

基于全景视觉的移动机器人地图创建与定位

李海, 陈启军

(同济大学电子信息工程学院, 上海 201804)

摘要: 提出一种高效的基于全景视觉的室内移动机器人地图构建和定位方法. 该方法充分利用全景视觉系统视野广阔、获取环境信息完整的特点, 根据全景图像生成环境描述子; 利用上述环境描述子描述环境, 创建拓扑地图, 将地图表示为环境描述子的集合. 在此基础上, 提出一种基于贝叶斯理论的定位方法, 根据当前全景摄像头的观测值, 利用已生成的地图完成状态跟踪, 全局定位和“绑架”定位. 最后通过实验验证了该方法的有效性, 并给出了计算成本分析.

关键词: 移动机器人; 全景视觉; 环境描述子; 地图创建; 定位

中图分类号: TP249

文献标志码: A

Mobile robot map building and localization based on omni-vision

LI Hai, CHEN Qi-jun

(School of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China. Correspondent: CHEN Qi-jun, E-mail: qjchen@mail.tongji.edu.cn)

Abstract: A method with low computational cost is proposed to solve the map building and localization problems. Based on omni-vision which can provide rich environment information, this method constructs a descriptor for each environment point. Then a topology map is made as a set of environment descriptors. In the meantime, a Bayesian based localization algorithm, which uses such omni-vision based topology map, is presented. This algorithm can solve different kinds of localization problems, even the hardest “kidnapping” localization problem. The experimental results show the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Key words: mobile robot; omni-vision; environment descriptor; map building; localization

0 引言

目前移动机器人在各个领域有着广泛的应用, 如足球比赛机器人、探测机器人、服务机器人等. 地图创建和定位问题是其实现导航的基础, 一直是移动机器人领域内的研究热点.

视觉传感器具有众多优点, 在移动机器人研究领域得到了广泛的关注. 传统的地图创建和定位问题主要利用激光^[1]、声纳^[2]等测距传感器实现, 构造的地图为栅格地图等几何地图. 这些传感器不仅观测形式单一, 信息量较少, 成本高昂, 而且对环境造成了污染, 无法满足移动机器人走入家庭的需要. 相比而言, 视觉传感器能够采集到环境中颜色、形状和纹理等更加丰富的信息, 为研究人员提供了更大的信息选择空间, 使其能够得到更加具有区分度的特征, 实现数据关联. 除此之外, 视觉传感器还具有成本较低、对环境无污

染等优点. 因此基于视觉传感器的地图创建和定位研究越发得到重视.

在基于视觉传感器的移动机器人研究中, 很多学者利用图片局部特征匹配等图像处理技术, 强化原有地图构建和定位算法, 构造几何地图. 由于这些算法计算成本较高, 难以稳定运行, 而且构造出的几何地图比较稀疏, 无法直接用于导航^[3-4].

一些学者将注意力转移到了包括拓扑地图和几何-拓扑混合地图在内的其他形式的地图上^[5-7]. 最近, Cummins等提出了一种新型地图——基于观测表现的地图. 这种地图属于拓扑地图的一种, 利用“视觉特征词汇表”并构建较复杂的观测模型^[8-9]来维护地图一致性. 文献[10]中提出的定性导航方法本质上同样是基于图像特征的拓扑地图导航. 上述工作中主要采用了单目摄像头和图像局部特征匹配. 单目摄像头视

收稿日期: 2012-10-24; 修回日期: 2012-12-24.

基金项目: 中日政府国际合作项目(2010DFA12210); 上海曙光跟踪计划项目(10GG11).

作者简介: 李海(1982-), 男, 博士生, 从事机器视觉、机器学习、智能移动机器人的研究; 陈启军(1966-), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器人控制、智能系统等研究.

野较小,具有单向性,对环境整体进行描述时数据量较大;图像局部特征的匹配往往需要特征数较多,匹配的计算成本较高.相比而言,全景图像因视野广阔,能够获得较完整的环境信息而逐渐成为了研究热点.

鉴于此,本文提出一种基于全景视觉的室内移动机器人地图构建和定位方法.该方法充分利用了全景视觉系统的特点,根据全景图像形成环境描述子,将地图定义为离散环境点的集合,并利用环境描述子描述环境,进而将地图表示为环境描述子的集合.在此基础上,提出了一套基于贝叶斯理论的定位方法,根据当前的全景摄像头的观测值,利用已生成的地图完成状态跟踪,全局定位和“绑架”定位.最后通过实验验证了该方法的有效性,并给出了计算成本分析.

