

3-18-2021

## Path Designing of Multi-omnidirectional Wheel Collaborative Sorting Platform

Li Qi

*1. School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China; ;*

Wang Wei

*2. School of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Path Designing of Multi-omnidirectional Wheel Collaborative Sorting Platform

### Abstract

**Abstract:** Aiming at the problems of low efficiency, high labor cost and low flexibility of traditional logistics sorting system, an automatic logistics sorting system is designed. *The improved A\* algorithm and the artificial potential field method are used to realize the automatic path planning of the system by taking the transportation path as the research object. The A\* algorithm is improved by adjusting the weights of actual cost and estimated cost, and the artificial potential field method is improved by adding virtual sub-target points and adjusting adaptive parameters, so as to complete the function of path planning of goods.* Simulation and test results show that the algorithm can optimize the global path angle by 73.33%, shorten the length by 14.72%, and shorten the local path length by 6.17%. The relative coordinate error between the actual export and the target export is within 2.95%, which proves the feasibility of the method.

### Keywords

sorting platform, A\* algorithm, artificial potential field method, path planning

### Recommended Citation

Li Qi, Wang Wei. Path Designing of Multi-omnidirectional Wheel Collaborative Sorting Platform[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(3): 698-709.

## 多全向轮协同分拣平台的路径规划

李颀<sup>1</sup>, 汪伟<sup>2</sup>

(1. 陕西科技大学 电子信息与人工智能学院, 陕西 西安 710021; 2. 陕西科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710021)

**摘要:** 针对传统物流分拣系统分拣效率低、人工成本高、灵活性低的问题, 设计出一种自动物流分拣系统。以物品运输路径为研究对象, 采用改进的A\*算法与人工势场法实现系统的自动路径规划。通过调整实际代价与估计代价的权值对A\*算法改进, 增设虚拟子目标点与调节自适应参数对人工势场法改进, 以完成货品的路径规划功能。仿真与试验结果表明, 改进后的算法可使全局路径的角度优化73.33%, 长度缩短14.72%, 局部路径长度缩短6.17%, 物品实际出口与目标出口的坐标相对误差在2.95%以内, 证明了该方法的可行性。

**关键词:** 分拣平台; A\*算法; 人工势场法; 路径规划

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2021)03-0698-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0322

## Path Designing of Multi-omnidirectional Wheel Collaborative Sorting Platform

Li Qi<sup>1</sup>, Wang Wei<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China;

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

**Abstract:** Aiming at the problems of low efficiency, high labor cost and low flexibility of traditional logistics sorting system, an automatic logistics sorting system is designed. The improved A\* algorithm and the artificial potential field method are used to realize the automatic path planning of the system by taking the transportation path as the research object. The A\* algorithm is improved by adjusting the weights of actual cost and estimated cost, and the artificial potential field method is improved by adding virtual sub-target points and adjusting adaptive parameters, so as to complete the function of path planning of goods. Simulation and test results show that the algorithm can optimize the global path angle by 73.33%, shorten the length by 14.72%, and shorten the local path length by 6.17%. The relative coordinate error between the actual export and the target export is within 2.95%, which proves the feasibility of the method.

**Keywords:** sorting platform; A\* algorithm; artificial potential field method; path planning

## 引言

随着互联网技术的高速发展以及智能化和信息化技术在生产与物流中的快速普及为传统物流行业注入了“智能”基因, 但是在生产实际中大多数分拣系统仍然停留在人工或者半自动分拣阶段, 整体自动化水平并不高。史建平<sup>[1]</sup>研究了一种交叉带

分拣机系统, 该系统在传送带的支路与干路交叉口处, 通过人工识别物品种类进行分拣, 当交叉带的某个环节出现故障时, 整个物流分拣系统将发生停滞, 从而严重影响分拣效率。师亚娟<sup>[2]</sup>研究了一种物料自动分拣实验平台, 该平台采用推动气缸将物料导入卸料槽, 在这种分拣方式下, 当某个推动气缸发生故障致使物料无法卸料时, 整个后续分拣将

收稿日期: 2020-06-08 修回日期: 2020-10-19

基金项目: 陕西省农业科技创新工程(201806117YF05NC13); 陕西省科技厅农业科技攻关项目(2015NY028)

第一作者: 李颀(1973-), 女, 博士, 教授, 研究方向为农业智能化与信息化。E-mail: liqidq@sust.edu.cn

无法进行。刘振宇<sup>[3]</sup>提出了一种六自由度机械臂分拣系统,该系统由于使用了多机械臂,所以使分拣系统成本极高,一旦某个机械臂发生故障,其他机械臂的分拣负担,致使系统容易崩溃。喜崇彬<sup>[4]</sup>提出了一种模块化输送分拣系统,该系统采用滚轴式分拣,即用多滚轴代替传送带,虽然提高了分拣可靠性,但是分拣方向单一固定,灵活性低。王洪斌<sup>[5]</sup>提出了一种改进的 A\*算法与动态窗口法相结合的混合算法,该方法虽然实现了机器人的路径规划,但由于采用多目标运输的方式,增加了算法的时间复杂度,时效性低。因此,本文提出了一种新型模块化的多全向轮物流分拣系统,该系统以六边形蜂窝模块为基本单元,每个模块上包含 3 个对称的全向轮,采用改进的 A\*算法与人工势场法对分拣平台上的物品进行路径规划,可以使待分拣物品在任意方向上灵活移动,从而弥补了传统物流分拣系统的不足。

## 1 系统介绍与建模分析

### 1.1 系统介绍

系统物流分拣平台由 15 个边长均为 100 mm 的正六边形不锈钢蜂窝模块搭建而成,每个正六边形蜂窝模块上面安装 3 个直径均为 58 mm 的全向轮,单个蜂窝模块承重能力为 6 kg。蜂窝模块实物如图 1 所示,全向轮分拣平台实物如图 2 所示。

给物流分拣平台中的每个蜂窝模块下方设置一个高频 RFID 识别模块,当待分拣物品在平台上运输时,通过 RFID 识别出物品种类和位置,然后对物品的运输路径进行规划,从而使其能够快速运输至对应的目的地。本文采用 A\*算法与人工势场法相结合的方式对平台上的物品进行路径规划。当单个物品或同一类物品在分拣平台上运输时,系统需要结合分拣平台的工况和目标输出口利用 A\*算法进行全局静态路径规划<sup>[6]</sup>;对于大型分拣系统,可能会出现多种物品同时运输的情况,由于不同物品的运输目的地不同,所以在运输过程中可能

