

文章编号:1006-2467(2021)09-1169-06

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.254

基于改进遗传算法的光伏板清洁分级任务规划

李翠明, 王宁, 张晨

(兰州理工大学 机电工程学院, 兰州 730050)

摘要: 针对利用移动清洁机器人对大面积光伏电站光伏板清洁作业时的任务规划问题, 提出分区规划策略。根据风口、光照时长等环境因素对光伏电站采用基于清洁优先级的分级任务规划, 利用 Hamilton 图将太阳能光伏板清洁问题转化为巡回旅行商问题(TSP)。针对遗传算法效率低、容易过早收敛的缺点, 提出锦标赛选择法与轮盘赌选择法相结合的混合选择算子和基于分段规则的交叉算子的改进遗传算法。采用改进遗传算法规划机器人清洁光伏电站的清洁顺序。实验结果表明, 相比于自适应遗传算法, 改进遗传算法的求解效率更高、结果更好。

关键词: 光伏电站; 清洁机器人; 任务规划; 遗传算法; 旅行商问题

中图分类号: TP 301. 6; TP 18 文献标志码: A

Hierarchical Mission Planning for Cleaning Photovoltaic Panels Based on Improved Genetic Algorithm

LI Cuiming, WANG Ning, ZHANG Chen

(School of Mechanical and Electronical Engineering, Lanzhou University of Technology,
Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aimed at the mission planning for cleaning photovoltaic panels in large-area photovoltaic plants with mobile cleaning robots, a district planning strategy is hereby proposed. The photovoltaic plants, considering the position of wind gaps, the illumination time, and other environmental factors, adopt a hierarchical mission planning based on the cleaning priority, and use the Hamilton graph to turn the cleaning problem of photovoltaic panels into a travelling salesman problem (TSP). Considering the disadvantages of low efficiency and early convergence of the genetic algorithm, an improved genetic algorithm, which includes the hybrid selection operator combining the tournament selection with the roulette wheel selection and the crossover operator based on the segmentation rule is thus put forward. The improved genetic algorithm is applied to plan the cleaning order of robots to clean the photovoltaic panels. The experimental results show that in comparison with the adaptive genetic algorithm, the improved genetic algorithm has a higher efficiency and better results.

Key words: photovoltaic plants; cleaning robot; mission planning; genetic algorithm; travelling salesman problem (TSP)

近年来太阳能作为一种可再生的绿色清洁能源,受到了广泛的关注,光伏产业在我国得到了大力发展。太阳能光伏系统的核心部件是太阳能光伏板,其发电效率与接收到的太阳辐射强度、时长密切相关。我国西部地区有极丰富的太阳能资源,很多大型并网光伏电站都建设于此,但因空气中沙尘较多,沙尘极易附着在光伏组件上^[1],光伏组件覆灰在极大程度上提高了光伏组件的衰减速率,严重影响太阳电池板的使用寿命^[2]。因此,及时对太阳能板表面进行清洁至关重要。对太阳能板表面覆灰典型的清洁方式有传统人工高压水枪清洗、爬壁式智能清洁设备清洁、太阳能板自洁技术、车载移动式清洗机清洁等^[3]。考虑到我国西部地区的特殊环境条件,车载移动式的清洗设备比较适应这种恶劣的自然环境。目前,对于用移动清洁机器人对光伏电站进行清洁问题的研究相对较少。文献[4]采用低成本的 Kinect2 深度传感器对半结构化环境进行实时三维环境重建,在重建得到的三维环境地图中用 D^* 算法和弹性带算法实时规划出了清洗机器人的运动路径。文献[5]将机器人工作的空间分解成一系列具有二值信息的栅格网络,采用优先级启发式算法规划出了清洁机器人的运行路线。文献[6]利用 Unity3D 软件对西部某光伏产业园的真实地形进行仿真,运用融合了跳点搜索策略的改进 A^* 算法在仿真地图上进行清洁机器人的路径规划。

