

## Implementation of Image Enhancement Filter System Using Genetic Algorithm

丘 智 勳\* · 董 聖 秀\*\* · 李 鍾 浩\*\*\*  
(Ji Hun Koo · Sung Soo Dong · Chong Ho Lee)

**Abstract** - In this paper, genetic algorithm based adaptive image enhancement filtering scheme is proposed and implemented on FPGA board. Conventional filtering methods require a priori noise information for image enhancement. In general, if a priori information of noise is not available, heuristic intuition or time consuming recursive calculations are required for image enhancement. Contrary to the conventional filtering methods, the proposed filter system can find optimal combination of filters as well as their sequent order and parameter values adaptively to unknown noise types using structured genetic algorithms. The proposed image enhancement filter system is mainly composed of two blocks. The first block consists of genetic algorithm part and fitness evaluation part. And the second block consists of four types of filters. The first block (genetic algorithms and fitness evaluation blocks) is implemented on host computer using C code, and the second block is implemented on re-configurable FPGA board. For gray scale control, smoothing, and deblurring, four types of filters (median filter, histogram equalization filter, local enhancement filter, and 2D FIR filter) are implemented on FPGA. For evaluation, three types of noises are used and experimental results show that the proposed scheme can generate optimal set of filters adaptively without a priori noise information.

**Key Words** : Genetic algorithm, Image enhancement filter, fitness evaluation, chromosome mapping.

### 1. 서 론

영상처리는 일반적으로 특징추출, 영상개선, 영상복구, 영상 재구성, 영상 분석, 영상인식, 영상 압축 등으로 나눌 수 있으며, 특히 영상개선은 전처리 과정으로 대부분의 다른 작업 전에 선행되는 필수적이고 빈번히 사용되는 작업이다. 현재까지 연구 되어온 전처리 방법은 매우 다양하지만, 적용분야, 노이즈 종류, 영상의 종류 등에 따라 그 방법도 상이하게 다르다. 영상 열화의 정보가 선형성을 갖는 경우는 인버스필터나 역승적(deconvolution) 기법에 의해서 영상개선이 가능하지만 노이즈의 종류나 비선형적인 열화에 대해서는 사용자의 직관적인 판단에 따라 반복적인 기법으로 처리하여 왔다.[1]

예를 들어 임펄스 노이즈가 주를 이룬다고 판단된다면, 미디언 필터를 이용한 영상처리 기법은 임펄스 노이즈 제거에 매우 효과적이다.[4] 히스토그램 균등화를 이용한 처리

방법은 명암대비(contrast) 개선에는 효과가 있지만 임펄스 노이즈를 더욱 두드러지게 한다.[2][5] 즉 노이즈 정보가 없는 경우에 있어서의 영상개선 문제는 탐색 공간이 크고, 다른 요소들과의 복합적인 상관관계로 얽힌 비선형 문제라고 할 수 있다.

이 논문에서는 영상개선 문제의 최적 해를 찾기 위해 유전자 알고리즘(genetic algorithm)을 사용하였다. 유전자 알고리즘은 진화 알고리즘(evolutionary algorithm)의 하나로 탐색공간이 크거나 분석적으로 해를 찾을 수 없는 문제에 탐색능력이 뛰어나다.

역사적으로 1963년 홀랜드(John Holland)에 의해 창안된 유전자 알고리즘은, 자연계의 생물 진화과정에 있어서 어떤 세대(generation)를 형성하는 개체(individual)들의 집합, 즉 개체군(population) 중에서 환경에 대한 적합도(fitness)가 높은 개체가 높은 확률로 살아남아 재생(reproduction)할 수 있게 된다는 점과, 이때 교배(crossover) 및 돌연변이(mutation)로서 다음 세대의 개체군을 형성한다는 생물 진화의 원리에 근거를 두고 있다. 유전자 알고리즘은 확률적 탐색이나 학습 그리고 최적화를 위한 한 가지 기법이라고 간주된다. 포겔(Fogel)은 진화 방식의 모형화를 시도하여 간단한 유한상태 시스템의 최적화를 수행하기도 하였다.[5]

이번 연구에서는 이러한 유전자 알고리즘을 이용하여 영상개선 필터들의 조합 및 파라미터를 최적화 하였으며 잡영

\* 準 會 員 : 三聖綜合技術員 研究員 · 工碩

\*\* 正 會 員 : 龍仁松潭大 디지털電子情報科 專任講師 · 仁荷大學 工大 電氣科 博士課程

\*\*\* 正 會 員 : 仁荷大學 工大 情報通信工學部 教授 · 工博  
接受日字 : 2002年 1月 15日  
最終完了 : 2002年 6月 18日

종류 및 영상종류가 계속해서 변화하는 환경 속에서도 스스로 대처하여 적응할 수 있는 영상의 전처리 필터 시스템을 구현하였다.

## 2. 유전자 알고리즘과 연산자

일반적인 유전자 알고리즘 연산자로는 선택(selection), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)가 근간을 이루고 있으며, 적용 대상에 따라 세부적인 방법이 조금씩 변화하여 왔다. 이 논문에서 사용된 유전자 알고리즘은 그림 1과 같다.

유전 알고리즘의 염색체 표현 형태는 다양한 방법이 있으나 여기서는 2진 표현법에 의한 표현과 이를 다루는 연산자에 대해서 설명하였다.

