

입력성형필터 최적 설계를 위한 인공 면역망과 유전 알고리즘 비교에 관한 연구

논 문

59-8-22

A Study on Comparison of Input-Shaping Filter for Optimum Design between Artificial Immune Algorithm and Genetic Algorithm

이 동 제[†] · 최 영 규^{*}
(Dong-Je Lee · Young-Kiu Choi)

Abstract - Recently to increase the productivity and improve the quality in the industrial process, suppressing the residual vibration in motion control systems becomes the essential problem to solve. One of the methods to suppress the residual vibration is the input shaping technique. It is based on parameters of the system model; however, the parameters are usually difficult to obtain.

This paper shows the effects of the residual vibration caused by the variation of the general velocity profile for the system with two vibration modes, and also shows the effects of the input shaping filter based on the parameters of system model. Finally, the simulation results show that the proposed input shaping filter using an artificial immune algorithm is more effective for suppressing residual vibrations than genetic algorithm.

Key Words : Input-Shaping, Artificial Immune Algorithm, Genetic Algorithm, Vibration, Flexible Manipulator

1. 서 론

오늘날 산업 현장에서는 생산력 증가와 제품의 품질 향상이라는 두 문제를 해결하기 위하여 생산자동화에 대한 관심이 집중되어 있으며, 이러한 요구 사항을 충족하기 위한 모션 제어 기술의 핵심인 고속, 고정밀 제어 기술과 더불어 유연재료(flexible material)에 의한 잔류 진동 문제는 필수적으로 해결되어야 한다. 순수 국내 기술을 통한 모션 제어 시스템의 개발은 1970년대부터 지속적으로 연구되고 있으나 현재까지도 다양한 고기능을 요구하는 응용 시스템에서 국내의 모션 제어 기술을 통해 요구 조건을 충족시키기에는 부족함이 있다. 특히 최근 반도체나 디스플레이 제조 공정에서 웨이퍼나 대형 글래스 등 유연재료를 이송시키는데 더욱 더 고속의 움직임과 정확도가 요구되지만 오히려 목표 지점에 정지 시 잔류진동(residual vibration)이 크게 발생하게 된다.

산업용 로봇 끝단에 사용자에게 의해 장착된 유연 시스템(flexible system)의 잔류 진동을 줄이기 위한 방법으로는 기구부의 강성이나 감쇠를 증가 시키는 물리적 개선 방법과, 개루프 제어(open-loop control)와 폐루프 제어(closed-loop control)를 사용한 제어적 개선 방법이 있다. 물리적인 개선 방법은 장착된 로봇을 사용할 수 없으므로 매우 큰 비용이 발생하여 실제 적용은 어렵다. 제어적 개선 방법 중 외란이

나 파라미터 변화에 대한 강인성(robustness) 입장에서 페루프 제어 방법이 유리할 수 있으나, 추가적인 진동 측정 피드백 센서 및 시스템 연산의 증가에 의한 소프트웨어의 복잡성, 제어시스템의 안정성에 대한 문제는 실제적 적용을 어렵게 만든다. 따라서 기존의 설치된 로봇 및 제어기 시스템 변경 없이 잔류 진동을 효과적으로 제거하기 위한 최적의 방법은 개루프 제어 방법 중 가장 대표적인 입력성형기법(input shaping technology)이다.

입력성형기법의 초기 연구는 1957년 O.J.M Smith에 의해 계단 입력을 통한 잔류 진동을 제어하는 포지캐스트(posicast)기법으로 진동 모드가 두 개 이상이면 사용하지 못하는 제약 조건이 있다[1]. Neil C. Singer와 Warren P Seering은 진동을 저감하기 위해 모드 소거법에 대해 연구 [2,3]하였고, Singhose William 과 Warren P Seering은 매개변수가 변동하는 하나의 구간에 대한 유연한 시스템에서의 고유 진동수의 강인성에 대해 연구하였다[4]. 이러한 잔류 진동 억제에 효과적인 입력성형필터를 설계하기 위해서는 시스템 파라미터들을 시간 영역 또는 주파수 영역에서의 다양한 시스템 인식(system identification) 방법을 통해 인식된 시스템 파라미터들을 이용하여 설계하는 간접 적응형 방법[5]과 시스템 파라미터에 대한 사전 정보 없이, 임펄스 수, 임펄스 간의 시간지연 값, 임펄스 크기 값 등을 변화해 가며 학습하는 직접 적응형 방법이 있다[6,7]. 이러한 적응 제어 방법은 복잡한 입력성형필터를 자동으로 생성하지만 실제 대부분의 산업 로봇의 경우 로봇의 끝단에 진동 측정을 위한 센서의 오류 발생 시 심각한 안정성 문제 및 비용 증가와 함께 사용자의 작업에도 방해할 줄 수 있다. 그리고 사용자에게 의해 선택되어지는 끝단의 다양한 재질과 정지 위치, 가 감속 시간, 속도 등에 따른 기존의 입력성형필터 설

