第 38 卷 第 2 期
2022 年 4 月

天津科技大学学报
Journal of Tianjin University of Science & Technology

Vol. 38 No. 2
Apr. 2023

DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.20220123

基于动态反向学习的协方差矩阵自适应进化策略的经济调度优化

王 丹，蒋 辉，张桉祺，王鹏程
（天津科技大学人工智能学院，天津 300457）

摘 要：在电力系统中，针对用于解决多种燃料方案经济调度（economic dispatch，ED）算法收敛精度低的问题，提出了基于动态反向学习的协方差矩阵自适应进化策略（covariance matrix adaptation evolutionary strategy with dynamic opposition learning，CMA-DOL），旨在根据样本点的变化动态更新反向样本点的范围，提高样本多样性，防止陷入局部最优. 本方法在分别由 10、40、80 个发电机组组成的 3 个测试系统上进行了验证，并与文献中的其他算法进行比较，对超过 50 次独立运行的结果进行统计度量，实验结果表明 CMA-DOL 可以获得更好的解决方案.

关键词：动态反向学习；协方差矩阵自适应进化策略；经济调度
中图分类号：TP181 **文献标志码**：A **文章编号**：1672-6510（2023）02-0063-07

Economic Dispatch Optimization Based on Covariance Matrix Adaptation Evolutionary Strategy with Dynamic Opposition Learning

WANG Dan，JIANG Hui，ZHANG Anqi，WANG Pengcheng
（College of Artificial Intelligence，Tianjin University of Science & Technology，Tianjin 300457，China）

Abstract：In order to solve the problem of low convergence accuracy of economic dispatch（ED）algorithm for multiple fuel schemes in power systems，a covariance matrix adaptation evolutionary strategy with dynamic opposition learning（CMA-DOL）is proposed in this article. This method aims to dynamically update the range of reverse sample points according to the changes of sample points，improve the diversity of samples，and prevent falling into local optimization. The method has been verified on three test systems composed of 10，40 and 80 generator sets，and compared with other algorithms in the literature. The results of more than 50 independent runs are measured by statistics. The experimental results show that CMA-DOL can obtain a better solution.

Key words：dynamic opposition learning；covariance matrix evolution strategy；economic dispatch

经济调度（economic dispatch，ED）问题是电力系统中一个重要的优化问题，是在满足系统总发电需求和传输损耗的前提下，使发电系统的总运行成本最小化[1]. ED 的一个微小改进将对降低总发电成本产生重大影响. 在 ED 问题中，各发电机组的成本函数通常近似于二次函数，因此忽略了阀点效应；但是在实际电力系统中，由于发电机组可用的燃料是多样的，如煤、天然气和石油，因此 ED 问题的成本函数不再表示为单一的二次函数，而是表示为非光滑的分段二次函数[2]. 此外，为了获得更准确的成本模型，还必须确定阀点效应.

传统的求解 ED 问题的方法通常采用基于数值方法[3]、基于麦克劳林级数的拉格朗日方法[4]等的分层方法. 然而，这些方法大多需要发电机组的函数曲线是连续的和可微的，但实际上发电机组的成本函数是高度非线性的和离散的，所以这些方法不能解决更实际的非凸 ED 问题.

近年来，许多研究者通过使用各种优化算法解决

收稿日期：2022-05-12；**修回日期**：2022-09-26
基金项目：复杂能源系统智能计算教育部工程研究中心开放基金（ESIC202102）
作者简介：王 丹（1983—），女，湖北人，讲师，wanghzc@163.com

非凸 ED 问题，有些研究人员只考虑了阀点效应，而有些研究人员则只考虑了多种燃料选项，但是为了更接近实际情况，需要同时考虑阀点效应和多种燃料选项. 为了在更真实的 ED 问题中得到更准确的结果，许多启发式优化算法被用于解决 ED 问题[5]，由于启发式优化算法具有良好的优化能力，因此使用其解决具有多种燃料选项和阀点效应的 ED 问题是可行的；然而，当在大规模测试系统中使用时，它们往往容易过早收敛. 大多数测试主要是在 10 个单元的系统上进行了验证，只有少数尝试应用于超过 100 个单元的测试系统[6]. 因此，启发式算法在解决数百个单元的 ED 问题上仍然面临着很大的挑战.

