

摘要: AGV 是车间物流的重要工具, 其路径规划是实现车间物流自动化和智能化的核心。为提高 AGV 的避障和路径规划效率, 首先利用可视图法建立问题的环境模型, 据此采用两阶段算法进行最优路径搜索。第一阶段利用 A^* 算法寻优速度极快的优点规划出一条较优的初始路径; 第二阶段针对传统蚁群算法收敛速度慢且易陷入局部最优导致算法停滞的不足, 采用一种新的改进蚁群算法, 高效地搜索出最优路径。最后将两阶段算法应用于实际案例, 通过与传统蚁群算法的搜索结果加以对比, 表明了两阶段算法搜索到的路径更优, 验证了两阶段算法的有效性。

关键词: AGV; 路径规划; A^* 算法; 蚁群算法

中图分类号: TP28; TP23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-883X(2020)08-0013-05

收稿日期: 2020-06-07

基于两阶段算法的 AGV 路径规划问题研究

应仲谋¹ 孟冠军²

1. 华侨大学机电及自动化学院, 福建厦门 361021; 2. 合肥工业大学机械工程学院, 安徽合肥 230009

一、引言

路径规划是指在具有障碍物的环境中, 机器人按照某一特定性能指标(如距离、时间等)搜索一条从起始状态到目标状态的最优或次优路径^[1-2]。AGV 路径规划主要包含两个核心问题: 地图信息表达和搜索策略。针对 AGV 路径规划问题, 国内外学者进行了长期的深入研究, 并相继提出了多种较为有效的方法。常用的地图信息表达方法有栅格法^[3]、拓朴图法^[4]、图论法^[5]、可视图法^[6], 搜索策略方面 A^* 算法^[7-8]、Dijkstra 算法^[9]、人工神经网络算法^[10]、蚁群算法^[11-13]、粒子群算法^[14]、人工势场法^[15]等较为常用。文献[13]采用一种改进蚁群算法, 通过自适应的信息素更新机制提高了算法的全局搜索能力, 但算法的收敛速度依然较慢。文献[14]提出了一种将粒子群算法与模拟退火算法、遗传算法相结合的方法, 在一定程度上提高了算法的寻优能力, 但算法操作复杂度也相应增加。本文首先利用可视图法进行环境建模, 而后采用改进蚁群算法进行路径搜索。针对蚁群算法搜索

效率低的缺点, 利用 A^* 算法寻优速度快及蚁群算法易于与其它算法相结合的特点, 采用 A^* 算法与蚁群算法的两阶段算法, 即先采用 A^* 算法搜索出一条较优路径, 以这条较优路径作为蚁群算法迭代搜索的初始路径, 避免了蚁群算法在初期搜索的盲目性, 大幅度提升蚁群算法的寻优能力。为了避免使用蚁群算法时陷入局部最优而导致算法停滞。本文对节点转移概率公式的启发函数加以改进, 引入全局距离参数, 同时为了提高算法收敛速度, 本文提出一种自动调整的信息素更新规则, 只对非最优路径上的信息素量进行削减。

二、环境建模

本文利用可视图法建立 AGV 车间路径规划的二维空间模型, 以图 1 为例进行具体说明。

图 1 中 S 、 T 分别表示 AGV 的起始点和目标点, 黑色区域表示障碍区域, 不同障碍区域顶点之间的虚线如 AB 即为可视线。可视图法将 AGV 视为一点, 将障碍物多边形的各顶点进行链接, 并保证这些链接线