[†] 교신저자, 정회원 : 다사로봇 책임연구원 · 공박
E-mail : jhleew@gnu.ac.kr

^{*} 정 회 원 : 부산대 전자전기공학과 교수 · 공박
접수일자 : 2009년 11월 23일
최종완료 : 2010년 6월 22일

계는 모터, 감속기, 로봇 기구, 외란 등 모든 사항을 고려한 정확한 전체 시스템 모델 정보를 필요로 하지만 이러한 모델 구성은 거의 불가능하다.

본 논문에서는 산업현장의 작업은 대부분 정해진 조건의 반복 작업인 점에 착안하여 전체 시스템 모델 정보 없는 오프라인 최적화 학습 알고리즘을 적용한 입력성형필터 설계 방법을 제안한다. 이를 위해 기존 설계 방법과 학습에 의한 설계 방법을 비교하고 다양한 지능형 최적화 알고리즘[9~11] 중 일반적인 유전 알고리즘(genetic algorithm)에 비해 면역망 알고리즘(immune algorithm)이 기존 설계 방법의 진동 억제 성능 보다 효율적이며 편리한 방법임을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 검증한다.

2. 입력성형기법

입력성형기법은 시스템의 임펄스 응답을 기반으로 설계된다. 그림 1과 같이 두 개의 임펄스가 적합한 시간차를 두고 입력되었을 때, 각각의 응답은 두 응답을 중첩한 것과 같다. 따라서 두 번째 임펄스가 인가된 이후에는 시스템의 잔류 진동이 억제가 가능한 방법이다.[3]

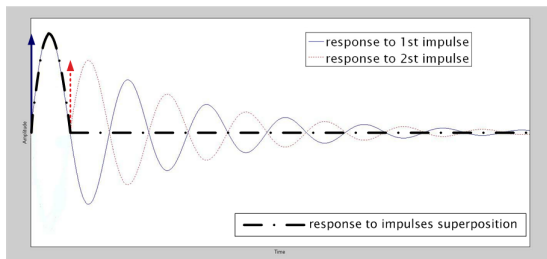


그림 1 두 개의 임펄스 응답
Fig. 1 Two Impulse Response

기존의 연구에서 시스템의 임펄스 응답을 이용하는 입력성형기법을 체계적으로 제시되어 왔다. 각각의 임펄스 응답에 의한 진동이 서로 상쇄되도록 한 다음 이 임펄스 열을 입력 지령에 상응 적분하여 시스템의 기준 입력을 생성하도록 하는 것이다. 고유진동수가 ω 이고 감쇠비가 ζ 인 2차 시스템에 대한 잔류 진동의 진폭에 대한 수식은 다음과 같이 표현할 수 있다[8].

$$A_{amp} = \sqrt{\left(\sum_{j=1}^n B_j \cos \phi_j\right)^2 + \left(\sum_{j=1}^n B_j \sin \phi_j\right)^2} \quad (1)$$

$$\text{여기서 } \phi_j = \omega \sqrt{1-\zeta^2} t_j, \quad B_j = A_j \frac{\omega}{\sqrt{1-\zeta^2}} e^{-\zeta \omega (t_n - t_j)}$$

- n : 임펄스 개수
- A_j : j 번째 임펄스 크기
- t_j : j 번째 임펄스가 인가되는 시간
- t_n : 마지막 임펄스가 인가되는 시간

그림 1에서와 같이 마지막 임펄스가 인가된 이후 진동의 진폭이 0이 되어야 한다. t_n 이후에 시스템 응답 A_{amp} 가 0

이 되기 위한 조건은 식(2), 식(3), 식(4)를 만족하여야 한다.

$$\sum_{j=1}^n A_j e^{-\zeta \omega (t_n - t_j)} \sin(\omega \sqrt{1-\zeta^2} t_j) = 0 \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^n A_j e^{-\zeta \omega (t_n - t_j)} \cos(\omega \sqrt{1-\zeta^2} t_j) = 0 \quad (3)$$

$$t_1 = 0 \quad (4)$$

또한 시스템 임출력의 크기 값에 변화를 주지 않기 위해서는 모든 임펄스의 합은 1이 되어야 하고, 고주파의 가진을 방지하기 위해 임펄스의 크기는 음수가 되지 않아야 한다. 따라서 식(5)과 식(6) 조건을 만족해야 한다.

