

## 〈논 문〉

# 유전알고리듬을 이용한 유압시스템의 제어파라메터 최적화

현장환\* · 김철수\*\* · 이정오\*\*\*

(1997년 2월 28일 접수)

## Optimization of Control Parameters for Hydraulic Systems Using Genetic Algorithms

J. H. Hyun, C. S. Kim and C. O. Lee

**Key Words :** Genetic Algorithm(유전 알고리듬), Speed Control(속도 제어), Optimization(최적화), Control Parameters(제어파라메터), Variable Displacement Hydraulic Motor(가변유압모터), Cascade Control(직렬제어), Double Loop(이중루프)

### Abstract

This study presents a genetic algorithm-based method for optimizing control parameters in fluid power systems. Genetic algorithms are general-purpose optimization methods based on natural evolution and genetics. A genetic algorithm seeks control parameters maximizing a measure that evaluates system performance. Five control gains of the PID-PD cascade controller for an electrohydraulic speed control system with a variable displacement hydraulic motor are optimized using a genetic algorithm in the experiment. Optimized gains are confirmed by inspecting the fitness distribution which represents system performance in gain spaces. It is shown that optimization of the five gains by manual tuning should be a task of great difficulty and that a genetic algorithm is an efficient scheme giving economy of time and in labor in optimizing control parameters of fluid power systems.

---

### 기호설명

---

$J$	모터 및 부하의 관성모멘트
$i$	서보밸브 입력전류
$X_p$	사판조정 퍼스톤변위
$X_{pd}$	사판조정 퍼스톤변위 요구값
$\omega$	모터의 회전각속도
$\omega_d$	모터의 회전각속도 요구값
$\dot{X}_p$	사판조정 퍼스톤속도
$\dot{X}_{pd}$	사판조정 퍼스톤속도 요구값
$\dot{\omega}$	모터의 회전각가속도
$\dot{\omega}_d$	모터의 회전각가속도 요구값

$K_{pw}$	각속도제어 비례계인
$K_{iw}$	각속도제어 적분계인
$K_{dw}$	각속도제어 미분계인
$K_{pp}$	사판각제어 비례계인
$K_{dp}$	사판각제어 미분계인
$U$	제어기 출력전압

### I. 서 론

최근에 들어서 유압시스템의 성능을 향상시키기 위해서 제어파라메터를 최적화하기 위한 연구가 계속되고 있다. 유압시스템에 PID나 상태케이스제어기를 사용하는 경우 제어파라메터를 이론적으로 계산해내는 것은 매우 어려우며, 이는 비선형성이 강한

\*한국과학기술원 기계공학과

\*\*현대정공(주) 기술연구소

\*\*\*회원, 한국과학기술원 기계공학과

유압시스템을 정확하게 모델링하기가 어렵기 때문이다. 따라서 유압시스템을 제어할 때 일반적으로 제어파라메터는 조작자의 파라메터 조절에 대한 경험과 지식을 바탕으로 하여 많은 실험을 통해 조성된다.

이러한 유압시스템의 제어파라메터 조정과정을 자동화하기 위해서 퍼지논리를 이용한 기법이 개발되고 있다. 그러나 이러한 기법은 지식베이스를 구축하기 위해서는 시스템의 거동에 대한 일반화된 규칙을 얻기 위한 많은 실험과 전문가의 경험에 필요하다는 문제가 있다.

따라서 본 연구에서는 유전알고리듬을 이용하여 유압시스템의 제어파라메터를 효율적으로 최적화시킬 수 있음을 보이고자 한다. 유전알고리듬은 자연계의 적자생존과 유전학에 근거를 둔 탐색알고리듬이다. 제어성능을 반영하는 적절한 성능지수가 생존능력으로 주어지면 조작자에 의해 설정되는 탐색영역내에서 제어시스템에 대한 최적의 제어파라메터가 탐색될 수 있다.

이 연구에서 대상이 되는 유압시스템인 가변유압모터를 이용한 전자유압식 속도제어시스템은 내부의 사판제어 PD 제어루프와 외부의 속도제어 PID 제어루프의 이중루프를 가지고 있어서 제어파라메터가 5개가 되기 때문에 유압시스템 중에서도 특히 제어파라메터를 조작자가 수동으로 조절하기가 매우 어려운 시스템이다. 이 논문에서는 유전알고리듬을 이용하여 이러한 시스템에 대해서 최적의 제어파라메터를 찾아냄으로써 유전알고리듬이 유압시스템의 제어파라메터를 최적화하는데 효과적임을 보이고자 한다.

