

# 大数据驱动的电商物流路径实时优化算法研究

马雪霏

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2026年3月17日; 录用日期: 2026年3月31日; 发布日期: 2026年6月8日

## 摘要

随着电子商务的快速发展, 物流配送需求呈现出订单规模大、配送频率高和需求变化快等特点, 传统基于静态数据的物流路径规划方法已难以适应电商物流配送的动态化需求。为提升物流配送效率并优化资源配置, 本文围绕大数据环境下的电商物流路径优化问题展开研究。在分析电商物流配送系统特点及车辆路径问题(VRP)相关理论的基础上, 构建面向电商配送场景的物流路径优化模型, 并结合订单数据、实时交通信息及车辆状态等多源数据, 提出一种基于大数据驱动的物流路径实时优化思路。通过对传统路径优化算法进行改进, 引入动态数据更新机制, 实现对物流配送路径的实时调整与优化。本文从理论层面探讨大数据技术与物流路径优化算法的融合模式, 为提升电商物流配送系统的智能化水平提供参考, 对推动智慧物流和数字化供应链的发展具有一定的理论意义和实践价值。

## 关键词

大数据, 电商物流, 路径优化, 实时优化, 车辆路径问题

# Research on a Big Data-Driven Real-Time Optimization Algorithm for E-Commerce Logistics Routing

Xuefei Ma

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: March 17, 2026; accepted: March 31, 2026; published: June 8, 2026

## Abstract

With the rapid development of e-commerce, logistics distribution is facing increasing challenges such as large order volumes, high delivery frequency, and rapidly changing customer demands. Traditional logistics route planning methods based on static data are no longer able to effectively meet

the dynamic requirements of e-commerce logistics systems. To improve distribution efficiency and optimize resource allocation, this study investigates the real-time optimization of e-commerce logistics routes in a big data environment. Based on the analysis of the characteristics of e-commerce logistics distribution systems and the theoretical framework of the Vehicle Routing Problem (VRP), a logistics route optimization model suitable for e-commerce delivery scenarios is constructed. By integrating multi-source data such as order information, real-time traffic conditions, and vehicle status, this paper proposes a big data-driven approach for real-time logistics route optimization. Furthermore, by improving traditional path optimization algorithms and introducing a dynamic data update mechanism, the proposed approach enables real-time adjustment and optimization of logistics delivery routes. This study explores the integration of big data technologies with logistics route optimization algorithms from a theoretical perspective, providing insights for enhancing the intelligence level of e-commerce logistics systems and contributing to the development of smart logistics and digital supply chains.

## Keywords

Big Data, E-Commerce Logistics, Route Optimization, Real-Time Optimization, Vehicle Routing Problem (VRP)

Copyright © 2026 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

在数字经济高速发展的当下，电商行业呈现爆发式增长态势，物流配送作为电商交易的核心履约环节，其效率与成本直接决定了电商平台的核心竞争力与用户体验。传统物流配送模式已难以适配电商行业的动态发展需求。与此同时，消费者对配送时效的要求不断提升，从“次日达”向“小时达”“分钟达”升级，进一步加剧了物流配送的复杂性与挑战性，也对路径规划的实时性、合理性提出了更高要求。当前，传统物流路径规划多采用固定路线模式，依赖调度人员的经验判断，存在诸多突出问题，一是路径固定化，无法灵活应对实时交通拥堵、临时订单增减、客户需求变更等动态场景，导致配送效率低下；二是响应速度缓慢，缺乏对多源动态数据的实时整合与分析能力，面对突发情况难以快速调整配送方案；三是配送成本居高不下，车辆空驶率偏高、路线冗余等问题普遍存在。随着大数据、物联网、人工智能等新一代信息技术的快速迭代，大数据技术在物流领域的应用潜力逐步释放，为破解传统物流路径规划的困境提供了新的思路与技术支持。大数据技术能够实现对电商订单数据、车辆运行数据、实时路况数据、客户需求数据等多源数据的全面采集、整合与分析，打破传统物流数据割裂的“信息孤岛”现状，通过对海量数据的深度挖掘，精准捕捉物流配送过程中的动态变化规律，为路径的实时优化提供可靠的数据支撑与决策依据。在此背景下，如何将大数据技术与物流路径优化算法深度融合，构建实时、高效、低成本的电商物流路径优化方案，成为当前亟待解决的关键问题。

