

# 클론선택기반 유전자 알고리즘을 이용한 자기부상 RGV의 PID 제어기 설계

## Design of PID Controller for Magnetic Levitation RGV Using Genetic Algorithm Based on Clonal Selection

조재훈\*김용태\*\*†

Jae-Hoon Cho and Yong-Tae Kim†

\*한경대학교 스마트물류기술연구센터

\*\*한경대학교 전기전자제어공학과, IT융합기술연구소

### 요 약

본 논문에서는 시간영역 및 주파수영역 성능지수와 클론 선택기반 유전자 알고리즘을 이용한 자기부상 RGV(Rail-Guided Vehicle)의 최적 PID 제어기 설계 기법을 제안한다. 일반적으로 RGV에 적용되는 흡인식 자기부상시스템은 시스템 자체의 불안정성을 내포하고 있으며, 오버슈트 및 정착시간을 고려한 설계가 요구되기 때문에 기존의 성능지수함수로선 원하는 성능을 얻기에 어려움이 있다. 본 논문에서는 먼저 PID 제어기 설계에 사용되는 성능지수함수를 분석하고, 자기부상 RGV에 적합한 시간영역 및 주파수영역 성능을 고려한 새로운 성능지수 함수를 제안하였다. 또한, 클론선택 최적화기법을 적용하여 성능이 향상된 클론 선택기반 유전자 알고리즘을 제안하였다. 제안된 최적화 알고리즘과 성능지수함수의 성능을 평가하기 위하여 단순 유전자 알고리즘과 기존의 군집 최적화 기법인 PSO(Particle Swarm Optimization)를 이용하여 비교 시뮬레이션을 하였다. 제안된 알고리즘이 기존의 최적화 기법들에 비해 자기부상 RGV의 최적 제어기 설계에 더 효과적임을 시뮬레이션을 통해 보였다.

**키워드** : 자기부상 RGV, 유전자 알고리즘, PID 제어기, 클론 선택.

### Abstract

This paper proposes a novel optimum design method for the PID controller of magnetic levitation-based Rail-Guided Vehicle(RGV) by a genetic algorithm using clone selection method and a new performance index function with performances of both time and frequency domain. Generally, since an attraction type levitation system is intrinsically unstable and requires a delicate controller that is designed considering overshoot and settling time, it is difficult to completely satisfy the desired performance through the methods designed by conventional performance indexes. In the paper, the conventional performance indexes are analyzed and then a new performance index for Maglev-based RGV is proposed. Also, an advanced genetic algorithm which is designed using clonal selection algorithm for performance improvement is proposed. To verify the proposed algorithm and the performance index, we compare the proposed method with a simple genetic algorithm and particle swarm optimization. The simulation results show that the proposed method is more effective than conventional optimization methods.

**Key Words** : Maglev-based RGV, Genetic algorithm, PID controller, Clonal selection.

## 1. 서 론

국내 반도체 제조기술은 세계적으로 높은 경쟁력을 보유하고 있으나, 반도체 공정 및 이송 장비들은 선진국에 비해 매우 낙후되어 있으며 거의 대부분 수입에 의존하고 있는

실정이다. 또한 대부분의 국내 반도체 업체들은 생산성 향상 및 대구경화를 통한 원가 절감을 목표로 다양한 기술들을 개발하고 있으나, 더 큰 경쟁력을 갖추기 위해서는 장비의 국산화와 반도체 생산 및 이송공정에서의 기술 개발을 통한 단가 경쟁력 및 고품질 반도체 생산을 위한 기술개발이 필수적으로 요구되어지고 있다[1-2]. 이러한 반도체 산업의 급속한 기술변화에 대응하기 위하여 최근에는 반도체 공정 중 클린룸에서의 이송공정에 적용 가능한 자기부상식 반도체 이송장치들에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다 [3-6].

자기부상 기술은 기계적 접촉이 없어 분진이 적고 윤활 장치를 필요로 하지 않는 장점들로 인하여 자기 베어링, 플라이 휠, 산업용 액츄에이터 등에 널리 사용되고 있다. 자기

접수일자: 2012년 2월 20일

심사(수정)일자: 2012년 3월 29일

게재확정일자 : 2012년 4월 10일

†교신저자

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터(GRRC) 사업의 일환으로 수행하였음. [(GRRC 한경2011-B01), 스마트물류기술연구센터]

부상시스템은 부상방식에 따라 유도식 자기부상방식과 (Electro-Dynamic Suspension)과 흡인식 자기부상방식 (Electro-Magnetic Suspension)으로 구분된다. 유도식 자기부상방식은 부상체에 설치된 초전도 자석과 레일에 설치된 코일 사이의 반발력을 이용하여 부상하는 방식으로 자기적으로 안정한 시스템이고, 제어에 용이하다는 장점이 있다. 반면에 초전도 자석 및 극저온 상태 유지 시스템 개발에 어려움이 있어서 상용화까지는 아직도 많은 시간이 필요할 것으로 예상된다[7]. 흡인식 자기부상방식은 자석의 인력을 이용하는 방법으로 자성체 아래 부분에 전자석을 위치시켜 전자석의 흡인력에 의해 부상체가 부상하는 원리를 이용한다. 흡인식 자기부상방식은 일반적으로 불안정 시스템이기 때문에 제어기의 높은 제어능력이 요구된다. 그러나 반발식에 비해 기술적으로 용이하고 정지시와 저속에서도 자력에 의한 부상이 가능하여 많은 응용분야에 적용되고 있다[8].

