一种适应动态需求的医药冷链物流车辆路径优化模型

黄永生，王子伟

（华北理工大学经济管理学院，唐山 063000）

摘要：为解决医药冷链配送中动态订单处理不合理导致的高成本和响应迟缓的问题，提出一种动态需求处理策略，融合周期性批量处理与紧急需求即时响应的双重策略。构建了以总配送成本最小为目标的动态车辆路径优化模型，并设计改进遗传算法，融合混合初始化、精英保留与逆序变异机制，以提升解的质量与收敛速度。算例分析表明，与传统算法相比改进遗传算法在总配送成本、配送路径、收敛速度均更具有优势，验证了算法的有效性。

关键词：动态需求；冷链配送；改进遗传算法；路径优化

中图分类号：F252 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)04－0049－07

随着国内医药市场规模持续扩大、居民健康意识提升和相关监管政策的逐步落实及冷链基础设施的不断完善，医药冷链物流行业快速发展，2024年市场规模达280亿元，近五年行业复合增速14.84%，占全球市场份额约20%。医药冷链物流依托精准温控技术（如疫苗2～8 ℃恒温），保障药品在生产、储存、运输至终端用户全程中的温度稳定，其核心特征包括强温敏性、分钟级时效要求、多环节协同及高合规成本。然而，医药冷链末端配送，尤其是“最后一公里”，仍面临严峻挑战，如何将温敏药品安全、准时、合规地配送到患者手中，特别是应对家庭配送、医药电商等C端需求，对企业的温控技术、配送流程、时效管理等都是严峻的考验。在日常冷链配送过程中，医药产品通常具有“小批量、多批次”的运输特点，难以形成规模效应，因而在实际运营过程中突发性订单（如医院紧急补货）、需求变更（处方调整致订单取消）等问题频繁引发动态需求变化，传统静态路径优化模型因无法实时响应，导致温控失效风险上升、违规成本激增及空驶率居高不下。现有的动态需求研究多聚焦在周期性决策与多事件处理，却未充分考虑医药场景下温控能耗与客户配送时间要求的特性及紧急需求响应问题。因此，研究动态需求场景下的医药冷链物流配送路径优化，对提升药品流通安全与物流效率具有重要现实意义。

在冷链运输问题研究方面，学者们研究多聚焦在成本、时间、碳排放、客户满意度等约束条件，探究目标客户与配送中心之间的路径优化问题。如Li和Li[1]基于客户满意度约束，提出综合考虑最低碳交易成本、运输成本最低、最大客户满意度的多目标模型。Zhang等[2]同时考虑交通状况及碳排放，并设计改进的道路阻抗函数来反映拥堵状态下的交通状况。Yang和Jiang[3]考虑碳排放和交通拥堵，针对城市冷链过程中带时间窗的多站点车辆路径问题，提出一种跨时段路段行驶时间计算方法。Qi[4]提出一种基于多目标优化的算法，该算法旨在为农村多温区冷链物流选择最优路径，同时考虑运输成本和制冷成本等因素。闵德权等[5]通过引入坡度函数对油耗成本和碳排放成本进行计算，综合考虑多种现实约束。王鑫[6]针对多温层医药-生鲜混合运输场景，提出分层事件驱动在线优化算法，实现高价值货物运输的实时容错与多目标协同优化。邓梦杰[7]综合考虑医药冷链物流车辆配送过程中碳排放量最小化和客户满意度，设计改进混合蚁群算法求解。焦韬[8]研究实时交通状况下纯电动汽车的医药冷链配送，旨在为纯电动汽车在实际交通环境中的应用提供理论支持。

相比于客户需求确定的传统冷链物流配送，现实运营场景中的客户需求呈现显著的动态化特征，具体而言，需求频次高、订单规模小、配送时效要求严格等多样化诉求。王旭等[9]针对客户动态需求，构建了基于时间轴的动态车辆调度模型。李阳

收稿日期：2025-08-17

基金项目：河北省教育厅社会科学项目重点项目（SD191014）；河北省重点研发计划（23311804D）

作者简介：黄永生（1979—），男，山东菏泽人，博士，副教授，研究方向为物联网物流、物流信息系统；通信作者王子伟（1998—），女，安徽淮北人，硕士研究生，研究方向为冷链物流路径规划。

