⊙ 研究論文

유전자 알고리즘을 이용한 비용 최대화에 의한 에지추출

김 수 겸* · 박 중 순*

Cost Maximization Approach to Edge Detection Using a Genetic Algorithm

S. G. Kim · J. S. Park

Abstract

Edge detection is the first step and very important step in image analysis. We cast edge detection as a problem in cost maximization. This is acheived 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. We used a Genetic Algorithm for maximizing cost function. Genetic algorithms are a class of adaptive search techniques that have been intensively studied in recent years and have been prone to converge prematurely before the best solution has been found. This paper shows that carefully chosen modifications(three factors of the crossover operator) are implemented can be effective in alleviating this problem.

1. 서 론

에지란 명암값이 다른 두 영역 사이에 위치한 경계선을 말하며[1], 에지추출은 영상속에 위치한 이런 경계선을 찾는 것이다. 지금까지 이와같은 에지추출방법에 대하여 많은 연구[1~4]가 되어 왔음에도 불구하고 물체의 실제 경계선에 해당되는 에지를 정확히 추출하는 것은 여전히 어려운 문제로 남아있다. 영상내에 존재하는 에지는 다양한 형태로 표현될 수 있기 때문에 에지의 정의를 정확하게 규명하기가 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 Noise등의 영향을 받기가 쉽다. 그래서 에지픽셀의 존재를 결정하는 과정에서 이웃하는 에지픽셀에 대한 정보를 이용하면 매우 효율적이다.

본 논문에서는 이와같은 이웃픽셀에 대한 정보를 이용한 에지평가 비용함수를 제안한다. 3×3원도우 안에서 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이을 기준으로 하여 비용함수를 구성한다. 이 비용함수를 유전자 알고리즘의 Fitness로 사용하고, 그리고 유전자 알고리즘으로 이 비용함수를 최대화 시켜 해를 얻는다. Fig.1은 본 논문에서 구현한 에지추출 불록다이아그램으로, 먼저 일반적인 에지추출연산자를 사용하여 48개의 후보 에지영상(Strings)을 구성하고 에지영상의 각 에지픽셀에 대하여 비용함수 E_Q를 계산한다. 총 비

* 목포해양대학 기관공학과 (원고접수 : 97년 2월)

용함수는 각 에지픽셀에 대하여 적용한 비용함수의 선형합이다. 유전자 알고리즘으로 그와같은 총 비용함수가 최대가 되는 에지영상을 생성시키므로서 해를 얻게되는 것이다.

본 논문에서 구현한 유전자 알고리즘은 유전자 알고리즘의 가장 큰 단점인 Local Maxima에 조기에 수렴(10)하는 것을 방지하고 탐색성능을 개선할 수 있는 한 방법으로 Crossover연산의 3요소인 Cut points의 수와 연산의 구현방법, 그리고 연산 rate등을 중심으로 구성한다.

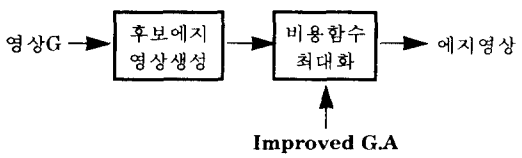


Fig.1 The block diagram of a edge detection algorithm.

본 논문은 2장에서 에지의 질을 평가하고 유전자 알고리즘의 Fitness로 사용될 에지평가 비용함수를 제안한다. 3장에서 유전자 알고리즘을 설명하고, 4장에서는 에지추출 성능을 비교분석한 실험결과를 제시한다.

2. 에지평가 비용함수

영상에 기울기 연산자를 적용하여 얻은 영상에 임계값을 적용하여 에지픽셀에 1를 그리고 Non-에지픽셀에 0을 부여하여 후보 에지영상을 구성한다. 이와같은 후보 에지영상은 총 48개의 에지영상으로 구성된다. 후보 에지영상에 유전자 알고리즘을 적용하여 제한된 세대를 진행시킨 후 후보 에지영상중에서 에지평가비용함수가 최대인 에지영상을 최종 에지영상으로 선택한다. 이때 사용되는 에지를 평가하는 비용함수는 에지크기, 에지연속성, 에지두께 그리고 에지길이를 기준으로 하여 구성한다. 그리고 후보 에지영상에 3×3 윈도우를 적용하여 에지평가 비용함수의 값을 측정한다. 이와같은 에지평가 비용함수의 각 요소의 계산은 다음과 같다.

