

적용 분할법에 기반한 유전 알고리즘 및 그 응용에 관한 연구

A Study on Adaptive Partitioning-based Genetic Algorithms and Its Applications

한 창 옥*
Chang-Wook Han*

요약

유전 알고리즘은 확률에 기반한 매우 효과적인 최적화 기법이지만 지역해로의 조기수렴과 전역해로의 수렴 속도가 느리다는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 적용 분할법에 기반한 유전 알고리즘을 제안하였다. 유전 알고리즘이 전역해를 효과적으로 찾도록 하는 적용 분할법은 최적화의 복잡도를 줄이기 위해 탐색공간을 적응적으로 분할한다. 이러한 적용 분할법은 탐색공간의 복잡도가 증가할수록 더 효과적이다. 제안된 방법을 테스트 함수의 최적화 및 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화에 적용하여 그 유효성을 보였다.

Abstract

Genetic algorithms(GA) are well known and very popular stochastic optimization algorithm. Although, GA is very powerful method to find the global optimum, it has some drawbacks, for example, premature convergence to local optima, slow convergence speed to global optimum. To enhance the performance of GA, this paper proposes an adaptive partitioning-based genetic algorithm. The partitioning method, which enables GA to find a solution very effectively, adaptively divides the search space into promising sub-spaces to reduce the complexity of optimization. This partitioning method is more effective as the complexity of the search space is increasing. The validity of the proposed method is confirmed by applying it to several bench mark test function examples and the optimization of fuzzy controller for the control of an inverted pendulum.

Keywords : Genetic Algorithms, Fuzzy Controller, Global Optimization, Inverted Pendulum

I. 서론

유전 알고리즘은 자연 선택설에 기반을 둔 최적화 알고리즘으로서 탐색 영역에서 최적해를 찾기 위해 유전적 특질에 기반한 연산자들을 이용한다. 개체군에 기반한 유전 알고리즘은 지역탐색과 전역탐색 능력이 뛰어나므로 일반적으로 기존의 최적화 알고리즘보다 많은 장점을 가지고 있다고 알려져 있다[1][2]. 그러나 유전 알고리즘은 최적해에 수렴하기 위한 시간이 많이 걸리므로 이를 극복하기 위해 변형된 유전 알고리즘에 대한 연구들이 수행되어져 왔다[3]-[6].

많은 지역해를 가지는 함수의 최적화 문제를 해결하는 것은 매우 어려운 일이다. 이러한 문제에 대해서 기존의 최적화 알고리즘들은 지역해에 수렴하거나 전역해를 탐색하

는 시간이 많이 걸리게 되는 경우가 많다. 본 논문에서는 이러한 탐색 시간과 전역해로의 수렴 정확도를 향상시키기 위해 탐색공간을 적응 분할하는 방법을 제안하였다. 적용 분할법은 탐색공간을 효과적으로 분할하여 여러 개의 부분 탐색공간으로 나누고, 분할된 각각의 부분 탐색공간 중에서 전역해를 가질 가능성이 높은 부분 탐색공간을 찾는 방법이다. 이러한 적용 분할법은 모든 최적화 알고리즘에 적용될 수 있으나, 본 논문에서는 가장 일반적인 최적화 알고리즘인 유전 알고리즘에 적용하여 전역해 탐색 시간 단축 및 전역해 수렴 정확도를 향상시켰다. 제안된 방법의 유용성을 보이기 위해 탐색 시간과 정확도면에서 유전 알고리즘과 그 성능을 비교하였다. 이를 위해 테스트 함수 최적화와 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화를 수행하였다.

II. 적용 분할법

매우 복잡한 최적화 문제에 있어서 탐색공간 분할법은 탐색 시간 축소 및 정확도를 향상 측면에서 매우 유용한 방법이다[7]. 본 논문에서는 유전 알고리즘의 성능을 향상시키기 위해 아래의 적용 분할법을 사용하였다.

* 동의대학교 전기공학과

투고일자 : 2012. 7. 2 수정완료 : 2012. 10. 31

게재확정일자 : 2012. 11. 3

* 이 논문은 2011학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(2011AA161).

