2001년도 대한전기학회 하계학술대회 논문집 2001.7.18-20

파라미터 최적화를 통한 비선형 시스템의 퍼지제어

배 현, 김 성신
부산대학교 전기공학과

Fuzzy Control of Nonlinear System based on Parameter Optimization

Hyeon Bae, Sungshin Kim
School of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University

Abstract - Fuzzy control has been researched for application of industrial processes which have no accurate mathematical model and could not be controlled by conventional methods because of a lack of quantitative input-output data. Intelligent control approach based on fuzzy logic could directly reflex human thinking and natural language to controller comparing with conventional methods. In this paper, the tested system is constructed for sending a ball to the goal position using wind from two DC motors in the path. This system contains non-linearity and uncertainty because of the characteristic of aerodynamics inside the path. The system used in this experiment could be hardly modeled by mathematic methods and could not be easily controlled by linear control manners. The controller, in this paper could control the system containing non-linearity and uncertainty.

1. 서 론

일반적인 정상상태에서 시스템은 제공된 제어기를 통해 적절하게 제어될 수 있지만 그렇지 않은 조건에 있어서는 평상시의 운전방법과는 다르게 운용된다. 예로 시스템 자체의 결함이나 외란, 시동과 제동시, 그리고 비상 운전상태에서는 운전자가 시스템의 제어에 관여하여 직접적인 영향을 주게 된다. 여기서 운전자의 행동 선택은 시스템을 구동하면서 얻게 되는 경험적 지식을 바탕으로 하여 이루어진다. 이러한 모델을 운전자 모델이라고 하고 제어와 최적화에 있어서 중요한 정보가 된다.

퍼지 제어기는 정해진 규칙과 정의된 소속함수의 값을 이용하여 시스템을 제어하는 제어기이다. 따라서 퍼지 제어기의 설계에서 중요하게 고려되어야 할 것은 어떻게 규칙을 정하고, 퍼지 소속함수의 파라미터를 조정하는가 하는 것이다. 규칙과 소속함수의 파라미터는 운전자가 실제 시스템을 운전하면서 얻게 되는 지식을 바탕으로 하여 만들 수도 있고 최적화의 방법을 이용하여 알맞은 것을 찾을 수도 있다.

본 논문에서 사용된 퍼지규칙은 실험을 통해 얻은 운전자의 지식을 토대로 하여 찾은 것을 사용하였고 퍼지 소속함수의 파라미터는 실험을 통해 구한 값들을 기반으로 하여 두 가지의 최적화 알고리즘을 이용하여 최적화하였다. 최적화의 성능을 통해 시스템의 특성에 잘 맞는 최적화 방법을 선택하고자 하였다. 그리고 시스템에서 외란이 발생하였을 경우, 퍼지제어기의 규칙을 다시 만들지 않고 단지 기존에 사용한 최적화 알고리즘만을 이용하여 조건에 알맞은 파라미터를 찾고 적절하게 제어할 수 있는가를 실험을 통해서 확인하고자 하였다. 또한 외란이 존재하는 경우와 그렇지 않을 경우에 있어서 제어기의 제어 성능도 함께 비교해보고자 하였다.

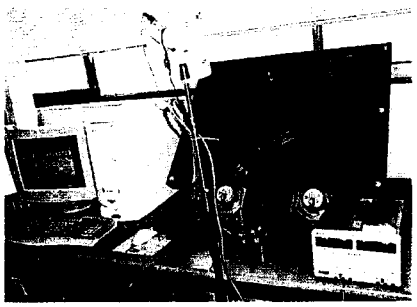

그림 1. 전체 시스템 구성품.

2. 본 론

2.1 최적화

2.1.1 유전자 알고리즘

유전 알고리즘은 인공지능 기법 중 하나로서 유전자 상속과 Darwin의 적자생존과 같은 자연적인 현상들을 모델로 하는 확률적인 탐색 알고리즘이다 [1], [2].

