

贪婪鲸鱼优化算法求解带时间窗的快递末端配送路径问题

王迪 金辉

(辽宁工业大学汽车与交通工程学院 辽宁 锦州 121001)

摘要 快递末端配送路径效率低下和滞后是造成顾客满意度下降的主要原因。将贪婪交换技术与鲸鱼优化算法(WOA)相结合,从而提高WOA的收敛速度和局部寻优能力,建立基于改进鲸鱼优化算法(GWOA)的带时间窗的快递末端配送路径优化模型。通过实例研究分析,并与基本WOA、GA、ACO进行求解比较,实验结果表明:GWOA在求解最优路径、最短距离和最大满意度方面具有更佳的全局寻优能力和较快的收敛特性。

关键词 快递末端 顾客满意度 配送路径 时间窗 WOA GWOA

中图分类号 TP3 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.06.046

OPTIMIZATION OF EXPRESS END DELIVERY PATH WITH TIME WINDOW BASED ON GWOA

Wang Di Jin Hui

(School of Automotive and Traffic Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001, Liaoning, China)

Abstract The main reason for the decrease of customer satisfaction is the low efficiency and lag of the delivery route at express delivery end. Greedy exchange technology and whale optimization algorithm (WOA) are combined to improve the convergence speed and local optimization ability of WOA, and an express delivery end routing optimization model with time window based on greedy whale optimization algorithm (GWOA) is established. Through case study and analysis, and compared with the basic WOA, GA, ACO, the experimental results show that GWOA has better global optimization ability and faster convergence characteristics in solving the optimal path, shortest distance and maximum satisfaction.

Keywords Express end Customer satisfaction Delivery path Time window WOA GWOA

0 引言

快递行业迎来井喷式增长,但快递末端配送效率却依然低效和滞后,不能有效地满足顾客的特殊要求,既浪费了配送成本又降低了顾客的满意度。在快递末端配送路径过程中,行驶距离的浪费和不必要的等待时间是造成快递配送效率低下和顾客满意度降低的主要原因之一。因此,对快递末端的配送路径进行优化研究是非常有必要的,而带有时间窗约束的快递末端配送路径问题(VRPTW)则是研究的重点内容。解决VRP的常用方法有确定性算法^[1](如动态规划、分支定界算法等)和随机算法^[2](如GA^[3]、ACO^[4]、SAA^[5]、

TS^[6]等)。

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是Mirjalili等^[7]于2016年提出的一种基于座头鲸鱼狩猎方法的元启发式算法。它成功应用于各种复杂的离散优化问题,如资源调度问题^[8]、建筑工地的 workflows 规划^[9]、选址与路径规划^[10]和神经网络训练^[11]等。在算法改进和应用方面,闫旭等^[12]提出了混合随机量子鲸鱼优化算法求解TSP问题;滕德云等^[13]把鲸鱼优化算法与拓扑结构相结合地改进鲸鱼优化算法,用来求解多目标无功优化调度问题;涂春梅等^[14]提出了混沌反馈自适应鲸鱼优化算法;刘竹松等^[15]提出了正余混沌双弦鲸鱼优化算法(CSCWOA);钟明辉等^[16]提出了一种随机调整控制参数的高效的鲸鱼优化算法

(EWOA);褚鼎立等^[17]提出了基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法。

综上所述,WOA可以用来求解连续性优化问题。因此,本文通过对锦州市多家快递公司的快递配送情况进行调研,结果发现客户满意度和配送效率不尽理想,主要原因在于每个客户点在接受快件的时间段不同,造成快递员的来回奔波和不必要的时间等待,不仅大大降低了快递员配送效率,同时也使客户满意度大打折扣。因此,本文将贪婪交换机制引入到鲸鱼优化算法中,通过建立基于贪婪鲸鱼优化算法(GWOA)的带时间窗的快递末端配送路径模型,并对实例进行求解,结果证明GWOA具有更好的收敛速度和更佳的局部寻优能力。