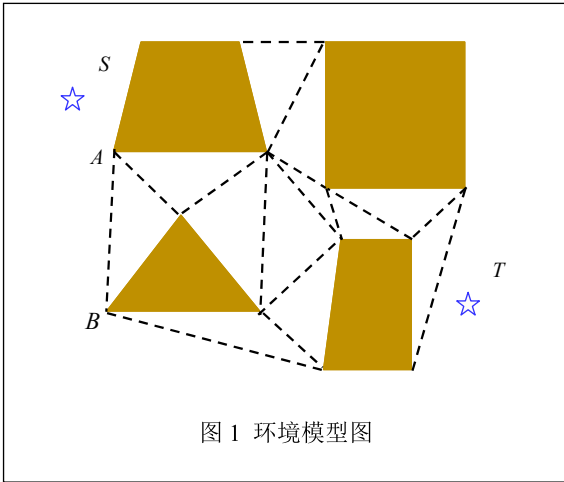


图1 环境模型图

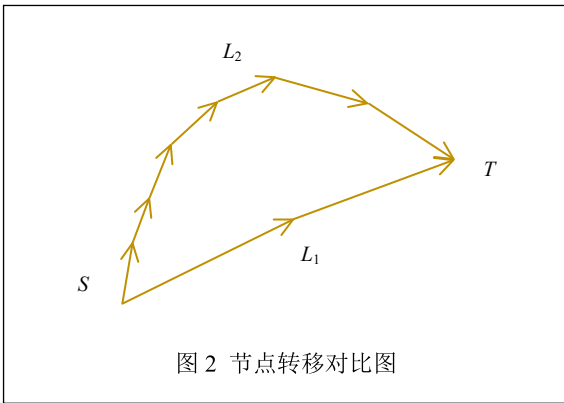


图2 节点转移对比图

与障碍物均不相交，这样就形成了一张网络图，称为可视图。在可视图中，任意一条链接线的两个端点都是可见的，即两端点间无障碍物遮挡视线，故将这种方法称可视图法。搜索最优路径的问题就转化为在可视图的基础上，利用搜索算法，寻找一条从起始点穿过可视图中部分可视线到达目标点的最短路径问题。由于搜索到的路径是穿过可视线的，即保证了这些路径均是无碰撞路径。

三、两阶段算法

1、两阶段算法原理

第一阶段为A*算法，A*算法是一种适用于静态路网的启发式搜索算法，其基本思想是：采用启发式搜索的方式选择合适的启发函数，对于各个扩展节点的代价值进行计算和评估，从而选择代价值最优的节点加以扩展，直到找到目标节点为止。在路径搜索问

题中，它利用启发函数来评估途中某节点到目标节点的代价，即路径长度的评估值。

第二阶段为改进蚁群算法，针对传统蚁群算法的不足，做出若干改进。

(1) 节点转移规则

本文针对蚁群算法易陷入局部最优，出现算法停滞现象的不足，采用新的节点转移规则，以增强算法的全局搜索能力，跳出局部最优。

在传统蚁群算法中，节点转移概率由节点*i*到节点*j*连接路径上的信息素 τ_{ij} 和启发函数 η_{ij} 共同决定，且一般令 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$ ，这样启发函数仅由单一的距离参数 d_{ij} 来决定，而 d_{ij} 只能反映节点*i*周围的局部信息。在某些情况下，节点*i*与节点*j*的距离短，并不意味着节点*j*到目标点*T*的距离短，如图2所示，起始点*S*到目标点*T*有两条路径，路径*L*₁上的第一个节点距*S*较远，路径*L*₂上的第一个节点距*S*较近，如果按照传统蚁群算法的节点转移规则，最后搜索到的很可能是路径*L*₂，但*L*₂的长度明显大于*L*₁的长度。鉴于这种情况，本文在原启发函数的基础上引入新的参数，令 $\eta_{ij}=1/(d_{ij}+d_{jT})$ ，其中， d_{jT} 表示节点*j*到目标点*T*的距离，这样新的启发函数就综合考虑了局部及全局的路径信息。某时刻*t*新的节点转移概率计算公式如下：

$$p_{ij}^{(k)}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in I} [\tau_{ik}(t)]^\alpha [\eta_{ik}(t)]^\beta}, & \eta_{ij}(t) = 1/(d_{ij} + d_{jT}), s \in I \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中： α —信息素重要度因子；

β —期望程度因子；

I—蚂蚁*k*还未遍历的节点集合；

$\tau_{ij}(t)$ —*t*时刻路径(*i,j*)上的信息素浓度；

$\eta_{ij}(t)$ —*t*时刻路径(*i,j*)上的启发函数值；

d_{ij} —节点*i*到节点*j*的距离。

(2) 信息素更新规则

为了克服传统蚁群算法收敛速度慢的不足，本文引入一个常数 μ ， $0 < \mu < 1$ ，其作用是减小目前非最优路径上的信息素增量，于是最优路径上的信息素增长优势得到加强，在保证算法全局搜索能力的情况下加快了算法的收敛速度。新的信息素更新规则如下：

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), & 0 < \rho < 1 \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t), & \text{路径 } ij \text{ 位于目前最优路径} \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \mu \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t), & \text{路径 } ij \text{ 不在目前最优路径} \end{cases} \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁从节点 } i \text{ 到节点 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中， m 一种群中蚂蚁数量；

$\rho(0 < \rho < 1)$ — 信息素的挥发程度；

$\Delta\tau_{ij}(t)$ — 所有蚂蚁在节点 i 与节点 j 连接路径上释放的信息素浓度总和；

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ — 第 k 只蚂蚁在节点 i 与节点 j 连接路径上释放的信息素浓度；

