

一种基于个人最佳位置引导的分组粒子群优化算法

用于大规模优化

郭伟安，斯成勇，薛宇，毛艳芬，王磊，吴启迪

摘要粒子群算法(PSO)是一种流行的算法，在许多领域得到了广泛的研究和实现。然而，典型粒子群算法在种群多样性维护方面表现不佳，导致早熟收敛或局部最优。为了解决这一问题，我们提出了一种 PSO 的变体，即分组 PSO 与个人最佳位置(P_{best} (GPSO-PG)，它通过保持样本的多样性来保持种群多样性。一方面，我们采用均匀随机分配策略将粒子分组，在每一组中，输家会向赢家学习；另一方面，我们采用每个粒子在社会学习中的个人历史最佳位置，而不是当前的全局最佳粒子。这样既增加了样本的多样性，又消除了来自全局最优粒子的影响。我们在 CEC 2008 和 CEC 2010 的基准测试中对提出的算法进行了测试，这些基准测试涉及到大规模优化问题(lsp)。通过比较现有的几种对等算法，GPSO-PG 在保持种群多样性方面表现出了较好的竞争性能，并取得了较好的性能。

指标项 - 粒子群优化，种群多样性保持，过早收敛，随机分配，个人最佳位置引导，大规模优化

C

1 引言

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)作为一种流行的群智能算法(swarm Intelligence, SI)，由于其优化[1]，[2]，[3]的简单和高效而受到了世界范围内的广泛关注。粒子群算法的研究和应用表明，该算法在处理优化问题方面具有较强的竞争力，在处理诸如图像处理[4]、流水车间调度[5]、阵列综合[6]、电力系统[7]、机械设计[8]等实际应用中发挥了非常积极的作用。在经典粒子群算法机制中，个人历史最佳位置为 p_{best} 全球最佳位置是 g_{best} 起到为收敛提供所有粒子信息的作用。然而，在标准粒子群算法中，如果 g_{best} 一旦被困在一个局部最优位置，整个蜂群就很难摆脱它。特别是对于需要种群多样性的问题，如大规模优化问题(Large Scale Optimization problems, lsp)，粒子群优化算法的性能明显下降。

究其原因，主要有两个方面。一个是高维增加了问题的复杂性，增加了算法摆脱局部最优的难度。二是搜索空间的大小和复杂度都增加了，使得算法很难在有限的计算资源下有效地探索搜索空间。

但另一方面，不适当的种群多样性可能导致其收敛能力较差。过多地关注多样性维护会降低收敛速度或导致收敛停滞。为了解决这一问题，需要一种合理的种群多样性维护方法。到目前为止，许多学者研究了多种 PSO 方法。目前流行的保护种群多样性的方法归纳如下：

- 1)首先是设计正则粒子群算法的自适应参数。在粒子群算法中，利用惯性权重 v 来平衡收敛性和多样性保持的影响。 v 值越大，有利于全球勘探， v 值越小，则有利于开发。因此，设计一个可变 v 来增强粒子群算法的自适应能力，以平衡粒子群算法的收敛性和多样性保持是一个很自然的想法。在[1]中提出了几种惯性权线性递减的方法。在[2]算法中，采用模糊策略调整惯性权值。除了惯性权值的调整外，通过分析粒子群算法的收敛特性，Clerc 和 Kennedy[10]引入了一种带有收缩因子的粒子群算法，其中收缩因子有助于

?同济大学中德应用科学学院，上海 201804。
E-mail: guoweian@163.com, maoyanfen@tongji.edu.cn。
?C. Si 就职于上海理工大学上海汉堡学院，上海 200093 电子邮件: sichengyong@163.com。
?2 南京信息工程大学计算机与软件学院，江苏南京 210044 电子邮件: xueyu_123@nuaa.edu.cn。
?王磊、吴强就职于同济大学电子信息工程学院，上海 201804。
E-mail: {wanglei, wuqidi}@tongji.edu.cn。
稿件收到 2016 年 12 月 5 日;2017 年 3 月 26 日修订;2017 年 5 月 1 日录用。2017 年 5 月 4 日出版;2018 年 12 月 6 日。(通讯作者:Si C.)
有关获取本文转载的信息，请发送电子邮件至 reprints@ieee.org，并参考下面的数字对象标识符。数字对象标识符编号 10.1109/tcbb.2017.2701367

控制算法的收敛能力和多样性保持。然而，粒子群算法的性能对不同的参数非常敏感，因此对不同的问题采用参数整定方法是一项耗时的任务。

2)第二步是对粒子群算法的算子进行研究。在[11]中，使用一个名为 $current$ 临界值的变量来描述粒子群算法中群状态的临界性。如果某些粒子的临界值大于预先设定的临界极限，则会激活一个重新定位算子来分散粒子，以防止粒子过于靠近。这样可以保持群的多样性。在[12]中，我们从静电学中得到启发，提出了一种将粒子分为带电粒子和不带电粒子的概念。对于两个带电粒子，通过静电反应来调节粒子的速度，这意味着斥力算子增大了两个粒子之间的距离。但是，很难预先确定距离值来判断两个粒子是否太近。另外，增加两个粒子距离的算子也可能导致其他粒子的接近。

3)第三，为了减弱任何一种解决方案对整个群体的影响，人们进行了大量的研究来增加样本的多样性。其中一种方法是邻域策略。在[13]中，我们研究了邻域，每个粒子都会受到邻域的很大影响。提出了设置邻域大小的建议，对于简单问题，建议采用大邻域的粒子群算法；对于复杂问题，建议采用小邻域的粒子群算法。小生境策略也是一种多样性维护的邻域策略[14]，[15]。通过定义一个生态位半径，可以将同一圈内的个体视为相似个体，因此它们之间很少发生交流。但由于小生境半径或邻域大小难以预先设定，影响了算法的性能。除了邻域策略外，样本的多样性也与群体多样性有关。在正则粒子群算法中，当前最佳位置 g_{best} 用于指导所有粒子的更新方向，可能导致过早收敛或局部最优。为了避免只来自一个位置的影响，比如 g_{best} ，许多研究都是为了增加样本的多样性。在[16]中，Mendes 和 Kennedy 提出了一个完全知情的粒子群优化算法，该算法采用所有粒子， p_{best} 也不是 g_{best} ，更新速度。根据每个粒子的适应度值和邻域大小，对其对邻域的影响进行加权。在[17]中，作者放弃了 g_{best} 但是只使用 p_{best} 在速度更新中。每个粒子都有从其他粒子的 p 接收信息的概率 $best$ 。在[18]中，Cheng 和 Jin 提出了一对粒子保持多样性的竞争策略 $best$ Nor p_{best} 用于更新机构。然而，作者更多地关注了样本的多样性，而对多样性和趋同性的考虑却很少。甚至一些设计

考虑了收敛性，如在[18]中，参数-eter 对算法的性能非常敏感。4)第四种方法是将其他算法与粒子群算法混合或在粒子群算法中采用其他技术。在[19]中，通过混合遗传算法，提出了一种保持种群多样性的育种算子。一些研究人员引入了其他技术，如在[20]中偏转、拉伸和排斥，从而阻止粒子搜索已发现的区域。在[21]中，在粒子群算法中引入了一种协同方法，提出了协同粒子群优化算法(cooperative particle swarm optimization, CPSO)，该算法在一次更新中使用了更多的粒子，同时增强了样本的多样性。然而，杂交的设计主要是基于经验，这意味着没有明确的指示来预测杂交是否对多样性保持有效。因此，杂化测试需要花费大量的时间。

如上所述，虽然为维护多样性提出了总结的变体或改进，但在实施上仍存在若干问题。因此，本文重新考虑了粒子群算法的结构。在传统的粒子群算法中， g_{best} 总是影响所有的粒子，直到出现一个新的全局最佳解决方案才会更新。因此，所有粒子的运动都将受到 g_{best} 几代人。一旦 g_{best} 处于局部最优位置时，很难使整个蜂群摆脱它。为了消除唯一的一个样本的影响，比如 g_{best} ，对于整个群体，我们增加了样本的多样性。考虑所有粒子的历史最佳位置，即 p_{best} S 和 g 都是很好的解 $best$ 是一个特定的 p_{best} ，提出了一种具有 p 的分组策略 $best$ PSO 的指导，以增加样本的多样性。主要贡献如下：

- 1)我们采用一种分组策略，将整个群均匀随机地划分为若干组。在每一组中，最差的解决方案将从最好的解决方案中学习。由于蜂群是随机划分的，它降低了任意一个位置影响整个蜂群数代的概率。
 - 2)考虑到 g_{best} 是 p 集合中的最佳解吗 $best$ p_{best} S 也是很好的解，我们用 p 的集合 $best$ 本文旨在平衡收敛性和多样性。在每一代中，一个 p_{best} 从 p 的集合中选择 $best$ S 是一个范例，但不是唯一的 g_{best} 。这种设计有两个优点。首先，因为 p 的集合 $best$ 记录了整个群的历史位置，为群的收敛提供了有用的信息。第二，这可以防止整个蜂群受到任意一个位置的影响，例如 g_{best} ，世代相传。
- 这样，粒子就可以通过良好的位置进行自我更新。同时，该算法还能通过保持样本的多样性来保持种群多样性。因此，同时考虑了收敛性和多样性的维持。本文的其余部分组织如下。第 2.1 节将简要介绍典型粒子群算法和多样性度量。在第 3 节中，用 P_{best} 的指南(GPSO-PG)将被提出。The