等[10]提出一种基于延迟服务的周期性客户点实时重置策略。刘艳秋和杨沙[11]同时考虑了静态客户订单取消、需求量增减和新增客户三种动态事件，构建总配送成本最小的路径优化模型。Xie 等[12]将路径优化过程与道路网络环境的动态变化相结合进行路径优化。杨诗雨和谭良[13]考虑城市道路分级对路径规划的影响，构建分时段的动态交通路网模型。李二超和张智钊[14]提出一种多时域分级方式衡量车辆配送进度，采取多种算法组合计算方式进行求解。王勇等[15]针对动态客户需求的多中心多周期配送车辆路径问题，提出动态客户服务策略和多中心多周期协同调度机制。

通过对现有文献的梳理，发现现有医药冷链物流车辆路径优化研究大多针对静态客户需求，即假定配送任务中客户的位置、需求量和时间窗等信息均为预先已知且固定不变。然而，实际配送场景中客户需求往往具备较强的动态变化特征，此类静态模型难以适应动态环境的实时变化，易导致车辆空驶率上升、配送时效降低及客户满意度下降等问题。针对上述局限，本文聚焦于医疗冷链动态配送路径优化问题，提出一种结合周期性批量优化与紧急订单即时响应策略的动态处理机制，以系统降低总配送成本为目标，设计一种改进遗传算法进行求解，从而得到最佳配送方案，减少配送里程消耗。

1　问题描述与模型构建

1.1　问题描述

本文主要聚焦于第三方医药冷链配送中面临的动态客户需求挑战，在实际运营中，配送订单并非全部在配送开始前就完全锁定。具体描述为：配送中心将客户分为两类，一类是在配送车队出发前（如前日下午订单截止时间前）已确认下单并完成分拣、包装的客户的地理位置、药品需求量、要求的送达时间窗在规划初始路线时是已知且确定的。另一类是指在冷链配送车辆已出发执行初始计划后才产生的新需求，这类需求具有突发性、紧迫性要求。那么针对配送过程中新增的订单需求，如何合理规划运输路径，以达到总配送成本最小，做出如下假设：①在冷链配送中心开始服务前，静态客户的相关信息都是已知的，包括地理坐标、需求量和服务时间窗；②每个客户仅由一辆冷藏车提供服务，每辆车可服务多个客户，但总配送量不得超过车辆最大载重量，且完成配送后冷藏车需返回配送中心；③配送车辆匀速行驶，不考虑道路交通、天气因素等情况；④配送中心拥有足够数量的同类型冷藏车，车辆的最大载重已知，每条配送路径上客户总需求量不超过车辆最大载重；⑤本文仅考虑冷链产品的配送服务，不包含取货和送货同时进行的情形。

1.2　模型参数说明

为了便于理解，对问题模型涉及的集合和参数进行解释，如表 1 和表 2 所示。

表 1　集合定义

集合	说明
O	配送中心节点
N	客户点集合，$N=\{1,2,\cdots,n\}$
K	可用车辆集合

表 2　参数说明

参数	说明
d_{ij}	节点 i 到 j 的距离
t_{ij}	车辆从节点 i 到 j 的行驶时间
a_i	车辆到达客户点 i 的时间
β_1，β_2	早到、晚到惩罚系数
q_i	客户点 i 的需求量
Q_k	车辆 k 的最大载量
M	极大值常数
t_s	配送车辆在每个客户点的服务时间
f_p	车辆配送过程中的单位时间制冷成本
f_z	服务客户点时的单位时间制冷成本
q_{ik}	车辆 k 在节点 i 的载货量
T_{max}	最大允许制冷总能耗
c_0	配送车辆的单位固定成本
c_{ij}	单位距离运输成本
K_{owned}	配送中心拥有的冷链车辆总数（固定值）
C_p	运输过程中的单位制冷成本
C_s	客户点服务时的单位制冷成本
y_k	决策变量，车辆 k 是否被使用
x_{ik}	决策变量，车辆 k 是否服务客户 i
x_{ij}^k	决策变量，车辆 k 是否从节点 i 行驶至 j