## 2. 유압시스템

### 2.1 가변유압모터를 이용한 전자유압식 속도제어시스템

밸브제어방식과 펌프제어방식으로 구분되는 기존의 유압구동방식은 크게 다음과 같은 문제점을 각각 가지고 있다. 밸브제어방식은 유량이 밸브를 통과할 때 발생하는 압력강하로 인한 에너지손실로 열발생 및 동력전달 효율의 저하 등의 단점을 가지고 있다. 그리고 펌프제어방식의 경우에는 실제로는 단일구동장치에 적합하며, 다중구동장치에는 적용이 곤란하며 동적응답특성이 떨어지는 단점을 가지고 있다. 근래에 이르러 이러한 기존구동방식의 단

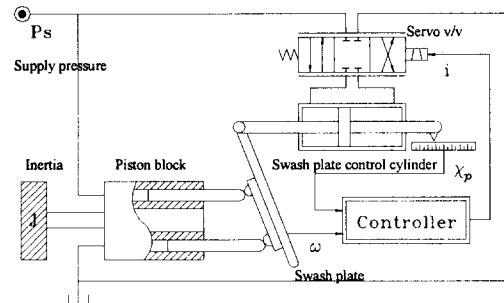


Fig. 1 Schematic diagram of the electrohydraulic speed control system with a variable displacement motor

점을 보완할 수 있는 가변모터를 이용한 새로운 구동방식에 대한 연구가 이루어지고 있다. 새로운 구동방식은 일정압력원으로부터 부하에 따라 가변모터의 사판각을 조절하여 유량을 결정하는 방식이다. 이는 일정전압원으로부터 부하에 해당하는 전류만 흐르게 되는 전기시스템과 유사성을 가지고 있다. 이 구동방식은 다수구동장치에 사용될 수 있으며, 기름의 압축성의 영향을 배제할 수 있어서 빠른 동적응답특성을 가지고 있다. 또한 부하의 구동에 필요한 최소유량만을 공급함에 따라 유압관로 상의 손실을 최소화할 수 있고, 감속시 에너지를 회복/저장하여 가속시 사용할 수 있는 장점이 있다.

이러한 구동방식의 한 적용예인 가변모터를 이용한 전기유압식 속도제어시스템의 개략도가 Fig. 1에 나타나 있다. 작동원리는 다음과 같다. 속도요구 입력신호에 따라 서보밸브가 작동하여 사판각제어 실린더를 움직이고, 모터의 사판이 변화하게 되어 모터로부터 사판각에 비례하는 구동토크가 발생하게 된다. 이 구동토크는 모터를 가속시켜 속도가 증가하게 되며, 속도값이 요구속도값과 일치할 때까지 사판각을 계속 조정하게 된다. 결국 모터의 속도에 비례하는 점성마찰토크, 쿨롬마찰토크, 부하토크의 합과 모터의 사판각에 비례하는 구동토크가 평형을 이룬 상태에서 속도는 일정하게 유지된다.

이러한 시스템의 동특성 및 제어에 대한 연구는 Kim에 의해 이루어진 바가 있다.<sup>(2, 3)</sup> 그의 연구에서 시스템에 대한 6차의 비선형모델을 이용한 이론적 해석과 실험을 통하여 외부의 속도제어루프에 내부 사판각제어루프가 추가되면 시스템의 제어안정성이 크게 향상될 수 있음을 보였다. Fig. 2에는 이중루프를 갖는 이 시스템의 블럭선도가 나타나

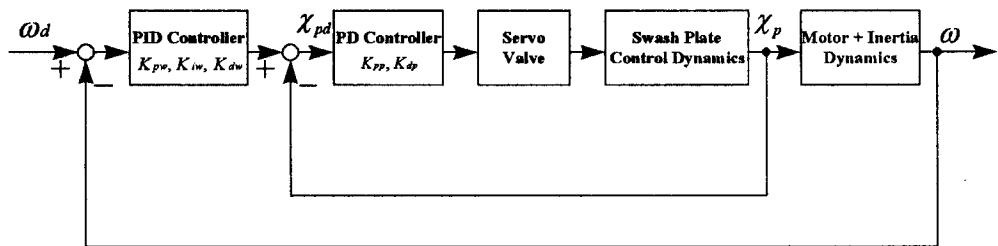


Fig. 2 System block diagram

있다. 이와 같이 5개의 게인에 의해 구현되는 제어기(control law)는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} X_{pd} &= K_{pw} \cdot (\omega_d - \omega) + K_{dw} \cdot (\dot{\omega}_d - \dot{\omega}) \\ &\quad + K_{iw} \cdot \int (\omega_d - \omega) dt \\ U &= K_{pp} \cdot (X_{pd} - X_p) + K_{dp} \cdot (\dot{X}_{pd} - \dot{X}_p) \end{aligned}$$

