

文章编号: 1000-8152(2011)03-0443-06

基于多传感器信息融合的移动机器人快速精确自定位

张学习, 杨宜民

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 通过分析全向视觉、电子罗盘和里程计等传感器的感知模型, 设计并实现了一种给定环境模型下移动机器人全局自定位算法. 该算法利用蒙特卡罗粒子滤波, 融合多个传感器在不同观测点获取的观测数据完成机器人自定位. 与传统的、采用单一传感器自定位的方法相比, 它把多个同质或异质传感器所提供的不完整测量及相关数据库中的信息加以综合, 降低单个信息的不确定性, 提高了自定位的精度. 同时由于充分利用了全向视觉传感器的观测模型, 在粒子滤波定位方法的实现过程中, 粒子点的置信度通过查表的方法获得, 达到了在自定位过程中, 确定置信度时所要求的快速性, 从而保证了定位算法较好的实时性. 实验结果证明了该方法的有效性.

关键词: 移动机器人; 自定位; 数据融合; 粒子滤波

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A

Fast and accurate self-localization of mobile robot based on multi-sensor

ZHANG Xue-xi, YANG Yi-min

(College of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510090, China)

Abstract: A method based on the fusion of multi-sensor information is proposed for self-localization of the mobile robot in known environment. It provides the configuration of the multi-sensor information fusion system and analyzes the all-forward wheel, omni-vision and electrical compass. The Monte Carlo(MCL) particle filtration method combines the measured data of sensors in various observation points to achieve the fusion localization for the mobile robot. Being different from the traditional single-sensor self-localization of the mobile robot, this method synthesizes the incomplete information from heterogeneous or homogeneity sensors and the related data from the data-base, thus, reducing the uncertainty in the information from a single sensor and improving the accuracy in self-localization. Because of the use of the observation model of the omni-vision, and the employment of the lookup table for determining the confidence interval in the realization of self-localization, this method achieves the required rapidity in obtaining the confidence interval for self-localization, ensuring its application in real time. Experimental results validate the proposed method.

Key words: mobile robot; location; data fusion; particle filter

1 引言(Introduction)

移动机器人要想实现避碰、路径规划和地图构建等功能, 定位是必须解决的基本问题. 目前移动机器人定位主要有两种类型: 1) 位置跟踪: 机器人的初始位置已知, 通过里程计码盘反馈信息实现位姿估计, 但必须补偿惯导或里程计累积误差; 2) 全局定位: 机器人初始位置未知, 通过多峰值概率分布函数表示机器人的全局位置. 机器人获取外界信息使用的传感器包括: 声纳、里程计、加速度计、电子罗盘、超声波、激光雷达、单目视觉和全向视觉等. 其中, 全向视觉由于具有信息量大, 自我定位、环境信息建模比较容易等优点而被广泛应用于全局定位. 在定位过程中, 存在两类不确定性因素. 一是机器人本身具有不确定性: 如里程计误差累积和传感器噪

声数据. 二是机器人所处环境也是不可预知的: 人的走动和物体的移动所造成的环境变化. 这些不确定性因素的存在, 使得定位变得更加困难^[1].

对于单一传感器, 最简单的是基于里程计定位的方法, 但在长距离的导航时, 累计误差将会增加, 使得其准确度下降; 文献[2]利用单目视觉对多个场地路标的观测来完成全自主机器人自定位, 缺点是单目视觉的观测范围较为有限. 但是, 移动机器人的发展趋势表明, 仅使用单一传感器定位的方法面临越来越多的挑战, 采用多种类型的传感器采集数据, 以不同的方式获得机器人的位置姿态信息, 然后通过融合算法实现机器人的定位是必然的解决方案. 文献[3]利用不同观测点数据的相关性, 以里程计与全向视觉作为传感器, 实现了基于路标的机器人自定

位. 文献[4]依靠码盘运动模型获得机器人的大致位姿, 然后利用单目视觉获得的环境标志点信息对码盘信息进行修正, 实现了微小机器人的精确定位. 另外, 采用多机器人分布式观测的方法来提高目标定位精度和自定位精度的方法, 近年来日益受到关注. 文献[5]采用卡尔曼滤波方法, 融合多个机器人在不同位置上对同一个目标的观测数据, 来精确地估计目标位置. 文献[6]利用多机器人的目标观测以及它们之间的相互位置关系精确地估计目标位置, 并以此更新各机器人的自定位信息, 但这不适用于单个机器人的自定位.

