

本文引用格式：黄嘉铖,蔡延光,胡城,等.改进麻雀搜索算法的远程健康线下服务任务调度方法[J].自动化与信息工程,2025,46(2):38-47.

HUANG Jiacheng, CAI Yanguang, HU Cheng, et al. Remote health service task scheduling method based on improved sparrow search algorithm[J]. Automation & Information Engineering, 2025,46(2):38-47.

改进麻雀搜索算法的远程健康线下服务任务调度方法*

黄嘉铖 蔡延光 胡城 曾庆丰

(广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要：针对麻雀搜索算法在解决远程健康线下服务任务调度的路径规划时，存在收敛速度慢、全局搜索能力不足和易陷入局部最优解等问题，提出一种改进麻雀搜索算法的远程健康线下服务任务调度方法。首先，引入基于融合转移概率的正余弦策略发现者更新机制，提高发现者个体的全局搜索能力；然后，引入基于动态自适应权重的混合粒子群追随者更新机制，增强种群间的信息交流，避免算法陷入局部最优解；最后，引入种群多样性丰富机制，扩大算法搜索范围，提升跳出局部最优解的能力。实验结果表明：在解决远程健康线下服务任务调度的路径规划问题上，改进的麻雀搜索算法相较于麻雀搜索算法、多目标遗传算法，服务成本更低，服务效率更高。

关键词：改进麻雀搜索算法；远程健康线下服务；任务调度；路径规划；正余弦策略；粒子群优化

中图分类号：TP18;TP301.6

文献标志码：A

文章编号：1674-2605(2025)02-0006-10

DOI：10.12475/aie.20250206

开放获取

Remote Health Service Task Scheduling Method Based on Improved Sparrow Search Algorithm

HUANG Jiacheng CAI Yanguang HU Cheng ZENG Qingfeng

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: To address the issues of the sparrow search algorithm (SSA) in solving path planning for remote health offline service task scheduling, such as slow convergence speed, insufficient global search capability, and susceptibility to local optima, an improved sparrow search algorithm for remote health offline service task scheduling is proposed. First, a discoverer update mechanism based on a fusion transition probability sine-cosine strategy is introduced to enhance the global search capability of discoverer individuals. Then, a follower update mechanism incorporating dynamic adaptive weights and hybrid particle swarm optimization is implemented to strengthen information exchange within the population and avoid the algorithm falling into local optima. Finally, a population diversity enrichment mechanism is introduced to expand the algorithm's search range and improve its ability to escape local optima. Experimental results demonstrate that the improved sparrow search algorithm achieves lower service costs and higher service efficiency compared to the original sparrow search algorithm and multi-objective genetic algorithms in addressing path planning for remote health offline service task scheduling.

Keywords: improved sparrow search algorithm; remote health offline service; task scheduling; path planning; sine-cosine strategy; particle swarm optimization

0 引言

随着人口老龄化的不断加剧，老年人对医疗服务的需求也大幅增加。针对行动不便的老年人就医需求，

远程健康线下服务应运而生，其通过医疗车辆将医生运送到患者所在位置，为患者提供高效、高质量的医疗服务。然而，如何有效管理多台车辆的远程健康线

38 * 基金项目：广东省科技计划项目（2016A050502060，2020B1010010005）；广州市科技计划项目（202206010011，2023B03J1339）。

下服务任务调度是一个亟需解决的问题^[1-2]。

远程健康线下服务任务调度问题在理论上可归类为车辆路径问题 (vehicle routing problem, VRP)。VRP 包括带容量约束的车辆路径问题 (capacitated vehicle routing problem, CVRP)、带时间窗的车辆路径问题 (vehicle routing problem with time window, VRPTW)、周期性车辆路径问题 (periodic vehicle routing problem, PVRP) 和动态车辆路径问题 (dynamic vehicle routing problem, DVRP) ^[3-5]。其中, CVRP 在配送过程中不能超过车辆容量限制, 主要应用于商超配送、垃圾清运等场景; VRPTW 在满足车辆容量限制的条件下, 增加了时间窗口限制, 需要在规定的时间内将货物送达, 主要应用于快递、邮政、货物配送等场景; PVRP 需要考虑车辆容量限制、时间窗口限制、配送需求点之间的先后顺序等因素, 主要应用于废物收集、机器补给、材料分发等场景; DVRP 根据配送需求, 利用实时算法随时调整车辆路径, 主要应用于地铁调度、外卖配送、拼车服务、即时配送等场景。多台车辆的远程健康线下服务任务调度一般在一个地区内, 由一个或多个医疗调度中心对多台车辆进行任务调度, 需要设计一条合理的路径来满足每个患者对医疗车辆到达时间的约束和药物设备的需求, 因此该问题可归类为 VRPTW。