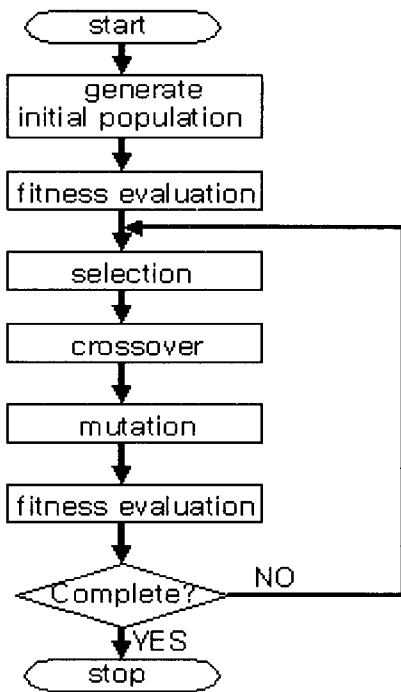


그림 1 유전자 알고리즘 흐름도  
Fig. 1 genetic algorithm flow

초기 인구 생성(generate initial population): 염색체의 길이에 비해 충분히 많은 인구(population) 수를 확보할 수 있다면 보통의 경우 탐색 영역에 대하여 무작위로 임의의 염색체를 발생시킨다. 그러나 하드웨어 구현이라는 제약 조건 때문에 염색체의 길이에 비해서 충분히 많은 인구수를 확보할 수 없는 경우에는 참고 염색체(reference chromosome)를 선정하여 이것을 기준으로 전체 초기 인구를 발생시킨다. 이번 연구에서는 염색체 길이가 152bit이고 전체 인구수를 100으로 하여 무작위 적인 발생 방법을 사용하였다.

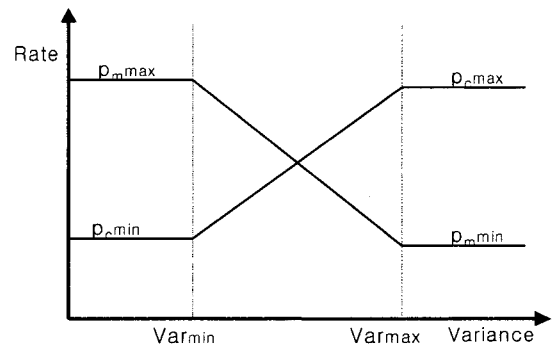
선택(selection): 재생산을 위하여 개체집단에서 염색체들을 선택하는 연산자이며, 적합도가 높을수록 더 많이 선택되어 재생산에 기여한다. 여기서는 경쟁 선택(tournament selection)방법을 사용하였으며, 이 방법은 골드버그(Goldberg)와 데브(Deb)(1991)에 의해 제시되었다. 최소한의 연산

을 사용하여 너무 강한 선택에 의해서 전체 인구의 다양성이 줄어드는 것을 방지한다.[6][7]

교배(crossover): 반수 염색체 유기체간의 생물학적 재결합에서 착안된 연산자로서, 선택된 두 염색체 사이의 일부 배열을 교환하여 다른 두개의 자손을 생성한다. 교배 확률은 일반적으로 0.5에서 0.8사이의 값을 사용한다. 여기서는 3점 교배(3-point crossover) 방법을 사용하였다.[7]

돌연변이(mutation): 어느 특정한 위치에 개체집단이 연속적으로 고정되지 않도록 보장하는 배후 역할 부분을 담당한다. 이진 형태의 염색체에 있어서는 돌연변이 확률 pm을 적용하여 추출된 위치 점에 대해서 값을 역전시키는 방법을 사용한다. 돌연변이 연산자로 인해서 해 공간의 미세 탐색, 국소 해(local minima)로의 탈출, 전체 인구의 다양성 획득 등의 의미가 있다. 하지만 너무 큰 돌연변이 확률에 대해서는 전체 후보 해들의 수렴 속도 저하, 무작위 탐색과 같은 단점을 가져올 수 있다. 일반적인 경우 0.01-0.001 정도의 작은 값을 사용한다.[7][8]

교배확률과 돌연변이 확률의 동적 변화(dynamic change of pm and pc): 교배 확률과 돌연변이 확률을 조정하여, 초기단계에는 돌연변이 확률을 작게 하고 교배 확률을 크게 하여 해의 접근성을 높이며, 해 탐색의 진척이 거의 없는 단계에 있어서는 반대로 돌연변이 확률을 크게 하고 교배 확률을 작게 하여 전체 인구 집단내의 다양성(diversity)을 높여 해 탐색 능력을 높이고, 지역 국소 해(local minima)로의 해의 포화를 방지하기 위한 목적으로 사용된다. 여기서는 그림 2에 개념적으로 나타낸 것과 같이, 분산 값에 의해 pc와 pm이 결정되는 선형 보간법을 이용한 확률변화 방법을 사용하였다.[9]



- $p_{c_{max}}$ : 교배확률의 최고 값 (=1.0)
- $p_{c_{min}}$ : 교배확률의 최저 값 (=0.6)
- $p_{m_{max}}$ : 돌연변이확률의 최고 값 (=0.05)
- $p_{m_{min}}$ : 돌연변이확률의 최저 값 (=0.001)

그림 2 선형보간법을 이용한 교배확률과 돌연변이 확률의 동적 변환[9]

Fig. 2 dynamic change of crossover rate and mutation rate using linear interpolation[9]

## 3. 영상개선을 위한 적합도 평가 함수 설정

적합도 평가(fitness evaluation)란, 유전자 알고리즘의 다

음 세대 생성을 위해 현재 세대의 후보 해들의 적합도를 수치적으로 평가하는 것을 말한다. 이번 연구에서 사용한 적합도 평가 함수는 노이즈를 제거하는 함수(F1), 명암대비를 최적화 하는 함수(F2), 노이즈영상의 정보를 유지하는 함수(F3)를 각각 고려하여 설계하였다.

