

移动机器人路径规划仿真研究

谭 覃, 刘树东, 张 艳

(天津城建大学计算机与信息工程学院, 天津 300384)

摘要:在移动机器人路径规划问题的研究中,传统移动机器人路径规划算法收敛速度慢、路径不够平滑等问题。为提高工作效率,提出一种改进蚁群算法进行复杂环境下移动机器人的路径规划。上述算法首先通过引入预规划路径,在预规划路径上增加一定量呈高斯分布的信息素,从而避免初期规划的盲目性;其次在传统蚁群算法的信息素更新方式里加入拐点参数,使其与路径长度共同决定信息素的更新;最后建立死锁禁忌表,存储发生死锁节点,并用惩罚函数代替传统的局部信息素更新方式。仿真结果表明:上述算法能够在成功寻得最优路径的同时,有效避免“死锁”问题。通过与其它算法进行比较,改进算法在搜索效率和寻优能力上具有一定优势。

关键词:改进蚁群算法; 路径规划; 预路径; 拐点参数; 惩罚函数

中图分类号: TP242

文献标识码: B

Simulation Study Of Path Planning Method for Mobile Robot

TAN Tan, LIU Shu - dong, ZHANG Yan

(College of Computer and Information Engineering, Tianjin Chengjian University, Tianjin 300384, China)

ABSTRACT: Mobile robot path planning problem was studied in the paper. In view of the shortcomings of slow rate of convergence and unsmooth path for the traditional ant algorithm, we proposed an improved ant colony algorithm for robot path planning in a complex environment. A pre-planning path was introduced, increasing the concentration of pheromone which was Gaussian distribution, and avoiding the blindness in initial planning. Meanwhile, inflection parameters were added, together with the path length, to decide the pheromone updating mode. Finally, a dead-corner table was established, and simultaneously a penalty function was used for the trail intensity up-dating. Simulation results indicate that the improved ant colony algorithm can find an optimal and safe path even in a complicated geographical environment and avoid the deadlock problem effectively. Compared with other algorithms, this algorithm has certain advantages in the search time and path length.

KEYWORDS: Improved ant colony optimization algorithm; Path planning; Pre-planning path; Inflection parameters; Penalty function

1 引言

移动机器人路径选择的优劣,直接决定了机器人的工作效率。因此,路径规划问题一直是机器人研究领域的一个至关重要的环节。现阶段针对路径规划问题,国内外学者已经给出一些解决方法和策略,如传统的栅格法、人工势场法等,栅格法一般用于全局规划,但当环境复杂度提高时,其所需存储空间也随之增大,造成搜索效率过低^[1];人工势场法是机器人路径规划中最常用的一种方法,适用于局部路径规

划,但局部极小点和目标不可达问题一直是此算法的软肋^[2]。随着机器人在越来越多领域的应用,传统的依据数学模型的路径规划算法已难以适应复杂多变的环境,寻优效果差强人意,于是出现了利用遗传算法^[3]、神经网络算法^[4]、模拟退火算法^[5]等智能算法进行路径规划的研究,虽然这些智能算法已经在机器人路径规划领域取得了一些令人满意的成绩,但搜索效率低下,易陷入局部最优等问题一直没有得到根本性的解决^[3-5]。因此,如何高效完成复杂环境下移动机器人的路径规划仍然是研究的热点。

蚁群算法(ant colony optimization, ACO)作为一种启发式算法,最早为解决组合优化问题被提出,其分布式并行机制使其具有较强的鲁棒性、易移植性等优势^[6,7]。在机器人路径规划领域已经有了较为成熟的应用,但使用传统蚁群算法进

基金项目: 天津市科技计划项目(14ZCDZGX00810)

收稿日期: 2016-03-23 修回日期: 2016-04-11

行机器人路径规划时仍存在搜索路径时间过长,容易陷入局部最优,易出现死锁现象等问题^[8-10]。

针对上述问题,本文提出了一种改进的蚁群算法。改进后的蚁群算法首先通过引入预规划路径,增加预规划路径方向上的信息素浓度,避免早期搜索的盲目性;其次通过建立死锁禁忌表存储发生死锁的节点,避免后续蚂蚁再次进入死锁路径;同时引入惩罚函数降低此路径的信息素浓度;最后为得到更为平滑的路径引入拐点参数,确保所寻路径最优。通过仿真结果对比,改进后的蚁群算法不仅提高了早期收敛速度,同时有效的避免了死锁现象,所得路径更为平滑。