上述研究只考虑了如何让清洁机器人快速、无碰撞地到达指定的清洁位置,并未考虑由于环境影响,不同区域的光伏板发电量不同,清扫顺序会对整体发电效率产生影响。本文根据西部地区特殊的环境特点,研究了清洁机器人对大面积光伏电站光伏板清洁作业时的任务规划问题。按照光伏板是否处在风口位置、光照时长等环境因素,对光伏电站进行分区,并确定各分区的清扫优先等级,利用 Hamilton 图将太阳能光伏板清洁问题转化为巡回旅行商问题(TSP)。TSP 问题是典型的 NP-hard 问题,目前解决 TSP 问题的方法大致可以分为两个方向^[7],一种是能够找到问题最优解的精确算法;另一种是一般能够较为高效地求得可接受的问题解的近似算法,如:遗传算法^[8]、蚁群算法^[9]、布谷鸟搜索算法^[10]等。这些近似算法大大缩小了解空间并增加了在有限时间内找到问题最优解的概率^[11]。在这些近似算法中,遗传算法在解决离散组合优化问题上的有效性引起了更多学者的关注。因此,本文在遗传算法的基础上,提出一种改进遗传算法(IGA)求解此 TSP 问题,运用将锦标赛选择法与轮盘赌选择法相

结合的混合选择算子,提高算法的收敛速度;采用基于分段规则的交叉算子,使算法更容易跳出局部最优,并且增强算法的稳定性;最后,运用 IGA 对清洁机器人的分级任务规划进行求解,并与自适应遗传算法(AGA)对比仿真,验证了 IGA 的优越性。本文对光伏电站光伏板清洁问题的研究可为大面积光伏电站提高整体的发电效率提供一种新的研究思路。

1 光伏电站分区问题的描述

对我国西部地区大面积光伏电站提出分区规划策略,对放置在风口位置极易积灰、严重影响发电效果和光照充足、发电效率高的区域分配较高的优先级,其余区域给予相同的优先级,则可将西部某地区的光伏电站划分为若干区域,如图 1 所示。划分区域后的光伏电站如图 2 所示。其中: x 为各区域围成的多边形几何中心的横坐标; y 为各区域围成的多边形几何中心的纵坐标。每个点表示一片区域,并用数字对其进行编号。各区域的优先级如表 1 所示。优先级分为 6 级,数字越大表明优先级越高。

划分区域之后的光伏电站清洁问题本质上就是 TSP 问题,即已知各个区域的坐标,清洁机器人从起点出发,遍历每个区域且每个区域只经过一次,最



图 1 西部某地区的光伏电站

Fig. 1 Photovoltaic plants in Western China

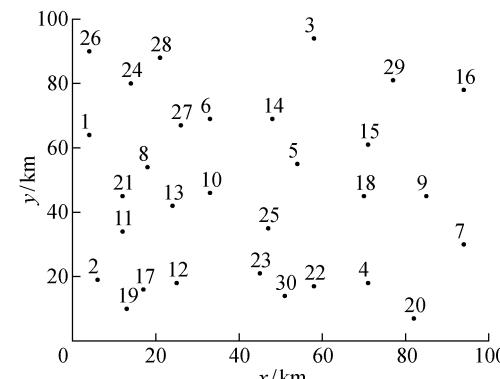


图 2 划分区域后的光伏电站

Fig. 2 Photovoltaic plants after zoning

表1 各区域的优先级

Tab. 1 Priorities of each area

区域	优先级	区域	优先级	区域	优先级
1	1	11	1	21	1
2	1	12	1	22	1
3	1	13	1	23	1
4	1	14	1	24	1
5	1	15	1	25	1
6	1	16	1	26	1
7	1	17	1	27	3
8	1	18	1	28	3
9	1	19	1	29	4
10	1	20	1	30	6

后回到起点。TSP问题是图论中最著名的问题之一, TSP问题可以通过构造 Hamilton 图求解。可将每一片区域看成顶点, 区域间的距离看成边, 构造 Hamilton 图 $G = (V, E)$, 如图 3 所示。其中: $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 为顶点集; $E = \{1, 2, \dots, m\}$ 为边集。任意两顶点的连线表示边集, 考虑到实际情况, 两片区域之间基本不可能直接到达。因此, 本文取顶点间的 Manhattan 距离构成边集。光伏电站清洁任务的分级规划问题, 就是在图 3 中寻找一条最短的 Hamilton 回路。

