

基于分拣机器人零售电商订单动态聚类及仿真

王晨^a, 尹静^a, 王红春^b

(北京建筑大学 a.机电与车辆工程学院 b.经济管理学院, 北京 102616)

摘要: **目的** 提高电商物流配送中心订单的分拣效率和动态响应能力。**方法** 通过分析零售电商订单的多品种、小批量和高时效等特征, 考虑分拣机器人动作与载重约束, 提出了滚动时窗调度策略和高维稀疏动态聚类算法, 并以某大型电商企业配送中心建立仿真实验模型, 进行数据对比分析。**结果** 以某大型电商某日高峰时段 500 个订单进行仿真实验, 与固定组批分拣策略进行对比, 优化后的分拣策略在机器人平均搬运距离上减少了 66.9%, 分拣时间降低了 23.9%。**结论** 高维稀疏动态聚类策略有效提高了分拣效率, 降低了分拣成本, 算法方式更加开放灵活, 对于电商企业物流业务降本增效具有重要意义。

关键词: 电商物流订单; 分拣机器人; 动态聚类; 分拣策略; 仿真

中图分类号: TB486; TH691.5 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)03-0170-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.03.026

Dynamic Clustering and Simulation of Retail E-commerce Order Based on Sorting Robot

WANG Chen¹, YIN Jing¹, WANG Hong-chun²

(a.School of Mechanical and Vehicle Engineering b.School of Economics and Management, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the sorting efficiency and dynamic response capability of orders for e-commerce logistics distribution centers. Based on analyzing such factors as the characteristics of retail e-commerce orders with multiple varieties, small batches and high aging, movement and load constraints of sorting robots were taken into consideration; a rolling window scheduling strategy and a high-dimensional sparse dynamic clustering algorithm were proposed, and a simulation experiment model of a large-scale e-commerce distribution center was established for data comparison analysis. The simulation experiment was carried out on 500 orders of an e-commerce enterprise in rush hours. Compared with the fixed batch sorting strategy, the optimized sorting strategy reduced the average moving distance of the robot by 66.9% and the sorting time by 23.9%. The conclusion is that the high-dimensional sparse dynamic clustering strategy effectively improves the sorting efficiency, reduces the sorting cost, and the algorithm is more open and flexible. It is of great significance for the e-commerce enterprise to reduce costs and increase efficiency of logistics business.

KEY WORDS: E-commerce logistics; high-dimensional sparse clustering; sorting robot; sorting strategy; simulation

近年来, 电子商务在我国发展迅猛。2018 年我国电商交易额高达 31.63 万亿元, 占社会消费品零售

额 10% 以上, 市场规模稳居世界第一^[1]。零售电商线上订单涉及产品种类众多, 订单日平均量日益攀升,

收稿日期: 2019-10-29

基金项目: 国家自然科学基金 (61772062)

作者简介: 王晨 (1994—), 男, 硕士生, 主攻物流系统仿真与优化。

通信作者: 尹静 (1978—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为生产系统建模、调度理论与算法。

同时“双 11”、“双 12”等节点性高峰不断涌出，由此带来了订单实时响应与处理能力的巨大挑战。作为物流配送的关键环节，订单分拣设备的智能化研究与实践方兴未艾，2017 年“双 11”中国邮政速递首次全功能应用“小黄人”AGV 机器人，在存取容量、行走速度以及路径优化等方面均有很大提升^[2]，有效避免了“爆仓”，国际上极为关注。

相对于分拣设备的高度自动化，实时订单调度管理相对滞后。目前针对智能分拣的研究主要集中于订单分批、路径优化及分拣策略优化等方面。JANE 等利用品项相关性指标设计了一种启发式算法，应用于分区拣选策略下的拣选系统品项分配问题^[3]；GADEMANN 等指出在订单分批策略下，当批次订单数量较大时，订单分批问题为 NP-hard 问题，需要通过近似计算法和价值分支算法提高分拣效率^[4]；张好剑^[5]提出了分节拍的基于改进遗传算法的并联机器人分拣拾取优化路径办法，能有效缩短分拣行程。