学者们针对 VRPTW 求解提出了多种优化算法, 提高了服务效率和覆盖范围。文献[6]提出一种混合多目标的灰狼算法, 设计了新的编码方式和插入删除算子, 其解在收敛性和分布度上均优于灰狼算法。文献[7]提出增强型基于集合的粒子群优化算法, 引入了全局优化和邻域优化两种方法, 结合权重系数修正方法, 使粒子更新时优先处理服务时间短的粒子, 从而更合理地规划配送节点的服务顺序。文献[8]在非支配排序遗传算法 II 的基础上, 采用混合交叉算子来增强搜索能力, 并通过引进灾变算子来丰富种群多样性, 以跳出局部最优解。上述算法在客户分布密集时, 取得了较好效果, 但随着配送节点数量增加, 算法易陷入局部最优解, 导致求解精度降低。文献[9]在 2020 年提出一种新的群智能算法——麻雀搜索算法 (sparrow

search algorithm, SSA), 其在路径规划方面取得了显著成效, 但在解决大规模的 VRP 时, 存在易陷入局部最优解、收敛精度低等问题。而采用混沌映射、莱维飞行、反向学习、随机游走、人工神经网络等策略对 SSA 进行改进, 可提高算法性能^[10]。

为解决现有求解方法寻优能力差的问题, 本文采用改进的 SSA 求解远程健康线下服务任务调度的路径规划问题, 以达到合理安排路线、降低服务成本、提高医疗服务效率的目的。

1 数学模型建立

以医疗车辆的最短行驶总路径、最小运输成本为目标, 远程健康线下服务任务调度的路径规划问题的目标函数为

$$\min D = C_1 \cdot VN + \sum_{k \in K} \sum_{i \in V_k} \sum_{j \in V_k \setminus \{i\}} C_{ij} x_{ij}^k \quad (1)$$

式中: D 为运输成本; C_1 为单台医疗车辆的运输成本; VN 为使用的医疗车辆数量, $V = \{0\} \cup N$, 0 为医疗中心, $N = \{1, 2, \dots, m\}$ 为需要医疗服务的 m 个患者的集合; K 为医疗中心拥有的车辆集合; V_k 为医疗车辆 k 访问患者的集合; i, j 为患者编号; C_{ij} 为患者 i 与 j 之间的距离; x_{ij}^k 为一个决策变量, 当医疗车辆 k 服务患者 i 后再服务患者 j 时, $x_{ij}^k = 1$, 否则 $x_{ij}^k = 0$ 。

公式(2)~(10)为约束条件。

公式(2)表示医疗车辆 k 在服务患者 i 后, 直接服务患者 j 。

$$\sum_{j \in V_k \setminus \{i\}} x_{ij}^k = y_i^k, \forall i \in V, \forall k \in K \quad (2)$$

公式(3)表示医疗车辆 k 在服务患者 j 之前, 只服务患者 i 。

$$\sum_{i \in V_k \setminus \{j\}} x_{ij}^k = y_j^k, \forall j \in V, \forall k \in K \quad (3)$$

公式(4)表示医疗车辆 k 运送患者 i 所需的药物设备总质量不超过医疗车辆的最大载重量。

$$\sum_{i \in V_k} q_i y_i^k \leq Q, \forall k \in K \quad (4)$$

式中: Q 为医疗车辆载重约束; q_i 为患者 i 的药物设备需求量, 且 $q_0 = 0$ 。

公式(5)表示每台医疗车辆离开医疗中心, 最后再返回医疗中心。

$$\sum_{j \in N} x_{0j}^k = \sum_{i \in N} x_{i0}^k = 1, \forall k \in K \quad (5)$$

公式(6)表示每个患者 i 均被医疗车辆服务。

$$\sum_{k \in K} y_i^k = 1, \forall i \in N \quad (6)$$

公式(7)表示两个决策变量之间的约束关系。

$$\sum_{i, j \in V_k} x_{ij}^k \leq |V_k| - 1, \forall k \in K \quad (7)$$

公式(8)表示医疗车辆需在限定的时间内到达指定患者 j 位置。

$$T_{\text{start}_j} \leq T_{\text{arrive}_j} \leq T_{\text{end}_j} \quad (8)$$

式中: T_{arrive_j} 为医疗车辆到达患者 j 位置的时间, T_{start_j} 为患者 j 允许的最早开始服务时间, T_{end_j} 为患者 j 允许的最晚开始服务时间。

公式(9)表示医疗车辆 k 服务患者 i 后, 是否再服务患者 j 。

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V, \forall k \in K \quad (9)$$

式中: 当医疗车辆 k 服务患者 i 后再服务患者 j 时, $x_{ij}^k = 1$; 否则, $x_{ij}^k = 0$ 。

公式(10)表示患者 i 是否被医疗车辆 k 服务。

$$y_i^k \in \{0, 1\}, \forall i \in N, \forall k \in K \quad (10)$$

式中: 当患者 i 被医疗车辆 k 服务时, $y_i^k = 1$; 否则, $y_i^k = 0$ 。

2 算法介绍

2.1 SSA

SSA 是一种基于群体智能的启发式搜索算法, 模拟了麻雀群体协同觅食的过程。SSA 将麻雀种群个体分为发现者、追随者和警戒者 3 种角色, 每个麻雀个

体的位置都代表一个解决方案, 即一个解。其中, 发现者负责收集食物位置和区域信息; 追随者跟从发现者寻找食物, 发现者和追随者是动态变化的, 当一个麻雀个体成为发现者时, 另一个麻雀个体就会成为追随者; 警戒者负责觅食区域的安全监视和预警, 通常占麻雀种群的 10%~20%。在一个完整的觅食过程中, 这 3 种角色的位置不断更新, 以获取食物资源。在 SSA 中, 麻雀种群可表示为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: $X_i = \{x_{i,1} \ x_{i,2} \ \dots \ x_{i,d}\}$ 为第 i 只麻雀的位置, $x_{i,j}$ 为第 i 只麻雀位置的第 j 个分量, $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, d$, n 为种群数量, d 为空间维度。

