

6-20-2023

## Particle Swarm Optimization for New Energy Truck Scheduling in Network Environment

Chuanchao Zhao

*School of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; Anhui Provincial Engineering Laboratory on Information Fusion and Control of Intelligent Robot (Anhui Normal University), Wuhu 241002, China*

Rui Zheng

*School of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; Anhui Provincial Engineering Laboratory on Information Fusion and Control of Intelligent Robot (Anhui Normal University), Wuhu 241002, China*

Li Gong

*School of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; Anhui Provincial Engineering Laboratory on Information Fusion and Control of Intelligent Robot (Anhui Normal University), Wuhu 241002, China*

Xiaolu Ma

*School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Particle Swarm Optimization for New Energy Truck Scheduling in Network Environment

## Abstract

In V2X intelligent network environment, the dispatching system of new energy trucks needs real-time dynamic information. The system under traditional particle swarm scheduling method is prone to fall into local optimum and low solution efficiency. *An improved particle swarm scheduling method for new energy trucks is proposed on the basis of multi-objective optimization research. The inertia weight update method is improved so that the inertia weight decreases non-linearly, and the risk of the system falling into local optimum is reduced. A priori path encoding method is designed and optimized, the solution efficiency of the algorithm is improved, and the energy consumption of new energy trucks is reduced.* The simulation results show that the total path length, path smoothness, and algorithm convergence speed are improved. In both static and dynamic environments, the reasonable scheduling of new energy trucks is achieved by the improved method.

## Keywords

V2X(vehicle to everything), new energy truck, inertia weight, path encoding, particle swarm algorithm

## Recommended Citation

Chuanhao Zhao, Rui Zheng, Li Gong, Xiaolu Ma. Particle Swarm Optimization for New Energy Truck Scheduling in Network Environment[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1337-1350.

## 网联环境中新能源货车的粒子群调度方法

赵传超<sup>1,2</sup>, 郑睿<sup>1,2\*</sup>, 龚莉<sup>1,2</sup>, 马小陆<sup>3</sup>

(1. 安徽师范大学 物理与电子信息学院, 安徽 芜湖 241002; 2. 安徽省智能机器人信息融合与控制工程实验室(安徽师范大学), 安徽 芜湖 241002; 3. 安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243000)

**摘要:** 在 V2X(vehicle to everything)智能网联环境中, 新能源货车的调度系统需获取实时的动态信息。利用传统的粒子群调度方法, 系统存在易陷入局部最优和求解效率不高的问题。在研究新能源货车多目标优化问题的基础上, 提出改进的新能源货车粒子群调度方法。改进惯性权重更新方式使惯性权重呈非线性递减, 降低系统陷入局部最优的风险; 设计“先验性”路径编码的方式, 优化路径编码, 提高算法的求解效率, 减少新能源货车的能源消耗。仿真结果表明: 总路径长度、路径平滑度和算法的收敛速度方面均有改善, 在静态和动态环境中, 改进的方法均能实现新能源货车的合理调度, 对于构建新能源货车的智能网联系统有重要意义。

**关键词:** V2X(vehicle to everything); 新能源货车; 惯性权重; 路径编码; 粒子群算法

中图分类号: TP18 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)06-1337-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0116

**引用格式:** 赵传超, 郑睿, 龚莉, 等. 网联环境中新能源货车的粒子群调度方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6): 1337-1350.

**Reference format:** Zhao Chuanchao, Zheng Rui, Gong Li, et al. Particle Swarm Optimization for New Energy Truck Scheduling in Network Environment[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(6): 1337-1350.

## Particle Swarm Optimization for New Energy Truck Scheduling in Network Environment

Zhao Chuanchao<sup>1,2</sup>, Zheng Rui<sup>1,2\*</sup>, Gong Li<sup>1,2</sup>, Ma Xiaolu<sup>3</sup>

(1. School of Physics and Electronic Information, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; 2. Anhui Provincial Engineering Laboratory on Information Fusion and Control of Intelligent Robot (Anhui Normal University), Wuhu 241002, China; 3. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China)

**Abstract:** In V2X intelligent network environment, the dispatching system of new energy trucks needs real-time dynamic information. The system under traditional particle swarm scheduling method is prone to fall into local optimum and low solution efficiency. An improved particle swarm scheduling method for new energy trucks is proposed on the basis of multi-objective optimization research. The inertia weight update method is improved so that the inertia weight decreases non-linearly, and the risk of the system falling into local optimum is reduced. A priori path encoding method is designed and optimized, the solution efficiency of the algorithm is improved, and the energy consumption of new energy trucks is reduced. The simulation results show that the total path length, path smoothness, and algorithm convergence speed are improved. In both static and dynamic environments, the reasonable scheduling of new energy trucks is achieved by the improved method.

**Keywords:** V2X(vehicle to everything); new energy truck; inertia weight; path encoding; particle swarm algorithm

收稿日期: 2022-02-21

修回日期: 2022-03-04

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划(202004a0502001); 安徽省科技重大专项(202003a05020028); 安徽省自然科学基金(1908085MF216); 安徽省高校优秀青年支持计划(gxyq202002)

第一作者: 赵传超(1994-), 男, 硕士生, 研究方向为多智能体优化控制。E-mail: zhao\_chuanchao@163.com

通讯作者: 郑睿(1980-), 男, 教授, 博士, 研究方向为机器人控制技术、智能网联技术。E-mail: zrx0609@ahnu.edu.cn

## 0 引言

在国家“双碳”战略目标的大背景下，新能源货车具有广阔的市场前景<sup>[1]</sup>。当前，V2X (vehicle to everything)技术，即车对外界的信息交换技术智能网联平台及协议已经比较成熟，已应用在局部区域内运行的车辆<sup>[2-3]</sup>。新能源货车具有短驳运输的特点，较多应用于矿区、港口、钢厂、电厂等环境<sup>[4]</sup>，适合构建智能网联系统。以露天矿区为例，该场景下集中多辆新能源货车，崎岖道路使得驾驶员的视觉盲区变多，尘土飞扬使得驾驶员能见度变差。基于视觉的ADAS(advanced driving assistance system)车载产品无法清楚感知这类环境，因此，新能源货车迫切需要V2X技术，实现智能网联，以使其安全高效运行。

为提高在局部区域运行货车的工作效率，需要开展多目标优化问题的研究。处理该问题的代表性方法有非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)<sup>[5]</sup>、强度帕累托进化算法(strength pareto evolutionary algorithm 2, SPEA2)<sup>[6]</sup>和蚁群算法等<sup>[7]</sup>。与这些方法比较，粒子群算法<sup>[8]</sup>具有独特的记忆式搜索方式，其参数少，收敛速度快，便于计算机实现，广泛应用于工程上的多目标优化问题。文献[9]基于改进粒子群算法设计了露天矿区的调度框架，通过改进的算法提高其求解速度，为调度决策系统提供最佳调度方案；文献[10]通过建立一个露天矿山的运输调度模型，采用自适应变异粒子群算法对该模型求解，能够快速求得调度模型的所需解，同时避免了算法过早收敛；文献[11]提出新的路径编码方法，并设计交叉操作来更新粒子位置。上述研究表明，粒子群算法具有快速求解能力，适应于V2X网络环境中新能源货车的调度。

在利用粒子群算法开展优化时，需特别注意算法易陷入局部最优的问题<sup>[12]</sup>。为此，学者们对粒子群算法的参数提出了一些改进，文献[13]通过评估种群进化状态来设计控制器，用于惯性权重的更新，并采用跳出策略防止陷入局部最优的状

态；文献[14]提出将迭代过程中种群最优目标值与当前粒子最优目标值的差值结合标准粒子群的速度更新公式，来避免陷入局部最优；文献[15]通过引入迭代选择算子，减小陷入局部最优的风险，增高算法的运行效率。上述改进方法均是在静态环境中针对单智能体开展的，在V2X智能网联环境中，新能源货车调度系统实时获取环境中所有的动态信息，实时开展多辆新能源货车的调度，因此，算法陷入局部最优的风险加大。

