

유전자 알고리즘과 웨이브릿 변환을 이용한 효율적인 영상복원

김은영*, 안주원**, 문영득*

* 부산외국어대학교 전자·컴퓨터공학과, ** 부경대학교 전자공학과

An Effective Image Restoration using Genetic Algorithm and Wavelet Transform

Eun-young Kim*, Jou-won Ahn**, Young-deuk Moon*

* Dept. of Electronic Computer Eng. Pusan University of Foreign Studies

** Dept. of Electronic Engineering Pukyong National University

E-mail: yasang@hanmail.net, ydm@taejo.pufs.ac.kr

요 약

본 논문에서는 웨이브릿 변환과 유전자 알고리즘을 이용한 하이브리드 영상복원 방법을 제안한다. 제안한 방법은 영상복원을 위한 전처리로서 분해 및 합성 필터의 이상적인 직교 특성을 가지는 웨이브릿 변환을 이용하여 잡음훼손영상으로부터 고주파성 잡음의 일부를 우선 제거하고 나머지 영상에 대해서는 국부적 최적해로의 고립을 벗어나 전역해 탐색이 가능한 유전자 알고리즘을 적용한다. 제안한 하이브리드 방법의 성능평가를 위하여 이진 문자영상과 Lenna 영상을 입력영상으로 인가하여 기존의 단일 유전자 알고리즘을 이용한 방법과 비교실험을 수행하였다. 실험결과 제안한 하이브리드 영상 복원방법이 기존의 방법에 비하여 약 2dB 향상됨으로써 잡음훼손영상의 복원성능이 우수함을 확인하였다.

I. 서 론

영상처리 분야에서 잡음은 영상처리와 인식분야의 처리성능을 저하시킬 뿐만 아니라 기대하는 결과와는 전혀 다른 결과를 만들수 있으며, 이후에 수행할 영상 인식에 있어 성능과 인식율에 상당한 영향을 초래한다. 따라서 효율적인 영상인식 결과를 얻기 위해서는 잡음이 제거된 원영상을 획득하기 위한 영상복원 방법이 필요하게 된다[1].

영상복원(image restoration)은 흐릿함으로 둔해지거나 잡음에 의해 훼손된 영상으로부터 훼손되기 이전의 영상과 거의 유사하도록 복원하여 유용성을 높이기 위해 사용하는 영상처리 방법이다. 잡음훼손영상에서 잡

음을 제거할 경우에는 원영상의 특징적인 구조와 세부 사항 그리고 에지 성분을 최대한 유지하며 단지 영상에 존재하는 잡음성분만을 효과적으로 제거하는 방법이 요구 되어진다.

영상복원에 있어 영상 훼손은 식 (1)과 같이 모델링할 수 있다.

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x', y') \cdot h(x-x')(y-y') dx' \cdot dy' + n(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

$$E(x, y) = \|g(x, y) - \hat{g}(x, y)\|^2 \quad (2)$$

식 (1)에서 $g(x, y)$ 는 훼손영상, $n(x, y)$ 는 흐려진 영상내의 랜덤잡음 신호이다. 그리고 $h(x, y)$ 는 점확산함수(PSF:Point Spread Function)로서 움직임으로 인한 동적 흐려짐(motion blur), 카메라의 초점이 맞지 않아 생기는 흐려짐(defocusing)과 대기산란(atmospheric turbulence) 등에 의한 흐려짐을 나타낸다[2].

지금까지 연구된 영상복원 기법은 식 (1)과 같이 표현된 점확산함수 $h(x, y)$ 를 가진 훼손모델에서 원영상 f 에 가까운 영상을 얻는 것으로 잡음이 존재하지 않는 경우 $F(u, v) = G(u, v)H(u, v)^{-1}$ 와 같이 역행렬을 이용하는 방법과 원영상과 복원영상과의 오차를 최소화하기 위해 정의한 목적함수의 기울기를 이용해서 반복적으로 해를 찾아가는 방법 등이 있다[3]. 그러나 실제적으로는 역필터가 존재하지 않으며, 잡음이 존재하는 경우에는 지역통과필터와 위너필터를 사용한다. 하지만 이러한 방법은 잡음을 제거함과 동시에 영상의 전체적인 윤곽

까지 흐려져서 원영상에 가까운 복원을 하지 못하는 단점이 있다. 또한 한번에 하나의 해를 찾는 전통적인 수리계획법은 지역적 최소값(혹은 최대값)에 빠진다는 단점을 가지고 있으며 또한 미분함수와 같은 부수적인 함수를 필요로 하며, 복원하고자 하는 영상에 국부해가 많이 존재하는 해공간에서는 국부적 최적해로의 고립 때문에 전역적 최적해로의 탐색이 어렵게 된다[4,5].

