

면역 알고리즘을 이용한 전력 계통 안정화 장치의 최적 파라미터 선정

論 文

49A - 9 - 2

An Optimal Parameter Selection of Power System Stabilizer using Immune Algorithm

鄭亨煥^{*} · 李丁必^{**} · 鄭文圭^{**} · 李光雨^{***}
(Hyeng-Hwan Chung · Jeong-Phil Lee · Mun-Kyu Chung · Kwang-Woo Lee)

Abstract - In this paper, optimal tuning problem of power system stabilizer(PSS) using Immune Algorithm(IA) is investigated to improve power system dynamic stability. In proposed method, objective function is represented as antigens. An affinity calculation is embedded within the algorithm for determining the promotion or suppression of antibody. An antibody that most fits the antigen is considered as the solution to PSS tuning problem. The computation performance by the proposed method is compared with Genetic Algorithm(GA). The proposed PSS using IA has been applied for two sample system, single-machine infinite bus system and multi-machine power system. The performance of the proposed PSS is compared with that of conventional PSS. It is shown that the proposed PSS tuned using immune algorithm is more robust than conventional PSS.

Key Words : Power System Stabilizer(PSS), Immune Algorithm(IA), antigen, antibody, affinity

1. 서 론

전력계통 계획에 있어서 안정도 문제는 매우 중요한 문제로 인식되고 있고, 그 중에 시스템 동작점에서의 미소신호 안정도는 대단히 중요한 문제이다. 1960년대 이후부터 싸이리스터를 내장한 고속여자계통을 채용하는 것이 일반화되면서 과도 안정도는 향상되었지만, 고속의 여자 응답은 시스템의 제동(Damping)에 역효과를 나타내며 미소신호 안정도에는 악영향을 끼친다. 전력계통에 전기 기계적인 모드와 연결된 저주파 진동은 종종 긴 시간 주기 동안 지속되며, 어떤 경우에는 전력전송을 제한시키기도 한다. 따라서 전력계통 안정화 장치(Power System Stabilizer : PSS)는 동기기 회전자의 저주파 진동을 억제하기 위하여 발전기 여자 조절에 의해 전체 시스템의 안정도를 향상시키기 위한 효율적인 수단으로서 현대 전력계통에 광범위하게 사용되고 있으며, 이에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.[1-3]

Hanson[4]은 전력계통의 응답특성을 개선하기 위하여 조속기 및 전압 조정기 등 발전기 제어부의 이득 상수를 조정하여 계통의 안정도 향상에 기여하였으나 시행착오 법으로 이득상수를 구하여 발전기를 제어하였기에 체계적인 접근 방법을 제시하지는 못하였다. Demello[5]는 전력계통의 안정화 장치의 위상보상을 통하여 저주파 영역에서의 제동 토크를 증대시키도록 PSS 파라미터를 결정하는 방법을 제시하였으나 고차의 PSS 파라미터 설정에는 적용이 어려웠다.

K. Bollinger[6]등은 위상 보상회로의 시정수에 따른 근 캐직을 구하여 PSS의 계수를 구하는 방법, R. J. Fleming[7]등은 동요모드의 고유치를 지정하는 극배치 방법, O. H. Abdalla[8]등은 고유치의 감도를 이용하는 방법 등을 제안하였다. P. Kunder[9]등에 의한 미소신호 안정도 해석과 위상 보상법의 개발은 PSS설계에 중요한 전기를 제공하였으며, W. Gu[10]등은 자기 동조 제어기법을 이용하여 각 동작점을 추적하는 방식을 제안하였고, 최근에는 퍼지논리[11], 적응제어[12] 등과 같은 진보적인 제어 설계 방법들에 관한 연구가 진행되어 왔다. 그러나 이러한 PSS는 그 구조가 다양하고 설계방법이 복잡하여 이의 사용에 고도의 전문성이 요구된다.

한편, 일반적으로 실제 계통에 많이 사용되고 있는 기존의 PSS는 구조가 간단하고 제어기 구현이 용이하므로, 기존의 PSS의 구조를 변화시키지 않고 전력계통의 폭넓은 동작조건 하에서도 강인하고 제동 요소를 향상시킬 수 있도록 최적의 PSS의 파라미터를 선택하는 방법에 관한 연구가 진행되어 왔다[13, 14]. 그러나 PSS파라미터 최적화 문제의 경우에는 많은 국부적인 최적점이 존재하므로 최적의 파라미터를 선정하는 것은 매우 힘든 문제로써 이미 알려진 바 있다[14]. 따라서, 최적의 PSS설계 파라미터를 얻고자하는 경우에 기존의 경사(gradient)에 기초한 결정론적 방법으로써는 목적 함수의 형상을 파악하기 힘들고, 미분 가능한 파라미터 공간을 필요로 하며 원하는 최적 설계값을 찾을 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 자연의 진화과정을 모의한 유전 알고리즘이 계속 연구되고 있다.

본 연구에서는 GA에서 발생할 수 있는 초기 수렴문제와

* 正會員 : 東亞大 工大 電氣工學科 教授 · 工博

** 正會員 : 東亞大 工大 電氣工學科 博士課程

*** 正會員 : 釜山 外國語大 컴퓨터工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2000年 3月 13日

最終完了 : 2000年 8月 21日

수렴속도의 향상을 위하여 인간의 면역 체계를 모의한 면역 알고리즘(Immune Algorithm : IA)[17-19]을 이용하여 발전기 제어계인 PSS의 최적 파라미터선정을 위한 새로운 접근방법을 제시하였다. 비 결정론적 알고리즘인 면역 알고리즘은 다른 일반적인 최적화 알고리즘과 비교하여 다음과 같은 특징을 가진다. 첫째, IA는 하나의 가능해를 가지고 최적화 과정을 수행하는 것이 아니라, 동시에 여러 개의 가능 해로써 최적화를 수행한다. 둘째, IA는 해의 값 자체를 그대로 사용하는 것이 아니라, 코드화된 수의 배열을 사용한다. 셋째, 목적 함수의 미분값과 다른 정보들의 필요없이 최적화의 목적 함수를 그대로 사용한다. 그리고 GA와 비교하여 IA의 특징을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, IA는 최적해로의 수렴을 보장하기 위하여 기억 세포군(memory cell)을 가지고 최적화를 수행하고, 실제 면역계의 다양성을 구현하기 위한 친화도 계산 과정이 있으며, 항원에 대한 기대치의 계산에 의해 면역계의 자기 조절기능을 수행한다.

따라서 제안한 IA를 이용한 PSS의 최적 설계의 장점은 계통에 대한 다른 정보들의 필요 없이 최적화의 목적 함수만을 필요로 하기 때문에 제안한 알고리즘을 복잡, 대형화 된 다기 계통에 직접적으로 쉽게 확장, 적용가능하며 또한 FACTS(Flexible AC Transmission Systems) 기기 등을 포함한 제어계의 설계에 매우 유용하며, 기억 학습 기구와 다양성이 있는 항체를 유지함으로 인하여 GA에서 발생할 수 있는 조기 수렴 문제를 해결 가능하고 고속으로 해를 구할 수 있다는 것이다.

본 논문에서는 전력계통의 저주파 진동을 억제하기 위해 IA를 이용하여 1기 무한대 모선 계통에 대한 PSS 파라미터를 선정하는 방법을 제시하였고, 이를 다기계통[7,20,21]에 직접적으로 확장하여 적용하였다. 제안한 방법의 유용성을 입증하기 위하여 GA를 이용한 경우와 해의 탐색능력을 비교하고자하였으며, 기존의 PSS설계방법을 이용한 경우와 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 동특성을 비교 고찰함으로서 제안한 IA를 이용한 PSS설계가 기존의 설계 방식보다 효율적이며 전력계통안정도 향상에 크게 기여함을 보이고자 한다.

2. 전력시스템의 수학적 모델[1]

본 연구에서 고찰하고자 하는 1기 무한대 모선의 전력 시스템의 모델은 그림 1과 같다.

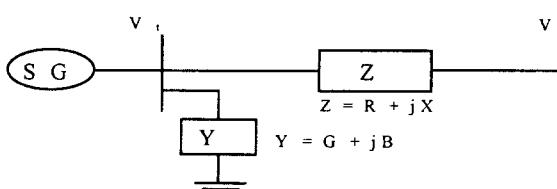


그림 1 1기 무한대 모선의 전력 시스템

Fig. 1 A one machine infinite bus power system

2.1 동기기 및 여자기 모델

그림 2는 동기기 및 여자기 모델을 종합한 블록선도를 나

타내고 있다. 이 모델은 기계적 입력을 고정시킨 후 평형 상태에서 선형화한 것이다. 일반적으로 전력 시스템의 안정도 해석에 사용되며, 특히 저주파수 진동을 해석하기 위한 모델이다. 그림에서 ω 는 각속도, δ 는 회전자각, e_q' 는 발전기 횡축 자속에 비례하는 전압, E_{fd} 는 유기기전력, Δ 는 편차, $K_1 \sim K_6$ 는 전력계통의 선형화 계수를 나타낸다.

