

DOI:10.3969/j.issn.1000-1298.2010.05.032

基于激光测距的温室移动机器人全局定位方法*

刘洞波^{1,2} 刘国荣^{1,2} 胡慧^{1,2} 喻妙华²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082; 2. 湖南工程学院计算机与通信学院, 湘潭 411104)

【摘要】 针对无土栽培温室类结构化环境下机器人的全局定位问题, 采用激光测距仪感知环境特征, 提出了一种以自适应曲率计算方法进行环境特征分割的移动机器人 Monte Carlo 全局自定位方法。在机器人定位过程中, 利用运动模型预测机器人的位姿, 感知模型根据激光测距仪感知的环境特征的几何相似性更新粒子集的分布, 实现了机器人的自主定位。仿真实验验证了算法能够满足温室移动机器人定位的需要。

关键词: 温室 移动机器人 激光测距仪 自适应曲率估计 Monte Carlo 定位

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)05-0158-06

Method of Mobile Robot Global Localization Based on Laser Range Finder in Greenhouse

Liu Dongbo^{1,2} Liu Guorong^{1,2} Hu Hui^{1,2} Yu Miaohua²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

2. College of Computer and Communication, Hunan Institute of Engineering, Xiangtan 411104, China)

Abstract

To deal with the localization problem of robot equipped with laser sensor, a mobile robot Monte Carlo self-localization method based on adaptive curvature estimation for environmental features extracted was proposed. During the mobile robot localization, poses of the robot were predicted by motion-model, and then distribution of particles set was updated according to the similarity measurements of geometry by observation model, and robot self-localization was realized. Simulation experiments showed the proposed method could satisfy the requirements of the mobile robot self-localization in greenhouse.

Key words Greenhouse, Mobile robot, Laser range finder, Adaptive curvature estimation, Monte Carlo localization

引言

温室内高温高湿、工作环境较差, 为改善劳动条件、提高生产效率, 利用移动机器人进行温室作业很有必要。国外很多研究者研制出了多种性能卓越的农用机器人, 国内的研究人员也开始该领域的研究^[1-2], 目前尚处于初步阶段, 还需要做大量的基础研究及实际应用工作。近年来, 温室的无土栽培得到快速发展, 无土栽培是在温室内放置若干排较高的栽培箱, 栽培箱形成的行道等空间类似于墙壁形成的走廊等室内环境空间, 采用类似于室内移动机

器人自定位的方法可解决无土栽培温室内机器人定位问题。

在温室三维环境下运动, 移动机器人必须通过传感器收集数据, 建立外部环境的模型, 正确全面地反映出外部环境的特征, 为机器人准确定位提供依据。其中激光测距传感器具有较高的精度而无需对环境进行任何修改, 具有测距范围大, 环境适应能力强等优点, 因而能很好地适用于温室结构。由于粒子滤波定位方法利用带权重的粒子集来表示任意概率分布, 可以很好地解决全局定位以及机器人绑架问题。因此本文提出一种基于激光传感器, 采用自

收稿日期: 2009-07-03 修回日期: 2009-11-19

* 湖南省教育厅资助科研项目(08C224)和湖南省科技计划项目(2008FJ3029)

作者简介: 刘洞波, 博士生, 湖南工程学院讲师, 主要从事多传感器信息融合与机器人定位、导航技术研究, E-mail: ldbymh@163.com

适应曲率计算方法进行环境特征分割的移动机器人粒子滤波全局定位方法,以期解决无土栽培温室室内机器人的自主定位问题,为机器人在温室室内进行采摘、喷药、施肥等作业自主导航和避障奠定基础。

1 系统工作原理

图1为设计的机器人全局定位系统原理框图,该过程是一个递推的过程。仅靠里程计进行定位,累积误差会越来越大,因此在机器人定位系统中必须利用其他传感器和有效的定位算法相结合,才能很好地解决自主机器人的定位问题。本文使用激光测距仪感知温室环境特征信息,并以粒子滤波算法^[3-4]和地图匹配相结合的方式设计机器人定位系统。依靠每一个位置所观察到的不同的环境特征和已有地图匹配,可以不断地修正自身位置的误差量,从而可实现长距离的自主导航。