本文提出了基于动态反向学习的协方差矩阵自适应进化策略（covariance matrix adaptation evolutionary strategy with dynamic opposition learning，CMA-DOL）解决具有多种燃料选项和阀点效应的大规模 ED 问题. 协方差矩阵自适应进化策略（covariance matrix adaptation evolutionary strategy，CMA-ES）算法利用独立于坐标系的协方差矩阵描述整体分布[7]，可以有效处理复杂的条件和不可分离的问题，但仍然容易陷入局部最优状态. 为了缓解这一问题，本文提出了动态反向学习策略，可以动态更新反向学习的范围，在当前分布中获得更丰富的样本点，提高优化能力，在解决高维问题方面具有更大优势. 因此，本文旨在尝试解决大规模电力系统中多种燃料选项的非凸 ED 问题.

1　经济调度问题

ED 问题是一种优化问题，ED 的目标是在满足总输出功率需求以及对系统和发电机组所施加的各种约束的同时，通过调试每个发电机组输出功率，使总运行成本最小化.

1.1　非凸成本函数

1.1.1　考虑阀点效应

传统的 ED 问题简化了发电机组的发电成本函数，呈现为光滑的二次函数曲线；然而在实际 ED 问题中，考虑到发电机组的阀点效应、发电功率拉丝现象等，目标函数容易受到非线性波动的影响，导致函数求解复杂，使实际目标函数有许多不可微的点[8-9]. 为了更好地获得每个发电机组的成本曲线，必须将阀点效应添加到成本函数中. 具有阀点效应的成本函数如图 1 所示.

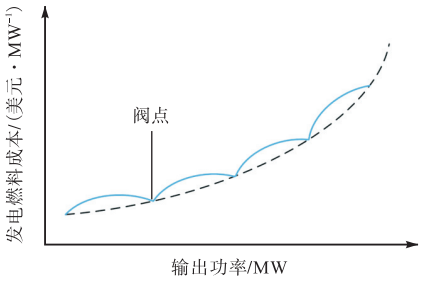


图 1　具有阀点效应的成本函数

Fig. 1　Cost function with valve-point effects

1.1.2　考虑多种燃料选项

传统 ED 问题只考虑单一燃料，但在现实中，有许多燃料提供给发电机组，如煤、天然气和石油. 考虑多燃料选项的成本函数（图 2）可以在给定的操作范围内选择最经济的燃料类型.

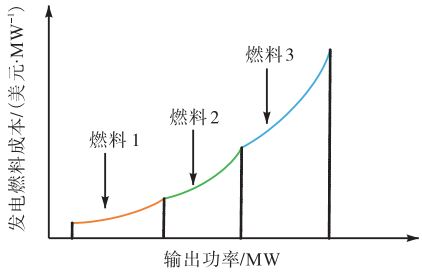


图 2　考虑多燃料选项的成本函数

Fig. 2　Cost function with multiple fuel options

1.1.3　同时考虑阀点效应和多种燃料选项

在实际电力系统运行下，发电机组可以提供一个变频源，其锅炉也有一个阀点控制功率输出. 因此，为了更准确地确定实际 ED 问题的解决方案，燃料成本函数应同时考虑阀点效应和多种燃料选项，本文中的成本系数和燃料定义类型均来自文献[2]. 发电机组 i 的燃料成本函数为

$$E(P_i)=\begin{cases} m_{i1}+n_{i1}P_i+o_{i1}P_i^2+\left|e_{i1}\sin[f_{i1}(P_i^{\min}-P_i)]\right|, \\ \qquad P_i^{\min}\leqslant P_i\leqslant P_{i1} \\ m_{i2}+n_{i2}P_i+o_{i2}P_i^2+\left|e_{i2}\sin[f_{i1}(P_i^{\min}-P_i)]\right|, \\ \qquad P_{i1}\leqslant P_i\leqslant P_{i2} \\ \qquad\qquad \vdots \\ m_{ik}+n_{ik}P_i+o_{ik}P_i^2+\left|e_{ik}\sin[f_{ik}(P_i^{\min}-P_i)]\right|, \\ \qquad P_{i(k-1)}\leqslant P_i\leqslant P_i^{\max} \end{cases} \tag{1}$$

其中 m_{ik}、n_{ik}、o_{ik}、e_{ik}、f_{ik} 为第 i 个发电机组使用 k 型燃料时的成本系数.

