文章编号：1000-8608(2019)02-0194-07

面向分馏塔操作参数优化的带禁忌表并行粒子群优化算法

王雅琳*， 孙家舟， 薛永飞， 尚丹丹， 袁小锋

（中南大学 信息科学与工程学院，湖南 长沙 410083）

摘要： 多元分馏塔操作优化需要反复求解其机理模型中的高维耦合非线性方程组，计算十分耗时. 针对此昂贵优化问题，提出了一种带禁忌表的并行粒子群优化（parallel particle swarm optimization，PPSO）算法. 以分馏过程机理知识初始化操作参数的禁忌表，再根据已测试候选参数的优化性能动态更新该禁忌表，实现对每次迭代产生的候选解初选，减少禁忌解的计算；接着，以 MapReduce 的任务分发思想构建算法的并行处理框架，设计任务预分配策略减少通信成本，提高计算效率；最后在子系统中通过对无法求解粒子与不合格粒子的剔除，筛选出原约束优化问题的等价解，进一步减小计算开销. 以实际操作优化问题验证了所提算法的有效性，结果表明该算法能够更快地找到分馏系统操作参数的最优设定值.

关键词： 禁忌表；昂贵优化；并行 PSO；分馏塔；操作优化

中图分类号： TP273 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201902012

0 引 言

分馏过程是石油炼制过程中一个极为关键的工序，可按照原料油沸点的不同将其分离为各种馏分油与尾油. 在化工模拟中，以物料守恒、气液平衡、摩尔分率加和、能量守恒（MESH）为基础建立的严格机理模型能够精确反映实际分馏塔的基本运行情况，通过优化其操作参数可使其达到期望的运行工况，进而指导实际生产[1-3]. 但由于多元分馏塔的 MESH 方程维度高、非线性强、耦合严重[4-5]，难以求取其解析解. 且模型涉及大量非线性方程组，数值解需要多次迭代，直至满足各个方程组容许的误差精度，通常耗时较长. 在传统优化方法中，梯度法由于塔单元的梯度信息通常难以获取，故难以使用；网格法则难以适应模型的复杂结构. 因而难以使用传统求解方法完成操作参数寻优.

智能算法作为研究热点，很多学者提出了求解这类优化问题的智能优化方案. 文献[6]中采用遗传算法解决常减压塔多目标参数优化问题，取得了较好的优化结果，并证明了经济效益与 CO_2 排放量之间的负相关关系；文献[7-8]中采用改进非支配排序遗传算法（NSGA-Ⅱ）对常压塔的能耗与收益进行优化，提高了算法的收敛速度与鲁棒性. 尽管遗传算法及其改进在求解这类问题时，精度上表现出较高的优势，但计算耗时，如文献[6]中一次多目标优化耗时 6 h，这显然无法满足实际应用中对实时性的需求. 这类优化问题属于昂贵优化问题，单次模型计算时间较长，而 GA 对模型计算次数过多，导致该算法并未在优化时间上体现优势.

禁忌表是禁忌搜索（tabu search，TS）中的概念，禁忌表屏蔽部分已走过的位置，用于防止算法陷入局部最优[9-11]. 禁忌表实际上减少了禁忌算法对已计算位置的探索，并增强了算法跳出局部最优的能力，因而可以在其他算法中引入该策略来实现加速. 而除了减少计算次数，还可以通过并行计算的任务分配方式来进一步加快求解速度[12-16]. 文献[17]中提出了一种名为 MapReduce 的分布式编程框架，使用并行策略大大缩短了数据处理任务所耗时间，但该框架内部缺乏对迭代过程的支持，因而限制了其应用范围. 文献[18]中针对该问题进行了 MRI（MapReduce iteration）改进，扩展了 MapReduce 的应用范围. 文献[19]则将 MapReduce 引入优化算法中，建立了基于

收稿日期： 2018-09-22； **修回日期：** 2019-02-10.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目（重大项目 61590921）；国家自然科学基金青年基金资助项目（61703440）.
作者简介： 王雅琳*（1973-），女，博士，教授，E-mail：ylwang@csu.edu.cn；孙家舟（1996-），男，硕士生，E-mail：1484279285@qq.com.

