

多受灾点应急救援车辆调度的优化遗传算法^①

喻德旷, 杨 谊

(南方医科大学 生物医学工程学院, 广州 510515)

摘要: 在多个地区发生灾害后, 迫切需要及时救援和物资的快速运输, 从仓库调拨物资到受灾点, 交通网络规模较大, 运输货物类型多样, 并且要满足各个受灾点的资源需求、实时路况、运抵时限要求等多个目标约束条件, 车辆调度具有较大难度. 为解决多重约束带来的困难, 根据遗传算法的生物进化理论和群体遗传学机制, 建立了车辆应急运输的多目标优化问题模型, 设计合适的序列编码方式表示车辆行进路线及运输货物类型; 建立了新的优化遗传算法, 从编码方式的设计、适应度函数、选择、交叉和变异操作机制的设计三个方面做了创新改进, 主动保持优良基因, 根据阶段进展调节交叉和变异概率, 有效提高好的新模式的产生几率, 较好地克服了已有方法的早熟局部收敛所导致的结果偏差较大的不足. 多个仿真实验结果表明, 优化遗传算法比已有算法在满足送达时限以及送达时间的总长度等方面均有较大提高, 对于复杂的调度任务, 在保证运抵时限的前提下, 可占用更少的车辆, 花费更少的行进时间完成物资运输, 从而满足多受灾点对物资的实时性需求.

关键词: 多受灾点; 多物资; 应急救援; 车辆调度; 优化遗传算法

Optimized Genetic Algorithm for Vehicle Scheduling Problem in Emergency Rescue of Multiple Disaster Areas

YU De-Kuang, YANG Yi

(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China)

Abstract: Disaster relief demands urgent need for rapid transport of supplies. Vehicle transportation scheduling is based on large-scaled and real-time traffic network with time limit constraints and various supplies for multiple destinations lay the difficult points. To attain the target, multi objective optimization model for vehicle emergency transportation is built, and an optimized genetic algorithm is put forward to solve the vehicle scheduling problem in emergency rescue with multiple constranins including road variation, arrival deadlines and multiple materials. Based on the theory of biological evolution and principles of population genetics, the optimized algorithm takes the multi spots and in-fact road conditions into consideration, makes focus on the multiple material demands and the precedence on the arrival time without delay, designed a new coding pattern which made new encoding mode design, adaptive function, new selection, crossover and variation operators, and new generation mechanism to produce more and better patterns in less time, so as to overcome the premature convergence of the classic genetic algorithm. Tests proved the better performance of the proposed algorithm in finding the global optimized solution than the traditional genetic algorithm in delivery time constrains and the total length of arrival time, with less vehicles involved and less solving time. The proposed method can improve the transportation efficiency of disaster relief and cut down the vehicle cost, and meet the demands of complex vehicle scheduling tasks.

Key words: multiple disaster areas; multiple materials; emergency rescue; vehicle scheduling; optimized genetic algorithm

近年全球来自自然灾害、事故灾害以及公共安全灾害爆发的频率、规模都明显增加. 在灾后最初阶段的

搜索和救援中, 如何第一时间把救援物资运送到各个受灾点是救援行动的关键^[1]. 应急救援运输是调度运

^① 基金项目: 广东省科技计划(2013B051000054, 2014A020212545)

收稿时间: 2016-03-09; 收到修改稿时间: 2016-04-08 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005427]

运输工具将救援物资尽快从供应点运输到受灾点,以追求时间效益最大化和灾害损失最小化为目标的特种物流活动^[2],可以抽象为特定的车辆调度问题(Vehicle Scheduling Problem, VSP)来求解。

VSP 是对一系列结点组织适当的行车路线,使车辆有序地经过它们实现装卸货物,在满足一定的约束条件(如货物需求量、发送量、发货时间、车辆容量限制、行驶里程限制、时间限制等)下,达到预定的目标(如路程最短、费用最小、时间尽量少、使用车辆数尽量少等)^[3]。VSP 的解法可以分为精确算法和仿生智能算法两大类。精确算法主要有列举法、分支定界法、数学解析法、线性规划法等,寻优精度高,但当配送结点数增加时,配送线路将呈指数级增长,只适用于小规模问题。并且由于多目标之间往往相互冲突,改善了一个目标的性能,可能会降低其他目标的性能,精确解法难以实现总体调和^[4,5]。近年来,仿生智能算法得到迅速发展,主要包括禁忌搜索算法、模拟退火算法、遗传算法、蚁群算法、鱼群算法、粒子群算法、人工神经网络等,不对问题进行精确求解,而是追求近似全局最优解,在大规模、不确定、多目标和并行搜索方面具有很大优势^[6,7]。其中遗传算法(Genetic Algorithm, 简称 GA)思想源于生物进化理论和群体遗传学,体现了优胜劣汰、适者生存的进化原则,对优化对象不要求连续或可微,具有较强的鲁棒性和内在的并行计算机制,适合于非凸空间中复杂的多极值优化问题和组合优化问题。它的局限性是容易出现过早收敛现象,导致陷入局部最优解而不能获得全局最优解。