在利用粒子群算法开展智能体的调度时，算法的计算效率决定了调度是否实时开展，路径编码方式是影响算法计算效率的关键因素之一。文献[16]中的路径编码采用浮点数编码，其通过栅格坐标与指针结合的方式增强算法的探索能力，但编码过于复杂繁琐；文献[17]中的序号网格法编码有着编码长度短、直观的优点，但仅适用于单独的个体；文献[18]在文献[17]的基础上将序号网格法中对路径的随机编码方式改进为不定长编码方式来减小编码的长度，以此来提高算法计算效率。上述研究聚焦单辆新能源货车的路径编码，并未考虑车车之间的网联情况，随着车辆数增加与环境的复杂变化，算法的计算效率需要进一步提高，进而满足V2X智能网联环境中对于求解速度的要求。因此，还需针对新能源货车的运行环境，研究高效的路径编码方法，提高算法的计算效率。

针对这些问题，本文通过改进自适应惯性权重，在V2X智能网联环境中降低多辆新能源货车粒子群调度算法陷入局部最优的风险；提出“先验性”路径编码方式，提高算法的运行效率，减少新能源货车的能源消耗。

## 1 新能源货车调度模型的构建

### 1.1 环境地图的构建

为量化表示新能源货车的运行环境，采用栅格法<sup>[19]</sup>对其环境进行建模。白色为自由栅格用0表示，黑色为障碍物栅格用1表示，通过序号法栅

格地图进行序号编排。假设栅格地图规模为  $N_x N_y$ , 需要编排的序号集合为  $I = \{1, 2, \dots, N\}$ , 则栅格序号与坐标的转换公式为

$$\begin{cases} x_i = \text{mod}(i - 1, N_x) + 0.5 \\ y_i = N_y + 0.5 - \text{ceil}(i/N_y) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\text{mod}$  为取余运算;  $\text{ceil}$  向正无穷大取整运算;  $i$  为栅格序号;  $N_x$  为每行个数;  $N_y$  为每列个数, 其中  $N = N_x N_y$ 。

式(1)中坐标的编排是以  $1 \times 1$  栅格的中心位置进行编排的, 即最小刻度为 0.5, 则初始位置为 (0.5, 0.5), 编排后的栅格地图如图 1 所示。

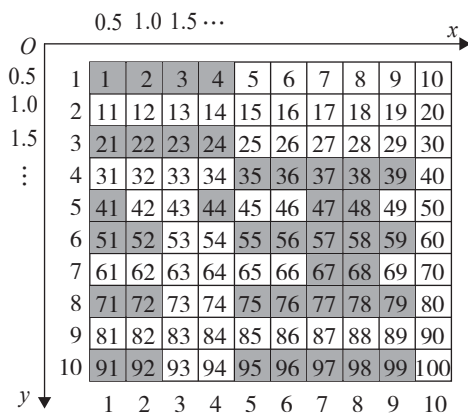


图1 二维栅格图的表示方法

Fig. 1 Representation method for two-dimensional grid map

## 1.2 目标函数的推导

新能源货车调度管理的内容涉及广泛, 其中重要的部分是使得新能源货车消耗的能源最小, 即对于单辆车而言如何使运输消耗最小并能完成运输任务。以露天矿区为例, 完成一次运输任务, 其运输路线的距离越短则消耗车辆的能源越少, 同时选择的路线产生的总转角越少, 即路径越平滑, 则消耗的能源越少。由于在露天矿区内运输道路相对固定且无较大改变, 运输速度比较平稳, 因此, 如何对参与运输的新能源货车给出运输距离最小和运输路线最平滑的运输方案是调度管理需要解决的问题。

### 1.2.1 以运输距离为优化目标

设栅格地图中有  $n$  辆新能源货车,  $S(x_k)$  为单

辆车的路径长度,  $k \in [1, n]$ ,  $f_1(x)$  为  $n$  辆车路径总长度,  $m$  为单辆新能源货车的运输路线的路径点个数,  $g_{kj}, g_{k(j+1)}$  为路径节点前后相邻的栅格坐标, 则新能源货车的总路径长度为

$$f_1(x) = \sum_1^n S(x_k) \quad (2)$$

$$S(x_k) = \sum_{j=1}^{m-1} |g_{kj} - g_{k(j+1)}| \quad (3)$$

式中:  $k = 1, 2, \dots, n$ 。

由式(3)可知单辆新能源货车路径示意如图 2 所示, 图中  $S_k$  为新能源货车的出发位置,  $G_k$  为新能源货车的终点位置,  $r_{k1}, r_{k2}, \dots, r_{k(m-1)}$  分别为  $|g_{kj} - g_{k(j+1)}|, j \in [1, m]$  的值, 开始坐标  $S_k = g_{k1}$ 。

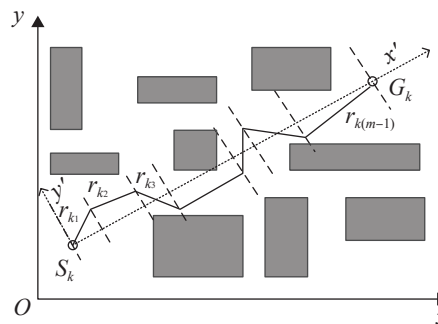


图2 单辆新能源货车路径示意图

Fig. 2 Path diagram of a single new energy truck

### 1.2.2 以路径平滑度为优化目标

由图 2 可知, 对于单个新能源货车其运输路线的路径信息为  $R_1 = \{r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1(m-1)}\}$ ,  $m$  个路径节点会产生  $m-2$  个转角, 通过对  $m-2$  个转角依次求其补角和后再求均值的方法, 使求角度最大化问题转化为求角度最小化问题。平滑度为

$$f_2(x) = \sum_1^n E(x_k) \quad (4)$$

$$E(x_k) = \frac{\sum_{i=1}^{m-2} (180 - \theta_i)}{m-2} \quad (5)$$

图 3 为平滑度示意图, 图中  $\theta$  为当前节点与上一节点和下一节点所组成的夹角,  $E(x_k)$  越小运输路线的路径越平滑, 反之则越大。

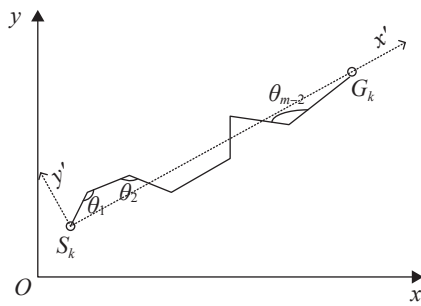


图3 平滑度  
Fig. 3 Smoothness

### 1.2.3 相关约束条件

新能源货车运输时要考虑的约束主要是与静态障碍物和车辆之间的碰撞约束。静态障碍物通过膨胀化处理使其占据一个黑色栅格。车辆之间的碰撞是指相邻的车辆之间避免在同一时刻占据同一栅格以及同一时刻相邻车辆之间距离满足安全距离，如图4所示， $a$ 、 $b$ 分别为同一时刻相邻的2辆新能源货车。

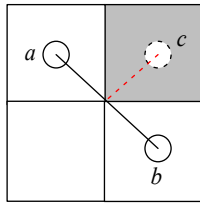


图4 约束条件  
Fig. 4 Constraint conditions

可推导出约束条件：

$$|g_{kj} - o_c| \geq \sqrt{2}/2, c = 1, 2, \dots, B \quad (6)$$

$$\|p_a - p_b\| \geq \sqrt{2}, a \neq b = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中： $p_a$ 、 $p_b$ 分别为2辆新能源货车在栅格中的中心坐标； $o_c$ 为障碍栅格的中心坐标； $g_{kj}$ 为当前所处栅格的中心坐标。

