

基于全景视觉匹配的移动机器人蒙特卡罗定位算法

顾 爽, 陈启军

(同济大学 机器人与智能系统实验室, 上海 201804)

摘要: 本文提出了一种基于梯度直方图的全景图像匹配算法, 并将该算法与蒙特卡罗定位方法相结合, 构建了一种基于全景视觉的移动机器人定位方法. 在分析所提出的匹配算法特点的基础上建立了系统的观测模型, 推导出粒子滤波中重要权重系数的计算方法. 该方法能够抵抗环境中相似场景对于定位结果的干扰, 同时能够使机器人从“绑架”中快速恢复. 实验结果证明该方法正确、有效.

关键词: 移动机器人; 全景视觉; 图像匹配; 蒙特卡罗定位; 粒子滤波

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Monte Carlo localization for mobile robot based on omnidirectional image matching

GU Shuang, CHEN Qi-jun

(Robotics and Intelligent System Lab, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: We propose an algorithm to solve the omnidirectional image matching problem by using the histogram of gradient orientation. By combining the matching algorithm with Monte Carlo localization algorithm, we develop a method of localization for the mobile robot based on the omnidirectional vision. The characteristics of the matching algorithm are analyzed, from which we build the observation model and develop the method for calculating the important weights for the particle filter. This method rejects the interference of perceptual aliasing during the localizing period, and helps the robot to rapidly recover from the “kidnapped” situation. Experimental results show the validity and effectiveness of the presented method.

Key words: mobile robot; omnidirectional vision; image matching; Monte Carlo localization; particle filter

1 引言(Introduction)

移动机器人定位问题是机器人从事复杂任务的基础, 机器人通常预先需要知道所处环境的地图信息, 如利用距离/角度传感器生成的占据栅格地图(occupancy grid map)^[1]以及通过地标描述的特征地图(feature-based map)^[2]等. 定位时, 机器人通过所携带的传感器采集周围环境特征并与已知地图中的特征进行匹配, 推断自己所处的位置.

视觉传感器作为一种典型的传感器, 在移动机器人领域中得到广泛的关注. 与激光、声纳相比, 视觉传感器能够采集诸如颜色、纹理、形状等更加丰富的信息, 从而使研究人员能够选择环境中更加独特的特征构建地图, 减少混淆现象. 在众多视觉传感器当中, 全景视觉近年来一直是研究的热点, 它能提供更大的视野、远距离跟踪特征, 利用图像索引技术能够较容易地解决闭循环问题^[3]. 常见的全景视觉系统满足单视点约束, 成像中像素点与环境中的点

一一对应.

为解决定位问题, 机器人首先需要将当前观测特征与地图中的环境特征进行匹配, 根据所提取的图像特征的特点, 可将现有的方法分为两类^[4]: 一类方法是从图像中提取局部显著特征, 如点^[5-6]、直线^[7]等. 另一类方法是利用单一描述符来表示整幅图像, 如傅立叶变换^[4,8]、颜色直方图^[9], 以及视觉语言^[10]等.

在与地图匹配成功后, 可通过观测模型逆向求解机器人位姿, 如文献[7]中三焦张量法, 文献[6]中外极限约束法等. 针对无法得到观测模型解析形式的情况, 文献[8]采用了蒙特卡罗定位(MCL)算法来解决定位问题, 利用粒子滤波非参数化的特点, 通过图像匹配结果计算表征机器人位姿分布的粒子权重, 利用重采样机制, 保留与机器人真实位姿分布接近的粒子群, 得到机器人在环境中的坐标. 文献[11]采用局部特征匹配的方法, 利用改进的SIFT算法进行

图像匹配,虽然文中提到了通过匹配点对估计当前图像与地图中图像旋转角度的方法,但并没有将其用于MCL中粒子重要权重的更新.文献[4]推广了文献[8]中图像特征以及MCL的算法,比较了粒子滤波中几种权重系数的计算方法,研究的重点在定位过程中滤波参数的优化.文献[12]利用MCL算法融合了全向视觉、电子罗盘和里程计传感器的观测数据,并根据查表法获得粒子点的置信度,实现机器人的快速定位.