- 단계 1. 전체 탐색공간을 K 개의 부 탐색공간으로 균등 분할한다.
- 단계 2. 각 부 탐색공간 별로 R 개의 랜덤 상태들을 생성하고, 생성된 모든 상태들에 대해 평가 함수를 이용한 성능 평가를 수행한다.
- 단계 3. 가장 성능이 좋은 상태를 포함하는 부 탐색공간은 다시 K 개의 부 탐색공간으로 균등 분할되고, 최적의 상태는 업데이트 된다.
- 단계 4. 만약 단계 3의 가장 성능이 좋은 상태를 포함하는 부 탐색공간 이외의 주변 부 탐색공간이 S 단계 동안 분할되지 않았다면 다음 단계로 가고, 그렇지 않다면 단계 2로 돌아간다.
- 단계 5. 최적해를 찾기 위해 이전 단계에서 얻은 전역해를 가질 가능성이 높은 부 탐색공간에 대해 유전 알고리즘을 적용한다. 또한, 주변의 부 탐색공간에 최적해가 존재할 가능성은 적지만, 작은 개체군을 가지는 유전 알고리즘을 주변의 부 탐색공간에 적용한다.

(예제 1) 위에 설명된 적응 분할법을 설명하기 위해 다음의 2차 테스트 함수를 사용하였다[8].

$$F(x, y) = 0.5 - (\sin \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5)^2 / (1 + 0.001(x^2 + y^2))^2$$

where $-1 \leq x, y \leq -4$ (1)

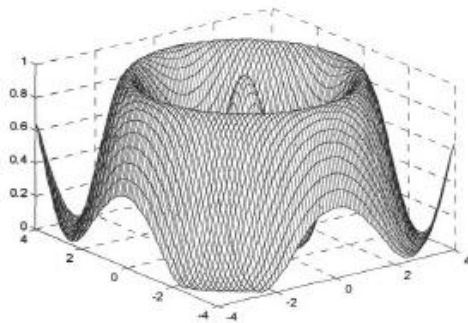


그림 1. 테스트 함수의 3차원 표현.
Fig. 1. 3D shape of the test function.

그림 1에 보인바와 같이 이 함수는 $(x, y) = (0, 0)$ 에서 전역 최대값 1 을 가지고, 그 주변에 0.990283의 지역 최대값을 가지는 많은 점들이 존재한다.

그림 2는 적응 분할법을 수행할 때 전역해를 가질 가능성이 높은 부 탐색공간의 컨투어(contour)를 나타낸 것으로, $K=4, R=20, S=4$ 이다. 이러한 적응 분할법은 독립적으로 30번 수행되었으며, 전역 최대값을 가지는 부 탐색공간이 항상 최종적으로 전역해를 가질 가능성이 높은 부 탐색공간으로 살아남았다. 이와 같이 적응 분할법으로 전역해를

가질 가능성이 높은 부 탐색공간이 선택되면 (그림 2(d)) 유전 알고리즘은 좀 더 쉽게 최적해를 찾을 수 있을 것이다.

이 예제에서 적응 분할법에 의해 선택된 최종 부 탐색공간은 분할되지 않은 탐색공간에 비해 그 복잡도가 매우 줄어들었으며, 최적해를 포함할 가능성도 매우 높다. 그러므로 이러한 적응 분할법을 유전 알고리즘에 적용하여 최적해를 매우 효과적으로 찾을 수 있게 된다. 또한, 주변의 부 탐색공간에 최적해가 존재할 가능성은 적지만, 작은 개체군을 가지는 유전 알고리즘을 이용하여 주변의 부 탐색공간을 탐색한다.

