

引用格式: 盛亮, 包磊, 吴鹏飞. 启发式方法在机器人路径规划优化中的应用综述[J]. 电光与控制, 2018, 25(9): 58-64. SHENG L, BAO L, WU P F. Application of heuristic approaches in the robot path planning and optimization: a review[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(9): 58-64.

启发式方法在机器人路径规划优化中的应用综述

盛 亮^{1,2}, 包 磊¹, 吴鹏飞^{1,2}

(1. 海军工程大学电子工程学院, 武汉 430033; 2. 海军航空大学舰载机系, 辽宁 葫芦岛 125001)

摘 要: 机器人路径规划是指按照一定的寻优策略规划出从起始位置到目的地的尽可能最优的无碰路径。路径规划技术分为传统方法和启发式方法两大类。综述了多种启发式方法在机器人路径规划优化领域的研究现状, 分析了不同算法的性能和适应场景; 此外, 考虑到人工势场法在路径规划中所表现的优良品质, 也研究了其最新技术进展。最后对比分析了各种算法的优缺点, 指出方法的深度融合应是路径规划技术的未来发展方向。

关键词: 路径规划; 深度融合; 启发式方法; 人工势场法

中图分类号: V271.4; TP242

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.1671-637X.2018.09.013

Application of Heuristic Approaches in the Robot Path Planning and Optimization: A Review

SHENG Liang^{1,2}, BAO Lei¹, WU Peng-fei^{1,2}

(1. College of Electronics Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. Department of Carrier-Based Aircraft, Aviation University of Navy, Huludao 125001, China)

Abstract: Path planning of robot refers to the planning of an optimal collision-free path from the starting position to destination according to a certain optimization strategy. There are two suggested techniques covering all approaches in robot path planning: the traditional method and the heuristic method. This paper reviews the research status of different heuristic approaches in robot path planning and optimization, and then analyzes the performance and applicable scenarios of different algorithms. In addition, the latest technological progresses are also presented considering the superior quality of the artificial potential field method in the path planning. Finally, the advantages and disadvantages of various algorithms are analyzed, and it is proposed that the deep integration of the algorithms should be the future direction of the path planning technology.

Key words: path planning; deep integration; heuristic approaches; artificial potential field method

0 引言

机器人的自主导航是一个朝向目标运动并避开障碍物的过程, 其由感知、定位、认知和路径规划、运动控制4部分组成。机器人的路径规划可分为全局路径规划(离线路径规划)和局部路径规划(在线路径规划)^[1]。全局路径规划基于已知环境地图或者当前和过去的环境感知信息, 生成低分辨率的全局路径。该方法主要用于寻找最优或次优路径, 但对未知或动态障碍物无法给出有效反应。而局部路径规划不需要环境的先验信息, 它基于传感器的实时信息, 通常只在全局路径

上的某一小段中规划出高分辨率的实时避障/避碰路径。在动态环境中, 局部规划一般是有效的, 但当目标距离较远或环境复杂时, 局部规划效率较低, 为了扬长避短, 通常将这两种方法结合起来^[2-3]。除此之外, 机器人的路径规划方法也可以分为传统方法和启发式方法^[4]。

传统方法主要包括单元分解法、人工势场法、虚拟子目标法以及基于采样的规划方法。在单元分解法中, 机器人的构型空间被细分为小单元。文献[5]就是基于此方法的移动机器人路径规划。在人工势场法中, 障碍物和目标分别产生斥力和引力, 使机器人在朝目标运动的同时避开障碍物^[6]。文献[7]用到了虚拟子目标法, 该方法使用起始点和目标点之间的一系列可达虚拟子目标来避开障碍物。基于采样的规划方法(SBP)主要包括随机路图算法和快速搜索随机树算

