

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.05.003

基于 AMC 算法的变电站巡检机器人地图创建与定位

谢林枫¹, 蒋超¹, 孙秋芹², 王昊炜³, 宋庆武¹, 官国飞¹

(1. 江苏方天电力技术有限公司, 江苏 南京 211100;

2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;

3. 国网江苏省电力有限公司镇江供电分公司, 江苏 镇江 212004)

摘要:变电站的设备巡检工作对于保证供电可靠性起着至关重要的作用,传统的人工巡检方式效率低,工作量大,难以取得理想的结果。机器人巡检已成为智能电网未来发展的趋势。文中研究变电站巡检机器人实时定位和地图创建(SLAM),根据巡检业务特征实现SLAM建模,提出一种基于自适应蒙特卡洛(AMC)算法的巡检机器人SLAM方法,考虑变电站实际环境动态和巡检机器人特征的复杂性,实现机器人二维地图的创建和实时定位。仿真结果表明,基于AMC的巡检机器人SLAM定位精度更高,针对不同过程噪声的抗干扰性更强,更适用于变电站巡检机器人的SLAM问题解决和实践应用。

关键词:变电站巡检;巡检机器人;地图创建与实时定位;蒙特卡洛;AMC

中图分类号:TM764

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)05-0016-08

0 引言

变电站设备巡检是保障变电站安全运行的基础。随着计算机技术的发展,变电站巡检呈现出智能化、无人值守的趋势^[1]。传统的人工巡检方式由于巡检人员的业务水平、执行能力、工作状态、劳动强度等客观因素的制约,已出现误检或漏检现象,造成经济损失和运行安全风险。以巡检机器人代替人工巡检,是电力行业的一次技术性革命^[2]。将机器人的非接触式监控与变电站“四遥”系统的接触式监控相结合,从而实现变电站的全天候监控,进而可有效减少变电站的误检或漏检^[3-5],提高电力系统自动化水平,极大增强变电站的运行安全性与供电可靠性^[6-7]。因此,机器人巡检必将成为智能电网未来发展趋势。

巡检机器人实时定位和地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM)是限制巡检机器人大规模推广应用的瓶颈。前期的主动导航定位方法有基于以机器视觉和三维地图^[8]、射频识别技术^[9]、分层控制方案^[10]等,定位精度虽然较传统方法更加精确,然而大多数研究方法存在着视觉特征点的不变性^[11]、计算迭代量^[12]之间的复杂性以及位置信息不准确等缺点。近年来,基于滤波算法的SLAM方法研究取得了一定的进展,可明显减少巡检机器人的工作计算量、复杂度及改善误差的鲁棒性^[13-14]。一般SLAM的实现方法有卡尔曼滤波器

法(Kalman filter, KF)^[15]、局部子地图法^[16]、去相关法^[17]和分解法^[18](Fast-SLAM),但这些方法都存在一定的局限性。由于变电站实际环境动态和巡检机器人特征的复杂性,上述方法都难以取得理想的结果,因此提出了基于自适应蒙特卡洛(adaptive monte carlo, AMC)算法的巡检机器人全局地图创建与定位研究,旨在增强抗干扰能力和提升定位结果的精确程度。

针对SLAM的内容和业务需求开展建模,实现机器人位姿和环境中路标位置的估计,提出了基于AMC的巡检机器人全局地图创建与定位算法,利用粒子滤波器使移动机器人在二维环境下进行全局定位,并修复本地故障。通过算例仿真验证了所提算法在巡检机器人SLAM的应用,提升了巡检机器人高效性和精确性,为其在变电站等环境中的应用提供了强有力的理论支撑。

1 SLAM 概述

1.1 SLAM 的定义

SLAM问题可描述为:移动机器人在未知环境中发生位姿变化,创建增量式地图^[13],同时在变化过程中,根据传感器数据估计自身所在的位置,从而实现移动机器人的导航。实现SLAM主要有两部分关键内容,即定位和建图。

(1) 定位:移动机器人需要找到自身在环境中位置;

(2) 建图:移动机器人需要对自身所处的环境进行特征描述,并建立环境地图。

收稿日期:2019-03-20;修回日期:2019-04-30

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507058)

移动机器人的 SLAM 目标为机器人在定位的同时建立环境地图。移动机器人的地图创建离不开精确定位,精确定位依赖于创建地图,二者互相影响。将移动机器人置于陌生环境,它无法像人一样瞬间辨识周围物体,只能通过自身传感器感知周围环境、获取环境信息,渠道有限,这影响着定位的准确性。地图和定位两者只要具备其一,另外一个未知量便会很快得知。

利用现有技术解决上述难题,可分为 2 类:一是以卡尔曼滤波为基础,利用机器人内部的里程计等传感器获取定位,将多个传感器获取的信息进行融合,该方法虽然能够减小定位误差,但是只涉及内部传感器,大量信息获取会使累积误差较大;二是移动机器人的内外传感器兼并,外部传感器获取环境信息,内部传感器获取里程、位姿信息,将二者的信息进行融合和校正,能够减小累积误差。文中采用内外传感器兼用的方式研究变电站巡检机器人的创建地图与定位。

