

基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法

柳长安, 鄢小虎, 刘春阳, 吴 华

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘 要: 本文提出了基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法. 首先针对蚁群算法收敛速度慢, 容易陷入局部最优的缺点, 提出了根据目标点自适应调整启发函数, 提高算法的收敛速度; 借鉴狼群分配原则对信息素进行更新, 避免搜索陷入局部最优. 其次为了优化改进蚁群算法的性能, 提出用粒子群算法对改进蚁群算法的重要参数进行优化选择. 最后实现了基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划并完成了仿真实验, 实验结果证明了该方法的可行性和有效性.

关键词: 移动机器人; 路径规划; 改进蚁群算法

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 05-1220-05

Dynamic Path Planning for Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Optimization Algorithm

LIU Chang-an, YAN Xiao-hu, LIU Chun-yang, WU Hua

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The dynamic path planning for mobile robot based on improved ant colony optimization algorithm is presented. Firstly, to increase the convergence speed, the heuristic function modified adaptively according to the target point is proposed. To avoid the local optimum, the rule updating the pheromone based on the assignment rule of wolf colony is proposed. Secondly, to optimize the performance of the improved ant colony, the important parameters of the improved ant colony optimization algorithm are optimized by the particle swarm optimization. Finally, the dynamic path planning for mobile robot based on improved ant colony optimization algorithm is implemented and the simulation experiments are finished. From the results, it can see that the dynamic path planning method is viable and efficient.

Key words: mobile robot; path planning; improved ant colony optimization algorithm

1 引言

路径规划是移动机器人领域中一个重要的研究方向, 它的目的是在具有障碍物的环境下寻找一条从起始点到目标点无碰撞的最优路径^[1]. 目前, 各国学者对移动机器人路径规划已经做了大量的研究工作, 这其中包括人工势场法^[2]、神经网络法^[3]、遗传算法^[4]等. 人工势场法便于底层的实时控制, 但缺乏全局信息, 存在局部最优值的问题; 神经网络法具有很好的学习能力, 但当障碍物较多且环境为动态时, 网络结构庞大且神经元的阈值随时间的变化而需要不断地改变; 遗传算法具有很好的全局搜索能力, 但当环境改变时必须重新建立环境模型, 并且搜索空间大.

蚁群算法^[5]是由意大利学者 M. Dorigo 等人首先提出来的, 它通过模拟蚂蚁社会分工与协作寻食的原理进

行寻优. 蚁群算法具有正反馈性、并行性及较强的鲁棒性等优点, 在解决机器人路径规划^[6,7]、函数优化^[8]等问题方面都有成功的应用. 针对蚁群算法收敛速度慢, 容易陷入局部最优的缺点, 国内外学者做了不少改进. T. Stutzle 等人提出了一种最大最小蚂蚁系统算法^[9], 以防止早熟收敛现象的发生. 但当信息平均的分布在各个方向上时, 蚂蚁释放的信息素将对蚁群的决策产生误导. H. M. Botte 利用遗传算法对蚁群算法参数的组合优化进行了深入的研究, 但遗传算法计算量大, 效果不明显^[10].

针对动态路径规划问题, 本文首先通过改进蚁群算法搜索到全局最优路径, 然后通过信息素信息寻找一条避开障碍物的路径. 改进的蚁群算法根据目标点自适应调整启发函数, 提高算法的收敛速度; 借鉴狼群分配原则对信息素进行更新, 避免搜索陷入局部最优. 为了

保证改进蚁群算法的性能,提出用粒子群算法(Particle Swarm Optimization,简称 PSO)对改进蚁群算法的重要参数进行优化选择.最后利用改进的蚁群算法实现移动机器人路径规划并完成仿真实验.

