

控制与决策

Control and Decision

基于参数自适应蚁群算法的高速列车行车调度优化

刘辉, 代学武, 崔东亮, 俞胜平, 李宝旭, 李建明

引用本文:

刘辉, 代学武, 崔东亮, 等. 基于参数自适应蚁群算法的高速列车行车调度优化[J]. *控制与决策*, 2021, 36(7): 1581–1591.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0992>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

求解卫星舱布局问题的蚁群劳动分工优化算法

Ant colony labor division optimization algorithm for satellite module layout design
控制与决策. 2021, 36(7): 1637–1646 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1764>

超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time
控制与决策. 2021, 36(6): 1387–1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

基于地标特征和元学习方法推荐最适用优化算法

Recommending best suitable metaheuristic based on landmarking feature and meta-learning approach
控制与决策. 2021, 36(5): 1223–1231 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0993>

基于16方向24邻域改进蚁群算法的机器人路径规划

Mobile robots path planning based on 16-directions 24-neighborhoods improved ant colony algorithm
控制与决策. 2021, 36(5): 1137–1146 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0600>

基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem
控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

基于参数自适应蚁群算法的高速列车行车调度优化

刘 辉¹, 代学武^{1†}, 崔东亮¹, 俞胜平¹, 李宝旭², 李建明²

(1. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110004;

2. 中国沈阳铁路局集团有限公司, 沈阳 110000)

摘要: 随着我国高铁建设成网, 列车运行环境更加复杂多变, 对日常行车调度的精细化提出了更高要求. 对此, 重点研究在大风、雨、雪等恶劣天气及设备设施故障等突发事件下造成列车运行晚点时, 在不改变列车运行路径的前提下, 如何通过调整高速列车行车顺序和到发时间, 智能高效地恢复列车按图运行. 将含有到发间隔、越行等多约束的列车运行时间调整问题建模成三维空间上的最佳路径搜索问题, 提出一种改进蚁群算法来实现高速列车行车调度优化, 并提出一个面向高铁调度的信息启发式因子和期望启发式因子的权重组合以及挥发因子的动态调整方法, 用以提高收敛速度和维持解质量. 仿真结果表明, 所提出的“时间=空间”转换模型和权重自适应调整方法能有效提高蚁群搜索求解高铁调度问题的性能, 实现高速列车行车调度优化.

关键词: 高速列车; 改进蚁群算法; 调度优化; 权重组合

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0992

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 刘辉, 代学武, 崔东亮, 等. 基于参数自适应蚁群算法的高速列车行车调度优化[J]. 控制与决策, 2021, 36(7): 1581-1591.

Optimization of high-speed train operation scheduling based on parameter adaptive improved ant colony algorithm

LIU Hui¹, DAI Xue-wu^{1†}, CUI Dong-liang¹, YU Sheng-ping¹, LI Bao-xu², LI Jian-ming²

(1. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. China Railway Shenyang Group Co. Ltd., Shenyang 110000, China)

Abstract: With the construction of high-speed railway network in China, the train operation environment is more complex and changeable, which puts forward higher requirements for the daily traffic dispatching. Focusing on delays caused by sudden events such as strong wind, rain, snow and equipment failure, this paper investigates how the train running can be intelligently and efficiently restored according to the operation diagram by adjusting train running orders and arrival/departure time, yet without changing the train running path. This paper innovatively models the problem of train travel time adjustment with multiple constraints, such as arrival and departure interval and overtaking, as an optimal path search problem on the three-dimensional, an improved ant colony algorithm is proposed to realize the optimization of high-speed train dispatching, and a dynamic adjustment method of information heuristic factors and expectation heuristic factors for high-speed train dispatching is proposed, in order to improve the convergence speed and maintain the solution quality. The simulation results show that the “time=space” conversion model and the weight adaptive adjustment method proposed in this paper can effectively improve the performance of ant colony search to solve the high-speed train scheduling problem, and can realize the optimization of high-speed train operation scheduling.

Keywords: high-speed train; improved ant colony algorithm; scheduling optimization; weight combination

0 引言

高速铁路的运行系统结构复杂且规模庞大. 相对于普速铁路, 旅客对高速铁路的正点率有更高的要

求, 但受恶劣气象、地质灾害、乘客滞留等突发事件的影响, 高铁运营过程中难免会出现列车运行晚点的情况. 高速铁路列车的晚点会给旅客带来极大的不便,

收稿日期: 2020-07-19; 修回日期: 2020-09-17.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61790574, U1834211, 61773111); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N2008001); 辽宁省自然科学基金项目(2020-MS-093); 国家铁路集团科技研究开发计划项目(N2019 G020); 兴辽英才计划项目(XLYC1808001).

责任编辑: 魏秀琨.

[†]通讯作者. E-mail: daixuewu@mail.neu.edu.cn.

甚至衍生出负面社会效应^[1].

高铁列车运行晚点,从列车运行图的角度来看,其本质就是列车实际运行图偏离了计划运行图.列车偏离计划运行图的程度反映了晚点的严重程度,直接影响高铁运输效率与安全^[2].列车调度是当列车实际运行图偏离计划运行图而造成运行秩序紊乱时,调整列车运行计划,使列车运行尽可能恢复原有运行计划,减少实际运行图与计划运行图的偏差,这种偏差通常以通过能力、正点率等为衡量指标,同时也是列车运行调度的调整目标^[3-4].

对于列车调度问题,国内外研究者进行了大量研究,并取得一系列的研究成果.例如:Wen等^[5]为了避免列车晚点,利用 workflow 网络和三角模糊数对干扰而引起的列车运行冲突进行预测;D'Ariano等^[6]提出了一种列车运行晚点时,潜在冲突的检测和重调度方法,以减少列车的连续晚点;庄河等^[7]运用马氏决策过程模型以及策略优化方法来提高高铁运行调整的有效性;Yue等^[8]针对优化高铁系统列车时刻的数学模型,同时考虑旅客服务需求和火车时刻表,使用基于列生成的启发式算法来求解.

随着人工智能技术的发展,各种启发式算法陆续应用到高铁调度领域,启发式进化算法^[9-11]、动态规划算法^[12-14]、数据驱动算法^[15-17]和机器学习^[18]等在解决列车调度问题上都有较好的效果.以上算法各有优势,对列车调度的研究起到了积极的推动作用,但在求解问题的过程中,也显露出求解难度大、复杂度高、收敛速度慢等缺点.

蚁群算法具有并行搜索的特征,具有良好的搜索能力和很强的鲁棒性,而且解的构造过程具有可控性,容易与实际问题结合,符合列车调度问题对算法的要求.现有的基于蚁群算法的列车调度,几乎全部都是用来解决列车路径选择的问题,对于采用蚁群算法解决列车运行时间调整问题鲜有研究.一个主要的原因是蚁群算法天然适用于路径规划、旅行商等

在二维地图空间上搜索的问题,而高铁的运行调整是一个基于时间维度上的搜索问题,蚁群算法难以直接使用.