**3.1 노이즈 분석과 제거를 위한 적합도 함수**

노이즈의 종류를 크게 나누면, 더해지는 성분, 곱해지는 성분, 임펄스 성분 이 세 가지로 한정할 수 있다. 또한, g를 노이즈가 섞인 영상, f를 원 영상, n을 노이즈 성분이라고 하고 13x 13의 동질영역(homogeneous region)에 분산과 평균을 정리하면 다음의 식과 같이 유도된다.[13][14]

첫째, 가산노이즈(additive noise)의 경우

$$g=f+n \tag{1}$$

$$\text{Var}[gh] \cong \text{Var}[n] \tag{2}$$

둘째, 승산노이즈(multiplicative noise)의 경우

$$g=f \times n \tag{3}$$

$$\text{Var}[gh] \cong E^2[gh]\text{Var}[n] \tag{4}$$

셋째, 임펄스노이즈(impulsive noise)의 경우

$$g=e \cdot f+(1-e) \cdot z \tag{5}$$

단, e는 확률 p로 1을 갖고 (p-1)의 확률로 0값을 갖는 이항 확률변수(random binominal variable)이고, z는 (1-p)의 확률로 실제 명도 값으로 대치하는 확률변수이다.

$$\text{Var}[gh] \cong A(p)E^2[gh]-B(p,z)E[gh]+C(p,z) \tag{6}$$

with  $A(p)=(1-p)/p,$

$B(p,z)=2(1-p)^2E[z]$  and

$C(p,z)=p(1-p)^3 \cdot E^2[z]+(1-p) \cdot [\text{Var}[z]+pE^2[z]]$

식(2), 식(4), 식(6)을  $\text{Var}[gh]$ 와  $E[gh]$ 에 관한 그래프로 추정해보면 그림 3과 같이 표현할 수 있다.

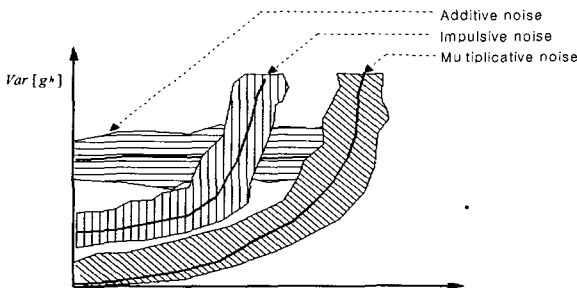


그림 3 노이즈 종류별 평균과 분산의 추정 곡선[13][14]  
Fig. 3 Estimation graph of mean and variance for three noise type[13][14]

위와 같은 특성을 이용하면 평균  $E[gh]$ 와 분산  $\text{Var}[gh]$ 만으로 영상의 노이즈의 함유 정도를 확률적으로 추정할 수 있다. 여기서는 동질영역 gh를 모든 구간에 대해서 처리하는 것은 시간소모가 많으므로 300개의 13x13의 마스크를 무작위 추출(random sampling)하여 사용하였다. 우선 이 300개의 영역에 대하여 E와 Var를 구한 후 1차원 선형 근사화(linear approximation)를 한다.

추정된 1차 방정식

$$\text{Var}[gh] \cong P_0 + P_1E[gh] \tag{7}$$

로부터 구하여진 P0, P1에 의해, 노이즈를 제거하는 적합도 함수는

$$F_1 = \frac{k_{1,1}}{1+P_0} + \frac{k_{1,2}}{1+P_1} \tag{8}$$

이라 정의한다. 여기서 P0 와 P1 의 값의 범위가 다르므로 비례상수 k1,1 과 k1,2를 사용하였다.

**3.2 명암대비(contrast)와 블러링(blurring) 보정을 위한 적합도 함수**

명암대비를 보정 하기 위해서 전체 영역의 누적 히스토그램(Hg)을 구한 후 참고 누적 히스토그램(Hr)과의 차이를 사용하였다. X-ray와 같은 의료 영상의 경우는 명암 강도를 양끝 쪽으로 치우치게 하여 윤곽을 선명하게 하도록 참고 누적 히스토그램을 선정하겠지만 이 논문의 실험에서 사용되는 영상은 일반영상을 기준으로 했기 때문에 명암 분포가 고르게 하기 위해서 참고 누적 히스토그램을 사용하였다. 실험대상 영상이 일반적인 영상임을 고려하여, 참고 누적 히스토그램은 0 level부터 255 level 까지 균등 증가하는 모형으로 설정하였다.

$$F_{2,1} = \frac{k_{2,1}}{k_{2,1} + \sum_{i=0}^{255} ||H_r(i) - H_g(i)||} \tag{9}$$