1 环境描述子与地图构建

本文使用的全景视觉系统是基于单视点折反射成像原理实现的.系统由摄像机和安装于其镜头正上方的双曲面镜组成,通过双曲面镜反射到摄像机中的光线都通过同一视点,该视点对应双曲面的一个焦点,摄像机的镜头中心则对应另一个焦点.

本文采用了方向梯度直方图(HOG)作为环境描述子.HOG的描述能力在人体检测^[11]和尺度不变特征变换(SIFT)^[12]等应用中得到了很好的验证.与文献[11]相比不同的是,本文所采用的描述子并没有采用扇区交叠的办法;而与SIFT描述子的不同在于,本文描述子用来描述全景图像环境特征,因此在描述区域上有所区别.

1.1 环境主方向

环境主方向的求取使得环境描述子具有旋转不变性.由于移动机器人多次出现在环境空间中相同环境点时,其运动方向不同.此时,在相同环境点取得的全景图像之间满足旋转变换关系,即

$$I_{t1}(x, y) = R * I_{t2}(x, y), \quad (1)$$

其中 R 表示图像之间的旋转变换.因此,要成功实现对相同环境点采集的全景图像匹配,则要求环境描述子必须具备旋转不变性.一种通用的方法是:根据图像中的环境信息,求得图像的主方向,该主方向具有旋转不变性,据此得到的环境描述子也同时保持了旋转不变性.本文中通过统计图像中有效像素梯度方向得到最强的梯度方向作为图像的主方向.

对图像点 (x, y) 分别计算梯度方向和模值,有

$$dx(x, y) = I(x + 1, y) - I(x - 1, y), \quad (2)$$

$$dy(x, y) = I(x, y + 1) - I(x, y - 1), \quad (3)$$

$$m(x, y) = \omega(x, y) \sqrt{(dx(x, y))^2 + (dy(x, y))^2}, \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left(\frac{dy(x, y)}{dx(x, y)} \right), \quad (5)$$

其中 $\omega(x, y)$ 是权重函数,反映了点 (x, y) 的重要性信息,同时可以用来屏蔽噪声信号,具体应用见第4.1节.

实际应用中,采用直方图统计像素在各个梯度方向的强度,其峰值代表了该图片的主方向.图片主方向的值域范围是 $(0, 2\pi)$,其中 α 为一个柱体,共有 $2\pi/\alpha$ 个柱体.设梯度直方图峰值为 h_{\max} ,除其所对应方向确定为主方向外,采用非最大值抑制的方法,将幅值大于 $0.8h_{\max}$ 且不相邻的柱体对应的方向认定为辅方向.对同一图片,可能存在多个辅方向,根据主方向和辅方向分别得到多个环境描述子.

1.2 描述子的生成

根据环境方向(包括主方向和辅方向),首先将坐标轴旋转为环境方向,以确保环境描述子的旋转不变性.取以校正后的图像中心为圆心的16个扇形区域,对于落在这16个扇形区域中的像素点分别求取梯度方向.按式(4)和(5)计算每个扇形区域内像素点8个梯度方向的幅值累加值,构造梯度方向直方图,得到归一化128维环境描述子.如图1所示,1扇区的梯度方向集中在与主方向相近的角度,而2扇区无明显梯度,12和14扇区的梯度方向集中在主方向和其反方向.

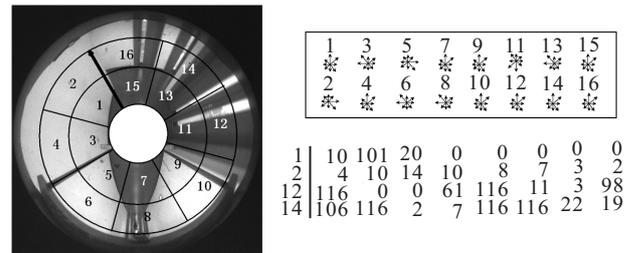


图1 图像描述子示意图

1.3 地图的构建

本文中,移动机器人的世界模型由一系列离散的环境点及其相邻关系组成,表示为 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_k\}$.默认情况下,序号相邻的环境点存在相邻关系,每个环境点仅在不满足默认条件时,记录特殊相邻点或非相邻点,以节省存储空间.在每个环境点 E_i 上采集全景图像 O_i ,并根据前述方法,利用此全景图像生成环境描述子 M_i .当遍历环境 E 时,可得到所有点的环境描述子,结合各节点对应的相邻关系,得到拓扑地图 M .拓扑地图中每个节点主要由其描述子组成,因此将地图节点也用 M_i 表示,在不做特殊声明时不做区分,从而得到拓扑地图 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_k\}$.