2 机器人路径的规划原理

移动机器人路径规划,即在已知环境中,给定起始点和目标点,机器人遵循某种准则(如所寻线路最短,时间开销较小)自主选择一条无碰路径,主要包括如下两个步骤:

1) 环境模型的建立,根据真实环境建立抽象后的相关模型;

2) 路径搜索方法,即寻找满足条件的路径的算法。

综合上述可知,机器人路径规划的核心技术即路径搜索算法。当前传统蚁群算法在进行机器人路径规划时存在搜索路径时间过长,容易陷入局部最优,易出现死锁现象等问题。本文将用改进蚁群算法来解决复杂环境下移动机器人路径规划问题。

3 改进蚁群算法的移动机器人路径规划

3.1 环境建模

设移动机器人工作环境为一个二维区域(如图1),其中分布着大小不同的障碍物,障碍物以黑色栅格表示称之为障碍栅格,白色栅格为可以通行区域即自由栅格。

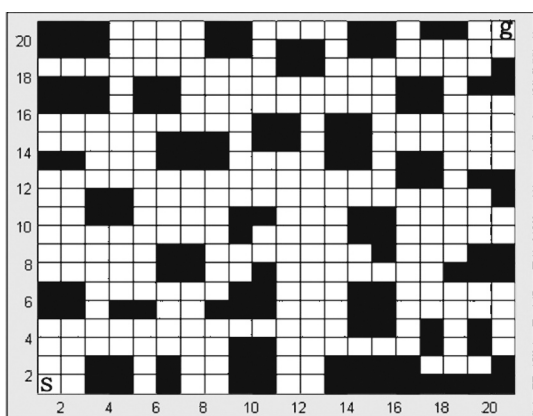


图1 机器人工作空间栅格模型示意图

3.2 蚁群算法基本原理

受自然界蚂蚁觅食的启发,在1991年意大利学者Dorigo M提出一种新型仿生算法——蚁群算法。研究发现,蚂蚁在进行觅食和返巢行为时,会在所经路径上释放一种特殊分泌

物——“信息激素”(Pheromone),信息素浓度与路径长度相关,当许多蚂蚁走同一条路径时,该路径信息素浓度将增强,即被选择的概率增大。

传统蚁群算法在进行路径规划时的主要步骤如下:

1) 概率选择 传统蚁群算法中蚂蚁根据公式(1),通过随机的方式选择下一节点,表示第 m 只蚂蚁从节点 i 到节点 j 的概率。

$$p^m(i, j) = \begin{cases} \frac{\tau(i, j)^\alpha \cdot \eta(i, j)^\beta}{\sum_{j \in J_i} \tau(i, j)^\alpha \cdot \eta(i, j)^\beta}, & j \in J_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中 τ 表示 i 到 j 这条路径上的信息素浓度,传统蚁群算法中对各条边上信息素的浓度初始为同一常数 C 。表示节点 i 和节点 j 之间路径长度的期望值,与距离的倒数成正比。 α 表示信息激素的启发因子, β 表示期望的启发因子^[11]。

2) 信息素更新 为避免因残留信息素过多而导致的启发信息淹没,传统蚁群算法的信息素更新方式是在每只蚂蚁完成觅食路径搜索之后对信息素进行更新处理,残留信息素浓度逐渐减弱并将新的信息素加入。更新规则如式(2)所示。

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho^* \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}, \quad \Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (2)$$

式中 ρ 表示挥发系数,一般取0~1之间某一常数, $\Delta \tau_{ij}$ 表示第 k 只蚂蚁留给节点 i 和 j 间的信息素增量; $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示本次循环后路径 i 到 j 上的信息增量,且由式(3)确定:

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在此循环中经过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, Q 的取值为正常数; L_k 代表第 k 只蚂蚁所寻路径长度。

