

적응 유전자 알고리즘을 이용한 다수의 성능 사양을 만족하는 제어계의 설계

A Design Of Control System Satisfying Multi-Performance Specifications Using Adaptive Genetic Algorithms

°윤영진*, 원태현**, 이영진***, 이만형****

- * 부산대학교 지능기계공학과 (Tel:+82-51-510-1456; Fax:+82-51-512-9835; E-mail:yoonyj@pnu.edu)
- ** 동의공업대학 전기공학과 (Tel:+82-51-860-3208; Fax:+82-51-860-3327; E-mail:thwon@dit.ac.kr)
- *** 부산대학교 컴퓨터 정보통신연구소 (Tel:+82-51-510-3374; Fax:+82-51-510-3385; E-mail:yjlee4@pnu.edu)
- **** 부산대학교 정밀정형 및 금형가공연구소(ERC/NSDM) (Tel:+82-51-510-2331; E-mail:mahlee@pnu.edu)

Abstract

The purpose of this paper is a study on getting proper gain set of PID controller which satisfies multi-performance specifications of the control system. The multi-objective optimization method is introduced to evaluate specifications, and the genetic algorithm is used as an optimal problem solver. To enhance the performance of genetic algorithm itself, adaptive technique is included. According to the proposed method in this paper, finding suitable gain set can be more easily accomplishable than manual gain seeking and tuning.

Keywords : Adaptive Genetic Algorithms, Multi-Objective Optimization, Gain Tuning

1. 서론

제어하고자 하는 대상에 대한 구조(structure)와 성능 사양(performance specification)이 결정되면 이를 달성하기 위해서 적절한 제어기를 설계하여야 한다. 일반적으로 구조는 상태 방정식의 형태나 s-평면에서의 전달 함수의 형태로 표현이 될 수 있고, 성능 사양은 이득/위상 여유 등과 같은 주파수 응답 특성이나 지연 시간/최대 오버슈트 등과 같은 시간 응답 특성으로 나타내어 질 수 있다. 설계 대상인 제어기의 형태는 여러 가지가 고려될 수 있지만, 구조가 주어진 경우에는 간단하면서도 실현이 용이한 PID 제어기가 많이 사용되고 있다.

주어진 성능 사양을 만족시키기 위한 PID 제어기의 설계 문제는 제어기 내의 3개의 이득 값(비례 이득 K_P , 적분 이득 K_I , 미분 이득 K_D)들을 적절히 선택, 결정하는 문제와 같다. 기존의 Ziegler-Nichols 방법은 시간 응답이 S-곡선의 형태를 가지거나 특정 비례 이득에 대해 진동이 유지되는 경우에 대해서 사용할 수 있으나, 주파수/시간 영역에서의 사양이 동시에 주어질 경우에는 해결 방법이 용이하지 않다. 혹은 시행착오법에 의해 하나의 이득 값을 고정시킨 후 남은 이득 값에 대해 여러 경우의 조합을 넣어서 결정하는 경우도 있으나, 이것 또한 쉽지 않은 방법이다.

본 연구에서는 제어 대상인 플랜트(plant)에 대한 구조가 주어

지고, 달성되어야 할 시간 응답/주파수 응답에서의 성능 사양이 주어지는 경우 이를 최대한 만족하는 PID 제어기의 이득 값을 찾는 방법에 대해 다루고자 한다. 즉, 제어기의 설계 문제를 다목적 최적화(multi-objective optimization)문제로 고려하고 이 최적화 문제를 만족하는 해를 구하여 원하는 성능 사양을 만족시키는 PID 제어기의 이득 값을 찾는 것이다. 최적화 문제를 해결하는데 있어 유전자 알고리즘이 사용되었으며, 좀 더 나은 유전자 알고리즘의 성능을 위해 적응 유전자 알고리즘(adaptive genetic algorithms)이 도입되었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2.1장에서는 유전자 알고리즘에 관한 일반적인 사항에 대해 언급하였다. 2.2장에서는 다목적 최적화 문제에 대한 내용과 이에 대한 유전자 알고리즘의 도입에 관해 서술하였고, 2.3장에서는 적응 유전자 알고리즘에 대한 소개와 본 논문에서의 적용에 대해 다루었다. 3장에서는 지금까지 제시된 방법에 의한 제어기의 설계 예를 보였으며, 4장에서는 결론을 기술하였다.