收稿日期: 2017-09-17

修回日期: 2018-06-19

作者简介: 盛 亮(1982—)男, 湖北天门人, 博士生, 讲师, 研究方向为无人机系统任务规划与优化等。

法^[8-9]这两种算法都是通过随机链接采样点来实现路径规划,只是在构造链接图的方式上不一样。另外两种著名的路图算法是可视图算法和基于 Voronoi 图的算法,这两种算法已经在各种道路网上取得了很好的效果。快速搜索随机树算法(RRT)计算能力强,有效性高,即使在高维空间,它仍然能快速地规划出可行的路径^[10],但其缺陷是路径上会产生很多冗余分支,对快速搜索不利。为了克服这个缺陷,在动态和复杂环境中,文献[11]提出了一种基于基洛动态约束的启发式到达时间域随机树算法,它利用随机树的高探索能力,结合到达时间域和启发式方法,实现了机器人路径规划的最优性、安全性以及实用性。

总体来说,传统的规划方法由于局部极小值问题,往往无法生成最优的路径。此外,某些传统算法在多障碍或动态的环境下,可能无法获得可行路径。为了克服传统算法的不足,提出了启发式方法。本文重点研究机器人路径规划中的启发式算法。

1 启发式算法

机器人的路径规划技术可分为传统算法和启发式算法,分类情况如图1所示。

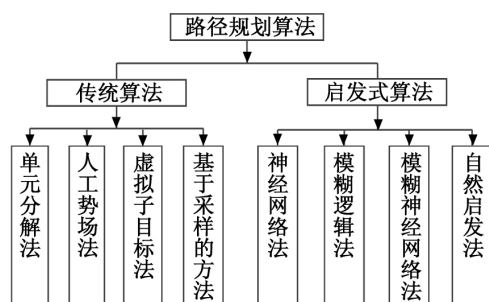


图1 机器人路径规划算法分类

Fig. 1 Classification of robot path planning algorithms

本文涉及的启发式算法主要包括神经网络算法(NN)、模糊逻辑算法(FL)、自然启发算法(NIM)以及混合算法。NN算法由于具有很强的非线性映射能力、自学习能力以及并行处理能力,因而成功应用于多种机器人路径规划^[12-17]。在FL算法中,机器人的导航是基于一系列“IF-THEN”规则的。文献[18-22]给出了几种基于模糊逻辑的路径规划算法,文献[23-26]研究了结合模糊推理和神经网络的一些路径规划算法,这些算法模拟了人的逻辑思维能力和学习能力。在机器人路径规划领域,基于生物行为的启发式算法正变得越来越流行,表1所示为几种最流行的自然启发算法提出的时间^[27]。一些基于生物行为启发的著名算法也已成功应用于机器人路径规划,比如,遗传算法^[28-33]、粒子群算法^[34-37]、蚁群优化算法^[38-42]以及风

驱动优化算法^[43-46]等。

1.1 神经网络算法(NN)

在机器人导航领域,NN算法主要用于以下3种情况:1)传感器数据解读;2)避障;3)路径规划^[47]。DEZ-FOULIAN等定义了一种机器人工作环境的自由空间。3个机器人通过3个不同探测范围的传感器来实现文献[12]中给出的算法,尽管航迹略有不同,但都能成功地从起始位置导航到目标点,该算法可以推广用于携带低成本传感器的系统。算法的主要缺点是:当机器人处于不同的情景中时,需要采集的学习样本数量很大(通常为3000个)。

表1 自然启发算法提出的时间

Table 1 Nature inspired approaches in chronological order

年度	算法	年度	算法
1966	进化规划算法	2005	和声搜索算法
1975	遗传算法	2007	智能水滴算法
1979	文化算法	2007	萤火虫算法
1983	模拟退火算法	2009	引力搜索算法
1989	禁忌搜索算法	2009	布谷鸟搜索算法
1992	蚁群优化算法	2010	人工蜂群算法
1995	粒子群优化算法	2010	风驱动优化算法
2002	分布估计算法	2010	蝙蝠算法
2002	细菌觅食算法	2012	磷虾群算法
2005	蜜蜂算法		

文献[13-15]设计一种能使机器人在有固定或移动障碍物的未知环境中安全导航的NN算法,该算法的输入包括左方障碍物距离(LOD)、右方障碍物距离(ROD)、前方障碍物距离(FOD)以及机器人与目标的夹角(TA)。输出是机器人的转向角,如图2所示。