$$\sum_{j=1}^n A_j = 1 \quad (5)$$

$$A_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

한 주파수의 진동 억제를 위해서는 임펄스의 개수 n 은 최소 2개 이상 필요로 한다. n 이 커질 수록 시스템 변수의 오차에 대한 강인성은 높아진다. 반면 입력성형필터에 의한 시간 지연이 커진다. n 개의 임펄스에 의한 입력성형필터는 식(7)과 식(8)에 의해 결정된다.

$$A_j = \frac{\binom{n-1}{j-1} K^{j-1}}{\sum_{i=0}^{n-1} \binom{n-1}{i} K^i} \quad (7)$$

$$t_j = (j-1) \frac{\pi}{\omega \sqrt{1-\zeta^2}} \quad (8)$$

$$\text{여기서 } K = e^{-\frac{\pi \zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}}}$$

3. 인공 면역망

3.1 인간의 면역망

인간의 면역체계는 외부 물질의 침입으로부터 스스로를 지키기 위한 방어 시스템이다. 면역체계의 기본적 구성은 B-림프구와 T-림프구로 주로 이루어진다. 인간의 몸에 10^7 개의 서로 다른 형의 B-림프구들이 있으며 외부의 항원(antigen)에 대해 반응하는 B-림프구들은 각각 구별되는 화학적 구조를 가지고 그것들의 표면으로부터 항체(antibody)를 생산한다. 항체는 외부에서 침투하는 특정한 항원을 인식한다. 항체에 의해 인식된 항원의 부분은 epitope 라고 불리고 이에 대한 항체 부분은 paratope 라고 한다. 면역망에서 항원과 항체사이의 관계를 열쇠와 자물쇠의 관계로 나타낼 수 있다. 하지만 최근의 면역학에 관한 연구를 보면 면역체계가 그렇게 간단한 관계로 구성되어 있지는 않다. 즉 항체가 idiotope 라고 불리는 항원의 특성을 가지고 있으며 항체의 다른 종들 사이에 열쇠와 자물쇠의 관계가 존재한다. N. K. Jerne의 가설에 의해 새로운 인공 면역망이 제안되어졌다[12 ~ 14]. Jerne의 항원과 항체구조를 그림 2에 나타내었다. 면역체계가 신경회로망과는 다른 형태의 병렬

분포 처리 구조 (parallel distributed processing architecture)를 제공한다.

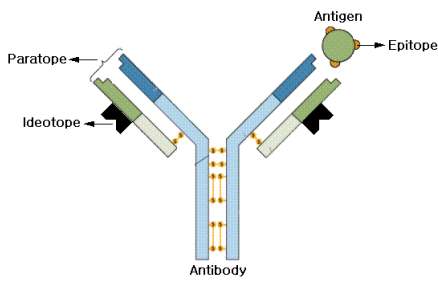


그림 2 항체와 항원의 구조
Fig. 2 Structure of antibody and antigen

3.2 제안된 인공 면역망을 이용한 입력성형필터

인공 면역망 알고리즘은 외부의 항원에 대처하기 위해 효율적인 공격이 가능한 항체의 복제비를 높여서 최적의 면역망을 구성하는 구조이다. 또한 알려지지 않은 항원에 대해 반복적인 시행착오에 의해 새로운 항체를 생성하여 대응한다[15,16]. 그림 3과 같이 항원의 자극에 의해 인공 면역망의 내부의 항체들의 변화가 발생한다. 항원과 유사성에 의해 항체들은 복제, 변화, 선택, 창조, 죽음의 과정을 거치면서 항원에 대처하기 위한 효율적인 인공 면역망을 구성 할 수 있다.

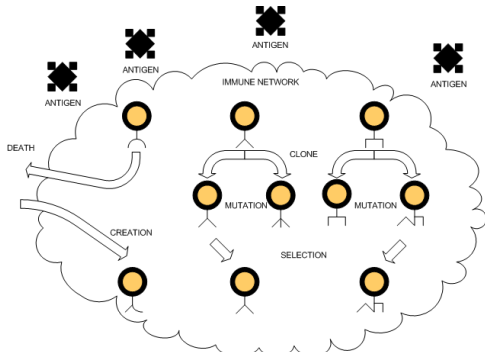


그림 3 면역망 복제, 변화, 선택, 창조, 죽음의 원리
Fig. 3 The clone, mutation, selection, creation and death principle of Immune network

