

变电站巡检机器人重定位研究

李忠发 杨光 马磊 孙永奎

西南交通大学电气工程学院 成都 610031

(zflilucky@163.com)

摘要 由于变电站环境复杂,人工巡检强度大、效率低,文中研究了巡检机器人的硬件框架,基于自适应蒙特卡罗算法(Adaptive Monte Carlo Localization, AMCL)完成巡检机器人的定位研究;针对自适应蒙特卡罗算法在实际工程中应用的不足,给出了相应的解决策略;就 AMCL 算法无法快速进行定位,恢复设计了一种基于数据库的重定位方法,利用数据库存储定位值,当定位失匹配时,获取数据库存储的定位值用于初始化粒子,从而实现快速恢复定位。实验结果表明,改进后的 AMCL 算法在定位丢失后恢复定位的性能明显优于原始 AMCL 算法。

关键词: 变电站巡检机器人; AMCL; 重定位

中图分类号 TP242

Research on Relocation of Substation Inspection Robot

LI Zhong-fa, YANG Guang, MA Lei and SUN Yong-kui

School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China

Abstract The environment of substation is complex, and the manual inspection is labour-intensive and inefficiency. The hardware framework of the inspection robot is studied, and the positioning research of the inspection robot is completed based on the Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL). This paper provides the corresponding solution in regard to the deficiency of Adaptive Monte Carlo Localization (AMCL) in the practical application of engineering. Considering AMCL can't restore the location rapidly, a new method of relocation based on database has been put forward, which uses the database to store location values. When the location mismatches, the location value stored in database is used for initializing particles, so as to realize rapid restoration of location. Experiments have proven that compared to the primary AMCL algorithm, the improved AMCL algorithm is more competent in restoration of location after the loss of location.

Keywords Substation inspection robot, AMCL, Relocation

1 引言

变电站巡检是保证变电站设备正常且可靠运行的一项日常工作^[1]。通过对变电站设备的日常巡检,记录设备的运行参数,能够掌握设备的运行情况,及时发现设备存在的安全隐患,预防事故发生,保证设备安全稳定运行^[2]。目前国内大多数变电站仍采用人工巡检的方式,其劳动强度大,工作效率低,在恶劣天气下巡检会受且存在安全隐患。

变电站巡检机器人指用于变电站设备巡视检测的特种移动机器人^[3],现今国内外使用的变电站巡检机器人大多为轮式移动机器人,主要完成对设备的常规巡视和信息采集。变电站巡检机器人想要代替人进行巡检,首先需要解决的就是机器人的运动规划问题,即定位、导航和路径规划问题。移动机器人概率定位^[4]利用先验环境地图信息、前一时刻位姿估计以及传感器的观测信息,经过一系列的处理和变换,产生对当前位姿的估计,从而确定其在工作环境中所处位置。基于粒子滤波的蒙特卡罗定位(Monte Carlo Localization, MCL)^[5]是现今机器人领域主流的定位算法,该算法由生成

粒子、利用系统模型预测状态、更新粒子权重、重采样、计算状态变量估计值 5 个步骤组成,能有效地求解高度非线性、非高斯动态系统的状态递推估计等问题,但是其缺点是无法解决机器人绑架问题或全局定位丢失恢复的问题。为了解决蒙特卡罗定位在定位过程中的缺陷,Thrun 等^[6]提出了增强蒙特卡罗定位(Augmented MCL)算法,通过添加随机样本来解决机器人绑架问题。但是如果算法无法快速解决绑架问题,添加随机样本可能会导致粒子集扩展。Zhang 等^[7]提出了一种使用自适应样本的改进蒙特卡罗定位(Self-Adaptive Monte Carlo Localization, SAMCL),该算法能够处理机器人绑架问题、位姿跟踪及全局定位问题。Chen^[8]针对 AMCL 算法存在的全局定位失效和绑架机器人问题,提出了改进的 AMCL 算法,将融合 UWB 与惯导的室内定位结果作为原算法的参考位姿,并将定位误差模型作为恢复过程中粒子的采样模型,解决了原 AMCL 算法的全局定位失效和绑架问题。Jia^[9]针对 AMCL 算法的机器人绑架问题,引入了 WIFI 定位算法进行辅助定位,一定程度上解决了机器人绑架问题。Yang^[10]使用 ORB 算法对静态全局地图和实时局部地图做关键点检测,通

基金项目:国家自然科学基金委员会-中国工程物理研究院联合基金(NSAF 联合基金)(U1730105)

This work was supported by the Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China and China Academy of Engineering Physics (U1730105).