2.1 에지크기에 대한 비용함수 h(M)

에지크기에 대한 비용함수는 Fig.2의 에지추출 윈도우(12)의 두개 영역 S1과 S2의 불일치의 차를 나타내는 것으로 불일치 측정함수 f(S1,S2)(12)의 값이 크면 영역불일치의 정도가 큰 것을 나타내는 것으로 영역불일치의 값이 큰 픽셀이 에지역할을 할 가능성이 높다는 것이다. 에지크기에 대한 비용함수 값은 측정한 영역불일치 함수 f(S1,S2)의 값으로 식(2.1)과 같이 계산한다.

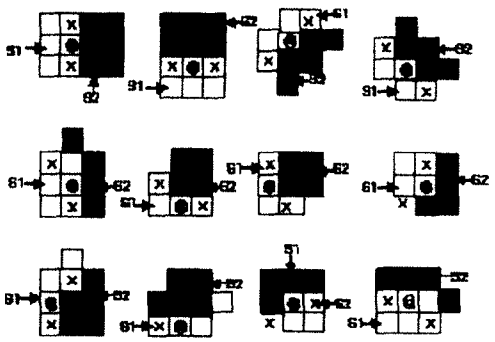


Fig. 2 The 12 basic windows to enhancement dissimilaty resions.

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

식(2.1)에서 M는 영역 S1과S2의 평균 그레이 농도의 차, 그리고 |S1| 과|S2|는 영역 S1과 S2의 에지픽셀의 수를 나타낸다. 여기에서 M는 $0 \le M \le 255$이고, h(M)는 M가 일정한 간격 [0,1]에 매핑되는 함수로써 식(2.2)와 같다.

$$h(M) = \begin{cases} 1 & ; \ M \ge 2t \\ M/2t, & ; \ 0 \le M \le 2t \\ 0 & ; \ \text{otherwise} \end{cases} \cdots\cdots\cdots\cdots (2.2)$$

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

2.2 에지의 연속성에 대한 비용함수 C

이 비용함수는 중앙 센터픽셀을 중심으로 주위 8-Neighbor 픽셀의 기울기방향의 일치도를 평가하는 요소로 굽은 에지를 제거하거나 부드럽게 하

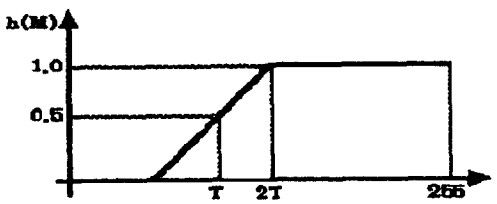


Fig. 3 A monotonic mapping function.

는 경향이 있다. 이웃 에지픽셀이 중앙픽셀과 기울기방향이 같고 연속성을 유지하면 큰값을 부여하는 요소로서 연속성에 대한 함수 값의 계산식은 식 2.3과 같다.

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

| a - b | 는 2개의 에지 기울기방향 a와 b의 절대차를 나타낸다. | a - b | 의 범위는 0에서 π까지다. 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 기울기방향에 대해서는 값 0을 부여한다. 기준이 되는 중앙 에지픽셀에 대한 이웃 에지픽셀의 관계을 나타내는 번호는 Fig.4와 같다.