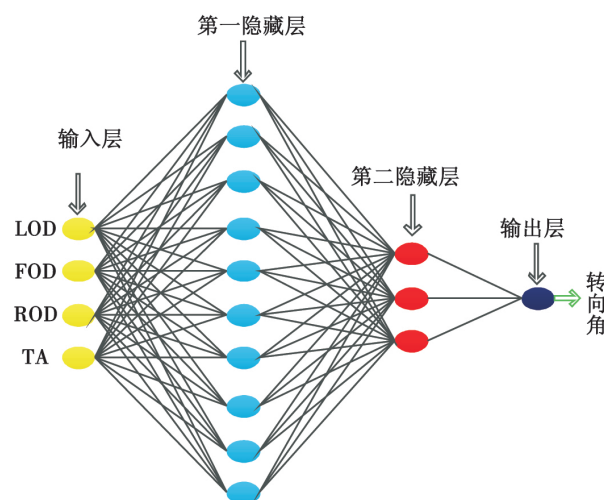


图2 机器人路径规划中的神经网络结构

Fig. 2 Neural network structure for robot path planning

输入信息由传感器组提供,规划优化后的路径由4层神经网络求出。与文献[12]算法相比,该算法仅需200个典型的学习样本,极大地减少了计算时间和样本

量。文献[16]采用神经网络反向传播算法对机器人进行在线训练,使其能够躲开移动障碍物;CHEN等提出了一种用于编队流畅导航的自适应神经网络控制算法^[17],该算法基于李雅普诺夫函数、图论和PSO算法,在仿真和实际测试中都展现出很好的效果。

1.2 模糊逻辑算法(FL)

FL算法用来表示人类思维的不确定性。人具备在无任何精确测量或计算的情况下执行导航任务的非凡能力。显而易见,通过模仿这种能力开展机器人的自主导航是非常可取的^[18]。CHANG和JIN引入了一个模糊推理模型来解决移动机器人路径规划问题^[19]。文献[20-21]给出了一种在复杂的未知环境下的机器人导航算法,该算法采用了模糊逻辑技术和基于立体视觉的规划技术。文献[22]设计了一种集成航位推算、自我定位和环境识别等技术的机器人系统,在此基础上,基于遗传算法设计了隶属度函数和模糊规则,然而,该算法仅解决了方向问题,未涉及到速度。

显然,FL技术的优势在于强大的模糊推理分析能力,但选择合适的规则和隶属度函数较难;而NN的自学习、并行处理能力强,但通过人类推理却无法获得表征信息的突触权重。以上特性促使人们将FL和NN结合起来,以得到类似人脑思维的模糊推理和自学习能力,亦即模糊神经网络。

1.3 模糊神经网络

在模糊神经网络技术中,NN被看作模糊逻辑控制器的预处理单元。相比文献[13]中展现的路径规划性能,文献[23]中模糊神经网络技术的性能更为优异。该算法结构如图3所示。

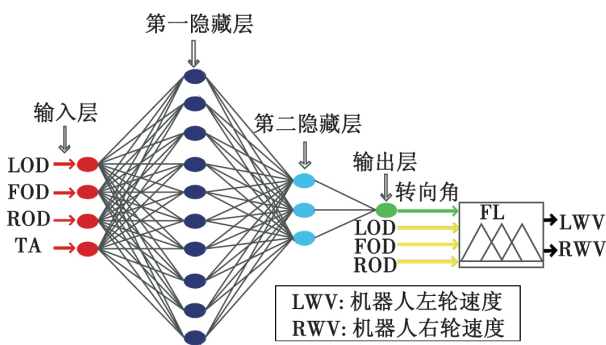


图3 机器人路径规划中的模糊神经网络结构

Fig. 3 Neuro-fuzzy structure for robot path planning

文献[24-26]提出了几种综合算法,其中:文献[24]采用了一种可裁剪的模糊自适应共振理论神经网络结构,因其在全局路径规划时采用了动态学习和在线更新的模型,移动机器人在动态环境中具备了最优的自主导航能力;文献[25]提出了一种自适应的五层模糊神经网络,它由48条规则构成的模糊控制器和