普通物流调度追求经济效益,而在应急救援运输中,人们更关注时间上的及时性,所以应急运输具有弱经济性,其目标包括时间最小化与运输成本(里程数、调度车辆数)最小化,时间最小化是核心目标;难点在于多种不确定因素(如道路条件变化大,受灾点数量、资源需求量、资源需求种类等具有可变性)和多种约束条件(仓库数量、车辆数量、车载容量、路线变化)的复杂性。一些文献从不同角度建立模型,将智能算法应用到多种类型应急物资运输模型中,取得了一定的效果。但目前的研究大多基于确定的路况条件假设,未考虑动态变化的路况^[7,8];主要沿袭商业物流运输的时间窗约束,而非应急救援特殊的时间要求^[9];此外,采用固定概率进行遗传操作,而没有体现动态调整机

制。

本文针对应急运输需求实际情况,以调度车辆运输时间最短为主要目标,兼顾运输成本(总里程和调度车辆数),借鉴遗传算法的生物进化理论和群体遗传学机制,设计了根据实时公路路况,单方时间窗约束下,运送多种物资到多受灾点的车辆调度优化免疫遗传算法。

本文的创新思路和技术表现在:

(1) 针对交通网络规模大,运输货物类型多样,受灾点有多个的复杂条件,进行新的序列编码方式设计,使得算法运行高效;

(2) 由于序列组合数量很大,本文设计了新的选择、交叉和变异操作,以在尽量少的时间内得到更多的新的求解方案,从而更有可能获得最优调度方案。

(3) 本文模型和算法兼顾了运抵时间、运输货物类型、运输路线和实时路况多个约束条件,实现了时间、路径长度、车辆调度数量综合目标的最优化。

本文结构如下:第1部分为问题描述和模型建立;第2部分从设计新的编码方式、设计新的交叉操作和变异操作机制、兼顾多目标综合优化等三个方面建立了优化的遗传算法;第3部分基于实例进行求解,将本文算法与标准遗传算法在结果精度和求解速度方面作比较分析,验证本文算法的有效性;第4部分为总结和工作展望。

1 多目标优化调度算法原理与问题建模

遗传算法在多目标优化调度中的基本原理是:

(1) 对每一辆车的调度方案建立一个初始序列,用编码序列表示,包括该车辆一次任务过程中所运输的物资和所经过的地点,所有车辆的调度任务序列组成调度方案。这个调度方案(序列)是随机产生的,所以一般不是最优方案,需要优化。

(2) 建立遗传算法例程,将初始序列代入,进行序列中各元素的交叉重组,并执行变异功能,得到新的序列即新的调度方案,并根据约束条件检查,不满足约束条件的序列被删除,满足条件的序列得以保留;

(3) 在此过程中选择一定数量的性能较好的(总时长最短、调度车辆数目最少)序列进行交叉重组,产生新的序列,以期得到更好的调度方案。

(4) 达到一定的循环次数时终止,得到调度结果。

算法流程图如图1所示。

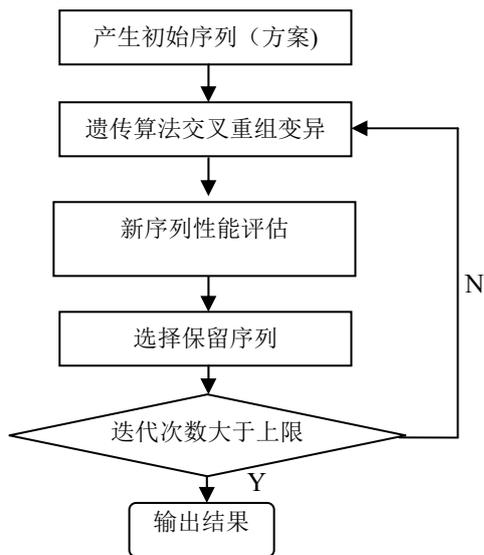


图 1 本文算法流程图

为建立模型, 定义参数如下:

E 为受灾点集合, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n, n \in N^+\}$, 即有 $n \in N^+$ 个受灾点.