앞의 2장에서 살펴본 기존의 입력성형필터는 시스템 파라미터를 기반으로 2개 이상의 n 개의 임펄스 형태로 설계된다. 시스템 파라미터를 정보 없는 입력성형필터 설계를 위해 일반화된 형태의 입력성형필터는 식(5)와 식(8)의 조건에 의해 아래 식과 같이 간략히 표현된다.

$$A_i = \frac{a_i}{\sum_{j=1}^n a_j} \quad (9)$$

단, $a_1 = 1$

$$\begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 A_2 \dots A_n \\ 0 \Delta t \dots (n-1)\Delta t \end{bmatrix} \quad (10)$$

n 개의 임펄스를 가지는 입력성형필터의 경우 식(9)에 의해 $a_1 = 1$ 로 결정되므로 a_2 부터 a_n 까지 $n-1$ 개 임펄스 크기 값과 Δt 값에 따른 진동 억제를 최소화하는 최적화 해를 찾아야 한다. 임펄스 개수 n 과 Δt 지연 값과 진동 억제의 관계는 크기에 비례한다. 즉, 임펄스 개수가 클수록 연산이 복잡해지고 시간지연이 커지지만 진동 억제에 대한 강인성이 높아지고, Δt 가 클수록 작업 시간이 늘어나지만 진동 억제 성능은 높아진다. 따라서 두 변수 모두 최대 허용 값이 필요하고 사용자에 의한 임펄스 수 n 과 최대 허용 시간 지연 값 Δt_{max} 의 제한치 설정이 필요하다.

입력성형필터의 설계를 위해 식(10)의 변수를 인공 면역망 알고리즘에 의해 최적의 진동 억제가 가능하도록 학습한다. 학습 알고리즘의 순서는 그림 4와 같고 그 세부 단계는 총 7단계로 이루어진다.

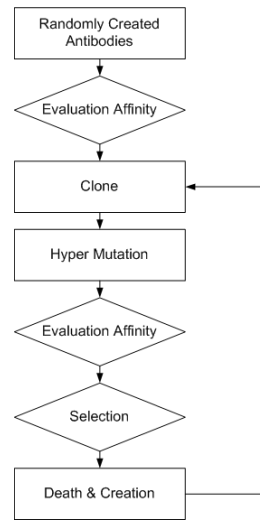


그림 4 학습 인공 면역망 알고리즘 블록 다이어그램
Fig. 4 The Block Diagram of learning artificial immune network algorithm

- 1단계 : 최초의 기본 항체 구성은 랜덤 함수에 의해 구성되어 진다.
- 2단계 : 기본적으로 구성된 항체들의 항원에 대한 평가가 이루어진다.
- 3단계 : 2단계에서 이루어진 항원과의 적합도를 바탕으로 각 항체들의 복제가 이루어진다.
- 4단계 : 각 항체들로부터 복제된 항체들의 돌연변이를 생성하여 재구성한다.
- 5단계 : 재구성된 항체들의 항원에 대한 재평가가 이루어진다.
- 6단계 : 재구성된 항체들을 적합도를 바탕으로 선택 과정에 의해 원래 복제 이전 개체수로 면역망이 구성된다.
- 7단계 : 소수의 항체들은 죽음과 생성의 과정을 거쳐 면역망을 구성한다.

4. 모의실험 및 검토

4.1 시스템 모델링

입력성형필터의 최적 설계 방법 비교를 위해 2개의 진동 모드를 가지는 유연한 기구부와 모터 구동축이 연결된 시스템을 그림 5와 같이 가정한다.

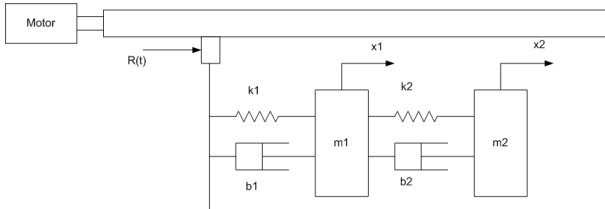


그림 5 다중 모드 시스템의 모델링
Fig. 5 Modeling of Multi Mode System

최종적으로 모터의 출력 위치량 \$R(s)\$에 대한 기구의 끝단의 위치인 \$X_2(s)\$에 대한 전달 함수식을 식(11)과 같이 구할 수 있다.

$$\frac{X_2(s)}{R(s)} = \frac{[b_1 b_2 s^2 + (k_1 b_2 + k_2 b_1) s + k_1 k_2]}{[m_1 m_2 s^4 + (m_1 b_2 + m_2 (b_1 + b_2)) s^3 + (m_1 k_2 + m_2 (k_1 + k_2) + b_1 b_2) s^2 + (k_2 b_1 + k_1 b_2) s + k_1 k_2]} \quad (11)$$

