

一种电能计量设备运维作业动态优化模型及算法^{*}

唐若笠^{1†}, 方彦军²

(1. 武汉理工大学 能源与动力工程学院, 湖北 武汉 430063;

2. 武汉大学 自动化系, 湖北 武汉 430072)

摘要:针对电网企业传统模式下运维作业所存在的任务分配不科学、路径规划不合理和无法实时响应动态需求等问题,提出了一种新的动态优化模型及求解算法.该模型能够对运维作业的任务点数量、实时路况、运维人员属性与数量、决策者偏好等外部条件予以实时动态响应,满足电网企业日常管理工作需求.此外,针对模型特点提出一种基于解空间分割的粒子群算法(PSO-SSD)进行运维作业路径优化.仿真实验表明,本文所提出的动态优化模型及PSO-SSD算法能够在不同问题规模下保持优良性能,实现电能计量设备运维作业的实时动态优化,有效提升电网企业工作效率.

关键词:电能计量设备;运维作业;动态优化;粒子群算法

中图分类号:TP18

文献标志码:A

Research on Dynamic Optimization Model and Algorithm of Electric Meters Operation and Maintenance Task

TANG Ruoli^{1†}, FANG Yanjun²

(1. School of Energy and Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China;

2. Department of Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: As influenced by the improved requirement of electric meters operation and maintenance task (EM-OMT), the traditional mode is not applicable to the new management needs any more. In terms of the existing problems in the traditional operation mode, for instance, the unscientific allocation of tasks, the unreasonable planning of path and no response to the dynamic requirements in time, a novel dynamic optimization model and algorithm was proposed. The quantity of tasks, real time traffic condition, attribute and quantity of workers, and preference of the decision maker as well as some other outside conditions can be responded dynamically by the proposed model, which satisfies the daily requirement of power grid enterprise effectively. Furthermore, considering the characteristics of the model, a novel PSO with Solution Space Decomposition(PSO-SSD) algorithm was also proposed and applied to the path optimization. Simulation result shows that the proposed dynamic optimization model and PSO-SSD algorithm can obtain a good performance on different scale of problems, and provide the dynamic optimization of electric meters

^{*} 收稿日期:2016-05-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61201168), National Natural Science Foundation of China (61201168);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017IVA024), Fundamental Research Funds for the Central Universities(2017IVA024)

作者简介:唐若笠(1987-),男,陕西汉中,武汉理工大学讲师,博士

[†] 通讯联系人, E-mail: trlws@126.com

operation and maintenance task, which significantly improves the management efficiency of power grid enterprise.

Key words: electric meters; operation and maintenance task; dynamic optimization; particle swarm optimization

随着网络化、信息化技术在电力行业的深入推广,传统的电能计量设备运维作业模式早已无法满足新的需求,其存在的任务分配不科学,路径规划不合理,作业过程耗时长、能耗高,以及无法实时动态响应决策变化等问题,严重影响电网企业的日常管理工作效率。

目前国内外关于电能计量设备运维作业优化的相关研究主要是通过信息化、网络化技术的应用,替代传统手工与经验作业模式,并未涉及统筹时间、路程、能耗、效率等要素的优化及动态调整问题。如南方电网公司进行了电能计量运维现场作业信息系统的研制,并在佛山供电局计量中心进行试点应用^[1]。广东电网公司东莞供电局也开展了基于移动作业终端的电力计量设备运维管理系统研制工作^[2],在移动终端上实现了计量装置的定位导航、设备信息展示以及现场辅助交互等功能。然而,目前关于电能计量设备运维作业优化的研究尚无法切实满足电网企业的管理需求,有必要进一步研究合理、高效的运维作业优化方案,在充分考虑时间、路程、能耗、效率等要素的前提下,科学分配运维任务,合理规划作业路径,进而降低运维作业成本,对于提升电网企业运维工作效率具有重要意义。

本文围绕电能计量设备运维作业动态优化模型及算法展开研究,重点关注电网企业实际管理需求,建立能够对任务点数量、实时路况、运维人员属性与数量、决策者偏好等外部条件予以实时动态响应的优化模型,并针对模型特点提出高效的求解算法,以实现电能计量设备运维作业的实时、动态优化。

1 电能计量设备运维作业管理需求分析

电网企业每日需对一定数量且分布于不同位置的计量设备进行运维作业。为提高管理效率,降低工作成本,电网企业进行电能计量设备运维作业优化的具体需求包括以下几方面:

1) 根据每日出勤作业人员人数以及业务能力的

不同,科学地进行任务量分配;

2) 将规划路径的路程长度、交通状况等要素纳入评价标准,综合考虑时间、路程、能耗最优,实现对运维作业路径的实时优化;

