

视觉引导下的自主式捡球机器人 多目标路径规划算法

Multi-Objective Path Planning Algorithm for Autonomous Ball Picking Robot Based on Visual Information

征玉龙 言勇华

(上海交通大学机器人研究所, 上海 200030)

摘要: 文章首先简要描述了捡球机器人路径规划的目的、视觉处理的工作特点, 分析了自主式捡球机器人设计时所面临的问题, 然后结合滚动窗口理论提出了一种基于视觉传感器的自主式移动机器人多目标路径规划算法。该算法有效地减少了移动捡球机器人执行任务的时间, 提高了其捡球效率。

关键词: 移动机器人 机器视觉 遗传算法 滚动规划 多目标点路径规划

Abstract Firstly this paper briefly introduces the aim of the path planning of the ball picking robot and the characteristic of vision. After analyzing the problem in the design of this robot, integrating the rolling planning theory, this paper puts forward a multi-objective path planning algorithm for autonomous ball picking robot based on visual information. This algorithm can reduce the working time of the ball picking robot and improve its efficiency.

Key words mobile robot machine vision genetic algorithm rolling planning multi-objective path planning

0 引言

在网球教学和平时练习中, 尤其在多球和发球练习时, 捡球最令人头疼。捡球机器人将代替人完成捡球这种枯燥的任务。自主智能移动机器人是现今国际上机器人研究领域的热点^[1], 而路径规划则是智能移动机器人中的一个重要组成部分, 其研究目的是使机器人能在不同的环境中自主路径规划。环境感知是移动机器人进行自主路径规划的关键技术, 获取这些信息的传感器既需要足够大的视场来覆盖整个工作区, 又需要较高的采集速率以保证在运动的环境中能够提供实时的信息。增加了视觉系统的移动机器人正是移动机器人的发展方向, 其自主和自适应能力可以大大提高^[2]。

本文研究的捡球机器人由于运动目的地是由视觉实时获得, 而且目标点数目是动态改变的, 这使得它的路径规划不同于其他一般的移动机器人。

本文针对捡球机器人的实际需求设计了一种基于视觉系统的移动捡球机器人实时导航控制算法。在视觉

基础上, 主要进行了以下几方面的工作:

- (1) 由全局和局部路径规划组成的分层规划思想;
- (2) 通过单视觉传感器获得环境信息及产生捡球目标点;
- (3) 基于视觉系统的移动机器人路径规划的算法和仿真。

在进行自主式移动捡球机器人设计时, 需要考虑设计的成本、机器人的质量, 以及电池类型和功率等因素^[3]。这些因素是相互关联的, 如电池类型和其功率的选择直接关系到机器人的最终成本, 而机器人的质量又与机器人电池的选择直接相关。因为机器人的质量关系到机器人在移动时克服地面摩擦做功的大小, 而机器人移动时能量的提供者正是装载在机器人上的电池。为了提高机器人的捡球效率, 应尽量减少一些区域的多次重复扫描和行走距离, 并确保整个空间的寻找能全部完成。因此, 设计一种符合上述目标的机器人捡球路径规划算法是自主式机器人设计的关键

所在。

1 捡球机器人路径规划

在空间二维平面中,视觉机器人在网球场通过视觉导航,实现找球捡球的任务。假定场上无未知障碍物且机器人能通过视觉获得自身的位置坐标信息,假定机器人视觉仅可以“看到”半径为 R_v 的场地并依据视觉能够辨识出此范围里的网球,则其边界记为 E_v 。我们称这个区域为机器人的视野(见图 1所示)。当视野中未有网球时,机器人会根据自身的记忆去搜索球场未被寻找部分。

