

自动导引车路径规划问题建模与研究

龚向阳 万超一 钟家东 程宇

(江苏理工学院 汽车与交通工程学院,常州 213001)

摘要: 为提高自动导引车(AGV)的路径规划效率,以蚁群算法和迪杰斯特拉(Dijkstra)算法为研究基础,以路径长度为优化目标,对单AGV进行路径规划。首先通过MAKLINK图论将实际环境简化为MAKLINK环境,然后通过Dijkstra算法求得起止点的最短路径,最后通过蚁群算法优化该路径结果,得到最终选定的路径,提高了AGV的运输效率,降低了能量消耗。

关键词: 蚁群算法 Dijkstra算法 自动导引车 路径规划 MAKLINK图论

中图分类号: TP242;U468.2² **文献标志码:** B **DOI:** 10.19710/J.cnki.1003-8817.20240194

Modeling and Research on Path Planning of Automated Guided Vehicles

Gong Xiangyang, Wan Chaoyi, Zhong Jiadong, Cheng Yu

(School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001)

Abstract: In order to improve the path planning efficiency of Automated Guided Vehicles (AGVs), the research is based on the Ant Colony Algorithm and Dijkstra's Algorithm, taking the path length as the optimization objective, to conduct path planning for a single AGV. Firstly, the actual environment is simplified to MAKLINK environment by MAKLINK graph theory. Then, the shortest path of the starting point is obtained by Dijkstra algorithm. Finally, the path is optimized by ant colony algorithm to obtain the final selected path, which improves the transportation efficiency of AGV and reduces the energy consumption.

Key words: Ant colony algorithm, Dijkstra algorithm, AGV, Path planning, MAKLINK graph theory

1 前言

随着数字化智能工厂等概念逐渐为大众所熟知,自动导引车(Automated Guided Vehicle, AGV)在工厂的降本增效方面发挥了重要作用^[1-2]。其中,AGV的路径规划问题已有相当广泛的研究。为使AGV发挥更大的作用,除合理

的AGV集散中心选址外,还需要规划每个AGV的路径,个体具备较好的功能和精确的执行能力可降低AGV工作系统的故障率,提升工作效率。

2 AGV路径规划方法

根据AGV的数量,AGV的路径规划分为单

作者简介: 龚向阳(1997—),男,硕士学位,研究方向为AGV路径规划及避障研究。

通信作者: 万超一(1984—),女,副教授,博士学位,研究方向为新能源汽车动力电池热管理系统、强化传热与高性能换热器技术,计算流体力学等, wanchaoyi123@163.com。

基金项目: 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(XSJCX23_52);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(XSJCX23_74);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(XSJCX23_01)。

参考文献引用格式:

龚向阳,万超一,钟家东,等.自动导引车路径规划问题建模与研究[J].汽车工艺与材料,2025(3):1-6.

GONG X Y, WAN C Y, ZHONG J D, et al. Modeling and Research on Path Planning of Automated Guided Vehicles[J]. Automobile Technology & Material, 2025(3): 1-6.

AGV 路径规划和多 AGV 路径规划^[3],按照问题解决模式,可分为静态路径规划和动态路径规划^[4]。单 AGV 路径规划方法较多,但应用范围较为有限,不能很好贴合实际生产,多 AGV 路径规划模型较为复杂且故障率较高,但更贴合规模化的实际生产,在智能工厂无人生产车间的建设中处于核心地位。从解决模式角度来看,AGV 静态路径规划方法模型相对简单,成本相对较低,可靠性更高,但对生产效率的提升较动态路径规划较为有限,动态路径规划模型较为复杂,对 AGV 个体的要求也更高,需要单体 AGV 提供更多的环境信息,但实用性更高,AGV 个体成本更高。因此,AGV 路径规划的算法研究十分重要。