2 贝叶斯定位

本文所用拓扑地图的定位问题包括状态跟踪、全局定位和移动机器人“绑架”3个子问题.其中状态跟踪指在初始条件已知时,通过运动模型估计实现机

机器人的定位. 全局定位则要求在机器人初始状态未知的情况下实现定位, 因此全局定位算法必须能够较好地处理由初始不确定导致的定位误差. “绑架”问题在机器人定位中属于最为复杂的一种情况, 当机器人被“绑架”到一个新的位置时, 它所拥有的先验信息已经完全失真, 此时定位算法必须具备很强的判断能力与误差处理能力才能使机器人重新定位成功.

2.1 基于贝叶斯理论的定位

当移动机器人运行在环境 E 中时, 在地图 M 已知的情况下, 时刻 t 定位的目标就是求取 L_t 的置信度, 即 $p(E_t|Z^t, M)$, 其中 $Z^t = \{Z_0, Z_1, \dots, Z_t\}$ 表示从 0 时刻到 t 时刻的观测值. 根据贝叶斯定律有

$$p(E_t|Z^t, M) = \frac{p(Z_t|E_t, M)p(E_t|Z^{t-1}, M)}{p(Z_t|Z^{t-1}, M)}, \quad (6)$$

其中 $p(E_t|Z^{t-1}, M)$ 为定位信息的先验分布概率, 可由上一时刻概率 $p(E_{t-1}|Z^{t-1}, M)$ 和采用运动模型 (见 2.3 节) 估计得到. $p(Z_t|Z^{t-1}, M)$ 为归一化常数, 而 $p(Z_t|E_t, M)$ 为观测概率.

2.2 观测模型

本文中 Z_t 为 t 时刻采集到的全景图像 O_t , 生成对应环境描述子 D_t . E_t 为离散环境点, 其定义域为 E , 而 E 中元素与地图 M 中元素为一一对应的关系. 因此有

$$p(Z_t|E_t, M) = p(D_t|M). \quad (7)$$

这里 D_t 和 M_i 同为 128 维描述子, 其归一化的欧氏距离为

$$\text{Dis}(D_t, M_i) = \frac{\sqrt{\sum (D_t - M_i)^2}}{128}. \quad (8)$$

根据式 (8) 定义两个集合: 1) 将所有满足 $\text{Dis}(D_t, M_i) < \text{thr1}$ 的 M_i 组成的集合称为强匹配集合, 记为 \hat{U}_1 ; 2) 将所有满足 $\text{Dis}(D_t, M_i) < \text{thr2}$ 的 M_i 组成的集合称为匹配集合, 记为 \hat{U}_2 . 其中 thr1 和 thr2 同为 $[0, 1]$ 区间的实数, 且 $\text{thr1} < \text{thr2}$, 显然 \hat{U}_1 为 \hat{U}_2 的真子集, $\hat{U}_1 \subseteq \hat{U}_2$.

设 $R(D_t, M_i)$ 为 $\text{Dis}(D_t, M_i)$ 的倒数, 这里定义观测匹配概率为

$$p(D_t|M_i) = \frac{R(D_t, M_i)}{\sum_i R(D_t, M_i)}. \quad (9)$$

在本文采用的观测模型中, 仅对 \hat{U}_2 中地图元素按式 (9) 计算得其匹配概率, 对非 \hat{U}_2 地图元素, 认为其匹配概率极低, 设为 0. 这里将 \hat{U}_2 中元素 M_i 及其对应 $p(D_t|M_i)$ 组成的集合称为 U_2 , 同样可以定义得到 U_1 , 即

$$U_2 = \{(M_i, p(D_t|M_i)) | M_i \in \hat{U}_2\}, \quad (10)$$

$$U_1 = \{(M_i, p(D_t|M_i)) | M_i \in \hat{U}_1\}. \quad (11)$$

当 O_t 拥有多个方向, 产生多个描述子时, 需要分别与 M_i 进行匹配运算, $\text{Dis}(D_t, M_i)$ 取最小值. 每轮的匹配过程依据 U_1 的状态判断匹配结果, 每次匹配循环结束时 U_1 不为空, 则认为匹配成功.