本节将讨论参数设置。在第 4 节中，我们将 CEC2008 中的先验模型问题和其他所有个体之间的平均空间距离作为多样性度量。第二种方法是基于频率的测量 (FBM)。在 FBM 中，通过统计在 [31] 中， Wineberg 和 Oppacher 得出结论，尽管这两种测

2 场预赛

2.1 正则粒子群算法

PSO 是一种著名的群智能算法，最早由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年 [22] 提出。该算法最初是受鸟类群体行为的启

$$\begin{aligned} V_i(t+1) &= \omega V_i(t) + c_1 R_1(t)(pbest_i(t) - X_i(t)) \\ &\quad + c_2 R_2(t)(gbest(t) - X_i(t)) \\ X_i(t+1) &= X_i(t) + V_i(t+1), \end{aligned} \tag{1}$$

其中 t 是迭代 (生成) 数， $V_i(t)$ 和 $X_i(t)$ 分别表示第 t 代第 i 个粒子的速度和位置 ; ω 为惯性权重， c_1 和 c_2 为加速度系

问题的锡安 ; $pbest_i(t)$ 是个人历史上最好的

$$D = \sqrt{\sum_{j=1}^n D_j^2}, \tag{2}$$

第 i 个粒子和 g 的位置 $gbest(t)$ 是目前发现的最好的粒子。肯尼迪提到了 $c_1 r_1 \delta(t)(pbest_i(t) - X_i(t))$ and $c_2 R_2(t)(gbest_i(t) - X_i(t))$ as the cognitive component and social component, respectively [22].

其中 D 是群的多样性， n 是维数，

$$D_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [x_{ij} - \bar{x}_j]^2 \tag{3}$$

根据 (1)，每个粒子将从自己的历史最佳位置 p 学习 $best$ 所以 $pbest$ 指导单个粒子的方向。此外，所有的粒子都会从

$$\bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij}, \tag{4}$$

x_{ij} 是第 i 个粒子的第 J 维数， m 是种群大小。

基于 $pbest$ 引导的分组粒子群优化算法 (GPSO-PG)

3.1 GPSO-PG 的设计

削弱一种溶液的作用，如 $gbest$ ，针对粒子群优化算法的性

2.2 人口多样性测度

衡量种群多样性的方法主要有两种。第一类是基于距离的度量 (DBM)，它计算个体之间的欧氏距离。有

$$\begin{aligned} V_i(t+1) &= \omega V_i(t) + c_1 R_1(t)(X_{ib}(t) - X_i(t)) \\ &\quad + c_2 R_2(t)(pbest_s(t) - X_i(t)) \\ X_i(t+1) &= X_i(t) + V_i(t+1), \end{aligned} \tag{5}$$

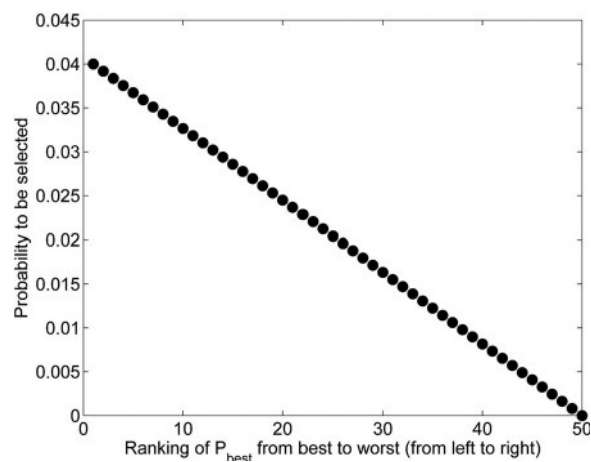


图 1。P 的线性选择模型

其中 X_{ib} 每组的局部最佳位置是 p_{best} 吗 s 是从 p 集合中选出来的吗 $_{best}S$ 和选择规则在下文中解释, $R1$ 和 $R2$ 是属于区间 $1/2$ 0 的两个随机值;1?在每一代中, 每组中的局部最优粒子不更新。

在典型粒子群算法中, g_{best} 对蜂群的定向起着重要的引导作用。然而, 这可能导致一个结果, g_{best} 对整个蜂群的引导作用太大了。一旦 g_{best} 是一个局部最优解, 整个群有陷入局部最优解的趋势。考虑到 g_{best} 是 p 集合中的最佳解吗 $_{best}S$, 我们想选一个 p_{best} 替换 g_{best} 每一代。这将有助于保持样本的多样性, 从而保持群体的多样性。选择 p 的方法 $_{best}$ 是基于每个 p 的排名吗 $_{best}$ 在 p 的集合中 $_{best}S$, 而排名是基于对每个 p 的评价 $_{best}$ 。如果 p 的适应度大, 被选中的概率就大 $_{best}$ 很好。在(6)中给出了一个线性模型, 我们也在图 1 中画出了概率, 假设总体大小为 50。其他几个选择模型将在第 3.3 节中讨论

$$P_i = \frac{\max(\mathcal{R}) - \mathcal{R}_i}{\sum_{j=1}^N \mathcal{R}_j}, \tag{6}$$

其中 P_i 为选择第 i 个粒子的历史最佳位置的概率, $<_ip_{best}$ 的排名是多少;在 p 的集合中 $_{best}S$ 和 p_{best} 是第 i 个粒子的个人历史最佳位置。 $<$ 的值 i 大的时候最好吗 i 具有最高的排名, 而 $<$ 的值 i 小是最好的吗 i 有一个落后的排名。

根据以上的描述和定义, 本文算法的伪代码可以总结在算法 1 中。

这种设计的优点是 有两个文件夹:第一, 每一代的组都是随机生成的, 粒子都是由每一组的局部最优解引导的。这减少了所有粒子只受一个粒子 g 影响的概率 $_{best}$ 。此外, 范例 p_{best} 是根据所有 p_{best} 在不同的世代, 所有的粒子将从不同的范例学习。这在优化过程中提供了范例多样性。第二个优点是所有的样本都有能力为整个群提供一个好的方向, 从而保持了算法的收敛能力。因此, 作为一个整体

提出的策略可以兼顾收敛性和多样性。此外, 多样性维持的重点是表型多样性, 而不是基因型多样性。原因如下。首先, 对于大规模优化, 每个个体的维度非常大。基因型多样性的计算将耗费大量的计算资源, 其计算效率将大大降低。其次, 即使保持了基因型多样性, 由于从可变空间到适应度景观的映射, 也不能保证解决方案的质量。因此, 本文认为多样性维持只是在表型水平上。

算法 1。GPSO-PG 伪码

1:初始化人口和参数, 包括 $N;g;c1;c2$
2:在终端条件不满足时做
3:为 $i/41$ to N do
4 记录最佳的解决方案 i 对于粒子 i
:
5 结束
:
6 等级 p_{best} 并为每个 p 分配一个排名值 $_{best}$
:
7 计算 P_i 使用(6)
:
8 从 p 中选择 $p_{best}S$ 和 P_i
:
9 将整群随机分成 G 组
:
 每组中粒子的数量相等
 $i/4$ 到 G do
 1 选择一个最好的解决方案 $_{ib}$ 在第一组
 :
 2 对于 $j/41$ N_G 做
 3 如果 X_j 是 X_{ib}
 4 那么
 :
 5 更新 X_j 使用(5)
 :
 6 如果结束
 7 结束
 :
 8 结束
 :
 9 结束
 :
 20: while
 结束

3.2 分组策略

虽然在以往的工作中 有几种分组策略得到了很好的应用, 但本文的分组策略与之不同。在[32]中, 作者将不同的函数分配给不同的粒子。一个自主群体策略被用来调整不同群体的社会 and 认知参数。通过这种方法, 可以为每个组分配相应的分集保持和收敛权值。但是粒子的分配和参数的设置会影响算法的性能。具体来说, 使用的组越多, 调优参数就越困难。在[33]中, 作者根据粒子的适合度对群进行分组, 这与本文的思路不同。在本文中, 我们均匀随机地将一个群划分为群, 这意味着任何群都可以包含好粒子或差粒子。但是[33]把好的粒子分组, 把差的粒子分组。在[34]中, 采用年龄拓扑分组策略。年龄是指一个粒子不超过其自身 p 的生成数 $_{best}$ 。一旦粒子的年龄大于预设值 p , 粒子在

群中就会被删除，并生成一个新的粒子在群中使用。根据年龄的不同，更新和变异操作的参数也不同。该方法涉及

的参数较多，对于不同年龄的粒子，参数设置也是

不同的这种分组策略使得算法的参数调优更加复杂。[35]采用分组策略，通过比较不同组间的最优解来寻找峰值，其目标是收敛，而不是多样性保持。该想法也被实现到[36]。在[37]中采用分组策略，将决策向量分解为多维向量，以加强协同进化，而不是由粒子组成的群。

