

基于免疫蚁群算法的机器人路径规划

◆ 杨贺娟 马 骥 季丽丽

摘要: 针对移动机器人躲避障碍和寻找最优路径问题, 提出了在复杂环境下的一种路径规划算法。根据人工免疫算法和蚁群算法各自的性能及优缺点, 将人工免疫算法和蚁群算法相结合, 提出新的结合方式形成免疫蚁群算法。在应用栅格法建立的机器人环境模型中, 应用免疫蚁群算法解决机器人路径规划的问题。免疫蚁群算法首先运用人工免疫算法对空间的可行路径做快速的全局搜索, 然后生成初始信息素的分布, 最后完善蚁群算法搜索最优解。在LABVIEW仿真环境中, 采用免疫蚁群算法对机器人路径规划问题进行仿真, 仿真结果证明了免疫蚁群算法是一种收敛性和寻优能力都比较好的优化方法。

关键词: 蚁群算法; 免疫算法; 移动机器人; 路径规划; 栅格算法; LABVIEW

1. 引言

机器人路径规划是指在有障碍物的工作空间中, 寻找一条使机器人从指定的起点到终点的最优路径, 并且这条路径在运动过程中能绕过障碍物。最优路径以用时最短、长度最短或耗能最少为选择准则^[1]。

传统的路径规划方法主要有自由空间法、栅格法和人工势场法等等^[2]。这些算法的实时性较强, 但全局规划能力不足; 随着算法研究的不断深入, 一些智能算法用于解决路径规划问题, 如神经网络、遗传算法、蚁群算法、免疫算法等等。智能算法的应用通常采用传统方法建立路径规划的环境模型。

栅格法是研究机器人路径规划应用的最广泛的方法之一, 是对平面移动机器人路径规划的抽象模型, 是对机器人工作空间的静态划分。栅格法把机器人的工作空间分割成规则而均匀的栅格, 每个栅格可为两种状态, 表示栅格处是否存在障碍, 没有障碍的栅格称为可行栅格, 否则称为障碍栅格^[3]。在机器人移动的过程中, 栅格的尺寸和位置不变, 并且栅格的尺寸与机器人的移动步长相同。机器人在移动的过程中能够记录栅格信息。对于栅格中的任意点的下一步到达的位置有8个, 分别为上、下、左、右、左上、右上、左下、右下, 在8个位置中自由栅格为实际的可行栅格, 障碍栅格为不可行栅格。

采用蚁群算法对机器人进行路径规划, 蚁群算法具有分布式并行全局搜索能力, 但由于初期信息素匮乏, 致使求解速度缓慢算法的收敛速度快, 并且基本蚁群算法局限性强, 容易陷入局部最优, 而找不到全局最

优^[4]。采用免疫算法对机器人进行路径规划, 该方法具有快速随机的全局搜索能力, 但对于系统中的反馈信息利用不足, 当求解到一定范围时经常需要大量的冗余迭代, 求解效率较低^[5]。

免疫蚁群算法将人工免疫算法和蚁群算法相结合, 采用人工免疫算法对空间的可行路径做快速全局搜索, 生成信息素的分布, 在根据蚁群算法求出最优解。免疫蚁群算法是一种收敛性和寻优能力都比较好的优化方法, 可以得到机器人行走的最优路径。

2. 算法及流程

2.1 算法设计思想

基于人工免疫算法和蚁群算法的混合算法, 其基本思想是算法前过程采用人工免疫算法, 充分利用人工免疫算法的快速性、随机性、全局收敛性, 寻找较优的可行解。算法后过程采用蚁群算法, 利用前过程获得较优的可行解, 产生信息素分布, 然后充分利用蚁群算法的并行性及正反馈性, 提高求解效率得到最优解。

2.2 个体表示

一个个体代表了一条从起点到终点的路径, 该路径由一系列的线段组成。个体可以看作是一个节点的序列。每个节点可用一个平面坐标 (x, y) 来表示, 个体 p 可以如下表示:

$$p = \{m_s, m_1, m_2, \dots, m_n, m_e\} \\ = p\{(x_s, y_s), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), (x_e, y_e)\}$$

其中 (x_s, y_s) , (x_e, y_e) 分别代表起点和终点。

2.3 算法的基本步骤

免疫蚁群算法的示意图如图1所示, 基本步骤如

下:

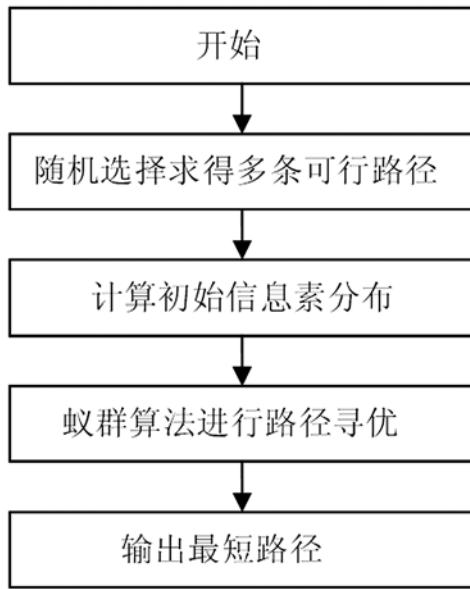


图1免疫蚁群算法示意图

步骤1 抗原和抗体的确定。

输入问题的目标函数和约束条件, 作为AIA的抗原。AIA的抗体由机器人行走的位置坐标表示, 一个位置坐标序列代表一个候选解。

步骤2 计算亲和力。

对于机器人路径规划问题, 定义抗体 B 与抗原 G 之间的亲和力 $App(B)=1/(T_b-T_g)$ 。为了避免除法计算, 将亲和力的计算公式改为 $App(B)=T_M-T_b$, T_M 为足够大的整数, 且大于任意抗体对应的路径长度, 其中 T_b 为抗体 B 对应的行走路径总长度。抗体与抗原之间的亲和力, 亲和力越大, 匹配程度越高。计算抗体与抗原的亲和力。

步骤3 抗体选择的结束条件。

搜索到得可行路径条数满足结束条件。

步骤4 AIA较优路径向转换信息素的方法。

不同抗体之间的亲和力不同, 抗体的亲和力越大, 抗体对应的路径与最优路径越接近。因此将抗体的亲和力作为信息素度量是最直接最有效的方式。

将信息素的分布分成给定的定值和计算生成两个部分, 以人工免疫算法生成的信息素为主。抗体亲和力与信息素的转换方式如下:

$$\tau_{G_j} = \eta - e^{-x_j}$$

其中 τ_{G_j} 表示第 j 个抗体所表示路径信息素值 $\tau_{G_j} \in (0, \eta)$, 所经路径的各个栅格信息素值均为 τ_{G_j} , x_j 表示第 j 个的抗体亲和力, $x_j \in (0, +\infty)$ 。在迭代规定次数内以 τ_{G_j} 最大值作为最终信息素的值 τ_G 。

步骤5 设定初始参数值

将参数 τ_c 、 τ_G 、 m 、 ρ 、 α 、 β 、 Q 进行初始化设

置。 τ_c 是给定的信息素常数, τ_G 是AIA较优路径转换的信息素值, m 是蚂蚁的个数, ρ 信息数的挥发系数, α 为边 (i,j) 的信息素轨迹强度 τ_{ij} , β 为边 (i,j) 能见度 η_{ij} 的相对重要性, η_{ij} 为边 (i,j) 长度 d_{ij} 的倒数, Q 蚂蚁到达目的点所释放的信息素总量。在初始时刻信息素的初值。

$$\tau_{ij}(0) = \begin{cases} \tau_c + \tau_G, & \text{若步骤2获得较优的可行路径} \\ \tau_c, & \text{否则} \end{cases}$$

步骤6 计算每只蚂蚁的选择概率, 根据选择概率移动每只蚂蚁到下一结点。

设蚁群中蚂蚁 k 在 t 时刻由位置 i 转移到位置 j 的概率 $p(t)$, 公式表示为

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

式中, $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabuk$ 表示蚂蚁 k 下一步可以选择的位置, $tabuk(k=1, 2, \dots, m)$ 是禁忌表的集合, 禁忌表初始设置为障碍栅格位置, 蚂蚁开始行走后也用来记录蚂蚁当前走过的位置, 本次循环结束后禁忌表恢复初始设置。

步骤7 信息素的更新

当 m 只蚂蚁均完成路径搜索, 则进行信息素的更新, 信息素的更新规则为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{i=1}^m \tau_{ij}(t)$$

$\sum_{i=1}^m \tau_{ij}(t)$ 是 m 只蚂蚁在 t 到 $t+n$ 时刻内在边 (i, j) 上生成的信息素总量。采用全局信息素更新规则。

$$\sum_{i=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, & \text{若蚂蚁}k\text{在本次循环中经过边}ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 Q 表示信息浓度常数, L_k 表示蚂蚁 k 在本次循环中行走的路径长度。

步骤8 完成搜索过程, 得到最优解

蚂蚁完成一个搜索周期就进入下一个循环, 反复递归循环, 知道循环次数达到预定的上界或所有蚂蚁都选择同一路径为止, 输出最优解。

3.仿真实现

在LabVIEW仿真环境中, 对机器人路径规划做仿真^[6]。仿真的初始参数设置为: 求解问题规模的大小为 $MM=300$, 免疫算法求得的可行路径 $N_{max}=100$ 条中, 作为信息素更新的路径信息选取最短的路径条数 $n_{min}=10$ 。人工免疫算法生成的信息素的上限值 $\eta=10$ 。蚂蚁的迭代次数为 $k=50$, 蚂蚁的个数为 $M=30$, 初始时刻给定的信息素常数 $\tau_c=ones(MM, MM)$, 信息素的挥发系数 $\rho=0.05$, 边 (i, j) 的信息素轨迹强度 τ_{ij} 的相对重要性