1.2 SLAM 建模

为了解决巡检机器人的定位和建图问题,需要建立模型来分析巡检机器人的运动以及与周围环境的相对位置等关系。巡检机器人本身配置了多种传感器,内部的传感器用于确定巡检机器人自身的运动和位姿等状况,而外部的传感器用于分析机器人周围的物理环境和相对位置等信息。激光扫描仪作为外部传感器用于检测机器人路径和障碍物方位,通过对各种传感器采集到的信息进行分析处理,可以实现巡检机器人的定位和建图。首先,将巡检机器人周围的障碍物划分为若干点的集合,称为路标。设定某巡检机器人在陌生环境运动,同时激光扫描仪发射出无数条旋转光束。根据传感器采集收集得到的信息进行机器人位姿和环境中路标位置的估计,如图 1 所示。

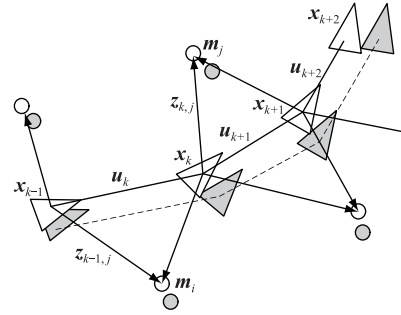
图 1 中, \mathbf{x}_k 为巡检机器人的位姿矢量; \mathbf{u}_k 控制矢量; \mathbf{m}_i 第 i 个路标的位姿矢量; \mathbf{z}_{ik} 巡检机器人在 k 时刻观测第 i 个障碍物(若某一时刻同时观测多个障碍物,或观察到范围外的障碍物路标时,简单记为 \mathbf{z}_k)。

从概率角度看,SLAM 问题是求概率分布,即:

$$p(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{x}_0, \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{m} = \{\mathbf{m}_0, \mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_n\}$ 为所有路标的集合,称为地图; $\mathbf{Z}_{0:k} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_k\} = \{\mathbf{z}_{0:k-1}, \dots, \mathbf{z}_k\}$ 为路标观测的集合; $\mathbf{U}_{0:k} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\} = \{\mathbf{u}_{0:k-1}, \dots, \mathbf{u}_k\}$ 为控制输入的历史数据。

假设 k 时刻系统的状态变量为:



→ 为实际观测方向;
△, △ 分别为巡检机器人实际方位和预测方位;
○, ○ 分别为路标实际位置和预测位置;
—, --- 分别为巡检机器人实际路线和预测路线

图 1 SLAM 问题的模型

Fig.1 The model of SLAM problem

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = [\mathbf{X}_r^T(k), \mathbf{X}_i^T(k)]^T \\ \mathbf{X}_r(k) = [x_r(k), y_r(k), \theta_r(k)]^T \\ \mathbf{X}_i^T(k) = [x_1(k), \dots, x_n(k)]^T \\ \quad \quad \quad [(x_1(k), y_1(k)), \dots, (x_n(k), y_n(k))]^T \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_r(k)$ 为机器人位置和姿态; $\mathbf{X}_i^T(k)$ 为此时所能观测到的 n 个路标位置,每一对 (x, y) 对应一个路标。SLAM 的核心是估计机器人位姿和环境中路标位置,即对 $\mathbf{X}(k)$ 的估计。

由于受到内外部综合因素影响,系统的先验状态估计是不准确的。借助传感器测得的实际距离值计算后验概率分布:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k, \mathbf{u}_k) \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_k 为从 1 到 k 时刻系统的状态; \mathbf{Z}_k 为 1 到 k 时刻传感器的观测值; \mathbf{u}_k 为 1 到 k 时刻机器人的给定控制量。

预测步中,假设 $k-1$ 时刻后验概率已知,则:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k, \mathbf{u}_k) = \int p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{u}(k)) p(\mathbf{X}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (4)$$

更新步中, k 时刻获得新观测量 $Z(k)$, 利用系统测量模型更新先验概率,则:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k, \mathbf{u}_k) = p(\mathbf{X}_k | Z(k), u(k), \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) = \frac{p(Z(k) | \mathbf{X}_k, u(k), \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) p(\mathbf{X}_k | u(k), \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})}{p(Z(k) | u(k), \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})} \quad (5)$$

按照马尔可夫假设, $Z(k)$ 条件独立于 \mathbf{Z}_{k-1} 与 \mathbf{u}_k , 仅与 $\mathbf{X}(k)$ 相关,即:

$$p(Z(k) | \mathbf{X}_k, u(k), \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) = p(Z(k) | \mathbf{X}(k)) \quad (6)$$

因此:

$$\frac{p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k, \mathbf{u}_k) \stackrel{\text{Markov}}{=} p(\mathbf{Z}(k) | \mathbf{X}(k))p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_k)}{p(\mathbf{Z}(k) | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_k)} = \eta p(\mathbf{Z}(k) | \mathbf{X}(k))p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (7)$$