유전 알고리즘의 근본적인 개념은 자연에서 이루어지는 것을 모방하는 것이다 [3]. 각 유전자형은 문제에 대한 잠재적 해를 나타내고, 진화과정은 잠재적 해의 공간을 통해 검색에 관계하는 염색체들의 집단 속에서 움직인다. 이와 같은 탐색은 두 가지의 목적인 최적의 근을 찾는 것과 검색 공간의 전반적 탐색(exploitation and exploration)이 균형적으로 이루어진다. 다시 말해 유전자 알고리즘은 일반적인 목적의 검색방법으로서 개척과 검색공간의 탐색사이의 확실한 균형을 이룬 방법이다 [4], [5].

퍼지 시스템에서의 유전자 알고리즘의 적용은 그림 2에서 보는바와 같이 이진 배열을 사용하여 최적화된 소속함수의 파라미터를 찾는다. 본 논문에서 퍼지 소속함수로 가우시안(Gaussian) 함수를 사용하였기 때문에 중심 값과 각 함수의 폭을 찾음으로서 최적화된 소속함수를 구성하게 된다.

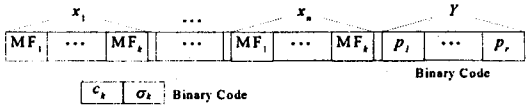

그림 2. 최적화를 위한 스트링 구조.

2.1.2 simplex method

Simplex method는 비선형 프로그래밍(nonlinear programing)의 한 방법으로서 미분이 필요 없는 탐색방법이므로 수학적인 모델이 존재하지 않는 시스템에서 적용이 용이하다. 일반적으로 n-차 공간에서 $n+1$점의 집합을 통해 기하학적인 그림의 형태로 만드는 것을

simplex라고 한다.

Simplex method는 목적함수 $f(x)$를 최소화시키는 방향으로 검색을 한다. Simplex method에서 기본 착안점은 일반적인 simplex의 $n+1$ 꼭지점들에서 목적함수의 값을 비교하고 반복적인 과정을 통해 최소 값으로 simplex를 이동하는 것이다. 이러한 과정을 통해 원하는 해의 방향으로 지그재그(zigzag)한 경로를 만들어 가면서 찾아가게 된다. 이 방법은 국부 hill climbing과 같은 방법으로서 수렴하는 비가 향상된다 [6].

2.1.3 하이브리드 최적화

유전자 알고리즘에서 검색 영역은 유전자 알고리즘의 분해능(resolution) R_i에 의해서 이산화 된다. L_i 비트로 이루어진 파라미터 x_i에 대한 분해능은 아래의 식과 같이 표현된다.

$$R_i = \frac{UB_i - LB_i}{2^{L_i} - 1} \tag{1}$$

만약 k 비트만큼 증가시키면 분해는 R_i 는 2^k 배만큼 증가하게 된다. 또한 검색 영역은 $(2^k)^n$배씩 증가된다. 유전자 알고리즘과 Nelder-Mead의 simplex 방법을 조합하여 검색할 수 있는데 이러한 방법을 하이브리드 최적화라고 한다. 하이브리드 방법을 사용함으로서 탐색의 정확성을 유지하고 수렴 속도를 향상시킴으로서 연산량에 대한 부담을 줄일 수 있다 [7].

2.1.4 Simulated Annealing

Simulated annealing(SA)은 미분이 필요 없는 최적화 방법으로서 연속적인 것과 이산적인(discrete) 최적화 방법에 알맞기 때문에 최근에 있어서 많은 관심을 받고 있다. SA가 처음 제안되었을 때 큰 범위의 조합적(combinatorial) 최적화 문제에 있어서 최적에 가까운 해를 찾는데 효과적이라고 알려졌었다 [8].

