

DC 모터 파라미터 변동에 대한 면역 알고리즘 제어기 설계

Immune Algorithm Controller Design of DC Motor with parameters variation

박진현 · 전향식* · 이민중** · 김현식*** · 최영규****

Jin-Hyun Park, Hyang-Sig Jun*, Min-Jung Lee**, Hyun-Sik Kim*** and Young-Kiu Choi****

진주산업대학교 산업자동화공학과

* 한국항공우주산업주식회사

** IT 커뮤니티 부설연구소

*** 국방과학연구소

**** 부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부

요 약

PID 제어기의 자동 동조 방법이 제어분야에서 많은 연구가 되어 왔으며, 제안된 제어기 또한 PID 제어기 자동동조에 관한 연구이다. 제안된 면역 알고리즘은 인간의 면역 체계를 모방한 최적화 알고리즘으로 기억 세포 메카니즘과 다른 면역 알고리즘에 비하여 덜 복잡한 구조를 가지고 있다. 이렇게 제안된 면역 알고리즘을 PID 제어기의 파라미터를 최적화하는데 사용하고자 한다. 현재까지 면역 알고리즘은 주로 시스템 파라미터의 변동이 없는 최적화 문제에 적용되어왔다. 그러므로 면역 알고리즘에서의 기억세포 메카니즘에 대한 유용성이 없으며, 또한 그에 대한 연구가 미진한 상태이다. 본 연구에서는 비선형 가변 시스템에 기억세포를 사용한 면역 알고리즘을 적용하고자 한다. 제안된 면역 알고리즘의 성능 평가를 위하여 비선형 직류 모터의 속도 제어에 적용하고, 그 결과를 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안된 면역 알고리즘이 가변 시스템 파라미터에 대하여 빠른 수렴 성능과 좋은 제어 성능을 보임을 보이고자 한다.

Abstract

Methods for automatic tuning of PID controllers have been on of the results of the active research on control. The proposed controller also is auto-tuning of PID controller. The proposed immune algorithm has an uncomplicated structure and memory-cell mechanism as the optimization algorithm which imitates the principle of humoral immune response. We use the proposed algorithm to solve optimization of PID controller parameters. Up to now, the applications of immune algorithm have been optimization problems with non-varying system parameters. Therefore the usefulness of memory-cell mechanism in immune algorithm is without. And research of memory-cell mechanism does not give us entire satisfaction.

This paper proposes the immune algorithm using a memory-cell mechanism which can be the application of system with nonlinear varying parameters. To verify performance of the proposed immune algorithm, the speed control of nonlinear DC motor are performed. The results of Computer simulations represent that the proposed immune algorithm shows a fast convergence speed and a good control performances under the varying system parameters.

Key Words : Immune algorithm, Memory-cell mechanism

1. 서 론

일반적으로 시스템의 제어기 설계에 있어서 중요한 목표는 시스템 파라미터의 변동이나 외란 등에 강인하고 주어진 궤적을 정확히 추적하는데 있다. 그러나 각종 산업기기에서 제어요소로 널리 사용되는 제어 시스템은 대부분 일정 이득을 갖는 PID 제어 방식을 채택하고 있어, 외란이 인가되거나 부하 특성이 비선형적으로 변화할 때

에 적절한 이득과 성능을 얻기 어려워 고성능 제어 특성을 기대하기 어렵다. 그러므로 제어 시스템의 비선형성과 시변 특성에 강인한 제어기의 설계를 위하여 PID 제어기의 이득을 자동동조하거나, 진화 알고리즘 등과 같은 지능제어방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 60년대 중반부터 지속적으로 연구가 진행되어 온 진화 알고리즘(Evolutionary Algorithms : EAs)은 최적화 문제에 있어서 매우 유용한 기법으로 자연선택의 원리를 모방한 비결정론적 탐색 알고리즘이다. 1970년대 초 John Holland에 의해 유전 알고리즘(Genetic Algorithm : GA)이 도입된 이래로 진화전략(Evolution Strategy : ES) 및 진화프로그래밍(Evolutionary Programming : EP) 등과 같이 여러 형태의 진화 알고리즘으로 발전하였다[1~6]. 이러한 비결정론적 알고리즘과 유사한 또 다

접수일자 : 2001년 10월 26일

완료일자 : 2002년 5월 2일

본 연구는 2001년도 진주산업대학교 우수산업대학 일부 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

른 하나인 면역 알고리즘(Immune Algorithm : IA)이 최근 들어 연구가 되어지고 있다[7~15]. 인간의 면역체계는 생체의 방어 및 유지를 수행하는 자율분산시스템으로, 시스템의 요소들은 뇌의 명령을 따르는 것이 아니라 각 요소가 자율적으로 환경에 대응한다. 이러한 면역 시스템을 여러 공학 분야에서 체액성 면역 반응(Humoral Immune Response)과 세포성 면역 반응(Cell-Mediated Immune Response)으로 나누어 연구되고 있다.

특히, 체액성 면역 반응에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 최적화 기법, 자율이동 로봇의 궤적 계획, 로봇군 제어 및 분산 자율 로봇 제어에서와 같이 로봇의 행동 선택기로서 적용한 사례가 연구되고 있다[7-12].

세포성 면역 반응은 면역 시스템의 T-cell에 세포분자 동역학을 바탕으로 연구되어지며, 개체의 제거(Killer), 촉진(Helper), 억제(Suppress)와 같은 3가지 세포성 면역 반응에 기초하여 제어기의 파라미터 및 제어기 구조를 결정하는 방법으로 연구가 진행되고 있다[13-15].