其中, Markov 为随机过程的专有名词表示。

2 基于 AMC 的巡检机器人全局地图创建与定位算法

巡检机器人 SLAM 以概率为基础的定位已逐渐得到应用^[19-20],文中提出的基于 AMC 的巡检机器人全局地图创建与定位,结合了巡检机器人运动、传感器模型,采用若干带权重的粒子作为样本代表概率随机分布,从而能够评估非线性非高斯的过程^[21-22],出现很多轨迹预测模型,比以往的预测方式更准确。

2.1 AMC 算法概述

从数学角度看,蒙特卡罗粒子滤波可以看成是一个积分算法^[23]。假设要算出 $f(x)$ 在定义域 $[a, b]$ 范围的积分值, $f(x)$ 在定义域范围里的最大值 f_{\max} ,首先要估计一个比 f_{\max} 还要大的 c ,接着需要反复在 $[a, b]$ 和 $[0, c]$ 范围内分别选取任意数,进行 $[a, b] \times [0, c]$ 计算,得到多对任意数 (e, f) ,并判断 f 与 $f(e)$ 的大小,统计 $f < f(e)$ 的数量 n 。当产生点的数量 N 足够大时计算出 $(n/N) \times (b-a) \times c$,这就是函数 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 内的积分值。

在 AMC 算法中,取 $s=0$,并从范围 $[a, b]$ 中取 N 个随机数 e ,赋值: $s += f(e)/N$,当 N 足够大时,计算 $s \times (b-a)$,这就是 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 的积分值。这种方法的优点在于:(1) 在二维区域计算,维数减少,则产生随机数耗时减少;(2) 相对精度更高,明显提高运算效率;(3) 求解范围更大。

用于变电站智能巡检机器人定位方面,主要表现为:(1) 维数减小,提高抽取样本节点的效率;(2) 定位的精度更高,位姿能够及时更新;(3) 机器人的环境范围局限性较小。

2.2 基于 AMC 的巡检机器人 SLAM 算法

基于 AMC 的定位利用粒子滤波器使移动机器人在二维环境中进行全局定位,并修复本地故障。以现有地图为基础,采用粒子滤波器,描述移动机器人的位姿变化,主要包括以下 2 个阶段。

(1) 预测阶段。选择一个估计密度 $q(x)$ 来代替难以采样的真实概率密度 $p(x)$,则自适应蒙特卡罗积分问题可以转变为:

$$\int f(x)p(x) = \int f(x) \frac{p(x)}{q(x)} q(x) dx \quad (8)$$

式中: $p(x)$ 为实际密度; $q(x)$ 为代替 $p(x)$ 的估计密度。假设 $q(x)$ 的定义域大于等于 $p(x)$ 的定义域。

利用多个 $q(x)$ 加权来近似,即:

$$\hat{f} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_p} \omega(X^{(i)}) f(X^{(i)}) \quad (9)$$

式中: N_p 为采样粒子个数; $\omega(X^{(i)}) = p(X^{(i)})/q(X^{(i)})$,为权重。由于 $p(x)$ 归一化是未知的,应满足

$\sum_{i=1}^{N_p} \omega(X^{(i)}) = 1$,则:

$$f = \frac{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \omega(X^{(i)}) f(X^{(i)})}{\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \omega(X^{(i)})} = \sum_{i=1}^{N_p} \tilde{\omega}(X^{(i)}) f(X^{(i)}) \quad (10)$$

式中: $\tilde{\omega}(X^{(i)})$ 为归一化权重。

(2) 滤波阶段。假设在 k 时刻的节点获得 20 个粒子的采样集合为 $\{P_1, P_2, \dots, P_{20}\}$,假设只有 P_1, P_2, P_4, P_5, P_6 的待测点区域能够构成封闭图形,则其他采样粒子可以去除。剩下的 5 个粒子面积大小为 $S_{P_1}, S_{P_2}, S_{P_4}, S_{P_5}, S_{P_6}$,依据面积可得到 5 个粒子的密集程度权值为:

$$W_k^i = \frac{S_{P_i}}{\sum S_{P_i}} \quad i = 1, 2, 4, 5, 6 \quad (11)$$

根据粒子 P_1, P_2, P_4, P_5, P_6 的权值 $W_k^1, W_k^2, W_k^3, W_k^4, W_k^5$,可得到节点采样集合与真实位置的相关程度 \hat{W}_k^i :

$$\hat{W}_k^i = \alpha W_k^i + \beta W_k^i \quad i = 1, 2, 4, 5, 6 \quad (12)$$

式中: α 为粒子密度与定位精度的相关系数; β 为权值与定位精度的相关系数,在理想情况下 $\alpha = \beta = 0.5$ 。最后取 $\hat{W}_{k, \max}^i$ 值相对应的粒子位置作为节点的位置,具体流程如图 2 所示。

3 仿真测试

3.1 仿真环境

根据 AMC 算法原理,在 Matlab 中构建区域环境,仿真参数和环境如表 1 和图 3 所示。图 3 中的路标位置为随机分配得到的。

3.2 定位精度分析

仿真中节点初始值设置为真实值,定位误差为零。每到一个新时刻,在不超出区域范围内条件下,200 个节点需要按照随机路点 (random way point, RWP) 模型移动一次。移动结束后,分别利用 MC 算法和 AMC 算法对节点进行预测、校正、重采

