

차분 진화 알고리즘을 이용한 대규모 전역 최적화의 최신 연구 동향

류아름, 최태중*

전남대학교

yoursound7@jnu.ac.kr, *ctj17@jnu.ac.kr

Advances in Large-Scale Global Optimization through Differential Evolution: A Research Trend Analysis

Ryu Arem and Tae Jong Choi*

Chonnam National Univ.

요약

대규모 전역 최적화 문제를 전통적인 알고리즘으로 해결하기 위해서는 많은 비용과 시간이 필요하다. 최근에는 복잡도가 높은 문제를 해결하기 위해 진화 알고리즘을 적용하는 사례가 증가하고 있다. 본 연구에서는 대규모 전역 최적화 문제를 해결하기 위해 차분 진화(DE, Differential Evolution)에 기반한 알고리즘의 적용 사례를 조사하였다. 이를 통해 다양한 변수와 제약 조건으로 인해 복잡한 상호 작용을 고려해야 하는 교통, 에너지, 생명과학, 의료, 안전, 재난 등의 분야에서 발생하는 대규모 전역 최적화 문제 해결에 적용하기 위한 연구 방향을 제시하고자 한다.

I. 서론

대규모 전역 최적화 문제는 다수의 변수와 제약 조건 사이의 상호 작용을 고려하여 정의되며, 문제 분할(Problem Decomposition)을 통해 해결책을 도출해야 한다[1]. 특히 멀티모달 특성을 가진 문제의 경우, 기존 알고리즘으로는 비용과 시간이 기하급수적으로 늘어날 수 있다[2].

이러한 높은 복잡도를 가진 대규모 전역 최적화 문제를 해결하기 위해서는 전통적인 알고리즘보다는 진화 알고리즘을 적용하는 것이 더 적합하다. 진화 알고리즘은 탐색 과정에서 탐사와 수렴의 균형을 조절할 수 있어, 전통적 알고리즘이 어려움을 겪는 고차원 비선형 문제에 대해 효과적이다[2]. 차분 진화 알고리즘은 다양성, 구형 용이성, 단순성 등의 특성으로 대규모 전역 최적화 문제에서 다양하게 활용되고 있다[2].

본 연구에서는 차분 진화 알고리즘을 활용하여 대규모 전역 최적화 문제를 해결하는 사례를 소개한다. 이를 통해 차분 진화 알고리즘의 특징을 바탕으로 대규모 전역 최적화 문제에서 그 효과성을 확인하고자 한다.

II. 본론

복잡한 대규모 전역 최적화 문제를 해결하기 위한 진화적 최적화 방법으로 차분 진화 알고리즘(DE, Differential Evolution) 그리고 입자 군집 최적화(PSO, Particle Swarm Optimization) 등의 적용이 늘어나고 있다. 본 연구에서는 대규모 전역 최적화 문제 해결 방법 중 차분 진화 알고리즘의 효율성에 대해 고찰하고자 한다.

II-1 대규모 전역 최적화 문제

대규모 전역 최적화 문제는 다수의 변수와 제약 조건을 가진 고차원 문제이다[1]. 고차원 문제에서는 탐색 공간이 기하급수적으로 증가하여 탐색 효율이 현저하게 낮아진다. 변수 간 비선형적인 상호 작용이 존재하는 경우 문제 분할이 어렵게 되며, 상호 작용을 고려하지 않은 문제 분할은 최적화 알고리즘의 성능을 저하시킨다.

또한, 시뮬레이션 기반의 평가가 필요한 경우 함수 평가 시간이 오래 걸

리고 높은 비용이 발생한다[3]. 멀티모달 특성을 가진 문제의 경우 여러 개의 지역 최적해가 존재할 수 있어 전역 최적해 탐색이 어려워질 수 있다[1].

이러한 특징으로 인해 발생하는 문제를 해결하기 위해서는 확장성이 있는 알고리즘이 요구된다[1]. 여기서 확장성이란 데이터 차원과 크기가 증가하더라도 알고리즘 성능이 저하되지 않는 것을 의미한다.