본 연구에서는 활발히 연구가 진행되는 체액성 면역 반응 중 최적화 기법으로의 적용을 고려하려 한다. 지금까지 제안된 면역 알고리즘에 비하여 복잡성이 덜하며, 시스템 파라미터의 변동에 대하여 기억세포 메카니즘을 활용한 최적화 알고리즘을 제안하고자 한다. 그리고 제안된 최적화 알고리즘의 성능 평가를 위하여 직류 모터의 속도제어에 적용하고자 한다. 즉, 제안된 최적화 알고리즘이 비선형 직류 모터 시스템의 파라미터들이 변화할 경우, 기억세포 메카니즘에 의하여 빠르게 최적의 PID 제어기 이득을 구하고자 한다. 또한 유전 알고리즘과의 비교를 통하여 제안된 최적화 알고리즘이 같은 세대 지난 후, 성능이 우수함을 보이고, 유전 알고리즘의 초기 세대에 대한 개체(Individual)의 적합도(Fitness)와 면역 알고리즘의 초기 세대에 대한 항원 항체 사이의 친화도(Affinity)를 비교하여 면역 알고리즘이 평균적으로 제어 시스템의 성능이 안정한 상태에도 동작함을 보이고자 한다. 이는 실제 실험에 있어 유전 알고리즘을 제어기 설계에 적용할 경우, 초기 세대의 개체 생성이 랜덤하게 발생되므로 랜덤하게 발생된 제어기 이득이 시스템에 치명적인 영향을 미치게 된다. 따라서 제안된 면역 알고리즘을 사용하여 이러한 문제를 줄이는 근거를 보이고자 한다.

2. 인체 면역 시스템

면역 시스템은 생체의 방어 및 유지를 수행하는 자율 분산시스템으로, 시스템의 요소들은 뇌의 명령을 따르는 것이 아니라 각 요소가 자율적으로 환경에 대응한다. 즉 생체에서는 외부로부터 생체 내로 침입하는 박테리아, 기생균, 병원균, 독소 바이러스와 같은 항원에 대항하여 생체를 방어하기 위해, 세포유전자를 재구성하여 항원에 대응하는 항체를 생산하고 항원을 배제하는 매우 정교하고 복잡한 생체방어수단인 면역시스템을 가지고 있다. 면역 시스템은 인간의 피부와 점막 같은 1차 방어 시스템과 특이적 방어(specific defence)와 비특이적 방어(nonspecific defence)인 2차 시스템으로 나뉜다. 2차 시스템의 특이적 방어를 일반적인 면역 반응으로 알려져 있다[15].

일반적인 면역 반응의 기본구조는 T-림프구와 B-림

프구로 구성되어 있다. 인간의 몸에는 대략 10^7 개의 다른 종류의 B-림프구를 가지고 있으며, 외부의 항원에 반응하는 림프구는 대부분은 B-림프구이다. B-림프구의 항체(antibody)는 'Y'형상을 가지고 있고, 항체는 고유의 정보를 갖는 paratope와 ideotope를 가지고 있다. 항체의 paratope와 항원(antigen)의 epitope는 열쇠와 자물쇠의 관계처럼 서로 일치할 경우 항체에 의해 항원은 억제된다. 또한 면역 체계는 한번 배제한 항원에 대하여 그 항원을 기억하여 이것을 배제하는 항체를 조속히 생성하는 기억세포를 가지고 있다.

따라서, 면역 체계는 림프구가 생체 내에 침입한 항원을 인식하고 그 항원에 대항하는 항체 생성 세포만을 증식한 후, 침입한 항원에 대응하는 항체를 빠르게 만들어 낸다. 그리고 사라지는 항체는 모든 것이 없어지는 것이 아니라, 기억 세포가 되어 면역적 기억세포로 분화한다. 이러한 이론에 바탕으로 면역 알고리즘이 제안되고 있다. 그리고 면역시스템은 생체 내로 침입한 항원을 인식하고 과거에 배제한 항원에 대해서는 기억세포에서 직접 항체를 만들며, 새로운 항원에 대해서는 세포 유전자의 재구성에 의해 항원에 대응하는 항체생산세포를 만들고 이것을 증식하여 항원에 대응하는 항체를 만든다.

3. 면역 알고리즘 구현

3.1 기존의 면역 알고리즘

면역 알고리즘은 인체 면역계에서의 다양한 항체 생성 능력을 설명하는 소맥틱 이론과 면역계의 자기 조절 능력을 설명하는 네트워크 이론을 기초하여 최적화 알고리즘 및 여러 분야에서 연구 발전되고 있다[7-15].

면역 알고리즘은 다른 비결정론적인 알고리즘과 마찬가지로 동시에 여러 개의 가능해로서 최적화를 진행해 나가며, 해의 값 자체를 그대로 사용하는 것이 아니라, 코드화된 수의 배열을 사용한다. 그리고 최적화의 목적 함수를 미분값과 그 외 다른 정보를 요구하지 않고 그대로 사용한다라는 장점을 갖는다. 또한, 이러한 비결정론적 알고리즘의 특징 이외에도 면역 알고리즘 만이 가지는 가장 큰 특징은 최적해로의 수렴을 보장하기 위하여 기억 세포군(memory cell)을 가지고 최적화 과정을 수행하며, 이러한 기억 세포군은 다른 항원에 대처할 수 있는 요소로서 사용할 수 있는 특징을 나타낸다.

