

실시간 계산에서 수렴속도 개선을 위한 SDS 알고리즘의 개발

*이영진, 장용훈, 이권순
동아대학교 전기공학과

A Development of SDS Algorithm for the Improvement of Convergence Simulation

*Young J. Lee, Yong H. Jang and Kwon S. Lee
Dong-A University, Pusan, Korea

Abstract - The simulated annealing(SA) algorithm is a stochastic strategy for search of the ground state and a powerful tool for optimization, based on the annealing process used for the crystallization in physical systems. It's main disadvantage is the long convergence time.

Therefore, this paper proposes a stochastic algorithm combined with conventional deterministic optimization method to reduce the computation time, which is called SDS(Stochastic-Deterministic-Stochastic) method.

1. 서 론

비선형 시스템의 파라미터를 최적화하는 전통적인 탐색 알고리즘은 실값(Real value)에 가까운 계수의 초기값을 요구하고 있으며, 그렇지 않은 경우 극소적인 극소값(Local minima)에 빠지거나 발산해 버리는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 최근에 많은 Global Random Search Technique이 제안되었으며, 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)법과 시뮬레이티드 에닐링(Simulated Annealing, SA)법 및 Tabu Search(TS)와 같은 확률론적 탐색방법(Stochastic Search Method)이 여러분야에서 성공적으로 적용되고 있다[1,2].

그러나, 확률론적 최적화 알고리즘인 SA법이나 GA법 등이 궁극적으로 최소값에 수렴하는 장점을 갖고 있으나 계산시간이 너무 막대하게 걸려서 실용적이지 못하다는 단점을 가지고 있다.

본 연구는 초기값에 강인한 확률론적인 방법으로 목적함수를 최소화하다가 최적해 근방에서 불필요한 계산을 줄이기 위하여 결정론적인 방법으로 수렴을 가속화시킨다. 결정론적인 방법으로 구한 최소값이 극소점으로 수렴을 극복하기 위하여 수렴한 극소점에서 보다 높은 에너지로의 이동(Uphill movement)을 바탕으로 한 새로운 탐색(Random

move)을 하므로 보다 좋은 극소점을 찾아가도록 시도하는 확률론적인 방법의 새로운 알고리즘(Stochastic-Deterministic-Stochastic method, SDS)을 개발하고자 한다.

2. 본 론

2.1 시뮬레이티드 에닐링 법

SA법의 개념 도입은 야금학 담금질(metallurgical annealing)의 유사성으로부터 시작되었다. 즉, annealing이란 고체 물리학에서 고체를 가열하여 고체의 모든 분자가 자유롭게 임의로 배치되어 있는 액체 상태에서 서서히 온도를 내려 냉각시키면 모든 분자가 lattice의 low energy ground state에 가깝게 재배치가 되는 현상을 말한다[3].

이러한 SA법의 기본 개념은 Nicholas Metropolis, Arianna Rosenbluth등에 의해서 1953년에 제안된 이후 그들은 각 분자들의 상호작용으로 이루어진 물질의 상태방정식과 같은 특성을 조사할 수 있는 Monte Carlo법에 관심을 가짐으로서 비롯되었다. 시스템 에너지를 최소화시키는 전체적 과정은 에너지 변화의 국부적 과정(localized process)으로 요약될 수 있는데, 그 개념은 임의로 선택된 시스템의 일부분을 한번에 일시적으로 변화시킬 수 있다는 것이다. 이 변화가 전(全)시스템 에너지 상태를 낮추어 간다면 그 변화가 받아들여지고, 이 변화가 전(全)시스템 에너지 상태를 높이면 이 변화는 볼츠만 분포로 주어진 확률 P로 받아들여진다. 온도를 서서히 내려가면서 확률적인 다이내믹스(dynamics)를 실행하여 최소점을 구해나가는 SA법은 다음과 같이 요약될 수 있다 [3].

Set x_0 : initial solution
 T_0 : initial temperature
Crt : terminal Criteria

Loop :

① perturb x to make a candidate solution x_p :

- ② if $C_p < C_i$, set, $x_i \leftarrow x_p$
else $\langle C_p \rangle C_i$
prob ($x_i < -x_p$) = $\exp[-(C_p - C_i)/T_i]$:
- ③ decrease T_i :
set $x_{i+1} \leftarrow x_i$
i $\leftarrow i+1$
until Crt is satisfied

2.2 경제급전문제

전력계통 운용에 있어서 중요한 최적화 문제중의 하나인 경제 급전 문제에 제안한 알고리즘을 적용하여 빠른 시간 내에 정확한 값을 얻는 것을 다루어 봄으로써 알고리즘이 효율적이고 기타의 복잡한 시스템에 적용할 수 있는 가능성을 타진해 보고자 한다. 경제 급전 문제란 에너지 균형식으로부터 생기는 등식 제약조건과 발전력 한계로부터 생기는 부등식 제약조건을 만족하면서 전체 발전력 생산합수가 최소가 되도록 하는 문제이다[4]. 전체 비용함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$C = \sum_i (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (1)$$

여기서 C : 전체비용

a_i, b_i, c_i : 발전기 i의 비용함수 계수.