1.2　约束条件

1.2.1　发电容量约束

每台发电机组必须设置自己的安全输出功率间

隔，以确保各机组的稳定运行.

$$P_i^{\min} < P_i < P_i^{\max} \tag{2}$$

其中：$P_i^{\min}$ 和 $P_i^{\max}$ 分别为第 i 个发电机组的最小输出功率和最大输出功率.

1.2.2　功率平衡约束

由于传输功率损耗，因此为了满足实际要求，发电机组的总输出功率应满足系统总发电需求和传输功率损耗之和，本文实验中传输功率损耗忽略不计.

$$\sum_{i-1}^{D} P_i = P_{\text{demand}} + P_{\text{loss}} \tag{3}$$

其中：P_{demand} 为系统总需求功率，P_{loss} 为传输功率损耗.

2　基于动态反向学习的协方差矩阵进化策略

2.1　协方差矩阵自适应进化策略

CMA-ES 算法是一种不计算梯度的随机数值优化算法，主要用于解决非线性和非凸的优化问题. 该算法的关键概念是学习参数之间的相关性，并利用相关性找到最优解. CMA-ES 算法独立于坐标系进行搜索，可以适应任何函数的特征结构，显著提高了收敛精度，特别是在不连续的、离散的目标函数上. CMA-ES 算法总结为以下 4 个步骤.

步骤 1：采样新种群

CMA-ES 算法根据多元正态分布采样，公式为

$$x_k^{(g+1)} \sim m^{(g)} + \sigma^{(g)} N(0, \boldsymbol{C}^{(g)}), k = 1, \cdots, \lambda \tag{4}$$

其中：$x_k^{(g+1)}$ 为 $g+1$ 代的第 k 个样本，$m^{(g)}$ 为第 g 代的样本平均值，$\sigma^{(g)}$ 为 g 代的步长，$\boldsymbol{C}^{(g)}$ 为第 g 代的协方差矩阵.

步骤 2：更新均值

选择子代中 μ 个权重最大的样本更新均值 m，公式为

$$m^{(g)} = \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i x_{i:\lambda}^{(g)} \tag{5}$$

其中：ω_i 为重组权重，λ 为子代样本的数量，μ 为父代样本的数量.

步骤 3：更新进化路径和协方差矩阵

秩 μ 更新充分利用了当前一代的信息，在种群较大时发挥重要作用. 秩 1 的更新充分利用了这代之间的信息，它对小种群尤其重要. CMA-ES 算法中协方差矩阵的更新结合了这两种机制，提高了进化策略的收敛性，同时减少了搜索精度对种群大小的依赖性.

$$p_{\text{c}}^{(g+1)} = (1-c_{\text{c}}) p_{\text{c}}^{(g)} + \sqrt{c_{\text{c}}(2-c_{\text{c}})\mu_{\text{eff}}} \cdot (m^{(g+1)} - m^{(g)}) / \sigma^{(g)} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{C}^{(g+1)} = (1-c_{\text{cov}}) \boldsymbol{C}^{(g)} + \frac{c_{\text{cov}}}{\mu_{\text{cov}}} p_{\text{c}}^{(g+1)} (p_{\text{c}}^{(g+1)})^{\text{T}} + c_{\text{cov}} \left(1 - \frac{1}{\mu_{\text{cov}}}\right) \times \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i y_{i:\lambda}^{(g+1)} (y_{i:\lambda}^{(g+1)})^{\text{T}} \tag{7}$$

其中：$p_{\text{c}}^{(g+1)}$ 为协方差矩阵的进化路径，c_{c} 为协方差矩阵进化路径的累计学习率，c_{cov} 为协方差矩阵的累计学习率.