3	2	1
4		0
5	6	7

Fig. 4 The numbering for neighbor edges.

d는 중앙 에지픽셀의 기울기방향이고, d_0 d_1 d_2 ,...., d_7은 8개의 이웃픽셀에 대한 에지 기울기방향을 나타낸다. 중앙 에지픽셀에 대한 완쪽 에지픽셀의 기울기방향 조화 정도를 나타내는 식 L(k)는 식 (2.4)와 같다.

$$L(k) = A(d,d_k)\times A\left(\frac{\pi\times k}{4}, d+\frac{\pi}{2}\right) \quad \text{; 이웃픽셀 k가 에지픽셀인 경우} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots (2.4)$$

$$0 \quad \text{; 이웃픽셀 k가 Non-에지픽셀인 경우}$$

함수 L(k)는 왼쪽방향에 대한 중앙 에지픽셀 d와 이웃 에지픽셀 dk와의 조화정도를 나타낸다. 이웃픽셀이 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 두번째 요소 A(πk / 4, d + (π/ 2))는 중앙 에지픽셀과 k번째 이웃에지픽셀의 왼쪽방향에 대한 조화의 정도를 나타내는 요소이다. (πk / 4)는 k번째 이웃 에지픽셀의 기울기방향이고 d+(π/ 2)는 중앙 에지픽셀 d를 오른쪽에서 본 정 왼쪽 기울기방향을 나타낸다. 같은 방법으로 R(k)를 계산한다.

R(k) 역시 오른쪽 방향에 대한 중앙 에지픽셀 d와 k번째 이웃에지픽셀 d_k와의 조화의 정도를 나타낸다. 중앙에지의 기울기방향에서 왼쪽으로 놓여 있는 3개의 이웃픽셀중 가장 높은 L(k)값을 가지는 한개의 L(k)를 왼쪽 에지연속성 함수 값으로 취하고 그리고 오른쪽 3개의 픽셀중 가장 높은 값을 가지는 한개의 R(k)을 오른쪽 에지연속성 함수 값으로 취한다. 모든 이웃에지에 대한 에지연속성 함수 값 C는 이와 같은 2개의 에지연속성 함수 값의 평균으로 계산하고 식 (2.6)과 같다.

$$C=\{ L(k) + R(k) \} / 2. \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (2.6)$$

2.3 에지굵기에 대한 비용함수 T

굵기에 대한 비용함수 T는 이웃픽셀이 3픽셀 이상인 굵은 에지픽셀을 가는 에지픽셀로 만드는 역할을 하는 요소로 오직 2개의 이웃 에지픽셀로 구성된 에지구조에 최대의 에지굵기의 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.

$$T=e(P) / 6 \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots (2.7)$$

$$R(k) = A(d, d_k) \times A\left(\frac{\pi \times k}{4}, d - \frac{\pi}{2}\right) \quad ; \text{이웃픽셀 k가 에지픽셀인 경우} \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots (2.5)$$
$$0 \quad ; \text{이웃픽셀 k가 Non-에지픽셀인 경우}$$

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 되지않는 짧은 에지의 발생을 줄이는 역할을 하는 요소로 3×3윈도우에서 에지가 1개의 이웃픽셀로 이루어진 구조이면 0.5를 2개의 이웃픽셀로 이루어진 구조이면 길이의 최대값인 1를 부여하는 것으로 식 (2.8)과 같다.

L=1.0 ; 이웃픽셀이 2이상인 경우 ··· (2.8)
0.5 ; 이웃픽셀이 1인 경우
0.0 ; 이웃픽셀이 0인 경우

이와같은 에지평가 비용함수의 4개 요소는 어느 것도 독립적으로 작용하지않고 조화를 이루어야 한다. 각각의 요소가 조화를 잘 이루도록 식 (2.9)와 같이 에지평가 비용함수를 구성한다.

$$E_Q\,(\text{Edge_Quality}) = h(M) + mLC + (1-m)T \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots (2.9)$$

1개의 에지픽셀에 대한 국부적 함수 값 E_Q는 조정변수 m의 선택에 따라 많은 영향을 받는다. m을 잘 조정하면 적용분야의 에지영상에 대한 적절한 에지평가 비용함수 값을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 m을 0.8로 하여 에지두께보다 에지의 연속성과 길이에 4배 비중을 주었다.

