双种群变异策略改进RWCE算法优化换热网络

沈 昊^{1,2}, 崔国民^{1,2}

¹上海理工大学新能源科学与工程研究所,上海 ²上海市动力工程多相流动与传热重点实验室,上海 Email: cgm1226@163.com

收稿日期: 2021年4月13日; 录用日期: 2021年5月24日; 发布日期: 2021年5月31日

摘要

鉴于强制进化随机游走算法概率接受差解策略的两面性,一方面会出现差解代替仍有进化潜力的解,打 断个体可能存在的进化路径,另一方面进化后期个体变异能力仍不够强,难以跳出局部最优值,提出了 一种双种群变异策略。在基础种群之外,设置了2个特殊种群,周期性地接受基础种群中对应个体的当 前最优解,并分别对特殊种群中个体进行接受差解概率的差异化处理,在周期结束回赋基础种群个体的 最优值。通过算例验证,将改进后算法应用于换热网络优化,取得了较好的结果。

关键词

换热网络,优化,计算机模拟,双种群变异策略

Optimization of Heat Exchanger Network Based on Improved RWCE Algorithm with Double Population Mutation Strategy

Hao Shen^{1,2}, Guomin Cui^{1,2}

¹School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai ²Shanghai Key Laboratory of Multiphase Flow and Heat Transfer in Power Engineering, Shanghai Email: cgm1226@163.com

Received: Apr. 13th, 2021; accepted: May 24th, 2021; published: May 31st, 2021

Abstract

In view of the two sides of the probability acceptance of the worse solution in the forced evolutionary random walk algorithm, on the one hand, the worse solution will replace the solution which still has the evolutionary potential and interrupt the individual's possible evolutionary path. On the other hand, the individual's mutation ability is not strong enough to jump out of the local optimal value in the late evolution stage, so a double population mutation strategy is proposed. In addition to the basic population, two special populations are set up to accept the current optimal solution of the corresponding individuals of the basic population periodically, and the individual in the special population is treated differently to accept the worse solution probability, and the optimal value of the individual of the basic population is given back at the end of the cycle. The improved algorithm is applied to the optimization of heat exchanger network and good results are obtained.

Keywords

Heat Exchange Network, Optimization, Computer Simulation, Double Population Mutation Strategy

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u> Open Access

1. 引言

换热网络综合作为过程系统工程的重要领域,在实现能量综合利用的过程起到重要的作用[1]。夹点法 等分步优化法被广泛应用于工程应用领域,将换热网络优化分步为最小公用工程用量和最小换热单元数等数 个子问题,这些子问题存在多个最优解,又相互影响,如果不能正确反映子问题的相互关系,即使通过分步 求解使各子问题达到最优,整体问题上也很难寻找到最优解。为解决此问题,提出了同步优化方法。

常见的同步优化方法主要分为确定性方法和启发式方法[2],确定性方法在处理换热网络这类 MINLP 问题时极易陷入局部最优值,而启发式方法全局搜索能力强[3],且不依赖问题本身的数学性质,是处理这类问题时的较优方法[4] [5] [6]。肖媛等[7]于 2016 年提出了新的启发式方法,强制进化随机游走算法(RWCE),该算法通过个体换热量的随机游走变化,同步优化整型变量和连续变量,并在优化过程中完全切断种群中各个个体之间相互影响,保证个体结构进化不受其他个体的影响,使算法拥有较强的全局搜索能力[8]。

RWCE 算法在游走后的个体结构的年综合费用未能优于上一代个体费用时,仍以较小的概率选择接 受差结构,是算法提高跳出局部极值能力的重要支柱。但一方面,个体接受差解容易出现个体被打断自 身的优化进程,未能完全优化就被差解所替代,使得局部精细搜索不足[9]。另一方面,当达到进化后期 时,原有的接受差解几率不够高,结构的变异能力不够强,仍然无法跳出局部最优解。鉴于此,本文提 出了一种采用双种群变异策略的 **RWCE** 算法,既保护原有个体结构的进化潜力,也增强个体跳出局部最 优值的变异能力。

2. 换热网络数学模型

2.1. 目标函数

换热网络模型采用分级超结构模型[10],以年综合费用最小为优化目标。费用主要包括换热器的设备 投资费用和冷热公用工程的运行费用,数学描述为

$$\min TAC = \min \sum_{i=1}^{NC} C_{CU} Q_{CU,i} + \sum_{i=1}^{NH} C_{HU} Q_{HU,i} + \sum_{i=1}^{NE} \left(C_0 + C'_0 A_i^\beta \right) + \sum_{i=1}^{NC} \left(C_1 + C'_1 A_{CU,i}^\beta \right) + \sum_{i=1}^{NH} \left(C_2 + C'_2 A_{HU,i}^\beta \right)$$
(1)

