

基于着色旅行商问题的旅游路线规划

古婵, 付燕, 叶圣丽

引用本文

古婵, 付燕, 叶圣丽. [基于着色旅行商问题的旅游路线规划](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 231200072-8.

GU Chan, FU Yan, YE Shengli. [Tourism Route Planning Based on Colored Traveling Salesman Problem](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 231200072-8.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[零边界条件下一维非线性细胞自动机可逆性的判定算法](#)

Decision Algorithms for Reversibility of One-dimensional Non-linear Cellular Automata Under Null Boundary Conditions

计算机科学, 2024, 51(10): 330-336. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100207>

[基于改进自适应蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path Planning for Mobile Robots Based on Modified Adaptive Ant Colony Optimization Algorithm

计算机科学, 2024, 51(6A): 230500145-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500145>

[基于可逆元胞自动机加密的扩展码索引调制方案](#)

Extended Code Index Modulation Scheme Based on Reversible Elementary Cellular Automata Encryption

计算机科学, 2024, 51(6): 416-422. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300067>

[基于扰动时空混沌的三维OFDM星座加密方案](#)

Three-dimensional OFDM Constellation Encryption Scheme Based on Perturbed Spatiotemporal Chaos

计算机科学, 2024, 51(5): 390-399. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200169>

[离散事件系统弱可预测性的验证算法](#)

Verification Algorithm for Weak Prognosability of Discrete Event Systems

计算机科学, 2023, 50(11A): 220800224-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800224>

基于着色旅行商问题的旅游路线规划

古 婵 付 燕 叶圣丽

陕西科技大学电气与控制工程学院 西安 710021

摘要 研究旅游路线规划问题对推动城市旅游业的发展和提高游客体验至关重要,通常研究者将其抽象为着色旅行商问题进行探讨。然而,在求解大规模景点最优路线时,现有方法存在求解灵活性差和收敛速度慢等问题。因此,基于自动机探讨着色旅行商问题及其在旅游路线规划中的应用。首先,通过自动机建立景点路线图,利用分层自动机方法进行分散化讨论;其次,利用其结构性灵活处理景点的选择并删除无效路径;最后,在简化后的模型上利用蚁群算法求解最短路线。实验选取了西安市内及周边景点作为样本数据,研究结果表明,与传统蚁群算法和模拟退火算法相比,所提算法降低了问题的复杂度,在有效范围内进行搜索,能够在20次迭代次数内收敛并求得最短路径,同时还可以根据游客个性化需求灵活规划合理的旅游路线。

关键词:着色旅行商问题;蚁群算法;自动机;旅游路线规划

中图分类号 TP301

Tourism Route Planning Based on Colored Traveling Salesman Problem

GU Chan, FU Yan and YE Shengli

School of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China

Abstract Studying the tourism route planning problem is crucial to promote the development of urban tourism and improve tourists' experience, which is usually explored as a coloring traveler's problem in abstraction by researchers. However, in solving the optimal routes for large-scale attractions, existing methods suffer from poor solution flexibility and slow convergence speed. Therefore, the coloring traveler problem and its application in tourism route planning are explored based on automata. Firstly, the roadmap of attractions is established by automata, and decentralized discussion is carried out by using the hierarchical automata method. Secondly, the selection of attractions is flexibly handled, and invalid paths are deleted by using its structural properties. Finally, the shortest route is solved by using ant colony algorithm on the simplified model. The experiment selects the attractions in and around Xi'an city as the sample data, and the research results show that, compared with the traditional ant colony algorithm and simulated annealing algorithm, the proposed algorithm reduces the complexity of the problem, searches within the effective range, and can converge and find the shortest path within 20 iterations, and it can also flexibly plan the reasonable tourist route according to the tourists' personalized needs.

Keywords Colored traveling salesman problem, Ant colony algorithm, Automaton, Tour route planning

1 引言

现代城市旅游业成为了许多地区经济的主要推动力,并朝着个性化、多样化和灵活化的方向发展。随着经济的快速发展,人们在旅行过程中有了更加个性化的需求。在这样的趋势下,传统的旅游路线规划方法已不适合现代旅游业的发展需求。因此,对个性化、灵活化的旅游路线的研究至关重要。

旅游路线规划问题本质上是一种旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP),它是一个典型的组合优化问题^[1]。目前,为了解决该问题设计的方法有遗传算法(GA)^[2]、粒子群优化(PSO)^[3]、模拟退火算法(SA)^[4]、蚁群算法(ACO)^[5]、分支定界法^[6-7]等。Lu等^[8]考虑道路交通和旅游景点因素对游客出行体验的影响,采用了Floyd算法求解城市近郊的最优旅游路线。Khamsing等^[9]考虑了家庭旅游路线规划问题,其目标是在最低旅行成本的前提下,最大化有关旅游地

点的整体满意度评分,采用了改进自适应大邻域搜索算法来寻找整体满意度评分和旅行成本的最优解。Forouzan-deh等^[10]研究利用人工蜂群算法和模糊多属性决策分析方法为游客推荐旅游目的地。Chen等^[11]通过遗传禁忌搜索算法,在考虑旅行意向特征的基础上,构建旅行路线选择方法,实现最佳路线推荐。Liang^[12]将旅游群体分为了红色考察团和普通游客,基于蚁群算法求解了最短旅游路线。Liang等^[13]提出了一种改进的蚁群优化算法,旨在解决旅游路线规划中过于追求最短距离而忽视游客体验的问题。该算法基于上下文感知机制,引入了信息素更新策略,以平衡路线距离和用户舒适度。与混合ACO算法相比,该算法收敛速度更快,但当景点规模大幅增加时,算法的效率仍需要进一步提高。Li等^[14]综合考虑游客的年龄、可接受游玩时间和游玩费用情况下,为最大化游客整体满意度,设计了一种基于知识的混合蚁群算法,引入了细菌觅食算法的机制,改善了算法的性能,并通过添加两

基金项目:国家自然科学基金(62003201)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62003201).

