

Evolution Strategy를 이용한 강인한 PID 자동동조에 관한 연구

배근신,* 김성훈, 이영진, 이권순

동아대학교 전기공학과

A Study on Auto-Tuning of Robust PID using Evolution Strategy

Geun Shin Bae, Seong Hoon Kim, Young Jin Lee, Kwon Soon Lee

Dept. of Electrical Eng. Dong-A University, Pusan, Korea.

Abstract :

In this paper, we propose a new approach for robust auto-tuning of PID gains using Evolution Strategy. Evolution Strategy is searching algorithm which imitate the principles of natural evolution as a method to solve parameter optimization problem and easy to use without any other special mathematical theory. Through the simulation of the speed control of a series-connected dc motor, our proposed method shows more improved performance by finding optimal parameters of PID controller than a classical Ziegler-Nichols method.

1. 서론

최근까지 많은 제어 알고리즘이 개발되어 왔음에도 불구하고 PID 제어기는 구성이 간편하면서도 높은 효율성을 갖기 때문에 아직도 실제 현장에서 많이 사용되고 있으며[1], 특히 제어용 DC 모터의 제어 시스템으로도 널리 이용되고 있다. PID 제어기 이득의 고전적 조정방법으로 Ziegler-Nichols법, 수정 Ziegler-Nichols법, Chien Hrones Reswick법 등이 많이 이용되어 왔으나, 이들을 구현함에 있어 제어기 최적 이득 값을 제대로 구하지 못하여 때로는 만족할 만한 제어 성능을 얻지 못하였다. 따라서 이러한 문제점을 보완하기 위해 PID 제어기의 이득을 자동적으로 조정하는 많은 방법들이 제시되고 있다[1-2].

본 논문에서는 근래에 많은 연구가 되고 있는 진화 알고리즘(Evolutionary Algorithms)의 하나인 ES(Evolution Strategy)를 사용하여 여러 가지 기준 입력 하에서 가장 강인한 PID 제어기의 이득을 자동적으로 조정하는 방법을 제시한다. 제안된 방법은 이전의 고전적 제어기 이득 조정법에서 필요로 했던 복잡한 수학적 배경이나 많은 사전 정보 및 여러가지 파라미터들을 필요로 하지 않고 단지, 가우시안 분포(Gaussian Distribution)를 따르는 랜덤 변수(Random Number)를 이용한 반복적 탐색으로 최적한 제어기 이득을 찾아낼 수 있다. 제안된 제어기의 성능을 알아보기 위해서 적된 DC모터의 속도제어 시뮬레이션을 통하여 고전적 PID 제어기 이득 조정 방법인 Ziegler-Nichols법과 비교하여 보았다.

2. Evolution Strategy

ES는 우수한 개체가 경쟁을 통해서 생존해 나가는 자연 진화의 과정을 모방한 최적해 탐색 기법으로서 이는 임의의

모집단을 선택한 후 그 집단 내의 각 개체들의 적합도(Fitness)를 평가하여 그 중 적합도가 가장 우수한 개체를 선택하고 이것에 가우시안 분포를 따르는 랜덤변수를 더함으로써 다음 세대를 발생시키는 방법이다[3]. 진화 알고리즘 중의 하나인 GA(Genetic Algorithm)가 이진화 부호를 사용하는 반면에 ES는 적용 시스템에 쓰이는 실 변수를 그대로 사용하기 때문에 부호화 과정이 필요 없고, 그 구성 또한 간단하다는 장점이 있다. 하지만 ES는 수렴속도 및 정확도를 결정하는 최적해 탐색 범위가 가우시안 분포의 표준편차에 의존한다는 단점이 있다[4].

ES를 이용한 최적해 탐색 과정은 다음과 같다[4-5].

