

유전 알고리즘에 의한 영상 복원

김 무 영* · 김 장 형**

Image Restoration using Genetic Algorithms

Moo-Young Kim* and Jang-Hyung Kim**

ABSTRACT

This paper is related to the image restoration which is one of the image processing technologies, mainly used in multimedia technology nowadays. If the image gets faded and noised, it comes difficult to utilize the image. In this case, the image restoration method is mainly used. The early image restoration method employed concept in frequency domain, algebraic technology is recently a lot being used. In this paper, proposed method to restore the distorted image using optimization faculty of the genetic algorithm. Initial predictive image group is generated from the distorted image in order to get the original image. Genetic operation is applied to the individuals in the produced group in order to generate the next generation predictive image group. Predictive image which approaches the original image is obtained after generating several generations through reiterating this procedure.

Key Words : Image, image restoration, genetic algorithms

1. 서 론

초고속 정보통신망에서의 멀티미디어 기술은 영상 처리가 주요 기반이 된다. 영상 미디어는 아날로그 기술에 기초하여 제작되고 발달되어 왔으나 최근 반도체 기술과 컴퓨터 기술의 발전으로 디지털 기술이

도입되어 그 처리의 내용이 비약적으로 증가하고, 표현 방법이나 사용 방법의 자유도도 커졌다.

디지털 영상을 활용하는 데 있어서 영상이 불완전하거나 흐리다면 그 영상을 활용하기가 매우 힘들어진다. 이러한 현상을 영상의 열화 또는 둔화라고 하며, 열화된 영상으로부터 원래의 영상을 얻을 수 있는 기법에 대하여 여러 기법들이 제안되고 있다^{1,2)}.

영상 복원 기법의 궁극적인 목적은 영상을 개선하는 것이다. 영상 복원은 열화 현상에 대한 사전 지식을 이용하여, 열화된 영상을 재구성하거나 복원하기 위한 과정이다. 그러므로 영상 복원 기법들은 원래의

* 제주대학교 대학원

Graduate School, Cheju Nat'l Univ.

** 제주대학교 정보공학과

Dept. of Information Eng, Cheju Nat'l Univ.

영상을 복원하기 위해 열화 현상을 모델링하고 역변환 과정을 수행한다. 그러나 실제로는 noise 문제나 열화된 역함수가 존재하지 않는 경우가 많다.

본 연구는 자연계의 생물진화의 원리에서 착안된 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 기법의 한가지인 유전 알고리즘을 이용하여 열화된 이진 영상에 대한 역함수를 구할 수 없는 경우 이진 영상의 디지털 데이터를 이용하여 유전 알고리즘의 유전자를 구성하고 이 유전자가 여러 세대에 걸친 진화 연산에 의하여 원래의 영상에 가까운 추정 영상을 얻는 방법에 대한 기법을 제시하고 있다.

II. 영상 열화 모델과 영상 복원

2.1 영상 열화 모델

영상이 흐릿함이나 noise에 의해서 열화되는 과정은 입력 영상 $f(x, y)$ 에 시스템 함수 H 가 적용되고, noise $n(x, y)$ 가 더해져서 열화된 영상 $g(x, y)$ 가 만들어지며 이는 다음과 같은 식으로 모델링 될 수 있다³⁾.

$$g(x, y) = \iint h(x, y, x', y') f(x', y') dx' dy' + n(x, y) \quad (1)$$

식 (1)에서 g 는 열화 영상, h 는 열화 함수(점확산함수 PSF), f 는 원래 영상, n 은 랜덤 noise를 나타낸다. 열화함수 h 에 장소의존성이 없는 경우, 식(1)은 나선적분 *로 나타낼 수 있다.

$$g(x, y) = \iint h(x-x', y-y') f(x', y') dx' dy' + n(x, y) \quad (2)$$

$$\equiv h * f + n \quad (3)$$

가 된다. 이때, 푸리에 변환 영역으로는

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v) \quad (4)$$

가 된다. 여기에서 G,H,F,N은 각각 g,h,f,n의 푸리에 변환을 나타낸다.