通信作者:古婵(jygch@126.com)

个知识模式提高了算法解的质量,但未讨论模型在不同游客偏好下的适应性和灵活性。由于蚁群算法的特性,蚂蚁的觅食行为与景区旅游者的行为类似^[15],在解决旅游路线规划问题时表现出良好的性能。然而,在面对大规模景点时,算法难以搜索到有效解决方案,且不易收敛。此外,大多数研究通常限定在特定任务的单一规划上,无法灵活地处理不同游客的个性化需求,并且传统方法很少考虑到景点之间的公共交通条件、景点临时关闭和天气等因素对路径是否可达的影响。因此,在综合考虑这些影响因素的情况下,需要灵活制定旅游方案,以满足不同游客需求并确保算法效率。

针对上述问题,将自动机理论引入旅游路线规划问题。自动机理论是离散事件系统中重要的建模和分析工具,有着强大的状态管理能力和结构灵活性^[16],在多个领域获得了广泛应用^[17]。例如,Reveliotis等^[18]基于自动机理论研究了自动制造系统的死锁问题,提出了死锁避免策略设计的解析方法。Chen等^[19]利用时间自动机探讨了物联网系统建模和模型检测的方法,通过温度感知管理系统验证该方法,结果证明了该方法在正确性、容错性和避免死锁方面的有效性。Tang等^[20]针对迷宫最短路径问题,提出了一种基于自动机的Dijkstra优化算法,对迷宫的可行块建立自动机模型,利用该模型的结构性质删除冗余状态,有效减少了在复杂迷宫中寻找最短路径时的冗余点和内存开销。在本研究中,将旅游路线规划问题视为离散事件系统,用自动机模型构建景点路线图。其中,每个旅游景点可以被视为系统中的一个状态,而游客从一个景点移动到另一个景点被视为一个事件。通过这一方法,可以灵活处理游客的个性化需求及路径可达性问题。

综上所述,该研究以着色旅行商问题(Colored Traveling Salesmen Problem, CTSP)为基础,提出一种基于自动机与蚁群算法的旅游路线规划方法。基于自动机建立景点路线图,将大规模的景点进行分层处理以缩小搜索空间;利用其结构性质灵活筛选满足游客需求的景点,并根据影响道路状况的因素找到无效路径后删除,使得算法在有效的空间中搜索;在简化后的模型中用蚁群算法求解最优路线。实验结果表明,该算法提高了搜索速度,让算法更快收敛,不会陷入局部最优,并为不同游客的旅游路线选择提供了切实可行的方案。

2 相关理论

2.1 蚁群算法

2.1.1 算法思想

蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)是一种模拟蚁群行为的优化算法,来源于对蚁群寻找食物的行为模式的观察和研究^[21]。蚂蚁通过释放信息素进行信息传递和交流。蚂蚁在其经过的路上分泌一种挥发性物质即信息素,后续的蚂蚁会根据信息素的强度选择下一步路径,并释放自己的信息素来影响蚂蚁的路径选择,形成一种基于信息素的正反馈机制,并通过该机制来寻找到达目的地的最短路径。因此,蚁群算法常用来解决TSP问题,而旅游路线规划是TSP问题的一个重要应用场景,因此,蚁群算法适合于解决旅游路线规划问题。

2.1.2 算法数学模型

在蚁群算法求解过程中,有两个核心机制,即路径选择和信息素更新。路径选择是指蚂蚁选择下一个城市时会综合考虑现有路径的信息素浓度和启发式信息,以决定其行进方向。信息素更新则发生在迭代的每个周期结束时,对所有路径上的信息素浓度进行调整。这包含了信息素的自然挥发,以防止过早收敛;蚂蚁根据其经过的路径释放新的信息素,以增强该路径对未来蚂蚁的吸引力。以TSP为例,描述该算法的数学模型。

假设有 n 个城市, $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 表示城市 i 到城市 j 之间的距离, $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻城市 i 到城市 j 路径上分泌的信息素含量。假设当前有 m 只蚂蚁,用 $P_{ij}^k(t)$ 表示 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率,则有:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & s \in allowed_k \\ 0, & s \notin allowed_k \end{cases} \quad (1)$$

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

$$d_{ij} = R \cdot \arccos(\sin y_i \cdot \sin y_j + \cos y_i \cdot \cos y_j \cdot \cos(x_i - x_j)) \quad (3)$$

其中, $allowed_k$ 用于存放蚂蚁 k 当前可选择的城市; d_{ij} 根据式(3)计算; x_i 和 y_i 为城市 i 的经纬度; x_j 和 y_j 为城市 j 的经纬度; η_{ij} 为启发式函数,通常取值为两城市 i, j 之间的距离 d_{ij} 的倒数,即式(2); R 为地球半径; α 为信息启发式因子; β 为期望启发式因子,用于体现信息素和启发式信息对蚂蚁决策过程的影响程度。采用禁忌表 $tabu_k(k=1, 2, \dots, m)$ 记录蚂蚁 k 当前已经走过的城市,防止蚂蚁重复访问城市,在初始时刻该表记录了出发城市。当 $tabu_k$ 包含了所有城市时,表示蚂蚁 k 已经访问了所有城市,形成了一次循环,即获得了TSP问题的一个可行解。当所有的蚂蚁完成一次迭代后,对所经过的路径按照式(4)进行信息素浓度的更新。

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若蚂蚁 } k \text{ 经过 } j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 从景点 i 到景点 j 的路径上释放的信息素; ρ 是信息素挥发系数,其取值范围为 $(0, 1]$; Q 是一个常数,表示蚂蚁循环一次释放的信息素总量。

2.2 自动机

2.2.1 自动机原理

自动机^[22]是一种形式化工具,通过状态集的可达性来定义形式化语言,包括状态和事件在内的基本元素,可用于描述离散事件动态系统(DEDS)^[23]。自动机的定义如下:

定义:自动机是一个五元组,可以用 $G=(Y, \Sigma, \eta, y_0, Y_m)$ 来表示。其中, Y 为有限状态集合; Σ 为有限允许输入符号集合或事件集合; η 为状态转移函数; $y_0 \in Y$ 为初始状态; $Y_m \in Y$ 为标记状态集。