기구부의 모델링 변수값을 \$m_1 = 1.2\text{kg}\$, \$k_1 = 24000\text{N/m}\$, \$b_1 = 0.5\text{Ns/m}\$, \$m_2 = 0.2\text{kg}\$, \$k_2 = 2800\text{N/m}\$, \$b_2 = 18 \text{ Ns/m}\$ 이라고 가정하면 시뮬레이션에 사용할 전달 함수는 식(12)와 같다.

$$\frac{X_2(s)}{R(s)} = \frac{0.9s^2 + 44600s + 67200000}{0.24s^4 + 2.62s^3 + 8720.9s^2 + 44600s + 67200000} \quad (12)$$

선정된 4차 모델링 시스템의 2개의 진동 주파수 파라미터는 첫 번째 주파수 \$\omega_1=105\$, \$\zeta_1=0.0217\$와 두 번째 주파수 \$\omega_2=159\$, \$\zeta_2=0.02\$이다. 추가적으로 일반적인 DC 모터에 대한 2차 모델링은 식 (13)으로 가정한다.

$$G(s) = \frac{18900}{0.0027s^2 + 3.5129s + 360.9883} \quad (13)$$

4.2 기존 방법에 따른 입력성형필터 설계

다양한 입력성형필터의 객관적인 진동 특성 평가를 위해 평가함수는 식(14)와 같다. 속도 지령과 로봇 끝단의 속도에 대한 차에 norm의 값을 각각의 진동 특성을 평가하는 함수로 지정하였다.

$$\text{평가값} = \sqrt{\sum(\text{command} - \text{endpoint})^2} \quad (14)$$

시스템 정보를 정확히 알고 있을 경우 일반적으로 하나의

진동 주파수를 억제하기 위해서는 이론적으로는 2개의 임펄스로 가능하나 실제 시스템 적용 시에는 불확실성을 고려하여 최소 3개의 임펄스가 필요하다. 따라서 선정한 2개의 진동 모드를 가진 시스템은 아래 그림 6과 같이 주파수 당 3개의 임펄스가 필요하다. 여기서 3개의 임펄스 필터를 ZVD(Zero-Vibration-Derivative)라고 한다[3].

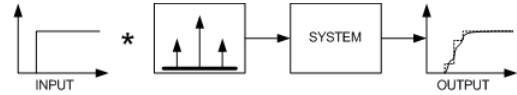


그림 6 ZVD 입력성형기
Fig. 6 ZVD Input-Shaper

- \$\omega_1=105\$, \$\zeta_1=0.0217\$: 평가값 = 1.8174,

$$\text{IST Filter } \begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2673 & 0.4994 & 0.2332 \\ 0 & 0.029 & 0.058 \end{bmatrix}$$

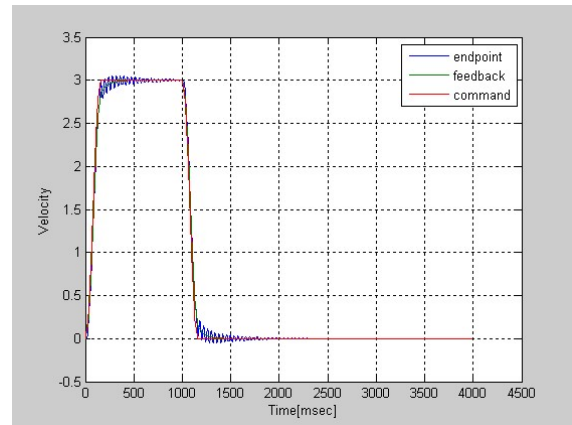


그림 7 첫 번째 주파수 성분의 ZVD IST 진동 특성
Fig. 7 Vibration characteristic of ZVD IST for first frequency

- \$\omega_2=159\$, \$\zeta_2=0.02\$: 평가값 = 2.9752,

$$\text{IST Filter } \begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2660 & 0.4995 & 0.2335 \\ 0 & 0.019 & 0.038 \end{bmatrix}$$

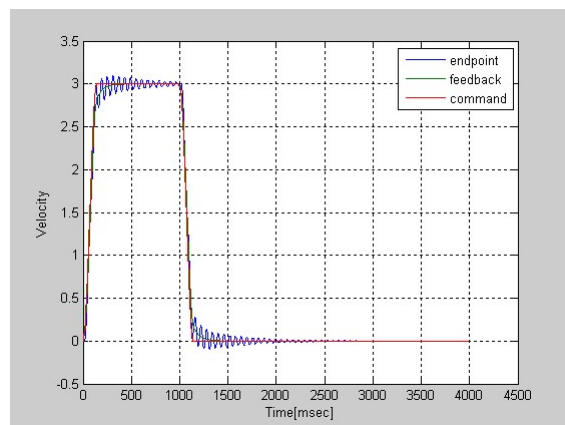


그림 8 두 번째 주파수 성분의 ZVD IST 진동 특성
Fig. 8 Vibration characteristic of ZVD IST for second frequency

