

생태 기반 하이브리드 차등 진화

신성윤¹ · 조광현¹ · 조승표²

¹군산대학교 · ²(주)에이치브레인

Ecological Based Hybrid Differential Evolution

Seong-Yoon Shin¹ · Gwang-Hyun Cho¹ · Seung-Pyo Cho²

¹Kunsan National University · ²Hbrain Co. Ltd.

E-mail : {s3397220, gwanghyun}@kunsan.ac.kr / spcho@hbrain.co.kr

요약

본 논문에서는 SparkHDE-EM이라는 생태학적 모델 알고리즘에 기반한 하이브리드 DE를 제안한다. 이 모델은 Spark에 기반한 섬 모델을 도입하여 다양한 DE 변형의 병렬화를 구현하고 Monod 모델을 활용하여 자원 간의 균형을 유지한다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a hybrid DE based on an ecological model algorithm called SparkHDE-EM. This model implements the parallelization of various DE variants by introducing an island model based on Spark, and utilizes the Monod model to maintain a balance between resources.

키워드

DE, SparkHDE-EM, hybrid DE, Monod model, Spark

I. Introduction

자연생태환경에서 개체군 간의 경쟁과 공존은 생태학의 핫스팟이다. 많은 연구자들이 인구 경쟁과 협력 간의 관계를 설명하기 위해 다양한 생태역학 모델을 제안했다(예: Logistic[1], Lotka-Volterra[2], Monod[3]).

II. DE

DE는 전역 검색을 위한 휴리스틱 최적화 알고리즘입니다. DE 알고리즘은 주로 초기화, 돌연변이, 교차 및 선택의 네 단계를 포함합니다. 의사 코드는 알고리즘 1에 나와 있습니다.

Algorithm 1

Algorithm 1 DE algorithm

Input:

NP, D, CR, F, and f

Output:

best is the best solution of the population

1: Randomly initialize NP D-dimensional population X;

2: Evaluate the fitness of each individual;

3: While the criterion is not satisfied do

4: best ← select the smallest fitness from population.

5: Randomly select three different indices i1, i2, i3.

/* Mutation */

6: Generate a mutate vector V by mutation for target individuals.

/* Crossover */

7: Generate a trial vector U by crossover operator.

/* Select */

8: Choose the best individual from X and U based on

fitness.

9: End

10: Return best

III. SPARKHDE-EM

섬 전체의 수확량을 높이기 위해 각 섬의 성장에 따라 다른 자원을 할당한다. 전체 인구는 Spark

의 RDD에 의해 다른 섬으로 나뉘었고 각 섬에는 다른 DE 변형이 시드 되었다. 일정 기간이 지나면 섬의 종을 수확하고 수확 상황에 따라 다른 식재 방식을 선택한다. 따라서 최고의 섬은 더 많은 기회를 얻을 수 있다.

각 섬의 토지 여건에 따라 자원을 합리적으로 배분하여 전체적인 편익을 극대화할 수 있다. 이를 위해 SparkDE에서는 각 섬에 서로 다른 종자를 심고, 수확 후 각 섬의 수확량을 평가하고, 최종적으로 생태학적 모델에 따라 다음 시즌의 파종을 정리했다. SparkHDE-EM 의사 코드는 알고리즘 2에 나와 있으며, 이는 SparkDE와 Monod 모델을 결합하여 DE 성능을 향상시킨다. SparkHDE EM에서 각 섬은 DE의 다른 버전으로 배치된다.

여러 세대 후에 각 섬의 진화를 평가하고 다음 세대의 Mondo 모델에 따라 각 섬에 자원을 재분배했다. 제안된 SparkHDE-EM은 다음과 같이 논의된다.

Algorithm 3 The SparkHDE-EM algorithm

Input:

NP, D, CR, F, and f, m: number of islands

Output:

best

- 1: Randomly initialize m subpopulation pop.
- 2: Evaluate the objects in each island.
- 3: FEs = NP
- 4: Randomly assigned evolution algorithm (EA) to each island.
- 5: While FEs < MaxFEs do
- 6: Parallel execute EA on each island.
- 7: Evaluate the evolutionary capability of each EA.
- 8: Assign resources to each island according to the Monod model.
- 9: FEs=F Es + NP
- 10: End
- 11: Return best value.