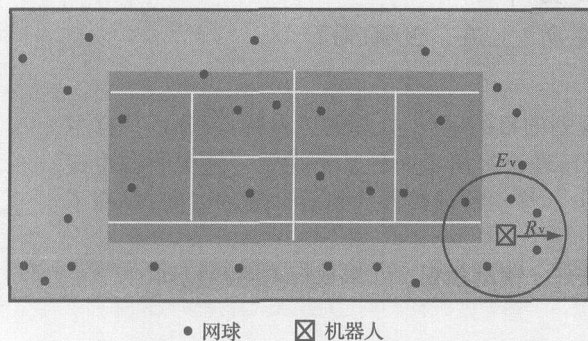


图 1 机器人路径规划问题描述

在全局环境未知时,基于滚动窗口的路径规划是指移动机器人根据实时可测的有限范围内信息,按照某种策略决定当前的前进方向,是按某种规则的优化决策过程^[4]。这种方法一般是不能得到全局最优的,但可在结合反馈作用的同时实现局部的最优。对于本文提及的捡球机器人,总的控制目标是要求机器人完成整个场地的捡球工作且行走路径最短。此时系统的局部路径规划问题可直接转化为经典的 TSP 问题。TSP (traveling salesman problem) 问题也称旅行商问题、货郎担问题。TSP 问题可以简单地描述为:设有 n 个城市并已知各城市间的旅行费用,找一条走遍所有城市且费用最低的旅游线路。其数学描述如下:

设有城市集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, 其每对城市 $c_i, c_j \in C$ 间的距离为 $d(c_i, c_j) \in \mathbb{Z}^+$ 。求一经过 C 中每个城市正好一次的路径 $(c_{\pi(1)}, c_{\pi(2)}, \dots, c_{\pi(n)})$, 得

$$\sum_{i=1}^{n-1} d(c_{\pi(i)}, c_{\pi(i+1)}) + d(c_{\pi(n)}, c_{\pi(1)})$$

这里 $(\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(n))$ 是 $(1, 2, \dots, n)$ 的一个置换。

若采用图论语言, TSP 问题还可以描述为: 设 $G = (V, A)$ 是一个图, 此处 V 是具有 n 个顶点的集合, A 称为弧或边集, $D = (d_{ij})$ 是与 A 关联的距离或费用矩阵。TSP 就是要决定一条经过所有定点正好一次且距离最短的回路^[5]。

本文的局部路径规划与典型的 TSP 问题不同之处

在于它的起点是固定的。它的起点总是以机器人作为起点, 而且随着机器人的移动, 规划的目标点会动态地改变。假定机器人视野中发现了 n 个网球, 分别对应 n 个不同的目标地点 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 其起始出发地点为 p_0 。任意两点 (包括目标点和起始点) $p_i, p_j (i, j = 0, 1, \dots, n, i \neq j)$ 之间的路径长为 $d(p_i, p_j)$ 。捡球机器人系统的局部路径规划可表达为: 搜寻整数子集 $X = \{1, 2, \dots, n\}$ (X 的元素表示 n 个目标地点的编号) 的一个排列 $\pi(X) = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} | v_i \in X$, 使局部路径总长 (路径总长度) 取最小值。

$$T_d(\pi) = d(p_{v_0}, p_{v_1}) + \sum_{i=1}^n d(p_{v_i}, p_{v_{i+1}}) \quad (1)$$

从式 (1) 中可看出, 路径规划必须依赖于 $d(p_i, p_j)$ 。为了简化计算以达到实时计算, 把 p_i, p_j 直线距离作为机器人的移动距离。

TSP 是一个典型的组合优化问题, 并且是一个 NP 难题, 其可能的路径数目与城市数 N 是成指数型增长的^[6], 所以一般很难精确地求出其最优解。目前针对 TSP 问题已提出了多种实用的解决方法, 主要有: 近邻法、贪婪法、分枝定界法、最近插入法、Karp 法、Like 法、k-交叉法。新的 TSP 求解算法还在不断涌现。

由于目前被广泛应用的遗传算法 (genetic algorithm, 简称 GA) 就其本质而言, 主要是处理复杂问题的一种鲁棒性极强的启发式随机搜索算法, 它对搜索空间无特殊要求, 并且有计算简单、收敛速度快等优点, 十分适合于处理以 TSP 问题为代表的各种优化组合问题。遗传算法是基于“适者生存”的一种高度并行、随机和自适应的优化算法。它仿效生物的进化与遗传过程, 通过选择、交叉和变异算子, 最终收敛到“最适应环境”的个体, 从而求得问题的最优解或次优解^[7]。

