

論文97-34S-5-6

잡음훼손에 적합한 평가함수와 복원기법을 이용한 유전적 연산자의 개선

(Improvement of Genetic Operators using Restoration Method and Evaluation Function for Noise Degradation)

金承默*, 曹永昌*, 李泰鴻*

(Seung Moog Kim, Young chang Jo, and Tae Hong Lee)

요 약

악조건을 가지는 흐려짐과 심한 잡음으로 훼손된 영상의 복원에 있어서 최적화 함수는 전역적 최적해 주변에 많은 국부적 최적해가 있는 해공간을 형성한다. 일반적인 영상복원법 중 역필터법이나 경사법(gradient method)에 의한 복원은 훼손모델의 특성에 의존적이며, 또한 수렴성이 볼록공간(convex space) 내에서 정의되므로 국부적 최적해에 고립되기 쉽다. 그러므로 본 논문에서는 국부적 최적해로의 고립을 벗어나 해를 탐색할 수 있는 유전적 알고리즘을 도입하며, 잡음훼손에 적합한 평가함수의 도입과 유전적 연산자를 제안함으로써 평균자승오차와 적합도 특성 사이의 불일치를 개선하며, 계조도에 대한 효율적인 해탐색방법을 도출한다. 또한, 전역적 최적해 근처에서의 섬세한 해탐색을 위해 창크기와 방문횟수를 이용한 미세국부조정을 제안하였다. 실험결과를 통해서 잡음훼손에 적합한 평가함수와 유전적 연산자를 사용한 것이 기존의 평가함수와 유전적 연산자를 사용한 것보다 평균자승오차가 더 낮은 결과를 얻게 되어 잡음제거면에서 우수한 복원효과를 관찰할 수 있었으며, 또한 전반적인 해탐색 형태에 있어서도 미세국부조정에 의한 세밀한 해탐색을 관찰할 수 있었다.

Abstract

For the degradation of severe noise and ill-conditioned blur the optimization function has the solution spaces which have many local optima around global solution. General restoration methods such as inverse filtering or gradient methods are mainly dependent on the properties of degradation model and tend to be isolated into a local optima because their convergences are determined in the convex space. Hence we introduce genetic algorithm as a searching method which will search solutions beyond the convex spaces including local solutions. In this paper we introduce improved evaluation function and propose genetic operators for noise term to reduce the inconsistency between MSE(mean square error) and fitness value for gray scaled images. Finally we also proposed the local fine tuning of window size and visit number for delicate searching mechanism in the vicinity of the global solution. Through the experimental results we verified the effectiveness of the proposed genetic operators and evaluation function on noise reduction over the conventional ones, as well as the improved performance of local fine tuning.

I. 서론

* 正會員, 嶺南大學校 電氣電子工學部
(School of Electrical & Electronics Engineering,
YeungNam Univ.)
接受日字: 1996年9月11日, 수정완료일: 1997年5月2日

영상복원에 관한 연구는 여러 가지 요인으로 인해 훼손된 영상을 훼손되기 전의 영상에 가깝도록 복구하므로써 시각적인 품질을 높이거나, 다른 영상처리 입력으로서의 유용성을 높이는데에 그 목적을 가지고 있다.

영상복원을 위한 영상훼손은 다음과 같이 모델링될 수 있다.

$$g = Hf + n \quad (1)$$

식(1)에서 f , g , n 은 각각 $N^2 \times 1$ 의 사전식 나열 벡터로 표시한 원영상, 훼손영상, 잡음신호를 나타내며, H 는 $N^2 \times N^2$ 의 행렬로 표시되는 영상의 흐려짐을 나타내는 점확산함수(point spread function)로서, 움직임으로 인한 동적 흐려짐(motion blur)과 카메라의 초점이 맞지 않아 생기는 흐려짐(defocusing), 대기산란(atmospheric turbulence)등에 의한 흐려짐등을 나타낸다.

식(1)과 같이 표현된 훼손모델에서 영상복원은 원영상 f 에 가까운 영상을 얻어내는 것으로써 일반적으로 점확산함수의 역행렬을 이용하는 방법과 원영상과 복원영상과의 오차를 최소화하기 위해 정의한 목적함수의 기울기를 이용해서 반복적으로 해를 찾아가는 방법 등이 있다.^[11] 그러나 점확산함수가 특이점과 악조건을 가지는 경우에는 점확산함수의 역행렬이 없거나 역행렬을 구하기 어렵기 때문에 역필터로는 복원영상을 구할 수 없다. 또한 악조건을 가지는 훼손모델과 더불어 심한 잡음으로 훼손된 영상의 복원에 있어서 목적함수가 이루는 해공간은 전역적 최적해 주위에 많은 국부적 최적해가 존재하는 형태를 가진다.^{[12][13]} 이러한 경우, 종래의 목적함수의 기울기를 이용하는 반복복원법은 반복에 따라 잡음이 증폭되어 복원이 어렵게 된다. 즉, 목적함수의 기울기를 이용한 방법은 볼록공간 내에서만 해를 찾기 때문에 볼록공간 밖에 존재하는 해는 탐색될 수 없다. 이는 곧 국부해가 많이 존재하는 해공간에서는 국부적 최적해로의 고립 때문에 전역적 최적해로의 탐색이 어렵다는 것을 말해준다. 그러므로, 전역적 최적해를 찾기 위해서는 초기 탐색시작점이 속해 있는 국부적 볼록공간을 벗어나서도 해를 탐색할 수 있는 방법 즉, 해탐색에 있어서 탐색시작점의 위치와 무관한 탐색방법이 요구된다. 그러므로, 악조건이 존재하는 흐려짐과 심한 잡음훼손에 대한 복원에서 잡음의 증폭, 악조건에 따른 역필터에서의 문제점, 그리고 심한 잡음으로 인한 국부적 최적해로의 고립을 극복하고자 다점탐색 구조인 유전적 알고리즘(genetic algorithm)을 도입하였다. 이는 해탐색에 있어서 기존의 경사도를 이용하는 방법과는 달리 해탐색공간을 전체 해공간으로 확대시키려는 시도로서 잠재적 해집단

을 형성, 유지하고, 집단 내 개체들의 특성을 다양화함과 유전적 연산자를 사용함으로써 국소해로의 고립을 극복할 수 있는 해탐색 매커니즘을 형성한다.⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾

본 논문에서는 잡음훼손에 대한 복원과 계조도영상에 적합한 유전적 알고리즘을 구성하기 위해 잡음에 대한 평가기준을 가지는 개선된 평가함수의 도입과 복원기법을 이용한 유전적 연산자를 제안한다. 또한 수렴해 근처에서의 해탐색에서 수렴해에 대한 지향성을 증가시킬 목적으로 미세국부조정(local fine tuning)에 대한 매커니즘을 제안한다.

II. 유전적 알고리즘

1. 유전적 알고리즘의 개요

유전적 알고리즘은 자연 선택(natural selection)의 구조와 유전학에 바탕을 둔 탐색 알고리즘이다. 이 알고리즘은 미시건 대학의 Holland 교수와 그의 연구원들에 의해서 연구되어 온 것으로 자연계의 진화(evolution)모델을 기초로 하고 있다.