步骤 4：更新步长

参数 σ 是从协方差矩阵中分离出来用于控制分布的总体规模. 步长越大，参数更新速度越快. σ 的更新方式为

$$p_\sigma^{(g+1)} = (1-c_\sigma) p_\sigma^{(g)} + \sqrt{c_\sigma (2-c_\sigma) \mu_{\text{eff}}} \frac{m^{(g+1)} - m^{(g)}}{\sigma^{(g)}} \tag{8}$$

$$\sigma^{(g+1)} = \sigma^{(g)} \exp\left(\frac{c_\sigma}{d_\sigma} \left(\frac{\left\| p_\sigma^{(g+1)} \right\|}{E\left\| N(0,1) \right\|} - 1 \right) \right) \tag{9}$$

其中：c_σ 为步长控制的累积学习率，d_σ 为步长更新的阻尼系数.

2.2　基于动态反向学习的 CMA-ES 算法

2.2.1　反向学习

反向学习接近全局最优的概率比当前解决方案高出近 50%，主要思想是通过在当前个体所在区域内产生相反的个体，并与当前个体进行竞争，将优秀的个体代入下一代. 反向学习策略应用在 CMA-ES 算法的第 1 步，在抽样新种群时，在当前搜索空间中利用已有的样本生成同等数量的反向样本，达到增加种群多样性的目的，反向学习的公式为

$$\hat{x}_i = a_i + b_i - x_i \tag{10}$$

其中：$\hat{x}_i$ 为第 i 个样本点 x_i 的反向样本，a_i 和 b_i 为第 i 个样本的范围.

2.2.2　动态反向学习

在 ED 问题中，存在严格的约束条件：功率容量约束条件和功率平衡约束条件. 使用标准的反向学习策略很难满足这些约束，因此本文采用了动态反向学习策略.

多目标优化问题中的非支配解一般视为精英个体，这些个体通常包含了更多引导种群向全局最优收敛的有益信息，如果最终算法能够全局收敛，那么精英个体所形成的搜索区域必然会收敛到全局最优解集所形成的搜索区域. 因此，加强精英个体所在空间邻域的搜索将会提高算法的收敛精度，改善算法的全局收敛能力. 用当前代的总体均值为中心代替固定边界有利于保存搜索经验，使生成的反向解能够位于

逐步缩小的搜索空间，提升算法的收敛精度. 精英反向学习可定义为

$$\hat{x}_i = 2\times m_{\mathrm{avg}_i} - x_i \tag{11}$$

其中 $m_{\mathrm{avg}_i} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} x_i$ 为第 i 代样本点的均值.

2.2.3　CMA-DOL 算法

为了找到目标函数的最优解，需同时考虑样本与反向样本，因此在 CMA-ES 算法的种群初始化步骤中使用动态反向学习策略，在每一代采样 λ 个样本后，为每一个样本生成对应的反向样本 $\hat{x}_i$，再将样本与反向样本组合成当前代种群.

算法的终止步长条件为 σ_{end}，当步长小于 σ_{end} 时，意味着算法已经找到了最优解，或者陷入了局部最优，则终止算法. 设置最大评估次数的目的是，当算法运行很久都没有结束时，则表示发生了异常，算法已经陷入局部最优，但此时没有达到步长的终止条件，所以当算法运行次数超过最大评估次数时，终止算法.

算法 1：CMA-DOL 算法

1. BEGIN.
2. 随机初始化均值 m.
3. WHILE（终止条件为满足时）.
4. 利用多元高斯分布初始化种群.
5. 按照动态反向学习策略生成反向种群.
6. 计算种群中个体的适应度，选择 μ 个更好的解用来更新参数.
7. 更新均值 m.
8. 更新协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$.
9. 更新步长 σ.
10. END.

2.3　CMA-DOL 算法到 ED 问题的实现

CMA-DOL 算法对具有多燃料选项的 ED 问题的逐步实现描述如下：

步骤 1：初始化种群

按照式（4）初始化种群，对于具有 N 个发电单元的 ED 问题，初始总体 $\boldsymbol{X}$ 中具有 λ 个根据公式生成且满足约束的解向量 $\boldsymbol{X}$ 可以表示为

$$\boldsymbol{X} = [X_1,\cdots,X_i,\cdots,X_\lambda] = \begin{bmatrix} X_{1,1} & \cdots & X_{i,1} & \cdots & X_{\lambda,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{1,d} & \cdots & X_{i,d} & \cdots & X_{\lambda,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{1,N} & \cdots & X_{i,N} & \cdots & X_{\lambda,N} \end{bmatrix} \tag{12}$$

其中：X_i 为第 i 个样本，$X_{i,d}$ 为第 i 个样本的第 d 个输出单元.

