

群智能算法在路径规划中的研究及应用

杜映峰 陈万米 范彬彬

(上海大学机电工程与自动化学院 上海 200072)

摘要: 在移动机器人控制系统中,路径规划技术占据了重要地位,因为它决定了机器人在运动避障过程中的高效性和准确性。于是与路径规划有关的算法渐渐成为了学者专家们研究的热点。随着科学技术的不断成熟以及应用领域的不断拓展,面临的将是更加复杂多变的运动环境,因此群智能算法的出现给未来创造了更多的可能性。以蚁群算法、人工蜂群算法、人工鱼群算法、入侵杂草算法为主线,分别介绍了它们的理论分析和应用,然后针对各自的缺陷进行了相应的改进,并分析了改进后的算法在鲁棒性、稳定性、求解精度等方面的优化效果。

关键词: 路径规划;群智能;蚁群算法;人工蜂群算法;人工鱼群算法;入侵杂草算法

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research and application of swarm intelligence algorithm in path planning

Du Yingfeng Chen Wanmi Fan Binbin

(School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: In a mobile robot control system, path planning technology occupies the important position, because it determines the robot in the movement the efficiency and accuracy in the process of obstacle avoidance. And associated with the path planning algorithm is gradually become the focus of research scholar experts. With matures and application in the field of science and technology development, we will be facing more complex and changeable movement environment, so the emergence of swarm intelligence algorithm creates more possibilities for the future. Based on the ant colony algorithm, artificial, artificial fish swarm algorithm algorithm, invasive weeds as the main line, introduces the theoretical analysis and application of them respectively, and then the corresponding improvement, for their respective deficiencies in the improved algorithm is analyzed and the robustness, stability and precision of optimization results.

Keywords: path planning; swarm intelligence; ant colony algorithm; artificial colony algorithm; artificial fish algorithm; invasion weeds algorithm

1 引言

路径规划技术是移动机器人在动态非结构化环境的导航问题中所依靠的核心技术,简单来说,它就是根据机器人自身的传感器对周围环境进行感知,从而搜索出一条满足多个约束条件的从起始点到目标点的无碰撞路径。路径规划问题最早于20世纪70年代被首次提出,到目前为止已经取得了不俗的进展。路径规划方法^[1]从总体上来说,分为传统算法和智能算法两类。其中传统的路径规划方法主要有:人工势场法、图搜索法、自由空间法等等。但这些传统的路径规划方法^[2]在面对复杂的运行环境时往往存在一定的缺陷。人工势场法结构简单,易于理解,但很有可能陷入局部最小值的情况。而自由空间法和图搜索法的主要缺

陷是存储量大以及计算效率不高。因此面对现代生活复杂的工作环境^[3],机器人对路径规划算法的性能要求大大提高,于是出现了智能算法的身影。

近年来,群体智能算法如雨后春笋般涌现。如蚁群算法、人工蜂群算法、人工鱼群算法、入侵杂草算法等。本文将以此些新兴的群体智能算法在移动机器人路径规划问题中的研究着手,对这四种路径规划算法的优化性能进行总结与评价,并展望群智能算法在未来路径规划问题中的发展趋势及重点研究方向。

2 蚁群算法路径规划技术

蚁群算法^[4](ant colony algorithm)是受自然界中蚂蚁寻找食物过程中发现路径的行为启发而来的。它最典型的

应用是成功地解决了著名的旅行商问题。蚁群算法由许多人工蚂蚁模拟现实蚂蚁的协作过程,每只人工蚂蚁在候选解的空间中,独立地搜索解,并在所得的解上留下一定浓度的信息素物质,该物质是用来进行搜索信息传递的。后面的蚂蚁便会以信息素浓度为重要依据选择自己的路径,在单位时间内信息素浓度高的路径就是最优路径。

2.1 蚁群算法的基本原理

根据机器人路径规划的定义,蚁群算法的基本原理可以概括为以下步骤:首先将 n 只人工蚁放置在初始点 A ,以每只人工蚁的当前位置为原点,根据某些原则进行选择并达到下个节点,然后对新路径的信息素实时更新。若蚂蚁 X 率先到达终点 B ,则它用时最短,该蚂蚁走过的路径即为本轮最优结果。因此对蚂蚁 X 所得路径进行全局信息素更新,并保存该路径为当前最优路径。接下来让蚂蚁 X 逆向搜索,即以 B 为初始点, A 为终点再次寻优。若蚂蚁搜索到新路径,则将其与当前最优路径对比,保留较优的路径,同时更新全局信息素。循环往复,直到达到最终的结束条件为止。