흡인식 자기부상시스템의 안정화를 위한 제어시스템 설계에는 현재 다양한 기법들이 적용되고 있으나, 그 중에서 가장 보편적으로 사용되는 제어기는 PID제어기와 상태궤환 제어기이다. 상태궤환제어기는 자기부상시스템의 상태 변수를 직접 궤환하여 원하는 제어 성능을 얻을 수 있는 장점이 있지만, 상태 변수를 직접 측정할 수 없을 경우에는 제어의 정밀도에 한계가 있다. 한편, PID 제어기는 강인성, 설비 구조의 단순성, 응용성, 제어의 용이성 등의 많은 장점들 때문에 현재 자기부상제어에 광범위하게 적용되고 있다. 그러나 PID 제어기의 우수한 성능을 위해서는 시스템의 특성을 고려한 PID제어기의 파라미터 설계가 중요하다. 최근에는 고전적 파라미터 선정 기법들의 한계를 극복하기 위하여 지능형 알고리즘을 이용한 다양한 PID제어기 최적 파라미터 설계 기법들이 연구되어지고 있다[9-10].

지능형 최적화 기법을 적용한 PID제어기 설계에서는 목적함수의 선정이 무엇보다 중요하며 적절한 목적함수를 사용함으로써 더 우수한 제어성능을 보장하는 제어기를 설계할 수 있다. 일반적으로 자주 사용되는 목적함수로는 주파수 공간에서의 해석적인 계산이 가능한 제곱오차적분(ISE), 절대오차적분(IAE), 시간곱제곱오차적분(ITSE), 시간곱절대오차적분(ITAE) 등의 성능지수함수(Performance Index :PI)들이 자주 사용된다. 그러나 이 성능지수함수들은 전체 오차에 대한 최소값만을 추종하기 때문에 시스템에 따라 요구되는 최대 오버슈트와 정착시간과 같은 시간영역의 설계 기준을 고려한 제어기 설계에서는 어려운 점이 존재한다 [11]. 한편, 최적화 기법 중 군집 최적화 기법(Particle Swarm Optimization : PSO)은 기존의 진화연산에 비해 연산 및 탐색 성능이 우수하여 최근 다양한 분야에 적용되어지고 있다[12]. 특히, 참고문헌 [13]에서는 PSO 기법과 시간영역에서의 새로운 성능지수함수를 적용한 최적 PID 제어기 파라미터 선정 방법을 제안하였다. 그러나 자기부상 시스템과 같은 불안정 시스템에서는 각 시간오차 요소들의 과도한 가중치들에 의해서 원하지 않는 제어기 성능을 선택할 수 있는 문제점이 존재한다.

본 논문에서는 주파수 영역과 시간 영역에서 각각의 성능지수 함수들의 영향을 분석하고, 두 영역의 오차 요소들을 만족할 수 있는 새로운 성능지수함수와 단순 유전자 알고리즘에 클론선택 최적화 기법을 융합한 개선된 유전자 알고리즘(Advanced Genetic Algorithm : AGA)을 이용하는 자기 부상 RGV의 최적 PID 제어 설계 기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 자기부상시스

템 수학적 모델을 사용하여 모의실험을 수행하였으며, 유전자 알고리즘과 PSO 방법을 이용하여 제안된 알고리즘 성능을 비교 분석하였다.

## 2. 흡인식 자기부상시스템

본 논문에서는 그림 1과 같은 편측 자기부상시스템의 수학적 모델을 사용하였다. 편측 자기부상시스템은 상부에만 전자석이 있는 것으로서 전자석에는 자기부상시스템의 선형화를 위해서 자기포화 및 히스테리시스가 없다고 가정하여 수학적으로 모델링 하였다[9]. 자기부상시스템의 운동방정식은 다음의 식 (1)로 나타낼 수 있다.

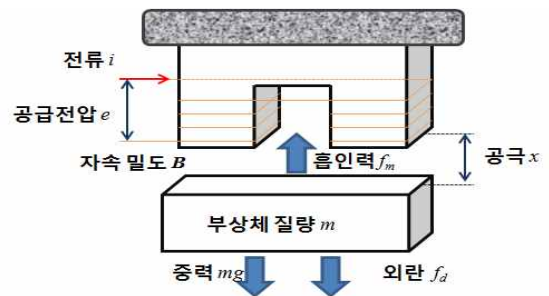


그림 1. 자기부상시스템 구성

Fig. 1. Structure of magnetic levitation system

$$m \frac{d^2x}{dt^2} = mg - f_m + f_d = mg - k_f \left( \frac{i}{x + X_0} \right)^2 + f_d \quad (1)$$

여기서,  $k_f = (n^2 \mu_0 S) / 4$ ,  $X_0 = l_m / 2\mu_s$ ,  $n$ 은 코일 수,  $S$ 은 전자석의 단면적,  $l_m$ 은 전자로의 길이,  $\mu_s$ 는 철심의 비투자율을 나타낸다. 전자석 코일에 흐르는 전류에 관한 전기회로방정식은 다음의 식 (2)와 같이 표현된다.

$$e = \frac{d}{dt}(Li) + Ri = -\frac{Q}{(x + X_0)^2} iv + L \frac{di}{dt} + Ri \quad (2)$$

식 (1)의 운동방정식에 아래 식 (3)의 공극  $x$ 와 전류  $i$ 를 대입하고, 식 (4)를 만족하는 평형점 부근( $E=RI$ )에서 Talyer 급수를 이용하여 선형화하면 자기부상시스템의 운동방정식은 다음의 식 (5)와 같이 표현된다.