2.3 运动模型

本文所用的运动模型基于如下假设:

假设 1 时间上相邻的观测值来自于相邻位置的环境点.

运动模型的运用主要体现在以下两个概念中:

1) 相邻状态. 将地图空间中标号 i 临近的状态, 即标号 $[i-n, i+n]$ 对应的状态, 称为相邻状态, n 为正整数, 且取决于采样规则.

2) 状态归并. 将状态空间中相邻状态归并到其中 $p(D_t|M_i)$ 值最大的状态上, 其对应的 $p(D_t|M_i)$ 为归并状态概率的累加.

状态归并类似于非最大值抑制, 用以缩小状态空间, 简化算法, 如图 2 所示.

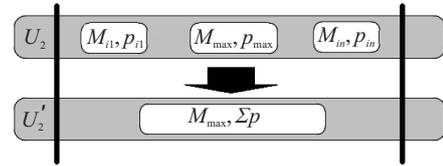


图 2 状态归并过程示意图

3 定位算法

定位过程为不断更新状态变量概率分布 $p(E_t|Z^t, M)$ 的过程, 本文中世界模型采用离散的拓扑地图, 并且 E 与 M 一一对应, 因此有

$$p(E_t|Z^t, M) = \{(M_1, p_{M_1}), (M_2, p_{M_2}), \dots, (M_k, p_{M_k})\}, \quad (12)$$

其中 p_{M_i} 为当前状态 E_t 为 M_i 的概率. 简洁起见, 将式 (12) 表示为: 状态变量 $S_t = p(E_t|Z^t, M) = \sum (M_i, p_{M_i})|_t$. 事实上, 在定位过程中, 由于本文采用的描述子区分度较强, 很多 M_i 对应的 p_{M_i} 几近为零, 因此在实际定位过程中 $\sum (M_i, p_{M_i})|_t$ 只包含式 (12) 中的部分元素.

3.1 状态跟踪算法

状态跟踪算法的初始条件为 E_0 已知.

算法 1 状态跟踪.

Step 1: 根据 t 时刻观测 O_t 生成描述子 D_t ;

Step 2: 将 D_t 与 E_{t-1} 的相邻状态对应的地图描述子 M_i 匹配;

Step 3: 如果匹配成功, 则 E_t 为最佳匹配结果对应的状态, 作为定位结果, 否则, 跟踪失败.

3.2 全局定位算法与“绑架”定位算法

全局定位算法与“绑架”定位算法比较相似, 初始

条件同为 E_0 未知, S_0 中各元素概率相等, 定位过程如下.

算法 2 全局定位, “绑架”定位.

Step 1: 根据 t 时刻观测 O_t 生成描述子 D_t .

Step 2: 将 D_t 与所有地图描述子进行匹配, 分别计算 $\text{Dis}(D_t, M_i)$, 得到匹配集合 \hat{U}_2 , 计算得到集合 U_2 , 并将其中元素进行状态归并, 得到 U'_2 .

Step 3: U'_2 与 S_{t-1} 中满足互为相邻状态的元素按式 (6) 进行相乘运算得到概率, 并与 U'_2 对应元素组成 S_t 中元素. S_{t-1} 中没有找到相邻状态的 U'_2 元素, 将其概率值乘以系数 γ , 组成新元素加入 S_t 中, 从而完成更新, 过程如图 3 所示.

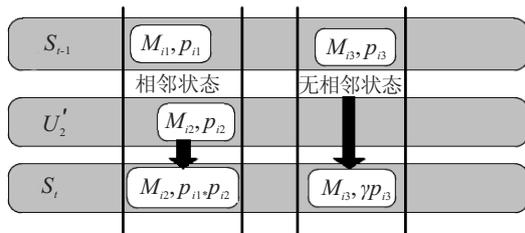


图 3 更新过程示意图

Step 4: 当 S_t 中元素概率最大值 $p_{\max} > p_{th}$ 时, 设 p_{\max} 对应的 M_{\max} 作为初始状态, 其他元素概率设置为 0, 执行算法 1, 实现状态跟踪; 否则, 整理 S_t , 将概率值过小的元素清除, 重新归一化, 转 Step 1.