4.3 제안된 GA 및 IA 에 의한 입력성형필터 설계

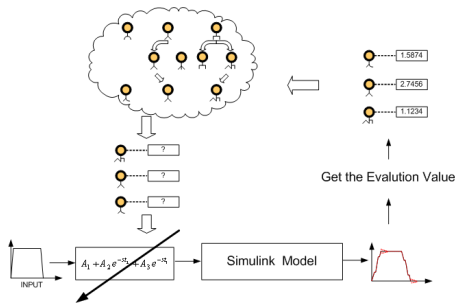


그림 9 모의 실험 학습 알고리즘 전체 구성도
 Fig. 9 Total Simulation Structure Diagram for learning algorithm

제안된 GA 및 IA를 이용한 입력성형필터 설계 방법은 가감속 형태의 구동 프로파일에 의해 GA 또는 IA에 의해 결정된 입력성형필터를 평가하고 그 평가값을 기준으로 다음 세대가 결정되는 형태로 전체 구성도는 그림 9와 같다. $n = 3$ 인 ZVD 입력성형필터를 기반으로 $\Delta t_{max} = 100$ msec의 동일한 조건과 표 1의 학습 조건으로 GA 및 IA 알고리즘을 각 50세대와 200세대의 조건으로 실험한다.

표 1 GA와 IA 학습 조건표
 Table 1 Learning Conditions of GA and IA

	개체 수	돌연변이 비율	교배 비율	복제 비율
GA	50	0.1	0.75	
IA	10	0.1		0.5

4.3.1 50세대 GA와 IA 입력성형필터 학습 결과

GA와 IA에 의한 입력성형필터 학습 알고리즘은 각 50세대에 대해 적용 후 최적 수렴값에 따른 진동 특성은 아래 그림 10과 그림 11에 보여진다. GA 와 IA 모두 최종 결과는 거의 유사하고 기존 방법과 비교하여 첫 번째 주파수와 두 번째 주파수 중간 정도의 진동 억제 성능을 보인다.

- GA : 평가값 = 2.5243,
 IST Filter $\begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0008 & 0.4996 & 0.4996 \\ 0 & 0.029 & 0.058 \end{bmatrix}$

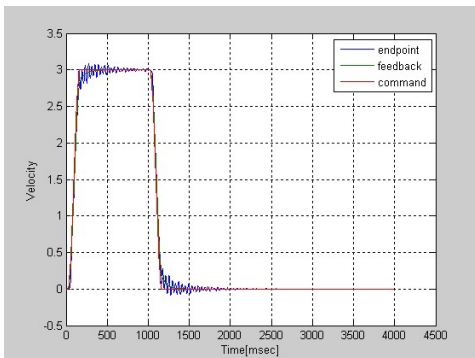


그림 10 50세대 GA에 의한 IST 응답
 Fig. 10 Response to 50 generation GA Designed IST

- IA : 평가값 = 2.4966,
 IST Filter $\begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0055 & 0.4999 & 0.4946 \\ 0 & 0.028 & 0.056 \end{bmatrix}$

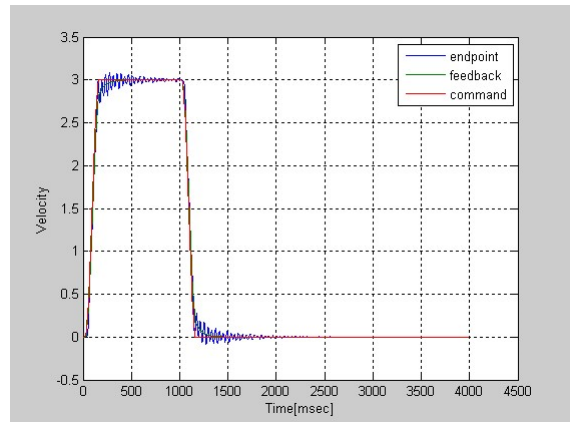


그림 11 50세대 IA에 의한 IST 응답
 Fig. 11 Response to 50 generation IA Designed IST

4.3.3 200세대 GA와 IA 입력성형필터 학습 결과

GA와 IA에 의한 입력성형필터 학습 알고리즘은 각 200세대에 대해 적용 후 최적 수렴값에 따른 진동 특성은 아래 그림 12와 그림 13에 보여진다. GA의 경우 50세대와 비교하여 결과에 큰 변화가 없으나 IA의 경우는 기존 방법으로 설계된 입력성형필터 보다 더 나은 성능을 보인다.