## 2.2 제어파라미터의 최적화에 따른 문제

이 논문에서 다루는 시스템과 같은 이종루프를 가진 경우에 게인파라미터를 조정하는 기준의 방법은 다음과 같다. 먼저 내부루프에 의해 제어되는 사판각제어 시스템의 성능이 좋아지도록 내부루프의 제어파라미터를 최적화시킨다. 그 다음 최적화된 내부루프의 제어파라미터를 고정시킨 후에 만족할만한 속도제어성능을 얻을 수 있도록 외부루프의 제어파라미터를 최적화시킨다.

이와 같이 수동으로 제어파라미터를 조정하는 경우에 있어서는 두 단계로 나누어서 최적화를 진행해야 하므로 외부루프의 제어파라미터가 내부루프의 제어파라미터에 미치는 영향은 고려되지 않는다. 그리고 과정을 두 단계로 나누지 않고 동시에 내부와 외부루프를 최적화시키는 작업은 일반적으로 많이 사용되는 PID제어기와는 달리 제어성능에 미치는 각 제어파라미터의 영향이 명확하게 알려져 있지 않기 때문에 매우 어려운 작업이 된다.

또한 위와 같은 과정을 통해서 어느 정도 만족할 만한 성능을 가져오도록 제어파라미터를 구하더라도 최적값이라는 확신을 할 수가 없다.

따라서 위와 같은 문제점을 가진 경우에 대해서 유전알고리듬을 적용하여 내부와 외부루프의 제어파라미터를 동시에 조정할 수 있으며, 아울러 조작자가 정한 탐색영역내에서 최적의 제어파라미터를 찾아낼 수 있음을 보이고자 한다.

## 3. 유전알고리듬

유전알고리듬은 자연계의 적자생존과 유전학에 근거를 둔 탐색알고리듬이다. 신경회로망이나 퍼지 논리가 인간을 모델로 세워진 이론이라면 유전알고리듬은 어떤 개체보다는 생태계 전체를 통해서 유용한 정보를 얻고자 하는 발상이라고 볼 수 있다. 즉, 인간을 포함한 생태계의 진화과정과 유전적 부호화 및 처리과정을 모델로 해서 세워진 이론이다.

또한 유전알고리듬은 수학적으로 볼 때 병렬, 전역탐색방법이다. 즉, 매개변수 공간상에서 동시에 여러 점들을 평가하기 때문에 전역해(global solution)에 수렴할 가능성이 크다. 그리고 탐색공간이 미분 가능하거나 연속이라는 가정이 필요없으며, 한 자료에 대해 여러번 반복수행될 수 있다. 이러한 유전알고리듬을 이용하여 제어파라미터를 최적화하는 과정이 아래의 Fig. 3에 나타나 있으며, 각 블럭에 대한 자세한 설명을 부록에 첨부하였다.

### 3.1 유전알고리듬 파라미터

유전알고리듬의 탐색성능을 좋게 하기 위해서는 다음과 같은 유전알고리듬의 파라미터를 적절하게 선택해야 한다.

#### 3.3.1 집단크기와 개체길이

유전알고리듬의 탐색성능과 탐색효율에 영향을 미치는 인자들이다. 확률적으로 30이상의 population size를 사용하는 것이 일반적이지만 탐색대상이 제어개인일 경우에는 이 값이 실험회수와 관계가 있기 때문에 되도록 작은 값을 선택해야 한다. 그러나 너무 작은 값을 취하게 되면 충분치 못한 탐색으로 탐색성능이 매우 나빠진다. 따라서 실험회수와 탐색성능 두 조건을 모두 적절히 만족시킬 수 있는 값을 취해야 한다.