本文给出了一种快速的基于多传感器信息融合的移动机器人精确自定位方法. 论文首先就全向轮运动模型、全向视觉成像模型和电子罗盘使用模型给出了分析, 然后就机器人足球比赛中的粒子滤波算法和全向视觉的观测模型给出了描述, 最后用(monte carlo, MCL)粒子滤波的方法实现了融合定位. 由于充分利用了全向视觉传感器的观测模型, 在粒子滤波定位方法的实现过程中, 粒子点的置信度通过查表的方法获得, 实现了使用全向视觉传感器模型计算机器人位姿置信度的快速性, 从而保证了定位算法较好的实时性.

2 算法使用模型描述(Description of algorithm model)

如前所述, 机器人自定位所用数据来自里程计和其他相关传感器. 整个自定位过程描述如下: 首先,

$$\Delta S_k = \begin{pmatrix} \Delta x_k \\ \Delta y_k \\ \Delta \theta_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{\cos(\theta + \varphi)}{2} & -\frac{\cos(\theta - \varphi)}{2} & \frac{\cos(\theta + \varphi)}{2} & \frac{\cos(\theta - \varphi)}{2} \\ -\frac{\sin(\theta + \varphi)}{2} & -\frac{\sin(\theta - \varphi)}{2} & \frac{\sin(\theta + \varphi)}{2} & \frac{\sin(\theta - \varphi)}{2} \\ \frac{1}{4R} & \frac{1}{4R} & \frac{1}{4R} & \frac{1}{4R} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} D_1 \\ D_2 \\ D_3 \\ D_4 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

在考虑滑程、地面轮胎变形以及死锁等情况下, 全向轮的实际速度与通过光电编码器计算得到的测量增量存在误差. 这个误差显然是随机的, 这里必然存在一个噪声干扰 λ , 统计显示这个噪声大致服从一个非零均值的高斯分布, $\lambda^D \sim N(\mu_D, \sigma_D^2)$, 相互独立. 记上式中 3×4 矩阵为 C_k , 则得到四轮全向移动机器人运动学模型为

$$S_k = S_{k-1} + C_k D_k + \lambda^D. \quad (4)$$

2.2 全向视觉成像模型(Omni-vision)

全向视觉是机器人获得现场信息的最重要的传感器, 它位于机器人顶部, 具有 360° 的水平视角, 用于采集机器人周边的场地信息以进行目标识别、为自定位提供相关信息. 本文使用的全向视觉是基于单视点折反射成像原理实现的, 系统由摄

全向轮运动模型对机器人各个时刻的位置信息进行初步估计; 然后全向视觉根据观测到的不同时刻标志点的位置变化, 以及电子罗盘提供的机器人方向角信息, 对机器人控制中的位姿估计结果做出修正, 从而提高自定位的精度.

2.1 全向轮运动模型(All-forward wheel)

传统的移动机器人多采用双轮差动结构, 这种结构是一种非完整性约束, 限制了机器人的侧向运动, 机器人的灵活性不够. 采用全向轮运动机构的机器人向任意方向做直线运动的同时可做自身旋转运动调整机器人的姿态. 这样就使得移动机器人有运动快速灵活、易于控制等优点. 全向轮已逐渐取代双轮差动结构, 成为移动机器人运动机构设计发展的趋势^[7]. 如果机器人所运动的环境假定为二维平面, 对于四轮全向移动机器人, 其运动可以分解为平动和绕其一基点的转动. 设每个驱动轮到机械中心的距离为 R . 定义其 K 时刻在世界坐标系下的位置描述为

$$S_k = (x_k, y_k, \theta_k)^T. \quad (1)$$

设编码器数据的采样周期为 T , 每个周期从4个与电机相连的光电编码器读出计数差值, 计算得测程增量结果为

$$D_k = (D_1, D_2, D_3, D_4)^T, \quad (2)$$

则机器人运动 T 时间后, 在世界坐标系下产生的位置偏移 ΔS_k :