本文借鉴了以上几位学者的方法,首先针对全景视觉匹配算法展开研究.由于MCL非参数化的特性,使其能够很好地将机器人的运动模型与图像匹配的结果相融合,从而估计机器人在环境中的位姿分布.本文亦将MCL算法与全景匹配算法相结合,解决机器人的定位问题,与已有的相关算法相比,本文的主要贡献在于:

首先,提出了一种基于梯度直方图的全景图像匹配算法.该算法将图像中显著的径向边缘直线作为特征,从全幅图像中提取梯度直方图作为特征描述符.其优势在于,通过所匹配的直线特征能够有效的计算当前图像与参考图像之间的旋转角度;全局的特征描述符在存在大量相似场景的环境中有更为准确的匹配结果.

其次,根据所提出的图像匹配算法的特点,利用非参数的方法对观测模型进行学习,得到了两幅图像之间外观相似度与空间距离的近似分布,改进了粒子滤波中重要权重系数的计算方法,使重要权重系数能够更加准确地表示当前粒子的位姿与机器人真实位姿之间的差异,使粒子点能够更加准确地表示机器人的真实位姿分布.

2 全景图像匹配算法(Omnidirectional image matching algorithm)

全景图像匹配算法由3步骤组成:主方向直线寻找、特征提取及相似度计算.

寻找主方向直线的目的是为图像提供参考,以主方向为基准方向提取图像描述符,消除旋转影响.本文采用反射面为双曲面的全景成像系统,全景图像中的径向边缘直线映射自环境空间中的竖直边缘.从这些径向直线中选取沿线梯度累加幅值较大的若干直线作为主方向直线,主方向直线通常为一些显著的物体边缘直线,如门框边线等.

本文采用与文献[13]类似的算法检测主方向直线,主要分为以下3步,首先采用三阶索贝尔(Sobel)算子与图像卷积,得出梯度的幅值 M 和幅角 Φ .第2步进行阈值化,保留梯度幅值大于阈值且幅角在一定范围中的像素.第3步进行直方图投票,将图像均分为360个扇区.阈值化后的像素根据自己所在的位

置向对应的扇区中投票,得到累加直方图.本文选取直方图中最高峰值及高于最高峰值80%的其他峰值对应直线作为主方向直线,同时采用非极大值抑制(non-maxima suppression)的方法避免所选取的主方向过于集中.

本文采用梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)作为图像描述符. HOG的方法在文献[14]中得到了很好的验证,对于室内全景视觉来说, HOG通过统计边缘特征分布,能够很好的表达室内环境中物体的布局.

HOG以主方向为参考方向进行计算,这个步骤可以看作将全景图像进行旋转不变性变化.在旋转后的图像中,主方向将位于0度的位置,如图1(a)所示.将图像分为4个象限,在每个象限中以12度为间隔提取梯度直方图,形成30维的局部直方图向量,见图1(b).并对每个象限所提取的直方图进行归一化运算,消除光照变化带来的影响.

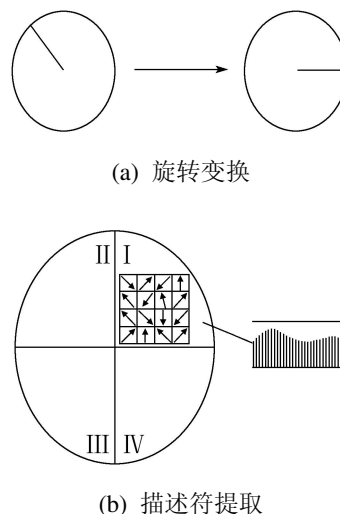


图1 特征提取

Fig. 1 Feature extraction

一幅全景图像中可能提取到多个主方向直线,对每条主方向直线均提取对应的特征描述符,匹配时定义两幅图像所有描述符之间最短的欧式距离为图像之间的距离 $D(I_i, I_j)$.为了后续计算方便,本文采用相似度(similarity)来表征两幅图像的匹配度,其计算方法如下:

$$\text{sim}(I_i, I_j) = \frac{\text{max_dist} - D(I_i, I_j)}{\text{max_dist}}, \quad (1)$$

其中max_dist表示描述符之间的最大距离,取值为2, $\text{sim} \in [0, 1]$.相似度越高,两幅图像越相近,对于移动机器人来说,两幅图像之间的相似度随其拍摄距离的增大而减小.