$$x = X + \Delta x, \quad i = I + \Delta i \quad (3)$$

$$mg = k_f \left( \frac{I}{X + X_0} \right)^2 \quad (4)$$

$$m \Delta \ddot{x} = 2k_f \left( \frac{I}{X_1} \right)^2 \left( \frac{\Delta x}{X_1} - \frac{\Delta i}{I} \right) + f_d \quad (5)$$

여기서,  $X$ 는 평형점에서의 공극,  $I$ 는 평형점에서의 전류,  $X_1 = X + X_0$ ,  $\Delta$ 는 평형점에서의 각각의 미소변화이다. 또한 식 (2)의 전기회로방정식에  $e = E + \Delta e$  ( $E$ 는 평형점에서 전압)를 대입하면, 다음 식 (6)과 같은 선형방정식을 얻을

수 있다[9].

$$\Delta e = -\frac{QI}{X_1^2}v + L\Delta \dot{i} + R\Delta i \quad (6)$$

$\Delta x$ ,  $\Delta \dot{x}$ 와  $\Delta i$ 를 상태변수로 정의해서 상태방정식으로 나타내면 다음의 식 (7)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ \Delta \ddot{x} \\ \Delta \dot{i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ \frac{2kl^2}{xX_1^3} & 0 & -\frac{2kl}{mX_1^2} \\ 0 & \frac{QI}{LX_1^2} & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta \dot{x} \\ \Delta i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1/m \\ 1/L & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta e \\ f_d \end{bmatrix} \quad (7)$$

식 (7)의 상태방정식을 전달함수로 표현하면, 다음 식 (8)과 같이 유도된다.

$$G(s) = \frac{-2kLx_1^2}{X_1^4 Lms^3 + X_1^4 s^2 + 2kl^2(-X_1 L + Q)s - 2kRl^2 X_1} \quad (8)$$

식 (8)과 표 1의 자기부상시스템의 실제 설계 파라미터를 사용하며, 전달함수는 다음 식 (9)와 같이 표현된다.

$$G(s) = \frac{-1420.60}{s^3 + 283.5s^2 + 392.38s - 551880} \quad (9)$$

표 1. 자기부상시스템의 파라미터

Table 1. Parameters of magnetic levitation system

Parameters		nominal value
$Q[Hm]$	속도 기전력	$13.1812 \times 10^{-4}$
$k[Hm]$	전자석 힘상수	$6.5906 \times 10^{-4}$
$L[H]$	인덕턴스	0.1097
$R[\Omega]$	코일의 저항	31.1
$X_1[m]$	$X + X_0$	0.01
$m[kg]$	부상측 질량	0.01058
$I[A]$	평형점에서의 전류	0.125

### 3. 최적화 기법의 성능지수 함수

#### 3.1 주파수영역의 성능지수함수에 따른 성능 분석

본 장에서는 지능형 최적화기법을 이용한 자기부상 PID 제어기를 설계할 경우, 각각의 성능지수함수를 목적함수로 사용하였을 때의 제어기 성능을 분석하였다. 최적화기법은 유전자 알고리즘을 사용하였으며, 식 (10)과 식 (11)에서와 같은  $ISE$ ,  $IAE$ ,  $ITSE$ ,  $ITAE$ 의 4가지 성능지수함수들에 대하여 분석하였다. 또한 제어기의 모델은 다음의 식 (12)를 사용하였다[9].

$$J_{ISE} = \int_0^t e^2 dt, \quad J_{IAE} = \int_0^t |e| dt \quad (10)$$

$$J_{ITSE} = \int_0^t te^2 dt, \quad J_{ITAE} = \int_0^t t|e| dt \quad (11)$$

$$K(s) = \frac{K(s+z_1)(s+z_2)}{s} \quad (12)$$

유전알고리즘을 위해서 교배기법은 단순교배, 돌연변이

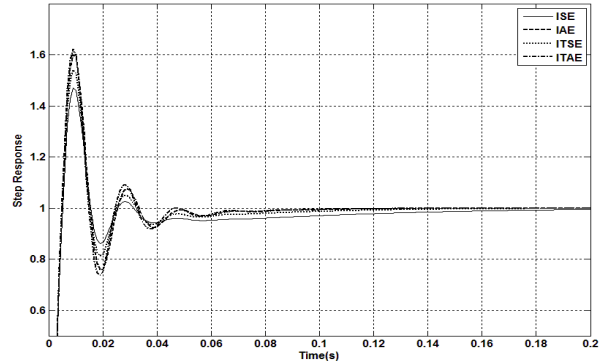


그림 2 주파수영역 성능지수들에 따른 계단응답

Fig. 2. Step responses according to performance indices in frequency domain

기법은 동적돌연변이, 선택기법은 토너먼트 선택을 사용하였으며, 교배비율은 0.6, 돌연변이율은 0.01을 사용하였다. 또한 집단크기 100과 세대수 100을 사용하였다. 그림 2는 주파수영역에서 각 성능지수함수들에 대한 부상제어기의 계단응답 결과를 보여준다. 표 2는 유전자 알고리즘과 각 성능지수 함수를 이용해 설계된 PID 파라미터들과 그에 따른 시간응답 결과들을 나타낸다.  $PI\_val$ 는 성능 지수값,  $M_p$ 는 오버슈트,  $T_s$ 는 정착시간,  $Ess$ 는 정상상태오차를 나타낸다. 표 2에서 알 수 있듯이  $ISE$  성능지수에 의해 설계된 PID 제어기의 최대오버슈트는 다른 성능지수함수들에 비해 작은 반면 정착시간이 가장 크다. 이런 결과는 오차가 큰 구간 특히, 오버슈트가 발생하는 구간에서의 오차가 큰 가중치를 가지기 때문에 유전 알고리즘에서의 적합도 함수는 최대오버슈트가 가장 작은 PID 제어기 값들을 선정하게 된다. 반면  $ISE$ 에서의 정착시간은 다른 성능지수함수들에 비해서 크게 나타나는데 그 이유는 최대오버슈트에 비해서 정착시간 구간에서의 오차들이 작은 가중치들을 가지기 때문에 유전알고리즘의 적합도 함수에 기여하는 비율이 작아지기 때문이다.