式中, C 是费用计算系数, Q 是换热器的换热量, A 是换热器换热面积。等式右侧, 前两项计算的是公用

工程运行费用,后三项计算的是换热器的投资费用。换热器换热量及换热面积计算依据换热器热平衡公式。

$$Q_{i,j,k} = GC_{p_i} \left(T_{i,k}^{in} - T_{i,k}^{out} \right) = GC_{p_j} \left(T_{j,k}^{out} - T_{j,k}^{in} \right)$$
(2)

$$A_{i,j,k} = \frac{Q_{i,j,k}}{U_{i,j}\Delta t_{i,j,k}}$$
(3)

2.2. 主要约束

1) 单股流体上的热平衡

$$\left(T_{IN,i} - T_{OUT,i}\right) \cdot GC_{p_i} = \sum_{m \in BH(i)} Q_{i,m} + Q_{CU,i} \tag{4}$$

$$\left(T_{OUT,j} - T_{IN,j}\right) \cdot GC_{p_j} = \sum_{n \in BC(j)} Q_{j,n} + Q_{HU,j}$$

$$\tag{5}$$

2) 可行出口温度

$$te_{IN,i,m} - te_{OUT,j,n} \ge \Delta T_{\min} \tag{6}$$

$$te_{OUT,i,m} - te_{IN,j,n} \ge \Delta T_{\min} \tag{7}$$

$$\left(te_{OUT,i,BH(i)} - T_{OUT,i}\right)F_i = Q_{CU,i}$$
(8)

$$\left(T_{OUT,j} - te_{OUT,j,BC(j)}\right)F_j = Q_{HU,j}$$
(9)

3. RWCE 算法

RWCE 算法的主要流程如下。

1) 初始化种群:设置一个初始种群,个体数目为 N。赋予个体中每个换热单元随机换热量,其换热量大小按式(12)

$$Q_{1,s} = Q_{\max} * \varepsilon, \varepsilon = 1, 2, \cdots, N_s$$
⁽¹⁰⁾

式中, Q_{max} 为最大换热量, ε 是一个(0,1)区间内的随机数。 N_s 为每个个体包含的最大换热器个数。

2) 个体进化:

按式(13)对种群中各个个体进行更新

$$Q_{1,s} = Q + (1 - 2\alpha) * \beta * \Delta L, \quad i = 1, \cdots, N_s; \quad s = 1, \cdots, N_s$$

$$\tag{11}$$

式中, α和β为(0,1)区间内的随机数, Q为上一代个体换热单元换热量, ΔL为随机游走步长。

当进化后个体中的换热器换热量 $Q_{i+1,s} \leq Q_{\min}$ 时,则令该位置的换热器换热量为0, Q_{\min} 为可保留的最小换热量。

3) 个体选择: 计算进化后个体的年综合费用,若进化后的年综合费用较优,则用进化后新个体取代 原个体,并返回步骤(2),否则进入步骤(4)。

4) 个体变异:进化后个体以一定概率 δ 接受差解,仍以进化后新个体取代原个体,并返回步骤(2)。
 当迭代步数达到最大迭代步数,迭代结束。

4. 双种群变异策略

4.1. RWCE 算法概率接受差解的两面性分析

RWCE算法在个体选择阶段时,若游走后的个体结构的年综合费用未能优于上一代个体费用,仍以 较小的概率选择接受差结构,其目的在于提高整型变量的变异概率,扩大搜索域,促进整体结构的变异 能力,从而提高RWCE算法的全局搜索能力。接受差解概率的取值需要同时兼顾提高整型变量的变异能 力和连续变量的连续性进化,不宜过大或过小。在原算法中单一固定的接受差解概率取值,往往难以兼 顾两点。如果继续沿用RWCE算法中的进化流程,一方面使用较大的接受差解概率会出现差解代替仍具 有进化潜力的换热网络结构,导致原有个体结构未能达到最优结构就被打断优化进程,使得局部搜索不 充分;另一方面,如果使用较小的接受差解概率,在进化前期仍能快速优化,但到了进化后期,个体的 变异能力不够强,优化进程仍然易于陷入局部最优解中。