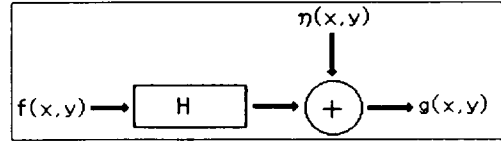


Fig. 1 Image degradation model

어떤 상수가 곱해진 입력에 대한 출력은 같은 상수 값을 곱한 결과와 동일하다. 입출력관계가 $g(x, y) = H[f(x, y)]$ 인 연산자는 위치나 공간 불변성을 가진다. 이러한 정의는 영상에서 어떤 지점의 출력이 단지 그 지점의 입력값에만 영향을 받고 있음을 나타낸다.

2.2 영상 복원

영상 복원의 목적은 열화된 영상 g 와 H, n 에 대한 지식이나 가정으로부터 원래의 영상 f 를 추정하는 것이다. 다음의 열화모델 $g = H * f + n$ 은 선형 대수학적 입장에서의 영상 복원 방법을 구성하게 하였다.

식 (4)에서 $H \neq 0$ 인 경우에는 H 로 양변을 나누면,

$$F(u, v) \equiv G(u, v)H(u, v)^{-1} = F(u, v) + N(u, v)H(u, v)^{-1} \quad (5)$$

가 된다. 이때 noise가 존재하지 않는 경우, 즉 $N(u, v) = 0$ 인 경우에는 완전한 복원이 가능하게 된다. 그러므로 $H(u, v)^{-1}$ 는 역필터라고 한다.

식(5)에서 noise가 존재하는 경우에는 $H(u, v)$ 가 0에 가까운 영역에서는 noise가 증폭되어 영상 복원이 어려워진다. 이러한 noise에 대하여 복원 영상과 원래 영상의 평균제곱오차를 최소로 하는 기준을 이용하여 복원을 수행하는 것이 위너 필터이다. 이 위너 필터를 사용하여 영상을 복원하면 noise의 발산이 방지되지만, 반대로 에지 부분에 있어서 충분한 선명도를 얻지 못한다는 단점이 있다.

$H=0$ 이 되는 영역을 갖는 열화 함수인 경우, 또는 장소 의존성을 갖는 공간가변 필터인 경우에는 역함수를 구하는 것이 어려워 영상 복원은 훨씬 더 어려워진다.

최대 엔트로피법에서는 영상을 정규화하여 전체

화소의 합계가 1이 되도록하고, 영상을 확률장으로 간주한다. 열화 영상으로부터 영상을 복원하는 경우에는 이것을 확률적 조작이라고 볼 수 있다. 복원 영상의 평가 기준으로서 영상의 엔트로피를 고려하여 엔트로피가 최대가 되는 영상이 나타나기 쉽게한다. 이 최대 엔트로피법은 역필터와는 달리 역변환이 아니며, 반복법으로 문제를 해결한다^{4,5)}.

2.3 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 생물진화의 원리 즉 적자생존과 자연선택에 대한 다윈의 이론에 기초하여 착안된 병렬적이고 전역적인 탐색 알고리즘으로서 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 알고리즘이다^{6,7)}.

유전 알고리즘은 기본적으로 Generate-and-Test형의 알고리즘으로서 모집단의 각 스트링은 적합도 함수에 의해 주어진 환경에 적합한지를 평가 받고 다음 세대에 복제될 것인지 아니면 퇴화될 것인지가 결정된다^{8,9)}. 일반적으로 이 과정에서 선택, 교차, 돌연변이와 같은 세 가지 종류의 유전자 조작을 사용한다^{9,10)}.

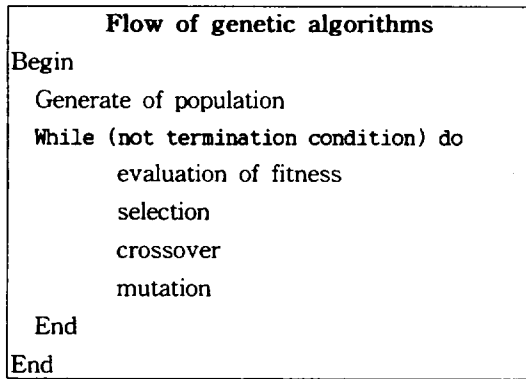


Fig. 2 Flow of genetic algorithms

유전 알고리즘의 해의 탐색은 기존의 다른 탐색 방법과는 달리 랜덤하게 발생된 초기 가능해 모집단을 가지고 출발한다. 이 모집단의 각 개체는 기호 형태로 표현된 스트링 구조를 갖는다. 그리고 이 알고리즘은 전체 탐색법으로 동시에 여러점의 탐색점을 찾아나가는 특징을 갖고 있으며, 기존의 다른 방법들에 비해 부분 최적점에 빠질 확률이 적은 특징이 있다^{11,12)}.

