

引用格式: 牟向伟, 林英霞, 刘佳晨, 等. 基于改进量子进化算法的末端配送任务动态分配模型[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(31): 197-205
Mu Xiangwei, Lin Yingxia, Liu Jiachen, et al. Terminal distribution task assignment optimization model and method based on improved quantum evolutionary algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(31): 197-205

基于改进量子进化算法的末端配送任务动态分配模型

牟向伟 林英霞 刘佳晨 张琳

(大连海事大学交通运输管理学院 大连 116026)

摘要 大多数物流快递企业的配送业务末端会按照固定的配送服务区进行配送任务分配,无法针对变化频繁、分布不均的动态配送需求进行合理的配送资源设置,造成了各个末端配送节点工作负荷不均衡的现象,并进一步导致了配送调度管理混乱等问题。针对末端配送任务分配问题建立了一种考虑配送成本、资源利用率以及工作量配比差异的配送任务分配模型,对量子进化算法进行改进。对此问题求解,提出采用量子群稳定度作为算法退出判定条件,来避免算法的早退与无效迭代问题,并引入量子变异与淘汰机制,加强了算法对可行解的搜索能力。实验结果表明,与按配送区进行分配的方案相比,算法给出的方案有效缓解了配送任务分配不均的现象,同时也有效降低了总体配送成本。相关模型和算法可以根据动态的配送需求合理地分配各个末端网点的配送任务,有助于配送业务的下一步配送路径优化和科学调度。

关键词 末端配送 量子进化算法 优化模型 量子稳定度 量子变异

中图分类号 TP301;

文献标志码 A

随着中国现代消费方式地不断升级和电子商务地蓬勃发展,小批量、多频次、高时效的快递配送业务需求日益增长。2018年国务院办公厅1号文件《关于推进电子商务与快递物流协同发展的意见》指出要提升快递末端服务能力,2017年中国快递业务规模达到了400.6亿件,日均业务量已经超过1亿件,在大规模、高频次和高时效要求下的快递末端配送优化问题已成为快递企业亟待解决的问题,如何提高快递末端配送以及资源有效组织和统筹利用已经成为快递企业的核心竞争力之一。

末端配送网点任务分配主要解决如何将若干配送任务和配送资源合理地各个配送网点中规划与分配,是一种典型组合优化问题。末端配送网点任务分配是“最后一公里”配送业务过程的开始环节,在相关研究中,远距离配送问题已得到较好的解决,而“最后一公里”成为了现阶段末端配送中急需解决的问题^[1]。相关实证研究也证明了末端配送的服务质量对电商发展十分重要^[2]。目前针对快递末端配送任务分配优化的研究主要集中在以下两个方面。

(1) 在配送网络布局优化相关研究中,主要通过配送网络的物流配送区域划分进行优化,建立相关模型对配送区域的配送中心选址及基于需求点分配的联合优化方案进行求解^[3],或者通过对配送网络的整体分析,对配送区域的划分进行优化,使得区域内物流关系紧密并且易于配送,从而有效提高配送效率并降低物流成本^[4]。相关研究中配送网点布局主要是依据历史静态数据进行分析,一旦确定后很长一段时间不会进行整体调整,因此无法针对变化频繁、分布不均的配送需求进行动态的配送资源设置。

(2) 配送订单任务分配相关研究中,相较于配送员抢单模式,快递配送企业更偏向于采用集中派单模式。与配送员抢单模式相比,集中派单模式更加注重用户体验,可以根据送达时间等因素从整体上对订单分配进行优化,从而提高配送效率。集中派单模式下的订单分配可以分为两个阶段,首先从整体上对订单按距离进行聚类分析形成订单集,然后通过TSP规划并结合最小距离匹配原则将配送订单分配给合适的配送员^[5]。针对配送需求的动态变化,可以将订单分配过程分为静态派单和动态派单两个阶段,动态派单阶段,可以针对出现的新需求,在静态派单方案的基础上设计动态插入算法进行求解^[6]。相关研究中,进行订单分配优化主要考虑配送的距离成本或时间成本,没有考虑各个配送网点配送资源的充分利用以及工作负荷均衡的问题,容易造成部分配送资源空闲,

2019年4月17日收到 国家自然科学基金(61473053)、教育部人文社科项目(18YJC630124)、辽宁省教育厅科技研究项目(L2014203)、辽宁省社会科学规划基金(L14BGL012)、辽宁省教育厅创新团队项目(WT2016002)和中央高校基本科研业务费(3132019228,3132019234)资助
第一作者简介: 牟向伟(1982—),男,汉族,辽宁大连人,博士,副教授。E-mail: muxiangwei@dlmu.edu.cn。

其他配送网点任务繁重的现象。

综上所述,目前配送任务分配方法中面临着无法根据动态需求灵活调整、配送资源无法充分利用以及工作负荷不均衡的问题。现综合考虑配送节点利用率、配送成本和运力配比三个方面建立配送任务分配模型,并对传统的量子进化算法进行改进,使其能够动态产生适应需求实时变化的配送任务分配方案。

1 问题分析

在配送业务实践中,大多数快递企业设置多层次配送网络以及分区式管理机制,如图1所示。配送网络的中前端节点(如分拨中心、物流中心等)通过多种运输方式进行集货,在快递业务末端设置多个配送区。中前端节点按照订单和末端节点的分布情况将货物配送任务分配给末端节点,由末端节点为附近固定范围内提供从配送站点到最终消费者的“最后一公里”配送服务。