이러한 단점을 극복하고자 식 (2)에 주어진 적합도 평가함수의 비용을 최소화하면서 전역적 최적화 문제로 설계할 수 있는 유전자 알고리즘을 이용한 영상복원 방법이 여러 형태로 연구되고 있다.

본 논문에서는 웨이브릿 변환과 유전자 알고리즘을 이용한 하이브리드 영상복원 방법을 제안한다. 제안한 방법은 영상복원을 위한 전처리로써 분해 및 합성 필터의 이상적인 직교 특성을 가지는 웨이브릿 변환을 이용하여 잡음훼손영상으로부터 고주파성 잡음의 일부를 우선 제거하고 나머지 영상에 대해서는 국부적 최적해로의 고립을 벗어나 전역해 탐색이 가능한 유전자 알고리즘을 적용한다. 제안한 방법의 성능평가를 위한 실험결과로써, 제안한 하이브리드 영상 복원방법이 기존의 단일 유전자 알고리즘을 이용한 방법과 비교하여 이진영상과 Lenna 영상에 대하여 각각 PSNR이 2 dB 정도 향상됨으로써 복원성능이 우수함을 확인하였다.

II. 제안한 하이브리드 영상복원 기법

2.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 생물이 진화하는 원리로부터 착안된 알고리즘으로서 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 기법이다. 즉 자연계에서 우수한 형질을 가진 개체가 생존확률이 크고, 나아가 우수한 형질을 가진 두 개체의 교배를 통해 더욱 훌륭한 자손이 유전되어 진화한다는 적자 생존의 원리를 근거로한 탐색 알고리즘이다[6].

유전자 알고리즘은 해공간에서 점들의 집합을 탐색하는 방법이기 때문에 영상의 국부특성으로 인한 조기수렴을 탈피해 전역 최적해를 찾는데 뛰어난 성능을 발휘한다.

2.1.1 유전자 알고리즘의 구성

유전자 알고리즘에서는 유전 정보가 들어있는 염색체의 수치를 이진화한 숫자의 배열로 바꿀 수 있고 그 이진 배열의 비트 사이에서 교배와 돌연변이가 이루어진다. 일반적인 유전자 알고리즘의 과정은 다음과 같다.

Procedure Genetic Algorithm(GA)

```
begin
  t=0;
  initialize P(t);
```

```
evaluate P(t);
While(not termination-condition) do
begin
  t=t-1;
  select P(t) from P(t-1);
  recombine P(t);
  evaluate P(t);
end
end
```

여기서 P(0)와 P(t)는 각 초기집단과 시간 t에서의 군집을 나타낸다. 먼저 초기 집단을 랜덤하게 생성해서 결정된 개체수의 염색체를 임의로 생성한다. 염색체 표현은 영상을 표현하기 쉽도록 이차원 이진 염색체 표기로 초기 집단을 생성하고 나면, 각각의 개체에 대한 적합도의 평가를 수행한다. 이것은 해결하고자 하는 문제에 따라 그 방법이 달라지게 되는데 궁극적으로 보다 좋은 개체 즉 적합도 평가가 높게 나타난 개체가 다음 세대에 살아남을 확률이 커지게 되고 좋은 개체가 계속적으로 생성됨으로써 좋은 해공간을 형성하게 된다.

유전자 알고리즘을 영상복원에 적용하는 관계가 그림 1에 나타나 있다. 훼손과정을 통하여 추정화상을 훼손시켜 만든 화상과 훼손화상을 비교함으로써 원래 화상과 추정화상 사이의 차이를 평가한다.

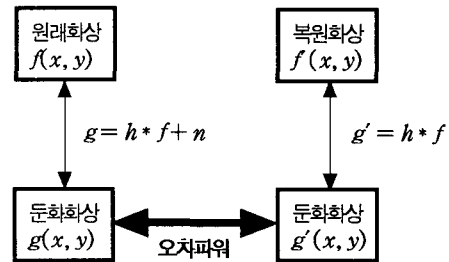


그림 1. 각 개체의 평가

각각의 개체에 대해서 적합도가 결정되면, 그것을 기반으로 개체를 선택하여 교배시키는 조작을 수행한다. 기본적으로 적합도가 높은 개체가 보다 많은 자손을 남기도록 한다. 그림 2는 교배를 통해 새로운 자손을 생성하는 과정으로 교배 방법은 1점 교배를 주로 사용하여 교배확률로서 다음 세대를 형성하였다. 그림 2의 (a)는 가로 또는 세로방향으로 영상을 자르고 붙이는 작업을 수행한다. 2차원이기 때문에 그림2(b)와 같이 창 영역의 교차 등도 고려할 수도 있다.