MapReduce分布式框架的粒子群(PSO)算法，以并行的方式提高了粒子群算法的运行速度. 但在上述实验中大多以测试函数验证分布式方案的有效性，未完成的任务将再分配，直至完成为止. 而在严格机理模型求解中，计算空间中存在无法求解的点与不符合生产规律的点，这些点的处理将成为引入 MapReduce 框架的关键.

为解决上述昂贵优化在研究与实际应用中存在的问题，本文提出一种带禁忌表的并行 PSO 优化算法. 以粒子群算法为基础，引入连续空间下的禁忌表，在迭代之初完成对候选粒子的初选，减少总计算量；并引入基于 MapReduce 框架的同步并行策略，将粒子计算任务分发给子系统，子系统计算后进行粒子的再次筛选，去除不合格点，实现 MapReduce 改进，在不影响算法精度的前提下达到减少优化时间的目的；最后用以实际分馏塔为原型建立的机理模型进行测试，验证所提算法的有效性.

1　基于 MapReduce 框架的带禁忌表并行 PSO 算法

1.1　禁忌表

禁忌表是禁忌搜索中的概念，用于存储算法中不再计算的候选集. 禁忌搜索是一种智能启发式算法[9-11]，是对局部邻域搜索法的推广，通过引入禁忌表与相应的禁忌准则来禁止重复搜索，并通过藐视准则来赦免一些被禁忌的优良状态，进而保证多样化的有效搜索，从而实现全局优化. 禁忌搜索最早应用于旅行商这类离散情况下的组合优化问题，文献[20-22]中提到了 TS 算法在求解连续变量优化问题中的技术手段，通过禁忌位置与目标位置在超维空间中的距离进行禁忌. 本文拟采用如下方法实现以离散的禁忌点对连续优化空间产生禁忌效果.

对已知点 $\boldsymbol{u}=(u_1 \quad u_2 \quad \cdots \quad u_i \quad \cdots \quad u_n)^{\mathrm{T}}$，若 $\boldsymbol{x}=(x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_i \quad \cdots \quad x_n)^{\mathrm{T}}$ 满足

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(u_i-x_i)^2} \leqslant \varepsilon \tag{1}$$

则代表 $\boldsymbol{x}$ 在 $\boldsymbol{u}$ 的禁忌范围内，ε 为连续空间下的禁忌范围.

1.2　MapReduce 框架

MapReduce 是 Google 公司在 2004 年提出的一种可用于处理超大规模数据的分布式编程框架[17]. 它为用户屏蔽了分布式系统中复杂的并行处理过程，极大简化了并行程序的开发难度[18]. MapReduce 框架将数据的处理过程分成了 Map 和 Reduce 两个阶段[17]，要求数据以键值对(数据编号＋数据值)形式作参数传递. 在 MapReduce 过程开始时，将需要处理的数据转化为等大小的 Split 任务，Map 过程将任务分发给子机；Reduce 过程将 Map 过程处理后的数据进行合并整理，完成计算任务. 文献[18]中提出了一种针对 MapReduce迭代的 MRI 改进(如图 1 所示)，加入 Iteration 过程，对Reduce 过程的结果进行更新与迭代控制.

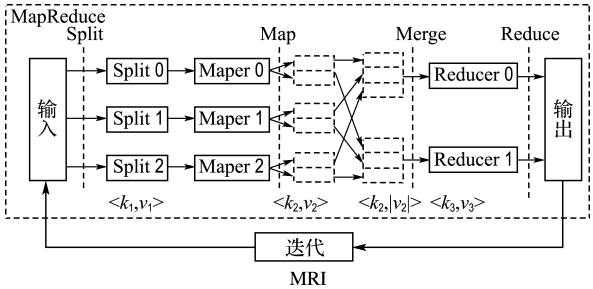

图 1　MapReduce iteration 框架

Fig. 1　MapReduce iteration framework

1.3　并行 PSO 算法

对于化工模拟中严格机理模型的优化求解问题，在实际应用中，合理解已能满足应用中精度需求，但动辄数个小时的优化时间则无法满足实际应用中的实时性需求. 针对这类昂贵优化问题，提出一种基于 MapReduce 框架的带禁忌表的并行 PSO 算法，在不降低求解精度前提下大大加快求解速度.