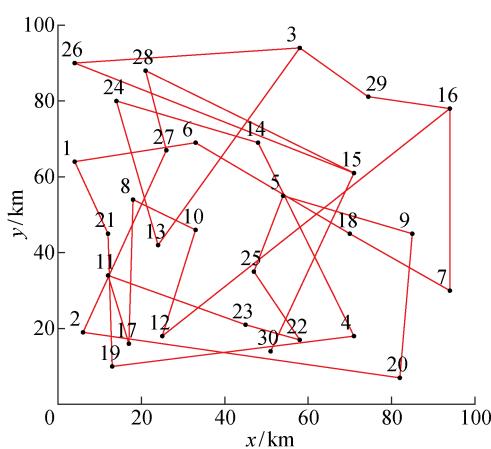


图3 分区后的光伏电站的 Hamilton 图

Fig. 3 Hamilton graph of photovoltaic plants after zoning

2 基于 IGA 的机器人清洁任务规划

由于对各个区域指定了优先级, 首先对各区域按优先级排序, 先清洁优先级高的区域; 优先级相同时, 采用 IGA 进行清洁任务规划的求解。为了更接近实际问题, 染色体采用实数编码方式, 如图 4 所

示。遗传算法存在比其他传统优化算法效率低、容易过早收敛等问题, 针对遗传算法的这些不足, 本文对遗传算法的选择、交叉操作进行了改进。



图4 实数编码示意图

Fig. 4 Schematic diagram of real number coding

2.1 适应度函数的动态线性标定

适应度函数是对染色体的优劣进行评价的标准, 适应度函数设计不当, 将难以体现个体的差异, 选择操作的作用就难以体现出来, 从而造成早熟收敛等特点^[12], 因此, 合理选择适应度函数在算法执行过程中至关重要。所求问题的目标函数为各区域的距离之和, 距离越小越优, 而适应度函数则越大越好, 因此需要对其进行变换。如果直接取倒数, 会导致适应度函数之间的相对差别很小, 从而导致各个体被选择的概率差别很小, 这将会弱化遗传算法的选择功能, 本文对目标函数采用动态线性标定^[13]的方法将其转化为适应度函数。变换公式为

$$F = f_{\max}^k - f + \xi^k \quad (1)$$

式中: F 为适应度函数; f 为目标函数; f_{\max}^k 为第 k 代个体的最大目标函数; ξ^k 为第 k 代个体的选择压力调节值。 ξ^k 是一个较小的数, 随着 k 的增大而减小, 其设置方法为

$$\left. \begin{array}{l} \xi^0 = M \\ \xi^k = c\xi^{k-1} \end{array} \right\} \quad (2)$$

式中: M, c 为常数, $c \in [0.9, 0.99]$ 。参数 M 是为了增大个体之间被选择概率的差别而设置的, 根据所研究的问题, 经过多次实验验证, M 取为 600, c 取为 0.99。

2.2 混合选择算子

将锦标赛选择法^[14]和轮盘赌选择法^[15]相结合作为选择算子。锦标赛选择法是随机从父代中选择一定数目(即竞赛规模 N)的个体, 将其中适应度高的个体保留到子代。反复执行本过程, 直到子代的个数达到预先设定的终止条件。若种群大小用 S 表示, 每个竞赛规模中选取适应度最高的个体, 则共有 S/N (取整数位)个个体保留到子代。本文选择的竞赛规模为 10。

轮盘赌选择法用于在每个锦标赛选择法选出的竞赛规模中选取进行下一步交叉操作的一个父代, 另一个父代在竞赛规模中随机选取。通过两种方法的结合, 既确保了优秀个体遗传到下一代, 又保证了参加交叉操作的父代质量。

