

# 최적의 BPCGH 설계를 위한 합성 반복 알고리듬 제안<sup>†</sup>

(A Proposal of Combined Iterative Algorithm for Optimal Design of Binary Phase Computer Generated Hologram)

김 철 수\*  
(Cheol-Su Kim)

**요 약** 본 논문에서는 최적의 이진 위상 컴퓨터형성홀로그램을 설계하기 위해 SA 및 GA를 합성한 새로운 방법을 제안하였다. 블럭단위 탐색을 하는 GA의 교배연산 및 돌연변이 연산과정 후에 화소단위의 면밀한 탐색을 하는 SA 알고리듬을 삽입하므로써 BPCGH의 성능을 개선시켰다. 컴퓨터 시뮬레이션에서 제안된 합성 반복 알고리듬이 기존의 SA 알고리듬보다 회절효율이 향상됨을 보였다.

**핵심주제어** : 시뮬레이티드 어닐링, 유전 알고리듬, 이진 위상 컴퓨터형성홀로그램

**Abstract** In this paper, we proposed a novel algorithm combined simulated annealing and genetic algorithms for designing optimal binary phase computer generated hologram. In the process of genetic algorithm searching by block units, after the crossover and mutation operations, simulated annealing algorithm searching by pixel units is inserted. So, the performance of BPCGH was improved. Computer simulations show that the proposed combined iterative algorithm has better performance than the simulated annealing algorithm in terms of diffraction efficiency

**Key Words** : Simulated annealing, Geetic algorithm, Binary phase computer generated hologram

## 1. 서 론

홀로그램은 물체에 의해 산란된 파면의 크기와 위상정보를 기준파(reference wave)와의 간섭을 통해 세기의 형태로 매질에 직접 기록하는 광학적 홀로그램(optical hologram)과 컴퓨터를 이용하여 회절이론(diffractio theory)과 푸리에 변환(Fourier transform)과 같은 수학적인 연산을 통해 간섭파면을 크기와 위상으로 계산하여 설계한 컴퓨터형성홀로그램(computer generated hologram; CGH)으로 나눈다. 광학적 홀로그램

은 1948년 Gabor<sup>[1]</sup>에 의해 처음으로 제안되었으며, 현재까지 가장 완벽한 입체 영상을 표현할 수 있는 기술로 알려져 있고, 문화재 보존, 복제 방지 또는 입체 영상 표현 시스템 등에 응용되고 있으며, 그 제작 과정이 복잡하고, 상당히 어렵다. 컴퓨터형성홀로그램은 1966년 Brown 등<sup>[2]</sup>에 의해 제안된 방법으로 컴퓨터를 이용하여 계산된 간섭파면의 크기와 위상정보를 부호화하여 플로터(plotter)나 프린터로 출력한 다음 필름에 축소시켜 기록하였다. 초기에는 크기와 위상 정보 모두를 이용하는 CGH를 필름에 제작하여 사용하였으나, 정보의 정확한 표현이 어렵고, 광효율이 좋지 않아 위상 성분만을 이용하는 홀로그램에 대한 연구가 많이 진행되고 있

\* 본 연구는 2005년도 경주대학교 학술연구비 지원에 의해 이루어 졌음.

\* 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부학과

다<sup>[3]</sup>. 이와 같은 위상 홀로그램은 광통신 및 광 컴퓨팅 등에서 광소자로 많이 활용되고 있다. 홀로그램은 정보의 일부가 손상되거나, 연속적인 간섭파면의 위상정보를 적절히 이진화 하더라도 원래의 영상을 복원할 수 있는 특성이 있다. 즉 홀로그램을 이용하면 압축기술이 아닌 새로운 방법으로 정보량을 줄일 수 있는 기술이 되므로 그 활용성은 상당할 것으로 예상된다. 연속적인 위상정보를 이진으로 양자화하면 정보량은 많이 줄일 수 있지만 정보의 손실로 인해 영상 재생시 회절효율(diffraction efficiency; DE) 감소와 양자화잡음(quantization noise)으로 나타난다. 양자화에 따른 효율감소와 잡음을 최소화하는 방법은 크게 오차확산(error diffusion)<sup>[4]</sup>과 같은 비반복적인 방법과 직접이진탐색(direct binary search),<sup>[5]</sup> 반복 푸리에 변환 알고리듬(iterative Fourier transform algorithm),<sup>[6]</sup> SA(simulated annealing)알고리듬<sup>[7-9]</sup> GA(genetic algorithm)<sup>[10, 11]</sup> 등과 같은 반복적인 방법으로 나눌 수 있다. 반복적인 방법은 회절효율은 좋게 할 수 있으나 설계 시간이 많이 소요되는 단점이 있다. 이 방법들 중 현재까지 SA 알고리듬 또는 GA를 이용한 방법이 가장 성능이 좋은 것으로 알려져 있다. 두 알고리듬에는 설계하고자 하는 컴퓨터형성홀로그램의 성능에 영향을 미치는 비용함수와 많은 변수들이 있고, 이들의 값을 경험적으로 결정해야 하는 문제점이 있다. 즉 SA는 랜덤한 이진 위상 컴퓨터형성홀로그램(binary phase computer generated hologram; BPCGH)을 발생시킨 후, 이를 구성하는 각 화소의 값을 순서대로 변경하면서 비용함수가 최소가 되도록 반복 수행하는 알고리듬이며, 초기 온도의 설정, 냉각속도 및 초기 랜덤 BPCGH의 패턴이 바뀜에 따라 그 성능이 변하는 문제가 있다. GA는 초기에 무작위로 구성된 BPCGH의 개체군을 가지고 출발하여 개체군의 진화과정을 통해 비용함수가 최소가 되는 한 개체를 찾아가는 알고리듬으로 진화과정에서 교배시 블럭단위를 사용함으로써 BPCGH를 구성하는 화소단위의 미세 제어가 어려운 문제점이 있다. 이와 같은 문제점들로 인해 보다 완벽한 BPCGH의 설계가 불가능한 실정이다.