- GA : 평가값 = 2.4966,
 IST Filter $\begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0069 & 0.4999 & 0.4932 \\ 0 & 0.028 & 0.056 \end{bmatrix}$

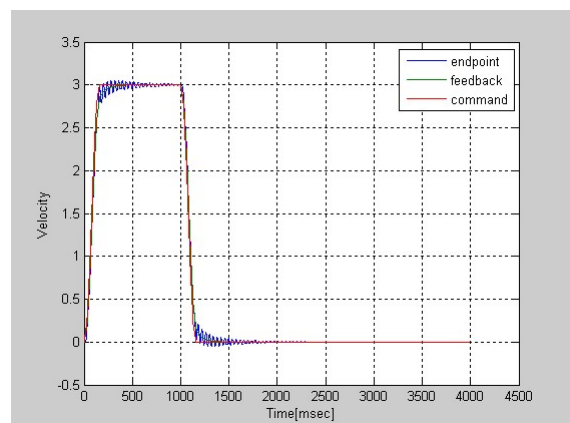


그림 12 200세대 GA에 의한 IST 응답
 Fig. 12 Response to 200 generation GA Designed IST

- IA : 평가값 = 1.290076,
 IST Filter $\begin{bmatrix} A_i \\ t_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2515 & 0.4971 & 0.2515 \\ 0 & 0.026 & 0.052 \end{bmatrix}$

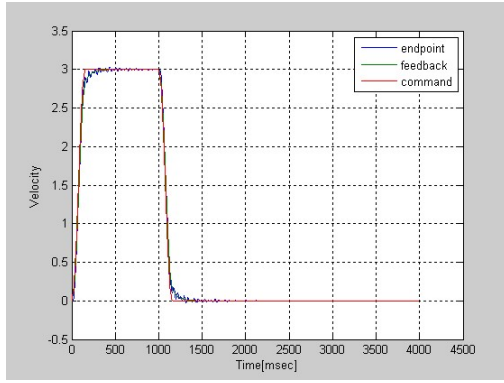


그림 13 200세대 IA에 의한 IST 응답
 Fig. 13 Response to 200 generation IA Designed IST

제안한 GA와 IA에 의한 입력성형필터 학습 알고리즘의 일반적인 비교를 위해 50세대와 200세대에 대해 100회의 학습에 따른 수렴 결과값의 확률 분포는 그림 14와 그림 15와 보인다. 확률 분포도에 의하면 50세대 보다 200세대 이상의 학습을 진행 할 경우 확정적으로 GA 보다 IA의 설계 방법이 최적의 입력성형필터를 설계 가능함을 알 수 있다.

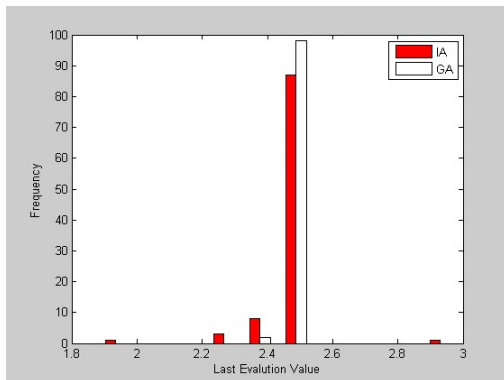


그림 14 IA 와 GA의 50세대 평가값 확률분포도
 Fig. 14 Histogram of the Evaluation Value of 50 Generation IA & GA

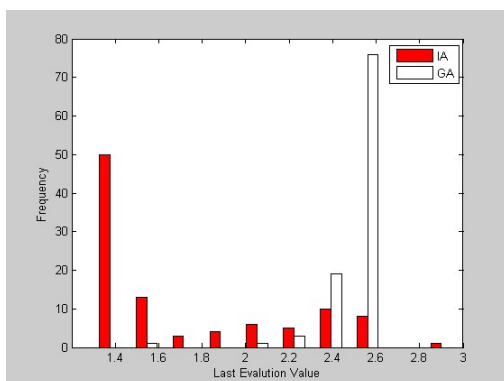


그림 15 IA 와 GA의 200세대 평가값 확률분포도
 Fig. 15 Histogram of the Evaluation Value Trend of 200 Generation IA & GA