步骤 2：生成反向种群

对于生成的 λ 个解向量，通过式（11）生成 λ 个反向解向量，并根据约束条件式（2）和式（3），将不满足约束条件的解向量删除，留下满足约束条件的解向量.

步骤 3：计算个体适应度

将解向量与满足约束条件的反向解向量代入成本函数中，计算出个体适应度，留下 μ 个最好的个体.

步骤 4：更新参数

按照式（5）、式（7）和式（9）分别更新均值 m、协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 和步长 σ.

步骤 5：停止标准

如果迭代次数达到最大或者步长达到终止步长，则算法终止. $\boldsymbol{X}$ 中的最佳解是 ED 问题的最优调度结果，否则将重复步骤 1—步骤 4.

3　实验结果与分析

为了验证所提出的 CMA-DOL 算法的有效性，在实验中考虑了 3 个测试系统，分别是 10、40、80 个发电机组组成的测试系统，也可以称为分别由 10、40、80 单元组成的具有多种燃料选项和阀点效应的测试系统. 将 CMA-DOL 算法得到的最小成本与其他启发式算法得到的最小成本进行比较.

3.1　实验环境和参数设置

实验环境：Windows 10 操作系统，运行内存为 16 GB，运行软件为 MATLAB 2020a.

基本参数设置：问题维度 N，子代种群数量为 $\lambda = 4+3\times\log N$，子代的种群数量由问题的维度 N 决定父代子代数量 $\lambda/2$，步长为 20，终止步长条件 $\sigma_{\mathrm{end}} = 0.1$，最大评估次数为 10 000 次.

3.2　案例

案例 1 的 10 单元系统即由 10 个发电机组组成的发电系统，每个发电机组有各自的输出功率，整个发电系统的总输出功率要满足总功率需求和传输功率损耗之和，本文实验传输功率损耗忽略不计.

实验中使用的系统数据，如成本系数和燃料类型，均来自参考文献[2]. 总功率需求设置为 2 700 MW，忽略传输损耗，10 单元系统的最佳输出功率见表 1，CMA-DOL 算法在 10 单元系统上与其他方法比较见表 2.

由表 2 可知，在总成本的最小值、最大值、平均值方面，CMA-DOL 算法均更小. 因此，本文提出的

CMA-DOL 算法比其他算法具有更好的优化能力，可以找到更优解且具有可靠的稳定性.

表 1　10 单元系统的最佳输出功率

Tab. 1　Best power output for 10-unit system

单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型
1	100.002 1	1	6	232.447 3	3
2	93.336 3	2	7	435.383 6	3
3	407.567 6	2	8	247.048 1	3
4	262.505 9	3	9	270.043 4	1
5	451.666 0	3	10	200.000 0	1

案例 2 的 40 单元系统和 80 单元系统即分别由 40 个发电机组和 80 个发电机组组成的发电系统，是将 10 单元系统分别重复 4 次和 8 次形成的，因此总功率需求也要分别变为 4 倍和 8 倍，分别为 10 800 MW 和 21 600 MW，算得的总成本分别为 2 427.1 美元/h 和 4 859.9 美元/h. 随着单元数量的增加，问题维度也会增加，会产生更多的局部最优解，因此要求算法具有更强的寻优能力. 表 3 和表 4 分别展示了 40 单元和 80 单元测试系统经过 CMA-DOL 算法优化后每个发电机组的最优输出功率.