像机和安装于其镜头正上方的由水平等比镜面和垂直等比镜面组合而成的全向反射镜面构成. 其中水平等比镜面能使6.5 m范围内水平场地的物体成像是等比例变化的, 垂直等比镜面在距离6.5 m远处能看到1米高度, 使该距离的垂直面上的物体成像是等比例变化的^[8]. 水平等比例反射镜面可以得到水平场景的近似无畸变图像, 因此要确定图像中的某一点所代表的实际物体距离机器人中心的距离 D_r , 只需要将图像坐标系中的像素距离 d_{image} 除以比例系数 Dis_ration 即可得到实际距离:

$$D_r = \frac{d_{\text{image}}}{\text{Dis_ration}}, \quad (5)$$

其中 $\text{Dis_ration} = 0.286$. 根据上式得到机器人距

离目标中心点的距离以后, 由三角定位法可知, 如果已知两个特征点的坐标及机器人与特征点间的距离, 可以计算出机器人在世界坐标系下的坐标.

2.3 电子罗盘(Electrical compass)

电子罗盘是能够输出电信号的罗盘, 它可以直接给出机器人运动的相对方向的偏移. 随着电子技术, 特别是微型计算机技术的发展, 电子罗盘的成本越来越低, 体积也越来越小, 完全可以应用到移动机器人上. 电子罗盘的原理如图1所示. 该电子罗盘有两个相互垂直的轴分别成为X轴和Y轴. 分别沿这两个轴安装两个测量磁场分量的磁场器 S_x 和 S_y . 磁北方向为ON, 电子罗盘测得的磁方向角定义为从ON到ON顺时针转过的角度, 用 ψ 表示. 设地磁场的水平分量为 H_0 , 磁传感器 S_x 和 S_y 测出的磁场分量为

$$H_x = H_0 \cos \psi, \quad H_y = -H_0 \sin \psi,$$

得到 $\psi = \arctan(H_x/H_y)$.

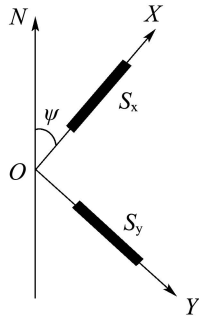


图1 电子罗盘的测量原理

Fig. 1 Measure principal of electrical compass

3 Monte carlo定位算法(Monte carlo self-localization algorithm)

3.1 算法描述(Description of algorithm)

移动机器人定位可以描述为: 机器人与其所处环境组成的动态系统中, 根据初始状态概率分布 $P(X_0)$ 和测量数据流 $o^t = \{o_0, o_1, \dots, o_t\}$ 来估计系统的当前状态 $s_t = \{x_t, y_t, \theta_t\}$. 从统计学的角度看, s_t 的估计就是一个贝叶斯滤波, 可以通过估计后验概率密度分布 $P(s_t|o_t)$ 实现当前状态的估计.

MCL定位算法源于贝叶斯滤波位置估计, 其核心思想是用 N 个带有权重的离散采样 $c_t = \{s_t^{(i)}, w_t^{(i)} | i = 1, 2, \dots, N\}$ 来表示后验概率密度分布 $P(s_t|o_t)$, 其中: $s_t^{(i)}$ 为机器人在 t 时刻的一个可能状态, $w_t^{(i)}$ 为相应的权重参数. MCL定位算法的目标是在每个步骤 t , 计算从概率密度分布 $P(s_t|o_t)$ 中采样得到的样本集 C_t . 根据Markov假设和贝叶斯滤波位置估计^[9], MCL算法主要分为以下4个步骤:

Step 1 采样阶段.

