

基于量子免疫算法的车辆调度问题优化

任 伟

(浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室 杭州 310014)

摘要 为优化带时间窗的车辆调度计算问题,引入量子进化算法,提出了一种混合量子免疫进化算法。首先对传统量子旋转门进行改进,使个体在进化过程中向全局最优位置靠近,从而避免算法早熟并保持种群多样性。其次在迭代过程中,引入免疫算子,提取优秀基因片段作为疫苗,接种到种群中其他个体,避免算法性能的倒退。最后,针对 Solomon 标准实例库实例数据进行多算法编码仿真实验,结果表明,所提混合量子免疫进化算法不仅能够有效解决类似问题,而且能够显著加速收敛。

关键词 车辆调度问题,量子旋转门,免疫算子,量子进化

中图分类号 TP305 **文献标识码** A

Optimization Algorithm for Vehicle Scheduling Problem Based on Quantum Immune

REN Wei

(Key Laboratory of Special Equipment and Advanced Processing Technology of Ministry of Education,
Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract Aiming at the vehicle scheduling problem with time window, a hybrid quantum evolutionary algorithm with immune operator was put forward. The algorithm improves quantum rotating gate, making individual in evolutionary process close to the global optimum position, so as to avoid prematurity and to maintain the diversity of the population. In the iteration process, an immune operator is introduced, and excellent genes fragment is extracted as vaccine which was vaccinated to the other individuals in the population, as to prevent the algorithm retrogression. Finally, the experimental simulations of the standard instances show that the proposed method can not only effectively solve the problem, but also significantly speed up the convergence.

Keywords Vehicle scheduling problem, Quantum rotating gate, Immune operator, Quantum evolutionary algorithm

车辆调度问题也即车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)是众多学者争相研究的重要组合优化问题,也是活跃在运筹学领域的热点问题。VRP可以简单定义为这样一类问题:设计一条从配送中心到各地理上分散的客户的车辆行驶线路,并满足一定的路径约束,以达到配送的成本最低。该问题的重点是分配管理和承运商的日常配送^[1]。在实际生活中问题并没有那么简单,由于操作规则多样性和实际应用的困难,该问题衍生出多个不同类型。旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)就是一类经典的VRP,但是在实际应用中VRP要比TSP复杂得多。目前使用精确算法可以解决具有上百个节点的TSP^[2],但是对于解决一个接近100个节点的VRP,即便是最好的精确算法也显得无能为力^[3]。VRP具有重要的工程实践意义,同时又是一个NP难问题,求解这一问题的方法大致可以归纳为3类。第一类是精确算法,该类算法一般可以经过有限次的推理和计算来得到问题的最优解,代表性的算法有分枝界限法、动态规划法。Laporte和Nobert^[4]使用双下标变量表示方法,提出一种基于不等式的形式将车载量约束加入该模型,基于车辆流模型

改进的分枝法可以解决135个节点以下的VRP。与车辆流模型类似,基于商品流的模型被Gavish和Graves^[5]率先提出来,它使用一个变量 y_{ij} 定义在弧 (i, j) 上的车辆载荷,再配合不等式约束形成问题模型。Balinski和Quandt基于集合分割的VRP模型^[6],为该问题找到了一种新的解决思路,它把整个配送路径分割成若干子路径,并计算相应子路径的配送成本,最终求和的结果就是本次配送的成本,值得一提的是该思想一直被很多学者沿用至今。

Fukasawa等人^[7]在集合分割思想的基础上,融合能力约束和multistar不等式,提出了一种分支剪切成本法,该方法可以求解多达135个节点的VRP实例;Baldacci和Mingozzi^[8]运用集合分割的思想^[7],采用启发式方法计算线性松弛的VRP并获得问题的上下边界,提出了一种整数线性规划算法求解该问题,该方法可以求解节点数目在37和121之间的VRP,并且计算效果略胜Fukasawa。精确算法可以获得问题的最优解,但计算复杂,当问题规模较大时有可能出现指数爆炸的情况,计算时间过长,难以满足实际工程应用的需要。启发式算法是一种通过对知识和经验归纳推理来解决问题的方

到稿日期:2012-07-11 返修日期:2013-02-04 本文受国家自然科学基金项目(60970021),浙江省高等学校教师专业发展访问学者项目(FX2012107)资助。