1 快递末端配送路径问题的描述

快递末端配送路径问题可以描述为:快递员从配送中心(快递配送网点)出发,沿特定路线将客户的商品送到每个客户点手中,然后需要在固定时间前返回到出发点(快递配送网点)。在此期间快递员可以根据自己的经验选择距离较短、节约时间的路线来完成快递的配送,也可以根据某些客户的特殊需求,优先给他们进行配送,前提是保证所有的客户点在指定时间前都被服务到并且只能被服务一次。因此应合理规划快递末端配送路径,在满足客户时间窗、客户需求、配送车辆载重限制、快递车辆最大行驶距离等约束条件下,实现配送时间最短、配送路线距离最短、配送成本最低、客户满意度最大等。

用图论的角度表示,快递末端配送路径问题可以用一个有向完备图 $G=(V,E)$ 来描述,其中有配送需求的所有的客户点集合可以用 $V=\{1,2,\dots,n\}$ 来表示, $E=\{(i,j)|i,j\in V,i\neq j\}$ 表示顾客与顾客之间边的集合, $K=\{1,2,\dots,M\}$ 表示配送车辆的集合。

2 快递末端配送数学模型

2.1 模型假设

为了保证快递配送能够在客户要求的时间窗内送达,建立基于客户满意度的快递末端配送路径优化模型,就是要将能否满足客户时间窗要求作为评价客户满意度的主要指标。如果快递员能够将快件在客户所要求的时间窗内送达时,则客户的满意度为1,否则为0^[20]。

为了便于下面的实例分析,在构建模型时,只考虑

一个快递员(即一辆配送车辆)的快递末端配送路径的优化研究。即快递员需要用一辆配送车辆完成对所有客户点的快递配送,从而完成一个闭合的配送路径图。假设如下:

(1) 快递员用于配送快递的配送车辆为同一标配,即统一为电动三轮车,并且车辆在配送过程中的行驶速度固定,同时不考虑车辆的容量限制。

(2) 不考虑配送车辆在服务每个客户点时的等待时间。

(3) 快递员在进行快递配送时,能保证每个客户的快件都在配送之列,不作其他特殊区别。

模型参数设置:

顾客点集合 $N=\{1,2,\dots,n\}$;客户 i 和客户 j 之间的距离用 d_{ij} 表示; c 表示快递电动三轮车行驶单位距离的平均费用; v 表示快递电动三轮车在进行快递配送时的平均行驶速度;客户 i 到客户 j 的距离时间用 t_{ij} 表示;客户 i 要求的时间窗用 $[E_i, L_i]$ 表示; T_{\max} 为快递员返回到配送网点的最晚时间; t_{ii} 表示客户 i 接受快递的服务时间; A_{ii} 表示快递员到达客户 i 的时间。

决策变量:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{车辆给客户 } i \text{ 服务} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad i \in N$$

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{车辆访问弧}(i,j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad i,j \in N$$

$$Z_i = \begin{cases} 1 & A_{ii} \in [E_i, L_i] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad i \in N$$

2.2 模型构建

对于以上模型假设,建立如下的目标函数:

$$\min Z_1 = c \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij} \cdot d_{ij} \quad (1)$$

$$\max Z_2 = \left(\sum_{i=1}^n Z_i \right) / n \quad (2)$$

式(1)是第一目标函数,表示的是在配送过程中成本费用最小;式(2)为第二目标函数,表示的是在配送过程中能够满足的最大客户满意度值。

约束条件为:

$$\sum_{i=0}^n x_{ij} = 1 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$\sum_{j=0}^n x_{ij} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n y_i = n \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i0} = \sum_{j=1}^n x_{0j} \quad (6)$$

$$A_{ii} = A_{i(i-1)} + t_{s(i-1)} + d_{ij}/v \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij} x_{ij} + t_{si} \leq T_{\max} \quad (8)$$

约束条件式(3) - 式(5)是为了保证每个客户点只能被快递车辆服务一次;式(6)表示快递车辆在完成配送任务后返回配送中心;式(7)表示快递员到达客户点 i 的时刻;式(8)表示配送车辆需要在最晚时间之前返回到快递网点。

3 鲸鱼优化算法 (WOA) 及求解步骤

3.1 鲸鱼优化算法

WOA 是通过模仿座头鲸的智能和壮观的泡泡网喂养技术而形成的一种新型元启发式优化算法,如图 1 所示,其捕食方式称为泡泡网捕食方法^[7]。座头鲸成群狩猎,并在海洋中捕食猎物,即小鱼或磷虾。一旦猎物被定位,鲸鱼会下潜约 12 米并开始在其周围形成螺旋气泡网。随着鲸鱼的向上移动,气泡的螺旋形状网络限制了鱼类向一个共同点的移动。最后,鲸鱼通过袭击这个位置来获得猎物。

