

地铁站周边常规公交换乘站点 布局多目标优化模型

程国柱¹, 吕岩峰¹, 冯天军²

(1. 东北林业大学土木与交通学院, 哈尔滨 150040; 2. 吉林建筑大学交通科学与工程学院, 长春 130118)

摘要:为提升公共交通换乘效率,开展了地铁站周边常规公交换乘站点布局多目标协同优化研究。构建了考虑乘客换乘便捷性、出行时间成本和公交站点负荷均衡性3个主要目标的多目标协同优化模型,给出了基于社交蜘蛛优化算法(SSOA)的模型求解方法,引入动态学习率调整方法和帕累托最优解集对算法进行优化。案例分析结果表明,优化后最短路径平均缩小28.98%,最短路径时间平均缩小34.22%,站点平均负荷均衡性提升6.5%,说明该模型站点布局优化效果较好。

关键词:城市交通;地铁站;公交换乘站点布局;多目标协同优化;社交蜘蛛优化算法

中图分类号:U491 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)03-0711-14

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240908

Multi-objective optimization model for bus transfer station layouts around metro stations

CHENG Guo-zhu¹, LYU Yan-feng¹, FENG Tian-jun²

(1. School of Civil Engineering & Transportation, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 2. School of Transportation Science & Engineering, Jilin University of Architecture, Changchun 130118, China)

Abstract: To enhance the efficiency of public transit transfers, a multi-objective collaborative optimization study on the layout of regular bus transfer stations around subway stations was conducted. A multi-objective collaborative optimization model considering three main objectives: passenger transfer convenience, travel time cost, and bus station load balance, was constructed. A solution method based on the social spider optimization algorithm was provided, and dynamic learning rate adjustment methods and Pareto optimal solution sets were introduced to optimize the algorithm. The case analysis results show that after optimization, the average shortest path is reduced by 28.98%, the average shortest path time is reduced by 34.22%, and the average station load balance is improved by 6.5%, indicating that the model has a good optimization effect on station layout.

Key words: urban traffic; metro stations; bus transfer station layout; multi-objective collaborative optimization; social spider optimization algorithm(SSOA)

收稿日期:2024-08-17.

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金项目(2572023CT21);吉林省科技发展计划项目(20220402030GH).

作者简介:程国柱(1977-),男,教授,博士.研究方向:交通安全,智能交通系统.E-mail:guozhucheng@126.com

通信作者:冯天军(1978-),男,副教授,博士.研究方向:交通管理.E-mail:fengtianjun@jlju.edu.cn

0 引言

随着城市化进程的加速,城市公共交通系统在居民日常出行中的重要性日益凸显。地铁和常规公交作为城市公共交通的两大支柱,其协同运营对于提升整体交通效率、减少交通拥堵具有重要意义。尤其在大城市中,地铁和公交的高效衔接能够极大地提升乘客出行体验、降低换乘时间、提高公共交通的吸引力。

近年来,国内多个城市大力推进轨道公交“两网融合”,如北京市提出的目标是缩短接驳换乘距离,实现88%的公交站点与轨道车站出入口换乘距离小于50 m。然而,当前许多城市的地铁换乘站和公交站点布局存在一定的不合理性,导致乘客在换乘过程中耗费大量时间和精力,进而降低了公共交通系统的整体效率。特别是在特殊事件情况下,地铁和公交系统面临更大的挑战。如恶劣天气、大型活动或紧急情况等都会导致瞬时客流激增,如果地铁和公交站点布局不合理,将严重影响乘客的换乘效率,甚至可能引发安全问题。因此,研究如何优化地铁换乘站与公交站点布局,使其在常规和特殊情况下都能高效运行,具有重要的理论意义和实际价值。

多年来,国内外学者围绕地铁站点与地面公交站点之间开展了大量研究。在公交与轨道交通协同关系方面,相关研究聚焦于既有公交线路优化、接驳线路调整及新增接驳线路布设等方面,例如提出了以乘客延误成本和换乘成本最小为目标的时间同步优化法,以运营成本和乘客换乘时间最小为目标的公交与轨道交通衔接协调优化模型和以客流需求与系统供给能力之间的差值为基础的接驳公交的模糊综合评判数学模型^[1-3]。

在轨道交通与公共交通客流协同控制方面,相关研究包括以车站站台风险和车站客流强度控制的高峰期地铁上车客流控制模型^[4],列车时刻表与协同客流控制相结合的客流控制方法^[5]以及兼顾站台容量约束与客流调控的客流控制和列车时刻表协同优化模型等^[6]。

在轨道交通与公共交通站点布局方面,相关研究包括从收益角度设计高铁线路布局和车站位置规划模型^[7],从时空可达性角度设计城际铁路线网规划模型^[8],从线网结构角度提出城际铁路线网的布局方案以研究城市群城际铁路网规划等^[9]。

在优化模型算法方面,研究包括适用于公交线

网的优化启发式的遗传算法等经典算法的对比分析^[10];针对公交站点间距、轨道线路长度和发车频率的优化算法^[11];针对不同层次的网络和不同公共交通方式的多层次、多模式优化模型^[12];基于遗传算法接运线网设计分配模型^[13];针对建设总成本和车辆行驶成本的多等级充电站双目标优化选址模型^[14];针对网约车需求和供应与公共交通系统协调的双层增长模型等^[15]。

近年来,针对轨道交通、常规公交系统的优化算法模型研究进入快速发展阶段,如对遗传算法(Genetic algorithm, GA)的应用和改进^[16],遗传算法与灰狼算法的结合^[17],模拟退火算法(Simulated annealing, SA)对多目标优化问题的求解^[18],基于粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)的选址等^[19]。这些算法在交通运输系统优化方面都有较好的表现。

虽然围绕地铁公交站点的相关研究较多,但围绕地铁换乘站开展接驳公交站点布局优化的研究还不够深入,如换乘效率问题缺少对换乘系统优化的全面考虑,包括站间距、站型、站位以及交叉口的最佳设置位置等。本文综合考虑乘客出行时间、换乘时间等因素,构建了地铁换乘站与公交站点布局的多目标协同优化模型,基于改进的社交蜘蛛优化算法(Social spider optimization algorithm, SSOA)^[20]对模型进行求解,为相关研究提供了新的思路和方法。

1 问题定义及模型构建

地铁换乘站与公交站点的布局优化是城市规划中的一个关键问题,直接影响乘客的换乘便捷性、出行时间和公共交通系统的整体效率。优化站点布局不仅能提升乘客的出行体验,还能最大化地利用现有交通资源,从而提高整个城市交通网络的运行效率。

1.1 问题定义

本文核心问题是如何在固定的地铁站点和出入口位置基础上,通过优化公交站点布局,实现地铁换乘站与公交站点的协同优化,特别是在特殊事件和大客流情况下,确保系统高效运行和乘客便捷出行。

本文针对城市交通网络中的地铁换乘站与公交站点布局优化问题,通过调整公交站点的位

以下3个主要目标。

(1)最小化换乘步行距离。乘客在换乘过程中通常需要从地铁站步行至公交站点,或者反向行走。较短的步行距离不仅能提升乘客的出行体验,还能减少乘客在换乘过程中的时间损失。

(2)最小化整体出行时间成本。出行成本不仅包括乘客的时间成本,还涉及整个交通系统的运行效率。优化模型应力求最小化这些时间成本,进而降低整体出行成本。

(3)最小化公交站点负荷不均衡性。在城市交通网络中,公交站点的负荷分布不均衡可能导致某些站点过度拥挤,而其他站点利用率不足。优化模型应尽量实现各公交站点之间的负荷均衡,避免出现站点间负荷差异过大的情况。