3) 当个别作业人员出现特殊情况无法继续完成运维任务,或有新的作业人员加入运维工作时,要求优化模型能够实时地实现作业人员的调入和调出,并同时保证任务分配与路径规划的最优;

4) 在运维工作进行过程中,当出现新的任务点需要被处理时,要求能够将其实时加入当日运维任务,并安排合适的人员对其进行操作;

5) 要求优化模型能够实时输出并更新各运维人员的有序任务列表和行进路线,并以一定方式发送至对应作业人员的手机 APP 终端,以指导其作业过程。

2 电能计量设备运维作业动态优化模型

为进行电能计量设备运维作业动态优化管理,首先应建立相应的优化模型,以实现电网企业上述管理需求的实时响应。本文提出的优化模型包括任务编解码以及在其基础上建立的动态优化目标函数与算法编解码,三者共同构成了电能计量设备运维作业动态优化的完整数学模型。

2.1 动态优化模型的任务编解码

所谓任务编解码,是指实现实际问题(即各运维人员有序任务列表)与数学模型之间的转化,且要求能够对实际需求予以响应。本文采用将各运维人员有序任务列表首尾相接并在连接处添加分隔符的方式进行任务编解码。具体地讲,以 N 个运维任务点, P 个出勤作业人员为例,则优化向量为:

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_N), x_i \in \{1, 2, 3, \dots, N\} \quad (1)$$

式中: x_i 为对应任务点序号。所有 x_i 的取值不重复,即优化向量 \mathbf{x} 总是 $1, 2, \dots, N$ 的一个排列。

每日可根据运维任务量及实际出勤人员人数、

业务能力的不同,按照一定原则科学指定各作业人员的任务数量.假设根据任务量、出勤人数以及业务水平等要素指定的任务量分配情况为:运维人员编号 1~P 对应的任务量依次为 n_1, n_2, \dots, n_p , 则优化向量 x 的前 n_1 维表示 1 号作业人员的有序任务列表,之后的 n_2 维表示 2 号作业人员的有序任务列表,且第 n_1 维与第 $n_1 + 1$ 维之间添加分隔符,以此类

推.每一作业人员都分别依次执行其有序任务列表中的任务序号,则每一组优化向量 x 都能够解码为 P 个有序的任务路径,即一套完整的作业任务分配和路径规划方案,如图 1 所示.可见,该方式能够通过调整参数 N, P 以及分割符位置,实现对任务点数量、运维人员属性与数量的动态响应.

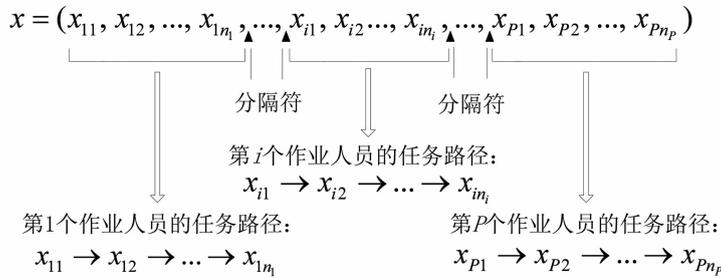


图 1 优化向量的编解码方式

Fig. 1 Encoding and decoding method of optimization vector

2.2 动态优化模型的目标函数

2.2.1 路况系数

定义路况系数(c)以反映不同的交通状况对运维路径规划产生的影响.具体地讲,首先将实时路况分为通畅、缓行、拥堵和严重拥堵 4 个等级,分别与平均车速 60, 30, 10 以及 3 km/h 相对应.在只考虑时间而不考虑能耗的情况下,各路况所对应的路况系数应为平均车速的倒数比,即

$$c_1^t : c_2^t : c_3^t : c_4^t = \frac{1}{60} : \frac{1}{30} : \frac{1}{10} : \frac{1}{3} = 1 : 2 : 6 : 20 \quad (2)$$

式中: $c_1^t, c_2^t, c_3^t, c_4^t$ 分别表示通畅、缓行、拥堵、严重拥堵 4 种路况在仅考虑时间要素下的路况系数.可见,当缓行、拥堵、严重拥堵的路程分别低于通畅路程的 2 倍、6 倍与 20 倍时选择绕行,以保证时间最短.然而,在综合考虑能耗的情况下,这显然不是一种合理的方案.