C 为指挥中心(仓库).

D 为多种类型的应急物资集合, $D = \{(d_1, \alpha_1), (d_2, \alpha_2), \dots, (d_m, \alpha_m), m \in N^+\}$, 即有 $m \in N^+$ 种救灾物资. 每种物资的存储量为 $\alpha_k (k=1, 2, \dots, m)$.

ED 为受灾点对物资的需求集合, $ED = \{ed_1, ed_2, \dots, ed_n, n \in N^+\}$, 其中 $ed_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个受灾点所需的物资信息, 包括物资类型 $d_j (j=1, 2, \dots, m)$ 、相应 的需求量 $\beta_{ij} (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m)$ 与最晚达到时间 $lt_{ij} (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m)$, 即 $ed_i = \{(d_1, \beta_{i1}, lt_{i1}), (d_2, \beta_{i2}, lt_{i2}), \dots, (d_m, \beta_{im}, lt_{im})\}$.

V 为车辆集合, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_p, p \in N^+\}$, 即有 $p \in N^+$ 辆车可供调度. 为便于处理, 把仓库记做 v_0 .

DIS 为仓库与受灾点的距离集合,

$$DIS = \begin{bmatrix} 0 & dis_{0,1} & dis_{0,2} & \dots & dis_{0,n} \\ dis_{1,0} & 0 & dis_{1,2} & \dots & dis_{1,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ dis_{n,0} & dis_{n,1} & \dots & dis_{n,n-1} & 0 \end{bmatrix}, \text{ 其中}$$

$dis_{0,i} (i=1, 2, \dots, n)$ 为仓库到各受灾点的距离, $dis_{i,0} (i=1, 2, \dots, n)$ 为各受灾点到仓库的距离, $dis_{i,j} (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, n)$ 为受灾点 i 到受灾点 j 的距离. 采用双边距离的原因是, 由于多种不确定因素,

可能导致道路实际通行时间变化而非恒定. 如在地震、洪水、火灾等灾害发生后, 道路可能发生拥堵、中断或被毁坏, 使得去程和回程所花费的距离和时间不同. 充分利用RFID等现代网络通信设备采集路况信息, 通过专家的知识、经验进行智能动态判断, 快速获取实时路况, 有利于重大变化时的重估, 对路况的把握更为准确, 是技术先进较为可行的一种方案.

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 经过点 } i \text{ 和 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$y_i^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 为受灾点 } i \text{ 提供物资} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

Cap 为每辆车的最大载重量.

τ_k 为第 $k (1 \leq k \leq p)$ 辆车一次完整的运输路线, 包括运送抵达的受灾点、发送货物的种类、到达时间:

$$\tau_k = (e_i, ed_j, t_{ij}) (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m).$$

Θ 为全部调度方案, $\Theta = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p\}$, 其中 $\varphi_k (k=1, 2, \dots, p, p \leq p)$ 为第 k 辆车的调度方案, $\varphi_k = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_q | q \in N^+\}$.

T 为所有车辆完成任务的时间的集合, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$, 其中 $t_k (k=1, 2, \dots, p, p \leq p)$ 为第 t_k 辆车完成任务的时间.

模型约束条件为:

- (1) $\sum_{1 \leq i \leq n} \sum_{1 \leq j \leq m} \beta_{ij} \leq \sum_{1 \leq k \leq m} \alpha_k$
- (2) $\sum_{1 \leq i \leq n} \sum_{1 \leq k \leq p} y_{ik} = 1$
- (3) $dis_{i,j} (i=0, 1, 2, \dots, n, j=0, 1, 2, \dots, n) \in DIS$
- (4) $\sum_{1 \leq i \leq n} \sum_{1 \leq j \leq m} \beta_{ij} \leq \sum_{1 \leq k \leq p} Cap(v_k)$
- (5) $Cap(v_i) = Cap(v_j), 1 \leq i, j \leq p, i \neq j$
- (6) $\tau_k (1 \leq k \leq p)$ start point: v_0 , end point: v_0
- (7) $\tau_k (1 \leq k \leq p)$ without interruption
- (8) $\sum_{1 \leq i \leq n} \sum_{1 \leq j \leq m} \beta_{ij} y_{ik} \leq Cap, 1 \leq k \leq p$
- (9) $\max_{1 \leq k \leq p} (t_k) \leq lt_{ij} (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m)$
- (10) $\beta_{ij} = 0 (i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m)$