4 实验分析

本文中地图创建和定位都基于环境描述子, 因此环境描述子的生成和匹配对整个系统性能有决定性的影响. 为了提高环境描述子质量, 本节首先讨论了噪声处理问题, 稍后给出了地图生成和定位的结果.

4.1 图片噪声处理

1.1 节中提到的权重函数 $\omega(x, y)$ 可用来调整图像中区域信息的有效性, 本文中主要用来处理噪声. 由于全景视觉系统安装在移动机器人上, 全景图像中无可避免地包含摄像头和机器人的影像, 这部分图像属于系统噪声, 如图 4 中部白框区域. 另外, 如图 4 下部白框区域, 本文所用的全景摄像头采用支架支撑, 采集到的全景图片中还存在着支架的影像, 这部分的影像属于无用信息, 也算在噪声行列. 这部分噪声主要由全景视觉系统设计产生, 是视觉系统本身固有的, 因此也属于系统噪声. 此外, 由镜面磨损所导致的影像失真, 如图 4 上部黑框区域所示.

系统噪声的出现区域比较稳定, 可以利用固定的掩码图像加以屏蔽. 由于不同的移动机器人全景摄像头安装的位置不同, 针对机器人影像的掩码区域也有不同. 本文应用中, 全景摄像头安装在移动机器人中部, 全景图像中机器人的影像出现在图像中心附近.

为了尽量保证图像的中心对称性, 采用以图像中心为原点的圆环形掩码. 本文所用全景图像中支架部分主要由两部分组成, 对应的图像出现在以图像中心为圆心, 局部扇形区域和局部环形区域内, 如图 4 所示. 镜面磨损和其他随机噪声将通过高斯滤波予以平滑.

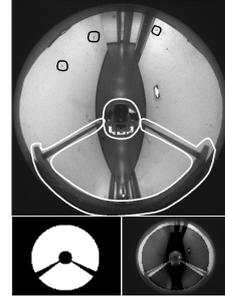


图 4 不同种类噪声与掩码示意图

本文的实验应用中, 每个环境点只需取一幅全景图像. 为了保证定位成功, 在不同方向条件下, 相同环境点的全景图像需要较高的匹配度. 而噪声的去除对于保持全景图像的正确匹配尤为重要. 如图 5 所示, 图 5(a) 与 5(b) 和 5(c) 的机器人运动方向相反, 因此噪声出现的位置不同, 表 1 左半部分给出了在运用掩码图 and 没有运用掩码图的情况下, 图 5(a) 与其他图像匹配结果 (式 (8) 所示归一化欧氏距离) 的比较.

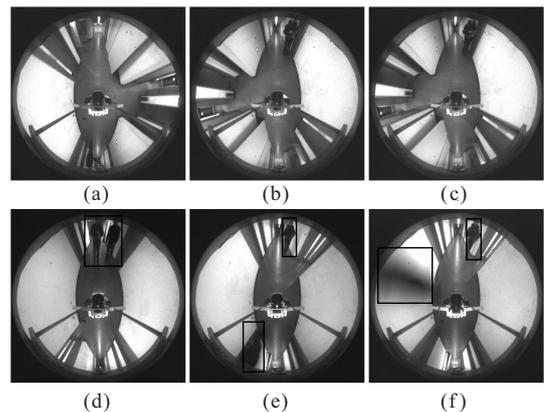


图 5 描述子匹配实验用图

表 1 匹配实验结果

匹配结果	AB	AC	DE	DF
掩码	0.2272	0.2047	0.2826	0.4331
无掩码	0.2671	0.2824	无	无

另外, 在移动机器人地图生成和定位过程中不可避免地受到行人等动态因素的影响, 将之视为动态噪声. 为了进一步测试描述子的性能, 针对包含动态噪声的图片加以测试. 如图 5 所示, 图 5(d) 与 5(e) 和 5(f) 的运动方向相反, 每幅图中都有行人 (用黑框标出), 其中图 5(e) 和 5(f) 表现了行人经过的情形. 表 1 右半部分给出了使用掩码图的匹配结果. 不难看出, 本文采用的描述子对于各个扇区分别进行描述, 个别扇区中噪音不会影响到其他扇区, 因此对于动态噪声有一

定的鲁棒性. 尽管如此, 动态噪声过大仍然会引起匹配失败. 经分析, 匹配失败的原因除了噪音对局部描述子的影响外, 还包括了噪声对环境主方向的影响.