Simulated annealing은 결정이 성장하는 물리적인 열처리 공정으로부터 기본 개념을 얻었다. SA의 배경 원리는 금속이 식을 때 발생하는 현상과 유사하다. SA에서 최소화시키려고 하는 목적함수의 값은 열역학 시스템에서의 에너지랑 유사하다. SA에서 가장 중요한 부분은 온도를 높은 데서 낮은 값으로 얼마나 빨리 낮추느냐 하는 annealing schedule이다. 여기서 초기 온도값의 설정은 일반적으로 trial-error에 의해서 이루어지며 다소의 경험이 필요하다. 이러한 SA 최적화 방법은 확률적인 hill-climbing 알고리즘으로 볼 수도 있는데, 근본적인 차이점은 특정한 확률 범위에 의해서 나쁜 해도 받아들여 질 수 있다는 것이다. 이 확률 값을 통해 시스템의 최적화를 알맞게 이룰 수 있다.

2.2 오차와 성능평가 함수

2.2.1 오차 값의 결정

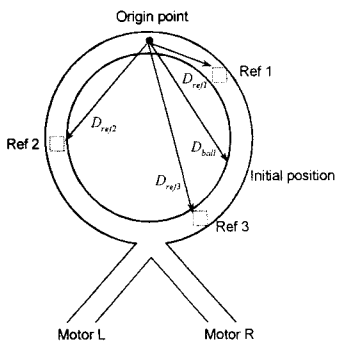

그림 3. 시스템 개요도.

본 실험에서 퍼지규칙을 사용하기 위해 목표점과 공의 위치에 대한 오차 값을 구하기 위한 방법을 정의하였다. 퍼지제어기의 입력으로 사용된 오차와 오차 변화율로 퍼지규칙을 구성하였고 출력 측 소속함수는 모터에 인가되는 전압의 세기를 기준으로 구성하였다. 그림 3의 개요도에서 보이는 각 지점에 대한 오차 값을 구하는 식은 아래와 같다.

$$e(t) = \sqrt{(B_x - O_x)^2 + (B_y - O_y)^2} - \sqrt{(R_x - O_x)^2 + (R_y - O_y)^2} \tag{2}$$

여기서 B, O, R은 공의위치, 원점의 위치, 그리고 목표점의 위치를 각각 나타낸다.

2.2.2 성능 평가 함수

일반적으로 사용하는 성능 평가 함수로는 다음과 같은 것이 있다 [9].

$$IAE = \int_0^\infty |e(t)|dt \tag{3}$$

$$ITAE = \int_0^\infty t|e(t)|dt \tag{4}$$

이상에서 본 오차 값과 시간을 이용한 성능 평가 함수들은 각각의 장단점을 가지고 있기 때문에 경우에 따라 적절한 적용이 필요하다. 본 실험에서는 오차 값과 수렴 시간을 동시에 고려할 수 있도록 시간과 오차에 대한 조합으로 성능 평가 함수를 정의하였고 이것을 사용하여 제어 성능을 평가하여 최적화와 제어에서의 성능을 서로 비교하였다. 정의된 식은 아래와 같다.

$$f(t) = \alpha \sum_{t=t_1}^{t_2} t|e(t)| + (1-\alpha) \sum_{t=t_1}^{t_2} |e(t)| \tag{5}$$

여기서 α는 기여인자로 사용되면 t_1, t_2는 오차 측정 시간이다.

2.3 실험 결과

2.3.1 외란을 고려하지 않은 조건에서의 최적화

① 하이브리드 유전자 알고리즘 최적화

본 최적화 과정에서는 초기에 유전자 알고리즘을 이용하여 최적의 해가 존재할 수 있는 영역을 탐색한 후 일정 세대수가 지난 후 simplex method로 전환하여 최적해로 수렴해 갈 수 있게 구성하였다. GA에 의한 최적화 단계를 넘어서 simplex method에 의한 최적화 과정에서 성능이 한번 나빠지는 것을 볼 수 있다. 이것은 동일한 퍼지 소속함수의 파라미터를 이용하여 시스템을 제어하더라도 실제의 실험에 있어서 성능 값의 차이를 보이기 때문이다.