1.3　成本变量分析

成本变量分析中综合考虑了医药冷链物流的实际运营成本构成，不仅包含车辆固定成本、运输成本时间窗惩罚成本，更精细化了制冷成本，将制冷成本进一步细分为在途制冷成本和装卸服务制冷成本，更真实地反映医药冷链物流中的温控能耗特性，提升了成本模型的准确性与实用性。为刻画医药配送的高度时效性要求，模型还引入基于客户期望服务时间的软时间窗约束。通过早到与晚到惩罚成本，驱使配送方案尽可能满足客户时间要求。

（1）车辆固定成本：车辆启用所需费用（包含驾驶员工资、车辆维护费用等），与启用的车辆数有关。

$$C_1 = c_0 \sum_{k \in K} y_k \tag{1}$$

(2)车辆运输成本:与货物移动过程直接相关且随车辆启用数变化的成本(主要考虑车辆的燃油费用等),这些费用仅与配送距离和配送时间存在关联。

$$C_2 = \sum_{k\in K}\sum_{i\in A}\sum_{j\in A} c_{ij}d_{ij}x_{ij}^k \tag{2}$$

(3)车辆制冷成本:制冷成本与维持货物在低温环境下的温度稳定性直接相关。制冷成本由两部分组成,一种是在运输途中,随配送时间和距离的增加而增长;二是客户点装卸时,因冷藏车厢门开启导致冷热交换而产生。

$$C_{\mathrm{p}} = \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_{\mathrm{p}}t_{ij}x_{ij}^k \tag{3}$$

客户点进行装卸服务而产生的制冷成本可以表示为

$$C_{\mathrm{s}} = \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_z t_{\mathrm{s}}x_{ij}^k \tag{4}$$

制冷成本表示为

$$C_3 = C_{\mathrm{p}} + C_{\mathrm{s}} = \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_{\mathrm{p}}t_{ij}x_{ij}^k + \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_z t_{\mathrm{s}}x_{ij}^k \tag{5}$$

(4)时间窗惩罚成本是指客户存在接收药品配送时间预期;$[e_i,l_i]$表示客户点 i 期望的配送服务时间;$[E_i,L_i]$表示客户 i 能接收的配送服务时间,如果配送车辆在期望配送时间内到达,便没有惩罚成本。若配送车辆在可接收配送时间内提前或晚到达,将产生以 β_1、β_2 为系数的单位时间惩罚成本。

$$C_4 = \sum_{i\in N}[\beta_1\max(E_i - a_i,0) + \beta_2\max(a_i - L_i,0)] \tag{6}$$

1.4 模型构建

基于上述描述,构建车辆固定成本、运输成本、制冷成本、时间窗惩罚成本综合成本最小的动态车辆路径优化模型。

$$\begin{aligned}\mathrm{Min}Z &= C_1 + C_2 + C_3 + C_4 \\ &= c_0\sum_{k\in K} y_k + \sum_{k\in K}\sum_{i\in A}\sum_{j\in A} c_{ij}d_{ij}x_{ij}^k + \\ &\quad \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_{\mathrm{p}}t_{ij}x_{ij}^k + \sum_{k\in K}\sum_{i\in N} f_z t_{\mathrm{s}}x_{ij}^k + \\ &\quad \sum_{i\in N}[\beta_1\max(E_i - a_i,0) + \\ &\quad \beta_2\max(a_i - L_i,0)]\end{aligned} \tag{7}$$

$$\sum_{i\in N} q_i x_{ik} \leqslant Q_k, \forall k \in K \tag{8}$$

$$\sum_{j\in N\cup\{0\}} x_{0j}^k = \sum_{j\in N\cup\{0\}} x_{j0}^k = y_k, \forall k \in K \tag{9}$$

$$\sum_{k\in K}\sum_{j\in N\cup\{0\}} x_{ij}^k = 1, \forall i \in N \tag{10}$$

$$a_i \geqslant E_i - Mu_i, a_i \leqslant L_i + Mv_i, \forall i \in N \tag{11}$$

$$x_{ij}^k = 0, \forall i = j, \forall i,j \in V, \forall k \in k \tag{12}$$

$$\sum_{k=1}^{K} y_k \leqslant K_{\mathrm{owned}} \tag{13}$$

约束(8)表示确保车辆路径上客户点总需求量不超过其最大载重量;约束(9)表示车辆从配送中心出发并最终返回,形成闭合路径;约束(10)表示保证每个客户节点仅能被访问一次(配送中心除外);约束(11)表示实际到达时间 a_i 与客户时间窗 $[E_i,L_i]$的偏差需计算惩罚成本;约束(12)表示相同节点之间无路径连通;约束(13)表示配送过程中使用的冷链配送车辆不能超过配送中心拥有车辆数。