4.2 地图构建

本文实验中使用了配备全景视觉系统的Pioneer3-AT 移动机器人, 采集的全景图片来自同济大学电信学院 6 层东部室内环境, 如图 6 灰色线路所示, 用到的环境栅格地图构造方法见文献 [7]. 实验中, 机器人绕走廊运行, 并采集图像, 构建地图. 图 6 中还给出了部分创建地图所用全景图像及其主方向(对应图像中白点位置).

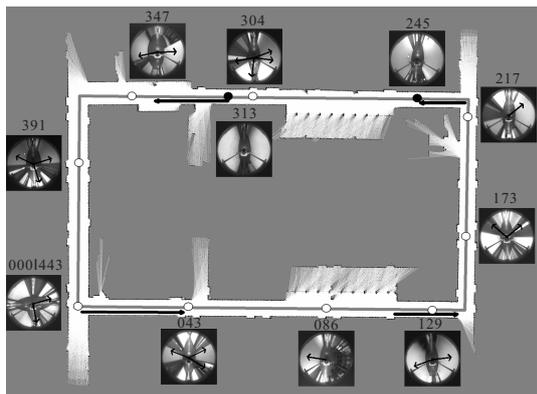


图 6 实验环境示意图

在生成描述子时, 采用 160×120 像素的灰度图像, 而由于采用掩码图的关系, 每幅图像的有效像素点为 7085 点. 取 18 个柱体(见 1.1 节)求取环境主方向. 实验所用 PC 主频为双核 1.6 GHz, 内存为 1 G, 运行平台为 Windows XP, 运行时 CPU 使用率为 50%. 实验结果如表 2 所示, 在 160 m 左右的室内环境中采样节点为 443 个, 包括 926 个环境描述子. 采样节点的选取综合考虑了节点间的距离和相邻节点匹配结果等因素. 由表 2 可见, 本文地图构建算法计算成本较低, 效率较高, 可以满足移动机器人实时性运行要求, 地图创建算法的复杂度为 $O(n)$.

表 2 地图构建结果

地图大小	描述子个数	描述子维数	平均用时/ms	地图存储空间
443	926	128	6.090 8	122 232 字节

4.3 定位结果及其成本分析

实验中 $\gamma = 0.1, n = 2$, 为了增强算法鲁棒性, 采用了动态匹配集. 将匹配结果中满足 $\text{Dis}(D_t, M_i) < 0.1$ 的状态构成集合 $U_{0.1}$, 相似的有集合 $U_{0.25}$ 和 $U_{0.4}$. 若这些集合满足下式:

$$\text{card}(U_{0.4}) > 30 \text{ AND } \text{card}(U_{0.25}) > 10, \quad (13)$$

则取 $U_{0.1}$ 和 $U_{0.25}$ 为强匹配集与匹配集, 不满足则取 $U_{0.25}$ 和 $U_{0.4}$ 为强匹配集与匹配集. 其中 $\text{card}()$ 为求取集合元素数目的计算, AND 表示逻辑与.

为了对定位算法的性能有全面的了解, 这里设计两组不同条件下的对比实验:

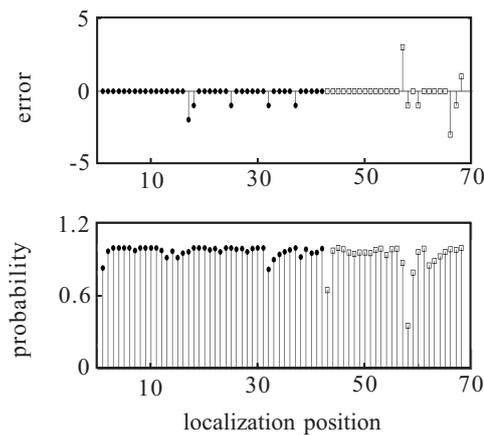
实验 1 “绑架”发生在环境特征明显的环境点. 移动机器人从地图中环境点 0 出发, 在环境点 43 左右发生“绑架”, 至位置 115 继续运动到位置 140. 实验路线如图 6 下部黑色线路所示.