本文采用的分组策略简单明了，将一个群体统一划分为若干群体。需要考虑的唯一参数是组大小，它是影响算法性能的一个重要因素。因为在每一组中，我们选出一个优胜者， X 的个数 l_b 等于组的个数。一方面， X 的数量 l_b 与范例多样性有关。基团数量少意味着只有少数粒子被选为 X_{l_b} ，这不能提供足够的范例多样性。如果某 $X_{l_b}S$ 是局部最优，群仍然不能轻易地脱离局部最优。另一方面，群的数量多意味着一个群中只有少量的粒子，这可能会对算法的收敛能力产生负面影响。给出了一个只有两个粒子在同一群中的例子，差粒子会向好的粒子学习。然而，从整个群体的角度来看，好的一个并不总是真正的“好”。如果两个坏粒子在一组中，学习是无意义的，这会降低算法的收敛效率。因此，适当的群大小有助于摆脱局部最优，对提高收敛速度也起到积极作用。我们将在第 4 节中进行一个实验来说明这一点。

此外，对于不同的群体，他们有相同或相似的大小。如果种群之间存在巨大的大小差异，整个种群的多样性就无法维持。考虑到熵的概念通常用于度量多样性，本文从熵的角度给出了解释。(7)给出了 Shannon 信息熵，由(7)可知，相似或相同的群体大小可以保持良好的种群多样性。如果所有组的个体数量相似或相同，则熵值可以增大。否则熵值会很小

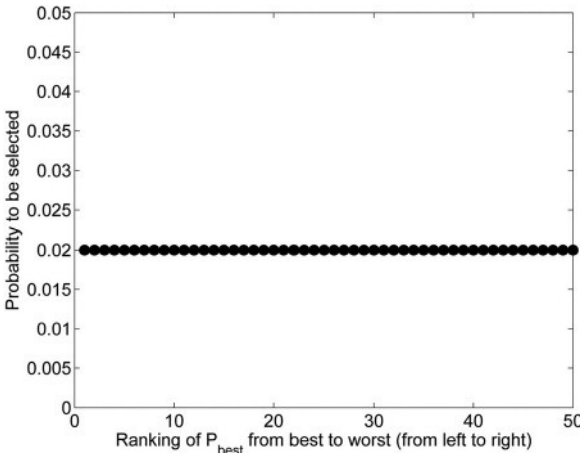
$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i,$$

(7)

其中 I 是组索引， n 是最大组数， p_i 是群体规模与整个群体规模的比例。

3.3 p_{best} 选择模型

在 3.1 节中，我们使用一个线性模型来说明 p 的选择机制 $_{best}$ 。根据(5)中的设计， P_{best} 选择模型会影响样本的多样性。考虑到 p_{best} 算法的选择模型对整个群的选择起着重要的指导作用，对算法的性能也至关重要。除了线性选择模型外，本节还设计了其他几种选择模型:Const 选择模型、二次选择模型和余弦选择模型。三种模型的数学方程如式(8)、(9)、(10)所示。选择模型可以反映每个 p 的重要性 $_{best}$ 。对于 const 选择模型，所有 $p_{best}S$ 有相同的概率



图二. P_{best} 的 Const 选择模型:

被选为模范。对于二次选择模型， p_{best} 具有良好适应度的有很大的概率被选为范例。与二次选择模型相似，余弦选择模型中，好的粒子被选择的概率也很大。但两种模型的不同之处在于，二次选择模型的概率曲线下降幅度较大，而余弦选择模型的概率曲线没有下降。因此，在二次选择模型中，好的 $p_{best}S$ 有更多的机会被选为模范。

1) 常量选择模型

$$P_i = \frac{1}{N}.$$

(8)

2) 二次选择模型，

$$P_i = \left(1 - \frac{\Re_i}{N}\right)^2.$$

(9)

3) 余弦选择模型

$$P_i = 0.5 \left(\cos\left(\frac{\Re_i}{N} \pi\right) + 1 \right),$$

(10)

其中 N 为种群大小。假设 $N = 1 / 50$ ，模型的图形见图 2、图 3 和图 4。

对于 const 选择模型，所有 p_{best} 不管它们的质量如何， S 都有相同的被选中的概率。这样可以很好地保持样本的多样性，但可能会对算法的收敛性产生负面影响。对于二次选择模型和余弦选择模型，当 p_{best} 很高。将这两个模型与线性选择模型进行比较，在这两个模型中， p_{best} 与线性选择模型相比，高质量的被选择概率更大。性能比较将在第 4 节中给出。

4. 实验研究与讨论

在本节中，我们将做实验来测试所提出算法的性能。由于大规模优化是当前研究和应用的一个热点和热门话题，它需要大量的种群多样性来追求令人满意的结果[38]，[39]，[40]，我们在接下来的实验中使用这类问题。首先，我们

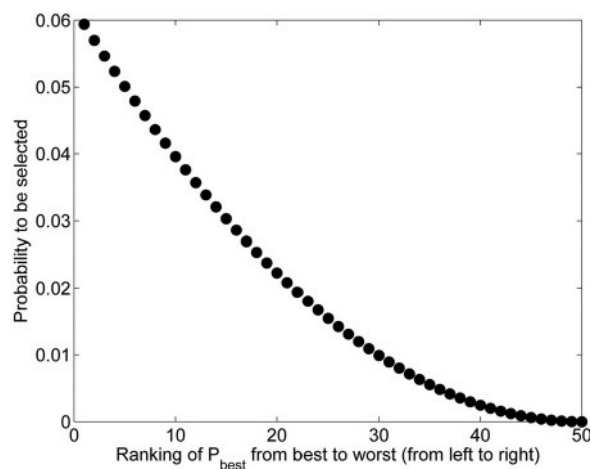


图 3。Pbest 的二次选择模型:

使用标准的 GPSO-PG 与 CEC 2008 和 CEC 2010 中大规模优化的主题中的几个对等算法进行比较。其次，将研究参数调优，以讨论参数对 GPSO-PG 的影响。参数包括组大小、c1 和 c2。第三，p 的选择模型_{best} 将进行调查以研究 GPSO-PG 在不同选择模型下的性能。实验在一台 CPU 为 i5-4300U 2.5 GHz，操作系统为 Microsoft Windows 7 Professional SP1 32 位的 PC 机上进行。代码在 Matlab R2014a 中编译。

在 CEC 2008 中，有 7 个基准[38]，如表 1 所示，而在 CEC 2010 中，有 20 个基准[41]，如表 2 所示。对于 CEC 2008 的比赛，对于每一次独立运行，如[38]中推荐的，适应度评估(FEs)的最大数量设置为 5,000 d，其中 d 是测试函数的搜索维度。对于 CEC 2010 年的比赛，我们将 FEs 的最大数量设置为[41]中推荐的 1:2E p 05。所有统计结果平均超过 25 次独立运行。

4.1 数值实验

在接下来的实验中，GPSO-PG 的参数给出如下。如(5)所示，我们利用 v 的值作为一个随机值，它属于 1 / 2 0 的区间;1?将 c1 和 c2 作为组最优解和所选 p 的效应的两个权重_{best} 分别考虑到组最优解用于局部搜索，而选择的 p_{best} 以全球方式吸引蜂群，c1 和 c2 扮演平衡全球和局部搜索的角色。在本文中，我们设 c2¼rc1。r> 1 表示 p 的权值_{best} 大于组最佳解，r< 1 表示 p_{best} 小于群最优解的值。在

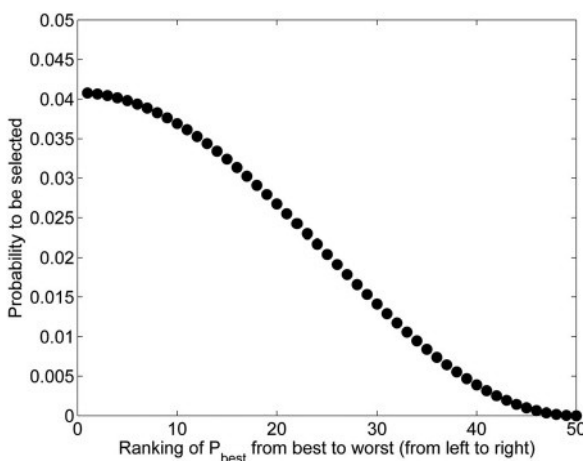


图 4。Pbest 的余弦选择模型:

在模拟之后，我们设置 r¼0.15 和 c1¼1。参数调优将在后面的章节中讨论。种群大小设置为 1000，组号设置为 100，即每组有 10 个粒子。

CEC 2008 的比较结果见表 3。在表格中，我们引用了来自[42]的竞争数据，其中给出了维度为 1000 的 CEC 2008 问题的细节。从表中可以看出，GPSO-PG 对 CEC08_1、CEC08_5 和 CEC08_6 的性能最好。在其他四个基准测试中，GPSO-PG 的性能也在前列。为了更全面地比较 GPSO-PG，我们还在 CEC 2010 中使用了大规模优化问题。