2. 유전자 알고리즘에 의한 제어계의 설계

2.1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 다윈이 주장한 자연선택의 법칙인 적자생존(survival of the fittest)과 자연도태(natural selection)의 원리를 근간으로 정립된 최적화 알고리즘으로, 주위의 환경에 좀 더 적합한 형태의 개체는 좀 더 높은 생존 가능성을 가지면서 교배(crossover)와 돌연변이(mutation)의 과정을 거쳐 더 나은 방향으로 진화를 해 나간다.

일반적으로 유전자 알고리즘의 적용 대상은 연고자 하는 최적해에 대해, 최적의 해로 생존할 수 있는 가능성을 가진 변수들의 이진(binary) 문자열로 이루어진 집합이 되며 이를 군집(population)이라고 한다. 유전자 연산자(genetic operator)인 교배와 돌연변이는 이들 문자열에 대해 시행되며 군집의 재생산(reproduction)은 이 연산자의 연산 결과에 의한다. 군집내의 각각의 개체인 염색체(chromosome)는 적합도 함수에 의해 그 적합도를 부여받게 되고, 높은 적합도를 가진 염색체일수록 다음 세대에서도 계속 생존할 가능성을 부여받는다. 최적화 문제에 유전자 알고리즘을 적용할 경우, 최적해에 근접할수록 더 높은 적합도를 가지도록 적합도 함수를 설정하면 세대수를 반복함에 따

라 최적해에 가까운 염색체들이 생존하게 되며, 최종적으로 근사적 최적해에 수렴하게 된다.

개체의 적합도를 판별하는 적합도 함수의 선정에 있어, 대부분의 유전자 알고리즘은 염색체가 적합도 함수의 값을 최소화시킬수록 더 높은 적합도를 부여하나, 함수 자체가 아래로 볼록(convex)하지 않으면 높은 적합도를 보장하는 최소값은 존재하지 않게 된다. 따라서 달성되어야 하는 값과 현재의 염색체간의 값의 거리를 최소화시키는 방법이 사용될 수 있으며, 본 논문에서도 주어진 성능 사양과 유전자 알고리즘에 의해 얻어진 염색체간의 거리가 최소가 될수록 더 높은 적합도를 주는 방식을 사용하였다.

2.2 다목적 최적화 문제와 유전자 알고리즘

전체 제어계가 달성해야 할 다수의 성능 사양은 다수의 목적 함수의 형태로 고려할 수 있으며, 설계되어지는 제어기는 이들을 모두 만족해야 한다. 그러나 일반적으로 복수개의 목적 함수를 동시에 만족하는 해는 존재하지 않으며, 각각의 목적 함수들간에 어느 정도 절충이 되는 해를 구해야 한다. 이러한 해를 파레토 최적해(Pareto Optimal Solution)이라 하고, 그 정의는 다음과 같다.

[정의] 파레토 최적해

벡터 x^* 이 각각의 목적 함수에 대해 $f_i(x) \leq f_i(x^*)$, $i=1, 2, \dots, m$ 이고, 최소한 하나의 j 에 대하여 $f_j(x) < f_j(x^*)$ 이 되는 벡터 $x \in \Omega$ 가 존재하지 않으면 그 벡터는 파레토 최적해이다. (단, $\Omega = \{x \in R^n \mid g(x) \leq 0, h(x) = 0\}$)

여기서 m 은 주어진 목적 함수의 갯수이고, n 은 설계 변수의 갯수이다. 그리고 함수 $g(x)$ 와 $h(x)$ 는 각각 부등식과 등식 제한 조건을 나타낸다.