根据 $p(s_{t-1}|o_{t-1})$ 的采样状态, 按照由重要性因子规定的权值 $w_{t-1}^{(i)}$, 从表示 $p(s_{t-1}|o_{t-1})$ 的样本集合 c_{t-1} 中随机抽取采样 $s_{t-1}^{(i)}$.

Step 2 预测阶段.

根据 $t-1$ 时刻计算的样本集 C_{t-1} 和运动控制模型 $P(s_t|s_{t-1}, u_{t-1})$, 对先验概率密度分布 $p(s_t|o^{t-1})$ 采样得到样本 $s_t''(i)$, 所有的样本 $s_t''(i)$ 构成样本集 C_t'' , C_t'' 近似于对先验概率密度分布的随机采样, 即

$$\begin{aligned} P(s_t|o^{t-1}) &= \int P(s_t|s_{t-1}, u_{t-1})P(s_{t-1}|o^{t-1})ds_{t-1} = \\ P''(s_t|o^{t-1}) &= \sum_{i=1}^n P(s_t|s_{t-1}''(i)u_{t-1}). \end{aligned} \quad (6)$$

Step 3 更新阶段.

融合 t 时刻的传感器信息 g_t , 并且对样本集 C_t'' 中的每个样本赋以 $w_t''(i) = P(g_t|s_t''(i))$ 的权重. 根据Markov假设: 当前状态已知的前提下, 过去测量与当前测量相互独立得到. 此时 C_t'' 近似于对后验密度分布随机采样得到, 即

$$\begin{aligned} P(s_t|o^t) &= \frac{P(g_t|s_t)p(s_t|o^{t-1})}{p(g_t|o^t)} = \\ P''(s_t|o^t)ds_{t-1} &\propto P(g_t|s_t'')P''(s_t|o^{t-1}). \end{aligned} \quad (7)$$

Step 4 权值归一化.

对于 N 个采样, 分别对其权值进行归一化处理, 获得 t 时刻的采样集合

$$c_t = \{(s_t^i, w_t^i) | i = 1, 2, \dots, N\},$$

从而获得当前状态的 $P(s_t|o_t)$ 的近似采样. 归一化处理如下所示:

$$w_t^{(m)} = \frac{w_t''^{(m)}}{\sum_{j=1}^N w_t''^{(j)}}. \quad (8)$$

递归调用采样阶段、预测阶段、更新阶段和权值归一化, 移动机器人就不断更新带权重的样本集 C_t , 并利用 C_t 估计全局位置. C_t 中权重值最大的样本值即为机器人当前位置, MCL算法达到最优贝叶斯估的效果.

在具体使用过程中, 对于全自主足球机器人而言, MCL定位算法需要知道机器人的全向轮运动模型、全向视觉观测模型和电子罗盘的感知模型. 在得到机器人的相应模型以后, 通过以下步骤来实现机器人的自定位.

1) 根据当前时刻机器人运动模型对粒子点进

行更新;

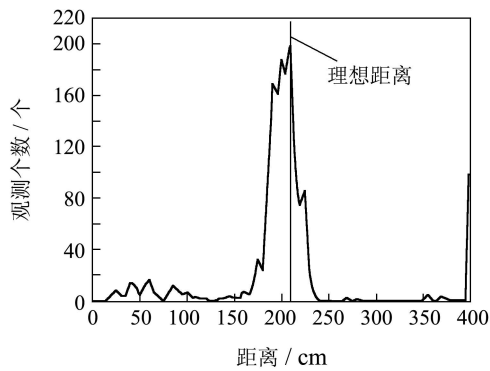
2) 根据当前时刻观测模型的测量结果计算每个粒子的权重;

3) 保留权重高的粒子, 丢弃权重低的粒子, 并根据相应原则添加新的粒子.