$L(G)$ 表示自动机产生的语言, $L_m(G)$ 表示自动机的标识语言。给定任一初始状态 $y_0 \in Y$ 和输入符号串集合 Σ ,则自动机 G 产生的语言 $L(G)$ 定义为使状态转移函数 $\eta(\sigma, y_0)$ 有定义的输入符号串 $\sigma \in \Sigma$ 的一个集合,也即 $L(G) = \{\sigma \mid \eta(\sigma, y_0)\}$ 。自动机 G 的标识语言 $L_m(G)$ 定义为使状态转移函数

$\eta(\sigma, y_0)$ 属于标识状态集 $Y_m \in Y$ 的输入符号串 $\sigma \in \Sigma$ 的一个集合,也即 $L(G) = \{\sigma \mid \eta(\sigma, y_0) \in Y_m\}$ 。如果自动机的有限状态集的任一状态均为初始可达,且有限自动机 G 产生的语言 $L(G)$ 的任一符号串均可构成自动机 G 的标识语言 $L_m(G)$ 中某个符号串前缀,则称自动机是整齐的。

2.2.2 分层化监督控制

分层结构是执行一系列复杂任务的动态系统控制的功能。根据范围,通常可以将其描述为控制行动的一部分和通过分层进行伴随信息的处理。控制行动的范围由时间范围或者任务分解中其逻辑依赖性的深度来定义。一般而言,控制及其相关子任务的时间范围越广,或者对其他控制和子任务的逻辑依赖性越深,在层次结构中驻留得越高。通过对自动机的扩展,将离散事件系统中的层次结构形式化。设置如下:两个层级的控制结构,低层级执行器 G_{lo} 和控制器 C_{lo} ,以及高层级执行器 G_{hi} 和控制器 C_{hi} 。分层控制结构如图 1 所示。

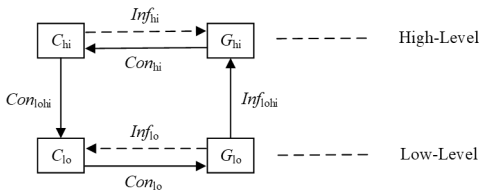


图 1 分层控制示意图

Fig. 1 Schematic diagram of layered control

G_{lo} 是现实世界中由操作员 C_{lo} 控制的实际设施;而 G_{hi} 则是 G_{lo} 的一个抽象简化模型,由管理者 C_{hi} 在理想世界中用于决策,模型 G_{hi} 通过标记为 Inf_{lohi} (“从低到高的信息”)的信息通道(或映射)从 G_{lo} 到 G_{hi} 不时地被刷新或更新。另一个信息通道 Inf_{lo} (“低级信息”)提供来自 G_{lo} 到其控制器 C_{lo} 的常规反馈, C_{lo} 随后通过标记为 Com_{lo} (“低级控制”)的控制通道对 G_{lo} 施加常规控制。回到高级层面,我们认为 G_{hi} 具有控制结构,根据这种结构, C_{hi} 试图通过控制通道 Com_{hi} (“高级控制”)控制 G_{hi} 的行为是合理的,这是基于通过信息通道 Inf_{hi} (“高级信息”)从 G_{hi} 接收的反馈。实际上, C_{hi} 以这种方式行使的控制只是虚拟的,因为 G_{hi} 的行为完全由 G_{lo} 的行为决定,这是通过 Inf_{hi} 介导的更新过程实现的。然而,这一结构通过连接 C_{hi} 与 C_{lo} 的命令通道 Com_{hilo} 完成。 Com_{hilo} 的功能是将管理者的高级控制信号作为命令传递给操作员 C_{lo} , C_{lo} 必须将这些命令转换(编译)为相应的低级控制信号,这些信号将通过 Com_{lo} 激活 G_{lo} 。 G_{lo} 中的状态变化最终将通过 Inf_{hi} 以摘要形式传递给 G_{hi} 。随后更新 G_{hi} ,并通过 Inf_{hi} 向 C_{hi} 提供适当的

反馈。通过这种方式,层级循环被关闭。前向路径序列 $Com_{hilo};Com_{lo}$ 通常被指定为“命令和控制”,而反馈路径序列 $Inf_{hi};Inf_{lo}$ 可以被称为“报告和建议”。

3 旅游路线规划问题描述

3.1 旅游问题

游客来到一个陌生的城市旅游时,在众多旅游景点中应如何选择目的景点并合理安排景点访问顺序,使得在一些约束条件下获得最佳的旅行体验?首先,景点可以按照多种类型进行分类,如景点级别:5A,4A,3A;景点主题类型:历史建筑与文化,自然风光,博物馆等。游客可以根据兴趣、偏好、时间费用等因素选择合适的景点。其次,安排访问顺序的过程中需要考虑到多个因素的影响,如出行方式、季节、天气、景点突然关闭等,然后合理地安排每个景点的停留时间及访问顺序,找到一条最佳的旅行路线。

在面对游客个性化需求,如何选择目的景点并合理安排景点访问顺序的问题中,涉及到多个方面,其中 CTSP 问题为解决这一问题提供了一种有效的数学模型。CTSP 是 TSP 问题的一种变体,通过引入颜色约束,为旅行商在城市间的访问设置了更为灵活的规则。在 CTSP 的框架下,可以更好地考虑景点的多样性和分类,以满足游客的个性化需求并提高旅游体验。

3.2 出行方式

根据景点之间的距离选择出行方式,距离单位为 km。若景点之间的距离在 $(0, 2]$ 内,则考虑步行。若距离在 $(2, 15]$ 内,追求经济性的游客,则考虑公交或者地铁出行;在旅游中对舒适度要求高的游客,则考虑出租车。若两个景点之间距离太远或者不在同一个市或县,由于交通条件的影响,只能选择高铁、火车和飞机出行。

3.3 景点样本数据

选择西安市内和周边的 22 个景点为样例数据,其中包括西安北站和西安火车站。通过百度地图获取景点数据,包括经纬度信息、景点类型等。景点的类型主要分为历史建筑与文化、历史遗迹、宗教、自然风光、购物与美食、博物馆和主题公园,将这 7 种景点类型作为个性化旅游类别。各景点的分类:历史建筑与文化 = {大唐不夜城,鼓楼,大雁塔,黄帝陵,钟楼,长乐门},历史遗迹 = {兵马俑,华清宫},宗教 = {广仁寺,大清真寺},购物与美食 = {小寨,永兴坊,回民街},主题公园 = {大唐芙蓉园,大明宫遗址公园},博物馆 = {张学良公馆,西安碑林博物馆,陕西历史博物馆},自然风光 = {壶口瀑布,华山}。各景点的经纬度信息如表 1 所列。