所提并行优化算法的核心在于禁忌表的更新与并行策略. 具体如下：

(1)禁忌表的初始化与更新

禁忌表初始化长度为 1，其初始值为模型优化开始时参数，随后每次找到新的全局最优点便将该点对应参数加入禁忌表，若一次迭代中没有出现新的全局最优点，则将此次迭代中最优点加入禁忌表. 若禁忌表长度超过设定值，则将最先加入禁忌表的参数值移出禁忌表. 在判定禁忌范围时，使选定粒子遍历禁忌表，若满足式(1)，则判定为在禁忌范围内，不再计算.

(2)并行策略

算法采用 MapReduce 并行框架，主系统负责迭代更新与粒子分配(如图 2 所示)；子系统负责

计算,筛选与返回结果(如图 3 所示). 由于并行 PSO 算法涉及粒子任务的即时分发,本文采用 UDP 通信协议进行主系统与子系统状态的快速交互. 子系统初始状态为“空闲”,接收主系统任务

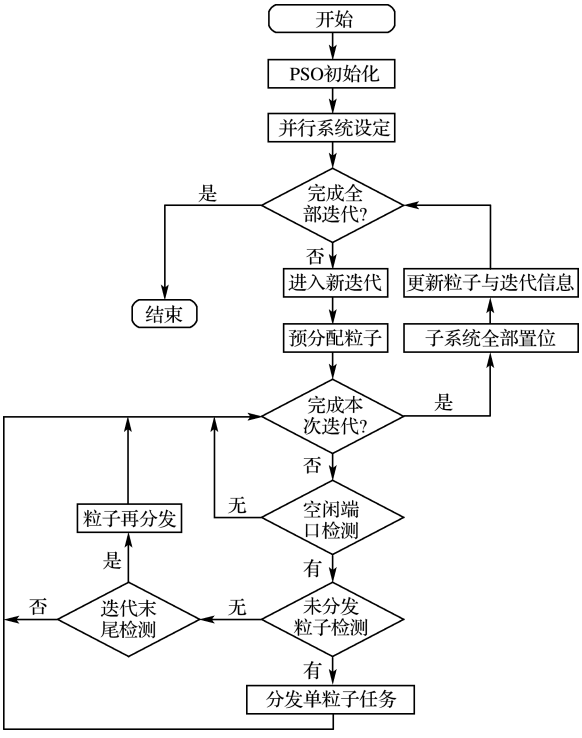

图 2 主系统流程图

Fig. 2 Main system flow diagram

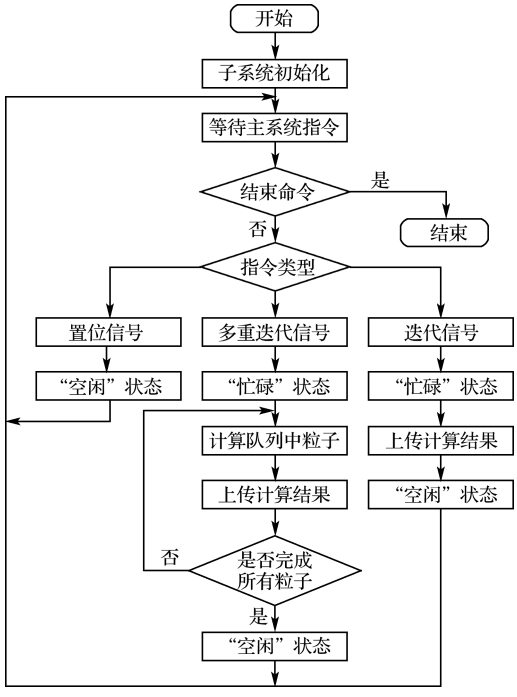

图 3 子系统流程图

Fig. 3 Subsystem flow diagram

时状态为“忙碌”,完成任务后上传(粒子编号+计算结果)reduce 信息,更新自身状态为“空闲”. 而化工模型需要求解大量非线性方程组,计算任务可能失败或计算结果不能满足系统要求,子系统完成筛选,并额外设置“失败”状态. 主系统检测到子系统状态后再次分发粒子任务.