已有理论研究与应用实践表明，电商零售业务涉及产品品种众多，具备高属性维特征，相对而言，单一订单内的产品数量非常有限，呈现稀疏特征。线上订单释放时间极其不均匀，并且具有突发性节点高峰，因此文中考虑通过寻找订单数据间的内在联系，结合订单的品项特征设计动态聚类算法，提升分拣效率。

文中针对零售电商线上订单实时调度问题，首先借用滚动时窗调度思想，采取紧迫度函数 $\text{Slack}(X_i)$ 作为突发事件的驱动因子，将动态订单全局调度问题分解为一系列沿时间轴分布的静态局部子问题，在此基础上考虑分拣机器人动作行为以及载重约束，针对订单品项属性特征设计高维稀疏订单动态聚类算法，最后通过仿真实例验证该策略与算法的有效性。

1 问题描述

符号说明： $F(t)$ 为某调度时刻订单集； $K(t)$ 为滚动窗口； k 为决策订单数； r_i 为订单 X_i 的到达时间； d_i 为订单 X_i 的交货时间；TSFD 为种类稀疏差异度；RSFD 为仓储稀疏差异度；PSFD 为包装稀疏差异度；CSFD 为订单稀疏差异度； N_S 为不同产品的编号集合； S 为相同产品的编号集合； N_S^1 为不同存储区域的编号集合； S^1 为相同存储区域的编号集合； N_S^2 为不同包装类别的编号集合； S^2 为相同包装类别的编号集合； b 为差异度上限； m_{\max} 为机器人载质量上限； N 为订单数； m_{thr} 为机器人载质量阈值； $m(X_{ij})$ 为订单 i 和 j 的总质量。

主要针对大型电商企业线上业务的分拣作业过程进行研究，问题描述如下：假设该配送中心有 m

个仓储区，货品种类为 n 种， $F(t)$ 为该配送中心任意时间的订单集合，每个订单的属性有 e 种；假设分拣机器人接到指令后会智能选取最短路径，由包装区出发前往仓储区拣选订单货品，拣选结束后返回包装区，其中，一台机器人可以拣选多个订单的货品，不考虑作业中的装卸货品的时间，不考虑货品体积因素；假设包装区有完全相同的机器人 q 台，分拣机器人空载速度为 $v_{\text{空}}$ ，负载速度为 $v_{\text{负}}$ ，最大载质量为 m_{\max} ，为了提高分拣机器人的作业效率，设定机器人载质量阈值为 m_{thr} ，只有当机器人载质量超过 m_{thr} 时，才能保证分拣机器人的作业效率。

优化算法的主要目标为通过寻找具有相似订单属性的订单聚类，减少分拣机器人的往复搬运距离，缩短订单的分拣时间，并通过调度策略来提高配送中心的订单实时处理能力。订单聚类结果需介于载质量阈值和最大载质量值之间，以保证分拣机器人的作业效率。

2 高维稀疏订单动态聚类算法

2.1 滚动时窗调度策略

1) 紧迫度函数 $\text{Slack}(X_i)$ ：对于任意待调度订单， $\text{Slack}(X_i) = d_i - r_i$ 。

2) 滚动窗口 $K(t)$ ：若 $F(t) > k$ 时，将预测窗口内的订单按紧迫度函数排序，选取紧迫度函数值最小的 k 个订单进入滚动窗口，否则 $F(t) = k$ 。决策订单数 k 的取值由分拣机器人作业效率为参考，下一调度时刻为单次机器人的任务完成时刻。

3) 关键事件：由于某些调度时刻可能会积累过多的已到达订单没有进入调度，因此定义突发事件 $|F(t) - 5K(t)|$ ，当突发事件发生时重新确定决策参数 k 。