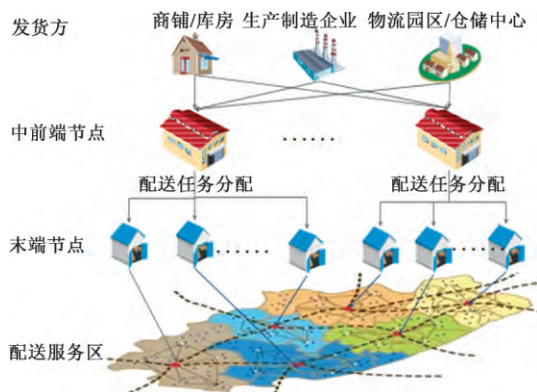


图1 多层次配送网络与配送服务区

Fig. 1 Multi-level distribution network and distribution service area

末端配送与快递业务的中前端环节相比,面对着客户规模大、位置多变、货物类型复杂和数量不确定等更为复杂的业务场景。由于配送需求在时间、空间与规模上呈现出的日益明显的动态性,使得配送区边界更加模糊,配送区域间的交叉配送和联合配送现象日趋频繁^[7-11],按照配送服务区进行末端配送节点任务分配的方式已经无法针对变化频繁、分布不均的动态配送需求进行合理的配送资源设置,造成了各个配送节点工作负荷不均衡的现象,进一步导致了配送调度管理混乱,配送服务质量下降。在大规模配送任务状态下,合理地分配各个末端网点的配送任务,有助于配送路径优化和科学调度,是快递物流企业提升用户体验和优化物流资源配置需要解决的关键问题之一。

1.1 问题假设

假设需要为 $k(k=1, 2, \dots, K)$ 个末端配送节点

和 $i(i=1, 2, \dots, I)$ 个货物配送需求进行配送任务分配,已知每个配送网点的配送能力为 b_k ,配送能力为某个配送节点所有配送资源的载重之和。配送需求为 d_i , l_{ki} 为配送点所在位置与配送目的地的距离,所有配送节点与配送目的地的距离组成矩阵为 L ,匹配方案 x_{ki} 为

$$x_{ki} = \begin{cases} 1, & \text{配送任务 } i \text{ 分配给配送网点 } k \\ 0, & \text{不分配} \end{cases} \quad (1)$$

所有匹配 x_{ki} 组成的矩阵 X 为对所有配送网点的任务分配方案。

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1I} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2I} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{K1} & x_{K2} & \cdots & x_{KI} \end{pmatrix} \quad (2)$$

X 中的每一个列向量对应配送需求的车辆匹配方案,每一个行向量对应每一辆车的货物运输方案。

其他假设条件如下:

- (1) 配送网点的地理位置已知,配送能力在一段时间内不会发生变化。
- (2) 配送需求在生成任务分配方案的期间内不会发生变化。
- (3) 配送网点的运输距离可以到达最远端的配送需求点。
- (4) 配送货物类型和重量已知。
- (5) 配送网点的配送工具为同类型运输工具,且最大载重大于单个配送需求中货物的重量。
- (6) 配送网点的配送能力为该网点所有配送工具载重的总和。
- (7) 每个末端配送任务不可拆分。

1.2 问题目标

为了充分利用各个末端配送网点的配送资源并平衡各个网点间的工作量差异,需要综合考虑末端节点配送能力利用率和配送总体成本,以及各个网点间的工作负荷差异,三个问题目标如下。

1.2.1 末端节点利用率 R

最大化的配送末端节点利用率 R ,是为了使单个网点的配送能力得到充分利用,尽可能多的为每个配送网点分配其配送能力范围内的任务,某个分配方案的装载率为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K x_{ki} (d_i / b_k)}{K} \quad (3)$$

1.2.2 配送方案总成本 C

同时还需要考虑方案所产生的总体配送成本 C 最小,本成本函数 C 使用末端配送节点位置与配送需求位置的实际行驶距离 l_{ik} 进行描述,一个分配方

案的总成本为

$$C = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K l_{ki} x_{ki} \quad (4)$$

1.2.3 末端节点工作配比差异 σ

采用各个末端配送节点配送能力与配送需求量配比的标准差进行描述,某个末端配送节点的工作负荷配比为节点的配送任务需求总额与该节点配送资源之比。设 μ 表示所有末端配送节点工作负荷配比的平均值。则某个配送任务网点分配方案的工作量差异程度为

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\sum_{i=1}^I d_i x_{ki}}{b_k} - \mu \right)^2} \quad (5)$$

1.3 模型构建

末端节点配送任务分配模型如下:

$$\max Z = (w_1 \quad w_2 \quad w_3) \begin{pmatrix} R \\ (C+1)^{-1} \\ (\sigma+1)^{-1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K x_{ki} = 1, \forall i, i = 1, 2, \dots, I \quad (7)$$

$$0 \leq \sum_{i=1}^I d_i x_{ki} \leq g b_k, \forall k, g \geq 1, k = 1, 2, \dots, K \quad (8)$$

$$d_i x_{ki} \leq b_k, \forall i, \forall k \quad (9)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 为决策者对三个目标的偏好权重。式(7)限制每个配送需求有且仅有 1 个配送网点进行配送;式(8)为每个末端配送节点分配的所有配送需求的总和要小于等于该网点的配送能力与配送能力扩展系数 g , 扩展系数 $g \geq 1$ 时,可适当增加末端节点的配送任务,超出节点配送能力范围外的配送任务可以通过多次配送实现;式(9)限制每个配送需求在配送节点的配送能力之内。