按照车辆平均油耗与时速的对应关系,在只考虑能耗的情况下,各路况所对应的路况系数应为不同车速下的平均油耗比.本文按式(3)进行取值:

$$c_1^e : c_2^e : c_3^e : c_4^e = 1 : 1.5 : 2.5 : 4 \quad (3)$$

式中: $c_1^e, c_2^e, c_3^e, c_4^e$ 分别表示通畅、缓行、拥堵、严重拥堵 4 种路况在仅考虑能耗时的路况系数.

进一步地,定义时间权重 p_t 与能耗权重 p_e 对这两个要素进行加权求和,电网企业可根据实际情况对权重值进行动态调整,以响应决策者偏好,这也进一步体现出“动态优化”的概念.综上所述,路况系数

的定义如式(4)所示:

$$c_i = p_t c_i^t + p_e c_i^e, i = 1, 2, 3, 4; s. t. p_t + p_e = 1 \quad (4)$$

2.2.2 代价矩阵

在每一次运维路径规划之前,首先按照式(5)与式(6)所示生成代价矩阵:

$$C = \begin{bmatrix} r_{11} \cdot c_{11} & r_{12} \cdot c_{12} & \dots & r_{1N} \cdot c_{1N} \\ r_{21} \cdot c_{21} & r_{22} \cdot c_{22} & \dots & r_{2N} \cdot c_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{N1} \cdot c_{N1} & r_{N2} \cdot c_{N2} & \dots & r_{NN} \cdot c_{NN} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C_0 = \begin{bmatrix} r_{01} \cdot c_{01} & r_{02} \cdot c_{02} & \dots & r_{0N} \cdot c_{0N} \\ r_{10} \cdot c_{10} & r_{20} \cdot c_{20} & \dots & r_{N0} \cdot c_{N0} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: r_{ij} ($i, j=1, 2, \dots, N$) 为第 i 个任务点至第 j 个任务点的路径长度(0 表示运维中心); c_{ij} 为对应路径的路况系数; N 为当日需要运维的任务点数量.

注意到,由于路况系数的非对称性,任意两点之间往返的路径代价并不一定相同,即代价矩阵 C 为非对称矩阵,这使得 2-opt 等常规启发式算法不再适用,也在一定程度上增加了采用智能算法求解该问题的难度.

2.2.3 目标函数

最后,根据图 1 所示编解码方式中分隔符的位置,解码出各作业人员的行进回路,并依次加总所有闭合回路的综合代价系数,作为整个作业方案对应的目标函数值,如式(7)所示:

$$f(x) = \sum_{j=1}^P [\rho_{0x_{i1}} + \sum_{s=1}^{n_i-1} (\rho_{x_{is}x_{i(s+1)}}) + \rho_{0x_{in_i}}] \quad (7)$$

式中： P 为当日出勤的作业人员数量； n_i 表示第 i 号作业人员的运维任务量； $\rho_{x_{is}x_{i(s+1)}}$ 为代价矩阵 C 的对应元素， x_{is} 与 $x_{i(s+1)}$ 分别为第 i 号作业人员任务列表中第 s 及第 $s+1$ 个任务点； $\rho_{0x_{i1}}$ 与 $\rho_{0x_{in_i}}$ 为代价矩阵 C_0 的对应元素， x_{i1} 与 x_{in_i} 分别为第 i 号作业人员任务列表中第 1 个及第 n_i 个任务点。

2.3 动态优化模型的算法编解码

由上述任务编解码方式及目标函数可以看出，该模型目标函数值的计算采用离散方式进行。考虑到大多数智能算法均基于连续数值运算，本文拟建立一种变量维度间相对大小排序的算法编解码方式，以实现算法与模型的对接。具体地讲，对于算法中某一连续编码的个体 x ，在计算其目标函数值前首先对其各维度的变量数值按照相对大小进行排序，并同时标注序号，然后将每一维度的数值转换为相应的序号，进而个体 x 能够被转换为式(1)所示的 1 至 N 的排列形式。此外，可通过设置较高的连续编码个体 x 的运算精确度(如 10^{-5})，使排序过程中个体 x 出现相等维度变量值的概率几乎为零，进而保证排序操作的顺利进行。

以目标任务点数量 $N=10$ ，出勤作业人员数量 $P=2$ 为例，每一维度变量取值范围设置为 $[-1, 1]$ ，计算个体 x 的目标函数值时的算法编解码过程如图 2 所示，其中 0 表示运维中心。

$$x = (-0.92415, -0.4014, 0.51625, 0.14187, 0.22957, 0.98475, 0.84455, 0.59197, 0.01597, -0.80458)$$