自适应学习模型组成,在目标和障碍物都是运动的动态环境下,该算法能够生成令人满意的优化路径,但在参数优化上有待进一步提高;文献[26]将3种综合算法和3种其他算法在动态环境中进行了性能对比仿真,3种综合算法包括基于神经网络调节的模糊逻辑控制、遗传神经网络模糊逻辑控制以及基于遗传调节的自适应神经网络模糊推理系统;3种其他算法是基于行为法、模糊逻辑法和人工势场法。基于行为法非常简单,不需路径规划,每一时间段内始终以默认的最大加速度和零偏差行进,在避障方面,它通过位置预测技术来躲开关键的障碍物。6种算法中:基于行为法的性能是最差的;通常情况下,综合算法的性能要好于其他算法,但综合算法往往比较耗时,寻优时间长;人工势场法的规划速度是最快的,但适应性较综合算法要差。

1.4 自然启发算法

近年来,基于自然启发算法(仿生算法)的机器人导航备受关注,已成为研究热点之一。下面重点介绍在路径规划中表现优异的遗传算法、粒子群算法和蚁群优化算法,还有新近提出的风驱动优化算法。

1.4.1 遗传算法

遗传算法的基本思想来自于对自然界中生物遗传基本过程(即选择、交叉和变异)的模仿^[28]。在机器人路径规划领域,基于遗传算法开展的研究很多。文献[29]针对机器人的路径规划问题,设计了一种基于知识引导的遗传算法,较一般遗传算法而言,这种算法的性能有了较大的改善;文献[30]将该算法的理念用于动态环境下多机器人路径规划的研究,当机器人工作空间简单或变化不快时,该算法提供了从当前位置到目标的近似最优解,而在一个非常复杂的快速动态环境中,算法总能找到一条可行的路径;当机器人落入U型或V型障碍群中或碰到运动的障碍物时,为了得到一条从出发点到目标点的可行路径,文献[31]给出了基于遗传算法的新算法,即动态路径规划算法(DP-PA),仿真验证表明,它能够在跳出障碍群、避开移动目标后找到最短路径;文献[32]提出了一种用于水下AUV全局路径规划的全新遗传蚂蚁混合算法,该算法对三维水下环境模型进行了简化,合理设计了子区域的划分方法,缩小了种群搜索范围,算法定义了一种全新的混合策略,提高了复杂三维水下路径规划的寻优能力;文献[33]采用混合的元启发式遗传粒子群算法规划出了自主机器人的最优路径,避免了传统遗传算法和粒子群算法的过早收敛性。

1.4.2 粒子群优化算法

与遗传算法类似,粒子群优化算法也是随机地初

始化种群以及采用目标函数对个体进行评价。不同的是,粒子群优化没有交叉和变异算子。每一次迭代中,粒子基于自身和社会经验更新自己的速度和位置信息。相较于遗传算法需要对个体进行二进制编码转换,粒子群优化算法对每个粒子直接采用实数编码,使用上更为便利。

自提出以来,PSO 算法一直在改进。文献[34-36]是几种改进的 PSO 算法在水下机器人航路规划中的应用。文献[34]提出的算法将种群中的粒子两个为一对,每次进化后,每对粒子中代价函数小的正常进化,代价函数大的粒子的速度变量按一定概念进行变异,仿真表明,该算法具有较好的搜索精度、搜索速度和稳定性;文献[35]提出了一种混合变异的 PSO 算法,提高了复杂空间算法的搜索效率;文献[36]提出了一种将弹性绳算法和粒子群算法结合的混合算法,该算法在复杂的海洋环境下能得出平滑的全局最优解;文献[37]采用达尔文粒子群优化算法使机器人能摆脱局部极小值问题。

1.4.3 蚁群优化算法

类似于 PSO 算法,蚁群优化算法也是一种基于群体行为的数据聚类算法,该算法的生物学理论基础是:蚂蚁之间通过信息素交流来寻找巢穴和食物源间的最短路径,因而,尤其适用于机器人路径规划领域。

文献[38]提出了一种结合蚁群优化和基于采样的点对点路径规划算法的混合算法,解决了环境中存在障碍物的多目标规划优化问题;为了解决即时定位与地图构建(SLAM)问题,文献[39]设计了一种新的蚁群优化元启发式算法;文献[40]表明合理选择蚁群优化算法的初始信息素分布,能够缩小算法搜索范围,提高寻优速度;文献[41]将蚁群优化算法和遗传算法相结合,提出了基于蚁群遗传算法的飞行器航路规划算法;文献[42]给出了一种具有代表性的基于蚁群优化算法的水下潜器三维空间路径规划算法,该算法首先将水下三维空间进行栅格化建模,之后利用蚁群优化算法在规避已知障碍物的同时搜索最优解。