本文通过实验方法估计图像之间相似度与距离之间的关系.利用移动机器人在不同室内环境中采集一系列的图像序列,随机抽取一帧图像,计算其

与前后一定距离内所采集到图像的相似度及空间距离, 距离间隔通过机器人的里程值进行计算, 并将数据绘于图2中。

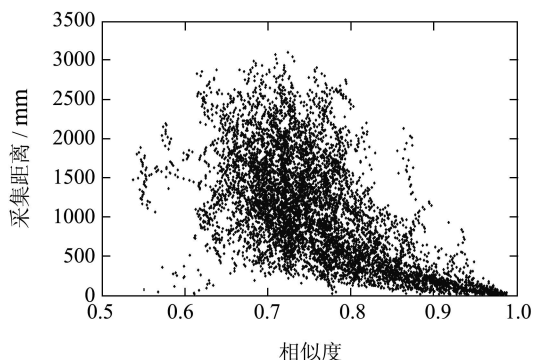


图2 图像相似度与采集距离

Fig. 2 Similarity vs. spatial distance

从图2中可看出, 当相似度大于0.8时, 距离在1 m内, 当相似度大于0.9时, 距离在0.5 m内. 因此通过实验统计可得到在某一相似度下, 拍摄距离的大致分布, 并可根据该分布计算粒子滤波中的重要权重系数. 在本文中, 将相似度0.8作为阈值, 当两幅图像的相似度大于0.8时认为图像相互匹配。

本文所提出的匹配算法主要特点是可利用主方向估计匹配图像之间机器人的转角. 图3中圆形表示全景图像, 星形表示环境中的竖直边缘特征. l_1 , l_2 表示在全景图像中检测到的与特征对应的主方向直线, 实线箭头表示机器人在 T_1 , T_2 时刻的机器人的朝向 h_{T_1} , h_{T_2} , d 表示之间的距离. T_2 中虚线箭头与 T_1 中朝向平行, 当 $d \ll l_1$, $d \ll l_2$ 时可以近似的认为 $\beta = \beta'$, 因此两帧图像之间机器人的转角 γ 可通过下式计算:

$$\gamma = \alpha - \beta = h_{T_2} - h_{T_1}, \quad (2)$$

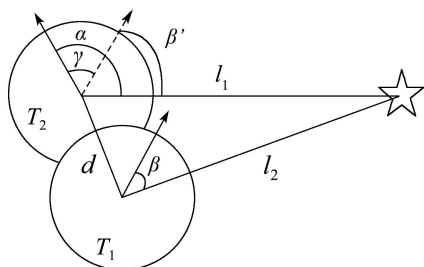


图3 旋转角度计算

Fig. 3 Rotation calculation

3 地图构建与蒙特卡罗定位(Map building and Monte Carlo localization)

本文利用所提出的全景匹配算法在室内环境中构建密集拓扑地图. 拓扑地图的顶点(vertex)表示环境中某一区域内的外观特征, 地图的边(edge)表示顶点之间的相对位置。

地图构建的步骤如下, 控制移动机器人在环境中移动, 大约每隔0.5 m采集一张图像, 在没有检测到闭环时, 机器人利用图像匹配算法与上一帧图像进行匹配, 并通过式(2)矫正机器人里程中朝向的偏差. 当检测到闭环时, 施加闭环约束^[15], 对闭环节点进行融合, 并利用类似文献[16]中的松弛算法^[17]矫正环路内其它节点位置, 最终得到全局一致的拓扑地图. 该地图将作为机器人定位中使用的参考地图。

蒙特卡罗定位算法是马尔可夫定位算法的一种实现, 它通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现贝叶斯滤波^[1]. 它将粒子滤波引入到移动机器人动作更新和观测更新的框架中, 通过从后验概率 $bel(x_{0:t})$ 随机抽取的一系列样本(粒子)来表示机器人在环境中的分布, $x_{0:t}$ 表示 x 从0时刻到 t 时刻的分布. 抽取出的每个样本都可看作是机器人在该位置的一种假设, 样本通常由机器人位姿和重要权重两部分组成, 通过采样-重要权重计算-重采样的步骤更新(sampling-importance-resampling), 不断迭代计算机器人位姿概率密度 $bel(x_{0:t})$, 迭代公式为

$$\begin{aligned} bel(x_{0:t}) &= p(x_{0:t}|z_{1:t}, u_{1:t}) = \\ \eta p(z_t|x_t)p(x_t|x_{t-1}, u_t)p(x_{0:t-1}|z_{1:t-1}, u_{1:t-1}) &= \\ \eta p(z_t|x_t)p(x_t|x_{t-1}, u_t)bel(x_{0:t-1}), \end{aligned} \quad (3)$$