会发生碰撞,但 A\*算法不能对局部新出现的障碍物进行实时动态避障<sup>[7]</sup>,因此在静态路径规划的基础上,利用人工势场法<sup>[8]</sup>继续进行局部动态路径规划。传统 A\*算法与人工势场法在工作效率和路径搜索的可靠性上存在不足<sup>[9-11]</sup>,为了使其更加适用于本文中的分拣系统,采用加权评估函数对全局静态路径规划的 A\*算法进行改进<sup>[12-13]</sup>,以提高路径规划的效率,降低物品运输时的旋转角度;对于局部动态路径规划,由于传统人工势场法极易陷入局部极小值点<sup>[14]</sup>,因此采用增加虚拟子目标点的方式对传统人工势场法进行改进,使物品跳出局部极小值点而顺利到达目标位置。

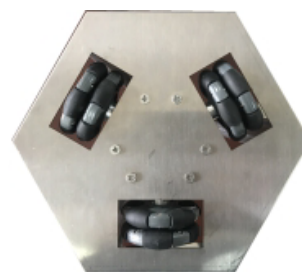


图 1 蜂窝模块实物图

Fig. 1 Actual picture of cellular module

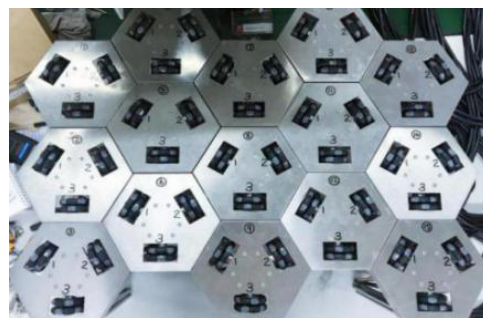


图 2 全向轮分拣平台实物图

Fig. 2 Actual picture of Omni-directional wheel sorting platform

### 1.2 分拣平台全局环境模型建立与分析

物流分拣平台模型是本系统控制的基础,为了将物品更加准确地运输至目的地,可以将物流分拣平台上的物品运输看作是二维平面移动,同时将物品看作点状物体,采用 A\*算法进行全局静态路径规划,模型建立步骤如下:

(1) 需要对本文所设计的物流分拣平台进行栅格化处理，其模型如图 3 所示。

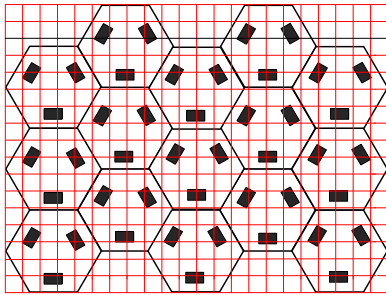


图 3 物流分拣平台栅格化模型图

Fig. 3 Grid model diagram of logistics sorting platform

(2) 当分拣平台上某一模块发生故障时，可将该模块视为障碍物；物品具有一定的体积，会与物流分拣平台形成一个接触面，为了防止物品在运输过程中经过故障模块时发生停滞，本文对障碍物做相应的膨胀处理，使规划出的路径能够顺利避开故障模块，障碍物膨胀处理结果如图 4 所示。

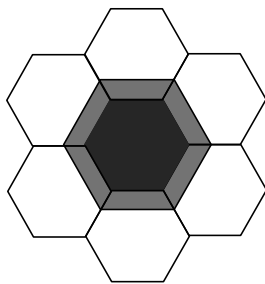


图 4 障碍物膨胀处理图

Fig. 4 Obstacle expansion treatment

(3) 对二维物流分拣平台进行栅格化后，一些栅格块会出现部分有障碍物的情况，如图 5 所示，本文将将其均视为有障碍物栅格，即黑色栅格模块。



图 5 障碍物栅格

Fig. 5 Obstacle grid

对于 A\*算法<sup>[15]</sup>，将栅格地图上的矩形栅格块边长设置为 10，那么路径规划时上、下、左、右

方向的移动代价就为 10；同时将左下、左上、右下、右上方向的移动代价设置为 14。黑色块默认为障碍物所在区域，白色块默认为可通行区域。对于物流分拣平台，当某个或者多个模块发生故障时，将其视为障碍物，在可以避开障碍物的前提下，采用 A\*算法找到一条最佳路径，这样既可以将物品运输至目标点，也可以提高物流分拣平台的效率。设环境 N 由栅格  $N_{ij}$  组成，如式(1)所示。

$$N = \{N_{ij}, N_{ij} = 0, 1, 2, 3\}, \quad (1)$$

式中： $N_{ij}=0$  为物品在分拣平台上的起点栅格； $N_{ij}=1$  为分拣平台上的障碍物栅格； $N_{ij}=2$  为分拣平台上的无障碍物栅格； $N_{ij}=3$  为分拣物品在平台上的终点栅格。

在 A\*算法栅格地图上规划出的路径分为有效路径与无效路径，其示意图如图 6 所示。

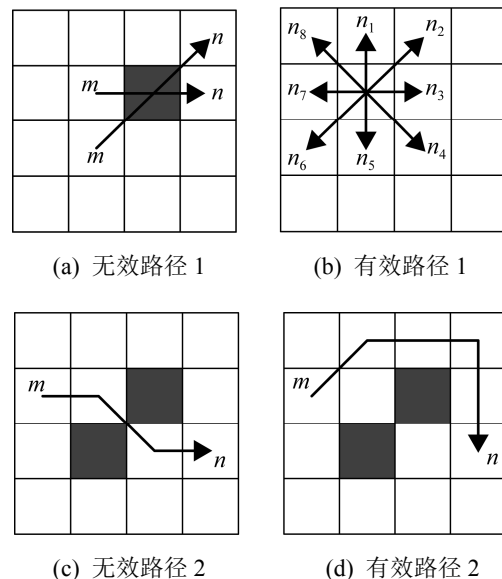


图 6 路径示意图

Fig. 6 Path diagram

### 1.3 分拣平台局部环境模型建立与分析

全局路径规划不能对局部新出现的障碍物进行避障，容易导致平台上的多个物品之间发生碰撞，因此本文在全局路径规划的基础上，采用人工势场法进行局部动态路径规划。

人工势场法仿照物理学中电场的概念建立以

目标点及障碍物为场源的虚拟势场, 由于物品的运动由所受引力与斥力的合力决定, 所以按照势场力的方向即可高效地规划出可行路径。因此本系统在分拣平台物品出口处即目标点建立引力场, 在障碍物处建立斥力场, 其模型如图 7 所示。

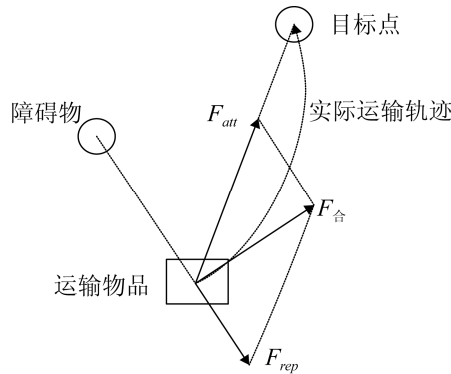


图 7 待分拣物品的受力情况

Fig. 7 Force condition of the sorting goods

图 7 中,  $F_{rep}$  为物品所受的斥力,  $F_{att}$  为物品所受的引力,  $F_{合}$  为物品在人工势场法中所受的合力, 曲线为物品的实际运动轨迹。