通信作者:马磊(malei@swjtu.edu.cn)

过匹配关键点计算出机器人在全局地图中的位姿,并在该位姿处生成新的采样粒子,提高了 AMCL 的全局定位能力。

2 巡检机器人硬件框架

如图 1 所示,巡检机器人上搭载各类传感器,用于采集数据。其中,红外摄像头、可见光传感器、云台等配合用于获取变电站设备的信息并通过交换机上传给图像处理后台;工控机连接激光雷达以完成机器人的建图、定位。

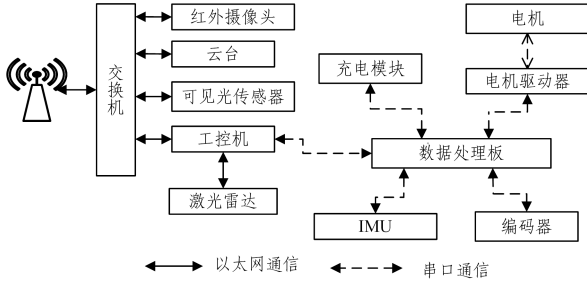


图 1 巡检机器人硬件结构图

Fig. 1 Inspection robot hardware structure

数据处理板首先获取底层 IMU 及编码器的数据以完成机器人行走里程数据的测量,其次可以控制充电模块继电器的开启及关闭,以实现机器人自主充电,最后通过接受工控机的速度指令并将其下发给电机驱动器以完成对小车的速度控制。

3 定位

3.1 AMCL 算法

移动机器人系统的运动状态方程和观测方程可表示为:

$$x_t = f_t(x_{t-1}, u_{t-1}) \quad (1)$$

$$z_t = h_t(x_t, v_t) \quad (2)$$

其中, $x_t \in R^{n_x}$ 表示系统在 t 时刻的运动状态; $z_t \in R^{n_z}$ 表示系统在 t 时刻的观测信息; f_t, h_t 分别表示系统的运动状态转移函数和观测函数; u_t, v_t 分别表示系统的控制噪声和观测噪声。

移动机器人定位问题可描述为通过获取传感器的观测信息 z_t 来估计机器人运动状态 x_t 的后验概率密度 $p(x_t | z_{1:t})$ 。MCL 算法通过以下 5 个步骤完成对机器人运动状态 x_t 的估计。

(1) 预测。根据巡检机器人的运动模型(式(1))及 $t-1$ 时刻的概率密度估计出 t 时刻机器人运动状态 x_t 出现的概率:

$$\begin{aligned} p(x_t | z_{1:t-1}) &= \int p(x_t, x_{t-1} | z_{1:t-1}) dx_{t-1} \\ &= \int p(x_t | x_{t-1}, z_{1:t-1}) \times p(x_{t-1} | z_{1:t-1}) dx_{t-1} \\ &= \int p(x_t | x_{t-1}) \times p(x_{t-1} | z_{1:t-1}) dx_{t-1} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $p(x_t | x_{t-1})$ 由式(1)决定, $p(x_{t-1} | z_{1:t-1})$ 假设已知。

(2) 更新。利用激光雷达传感器 t 时刻的观测数据 z_t 对 $p(x_t | z_{1:t-1})$ 进行修正,得到后验概率 $p(x_t | z_{1:t})$:

$$\begin{aligned} p(x_t | z_{1:t}) &= \frac{p(z_t | x_t, z_{1:t-1}) p(x_t | z_{1:t-1})}{p(z_t | z_{1:t-1})} \\ &= \frac{p(z_t | x_t) p(x_t | z_{1:t-1})}{p(z_t | z_{1:t-1})} \end{aligned} \quad (4)$$