3. 유전자 알고리즘을 이용한 에지평가 비용함수의 최대화

전산학 및 여러학문 또는 공장의 생산계획등에 있어 주어진 문제나 상황에서 최적화된 해을 구하는 데 사용되는 유전자 알고리즘은 Holland(7,8)에 의해 창시된 것으로"적자 생존(Survival of the fittest)"의 법칙과 같은 자연 생태계에서 일어나는 현상에 근거한 알고리즘이다. 이와같은 유전자 알고리즘에 의한 탐색은 Points 중심 탐색이 아닌 세대 중심 즉, Population 중심 탐색를 한다. 유전자 알고리즘의 가장 큰 장점은 어떤 주어진 상황에 적응적(Adaptive)으로 대처해 탐색를 한다는 것이다.주어진 문제를 해결하기 위한 유전자 알고리즘은 다음의 다섯 가지(8,9)가 필요하다.

(1) 문제의 해를 표현할 Individual(Strings)의 표현.
(2) 초기 Population의 생성.
(3) 각 Population의 Fitness를 결정할 평가함수.
(4) Reproduction과정에서 적용할 여러가지 유전자연산자.
(Slection,Crossover,Mutation등).
(5) 유전자 알고리즘이 사용하는 Parameter 값.
(Parameter : Population size, Crossover probability, Mutation probability등)

Fig.5는 본 논문에서 구현한 유전자 알고리즘이다.

```
Creat initial population of sizes 48;
do {
        choose Parents1 and Parents2 from
        population ;
        offspring = crossover (Parent1, Parent 2) ;
        local - optimize ( offspring ) ;
        mutation ( offspring ) ;
    } while ( evolution ) ;
report the best answer ;
```

Fig. 5 The structure of a genetic algorithm.

3.1 초기 Population의 표현

초기 Population의 각 Individual인 String은 2장에서 설명한 에지추출연산자와 에지의 구조적 특성을 기준으로 구성한 Delta연산자(12)를 사용하여 총 48개의 Strings으로 구성하였다. 각 픽셀이 에지픽셀이면 1를 갖고 에지픽셀이 아니면 0을 갖게된다. 이와같은 Bits 행열을 사용하여 Strings를 나타내며 Strings의 부호화는 Bit-wise연산을 편리하게 하기 때문이다.

3.2 Fitness를 결정할 비용함수

유전자 알고리즘에 필요한 Fitness는 3장의 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이를 기준으로 하여 구성한 에지평가비용함수 E_Q를 사용하였다.

$$Fitness = E_Q$$

3.3 Parents 선택(Selection)

유전자 알고리즘에서 Selection방법에는 Deterministic sampling, Remainer stochastic sampling without replacement, Stochastic sampling without replacement, Stochastic tourament등 여러가지 방법이 있다(10). 본 논문에서는 Fig.6과 같은 Deterministic sampling방법(10)을 이용하여 Selection을 구현하였다. 이 방법은 Roulette wheel 방법이라고도 하는데 전체 Fitness에 대한 각 Strings의 상대적인 Fitness가 확률로 결정되고 그 확률만큼 선택되게 하는 방법이다.

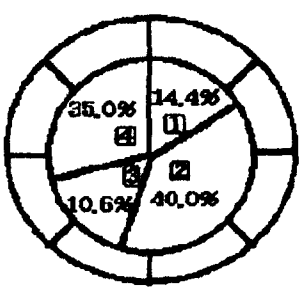


Fig. 6 The roulette wheel with slots sized according to Fitness .

3.4 Crossover 연산자

Crossover연산은 2개의 Parents의 일 부분을 조합하여 새로운 Offsprings을 생성하는 것으로 유전자 알고리즘의 성능에 가장 큰 영향을 미치는 연산이다. 본 장에서는 각 Strings의 다양성을 유지하고 유전자 알고리즘의 조기수렴을 방지하여 탐색성능을 향상시키기 위한 방법으로 Cut points의 수, 효율적인 Crossover연산 그리고 Crossover 연산 rate등을 중심으로 Crossover연산을 구성하였다.