Q — 信息素加强系数。

2、两阶段算法流程

本文采用以上两种方法对传统蚁群算法加以改进，得到新的改进蚁群算法。本文两阶段算法的总体流程如下：

步骤 1：采用可视图法对所解决的问题进行环境建模；

步骤 2：运用第一阶段 A^* 算法搜索出一条较优路径，作为第二阶段蚁群算法的初始路径；

步骤 3：初始化蚁群算法参数，蚁群初始状态时位于起始点位置；

步骤 4：执行改进蚁群算法，蚂蚁根据当前位置，运用新的节点转移公式选择下一节点；

步骤 5：判断蚁群是否到达目标点，若是，则执行下一步，否则转至上一步；

步骤 6：对于蚁群搜索到的路径，运用式 (2) 进行信息素更新；

步骤 7：判断算法是否达最大迭代次数，若是，算法结束，输出结果，否则转至步骤 4。

对应的流程图如图 3 所示。

四、案例应用

1、问题描述

将某车间 AGV 的工作环境作平面化处理，得到

一个 100×100 (单位: m) 的二维空间，该二维空间分布了一些障碍物，将这些障碍物进行区域划分，得到四个障碍区域，现需为 AGV 规划出一条从起始点 S 到目标点 T 避开障碍物且尽可能短的路径。(S 、 T 以及障碍区域的位置可通过测量得知。)