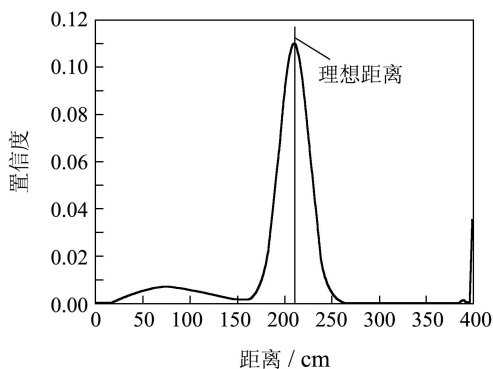
3.2 全向视觉的观测模型(Observation model of omni-vision)

在MCL定位方法中, 观测模型用于计算机器人位于每一个粒子的权重, 粒子的权重表示的是机器人位于某个粒子所表示的位姿的概率. 假定有一个粒子 j , 为了计算机器人在 t 时刻位于该粒子点上得到当前观测结果的概率 $P(o_t|l_t^j)$, 必需确定两个量: ① 机器人在这个粒子点上的理想观测结果; ② 机器人在这个粒子点上的真实观测结果. 理想观测结果和真实观测结果的误差分布模型参数可以用参数估计的方法计算获得.

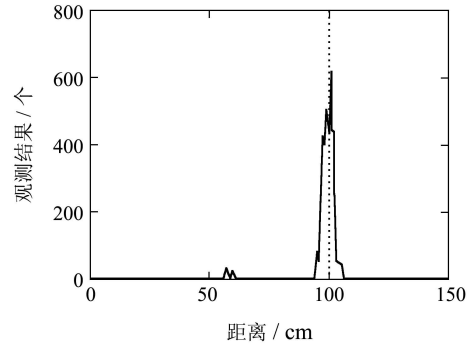
在E. Menegatti的研究结果中, 观测模型的概率分布函数由3部分组成, 对距离机器人中心2m的白色标示线观测置信度分布曲线如图2(a)(b)所示. 在国防科大刘斐的研究结果中^[10], 选择机器人对距离其不同距离的白色标示线进行观测, 从而得到传感器观测模型的误差形式. 机器人对1m距离上的白色标示线的距离检测结果和置信度分布如图2(c)(d)所示.



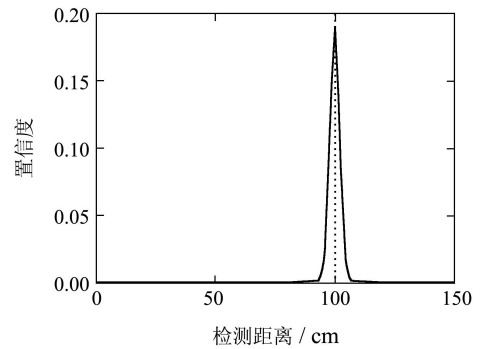
(a) 2 m距离真实观测图像检测结果直方图



(b) 2 m距离观测结果置信度分布图



(c) 1 m距离真实观测图像检测结果直方图



(d) 1 m距离观测结果置信度分布图

图2 全向视觉观测结果置信度分布图

Fig. 2 The confidence distribution of measured distances for an expected distance

从图2可以看出, 全向视觉传感器的观测值的分布是以理想观测结果为均值的正态分布. 正态分布的方差可以利用极大似然法得到. 因此, 观测结果的置信度表示如下:

$$P(o_t|l) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(o_t - g(l))^2}{2\sigma^2}}, \quad (9)$$

其中: $g(l)$ 为理想观测结果, o_t 为真实观测结果, σ 为正态分布的方差. 上式是全向视觉传感器模型的置信度分布函数, 也是传感器观测结果与理想检测结果之间的误差分布函数. 为了机器人的准确定位, 需要确定不同距离的置信度分布函数的方差, 方法如前所示. 距离机器人不同距离的方差 σ 如图3所示.