通过将上述约束条件添加到算法的求解过程中，使得所求解能够满足要求。

### 1.3 新能源货车多目标优化问题的提出

由1.2节可知新能源货车的调度问题实际上是以路径长度与路径平滑度为优化目标的目标优化

问题，那么新能源货车调度问题的求解就转换为对  $\min F(x) = (f_1(x), f_2(x)), x \in \Omega^n$  求最优解，其中， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  为  $n$  维决策变量， $\Omega^n$  为决策变量可行解空间。

综上所述得出新能源货车的调度模型：

$$\min F(x) = (f_1(x), f_2(x))$$

$$\begin{cases} f_1(x) = \sum_{j=1}^{m-1} |g_{kj} - g_{k(j+1)}| \\ f_2(x) = \sum_{i=1}^{m-2} \frac{180 - \theta_i}{m-2} \\ |g_{kj} - o_c| \geq \sqrt{2}/2, \|p_a - p_b\| \geq \sqrt{2} \end{cases} \quad (8)$$

## 2 新能源货车调度中改进粒子群算法的应用

### 2.1 自适应惯性权重的改进

粒子群算法快速收敛的特点使算法在迭代后期易陷入局部最优，从而得到次优解，线性惯性固定权重更新方法<sup>[20]</sup>无法有效解决该问题，因此，常采用非线性动态的惯性权重更新方法<sup>[21]</sup>：

$$w_{it+1} = (w_{\max} - w_{\min}) \times (w_{it}/w_{\max})^{\frac{it}{it_{\max}}} \quad (9)$$

式中： $it$ 为当前迭代次数； $it_{\max}$ 为最大迭代次数； $w_{\max}$ 与 $w_{\min}$ 分别为惯性权重的最大和最小值； $w_{it}$ 为当前迭代的 $w$ 值； $w_{it+1}$ 为下一次更新值。

由式(9)可知，不同于线性惯性权重更新时 $w_{it}$ 的稳定变化， $w_{it}$ 沿着非线性曲线下降，降低陷入局部最优的概率。当新能源货车的数量较多以及环境动态变化时，对式(9)进行改进：

$$w_{it+1} = (w_{it} - w_{\min}) \times (w_{\min}/w_{\max})^{\frac{it^2}{it_{\max}^2}} \quad (10)$$

对比式(9)，式(10)将变量 $w_{it}$ 放置于系数项处，且将原来的 $it/it_{\max}$ 项进行平方，由此使惯性权重快速收敛以适应算法对系统实时性的要求。为进一步优化，在此基础上再增加随机扰动项：

$$w_{it+1} = (w_{it} - w_{\min}) \times (w_{\max}/w_{\min})^{\frac{it^2}{it_{\max}^2}} + R_{it} \quad (11)$$

式中： $R_{it}$ 为扰动项，为 $[-w_{\min}/2, w_{\min}/2]$ 内均匀分

布的随机数。

惯性权重在算法的求解过程中呈整体下降趋势, 无法表明惯性权重在下次迭代时一定比上次迭代小, 并且算法在后期容易仅在局部探索, 无法准确求得最优解, 因此, 改进惯性权重使它非线性递减, 再增加随机扰动项如式(11)所示, 使其在迭代更新中出现微小的振荡, 能够在算法陷入局部最优时依靠这种振荡跳出局部探索的状态。

### 2.2 “先验性”的路径编码

利用粒子群算法在栅格地图中进行求解时, 所求得解实际为栅格地图所对应序号的编码, 路径编码具体方法如图 5 所示。

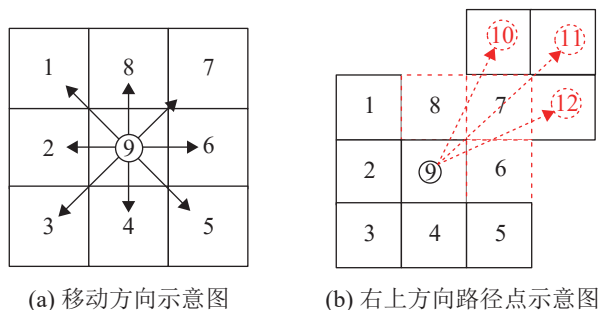


图 5 路径编码  
Fig. 5 Movement direction

图 5(a)中 9 号栅格为当前所在的栅格, 箭头指向表示基于当前的 9 号栅格下一刻可以移动的方向, 若 1~8 号均为自由栅格则可移动 8 个方向。一般方法路径编码的选择是随机的, 即 8 个方向路径点中随机选择一个作为下一路径点, 虽然可以通过算法不断迭代筛选得到最优解, 但过于消耗计算资源导致求解效率低。

为解决上述问题文献[18]在先前基础上进行改进, 如图 5(b)所示。在对下一路径点选择时先判断目标位置处于当前节点的方位, 若 {10, 11, 12} 其中之一为目标点, 则目标点处于 9 号栅格的右上方, 则下一时刻可以选择的路径点转变为在 {6, 7, 8} 内随机选择。若目标点处于其他方向时, 待选路径点的选择与右上方相同。

当车辆数增加与环境地图改变的情况下, 上

述的改进编码方式仍然存在编码效率低的问题。为此提出“先验性”的编码方式, 如图 6 所示。

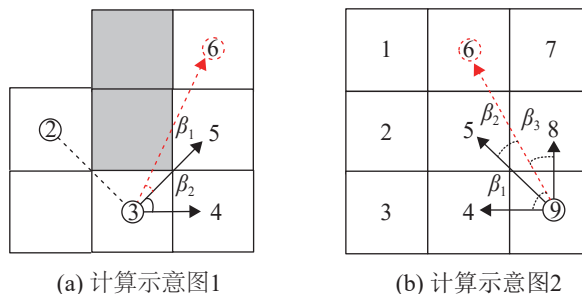


图 6 “先验性”路径编码  
Fig. 6 "Transcendental" path encoding

图 6(a)中 2 号为上一路径点, 3 号为当前路径点, 6 号为目标点, 基于 3 号位置对下一时刻路径点选择时有 {4, 5} 2 个可以选择, 先分别求出 3~6 构成的向量与 3~5, 3~4 构成向量的夹角, 取夹角  $\beta$  最小的路径节点作为下一节点路径。以图 6(a)为例“先验性”路径编码为

$$N = (x_6 - x_3, y_6 - y_3)$$

$$N_1 = (x_5 - x_3, y_5 - y_3) \tag{12}$$

$$N_2 = (x_4 - x_3, y_4 - y_3)$$

$$\cos \beta_1 = \frac{N \cdot N_1}{(|N| \cdot |N_1|)} \tag{13}$$

$$\min G(\beta) = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_8) \tag{14}$$

在图 6(b)中若采用文献[18]的路径编码方式则下一待选节点为 {4, 5, 8}, 而用“先验性”路径编码方式则为 {5, 8}, 剔除 4 号位置作为待选点, 尤其对车辆数增加与环境变化后的算法求解效率的提升有显著作用。

### 2.3 改进的粒子群算法

基于以上所述提出基于新能源货车调度场景下的改进粒子群算法:

$$v_{i,n}^{t+1} = w \cdot v_{i,n}^t + \lambda_1 M_1 (R_{p_{i,n}}^t - X_{i,n}^t) + \lambda_2 M_2 (R_{g_{i,n}}^t - X_{i,n}^t) \tag{15}$$

$$X_{i,n}^{t+1} = X_{i,n}^t + v_{i,n}^{t+1} + O_{i,n}^t \tag{16}$$

式中:  $n = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为决策空间维数即新能源货车的数量;  $v_{i,n}^t$  与  $X_{i,n}^t$  为种群进行到第  $t$  次迭代