## 2 分拣平台的路径规划

### 2.1 基于改进 A\*算法的全局静态路径规划

传统 A\*算法的思想是通过计算估算函数给当前节点周围的可选节点排序, 然后选择重要程度较高的节点, 如此循环直至寻找到目标节点结束, 其中 A\*算法的启发代价用估算函数表示, 如式(2)所示。

$$f(n) = g(n) + h(n), \quad (2)$$

式中:  $f(n)$  为节点  $n$  到目标点  $G$  的估计函数;  $g(n)$  为状态空间从初始节点  $S$  到节点  $n$  的实际代价;  $h(n)$  代表从节点  $n$  到目标节点  $G$  的最佳路径的估算代价。在二维空间中, 代价的值通常指两节点间的距离, 因此函数  $g(n)$  和函数  $h(n)$  的值通常采用欧式距离进行计算, 如式(3)和式(4)所示。

$$h(n) = \sqrt{(X_s - X_{goal})^2 + (Y_s - Y_{goal})^2}, \quad (3)$$

式中:  $(X_s, Y_s)$  为当前点坐标;  $(X_{goal}, Y_{goal})$  为目标点坐标。

$$g(n) = \sqrt{(X_s - X_o)^2 + (Y_s - Y_o)^2}, \quad (4)$$

式中:  $(X_o, Y_o)$  为起点坐标。

系统物品入口和出口位置已知, 在路径搜索过程中, 需使其向着目标点方向进行搜索以提高路径搜索效率, 传统 A\*算法在无约束条件下规划出的路径转折节点多, 轨迹平滑度不够好, 因此本文对传统 A\*算法进行改进。由于在实际路径搜索过程中, 实际代价  $g(n)$  和估算代价  $h(n)$  对路径评估函数的影响有所不同, 因此该分拣平台采用加权评估函数  $f(n)$  进行 A\*算法的全局路径规划, 如式(5)所示。

$$f(n) = \lambda_g g(n) + \lambda_h h(n), \quad (5)$$

式中:  $\lambda_g$  为从初始节点  $S$  到达节点  $n$  的实际代价  $g(n)$  的权值;  $\lambda_h$  为节点  $n$  到达目标节点  $G$  的最佳路径估算代价  $h(n)$  的权值, 且满足式(6)。

$$\lambda_g + \lambda_h = 1. \quad (6)$$

选择合适的  $\lambda_g$  和  $\lambda_h$  有利于提高路径规划的合理性; 同时缩短物品运输过程中的路径长度并且减小物品运输过程中的旋转角度, 从而提高物品运输路径的平滑度。因此, 本文提出通过动态调整权值大小对 A\*算法进行改进, 从而在全局路径规划中达到优化评估函数的目的。动态调整过程中,  $\lambda_g$  和  $\lambda_h$  遵循式(7)所示的关系。

$$\lambda_g = \lambda_{g \min} + (\lambda_{g \max} - \lambda_{g \min}) \left(1 - \frac{h(n)}{M}\right), \quad (7)$$

式中:  $\lambda_{g \min}$  为  $\lambda_g$  的初始值;  $\lambda_{g \max}$  为  $\lambda_g$  的最大值;  $M$  为起点到目标点的欧氏距离。通过调整  $\lambda_g$  和  $\lambda_h$ , 可以保证物品在运输过程中路径的合理性。

### 2.2 基于人工势场法的局部动态路径规划

传统人工势场法<sup>[16]</sup>定义如式(8)~(9)所示。

$$U = U_{att} + U_{rep}, \quad (8)$$

式中:  $U$  为物品的合力场;  $U_{att}$  为物品相对于目标的引力场;  $U_{rep}$  为物品相对于目标的斥力场。

$$F = F_{att} + F_{rep}, \quad (9)$$

式中:  $F$  为物品所受的合力;  $F_{att}$  为物品相对于目标所受的引力;  $F_{rep}$  为物品相对于目标所受的斥力。

设物品在工作空间的位置为  $X=(x,y)$ , 引力势场函数如式(10)所示。

$$U_{att} = \frac{1}{2}k(X - X_g)^2, \quad (10)$$

式中： $U_{att}$  为物品相对于目标的引力场； $k$  为引力势场常量，是正数； $X$  为物品的位置向量； $X_g$  为物品在势场中的目标位置。

对于斥力势场函数，如式(11)所示。

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2}\eta(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}), & \rho < \rho_0, \\ 0, & \rho > \rho_0, \end{cases} \quad (11)$$

式中： $U_{rep}$  为物品相对于目标的斥力场； $\eta$  为斥力场常量，是正数； $\rho$  为物品与障碍物的最短空间距离； $\rho_0$  为单个障碍物影响的最大空间距离。

若物品在其影响范围之外，则不受障碍物斥力作用；反之，则受到障碍物的排斥作用。

对引力势场函数和斥力势场函数求负梯度，则得到式(12)和式(13)表达式。

$$F_{att} = -grad(U_{att}) = -k(X - X_g) = k(X_g - X), \quad (12)$$

式中： $U_{att}$  为物品相对于目标的引力场； $k$  为引力势场常量，是正数；为物品的位置向量； $X_g$  为物品在势场中的目标位置。

$$F_{rep} = -grad(U_{rep}) = \begin{cases} \eta(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0})\frac{1}{\rho^2} \frac{\partial \rho}{\partial X}, & \rho < \rho_0, \\ 0, & \rho > \rho_0, \end{cases} \quad (13)$$

式中： $\frac{\partial \rho}{\partial X} = (\frac{\partial \rho}{\partial x} \frac{\partial \rho}{\partial y})^T$ ； $U_{rep}$  为物品相对于目标的斥力场； $\eta$  为斥力场常量，是正数； $\rho$  为物品与障碍物的最短空间距离； $\rho_0$  为单个障碍物影响的最大空间距离。

势场函数并不唯一，只要保证所使用的函数及其导数连续即可。以上考虑的是单个障碍物的情况，因为势场和力均具有可迭加性，故在有多个障碍物的环境中，总的势场  $U$  和合力  $F$  如式(14),(15)所示。

$$U = U_{att} + \sum_i U_{repi}, \quad (14)$$

式中： $U_{repi}$  为物品相对于目标点的斥力场分量； $i$  为有斥力场影响的障碍物数量。

$$F = F_{att} + \sum_i F_{repi}, \quad (15)$$

式中： $F_{repi}$  为物品相对于目标点的斥力分量， $i$  对物品有斥力影响的障碍物数量。

### 2.2.1 虚拟子目标的增设

传统人工势场法的局限性在于当目标点对物品的引力和障碍物对目标点的斥力的合力为 0 时，物品会陷入局部极小值点，永远无法到达目标点，其局部极小点如图 8(a)所示， $\overline{F}_{引} = -\overline{F}_{斥合}$ 。因此，本文提出增设虚拟子目标法，借助虚拟外力使物流分拣平台上的物品摆脱极小点的陷阱，从而成功到达目标点，增加的虚拟子目标点如图 8(b)所示，当增设虚拟子目标点后，物体会沿着  $F_{vir}$  到达虚拟子目标点。