经测试后发现虽然此方法每次系统间交互状态较短,但对比串行方式仍有延迟. 为减少通信成本,设计一种针对并行 PSO 的任务预分配策略:主系统更新粒子后根据空闲子系统个数将原单粒子 Map 任务再次分组,以粒子组形式构建 Map 任务输出到子系统. 子系统设置粒子组任务逻辑,减少系统间通信,上传逻辑不变. 在预分配策略外仍设置单次任务逻辑,使完成粒子组任务较快的子系统能继续完成其他子系统未完成的任务. 并设置迭代末尾加速策略:在迭代任务全部分配且少于 3 个粒子未完成时,将此任务再分配给空闲子系统,若全部粒子均已完成,则将所有子系统强制置位为“空闲”,停止所有子系统任务,开启下次迭代.

带禁忌表的同步并行优化算法流程如下:

Step 1 粒子群参数初始化,禁忌表初始化(模型当前操作参数数值为禁忌表初始值),并行子系统初始化(本文子系统以 IP 与端口进行绑定).

Step 2 在迭代开始时将粒子全部更新,将其中位于禁忌表禁忌范围内的粒子还原到更新前,并将该粒子设为无须计算. 置位所有子系统,将剩余粒子信息以(粒子编号+任务)组形式分配到各个子系统,完成粒子任务的预分配. 子系统在计算完成后以(粒子编号+计算结果)形式上传主系统. 主系统接收后将计算结果转化为目标函数值.

Step 3 主系统判断是否存在空闲子系统,若存在则让该子系统进行单个粒子的计算任务. 若全部粒子皆已分发,且迭代未完成,则将未完成粒子分发给空闲子系统进行迭代末尾加速. 若一个子系统完成了特定粒子任务,则将其他所有进行该粒子任务的子系统设为空闲.

Step 4 当次迭代完成时,检测所有粒子更新,检查所有粒子目标函数值,若本次迭代中出现优于之前迭代获取的全局最优值,则更新全局最优值,并将该粒子代表操作参数代入禁忌表末尾,若未出现,则将本次迭代中最优值对应位置代入

禁忌表末尾. 检查禁忌表是否超过设定长度，若是，则移除表头.

Step 5　判断是否满足迭代终止条件，若满足，则输出全局最优值，否则转到 Step2.

2　分馏过程操作参数优化

分馏过程将原料油切割成不同馏分油，是石油炼制过程中的重要组成部分，其操作优化成为了炼油化工中需要重点考虑的问题.

2.1　分馏塔严格机理模型

实际工厂中应用的分馏塔为多层塔板结构的复合塔[3-5]. 对于如图 4 所示常规塔板模型，在理想状态下建立物料守恒、气液平衡、摩尔分率加和与能量守恒方程，即 MESH 方程，如式(2)～(5)所示.

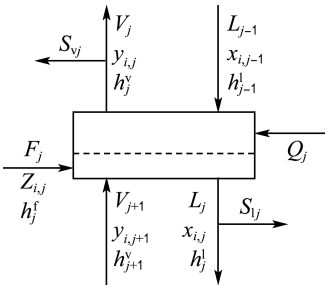

图 4　塔板模型

Fig. 4　Tray model

M 方程：

$$L_{j-1}x_{i,j-1}-(L_j+S_{lj})x_{i,j}-(V_j+S_{vj})y_{i,j}+V_{j+1}y_{i,j+1}+F_jZ_{i,j}=0 \tag{2}$$

E 方程：

$$y_{i,j}=k_{i,j}x_{i,j} \tag{3}$$

S 方程：

$$\sum_i x_{i,j}=1,\ \sum_i y_{i,j}=1 \tag{4}$$

H 方程：

$$L_{j-1}h_{j-1}^l-(L_j+S_{lj})h_j^l-(V_j+S_{vj})h_j^v+V_{j+1}h_{j+1}^l+F_jh_j^f+Q_j=0 \tag{5}$$

式中：F 为进料、Q 为热量、h 为焓、L 为液相负荷、V 为气相负荷、S_l 为液相侧线抽出、S_v 为气相侧线抽出、k 为气液平衡常数、x 为液相组分组成、y 为气相组分组成. 上标中 f 为进料、l 为液相、v 为气相. 液相中 i 为组分号，j 为塔板号.