이 알고리즘은 최적화 문제에서 해탐색공간이 매우 크거나 최적화 함수가 해석적이지 못한 경우, 많은 국소해가 존재하는 경우, 최적해에 대한 사전지식을 사용할 수 없는 경우, 그리고 최적화 함수에 영향을 미치는 여러 가지 많은 요인들이 서로 밀접하게 얽혀 있어 요인들 간의 심한 상호작용 때문에 최적해를 찾기가 어려운 경우에 사용되고 있다.^{[14][15][16]} 유전적 알고리즘의 전체구성은 그림 1과 같다. 그림 1에서와 같이 이 알고리즘은 탐색시작점인 초기 해집단(population)을 구성하므로써 해탐색을 시작하며, 적합도와 유전적 연산자에 의해서 세대가 지남에 따라 전역적 최적해로 향해 진화해 가는 다점탐색의 기본적인 골격을 이룬다.⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾

유전적 알고리즘에서 해탐색과정은 크게 선택과정과 재결합과정으로 이루어지며, 선택과정에서는 자손개체를 위한 부모개체를 선택하며, 재결합과정에서는 선택된 부모개체에 대해 유전적 연산자인 교차(crossover)와 돌연변이(mutation)를 확률적으로 적용하므로써 자손개체를 생성하는데, 이렇게 얻어진 자손들은 평가를 통해 적합도를 갖게 되고, 집단 내 개체들과의 적합도 경쟁을 통해 차세대 집단을 구성한다. 이 두가지 과정들은 모두 집단 내의 개체들이 갖는 적합도를 바탕으로 이루어지며, 세대가 지남에 따라 우수한 해를 보존

하면서 동시에 보다 나은 해를 탐색해 나간다.

이 알고리즘은 VLSI 배치 문제나 신경회로망 구조의 최적화 문제 및 패턴 인식과 knapsack 문제, prisoner dilemma problem, 여행자 방문 문제 (traveling salesman problem) 등의 조합 최적화 (combinatorial optimization) 문제에 많이 이용되고 있다. [4] [5] [6]

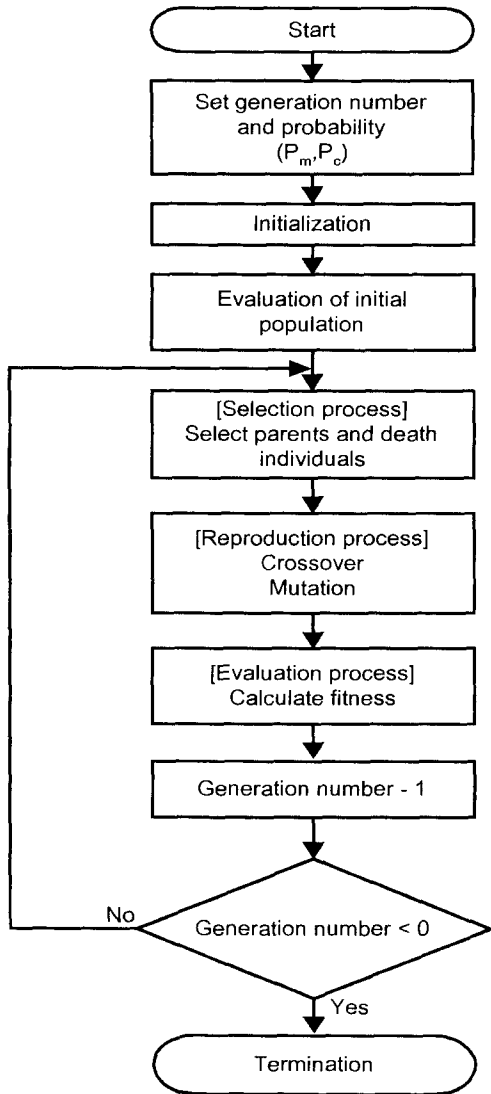


그림 1. 유전적 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flowchart of the genetic algorithm process.

2. 유전적 연산자

1) 개체의 코드화

유전적 알고리즘에서 해는 유전자로 구성되어 있는

임의의 코드로서 취급되며, 해탐색시 탐색대상이 된다. 이로서 유전적 연산자는 유전자 단위의 다양한 해탐색을 수행할 수 있게 된다. 이러한 영상 데이터의 코드화에서는 영상을 1차원 벡터나 2차원 벡터로 코딩한다.

2) 집단의 초기화

유전적 알고리즘의 해탐색에서는 집단을 초기화하므로 탐색시작점을 형성한다. 초기화 방법으로는 랜덤적인 방법과 훼손영상을 이용하는 방법 등이 있다. 일반적으로 랜덤적인 초기화방법으로는 해공간이 거대한 경우에 매우 많은 탐색시간이 소요된다.

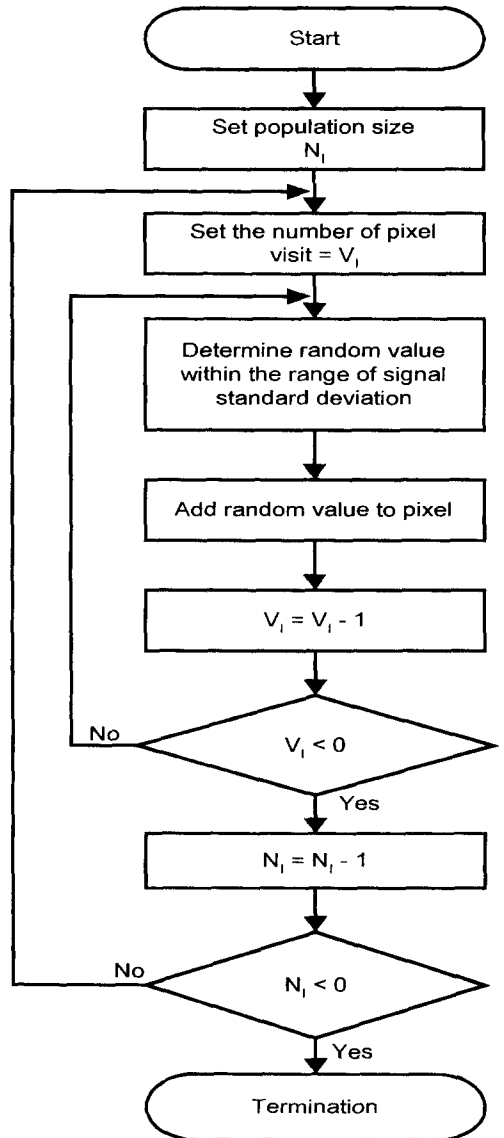


그림 2. 집단의 초기화 과정
Fig. 2. Initialization process of the population.

그러므로, 큰 탐색공간을 갖는 영상복원에서는 수렴시간의 단축 및 사전 정보의 이용을 위해 훼손영상을 사용하여 초기화하는 것이 더 바람직하다. 훼손영상을 이용한 초기화는 그림 2와 같은 과정으로 이루어지며, 각 탐색시작점에 대한 랜덤적 성질의 부여를 위해 훼손영상의 화소값을 가변하므로 초기화가 이루어진다.

3) 선택과정

선택과정은 집단 내 개체들이 가지는 특성을 다양화하면서 이러한 특성이 점차 전역적 최적해를 향하도록 조정하는 과정이다. 이는 세대 초기의 해탐색이 국부적 최적해에 고립되지 않게 하기 위함이며, 동시에 세대 후반에는 수렴특성을 향상시키기 위해 수렴해에 대한 지향성에 비중을 두기 위함이다. 이러한 해탐색 특성을 위한 선택과정으로는 엘리티스트 모델(elitist model), 기대치 모델(expected value model), 군집 인자 모델(crowding factor model), 토너먼트 선택등의 여러 가지 방법들이 있다.⁽⁴⁾⁽⁵⁾

본 논문에서의 사용할 선택과정은 적합도를 바탕으로 진행되며, 부모개체의 선택과 소멸개체의 선택으로 구성된다.

4) 유전적 재결합

유전적 재결합과정은 자손개체를 생성하는 과정으로 교차와 돌연변이에 의해서 이루어진다. 유전적 알고리즘을 영상복원에 적용할 경우, 임의의 영상이 하나의 점으로 표시되는 해공간에서 모든 탐색점을 탐색하는 것은 거의 불가능하다. 그러므로, 종래의 이진영상에서 사용된 화소값에 대한 랜덤적인 해탐색방법으로서는 전역적 최적해로의 탐색이 거의 불가능하다고 할 수 있다. 본 논문에서는 영상복원기법을 유전적 연산자에 이용하므로써 계조도 영상에 대해 효율적인 탐색을 수행하는 개선된 유전적 연산자를 제안한다.