따라서 면역 알고리즘은 제어기 파라미터의 최적화 및 미지의 비선형 시스템 파라미터의 최적화 등 여러 분야에서 적용되고 있으며, 이는 진화 알고리즘의 연산자에 면역 시스템이 갖는 개체 생산의 촉진과 억제 등의 메카니즘을 결합하여 연구되었다. 따라서 각 항체간의 친화도를 계산하고, 이를 억제세포와 기억세포로 분화하여, 개체 생산의 촉진과 억제 메카니즘에 적용하는 복잡한 일련의 작업을 수행한다[7-10]. 이는 진화 알고리즘에 비하여 면역 알고리즘이 매우 복잡한 메카니즘을 갖고 있는 것을 의미한다.

또한 면역 알고리즘은 면역적 기억이 나타나는 기억 세포를 가지고 있다. 면역적 기억은 진화 알고리즘에서는 없는 면역 알고리즘 만이 가지는 장점으로, 만약 제어 시스템의 파라미터가 변동에 일어날 경우, 진화 알고리즘에서는 처음부터 다시 학습하여야 하는 어려움이 있

으나, 면역 알고리즘에서는 항체 생산의 촉진으로 사용하는 기억세포에 의하여 빠르게 변화된 시스템에 적응할 수 있는 메카니즘을 가지고 있다. 그러나, 지금까지 면역 알고리즘을 적용한 최적화 문제에서는 주로 최적화 시스템의 파라미터가 변동이 없는 단순한 최적화 문제만을 적용 대상으로 하여, 기억세포 메카니즘에 대한 유용성이 매우 적었다. 따라서 기억세포 메카니즘은 시스템의 파라미터 변동이나 시스템 변화와 같은 비선형 가변 시스템의 최적화 문제의 적용에 매우 효율적으로 적용될 수 있음을 의미한다.

3.2 항원, 항체의 정의

본 연구에서는 인체 면역계에서의 작용을 면역 알고리즘으로 설계하고, 설계된 면역 알고리즘을 최적화 문제에 적용하고자 한다. 면역 알고리즘을 최적화 문제에 대응시켜 보면 다음과 같이 대응될 수 있다. 면역 알고리즘의 항원은 최적화 문제의 제약조건과 목적함수로 대응되며, 항체는 최적화 문제의 해집단 후보가 된다. 그리고 면역 알고리즘의 기억 세포는 최적화 문제의 해집단이 되며, 면역계에서의 항원과 항체간의 친화도는 최적화 문제에서의 적합도로 계산된다. 또한 항원 제시 세포의 크기는 항원을 구분하는 인식 인자로 사용하며, 항체 사이의 항원 제시 세포 크기의 친화도는 최적화 문제에서 해의 유사도로 사용할 수 있다.

따라서 제안된 면역 알고리즘의 성능 평가를 위하여 비선형 직류 모터의 속도제어에 적용하고자 한다. 또한 시스템의 파라미터들이 변화할 경우, 기억세포 메카니즘에 의하여 빠르게 최적의 PID 제어기 이득을 구하고자 한다. 최적의 PID 제어기 이득을 선정하기 위하여 면역 알고리즘의 i 번째 항체를 다음과 같은 파라미터 벡터로 정의한다.

$$Antibody_i = [K_{P,i}, K_{I,i}, K_{D,i}, APC_{1,i}, APC_{2,i}]^T \quad (1)$$

여기서, $K_{P,i}$ 는 i 번째 항체의 PID 제어기 비례이득, $K_{I,i}$ 는 i 번째 항체의 PID 제어기 적분이득, $K_{D,i}$ 는 i 번째 항체의 PID 제어기 미분이득을 나타내었다. 그리고 $APC_{1,i}, APC_{2,i}$ 는 i 번째 항체의 항원 제시 세포 (Antigen Presenting Cell: APC)들을 나타내었다.

3.3 항원 제시 세포 및 친화도 정의

항원 제시 세포는 외부로부터 항원이 침입하였을 경우, 항원을 인식하기 위한 값으로 시스템의 특징을 나타내는 함수로 구성되어야 한다. 근본적으로 제어 시스템은 동적 시스템이므로 시간영역에서 시스템의 성능을 알아보는 것이 중요하다. 따라서 본 연구에서는 직류 모터의 속도 제어기에 적용하므로 항원의 인식은 직류 모터 시스템의 과도 응답 특성으로 구하였다. 과도 응답 특성 중 일반적인 계단 응답 특성을 구하여, 응답의 정착시간 (Settling Time), 정상상태의 출력크기를 항원 제시 세포로 선정하였다.

따라서, 항원 제시 세포 APC_1, APC_2 는 아래 식 (2)와 같이 정의하였다.

$$APC_1 = \text{항원에 대한 계단응답의 정착시간} \quad (2)$$

$$APC_2 = \text{항원에 대한 계단응답의 정상상태 출력}$$

또한 면역 알고리즘의 최적화를 위한 항원과 항체 사이의 친화도 계산은 다음과 같이 정의하였다.

$$affinity_v = \frac{1}{(1 + opt_v)} \quad (3)$$

단, opt_v 는 최적화 시키고자 하는 함수이다.

opt_v 는 아래와 같이 정의하였다.

$$opt_v = \alpha \sum_{k=0}^N |error(k)| \quad (4)$$

여기서, $error(k)$ 는 k step에서의 속도오차를 나타내며, N 은 전체 시간샘플링 횟수, α 는 상수값이다.