任 伟(1975-),女,硕士,副教授,主要研究方向为智能调度,E-mail:shenruiyirenwei@126.com。

法,在一定程度上改进了精确算法计算复杂的缺点。在20世纪90年代初期以前,许多启发式算法被提出,但是因为在这些算法中并不包含目标函数迭代变化的机制,所以称之为经典的启发式算法。Clarke和Wright^[9]提出了节约算法,该方法易于描述和实现,针对小规模的问题能够获得较为理想的结果;Gillett和Miller^[10]提出的扫描算法,结合了集合分割的思想,对比实验表明该方法可以降低结果的平均偏差;Fisher和Jaikumar^[11]提出了先分组后安排线路的方法,其首先构造若干个聚类,然后通过不断调整聚类,尽可能地最小化节点到聚类的距离,同时满足一定的约束,最后达到最小化目标函数的目的;此外还有很多改进的启发式算法,本文不再赘述。随着问题规模的扩大和复杂度的增加,很难获得问题的最优解,必须权衡计算时间因素,人工智能的发展为该问题提供了新的解决思路,这类求解方法被称为元启发式算法。Garcia等人^[12]首先将禁忌搜索算法用于带时间窗的VRP;Thangiah等人^[13]将遗传算法应用于带时间窗的VRP,采用先分组后线路的策略,首先用遗传算法搜索客户的排列顺序,然后根据排列顺序构造分组内的线路;Chen等人^[14]结合启发式算法进行全局和局部搜索,研究了粒子群算法在车辆调度问题中的应用,并用模拟退火的思想对算法进行改进;除上述智能算法外,人工神经网络、机器学习、蚁群等算法在VRP中都得到了应用,并取得了不俗的效果^[15,16]。

带时间窗的车辆路径问题,以其具有的广泛工程实践背景,一直是VRP领域研究的焦点。量子进化算法(Quantum-inspired Evolutionary Algorithm, QEA)是一种受到量子计算启发,并成功借鉴量子计算中的部分概念和理论而形成的概率进化算法^[17]。QEA的优点是丰富的种群多样性、具有全局寻优能力及能够充分利用进化个体的历史信息等。本文建立带时间窗的VRP模型,改进传统量子旋转门,引入免疫算子,提出了一种新颖的量子免疫算法进行优化。最后,通过采用标准实例对改进算法进行检验。

1 问题描述与数学模型

带时间窗有能力约束的车辆路径问题(CVRPTW)可以描述为:配送中心有若干具有一定载重能力的车辆,需要为多个客户提供配送服务,每个客户对商品的需求量不尽相同,并且对于服务开始时间有特殊的要求,即要求在一段时间窗口范围内对客户提供服务。配送的目标是在满足车辆载重能力、客户服务时间窗等约束的前提下,规划一条合理的车辆行驶线路使得配送成本最小。

CVRPTW可以抽象为图的最短路径问题。设图 $G=(V,E)$ 为一有向图,顶点集 $V=(0,1,2,\dots,N)$ 代表客户节点,其中0代表配送中心, $(1,2,\dots,N)$ 待服务的客户,边集合 $E=\{(i,j)|i,j\in V\}$ 代表各客户之间的路径,客户 i 的需求量为 d_i ,边 (i,j) 上的权值表示车辆从客户 i 到 j 的行使成本,每个顶点关联一个客户时间窗 $[a_i,b_i]$,即对客户 i 的服务最早开始于 a_i ,最晚始于 b_i (配送中心的服务时间窗为 $[0,+\infty)$),对于延期服务的情况要给予一定的惩罚, Q 表示配送车辆的最大载容量,且固定发车成本为 F 。

标号和决策变量:

K 为车辆数量, N 为客户数, t_i 表示车辆到达客户 i 的时间, w_i 为车辆在客户 i 处的等待时间, l_i 为延迟到达的时间,

s_i 是对客户 i 的服务时间, λ 是惩罚系数。

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{如果车辆 } k \text{ 从客户 } i \text{ 路由到客户 } j, i \neq j, i, k \in \\ & \{0, 1, 2, \dots, N\} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{车辆提前到达客户 } i (t_i < a_i) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$z_i = \begin{cases} 1, & \text{车辆延迟到达客户 } i (t_i > b_i) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, n$$