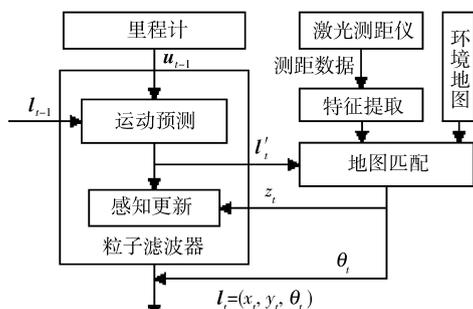


图1 定位系统原理图

Fig.1 Localization system schematic diagram

机器人定位系统的输入为里程计运动信息 u_{t-1} 和激光测距仪的测量信息 z_t ,以及前一时刻的机器人位姿 $l_{t-1} = (x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1})$,输出为机器人当前位姿 $l_t = (x_t, y_t, \theta_t)$ 。

首先提出一种激光测距数据点自适应曲率计算方法,利用该算法对激光测距数据进行特征分割、特征提取,然后进行环境描述,构建环境的局部和全局地图。将机器人里程计信息和前一时刻的机器人位姿 l_{t-1} 输入到系统的粒子滤波器中,由粒子滤波器对机器人进行位姿预测 l'_t 。然后利用激光传感器测距信息进行特征地图匹配,并将匹配结果输入到粒子滤波器中,对 l'_t 进行位姿更新获得机器人当前位姿 l_t ,最终实现移动机器人的精确定位。

2 环境描述与地图构建

特征地图提供了一种紧凑的地图描述方法,同时也为机器人自定位提供了更为直接的参照物。地图必须包含环境中所有可能用于定位的特征信息,对于二维激光测距仪而言,通过扫描获取机器人和与周围环境的距离信息,最终将其转化为环境的几

何信息,如机器人与某一墙面的距离等。本节按照以下步骤进行特征地图的创建:采用自适应曲率计算方法进行环境特征分割;环境特征提取与描述;利用提取的特征创建局部地图,局部地图转换成全局坐标系,最后融合成新的全局地图。

2.1 基于自适应曲率计算的环境特征分割

2.1.1 自适应邻域窗口的选择

首先,为环境特征分类进行预处理,使用自适应断点检测器进行扫描点集分割,断点之间的连续扫描数据形成彼此隔离的连通区^[5]。对于激光扫描连通区内曲线 $\rho = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 上的点 $p_i = (x_i, y_i)$ ($i = 1, 2, \dots, m$),根据扫描点局部特征,以 p_i 为起点(终点)生长出对应的最长离散线段 $L_{i,i+f}$ ($L_{i-b,i}$)。即 $L_{i,i+f}$ 包含 p_i 为起点的 $f+1$ 个扫描点集, $L_{i-b,i}$ 包含 p_i 为终点的 $b+1$ 个扫描点集,邻域窗口分别为 $[i, i+f]$ 、 $[i-b, i]$ 。邻域窗口确定过程如下:

定义激光测距数据点 p_i 与邻域窗口边界点 p_{i+f} 、 p_{i-b} 的欧氏距离分别为 $\delta_{i,i+f}$ 、 $\delta_{i-b,i}$,公式为

$$\delta_{i,i+f} = \sqrt{(x_{i+f} - x_i)^2 + (y_{i+f} - y_i)^2} \quad (1)$$

同理可求 $\delta_{i-b,i}$ 。

定义 $r_{i,i+f}$ 为

$$r_{i,i+f} = \sum_{j=i}^{i+f-1} \delta_{j,j+1} \quad (2)$$

其中 $r_{i,i+f}$ 物理意义为 $[i, i+f]$ 区间内不重复的相邻点之间的欧氏距离 $\delta_{j,j+1}$ 之和 ($j \in [i, i+f-1]$)。如果当前邻域内不存在角点,则即使激光扫描存在噪声, $r_{i,i+f}$ 和 $\delta_{i,i+f}$ 应趋于相等。因此根据激光扫描点局部特征确定以 p_i 为起点的最大邻域窗口 $[i, i+f]$,且满足