其中 η 为归一化系数. 每次迭代更新开始, 首先, 算法根据动作模型从上一时刻机器人的后验概率分布中进行采样, 即从提议分布(proposal distribution)中抽取样本. 假定机器人在 $t-1$ 时刻的分布为 $bel(x_{0:t-1})$, 则对于第 m 个粒子 $x^{[m]}$ 在 t 时刻的提议分布应为: $p(x_t|x_{t-1}, u_t)p(x_{0:t-1}|z_{1:t-1}, u_{1:t-1})$. 其次, 根据观测模型针对每个样本(粒子点)计算重要权重系数, 重要权重系数表示机器人在该粒子点位置的可能性, 用来修正目标分布(target distribution)和提议分布之间的偏差, 本文中目标分布即 $bel(x_{0:t})$. 因此重要权重的计算方法为

$$\omega_t^m = \frac{\text{目标分布}}{\text{提议分布}} = \eta p(z_t|x_t) \propto p(z_t|x_t). \quad (4)$$

算法的最后一步为重采样阶段. 在计算每个粒子点的重要权重系数之后, 对粒子按照权重系数的大小进行重采样. 重采样通过淘汰权重较低的粒子, 可以有效地避免粒子退化现象. 重采样之后, 所有粒子点的重要权重均相同, 大量的粒子点聚集在机器人真实位姿附近. 机器人的位姿分布可由计算粒子分布的期望获得。

本章主要针对重要权重系数进行研究, 根据所提出的全景匹配算法的特点推导出重要权重计算方法以及相关模型参数的学习方法。

3.1 重要权重系数计算(Important weights calculation)

本节针对观测更新进行分析, t 时刻的观测更新为当前所采集的图像 I_t 与地图中节点图像 I_i 匹配的结果. 特别地, 当机器人处于存在具有相似场景的环境中时, 图像匹配的结果可能包含若干与当前图像相互匹配的节点图像, 即 $Z_t = \{S_{t,i} | i \in A\}$, 表示图像 I_t 与 I_i 相匹配且相似度为 S , A 为与相匹配图像的并集. 则公式(4)可表示为

$$p(z_t | x_t) = \sum_{i \in A} p(s_{t,i} | x_t, I_t), \quad (5)$$

更进一步, 根据贝叶斯公式,

$$p(s_{t,i} | x_t, I_t) = \eta_1 p(x_t | s_{t,i}) p(s_{t,i} | I_t), \quad (6)$$

其中: η_1 为常数, $p(s_{t,i} | I_t)$ 为本次观测中 I_t 与 I_i 匹配的概率,

$$p(s_{t,i} | I_t) = \frac{\text{sim}(I_t, I_i)}{\sum_{j \in A} \text{sim}(I_t, I_j)}, \quad (7)$$

$p(x_t | s_{t,i})$ 为在该相似度下 x_t 的似然分布. 上文中提到, 通过所提出的图像匹配算法可估计匹配图像之间的距离和转角, 可将 x_t 看成距离与朝向的集合, 即 $x_t = \{d_t, h_t\}$, 其中: d_t 为当前位置与第 i 个节点之间的距离, h_t 为 t 时刻机器人的朝向. d_t, h_t 相互独立, 因此,

$$p(x_t | s_{t,i}) = p(d_t | s_{t,i}) p(h_t | s_{t,i}), \quad (8)$$

由式(5)–(8)得, 最终的权重系数为

$$\omega_t^m \propto \sum_{i \in A} p(d_t | s_{t,i}) p(h_t | s_{t,i}) p(s_{t,i} | I_t). \quad (9)$$

3.2 模型参数学习(Parameters learning)

为计算重要权重系数, 需要计算式(9)中的两个概率密度值.

与传统的距离/角度传感器不同, 本文采用了全景视觉匹配算法, 无法通过观测得到与匹配地图节点之间的距离, 但如图2所示, 当相似度大于阈值 0.8 时, 距离和相似度存在一定的单调关系, 因此可通过统计的方法对 $p(d_t | s_{t,i})$ 的取值进行估计.

常用统计方法有两种: 一种是基于参数化的方法, 即通过样本学习相应的模型参数. 该方法能够获得模型的解析表达式, 但囿于模型限制, 无法表示任意分布的数据; 另一种为非参数统计方法, 直接通过样本对概率密度进行估计, 如直方图、Parzen窗法等, 非参数的方法的优点在于能够表示任意的概率密度分布^[18].