2 求解算法设计

2.1 改进遗传算法设计

遗传算法通过模拟自然选择机制实现优化,具备初始解依赖低、全局搜索能力强及求解效率高等优势,故选用遗传算法求解冷链配送模型。针对该算法存在的早熟收敛与后期收敛慢缺陷,提出改进方案:采用最近邻与随机混合初始化策略提升初始解质量;结合精英保留与轮盘赌选择机制平衡收敛性与多样性;引入逆序变异操作增强局部搜索能力。算法在应对动态新增订单时,能充分利用历史路径信息进行局部染色体调整,而非推倒重来进行全局重构,极大提升了在动态环境下的响应速度和计算效率。

2.1.1 初始种群生成

为在遗传算法中,初始种群的质量对算法的收敛速度和最终解的质量有重要影响,因此采用最近邻法与随机排列的混合初始化策略生成初始解,并合并为种群,既保证种群中有部分质量较高的初始解,又保持了种群的多样性。具体步骤如下:①每辆车从配送中心出发,基于最近邻原则选择客户点;②对客户的期望最早服务时间进行排序,优先选择配送时间较紧迫且满足载重约束的客户进入路径;③重复上述步骤,若达到车辆容量限制,则存储当前路径并增加新车辆,直至所有客户访问完毕。

2.1.2 适应度函数、选择操作

为了评估个体的质量,引入适应度函数。$F(i)=\frac{1}{Z(i)}$,$(i=1,2,\cdots,\mathrm{NIND})$。其中,$F(i)$表示个体的不同适应度,$Z(i)$表示目标函数,NIND 表示种群大小。

选择操作阶段采用精英保留策略和轮盘赌选择策略:精英保留策略保证算法的收敛性和稳定性,而轮盘赌选择策略维持种群的多样性,使得算

法在开发当前最优解的同时，还能探索新的解空间。具体分为两个阶段，精英保留阶段：保留当代种群中适应度排名前 30%的个体直接进入下一代；轮盘赌选择阶段：对于下一代种群剩余的 70%名额，使用轮盘赌选择法从当代整个种群中选择父代个体进行交叉和变异操作以产生新的子代个体进行填充。

2.1.3　变异操作

采用逆序变异方法：随机选择染色体上的两个基因位置 i 和 j（$i<j$），将位置 i 到 j 之间的基因子串进行逆序排列，得到变异后的染色体，这个染色体作为变异后的子代。变异操作如图 1 所示。

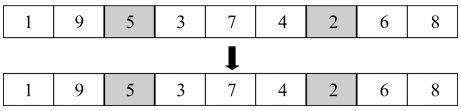


图 1　变异操作

2.2　动态客户需求处理策略

为了积极响应配送过程中出现的动态信息，采用周期性批量优化与紧急需求即时响应相结合的混合动态策略，既保证常规动态需求的高效整合，又确保紧急订单的快速响应，具有较强的现实适应性和调度灵活性。

（1）周期性批量优化：如图 2 所示，将药品需求新增或变化的接收时间窗$[E_0, L_0]$划分为 n 个长度为 T 的时间周期，在周期内收集客户动态需求信息，每个周期末处理动态客户需求信息，或当某时刻接收到的态客户订单需求量达到规定的需求量时，即满足需求量要求，该时刻也被视为客户信息处理时刻。

