

# 유전자 알고리즘을 이용한 비선형 광자결정 내의 완전 광 필터 트랜지스터 구조의 최적화

## Optimization for the structure of all-optical filter transistor in nonlinear photonic crystals using Genetic Algorithm

이 혁 재\*

Hyuek-Jae Lee

### 요약

본 논문에서는 적자생존 원리에 기반한 유전자 알고리즘을 이용하여 일차원 비선형 광자 결정 구조에 대해 분석하고, 광 트랜지스터로의 적용 가능성을 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 증명한다. 이와 같은 형태의 최적 설계는 해석식이 필요한 steepest decent 최적 알고리즘과 달리 유전자 알고리즘은 탁월한 성능을 낼 수 있으며, 광 트랜지스터 뿐만 아니라 다른 광자 결정 광소자의 설계에 유용하게 적용될 수 있다. 또한, global minimum 최적해 부근에서 여러 가지의 해가 얻어지기 때문에 광 트랜지스터가 어떤 모양을 가져야 되는지 분석하는데 많은 도움을 주는 장점을 갖는다. 완전 광 필터 트랜지스터를 설계하기 위해 신경회로망 모델을 이용하여 초기 설계를 수행한 후, 유전자 알고리즘에 의해 최종적인 최적화 설계가 수행된다. 시뮬레이션으로 부터 얻어진 일차원 광자 결정 트랜지스터의 스위칭 On/Off 비는 약 27dB 였다.

### Abstract

In this paper, we carry out the simulation for an optimal solution of one-dimensional nonlinear photonic crystal structure using Genetic algorithm, and show the proposed method to apply for photonic transistors. Unlike a conventional steepest descent method for an optimization, the proposed method based on Genetic Algorithm has advantages for finding out excellent solutions without any analytic forms, which can easily apply to other applications. Also, as several solutions around global minimum solution can be obtained, it is very good optimization tool to give us the patterns about the optimal structure of a photonic crystal transistor. To design an all-optical filter transistor, Neural network algorithm is firstly performed for an initial design and then Genetic Algorithm is finally used to get the optimal solution. From the simulation of one-dimensional photonic crystal transistor, 27dB of the switching On/Off ratio is obtained.

**Keywords** : Genetic Algorithm, Photonic Crystal, All-optical Switching, Photonic Transistor, Optimization, Global minimum

## I. 서론

일반 자연 중에는 특이한 현상들이 많이 있으며, 인간들은 이러한 특이 현상을 도구로 이용하려는 노력을 오래 전부터 계속해 오고 있다. 최근, 광학 분야에서는 광자결정(photonic crystal) [1-5]이 많은 관심을 불러일으키고 있다. 최근에 많은 연구자들은 광자 결정 원리를 이용한 새로운 여러 응용을 시도하고 있으며, 향후에는 전자소자를 대체할 수 있는 완전히

새로운 개념의 차세대 광소자 연구에 박차를 가하고 있다. 현재 빛을 현실 세계에 가장 잘 이용하고 있는 분야는 통신 네트워크 분야이다. 광 통신 네트워크는 광신호를 발생시켜 어떤 점에서 원거리의 다른 점으로 보내는 광전송 분야와 발생시킨 광신호를 적절히 잘 처리하여 원하는 목적지로 스위칭하는 광교환 분야 (Optical Packet Switching)로 크게 나뉜다. 광전송 분야는 1990년도 중반에 WDM (Wavelength Division Multiplexing) 기법을 이용한 1 Tbps급 광 전송[6]이 이루어진 뒤, 얼마 안 가 테라비트 광전송 장비가 상용화 되었고, 최근엔 수십 Tbps 급 광전송에 도전하고 있으며, 더 이상 전송 용량을 늘리는 것이 크게 이슈화되지 못하는 상황이다. 이와 같이 광의 초고속 성질을 이용한 광 전송 분야는 브레이크가 없는 열차처럼 진행되고 있는 반면, 광 신호를 고속 스위칭하여

\* 경남대학교정보통신공학부

논문 번호 : 2008-1-11

접수 일자 : 2008. 3. 14

심사 완료 : 2008. 4. 14

※본 논문은 2005년도 학술진흥재단 정부지원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음.(KRF-2005-331-C00079)

원하는 목적지로 보내는 광 교환 분야는 광을 마음대로 제어하는 기술의 부족으로 연구의 진척이 매우 더디다. 이것의 주요 걸림들은 초소형 광 버퍼 메모리의 부족인데, 전자 메모리처럼 데이터를 임의 시간에 기록하고 임의 시간에 재생시킬 수 있는 초소형 광 메모리를 효과적으로 구현할 수 있는 방법이 현재로서는 전무하다. 이것에 대한 근본 이유는 일단 두 가지로 크게 요약된다. 첫째, 반도체 칩처럼 손톱만한 크기에 엄청난 광 연결을 구현할 수 있는 방법이 없다. 이는 기존의 광 도파로가 갖고 있는 한계인데, 즉, 굴절률 차이에 의한 완전 전 반사에 의해 광을 도파시키는 방법으로는 기존의 전자 칩을 능가하는 광 집적 회로를 구현하는 것은 근본적으로 불가능하다. 왜냐하면, 광도파로가 심하게 꺾이어 광도파로 내의 광 신호가 임계각 조건을 만족하지 못하도록 입사각이 구성되면 빛이 제대로 전달되지 못한다. 따라서, 작은 면적에 광도파로를 집적시키는 것은 원리상 문제가 있다. 두 번째는 전자 칩에서의 트랜지스터와 같이 광에서도 그러한 기능을 갖는 ‘광 트랜지스터’가 개발 되어야 한다. 현재의 전자산업도 따지고 보면 트랜지스터의 개발로부터 시작되었고, 아주 효율적으로 전자를 제어할 수 있는 기능을 가진 트랜지스터라는 기본 전자 소자의 개발에 의해 모든 것이 가능했던 사실을 주목할 필요가 있다. 따라서, 광이 광을 조절하는 능동 소자, 즉 광 트랜지스터의 개발이 향후에 전자공학으로 부터 광공학으로의 기술적 패러다임 슈프트를 이루어내는 아주 중요한 역사적 사건이 충분히 될 수 있다.