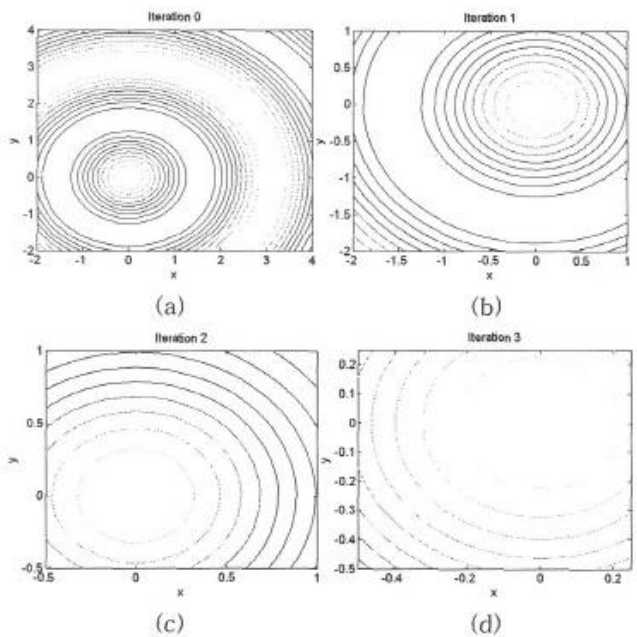


그림 2. 각 적응 분할 단계에서 전역해를 가질 가능성이 높은 부 탐색공간의 컨투어(contour): (a) Iteration 0=[-2, 4]x[-2, 4](원 탐색공간), (b) Iteration 1=[-2, 1]x[-2, 1](Iteration 1에 의해 선택된 부 탐색공간), (c) Iteration 2=[-0.5, 1]x[-0.5, 1](Iteration 2에 의해 선택된 부 탐색공간), (d) Iteration 3=[-0.5, 0.25]x[-0.5, 0.25](Iteration 3에 의해 선택된 부 탐색공간).

Fig. 2. Contours of the most promising subregions for each adaptive partitioning iterations: (a) Iteration 0=[-2, 4]x[-2, 4](original region), (b) Iteration 1=[-2, 1]x[-2, 1](subregion taken from Iteration 1), (c) Iteration 2=[-0.5, 1]x[-0.5, 1](subregion taken from Iteration 2), (d) Iteration 3=[-0.5, 0.25]x[-0.5, 0.25](subregion taken from Iteration 3).

III. 실험 결과

제안된 방법의 유효성을 보이기 위해 기존에 알려진 테스트 함수 최적화와 도립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설

계 최적화를 수행하였다.

실험에 사용된 파라미터들은 실험적으로 구해졌으며, 그 값들은 다음과 같다. 개체군 크기=100 (500), 세대수=200 (500), 교차확률=0.8, 돌연변이확률=0.1, K=4 (25), R=20 (100), S=4 (8). 여기서 괄호() 안의 값들은 퍼지 제어기 설계 최적화에 사용된 파라미터 값이다. 제안된 방법은 적용 분할법이 적용되지 않은 유전 알고리즘과 성능이 비교되며, 공정한 비교를 위해 각 방법에 대해 30번의 독립 실험을 수행하였다.

3.1 테스트 함수 최적화

제안된 알고리즘의 최적화 성능을 보이기 위해 표 1에 나타낸 4개의 테스트 함수[8] 최적화 문제를 고려하였다. 테스트 함수는 두 개의 고차 문제(f1, f4)와 두 개의 저차 문제(f5, f6)로 구성되어 있다.

표 1. 테스트 함수.

Table 1. Test functions and their specifications.

함수명	함수	최적해
f1	$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ where $n=10, -4.12 < x_i < 5.12$	0
f4	$f_4(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^4$ where $n=10, -1.0 < x_i < 1.28$	0
f5	$f_5(\mathbf{x}) = 1 / (0.002 + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6})$ where $-64.0 < x_1, x_2 < 65.356$	0.998004
f6	$f_6(\mathbf{x}) = 0.5 - \frac{\text{Sin}^2(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}) - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$ where $-1.0 < x_1, x_2 < -4.0$	1

표 2. 테스트 함수의 최적화 결과.

Table 2. Optimization results of test functions.