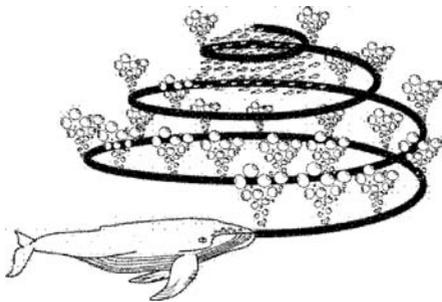


图 1 泡泡网捕食法

3.1.1 搜索猎物

鲸鱼在海洋(n 维搜索空间)中搜索猎物,并随机行走,而无须跟随任何头鲸。在该阶段其数学模型表示如下:

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (9)$$

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X| \quad (10)$$

式中: X 是大小为 $1 \times n$ 的位置矢量; X_{rand} 是从当前群体中随机选择的位置矢量; t 表示的是当前迭代次数; A 和 C 为系数向量,定义如下:

$$A = 2a \cdot r - a \quad (11)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (12)$$

式中: r 是一个均匀分布的随机矢量,其取值范围为

$[0,1]$ 。 A 的值控制着鲸鱼的运动,当 $|A| \geq 1$ 时鲸鱼能够独立地探索和搜索空间;当 $|A| < 1$ 时他们利用最佳解决方案进行开发探索。式(11)中 a 为控制参数,它的值随着迭代次数的增加在 2 到 0 之间线性递减变化。

$$a = 2 - 2t/M \quad (13)$$

式中: M 为最大迭代次数。

3.1.2 泡网攻击

在此阶段,座头鲸将其他鲸鱼引向猎物的位置。因此,其余鲸鱼靠近领头鲸鱼并包围猎物。通过以下方程对这种环绕现象进行数学建模:

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (14)$$

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (15)$$

式中: $X^*(t)$ 是 WOA 当前迭代中的最佳位置向量; A 的大小取决于 a (式(11)),它在迭代过程中从 2 线性减小到 0 (式(13))。这模拟了成群狩猎时鲸鱼的收缩行为。此外,这位领导者还创建了一个螺旋形的气泡墙,其他鲸鱼以食物为攻击对象,其建模如下:

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (16)$$

式中: $D' = |X^* - X(t)|$; b 是常数; l 是 $[-1,1]$ 之间的均匀分布的随机数。

座头鲸在包围圈里收缩距离时,会在圈里沿着螺旋路径方向不断向猎物移动,为了模拟这种同步过程,WOA 假设鲸鱼在进行狩猎的过程中选择两种策略的概率相同,其阈值为 0.5,表达式可写为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D & P < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) & P \geq 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

式中: P 是 $[0,1]$ 中的随机数。

3.2 贪婪的鲸鱼优化算法

本文使用元启发式方法解决复杂的 VRP 问题,需要对节点进行排列。因此,生成了基于节点随机排列的初始解矩阵(X)如图 2 所示。

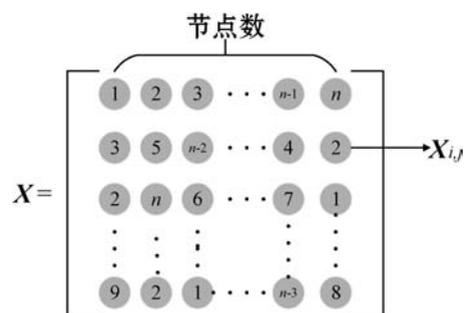


图 2 初始节点矩阵 X

式中: $X_{i,j}$ 指的是第*i*条鲸鱼所访问的第*j*个节点,使用式(18)更新解矩阵的元素。

$$X_{i,j}(t+1) = \begin{cases} \text{swap}(X_j^*(t), X_k^*(t)) & A \geq 1 \\ \text{swap}(X_{\text{rand},j}(t), X_{\text{rand},k}(t)) & A < 1 \end{cases} \quad (18)$$