현재까지 밝혀진 광자결정의 성질은 다양한데, 광자 밴드 갭 형성, 광의 국소화, 비선형화, 그리고 강한 분산 효과 등의 특징을 나타내고 있다. 결국, 광자결정은 광을 구속함으로써 발생하는 밴드 갭 특성을 이용한다. 이는 반도체 전자 소자에서 주기적인 쿨롱 퍼텐셜에 의해 반도체 밴드 갭이 형성되는 것과 똑같은 원리이다. 따라서, 광자결정을 이용한 광소자 분야는 기존의 반도체 전자소자가 걸어왔던 길을 따라가면서, 광의 성질을 잘 이용할 수 있는 새로운 기술영역을 개척하는데 결정적 역할을 할 수 있는 아주 유망한 분야라 생각된다. 그림 1 은 광자 결정을 이용한 광 집적회로의 가상도를 보여주는데, 반도체 집적회로와 똑같은 형태로 자유롭게 광 도파로가 꺾일 수 있어 작은 영역에 많은 광소자를 집적 가능하고, 전자와 달리 광은 서로 도파로가 교차해도 거의 영향을 주지 않으므로 작은 면적에 더 많은 소자를 집적 시킬 수 있는 장점을 갖게 된다.

본 논문에서는 적자생존 원리에 기반한 유전자 알고리즘 [7,8]을 이용하여 일차원 비선형 광자 결정 구조에 대해 분석하고, 그것이 광 트랜지스터로 이용될 수 있다는 것을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 증명한다. 이와 같은 형태의 최적 설계는 해석 식이 필요한 steepest decent 최적 알고리즘과 달리 유전자 알고리즘이 탁월한 성능을 낼 수 있으며, 광 트랜지스터 뿐만 아니라 다른 광자 결정 광소자의 설계에 유용하게 적용될 수 있다. 또한, global minimum 최적해 부근에서 여러 가지의 해가 얻어지기 때문에 광 트랜지스터가 어떤 모양을 가져야 되는지 분석하는데 많은 도움을 주는 장점도 있다.

## II. 일차원 광자결정 기반 all-optical switching 구조

일반적으로 광자결정을 기반으로 all-optical switching 을 구현하기 위해서는 유전체 굴절률과 구조를 잘 디자인하는 것에 달려있다. 첫 번째 방법은 piezo-active 물질에 의해 Photonic band gap의 물리적인 길이를 줄이면서 얻는 방식이고, 두 번째 방식은 비선형 광물질에 강한 펌프 빔을 쬐어 굴절률 변화를 통해 얻는 방식이다. 두 번째 방법은 빛의 세기에 따라 비선형 물질의 굴절률이 바뀌는, 즉 Kerr nonlinearity 를 이용한다. 그림 2 에 분석하고자 하는 일차원 광자결정 구조를 나타냈다. 그림 2 에서와 같이 구조는 유전체의 굴절률이 다른 박막이 교대로 쌓여 있고, 신호는 그 박막을 통해 전달된다. 이 신호를 스위칭하기 위해 사용되는 콘트롤 신호는 Pump1 혹은 Pump2의 신호 입사된다.