함수명	알고리즘	최적해를 찾을 확률(%)	10 ⁻⁴ 오차에 수렴하기까지의 평균 평가함수 계산 횟수
f1	제안된 알고리즘	97.6	5152.5
f1	유전 알고리즘	93.4	7150.7
f4	제안된 알고리즘	94.3	6008.1
f4	유전 알고리즘	90.2	8292.4
f5	제안된 알고리즘	100	3260.3
f5	유전 알고리즘	100	5337.2
f6	제안된 알고리즘	100	2938.8
f6	유전 알고리즘	100	5683.2

표 2는 최적화 결과를 나타낸 것으로, 최적해를 찾을 확

률(최적화 정확도)과 10⁻⁴오차에 수렴하기까지의 평균 평가 함수 계산 횟수(최적화 속도)를 나타내었다. 최적화 정확도는 두 알고리즘 모두 비슷한 반면, 적용 분할법을 사용한 제안된 방법이 유전 알고리즘보다 훨씬 빠르게 수렴하는 결과를 보였다. 모든 테스트 함수에 대해서 제안된 방법을 사용할 경우 최종의 전역해를 가질 가능성이 높은 부 탐색 공간에 전역해가 97.5% 존재하였다.

3.2 퍼지 제어기 설계 최적화

제안된 알고리즘의 실제 응용 가능성을 보이기 위해 독립진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화 문제를 고려하였다. 본 실험에서는 편의상 독립진자의 각도만을 제어 대상으로 삼았으며, $x_1 = \theta, x_2 = \dot{\theta}$ 일 때 수학적 모델은 다음과 같다[9].

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{(M+m)g \sin x_1 - (F + mlx_2^2 \sin x_1) \cos x_1}{4/3(M+m) - m(\cos x_1)^2} \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 대차의 무게 M은 1.0Kg, 풀의 무게 m은 0.1Kg, 풀의 길이 l은 0.5m, 중력가속도 g는 9.8m/s² 이고, 작용하는 힘 F의 단위는 뉴턴[N]이다. 본 실험을 위한 퍼지 제어기는 조건부에 5개의 고정된 삼각형의 소속함수가 각 변수당 할당되고, 25개의 삼각형 결론부 소속함수를 가진다. 본 실험에서는 Mamdani-type[9]의 퍼지 모델이 사용되었다. 제안된 알고리즘은 결론부 소속함수의 25개 중심점과 25개 폭을 동시에 최적화 한다. 실험 방법 및 성능 평가 함수는 논문 [10]과 동일하다.

표 3은 30번의 독립된 실험의 평균값들을 나타내었다. 각 알고리즘 별로 최대 20000번의 평가 함수 산출 횟수를 두어 동일한 최대 탐색 시간을 가지도록 하였다. 표 3에서 최적 평가 함수 평균과 최적 평가 함수 평균의 1% 이내에 수렴하기 위한 평가 함수 산출 횟수 평균은 최적화 정확도와 탐색 속도를 각각 나타낸다. 표에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘이 적용 분할법을 적용하지 않은 유전 알고리즘 보다 최적화 정확도와 탐색 속도 면에서 우수한 것을 볼 수 있다.

표 3. 퍼지 제어기 설계 최적화 결과.

Table 3. Optimization results of the fuzzy controller design.

알고리즘	최적 평가 함수 평균	최적 평가 함수 평균의 1% 이내에 수렴하기 위한 평가 함수 산출 횟수 평균
제안된 알고리즘	11.89	10382.5
유전 알고리즘	12.22	12162.8

그림 3은 각각의 알고리즘에 대해서 30번의 독립된 퍼지 제어기 최적화를 수행한 결과 얻은 30개의 퍼지 제어기로

도입진자를 제어한 결과 평균이다. 그림에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘에 의해 최적화된 퍼지 제어가 적용 분할법이 적용되지 않은 유전 알고리즘에 의한 것 보다 제어 성능이 우수한 것을 알 수 있다.

