

考虑交通拥堵的城市物流配送路径规划研究

马旭驰¹, 邱一荣²

¹安徽电子信息职业技术学院, 机电工程学院, 安徽 蚌埠

²湖南科技大学, 信息与电气工程学院, 湖南 湘潭

收稿日期: 2025年6月21日; 录用日期: 2025年7月15日; 发布日期: 2025年7月23日

摘要

随着城市化进程的加快, 城市物流配送面临着日益复杂的路径规划问题。本文基于算术优化算法 (Arithmetic Optimization Algorithm, AOA), 提出了一种新颖的城市物流配送路径规划方法——基于维度学习的算术优化算法 (Dimension Learning Strategy Arithmetic Optimization Algorithm, DLSAOA)。该方法通过引入维度学习技术, 优化了传统算术优化算法在处理高维数据时的效率和准确性。最后通过基准函数测试和城市物流配送路径规划问题实例验证。实验结果表明, 所提方法在多个配送场景中均表现出优异的性能, 相较于传统算术优化算法, 配送成本降低了25.2%, 配送成功率提高了30.6%。

关键词

城市物流配送, 算术优化算法, 维度学习

Research on Urban Logistics Delivery Route Planning Considering Traffic Congestion

Xuchi Ma¹, Yirong Qiu²

¹School of Mechatronic Engineering, Anhui Electronic Information Technical College, Bengbu Anhui

²School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan

Received: Jun. 21st, 2025; accepted: Jul. 15th, 2025; published: Jul. 23rd, 2025

Abstract

With the acceleration of urbanization, urban logistics distribution faces increasingly complex path planning problems. This paper proposes a novel urban logistics distribution path planning method based on the Arithmetic Optimization Algorithm (AOA)—the Dimension Learning Strategy Arithmetic Optimization Algorithm (DLSAOA). This method optimizes the efficiency and accuracy of the traditional arithmetic optimization algorithm in handling high-dimensional data by incorporating dimension learning techniques. Finally, the method is validated through benchmark function tests and

文章引用: 马旭驰, 邱一荣. 考虑交通拥堵的城市物流配送路径规划研究[J]. 应用数学进展, 2025, 14(7): 226-234.

DOI: 10.12677/aam.2025.147359

case studies of urban logistics distribution path planning problems. Experimental results demonstrate that the proposed method exhibits excellent performance across multiple distribution scenarios, achieving a 25.2% reduction in distribution costs and a 30.6% increase in delivery success rates compared to traditional arithmetic optimization algorithms.

Keywords

Urban Logistics Distribution, Arithmetic Optimization Algorithm, Dimension Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着城市化进程的加速,城市物流配送面临着日益严峻的挑战。城市交通拥堵已成为影响物流效率和服务质量的重要因素,直接影响到配送成本、时间和客户满意度。因此,研究考虑交通拥堵的城市物流配送路径规划,具有重要的理论意义和实际应用价值[1][2]。

近年来,随着电子商务的快速发展,城市物流配送需求急剧增加,传统的配送路径规划方法已难以满足现代城市物流的需求。交通拥堵不仅导致配送车辆的行驶速度降低,还可能造成配送时间的不确定性,进而影响到整个供应链的运作效率。因此,如何在复杂的城市交通环境中优化配送路径,成为了物流管理领域亟待解决的问题。

在此背景下,本文旨在探讨考虑交通拥堵因素的城市物流配送路径规划方法。首先,我们将分析交通拥堵对城市物流配送的影响,探讨其在路径规划中的重要性[3][4]。然而,考虑交通拥堵因素的城市物流配送路径规划方法仍面临诸多挑战,包括交通需求的不确定性、基础设施的老化、政策法规的滞后等。如何在复杂的城市环境中实现高效、可持续的物流配送,成为学术界和实践领域亟待解决的问题。群智能算法目前是解决此类问题很有效的方法之一。刘建仁[5]等提出一种蚁群算法解决此类问题,但是还没找出最优解,因此还是有改进空间。