이것은 시스템의 특성에 대한 문제이기도 하고 바람에 의한 불확실성의 영향이라고 할 수 있다. 같은 세기의 바람에 의해서도 실제 공이 받는 힘의 세기는 달라질 수 있다고 볼 수 있다.

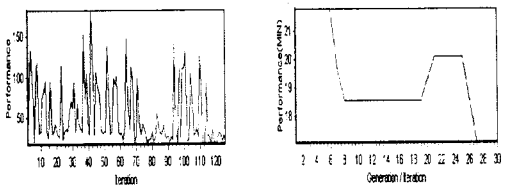

그림 4. 하이브리드 방법을 이용한 실험 결과.

그리고 GA에서의 최소값은 계속적으로 보존하여 다음 세대로 넘기게 되지만 GA의 과정이 끝나고 simplex method의 최적화 과정으로 넘어가게 되면 전승된 전체

파라미터 집단 모두를 사용하여 시스템을 구동시킨 후 결과에 대한 성능 값을 평가하기 때문에 어느 정도의 값의 변화는 고려되어져야 한다. 하지만 최종적으로는 성능이 좋아지는 해로 접근함을 볼 수 있다.

② Simulated Annealing

그림 5의 성능 함수 그래프에서 보는 것처럼 초기에 빠르게 성능이 향상되고 횟수를 거듭하면서 조금씩 작은 값으로 줄여들고 있다. 실제 반복되는 횟수에 비하여 빠르게 최적의 해를 찾아가는 것을 알 수 있다. SA를 이용한 최적화에 있어서 초기값의 선정이 중요한데 본 실험에서는 실험을 통해서 얻은 해의 범위를 이용하여 일정한 안에서 탐색을 하여 해를 찾고자 하였다. 초기의 전역적인 탐색을 위하여 온도 계수를 크게 잡고 점차적으로 줄여나가는 방법으로 최적의 해를 찾고자 하였다.

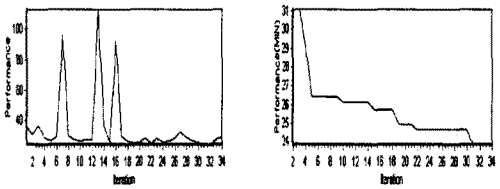

그림 5. SA를 이용한 실험 결과 그래프.

2.3.2 외란을 고려한 조건에서의 최적화

플랜트의 중앙 상단과 상단을 중심으로 양쪽으로 통로 사이에 3개의 구멍을 뚫었다. 이 구멍을 통해 바람의 누출이 발생하고 이러한 조건에서 똑같은 최적화 방법으로 알맞은 해를 검색하여 외란이 존재하지 않는 조건과의 성능차이가 발생하는 지를 보고자 하였다.

① 하이브리드 유전자 알고리즘 최적화

그림 6의 두 그래프는 하이브리드 방법에 의한 성능 평가값을 보여주고 있다. 성능 결과에 대한 그래프를 볼 때 외란이 없을 경우와 마찬가지로 최종적으로는 성능이 좋아지는 것을 볼 수 있다. 외란이 존재할 경우와 그렇지 않은 경우를 비교해 보면 최종적으로 감소되는 값에 있어서 외란이 있을 경우 보다 크다는 것을 알 수 있다. 이것은 외란의 영향으로 시스템을 제어하기가 그렇지 않은 경우보다 어렵다는 것을 보여준다.

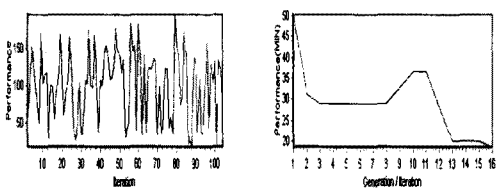

그림 6. 하이브리드 방법의 결과.

② Simulated Annealing

성능함수의 결과에 대한 그래프를 볼 때 하이브리드 유전자 알고리즘을 사용하여 최적화했을 경우 실제 시스템을 구동해야하는 시간이 길고 반복의 횟수가 많은 반면 SA의 경우는 그 보다 훨씬 작은 반복을 통해서 좋은 성능을 낼 수 있는 퍼지 소속함수의 파라미터를 찾을 수 있음을 볼 수 있다.