针对上述问题,为了充分发挥蚁群算法的优势,本文提出一种解空间构造方法,将时间域上的调度问题转换成一个三维空间域上的路径搜索问题.为解决三维空间带来的搜索空间过大的问题,本文结合高铁运行的特点和约束条件,确定到发时刻的调整范围,可以有效地减少搜索空间中的节点数目,节约对非可行解的无效探索,提高搜索效率.为了进一步提高收敛速度,同时让算法保持较高的探索性,本文结合高铁调度问题研究信息启发式因子、期望启发式因子和信息素挥发因子的动态调整方法.最后,以哈大线部分区段的实际运行场景为例,验证所提出算法的实用性和有效性,并通过对比分析了算法的优越性.

1 列车调度模型

列车调度实质上就是通过调整列车的区间运行时间、站内作业时间以及列车运行顺序等,使晚点的列车及其后续受影响的列车尽快恢复正常运行以减小列车延误对铁路运营的影响,在确保行车安全的前提下提高旅客满意度.

考虑到高铁客运专线均为复线,在正常运行和绝大多数突发事件下,上行线和下行线的列车分别按照上行和下行方向独立运行,互不干扰.只有在极少数情况下,发生单线封锁并执行反向行车时,上行线和下行线的行车才会发生相互制约,因此,可以将复线分解为两个独立运行的单线.本文考虑列车按同一方向运行,车站之间定义为站间区间,并以下行线为例,如图1中的基础线路模型所示.该模型是列车运行的基础,可以较容易地扩展到复线双向独立运行模型,如采用两个独立的蚁群种群分别对上下行列车进行调度求解.

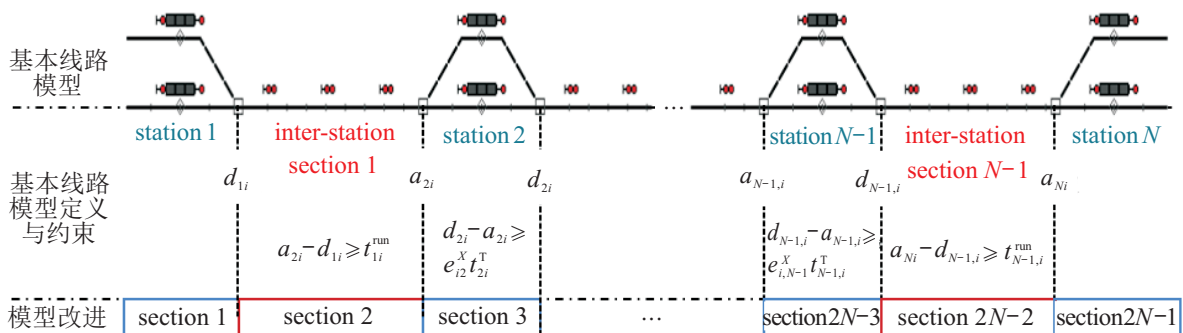


图1 高铁调度线路模型

如图1所示,本文考虑某调度区段内有 N 个车站,车站集合用 $S = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示,站间区间集合为 $B = \{1, 2, \dots, N - 1\}$,在该调度区段共有 M 趟列车运行,列车集为 $T = \{1, 2, \dots, M\}$. 列车 i 在车站 j 的实际到达时刻和实际出发时刻分别记作 a_{ji} 和 d_{ji} . 类似地, a_{ji}^* 、 d_{ji}^* 分别表示列车 i 在车站 j 的计划到达时刻和计划出发时刻. 针对高铁调度模型,由于站内区间与站间区间除了约束条件不同,其他并无差别,本文在算法编程时对线路模型进行改进,将站内区间与站间区间等同处理,以便算法搜索.

描述列车晚点影响的指标主要包括列车的晚点时间、晚点列车数量以及受影响车站数量等,都能用来反映发生晚点后恢复列车正常运行的性能优劣. 本文调度优化的目标是晚点列车的总晚点时间最小,即列车的实际运行图与计划运行图的偏差最小. 本文的目标函数可以表示为

$$f = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \omega_i [(a_{ji} - a_{ji}^*) + (d_{ji} - d_{ji}^*)], \quad (1)$$

其中 ω_i 表示列车 i 的等级,决定了列车在运行调整时的权重. 列车在运行过程中,为了确保运行安全,采用了闭塞区间等技术手段,在调度系统中体现为运行约束条件. 常见的约束条件如下.

1) 最小区间运行时间约束.

列车 i 在两相邻站 j 站与 $j + 1$ 站之间的运行时分不能小于该区间的最小运行时间,即

$$a_{ji} - d_{j+1,i} \geq t_{ji}^{\min}, \quad (2)$$

其中 t_{ji}^{\min} 表示列车 i 在 j 站到 $j + 1$ 站的最小区间运行时间.

2) 最小停站时间约束.

列车 i 在车站 j 的停车时间受到最小停站时间的约束,其不得低于规定的在该站的最小作业标准时间,有

$$d_{ji} - a_{ji} \geq e_{ji}^X t_{ji}^T. \quad (3)$$

其中: e_{ji}^X 是 0-1 变量,表示下行列车 i 在车站是否停车,当列车停车时取 1, 否则取 0; t_{ji}^T 表示列车 i 在车站 j 的最小停留时间.

3) 出发时间约束.

列车 i 在每个站的实际出发时刻不能小于图定出发时刻,即不得提前发车,有

$$d_{ji} \geq d_{ji}^*. \quad (4)$$

4) 发车间隔约束.

为了安全要求,相邻的两车发车时间间隔要求不小于最小发车间隔时间,即

$$d_{ji} - d_{j,i-1} \geq I_j^f, \quad (5)$$

其中 I_j^f 表示列车在车站 j 的出发间隔时间.

5) 到站间隔约束.

相邻的两车到达时间间距要求不小于最小到站间隔时间,即

$$a_{ji} - a_{j,i-1} \geq I_j^d, \quad (6)$$

其中 I_j^d 表示列车在车站 j 的到达间隔时间.

6) 越行约束.

为了行车安全,列车的交会和越行必须在车站内进行,所以列车在区间内必须遵循先进先出,后进后出的原则.

本文采用按站调整的方式,利用蚁群算法从第 1 个晚点车站开始逐站搜索,确定目标车站内受影响列车的到发时刻,直到搜索到终点站为止.

2 面向列车时间调整的蚁群优化建模

蚁群算法是受自然界中真实蚂蚁的群体觅食行为启发而提出的,是一种不断寻找最优路径的群体智能算法,在路径规划、网络路由等领域取得了较好的优化结果和应用^[19-20]. 这些应用主要是在二维地理空间上进行路径搜索. 然而,高速铁路列车的调度问题是一个在一维时间域上的调整列车到发时刻的问题,所以在二维空间搜索的蚁群算法并不能直接应用于高铁调度. 为了更好地利用蚁群算法群体搜寻的优势去寻找列车调度的最优解,即最佳的运行时间调整方案,本文首先将时间维度上的调整问题建模为三维空间上的路径搜索问题,构造高铁调度模型的解空间;然后,结合高铁调度问题中的目标函数、约束条件和经验知识等,对蚁群算法的启发函数、信息素机制等进行改进和优化;通过构建自适应规则,使得蚁群算法在收敛速度、避免局部最优解和算法稳定性等方面适用于解决高铁调度问题.

2.1 解空间的构造

本文利用列车运行图的概念,将列车在一系列车站上的到发时间映射为在一个三维空间中的一系列路径点(way point). 以单车 i 为例,仅考虑列车的发车,高铁调度解空间的构造可以用图2来描述.