지금까지 제안되어진 면역 알고리즘에 대한 연구는 항체와 항체 사이의 친화도 계산 과정이 매 세대마다 들어있으나[10-15], 본 연구에서는 이러한 과정을 생략하였다. 항체와 항체 사이의 친화도 계산 과정은 항체의 과도한 발생을 억제하기 위한 메카니즘으로 매 세대마다 계산하여 매우 복잡하고, 계산량이 많은 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 항체와 항체 사이의 친화도의 계산 과정을 없애고, 새로운 항원이 발생하였을 경우에만, 단순히 각각의 항체가 갖는 항원 제시 세포와 새로운 항원의 항원 제시 세포와의 친화도를 계산하는 과정을 포함시켰다.

따라서, 새롭게 발생된 항원과 항체간의 항원 제시 세포의 친화도는 새로운 항원 제시 세포와 항체 v 의 항원 제시 세포 크기의 친화도로 계산하며, 항원 제시 세포와 항체 w 의 항원 제시 세포 크기의 친화도로 계산하여, 다음과 같이 선정하였다.

$$affinity_v = \frac{1}{1 + ED_{APC_v}} \quad (5)$$

단, ED_{APC_v} 는 항원 제시 세포와 항체 w 의 항원 제시 세포 크기의 유클리디안 거리(Euclidean distance)이다.

또한 항체 v 의 항원 제시 세포와 항체 w 의 항원 제시 세포 사이의 친화도로 계산한다. 친화도 계산과정도 아래와 같이 정의하였다.

$$affinity_{v,w} = \frac{1}{1 + ED_{APC_{v,w}}} \quad (6)$$

단, $ED_{APC_{v,w}}$ 는 항체 v 와 w 의 항원 제시 세포 크기의 유클리디안 거리(Euclidean distance)이다.

3.4 제안된 면역 알고리즘

그림 1은 제안된 면역 알고리즘의 전체 순서도를 나타내었다. 이를 단계별로 설명하면 다음과 같다.

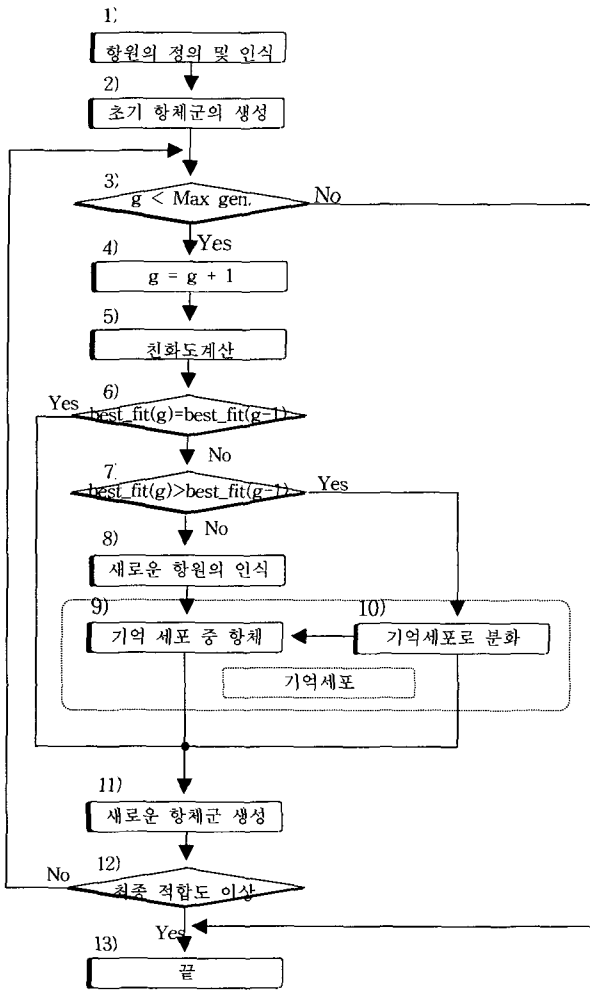


그림 1. 면역 알고리즘의 순서도
Fig. 1. Flow Chart of Immune Algorithm

[단계 1] : 항원의 정의 및 인식
면역시스템이 목적함수와 제한조건 등을 항원으로 정의한다. 또한 항원 제시 세포에 의해 항원을 인식하고, 한다. 항원 제시 세포의 정의는 최적화 문제마다 시스템의 특징을 나타내는 값으로 정의하여야 한다.

[단계 2] : 초기 항체군의 생성
초기 개체군을 랜덤하게 구성한다.

[단계 3] : $g < \text{Max gen.}$
세대수가 최대 세대수를 넘었는지 조사한다.

[단계 4] : $g = g + 1$
 g 세대에서 $g+1$ 세대로 1세대 증가시킨다.

[단계 5] : 친화도 계산
항원과 항체간의 친화도를 계산한다. 친화도의 계산은 항원과 항체간의 친화도로서 최적화 문제로 바꾸어 말하면 목적함수와 해와의 관계를 나타낸다. 따라서 항원과 항체 사이의 친화도 계산은 정의된 식(5)을 사용하였다.

[단계 6] : $\text{best_fit}(g) = \text{best_fit}(g-1)$
 g 세대의 최대 적합도를 계산하여 $g-1$ 세대의 최대 적합도와 같을 경우, [단계 10]인 항체군을 생성하고, 만약 같지 않을 경우, 다음 단계로 넘어간다.

[단계 7] : $\text{best_fit}(g) > \text{best_fit}(g-1)$
 g 세대의 최대 적합도를 계산하여 $g-1$ 세대의 최대 적

합도보다 클 경우, [단계 10]인 기억세포로 분화한다. 이는 동일한 항원에 대해 더 좋은 항체가 생성된 것이므로 이를 기억세포에 저장한다. 만약 작을 경우, 이는 [단계 9]인 새로운 항원 인식으로 넘어간다.