本文采用非参数化直方图的方法对 $p(d_t | s_{t,i})$ 进行计算, $p(d_t | s_{t,i})$ 可以看作是在给定相似度 S_i 下, 距离 d_t 分布. 首先将相似度按照 $\Delta_s = 0.5$ 的间隔进行划分, 其次将距离从 0–5 m 按照机器人半径长

度 ($\Delta_d = 0.2$ m) 等分为 25 个区间. 则所求的条件概率密度为,

$$p(d_t | s_{t,i}) = p(d_t | \Delta_{s,j}) = \frac{n_k}{N \Delta_d}, \quad (10)$$

其中: $\Delta_{s,j}$ 为相似度所属的第 j 个区间, N 为样本在 $\Delta_{s,j}$ 区间内的总个数, n_k 为样本落入第 k 个 Δ_d 区间的个数. 图4给出了相似度 $\text{sim} \in [0.80, 0.85)$ 区间中统计结果.

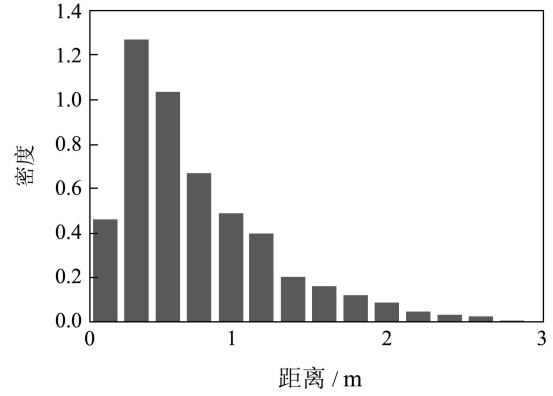


图4 $p(d_t | s_{t,i})$ 的密度分布, $s_{t,i} \in [0.80, 0.85)$

Fig. 4 The density of $p(d_t | s_{t,i})$

对于机器人朝向的估计可直接采用式(2)进行计算, 得出当前机器人朝向与地图节点朝向的旋转角度 γ . 设 T_1 为地图构建时刻, T_2 为定位时刻, 则 T_2 时刻机器人的朝向估计值为 $\hat{h}_{T_2} = \gamma + h_{T_1}$. 本文通过均值为 $\hat{h}_{T_2}$, 标准差为 $\sigma = 5$ 的正态分布作为 $p(h_t | s_{t,i})$ 估计, σ 通过实验获得, 即

$$p(h_t | s_{t,i}) \sim N(h_t | \hat{h}, \sigma^2). \quad (11)$$

在机器人定位过程中, 通过计算当前粒子的朝向以及与匹配节点之间的距离, 便可通过式(9)–(11)计算重要权重. 上文所推导的观测模型, 克服了传统图像匹配方法无法获得距离/角度观测值的缺点, 能够保证得到一定精度的定位结果, 这点将在实验章节中进行验证.

4 实验(Experiment results)

实验章节分为3部分, 首先对所提出的全景图像匹配算法进行验证, 其次通过归巢(Homing)实验验证了通过主方向控制机器人导航的精度, 最后验证了所提出的定位算法, 并采用文献[1]中的方法利用激光传感器的定位结果为基准值, 进行误差比较.

4.1 全景图像匹配算法实验(Image matching experiment)

通过Almere数据库^[19]中研究大楼(下文简称为Almere B), 家庭1(下文简称为Almere H1)数据库以及自行构建的Lab数据库对匹配算法进行验证. 由于Almere数据库采样频率较高, 前后两帧之间机器人位移较小, 在实际测试中, 每隔15帧抽取两帧数据

作为匹配对, 一帧放入参考集, 一帧放入测试集. 匹配对两帧图像之间间隔帧数 f 越大, 表示参考集和测试集之间图像的差别越大, 取 $f = 2, f = 5$ 进行测试. 测试时, 在参考集中利用匹配算法寻找与测试集中最相似的图像, 当匹配结果与原匹配对相同时, 认为匹配正确. Lab数据库在本研究大楼内采集, 其中参考集和测试集分两次采集, 由于采集点的真实坐标已知, 因此可直接通过匹配图像之间坐标距离判断匹配正误, 当距离小于0.5 m视作匹配正确. 在3个数据库中, Almere B和Lab数据库由于存在大量相似的场景, 难度较大.

本文同时将所提出的算法与现有的两种匹配算法进行比较, 其中一种为文献[4, 8]中傅里叶变换法(简称FT), 取前15个幅值组成特征向量; 另一种为视觉语言法^[10](简称VW), 提取SURF特征, 利用TF-IDF^[10]向量之间的夹角进行匹配.

采用配备AMD 3200+ 2.0 GHz CPU的计算机进行测试, 匹配结果见表1.