具体实现方法如下：

(1) 判断物品是否陷入局部极小陷阱，当物品在运输平台上静止不动时，判断当前坐标与目标点坐标是否一致，如果一致则代表物品已到达目标点，否则视其为陷入局部极小点。

(2) 当检测到局部极小点时，程序跳转到增设的虚拟子目标模块，存储使物品陷入局部极小值陷阱的障碍物位置信息，判断物品与目标点连线的左右两端障碍物数目，并选择障碍物群左侧或者右侧为零时增设的虚拟子目标点，然后利用式(16)得到虚拟子目标点的位置坐标。

$$\begin{cases} X_{vir} = X_{min} + \beta_1 |X_{avg} - X_i|_{max}, \\ Y_{vir} = Y_{min} + \beta_2 Y_{avg}, \end{cases} \quad (16)$$

式中： $(X_{min}, Y_{min})$  为局部极小值点坐标； $(X_{avg}, Y_{avg})$  为所有障碍物平均值点坐标； $X_i$  为障碍物  $i$  的横坐标值； $(X_{vir}, Y_{vir})$  为虚拟子目标点坐标， $\beta_1, \beta_2$  为自适应可调参数，且  $|\beta_2| > 1, |\beta_1| > 1$ ； $|X_{avg} - X_i|_{max}$  为各障碍物横坐标与障碍物平均横坐标差值的最大值，物品所陷入的局部极小值点与增设的虚拟子目标点如图 8 所示。

(3) 当物品达到虚拟子目标点，即物品摆脱局部极小值点陷阱后，撤出虚拟子目标点，物品将在原目标点和障碍物的合力作用下向原目标点运动，当物品再次陷入局部极小值点时，重复步骤(2)，直



到物品被运输至最终目标点。

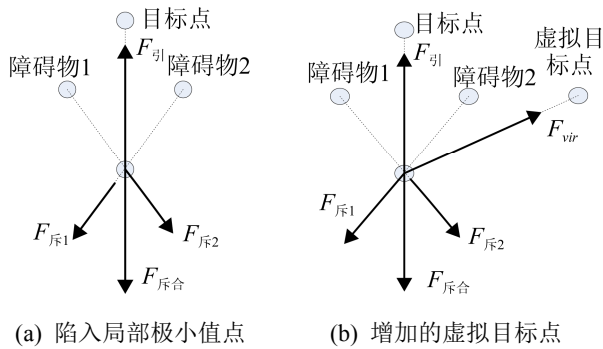


图 8 局部极小值与增设虚拟目标点图  
Fig. 8 Local minimum and additional virtual target point

### 2.2.2 虚拟子目标点的选择

选择合适的虚拟子目标点能够使避障更加灵活准确。对于本文分拣平台,当物品陷入极小值点时,虚拟子目标点的坐标确定步骤如下:

(1) 首先求出局部极小值点坐标 $(X_{min}, Y_{min})$ ,并在物流分拣平台上判断该极小值点距离物流分拣平台边界的最小值 $L$ ;

(2) 根据各个障碍物的坐标求出障碍物点的平均坐标 $(X_{avg}, Y_{avg})$ ,同时求出每个障碍物与 $(X_{avg}, Y_{avg})$ 点距离的最大值 $\gamma$ , $\gamma = |X_{avg} - X_{i}|_{max}$ 。然后以坐标点 $(X_{avg}, Y_{avg})$ 为圆心, $\gamma$ 为半径做圆。虚拟子目标点的选择如图 9 所示:

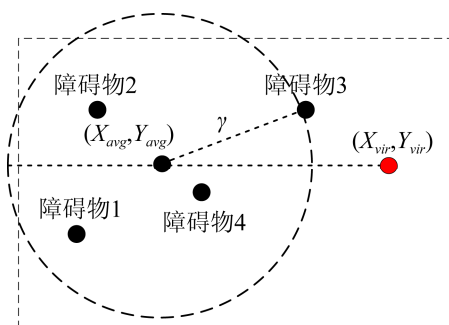


图 9 虚拟子目标点选择图  
Fig. 9 Virtual sub-target point punctuation selection diagram

(3) 根据圆与边界的距离,选择合适的虚拟子目标点。当选择的新增子目标点位于障碍物群左侧时、超出分拣平台边界或者与平台边界的距离小于物品边长时,选择右侧为虚拟子目标点,左侧虚拟

子目标点的选择同理。当选择的新增子目标点既可以位于障碍物群左侧又可以位于其右侧时,判断是否已有上一级虚拟子目标点,如果有,则选择距离上一级子目标点与最终目标点连线较近处为虚拟子目标点;如果没有,则虚拟子目标点可随机选择;

(4) 根据局部极小值陷阱与障碍物分布情况,调节自适应参数 $\beta_1$ 与 $\beta_2$ ,对虚拟子目标点的位置进行确认,对比在不同取值下的路径规划结果,最终选择出一条最佳路径。

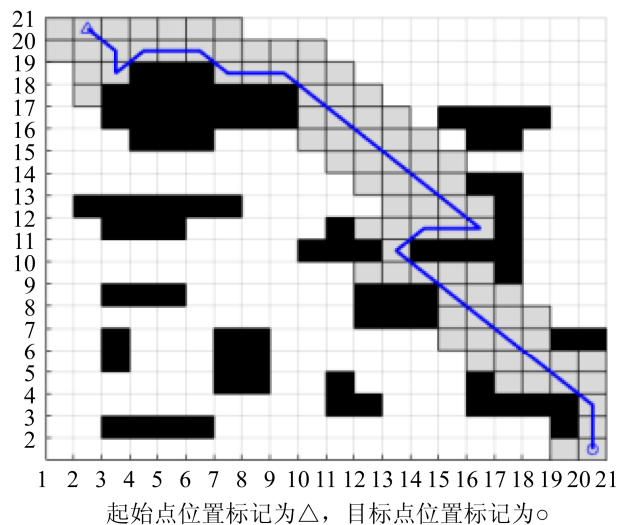
采用改进的人工势场法可以有效避免传统人工势场法中的目标不可达、易陷入局部极小值等问题。虚拟子目标点的增设与选择,提高了物流分拣的可靠性,使物品能够准确无误地运输至最终目标点。