2.2 改进的蚁群算法

经典蚁群算法的并行搜索机制在空间的多个点可以同时搜索最优解,它虽然具有很高的可靠性、容易用代码实现,但依然存在局部最优、收敛慢等缺点。屈鸿等人^[5]通过在经典蚁群算法的理论基础上适当调整转移概率,限定信息素强度的阈值,并利用某些措施处理死锁问题,有效避免了初期规划的盲目性,提高了该算法的全局搜索能力,大大降低了算法崩溃的可能性。除此之外,在路径规划过程中,根据动态障碍物运行方向的变化程度,提出了相应的避碰策略,并针对规划环境的特殊情况引入 Follow_wall 行为进行改进^[6]。

而张银玲等人^[7]采用障碍物凸形化处理策略和蚂蚁回退策略解决了某些环境下机器人容易出现的死锁问题。其中障碍物凸形化处理是对机器人规划环境中的所有障碍物都作一定改变,使其变为凸形,从而消除由于凹形障碍物对机器人的路径规划过程所产生的影响。

如图 1 所示,机器人沿着 $g53 \rightarrow g43 \rightarrow g33$ 的顺序进入到栅格 $g33$,此时机器人便进入了死锁状态,停滞不前,无法继续搜寻最优路径。其主要原因就是在这个 U 形的障碍物使其陷入了局部最优。为了有效地解决该问题,可将该障碍物补充成为一个凸形障碍物,如图 2 所示,这样机器人就能成功地避免因凹形障碍物而产生的死锁状态,明显改善移动机器人在路径规划相关问题中的可靠性。

经有关实验验证,障碍物凸形化处理在一定程度上确实能消除单个障碍物对机器人造成的局部最优问题,却不能消除多个障碍物与运动环境的边界所形成的陷阱。因此针对该问题提出了一种蚂蚁回退策略,它是指当机器人运动至障碍物和边界产生的局部环境时,选择一步步退出该陷阱,并将之前退出的节点加入禁忌表,避免下次搜索时误

71	72	73	74	75
61	62	63	64	65
51	52	53	54	55
41	42	43	44	45
31	32	33	34	35
21	22	23	24	25
11	12	13	14	15

图 1 障碍物间的陷阱

71	72	73	74	75
61	62	63	64	65
51	52	53	54	55
41	42	43	44	45
31	32	33	34	35
21	22	23	24	25
11	12	13	14	15

图 2 障碍物凸形化处理

入。如图 3 所示,假设机器人沿着 $g61 \rightarrow g51 \rightarrow g41 \rightarrow g31 \rightarrow g21$ 路线进入了障碍物与边界形成的陷阱中,则立刻采取回退策略,先从 $g21$ 回退到 $g31$,然后将 $g21$ 节点加入到禁忌表中,此时机器人发现仍处于陷阱中,继续回退到 $g41$ 节点,然后将 $g31$ 又放入到禁忌表中,依此类推,一直回退到 $g61$ 节点,直到机器人发现了后续节点,则说明已跳出了陷阱^[8]。

	71	72	73	74	75		
	61	62	63	64	65		
	51	52	53	54	55		
	41	42	43	44	45		
	31	32	33	34	35		
	21	22	23	24	25		
	11	12	13	14	15		

图 3 障碍物与边界形成的陷阱

3 人工蜂群算法路径规划技术

人工蜂群算法 (artificial bee colony, ABC)^[9]是由 Karaboga 于 2005 年提出的一种新型仿生群体智能算法,由于其搜索速度快、参数少等优点,已经成功应用于图像处理、求解 TSP 等问题^[10]。人工蜂群算法首先采用栅格法对

机器人工作环境进行建模,然后以机器人路径规划的目标点作为蜜源,最后通过蜜蜂之间的信息交换、协作搜索找到最优路径。根据有关实验结果可以分析得出,人工蜂群算法在很大程度上降低了陷入局部最优的可能性,提高了路径规划的处理速度,解决了传统群智能算法所无法攻克的难题。