3) 寻得最优路径 每只蚂蚁根据其转移概率进行移动,当全部蚂蚁完成一次寻路过程后更新,重复此过程到预定迭代次数,最终信息素浓度最高的路径即视为最优路径。

3.3 改进蚁群算法

传统蚁群算法在机器人路径规划中虽然可以成功规划出从起始点到目标点的无碰路径,鲁棒性较强,但依然存在时间效率较低、早期收敛效果不明显等缺点^[8-10]。本文针对基本蚁群算法存在的问题从以下三点进行了改进:1) 引入预规划路径,在此路径上初始化一定量呈高斯分布的信息素浓度,避免传统蚁群算法早期的盲目搜索,提高收敛速度;2) 添加拐点参数,用拐点参数和路径长度共同作为所选路径优越性的评价标准,改变传统蚁群算法的信息素更新方式;3) 建立“死锁”禁忌表,在蚂蚁遇到凹形障碍物时进行回退,同时将死锁点加入到死锁禁忌表,避免后续蚂蚁再次进入死锁点,同时加入惩罚函数更新局部信息素。

3.3.1 引入预规划路径

传统蚁群算法搜索初期,由于信息素浓度区别不大,导致对蚂蚁的导向性不明显,因此前期搜索是盲目的,时间开

销较大。为避免这种盲目性,本文引入预规划路径,沿此路径增加一定量的呈高斯分布的信息素浓度,使得前期搜索更有针对性,提高搜索效率。具体操作步骤如下:

1) 环境处理

以障碍物为单位,得到完全覆盖障碍物的最小圆,其圆心称为障碍物中心点。对于不规则障碍物,单个圆形难以准确表达时,为提高精度降低误差,可以采用多个圆形包络弧段来近似拟合。

2) 连通性分析

分析障碍物之间的连通性是为了更好的掌握障碍物之间的位置关系,为机器人规划出绝对安全区域、相对安全区域和危险区域。其中,危险区域为障碍物本身,相对安全区域为每个圆形下除障碍物本身之外的可行驶区间,除此之外成为绝对安全区域。通过连通性的分析,得出机器人可安全行驶的自由区域以缩小搜索空间,从而提高算法效率,如图2所示。

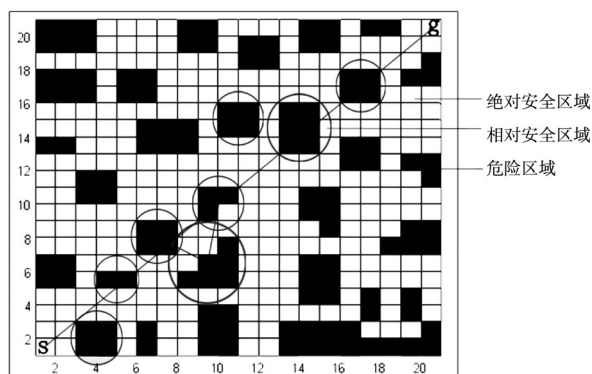


图2 障碍物连通性分析示意图

具体实施过程如下: 设共有 m 个障碍物,第 i 个障碍物的中心位置为,创建 $m \times m$ 的信息矩阵 A , A 取值方式见公式(4):

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & r_{x_i} + r_{x_j} > \text{norm}(x_i - x_j) \\ 0, & r_{x_i} + r_{x_j} < \text{norm}(x_i - x_j) \end{cases} \quad (4)$$

分析信息矩阵 A 可知任意两个障碍物之间的位置关系,如果存在相交关系,则表明两个障碍物之间有较为狭窄的相对安全区域,将其中心点用直线进行连接,并将这些区域的中心点坐标存入一个集合。

3) 路径预规划

通过对障碍物之间的连通性分析,寻找一条与起始点连线拟合程度最高的,并且其中间节点是由障碍物中心点所组成的路径,称之为预规划路径。寻找预规划路径的具体办法如下:

步骤1 用直线连接起始点和目标点,获取两点间最短路径,称之为参照路径。

步骤2 判断步骤1所得连线是否与障碍物集合存在交

点,如不存在,则结束;如若存在,则选择距离最新起始点最近的集合。判断是否存在交点的方法为:找出所有障碍物中心点集合,对于集合中的任意中心点与最新起始点之间连线的斜率均大于或均小于最新起始点与目标点连线的斜率,则无相交,反之相交。

步骤3 选择最近集合中的一点,设为新的起始点。具体选择办法是:比较集合内所有障碍物中心点与新的起始点连线斜率与新起始点与目标点连线斜率的差的绝对值,选择值最小的中心点。