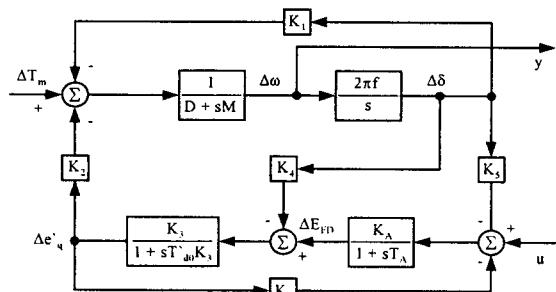


그림 2 선형화 된 계통 모델

Fig. 2 Linearized power system model

그림 2를 기초로 한 1기 무한대 모선의 상태 방정식은 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} X(t) &= AX(t) + BU(t) \\ Y(t) &= CX(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서,

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{D}{M} & -\frac{K_1}{M} & -\frac{K_2}{M} & 0 \\ 2\pi f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{K_4}{T_{do}} & -\frac{1}{T_{do} K_3} & -\frac{1}{T_{do}} \\ 0 & -\frac{K_A K_5}{T_A} & -\frac{K_A K_6}{T_A} & -\frac{1}{T_A} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{K_A}{T_A} \end{bmatrix}$$

$$C = [1 \ 0 \ 0 \ 0]$$

$$X(t) = [\Delta\omega, \Delta\delta, \Delta e_q', \Delta E_{fd}] \text{ 이다.}$$

2.2 전력 시스템 안정화 장치의 구조

본 논문에서 고찰하고자 하는 PSS의 구조는 회전자 속도를 입력으로 사용하는 PSS이다. 그림 3은 고성능 여자기의 경우에 1개의 진상 보상기가 연결된 형태의 PSS이며 전달함수는 식 (2)와 같다.

$$PSS(s) = \frac{\Delta u_E}{\Delta \omega} = \left(\frac{sT}{1+sT} \right) \left(\frac{K_C(1+sT_1)}{(1+sT_2)} \right) \quad (2)$$

여기서, K_C 는 PSS의 이득이고, T 는 washout 시정수, $T_1 \sim$

T_2 는 PSS의 특성을 결정하는 시정수 이다.

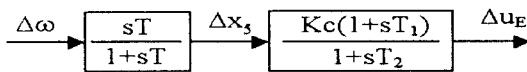


그림 3 PSS의 구조

Fig. 3 Structure of PSS

회전자 진동을 감쇠시키기 위하여 PSS는 속도 변화에 비례하는 전기 토크를 발생해야 하는데, 이를 위해서는 PSS에서 여자기 입력과 전기 토크간의 전달 함수의 위상 지연을 보상해 주면된다. 동기기와 여자기 및 PSS를 포함하는 상태 방정식은 식 (3)과 같이 표현되며, 상태 변수는 $X = [\Delta\omega, \Delta\delta, \Delta E_a, \Delta E_{FD}, \Delta x_5, \Delta u_E]^T$ 이다.

$$\dot{X} = A_1 X + B_1 u_E = A_{cl} X \quad (3)$$

3. 면역 알고리즘(Immune Algorithm : IA)

3.1 면역 시스템(immune system)[19]

생물학적 측면에서 볼 때 면역 시스템은 외부의 병원체에 대응하여 방어하기 위한 체계를 가진 매우 복잡한 시스템으로서 신체 내부의 모든 세포를 인식하고, 이러한 세포들을 자기(self)와 생체 내부 또는 외부에서 발생된 암세포와 바이러스 등과 같은 비자기(non-self)로 분류하여 자기 세포로 분류되지 않는 세포나 물질을 제거해 나간다. 모든 생물은 이 방어 체계를 이용하여 불확실한 외부 환경에 대해 강건하게 대처하여 환경에 적용한다. 면역 시스템에서의 기본적인 구성 요소는 림프구(lymphocytes)와 항체(antibody)로 이루어진다. 항체는 항원(antigen)을 제거하는 역할을 하지만, 림프구는 클론 증식을 통하여 항체를 생성하는 역할을 하며, 그 구성요소는 크게 B-세포와 T-세포의 두 가지로 분류된다. 여기서 B-세포는 항체를 생성하고, T-세포는 B-세포가 항체를 만들어주는 것을 도와주는 역할을 하며 바이러스에 감염된 세포를 파괴하고 면역 반응의 정도를 조절해 준다.

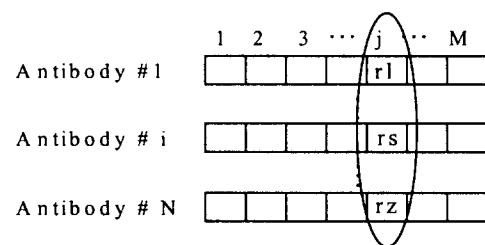
면역 알고리즘의 기본이 되는 두 가지의 면역 시스템 이론은 소매틱 이론(somatic theory)과 네트워크 가설(network hypothesis)이다. 소매틱 이론은 면역계의 다양한 항체 생성 능력을 설명하는 이론이며, 네트워크 가설은 면역계의 자기 조절 능력을 설명하는 이론이다. 먼저 소매틱 이론이란 항체는 림프구인 B세포로부터 생산되지만 그 B세포도 림프계간 세포에서 세포분열을 반복하면서 발생 분화한 것이다. B세포는 항원에 붙어서 활성화되고 세포 분열하여 항체 생성 세포가 되어 항체를 만들어 낸다. 그리고 일부는 기억세포가되어 면역적 기억(immune memory)이 되어 나타난다. 생체는 이러한 림프계간 세포로부터 B세포, 그리고 B세포로부터 항체 생성 세포로의 분화가 항상 내부에서 이루어지며 이 과정에서의 돌연변이에 의해 다양한 항체를 생산함을 말하는 이론이며, 네트워크 가설이란 각각의 B세포의 클론은 무관계하

게 존재하는 것이 아니라 항원 수용체 서로간의 이디오타입을 인식하여 림프구 집단은 전체로서 폐쇄적인 네트워크를 형성하고 있다는 이론이다. 이 이론에 기초하여 보면 어떤 클론이 서로가 항원 자극에 의해 활성화되고 증식하면 그들의 이디오타입을 인식한 이외의 클론도 활성화되어 증식한다. 따라서, 이러한 반응이 연쇄적으로 일어나면 이들은 자기에 대해서도 면역성을 나타내고 림프구 전체가 면역 응답의 조절기구로 작용한다.

방대한 양의 병원체들을 인식하기 위해 림프구 집단은 다양한 항원 수용체를 가져야 하지만 하나의 림프구는 하나의 수용체만을 생성할 수 있기 때문에 상당히 제한된 수의 항원만을 인식할 수 있다. 그러나 다양한 항원 수용체를 만들어내기 위해 수용체는 항체 유전자들의 재조합(recombination), 체강 돌연변이(somatic mutation) 등으로 인해 더욱더 많은 수의 수용체를 생성 할 수 있게 된다. 이를 면역 시스템의 다양성(diversity)이라고 한다. 그러나 임의적으로 수용기가 생성되면 자기 자신의 세포를 인식하여 자신의 해를 입힐 수도 있다. 이를 막기 위해 자기 세포를 인식하는 과정이 이루어진다.

항원을 인식하여 높은 친화도(affinity)를 갖게된 항체는 면역 시스템 내에 기억된다. 기억된 항체는 다음 세대의 항체를 생성할 때 사용한다. 다음 세대 항체를 생성할 때 새로이 생성되는 항체는 이전에 높은 친화도를 갖는 항체와 유사한 특성을 갖게된다. 따라서 높은 친화도를 갖는 항체가 증가하게 되며 낮은 친화도를 갖는 항체는 줄어들게 된다. 이러한 방식으로 몸 속의 5%정도의 활성화되지 않는 항체들이 매일 새로운 항체로 교체된다. 또한 면역 기억에서 항원을 인식한 세포들을 유지함으로써 유사한 항원에 노출되었을 때 2차 면역반응이 신속하게 일어난다.