단, k2,1 은 비례상수

또 구역에 대해서 블러링를 측정하기 위해 5x5 영역을 기준으로 무작위로 표본 추출된 300개의 데이터에 대해  $\text{Var}[gh]$ 를 구한다. 구해진 데이터 중 대략 10%는 영상의 경계선 영역이라고 간주하고, 이 경계선 영역에서의 명도 값의 큰 편차는 선명한 경계를 의미한다고 가정한다. 즉, 300개의  $\text{Var}[gh]$ 중 크기 순서로 정렬하여 큰 순서로 대략 10%인 26개의 값으로부터 식(10)의 값을 구한다.

$$F_{2,2} = \frac{k_{2,2}}{k_{2,2} + 1 / (\sum_{i=1}^{25} \text{Var}_i [g_h])} \tag{10}$$

단, k2,2 은 비례상수

식(9) 와 식(10)에 의해 명암대비를 최적화 하는 함수는

$$F_2 = F_{2,1} + F_{2,2} \tag{11}$$

라 정의한다.

### 3.3 필터링 전 영상의 정보를 유지하기 위한 적합도 함수

F3는 F1, F2의 적합도에 최적화 되도록 조합된 필터 블록이 필터링 전 영상의 정보를 무시하는 방향으로 가는 것을 막는다.  $g(x,y)$ 를 노이즈 영상,  $g'(x,y)$ 를 필터링 후의 영상이라고 할 때, F3은 다음 식과 같이 필터링 전후의 차이로 구할 수 있다.

즉, 필터링 전 영상의 정보를 유지하는 함수

$$F_3 = \frac{k_3}{1 + \sum_{y=0}^{255} \sum_{x=0}^{255} (||g'(x,y) - g(x,y)||)} \tag{12}$$

단,  $k_3$  는비례상수

라 정의한다.

### 3.4 다중 적합도 최적화(multi-object optimization)

위에서 정리한 세 가지 적합도의 합으로 얻을 수 있는 전체 적합도를 F 라고 할 때

$$F = w_1F_1 + w_2F_2 + w_3F_3 \tag{13}$$

단  $w_i$  :  $F_i$ 의 가중치, ( $i = 1, 2, 3$ )

로 표현한다. 이때 F1, F2, F3간의 상관관계를 정량화 하거나 최적의 가중치  $w_i$ 를 직관적으로 알아낸다는 것은 어려운 문제이다. 다중 적합도 최적화(multi-object optimization)란 이와 같이 여러 가지의 적합도를 동시에 만족하여야 할 경우에 사용하는 방법으로서, 여기서는 무작위 가중치 기법(random weight approach)을 사용하였다.[7]

식으로 정리하면 다음과 같이 정리된다.

$$w_k = \frac{r_k}{r_1 + r_2 + r_3}, \quad k=0, 1 \text{ or } 2 \tag{14}$$

단,  $r_i$ 는  $r_{\min} \leq r_i \leq r_{\max}$  만족하는 난수

이러한 적합도 설계 방법은 적합도 함수들간의 상관성을 찾을 수 없는 경우에 적절한 해를 찾을 수 있도록 그림 4 와 같이 해의 탐색 방향성을 확장시켜 준다.

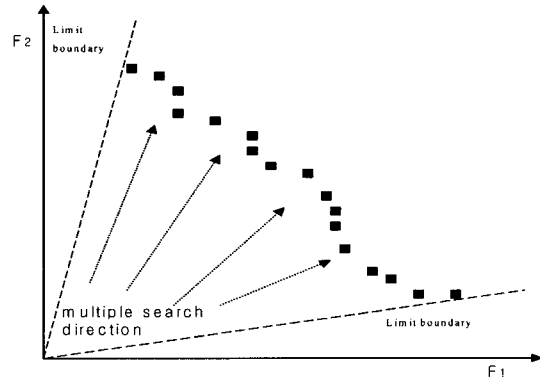


그림 4 무작위 가중치(random weight) 방법에 의한 탐색 방향의 확장[7]  
Fig. 4 Search space extension using random weight optimization method[7]

## 4. 필터 블록(filter blocks)

필터블록은 그레이스케일(gray scale) 수정, 평활화(smoothing), 명료화(deblurring) 등의 기능을 갖는 필터들로 구성되며, 연산 영역에 따라 국부적 연산자(local operator)와 전체적 연산자(global operator)로 나눌 수 있다.

### 4.1 미디언 필터(median filter)

블러링 효과를 갖는 노이즈 제거 필터 중의 하나로서 계산하려는 좌표의 화소 값을 제한된 영역내의 화소 값들의 중간 값으로써 대표하는 방법이다. 노이즈가 섞인 화소의 노이즈 강도가 높은 경우를 적절히 해결할 수 없었던 중간 값을 취하는 방법과는 달리 임펄스 노이즈(impulsive noise) 제거에 높은 성능을 보이는 비선형 필터이다.

$$g = \text{median}(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \tag{15}$$

단,  $x_i$  : 영역내의 화소

여기서 구현된 미디언 필터는 마스크의 종류를 다양하게 선택할 수 있도록 구현하였으며 마스크의 종류는 그림 5에 나타난 여섯 가지이다. 이를 위하여 3bit의 선택신호(selection signal)를 사용하였다.