2.2 算法分析

订单聚类的主要依据是订单内货品属性的相似性，确定 2 个订单之间是否相似，是通过计算订单内各货品的多重属性的差异度来完成的。故针对电商物流订单的高维稀疏特征，以产品编号、仓储区域和包装方式 3 种特征进行综合差异度计算，订单聚类的判断标准为：订单属性集合的综合差异度小于预测上限，即小于差异度上限 b ，并且为了更好地提升分拣机器人效率，聚类订单的总质量应满足分拣机器人的载质量阈值且不得超过载质量上限。

由于智能机器人单次任务的完成时间较短，作业的效率优势明显。故算法以滚动窗口的调度周期为计算周期，且每周期内当前窗口 $K(t)$ 只经过一次计算得到唯一聚类。算法具体步骤如下所述。

1) 任意时刻配送中心实时订单 $F(t)$ ，若 $F(t)$

> k 时, 将按照时间紧迫度函数 Slack (X_i) 升序, 选取前 k 个订单进入调度窗口, 则有 K(t) = {X₁, X₂, X₃...X_k} ; 否则, K(t) = F(t)。

2) 在 k 个订单中, 将每个订单分别建立订单产品编号集合、仓储区域集合、包装方式集合, 则有 TSFD (X_i, X_j), RSFD (X_i, X_j), PSFD (X_i, X_j), i, j ∈ {1, 2...k, i ≠ j}。将订单属性集合两两计算差异度, 公式如下:

$$TSFD(X_i, X_j) = \frac{|N_s^1|}{N \times |S^1|}, \quad RSFD(X_i, X_j) = \frac{|N_s^2|}{N \times |S^2|},$$

$$PSFD(X_i, X_j) = \frac{|N_s^3|}{N \times |S^3|}$$

式中: i, j ∈ {1, 2...k, i ≠ j}; N=2。

3) 计算订单差异度: CSFD(X_i, X_j) = W_{TSFD} × TSFD(X_i, X_j) + W_{RSFD} × RSFD(X_i, X_j) + W_{PSFD} × PSFD(X_i, X_j), i, j ∈ {1, 2...k, i ≠ j}。

4) 合并 min {CSFD (X_i, X_j)} 对应的 2 个订单 X_i, X_j, 生成 X_{ij} = X_i + X_j, 计算 m(X_{ij}): 若 CSFD (X_{ij}) < b, 则 (X_i, X_j) 记为初始集合 S, 滚动窗口 K(t) 中剩余订单集合 K(t)' = K(t) - S, 重复步骤 2) — 3) 将 X_{ij} 与 K(t)' 中订单重新聚类, 聚类集合记为 S', 转下一步; 若 CSFD (X_{ij}) > b, 则算法终结, 该滚动窗口 K(t) 中订单无法聚类, 将 K(t) 中订单归入下一滚动窗口重新聚类。

5) 若 m(S_{i,j}) > m_{thr}, 则重复步骤 2) — 4), 此时 N=3, 以此类推; 若 m_{thr} < m(S_{i,j}) < m_{max}, 则算法终结, S' 为最终聚类结果。

3 算例分析

3.1 数据参数

某电商配送中心, 仓储区种类 m=5, 即 A 类食品库、B 类日用品库、C 类图书库、D 类服装鞋饰库和 E 类其他用品库; 货品种类为 n=48; 订单属性为 e=5, 包含产品编号、仓储区域、包装类别、质量、订单的到达时间与交货时间 5 种信息。某时刻配送中心实时订单 K(t) 为 18 个, 设决策订单数 k=15, F(t) = 18 > k, 则按照时间紧迫度函数 Slack (J_i) = d_i - r_i 升序选取前 15 个订单进入调度窗口, 记为窗口订单 U=X₁, X₂... X₁₅, 订单数据见表 1。

综合本案例, 在配送中心的实际分拣过程中, 3 种稀疏差异度对订单分拣的影响不同: TSFD 会影响分拣机器人移动距离、拣选时间和分货时间; RSFD 会影响分拣机器人在各个仓储区间的移动距离; PSFD 会影响分货后产品的包装时间。针对此次优化目标, 将 3 种差异度按影响优先级进行排序, 则有 TSFD > RSFD > PSFD。故分配权重如下: 设 W_{TSFD}=0.5, W_{RSFD}=0.3, W_{PSFD}=0.2, 以此来较好地完成优化目标的订单聚类。