3.2 다양도(diversity)



r1, rs, rz : 대립 유전자

그림 4 유전자의 데이터 구조

Fig. 4 The data structure of genes

면역계에서 다양한 항체의 생성은 매우 방대한 양의 항원에 대응하기 위해 매우 중요하다. 다양한 항체의 생성기구와 자기 조절 기구에 의해 다양한 항체를 생성하는 것은 해의 탐색 공간에서 최적해를 탐색하는데 있어 필수적인 것이다. 면역 알고리즘에 있어서 항원은 어떤 목적함수를 나타내며, 항체는 적당한 해를 의미한다. 그림 4는 유전자의 데이터 구조를 타나내고 있다. 그림에서 항체 집단은 M개의 유전자를 가지는 N개의 항체들로서 구성되어 있음을 나타내고 있다. 그리고 rl, rs, rz와 같이 표현된 것은 j번째 유전자의 대립유

전자들을 나타낸다. 정보 이론으로부터 면역 시스템에서의 j 번째 유전자의 정보 엔트로피(entropy)는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$E_j(N) = \sum_{i=1}^N P_{ij} \log\left(\frac{1}{P_{ij}}\right) \quad (4)$$

여기서, P_{ij} 는 i번째의 대립유전자가 j번째 유전자 좌에 나타날 확률을 의미한다.

만일 j번째 유전자의 모든 대립유전자들이 동일하다면 그 유전자의 엔트로피는 0이 된다. 그리고 다양성의 평균정보 엔트로피는 식 (5)와 같이 계산될 수 있으며, 이러한 식으로부터 면역계의 다양도를 평가할 수 있다. 여기서 다양도라는 것은 면역계에 있어서 항체들이 얼마나 다양하게 존재하는지의 측도가 된다.

$$E(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M E_j(N) \quad (5)$$

3.3 친화도(affinity)

면역계에서는 항체와 항원 또는 항체와 항체가 서로 결합하고 반응함에 따라 항체의 생성을 스스로 조절하며 다양한 항체를 생성하는데, 이들의 결합력은 친화도에 의해 추측이 가능하며 친화성은 항체의 유사성의 척도가 된다. 이러한 친화도의 계산을 통하여 다양성의 계산이 가능하다. 여기서는 두 가지의 친화도 계산이 수행된다. 하나는 항체와 항원사이의 관계를 나타내기 위한 것으로서 목적함수와 해와의 결합정도를 알 수 있다. 다른 하나는 항체와 항체사이의 관련정도를 나타내기 위한 것으로서 항체들 상호간의 다양성이 평가될 수 있다. 항체 v 와 항체 w 사이의 친화도는 식 (6)과 같이 정의된다.

$$ay_{v,w} = \frac{1}{(1+E(2))} \quad (6)$$

여기서, $E(2)$ 는 항체 i 와 항체 j 만의 정보 엔트로피이다. 이 친화도의 값은 0에서 1의 값을 가지며 $E(2)$ 의 값이 0이 되면 항체 i 와 항체 j 의 유전자가 완전히 일치함을 나타낸다.

그리고 항원과 항체 v 와의 친화도는 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$ax_v = opt_v \quad (7)$$

여기서, opt_v 는 항체의 평가치로서 항원과 항체 v 와의 결합 강도를 나타내며, ax_v 는 친화도로써 GA에서의 적합도에 상응한다. 본 논문에서와 같이 평가치의 최소값 탐색 문제의 경우에는 식 (7)은 식 (8)과 같이 된다.

$$ax_v = \frac{1}{(1+opt_v)} \quad (8)$$

3.4 면역 알고리즘[17]

본 절에서는 소매틱 이론과 네트워크 가설을 기초로 한 면역계의 항체생성 세포와 자기 조절 기구를 실현하는 면역 알고리즘 수행방법에 대해서 설명한다[17]. 이 알고리즘을 최적화 문제의 해 탐색 알고리즘과 대응시켜 보면 항원은 최적화 문제의 제약 조건과 목적 함수이며, 항체가 최적화 문제의 해가 되며 항원과 항체의 친화도가 해의 적합도 값에 해당된다.

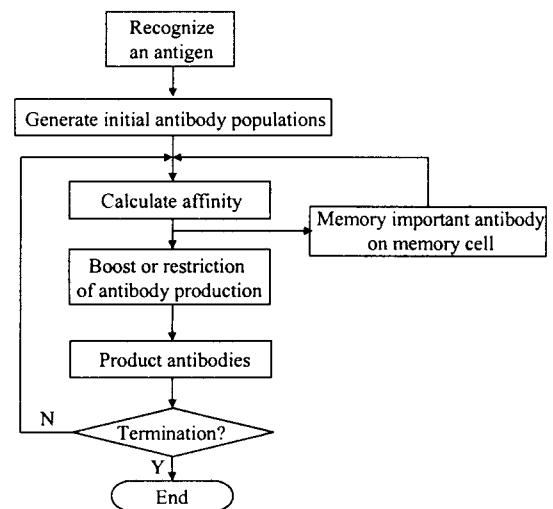


그림 5 면역 알고리즘의 흐름도

Fig. 5 Flowchart of IA

면역알고리즘 각각의 계산절차는 그림 5와 같이 나타낼 수 있고 각 단계는 다음과 같다.

STEP 1> 항원의 인식 : 목적함수와 제약 조건 등을 항원으로 하고 이를 입력 데이터로 한다. 이는 최적화 문제를 정의하는 단계이다.

STEP 2> 초기 항체집단의 생성 : 최초의 과정에서 유효한 항체를 무작위로 발생시켜 이를 중 우수한 항체들을 기억 세포로 저장한다. 본 논문에서는 PSS의 파라미터들이 항체로 표현된다.

STEP 3> 친화도 계산 : 항원과 항체 v 의 친화도 ax_v 와 항체 v 와 항체 w 의 친화도 $ay_{v,w}$ 를 계산한다. 이는 다음 단계에서 행하는 기억 세포로의 분화를 위한 척도가 되는 것으로 식 (8)을 이용한다.

STEP 4> 기억 세포로의 분화 : STEP 3>에서 구한 항원과의 친화도가 높은 항체를 기억 세포에 추가한다. 기억 세포의 수에는 제한이 있으므로 추가하는 세포에 현재 보존 중인 기억 세포 중에서 항체간의 친화도가 가장 높은 항체를 소멸시키고 새로이 분화된 친화도가 높은 항체를 추가한다.

STEP 5> 항체 생성의 촉진과 억제 : 차세대에 남는 항체 i 의 기대치 e_i 를 식 (9)에 의해 계산하고, 기대치가 낮은 항체를 소멸시킨다.

$$e_i = \frac{ax_i}{c_i} \quad (9)$$

여기서, c_i 는 항체의 농도로써 식 (10)와 같이 구해진다.

$$c_i = \frac{\text{항체 } i\text{와 같은 친화도를 가진 항체의 수}}{\text{항체의 총수 } N} \quad (10)$$

식 (9)에 의하면 항원과 항체의 친화도가 높은 항체일수록 차세대에 남을 확률이 높고, 농도가 높은 항체일수록 차세대에 남을 확률이 낮다는 것을 알 수 있다. 따라서, 면역 체계는 친화도가 높은 항체의 생산을 촉진하며 면역계 전체에 차지하는 배합이 높은 항체의 생성을 억제하는 면역계에 있어서 다양성의 조절기구로 작용한다.

STEP 6> 항체의 생성 : **STEP 5>**에서 소멸된 항체에 대신하는 새로운 항체를 무작위로 생성한다. 다음에 **STEP 5>**에 남아있는 항체와 새로이 생성된 항체에 대하여 무작위로 쌍(pair)들을 선택, 이들에 교차 조작을 실시, 차세대에 남는 항체를 증식한다. 게다가 증식된 항체에 대하여 미리 설정된 돌연 변이 확률, 돌연 변이 조작법에 의해 유전자를 변화시키고 **STEP 3>**으로 돌아간다. 이 순서에 의해 무한의 항원에 대응하는 항체를 생성할 수 있다. 단, 교차, 돌연변이 조작법 및 그 확률은 임의로 설정한다.

이러한 IA의 동작에 있어서 **STEP 6>**은 소매틱 이론에 기초한 유전자의 재구성에 의한 항체의 생성에 대응되며, **STEP 5>**는 네트워크 가설에 기초한 항체의 생성 조절에 대응된다. 또한 IA의 특징으로서는 다양한 항체의 생성기구와 자기 조절 기구에 의해 다양한 항체를 생성할 수 있고, 항원과의 친화도가 높은 항체를 보다 많이 남기는 항체 생성기구에 의해 유효한 항체를 대량으로 생성하여 그 균형의 병렬 템색이 가능하게 되며, 최적해를 고속으로 구할 수 있다. 또한 **STEP 2>**와 **STEP 4>**에 의해 과거에 배제한 항원에 대응하는 항체를 재빨리 생성하기 때문에 시스템의 초기 상태에 비해 최적해가 고속으로 구해지는 것이 기대 된다. 그러므로 GA와 비교하여 IA는 기억학습 기구와 다양성이 있는 항체를 유지함으로 인하여 GA에서의 초기 수렴문제를 해결 가능하고, 고속으로 해를 구할 수 있을 것으로 기대된다.