1.2 模型构建

本文优化问题可表示为一个多目标优化问题。为描述这一问题,定义以下决策变量、目标函数和约束条件。

1.2.1 决策变量

公交站点位置集合 X 为:

$$X = \{X_{ij} | X_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i \in M, j \in N\} \quad (1)$$

式中: X_{ij} 表示候选位置*i*是否为地铁站*j*设置公交站点; M 为公交站点总数; N 为地铁站数量。

公交站点位置的选取主要参考国家标准《城市公共汽电车客运服务规范》(GBT22484-2016)以及广州、厦门、青岛等城市的相关规定:公交停靠站与轨道交通车站出入口之间的距离优先考虑50 m以内,困难条件下不应大于100 m;公交首末站距离轨道交通车站出入口应小于150 m;在平交路口换乘距离不应大于200 m,在立交桥区换乘距离不应大于300 m;相邻公交站点之间的距离不应小于200 m,以避免站点过于密集;候选站点应位于主干道或次干道旁,且不应妨碍交通流通,通常选择在道路宽度不小于12 m的路段;候选站点应远离十字路口至少50 m,以确保乘客上下车安全;每个候选站点位置须满足最小占地面积要求,通常不少于20 m²,以确保有足够空间容纳候车亭、站牌等设施。

地铁站点位置集合 Y 为:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \quad (2)$$

式中: y_j 为地铁站点的位置,这些位置在模型中是固定的,不参与优化。

1.2.2 目标函数

为了实现最优的站点布局,模型需要同时优化多个目标,具体如下所示。

(1)最小化换乘步行距离

换乘步行距离直接影响到乘客的出行便捷性。定义乘客换乘步行距离目标函数 Z_1 如下所示:

$$\min Z_1 = \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^{M_j} d_{jk} P_j T_k / \sum_{j=1}^N P_j \right) \quad (3)$$

式中: N 为地铁换乘站的总数; M_j 为地铁换乘站*j*周边的公交站点数量; d_{jk} 为地铁换乘站*j*到公交站点*k*的实际步行距离; T_k 为公交站点*k*的乘客流量(即该站点所有线路的刷卡数量之和); P_j 为地铁换乘站*j*的乘客进出站人数。

(2)最小化整体换乘时间成本

乘客的平均出行时间成本目标函数 Z_2 如下所示:

$$\min Z_2 = \left(\frac{1}{N_p} \sum_{p=1}^{N_p} (t_p^{\text{walk}} + t_p^{\text{wait}}) \right) \quad (4)$$

式中: N_p 为所有乘客的总人数; t_p^{walk} 为乘客*p*的步行时间,即从地铁站到公交站点的步行时间; t_p^{wait} 为乘客*p*的候车时间,即乘客在公交站点等待车辆到达的时间。

步行时间 t_p^{walk} 通过地铁站到公交站点的步行距离 d_p^{walk} 除以步行速度 v_{walk} 计算,如下所示:

$$t_p^{\text{walk}} = d_p^{\text{walk}} / v_{\text{walk}} \quad (5)$$

候车时间 t_p^{wait} 可以假设为公交线路的发车间隔 T_p^{interval} 的一半,因为乘客到站时间随机。其计算公式如下所示:

$$t_p^{\text{wait}} = T_p^{\text{interval}} / 2 \quad (6)$$

式中: T_p^{interval} 为乘客*i*乘坐的公交线路的发车间隔时间。

(3)最小化公交站点负荷不均衡性

目标是使所有公交站点的负荷更加均衡,即减少负荷的标准差。定义公交站点负荷不均衡性指标目标函数 Z_3 如下所示:

$$Z_3 = \sigma_L = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (L_i - \bar{L})^2} \quad (7)$$

式中: σ_L 为负荷的标准差,用于衡量公交站点负荷的分布均衡性; M 为公交站点的总数; L_i 为第*i*个公交站点的乘客负荷; \bar{L} 为所有站点的平均负荷。

$$\bar{L} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M L_i \quad (8)$$

1.2.3 约束条件

为确保优化结果的可行性,模型引入以下约束条件。

(1)服务距离限制。每个公交站点或地铁站的服务范围是有限的。设 D_{\max} 为最大允许的服务距离。为了保证乘客在合理的步行距离内完成换乘,对每个站点的换乘距离 d_{ij} 进行限制,如下所示:

$$d_{ij} \leq D_{\max}, \quad \forall i, j \quad (9)$$

(2)换乘站点数量限制 X_{ij} 。其计算公式如下所示:

$$\sum_{j=1}^N X_{ij} \leq C, \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (10)$$

式中: C 为地铁站可以处理的最大连接数。

1.3 数据处理及简化

为了将现实数据与优化模型有效结合,本文采用以下方法处理数据。

公交线路刷卡数据:将每个公交站点在不同时段的刷卡次数 $S_{i,t}$ 作为站点 x_i 在时段 t 的客流量代理变量。这一数据能反映出不同时段内公交站点的客流分布情况。

地铁换乘站分小时进出站客流数据:将地铁站点 y_j 在时段 t 的进出站客流量 $P_{j,t}$ 作为该站点在时段 t 的客流强度。这些数据可以帮助估算不同时段的换乘需求。

换乘需求估算:根据公交站点在时段 t 的刷卡数据和地铁站点在时段 t 的进出站客流数据比例估算时段 t 的换乘需求 $p_{ij,t}$,如下所示:

$$p_{ij,t} \approx M_{i,t} \times \frac{P_{j,t}}{\sum_{j=1}^m P_{j,t}} \quad (11)$$

式(11)假设公交站点的换乘需求与地铁站点在相同时段的客流量成正比,即换乘需求是公交站点在该时段的刷卡次数与地铁站点在该时段的客流量比例的乘积。

1.4 综合模型

通过综合上述目标函数和约束条件,确定最终优化模型是一个多目标优化问题,如下所示:

$$\min Z = \alpha Z_1 + \beta Z_2 + \gamma Z_3 \quad (12)$$

式中: α, β, γ 均为权重系数,用于调整不同目标的相对重要性。

通过SSOA可以在给定约束条件下寻找该模型的最优解,从而实现地铁换乘站与公交站点布局的最优化。

1.5 模型假设

为构建可行的多目标协同优化模型,本文基于以下假设。

(1)乘客出行行为假设

假设1 乘客在出行过程中倾向于选择距离最近的公交站点进行换乘。

假设2 乘客在地铁出站后,步行速度为均匀分布,平均值为5 km/h。

假设3 在大客流情况下,乘客的出行需求主要集中在特定的时间段和区域,换乘行为具有一定的规律性。

(2)站点布局假设

假设4 地铁站点和出入口的位置是固定的,不可调整。

假设5 公交站的位置可以通过优化调整,以提高整体系统的换乘效率。

假设6 不考虑公交站的位置调整对交叉口及周边道路交通流量的影响。

新的公交站点位置可能会改变行人和车辆的流动模式;可能会在某些路段增加车流,而减少其他路段的车流。如果优化后的公交站点距离交叉口更近,则会影响右转车辆的通行。公交车停靠时会暂时占用车道,影响交叉口的通行能力。车流模式的变化可能需要重新调整交通信号配时方案。