事实上, 移动机器人在全局环境未知时的路径规划问题, 是一个如何充分利用已知局部信息使规划不但可行而且较优的问题。

2 捡球机器人多目标路径规划算法

本文在充分考虑自主式移动捡球机器人的工作环境和设计时的相关因素的基础上, 借鉴遗传算法原理及滚动窗口方法, 提出了一种能有效地提高捡球机器人效率的基于滚动窗口和遗传算法的路径规划算法。

2.1 局部规划的遗传算法

为了达到路径规划的实时要求, 进行局部规划时只处理视野中距离机器人最近的 19 个目标点。这样保证遗传算法的染色体长度小于等于 20 以保证路径规划的实时性, 然后按照适当的规则对它们进行编号。

2.1.1 路径表示 (编码)

TSP 及类似问题的编码策略主要有二进制表示、近邻表示、次序表示、边表示、矩阵表示和路径表示

等。通过对上述几种编码方法的分析比较和尝试性实验,最终选择了路径表示编码方法。该路径表示自然、直观,且易于加入启发信息,是用得最多的一种表示策略。它直接采用目标点在路径中的相对位置来进行表示。例如,路径 1-8-6-2-9-3-4-5-7,则直接表示成(1 8 6 2 9 3 4 5 7)。

2.1.2 初始种群的生成

初始种群的生成要考虑两个问题:首先,对于捡球机器人来说,生成的初始种群的每个个体的第一个位置都设置为机器人本身;其次,生成初始种群的关键问题由群体规模 M 确定。由模式定理可知, M 越大,遗传操作所处理的模式就越多,个体进化为最优解的机会就越高,但会导致计算效率低下、收敛速度慢等弊端;另一方面,太小的群体规模则会使遗传算法的搜索空间分布范围有限,而导致未成熟收敛现象。在实际应用中,群体规模 M 的取值范围一般为几十至几百。本文根据大量随机实验所得出的关于群体规模的经验性数据为 $M=60$ 。该数据能够在计算速度和优化质量之间获得较好的平衡。

2.1.3 适应函数

本算法取适应度函数

$$T_d(\pi) = d(p_{v_0}, p_{v_1}) + \sum_{i=1}^n d(p_{v_i}, p_{v_{i+1}})$$

T 是机器人捡起所有球所走路程的总长。选用 T 为适应函数反映了我们寻求最短路径的要求,体现了本文进行路径优化的原则——路径最短。

2.1.4 选择算子

选择策略对算法性能的影响会起到举足轻重的作用。目前主要有轮赌选择、排序选择、竞标赛选择、排挤选择以及随机竞争选择等选择机制。通过实验结果表明,轮赌选择机制在计算速度和优化质量之间获得了较好的平衡。

2.1.5 杂交算子

就本文所采用的个体编码方式而言,常用的交叉策略有部分映射杂交(PMX)法、次序杂交(OX)法以及循环杂交(CX)法等。通过实验表明,PMX法的收敛速度要远高于另两种交叉策略,原因在于PMX法趋向于所期望的绝对目标点位置,而OX和CX法则趋向于期望的相对目标点位置。由于本文中的局部路径规划问题的起始点是固定的,所以局部路径总长取决于目标点编号在编码串中的绝对位置。PMX交叉策略能够更好地将编码串的绝对位置特性遗传给下一代^[8],故相对另两种交叉策略而言性能更优。交叉概率 P_c 控制着交叉操作被使用的频度。一般取 P_c 从 0.60 到 0.95 之间。实验表明,本文算法的交叉概率 P_c 取 0.8 较为合适。