3.4.1 Crossover연산 cut points

일반적인 Crossover연산은 One cut point crossover 연산으로서 연산 후에 전혀 변화를 일으키지 않는 경우가 있다. 이와같은 현상을 방지하기 위하여 Two cut points 이상의 Points를 선택하여 Crossover연산을 수행하였다. Fig.7은 본 논문에서 구현한 Multiple cut points crossover operator을 보여준다.

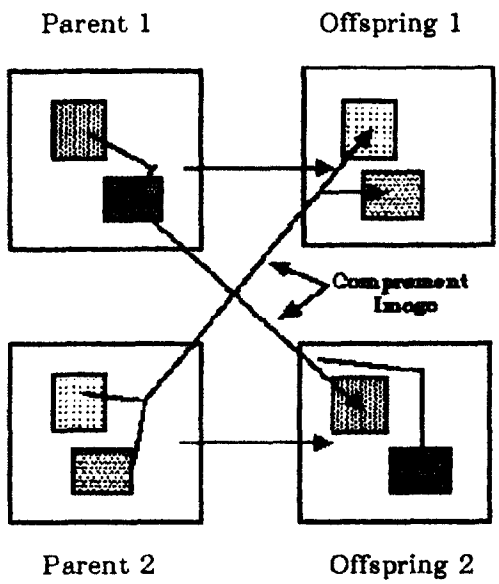


Fig. 7 Multiple crossover operation .

3.4.2 효율적인 Crossover연산의 구현

효율적인 탐색을 유지하기 위한 유전자 알고리즘의 능력은 탐색을 수행하는 Crossover연산의 지속적인 능력에 달려있다. 그러나 세대가 진행됨에 따라 Population의 Strings이 거의 비슷하게 닮아감에 따라 유전자 알고리즘의 탐색효율이 떨어지게 된다. 이와같은 유전자 알고리즘의 다양성을 조기에 감소시키는 한 요인은 비효율적인 Crossover 연산이다. 비록 2개의 Strings이 다르지만 Crossover연산의 Cut point가 동일한 Offsprings을 생성하는 위치라면 Crossover연산에 의하여 생성하는 Offsprings는 동일한 Strings가 될 것이다. 이것은 결국 새로운 Offsprings를 생성하는 기회를

상실하게 되는 것이다. 이와같은 유전자 알고리즘의 다양성 감소는 Crossover연산을 적절히 조절하여 미연에 방지할 수 있다. 즉, Crossover연산을 수행할 때 변화가 일어나도록 어떤 제한을 가한다면 유전자 알고리즘의 성능은 개선될 수 있다. 본 논문에서는 이와같은 다양성 감소을 예방하기 위하여 다음과 같은 2가지 방법을 사용하였다.

첫째, 2개의 Parents를 무작의로 선택한다. 그리고 두 Strings의 Fitness를 계산하여 Fitness가 같으면 Parents를 다시 선택하도록 하였다.

둘째, 먼저 첫째 방법으로 선택된 2개의 Parents에 대하여 무작위로 4 Cut points를 선택하여 Parent1과 Parent2의 Substring을 서로 교환하여 Offspring1과 Offspring2을 생성한다. 그리고 같은 방법으로 다시 2개의 Parents을 선택하여 Offspring3과 Offspring4을 생성한 다음 Offspring1, Offspring2, Offspring3, Offspring4 중에서 Fitness가 좋은 2개의 Offsprings를 선택하도록 하였다.

3.4.3 동적인 Crossover연산 rate

유전자 알고리즘의 성능에 영향을 미치는 또 다른 Crossover연산의 요소는 Crossover연산을 적용하는 횟수(Crossover연산 확률)이다. 일반적으로 유전자 알고리즘을 진행시키는 동안 Crossover연산 rate을 1로 일정하게 고정 시킨다. 그러나 본 논문에 적용한 Crossover연산 rate는 동적으로 변하는 Crossover연산 rate로서 처음에 0.95로 고정하고 평균 Fitness가 하강하면 Crossover연산 rate을 약간 상승시키고, 그리고 평균 Fitness가 평탄하거나 상승하면 변화가 일어나지 않도록 하였다.