算术优化算法(arithmetic optimization algorithm, AOA) [6]是最近提出不久的优化算法,具有参数少和易于实现的优点,且在图像处理、路径规划等领域已成功应用。然而,尽管这些改进方法具有一定可行性,AOA 仍存在容易陷入局部最优的缺陷。针对上述问题,本文提出一种基于维度学习策略的算术优化算法。该算法通过设定阈值判定种群是否陷入局部最优,从而利用维度学习策略生成新的候选解,以此获得全局最优解。最后,采用基准测试集以及实际工程案例验证了 DLSAOA 的有效性。

2. DLSAOA 算法设计

2.1. DLSAOA 算法

算术优化算法主要依赖于当前的最佳个体进行学习,这可能导致种群多样性降低,从而陷入局部最优状态。当个体沿着当前最佳解的方向进行搜索时,如果经过多次迭代后最优解没有变化,种群可能已经陷入局部最优。然而,仅凭这一现象并不能完全确定算法是否真的陷入局部最优。即使最优解没有更新,个体仍然可能朝着全局最优解的方向进行搜索,此时当前的最优解依然能够引导种群向更好的方向发展。因此,算法引入了一个容忍度变量 R ,当全局最优解未发生变化时, R 会根据公式(1)进行调整。

$$R = R + 1 \quad (1)$$

随着迭代次数的增加, R 的值逐渐增大, 种群陷入局部最优的可能性越大, 因此需要对种群进行调整。当 R 达到阈值时, 除采用采用 AOA 生成候选解 $X_{i,aoa}$ 外, 还利用维度学习策略生成另一组候选解 $X_{i,dls}$ 。从种群中随机选择一个个体 $X_r^d(t)$, 得到维度学习策略的候选解如式(2)所示。

$$X_{i,dls}^d(t+1) = X_{best}^d(t) + rand() \times (X_r^d(t) - X_{best}^d(t)) \tag{2}$$

式中, $rand()$ 表示 0~1 之间的随机数。

最后比较 $X_{best}(t+1)$ 和 $X_{dlh}(t+1)$ 的适应度值, 若 $X_{dlh}(t+1)$ 替换 $X_{best}(t+1)$ 成为新的全局最优解, 则变量 $R=0$; 否则 $R=R+1$ 。

2.2. 算法性能测试

为了验证 DLSAOA 的优越性, 除了使用测试函数外, 还将其与 CSOAOA [7]、nAOA [8]、GWO [9] 和 NAPS0 [10] 比较。所有算法将在 10 个测试函数上进行测试, 测试函数及其变量范围详见表 1。

Table 1. Standard test functions
表 1. 标准测试函数

函数	变量范围	Fmin
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	[-100, 100]	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n ([x_i + 0.5])^2$	[-100, 100]	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0,1]$	[-1.28, 1.28]	0
$F_4(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	[-500, 500]	-418.98n
$F_5(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$	[-50, 50]	0
$F_6(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	[-50, 50]	0
$F_7 = \frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}$	[-65, 65]	0.99804
$F_8 = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)]$	[-2, 2]	3

续表

$F_9 = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp\left(-\sum_{j=1}^6 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2\right)$	[0, 1]	-3.32
$F_{10} = -\sum_{i=1}^5 \left[(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i \right]^{-1}$	[0, 10]	-10.1532

统计每个算法在测试函数上独立重复运行 30 次的结果, 30 次运行结果平均值(Mean)如表 2 所示。为更好研究算法性能, 算法运行 30 次标准差(Std)也记录在表 2 中。