## 2. 国内外研究现状和文献述评

在传统物流路径优化算法研究方面，车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)和旅行商问题(Travelling Salesman Problem, TSP)作为物流路径优化领域的经典问题，一直是运筹优化研究的重要方向。早期研究主要集中在对VRP问题的数学建模与求解方法探索，例如Toth和Vigo对车辆路径问题的模型与算法进行了系统总结，提出了多种经典求解方法和应用场景[1]。传统求解算法主要分为精确算法与启

发式算法两大类。精确算法包括分支定界法、动态规划算法等，能够获得最优解，但存在计算复杂度高、求解效率较低的问题，仅适用于小规模路径优化场景。相比之下，启发式算法和元启发式算法在大规模路径优化问题中表现更为高效。例如，Kennedy 与 Eberhart 提出的粒子群优化(PSO)算法通过模拟群体协作搜索机制，提高了复杂问题求解效率[2]；Kirkpatrick 等提出的模拟退火算法为组合优化问题提供了新的求解思路[3]；Glover 提出的禁忌搜索算法通过记忆机制避免局部最优，提高搜索效率[4]。此外，部分研究通过改进遗传算法或融合多种算法，提高路径优化效率。然而，这些算法仍存在一定局限，如 PSO 算法易陷入局部最优、遗传算法计算复杂度较高等，并且大多基于静态数据环境，难以适应电商物流配送中实时变化的动态需求。在大数据在物流优化中的应用研究方面，随着大数据技术的快速发展，学者们逐渐将数据驱动方法引入物流优化研究。Waller 与 Fawcett 指出，大数据技术能够通过整合多源数据资源，为供应链与物流管理提供新的决策支持模式[5]。国外研究在大数据驱动物流决策方面起步较早，通过整合订单数据、客户需求数据以及交通信息，实现物流需求预测、库存管理和配送路径优化等功能。国内研究近年来也取得了较快发展，学者们开始探索基于大数据分析的物流配送优化模式，通过对订单数据、交通数据以及地理信息数据进行分析，构建数据驱动的物流路径优化模型，提高物流配送效率。然而，现有研究多停留在数据整合与数据分析层面，缺乏与传统路径优化算法的深度融合，未能充分发挥大数据的实时性和预测能力。同时，部分研究未充分考虑车辆容量约束、碳排放约束等多目标优化问题，导致模型在实际应用中的适用性仍有待提升。

在实时路径优化研究方面，随着电商物流配送需求的不断增加，动态路径优化逐渐成为研究热点。Pillac 等对动态车辆路径问题(Dynamic Vehicle Routing Problem, DVRP)进行了系统综述，指出在动态环境中需要综合考虑实时订单信息、交通变化以及配送时间窗口等因素[6]。Ichoua 等研究了在实时交通信息条件下的车辆路径优化问题，通过动态更新交通数据，提高配送路径规划的实时性与准确性[7]。对电商物流平台的定位主要从两方面来看，一是将电商物流视为线上购物的末端环节，探讨如何利用先进物流与通信技术等提升电商物流服务效率和水平[8]；二是在供应链视角下倡导企业应充分整合内外部资源，运用电商并优化配送网络[9]。有的研究认为电商物流平台的自营物流系统构建主要有两种模式，一种为自建模式，如亚马逊、京东等；另一种为兼并收购模式，如阿里巴巴[10]。有的研究分别对电商物流平台的自营物流发展趋势[11]、物流模式创新[12]以及物流供应链优化[13]等主题展开分析。如 Barenji 等[14]证明了物联网、大数据分析和云计算可以在系统以及各个运营和决策层面对电商物流平台运营进行提升。此外，部分研究结合物联网技术与实时数据采集系统，对传统路径优化算法进行改进，实现路径动态调整。然而，现有研究仍存在一些不足，一是实时数据采集与处理效率仍然有限，难以满足电商物流高频订单环境下的快速响应需求；二是部分算法在面对多源数据动态变化时计算效率较低，难以快速生成最优配送路径；三是多数研究未充分整合订单需求、车辆状态、配送时窗等多维数据，导致优化方案在实际应用中的针对性和实用性仍有待进一步提升。