(1) 교차

교차는 부모의 우수한 유전자를 보존함과 동시에 보다 나은 유전자를 찾기 위한 방법으로 임의로 선택된 교차영역 내에서 두 부모개체의 유전자 일부분을 서로 교환하므로 이루어진다. 종래의 교차방법은 식(10), (11)과 같이 화소값에 대한 교차만을 사용하였다. 본 논문에서는 화소값에 대한 교차 외에 해가 가지는 고주파신호를 탐색하기 위하여 영상복원기법을 이용한 교차방법을 제안하였다. 그러므로, 식(8), (9)와 같은 교차영역 내의 화소로부터 얻을 수 있는 고주파신호에 대한 교차와 식(10), (11)과 같은 각 화소값에 대한 실

수형 교차를 동시에 적용하므로 훼손영상에 대한 사용 가능한 정보를 이용하는 효율적인 탐색방법을 도출하고자 하는 것이다. 또한 전체영상 내에서 국부적 영상간의 기하학적인 유사성을 이용하기 위하여 서로 다른 창영역 간의 교차도 일부 허용하였다. 본 논문에서 사용된 교차형태는 그림 3과 같이 도식화할 수 있다.

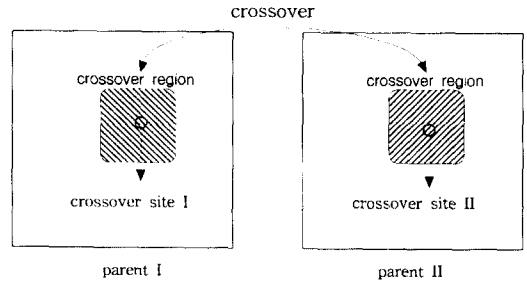


그림 3. 교차
Fig. 3. Crossover mechanism.

그림 3에서 교차영역 내의 각 화소에 대한 교차는 아래의 수식들로서 기술된다.

$$\hat{f}_1(i, j) = \rho k_g [g(i, j) - [H * \hat{f}_1](i, j)], \quad (i, j) \in W_C \quad (2)$$

$$\hat{f}_2(i, j) = \rho k_g [g(i, j) - [H * \hat{f}_2](i, j)], \quad (i, j) \in W_C \quad (3)$$

식(2), (3)은 교차창 내의 화소로부터 얻을 수 있는 신호의 고주파 성분에 대한 식으로 윤곽을 복원하기 위한 것이다. *는 컨벌루션 연산, \hat{f}_1, \hat{f}_2 는 선택된 두 부모개체, W_C 는 교차창, (i, j) 는 W_C 내의 화소위치, ρ 는 $[0, 1]$ 의 실수로서 고주파신호의 가산비율을 나타낸다. k_g 는 신호의 고주파성분과 잡음정도의 비율로서 다음과 같이 주어진다.

$$k_g = \frac{\sigma_{g|_{(i,j)}}^2 - \sigma_n^2}{\sigma_{g|_{(i,j)}}^2} = \frac{\sigma_{s|_{(i,j)}}^2}{\sigma_{g|_{(i,j)}}^2} \quad (4)$$

(단, σ_n^2 은 잡음의 분산값)

식(4)에서 $\sigma_{s|_{(i,j)}}^2$ 는 (i, j) 의 이웃 화소로부터 산출한 신호의 분산값으로 식(5)와 같이 주어진다.

$$\sigma_{s|_{(i,j)}}^2 = \sigma_{g|_{(i,j)}}^2 - \sigma_n^2 \quad (5)$$

식(4)의 분모항은 훼손영상에서 얻어낸 영상의 국부적 분산값으로 다음과 같다.

$$\sigma_{g|_{(i,j)}}^2 = \frac{1}{M'N'} \sum_{k=i-(\frac{M'}{2})}^{i+(\frac{M'}{2})} \sum_{l=j-(\frac{N'}{2})}^{j+(\frac{N'}{2})} [g(k,l) - g_{ml|_{(i,j)}}]^2 \quad (6)$$

여기서 M', N' 는 창영역의 종횡길이이며, $g_{ml|_{(i,j)}}$ 는 화소값 평균으로써 다음과 같이 주어진다.

$$g_{ml|_{(i,j)}} = \frac{1}{M'N'} \sum_{k=i-(\frac{M'}{2})}^{i+(\frac{M'}{2})} \sum_{l=j-(\frac{N'}{2})}^{j+(\frac{N'}{2})} g(k,l) \quad (7)$$

그러므로 식(2)와 (3)에 대한 고주파신호에 대한 교차는 다음의 식으로 주어진다.

$$\hat{f}_{CH_1}(i,j) = [a \hat{f}_{h_1}(i,j) + (1-a) \hat{f}_{h_2}(i,j)], \quad (i,j) \in W_C \quad (8)$$

$$\hat{f}_{CH_2}(i,j) = [a \hat{f}_{h_2}(i,j) + (1-a) \hat{f}_{h_1}(i,j)], \quad (i,j) \in W_C \quad (9)$$

a 는 $[0,1]$ 의 실수이며, 매 교차마다 랜덤적으로 설정된다. 식(10), (11)은 종래의 유전적 알고리즘에서 사용한 실수값에 대한 교차로서 교차창 내부의 각 화소값에 대해 적용한다.

$$\hat{f}_{CP_1}(i,j) = [a \hat{f}_1(i,j) + (1-a) \hat{f}_2(i,j)], \quad (i,j) \in W_C \quad (10)$$

$$\hat{f}_{CP_2}(i,j) = [a \hat{f}_2(i,j) + (1-a) \hat{f}_1(i,j)], \quad (i,j) \in W_C \quad (11)$$

그러므로, 고주파신호에 대한 교차와 화소값에 대한 교차를 동시에 고려한 교차는 식(12), (13)과 같이 얻어진다.

$$\hat{f}_{C_1}(i,j) = \hat{f}_{CP_1}(i,j) + (1-p_g) \hat{f}_{CH_1}(i,j), \quad (i,j) \in W_C \quad (12)$$

$$\hat{f}_{C_2}(i,j) = \hat{f}_{CP_2}(i,j) + (1-p_g) \hat{f}_{CH_2}(i,j), \quad (i,j) \in W_C \quad (13)$$

이 때 p_g 는 식(14)와 같이 주어지며, 이로서 세대 후반에서의 고주파신호에 대한 복원은 평면영역이 아닌 윤곽영역에서 주로 돌연변이에 의해서 일어나게 된다.

$$p_g = \frac{t}{N_g} \quad (14)$$

식(14)의 t 는 현재 세대수, N_g 은 전체 세대수를 나타낸다. 교차창 W_C 의 크기는 무분별한 교차를 방지하기 위해서 최대값과 최소값을 지정해서 제한하였으며,

교차는 다점교차(multiple crossover)를 적용하였다. 교차를 위한 방문 화소수는 식(15), (16)의 최대 방문 횟수 V_{MAX} 와 최소 방문횟수 V_{MIN} 를 기준으로 정하였다. 이 식에서 N_p 는 전체 화소수이며, $n_{W_{MAX}}$ 와 $n_{W_{MIN}}$ 는 각각 최대 교차창 W_{MAX} 와 최소 교차창 W_{MIN} 내의 화소수를 나타낸다.

$$V_{MAX} = \frac{N_p}{n_{W_{MIN}}} \quad (15)$$

$$V_{MIN} = \frac{N_p}{n_{W_{MAX}}} \quad (16)$$

(2) 돌연변이

돌연변이는 해탐색에서 국부적 최적해로의 고립을 벗어날 수 있는 가능성을 고려하므로써 전역적 최적해를 찾아갈 수 있게 한다.^{[4] [5] [6]} 종래의 돌연변이 방법은 식(17), (18)과 같이 이웃화소값을 고려한 방법으로 돌연변이된 화소값 $\hat{f}_M(i,j)$ 을 영상의 국부적 평균값과 국부적 표준편차로부터 랜덤적으로 얻어낸다.

$$\hat{f}_M(i,j) = \frac{1}{N_w M_w} \sum_{k=i-(\frac{N_w}{2})}^{i+(\frac{N_w}{2})} \sum_{l=j-(\frac{M_w}{2})}^{j+(\frac{M_w}{2})} [\hat{f}(k,l)] \quad (17)$$

$$\hat{f}_M(i,j) = \hat{f}_{ml|_{(i,j)}} + \text{rand}(\sigma_s|_{(i,j)}) \quad (18)$$

식(17)에서 N_w, M_w 은 돌연변이를 위한 창영역 W_m 의 종횡길이이며, 식(18)에서 $\text{rand}(\sigma_s|_{(i,j)})$ 는 $[-\sigma_s|_{(i,j)}, \sigma_s|_{(i,j)}]$ 에서 랜덤적으로 얻어진다. 여기서 $\sigma_s|_{(i,j)}$ 는 (i,j) 화소를 중심으로 한 미소창영역으로부터 얻어낸 영상신호의 국부적 표준편차이다.