为更好分析其情况,下面以文献[13]中 10 股流算例为例,算例参数如表 1 所示。参数如下:种群规模 *N* = 25,最大换热量 *Q*_{max} = 800 kW,最大游走步长 *L* = 50 kW。

Stream	Tin/°C	Tout/°C	W/kW·°C ⁻¹
H1	85	45	156.3
H2	120	40	50.0
H3	125	35	23.9
H4	56	46	1250
H5	90	86	1500
H6	225	75	50.0
C1	40	55	466.7
C2	55	65	600
C3	65	165	180
C4	10	170	81.3
HU	220	198	-
CU	15	20	-

Та	bl	e 1.	10sp	exar	nple	data
表	1.	10	股流	算例	参数	į

从种群中选取 23 号个体,观察它的费用迭代曲线,从中选取一段费用迭代曲线如图 1 所示。可以发现,当该个体优化至一较优结构后,未能再深入进化自身的优化潜力,就在之后的进化中因接受差解, 不但很难回到此较优结构,甚至可能向着较差的方向游走下去。



Figure 1. Cost iteration curve of No. 23 Individual 图 1. 23 号个体费用迭代曲线

针对这一问题,如果仅仅使接受差解概率为0,不接受差解,那么又容易导致个体陷入局部最优解,仍然难以得到一个较优的结果。如图2所示,在同参数下,将接受差解概率设置为0和0.01,所得的最小年综合费用迭代曲线对比。可以看出,当种群个体不接受差解时,费用下降到5,640,047 USD/A 后,优化的进程就极为缓慢,个体的难有变异能力,陷入局部极值中难以跳出,最终优化出的结果也较差。相反,选择接受差解的优化结果要远远优于前者。但即使如此,但费用继续下降时,进化仍然陷入停滞中。这是由于进化后期,种群团聚现象严重,种群多样性缺失,此时需要加强个体的变异能力,提高其接受差解的概率。但因为换热网络优化属于复杂的混合整数非线性问题,由个体自动识别当前优化进程,动态调整接受差解概率,这是很难实现的。为此,本文提出了双种群变异的策略,既保护个体的进化潜力,也提高个体的变异能力。



Figure 2. The cost iteration curve with probability of 0 and 0.01 图 2. 接受差解概率为 0 和 0.01 时的费用迭代曲线

4.2. 双种群变异策略的 RWCE 算法流程

采用双种群变异策略的 RWCE 算法的算法流程图如图 3 所示。其主要思路为在基本种群之外,设置 两个独立的特殊种群,这两个种群个体号与基础种群中个体号对应,在迭代步数达到周期时,将基础种 群中的个体当前最优结构复制到特殊种群的对应个体中。三个种群的接受差解概率执行差异化处理。特 殊种群 1 的接受差解概率为 0,即禁止个体接受差解,最大程度挖掘个体的进化潜力。特殊种群 2 的接 受差解概率为 0.03,提高个体的变异能力,破坏其原有结构,提高其跳出局部极值的能力。这 3 个种群 平行进化,互不干涉,直至个体产生出新的最优解,才重新回代至各个种群的对应个体。改进后的算法 主要流程如下:

1) 种群初始化:设置3个规模相同的种群。按式(14)赋予基本种群初始换热量,步骤与RWCE算法相同。

2) 个体游走:种群个体按式(15)执行随机游走,若迭代步数达到周期,将基础种群个体赋值到特殊 种群中执行随机游走。

3) 个体选择:如果个体游走之后的年综合费用更低,则将个体的结构更新。个体每一次更新,都将此结构输入到3个种群的对应个体中。

4) 个体变异:个体游走之后的个体结构较差,仍以一定几率δ接受此结构,其中基本种群δ设为0.01, 特殊种群1的δ为0,特殊种群2的δ为0.03。迭代步数达到最大迭代步数,结束迭代,输出最优结构。



图 3. 算法流程图

4.3. 优化效果分析

以 20sp 算例为例,采用改进后的双种群变异并行策略的 RWCE 算法得到的年综合费用与原算法的费用迭代曲线如图 4 所示。



图 4. 费用迭代曲线

分析上图可以看出,采用双种群变异并行策略的RWCE算法可以得出比原RWCE算法更优秀的结果。 在整个进化过程中,特殊种群发挥了极其重要的作用,特别是进化后期,新产生的全程最优解大多数都是 由特殊种群中的个体进化而来。计算整体优化进程中在各种群中产生全局最优解的次数,在普通种群中产 生全局最优解的次数较少,由于延用RWCE算法相同的算法流程,主要起到"筛选优秀种子"的作用,在 达到周期时,向特殊种群提供有充分进化潜力的个体。特殊种群1执行保护策略,由于其不接受差解,加 快进化速率,在进化前期起到的作用更大,在整个进化过程中起领头作用,并且保护个体的进化进程不被 打断,达到充分进化,在局部精细搜索能力方面更强,是算法获得更优解的关键。特殊种群2执行破坏策 略,在优化过程中产生的全程最优解次数最多,其使用较大的接受差解概率,提高个体的变异能力,其易 使有潜力的结构被差解替代的缺陷也可以由其他两个种群补足,从而进一步加强算法的全局搜索能力。