$IAE$ 는  $ISE$ 에 비해 큰 최대 오버슈트를 가지는 반면 정착시간은 빠르다. 이는 최대오버슈트와 정상상태 오차의 가중치가 동일하게 적용되어 유전알고리즘의 적합도 함수에 기여하는 비율이 같아지기 때문이다.  $ITSE$ 와  $ITAE$ 는 시간에 대한 가중치를 부여하여 과도응답에 대한 초기의 큰 오차가 성능 적분의 값에 미치는 영향을 줄이고 이후의 응답에서 발생하는 오차를 강조하기 때문에  $ISE$ 에 비해 최대 오버슈트 오차와 정착시간에서의 균형적인 탐색이 가능하다. 자기부상시스템과 같이 최대오버슈트와 정착시간이 오차의 중요한 요소로서 성능에 미치는 영향이 큰 시스템인

표 2 성능지수함수들에 따른 계단 응답 결과

Table 2. Step response results according to performance indices in frequency domain

PI	$PI\_val$	$z_1$	$z_2$	$K$	$M_p$	$T_s$	$Ess$
ISE	4.40-3	26.25	28.09	-96.58	0.473	0.107	0
IAE	0.0097	45.40	47.62	-95.25	0.604	0.052	0
ITSE	2.72e-5	49.55	48.39	-99.70	0.628	0.051	0
ITAE	1.72e-4	41.22	33.48	-97.67	0.546	0.066	0

경우에는 입력에 대한 출력의 오차만을 고려하는 성능지수 함수들만을 이용하여 설계된 PID 제어기는 좋은 성능을 보장하기가 어렵다.

**3.2 시간영역에서 성능지수함수에 따른 성능 분석**

최근에는 PID 제어기 설계를 위하여 시간영역에서의 성능지수함수들과 최적화 기법을 이용한 설계 기법들이 제안되고 있다. Gaing[13]는 다음의 식 (13)을 이용하여 PID 제어기의 파라미터를 최적화하는 방법을 제안하였다.

$$W(k) = (1 - e^{-\beta}) \cdot (M_p + E_{ss}) + e^{-\beta} \cdot (t_s - t_r) \quad (13)$$

여기서  $\beta$ 는 가중치,  $t_r$ 은 상승시간,  $t_s$ 은 정착시간을 나타낸다. 시간영역에서의 성능지수함수  $W$ 는 가중치  $\beta$ 에 의해 사용자가 요구하는 조건들을 만족하도록 탐색될 수 있다. 식(13)에서  $\beta$ 값이 0.7이상 일 때 오버슈트와 정상상태 오차가 상승시간과 정착시간 오차보다  $W$ 에 반영되는 비율이 커지며 결과적으로 최적화 기법은 오버슈트와 정상상태 오차가 작아지는 PID 파라미터값들을 선정하게 된다. 반대로 0.7 이하일 경우 상승시간과 정착시간이 작아지는 파라미터값들을 선정한다. 그러나 일반적으로 임의의 시스템에서는 오버슈트 값에 비해 정상상태오차가 매우 작기 때문에 식 (13)의 첫번째 항에 정상상태 오차가 미치는 영향이 매우 작으며, 결과적으로 정상상태오차는 전체 성능지수 값에 미치는 영향이 매우 작게 될 수 있다. 또한 임의의 시스템에서 정착시간이 크고 상승시간이 짧은 경우 식 (13)의 두 번째 항의 값은  $\beta$ 값에 상관없이 전체 성능지수함수  $W$ 에 큰 값으로 반영될 수 있는 문제점이 존재한다.

그림 3과 표 3은 식 (13)과 유전자 알고리즘을 이용한 부상제어기의 계단응답과  $\beta$ 값에 따른 결과를 보여준다.  $ISE$  값은 PID 파라미터를 식 (13)을 이용하여 선택한 후 선택된 파라미터를 이용하여 계산하였다. 표 3에서  $\beta$  값의 증가에 따라 오버슈트는 감소하고, 정착시간은 길어지는 것을 볼 수 있으며,  $ISE$ 값은 작은 차이를 보임을 나타낸다. 그러나 그림 3에서 나타난 것과 같이  $\beta$ 값이 증가할수록 전체 오차에 대한 원하지 않는 성능을 보이는 파라미터 값들이 탐색될 수 있는 문제점이 존재한다.