表 2　CMA-DOL 在 10 单元系统上与其他方法比较

Tab. 2　Comparison of CMA-DOL with other methods

算法	总成本/(美元·h^{-1})			标准差
	最小值	平均值	最大值	
CSA[6]	623.868 4	623.949 5	626.366 6	0.243 8
CGA-MU[2]	624.719 3	627.608 7	633.865 2	—
IGA-MU[2]	624.517 8	625.869 2	630.870 5	—
CSO[10]	623.822 4	623.823 6	623.842 0	0.004 05
CMA-ES	606.887 2	606.887 2	606.887 2	0
CMA-DOL	606.877 2	606.877 2	606.877 2	0

注：—表示在文献中未查到相关内容

表 5 和表 6 展示了 CMA-DOL 算法在 50 次独立实验中获得总成本的最小值、平均值、最大值，并与其他方法进行了比较. 结果表明，CMA-DOL 算法获得的总成本最小值比其他算法都低. 因此，CMA-DOL 算法优于其他算法.

表 3　40 单元系统的最佳输出功率

Tab. 3　Best power output for 40-unit system

单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型
1	100.07	1	9	368.06	1	17	271.76	1	25	445.12	3	33	448.27	2
2	130.64	3	10	200.00	1	18	199.94	2	26	243.49	3	34	159.23	2
3	420.74	2	11	100.74	1	19	379.45	3	27	381.81	2	35	366.89	2
4	241.16	3	12	198.17	2	20	200.00	1	28	130.96	1	36	233.99	3
5	404.09	2	13	448.45	2	21	101.60	1	29	438.86	3	37	407.22	3
6	208.63	3	14	252.86	3	22	148.05	3	30	200.00	1	38	253.50	3
7	396.05	3	15	485.25	3	23	420.77	2	31	103.85	1	39	425.99	3
8	230.55	3	16	163.43	1	24	189.40	2	32	101.08	2	40	200.00	1

表 4　80 单元系统的最佳输出功率

Tab. 4　Best power output for 80-unit system

单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型	单元	输出功率/MW	燃料类型
1	124.88	1	17	366.49	2	33	482.34	2	49	369.32	1	65	422.41	3
2	228.78	1	18	172.52	2	34	243.22	3	50	200.01	1	66	162.5	1
3	497.65	2	19	434.96	3	35	407.04	3	51	109.39	1	67	478.99	3
4	121.03	1	20	200.03	1	36	143.31	1	52	80.02	2	68	158.26	2
5	408.84	3	21	106.61	1	37	430.31	3	53	422.83	2	69	334.13	1
6	162.59	1	22	175.83	1	38	142.21	2	54	195.10	2	70	200.00	1
7	456.29	3	23	401.06	2	39	397.24	3	55	365.54	2	71	106.83	1
8	166.10	2	24	230.16	3	40	200.02	1	56	239.15	3	72	95.39	2
9	333.92	1	25	472.13	3	41	101.66	1	57	406.18	3	73	477.22	2
10	200.01	1	26	147.00	1	42	185.10	1	58	242.18	3	74	201.54	3
11	102.88	1	27	403.6	3	43	492.34	2	59	439.62	3	75	466.51	3
12	191.70	1	28	181.73	2	44	184.89	2	60	200.01	1	76	263.56	3
13	469.89	2	29	381.85	3	45	245.51	1	61	102.11	1	77	480.71	3
14	186.39	2	30	200.04	1	46	250.88	3	62	172.44	1	78	109.75	1
15	325.79	1	31	105.00	1	47	428.06	3	63	458.89	2	79	298.84	1
16	249.54	3	32	149.11	3	48	242.36	3	64	210.43	3	80	200.02	1

表 5　CMA-DOL 算法在 40 单元系统上与其他方法比较

Tab. 5　Comparison between CMA-DOL and other methods on 40-unit system

算法	总成本/(美元·h^{-1})			标准差
	最小值	平均值	最大值	
CSA[6]	2 495.966 4	2 496.277 7	2 497.795 7	0.277 5
CGA-MU[2]	2 500.922 0	—	—	—
IGA-MU[2]	2 499.824 3	—	—	—
CSO[10]	2 495.788 0	2 496.634 1	2 497.132 0	0.248 4
CMA-ES	2 445.635 0	2 446.421 0	2 448.426 0	0.297 6
CMA-DOL	2 427.100 0	2 427.550 0	2 428.150 0	0.296 6