본 논문에서는 영상복원기법을 돌연변이 연산자에 적용하였다. 그러므로 돌연변이는 잡음제거를 위한 항 $\hat{f}_{ml|_{(i,j)}}$ 과 $\hat{f}_{m2}(i,j)$, 그리고 윤곽복원에 대한 항 $\hat{f}_{m3}(i,j)$ 로 구성되며, 화소 (i,j) 에 있어서의 돌연변이 값은 다음의 식과 같이 나타낸다.

$$\hat{f}_M(i,j) = \hat{f}_{ml|_{(i,j)}} + \hat{f}_{m2}(i,j) + \hat{f}_{m3}(i,j) \quad (19)$$

식(19) 우변의 각 항은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{f}_{ml|_{(i,j)}} = \frac{1}{N_w M_w} \sum_{k=i-(\frac{N_w}{2})}^{i+(\frac{N_w}{2})} \sum_{l=j-(\frac{M_w}{2})}^{j+(\frac{M_w}{2})} [\hat{f}(k,l)] \quad (20)$$

식(20)은 돌연변이를 위한 미소 창영역 W_m 내의 최소 값 평균을 의미하며, 본 논문에서는 W_m 의 크기로서 5×5 정방형창을 사용했다. 식(19) 우변 둘째항은 잡음 제거시 영상의 윤곽을 보존하기 위한 항으로써 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{f}_{m2}(i, j) = k'_1 (\hat{f}(i, j) - \hat{f}_{m1}(i, j)) \quad (21)$$

식(21)에서 k'_1 는 다음과 같이 주어진다.

$$k'_1 = \frac{\sigma_f^2 |_{(i,j)} - \sigma_n^2}{\sigma_f^2 |_{(i,j)}} \quad (22)$$

식(22)에서 $\sigma_f^2 |_{(i,j)}$ 는 개체영상 f 내의 화소 (i, j) 에서의 국부적 분산값을 의미하며, σ_n^2 는 f 에 포함된 잡음의 분산값으로써 최소 국부적 분산값을 사용한다. 마지막으로 식(19) 우변의 세째항은 훼손영상이 가지는 원영상에 대한 윤곽정보를 위한 항으로 식(23)과 같이 주어진다.

$$\hat{f}_{m3}(i, j) = \rho_{D_g} \rho_{var} k'_2 [g(i, j) - [H * f](i, j)] \quad (23)$$

$$k'_2 = \frac{\sigma_g^2 |_{(i,j)} - \sigma_n^2}{\sigma_g^2 |_{(i,j)}} \quad (24)$$

식(23)에서 ρ 는 식(2), (3)에서와 동일하며, ρ_{var} 은 국부적 분산값 $\sigma_g^2 |_{(i,j)}$ 의 최대 국부적 분산값 $\sigma_{g,max}^2 |_{(i,j)}$ 에 대한 비로서 식(25)과 같이 주어진다.

$$\rho_{var} = \frac{\sigma_g^2 |_{(i,j)}}{\sigma_{g,max}^2 |_{(i,j)}} \quad (25)$$

그러므로, 식(19)와 같이 주어진 돌연변이는 세대 초반에는 평면영역에서의 잡음제거와 윤곽정보를 보존한 잡음제거를 수행하며, 세대 후반으로 갈수록 점차 윤곽 정보를 복원하는 형태를 취한다.

3) 미세국부조정

미세국부조정은 수렴해 근처에서의 안정적 해탐색과 수렴해로의 더 근접한 접근을 위한 것으로 수렴해로의 지향성을 증가시키기 위한 것이다.^[4] 본 논문에서의 미세국부조정은 재결합과정에서의 창크기와 화소 방문횟수의 측면에서 이루어지며, 미세국부조정을 위한 화소 방문횟수와 창영역의 크기는 세대수가 증가함에 따라 줄어드는 형태를 갖는다. 각 세대에 있어서 미세국부조정을 위한 창크기와 방문횟수는 식(26), (27)로부터 얻어진다.

$$W(t) = (W_{MAX} - W_{MIN}) \times \exp(-\frac{t}{c}) + W_{MIN} \quad (26)$$

$$V_n(t) = (V_{MAX} - V_{MIN}) \times \exp(-\frac{t}{c}) + V_{MIN} \quad (27)$$

위 식에서 $W(t)$ 는 t 세대에서의 창크기를 나타낸다. 우변의 W_{MAX} 와 W_{MIN} 은 각각 설정된 최대 창크기와 최소 창크기를 나타내며, V_{MAX} 와 V_{MIN} 은 각각 최대 방문횟수와 최소 방문횟수를 나타낸다. 식(27)의 $V_n(t)$ 은 t 세대에서의 방문횟수를 나타낸다. 이 때 c 값은 다음과 같이 정의된다.

$$c = \frac{N_g}{\eta} \quad (28)$$

이 식에서 η 는 세대수에 대한 감소율로서 해탐색의 특성에 따라 바뀔 수 있다.

4) 개체에 대한 평가

유전적 알고리즘에서 적합도는 각 개체에 대한 평가를 통해 얻어지며, 양호한 유전자의 보존과 선택과정, 재결합과정은 모두 적합도를 바탕으로 이루어진다. 그러므로, 평가함수가 원하는 최적해의 특성을 잘 반영하여야만 재결합과정과 선택과정을 통해서 해집단이 원하는 복원영상을 형성할 수 있게 된다. 기존의 평가함수는 복원영상과 훼손영상과의 오차로서 정의되며, 식(29)와 같이 주어진다.

$$e(f) = \|g - Hf\| \quad (29)$$

잡음훼손영상에 대한 복원에 있어서 식(29)의 평가함수로부터 얻어진 적합도는 잡음제거정도에 대해서는 아무런 판단기준을 가지지 못한다. 그러므로, 비록 유전적 연산자에 의해서 잡음이 많이 제거된 자손개체가 생성되더라도 이러한 자손의 우월성을 표명해주지 못하기 때문에 이러한 자손들은 다음 세대에 나타나지 못하고 선택과정에서 도태되어 버린다. 이는 곧 평가함수가 잡음에 대해서 큰 영향을 받지 때문에 나타나며, 이러한 경우에 있어서 적합도는 양호한 해를 위한 평가지표를 가지지 못하게 되고 평균자승오차의 측면에서 양호한 해를 보존하지 못하므로 좋은 복원결과를 얻지 못한다. 본 논문에서는 이러한 문제점의 해결방안으로서 식(29)에서 정의된 오차와 더불어 식(30)과 같이 잡음성분을 고려한 평가함수를 도입하였다.

$$e(\hat{f}_k) = \|g - H \hat{f}_k\| + \gamma \|C \hat{f}_k\| \quad (30)$$

(단, γ 는 $(1 - p_g)$ 이다)

여기서 k 는 집단 내 개체를 가리키며, C 는 라플라시안 연산자이다. 식(30) 우변의 두번째 항은 각 개체영상이 가지는 고주파성분의 크기를 나타내며, 잡음제거 정도에 대한 평가기준을 가진다. 즉, 세대초기에서 잡음이 제거된 개체의 경우 이 항이 작기 때문에 전체적으로 오차가 줄어들어 적합도가 증가하게 된다. 그러므로 평면영역에서의 잡음제거정도와 윤곽영역에서의 윤곽복원정도를 함께 평가할 수 있게 되어 식(30)으로부터 얻어진 적합도로서는 잡음제거면 뿐만 아니라 윤곽보정의 측면에서도 양호한 해를 얻을 수 있게 된다. 식(30)에서 γ 는 $(1 - p_g)$ 로 설정되어 세대가 지남에 따라 잡음에 대한 평가비중을 감소시키므로써 세대 후반에서는 주로 돌연변이에 의한 윤곽복원정도에 대해 평가하게 된다.