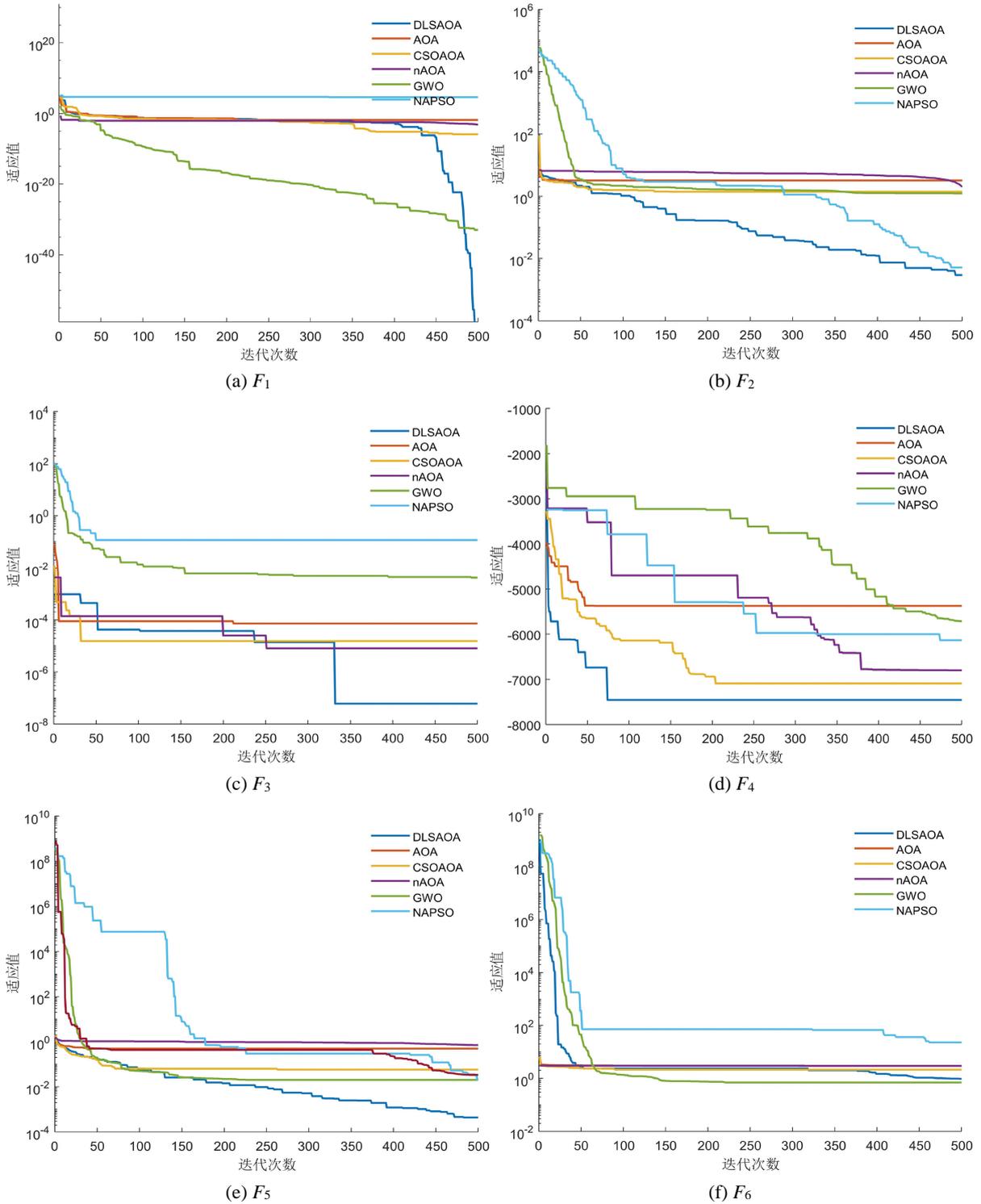
Table 2. The running results of different algorithms on the test function