根据以上模型假设、数据处理方法,提出一个有效的公交站点与地铁换乘站布局优化模型,并通过SSOA求解该优化问题,以提升城市交通系统的整体效率和服务水平。

1.6 模型参数标定

模型参数的标定是整个优化过程的基础,它决定了优化结果的实际意义和有效性。在地铁换乘站与公交站点布局多目标协同优化模型中,关键参数包括换乘步行距离、整体出行时间成本以及公交站点负荷。以下是对这些参数标定的详细描述。

(1)换乘步行距离。该参数反映了乘客从地铁站到公交站点的步行距离。通过地理信息系统(Geographic information system, GIS)获取地铁站和公交站点的实际坐标,根据地理坐标计算出步行距离。具体而言,使用Haversine公式计算两个经纬度坐标点之间的直线距离,并作为换乘步行距离的标定依据。

(2)出行时间成本。出行时间成本不仅包括乘客的步行时间,还包括在公交站点的候车时间

和地铁站的候车时间。步行时间根据步行距离和假设的平均步行速度计算;而候车时间通常使用公交线路发车间隔时间的一半进行估算,确保模型能够反映实际的出行时间。

(3) 公交站点负荷。公交站点负荷是指每个站点的乘客数量,通常根据高峰时段的刷卡数据标定。为了获得准确的负荷数据,收集各个公交站点和地铁站点不同时段的客流量,进而计算每个站点的负荷分布。这些数据是模型中负荷均衡性优化的关键输入。

2 模型求解方法

SSOA 在解决多目标优化问题、组合优化问题及动态优化问题中表现出色,特别适用于公交站点与地铁换乘站布局优化这样具有高度复杂性和多维目标的城市交通问题。

2.1 算法原理

SSOA 的核心思想是利用个体间的协同效应增强群体的搜索能力。在地铁与公交站点的多目标协同优化中,雄性个体(地铁站点)通常是城市轨道交通网络的核心节点,具有强大的吸引力和稳定性;雌性个体(公交站点)则需要根据雄性个体的位置进行灵活调整,以便更好地服务乘客。

2.2 算法流程

(1) 初始化种群。首先,初始化群体 $P = \{s_1, s_2, \dots, s_K\}$, 其中, K 为群体规模,代表 K 个不同的公交站点布局方案,每个方案 s_k 是一个解向量,包含各公交站点的坐标信息;然后,为每个解计算其适应度值(即目标函数值)。

(2) 适应度评价。适应度函数 fitness 用于衡量每个公交站点布局方案在优化目标下的优劣。适应度函数通常与目标函数直接相关,如下所示: $fitness(x_i) = \alpha'Z_1(x_i) + \beta'Z_2(x_i) + \gamma'Z_3(x_i)$ (13) 式中: $Z_1(x_i)$ 、 $Z_2(x_i)$ 和 $Z_3(x_i)$ 分别为解 x_i 的 3 个目标函数值; α' 、 β' 和 γ' 均为目标函数的权重系数。在地铁和公交站点布局优化中,权重的设置可以依据实际需求进行调整。

(3) 协同更新。每个公交站点布局方案 x_i 从群体中选择一个或多个适应度较高的方案 x_j^{best} 作为学习对象,通过信息交换和学习调整自身位置。

在信息交换的基础上,个体 x_i 更新自身位置。更新策略可以是线性组合、非线性组合或通过引入随机扰动增强搜索多样性。

更新公式如下所示:

$$s_i^{new} = s_i + \eta \sum_{j=1}^1 k(s_j^{best} - s_i) \quad (14)$$

式中: s_j^{best} 为当前种群中适应度值较高的布局方案; η 为学习率。

(4) 适应度重计算。位置更新后,重新计算每个个体的适应度值,计算每个解的优劣,衡量其在换乘便捷性、出行时间成本、负荷均衡性等多个优化目标下的表现,如果新解的适应度优于原解,则用新解替代原解。适应度值越高,表示该布局方案在地铁和公交站点多目标协同优化中的表现越好。

(5) 终止条件。终止条件包括:①达到预设的最大迭代次数;②群体的适应度值在若干次迭代中没有显著变化(表示算法已经收敛);③达到预期的目标函数值。

SSOA 计算流程如图 1 所示。

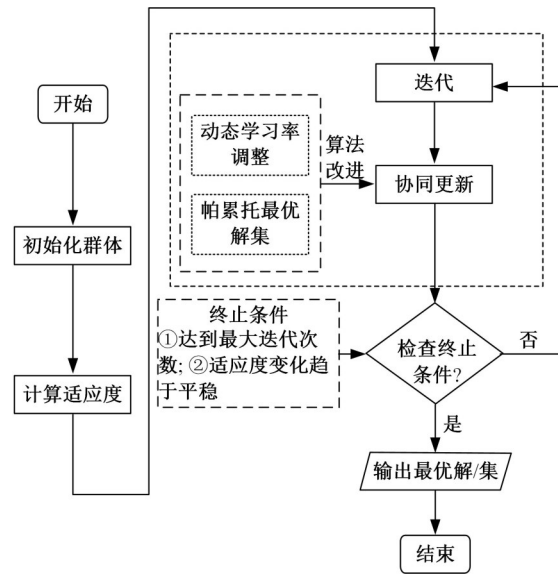


图 1 社交蜘蛛优化算法(SSOA)计算流程

Fig. 1 Calculation process of social spider optimization algorithm(SSOA)

2.3 算法改进

为了提高SSOA在公交站点与地铁换乘站布局优化问题中的表现,针对公交站点与地铁换乘站布局优化问题的特殊性,本文对SSOA进行了以下改进。

(1) 动态学习率调整。在传统SSOA中,学习率 η 通常是一个固定值。然而,固定学习率可能导致搜索初期过快收敛或搜索后期陷入局部最优。在地铁与公交站点的优化过程中,由于公交站点的位

进行动态调整,适应度函数的梯度通常变化较大。为了提升算法的搜索效率和解的质量,本文引入动态学习率调整策略,如下所示:

$$\eta_t = \eta_0 \times \left(1 - \frac{iter}{iter_{max}}\right) \quad (15)$$

式中: η_0 为初始学习率; $iter$ 为当前迭代次数, $iter_{max}$ 为最大迭代次数。

在公交站点与地铁站点布局优化问题中,合理的最大迭代次数能够确保算法有足够时间进行全局搜索,同时逐步聚焦并逼近最优解。

通过动态调整学习率算法能够在初期保持较高的探索能力,而在后期则更注重局部搜索以加快收敛速度。这种改进使得SSOA在搜索早期能够有效探索更广的解空间,避免陷入局部最优,而在搜索后期则有助于更快速地收敛到全局最优解。

(2)引入帕累托最优解集。在多目标优化问题中,通常不存在一个能够同时优化所有目标的单一最优解。为了同时优化换乘步行距离、整体换乘时间成本和公交站点负荷均衡性3个目标,本文引入帕累托最优解集的概念^[21],以求在不同目标之间取得平衡,并为决策者提供多种选择。

为了生成帕累托最优解集,算法对每一代的解集进行非支配排序。在地铁与公交站点布局优化问题中,这一过程具体表现为:如果某个布局方案能够在保持最小步行距离的同时不增加出行时间成本,并且保持公交站点负荷均衡性,那么该方案即被视为帕累托最优解。帕累托排序如下所示:

$$F_k = \left\{ s_i \in P \mid n(s_i) = 0, \forall s_i \in F_{k-1} \right\} \quad (16)$$