发现者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot T}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (12)$$

式中: t 为迭代次数, $x_{i,j}^t$ 为迭代次数 t 时第 i 只麻雀在第 j 维空间的位置, T 为迭代次数的最大值, α 为 $[0, 1]$ 上的随机数, $R_2 \in [0, 1]$ 和 $ST \in [0.5, 1]$ 分别为报警值和安全阈值, Q 为服从标准正态分布的随机数, L 为每个元素都是 1 的 $1 \times d$ 矩阵。

当 $R_2 < ST$ 时, 表示发现者周围是安全的, 没有捕食者, 发现者进入搜索模式; 当 $R_2 \geq ST$ 时, 表示发现者发现周围有捕食者, 所有麻雀需迅速飞向安全区域。

追随者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst},j}^t - x_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ x_{p,j}^t + |x_{i,j}^t - x_{p,j}^t| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (13)$$

式中： $x_{p,j}^t$ 为当前发现者所占据的最优位置的第 j 个分量； $x_{\text{worst},j}^t$ 为当前全局最差位置的第 j 个分量； A 为每个元素随机为 1 或者 -1 的 $1 \times d$ 矩阵， $A^+ = A^T \cdot (A \cdot A^T)^{-1}$ ；当 $i > n/2$ 时，表示适应度差的个体将会挨饿。

警戒者的位置更新公式为

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best},j}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{\text{best},j}^t|, & f_i > f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|x_{i,j}^t - x_{\text{worst},j}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (14)$$

式中： $x_{\text{best},j}^t$ 为当前全局个体最优解，既是麻雀种群的中心位置，又是安全区域； β 为步长控制参数，是一个服从标准正态分布的随机数； f_i 为第 i 只麻雀的适应度值； f_g 为当前全局最优适应度值； f_w 为当前全局最差适应度值； ε 为极小常数； $K \in [-1, 1]$ 为麻雀运动方向，也是步长控制参数； $f_i > f_g$ 表示麻雀处于种群边缘，将向种群中心靠拢； $f_i = f_g$ 表示处于种群中心位置的麻雀感觉到危险，需移动到其他麻雀的位置附近。

2.2 改进的 SSA

SSA 通过麻雀个体间的信息共享与合作来提高搜索效率，适用于多峰函数优化、组合优化等问题。但 SSA 存在收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题^[11-12]，需针对具体应用场景进行定制化的调整和改进。

2.2.1 基于融合转移概率的正余弦策略发现者更新机制

在 SSA 的原始策略中，随着迭代次数增加，发现者位置的维度逐渐减小，麻雀个体逐步向全局最优解靠近，导致搜索空间不充分，增加了算法陷入局部最优解的概率。

SSA 生成发现者个体 X_{temp1} 为

$$x_{\text{temp1},j}^{t+1} = x_{i,j}^t \cdot e^{-\frac{i}{a \cdot T}} \quad (15)$$

为提高全局搜索能力，引入正余弦策略来引导发

现者搜索更大的空间，并生成新的发现者个体 X_{temp2} ：

$$x_{\text{temp2},j}^{t+1} = \begin{cases} \frac{e^{2\left(1-\frac{t}{T}\right)} - e^{-2\left(1-\frac{t}{T}\right)}}{e^{2\left(1-\frac{t}{T}\right)} + e^{-2\left(1-\frac{t}{T}\right)}} \cdot x_{i,j}^t + \\ r_1 \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 \cdot x_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t|, r_4 < 0.5 \\ \frac{e^{2\left(1-\frac{t}{T}\right)} - e^{-2\left(1-\frac{t}{T}\right)}}{e^{2\left(1-\frac{t}{T}\right)} + e^{-2\left(1-\frac{t}{T}\right)}} \cdot x_{i,j}^t + \\ r_1 \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 \cdot x_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t|, r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

式中： $r_1 (0 < r_1 < 2)$ 为振幅调整系数， r_2 为 $[0, 2\pi]$ 、 r_3 为 $[-1, 1]$ 、 r_4 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

设转移概率为 p ，将 X_{temp1} 和 X_{temp2} 随机混合生成新的发现者个体，以避免算法收敛精度降低，则转移概率 p 的计算公式为

$$p = \frac{f(X_{\text{temp1}})}{f(X_{\text{temp1}}) + f(X_{\text{temp2}})} \quad (17)$$

式中： f 为麻雀个体的适应度值。

新的发现者个体 X_i^{t+1} 为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{temp2}}^{t+1}, p_1 \leq p \text{ 且 } R < ST \\ X_{\text{temp1}}^{t+1}, p_1 > p \text{ 且 } R < ST \\ X_i^t + Q \cdot L, R \geq ST \end{cases} \quad (18)$$