일반적으로 유전알고리듬을 도입하는데 있어서

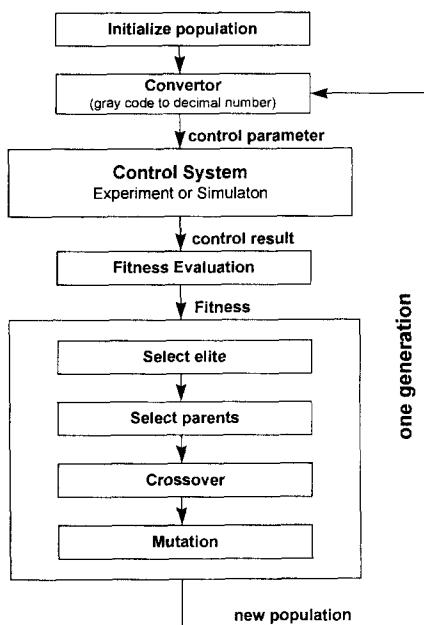


Fig. 3 Procedure of optimizing control parameters by GA

요구되는 조건으로 초기의 population으로부터 crossover만을 통하여 탐색영역의 모든 지점에 도달할 수가 있어야 한다. 이에 대한 일반적인 증명은 Reeve에 의해 이루어졌다.<sup>(10)</sup> Reeve는 string length가 20인 경우에 있어서 population size가 10일 때 초기의 population에 하나의 유전인자(0 or 1)가 최소한 한번이상 나타날 확률이 95% 이상이 되며, 이 경우에 위의 조건이 만족됨을 보였다. 따라서 이 논문에서는 population size는 10 그리고 string length는 20을 취하였다.

### 3.3.2 교차변이율(crossover rate)

이 값은 쿨수록 탐색속도를 크게 하지만 너무 큰 값의 경우에는 좋은 성능을 낼 수 있는 구조의 개체가 다른 개체들을 발전시키기 이전에 사라질 수도 있다. 일반적으로 0.7~0.9의 값을 사용하며, 이 논문에서는 0.7을 선택하였다.

### 3.3.3 돌연변이율(mutation rate)

이 값은 population의 다양성을 높여 주는 제 2의 탐색연산자이다. 그러나 너무 큰 값의 경우에는 방향성 없는 무작위 탐색이 된다. 일반적으로 0.01 ~ 0.05의 값을 사용하며, 이 논문에서는 0.02을 선택하였다.

### 3.3.4 생존적 합성(fitness)

유전알고리듬을 제어파라메터의 최적화에 사용하는 경우에 있어서는, 각 세대에서 개체에 해당하는 제어파라메터 조합들의 다음세대에 살아남을 생존적 합성을 평가하기 위한 기준이 필요하다. 일반적으로 제어성능을 평가하는 기준으로 많이 쓰이는 ISE, ITSE, IAE, ITAE(I:Integration, S:Square, A: Absolute, T: Time-multiplied, E:Error)등의 역수를 생존적 합성을 나타내는 값으로 사용한다. 이 논문에서는 이들중 ITAE를 이용하였다.

첫째 이유는 ITAE를 통하여 좋은 감쇠를 가지는 시스템을 얻을 수가 있기 때문이다. 이 성능지수를 이용하게 되면 이론적으로 약간의 오버슈트가 발생하는 것을 최적으로 인식하게 된다.

둘째는 유전알고리듬의 탐색성능과 성능지수의 법용성을 고려하였기 때문이다. 유전알고리듬의 탐색성능을 키우기 위해서는 제어성능의 좋고 나쁨에 따라서 성능지수의 크기가 많이 달라야 한다. 보통 어느 정도 세대가 지난 후에는 개체들이 대부분 비슷한 상승시간을 가지게 된다. 이러한 경우에 있어서 약간의 오버슈트나 미세한 정상상태 오차의 누적은 상승시간 동안에 누적된 오차량에 비해 상대적으로 적게 되어 개체간의 성능지수가 거의 비슷하게 나타나게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 Ahn의 연구에서는 상승시간을 파라메터로 갖는 새로운 성능지수를 제안하였다.<sup>(4)</sup> 그러나 이 경우 시스템의 조건이 바뀌는 경우, 즉 관성이나 공급압력이 변화하면 그때마다 적절한 상승시간을 예측해야 한다는 단점을 가지고 있다. 따라서 위와 같은 단점을 제거하고 상승시간 동안의 오차누적을 줄이기 위해서 time-multiplied 형태의 성능지수를 이용하고, 오차의 제곱이 아닌 절대값만을 취한 ITAE를 선택하였다.