式中: F_k 为第 k 层帕累托前沿; P 为整个解集,代表所有可能的站点布局方案,每个解 s_i 表示一个具体的布局组合。

为了保持解的多样性和分布的均匀性,引入拥挤度计算。计算每个布局方案 s_i 在不同优化目标(步行距离、出行时间、负荷均衡性)上邻近解之间的距离。拥挤度具体计算步骤如下:①对每个目标函数分别进行排序,计算相邻解之间的距离;②对于每个解 s_i ,其拥挤度 $I(s_i)$ 为其在所有目标上的距离和,如下所示。

$$I(s_i) = \sum_{u=1}^U (f_u(s_{i+1}) - f_u(s_{i-1})) \quad (17)$$

式中: U 为目标函数的数量; $f_u(s_{i+1})$ 、 $f_u(s_{i-1})$ 分别为解 s_i 在目标 u 上前、后相邻解的目标函数值。

在地铁与公交站点布局优化中, f_u 代表不同的目标,即步行距离 Z_1 、出行时间 Z_2 、负荷均衡性 Z_3 的优化值。

3 案例分析

为验证SSOA及其改进后的算法性能,本文设计了案例分析方案,并将其应用于地铁换乘站与公交站点布局优化问题中。通过实例分析测试算法的表现,并评估其在优化换乘便捷性、出行成本和服务覆盖率等目标上的优化性能。

3.1 案例分析方案设计

(1)案例数据准备。案例分析数据主要来源于哈尔滨市的实际公交线路刷卡数据和地铁换乘站的分小时进出客流数据。为了更好地模拟真实情况,实验数据包含以下内容:①公交站点数据,包括站点位置(经纬度)、不同时间段的刷卡次数;②地铁站点数据,包括地铁站的出入口位置、不同时间段的进出客流量。

换乘站及周边公交站点布局及拓扑关系如图2所示。图3和图4分别为地铁换乘站A及其周边公交站点2023年5月逐日分时段进出站客流,彩图参见电子版,以下同。由图3和图4可知,地铁换乘站进出站客流分布特征明显,周边各公交站点早晚高峰客流特征明显。

数据预处理过程包括数据清洗、坐标转换和数据格式化,以确保数据的准确性和一致性。处理后的数据如表1和表2所示。换乘站周边公交站点高峰时段客流分布及全日最大客流分布如图5所示,可见各站点客流分布呈现不均衡特征。

(2)案例场景设置。为了测试算法的表现,本文设计了高峰时段场景作为案例分析场景,即各时段均选取该时段的最大客流量,分析算法在高密度客流下的表现。

(3)参数设置。在案例分析中,SSOA的群体规模参数 N 设置为100,保证算法具有足够的搜索能力;最大迭代次数设置为1000,确保算法有足够的时间收敛。初始学习率 η_0 设置为0.5,结合动态学习率调整策略逐步降低。

3.2 案例结果分析

通过上述分析过程,应用SSOA算法得到优化后的公交站点位置,如图6所示。

根据分析结果,对换乘步行距离 Z_1 、出行时间成本 Z_2 和公交站点负荷不均衡性 Z_3 三个关键指标进行分析。

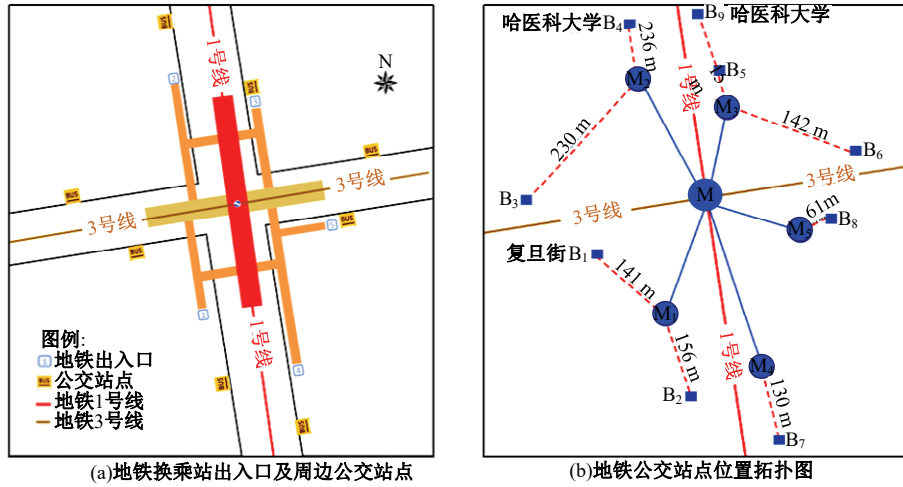


图 2 案例站点位置关系

Fig. 2 Case site location relationships

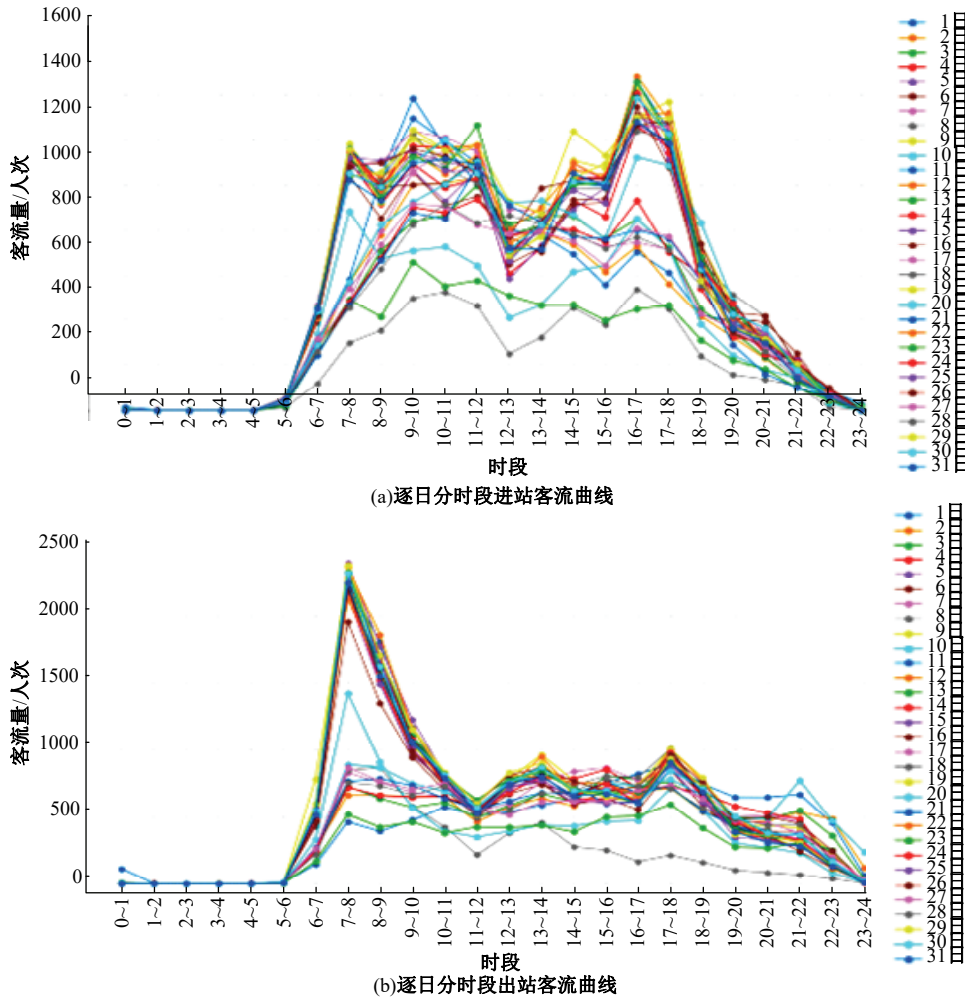


图 3 地铁换乘站 A 2023 年 5 月逐日分时段进出站客流

Fig. 3 Daily segmented inflow and outflow passenger flow at subway transfer station A in May 2023