对于 CEC 2010，它涉及到 20 个基准，这些基准比较全面，可以对不同的算法进行全面的比较。对比结果来自于表 4 中标明算法名称的竞争论文。还应该指出的是，CLPSO 和 PSO 采用的参数设置与他们的原始论文中相同。每个函数的尺寸设置为 1000。除了竞争对手在 CEC 2010，我们也提出了标准粒子群算法的结果。对于(1)中正则 PSO 的速度更新，我们将 c1 和 c2 的值都设为 1.2，将 v 的线性递减值设为[1]中推荐的 0.9 ~ 0.4。根据测试结果，我们发现 CPSO-PG 在 CEC 2010 的 14 项指标中获胜。其中，CEC10_1、CEC10_3、CEC10_4、CEC10_6、CEC10_7、CEC10_11、CEC10_13 和 CEC10_16 的性能在几个数量级上都优于其他的 GPSO-PG。对于其他基准测试，GPSO-PG 也获得了令人满意的性能。CEC 2008 和 CEC 2010 的对比结果均表明，GPSO-PG 具有大规模优化的竞争力。

表 1
将使 2008 年 CEC 的标准基准最小化

表 2
CEC 2010 的标准基准将被最小化

| 命令 功能 | 形态 | 移位 | 可分离 性 | 可扩展 性 | 西 |
|---|------|----|------------|--------------|------------|
| CEC10_1:移位的椭圆函数 | 单峰的 | 移位 | 可分 | 可扩展的 | [-100,100] |
| CEC10_2:移位的 Rastrigins 函数 | 多模态的 | 移位 | 离的 | 可扩展的 | [-100,100] |
| CEC10_3:移位 Ackleys 功能 | 多模态的 | 移位 | 可分 | 可扩展的 | [-5,5] |
| CEC10_4:单群移位, m-旋转椭圆函数 | 多模态的 | 移位 | 离的 | 可扩展的 | [-5,5] |
| CEC10_5:单组移位, m-旋转 Rastrigins 函数 | 单峰的 | 移位 | 可分离的 | 可扩展的 | [-32,32] |
| CEC10_6:单组移位, m-旋转 Ackleys 函数 | 多模态的 | 移位 | 单群 m-旋转 | 单群 m 不可分 | [-100,100] |
| CEC10_7:单群移动的 m 维第 1.2 题 | 多模态的 | 移位 | 单群 m-旋转 | 单群 m 不可分 | [-100,100] |
| CEC10_8:单群移动的 m 维 rosenbrock 功能 | 多模态的 | 移位 | 单群 m-旋转 | 单群 m 不可分 | [-5,5] |
| CEC10_9: 2m D -群移位和 m-旋转椭圆函数 | 单峰的 | 移位 | — | 单群 m 不可分 | [-5,5] |
| CEC10_10: 2m D -群移位和 m-旋转 Rastrigins 函数 | 单峰的 | 移位 | — | 单群 m 不可分 | [-32,32] |
| CEC10_11: 2m D -群移位和 m-旋转 Ackleys 函数 | 多模态的 | 移位 | — | 2m-群 D -不可分 | [-32,32] |
| CEC10_12: 2m D -群移 m 维第 1.2 题 | 单峰的 | 移位 | 2m 组 D 组旋转 | 2m-群 D -不可分 | [-100,100] |
| CEC10_13: 2m D -群移 m 维 rosenbrock 功能 | 多模态的 | 移位 | 2m 组 D 组旋转 | 2m-群 D -不可分 | [-100,100] |
| Cec10_14: m D 基团移位, m-旋转椭圆函数 | 多模态的 | 移位 | 2m 组 D 组旋转 | 2m-群 D -不可分 | [-100,100] |
| Cec10_15: m D 基团移位, m-旋转 Rastrigins 函数 | 多模态的 | 移位 | — | 2m-群 D -不可分 | [-100,100] |
| Cec10_16: m D 基团移位, m-旋转 Ackleys 函数 | 单峰的 | 移位 | — | d m 群 m 不可分 | [-100,100] |
| Cec10_17: m D 群移动的 m 维第 1.2 题 | 多模态的 | 移位 | — | d m 群 m 不可分 | [-100,100] |
| Cec10_18: m D 群移动的 m 维 rosenbrock 功能 | 多模态的 | 移位 | d m 群 | d m 群 m 不可分 | [-100,100] |
| CEC10_19:移位的 Schwefels 问题 1.2 | 单峰的 | 移位 | d m 群 m-旋转 | d m 群 m 不可分 | [-5,5] |
| CEC10_20: rosenbrock 函数移位 | 多模态的 | 移位 | d m 群 m-旋转 | 完全不可分的完全不可分的 | [-32,32] |
| | 多模态的 | 移位 | | | [-100,100] |
| | 单峰的 | 移位 | — | | [-100,100] |
| | 多模态的 | 移位 | — | | [-100,100] |
| | 多模态的 | 移位 | — | | [-100,100] |
| | 单峰的 | 移位 | | | [-100,100] |
| | 多模态的 | 移位 | | | [-100,100] |
| | | 移位 | | | [-5,5] |
| | | 移位 | | | [-32,32] |
| | | | | | [-100,100] |
| | | | | | [-100,100] |
| | | | | | [-100,100] |
| | | | | | [-100,100] |
| | | | | | [-100,100] |

由于 GPSO-PG 的设计有助于增强群的多样性维护，本节我们绘制了多样性记录。种群多样性的计算基于 (2)。由于本文篇幅限制，我们只选取了 CEC 2010 中的几个基准进行比较，如图 5 所示。由于我们使用最大约束函数来确定终止条件，所以不同算法的最大生成值是不同的。在比较中，我们使用了标准 PSO, PSO 的一个变体 CLPSO[17]和 GPSO-PG。

从图中可以看出，GPSO-PG 的种群多样性明显大于典型 PSO 的种群多样性，这说明提高种群多样性是可行和有效的。对于一些基准，如 CEC10_1、CEC10_2、CEC10_11 和 CEC10_16

GPSO-PG 的种群多样性最终降低到接近典型 PSO 的种群多样性水平。其原因是，在优化过程中，群体中的所有粒子都在收敛，最终种群多样性减小。通过对经典粒子群算法和 GPSO-PG 算法的比较，表明种群多样性对算法探索搜索空间有重要作用。此外，我们还在多样性比较中提供了另一种 PSO 的变体 CLPSO。从图中可以看出，虽然 CLPSO 的多样性始终大于 GPSO-PG 和 canonical PSO，但从表 4 可以看出，CLPSO 的性能并没有优于 GPSO-PG。这意味着种群多样性只是影响算法性能的一个方面。当一个群体的种群多样性过大时，其收敛能力会降低

表 3
1000 维(平均性能)25 次独立运行 CEC’2008 函数的数值模拟结果

| | cec08_ 1 | cec08_ 2 | cec08_ 3 | cec08_ 4 | cec08_ 5 | cec08_ 6 | cec08_ 7 |
|------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|-----------------|
| mlcc [43] | 8.46e - 13 | 1.09e + 02 | 1.80e + 03 | 1.37e - 10 | 4.18e - 13 | 1.06e - 12 | - 1.47e + 04 |
| epus-pso [44] | 5.53e + 02 | 4.66e + 01 | 8.37e + 05 | 7.58e + 03 | 5.89e + 00 | 1.89e + 01 | - 6.62e + 03 |
| jDEdynNP- F[45] | 1.14e - 13 | 1.95e + 01 | 1.31e + 03 | 2.17e - 04 | 3.98e - 14 | 1.47e - 11 | - 1.35e + 04 |
| 好极了 DEwSAcc[47] | 5.37e - 12 | 1.05e + 02 | 1.96e + 03 | 1.03e + 04 | 8.87e - 04 | 1.99e + 01 | - 1.18e + 04 |
| LSEDA- gl[48] | 8.79e - 03 | 9.61e + 01 | 9.15e + 03 | 1.82e + 03 | 3.58e - 03 | 2.30e + 00 | - 1.06e + 04 |
| alpsea [49] | 3.22e - 13 | 1.04e - 05 | 1.73e + 03 | 5.45e + 02 | 1.71e - 13 | 4.26e - 13 | - 1.35e + 04 |
| 阿尔卑斯- 100 米 | 3.58e + 04 | 1.47e + 02 | 2.33e + 09 | 1.89e + 02 | 3.04e + 02 | 1.13e + 01 | 无 |
| gpso- pg | 1.90e - 05 | 9.30e + 01 | 1.77e + 03 | 1.53e - 02 | 1.17e - 06 | 4.40e - 04 | 无 |
| | 2.58e - 25 | 1.07e + 02 | 1.88e + 03 | 1.29e + 03 | 4.44e - 16 | 4.61e - 14 | - 1.38e + 04 |