目标函数:

$$\text{Min} \left(\sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} (c_{ij} + \lambda w_i) + F \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N x_{0jk} \right) \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{j=1}^N x_{ijk} = \sum_{j=1}^N x_{jik} \leq 1, i=0, k \in \{1, \dots, K\} \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^N x_{ijk} = 1, i \in \{1, \dots, N\} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^N x_{ijk} = 1, j \in \{1, \dots, N\} \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^K d_i \sum_{j=0}^N x_{ijk} \leq Q, k \in \{1, \dots, K\} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^N x_{ijk} (t_i + c_{ij} + w_i + s_i) = t_j, j \in \{1, \dots, N\} \quad (6)$$

$$w_i = (a_i - t_i) \text{sign}(y_i) \quad (7)$$

$$l_i = (t_i - b_i) \text{sign}(z_i) \quad (8)$$

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式(1)为目标函数,它包括两部分:可变成本(车辆行驶成本,等待成本)和固定成本(发车成本);约束条件式(2)确保所有参与配送的车辆都从所属的配送中心出发,完成对客户的服务后返回原配送中心;式(3)和式(4)保证每个客户节点只能被一辆车服务;约束条件式(5)表示车载能力限制;式(6)表示车辆到达客户 j 的时间;式(7)、式(8)分别是等待时间和延迟时间的计算公式;式(9)是一个辅助变量。

2 量子免疫算法

与其他进化算法编码方式不同,QEA使用量子比特编码,多个比特构成量子染色体。量子比特可以表示成0,1两个本征态的任意状态的叠加,一个量子染色体可以表达出多种状态,因此QEA具有并行计算的能力。QEA作用于实际问题的优化时,一般要通过量子染色体状态塌陷,形成二进制的观测解,并对观测解解码计算个体的适应度值。量子状态的塌陷是一个概率性选择的过程,具有一定程度的盲目性和随机性,因此种群中部分个体的倒退不可避免。

人工免疫算法(Artificial Immune Algorithm, AIA)是一种模拟生物免疫系统的随机优化方法。生物免疫功能主要是有参与免疫反应的细胞或由其构成的器官实现的,免疫系统通过自我识别、相互刺激和相互制约构成动态平衡的网络结构。在AIA中,抗体与抗原之间的匹配程度用亲和力来描述,抗体之间的相似程度用排斥力来描述,并根据亲和力和排斥力来选择抗体。在AIA中,待求解的问题即被视为抗原,问题的候选解即为抗体,亲和力反映了候选解与最优解的接近程度。AIA具有个体多样性、快速随机的定向搜索能力。生物免疫系统十分庞大,理论基础又纷繁复杂,甚至连生物学家对免疫现象的认识和描述都尚显粗浅,AIA可以借鉴的成果并不多,往往是从单一的角度模仿免疫系统某一部分的功

能。此外, AIA 理论本身也存在诸多缺憾: 为了构造最优可行解集合, 以获得特征样本, 需要进行大量的计算; 在标准的 AIA 中, 往往没有充分利用待求解对象的先验知识, 在数据处理过程中, 算法一般只能浓缩数据样本, 并不能优化样本空间的构成, 当求解问题达到一定规模时, 往往会做一些冗余迭代, 以降低求解效率。

结合 QEA 和 AIA 两种算法各自的优点和不足, 可以采用智能整合集成的思想对其进行改进, 即在 QEA 中加入 AIA 的某种智能策略来改善 QEA 算法的性能。针对 VRP 的特点, 本文对 QEA 中传统的量子旋转门进行改进, 并结合 AIA 中免疫算子的概念对 QEA 进行改进, 方便起见, 称该算法为 IQEA。IQEA 的基本思想是: 使用 QEA 获得初始特征样本, 利用先验知识提取疫苗, 加速抗体的获取, 实现样本空间的降维, 在迭代过程中不断地更新免疫算子, 最终达到足以接近抗原的目的。

2.1 量子编码

与传统的进化算法不同, QEA 不是采用二进制、十进制或浮点数等编码方式, 而是采用量子比特概率幅的表示形式。一个量子比特可以描述为:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (10)$$

式中, α, β 分别代表状态 0 和 1 的相位幅, 满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$, $|\alpha|^2, |\beta|^2$ 表示量子位处在状态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率。