注：—表示在文献中未查到相关内容

表 6　CMA-DOL 算法在 80 单元系统上与其他方法比较

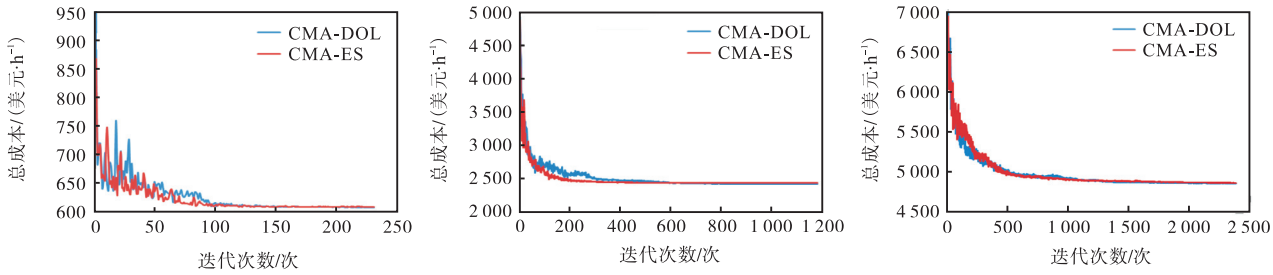
Tab. 6　Comparison between CMA-DOL and other methods on 80-unit system

算法	总成本/(美元·h^{-1})			标准差
	最小值	平均值	最大值	
CSA[6]	4 992.685 3	4 993.730 7	5 003.429 4	1.093 10
CGA-MU[2]	5 008.142 6	—	—	—
CSO[10]	4 990.926 7	4 991.294 8	4 992.001 4	0.307 46
CMA-ES	4 871.120 0	4 872.660 0	4 874.740 0	0.428 10
CMA-DOL	4 859.900 0	4 862.301 4	4 863.210 0	0.351 10

注：—表示在文献中未查到相关内容

3.3　CMA-ES 算法与 CMA-DOL 算法的比较

为了验证动态反向学习策略对算法性能的影响，将 CMA-DOL 算法与原算法 CMA-ES 进行比较，收敛曲线比较结果如图 3 所示. 由于动态反向学习策略丰富了种群的多样性，因此在更丰富的种群中找到最优方向就需要更多的时间，CMA-DOL 算法相比原始算法在运行前期找到最优方向需要更多的时间，所以在算法前期会收敛较慢. 但是当算法运行到中后期，搜索区域变小，动态反向学习策略可以帮助算法找到更精确的解，所以 CMA-DOL 算法相比原始算法收敛精度有所提高，能够找到更好的解决方案.



(a) 10 单元　　(b) 40 单元　　(c) 80 单元

图 3　收敛曲线比较

Fig. 3　Comparison of convergence curves

4　结　语

为了提升 CMA-ES 算法的性能，本文提出 CMA-DOL 算法来解决 ED 问题.

(1) CMA-DOL 算法采用动态反向学习策略解决 ED 问题. 原始 CMA-ES 算法保证了局部搜索能力，加入的动态反向学习策略则增加种群的多样性，扩大搜索范围，提高了收敛精度. 实验结果表明，CMA-DOL 算法在应用于解决多种燃料类型的 ED 问题时，其性能显著优于其他启发式算法.

(2) CMA-DOL 算法能够有效地解决高维问题. 本文测试的发电系统分别为 10 单元、40 单元和 80 单元，随着发电机组数量的增加，问题维度随之增加，局部最优点激增，给 ED 问题带来了更多的复杂性和困难. 通过实验证明，与其他算法相比，CMA-DOL 算法取得了更小的总成本，尤其随着问题维度的增加，取得的最小值比其他算法更好. 鉴于其优良的性能，CMA-DOL 算法可以解决大规模的 ED 问题.

参考文献：

[1] SAKTHIVEL V P, SATHYA P D. Single and multi-area multi-fuel economic dispatch using a fuzzified squirrel search algorithm[J]. Protection and control of modern power systems, 2021, 6(1): 1–11.

[2] CHIANG C L. Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effects and multiple fuels[J]. IEEE Transactions on power systems, 2005, 20(4): 1690–1699.

[3] LIN C E, VIVIANI G L. Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions[J]. IEEE Transactions on power apparatus & systems, 2007, 103(6): 1170–1175.