步骤4 连接新的起始点与终止点,转至步骤2。

经过以上步骤即可得到一条由障碍物中心点组成的与参照路径拟合程度最高的预规划路径,如图3所示。

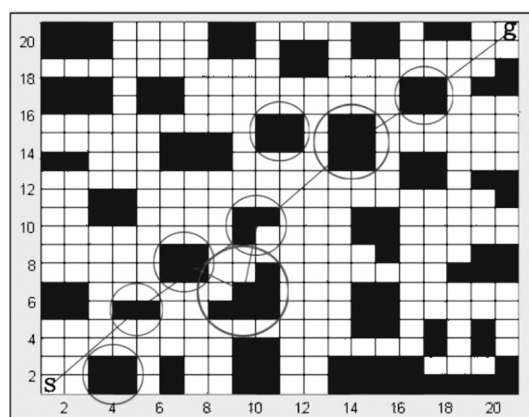


图3 预路径规划示意图

4) 更改初始信息素分布

在蚁群算法初始阶段,以预规划路径为中心向两边增加一定量的呈高斯分布的信息素浓度,从而避免蚁群算法初期的盲目搜索,提高搜索效率。高斯分布图如图4所示。

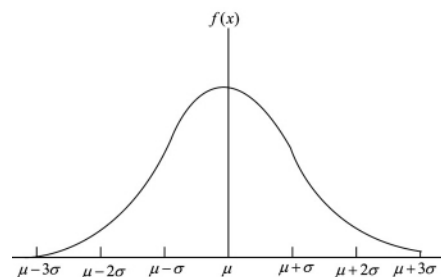


图4 高斯分布示意图

3.3.2 添加拐点参数

为节省移动机器人行驶时间,提高所寻路径的平滑性,引入拐点参数作为路径规划评价标准之一,用拐点参数和路径长度共同决定信息素更新方式。由式(3)可知,在传统蚁群算法中,第 k 只蚂蚁在 i 至 j 路径上信息素的增量由其所寻路径决定,且存在反比的关系^[12]。拐点参数的引入,打破

仅由一个参数决定信息素浓度的传统,由拐点参数和路径长度共同评价所寻路径的优劣,使得信息素的更新对路径的平滑性更为敏感,从而确保所寻路径的最优性。引入拐点参数后的信息素更新方式如式(5)所示,

$$\Delta\tau_{ij}^k = \frac{Q}{L_k + \varphi G_k} \quad (5)$$

式中 G_k 为第 k 只蚂蚁所寻路径的拐点参数 φ 为加权系数。

3.3.3 建立“死锁”禁忌表

蚁群算法“死锁”问题的存在是因为在算法实现过程中,已访问的节点由禁忌表进行存储,蚂蚁在选择下一节点时只能在未访问节点中选择。在面对凹型障碍物时,蚂蚁无后续节点可选,从而陷入“死锁”状态。显然,一旦有蚂蚁陷入凹形障碍物,将出现“死锁”路径,所进入蚂蚁也将成为无效蚂蚁,无法继续完成路径搜索,使得初始蚂蚁数量减少,有损算法搜索效率^[13]。目前常见的处理凹形障碍物的一种方法是在环境模型建立的时候,将实际问题中的所有凹形障碍物通过填补的方式进行凸化处理,经过处理的障碍物虽然可以消除“死锁”现象,但却以牺牲实际环境为代价,这样的处理方式,在实际环境中将失去可行性^[14]。

本文为避免这种情况的发生首先创建了“死锁点”禁忌表,用来存储发生死锁路径的节点。具体方法为:当蚂蚁遇到死锁点时,采取回退法,返回上一节点,并将当前节点加入死锁禁忌表中,直到有后续节点可以选择,完成接下来的寻路工作;其次,为避免死锁路径对后续蚂蚁的影响,引入惩罚函数,在遇到凹形障碍物时,用惩罚函数取代原来的局部信息素更新方式。惩罚函数定义为:

$$f(i,j) = \mu f(i,j) \quad 0 < \mu < 1 \quad (6)$$

惩罚函数的存在保证了存在“死锁点”路径上信息素浓度的减少,降低后续蚂蚁选择此路径的概率,提高了搜索效率。

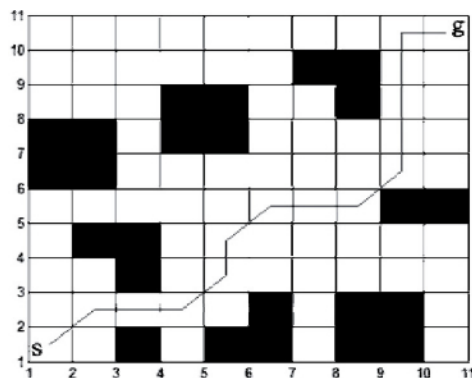
4 仿真结果及分析

为验证本文改进蚁群算法的有效性和可行性,在 CPU 为 Core i5 2.20GHz 8G 内存的硬件环境下,利用软件 MATLAB8.1 进行模拟仿真,分别在 10×10 和 20×20 的栅格环境下对机器人路径规划的效果进行验证。