P_i : 발전기 i의 발전력을 나타낸다.

제약조건으로는 다음의 두 가지를 만족하여야 한다.

① 에너지 균형 법칙

에너지 균형 법칙으로부터 전체 발전력의 합은 전력수요와 선로 손실의 합과 같아야 한다.

$$\sum P_g = D + L \quad (2)$$

여기서 D : 전체 전력 수요,

L : 선로 손실을 나타낸다.

(본 논문에서는 선로손실 L은 무시하였다)

② 발전기의 발전력 한계

각 발전기의 발전력은 최소한계와 최대한계 사이에 있어야 한다. 즉,

$$P_{imin} \leq P_i \leq P_{imax} \quad (3)$$

2.3 SDS 알고리즘

모든 최적화 방법들은 구하고자 하는 파라미터 값들에 대하여 초기 추정치가 주어지야 한다. 불행하게도, 해의 결과는 종종 프로그램 초에 주어지는 파라미터의 초기값에 영향을 받고 있다. 즉, 좋은 초기값의 선택은 해를 찾는 수렴 속도의 빠름과 느림을 가능하게 되고, 나아가서는 최적해를 찾는 성공과 실패를 결정한다. 그러나, 이렇게 중요한 초기값 선정에 가장 좋은 유일한 방법이 없기 때문에, 우리는 주로 직관(Intuition)과 사전지식(Prior Knowledge)에 크게 의존하고 있다. 이 외에도 주기적 파라미터 추정(Cyclic Parameter Estimation),

선형화(Linearization), 격자 탐색(Grid Search)등이 있다. 즉, 일반적인 방법으로 초기값 선정을 하는 문제에 있어서는 전적으로 사전지식에 의존할 수밖에 없고 한가지 유용한 방법은 원래의 문제를 보다 간단한 문제(Simpler Problem)로 바꾼 후 초기값을 찾아서 원래 문제의 초기값으로 사용하는 것이다. 그러나, 모든 문제에 이 아이디어를 적용하는 체계적인 방법이 없고 위의 4가지 방법 등에 의하여 적용되고 있다.

이상과 같이 초기값 선정에 대단히 많은 어려움이 따르고 있기 때문에 프로그램 초에 주어지는 파라미터의 초기값(Initial Guess)에 대한 강인성과 극소점에 수렴하는 기존의 단점을 보완하기 위하여 기존의 결정론적 최적화 알고리즘이 갖는 장점만을 이용하여 그림 1과 같은 새로운 알고리즘을 제안하고자 한다.

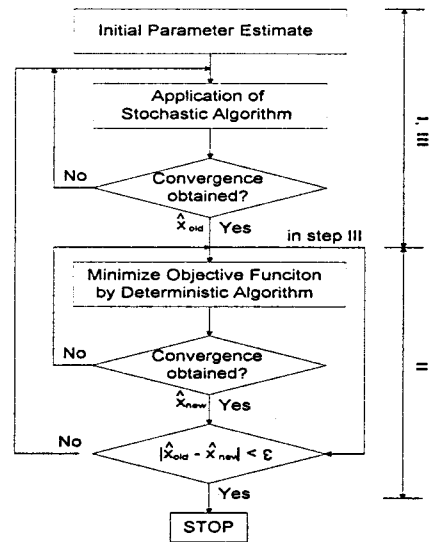


그림 1. SDS 알고리즘의 블록다이어그램

제안한 SDS알고리즘은 크게 세부분으로 구성되어 있으며, 단계 I은 어느 초기값에 대하여서도 발산하지 않는 확률론적 알고리즘을 적용하여 임의의 초기값으로부터 어느 정도 최소점 부근까지의 해를 구한다. 그러나, 이 방법의 계속적용은 최소점 근처에서 엄청난 양의 계산을 요구하므로 막대한 비용이 소요된다. 그러므로, 단계II에서는 다변수 비선형 함수(Multivariable Nonlinear Function)의 최소점을 찾기 위하여 Fletcher와 Reeves알고리즘과 같이 Steepest Descent법과 Conjugate Gradient법 등에 의하여 탐색 방향(Direction of Search)이 결정되어 함수 식을 줄여감으로써 최소점을 찾는다. 그러나, 여기서 얻은 값이 최소점(Global Minimum)이라기 보다 극소점(Local Minimum)에 머무를 수가 있다. 그러므로, 단계 III에서는 극소점 보다 높은 에너지로의 이동을 통하여 최소점을 찾아가도록 하였다.