表
4
1000 维(平均性能)25 次独立运行 CEC'2010 函数的数值模拟结果

| | cec10_ 1_ | cec10_ 2_ | cec10_ 3_ | cec10_ 4_ | cec10_ 5_ | cec10_ 6_ | cec10_ 7_ |
|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| decc-dml [50] | 4.09e + | 5.75e + | 9.51e + | 6.76e + | 3.00e + | 2.70e + | 5.97e + |
| jDElsgo[51] | 08 | 03 | 00 | 13 | 08 | 06 | 09 |
| 达萨[52] | 3.70e + | 1.09e + | 1.87e + | 1.40e + | 3.39e + | 4.26e + | 5.39e + |
| 好吧，好吧 | 09 | 04 | 01 | 14 | 08 | 06 | 10 |
| sens [54] | 1.50e + | 5.18e + | 2.35e + | 7.00e + | 8.32e + | 1.99e + | 4.53e + |
| MA-SW-Chains | 05 | 02 | 00 | 12 | 08 | 07 | 07 |
| [55] | 1.52e + | 4.06e + | 4.22e + | 1.41e + | 3.63e + | 4.27e + | 3.02e + |
| 上苍 | 08 | 03 | 00 | 13 | 07 | 06 | 09 |
| cso | 5.01e + | 1.19e + | 2.01e + | 5.10e + | 3.29e + | 1.84e + | 3.75e + |
| [18] | 09 | 04 | 1 | 13 | 08 | 06 | 10 |
| clpso | 2.83e + | 5.09e + | 1.16e + | 2.12e + | 2.52e + | 8.14e + | 4.90e + |
| [17] | 07 | 03 | 01 | 12 | 08 | 04 | 06 |
| 微粒 | 7.79e + | 1.36e + | 2.04e + | 1.98e + | 2.92e + | 1.58e + | 7.39e + |
| gpso-pg | 09 | 04 | 01 | 14 | 08 | 07 | 10 |
| | 2.77e- | 3.97e + | 9.62e- | 1.03e + | 1.19e + | 8.37e- | 1.60e + |
| | 17 | 03 | 13 | 12 | 07 | 07 | 02 |
| | 1.50e + | 1.05e + | 2.01e + | 2.07e + | 4.53e + | 1.76e + | 4.63e + |
| | 10 | 04 | 1 | 14 | 08 | 07 | 10 |
| | 2.81e + | 4.80e + | 4.93e + | 6.47e + | 9.82e + | 4.18e + | 2.56e + |
| | 11 | 04 | 01 | 14 | 08 | 07 | 11 |
| | 8.22e - | 6.46e + | 3.90e - | 3.42e + | 1.09e + | 3.55e - | 3.17e - |
| | 22 | 02 | 14 | 11 | 07 | 09 | 03 |
| | cec10_ 8_ | cec10_ 9_ | cec10_1 0_ | cec10_1 1_ | cec10_1 2_ | cec10_1 3_ | cec10_1 4_ |
| decc-dml | 5.57e + | 4.89e + | 1.38e + | 1.24e + | 4.70e + | 2.11e + | 1.37e + |
| jDEls | 09 | 09 | 04 | 02 | 06 | 08 | 10 |
| go | 2.39e + | 1.64e + | 1.43e + | 2.19e + | 3.15e + | 3.76e + | 2.32e + |
| 达 | 09 | 10 | 04 | 02 | 06 | 09 | 10 |
| 萨 | 2.36e + | 7.67e + | 7.87e + | 2.03e + | 6.92e + | 3.11e + | 1.97e + |
| 伊 | 08 | 08 | 03 | 02 | 05 | 04 | 09 |
| 奥 | 1.23e + | 6.76e + | 6.46e + | 7.26e + | 8.35e + | 2.26e + | 2.13e + |
| 伊 | 10 | 08 | 03 | 01 | 05 | 06 | 09 |
| 亚 | 7.71e + | 1.56e + | 1.39e + | 2.27e + | 2.95e + | 1.88e + | 1.84e + |
| 斯滕 | 08 | 10 | 04 | 02 | 06 | 10 | 10 |
| 斯 | 1.21e + | 5.54e + | 5.12e + | 6.31e + | 2.40e + | 9.13e + | 8.95e + |
| ma - sw 链 | 08 | 08 | 03 | 01 | 05 | 05 | 08 |
| 上苍 | 1.85e + | 9.18e + | 1.42e + | 2.20e + | 3.37e + | 3.18e + | 9.19e + |
| 中 | 10 | 09 | 04 | 02 | 06 | 10 | 09 |
| 央 | 3.29e + | 3.73e + | 9.38e + | 1.03e- | 1.35e + | 8.13e + | 1.61e + |
| 情 | 07 | 07 | 03 | 11 | 05 | 02 | 08 |
| 报 | 1.42e + | 3.08e + | 1.47e + | 2.31e + | 6.20e + | 5.11e + | 3.66e + |
| 局 | 12 | 10 | 04 | 02 | 06 | 10 | 10 |
| 克拉 | 4.23e + | 4.48e + | 5.12e + | 4.57e + | 8.47e + | 9.81e + | 8.42e + |
| 普索 | 12 | 11 | 04 | 02 | 06 | 10 | 10 |
| 微粒 | 2.27e + | 2.70e + | 9.36e + | 1.88e- | 3.31e + | 7.24e + | 9.15e + |
| | 07 | 07 | 03 | 13 | 04 | 02 | 07 |
| gpso-pg | | | | | | | |
| | cec10_1 5_ | cec10_1 6_ | cec10_1 7_ | cec10_1 8_ | cec10_1 9_ | cec10_2 0_ | |
| decc-dml | 1.65e + | 3.75e + | 8.81e + | 3.08e + | 2.20e + | 3.84e + | |
| jDEls | 04 | 02 | 06 | 09 | 07 | 09 | |
| go | 1.54e + | 4.17e + | 4.85e + | 6.60e + | 2.85e + | 7.99e + | |
| 达 | 04 | 02 | 06 | 10 | 07 | 10 | |
| 萨 | 1.54e + | 3.97e + | 1.67e + | 2.90e + | 5.91e + | 2.57e + | |
| 伊 | 04 | 02 | 06 | 05 | 06 | 05 | |
| 奥 | 7.31e + | 1.27e + | 1.71e + | 6.42e + | 1.12e + | 9.12e + | |
| 伊 | 03 | 02 | 06 | 07 | 07 | 07 | |
| 亚 | 1.43e + | 4.15e + | 4.31e + | 2.11e + | 1.67e + | 2.61e + | |
| 斯滕 | 04 | 02 | 06 | 11 | 07 | 11 | |
| 斯 | 4.83e + | 2.13e + | 6.78e + | 5.14e + | 3.63e + | 2.43e + | |
| ma - sw 链 | 03 | 02 | 05 | 04 | 06 | 03 | |
| 上苍 | 1.40e + | 4.10e + | 8.89e + | 9.76e + | 2.97e + | 1.10e + | |
| 中 | 04 | 02 | 06 | 10 | 07 | 12 | |

| | | | | | | |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 央 | 9.41e + | 1.80e - | 1.54e + | 1.48e + | 8.18e + | 9.78e + |
| 情 | 03 | 11 | 06 | 03 | 06 | 02 |
| 报 | 1.60e + | 3.21e + | 1.09e + | 3.01e + | 2.78e + | 3.76e + |
| 局 | 04 | 02 | 07 | 11 | 07 | 11 |
| 克 | 7.79e + | 4.21e + | 9.03e + | 6.35e + | 6.98e + | 6.98e + |
| 拉 | 04 | 02 | 06 | 11 | 07 | 12 |
| 普 | 1.02e + | 3.09e - | 7.22e + | 3.04e + | 1.03e + | 1.07e + |
| 索 | 04 | 13 | 05 | 03 | 07 | 03 |
| 微 | | | | | | |
| 粒 | | | | | | |
| gpso-pg | | | | | | |

变得虚弱。对于 GPSO-PG，可以同时考虑收敛性和多样性。其他参数 **c1** 和 **c2** 分别设为 **1** 和 **0.15**。实验采用线性收敛。从表 5 的结果可以看出，组大小对算法的性能有影响。