3.5 Mutation

자연 생태계에서 Mutation은 돌연변이를 발생시키는 것이다. 돌연변이에 의해서 적자가 발생할 수도 있다는 점을 유전자 알고리즘에서 응용한 것이 Mutation 연산이다. 이 Mutation 연산은 낮은 Fitness에 의해 평준화 되어 있는 세대에서 보다 높은 Fitness를 가진 Strings를 생성시킬 수 있다는 데 중요한 의미가 있다. 수렴속도가 너무 빠른 것은 좋지 않지만 어느 정도 속도로 수렴하는것은 Local minima에 빨리 수렴하는 것을 방지하는 효과가 있다. 본 알고리즘에서는 Mutation 확률을 0.2%로 일어나게 했다. 자연계에서도 돌연변이가 일어날 확률은 극히 적기 때문이다.

3.6 유전자 알고리즘 종결

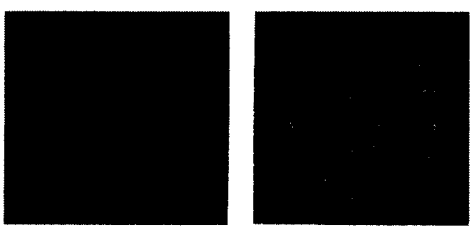
유전자 알고리즘의 종결 조건은 문제의 특성에 맞게 여러가지 방법이 있을 수 있다. 세대의 수를 제한할 수도 있고 또는 Fitness의 변화정도에 따라 종결조건을 정할 수도 있다. 본 논문에서는 세대수에 제한을 두어 종결조건을 두었다.

4. 실험결과

에지추출알고리즘의 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_Q를 사용하였다. 그리고 실험에 사용된 영상은 이상적인 계단에지로 배경의 농도는 120, 물체의 농도는 150으로 스텝의 크기가 30인 실험영상으로 크기는 120×120, 그레이 레벨은 256인 흑백영상을 사용하였다. 실험영상에 평균이 0이고 분산이 $\sigma=30$인 가우시안 노이즈를 섞어 본 논문에서 구현한 유전자 알고리즘의 세대진행에 따른 에지평가함수와 에지영상의 발달과정을 제시하였다. 그리고 유전자 알고리즘과 다른 에지추출 연산자와의 시각적인 성능을 비교하기 위하여 150×150 크기인 건물 영상을 사용하였다. 후보 에지영상 생성에 Sobel, Preweet, Pre-Chen, Robert,Robets 연산자와 에지의 구조적특성을 기준으로 하여 구성된 연산자(12)를 사용하였다. 유전자 알고리즘의 초기 Population(Strings)은 48개의 에지영상으로 구성하였고 각종 기울기 연산자의 임계치를 설정하는데 3장에서 제시한 에지평가함수 E_Q를 사용하였다. Selection방법은 Deterministic sampling(roulette wheel) 방법을 이용하여 구현하였으며 본 논문에서는 이 방법을 약간 변경시켜 전 세대에서 가장 높은 Fitness(비용함수)을 가진 1개의 String이 다음세대에 포함

되도록 하였다. Crossover연산에서는 변화를 유도할 수 있도록 Crossover연산에 3.4장에서 제시한 3가지의 제한조건을 부가하였고 Mutation연산 0.5%로 하였다.

Fig.8은 실험에 사용된 실험영상과 원영상에 $\sigma=30$인 가우시안 노이즈를 첨가시킨 영상을 보여준다. Table 1은 $\sigma=30$인 경우 유전자 알고리즘의 총 비용함수와 평균비용함수 그리고 최대 비용함수을 갖는 String의 비용함수의 발달과정을 비교한 것이다. 그리고 Fig.9는 1세대, 40세대, 80세대 그리고 마지막 세대인 100세대의 최대 비용함수를 갖는 Strings의 에지영상을 보여준다.



(a) (b)

Fig. 8 Original test images for a genetic algorithm. (a)Original test image (b)Test image with σ=30

Table. 1 The E_Q of Test Image(σ=30).