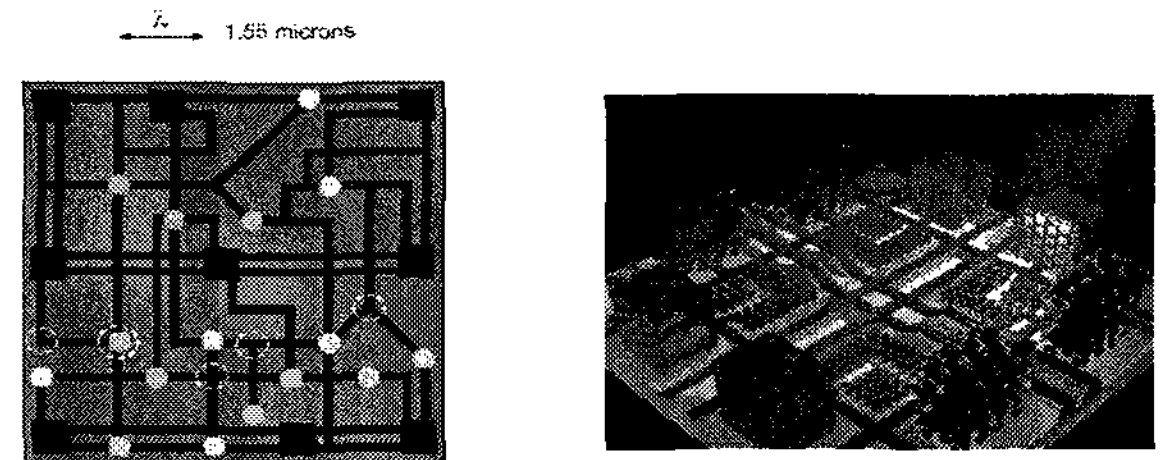


그림 1. 광자결정을 이용한 광 집적회로

Fig. 1. Optical integrated circuit using Photonic crystal

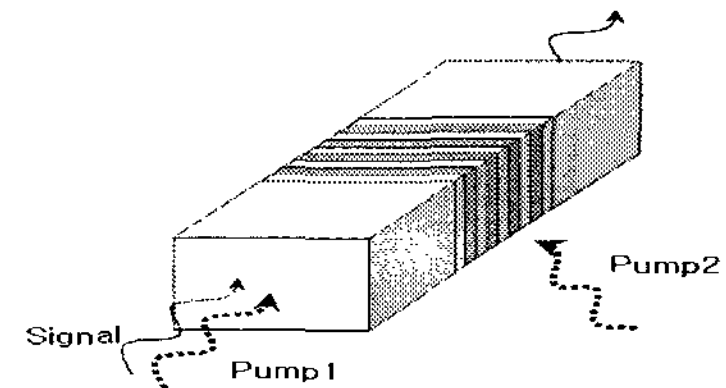


그림 2. 일차원 광자 결정을 이용한 all-optical switching 구조

Fig. 2. Structure of all-optical switching using one-dimensional photonic crystal

$n_0$	$n_1$	$n_2$	$\dots$	$n_{l-1}$	$n_l$	$\dots$	$n_{L-1}$	$n_L$
$z_0$	$z_1$	$z_2$	$\dots$	$z_{l-1}$	$z_l$	$\dots$	$z_{L-1}$	$z_L$

그림 3. 다층 박막 구조의 일차원 광자결정

Fig. 3. One-dimensional photonic crystal based on multi-layer dielectric structure

그림 2 와 같은 관계를 해석하기 위해 그림 3 에 나타난 좌표계를 이용하여 입사하는 전자파를 생각해 보자. 여기서,  $n_l$ ,  $h_l$  은  $l$  번째 층의 굴절률과 두께를 의미한다.  $z = z_{l+1}^-$  에서

전장 ( $E_{l+1}$ )과 자장( $H_{l+1}$ )은  $z = z_l$  에서의 전장 ( $E_l$ )과 자장( $H_l$ ) 과 다음과 같이 연계되어 있다[10].

$$\mathbf{x}_{l+1} = \mathbf{M}_l \mathbf{x}_l \quad (1)$$

여기서,

$$\mathbf{M}_l = \begin{bmatrix} \cos k_0 d_l & -jZ_l \sin k_0 d_l \\ -Y_l \sin k_0 d_l & \cos k_0 d_l \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_l = [E_l \ H_l]^T$$

또한,  $k_0$  는 자유공간 파수,  $d_l (= n_l h_l \cos \phi_l)$  은 유효 두께,  $\phi_l$  은  $l$  층에서 propagation direction angle 이고, snell's law 의해  $\phi_0$  와 관계있다. 광 특성 임피던스  $Z_l (= 1/Y_l)$  은 TE 와 TM 평면파에 대해 각각  $Z_0 \cos \phi_l / n_l$  와  $Z_0 / n_l \cos \phi_l$  로 정의 된다.

### III. 신경회로망과의 유사성을 이용한 일차원 광자결정 기반 all-optical switching 구조 최적화

인공지능 기법의 중의 하나인 신경회로망은 패턴인식, 음성인식, 지능제어 등에 이용될 수 있으며, 또한 최적화 분야에도 널리 이용되고 있다. 위의 식 (1)는 신경회로망의 신호 전파 수식과 유사하다. 따라서, 그 유사성을 이용하면 박막의 두께와 유전율을 최적화하는데 이용할 수 있다. 신경회로망에서 ( $l+1$ ) 층의  $n$  번째 노드는  $x_{(l+1)n} = S(\sum_m W_{nm}^l x_{lm})$  으로 구해진다. 보통의 신경회로망은 비선형 함수  $S(\cdot)$  을 이용하는 것과 달리 여기서는 사용하지 않고, 또한 신경회로망의 상호연결은 실수 값이지만 여기서는 complex value가 된다. 식 (1)의  $\mathbf{M}_l$  은 신경회로망의 상호연결  $\mathbf{W}^l$  과 유사하게 생각하고 최적화 문제로 전개 시킬 수 있다.

신경회로망과 똑같이 최적화를 위해서 역전파 알고리즘 [8,9]을 이용할 것이다. 이를 위해서는 cost 함수가 필요한데, 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$E = \sum_s \sum_{n=1,2} \alpha_s (y_n^s - t_n^s)^2 / 2 \quad (3)$$

여기서,  $y$  와  $t$  는 주파수에 따른 실제 값과 타겟 값을 의미하고,  $s$  는 관심영역에서의 주파수를 나타낸다.  $\alpha_s$  는 cost function에서  $s$  번째 주파수에 대한 가중치를 의미한다. cost function  $E$  는 iterative gradient descent 방법에 의해 최적화되는데, 각 층에서의 유전율  $n_l$  과 두께  $h_l$  에 대한 편미분 값이 구해져야 된다. 다음과 같이 최적 변수 값이 update 된다.

