

综述与评论

自主移动机器人局部路径规划综述*

鲍庆勇, 李舜酩, 沈 垠, 门秀花

(南京航空航天大学, 江苏 南京 210016)

摘 要: 自主移动机器人技术是近年来的研究热点, 而路径规划技术是自主移动机器人技术研究中的一个重要内容。讨论了自主移动机器人路径规划技术的分类和研究局部路径规划的重要性; 分析了局部路径规划技术的发展现状; 指出了局部路径规划各种方法的优点与不足; 对局部路径规划技术今后的发展方向做出了展望。

关键词: 机器人; 路径规划; 全局; 局部; 传感器

中图分类号: TP 242

文献标识码: A

文章编号: 1000-9787(2009)09-0001-04

Survey of local path planning of autonomous mobile robot*

BAO Qing-yong, LI Shun-ming, SHEN Huan, MEN Xiu-hua

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Autonomous mobile robot investigate is an active research society recently. However, mobile robot path planning technology is one of the most important issues in autonomous mobile robot research. The classification of mobile robot path planning method and the importance of local path planning are summarized; the state of the art relative mobile robot local path planning approaches are presented. The advantages and disadvantages of these algorithms are discussed. A conclusion and perspectives of autonomous mobile robot local path planning is addressed.

Key words: robot; path planning; global; local; sensor

0 引言

移动机器人的研究始于 20 世纪 60 年代末, 斯坦福研究院 (SRI) 研制为 Shakey 的自主移动机器人^[1], 其目的是研究人工智能技术和在复杂环境下机器人系统的自主推理、规划和控制。与传统的机器人手臂不同, 自主移动机器人属智能型机器人范畴, 是集环境感知、动态决策与规划、行为控制与执行等多种功能于一体的综合系统。近年来, 自主移动机器人技术在工业、农业、医学、航空航天等许多领域发挥了重要作用, 显示了其广泛的应用前景。

在移动机器人相关技术研究中, 导航技术是其核心, 而路径规划是导航技术研究的一个重要环节和组成部分^[2-4]。根据对环境信息掌握的程度, 将路径规划分为全局路径规划和局部路径规划。全局路径规划通常可以给机器人规划出一条最优路径, 但需要环境的先验信息, 且计算量大; 而局部路径规划侧重于考虑机器人当前的局部环境信息, 其信息获取完全依赖于传感器, 并随着环境的变化实时地发生变化。与全局路径规划相比, 局部路径规划更具

有实时性和实用性。局部路径规划是地面、水下、空中自主和半自主系统的一项关键技术, 它的品质特性直接关系到整个系统的性能, 因而, 对局部路径规划方法的研究具有重要的意义。本文讨论自主移动机器人路径规划技术的分类和研究局部路径规划的重要性, 分析局部路径规划技术的发展现状, 并对局部路径规划技术的发展做出了展望。

1 自主移动机器人路径规划概况

路径规划是指移动机器人按照某一性能指标 (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。根据对环境信息掌握的程度将其分为 2 种^[4]: 基于环境先验完全信息的全局路径规划, 又称静态或离线规划; 基于传感器信息的局部路径规划, 又称动态或在线路径规划。

全局路径规划是指根据先验环境模型找出从起始点到目标点中符合一定性能的可行或最优路径, 它涉及的根本问题是环境模型的表达和路径搜寻策略, 其主要方法有可视图法、自由空间法、栅格法、拓扑法等。

收稿日期: 2009-04-02

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50675099); 江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目 (CX08B-044Z)

局部路径规划是指在未知或部分未知的环境下通过传感器获取周围环境的信息,包括障碍物的尺寸、形状和位置等信息,并使机器人自主获得一条无碰撞最优路径。

2 局部路径规划方法的研究现状

局部路径规划方法主要有:传统方法、智能仿生算法、启发式搜索方法、基于滚动窗口的算法、基于行为的路径规划算法以及基于再励学习的路径规划算法等。

2.1 传统方法

早期的局部路径规划方法主要有:模拟退火算法、人工势场法、模糊逻辑算法。

2.1.1 模拟退火算法

模拟退火算法^[5]由 Kirkpatrick S 于 1983 年提出,源于物理退火过程。基本思想是利用随机优化问题求解过程与统计力学中热平衡问题的相似性,通过设定初温、初态和降温率控制温度的不断下降,结合概率突跳特性,利用解空间的邻域结构进行随机搜索^[6]。