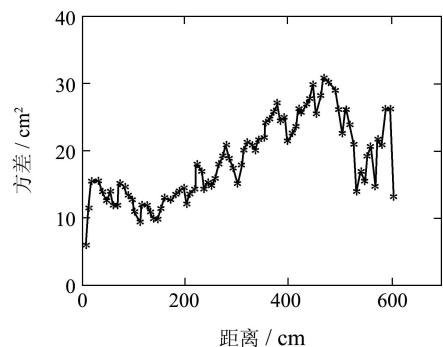


图3 全向视觉方差分布图

Fig. 3 The variances distributing of omni-vision

由上图可以看出, 随着距离的增加, 方差 σ 有增大的趋势, 这主要是镜头的成像畸变对检测图像造成的影响. 在超过470 cm以后, 方差有所下降, 主要原因是受全向视觉视野范围的影响.

4 实验结果及分析(Experiment result and analysis)

实验中使用的机器人为四轮全向移动机器人, 比赛场地为标准的RoboCup中型组比赛场地: 18 m×12 m. 实验参数设置如下: ① 机器人以1.5 m/s速度运行; ② 图像采集速度为15帧/s. 机器人自定位结果如图4所示, 其中横坐标和纵坐标的单位均为cm.

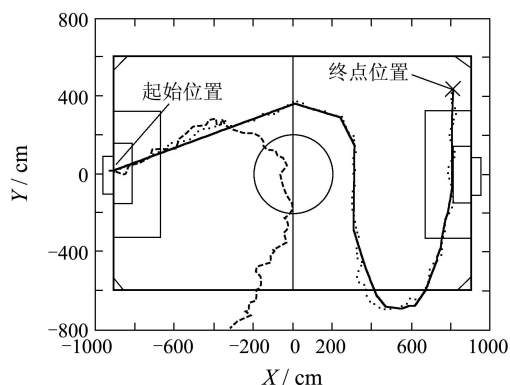
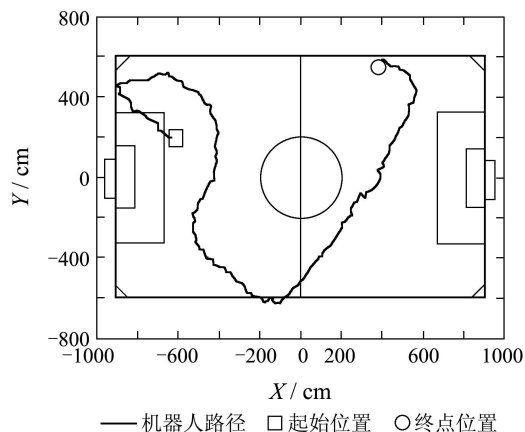


图4 机器人自定位结果

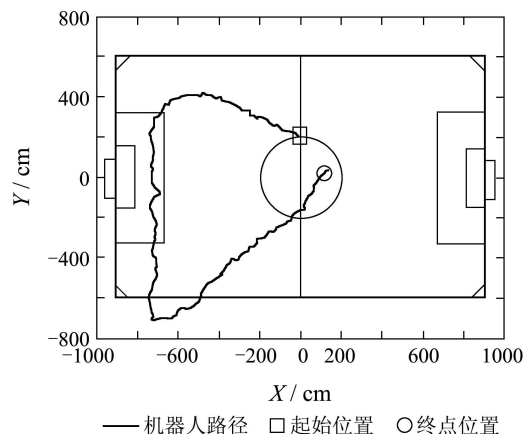
Fig. 4 Result of robot self-localization

图4主要包含了3条曲线: 单一里程计定位(划线)、基准位置(实线)和估计位置(点线). 由图4可以看出: 机器人的移动路线是从本方大门出发, 绕过球场圆心, 再穿出场外, 最终回到对方大禁区中的一条迂回曲线. 在整个移动行程中, 定位算法的结果与基准位置的平均误差仅为23.09 cm, 最大绝对误差为82.5 cm, 相对于12 m的球场宽度而言, 其相对误差为1.9%, 而相对于18 m的球场长度而言, 其相对误差为1.2%. 同时, 由上图还可看出定位结果曲线与机器人的基准位置曲线是相当接近的, 在大部分时间里, 二者基本重合. 由此可知, 该定位算法具有较高的准确性. 同时, 上图也证明, 依靠单一的里程计, 机器人将很快会丢失自身的位姿信息, 无法实现长时间和远距离的自定位. 该定位算法是在Windows系统下采用C++实现的, 它运行在具有1.67 GHz处理器的acer3012笔记本电脑上, 该定位算法所需的平均计算时间为0.0081 s.