본 논문에서는 최적의 BPCGH를 설계하기 위

해 SA와 GA의 장점을 이용한 새로운 합성 알고리듬을 제안하였다. 화소단위의 탐색을 수행하는 SA 알고리듬을 블럭단위 탐색을 수행하는 GA 과정속에 삽입시킴으로써 BPCGH의 회절효율을 개선시켰다. 즉 GA의 선택, 교차, 돌연변이 연산을 적용한 각 개체에 SA 알고리듬을 적용시키고, 이를 다시 GA의 초기 패턴으로 하여 원하는 반복횟수만큼 수행시켰다. 컴퓨터시뮬레이션 결과 제안한 합성 알고리듬이 기존의 SA 알고리듬보다 회절효율면에서 향상됨을 확인하였다.

## 2. 컴퓨터형성홀로그램 설계를 위한 알고리듬

BPCGH의 제작은 컴퓨터를 이용하여 물체파를 해석하고 수학적 연산을 통해 크기정보는 '1'로 고정시키고, 위상정보를 이진 값으로 부호화하는 과정이다. 즉 홀로그램의 투과함수  $H(u, v)$ 를 부호화 하여 원하는 목표영상  $f(x, y)$ 를 재생할 수 있도록 한다. BPCGH의 제작은 푸리에 평면의 좌표를  $(u, v)$ 로,  $N \times N$  배열 내에 각각  $R$ 과  $C$ 의 크기를 가지는 이진 값으로 구성된다. 푸리에 평면에서의 투과함수  $H(u, v)$ 는

$$H(u, v) = \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \sum_{l=-N/2}^{N/2-1} H_{kl} \text{rect}\left(\frac{u-kR}{R}, \frac{v-lC}{C}\right) \quad (1)$$

와 같다. 여기서  $u, v$ 는 공간 주파수이며,  $H_{kl}$ 은 BPCGH의 투과함수 값이다. 푸리에 영역과 재생영역의 관계는 단순한 2차원 푸리에 역변환이며, 재생영상  $h(x, y)$ 는 프레스넬(Fresnel) 회절이론의 근사화와 렌즈에 의한 2차위상성분(quadratic phase component)을 제거하여

$$\begin{aligned} h(x, y) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} H(u, v) \exp(j2\pi(ux+vy)) du dv \\ &= RC \text{sinc}(Rx, Cy) \times \\ &\quad \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \sum_{l=-N/2}^{N/2-1} H_{kl} \exp(j2\pi(kRx+lCy)) \end{aligned} \quad (2)$$

와 같이 얻었다. 그리고 식 (2)를 각각  $RX = 1/N$

과  $CY = 1/N$ 의 간격으로 표본화하고,  $R$ 과  $C$ 를 1로 두어

$$h(mX, nY) = \frac{1}{N^2} \text{sinc}\left(\frac{m}{N}, \frac{n}{N}\right) \times \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \sum_{l=-N/2}^{N/2-1} H_{kl} \exp(j2\pi(\frac{km}{N} + \frac{ln}{N})) \quad (3)$$

을 얻었다. 식 (3)에서  $N$ 은  $X$ 와  $Y$ 에 비해 상대적으로 매우 크기 때문에 sinc함수는 무시할 수 있다. 따라서 최종적으로 표본화된 재생영역에서는

$$h(mX, nY) = \frac{1}{N^2} \sum_{k=-N/2}^{N/2-1} \sum_{l=-N/2}^{N/2-1} H_{kl} \times \exp(j2\pi(\frac{km}{N} + \frac{ln}{N})) = h_{mn} \quad (4)$$

와 같이 근사화 된다. 식 (4)의 재생영상은 연속적인 위상정보를 가진 홀로그램의 재생과 비교하면 투과함수  $H(u, v)$ 의 이진화에 따르는 오차를 가지므로 원영상의 많은 부분이 손실된 영상이 된다. 따라서 재생된 영상이 목표영상  $f(x, y)$ 의 대부분의 정보를 가지도록 홀로그램의 투과함수  $H_{kl}$ 을 구성하고, 누출(leakage)에 의한 잡음을 최소화 하며 회절효율이 높은 BPCGH를 만들기 위한 알고리듬의 개발이 필요하다.

## 2.1 SA 알고리듬

SA 알고리듬은 최소에너지 상태에서 물질의 결정격자를 만드는 통계열역학에서 유래한다. 물질을 용융점까지 가열시킨 후 서서히 냉각시키면 각 분자들이 진동하고 인접한 분자들이 관련하여 가장 안정한 상태로 접근한다. 이와 같이 반복적인 기법을 통해 최적의 해를 찾아가는 SA 알고리듬은 1983년 Kirkpatrick 등<sup>[7]</sup>이 제안하였으며, 방문 판매원 문제(traveling salesmen problem)와 같은 조합 최적화(combinatorial optimization)문제의 해결을 위하여 최초로 적용된 이후로 영상 재생, 광 연결을 위한 회절격자 설계 등 많은 분야에서 응용되고 있다. 이