$$h_l[p+1] = h_l[p] - \eta \partial E / \partial h_l[p], \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial h_l} = & \frac{\partial E}{\partial w_{11}^l} \frac{\partial w_{11}^l}{\partial h_l} + \frac{\partial E}{\partial w_{12}^l} \frac{\partial w_{12}^l}{\partial h_l} + \frac{\partial E}{\partial w_{21}^l} \frac{\partial w_{21}^l}{\partial h_l} \\ & + \frac{\partial E}{\partial w_{22}^l} \frac{\partial w_{22}^l}{\partial h_l} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,

$$\frac{\partial w_{11}^l}{\partial h_l} = -k_0 n_l \cos \phi_l \sin k_0 d_l,$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{11}^l} = \text{Re}(\sum_s \delta_{11}^s x_{11}^s),$$

$$\frac{\partial w_{12}^l}{\partial h_l} = -k_0 n_l Z_l \cos \phi_l \cos k_0 d_l,$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{12}^l} = -\text{Im}(\sum_s \delta_{11}^s x_{12}^s),$$

$$\frac{\partial w_{21}^l}{\partial h_l} = -k_0 n_l Y_l \cos \phi_l \cos k_0 d_l,$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{21}^l} = -\text{Im}(\sum_s \delta_{12}^s x_{11}^s),$$

$$\frac{\partial w_{22}^l}{\partial h_l} = -k_0 n_l \cos \phi_l \sin k_0 d_l,$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{22}^l} = \text{Re}(\sum_s \delta_{12}^s x_{12}^s),$$

$p$  는 반복 횟수이고,  $\eta$  는 학습률이다. 식 (1)의  $\mathbf{M}^l$  은 다음과 같이 정의 된다.

$$\mathbf{M}_{11}^l = w_{11}^l, \quad \mathbf{M}_{12}^l = j w_{12}^l, \quad \mathbf{M}_{21}^l = j w_{21}^l, \quad \mathbf{M}_{22}^l = w_{22}^l \quad (6)$$

따라서, 주파수  $s$  에 대해  $l$  층에서의 feed-forward 신호의  $n$  번째 신호는 입력층으로부터 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$x_{(l+1)n}^s = \sum_m \mathbf{M}_{nm}^l x_{lm}^s \quad (l = 0, 1, \dots, L-1), \quad (7)$$

$L$  층에서 실제 출력  $y_n^s = x_{Ln}^s$  에 대한 cost function의 미분은 다음과 같이 정의 된다.

$$\delta_{Ln}^s = \partial E / \partial x_{Ln}^s = \alpha_s (y_n^s - t_n^s), \quad (8)$$

따라서, error back-propagation 에 의해 각 층에서 다음과 같은 오차를 얻어낼 수 있다.

$$\delta_{ln}^s = \frac{\partial E}{\partial x_{ln}^s} = \sum_{m=1,2} \delta_{(l+1)m}^s \mathbf{M}_{mn}^s \quad (l = L-1, \dots, 1) \quad (9)$$

위의 유도식은 각 층의 두께에 대해서만 최적화하는 식을 구했

는데, 마찬가지로 방법으로 유전율에 대해서도 구할 수 있다.

#### IV. 유전자 알고리즘의 개요

유전자 알고리즘(Genetic algorithm) [7,8]은 생물의 유전법칙과 자연의 적자생존 원리를 모방한 확률적 탐색기법이다. 유전자 알고리즘의 가장 큰 특징은 복수개의 잠재해들로 이루어진 해의 집단을 운용한다는 것이다. 이러한 해집단에 자연선택(natural selection)과 유전법칙의 메커니즘(biological genetics)을 적용하여 세대(Generation)를 진행시키면서 해공간을 탐색한다. 그리고 유전자 알고리즘은 그 개념과 이론이 단순하고, 해의 탐색능력이 우수하며, 특히 변수와 제약이 많은 대형 수리문제를 해결하는데 적합한 기법이다. 보통의 최적화 기법에 많이 사용되는 steepest descent 기법은 최적화 하고자 하는 대상에 대한 수리적인 정확한 모델이 필요한 반면, 유전자 알고리즘은 사전에 탐색 공간에 대한 어떤 지식도 필요하지 않다는 큰 장점이 있다. 즉, 모델에 대한 유연성이 높아 제약 첨가나 목적함수의 변경이 용이하다는 장점을 가지고 있다.

유전자 알고리즘은 생물의 진화 과정의 원리로부터 착안된 알고리즘으로, 한마디로 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 한가지 방법이라고 할 수 있다. 주어진 환경에 잘 적응하는 유전자만을 선택(selection)하고 교배(crossover)하고 때에 따라서는 돌연변이(mutation)가 생기기도 하며, 생성된 새로운 다음 세대의 개체군들 중에서 그들끼리의 적합도(fitness : 우열의 법칙에서 살아남을 유전자들을 선택)를 평가하고 가장 적합도가 높은 개체를 다음 세대의 개체군으로 만드는 알고리즘이다. 따라서 진화(evolution)가 거듭될수록 주어진 환경에 더 적합한 유전자들만이 남아있게 될 것이다.

1) 코딩 : 유전자 알고리즘은 사람의 DNA 코드처럼 사용되는 파라미터를 유한 길이의 코드로 인코딩하여 사용한다. 보통은 '1'과 '0'의 조합인 binary symbol을 많이 사용하고, 나중에 적절한 스케일링을 통해 실수 값으로 변환하여 결과를 산출한다.

2) 유전자 알고리즘은 기본적으로 Generate-and-Test 형의 알고리즘으로서, 일반적으로 다음과 같은 세가지 종류의 유전자 조작(genetic operations)을 사용한다.

\* 선택(selection), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)

3) 유전자 알고리즘 처리 순서는 일반적으로 다음과 같다.