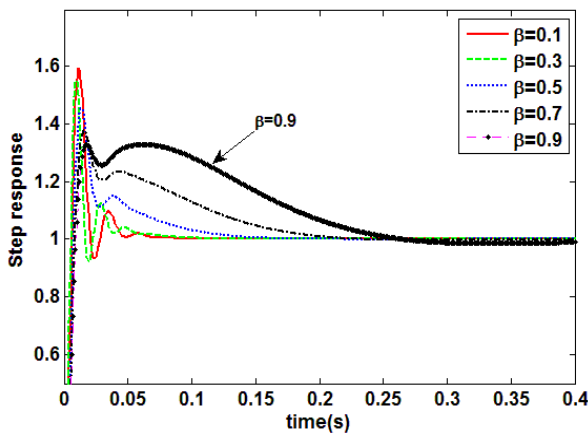


그림 3.  $\beta$ 값 변화에 따른 계단응답  
Fig. 3. Step responses by the variable  $\beta$

표 3. 시간영역의 성능지수함수를 이용한  $\beta$ 값의 변화에 따른 계단응답 결과

Table 3. Step response results according to  $\beta$  with performance indices in frequency domain

$\beta$	ISE	$z_1$	$z_2$	$K$	$M_p$	$T_s$
0.1	7.9e-3	41.34	49.02	-67.82	0.543	0.045
0.2	8.02e-3	39.38	46.06	-62.79	0.490	0.05
0.3	8.02e-3	39.20	46.29	-62.80	0.491	0.05
0.4	8.01e-3	42.13	43.02	-62.83	0.490	0.05
0.5	7.64e-3	29.62	31.83	-64.16	0.407	0.1
0.6	7.69e-3	27.10	27.14	-64.47	0.381	0.12
0.7	7.79e-3	25.31	24.57	-64.61	0.365	0.135
0.8	7.88e-3	23.31	23.10	-64.72	0.355	0.145
0.9	8.29e-3	19.82	21.16	-64.89	0.332	0.175
1	8.92e-3	18.39	17.61	-64.97	0.313	0.205

**3.3 시간영역 및 주파수영역 성능지수함수**

자기부상시스템은 5~10mm 사이에서 부상 제어가 이루어지며, 부상 변화량이 미소하다는 가정 하에 선형화를 통한 수학적 모델을 유도하기 때문에 시간영역에서의 오차 중 오버슈트와 정착시간의 성능이 자기부상시스템의 제어기 설계에서 가장 중요하다. 따라서 본 논문에서는 식 (14)와 같이 시간영역과 주파수 영역에서의 성능지수 요소들을 모두 반영할 수 있는 목적함수를 제안한다.

$$J = \frac{1}{e^{(-PI)} + e^{(-M_p)} + e^{(-T_s)}} \quad (14)$$

여기서  $PI$ 는 주파수영역 성능지수함수를 나타낸다. 제안된 성능지수함수를 이용하면 주파수영역 성능지수함수, 오버슈트 그리고 정착시간을 최소화 하도록 PID제어기의 파라미터를 탐색하게 된다. 기본적으로는 주파수영역 성능지수함수에 오버슈트와 정착시간을 포함하는 성능 요소들이 포함되어 있으나, 식 (14)를 사용함으로써 전체 성능지수함수에 오버슈트와 정착시간 오차를 고려한 균형적인 제어기의 설계가 가능하다.

**4. 개선된 유전자 알고리즘을 이용한 자기부상 RGV를 위한 최적 PID 설계**

**4.1 클론 선택(Clonal selection)**

클론선택이론은 생체 면역계의 항원자극에 대한 면역계통의 반응 메커니즘을 모방한 최적화 알고리즘이다[14]. 생체 면역계에서 항체를 생산하는 B세포들은 항원이 침입하였을 경우 각각 다른 항체들을 생산한다. 각각의 B세포들이 생산한 항체들 중 항원에 적합한 항체가 인식되었을 경우 그 항체들을 생산한 B세포들은 자기와 동일한 클론들을 생산하고 더 많은 항체들을 생산하여 항원에 대항한다. 이 과정에서 더욱 더 적합한 항체들의 생산을 위해서 돌연변이 과정을 거치게 되고 이것은 클론들이 항원에 대하여 더 좋은 면역반응을 보일 수 있게 한다. 높은 친화도를 갖는 활성화된 B 세포는 항원에 대하여 면역반응을 하고 같은 항원

에 2차 침입을 위해 오랜 생존 기간을 갖는 메모리 셀로 남게 된다. 이 메모리 셀은 같은 항원 패턴, 또는 유사한 항원의 2차 침입에 대하여 빠른 응답을 할 수 있어 1차 반응보다 더 우수한 면역반응을 보일 수 있다. 이러한 반응들을 할 때 항체들은 클론 선택의 분화율에 따라서 그 수들을 조절하여 필요이상의 항체들이 생성되는 것을 억제한다. 그림 4는 클론선택의 확장(증식)과 분열과정을 나타낸다. 여러 항체들 중 A항체가 항원에 대한 최적항체로 선택되면 1단계에서 클론 분화를 시작한다. 분화된 클론들의 일부는 항원에 대하여 반응을 시작하고 일부는 메모리 셀 M으로 된다. 메모리 셀 M은 같은 항체의 2차 침입에 대하여 1단계와 2단계를 거쳐 2차 침입 항원에 대하여 면역반응을 한다.