2 环境的描述

为了便于蚁群算法搜索到最优路径,本文采用栅格法对环境进行划分.设机器人的工作空间为二维平面上的有限区域,起始点和目标点分别为 S 和 T .本文路径规划的优化准则为路径最短,即寻找一条从 S 到 T 避开障碍物的最短路径.按从左到右、从上到下的顺序对栅格进行编号.机器人在一个栅格上可以沿上、右、下、左、右上、右下、左下、左上这 8 个方向到达相邻的栅格.如在图 1 中,若机器人在栅格 11 上,则它下一步可以到达的栅格有 1、12、21、10、2、22、20、0.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
20	21	22	23	24	25	26	27	28	29
30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
50	51	52	53	54	55	56	57	58	59
60	61	62	63	64	65	66	67	68	69
70	71	72	73	74	75	76	77	78	79
80	81	82	83	84	85	86	87	88	89
90	91	92	93	94	95	96	97	98	99

图 1 环境栅格

设机器人工作空间由 M 行 N 列栅格组成,序号为 R 的任意栅格所对应的环境栅格的行号和列号分别为 x 、 y ,则可得关系式如下:

$$x = \lfloor R/N \rfloor + 1 \quad (1)$$

$$y = R \% N + 1 \quad (2)$$

将障碍物地图用一个二维数组矩阵 $\text{map}(M, N)$ 表示为:

$$\text{map}(p, q) = \begin{cases} 1, & \text{第 } p \text{ 行第 } q \text{ 列栅格上有障碍物} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

3 改进的蚁群算法

研究发现每只蚂蚁在它行走的路径上会留下一一种为信息素的化学物质,一定范围内的其他蚂蚁能够感觉到这种物质,且倾向于朝信息素浓度高的方向移动.某条路径上信息素浓度越高,蚂蚁选择这条路径的概率越大.蚁群通过信息素进行交流,最终选择最短路径搜索到食物^[11].针对蚁群算法搜索速度慢和容易陷入局部最优的缺点,本文提出根据目标点自适应调整启发函数和借鉴狼群分配原则对信息素进行更新.

3.1 自适应调整启发函数

蚂蚁 a 在 t 时刻要从栅格 i 向 j 转移的概率定义为 $p_{ij}^a(t)$,则:

$$p_{ij}^a(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^a(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_a} \tau_{is}^a(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & \text{if } j \in \text{allowed}_a \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\eta_{ij}(t)$ 表示后续栅格点的启发函数; $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在路径 $\langle i, j \rangle$ 上残留的信息素浓度; α 和 β 分别表示 $\tau_{ij}(t)$ 和 $\eta_{ij}(t)$ 对整个转移概率的影响权值; allowed_a 表示蚂蚁 a 下一步允许选择的栅格号.

传统蚁群算法中,后续栅格的启发函数 $\eta_{ij}(t)$ 为:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (5)$$

其中, d_{ij} 表示栅格 i 到 j 的距离.在传统蚁群中相邻栅格的启发权值差异不明显,所以算法的搜索效率比较低.

本文中目标点的位置已知,则当前蚂蚁能计算出其周围 8 个栅格离目标点的距离 $\text{dis}(h)$ ($1 \leq h \leq 8$).按 $\text{dis}(h)$ 值的大小对周围栅格的启发权值以一定比例自适应进行调整, $\text{dis}(h)$ 的值越小,则第 h 个栅格的启发权值越大.本文取这个比例为 1:2:2:3:3:4:4:5,这样不仅提高了搜索速度,而且保持了选择的多样性.如图 1 中,若移动机器人的目标点在其当前点的右下方,则当前点周围栅格的启发函数为:

$$\eta_{ij}(t) = \begin{cases} \epsilon, & j = i - N - 1 \\ 2\epsilon, & j = i - N \text{ 或 } j = i - 1 \\ 3\epsilon, & j = i - N + 1 \text{ 或 } j = i + N - 1 \\ 4\epsilon, & j = i + 1 \text{ 或 } j = i + N \\ 5\epsilon, & j = i + N + 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中, ϵ 为启发系数, N 为环境中栅格的列数.