表 1 订单产品信息
Tab.1 Order information

订单编号	订单产品编号集	存储区域编号集	包装方式集	r _i	d _i	总质量/kg
1	1, 3, 4, 6, 22, 43	A, C, E	袋, 瓶, 纸箱, 塑料箱	14:25	17:00 (+1)	20.13
2	1, 3, 5, 6, 10, 22, 39	A, C, D	袋, 瓶, 纸箱	14:27	17:00 (+1)	23.5
3	3, 6, 7, 22, 24	A, C	袋, 瓶, 纸箱	14:28	17:00 (+1)	19.6
4	4, 6, 7, 29, 35, 42	A, C, D, E	袋, 瓶, 纸箱, 塑料箱	14:29	17:00 (+1)	7.78
5	1, 3, 4, 11, 26, 28	A, B, C	袋, 瓶, 盒, 纸箱	14:31	17:00 (+1)	17.16
6	1, 8, 22, 23	A, C	袋, 瓶, 纸箱	14:35	17:00 (+1)	10.19
7	3, 4, 6, 7, 8, 10, 11	A, B	袋, 瓶, 盒, 纸箱	14:35	17:00 (+1)	22.3
8	17, 18, 22, 26, 28	B, C	盒, 纸箱	14:36	17:00 (+1)	21.7
9	3, 4, 22, 26, 28, 29	A, C	袋, 纸箱	14:38	17:00 (+1)	19.5
10	11, 12, 14, 29, 47	B, C, E	盒, 纸箱, 塑料箱	14:40	17:00 (+1)	16.5
11	3, 4, 5, 6, 7, 8, 10	A	袋, 瓶	14:41	17:00 (+1)	35.7
12	1, 3, 4, 5, 6, 22, 45	A, C, E	袋, 瓶, 纸箱,	14:43	17:00 (+1)	27.35
13	16, 19, 22, 26, 28, 35	B, C, D	袋, 盒, 纸箱	14:44	17:00 (+1)	33.48
14	1, 2, 3, 4, 5, 8, 22, 23	A, C	袋, 瓶, 纸箱	14:47	17:00 (+1)	39.6
15	1, 3, 4, 26, 28	A, C	袋, 纸箱	14:51	17:00 (+1)	12.6
16	5, 7, 27, 29	A, C	袋, 瓶, 纸箱	14:59	17:00 (+1)	26.7
17	22, 25, 28, 29	C	袋, 瓶, 纸箱, 塑料箱	15:07	17:00 (+1)	22.5
18	37, 39, 41, 48	C, E	袋, 瓶, 塑料箱	15:13	17:00 (+1)	21.18

设差异度上限 $b=1.0$, $m_{\max}=100\text{ kg}$, 考虑分拣机器人的搬运效率, 设 $m_{\text{thr}}=60\text{ kg}$ 。

3.2 订单聚类

1) 由步骤 1) —3) 可得各订单间差异度见表 2。由表 2 可得 $\min \{ \text{CSFD} (X_5, X_{15}) \} = 0.18 < b=1.0$, 则合并订单生成 $X_{5, 15} = X_5 + X_{15} = \{ 1, 3, 4, 11, 26, 28 \}$, 记为初始集合 $S_{5, 15}$, $m(S_{5, 15}) = 29.76\text{ kg} \leq m_{\text{thr}} = 60\text{ kg}$, 重复步骤 2) —4) 将 $X_{5, 15}$ 与 $K(t)$ 中订单重新聚类。

2) $m(S_{5, 15}) > m_{\text{thr}} = 50\text{ kg}$, 重复步骤 2) —4) 将 $X_{5, 15}$ 与 $K(t)$ 中订单重新聚类。以上算法得到的最终聚类结果为 $S_{5, 7, 9, 15} = \{ X_5, X_7, X_9, X_{15} \}$, $m(S_{5, 7, 9, 15}) = 72\text{ kg}$, 满足分拣机器人的载质量要求。算法终止后该订单聚类可交由分拣机器人进行作业, 此外, 该时窗下的剩余子集归入下一周期的滚动窗口重新聚类。

