우에는 변화에 의한 에지영상의 비용이 현재의 해답보다 비록 높을지라도 그것을 새로운 현재의 해답으로 받아들일 확률을 가지게 되어 결국 local minimum으로부터 탈출할 수 있는 기회를 가지게 된다.

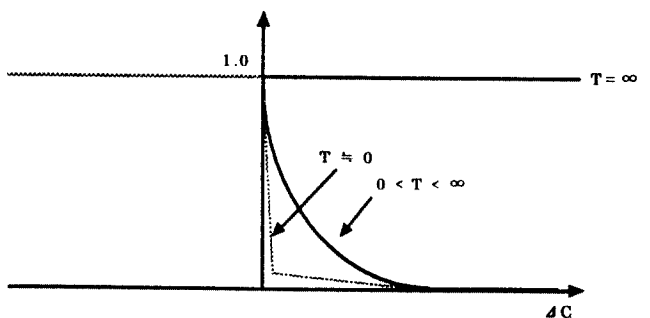


Fig. 5 The probability for acceptance candidate solution

### 3.2 Annealing Schedule

Simulated annealing은 통계역학과의 유사성에 기본을 두고 있다. 목적 함수 E를 에너지, parameter  $T_n$ 을 온도,  $\{T_n\}_{n=1,2,\dots}$ 을 아닐링 스케줄이라고 할 때  $T_n=T$ 라면 Simulated annealing은 온도 T에서 열평형상태에 있는 열역학계의 simulation이 된다. 따라서 이 때에 얻어지는 해답들의 집합  $\{XX(\text{나타낼 수 있는 모든 에지영상의 집합})\}$ 은 Boltzmann 분포를 따른다. 이 Boltzmann분포에 의하여 온도  $T_n$ 가 0도에 가까이 갈 경우에 에너지가 최소로 되는 해답(최적해 에지영상)이 구하여진다. 그러나 이러한 해를 얻기 위해서는 온도를 충분히 높은 초기온도  $T_0$ 로부터 다음과 같은 cooling 온도를 가져야 한다<sup>17)</sup>.

$$T_n(t) \geq T_0 / \log(1 + t)$$

그러나 이러한 아닐링 스케줄을 사용할 경우에는 상당히 긴 계산시간이 필요하게 되어 현실적이지 못하다. 따라서 최적해를 구한다는 것은 사실상 불가능하게 되고 제한된 시간 내에서 가능한 한 최적해에 가까운 해를 구하는 것이 필요하게 된다. 이러한 이상적인 아닐링 스케줄을 구하는 것(아닐링 스케줄의 최적화문제)은 조합최적화문제의 경우와 마찬가지로 어려운 문제이다. 따라서 열평형상태에 이르도록 하는 일반적인 예로서 아래와 같은 아닐링 스케줄을 사용하기도 한다.

$$T_n(t) = \alpha [n/K] * T_0, \quad n = 1, 2, \dots$$

$$0 < \alpha < 1, \quad K \gg 1$$

이러한 아닐링 스케줄은 간단하면서도 비교적 좋은 결과를 갖는다는 것이 경험적으로 알려져 있다<sup>18)</sup>. 본 논문에서는 아닐링스케줄이 너무나 많은 시간을 요하므로 비용함수  $\Delta C$ 의 변화가 아주 적을 때까지 반복(100th scan)하는 방법을 사용하였다.

### 3.3 후보 에지영상( $X_n$ )을 생성하는 방법

아닐링과정의 상태공간  $XX$ 는  $N \times N$  격자상의 가능한 모든 에지영상의 집합이다. 각각의 에지영상  $S$ 에 대한 에지평가 함수값은  $C(X)$ 로 표시한다. 각 에지영상  $X$ 는 아닐링 알고리즘에 의해 생성된 Markov chain의 한 상태와 일치한다. 어느 에지영상  $S_i$ 에 대한 다음 에지영상  $S_j$ 는 전이 matrix에 의해 생성된다. 즉, 다음상태는 matrix에 의해 정의된 확률분포에 의해 선택된다는 것이다.