외란이 없는 조건과의 최적화 성능을 비교해 보면 초기에 최소 값으로 줄어드는 크기가 적고 시간도 많이 걸림을 볼 수 있다. 즉 외란에 의해서 같은 퍼지 소속함수를 사용하였을 경우 제어가 용이하지 못하다는 것을 보여준다. 하지만 SA를 통한 최적화를 수행함으로서 최종적으로 성능 평가 함수 값이 작은 값으로 줄어드는 것을 볼 수 있다. 따라서 외란이 존재하는 시스템에 대해서 최적화 알고리즘인 SA를 사용함으로서 새로운 특성을 가진 시스템에 대하여 적절히 적응된다고 평가할 수 있다.

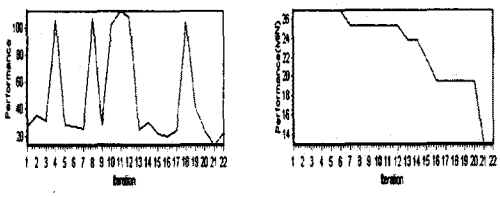

그림 7. SA를 이용한 결과 그래프.

3. 결 론

다양한 최적화 방법을 사용하여 소속함수 파라미터의 보다 최적화된 값을 구하고자 하였다. 또한 시스템의 환경이 수시로 변할 경우 고정된 소속 함수로는 알맞은 제어가 어렵기 때문에 중심 값과 기울기를 자동적으로 가변 시켜줌으로서 변화된 시스템의 상황에 대처할 수 있는 알고리즘을 만들고자 하였다.

최적화의 방법으로 다양한 것이 있지만 SA와 유전자 알고리즘과 simplex method를 함께 사용한 하이브리드 유전자 알고리즘과 simulated annealing 탐색 방법을 이용하였다. 실험결과 simulated annealing이 탐색 속도 면에서 우수함을 볼 수 있었다.

시스템에 강제적인 외란 조건을 주고 같은 방법으로 실험을 행하여 보았다. 실제로 외부적인 외란이 있을 경우 공 자체가 바람에 민감하므로 제어 특성이 나쁘게 되는 것을 볼 수 있었다. 반면 기존의 실험에서 사용한 최적화 방법을 사용하여 적당한 해를 찾기 위한 시도에서 반복 횟수가 조금 더 많아 졌을 뿐 외란이 없을 경우의 성능에 비해 성능이 큰 차이를 보이지 않는 알맞은 해를 찾을 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

[참 고 문 헌]

[1]D. E. Glodberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.* Addison-Welsey, 1989.

[2]Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs.* Springer-Verlag, 1995.

[3]T. W. Manikas and J. T. Cain, *Genetic Algorithm vs, Simulated Annealing : A Comparison of Approaches for Solving the Circuit Partitioning Problem. Technical Report 96-101,* May 1996.

[4]B. P. Buckles and F. E. Petry, *Genetic Algorithms.* IEEE Computer Society Press, 1992.

[5]M. Hagiwara, "Pseudo-Hill Climbing Genetic Algorithm for Function Optimization," *International Joint Conference on Neural Networks,* 1993.

[6]S. Smith, "The Simplex Method and Evolutionary Algorithms," *IEEE International Conference on Evolutionary Computation,* 1998.

[7]J. Yen, J. C. Liao, B. Lee, and D. Randolph, "A Hybrid Approach to Modeling Metabolic Systems Using a Genetic Algorithm and Simplex Method," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: cybernetics,* vol. 28, April 1998.

[8]T. W. Manikas and J. T. Cain, *Genetic Algorithm vs, Simulated Annealing: A Comparison of Approaches for Solving the Circuit Partitioning Problem.* Technical Report 96-101, May 1996.

[9]K. J. Astrom and T. Hagglund, "PID Controllers: Theory, Design, and Tuning." *Instrument Society of America,* 1995.