时, 编号为  $i$  的粒子在当前迭代中的第  $n$  辆新能源货车上求解时粒子的速度与位置, 速度表示该粒子保持上次迭代时求解的运动趋势, 粒子位置表示所求新能源货车的路径编码, 其形式为  $R_1 = \{r_{11}, r_{12}, \dots, r_{1m}\}$ ,  $R_1$  是编号为 1 的新能源货车通过引入“先验性”路径编码得出的一个解;  $R_{p,i,n}$  与  $R_{g,i,n}$  分别为个体和全局最优值, 其形式与  $R_1$  相同;  $\lambda_1$  与  $\lambda_2$  为学习因子, 表示自我(个体)学习与社会(全局)学习的因数;  $M_1, M_2$  为取值范围为  $[0, 1]$  的随机函数;  $v_{i,n}^{t+1}$  和  $X_{i,n}^{t+1}$  为下一次迭代时的速度与位置;  $O_{i,n}^t$  为 V2X 设备所获取到的信息, 而对  $n$  辆新能源货车通过算法最终求得非支配解集的单个最优解其形式为  $RR = [R_1, R_2, \dots, R_n]$ 。

种群在迭代中所求得的解彼此间存在着一定的关系, 若设  $r_a$  与  $r_b$  是优化目标的可行解, 则对应的目标函数值存在的关系如图 7 所示。

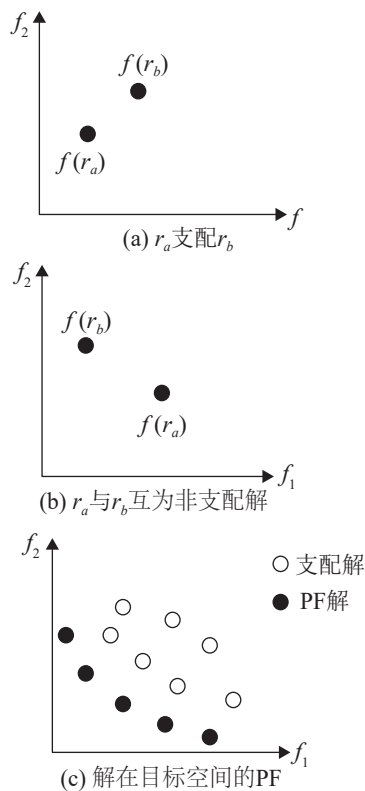


图 7 非支配解的关系

Fig. 7 Relationship of non-dominated solution

分别以目标函数的目标值为横纵坐标, 求解  $r_a$  与  $r_b$ , 若满足任意的  $f$  函数值均小于另一个可行解,

如图 7(a)所示, 则支配关系成立。同理, 互为非支配关系如图 7(b)所示。在所有的可行解中若不存在解  $r'$  支配其他解, 则为 Pareto 最优解或者非支配解。非支配解组成的集合为最优解集或者非支配解集, 非支配解集在目标空间上的映射构成了图 7(c)所示的 PF, 非支配解存储在伴随种群迭代的外部存档集内。对目标函数的求解是通过群体中个体的协作求解非支配解, 对于种群在迭代过程中易陷入局部最优状态, 引入 2.1 节改进的自适应惯性权重, 而对于路径编码效率低, 则引入 2.2 节“先验性”的路径编码方法进行优化。通过算法求得的非支配解集为  $RR_{all} = [RR', RR'', \dots, RR^A]$ ,  $A$  为外部存档集的大小,  $all \leq A$ , 新能源货车最终采取调度优化策略需根据实际情况从非支配解集选取合适的解。

## 2.4 性能指标

为验证算法性能, 利用逆世代距离(inverted generation distance, IGD)<sup>[22]</sup>与分布性评价指标(spacing, SP)<sup>[23-24]</sup>对算法的性能进行比较验证。

(1) IGD: 用来评价算法性能, 值越小代表解的收敛性越好。

$$IGD(P_N^*, P_N) = \frac{\sum_{x \in P_N^*} \min d(x, P_N)}{|P_N^*|} \quad (17)$$

式中:  $P_N^*$  为 PF 最优解集的真实值;  $P_N$  为算法在测试函数中求解出的最优非支配解集;  $d(x, P_N)$  为  $x$  与  $P_N$  间最小的欧式距离值,  $x \in P_N$ ;  $|P_N^*|$  为真实的非支配解集的成员个数。

(2) SP: 已知 PF 中相邻解间距离的方差, 其值越小, 表明非支配解的分布性越好, 反之则越差。

$$SP = \sqrt{\frac{1}{q-1} \sum_{i=1}^q (\bar{u} - u_i)^2} \quad (18)$$

$$u_i = \min_{j,l} \left\{ \sum_{k=1}^m |f_k(x_j) - f_k(x_l)| \right\} \quad (19)$$

式中:  $q$  为非支配解个数,  $q = 2, 3, \dots, n$ ;  $\bar{u}$  为  $u_i$  的平均值。



### 2.5 算法流程

求解新能源货车在露天矿区以总路径长度与平滑度为目标函数的调度优化问题, 具体步骤为

step 1: 设置栅格地图参数, 初始化种群大小、外部存档集规模、最大迭代次数等算法相关参数, 并计算种群的适应度值;

step 2: 由首次适应度值进行非支配排序, 得出个体和全局最优位置, 并将种群中的非支配解保存到外部存档集;

step 3: 种群迭代过程中采用式(15)与(16)进行速度与位置的更新, 若V2X未检测到障碍信息则  $O'_{i,n}$  不参与更新, 反之则参与;

step 4: 当前非支配解数量超出外部存档集的设置数量, 使用自适应网格法对外部存档集进行维护与更新;

step 5: 迭代次数达到最大值或预设目标值则结束, 否则重复step 2~4;

step 6: 种群迭代结束后, 由外部存档集中的非支配解, 得出算法所求的最优解, 即Pareto最优解。

### 3 仿真与分析

为验证所提算法在新能源货车调度优化应用中的有效性, 开展仿真实验与分析。

#### 3.1 性能测试与分析

多目标解算法性能的验证多采用2目标ZDT系列测试函数<sup>[25]</sup>, 本次测试采用ZDT1~ZDT4, ZDT6函数来验证改进后算法的性能, 其相关参数如表1所示。

表1 ZDT函数参数及特征

Table 1 ZDT function parameters and characteristics

测试函数	PF特征	决策变量	目标空间	种群规模
ZDT1	凸,连续	30	2	200
ZDT2	凹,连续	30	2	200
ZDT3	非连续	30	2	200
ZDT4	凸,连续	30	2	200
ZDT6	凹,连续	30	2	200