上述 MESH 方程组构建了基础的严格机理模型，也表征出了其高维耦合非线性的特点. 如图 5 所示，文中所用模型是基于某化工厂实际生产数据建立的分馏塔严格机理模型. 进料经多层塔板分馏塔切割，较轻的组分经冷凝器冷却，输出为石脑油、尾气与水；较重的组分经中段抽出到侧线气提塔，进行再次蒸馏，部分回流，部分输出为柴油；最重的组分输出为尾油.

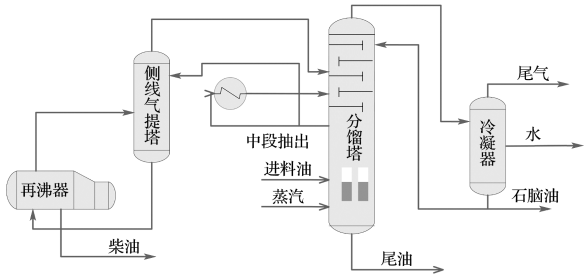

图 5　分馏塔严格机理模型

Fig. 5　Rigorous mechanism model based on fractionator

在应用中，操作员通过控制分馏塔的操作参数而实现对各输出组分的控制. 且随市场行情的改变，需要对收率目标进行调整，因而有必要对其进行操作参数优化.

2.2　基于分馏塔模型的操作参数优化

由图 5 可知，该分馏系统主要由分馏塔、冷凝器、侧线气提塔、再沸器组成. 结合实际化工生产中分馏塔结构，本文选定了 7 个待优化的操作变量：冷凝器温度、塔顶压力、塔顶温度、中段抽出量、中段抽出返回温度、柴油抽出温度、再沸器底端温度，即设定 PSO 算法中决策变量的维度为 7：$\boldsymbol{u}=(u_1\quad u_2\quad u_3\quad u_4\quad u_5\quad u_6\quad u_7)$，其中各变量变化范围为 $u_i\in[u_{i\min},u_{i\max}]$. 依据现场对收率的需求，选定实际收率与目标收率间的方差为适应度函数，则优化问题描述如下：

$$\begin{aligned} J &= \min_U \sum_{i=1}^{3}\sqrt{(Y_{\mathrm{set},i}-Y_i)^2} \\ \text{s.t.}\quad & Y=f(U) \\ & U_{\min}\leqslant U\leqslant U_{\max} \end{aligned} \tag{6}$$

式中：f 是分馏塔的严格机理模型，描述其稳态时操作参数与各侧线产品收率的关系.

在实际应用中，除了对侧线馏分油收率的限定，还有对其性质的要求. 尾油指标：硫含量≤3 000 μg·g^{-1}，氮含量≤4 000 μg·g^{-1}，残碳含量≤5.5%，V+Ni 含量≤20×10^{-4}%；柴油指标：95%，馏出温度≤365 ℃；不稳定的石脑油指标：终馏点温度≤185 ℃.

在所提算法中，若子系统还需传递产品各项

参数值，则将导致更高的通信成本，因而将是否合格的判断放在子系统中，合格则返回参数到主系统中，若不合格则返回“失败”状态，并将存储在主系统中的该点对应参数加入禁忌表中，实现对不合格参数点的禁忌，由此将原问题简化为式(6)所提的简化约束优化问题.

2.3 操作参数优化结果验证

为了验证所提带禁忌表并行PSO优化算法的有效性，在VS平台下，针对分馏塔机理模型，使用不同优化算法进行了多组对比实验.

2.3.1 单机优化实验 选用操作参数个数为7的分馏塔模型，经标准化处理后，单项操作参数变化范围为[−1,1]，设定粒子个数为20，禁忌表长度为10，禁忌参数ε的取值范围设定在[0,1.4]. ε增大会导致禁忌范围增大，在ε>1.4时，对粒子的过度禁忌会导致求解精度的明显下降.