式中:*i*从1到*m*变化,*j*从1到*n*变化,*k*是要使用式(19)–式(20)进行交换和评估的节点。

$$k = \left| j + \left\lfloor \frac{C}{A} \cdot n \right\rfloor \right| - n \cdot \left\lfloor \frac{j + \left\lfloor \frac{C}{A} \cdot n \right\rfloor \cdot n}{n} \right\rfloor + 1 \quad (19)$$

$$k = \left\lfloor D^* e^{bl} \cos(2\pi l) + j \right\rfloor + \left\lfloor \frac{D^* e^{bl} \cos(2\pi l) + j}{n} \right\rfloor \quad (20)$$

式(19)和式(20)分别是式(9)和式(16)的离散形式。搜索区域的离散化增加了WOA在求解过程中陷入局部最小值的概率,并通过引入贪婪交换技术来克服该问题。贪婪选择有助于减少生成以及低效路线的路径计算。在*j*=3和*k*=5时贪婪交换对 X_i 的影响如图3所示。如果交换前*j*的邻居所覆盖的距离(图3(b)中的10+2=12)大于交换后的距离(图3(c)中7+2=9),算法更新 X_i (图3(d))交换导致相邻距离减小,因此路线的总长度减小。

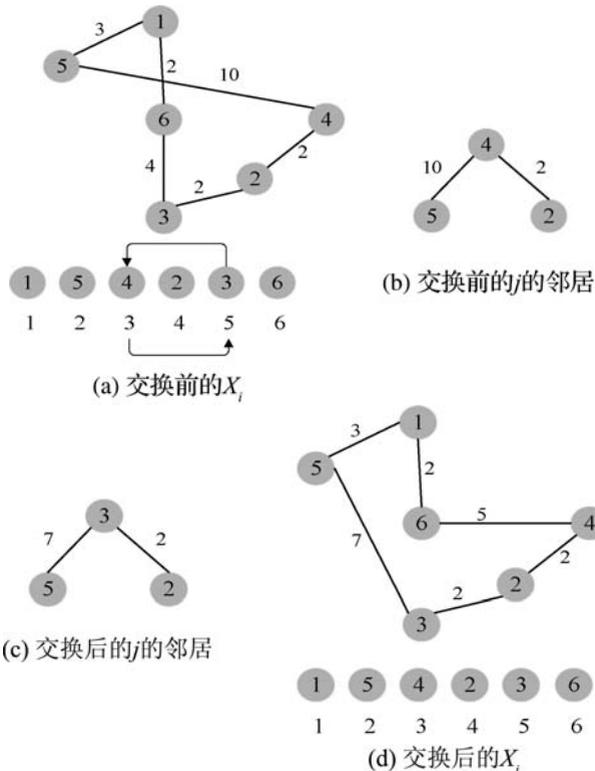


图3 贪婪交换

3.3 算法求解步骤与流程

图4为GWOA的求解流程。

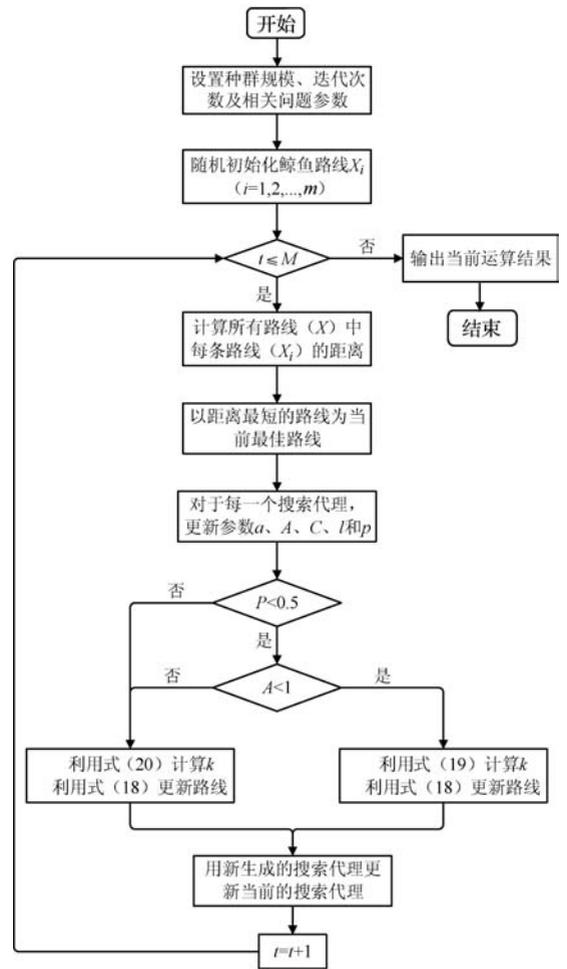


图4 GWOA算法求解流程图

具体操作步骤如下:

步骤1 随机初始化生成鲸鱼路线 X_i ,其中, $i=1, 2, \dots, m$ 。

步骤2 如果当前迭代次数 \leq 最大迭代次数,则继续步骤3,否则输出当前最优路线。

步骤3 计算所有鲸鱼个体 X_i 之间的距离,寻找距离最短的路线为当前最佳行驶路线。同时对于每一个搜索代理,更新参数*a*、*A*、*C*、*l*和*p*。

步骤4 当*p*<0.5时,若*A*<1,利用式(20)计算*k*值,式(18)更新当前路线 X_i (即鲸群个体的空间位置);若*A*≥1,利用式(19)计算*k*值,式(18)更新当前路线 X_i 。

步骤5 当*p*≥0.5时,利用式(20)计算*k*值,式(18)更新当前路线 X_i 。

步骤6 更新当前鲸鱼位置,直至当前迭代次数满足算法最大迭代次数,输出结果最优路线。

4 实例研究

4.1 数据来源

通过对锦州市多家快递公司的快递配送情况进行

调研,发现客户满意度和配送效率不尽理想,各个快递公司的配送情况和服务质量不尽相同,因此本文选择了其中某一快递公司进行研究。本文数据的来源是根据实地调研所得,主要以 A 快递公司某一快递员在一天内所进行快递配送的 34 个客户点作为研究目标。

配送时间从 9 点开始,18 点结束,因此将配送中心的配送服务时间设置为 0 到 9,即时间窗为 $[0, 9]$,其服务时间为 0。其中:行驶单位距离的平均费用为 $c = 3$ 元/km;快递员在进行快递配送时的平均行驶速度为 $v = 10$ km/h;编号“1”为配送中心,编号“2”到“35”为配送客户点。具体情况如表 1 所示。

表 1 客户点坐标、服务时间及时间窗

编号	横坐标(A)	纵坐标(B)	服务时间 t_{si} /h	时间窗 $[E_i, L_i]$
1	6 696	4 442	0	[0,9]
2	8 528	3 447	0.10	[0,1]
3	8 977	4 179	0.15	[4,7]
4	8 814	4 468	0.20	[5,7]
5	8 862	4 982	0.10	[3,5]
6	9 092	4 813	0.10	[3,4]
7	8 484	4 426	0.30	[0,7]
8	9 049	4 302	0.25	[5,6]
9	9 558	5 472	0.10	[3,7]
10	8 834	4 835	0.10	[0,2]
11	8 547	4 877	0.10	[1,3]
12	8 299	5 316	0.15	[4,7]
13	8 250	4 557	0.15	[5,9]
14	7 965	5 285	0.15	[5,6]
15	7 689	5 261	0.20	[4,8]
16	7 812	4 660	0.25	[0,9]
17	7 559	5 064	0.30	[2,5]
18	7 023	5 140	0.15	[0,3]
19	6 683	4 389	0.10	[6,7]
20	6 784	4 902	0.10	[3,9]
21	7 303	4 902	0.10	[1,4]
22	7 479	4 220	0.15	[3,7]
23	7 580	4 581	0.15	[2,8]
24	7 479	4 872	0.15	[4,5]
25	8 009	4 836	0.15	[3,6]

续表 1

编号	横坐标(A)	纵坐标(B)	服务时间 t_{si} /h	时间窗 $[E_i, L_i]$
26	8 198	4 596	0.25	[3,9]
27	7 518	3 922	0.20	[5,7]
28	8 316	4 136	0.20	[6,9]
29	8 633	4 634	0.15	[7,8]
30	7 904	3 723	0.10	[8,9]
31	7 892	4 237	0.10	[6,7]
32	8 506	4 230	0.15	[4,8]
33	6 928	4 870	0.15	[5,9]
34	7 442	3 370	0.10	[3,7]
35	6 974	4 451	0.10	[1,7]