图2中:斜向黑色实线表示列车 train i 的计划运行曲线;斜向蓝色虚线表示列车 i 在 $j - 1$ 站比计划发车时间 $d_{j-1,i}^*$ 晚点 $t_{j-1,i}^{\text{delay}}$ 后,按照区间最小运行时间行驶后的路径;斜向橙色点划线表示列车晚点后按照图定计划的区间运行时间行驶后的路径; $t_{j-1,i}^{\text{delay}}$ 表示列车 i 在 $j - 1$ 站的晚点时间; $(\varphi_{j-1,i} = a_{ji}^* - d_{j-1,i}^*)$ 表示列车 i 在区间 $j - 1$ 内的计划运行时间; $(\gamma_{ji} =$

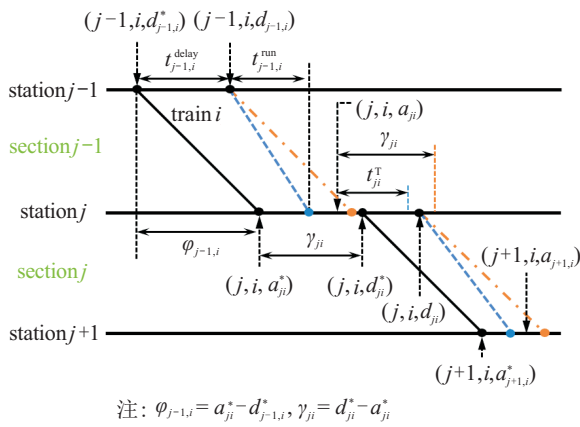


图2 高铁调度模型的解空间构造

$d_{ji}^* - a_{ji}^*$)表示列车*i*在车站*j*的计划停站时间。

解空间构造的核心是将时间域上可以调整的时间点映射为蚂蚁搜索路径上的各个路径点,目前高铁调度采用的是按分钟调整,将一天24h分成1440min,因此,列车在某个车站到发时刻的可选空间是[1,1440]。在所构造的高铁调度搜索空间中,每个路径点可以用一个三元组(*j, i, t*)来表示,其中*t*用来表示列车*i*在车站*j*的到达时刻或者发车时刻,*t*的取值范围为[1,1440]之间的整数。如图2中,列车*i*在*j-1*站的实际发车时间可以表示为坐标为(*j-1, i, d_{j-1,i}*)的路径点,列车*i*在*j*站的到达时间表示为路径点(*j, i, a_{ji}*),在*j*站的车时间为路径点(*j, i, d_{ji}*),以此类推。

高铁行车调度的时间调整问题可以建模为:在(*j, i, t*)三维空间中,给定列车集合 $T = \{1, 2, \dots, M\}$ 的发车时间路径点集合 $\{(j-1, i, t) | i \in T, t \in \{1, 2, \dots, 1440\}\}$,从后继的路径点集合 $\{(j, i, t) | j \in \{2, 3, \dots, M\}, i \in T, t \in \{1, 2, \dots, 1440\}\}$ 中,为每个列车搜寻一条满足约束条件(2)~(6)的行车路径,并使得目标函数(1)最小化。值得指出的是,按照每天最多有1440个到发时刻来设置路径点,对于*M*个车站的线路,即使对单个列车调度而言,理论上路径的总数就可高达 1440^M ,这对于计算求解是个很大的挑战。为了提高算法的效率,本文首先利用高铁调度模型里的约束条件求出列车在每个车站实际到发时刻的可行路径点集合;然后利用蚁群算法在可行路径点集合空间里求出具体的出发或到达时刻。

2.2 基于到发时间可行范围的路径点生成

通过构建高铁调度的三维搜索空间和路径点,可以将高铁调度问题转换为适合蚁群优化的路径搜索问题。由于高铁调度是一个带约束的优化问题,地图空间上的任何一个坐标点不都是可行解的一部分,还有一个关键步骤是在所构造地图中生成可行的路径

点。本文基于约束条件(2)~(6),利用列车到发时间的可行范围来自动生成可行的路径点,缩小搜索空间,减少计算量。针对搜索空间巨大的挑战,本文提出的可行路径点动态生成算法可描述如下。

算法1 列车*i*在*j*站的可行路径点生成算法。

输入:初始晚点列车的晚点状态,包括晚点车站、晚点列车以及晚点时间等信息。

step 1: 确定列车*i*在*j-1*站的车发时间(*j-1, i, d_{j-1,i}*)。

step 2: 利用约束条件和已知的模型信息确定晚点列车*i*到达*j*站的可行路径点集合,即

$$a_{ji}^a = \{(j, i, t) | t \in [a_{ji}^-, a_{ji}^+]\}. \quad (7)$$

其中: a_{ji}^- 为列车*i*从(*j-1, i, d_{j-1,i}*)出发,到达*j*站的最早时间,由区间*j-1*的区间最小运行时间确定,有

$$a_{ji}^- = \max\{d_{j-1,i} + t_{j-1,i}^{run}, \max_{k \in \text{pre}(i)} (a_{jk} + I_{kij}^a)\}, \quad (8)$$

$\text{pre}(i) \subset T$ 是先于列车*i*到达车站*j*的前序列车的集合, I_{kij}^a 是列车*i*和列车*k*在*j*站的到达间隔约束;列车*i*到达*j*站的最晚时间 a_{ji}^+ 定义如下:

$$a_{ji}^+ = d_{j-1,i} + \varphi_{j-1,i}. \quad (9)$$

这时列车*i*已经晚点,需要赶点以恢复到原行车计划,因此,通常情况下需要比原计划的区间运行时间 $\varphi_{j-1,i}$ 更短才行。对于更加复杂的情况,该到达时间的上限 a_{ji}^+ 可进一步放宽,上述过程的示意如图3所示。

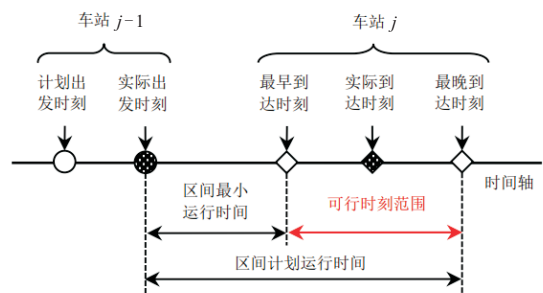


图3 确定列车可行时刻范围

step 3: 类似地,利用最小停车时间和发车间隔约束条件确定列车*i*在*j*站的可行发车路径集合 A_{ji}^b ,即

$$A_{ji}^b = \{(j, i, t) | t \in [b_{ji}^-, b_{ji}^+]\}. \quad (10)$$

其中: b_{ji}^- 为列车*i*在*j*站的到达时刻(*j, i, d_{ji}*),加上在*j*站停留的最小时间,由车站*j*的站内最小作业时间确定,有

$$b_{ji}^- = \max\{a_{j-1,i} + t_{ji}^T, \max_{k \in \text{pre}(i)} (d_{jk} + I_{kij}^d)\}, \quad (11)$$

$\text{pre}(i) \subset T$ 是先于列车*i*到达车站*j*的前序列车的集合, I_{kij}^d 是列车*i*和列车*k*在*j*站的出发间隔约束;列

车 i 到达 j 站的最晚时间 b_{ji}^+ 定义如下:

$$b_{ji}^+ = a_{ji} + \gamma_{ji}. \quad (12)$$

在与其他列车没有冲突的前提下,通过晚点列车 i 在车站 j 以最小停站时间 γ_{ji} 停留来充分利用站内的冗余时间,尽可能恢复图定行车计划.