首先进行串行算法的对比实验，验证引入禁忌表后，对算法速度的提升. 表1给出了普通PSO与不同ε取值的带禁忌表PSO对模型进行10次优化的平均优化时间、优化时间标准差与平均优化误差. 其中标准差σ与平均优化误差e的计算公式如下：

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(t_i-\bar{t})^2} \tag{7}$$

$$e=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}e_i=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{[Y(i)-\hat{Y}(i)]^2} \tag{8}$$

式中：N为实验次数，t_i为第i次优化耗时，$\bar{t}$为N次优化平均优化时间，$Y(i)$为第i次优化输出，$\hat{Y}(i)$为第i次优化设定目标.

表1 ε取值对比实验

Tab.1 Comparative experiment based on ε change

优化方式	禁忌范围 ε	实验次数 N	平均优化时间 $\bar{t}$/min	优化时间标准差 σ	平均优化误差 e/%
串行PSO	0	10	34.720	3.042 5	0.137 6
串行PSO+禁忌表	0.2	10	33.291	3.781 2	0.104 6
串行PSO+禁忌表	0.4	10	32.154	2.801 7	0.116 4
串行PSO+禁忌表	0.6	10	31.975	2.451 1	0.112 8
串行PSO+禁忌表	0.8	10	32.096	4.418 2	0.143 3
串行PSO+禁忌表	1.0	10	30.842	3.263 6	0.114 0
串行PSO+禁忌表	1.2	10	28.392	4.442 4	0.165 0
串行PSO+禁忌表	1.4	10	24.612	3.820 6	0.206 7

由表1中数据可知，随ε的增大，平均优化时间$\bar{t}$呈减少趋势，且随禁忌表的引入，在ε较小时平均优化误差e对比未引入禁忌表时更小. 但在ε>1.0时，虽然优化时间对比ε≤1.0时少，但平均优化误差明显上升，明显降低了所提算法的求解性能，综合考虑后选用ε=1.0.

在单机实验中，出现ε=0.6实验平均优化时间略小于ε=0.8的情况，这是由于进行ε=0.8实验时，在一次优化求解中出现大量无法求解点使得单次优化时间明显变长.

2.3.2 并行优化实验 为了进一步加快计算速度，后续进行了并行优化实验，分别使用并行PSO、带禁忌表的并行PSO、带禁忌表的并行预分配PSO进行多组对比实验证明所提算法性能. 表2～4分别显示了并行双机到并行四机的并行优化实验数据. 如表中所示，在对比实验中，3种优化算法的优化时间标准差σ与平均优化误差e均差距不大，验证了所提算法在引入禁忌表与预分配策略时，并未降低原算法的稳定性与求解精度. 而由表中平均优化时间$\bar{t}$可知：带禁忌表的并行PSO通过减少粒子计算次数，在优化时间上对

表2 并行双机对比实验

Tab.2 Two machine comparison experiment

优化方式	子系统数目	实验次数 N	平均优化时间 $\bar{t}$/min	优化时间标准差 σ	平均优化误差 e/%
并行PSO	2	10	18.910	0.691 0	0.122 2
并行PSO+禁忌表	2	10	18.510	0.674 6	0.126 0
并行预分配PSO+禁忌表	2	10	17.024	0.731 5	0.108 9

表3 并行三机对比实验

Tab.3 Three machine comparison experiment

优化方式	子系统数目	实验次数 N	平均优化时间 $\bar{t}$/min	优化时间标准差 σ	平均优化误差 e/%
并行PSO	3	10	14.930	0.611 7	0.112 5
并行PSO+禁忌表	3	10	14.450	0.665 8	0.126 0
并行预分配PSO+禁忌表	3	10	12.913	0.211 8	0.115 4

表4 并行四机对比实验

Tab.4 Four machine comparison experiment

优化方式	子系统数目	实验次数 N	平均优化时间 $\bar{t}$/min	优化时间标准差 σ	平均优化误差 e/%
并行PSO	4	10	12.426	0.723 9	0.118 0
并行PSO+禁忌表	4	10	11.863	0.464 9	0.118 2
并行预分配PSO+禁忌表	4	10	10.288	0.771 1	0.105 9

比并行 PSO 体现了明显的优势；而带禁忌表的并行预分配 PSO 通过预分配任务，减少了通信成本，进一步减少了优化时间.