II-2 대규모 전역 최적화 문제 해결 방법

1) 분해 기반 방법

분해 기반 방법은 협력적 공진화(CC, Cooperative Coevolution)라고도 불린다. 분해 기반 방법은 문제를 저차원 하위 문제로 나누는 분할 정복 전략을 사용하며, 분할된 하위 문제를 개별적으로 최적화한다. 분해 전략의 선택은 알고리즘의 성능에 큰 영향을 미치며, CC 프레임워크와 구성 요소의 최적화 전략 효율성을 향상시키기 위한 다양한 연구가 이루어지고 있다[3]. 대표적인 분해 기반 알고리즘은 표 1과 같다.

표1. 대규모 전역 최적화 분해기반 알고리즘

알고리즘	CC 프레임워크	분해 전략	진화 알고리즘
CBCC-RDG3	CBCC	RDG3	CMA-ES
CBCC-RDDG3	CBCC	RDDG3	CMA-ES
CCFR2-IRRG	CCFR2	IRRG	CMA-ES
DECC-MDG	DECC	MDG	SaNDE
MAES2-EDG	CBCC	EDG	CMA-ES
DCCC-RDG2	DCCC	RDG2	SHADE
DECC-EADG	DECC	EADG	SaNDE

2) 메메틱 알고리즘

메메틱 알고리즘은 다수의 알고리즘을 동시에 적용하는 하이브리드 최적화 기법이다. 전역 탐색 기법(Global Search Methods)과 지역 탐색 기법(Local Search Methods)을 동시에 실행하여 더욱 빠르고 정확하게 최적해를 찾는 방식이다.

II-3 차분 진화 알고리즘

DE는 연속형 최적화 문제를 해결하기 위한 확률 기반 진화 알고리즘이다. DE는 해집단을 발전시켜 최적의 해를 찾는 방식이다[4]. 일반적으로 차분 진화 알고리즘은 초기 세대를 선택한 후 아래와 같이 세 가지 연산 과정을 거쳐 동작한다.

- **변이연산(MutationOperation):** 임의의 개체들을 선택하여 차분 벡터를 이용해 새로운 변이 벡터를 생성한다. 변이 전략을 적용함으로써 해의 다양성을 유지할 수 있다.
- **교차연산(CrossoverOperation):** 변이 벡터와 기존 개체를 교차시켜 새로운 자손 개체를 생성한다. 교차 연산으로 탐색 과정에서 탐사와 수렴을 균형적으로 유지한다.
- **선택연산(SelectionOperation):** 새로 생성된 자손과 기존 개체 중 더 높은 적합도를 가진 개체를 다음 세대로 선택한다. 선택 연산으로 점진적으로 더 나은 해를 채택한다.

대규모 전역 최적화에서 차분 진화 알고리즘은 GA와 PSO에 비해 상대적으로 적은 수의 파라미터를 가지고 있어 단순한 구조로 연속적인 최적화 문제, 특히 교차원 문제에서 효율적인 결과를 도출한다. 또한, 최적화 과정에서 파라미터를 동적으로 조절하는 방법으로 대규모 공간을 효율적으로 탐색할 수 있다[2].

II-4 대규모 전역 최적화 문제 해결을 위한 차분 진화 알고리즘 사례

첫 번째 사례로는 분해 기반 알고리즘인 DCC[5]로, 동적 분해에 적응하기 위해 고빈도로 JADE[6] 최적화기의 파라미터 적응을 수행하는 단계별 파라미터 적응 전략을 제안하였다. HDG(Hybrid Deep Grouping) 알고리즘은 SaNSDE(Self-adaptive Neighborhood-based Differential Evolution)와 새로운 변이 전략인 2차 보간 변이(quadratic interpolation mutation)를 결합하여 개체군의 다양성을 유지하고 각 하위 문제를 효율적으로 최적화하였다[7].