3.2 基于狼群分配原则的信息素更新机制

经过 n 个时刻后,蚁群完成一个循环的移动.它们在走过的路径上留下信息素,信息素的浓度会随着时间的而发散.在 t 时刻路径 $\langle i, j \rangle$ 上信息素的浓度定义为 $\tau_{ij}(t)$,则在 $t+1$ 时刻信息素的浓度为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau \quad (7)$$

$$\Delta \tau = \sum_{a=1}^m \Delta \tau_{ij}^a \quad (8)$$

式中, ρ 为信息素挥发系数; $\Delta \tau_{ij}^a$ 表示第 a 只蚂蚁在本次循环中留在路径 $\langle i, j \rangle$ 上的信息素浓度.

本文采用基于全局信息的 ant-cycle 计算模型实现 $\Delta \tau_{ij}^a$,则:

$$\Delta \tau_{ij}^a = \begin{cases} Q/L_a, & \text{若第 } a \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中, Q 是表示信息素浓度的常数; L_a 表示蚂蚁 a 在本

次循环中所走路程长度.

传统蚁群算法中,最差蚂蚁释放的信息素将导致算法的搜索陷入局部最优.为了避免局部最优和提高收敛速度,本文借鉴狼群分配原则对信息素进行更新.研究发现狼群会将扑捉到的大部分猎物分给强壮的狼,尽管会饿死一些弱小的狼.这样能保证强壮的狼在下次扑捉到猎物,不至于使整个狼群饿死,所以能提高了狼群的生存能力.本文借鉴这种狼群分配原则,找到每次循环中局部最优路径的蚂蚁,增大其释放的信息素量,去除局部最差路径上蚂蚁释放的信息素.各条路径上信息素的浓度按狼群分配原则进行更新的式子如下:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{a=1}^m \Delta\tau_{ij}^a + \Delta^* \tau_{ij} - \Delta^{**} \tau_{ij} \quad (10)$$

$$\Delta^* \tau_{ij} = \begin{cases} \delta(Q/L^*), & \text{局部最优路径经过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

$$\Delta^{**} \tau_{ij} = \begin{cases} \omega(Q/L^{**}), & \text{局部最差路径经过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中, L^* 和 L^{**} 表示本次循环中的局部最优路径长度和最差路径长度; δ 和 ω 表示本次循环中局部最优和最差蚂蚁的个数.

4 基于粒子群算法的参数优化

本文选取改进蚁群算法的重要参数为:信息素浓度和启发函数对转移概率的影响权值 α 和 β ,信息素挥发系数 ρ ,信息素浓度的常数 Q 和启发系数 ϵ .参数的选择对算法性能的影响十分明显,一般通过经验选择参数,但这样主观性强,容易陷入局部最优,本文提出用粒子群算法对改进蚁群算法的重要参数进行优化选择.

4.1 粒子群算法

粒子群优化算法是由 Kennedy 和 Eberhart 借鉴鸟群寻找食物的自然现象提出的一种新颖的进化算法^[12].由于 PSO 算法具有计算简单、收敛速度快、鲁棒性好等优点,PSO 已成功应用于任务分配、模式识别等诸多领域.

设搜索空间为 D 维,粒子群中粒子数为 m .对于某个粒子 l ,它的位置和速度分别为 x_l 和 v_l ,则:

$$\mathbf{x}_l = (x_{l1}, \dots, x_{ld}, \dots, x_{ld}) \quad (13)$$

$$\mathbf{v}_l = (v_{l1}, \dots, v_{ld}, \dots, v_{ld}) \quad (14)$$

其中, $1 \leq l \leq m, 1 \leq d \leq D$.