돌연변이는 임의의 확률로 염색체의 일부 값을 변경시키는 조작으로서 영상이 국소 최적해에 빠지는 것을 방지하여 전역 최적해에 수렴하도록 한다. 이러한 과정들을 통하여 원하는 영상의 결과를 얻을 때까지 계속적으로 반복한다.

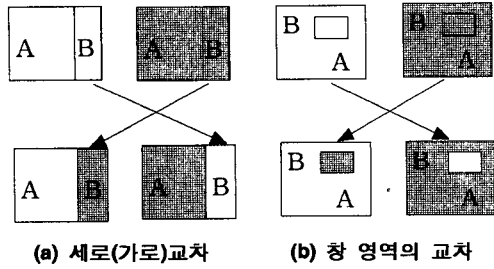


그림 2. 화상복원에 있어서의 교차

2.2 웨이브릿 변환

웨이브릿 변환은 시간 및 주파수에 대하여 국부성을 가지며, 비정상 상태의 신호를 해석하는데 유용하다. 웨이브릿 변환은 주어진 시간함수를 실수의 2차원 평면 $L^2(R)$ 공간에서 직교기저함수(orthogonal basis function)들의 집합을 형성하고 있는 웨이브릿 평면으로 투사하여 서로 다른 분해능을 갖는 신호들로 변환시킴으로서 주어진 시간함수의 신호를 각각 다른 분해능에서 해석할 수 있는 변환이다[7].

웨이브릿 변환에서의 기저함수들은 원형 웨이브릿을 확장/수축(dilation)과 천이(translation)를 시킴으로서 만들어진다. 이에 대한 웨이브릿 기저함수들의 선형결합은

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (3)$$

이다. 여기서 a 는 원형 웨이브릿을 확장/수축시키는 스케일 변수이고, b 는 천이를 나타내는 천이변수이다.

어떤 신호 $f(t)$ 에 대한 연속 웨이브릿변환(continuous wavelet transform)은

$$Wf(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4)$$

로 정의된다. 여기서 매개변수 a, b 가 정수일 때 이산 웨이브릿 변환(discrete wavelet transform)이라고 한다.

특히 $a=2^{-m}, b=n2^{-m}$ 일 때 정규직교기저(orthonormal basis)를 구성할 수 있고, 기저함수는

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{m/2} \psi(2^m t - n), \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (5)$$

가 된다.

2.3. 제안한 하이브리드 기법

제안한 하이브리드 영상복원 방법은 상기의 웨이브릿 변환과 유전자 알고리즘을 하이브리드시킴으로써 영상복원의 성능을 향상시키고자 하는 방법이다. 우선, 복

원하고자 하는 잡음훼손영상을 이상적인 직교 특성을 가지는 웨이브릿 부밴드 분해필터를 이용하여 3레벨로 분해한다. 분해된 웨이브릿 변환 영상은 최상위 주파수에서부터 최하위 주파수 영역까지 다양한 주파수의 신호들을 가지는 평면으로 분해되어지는 특성을 가진다. 이들 다양한 주파수의 부밴드 영상들 중에서 최고주파수의 3개의 밴드에는 잡음훼손영상에 존재하는 백색 가우시안 잡음성분만이 대부분 존재하게 된다. 그리고 이들을 제거한 나머지 영역들에 대하여서만 국부적 최적해로의 고립을 벗어나 전역해 탐색이 가능한 유전자 알고리즘을 수행한다.

III. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 하이브리드 방법과 기존의 단일 유전자 알고리즘을 이용한 방법의 성능평가를 위한 실험으로써 64×64 크기의 문자영상 'F'와 128×128 크기의 256계조도의 Lenna 영상을 입력영상으로 사용하여 Pentium PC에서 Matlab으로 구현하였다. 실험에서 사용한 훼손은 동적 흐려짐과 2차원 백색 가우시안 잡음으로 BSNR(Blurred SNR)이 이진 문자영상의 경우 8dB, Lenna 영상의 경우 10dB로 훼손시켰다. 동적 훼손에 대한 훼손함수는 식 (8)과 같다.

$$h_M(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{L} & \text{if } j \leq L, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 h_M 은 동적 흐려짐에 대한 점확산함수이며, 동적 흐려짐을 위한 창크기 L 은 7로 설정했다. 또한, 집단의 크기 N_{pop} 는 30, 교차확률 p_c 는 0.6, 돌연변이 확률은 0.2, 전체 세대수 N_g 는 200세대로 설정하였다.