模拟退火算法用于路径规划可避免局部极值,但其理论收敛条件过于苛刻,在实际应用中往往无法满足。在有限计算量条件下的收敛性能依赖于自身参数,这使得参数设定成为算法应用过程中的一个关键环节。文献[6]针对模拟退火算法本身存在的随机性,将算法的参数设定问题描述为随机优化问题,提出一种参数设定的混合优化算法:基于序优化的巢分区算法。结果表明:该方法能够解决复杂的随机组合优化问题。

2.1.2 人工势场法

人工势场法由 Khatib 于 1986 年提出,属于虚拟力法,基本思想是将机器人在环境中的运动视为一种虚拟的人工受力场中的运动。障碍物对机器人产生斥力,目标点对机器人产生引力,引力和斥力周围由一定的算法产生相应的势,机器人在势场中受到抽象力作用,促使机器人绕过障碍物,朝目标点前进。

该方法的优点是结构简单,计算量较小,便于低层实时控制,在实时避障和平滑轨迹控制方面得到广泛应用。但传统的人工势场法经常存在以下不足^[7]:1)在2个相近的障碍物之间不能发现有效路径;2)在障碍物前有振荡;3)目标点附近有障碍物时无法顺利到达目标点;4)存在陷阱区域。

人工势场法容易产生局部最小值。为此,研究人员提出了一些改进算法:重新定义势函数,使之没有或有更少的局部极小点;利用搜索算法跳出极小点;利用模拟退火算法使势函数跳出局部最小点。另外,针对不能顺利到达目标点的问题,文献[8]通过选取适当的增益函数可以使机器人快速到达目标点,实验验证了该方法的有效性。

2.1.3 模糊逻辑算法

模糊逻辑算法^[9-11]模拟驾驶员的驾驶经验,将生理上的感知和动作结合起来,根据系统实时的传感器信息,通过查表得到规划信息,从而实现局部路径规划。

模糊逻辑由于符合人类思维习惯,既免去了数学建模,又便于直接将专家知识转换为控制信号。模糊逻辑对传感器信息的精度要求不高,对机器人周围环境和本身位姿信息的不确定性也不敏感,使机器人的行为体现出很好的一致性、稳定性和连续性。但由于模糊隶属度函数的设计、模糊控制规则的制定主要靠人的经验和试凑,总结模糊控制规则时比较困难,而且,控制规则一旦确定,在线调整困难,无法很好地适应情况的变化。因此,如何得到最优的隶属度函数、控制规则以及对控制规则进行在线调整是该方法最大的问题。针对这些问题,多采用模糊逻辑方法与其他方法相结合;对模糊控制器进行改进,使其具有自适应和学习能力等。

2.2 智能仿生算法

近年来,随着仿生算法的广泛应用,机器人局部路径规划技术取得了长足发展,特别是在局部路径优化方面。主要方法有神经网络算法、遗传算法、蚁群优化算法,粒子群算法。

2.2.1 神经网络算法

神经网络^[12]的研究始于20世纪40年代,是在现代生物学研究人脑结构和功能成果的基础上提出来的。它作为一个高度并行的分布式系统,能较好地模拟人的形象思维,具有大规模并行协同处理能力、较强的容错能力、联想能力和较强的学习能力。该方法具有鲁棒性强等优点,在智能自主移动机器人路径规划中的应用已显示出其优越性,但神经网络中的权值设定比较困难^[13]。

针对权值设定难的问题,国内外研究人员提出了很多改进算法,使神经网络与其他方法相结合来解决这一难题。如,利用神经网络与遗传算法相结合实现具有学习能力的避障控制;利用神经网络与模糊逻辑相结合实现具有模糊推理功能的局部规划器;同样,利用神经网络与基于行为的算法相结合实现具有学习能力的行为融合和行为仲裁,使得系统的灵活性加强。