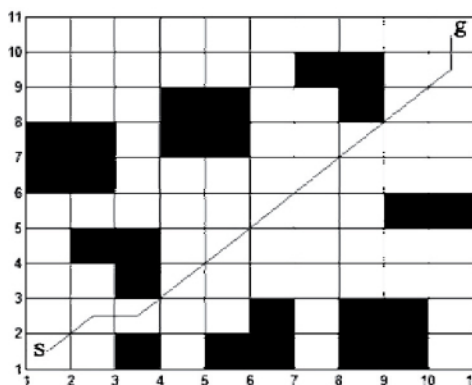
首先在 10×10 的栅格环境下使用传统蚁群算法和本文改进蚁群算法对机器人路径进行规划,实验结果如图 6 所示。

对比图 6(a)(b) 两图发现,本文改进蚁群算法在寻优能力上明显超过传统蚁群算法,当遇到环境中死锁点(7,1)时,传统蚁群算法出现了局部徘徊的现象,而本文改进蚁群算法通过引进死锁禁忌表和惩罚函数,有效避免了该现象。

为验证本文改进蚁群算法在不同环境下的适应性,在 20×20 栅格环境下再次进行仿真,同时增加了障碍物的密集程度。此环境下,传统蚁群算法和本文改进蚁群算法寻找最优路径结果和收敛曲线分别如图 7 和图 8 所示。