IV. Experiments

이 섹션에서는 SparkHDE-EM을 SparkDE 및 parkCUDE라는 두 가지 Spark 기반 알고리즘과 비교한다. 세 가지 알고리즘은 동일한 평가 횟수로 동일한 플랫폼에서 실행된다. 표 1은 벤치마크 함수 평균값과 parkDE, SparkCUDE, SparkHDE-EM별 분산을 비교한 결과이다. 세 가지 알고리즘의 최상의 성능은 굵게 표시된다.

Table 1. Results of SparkHDE-EM, SparkDE, and SparkCUDE

F	SparkDE		SparkCUDE		SparkHDE-EM	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
F_1	2.13E-20	7.31E-20	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_2	2.72E-12	7.90E-12	1.47E-07	1.06E-07	6.52E-28	1.72E-28
F_3	1.50E+05	3.86E+04	1.16E+05	8.46E+04	1.29E+03	1.64E+03
F_4	2.13E+00	1.50E+00	1.77E+03	5.74E+02	1.64E+02	1.09E+02
F_5	7.11E+03	9.79E+02	3.38E+03	9.97E+02	1.69E+03	6.30E+02
F_6	5.23E+01	6.66E+01	1.06E+00	2.37E+00	7.97E-01	1.78E+00
F_7	6.20E+03	1.19E+00	6.20E+03	2.27E-12	6.20E+03	9.09E-13
F_8	2.11E+01	3.72E-02	2.11E+01	5.02E-02	2.08E+01	1.84E-01
F_9	3.16E+01	8.53E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_{10}	1.12E+02	2.06E+01	7.54E+01	1.52E+01	6.43E+01	7.69E+00
F_{11}	6.58E+01	3.45E+00	5.26E+01	1.18E+00	5.20E+01	2.59E+00
F_{12}	4.47E+03	3.35E+03	1.83E+04	1.59E+04	5.12E+03	4.86E+03
F_{13}	1.06E+01	2.72E+00	2.80E+00	1.57E-01	1.55E+00	1.58E-01
F_{14}	2.18E+01	9.18E-01	2.15E+01	6.28E-01	2.14E+01	4.27E-01
F_{15}	3.09E+02	7.59E+01	2.81E+02	1.09E+02	2.65E+02	8.58E+01
F_{16}	8.28E+01	1.54E+01	8.83E+01	4.15E+01	6.59E+01	6.34E+00
F_{17}	8.82E+01	1.50E+01	1.33E+02	1.03E+01	8.03E+01	1.43E+01
F_{18}	9.85E+02	1.62E+01	9.28E+02	5.00E+00	9.28E+02	7.07E+00
F_{19}	9.91E+02	1.71E+01	9.30E+02	7.53E+00	9.28E+02	7.27E+00
F_{20}	9.86E+02	1.73E+01	9.27E+02	7.09E+00	9.21E+02	3.74E+00
F_{21}	5.22E+02	1.06E+02	1.02E+03	2.84E+00	9.13E+02	2.31E+02
F_{22}	9.58E+02	1.31E+01	9.05E+02	2.22E+01	8.94E+02	2.25E+01
F_{23}	5.72E+02	8.81E+01	1.02E+03	3.48E+00	9.94E+02	4.93E+01
F_{24}	2.00E+02	2.30E-08	1.01E+03	1.62E+00	1.00E+03	1.54E+00
F_{25}	1.70E+03	4.82E+00	1.68E+03	5.80E+00	1.67E+03	2.95E+00
+-	≈	19/5/1	21/0/4			

V. 결론

dl 논문에서는 SparkHDE-EM이라는 생태학적 모델 알고리즘에 기반한 하이브리드 DE를 제시하였다.

이 모델은 Spark에 기반한 섬 모델을 도입하여 다양한 DE 변형의 병렬화를 구현하였다. Monod 모델을 활용하여 자원 간의 균형을 유지하였다.

References

- [1] Al-Jadir, I., Wong, K. W., Fung, C. C., Xie, H, "Differential evolution memetic document clustering using chaotic logistic local search," Springer, Cham, In International Conference on Neural Information Processing, 2017: 213-221.
- [2] Meng X, Zhang L, "Evolutionary dynamics in a Lotka - Volterra competition model with impulsive periodic disturbance," *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 2016, 39(2): 177-188.
- [3] Chiou J P, Wang F S, "Estimation of Monod model parameters by hybrid differential evolution," *Bioprocess and Biosystems Engineering*, 2001, 24(2): 109-113