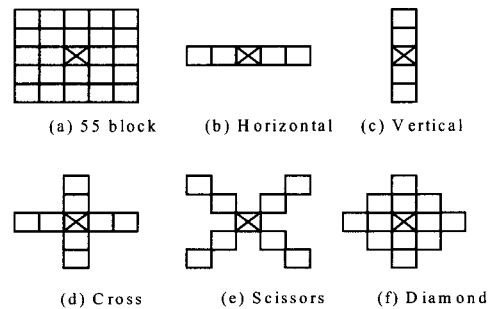


그림 5 미디언 필터의 마스크 종류  
Fig. 5 Median filter mask set

4.2 히스토그램 평활화(Histogram equalization)

명암 값의 분포가 한쪽으로 치우치거나 균일하지 못한 영상은 히스토그램 평활화라고 불리는 처리에 의해 명암 값의 분포의 균일화로 영상이 향상될 수 있다. 이는 국부적 히스토그램 평활화(local histogram equalization)와 전체적 히스토그램 평활화(global histogram equalization)로 나뉠 수 있다, 여기서는 계산시간의 단축을 위해서 전체적 히스토그램 평활화를 사용한다. 히스토그램 평활화의 궁극적인 목적은 일정한 분포를 가진 히스토그램을 생성하는 것이다. 다시 말해 한곳에 집중되어 있는 명암 값을 펼쳐서 명암 값이 균일한 분포를 갖도록 하는 것이다.[12]

히스토그램 평활화의 수행은 다음과 같은 세 단계를 거치게 된다.

첫째, 영상내의 명도 값의 빈도수 계산하여 히스토그램을 구한다.

둘째, 구해진 빈도 수를 이용하여 축적 히스토그램 값을 구하고 정규화 한다.

$$H_g(i) = \frac{g_{max}}{n} H_f(i) \quad (16)$$

- 단, Hg : 정규화 된 축적 히스토그램
- Hf : 원 영상의 축적 히스토그램
- gmax : 명도 값의 최대 값
- n : 총 화소 수
- i : 영상의 화소 값(0 ≤ i ≤ 255)

셋째, 정규화 된 축적 히스토그램을 그레이스케일 사상 함수로 이용하여 영상의 명도 값을 재 산출한다.

4.3 국부개선필터(local enhancement filter)

히스토그램을 이용하는 것과는 달리, 국부 개선필터는 계산하려는 좌표를 중심으로 한 이웃 화소들의 강도(intensities)를 이용한다. 여기서 이웃화소들의 강도란 평균(mean)과 분산(variance)으로부터 구하며 이는 이미지 양상과 밀접한 관계가 있다. 다시 말하면 이웃의 평균은 영상의 평균 밝기를, 분산은 명암대비(contrast)의 분포를 측정하는 것이다.[12]

일반적인 국소변환(local transformation)은 각 화소 위치(x,y)에 대한 입력 영상을 g(x,y), 출력 영상을 g'(x,y)라고 했을 때 식(17)과 같이 나타낼 수 있다.

$$g(x,y) = A(x,y) \cdot [g(x,y) - m(x,y)] + m(x,y)$$

단,  $A(x,y) = k \frac{M}{\sigma(x,y)}$ ,  $0 < k < 1$  (17)

- m(x,y) : 마스크 영역 내 화소들의 평균
- σ(x,y) : 마스크 영역 내 화소들의 표준편차
- M : 전체 영상의 화소 평균들의 평균

4.4 2D-FIR 필터

영상의 주파수 영역을 처리하기 위해서 사용하며, 푸리에 변환과 같은 주파수 변환을 하지 않고 주파수 영역을 처리

할 수 있다는 장점이 있다. 이 2D-FIR 필터 블록은 크게 두 부분으로 나눌 수 있다.

첫 번째 부분은 5×5 마스크의 가중치(weight)를 조정하여 저역 통과필터(low pass filter), 고역통과 필터(high pass filter), 구역 통과 필터(band pass filter)를 구현하여 영상을 처리한다. 두 번째 부분은 경계선강조 필터로서 고역 통과 필터를 사용하여 경계(edge) 영역을 추출하여, 원 영상과 더하여 강조하기 위해서 사용된다.

LUT는 경계영역이 분명한 부분에 대해서 지나친 강조가 일어나지 않게 하기 위해 사용되며, sine함수의 값을 갖는 ROM table을 사용한다.

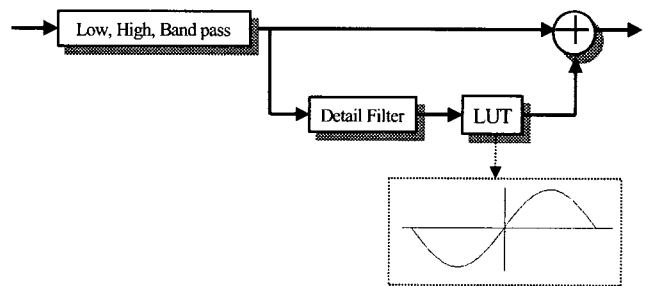


그림 6 2D-FIR 필터의 블록도  
Fig. 6 Block diagram of 2D-FIR filter

5. 구조적 유전자 알고리즘(structured genetic algorithm)을 이용한 염색체의 부호화

구조적 유전자 알고리즘은 유전형(genotype)과 표현형(phenotype)간의 사상(寫像)에 관한 기법중의 하나로서, 일반적인 직접 부호화 하는 방법과 다른 점을 다음에 설명하였다.[10][11]

첫째, 하나의 염색체를 다층구조(multi-level)로 나누어 활용한다.