（2）紧急需求即时优化：为了快速响应基于客户属性的紧急需求，将客户的紧急需求出现时间 t_c 作为决策点。

配送中心的配送流程如图 3 所示。首先是静态需求规划阶段，根据预先收集的订单信息生成预优

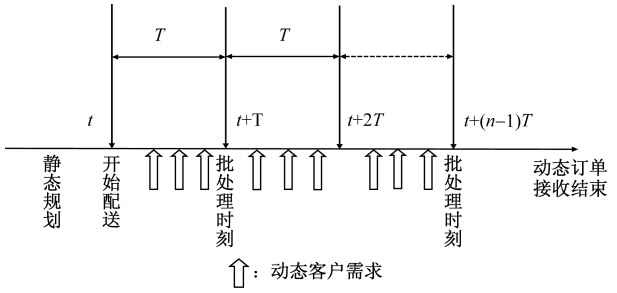


图 2　周期性批量优化策略

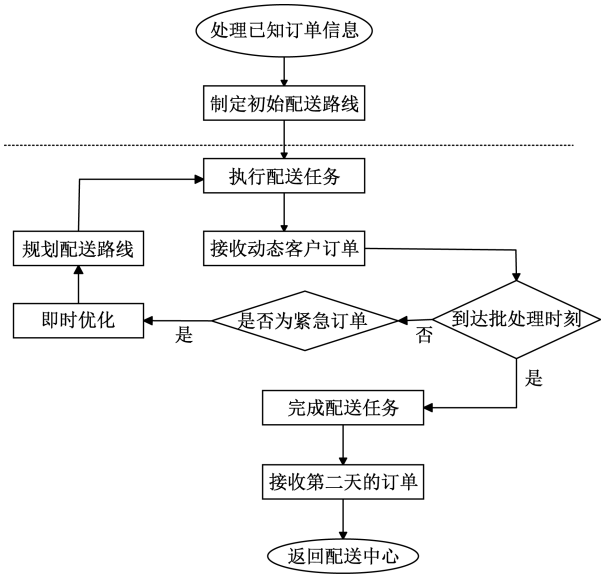


图 3　动态需求处理流程

化的配送路径；其次是动态调整阶段，根据配送阶段接收到的动态信息进行调整和优化，并以最小化总配送成本为目标，输出最佳配送方案。

3　案例分析

3.1　案例相关数据

为验证算法的求解能力和有效性，案例数据采用重庆市某医药冷链配送企业配送数据。配送中心的服务时间为 07：00—17：30，配送中心配备 10 辆同型号冷藏车，服务客户共 40 个，其中，节点 0 为冷链配送中心，节点 1～节点 30 为需求已确定的静态客户，节点 31～节点 40 为新增动态需求，客户服务时间设置为 15 min。静态客户需求信息如表 3 所示，客户新增需求信息如表 4 所示，相关参数取值如表 5 所示。

3.2　算例求解

采用改进遗传算法进行案例求解，参数设定为：种群大小 200，最大迭代次数 600，变异概率 0.2，采用 MATLAB R2023a 软件进行编程，在处理器为 13th Gen Intel（R） Core（TM） i5-13500H 2.60 GHz 的 Windows 11 操作系统下进行测试，通过多次运行，选取最佳结果作为近似最优解。

静态规划阶段的最优配送方案为：车辆 1：0-15-29-9-0；车辆 2：0-30-20-5-26-28-22-0；车辆 3：0-27-6-2-0；车辆 4：0-14-17-18-24-0；车辆 5：0-10-8-4-11-0；车辆 6：0-12-23-7-16-19-0；车辆 7：0-21-1-3-13-25-0。