2.4 유전자 조작

2.4.1 선택

유전 알고리즘에서 선택 연산은 평가 함수의 적합도 값에 의해 새로운 해를 발생시키는 연산이다. 모집단에서 발생된 모든 스트링은 평가함수에 의한 적합도 평가에 의해 다음 세대에 복제될 것인지, 아니면 퇴화될 것인지가 결정된다¹¹⁾.

대표적인 선택 연산은 적합도 비례 선택으로 룰렛 휠 표본추출이라고도 하는 방법과 확정적 선택이 있다⁹⁾.

비례선택은 어떤 개체가 재생산된다고 기대되는 횟수는 그 적합도를 개체집단의 평균 적합도로 나눈 것과 같은 것으로 각 개체들의 적합도에 비례한 확률로 자손을 남길 가능성이 있는 모델이다⁹⁾.

어떤 개체가 각각의 선택 정도에 따라 선택될 확률은 다음과 같은 식으로 표현될 수 있다.

$$tselect_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j} \tag{6}$$

확정적 선택은 비례선택에 의해 구성된 새로운 개체와 부모집단의 적합도 값을 하나의 배열로 구성하고 정렬을 실행한 후 모집단의 크기 만큼의 개체를 선택함으로써 다음 세대의 모집단으로 이용될 자식 개체를 구성하는 방법이다¹²⁾.

2.4.2 교차

교차는 두 부모의 염색체를 조합하여 자식의 염색체를 만드는 조작이다. 교차 연산은 적용 문제의 성격에 따라 여러 가지 방법이 개발되었는데, 대표적인 것들로는 절단법, 순서교차, 주기교차 등이 있다. 이들 중 가장 일반적으로 사용되는 방법은 절단법이고, 순서적인 문제의 해결을 위한 교차연산에서는 순서교차와 주기교차 연산이 많이 응용되고 있다.

2.4.2.1 단순교차

단순교차는 하나의 절단점을 정하고 그 앞과 뒤에서 상대쪽 부모의 유전자형을 받아 변경시켜 다음 세대를 만드는 방법으로 1점 교차라고도 부르는 가장 단순한 방법이다.

개체 A : 1 0 0 1 || 1 1 1 → 1 0 0 1 0 0 0
개체 B : 0 0 1 1 || 0 0 0 → 0 0 1 1 1 1 1

2.4.2.2 복수점 교차

복수점 교차는 교차 위치가 복수인 방법으로 복수 개의 절단점을 가지고 교차연산을 하는 방법이다.

개체 A : 1 0 || 0 1 1 || 1 1 → 1 0 1 1 0 1 1
개체 B : 0 0 || 1 1 0 || 0 0 → 0 0 0 1 1 0 0

2.4.2.3 일정 교차

일정 교차는 교차시 마스크를 사용하여 그것에 의 해 어느 쪽 부모의 유전자를 받아들일 것인지 결정하는 방법이다¹³⁾.

두 개의 부모가 되는 개체 및 마스크를 설정하고, 마스크의 비트가 0인 경우에는 자식1에 부모1의 유전자를 복사하고, 1인 경우에는 부모2의 유전자를 복사한다. 자식2는 이것의 반대로 수행한다.

부모1	: 0	0	1	1	1	1
부모2	: 1	1	1	1	0	0

마스크	: 0	1	0	1	0	1

자식1	: 0	1	1	1	1	0
자식2	: 1	0	1	1	0	1

2.4.3 돌연변이

돌연변이는 유전자를 일정한 확률로 변화시키는 조작이다. 돌연변이를 너무 큰 변이확률로 설정하면 우수한 해가 더 나빠지는 경우가 발생할 수 있으나 어느 정도의 변이는 필요하다¹²⁾.