### 3. 电商物流路径优化的理论基础

#### 3.1. 电商物流配送系统结构分析

随着电子商务的快速发展，物流配送体系逐渐形成以信息技术为支撑、多节点协同运作的复杂系统。电商物流配送系统通常由仓储中心、配送网络以及终端配送三个核心环节构成，各环节之间通过信息系统与物流网络实现高效连接。首先，仓储中心是电商物流体系的重要枢纽，承担商品存储、订单处理与配送调度等功能。在电商环境下，仓储中心不仅需要完成传统仓储管理任务，还需要依托信息系统对订单进行快速分拣和处理，实现订单的高效出库。同时，通过仓储数据系统可以实时获取库存信息，为后续配送路径规划提供基础数据支持。其次，配送网络是连接仓储中心与终端消费者的重要物流通道，其

结构通常由多个配送节点与运输线路组成。配送网络的合理布局直接影响物流配送效率。在电商物流体系中，配送网络往往具有多节点、多路径的特点，车辆需要在多个配送点之间进行路径选择，因此如何在复杂网络中规划最优配送路径成为物流优化的重要研究内容。最后，终端配送是电商物流配送体系的最后环节，也是直接影响消费者体验的重要阶段。终端配送通常涉及配送员或配送车辆将商品从区域配送站点送达消费者手中。由于订单数量多、配送地点分散、时间要求严格，终端配送环节对路径规划的效率和准确性提出了更高要求。因此，在电商物流配送系统中，通过路径优化算法合理规划配送路线，对于降低配送成本、提高配送效率具有重要意义。

### 3.2. 物流路径优化问题定义

物流路径优化问题是物流管理与运筹学领域的重要研究内容，其核心目标是在满足一定约束条件的情况下，通过合理规划配送车辆的行驶路线，使整体运输成本或配送时间达到最优。车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)是物流路径优化研究中最经典的问题之一。该问题通常描述为：在一个配送系统中，存在一个配送中心和多个客户节点，每个客户节点具有一定的需求量。配送中心需要安排若干辆车辆，从配送中心出发，对各客户节点进行配送，并最终返回配送中心。在这一过程中，需要满足车辆容量限制、配送时间限制等约束条件，同时目标是使总运输距离、运输时间或运输成本最小。VRP问题在实际物流系统中具有广泛应用，例如城市配送、快递物流以及电商配送等场景。随着问题规模的扩大，VRP的求解难度显著增加，因此通常需要借助启发式算法或智能优化算法进行求解。在实际电商物流配送过程中，订单需求往往具有动态变化特征，例如新订单不断产生、交通状况实时变化以及客户配送时间需求调整等。因此，传统的静态车辆路径问题难以完全适应真实物流环境。在此背景下，动态车辆路径问题(Dynamic Vehicle Routing Problem, DVRP)逐渐成为研究热点。DVRP是在VRP基础上引入动态因素的一类扩展问题。在该问题中，配送系统需要根据实时变化的信息不断调整配送路线。例如，当出现新的配送订单或交通拥堵时，系统需要对原有配送路径进行重新规划，以保证整体配送效率。动态车辆路径问题更加符合电商物流配送的实际需求，但其求解难度也明显高于传统VRP问题，因此需要结合实时数据与智能算法进行优化。