2 算法设计与改进

量子进化算法(quantum-inspired evolutionary algorithm, QEA)使用量子态进行状态表述,将量子比特的概率幅进行状态编码,使得个体表达为多个量子比特位状态的叠加,优化求解的过程和量子个体的更新操作是通过量子旋转门来对量子比特概率幅进行调整,从而加速算法收敛。与传统的进化计算方法相比,量子进化算法能够利用规模较小的量子群实现大规模空间的搜索,具有较强的全局搜索能力^[12-15]。由于量子计算的并行性可以大大降低算法的复杂度^[16,17],被广泛地用于解决需要大量计算空间的组合优化问题中^[18-21]。

2.1 量子个体编码设计

量子进化算法中使用量子比特位描述状态,该状态可以描述为“0”态或“1”态的任意叠加状态,即所表达的状态是不确定的信息,例如 n 个比特位的量子可以表示 2^n 种状态。

设量子个体 Q 的量子比特位 q 编码长度为 $K \times I$,每一个比特位的初始状态随机给出,量子进化算法与其他算法的优势就在于它可以使用量子叠加态之中描述更丰富的状态信息。

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

式(10)中: α 、 β 为复数,分别表示量子状态为 0 和 1 的概率幅度,且满足

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (11)$$

定义 Q 为量子个体,量子个体的第 n 个量子比特位的值为

$$q_n = \begin{cases} 1, & th_n \geq \alpha_n^2 \\ 0, & th_n < \alpha_n^2 \end{cases} \quad (12)$$

式(10)中: th_n 是在量子进化后,在 0~1 的区间范围随机确定比特位值, α_n 越小表示该比特位为 0 的概率越小,每个量子由多个比特位组成。

$$Q = \{q_1, q_2, \dots, q_{KI}\} \quad (13)$$

对应各个量子的比特位概率幅度为

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_{KI} \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_{KI} \end{bmatrix}^T$$

量子个体比特位与末端节点配送方案的映射关系为

$$x_{ki} = q_{(k-1)I+i} \quad (14)$$

2.2 适应度函数

根据末端配送节点任务分配模型的目标函数[式(6)]以及相关公式[式(3)~式(5)],定义量子个体的适应度函数为

$$F(Q) = w_1 \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K q_{(k-1)I+i} (d_i/b_k)}{KI} + w_2 [1 + \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K l_{ki} q_{(k-1)I+i}]^{-1} + w_3 \left\{ 1 + \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left[\frac{1}{b_k} \sum_{i=1}^I d_i q_{(k-1)I+i} - \mu \right]^2} \right\}^{-1} \quad (15)$$

为了满足配送任务分配模型的约束,对不符合约束的方案进行惩罚,设 p 为违反约束公式(7)和公式约束(8)的节点个数和需求个数,则带惩罚项的适应度函数为

$$F(Q)^{\text{pun}} = e^{F(Q)(1-p)} \quad (16)$$

2.3 量子进化

量子收敛过程主要通过量子旋转门 $U(\theta)$ 更新 α 、 β 两个参数,使量子个体向最优解的方向进化。公式为

$$\begin{bmatrix} \alpha' \\ \beta' \end{bmatrix} = U(\theta) \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \quad (17)$$

参数 θ 计算公式为

$$\theta = S(\alpha \beta) \Delta\theta \quad (18)$$

式(18)中: $S(\alpha \beta)$ 和 $\Delta\theta$ 分别用于确定旋转的方向和角度增量,并通过旋转角选择策略表进行确定,如表1所示。

表1 旋转角选择策略

Table 1 Rotation angle selection strategy

q_n	Best_n	$\Delta\theta_n$	$S(\alpha_n \beta_n)$			
			$\alpha_n \beta_n > 0$	$\alpha_n \beta_n < 0$	$\alpha_n = 0$	$\beta_n = 0$
0	0	δ	-1	+1	-1	0
0	1	δ	+1	-1	0	+1
1	0	δ	-1	+1	+1	0
1	1	δ	+1	-1	0	-1

QEA 具有更丰富的种群多样性,一个量子个体可以表示若干个量子位状态的叠加,与传统进化方法相比,小规模量子个体可以表示更多的状态,因而具有更强的全局搜索能力。

算法逐渐收敛过程中每个量子个体的比特位的概率幅取1或0的概率逐渐确定为100%。其中 δ 为每次调整的角度增量 $\Delta\theta$,可以通过静态或动态的方法调整。通过查表的方式比较 q_n 与 Best_n ,并通过式(17)确定旋转角 θ_n 。使比特位的概率幅进化为有利于 Best_n 出现的方向,如 $q_n = \text{Best}_n = 0$ 。如果 $\alpha_n \beta_n > 0$,说明 $(\alpha_n \beta_n)$ 在极坐标第一、三象限,则应该顺时针旋转使 $q_n = 0$ 的概率增大,同时增加将 α_n^2 的值,即 $S(\alpha \beta) = -1$,如图2所示。

2.4 算法改进

2.4.1 量子群变异与淘汰

由适应度函数可知可行解适应度应大于1,量子进化算法早期进化过程中由于问题模型的约束,出现可行解的概率较小,一旦出现可行解极有可能作为唯一的最优量子影响后续进化过程,容易造成量子进化陷入局部最优的问题。为了加强算法在可行域的搜索最优解的能力,借助于遗传算法的思想,对可行解量子个体进行多次变异产生多个可行量子后加入量子群,同时为了避免新增加量子对量子群规模产生影响,在进行变异的同时对量子群中适应度最低的同数量量子个体进行淘汰。