4 仿真实验

4.1 动态建模

以该电商某日高峰时段 (09:53—11:53) 500 个订单作为模拟样本, 以固定组批策略和高维稀疏聚类动态组批策略 2 种分拣策略, 在 Flexsim7.4.1 上构建仿真模型。根据该配送中心的作业流程分析, 将该配送中心分为 5 个仿真区域: 仓储区、订单到达区、分货工位、包装区和集货区。在仿真建模时, 包括以下几种实体: 发生器、暂存区、合成器、处理器、货架、

传送带、分拣机器人等。

高维稀疏聚类动态组批策略下的仿真模型见图 1。区域 I 为仓库存储区; 区域 II 为订单到达区; 区域 III 为分货工位; 区域 IV 为包装区域; 区域 V 为集货区。同样的, 固定组批策略下的仿真模型与高维稀疏聚类动态组批策略区域构成一致。

4.2 参数设置

1) 设包装区有完全相同的机器人数量 $q=5$ 台, 分拣机器人空载速度 $v_{\text{空}}=2\text{ m/s}$, 负载速度 $v_{\text{负}}=1\text{ m/s}$, 最大载质量 $m_{\max}=100\text{ kg}$, 载质量阈值 $m_{\text{thr}}=60\text{ kg}$ 。

2) 不考虑高维稀疏聚类动态组批算法对样本订单的计算响应时间, 高维稀疏聚类动态组批方式会将优化过后的订单聚类按滚动时窗 $K(t)$ 顺序输入至发生器中; 固定组批策略将 500 个样本订单按顺序输入发生器, 固定组批策略下分拣货物是将 10 个订单合并成为一批进行分拣作业。

3) 高维稀疏聚类动态组批策略下, 某时窗订单聚类到达系统后, 首先进入订单存储区, 之后将订单聚类按照货物类型分为 5 类, 分别存储在 5 个暂存区内, 因此需要在订单存储区的发送至端口选项中, 读取订单上的“所属类别”标签, 再根据此标签信息发送到下游的暂存区。

4) 合并的订单从库存区运输到到达区后, 由于高维稀疏聚类组批策略相比固定组批策略下的订单更为相似, 故订单聚类的分货和包装时间会用时更

表 2 订单差异度
Tab.2 Order difference

CSFD (X_i, X_j)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1														
2	0.5													
3	0.54	0.63												
4	1.09	2.83	1.13											
5	0.75	2.5	2.38	2.88										
6	0.88	1.51	3.5	∞	2.13									
7	1.45	1.4	0.92	1.59	0.71	4.5								
8	3	1.03	2.75	∞	1	2.25	∞							
9	0.63	2.38	1.5	1.25	0.38	2.5	1.5	0.92						
10	∞	∞	∞	2.63	2.5	∞	3.25	∞	∞					
11	1.09	1	0.75	1.34	1.62	3	0.34	∞	1.38	∞				
12	0.3	0.45	0.79	1.21	0.84	1.38	1.42	2.75	0.71	∞	0.88			
13	3.5	3	3	2.88	1.25	2.75	∞	0.54	1.25	∞	∞	3.75		
14	0.5	0.67	4.5	3	0.79	0.38	1.25	3	1.33	∞	1	0.38	3.5	
15	0.54	1.13	4	2.5	0.18	3.5	1.5	1	0.38	∞	1.25	0.93	1.25	1.17