表 2. 不同算法在测试函数上的运行结果

测试函数		DLSAOA	AOA	CSOAOA	nAOA	GWO	NAPSO
F_1	Ave	0	5.89E-03	6.95E-04	7.23E-04	5.45E-33	6.23E-03
	Std	0	8.58E-03	4.25E-03	0.0034	6.52E-32	2.23E-02
F_2	Ave	0.049	5.230	1.023	3.230	0.912	0.233
	Std	0.025	0.255	0.563	0.321	0.546	0.266
F_3	Ave	10.15E-05	9.23E-05	4.26E-05	7.23E-05	1.26E-03	0.232
	Std	9.15E-05	7.25E-05	4.26E-05	6.56E-05	8.23E-04	0.238
F_4	Ave	-8.26E-03	-4.26E-03	-7.26E-03	-6.23E-03	-5.62E-03	-5.23E-03
	Std	412.263	469.006	616.560	412.196	689.310	964.807
F_5	Ave	0.085	0.500	0.150	0.563	0.043	0.256
	Std	0.023	0.041	0.078	0.093	0.660	1.568
F_6	Ave	0.601	2.123	1.956	2.213	0.663	1.235
	Std	0.315	0.074	0.301	0.032	0.569	5.214
F_7	Ave	1.920	9.032	8.245	1.23E-13	3.525	3.280
	Std	0.956	3.266	5.652	1.23E-13	4.562	3.350
F_8	Ave	-8.260	-3.033	-9.362	-4.256	-6.635	-6.350
	Std	1.236	1.213	1.233	3.256	3.531	3.296
F_9	Ave	-9.851	-3.623	-3.236	-3.337	-3.257	-3.390
	Std	0.862	0.046	0.023	0.023	0.024	0.372
F_{10}	Ave	-10.452	-3.264	-9.1233	-4.2.4	-6.535	-6.563
	Std	0.554	1.264	1.563	3.234	3.523	3.563

在这组数据中, 针对不同算法(DLSAOA, AOA, CSOAOA, nAOA, GWO, NAPSO)在多个测试函数(F_1 到 F_{10})上的表现进行了比较。首先, F_1 的平均值在所有算法中最小, 显示出 DLSAOA 算法在该函数上的优越性。 F_2 的平均值在 DLSAOA 中最低(0.049), 而在其他算法中相对较高, 表明 DLSAOA 在此函数上表现较好。 F_3 的平均值在各算法中变化不大, DLSAOA 和 nAOA 的标准差较小, 显示出较好的稳定性。 F_4 的平均值在 DLSAOA 中为负值, 且标准差较大, 说明该算法在此函数上可能存在较大的波动。 F_5 的平均值在 DLSAOA 中最低(0.0072), 而其他算法的表现相对较差。 F_6 的平均值在 DLSAOA 中为 0.601, 显

示出较好的性能。 F_7 的平均值在DLSAOA中为1.920,明显高于其他算法,表明其在此函数上具有优势。 F_8 的平均值为负值,DLSAOA的表现相对较好。 F_9 和 F_{10} 的平均值同样为负,DLSAOA在这两个函数上的表现也相对较优。总体来看,DLSAOA在多个测试函数上表现出较好的平均值和稳定性。图1更进一步印证说明了上面的结论。