2.1.6 变异算子

对于本文采用的路径编码方法,主要的变异算法有逆转、变异、对换变异以及插入变异等。逆转变异操

作就调整前后引起的 TSP 路径长度变化而言属于最细微的调整,因而局部优化的精度较高,但码串绝对位置所呈现的“模式”变化较大,所需的计算也稍为复杂一点;对换变异操作和插入变异操作对码串绝对位置所呈现的“模式”变化影响较小,所需的计算也简单一些,但局部优化的精度较差一点。变异概率 P_m 用于控制群体中个体发生变异的频度。过高频度的变异将使遗传算法趋于纯粹的随机搜索,所以变异概率 P_m 通常取值较小,一般在 0.001 至 0.01 之间^[1]。笔者取 $P_m = 0.05$ 获得了较好的效果。

2.1.7 新种群的构成

新一代种群构成方法主要有 N 方式(全刷新代际更新)、E 方式(最佳保留群体)、G 方式(代沟法)以及 B 方式(从子代和父代中挑选最好的若干个体)等。理论上已证明,采用 N 方式的标准遗传算法(SGA)不能收敛至全局最优值,而采用 E 方式的遗传算法(OMSGA)则能收敛至全局最优值(但收敛到全局最优值所需的时间可能是非常长的)。显然,采用 G 方式和 B 方式的遗传算法也具有全局收敛性。实验表明,常用的 N 方式虽然也具有良好的全局搜索性能,但收敛速度最慢;B 方式收敛速度最快,但全局搜索性能最差;E 方式和 G 方式的性能则较平衡。通过实验,本文选择 B 方法构成新的种群。

2.1.8 算法的迭代停止条件

在路径规划算法中,一般根据两个条件判断算法是否应当停止:第一个条件是最大进化代数 S_{max} (一般取 $S_{max} = 200$);另一个判断条件是群体个体的进化是否已趋于稳定状态,若发现占群体一定比例(一般取 0.18)的个体已完全是同一个体,则终止算法。

综合遗传算法的理论性分析以及大量的对比性实验结果,最终的捡球机器人系统局部路径规划算法使用了目标点排列组合编码方法。在选择操作中采用了轮赌选择机制,在交叉操作中采用了部分映射杂交(PMX)策略,在变异操作中采用了逆转变异技术,新种群的构成操作则使用了最佳保留群体构造方式(E方式)。算法所涉及到的主要参数:交叉概率 $P_c = 0.8$,变异概率 $P_m = 0.05$,最大进化代数 $S_{max} = 200$ 。

2.2 捡球机器人全局路径规划算法

2.2.1 全覆盖路径规划

当捡球机器人捡起看到的球后,会根据自身行走的记忆及全局地图移向未寻区域直到全部寻遍,这时需要进行全覆盖路径规划。全覆盖路径规划的目的是让捡球移动机器人合理而高效地走遍一个区域内的全部地方。

本文对未寻区域采用如图 2 的往复前进方式行走^[9]。

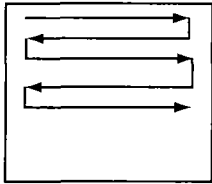


图 2 往复前进方式行走

2 2 2 未寻区域的记忆算法

本文把整个网球场进行网格划分, 每个网格的边长为 R_v , 然后用一个二维数组 F_{mn} ($m = \text{ceil}(W/R_v)$, $n = \text{ceil}(H/R_v)$, W 和 H 为矩形网球场边的宽和高, R_v 为机器人的视野半径值) 来记录机器人的所到区域。初始时数组元素置零, 然后机器人每走一个规定的步长进行一次计算来更新 F , 采用如下公式对已寻区域进行记录: $F_{ij} = 1$, 其中,

$$i = \text{ceil}[(Rob_x + R_v/2)/R_v]$$
$$j = \text{ceil}[(Rob_y + R_v/2)/R_v]$$

Rob_x, Rob_y 为机器人的当前绝对坐标, 如图 3所示。

2 2 3 滚动窗口 路径规划方法

机器人路径规划问题的本质是在工作环境中为机器人找到一条优化的移动路径。如果外部环境信息全部已知, 我们可以通过有效的算法得到最优的路径。但当全局环境信息未知时, 如本文所研究的捡球机器人, 机器人只能依靠即时视觉反馈的信息逐步规划路径, 优化则无从谈起。