2.2.2 遗传算法

遗传算法^[14]由美国 Michigan 大学的 Holland J H 教授于20世纪60年代末创建,来源于进化论和遗传学理论,是模拟生物在自然环境下的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法。

遗传算法能够克服局部最小值问题,计算量适中,能实现边规划边跟踪,适用于时变未知环境的路径规划,实时性较好。但运算速度较低,进化众多的规划要占据较大的存储空间,因此,遗传算法通常与神经网络、模糊逻辑法^[15]等

相结合,使得路径规划控制器具有自适应学习能力,从而达到全局最优。

2.2.3 蚁群优化算法

蚁群优化算法是由意大利学者 Dorigo 等人在 20 世纪 90 年代从蚁群觅食行为受到启发,通过模拟自然界蚂蚁寻径的行为,提出的一种全新的模拟进化算法。

蚁群优化算法在并行运行环境(如网格环境)下可以同步寻优,加快了寻优速度。另外,它是一种通用性强的算法,稍加修改便可用于其他优化问题。但计算量较大,搜索时间较长,易于陷入局部最优解。针对此算法的缺陷,文献[16]提出了一种新的滚动规划蚂蚁算法,研究结果表明:即使在复杂的地理环境下,使用该算法也能迅速规划出一条优化路径,而且,能够安全避障。文献[17]提出了基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法,该算法用栅格法对场景进行建模,模拟蚂蚁的觅食行为,由多只蚂蚁协作完成最优路径的搜索。

2.2.4 粒子群算法

粒子群算法是由 Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1995 年从鸟类的捕食行为中受到启发提出的一种基于群体的智能随机优化算法。

粒子群算法具有收敛速度快、算法简单、容易编程实现和鲁棒性强等特点,但是,粒子群算法也有一些缺陷,一是容易陷入局部极值点,导致得不到全局最优解;二是粒子群算法本身的参数设置,若参数选择不当,会导致寻优过程中粒子的多样性迅速消失,造成算法“早熟收敛”。针对以上缺陷,文献[18,19]提出了改进的粒子群算法,研究结果表明能够得到全局最优路径。

2.3 启发式搜索方法

启发式方法的最初代表是 A* 算法^[20],而其新发展是 D*^[21]和 Focussed D*^[22]这 2 种由 Stentz A 提出的增量式图搜索算法的产生。D* 算法可以理解为动态的最短路径算法,而 Focussed D* 算法则利用 A* 算法的主要优点即使用启发式估价函数,2 种方法都能根据机器人在移动中探测到的环境信息快速修正和规划出最优路径,减少了局部规划的时间,对于在线的实时路径规划有很好的效果。此外,还出现了一些基于 A* 的改进算法^[23],它们一般都是通过修改 A* 算法中的估价函数和图搜索方向来实现的,可以较大地提高路径规划的速度,具有一定的复杂环境自适应能力。

2.4 基于滚动窗口的算法

基于滚动窗口的算法^[24]是基于预测控制理论的一种次优方法,其基本思想是依靠机器人实时探测到的局部信息,以滚动的方式进行在线规划。在滚动的每一步,根据探测到的局部信息,用启发式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,随着滚动窗口的推进,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。

在未知环境下,基于滚动窗口的机器人路径优化算法能够保证安全地避开障碍物,具有计算量小、反应迅速、可操作性强等特点,对动态未知环境有一定的适应性。有学者认为,基于滚动窗口的机器人路径优化规划算法是解决未知环境下路径规划问题的一种有效、实用的工具^[25]。

2.5 基于行为的路径规划算法

基于行为的路径规划最具代表性的是 1986 年 Brooks 的包容式体系结构,其基本思想是把移动机器人所要完成的任务分解成一些基本的、简单的行为单元,机器人根据行为的优先级,结合本身的任务综合做出反应。