본 논문에서 사용하는 후보 에지영상을 구성하는

방법(  $3 \times 3$  크기의 윈도우에 5가지 전략을 적용)은 다음과 같은 5가지 전략을 사용한다. 첫번째 전략은 현재의 위치 l(에지위치는 파라미터 l로 나타내며 l은 무작위로 선정한다)에 에지픽셀을 첨가하여 에지영상을 생성하고, 두번째 전략은 현재의 위치 l에서 2개의 픽셀을 보충하여 에지영상을 생성한다. 그리고 3번째, 4번째 전략은 에지의 위치를 이동하거나 변경하여 다음 에지영상을 생성하며, 5번째 전략은 무작위로 선택된 에지들을 변경하여 다음 에지영상을 구성한다.

그리고 현재의 에지영상은  $X_p$ 로, 변경 후의 새로 구성된 에지영상은  $X_n$ 으로 나타내며, 에지영상에 대한 비용함수 계산은 위치 P(크기  $N \times N$ 의 에지영상에서 무작위로 선택한 위치)를 중심으로  $5 \times 5$  크기의 윈도우에 대하여  $C_p$ 와  $C_n$ 을 계산한다.

Strategy 1 : 픽셀 P를 변화시킨다.

$$X_n = M1(X_p, P)$$

Strategy 1에서는 현재상태  $X_p$ 의 픽셀위치 P가 에지픽셀이 아니면 에지픽셀을 보충하여 후보 에지영상을 구성한다.

Strategy 2 : 2개의 픽셀을 변화시킨다.

$$X_n = M2(X_p, P)$$

Strategy 2는 2개의 픽셀을 변화시키는 것으로, P가 에지픽셀인 경우 픽셀 P의 이웃픽셀중(8개의 픽셀) 하나를 무작위로 선택하여 에지픽셀로 변경한다.

Strategy 3 : 한 픽셀을 이동시킨다.

$$X_n = M3(X_p, P)$$

후보 에지영상을 생성하는 Strategy 3은 윈도우  $3 \times 3$ 안의 국부적인 에지구조를 변경한다. 후보 에지영상  $X_n$ 는 Fig. 6과 같은 에지구조의 변형에 따른다. 왼쪽  $X_p$ 의 에지구조가 Fig. 6과 같은 14개의 에지구조와 같으면 오른쪽의 에지구조  $X_n$ 으로 변경시킨다. 그러나 Fig. 6과 같은 구조가 아니면  $X_p$ 의 구조를 변경시키지 않는다.

Strategy 4 : 여러개의 에지픽셀을 변경한다.

$$X_n = M4(X_p, P)$$

새로운 에지영상을 생성하는 Strategy 4는  $3 \times 3$  윈도우안의 국부적인 에지구조를 변경시키는 것으로 3번째 방법과 유사하다.  $X_n$ 의 에지픽셀은 그림 7의  $X_p$ 를  $X_n$ 과 같은 에지구조로 변경하여 새로운 에지영상을 생성하는 전략으로,  $X_p$ 의 에지구조가 그림 7과 같이 10개의 에지구조중 어느 한 에지구조와 동일하면 오른쪽의 에지구조의 둘중 하나의 구조로 변경시킨다. 그러나 에지구조가  $X_p$ 의 Fig. 7의 에지구조와 같지 않으면  $X_p$ 의 에지구조를 변경시키지 않는다.

4. 실험결과 및 분석

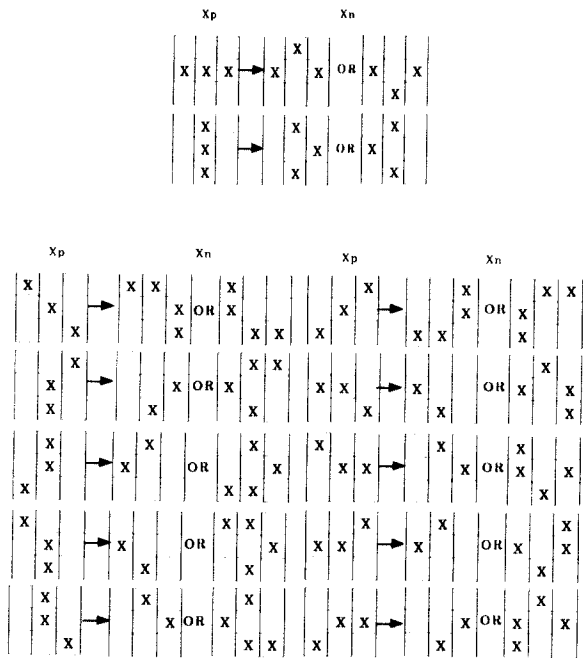


Fig. 6 The 14 edge structures in  $X_p$  and their corresponding transformations in  $X_n$  using M3