基于滚动窗口的路径规划算法依靠机器人实时

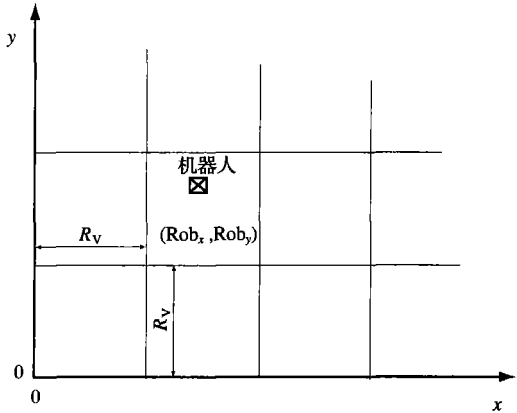


图 3 网格分割示意图

探测到的局部环境信息, 以滚动的方式进行在线规划。在滚动的每一步, 机器人根据视觉探测到局部信息, 然后用遗传算法的方法生成优化子目标, 在当前滚动窗口内进行局部路径规划, 然后实施当前策略(依局部规划路径移动一步), 随滚动窗口的推进, 不断取得新的环境信息, 从而在滚动中实现优化与反馈的结合。

2 2 4 全局路径规划 算法流程

通过上面的分析, 在起点、机器人视野和步长等规定好后, 可按图 4进行本文提出算法的路径规划。

2 2 5 仿真实验

根据上面提到的算法, 笔者在 M atlab下进行了路径规划的仿真试验 (机器人视野半径 $R_v = 5m$, 网球场

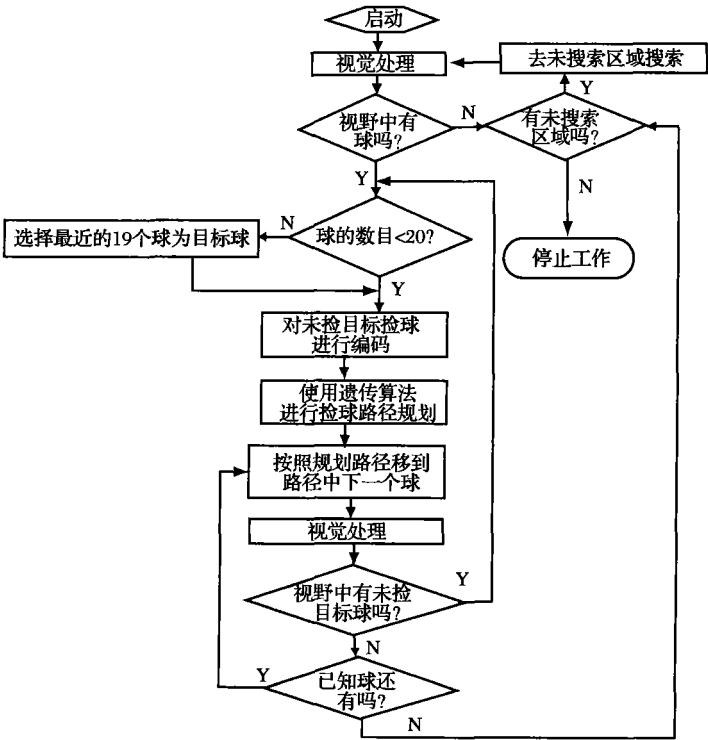


图 4 路径规划流程图

36.6m × 18.3m)。

图 5 给出了应用本文所提算法对全局环境未知情况下捡球机器人路径规划仿真的过程。球场由于中间球网的阻隔分成了两个部分,机器人在未知网球位置的环境中,利用自身视觉实时测到的局部信息,进行滚动规划。图中小圆圈为网球,虚线为机器人在滚动过程中根据探测到的局部环境信息作出的路径规划。可以看出,采用本文提出的滚动遗传规划算法,机器人能顺利完成全场捡球的任务。由于每次规划都是在较小的有限窗口范围内进行的,故该算法不仅能够解决全局环境未知时的路径规划问题,而且具有快速性和高速性。