- 구하고자 하는 해의 범위 내에서 초기해 집단 X_i ($i=1, 2, \dots, p$)를 랜덤하게 발생시킨다.
- 이 해집단에 가우시안 랜덤 변수(평균은 0이고, 표준편차는 임의의 값)를 각각의 X_i 에 더함으로써 새로운 해집단 X'_i 를 만든다.
- 이 두 해집단의 각 개체들을 $F(X_i)$ 와 $F(X'_i)$ ($i=1, 2, \dots, p$)의 오차를 비교하여 가장 작은 오차를 가지는 개체를 선택하여 다음 세대의 해집단을 형성한다.
- 만족할 만한 해가 얻어지기까지 b)~c) 과정을 반복한다.

본 논문에서 적합도를 평가하기 위해 사용된 평가함수 $F(X)$ 는 다음과 같다.

$$F(X) = \frac{\alpha}{\beta + |\Sigma e(i)|} \quad (1)$$

여기서, $\Sigma e(i)$: i번째의 개체에 의한 오차의 합,

α, β : 임의의 상수

3. 제안된 제어기

PID 제어는 현재의 편차에 비례해서 수평동작을 행하는 비례동작(Proportional)과, 과거의 편차를 적분하여 보존하고 정상상태 오차를 제거하는 적분동작(Integral), 그리고 미래의 동작을 예측하는 미분동작(Derivative)을 가지고 있다. PID 제어기의 제어입력 식은 다음과 같이 주어진다[6].

$$U(t) = k_p e(t) + k_i \int e(t) dt + k_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2)$$

여기서 k_p : 비례 이득계수, k_i : 적분 이득계수,

k_d : 미분 이득계수, $e(t)$: 제어 오차,

$U(t)$: 제어기 입력

PID 제어기의 자동동조에 ES를 결합한 제어기의 구성은 다음과 같다.

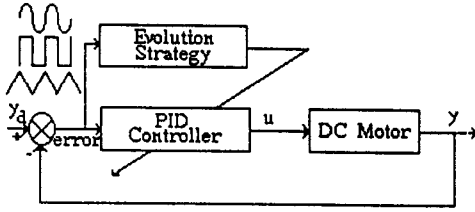


그림 1 제안된 제어기.

강인한 PID계수를 찾기 위한 기준 입력으로 3가지의 서로 다른 사인파, 구형파, 삼각파를 주었다. 이는 각 신호에 적합한 PID계수중 세가지의 기준신호를 다 같이 만족하는 PID계수를 찾기 위해서이다. 각각의 적합도를 평가하는 평가함수는 플랜트의 동작환경의 가중치를 곱한 형태로 다음과 같다.

$$F_S(X_i) = \frac{\alpha}{\beta + |\sum e_s(i)|} \quad (3)$$

$$F_P(X_i) = \frac{\alpha}{\beta + |\sum e_p(i)|} \quad (4)$$

$$F_R(X_i) = \frac{\alpha}{\beta + |\sum e_r(i)|} \quad (5)$$

전체 평가함수는 식 (6)과 같이 줄 수 있다.

$$F_{MAX} = \gamma F_S + \zeta F_P + \lambda F_R \quad (6)$$

여기서, γ, ζ, λ 는 시스템에 대한 기준신호의 가중치이다. PID 제어기 이득인 k_p, k_i, k_d 를 추정하기 위한 ES의 개체 구조는 표 1과 같다.

표 1 개체의 구조.

```
struct {
    pid.kp
    pid.ki
    pid.kd
}pid[i]
```

pid[1]	pid[2]	pid[i-1]	pid[i]
--------	--------	-------	----------	--------

여기서, i 는 해집단의 개수를 나타내고, 각 개체들은 k_p, k_i, k_d 로 구성된다.