以上约束条件的解释为:

- (1) 仓库各类物资的总存储量能满足受灾点对各类物资的总需求量; (通过政府储备、社会捐赠、国际救助等保障)
- (2) 每个受灾点都应被遍历且被遍历一次, 得到物资救援; (保证救援效果和公平性)
- (3) 每个受灾点的位置和与指挥中心的距离是确

定的, 路况可能发生变化;

(4) 指挥中心能够调遣足够的车辆进行物资运输;

(5) 每辆车车型相同, 均满载单一物资出发, 不考虑物资的混装;

(6) 各车辆的出发点为仓库, 在执行完单次任务后须回到出发点仓库;

(7) 每辆车一旦开始执行某次运输任务, 就必须完成这次任务, 不能中途退出;

(8) 每辆车的载重量不小于单次路线的总需求量(非满载问题);

(9) 单方时间窗约束; (应急救援车辆调度问题最关注的是运抵时间, 而各受灾点的具体服务时间并不是关键, 物资可以提前到达受灾点, 但不能晚于最晚期限)

(10) 运输结束时, 各受灾点的资源需求量均为 0, 即全部需求得到满足.

第一目标函数为 $\min(\max_{1 \leq k \leq p}(t_k))$, 表示总调度时间

最小的方案;

第二目标函数为 $\min(\max_{1 \leq k \leq p}(len(t_k)))$, 表示调度的成本

最小, 其中 len 为代价函数, 可根据实际情况取为里程数、金额、车辆数等, 本文用车辆行驶的总里程数来衡量代价, 将空车返回的里程数纳入总里程数, 具有现实意义, 并且容易根据需要转换成其他代价来计算.

第三目标函数为 $\min(p')$, 即完成救援任务所调度的车辆数目最小.

2 优化遗传算法设计

结合应急车辆调度实际, 在标准遗传算法上进行优化, 具体流程为:

(1) 基因编码.

从表现型到基因型的映射称为编码. 在一次应急物资调度中, 每一辆车的调度任务序列为一个基因, 全体基因(所有车辆的调度任务序列)组成一条染色体. 若干个染色体构成一个种群, 遗传操作以种群为单位进行, 最终选出种群中最优的染色体个体作为问题的解. 每一个基因中的单次完整调度任务为一个基因单元, 每一个基因单元中的隐式车辆编号、物资种类、受灾点称为基因位点. 例如, 在某次调度方案中, 车辆 v_1 的基因单元为 $(d_2, 0, e_4, e_2, e_3, 0)$, 表示车辆 v_1 从仓库点出发, 运载 d_2 类型物资(基因点)依次到受灾点

e_4 、 e_2 和 e_3 (基因点), 最后返回仓库点(0). 该调度方案(染色体)由多个基因组成: $(d_1, 0, e_4, e_2, e_3, 0, e_3, e_1, 0)$ $(d_2, 0, e_4, e_2, e_3, 0, e_1, e_3, 0)$ $(d_3, 0, e_1, e_3, e_4, 0)$, 表示5辆车次分别运载三类物资到达相应的受灾点. 一个基因的内部是有序的, 其中任意两个同类基因位点交换位置可能会使目标函数值改变; 而不同基因和不同染色体之间是无序的, 任意两个基因或染色体交换位置不会改变目标函数的值.

(2) 初始化种群.

随机产生 N 个染色体作为初始种群, 每个染色体的受灾点为 $1 \sim n$ (n 为受灾点个数)的一个全排列, N 为种群规模. 对于种群规模的选择, 理论上是越大越好, 越容易把最优解包含进去, 但规模越大计算代价也越高, 因此一般取用户数 n 的线性级别, 如10个受灾点, N 的取值范围为10~100. 本文问题还需对每条染色体产生 k ($1 \leq k \leq p$) 个分隔符, 表明车辆的分工, 染色体举例:

$d_1, 0123045067 \ 89$ ($k=3$)表明3辆车分别运送物资 d_1 到编号为1、2、3、4、5和7、8、9的受灾点.