3 结　语

针对化工模拟中严格机理模型求解十分耗时，进而导致基于该模型进行操作参数优化时计算成本过高的问题，本文提出了一种带禁忌表的并行 PSO 算法. 通过引入禁忌表，实现对迭代候选粒子的初选，减少了总计算量；引入基于 MapReduce结构的并行框架进行子系统任务分发，并通过预分配任务减少通信成本. 该算法旨在不降低求解精度的前提下，加快对这类昂贵优化问题的求解速度. 使用某工厂分馏塔的严格机理模型进行了验证，通过对比实验，证明了所提带禁忌表并行 PSO 算法的有效性.

参考文献：

[1] YANG Bolun, WU Jiang, ZHAO Guosheng, *et al*. Multiplicity analysis in reactive distillation column using Aspen PLUS [J]. **Chinese Journal of Chemical Engineering**, 2006, **14**(3): 301-308.

[2] GUO Liang, WANG Tiefeng, LI Dongfeng, *et al*. Liquid-holdup regions research of novel reactive distillation column for C_5 fraction separation [J]. **Chinese Journal of Chemical Engineering**, 2017, **25**(4): 433-441.

[3] WU Yanli, LI Wenying, LI Qiang, *et al*. Methodology for design of reactive distillation column and kinetics for isoamylene etherification catalysed by Amberlyst 35 [J]. **China Petroleum Processing and Petrochemical Technology**, 2016, **18**(4): 128-136.

[4] JHON Y H, LEE T H. Dynamic simulation for reactive distillation with ETBE synthesis [J]. **Separation and Purification Technology**, 2003, **31**(3): 301-317.

[5] 张亚乐，徐博文，方崇智，等. 常压蒸馏塔的严格在线模型与仿真研究 [J]. 石油炼制与化工，1997，**28**(6): 41-47

ZHANG Yale, XU Bowen, FANG Chongzhi, *et al*. Rigorous on-line model and simulation of atmospheric distillation column [J]. **Petroleum Processing and Petrochemicals**, 1997, **28**(6): 41-47. (in Chinese)

[6] 黄小侨，李　娜，李　军，等. 基于遗传算法的常减压装置多目标优化 [J]. 中国石油大学学报(自然科学版)，2016，**40**(2): 163-168.

HUANG Xiaoqiao, LI Na, LI Jun, *et al*. Multi-objective optimization of crude and vacuum distillation system based on genetic algorithm [J]. **Journal of China University of Petroleum**, 2016, **40**(2): 163-168. (in Chinese)

[7] 于晓栋，吕文祥，黄德先，等. 基于 HYSYS 和 NSGA-Ⅱ的常压塔多目标优化 [J]. 化工学报，2008，**59**(7): 1646-1649.

YU Xiaodong, LV Wenxiang, HUANG Dexian, *et al*. Multi-objective optimization of industrial crude distillation unit based on HYSYS and NSGA-Ⅱ [J]. **Journal of Chemical Industry and Engineering (China)**, 2008, **59**(7): 1646-1649. (in Chinese)

[8] 华长春，王雅洁，李军朋，等. 基于 NSGA-Ⅱ算法的高炉生产配料多目标优化模型建立 [J]. 化工学报，2016，**67**(3): 1040-1047.

HUA Changchun, WANG Yajie, LI Junpeng, *et al*. Multi-objective optimization model for blast furnace production and ingredients based on NSGA-Ⅱ algorithm [J]. **CIESC Jorunal**, 2016, **67**(3): 1040-1047. (in Chinese)

[9] CORMAN F, D′ARIANO A, PACCIARELLI D A. A tabu search algorithm for rerouting trains during rail operations [J]. **Transportation Research Part B-Methodological**, 2010, **44**(1): 175-192.

[10] LU Zhipeng, HAO Jinkao. Adaptive tabu search for course timetabling [J]. **European Journal of Operational Research**, 2010, **200**(1): 235-244.

[11] CORDEAU J F, MAISCHBERGER M. A parallel iterated tabu search heuristic for vehicle routing problems [J]. **Computers & Operations Research**, 2012, **39**(9): 2033-2050.