表 1 各景点经纬度信息

Table 1 Longitude and latitude information of each scenic spot

景点名称	经度/(°E)	纬度/(°N)	景点名称	经度/(°E)	纬度/(°N)
大唐不夜城	108.97056	34.22078	广仁寺	108.93244	34.28049
鼓楼	108.94996	34.26642	永兴坊	108.97638	34.27092
华清宫	109.22162	34.36405	回民街	108.95014	34.26683
张学良公馆	108.97360	34.26370	钟楼	108.95351	34.26562
大雁塔	108.97060	34.22442	小寨	108.95474	34.22988
大清真寺	108.94634	34.27049	西安碑林博物馆	108.95914	34.26019
大明宫遗址公园	108.96990	34.29863	陕西历史博物馆	108.96150	34.23052
长乐门	108.97857	34.26569	大唐芙蓉园	108.970581	34.211678
黄帝陵	109.27632	35.59134	壶口瀑布	110.47329	36.07729
兵马俑	109.28853	34.39202	华山	110.07303	34.49765
西安火车站	108.96905	34.28522	西安北站	108.94542	34.38103

4 自动机模型与蚁群算法

基于自动机建立蚂蚁搜索的路线图。用图的节点作为要访问的景点,图的边表示路段,蚂蚁在该图上根据信息素来移动方向。每只蚂蚁根据轮盘赌方法选择下一步要走的节点,当蚂蚁完成路径选择后,信息素会在路径上进行更新,蚂蚁根据信息素的浓度再次进行路径选择。通过不断地迭代求解,最终蚂蚁会找到最优的路径。

4.1 自动机模型的建立

自动机为一个五元组,由状态集 Y 、事件集 Σ 、状态转移函数 η 、初始状态 y_0 和标识状态 Y_m 组成。在访问 n 个景点中,寻找从起始点出发,只经过其他景点一次,最终回到起点的可行路线。每个景点对应自动机的一个状态,景点之间的移动对应自动机的事件,发生一次事件,表示从当前景点转移到下一个景点,一个可行路线对应一个标识语言 $L_m(G)$ 。在两个城市之间的移动,需要知道景点之间的距离,因此,将景点之间的距离作为权值 w 引入自动机中得到带权自动机,用六元组 $G=(Y, \Sigma, \eta, w, y_0, Y_m)$ 表示。其中, Y 为所有状态集合; Σ 为事件集合; η 为状态转移函数; w 为 $(y_i, y_j) \rightarrow d_{ij}$; $y_0 \in Y$ 为初始状态; $Y_m \in Y$ 为终止状态集合。

状态 y_i 对应景点 i , 状态集合 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 即景点集。状态之间的转移:若从 y_i 转移到 y_j , 表示从景点 i 出发访问景点 j , 称发生了事件 e_{ij} , 因此, 事件集 $\Sigma = \{e_{12}, e_{13}, \dots, e_{ij}\}$; w 表示 y_i 到 y_j 的距离成本 d_{ij} 。

4.2 分层分区研究

在对 n 个景点进行旅游路线规划时,从起点出发,遍历一遍剩下的城市,最终回到起点,有 $(n-1)!$ 条路线。然而,当 n 很大时,景点之间的路径有无数条,蚂蚁在遍历搜索空间庞大,计算复杂度,搜索速度慢,甚至可能陷入局部最优解。因此,利用自动机的分层分区方法将旅游路线规划问题层次结构化,并根据景点地理位置或者景点之间的距离将其划分为多个区域来构造高层次结构即区域层,这些区域内的景点构成低层次结构即景点层。将原来的路线规划问题转换成在多个低层次区域和一个高层次区域中搜索,使得大规模复杂的问题简单化,以此提高算法搜索效率。

4.2.1 景点路线自动机模型

不同的游客在旅行过程中,对景点的选择有着个性化和多样化的要求,因此可以根据游客的不同需求对景点进行分类,比如景点的主题类型、景点的级别、景点的热度好评度等。因此,在建立景点层的自动机模型时,根据景点的不同类型给节点着上不同的颜色,可直观地看出不同类型的景点分布,通过自动机结构特性快速地筛选出满足不同游客偏好类型的景点,用集合 S_{target} 表示其偏好景点类型的颜色。根据游客偏好筛选景点如算法 1 所示。

算法 1 根据游客偏好筛选景点

输入:所有景点的自动机模型,游客偏好的景点颜色集合 S_{target}

输出:筛选后的自动机模型及景点集合

1. for $i=1$
2. if y_i 的颜色属性 in S_{target}
3. 保留 y_i
4. else
5. 删除 y_i 及与 y_i 连接的边
6. $i++$
7. until $i=n$

例如,以西安市内外 22 个景点为例,景点路线的带权自动机模型如图 2 所示。假设游客只想要访问自然风光、博物馆、宗教类型的景点,通过算法 1 选出满足游客偏好类型的景点,如图 3 所示。同样地,可以根据景点等级、景点热度建立带权自动机模型。

在图 2 中, y_1, y_2, \dots, y_n 分别对应西安火车站、大明宫遗址公园、华清宫、兵马俑、钟楼、鼓楼、大清真寺、回民街、广仁寺、西安北站、西安碑林博物馆、张学良公馆、长乐门、永新坊、小寨、大唐不夜城、大唐芙蓉园、大雁塔、陕西历史博物馆、黄帝陵、壶口瀑布、华山,西安火车站既为起点又为终点,所以 y_0 和 y_m 都为 y_1 。