돌연변이가 없는 경우에는 초기 유전자의 조합 이외의 공간을 탐색할 수 없으며, 결국 찾고자 하는 해의 질에도 한계가 나타난다.

개체 A : 1 0 0 1 || 1 1 1 → 1 0 0 1 || 1 1 1
개체 B : 0 0 1 1 || 0 0 0 → 0 0 1 1 || 0 0 0

2.5 유전 알고리즘의 구조

부모집단을 P(t), 자식집단을 C(t)라 할 때 유전

알고리즘은 Fig 4와 같이 나타낼 수 있다. Fig. 4의 구조를 그림으로 표현하면 Fig. 5와 같다.

```

Procedure: Genetic Algorithms
Begin
  t ← 0;
  initialize P(t);
  evaluate P(t);
  While (not termination condition) do
    recombine P(t) to yield C(t);
    evaluate C(t);
    select P(t+1) from P(t) and C(t)
    t ← t + 1;
  End
End
    
```

Fig. 4 Procedure of genetic algorithms

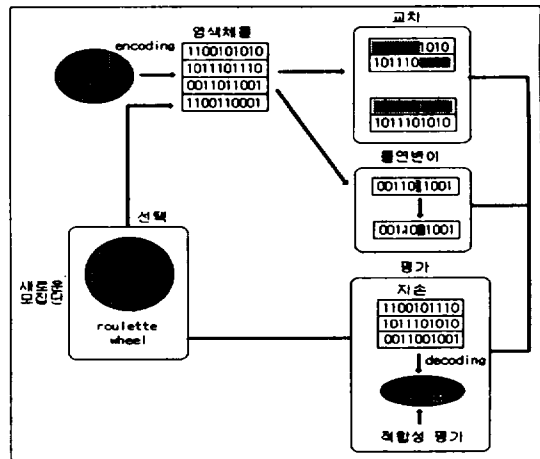


Fig. 5 General structure of genetic algorithms

III. 영상 복원

3.1 유전자로의 코드화

영상 복원에서 찾고자 하는 해는 원래 영상이 아닌 가장 근사하다고 판단되는 추정 영상이다. 본 연구에서는 하나의 영상을 하나의 개체로 보았다. 유전 알고리즘은 보통 개체의 표현을 1차원 배열을 사용

한다. 그러나, 영상은 2차원의 화소로 표현된다. 본 연구에서는 각 화소를 유전자로 간주하고 하나의 영상을 2차원 염색체로 간주하였다. 본 연구에서는 원래 영상을 그레이 영상에 한정하고, 염색체는 2차원의 비트 배열로 하였다. Fig. 7은 Fig. 6의 영상을 유전자로 표본화한 것을 보여준다.



Fig. 6 Original image

137	137	138	138	140	135	130	135	134	138	~
127	129	131	130	130	127	127	128	133	135	~
143	143	148	153	149	143	145	135	118	127	~
98	86	63	63	55	72	73	73	73	70	~
80	75	72	80	77	75	78	75	78	78	~
73	73	79	89	81	90	78	89	95	90	~
91	97	89	104	101	104	96	100	106	102	~
100	96	104	98	105	98	97	97	105	105	~
95	97	102	103	99	96	102	102	106	104	~
101	100	100	108	104	104	105	101	105	101	~
106	102	104	102	112	99	104	100	102	100	~
103	98	101	107	104	101	100	99	97	99	~
105	101	101	104	102	102	96	103	109	104	~
102	99	100	98	102	99	99	100	93	105	~
99	96	96	104	95	99	99	102	97	92	~
95	95	90	93	86	91	89	83	87	72	~
71	83	90	106	110	118	128	127	136	141	~
142	131	121	129	130	123	125	129	131	128	~
135	129	129	124	127	128	129	127	126	124	~
129	128	129	129	135	129	131	136	132	132	~
131	134	181	198	206	206	212	211	215	204	~
183	131	77	71	76	73	86	91	90	94	~
101	88	92	92	94	98	92	94	89	94	~
93	91	95	100	93	94	96	93	94	87	~
100	97	95	95	93	101	97	88	82	84	~
~	~	~	~	~	~	~	~	~	~	~