[단계 8] : 새로운 항원 인식

외부로부터 항원이 침입하였을 경우, 항원 제시 세포에 의하여 항원을 인식하고, 이러한 항원에 대응하는 적절한 항체를 기억 세포로부터 생성하여 빠르게 항원에 대응하는 메카니즘을 구현한다. 그리고 각 항체간의 항원 제시 세포의 크기를 최적화 문제의 보조해로 적극 활용하여 빠른 수렴 특징을 얻고자 하였다. 본 알고리즘에서 항체군을 생성할 때, 엘리트즘(elitism)을 적용하여 사용하므로, 같은 항원이라면 g 세대의 최대 적합도는 $g-1$ 세대의 최대 적합도보다 항상 같거나 크다. 따라서 g 세대의 최대 적합도가 $g-1$ 세대 적합도에 비하여 작다는 것은 항원이 변화되었음을 의미한다. 그러므로 새로운 항원의 인식이 필요하다.

[단계 9] : 기억세포 중 항체 선택

항원의 인식은 항원 제시 세포에 의해 결정되므로, 새로운 항원 제시 세포와 현재 존재하는 기억세포의 항원 제시 세포 사이의 친화도를 비교하여, 그 중에서도 친화도가 가장 높은 기억 세포를 항체로 선택한다. 새로운 항원 제시 세포와 항체 v 의 항원 제시 세포 크기의 친화도 계산은 앞에서 정의된 식(5)를 사용하였다.

[단계 10] : 기억세포로 분화

동일한 항원에 대해 더 좋은 항체가 생성된 것이므로 이를 기억세포에 저장한다. 기억세포의 총수가 상한 M 에 도달한 경우에는 현재 존재하는 기억세포의 항원 제시 세포와 분화된 기억세포의 항원 제시 세포 사이의 친화도를 비교하여 그 중에서도 친화도가 가장 높은 것과 분화된 기억세포를 교환한다. 친화도 계산과정은 앞에서 정의된 식(6)과 같다.

[단계 11] : 새로운 항체군 생성

새로운 항체군의 생성은 2가지로 나뉜다. [단계 9]를 거친 경우, 선택된 항체에 평균이 '0'인 가우시안 랜덤 분포를 발생시켜 새로운 항체군을 생성한다. 이는 랜덤하게 항체를 생성하여 발생하는 문제를 막기 위함이다. [단계 9]를 거치지 않은 나머지 다른 항체군의 생성은 선택, 교배, 돌연변이와 같은 유전알고리즘 연산자를 적용하여 새로운 항체군을 생성한다.

[단계 12] : 최종 적합도 이상

최대 적합도가 일정 이상 증가하지 않았을 경우 [단계 3]으로 돌아가서 탐색과정을 반복한다.

4. 비선형 직류 모터 시스템 및 모의 실험

면역 피드백 시스템에 의한 제안된 비선형 PID 제어기의 성능 평가를 위하여 비선형 직류 모터의 속도제어에 적용하였다. 시뮬레이션을 위한 직류 모터 방정식은 다음 식과 같다.

$$Ki_a = J \frac{d\omega_p(t)}{dt} + D\omega_p(t) + T_L(t) \quad (7)$$

단, 부하토크 $T_L(t)$ 은 다음과 같은 비선형 형태로 두고, μ 는 상수이다.

$$T_L = \mu \omega_p^2(t) \text{sign}(\omega_p(t)) \quad (8)$$

또한, 모의 실험을 위한 모터의 사양은 $J=0.068 \text{ Kg m}^2$, $K=3.475 \text{ Nm A}^{-1}$, $D=0.03475 \text{ Nms}$, $\mu=0.0039 \text{ Nms}^2$ 이며, 동작 범위는 $-40.0 < \omega_p(k) < 40.0 [\text{rad/sec}]$ 으로 설정하였다.

그림 2는 비선형 직류 모터 제어시스템을 나타내었다. 면역 알고리즘에 의하여 직류 모터 제어 시스템의 제어 이득을 최적화하고자 한다.

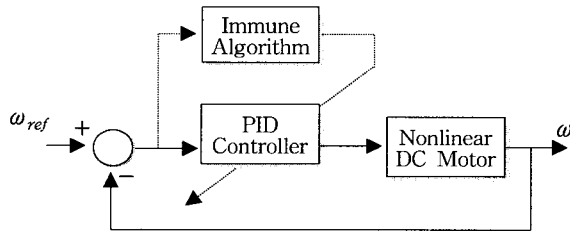


그림 2. 비선형 직류 모터 제어 시스템
Fig. 2. Nonlinear DC Motor Control System

제안된 면역 알고리즘의 성능 비교를 위하여 비교 대상으로 유전 알고리즘을 적용하였으며, 제안된 알고리즘과 유전 알고리즘의 파라미터는 표 1과 같이 정의하였다.