为了保证可行量子符合约束公式(7),可行解的变异的量子方法主要针对方案中任意两列对应的

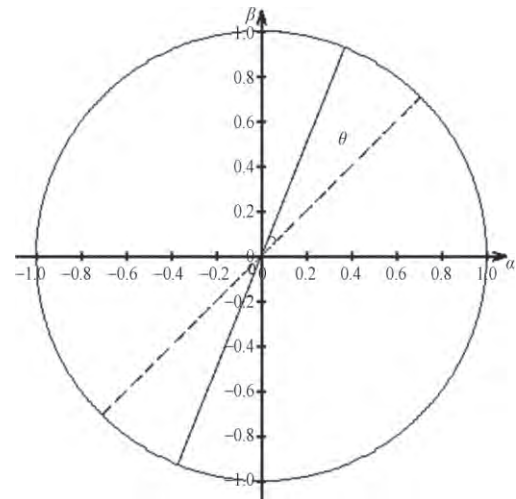


图2 量子旋转门策略

Fig. 2 Quantum revolving door strategy

量子编码比特位,采用轮盘赌的方法确定是否进行交换,交换概率与量子个体稳定度 $S(Q)$ 相关。

$$P^{ij} = \begin{cases} 0, & th_s^{ij} > S(Q) \\ 1, & th_s^{ij} \leq S(Q) \end{cases} \quad (19)$$

式中: th_s^{ij} 为随机给出的区间范围在 $(0, 1)$ 的阈值,若 $P^{ij} = 1$,则对方案中的第 i 列和第 j 列进行交换。由此式可知,量子个体的稳定度越大,任意 i 、 j 列发生交换的概率越大,从一定程度上增强了算法后期的搜索能力。

2.4.2 算法退出机制

迭代算法的相关研究中,由于无法事先确定全局最优解,常使用适应度阈值和迭代次数作为算法退出的条件,主要存在两个问题。

(1) 算法早退问题:当算法的适应度和进化迭代次数达到规定的阈值后过早地结束算法,使得算法失去了寻找更加优秀可行解的机会。

(2) 无效迭代问题:算法迭代后期,搜索能力减弱,适应度已经不能得到明显的提高,但是由于没有达到适应度和迭代次数阈值,还需要继续进行迭代,造成算法性能低下。

现使用量子群体稳定程度作为算法退出判定条件之一。由式(10)和式(12)可知,量子比特位的差异越大则说明量子态的确定性越高,量子态的值趋于稳定,量子群活性越低,搜索能力越低。反之则量子态越不确定,量子群的搜索能力越高。定义量子个体稳定度为

$$S(Q) = \frac{\sum_{n=1}^{K \times I} |\alpha_n^2 - \beta_n^2|}{KI} \quad (20)$$

量子群体稳定度 S 定义为所有量子个体的平均

稳定度,算法初始状态下,量子群体平均稳定度较小,量子比特位的差异较小,量子态的随机性较高,因此算法的搜索能力较强。随着量子群的进化和算法收敛,量子比特位的差异较大,量子群平均稳定度变大,因此量子态的值较为稳定,很难再次搜索到更优秀的可行解。作为算法退出条件的量子群平均稳定度阈值可以通过多次实验分析获得。与使用适应度阈值和进化迭代次数作为算法退出条件相比,以量子群体平均稳定度作为算法退出判定条件,可以避免算法“早退”和“无效迭代”的问题,充分发挥量子算法中量子个体优秀的搜索能力。

2.5 算法流程

算法流程分为创建量子群、计算适应度、个体优选、退出判断、算法进化和解码六阶段,算法总体流程如图3所示。

step1 量子群创建: 在进行量子种群初始化时,需首先给定末端配送节点任务分配模型的相关参数 $K, I, L, b_k, d_i, w_1, w_2, w_3, g$ 、给定量子个体的数量 P 、每个量子个体的初始测量阈值 th_n , 设初始状态 $\alpha = \beta = \sqrt{0.5}$ 。

step2 计算适应度: 由量子测量值计算公式(12)计算每一个量子个体的初始测量值。由适应度公式(16)计算每个量子个体的适应度。

step3 个体优选: 记录适应度最大的量子个体及其量子态。若不存在可行解,则记录最优非可行解量子个体的量子态。

step4 退出判断: 如果量子群体熵大于设定的退出阈值,算法退出判定成功则进入解码阶段,否则算法进入算法进化阶段。

step5 算法进化: 根据表1和公式(18)确定量子旋转角,根据公式(17)计算旋转门对每个量子个体的比特位量子态进行改进,并通过公式(19)对进行变异操作,生成新一代个体,同时淘汰相同规模最差量子个体。算法转向 step2。

Step6 解码: 根据公式(14)将历史最优量子个体量子态的测量值解码为任务分配方案 X 并输出结果。

3 实验分析

3.1 实验数据与算法参数设置

目前针对末端配送节点任务分配问题的实验数据还没有标准的测试数据库,现对相关实验数据进行了模拟,随机给出5个配送末端节点与30个配送运输需求的位置数据。计算配送节点与客户点位置的距离,距离矩阵数据如表2所示,其中 b_k 行为每个末端配送节点的配送能力, d_i 列为每种配送任务运输需求量。