第 l 个粒子所经历的解空间的最好位置为 $\mathbf{P}_l = (P_{l1}, P_{l2}, \dots, P_{ld})$,群体中具有最优适应度粒子的位置记为 $\mathbf{P}_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})$.则粒子群的进化方程为:

$$\mathbf{V}_{ld}^{k+1} = w\mathbf{V}_{ld}^k + c_1 r_1 (\mathbf{P}_{ld}^k - \mathbf{X}_{ld}^k) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_{gd}^k - \mathbf{X}_{ld}^k) \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_{ld}^{k+1} = \mathbf{X}_{ld}^k + \mathbf{V}_{ld}^{k+1} \quad (16)$$

其中, w 为惯性权值, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为在区间 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数, k 为迭代次数.第 d 个粒子位置和速度的变化范围分别为 $[\text{XMIN}_d, \text{XMAX}_d]$ 和 $[\text{VMIN}_d, \text{VMAX}_d]$ ^[13].若由式(15)和(16)计算出的值超过了这个范围,则设置其为边界值.式(15)由 3 部分组成,其中第 1 部分为粒子先前的速度;第 2 部分为认知部分,表示粒子本身的思考;第 3 部分为社会影响,表示粒子间的信息共享和相互合作.

4.2 参数优化的步骤

本文以蚁群算法求出的最优值为适应度,则用粒子群算法对改进蚁群算法的重要参数进行优化选择的具体步骤如下:

步骤 1 初始化参数.初始化粒子群算法的最大迭代次数,粒子的个数 m ,惯性权值 w ,学习因子 c_1 和 c_2 .

步骤 2 将改进蚁群算法中重要的参数作为粒子群的位置信息.确定各个位置的变化范围,在变化范围内随机的选取每个粒子的初始位置和速度.

步骤 3 计算出本次循环中每个粒子所经历的解空间的最好位置和当前群体中最优粒子的位置.

步骤 4 按式(15)对每个粒子 i 的速度 v_{id} 进行更新.若 $v_{id} < \text{VMIN}_d$,则 v_{id} 为 VMIN_d ;若 $v_{id} > \text{VMAX}_d$,则 v_{id} 为 VMAX_d .

步骤 5 按式(16)对每个粒子 i 的位置 x_{id} 进行更新.若 $x_{id} < \text{XMIN}_d$,则 x_{id} 为 XMIN_d ;若 $x_{id} > \text{XMAX}_d$,则 x_{id} 为 XMAX_d .

步骤 6 判断粒子群算法是否达到最大迭代次数.若达到,则选取最优解为改进蚁群算法的参数;否则,转步骤 3.

5 基于改进蚁群算法的动态路径规划

在动态路径规划中,通过蚁群算法寻找到静态环境中的最短路径,若机器人在前进中探测到将与动态障碍物相撞,在最短路径上确定离动态障碍物安全的栅格为局部目标点.通过传感器收集到的信息确定动态障碍物的大体运动范围,将该范围内栅格的环境数组值设置为 1,机器人沿着信息素大的栅格前进,寻找一条避开动态障碍物的路径.通过粒子群算法确定在特定环境下改进蚁群算法重要参数的最优组合,则基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划的步骤如下:

步骤 1 初始化参数.初始化改进蚁群算法的最大迭代次数 N_{\max} ,群体的个数 num ,起始点 S ,目标点 T ,栅格的行数 M 和列数 N ,表示障碍物的环境数组 Map

(M, N). 设置 num 只蚂蚁的当前位置为起始点 S .

步骤 2 找出蚂蚁下一步可以到达的栅格. 当前蚂蚁周围的 8 个栅格中环境数组值为 0 的栅格即为蚂蚁下一步可以到达的栅格.

步骤 3 蚂蚁选择下一个栅格. 按式(4)计算出可到达栅格相应的选择概率, 并采用轮盘赌法得到下一个前进栅格, 将该栅格的环境数组值设置为 1.

步骤 4 判断蚂蚁是否到达目标点. 若蚂蚁在规定的最大步数内到达了目标点 T , 则记录下该蚂蚁行走路径的栅格序号和长度; 否则, 将该蚂蚁从当前群体中去除.

步骤 5 更新信息素. 寻找到到达目标点的局部最优和最差蚂蚁, 按式(10)对每个栅格进行信息素的更新.