III. 실험결과

본 논문에서는 64×64 이진 문자영상 'A'와 128×128 'Lena' 영상에 대해 실험을 실시했다. 실험에서 사용된 훼손은 동적 흐려짐과 백색 가우스 잡음으로 BSNR(Blurred SNR)이 이진영상의 경우 2dB, 계조도영상의 경우 5dB 및 10dB로 훼손시켰다. 동적 훼손에 대한 훼손함수는 식(31)와 같다.

$$h_M(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{L} & \text{if } i \leq L, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

여기서 h_M 은 동적흐려짐에 대한 점확산함수이며, 동적흐려짐을 위한 창크기 L 은 7로 설정했다. 또한, 집단의 크기 N_{pop} 를 30, 교차확률 p_c 를 0.7, 돌연변이 확률 p_m 을 0.3, 전체 세대수 N_g 를 200세대로 설정했다. 개체영상의 코드화는 2차원 정수형 벡터를 사용했으며, 집단의 초기화시 훼손영상의 화소값에 대한 가변정도는 영상신호의 국부적 표준편차 범위 내에서 결정했다. 초기화시 방문횟수 V_1 는 최소 방문횟수 V_{MIN} 으로, 화소방문이 허용될 개체수 N_1 는 집단의 크기 N_{pop} 으로 설정했다. 선택과정에서의 부모개체수와 소멸개체수는 각각 15로 설정했다. 재결합과정에서 W_{MAX} 와 W_{MIN} 은 각각 16과 3으로 설정했으며, 이는 실험적으로 얻어진 값으로 너무 큰 값이나 너무 작은 값에 의해 해탐색이 더디게 되거나 비효율적인 방향으로 나타나지 않게 하기 위함이다. 또한 서로 다른 영역 간의 교차에서 창영

역의 크기와 교차확률은 각각 3×3 과 0.5로 설정했다.

본 실험에서는 잡음훼손에 적합한 수정된 평가함수와 제안된 유전적 연산자 및 미세국부조정에 대한 효과의 검증을 위해 복원영상, 오차영상 그리고 식(32)과 같이 주어진 평균자승오차(mean square error) e_{MSE} 에 대해서 복원결과를 비교, 평가하였으며, 오차영상은 오차신호를 이진영상과 계조도영상에서 각각 5배, 2배로 강조해서 표시하였다.

$$e_{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [f_o(i, j) - f(i, j)]^2 \quad (32)$$

식(32)의 f_o 는 훼손전의 원영상이며, f 는 복원영상을 나타낸다. 여기서 M, N 은 영상의 크기를 나타낸다. 실험은 이진영상과 256 계조도영상에 대해서 각각 다음의 세가지 방법으로 실시했다.

Method I: 수정된 평가함수 $\|g - Hf\| + \|Cf\|$ 와 미세국부조정을 적용함.

Method II: 수정된 평가함수 $\|g - Hf\| + \|Cf\|$ 의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음.

Method III: 기존의 평가함수 $\|g - Hf\|$ 의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음.

미세국부조정을 위한 식(28)의 η 는 창크기와 방문횟수에 대한 감소율로서 4로 설정했다. 이 때, 세대에 따른 창크기와 방문횟수는 그림 4와 같이 나타난다.

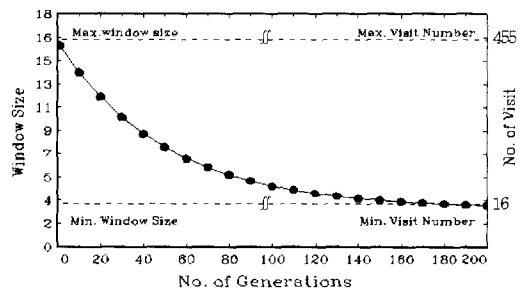


그림 4. 세대에 따른 창크기와 방문횟수 ($\eta = 4$)
 Fig. 4. Plots of the window size and the number of visit versus generation ($\eta = 4$).

이 때 미세국부조정을 적용한 경우는 재결합때마다 식(26), (27)로부터 정해진 범위 내에서 창크기와 방문횟수를 결정했고, 미세국부조정을 적용하지 않은 경우는 전 세대에 걸쳐 일정한 창크기로 16×16 을 사용했으며, 화소 방문횟수는 최소 방문횟수로 설정했다.

1. 이진영상에 대한 실험

그림 5의 (a)는 훼손전의 원영상 'A', (b)는 1×7의 동적 흐려짐과 BSNR=2dB의 백색 가우스 잡음으로 훼손된 영상, (c)는 문턱치 밝기 127을 사용한 (b)영상의 이진영상, (d)는 (c)의 오차영상을 나타낸 것이다. 각 방법에 대한 복원영상은 그림 6과 같으며, 그림 6(a)와 (b)는 수정된 평가함수와 제안한 유전적 연산자를 사용한 복원영상으로서 특히 평면영역에서 잡음이 많이 제거되었음을 알 수 있다. 이는 수정된 평가함수가 적합도에 따라 잡음에 대해서 양호한 복원영상을 보존해 왔기 때문이다. 그러나 그림 6(c)에서와 같이 기존의 평가함수와 유전적 연산자를 사용한 복원영상에서는 거의 잡음성분이 제거되지 않고 남아 있다. 이는 평가함수가 잡음에 대한 평가기준을 가지지 못하기 때문이며, 복원된 양호한 개체들이 다음 세대로 이어지지 못하고 선택과정에서 도태되었기 때문이다. 그림 7은 그림 6의 각 복원영상에 대한 이진영상이며, 그림 8은 이에 대한 오차영상을 나타낸 것이다. 표 1은 영상

'A'에 대한 실험결과로서 200세대에 대해 매 20세대마다 각 방법에 의한 복원영상의 평균자승오차를 추출한 것이다. 이 때 얻어진 평균자승오차는 집단 내 30개의 개체들 중 적합도가 가장 우수한 개체의 평균자승오차로서 200세대후 평균자승오차를 비교해 보면 수정된 평가방법을 사용한 Method I에서는 19.94, Method II에서는 19.86으로서 기존의 평가방법을 사용한 Method III의 31.38보다 양호한 결과를 얻었다. 그림 9는 표 1의 평균자승오차를 그래프로 나타낸 것으로서 실선, 가는 점선, 굵은 점선은 각각 Method I, Method II, Method III에 의한 복원결과를 나타내며, 제안한 방법에 대해 더 작은 평균자승오차 곡선을 보여준다. 또한 미세국부조정을 사용한 Method I의 경우는 50세대에서부터 안정된 해탐색 특성을 보이고 있으나 미세국부조정을 사용하지 않은 Method II의 경우는 50세대이후에 약간의 변동(fluctuation)을 보이고 있다. 그러므로 미세국부조정으로서 수렴해 근처에서 더 안정된 해탐색이 이루어짐을 관찰할 수 있다.