(1) 换乘步行距离。在高峰时段场景下, SSOA 优化后的站点布局显著减少了乘客的换乘步行距离,表现出较强的适应性和灵活性,能够快速调整站点布局以减少步行距离。优化前、后最

短路径对比情况如表 3 所示。由表 3 可见,优化后,最短路径平均缩小 28.98 %。

(2) 出行时间成本。SSOA 通过优化站点布局使得乘客的整体出行时间成本显著降低。在高

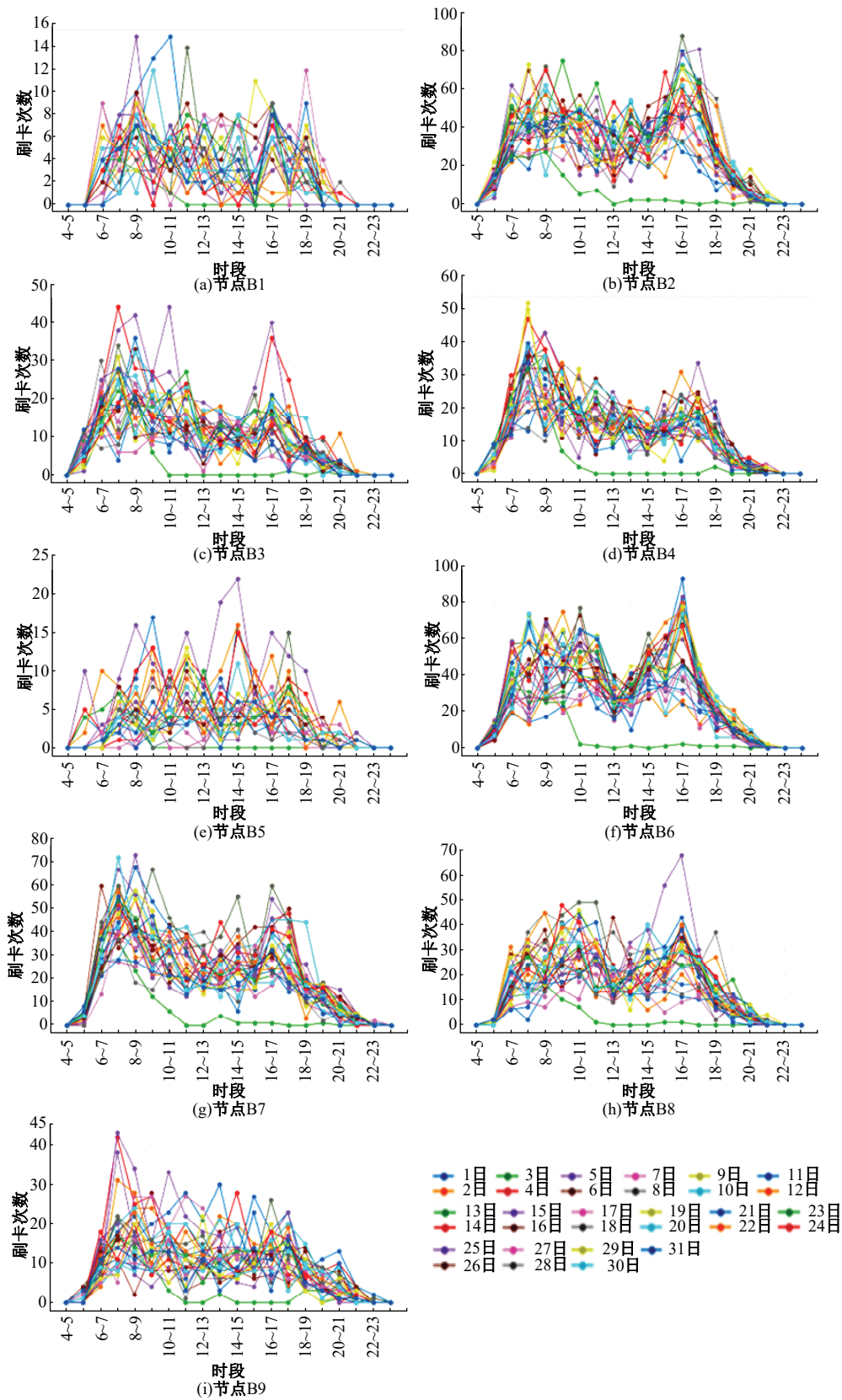


图 4 地铁换乘站 A 周边公交站点 2023 年 5 月逐日分时段进出站客流

Fig. 4 Daily segmented inflow and outflow passenger flow at bus stops around subway transfer station A in May 2023

峰时段,由于客流集中,SSOA 通过调整站点位置,有效减少了乘客的换乘时间,如表 4 所示。相

较于优化前,最短路径时间平均缩小 34.22 %。

(3) 公交站点负荷不均衡性。在本案例中,公

表 1 地铁换乘站 A 周边公交站点刷卡高峰时段及刷卡数
Table 1 Peak hours and card swiping numbers of bus stops around subway transfer station A

公交站点	刷卡高峰时段	高峰时段刷卡数/(人次·h ⁻¹)
B1	8~9	214
B2	16~17	1 695
B3	7~8	648
B4	7~8	964
B5	17~18	184
B6	16~17	1 797
B7	7~8	1 400
B8	16~17	916
B9	7~8	546

表 2 地铁换乘站 A 进出站高峰时段及最大进出站客流量
Table 2 Peak hours and maximum passenger flow of entry and exit at subway transfer station A

时间	进站高峰时段	进站最大客流/(人次·h ⁻¹)	出站高峰时段	出站最大客流/(人次·h ⁻¹)
工作日	16~17	1 482	7~8	2 397
非工作日	16~17	1 346	7~8	2 301

交站点负荷不均衡性被定义为各站点负荷(乘客流量)标准差的大小以及负荷分布的变异系数^[20]。标准差越小,表示公交站点间的负荷分布越均匀;变异系数越低,说明负荷相对越均匀,波动越小。

初始阶段和优化后各公交站点的负荷标准差和变异系数如表 5 所示。由表 5 可知:在优化前,公交站点间的乘客负荷存在一定的不均衡性,部分站点的负荷明显高于其他站点。这种不均衡导致部分站点在高峰时段承受过大的乘客流量,而其他站点则出现资源利用不足的情况。

通过优化算法的调整,实验得到了改进的站点布局。优化前、后各公交站点负荷数值如表 6

所示,公交站点负荷分布情况如图 7 所示。晚高峰的优化效果更为显著,标准差和变异系数的降低幅度都大于早高峰。优化算法在处理初始状态更不均衡的晚高峰情况时,表现出了更高的效率和更好的优化效果。

3.3 结果分析

(1)多目标协同优化的有效性。通过引入帕累托最优解集,SSOA 在多目标优化中展现了显著的优势。实验结果显示,SSOA 能够在换乘步行距离、整体出行成本和服务覆盖率之间取得较好的平衡。对于不同的场景需求,SSOA 提供了多种最优解,增强了决策的灵活性。

(2)动态学习率的影响。动态学习率的引入提高了 SSOA 的收敛速度和搜索效率。特别是在高峰时段,随着迭代次数的增加,学习率逐渐降低,算法能够更快地收敛到全局最优解。相比之下,固定学习率的对比算法在搜索后期容易陷入局部最优。