步骤 6 判断是否到达最大循环次数. 若达到, 则输出当前群体中最短路径的栅格序号和长度; 否则, 将起始点 S 设置为 num 只蚂蚁的当前位置, 转步骤 2.

步骤 7 机器人沿着搜索的最短路径前进, 若探测到将与动态障碍物相撞, 则确定局部目标点, 沿着信息素浓度大的栅格寻找一条避开动态障碍物的路径; 否则, 机器人一直走到目标点, 算法终止.

6 仿真实验及其分析

为了验证基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法的正确性和可行性, 本文进行了仿真实验. 将机器人工作环境划分成 20×20 个栅格, 每个栅格的长宽都为 20 个单位(像素), 蚁群算法中种群个数为 30, 最大迭代次数为 100. 本文用粒子群算法对改进蚁群算法的重要参数进行优化, 粒子的个数为 20, 最大迭代次数为 30, 惯性权值 w 为 0.729, 学习因子 c_1 和 c_2 都为 1.4962, 改进的蚁群算法中重要参数的变化范围见表 1.

表 1 改进蚁群算法中重要参数的变化范围

范围	α	β	ρ	Q	ϵ
最小值	0	0	0	100	0
最大值	10	20	1	1000	20

当机器人起始和目标栅格的序号分别为 21 和 378 时, 由粒子群算法寻找到改进蚁群算法重要参数的最优组合为: $\alpha = 1, \beta = 7, \rho = 0.367, Q = 333, \epsilon = 2$. 仿真图中坐标系的 x 轴正方向向右, y 轴正方向向下, 单位为像素, 方块为静态障碍物, 动态障碍物是半径为 5 单位的圆块. 动态障碍物沿 y 轴向上做速度为 20 单位/秒的匀速直线运动, 起始坐标中心为 (130, 145). 图 2 和图 3 为基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划的仿真过程.

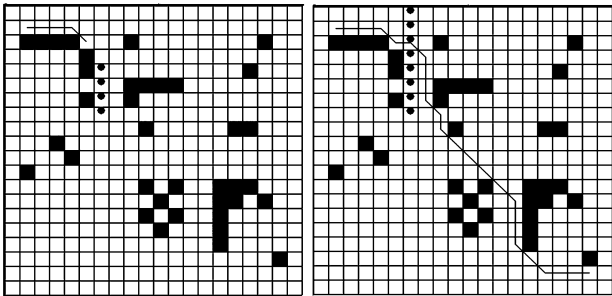


图2 机器人将与动态障碍物碰撞 图3 改进蚁群算法规划的最终路径

由 2 和图 3 可知, 改进的蚁群算法能寻找到全局最优路径. 此时移动机器人经过的栅格序号为: 21, 22, 23, 24, 45, 46, 67, 87, 107, 127, 148, 168, 189, 210, 231, 252, 273, 293, 313, 333, 354, 375, 376, 377, 378. 假设机器人行走的速度为 20 单位/秒, 转过每个拐角的时间为 1s. 本文对传统蚁群算法、改进的蚁群算法和 A * 算法进行了比较, 三种算法的最优性能见表 2.

表 2 三种算法的性能比较

算法	路径长度(像素)	耗时(s)
A * 算法	602.8420	40.1421
蚁群算法	579.4120	38.9706
改进的蚁群算法	562.8427	38.1421

由表 2 可知, 改进的蚁群算法能避免搜索陷入局部最优, 减少机器人的行走时间. 仿真结果证明了改进蚁群算法能有效地解决移动机器人动态路径规划问题.

7 结论

本文提出了用改进的蚁群算法对移动机器人进行动态路径规划方法. 传统的蚁群算法中, 路径由蚂蚁逐步探索, 算法的搜索效率比较低. 本文提出了根据目标点自适应调整启发函数, 这样极大地提高了搜索速度. 针对传统蚁群算法容易陷入局部最优值, 本文借鉴狼群分配原则, 找到每次循环中局部最优路径的蚂蚁, 增大其释放的信息素量, 去除局部最差路径上蚂蚁释放的信息素. 这样避免了最差路径上信息素的干扰, 而且可以提高收敛速度. 最后利用改进蚁群算法实现了移动机器人动态路径规划, 仿真实验证明了该路径规划方法的可行性和有效性.