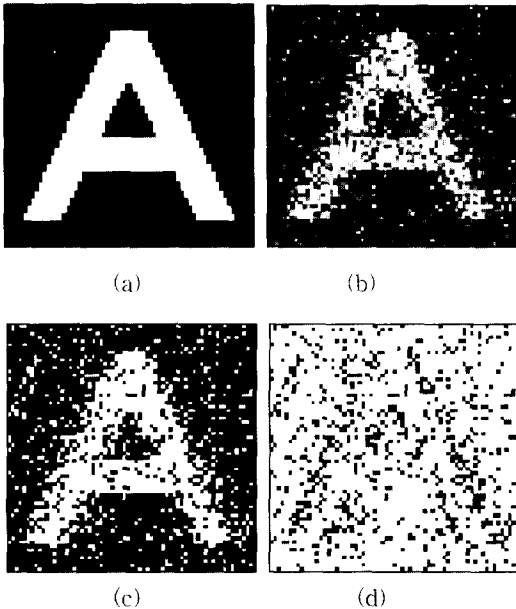


그림 5. (a) 훼손전 원영상 'A' (b) 1×7의 움직임에 의해 흐려진 잡음훼손영상(BSNR=2dB) (c) (b)영상에 대한 이진영상(문턱치 계조도=127) (d) (c)영상에 대한 오차영상

Fig. 5. (a) The original undistorted image 'A'. (b) Noisy-blurred image for 1×7 motion blur(BSNR=2dB). (c) Binary image of (b) (threshold gray level=127). (d) Error image of (c).

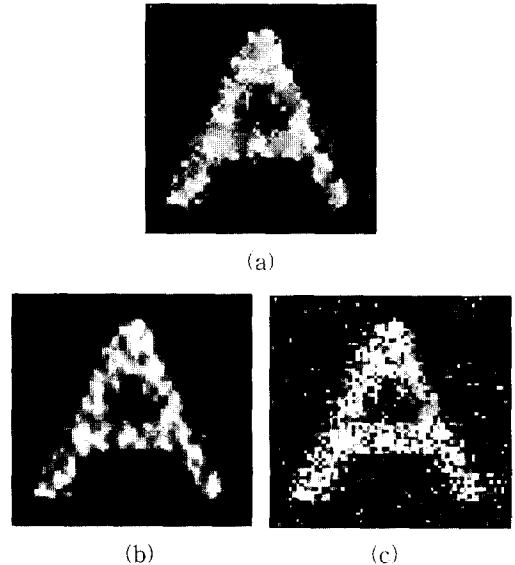
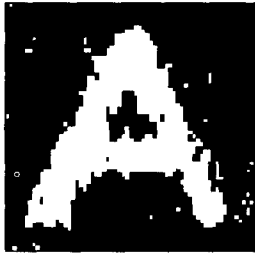


그림 6. 그림 5(b)에 대한 복원영상: (a) 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함(Method I) (b) 수정된 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method II) (c) 기존의 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method III)

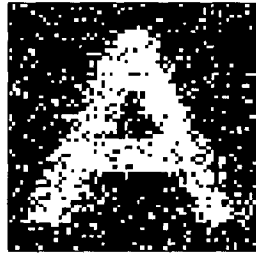
Fig. 6. Restored images of Fig. 5(b) by: (a) Modified evaluation function with local fine tuning (Method I). (b) Modified evaluation function without local fine tuning(Method II). (c) Conventional evaluation function without local fine tuning(Method III).



(a)

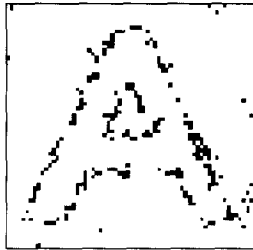


(b)



(c)

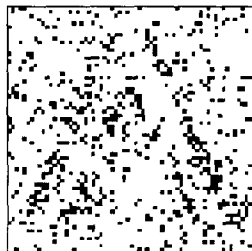
그림 7. 그림 6의 (a), (b), (c)에 대한 각 이진영상
Fig. 7. Binary images of Fig. 6 (a), (b), (c).



(a)



(b)



(c)

그림 8. 오차영상(×5):

- (a) 그림 7(a)에 대한 오차영상(Method I)
- (b) 그림 7(b)에 대한 오차영상(Method II)
- (c) 그림 7(c)에 대한 오차영상(Method III)

Fig. 8. Error images(×5) for
(a) Fig. 7(a) (Method I).
(b) Fig. 7(b) (Method II).
(c) Fig. 7(c) (Method III).

표 1. 세대수에 따른 각 방법의 평균자승오차의 개선

Table 1. MSE Improvements for Three Methods versus Generation Number.

No. of generations	Method I	Method II	Method III
g(BSNR=2dB)	MSE=35.18		
1	30.45	30.16	35.18
20	21.32	21.34	33.90
40	20.48	20.35	33.99
60	20.10	20.48	33.50
80	19.93	20.84	33.50
100	19.99	21.28	33.25
120	19.97	21.48	33.35
140	19.97	21.44	32.66
160	19.93	20.73	32.66
180	19.92	19.80	31.62
200	19.94	19.86	31.38

* 방법 1: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함.
방법 2: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.

방법 3: 기존의 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.

* Method I: Using modified evaluation function and local fine tuning.

Method II: Using modified evaluation function and no local fine tuning.

Method III: Using conventional evaluation function and no local fine tuning.

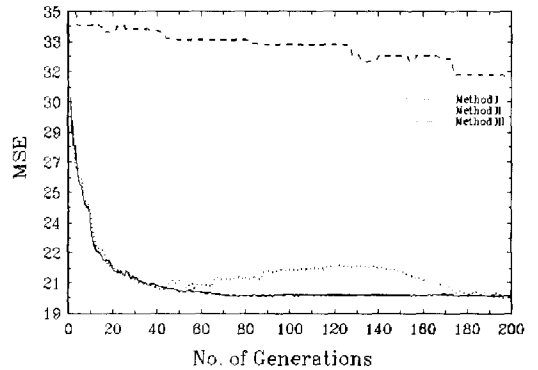


그림 9. 세대수에 따른 각 방법의 평균자승오차 그래프(영상 'A', BSNR=2dB)

Fig. 9. Plots of MSE for three methods versus generations (For Image 'A', BSNR=2dB).

2. 계조도영상에 대한 실험

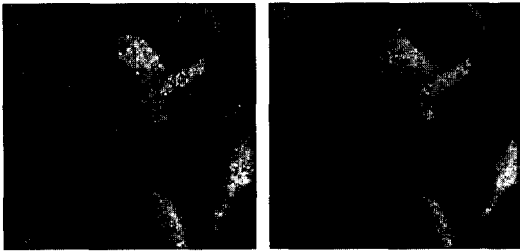
그림 10의 (a)는 채손진의 원영상이며, (b)(BSNR=5dB)와 (c)(BSNR=10dB)는 1×7의 동적 흐려짐과 백색 가우스 잡음으로 채손된 영상을 나타낸 것이다.



(a)



(a)

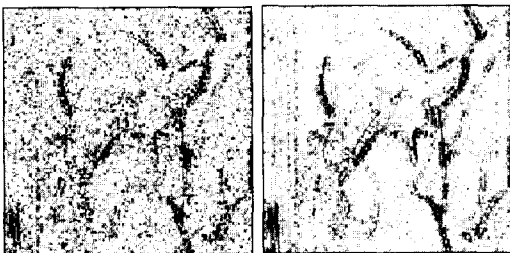


(b)

(c)

그림 10. (a) 훼손전 원영상 'Lena'
 (b) 1×7 의 움직임에 의해 흐려진 잡음훼손 영상(BSNR=5dB).
 (c) 1×7 의 움직임에 의해 흐려진 잡음훼손 영상(BSNR=10dB).

Fig. 10. (a) The original undistorted 'Lena' image.
 (b) Noisy-blurred image for 1×7 motion blur(BSNR=5dB).
 (c) Noisy-blurred image for 1×7 motion blur(BSNR=10dB).

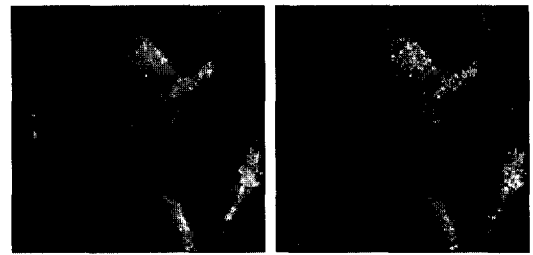


(a)

(b)

그림 11. 오차영상($\times 2$):
 (a) 그림 10(b)에 대한 오차영상.
 (b) 그림 10(c)에 대한 오차영상.
 Fig. 11. Error images($\times 2$) for
 (a) Fig. 10(b).
 (b) Fig. 10(c).