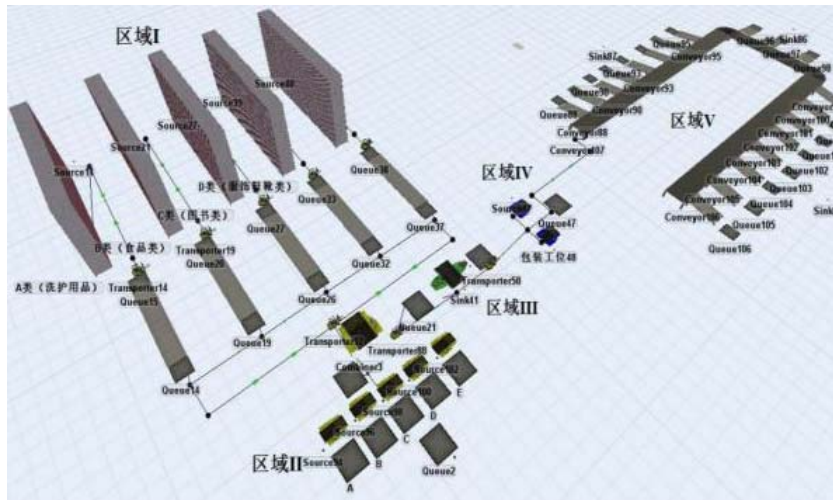


图1 高维稀疏聚类动态组批仿真模型

Fig.1 Simulation model of high-dimensional sparse clustering dynamic group batch

少,会更快到达集货区完成配送。由于在分货和包装过程中,作业速度受到订单数量、包装类别和专业设备的工作效率等诸多因素影响,需在实际情况中具体分析,故在此次仿真模拟中,不考虑订单组批的分货与包装时间。

4.3 数据分析

在 Flexsim 软件上构建仿真模型,对比固定组批策略和高维稀疏聚类动态组批策略,给出以下部分仿真结果。

4.3.1 订单分拣时间比较

2种分拣策略模型下,订单的完成时间与数量、分拣作业效率成正比,针对该配送中心的500个订单数据进行分拣速度的数据分析,仿真模型记录下了固定组批、高维稀疏聚类动态组批策略下,首个订单的进入时间均为34 294 s,完成所有订单的时间分别为71 129 s和62 305 s。2种策略都能够完成当天(即86 400 s前)的订单分拣作业,但高维稀疏聚类动态组批相比固定组批模式节省了23.9%的时间,有效减少了往复寻找货位的时间,可以更快速响应客户需求。

4.3.2 搬运距离对比

分拣机器人搬运距离对比见图2。图2中数据包括包装区5个分拣机器人各自的搬运距离以及平均搬运距离,可知在分拣订单数量相同的前提下,高维稀疏聚类动态组批策略下机器人搬运平均距离相对于固定组批策略减少了66.9%,主要减少部分为分拣中不必要的重复路径。

实验仿真结果表明,在相同条件下,高维稀疏聚类动态组批策略相比固定组批策略,在减少分拣机器人的搬运距离和减少订单的处理时间上都具有明显优势。同时,由于滚动时窗调度策略的应用,增加了配送中心的订单响应及时性与稳定性。

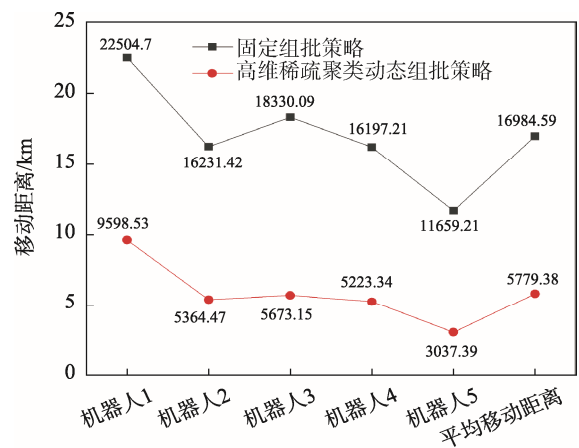


图2 分拣机器人搬运距离对比

Fig.2 Handling distance comparison of sorting robot

5 结语

针对电商环境下的物流配送中心,将全时域的订单分拣问题,通过定义滚动窗口将动态问题分割成一系列静态的子问题,进而对高维稀疏聚类订单做出了算法优化策略,最后以 Flexsim 构建仿真模型进行结果论证,得到了较好的反馈结果,有效地提高了分拣效率。

在算法优化上,只选取了3种稀疏差异度特征作为参考因素,而在实际的分拣过程中,可以选择更多维的稀疏差异度特征作为参考,就可以实现分拣效率,经济效益更高的聚类,在时窗分批、紧迫度函数、关键事件驱动等方面,也可根据实际情况相应地做出参数设定。

参考文献:

[1] 马广奇,肖琳. 互联网时代下“丝绸之路经济带”金融合作新路径[J]. 企业经济, 2018, 37(2): 51—55.