표 1. 유전 알고리즘과 면역 알고리즘의 파라미터
Table 1. Parameters of Genetic Algorithm and Immune Algorithm

내용	유전 알고리즘	제안된 면역 알고리즘
집단의 수	10	10
세대수	50	50
선택	Elitism 적용	Elitism 적용
교배 확률	0.8	0.8
돌연변이 확률	0.2	0.2
적합도(fitness)	식(3)- 식(4)	식(3)- 식(4)
친화도(affinity)	.	식(5) - 식(6)

직류 모터 시스템 제어를 위한 샘플링 시간은 $2(\text{msec})$ 로 하였으며, 속도 명령은 $\pm 30(\text{rad/sec})$ 를 인가하였다. 비선형 직류 모터 시스템의 파라미터 변화에 대한 성능 비교는 J, D, μ 를 $\pm 30\%$ 변화시켜 표 2와 같이 선정하였다. 이렇게 선정된 직류 모터 시스템 파라미터에 대하여 제안된 면역 알고리즘과 유전 알고리즘의 성능을 비교하고자 한다. 성능의 비교는 첫 번째 세대의 평균 적합도와 최대 적합도, 그리고 최종 세대가 지난 후의 최대 적합도를 비교하였다. 모의 실험의 공정성을 보이기 위하여, 각각의 파라미터 변동에 대하여 10번씩 성능을 구하여 이를 평균하여 계산하였다.

표 2. 비선형 직류 모터의 파라미터
Table 2. Parameters of Nonlinear DC Motor

cases	파라미터들의 변화 (J, D, μ 의 $\pm 30\%$) 초기 설정값: $J=0.068, D=0.03475, \mu=0.0039$		
	J (Kg m ²)	D (Nm s)	μ (Nm s ²)
case (1)	0.0476	0.03475	0.0039
case (2)	0.0884	0.03475	0.0039
case (3)	0.068	0.024325	0.0039
case (4)	0.068	0.045175	0.0039
case (5)	0.068	0.03475	0.00273
case (6)	0.068	0.03475	0.00507
case (7)	0.0476	0.024325	0.0039
case (8)	0.0476	0.045175	0.0039
case (9)	0.0476	0.03475	0.00273
case (10)	0.0476	0.03475	0.00507
case (11)	0.0884	0.024325	0.0039
case (12)	0.0884	0.045175	0.0039
case (13)	0.0884	0.03475	0.00273
case (14)	0.0884	0.03475	0.00507
case (15)	0.068	0.024325	0.00273
case (16)	0.068	0.024325	0.00507
case (17)	0.068	0.045175	0.00273
case (18)	0.068	0.045175	0.00507
case (19)	0.0476	0.024325	0.00273
case (20)	0.0476	0.024325	0.00507
case (21)	0.0476	0.045175	0.00273
case (22)	0.0476	0.045175	0.00507
case (23)	0.0884	0.024325	0.00273
case (24)	0.0884	0.024325	0.00507
case (25)	0.0884	0.045175	0.00273
case (26)	0.0884	0.045175	0.00507

먼저, 시스템 파라미터의 변동이 있는 경우의 모의 실험 전에 파라미터 변동이 없는 경우에 대하여 모의 실험을 행하였다. 그림 3은 파라미터 변동이 없는 경우에 대하여 면역 알고리즘과 유전 알고리즘을 속도 제어에 적용하여 최대 적합도를 구하고, 이를 도시하였다. 공정한 성능 평가를 위하여 20번 시행 후 이를 나타내었다. 그림 3의 결과에서 성능에 있어서는 차이점이 없음을 알 수 있다. 20번의 최대 적합도의 평균값은 면역 알고리즘의 경우 0.5644이며, 유전 알고리즘의 경우 0.5643 이었다. 이는 파라미터 변동이 없을 경우, 제안된 면역 알고리즘이 기억 세포가 가지는 장점을 살리지 못하므로 유전 알고리즘과 유사한 성능을 나타냄을 의미한다. 그러므로 기억 세포의 활용은 시스템 변동에 대하여 더 많은 유용성이 있음을 알 수 있다.

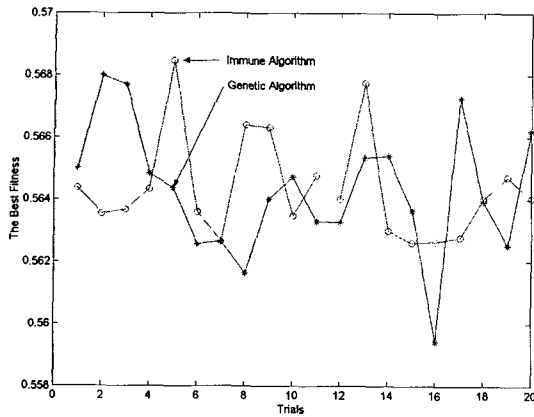


그림 3. 제안된 면역 알고리즘과 유전 알고리즘의 최대 적합도
 Fig. 3. The Best Fitness of the Proposed Immune Algorithm and Genetic Algorithm

그러나 그림 4는 표 2의 경우 (1)-(26)까지의 파라미터 변동에 대하여, 제안된 면역 알고리즘과 유전 알고리즘의 초기 세대의 평균 적합도를 10번 시행한 후 평균값을 도출하였다. 그림 4의 결과에서, 2가지 경우(경우 (13), (19))를 제외하고, 모든 파라미터 변동에 대하여 평균 적합도의 평균값은 면역 알고리즘이 유전 알고리즘에 비하여 매우 좋을 수 있다. 이는 실제 실험에 있어 유전 알고리즘이 초기 세대에 랜덤하게 발생된 제어가 이득으로 인하여 시스템에 치명적인 영향을 미치게 된다. 그러나 제안된 면역 알고리즘에 의해서는 기억세포로부터 선택된 항체에 평균이 '0'인 가우시안 랜덤 분포를 발생시켜 새로운 항체군을 생성하므로 랜덤하게 항체를 생성하여 발생하는 문제를 막을 수 있다.