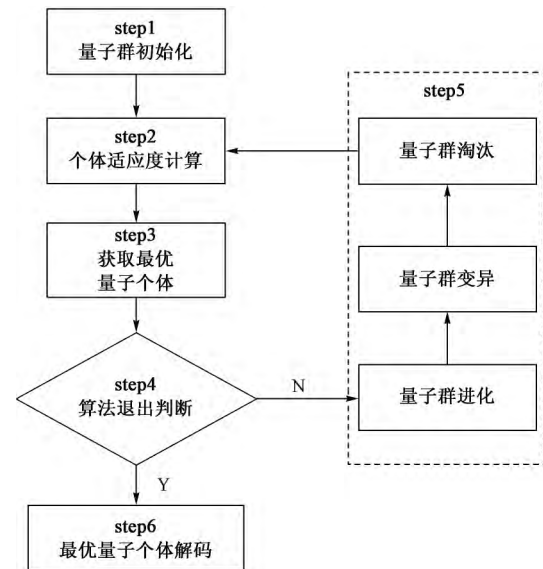


图3 算法流程图

Fig. 3 Step of algorithm

表2 客户点与配送节点相关实验数据

Table 2 Experimental data of customer points and distribution nodes

客户点	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	d_i
c_1	0.39	0.67	0.23	0.47	0.24	0.03
c_2	0.31	0.02	0.56	1.14	0.85	0.04
c_3	0.26	0.55	0.40	0.64	0.31	0.03
c_4	0.80	1.05	0.50	0.30	0.45	0.05
c_5	0.73	1.01	0.54	0.12	0.23	0.07
c_6	0.54	0.80	0.74	0.72	0.43	0.01
c_7	0.60	0.89	0.69	0.54	0.29	0.04
c_8	0.65	0.87	0.31	0.46	0.46	0.01
c_9	0.08	0.22	0.41	0.92	0.62	0.09
c_{10}	0.20	0.46	0.50	0.80	0.47	0.02
c_{11}	0.74	0.93	0.37	0.54	0.57	0.01
c_{12}	0.55	0.85	0.50	0.34	0.04	0.04
c_{13}	0.84	1.12	0.62	0.07	0.36	0.10
c_{14}	0.45	0.58	0.12	0.74	0.59	0.08
c_{15}	0.48	0.66	0.11	0.62	0.50	0.02
c_{16}	0.37	0.62	0.16	0.52	0.31	0.03
c_{17}	0.85	1.13	0.63	0.06	0.36	0.04
c_{18}	0.21	0.37	0.57	0.93	0.61	0.02
c_{19}	0.07	0.30	0.31	0.83	0.54	0.10
c_{20}	0.13	0.28	0.29	0.86	0.58	0.10
c_{21}	0.30	0.54	0.11	0.61	0.38	0.03
c_{22}	0.15	0.19	0.37	0.94	0.66	0.05
c_{23}	0.19	0.28	0.28	0.88	0.62	0.10
c_{24}	0.25	0.47	0.13	0.68	0.44	0.05
c_{25}	0.33	0.63	0.32	0.52	0.21	0.01
c_{26}	0.93	1.21	0.70	0.12	0.44	0.04
c_{27}	0.10	0.20	0.42	0.94	0.64	0.06
c_{28}	0.47	0.77	0.51	0.47	0.15	0.04
c_{29}	0.63	0.91	0.73	0.58	0.33	0.03
c_{30}	0.49	0.77	0.34	0.36	0.14	0.02
b_k	0.76	0.3	0.88	0.6	0.48	

3.2 实验结果分析

设模型的相关参数分别为 $K = 5$, $J = 30$, $\mu v_1 = 0.2$, $\mu v_2 = 0.5$, $\mu v_3 = 0.3$, $g = 1$ 。量子进化算法相关参数分别为量子群规模为 5 000 个量子个体; 旋转角增量 $\Delta\theta = 0.0001$; 量子变异率为 0.2; 算法退出条件为量子群稳定度大于 0.999。算法在 323 34 次进化时初次获取该最优解, $F(Q_{\text{best}})^{\text{pun}} = 1.4726$ 。算法进化过程如图 4 所示, 展示了量子群最优适应度、当代平均适应度以及量子群稳定度的进化过程。

各个配送需求按配送区进行任务分配的方案如图 5(a) 所示, 其中末端配送节点的配送能力通过矩形的大小表示, 五个配送点分布在不同的配送服务区内, 末端配送节点只负责为服务区内的配送需求点进行配送, 配送区的规模大小与配送节点的配送能力成正比。改进量子进化算法根据配送任务需求产生配送任务分配方案如图 5(b) 所示, 虚线框内的配送任务会分配给框内的配送节点进行配送。

两种方案对应的各个末端配送节点的工作量配比和配送成本如表 3 所示。按照配送区进行配送任务分配造成了任务分配不均的现象, 导致部分配送节点的配送资源的浪费, 同时还有其他配送节点在超负荷运行。如为配送节点 1 分配的任务工作量仅占其配送能力的 20%, 而配送节点 2 的任务工作量则超出了其配送能力的 80%。经过量子进化算法给出的任务分配方案对配送任务分配不均的现象进行了缓解, 不仅平衡了各个配送节点的工作量配比, 同时也有效降低了总体配送距离成本。

3.3 改进效果分析

在算法进化过程中引入了变异淘汰机制对可行量子个体进行变异操作产生新的量子个体, 并淘汰同等规模的最差量子个体, 每次进化后最多对量子群规模的 20% 个最差量子个体淘汰。改进前后两种算法采用相同的模型参数和算法参数, 随机独立运行 10 次, 算法退出条件均为量子群稳定度大于 0.99, 算法结果统计指标如表 4 所示。

由统计结果可见, 改进后的量子进化算法在算法准确性和稳定性上均优于改进前, 最优适应度的均值提高了 10%, 而且 10 次运行得到的最优适应度较为集中稳定, 与改进前相比适应度的标准差降低了 94%。