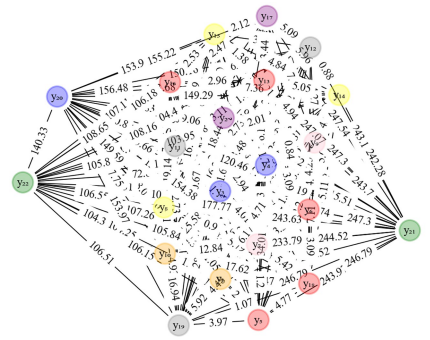


图 2 景点路线自动机模型

Fig. 2 Automata model of scenic spot route

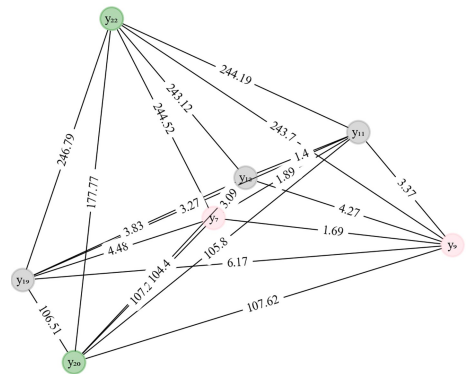


图 3 满足游客偏好的自动机模型

Fig. 3 Automata model to satisfy tourists' preferences

4.2.2 基于自动机构建分层分区模型

利用自动机的分层方法,将景点路线分为两层。首先根据景点距离或者地理位置划分 z 个区域即 $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_z\}$, 构成高层次结构,用 $G_{hi}=(Y_h, \Sigma_h, \eta_h, w, y_{h0}, Y_{hm})$ 表示。其中,每个区域 Q_i 包含 q 个景点,这些区域下的景点作为低层次结构,用 $G_{lo}=(Y_l, \Sigma_l, \eta_l, w, y_{l0}, Y_{lm})$ 表示,所研究的全部路线为 $G=(G_{lo}, \dots, G_{hi})$ 。因此,对于最优路线的求解,先找到区域之间的最优路线,并且将上一个区域的最优路线的最后一个景点作为下一个区域的起点,然后建立带权自动机模型,利用深度优先搜索算法求得每个区域内的最优路线,最终得到所有景点的最优路线。

以 3.3 节描述的 22 个景点为例,在高层次划分了 7 个区域,编号为 $Q_i (i=1, 2, \dots, 7)$, 即 $Q_1 = \{\text{西安火车站}\}$, $Q_2 = \{\text{华清宫, 兵马俑}\}$, $Q_3 = \{\text{钟楼, 鼓楼, 大清真寺, 回民街, 广仁寺}\}$, $Q_4 = \{\text{西安碑林博物馆, 张学良公馆, 长乐门}\}$, $Q_5 = \{\text{小寨, 大唐不夜城, 大唐芙蓉园, 大雁塔, 陕西历史博物馆}\}$, $Q_6 = \{\text{华山}\}$, $Q_7 = \{\text{黄帝陵, 壶口瀑布}\}$ 。因此,对图 2 所示的

$kHJI$ 景点路线用自动机的分层分区方法建立好的高层次路线如图 4 所示,部分低层次路线如 Q_1 区域的景点路线如图 5 所示。在图 4 中,节点对应区域,边的权值为两个区域的中心点之间的距离。将西安火车站所在的区即 Q_1 作为起始区域和终点区域,为防止区域被重复访问,给节点着上不同的颜色,除车站外,每个颜色的节点只能被访问一次。

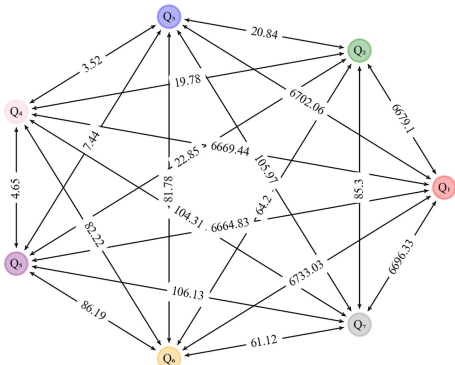


图 4 高层次 G_{hi} 自动机模型

Fig. 4 High-level G_{hi} automata models

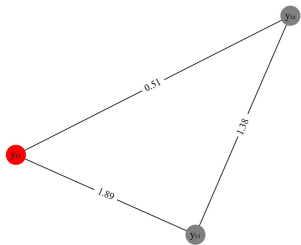


图 5 部分低层次 G_{lo} 自动机模型

Fig. 5 Partial low-level G_{lo} automata models

在自动机模型中,图的节点之间是否有连接,即区域之间是否有路径,可以通过邻接矩阵来表示,行和列数为图节点数,如果两个节点之间存在边,那么对应位置上的元素为 1,否则为 0。图 4 的邻接矩阵如下所示:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}_{7 \times 7}$$

4.3 无效路径的删除

n 个景点的路线方案有 $(n-1)!$ 种,并不是所有的方案都是有意义的,在进行旅游路线规划时,需要考虑多个因素的影响。其中,分析两个景点之间路径的可达性很重要,需要检查是否有无效路径的存在。如果在规划过程中未提前分析景点之间的通行情况,一旦遇到无法通行的路径,就可能需要进行迂回或调整计划,导致游客在实际旅途中面临时间和金钱的浪费。因此,在进行路线规划时,需要根据不同因素的影响找到无效路径并删除,以确保旅行顺利愉快地进行。

将景点之间的无效路径转换为分析区域之间的无效路径。假设区域 Q_i 与 Q_j 之间没有公共交通,在区域自动机模型中存在无效路径,则需要删除 Q_i 与 Q_j 之间的路径;若区域 Q_i 与 Q_j 之间只能乘坐火车、高铁或者飞机,为了减少车站的访问次数,设置车站访问优先级,选择离 Q_{i-1} 或者 Q_{j+1} 最近的

车站。同样地,若道路状况、天气等因素导致两个景点之间道路不通即存在无效路径,需要找到无效路径并删除。无效路径的删除如算法 2 所示。

算法 2 删除无效路径

输入:区域层自动机模型

输出:有效路径组成的区域自动机模型

1. for $i=1$
2. for $j=1$
3. if Q_i 与 Q_j 之间无路径 and 存在边 $\langle Q_i, Q_j \rangle$
4. 删除边 $\langle Q_i, Q_j \rangle$
5. $j++$
6. until $j=z$
7. $i++$
8. until $i=z$