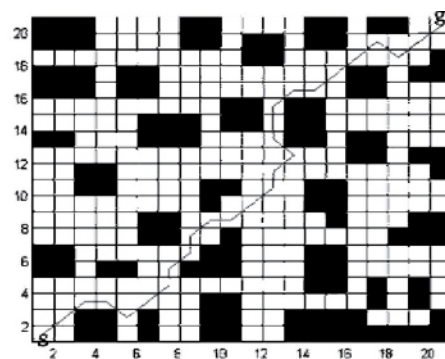


(a) 传统蚁群算法寻优路径

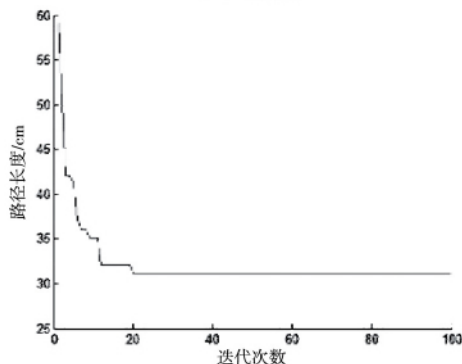


(b) 本文改进蚁群算法寻优路径

图 6 10×10 环境下两种算法规划路径比较



(a) 最优路径



(b) 收敛曲线

图 7 20×20 环境下传统蚁群算法的仿真结果

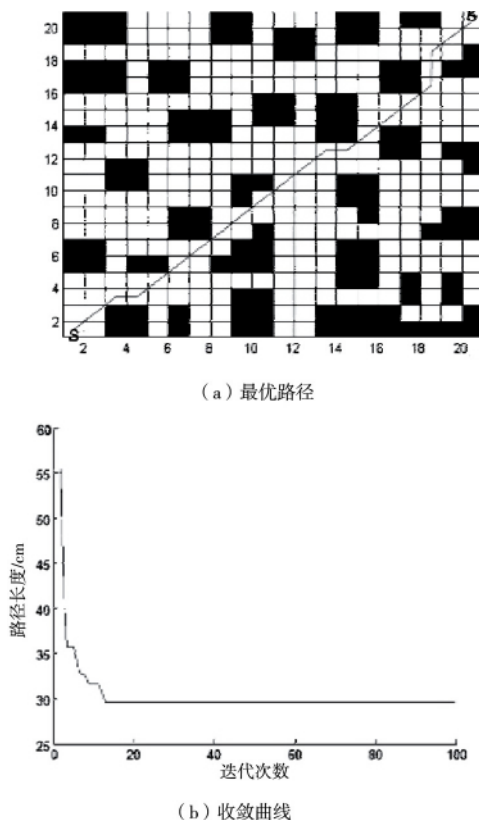


图8 20×20环境下本文改进算法的仿真结果

对比图7和图8可以看出,本文改进蚁群算法的有效性和可行性。首先,预规划路径的引入,克服了传统蚁群算法早期收敛速度慢的不足,以寻得路径长度为35cm以下所需平均迭代次数为例,传统蚁群算法为11次,而本文改进蚁群算法为6次,效率提高45.5%;其次,拐点参数使得改进后的算法所寻路径更为平滑。

为验证本文改进蚁群算法的稳定性,多次运行本文改进算法进行路径规划,记录每次运行结果如表1所示(表中最优路径做加粗处理):

表1 本文算法多次运行结果

序号	最优路径长度/cm	拐点参数	迭代次数	路径长度35cm以下迭代次数	运行时间/s
1	28.6274	9	33	5	28.324
2	29.7989	15	18	5	29.113
3	28.6274	12	26	4	28.093
4	30.0416	17	25	4	27.927
5	29.2332	9	17	4	27.901
6	28.6274	9	20	7	28.145
7	30.5484	13	26	7	30.254
8	28.3345	11	18	8	29.351
9	28.0416	7	21	4	26.754
10	30.6415	13	19	8	28.256

由表1可以看出,多次运行本文算法所寻路径长度基本稳定在29cm附近,证明了改进后的算法具有较强的稳定性。

为更好的说明本文改进算法的有效性,分别对传统蚁群算法和文献[13]所提改进算法进行多次仿真,将得到的仿真结果与本文改进算法的结果进行对比分析,如表2所示(表中本文改进蚁群算法做加粗处理)。

表2 本文算法与其它算法仿真结果比较

性能指标	传统蚁群算法	文献[13]算法	本文算法
平均路径长度/cm	37.2642	31.3341	29.2522
最优路径长度/cm	32.1534	30.4624	28.0416
平均拐点参数	37	19	11
路径长度35cm以下最佳迭代次数	11	6	4
路径长度35cm以下平均迭代次数	>50	>15	6
平均运行时间/s	31.164	27.178	28.412

通过表2可以看出,本文改进蚁群算法优于传统蚁群算法和文献[13]所提改进算法。本文改进蚁群算法较传统蚁群算法在平均路径长路和最优路径长度上分别提高21.5%和12.8%,较文献[13]所提算法在平均路径长路和最优路径长度上分别提高了6.6%和7.9%;在寻得路径长度35cm以下所需平均迭代次数上,本文改进蚁群算法较传统蚁群算法和文献[13]算法分别提高了88%和60%以上;在平均运行时间上,本文改进蚁群算法虽较文献[13]算法时间稍长,但基本接近,较传统蚁群算法则提高了9%。对比表明,本文改进蚁群算法不仅收敛速度极快,所寻路径也更优,再次验证了本文所提改进算法的有效性和可行性。综上所述,本文改进蚁群算法可以在快速收敛的情况下,得到较为平滑的安全无碰机器人路径。

5 总结

针对传统蚁群算法早期收敛速度慢、时间开销较大、易出现死锁等问题,本文通过引入预规划路径、增加拐点参数和建立死锁禁忌表等方法对传统蚁群算法进行了改进。在不同的栅格环境和障碍物的密集程度下进行仿真,本文改进算法能使搜索快速收敛,减少寻优路径所需迭代次数,有效避免死锁现象,并和其它改进蚁群算法进行对比,可以看出本文改进蚁群算法大大提高了搜索效率,所得最优路径更为平滑,可将其应用于机器人的路径规划中。

参考文献:

- [1] 欧阳鑫玉,杨曙光.基于势场栅格法的移动机器人避障路径规划[J].控制工程,2014,21(1):134-137.
- [2] 温素芳,郭光耀.基于改进人工势场法的移动机器人路径规划[J].计算机工程与设计,2015,36(10):2818-2822.
- [3] 卢月品,等.基于改进遗传算法的狭窄空间路径规划[J].计算机应用研究,2015,31(2):413-418. (下转第424页)