Fig. 7 Image encoding

3.2 각 개체의 평가

각 개체를 평가하여 적합도를 구하여야 선택 또는 도태시킬 개체를 선택할 수 있다. 원래의 영상을 알고 있으면 원 영상과 각 개체를 비교하면 되지만, 원

영상을 알지 못하므로 적합도의 평가방법에 주위의 화소를 이용하였다. 즉 하나의 화소 주위는 3×3의 행렬로 나타낼 수 있다. 이 화소와 주위의 화소와의 유전 형질을 비교하여 적합도를 증가시키는 방법을 사용하였다.

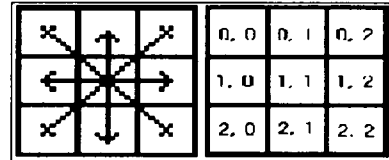


Fig. 8 3×3 adjacency pixel

```

Procedure: Fitness Algorithms
Begin
F ← 0;
For i:=0 to Max do Begin
  For j:=0 to Max do Begin
    If Ch(i, j) = Ch(i, j-1) then F = F + 1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i, j+1) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i+1, j-1) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i+1, j) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i+1, j+1) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i-1, j-1) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i-1, j) Then F = F+1;
    ElseIf Ch(i, j) = Ch(i-1, j+1) Then F = F+1;
  End
End
End
    
```

Fig. 9 Fitness algorithms

하나의 화소가 주위의 화소 8개와 모두 같다면 그 화소는 영상 전체적으로 보면 열화 현상이 일어나지 않은 것으로 볼 수 있다. 영상에 있어서 경계 부분에서는 화소가 주위의 화소 8개와 모두 같을 수 없으며 이런 화소는 열화 영상에서의 열화된 부분의 화소와 구분이 모호해 진다. 그러나 영상의 열화 현상은 경계 부분에서 일어나는 경우가 많다고 보고 이 화소의 적합도는 낮게 평가하였다. 즉 적합도가 높은 개체는 낮은 개체보다 noise나 영상의 열화가 적다고 평가하였다.

3.3 유전자 조작

각 개체의 적합도가 구한 다음에는 개체 집단에 대한 유전자 조작을 가하였다. 본 연구에서는 선택, 교차, 돌연변이 등을 순차적으로 수행하였다. 선택 방법은 적합도가 낮은 개체를 도태시키고, 적합도가 높은 개체를 복제하여 개체의 수를 유지하였다.

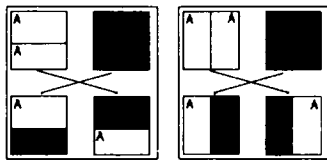


Fig. 9 Crossover

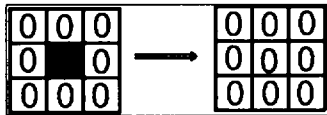


Fig. 10 Mutation

교차는 일반적인 유전 알고리즘과 달리 2차원 배열인 염색체 개체를 가로 또는 세로로 교차하는 방법을 사용하였다. 돌연변이는 난수에 의해서 선택된 화소의 주위 화소의 정보를 이용하였다. 돌연변이 비율이 너무 높으면 부분 해에 빠지거나 우수한 유전자를 가진 해 집단이 파괴되는 경우가 생긴다. 돌연변이에 의해 반전될 확률을 그 주위 화소의 평균값에 의해 가중치를 부여하였다

3.4 유전알고리즘을 이용한 영상 복원

유전 알고리즘을 이용한 영상 복원 기법에서는 열화 현상에 대한 역함수를 이용하지 않기 때문에 복잡한 주파수를 이용하는 기법이나 어려운 대수적인 기법을 사용하지 않고도 보다 간단한 방법으로 열화된 영상의 복원을 수행할 수 있다.