但是改进后的算法由于引入了变异淘汰机制, 使得收敛速度较慢需要更久的计算过程才能获得更加优秀的量子。以第一次找到满足所有约束的可行解 [$F(Q_{\text{best}})^{\text{pun}} > 1$] 和找到最优量子两个时间节点作为标志位将进化过程划分为三个阶段。

(1) 初始阶段。随机初始化的量子群较难在初期发现可行解, 该阶段的主要任务是寻找到可行解, 为下个阶段的变异淘汰操作提供可行解量子。初始阶段中各代量子群平均适应度普遍较低且不稳定, 在此阶段量子群平均适应度表现较为稀疏。由于每个量子群和最优解的适应度相差较大, 各个量子进化比较剧烈, 造成了量子群稳定度的降低。

(2) 寻优阶段。从算法第一次找到满足所有约束的可行解 [$F(Q_{\text{best}})^{\text{pun}} > 1$] 开始, 算法引入了变异与淘汰机制, 对量子群中的最优可行解量子进行变异并淘汰同等规模的最差适应度量子。在此阶段中,

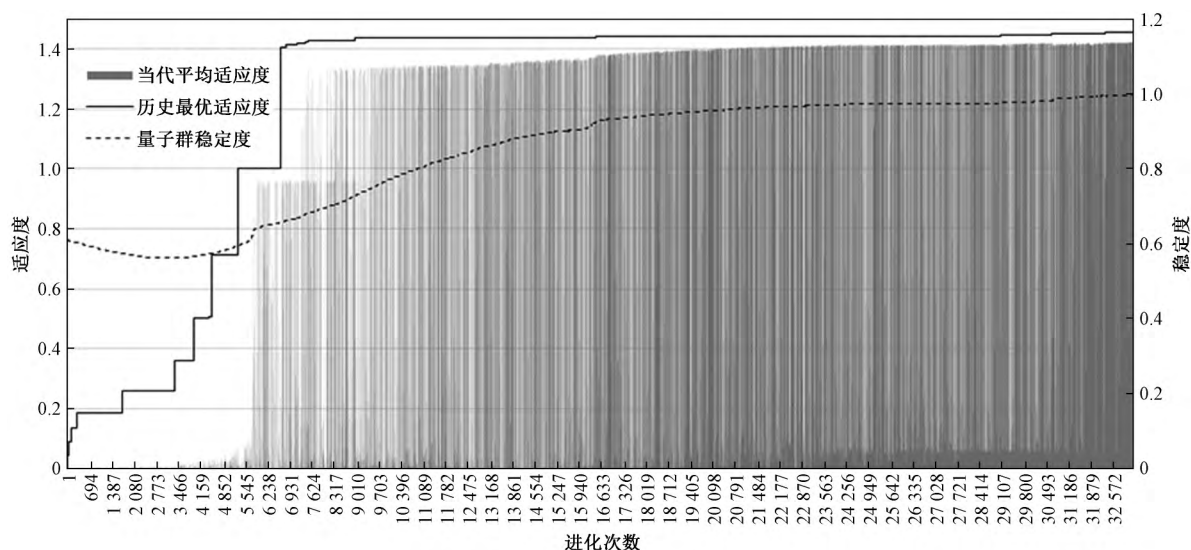


图 4 算法进化过程示意图

Fig. 4 Schematic diagram of algorithm evolution process

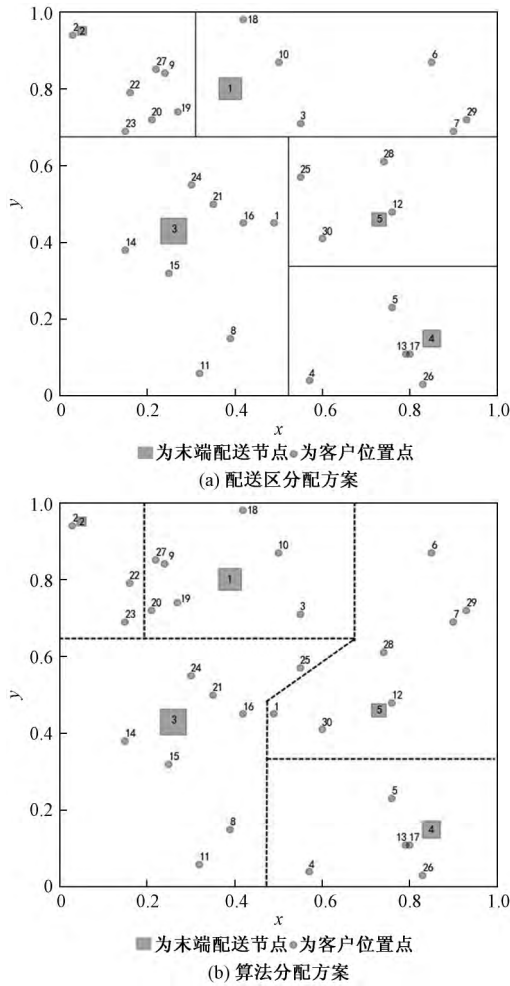


图5 配送点与配送任务分配图

Fig. 5 Distribution point and distribution task distribution diagram

表3 末端配送节点的工作量配比和配送成本表
Table 3 Workload allocation and distribution cost table of terminal distribution node

配送节点	工作量配比		配送成本(距离)	
	配送区分配	算法分配	配送区分配	算法分配
1	0.2	0.55	2.44	1.05
2	1.8	0.63	1.49	0.5
3	0.3	0.27	1.54	1.64
4	0.5	0.5	0.67	0.67
5	0.23	0.44	0.54	1.61
合计	3.03	2.39	6.68	5.47