通过删除无效路径以简化自动机模型,使得蚂蚁在有效解的空间中搜索,再利用蚁群算法求解最优路线,能够提高算法的计算效率,快速地找到最优解,确保旅行顺利进行。

例如,在图 4 中,通过查阅百度地图,黄帝陵、壶口瀑布与西安之间只能乘坐火车往返,所以 Q_6 与 Q_2, Q_3, Q_4, Q_5, Q_7 之间存在无效路径;因为某些景点可从西安北站和西安火车站出发,为防止访问西安北站和西安火车站次数过多,设定从西安北站出发到华山,再乘坐火车回到西安火车站,因此, Q_7 与 Q_2, Q_4, Q_5, Q_6 之间存在无效路径。为了减少遍历过程中访问西安火车站的次数,只有区域 Q_6 和 Q_7 可以回到 Q_1 ,所以将图 4 中的无效路径删除后,得到简化后的带权自动机模型,如图 6 所示。简化后的邻接矩阵如下所示:

$$A' = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{7 \times 7}$$

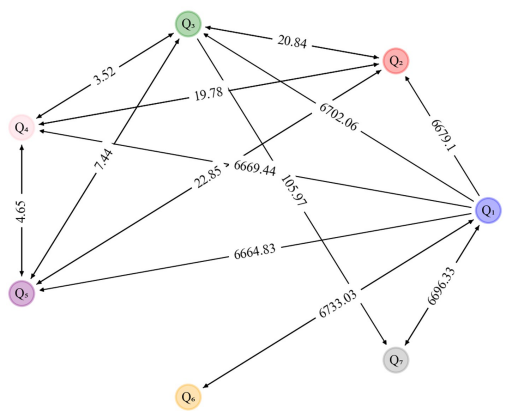


图 6 简化后的高层次自动机模型

Fig. 6 Simplified high-level automata model

4.4 基于蚁群算法的求解步骤

针对游客的个性化和多样化的需求,利用自动机与蚁群算法对 n 个景点求解最优旅游路线。首先基于自动机建立景点路线图并着色,利用自动机的结构灵活性,通过节点颜色属性筛选出满足游客偏好的景点。在进行分层规划后,利用交通条件、天气影响、景点临时关闭等影响因素作为约束条件删除无效路径,以此简化自动机模型,将解控制在有效范围

内。对于区域之间的路径,在简化后的模型中通过蚁群算法求得最优路线;对于区域内的景点路线求解,由于数量很少,建立好自动机模型后利用深度优先搜索算法求解。最优路线的具体求解步骤如算法 3 所示。

算法 3 基于自动机与蚁群算法求解最优路线

输入:简化的区域自动机模型的邻接矩阵 A' ;初始化蚁群算法各参数
输出:最优路线及最短路程

```

1. for i=1
2.   for j=1
3.     while  $tabu_k$  的长度不等于  $z$ 
4.       根据式(1)计算状态转移概率,使用轮盘赌方法选择下一个待访问区域  $Q$ ;更新  $tabu_k$ ,根据  $A'$ 更新  $allowed_k$ 
5.       利用自动机模型与深度优先搜索算法求解  $Q$  的最优路线
6.        $j++$ 
7.     until  $j=m$ 
8.     根据式(4)更新路径上的信息素
9.      $i++$ 
10. until  $i=N_{max}$ 
    
```

在进行计算之前,初始化蚁群算法的各个参数:蚂蚁数量 m 、信息素因子 α 、信息素挥发因子 ρ 、最大迭代次数 N_{max} 、路径上的初始信息素含量 τ_0 等参数; z 表示区域数;将蚂蚁放置在出发区域,并添加到候选集合 $allowed_k$ 中,更新 $tabu_k$;若被选择区域 Q 在 $tabu_k$ 中存在,则不添加,否则添加到 $tabu_k$ 中。

在建立被选择区域 Q 内的景点路线自动机模型时,将上一个区域的最优路线的最后一个景点作为区域 Q 的起点,然后利用深度优先搜索算法求得区域 Q 的最优路线。初始区域内景点的最优路线同样通过建立自动机模型并用深度优先搜索算法求得。在简化后的区域自动机模型中应用该方法与蚁群算法,最终可以得到所有景点的最优路线。因此,利用自动机改进蚁群算法的流程图如图 7 所示。

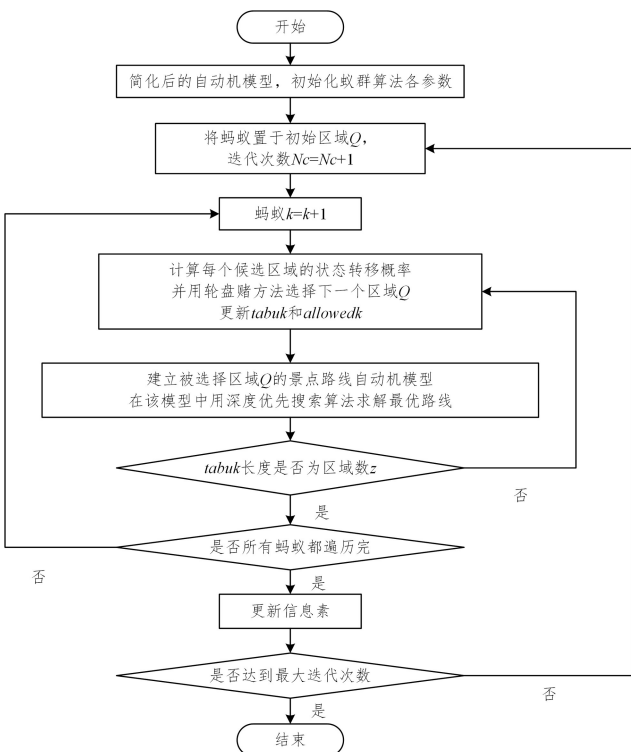


图 7 改进蚁群算法流程图

Fig. 7 Improved ant colony algorithm flowchart

5 实验分析

5.1 案例情景

假设游客 A 和游客 B 来到西安旅游,游客 A 要求访问所有主题类型的景点,并对某些很感兴趣的类型主题景点进行深度游,而游客 B 只对历史建筑与文化、购物与美食和博物馆的景点感兴趣,都选择公共交通方式出行,并以最短路程为目的访问景点,最后回到出发景点。