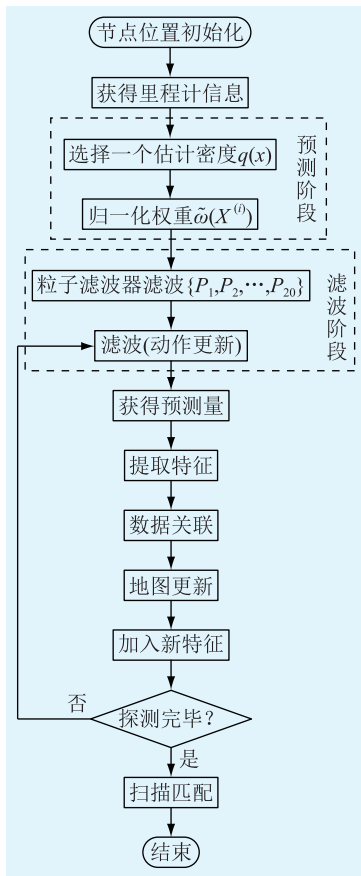


图2 基于 AMC 的巡检机器人 SLAM 算法
Fig.2 Patrol robot SLAM algorithm based on AMC

表 1 基于 AMC 的定位精度分析仿真参数
Table 1 Location accuracy analysis and simulation parameters based on AMC

参数	数值
运动环境面积/m ²	200×200
通信半径/m	50
移动节点	200
路标	20
节点移动的最大速度 $v_{max}/(m \cdot s^{-1})$	20
节点移动步数 step	60
采样范围确定后,估计位置扩大倍数	3
每个采样范围内的最大采样次数	200

样、滤波处理,再计算出 200 个节点的定位误差,取其平均值作为一次移动完成后的定位误差。60 次移动结束后,得到误差平均值如图 4 所示。明显可见,AMC 精度优于 MC,定位误差更小。

仿真中存在一些无法得到定位的节点,图 4 是节点运动 60 步后,每一步定位时无法定位节点的数目。在节点运动各阶段,基于 AMC 的定位方法无法定位的节点数目均低于 MC。如以 60 次不能定位的节点数目均值而言,MC 算法约为 4.449 个,节点定位覆盖率为 97.8%;而 AMC 算法约为 1.441 个,节

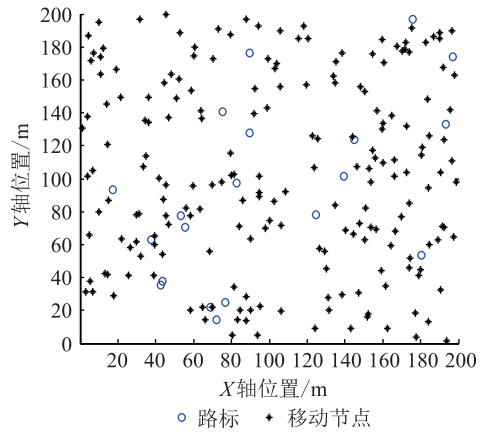


图3 定位精度分析的仿真环境
Fig.3 Simulation environment for positioning accuracy analysis

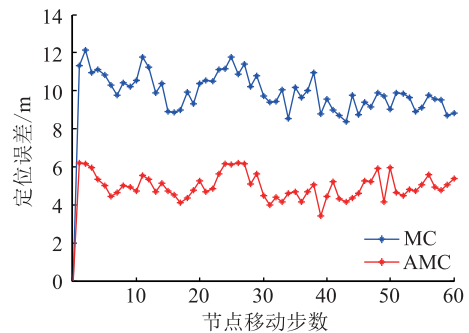


图4 MC 和 AMC 定位误差对比
Fig.4 Comparison of positioning errors between MC and AMC

点定位覆盖率为 99.3%。这主要是因为随着滤波条件的放宽,导致相同采样次数下满足条件的采样粒子数目增加,引起可定位节点数目增加。仿真结果表明,AMC 算法中无法定位节点数目明显减少,相应地验证了可定位节点数据的增加,见图 5。

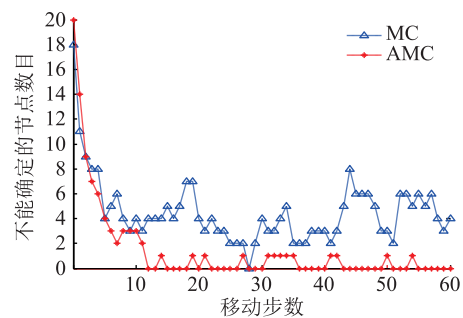


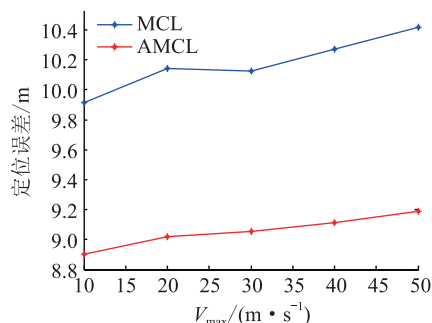
图5 无法定位的节点数目对比
Fig.5 Comparisons of the number of unpositioned nodes