和遗传算法类似, QEA 中信息的载体成为量子染色体, 它由多个量子比特构成。一个具有 m 位量子比特的量子染色体可以表示为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i=1, 2, \dots, m$ 。由于量子比特之间的相互干涉, 这条量子染色体可以表达多达 2^m 种状态的叠加, 也正是由于这种独特的编码方式使得 QEA 在种群规模较小的情况下具有广泛的搜索空间。

对于具有节点个数为 N 的 VRP, 必然存在一整数 m , 满足 $m = \lceil \log_2 N \rceil$ ($\lceil \cdot \rceil$ 表示上取整运算), 则染色体长度为 $N * m$ 。例如 $N=8$, 则 $m=3$, 量子染色体长度为 24,

进一步假设得到的观测解为: $q = [001101101000100010111000]$, 将其每 3 位划分为一段: $q' = [001101101000100010111000]$, 计算对应的十进制值: $q'' = [15504270]$, 按照十进制值的大小对下标排序, 最小的元素对应位置 1, 次小对应 2, 依此类推得到: $r = [36715482]$, 即得到这样一条初始路径: $0 \rightarrow 3 \rightarrow 6 \rightarrow 7 \rightarrow 1 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 8 \rightarrow 2 \rightarrow 0$ 。

2.2 改进的量子旋转门

更新算子是进化算法的核心, 最常用的 QEA 更新算子是量子旋转门, 它通过变换矩阵来实现量子状态的更新。量子旋转门的变换矩阵和量子状态变换公式通常表示如下:

$$U(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, θ 为旋转角度, $\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}$ 为量子染色体的第 i 位量子比特,

$\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix}$ 为更新后的量子状态。旋转角度 $\theta_i = s(\alpha_i, \beta_i) \Delta\theta_i$, $\Delta\theta_i$ 为角度大小, 调节算法收敛速度, $s(\alpha_i, \beta_i)$ 为旋转方向, 保证算法收敛方向。

为了保证在进化前期种群的多样性, 对 QEA 更新算子进行改进。在标准的 QEA 进化过程中, 每次迭代个体都朝着全局最优值旋转, 这样在算法早期不利于个体差异, 可以让个体概率性地向全局最优值 g_{best} 靠拢, 否则向种群平均值 avg 偏转。假设旋转概率为 P :

$$P = e^{t/T-1} \quad (14)$$

式中, t 为当前迭代的次数, T 为总迭代次数。 P 是一个 $(0, 1)$ 内的增函数, 初始阶段, 使得量子更多地向着种群的平均位置靠拢, 进行粗粒度的搜索, 随着迭代次数的增加, 偏向全局最优值的概率就会增大, 因此可以加快算法的收敛。

2.3 免疫算子

采用一种基于疫苗的免疫算子来避免迭代过程中可能遇到的个体倒退情况, 主要包括疫苗提取、接种和免疫选择 3 个操作步骤。疫苗指的是从样本中提取的一些特征信息, 这些信息一般包含部分研究对象的先验知识。疫苗接种的目的是提高个体的适应性, 而免疫检测则可以避免群体退化。对给定个体 P_i 接种疫苗是指按照某种先验知识来修改 P_i 的某些基因位, 以使个体能获得更高的适应度值。在进化的过程中, 某些个体的部分基因表现型比较优秀, 可以将这些基因提取出来作为疫苗并接种到其他个体, 以期获得整体种群性能的提高。假设个体中每个基因位有 s 个二进制值 k_1, k_2, \dots, k_s 可供挑选, 则种群中第 i 等位基因上 k_j 的概率 p_{ij} 为:

$$p_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j \quad (15)$$

式中, $a_j = \begin{cases} 1, & g(i) = k_j \\ 0, & \text{other} \end{cases}$, $g(i)$ 为染色体的第 i 等位基因, N 是个体数目。对于给定阈值 ϵ_0 , 如果 k_j 满足条件式(16), 则 k_j 可以作为疫苗, 最终提取的疫苗 H 如式(17)。

$$h_j = \begin{cases} k_j, & \max(p_{ij}) > \epsilon_0 \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (16)$$