- 유전 알고리즘을 이용한 영상 복원 알고리즘**
- 1 : 열화 영상에서 추정화상의 모집단 생성
 - 2 : 각 영상에 대하여 적합도 값을 구함
 - 3 : 선택, 교차, 돌연변이 연산을 수행
 - 4 : 2, 3을 추정화상을 얻을 때까지 반복

Procedure : Image Restoration Using Genetic Algorithms

```

Begin
  t ← 0;
  population P(t);
  fitness P(t);
  While (not termination condition) do
    selection P(t + 1);
    crossover P(t + 1);
    mutation P(t + 1);
    fitness P(t + 1);
    t ← t + 1;
  End
End
    
```

Fig. 11 Image restoration using genetic algorithms

본 연구에서 제시하는 기법은 열화된 영상을 가지고 추정 영상 그룹을 생성하고 그 추정 화상들에 대하여 유전형질의 적합도를 구하여 그 적합도를 평가하고 높은 적합도를 갖는 우수한 형질의 개체만을 선택하고 교차하여 새로운 집단을 생성하고 부분 해에 빠지는 경우를 위해 주위의 화소를 이용한 돌연변이 연산을 수행하고 원 영상에 가까운 추정 영상을 얻을 때까지 반복 수행하는 기법이다.

제시하는 알고리즘은 대수적인 기법을 사용하지 않고도 열화된 영상에서 원 영상에 가까운 영상을 구하는 방법을 제시하고 있다.

유전 알고리즘에서는 먼저 문제의 해 후보로부터 형성된 초기 집단을 생성한다. 이 초기 집단에 대하여 평가함수를 환경으로 한 자연도태의 원리를 적용시키고, 유전자 조작을 반복하여 집단에 추가해 가는 것에 의해 집단이 진화하여 최적 해를 얻게된다.

IV. 설계 및 구현

4.1 기본 구조

유전 알고리즘을 이용한 영상 복원 시스템은 다음과 같이 구성되었다.

- ① 초기 집단 생성 함수
- ② 적합도 판정 함수
- ③ 선택 연산 함수
- ④ 교차 연산 함수
- ⑤ 돌연변이 연산 함수

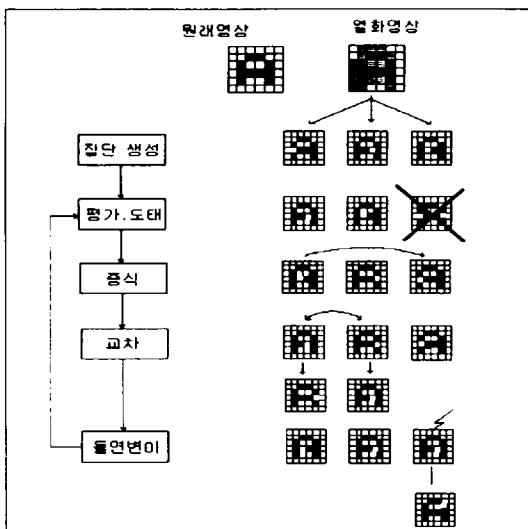


Fig. 12 Image restoration algorithms

4.2 함수의 기능

함수의 전체적인 흐름은 다음과 같다. 먼저 열화 영상으로부터 초기 추정 영상 집단을 생성하고, 적합도를 판정한다. 다음 세대를 유전자 연산을 통해 생성하고 적합도를 다시 판정한다. 이 과정을 원하는 추정 영상을 얻을 때까지 반복한다.

4.2.1 초기 집단 생성 함수

열화 영상으로부터 초기 추정 영상 집단을 생성한다. 추정 영상의 집단의 추정 해의 집단으로서 열화 영상을 기반으로 랜덤변수를 사용하여 서로 다른 추정 영상을 생성하였다.

4.2.2 적합도 판정 함수

추정 영상은 적합도를 판정하여 원하는 영상과 얼마나 근접한 영상인지를 판정할 수 있게된다. 추정 영상의 적합도는 주위의 화소를 이용하여 계산하였으며, 이 적합도에 따라 선택 연산에서 도태시킬 개체

를 선택하게 된다.

4.2.3 선택 연산 함수

선택 연산은 각 개체의 적합도를 기반으로 이루어진다. 적합도가 다른 개체에 비하여 떨어지는 개체는 도태시키고, 도태된 개체의 수 만큼을 적합도가 우수한 개체로부터 생성하여 집단의 개체수를 유지한다.