表4 算法改进前后对比数据表
Table 4 Comparison data table before and after algorithm improvement

算法	最优适应度均值	最优适应度均方差	最优适应度平均进化次数
改进前	1.32	0.17	9 783
改进后	1.45	0.01	30 725

量子群开始出现更多的可行解方案,使得量子群的平均适应度得到了跨越性的提高。在此阶段的早期,算法频繁搜索到更优秀的可行解,同时量子群稳定度逐步提升,仅在出现更优可行解时出现了小幅度的波动。

(3) 退化阶段。随着量子群稳定度逐步提升,各代量子群的平均适应度在图中越来越密集,也说明了在量子群进化后期,各代之间量子群差异不大,量子群变得更加稳定,算法搜索能力退化。

图6为算法改进前后各阶段比例示意图,可知算法改进前,初始阶段、寻优阶段和退化阶段平均比例为33%、10%和57%,改进后的平均比例为21%、53%和26%。改进后的算法虽然需要更久的计算过程,但是其寻优阶段所占比例更大,进化过程大多用于搜索更优秀的可行解,由此可见改进后的算法所增加的计算时间能够有效提高算法对可行解的搜索能力,避免算法过早收敛提前进入退化阶段。

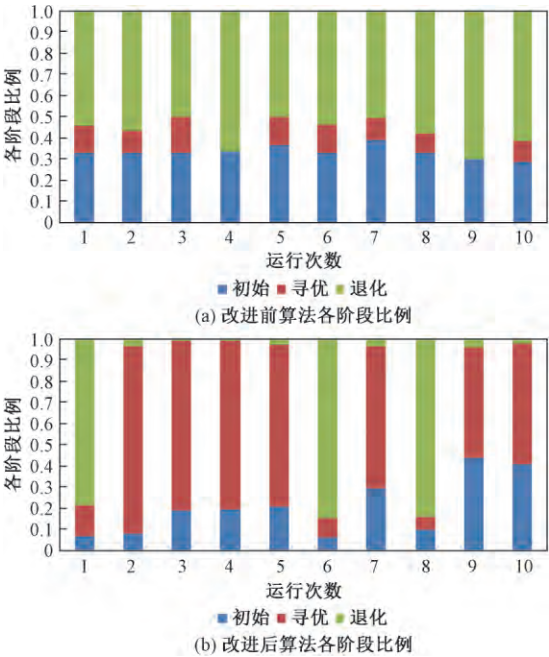


图6 算法改进前后各阶段比例示意图

Fig. 6 Ratio diagram of each stage before and after algorithm improvement

4 结论

针对末端配送任务分配问题,建立了一种基于量子进化算法求解的末端配送任务分配模型,描述了此问题的基本目标、约束条件与假设条件。对量子进化算法的退出条件进行了改进,避免算法的早退与无效迭代问题。引入量子变异与淘汰机制,加强了算法对可行解的搜索能力。

在实验中,相关算法可以根据末端配送节点与

配送需求数据得到有效的配送任务分配方案,算法给出的配送任务分配方案与按配送区进行分配的方案相比,有效缓解了配送任务分配不均的现象,对各个配送节点的工作量配比进行了平衡,同时也有效降低了总体配送距离成本。实验结果同时也证明了改进后的算法所增加的计算时间能够有效提高算法对可行解的搜索能力,避免算法过早收敛提前进入退化阶段,使得算法的准确性和稳定性得到了较大幅度地提升。

虽然相关算法和模型在实验中得到了较好的效果,但是在实际应用中依然需要根据实际业务需要对模型和算法的相关参数进行调整,如配送成本中的配送距离的计算需要借助于地理信息系统分析最佳路径,还可以依据实际业务规定计算由于任务分配不均而需要给任务较重的配送员的额外补助等情况。另外关于末端配送节点配送能力也需要根据隶属于该节点的配送运输工具、配送员表现和历史配送服务质量进行分析与定量评价。

针对配送任务分配优化问题的相关研究依然有很大的完善和拓展空间,在进行任务分配的同时考虑最优配送路线的规划以及如何在数据规模较大和实时性要求较高的环境下提高算法的性能都是进一步研究的方向。