$$r_{i,i+f} - \delta_{i,i+f} < U_k \quad (3)$$

其中, U_k 为常量,大小取决于对噪声的容忍程度。同理可确定以 p_i 为终点的最大邻域窗口 $[i-b, i]$ 。图2是包含7个测距点的最大邻域窗口 $[i, i+6]$,

$r_{i,i+6}$ 与 $\delta_{i,i+6}$ 的关系为 $r_{i,i+6} = \sum_{j=i}^{i+5} \delta_{j,j+1}$ 。

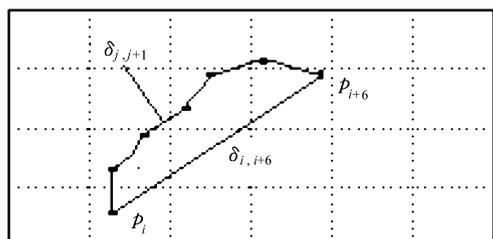


图2 最大邻域窗口求解示例图

Fig.2 Solving example of maximum neighborhood window

2.1.2 离散曲率的计算

由 Teh 和 Chin^[6] 提出的改进方法,如图3所

示,使用偏差与弦长的比值作为点的曲率,其中偏差值是点 p_i 到弦 $p_{i-b}p_{i+f}$ 的距离 Δ_i , $[i, i+f]$ 和 $[i-b, i]$ 在 2.1.1 节中已经求得, p_i 点曲率定义为

$$k(p_i) = \frac{\Delta_i}{|p_{i-b}p_{i+f}|} \quad (4)$$

各参数如图 3 所示。

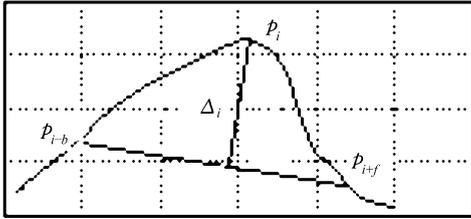


图 3 自适应曲率求解

Fig. 3 Adaptive estimation of the curvatures

激光扫描连通区 $\rho = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 内的点除边界点 p_1 和 p_m 都可以通过确定邻域窗口进行求解。但是边界点 p_1 和 p_m 利用式(4)不便求解,本文考虑到机器人定位的实时性要求,没有进行插值、拟合再求解,而是连通区起点 p_1 的曲率取其右邻域窗口 $[i, i+f]$ 内所有的点的曲率的平均值,连通区终点 p_m 曲率取其左邻域窗口 $[i-b, i]$ 内所有点曲率的平均值。

2.1.3 特征分割

由上述自适应曲率估计方法可获得激光扫描点的曲率函数,然后根据环境特征的曲率特性进行特征分割。

激光测距仪扫描外界平面获得直线段特征,故直线段特征对应的特征扫描点,是曲率小于阈值曲率 k_{min} 且曲率平均值接近零的连续激光扫描点的集合。曲线段由曲面扫描所得,曲率函数体现为连续局部峰值,曲率函数值绝对值大于阈值曲率 k_{min} 。如果曲率值接近一个常数,则当前点的集合对应的是圆或圆弧特征类。曲率函数的峰值则对应曲线的角点,而峰值大小与该扫描点转角大小相关^[7]。

