《粒子群算法的改进研究》

时间: 2020年5月18日

学号: 2018102136

姓名: 李凯

班级: 18 计算机科学与技术 01 班

阅读文献

Hui Wang, Hui Sun, Changhe Li, Shahryar Rahnamayan, Jengshyang Pan, Diversity enhanced particle swarm optimization with neighborhood search, Information Sciences, 223: 119-135, 2013.

改进方法

DNSPOS 主要提出了新颖的多样性增强机制和邻域搜索策略, 前者旨在间接增强种群多样性, 而后者则着重进行邻域的搜索。

- 1、采用 DE 中交叉操作的思路对 PSO 进行改进,能够保持群体多样性与可接受的计算复杂度。引入概率参数,部分的进化出新的粒子;并采用贪心算法,选择适应度值更强的试验粒子。
 - 2、PSO 在遇到复杂问题时会存在过早收敛的问题,该文献提出了邻域搜索。

由于环形拓扑结构简单、易于实现,所以先将 N 个粒子根据它们的索引进行环形拓扑排序。

LNS 可以在搜索邻域生成试验粒子,有助于逐步找到全局最优值,避免跳动过大,陷入局部最优状态;GHS 则能够利用其他区域中的粒子把被捕获的粒子拉出。

由原粒子进行 LHS 与 GHS,产生相应的试验粒子,再选择适应度值更强的。新生成的实验粒子都将保留原粒子的相同的速度。

实验结果

在对不同的概率参数实验,明显得到较小的概率参数适合低维问题,而较大的概率参数则更适合高维问题。

Algorithms	Rankings
DNSPSO	4.87
DNSCLPSO	4.33
GOPSO	4.27
CLPSO	3.07
CPSO-H	2.60
APSO	1.87

通过实验, DNSPSO 在解决低维问题时, 明显优于 CPSO-H, CLPSO, APSO, GOPSO。 而面对高维问题时, 虽然 DNSPSO 优于 CLPSO, GOPSO 和 DNSCLPSO, 但依然还有改进的 空间。

Algorithms	Ranking
MA-SW-Chains	4.70
DNSPSO	3.70
DNSCLPSO	3.40
GOPSO	1.65
CLPSO	1.55

至于 LNS 领域参数的选择,则还有一定的探索空间。