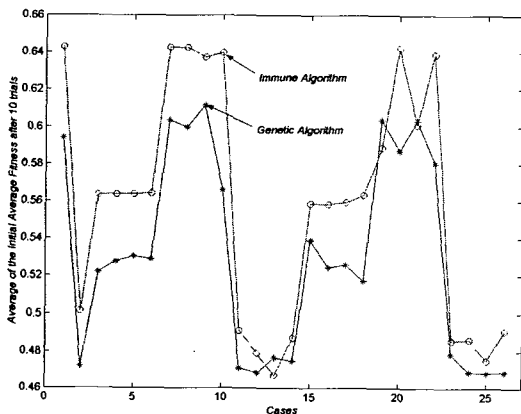


그림 4. 10번 시행 후, 초기 세대에서 평균 적합도의 평균값
 Fig. 4. Average of Initial Average Fitness after 10 trials

그림 5는 경우 (1)-(26)까지의 파라미터 변동에 대하여, 제안된 면역 알고리즘과 유전 알고리즘의 초기 세대의 최대 적합도를 10번 시행한 후 평균값을 도출하였다. 그림 5의 결과에서 초기 세대의 최대 적합도의 평균값은

제안된 면역 알고리즘이 유전 알고리즘 보다 항상 더 좋을 수 있다. 이는 제안된 면역 알고리즘이 최적화 탐색을 항원의 친화도에 기초하여 항체를 생성하므로 유전 알고리즘의 개체 생성이 랜덤한 것에 비하여 더 좋은 성능을 보임을 나타낸다.

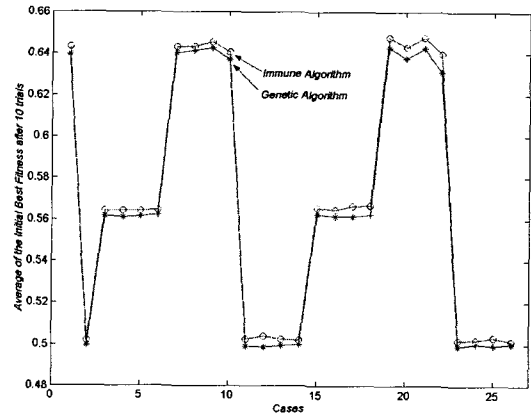


그림 5. 10번 시행 후, 초기 세대의 최대 적합도의 평균값
 Fig. 5. Average of Initial Best Fitness after 10 trials

그림 6은 경우 (1)-(26)까지의 파라미터 변동에 대하여, 제안된 면역 알고리즘과 유전 알고리즘을 50 세대 진화 후, 최대 적합도를 구하고, 이를 10번 시행한 후의 평균값을 도출하였다. 결과에서와 같이 최종 세대의 최대 적합도의 평균값 역시 제안된 면역 알고리즘이 유전 알고리즘에 비하여 좋을 수 있다.

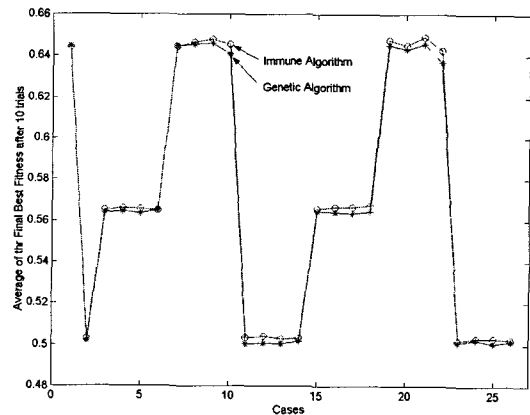


그림 6. 10번 시행 후, 최종 세대의 최대 적합도의 평균값
 Fig. 6. Average of Final Best Fitness after 10 trials

5. 결 론

본 연구에서는 체액성 면역 반응을 묘사한 최적화 기법으로 지금까지 제안된 면역 알고리즘에 비하여 친화도의 계산에 있어서 덜 복잡하고, 시스템 파라미터의 변동에 대하여 기억세포 메커니즘을 활용한 최적화 알고리즘

을 제안하였다. 이를 비선형 직류 모터의 속도제어에 적용하여 그 유용성을 확인하고자 하였다.

즉, 제안된 면역 알고리즘은 비선형 직류 모터 시스템의 파라미터들을 변화시킬 경우, 기억세포 메카니즘에 의하여 유전 알고리즘에 비하여 빠르게 최적의 PID 제어기 이득을 구하였다. 또한, 유전 알고리즘의 초기 세대에 대한 개체의 적합도와 면역 알고리즘의 초기 세대에 대한 친화도를 비교하여 면역 알고리즘이 초기 개체들의 제어 성능이 평균적으로 안정한 상태에도 동작함을 보이며, 또한 빠른 수렴 속도를 얻고자 하였다. 이를 모의실험을 통하여 그 유용성을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company Inc., 1989.
 [2] Zbigniew Michalewicz, Genetic Algorithms + Data Structures=Evolution Programs, Springer-Verlag, 1994.
 [3] Tomas Bäck, Evolutionary Algorithms in Theory and Practice : Evolution Strategied, Evolutionary Programming and Genetic Algorithms, Oxford University Press, 1996.
 [4] Kumur Chellapolla, David B. Fogel, "Fitness Distributions in Evolutionary Computation : Analysis of Local Extrema in the continuous Domain," Proceeding of the 1999 Congress on Evolutionary Computation," pp. 1885~1892, 1999.
 [5] N. Saravanan and D. B. Fogel, "Evolving Neurocontrollers using Evolutionary Programming," Proceedings of the first IEEE Conference on Evolutionary Computation, pp. 217~222, 1994.
 [6] David B. Fogel, Evolutionary Computation : Toward a New Philosophy of Machine Intelligence, IEEE Press, 1995.
 [7] Jang-Sung Chun, Jeong-Pil Lim, Hyun-Kyo Jung and Joong-Suk Yoon, "Optimization Design of Synchronous Motor with Parameter Correction Using Immune Algorithm," IEEE Trans. on Energy Conversion, Vol. 14, No. 3, pp. 610-615, September, 1999.
 [8] Kazuyuki Mori, Makoto Tsukiyama and Toyoo Fukuda, "Adaptive Scheduling System Inspired by Immune Algorithm," Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics, Vol. 4, pp. 3833-3837, 1998.
 [9] Manabu Kawana, Kunio Saito, Tomoyasu Hiramatsu, Michio Miyazaki, Noriyuki Nanba, "A Solving Method of Simultaneous Non-linear Equations by Using Dynamic Parametric IA with Meta GA," T. IEE Japan, Vol. 119-C, No. 4, pp. 488-495, 1999.
 [10] Satoshi Endoh, Naruaki Toma, Koji Yamada, "Immune algorithm for n-TSP," proceeding of the 1998 IEEE International Conference on System