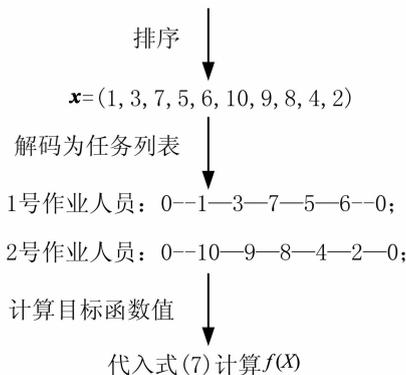


图 2 目标函数值的计算过程

Fig. 2 Computing process of fitness value

3 电能计量设备运维作业动态优化算法

随着智能算法的提出与不断发展，其已形成诸

多不同的算法分支^[3-5]。其中，粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)由于规则简单且性能良好，被国内外学者进行不同程度改进并成功应用于解决各类优化相关的技术问题^[6-8]。

本文针对上述模型特点，提出一种基于解空间分割的粒子群算法(PSO with Solution Space Decomposition, PSO-SSD)，以解决电能计量设备运维作业的动态优化问题。由于 2.3 节所提出的算法编解码采用相对大小排序的方式进行，这在一定程度上放大了解空间，进而增加了算法的求解难度。PSO-SSD 采用解空间分割的方式对不同维度变量分别求解，并定义参考向量(Context Vector, CV)进行子空间相互之间的信息传递与解空间重构。具体地讲，以 D 维问题为例，初始化规模为 N_P 的种群 P ，则 P 为 $N_P \times D$ 的矩阵。将矩阵 P 按列随机分为 K 组，即 $P = [PS_1, PS_2, \dots, PS_K]$ ，且 $K = D/s$ ， s 为每一组包含的变量数目，即每一子问题的规模。PSO-SSD 采用动态组规模机制，即 s 从预先设定好的组规模序列 S 中随机初始化，如 $S = \{1, 2, 5, 10, 20, 50\}$ ，且算法每一代判定当前最优解是否有进化，若有则保持 s 不变，若无则 s 从序列 S 中重新选取。

按上述方式进行分割后， D 维解空间被拆分为 K 个 s 维子空间，进而 D 维种群 P 的进化被转化为 K 个 s 维子种群 $PS_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 的协同进化。算法每一代依次遍历各子种群，且子种群内部按具体算法规则进化每一粒子个体。由于各子问题仅对应原始 D 维问题的部分变量，无法直接计算子种群个体的目标函数值。PSO-SSD 定义参考向量解决这一问题： D 维参考向量由其各维度对应的子种群最优个体构成，每一子种群在计算其个体的目标函数值时，所缺维度全部由 CV 对应维度变量值进行填补。

此外，PSO-SSD 采用高斯分布生成每一粒子个体的新位置，如式(8)所示。其中， $X_{t+1}^{(i/j)}$ 表示第 j 个子种群中第 i 个粒子在第 t 代时生成的 $t+1$ 代新位置； $P_t^{l(i/j)}$ 与 $P_t^{g(i/j)}$ 分别表示该粒子对应的个体最优与全局最优(与子种群 j 的变量相对应)； $N(0, 1)$ 为标准正态分布(高斯分布)。综上所述，PSO-SSD 算法流程如表 1 所示。

$$X_{t+1}^{(i/j)} = \frac{1}{2} (P_t^{l(i/j)} + P_t^{g(i/j)}) + N(0, 1) |P_t^{l(i/j)} - P_t^{g(i/j)}| \quad (8)$$

表 1 PSO-SSD 算法流程
Tab.1 Algorithm flow of PSO-SSD

PSO-SSD 算法伪代码

初始化包含 N_p 个个体的 D 维种群 P , 从序列 S 中初始化组规模 s . 进行解空间分割, 将 D 维变量随机分为 K 组, 每组 s 维变量. 记分割所得的第 j 个子种群(子问题)为 $P_j, j \in [1, 2, \dots, K]$. 使用全局最优粒子初始化参考向量 C_v .

repeat

if 参考向量 C_v 未被更新 then 从序列 S 中重新选取组规模 s , 并令 $K=D/s$;

随机打乱 D 维变量, 并重新将种群 P 分为 K 组, 每组包含 s 维变量;

for 每一子种群(子问题) $j \in [1, 2, \dots, K]$ do

for 每一粒子个体 $i \in [1, 2, \dots, NP]$ do

按式(8)更新粒子位置;

该粒子比较并更新参考向量 C_v 对应维度值;

更新个体最优与全局最优;

end

end

until 满足算法终止条件.

4 电能计量设备运维作业动态优化仿真分析

为验证本文所建立模型及优化算法的有效性, 采用不同规模的运维优化问题进行数值实验, 并与若干性能优良的智能算法进行对比分析.

