

未知环境下机器人定位与运动目标侦测

伍 明, 李琳琳, 尹宗润

(中国人民解放军第二炮兵工程大学 402 教研室, 陕西 西安 710025)

摘 要:提出了一种基于扫描点匹配的未知环境下机器人定位与运动物体侦测方法。该方法利用同一性检验原则完成扫描点类型判断,有效减小由环境运动物体引起的机器人定位误差,提高了动态环境下机器人同时定位与地图构建的准确性。该方法的引入提高了基于扫描点匹配的 SLAM 方法在实际环境中的应用价值,同时拓展了传统 SLAM 的研究和应用范围,使之可以与目标跟踪方法相结合。通过实体机器人实验证明了该方法的有效性。

关键词:同时定位与地图构建;运动目标侦测;动态环境;栅格地图;近邻点迭代匹配算法

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2012)03-0066-08

Robot Allocating and Detection of Moving Objects in Unknown Environment

WU Ming, LI Linlin, YIN Zongrun

(402 Department, The Second Artillery Engineering College of PLA, Xi'an, Shaanxi 710025, China)

Abstract: An approach of robot allocating and detection of moving objects was proposed based on the matching of scanning points, in which the judgment of scanning point types was completed by means of the principle of identity inspection, then, effectively reducing the errors of robot allocating induced by moving objects and improving the accuracy of simultaneous allocating and structuring of map for robots in dynamic environment. The introduction of the method enhanced the application value of the scanning point matching-based SLAM method in real environment and also expanded the ranges of study and application of traditional methods of SLAM, letting it can combine with object tracking method. Finally, real robot experiments show that the method is effective.

Key words: simultaneous allocating and structuring of map; detection of moving objects; dynamic environment; grid map; iterative closest point matching algorithm

机器人同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)是指机器人在建构环境地图的同时,利用该地图完成自身定位的过程。在该过程中,机器人在无需知道自身位置的情况下迭代,对自身运动轨迹和环境特征分布同时进行估计。该问题的重点在于,准确定位需要在准确的环境地图构建基础上进行,而准确的环境地图构建也需要在准确定位的基础上进行。对于这个“鸡生蛋,蛋生鸡”问题,目前主要有两种解决方法:一是基于扫描点匹配的方法^[1-3],二是基于 Bayes 估计的方法^[4-7]。

当机器人运行环境中存在运动物体时,由于运动物体的干扰,基于扫描点匹配的 SLAM 方法的准确度将大大降低,为了解决该问题,提出了一种基于扫描点匹配的机器人同时定位、地图构建与移动目标侦测方法。该方法能够区分扫描点中由静止物体与运动物体引起的点集,对静止物体引起的扫描点利用近邻点迭代(iterative closest point, ICP)方法^[2]完成机器人定位,并在定位基础上完成栅格地图的更新;同时,运动目标的侦测由其引起的扫描点完成。

收稿日期: 2012-04-18

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(2006AA04Z258)

作者简介: 伍 明(1981—),男,辽宁丹东人,讲师,博士,主要从事机器人同时定位与地图构建、目标跟踪、多机器人协作控制等领域的研究。E-mail: hyacinth531@163.com

1 问题描述

机器人在室内运动时,如果环境中存在运动物体,并且该运动物体的运动空间持续出现在机器人扫描范围内,由运动物体所产生的扫描点将会影响机器人的定位,如图 1 所示。该图是利用 ICP 算法进行匹配后的扫描点分布,灰色实心点代表了扫描点分布,黑色实心点代表由匹配算法得到的机器人运行轨迹,黑色多边形所包含区域代表由运动物体引起的扫描点。可以看出,扫描点分布的一致性很差,说明机器人定位出现了较大偏差。造成这种现象的原因是,ICP 算法假设前后用来匹配的扫描点均由静态障碍产生,若环境中存在运动物体,并且由激光传感器得到的全部扫描点中包含由该物体引起的扫描点,那么这些由运动物体引起的扫描点将对 ICP 算法产生影响。因此,必须设法去除这些由运动物体引起的干扰扫描点。

另外,在某些任务中(例如:入侵物体检测,机器人围捕等)需要机器人能够分辨出运动物体,那么就要求能够找出那些由运动物体引起的扫描点,再利用这些扫描点的分布特征确定物体的位置。