그림 3은 이진 문자영상을 입력영상으로 사용한 경우에 제안한 하이브리드 방법과 기존의 방법의 비교 결과를 보여주고 있다. (a)는 이진 문자영상의 원영상이고, (b)는 (a)의 원영상을 1×7 의 움직임에 의해 동적 흐려짐을 가지도록 만든 훼손영상에 표준 편차가 0.05인 2차원 백색 가우시안 잡음을 첨가한 영상이다. (c)는 기존의 유전자 알고리즘을 이용한 방법의 결과영상이며, (d)는 제안한 유전자 알고리즘과 웨이브릿 변환을 이용한 하이브리드 방법으로 동적흐려짐과 잡음을 제거한 결과영상이다. 실험결과로써 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘과 비교하여 훼손잡음영상에 존재하는 잡음과 동적흐려짐을 더 효율적으로 제거함을 알 수 있다. 그림 4는 Lenna 영상을 입력영상으로 사용한 경우의 실험 결과영상을 보여주고 있다. (a)는 Lenna 원영상이고, (b)는 (a)의 원영상을 1×7 의 움직임에 의해 동적 흐려짐을 가지도록 만든 훼손영상에 표준편차가 0.15인

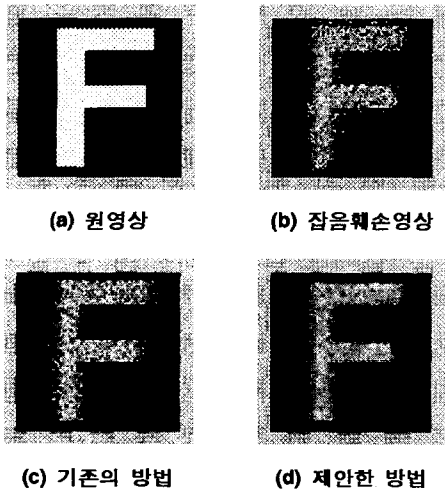


그림 3. 이진 문자 영상의 비교결과



그림 4. Lenna 영상의 비교결과

2차원 백색 가우시안 잡음을 첨가한 영상이다. (c)는 기존의 방법의 결과영상이며, (d)는 제안한 하이브리드 방법의 결과영상이다. (c)와 (d)를 비교해 볼 때, 기존의 방법으로 구현된 (c)의 경우에는 훼손잡음영상에 존재하는 잡음을 효과적으로 제거하지 못한 반면, 제안한 하이브리드 방법을 이용한 (d)는 잡음을 효과적으로 제거하였음을 알 수 있다. 표 1에서는 이진영상과 Lenna 영상의 실험 결과들에 대한 정량적인 비교를 위하여 원영상과의 PSNR 값을 나타내었다.

표 1. 원영상에 대한 제안한 방법과 기존의 방법의 PSNR 비교 [dB]

이진문자영상	잡음훼손영상	16.30
	기존의 방법	17.32
	제안한 방법	19.27
Lenna 영상	잡음훼손영상	15.94
	기존의 방법	17.44
	제안한 방법	19.58

IV. 결 론

본 논문에서는 웨이브릿 변환과 유전자 알고리즘을 이용한 하이브리드 영상복원 방법을 제안하였다. 제안한 하이브리드 방법의 성능평가를 위하여 이진 문자영상과 Lenna 영상을 입력영상으로 인가하여 기존의 단일 유전자 알고리즘을 이용한 방법과 비교실험을 수행하였다. 실험결과 제안한 하이브리드 영상 복원방법의 웨이브릿 변환을 이용하여 고주파성분을 제거한 결과 잡음성분이 2dB 정도 제거된 결과를 보여주었고, 부가하여 유전자 알고리즘을 적용함으로써 기존의 단일 유전자 알고리즘에 비하여 더 우수한 복원효과를 보여준 제안한 복원방법의 결과가 효과적임을 확인하였다. 향후 웨이브릿 변환 부밴드 영역에 병렬 유전자 알고리즘 기법을 적용하여 보다 효율적인 영상복원을 구현할 것이다.

참고문헌

- [1] J. S. LIM, *Two-dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, Inc., 1990.
- [2] T. Enokura, Y. W. Chen and Zensho Nakao, "A Fast Image Algorithm for Image Restoration based on a Hybrid GA and SA," *IEEE*, pp.891-894, 1999.
- [3] Y. Ichioka, Y. Takubo, K. Matsuoka and T. Suzuki, "Iterative Image Restoration by a method of Steepest Descent," *J. Optics*, vol.12, no.1, pp.35-41, 1981.
- [4] S. Suthaharan, Z. Zhang and Sathanathan, "An Improved Winner Filter using Genetic Algorithm," *Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, no.446, pp.75-78, Sept. 1997.
- [5] 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.
- [6] Y. W. Chen, Z. Nakao, M. Iguchi and S. Tamura, "An evolutionary algorithm for image restoration," in *IEEE Proc of Int. Conf. on Neural Networks and Signal Processing*, vol.2, pp.1366-1369, Dec. 1995.
- [7] I. Daubechies, "Orthonormal basis of compactly supported wavelets," *Comm. Pure Applied Math.*, vol.41, no.7, pp.909-996, 1988.