在动态调整阶段，配送中心在 07：00—17：30 时间段每隔 0.5 h 更新客户需求信息，进行动态调整，配送路径如图 5 所示。动态规划阶段的最优配送方

表 3　静态客户需求信息

节点编号	经度和纬度	需求量/kg	期望服务时间
0	106.556 851,29.533 753	0	07:00—17:30
1	106.672 732,29.530 300	70	08:00—12:00
2	106.595 031,29.550 621	120	16:30—17:00
3	106.505 214,29.514 392	90	08:00—09:30
4	106.365 757,29.250 117	150	14:00—17:25
5	106.776 085,29.463 272	45	09:20—17:30
6	106.564 422,29.491 272	145	14:40—16:20
7	106.202 711,29.654 081	74	07:00—08:10
8	106.340 197,29.294 407	105	14:10—17:20
9	106.223 306,29.727 750	190	15:10—16:10
10	106.255 812,29.372 041	135	14:30—15:00
11	106.383 700,29.291 299	95	14:00—17:00
12	106.440 872,29.445 958	86	09:20—11:30
13	106.318 981,29.531 419	70	09:00—10:30
14	106.538 382,29.387 055	55	14:30—16:30
15	106.272 378,29.416 743	135	14:00—16:30
16	106.375 373,29.626 838	80	10:00—11:30
17	106.610 339,29.250 887	170	14:30—17:30
18	106.705 546,29.296 176	130	15:00—17:30
19	106.380 519,29.705 420	85	10:00—17:30
20	106.648 701,29.771 614	18	11:00—17:30
21	106.477 607,29.783 707	165	07:20—8:00
22	106.588 882,29.419 495	90	14:40—16:20
23	106.238 986,29.523 760	145	07:00—11:30
24	106.658 229,29.482 875	125	14:10—15:20
25	106.443 388,29.570 117	90	10:00—11:30
26	106.822 449,29.389 248	135	09:30—17:00
27	106.562 688,29.598 121	185	15:30—16:20
28	106.855 849,29.627 526	63	14:00—15:00
29	106.267 944,29.682 067	155	10:00—17:10
30	106.560 565,29.813 959	140	11:00—17:30

表 4　新增动态客户需求信息

节点编号	请求发出时间	经度和纬度	需求量/kg	期望服务时间
31	08:10	106.423 581,29.681 234	100	09:50—11:30
32	11:20	106.712 345,29.387 654	95	11:50—13:50
33	07:00	106.294 567,29.452 189	75	11:00—12:30
34	11:30	106.634 789,29.723 456	105	14:10—15:50
35	08:30	106.382 901,29.321 098	120	13:00—15:00
36	07:10	106.567 812,29.612 345	103	15:20—17:00
37	10:00	106.245 678,29.567 890	98	09:40—11:40
38	08:00	106.678 912,29.498 765	100	12:30—14:30
39	07:10	106.622 092,29.465 570	95	07:50—11:40
40	08:10	106.494 536,29.418 629	155	09:30—11:50

表 5　算例相关参数

基本参数	取值
配送中心车辆数/辆	10
车速/(km·h^{-1})	40
每辆车载重量/(kg·辆$^{-1}$)	500
单位固定成本/(元·辆$^{-1}$)	200
单位制冷成本/(元·km^{-1})	0.5
单位运输成本/(元·km^{-1})	2
早到惩罚系数/(元·h^{-1})	100
晚到惩罚系数/(元·h^{-1})	150