(3)算法的鲁棒性和适应性。SSOA 在高峰时段场景下的表现证明了其鲁棒性与适应性,通过其协同更新机制和多目标协同优化策略,能够有效调整站点布局,提高换乘便捷性,降低出行时间成本。通过帕累托最优解集的引入,SSOA 能够提供高质量的单一最优解,极大地提高了决策的灵活性和科学性。

3.4 算法比较

为了更全面地评估 SSOA 的性能,实验中选择了遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)、模拟退火算法(SA)3 种经典优化算法作为对比算法^[21-23]。

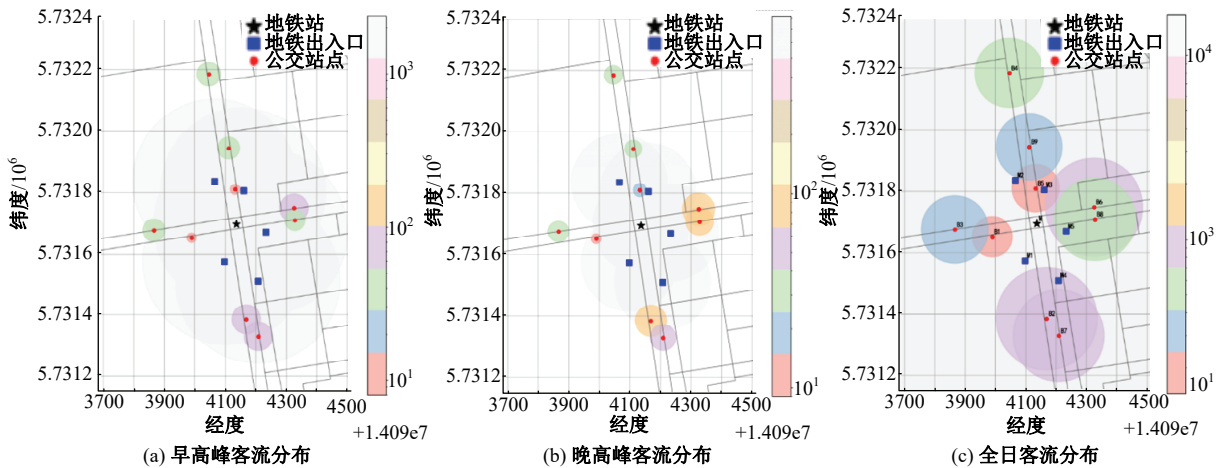


图 5 地铁换乘站 A 周边公交站点客流分布

Fig. 5 Passenger flow distribution at bus stops around subway transfer station A

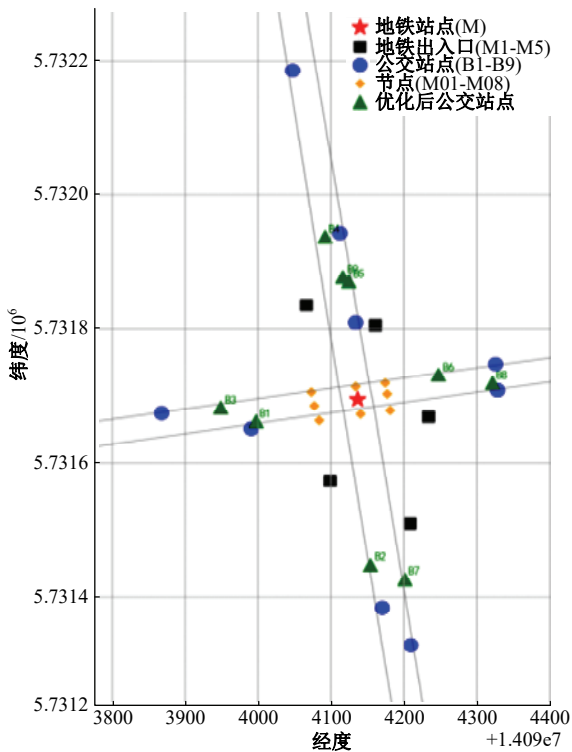


图 6 优化后公交站点位置

Fig. 6 Optimized bus stop locations

表 3 优化前、后各目标节点最短路径

Table 3 Shortest paths of each target node before and after optimization

公交站点	优化前最短路径/m	优化后最短路径/m	最短路径缩小比例/%
B1	262	239	8.70
B2	275	207	24.83
B3	358	278	22.40
B4	362	208	42.65
B5	120	143	-18.78
B6	365	186	49.12
B7	362	211	41.62
B8	220	129	41.22
B9	308	157	49.05

(1) 遗传算法(GA)是一种模拟自然选择和遗传机制的进化算法,通过选择、交叉和变异等操作产生新解。GA 在全局搜索能力方面表现出色,能够在复杂的搜索空间中找到接近全局最优的解。然而,GA 的缺点在于计算开销较大,收敛速度较慢,尤其是在处理多峰函数时容易陷入局部最优解。

(2) 粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法,模拟了鸟群觅食的行为。PSO 通过个体之间的信息共享来更新群体位置,从而逐步逼近最优解^[24]。PSO 的优势在于收敛速度

表 4 优化前、后各目标节点最短路径时间

Table 4 Shortest path times of each target node before and after optimization

目标节点	优化前最短路径时间/min	优化后最短路径时间/min	最短路径时间缩小比例/%
B1	5.19	4.85	6.49
B2	12.84	8.62	32.82
B3	8.43	6.08	27.92
B4	21.32	7.69	63.93
B5	2.43	2.62	-7.86
B6	9.18	4.07	55.73
B7	11.88	5.91	50.23
B8	4.61	3.47	24.83
B9	6.73	3.10	53.88

表 5 优化前、后各公交站点负荷标准差和变异系数

Table 5 Standard deviation and coefficient of variation of bus stop load before and after optimization

时间	初始标准差	初始变异系数	优化后标准差	优化后变异系数
早高峰	23.88	0.52	22.24	0.49
晚高峰	31.30	0.66	24.37	0.51

表 6 优化前、后各公交站点负荷(高峰时段)

Table 6 Shortest paths of each target node before and after optimization

公交站点	早高峰		晚高峰	
	初始负荷/人	优化后负荷/人	初始负荷/人	优化后负荷/人
B1	18	30	9	16
B2	73	69	88	77
B3	44	47	40	42
B4	52	55	31	39
B5	9	10	15	21
B6	74	71	93	82
B7	72	70	60	60
B8	37	33	68	65
B9	43	43	26	28

快,计算复杂度较低,适合处理大规模优化问题。然而,PSO 在多峰问题中容易出现早熟收敛,即算法过早收敛于局部最优解而无法继续探索更好的解。

(3) 模拟退火算法(SA)是一种模拟物理退火过程的优化算法,依赖于随机搜索和逐步降低的“温度”来接受新的解^[25]。SA 具有较强的跳出局部最优解的能力,因此在全局搜索方面有一定优势。SA 的主要缺点是收敛速度较慢,尤其是在高维空间中,计算时间较长。