迪杰斯特拉 (Dijkstra) 算法是 Edsger Wybe Dijkstra^[5]于 1956 年提出的一种用来寻找图形中结点之间最短路径的算法。Dijkstra 算法采用一种贪心模式,能够解决有向图中任意节点到需要的另外一个节点最短路径求解问题,A*算法能够解决静态路网中起点到终点的最短路径问题,适用于全局路径规划。与 Dijkstra 算法相比,A*算法具有更好的方向性,由于将启发式评价函数运用在搜索过程中,运算量大幅降低,搜索效率更高,但是 A*算法并未评定全部路线,可能陷入局部最优。遗传算法以选择、交叉、变异来重组群体,实现进化寻优,通过染色体适应度可评价个体的优劣,遗传算法对求解问题无限制,不需要设定条件引导搜索方向,有十分高的泛用性。

MAKLINK 图论法由 MKHabib 等^[6]于 1991 年研究 AGV 路径规划问题时提出,又被称为自由空间法。其原理是根据 AGV 的大小,确定安全距离,在能够安全通过路径的情况下,对障碍物进行膨胀操作,将其转化为规则几何图形,便于构建全局状态连通图。构造一个全局状态连通图,首先要将障碍空间与自由空间分开,然后连接障碍空间顶点,将顶点到环境边界的垂线段的中点连接,得到全局状态连通图,其中,用来构造全局状态连通图的线段称为 MAKLINK 线。

标注上述 MAKLINK 线的中点,依次标注为 v_1 ,

v_2, \dots, v_n ,然后用一条自由链接线连接上述各点,得到该 MAKLINK 图形下的自由连接线。初始路径规划的无向网络图还需连接起点 S 与中点 T ,连接好的图形如图 1 所示。

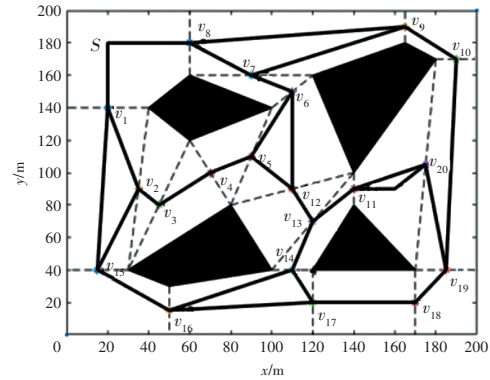


图1 MAKLINK 图形

MAKLINK 线全部处于自由空间内,路径规划的结果可首先表示为经过的 MAKLINK 线,这样一个序号集合即为路径规划结果。MATLAB 中存储的数据集即障碍空间与环境空间点坐标和各 MAKLINK 线中点的坐标。

3 蚁群算法解决路径规划基本原理

蚁群算法是 Marco Dorigo^[7]于 1992 年提出的一种用于寻找优化路径的随机搜索算法,来源于对蚂蚁寻找食物的问题研究。

蚂蚁在寻找食物时,会在经过的路径上释放一种生物信息素,该信息素能够保留一段时间,使其他蚂蚁能够在距离信息素一定范围内觉察其存在。因此,信息素的浓度能体现出经过该路段的蚂蚁数量,间接反映路径的长度,提高了后续蚂蚁选择此条路径的概率。该路径的信息素会不断增强,向经过的蚂蚁提供正反馈,蚂蚁选择该路径的概率不断增大,从而获得从巢穴前往该食物所在地的最优路径。

将蚂蚁觅食过程应用于路径规划问题的解决思路为:将路径优化问题拟化为蚂蚁觅食时的行走路径选择问题,即路径选择结果是路径规划问题的可行解,蚁群走过的所有路径是待优化问题的可行解空间。

图 2 为蚂蚁觅食过程,体现了蚂蚁从巢穴出发,选择路径,留下信息素,到达食物所在地,蚁群确定最优路径的过程。如图 2a 所示,蚂蚁由 A 点

到达D点仅有路径BEC与路径BFC,其中,路径BEC和路径BFC的路径权值分别为2个长度单位和1个长度单位。起初,由于路径的长度未知,也没有信息素作为参考,初次选择路径BEC和路径BFC的概率相等,如图2b所示。经过一段时间后,相同时间内,路径BFC通过的蚂蚁数量远多于路径BEC,路径BFC上的信息素浓度越来越高,远高于路径BEC,蚂蚁选择路径BFC前进的概率就越来越高,如图2c所示。