또한, 본 알고리즘에서는 최소점에 도달한 후

계산 종료를 결정하는 기준(Termination Criteria)으로서 다음의 두 조건을 사용한다.

1) 첫 번째 종료조건으로는 상대오차(Relative Error)를 이용하였으며, 임의의 초기값으로부터 극소점 부근까지로의 이동을 위한 프로그램 초(단계 I)에서는 편차를 크게하고, 최소점을 찾아가는 단계 III에서는 편차를 작게하여 계산시간이라는 경제적 측면에서 합리적이도록 하였으며,

2) Successful Move(충분하게 난수가 발생되어 더 이상의 변화가 일어나지 않는다고 여겨지는 시기)혹은 Fitness Test를 두 번째 종료조건으로 적용하였다.

2.4 시뮬레이션 결과 및 토의

본 논문에서는 3대의 발전기로 구성된 구간별 이차 비용함수를 가지는 경제 급전문제에 SDS알고리즘을 적용시켜 보았다. 전체 전력수요는 200, 300, 500 [MW]로 하였으며, 적용된 발전기의 비용함수의 계수 및 제약조건값들은 표1과 같다.

표 1. 각 발전기 비용함수의 계수와 제약조건 값

	a	b	c	min	max
G1	0.0023	8.67	173.61	100	350
G2	0.00238	9.039	180.68	30	280
G3	0.00235	9.19	182.62	10	150

먼저, SA법 적용시 수렴속도를 빠르게 하기 위해서는 쿨링스케줄 및 분포함수의 결정이 대단히 중요하다[5,6]. 때문에, 본 논문에서는 코쉬트레이닝(Cauchy training)과 코쉬 분포함수(Cauchy distribution function)를 사용하였으며, 그 결과를 Lagrange의 미정계수법으로 구한 실제값과 비교하여 보았다. 표2는 SDS로 구한 각발전기의 최적출력값과 Lagrange 미정계수법으로 구한값과 비교하였으며, 표3은 각 전력수요에 대한 최소 비용함수값을 비교하였다.

표 2. 각 발전기의 최적출력값 비교

	SDS			Lagrange 미정계수법		
	200	300	500	200	300	500
G1	131.9228	165.9077	233.649	131.8	165.76	233.65
G2	49.9053	82.5152	148.280	49.85	82.67	148.28
G3	18.1718	51.5770	118.04	18.35	51.6	118.04

표 3. 각 전력수요에 대한 전체 비용함수값의 비교

	SDS	Lagrange 미정계수법
200	2345.506	2345.506
300	3280.9435	3281.2257
500	5198.381	5198.3809

3. 결 론

먼저 제안한 SDS알고리즘으로 간단한 예를 통하여 적용 가능성을 확인하였으며, 본 시뮬레이션에서 3대의 발전기에 대하여 적용해 본 결과값은 상당히 우수하였다. 그러나, 수행시간이 너무 짧아 수렴속도 평가가 다소 곤란하여 본 논문에서는 다루지 않았으나, 차후에 약 10대 이상의 발전기 데이터를 가지고 수행시간이 다소 많이 걸리는 시스템[4]에 대하여 적용시켜 수행시간을 비교 평가할 계획이다.

또한, 향후 본 알고리즘의 우수성을 보다 객관적으로 입증하기 위하여 on-line시스템에도 적용하고자 한다.

(참 고 문 헌)

- [1] R. A. Rutenbar, "Simuated Annealing Algorithms: An Overview", IEEE circuits and Devices magazine, pp. 19-26, 1989.
- [2] S. W. Mahfoud, D. E. Goldberg, "Parallel Recombinative Simulated Annealing: A Genetic Algorithm", Parallel Computing, 21, pp. 1-28, 1995.
- [3] 이원동, 이석훈, "신경회로망 최적화 기법의 배경 및 응용", 전기학회지 38권 2호, pp. 23-40, 1989.
- [4] C. E. Lin, G. L. Viviani, "Hierarchical Economic Dispatch for Piecewise Quadratic Cost Functions", IEEE Trans. on PAS, vol. PAS-103, No. 6, pp. 1170-1175, 1984.
- [5] Harold SZU & Ralph Hartley, "fast Simulated Annealing", Physics Letters A, Vol. 120, No. 3, pp. 157-162, 1987.
- [6] B. Hajek, "Cooling Schedules for Optimal Annealing", Math. Operat. Res. 13(2), pp. 311-329, 1988.