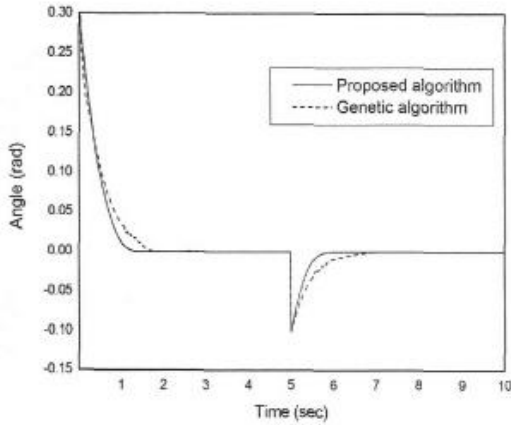


그림 3. 각 알고리즘에 대한 제어 결과 평균.

Fig. 3. Average control result of each algorithm.

IV. 결론

본 논문에서는 최적화 탐색 시간을 줄이고 탐색 정확도를 높이기 위해 탐색공간의 적응 분할법을 유전 알고리즘에 적용하였다. 적응 분할법은 탐색공간의 복잡도를 줄이기 위해 최적해 또는 최적해에 근접한 해를 포함하는 부 탐색공간을 찾는 방법이다. 이렇게 찾은 부 탐색공간에 유전 알고리즘을 적용하여 최적해를 탐색한다. 또한, 선택된 부 탐색공간 이외의 주변 탐색공간에 최적해가 존재할 가능성이 조금이라도 있으므로 이 탐색공간에도 유전 알고리즘을 사용하여 최적해를 탐색하였다. 제안된 알고리즘의 우수성을 보이기 위해 일반적으로 사용되는 테스트 함수 최적화 문제와 도입진자 제어를 위한 퍼지 제어기 설계 최적화 문제를 다루었다. 실험 결과에서 보인바와 같이 제안된 알고리즘이 적응 분할법을 적용하지 않은 유전 알고리즘보다 탐색 시간과 최적해 수렴 정확도 면에서 우수한 것을 알 수 있었다. 이것은 적응 분할법이 유전 알고리즘의 성능을 향상시키는 효과적인 방법이라는 것을 보여 준다. 향후 과제는 더 복잡한 최적화 문제에 제안된 알고리즘을 적용하여, 실험적인 분석뿐만 아니라 이론적인 분석도 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, MI, University of Michigan, 1975.
 [2] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-

Wesley, Reading, MA, 1989.

[3] Chung, S. H., Chan, H. K., "A Two-Level Genetic Algorithm to Determine Production Frequencies for Economic Lot Scheduling Problem," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, Vol. 59, No. 1, pp. 611-619, Jan. 2012.
 [4] Li, B., Jiang, W., "A Novel Stochastic Optimization Algorithm," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, Vol. 30, No. 1, pp. 193-198, Feb. 2000.
 [5] Sabatini, A. M., "A Hybrid Genetic Algorithm for Estimating the Optimal Time Scale of Linear Systems Approximations using Laguerre Models," *IEEE Trans. Automatic Control*, Vol. 45, No. 5, pp. 1007-1011, May 2000.
 [6] Alpaydin, G., Dunder, G., Balkir, S., "Evolution-based Design of Neural Fuzzy Networks using Self-adapting Genetic Parameters," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, Vol. 10, No. 2, pp. 211-221, Apr. 2002.
 [7] Tang, Z. B., "Partitioned Random Search to Optimization," *Proc. of the American Control Conference*, San Francisco, 1993.
 [8] De Jong, K., *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems*, Ph.D. dissertation, Dept. Computer Sci., Univ. Michigan, Ann Arbor, MI, 1975.
 [9] Mamdani, E. H., Assilian, S., "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *International Journal of Man-Machine Studies*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-13, Jan. 1975.
 [10] Han, C. W., Park, J. I., "Design of a Fuzzy Controller using Random Signal-based Learning Employing Simulated Annealing," *Proc. of the IEEE Conference on Decision and Control*, Sydney, Australia, pp. 396-397, 2000.



한 장 옥 (Chang-Wook Han)

正會員

1994년 2월 영남대 전자공학과(공학사)

1996년 2월 영남대 전자공학과(공학석사)

2002년 2월 영남대 전자공학과(공학박사)

2008년 3월 ~ 현재 동의대학교 전기공학과 조교수

※주관심분야 : 지능제어, 진화 연산, 퍼지 뉴럴 네트워크 및 그 응용