[4] HEMAMALINI S, SIMON S P. Maclaurin series-based Lagrangian method for economic dispatch with valve-point effect[J]. IET Generation transmission & distribution, 2009, 3(9): 859–871.

[5] 孟安波，林艺城. 基因编辑差分算法在多燃料经济调度中的应用[J]. 计算机工程与应用，2018，54(15)：221–228.

[6] VO D N, SCHEGNER P, ONGSAKUL W. Cuckoo search algorithm for non-convex economic dispatch[J]. IET Generation transmission & distribution, 2013, 7(6): 645–654.

[7] 杨明，胡冠宇，刘倩. CMA-ES 算法优化网络安全态势预测模型[J]. 哈尔滨理工大学学报，2017，22(2)：140–144.

[8] 陈振宇，王子悦，李新宇. 基于引力搜索–粒子群优化算法的电力系统经济调度[J]. 济南大学学报，2022，5(1)：1–7.

[9] 范彩兄，徐嘉伟，马润生. 基于模式搜索算法的热电联产经济调度研究[J]. 电气应用，2022，41(8)：33–37.

[10] MENG A, LI J, YIN H. An efficient crisscross optimization solution to large-scale non-convex economic load dispatch with multiple fuel types and valve-point effects[J]. Energy, 2016, 113: 1147–1161.

责任编辑：郎婧

（上接第 34 页）

[6] 陈霞，熊智强，夏永军. 益生菌体外降解胆固醇的研究进展[J]. 工业微生物，2020，50(4)：52–58.

[7] 陈珂可，朱建国，姜甜，等. 具有降解胆固醇能力的益生菌菌株筛选[J]. 食品科技，2018，43(11)：7–11.

[8] CORTES-HERRERA C, ARTVAIA G, LEIVA A, et al. Liquid chromatography analysis of common nutritional components, in feed and food[J]. Foods, 2018, 8(1): 1–63.

[9] 王宇，游颖，田圆，等. 戊糖片球菌 PP04 通过调节脂质代谢和肠道菌群结构改善高脂饮食诱导 C57BL/6N 小鼠高脂血症[C]//中国食品科学技术学会. 中国食品科学技术学会第十七届年会. 北京：中国食品科学技术学会，2020.

[10] KONG H H, CONLAN S, GRICE E A, et al. Topographical and temporal diversity of the human skin microbiome[J]. Science, 2009, 324(5931): 1190–1192.

[11] 李江域，王小磊，刘阳，等. 基于高通量测序数据的微生物检测算法[J]. 北京生物医学工程，2013(5)：463–466.

[12] TONG A J, HU R K, WU L X, et al. Ganoderma polysaccharide and chitosan synergistically ameliorate lipid metabolic disorders and modulate gut microbiota composition in high fat diet-fed golden hamsters[J]. Journal of food biochemistry, 2020, 44(1): e13109.

[13] SCHETZ M, DE J A, DEANE A M, et al. Obesity in the critically ill: a narrative review[J]. Intensive care medicine, 2019, 45(6): 757–769.

[14] WANG Y, YOU Y, TIAN Y, et al. *Pediococcus pentosaceus* PP04 ameliorates high-fat diet-induced hyperlipidemia by regulating lipid metabolism in C57BL/6N mice[J]. Journal of agricultural and food chemistry, 2020, 68(51): 15154–15163.

[15] KRAJMALNIK-BROWN R, ILHAN Z E, KANG D W, et al. Effects of gut microbes on nutrient absorption and energy regulation[J]. Nutrition in clinical practice, 2012, 27(2): 201–214.

[16] DUGAS LR, FULLER M, GILBERT J, et al. The obese gut microbiome across the epidemiologic transition[J]. Emerging themes in epidemiology, 2016, 13: 2.

[17] 孙海东，蒋兆彦. 肠道微生态与胆汁酸代谢研究进展[J]. 生命科学，2016，28(11)：1405–1409.

[18] LEE N Y, YOON S J, HAN D H, et al. *Lactobacillus* and *Pediococcus* ameliorate progression of non-alcoholic fatty liver disease through modulation of the gut microbiome[J]. Gut microbes, 2020, 11(4): 882–899.

责任编辑：郎婧