### 3.3. 大数据技术在物流中的应用

随着信息技术的不断发展，大数据技术在物流领域中的应用日益广泛。通过对大量物流数据进行采集、处理和分析，可以为物流路径优化提供更加准确和及时的决策依据。在电商物流系统中，大数据的主要来源包括多个方面。首先是订单数据，即电商平台产生的订单信息，包括订单数量、配送地址、商品类型以及配送时间要求等，这些数据是物流配送路径规划的重要基础。其次是交通数据，主要来源于交通监测系统或导航平台，包括道路拥堵情况、车辆行驶速度以及道路施工信息等，这些数据能够反映实时路况变化。再次是位置数据，通常通过GPS或移动通信技术获取配送车辆的实时位置，为路径调整提供重要依据。此外，还包括天气数据、车辆运行状态数据等辅助信息，这些数据共同构成电商物流系统的大数据基础。为了有效利用上述数据，需要借助大数据处理技术对数据进行系统化处理。数据处理过程通常包括数据采集、数据清洗以及数据分析等环节。首先，通过传感器设备、信息系统或互联网平台实现数据的实时采集；其次，对采集到的数据进行清洗和整理，去除重复或异常数据，以提高数据质量；最后，通过数据分析技术对数据进行挖掘与建模，从而为物流路径优化提供决策支持。例如，通过对历史订单数据进行分析，可以预测配送需求的分布，从而优化配送网络布局。大数据技术的重要优势之一在于其能够提供实时数据支持，使物流路径优化从传统的静态规划向动态优化转变。通过实时获取订单信息、交通状况以及车辆运行状态，物流系统可以对配送路径进行动态调整。例如，当系统监

测到某条道路出现拥堵时,可以及时调整车辆行驶路线,避免延误配送时间。此外,通过实时数据分析,还可以对订单分布进行动态预测,从而提前规划最优配送路线。由此可见,大数据技术为实现电商物流路径的实时优化提供了重要技术支撑。为避免“大数据驱动”表述停留于概念层面,本文进一步明确数据进入优化算法的技术链路。首先,在数据采集阶段,从电商平台订单管理系统、仓储管理系统(WMS)、车辆GPS终端、导航平台API以及交通传感器中实时获取订单、库存、车辆位置、道路拥堵指数和预计到达时间等数据;其次,在数据清洗阶段,对缺失地址、重复订单、异常坐标和延迟上传的轨迹数据进行去重、补全、时间戳对齐与地理编码转换;再次,在数据处理阶段,采用“离线批处理+在线流处理”相结合的方式,对历史订单数据进行需求热点识别,对实时数据进行拥堵判别、车辆状态更新和新增订单识别;最后,将处理后的关键变量按固定周期和事件触发两种方式送入优化模块,其中订单与车辆位置数据每5分钟更新一次,突发拥堵、取消订单和紧急插单则即时触发重优化。

## 4. 基于大数据的电商物流路径优化模型构建

### 4.1. 模型基本假设

为了简化问题并提高模型的可操作性,本文在构建物流路径优化模型时作出如下假设:

1. 配送系统中仅存在一个配送中心,所有配送车辆均从该中心出发并最终返回配送中心。
2. 每个客户节点的配送需求已知且只能由一辆配送车辆完成配送。
3. 每辆配送车辆具有固定的最大载重能力,不得超过车辆容量限制。
4. 所有车辆在配送过程中行驶速度在同一时间段内保持稳定,但可根据实时交通信息进行动态调整。
5. 配送过程中不考虑车辆故障等突发事件,仅考虑交通拥堵、订单新增等动态因素。
6. 客户配送时间窗口在一定范围内允许调整,以提高配送路径优化的灵活性。

此外,为使模型更符合电商物流动态场景,本文在基础VRP框架上进一步纳入时间依赖路网、软时间窗、动态订单到达和车辆异质性等扩展特征,道路通行时间随时段变化,客户允许在给定时间窗内提前或延后配送但需承担惩罚成本,新增订单可在配送过程中动态插入,且不同车辆在载重、容积与单位运输成本上存在差异。通过上述假设,可以在保证模型合理性的同时降低计算复杂度,为路径优化算法的实现提供基础。