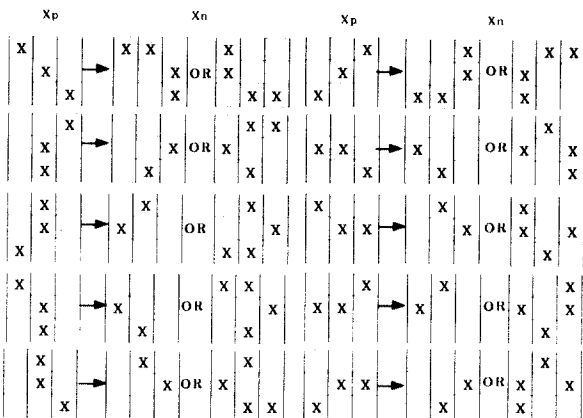


Fig. 7 The ten edge structures in  $Wl(S_p)$  and their corresponding transformations in  $Wl(S_n)$  using strategy M4

Strategy 5 : 윈도우 영역을 변경한다.

$$X_n = M5(X_p, P)$$

Strategy 5는 윈도우  $X_p$ 안의 모든 에지픽셀을 임의로 변경하여 다음 에지영상을 생성한다. 윈도우안의 에지픽셀은 에지픽셀이거나 또는 Non-에지픽셀일 수도 있다. Strategy 5는  $3 \times 3$  윈도우안의 9개의 픽셀에 대하여 변화를 시켜 다음 에지영상  $X_n$ 을 생성하는 방법으로 변경시키는 에지위치와 변경 갯수  $k(0 \leq k \leq 9)$ 는 무작위로 선택하여 변경한다.

에지추출 알고리즘의 성능을 분석함에 있어서 올바른 에지의 추출과 잘못 추출된 에지의 해석적인 또는 정량적인 분석은 여러 에지추출알고리즘의 성능을 비교함에 있어서 매우 유용하다. 본 실험에서, 에지평가함수는 본 논문에서 제안한 에지평가비용함수  $E_Q$ 를 사용하였다. 그리고 실험에 사용된 영상은 이상적인 계단에지로 배경의 농도는 120, 물체의 농도는 150으로 Step의 크기가 30인 실험영상으로 크기는  $120 \times 120$ , 그레이 레벨은 256인 흑백영상을 사용하였다. 실험영상에 평균이 0이고 분산이  $\sigma=30$ 인 가우시안 노이즈를 섞어 본 논문에서 구현한 Simulated annealing 알고리즘의 온도 하강에 따른 에지영상(Rina 영상)의 발달과정을 제시하였으며, 다른 에지추출 연산자(Sobel, Robert, Prewett, Gaussian)와의 시각적인 성능 비교를 위하여  $150 \times 150$  크기인 건물 영상을 사용하였다.

Fig. 8은 실험에 사용된 실험영상과 원영상에  $\sigma=30$ 인 가우시안 노이즈를 첨가시킨 영상을 보여준다. Fig. 9는 10th scans, 20th scans, 50th scans, 100th scans 후의 에지영상을 보여준다. Fig. 9에서 보여주는 것과 같이 온도하강에 따라 에지의 끊어진 부분이 이어져 가면서 에지영상의 질이 향상되어 가는 것을 알 수 있다.

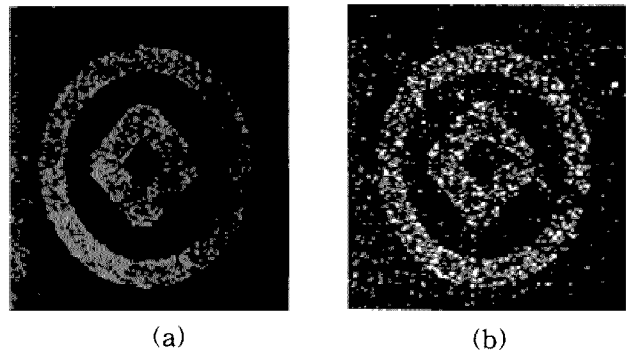


Fig. 8 Original test image for cost minimization approach (a)Original test image (b)Test image with  $\sigma=30$  ( $120 \times 120$ )