3.1 人工蜂群算法的基本原理

人工蜂群算法其实是由蜜蜂寻找食物源的过程启发而来的。该算法在求解路径规划问题时,蜜源代表一条可行路径,而蜜源的收益度代表该问题的约束条件(如时间、路径长度、避障情况等)。整体上来说,该算法就是一个迭代的过程^[11]。该算法的基本模型主要涉及 3 种类型的蜜蜂:雇佣蜂、侦察蜂和观察蜂^[12]。雇佣蜂在其当前所处的食物源附近进行局部搜索,若发现更优食物源,立刻更新所在位置。观察蜂则辅助雇佣蜂在食物源附近邻域搜索^[13]。当陷入局部最优情况时,雇佣蜂则转换为侦察蜂的角色,重新开始搜索。

雇佣蜂和观察蜂更新食物源位置的公式如下:

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

式中: $k \in (1, 2, \dots, S_N), j \in (1, 2, \dots, d)$,是随机选取的下标。 $r_{ij} \in [-1, 1]$,是一个随机数,直接决定 x_{ij} 领域的生成范围,随着搜索结果逐渐靠近最优解,邻域的范围也会相应地慢慢变小^[14]。

观察蜂计算选择食物源的概率公式如下:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{S_N} fit_j} \quad (2)$$

式中: fit_i 是第 i 个解的适应值。

若经过多次循环之后,依然找不到更优解,则说明该解很有可能已陷入局部最优,应该果断剔除该解。同时,与该解相对应的雇佣蜂转换为侦察蜂,依据以下公式搜索新的食物源。

$$x_i = x_{min} + rand(0, 1)(x_{max} - x_{min}) \quad (3)$$

3.2 改进的人工蜂群算法

随着研究的深入,人工蜂群算法被广泛应用于复杂环境下路径规划问题的求解,但传统的人工蜂群算法依然存在“死锁”现象和搜索效率不高的缺陷。为了有效解决以上问题,殷霞红等人^[15]提出了一种自适应动态调整参数的搜索方式,用该方法对机器人所处位置实时更新,并利用精英保留策略来提高机器人路径规划的鲁棒性,以减少局部最优情况发生的可能性。

在殷霞红的文献中,其自适应搜索方式的更新公式如下:

$$V_i^j = X_i^j + \alpha \cdot (X_i^j - X_i^k) \quad (4)$$

式中: $\alpha = \alpha_{min} + (G_{max} - iter)/G_{max} \cdot (\alpha_{max} - \alpha_{min})$, $\alpha_{max} = 0.7$, $\alpha_{min} = 0.2$, $iter$ 为当前迭代次数, G_{max} 为最大迭代次数, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, $k \in \{1, 2, \dots, N\}$, 且 $k \neq i, k, j$ 均是

随机生成。

利用参数 N 记录某条路径被更新的次数,如果某条路径连续循环的次数 N 达到一定阈值 ϵ ,而搜索路径的结果依然得不到改善,则说明该路径已陷入局部最优的情况,那么必须剔除该路径,再随机产生一条新的路径代替之继续循环^[16]。

4 人工鱼群算法路径规划技术

通常来说,在任何水域中,鱼都能自行或尾随其他鱼找到营养物质丰富的地方。人工鱼群算法就是根据该特点,通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群和追尾以及鱼群之间的相互协助等自然行为,最终达到全局寻优的目的^[17]。

4.1 人工鱼群算法的基本原理

人工鱼群算法通过生物界鱼类的 3 种自然行为进行相关迭代计算,从而获得路径规划最优解^[18]。因此,该算法实际上也是一种仿生智能算法,每个人工鱼可以根据实时变化的环境因素自适应地调整角度进行搜索,最终使人工鱼聚集到食物源附近^[19]。因此,该算法与其他传统优化方法相比,在解决路径规划问题时能够良好地克服局部极值,并且具有一定的自适应能力。