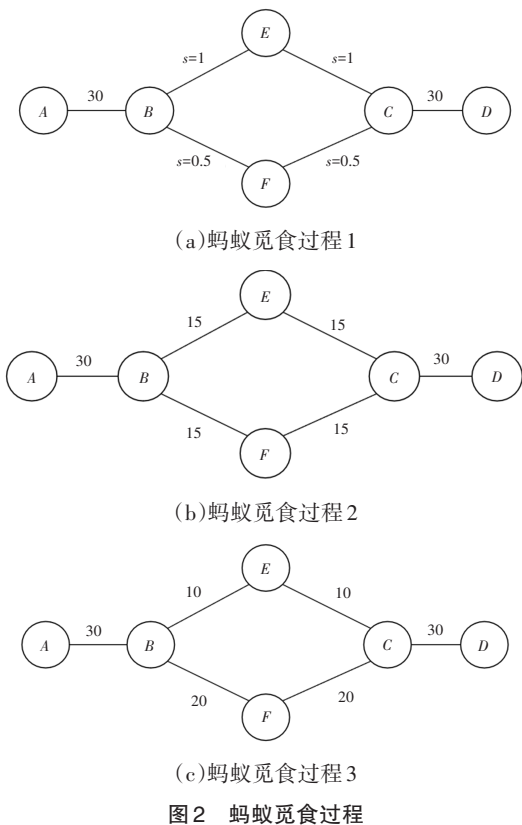


图2 蚂蚁觅食过程

4 路径规划模型仿真试验

4.1 模型假设

完成AGV在车间中的集散中心选址后,以AGV从选址方案中某一集散地点出发,到达某一具体物料需求点这一过程为例,进行AGV路径的规划。设集散中心作为出发点,物料需求点为终点。将这一路径规划过程设定于200×200的二维空间中,将车间视作二维空间,划分为自由空间与非自由空间。考虑到AGV尺寸,将车间中的障碍物进行膨胀化处理,保证在进行路径规划时,AGV在自由空间中的移动,不会受到任何障碍物的影响。完成以上自由空间与非自由空间的划

分后,二维空间中的障碍物被简化为4个多边形非自由空间,坐标如表1所示。

表1 非自由空间顶点坐标

多边形非自由空间	顶点坐标
A	(40,140)、(60,160)、(100,140)、(60,120)
B	(50,30)、(30,40)、(80,80)、(100,40)
C	(120,160)、(140,100)、(180,170)、(165,180)
D	(120,40)、(170,40)、(140,80)

其中,AGV出发的集散中心S的坐标为(20,180),物料需求点T的坐标为(160,90),如图3所示。

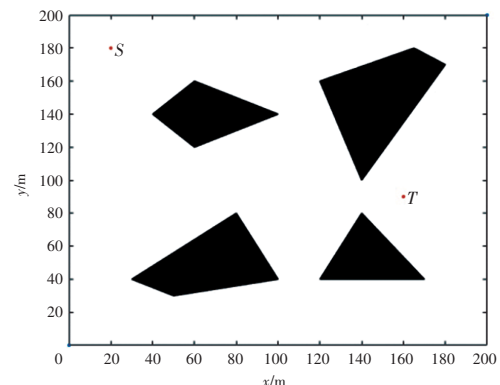


图3 二维规划空间

将链路端点以及自由链接线绘制于MAKLINK图上,按照表2端点坐标以及表3自由链接线端点坐标链接自由链接线,链接结果如图4所示。

表2 自由链接线端点坐标

端点序号	坐标	端点序号	坐标
1	(40,140)	13	(120,40)
2	(60,160)	14	(170,40)
3	(100,140)	15	(140,80)
4	(60,120)	16	(0,140)
5	(50,30)	17	(0,40)
6	(30,40)	18	(50,0)
7	(80,80)	19	(120,0)
8	(100,40)	20	(170,0)
9	(120,160)	21	(200,40)
10	(140,100)	22	(200,170)
11	(180,170)	23	(165,200)
12	(165,180)	24	(60,200)