使用相同的实验方案,对 4 种优化算法进行

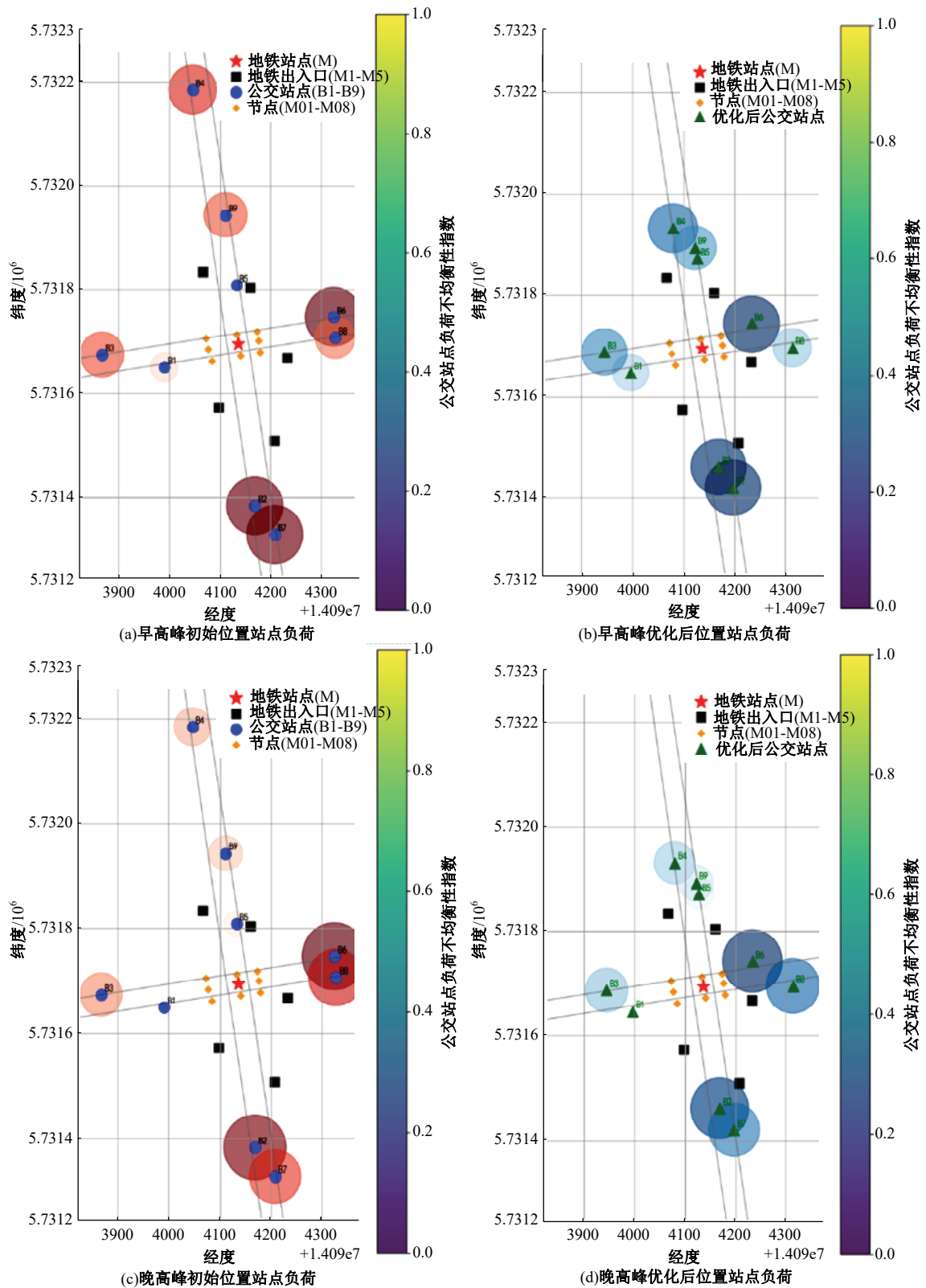


图 7 公交站点负荷分布

Fig. 7 Distribution of bus stop loads

比较验证。各算法生成的优化站点位置如图 8 所示,SSOA 算法得到的站点位置合理性较高。

通过对各算法的收敛性进行比较,如图 9 所

示,相比其他传统算法,SSOA 算法的曲线呈现出稳定下降的趋势,这表明该算法在不断寻找更优解,并且收敛速度相对较快。随着迭代次数的增

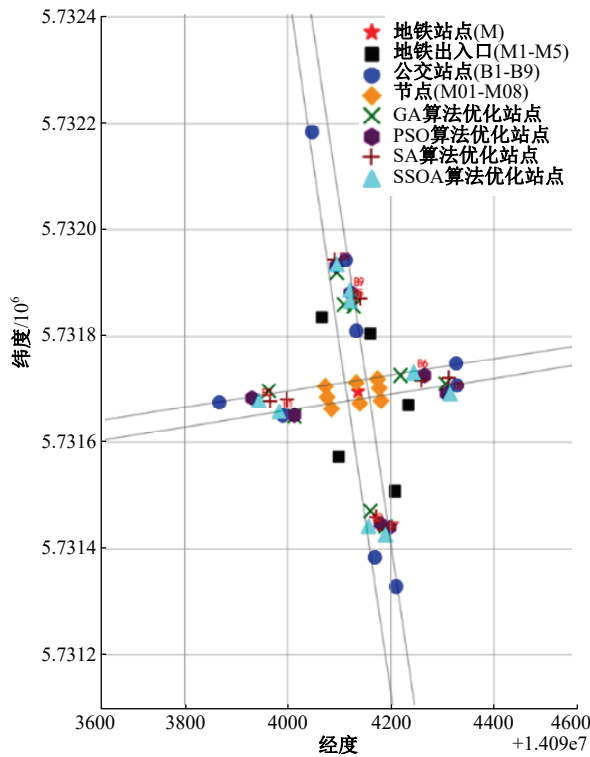


图 8 不同算法站点位置优化对比

Fig. 8 Comparison of bus stop location optimization by different algorithms

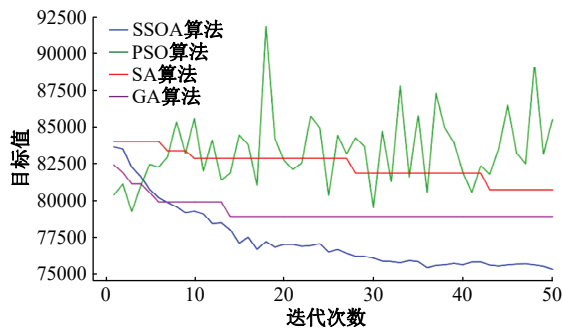


图 9 不同算法收敛曲线对比

Fig. 9 Comparison of convergence curves of different algorithms

加,目标值逐渐降低,并最终趋于平稳。这种曲线表明 SSOA 在搜索空间中能够有效跳出局部最优解,并逐渐逼近全局最优解。可见,SSOA 在处理公交站点布局优化问题中展现出更强的全局搜索能力和收敛性能,优于传统的 GA、PSO 和 SA 算法。

SSOA、PSO、SA 和 GA 的最终适应度值分别为 76 412.17、83 306.67、81 026.99 和 79 664.16,SSOA 在此次优化任务中表现最佳,相较于其他 3 种算法的适应度值分别提升 8.28%、5.70%、4.08%,说明其在解决复杂优化问题时具有更强的竞争力。PSO 尽管在初期收敛较快,但最终结

果显示其易受局部最优的影响,未能找到最优解。SA 和 GA 的表现相对接近,但也未能超越 SSOA。实验结果表明,SSOA 具有更好的优化效果和收敛特性,适合用于复杂的公交站点布局优化问题。

4 结 论

(1)建立了考虑乘客换乘便捷性、出行时间成本和站点负荷均衡性的地铁换乘站与公交站点布局多目标协同优化模型,给出了 SSOA 的模型求解方法。

(2)与传统的遗传算法(GA)、粒子群优化算法(PSO)和模拟退火算法(SA)相比,SSOA 在处理地铁换乘站与公交站点布局优化问题中表现优异,具有更快的收敛速度和更强的全局搜索能力。

(3)改进后的 SSOA 在公交布局优化中显著减少了乘客的换乘步行距离和整体出行时间成本,并在一定程度上改善了公交站点间的负荷不均衡问题。该方法可为公共交通运输规划、运营管理等相关部门和单位提供提升服务质量和运营效率的技术支撑。

参考文献:

[1] Codina E, Marin A, Lopez F. A model for setting services on auxiliary bus lines under congestion[J]. TOP, 2013, 21(1):48-83.