4.1 实验参数设置

分别以 15 个任务点 3 人出勤、50 个任务点 5 人出勤以及 100 个任务点 10 人出勤为例进行实验, 并依次记为: Problem15, Problem50, Problem100. 任务点及运维中心的位置坐标在 0~50 km 内随机初始化, 时间权重 p_t 取 0.3, 能耗权重 p_e 取 0.7, 则路况系数取值及其随机初始化概率如表 2 所示.

表 2 路况系数的初始化
Tab.2 Initialization of traffic coefficient

路况等级	路况系数	随机概率
通畅	1.00	0.90
缓行	1.65	0.04
拥堵	3.55	0.03
严重拥堵	8.80	0.03

选取基本 PSO^[9] 以及 CCPSO2^[10], SaDE^[11] 等算法进行对比实验. 对于 Problem15, 所有算法种群规模设为 50, 算法终止条件设为目标函数达到最大

调用次数 $\max_FES = 2 \times 10^6$; 对于 Problem50 与 Problem100, 种群规模设为 200, 终止条件为 $\max_FES = 5 \times 10^7$. 各算法对于不同问题均独立重复运行 25 次. 参数设置如表 3 所示. 其中, S 为 PSO-SSD 及 CCPSO2 的组规模序列, p 为 CCPSO2 的速度选择概率^[10]; c_1, c_2 为 PSO 加速度因子, ω 为其惯性权重^[9]; CR_m, F_m 为 SaDE 算法中选择因子 CR 与变异因子 F 的高斯分布均值, σ_{CR}, σ_F 分别为对应高斯分布的标准差^[11].

表 3 各对比算法参数设置
Tab.3 Parameters setting of compared algorithms

算法	参数	取值
PSO-SSD	S	{2, 5, 10}
PSO	c_1, c_2	1.49
	ω	[0.9 0.4]
SaDE	CR_m, F_m	0.5
	σ_{CR}	0.1
	σ_F	0.3
CCPSO2	S	{2, 5, 10}
	p	0.5

4.2 Problem15 仿真分析

对于 15 个任务点 3 人出勤的问题, 设各作业人员任务量按照 $n_1 = n_2 = n_3 = 5$ 进行分配. 首先基于枚举法 ($A_{15}^{15} = 15! \approx 1.31 \times 10^{12}$ 次目标函数调用) 计算得到 Problem15 的理论最优解为 (7, 9, 14, 13, 1, 6, 2, 4, 3, 11, 15, 10, 5, 8, 12), 其与各算法优化结果的对比情况如表 4 所示. 可见, 对于较小规模的 Problem15 求解, PSO 与 CCPSO2 误差较大, SaDE 误差相对较小, 而 PSO-SSD 能够准确给出等同于枚举法的理论最优解, 但其所消耗的计算资源仅为 2×10^6 , 远低于枚举法的 1.31×10^{12} .

表 4 各算法求解 Problem15 结果对比
Tab.4 Results comparison on Problem15

算法	平均优化结果/ 10^2	相对误差/%
枚举法	2.302 665 579 617 819	0.00
PSO-SSD	2.302 665 579 617 819	0.00
PSO	2.650 648 118 329 718	15.11
SaDE	2.326 527 603 101 635	1.04
CCPSO2	2.563 805 463 297 911	11.34

4.3 Problem50 仿真分析

对于 50 个任务点 5 人出勤的问题, 设各作业人员任务量按照 $n_1 = n_2 = n_3 = n_4 = n_5 = 10$ 进行分配. 枚举法需 $A_{50}^{50} = 50! \approx 3.04 \times 10^{64}$ 次目标函数调用才能给出理论最优解, 在可接受的时间范围内已无

法完成. 将 Problem50 作为理论最优解未知问题进行优化,各算法计算结果如表 5 所示,对应的进化曲线如图 3 所示,其中纵坐标 f 表示目标函数值,横坐标 FES-pop 表示目标函数调用次数与种群规模的比值. 此外,各算法与 PSO-SSD 在 5% 显著性水平下的 Wilcoxon 秩和检验结果的 p 值与 h 值同样列于表中. 可见,当问题规模增至 50 维时,包括 SaDE 在内的算法性能退化较快,而 PSO-SSD 依然能够保持较好的优化性能. 基于 PSO-SSD 一次运算给出的最优解,Problem50 各运维作业人员的任务列表及行进路线如图 4 所示.