从实际应用来看,传统的蚁群优化算法存在一些短板:1) 算法计算量大,求解所需时间较长;2) 如果初始信息素分布不合理,会导致算法求解速度慢以及解的质量不高;3) 算法易陷入局部最优解而停滞。但蚁群优化算法很容易通过与其他算法相结合而改善性能。比如:可以采用其他算法生成初始信息素分布,再利用蚁群优化算法求精确解,从而提高效率和求解精度;也可以将蚁群优化算法与其他进化算法结合,先使用蚁群优化算法搜索,然后用其他算法对蚁群优化算法得到的有效路径通过选择、交叉、变异、删除等算子,

产生性能更优的下一代群体,从而解决过早收敛于非全局最优解及求解时间过长的问题。

1.4.4 风驱动优化算法

风驱动优化算法作为一种新近提出的启发式全局优化算法,模拟的是大气运动过程,其理论核心是:当气压失衡时,内部空气质点在气压梯度力等合力作用下,速度和位置会朝低压区方向更新,最终达到气压平衡。该算法的理论清晰易懂,可调参数少,易于实现,寻优效率高,鲁棒性强,除了电磁领域外,当前主要应用于图像处理、云计算等方面^[43-44]。

风驱动优化算法的基本原理与人工势场法有相似之处:1) 算法原理都基于对质点的受力分析;2) 都以合力的负梯度作为质点运动方向,算法原理简单易实现;3) 前期收敛速度快,易陷入局部最优。因而,风驱动优化算法在机器人路径规划上,尤其是局部在线路径规划方面应用前景广阔。文献[45]将风驱动优化算法用于路径规划的模糊控制器,提出了一种混合算法——模糊风驱动优化算法,仿真表明,优化后算法的效率更高,鲁棒性更好;文献[46]提出了一种新的用于无人作战飞机路径规划的量子风驱动优化算法(QWDO),仿真结果表明,QWDO 算法是解决无人作战飞机路径规划的一种有效可行的算法。

2 经典算法——人工势场法

有别于其他传统算法,人工势场法在实时动态环境中路径规划效果良好,且易与其他智能算法结合,一直以来都是机器人路径规划领域的研究热点。为了躲开运动障碍物,斥力、引力场函数的构造考虑了机器人与障碍物、机器人与目标之间的相对位置和相对速度^[48]。在存在多种移动障碍物的拥挤环境中,文献[49]给出的算法能够灵活地避开路径上的所有潜在冲突且计算代价低,该算法针对环境中的静态障碍物,基于采样的技术先给出无碰路径;然后,生成的无碰路径作为一种启发因素,采用人工势场法躲开移动障碍物后,再回到这条路径上,仿真结果表明,算法在复杂的环境中到达目标的成功率大于 90%,而且摆脱了局部极小值陷阱。文献[50]比较了各种机器人路径规划算法的性能,包括模糊遗传算法、遗传神经网络两种混合算法以及传统的人工势场法,试图从时间、鲁棒性、适应性、可靠性等方面确定最佳算法。结果表明,混合算法的耗时也较少,具备在线路径规划的潜质,而单一人工势场法的适应性低于混合算法。

总之,人工势场法结构简单,易于实现,但在障碍物间相距较近的情况可能会失效。因此,为了改善其性能,有必要与智能算法相结合或采用文献[48-50]