4.2.4 교차 연산 함수

교차 연산은 가로 교차와 세로 교차를 같이 사용하였다. 이 교차 연산을 통하여 생성되는 자식 개체는 양쪽 부모 개체의 유전자를 모두 가지게된다.

4.2.5 돌연변이 연산 함수

돌연변이 연산은 임의의 개체를 선택하고 임의의 유전자를 변경하는 연산이다. 랜덤 변수와 주위 화소의 정보를 이용하여 돌연변이 연산을 구현하였다.

V. 결과 및 고찰

지금까지 설명한 기법을 이용하여 영상 복원을 수행하였다. 실험에 사용된 영상은 256×256 크기의 영상을 사용하였으며, noise로 10%와 20%의 가우시안 noise를 흑백 영상과 그레이 영상에 첨가하여 열화 시키고 이를 복원하였다. 초기 모집단의 수는 4개 이상으로 하였으며 3세대 이상 진화한 후의 영상 중에서 복원된 영상을 구하였다.

Fig. 13은 흑백의 원래 영상에 10%의 가우시안 noise를 첨가한 열화 영상을 가지고 4개의 모집단과 3세대의 진화 연산을 거쳐 복원한 것이다.

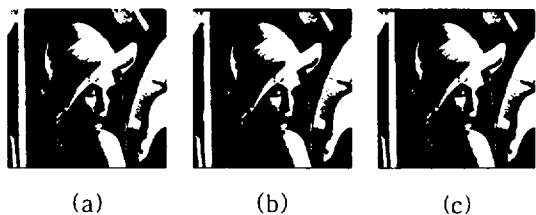


Fig. 13 (a) Original image: (b) Image including 10% gaussian noise; (c) Restoration image

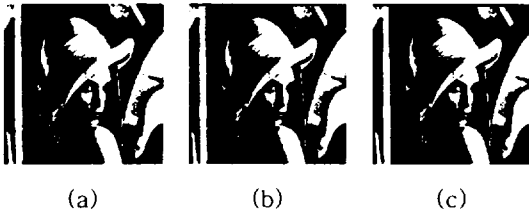


Fig. 14 (a) Original image; (b) Image including 20% gaussian noise; (c) Restoration image

Fig. 14는 흑백의 원래 영상에 20%의 가우시안 noise를 첨가한 열화 영상을 가지고 4개의 모집단과 3세대의 진화 연산을 거쳐 복원한 것이다.

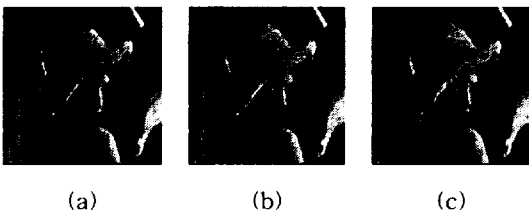


Fig. 15 (a) Original image; (b) Image including 10% gaussian noise; (c) Restoration image

Fig. 15는 그레이 영상에 10%의 가우시안 noise를 첨가한 열화 영상을 가지고 6개의 모집단과 5세대의 진화 연산을 거쳐 복원한 것이다.

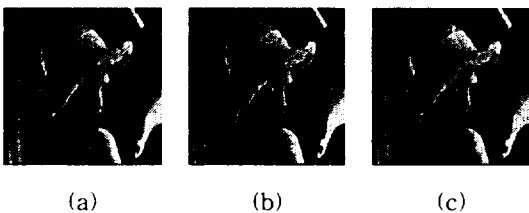


Fig. 16 (a) Original image; (b) Image including 20% gaussian noise; (c) Restoration image

Fig. 16은 그레이 영상에 20%의 가우시안 noise를 첨가한 열화 영상을 가지고 6개의 모집단과 5세대의 진화 연산을 거쳐 복원한 것이다.