本文将基本蚁群算法求解旅行商问题中针对路径的搜索映射到求解高铁调度问题中对时间的搜索,形成了“时间=空间”转换.

3 参数自适应调整蚁群优化算法

在所提出解空间构造方法的基础上,本文提出一种针对高铁调度的参数自适应蚁群优化算法,主要是结合高铁调度问题自身的特性,对影响蚁群优化性能的挥发因子、启发式因子等关键参数进行自适应调整,从而进一步提高蚁群算法在求解高铁调度问题的收敛速度和搜索性能,兼顾算法的计算速度和解的质量.

3.1 蚁群算法核心机制

蚁群算法里有两个重要的机制,也是蚁群算法的核心,分别是状态转移机制和信息素更新机制.

1) 状态转移机制.

状态转移机制根据列车在每个调整范围内各个时刻的概率通过一定方法选择具体到发时刻. 下面以列车 i 在 j 站 t 时刻发车,如何计算列车 i 到达车站 $j+1$ 的各个可行到达时刻 t_{next} 的概率为例进行说明,即从路径点 (j, i, t) 出发,选择 $(j+1, i, t_{\text{next}})$ 作为下一个路径点的概率. 首先将列车 i 自 (j, i, t) 节点出发到达 $(j+1, i, t_{\text{next}})$ 节点的路径所对应的信息素记为 $\tau_{ji}(t, t_{\text{next}})$,参照蚁群算法,选择该条路径的概率计算如下:

$$P_{ji}(t, t_{\text{next}}) = \begin{cases} \frac{\tau_{ji}(t, t_{\text{next}})^\alpha \mu_{ji}(t, t_{\text{next}})^\beta}{\sum_{x \in A_{j+1,j}^a} \tau_{ji}(t, x)^\alpha \mu_{ji}(t, x)^\beta}, & \text{可行点;} \\ 0, & \text{不可行点.} \end{cases} \quad (13)$$

其中: α 为信息启发式因子,表征信息素重要程度的参数; β 为期望启发式因子,表征启发信息重要程度的参数; $A_{j+1,j}^a$ 表示列车 i 在车站 $j+1$ 的可行到达时刻的集合,在计算出可行时刻范围内每个时间点的转移概率后,通过某种方法,比如轮盘赌法,选择具体的到发时刻; $\mu_{ji}(t, t_{\text{next}})$ 表示列车 i 在车站 j 从出发时刻为 t 的路径点 (j, i, t) 到 $j+1$ 站到达时刻为 t_{next} 的路径上的启发信息.

高铁实际调度中,有经验的调度员往往发挥重要

的作用,但在算法中调度员经验却无法有效集成. 本文将调度员经验引入算法中,设计与本文目标函数相关联的启发函数,其定义如下:

$$\mu_{ji}(t, t_{\text{next}}) = \frac{1}{t_{\text{next}} - t}. \quad (14)$$

不同的目标函数代表调度员的不同期望,所以启发函数也要针对目标函数来设计. 因为本文选取的是最常见的列车晚点时间作为目标函数,所以启发函数定义为路径时间的倒数,表示时间越短,调度员选择此路径的概率越大.

蚁群算法性能的好坏不仅与信息素 τ_{ji} 更新机制和启发函数 μ_{ji} 的设计密切相关,而且还受到启发式因子、信息素挥发因子等参数的影响.

2) 信息素更新机制.

本文按照全局信息素更新规则更新信息素,只有全局最优的那只蚂蚁才被允许更新信息素,即在所有蚂蚁构造完一个解后,利用所得到的最优解对信息素进行更新,更新规则如下:

$$\tau_{ji}^{n+1}(t, t_{\text{next}}) = (1 - \rho)\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}}) + \Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}}). \quad (15)$$

其中: n 表示迭代次数; ρ 表示信息素挥发因子,为了防止信息素的无限积累, ρ 取值 $(0, 1)$, 这样随着时间的推移,旧的信息素会逐渐淡化消失.

式 (15) 中 $\Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}})$ 表示第 n 次迭代结束时,从 (j, i, t) 到 $(j+1, i, t_{\text{next}})$ 的路径上的信息素改变量,其定义如下:

$$\Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}}) = \sum_{k=1}^K \Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}})_k. \quad (16)$$

$$\Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}})_k = \begin{cases} \frac{Q}{T_k}, & (t, t_{\text{next}}) \in \text{best route;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

其中: $\Delta\tau_{ji}^n(t, t_{\text{next}})_k$ 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径上的信息量; Q 表示信息素强度,是一个常数; T_k 表示当前总的晚点时间,由信息素更新机制可以看出 T_k 越小,解的质量越好,在该搜索路径上留下的信息素越多.

3.2 启发式因子组合 (α, β) 自适应调整

蚁群算法中,由于蚁群算法参数众多,且参数之间关联较为紧密,不同参数的取值与参数的组合对算法的性能和求解的效率有着至关重要的作用. 常见的蚁群算法中,信息启发式因子 α 、期望启发式因子 β 的取值通常在算法初始化时设定,在算法搜索过程中固定不变. 目前,已有的蚁群算法参数配置都是针

对特定模型来解决特定问题,如 Ant-Cycle 模型的最好参数配置范围是 $0 \leq \alpha \leq 5, 0 \leq \beta \leq 5$ ^[21-22]. 但是针对高铁调度模型,并没有现成的参数配置,所以需要通过数字仿真来确定合适的参数配置.

本文结合高铁调度问题,提出一种蚁群参数自适应调整方法:在早期阶段以启发式因子调整为主,利用启发函数所蕴含的调度员经验实现快速搜索;中后期以信息素利用为主,实现解质量的提升.

本文对启发式因子所涉及的两个参数进行改进,首先对判断条件定义如下:

$$F[t] - F[t-1] \leq \epsilon 1_p. \quad (18)$$

其中: ϵ 为阈值,是一个取值较小的标量; 1_p 是一个 p 维列向量,其所有元素取值均为 1; $F[t]$ 为 p 维向量,代表最近 p 次迭代的目标函数值,有

$$F[t] = [f^*[t-p-1], \dots, f^*[t-1], f^*[t]], \quad (19)$$

$f^*[t]$ 表示蚁群在第 t 次迭代中所搜索到的最佳目标函数值. 当式(18)条件满足时,对启发式因子进行调整,具体方案如下:

$$\begin{cases} \alpha[t] = \theta_1 \alpha[t-1], \\ \beta[t] = \theta_2 \beta[t-1]. \end{cases} \quad (20)$$

其中: θ_1 与 θ_2 的取值是一个常数,其具体值与后文 4.1.1 所统计的参数组合结果有关,其变化趋势为 α 、 β 分别从前期迭代的优质参数范围向后期迭代的优质参数范围靠近.