2.2 环境特征提取与描述

2.2.1 直线段特征提取

斜率截距式的直线参数可使用线性回归等式确定。直线可以转换成

$$x \cos \theta + y \sin \theta = d \quad (5)$$

式中 θ ——距离直线与 x 轴的角度

d ——直线到原点的垂直距离

直线在激光测距传感器的极坐标系中可表示为

$$\rho = \frac{d}{\cos(\theta - \phi)} \quad (6)$$

θ 和 d 是式(5)的直线参数。由于测距数据误差的

存在,一般地,测距数据点 (ρ_i, ϕ_i) 与直线之间的正交距离为

$$\tau_i = \rho_i \cos(\phi_i - \theta) - d \quad (7)$$

τ_i 表示直线上当前点 (ρ_i, ϕ_i) 的测量误差。考虑到各测量值有相同的不确定性,则定义所有测距数据点误差平方和为

$$\xi = \sum_i \tau_i^2 = \sum_i (\rho_i \cos(\phi_i - \theta) - d)^2 \quad (8)$$

式中 n ——直线段测距数据点个数

通过求解非线性等式最小值可获得直线的模型参数 θ 和 d ,即

$$\begin{cases} \frac{\partial \xi}{\partial \theta} = 0 \\ \frac{\partial \xi}{\partial d} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

可得

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{\sum_i \rho_i^2 \sin(2\phi_i) - \frac{2}{n} \sum_i \sum_j \rho_i \rho_j \cos \phi_i \sin \phi_j}{\sum_i \rho_i^2 \cos(2\phi_i) - \frac{1}{n} \sum_i \sum_j \rho_i \rho_j \cos(\phi_i + \phi_j)} \right) \quad (10)$$

$$d = \frac{1}{n} \sum_i \rho_i \cos(\phi_i - \theta) \quad (11)$$

根据式(10)和式(11)可获得式(5)直线参考模型。具体参数如图 4 所示。

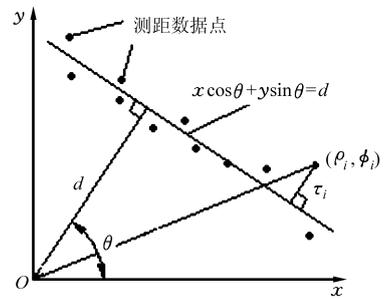


图 4 带噪声的激光测距数据示意图

Fig. 4 Scan data schematic of range finder with noise disturbing

2.2.2 最小二乘曲线拟合

假设给定数据点 $(x_i, y_i) (i=0, 1, \dots, m)$, Φ 为所有次数不超过 $n (n \leq m)$ 的多项式构成的函数类,求解 $P_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k \in \Phi$, 且使得 $\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m)$ 为最小值。 $\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m)$ 定义为

$$\varphi(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{i=0}^m \left(\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i \right)^2 \quad (12)$$

其中, (x_i, y_i) 为测距扫描点坐标。满足式(12)的 $P_n(x)$ 称为最小二乘曲线拟合函数。

最后,采用文献[8]中的方法,利用提取的特征创建局部地图,将局部地图转换成全局坐标系,最后

融合成新的全局地图。

3 Monte Carlo 自定位方法

Monte Carlo 方法^[9]是一种基于贝叶斯滤波的概率估计自定位方法,采用一组加权的粒子集 $S = \{s_t^{(i)} = \langle \mathbf{l}_t^{(i)}, w_t^{(i)} \rangle | i = 1, 2, \dots, N\}$ 表示位姿空间的概率分布, N 为粒子数, t 表示时刻。每个粒子由机器人的位姿 $\mathbf{l}_t = (x_t, y_t, \theta_t)$ 和权重值 w_t 组成,权重值的大小表明了位于该位姿概率的大小,并且满足 $\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$ 。根据各个粒子的权值及其分布情况,可以估计出机器人的位置。其实现由两个概率更新过程组成,即基于运动模型的预测和基于感知模型的更新,数学形式表示为

$$p(\mathbf{l}_t | u, z) = \eta p(z | \mathbf{l}_t) \sum [p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, u) \text{Bel}(\mathbf{l}_{t-1})] \quad (13)$$