表1 匹配结果正确率(%)
Table 1 Matching accuracy results(%)

方法	数据库				Lab实验数据库
	Almere B $f = 2$	Almere B $f = 5$	Almere H ₁ $f = 2$	Almere H ₁ $f = 5$	
本文方法	91.8	65.7	95.0	78.0	85.0
FT	72.3	55.0	90.3	52.0	63.0
VW	87.5	66.8	92.5	77.0	81.6

实验结果表明, 在正确率方面, 本方法与VW较为接近. FT法较容易受到一些混淆场景的干扰, 正确率相对较低. 当 $f = 5$ 时, 以Almere B数据库为例, 匹配对之间的平均位移为0.67 m, 匹配对中图像差异增大, 因此3种方法的正确率均有所下降.

当采用最近邻方法进行匹配时, 3种算法的复杂度均为 $O(n)$. 其中FT与VW方法均为全局特征匹配法, 一帧图像只提取一个描述符, 因此匹配速度较快, 以针对Almere B实验为例, FT和VW的平均匹配时间在10 ms以内. 但VW需要前期离线学习, 对测试集中图像提取特征点进行量化. 本文所提出的方法虽然在匹配时间上略逊于以上两种方法(Almere B实验平均匹配时间为34.3 ms), 但在参考集中包含10000帧数据的极端情况下, 平均匹配时间仍小于1 s, 因此在实际应用中仍能满足实时性的需要.

在空间复杂度方面, 虽然本算法提取的描述符号数较多, 但维数较低, 因此在存储空间上仍有一定优势. 按双精浮点计算, 本算法平均每帧图像描述符大小4.8 kB, FT为19 kB, VW算法与其特征量化的类别数有关, 在本实验中为8 kB.

从以上实验可看出本算法具有如下优势: 在相似场景较多的环境中, 匹配正确率高; 不需要离线学习; 实时性较好, 内存占用少. 除此之外, 还可通过匹配到的主方向直接计算图像之间的旋转角度.

4.2 归巢实验(Homing experiment)

本实验测试利用所提出的匹配算法进行导航实验的误差, 机器人以起始点为基准, 分别前进6 m, 12 m, 18 m, 在前进的过程中, 机器人实时采集全景图像以及里程数据生成简单的链式拓扑地图, 到达目标位后, 机器人根据所生成的地图返航, 测量最终停止位置与起始基准位置之间的误差.

本实验目的是验证利用主方向匹配控制机器人导航的精度, 故仅通过当前匹配的节点与目标节点之间的偏差对机器人进行控制. 实验结果见表2, 每个距离进行3次实验, 计算误差平均值.

表2 归巢实验误差
Table 2 The error of Homing experiment

距离/m	6	12	18
误差均值/m	0.4	0.46	0.52

从实验结果可以看出, 机器人最终的平均误差为0.46 m, 能够满足室内导航任务的需求.

4.3 定位实验(Localization experiment)

本实验对所提出的定位算法进行验证. 实验比较了本文提出的观测模型计算方法与文献[8]中的方法. 实验中均采用了本文提出的图像匹配算法.

实验路径围绕本研究大楼一层走廊, 路径约为80 m. 首先利用第3节中地图构建方法建立密集拓扑地图. 图5(a)为实验环境设计图, 箭头为机器人运行真实路径, 密集圆点为机器人里程反馈, 从图中可看出机器人里程反馈误差较大, 转向时尤为明显. 图5(b)中圆点路径为利用第3节的方法构建的密集拓扑地图, 为说明所构建地图的正确性, 将拓扑地图与利用激光构建的占据栅格地图^[20]绘于同一图中进行比较, 可看出所提出的匹配算法能够有效地减小里程误差, 得到较为准确的拓扑地图.

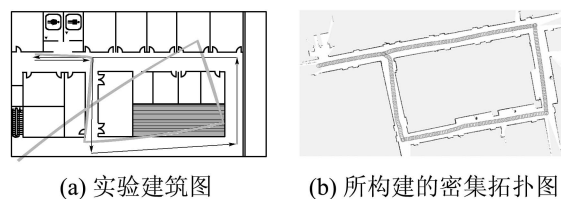


图5 实验环境及定位拓扑地图

Fig. 5 Experiment environment and topological map for localizing

传统的MCL算法中, 初始时刻认为粒子在地图区域中均匀分布, 通过不断的观测更新, 重采样, 保

留位于真值附近的粒子,定位过程中,通过每隔一段时间对一小部分粒子从地图中重新均匀采样来解决可能出现的绑架问题.但均匀采样不能保证样本点正好位于真值附近,因此无法保证能使机器人快速地从错误的定位结果中恢复.