自适应调整信息启发式因子和期望启发式因子的目的是维持蚁群算法的收敛速度,同时克服局部最优以获得高质量解. 在算法的迭代初期,各个路径上的信息素初始值通常采用相同的取值,各路径之间的信息素差别不大,所以人为的经验和知识更为重要,有助于快速收敛;随着迭代次数的增加,蚁群对搜索空间的探索已经比较充分,信息素的不断更新对算法的影响越来越大,此时算法需要增加信息素的权重来提高算法的性能. 为提高收敛速度的同时,确保有较好的能力收敛于全局优化解,本文对信息启发式因子和期望启发式因子进行调节以提高算法的整体性能.

3.3 信息素挥发因子 ρ 自适应调整

当算法求得的目标函数连续 p 次迭代没有变化时,对信息素挥发因子做如下改进:

$$\rho(t) = \begin{cases} \theta \rho(t-1), & \theta \rho(t-1) \geq \rho_{\min}; \\ \rho_{\min}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (21)$$

其中: θ 表示一个常数,且 $\theta \in (0, 1)$; ρ_{\min} 是防止挥发因子过小而设置的下限. 当目标函数连续数次迭代

没有变化时,算法极可能停留在某局部最优解,所以需要算法进行优化. 在算法迭代初期,信息素权重相对于启发函数较小,所以信息素挥发因子较大;但是随着迭代次数的增加,蚂蚁未曾走过的路径上的信息素会随着信息素更新变得越来越小,甚至消失. 为了防止未曾有蚂蚁走过的路径上的信息素消失,增加算法的随机性能,对挥发因子进行如式(21)所示的改进.

3.4 改进蚁群算法的实现

为了提高算法前期的收敛速度与后期的随机性能,本文对蚁群算法进行改进.

算法步骤的具体描述如下.

算法2 高铁调度蚁群算法.

step 1: 模型初始化. 包括列车总数、车站总数、区间总数、晚点信息、约束信息以及计划运行时刻表等信息.

step 2: 参数初始化. 设置改进蚁群算法的各项参数,初始化蚁群系统. 主要包括蚂蚁个数、信息素强度、信息素挥发因子、最大迭代次数等参数.

step 3: 确定调整范围. 调用算法 1, 确定列车 i 在下一站的到达可行点范围 A_{ji}^a 或下一车站的出发可行点范围 A_{ji}^b .

step 4: 按照蚁群算法中的状态转移机制(式(13))计算可调整时间段内每个可行路径点的转移概率,利用轮盘赌法来选择具体的发车、到达时刻.

step 5: 完成一次迭代. 重复 step 3 和 step 4, 直到所有蚂蚁都完成解搜索,得到 k 条路径及所对应的目标函数值.

step 6: 全局信息素更新. 在本次迭代获得的 k 个可行解中,找到其中的最优解,并利用最优解所对应的最优路径上的信息对其他路径上的信息素进行全局更新.

step 7: 参数自适应更新. 每次迭代后要判断是否满足改进蚁群算法的条件,若满足,则按照式(20)和(21)对算法进行改进,进行相应的参数调整.

step 8: 判断停止条件. 当算法满足最大迭代次数时,算法停止搜索,输出最优解.

4 仿真实验

本文选取典型的高寒高铁哈大线某调度区段的下行线路为运行场景进行实验验证. 该区段列车运行较为繁忙,行车密集,当某辆列车发生晚点时,晚点容易扩散,造成后继列车的连带晚点. 因此,此类区段对调度员的要求较高,大多数情况下人工调整的方案难以充分利用冗余时间,所以本区段适合验证所提出

的改进蚁群优化调度算法的有效性.

所选案例的运行场景中共有8个车站,仿真对象为20:00~22:30之间在线路上运行的若干列车,仿真验证场景的各车站的最小停站时分和与各区间最小运行时分如表1所示.

表1 仿真场景参数配置表

车站ID	最小站时分	站间区间	区间最小运行时分
沈阳北高速场	1	/	/
六王屯线路所	1	1	9
铁岭西	1	2	4
开原西	1	3	8
昌图西	1	4	5
四平东	1	5	10
公主岭南	1	6	9
长春西	1	7	11

正常情况下,列车按照如图4所示的计划运行图正常运行.图4中:横轴表示列车运行的时间窗格,由二分格构成,即每个小格代表两分钟;纵轴代表车站信息;图中黑色曲线为列车的计划运行曲线.

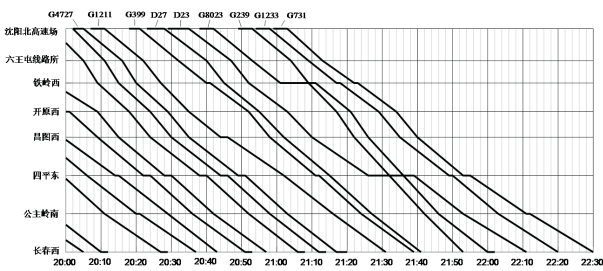


图4 列车计划运行图(基本图)

4.1 算法参数分析

本文通过实验仿真来验证所提出蚁群算法中各个参数对算法收敛的影响.首先选取3组典型的启发因子(α, β),在每组不同取值下,重复蚁群算法30次后对结果进行分析总结,3组不同取值下的算法收敛曲线(30组平均值)如图5所示.

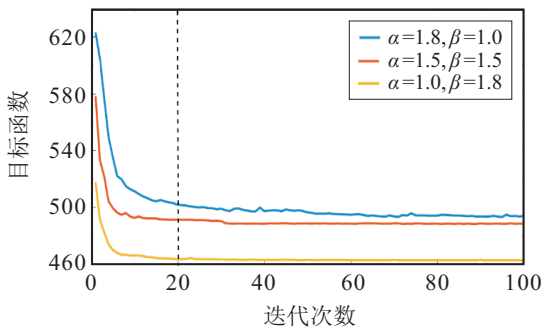


图5 算法收敛曲线(随机参数)

从图5中可以看出,在参数取值范围较大的情况下,尽管最终收敛值不同,但算法的总体收敛趋势较

为一致,前10次迭代目标函数变化最快,在第20次迭代时,算法的收敛值就比较稳定了,由此在将参数自适应调整的触发参数 ρ 设置为10,即连续10次迭代目标函数没有变化或者没有达到所设置的阈值时,应对蚁群算法的参数进行自适应调整.

4.1.1 (α, β)对算法性能的影响和最优取值

为了研究算法的迭代前期不同(α, β)参数值组合对算法的影响,在 $\alpha \in [1.0, 1.8], \beta \in [1.0, 1.8]$ 中以间隔0.01取值,在每个参数配置组合下重复30次.以前10次迭代的平均值作为评价指标,得到结果如图6所示.