5.2 实验设置

为了验证该研究方法的有效性,使用 PyCharm 软件进行实验,实验环境为 Win10 操作系统,同时,使用 Intel(R)Core (TM) i7-7500U CPU@2.70GHz/2.90GHz 的处理器和 8GB RAM 来完成本次实验的验证。本次实验中蚁群算法的各参数的设置如表 2 所列。

表 2 实验参数设置

Table 2 Experimental parameters setting

参数名称	参数符号	参数值
蚂蚁数量	m	50
信息素因子	α	2
启发式因子	β	5
信息素挥发因子	ρ	0.7
信息素浓度初始值	τ_0	1
最大迭代次数	N_{max}	100

5.3 实验结果与分析

为游客 A 求 22 个景点的最优旅游路线。在简化后的带权自动机模型上,利用蚁群算法求得的最优路线为: $Q_1 \rightarrow Q_6 \rightarrow Q_1 \rightarrow Q_2 \rightarrow Q_4 \rightarrow Q_3 \rightarrow Q_7 \rightarrow Q_1$ 。对于区域 Q_2, Q_3, Q_4 和 Q_5 , 分别通过建立带权自动机求得最优路线,如表 3 所列。因此,22 个景点的最优路线如图 8 所示,最优路线: $y_1 \rightarrow y_2 \rightarrow y_3 \rightarrow y_4 \rightarrow y_{14} \rightarrow y_{13} \rightarrow y_{12} \rightarrow y_{11} \rightarrow y_{15} \rightarrow y_{19} \rightarrow y_{18} \rightarrow y_{17} \rightarrow y_{16} \rightarrow y_5 \rightarrow y_6 \rightarrow y_8 \rightarrow y_7 \rightarrow y_9 \rightarrow y_{10} \rightarrow y_{20} \rightarrow y_1 \rightarrow y_{10} \rightarrow y_{20} \rightarrow y_1 \rightarrow y_{21} \rightarrow y_{22} \rightarrow y_1$,即西安火车站→大明宫遗址公园→华清宫→兵马俑→永新坊→长乐门→张学良公馆→西安碑林博物馆→小寨→陕西历史博物馆→大雁塔→大唐芙蓉园→大唐不夜城→钟楼→鼓楼→回民街→大清真寺→广仁寺→西安北站→华山→西安火车站→黄帝陵→壶口瀑布,最短路程 821.66 km。

表 3 各个区域的最优路线

Table 3 Optimal routes for each region

区域	最优路线
Q_2	$y_2 \rightarrow y_3 \rightarrow y_4$
Q_3	$y_5 \rightarrow y_6 \rightarrow y_8 \rightarrow y_7 \rightarrow y_9 \rightarrow y_{10}$
Q_4	$y_{14} \rightarrow y_{13} \rightarrow y_{12} \rightarrow y_{11} \rightarrow y_{15}$
Q_5	$y_{19} \rightarrow y_{18} \rightarrow y_{17} \rightarrow y_{16} \rightarrow y_{15}$
Q_6	$y_{21} \rightarrow y_{22}$

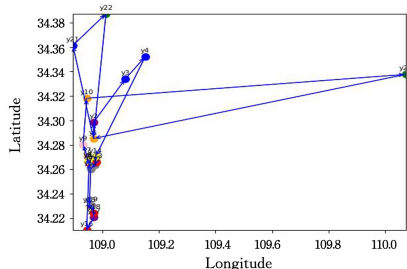


图 8 游客 A 的最优路线

Fig. 8 Optimal route for tourist A

为了验证本算法的性能,在相同实验环境下,与传统蚁群算法、模拟退火算法(SA)和哈里斯鹰算法(HHO)进行对比。HHO算法是一种新兴的群体智能优化算法,具有强大的全局和局部搜索能力和极快的收敛速度。实验中,对每个算法设置了100次迭代,得到的收敛情况如图9所示。从图中可以看出,这些算法均在100次迭代内收敛到最优解。与传统蚁群算法和模拟退火算法相比,本算法更容易跳出局部最优,避免早熟现象。本算法和HHO算法都能在20次迭代内找到最优解,但本算法在收敛速度上更快。实验结果表明,在相同条件下,本文算法性能更优,相较于其他算法能更快给出最优路线。

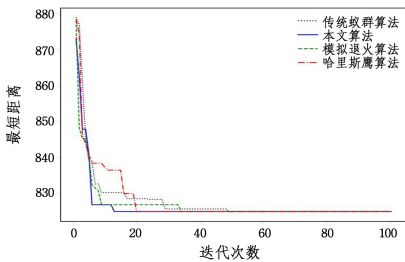


图9 游客A的收敛曲线

Fig. 9 Convergence curves for visitor A

另外,在相同的实验环境下,将算法独立运行了50次来验证本文算法的稳定性,得到的结果如图10所示。图中,横坐标表示每次运行结果得到的最短路径,纵坐标为这些值出现的频率,虚线表示得到最短路径的平均值。从图中可以看出,在821.66附近出现的值频率比较高,大多数结果都集中在平均值附近。得到的标准差为1.10,通过标准差与平均值的比值得到变异系数为0.13%。变异系数相对较低,表明大多数结果都集中在平均值附近,显示了结果的一致性和算法的稳定性。