本文所提出的观测模型能够较好地解决以上问题,匹配到的地图节点即为机器人分布可能性较大的地点.特别地,当观测图像与地图某一节点匹配相似度很高时,本实验采用0.9作为阈值,则在该节点附近重新采样替换粒子群中权重较低的部分粒子,加快正确粒子收敛速度,即使机器人被绑架,也能保证定位结果从错误中快速恢复.

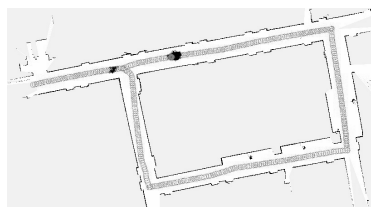
如图6(a)所示,开始定位时,初始的粒子点在地图范围内均匀分布,通过几次观测更新,不断从匹配节点附近重新采样,粒子基本上聚集在机器人当前所位于地图节点附近,见图6(b).由于在本算法中解决绑架问题的方法与全局定位的过程类似,因此该过程也显示了本算法解决绑架问题的效果.



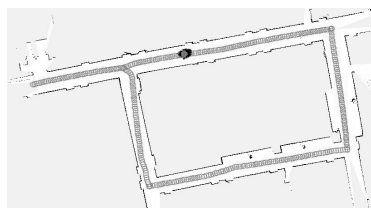
(a) 第1帧数据



(b) 第5帧数据



(c) 第58帧数据



(d) 第60帧数据

图6 定位实验结果

Fig. 6 Results of localization experiment

实验结果也说明了本算法抵抗环境中混淆场景干扰的能力.当出现混淆场景时,机器人可能会在混淆的地点重新采样,但大量权重较高的粒子仍然聚集在正确的区域,如图6(c).在几帧正确的观测匹配之后,错误节点附近粒子的重要权重变小,逐渐被淘汰,粒子重新聚集在正确的节点附近,定位结果基本没有受到影响,如图6(d).

为了说明定位误差,本文采用激光传感器的定位结果作为地面真值(ground truth),算法来自文献[1]中的基于KLD(kullback leibler divergence)采样增强MCL(AMCL)算法,同时精确给定机器人的初始值,该算法具有较高的定位精度,因此可作为验证本算法的基准值.

图7和图8为本算法的定位误差与文献[8]中方法的误差曲线.本文方法平均距离误差为0.37 m,平均朝向绝对值误差为1.9°;文献[8]中方法的平均距离误差为0.58 m,平均朝向绝对值误差为5.13°.由于本算法采用了非参数化的方法对观测模型进行学习,并通过主方向对朝向误差进行估计,因此误差相对较小,且相对稳定.文献[8]中,重要权重通过将当前观测结果与粒子点附近的节点进行匹配计算,较容易受到混淆场景的干扰,局部区域定位误差较大.

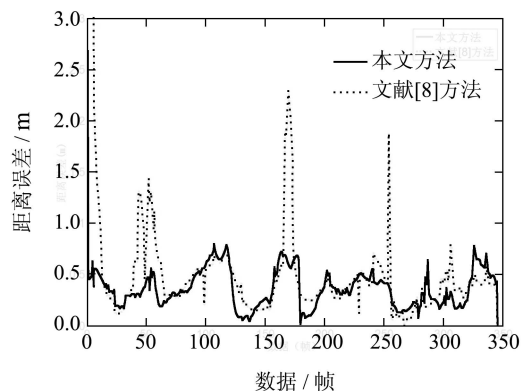


图7 定位距离误差曲线

Fig. 7 Distance error

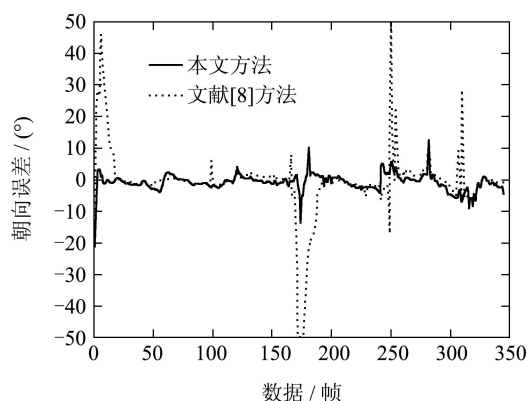


图8 机器人朝向误差

Fig. 8 Robot's heading error

通过实验可以看出, 本算法能够有效地解决存在混淆场景环境的定位问题, 能够保证定位精度。

5 结论(Conclusion)