链路序号	链路端点序号	链路序号	链路端点序号
v_1	1,16	v_{11}	10,15
v_2	1,6	v_{12}	7,10
v_3	4,6	v_{13}	10,8
v_4	4,7	v_{14}	8,13
v_5	7,3	v_{15}	6,17
v_6	3,9	v_{16}	5,18
v_7	9,2	v_{17}	13,19
v_8	2,24	v_{18}	14,20
v_9	12,23	v_{19}	14,21
v_{10}	11,22	v_{20}	11,14

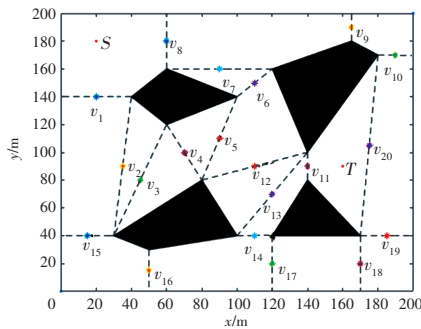


图4 MAKLINK 链路图

4.2 算法流程及算法实现

蚁群算法的工作流程如图5所示,首先建立空间模型,在获取车间设备以及AGV不能自由行驶的区域后,将这些区域膨胀化处理,障碍空间由非自由空间变为不规则多边形。然后用Dijkstra算法进行初始路径规划,得到一条初始路径,按照求解目标初始化参数,根据蚂蚁搜索到的路径长度实时更新信息素和路径信息素。

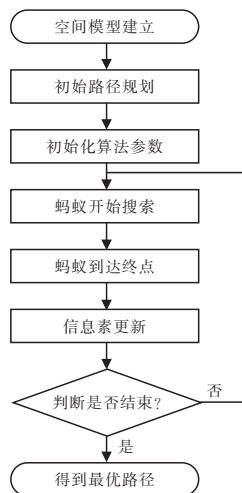


图5 蚁群算法流程

4.2.1 解的表示

首先使用Dijkstra算法生成一条初始最优路径,具体操作为:在MAKLINK图上产生从集散中心S出发,经过各个自由连接链,再到物料需求点T的一系列节点,自由链接线上的节点依次记为 P_1, P_2, \dots, P_d ,节点所在的自由链接线依次记为 $L_i(i=1,2,\dots,d)$ 。

设自由链接线的2个端点分别为 $P_i^{(0)}$ 和 $P_i^{(1)}$,则链路上的其他点为:

$$P_i(h_i) = P_i^{(0)} + (P_i^{(1)} - P_i^{(0)}) \times h_i, \quad h_i \in [0,1] \quad (1)$$

式中: h_i 为人为设置的比例参数, $i=1,2,\dots,d$, d 为链路划分后拥有的节点数量。

由式(1)可知,由于自由链接线的中点为MAKLINK的节点,也是Dijkstra算法产生路径结果的节点集合,所以,只要获得 h_i ,即可得到由集散中心S到物料需求点T的一条新路径,即蚁群算法求解问题的解可表示为 h_i 。

然后将二维空间离散化,由于初始化时,选择的路径长度不同,因此,选择等距离划分法对链接线进行划分,将划分长度固定为 r ,则每一条自由链接线划分成的段数为:

$$\pi_i = \begin{cases} \text{Int}(L_i/r), & \text{Int}(L_i/r) \text{为偶数} \\ \text{Int}(L_i/r) + 1, & \text{Int}(L_i/r) \text{为奇数} \end{cases} \quad (2)$$

当 $\text{Int}(L_i/r)$ 为奇数时,可将路径中点视为一个等分点,此时的划分数量为 π_i+1 。由于对自由链接线 L_i 进行了 π_i 等分,则每一条自由链接线 L_i 到其相邻的自由链接线 L_{i+1} 均有 π_i+1 种道路。