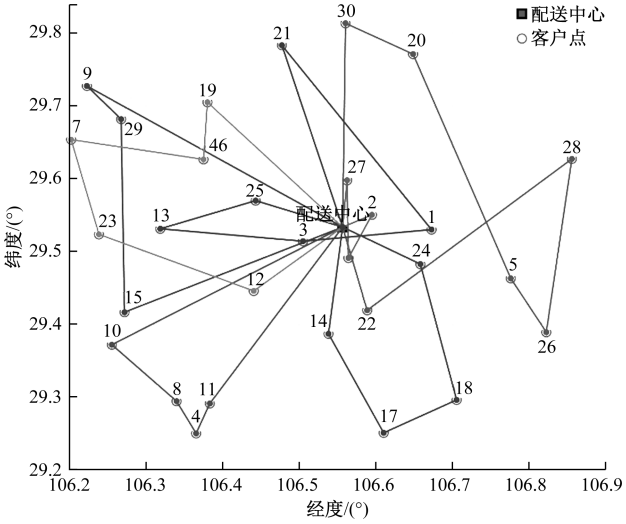


图 4　静态需求配送路线

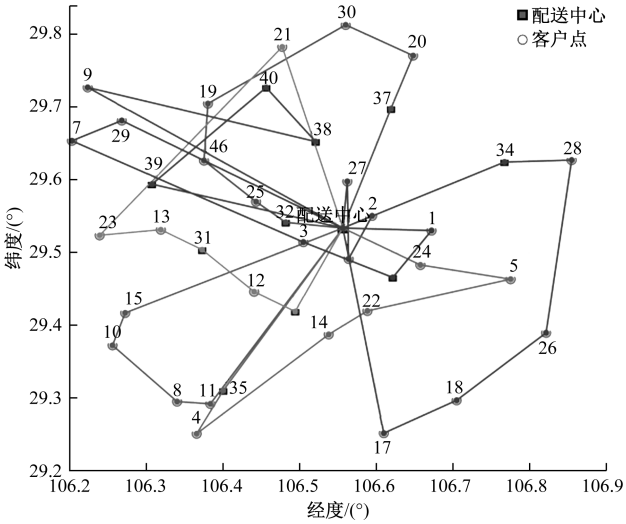


图 5　新增动态需求配送路线

案为:车辆 1:0-27-6-2-0;车辆 2:0-11-8-10-15-0;车辆 3:0-35-4-14-22-5-24;车辆 4:0-34-28-26-18-17-0;车辆 5:0-32-25-16-19-30-20-37-0;车辆 6:0-21-23-13-31-12-26-0;车辆 7:0-1-33-3-7-29-0;车辆 8:0-9-38-40-39-0。

3.3　算法对比

在采用相同动态客户需求信息处理策略的基础上分别采取传统蚁群算法、粒子群算法与改进遗传算法对算例数据进行测试。求解结果情况如表 6 所示。

由表 6 可知,改进遗传算法求解下的各项成本均低于其他两种算法的求解结果。在总配送距离上,改进遗传算法较蚁群算法和粒子群算法分别降低 11.02%和 11.57%。在总配送成本上,改进遗传

表 6　各算法运行结果

策略类型	固定成本/元	运输成本/元	制冷成本/元	惩罚成本/元	总配送距离/km	总配送成本/元
蚁群算法	1 400	1 718.21	429.55	437.22	859.11	3 984.98
粒子群算法	1 400	1 728.91	432.23	480.80	864.45	4 041.93
改进遗传算法	1 600	1 528.92	382.23	115.52	764.46	3 626.66

算法的较蚁群算法和粒子群算法分别降低 9%和 10.27%。在惩罚成本上，改进遗传算法显著低于其他算法(仅 115.52 元)，这表明采取改进遗传算法生成的配送路径能够更好地满足客户配送时间要求，减少配送距离确保配送产品的新鲜度。

算例分别采用蚁群算法、粒子群算法、遗传算法等算法进行多次测试，将取得最优值时的收敛情况进行对比，如图 6 所示。蚁群算法大概在 250 代逐渐放缓，粒子群算法大概在 150 代左右放缓，而改进的遗传算法在迭代至 90 代逐渐收敛。说明在对客户动态需求响应时，蚁群算法依赖信息素，新增订单破坏其分布，路径重构效率低；粒子群算法在离散优化中易产生无效解，调整时需频繁修复。改进遗传算法通过精英保留策略继承 70%优质路径骨架，仅局部调整新增点染色体，避免全局重构冗余。因此，在环境动态变化时，遗传算法凭借种群多样性探索解空间，当需求变化改变解空间结构时，其多样性增强适应性，更易搜索全局最优解，故改进遗传算法求解冷链物流动态路径优化模型更优。