그림 11은 그림 10의 각 훼손영상에 대한 오차영상이다. 각 방법에 대한 복원영상은 그림 12(BSNR=5dB),



(b)

(c)

그림 12. 그림 10(b)(BSNR=5dB)에 대한 복원영상:
 (a) 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함(Method I).
 (b) 수정된 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method II).
 (c) 기존의 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method III).

Fig. 12. Restored images of Fig. 10(b) (BSNR=5dB) by:
 (a) Modified evaluation function with local fine tuning(Method I).
 (b) Modified evaluation function without local fine tuning(Method II).
 (c) Conventional evaluation function without local fine tuning(Method III).

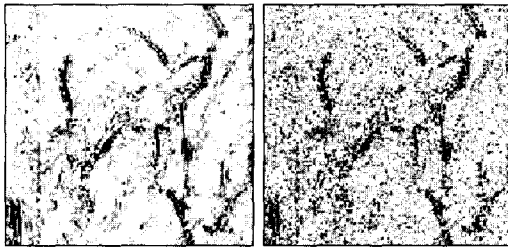
그림 15(BSNR=10dB)와 같고, 이에 대한 오차영상은 각각 그림 13, 16과 같이 주어진다.

그림 12(a), (b)와 그림 15(a), (b)의 제안한 방법에 의한 복원영상에서는 잡음이 많이 제거되었음을 알 수 있다. 이는 이진영상에서와 마찬가지로 수정된 평가함수가 적합도에 따라 잡음이 제거된 양호한 복원영상을 보존해 왔기 때문이다. 또한 영상복원기법을 유전적 연산자에 적용한 결과, 윤곽보존 및 잡음제거면에서 랜덤적인 해탐색보다 효과적임을 알 수 있다. 그러나 본 실험 결과 기존의 Method III에 의한 복원은 전혀 이루어지지 않았는데, 이는 기존의 평가함수가 잡음제거정도에 대한 판단기준을 가지지 못하기 때문에 결국 생

성된 양호한 해들이 세대를 지나오는 동안 선택과정에서 모두 도태되었기 때문이다. 표 2는 BSNR=5dB의 'Lena' 영상에 대한 실험결과로서 200세대후, 수정된 평가함수를 사용한 경우 평균자승오차는 각각 716.94 (Method I, BSNR=5dB), 738.96(Method II, BSNR=5dB)으로서 기존의 평가방법에 대한 1122.26 (Method III, BSNR=5dB)보다 양호한 결과를 얻었다.



(a)



(b)

(c)

그림 13. 오차영상(×2):

- (a) 그림 12(a)에 대한 오차영상(Method I)
- (b) 그림 12(b)에 대한 오차영상(Method II)
- (c) 그림 12(c)에 대한 오차영상(Method III)

Fig. 13. Error images(×2) for

- (a) Fig. 12(a) (Method I).
- (b) Fig. 12(b) (Method II).
- (c) Fig. 12(c) (Method III).

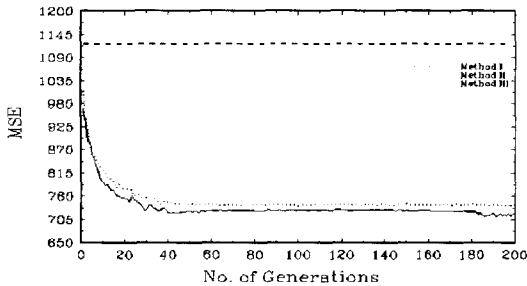


그림 14. 세대에 따른 각 방법의 평균자승오차 그래프(영상 'Lena', BSNR=5dB)

Fig. 14. Plots of MSE for three methods versus generations(For 'Lena' Image, BSNR=5dB).

표 2. 세대에 따른 각 방법의 평균자승오차의 개선

Table 2. MSE Improvements for Three Methods versus Generation Number

No. of generations	Method I	Method II	Method III
g(BSNR=5dB)	MSE=1122.26		
1	967.72	1009.46	1122.26
20	754.34	777.59	1122.26
40	720.62	747.68	1122.26
60	724.57	740.90	1122.26
80	724.79	740.34	1122.26
100	727.28	737.22	1122.26
120	726.85	740.28	1122.26
140	728.15	741.13	1122.26
160	727.50	739.01	1122.26
180	723.12	741.49	1122.26
200	716.94	738.96	1122.26

- ※방법 1: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함.
- 방법 2: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.
- 방법 3: 기존의 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.

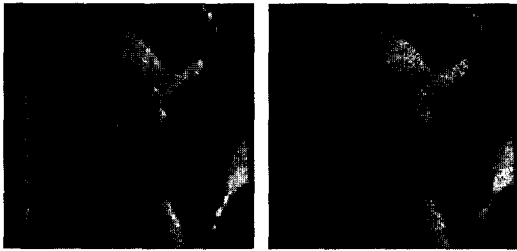
- ※Method I: Using modified evaluation function and local fine tuning.
- Method II: Using modified evaluation function and no local fine tuning.
- Method III: Using conventional evaluation function and no local fine tuning.

그림 14는 표 2의 평균자승오차를 그래프로서 나타낸 것이다. 이 그래프에서 미세국부조정을 사용한 Method I의 경우 미세국부조정을 사용하지 않은 Method II보다 15정도 낮은 평균자승오차 그래프를 나타낸다. 이는 해탐색이 섬세하게 진행된 결과이며, 40세대이후 Method I과 Method II는 안정적인 탐색을 보이지만, Method I의 경우 180세대이후 이전 세대에서보다 17정도 더 낮은 평균자승오차를 갖는 해를 탐색하였다. 그러므로, 미세국부조정을 적용한 결과 수렴해 근처에서의 안정된 해탐색과 수렴해에 더 근접한 해탐색 특성을 보인다.

표 3은 BSNR=10dB의 'Lena'에 대한 실험결과로서 200세대후 수정된 평가함수를 사용한 경우의 평균자승오차는 각각 635.62(Method I, BSNR=10dB), 663.54(Method II, BSNR=10dB)로서 기존의 평가방법에 대한 731.71 (Method III, BSNR=10dB)보다 양호한 결과를 보인다. 그리고 그림 17은 표 3의 평균자승오차를 그래프로 나타낸 것으로서 수정된 평가함수



(a)



(b)

(c)

그림 15. 그림 10(c)(BSNR=10dB)에 대한 복원영상
 (a) 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함(Method I)
 (b) 수정된 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method II)
 (c) 기존의 평가함수의 사용과 미세국부조정을 적용하지 않음(Method III)

Fig. 15. Restored images of Fig. 10(c) (BSNR=10dB) by:
 (a) Modified evaluation function with local fine tuning(Method I).
 (b) Modified evaluation function without local fine tuning(Method II).
 (c) Conventional evaluation function without local fine tuning(Method III).



(a)



(b)

(c)

그림 16. 오차영상($\times 2$):
 (a) 그림 15(a)에 대한 오차영상(Method I)
 (b) 그림 15(b)에 대한 오차영상(Method II)
 (c) 그림 15(c)에 대한 오차영상(Method III)

Fig. 16. Error images($\times 2$) for
 (a) Fig. 15(a) (Method I).
 (b) Fig. 15(b) (Method II).
 (c) Fig. 15(c) (Method III).

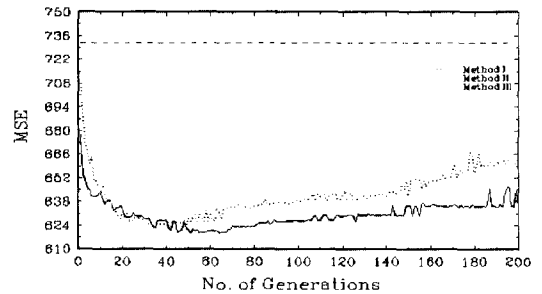


그림 17. 세대수에 따른 각 방법의 평균자승오차 그래프(영상 'Lena', BSNR=10dB)
 Fig. 17. Plots of MSE for three methods versus generations (For 'Lena' Image, BSNR=10dB).