中的算法进行路径规划。

3 算法对比与分析

在过去的十多年中,机器人路径规划技术的发展取得了重大进展。本文对机器人路径规划中的启发式算法和人工势场法的研究现状进行了综述。总的研究分布情况见图 4。

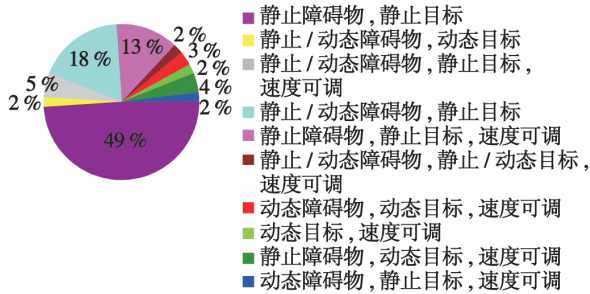


图 4 2000 ~ 2017 年间机器人路径规划研究分布情况

Fig. 4 The robot path planning studies from 2000 to 2017

在机器人路径规划领域,传统算法因易于实现,故而在许多实时路径规划应用中都是首选,比如,采用 RRT、PFM、PRM 算法一般都能得到较好的结果。但是,传统算法往往要求提供机器人工作环境的精准信息,这就需要配备更为灵敏的传感器。为保证渐进最优性,近来一些基于采样的改进优化算法,如 RRT*, RRM*, RRG* 等被用于路径规划^[51]。这些算法展现出了很高的寻优效率,但理论上无法保证得到了最优解。与传统算法相比,启发式算法被认为更“智能”、更“高端”,因为它们可以在不断变化的环境中适应未知和不完整的信息(即神经网络、模糊逻辑算法),并获得最优解(自然启发算法),因此,可用于复杂任务中的自主导航。但启发式算法也有缺陷:1) 存在学习阶段,计算代价高,但这也是体现“智能”的地方;2) 耗时长。在许多应用中,机器人控制器单元的计算能力有限,因此,像 RRT 和 PFM 这样的计算代价较低的算法是更好的选择。随着计算能力的不断增强,启发式算法也将在实时路径规划中得到广泛应用。

每种算法都有一些优点和缺点。由于具备非线性映射、自学习能力和并行处理的优势,神经网络算法已经成功地应用于机器人路径规划。然而,它通常是耗时的,因为大量的参数需要调整,还需要足够大的训练数据库,导致学习成本高昂。神经网络算法另一严重缺陷是黑箱性,学习和决策过程无法解释,也难以确定网络层数和神经元数量。模糊逻辑算法作为一种处理不确定性的数学工具,已被应用于难以精确定义的系统。基于模糊神经网络的算法比单一的算法效果更好,因为它结合了类似人脑思维的模糊推理能力(来自模糊逻辑)和自学习能力(来自神经网络)两种优点。

快速自学习、在线适应性和对环境变化的自我调节应当成为高效的基于模糊神经网络的机器人路径规划系统的必备功能。自然启发算法在解决优化问题上潜力巨大,但在动态环境下,算法应用于机器人实时路径规划显得并不可靠。因此,为获得更好的结果,常与其他算法相结合,如传统算法、模糊神经网络算法等。机器人路径规划算法性能对比见表 2。

表 2 机器人路径规划算法性能比较

Table 2 Performance of robot path planning methods

算法	环境适应性	实时性	计算代价	耗时
传统算法	差	好	低	较短
人工势场法	较好	好	低	短
神经网络算法	好	一般	高	长
模糊逻辑算法	一般	一般	较高	较长
模糊神经网络算法	好	差	高	长
自然启发算法	好	差	高	长

4 结束语

尽管存在耗时长、计算代价高的问题,但综合算法的性能总体仍优于单一算法。文献[17]中,在有移动障碍物的环境下,神经网络和粒子群优化的混合算法成功地应用于流畅的多机器人编队导航。为改善性能,对模糊神经网络算法、遗传算法、粒子群优化算法、蚁群优化算法均进行了融合研究。随着计算能力的快速增长,PSO、GA、ACO、WDO、RRT、RRT*、RRM*、RRG* 以及模糊神经网络算法和人工势场法等深度融合将成为机器人路径规划领域潜在的研究方向。

参考文献

- [1] RAJA P, PUGAZHENTHI S. Optimal path planning of mobile robots: a review [J]. International Journal of Physical Sciences, 2012, 7(9): 1314-1320.
- [2] ZHANG H J, BUTZKE J, LIKHACHEV M. Combining global and local planning with guarantees on completeness [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2012: 4500-4506.
- [3] ZENG B, YANG Y M, YUAN W. Hierarchical path planning approach for mobile robot navigation under the dynamic environment [C]//The 6th International Conference on Industrial Informatics, IEEE, 2008: 372-376.
- [4] MOHANTY P, PARHI D. Controlling the motion of an autonomous mobile robot using various techniques: a review [J]. Journal of Advance Mechanical Engineering, 2013, 1(1): 24-39.
- [5] SEDA M. Roadmap methods vs. cell decomposition in robot motion planning [C]//WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation,