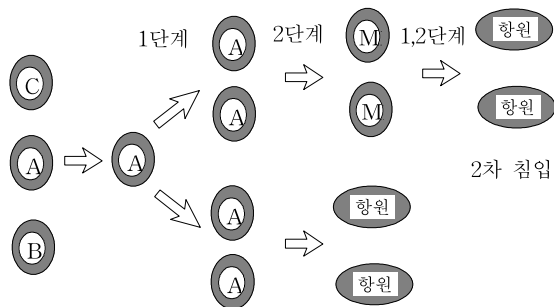


그림 4. 클론 선택 이론  
Fig. 4. Clonal selection principle

4.2 클론선택을 사용한 개선된 유전자 알고리즘

본 논문에서는 유전자 알고리즘과 클론선택 기법의 구조적 결합을 통하여 최적화 문제의 탐색 성능을 향상시킨 개선된 유전자 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘에서는 유전자 알고리즘의 개체들 중 적합도가 높은 개체들이 클론선택을 위해서 메모리 셀에 저장된다. 메모리 셀에 저장된 항체들 중 우수한 항체들(유전알고리즘에서 우수한 개체들)에 대하여 클론선택을 하고, 전체 메모리 셀에 대해서 돌연변이를 적용하고 성능을 평가하여 친화도가 높은 순으로 메모리 셀에 재선택이 되도록 하였다. 제안된 방법은 유전자 알고리즘의 의해서 전역탐색을 수행하고, 클론선택에 의해 더 강인한 지역 탐색을 하게 된다. 따라서 제안된 알고리즘은 유전자 알고리즘의 돌연변이 확률과 교배확률을 높게 설정함으로써 최적화 문제의 전역 탐색 성능은 강인해지며, 클론선택에 의해서 최적해 부근에서의 지역적 탐색에 의한 최적해 수렴성을 모두 만족하도록 하였다. 제안된 알고리즘의 과정과 순서도는 다음과 같다.

- [Step1] 유전자알고리즘과 클론선택의 초기 파라미터 선정
- [Step2] 적합도 평가 : 적합도 평가는 식 (14)를 사용
- [Step3] 클론선택을 위한 메모리셀 생성 : 적합도가 높은 순으로 개체들을 메모리 셀에 저장
- [Substep1] 클론 생성 : 메모리 셀에서 사용자에게 의해서 정의된 수만큼 항체들을 선택한 후 항체를 클론분화 수에 따라 클론들을 생산한다. 클론분화 수를 조정하여 항체생산에서 다양성과 우수한 항체들을 얻는다. 예를 들어  $P=10$  일 때  $N_c=3$  이면 10개 중 3개만이 클론선택을 위한 초기 항체(개체)가 되고, 여기서  $C_r=0.7$ 일 경우 3개 중 확률적으로 2개만이 클론을

- 생산하여 총 5개의 항체(개체)가 생성된다.
- [Substep2] 클론들의 돌연변이
- [Substep2] 돌연변이 된 클론들의 적합도 평가
- [Step4] 재선택 단계 : Step2에서의 계산된 유전자 알고리즘의 개체들과 클론들의 적합도를 이용하여 다음 세대 개체의 생성
- [Step5] 유전자 알고리즘의 교배
- [Step6] 유전자 알고리즘의 돌연변이
- [Step7] 새롭게 선택된 세대의 목적함수 계산
- [Step8] Stop condition에 만족을 하면 전체 계산과정을 종료하며, 그렇지 못하면 4단계로 가서 반복 수행

5. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 성능지수함수와 각각의 최적화기법들의 성능 평가를 위하여 사용된 파라미터 값들을 표 4에 나타내었다. 표 5는 각각의 알고리즘들에 대한 PID제어기 파라미터와 성능지수함수의 결과 값들을 보여준다. 오버슈트와 정착시간 오차들을 백분율로 나타내기 위하여 오버슈트의 최대값은 1, 최대 허용 정착시간은 0.2초로 각각 선정하였다.  $T_o$ 는 선정된 각각의 PID 파라미터 값들에 대한 퍼센트 오버슈트와 백분율로 환산된 정착시간의 평균값을 나타낸다.

표 4. 시뮬레이션을 위한 초기 파라미터들  
Table 4. Initial parameters for simulation

Parameter	Value
세대 수	100
집단크기( $P$ )	100
교배확률( $p_c$ )	0.7
돌연변이 확률( $p_m$ )	0.1
클론 항체수( $N_c$ )	3
클론의 분화율( $C_r$ )	0.7
클론의 돌연변이율( $p_{cm}$ )	0.3
PSO 가속도 상수( $c_1, c_2$ )	2

표 5. 각 알고리즘들에 의해 선택된 PID 파라미터에 대한 시뮬레이션 결과

Table 5. The simulation results for PID parameters designed by each algorithm

성능 지수	Methods	$J$	$K$	$z_1$	$z_2$	$M_p$	$T_s$	$T_o(\%)$
ISE	GA	5.6e-3	30.71	28.76	-64.26	0.468	0.106	49.9
	PSO	5.6e-3	25.49	29.26	-64.44	0.463	0.150	60.6
	AGA	5.2e-3	28.73	28.35	-70.82	0.464	0.109	50.4
IAE	GA	0.0125	31.04	30.60	-77.80	0.490	0.093	47.7
	PSO	0.0125	28.89	33.88	-78.47	0.491	0.092	47.5
	AGA	0.0124	30.24	31.05	-81.24	0.485	0.095	48
ITSE	GA	4.70e-5	28.31	33.34	-64.14	0.477	0.101	49.1
	PSO	5.84e-5	29.72	29.71	-64.24	0.448	0.106	48.9
	AGA	4.78e-5	29.14	32.46	-63.73	0.473	0.103	49.6
ITAE	GA	4.02e-4	28.82	32.73	-64.14	0.477	0.101	49.1
	PSO	5.57e-4	27.61	27.47	-62.74	0.447	0.119	52.1
	AGA	4.32e-4	33.87	25.88	-66.58	0.471	0.106	50.1