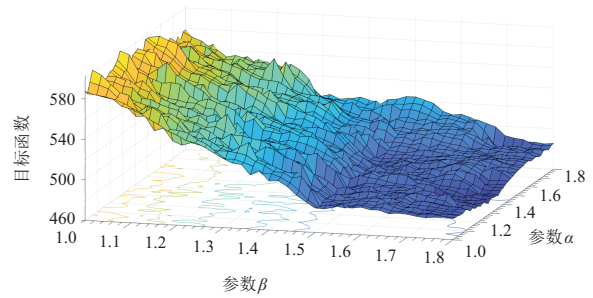


图6 算法在参数(α, β)影响下的初始收敛情况

图6中:黄色部分表示前10次迭代的目标函数平均值取值较大,表明算法没有收敛到更好的解;蓝色部分表示目标函数平均值较小,而且蓝色越深表示值越小,收敛结果越好.由图6可见,在 $\alpha \in [1.20, 1.44], \beta \in [1.68, 1.80]$ 时,蚁群算法前10次的平均值最小.因此,本文将自适应调整策略中的蚁群算法前期启发因子的取值设置为 $\alpha_1 = 1.3, \beta_1 = 1.8$,这样有助于在前期的收敛过程中收敛到一个较好的范围内.

为了研究不同(α, β)参数值组合对算法后期的影响,本文直接取(α, β)参数组合下的最终迭代次数 $N = 100$ 时的收敛值作对比,得到结果如图7所示.可见,在 $\alpha \in [1.00, 1.30], \beta \in [1.48, 1.56]$ 时,蚁群算法有较好的最优解.因此,自适应调整策略中的蚁群算法后期参数取值设置为 $\alpha_2 = 1.1, \beta_2 = 1.5$.

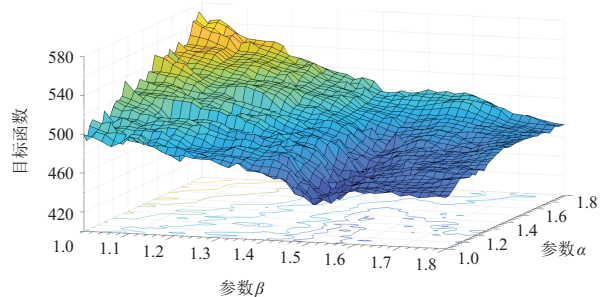


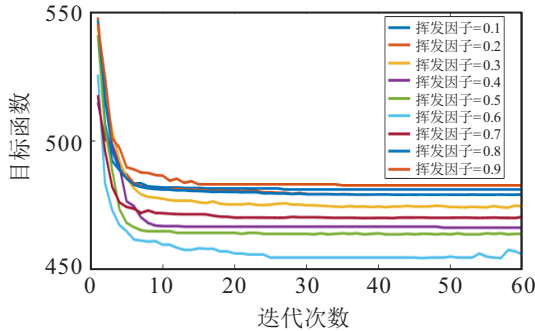
图7 算法在参数(α, β)影响下的最终收敛情况

根据本文算法的仿真验证,由图6、图7的数据结果,可以得到在高铁调度模型中迭代前期与迭代后期合适的 (α, β) 参数组合,不仅验证了算法设计中提出的参数自适应调整策略的有效性,而且使得本文提出的改进蚁群算法更适用于解决高铁调度问题。

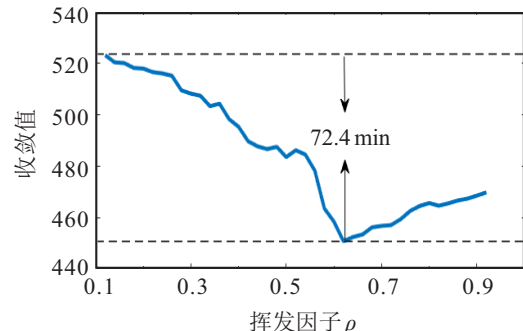
4.1.2 挥发因子 ρ 和蚂蚁数量 K

挥发因子和蚂蚁数量的取值对算法的收敛也有一定的影响,为了研究两种参数对算法的具体影响,将算法在每种参数取不同值下分别运行30次,

再对收敛数据取平均值,然后对其收敛曲线进行观察分析.图8(a)所示的是挥发因子参数的收敛情况,图8(b)所示的是蚂蚁数量参数的收敛情况.其中:图8(a1)和(b1)表示不同参数值下的算法收敛曲线,图8(a2)和(b2)是各个值下算法最终收敛值的变化情况.由图8(a)的结果可以看出,挥发因子的取值在0.6附近时算法会有较好的收敛结果,而且不同挥发因子取值下算法的收敛结果最大相差72.4 min,对算法收敛的影响较大。

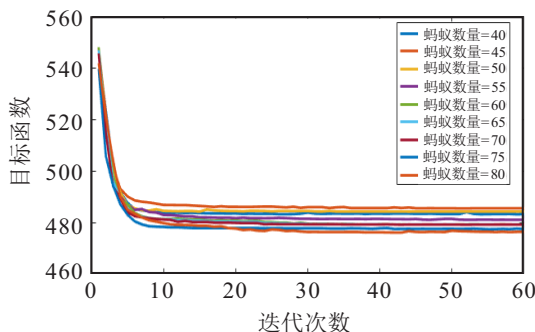


(a1) 算法收敛曲线

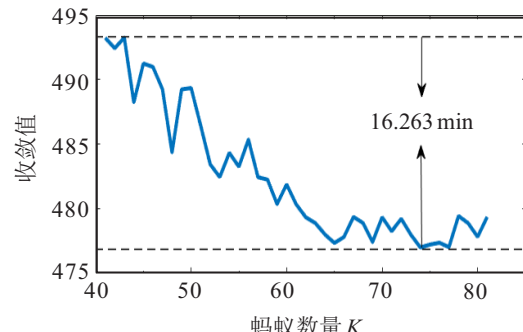


(a2) 算法收敛趋势

(a) 挥发因子 ρ 对算法影响的分析



(b1) 算法收敛曲线



(b2) 算法收敛趋势

(b) 蚂蚁数量 K 对算法影响的分析

图8 挥发因子 ρ 和蚂蚁数量 K 对算法收敛的影响

图8(b)的结果显示了蚂蚁数量 K 的不同取值下算法的收敛性能.总体而言:蚂蚁越多收敛效果越好,但超过65后,增加蚂蚁数目就不再影响收敛值了;而且,不同蚁群数目下,收敛值的最好值与最差值仅相差16.3 min,相比于启发因子和挥发因子,蚁群数据对算法收敛的影响相对较小,这也是本文未将蚁群数目作为影响蚁群算法性能的主要原因。

4.2 仿真结果

为了验证本文所提出的改进蚁群算法的有效性,设置如下两种模拟场景进行案例分析与验证。

场景1: 设G399次列车在沈阳北高速场晚点15 min,由于初始晚点列车晚点时间不长,并未造成行车顺序紊乱,采用后续列车顺延的调整策略进行列

车调整,导致后续数趟列车D27、D23和G8023等产生不同程度的连带晚点,算法得出的运行调整结果如图9所示。

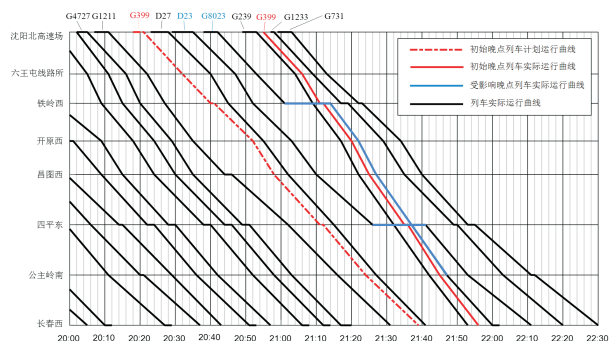


图9 列车实际运行图(场景1)

图9中:红色虚线表示初始晚点列车的计划运行曲线,蓝色实线表示受影响列车的实际运行曲线,其余黑色实线表示其他列车的实际运行曲线.受影响列车的具体晚点情况如图10所示.