[12] OLFATI-SABER R, FAX J A, MURRAY R M. Consensus and cooperation in networked multi-agent systems [J]. **Proceedings of the IEEE**, 2007, **95**(1): 215-233.

[13] LIU Ji, WRIGHT S J, RÉ C, *et al*. An asynchronous parallel stochastic coordinate descent algorithm [J]. **Journal of Machine Learning Research**, 2015, **16**(1): 285-322.

[14] 衣　鹏，洪奕光. 分布式合作优化及其应用 [J]. 中国科学：数学，2016，**46**(10): 1547-1564.

YI Peng, HONG Yiguang. Distributed cooperative optimization and its applications [J]. **Scientia Sinica: Mathematica**, 2016, **46**(10): 1547-1564. (in

Chinese)

[15] 亢良伊,王建飞,刘 杰,等. 可扩展机器学习的并行与分布式优化算法综述[J]. 软件学报,2018,**29**(1):109-130.
KANG Liangyi, WANG Jianfei, LIU Jie, *et al*. Survey on parallel and distributed optimization algorithms for scalable machine learning [J]. **Journal of Software**, 2018, **29**(1): 109-130. (in Chinese)

[16] 黄 芳,樊晓平. 基于岛屿群体模型的并行粒子群优化算法[J]. 控制与决策,2006,**21**(2):175-179,188.
HUANG Fang, FAN Xiaoping. Parallel particle swarm optimization algorithm with island population model [J]. **Control and Decision**, 2006, **21**(2):175-179,188. (in Chinese)

[17] DEAN J, GHEMAWAT S. MapReduce: simplified data processing on large clusters [J]. **Communications of the ACM**, 2008, **51**(1): 107-113.

[18] ZHANG Yanfeng, GAO Qixin, GAO Lixin, *et al*. iMapReduce: A distributed computing framework for iterative computation [J]. **Journal of Grid Computing**, 2012, **10**(1):47-68.

[19] MCNABB A W, MONSON C K, SEPPI K D. Parallel PSO using MapReduce [C] // **2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2007**. Singapore: IEEE Computer Society, 2012.

[20] 施文俊,何小荣,陈丙珍,等. TS法的改进及其在求解化工优化问题中的应用[J]. 化工学报,2004,**55**(10):1665-1668.
SHI Wenjun, HE Xiaorong, CHEN Bingzhen, *et al*. Improved TS method for optimization of chemical processes [J]. **Journal of Chemical Industry and Engineering (China)**, 2004, **55**(10): 1665-1668. (in Chinese)

[21] WALIGÓRA G. Tabu search for discrete-continuous scheduling problems with heuristic continuous resource allocation [J]. **European Journal of Operational Research**, 2009, **193**(3):849-856.

[22] CHELOUAH R, SIARRY P. A hybrid method combining continuous tabu search and Nelder-Mead simplex algorithms for the global optimization of multiminima functions [J]. **European Journal of Operational Research**, 2005, **161**(3):636-654.

Parallel particle swarm optimization algorithm with tabu table for operation parameter optimization of fractionator

WANG Yalin*, SUN Jiazhou, XUE Yongfei, SHANG Dandan, YUAN Xiaofeng

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The operation optimization for a fractionator in multicomponent system requires solving the mechanism model repeatedly, which contains a large number of high dimensional coupled nonlinear equations. This is very time-consuming. To solve the problem, a parallel particle swarm optimization (PPSO) algorithm with tabu table is proposed. Firstly, a tabu table of the operating parameters is initialized according to the mechanism knowledge of fractionation, and then it is dynamically updated according to the optimization performance of the tested candidate parameters. For every iteration, the tabu table is used to pass the solutions in the tabu table. To further improve the computational efficiency and reduce the communication cost, the parallel processing framework and the task pre-allocation strategy are adopted in the proposed algorithm, whose idea is similar to MapReduce. Finally, in the subsystem, the original constrained optimization problem is solved by rejecting the particle that can not be solved or does not meet the production demand. The effectiveness of the proposed algorithm is validated by an actual operation optimization problem, which can provide a set of optimum operating parameters for a fractionation system quickly.

Key words: tabu table; expensive optimization; parallel PSO; fractionator; operation optimization