表 5 各算法求解 Problem50 结果对比
Tab. 5 Results comparison on Problem50

算法	平均优化结果/ 10^2	p	h
PSO-SSD	4.993 221 621 374 784	1.00	0
PSO	8.310 443 315 465 534	6.93×10^{-10}	1
SaDE	6.176 002 369 993 062	1.28×10^{-9}	1
CCPSO2	7.250 422 920 133 663	1.10×10^{-9}	1

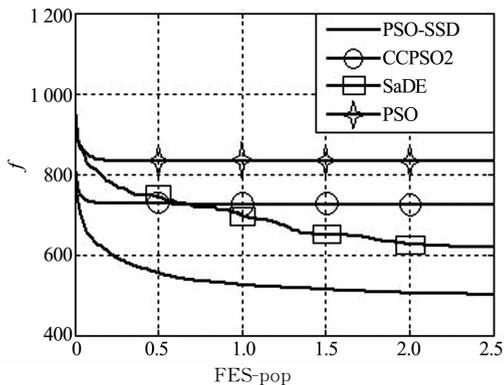


图 3 Problem50 的平均进化曲线

Fig. 3 Average evolution curve of Problem50

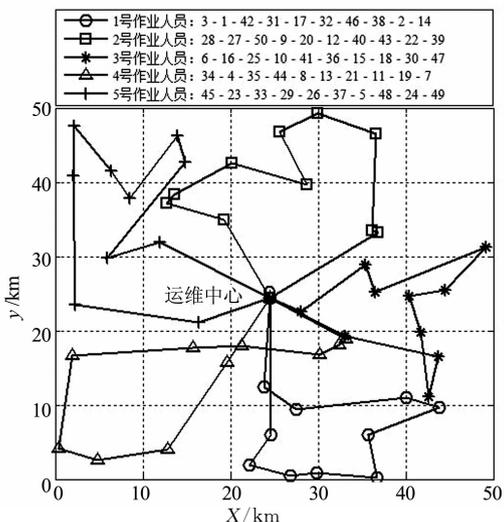


图 4 Problem50 作业人员任务列表及行进路线
Fig. 4 Task lists and routes of Problem50

4.4 Problem100 仿真分析

对于更大规模的 Problem100,即包含 100 个任务点并有 10 人出勤,设考虑到不同人员的业务能力,任务量按 10,10,10,10,10,18,15,6,6,5 进行不均匀分配. 各算法优化结果及进化曲线分别如表 6 及图 5 所示. 可见,对于维数较高的 Problem100, PSO 及 SaDE 算法退化严重,而针对大规模问题设计的 CCPSO2 算法优化性能反超 SaDE. PSO-SSD 算法依然能够保证优良性能,完成 100 维的电能计量设备运维作业实时优化.

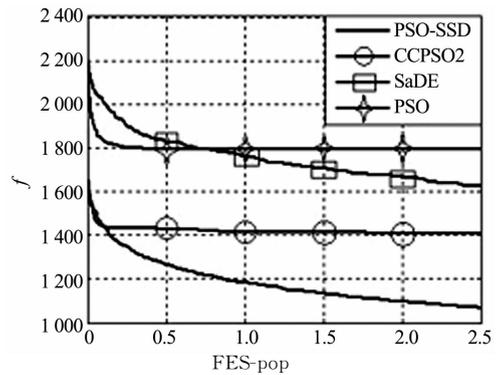


图 5 Problem100 的平均进化曲线

Fig. 5 Average evolution curve of Problem100

表 6 各算法求解 Problem100 结果对比
Tab. 6 Results comparison on Problem100

算法	平均优化结果/ 10^3	p	h
PSO-SSD	1.067 471 693 668 845	1.00	0
PSO	1.794 359 763 420 838	8.83×10^{-10}	1
SaDE	1.623 189 025 100 895	1.27×10^{-9}	1
CCPSO2	1.409 734 558 750 127	8.00×10^{-8}	1

4.5 电能计量设备运维作业的动态优化

为验证本文所提模型与算法对电网企业动态要求的响应情况,以 12 个任务点 4 个作业人员为例进行动态优化仿真实验. 具体动态任务过程设置如下:

- 1) 作业人员前往各自首个任务点开始作业时, 4 号人员完成其首个任务后需临时撤离;
- 2) 4 号人员撤离后,触发更新操作,未完成的任务依据业务能力按照 $n_1 = n_2 = 3, n_3 = 2$ 进行分配;
- 3) 2 号作业人员完成其首个运维任务并触发更新操作,此时选中路径的路况并未出现显著变化;
- 4) 1 号作业人员完成其首个运维任务并触发更新操作,此时某一选中路径的路况出现严重拥堵.