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

IA를 이용하여 발전기 제어계인 PSS의 최적 파라미터를 선정하는 방법을 제시하였으며, 제안한 방법의 유용성을 입증하기 위하여 GA를 이용한 경우와 해의 탐색성능을 비교, 고찰하였다. 그리고 1기 무한대 모선 계통과 다기전력 계통에 대하여 기존의 설계방법을 이용한 경우와 제안한 IA를 이용한 경우에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션에 의한 동특성을 비교, 고찰하였다.

4.1 1기 무한대 모선 계통

본 논문에서 사용한 1기 무한대 모선계통의 경우 동기기, 여자기 및 선로 정수와 시스템의 초기상태는 표 1과 같으며,

IA에 사용된 파라미터 값은 표 2와 같고, GA에 사용한 파라미터 값은 표 3과 같다. 여기서 사용된 GA는 룰렛휠(Roulette wheel) 선택 방법을 이용하는 R_GA와 토너먼트(tournament) 선택 방법을 이용하는 T_GA를 이용하였으며, 이 두 가지 방법을 가지는 GA는 모두 다음세대에 우수한 개체를 보존하는 elitist선택을 이용하였다. 그리고, IA에 사용된 항체 집단의 크기, 교차방법, 교차율, 돌연변이 방법 및 돌연변이율은 비교를 위하여 GA에 사용된 것과 동일하게 하였다.

표 1 시스템 파라미터

Table 1 System parameters

발전기 정수	$M = 9.26, D = 0, T_{d0}' = 7.76$ $X_d = 0.973, X_d' = 0.19, X_q = 0.55$
여자기 정수	$K_A = 50, T_A = 0.05$
선로 정수	$R = -0.034, X = 0.997, G = 0.249, B = 0.262$
초기상태	$P_{e0} = 1.00, Q_{e0} = 0.015, V_{t0} = 1.05$

표 2 면역 알고리즘 파라미터

Table 2 Immune algorithm parameters

Generations number	Antibody number	Crossover rate	Mutation rate
100	100	0.85	0.01

표 3 유전 알고리즘 파라미터

Table 3 Genetic algorithm parameters

Generations number	Population size	Crossover rate	Mutation rate
100	100	0.85	0.01

그림 6은 IA를 적용한 PSS를 가지는 계통의 블록선도를 나타내고 있다.

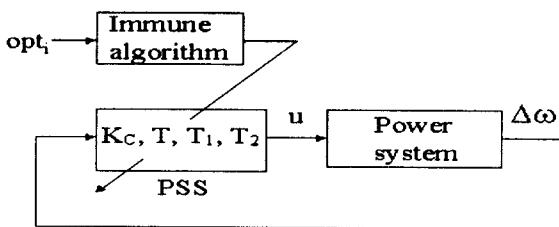


그림 6 IA를 적용한 PSS를 가지는 계통의 블록선도

Fig. 6 Block diagram of power system with PSS using IA

최적화 하고자 하는 PSS의 파라미터는 K_C , T , T_1 , T_2 가 되며, 이러한 4개의 파라미터를 동시에 최적화하기 위해 사용된 목적함수로는 정상상태오차와 오버슈터 및 저주파 진동을 최소화하도록 식 (11)과 같이 선정하였다. 본 연구에서의 최적화 문제는 식 (11)과 같이 목적함수 opt_i 를 최소화하는 문제가 되므로 항원과 항체의 친화도 계산은 식 (8)을 이용한다.

$$opt_i = \int_{t=0}^{t=T_e} \alpha_1 \cdot |t\Delta\omega| + \alpha_2 \cdot |u| dt \quad (11)$$

여기서, α_1, α_2 는 가중치이며, 이 값을 적절히 조절하여 과도한 입력을 제한할 수 있다.

IA를 이용하기 위해서 각각의 PSS 파라미터들은 항체가 되며, 각각의 파라미터들은 문자열로써 그림 7과 같이 코드화되고 초기의 항체 집단들이 무작위로 선택되어 진다. 그리고 3.4절에서 제시한 알고리즘 STEP 1>에서 STEP 6>을 통하여 파라미터들은 식 (11)을 최소화시키는 값들이 선택되는데 이것은 식 (8)에서 항체와 항원의 친화도가 커짐을 의미하며, 따라서 친화도가 가장 높은 파라미터 항체가 본 연구에서의 최적 해가 된다. IA에서의 항체와 항원의 친화도는 GA에서의 적합도에 대응된다.

Antibody 1	K_C	T	T_1	T_2
Antibody 2	K_C	T	T_1	T_2
	⋮			
Antibody N	K_C	T	T_1	T_2

그림 7 항체의 구조

Fig. 7 Structure of Antibody

그림 8에서 IA와 R_GA 및 T_GA의 탐색 성능을 비교하여 나타내었다. 본 실험에서는 IA와 R_GA 및 T_GA를 각각 30회 반복 실시하여 그 중에 가장 우수한 적합도를 가지는 것을 나타내었다. 본 논문에서 제안한 IA는 30회 중 26회가 100세대 안에 최적 값에 수렴하였으나, R_GA는 8회 조기 수렴하였고, T_GA는 7회 조기 수렴하였으며, 가장 우수한 적합도 값 또한 IA에는 미치지 못하였다. 그리고 IA는 각 단계별 친화도 계산과정이 포함되어 있어 계산 시간이 조금 길어지지만 반복회수는 현저히 감소하였다. 그림 9는 해의 탐색과정에서 식 (5)에 의한 각 세대별 다양도의 변동과정을 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 GA는 세대가 진행 할 수록 집단의 해의 다양성이 줄어들고 있는 반면 IA는 항상 어느 정도의 해의 다양성을 유지하고 있음을 알 수 있다. 그러므로, 제안한 IA는 기억 학습 기구와 다양성이 있는 항체를 유지함에 의하여 조기 수렴을 피하고 고속으로 해를 구할 수 있었다.

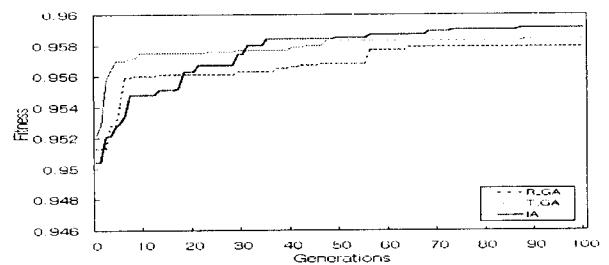


그림 8 IA와 GA의 적합도 비교

Fig. 8 Comparison of fitness for IA and GA

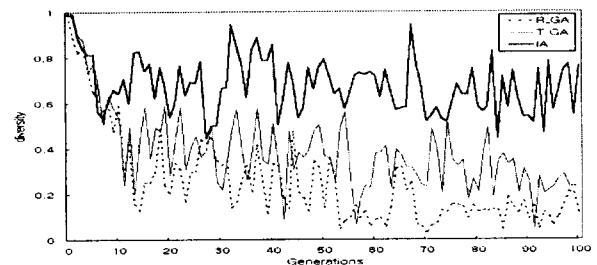


그림 9 GA와 IA의 다양도 비교

Fig. 9 Comparison of diversity in the GA and IA

실제의 전력 시스템은 부하의 변동에 따라 선형화 계수가 변하는 비선형 시스템이기 때문에 상태가 변함에 따라 비선형 시뮬레이션을 수행하여야 하지만, 본 논문에서는 정상부하시 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u.]를 변화시킨 경우와 운전조건의 변화시 즉, 부하조건의 변화로 유효전력이 $P_{e0}=1.0$ [p.u.]에서 $P_{e0}=1.3$ [p.u.]으로 30% 증가한 중 부하시와 유효전력이 $P_{e0}=1.0$ [p.u.]에서 $P_{e0}=0.7$ [p.u.]으로 30%감소한 경부하시에 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u.]를 변화시킨 경우로 계통 운용 조건을 설정하고, 각 운전 점에서 선형화 된 모델을 이용하여 종래의 Yu[1]의 보상기 설계 이론에 의한 파라미터 선정방법, Khaldi[14]에 의한 파라미터 선정 방법과 제안한 방법을 비교하여 동특성을 고찰하였다. 또한 강인성을 검증하기 위해 계통의 선로 파라미터가 변동한 경우에 있어서도 동특성을 비교하였다. 종래의 Yu의 방법을 이용한 PSS와 Khaldi의 방법을 이용한 PSS, 그리고 제안한 IA를 이용하였을 경우에 PSS의 파라미터는 표 4와 같이 나타났다.