式中： X_i^{t+1} 为迭代次数 $t+1$ 时第 i 只麻雀个体的位置； p_1 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数； $R (0 \leq R \leq 1)$ 为发现者个体的警戒值； d 为麻雀个体的维度，本文表示医疗中心和患者个数之和。

X_{temp1} 的适应度值越小， p 也越小，发现者个体位置根据公式(15)更新，这有助于在当前解附近进行局部搜索，以找到更优解，反之， X_{temp2} 的适应度值

越大, p 也越大, 发现者个体位置根据公式(16)更新, 这有助于发现者移动到其他位置寻找更优解。

2.2.2 基于动态自适应权重的混合粒子群追随者更新机制

为了增强麻雀种群间的信息交流, 引入混合粒子群更新追随者的位置, 同时采用动态自适应权重扩大算法迭代前期的搜索范围, 改进后的追随者位置更新公式为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \frac{e^{\frac{t}{T}} - 1}{e - 1} \cdot r_5 \cdot X_i^t + c_1 \cdot r_6 \cdot (X_i^t - X_q^t) + \\ c_2 \cdot \text{rand}\left(\frac{t}{T+1}, \frac{t+1}{T}\right) \cdot (X_i^t - X_m^t), i > \frac{n}{2} \\ \frac{e^{\frac{t}{T}} - 1}{e - 1} \cdot r_5 \cdot X_i^t + c_1 \cdot r_6 \cdot (X_i^t - X_{\text{best}}^t) + \\ c_2 \cdot \text{rand}\left(\frac{t}{T+1}, \frac{t+1}{T}\right) \cdot (X_i^t - X_m^t), \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

式中: r_5 和 r_6 为 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数, $c_1 (0.5 < c_1 \leq 1)$ 为发现者影响因子, $c_2 (0.5 < c_2 \leq 1)$ 为追随者影响因子, $\text{rand}\left(\frac{t}{T+1}, \frac{t+1}{T}\right)$ 为 $\left[\frac{t}{T+1}, \frac{t+1}{T}\right]$ 上均匀分布的随机数, X_{best}^t 为当前全局最优发现者个体, X_q^t 为从第 t 代非最优发现者个体中随机选择的发现者个体, X_m^t 为从第 t 代追随者个体中随机选择的不同于 m 的追随者个体。

2.2.3 种群多样性丰富机制

在麻雀种群中, 多样性的个体覆盖了更广的解空间, 避免种群陷入局部最优解, 从而更容易找到全局最优解。种群多样性丰富机制具体操作为: 首先, 如果全局最优解没有不断更新, 即全局最优解连续 iter_{DIV} 未改进, 则对种群个体的适应度值进行从小到大排序; 然后, 将种群个体适应度值排名前 $1/3$ 的个体保留, 对种群个体适应度值排名中间 $1/3$ 的个体采用柯西变异, 如公式(20)所示, 对种群个体适应度排

名后 $1/3$ 的个体采用 Tent 映射, 如公式(21)所示。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t, i < \frac{n}{3} \\ X_{\text{best}} + C_{\text{cauchy}(0,1)} \cdot X_{\text{best}}, \frac{n}{3} < i \leq \frac{2n}{3} \\ b_l + z_i(b_u - b_l), \frac{2n}{3} < i \leq n \end{cases} \quad (20)$$

$$z_{i+1} = \begin{cases} \frac{z_i}{u}, 0 \leq z_i \leq u \\ \frac{1-z_i}{1-u}, u < z_i \leq 1 \end{cases} \quad (21)$$

式中: u 为 Tent 混沌值, 是 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数; z_i 为 Tent 混沌序列; $C_{\text{cauchy}(0,1)}$ 为服从柯西分布的随机数; b_l, b_u 分别为搜索区域的下界和上界。

2.3 算法流程

改进的 SSA 流程如下:

1) 根据公式(1)~(10)建立远程健康线下服务任务调度的路径规划问题的数学模型;

2) 定义个体适应度函数 f :

$$f(X_i) = C_1 \cdot VN + \sum_{k \in K} \sum_{i \in I_K} \sum_{j \in I_K \setminus \{i\}} C_{ij} x_{ij}^k \quad (22)$$

式中: X_i 为个体解, 每个解代表一条配送路径;

3) 初始化参数, 包括设置种群大小为 n 、最大迭代次数为 T 、最优解最大未改进次数为 iter_{DIV} 、发现者个体数量为 N_{producer} 、追随者个体数量为 $N_{\text{scrounger}}$ 、警戒者个体数量为 N_{scouter} ; 初始化种群, 加载医疗中心、患者、医疗车辆的具体数据, 并令迭代次数 $t = 1$;

4) 根据公式(22)计算每个个体的适应度值, 并从小到大排序, 确定最优、最差个体, 用 i 表示按适应度值大小排序后的个体索引;

5) 根据公式(18), 采用基于融合转移概率的正余弦策略发现者更新机制, 更新发现者个体的位置;