式中 u ——机器人运动行为

z ——激光测距仪观测量

η ——归一化常数

$p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, u)$ ——机器人运动模型,表示机器人在状态 \mathbf{l}_{t-1} 执行了动作 u 后,其位于状态 \mathbf{l}_t 的概率

$p(z | \mathbf{l}_t)$ ——机器人的感知模型,表示机器人在状态 \mathbf{l}_t 得到观测值 z 的概率

$\text{Bel}(\mathbf{l}_{t-1})$ ——机器人位于状态 \mathbf{l}_{t-1} 的概率信度

3.1 运动模型

基于运动模型的位姿预测过程,即预测过程,机器人根据运动模型对粒子集进行采样,更新粒子集分布 S_t 表示为

$$S_t = p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1}) \text{Bel}(\mathbf{l}_{t-1}) \quad (14)$$

其中 t 表示时刻; $p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1})$ 为运动模型,表示 t 时刻系统起始状态为 \mathbf{l}_{t-1} , 输入 \mathbf{u}_{t-1} 到达位置状态 \mathbf{l}_t 的概率; S_t 为预测更新后的采样分布。

运动模型^[10] $p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1})$ 可以利用机器人运动学来建立。在 t 时刻,设两轮差分驱动机器人相对于全局坐标系的位姿状态为 $\mathbf{l}_{t-1} = (x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1})^T$, $\mathbf{u}_{t-1} = (\lambda_{t-1}, \Delta\theta_{t-1})^T$ 表示里程计模型的输入控制变量,其中 \mathbf{u}_{t-1} 表示在 $t-1$ 时刻的输入矢量, λ_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻车体中心走过的距离, $\Delta\theta_{t-1}$ 表示 $t-1$ 时刻车体转过的角度。基于里程计测量数据获得机器人新位姿 \mathbf{l}_t 的预测过程表示为

$$\mathbf{l}_t = \begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t-1} + \lambda_{t-1} \cos \Delta\theta_{t-1} \\ y_{t-1} + \lambda_{t-1} \sin \Delta\theta_{t-1} \\ \theta_{t-1} + \Delta\theta_{t-1} \end{pmatrix} + \partial_{t-1} \quad (15)$$

其中, ∂_{t-1} 为随机噪声,在每一个运动周期中,移动

机器人根据运动模型 $p(\mathbf{l}_t | \mathbf{l}_{t-1}, \mathbf{u}_{t-1})$, 利用式(15)采样得到下一时刻粒子集的概率分布,也就是利用运动模型实现了粒子集的预测过程。

3.2 感知模型

使用预测阶段得到的粒子集与激光测距仪的感知数据估测机器人的位置,即校正过程。基于感知模型^[9-10]的更新表示为

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^{(i)} p(z_t | \mathbf{l}_t^{(i)}) \quad (16)$$

其中 z_t 为 t 时刻激光测距仪感知的机器人与环境之间的相对距离, $p(z_t | \mathbf{l}_t^{(i)})$ 表示运动更新后的第 i 个采样和当前观察模型的匹配程度。 $w_{t-1}^{(i)}$ 、 $w_t^{(i)}$ 分别表示感知更新前、更新后机器人位于该位姿的概率大小。最后还必须对每个权重做归一化处理,保证归一化后的粒子权重 $\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$ 。

无土栽培温室环境中都有大量的特征模式,比如栽培箱排列形成的类似墙壁、走廊等环境特征,可以利用这些几何特征设计几何相似性函数。对于已知的全局地图,可以预先提取出环境特征,并以世界坐标形式存储。对于实时扫描数据,根据2.2节算法对温室环境中的直线、曲线特征类型进行提取和描述。首先将全局地图中的参考环境特征与实时扫描的环境特征都转换到机器人坐标系下,然后根据参数 (ρ, θ) 之间的差异,计算特征间的匹配程度,并利用此匹配的程度来更新每个粒子的权重值。例如:假设第 i 个粒子的第 j 个参考直线特征参数为 (ρ_i^j, θ_i^j) , 第 j 条实时扫描数据的直线特征参数为 (ρ_j^j, θ_j^j) , 总共有 M 条直线特征,则第 i 个粒子观测值的几何相似性匹配程度表示为