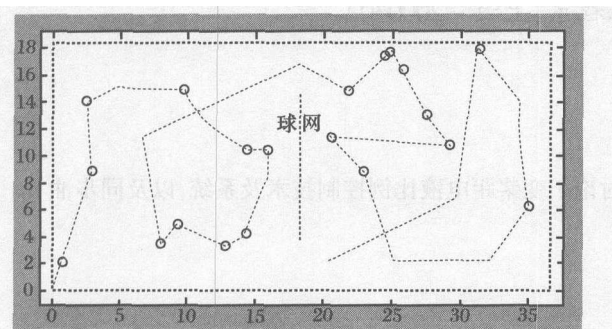


图 5 仿真结果

3 结束语

本文结合遗传算法和滚动窗口提出一种基于视觉目标检测移动机器人的路径规划算法。基于视觉的自

主式移动捡球机器人路径规划算法充分考虑了网球场的实际工作环境,有效地提高了捡球机器人的捡球效率。它很好地结合了捡球机器人的设计目标,并能胜任自主式捡球机器人的捡球任务。本文提出的方法还可适用于科研和社会应用等多个领域,如机器人在水下扫雷、机器人的多目标跟踪等领域,因而有较大的理论和现实意义。

参考文献

- [1] 李 磊, 叶 涛. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002 24(5): 475—480
- [2] 贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [3] Salichs M A, Moreno L. Navigation of mobile robots open questions[J]. Robotica 2000(18): 227—234
- [4] 张纯刚, 席裕庚. 全局环境未知时基于滚动窗口的机器人路径规划[J]. 中国科学: E 辑, 2001 1(1): 51—58.
- [5] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. 演化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [6] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [7] Goldberg D E. Genetic algorithms in search optimization and machine learning[M]. USA: Addison - Wesley Publishing Company 1989.
- [8] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程设计[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [9] 王 俭, 陈卫东, 赵鹤鸣. 优化的移动机器人无障区域内覆盖路径研究[J]. 苏州科技学院学报: 工程技术版, 2004 17(2): 61—64

中芯国际推出 0.18 μ m 电可擦除只读存储器工艺技术

中芯国际宣布其研发出的 0.18 μ m 电可擦除只读存储器 (EEPROM) 工艺技术已经可以提供给客户使用。同时, 中芯国际设计服务处在 0.18 μ m 电可擦除只读存储器工艺技术基础上, 研发出包括嵌入式电可擦除只读存储器、嵌入式只读存储器、嵌入式一次可编程只读存储器等大量存储器智能模块平台。这些智能模块加上微控制器、电压转换器和特殊输入/输出, 给消费者提供了一个完整的、经过验证的设计平台解决方案, 可广泛运用于各种消费产品中, 如微控制器、无线电话、无线通讯设备以及诸如专用芯片设计、数字信号处理和微控制器等诸多应用设备中。0.18 μ m 电可擦除只读存储器智能模块平台可广泛应用于快速增长的 IC 卡市场, 如手机 SIM 卡、借记卡、信用卡、身份证、智能卡、USB 钥匙以及其他需要安全认证或需时常更新和编写资料的应用设备中。

中芯国际的 0.18 μ m 电可擦除只读存储器拥有众多亮点, 如较短的单字节读取时间, 低功耗, 比 0.35 μ m 智能模块缩小了 50% 的面积, 而其高可靠性的保证亦达到了世界水平。除了电可擦除只读存储器外, NAND 型只读存储器和 NOR 型只读存储器智能模块也都已适用。存储器编码采用离子注入制程, 使得编码在芯片上不可见, 这无疑更加强了高端智能卡等应用产品的安全性。

除了传统的电可擦除只读存储器加上掩膜版只读存储器的解决方案, 中芯国际同时提供一项极具成本效应的电可擦除只读存储器加上一一次可编程只读存储器的解决方案。此方案采用低成本的紫外线可擦除一次可编程只读存储器作为掩膜版只读存储器的替代方案。这项方案可在晶圆切割时或现场进行编程, 故大大缩短了客户产品面市时间。