6) 根据公式(19), 采用基于动态自适应权重的混合粒子群追随者更新机制, 更新追随者个体的位置;

- 7) 根据公式(14)更新警戒者个体的位置;
- 8) 利用 2-Opt 算法搜索局部解, 从配送路径中任选 2 个点构成 2 条边, 交换这 2 条边, 得到一组新路径; 计算新路径的距离, 如果新路径的距离比原距离短, 则保留新路径, 否则, 不交换; 再从新路径中选 2 个点重新交换, 直到所有的边都被尝试一遍;
- 9) 更新种群和全局最优解;
- 10) 根据公式(20)、(21)丰富种群多样性;
- 11) 确定迭代次数是否达到最大值 T , 如果达到, 输出当前解并结束迭代; 否则, 迭代次数 $t = t + 1$, 并转到步骤 4)。

改进的 SSA 流程图如图 1 所示。

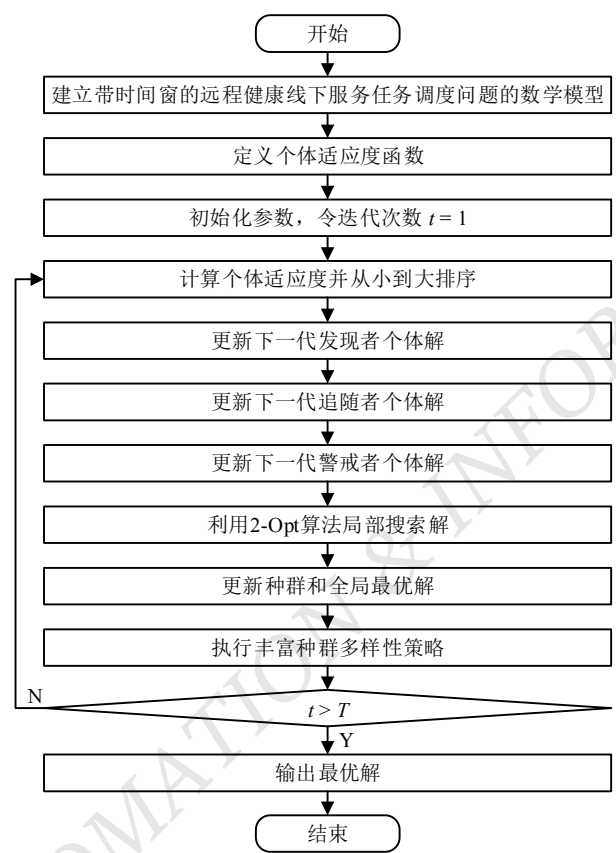


图 1 改进的 SSA 流程图

3 改进的 SSA 仿真

3.1 测试算例介绍

某医院在某城市有一个医疗调度中心, 患者位置(横坐标、纵坐标)、药物设备需求量、时间窗(左时间窗、右时间窗)、医生服务时间等如表 1 所示,

各项服务成本如表 2 所示, 其中患者编号 0 表示医疗调度中心。

表 1 医疗调度中心、患者服务数据

患者编号	患者位置横坐标/km	患者位置纵坐标/km	药物设备需求量/kg	左时间窗/min	右时间窗/min	医生服务时间/min
0	40	50	0	0	1 236	0
1	45	68	10	0	1 127	90
2	45	70	30	0	1 125	90
3	42	66	10	0	1 129	90
4	42	68	10	727	782	90
5	42	65	10	0	1 130	90
6	40	69	20	621	702	90
7	40	66	20	0	1 130	90
8	38	68	20	255	324	90
9	38	70	10	534	605	90
10	35	66	10	357	410	90
11	35	69	10	448	505	90
12	25	85	20	0	1 107	90
13	22	75	30	30	92	90
14	22	85	10	0	1 106	90
15	20	80	40	384	429	90
16	20	85	40	0	1 105	90
17	18	75	20	99	148	90
18	15	75	20	0	1 110	90
19	15	80	10	0	1 106	90
20	30	50	10	0	1 136	90
21	30	52	20	0	1 135	90
22	28	52	20	812	883	90
23	28	55	10	732	777	90
24	25	50	10	0	1 131	90
25	25	52	40	169	224	90
26	25	55	10	0	1 130	90
27	23	52	10	261	316	90
28	23	55	20	0	1 128	90
29	20	50	10	0	1 126	90
30	20	55	10	449	504	90
31	10	35	20	0	1 112	90
32	10	40	30	0	1 114	90
33	8	40	40	87	158	90