[2] 方晓丽. 城市轨道交通接驳公交线路布设及优化方法研究[D]. 成都: 西南交通大学交通运输与物流学院, 2013.

Fang Xiao-li. Research on the layout and optimization method of urban rail transit connection bus lines[D]. Chengdu: School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, 2013.

[3] 宋川. 轨道交通与常规公交衔接协调优化研究[D]. 西安: 长安大学汽车学院, 2015.

Song Chuan. Research on coordination optimization of rail transit and conventional bus connection[D]. Xi'an: School of Automobile, Chang'an University, 2015.

[4] 李雨恒. 高峰期地铁客流网络协调控制研究[D]. 广州: 华南理工大学土木与交通学院, 2021.

Li Yu-heng. Research on coordinated control of subway passenger flow network during peak hours[D]. Guangzhou: School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, 2021.

- [5] Gong C, Mao B, Wang M, et al. Equity-oriented train timetabling with collaborative passenger flow control:a spatial rebalance of service on an oversaturated urban rail transit line[J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2020, 2020: 1-17.
- [6] 李佳杰, 柏赞, 周雨鹤, 等. 基于站外限流与时刻表调整的地铁换乘站大客流协同控制[J]. *铁道学报*, 2020, 42(5): 9-18.
Li Jia-jie, Bai Yun, Zhou Yu-he, et al. Coordinated control of large passenger flows at metro transfer stations based on external flow limitation and timetable adjustment[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2020, 42(5): 9-18.
- [7] Lovett A, Munden G, Saat M R, et al. High-speed rail network design and station location:model and sensitivity analysis[J]. *Transportation Research Record*, 2013, 2374(1): 1-8.
- [8] 苏瑞晔. 基于时空可达性的区域城际铁路网规划方法研究[D]. 北京:北京交通大学交通运输学院, 2017.
Su Rui-ye. Research on regional intercity railway network planning method based on spatio-temporal accessibility[D]. Beijing:School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, 2017.
- [9] 马威. 基于规划紧迫度的京津冀城市群城际铁路网规划研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学交通运输学院, 2020.
Ma Wei. Research on intercity railway network planning of beijing-tianjin-hebei urban agglomeration based on planning urgency[D]. Shijiazhuang: School of Traffic and Transportation, Shijiazhuang Tiedao University, 2020.
- [10] Kuan S N, Ong H L, Ng K M. Solving the feeder bus network design problem by genetic algorithms and ant colony optimization[J]. *Advances in Engineering Software*, 2005, 37(6): 351-359.
- [11] Chew C H. Integrated bus/rail station[J]. *Applied Acoustics*, 1999, 56(1): 57-66.
- [12] Wang Chao, Ye Zhi-rui, Wang Wei. A multi-objective optimization and hybrid heuristic approach for urban bus route network design[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 12154-12167.
- [13] Deng Lian-bo, He Yuan, Zeng Ning-xin, et al. Optimal design of feeder-bus network with split delivery [J]. *Journal of Transportation Engineering, Part A-Systems*, 2020, 146(3): No. 4019078.
- [14] 孙健, 宋茂星, 邱果, 等. 基于电动汽车大数据的多等级充电站选址与服务能力研究[J]. *中国公路学报*, 2024, 37(4): 48-60.
- Sun Jian, Song Mao-xing, Qiu Guo, et al. Research on site selection and service capacity of multi-level charging stations based on electric vehicle big data[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2024, 37(4): 48-60.
- [15] Sun D, Ding X. Spatiotemporal evolution of ride-sourcing markets under the new restriction policy: a case study in Shanghai[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2019, 130, 227-239.
- [16] 刘倩, 李静, 路庆昌, 等. 考虑轨道交通换乘需求的公交发车时刻优化模型[J]. *小型微型计算机系统*, 2022, 43(2): 430-437.
Liu Qian, Li Jing, Lu Qing-chang, et al. Bus departure time optimization model considering rail transit transfer demand[J]. *Mini-Micro Systems*, 2022, 43(2): 430-437.
- [17] 丁昱杰, 张凯, 张龄允, 等. 基于遗传灰狼算法的员工通勤合乘路径优化[J]. *现代信息科技*, 2023, 7(2): 112-115.
Ding Yu-jie, Zhang Kai, Zhang Ling-yun, et al. Employee commute carpooling route optimization based on genetic grey wolf algorithm[J]. *Modern Information Technology*, 2023, 7(2): 112-115.
- [18] 潘寒川, 戚博洋, 胡华, 等. 考虑司机偏好的城市轨道交通混合乘务轮转模型[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2023, 23(5): 258-267.
Pan Han-chuan, Qi Bo-yang, Hu Hua, et al. Urban rail transit hybrid crew scheduling model considering driver preferences[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2023, 23(5): 258-267.
- [19] 余欣鹏, 余子扬, 崔歆鑫, 等. 基于优化算法的新能源汽车充电站选址研究[J]. *汽车测试报告*, 2024(6): 71-73.
Yu Xin-peng, Yu Zi-yang, Cui Huan-xin, et al. Research on charging station location for new energy vehicles based on optimization algorithm[J]. *Auto Testing Report*, 2024(6): 71-73.
- [20] Cuevas E, Cienfuegos M, Zaldivar D, et al. A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social-spider[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(16): 6374-6384.
- [21] 王松波. 考虑帕累托最优解的多目标优化进化算法[J]. *数学的实践与认识*, 2022, 52(9): 132-146.
Wang Song-bo. Multi-objective optimization evolutionary algorithm considering pareto optimal solutions [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2022, 52

- (9):132-146.
- [22] 王敏,毛保华,杨彦强,等. 虑均衡性的城市轨道交通线路负荷水平评估研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(2): 98-104, 118.
Wang Min, Mao Bao-hua, Yang Yan-qiang, et al. Research on the load level assessment of urban rail transit lines considering balance[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(2): 98-104, 118.
- [23] 舒文,汤银英,胡广红. 考虑碳排放的车流径路与列车编组计划综合优化[J]. 铁道运输与经济, 2025, 47(2):1-12.
Shu Wen, Tang Yin-ying, Hu Guang-hong. Integrated optimization of traffic routing and train formation plan considering carbon emissions[J]. Railway Transport and Economy, 2025, 47(2): 1-12.
- [24] 黄君泽,吴文渊,李轶,等. 面向动态公交的离散分层记忆粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2024, 50(4): 20-30.
Huang Jun-ze, Wu Wen-yuan, Li Yi, et al. Discrete layered memory particle swarm optimization algorithm for dynamic bus systems[J]. Computer Engineering, 2024, 50(4): 20-30.
- [25] 杭佳宇,王嘉文,葛淼彦. 基于模拟退火算法的事件影响交叉口可靠性优化方法[J]. 常州大学学报:自然科学版, 2023, 35(5): 83-92.
Hang Jia-yu, Wang Jia-wen, Ge Miao-yan. Reliability optimization method for intersection impacted by events based on simulated annealing algorithm[J]. Journal of Changzhou University(Natural Science Edition), 2023, 35(5): 83-92.