参 考 文 献

- 范云兵. 争夺最后 100 米[J]. 中国物流与采购, 2013, 32(7): 20-22
Fan Yunbing. Competition for the last 100 m [J]. China Logistics & Purchasing, 2013, 32(7): 20-22
- Simon H, Hans D H. Last mile delivery concepts in e-commerce an empirical approach [J]. Software, Knowledge, Information Management and Applications(SKIMA), 2014(8): 1-6
- 赵泉午, 赵军平, 林 娅. 基于 O2O 的大型零售企业城市配送网络优化研究[J]. 中国管理科学, 2017, 25(9): 159-167
Zhao Quanwu, Zhao Junping, Lin Ya. A city logistics network optimization model for large chain retailers under online-off [J]. Chinese Journal of Management Science, 2017, 25(9): 159-167
- 李玉鹏, 魏俊美, 王召同, 等. 冷链物流“最后一公里”快速配送方法研究[J]. 工业技术经济, 2017, 36(1): 51-60
Li Yupeng, Wei Junmei, Wang Zhaotong, et al. Research on rapid delivery of “last mile” of cold-chain logistics [J]. Journal of Industrial Technological & Economics, 2017, 36(1): 51-60
- 邓 娜, 张建军. O2O 外卖订单配送任务分配模式研究[J]. 上海管理科学, 2018, 40(1): 63-66
Deng Na, Zhang Jianjun. Study on assign mode of O2O takeaway order delivery tasks [J]. Shanghai Management Science, 2018, 40(1): 63-66
- 孙 静. 电子商务企业末端配送若干关键问题的研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2017
Sun Jing. Research on several issues in the end distribution in e-commerce companies [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2017
- 张翊彬, 成耀荣, 梁佳佳. 基于集配中心供应商协同配送主从决策机制[J]. 系统管理学报, 2017, 26(3): 577-582
Zhang Libin, Cheng Yaorong, Liang Jiajia. Mechanism of leader-follower distribution decision of the suppliers with the supply hub [J]. Journal of Systems & Management, 2017, 26(3): 577-582
- 杨萌柯, 周晓光. “互联网+”背景下快递末端协同配送模式的构建[J]. 北京邮电大学学报(社会科学版) 2015, 17(6): 45-50 57
Yang Mengke, Zhou Xiaoguang. The construction of express end collaborative distribution mode under the background of “internet +” [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications (Social Sciences Edition), 2015, 17(6): 45-50 57
- 葛显龙, 王 旭, 邓 蕾. 基于联合配送的开放式动态车辆路径问题及算法研究[J]. 管理工程学报 2013, 27(3): 60-68
Ge Xianlong, Wang Xu, Deng Lei. Research on open and dynamic vehicle routing problems based on joint distribution [J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2013, 27(3): 60-68
- 肖 亮, 琚春华. 支持配送任务协同管理的情境知识服务模型及机制[J]. 管理世界, 2010(12): 174-175
Xiao Liang, Ju Chunhua. Situational knowledge service model and mechanism supporting collaborative management of distribution tasks [J]. Management World, 2010(12): 174-175
- 周正威, 涂 涛, 龚 明, 等. 量子计算的进展和展望[J]. 物理学进展, 2009, 29(2): 127-165
Zhou Zhengwei, Tu Tao, Gong Ming, et al. Advances and prospects in research on quantum computation [J]. Progress in Physics, 2009, 29(2): 127-165
- 张建明. 基于改进量子进化算法的生产调度问题研究[D]. 上海: 华东理工大学 2013
Zhang Jianming. Modified quantum evolutionary algorithms for scheduling problems [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2013
- 国 强, 孙宇泉. 改进的双链量子遗传算法在图像去噪中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(5): 140-147
Guo Qiang, Sun Yuxiao. Improved quantum genetic algorithm with double chains in image denoising [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2016, 48(5): 140-147
- 樊富有, 王瑞锦. 三值量子遗传算法及其应用[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(1): 123-128
Pan Fuyou, Wang Ruijin. Application of three-valued quantum genetic algorithm [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(1): 123-128
- Han K H, Kim J H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem [C] // Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 2000: 1354-1360
- Wang L, Wu H, Tang F, et al. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for flow shop scheduling [M]. Berlin: Springer, 2005: 636-644
- Li B B, Wang L. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for multiobjective flow shop scheduling [J]. Systems, Man, and Cybernetics, part B: IEEE Transactions on Cybernetics, 2007, 37(3): 576-591

- 18 Wang L, Li L. An effective hybrid quantum-inspired evolutionary algorithm for parameter estimation of chaotic systems [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1279-1285
- 19 Yan J, Zhuang Z. Research of quantum genetic algorithm and its application in blind source separation [J]. Journal of Electronics(China), 2007, 20(1): 62-68
- 20 王宇平, 李英华. 求解 TSP 的量子遗传算法 [J]. 计算机学报, 2007(5): 5748-5755
- 21 Wang Yuping, Li Yinghua. A novel quantum genetic algorithm for TSP [J]. Chinese Journal of Computers, 2007(5): 5748-5755
- 22 李枝勇, 马良, 张惠珍. 函数优化的量子蝙蝠算法 [J]. 系统管理学报, 2014, 23(5): 717-722
- 23 Li Zhiyong, Ma Liang, Zhang Huizhen. Quantum bat algorithm for function optimization [J]. Journal of Systems & Management, 2014, 23(5): 717-722

Terminal Distribution Task Assignment Optimization Model and Method Based on Improved Quantum Evolutionary Algorithm

MU Xiang-wei, LIN Ying-xia, LIU Jia-chen, ZHANG Lin

(School of Maritime Economics and Management, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

[Abstract] The distribution service terminal of most logistics express enterprises will be assigned according to the fixed distribution service area, and the distribution resources can not be set up reasonably for the dynamic distribution requirements of frequent change and uneven distribution, which leads to the uneven load balance of all terminal distribution nodes, and further leads to the management chaos of distribution and other problems. A distribution task allocation model, which considers distribution cost, resource utilization ratio and the difference of workload ratio, is set up to improve the quantum evolution algorithm. In order to solve this problem, a quantum group stability is proposed as an algorithm to exit the decision condition to avoid the early regression and invalid iteration of the algorithm, and the quantum mutation and elimination mechanism is introduced to strengthen the search ability of the algorithm for the feasible solution. The experimental results show that the proposed scheme effectively alleviates the uneven distribution of distribution tasks compared with the allocation scheme according to the distribution area, and reduces the overall distribution cost effectively. The related models and algorithms can allocate the distribution tasks of each end node reasonably according to the dynamic distribution requirements, and help to optimize the next distribution path and the scientific scheduling of the distribution business.

[Key words] terminal delivery quantum evolutionary algorithm optimization model quantum stability
quantum mutation