5. 算例验证

将采用双种群变异策略的 RWCE 算法应用于换热网络分级超结构模型,选取 10 股流算例和 9 股流 算例,均取得较好的结果。

5.1. 算例1

算例 1 采用 10 股流算例,具体参数见表 1。改进策略的 RWCE 算法优化后所得的换热网络结构如 图 5 所示,优化后的年综合费用分别为 5,583,749 USD/a,与文献结果对比如表 2 所示。



图 5. 优化后结果示意图

Table 2. Comparison of results in case 1 表 2. 算例 1 结果对比

Ref.	Cold utility/kW	Hot utility/kW	$TAC/USD \cdot a^{-1}$
Ravagnani et al. [10]	14,924	20,529	5,672,821
Yerramsetty et al. [11]	15,140	20,745	5,666,756
Khorasanya et al. [12]	14,000	19,606	5,662,366
He et al. [13]	14,246	23,117	5,629,953
Xiao <i>et al.</i> [14]	14,614	20,219	5,629,748
Peng et al. [15]	14,734	20,339	5,596,079
This work	14,624	20,230	5,583,749

与文献结果相比,采取双种群变异策略的年综合费用下降明显,较之文献结果降低了11,066 USD/A。

5.2. 算例 2

算例 2 为文献中 9 股流算例,其相关物流参数如表 3 所示。算法中采用的参数均与上例相同,种群规模 N = 25,最大换热量 $Q_{max} = 800$ kW,普通种群接受差解概率 $\delta = 0.01$,特殊种群 1 不接受差解,特殊种群 2 接受差解概率 $\delta = 0.03$,最大游走步长 L = 50 kW。

Table 3. 9sp example	data
表 3.9 股流算例参数	[

Stream	Tin/°C	Tout/°C	$W/kW \cdot °C^{-1}$	$H/kW \cdot m^{-2} \cdot C^{-1}$
H1	327	40	100	0.5
H2	220	160	160	0.4
H3	220	60	60	0.14
H4	160	45	400	0.3
C1	100	300	100	0.35
C2	35	164	70	0.7
C3	85	138	350	0.5
C4	60	170	60	0.14
C5	140	300	200	0.6
HU	330	250	-	0.5
CU	15	30	-	0.5

采用双种群变异策略的 RWCE 算法优化后的换热网络结构如图 6 所示,其年综合费用 2,926,008 USD/a,与文献结果对比如表 4 所示,优化结果已优于文献现有结果。在整个优化进程中,共计产生 1046 次新的全局最优解,其中由普通种群中产生的次数为 133 次,由特殊种群 1 中产生的次数为 579 次,由特殊种群 2 中产生的次数为 334 次,各种群在优化进程中所发挥的作用均符合 4.3 节中的分析。



Figure 6. Optimization results of 9sp example **图 6.** 9sp 算例优化结果

Table	4. Con	nparison	of	results	in	case	2
表 4.	算例 2	结果对	七				

Ref	Cold utility/kW	Hot utility/kW	$TAC/USD \cdot a^{-1}$
Linnhoff <i>et al.</i> [6]	33,030	25,310	3,024,932
Linnhoff <i>et al.</i> [16]	32,760	25,040	2,992,494
Lewin et al. [17]	33,410	25,690	2,945,122
Peng et al. [15]	32,292	24,572	2,942,013

Continued			
Chen et al. [18]	31,001	23,272	2,932,737
Peng et al. [15]	32,215	24,495	2,935,112
This work	32,391	24,672	2,926,008

6. 结论

1) 分析 RWCE 算法中概率接受差解策略的两面性,一方面会体接受差解容易出现个体未能完全优化就被差解所替代,精细搜索不足;另一方面,进化后期以原有的接受差解概率,个体的变异能力不够强,全局搜索能力仍不够强。