4.2 运行结果与分析

利用 MATLAB 对 GWOA 算法进行编程,并对实例进行运行求解。为保证其实验结果能够和其他算法求得的结果合理公平地进行对比,所有算法都设置相同的参数值,具体为: $M = 50, N = 40, b = 1$ 。图 5 为求解最优路线对比图,图 6 为迭代次数对比图,表 2 为运行结果对比表。

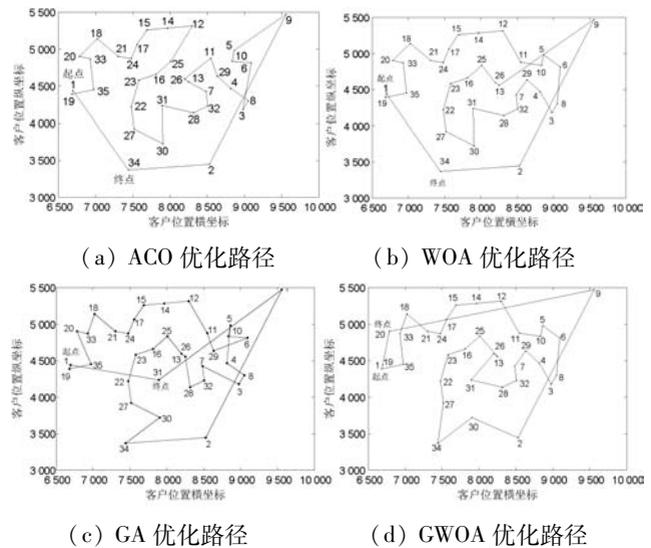
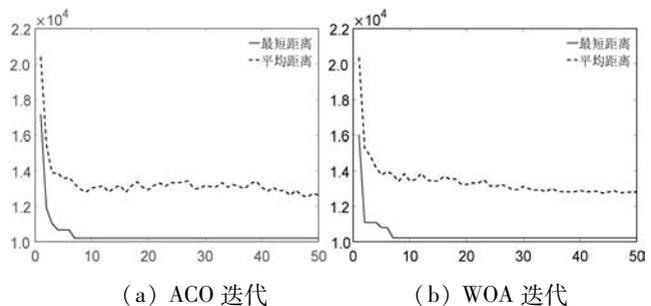
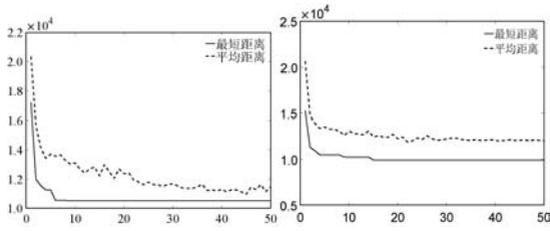


图 5 GA、ACO、WOA 与 GWOA 优化路径对比图



(a) ACO 迭代

(b) WOA 迭代



(c) GA 迭代

(d) GWOA 迭代

图 6 GA、ACO、WOA 与 GWOA 迭代对比图

表 2 运行结果对比表

算法	最优路径	最短距离/km	最低行驶费用 Z_1	最高满意度 Z_2
ACO	1→19→35→33→20→18→21→24→17→15→14→12→11→29→4→8→3→32→28→31→30→27→22→23→16→25→26→13→7→10→5→6→9→2→34→1	10.471 730 9	30.890 847 9	0.828 5
GA	1→19→35→20→33→18→21→24→17→15→14→12→5→10→6→4→8→3→32→28→7→29→11→13→26→25→16→23→22→27→30→34→2→9→31→1	10.569 889 8	30.090 190 4	0.714 3
WOA	1→19→35→20→33→18→21→24→17→15→14→12→11→10→5→6→8→3→4→29→7→32→28→31→30→27→22→23→16→25→26→13→2→9→34→1	10.250 563 9	30.763 579 2	0.857 1
GWOA	1→19→35→33→18→21→24→17→15→14→12→11→5→10→6→8→3→4→29→7→32→28→31→26→13→25→16→23→22→27→30→34→2→9→20→1	9.815 193 7	29.767 856 1	0.914 2

通过对比发现 GWOA 求得的最优路径、最短距离、最低行驶费用和最高满意度值皆优于 GA、ACO 和 WOA,说明将贪婪交换技术引入到 WOA 中十分有效。在最短距离和平均距离方面,GWOA 求得的两者之间的差距比较稳定,并且差值也比较小一些,说明 GWOA 在求最优值和平均值方面比较稳定。在收敛性方面,GWOA 能在较少次数内收敛到最短距离,和其他算法相比,说明贪婪交换技术与 WOA 的结合在一定程度上改进了算法的收敛速度。