표 4 PSS 파라미터

Table 4 PSS parameters

	K_C	T	T_1	T_2
Reference[1]	7.0900	3.0000	0.6850	0.1000
Reference[14]	6.6200	19.2900	1.4500	0.2500
Proposed	10.6328	10.9871	0.8448	0.1866

4.1.1 정상부하시($P_{e0} = 1.0[\text{p.u.}]$, $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)

그림 10은 정상 부하시에 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u]로 변화시킨 경우로 계통의 운용조건을 설정하고 Yu의 방법에 의한 PSS와 Khaldi의 방법에 의한 PSS와 제안한 IA를 이용한 PSS를 이용한 경우에 $\Delta\omega$, $\Delta\delta$, ΔV_t 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 그림 10에서 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우 기존의 PSS를 이용한 경우 보다 $\Delta\omega$ 및 $\Delta\delta$ 의 최대 편차량이 감소하였다. 그리고 오버슈터 면에서도 기존의 PSS보다 현저히 감소하였고, 정정시간 또한 우수하고 기존의 PSS보다 빠르게 정상상태에 도달하였으며 저주파 진동을 억제하는데 매우 우수한 제어성능과 장인성을 보였다.

4.1.2 중 부하시($P_{e0} = 1.3[\text{p.u.}]$, $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)

제안한 IA를 이용한 PSS의 장인성을 평가하기 위해 그림 11과 같이 중 부하시에 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u]로 변화시킨 경우로 계통의 운용조건을 설정하고 Yu의 방법을 이용한 PSS와 Khaldi의 방법에 의한 PSS와 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우에 $\Delta\omega$, $\Delta\delta$, ΔV_t 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우 기존의 PSS보다 $\Delta\omega$ 및 $\Delta\delta$ 최대 편차량이 감소하였다. 그리고 오버슈터 면에서도 기존의 PSS보다 현저히 감소하였고, 정정시간 또한 우수하고 기존의 PSS보다 빠르게 정상상태에 도달하였다. 따라서 제안한 PSS는 중 부하시에도 저주파 진동을 매우 잘 억제하였으며, 우수한 제어성능과 장인성을 보였다.

4.1.3 경 부하시($P_{e0} = 0.7[\text{p.u.}]$, $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)

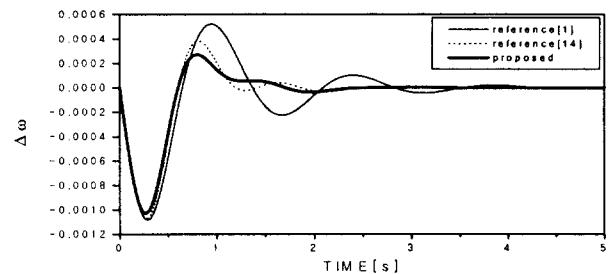
제안한 IA를 이용한 PSS의 장인성을 평가하기 위해 그림 12와 같이 경 부하시에 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u]로 변화시킨 경우로 계통의 운용조건을 설정하고 Yu의 방법을 이용한 PSS와 Khaldi의 방법에 의한 PSS와 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우에 $\Delta\omega$, $\Delta\delta$, ΔV_t 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS 경우 기존의 PSS보다 $\Delta\omega$, 및 $\Delta\delta$ 의 최대 편차량이 감소하였다. 그리고 오버슈터 면에서도 기존의 PSS보다 현저히 감소하였고, 정정시간 또한 우수하고 기존의 PSS보다 빠르게 정상상태에 도달하였다. 따라서 제안한 PSS는 경 부하시에도 저주파 진동을 억제하는데 매우 우수한 제어성능과 장인성을 보였다.

4.1.4 선로정수 변동시($P_{e0} = 1.0[\text{p.u.}]$, $Q_{e0} = 0.015$

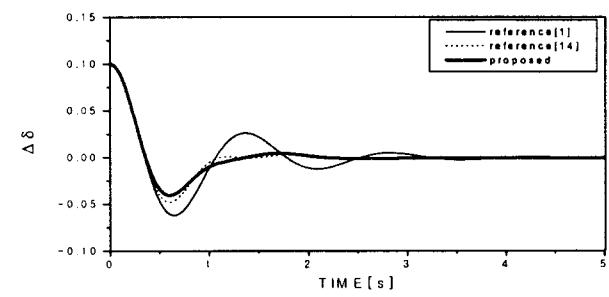
[p.u.], X=1.2)

제안한 IA를 이용한 PSS의 장인성을 평가하기 위해 그림 13과 같이 선로정수가 20%증가시에 $\Delta\delta$ 의 초기치를 0.1[p.u]로 변화시킨 경우로 계통의 운용조건을 설정하고 Yu의 방법을 이용한 PSS와 Khaldi의 방법에 의한 PSS와 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우에 $\Delta\omega$, $\Delta\delta$, ΔV_t 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우 기존의 PSS보다 $\Delta\omega$ 의 최대 편차량이 감소하였다. 그리고 오버슈터 면에서도 기존의 PSS보다 현저히 감소하였고, 정정시간 또한 우수

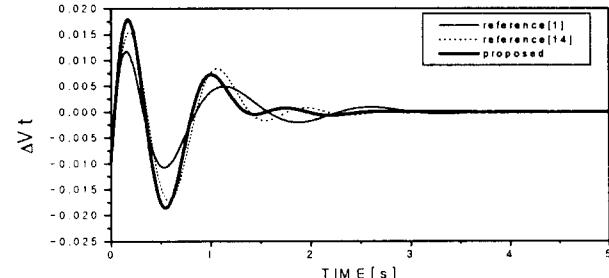
하고 기존의 PSS보다 빠르게 정상상태에 도달하였다. 따라서 제안한 PSS는 선로정수 변동시 저주파 진동을 억제하는데 매우 우수한 제어성능과 장인성을 보였다.



(a) angular velocity deviation



(b) rotor angle deviation



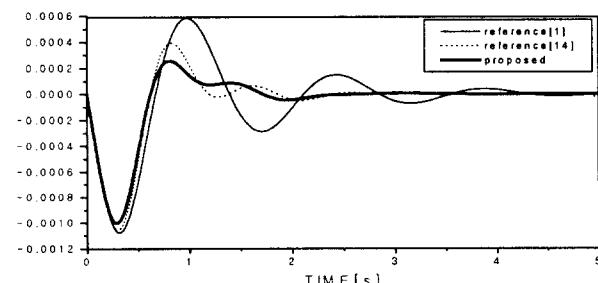
(c) terminal voltage deviation

그림 10 정상 부하시 동특성 응답

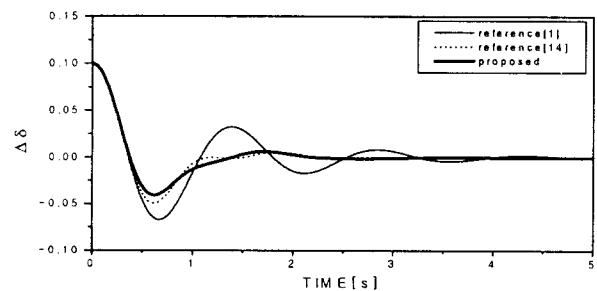
$$(P_{e0} = 1.0[\text{p.u.}], Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}])$$

Fig. 10 Dynamic response at normal load

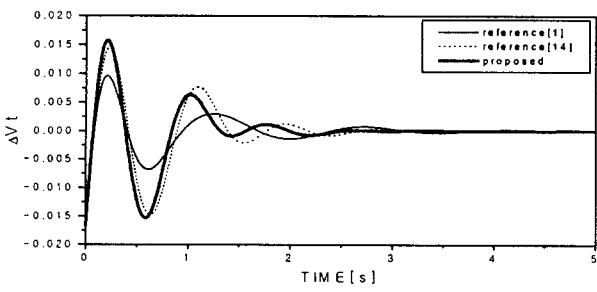
$$(P_{e0} = 1.0[\text{p.u.}], Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}])$$