4.2 参数调优

为了研究从参数到 GPSO-PG 的影响，我们在本节中使用了 CEC 2008 中的基准。

4.2.1 组大小

分组大小对算法性能有很大影响。下面解释两种极端情况。一方面，在 GPSO-PG 中，如果只有一个群体，则意味着

—

4.2.2 r 的设置

在上面的章节中，我们已经讨论了 **c1** 和 **c2** 是来自局部最优解和全局最优解的加速系数。

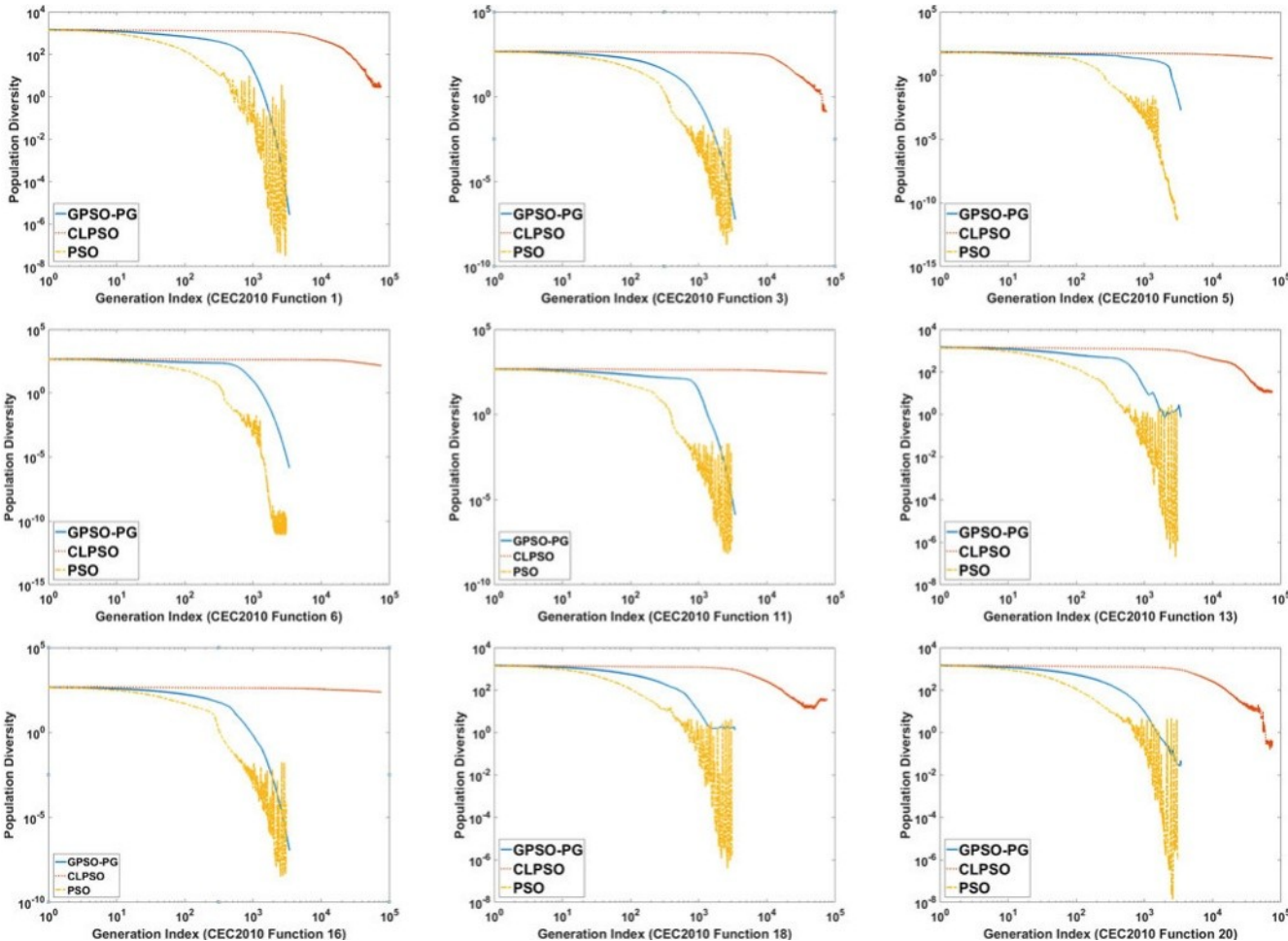


图 5. GPSO-PG、CLPSO 和 canonical PSO 的种群多样性比较。

部分。由于本文的动机是为了增加样本的多样性，所以应该为本地组优胜者设置较大的权重，这意味着 r 的值应该小于 1。我们设 $c1$ 为 1, r 的值为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 来测试对算法性能的影响。我们雇佣的人口规模为 500 人，团队规模为 10 人。除了组大小和 r 的值外，我们在表 3 和表 4 中使用了相同的参数。

从表 6 的结果可以看出，当 r 值为 0.1 和 0.2 时，算法具有竞争性能。因此，取较小的 r 值有助于算法获得较好的性能。从表中可以看出，组优胜者的权重应该大于 p_{best} 。这也验证了组优胜者能够保持样本多样性，有助于提高算法的搜索能力。结果表明，组最佳粒子和选择的 p_{best} 在收敛和多样性维护方面发挥作用。两者之间的关系

群最优粒子与整个群是基于 p_{best} 。因此，分组策略和 p_{best} 吸引力对于算法来说是必要的。然而，在未来的工作中，我们将对收敛权和多样性维持权的研究进行分析。

4.2.3 p_{best} 选择模型

在第 3 节中，我们介绍了三种 p_{best} 选择模型。本节将比较模型的性能。常数模型赋予所有 p_{best} 的概率相同。线性模型根据最优解的质量来分配最优解的选择概率。选择的概率与 p_{best} 的质量成线性比例。二次选择模型优先考虑好的 p_{best} ，而差的 p_{best} 几乎没有被选择的机会。余弦选择模型也优先考虑好 p_{best} ，但两个好 p_{best} 之间的差异小于二次选择模型。因此，为提供更多的收敛能力，Quadric

表 5
1000 维 CEC'2008 函数不同组大小的 GPSO-PG 性能

| | cec08_1 | cec08_2 | cec08_3 | cec08_4 | cec08_5 | cec08_6 | cec08_7 |
|-----------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|-------------|
| gpso-gp (0.01n) | 1.65e - 25 | 9.14e + 01 | 1.32e + 03 | 9.89e + 02 | 3.37e - 16 | 3.19e - 14 | -1.36e + 04 |
| gpso-gp (0.2 n) | 9.16e - 27 | 8.28e + 01 | 6.20e + 02 | 4.84e + 02 | 3.33e - 16 | 2.48e - 14 | -1.29e + 04 |
| gpso-gp (0.05n) | 1.52e + 03 | 1.01e + 02 | 5.05e + 03 | 2.81e + 03 | 2.46e + 01 | 9.42e + 00 | -1.11e + 04 |
| gpso-gp (0.1n) | 1.54e + 06 | 1.38e + 02 | 4.35e + 11 | 1.16e + 04 | 1.33e + 04 | 2.02e + 01 | -9.74e + 03 |

表6
1000 维 CEC'2008 函数 $r = 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5$ 的线性模型数值模拟结果

| | cec08_1 | cec08_2 | cec08_3 | cec08_4 | cec08_5 | cec08_6 | cec08_7 |
|----------------------------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------|
| R ¹ / ₄ 0: | 1.56e - | 6.84e + | 9.73e + | 4.93e + | 3.33e - | 3.55e - | -1.47e + |
| 1 | 25 | 01 | 02 | 02 | 16 | 14 | 04 |
| R ¹ / ₄ 0: | 1.15e - | 9.03e + | 2.11e + | 1.20e + | 5.55e - | 2.84e - | -1.36e + |
| 2 | 25 | 01 | 03 | 03 | 16 | 14 | 04 |
| R ¹ / ₄ 0: | 2.33e + | 9.77e + | 3.23e + | 2.23e + | 1.20e + | 4.34e + | -1.34e + |
| 3 | 01 | 01 | 07 | 03 | 00 | 00 | 04 |
| R ¹ / ₄ 0: | 1.08e + | 1.03e + | 2.11e + | 2.77e + | 1.04e + | 9.27e + | -1.33e + |
| 4 | 04 | 02 | 09 | 03 | 02 | 00 | 04 |
| R ¹ / ₄ 0: | 1.09e + | 1.08e + | 2.27e + | 2.19e + | 1.10e + | 7.93e + | -1.37e + |
| 5 | 04 | 02 | 09 | 03 | 02 | 00 | 04 |

表7
1000 维 CEC'2008 函数的二次、余弦、Const 和线性模型的数值模拟结果

| | cec08_1 | cec08_2 | cec08_3 | cec08_4 | cec08_5 | cec08_6 | cec08_7 |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|----------|
| 二次模型 | 1.96e - | 1.08e + | e + 03 | 1.65e + | 4.47e - | 1.44e + | -1.36e + |
| | 25 | 02 | | 03 | 16 | 00 | 04 |
| 余弦模型 | 1.94e - | 1.01e + | 1.90e + | 1.68e + | 4.53e - | 1.30e + | -1.37e + |
| | 25 | 02 | 03 | 03 | 16 | 00 | 04 |
| Const 模型 | 1.88e - | 1.12e + | 1.67e + | e + 03 | 4.71e - | 1.38e + | -1.36e + |
| | 25 | 02 | 03 | | 16 | 00 | 04 |
| 线性模型 | 2.58e - | 1.07e + | 1.88e + | 1.29e + | 4.44e - | 4.61e - | -1.38e + |
| | 25 | 02 | 03 | 03 | 16 | 14 | 04 |

模型和余弦模型是首选，而常数模型在优化方面具有较多的多样性，但收敛能力较差。相比之下，线性模型在收敛性和多样性保持方面都提供了相对平衡的能力。在模拟中，我们对 p_{best} 对其他参数使用相同的设置。性能见表 7。

由表 7 可知，CEC08_1、CEC08_2、CEC08_3、CEC08_4 和 CEC08_5，不同模型之间差异很小。但在 CEC08_6 中，线性模型的表现明显优于其他模型。这些结果表明，对于不同的目标，模型具有不同的性能。此外，其他参数如 c_1, c_2 等可能在选择模型中发挥不同的作用。因此，从参数设置到模型性能的影响将是我们未来工作的重点。

5 结论及未来工作

在本文中，我们提出了一种粒子群优化算法，称为分组粒子群优化算法_{bestS} 指南(GPSO- PG)。对于每一代，该算法将整个种群划分为几个组。在每一组中，最好的解决方案将作为学习的榜样。提出了一种新的选择策略_{best}，但不是 g_{best} ，来引导整个蜂群的方向。由于样本是良好的粒子，并且样本多样性的增加也有助于整个群体的多样性保持，所以 GPSO 可以同时兼顾收敛和多样性保持。利用 CEC ' 2008 和 CEC ' 2010 的基准进行了数值模拟，结果表明所提出的算法在解决大规模优化问题方面具有很强的竞争力。在数值比较中，我们还发现该算法的性能对参数设置很敏感，因此将在今后的工作中进行研究。