$d_1, 0407960805 \ 10$ ($k=4$)表明4辆车分别运送物资 d_1 到编号为4、7、9、6、8和5、1的受灾点.

标准遗传算法是对每辆车进行一个基因编码, 则 p 辆车为 n 个受灾点服务运送 m 种物资需要 $p * n * m$ 个基因段. 本文采用上述合并编码方式, 只需要 $m * (p + n)$ 个基因段, 显著减少基因段个数来表示同样容量的信息.

(3) 计算适应度函数.

计算本轮种群的适应度函数, 适应度是种群中个体生存概率的指标, 表征个体的优劣性, 对生存环境适应程度较高的物种将获得更多的繁殖机会, 反之繁殖机会就相对减少, 迭代下去逐渐灭绝. 体现在遗传算法中就是适应度较高的个体遗传到下一代的概率就较大, 反之较小. 本文模型适应度值定义为: $f = \frac{\lambda_1}{\max_{1 \leq k \leq p}(t_k)} + \frac{\lambda_2}{\sum_{k=1, p} len(t_k)} + \frac{\lambda_3}{p'}$, 即完成时间、总里程与调度车辆数量的加权倒数之和, λ_1 , λ_2 , λ_3 为权值, 选择合适的 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > 0$ 使得三项在和中的比重依次递减, 表明三个目标的不同权重.

(4) 对种群进行遗传操作, 生成下一代种群.

进行选择、交叉和变异三种操作对种群进行处理, 是本文的技术难点.

1) 选择操作. 采用适应度值最优选择法, 对种群中所有的个体计算其适应度值, 选出适应度值最高的若干个个体进入交叉操作. 本文问题即选择最可行的若干个候选解(车辆配送方案). 标准遗传算法先计算每个染色体的适应度值, 再求解该值在总适应度值中所占的比例, 按照比例高低进行选择. 实际上, 可以直接通过对适应度值排序进行选择, 用一次排序代替比例计算和其后的排序. 本文选择 $N/2$ 个适应度值较高的染色体进入交叉操作.

2) 交叉操作. 交叉操作是指对两个相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因, 从而形成两个新的个体. 在种群进化过程中, 有时某些低适应度的个体也可能包含一些好的基因, 利用交叉操作可提高获取这些好的基因的概率. 本文问题中的交叉操作实际是交换两辆车所抵达的受灾点, 以期获得更好的运送方案. 设置交叉概率 P_c , 产生本轮的随机概率 P_{c_i} , 如果 $P_{c_i} < P_c$, 则按照交叉算子进行基因交换, 否则直接保留这两个个体到下一代. 标准遗传算法采用直接交叉操作, 运算简单, 但容易产生无效解, 例如:

$$\varphi_1: (d_1, 0, e_4, e_2, e_5, e_6, 0, e_1, e_3, e_7, 0)$$

$$(d_2, 0, e_1, e_2, e_5, 0, e_4, e_6, e_3, 0) \quad (d_3, 0, e_1, e_3, e_4, 0)$$

与

$$\varphi_2: (d_1, 0, e_2, e_3, e_1, 0, e_6, e_5, e_4, e_7, 0)$$

$$(d_2, 0, e_4, e_2, e_5, e_3, 0, e_1, e_6, 0) \quad (d_3, 0, e_6, e_7, e_5, 0)$$

的第1个基因进行交叉操作, 得到

$$\varphi_1: (d_1, 0, e_4, e_2, e_5, e_6, 0, e_6, e_5, e_4, e_7, 0)$$

$$(d_2, 0, e_1, e_2, e_5, 0, e_4, e_6, e_3, 0) \quad (d_3, 0, e_1, e_3, e_4, 0)$$

与

$$\varphi_2: (d_1, 0, e_2, e_3, e_1, 0, e_1, e_3, e_7, 0)$$

$$(d_2, 0, e_4, e_2, e_5, e_3, 0, e_1, e_6, 0) \quad (d_3, 0, e_6, e_7, e_5, 0)$$

则在新的染色体 φ_1 中, 物资 d_1 没有运抵有需求的受灾点 e_1 、 e_3 , 而受灾点 e_4 、 e_5 、 e_6 分别经过了两次, 属于无效染色体. φ_2 中也存在类似问题.