$$H = (h_1, h_2, \dots, h_{n_0}) \quad (17)$$

在获取疫苗后, 从上一代种群中随机选择个体作为接种对象, 使用疫苗 H 替代被选个体相应基因位上的基因, “组装”成新个体。然后计算并比较父代和子代的适应度值, 保留优胜者进入下一代。继续假设下一代群体为 $E_k = \{p_1', p_2', \dots, p_{n_0}'\}$, 其中个体 p_i' 被选中的概率为 $P(p_i')$ 。

$$P(p_i') = \frac{e^{f(p_i')/T_k}}{\sum_{i=1}^{n_0} e^{f(p_i')/T_k}} \quad (18)$$

$$T_k = \ln\left(\frac{T_0}{k} + 1\right) \quad T_0 = 1000 \quad (19)$$

式中, $f(p_i')$ 是个体 p_i' 的适应度, T_k 是趋 0 温度序列。

2.4 主要算法步骤

(1) 构造初始种群 $Q(t)$, 令进化代数 $t=0$;

(2) 经过量子状态塌陷, 由 $Q(t)$ 产生观测种群 $P(t)$, 解码并计算当前种群中每个个体的适应度, 记录当前种群的最优值 g_{best} 和平均值 avg ;

(3) 采用本文改进的量子旋转门更新, 并得到新种群 $Q'(t)$;

(4) 提取种群疫苗,抽取个体进行接种并进行免疫选择;

(5) 判断是否满足停止条件,是则终止算法并输出运算结果;否则转向步骤(2)。

3 实验仿真与分析

3.1 实验数据

使用 Solomon 标准实例库中部分实例作为实验数据,包括 3 种不同分布的客户节点类型。实验中,客户节点数目 $N=50$,节点 0 代表配送中心,节点 1 至 50 代表客户。客户之间的行车成本用两顶点的欧氏距离代替。配送中心每辆车的固定发车成本 $F=100$ 。

程序采用 matlab 语言编写,在 CPU Intel i3、主频 2.13 GHz、内存 2.0GB 的计算机上运行。初始量子种群大小为 40,车辆载重上限为 200,最大迭代次数为 800,免疫阈值 $\epsilon_0=0.5$ 。

3.2 实验结果与分析

为了检验所提混合量子进化算法的有效性,有代表性地选择 3 组实例 C101、R101 和 RC101,分别在惩罚值 λ 为 1、10 和 40 这 3 种情况下与遗传算法(GA)和基本 QEA 进行对比,其中 GA、QEA 种群规模与 IQEA 相同。

表 1 显示的是 3 种算法的运行结果,粗体字表示同组中较好的结果。可以看出,在配送成本和发车数目上,IQEA 要优于其它两种算法,但在运行速度上明显不如 GA。在解码过程中,量子进化算法是通过量子比特状态的塌陷形成二进制观测种群,然后再对观测种群解码得到候选的车辆配送路径,因此额外增加了计算的开销;而 IEQA 又加入了免疫算子,增加了疫苗提取、接种和免疫选择等操作步骤,对于算法运行速度也产生了负面影响。对比实验的结果显示,当增大惩罚系数 λ 时,配送的总成本也会相应增加,但与此同时车辆使用量会减少,当惩罚系数合理时,算法会较快收敛。

表 1 GA、QEA 与 IQEA 运行结果

实例	λ	GA			QEA			IQEA		
		总成本	车辆数	运行时间	总成本	车辆数	运行时间	总成本	车辆数	运行时间
C101	5	964.881	6	20.417	910.007	5	25.948	878.182	5	30.673
	10	922.161	8	23.155	870.203	5	22.353	772.765	5	32.235
	40	774.867	5	23.974	828.2	6	26.656	753.528	5	31.893
R101	5	2433.923	13	150.378	2501.618	13	170.976	2448.069	13	187.212
	10	2793.368	15	175.305	2717.024	15	181.374	2572.905	12	202.107
	40	2565.084	13	196.811	2631.355	13	194.585	2500.642	12	193.75
RC101	5	2008.892	9	158.502	1932.828	9	180.297	1865.026	9	186.287
	10	2027.389	10	168.147	2091.565	10	183.611	2021.42	10	180.284
	40	2245.101	12	161.295	2201.441	11	189.536	2126.509	10	192.193