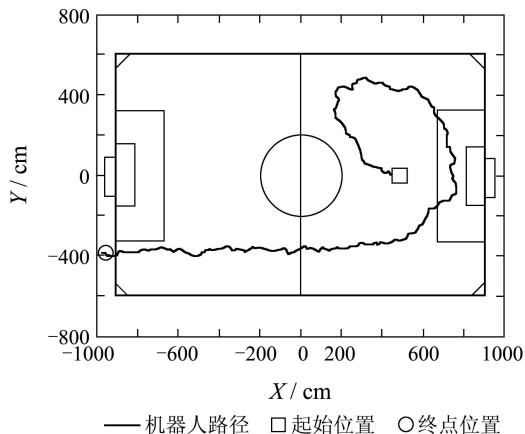
为了进一步验证算法的可靠性, 下面再对3条不同的移动路线进行比较分析, 实验结果如图5所示, 其中横坐标和纵坐标的单位均为cm.



(a) 线路1



(b) 线路2



(c) 线路3

图5 机器人不同路线的自定位结果

Fig. 5 Self-localization of robot in different path

在路线1, 2, 3中, 分别对机器人自定位所需时间和定位误差进行测量, 实验结果如表1所示.

表1 机器人自定位的时间和误差

Table 1 The time and error of robot self-localization in different path

路线	时间/s	平均误差/m	最大误差/m
1	35	0.152	0.473
2	32	0.142	0.415
3	26	0.168	0.695

最后进一步通过全局定位的仿真实验,来研究算法的收敛性.仿真平台各项参数设置如下:

① 对视觉传感器数据加入高斯噪声,如下式所示:

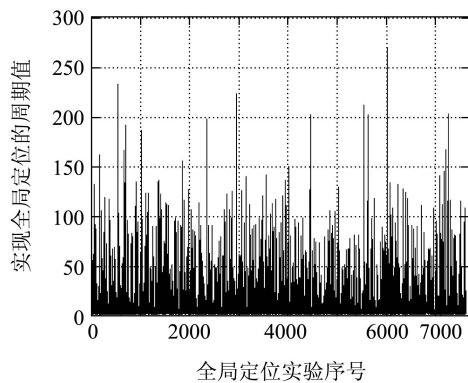
$$P^r(x^r, y^r) = P^r(N(x^r, \sigma_1), N(y^r, \sigma_1)), \quad (10)$$

其中: P^r 为观测点的相对坐标, $\sigma_1 = |P^r| \times 0.043$, $N(\cdot, \cdot)$ 为高斯分布.

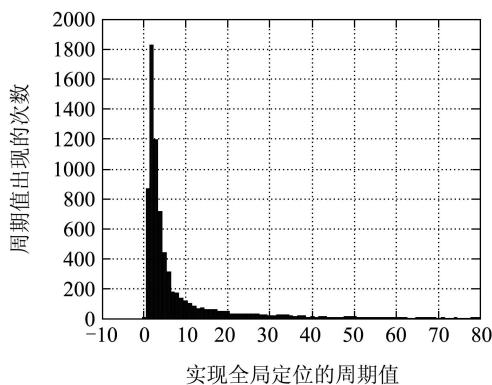
② 对里程计数据加入高斯噪声,如下式所示:

$$\begin{aligned} \Delta l(\Delta x, \Delta y) &= \Delta(N(\Delta x, \sigma_2), N(\Delta y, \sigma_2)), \\ \Delta \theta &= \Delta \theta(N(\Delta \theta, \sigma_3)). \end{aligned} \quad (11)$$

其中: Δl 和 $\Delta \theta$ 为机器人在单位时间内的位姿变化, $\sigma_2 = |\Delta l| \times 0.92$, $\sigma_3 = |\Delta \theta| \times 0.48$. 实验结果如图6所示.