2) 本文提出了采用双种群变异并行策略的 RWCE 算法,在基础种群之外,设置了 2 个特殊种群, 接受基础种群对应个体的当前最优解,分别对这两个特殊种群中个体进行保护和加大变异能力,提高了 算法搜索进化能力。

3) 将采用改进策略的 RWCE 算法应用于换热网络分级超结构模型,用 2 个算例验证改进后算法优化能力更强,结果好于多数文献结果。

基金项目

国家自然科学基金(21978171)。

参考文献

- Furman, K.C. and Sahinidis, N.V. (2002) A Critical Review and Annotated Bibliography for Heat Exchanger Network Synthesis in the 20th Century. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 41, 2335-2370. <u>https://doi.org/10.1021/ie010389e</u>
- [2] 胡向柏, 崔国民, 涂惟民, 等. 复杂换热网络 MINLP 中的非线性特性分析[J]. 工程热物理学报, 2012, 33(2): 285-287.
- [3] 朱玉双, 崔国民. 采用单元进化限制策略的 RWCE 算法优化换热网络[J]. 计算物理, 2017, 34(5): 593-602.
- [4] Furman, K.C. and Sahinidis, N.V. (2001) Computational Complexity of Heat Exchanger Network Synthesis. *Computers & Chemical Engineering*, **25**, 1371-1390. <u>https://doi.org/10.1016/S0098-1354(01)00681-0</u>
- [5] Khorasany, R.M. and Fesanghary, M. (2009) A Novel Approach for Synthesis of Cost-Optimal Heat Exchanger Networks. *Computers & Chemical Engineering*, 33, 1363-1370. <u>https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2008.12.004</u>
- [6] Lin, M.H., Tsai, J.F. and Yu, C.S. (2012) A Review of Deterministic Optimization Methods in Engineering and Management. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, Article ID: 756023. <u>https://doi.org/10.1155/2012/756023</u>
- [7] 肖媛, 崔国民, 李帅龙. 一种新的用于换热网络全局优化的强制进化随机游走算法[J]. 化工学报, 2016, 67(12): 5140-5147.
- [8] 鲍中凯, 崔国民, 陈家星. 采用结构保护策略的强制进化随机游走算法优化换热网络[J]. 化工学报, 2017, 68(9): 3522-3531.
- [9] 陈家星. 换热网络同步综合的超结构模型及全局最优化[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海理工大学, 2018.
- [10] Ravagnani, M., et al. (2005) Heat Exchanger Network Synthesis and Optimization Using Genetic Algorithm. Applied Thermal Engineering, 25, 1003-1017. <u>https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2004.06.024</u>
- [11] Yerramsetty, K.M., *et al.* (2008) Synthesis of Cost-Optimal Heat Exchanger Networks Using Differential. *Computers and Chemical Engineering*, **32**, 1861-1876. <u>https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2007.10.005</u>
- [12] Khorasany, R.M. (2009) A Novel Approach for Synthesis of Cost-Optimal Heat Exchanger Networks. *Computers and Chemical Engineering*, 33, 1363-1370. <u>https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2008.12.004</u>
- [13] 何巧乐, 崔国民, 许海珠, 等. 文化基因粒子群算法在换热网络连续变量全局优化中的应用[J]. 石油化工, 2014, 43(1): 37-45.
- [14] Xiao, Y., Cui, G.M., Peng, F.Y., et al. (2015) An Improved Particle Swarm Optimization for Precocious Phenomenon in Nonlinear System Engineering. *Chinese Journal Computational Physics*, 32, 693-700.

- [15] Peng, F.Y., Cui, G.M., et al. (2015) Efficient Simultaneous Synthesis for Heat Exchanger Network with Simulated Annealing Algorithm. Applied Thermal Engineering, 78, 136-149. https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.12.031
- [16] Linnhoff, B., Ahmad, S., et al. (1990) Cost Optimum Heat Exchanger Networks-1. Minimum Energy and Capital Using Simple Models for Capital Cost. Computers and Chemical Engineering, 14, 729-750. <u>https://doi.org/10.1016/0098-1354(90)87083-2</u>
- [17] Lewindr, et al. (1998) A Generalized Method for HEN Synthesis Using Stochastic Optimization-II. The Synthesis of Cost-Optimal Networks. Computers and Chemical Engineering, 22, 1387-1405. https://doi.org/10.1016/S0098-1354(98)00221-X
- [18] Chen, S., Cui, G.M., Zhang, C.W., et al. (2016) Optimization of Heat Intergrationin Dynamic Multi-Agent Differential Evolution Algorithm. *Chinese Journal Computational Physics*, 33, 349-357.