(1) v_{max} 对定位误差的影响。仅改变节点移动最大速度 v_{max} ,利用 MC 算法和 AMC 算法分别进行节点定位仿真,如表 2 和图 6 所示。

由图 6 可知,随着 v_{max} 增大,基于 MC 的定位误差逐渐增大。当 v_{max} 增加到 40 m/s 时,定位误差高

表2 改变 v_{\max} 的节点定位精度变化Table 2 Change of node location accuracy of v_{\max}

节点速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	定位误差/m		误差降 低/%
	MC	AMC	
10	9.914 41	8.903 58	10.2
20	10.143 14	9.018 82	11.1
30	10.125 56	9.051 94	10.6
40	10.271 22	9.110 58	11.3
50	10.415 09	9.190 83	11.7

图6 v_{\max} 对定位误差的影响Fig.6 Influence of v_{\max} on positioning error

达 10.2 m。当节点最大移动速度 v_{\max} 增加到 50 m/s 时,由于采样粒子的数量过小,MC 算法不断地进行重复采样,造成定位时间过长,且定位误差较大。而基于 ACM 的定位随着节点最大移动速度 v_{\max} 的增加,定位误差增加速度较为缓慢。当 v_{\max} 达到 40 m/s 时,定位误差仅为 9.29 m,平均定位误差下降了约 11% 左右。总体看来,基于 AMC 的定位误差始终低于 MC 算法,因此在节点最大移动速度 v_{\max} 变化过程中,基于 AMC 算法定位精度比 MC 算法要高。

(2) 采样数量不同对定位误差的影响。仅改变采样粒子数目,分别取 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250, 300 个粒子,采用 MC 和 AMC 算法分别对节点进行定位,用算法得到的估计位置和实际位置之间的欧式距离与通信半径的比值来表示定位误差的百分比,如图 7 所示。

由图 7 可知,当采样粒子数目不同时,MC 算法的移动节点定位误差总是比 AMC 算法的误差大。当粒子数目小于 10 个时,MC 算法的移动节点定位误差过大。而对于 AMC 算法而言,即使粒子数目很少,定位误差也不超过 20%。当采样粒子数大于 200 个时,MC 算法中的有效采样率降低,移动节点定位误差逐渐增大。而随着采样粒子数的增多,基于 AMC 算法的定位误差维持在 10% 左右,逐渐趋于一个稳定状态。

3.3 抗干扰性分析

通过 Matlab 构建基于 MC 和 AMC 算法抗干扰

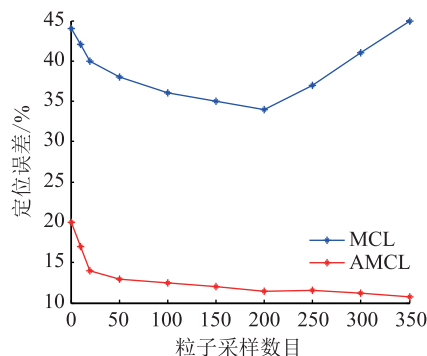


图7 采样粒子数目对定位精度的影响

Fig.7 Effect of sampling particle number on location accuracy

性研究的仿真环境,仿真参数和环境分别如表 3 和图 8 所示。

表3 抗干扰性研究的仿真参数设置

Table 3 The simulation parameters setting for anti-jamming

参数	数值
运动环境面积/ m^2	100×100
节点总数	100
测量时间 T/s	10
旋转角度/rad	π/T
行走速度/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	80/ T

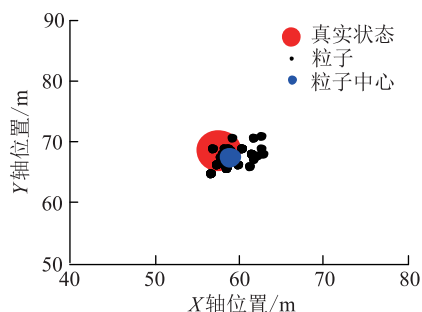
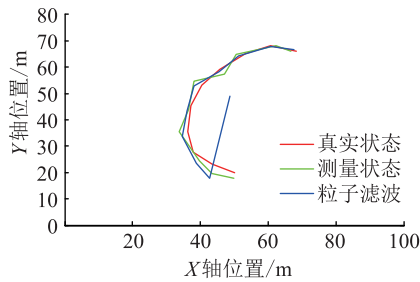


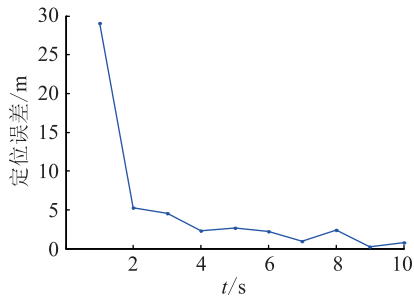
图8 粒子运动后状态

Fig.8 Post-motion state of particles

仿真过程为节点移动的动态过程,模拟一个弧线运动的状态,图 8 表示节点运动结束的状态,根据各个粒子的位置可以得出粒子中心位置,从图中分析粒子中心与节点最终状态的位置关系可以得出定位算法的抗干扰能力,粒子中心与节点真实状态越接近表示所采用定位算法的抗干扰性越好。运动的过程中,首先设置过程噪声 $Q=1$,测量噪声 $R=1$,分别采用 MC 算法和 AMC 算法进行节点的自定位仿真试验。记录节点的真实位置、粒子中心位置和 MC、AMC 算法测量的位置,并连接,如图 9(a)、图 10(a) 所示。图 9(b)、图 10(b) 为定位算法得到的节点位置与真实位置之间的欧式距离,即定位误差。