## 3 仿真实验

本文以 Matlab R2017a 软件为仿真实验平台对改进的路径规划算法进行仿真,并将仿真结果与传统算法进行对比分析。

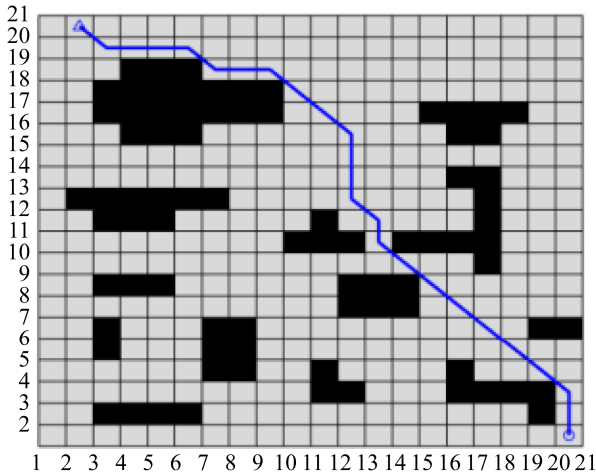
### 3.1 改进的 A\*搜索算法路径规划结果

本文采用 $20 \times 20$ 的栅格化网格进行 A\*算法仿真,起点坐标设置为(2,20)终点坐标设置为(20,1),障碍物位置为手动方式进行设置,改进后的 A\*算法路径规划结果如图 10 所示。



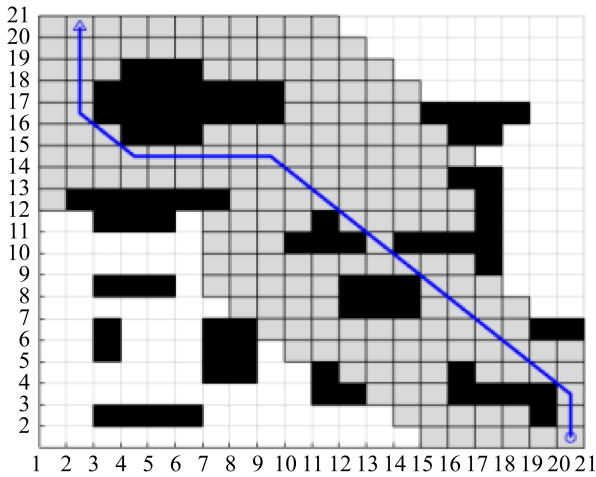
(a) 传统 A\*算法仿真图





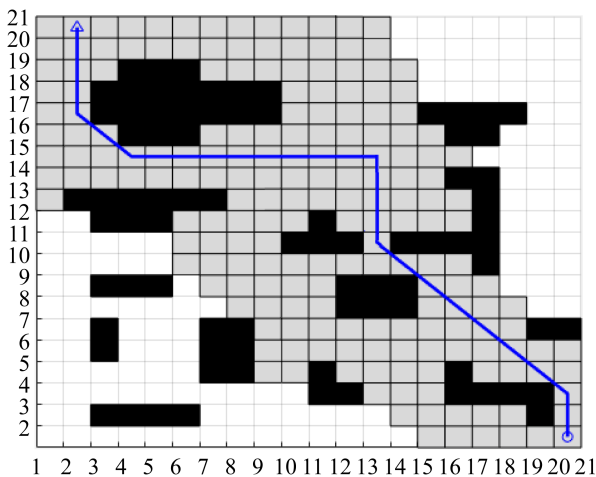
起始点位置标记为△，目标点位置标记为○

(b)  $\lambda_g=0.35, \lambda_h=0.65$  时仿真图



起始点位置标记为△，目标点位置标记为○

(c)  $\lambda_g=0.55, \lambda_h=0.45$  时仿真图



起始点位置标记为△，目标点位置标记为○

(d)  $\lambda_g=0.75, \lambda_h=0.25$  时仿真图

图 10 改进后的 A\* 算法路径规划图

Fig. 10 Improved A\* algorithm path designing diagram

图 10(a)采用传统 A\* 算法进行路径规划; 图 10(b), 10(c), 10(d)采用改进的 A\* 算法进行路径规划, 通过调整实际代价的权值  $\lambda_g$  与估计代价的权值  $\lambda_h$  可求得最优路径, 其权值分别设置为  $\lambda_g=0.35, \lambda_h=0.65; \lambda_g=0.55, \lambda_h=0.45; \lambda_g=0.75, \lambda_h=0.25$ 。调整权值大小可得表 1 所示的参数结果。

表 1 改进的 A\* 算法参数整定

Tab. 1 Improved A\* algorithm parameter statistics

| 实际代价<br>权值 $\lambda_g$ | 估计代价<br>权值 $\lambda_h$ | 规划<br>步数 | 规划时<br>间/s | 路径长度<br>/cm | 路径角<br>度和 |
|------------------------|------------------------|----------|------------|-------------|-----------|
| —                      | —                      | 85       | 0.010 7    | 34.455 8    | 675°      |
| 0.35                   | 0.65                   | 320      | 0.162 2    | 29.384 8    | 405°      |
| 0.55                   | 0.45                   | 184      | 0.032 3    | 29.384 8    | 180°      |
| 0.75                   | 0.25                   | 194      | 0.038 3    | 31.885 6    | 270°      |

由表 1 可知, 虽然传统 A\* 算法的规划步数与规划时间相对较短, 但是规划出的路径过长且路径在规划过程中角度变化太大, 因此传统 A\* 算法路径规划不适合物流分拣平台的物品运输。

相比于传统 A\* 算法, 实际代价与估计代价权值可变的改进 A\* 算法在路径长度与角度规划上都有很大的提高, 改进的 A\* 算法性能参数优化率如表 2 所示, 通过不同的  $\lambda_g$  和  $\lambda_h$  即可求出路径长度和角度的优化率。路径长度与角度优化率计算公式如式(17)所示。

$$\begin{cases} \delta_\zeta = (\zeta_1 - \zeta_2) / \zeta_1 \times 100\% , \\ \delta_\theta = (\theta_1 - \theta_2) / \theta_1 \times 100\% , \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\zeta_1$  为改进前的路径长度;  $\zeta_2$  为改进后的路径长度;  $\theta_1$  为改进前的角度值;  $\theta_2$  为改进后的角度值。

表 2 改进的 A\* 算法性能参数优化率

Tab. 2 Improved A\* algorithm performance parameter optimization rate /%

| 算法名称   | 路径长度<br>优化率 | 路径角度<br>优化率 |
|--|-------------|-------------|
| 传统 A* 算法                                     | —           | —           |
| 改进 A* 算法( $\lambda_g=0.35, \lambda_h=0.65$ ) | 14.72       | 33.33       |
| 改进 A* 算法( $\lambda_g=0.55, \lambda_h=0.45$ ) | 14.72       | 73.33       |
| 改进 A* 算法( $\lambda_g=0.75, \lambda_h=0.25$ ) | 7.46        | 60.00       |