2.3 基于分段规则的交叉算子

顺序交叉(OX)算子是一种常用的交叉算子,OX 算子可将父代染色体中指定的基因片段遗传给子代.但这种操作不考虑边之间的关系,不会加快遗传算法的收敛速度^[16],且计算结果不稳定.针对 OX 算子的这种特点,提出一种基于分段规则的交叉算子,此算子采用 OX 和自身交叉两种算子,当所求路径长度大于所设阈值 Q 时,交叉操作采用顺序交叉;当所求路径长度小于 Q 时,采用自身交叉.阈值 Q 是通过分析改进之前的算法结果所确定的.经过多次实验,未改进之前的算法多次陷入局部最优,其局部最优值在 800~1 000 之间.针对这种情况引入自身交叉算子,并通过实验确定阈值 Q.通过本次改进,增加了交叉操作产生最优个体的概率,提高了算法的收敛速度,增强了算法稳定性,本文中阈值 Q 选为 900.

顺序交叉首先在两个父代上选择相同的区域:

父代 1	1	2		3	4	5	6		7	8	9
父代 2	4	6		1	8	2	2		5	3	7

然后,将两个父代交叉点之间的部分提取出来,得到:

子代 1		3	4	5	6	
子代 2		1	8	2	9	

记录父代 1 和父代 2 从第 2 个交叉点开始的数字排列顺序,当到达末尾时,继续从初始位置记录,直到回到第 2 个交叉点为止,由此便得到了父代 1 和父代 2 从第 2 个交叉点开始的数字排列顺序,分别为 $7 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 6$ 和 $5 \rightarrow 3 \rightarrow 7 \rightarrow 4 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 8 \rightarrow 2 \rightarrow 9$. 子代 1 已有从父代 1 继承的 3、4、5、6,将其从父代 2 的数字排列顺序中去除,得到 $7 \rightarrow 1 \rightarrow 8 \rightarrow 2 \rightarrow 9$,然后将此序列从第 2 个交叉点开始填入到子代 1 中,获得新个体子代 1'. 同理可得,新个体子代 2':

子代 1'	2	9	3	4	5	6	7	1	8
子代 2'	5	6	1	8	2	9	7	3	4

自身交叉首先在父代上随机选取两个位置,两个位置中间构成一块区域:

父代	1	3		4	2	6	9		7	8	5
----	---	---	--	---	---	---	---	--	---	---	---

然后,将区域内的数字左右对调一下,形成新的个体:

子代	1	3		9	6	2	4		7	8
----	---	---	--	---	---	---	---	--	---	---

2.4 启发式变异算子

目前,变异算子有很多种,如倒位变异算子、2-opt 变异算子、启发式变异算子等,其中效果较好的是启发式变异算子^[17]. 选用启发式变异算子,其操

作步骤如下.

步骤 1 假设 $A=1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8$.

步骤 2 随机选择 3 个点,如:1、2、6,任意交换其位置可得 5 个不同个体为

$$A_1 = 2\ 1\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8$$

$$A_2 = 6\ 2\ 3\ 4\ 5\ 1\ 7\ 8$$

$$A_3 = 1\ 6\ 3\ 4\ 5\ 2\ 7\ 8$$

$$A_4 = 2\ 6\ 3\ 4\ 5\ 1\ 7\ 8$$

$$A_5 = 6\ 1\ 3\ 4\ 5\ 2\ 7\ 8$$

步骤 3 从其中选择适应度最高的个体作为新个体.

2.5 算法流程

IGA 流程图如图 5 所示,基本流程如下.