其中,归一化常数:

$$p(z_t | z_{1:t-1}) = \int p(z_t | x_t) p(x_t | z_{1:t-1}) dx_t \quad (5)$$

(3) 重要性采样。式(3)一式(5)中均含有积分项,对于巡检机器人系统,很难求得后验概率的解析解,利用蒙特卡洛采样可以代替计算后验概率。从提议分布 $q(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, z_t)$ 中,采集粒子 $x_t^{(i)}$ 形成粒子集 S_t ,然后根据式(6)递归计算每个粒子的权重 $w_t^{(i)}$:

$$w_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(z_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)}, z_t)} \quad (6)$$

其中,粒子权重 $w_t^{(i)}$ 满足归一化条件:

$$\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1 \quad (7)$$

其中, N 为粒子集中包含的粒子总数。

(4) 重采样。重要性采样会导致粒子退化问题,多次迭代后状态空间中的有效粒子急剧减少,导致估计性能下降。采用重采样可以抑制粒子退化。重采样思想为通过抑制或剔除权重小的粒子,并按照权重大小复制权重大的粒子,通过对粒子集进行重新采样,产生新的粒子集 $S_t' = \{x_t^{(j)}, w_t^{(j)} = 1/N\}_{j=1}^N$ 。

(5) 状态估计。机器人的状态估计通过求解当前状态的期望值得求:

$$E[f(x_t)] \approx \frac{\sum_{i=1}^N W_t(x_t^{(i)}) f(x_t^{(i)})}{\sum_{i=1}^N W_t(x_t^{(i)})} \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} W_t(x_t) &= \frac{p(z_{1:t} | x_t) p(x_t)}{q(x_t | z_{1:t})} \propto \frac{p(x_k | z_{1:t})}{q(x_t | y_{1:t})} \\ f(x) &= \delta(x_n - x_n^{(i)}) \end{aligned}$$

自适应蒙特卡洛定位 (AMCL) 算法在 MCL 算法的基础上,在重采样过程中引入了随机采样及 KLD 采样^[8]。在重采样过程中,随机采样以 $\max\{0, 0.1, 0 - w_{\text{fast}}/w_{\text{slow}}\}$ 概率增加粒子, $w_{\text{fast}}, w_{\text{slow}}$ 可由下式求得:

$$\begin{aligned} w_{\text{avg}} &= w_{\text{avg}} + \frac{1}{N} w_t^{(i)} \\ w_{\text{slow}} &= w_{\text{slow}} + \alpha_{\text{slow}} (w_{\text{avg}} - w_{\text{slow}}) \\ w_{\text{fast}} &= w_{\text{fast}} + \alpha_{\text{fast}} (w_{\text{avg}} - w_{\text{fast}}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\alpha_{\text{slow}}, \alpha_{\text{fast}}$ 分别为估计长期和短期的指数滤波器的平均衰减率。

3.2 AMCL 算法在工程应用中的问题

ROS 中的 AMCL 节点实现了上述的 AMCL 算法,但在实际工程应用中其存在以下问题。

(1) AMCL 算法接受激光雷达及里程计数据,如果里程计变化量 Δs 大于阈值 S_{th} ,则更新定位值 x_t 。当 Δs 与机器人实际位置变化 Δx 相差较大时, x_t 不更新将导致定位出现较大的误差。

(2) 重采样过程中,当粒子收敛到局部,此时若 v_t 较大,将导致 x_t 突变,算法将无法再收敛到最优值。

(3) 当机器人巡检速度过快时,定位状态的更新速度无法与运行速度相匹配,导致定位丢失。

3.3 AMCL 算法改进

针对于问题(1)和问题(2),做以下改进:定期进行动态撒粒子,即当时间变化量 Δt 等于设定周期 T_{th} 时,获取 $x_t^{(i)}$, $w_t^{(i)}$,使得:

$$E[f(x_t)] = \sum_{i=1}^N x_t^{(i)} w_t^{(i)} \quad (10)$$

其中, $E[f(x_t)]$ 为粒子的位姿期望值。更新粒子位姿信息,使得:

$$w_i^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\{x_i^{(i)} - E[f(x_t)]\}^2}{2}\right) \quad (11)$$