设置测试函数相关参数后, 运行仿真分别得出改进后算法和传统算法的PF, 其结果如图8所示。

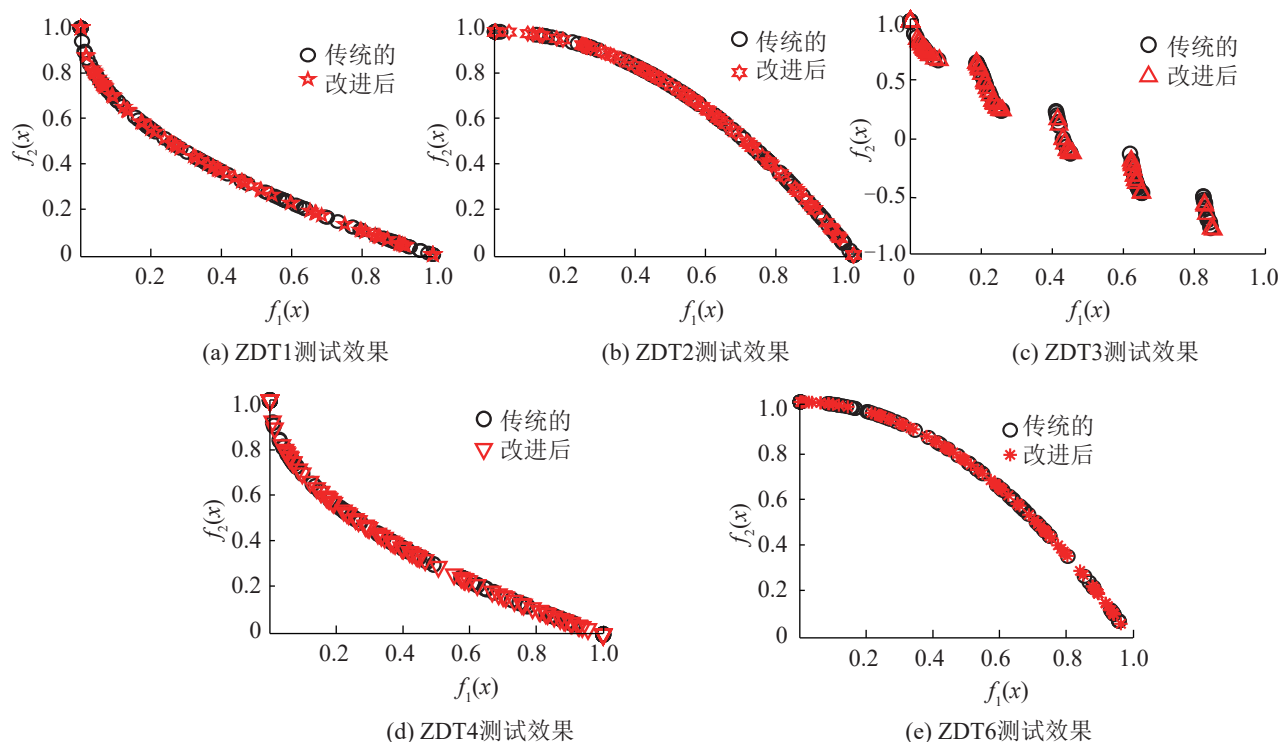


图8 ZDT函数测试效果  
Fig. 8 Test effect of ZDT function  
<http://www.china-simulation.com>

为进一步验证算法性能,通过2.4节的性能指标对算法进行性能测试,IGD指标的值是通过文献[26]得出获取测试函数相对应的PF真实值后,由式(17)计算得出,而SP中已知的PF是算法求得的非支配解集,SP值由式(18)得出。在算法独立运行30次,IGD指标与SP指标统计结果分别如表2~3所示。

表2 IGD评价指标对比

Table 2 Comparison of IGD evaluation indexes

测试函数	改进的		传统的	
	Mean	Std.	Mean	Std.
ZDT1	<b>1.058E-02</b>	<b>1.428E-03</b>	3.593E-01	7.041E-02
ZDT2	<b>3.444E-01</b>	<b>3.630E-01</b>	4.034E-01	4.052E-01
ZDT3	<b>2.426E-02</b>	<b>3.118E-02</b>	4.897E-02	4.893E-02
ZDT4	<b>1.357E+01</b>	<b>3.979E+00</b>	1.533E+01	1.362E+01
ZDT6	<b>2.284E+00</b>	2.108E+00	2.489E+00	<b>2.105E+00</b>

表3 SP评价指标对比

Table 3 Comparison of SP evaluation indexes

测试函数	改进的		传统的	
	Mean	Std.	Mean	Std.
ZDT1	<b>1.222E-02</b>	<b>1.635E-03</b>	1.281E-02	1.777E-03
ZDT2	<b>1.741E-03</b>	<b>3.173E-03</b>	1.208E-02	4.352E-03
ZDT3	<b>4.595E-02</b>	2.426E+00	4.852E-02	<b>1.218E-01</b>
ZDT4	<b>2.507E-02</b>	1.252E+00	2.742E-02	<b>1.138E-02</b>
ZDT6	<b>1.135E-02</b>	<b>2.108E+00</b>	1.469E-02	3.100E-02

由图8可知ZDT1、ZDT2、ZDT4、ZDT6函数测试效果符合其函数特征,在算法求得的非支配解更贴近真实Pareto前沿,相比于传统算法的非支配解集有更好的分布性。由表2~3在IGD与SP性能指标可知,其算法性能相比于传统的算法有着较明显的提升。

### 3.2 实例仿真与分析

测试函数对算法的性能测试后表明改进后的算法相比于传统的算法在性能上有所提升,为进一步验证改进粒子群算法在新能源货车调度中的有效性,开展实例仿真实验。

#### 3.2.1 应用方案

基于V2X的网联环境下新能源货车调度平台的实现方案如图9所示。

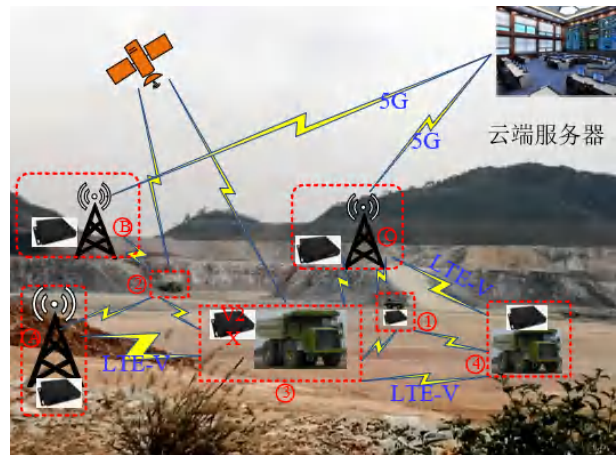


图9 新能源货车调度平台的实现方案

Fig. 9 Implementation scheme of new energy truck dispatching platform

图9中应用场景为露天矿区,标识1、2、3、4的为载有V2X系统车载设备的车辆,标识A、B、C的为V2X设备,设备间采用LTE-V(long term evolution-vehicle)通信方式,路侧设备与云端服务器采用5G通信方式,参与运输的车型为新能源货车。

在图9所示的调度平台方案中,该技术在多个地域已有成熟的基于V2X的智能网联乘用车示范道路,因此该方案是可行的。

#### 3.2.2 实验参数

根据上述的实现方案开展仿真实验,仿真参数设置如下。

##### (1) V2X参数

课题组已研发的V2X设备如图10所示。该设备频段为5 850~5 925 MHz,信道带宽为10 M,支持高速/低速CAN通信。新能源货车通过V2X系统可以实时获取环境信息,同时调度平台可以获取新能源货车的位置、速度、电量等信息,调度响应的时间为10 s内。

在仿真中采用该设备的参数,即通信参数、响应时间。在仿真中对建立的环境地图以随机出现的黑色障碍栅格模拟突发情况(装载设备占据路线、突然车辆故障等),这种障碍信息可以通过V2X技术被车辆预先感知。



图 10 V2X 设备实物图  
Fig. 10 Physical view of V2X device

(2) 环境地图

栅格地图规模设置为  $20 \times 20$ , 每格为 1 cm 的正方形, 采用序号法对栅格编号, 设置其左上角为坐标原点, 初始位置与目标位置已知。

(3) 算法参数

种群数量为 200, 外部存档集为 100, 种群最

大迭代次数  $it_{max}$  为 200, 惯性权重值的最小最大值为  $w_{min}=0.4, w_{max}=0.9$ , 学习因子分别为  $\lambda_1=1.49, \lambda_2=1.49$ 。

(4) 优化目标

以露天矿区为应用场景, 以多辆新能源货车从装载点(起始位置)到卸载点(目标位置)的总路径长度与总路径平滑度为目标。

(5) 路径编码

传统的方法采用传统路径编码方式, 改进后的方法采用“先验性”路径编码方式, 即路径编码的对比也从中体现。

3.2.3 简单环境下的仿真结果和分析

当环境地图较为简单时(障碍栅格占比 30%), 新能源货车辆数  $n=2$ , 装载点的位置  $S_k=[41, 363]$ , 卸载点的位置  $G_k=[359, 220]$ , 改进后算法与传统的算法的仿真对比结果如图 11 所示。