알고리듬에는 사용되는 변수들이 많고, 이 변수들의 선택이 최적 해를 얻는데 중요한 역할을 한다. SA 알고리듬의 특징은 비용함수의 일시적 증가를 조건부 수용하므로써 반복과정중의 국소 최적해(local minimum)에서 벗어날 수 있다는 것이다. 이것이 일반적 반복기법을 사용하는 알고리듬과의 큰 차이점이다. 알고리듬에 사용되는 여러 변수들 중 초기 투과함수는 전체 자유도에서 임의의 형태로 구성되어도 수렴에 영향을 주지 않고, 온도의 냉각속도(cooling schedule)  $D_t$ 는 0.9 이상의 값에서는 국소 최적해에 빠지지 않는다고 알려져 있다.<sup>[12]</sup> 그러나 초기온도, 반복횟수 및 냉각속도의 값은 매우 중요한 변수이며, 이를 변수의 설정이 알고리듬의 성능에 큰 영향을 미치므로 적절한 선택이 요구된다. SA 알고리듬에서 비용함수는 생성하려는 영상에 따라 다르며, 이진영상이나 명암도 영상 생성을 위한 비용함수는 제한된 영역 내에서 목표영상과 재생된 영상 사이의 평균자승오차  $E$ 로 정의한다.

$$E = \frac{1}{AB} \sum_{m=m_0}^{m_0+A-1} \sum_{n=n_0}^{n_0+B-1} | | f_{mn} |^2 - | h_{mn} |^2 |^2 \quad (5-a)$$

$$c \sum_{m=-N/2}^{N/2-1} \sum_{n=-N/2}^{N/2-1} | f_{mn} |^2 = \eta \quad (5-b)$$

$$| f_{mn} |^2 = c | f_{mn} |^2 \quad (5-c)$$

여기서  $\eta_t$ 는 목표 효율을 나타내고, 이상적인 값은 1이다. 목표효율을 이상적으로 선정했을 때는 그 값에 수렴하는 정도가 떨어지므로 이를 적절히 선정하면 이상적으로 선정했을 때보다 회절효율을 높일 수 있다.  $A$ 와  $B$ 는 각각 목표 영상의 가로 및 세로의 크기를 나타낸다.  $c$ 는 목표영상  $f_{mn}$ 의 전체 에너지가  $\eta_t$ 가 되도록 하는 제어상수이며, 전처리 과정에서 영상에 따라 달라진다. 이 비용함수는 제한된 영역 내에서 목표영상을 찾아가도록 함으로써 관심영역 밖의 배경잡음을 줄여 더욱 높은 효율을 가질 수 있게 한다. BPCGH의 설계를 위한 SA 알고리듬의 순서도는 그림 1과 같으며, 수행과정

은 다음과 같다.

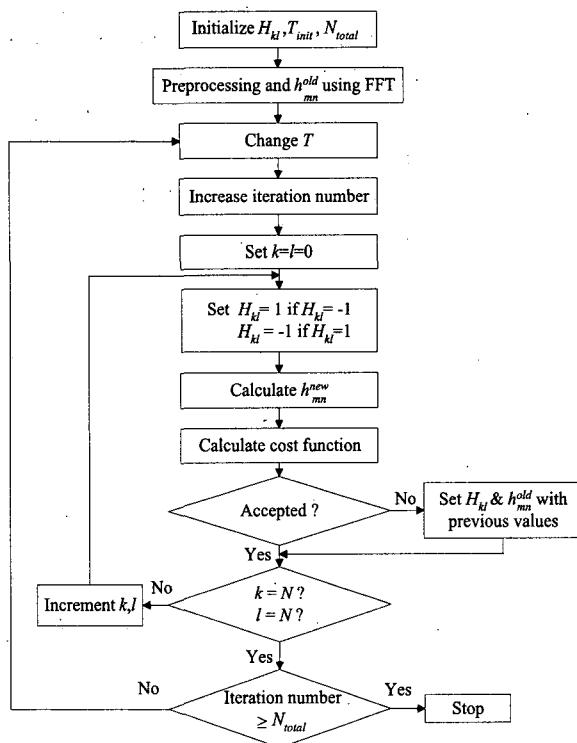


그림 1. BPCGH의 설계를 위한 SA 알고리듬의 순서도

- ① BPCGH의 초기 투과함수  $H_{kl}$ 을 2단계의 값으로 무작위 선정하고, 비용함수  $E^{old}$ 를 계산한다.
- ② 초기온도, 온도의 냉각속도, 그리고 반복횟수를 경험적으로 결정한다.
- ③ BPCGH의 투과함수의 한 화소 값을 바꾼 후, 비용함수  $E^{new}$ 를 계산하고, 아래의 조건을 판단하여 수용여부를 결정한다.

$$\Delta E = E^{new} - E^{old}$$

$\Delta E < 0 \Delta$  무조건 수용

$\Delta E \geq 0$  조건부 수용 (6)

- ④ 투과함수의 인접한 화소를 바꾸고, 반복횟수 만큼 ③의 과정을 반복한다.

과정 ③에서 비용함수의 변화량이 양수일 때

에도 조건부 수용을 하여 국소 최적해에 빠지지 않도록 하였다.