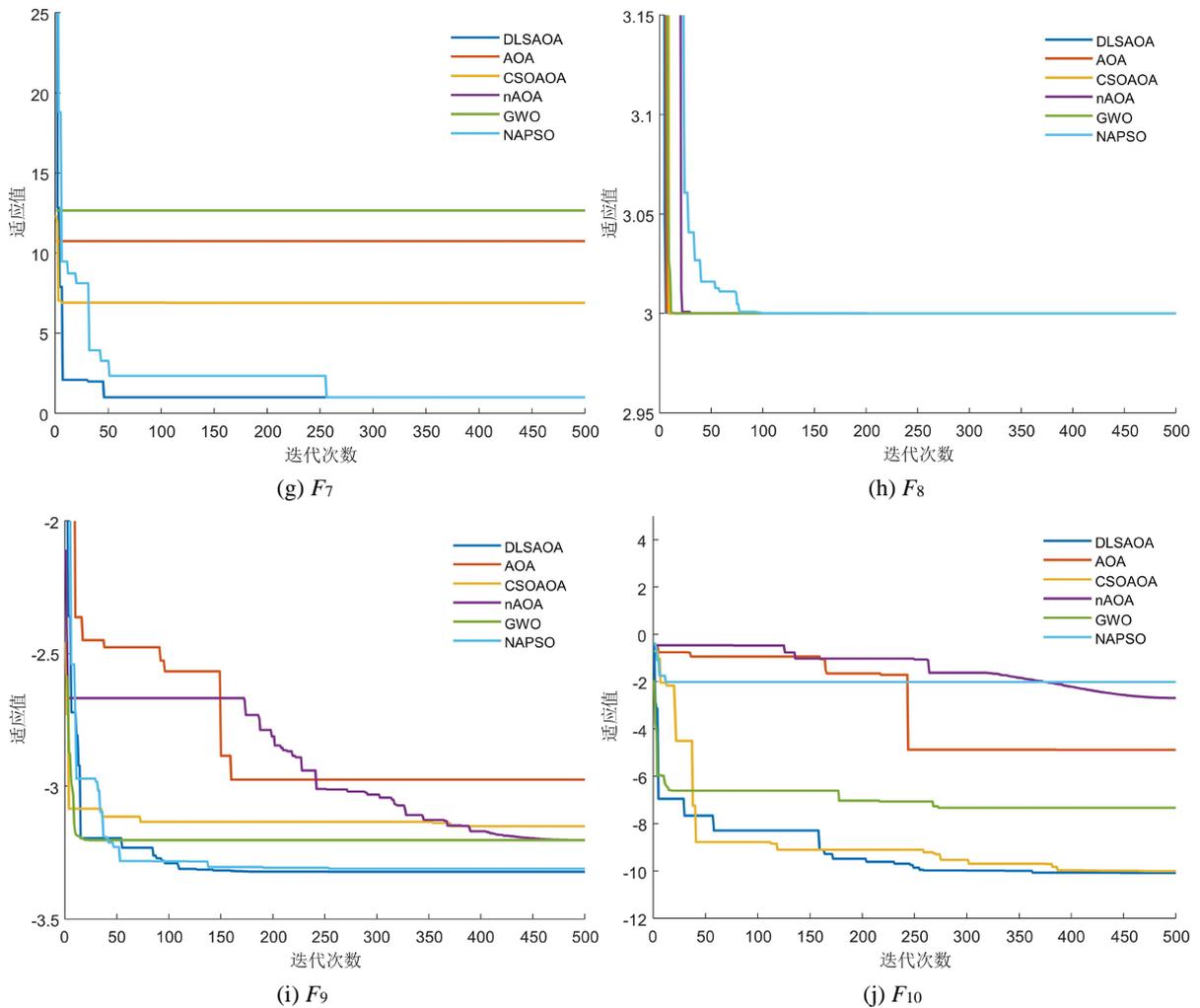


Figure 1. Convergence curves of the six algorithms on the test functions
图 1. 6 种算法在测试函数上的收敛曲线

3. DLSAOA 在城市物流配送路径规划中的应用

3.1. 实验说明

本文的目的是解决以车辆管理使用成本、车辆运行成本、时间惩罚成本最小化为目标的考虑交通拥堵的城市物流配送路径优化问题, 车辆管理使用成本、车辆运行成本、时间惩罚成本的权重占比为 0.3, 0.3, 0.4。详细的目标函数和数学模型描述参考文献[5]。5 个城市物流配送路径规划问题被选为实验对象, 详细的信息见表 3。