接下来简要说明一下人工鱼群算法的基本含义。如图 4 所示,某一人工鱼当前的活动状态为 X ,首先假设它的最大视野范围为 $Visual$ 。在该范围内某时刻人工鱼视点位置状态定义为 X_v ,如果该位置的状态优于当前状态,则向该位置方向前进一步,到达下一状态 X_{next} ,否则继续搜索视野范围内的其他位置^[20]。如果搜寻的次数越多,则能对周围的环境有一个更加全面的感知,有助于作出合理的选择。另外,针对状态较多甚至无限多的情况,并不需要全部遍历,存在一定的不确定性对于搜索全局最优其实是更有利的。

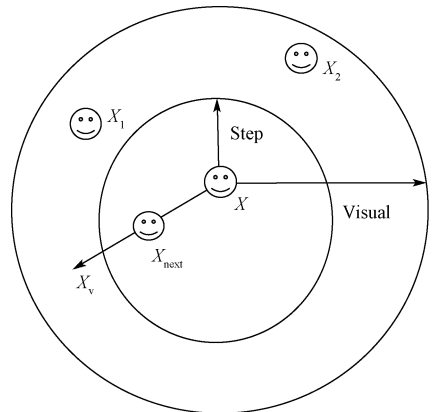


图 4 人工鱼群视觉模拟

通过观察,可以对鱼类行为作一个简单的分析,其主要分为以下 4 种行为。

1) 觅食行为:可以称为鱼类最基本的行为,简单来说,也就是循着食物较多的方向游动的一种行为^[21]。

2) 聚群行为:这是它们的一种生存方式,或多或少的鱼总是聚集在一起,目的主要是为了躲避灾害和集体觅食^[22]。

3) 追尾行为:其实就是一种向邻近的最活跃个体靠近的行为,在寻优算法中可以认为向较优方向前进的过程^[23]。

4) 随机行为:鱼在水中的游动行为,在某种程度上是随机的,最终目的是在更大的范围内寻找同伴以及食物^[24]。

以上这些行为是鱼类的基本行为,它们与鱼的生存状态紧密联系^[25]。从学习方式上来说,觅食行为是一种个体极值寻优的过程,属于自学过程,而聚群与追尾行为是鱼和外界环境相互交互的过程^[26]。

4.2 改进的人工鱼群算法

由于传统的人工鱼群算法存在全局最优解精度不高,后期收敛率低的问题,姚正华等人^[27]针对该问题设计了一种分段自适应策略来改进人工鱼的视野和步长。即在算法前期,人工鱼保持较大的视野和步长,随着算法执行过程的深入自适应地减小视野和步长^[28]。在算法的初始阶段,较大的视野能使得人工鱼更加高效的发现全局最优解,配合较大的步长,人工鱼就能在最短时间内地逼近全局最优解,立刻达到收敛^[29]。而在算法执行过程的后期,人工鱼以大概率聚集在最优解周围的局部范围内,若此时视野范围仍然很大,人工鱼则很有可能错过食物浓度最高的区域,不能进行有效地觅食^[30]。

以函数 $F1$ 为例, $F1$ 在 $(0,0)$ 处有唯一极大值 1,对鱼群算法进行视野和步长改进后的验证研究。表 1 为对函数 $F1$ 进行 20 次自适应寻优后的统计结果^[31]。

$$F_1(x,y) = \frac{\sin(x)}{x} \cdot \frac{\sin(y)}{y} \quad (5)$$

由表 1 和图 2 所知,改进后的自适应人工鱼群算法具有更高的收敛速度和更高的最优解精度,其算法稳定性良好^[32]。

表 1 BAFSA 和 AAFSA 的结果比较

Algorithm	Min	Max	Average	Time/s
BAFSA	0.992 3	0.999 7	0.995 6	1.122 5
AAFSA	1.000 0	1.000 0	1.000 0	1.093 6

5 杂草算法路径规划技术

入侵杂草算法(invasive weed optimization)是一种模拟自然界杂草繁殖过程的一种新型智能优化方法,具有易于理解、参数少、稳定性高等优点。在农耕活动中,人们总会或多或少地残留一些多余的资源,杂草利用这些资源不断繁衍后代并占据其他的土地,产生更多的种子,这些种子

又会继续繁殖下去。另外,杂根据“适者生存”的法则,对环境条件适应性好的杂草将会生存下来,反之则被淘汰。受该自然现象的启发,Mehrabian 和 Lucas 于 2016 年提出了一种新的智能优化方法—入侵杂草算法^[33]。