수용여부는 아래와 같이 표현되는 볼쓰만 확률분포(Boltzman probability distribution)와 무작위로 발생된 0~1 사이의 값과 비교하여 결정하였다.

$$P(\Delta E) = \exp(-\Delta E / T_n), \quad T_n = (D_v)^n T_{init} \quad (7)$$

여기서  $P$ 는 수용 확률을 나타내고,  $\Delta E$ 는 비용함수의 변화량을 나타낸다. 그리고  $T_n$ 는  $n$  번째 반복과정에서의 온도를 나타내는 변수이고,  $T_{init}$ 는 초기온도를 나타내는 변수이다. 식 (7)에서 확률  $P(\Delta E)$ 는 온도와 비용함수의 변화량의 함수이며, 반복과정의 초기에는 거의 1에 가깝게 두어 조건부 수용을 받아들이고, 말기에는 배제하도록 초기온도와 반복횟수를 결정하였다. 그리고 투과함수  $H_{kl}$ 의 한 화소가 바뀔 때마다 재생된 영상함수 값의 변화는 푸리에 역변환 대신 그 순간의 변화량만을 가감하여 많은 시간을 절감하였다. 이를 수식으로 나타내면

$$h_{mn}^{new} = h_{mn}^{old} - t H_{kl} \exp\left(j2\pi\left(\frac{km}{N} + \frac{ln}{N}\right)\right) \quad (8)$$

이다. 여기서  $t$ 는 현재  $H_{kl}$ 의 값과 다음에 나올  $H_{kl}$ 의 값에 따라 결정되며,  $m, n, k$  그리고  $l$ 은 각각  $0, 1, \dots, N-1$  범위의 값을 가지는 정수이며,  $mk + nl$ 은  $2(N^2 - 2N + 1)$ 의 범위를 갖는 정수이다.

## 2.2 유전 알고리듬

인공 유전 시스템인 유전 알고리듬은 자연계의 진화현상에 기초한 계산 모델로서 1975년 미국의 J. Holland에 의해 개발된 전역적(global)인 최적화 알고리듬이다. 유전 알고리듬은 자연선택의 원리와 자연계의 생물 유전학에 기본 이론을 두며, 병렬적이고 전역적인 탐색 알고리듬으로서 모든 생물은 주어진 다양한 환경속에 적

용함으로써 살아남는다는 Darwin의 적자생존(survival of the fittest)의 이론을 기본 개념으로 한다.<sup>[13]</sup> 유전 알고리듬은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 만들어 낸다. 자연계의 모든 생물들은 유전인자인 염색체(chromosome)에 의해서 생식과 유전 등 진화과정을 반복하여 발전해 간다. 유전 알고리듬에서는 생물학적 유전인자인 염색체에 해당하는 문자열을 가지고 생물과 같은 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)를 거쳐서 다음 세대의 새로운 자손(offspring)을 인공적으로 만들어 낸다. 자연의 생물유전을 모방한 연산자들을 반복적으로 적용하여 적합한 해를 탐색한다. 이와 같은 유전 알고리듬은 스케줄링, 인공지능 및 최적제어 등에 적용되고 있으며 일반적인 순서도는 그림 2와 같다

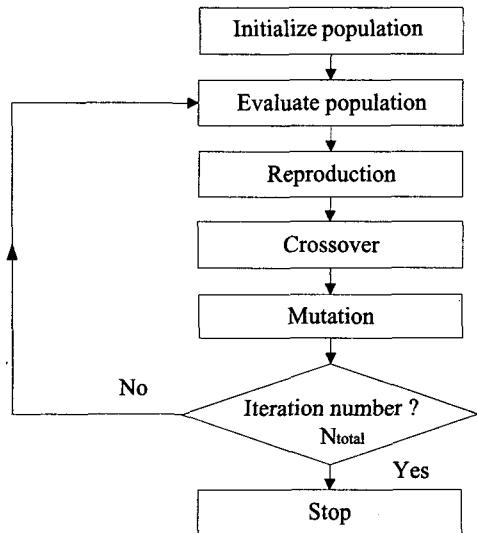


그림 2. BPCGH의 설계를 위한 GA의 순서도

SA 알고리듬에서와 마찬가지로 GA에서도 알고리듬의 성능을 결정하는 여러 종류가 존재한다. 염색체의 부호화 방법과 재생산, 교배, 돌연변이와 같은 유전 연산자, 그리고 SA 알고리듬의 비용함수에 해당하는 적합도 평가함수의 적절한 설정이 요구된다.

### 2.2.1 염색체 부호화 방법

주어진 문제를 유전자의 염색체 구조와 같이 해당하는 파라미터로 부호화한다. 부호화는 탐색 공간의 점을 표현하는 방법을 말하며 문제에서 요구하는 해의 특성에 따라 이진값과 실수값을 가질 수 있다. 실수값의 표현에서 정밀도는 계산 환경에 따라 다르지만, 일반적으로 이진값의 표현보다는 성능이 더 우수하다. 이진값의 표현에서도 많은 수의 비트를 사용함으로써 표현의 정밀도를 높일 수 있으나, 계산량이 많아짐으로써 속도가 떨어진다. 일반적으로 초기 개체군(initial population)은 무작위(random)로 구성된다.

본 논문에서는 설계하고자 하는 홀로그램이 '1' 또는 '-1'의 값만을 가지므로 초기 개체군을 무작위로 구성할 때부터 두 값으로 부호화하여 사용하면 된다. 개체군의 크기는 유전 알고리듬의 결정에 있어 중요한 요소 중 하나로 개체군의 크기가 너무 작으면 빨리 수렴하게 되고, 반대로 크기가 너무 큰 경우에는 알고리듬의 계산 시간이 너무 길게 된다.