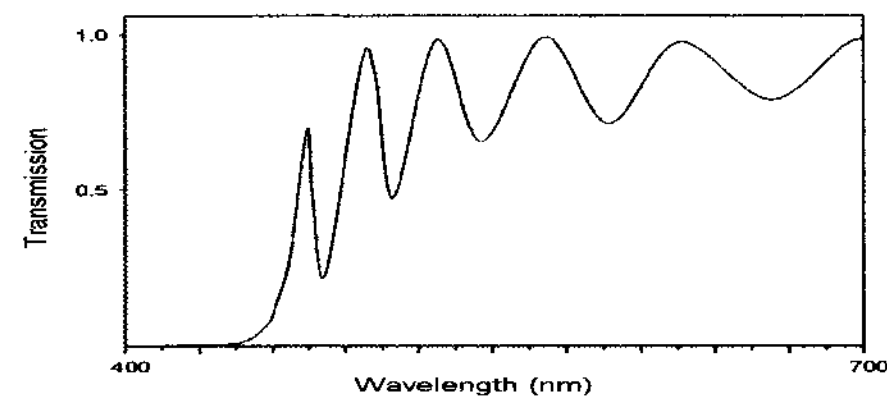
- ① Initialization                 ② Reproduction
- ③ Crossover                        ④ Mutation
- ⑤ Repeat steps ②-④

#### V. 유전자 알고리즘을 이용한 일차원 광자결정 기반 all-optical switching 구조 최적화

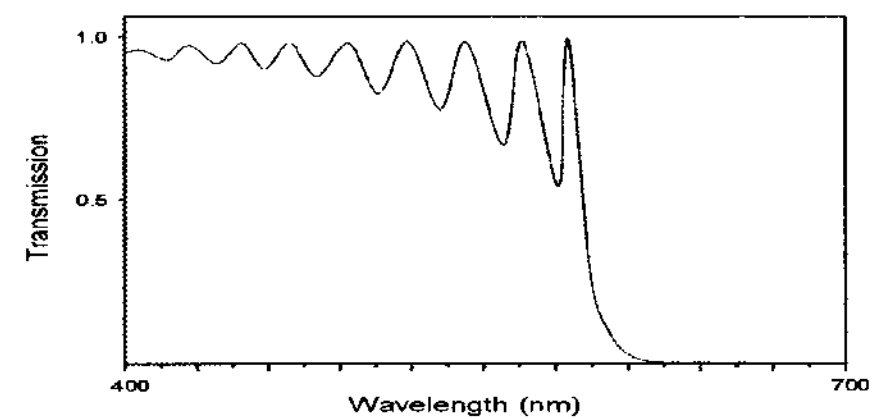
#### 5.1 초기 설계

여러층으로 이루어진 일차원 광자 결정은 빛의 파장에 따라 보강 간섭을 일으키거나 상쇄 간섭을 일으키는데 각 층의 굴절률과 광학적 두께를 조정함으로써 여러 가지 특징을 얻을 수 있다. 간단한 예로 두 개의 층으로 된 2층 구조에서,  $n_0, n_1, n_2$ 의 굴절률로 이루어졌으며, 즉  $n_1 < n_2$ 인 경우, 빛이 굴절률이 낮은 매질에서 높은 매질로 입사될때 반사되는 빛은 위상이 180도 반전된다. 반대의 경우는 위상이 변하지 않는다. 따라서,  $n_0$ 와  $n_1$ 사이 층에서 반사되는 빛과  $n_1, n_2$  사이에서 반사되는 빛이 서로 겹쳐지는 경우에, 광경로 차이가 180도라면, 즉 광학적 두께가 빛 파장의  $\lambda/4$  라면, 총 반사되는 빛의 합은 소멸 간섭을 일으키게 된다. 이런 박막을 무반사 코팅이라 한다. 따라서, 여러개의 층을 쌓는데, 각 층을 어떤 기준 파장에  $\lambda/4$  두께로 굴절률을 High, Low, High, Low.... 이런순으로 배열한다면, 완전 반사 혹은 완전 무반사를 구현할 수 있다. 단지, 이는 어떤 기준 파장에 대해서만 이루어진다.

All-optical switching을 구현하기 위해 일단  $\lambda/4$  광학적 두께로 그림 4(a)와 같이 high pass filter를 구현해 보았다. 25층 (HLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHLHL)을 쌓았고, High는 2.32, Low는 1.38 굴절률을 이용했다. 비슷한 방법으로 그림 4(b)에 Low pass filter를 초기 설계한 결과를 보였다. Cutoff 파장은 각각 500nm, 600nm를 갖는 High Pass filter와 Low Pass Filter 형태로 초기 설계된다.



(a)



(b)

그림 4. High pass filter (a)와 Low pass filter (b)에 대한 초기 설계

Fig. 4. Initial design for high-pass filter (a) and low-pass filter (b)

#### 5.2 신경회로망을 이용한 최적화 결과



앞 절에서 신경회로망 유사성을 기반으로 유도한 오차 역전파 알고리즘을 이용한 최적 설계 결과를 그림 5(a) 와 (b) 에 보였다. 기존의 steepest gradient descent 방법과 비교할 때 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 이렇게 구해진 결과는 유전자 알고리즘을 이용한 all-optical switching의 초기값으로 이용된다. all-optical switching을 위해 그림 5(a)를 최적화 할 때 얻어진 변수 값을 기반으로 유전자 알고리즘이 적용된다.