Man and Cybernetics Vol. 4, pp. 3844-3849, 1998.
 [11] A. Ishiguro, Y. Watanabe, and Y. Uchikawa, "An Immunological Approach to Dynamic Behavior Control for Autonomous Mobile Robot," Proceeding of IROS'95, Vol. 1, pp.495-500, 1995.
 [12] A. Ishiguro, T. Kondo, Y. Watanabe, and Y. Uchikawa, "Dynamic Behavior Arbitration of Autonomous Mobile Robot using Immune Networks," Proceeding of ICEC'95, Vol. 2, pp.722-727, 1995.
 [13] M. Kawafuku, M. Sasaki, and K. Takahashi, "Adaptive Learning Method of Neural Network Controller using an Immune Feedback Law," Proceedings of the 199 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp.641-647, 1999.
 [14] Kazuhiko Takahashi and Takayuki Yamada, "Application of an Immune Feedback Mechanism to Control System," JSME International Journal, Series C, Vol. 41, No. 2, 1998.
 [15] 이영진, 이진우, 이권순, "세포성 면역 알고리즘을 이용한 AGV의 조향 제어기 설계에 관한 연구," 제어 자동화 시스템 공학회 논문지, 제7권, 제10호, pp.827-836, 2001.

저 자 소 개



박진현 (Jin-Hyun Park)

1992년 : 부산대학교 전기공학과 졸업
 1994년 : 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사)
 1997년 : 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사)
 1997년~1999년 : 부산정보대학 전기전자 계열 전임강사

1999년~현재 : 진주산업대학교 산업자동화공학과 조교수

주관심분야 : 지능제어, 진화알고리즘, 가변구조제어, 로봇틱스
 Tel : 055-751-3386, Fax : 055-751-3389
 E-mail : jh-park@cjcc.chinju.ac.kr



전향식 (Hyang-Sig Jun)

1988년 : 부산대학교 전기공학과 졸업
 1992년 : 부산대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사)
 2000년 : 부산대학교 대학원 전기공학과 (박사수료)
 1992년~1999년 : 대우 중공업
 1999년~현재 : 한국항공우주산업주식회사

주관심분야 : 지능제어, 로봇틱스, 위성항법, 비행제어
 Tel : 055-851-2694, Fax : 055-851-2610
 E-mail : hsjun@koreaaero.com



이민중(Min-Jung Lee)

1996년 : 부경대 공대 전기공학과 졸업
1998년 : 부산대학교 대학원 전기공학과
(석사)
2001년 : 부산대학교 대학원 전기공학과
(박사)
2001년 : 부산대학교 BK21 지역대학육성
사업단 Post-Doc.
2002년~현재 : (주) IT 커뮤니티 연구실장

주관심분야 : 지능제어, 로봇제어, 강인제어, 적응제어
Tel : 051-510-1445, Fax : 051-513-0212
E-mail : mmjlee@pusan.ac.kr



김현식(Hyun-Sik Kim)

1994년 : 부산대학교 공대 전기공학과
졸업.
1996년 : 부산대학교 대학원 전기공학과
졸업(석사)
2001년 : 부산대학교 대학원 전기공학과
졸업(박사)
1998년~현재 : 국방과학연구소 연구원

주관심분야 : 지능제어, 진화알고리즘, 수중운동체제어, 정보
융합, 표적추적
Tel : 055-540-6217, Fax : 055-542-3737
E-mail : hskimm@add.re.kr



최영규(Yong-Kiu Choi)

1980년 : 서울대학교 전기공학과 졸업
1982년 : 한국과학기술원 전기 및 전자공
학과 졸업(석사)
1987년 : 한국과학기술원 대학원 전기 및
전자공학과 졸업(박사)
1990년~1991년 : CALTECH Visiting
Scholar

1998년~1999년 : Univ. of Southwestern Louisiana
Visiting Professor
1986년~1990년 : 부산대학교 전기공학과 교수
1990년~현재 : 부산대학교 전자전기정보컴퓨터공학부 교수

주관심분야 : 지능제어, 진화알고리즘, 가변구조제어, 로봇틱
스, 전력전자
Tel : 051-510-2371, Fax : 051-510-0212
E-mail : ykichoi@hyowon.pusan.ac.kr