위와 같이 ES의 개체를 설정한 후 랜덤한 값을 발생시켜 초기 해집단을 형성하고, 그 해집단내의 각 개체를 이용해 DC 모터를 제어하여 각 개체들에 의해 발생한 오차를 식(6)에 대입하여 적합도를 평가한다. 그 중 적합도가 가장 큰 개체를 다음 세대의 기준 개체로 하고 다시 가우시안 랜덤변수를 더하여 새로운 해집단을 형성한다. 이러한 과정을 설정된 수 만큼 반복하여 허용 오차를 만족하는 범위 내에서 최적해를 구한다.

4. 시뮬레이션

시뮬레이션에 사용한 직권 DC 모터의 구조와 상태 방정식은 그림 2 및 다음 식과 같다[2].

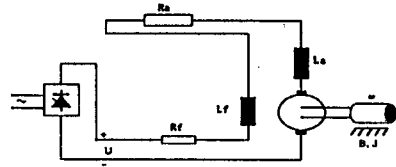


그림 2 직권 DC모터의 구조.

$$\dot{\omega} = -\frac{\beta}{J} \omega + \frac{c}{J} I^2 - \frac{1}{J} T \quad (7)$$

$$\dot{I} = -\frac{R}{L} I - \frac{c}{L} I \omega + \frac{1}{L} U \quad (8)$$

여기서, ω : 회전자 속도, J : 관성 모멘트
 I : 모터 전류, R : $R_a + R_f$
 β : 점성 마찰계수, L : $L_a + L_f$
 c : 모터 토크 상수, T : 외부 부하토크,
 U : 제어입력 DC전압

Ziegler-Nichols법에 의한 PID 제어기의 이득은 다음과 같이 구할 수 있다[6].

$$K = \frac{1.2}{Df} \quad (9)$$

$$T_I = 2D \quad (10)$$

$$T_D = 0.5D \quad (11)$$

여기서, D : 측정된 dead time
 f : 시스템응답의 최대 기울기

시뮬레이션에 사용된 직권 DC 모터의 파라미터는 표 2와 같다[2].

표 2 직권 DC 모터의 파라미터.

Power = 2.5 hp	T = 11.25 Nm
$U_N = 250$ V	$I_N = 8$ A
$R_a = 1.5 \Omega$	$R_f = 1 \Omega$
$L_f = 0.2$ H	$L_a = 0.1$ H
rpm = 1500 min^{-1}	$c = 0.183$ Vs/rad/A
$\beta = 0.001$ Nm/rad/sec	$J = 0.1$ Kg m^2

Ziegler-Nichols법에 의해 얻어진 PID제어기의 이득 값은 다음과 같다.

$$k_p = 0.061116, k_i = 0.206167, k_d = 0.00315$$

제안된 제어기에 의해 얻어진 PID제어기의 이득 값은 다음과 같다.

$$k_p = 0.5598327, k_i = 2.049712, k_d = 0.073870$$

그림 3은 각 세대에서의 적합도가 가장 뛰어난 개체의 PID계수로 직권 DC모터를 운전하는 경우이다.

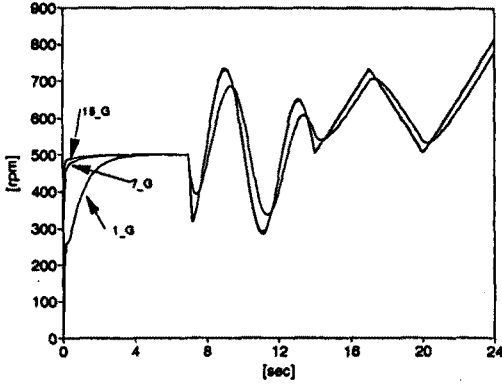


그림 3 ES를 이용한 PID 자동동조.

그림 4는 기준입력이 계단함수인 상황에서 운전중인 직권 DC 모터를 시간 $t = 7$ 에서 기준입력을 사인함수로 바꾸고, 다시 $t = 14$ 에서 기준입력을 삼각함수로 바꾼 경우로서 제안된 제어기와 Ziegler-Nichols법에 의한 제어기의 성능을 비교한 것이다.