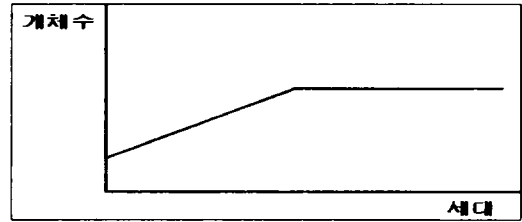


Fig. 17 Number of maximum fitness

Fig. 17은 각 세대에 따라 최고의 적합도 평가치를 나타내는 개체의 변화 추이를 나타낸다. 또한 각 세대에 따라 나타나는 최고의 적합도 평가치의 변화 추이는 Fig.18과 같다.

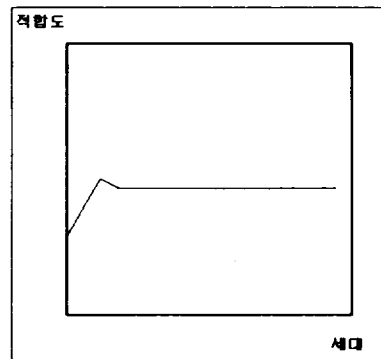


Fig. 18 Fitness transition

Fig. 17과 Fig. 18를 보면 세대가 지날수록 적합도 평가치는 한곳으로 수렴하고 최고의 평가치를 가지는 개체의 수는 증가함을 알 수 있다. 이러한 현상은 열화된 영상에서 원래의 영상으로의 수렴을 나타낸다.

이상의 결과에서와 같이 유전 알고리즘이 영상 복원에 효과적으로 응용될 수 있다는 것을 보여주고 있다. 또한 영상의 색상이 많아지면 모집단의 크기와 진화 연산의 세대수가 증가하여야 원래의 영상과 근접한 복원영상을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

VI. 결 론

열화된 영상은 필터를 사용하거나 대수학적인 방

법을 사용하여 원래의 영상에 근접한 추정 영상을 얻는 것이 현재 사용되고 있는 기법이다. 그러나 유전 알고리즘을 영상 복원 적용하면 필터나 대수학적 방법을 사용하지 않고도 원 영상에 가까운 영상을 쉽게 얻을 수 있다.

유전 알고리즘의 선택, 교배, 돌연변이 등의 유전자 연산에 의하여 열화된 영상으로부터 생성된 추정 화상의 집단은 세대가 지날수록 원래의 영상에 근접한 영상의 집단으로 수렴을 하게된다.

유전 알고리즘에 의한 영상 복원에서 앞으로 연구되어야 할 방향으로는 자연 영상으로의 확장과 실시간 영상 복원을 들 수 있다. 자연 영상을 복원하기 위해서는 파라미터의 값을 실수 범위에서 다루어야 하므로 계산량이 증가하게 된다. 또한 실시간 영상 복원을 위해서는 고속의 영상 복원시스템이 필요하게 된다. 이러한 처리를 위해서는 시스템의 병렬화를 포함한 고속화 기법의 개발이 필요하다.

참고문헌

- 1) W.K.Pratt, 1978, Digital Image Processing, New York, Wiley
- 2) 이문호, 염재훈, 1998, C언어를 이용한 영상신호 처리
- 3) Resonfeld A. & Kak A.C., Digital Picture processing, 1978
- 4) Rafael C.Gonzalez & Richard E.Woods, 1998, Digital Image Processing
- 5) Schwefel H.P., 1981, Numerical Optimization for Computer Models, John Wiley, Chichester, UK
- 6) Rechenberg I., 1973, Evolutionsstrategie: Optimierung technischer System nach Prinzipiender biologischen Evolution, Fromman-Holzboog verlag, Stuttgart
- 7) 임영도, 이상부, 1998, 퍼지 · 신경망 · 유전진화
- 8) Fogel L.J., Owens A.J. and Walsh M.J., 1966, Artificial Intelligence Through Simulated Evolutionm John Wiley, chichester, UK
- 9) Goldberg D.E., 1989, Genetic Algorithms In Search,Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley ,Reading
- 10) Davis T.E. and Pricipe J.C., 1991, A Simulated Annealing like Convergence
- 11) Holland J.H., 1975, Adaptation in Natual and Artificial Systems, University of Micigan Press, Ann Arbor
- 12) Melanie Mitchell, 1998, Introduction Genetic Algorithms
- 13) Syswerda G., 1989, Uniform Crowwoverin Genetinc Algorithms, Proc. of ICGA-89