### 4.2. 模型参数与变量定义

#### 4.2.1. 参数定义

$N$ : 客户节点集合

$K$ : 配送车辆集合

$Q$ : 车辆最大载重容量

$d_{ij}$ : 节点  $i$  到节点  $j$  之间的距离

$t_{ij}$ : 节点  $i$  到节点  $j$  之间的运输时间

$q_i$ : 客户节点  $i$  的配送需求量

$c_{ij}$ : 车辆从节点  $i$  行驶到节点  $j$  的运输成本

#### 4.2.2. 决策变量

设:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若车辆 } k \text{ 从节点 } i \text{ 行驶到节点 } j \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

其中:  $ij$  表示配送节点;  $k$  表示配送车辆

该变量用于表示配送车辆的路径选择情况。

#### 4.2.3. 目标函数

物流路径优化的核心目标是在满足配送需求和约束条件的前提下，使整体配送成本或配送距离最小化。因此，本文构建如下目标函数：

$$\min Z = \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} c_{ij} x_{ijk}$$

其中： $Z$ 表示系统总配送成本； $c_{ij}$ 表示节点之间的运输成本

该目标函数的含义为：在所有可能路径组合中选择总运输成本最低的配送方案。

在实际电商物流场景中，该成本函数也可以扩展为包含运输距离、时间成本、碳排放成本等多目标优化模型。

#### 4.2.4. 约束条件

为保证配送路径的可行性，需要设置以下约束条件：

##### 1. 客户访问约束

每个客户节点必须被访问一次：

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in N} x_{ijk} = 1$$

即每个客户节点只能由一辆配送车辆完成配送。

##### 2. 车辆容量约束

配送车辆所运输的货物总量不得超过车辆最大容量：

$$\sum_{i \in N} q_i x_{ijk} \leq Q$$

该约束保证配送任务不会超过车辆载重能力。

##### 3. 路径连续性约束

车辆进入某一节点后必须离开该节点：

$$\sum_{i \in N} x_{ijk} = \sum_{j \in N} x_{jik}$$

该约束保证配送路径的连续性。

##### 4. 配送中心约束

每辆配送车辆必须从配送中心出发并最终返回配送中心。

具体而言，本文采用“周期滚动更新 + 事件驱动重优化”的双触发机制，系统以5分钟为一个滚动窗口接收并刷新订单、车辆位置与路况数据；当出现新订单、订单取消、道路拥堵指数超过阈值或车辆偏离原路径等事件时，立即启动重优化程序。若变化仅影响局部区域且未破坏其他车辆的时间窗与载重约束，则优先采用局部插入与邻域搜索对当前路径进行局部调整；若变化导致多车联动、容量超限或整体时效显著恶化，则执行全局重算，以在响应速度与优化质量之间实现平衡。

##### 5. 动态数据约束

在大数据环境下，实时交通数据和新增订单可能会改变配送路径，因此在模型中需要引入动态更新机制。当系统接收到新的订单或交通信息时，路径规划算法需重新计算最优配送路径。

### 4.3. 路径优化算法设计

在电商物流配送过程中，由于配送节点数量多、订单需求变化快以及交通环境复杂，传统精确算法

在求解大规模车辆路径问题时往往存在计算时间过长的问题。因此，本文在前文构建的物流路径优化模型基础上，引入智能优化算法进行求解，并通过改进粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)实现电商物流路径的实时优化。

#### 4.3.1. 粒子群优化算法原理

粒子群优化算法(PSO)是一种基于群体智能的随机搜索算法，其思想来源于鸟群觅食行为。该算法通过模拟群体个体之间的信息共享与协同搜索过程，在解空间中不断寻找最优解。PSO 算法具有结构简单、参数较少以及收敛速度较快等优点，因此在物流路径优化问题中得到了广泛应用。在 PSO 算法中，每一个粒子代表一个潜在的路径解决方案，粒子的位置表示当前路径方案，粒子的速度表示路径调整方向。通过不断更新粒子的速度和位置，粒子群能够逐步逼近全局最优解。粒子的速度和位置更新公式如下：