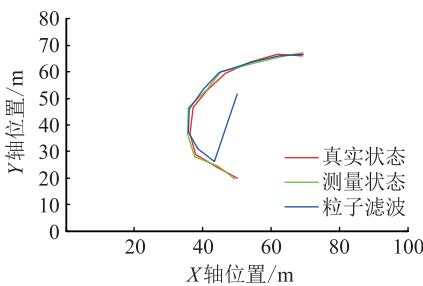


(a) MC算法的运动轨迹

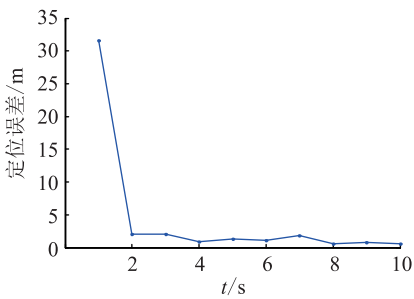


(b) MC算法的定位误差

图9 $Q=1, R=1$ 时的 MC 仿真结果
Fig.9 MC simulation results with $Q=1, R=1$



(a) AMC算法的运动轨迹



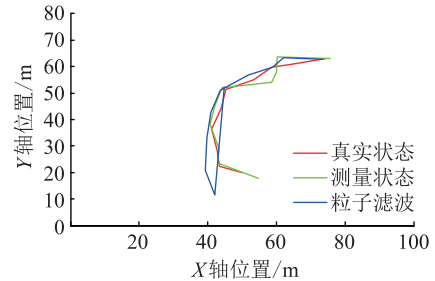
(b) AMC算法的定位误差

图10 $Q=1, R=1$ 时的 AMC 仿真结果
Fig.10 AMC simulation results with $Q=1, R=1$

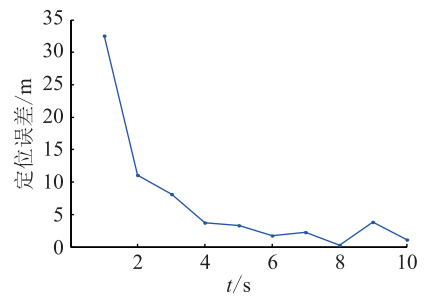
由图9(a)、图10(a)可知, $Q=1, R=1$ 时,基于MC算法的自定位轨迹与真实轨迹偏差比较大,而AMC算法得到的自定位轨迹与真实轨迹接近。由图9(b)、图10(b)可知,由初始位置开始追踪运动节点,直到运动到2s时,基于MC算法的定位误差为5m,在7s之后定位误差才逐渐趋于稳定,但仍有波动。而AMC算法在2s时的定位误差为2m,2s之后的定位误差区域稳定,且波动不大。因此,在噪声方差比较小时,AMC算法的定位误差不大,和

真实路径基本一致,且定位误差达到稳定的速度较快;而MC算法在自定位的初始阶段误差较大,达到稳定的速度较慢。因此 $Q=1, R=1$ 时,基于AMC的定位算法抗干扰能力较强。

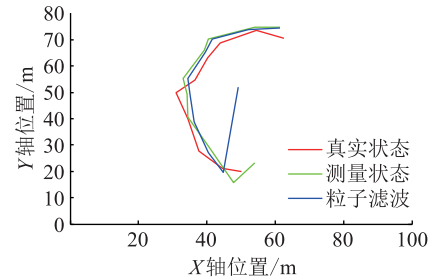
设置 $Q=5, R=5$,分别采用MC算法和AMC算法进行节点的自定位仿真实验,见图11、图12。



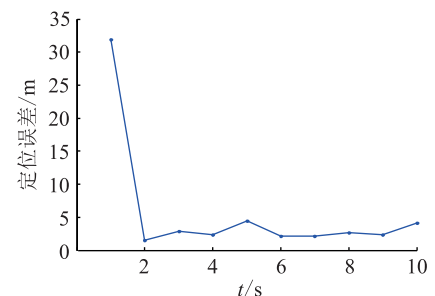
(a) MC算法的运动轨迹



(b) MC算法的定位误差

图11 $Q=5, R=5$ 时的 MC 仿真结果Fig.11 MC simulation results with $Q=5, R=5$ 

(a) AMC算法的运动轨迹



(b) AMC算法的定位误差

图12 $Q=5, R=5$ 时的 AMC 仿真结果Fig.12 AMC simulation results with $Q=5, R=5$

在 $Q=5, R=5$ 时,由图11(a)、图12(a)可知,基于MC算法的自定位轨迹与真实路径相差较大,而基于AMC算法的自定位轨迹与真实路径比较接

近。由图 11(b)、图 12(b)可知,运动到 2 s 时,MC 算法的定位误差为 10 m,而 AMC 算法的定位误差为 2 m。在自定位 2 s 之后,MC 算法的定位误差虽然逐渐降低,但波动较大,一直没有达到稳定状态。而 AMC 算法定位误差维持在 2 m 至 4 m 之间,波动不大,基本趋于稳定状态。由此可见,当过程噪声和测量噪声增大后,AMC 算法的定位精度所受干扰不明显,定位抗干扰能力较强。