2 参考坐标转换

求解过程中涉及机器人局部坐标系到全局坐标系的转换,称之为“RG(robot to global)”。在符号表示中上标表示参考系,下标表示对象。设当前机器人的状态为 $r = [x_r^g \quad y_r^g \quad \theta_r^g]^T$,对象在机器人局部坐标系中的状态为 C^r ,当对象为机器人 r 时, $C = [x_r^r \quad y_r^r \quad \theta_r^r]^T$,即机器人在局部坐标系中的位置和转角信息。当对象为点 p 时, $C_p^r = [x_p^r \quad y_p^r]^T$,即点在局部坐标系下的位置。类似的

对象在全局坐标系的状态为 C^g ,则由机器人局部坐标系到全局坐标系的转换 **RG** 为:

1)当对象为机器人时

$$C_r^g = \mathbf{RG}(C_r^r, r), \text{ 即}$$

$$\begin{bmatrix} x_r^g \\ y_r^g \\ \theta_r^g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r^g) & -\sin(\theta_r^g) & 0 \\ \sin(\theta_r^g) & \cos(\theta_r^g) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_r^r \\ y_r^r \\ \theta_r^r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_r^g \\ y_r^g \\ \theta_r^g \end{bmatrix}; \quad (1)$$

2)当对象为点时

$$C_p^g = \mathbf{RG}(C_p^r, r), \text{ 即}$$

$$\begin{bmatrix} x_p^g \\ y_p^g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r^g) & -\sin(\theta_r^g) \\ \sin(\theta_r^g) & \cos(\theta_r^g) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_p^r \\ y_p^r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_r^g \\ y_r^g \end{bmatrix}。 \quad (2)$$

以上转换相当于图象处理中的坐标逆变换,其作用是找出对象在原坐标系中的表示。扫描匹配是在机器人局部坐标系下完成的,得到的偏移量也在局部坐标系下,最终只有将其转换到全局坐标系下才有意义。

3 ICP 方法

采用近邻点迭代(ICP)^[1]的方法来解决机器人位姿状态配置问题。ICP 是一种迭代求解过程,其目的是求解相对转换以完成“数据集”和“模式集”的标定(alignment)。在机器人扫描匹配中,机器人 t 时刻的扫描点集 S_t 就是“模式集”,而 $t+1$ 时刻的扫描点集 S_{t+1} 就是“数据集”。这里要做的工作就是通过 ICP 来求解相对转换关系($v = [\Delta x_v \quad \Delta y_v \quad \Delta \theta_v]^T$),使 S_{t+1} 和 S_t 匹配,为了方便说明,设 S_t 为 S^{ref} (其中每个扫描点为

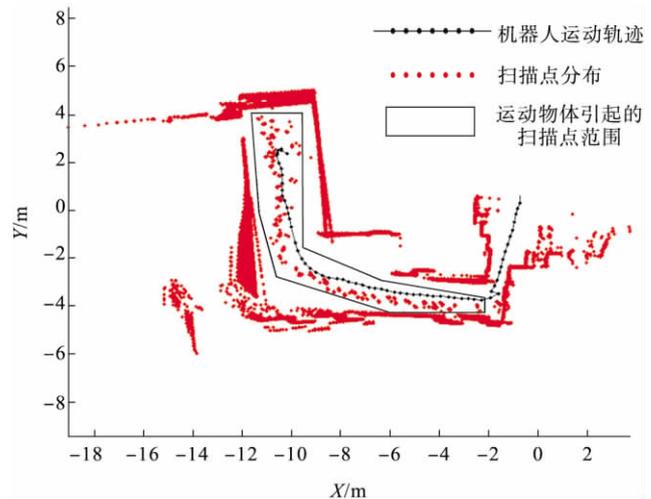


图 1 运动物体引起的扫描点匹配误差示意图
Fig. 1 Sketch of matching errors of scanning points caused by moving objects

p_i^{ref}), S_{i+1} 为 S^{dat} (其中每个扫描点为 p_i^{dat})。

ICP 分为“对应点生成”和“转换关系产生”两个部分,具体处理过程如下。

①初始化: $S_0^{\text{dat}} = S^{\text{dat}}, v_0 = [0 \ 0 \ 0]^T, k = 0$ 。

②对应点生成: $S_k^{\text{ref}} = \text{Correspondent}(S_k^{\text{dat}}, S^{\text{ref}})$ 。对于 S_k^{dat} 中的每一个点找到 S^{ref} 中与之对应的点,最终形成本次叠代所需的“模式集”对应点集 S_k^{ref} 。

③转换关系产生: $v_k = \text{Displacement}(S_k^{\text{ref}}, S^{\text{dat}})$ 。根据对应点集 S_k^{ref} 和“数据集” S^{dat} 求解本次迭代的转换关系 v_k 。