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pbest_i - x_i^t) + c_2r_2(gbest - x_i^t)$$

其中： $w$  是惯性权重； $v_i^t$  是粒子在第  $t$  次的迭代速度； $pbest_i$  是粒子个体历史最优位置； $gbest$  是群体历史最优位置； $c_1$ ， $c_2$  是学习因子； $r_1$ ， $r_2$  是 0~1 之间的随机数。通过不断迭代更新粒子位置，最终可以获得最优或近似最优的配送路径方案。实时更新模块则采用“数据接入层 - 状态评估层 - 重优化层”三级架构，数据接入层负责接收流式数据，状态评估层判断是否触发局部更新或全局重算，重优化层输出新的配送顺序与车辆分配方案。

#### 4.3.2. 改进粒子群算法设计

虽然传统 PSO 算法具有较好的全局搜索能力，但在复杂路径优化问题中仍存在容易陷入局部最优、搜索效率下降等问题。为提升算法性能，本文对 PSO 算法进行了改进。

首先，引入动态惯性权重机制。传统 PSO 算法通常使用固定惯性权重，而动态惯性权重可以根据迭代次数进行调整。在算法初期设置较大的惯性权重，以增强全局搜索能力；在算法后期逐渐降低惯性权重，从而提高局部搜索能力，加快算法收敛速度。其次，引入路径交叉与变异机制。借鉴遗传算法中的交叉与变异思想，对粒子路径进行随机扰动。当粒子长时间未获得更优解时，通过路径重组或交换节点顺序的方式扩大搜索范围，从而避免算法陷入局部最优。最后，引入实时数据更新机制。在电商物流配送过程中，订单需求和交通状况会不断变化。因此，在算法运行过程中，通过实时数据接口更新配送节点信息和道路运输时间，并对当前路径进行动态调整，使路径规划结果更加符合实际配送需求。通过上述改进，可以有效提升算法在动态环境下的路径优化能力。

#### 4.3.3. 算法实现步骤

基于改进粒子群算法的电商物流路径优化流程如下：

具体编码方案采用“随机键(Random-Key) + 路径分割”的离散表示方式。首先，用长度为  $n$  的实数向量表示  $n$  个客户节点的访问优先级，按键值从小到大排序后得到客户访问序列；其次，以配送中心 0 作为隐式分隔符，按照车辆载重约束与时间窗约束对排序后的客户序列进行顺序切分，生成多条车辆路径。以客户集合 {1, 2, 3, 4, 5} 为例，当随机键排序结果为 3-5-2-4-1 时，可解码为 0-3-5-2-0-4-1-0。该编码既保留了 PSO 连续更新的优势，又能通过解码过程映射为可行的 VRP 配送路径。

步骤 1：初始化参数

设定粒子群规模、最大迭代次数、惯性权重以及学习因子等参数，并随机生成初始粒子群。

步骤 2：路径编码

将物流配送路径表示为粒子的位置编码，每个粒子代表一条完整的配送路线。

步骤 3：计算适应度值

根据路径优化模型中的目标函数,计算每个粒子的适应度值,即配送路径的总运输成本或总运输距离。

步骤 4: 更新个体最优与全局最优

比较当前粒子的适应度值与其历史最优值,更新个体最优解;同时更新整个粒子群的全局最优解。

步骤 5: 更新粒子速度与位置

根据速度更新公式与位置更新公式,对粒子进行位置调整。

步骤 6: 路径优化调整

引入路径交叉与变异机制,对部分粒子路径进行优化调整,以提高搜索效率。

步骤 7: 实时数据更新

结合实时订单信息和交通数据,对路径参数进行动态更新,并重新计算适应度值。

步骤 8: 终止条件判断

当达到最大迭代次数或算法收敛条件时,输出最优配送路径。

#### 4.3.4. 算法复杂度分析

在路径优化问题中,算法复杂度主要与配送节点数量以及粒子群规模有关。设配送节点数量为  $n$ ,粒子群规模为  $m$ ,最大迭代次数为  $T$ ,则算法总体时间复杂度约为:

$$O(m \times n \times T)$$

通过引入改进策略和动态数据更新机制,可以在保证计算效率的同时提高算法的搜索能力,使其能够适用于大规模电商物流配送路径优化问题。

### 5. 基于大数据的电商物流路径优化应用分析

随着电子商务的快速发展,物流配送需求呈现出订单规模大、配送频率高以及需求变化快等特点。传统物流路径规划方法主要依赖静态数据进行配送路线设计,难以应对电商物流环境中频繁变化的订单需求与交通状况。因此,基于大数据驱动的路径优化方法在电商物流配送中具有重要应用价值。在典型的电商物流配送场景中,物流企业通常需要从区域仓储中心向多个客户节点进行配送。订单数据通常由电商平台实时生成,并通过信息系统传输至物流调度平台。配送中心根据订单信息对配送任务进行分配,并规划车辆的配送路线。在这一过程中,物流配送系统会受到多种因素的影响。例如,客户订单的分布具有明显的空间分散特征,同时配送时间要求具有一定的时效性。此外,城市交通环境复杂,拥堵状况随时间变化明显,这些因素都会影响配送效率。因此,在物流路径规划过程中,需要综合考虑订单分布、车辆载重能力、交通状况以及配送时间要求等因素。基于大数据驱动的路径优化方法能够通过整合多源数据,对物流配送路径进行动态规划。例如,通过分析历史订单数据可以预测订单需求分布,从而优化配送网络布局;通过实时交通数据可以动态调整车辆行驶路线,从而减少交通拥堵对配送效率的影响。

与传统物流路径规划方法相比,基于大数据驱动的路径优化方法具有多方面优势。首先,能够提高配送效率。通过整合实时订单数据和交通信息,系统能够动态调整配送路线,从而减少车辆行驶距离和配送时间,提高整体配送效率。其次,能够降低物流运营成本。路径优化算法通过合理规划车辆行驶路线,可以减少重复配送和无效行驶,从而降低燃油消耗和运输成本,提高物流企业的运营效率。再次,能够提升配送服务质量。通过实时监控配送车辆位置和配送进度,物流系统能够及时调整配送计划,减少配送延误,提高客户满意度。此外,大数据技术还可以帮助物流企业对配送需求进行预测,从而优化仓储布局和车辆调度策略,进一步提升物流系统的整体运行效率。

传统物流路径规划通常采用静态路径设计方法,即在配送开始之前根据已知订单信息规划固定配送路线。然而,在电商物流环境中,订单需求具有较强的动态性,新订单可能在配送过程中不断产生,同

时交通状况也会随时间变化,这使得静态路径规划方法难以适应实际需求。相比之下,基于大数据驱动的路径优化方法能够利用实时数据进行动态调整。当配送系统接收到新的订单信息或交通数据时,可以通过路径优化算法重新计算配送路线,使配送方案更加合理。因此,该方法能够有效提升路径规划的灵活性和适应性。

总体而言,大数据驱动的路径优化方法在电商物流配送中具有明显优势,是实现智慧物流和智能配送的重要技术手段。

## 6. 结论与展望

随着电子商务的快速发展,物流配送需求不断增长,传统物流路径规划方法已经难以满足电商物流系统的动态需求。本文围绕大数据驱动的电商物流路径实时优化问题展开研究,在分析电商物流配送系统结构的基础上,构建了基于车辆路径问题的物流路径优化模型,并设计了改进的粒子群优化算法用于求解路径优化问题。研究表明,通过引入大数据技术,可以整合订单数据、交通数据以及车辆位置信息等多源数据,为物流路径优化提供实时数据支持。同时,通过改进粒子群优化算法,可以有效提高路径搜索效率,避免算法陷入局部最优,从而获得更加合理的配送路径方案。基于大数据驱动的路径优化方法不仅能够提高配送效率,还能够降低物流运营成本,对电商物流配送系统具有重要应用价值。