为了避免非可行解的产生, 本文改进做法是: 将相同类型物资的目的地点提取出来组成串, 如

$$d_1: 0425601370,$$

$$d_2: 0231065470,$$

随机选取两个交叉点位置(如第3位和第7位, 下划线部分为两点之间的交叉段), 将每一个染色体的交叉段移到对方染色体的尾部(首部也可), 删除其中的重复基因点, 并在需要时末尾(或开头)补0得到新的个

体:

$$d_1': 042560137031065 \rightarrow 042070310650$$

$$d_2': 023106547025601 \rightarrow 030470256010$$

交叉操作的目的是尽可能快速地产生出较好的新模式, 同时尽可能少地破坏原有性能优良的模式. 为了保持一定比例的优良个体不被破坏, 本文算法对每轮适应度最高的10%的个体不进行交叉操作. 交叉操作是否执行取决于交叉概率 P_c , P_c 越大, 交叉操作执行的概率就越大, 新个体产生的个数就越多, 但原有遗传模式被破坏的可能性也越大, 但 P_c 过小会使搜索过程很慢, 以致停滞不前, 需要反复实验来确定合适 P_c , 耗时很大. 本文问题求解初期需要较多的交叉操作以获得更多的模式来从中选优, 所以需要较大的 P_c , 而求解后期解趋于稳定, 需要较小的 P_c . 因此本文采用阶段调节的 P_c , 由对数函数 $\log_a x (0 < a < 1, x > 0)$ 的属性: 在自变量域内下降速度先快后慢, 并且具有连续性、非线性和单调性, 将其用于 P_c 的自适应机制中:

$$P_c = \begin{cases} P_{c_2} + (P_{c_1} - P_{c_2})(\log_{1/2} | \frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} | + \varepsilon) & , f' \geq f_{avg} \\ P_{c_1} & , otherwise \end{cases}$$

其中, P_{c_1} 和 P_{c_2} 分别为交叉概率的下限(一般取0~0.1)和上限(一般取0.9~1), f 为当前要交叉的染色体中的适应度的较大值, f_{avg} 和 f_{max} 分别为当前种群适应度的平均值和最大值. ε 为移位值, 如果对数 $\log_{1/2} | \frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} |$ 值为负数则将其置零.

3) 变异操作. 编译是模拟生物进化中的基因突变现象, 用来维持群体的多样性. 交换一个基因内部的基因点, 相当于改变同一辆车所经过的受灾点的次序. 设置变异概率 P_m , 产生本轮的随机概率 P_{m_i} , 如果 $P_{m_i} < P_m$, 则通过随机数机制进行变异操作: 在种群中任意选择染色体 φ ; 在 φ 中任意选择一个基因; 在该基因中执行任意两个基因点的交换; 否则直接保留两个个体到下一代. 对 P_m 同样应用交叉概率的阶段调节策略(设置下限 P_{m_1} 和上限 P_{m_2}), 使得求解阶段初期交叉概率较大, 对解进行较大幅度的调试, 而求解阶段后期交叉概率较小, 对解进行微调.

(5) 时间约束的处理.

应急救援运输要求物资不晚于指定时间达到受灾点, 允许提前到达, 属于单边时间窗约束问题, 不同于一些普通物流配送的双边时间窗要求. 每轮迭代对

执行完选择、交叉和变异操作所得到的种群中的每个染色体只检查最长完成时间,而不需检查最早到达时间,省去了过多的时间约束,使得求解速度提高并且能够得到更多的可行解.如果调度方案的最长运输时间大于受灾点对该物资的最大时间期限,则删除该染色体.

(6) 结束判断.若种群个体满足目标函数性能指标或达到规定的遗传代数,则结束迭代,否则返回步骤(3)循环.

3 仿真实验与结果分析

某地发生灾害,应急指挥中心已获知受灾点为 9 个,各受灾点需求物资信息如表 1 所示,不同类型物资的运抵期限如表 2 所示.运用地理信息加专家评估法得到仓库与各受灾点之间的距离如表 3 所示.上半三角形为起始时间的距离估值,下半三角形为一个时间段(本文中为 2 小时)后的距离估值,部分路段变得拥挤,距离值增大(波浪下划线),部分路段得以修复,距离值减小(直线下划线).车辆数为 6,单量车载重量为 4 吨,一次最长行程为 300km,车速为 60km/h.平摊在每个受灾点的装卸货时间为 15 分钟.记食品、医疗用品和衣被分别为类型 d_1, d_2, d_3 .