세 대	총 비 용	평균비용	최대비용
1	1972	41	64
10	2384	49	66
20	2601	54	68
30	2780	57	70
40	2995	62	77
50	3166	65	78
60	3349	69	83
70	3492	72	83
80	3659	76	86
90	3827	79	88
100	3493	81	89

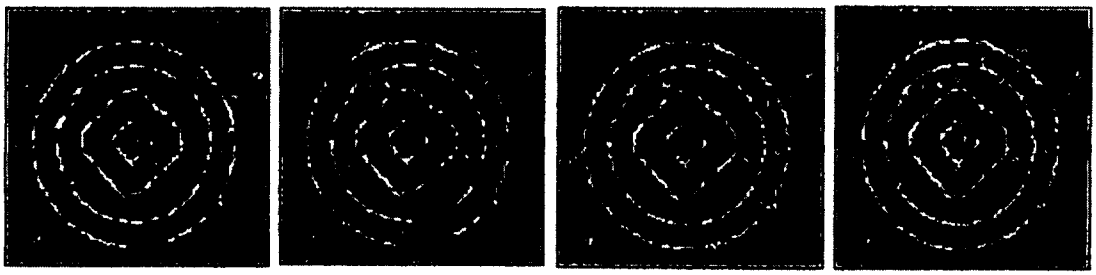
Table 1에서, 유전자 알고리즘의 100세대 후 총 비용함수는 원영상에서 1972에서 3934로, 평균비용함수는 41에서 81로 그리고 최대비용함수 64에서 89로 크게 향상되었다.

그러나 Fig.9의 에지영상에서, 굵은 에지가 가는 에지로 그리고 노이즈로 끊어진 조각에지가 이어진 긴에지로 개선되었으나 E_Q 값의 개선폭 만큼 개선되지는 않았다. 이것은 에지의 주위에 있는 노이즈가 작은 원 또는 작은 사각형을 형성하여 물체의 에지로 인식되었기 때문이다. 이와같은 현상은 후보 에지영상(Strings)의 구성에 많은 영향을 받았다. 후보 에지영상을 잘 구성하면 더 좋은 에지영상을 얻을 것으로 생각한다. Fig.10은 유전자 알고리즘과 각종 기울기 연산자를 사용하여 추출한 건물영상의 에지를 보여준다.

Fig.10에서 유전자 알고리즘을 이용하여 생성한 에지영상은 다른 에지추출 연산자로 추출한 에지영상보다 굵은에지가 가는 에지로 그리고 주위에 있는 노이즈를 제거한 에지영상으로 나타내 주었다. 이와같이 유전자 알고리즘을 이용하여 일반적인 에지추출연산자보다 성능이 향상된 에지영상을 생성할 수 있었다.