尽管本文对大数据驱动的电商物流路径优化问题进行了初步研究,但仍存在一些有待进一步深入探讨的方向。首先,在实际物流系统中,配送环境更加复杂,例如配送时间窗口限制、车辆多类型调度以及客户优先级等因素均会影响路径优化效果。未来研究可以在模型中引入更多现实约束条件,使路径优化模型更加贴近实际应用场景。其次,随着人工智能技术的发展,深度学习算法在物流需求预测与路径优化领域具有广阔应用前景。未来可以将深度学习方法与传统路径优化算法相结合,以进一步提升路径优化的智能化水平。最后,在智慧城市和智能交通体系不断发展的背景下,物流系统能够获取更加丰富的实时数据。未来研究可以进一步探索多源数据融合技术,以实现更加高效和精准的物流路径优化。

## 参考文献

- [1] Toth, P. and Vigo, D. (2014) *Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications*, Second Edition. SIAM, 1-449. <https://doi.org/10.1137/1.9781611973594>
- [2] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95—International Conference on Neural Networks*, Perth, 27 November-1 December 1995, 1942-1948. <https://doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [3] Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. and Vecchi, M.P. (1983) Optimization by Simulated Annealing. *Science*, **220**, 671-680. <https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>
- [4] Glover, F. (1989) Tabu Search—Part I. *ORSA Journal on Computing*, **1**, 190-206. <https://doi.org/10.1287/ijoc.1.3.190>
- [5] Waller, M.A. and Fawcett, S.E. (2013) Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution That Will Transform Supply Chain Design and Management. *Journal of Business Logistics*, **34**, 77-84.
- [6] Pillac, V., Gendreau, M., Guéret, C. and Medaglia, A.L. (2013) A Review of Dynamic Vehicle Routing Problems. *European Journal of Operational Research*, **225**, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.08.015>
- [7] Ichoua, S., Gendreau, M. and Potvin, J.Y. (2003) Vehicle Dispatching with Time-Dependent Travel Times. *European Journal of Operational Research*, **144**, 379-396.
- [8] 陈思, 甘蜜, 郭茜. 商品仓储信息线上可视化对电商物流效率的影响[J]. 中国流通经济, 2017, 31(8): 41-48.
- [9] Bowersox, D.J., Calantone, R.J., Clinton, S.R., Closs, D.J., Cooper, M.B., Droge, C.L., Fawcett, S.E., Frankel, R., Frayer, D.J., Morash, E.A., Rinehart, L.M. and Schmitz, J.M. (1995) *World Class Logistics: The Challenge of Managing Continuous Change*. Council of Logistics Management.
- [10] 夏德建, 王勇, 石国强. 自建 VS. 并购: 物流一体化竞争下的电商平台演化博弈[J]. 中国管理科学, 2020, 28(4): 122-130.
- [11] 刘丹, 卢伟伟. 我国电子商务业与快递业的协同发展路径[J]. 技术经济, 2014, 33(2): 45-49.

- 
- [12] Evangelista, P., Colicchia, C. and Creazza, A. (2017) Is Environmental Sustainability a Strategic Priority for Logistics Service Providers? *Journal of Environmental Management*, **198**, 353-362.  
<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.04.096>
- [13] Yang, Y., Pan, S. and Ballot, E. (2016) Innovative Vendor-Managed Inventory Strategy Exploiting Interconnected Logistics Services in the Physical Internet. *International Journal of Production Research*, **55**, 2685-2702.  
<https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1275871>
- [14] Barenji, A.V., Wang, W.M., Li, Z. and Guerra-Zubiaga, D.A. (2019) Intelligent E-Commerce Logistics Platform Using Hybrid Agent Based Approach. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **126**, 15-31.  
<https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.04.002>