本文研究了基于全景图像匹配的蒙特卡罗定位算法, 并根据所提出的图像匹配算法的特点推导出了重要权重系数的计算方法以及相关参数的学习方法。实验结果证明所提出的方法能够保证一定精度上的定位结果的准确。后续研究首先将会对现有图像匹配算法进一步优化, 增强其鲁棒性, 提高匹配结果的正确率。其次, 研究的重点也将从定位问题扩展到地图生成与同时定位问题(SLAM), 使机器人能够自主地完成地图构建, 定位等复杂任务。

参考文献(References):

- [1] THRUN S, BURGARD W, FOX D. *Probabilistic Robotics*[M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 2005.
- [2] LEE S J, CHO D W, CHUNG W K, et al. Feature based map building using sparse sonar data[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE, 2005: 1648 – 1652.
- [3] 孙凤池, 黄亚楼, 康叶伟. 基于视觉的移动机器人同时定位与建图研究进展[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(4): 488 – 494.
(SUN Fengchi, HUANG Yalou, KANG Yewei. Review on the achievements in simultaneous localization and mapping for mobile robot based on vision sensor[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(4): 488 – 494.)
- [4] PAYÁL, FERNÁNDEZ L, GIL A, et al. Map building and monte carlo localization using global appearance of omnidirectional images[J]. *Sensors*, 2010, 10(12): 11468 – 11497.
- [5] MURILLO A C, GUERRERO J J, SAGUES C. SURF features for efficient robot localization with omnidirectional images[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE, 2007: 3901 – 3907.
- [6] SE S, LOWE D, LITTLE J. Mobile Robot localization and mapping with uncertainty using scale invariant visual landmark[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2002, 21(8): 735 – 758.
- [7] MURILLO A C, SAG U E S C, GUERRERO J J, et al. From omnidirectional images to hierarchical localization[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55(5): 372 – 382.
- [8] MENEGATTI E, ZOCCARATO M, PAGELLO E. Image-based Monte Carlo localisation with omnidirectional images[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 48(1): 17 – 30.
- [9] KOENIG A, KESSLER J, GROSS H M. A graph matching technique for an appearance-based, visual slam-approach using rao-blackwellized particle filters[C] // *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Piscataway: IEEE, 2008: 1576 – 1581.
- [10] SIVIC J, ZISSERMAN A. Video google: a text retrieval approach to object matching in videos[C] // *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE, 2003: 1470 – 1477.
- [11] ANDREASSON H, TREPTOW A, DUCKETT T. Self-localization in non-stationary environments using omni-directional vision[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2007, 55(7): 541 – 551.
- [12] 张学习, 杨宜民. 基于多传感器信息融合的移动机器人快速精确自定位[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(3): 443 – 448.
(ZHANG Xuexi, YANG Yimin. Fast and accurate self-localization of mobile robot based on multi-sensor[J]. *Control Theory & Applications*, 2011, 25(3): 443 – 448.)
- [13] SCARAMUZZA D, SIEGWART R, MARTINELLI A. A robust descriptor for tracking vertical lines in omnidirectional images and its use in mobile robotics[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2009, 28(2): 149 – 171.
- [14] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C] // *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2005: 886 – 893.
- [15] ESTRADA C, NEIRA J, TARDOS J D. Hierarchical SLAM: real-time accurate mapping of large environments[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, 21(4): 588 – 596.
- [16] RYBSKI P E, ZACHARIAS F, LETT J F, et al. Using visual features to build topological maps of indoor environments[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway: IEEE, 2003: 850 – 855.
- [17] 王耀南, 余洪山. 未知环境下移动机器人同步地图创建与定位研究进展[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 57 – 65.
(WANG Yaonan, YU Hongshan. A review of simultaneous localization and map building algorithms for mobile robots in unknown environment[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(1): 57 – 65.)
- [18] BISHOP C M. *Pattern Recognition and Machine Learning*[M]. New York: Springe, 2006.
- [19] Workshop FS2HSC dataset[DB/OL]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 2006. <http://staff.science.uva.nl/~zivkovic/FS2HSC/dataset.html>.
- [20] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, 23(1): 779 – 784.

作者简介:

顾爽 (1983—), 男, 博士研究生, 研究方向为机器视觉、移动机器人定位及导航, E-mail: 27gs@tongji.edu.cn;

陈启军 (1966—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器人与智能系统, E-mail: qjchen@tongji.edu.cn.