$$\text{for } j = 1, 2, \dots, M$$

$$\text{sum} + = (\rho_j^j - \rho_i^j)^2 + (\theta_j^j - \theta_i^j)^2$$

$$p(z | l) \propto \frac{1}{\text{sum}}$$

具体算法实现详见文献[10]。 $p(z | l)$ 与 sum 成反比例函数关系, sum 越小则 $p(z | l)$ 越大,说明此粒子的位置与机器人在环境中的真实位置越符合。相反 sum 越大则 $p(z | l)$ 越小,说明此粒子的位置与机器人的真实位置相距越大。所以可以根据 sum 值来确定每个粒子的权重, sum 越大则权重越小,反之 sum 越小则权重越大。

4 仿真实验

为验证本文所提出方法的有效性,建立了仿真实验平台,对激光扫描仪采集的数据进行处理,实现了移动机器人的自定位。仿真参数设计如下:机器人运动速度设为 3 m/s,控制信号时间间隔为 0.025 s,

速度噪声为 0.3 m/s, 根据 SICK LMS-200 的参数指标, 扫描区域为 180° , 有效测距 8 m, 距离和角度分辨率分别为 1 cm 和 0.5° 。

4.1 地图创建实验

对温室结构进行一定程度的模型简化, 实验环境为 $1000\text{ cm} \times 800\text{ cm}$ 大小的室内环境, 对一组激光数据依次进行预处理、自适应曲率估计、环境特征分割、特征提取和局部地图创建, 如图 5 所示。