对于问题(3),解决方案为:根据机器人实际运行速度 V_t 及激光匹配置信度 C_t , 决定撒粒子模式。当 $V_t > 0.4$ 或 $C_t < 6.5$ (定位不可信) 时, 采用上述的动态撒粒子的方式, 当 $V_t < 0.4$ 或 $C_t > 6.5$ 时, 获取 $N/2$ 个粒子的 $x_t^{(i)}$ 和 $w_t^{(i)}$, 计算 $E[f(x_t)]$, 并更新此 $N/2$ 个粒子的位姿及权重信息。

4 重定位算法

在工程调试中, 机器人曾出现以下两种情况: 1) 机器人定位偏差较大时无法短时间内自主调整回来; 2) 当工控机死机重启后定位算法无法在短时间内恢复定位。

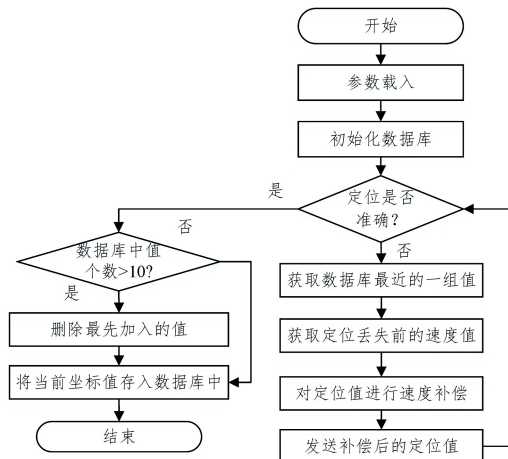


图2 重定位算法流程图

Fig. 2 Flow chart of relocation algorithm

对 AMCL 算法进行分析发现: 对于情况(1), 当机器人定位偏差过大时, 粒子收敛于错误的位置上, 虽然通过动态撒粒子能够在一定程度上调整位姿, 但调整消耗的时间过长; 对于情况(2), AMCL 算法启动时需要获取机器人的初始位姿, 当无初始位姿时, 粒子随机撒在整个地图上, 当地图较大时需要花费很长的时间才能收敛到正确位置。针对这两种情况, 本文提出了一种基于数据库的重定位算法, 如图 3 所示, 实现了机器人定位丢失后迅速找回定位, 提高了机器人运行效率。

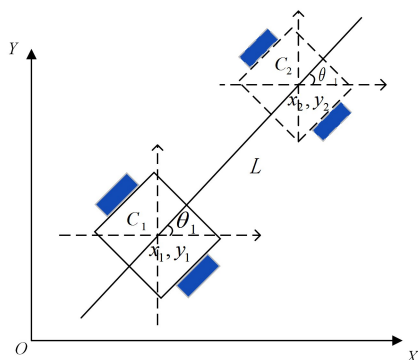


图3 定位丢失示意图

Fig. 3 Loss of positioning

机器人软件模块运行于 ubuntu 系统, 故重定位算法采用轻量化数据库 sqlite 用于存储定位值。第一次运行重定位算法时, 需要新建数据库和数据表, 在后续的运行过程中无需再次建立数据库, 数据表由四列数据组成, 分别为 $Time, x, y, z$,

其中 $Time$ 用于记录该行的值加入到数据库的时间, x, y, z 用于表示机器人的位姿。重定位算法根据 AMCL 算法给出的定位置信度来判断定位是否准确。当定位状态准确时, 为了减少数据库占有的空间开销, 通过参数将数据库存储的个数设置为 10, 当数据库中值的个数大于 10 时, 根据 $Time$ 的大小, 删除 $Time$ 值最小的一行, 然后再将 AMCL 给出的坐标值存储到数据库中。