实验 2 “绑架”发生在环境相似的点. 移动机器人从地图中标号 224 位置出发, 在位置 245 左右发生“绑架”, 至位置 313 继续运动至位置 340. 实验路线如图 6 上部黑色线路所示. 图 6 还给出了定位过程中位置 245 和 313 的全景图像, 可以看到二者包含的环境信息单调, 相似性较高.

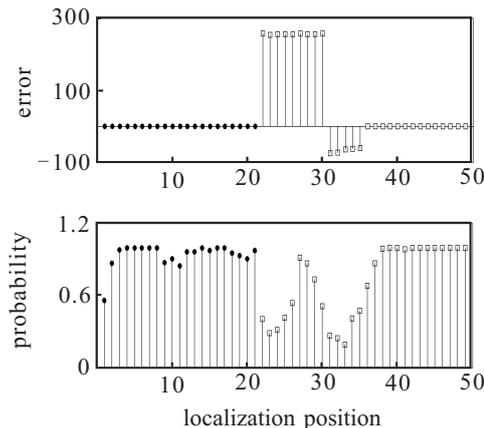
实验的运行时间总结见表 3, 图 7 则给出了两次实验中每一步的定位结果和元素最大概率值, 其中圆点和方块分别代表了“绑架”前后. 元素最大概率值表征了定位的确定性, 从侧面反映了定位状态, 当其较高时, 说明定位信息可靠性较高, 反之则可靠性较低.

表 3 定位实验运行时间 ms

指标	平均用时	单步最长用时	单步最短用时
实验 1	6.977 9	12.881 3	4.628 7
实验 2	6.446 3	10.688 1	4.601 0



(a) 定位实验 1 结果



(b) 定位实验 2 结果

图 7 定位实验结果

实验中,定位结果在正确节点的相邻节点范围内视为定位成功.由实验对比可以看出:在实验初期元素最大概率偏低,稍后进入稳定状态.实验1中,在“绑架”发生时,迅速定位成功,但最大概率值有所波动.实验2中,由于“绑架”发生时,周围环境特征信息不明显,产生了短暂的定位失败,但在运行到特征明显的环境点时,重新成功定位.在进行的多次实验中,实验2类似的定位失败出现概率极低.例如实验2中,在环境点245发生“绑架”,如果将绑架点分别设为环境点244和环境点246,则实验结果与实验1极其相似.

5 结 论

视觉传感器在移动机器人研究和应用中逐渐趋于主导地位,要达到移动机器人服务于大众的目标,计算成本低廉的导航算法必不可少.本文提出的算法正是以此为出发点,利用全景图像视野广的优点,构造了环境的描述子,这种描述子可以有效地对环境进行分类,进而实施定位.

进一步增强机器人的自主性,开发相应的导航算法、SLAM算法,构成整套自主移动机器人导航系统是下一步的研究工作.

参考文献(References)

- [1] Thrun S, Fox D, Burgard W, et al. Robust Monte Carlo localization for mobile robots[J]. *Artificial Intelligence*, 2001, 128(1/2): 99-141.
- [2] Thrun S. Learning occupancy grid maps with forward sensor models[J]. *Autonomous Robots*, 2003, 15(2): 111-127.
- [3] Davison A J, Reid I D, Molton N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [4] Civera J, Davison A J, Montiel J. Inverse depth parametrization for monocular SLAM[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2008, 24(5): 932-945.
- [5] Blanco J L, Fernandez-Madrigal J A, Gonzalez J. Toward a unified Bayesian approach to hybrid metric-topological SLAM[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2008, 24(2): 259-270.
- [6] Estrada C, Neira J, Tardos J D. Hierarchical SLAM: Real-time accurate mapping of large environments[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2005, 21(4): 588-596.
- [7] Li H, Chen Q J. Towards a non-probabilistic approach to hybrid geometry-topological SLAM[C]. *The 8th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Ji'nan, 2010: 1045-1050.
- [8] Cummins M, Newman P. Accelerated appearance-only SLAM[C]. *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Pasadena: IEEE, 2008: 1828-1833.
- [9] Cummins M, Newman P. FAB-MAP: Probabilistic localization and mapping in the space of appearance[J]. *The Int J of Robotics Research*, 2008, 27(6): 647-665.
- [10] Chen Z C, Birchfield S T. Qualitative vision-based path following[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2009, 25(3): 749-754.
- [11] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. *2005 IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005: 886-893.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *Int J of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

(责任编辑: 孙艺红)