둘째, 각 층의 유전자(gene)들은 활성화(active)되거나 비활성화(passive)된다.

셋째, 상위 층의 유전자들은 하위 층의 유전자들 집합을 활성화시키거나 비활성화 시킬 수 있다.

이와 같은 표현 방법은 결과적으로 같은 표현형을 갖는 염색체라도 다른 유전형을 가질 수 있어 전체 인구의 유전형들이 갖는 다양성을 유지하는데 도움이 된다.

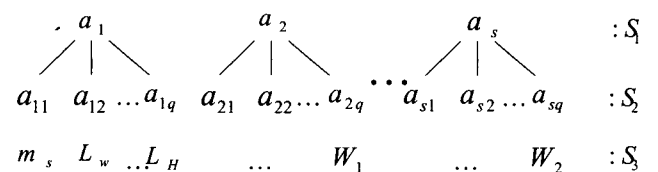


그림 7 구조화된 유전자 알고리즘 이용한 3층 구조 사상 [10]  
Fig. 7 3-level representation using structured genetic algorithm [10]

첫 번째 레벨 S1은 1bit 단위로 모두 4bit이며 S2의 해당 위치의 활성, 비활성 상태를 결정하게 된다. 두 번째 레벨 S2는 한 필터 당 2bit으로써 각각 네 가지 종류의 필터('00': median filter, '01': histogram equalization, '10': local enhancement filter, '11': 2D-FIR)를 나타내며 모두 8bit으로 구성된다. 또 세 번째 레벨 S3은 S2에 표현된 필터의 파라미터 값을 표현하는 부분으로서 미디언 필터의 마스크종류 선택 파라미터 3bit, 국소 개선 필터의 상수 값 KL 8bit, 마스크의 폭 4bit 과 높이 4bit, 마지막으로 2D-FIR 필터의 두 원도우의 가중치(weight)가 모두 114bit로서 총 133bit로 구성된다. 또 하드웨어 구현시의 최소 데이터 폭인 8bit에 맞추기 위해서 사용되지 않은 7bit을 더하여 모두 152bit으로 염색체를 구성하였다.

$$\text{Total} = 4\text{bit}(S_1) + 8\text{bit}(S_2) + 133\text{bit}(S_3) + 7\text{bit}(\text{dummy}) = 152\text{bit}$$

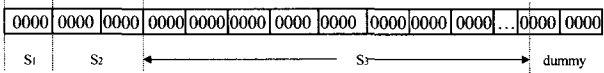


그림 8 염색체 전체 길이에 대한 구성  
Fig. 8 Chromosome mapping structure

### 6. 하드웨어 구현 및 실험

이번 연구에서 사용된 시스템을 살펴보면 크게 S/W 부분과 H/W부분으로 나눌 수 있다. S/W 부분은 PC상에서 C++를 이용하여, 유전자알고리즘 및 적합도 평가 함수를 설계하였다. H/W 부분은 Handel C를 이용하여 설계한 후, Xilinx Foundation으로 FPGA(field programmable logic array)상에 구현(implementation)하였다. 그림 9는 전체적인 시스템 흐름을 나타낸 것이다. 우선 유전자 알고리즘에 의해 생성된 후보 해는 유전형-표현형 부호화(genotype-phenotype decoder)를 거쳐 필터조합을 결정하는 부분과 필터 파라미터를 결정하는 적절한 수치적 데이터로 변환되어 필터 블록을 변환시킨다. 변환된 필터블록에 의해 처리된 영상은 다시 적합도 평가 함수에 의해 수치적인 평가치가 기록되어 유전자 알고리즘의 다음세대 후보 해 생성에 기여하게 된다. 유전자 알고리즘과 적합도 함수 부분은 소프트웨어로써 호스트 컴퓨터에서 동작하며, 유전형-표현형 부호기(genotype-phenotype decoder) 및 필터블록은 하드웨어로써 FPGA 상에서 동작하게 된다.

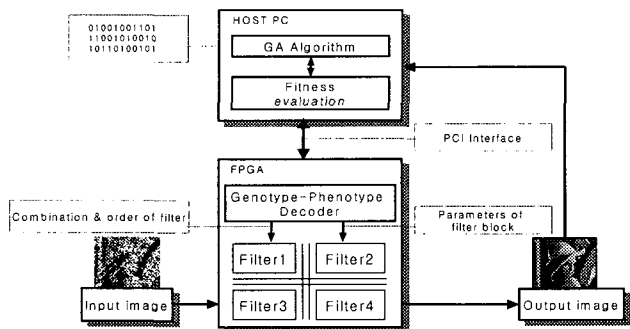


그림 9 시스템 블록도  
Fig. 9 Block diagram of the proposed system

하드웨어 상에 구현된 버스와 데이터 종류는 크기가 8, 16, 32 unsigned integer, 16, 32 signed integer, 16(8.8), 32(20.12) fixed point 형을 사용하였으며 Xilinx Ver-texE2000 의 디바이스에 적합하도록 Xilinx Foundation을 사용하여 구현하였다. 사용된 FPGA 디바이스의 활용은 표 1과 같이 사용되었다.