由表 1 可知, 改进后的 A\* 算法规划出的路径长度明显比传统 A\* 算法短, 这样当物品匀速运动时, 运输时间就会明显缩短, 物流分拣平台的分拣效率就会得到有效提高。同时, 改进后的 A\* 算法规划出的路径平滑度远远优于传统 A\* 算法, 改进后的 A\* 算法可使物品在分拣平台上更加平滑地运输, 从而分拣效果变得更好。

由表 2 可知, 当调节改进的 A\* 算法实际代价权值和估计代价权值时, 路径的搜索效率和平滑度都会产生相应的变化, 由表 1 可知, 当  $\lambda_g=0.55$ ,  $\lambda_h=0.45$  时, 路径规划所需的步数为 184, 规划出的路径长度为 29.384 8 cm, 规划出的路径角度变化值之和为  $180^\circ$ , 明显优于  $\lambda_g=0.35$ ,  $\lambda_h=0.65$  和  $\lambda_g=0.75$ ,  $\lambda_h=0.25$  时的值。仿真结果表明, 改进的 A\* 算法采用动态权值进行全局静态路径规划, 运输效率和路径平滑度更高。

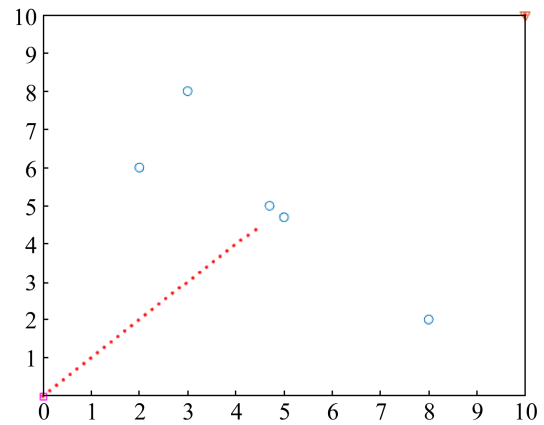
### 3.2 改进的人工势场法路径规划结果

当采用传统人工势场法时, 物品易陷入局部极小值点, 即障碍物对物品产生的斥力与目标点对物品产生的引力大小相等, 方向相反, 其合力为 0, 因此物品停止运动, 不能到达目的地, 传统人工势场法路径规划结果如图 11(a) 所示。当采用改进的人工势场法时, 通过增加虚拟子目标点可以使物品在原局部极小值点处的合力不为 0, 因此可使物品跳出原局部极小值点, 成功到达运输目的地, 改进后的人工势场法路径规划结果如图 11(b) 所示。

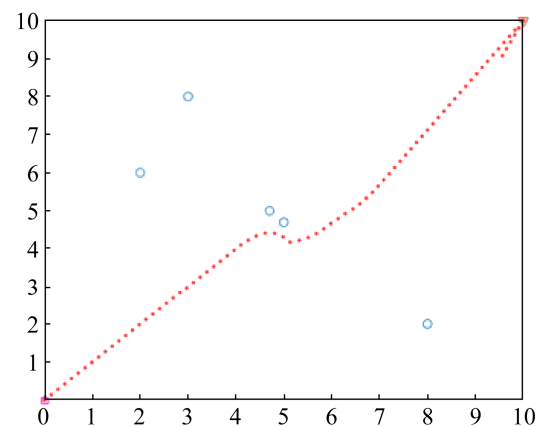
当增加虚拟子目标点后, 物品就可以跳出局部极小值点陷阱。调节自适应参数  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  后规划出的路径如图 12 所示。

设置引力的增益系数  $k$  为 15, 斥力的增益系数  $\eta$  为 5, 障碍物的影响距离  $\rho_0$  为 2.5。由于增加的虚拟子目标点的坐标且选择在极小值点的左侧或者右侧, 因此, 虚拟子目标点的纵坐标取值为使物品陷入极小值点的障碍物群的纵坐标平均值, 此时自适应参数  $\beta_2$  为常量( $\beta_2=1.2$ ); 改

变虚拟子目标点的横坐标值即调整自适应参数  $\beta_1$  的值, 调整自适应参数  $\beta_1$ , 可得如图 12 所示仿真实验图。



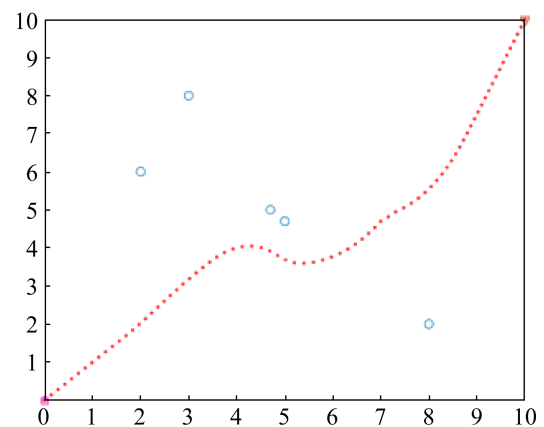
(a) 传统人工势场法路径规划图



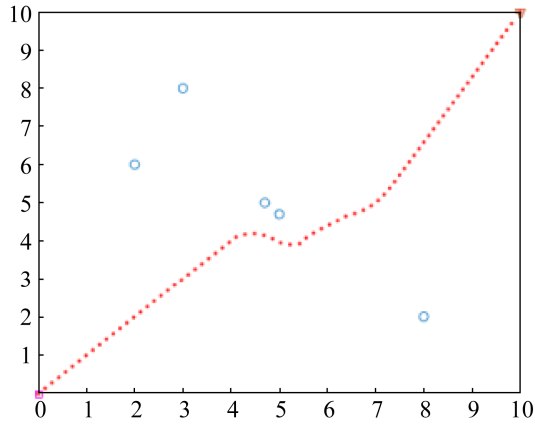
(b) 改进后的人工势场法路径规划图

图 11 人工势场法路径规划图

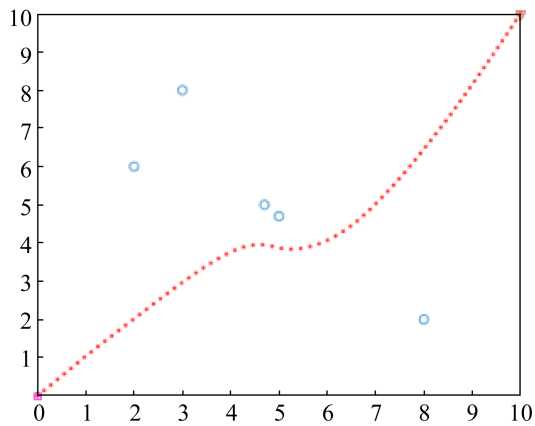
Fig. 11 Artificial potential field path designing diagram