续表							续表						
患者 编号	患者位 置横坐 标/km	患者位 置纵坐 标/km	药物设备 需求量/ kg	左时间 窗/min	右时间 窗/min	医生服 务时间/ min	患者 编号	患者位 置横坐 标/km	患者位 置纵坐 标/km	药物设备 需求量/ kg	左时间 窗/min	右时间 窗/min	医生服 务时间/ min
34	8	45	20	0	1 113	90	71	95	35	20	0	1 088	90
35	5	35	10	283	344	90	72	53	30	10	0	1 122	90
36	5	45	10	665	716	90	73	92	30	10	0	1 090	90
37	2	40	20	0	1 106	90	74	53	35	50	353	412	90
38	0	40	30	479	522	90	75	45	65	20	0	1 130	90
39	0	45	20	567	624	90	76	90	35	10	203	260	90
40	35	30	10	264	321	90	77	88	30	10	574	643	90
41	35	32	10	166	235	90	78	88	35	20	109	170	90
42	33	32	20	68	149	90	79	87	30	10	668	731	90
43	33	35	10	0	1 129	90	80	85	25	10	769	820	90
44	32	30	10	359	412	90	81	85	35	30	0	1 098	90
45	30	30	10	541	600	90	82	75	55	20	0	1 110	90
46	30	32	30	0	1 125	90	83	72	55	10	0	1 113	90
47	30	35	10	0	1 127	90	84	70	58	20	458	523	90
48	28	30	10	0	1 122	90	85	68	60	30	0	1 116	90
49	28	35	10	1 001	1 066	90	86	66	55	10	0	1 119	90
50	26	32	10	0	1 123	90	87	65	55	20	85	144	90
51	25	30	10	0	1 121	90	88	65	60	30	645	708	90
52	25	35	10	0	1 124	90	89	63	58	10	0	1 121	90
53	44	5	20	286	347	90	90	60	55	10	0	1 125	90
54	42	10	40	0	1 105	90	91	60	60	10	0	1 123	90
55	42	15	10	95	158	90	92	67	85	20	368	441	90
56	40	5	30	385	436	90	93	65	85	40	475	518	90
57	40	15	40	0	1 111	90	94	65	82	10	0	1 105	90
58	38	5	30	471	534	90	95	62	80	30	0	1 108	90
59	38	15	10	0	1 110	90	96	60	80	10	0	1 109	90
60	35	5	20	0	1 100	90	97	60	85	30	0	1 105	90
61	50	30	10	0	1 123	90	98	58	75	20	0	1 115	90
62	50	35	20	262	317	90	99	55	80	10	743	820	90
63	50	40	50	0	1 131	90	100	55	85	20	647	726	90
64	48	30	10	632	693	90	表 2 各项服务成本						
65	48	40	10	76	129	90	服务类型		成本				
66	47	35	10	826	875	90	车辆使用		1 000.0 元/台				
67	47	40	10	12	77	90	行驶距离		0.5 元/km				
68	45	30	10	734	777	90	药物设备		30.0 元/kg				
69	45	35	10	916	969	90	停车费		0.2 元/min				
70	95	30	30	387	456	90	医生服务		3.0 元/min				

采用改进的 SSA 求解医疗车辆数为 25 台、车辆使用成本为 1 000 元/台、车辆最大载重为 200 kg/台、100 个客户点的远程健康线下服务任务调度的路径规划问题。

3.2 参数设置方法

本文在 Intel® 7400 CPU@2.50 GHz、内存 12 GB 的计算机上进行仿真，采用 MATLAB R2016a 软件编程实现。本测试算例的具体参数为：最优解最大未改进次数 $iter_{DIV} = 10$ ，最大迭代次数 $T = 200$ ，发现者个体数量 $N_{producer} = 6$ ，追随者个体数量 $N_{scrounger} = 24$ ，警戒者个体数量 $N_{scouter} = 6$ ，振幅调节系数 $r_1 = 0.8$ ，安全阈值 $ST = 0.8$ 。

在改进的 SSA 最大迭代次数为 200 次，发现者影响因子 c_1 、追随者影响因子 c_2 各独立运行 20 次时，任务调度路径如表 3 所示。

表 3 发现者、追随者影响因子对改进的 SSA 性能影响

参数	c_2						
	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	
c_1	0.5	832.63	831.18	830.25	830.72	830.19	829.76
	0.6	831.71	829.94	830.85	829.79	830.94	830.97
	0.7	829.62	829.31	829.09	828.76	829.29	829.84
	0.8	828.94	828.06	828.46	828.66	829.49	829.58
	0.9	829.23	828.21	828.13	829.15	830.85	829.46
	1.0	828.76	828.36	828.74	829.42	829.27	829.49