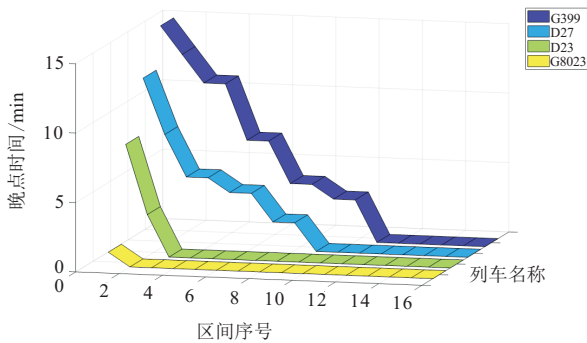


图10 受影响列车晚点时间统计(场景1)

场景1中受G399列车晚点的影响,共有4趟列车产生不同程度的晚点,其中G399晚点时间最长,晚点路程最长.由图10可以看出G399在区间11晚点时间为0min,直到第6站才恢复正常运行,后续的3趟列车也产生了不同程度的晚点,但在本调度台的调度范围内都及时恢复正常运行,此模拟场景验证了蚁群调度优化算法针对短时间晚点模型的有效性.

场景2:G399次列车在沈阳北高速场晚点34min,由于初始晚点列车晚点时间较长,造成了列车次序的紊乱,此时采用可越行的调整策略对列车进行调整,算法实际运行调整结果如图11所示.

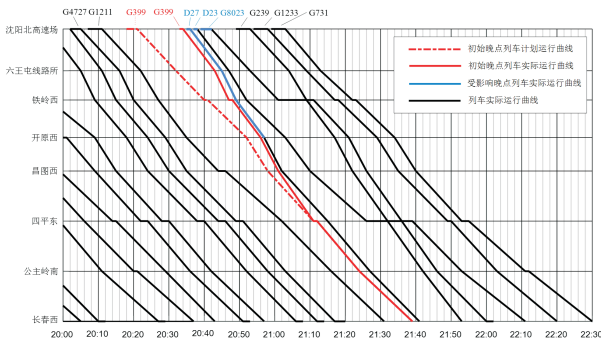


图11 列车实际运行图(场景2)

从图11中可以看出,由于G399列车晚点时间较长,后续的4趟列车为了减少不必要的晚点而对其产生越行,在G399的调整过程中,对各趟列车产生的影响如表2所示.

场景2中目标函数的最终解为449,即所有列车最优总晚点时间为449min.从表2可得,G399次列车在初始站晚点34min,按本文所提出算法对列车进行调度,晚点时间有大幅度减小,但是在终点站仍然晚点17min.在前两站G399对其他列车并没有产生影响,而在铁岭西车站,为了给G399提供越行空间,让

表2 场景2列车晚点情况统计

车站ID	G399	D27	D23	G8023	G239
沈阳北高速场	37	0	0	0	0
	34	0	0	0	0
六王屯线路所	34	0	0	0	0
	34	0	0	0	0
铁岭西	31	0	0	0	0
	31	0	0	3	0
开原西	28	0	0	1	0
	28	0	0	1	0
昌图西	27	0	0	1	0
	27	0	0	1	0
四平东	24	0	0	2	0
	24	0	1	2	0
公主岭南	21	0	0	1	0
	21	0	0	1	0
长春西	17	0	0	0	0
	17	0	0	0	0

其能够在下一个区间充分利用冗余时间缩小其晚点时间,G8023列车在铁岭西车站多停留3min,进而导致G8023列车后续4个车站分别产生晚点.同样在四平东车站,D23次列车多停留1min,但是D23次列车在下一站就恢复了正常运行.

4.3 算法对比

为了体现本文所提出的改进蚁群算法的优越性,将改进蚁群算法与基本蚁群算法(基本ACO)和最大最小蚁群算法(max-min ACO)进行对比.由于改进蚁群算法中有两组 α - β 参数,通过 α - β 参数组合的统计分析,分别定义如下:参数组合1: $\alpha = 1.3, \beta = 1.8$;参数组合2: $\alpha = 1.1, \beta = 1.54$.保持其他参数值不变,在两组 α - β 参数下分别对基本ACO和max-min ACO进行运算,每种算法运行30次再对收敛结果取平均值后作对比,结果如图12所示.从对比结果可以看出,改进后算法的收敛结果更优,搜索效率更好.

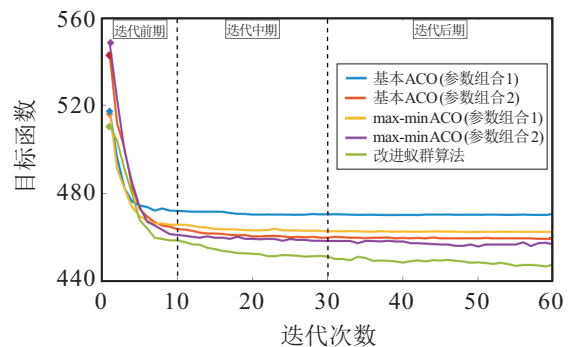


图12 算法仿真结果对比图(场景2)

为了更清晰地研究算法之间的差异性,本文将迭

代周期分成3段,如图12所示,分别对每个周期内的算法数据进行对比.为了清楚看到各个阶段算法的收敛速度和收敛值的变化,采用箱线图来对不同算

法的收敛数据进行统计分析,其中基本ACO和max-min ACO中的 α 、 β 分别取1.3和1.8,对比结果如图13所示.

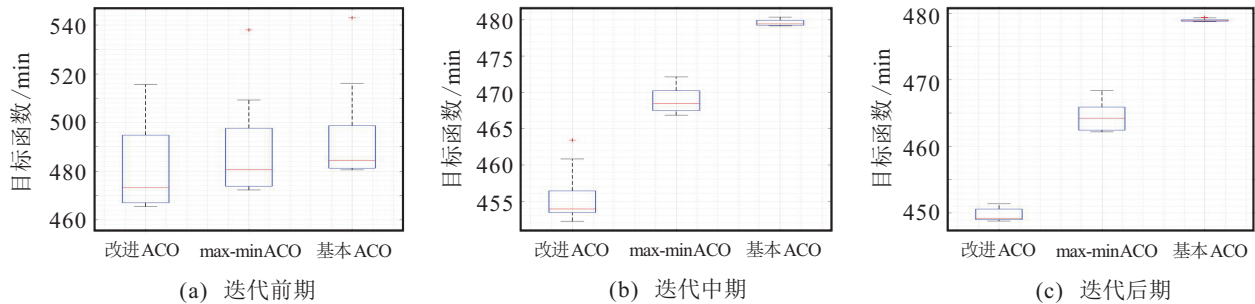


图13 算法仿真结果箱线图(场景2)

从箱线图的最大最小值能够看出在该迭代区间内算法的搜索范围和性能.箱线图中:蓝色方框代表大部分收敛值的取值范围,反映了算法搜索的随机性和搜索范围的覆盖能力,方框越大表明算法的随机性能越好,覆盖较大的搜索空间;红色横线表示收敛值的中位线,表示整体解的质量,中位线越低,表明大部分解的质量越高(收敛到了较小的值).图13(a)表示各算法迭代前期(前10次迭代)的收敛情况,在算法的初始阶段,本文所提改进算法的方框最大,中位线最低,表明所获得解的分布范围更广,且解的质量比其他两种算法更好;而max-min算法次之,基本算法则最差.图13(b)为算法迭代中期的统计结果,可以看出:基本ACO和max-min ACO的搜索随机性能已明显降低,趋于局部最优解的可能性增加;而改进ACO不仅保持较好的搜索性能,中位线也更低,解的质量也更高.图13(c)是迭代后期的算法对比,其中:改进ACO的收敛值已经明显优于其他两种算法,而且还能保持一定的探索性;其他两种算法已经几乎收敛到了局部最优.从而表明了改进算法的优越性,同时兼顾了收敛速度和解的质量.