### 3.3.5 기타

그 밖에 유전알고리듬의 탐색성능을 향상시키기 위해서 gray code와 Elitism을 사용하였다. Gray code는 일반 binary code에 비해서 통계적인 hill-climbing 능력이 우수하다고 알려져 있으며, Elitism은 각 세대에서 가장 우수한 개체의 형질이 무작위 선택과 교배에 의해서 퇴화할 가능성을 배제시켜 준다.

## 4. 응용 및 결과

위에서 제시한 유전알고리듬을 적용하여 제어파

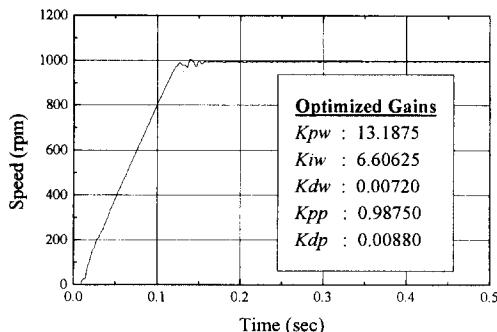


Fig. 4 Speed response with optimized gains obtained using GA,  $\omega_d=1000$  rpm,  $J=0.04 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $P_s=150$  bar

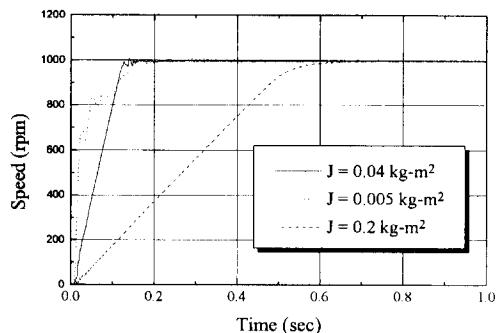


Fig. 5 Optimization of control parameters using GA

라메터를 최적화하는데 있어서 탐색영역의 결정은 아래와 같은 방법으로 한다.

[과정 1] 각 제어파라메터들에 대한 탐색영역을 설정해 준다.

→ 이 경우에 충분한 탐색 resolution이 나오도록 영역의 넓이를 결정한다.

[과정 2] 탐색을 실시한다.

[과정 3] 제어파라메터들이 탐색영역의 경계영역으로 수렴해 가는지를 조사한다.

→ 제어파라메터들이 경계영역으로 수렴해갈 경우 [과정 1]로 돌아가 탐색영역을 재설정해 준 뒤 다시 탐색을 실시한다.

#### 4.1 유전알고리듬에 의한 제어파라메터 최적화

Fig. 4는 기준조건 ( $\omega_d=1000$  rpm,  $J=0.04 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $P_s=150$  bar)에서 유전알고리듬에 의해서 최적화된 제어시스템의 성능을 나타내고, Fig. 5는 제어파라메터가 최적화되어 가는 과정을 나타낸다. Fig. 4로부터 ITAE 성능지수를 선택하였으나 최적으로 조정된 결과에는 오버슈트가 발생하지 않음을 알

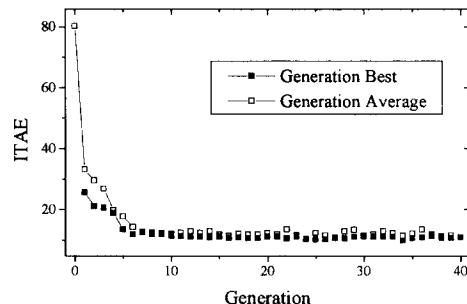


Fig. 6 Optimized speed response showing effects of inertia variation,  $P_s=150$  bar

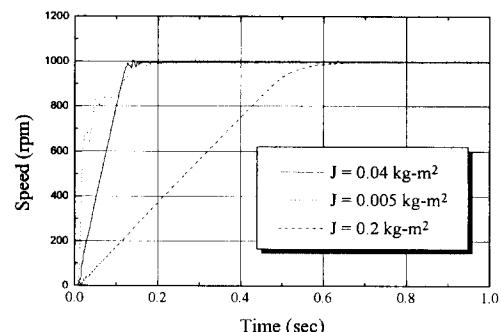


Fig. 7 Optimized speed response showing effects of supply pressure variation,  $J=0.04 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$

수가 있다. Fig. 5에서 generation best는 각 세대에서 가장 높은 fitness를 갖는 개체의 fitness를 의미하며 generation average는 각 세대에서 모든 개체의 평균 fitness를 나타낸다. Fig. 5로부터 약 10 세대가 지나기 전에 이미 최적화에 근접한 값으로 수렴함을 알 수 있다. 10세대 이후에는 generation average값이 generation best값에 거의 근접함을 볼 수 있다. 이는 한세대에서 대부분의 개체가 최적화 영역근처에 있음을 의미하고, 이에 따라 탐색속도가 정체됨을 알 수가 있다.