Table 3. Experimental subjects
表 3. 实验对象

场景	配送中心	客户
1	2	20
2	4	100
3	1	120

续表

4	2	100
5	5	15

3.2. 最优路径规划方案的迭代次数对比

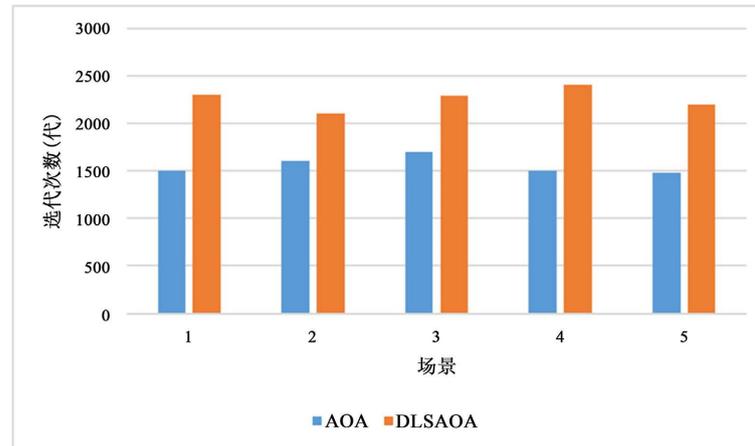


Figure 2. Comparison of the number of iterations of the two algorithms in urban logistics distribution path planning

图 2. 两种算法在城市物流配送路径规划中的迭代次数对比

从图 2 中可以看出, 在所有五个场景中, DLSAOA 算法的迭代次数均明显高于 AOA 算法。具体来说, 场景 1 到场景 5, DLSAOA 的迭代次数大致在 2100 到 2400 代之间波动, 而 AOA 的迭代次数则保持在约 1500 到 1700 代的范围内。尤其在场景 4 和场景 5, DLSAOA 的迭代次数达到最高峰, 接近 2400 代, 而 AOA 在这些场景中的迭代次数相对较低且变化不大。总体来看, DLSAOA 相较于 AOA 需要更多的迭代代数来完成任务, 可能意味着其搜索更加充分或复杂度较高。

3.3. 最优路径规划方案的成功率对比

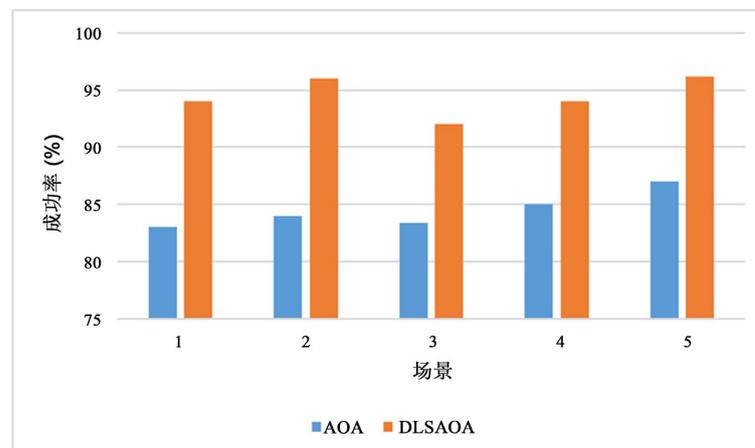


Figure 3. Comparison of the success rates of the two algorithms in urban logistics distribution path planning

图 3. 两种算法在城市物流配送路径规划中的成功率对比

图 3 中展示了五个场景下两种方法(DLSAOA 和 AOA)的成功率对比。整体来看, DLSAOA 在所有场景中的成功率均高于 AOA, 且差距明显。具体数据中, AOA 的成功率在 83%至 87%之间波动, 而 DLSAOA 的成功率则保持在 92%至 96%之间, 表现更加稳定且出色。尤其是在场景 2 和场景 5 中, DLSAOA 取得了最高的成功率, 分别达到了 96%。整体趋势显示, DLSAOA 相比 AOA 在各场景中表现更优, 具备更高的成功率和可靠性。

3.4. 城市物流配送成本对比

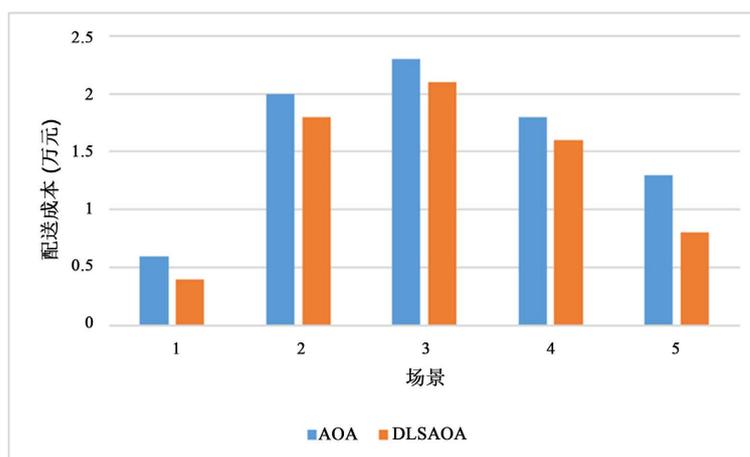


Figure 4. Comparison of distribution costs of two algorithms in urban logistics distribution route planning