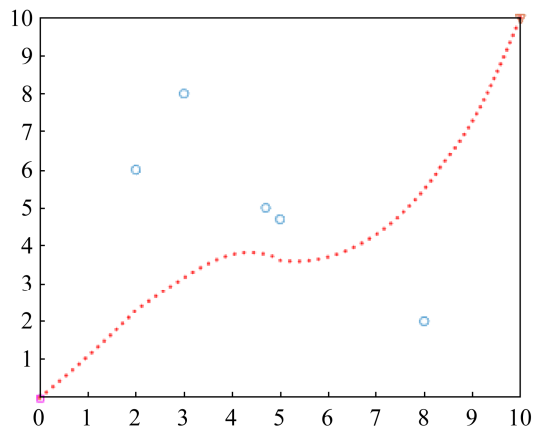
(a)  $\beta_1$  值为 1.25



(b)  $\beta_1$  值为 1.5



(c)  $\beta_1$  值为 1.75



(d)  $\beta_1$  值为 2.0

图 12 调节自适应参数后的人工势场法路径规划图  
Fig. 12 Path planning of artificial market method after adjusting adaptive parameters

由图 12 的仿真结果，可得  $\beta_1$  对路径规划的影响如表 3 所示。

由表 3 可知，当自适应参数  $\beta_1$  取值约为 1.75

左右时，系统既能使物品跳出局部极小值点，同时也能使物品运输避障的路径达到最优，即所经过的路径最短。仿真结果表明，改进的人工势场法通过增加虚拟子目标点进行局部动态路径规划，运输效率更高。

表 3 自适应参数对路径规划长度的影响

Tab. 3 Influence of adaptive parameters on path planning

| length          |         |             |
|-----------------|---------|-------------|
| 自适应参数 $\beta_1$ | 路径长度/cm | 路径长度优化率/(%) |
| 1.25            | 15.73   | —           |
| 1.50            | 15.38   | 2.23        |
| 1.75            | 14.76   | 6.17        |
| 2.00            | 15.27   | 2.92        |

## 4 应用实验分析

在完成仿真实验之后，需要通过实际试验验证本文所提出的算法的可靠性和优越性。实验所用的物品均为 2 kg，实验平台物品出口、入口和障碍物位置如图 13 所示。设计 4 组实验，分别为 150 mm×200 mm 与 200 mm×250 mm 的单物品全局路径规划试验 2 组，150 mm×200 mm 与 200 mm×250 mm 的多物品局部动态避障试验 2 组。单物品全局路径规划实验如图 14 所示，多物品动态避障实验如图 15 所示。

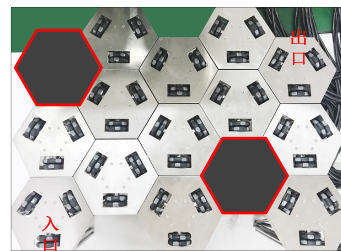


图 13 障碍物与出入口位置

Fig. 13 Location of the barriers and exits and entrances



图 14 单物品全局路径规划实验

Fig. 14 Single-object path planning experiment



图 15 多物品自动避障实验  
Fig. 15 Multi-object path planning experiment

在实际试验中, 全向轮可调速电机的最高转速为 150 r/min, 分别调节调速电机的占空比, 在不同运输速度下, 测量物品出口坐标与目标出口坐标的位置偏差  $\Delta s(\text{mm})$  以及物品的运输时间  $t(\text{s})$ 。

在 150 mm×200 mm 与 200 mm×250 mm 的单物品全局路径规划试验中, 设置改进 A\*算法的实际代价权值  $\lambda_g$  为 0.55, 估计代价权值  $\lambda_h$  为 0.45, 记录的数据分别如表 4 和表 5 所示。

表 4 150 mm×200 mm 单物品运输试验  
Tab. 4 150 mm×200 mm single-object transportation test

| 占空比/(%) | 运输时间/s | 与目标出口中心点<br>位置偏差 $\Delta s/\text{mm}$ |
|---------|--------|---------------------------------------|
| 10      | —      | —                                     |
| 20      | —      | —                                     |
| 30      | 7.37   | 6.3                                   |
| 40      | 5.50   | 4.8                                   |
| 50      | 4.40   | 3.2                                   |
| 60      | 3.67   | 4.6                                   |
| 70      | 3.14   | 5.9                                   |
| 80      | 2.75   | 7.1                                   |
| 90      | 2.44   | 8.5                                   |
| 100     | 2.21   | 10.6                                  |

表 5 200 mm×250 mm 单物品运输试验  
Tab. 5 200 mm×250 mm Single-object transportation test

| 占空比/(%) | 运输时间/s | 与目标出口中心点<br>位置偏差 $\Delta s/\text{mm}$ |
|---------|--------|---------------------------------------|
| 10      | —      | —                                     |
| 20      | —      | —                                     |
| 30      | 6.37   | 5.6                                   |
| 40      | 4.73   | 4.1                                   |
| 50      | 3.81   | 2.7                                   |
| 60      | 3.17   | 3.5                                   |
| 70      | 2.72   | 5.3                                   |
| 80      | 2.38   | 6.8                                   |
| 90      | 2.12   | 8.2                                   |
| 100     | 1.92   | 9.7                                   |

在 150 mm×200 mm 与 200 mm×250 mm 的多物品局部动态避障试验中, 考虑物品的尺寸大小影响, 在 A\*算法参数基础上, 当物品尺寸为 150 mm×200 mm 时, 设置单个障碍物影响的最大空间距离  $\rho_0$  为 350 mm; 当物品尺寸为 200 mm×250 mm 时, 设置单个障碍物影响的最大空间距离  $\rho_0$  为 400 mm, 记录的试验数据如表 6, 7 所示。

表 6 150 mm×200 mm 多物品动态避障试验  
Tab. 6 150 mm×200 mm multi-object obstacle avoidance test

| 占空比/(%) | 运输时间/s | 与目标出口中心点<br>位置偏差 $\Delta s/\text{mm}$ |
|---------|--------|---------------------------------------|
| 10      | —      | —                                     |
| 20      | —      | —                                     |
| 30      | 8.16   | 8.3                                   |
| 40      | 6.13   | 6.5                                   |
| 50      | 4.90   | 4.7                                   |
| 60      | 4.08   | 5.9                                   |
| 70      | 3.51   | 7.6                                   |
| 80      | 3.06   | 9.2                                   |
| 90      | 2.72   | 10.5                                  |
| 100     | 2.45   | 11.8                                  |

表 7 200 mm×250 mm 多物品动态避障试验  
Tab. 7 200 mm×250 mm multi-object obstacle avoidance test

| 占空比/(%) | 运输时间/s | 与目标出口中心点<br>位置偏差 $\Delta s/\text{mm}$ |
|---------|--------|---------------------------------------|
| 10      | —      | —                                     |
| 20      | —      | —                                     |
| 30      | 9.03   | 7.6                                   |
| 40      | 6.75   | 5.8                                   |
| 50      | 5.41   | 4.2                                   |
| 60      | 4.52   | 5.3                                   |
| 70      | 3.86   | 6.9                                   |
| 80      | 3.38   | 8.2                                   |
| 90      | 3.02   | 9.3                                   |
| 100     | 2.73   | 10.8                                  |