(a) angular velocity deviation



(a) angular velocity deviation



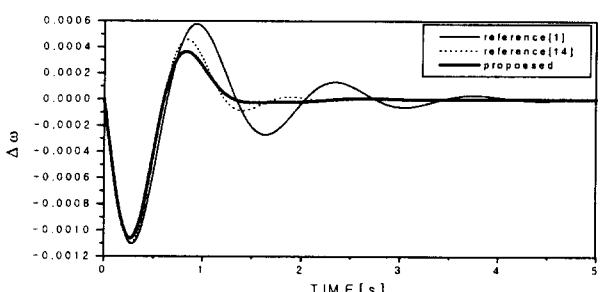
(b) rotor angle deviation

그림 11 중 부하시 동특성 응답

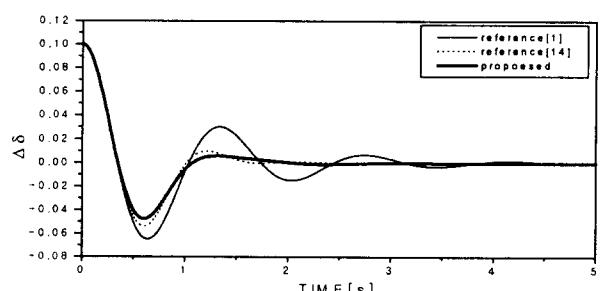
($P_{e0} = 1.3[\text{p.u.}]$ $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)

Fig. 11 Dynamic response at heavy load

($P_{e0} = 1.3[\text{p.u.}]$ $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)



(c) terminal voltage deviation



(a) angular velocity deviation



(b) rotor angle deviation



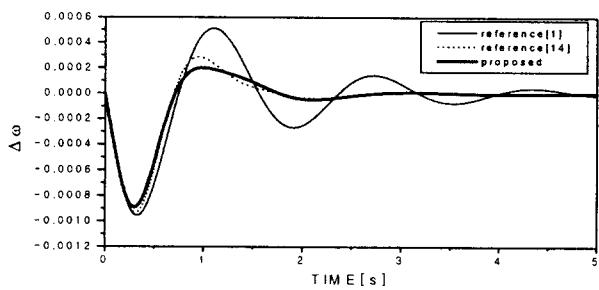
(c) terminal voltage deviation

그림 12 경 부하시 동특성 응답

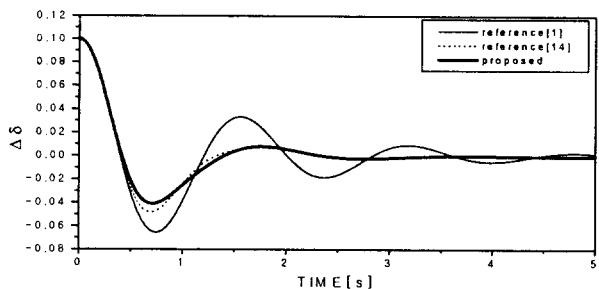
($P_{e0} = 0.7[\text{p.u.}]$ $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)

Fig. 12 Dynamic response at light load

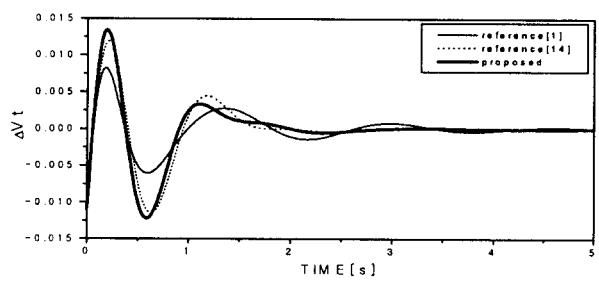
($P_{e0} = 0.7[\text{p.u.}]$ $Q_{e0} = 0.015[\text{p.u.}]$)



(a) angular velocity deviation



(b) rotor angle deviation



(c) terminal voltage deviation

그림 13 선로정수 20% 변동시 동특성 응답의 비교

Fig. 13 Comparison of dynamic response at 20% variation of line parameters

4.2 다기계통

본 연구에서 사용된 다기 계통의 모델로서는 기존의 연구 [7,20,21]에서 많이 사용되어진 3기 무한대 모선 계통으로써 그림 14와 같고 발전기 4를 무한대 모선으로 간주한다. 1기 무한대 모선 계통과 마찬가지로 동기기는 3차로 모델링 되었고 여자기는 1차의 정적여자기로 구성이 되어 있다고 가정한다. 여기서 사용되어진 시스템의 파라미터는 표 5와 같고 이것을 이용한 시스템의 상태 방정식은 식 12와 같이 구성할 수 있다.

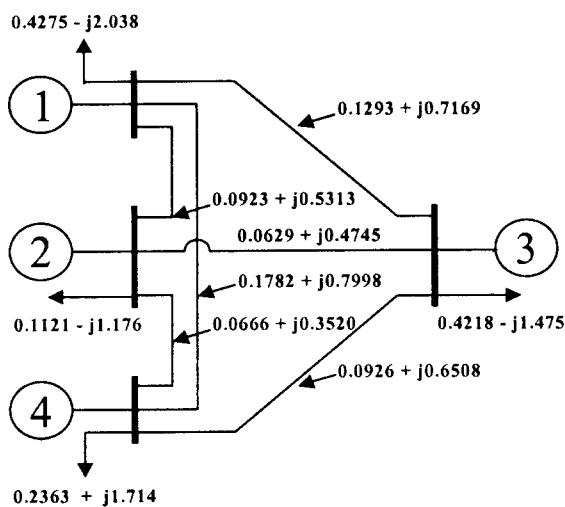


그림 14 3기 무한대 모선 전력계통

Fig. 14 Three machine infinite bus power system

$$\frac{d}{dt} X(t) = AX(t) + BU(t) \quad (12)$$

여기서, 상태 벡터는 $X(t) = [\Delta\delta_1, \Delta\omega_1, \Delta e_{q1}', \Delta E_{FD1}, \Delta\delta_2, \Delta\omega_2, \Delta e_{q2}', \Delta E_{FD2}, \Delta\delta_3, \Delta\omega_3, \Delta e_{q3}', \Delta E_{FD3}]^T$ 이고, 입력 벡터는 $U(t) = [u_1, u_2, u_3]^T$ 이다.

본 연구에서 사용되어진 PSS는 $\Delta\omega$ 를 입력으로 하는 것으로써 비교를 위하여 문헌[7]과 동일한 구조인 2개의 진상 보상기를 가지는 구조로써 그림 15와 같고 이는 식 (13)과

표 5 다기계통 파라미터

Table 5 Multimachine power system parameters

Machine	machine data						
	x_d	x_q	x_d'	T_{d0}'	H	K_A	T_A
1	1.68	1.66	0.32	5.0	2.31	50.0	0.05
2	0.88	0.53	0.32	8.0	3.40	45.0	0.05
3	1.02	0.57	0.57	7.76	4.73	50.0	0.05
Power flow							
Busbar	P_0 [MW]	Q_0 [MVA]	V_0 [p.u.]	δ_0 [deg.]			
1	26.5	37.0	1.03	10.00			
2	518.0	-31.5	1.025	32.52			
3	1582.0	-69.9	1.03	45.82			
4	410	49.1	1.06	20.69			

었다. 그리고, IA에 사용된 항체 집단의 크기, 교차방법, 교차율, 돌연변이 방법 및 돌연변이율은 비교를 위하여 GA에 사용된 것과 동일하게 하였다.

표 7 유전 알고리즘 파라미터

Table 7 Genetic algorithm parameters

Generations number	Population size	Crossover rate	Mutation rate
200	100	0.85	0.01

식 (14)를 이용하여 구해진 PSS파라미터 K_{1C} , T_{11} , T_{12} , T_{13} , T_{14} , T_{21} , T_{22} , K_{2C} , T_{23} , T_{24} , K_{3C} , T_{31} , T_{32} , T_{33} , T_{34} 는 각각 34.647, 0.1288, 0.0514, 0.2954, 0.0412, 49.9882, 0.3780, 0.0184, 0.1304, 0.0573, 49.9868, 0.4076, 0.0101, 0.0594, 0.0451와 같다. 이것을 식 (13)의 두 번째 식 형태로 고쳐서 문헌[7]에서 구한 파라미터와 비교하여 표 8과 같다.

그림 16에서 IA와 R_GA 및 T_GA의 탐색 성능을 비교하여 나타내었다. 본 실험에서는 IA와 R_GA 및 T_GA를 각각 30회 반복 실시하여 그 중에 가장 우수한 적합도를 가지는 것을 나타내었다. 본 논문에서 제안한 IA는 30회 중 29회가 200세대 안에 최적 값에 수렴하였으나, R_GA는 4회 조기 수렴하였고, T_GA는 5회 조기 수렴하였으며, 가장 우수한 적합도 값 또한 IA에는 미치지 못하였다. 그리고 IA는 각 단계별 친화도 계산과정이 포함되어 있어 계산 시간이 조금 길어지지만 반복회수는 현저히 감소하였다. 그림 17은 해의 탐색과정에서 식 (5)에 의한 각 세대별 다양도의 변동과정을 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 GA는 세대가 진행할 수록 집단의 해의 다양성이 줄어들고 있는 반면 IA는 항상 어느 정도의 해의 다양성을 유지하고 있음을 알 수 있다. 그러므로, 제안한 IA는 기억 학습 기구와 다양성이 있는 항체를 유지함에 의하여 조기 수렴을 피하고 고속으로 해를 구할 수 있었다.