5.1 入侵杂草算法的基本原理

在入侵杂草算法中,杂草代表路径规划问题的最优解,种群代表所有杂草的集合。在进化过程中,杂草通过不断繁殖产生种子,种子又陆陆续续发育成杂草,当种群中的杂草数量达到预先设定的最大种群规模时,则通过竞争法则来保存适应性好的杂草,淘汰适应性较差的^[34]。

入侵杂草算法的基本步骤如下:

1) 种群初始化,随机初始化 N 个可行解^[35]。

2) 个体繁殖,适应性较高的杂草繁殖较多的种子,反之则较少。杂草产生种子的公式为:

$$weed_n = \frac{f - f_{min}}{f_{max} - f_{min}}(s_{max} - s_{min}) + s_{min} \quad (6)$$

式中: f 为当前杂草的适应度值, f_{max} 和 f_{min} 分别表示最大和最小适应度值, s_{max} 和 s_{min} 分别代表一个杂草所能产生的种子数量的最大值和最小值。

3) 空间扩散,杂草产生的种子按照一定的步长 D 生长成为杂草并按照平均值为 0,标准差为 δ 的正态分布,分布在杂草周围,步长 $D \in [-\delta, \delta]$ 。具体的 δ 变化公式如下:

$$\delta_{cur} = \frac{(iter_{max} - iter)^n}{(iter_{max})^n}(\delta_{mit} - \delta_{final}) + \delta_{final} \quad (7)$$

式中: $iter$ 为当前的进化代数, $iter_{max}$ 为最大进化代数, δ_{cur} 为当前标准差, δ_{mit} 和 δ_{final} 分别代表标准差的最初值和最终值, n 为非线性调和因子。

4) 竞争性生存法则。当杂草和种子的数目达到预设的最大规模后,按照“适者生存”的法则淘汰掉适应度低的个体。图 5 是算法的流程。

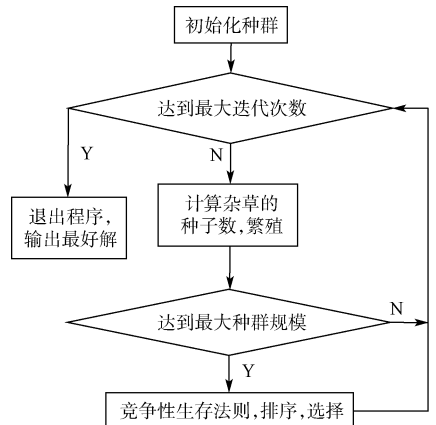


图 5 算法流程

5.2 改进的入侵杂草算法

传统的入侵杂草算法,只是随机的初始化个体,再以随机步长生成新的个体,达到选取适应性好的个体的目的。

该算法的缺陷是个体之间缺乏交流,没有利用种群中的大量有效信息。为了加快寻优的速度,某些学者采用求解约束优化问题的复合形法对杂草进行处理,即在每次迭代后,对即将进入下一代的个体进行复合构型,利用复合形的形心,经反射、延伸和收缩处理产生一个新解,该解可用来替代复合形中的坏点,使得复合形不断地逼近全局最优解^[36]。总体来说,复合形法的确大大提高了机器人路径规划的速度和精度。

6 结 论

本文以研究群体智能算法为基础,以群体智能算法在移动机器人路径规划和轨迹跟踪控制中的应用为目的进行了研究。本文主要以蚁群算法、人工蜂群算法、人工鱼群算法、入侵杂草算法为主线,研究内容包括各类群智能算法的理论分析和应用,以及对基础算法的改进。从整体上看,各个算法分别都有自己的优劣。蚁群算法可靠性高、易于实现,但容易出现局部最优情况。人工蜂群算法参数少、处理速度快,大大降低了陷入局部最优的可能,但搜索效率低。人工鱼群算法与其他优化方法相比,能够良好地克服局部极值,并且具有一定的自适应能力,但存在全局最优解精度不高,后期收敛率低的问题。入侵杂草算法易于理解、稳定性高,但个体之间缺乏交流。在应用方面,蚁群算法是最早应用与 TSP 问题的智能优化方法,主要应用与静态环境下的全局路径规划。人工蜂群算法则主要是处理动态环境下的局部路径规划问题。人工鱼群算法在连续优化领域应用很广泛,例如无人机航路规划。入侵杂草算法主要应用在非线性方程组求解、数值积分求解等问题中。