在算法迭代过程中,加入基于疫苗的免疫算子对量子进化算法进行改进,以避免种群中个体的倒退。以实例 C101 为代表,在进化之初,算法形成的初始路径如表 2 所列。

表 2 初始路径

序号	路径
1	0-27-37-11-17-15-48-41-28-21-12-26-0
2	0-46-42-33-43-5-45-49-31-10-32-4-0
3	0-13-40-3-6-19-9-1-8-23-0
4	0-35-36-14-22-25-44-30-50-20-16-29-24-0
5	0-18-47-7-2-34-39-38-0

算法前期将进行粗粒度的搜索,低概率地向全局最优值旋转,个体间的差异显著,种群的多样性比较明显。当种群进化达到一定阶段(实验显示小于 100 代),通过疫苗的接种和选择,具有优秀的基因片段在种群中不断积累,个体间的差异性减少,算法逐渐收敛。免疫算子能否起到积极的效果,跟接种概率 ρ 密不可分。为了考察接种概率对算法影响,在给定的惩罚系数的前提下($\lambda=10$),表 3 给出了 ρ 对算法的影响。

表 3 ρ 对 IQEA 的影响

实例	ρ	IQEA		
		总成本	车辆数	运行时间
C101	0.2	819.7150	5	57.870
	0.5	797.9836	6	66.514
	0.9	760.8410	5	88.715
R101	0.2	2395.0394	12	161.156
	0.5	2235.1144	13	189.341
	0.9	2129.0004	11	206.714
RC101	0.2	1674.7816	8	160.007
	0.5	1586.9074	7	180.941
	0.9	1428.0996	7	207.423

从表 3 可以看出,随着 ρ 的增加,总体上成本减小,但是免疫操作也不可避免地增大了计算时间的开销。

算法在每个实例上平均运行 10 次,图 1 给出了算法的收敛效果。实验结果显示,在对 QEA 的量子旋转门进行改进和加入疫苗免疫操作后,IQEA 的收敛速度明显加快,对于带有聚集特性的实例(如 C、RC 实例数据),算法可以在 100 代以内达到收敛。经过反复实验,对于具有 50 个客户节点的 Solomon 实例,最多经过 600 次迭代就能得到较为理想的结果。在算法较快收敛,迭代次数较小的情况下,计算时间上的开销是有限的。

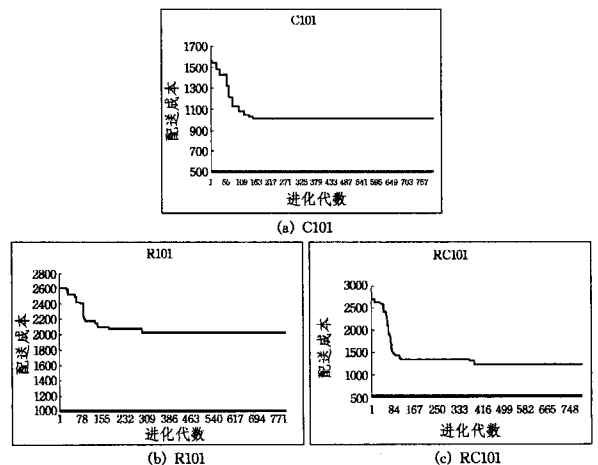


图 1 C101、R101 和 RC101 收敛图

结束语 车辆调度问题具有良好的工程应用前景,但随着问题规模和复杂程度的增加,精确算法和经典的启发式算

(下转第 270 页)

based on non-local means [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Cape Town; IEEE Press, 2010; 2515-2518

- [12] 张中山,余洁,燕琴. 基于核独立成分分析的极化 SAR 图像相干斑抑制[J]. 测绘学报, 2011, 40(3): 289-295
- [13] Gu J, Yang J, Zhang H. Speckle filtering in polarimetric SAR data based on the subspace decomposition [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(8): 1635-1641
- [14] Yang J, Deng Q, Yue H, et al. Polarimetric whitening filter for POLSAR image based on subspace decomposition [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(6): 1121-1126
- [15] Liu Gao-feng, Li Ming, Wu Yan, et al. A novel despeckling algorithm of polarimetric SAR image based on SNR and parameter-

vector spectrum amendment [C]//IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu; IEEE Press, 2011; 1459-1462