在基于行为的机器人控制系统中,不同的行为要完成不同的目标,多个行为之间往往产生冲突^[26],因此,涉及到行为协调问题。Tyrrell 等人将行为协调机制的实现方法分为两类:仲裁机制和命令融合机制。

仲裁机制在同一时间允许一个行为实施控制,下一时间又转向另一个行为。它能够解决在同一时间由于多重行为而使执行器产生冲突的弊端,该方法具有行为模式简单灵活、实时性、鲁棒性强等优点。但当有多种行为模式时,系统做出正确判断的概率会降低^[27]。

而命令融合机制允许多个行为都对机器人的最终控制产生作用,这种机制适用于解决典型的多行为问题。该机制^[27,28]在环境未知或发生变化的情况下,能够快速、准确地规划机器人路径。但当障碍物数目增加时,该方法的计算量会增大,影响规划结果。

2.6 基于再励学习的路径规划算法

基于再励学习的路径规划算法^[29]是一种未知环境下的实时规划方法。它来源于行为心理学,其基本思想是采用了动物学习心理的“试错法”原理,强调在与环境的交互中利用评价性反馈信号进行学习,为实现具有自学习能力的智能系统提供了有效手段。

由于再励学习通过与环境的直接交互进行学习,不需要环境模型和先验知识,也不需要样本训练数据,而且,能够方便地在线实现,因此,比较适用于未知环境模型的不确定系统。文献[30]提出一种基于再励学习的机器人步行控制方法,实验表明:利用学习训练的结果控制柔性驱动器在步行相转换时的动作,机器人可以实现稳定动态步行。

3 结束语

随着移动机器人应用范围的不断扩大,对局部路径规划提出了更高的要求,单个规划方法已不能很好地满足要求,新的发展趋向于将多种方法相结合,以下几方面值得关注:

1) 局部路径规划与全局路径规划结合

全局路径规划一般是建立在已知环境信息的基础上,适应范围相对有限;局部路径规划能适应未知环境。但有时反应速度不快,对规划系统品质的要求较高,因此,如果把两者结合即可达到更好的规划效果^[17]。

2) 传统规划方法与新的智能方法结合

近年来,一些新的智能技术逐渐被引入到路径规划中来,也促使各种方法的融合发展,例如:人工势场与神经网络、模糊控制的结合,以及模糊控制与人工神经网络、遗传算法以及行为控制之间的结合等^[15,28,29]。

3) 多传感器信息融合用于局部路径规划

移动机器人在动态环境中进行路径规划所需的信息都是从传感器获得,单一传感器难以保证输入信息的准确性与可靠性,多传感器所获得的信息具有冗余性、互补性、实时性和低代价性,且可快速并行分析现场环境。目前的方法有:采用概率方法表示信息的加权平均法、贝叶斯估计法、多贝叶斯法、卡尔曼滤波法、统计决策理论法、仿效生物神经网络的信息处理方法、人工神经网络法等。

4) 局部路径规划与动态环境路径规划相结合

类似足球机器人比赛,需要考虑移动目标点情况。这类规划由于要考虑机器人、目标的位置、速度、使得规划问题更加复杂,该方向的研究值得关注^[25]。

5) 多智能机器人协调作业的路径规划方法

该智能技术正逐渐成为新的研究热点,受到业内人士的广泛关注。由于障碍物与机器人数目的增加,极大地提高了路径规划的难度,这将是一个更加贴近于现实的研究课题,也是自主移动机器人技术急需拓展的领域。

参考文献:

- [1] Nilsson N. A mobile automation: An application of artificial intelligence techniques [C]//Proc IJCAI,1969.
- [2] 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.
- [3] 蔡自兴,贺汉根,陈 虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题[J]. 控制与决策,2002,17(4):385-390.
- [4] 辛江慧,李舜酩,廖庆斌. 基于传感器信息的智能移动机器人导航评述[J]. 传感器与微系统,2008,27(4):4-7.
- [5] Kirkpatrick S, Gelatt Jr C D, Vecchi P. Optimization by simulated annealing [J]. Science,1983(220):671-680.
- [6] 闫利军,李宗斌,卫军胡. 模拟退火算法的一种参数设定方法研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(1):245-247.
- [7] Koren Y, Borenstein J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation [C]//Proc of the 1991 IEEE International Conference on Robot and Automation, Sacramento, CA, April, 1991:362-373.
- [8] 张建英,刘 瞰. 基于人工势场法的移动机器人最优路径规划[J]. 航空学报,2007,8(28):183-188.
- [9] Maaref H, Barret C. Sensor-based fuzzy navigation of an autonomous mobile robot in an indoor environment [J]. Control Engineering Practice,2000(8):757-768.
- [10] Wang M, Liu J N K. Fuzzy logic based robot path planning in unknown environment [C]//Proc of IEEE CMLC'05,2005:813-818.
- [11] Lee S, Adams Teresa M. A fuzzy navigation system for mobile construction robot [J]. Automation in Construction,1997(6):97-107.
- [12] Xu W L, Tso K. Sensor-based fuzzy reactive navigation of a mobile robot through local target switching [J]. IEEE Transactions on Systems, and Cybernetic,1999,29(3):451-459.
- [13] Yang S, Meng M. Real-time collision-free path planning of robot manipulators using neural network approaches [J]. Autonomous Robots,2000,9(1):27-39.
- [14] Holland J H. Genetic algorithms and the optimal allocations of trails SIAM [J]. Journal of Computing,1973,2(2):88-105.
- [15] 张文志,吕恬生. 基于改进的遗传算法和模糊逻辑控制的移动机器人导航[J]. 机器人,2003,25(1):1-6.
- [16] 朱庆保. 复杂环境下的机器人路径规划蚂蚁算法[J]. 自动化学报,2006,32(4):586-593.
- [17] 朱庆保,张玉兰. 基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人,2005,7(2):132-136.
- [18] 谭冠政,刘关俊. 基于粒子群算法的移动机器人全局最优路径规划[J]. 计算机应用研究,2007,24(11):210-212.
- [19] 秦元庆,孙德宝,李 宁,等. 基于粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人,2004,26(3):222-225.
- [20] Nilsson N J. Introduction to artificial intelligence principles [J]. Rivista Informatica,1981,11(1):13-38.
- [21] Stentz A. Optional and efficient path planning for partly known environment [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation,1994.
- [22] Stentz A. The focused D* algorithm for real time replanning [C]//Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence,1995.
- [23] Podsedkowski L, Nowakowski J, Idzikowski M, et al. A new solution for path planning in partially known or unknown environment for nonholonomic mobile robots [J]. Robotics and Autonomous Systems,2001,34(2):145-152.
- [24] 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),2001,31(1):51-58.
- [25] 张纯刚,席裕庚. 动态未知环境中移动机器人的滚动路径规划[J]. 机器人,2002,24(1):71-75.
- [26] Ye C, Wang D. A novel navigation method for autonomous mobile vehicles [J]. Journal of Intelligent and Robotics Systems,2001(32):361-388.

$0.8 \tan x_2$, 设输入为 x_1 和 x_2 , 随机生成两组 x_1 和 $x_2 \in [-10, 10]$ 的输入输出对, 第一组作为 PSO-BP 网络的训练样本, 第二组作为测试样本, 最终的预测效果见图3, 可以看出:建立的 PSO-BP 网络具有较好的非线性逼近能力。