파레토 최적해는 하나의 목적 함수의 값을 줄이면 다른 목적 함수의 값이 증가되어야 한다는 의미를 가지고 있기 때문에 모든 해를 동시에 만족하는 해를 찾을 수는 없다. 따라서 많은 파레토 최적해의 집합을 찾아서 그 집합의 일부를 선택하는 방법을 택해야 하며, 그 선택은 설계자의 주관에 의한다[10].

주어진 성능 사양을 만족하는 PID 제어기의 이득 값의 집합을 찾는 경우, 각각의 성능 사양은 목적 함수와 구속 조건의 형태로 주어지게 되며 설계 변수는 PID 제어기의 3개의 이득 값인 K_p , K_i , K_d 가 된다. 다수의 성능 사양을 처리하기 위해서는 다수의 요구 사항을 가중치를 이용하여 하나의 목적 함수로 구성하는 방법, 하나의 성능 사양만을 목적 함수로 나타내고 다른 성능 사양은 구속 조건으로 나타내는 방법, 다수의 성능 사양을 다수의 목적 함수로 바꾸고 다목적 최적화를 이용하는 방법 등이 있다[9]. 유전자 알고리즘에서는 목적 함수의 값으로부터 해당 염색체의 적합도를 판별하도록 되어 있으며, 본 논문에서는 비교적 간단하고 구현이 용이한 첫번째 방법(가중합, Sum of Weighted Objectives:SWO)이 사용되었다.

SWO방법은 다음과 같이 나타내어진다.

$$F = \sum_{i=1}^m W_i \cdot f_i \quad (1)$$

여기서 f_i 는 각각의 i 번째의 목적 함수에 의한 적합도를, W_i 는 해당 적합도에 대한 가중치를, F 는 모든 목적 함수에 의한 적합도의 합을 나타낸다. Bentley는 이에 대해 기존의 SWO외에 5가지의 다른 가중합 방식을 제안하였으며[1], 본 논문에서는 그 중의 하나인 SWR(Sum of Weighted Ratios)방법이 사용되었다. SWR방법은 각각의 목적 함수에 의한 적합도의 값을 정규화시킴으로써 적합도의 합을 구하는 데에 좀 더 타당성을 둔 방식으로 그 공식은 다음과 같다.

$$f_ratio_i = \frac{f_val_i - \min(f_val)}{\max(f_val) - \min(f_val)} \quad (2)$$

여기서 f_val_i 는 군집내의 i 번째 개체에 대한 적합도, $\max/\min(f_val)$ 은 군집내 최대/최소 적합도를 뜻하며, f_ratio_i 는

위 식의 계산 결과 변환되는 적합도의 비를 의미한다. 따라서 군집내의 모든 적합도의 값은 0~1사이의 값으로 변환되어 각각의 적합도를 합하는데 무리가 없게 되는 것이다.

2.3 적용 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘의 성능에 영향을 미치는 요소에는 여러 가지가 있지만, 특히 교배/돌연변이 연산 확률(Operator probabilities)의 적절한 선정은 무엇보다 중요하다. 이를테면, DeJong의 실험에 의하면[2] 군집의 크기가 50~100사이이면 교배 연산 확률은 0.6, 돌연변이 연산 확률은 0.001이 좋다는 것이 보고되었고, Schaffer의 실험은[7] 군집의 크기가 25~30일 때 교배 연산 확률은 0.75, 돌연변이 연산 확률은 0.005~0.01이 바람직하다는 결과를 보였는데, 이러한 값들은 대부분의 유전자 알고리즘에서 채용되는 값들이다.