$\alpha=10$, 边 (i, j) 能见度 η_j 的相对重要性 $\beta=2$, 蚂蚁到达目的点所释放的信息素总量 $Q=30$ 。仿真结果如图2所示。

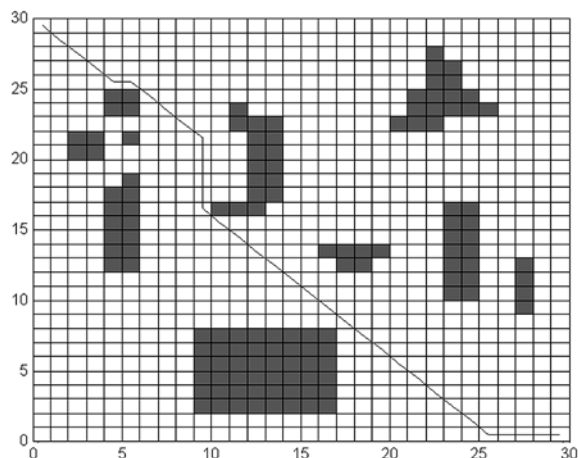


图2 免疫蚁群算法仿真结果图

4. 结论

针对人工免疫算法和蚁群算法各自的特点, 将人工免疫算法和蚁群算法相结合, 提出一种新的免疫蚁群算法。利用人工免疫算法的全局快速搜索能力, 生成信息素的分布, 使得蚁群算法的启发信息具有方向性, 利用

蚁群算法的寻找局部最优解能力, 可以将全局较优解很快地收敛为全局最优。仿真结果表明免疫蚁群算法具有较好的全局搜索性能和快速收敛能力。

多智能算法融合, 是今后研究机器人路径规划问题的发展方向。多智能算法将各个各自的优势相结合, 相互的弥补不足, 以提高算法的性能。随着仿生学的继续发展, 根据仿生学发展的智能算法的智能化水平也越来越高。

参考文献

- [1]蔡自兴.机器人学[M].北京:清华大学出版社,2009.
- [2]孙立宁,胡海燕,李满天.连续型机器人的研究综述[J].机器人,2010,32(5):688-693.
- [3]王娟娟,曹凯.基于栅格算法的机器人路径规划[J].农业安装与车辆装配,2009(4):14-17.
- [4]李盼池,李士勇.求解连续空间优化问题的量子蚁群算法[J].控制理论与应用,2008,25(2):237-241.
- [5]陆州,李琳,邹炎.基于免疫算法的机器人路径规划研究[J].机床与液压,2012,40(11):25-28.
- [6]陈树学,刘莹.LabVIEW宝典[M].北京:电子工业出版社,2011:69-322.

(作者单位: 沈阳大学信息工程学院)

(上接34页)

2) 调整复制对象在Apply作业的分配。原方案使用6个Apply作业, 新的方案调整Apply作业到9个, 并根据批处理和结息批处理的交易特点, 可以均衡分配到不同的Apply作业, 提高Apply作业的并发效率。

3) 对于不参与事务的对象, 尽可能不启动日志管理, 减少journal entry的总量。

4) 采用内存寄留技术(SETOBJACC), 把apply过程最频繁使用的索引提前寄留内存, 减少物理I/O的时间消耗。

5) Hold住变更比例最大的3~5个文件, 在备机处理完毕以后, 利用OMS同步单个大对象的步骤进行必要的备份/恢复处理。

五、主机运行性能数据

该银行的日均交易高峰可以达到240万笔交易流水, 33%作为业务峰值, 90%作为阈值拐点来进行线形计算时可以预期的交易量: $240 \text{万} \times (90\% / 33\%) = 654 \text{万笔}$; 按照每30%的业务增长计算: $240 \times 1.3^n = 654$,

$n=3.8$, 也就是说在3.8年以内不做硬件和软件的调整, 在内每年业务增长30%的情况下, 系统仍然能保持稳定的运行。

六、结束语

利用OMS构建的群集方案, 可以有效地减少生产机正常维护、单机故障等造成的业务中断时间, 还可以有效地避免由于火灾、电源故障等造成的机房故障造成的业务中断。日间联机交易生成的日志项通常在2000万笔/小时以内, OMS的复制链路可以做到30分钟以内的RTO; 夜间联机批处理, RTO可以做到1小时左右; 在季度结息批处理的环境下, RTO可以做到2小时左右。相对存储复制带来的不确定性和高额投资, 国内最大的几家AS400银行客户无一例外的都选择了该方案, 也从实战角度证实了该方案的优越性。

(作者单位: 河北省农村信用社联合社信息科技中心)