参考文献

[1] LIU Chang-an, CHANG Jin-gang, LIU Chun-yang. Path planning for mobile robot based on an improved probabilistic roadmap method[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(3): 395 - 399.

[2] Derek J Bennet, Colin R McInnes. Distributed control of multi-robot systems using bifurcating potential fields[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58(3): 256 - 264.

- [3] 邓万, 郑庆, 陈琳, 等. 神经网络极速学习方法研究[J]. 计算机学报, 2010, 33(2): 279 – 287.
DENG Wang-yu, ZHENG Qing-hua, CHEN Lin, et al. Research on extreme learning of neural networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(2): 279 – 287. (in Chinese)
- [4] 邢焕来, 潘炜, 邹喜华. 一种解决组合优化问题的改进型量子遗传算法[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1999 – 2007.
XING Huan-lai, PAN Wei, ZOU Xi-hua. A novel improved quantum genetic algorithm for combinatorial optimization problems[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1999 – 2007. (in Chinese)
- [5] Dorigo M, Maniezzo V, Colomni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agent[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 29 – 41.
- [6] Lim Kwee Kim, Ong Yew-Soon, Lim Meng Hiot, et al. Hybrid ant colony algorithms for path planning in sparse graphs[J]. Soft Computing, 2008, 12(10): 981 – 994.
- [7] Garcia M A Porta, Montiel Oscar, Castillo Oscar, et al. Path planning for autonomous mobile robot navigation with ant colony optimization and fuzzy cost function evaluation[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(3): 1102 – 1110.
- [8] 马卫, 朱庆保. 求解函数优化问题的快速连续蚁群算法[J]. 电子学报, 2008, 36(11): 2120 – 2124.
MA Wei, ZHU Qing-bao. Fast continuous ant colony optimization algorithm for solving function optimization problems[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(11): 2120 – 2124. (in Chinese)
- [9] Stutzle T, Hoos H H. Max-min ant system and local search for the travelling salesman problem[A]. IEEE International Conference on Evolutionary Computation [C]. Indianapolis: IEEE Press, 1997. 309 – 314.
- [10] Botee H M, Bonabeau E. Evolving ant colony optimization[J]. Complex System, 1998, 1(2): 149 – 159.
- [11] BI Xiao-jun, LUO Guang-xin. The improvement of ant colony algorithm based on the inver-over operator[A]. IEEE International Conference on Mechatronics and Automation [C]. Harbin: IEEE Press, 2007. 2383 – 2387.
- [12] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995. 1942 – 1948.

- [13] Asl, L B, Nezhad, V M. Improved particle swarm optimization for dual-channel speech enhancement[A]. International Conference on Signal Acquisition and Processing[C]. Bangalore, India: IEEE Press, 2010. 13 – 17.

作者简介



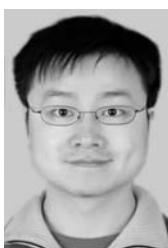
柳长安 男, 1971 年生于黑龙江拜泉县, 现为华北电力大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为: 智能机器人技术、人工智能原理及嵌入式系统及应用等。
E-mail: liuanhit@163.com



鄢小虎 男, 1986 年生于湖北武汉市, 硕士研究生, 主要研究方向为: 智能机器人技术和人工智能原理。



刘春阳 男, 1978 年生于河北唐山市, 现为华北电力大学讲师, 主要研究方向为: 智能机器人技术和人工智能原理。



吴 华 男, 1981 年出生于湖北荆州市, 现为华北电力大学讲师, 主要研究方向为: 智能机器人技术和人工智能原理。