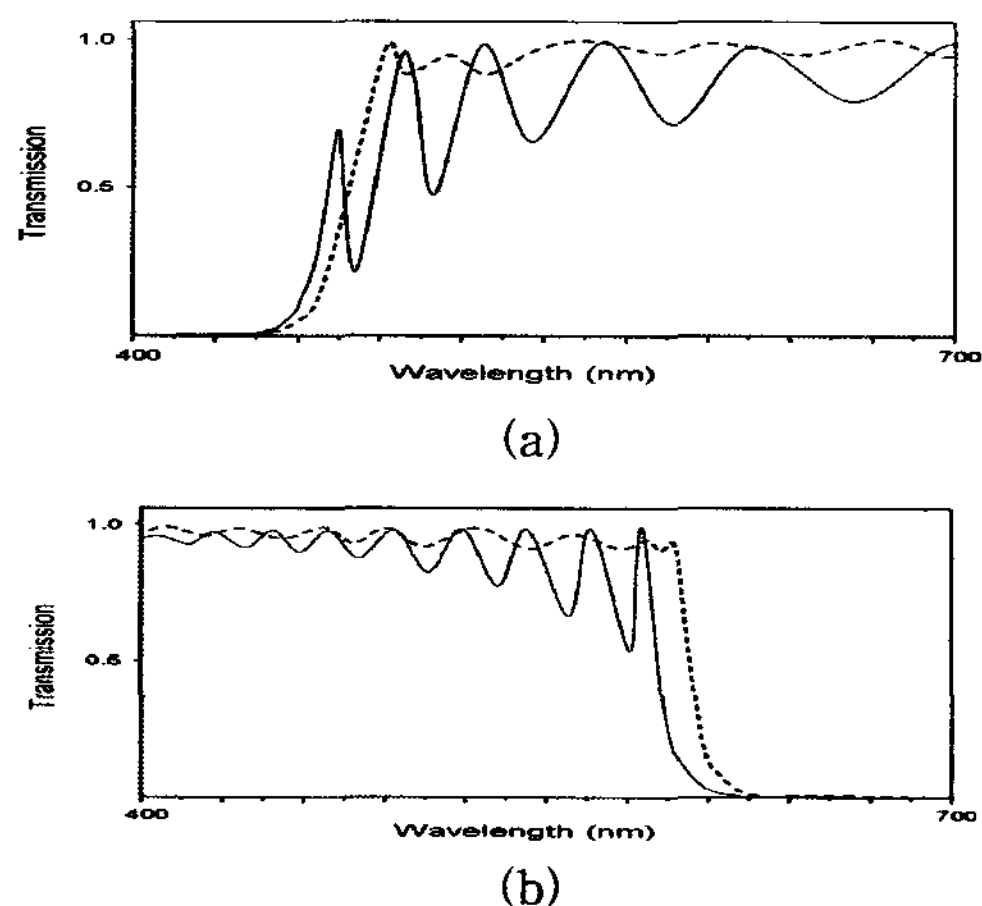


그림 5. 신경회로망 기법을 이용한 최적 설계 (실선:초기설계, 점선:최적화 결과) (a) high-pass filter (b) low-pass filter

Fig. 5. Optimization based on Neural Network (a) high-pass filter (b) low-pass filter

### 5.3 유전자 알고리즘을 이용한 all-optical switching 최적화

앞 절에서 신경회로망을 이용해 high-pass filter (그림 5(a)) 에 대한 최적 설계를 수행하였다. 본 절에서는 설계된 광학적 두께에서 외부 펌프 빔이 입사할 때 Kerr nonlinearity에 의해 High와 Low 물질의 굴절률이 바뀌게 되는데, 그 굴절률 변화에 필터 특성을 유지하면서 얼마나 민감하게 cutoff frequency가 이동하게 하나를 설계한다.