- MA Guang-qi, XIAO Lin. A New Path of Financial Cooperation in the "Silk Road Economic Belt" under the Internet Era[J]. Enterprise Economy, 2018, 37(2): 51—55.
- [2] 王玉. 中国邮政速递物流武汉邮件处理中心智能机器人分拣系统[J]. 物流技术与应用, 2018, 23(1): 66—69.
WANG Yu. Intelligent Mail Sorting System of China Postal Express Logistics Wuhan Mail Processing Center[J]. Logistics Technology and Application, 2018, 23(1): 66—69.
- [3] JANE C C. A Clustering Algorithm for Item Assignment in a Synchronized Zone Order Picking System[J]. European Journal of Operational Research, 2005, 166(2): 489—496.
- [4] GADEMANN. Order Batching to Minimize Total Travel Time in a Parallel-Aisle Warehouse[J]. IIE Transactions, 2005, 37(1): 63—75.
- [5] 张好剑. 基于改进遗传算法的并联机器人分拣路径优化[J]. 华南理工大学学报, 2017, 45(10): 93—99.
ZHANG Hao-jian. Optimization of Sorting Path of Parallel Robot Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Journal of South China University of Technology, 2017, 45(10): 93—99.
- [6] 尹松, 周永权. 基于差异度的聚类方法在信息分类中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(1): 117—119.
YIN Song, ZHOU Yong-quan. Application of Clustering Method Based on Difference Degree in Information Classification[J]. Computer Technology and Development, 2006, 16(1): 117—119.
- [7] 祝琴, 高学东, 武森. 基于排序思想的高维稀疏聚类[J]. 计算机工程, 2010, 36(22): 13—14.
- ZHU Qin, GAO Xue-dong, WU Sen. High-dimensional Sparse Clustering Based on Sorting Ideas[J]. Computer Engineering, 2010, 36(22): 13—14.
- [8] 罗兴荣. 基于 Flexsim 物流仿真的仓储作业系统优化设计[J]. 物流技术, 2014, 33(9): 440—442.
LUO Xing-rong. Optimization Design of Warehouse Operation System Based on Flexsim Logistics Simulation[J]. Logistics Technology, 2014, 33(9): 440—442.
- [9] 李倩. 基于 Flexsim 的自动分拣系统仿真与优化研究[J]. 物流工程与管理, 2011, 33(6): 97—99.
LI Qian. Research on Simulation and Optimization of Automatic Sorting System Based on Flexsim[J]. Logistics Engineering and Management, 2011, 33(6): 97—99.
- [10] 王东波, 朱浩丹. 基于 CABOSFV 聚类算法的汉语词汇类别知识挖掘研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 211—215.
WANG Dong-bo, ZHU Hao-dan. Study on Chinese Vocabulary Category Knowledge Mining Based on CABOSFV Clustering Algorithm[J]. Computer Science, 2013, 40(7): 211—215.
- [11] 张远春. 基于仿真优化的多种类型 AGV 数量配置优化方法[J]. 中国机械工程, 2011, 22(14): 1680—1685.
ZHANG Yuan-chun. Optimization Method of Multiple Types of AGV Quantity Configuration Based on Simulation Optimization[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(14): 1680—1685.
- [12] 李建雄, 孟特. 智能仓储机器人装备关键技术的研究[J]. 物流工程与管理, 38(7): 128—129.
LI Jian-xiong, MENG Te. Research on Key Technologies of Intelligent Storage Robot Equipment[J]. Logistics Engineering and Management, 38(7): 128—129.