#### 4.2 실험조건의 변화에 따른 최적의 제어파라메터변화

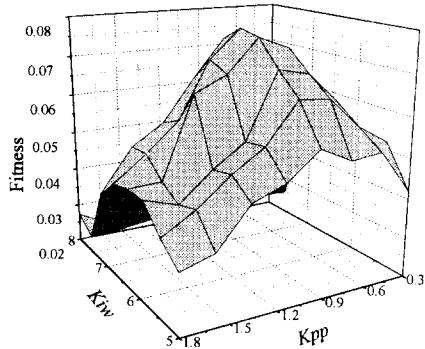
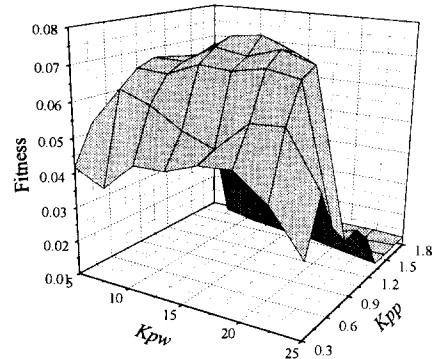
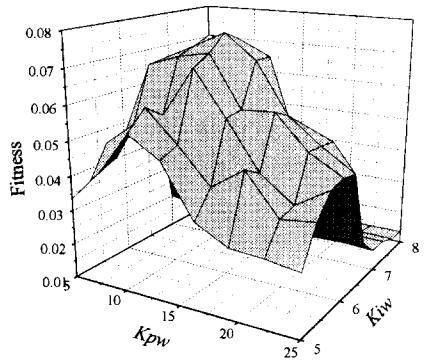
일반적으로 유압시스템 동특성의 변화를 일으키는 요인은 관성과 공급압력이다. 이 경우에 제어파라메터를 다시 조정해 주어야만 원하는 제어성능을 얻을 수 있다. 물론 간단한 제어시스템일 때, 각 제어파라메터의 영향을 조작자가 이미 알고 있는 경우에는 수동적으로 이를 최적화하는 것이 가능하다. 그러나 유전알고리듬을 사용하여 그러한 전문

**Table 1** Optimal gains according to inertia variation ( $P_s=150$  bar)

$J(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$K_{pw}$	$K_{lw}$	$K_{dw}$	$K_{pp}$	$K_{dp}$
0.005	1.19687	9.25000	0.015625	0.931250	0.0112
0.04	13.18750	6.06250	0.007200	0.987500	0.0088
0.2	18.87500	1.50000	0.001625	1.109375	0.0016

**Table 2** Optimal gains according to supply pressure variation. ( $J=0.04$ )

$P_s(\text{bar})$	$K_{pw}$	$K_{lw}$	$K_{dw}$	$K_{pp}$	$K_{dp}$
100	15.37500	5.65625	0.000000	1.190375	0.0000
150	13.18750	6.06250	0.007200	0.987500	0.0088
200	11.50000	7.00000	0.088000	0.946875	0.0112

Fig. 8 Fitness distribution in  $K_{lw}$  and  $K_{pp}$  spaceFig. 10 Fitness distribution in  $K_{pw}$  and  $K_{pp}$  spaceFig. 9 Fitness distribution in  $K_{pw}$  and  $K_{lw}$  space

적인 지식이나 작업없이 제어파라메터를 최적화시킬 수 있다.

Table 1과 Table 2 그리고 Fig. 6과 Fig. 7의 실험결과로부터 알수 있듯이 변화된 각 실험조건에 대해서도 좋은 제어성능을 얻을 수 있다. Table 1

은 관성의 기준값이 0.04이고, 이보다 큰값( $0.2\text{kg}\cdot\text{m}^2$ ) 및 작은값( $0.005\text{ kg}\cdot\text{m}^2$ )일때 각각 얻은 제어파라메터의 최적값을 나타낸다. Table 2는 압력이 기준값 150 bar이고, 낮은값(100 bar)와 높은값(200 bar)일때 각각 최적화된 제어파라메터의 값이다. Table 1 및 Table 2로부터 관성이 증가하는 경우나 공급압력이 감소하는 경우 혹은 이와 반대의 경우에 각 제어파라메터에서 최적치의 변화경향이 같음을 알 수가 있었다. 즉 예를 들어 관성이 증가하는 경우에 내부 및 외부루프의 비례개인은 증가하지만 그 밖의 개인들은 감소하는 경향을 보이며, 압력이 감소하는 경우 같은 현상을 나타낸다.