采用 PSO-SSD 对上述问题进行求解,算法参数设置同 Problem15,动态优化结果如图 6 所示. 其中:(1),(2),(3),(4)分别表示各作业人员,1 至 12

表示各任务点,0 表示运维中心,“*”表示对应作业人员当前所处的任务点.由图 6 可以看出模型与算法对上述动态过程的响应如下:

1) 首先根据任务量、人员数量、路程以及实时路况等要素给出最优路径方案:1 号人员 0-11-8-4-0;2 号人员 0-6-7-1-0;3 号人员 0-3-5-12-0;4 号人员 0-9-10-2-0(如图 6(a)所示).

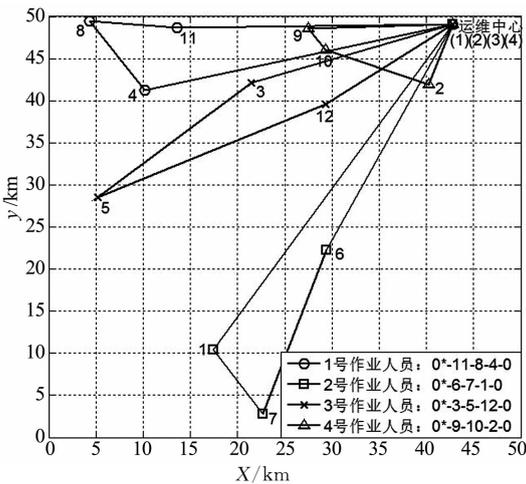
2) 当各作业人员分别前往各自首个任务点后,4 号作业人员完成其首个任务即 9 号点后撤离,算法重新给出最优路径方案:1 号人员 11-8-4-12-0;2 号人员 6-7-1-5-0;3 号人员 3-10-2-0(如图 6(b)所示).可见,4 号人员未完成的 10 号与 2 号任务点被 3 号人员接替,而原本 3 号人员未完成的 5 号与 12 号任务点分别被 1 号与 2 号人员接替.

3) 当 2 号人员完成其首个任务即 6 号点并触

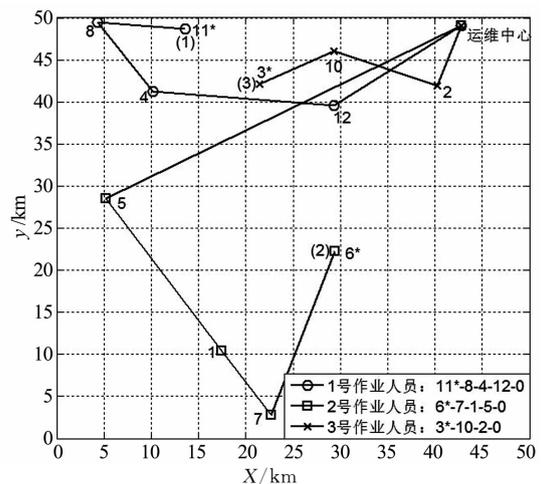
发更新操作后,由于被选中路径的路况并未发生显著变化,算法重新给出的最优路径方案不变,2 号人员继续前往其下一个任务即 7 号点(如图 6(c)所示).

4) 当 1 号人员完成其首个任务即 11 号点并触发更新操作后,由于被选中路径中 11 号任务点至 8 号任务点路径出现严重拥堵,算法重新给出的最优路径方案为:1 号人员 11-4-8-12-0;2 号人员 7-1-5-0;3 号人员 3-10-2-0(如图 6(d)所示).可见,1 号人员对其运维路径 11-8-4 进行了调整,变为 11-4-8,从而规避了 11-8 的拥堵路段.

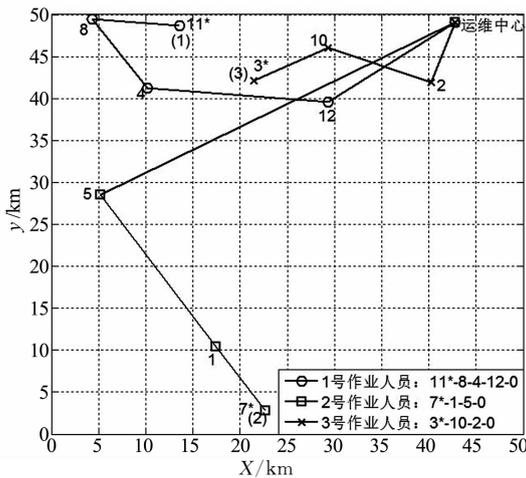
5) 各作业人员按上述方式重复运行算法,更新作业路径并依次完成剩余任务,最终全员返回运维中心,当日运维作业结束.