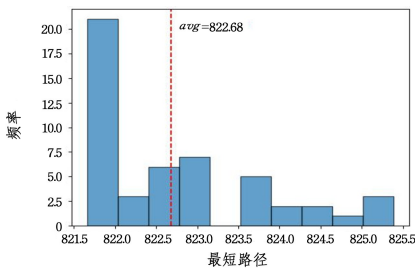


图10 算法结果直方图

Fig. 10 Algorithm result histogram

在图2的带权自动机模型中,通过节点的颜色属性筛选出满足游客B偏好的景点,如图11所示,求得的最优路线如图12所示。

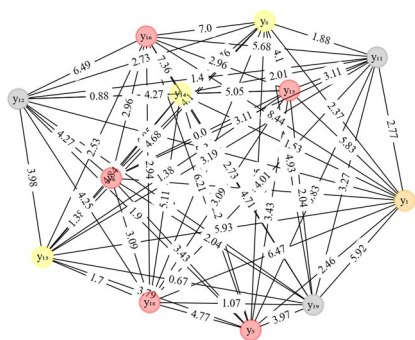


图11 景点筛选后的带权自动机模型

Fig. 11 Weighted automaton model after scenic spot screening

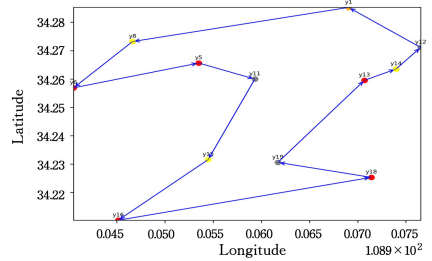


图12 游客B的最优路线

Fig. 12 Optimal route for tourist B

最短路径为100.60km,最优路线: $y_1 \rightarrow y_8 \rightarrow y_6 \rightarrow y_5 \rightarrow y_{11} \rightarrow y_{15} \rightarrow y_{16} \rightarrow y_{18} \rightarrow y_{19} \rightarrow y_{13} \rightarrow y_{14} \rightarrow y_{12} \rightarrow y_1$,即西安火车站→回民街→鼓楼→钟楼→西安碑林博物馆→小寨→大唐不夜城→大雁塔→陕西历史博物馆→长乐门→永新坊→张学良公馆→西安火车站。

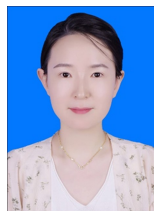
结束语 本研究针对个性化旅游路线规划问题,提出了一种基于着色旅行商问题和自动机理论的改进蚁群算法。通过建立景点路线的自动机模型并着色,灵活管理大量不同类型景点;利用自动机分层概念将问题分散化处理;并利用自动机的结构特性筛选符合游客偏好的景点,同时排除模型中存在的无效路径,使得算法在有效空间中搜索。

选取西安市内和周边的22个景点为样例数据,验证了本算法的有效性。与传统ACO,SA和HHO算法相比,本算法在处理游客个性化需求时更具灵活性,且能避免局部最优,更快找到最优路线;经50次独立运行,得到了较低的标准差(1.10)和变异系数(0.13%),表明其一致性和稳定性。研究表明,本文方法不仅能够提供有效的解决方案,在处理个性化旅游需求时还具有一定的灵活性。未来,将进一步研究动态化的旅游路线规划问题。

参考文献

- [1] KE L J. Ant colony intelligence optimization method and its application[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2017.
- [2] WANG Z,SHEN Y,LI S,et al. A fine-grained fast parallel genetic algorithm based on a ternary optical computer for solving traveling salesman problem[J]. The Journal of Supercomputing, 2023,79(5):4760-4790.
- [3] ZHENG R,ZHANG Y,YANG K. A transfer learning-based particle swarm optimization algorithm for travelling salesman problem[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2022,9(3):933-948.
- [4] CHERABLI M,OURBIH-TARI M,BOUBALOU M. Refined descriptive sampling simulated annealing algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. Monte Carlo Methods and Applications,2022,28(2):175-188.
- [5] LI S,LUO T,WANG L,et al. Tourism route optimization based on improved knowledge ant colony algorithm[J]. Complex & Intelligent Systems,2022,8(5):3973-3988.
- [6] BORIS M,ELENA M. On the classical version of the branch and bound method [J]. Computer Tools in Education, 2022(2): 41-58.
- [7] POIKONEN S,GOLDEN B,WASIL E A. A branch-and-bound approach to the traveling salesman problem with a drone[J]. INFORMS Journal on Computing,2019,31(2):335-346.

- [8] LU B C, YANG J Y, WANG X. Urban and suburban tourism route planning based on tourist experience [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science Edition), 2021, 40(10):161-170.
- [9] KHAMSING N, CHINDAPRASERT K, PITAKASO R, et al. Modified ALNS algorithm for a processing application of family tourist route planning: A case study of Buriram in Thailand[J]. Computation, 2021, 9(2):23.
- [10] FOROUZANDEH S, ROSTAMI M, BERAHMAND K. A hybrid method for recommendation systems based on tourism with an evolutionary algorithm and topsis model[J]. Fuzzy Information and Engineering, 2022, 14(1):26-50.
- [11] CHEN C, ZHANG S, YU Q, et al. Personalized travel route recommendation algorithm based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(3):4407-4423.
- [12] LIANG S. Research on Route Planning of Red Tourist Attractions in Guangzhou Based on Ant Colony Algorithm[J]. Automation and Machine Learning, 2023, 4(1):8-16.
- [13] LIANG S, JIAO T, DU W, et al. An improved ant colony optimization algorithm based on context for tourism route planning [J]. Public Library of Science One, 2021, 16(9):e0257317.
- [14] LI S, LUO T, WANG L, et al. Tourism route optimization based on improved knowledge ant colony algorithm[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(5):3973-3988.
- [15] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1):29-41.
- [16] RAMADGE P J G, WONHAM W M. The control of discrete event systems[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(1):81-98.
- [17] KHOUSSAINOV B, NERODE A. Automata theory and its applications[M]. Springer Science & Business Media, 2012.
- [18] REVELIOTIS S A, LAWLEY M A, FERREIRA P M. Polynomial-complexity deadlock avoidance policies for sequential resource allocation systems[J]. IEEE transactions on automatic control, 1997, 42(10):1344-1357.
- [19] CHEN G, JIANG T H, WANG M, et al. Research and application of timed automata modeling for Internet of Things systems [J]. Computer Applications and Software, 2021, 38(6):84-93.
- [20] TANG W, ZHAO J, GU C. Optimization of maze path planning solution algorithm based on automata [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2021, 41(5):92-100.
- [21] DORIGO M, BIRATTARI M, STUTZLE T. Ant colony optimization [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4):28-39.
- [22] WONHAM W M, RAMADGE P J. Modular supervisory control of discrete-event systems[J]. Mathematics of Control, Signals and Systems, 1988, 1(1):13-3.
- [23] ZHENG D Z, ZHAO Q C. Discrete event dynamic systems [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.



GU Chan, born in 1990, Ph.D, associate professor. Her main research interests include supervisory control of discrete event systems, state-tree structures, automata, and observability of discrete event systems.