### 2.2.2 적합도 평가함수

탐색공간에서의 한 점이 주어진 문제에 대해 적합한 정도를 나타내는 것이 적합도이다. 구성된 개체군이 주어진 문제에 얼마나 적합한지를 평가하고, 다음 세대에 살아남을 확률을 정하기 위해 초기 개체군을 평가 함수의 인자로 하여 문제에 대한 적합도를 구한다. 주어진 함수로부터 적합도를 찾는 것은 쉬운 일이나 실제의 문제에서는 적합도를 사용자의 목적에 맞도록 선택해야 한다. 선택하는 경향에 따라 GA의 성능이 달라지기 때문이다. 만약 높은 적합도를 가진 개체를 선택하는 정도를 높일수록 수렴속도는 빠르지만 찾는 해가 국소해일 가능성이 많고, 선택 정도를 낮추면 랜덤하게 해를 찾는 경우와 유사해진다. 따라서 적절한 적합함수의 설정이 매우 중요하다. 일반적으로 개체군의 진화가 이루어질수록 군의 평균 적합도는 증가하고 최대 적합도로 증가하는 경향이 있다.

본 논문에서는 SA 알고리듬에서와 마찬가지로 이진영상 및 명암도영상을 위해서 식 (5-a)를 적합도 평가함수로 사용하였다.

### 2.2.3 재생산

재생산은 자연선택의 인공버전으로 각각의 개체가 가지는 적합도에 따라 그 개체를 복제하는 과정이며, 주어진 한 세대의 개체군에서 다음 세대의 개체군을 만들기 위한 중간단계의 집단을 선정하는 작업이라 할 수 있다. 적합도가 높은 개체일수록 다음 세대에 더 많은 자손을 가질 확률이 높음을 의미하며, 이는 주어진 환경에 더 잘 적응하는 개체만이 살아남는다는 자연선택의 원리를 모방하고 있다. 새로운 개체로 구성된 군은 다음 진화를 위해 교배저장 장소(mating pool)에 일시적으로 저장된다.

재생산 단계에서는 얼마만큼을 자식세대에게 물려 줄 것인가를 결정하여야 하는데 일반적으로 40~50%를 주로 사용한다. 이 비율에 따라서 세대가 진화하면서 생기는 해의 수렴도가 변화가 되는데 재생산 비율이 높을 경우 빨리 안정되게 수렴을 하나 해의 질이 좋지 않을 수 있고, 해가 국소 최적해에 빠질 수 있다. 반면 재생산 비율이 낮을 경우는 좀 더 다양한 해를 탐색하기 때문에 더 나은 질의 해를 제공할 수 있으나 해의 수렴도는 떨어진다. 일반적으로 이 값을 가변적으로 쓰일 수 있다. 즉 세대 초기에는 재생성 비율을 크게 하여 수렴을 빨리 하도록 하고 어느 정도 수렴이 이루어졌을 경우에는 이 비율을 낮게 줄여 다른 가능성은 탐색하는 것이다.

재생산의 방법에는 순위적 선택법(rank-based assignment), 룰렛 휠 선택법(roulette wheel selection), 토너먼트 선택법(tournament selection) 등<sup>[14]</sup> 여러 가지 방법이 있다.

본 논문에서는 적합도 평가함수 값이 작은 것을 중심으로 토너먼트 선택법을 적용하여 다음 세대의 새로운 집단을 구성하였다. 토너먼트 선택법은 두 개의 염색체를 임의로 선택한 다음 (0,1) 범위의 난수  $t$ 를 발생시킨 다음 이것이  $t$  보다 작으면 두 염색체 중 품질이 좋은 것을 선택하고 그렇지 않으면 품질이 나쁜 것을 선택하는 것이다. 유전자 탐색의 진화과정에서 재생산 방법은 중요한 요인이 된다. 선택률이 높으면 개체 집단의 다양성이 감소되어 유전자 탐색이 조기 수렴을 일으키는 반면 선택률이 낮으면 개체 집단의 다양성을 증가시키지만 탐색 기능이

저하된다. 그러므로 이 두 요인 사이의 균형을 유지하는 것이 중요하다.

### 2.2.4 교배

재생산 과정은 탐색 방향을 적합도가 가장 높은 개체쪽으로 향하게 하지만 새로운 개체를 생성하지는 못한다. 자연계에서 자손은 부모 세대로부터 유전자를 이어받으면서도 부모와는 전혀 다른 형질을 가지듯이 유전 알고리듬에서도 이 과정을 모방한 것이 교배 과정이다. 교배 저장소에서 각각 교배할 두 개의 개체를 임의로 선택하여 개체에 있는 유전자 정보를 서로 교환하여 새로운 유전자 정보를 갖는 개체를 생성하는 과정으로 적합도가 높은 개체들을 빠르게 결합하여 현재 집단의 전역에 확산시키는 역할을 하며 다른 최적화 알고리듬에는 없는 유전 알고리듬에서 가장 중요하고 독특한 과정이다.

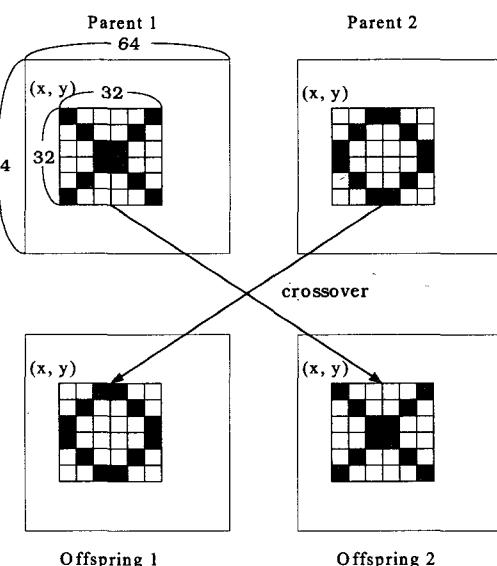


그림 3. 교배 연산 과정

교배방법에는 단일점 교배법(single-point crossover), 다점 교배법(multi-point crossover), 산술적 교배법(arithmetical crossover), 휴리스틱 교배법/heuristic crossover 등<sup>[15]</sup>이 있으며, 본 논문에서는 일반적인 방법으로 하나의 위치를 무작위로 선택하여 교배하는 단일점 교배법(single-point crossover)을 사용하였다. 그림 3은 32x32크기의 BPCGH의 설계에서 적용된 교

배연산 과정을 보여준다. 교배연산을 위해 사용된 블럭의 크기는  $16 \times 16$ 이다.