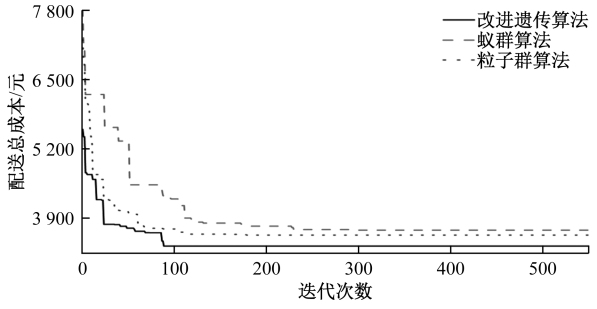


图 6　不同算法收敛对比

4　结论

本文研究了基于动态需求的医药冷链物流配送路径优化问题，主要得到以下结论：①针对医药冷链配送过程中的动态订单需求，采用融合周期性批量优化与紧急订单即时响应机制的综合动态处理策略。在此基础上，综合考虑客户时间窗约束、车辆载重与行驶速度等实际限制，构建以总配送成本最小为目标的动态路径优化模型，并设计了融合混合初始化、精英保留与逆序变异操作的改进遗传算法进行求解。②算例分析结果表明，在相同动态需求处理策略下，本文所提出的改进遗传算法在总配送成本、行驶距离及收敛速度方面均优于传统蚁群算法与粒子群算法，有效降低了配送成本，提升了动态订单的响应与处理能力，验证了模型与算法的有效性与优越性。未来研究可进一步引入客户需求优先级划分机制(如基于紧急程度或药品温区特性)，并集成实时交通信息，以增强模型的实际适用性与调度灵活性。

参考文献

[1] LI D, LI K. A multi-objective model for cold chain logistics considering customer satisfaction[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 67: 513-523.

[2] ZHANG X, CHEN H, HAO Y, et al. A low-carbon route optimization method for cold chain logistics considering traffic status in China[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 193: 110304.

[3] YANG X, JIANG H. Research on urban cold chain logistics path optimization considering multi-center and time-varying road networks[J]. IEEE Access, 2024, 12: 71331-71348.

[4] QI C. Multi-objective optimization-based algorithm for selecting the optimal path of rural multi-temperature zone cold chain dynamic logistics intermodal transportation[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 1-14.

[5] 闵德权，孙晓娜，李宇航，等. 考虑道路坡度影响的多约束冷链配送问题研究[J]. 包装工程，2023，44(13)：236-244.

[6] 王鑫. 多温层医药-生鲜混合运输分层物流场景下实时路径优化研究[J]. 物流工程与管理，2025，47(4)：78-82.

[7] 邓梦杰，李义华，徐贝，等. 考虑碳排放和客户满意度的医药冷链物流配送路径优化[J]. 铁道科学与工程学报，2025，22(5)：2100-2113.

[8] 焦韬. 考虑实时交通的纯电动汽车医药冷链路径优化研究[D]. 兰州：兰州交通大学，2024.

[9] 王旭，葛显龙，代应. 基于两阶段求解算法的动态车辆调度问题研究[J]. 控制与决策，2012，27(2)：175-181.

[10] 李阳，范厚明，张晓楠. 动态需求下车辆路径问题的周期性优化模型及求解[J]. 中国管理科学，2022，30(8)：254-266.

[11] 刘艳秋，杨沙. 考虑动态需求的冷链物流配送路径优化[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版)，2022，40(2)：208-214.

[12] XIE X, HU X, ZHOU H. Research on path optimization algorithm in dynamic routing environment[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1969.

[13] 杨诗雨，谭良. 面向城市多等级动态路网物流配送的车

辆路径问题[J]. 小型微型计算机系统，2025，46(3)：713-723.

[14] 李二超，张智钊. 在线动态订单需求车辆路径规划[J]. 山东大学学报(工学版)，2024，54(5)：62-73.

[15] 王勇，刘静，镇璐，等. 考虑动态客户需求的多中心多周期配送车辆路径问题[J/OL]. 中国管理科学，1-19[2025-08-01]. http://doi. org/10. 16381/j. cnki. issn 1003-207x. 204. 2150.

A Vehicle Route Optimization Model for Pharmaceutical Cold Chain Logistics that Adapts to Dynamic Demands

HUANG Yongsheng，WANG Ziwei

(School of Economics and Management，North China University of Science and Technology，Tangshan 063000，China)

Abstract：To address the problems of high cost and slow response caused by unreasonable dynamic order processing in the cold chain distribution of pharmaceuticals，a dynamic demand processing strategy was proposed，integrating the dual strategies of periodic batch processing and immediate response to urgent demands. A dynamic vehicle routing optimization model aimed at minimizing the total distribution cost was constructed，and an Improved Genetic Algorithm was designed，integrating the hybrid initialization，elite retention and reverse mutation mechanisms to enhance the quality of the solution and the convergence speed. The case analysis shows that，compared with the traditional algorithm，the improved genetic algorithm has more advantages in total distribution cost，distribution path and convergence speed，verifying the effectiveness of the algorithm.

Keywords：dynamic demand；cold chain distribution；improve genetic algorithm；path optimization