- [16] Van Zyl J J, Arii M, Kim Y. Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2011; 49(9): 3452-3459
- [17] 王庆香,李迪,张舞杰. 基于多特征的 SAR 图像的无监督分割 [J]. 计算机科学, 2010, 37(10): 267-270
- [18] 王光新,林有明,张送保. SAR 图像数据稀疏性分析及在特征增强中的应用 [J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 267-270
- [19] 张光辉,牛朝阳,李冬梅. 基于差异度的极化 SAR 相干斑抑制效果评估 [J]. 信号处理, 2012, 28(1): 92-98

(上接第 236 页)

法已经难以胜任问题的求解。本文在分析带时间窗的车辆路径问题基础上,建立了有能力约束的带时间窗的 VRP 模型;提出一种免疫量子进化算法,该算法对传统的量子旋转门进行了改进,使得个体概率性地向全局最优值靠拢;引入免疫算子,提取种群中优秀的基因片段作为疫苗,并接种到种群中的其他个体,避免算法的倒退。通过改进,既避免了算法的早熟又保持了种群多样性。最后使用 Solomon 标准库作为测试实例。通过与遗传算法和标准量子进化算法的比较,实验结果表明,改进后的算法能够取得良好的效果,但同时不可避免地增加了时间开销,从算法收敛效果上看,算法能在较小的代数内实现收敛,所以设定一个合理的进化代数能够兼顾算法的结果和运行效率。

参 考 文 献

- [1] Gilbert L. Fifty Years of Vehicle Routing [J]. Transportation Science, 2009, 43(4): 408-416
- [2] Applegate D L, Bixby R E, Chvátal V, et al. The Traveling Salesman Problem. A Computational Study[A]//Princeton University Press. Princeton, 2007
- [3] Fukasawa R, Longo H, Lysgaard J, et al. Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem [J]. Math. Programming Ser. A, 2006, 106: 491-511
- [4] Laporte G, Nobert Y, Taillefer S. A branch-and-bound algorithm for the asymmetrical distance-constrained vehicle routing problem [J]. Mathematical Modeling, 2003, 72(9): 857-868
- [5] Gavish B, Graves S C. Production/inventory systems with a stochastic production rate under a continuous review policy [J]. Computers & Operations Research, 2005, 32(5): 169-183
- [6] Balinski M, Quandt V. Parametric methods of apportionment, rounding and production [J]. Mathematical Social Sciences, 2005, 137(2): 607-614
- [7] Fukasawa R. Solving the Freight Car Flow Problem to Optimality [J]. Electronic Notes in Theoretical Computer Science, 2002,

66(6): 42-52

- [8] Baldacci R, Mingozzi A. Recent exact algorithms for solving the vehicle routing problem under capacity and time window constraints [J]. European Journal of Operational Research, 2012, 218(4): 1-6
- [9] Clarke L W, Wright G. A bootstrap heuristic for designing minimum cost survivable networks [J]. Computers & Operations Research, 1995, 22(10): 921-934
- [10] Gillett B E, Miller E. A TABU search heuristic for the team orienteering problem [J]. European Journal of Operational Research, 2005, 32(6): 1379-1407
- [11] Fisher R E, Jaikumar R. A dynamic approach to operations management: An alternative to static optimization [J]. International Journal of Production Economics, 2002, 27(10): 265-282
- [12] Garcia J M. Production and delivery scheduling problem with time windows [J]. Computers & Industrial Engineering, 2005, 48(6): 733-742
- [13] Thangiah S R. Heuristic approaches to vehicle routing with backhauls and time windows [J]. Computers & Operations Research, 1999, 23(10): 1043-1057
- [14] Chen Ai-ling, Yang Gen-ke, Wu Zhi-ming. Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem [J]. Journal of Zhejiang University (Science), 2006, 7(4): 607-614
- [15] 赵燕伟,李川,张景玲,陆游,王万良. 一种新的求解多目标随机需求车辆路径问题的算法 [J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(3): 523-530
- [16] 张景玲,赵燕伟,王海燕. 多车型动态需求车辆路径问题建模及优化 [J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(3): 543-550
- [17] 钱洁,郑建国,张超群,王翔,阎瑞霞. 量子进化算法研究现状综述 [J]. 控制与决策, 2011, 3(26): 321-331
- [18] 丁荣涛. 基于协作能力约束的港口集卡调度优化策略 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2012, 52(8): 1158-1164
- [19] 李庆芳,孙合明. 一种基于浓度的粒子群优化算法 [J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2012, 26(12): 79-83