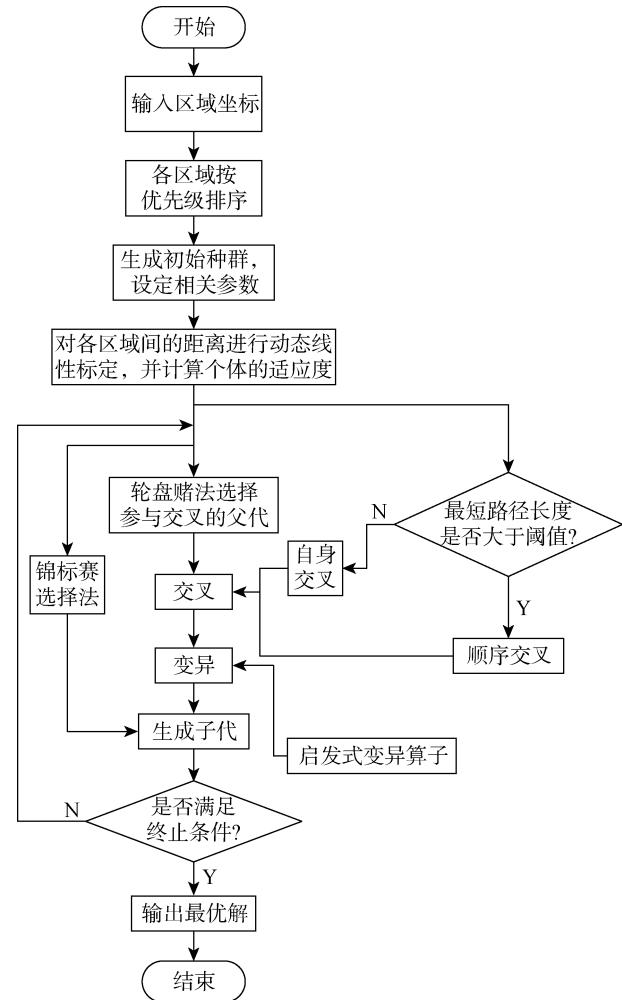


图 5 IGA 流程图

Fig. 5 Flow chart of IGA

步骤 1 输入各区域坐标,并将各区域按优先级排序,先确定优先级高的区域清洁顺序,再确定参与 IGA 的区域个数.

步骤 2 生成初始种群,设定相关参数,包括适应度函数中的 M 和 c,锦标赛选择法中的竞赛规模

N ,交叉操作中的阈值 Q ,交叉概率 P_c ,启发式变异概率 P_m ,最大迭代次数 T_{\max} ,种群数目 S .

步骤3 对各区域间的距离进行动态线性标定,转化为求最大值的适应度函数.

步骤4 用锦标赛选择法筛选出直接进入下一代的个体;用轮盘赌法选取参与交叉的父代.

步骤5 对父代进行交叉操作,当本次迭代最优路径大于阈值 Q 时,执行顺序交叉;否则,执行自身交叉.

步骤6 对生成的子代进行启发式变异操作.

步骤7 判断是否满足终止条件.若达到,则输出最优解;若未达到,则返回步骤3.

3 仿真结果及分析

根据上述算法步骤,利用 MATLAB R2020a 对算法进行设计实现,使用的 CPU 为 AMD Ryzen 7 4800H,主频为 2.90 GHz,内存为 8.00 GB.其中,区域数为 30,各区域的优先级见表 1. 种群数为 100,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.05,迭代次数为 500 次,仿真结果如图 6 所示,其中: L 为路径总长度.由图 6 可知,IGA 求解的机器人清洁各个区域的任务顺序为:30→29→28→27→6→24→···→7→20→4→22→30,路径总长度为 760 km. IGA 求解的最优路径随迭代次数变化情况如图 7 所示,其中: T 为迭代次数; o 为最优解.由图 7 可以看出,当算法迭代到 181 次时,能够求得此最优顺序.

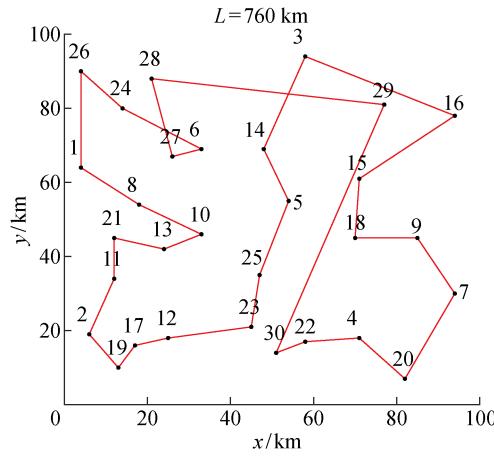


图 6 改进遗传算法规划出的任务顺序

Fig. 6 Task sequence planned by IGA

同时选取同样的参数,用自适应遗传算法对本文问题进行求解,其求解的最优路径随迭代次数变化情况如图 8 所示.由图 8 可以看出,AGA 陷入了局部最优,在迭代到 188 次时,算法达到最优,最优路径长度为 1454 km,明显大于用所提算法求解的