- 2007: 127-132.
- [6] COSÍO F A, CASTAÑEDA M A P. Autonomous robot navigation using adaptive potential fields [J]. *Mathematical & Computer Modelling*, 2004, 40(9-10) : 1141-1156.
- [7] SINGH N N, CHATTERJEE A, CHATTERJEE A, et al. A two-layered subgoal based mobile robot navigation algorithm with vision system and IR sensors [J]. *Measurement*, 2011, 44(4) : 620-641.
- [8] LEE J, KWON O, ZHANG L J, et al. A selective retraction-based RRT planner for various environments [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(4) : 1002-1011.
- [9] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2010, 30(7) : 5326-5332.
- [10] KARAMAN S, WALTER M R, PEREZ A, et al. Anytime motion planning using the RRT* [C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2011: 1478-1483.
- [11] MOON C B, CHUNG W J. Kinodynamic planner Dual-Tree RRT (DT-RRT) for two-wheeled mobile robots using the rapidly exploring random tree [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(2) : 1080-1090.
- [12] DEZFOULIAN S H, WU D, AHMAD I S. A generalized neural network approach to mobile robot navigation and obstacle avoidance [M]. Berlin: Springer, 2013: 25-42.
- [13] SINGH M K, PARHI D R. Intelligent neuro-controller for navigation of mobile robot [C]//*International Conference on Advances in Computing, Communication and Control*, ACM, 2009: 123-128.
- [14] PARHI D R, SINGH M K. Real-time navigational control of mobile robots using an artificial neural network [J]. *Journal of Mechanical Engineering Science*, 2009, 223(7) : 1713-1725.
- [15] SINGH M K, PARHI D R. Path optimisation of a mobile robot using an artificial neural network controller [J]. *International Journal of Systems Science*, 2011, 42(1) : 107-120.
- [16] ENGEDY I, HORVATH G. Artificial neural network based mobile robot navigation [C]//*IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, 2009: 241-246.
- [17] CHEN X, LI Y. Smooth formation navigation of multiple mobile robots for avoiding moving obstacles [J]. *International Journal of Control Automation & System*, 2006, 4(4) : 466-479.
- [18] TANG S H, NAKHAEINIA D, KARASFI B. Application of fuzzy logic in mobile robot navigation [M]. Croatia: In-Tech, 2012: 21-36.
- [19] CHANG H, JIN T. Command fusion based fuzzy controller design for moving obstacle avoidance of mobile robot [M]. Netherlands: Springer, 2013: 905-913.
- [20] LI L H, ZHANG M H, GUO L, et al. Stereo vision based obstacle avoidance path-planning for cross-country intelligent vehicle [C]//*International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, IEEE, 2009: 463-467.
- [21] CHAO C H, HSUEH B Y, HSIAO M Y, et al. Fuzzy target tracking and obstacle avoidance of mobile robots with a stereo vision system [J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2009, 11(3) : 183-191.
- [22] LEE T L, WU C J. Fuzzy motion planning of mobile robots in unknown environments [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2003, 37(2) : 177-191.
- [23] PARHI D R. Neuro-fuzzy navigation technique for control of mobile robots [M]//JING X J. Motion planning. Croatia: InTech, 2008.
- [24] ARAUJO R. Prune-able fuzzy ART neural architecture for robot map learning and navigation in dynamic environments [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 17(5) : 1235-1249.
- [25] ZHU A, YANG S X. An adaptive neuro-fuzzy controller for robot navigation [M]//YU W. Recent advances in intelligent control systems. London: Springer, 2009: 277-307.
- [26] HUI N B, MAHENDAR V, PRATIHAR D K. Time-optimal, collision-free navigation of a car-like mobile robot using neuro-fuzzy approaches [J]. *Fuzzy Sets & Systems*, 2006, 157(16) : 2171-2204.
- [27] VALDEZ F, MELIN P, CASTILLO O. A survey on nature-inspired optimization algorithms with fuzzy logic for dynamic parameter adaptation [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(14) : 6459-6466.
- [28] 王凌, 李彬彬, 郑大钟, 等. 模型降阶和参数估计的一种快速遗传算法 [J]. *控制与决策*, 2005, 20(4) : 426-429.
- [29] 王雪松, 高阳, 程玉虎, 等. 知识引导遗传算法实现机器人路径规划 [J]. *控制与决策*, 2009, 24(7) : 1043-1049.
- [30] YANG S X, HU Y, MENG Q H. A knowledge based GA for path planning of multiple mobile robots in dynamic environments [C]//*IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics*, IEEE, 2006: 1-6.
- [31] YUN S C, PARASURAMAN S, GANAPATHY V. Dynamic path planning algorithm in mobile robot navigation [C]//