5 结 语

针对快递末端配送路径优化问题,本文提出了 WOA 的改进方法——贪婪交换方法与 WOA 的结合,使其在求解快递车辆路径优化问题时具有改进的收敛特性。通过实例研究,并与基本的 WOA、ACO 和 GA 算法比较,结果表明,GWOA 可以提供更加准确的结果,并且具有更好的收敛速度。因此,本文提出的改进算法也可以应用于其他离散的 NP-hard 问题。

参 考 文 献

- [1] 张双琳. 纯电动自动驾驶汽车任务规划算法的设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.
- [2] 蔡临宁. 物流系统规划——建模与实例分析[M]. 北京:机械工业出版社,2008.
- [3] 陈成. 基于改进遗传算法的物流车辆路径问题优化[J]. 信息技术与信息化,2018,222(9):46-48.
- [4] 朱杰,张培斯,张询影,等. 基于改进蚁群算法的多时间窗车辆路径问题[J]. 计算机技术与发展,2019,29(1):102-105.
- [5] 姜博焯. 基于改进模拟退火算法的城市物流配送路径优化研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学,2018.
- [6] 李阳,范厚明,张晓楠,等. 求解模糊需求车辆路径问题的两阶段变邻域禁忌搜索算法[J]. 系统工程理论与实践,2018,38(2):522-531.
- [7] Mirjalili S, Andrew L. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software,2016,95:51-67.
- [8] 沙金霞. 改进鲸鱼算法在多目标水资源优化配置中的应用[J]. 水利水电技术,2018,49(4):18-26.
- [9] Kaveh A, Moghaddam M R. A hybrid WOA-CBO algorithm for construction site layout planning problem[J]. Scientia Iranica A,2018,25(3):1094-1104.
- [10] Prakash D B, Lakshminarayana C. Optimal siting of capacitors in radial distribution network using whale optimization algorithm[J]. Alexandria Engineering Journal,2016,56(4):499-509.
- [11] Aljarah I, Faris H, Mirjalili S. Optimizing connection weights in neural networks using the whale optimization algorithm[J]. Soft Computing,2016,22(1):1-15.
- [12] 闫旭,叶春明. 混合随机量子鲸鱼优化算法求解 TSP 问题[J]. 微电子学与计算机,2018,35(8):1-5,10.
- [13] 滕德云,滕欢,刘鑫,等. 基于改进鲸鱼优化算法的多目标无功优化调度[J]. 电力电容器与无功补偿,2019,40(3):123-128,136.
- [14] 涂春梅,陈国彬,刘超. 混沌反馈自适应鲸鱼优化算法研究[J]. 统计与决策,2019,35(7):17-20.
- [15] 刘竹松,李生. 正余混沌双弦鲸鱼优化算法[J]. 计算机工程与应用,2018,54(7):159-163,212.
- [16] 钟明辉,龙文. 一种随机调整控制参数的鲸鱼优化算法[J]. 科学技术与工程,2017,17(12):68-73.
- [17] 褚鼎立,陈红,王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. 电子学报,2019,47(5):992-999.
- [18] Yongjun S, Xilu W, Yahuan C, et al. A modified whale optimization algorithm for large scale global optimization problems[J]. Expert Systems With Applications,2018,114:563-577.

6 结 语

本文分析了移动RFID系统产生的背景因素,阐述了传统的RFID系统双向认证协议并不能很好地适用于移动RFID系统中。对近些年经典的移动认证协议进行分析,重点分析了文献[9]提出的认证协议,指出其协议存在的安全缺陷,然后给出改进的协议。改进的协议为降低标签一端的计算量,摒弃哈希函数加密的方法,采用字合成运算对信息进行加密;为保证信息的安全,所有信息均加密后在传送;信息加密过程中混入随机数,增大攻击者的破解难度。对协议进行安全性分析,表明协议具备较高的安全性;对协议进行性能分析,表明协议在计算量方面适用于受限的标签。下一步将在具体的应用系统中实现出来,对协议的具体计算量更进一步详细分析。