4.2.2 节点选择

路径参数集合 (h_1, h_2, \dots, h_d) 是蚁群优化算法的可行解,是离散化二维空间中得到的最短路径。若共有 m 只蚂蚁从集散中心S出发到达物料需求点T,则循环路径为 $S \rightarrow n_{1j} \rightarrow n_{2j} \rightarrow \dots \rightarrow n_{dj} \rightarrow T$,其中, n_{dj} 为求解得到的路径点位置,是第 d 条链接线的第 j 个等分点。当蚂蚁在路径点 n_{dj} 上时,即蚂蚁在自由链接线 L_i 上。

选择下一个目标节点的方式为:

$$j = \begin{cases} \arg \max_{k \in 1} (|\tau_{i,k}| \eta_{i,k}^\beta), & q \leq q_0 \\ J, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中各参数意义如表4所示。

表4 参数意义	
参数	意义
i	自由链接线上所有点的合集
q	区间[0,1]中的随机数
q_0	可调参数, $0 \leq q_0 \leq 1$
η_{ij}	启发值
τ_{ij}	信息素
J	根据概率随机选择的节点
I	可选节点域
β	启发式因子重要程度参数
k	目标节点
j	下一条自由链接线上的节点

然后计算当前自由链接线上的节点 i 到下一条自由链接线上的节点 j 的选择概率, 根据概率, 通过轮盘赌法确定下一个选择的节点 j , 选择概率 p_{ij} 计算为:

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{\omega \in I} \tau_{i,\omega} \eta_{i,\omega}^{\beta}} \quad (4)$$

4.2.3 信息素更新

实时信息素更新指每只蚂蚁经过该节点后更新信息素信息, 即:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\tau_0 \quad (5)$$

式中: τ_0 为该蚂蚁尚未经过该节点时的信息素初始值, ρ 为[0,1]区间中人为设置的可调参数。

当所设置的蚁群中所有蚂蚁均从集散中心 S 到达了物料需求点 T 后, 即完成了迭代搜索时, 在所有路径中选择总长度最短的一条, 更新最短路径上每一个点的信息素值, 即:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau_{ij} \quad (6)$$

其中:

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} (L^*)^{-1}, & (i,j) \in \text{全局最优路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}$ 为最短路径长度的倒数, L^* 为最短路径的长度。

4.3 Dijkstra 规划初始路径

Dijkstra 算法规划初始路径是先计算自由链接线上节点与节点之间的距离, 然后依次计算各个点到出发点的最短距离, 包含了集散中

心点 S 、物料需求点 T 的可行路径, 如图6所示。

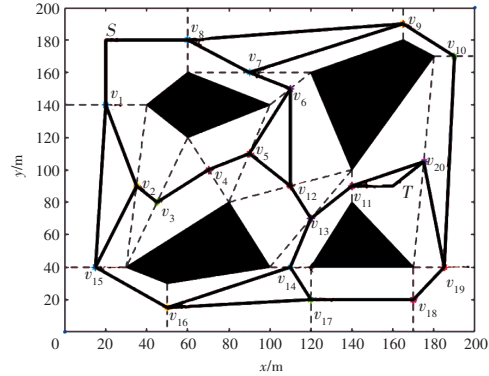


图6 可行路径

5 结果评价

根据以上可行路径, 采用Dijkstra算法计算可得初始路径规划, 如图7所示。

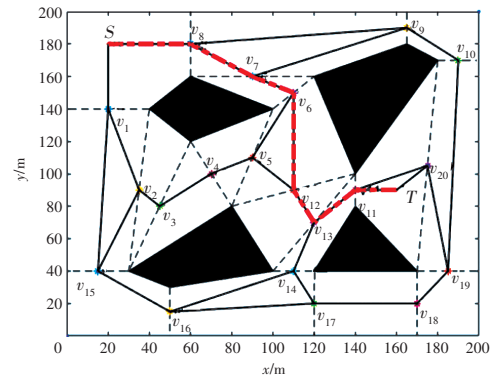


图7 初始规划路径

根据Dijkstra算法得出的初始路径, 确定蚂蚁经过的自由链接线依次为 L_8 、 L_7 、 L_6 、 L_{12} 、 L_{13} 、 L_{11} , 计算初始路径规划得到的链路长度约为231 m, 结合蚁群算法对该初始路径进行优化, 将该初始链接线的各链路均等分为10份, 设置蚁群算法相关参数, 如表5所示。