2、环境建模

建立适当的平面直角坐标系，测得 S 、 T 以及障碍区域顶点的坐标，利用可视图法，在 Matlab 上进行环境建模，结果如图 4 所示。

图 4 中虚线 L_1, L_2, \dots, L_{16} 为可视图链接线，链接线上的 “*” 为该链接线的中点，黑色区域即障碍区域。

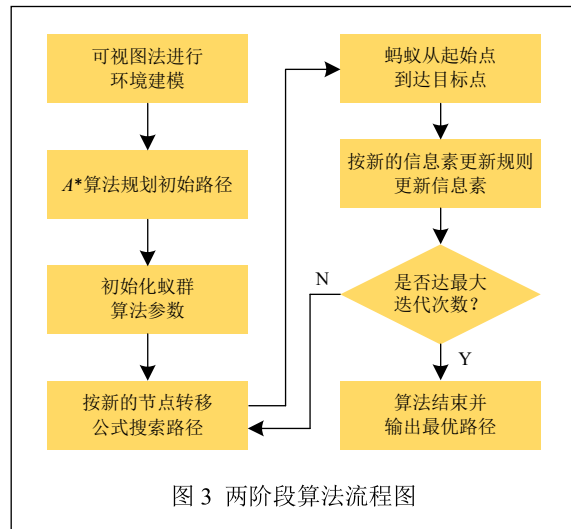


图 3 两阶段算法流程图

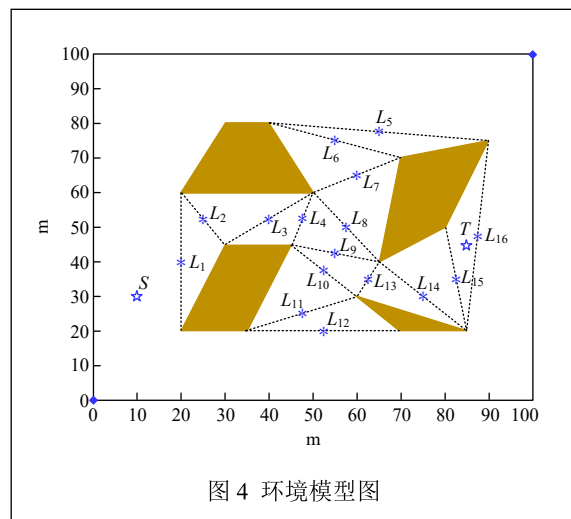


图 4 环境模型图

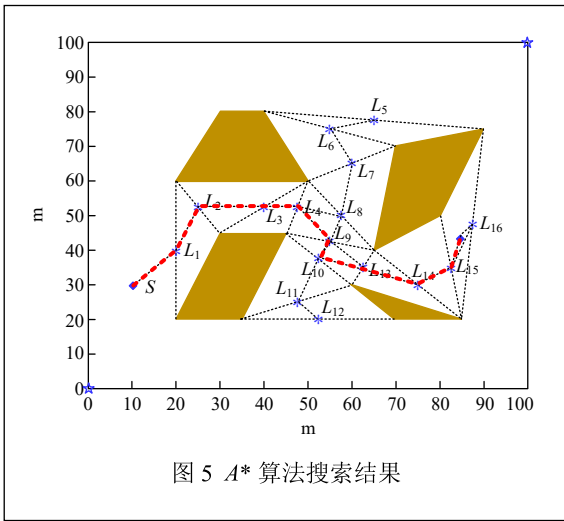


图5 A* 算法搜索结果

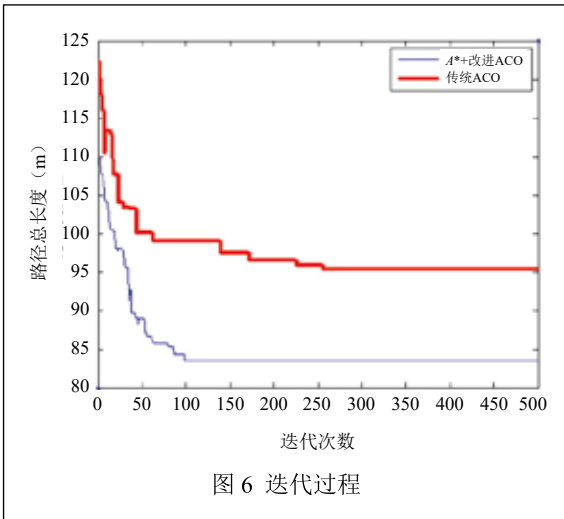


图6 迭代过程

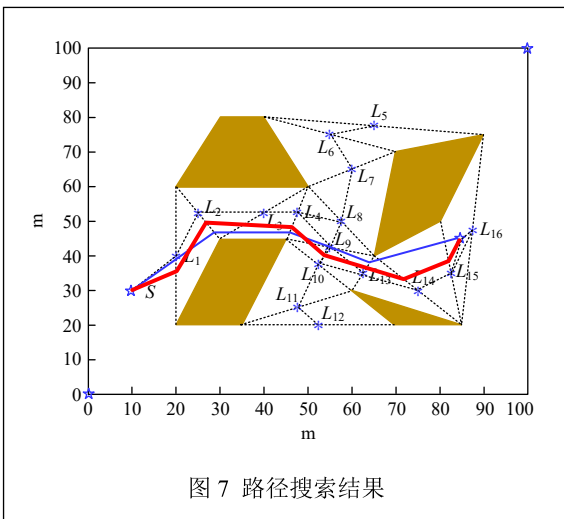


图7 路径搜索结果

3、A* 算法规划较优路径

采用可视图法建立环境后，在 Matlab 上运用 A* 算法搜索较优路径，为算法降低运算的复杂度，以可视图各链接线的中点作为 A* 算法路网中的扩展节点，图 5 为利用 A* 算法得到的搜索结果。

图 5 中粗虚线即搜索到的较优路径，该路径从起始点 S 出发，依次经过 L₁、L₂、L₃、L₄、L₉、L₁₀、L₁₄、L₁₅ 的中点，最后到达目标点 T，该路径总长度为 107.4m。

4、蚁群算法搜索最优路径

以 A* 算法得到的上述路径作为改进蚁群算法的初始路径，进行路径搜索，同时针对原 AGV 路径规划问题，用同样的方法进行环境建模，再利用传统蚁群算法进行路径寻优。

图 6 和图 7 分别表示两种方法迭代过程中各代最短路径长度和路径搜索结果，其中细实线代表两阶段算法的结果，粗实线则代表传统蚁群算法的结果。

5、结果分析

将以上两种方法得到的路径规划结果的相关信息进行统计，如表 1 所示。

表 1 算法结果对比

| 方法 | 最优路径长度 /m | 达最优的迭代次数 |
|--------|-----------|----------|
| ACO | 95.4 | 252 |
| A*+ACO | 83.4 | 98 |

上述统计结果表明，本文提出的两阶段算法搜索到的最优路径比传统蚁群算法在路径长度上得到了明显改善，符合本文 AGV 路径规划问题的目标要求，并且经过本文方法改进后的蚁群算法在大约第 98 次循环迭代之后就达到最优路径，而传统蚁群算法在大约第 252 次循环迭代之后才开始趋于最优路径。即本文的两阶段算法不仅搜索的路径更优，在算法收敛速度方面也具有明显优势，由于本文提出的 AGV 路径规划问题没有对环境作限制，没有明确规定障碍物的位置，因而具有现实的普适意义，从而证明了本文两阶段算法在解决 AGV 路径规划问题方面的有效性。