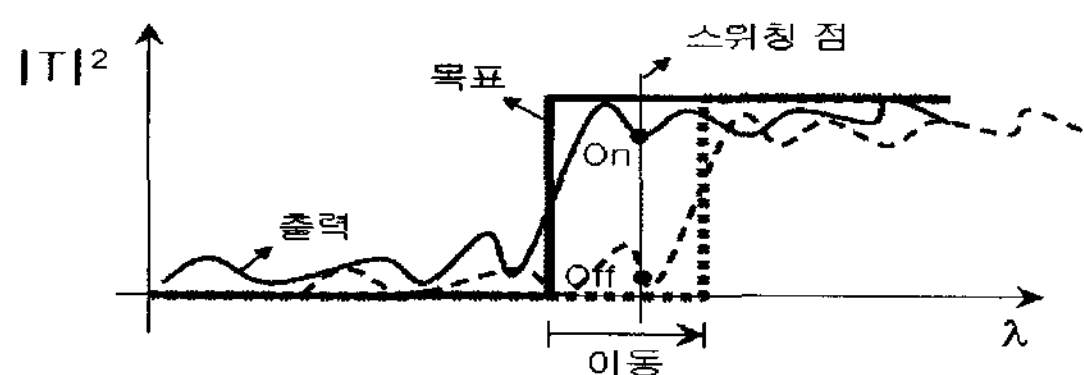


그림 6. 유전자 알고리즘의 목적 함수의 계산  
Fig. 6. Object function for Genetic algorithm

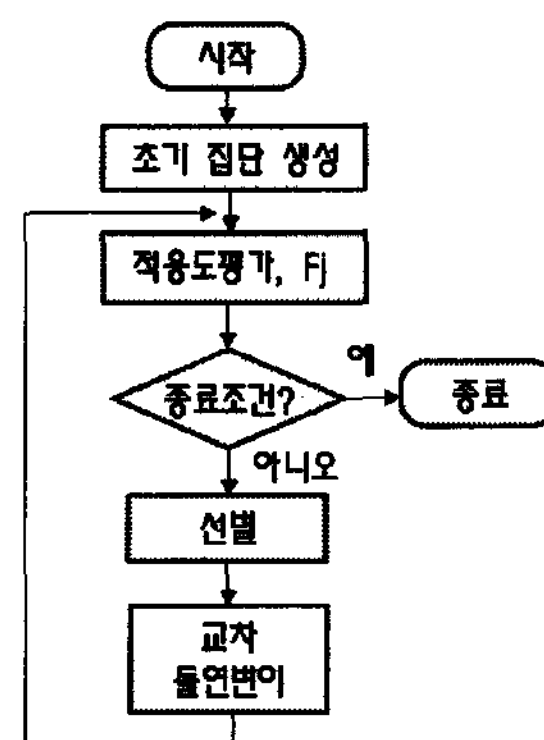


그림 7. 유전자 알고리즘에 의한 최적화 순서도  
Fig. 7. Flow chart for Genetic Algorithm

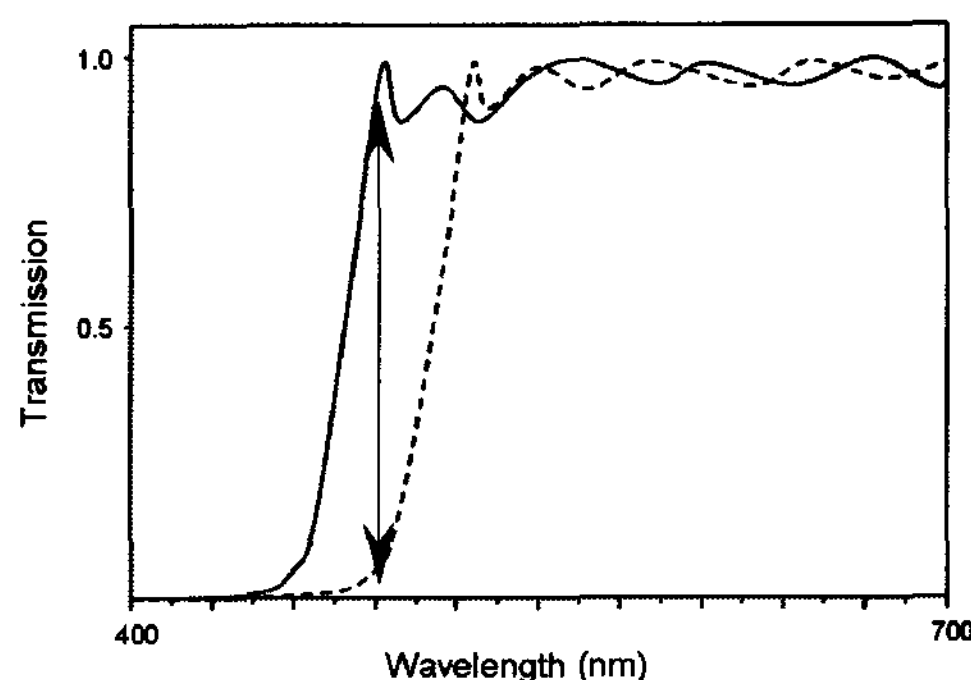


그림 8. 유전자 알고리즘을 이용한 일차원 광자결정 all-optical switching 최적화 (실선:초기설계, 점선:최적화 결과)

Fig. 8. Optimization of one-dimensional photonic crystal transistor for all-optical switching using Genetic Algorithm

그림 6에 보인바와 같이 설계에 사용되는 목적 함수의 계산은 두 가지의 합으로 이루어진다. 첫째, 얼마나 high pass filter 특성을 따라가느냐 (E1), 즉 식 (3)을 이용한다. 두 번째 항은 유전율 값이  $\Delta\epsilon$  (High=0.1, Low=0.05) 만큼 변했을 때, 얼마나 장파장 쪽으로 이동하느냐(E2)이다. 따라서, fraction object function은 다음과 같이 구해진다.

$$F_j = O_j / \sum_i O_i, \text{ 여기서 } O_j = 1 / (E_1 + E_2) \quad (10)$$

유전자 알고리즘의 초기 population은 신경회로망으로부터 얻은 광학적 두께를 기준점으로  $\pm \Delta d$  을 만들어 낸다.  $\Delta d$  값의 최대값은 0.4로 제한되고, 5비트로 코딩했다. 따라서, 제일 앞에 부호비트 1bit를 붙여 각 두께는 6비트가 된다. 그러므로, 최적화 되는 전체 비트 수는  $6 \times 25$ (층수) = 150비트가 된다. 설계에 사용된 population 수는 100 이고, 유전자 알고리즘에 사용된 crossover 비율은 0.8로 했고, mutation 은 0.01을 사용했다.

그림 7에 유전자 알고리즘을 이용한 최적화 순서도를 보였다. 그림 8에 최적화 된 광학적 두께 따른 all-optical switching 결과를 보여준다. 파장이 492nm 근처에서 (그림 8의 쌍화살표) 최대 all-optical switching 특성을 보여주며, 약 27dB의 On/Off 비를 얻었다.