### 2.2.5 돌연변이

재생산과 교배과정은 집단의 개체들이 현재 가지고 있는 정보들을 이용해서 결합하고 탐색하는 것에 비해 돌연변이 과정은 현재 집단에 존재하지 않는 새로운 정보를 제공해 준다. 그리고 교배가 탐색 영역에서 넓은 영역의 탐색이라면 돌연변이는 좁은 영역에서의 탐색이라고 할 수 있다. 이는 염색체 중의 일부가 주어진 확률에 따라 그 값이 반전되는 것이다. 즉 구성된 개체군을 일정한 돌연변이의 확률로 자식 저장소에서 무작위로 선택한 후, 개체가 이진 값으로 구성된 경우는 임의의 비트를 -1은 1로, 1은 -1으로 역변환하고, 실수 값인 경우는 돌연변이 함수를 개체로 변환시킨다. 이는 교배만의 연산자에 의해 제외될 수 있는 제한된 탐색공간을 근본적으로 없애자는 의도를 가지고 있다. 다시 말해 탐색공간 전영역에서 탐색이 일어날 가능성을 남겨두고 있다. 그림 4는 돌연변이 확률에 따라 각 화소의 위상 값이 변하는 돌연변이 연산자 수행과정을 보여준다.

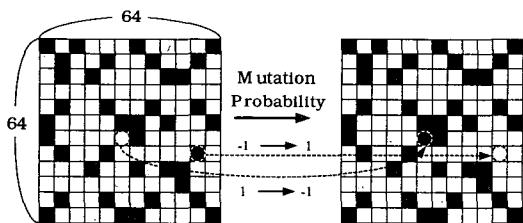


그림 4. 돌연변이 연산 과정

### 2.3 제안한 합성 알고리듬

최적화된 BPCGH를 제작하기 위해 화소단위 탐색을 수행하는 SA 알고리듬을 전역탐색을 수행하는 GA의 최적화 과정속에 삽입시켰다. 전통적인 GA가 선택, 교차, 돌연변이를 이용하여 종료조건(반복횟수 또는 목표효율)을 만족시킨 패턴을 최적화된 패턴으로 선택하는 반면 제안한 논문에서는 선택, 교차, 돌연변이를 적용한 각 개체에 대해 다시 SA 알고리듬을 적용시켜, 개체군을 구성하는 모든 패턴에 대해 1차 최적

화하고, 이를 다시 GA의 초기 패턴으로 사용하여 반복횟수만큼 수행한다. 본 논문에서 제안한 BPCGH의 설계 방법은 그림 5와 같이 나타낼 수 있으며, 수행과정은 다음과 같다.

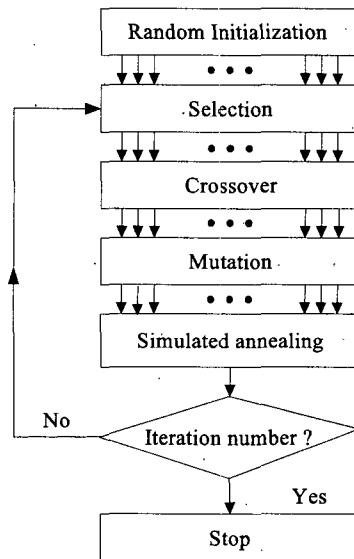


그림 5. 제안된 합성 반복 알고리듬 순서도

- ① 랜덤 패턴을 개체군의 수 만큼 발생시킨다.
- ② 각 개체의 비용함수를 계산한다.
- ③ 토너먼트 방식을 이용한 선택 연산을 수행한다.
- ④ 토너먼트 방식에서 승리한 두 개의 패턴에 대해 교차 연산을 수행한다.
- ⑤ 돌연변이 확률을 이용하여 돌연변이 연산을 수행한다.
- ⑥ 돌연변이 연산을 수행한 후, SA 알고리듬을 적용하여 각 개체군들을 최적화 한다.
- ⑦ 최적화된 개체군을 GA의 초기 패턴으로 사용하고, 위의 과정을 반복횟수만큼 수행한다.

위의 과정을 통해 설계된 최종 패턴은 GA에서 최적해를 찾기 위한 탐색방법이 블럭단위를 이용하므로 탐색 창 전체에 대한 면밀한 탐색이 어렵다는 단점을 SA 알고리듬으로 보완하고, SA 알고리듬의 초기 패턴을 GA의 많은 개체군으로 활용함으로써 SA 알고리듬만을 사용하였을 때 보다 성능이 좋은 BPCGH를 설계할 수 있다.

### 3. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 합성 알고리듬의 성능을 평가하기 위해서 컴퓨터 모의실험을 하였다. 컴퓨터 모의실험에서는 제안한 알고리듬으로 설계된 BPCGH가 가지는 성능을 정량적으로 평가하기 위한 평가방법으로 수식 (9)와 같은 회절효율(diffraction efficiency; DE)를 이용하였다.

$$DE = \frac{\sum_{m=m_0}^{m_0+A-1} \sum_{n=n_0}^{n_0+B-1} |h_{mn}|^2}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} |h_{mn}|^2} \times 100\% \quad (9)$$

여기에서  $M$ 과  $N$ 은 전체 영상의 크기를,  $A$ 와  $B$ 는 신호창이 가지는 크기를 나타낸다. 회절효율은 전체 영상에 대한 신호창이 가지는 에너지의 정도를 나타내는 척도로써 이 함수를 사용하여 제안한 알고리듬이 기존의 SA 알고리듬에 비해서 신호창 내부의 잡음이 줄어드는지에 대해 평가할 수 있다.