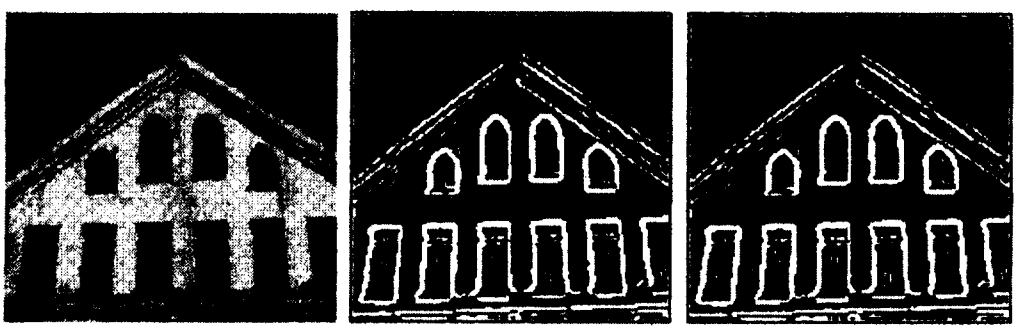
5. 결 론

에지추출 문제를 에지평가 비용함수 최대화 문제로 다루었다. 에지평가 비용함수는 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이를 기준으로 하여 구성하였으며 이와같은 비용함수을 최대화시키는데 유전자 알고리즘을 사용하였다. 유전자 알고리즘은 Crossover연산자의 3요소인 Cut points와 Crossover연산의 구현방법 그리고 Crossover연산 rate등을 중심으로 구성하였다. 이와같은 유전자 알고리즘을 적용하여 다른 에지추출 연산자 보다 더 좋은 에지영상을 추출할 수 있었다. 그러나 에지추출알고리즘의 Fitness로 사용되는 에지평가비용함수와 후보 에지영상은 에지영상의 질에 큰 영향을 미쳤다. 본 논문에서 구성한 에지평가 비용함수가 완벽한 에지평가함수는 아니다. 아울러 에지평가비용함수 구성에 에지크기, 에지연속성, 에지굵기 그리고 에지길이 요소 외에 정확한 에지위치를 나타내는 위치요소를 추가하여 비용함수를 구성한다면 더 낳은 에지를 추

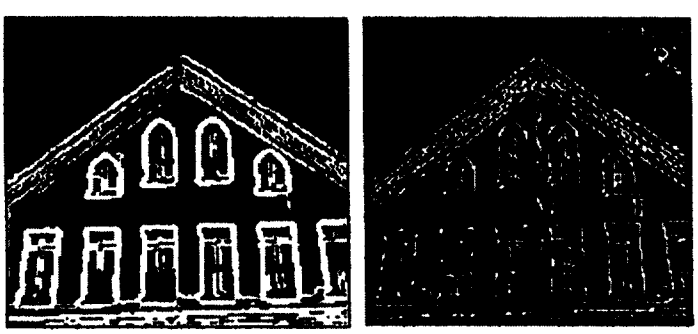


(a) (b) (c) (d)

Fig.9 Proceeding of test edge image(σ=30). (a)1 generation (b)40 generations (c)80 generations (d)100 generations



(a) (b) (c)



(d) (e)

Fig.10 The comparison of edge detection operators (a)Building image (b)Sobel Operator (c)Preweet Operator (d)Robets Operator (e)Genetic algorithm

출할 수 있을 것으로 사료되며, 앞으로 유전자 알고리즘 성능개선 연구와 함께 에지평가비용함수에 대한 연구가 이루어 져야할 것으로 사료된다.

참고문헌

1) L.S. Davis." A Survey of Edge Detection Tech-

niques," Computer Graphics and Image Processing 4, pp. 248-270, 1974.

2) John Canny,"A Computational Approach to Edge Detection," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intalligence, Vol. PAMI-8, NO. 6, 1986.

3) A. Martelli, 杷dge Detection Using Heuristic search Methods, CVGIP, vol. 1, pp. 169-182, 1972.

4) I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative Design and Evaluaton ofEnhancement/Thresholding Edge Detection," IEEE, vol. 67, no. 5, pp. 753-763, May 1979.

5) J. Lam and J. Delosme, "Simulated Annealing. A Fast Heulistic for some Genetic Layout Problems," Proc. Int. Conf. on Computer-Aided Design, pp. 510-513, 1988.

6) B. Kernigham and S. Lin, "An Efficient Heuristic Procedure for Partitioning Graphs," Bell Systems Technical Journal, Vol. 49, pp. 291-307, Feb. 1970.

7) Holland, J. H. "A New Kind of Turnpike Theorem," Bulletin of American Mathematical society, 75, pp.1311-1317, 1969.

8) Holland,J. H. Processing and Processors for Schemata, In E. L. jacks(Ed), Associative information processing. New York, pp. 127-146, American Elsevier, 1971.

9) K.A.DeJong,"Addaptive System Design: a Genetic approach,"IEEE Trans.SMC-10(9), pp. 566-574 ,1980.

10) D.E. Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Marchine Learning, Addison - Wesley Publishing Comp. Inc, pp. 106-122, 1989.

11) Wilson, S.W. "Classifier system learning of a boolean function," Research Memo RIS- 27r) Cambridge, MA: Rowland Institute for Science.

12) 김수겸, 조범준, "유전자알고리즘을 이용한 에지추출," 한국통신학회 논문지 '95-8 Vol.20 No. 8