4 结语

文中提出了一种基于 AMC 算法的变电站巡检机器人地图创建与定位,结合地图表示、变电站巡检机器人结构及传感器分析等对 SLAM 进行建模,考虑了环境动态和机器人特征的复杂性,提出了基于自适应蒙特卡洛的变电站巡检机器人地图创建和实时定位算法,实现了巡检机器人的全局定位。仿真结果表明,基于 AMC 算法的巡检机器人 SLAM 定位精度更高,针对不同过程噪声的抗干扰性更强。因此,更适用于变电站巡检机器人的 SLAM 问题解决和实践应用。

文中关于智能巡检机器人 SLAM 问题的研究和探索为对巡检机器人的推广应用提供了一定的理论依据。在大规模的变电站中,多机器人协同工作的效率要远远高于单个机器人。但是多机器人之间在信息融合、信息共享、分区控制及地图融合等方面存在诸多问题。因此,进一步工作重点将针对开展多机器人协同工作方面的研究。

参考文献:

- [1] 郭杨,陈昊. 激光导航智能机器人巡检系统在特高压变电站的应用[J]. 电力工程技术,2017,36(4):125-130.
GUO yang, CHEN Hao. Intelligent robot inspection system based on laser navigation in UHV substation[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4): 125-130.
- [2] 鲁守银,钱庆林,张斌,等. 变电站设备巡检机器人的研制[J]. 电力系统自动化,2006,30(13):94-98.
LU Shouyin, QIAN Qinglin, ZHANG Bin, et al. Development of a mobile robot for substation equipment inspection[J]. Automation of Electric Power System, 2006, 30(13): 94-98.
- [3] 刘清泉,郝晓光,刘勇,等. 智能变电站物理回路故障诊断方案设计及其实现[J]. 供用电,2018,35(2):79-84.
LIU Qingquan, HAO Xiaoguang, LIU Yong, et al. Design and realization of fault diagnosis scheme for physical circuit of intelligent substation[J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(2): 79-84.
- [4] 杜兴伟,祝琳,余俊杰,等. 智能变电站一体化管控平台研究与应用[J]. 供用电,2018,35(6):66-71.
DU Xingwei, ZHU Lin, YU Junjie, et al. Research and application of integrated management and control platform for smart sub-

- station[J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(6): 66-71.
- [5] 杨三根,刘凯,邹小金,等. 基于多系统融合的变电站设备智能管理系统研究[J]. 供用电,2018,35(7):73-77,82.
YANG Sangen, LIU Kai, ZOU Xiaojin, et al. Research of an intelligent management system of substation equipment using multi-system fusion[J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(7): 73-77, 82.
- [6] 腾云,陈双,邓洁清,等. 智能巡检机器人系统在苏通 GIL 综合管廊工程中的应用[J]. 高电压技术,2019,45(2):393-401.
TENG Yun, CHEN Shuang, DENG Jieqing, et al. Application of intelligent inspection robot system in sutong GIL utility tunnel project[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(2): 393-401.
- [7] 林超,戴昊,薛志成,等. 变电站智能巡检机器人的应用综述[J]. 自动化应用,2018(12):73-75.
LIN Chao, DAI Hao, XUE Zhicheng, et al. Summary of the application of intelligent inspection robot in substition[J]. Automation Application, 2018(12): 73-75.
- [8] SUZUKI T, KITAMURA M, AMANO Y, et al. 6-DOF localization for a mobile robot using outdoor 3D voxel maps[C]//International Conference on Intelligent Robots and Systems, Taipei, 2010:5737-5743.
- [9] GUEAIEB W, MIAH M S. An intelligent mobile robot navigation technique using RFID technology[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(9): 1908-1917.
- [10] 矫德余. 基于嵌入式系统的智能巡检机器人研制[D]. 北京:中国石油大学,2010.
JIAO Deyu. Development of an intelligent inspection robot based on embedded system[D]. Beijing: China University of Petroleum Master Degree Thesis, 2010.
- [11] 何挺,杨向东,陈恳. 机器人双目视觉目标跟踪研究[J]. 机械设计与制造,2008(3):161-163.
HE Ting, YANG Xiangdong, CHEN Ken. Research on target tracking of binocular vision robot[J]. Machinery Design and Manufacture, 2008(3): 161-163.
- [12] 龙慧,胡利,周宴宇. 迭代卡尔曼滤波在机器人定位中的应用[J]. 现代电子技术,2010,33(22):123-125.
LONG Hui, HU Li, ZHOU Yanyu. Application of iterated Kalman filtering in robot localization[J]. Modern Electronic Technology, 2010, 33(22): 123-125.
- [13] VOISAN E I, PAULIS B, PRECUP R E, et al. ROS-based robot navigation and human interaction in indoor environment[C]//IEEE Jubilee International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, Timisoara, 2015: 31-36.
- [14] SCHEER J, FRITZ M, GRAU O. Learning to select long-track features for structure from motion and visual SLAM[M]. Pattern Recognition. Springer International Publishing, 2016.
- [15] 李庆瀛,褚金奎,李荣华,等. 基于卡尔曼滤波的移动机器人运动目标跟踪[J]. 传感器与微系统,2008,27(11):66-68.
LI Qingying, CHU Jinkui, LI Ronghua, et al. Moving object