如图 3 所示, 机器人在状态 C_1 时发生定位丢失, 坐标值为 (x_1, y_1, θ_1) , 由于定位状态信息发布的频率限制, 无法及时地获取到定位丢失的状态, 机器人将继续沿 θ_1 角度向前行驶直至导航模块获取到定位丢失状态, 此时机器人已经行驶到坐标值 (x_2, y_2, θ_2) , x_2, y_2 和 x_1, y_1 满足:

$$x_2 = x_1 + v * t * \cos \theta_1 \quad (12)$$

$$y_2 = y_1 + v * t * \sin \theta_1$$

其中, v 为机器人定位丢失时的线速度值, t 为机器人定位丢失到导航模块接收到定位丢失状态的时间。设速度补偿后的坐标值为 (x_3, y_3, θ_3) , 其满足式(13):

$$x_3 = x_1 + v * t' * \cos \theta_1$$

$$y_3 = y_1 + v * t' * \sin \theta_1$$

$$\theta_3 = \theta_1 \quad (13)$$

使 $x_3 = x_2, y_3 = y_2$ 则可以恢复定位, 式(12)和式(13)中速度值相同, 而时间 t 无法准确地获取, 故无法使 $t = t'$, 采用近似的方法使 $t \approx t'$, 使 $t' = n * 0.5 (n = 1, 2, 3, 4, 5 \dots)$, 由于改进后的 AMCL 算法能够动态撒粒子, 具有一定的调节能力, 因此当 $x_3 \approx x_2$ 且 $y_3 \approx y_2$ 时, AMCL 算法也能够恢复定位。图 4(a) 表示机器人在行进过程中遇到噪声定位丢失的情况; 图 4(b) 表示依靠重定位方法恢复定位后的示意图; 图 4(c) 表示原生 AMCL 代码在机器人重启后的撒粒子情况, 由于工控机性能限制, 采用的粒子数量较少, 粒子十分稀疏地分布在 $40 * 40 \text{ m}$ 的地图上; 图 4(d) 表示采用重定位方法后的撒粒子情况, 可以看到粒子收敛于正确位姿上。

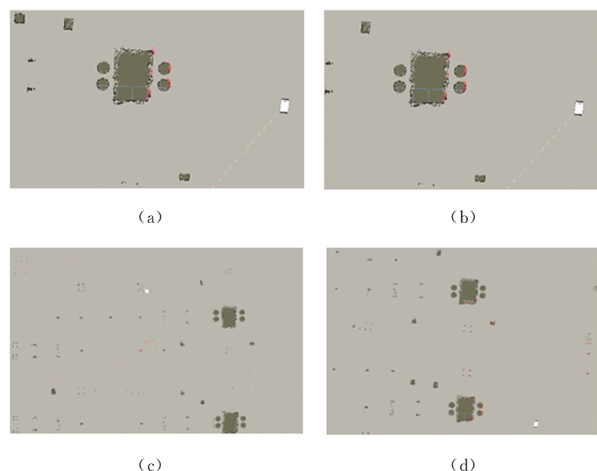


图4 采用重定位方法的 AMCL 定位恢复效果与原始 AMCL 算法示例对比

Fig. 4 Comparison of AMCL positioning recovery effect with relocation method and original AMCL algorithm

5 变电站实验

分别采用原始 AMCL 算法及改进后的 AMCL 算法进行

实验测试,实验平台为装载 SICK511 激光雷达传感器的巡检机器人,巡检机器人为四轮驱动,采用橡胶轮胎,算法运行于工控机,工控机搭载 2.0 GHz 的 Intel Celeron 四核 J1900 处理器,内存为 4GB,工控机安装 Linux(Ubuntu14.04)操作系统和 Indigo 版本的 ROS(Robot Operating System),于剑门关变电站室外环境进行测试。图 5 为巡检机器人在直行过程中人为地给出噪声,导致机器人定位丢失,分别采用原始 AMCL 算法以及改进的 AMCL 算法(引入重定位算法)得到的 y 轴坐标值的变化,可以看出改进后的 AMCL 算法在定位丢失后恢复定位仅用了 2.6 s,而原始 AMCL 算法在定位丢失后花费了 6.3 s 才恢复定位。根据测试样本分别求得两种算法的平均恢复时间和最大恢复时间。