参 考 文 献

- [1] 刘道微,凌捷. 一种改进的满足后向隐私的RFID认证协议[J]. 计算机科学,2016,43(8):128-130.
- [2] Wang W C, Yona Y, Diggavi S N, et al. Design and analysis of stability-guaranteed PUFs[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2018,13(4):978-992.
- [3] Xie R, Jian B Y, Liu D W. An improved ownership transfer for RFID protocol[J]. International Journal of Network Security, 2018, 20(1):149-156.
- [4] 刘鹏. 一种RFID系统多标签共存证明协议设计[J]. 兵器装备工程学报,2018,39(2):124-126.
- [5] 杨玉龙,彭长根,周洲,等. 基于Edwards曲线的移动RFID安全认证协议[J]. 通信学报,2014,35(11):132-137.
- [6] 陶源,周喜,马玉鹏,等. 基于Hash函数的移动双向认证协议[J]. 计算机应用,2016,36(3):657-660.
- [7] Fan K, Jiang W, Li H, et al. Lightweight RFID protocol for medical privacy protection in IoT[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(4):1656-1665.
- [8] Kaul S D, Awasthi A K. Privacy model for threshold RFID system based on PUF [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(3):2803-2828.
- [9] 汪杰,汪学明. 改进的轻量级移动RFID双向认证协议[J]. 计算机工程与设计,2018,39(4):912-917.
- [10] Gope P, Lee J, Quek T Q S, et al. Resilience of DoS attacks in designing anonymous user authentication protocol for wireless sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 17(2):498-503.
- [11] Aysu A, Wang Y, Schaumont P, et al. A new maskless debiasing method for lightweight physical unclonable functions[C]//2017 IEEE International Symposium on Hardware Oriented Security and Trust(HOST). IEEE, 2017.
- [12] Sun D Z, Xu G Q. One-round provably secure yoking-proof for RFID applications[C]//2017 IEEE Trustcom/BigDataSE/ICCESS. IEEE, 2017.
- [13] Huth C, Aysu A, Guajardo J, et al. Secure and private, yet lightweight, authentication for the IoT via PUF and CBKA [C]//International Conference on Information Security and Cryptology(ICISC), 2017:28-48.
- [14] 石乐义,贾聪,宫剑,等. 基于共享秘密的伪随机散列函数RFID双向认证协议[J]. 电子与信息学报,2016,38(2):361-366.
- [15] 于银辉,张磊,陈倩,等. 基于移动RFID系统的安全协议认证方法:CN105450673A[P]. 2016-03-30.
- [16] Xie R, Ling J, Liu D W. Wireless key generation algorithm for RFID system based on bit operation[J]. International Journal of Network Security, 2018, 20(5):938-949.

(上接第268页)

- [19] Mafarja M, Mirjalili S. Hybrid whale optimization algorithm with simulated annealing for feature selection[J]. Neurocomputing,2017,260:302-312.
- [20] 陈先受. 众包模式下快递企业末端配送路径优化研究[D]. 杭州:浙江工商大学,2018.

(上接第276页)

- [7] Chen C L, Chen C L. Hybrid metaheuristics for unrelated parallel machine scheduling with sequence-dependent setup times[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 43(1-2):161-169.
- [8] Tan Y, Zhu Y. Fireworks algorithm for optimization[C]//Proceedings of the First international conference on Advances in Swarm Intelligence—Volume Part I. Berlin: Springer, 2010:355-364.
- [9] Gao H, Diao M. Cultural firework algorithm and its application for digital filters design [J]. International Journal of Modelling Identification & Control, 2011, 14(4):324.
- [10] Gao X Z, Wang X, Ovaska S J, et al. A hybrid optimization method of harmony search and opposition-based learning [J]. Engineering Optimization, 2012, 44(8):895-914.
- [11] Siqueira E C D, Souza M J F, Souza S R D. A multi-objective variable neighborhood search algorithm for solving the hybrid flow shop problem[J]. Electronic Notes in Discrete Mathematics, 2018, 66:87-94.
- [12] Posner H M E. Generating experimental data for computational testing with machine scheduling applications[J]. Operations Research, 2001, 49(6):854-865.
- [13] Kayvanfar V, Komaki G M, Aalaei A, et al. Minimizing total tardiness and earliness on unrelated parallel machines with controllable processing times[J]. Computers & Operations Research, 2014, 41(1):31-43.