由表 4~7 的试验数据可知:

(1) 当电机占空比小于 20%时, 电机的带载功率也小于额定功率的 20%, 故不能带动 2 kg 的运输物品, 即无法完成物品分拣。当电机占空比高于 80%时, 电机转速过高, 物品受惯性影响, 其实际出口坐标与目标出口坐标误差较大, 因此本文电机

占空比选择 40%~60%之间的数据最为适宜;

(2) 由表 4, 5 可知, 单物品运输时, 采用改进的 A\*算法进行全局路径规划能够避开故障模块, 可以使物品准确运输至目标终点, 最大相对误差不超过 2.30%; 由表 6, 7 可知, 多物品避障运输时, 物品能够顺利避开故障模块和动态障碍物, 其实际出口坐标与目标出口坐标最大相对误差不超过 2.95%;

(3) 当物品与平台的接触面积增大时, 物品可以更好地与全向轮贴合, 从而增大摩擦力, 缩短运输时间, 降低实际出口与目标出口的坐标误差。

综上所述, 系统采用改进的 A\*算法与人工势场法相结合的方法对物品进行路径规划是可行的, 并且具有很高的优越性。

## 5 结论

本文针对多全向轮协同的物流分拣系统的路径规划问题, 提出了基于传统 A\*算法与人工势场法的改进型路径规划方法。通过传感器得出分拣平台的工况以及物品的种类, 采用改进的 A\*算法实现物流分拣系统的静态路径规划; 同时, 对于多物品运输可能发生碰撞的问题, 采用基于改进的人工势场法进行局部动态路径规划使物品跳出局部极小值点, 通过调节自适应参数, 使避障路径达到最优。通过试验表明, 物品的实际出口与目标出口坐标误差在控制系统允许的误差范围之内, 证明了本文所采用的改进 A\*算法与人工势场法能够高效准确地实现分拣系统的路径规划。

## 参考文献:

- [1] 史建平, 狄轶娟, 蔡纪鹤. 物流交叉分拣机的上包控制系统研究[J]. 制造业自动化, 2017, 39(4): 114-116.  
Shi Jianping, Di Yijuan, Cai Jihe. The Research on Induction Control System of Logistics Cross-belt Sorter[J]. Manufacturing Automation, 2017, 39(4): 114-116.
- [2] 师亚娟, 刘欣. 物料自动分拣实验平台的研究与设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2014(3): 40-43.  
Shi Yajuan, Liu Xin. Research and Design of Material Automatic Sorting Experiment Platform[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2014(3): 40-43.
- [3] 刘振宇, 赵彬, 朱海波, 等. 六自由度机械臂分拣系统仿真平台研究[J]. 机械设计与制造, 2013(2): 210-213.  
Liu Zhenyu, Zhao Bin, Zhu Haibo, et al. Sorting Experimental Platform Research on Six-DOF Manipulator[J]. Machinery Design & Manufacture, 2013(2): 210-213.
- [4] 喜崇彬. 输送分拣系统的平台化与模块化趋势[J]. 物流技术与应用, 2019, 24(1): 87-88.  
Xi Chongbin. The Trend of Platformization and Modularization of Transportation and Sorting System[J]. Logistics & Material Handling, 2019, 24(1): 87-88.
- [5] 王洪斌, 尹鹏衡, 郑维, 等. 基于改进的 A\*算法与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2020, 42(3): 346-353.  
Wang Hongbin, Yin Pengheng, Zheng Wei, et al. Mobile Robot Path Planning Based on Improved A\* Algorithm and Dynamic Window Method[J]. Robot, 2020, 42(3): 346-353.
- [6] Siregar B, Nababan E B, Rumahorbo J A, et al. Nearby Search Indekos Based Android Using A Star (A\*) Algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series (S0953-8984), 2018, 978(1): 133-138.
- [7] Cao X M, Zou X J, Jia C Y, et al. RRT-based Path Planning for an Intelligent Litchi-picking Manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture (S0168-1699), 2019(21): 105-118.
- [8] Zhao M, Lv Q, Gordon R. Improved Manipulator Obstacle Avoidance Path Planning Based on Potential Field Method[J]. Hindawi (S1687-9600), 2020(1): 129-140.
- [9] 张超超, 房建东. 基于定向加权 A\*算法的自主移动机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2017, 37(增 2): 77-81.  
Zhang Chaochao, Fang Jiandong. Path Planning of Autonomous Mobile Robot based on Directional Weighted A\* Algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(S2): 77-81.
- [10] Nam K K, Ho J S, Lee S H. Modified A-star Algorithm for Modular Plant Land Transportation[J]. Journal of Mechanical Science and Technology (S1738-494X), 2018, 32(12): 5563-5571.
- [11] 王中玉, 曾国辉, 黄勃, 等. 改进 A\*算法的机器人全局最优路径规划[J]. 计算机应用, 2019, 39(9):

- 2517-2522.
- Wang Zhongyu, Zeng Guohui, Huang Bo, et al. Global Optimal Path Planning for Robots with Improved A\* Algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2517-2522.
- [12] 徐飞. 基于改进人工势场法的机器人避障及路径规划研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(12): 293-296.
- Xu Fei. Research on Robot Obstacle Avoidance and Path Planning Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. Computer Science, 2016, 43(12): 293-296.
- [13] Liu J P, Xu C R, Wu Z, et al. Intelligent Rebar Layout in RC Building Frames Using Artificial Potential Field[J]. Automation in Construction (S0926-5805), 2020(06): 2731-2742 .
- [14] Seyyed M H R, Arun K S, Wang J, et al. Obstacle Avoidance of Mobile Robots Using Modified Artificial Potential Field Algorithm[J]. Eurasip Journal on Wireless Communication and Networking (S1678-1499), 2019(1): 684-702.
- [15] Dan Y. Passive Infrared (PIR)-Based Indoor Position Tracking for Smart Homes Using Accessibility Maps and A-Star Algorithm[J]. Sensors (S1424-8220), 2018, 18(2): 148-155.
- [16] 贝前程, 刘海英, 张绍杰, 等. 基于改进传统人工势场法的机器人避障和路径规划研究[J]. 齐鲁工业大学学报, 2019, 33(6): 53-58.
- Bei Qiancheng, Liu Haiying, Zhang Shaojie, et al. Research on Robot Obstacle Avoidance and Path Planning Based on Improved Traditional Artificial Potential Field Method[J]. Journal of Shandong Institute of Light Industry (Natural Science Edition), 2019, 33(6): 53-58.