五、总结

本文针对 AGV 路径规划问题，首先利用可视图

法进行环境建模，之后采用两阶段算法进行最优路径搜索，第一阶段利用 A^* 寻优速度极快的优点，规划出一条较优路径作为第二阶段蚁群算法的初始路径，这样可避免蚁群算法在初期的盲目搜索。同时为了弥补传统蚁群算法收敛速度慢且易陷入局部最优导致算法停滞的不足，本文对节点转移概率公式中的启发函数以及信息素更新方式加以改进，得到了一种改进后的蚁群算法。本文最后将两阶段算法应用于实际案例，通过与传统蚁群算法的搜索结果加以比较，表明了本文两阶段算法搜索到的路径更优，验证了两阶段算法的有效性。

参考文献

- [1] 孙奇. AGV 系统路径规划技术研究 [D]. 浙江: 浙江大学电气工程学院, 2012.
- [2] 凌忠奇. AGV 小车路径规划算法的探究 [D]. 北京: 机械科学研究总院, 2013.
- [3] 王娟娟, 曹凯. 基于栅格法的机器人路径规划 [J]. 农业装备与车辆工程, 2009, (4): 14-17.
- [4] 樊滨温, 张炯, 吕伟新, 等. 基于拓扑降维法路径规划的状态空间划分原则 [J]. 高技术通讯, 1998, (8): 30-34.
- [5] 荆国强, 陈德伟. 一种基于代数图论的有限元模型节点排序方法 [J]. 同济大学学报 (自然科学版), 2010, 38(6): 929-934.
- [6] 陈超, 唐坚, 靳祖光, 等. 一种基于可视图法导盲机器人路径规划的研究 [J]. 机械科学与技术, 2014, 33(4): 490-495.
- [7] 李伟光, 苏霞. 基于改进 A^* 算法的 AGV 路径规划 [J]. 现代制造工程, 2015, (10): 33-36.
- [8] 王琳琳, 丁尧. 无线网络下的 AGV 路径规划 [J]. 自动化应用, 2017, (3): 59-61.
- [9] 施剑烽, 杨勇生. 基于改进的 Dijkstra 算法 AGV 路径规划研究 [J]. 科技视界, 2016, (20): 111-112.
- [10] 董志玮. 神经网络优化算法研究与应用 [D]. 北京: 中国地质大学, 2013.
- [11] 左敏, 许华荣. 基于改进蚁群算法的智能小车路径规划 [J]. 心智与计算, 2011, (2): 60-68.
- [12] 王松涛. 基于优化的遗传算子改进蚁群算法 AGV 路径规划 [J]. 自动化应用, 2017, (3): 47-49.
- [13] 张军明, 张德祥, 王硕. 基于优化蚁群算法的机器人路径规划 [J]. 控制理论与应用, 2016, 35(11): 6-10.
- [14] 曹有辉, 王良曦. 基于改进粒子群优化算法的 AGV 全局路径规划 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(27): 224-227.

- [15] 江杰, 任恒靓. 基于改进人工势场法的移动机器人路径规划的研究 [J]. 自动化应用, 2017, (8): 80-81.

Study On AGV Path Planning Based on Two-Stage Algorithm

YING Zhong-mou¹, MENG Guan-jun²

(1. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China; 2. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: AGV is an important tool for workshop logistics, and its path planning is the core to realize automation and intelligence of workshop logistics. In order to improve the efficiency of obstacle avoidance and path planning, we first use the visibility graph to establish the environment model of the problem, and then two-stage algorithm is adopted to search the optimal path. In the first stage, A^* algorithm which has the advantage of very fast searching speed is adopted to find a relatively good path. Aiming at the deficiency of the traditional ant colony algorithm, which is slow in convergence and easy to fall into the local optimum, we adopt a new improved ant colony algorithm to search the optimal path efficiently in the second stage. Finally, in order to verify the effectiveness, the two-stage algorithm is applied to a practical case, and compared with the results of the traditional ant colony algorithm. The test results show that the two-stage algorithm has a better path.

Key words: AGV; path planning; A^* algorithm; ant colony algorithm

作者简介

应仲谋: 华侨大学, 本科, 研究方向为机械设计及自动控制。

通信地址: 福建省厦门市华侨大学机电及自动化学院
邮编: 361021

邮箱: 2645681863@qq.com

孟冠军: 合肥工业大学, 博士研究生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为数字化设计与制造。