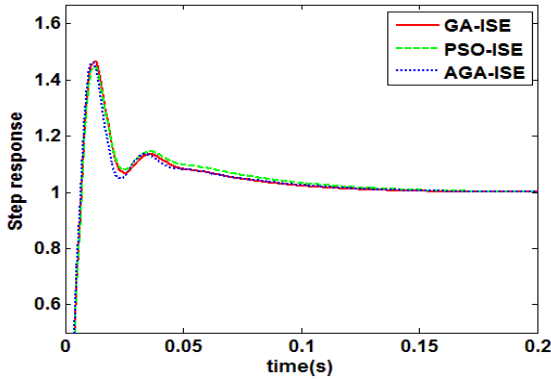


그림 5. 제안된 성능지수함수와 알고리즘(ISE)에 의한 계단응답  
Fig. 5. Step responses of the proposed performance index and algorithm(ISE)

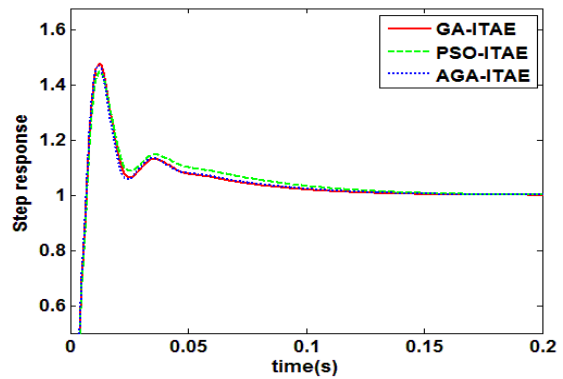


그림 8. 제안된 성능지수함수와 알고리즘(ITAE)에 의한 계단응답  
Fig. 8. Step responses of the proposed performance index and algorithm(ITAE)

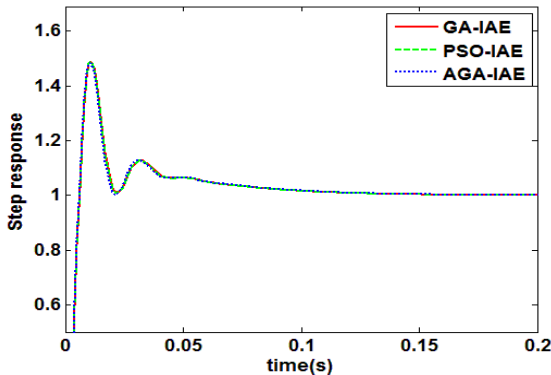


그림 6. 제안된 성능지수함수와 알고리즘(IAE)에 의한 계단응답  
Fig. 6. Step responses of the proposed performance index and algorithm(IAE)

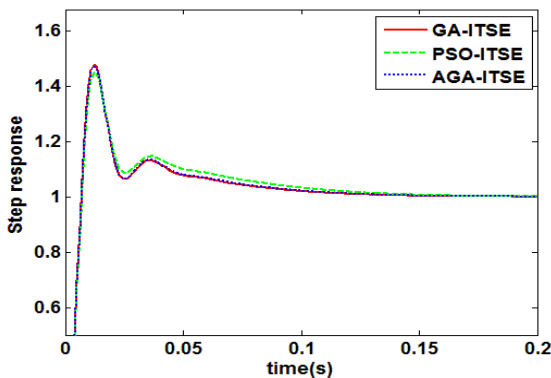


그림 7. 제안된 성능지수함수와 알고리즘(ITSE)에 의한 계단응답  
Fig. 7. Step responses of the proposed performance index and algorithm(ITSE)

그림 5~8은 제안된 성능지수 함수와  $ISE$ ,  $IAE$ ,  $ITSE$ ,  $ITAE$ 를 이용하여 설계된 PID 제어기의 계단응답 곡선들을 보여준다. 그림 5와 표 5에서 알 수 있듯이 제안된 성능지수함수에  $ISE$ 를 사용하였을 경우 제안된 알고리즘이 유전자 알고리즘에 비해 가장 작은  $ISE$  값을 탐색하였으나, 이는 설계목적에 부합하는 결과는 아님을 알 수 있다. 그러나  $IAE$ 를 사용하였을 경

우 그림 6의 출력 곡선에서의 차이는 거의 보이지 않으나 표 5에서 보이듯이 가장 작은  $IAE$ 값과 가장 작은 오버슈트를 선택하여 시간영역의  $T_o$ 값이 48%로 가장 균형적인 오차를 보임을 알 수 있다.  $ITSE$ 에서는  $J$ 값은 다른 알고리즘들에 비해 크게 차이가 나지 않는 범위에서 가장 작은 오버슈트와 가장 작은 정착시간을 선택하여  $T_o$ 값이 49.6으로 가장 균형적인 파라미터 값을 선택하였다. 또한  $ITAE$ 에서도  $T_o$  값 50.1로서 가장 균형적인 오차비율로 PID 파라미터들 값이 선정되었음을 알 수 있다. 따라서 제안된 성능지수함수와 개선된 유전자 알고리즘을 이용하여 설계된 PID제어기 값이 전체 오차에 대한 큰 손실 없이 오버슈트 및 정착시간 오차 비율의 약 50% 부근에서 각각의 오차 항들을 균형적으로 선택하는데 더 우수함을 알 수 있다.