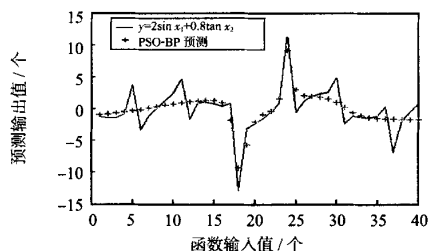


图3 PSO-BP 非线性函数预测

Fig 3 PSO-BP nonlinear function predicting

3.2 手写数字离线识别

为模拟实际手写数字笔划的多变性和复杂性, 本文采用 WINDOWS 绘图板书写了 50 组不同格式的 0~9 的数字样本, 其中, 10 组作为测试样本验证 BP 神经网络模型的识别能力。每个手写数字都单独存贮, 像素为 20×40 , 分辨率每英寸 59×59 点。对所有的图像进行二值化处理, 阈值选 0.4, 最终建立训练样本库, 作为神经网络的输入。用 PSO 算法训练时, 粒子数为 30, 每一个粒子对应一个 $39(2 \times 13 + 13 \times 1)$ 维的权值, 初始惯性权值为 0.8, 并随迭代次数线性递减至 0.4。BP 网络选择三层结构, 隐含层节点选择 13, 训练最大步数为 3000, 训练学习率为 0.05, 显示网格数为 10, 训练网络的收敛程度如图 4 所示, 具有较快的收敛速度, 达到了收敛误差要求。

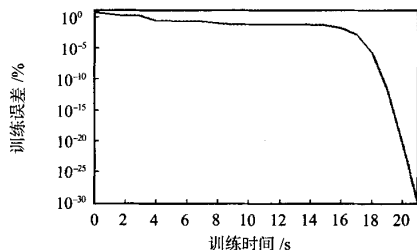


图4 PSO-BP 网络分类器训练过程

Fig 4 Classifier training process of PSO-BP network

网络分类模型建立以后, 首先导入准备好的 10 组测试样本和任意 10 组训练样本分别进行识别研究, 训练样本的

识别率为 90%, 测试样本的识别率为 83%。建立好的 PSO-BP 网络已经对训练样本进行了自学习, 故网络模型对训练样本的识别较高, 由于手写体数字的变动性较大, 随意性较强, 很多字体容易混淆, 故造成测试样本的识别率较低。

4 结 论

本文针对规范的手写体数字离线识别问题, 研究了 PSO-BP 神经网络分类器的建立和识别过程。利用 PSO 算法的全局优化能力, 对网络的 BP 梯度下降算法进行了优化, 迭代次数少, 逼近效果、训练速度也大大提高, 保证了训练网络的有效性, 将这种优化算法用于离线手写体数字识别, 精度高, 预测可靠, 具有较好的理论和实际应用价值。

参考文献:

- [1] 孙光民, 张 程, 王 鹏, 等. 基于非线性 PCA 神经网络的手写体字符识别[J]. 北京工业大学学报, 2007, 33(9): 916-919.
- [2] Ha T M, Matthias Zimmermann, Horst Bunke. Off-line handwritten numeral string recognition by combining segmentation-based and segmentation-free methods[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 257-272.
- [3] Zhang Bailing, Fu Minyue, Yan Hong. A nonlinear neural network model of mixture of local principal component analysis: Application to handwritten digits recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(2): 203-214.
- [4] Simon Gter, Horst Bunke. HMM-based handwritten word recognition: On the optimization of the number of states, training iterations and Gaussian components[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 2069-2079.
- [5] 尚 磊, 刘风进. 基于支持向量机的手写体数字识别[J]. 网络与信息技术, 2007, 26(3): 39-41.
- [6] Liu Jinhui, Paul Gader. Neural networks with enhanced outlier rejection ability for off-line handwritten word recognition[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(10): 2061-2071.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceeding of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. New York, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.

作者简介:

徐 鹏(1977-), 男, 山东济南人, 硕士研究生, 讲师, 研究方向为模式识别与智能算法。

(上接第4页)

- [27] Lei B, Li F. A fuzzy behavior fusion algorithm for mobile robot real-time path planning in unknown environment[C]// Proc of IEEE Intl Conf on Integration Technology, 2007: 173-178.
- [28] Petru Rusu, Petriu E M, Whalen T E, et al. Behavior-based neuro-fuzzy controller for mobile robot navigation[J]. IEEE Transaction on Instrument and Measurement, 2003, 52(4): 1335-1340.
- [29] Yung N H C, Cang Ye. An intelligent mobile vehicle navigator

based on fuzzy logic and reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1999, 29(2): 314-321.

- [30] 毛 勇, 李 实, 王家殿, 等. 基于再励学习的被动态步行机器人[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2008, 48(1): 92-96.

作者简介:

鲍庆勇(1984-), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要从事车辆工程研究。