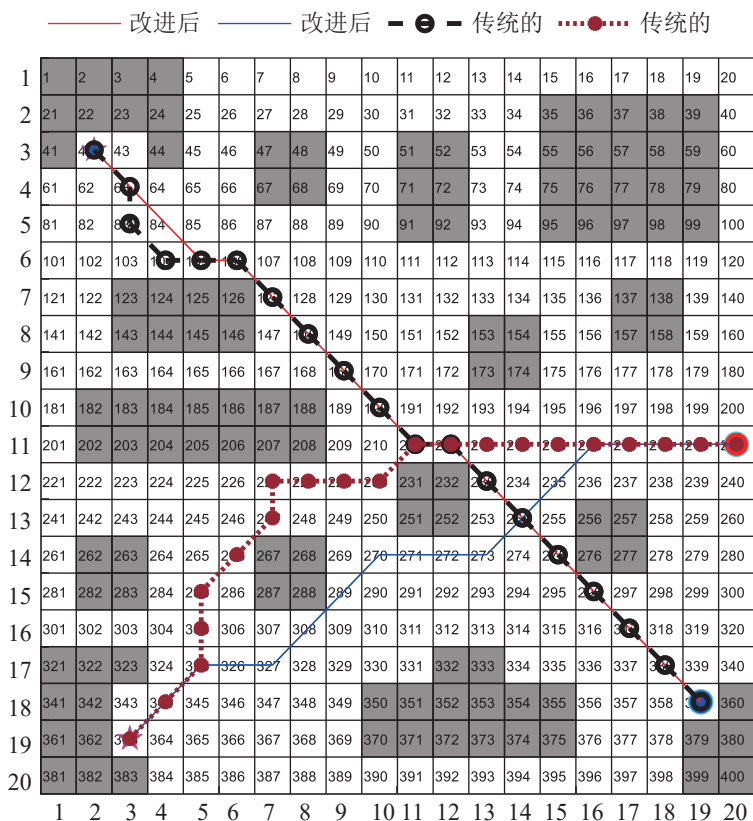


图 11 简易环境下 2 辆新能源货车仿真结果  
Fig. 11 Simulation results of two new energy trucks in a simple environment

以总路径长度与总路径平滑度为优化目标的收敛曲线分别如图 12 所示。

由图 12 可知改进后的算法均能求得目标函数的最优值。由图 12(a)可知改进后的算法相比较传统的算法在路径长度上最优值降低约 0.3%，收敛速度提升了约 78%；由图 12(b)可知在平滑度方面收敛速度提升约 54%，最优值降低约 0.6%。

### 3.2.4 复杂环境下的仿真结果和分析

当环境地图较为复杂时(障碍栅格占比大于 30%)新能源货车辆数  $n=3$ ，装载点的位置为  $S_k=[1, 321, 381]$ 和  $S_k=[1, 6, 16]$ ，卸载点的位置为  $G_k=[160, 200, 240]$ 和  $G_k=[385, 389, 393]$ ，改进后算法与传统的算法的仿真对比结果如图 13~14 所示。

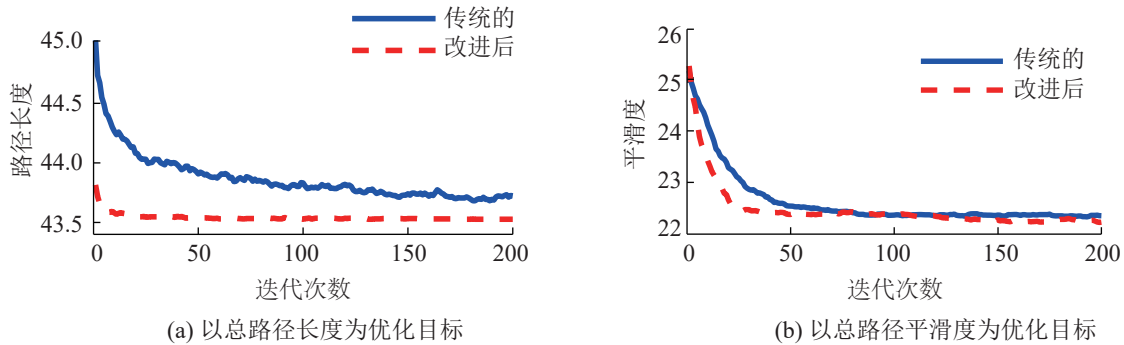


图 12 收敛曲线  
Fig. 12 Convergence curve

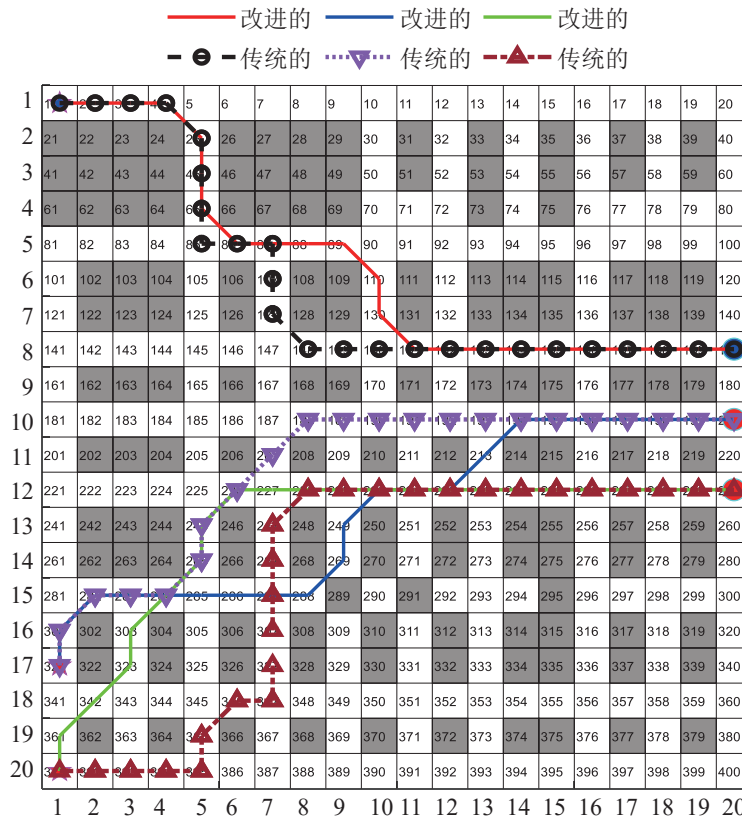


图 13 复杂环境下 3 辆新能源货车仿真结果 I  
Fig. 13 Simulation results of three new energy trucks in complex environment I

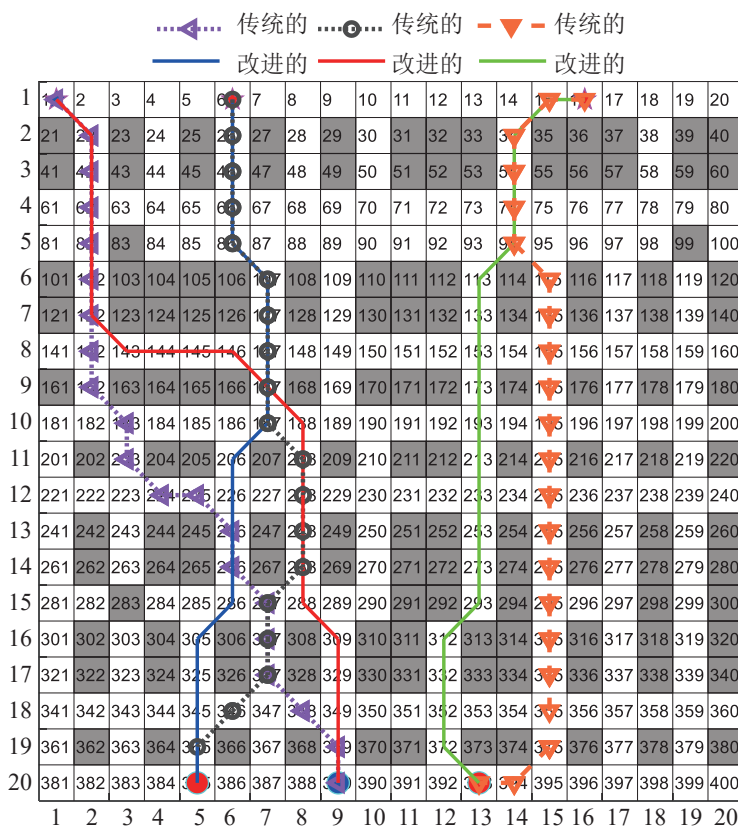


图 14 复杂环境下 3 辆新能源货车仿真结果 II

Fig. 14 Simulation results of three new energy trucks in complex environment II

当新能源货车辆数增加而且环境地图变得更加复杂时, 由图 13 可知改进后算法的总路径长度可以达到 69.383, 相比传统的算法降低了 5.8%, 图 14 中传统的算法总路径长度可以达到 67.626, 改进后可以降低 6%。平滑度的值改进后下降 10.9%。图 13~14 表明在 2 目标情况下, 改进后算法有较明显的优化。