本文主要研究范例的多样性。然而，由于样本同时具有多样性保持和收敛的功能，因此我们有必要在未来的工作中分别研究这两种能力的权重。此外，所提出的策略将与其他算法和其他问题混合。一方面，建议

策略将被应用到其他几种进化算法中，以同时且独立地管理多样性和收敛性[71]，[72]。另一方面，针对其他类型的问题，GPSO-PG 也将应用于需要保持多样性的多模优化问题[56]、动态优化问题[26]、[57]、多目标优化问题[58]、[59]、约束优化问题[60]、[61]、[62]等。算法的应用也将在我们未来的工作中加以考虑，如飞机、机器人、机器设计、路径规划、图像处理、机器学习等方面的优化问题[63]、[64]、[65]、[66]、[67]、[68]、[69]、[70]。

致谢

国家自然科学基金资助项目(no . 61503287, no . 61403206); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (no . 10247201579); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目 (no . NCET-10- 0633); 基金资助:教育部博士点基金资助项目 (no . 20100072110038)、江苏省自然科学基金资助项目 (no . BK20141005)、同济大学青年优秀人才支持计划资助项目 (no . ZZSlg15087)。

参考文献

bb0 Y. Shi 和 R. Eberhart, “一种改进的粒子群优化器”, 发表于《IEEE 集成》。Conf. Evol. 电脑。Proc. World congress。电脑。情报。 , 1998 年 5 月, 第 69-73 页。

bb0 Y. Shi 和 R. Eberhart, “模糊自适应粒子群优化”, 《计算机科学与技术》, 第 1 期。进化。电脑。 , 第 1 卷, 2001 年, 第 101-106 页。

“基于全局最优的自适应人工蜂群算法”, 软件学报, pp. 1-18, 2017, [在线]。可访问:<http://dx.doi.org/10.1007/s00500-017-2547-1>

[4] M. Wachowiak, R. Smolikova, Y. Zheng, J. Zurada, and A. Elmaghraby, “一种利用粒子群优化的多模态生物医学图像配准方法”, IEEE 译。进化。电脑。 , 第 8 卷, 第 1 期。3 , 页 289-301, 2004 年 6 月。

c - j。廖昌泰。Tseng 和 P. Luarn, “流水车间调度问题的离散版粒子群优化”, Com- puter. Oper. 第 34 卷, 第。10, 3099-3111 页, 2007 年 10 月。

bb0 D. Boeringer 和 D. Werner, “相控阵合成中的粒子群优化与遗传算法”, IEEE 跨。天线传播。 , 第 52 卷, no。3 , 第 771-779 页, 2004 年 3 月。

Y. del Valle, G. K. Venayagamoorthy, S. Mohagheghi, j.c. Hernandez 和 R. G. Harley, “粒子群优化:基本概念、变体和电力系统中的应用”, IEEE 译. 进化。电脑。 , 第 12 卷, no. 2, 171-195 页, 2008 年 4 月。

bb0 He S. He, E. Prempan, and Q. Wu, “一种改进的粒子群优化器用于机械设计优化问题”, 工程。优化, 第 36 卷, 第 1 期。5, 第 585-605 页, 2004 年 10 月。

[9] R. Eberhart 和 Y. Shi, “粒子群优化:发展、应用和资源”, Proc. Congr. 进化。电脑。 , 2001 年, 第 81-86 页。

[10] M. Clerc 和 J. Kennedy, “粒子群:多维复杂空间中的爆炸、稳定性和收敛”, IEEE 译. 进化。电脑。 , vol. 6, no. 第 1 页 58-73 页 2002 年 2 月。

[11] M. Lovbjerg 和 T. Krink, “扩展具有自组织临界性的粒子群优化器”, Proc. conr. 进化。电脑。 , 2002, 第 1588-1593 页。

T.布莱克威尔和 P.本特利:“别逼我!避免碰撞的蜂群”, 在 Proc. conr. 进化。计算机, 2002, pp. 1691-1696。

[13] J. Kennedy, “小世界和大头脑:邻近拓扑对粒子群性能的影响”, Proc. conr. 进化。电脑。 , 1999, 第 1931-1938 页。

[14] O. J. Mengshoel 和 D. E. Goldberg, “在遗传算法中用拥挤方法进行小 niche”, 《进化》。电脑。 , 第 16 卷, no. 3, 第 315-354 页, 2008。

E. L. Yu 和 P. N. Suganthan, “小宗算法集合”, Inform. 科学。第 180 卷, 没有。15, 页 2815-2833, 2010。

[16] R. Mendes, J. Kennedy, 和 J. Neves, “完全知情的粒子群:更简单, 也许更好”, IEEE 译. 进化。电脑。 , 第 8 卷, 第 1 期。3, 204-210 页, 2004 年 6 月。

“一种基于粒子群算法的多模态函数全局优化算法”, 计算机集成制造系统, 2008, (4):527 - 532。进化。电脑。 , 第 10 卷, 第 1 期。3, 第 281-295 页, 2006 年 6 月。

“一种用于大规模优化的具有竞争力的群优化器”, IEEE 汇编。《控制论》, 第 45 卷。2, pp 191-204, 2015 年 2 月。

[19] M. Lovbjerg, T. K. Rasmussen, 和 T. Krink, “杂交粒子群优化器与育种和亚种群”, Proc. Genetic evolution. 电脑。Conf. , 2001, 第 469-476 页。

[20] K. Parsopoulos 和 M. Vrahatis, “关于通过粒子群优化算法计算所有全局最小值”, IEEE 译. 进化。电脑。 , 第 8 卷, 第 1 期。3, 页 211-224, 2004 年 6 月。

bb0 F. van den Bergh 和 A. Engelbrecht, “一种协同的粒子群优化方法”, IEEE 译. 进化。电脑。 , 第 8 卷, 第 1 期。3, 页 225-239, 2004 年 6 月。

[22] J. Kennedy 和 R. Eberhart, “粒子群优化”, 发表于《IEEE 集成期刊》。Conf 神经网络。 , 第四卷, 1942-1948 页, 1995 年 11 月。

R. K. Ursem, “多样性引导的进化算法”, Proc. 第 7 Int. 平行问题解决的本质, 2002, 第 462-474 页。

R. Morrison 和 K. De Jong, “种群多样性的测量”, 《人工》。进化。 , 第 2310 卷, 第 31-41 页, 2002。

[25] O. Olorunda 和 A. P. Engelbrecht, “基于种群多样性的粒子群探测/利用测量”, IEEE 会议论文集。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, pp. 1128-1134。

[26] M. M. Gouvea 和 A. F. R. Araujo, “基于种群杂合度动态的多样性控制”, 发表在《中国生物多样性学报》上。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, 第 3671-3678 页。

[27] B. Wyns, P. De Bruyne, 和 L. Boullart, “遗传规划中多样性的表征”, 《Proc. genetic Program》。 , 第 250-259 页, 2006。

[28] R. J. Collins 和 D. R. Jefferson, “大规模并行遗传算法中的选择”, Proc. 4th Int. 遗传算法, 1991, 第 249-256 页。

J. Rosca, “熵驱动的自适应表示”, 载于《车间遗传程序》。理论与现实应用 1995 年, 第 23-32 页。

Y. Shi 和 R. C. Eberhart, “粒子群的种群多样性”, IEEE 会议。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, 第 1063-1067 页。

bb0 M. Wineberg 和 F. oppachher, “用于进化计算的多样性度量的潜在相似性”, 《遗传进化》。电脑。GECCO 遗传进化。电脑。Conf. , 2003, 第 1493-1504 页。

[32] S. Mirjalili, A. Lewis, 和 A. S. Sadiq, “粒子群优化中的自主粒子群”, 阿拉伯科学。英第 39 卷, no. 6, 第 4683-4697 页, 2014。

“基于进化群的粒子群优化模糊控制器在移动机器人导航中的应用”, IEEE 通讯。模糊系统。 , 第 19 卷, no. 2, 页 379-392, 2011 年 4 月。

王宁, 王利民, “基于年龄群拓扑的粒子群算法在数据聚类中的应用”, 系统工程理论与实践。非线性科学。数值模拟。第 18 卷, no. 11, pp. 3134-3145, 2013。

bb0 J. H. Seo, C. H. Im, K. Y. Kwak, C. G. Lee, H. K. Jung, “一种改进的粒子群优化算法模拟多模态函数优化问题的群体间的区域争端”, IEEE 汇编。马恩, 第 44 卷, no. 6, 第 1046-1049 页, 2008 年 6 月。

[36] S. Y. Lee, et al. , “基于多组粒子群优化的模块化环型 2.5 MJ SMES 的高温超导磁体优化设计”, 物理学报 C supercons. 应用, 第 469 卷, 第 1 期。15-20 页, 1789-1793 年 8 月- 10 月 2009。

李新宇, 姚新宇, “基于增量分组的协同协同进化算法”, 计算机集成制造系统, vol. 32, no. 4, no. 4, 2009。进化。电脑。 , 2010, 第 1-8 页。