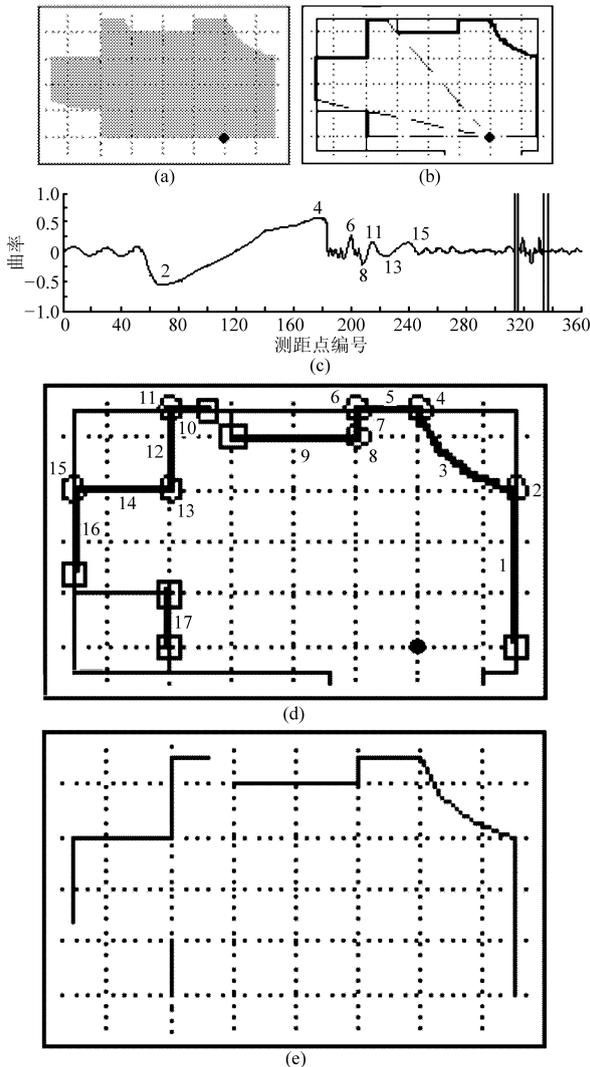


图 5 局部特征地图创建过程

Fig. 5 Process of the local map building

(a) 实验环境原始数据图 (b) 激光扫描数据预处理 (c) 自适应曲率估计 (d) 环境特征分割 (e) 局部地图创建

图 5 显示了机器人利用测距数据的自适应曲率函数对环境特征进行准确的分割, 并构建局部地图的过程。图 5c 横坐标表示当前工作场景扫描帧中 0~360 号测距扫描点, 因为扫描仪扫描区域为 180° , 角度分辨率分别为 0.5° , 所以一帧有 360 个扫描点; 纵坐标表示扫描点的曲率值。图 5c 只标示了角点特征, 双实线之间为 3 个连通区。图 5d 中序号为 1、5、7、9、10、12、14、16、17 的特征是直线段特征,

序号 3 的特征是曲线段特征, 序号 2、4、6、8、11、13、15 的特征是角点特征。仿真实验表明基于自适应曲率计算的环境特征分割、提取算法是有效的, 对环境进行了很好地描述。

4.2 全局定位实验

Monte Carlo 定位中, 样本数量的选择很重要。抽样数量太少, 则计算速度快, 但精度很低; 而抽样数量过多时, 定位误差降低了, 但是实时处理难以完成。图 6 表示的是对温室结构进行一定程度模型简化的室内环境, 应用 Monte Carlo 定位算法进行全局定位的过程中粒子分布的变化情况, 其中初始粒子数选定为 500 个。定位过程中采用基于 Kullback-Leiber 距离的自适应采样法^[10], 根据机器人位姿不确定程度的大小, 动态地调节粒子数目, 从而提高计算效率。具体定位过程如下:

初始时刻机器人对环境完全陌生, 其中样本均匀在整个环境空间, 应用均匀分布函数随机采样得到。黑色粗点标记为机器人的真实位姿, 见图 6a。经过几个周期的运动预测和感知更新的迭代过程, 机器人提取到可识别的环境特征后生成候选位姿分布情况。可以看出, 经过一段时间的探索后, 机器人的位姿已收敛到少数几个可能存在的位置, 见图 6b 和图 6c 中粒子分布中的几处粒子云。机器人通过运动预测和感知更新两个步骤进行定位, 并以此为基础进行下一步定位。机器人在定位过程中搜集到足够证据以确定其自身实际位置置信度的样本分布。此时机器人位置唯一确定, 位姿初始化任务完成, 如图 6d 所示。

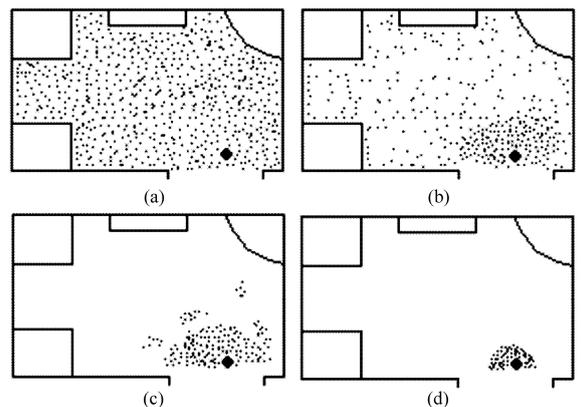


图 6 全局定位过程粒子分布

Fig. 6 Particle distribution of global localization process

(a) 初始均匀粒子分布 (b) 1 个迭代周期后粒子分布
(c) 5 个迭代周期后粒子分布 (d) 10 个迭代周期后粒子分布

图 7 给出了定位过程中的定位误差曲线, 可以看出算法的定位精度较高。在系统运行的初期, 由于没有估计误差的协方差矩阵知识, 误差比较大, 误差很快得到抑制。x 轴向平均误差为 1.25 cm, y 轴

向平均误差为 2.55 cm, 转向角平均误差为 1.8°。启动阶段误差较大是因为机器人由静止到运动对控制器有较大冲击造成的; 而地面状况的局部不平整也会造成位姿误差的突变。角度误差和位置误差相关, 位置误差较大的时刻角度误差也相对较大。由误差的大小可以得知定位系统确定的机器人位姿与实际位置很接近, 本文所提出的定位方法是准确有效的。