虽然目前对路径规划算法的研究在某些方面已经取得了一定成果,但群智能算法毕竟才刚刚起步,在实时性、计算效率方面还不是很成熟。群智能算法的理论基础比较薄弱,缺乏严格的理论分析,很多参数的设置还需要根据经验性来设定,缺乏可靠性。另外,随着路径规划应用领域的逐渐扩大,群智能算法需要满足更复杂的约束条件,因此考虑将多种智能算法融合起来,或者将智能算法与传统算法相结合,是未来路径规划算法的研究方向。其最终的目的都是未来能够更好地解决实际问题,满足人类更多的需求。

参考文献

- [1] 何雨枫,曾庆化,王云舒,等. 室内微型飞行器实时路径规划算法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(2): 23-27.
- [2] 陈佳佳,梅涛,祝辉. 基于路径规划和双闭环控制的泊车系统研究[J]. 电子测量技术, 2011, 34(3): 20-24.
- [3] 朱大奇,颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 962-967.
- [4] MAURYA R, SHUKLA A. Generalized and

modified ant algorithm for solving robot path planning problem[C]. 3rd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010: 643-646.

- [5] 屈鸿,黄利伟,柯星. 动态环境下基于改进蚁群算法的机器人路径规划研究[J]. 电子科技大学学报, 2015, 44(2): 260-265.
- [6] 柯星. 动态环境下多移动机器人路径规划研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- [7] 张银玲,牛小梅. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6): 231-234.
- [8] CONTRERAS-CRUZ M A, AYALA-RAMIREZ V, HERNANDEZ-BELMONTE U H. Mobile robot path planning using artificial bee colony and evolutionary programming [J]. Applied Soft Computing, 2015, 30(5): 319-328.
- [9] 梁旭,刘才慧. 基于混合粒子群算法的在线检测路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(12): 30-34.
- [10] 胡中华,赵敏. 基于人工蜂群算法的 TSP 仿真[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(11): 978-982.
- [11] 马千知. 群智能优化算法在路径规划中的应用研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2010.
- [12] 黎竹娟. 人工蜂群算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(12): 247-250.
- [13] 谭宝成,宋洁. 蚁群算法在无人驾驶智能车中的应用及改进[J]. 国外电子测量技术, 2012, 31(9): 15-17.
- [14] 苏磊,江辉仙. 楼宇内部路径规划算法研究及其应用综述[J]. 测绘与空间地理信息, 2014, 37(10): 105-109.
- [15] 殷霞红,倪建军,吴榴迎. 一种基于改进人工蜂群算法的机器人实时路径规划方法[J]. 计算机与现代化, 2015(3): 1-4.
- [16] 高翔,梁志伟,徐国政. 基于 Hough 空间的移动机器人全局定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(6): 484-490.
- [17] 马文耀,吴兆麟,杨家轩,等. 人工鱼群算法的避碰路径规划决策支持[J]. 中国航海, 2014(3): 63-67.
- [18] 苑晶,黄亚楼,孙凤池. 面向移动机器人自定位的无线网络构造算法及实现[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(1): 99-106.
- [19] 江铭炎,袁东风. 人工鱼群算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [20] 姜山,季业飞. 改进的人工鱼群混合算法在交通分配中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6): 326-329.
- [21] 徐晓晴,朱庆保. 动态环境下基于多人工鱼群算法和避碰规则库的机器人路径规划[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1694-1700.