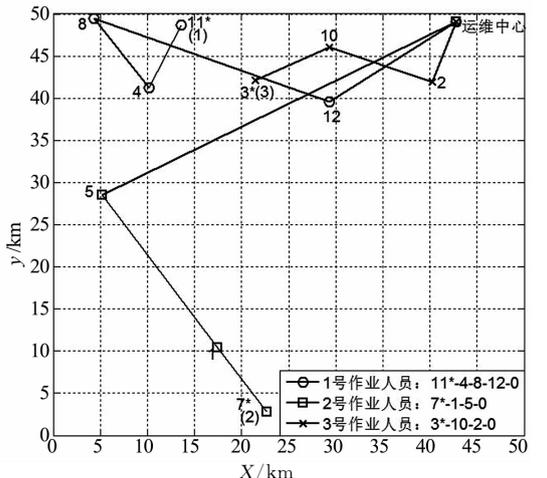
(a) 初始最优路径方案



(b) 4 号人员撤离后的动态优化



(c) 2 号人员触发更新后动态优化



(d) 出现严重拥堵后的动态优化

图 6 运维作业动态优化路径图

Fig. 6 Route graph of EM-OMT dynamic optimization

综上所述,本文所提出的模型与算法能够实时响应任务点数量、实时路况、运维人员属性与数量、决策者偏好等外部条件的变化,给出当前条件下符合要求的全局最优路径,满足电网企业对于电能计量设备运维作业日常管理工作的各项要求,进而实现运维作业的实时动态优化。

5 结 论

本文基于对电网企业电能计量设备运维作业动态优化管理的需求分析,建立了运维作业动态优化模型并提出基于解空间分割的PSO-SSD优化算法。仿真结果表明,所建立的模型能够对任务点数量、实时路况、运维人员属性与数量、决策者偏好等外部条件予以实时响应,且PSO-SSD算法针对不同规模的运维作业动态优化问题求解性能良好,二者共同实现电能计量设备运维作业的实时动态优化,对于提升电网企业日常管理工作效率具有重要意义。

参考文献

- [1] 刘欣欣,梁旭常,刘攸坚,等. 电能计量设备运维现场作业信息系统的研制[J]. 电测与仪表, 2014, 51(22): 12-16.
LIU Xinxin, LIANG Xuchang, LIU Youjian, *et al.* Development of the on-site information system for the electric energy metering operations[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2014, 51(22): 12-16. (In Chinese)
- [2] 李朔宇,田纯青,梁超慧. 基于移动作业终端的电力计量装置运维管理系统[J]. 现代计算机, 2014, 29: 69-72.
LI Shuoyu, TIAN Chunqing, LIANG Chaohui. Power metering device operation and maintenance management system based on mobile operations terminal[J]. *Modern Computer*, 2014, 29: 69-72. (In Chinese)
- [3] TANG Ruoli, FANG Yanjun. Modification of particle swarm optimization with human simulated property[J]. *Neurocomputing*, 2014, 153: 319-331.
- [4] 吴亮红,王耀南,袁小芳,等. 多目标优化问题的差分进化算法研究[J]. 湖南大学学报:自然科学版, 2009, 36(2): 53-57.
WU Lianghong, WANG Yaonan, YUAN Xiaofang, *et al.* Research on differential evolution algorithm for MOPs[J]. *Journal of Hunan University: Natural Sciences*, 2009, 36(2): 53-57. (In Chinese)
- [5] 巩敦卫,陈健,孙晓燕. 新的基于相似度估计个体适应值的交互式遗传算法[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(5): 558-566.
GONG Dunwei, CHEN Jian, SUN Xiaoyan. Novel interactive genetic algorithm for estimating individual fitness based on similarity[J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(5): 558-566. (In Chinese)
- [6] KUMAR N, VIDYARTHI D P. A model for resource-constrained project scheduling using adaptive PSO[J]. *Soft Computing*, 2016, 20(4): 1565-1580.
- [7] GUEDRIA N N. Improved accelerated PSO algorithm for mechanical engineering optimization problems[J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 40: 455-467.
- [8] 任毅如,张田田,曾令斌. 基于遗传算法的潮流能水轮机翼型优化设计[J]. 湖南大学学报:自然科学版, 2015, 42(10): 59-64.
REN Yiru, ZHANG Tiantian, ZENG Lingbin. Tidal turbine hydrofoil design method based on genetic algorithm[J]. *Journal of Hunan University: Natural Sciences*, 2015, 42(10): 59-64. (In Chinese)
- [9] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the 6th International Symposium on Micro-Machine and Human Science. Nagoya, 1995: 39-43.
- [10] LI X D, YAO X. Cooperatively coevolving particle swarms for large-scale optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(2): 210-224.
- [11] QIN A K, SUGANTHAN P N. Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization[C]//2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh: IEEE, 2005(1/3): 1785-1791.