- tracking algorithm for mobile robot based on Kalman filter[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(11): 66-68.
- [16] 苑晶,黄亚楼,陶通,等. 基于局部子地图方法的多机器人主动同时定位与地图创建[J]. 机器人, 2009, 31(2): 97-103.
YUAN Jing, HUANG Yalou, TAO Tong, et al. Multi-robot active simultaneous localization and mapping based on local submap approach[J]. Robot, 2009, 31(2): 97-103.
- [17] 张颖,吴成东,原宝龙. 机器人路径规划方法综述[J]. 控制工程, 2003, 10(1): 152-155.
ZHANG Ying, WU Chengdong, YUAN Baolong. Progress on path planning research for robot[J]. Control Engineering of China, 2003, 10(1): 152-155.
- [18] 王伟峰,吴勇超,张旭,等. 基于栅格法的移动机器人单元分解遍历方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2013, 32(11): 34-38.
WANG Weifeng, WU Yongchao, ZHANG Xu, et al. Research of the unit decomposing traversal method based on grid method of the mobile robot[J]. Industry Control and Applications, 2013, 32(11): 34-38.
- [19] 赵宁宁,马培军,苏小红. 精确测量系统的聚类准蒙特卡罗粒子滤波算法[J]. 信号处理, 2014, 30(2): 127-134.
ZHAO Ningning, MA Peijun, SU Xiaohong. A cluster-based Quasi-Monte Carlo particle filter for accurate measurement system[J]. Journal of Signal Processing, 2014, 30(2): 127-134.
- [20] 马力,洪永健,赵灿辉. 变电站智能机器人红外测温应用研究[J]. 电工技术, 2019(4): 49-50, 53.
MA Li, HONG Yongjian, ZHAO Canhui. Application of infrared temperature measurement for intelligent robot in substation[J]. Electric Engineering, 2019(4): 49-50, 53.
- [21] 徐平,林艺城,杨玺,等. 变电站智能巡检机器人系统的研发与应用[J]. 电子世界, 2018(3): 51-52.
XU Ping, LIN Yicheng, YANG Xi, et al. Development and application of substation intelligent patrol robot system[J]. Electric World, 2018(3): 51-52.
- [22] 束江,崔昊杨,刘晨斐,等. 基于MFC的变电站巡检机器人系统研制[J]. 智能处理与应用, 2018, 1(1): 42-45.
SHU Jiang, CUI Haoyang, LIU Chenfei, et al. Development of substation patrol robot system based on MFC[J]. Intelligent Processing and Application, 2018, 1(1): 42-45.
- [23] 张卫明,张炎华,钟山. 蒙特卡罗粒子滤波算法应用研究[J]. 微计算机信息, 2007, 23(1): 295-297.
ZHANG Weiming, ZHANG Yanhua, ZHONG Shan. Study the application of Monte Carlo particle filter algorithms[J]. Micro-computer Information, 2007, 23(1): 295-297.

作者简介:



谢林枫

谢林枫(1972),男,硕士,高级工程师,从事自动控制及优化、信息处理相关工作(E-mail: java6@js.sgcc.com.cn);

蒋超(1986),男,学士,工程师,从事自动化控制相关工作;

孙秋芹(1984),男,博士,副教授,研究方向为高电压与绝缘技术。

The global map's creating and positioning of substation inspection robot based on adaptive Monte Carlo particle filter algorithm

XIE Linfeng¹, JIANG Chao¹, SUN Qiuqin², WANG Haowei³, SONG Qingwu¹, GUAN Guofei¹

(1. Jiangsu Frontier Electric Power Technology Co., Ltd., Nanjing 211100, China;

2. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

3. State Grid Zhenjiang Power Supply Company of Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Zhenjiang 212004, China)

Abstract: Substation equipment inspection plays a vital role in the reliability of power supply. The traditional manual inspection method is inefficient and heavy workload, and it is difficult to achieve ideal results. Robot inspection has become the future trend of smart grid development. The real-time localization and map creation of substation inspection robot are studied. A SLAM method of inspection robot based on adaptive Monte Carlo algorithm is proposed. Considering the dynamic environment of substation and the complexity of inspection robot's characteristics, the two-dimensional map creation and real-time localization of robot are realized. The simulation results show that the SLAM positioning accuracy of inspection robot based on AMC algorithm is higher, and the anti-jamming ability for different process noise is stronger. Therefore, it is more suitable for SLAM problem solving and practical application of substation inspection robot.

Keywords: substation inspection; inspection robot; SLAM; MC; AMC

(编辑 钱悦)