由表 3 可知，改进的 SSA 在发现者影响因子 $c_1 = 0.8$ ，追随者影响因子 $c_2 = 0.6$ 时，任务调度路径最短，表明此时算法性能最佳。

3.3 算例仿真结果及对比

改进的 SSA 最优任务调度路径轨迹仿真结果如图 2 所示、如表 4 所示。

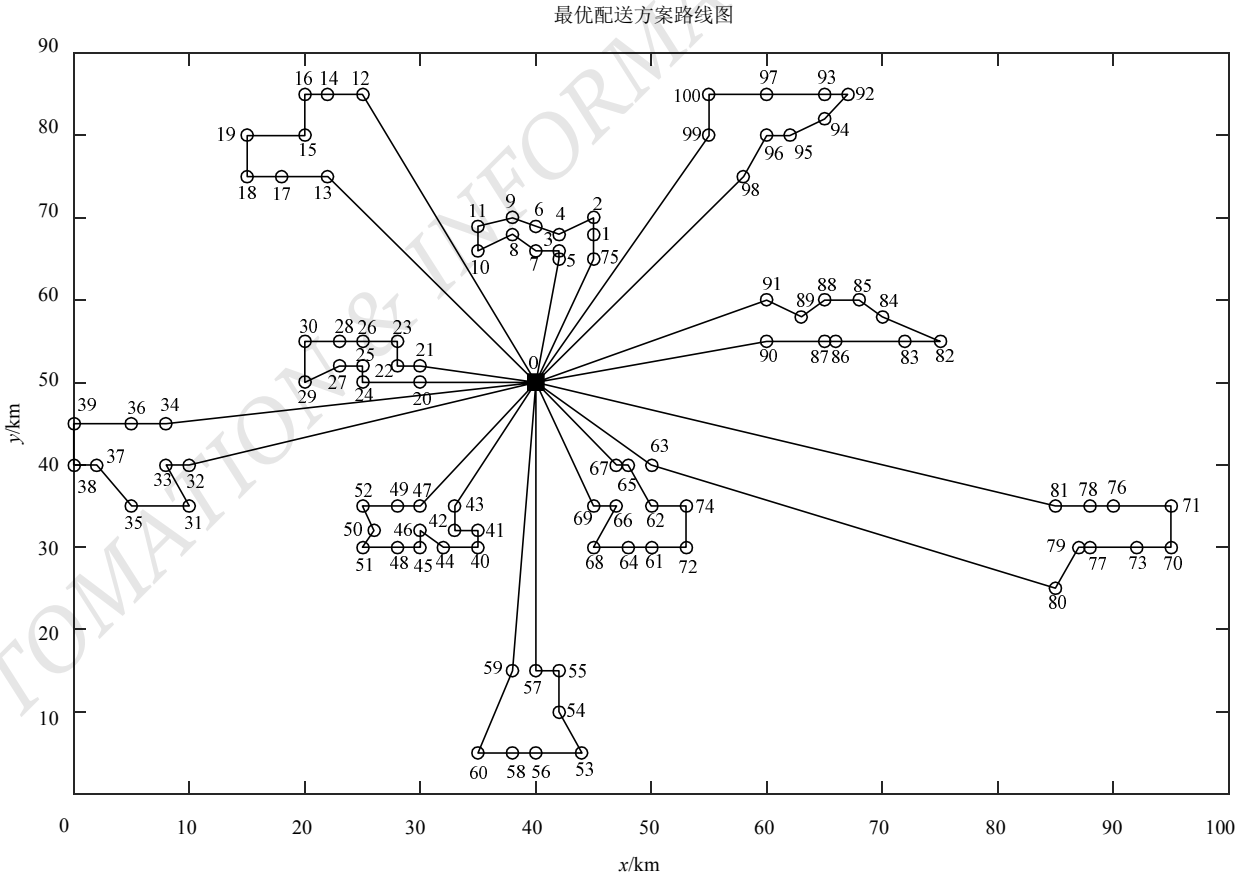


图 2 最优任务调度路径轨迹仿真结果图

表 4 算例仿真结果表

编号	路径	总里程/ km	药物设备 质量/ kg	成本/元
1	0→20→24→25→27 →29→30→28→26 →23→22→21→0	50.80	170	8 293.4
2	0→81→78→76→71 →70→73→77→79 →80→63→0	128.04	200	8 944.0
3	0→57→55→54→53 →56→58→60→59 →0	101.88	200	8 354.9
4	0→32→33→31→35 →37→38→39→36 →34→0	97.23	200	8 640.6
5	0→13→17→18→19 →15→16→14→12 →0	95.88	190	8 051.9
6	0→67→65→62→74 →72→61→64→68 →66→69→0	57.79	150	7 408.9
7	0→43→42→41→40 →44→46→45→48 →51→50→52→49 →47→0	64.81	160	8 576.4
8	0→90→87→86→83 →82→84→85→88 →89→91→0	76.07	190	8 618.0
9	0→98→96→95→94 →92→93→97→100 →99→0	95.94	190	8 339.9
10	0→5→3→7→8→10 →11→9→6→4→ 2→1→75→0	59.62	170	8 585.8
总成本				83 813.8

根据图 2 和表 4 的数据分析,改进的 SSA 在迭代过程中逐渐收敛,最优远程健康线下服务任务调度的总成本为 83 813.8 元,医疗车辆行驶总里程为 828.06 km。

将改进的 SSA 与 SSA、多目标遗传算法(genetic algorithm, GA)^[8]等进行对比实验,最大迭代次数为 200 次,每种算法独立运行 20 次,结果如表 5 所示。

表 5 3 种算法性能对比

算法	平均里程/km	平均成本/元
改进的 SSA	828.06	83 813.8
SSA	855.35	87 372.4
多目标 GA	830.70	83 985.6

由表 5 可知:改进的 SSA 具有较强的寻优能力,这主要得益于引入了正余弦策略和混合粒子群机制,

扩大了算法的全局搜索空间;同时,在改进的 SSA 迭代后期,因引入种群多样性丰富机制,使更多的新个体能够寻找新解,提升了其跳出局部最优解的能力。因此,在解决远程健康线下服务任务调度的路径规划问题中,改进的 SSA 相较于 SSA 和多目标 GA,具有更佳的效果和实用性。