표 1 디바이스의 활용도  
Table 1 Device utilization

종류	총 개수	사용 개수	사용 비율
External GCLKIOBs	4	1	25%
External IOBs	404	150	37%
SLICEs	19200	7346	38%
GCLKs	4	1	25%

사용된 PCI 보드는 Celoxica의 RC1000-PP 이며 영상데이터의 데이터교환을 위해서 서로 독립적으로 사용할 수 있는 네 개의 2M SDRAM, H/W 제어 및 핸드셰이킹(handshaking)을 위한 8비트 제어 레지스터와 8비트 상태 레지스터를 사용하였다.



그림 10 RC1000-PP 보드(셀로시카)  
Fig. 10 RC1000-PP Board(inc. Celoxica)

### 7. 실험 결과

세 가지 종류의 노이즈(가산노이즈, 승산노이즈, 임펄스노이즈)가 각각 0%에서 30%까지 첨가된 256x256 그레이레벨(grey-level) 레나(Lena) 영상에 대하여 실험하였으며, 초기 인구수는 100, 각각의 염색체의 길이는 152 bit이다. 적합도 함수의  $k_{1,1} = 100$ ,  $k_{1,2} = 1.5$ ,  $k_{2,1} = 1$ ,  $k_{2,2} = 1$ ,  $k_3 = 1$  일 때, 표 2는 각각의 노이즈 분포에 대하여 얻은 최적 필터조합과 파라미터 값을 나타내고 있다. 예를 들어 Case 4번을 설명하면, S1이 1101 이므로 세 번째 필터는 사용하지 않는 것을 의미하고 있다. 따라서 S2의 값은 |10|00|--|11|으로써 국부개선필터-미디언 필터-2D-FIR 필터 순의 조합을 보여준다. 또 S3는 S2에 언급된 필터들의 내부 파라미터 값들이다.

그림 11은 레나(Lena) 영상에 20% 가산노이즈와 20% 승산노이즈가 함유되었을 때의 실험결과를 보여주고 있다. (a)는 노이즈가 함유된 영상이고 (b)는 최적필터에 의해 처리된 영상을 보여준다. (c)는 유전자 알고리즘이 50세대까지 진행하는 동안의 적합도의 평균값, 적합도의 최고 값, 적합도의 분산 값을 나타낸 진화 추이 곡선이다. (d)는 (c)의 진

화 추이 곡선과 함께 진행되는 교배확률(pc)과 돌연변이 확률(pm)의 동적 변화에 대해 보여주고 있다.

즉, 서로 다른 두 가지 이상의 노이즈인 가산노이즈, 승산노이즈가 혼합된 형태의 입력에 대해서도 유전자알고리즘 연산 결과 필터 조합인 미디언 필터-미디언 필터-2D-FIR 필터와 해당 필터의 파라미터(S3)를 찾아서 영상을 적절하게 개선하였음을 실험 결과를 통해 보여 주었다.

표 2 노이즈 별 최적 필터조합 및 파라미터 값  
Table 2 Optimal filter combination and parameter value for each case

	Noise(%)			Optimal sequence		
	add	mul	imp	s1	s2	
Case 1	30	0	0	1111	01000010	
Case 2	0	0	20	1111	11001001	
Case 3	20	20	0	1101	00001011	
Case 4	0	20	20	1101	10001011	
Case 5	20	0	20	0101	10111000	
Case 6	15	15	15	1101	10001011	
	parameter(S3)					
	M	K	H	W	2D-FIR mask1	2D-FIR mask2
Case 1	0	0.313	5	3	-	-
Case 2	3	0.391	4	4	8bdec6c5a2	7bc32
Case 3	5	-	-	-	448d6fd558	1068b
Case 4	3	0.373	3	3	68128df5e4	8bd22
Case 5	4	-	-	-	7ecec22828	98a45
Case 6	3	0.313	7	5	6925957fb1	99a66

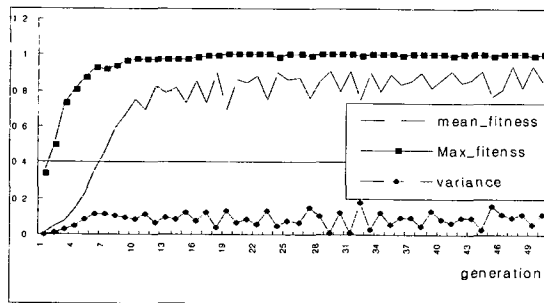
M : median filter mask selection  
K : local enhancement filter parameter  
W : local enhancement filter mask width  
H : local enhancement filter mask height  
2D-FIR mask1 : 2D-FIR filter mask1 weight  
2D-FIR mask2 : 2D-FIR filter mask2 weight



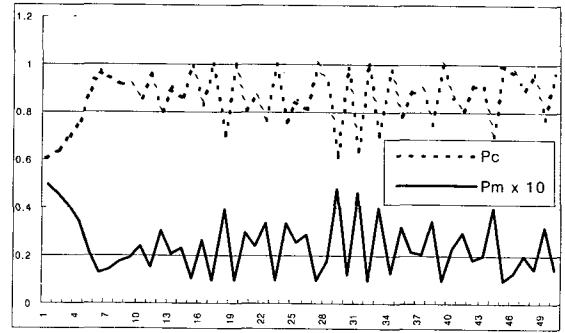
(a) 노이즈 영상



(b) 결과 영상



(c) 적합도 평가함수에 대한 진화 추이곡선



(d) 교배확률과 돌연변이 확률의 동적변화곡선

그림 11 20%가산노이즈, 20% 승산노이즈가 함유된 영상에 대한 영상개선 결과

Fig. 11 Image enhancement results for noised image with 20% additive noise and 20% impulsive noise

### 8. 결 론

이번 연구에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 노이즈와 영상에 대한 정보가 없는 경우에 대해서도 반복적인 기법이나 사용자의 직관적인 판단을 요하는 기존 방법의 단점을 극복하는 영상개선 시스템을 구현하였다. 유전자 알고리즘과 적합도 평가는 C++로 프로그래밍 하였고, 필터블록은 FPGA를 사용하여 하드웨어로 구현되었으며 PCI 인터페이스를 통해서 연동되었다.