### 3.2.5 动态环境下的仿真结果和分析

当环境地图处于动态环境时(障碍栅格占比  $\geq 30\%$ ), 新能源货车辆数  $n=3$ , 设置自由栅格(白色栅格)在新能源货车的路径中突变为障碍栅格(黑色栅格)。对于各辆新能源货车而言类似这种的信息可以通过 V2X 技术获取(即使在恶劣情况下), 装载点的位置为  $S_k=[4, 381]$  和  $S_k=[120, 340]$ , 卸载点的位置为  $G_k=[220, 259]$  和  $G_k=[61, 381]$ , 仿真结果如图 15~16 所示。

当车辆的运行中突发某些状况时, 为不影响生产计划, 需要获取该信息, 而 V2X 技术能满足这个要求。图 15(b)的起点  $\{4 \rightarrow 359\}$  位置的路径在经过  $\{254\}$  位置时,  $\{255, 275\}$  因突发状况变为障碍栅格, 该信息及时通过 V2X 系统被感知到, 则原绿色路段路径已为无效路径, 因此  $\{254\}$  位置得出  $\{254 \rightarrow 359\}$  红色路径。图 16(b)中在  $\{120 \rightarrow 301\}$  的路径中当到达  $\{329\}$  位置时红色虚框内的栅格突变为障碍物栅格, 则  $\{329 \rightarrow 382\}$  的路径由原先的粉色虚线路径转换为红色实线路径, 虽然路径长度增加了 7.1%, 平滑度降低 36%, 但依旧是应对突发障碍栅格状况的较优解。动态变化的环境中融入 V2X 技术后可以有效地感知到环境信息的变化, 为调度管理平台及时反馈环境信息, 提高新能源货车的运行效率。

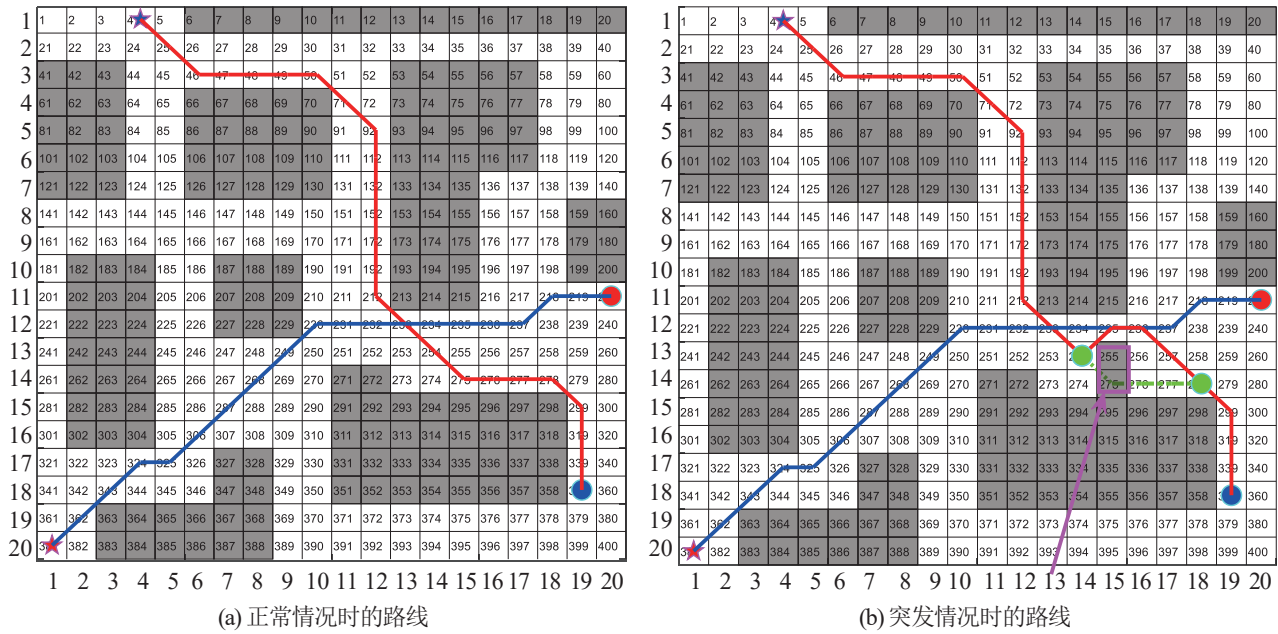


图 15 引入 V2X 技术思想仿真结果 I

Fig. 15 Introduction of V2X technology thought simulation result I

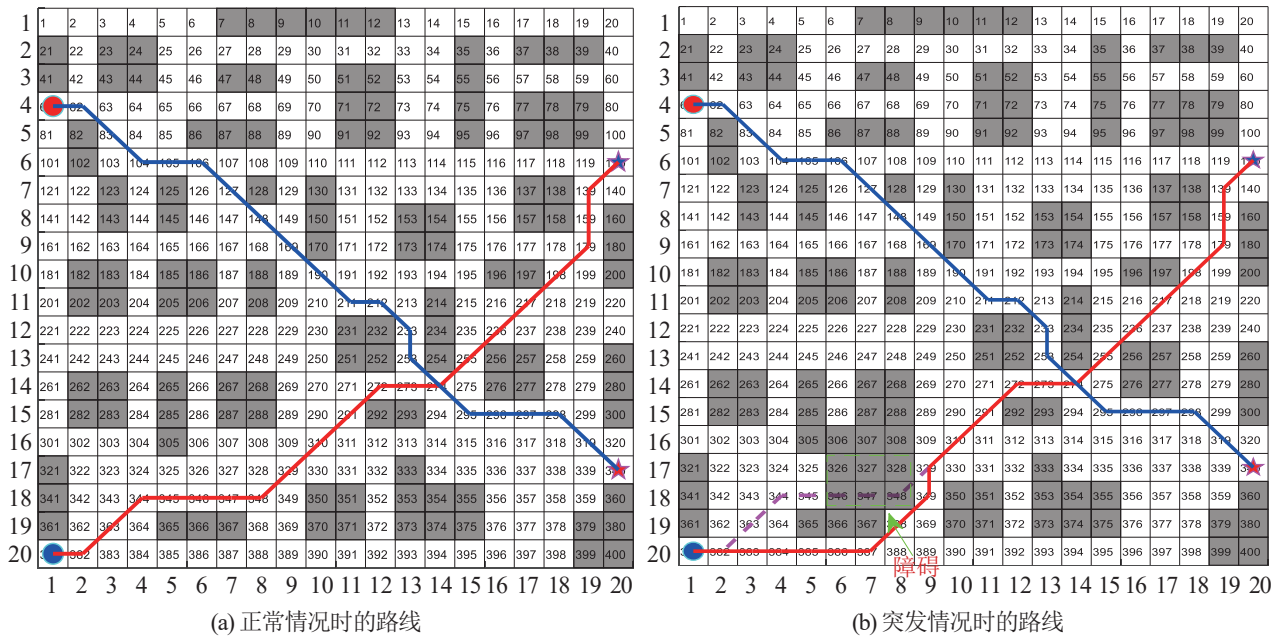


图 16 引入 V2X 技术思想仿真结果 II

Fig. 16 Introduction of V2X technology thought simulation result II

## 4 结论

随着智慧互联的发展需求和能源保护意识的逐渐增高，构建特定区域内的新能源货车智能网联平台是大势所趋。针对新能源货车智能网联后

粒子群算法易陷入局部最优与求解效率不高的问题，本文采用改进的自适应惯性权重，使其呈非线性递减，降低了算法陷入局部最优风险，提出“先验性”路径编码，优化了路径编码效率。仿真结果表明改进后的算法在求解效率上有明显提高。