이와 같이, 군집의 크기에 따라 다른 값이 취해지기는 하지만 일반적으로 유전자 알고리즘의 연산이 진행되는 동안의 연산자의 연산 확률은 고정되어 있다. 그러나 더 나은 성능을 보장받을 수 있다면 연산 확률을 가변적으로 바꾸어줄 수 있다는 것이 적용 유전자 알고리즘의 기본 개념 중의 하나이다. Tuson의 실험에 의하면[8], 다음과 같은 사항들에서의 향상이 보고되었다.

1. 적절한 교배/돌연변이 연산 확률값을 찾는 데 소모되는 시간의 절약
2. 좀 더 원하는 값에 가까운 해가 구해짐.
3. 좀 더 빠른 시간 내에 해가 구해짐.

본 논문에서 적용한 가변 연산 확률 알고리즘은 참고 문헌[4]에서 인용된 Srinivas *et al*이 사용한 것이다. 유전자 알고리즘은 각각의 염색체의 적합도에 따라 다음 세대에도 생존할 염색체를 고르게 되며, 이 때 염색체는 고유의 교배 연산 확률을 가지고 c 있게 된다. 이 연산 확률은 $(f_{max} - f)/(f_{max} - \bar{f})$ 에 따라 비례하게 되는데, 이 때 f_{max} 는 군집 내의 최대 적합도, \bar{f} 는 군집의 평균 적합도, f 는 해당 염색체의 적합도를 의미한다. 따라서 교배 연산 확률은 평균 적합도의 염색체에 대해서는 큰 값이 되고, 상대적으로 큰 적합도의 염색체에 대해서는 작은 값이 되므로 큰 적합도의 염색체는 덜 교배된다. 결과적으로 큰 적합도의 염색체는 그 형태를 보존할 확률이 높아지는 것이다.

한편, 돌연변이 연산 확률에 대해서는 Mühlenbein은[6] 이론적 해석을 통해, 유전자 알고리즘에 의한 군집의 개체들이 최적해로 수렴해갈수록 돌연변이 연산 확률은 감소해야 한다고 결론을 내린 바 있으나, 국부적 최적해(local minimum)를 극복할 수 있는 가장 강력한 방법이라 판단하여 본 논문에서는 돌연변이 연산 확률에 대해서는 변화를 주지 않았다.

3. 설계 예

지금까지 언급한 방법을 적용하기 위해 임의로 플랜트를 선정한다. 선정된 플랜트는 참고 문헌[5]에 나오는 자동차의 동력계통으로서 그 목적은 공연비(A/F)를 14.7:1로 맞추는 것이다.

그림 1은 주어진 시스템을 블록 선도로 나타낸 것이다.

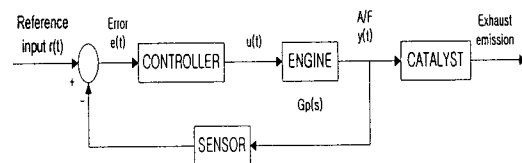


그림 1. 전체 시스템 블록 선도
Fig. 1. Overall system block diagram

주어진 플랜트에 대한 전달 함수는 다음과 같으며, 시간 지연 항은 2차의 멱급수로 근사되었다.

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{1}{0.004(s^3 + 15s^2 + 100s + 250)} = G_p(s) \quad (3)$$

제어기는 PID 제어기로 구성하며, 제어기의 전달 함수는 다음과 같다.

$$G_c(s) = \frac{K_D s^2 + K_P s + K_I}{s} \quad (4)$$

따라서, 전체 시스템의 전달 함수는 다음과 같이 된다.

$$G(s) = G_c(s) \cdot G_p(s) = \frac{K_D s^2 + K_P s + K_I}{0.004(s^4 + 15s^3 + 100s^2 + 250s)} \quad (5)$$

달성되어야 하는 성능 사양은 다음과 같이 정했다.