5 结论

本文提出了一种改进蚁群算法来求解高速列车调度问题,减少了突发事件造成的影响,尽快恢复列车正常运行.通过两个不同场景的仿真实验,验证了算法的可行性,表明所提出的解空间构造方法和改进蚁群算法适用于高速列车调度问题的求解.通过与基本蚁群算法和最大最小蚁群算法对比验证了本文所提改进蚁群算法的有效性.本文只分析了列车在相同方向上运行的场景,但高铁调度中还有更为复杂的情况,如列车改按反方向运行或枢纽有交叉等.因此,在未来研究中将继续改进算法,研究出现单线封锁情况并执行反向行车时,通过扩维实现对上下行列

车在封锁区段的同时调度.

参考文献(References)

- [1] 中国铁路总公司. 高速铁路信号系统[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2013: 1-137.
(China Railway. High-speed railway signal system[M]. Beijing: China Railway Press, 2013: 1-137.)
- [2] 倪少权, 赵春雷, 庄河, 等. 计算机编制列车运行图原理与方法[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2017: 1-231.
(Ni S Q, Zhao C L, Zhuang H, et al. The principle and method of computer-aided train working diagram[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2017: 1-231.)
- [3] 赵辉, 代学武. 基于闭塞区间的高速列车运行时间与节能协同优化方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(3): 471-481.
(Zhao H, Dai X W. Cooperative optimization method for high-speed trains running time and energy saving based on block sections[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 471-481.)
- [4] Keivan Ghoseiri, Ferenc Szidarovszky, Mohammad Jawad Asgharpour. A multi-objective train scheduling model and solution[J]. Transportation Research Part B, 2004, 38: 927-952.
- [5] Wen C, Li J G, Peng Q Y, et al. Predicting high-speed train operation conflicts using workflow nets and triangular fuzzy numbers[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2015, 229 (3): 268-279.
- [6] D'Ariano A, Pranzo M, Hansen I A. Conflict resolution and train speed coordination for solving real-time timetable perturbations[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 208-222.
- [7] 庄河, 何世伟, 戴杨斌. 高速铁路列车运行调整的模型及其策略优化方法[J]. 中国铁道科学, 2017, 38(2): 118-126.
(Zhuang H, He S W, Dai Y C. Train operation adjustment

- model and strategy optimization method for high speed railway[J]. China Academy of Railway Sciences, 2017, 38(2): 118-126.)
- [8] Yue Y X, Wang S F, Zhou L S. Optimizing train stopping patterns and schedules for high-speed passenger rail corridors[J]. Transportation Research Part C, 2016, 63: 126-146.
- [9] 雷明, 孟学雷. 基于协同进化遗传算法的高速铁路运行调整研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2017, 14(6): 1137-1145.
(Lei M, Meng X L. High-speed railway operation adjustment based on co-evolutionary genetic algorithm[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2017, 14(6): 1137-1145.)
- [10] Wei S G, Yan X H, Cai B G, et al. Multiobjective optimization for train speed trajectory in CTCS high-speed railway with hybrid evolutionary algorithm[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(4): 2215-2225.
- [11] Wang K, Hu H T, Chen J Y, et al. System-level dynamic energy consumption evaluation for high-speed railway[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 3(5): 745-757.
- [12] Liu L, Dessouky M. A decomposition based hybrid heuristic algorithm for the joint passenger and freight train scheduling problem[J]. Computers & Operations Research, 2017(87): 165-182.
- [13] Yu S P, Lin B, Zhang T, et al. Dynamic scheduling method of high-speed trains based on improved particle swarm optimization[J]. 2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT). Singapore, 2018: 1-5.
- [14] Nikola Besinovic, Rob M P Goverde, Egidio Quaglietta, et al. An integrated micro-macro approach to robust railway timetabling[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2016(87): 14-32.
- [15] Adriana B, Marian B, Emil C. Gain scheduling controller design for wind systems using a data driven algorithm[C]. The 22nd International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC). Sinaia, 2018: 59-66.
- [16] Wen C, Javad L, Fu L P, et al. Data-driven models for predicting delay recovery in high-speed rail[J]. The 4th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). Banff, 2017: 144-151.
- [17] He B S, Song R, He S W, et al. High-speed rail train timetabling problem: A time-space network based method with an improved branch-and-price algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014(2014): 1-15.
- [18] Ning L B, Li Y D, Zhou M, et al. A deep reinforcement learning approach to high-speed train timetable rescheduling under disturbances[C]. 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Auckland, 2019: 3469-3474.
- [19] 王晓燕, 杨乐, 张宇, 等. 基于改进势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1775-1781.
(Wang X Y, Yang L, Zhang Y, et al. Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1775-1781.)
- [20] 刘遼, 刘三阳, 冯海林, 等. 一种基于分簇蚁群策略的无线传感器网络路由算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(6): 929-932.
(Liu K, Liu S Y, Feng H L, et al. An energy efficient routing algorithm based on clustering and ant colony optimization for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2012, 27(6): 929-932.)
- [21] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 1-446.
(Duan H B. Ant colony algorithms: Theory and applications[M]. Beijing: Science Press, 2005: 1-446.)
- [22] 柯良军. 蚁群智能优化方法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2017: 1-173.
(Ke L J. Ant colony intelligence optimization method and its applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2017: 1-173.)

作者简介

刘辉(1993—), 男, 硕士生, 从事高铁调度优化的研究, E-mail: liuhui_1205@163.com;

代学武(1976—), 男, 教授, 博士生导师, 从事动态系统鲁棒状态估计、无线传感测量与控制、工业物联网、高速列车智能调度等研究, E-mail: daixuewu@mail.neu.edu.cn;

崔东亮(1976—), 男, 讲师, 博士, 从事高铁智能调度的研究, E-mail: cuidongliang@mail.neu.edu.cn;

俞胜平(1976—), 男, 副教授, 博士, 从事列车调度指挥及优化控制等研究, E-mail: spyu@mail.neu.edu.cn;

李宝旭(1972—), 男, 高级工程师, 博士, 从事高铁调度等研究, E-mail: 1990686330@qq.com;

李建明(1980—), 男, 工程师, 学士, 从事列车调度与运行优化的研究, E-mail: 13998899895@163.com.

(责任编辑: 李君玲)