5 结束语

本文提出一种无土栽培温室环境下自主机器人定位的新方法。利用自适应曲率计算方法对激光扫描仪获得的离散扫描数据进行特征分割, 然后对环境特征进行描述和环境地图的构建。机器人利用里程计进行位姿的运动预测, 为消除累积误差, 利用激光扫描仪感知数据进行位姿的感知更新, 并以粒子滤波算法和地图匹配相结合的方式, 用样本的加权作为对机器人实际位姿的估计, 实现了机器人定位

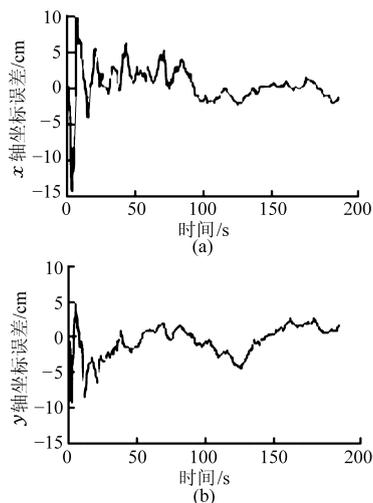


图7 机器人定位误差曲线

Fig. 7 Curves of robot localization error

(a) x 轴坐标误差曲线 (b) y 轴坐标误差曲线

功能, 为机器人自主执行各种作业提供定位支持。仿真结果表明该方法能较好地满足温室移动机器人自定位要求。

参 考 文 献

- 1 谢守勇, 鲍安红, 管在林, 等. 温室移动机器人导航和避障模糊控制[J]. 农业机械学报, 2002, 33(2): 74~76.
Xie Shouyong, Bao Anhong, Guan Zailin, et al. Navigation of a mobile robot in greenhouse and its obstacle avoidance by fuzzy control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2002, 33(2): 74~76. (in Chinese)
- 2 阎勤劳, 邢作常, 冯涛, 等. 温室移动机器人避障功能研究[J]. 农业机械学报, 2006, 37(5): 110~112.
Yan Qinlao, Xing Zuochang, Feng Tao, et al. Study on obstacle avoidance to mobile robot in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(5): 110~112. (in Chinese)
- 3 Vandorpe J, Xu H, Van Brassel H, et al. Positioning of the mobile robot LiAS using natural landmarks and a 2D range finder [C]//Proc. IEEE Int. Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent System, 1996: 257~264.
- 4 Zhang L, Ghosh B K. Line segment based map building and localization using 2D laser range finder[C]//Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2000: 2 538~2 543.
- 5 Borges G A, Aldon M. Line extraction in 2D range images for mobile robotics[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2004, 40(3): 267~297.
- 6 Teh C H, Chin R T. On the detection of dominant points on digital curves [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(8): 859~872.
- 7 Núñez P, Vázquez-Martin R, Del J C, et al. Feature extraction from laser scan data based on curvature estimation for mobile robotics[C]//Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2006: 1 167~1 172.
- 8 武二永, 项志宇, 沈敏一, 等. 大规模环境下基于激光雷达的机器人 SLAM 算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2007, 41(12): 1 982~1 986.
Wu Eryong, Xiang Zhiyu, Shen Minyi, et al. Robot SLAM algorithm based on laser range finder for large scale environment [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2007, 41(12): 1 982~1 986. (in Chinese)
- 9 Fox D, Burgard W, Dellaert F. Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots[C]//Proceedings of the AAAI-99. Orlando, Florida, 1999: 343~349.
- 10 方正, 佟国峰, 徐心和. 一种鲁棒高效的移动机器人定位方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(1): 48~53.
Fang Zheng, Tong Guofeng, Xu Xinhe. A robust and efficient algorithm for mobile robot localization[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(1): 48~53. (in Chinese)