Fig. 9의 에지영상에서, 여러 종류의 노이즈 에지가 제거되면서 굵은 에지는 가는 에지로 그리고 끊어진 조각에지는 이어진 간에지로 개선되었다. 그러나 에지의 주위에 있는 노이즈가 작은 원 또는 작은 사각형을 형성하여 물체의 에지로 인식되어 온도  $T_n$ 가 0도가 되어도 제거되지 않고 에지로 되는 경향이 있었다. 이와 같은 현상은 후보 에지영상( $X_n$ )

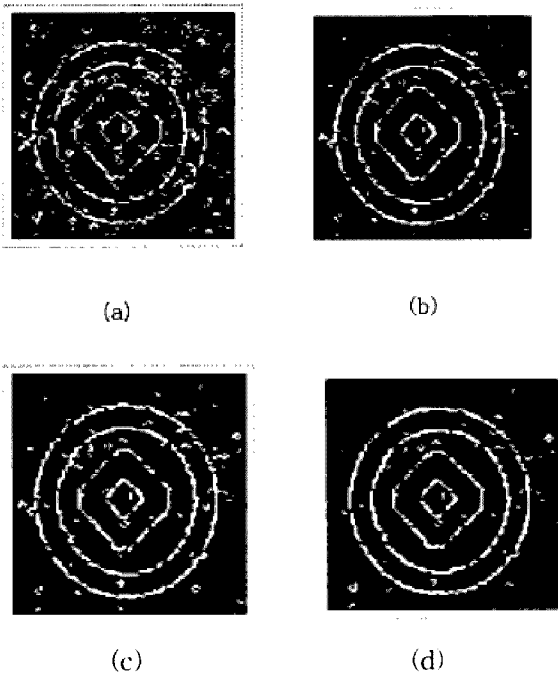


Fig. 9 Proceeding of Ring edge image( $\sigma=30$ )  
 (a)Edges at 10th scan (b)Edges at 20th scan (c)Edges at 50th scan (d)Edges at 100th scan

의 구성방법과 비용함수의 구성에 많은 영향을 받았다. 후보 에지영상을 구성하는 방법과 비용함수를 잘 구성하면 더 좋은 에지영상을 얻을 것으로 생각한다. Fig. 10은 Simulated annealing 알고리즘과 일반적인 에지추출 연산자를 사용하여 추출한 건물영상에 대한 에지영상( $150 \times 150$ )을 보여준다.

Fig. 10에서 Simulated annealing 알고리즘을 이용하여 생성한 에지영상은 다른 에지추출 연산자로 추출한 에지영상보다 굵은 에지가 가는 에지로 그리고 주위에 있는 노이즈를 제거한 에지영상으로 나타내 주었다. 이와같이 Simulated annealing 알고리즘을 이용하여 일반적인 에지추출연산자보다 성능이 향상된 에지영상을 추출 할 수 있었다.

### 5. 결론

에지추출 문제를 에지평가 비용함수 최소화 문제로 다루었다. 에지평가 비용함수는 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이를 기준으로 하여 구성하였으며 이와 같은 비용함수를 최소화 시키는데 Simulated annealing 알고리즘을 사용하였다. Simulated annealing 알고리즘을 사용하여 추출한 에지영상은 여러 종류의 노이즈 에지가 제거되면서

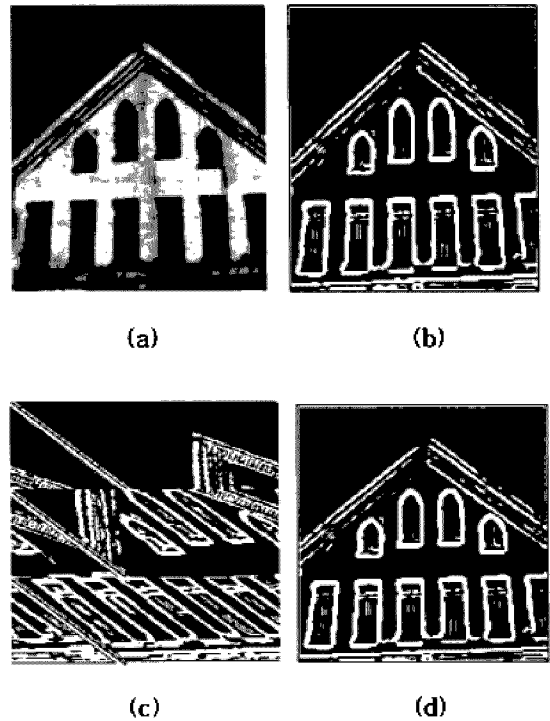


Fig. 10 The comparison of edge detection operators  
 (a)Building image (b)Sobel operator (c)Prewett operator (d)Roberts operator (e)Simulated annealing 알고리즘