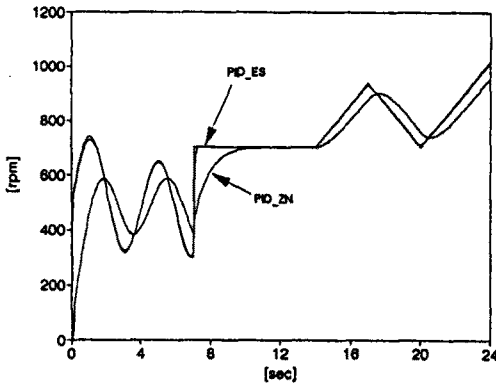


그림 4 기준입력 변화시의 PID_ES법과 PID_ZN법의 비교.

그림 5는 위의 알고리즘을 부하변동의 경우로 확장하였을 경우에 제안된 제어기와 Ziegler-Nichols법에 의한 PID제어기와의 비교를 나타낸다. 부하변동으로는 $-5 \sim +5(N.m)$ 사이의 균일 확률분포를 가지는 값을 주었다.

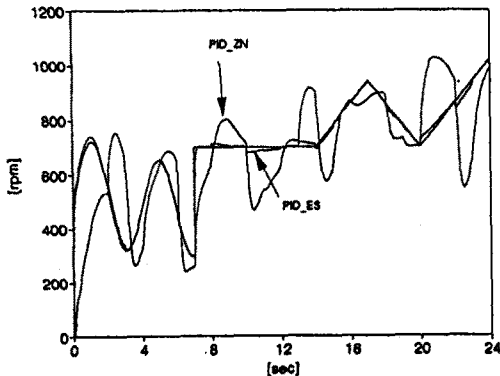


그림 5 부하변동시의 PID_ES와 PID_ZN법의 비교.

5. 결론

본 논문에서는 진화 알고리즘 중의 하나인 ES를 이용하여 여러 기준 입력 조건에서의 PID 제어기의 이득을 자동적으로 조정하는 제어기를 제안하였다. 이렇게 동조된 constant PID 계수는 플랜트가 처할 수 있는 여러가지 환경하에서 충분한 강인성을 가짐을 보였다.

이제까지의 PID제어기 동조가 하나의 기준입력에 대한 constant PID계수를 찾거나 신경회로망을 이용하여 가변적 PID계수 튜닝이었던 것에 반해 본 논문에서 제안한 방법은 제어 플랜트가 여러 가지 기준입력 하에서 동작하는 경우에도 그 상황에 가장 적합한 하나의 해를 찾을 수 있음을 보여준다. 하지만, ES는 고속연산이 가능한 계산기 기반의 Computational Algorithm이기 때문에 적용 플랜트의 수학적 해석이 이루어지지 않으면 적절한 PID계수 조정을 할 수 없는 단점이 있다. 앞으로 이러한 문제를 해결하기 위해서 플랜트 식별기와 ES를 이용한 PID계수의 자동동조문제에 관한 연구가 있어야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] 권대익, 서삼준, 서호준, 박귀태, "신경회로망을 이용한 PID 제어기의 Auto-tuning," '95 KACC, pp. 321- 324, 1995.
- [2] D. P. Itraleous, A. T. Alexandridis, "Fuzzy Tuned PI Controllers for Series Connected DC Motor Drives," IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Athens-Greece, pp. 495-499, 1995.
- [3] David B. Fogel, "An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization," IEEE Trans. on Neural Network, Vol. 5, No. 1, pp. 3-14, 1994.
- [4] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning," Addison-Wesley, 1989.
- [5] David B. Fogel, "An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization," IEEE Trans. on Neural Network, vol5, No. 1, pp. 3-14, Jan, 1994.
- [6] 山本重彦 "最適な制御系設計法と各種制御方式の基礎・理論・應用の實際", アイ・エヌ・ジ 出版部, pp. 216-230, 平成 5年.