- Industrial Electronics and Applications, IEEE, 2011: 364–369.
- [32] 潘昕, 吴旭升, 侯新国, 等. 基于遗传蚂蚁混合算法的 AUV 全局路径规划 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2017, 45(5): 45–49.
- [33] HUANG H C, TSAI C C. Global path planning for autonomous robot navigation using hybrid meta-heuristic GA-PSO algorithm [C]//SICE Annual Conference, IEEE, 2011: 1338–1343.
- [34] 严浙平, 邓超, 赵玉飞, 等. 改进粒子群算法在 UUV 航迹规划中的应用 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2013, 41(12): 64–68.
- [35] 陈世明, 谢竟, 陈文栋, 等. 基于 HPSO 算法的三维空间路径规划 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2013, 41(2): 109–113.
- [36] 范志超. 基于 PSO 和弹性绳算法的水下潜器三维空间路径规划方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [37] COUCEIRO M S, MACHADO J A T, RUI P R, et al. A fuzzified systematic adjustment of the robotic Darwinian PSO [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2012, 60(12): 1625–1639.
- [38] ENGLT B J, HOVER F S. Multi-goal feasible path planning using ant colony optimization [J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011, 19(6): 2255–2260.
- [39] ISER R, WAHL F M. AntSLAM: global map optimization using swarm intelligence [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2010: 265–272.
- [40] BAI J K, CHEN L J, JIN H, et al. Robot path planning based on random expansion of ant colony optimization [M]//QIAN Z H, CAO L, SU W, et al. Recent advances in computer science and information engineering. Berlin: Springer, 2012: 141–146.
- [41] 刘振峰. 蚁群算法在飞行器航路规划中的应用研究 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2013.
- [42] 刘利强, 于飞, 戴运桃. 基于蚁群算法的水下潜器三维空间路径规划 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(14): 3712–3716.
- [43] BHANDARI A K, SINGH V K, KUMAR A, et al. Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(7): 3538–3560.
- [44] SUN J, WANG X, HUANG M, et al. A cloud resource allocation scheme based on microeconomics and wind driven optimization [C]//IEEE Computer Society Chinagrid Conference, 2013: 34–39.
- [45] PANDEY A, PARHI D R. Optimum path planning of mobile robot in unknown static and dynamic environments using fuzzy-wind driven optimization algorithm [J]. Defence Technology, 2017, 13(1): 47–58.
- [46] ZHOU Y Q, BAO Z, WANG R, et al. Quantum wind driven optimization for unmanned combat air vehicle path planning [J]. Applied Sciences, 2015, 5(4): 1457–1483.
- [47] ZOU A M, HOU Z G, FU S Y, et al. Neural networks for mobile robot navigation: a survey [J]. Advance in Neural Networks-INSN 2006, PT2, Proceedings, 2006, 972: 1218–1226.
- [48] GE S S, CUI Y J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method [J]. Autonomous Robots, 2002, 13(3): 207–222.
- [49] CHIANG H T, MALONE N, LESSER K, et al. Path-guided artificial potential fields with stochastic reachable sets for motion planning in highly dynamic environments [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2015: 2347–2354.
- [50] HUI N B, PRATHIAR D K. A comparative study on some navigation schemes of a real robot tackling moving obstacles [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2009, 25(4): 810–828.
- [51] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-based robot motion planning: a review [J]. IEEE Access, 2014, 2(1): 56–77.