를 사용한 Method I과 Method II에서는 둘 다 세대가 지남에 따라 평균자승오차가 작아지는 특성을 보인다. 또한 미세국부조정을 사용한 Method I의 경우 미세국부조정을 사용하지 않은 Method II보다 15정도 낮은 평균자승오차 그래프를 나타내며, 탐색된 해의 변동폭 또한 Method II보다 작은 값을 갖는다. 이는 해 탐색이 섬세하게 진행되었기 때문이며, 수렴해에 대해서 미세국부조정을 적용한 경우의 해탐색이 더 안정적임을 보여준다. 그림 17에서 60세대이후 평균자승오차의 일시적 증가현상은 해탐색이 평균자승오차를 기준으로 이루어지는 것이 아니라 적합도를 기준으로 이루어지기 때문이며, 평가함수와 평균자승오차가 서로 완전히 일치하지는 않기 때문이다.

표 3. 세대수에 따른 각 방법의 평균자승오차의 개선

Table 3. MSE Improvements for Three Methods versus Generation Number.

No. of generations	Method I	Method II	Method III
g(BSNR=10dB)	MSE=731.71		
1	677.29	705.17	731.71
20	634.91	631.84	731.71
40	627.17	626.09	731.71
60	620.42	631.35	731.71
80	623.30	635.20	731.71
100	626.40	639.62	731.71
120	629.40	641.69	731.71
140	629.53	641.20	731.71
160	635.46	650.57	731.71
180	635.11	655.40	731.71
200	635.62	663.54	731.71

※ 방법 1: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용함.

방법 2: 수정된 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.

방법 3: 기존의 평가함수와 미세국부조정을 적용하지 않음.

※ Method I: Using modified evaluation function and local fine tuning.

Method II: Using modified evaluation function and no local fine tuning.

Method III: Using conventional evaluation function and no local fine tuning.

IV. 결 론

본 논문에서는 흐려짐과 심한 잡음으로 훼손된 영상의 유전적 알고리즘에 의한 복원을 다루었으며, 잡음성분을 고려한 평가함수의 도입과 영상복원기법을 적용한 유전적 연산자를 제안함으로써 기존의 평가함수가 가지는 적합도에 의한 해탐색에서의 문제점과 기존의 유전적 연산자에 대한 비효율적인 탐색방법을 개선하였다. 또한 재결합과정 중 창크기와 방문횟수를 세대에 따라 줄이므로써 수렴해 근처의 해탐색을 세밀하게 하는 미세국부조정을 도입하였다.

실험 결과, 수정된 평가함수와 제안한 유전적 연산자를 사용한 방법(Method I, Method II)에서는 평가함수가 평가시 잡음을 고려하므로써 양호한 개체영상을 보존할 수 있었다. 200세대후 제안한 방법에 의한 평균자승오차는 이진영상의 경우 19.94로서 훼손영상의 평

균자승오차인 35.18보다 향상되었음을 알 수 있고, BSNR=5dB와 BSNR=10dB의 각 계조도영상의 경우에도 각각 200세대후 716.94와 635.62로서 각 훼손영상의 평균자승오차인 1122.26과 731.71보다 향상되었음을 알 수 있다. 그러나 기존의 방법을 사용한 복원(Method III)에서는 평가함수가 평가시 잡음을 고려하지 않기 때문에 복원된 개체영상이 다음 세대로 이어지지 못하고 도태되어 버렸다. 즉, 200세대후 기존의 방법에 의한 평균자승오차는 이진영상의 경우 31.38로서 훼손영상의 평균자승오차인 35.18에 비해 좋아지지 못했으며, BSNR=5dB, BSNR=10dB의 각 계조도영상의 경우에도 200세대후 평균자승오차가 1122.26과 731.71로서 훼손영상의 평균자승오차인 1122.26과 731.71에 대해서 전혀 복원이 이루어지지 않았다. 그러므로, 잡음훼손영상의 복원에서는 수정된 평가방법이 더 적합함을 확인할 수 있었다. 또한 이진영상의 경우 각 세대에 대한 평균자승오차의 그래프에서 약 50세대에서부터 미세국부조정을 사용한 방법(Method I)이 미세국부조정을 사용하지 않은 방법(Method II)보다 해의 변동폭이 더 작으며, 이로 인해 더욱 안정적으로 해탐색이 수행됐음을 알 수 있었다. 계조도 영상의 각 세대에 대한 평균자승오차의 그래프에서도 10세대(BSNR=5dB)와 50세대(BSNR=10dB)에서부터 각각 미세국부조정을 사용한 방법이 더 안정적으로 해를 탐색했으며, 해의 변동폭이 더 작으므로 평균자승오차가 더 낮은 수렴해를 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Ichioka, Y. Takubo, K. Matsuoka, T. Suzuki, "Iterative Image Restoration by a method of Steepest Descent," *J. Optics*, vol. 12, no. 1, pp. 35-41, 1981.
- [2] P. Carnevali, L. Coletti, S. Patarnello, "Image Processing by simulated annealing," *IBM J. RES DEVELOP*, vol. 29, no. 6, Nov. 1985.
- [3] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp. 721-741, 1984.
- [4] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms*

- + *Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1992.
- [5] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley publishing company, inc, 1989.
- [6] Bir Bhanu, SungKee LEE, *Genetic Learning for Adaptive Image Segmentation*, Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [7] David G. Luenberger, *Linear and Nonlinear Programming*, Addison-Wesley publishing company, 1984.
- [8] Aggelos K. Katsaggelos, Jan Biemond, Ronald W. Schafer, Russell M. Mersereau, "A Regularized Iterative Image Restoration algorithm," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 39, no. 4, Apr. 1991.
- [9] Jan Biemond, Reginald L. Lagendijk, Russell M. Mersereau, "Iterative methods for Image Deblurring," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 5, May 1990.
- [10] 高律和典, 渡辺澄夫, 澤井秀文, 米山正秀, "遺伝的アルゴリズムによる画像復元法の提案," 信學枝報, IE91-117, PRU91-137(1992-03)
- [11] 高律和典, 渡辺澄夫, 澤井秀文, 米山正秀, "画像のベイズ復元の遺伝的アルゴリズムの適用," 電子情報通信學會論文誌D-II, vol. J77-D-II, no. 9, pp. 1768-1777, 1994年 9月.

 저 자 소 개



金承默(正會員)

1963年 3月 19日生. 1986年 2月 영남대학교 전자공학과 졸업. 1990년 2월 영남대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1995년 9월 ~ 현재 영남대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 1993년 9월 ~ 현재 경

북전문대학 전자통신과 전임강사. 주관심분야 : 영상복원



曹永昌(正會員)

1969年 10月 4日生. 1994年 8月 영남대학교 전기공학과 졸업. 1996년 8월 영남대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1996년 9월 ~ 현재 영남대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야 : 영상복원,

영상코딩, 동영상.



李泰鴻(正會員)

1975年 2월 서울대학교 工業教育學科 졸업. 1976년 5월 ~ 1979년 10월 東洋精密(株) 中央研究所 근무. 1980년 2월 서울대학교 大學院 工業教育學科 졸업(碩士). 1980년 1월 ~ 1981년 2월 金星電氣(株) 技

術研究所 근무. 1981년 3월 ~ 현재 영남대학교 전자공학과 교수. 1984년 3월 ~ 1987년 2월 서울대학교 大學院 電子工學科 修了(博士). 1990년 9월 ~ 1991년 8월 미국 Syracuse University 客員教授. 1997년 2월 서울대학교 大學院 電子工學科 工學博士. 주관심분야 : 신호처리, 영상복원