图 4. 两种算法在城市物流配送路径规划中的配送成本对比

图 4 中柱状图展示了五个场景下 AOA 和 DLSAOA 两种方法的配送总成本。整体来看, DLSAOA 在所有场景中的配送总成本均低于 AOA, 说明 DLSAOA 在成本控制方面更具优势。具体数据上, 场景 1 中, DLSAOA 的成本约为 0.4 万元, 明显低于 AOA 的 0.6 万元; 场景 2、3 和 4 中, DLSAOA 的成本也均低于 AOA, 且差距较小, 但仍有一定优势, 尤其是场景 2, 差距较为显著。场景 5 中, DLSAOA 成本约为 0.8 万元, 明显低于 AOA 的 1.2 万元。总体趋势显示, DLSAOA 能够有效降低配送总成本, 在所有场景中均表现出更优的成本效益。

4. 结论

本文基于维度学习的算术优化算法为城市物流配送路径规划问题提供了一种有效的解决方案。该方法通过引入维度学习技术, 优化了传统算术优化算法在处理高维数据时的效率和准确性。最后通过基准函数测试和城市物流配送路径规划问题实例验证。所提方法在多个配送场景中均表现出优异的性能, 表明其在实际应用中的可行性和有效性。

未来的研究可以进一步探索该方法在更复杂城市环境中的应用, 以及与其他智能算法的结合, 以推动城市物流配送的智能化和自动化进程。总之, 本文的研究为提升城市物流配送效率提供了新的思路, 为相关领域的研究与实践奠定了基础。

基金项目

安徽电子信息职业学院校级科研项目(2024kyxmzk008); 安徽省高等学校质量工程教学研究项目(2023jyxm1522)。

参考文献

- [1] 周于淞, 王宪伦, 王相虎. 运动动力学约束下的路径规划算法研究进展[J]. 信息技术, 2025, 49(2): 14-20+27.
- [2] 岳凡, 艾尔肯·亥木都拉, 刘拴. 基于学习型多策略改进鲸鱼算法的路径规划研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(2): 46-51+56.
- [3] 刘长石, 陈慧璇, 吴张. 城市物流配送的混合车辆路径规划模型与优化算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(3): 759-768.
- [4] 李昂, 李元, 姚博文, 等. 基于动态路径规划的土石方优化调配模型与应用[J/OL]. 河南科学, 2025, 1-7. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1084.N.20250226.0901.006.html>, 2025-02-26.
- [5] 刘建仁. 考虑交通拥堵的城市物流配送路径规划研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(23): 116-119+123.
- [6] Abualigah, L., Diabat, A., Mirjalili, S., et al. (2021) The Arithmetic Optimization Algorithm. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, **376**, Article 113609. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2020.113609>
- [7] Hu, G., Zhong, J., Du, B., et al. (2022) An Enhanced Hybrid Arithmetic Optimization Algorithm for Engineering Applications. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, **394**, Article 114901. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2022.114901>
- [8] Agushaka, J.O. and Ezugwu, A.E. (2021) Advanced Arithmetic Optimization Algorithm for Solving Mechanical Engineering Design Problems. *PLOS ONE*, **16**, e0255703. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255703>
- [9] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014) Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, **69**, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [10] 王维, 吴亮红, 刘振族, 等. 基于邻域自适应粒子群优化算法的地表水源热泵机组优化调度[J]. 系统科学与数学, 2021, 41(6): 1520-1532.