- [22] 杨丽. 基于人工鱼群算法的图像配准的研究与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
- [23] 陈建荣, 聂黎明, 周永权. 人工鱼群算法在机器人加工路径规划中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(15).
- [24] 冯春时. 群智能优化算法及其应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [25] 何静媛. RNA 二级结构预测算法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- [26] 马宪民, 刘妮. 自适应视野的人工鱼群算法求解最短路径问题[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 1-6.
- [27] 姚正华, 宋晓红. 人工鱼群算法研究与应用现状[J]. 黑龙江科技信息, 2014 (34): 143-143.
- [28] 雷娟. 人工鱼群算法在组合优化问题上的应用研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2010.
- [29] 王联国. 人工鱼群算法及其应用研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2009.
- [30] 施秋红. 人工鱼群算法的改进及其研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2010.
- [31] 王宗利, 刘希玉, 王文平. 一种改进的人工鱼群算法[J]. 信息技术与信息化, 2010 (3): 46-49.
- [32] 姚正华, 任子晖, 陈艳娜. 基于分段自适应鱼群算法的煤矿救援机器人路径规划[J]. 矿山机械, 2014(6): 107-111.
- [33] 陈欢. 入侵杂草优化算法的改进分析及应用研究[D]. 南宁: 广西民族大学, 2013.
- [34] 李海峰, 马斌, 陈浩男, 等. 基于人工势场法与入侵杂草法路径规划研究[J]. 控制工程, 2015 (1): 38-44.
- [35] 刘奇, 宋凯, 张世平, 等. 基于目标向量的非全向测距机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2012, 35(5): 73-77.
- [36] 杨妮娜, 梁华为, 王少平. 平行泊车的路径规划方法及其仿真研究[J]. 电子测量技术, 2011, 34(1): 42-45.

作者简介

杜映峰, 上海大学工学硕士, 控制理论控制科学专业, 主要研究方向为家庭服务机器人方向。

E-mail: 631416588@qq.com

陈万米, 上海大学硕导, 高级工程师, 主要研究方向为家庭服务机器人、篮球机器人、小型足球机器人、中型足球机器人等, 涉及机器视觉、机器学习、动态角色分配、决策优化、运动控制等。

E-mail: wanmic@163.com

范彬彬, 上海大学在读硕士研究生, 控制理论控制科学专业, 主要研究方向为家庭服务机器人方向。

E-mail: 81736253@qq.com

罗德与施瓦茨公司发布首套采用 OTA 方法测试 5G 和无线千兆网器件的解决方案

R&S NRPM OTA 功率测量解决方案是第一套采用空中接口(OTA, over the air)的方法测试 5G 和无线千兆网器件功率的解决方案。该方案让研发和生产的用户能校准 DUT 天线端口的输出功率和测试波束赋型的功能。

2016 年 11 月 9 日, 基站、接入热点、无线器件和射频模块越来越多的采用可控相位的天线阵列来传输 5G 和无线千兆网射频信号。波束赋型技术主要用来控制发射天线的能量辐射方向, 从而提高接收机端口处的信噪比。来自罗德与施瓦茨公司的 R&S NRPM OTA 功率测量方案凭借其小型、简单的测量装置, 让用户能校准 DUT 天线端口的输出功率和测试波束赋型的功能。该方案可以工作在 27.5 GHz~75 GHz 频段, 因此覆盖了目前 5G 热门候选频段中的 28 GHz 频段、IEEE802.11ad 的 55 GHz~66 GHz 频段和 IEEE802.11ay 的 66 GHz 以上。

R&S NRPM OTA 功率测量解决方案包括两个核心组件: 天线模块和三通道功率探头模块。

R&S NRPM-A66 天线模块是一个简单、极化的

Vivaldi 天线, 内置二极管检波器用于功率测量。由于线性度很高, 该 Vivaldi 天线可以进行高于 0.2 dB 精度的相对电平测量。此外, 由于功率测量是直接在天线上进行的, 用户不用任何额外的射频线缆, 从而减小了补偿线缆损耗的复杂度。利用单个的天线模块可以校准 DUT 的输出功率; 利用空间上分布的多个天线模块可以测试 DUT 的波束赋型功能。

R&S NRPM3 三通道功率探头模块处理最多三个天线模块传递来的功率信息。如果测试系统中包含多于 3 个天线, 用户可以并行地操作任意数量的功率探头。额外的测量点增加了测量时波束赋型的分辨率。

罗德与施瓦茨公司的 R&S Power Viewer Plus 免费电脑软件可用于显示和处理功率测量结果。多达 12 路功率测量结果(平均功率)可以在该软件上图形化显示。

罗德与施瓦茨公司也提供 R&S TS7124-19 英寸屏蔽箱和 R&S NRPM-ZD3 集成滤波器馈线用于测试, 让用户能在屏蔽的测量环境中采集信号并获取可复现的测量结果。