K-Mean 군집을 기반으로 하는 소프트 아일랜드 모델

고톱수렌 이칭허를러[O], 신성윤[*], 이현창[**]
[O]군산대학교 컴퓨터정보통신공학부,
[*]군산대학교 컴퓨터정보통신공학부,
[**]원광대학교 디지털컴퓨터공학과
e-mail: ichkog108@gmail.com[O], s3397220@kunsan.ac.kr[*], hclglory@wku.ac.kr[**]

Soft Island Model based on K-means Clustering

Gotovsuren Ichinkhorloo[O], Seong-Yoon Shin[*], Hyun-Chang Lee[**]
[O]School of Computer Inf. & Communication Eng., Kunsan National University,
[*]School of Computer Inf. & Communication Eng., Kunsan National University,
[**]Dept. of Digital Contents Eng, Wonkwang University

● 요 약 ●

연구에서, k-Mean 군집화에 기반 한 다중 집단이 다수의 전략의 앙상블을 실현하기 위해 제안되어, 모집단의 유사한 개체가 동일한 돌연변이 전략을 구현하는 새로운 DE 변이체, 즉 KSDE를 생성하고 유사하지 않은 하위 집단 소프트 아일랜드 모델(SIM)을 통해 정보를 마이그레이션 한다.

키워드: k-Mean 군집화(K-Mean Clustering), 소프트 아일랜드 모델(Soft Island Model)

I. Introduction

차등 진화 (DE)는 Price and Storn이 제안한 최적화 문제를위한 간단하고 효율적인 진화 알고리즘 (EA)이다 [1]. 최근 DE는 패턴 인식 [2], 인공 신경망 [3], 이미지 처리 [4] 및 전자 통신 공학 [5]과 같은 다양한 분야에서 널리 사용되었다.

II. Differentila Evolution

미분 진화 문제는 실수 최적화 문제를 해결하는 데 사용됩니다. 이 논문에서 객체 함수는 공간 크기를 나타내는 D와 함께 f (x), x = (x1, x2,…, xD)로 표현 될 수있다. 처음에는 NP 모집단 x가 무작위로 생성됩니다. 따라서, G 생성에서 xi의 각 벡터는

x_ (i, j) = L_i + rnd • (U_i-L_i)

여기서 rnd [0, 1]은 난수 xi, j [Li, Ui]입니다.

III. Proposed Method

이 섹션에서는 k- 평균 군집 알고리즘을 적용하여 모집단을 k 하위 집단으로 나누고 SIM을 사용하여 하위 집단간에 정보를 전송하는 새로운 DE 알고리즘 인 KSDE가 제안한다. 모집단을 k 개의 하위 집단으로 나눈 후 여러 전략이 하위 집단에 구현된다. 본 논문에서는 3 가지 돌연변이 전략이 선택되었다. 먼저 "DE / rand / 1"및 "DE / rand / 2"가 선택됩니다. 소집단의 특성에 따라, 돌연변이 벡터를 생성하기 위한 새로운 돌연변이 전략이 제안된다.

v_i = a + F_i • (x_ (r_2) -b) + F_i • (x_ (r_4) -x_ (r_5))

실재 $a \in x_{r_1}$ 하고 $b \in x_{r_3}$ 무작위로 선택

검색 다양성을 향상시키기 위해 SIM은 모집단간에 정보를 전송하는 데 사용됩니다. 첫째, 개별 인다는 섬 파이에 속하는 것으로 밝혀졌다. 이어서, 벡터 r은 현재 섬 또는 확률 P를 갖는 임의의 섬으로부터 선택 될 수 있다. 벡터 r의 수 m은 알고리즘에 의해 결정된다. 본 논문에서는 m = 5로 설정되어있다. SIM 순서도는 그림 1에 나와 있습니다.

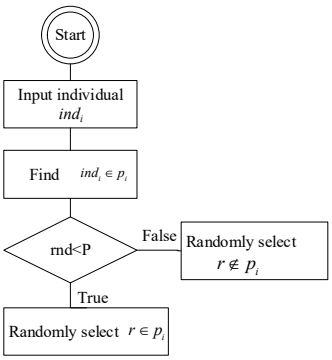

Fig. 1. The SIM flow chart

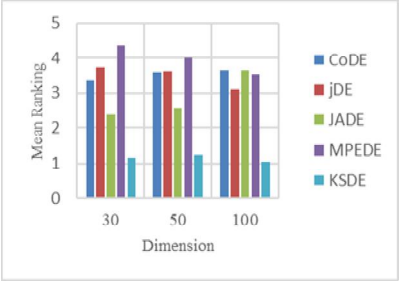

Fig. 2. Average ranking based on the Friedman test

Ⅳ. Experiment

제안 된 SKDE의 성능을 평가하기 위해 실험을 위해 13 가지 벤치 마크 기능 [24]이 선택되었다.

13 가지 기능 중 f1-f5는 단수이다. f6은 스텝 기능이고 f7은 노이즈 기능이다. f8-f13은 멀티 모달이다. 진화하는 동안 기능 값을 평가하여 우수한 개인을 보존 할 수 있다. 모든 실험에서 모든 알고리즘의 매개 변수는 변경이 언급되지 않는 한 다음과 같이 설정된다.:

a) 치수 : D = 30, 50, 100
b) 인구 규모 : NP = 100
c) 스케일링 계수 : F = N (0.5, 0.3)
d) 크로스 오버 : CR = N (0.9, 0.1)
e) 기능 평가의 종료 기준
(MaxFES) : MaxFES = 10E + 4

Friedman 테스트는 모든 차원의 실험 결과에 대해 수행되었다. 5 개의 DE 알고리즘의 평균 순위는 표 1에 나와 있다. 평균 순위 값이 작을수록 성능이 우수하다. 표 1은 KSDE가 DE 알고리즘의 성능을 향상시키는 최선의 방법임을 보여준다.

Table 1. Average ranking based on the Friedman test

Algorithm	*D*	CoDE	jDE	JADE	MPEDE	KSDE
Ranking	30	3.35	3.73	2.38	4.38	1.15
	50	3.58	3.62	2.58	4.00	1.23
	100	3.65	3.12	3.65	3.54	1.04

그림 2는 Friedman test에 기반한 평균 순위를 나타낸다.

Ⅴ. Conclusions

본 논문에서는 소프트 아일랜드 모델을 통해 인구 다양성을 유지하는 k-means clustering (KSDE) 기반의 소프트 아일랜드 모델 인 새로운 미분 진화 알고리즘을 제안 하였다. 집단 진화 과정에서 집단은 k- 평균 군집 알고리즘에 의해 다수의 하위 집단으로 나뉘었으며, 각 하위 집단은 서로 다른 돌연변이 전략을 수행하였다.

REFERENCES

[1] Storn R, Price K., "Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," Journal of global optimization, vol 11, no. 4, pp. 341-359, 1997

[2] Melin P, Sanchez D., "Multi-objective optimization for modular granular neural networks applied to pattern recognition," Information Sciences, vol. 460, pp. 594-610, 2018

[3] C. Dong, et al, "An improved differential evolution and its application to determining feature weights in similarity-based clustering," Neurocomputing, vol. 146, pp. 95-103, 2014

[4] G. Y. Wiederschain, "Data mining techniques for the life sciences," Biochemistry (Moscow), vol. 76, no. 4, pp. 494-494, 2011

[5] Gundry S, Zou J, Uyar M U, et al., "Differential evolution-based autonomous and disruption tolerant vehicular self-organization in MANETs," Ad Hoc Networks, vol. 25, pp. 454-471, 2015