表2 模糊聚类算法节点的故障检测的综合有效性

实验次数/次	E(%)	Q(%)	K(%)
1	73.11	63.98	75.18
2	70.11	68.47	73.07
3	72.48	63.49	72.06
4	74.69	60.58	76.14
5	72.47	62.97	70.21
6	71.63	62.49	71.45

从表1和表2中可以看出,利用改进算法进行多媒体网络节点的故障检测的综合有效性要优于模糊聚类算法,这主要是改进算法在进行多媒体网络节点的故障检测中,精确地计算出了网络节点故障的故障观测参数和其参数残差,因而充分的保障了改进算法进行多媒体网络节点的故障检测的综合有效性。

5 结束语

本文提出了一种基于改进动态灰色预测法的多媒体网络节点的故障检测方法。并通过仿真实验证明,保证了改进算法进行多媒体网络节点故障检测的时间效率,提高了多媒体网络节点故障检测的准确率,有效地完成了对多媒体网络节点的故障检测。

参考文献:

- [1] 吴兆林. 浅谈高校网络型多媒体教室的设备维护[J]. 无线互联科技, 2015 (4): 16-18.

(上接第358页)

- [4] 张素芹. 机器人BP神经网络避障控制模型构建及仿真[J]. 西安工业大学学报, 2015 (8): 678-682.
- [5] 徐敏, 陈州尧, 李俊蒂. 基于模拟退火算法的码垛机器人码垛路径规划[J]. 包装工程, 2015 (15): 95-98.
- [6] A Colomi, M Dorigo, V Maniezzo. Distributed optimization by ant colonies[A]. Proceeding of European Conference of Artificial Life ECAL91[C]. F. Varela and P. Bourguin(Eds), Paris, France: Elsevier Publishing, 1991: 134-144.
- [7] M Dorigo, V Maniezzo, Colomi A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics - part B, 1996 26(1): 29-41.
- [8] 段海滨, 王道波. 蚁群算法理论及应用研究的进展[J]. 控制与决策, 2004 19(12): 1321-1326.
- [9] 周明秀, 程科, 汪正霞. 动态路径规划中的改进蚁群算法[J]. 计算机科学, 2013 40(1): 314-316.
- [10] 李向军. 等. 三维机器人路径规划的一种变异算子蚁群算法[J]. 计算机仿真, 2015 32(2): 364-368.

- [2] 孙巨岗. 基于优化神经网络的机电设备安装中实时故障诊断方法研究[J]. 现代制造, 2015 (18): 148-148.
- [3] 赵阳. 等. 基于贝叶斯网络的高铁信号系统车载设备故障诊断方法的研究[J]. 铁道学报, 2014 (11): 48-53.
- [4] 张哲军. 引入推理模型的大型电网设备的故障检测方法[J]. 科技通报, 2014 (2): 111-113.
- [5] 王永国, 王硕, 赵海洲. 基于ARM11处理器的多媒体教学网络中央控制系统设计[J]. 电子技术与软件工程, 2014 (19): 143-143.
- [6] 唐建荣, 杨敏. 浅谈煤矿机电设备故障检测中小波分析的应用[J]. 科技创新与应用, 2014 (2): 299-299.
- [7] 曹旭, 曹瑞彤. 基于大数据分析的网络异常检测方法[J]. 电信科学, 2014 30(6): 152-156.
- [8] 刘艳阳. 等. 放大自发辐射光源结合相关法实现无源光网络故障检测[J]. 中国激光, 2014 41(8): 139-144.
- [9] 陈鸿星. 广分布多节点的网络多媒体访问实现[J]. 计算机仿真, 2014 31(4): 326-329.
- [10] 张雷, 黄奕宏, 翁胜龙. 基于GA-DS的多神经网络故障诊断方法[J]. 电子设计工程, 2015 23(10): 14-17.

【作者简介】

崔军立(1971-),男(汉族),河北石家庄人,工程师,主要研究方向:计算机网络、教室多媒体及软件开发。



【作者简介】

谭 覃(1990-),男(汉族),安徽人,硕士研究生,主要研究领域为人工智能、机器人路径规划。

刘树东(1965-),男(汉族),黑龙江人,教授,博士研究生导师,主要研究领域为数据通信与物联网。

张 燕(1982-),女(汉族),山东人,讲师,主要研究领域为图像识别。