표 8 PSS 파라미터

Table 8 PSS parameters

parameters method	K_{1C}	a_1	b_1	T_{12}	T_{14}
	K_{2C}	a_2	b_2	T_{22}	T_{24}
	K_{3C}	a_3	b_3	T_{32}	T_{34}
reference[7]	30.2	0.057	0.399	0.050	0.050
	22.6	0.079	0.68	0.050	0.050
	30.2	0.029	0.419	0.050	0.050
proposed	34.6470	0.0380	0.4242	0.0514	0.0412
	49.9862	0.0493	0.5084	0.0184	0.0573
	49.9868	0.0242	0.4670	0.0101	0.0451

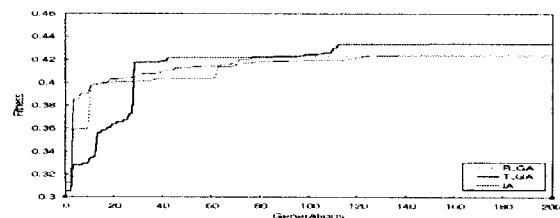


그림 16 IA와 GA의 적합도 비교

Fig. 16 Comparison of fitness for IA and GA

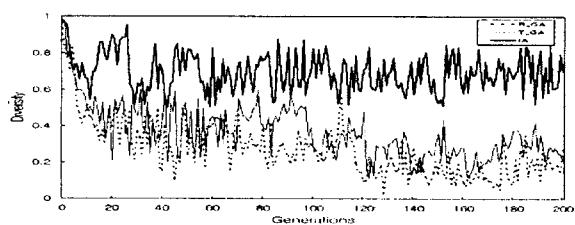


그림 17 GA와 IA의 다양도 비교

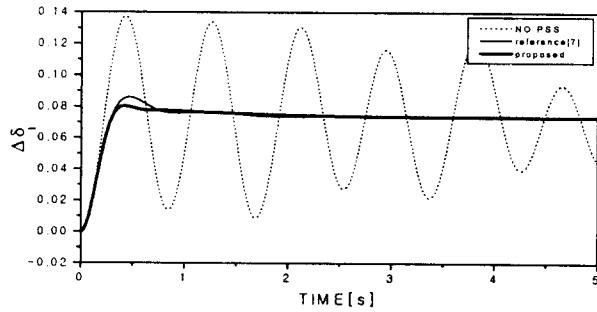
Fig. 17 Comparison of diversity in the GA and IA

제안한 PSS의 성능을 검증하기 위하여 발전기 1에 ΔT_{m1} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 경우와 발전기 2에 ΔT_{m2} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 경우 그리고 발전기 3에 ΔT_{m3} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 경우에 대하여 각각의 발전기들에 대하여 $\Delta\delta$ 의 동특성 응답을 기존의 PSS와 비교 검토하였다.

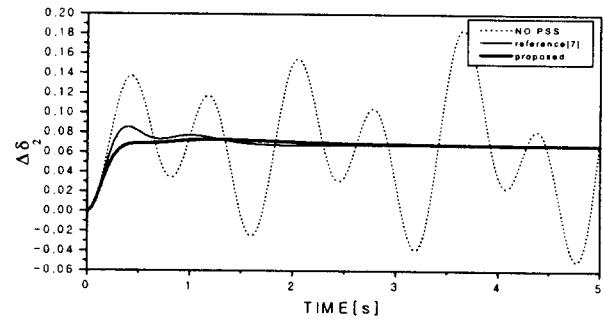
그림 18은 발전기 1에서 ΔT_{m1} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 때 PSS가 없는 경우와 문헌[7]의 방법을 이용한 PSS 및 제안한 IA를 이용한 PSS를 각각 적용한 경우에 발전기 1, 2, 3의 각각에 대한 $\Delta\delta$ 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우가 기존의 PSS를 이용한 경우 보다 초기과도상태와 정정시간 면에서 우수한 응답을 나타내었다.

그림 19은 발전기 2에서 ΔT_{m2} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 때 PSS가 없는 경우와 문헌[7]의 방법을 이용한 PSS 및 제안한 IA를 이용한 PSS를 각각 적용한 경우에 발전기 1, 2, 3의 각각에 대한 $\Delta\delta$ 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우가 기존의 PSS를 이용한 경우 보다 초기과도상태와 정정시간 면에서 우수한 응답을 나타내었다.

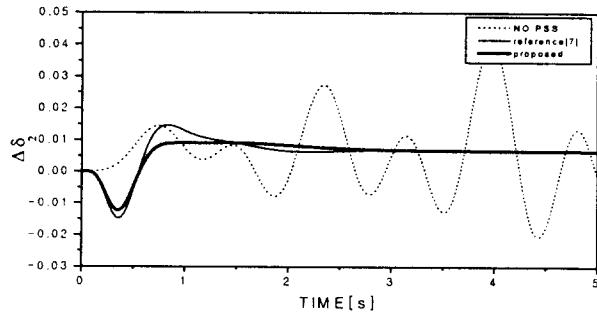
그림 20은 발전기 3에서 ΔT_{m3} 이 0.01[p.u.]로 스텝 변화하였을 때 PSS가 없는 경우와 문헌[7]의 방법을 이용한 PSS 및 제안한 IA를 이용한 PSS를 각각 적용한 경우에 발전기 1, 2, 3의 각각에 대한 $\Delta\delta$ 의 동특성 응답을 나타내고 있다. 제안한 IA를 이용한 PSS의 경우가 기존의 PSS를 이용한 경우 보다 초기과도상태와 정정 시간면에서 우수한 응답을 나타내었다.