적합도 평가는 노이즈를 측정하여 명암대비(contrast), 블러링, 노이즈 영상 정보유지를 고려하였으며, 하드웨어 블록에는 유전형-표현형 부호기와 영상 개선에 많이 사용되는 미디언 필터, 히스토그램 평활화 필터, 국부개선 필터, 2D-FIR 필터를 구현하였다. 이미 진행되었던 연구[15]에서는 주파수 영역대의 노이즈 영상에 대한 개선을 보여 주었으며, 이번 연구에서는 구현된 시스템으로 실험한 결과 가산노이즈, 승산노이즈, 임펄스노이즈가 섞인 Lena 영상에 대해서, 최적의 필터조합과 파라미터를 찾아 영상개선을 할 수 있었다.

또, 구현된 시스템의 활용에 대해서 사용자가 용도에 맞게 혹은 추구하려는 영상의 개선 방향에 맞게 적합도 함수의 내부 변수, 또는 다른 적합도 함수를 C언어를 이용하여 호스트 컴퓨터에 추가함으로써 즉각적인 영상 개선 능력을 갖는 하드웨어의 기능을 변형할 수 있다.

### 참 고 문 헌

[1] Daboczi, T., Bako, T.B., "Inverse filtering of optical images", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 50:4, pp. 991-999, Aug. 2001  
 [2] Stark, J.A., "Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 9:5 pp. 889-896, May 2000  
 [3] Menacer, M., Aroussi, A., Guendouz, C., "Adaptive contrast enhancement method for typical histogram configuration", Electronics Letters, Vol. 35:15, 22

July 1999

- [4] Tao Chen, Hong Ren Wu, "Application of partition-based median type filters for suppressing noise in images", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10:6, pp. 829-836, June 2001
- [5] William M. Spears, Evolutionary algorithm, Springer-Verlag, 2000
- [6] D. E. Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley, 1989
- [7] Mitsuo Gen, Genetic Algorithms & Engineering Optimization, Wiley-Interscience, 2000
- [8] Melanie Mitchell, An Introduction to Genetic Algorithm chehdi, M. Sabri, MIT press, 1996
- [9] J.A. Vasconcelos, J.A. Ramirez, R.H.C. Takahashi, R.R. Saldanha, "Improvements in genetic algorithms", IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 37:5, Sept. 2001
- [10] Dipankar Dasgupta, Douglas R. McGregor, "sGA : A Structured Genetic Algorithm", Technical report (No. IKBS-2-91), 1992
- [11] Dasgupta, D., "Handling deceptive problems using a different genetic search", Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proc. the First IEEE Conference on, pp. 807-811 Vol. 2, 1994
- [12] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital image processing, Addison-Wesley, 1992
- [13] Beaurepaire, L., Chehdi, K., Vozel, B. "Identification of the nature of noise and estimation of its statistical parameters by analysis of local histograms", Proc. ICASSP-97, IEEE International Conference on, Vol. 4, 1997
- [14] Chehdi, K., Sabri, M. "A new approach to identify the nature of the noise affecting an image", Proc. ICASSP-92, IEEE International Conference on, Vol. 3, 1992
- [15] 구지훈, 이승영, 이종호, 이필규, "유전알고리즘을 이용한 영상의 적응형 전처리 필터 구현에 관한 연구", 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 2693~2695, 2001

## 저 자 소 개



### 구 지 훈 (丘智勳)

1976년 8월 17일 생. 2000년 인하대 전기공학과 졸업. 2002년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2002년 4월-현재 삼성종합기술원 연구원

Tel : 031-280-6902

Fax : 031-280-6957

E-mail : jhkoo@samsung.co.kr



### 동 성 수 (董聖秀)

1967년 5월 11일생. 1990년 인하대 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년1월-2000년8월 삼성전자 정보통신 네트웍사업부 선임연구원. 2001년8월-현재 용인송담대학 디지털전자정보과 전임강사

Tel : 031-330-9292

Fax : 031-336-9535

E-mail : ssdong@ysc.ac.kr



### 이 종 호 (李鍾浩)

1953년 4월 14일생. 1976년 서울대 전기공학과 졸업. 1978년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사), 1986년 미국 아이오와주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학박), 1979년-1982년 해군사관학교 전임강사, 1980년-1982년 국방과학연구소 위촉연구원, 1986년-1989년 미국 노틀담대학교 조교수, 1991-1993년 대한전기학회 컴퓨터 및 인공지능연구회 간사장, 1994년-1995년 미국 브라운대학교 방문교수, 1997년-1998년 인하대 집적회로설계센터소장, 1989년-현재 인하대학교 정보통신 공학부 교수, 2000년-현재 슈퍼지능기술연구소 소장

Tel : 032-860-7396

Fax : 032-863-5822

E-mail : chlee@inha.ac.kr