为构建新能源货车智能网联平台提供理论支撑, 为真实平台下的实际实验提供指导。

本文虽然开展了新能源货车的智能调度部分内容研究, 但是仍存在不足。现有研究中尚未考虑新能源货车在矿区运输的装载等待时间与卸载等待时间等因素的影响, 需进一步完善调度优化模型。

### 参考文献:

- [1] 张芳, 包先建. 我国新能源汽车市场推广问题与对策研究[J]. 价格理论与实践, 2011(5): 85-86.  
Zhang Fang, Bao Xianjian. Research on Problems and Countermeasures of New Energy Vehicle Market Promotion in China[J]. Price: Theory & Practice, 2011 (5): 85-86.
- [2] 王广, 蔡云. 智能网联汽车背景下V2X发展趋势分析[C]//四川省第十五届汽车学术年会论文集. 成都: 四川省汽车工程学会, 2021: 222-230.  
Wang Guang, Cai Yun. V2X Development Trend Analysis in the Context of Intelligent Connected Vehicles [C]//Proceedings of the 15th Automobile Academic Conference of Sichuan Province. Chengdu: Society of Automotive Engineers of Sichuan, 2021: 222-230.
- [3] 苏敏. 基于露天矿区智能驾驶场景的V2X通信技术研究及应用[J]. 数字通信世界, 2020(11): 160-161, 164.  
Su Min. Research and Application of V2X Communication Technology Based on Intelligent Driving Scene in Open Pit Mining Area[J]. Digital Communication World, 2020(11): 160-161, 164.
- [4] 李春波. 智慧矿山之提升机集中控制实现措施研究[J]. 中国设备工程, 2021(17): 188-189.  
Li Chunbo. Research on Realization Measures of Centralized Control of Hoist in Intelligent Mine[J]. China Plant Engineering, 2021(17): 188-189.
- [5] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [6] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[EB/OL]. (2017-06-13) [2022-01-10]. <https://doi.org/10.3929/ethz-a-004284029>.
- [7] Sun Yongjun, Dong Wenxin, Chen Yahuan. An Improved Routing Algorithm Based on Ant Colony Optimization in Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(6): 1317-1320.
- [8] 裴胜玉, 周永权. 基于Pareto最优解集的多目标粒子群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(11): 85-88.  
Pei Shengyu, Zhou Yongquan. A Multi-objective Particle Swarm Algorithm Based on the Pareto Optimization Solution Set[J]. Computer Engineering & Science, 2010, 32(11): 85-88.
- [9] 冯如只, 房颖. 基于改进粒子群算法的矿车调度系统设计[J]. 煤炭技术, 2018, 37(8): 226-228.  
Feng Ruzhi, Fang Ying. Design of Mine Car Dispatching System Based on Improved Particle Swarm Algorithm[J]. Coal Technology, 2018, 37(8): 226-228.
- [10] 霍晓宇, 杨仕教, 吴长振, 等. 露天矿山运输调度系统粒子群优化[J]. 煤炭学报, 2012, 37(增1): 234-239.  
Huo Xiaoyu, Yang Shijiao, Wu Changzhen, et al. Particle Swarm Optimization for Transportation Dispatching System of Open-pit Mines[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(S1): 234-239.
- [11] Tao Qiuyun, Sang Hongya, Guo Hengwei, et al. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for AGV Path Planning[J]. IEEE Access, 2021, 9: 33522-33531.
- [12] 张万绪, 张向兰, 李莹. 基于改进粒子群算法的智能机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 510-513.  
Zhang Wanxu, Zhang Xianglan, Li Ying. Path Planning for Intelligent Robots Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(2): 510-513.
- [13] 陈嘉林, 魏国亮, 田昕. 改进粒子群算法的机器人平滑路径规划[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(12): 2550-2555.  
Chen Jialin, Wei Guoliang, Tian Xin. Smooth Path Planning for Mobile Robots Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(12): 2550-2555.
- [14] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进PSO算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1): 71-78.  
Kang Yuxiang, Jiang Chunying, Qin Yunhai, et al. Robot Path Planning and Experiment with an Improved PSO Algorithm[J]. Robot, 2020, 42(1): 71-78.
- [15] Wu Daqin. Cloud Computing Task Scheduling Policy Based on Improved Particle Swarm Optimization[C]//2018 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems(ICVRIS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 99-101.
- [16] Davoodi M, Panahi F, Mohades A, et al. Multi-objective Path Planning in Discrete Space[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 709-720.
- [17] Cao Jian, Li Ye, Zhao Shiqi, et al. Genetic-algorithm-based Global Path Planning for AUV[C]//2016 9th International Symposium on Computational Intelligence

- and Design(ISCID). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 79-82.
- [18] 万逸飞, 彭力. 基于协同多目标算法的多机器人路径规划[J]. 信息与控制, 2020, 49(2): 139-146.  
Wan Yifei, Peng Li. Multi-robot Path Planning Based on Cooperative Multi-objective Algorithm[J]. Information and Control, 2020, 49(2): 139-146.
- [19] Nie Zhibin, Yang Xiaobing, Gao Shihong, et al. Research on Autonomous Moving Robot Path Planning Based on Improved Particle Swarm Optimization[C]//2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 2532-2536.
- [20] Song Qingkun, Liu Lina. Wavelet Neural Network Based on Improved Particle Swarm Algorithm[C]//Proceedings of 2011 6th International Forum on Strategic Technology. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 1000-1004.
- [21] 王辉, 钱锋. 基于惯性权重非线性动态变化的微粒群算法[J]. 计算机科学, 2008(4): 146-148.  
Wang Hui, Qian Feng. Improved Particle Swarm Optimizer Based on Nonlinear Inertia Weight Dynamic Changing[J]. Computer Science, 2008(4): 146-148.
- [22] 李浩君, 张鹏威, 郭海东. 基于种群曼哈顿距离的自适应多目标粒子群优化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(4): 1019-1032.  
Li Haojun, Zhang Pengwei, Guo Haidong. Adaptive Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Population Manhattan Distance[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(4): 1019-1032.
- [23] Xu Zhen, Zhang Enze, Chen Qingwei. Rotary Unmanned Aerial Vehicles Path Planning in Rough Terrain Based on Multi-objective Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(1): 130-141.
- [24] Chen Qingda, Ding Jinliang, Yang Shengxiang, et al. A Novel Evolutionary Algorithm for Dynamic Constrained Multiobjective Optimization Problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(4): 792-806.
- [25] 杨景明, 穆晓伟, 车海军, 等. 多策略改进的多目标粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(3): 435-442.  
Yang Jingming, Mu Xiaowei, Che Haijun, et al. Improved Multi-objective Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Multiple Strategies[J]. Control and Decision, 2017, 32(3): 435-442.
- [26] Tian Ye, Cheng Ran, Zhang Xingyi, et al. PlatEMO: A MATLAB Platform for Evolutionary Multi-objective Optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2017, 12(4): 73-87.