#### 4.3 탐색공간의 특성

지금까지 유전알고리듬을 통해서 유압시스템의 제어파라메터를 최적화시킬수 있음을 보였다. 그러나 엄밀히 유전알고리듬을 이용해 탐색된 제어파라

메터가 최적이라는 증거를 수학적으로 제시하는 것은 매우 힘들다. 따라서 여기서는 설정된 탐색공간 상에서 개체의 생존적 합성을 나타내는 함수가 어떤 형태인가를 살펴본다. Fig. 8, Fig. 9 그리고 Fig. 10은 비교적 중요한 계인이라고 할 수 있는 외부속도제어루프의 PI계인( $K_{pw}$ ,  $K_{iw}$ )과 내부 사판 제어루프의 P계인( $K_{pp}$ )의 조합에 따른 생존적 합성의 분포를 나타내었으며, 이 경우 나머지 제어파라메터는 유전알고리듬에 의해 탐색된 값으로 고정하였으며, F 실험은 기준조건( $\omega_d=1000$  rpm,  $J=0.04$  kg·m<sup>2</sup>,  $P_s=150$  bar)에서 수행되었다.

Fig. 8, Fig. 9 그리고 Fig. 10의 결과로부터 유전 알고리듬에 의해 최적의 위치에 있는 제어파라메터가 탐색되었음을 알 수가 있다. 또한 두개의 제어파라메터에 의해 형성되는 각각의 탐색공간에서 최적의 지점이 하나의 점으로 나타나고 있기 때문에 전체 제어파라메터 탐색공간상에서 수동적인 방법으로 최적의 제어파라메터를 찾아내는 일은 매우 어려움을 알 수 있다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 수동적으로 제어파라메터를 최적화시키기 어려운 내부와 외부의 이중제어루프의 5개의 제어계인을 가진 시스템에 대해서 유전알고리듬을 적용하여 제어파라메터의 최적화를 시도하였다. 이때 요구되는 정보는 예측되는 제어파라메터의 탐색영역뿐이다. 탐색영역은 시행착오를 통하여 수정될 수가 있다. 유전알고리듬을 적용한 실제 실험결과로부터 적절한 실험회수 이내에 만족할 만한 제어성능을 얻을 수 있도록 제어파라메터를 최적화 시킬 수 있음을 보였다. 또한 관성이나 공급압력 등 실험조건이 바뀌는 경우에 대해서도 유전알고리듬을 통하여 변화된 최적 제어파라메터를 쉽게 탐색해낼 수 있다.

그리고 설정된 탐색공간 전역에 대한 성능지수의 형태를 조사함으로써 이 시스템에서 개별적인 제어파라메터를 수동적으로 최적화시키는 것이 매우 어렵고 유전알고리듬을 통해 탐색된 제어파라메터의 값이 최적임을 보였다.