(a) 定位算法所需的周期数



(b) 周期值统计图

图6 定位算法收敛示意图

Fig. 6 Sketch of self-localization algorithm convergence

在仿真实验中,取仿真周期为 40 ms,并进行 7616 次全局定位实验,定位算法在各次实验中的收敛时间如上图所示,一般不超过 60 个周期,最短为 1 个周期,从上图可看出在大多数的全局定位实验中,粒子在 6 个仿真周期之内就已经收敛.仿真结果表明在解决全局定位问题时,该定位算法的收敛速度能够满足实际要求.

5 结论(Conclusion)

单一传感器只能获得环境特征的部分信息,为了更完整、准确地反映环境特征,有必要在机器

人上安装多种传感器.不同传感器提供的信息有些是互补的,有些是冗余的,以一定的方法融合这些传感器信息,充分利用多传感器,才能获得最佳的、可靠的信息.本文从底层传感器出发,实现了一个包括里程计和电子罗盘的多传感器系统,并结合机器人最重要的视觉传感器用蒙特卡罗粒子滤波的方法实现了融合定位.实验和实践结果证明了该方法的有效性.

参考文献(References):

- [1] 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.)
- [2] 谢云,杨宜民.基于单目视觉的自主足球机器人自定位研究[J].电路与系统学报,2006,11(1):29-34.
(XIE Yun, YANG Yimin. The study of self-localization for autonomous soccer robot based of monocular vision[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2006, 11(1): 29-34.)
- [3] 许俊勇,王景川,陈卫东.基于全景视觉与里程计的移动机器人同步定位和地图创建研究[J].机器人,2008,30(4):289-297.
(XU Junyong, WANG Jingchuan, CHEN Weidong. Omni-vision and odometer based self-localization for mobile robot[J]. *Robot*, 2008, 30(4): 289-297.)
- [4] 陈伟,吴涛,李政,等.基于粒子滤波的单目视觉SLAM算法[J].机器人,2008,30(3):242-247.
(CHEN Wei, WU Tao, LI Zheng, et al. A Monocular vision SLAM algorithm based on particle filter[J]. *Robot*, 2008, 30(3): 242-247.)
- [5] GMADHAVAN R, FREEGENE K, PARKER L E. Distributed cooperative outdoor multirobot location and mapping[J]. *Autonomous Robots*, 2004, 17(1): 23-29.
- [6] MARTINELLI A, PONT F, SIEGWART R. Multi-robot location using relative observation[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Barcelona: IEEE, 2005: 2797-2802.
- [7] 张翻,熊蓉,褚健,等.四轮万向移动机器人运动控制[J].控制理论与应用,2004,21(S):51-54.
(ZHANG He, XIONG Rong, CHU Jian, et al. Motion control of four wheeled omni-directional robot[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(S): 51-54.)
- [8] 张学习.全自主机器人足球系统的视觉和全局地图构建研究[D].广州:广东工业大学,2009.
(ZHANG Xuexi. *Research on vision and global map building of autonomous robot soccer system*[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2009.)
- [9] THRUN S, BURGARD W, FOX D. *Probabilistic Robotics*[M]. London: The MIT Press, 2005.
- [10] 刘斐.应用于足球机器人的彩色全向视觉关键技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2007.
(LIU Fei. *Research on key issues of color omni-directional vision for soccer robots*[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007.)

作者简介:

张学习 (1978—),男,博士,副教授,研究领域为智能控制和信息处理技术, E-mail: zxxnet_2@163.com;

杨宜民 (1945—),男,教授,博士生导师,研究领域为智能控制和人工智能.