## 6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 주파수 영역과 시간 영역에서의 각각의 성능지수함수들의 영향 분석을 바탕으로 두 영역의 성능지수들을 만족할 수 있는 새로운 성능지수함수를 설계하였으며, 단순 유전자 알고리즘에 클론선택 최적화기법을 융합한 개선된 유전자 알고리즘을 이용하는 자기 부상 RGV의 최적 PID 제어 설계 기법을 제안하였다. 제안된 성능지수 함수와 각각의 최적화 기법들의 성능 평가를 위하여 단순 유전자 알고리즘과 PSO를 이용하여 비교하였다. 시뮬레이션을 통하여 주파수 성능지수함수 중 오버슈트의 영향이 가장 큰  $ISE$ 를 제외하고는 다른 주파수 성능지수함수에서는 제안된 성능지수함수와 알고리즘이 시간영역 오차 요소인 오버슈트와 정착시간의 평균 50%에서 균형적으로 PID제어기의 파라미터를 탐색하는 것을 확인 하였다. 또한 제안된 성능지수 함수에  $ISE$ 를 제외한 주파수 영역의 성능지수 함수들을 적용하고, 제안된 최적화 알고리즘을 이용하면 시간영역에서의 오차요소까지 반영한 균형적인 자기부상 RGV의 PID 제어기 설계가 가능함을 보였다.

향후 실제 자기부상 이송 시험 장치를 구축하고 제안된 성능지수 함수와 알고리즘을 적용하여 제안된 기법들에 대한 실 산업 현장에서의 유효성을 검증하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] 김창현, 이종민, 한형석, “영구자석 복합식 자기부상 LCD 글라스 반송장치의 제어,” *대한기계학회 2010 춘추학술대회*, pp. 1522-1527, 2010.

[2] 고현준, 박근명, 이상용, 이상철, 김영근, “반도체 이송장치에 관한 연구,” *대한기계학회 2010 춘추학술대회*, pp. 1820-1821, 2010.

[3] W. Wang, M. Lamb, and I. J. Busch-Vishniac, “An Automated Loading and Unloading System for a Maglev Wafer Transport Path,” *IEEE Trans. semiconductor manufacturing*, vol. 6, no. 3, pp. 276-279, 1993.

[4] M. Y. Chen, M. J. Wang, and L. C. FU, “Dual-axis Maglev guiding system modeling and controller design for wafer transportation,” *Proceedings of the 38 IEEE conference decision and control*, pp. 2623-2628, 1999.

[5] 조재훈, 김용태, “지능형 최적화 기법을 이용한 자기부상 RGV를 위한 최적 부상제어기 설계,” *한국지능시스템학회 2011 추계 학술발표 논문집*, vol. 21, no. 2, pp. 41-42, 2011.

[6] H. B. Zhou, J. A. Duan, “A novel levitation control strategy for a class of redundant actuation maglev system,” *Control Engineering Practice*, vol. 19, Issue 12, pp. 1468-1478, 2011.

[7] 한형석, 성호경, 신병친, “영구자석을 이용한 자기부상열차 개발 동향,” *한국철도학회지*, vol. 9 no. 1, pp. 36-41, 2006.

[8] S. Kusagawa, J. Baba, and E. Masada, “Weighty Reduction of EMS-Type Maglev Vehicle with a Novel Hybrid Control Scheme for Magnets,” *IEEE Trans. Magnetics*, vol. 40, no. 4, pp. 3066-3068, 2004.

[9] 양주호, 김종대, 정황훈, “RCGA를 이용한 자기부상계의 최적 PID 제어기 설계,” *한국동력기계공학회 2003 추계학술대회논문집*, pp. 199-205, 2003.

[10] 조현철, 이영진, 이권순, “신경회로망 예측 PID 제어시스템에 의한 다층 건물물의 진동제어,” *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 8, no. 7, pp. 21-30, 1998.

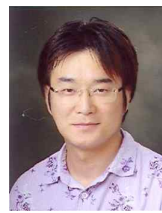
[11] G. F. Franklin, J.D. Powell, and A. Emami-Naeini, *Feedback control of dynamic system*, Prentice Hall, 2002.

[12] 김승석, 김용태, “PSO를 이용한 이족보행로봇의 보행계획,” *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 18, no. 4, pp. 566-571, 2008.

[13] Z. L. Gaing, “A Particle Swarm Optimization Approach for Optimum Design of PID Controller in AVR System,” *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 19, no. 2, pp. 384-391, 2004.

[14] L. N. de Castro and F. J. Von Zuben, “Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle,” *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 3, pp. 239-251, 2002.

저 자 소 개



조재훈(Jae-Hoon Cho)

2002년 : 국립 한밭대학교 제어계측공학과 공학사  
 2004년 : 국립 한밭대학교 제어계측공학과 공학석사  
 2011년 : 국립 충북대학교 제어계측공학과 공학박사

2011년~현재 : 국립 한경대학교 스마트물류기술연구센터 연구교수

관심분야 : Intelligent Optimization algorithm, Pattern Recognition, Renewable source & Smart grid  
 Phone : 031-670-5674  
 E-mail : jhcho@hknu.ac.kr



김용태(Yong-Tae Kim)

1991년 : 연세대학교 전자공학과 공학사  
 1993년 : KAIST 전기및전자공학과 공학석사  
 1998년 : KAIST 전기및전자공학과 공학박사  
 1998년~2000년 : (주)삼성전자

2006년 : Univ. of Illinois at Urbana-Champaign 방문연구  
 2002년~현재 : 국립 한경대학교 전기전자제어공학과 교수

관심분야 : 지능로봇, 지능시스템, 지능제어, 물류자동화  
 Phone : 031-670-5292  
 E-mail : ytkim@hknu.ac.kr