## 참고문헌

- (1) Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, New York.
- (2) Kim, C. S., 1996, "Dynamic Analysis and Control of an Electrohydraulic Speed Servo System Using Variable Displacement Motor," KAIST, Ph. D. thesis.
- (3) Kim, C. S. and Lee, C. O., 1996, "Speed Control of an Overcentered Variable-displacement Hydraulic Motor with a Load-torque Observer," *Control Eng. Practice*, Vol. 4, No. 11, pp. 1563~1570.
- (4) Ahn, C. C., 1996, "Optimization of Control Parameters for Fluid Power Systems by Genetic Algorithms," KAIST, M. S. thesis.
- (5) Jeong, I. K., 1994, "A New Hybrid Genetic Algorithm and Its Application to Control," KAIST, M. S. thesis.
- (6) Mathias, K. E. and Whitley, D., 1994, "Transforming the Search Space with Gray Coding," in *First IEEE Intern. Conf. on Evolutionary Computation*, pp. 513~518.
- (7) Merritt, H. E., 1967, *Hydraulic Control Systems*, John Wiley & Sons Inc., New York.
- (8) Murrenhoff, H. and Kupiek, H. P., 1982, "Elektrohydraulische Drehzahl und Lagerregelung für Verstellmotoren am Konstant-Drucknetz," *Öhydraulik & Pneumatik-26*, No. 12, pp. 892~900.
- (9) Murrenhoff, H. and Shih, M. C., 1982, "Analyse Elektrohydraulischer Drehzahlregelungen für Verstellmotoren am Konstant-Drucknetz," *Ö hydraulik & Pneumatik-26*, No. 5, pp. 333~339.
- (10) Reeves, C. R., 1993, "Using Genetic Algorithms with Small Populations," in *Proc. of the Fifth Intern. Conf. on Genetic Algorithms*, pp. 92~99.
- (11) Sutton P. and Boyden, S., 1994, "Genetic Algorithms: A General Search Procedure," *American J. of Physics*, Vol. 62, No. 6, pp. 549~552.
- (12) Varsek, A., Urbancic T. and Filipic, B., 1993, "Genetic Algorithms in Controller Design and Tuning," *Trans. on Sys., Man and Cybernetics*, Vol. 23, No. 5, pp. 1330~1339.
- (13) Watton, J., 1989, *Fluid Power Systems*,

Prentice Hall, New York.

- (14) Zeiger, G. and Akers, A., 1986, "Dynamic Analysis of an Axial Piston Pump Swashplate Control," *Proc. Imech. E.*, Vol. 200, No. C1, pp. 49~58.

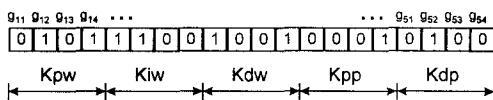
## 부 록

### ● 집단초기화(initialize population)

Gray Code로 나타내어지는 각 개체는 아래와 같은 구조를 가지며, 무작위로 선택되는 0과 1로 구성된다.

### ● 변환기(convertor)

유전알고리듬을 위한 gray code로 나타내어지는 각 개체를, 제어시스템에서 실제로 이용할 수 있는 십진수로 표현되는 제어파라미터 값으로 변환하여

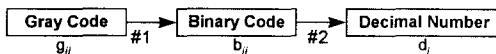


주며, 아래와 같은 과정을 거친다.

#### #1 과정

$$\begin{aligned} b_{ij} &= g_{ij} && \text{at } j=j_{\max} \\ b_{ij} &= \text{XOR}(b_{i,j+1}, g_{ij}) \quad \text{for } j=[1, j_{\max}-1] \end{aligned}$$

#### #2 과정



$$d_i = \sum_{j=1}^{j_{\max}} b_{ij} \cdot 2^{(i-1)}$$

### ● 생존적 합성평가(fitness evaluation)

$$\text{Fitness function} = \frac{1}{\text{ITAE}} = \frac{1}{\int t \cdot e|t(t)| \cdot dt}$$

### ● 엘리트 선정(select elite)

한 세대에서 가장 높은 fitness value를 가진 개체를 선택한다.

### ● 부제(select parents reproduction)

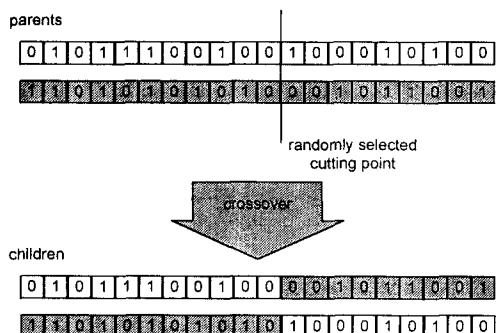
교배(crossover)가 될 개체를 선택하는 과정으로서 fitness value에 의하여, 그 선택 확률이 결정되는 weighted roulette wheel 방법을 이용하여 무작위로 선택된다. 이 경우에 임의의 한 개체가 다음 세대에 부모로 선택될 확률(%)은 다음과 같다.

$$\% = \frac{\text{임의 개체의 fitness value}}{\text{모든 개체의 fitness value의 총합}}$$

### ● 교차변이(crossover)

선택된 한쌍의 부모들의 개체를 이용하여 개체의 임의 위치에서 유전자를 절단하여 부모가 서로 교환한다.

### ● 돌연변이(mutation)



각 개체의 모든 bit에 대해서 설정된 mutation rate만큼의 연산을 수행하며, 해당 bit의 값을 0이면 1로 1이면 0으로 바꾸어 준다.