表 1 各受灾点物资需求量信息(单位:吨)

受灾点编号	食品	医疗用品	衣被
1	1.7	0.4	2.1
2	1.2	0.5	0.9
3	1.0	0.2	1.6
4	0.5	0.3	1.3
5	1.6	0.4	1.4
6	1.1	0.6	2.0
7	0.8	0.5	1.8
8	0.9	1.5	1.2
9	0.6	0.7	1.7

表 2 不同类型物资的运抵期限(单位:小时)

物资类型	食品	医疗用品	衣被
运抵期限	5	4	8

表 3 仓库与受灾点之间的距离(单位:km)

$dis_{i,j}$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	-	55	30	45	50	35	50	50	40	35
1	55	-	70	50	25	90	105	105	65	30
2	30	<u>60</u>	-	20	45	30	75	80	70	65
3	45	50	20	-	35	50	90	95	85	80

4	50	25	45	35	-	75	100	90	90	55
5	50	90	<u>90</u>	50	75	-	45	85	75	70
6	50	105	75	90	100	45	-	70	90	85
7	50	<u>120</u>	95	95	<u>50</u>	85	70	-	60	40
8	40	65	85	85	90	75	90	<u>70</u>	-	35

运用优化遗传算法得到的结果为:

d_2 0,9,1,4,3,2,0,5,6,7,0,8,0

d_1 0,9,1,4,3,0,2,5,0,6,7,8,0

d_3 0,9,1,0,2,3,4,0,5,6,0,7,8,0

运用标准遗传算法得到的结果为:

d_2 0,2,1,4,3,0,5,6,8,0,7,9,0

d_1 0,2,1,4,0,3,5,0,8,7,9,0,6,0

d_3 0,2,1,0,4,3,0,5,6,0,7,8,0,9,0

列举法是采用穷举筛选的方法找出最佳配送方案,可以作为求解精度的评判标准.优化遗传算法最长完成时间为 6.78h,总行程为 1565km,调度 5 辆车.本案例中优化遗传算法与列举法结果相同,而时间耗费仅约为列举法的 1/20.标准遗传算法最长完成时间为 7.34h,总行程为 2020km,调度 6 辆车,时间耗费约为列举法的 1/3.6,且由于没有采用动态路况估计法,造成一辆救援车辆在返回途中超出最大行驶里程而发生异常.

对于多个实例使用标准遗传算法和本文优化遗传算法进行测试,机器配置为 Win7, Intel® Core™ Intel i3-3220, 主频 3200MHz, 内存 8G, 仿真平台为 Visual Studio 2010, $n=20\sim 30$, $m=5$, $p=10$, $P_{c1}=P_{m1}=0.05$, $P_{c2}=P_{m2}=0.95$, ϵ 根据实际情况设置,迭代结束条件为遗传代数 ≤ 10000 ,或者目标函数值变化率 ≤ 0.01 .

在算法精度方面,得到 10 次测试结果对标准遗传算法和优化遗传算法在最长完成时间、总里程和调车数量三个方面进行比较,结果如表 4 所示.对于同一案例,优化遗传算法获得结果的最长完成时间和总里程均有所减少,是由于考虑了动态路况,根据专家估计,避免了一些路况变坏的路段,或选择了一些路况变好的路段;调车数量在大部分情况下与标准算法持平或有所减少;总目标达到程度均优于标准遗传算法.

在算法代价和效率方面,同一案例的达到收敛时的迭代次数如图 2 所示,耗时(单位: s)如图 3 所示.达到收敛时所需的迭代次数和耗时都比标准遗传算法有明显减少,这是由于优化算法的压缩编码方式有效

减少了参与运算的基因数量,合并了基因的冗余表示;同时,在交叉和变异操作中保留当前最优秀的集团模式不被破坏,使得算法能够更快地搜索到全局近似最优解;并且,交叉操作中采用阶段调节的操作概率控制,使得在求解初期产生新模式的几率大,扩大解的范围,提高解的多样性,使得更多的候选解参与竞争和进化,而在求解后期基本上得到了最优解时,则以较小概率发生变化进行微调,促进收敛。

表4 测试算法的三个指标(标准:优化)