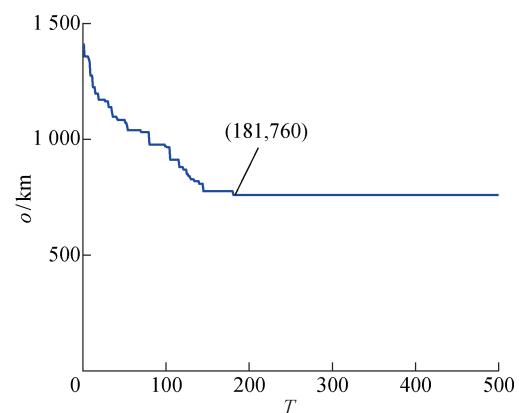


图 7 改进遗传算法求解的 o 随 T 的变化

Fig. 7 o versus T solved by IGA

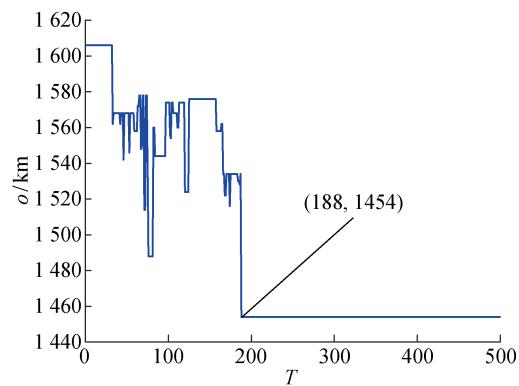


图 8 自适应遗传算法求解的 o 随 T 的变化

Fig. 8 o versus T solved by AGA

最优路径长度.分别用两种算法对本问题求解 10 次,其对比结果如表 2 所示.由表 2 可知,IGA 可以更高效、准确地求解出最优清洁任务顺序.

表 2 两种算法求解本文问题时的性能比较

Tab. 2 Performance comparisons of two algorithms for solving proposed problem

算法	最优路径/km	最差路径/km	平均路径/km
AGA	1 200	1 614	1 461.2
IGA	760	832	796.8

4 结语

本文通过对大面积光伏电站清洁任务规划问题的分析,将其转化为 TSP 问题,并提出 IGA 对单个清洁机器人的任务规划问题进行求解.通过对适应度函数的动态线性标定,保证了遗传算法的选择功能;采用混合选择算子和基于分段规则的交叉算子,增加了最优个体的产生概率,提高了算法的收敛速度,增强了算法稳定性.与 AGA 仿真结果的对比可以看出,IGA 可以更为快速、准确地规划出机器人清

洁光伏电站的任务顺序. 分级任务规划为之后清洁机器人进行实际作业时的路径规划提供了理论依据.

参考文献:

- [1] 尤鸿芃, 汪婷婷, 何银涛. 积灰对多晶硅光伏组件效率影响的实验研究[J]. 太阳能, 2013(23): 39-41.
YOU Hongpeng, WANG Tingting, HE Yintao. Experimental study on the effect of ash accumulation on the efficiency of polycrystalline silicon photovoltaic modules[J]. *Solar Energy*, 2013(23): 39-41.
- [2] 王平, 杜炜, 张海宁, 等. 表面积灰影响光伏组件泄漏电流与衰减寿命的研究[J]. 太阳能学报, 2019, 40(1): 119-125.
WANG Ping, DU Wei, ZHANG Haining, et al. Pollution impact on the leakage current and power degradation of photovoltaic modules[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2019, 40(1): 119-125.
- [3] 龚芳馨, 刘晓伟, 王靓. 光伏电站太阳能板的清洁技术综述[J]. 水电与新能源, 2015(5): 71-73.
GONG Fangxin, LIU Xiaowei, WANG Jing. Discussion on cleaning technology of the PV module in photovoltaic power stations[J]. *Hydropower and New Energy*, 2015(5): 71-73.
- [4] 张明明. 基于 Kinect2 的光伏清洗机器人实时环境重建与自主导航技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
ZHANG Mingming. Research on simultaneous mapping and automated navigation for photovoltaic cleaning robot with Kinect2[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [5] 孙卫红, 覃剑戈, 岳云涛. 煤矿塌陷区光伏电站太阳能电池板清洁机器人的研究[J]. 中国煤炭, 2018, 44(4): 144-149.
SUN Weihong, QIN Jiange, YUE Yuntao. Study on solar panel cleaning robots of photovoltaic power station in coal mine subsidence areas[J]. *China Coal*, 2018, 44(4): 144-149.
- [6] 吴新民. 基于 Unity3D 的光伏板清洁移动机器人路径规划可视化研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2020.
WU Xinmin. Visual research on path planning of photovoltaic cleaning mobile robot based on Unity3D [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2020.
- [7] LI Y, MA K, ZHANG J. An efficient multicore based parallel computing approach for TSP problems [C]//2013 Ninth International Conference on Semantics, Knowledge and Grids. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 98-104.
- [8] LIN B, SUN X Y, SALOUS S. Solving travelling salesman problem with an improved hybrid genetic algorithm[J]. *Journal of Computer and Communications*, 2016, 4(15): 98-106.
- [9] EBADINEZHAD S, DEACO. Adopting dynamic evaporation strategy to enhance ACO algorithm for the traveling salesman problem[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 92: 103649.
- [10] OUAARAB A, AHIOD B, YANG X S. Random-key cuckoo search for the travelling salesman problem [J]. *Soft Computing*, 2015, 19(4): 1099-1106.
- [11] 吴虎胜, 张凤鸣, 李浩, 等. 求解 TSP 问题的离散狼群算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(10): 1861-1867.
WU Husheng, ZHANG Fengming, LI Hao, et al. Discrete wolf pack algorithm for traveling salesman problem[J]. *Control and Decision*, 2015, 30 (10): 1861-1867.
- [12] 陶泽, 张海涛. 基于遗传算法的 Job-Shop 调度问题研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2016, 35(2): 60-64.
TAO Ze, ZHANG Haitao. Studies on job-shop scheduling problems based on genetic algorithms[J]. *Journal of Shenyang Ligong University*, 2016, 35(2): 60-64.
- [13] 苏永杰, 胡俊. 基于遗传算法的线束加工仓库货位优化研究[J]. 包装工程, 2018, 39(19): 110-116.
SU Yongjie, HU Jun. Optimization for automobile harness processing storage location assignment based on genetic algorithm [J]. *Packaging Engineering*, 2018, 39(19): 110-116.
- [14] 阮梦黎. 基于改进 GEP 的航空器故障数据挖掘研究与仿真[J]. 计算机仿真, 2015, 32(6): 92-95.
RUAN Mengli. Simulation of aircraft fault data mining algorithm based on new GEP[J]. *Computer Simulation*, 2015, 32(6): 92-95.
- [15] CERF R. The quasispecies regime for the simple genetic algorithm with roulette wheel selection[J]. *Advances in Applied Probability*, 2017, 49(3): 903-926.
- [16] VAHDATI G, YAGHOUBI M, POOSTCHI M, et al. A new approach to solve traveling salesman problem using genetic algorithm based on heuristic crossover and mutation operator[C]//2009 International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 112-116.
- [17] 李志雄. 基于 ROS 的移动机器人导航技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2016.
LI Zhixiong. Research on mobile robot navigation technology based on ROS[D]. Miyanay: Southwest University of Science and Technology, 2016.

(本文编辑:石易文)