### VI. 결론

광자 결정 광소자가 현실화 되면 산업 전반에 응용 가능하며, 마치 전자공학의 발전으로 현재의 산업 구조로 바뀐 것처럼, 21세기에 다시 큰 기술적 변혁을 맞게 될 것이다. 1980년대 IBM의 Alan Huang은 광 컴퓨팅 분야를 이끄는 거장으로 그 당시 10년 내에 광 컴퓨터를 만들겠다고 호언장담하였다. 그러나, 그 실현은 현실에서 알고 있듯이 물거품이 되었고, 아직도 그 실현이 아득하기 만 하다. 광 컴퓨터를 제안하던 당시, 너무 전자산업의 발전에 도취하여 광 분야도 단기간 안에 기술 발전이 가능하리라 예측했었던데 문제가 있었다. 즉, 전자공학에서의 트랜지스터와 같이 전자가 전자를 잘 컨트롤할 수 있는 대응 소자가 광 분야에는 없다는데 그 근본 문제가 있었다. 그러나, 최근 거론되고 있는 광자결정 기술은 반도체 전자 분야의 이론과 거의 비슷하고, 여러 가지 정황으로 볼 때, 광 신호가 광을 잘 컨트롤할 수 있는 광 트랜지스터 및 초소형 광 집적을 위한 광로직의 개발은 시간이 문제이지 기술적 딜레마는 아닌 것 같다.

본 논문에서는 일차원 광자 결정 구조를 신경회로망의 오차 역전파 방법을 이용하여 중간 최적화 단계를 거친 다음, 얻어진 최적 변수 근처에서 Kerr nonlinearity에 의한 all-optical switching 동작이 극대화 되는 변수를 유전자 알고리즘을 이용한 최적 설계를 수행 하였다. 이와 같은 문제를 기존의 steepest descent 방법을 이용하여 설계하려면, 설계하고자 하는 시스템에 대한 변수 미분 값을 구해 내야 되는데, nonlinear 함수의 경우 그 값을 analytic form으로 찾는 것은 매우 어렵고, 최적화 시 많은 경우 local minima 의 해를 가져다 주는 단점을 갖는다. 본 논문에서 제안된 유전자 알고리즘의 해법은 계산량은 비교적 많으나, 알고리즘 구성이 간단하고 어떤 문제에 대해서도 global 해에 근접한 결과를 가져다 주는 장점을 제공한다. 시뮬레이션으로 부터 얻어진 일차원 광자 결정 트랜지스터의 On/Off 비는 약 27dB 였다. 그러나, 실제 제작 시에 발생할 수 있는 오차 등에 대한 민감도 분석이 뒤 이어서 연구되어야 할 것이며, 이차원 광자 결정 트랜지스터로의 연구가 필요하다. 또한, 광 스위치에서 매우 중요한 성능인 스위칭 시간에 대한 분석 값을 얻기 위해선 시간 축 상에서의 트랜지언트 분석도 요구된다.

### 참고 문헌

[1] O. Toader and S. John, "Proposed square spiral microfabrication architecture for large three-dimensional photonic band gap crystals," *Science*, vol.292, pp.

1133-1135, 2001.  
 [2] S.G. Johnson, A. Mekis, S. Fan, and J. D. Joannopoulos, "Modeling the flow of light," *Computing in Science & Engineering*, pp.38-47, Nov./Dec., 2001.  
 [3] S. Fan, P.R. Villeneuve, J. D. Joannopoulos, and H.A. Haus, "Channel drop filters in photonic crystals," *Optics Express*, Vol.3, No. 1, pp.4-11, 1998.  
 [4] S. John and M. Florescu, "Photonic bandgap materials: towards an all-optical micro-transistor," *J. Opt. A: Pure Appl. Opt.* Vol.3, pp.S103-S120, 2001.  
 [5] M. Soljacic, M. Ibanescu, S. G. Johnson, Y. Fink, and J. D. Joannopoulos, "Optimal bistable switching in nonlinear photonic crystals," *Physical Review E* Vol.66, pp.055601-1~4, 2002.  
 [6] H. Nakamo, T. Tanaka, N. Shimojoh, T. Naito, .; I. Yokota, A. Sugiyama, T. Ueki, M. Suyama, "1.05 Tbit/s WDM transmission over 8,186 km using distributed Raman amplifier repeaters," *OFC2001*, Vol. 2, pp. TuF6-1 - TuF6-3, 2001.  
 [7] J. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial System*, University of Michigan Press, Ann Arbor, MI, 1975.  
 [8] Phillip D. Wasserman, *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold, 1993.  
 [9] Hyuek Jae Lee, C.H. Ahn, C.S. Park, B.S. Jeong and S.Y. Lee, "New iterative inverse scattering algorithms based on neural networks," *IEEE Trans. on Mag.*, Vol. 5 Part 2, pp. 3641 ~ 3643, 1994.  
 [10] E. Hecht and A. Zajac, *Optics*, Addison Wesley, 1974.



이 혁 재 (Hyuek-Jae Lee)

1987년 2월 충남대학교 전자공학과(공학사)  
 1989년 2월 KAIST 전기및 전자공학과(공학석사)  
 1994년 2월 KAIST 전기및 전자공학과(공학박사)

1994년 3월~1995년 7월 LG 전자기술원, 선임연구원  
 1995년 7월~2000년 8월 ETRI, 선임연구원  
 2000년 8월~2001년 11월 Univ. of California, Davis, Research Associate  
 2001년 11월~2002년 12월 ROSWIN-USA, Inc. at San Jose, CEO/CTO  
 2003년 1월~2003년 8월 한국정보통신대학교, 연구교수  
 2003년 9월 ~ 현재 경남대학교 정보통신공학부, 부교수  
 ※ 주관심분야 : Passive optical networks(PON), Optical packet switching, High-speed optical networking, Neural networks, Genetic algorithm for optimization