1. 지연 시간(Delay Time, T_d)은 최대 0.5초 이내로 한다.
 2. 최대 오버슈트(Maximum Overshoot, O_s)는 최대 5% 이내로 한다.
 3. 위상 여유(Phase Margin, PM)는 70° 정도로 한다.
- 이제 각각의 성능 사양에 맞는 목적 함수를 설정한다. 앞서 언급한 바와 같이, 목적 함수 자체가 아래로 볼록하지 않을 경우가 있으므로 주어진 성능 사양과 계산 결과 사이의 거리를 최소화 하도록 목적 함수를 설정한다.

$$J_1 = \frac{T_{d/c}}{0.5} \quad (6)$$

$$J_2 = \frac{O_{s/c}}{0.05}$$

$$J_3 = ABS(70 - PM/c)$$

단, 위 식에서 'c'의 첨자가 붙은 것은 현재의 PID 제어기의 이득 값들에 의해 계산된 성능 사양들이며, $ABS(\cdot)$ 는 절댓값을 뜻한다.

따라서, 전체 목적 함수는 다음과 같이 된다.

$$J = W_1 J_1 + W_2 J_2 + W_3 J_3 \quad (7)$$

그리고, 적합도 함수는 다음과 같다.

$$F = W_1 f_1 + W_2 f_2 + W_3 f_3 \quad (8)$$

단, f_1, f_2, f_3 는 J_1, J_2, J_3 의 값을 SWR방법으로 바꾸어 준 값이며, 가중치 $W_{1,2,3}$ 는 모두 1로 두었다.

적합도가 높은 개체를 찾기 위한 선택(selection)은 참고 문헌 [3]에 소개된 'Simple Genetic Algorithm'의 Roulette wheel 방법을 적용하였다. 이는 적합도가 높은 염색체일수록 Roulette wheel에서 더 큰 각의 부채꼴의 면적을 차지함으로써 좀 더 생존의 가능성을 높이는 것이며, F 가 작을수록 F 의 역수는 더 커져서 큰 각을 할당받을 수 있다.

이상과 같은 설정 하에서 구해진 PID 제어기의 이득 값의 분포는 그림 2, 3과 같다.

그림에서 알 수 있는 바와 같이, K_P 는 대략 1.7~1.9사이의 구간에 집중적으로 분포되어 있으며, K_I 는 약 0.8~1.1사이와 2.3~2.5사이의 구간에, K_D 는 0.48~0.52사이의 구간에 대부분 분포되어 있음을 알 수 있다.

위의 구간 내에 존재하는 임의의 이득 값의 조합에 대해 성능 사양을 알아보았다.

표 1. 선택된 이득 값의 집합에 의한 성능 사양
Table 1. Performance specification evaluated by selected gain set

K_P	K_I	K_D	T_d	O_s^*	PM
1.75	0.92	0.48	0.126	없음	70.7°
1.82	2.4	0.51	0.121	없음	68.7°

(* : 플랜트 자체가 과감쇄(overdamped)시스템으로 오버슈트를

가 없으며, 위의 이득 값의 조합이 부수적인 오버슈트를 발생시키지 않았음을 의미함.)

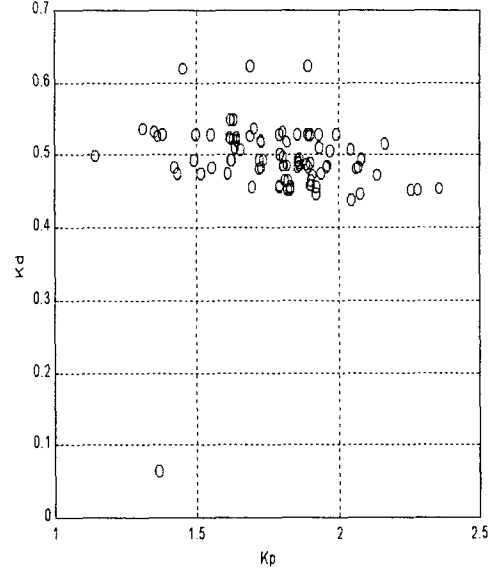


그림 2. 파레토 최적해에 의한 이득 K_P 와 K_D 의 분포
Fig. 2. Distribution of gain K_P and K_D of Pareto optimal solution