通过消融实验可以验证不同机制的有效性,避免机制冗余,从而更加准确地评估改进的 SSA 的性能和效率。不同机制对远程健康线下服务任务调度的路径规划问题求解的影响如表 6 所示。其中,A 表示仅使用基于融合转移概率的正余弦策略发现者更新机制;B 表示仅使用基于动态自适应权重的混合粒子群追随者更新机制;C 表示仅使用种群多样性丰富机制;AB 表示同时使用 A 和 B 机制,以此类推。

表 6 不同机制对调度问题求解的影响

机制	平均里程/km	平均成本/元	里程标准差
A	838.44	84 756.2	19.20
B	843.29	85 486.3	15.48
C	846.08	85 598.1	16.59
AB	831.78	84 243.1	4.38
BC	836.12	84 589.6	6.18
AC	834.47	84 557.4	13.75
ABC	828.06	83 813.8	0
无	855.35	87 372.4	37.39

由表 6 可知:A、B、C 3 种机制均可改进算法的寻优能力,由里程标准差可知,单独使用这 3 种机制时,寻优结果的里程标准差偏大,即总体稳定性较差,其寻优稳定性排序为 B>C>A,收敛精度排序为 A>B>C;同时使用 2 种机制时,其寻优稳定性较单独使用 3 种机制有所提升,其寻优稳定性排序为 AB>BC>AC,收敛精度排序为 AB>BC>AC;同时使用 3 种机制时,寻优稳定性最佳、收敛精度最高,证明 3 种机制均对算法性能提升发挥了有效作用。

4 结论

针对远程健康线下服务任务调度的路径规划问

题, 首先, 建立其数学模型; 然后, 基于融合转移概率的正余弦策略发现者更新机制提升发现者的全局搜索能力, 使发现者保持更大的搜索范围, 引入转移概率可有效避免收敛精度降低; 基于动态自适应权重的混合粒子群追随者更新机制增强了种群间的信息交流, 有效平衡了全局最优与其他个体间的位置差异; 引入种群多样性丰富机制进一步增加了解的多样性, 提升了算法跳出局部最优解能力; 最后, 通过仿真实验表明: 改进的 SSA 比 SSA 和多目标 GA 具有更快的收敛速度, 更高的跳出局部最优解能力, 能较好地解决实际问题。

未来基于远程健康线下服务任务调度的不同模型, 研究麻雀算法与其他智能算法、局部搜索策略等相结合的算法, 以提升其寻优能力, 满足实际应用的需要。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] 葛延凤, 王列军, 冯文猛, 等. 我国健康老龄化的挑战与策略选择[J]. 管理世界, 2020, 36(4): 86-96.
- [2] 于博洋, 陈观洲, 杨睿悦, 等. 电子健康在健康老龄化中的实践

展望[J]. 中国医学前沿杂志(电子版), 2023, 15(10): 28-32; 5.

- [3] 李浩然. 车辆路径优化问题综述[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(3): 27-30.
- [4] 周祺森. 车辆路径问题的算法综述[J]. 甘肃科技纵横, 2020, 49(8): 75-77.
- [5] 李路遥, 沈一帆, 夏俊, 等. 考虑一致性约束的车辆路径问题综述[J]. 交通运输工程与信息学报, 2021, 19(4): 62-74.
- [6] 陈凯, 龚毅光. 混合多目标灰狼算法求解多目标 VRPTW 问题[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(11): 309-318.
- [7] 文展, 唐康健, 李文藻. 一种改进粒子群优化算法在车辆路径问题的应用研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(5): 891-897.
- [8] 李元鹏, 周云, 任健鑫, 等. 基于多目标 GA 算法求解冷链运输问题[J]. 物流工程与管理, 2021, 43(11): 49-52.
- [9] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [10] CUI F, MA Q, HE X, et al. Implementation and Application of Telemedicine in China: Cross-Sectional Study[J]. JMIR mHealth and uHealth, 2020, 8(10): e18426.
- [11] LI H, ZHANG B, Li J, et al. Using Sparrow Search Hunting Mechanism to Improve Water Wave Algorithm[C]//2021 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC). IEEE, 2021: 19-23.
- [12] YANG L, LI Z, WANG D, et al. Software Defects Prediction Based on Hybrid Particle Swarm Optimization and Sparrow Search Algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 60865-60879.

作者简介:

黄嘉铖, 男, 1999 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 物流运输调度、控制与优化等。E-mail: jiachengh2021@163.com
 蔡延光, 男, 1963 年生, 博士研究生, 教授, 主要研究方向: 组合优化、人工智能、决策支持系统等。E-mail: caiyg99@163.com
 胡城, 男, 1997 年生, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 物流运输调度、控制与优化。E-mail: HB_HuCheng@163.com
 曾庆丰, 男, 1998 年生, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 物流运输调度、控制与优化。E-mail: Z_Q_F_7154@163.com

《自动化与信息工程》期刊公众号、青年编委申请表及审稿专家信息表



期刊公众号



青年编委申请表



审稿专家信息表