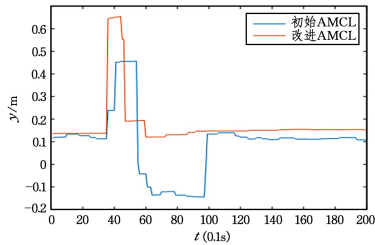


图 5 改进 AMCL 算法与原始 AMCL 算法对比

Fig. 5 Comparison between improved AMCL algorithm and original AMCL algorithm

表 1 两种算法对比测试数据

Table 1 Comparative test data of two algorithms

	(单位:s)	
	原始算法	改进算法
平均恢复时间	6.38	2.73
最大恢复时间	900	120

从表 1 中可以看出,改进后的 AMCL 算法恢复定位的平均时间仅需 2.73s,优于原始 AMCL 算法,同时在某些极端情况下(如工控机死机),原始 AMCL 算法需要 10min 左右才能恢复定位,而改进后的 AMCL 算法仅需 2min 即可恢复定位,这其中还包括工控机启动及程序启动所需的时间约 30s。

在剑门关变电站室外环境下对机器人利用改进后的 AMCL 算法进行定位测试,通过在地面进行标定来测量 4 个轮子的位置,然后求得车的中心点坐标以及车身的偏角。室外实验所得数据如图 6 所示。根据测试样本分别求得两种算法的平均恢复时间和最大恢复时间,如表 2 所列。

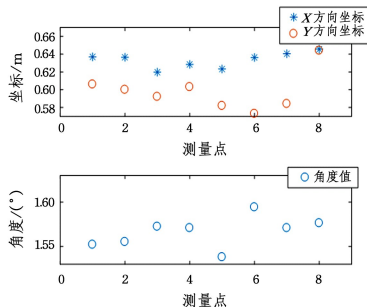


图 6 改进 AMCL 算法定位精度测试

Fig. 6 Positioning accuracy test of the improved AMCL algorithm

从表 2 中可以看出,机器人 X 轴的平均误差为 0.73 cm,最大误差为 1.37 cm;而 Y 轴方向由于测试时车体平行于墙的方向,特征点较为单一导致定位精度有所下降,Y 轴的定位平均误差为 1.53 cm,最大误差为 4.60 cm,能够满足变电站巡

检机器人的日常巡检。

表 2 室外测试误差数据

Table 2 Outdoor test error

	X/cm	Y/cm	角度/(°)
平均误差	1.37	1.53	1.6173
最大误差	0.73	4.60	0.7652

结束语 本文研究了变电站巡检机器人的软硬件设计,针对 2D 激光雷达定位算法 AMCL 在实际工程应用中的不足进行了总结并提出了相应的解决方案,解决方案在现场测试通过。在此基础上,文中还分析了机器人定位恢复无法重定位的原因,并提出了一种基于数据库的重定位算法,测试结果表明,基于数据库的重定位方法能够使巡检机器人在定位丢失后较快恢复定位,能够在室外进行有效工作。

参考文献

- [1] ZHANG P C, GAO X. Digital Substation System Structure[J]. Power System Technology, 2006, 30(24): 73-77.
- [2] XU H M. Design and implementation of substation inspection system based on Pocket PC and. NET platform [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2006.
- [3] CHEN Y. Design and implementation of global path planning for substation intelligent inspection robot [D]. Jinan: Shandong University, 2015.
- [4] THRUN S, FOX D, BURGARD W, et al. Robust Monte Carlo Location for mobile robot [J]. Artificial Intelligence, 2001, 128(1/2): 99-141.
- [5] KWON T B, SONG J B, JOO S H. Elevation moment of inertia: A new feature for Monte Carlo localization in outdoor environment with elevation map. [J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(27): 371-386.
- [6] THRUN S, BURGARD W, FOX D. Probabilistic Robotics[M]. MIT Press, 2005.
- [7] ZHANG L, ZAPATA R, LÉPINAY P. Self-adaptive Monte Carlo localization for mobile robots using range finders[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE Press, 2009.
- [8] CHEN N. Research on indoor navigation system based on UWB and inertial navigation fusion [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [9] JIA Y Y. Research on indoor positioning method of mobile robot based on ROS system[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2019.
- [10] YANG J Z. Optimization of Positioning and Path Planning Algorithm for Indoor Mobile Robot[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.



LI Zhong-fa, born in 1996, postgraduate. His main research interests include robot control and so on.



MA Lei, born in 1972, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include control engineering and control theory.