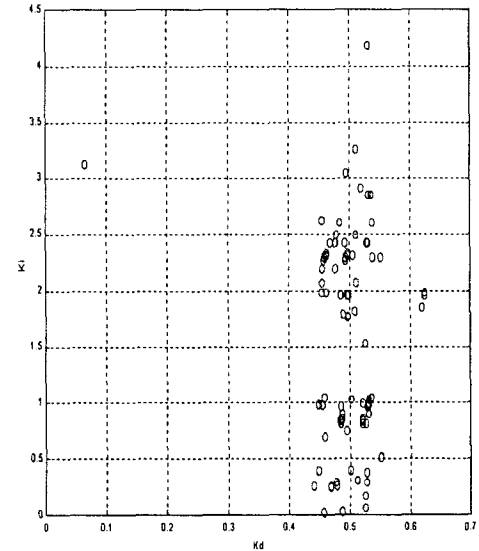


그림 3. 파레토 최적해에 의한 이득 K_D 와 K_I 의 분포
Fig. 3. Distribution of gain K_D and K_I of Pareto optimal solution

4. 결론

본 논문에서는 제어 대상인 플랜트의 구조가 주어지고, 제어기가 결합된 전체 시스템의 성능 사양이 결정된 경우, 다수의 성능 사양을 만족시키는 PID 제어기의 이득 값의 결정에 대해 살펴보았다. 다수의 성능 사양을 다수의 목적 함수로 바꾸고, 이를

SWR방법에 의해 하나의 목적 함수로 치환한 후 파레토 최적해를 구해 제어기의 이득 값을 결정하였다. 이 과정에서 유전자 알고리즘이 도입되었으며, 유전자 알고리즘 자체의 성능 향상을 위해 적응 유전자 알고리즘 기법이 도입되었다.

임의로 선정된 제어 대상에 대해 적용해 본 결과, 주어진 성능 사양을 만족하는 이득 값의 집합을 구할 수 있었다. 따라서, 다른 형태의 플랜트에 대해서도 그 구조가 주어지고 성능 사양이 명확히 명시되는 경우 본 논문에서 다룬 방법이 적용될 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] P. J. Bentley, *Finding acceptable solutions in the pareto-optimal range using multiobjective genetic algorithms*, Dep't of Computer Science in University College London, UK, 1997
- [2] K. A. DeJong, *Analysis of behavior of a class of genetic adaptive systems*, Ph. D Dissertation, The University of Michigan, 1975
- [3] D. G. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley, 1989
- [4] B. A. Julstrom, "What have you done for me lately? Adapting operator probabilities in a steady-state genetic algorithms," Proc. of the 6th Int'l Conf. Genetic Algorithms, pp. 81-87
- [5] B. C. Kuo, *Automatic control systems*, Prentice Hall, 1995
- [6] H. Mühlenbein, *Parallel problem solving from nature*, Elsevier Science Publisher B.V., 1992, pp. 15-26
- [7] J. D. Schaffer, "A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization," Proc. of the 3rd Int'l Conf. Genetic Algorithms, pp. 51-61
- [8] A. L. Tuson, *Adapting operator probabilities in genetic algorithms*, MS Thesis, Dep't of Artificial Intelligence in University of Edinburgh, UK, 1995
- [9] 류혁, "다목적 최적화를 이용한 비행제어계 설계 자동화", Proc. of the 11th Conf. KACC, pp. 1296-1299, 1997
- [10] 이준배, *유전자 알고리즘을 이용한 전제/다목적 최적화 알고리즘의 개발*, 한국과학기술원 박사 학위 논문, 1995