두 번째는 비분해 기반 알고리즘의 적용 사례로, 생명공학에서 유전자 표적화 기법에 영감을 받아 LSOPs를 위한 유전자 표적화 차분 진화(GTDE: Genetic Targeted Differential Evolution)를 설계하였다. GTDE 알고리즘은 최적 개체의 병목 차원을 확률적으로 표적으로 삼아 해당 병목을 돌파하기 위해 동형 표적 벡터를 만들어 최적 개체에 삽입한다. GTDE는 DE의 간단한 구조를 유지하면서도 대규모 전역 최적화 문제 해결에서 효율성을 입증하였다[3].

마지막으로 메메틱 알고리즘의 적용 사례로는 SHADE-ILS[8]가 있는데, 이는 SHADE와 두 가지 지역 탐색 방법인 MTS-L1[9]과 L-BFGS-B[10]를 혼합한 방식이다. 또한, μ DSDE[11]는 작은 변이 스케일링 계수를 사용하는 마이크로 DE를 방향성 지역 탐색과 혼합하여 성능을 개선하였다.

III. 결론

본 연구에서는 대규모 전역 최적화 문제를 해결하기 위한 차분 진화 알고리즘을 분석하고, 최적해를 구하는 방식에 따라 적용된 사례를 조사하여 그 결과를 확인하였다. 이러한 사례 연구를 바탕으로, 교통, 에너지, 생명과학, 의료, 안전, 재난 등의 분야에서 발생하는 다양한 변수와 제약 조건에 의한 복잡한 상호 작용을 고려해야 하는 대규모 전역 최적화 문제를 해결할 수 있는 진보된 알고리즘을 연구하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2023-00214326 및 RS-2023-00242528).

참 고 문 헌

- [1] Mohammad Nabi Omidvar, Xiaodong Li, Xin Yao, A Review of Population-Based Metaheuristics for Large-Scale Black-Box Global Optimization.Part I, IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, VOL. 26, NO. 5 (2022) 802-822
- [2] Mohammad Nabi Omidvar, Xiaodong Li, Xin Yao, A Review of Population-Based Metaheuristics for Large-Scale Black-Box Global Optimization.Part II, IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, VOL. 26, NO. 5 (2022) 823-843
- [3] Jing Liu a., Ruhul Sarker a, Saber Elsayed a, Daryl Essam a, Nurhadi Siswanto, 'Large-scale evolutionary optimization: A review and comparative study', Swarm and Evolutionary Computation 85 (2024) 101466
- [4] A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan, Differential Evolution Algorithm With Strategy Adaptation for Global Numerical Optimization, IEEE transactions on Evolutionary Computation (2008) 398-417
- [5] X.-Y. Zhang, Y.-J. Gong, Y. Lin, J. Zhang, S. Kwong, J. Zhang, Dynamic cooperative coevolution for large scale optimization, IEEE Trans. Evol. Comput. 23 (6) (2019) 935-948
- [6] J. Zhang, A.C. Sanderson, JADE: adaptive differential evolution with optional external archive, IEEE Trans. Evol. Comput. 13 (5) (2009) 945-958
- [7] H. Liu, Y. Wang, N. Fan, A hybrid deep grouping algorithm for large scale global optimization, IEEE Trans. Evol. Comput. 24 (6) (2020) 1112-1124
- [8] D. Molina, A. LaTorre, F. Herrera, SHADE with iterative local search for largescale global optimization, in: 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC, IEEE (2018) 1-8.
- [9] L.-Y. Tseng, C. Chen, Multiple trajectory search for large scale global optimization, in: 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence), IEEE (2008) 3052-3059
- [10] C. Zhu, R.H. Byrd, P. Lu, J. Nocedal, Algorithm 778: L-BFGS-B: Fortran subroutines for large-scale bound-constrained optimization, ACM Trans. Math. Softw. (TOMS) 23 (4) (1997) 550-560
- [11] Y.E. Yildiz, A.O. Topal, Large scale continuous global optimization based on micro differential evolution with local directional search, Inform. Sci. 477(2019) 533-544