모의실험에 사용된 목표영상은 이진 값을 가지는 'T'영상과 명암도 패턴 영상으로 그림 6과 같다. 이때 전체 영상은  $32 \times 32$ 의 화소로 구성된 크기를 가지며, 신호창의 크기는 이진 영상 및 명암도 영상 모두  $8 \times 8$  크기를 가진다.

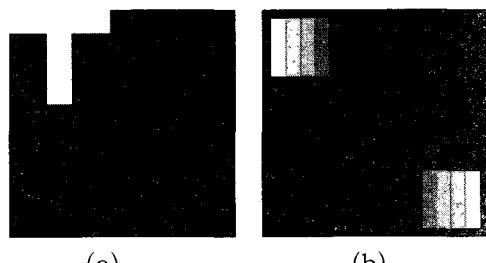


그림 6. 목표영상 (a) 이진영상 (b) 명암도영상

그림 7과 8은 이진영상 및 명암도영상에 대한 BPCGH와 재생영상 결과이다. 각 모의실험에서 사용된 매개 변수는 GA의 경우 개체군의 크기는 30, 반복횟수는 90번, 교차확률은 1.0, 그리고 돌연변이 확률은 0.01이며, SA의 경우 반복횟수 90, 초기온도 1.0, 냉각속도 0.95, 그리고 목표효율은 1.0으로 하였다. 그림 8에서 기존의 SA

및 제안한 합성 알고리듬을 비교한 결과 제안한 방법이 회절효율이 더 높고, 신호창 내부의 잡음이 줄어드는 것을 확인할 수 있었다.

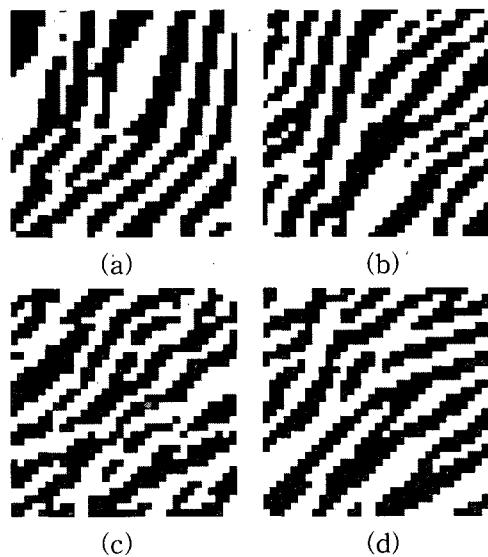


그림 7. SA 및 제안된 방법에 의해 생성된 BPCGH (a) 이진영상에 대해 SA 알고리듬을 적용한 홀로그램 (b) 이진영상에 대해 제안된 알고리듬을 적용한 홀로그램 (c) 명암도영상에 대해 SA 알고리듬을 적용한 홀로그램 (d) 명암도영상에 대해 제안된 알고리듬을 적용한 홀로그램

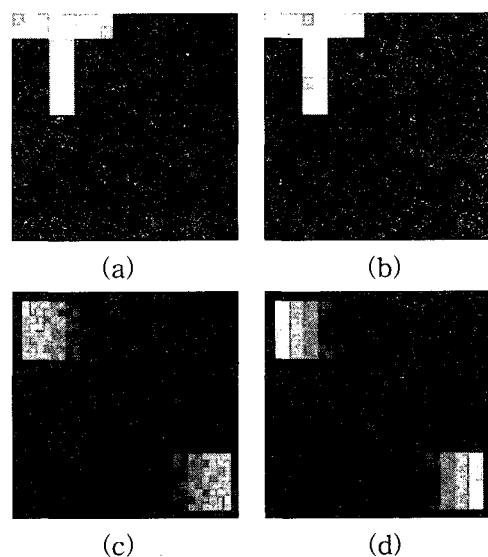


그림 8. SA 및 제안된 방법에 의해 재생된 영

상(회절효율) (a) SA 알고리듬을 적용한 재생된 이진영상(78.95%) (b) 제안된 알고리듬을 적용한 재생된 이진영상(79.64%)  
(c) SA 알고리듬을 적용한 재생된 명암도 영상(73.86%) (d) 제안된 알고리듬을 적용한 재생된 명암도명상(79.85%)

표 1은 SA 알고리듬과 제안한 알고리듬에 대해 SA 알고리듬의 냉각속도와 반복횟수를 다르게 하여 얻은 회절효율이다. 표 1에서 역시 제안한 알고리듬이 SA 알고리듬을 이용하였을 때 보다 회절효율이 우수한 것을 확인할 수 있다. 이때 제안한 알고리듬에서 사용한 GA의 매개변수는 앞에서 언급한 내용을 사용하였다.