唐凯等, “用于 cec’2008 特别会议和大规模全局优化竞赛的基准函数”, 中国科技大学自然启发计算与应用实验室, 技术代表, 2007 年 11 月。 http://www.alroomi.org/multimedia/CEC_Database/CEC2008/CEC2008_TechnicalReport.pdf

刘强, 蔡伟, 沈建军, “基于多目标优化的异构云环境中时空效率研究”安全通讯。网络。 , 第 9 卷, 第 1 期。17, 第 4002-4012 页, 2016 年 11 月。

付振宇, 任凯, 舒建平, 孙新宇, 黄 f.s, “基于加密外包数据的个性化搜索的效率提高”, IEEE 翻译。并行分布。系统。 , 第 27 卷, 第 1 期。9, 第 2546-2559 页, 2016 年 9 月。

唐凯, 李晓东, 潘宁。Suganthan, 杨振宇, T. Weise, “基于基准函数的大规模全局优化”, 中国科学技术大学, 技术代表, 2010 年 1 月 <http://goanna.cs.rmit.edu.au/~xiaodong/publications/lsgo-cec10.pdf>

唐凯, “cec’08 大规模全局优化竞赛结果总结”, 中国科学技术大学自然启发计算与应用实验室, 技术代表, 2008 年 6 月, http://www.ntu.edu.sg/home/EPNSugan/index_files/CEC-08/CEC2008_SUMMARY.pdf

杨振宇, 唐凯, 姚新宇, “基于多阶协同进化的大规模优化算法”, 计算机集成制造系统, vol. 32, no. 4, no. 4, 2009。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, pp. 1663-1670。

s - t. 谢, t.y. 孙 c - c. 刘和 s - j. Tsai, “使用改进的粒子群优化器求解大规模全局优化问题”, IEEE 会议论文集。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, 第 1777-1784 页。

[45] J. Brest, A. Zamuda, B. Boskovic, M. Maucec, 和 V. Zumer, “基于种群规模缩减的自适应差分进化算法的高维实参数优化”, 《IEEE 会议论文集》。进化。电脑。世界大会电脑。情报。 , 2008, 第 2032-2039 页。

C. MacNish 和 X. Yao, “方向在高维优化中很重要”, 《IEEE 大会论文集》。进化。电脑。世界大会计算机。情报。 , 2008, 第 2372-2379 页。

[47] A. Zamuda, J. Brest, B. Boskovic, V. Zumer, “基于自适应和合作协同进化的差分进化的大规模全局优化”, 发表于《IEEE 大会论文集》。进化。电脑。IEEE 世界大会电脑。情报。 , 2008, 第 3718-3725 页。

王勇, 李斌, “一种重新启动的单变量分布估计算法:混合高斯和 l? 每一个概率分布”, Proc. IEEE 大会。进化。电脑。世界大会 Com- put. 情报。 , 2008, 第 3917-3924 页。

bb0 G. S. Hornby, “ALPS:减少过早收敛问题的年龄层人口结构”, 载于 Proc. 8th Annu. 遗传进化。电脑。 , 2006, 第 815-822 页。

李新宇, 姚新宇, “基于增量分组的协同协同进化算法”, 计算机集成制造系统, vol. 32, no. 4, no. 4, 2009。进化。电脑。 , 2010, 第 1-8 页。

J.布雷斯特, A.扎穆达, I.菲斯特和 M. S. Mau?使用自适应差分进化算法的大规模全局优化, “Proc. IEEE 大会。进化。电脑。 , 2010, 第 1-8 页。

[52] P. Koro?sec, K. Tashkova 和 J. ?Silc, “用于大规模全局优化的差分蚂蚁- stigmergy 算法”, 载于 IEEE 大会论文集。进化。电脑。 , 2010, 第 1-8 页。

王勇, 李斌, “基于两阶段集成优化的大规模全局优化”, 计算机集成制造系统。进化。Com- put. , 2010, 第 1-8 页。

bb0 H. Wang, Z. Wu, S. Rahnamayan, and D. Jiang, “基于邻域搜索的序列增强的大规模全局优化算法”, 发表于 IEEE 会议。进化。电脑。 , 2010, 第 1-7 页。

[55] D. Molina, M. Lozano, 和 F. Herrera, “ma - sv -chains:基于局部搜索链的 Memetic 算法用于大规模连续全局优化”, 发表于 IEEE 大会。进化。电脑。 , 2010, 第 1 - 8 页。

3. 杨平, 唐凯, “负相关搜索”, 《中国科学(d 辑)》。区域。 , 第 34 卷, no. 3, pp 542-550, 2016 年 3 月。

bb0 孔勇, 张敏, 叶东, “一种基于信念传播的任务分配方法在开放和动态云环境中的应用”, 软件学报。基于系统。 , vol 115, pp 123-132, 2017 年 1 月。

刘强, 蔡伟, 沈建军, “基于多目标优化的异构云环境中时空效率研究”, 安全通讯。网络。 , 第 9 卷, 第 1 期。17, 第 4002-4012 页, 2016 年 8 月。

[59] P. Ahmadi, a. Almasi, M. Shahriyari, and I. Dincer, “使用进化算法在造纸厂加热目的的联合热和动力(CHP)系统的多目标优化”, Int。《能源研究》, 第 36 卷, no. 1, 第 46-63 页, 2012。

“一种具有约束张力的非均匀龙门吊的协同控制”, 自动化学报 , vol. 25, no. 4, no. 4, pp . 763 - 763。4, pp. 146-154, 2016。

[61]何伟, 陈勇, 尹志刚, “不确定机器人的自适应神经网络控制。”《控制论》, 第 46 卷。3, pp 620-629, 2016 年 3 月。

[62]何伟, “柔性梁的振动控制”, 中国电机工程学报。电子。第 62 卷, 没有。8, 页 5023 - 5030, 2015 年 8 月。

[63]张勇, 金鹏, 潘志刚, “基于内容相似度的 HEVC 编码器的快速参考帧选择方法”, 软件学报。图像表示, vol. 40, no. B, 516-524 页, 2016 年 10 月。

[64]孙新宇, 孙新宇, “结构最小极大概率机”, 《中国机械工程学报》, 2013 年第 2 期。神经网络。学习。系统。 , doi: 10.1109/TNNLS.2016.2544779。

[65]周志刚。杨斌, 孙新宇, 刘强, 吴清民, “一种抗任意旋转的图像复制检测方法”, 计算机集成制造系统学报。告知。系统。 , vol. E99D, no. 6, 第 1531-1540 页, 2016 年 6 月。

[66]郭伟, 李文伟, 张清泉, 王林, 吴清泉, “基于模糊精英主义的粒子群优化算法及其在约束工程中的应用”, 工程设计。优化, 第 46 卷, 第 1 期。11, 第 1465-1484 页, 2014。

[67]张思敏, “非线性柔性机翼的非线性控制设计”, 中国机械工程, 2012,25(12):1507 - 1507。控制系统。技术。 , 第 25 卷, no. 第 351-357 页, 2017 年 1 月。

[68]张勇, 潘志刚, “一种低复杂度的多视差视频编码算法”, 计算机工程与应用, 2011,35(6):527 - 532。广播。 , 第 61 卷, 第 1 期。2, pp 166-176, 2015 年 6 月。

[69]陈志刚, “一种基于正则化路径的 n-支持向量分类算法”, 计算机工程与应用, 2013。神经网络。学习。系统。 , 第 28 卷, 第 1 期。5, 第 1248-124-8 页, 2017 年 5 月。

[70]何伟, 欧阳运成, 洪洁, “基于输入死区的柔性机械臂的振动控制”, 中国机械工程, 2011,25(12):1509 - 1509。索引信息。 , 第 13 卷, 第 13 期。1, 第 48-59 页, 2017 年 2 月。

[71]郭伟, 陈明, 王磊, 吴强, “基于神经网络的生物地理学研究”。应用, doi: 10.1007/s00521-016-2179-x。

[72]郭伟, 王磊, 张勇, 田华, 胡建军, “基于 Markov 分析的生物地理学迁移算子”, 计算机学报。 , 即将发表, doi: 10.1007/s00500-016- 2209-8。



郭伟安 (男, 14 岁) , 2007 年获得沈阳理工大学信息与计算科学学士学位, 2009 年获得东北大学硕士学位, 2011 年获得清华大学博士学位。

新加坡国立大学机器人实验室。现任同济大学中德应用科学学院助理教授。他的兴趣包括计算智能、优化等。他是 IEEE 的成员。



司成勇 (男, 14 岁) 分别于 2007 年、2010 年

上海交通大学汉堡学院, 上海, 中国主要研究方向为进化计算、约束优化、多目标优化及其应用。他是 IEEE 的成员。



薛宇, 2013 年毕业于南京航空航天大学

特征选择和数据挖掘。他是 IEEE, ACM 和 CCF 的成员。



毛艳芬, 西北工业大学硕士, 上海交通大学



王磊, 同济大学硕士、博士。他是中国

自动化、电气自动化专业委员会。目前主要研究方向为人工智能与控制理论与应用。他是 IEEE 的成员。



吴金涛 (M'86-SM'95) 分别于 1990 年

关于这个或任何其他计算主题的更多信息, 请访问我们的数字图书馆 www.computer.org/publications/dlib。