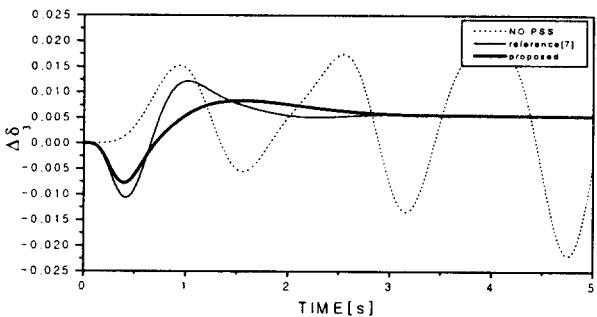
(a) rotor angle deviation in machine 1



(b) rotor angle deviation in machine 2



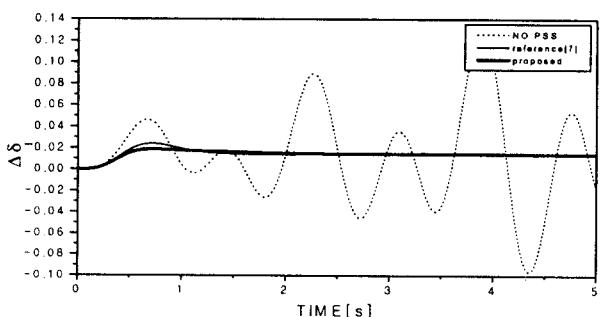
(b) rotor angle deviation in machine 2



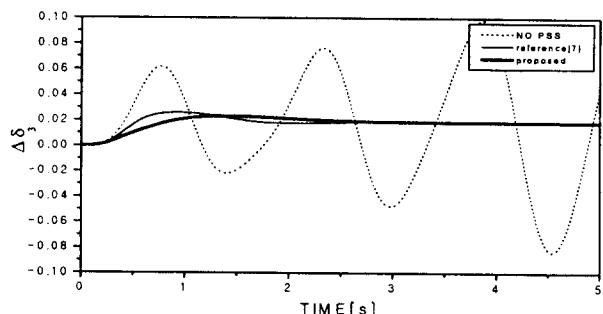
(c) rotor angle deviation in machine 3

그림 18 발전기 1의 ΔT_{m1} 이 0.01 p.u.만큼 변동한 경우

동특성 응답

Fig. 18 Dynamics responses for a 0.01 p.u. step change in ΔT_{m1} of machine 1

(a) rotor angle deviation in machine 1

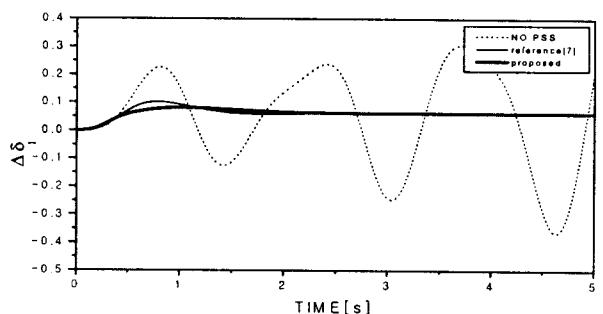


(b) rotor angle deviation in machine 2

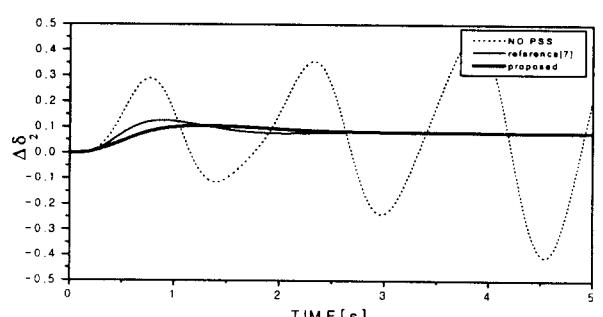
(c) rotor angle deviation in machine 3

그림 19 발전기 2의 ΔT_{m2} 이 0.01 p.u.만큼 변동한 경우

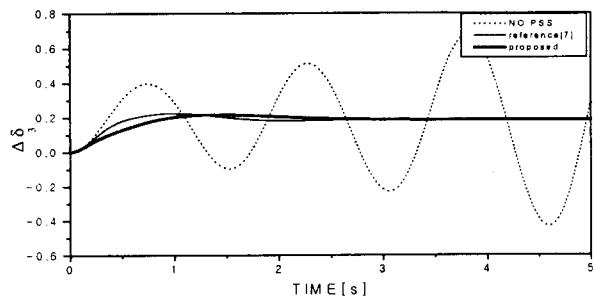
동특성 응답

Fig. 19 Dynamics responses for a 0.01 p.u. step change in ΔT_{m2} of machine 2

(a) rotor angle deviation in machine 1



(b) rotor angle deviation in machine 2



(c) rotor angle deviation in machine 3

그림 20 발전기 3의 ΔT_{m3} 이 0.01 p.u.만큼 변동한 경우

동특성 응답

Fig. 20 Dynamics responses for a 0.01 p.u. step change in ΔT_{m3} of machine 3

5. 결 론

본 논문에서는 전력계통의 저주파 진동을 억제하기 위한 전력계통 안정화 장치의 최적 파라미터를 설정하기 위해 IA를 이용하는 방법을 제시하였다. 제안한 방법의 유용성을 입증하기 위하여 GA를 이용한 경우와 해의 탐색능력을 비교, 고찰하였다. 그리고 1기 무한대 모선계통과 다기 계통에 각각 적용하여 파라미터를 최적화 하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션에 의한 동특성을 비교, 고찰함으로써 IA의 유용성을 입증하였다. 주요한 결과는 다음과 같다.

① IA를 이용하여 국부적인 최적해가 많이 존재하는 다변수 최적화 문제를 쉽게 해결할 수 있었다.

② IA는 기억 학습 기구와 다양성이 있는 항체를 유지함으로 인하여 GA에서 발생할 수 있는 조기 수렴 문제를 해결 가능하고 고속으로 해를 구할 수 있었다.

③ 제안한 IA를 이용한 PSS설계 방법은 종래의 설계 방법보다 광범위한 동작조건하에서 저주파 진동을 억제하는데 매우 우수한 제어 성능과 장인성을 보였으며, 전력계통 안정도에 크게 기여함을 알 수 있었다.

제안한 IA를 이용한 PSS의 최적 설계의 장점은 계통에 대한 다른 정보들의 필요 없이 최적화의 목적 함수만을 필요로 하기 때문에 제안한 알고리즘을 복잡, 대형화된 다기계통에 직접적으로 쉽게 확장, 적용가능하며 또한 FACTS 기기 등을 포함한 제어계의 설계에 매우 유용하리라 생각되며, 장차 본 연구를 바탕으로 하여 FACTS 기기 등을 포함한 복잡 대형화되어진 계통의 제어기 설계를 위한 효율적인 방법에 관한 확장된 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] Y. N. Yu, "Electric power system dynamic", Academic Press, 1983
- [2] P. Kundur, "power system stability and control", McGraw-Hill, Inc., 1994
- [3] 정형환, 정동일, 주석민, "자기조정 퍼지 제어기에 의한 전력계통 안정화에 관한 연구", 한국퍼지 및 지능 시스템 학회 논문지, Vol. 5, No. 2, pp. 58-69. 1995
- [4] O. W. Hanson, C. J. Goodwin, P. L. Dandeno, "Influence of excitation and speed control parameters in stabilizing intersystem oscillations", IEEE Trans. on PAS, Vol. 87, No. 5, pp. 1306-1311, 1968
- [5] F. P. Demello, C. Concordia, "Concepts of synchronous machine stability as affected by exitation control", IEEE Trans. on PAS, Vol. 88, No. 4, pp. 189-202, 1969
- [6] K. Bollinger et al, "Power system stabilizer design using root-locus method", IEEE Trans. on PAS, Vol. 94, No. 5, pp. 1484-1488, 1975
- [7] R. J. Fleming, M. A. Nohan and K. Pavatisam, "Selection of parameters of stabilizers in multimachine power system" IEEE Trans. on PAS, Vol. 100, No. 5, pp. 2329-2333, 1981
- [8] O. H. Abdalla et al, "Coordinated stabilization of multimachine power systems", IEEE Trans. on PAS, Vol. 103, No. 3, pp. 483-491, 1984
- [9] P. Kundur, M. Klein, G. J. Rogers and M. S. zywno, "Application of power system stabilizers for enhancement of overall system stability", IEEE Trans. on Power system, Vol. 4 No. 2, 1989
- [10] W. Gu. and K. E. Bollinger, "A self-tuning power system stabilizer for wide-range synchronous generator operation", IEEE Trans. on PWRS, Vol. 4, No. 3, pp. 1191-1199, 1989
- [11] M. Hassan, O. P. Malik and G. S. Hope, " A fuzzy logic based stabilizer for a synchronous machine", IEEE Trans. EC, Vol. 6, No.3, pp. 407-413, 1991
- [12] C. X. Mao et al, "Studies of real-time adaptive optimal excitation controller and adaptive optimal power system stabilizer", IEEE Trans. on EC, Vol. 7, No. 3, pp. 498-605, 1992
- [13] A. J. Urdaneta, N. J. Bacalao, "Tuning of power system stabilizers using optimization techniques", IEEE Trans. on Power system, Vol. 6, No. 1, pp. 127-133, 1991
- [14] M. R. Khaldi, A. K. Sarkar, K. Y. Lee, Y. M. Park, "The modal performance measure for parameter optimization of power system stabilizers", IEEE Trans. on EC, Vol. 8, No. 4, 1993
- [15] D. E. Goldberg, " Genetic Algorithms in search optimization & machine learning", Addison-Wesley publishing Co. Inc., 1989
- [16] Z. Michalewicz, "Genetic algorithm + data structures = evolution program", second edition, Springer-Verlag, 1992
- [17] K. Mori, M. Tsukiyama, and T. Fukuda, "Immune algorithm with searching diversity and its application to resource allocation problem", T. IEE Japan, Vol. 113-C, No. 10, 1993
- [18] J. S. Chun, H. K. Jung and S. Y. Hahn, "A study on

- comparison of optimization performances between immune algorithm and other heuristic Algorithms, IEEE Trans. on Magnetics, Vol. 34, No. 5, 1998
[19] D. Dasgupta, "Artificial immune systems and their applications", Springer-Verlag, 1999
[20] Y. N. Yu, C. Siggers, "Stabilization and optimal

control signals for a power system", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-90, pp.1469-1481, 1971

- [21] W. C. Chan, Y. Y. Hsu, "An optimal variable structure stabilizer for power system stabilization", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-102, No. 6, pp.1738-1746, 1983

저 자 소 개



정 형 환 (鄭亨煥)

1941년 1월 19일 생. 1964년 연세대 공대 전기공학과 졸업. 1984년 동 대학원 전기공학과 졸업(공박). 현재 동아대 공대 전기공학과 교수

Tel : 051-200-7733

E-mail : hhchong@mail.donga.ac.kr



정 문 규 (鄭文圭)

1971년 11월 16일 생. 1998년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 2000년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정

Tel : 051-200-6747

E-mail : d9134723@mail.donga.ac.kr



이 정 필 (李丁必)

1971년 8월 19일 생. 1997년 동아대 공대 전기공학과 졸업. 1999년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동 대학원 전기공학과 박사과정

Tel : 051-200-6747

E-mail : leejp@mail.taegu.net



이 광 우 (李光雨)

1938년 12월 20일 생. 1962년 성균관대 물리학과 졸업. 1998년 동아대 대학원 전기공학과 졸업(공박). 현재 부산외국어대학 컴퓨터공학과 교수