굵은 에지는 가는 에지로 그리고 끊어진 조각 에지는 이어진 긴 에지로 개선되었다. 그러나 에지의 주위에 있는 노이즈가 작은 원 또는 작은 사각형을 형성하여 물체의 에지로 인식되어 온도  $T_n$ 가 0도가 되어도 제거되지 않고 에지로 되는 경향이 있었다.

이와 같은 현상은 Simulated annealing 알고리즘의 비용함수로 사용되는 에지평가 비용함수와 후보 에지영상을 구성하는 방법에 큰 영향을 받았다. 본 논문에서 구성한 에지평가 비용함수가 완벽한 에지평가함수는 아니다. 아울러 에지평가함수 구성에

에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이 요소 외에 정확한 에지위치를 나타내는 위치요소를 추가하여 비용함수를 구성한다면 더 나은 에지를 추출할 수 있을 것으로 사료되며, 앞으로 Simulated annealing 알고리즘 성능개선 연구와 함께 에지평가 비용함수에 대한 연구가 이루어 져야할 것으로 사료된다.

### 참고문헌

1. A. Rosenfeld and A. C. Kak, "Digital Picture Processing", New York, Academic, 1982, Vol. 1
2. V. Torre and T. A. Poggio, "On edge detection", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-8, No. 2, pp. 147~163, Mar. 1982
3. T. Peli and D. Malah, "A study of edge detection algorithm", Comput. Graphics ImageProcessing, Vol. 20, pp. 1~21, 1982
4. F. M. Dickey and K. S. Shanmugan, "Optimum edge detection filter", Appl. Optics, Vol. 16, No. 1, pp. 145~148, Jan. 1977
5. J. Canny, "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679~698, Nov. 1986
6. D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection", in Proc. Royal Soc. London, 1980, pp. 187~217
7. R. M. Haralick, "Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-6, No. 1, pp. 58~68, Jan. 1984
8. V. Nalwa and T. O. Binford, "On detecting edges", IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 699~714, Nov. 1986
9. D. Mumford and J. Shah, "Boundary detection by minimizing functionals", in Proc. IEEE Comput. Vision Patt. Recogn. Conf. (San Francisco), 1985, pp. 22~26
10. A. Blake and A. Zisserman, "Visual Reconstruction", Cambridge, MA, MIT Press, 1987
11. A. Martelli, "An application of heuristic search methods to edge and contour detection", Commun. ACM, Vol. 19, No. 2, pp. 73~83, Feb. 1976
12. G. P. Ashkar and J. W. Modestino, "The contour extraction problem with biomedical applications", Comput Graphics Image Processing, Vol. 7, pp. 331~335, 1978
13. P. H. Eichel and E. J. Delp, "Sequential edge detection in correlated random fields", in Proc. IEEE Comput. Vision Patt. Recogn. Conf. (San Francisco), June, pp. 14~21, 1985
14. E. J. Delp and C. H. Chu, "Detecting edge segments", IEEE Trans. Syst. Man Cybern., Vol. SMC-15, No. 1, pp. 144~152, Jan. 1985
15. P. H. Eichel, E. J. Delp, K. Koral, and A. J. Buda, "A method for fully automatic definition of coronary arterial edges from cineangiograms", IEEE Trans. Med. Imaging, Vol. 7, No. 4, pp. 313~320, Dec. 1988
16. 김수겸, 조범준, "유전자 알고리즘을 이용한 에지추출," 한국통신학회 논문지 '95-8 Vol. 20, No. 8, pp. 2268~2238
17. S. Abe, "Theories on the Hopfield Neural networks", Proc. IJCNN'89, Vol. 1, pp. 557~564, 1989
18. S. Kirkpatrick, C. Gellat, M. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing", Science, Vol. 220, 671~680, 1983