测试编号	最长完成时间比	总里程比	调车数量比
1	1:0.927	1:0.807	8:7
2	1:0.898	1:0.816	7:8
3	1:0.883	1:0.837	8:7
4	1:0.941	1:0.860	8:6
5	1:0.855	1:0.823	9:8
6	1:0.940	1:0.820	9:7
7	1:0.882	1:0.848	6:6
8	1:0.873	1:0.846	7:7
9	1:0.945	1:0.815	8:7
10	1:0.857	1:0.868	8:6

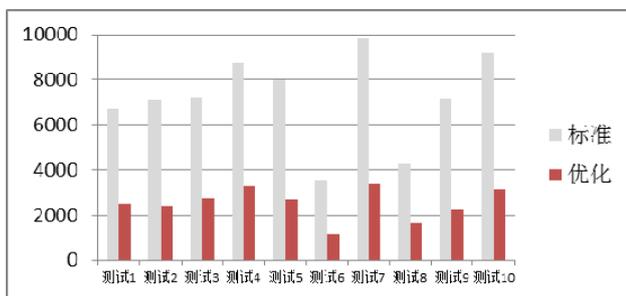


图2 10次测试的迭代收敛次数

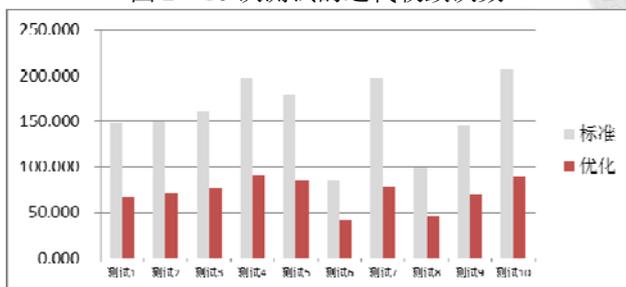


图3 10次测试的收敛耗时(单位: s)

4 结论

灾害紧急救援车辆调度属于一类特殊的车辆调度问题,应当根据不同的救援需求建立相应的模型,设置相应的参数并规划相应的约束条件,才能得到高效

的解决方案。本文针对多受灾点对于多种物资快速运抵的需求,结合灾后路况实时变化的可能,提出了一种优化的遗传算法,通过设计新的编码方式节约信息存储量减少信息冗余度,通过设计阶段调节式的交叉和变异操作概率,在较短时间内产生更多的新的模式,同时尽量保留一部分优质解模式不被破坏,在时间约束方面采用单边约束条件,撤销对最早抵达时间的要求,实现了优化的遗传算法。通过多个实例求解验证了优化遗传算法在解决本文问题时能够找到更好的全局最优解,并以较小的时间代价实现快速收敛,对提高灾害救援运输效率具有一定的意义。对于更加复杂条件下的应急救援需求,如多个仓库、多种车型、仓库存储量有限、不同受灾点对不同类型物资的最后期限不同等约束条件,可在本文模型和优化算法基础上进一步调整改进,实现多种复杂条件下紧急物资运送调度问题的全局最优求解。

参考文献

- 谈晓勇,刘秋菊.应急配送车辆调度优化研究综述与展望. 计算机应用研究,2012,29(9):3212-3215.
- Pillac V, Gendreau M, Guéret C, Medaglia AL. A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 2013, 225(1): 1-11.
- 王旭坪,马超,阮俊虎.运力受限的应急物资动态调度模型及算法. *系统工程理论与实践*,2013,33(6):1492-1500.
- Kok AL, Hans EW, Schutten JMJ. Vehicle routing under time-dependent travel times: The impact of congestion avoidance. *Computers and Operations Research*, 2012, 39(5): 910-918.
- 杨燕霞,伍岳庆,姚宇,任志博,高远.带时间窗车辆调度问题的启发式算法研究与应用. *计算机应用*,2013,33(z1):59-61.
- Berkoune D, Renaud J, Rekik M, Ruiz A. Transportation in disaster response operations. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2012, 46(1): 23-32.
- 李秀娟,杨玥,蒋金叶,姜立明.蚁群优化算法在物流车辆调度系统中的应用. *计算机应用*,2013,33(10):2822-2826.
- Hu ZH. A container multimodal transportation scheduling approach based on immune affinity model for emergency relief. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 2632-2639.
- Zhang L, Lin Y, Yang G, Chang H. Emergency resources scheduling based on adaptively mutate genetic algorithm. *Computers in Human Behavior*, 2011, 27(5): 1493-1498.