5. 결 론

지금까지 기존의 입력성형필터 설계 방법 대비 유전 알고리즘 및 인공 신경망에 의한 설계 방법에 대해 비교 고찰하였다. 그 결과 시스템 모델링을 정확히 알고 있을 경우 기존의 입력성형필터 설계 방법에 의한 최적의 진동 억제 성능 대비 50세대 학습의 결과는 GA 와 IA 모두 기존의 방법 모두 유사한 진동 억제 성능을 보인다. 그러나 200세대 이상의 학습 결과에서는 특히 IA의 경우 시스템 정보를 정확히 알고 있어도 설계 불가능한 억제 성능을 가진 입력성형필터를 설계하였다. 결과적으로 본 논문에서 인공 신경망에 의한 학습 설계 방법이 추가적인 시스템 정보를 요구하지 않아 실제 시스템 적용이 용이하며 기존 방법 보다 더 나은 성능의 입력성형필터 설계가 가능함을 보여 제안한 방법이 실용적이며 효과적인 방법임을 검증하였다.

참 고 문 헌

- [1] O. J. M. Smith, "Posicast control of damped oscillatory systems," Proceedings of the IRE, vol. 45, pp. 1249 - 255, Sep. 1957.
- [2] Neil C. Singer and Warren P. Seering, "Using a causal shaping techniques to reduce robot vibration," Proceedings of the 1988 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Philadelphia, PA, Apr. 25-29, 1988.
- [3] N.C. Singer and W.P. Seering, "Preshaping command inputs to reduce system vibration," ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol. 112, pp. 76-82, Mar. 1990.
- [4] Singhose William and W.P. Seering, Command Generation for Dynamic System, Woodruff School of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology Department of Mechanical Engineering, Massachusetts Institute of Techology, Book, Aug. 2007.
- [5] D.P. Magee, W.J. Book, "Optimal filtering to minimize elastic behavior in serial link manipulators," Proc. of American Control Conference, PA, USA, 1998, pp. 2652-2656.
- [6] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, NJ, USA, Prentice Hall, 1996.
- [7] S. Rhim and W.J. Book, "Vibration suppression of a flexible manipulator using adaptive time-delay command shaping filter," IEEE/ASME Trans. on Mechatronics, Vol. 9 pp. 619-626, 2004.

- [8] N.C. Singer, Residual Vibration Reduction in Computer Controlled Machines, MIT Artificial Intelligence Laboratory Technical Report Number AITR-1030, MIT Artificial Intelligence Lab, 1989.
- [9] Kazuyuki Mori, Makoto Tsukiyama and Toyoo Fukuda, "Immune algorithm with searching diversity and its application to resource allocation problem," T.IEE Japan, vol. 113-C, no. 10, pp. 872-878, 1993
- [10] D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine learning. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [11] K. Preis, C. Magele and O. Biro, "FEM and evolution strategy in the optimal design of electromagnetic devices," IEEE Trans. Magnetics, Vol. 26, pp. 2181-2183 Sep. 1990.
- [12] N. K. Jerne, "The immune system," Scientific American, vol. 229, no. 1, pp. 52-60, 1973.
- [13] N. K. Jerne, "Towards the network theory of the immune system," Ann. Immunol. (Inst. Pasteur), 125C, pp. 373-389, 1974
- [14] N. K. Jerne, "Idiotypic networks and other preconceived ideas," Immunological Rev., 79, pp. 5-24, 1984.
- [15] Leandro N. de Castro and Fernando J. Von Zuben, "Learning and optimization using the clonal selection principle," IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, vol. 6, no. 3, pp. 239-251, 2002
- [16] J. E. Hunt and D. E. Cooke, "Learning using an artificial immune system," Journal of Network and Computer Applications, vol. 19, pp. 189-212, 1996.

저 자 소 개



이 동 제 (李東濟)

1975년 2월 28일 생. 1998년 부산대학교 전기공학과 졸업. 2000년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2010년 동대학원 전기공학과 졸업(박사). 현재 다사로봇 책임 연구원.

Tel : 051-510-1445 Fax : 051-513-0212
E-mail : dreamrobot@paran.com



최 영 규 (崔榮奎)

1957년 6월 18일 생. 1980년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1987년 동 대학원 전기 및 전자공학과 졸업(공박). 1990~1991년 CALTECH Visiting Scholar. 1998~1999년 Univ. of Southwestern Louisiana Visiting Professor. 현재 부산대 공대 전자전기공학과 교수

Tel : 051-510-2371 Fax : 051-513-0212
E-mail : ykichoi@pusan.ac.kr