표 1. SA 알고리듬과 제안된 알고리듬의 성능 비교

(단위: %)

| 냉각 속도 | 실험 영상  | 반복횟수  |        |       |        |       |        |
|-------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|
|       |        | 70    |        | 80    |        | 90    |        |
|       |        | SA    | 제안된 방법 | SA    | 제안된 방법 | SA    | 제안된 방법 |
| 0.91  | 이진 영상  | 76.41 | 78.69  | 78.01 | 78.46  | 77.20 | 78.79  |
|       | 명암도영상  | 72.34 | 79.59  | 72.01 | 79.26  | 71.07 | 79.13  |
| 0.92  | 이진 영상  | 78.07 | 79.25  | 77.45 | 78.76  | 78.42 | 80.09  |
|       | 명암도 영상 | 73.14 | 79.05  | 71.73 | 79.95  | 72.15 | 78.70  |
| 0.93  | 이진 영상  | 76.77 | 79.40  | 76.53 | 79.81  | 78.18 | 79.80  |
|       | 명암도 영상 | 72.11 | 78.95  | 72.82 | 79.56  | 74.34 | 78.89  |
| 0.94  | 이진 영상  | 78.73 | 78.60  | 77.40 | 79.09  | 78.32 | 79.43  |
|       | 명암도 영상 | 72.84 | 79.71  | 70.84 | 79.43  | 71.45 | 79.21  |
| 0.95  | 이진 영상  | 78.23 | 78.86  | 77.96 | 79.59  | 78.95 | 79.64  |
|       | 명암도 영상 | 72.12 | 78.87  | 71.47 | 79.06  | 73.86 | 79.85  |

(GA 매개변수; pop: 30, 돌연변이 확률: 0.01, crossover 확률: 1.0)

#### 4. 결 론

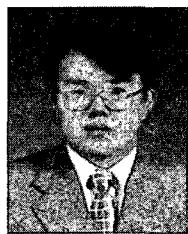
본 논문에서는 기존의 GA 및 SA 알고리듬을

합성한 새로운 알고리듬을 이용하여 최적의 회절효율을 갖는 BPCGH를 설계하였다. GA 알고리듬은 블럭단위의 교차연산을 통해 탐색하므로 BPCGH 설계시 면밀한 탐색이 어렵고, SA 알고리듬은 초기 패턴에 따라 성능에 차이가 나는 단점이 있다. 본 논문에서는 GA의 수행과정에서 선택, 교차, 돌연변이 연산을 수행한 후, 각 개체군을 SA 알고리듬을 통해 면밀한 탐색을 하였고, 이 결과를 GA의 초기 패턴으로 활용함으로써 최적의 BPCGH를 설계할 수 있었다. 제안한 알고리듬과 SA 알고리듬의 성능을 평가하기 위해서 컴퓨터 모의실험을 수행하였으며, 그 결과 제안한 알고리듬이 SA만을 사용하였을 때 보다 향상된 회절효율을 가지는 것을 확인할 수 있었다.

#### 참 고 문 헌

- [1] J. W. Goodman, *Introduction to Fourier Optics*, Chapter 8, McGraw-Hill, New York, 2nd Ed., 1996.
- [2] B. R. Brown and A. W. Lohman, "Complex spatial filter with binary mask," *Appl. Opt.*, vol. 5, pp. 967-969, 1966.
- [3] 정종래, 백운식, 김정희, 김남, "PAL-SLM을 이용한 다채널 부호화 방법에 따른 다위상형 CGH의 광학적 구현," *한국광학회지*, vol. 15, no. 4, pp. 299-308, 2005.
- [4] S. Weissbach, F. Wyrowski and O. Bryngdahl, "Digital phase holograms; coding and quantization with an error diffusion concept," *Opt. Comm.*, vol. 72, no. 12, pp. 37-41, 1989.
- [5] B. K. Jennison and A. P. Allebach, "Analysis of leakage from computer generated holograms synthesized by direct binary search," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 6, no. 2, pp. 234-243, 1989.
- [6] F. Wyrowski and O. Bryngdahl, "Iterative Fourier transform algorithm applied to computer holography," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 5, pp. 1058-1065, 1988

- [7] S. Kirkpatrick, C. D. Celatt, Jr. and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science* 220, p. 671, 1983.
- [8] M. R. Feldman and C. C. Guest, "Iterative encoding of high-efficiency holograms for generation of spot arrays," *Opt. Lett.*, vol 14, no 10, pp. 479-481, 1989.
- [9] 김동호, "변형된 SA 알고리듬을 이용한 이진위상 컴퓨터 형성 홀로그램의 합성," 경북대학교 석사학위논문, 1993.
- [10] S. K. Pal, and P. P. Wang, *Genetic Algorithms for Pattern Recognition*, CRC press, Inc., pp. 45-60, 1996,
- [11] 최연숙, "유전알고리즘을 이용한 다위상 홀로그램의 설계", 충북대학교 석사학위논문, 1998.
- [12] A. G. Kirk and T. J. Hall, "Design of binary computer generated holograms by simulated annealing : coding density and reconstruction error," *Opt. Comm.*, vol. 94, no. 6, pp. 491-496, 1992.
- [13] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization & machine learning*, Addison Wesley Publishing Co., pp. 1-18, 1989.
- [14] 기타노 히로야키편, 조성배 역, *GA의 기초 이론, 공학용용 및 인공생명 유전자 알고리즘*, 대청정보시스템, 1996.
- [15] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms Data Structures = Evolution Programs*, Springer erlag, pp. 1-41, 1992.



김 철 수 (Cheol-Su Kim)  
종신회원

- 1989년 2월: 경북대학교 전자공학과(공학사)
  - 1991년 2월: 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
  - 1997년 2월: 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
  - 1995년 3월 ~ 1998년 2월: 김천대학 전자통신과
  - 1998년 3월 ~ 현재: 경주대학교 컴퓨터멀티미디어공학부 부교수
- <관심분야> : 광통신, 정보보호, 광메모리 등