表5 蚁群算法参数设置	
参数名称	数值
种群数量/个	10
个体长度/m	6
迭代次数/次	500

迭代过程中适应度变化过程以及由算法规划出的路径线路如图8、图9所示, 其中, 最优路径为图8中蓝色实线。

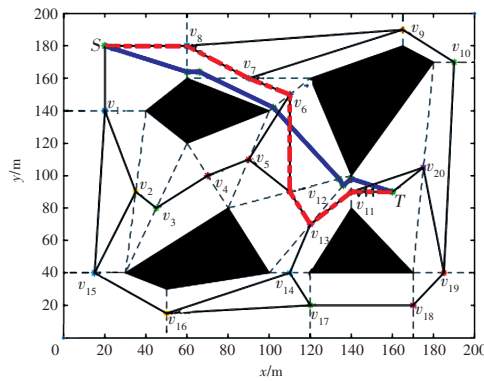


图8 路径规划结果

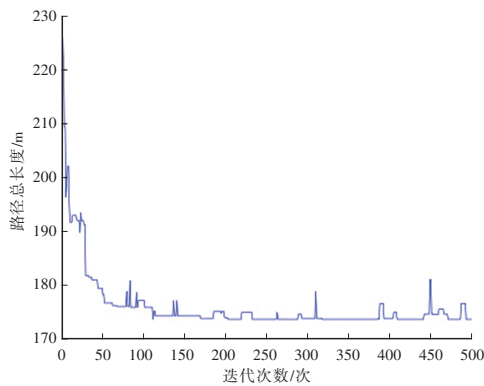


图9 适应度变化

初始路径规划得到的路径长度约为 231 m, 经过蚁群算法对路径进行优化后, 得到的路径总长度约为 177 m, 总体路径优化率约为 23.4%, 达到了缩短路径的目的, 在 AGV 转弯次数不变的情况下, AGV 的行驶时间得到大幅缩短。

6 结束语

本文对 AGV 的路径规划问题进行了较为全面的分类与介绍, 包含典型单源最短路径 Dijkstra 算法、静态网络中极其有效的 A* 算法、经典的遗传算法。在对环境建模的方法基础上, 先采用 Dijkstra 算法在 MAKLINK 图上进行初步规划, 然后在初始

路径基础上, 采用蚁群算法进一步优化路径, 优化效果显著, 缩短了单 AGV 在同样目的下的行驶路径, 提高了单 AGV 的运输效率, 降低了能耗。

在车间 AGV 路径规划的模型建立以及求解中, 通过 Dijkstra 算法确定最初路径, 再用蚁群算法对最初路径进行优化, 得到的路径更短, 更符合目标函数要求, 但是从适应度函数的图表可看出, 目标函数结果并非完全随着迭代次数收敛, 存在一定的波动性, 后续可针对蚁群算法进行改进, 使目标函数收敛更为稳定准确。

参考文献:

- [1] ZHOU J, LI P G, ZHOU Y H, et al. Toward New-Generation Intelligent Manufacturing[J]. Engineering, 2018, 4(1): 28-47.
- [2] MAKRIS S, MICHALOS G, KARAGIANNIS P. Digitalising Smart Factories[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2023, 36(1): 1-2.
- [3] 梁建刚. AGV 系统路径规划与调度算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- [4] 宋士刚, 李爱平, 徐立云. 可重组制造系统中物流运输路径规划[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2010, 38(1): 113-117.
- [5] DIJKSTRA E W. A Note on Two Problems in Connexion with Graphs[J]. Numerische Mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [6] HABIB M K, ASAMA H. Efficient Method to Generate Collision Free Paths for an Autonomous Mobile Robot Based on New Free Space Structuring Approach[C]// IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems, 1991: 563-567.
- [7] DORIGO M. Optimization, Learning and Natural Algorithms[J]. Thesis Politecnico Di Milano Italy, 1992.