④ S_k^{dat} 更新: $S_{k+1}^{\text{dat}} = \text{RG}(S^{\text{dat}}, v_k)$ 。根据转换关系 v_k 利用式(2)对“数据集” S^{dat} 进行转换,以产生下一轮迭代的 S_{k+1}^{dat} 。

⑤判断是否满足收敛条件:若满足,则 $v = v_k$, 结束;否则,继续执行②—④。

文献[1]已经证明了该算法的收敛性,在实际应用中可以设置一个固定迭代次数,当迭代次数达到时得出 v , 对应点生成和转换关系产生的方法可以参考文献[2]。

4 栅格地图

在实际应用中(例如:机器人围捕,入侵物体检测),若想让机器人顺利开展工作就必须对环境进行有效描述,栅格地图(grid map)就是一种有效的环境描述方法。

栅格地图是描述二维环境的方法,其基本思想是:将环境划分为若干个栅格,每个栅格包含一个概率值 p_{occup} , 此值代表的是该栅格被物体占据的可能性。一般来说,将 $0 \sim 1$ 的概率范围划分为 3 个区间,以表示该小格的 3 种状态,即占据状态(occupancy)、空闲状态(free)和未知状态(unknow)。初始状态时,栅格地图的每一个栅格的状态均为未知状态,机器人在环境中运行时,本研究利用文献[6]介绍的二值贝叶斯滤波器对栅格地图进行更新,得到如图 2 所示的栅格地图。

图 2(a)中黑色区域代表该栅格被物体占据, $p_{\text{occup}} > 0.8$;灰色区域代表该栅格的状态未知, $0.2 < p_{\text{occup}} < 0.8$;白色区域代表该栅格处于空闲状态, $p_{\text{occup}} < 0.2$;连线实心点代表机器人的运行轨迹。图 2(b)中粗圆点代表利用 ICP 匹配后扫描点的分布情况。下一节将利用该栅格地图对运动物体产生的扫描点进行识别。

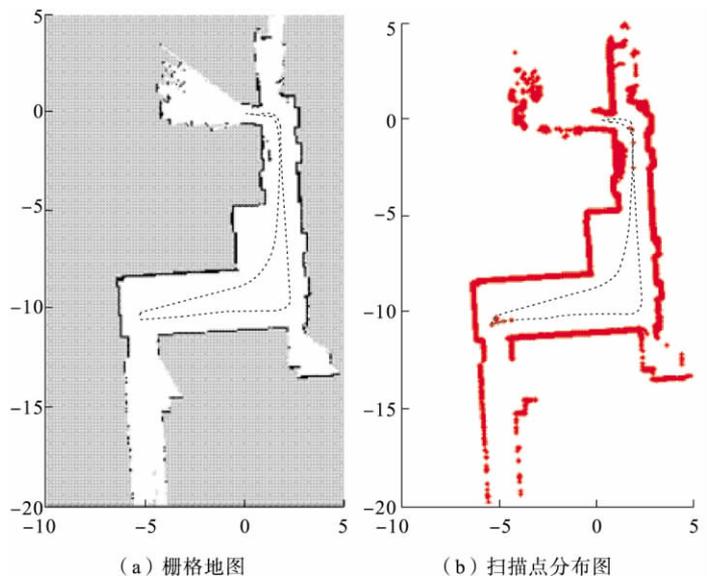


图 2 室内环境栅格地图和匹配后扫描点分布图
Fig. 2 The grid map and the distribution of scanning points in indoor environment

5 机器人同时定位、地图构建与移动目标侦测

5.1 运动物体产生的扫描点提取

假设机器人 t 时刻得到的扫描点为 $S_t = \{p_1, p_2, \dots, p_{180}\}$, t 时刻已知的环境栅格地图为 M^t , 机器人的估计位姿为 \hat{x}_t , 由运动物体引起的扫描点为 $S_t^m = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \subset S_t$, 则运动物体引发扫描点提取问题可表示为

$$S_t^m = f(S_t, \hat{x}_t, M^{t-1}). \quad (3)$$

需要注意的是, \hat{x}_t 存在一定误差,原因在于尚未利用 ICP 算法对其进行矫正。一般来说,该值可以通过轮盘编码器得到。

这里,采用一致性原则检验扫描点是否由移动物体产生。栅格地图 M^r 表示的是环境中静止障碍物的分布。若原先代表空闲的栅格引起了反射扫描点,说明该扫描点是由移动物体产生的;若原先处于未知状态的栅格引发了反射,并不能说明该反射点由运动物体产生,如图 3 所示。

图 3 中用虚线表示激光传感器产生的 5 个反射点群。由以上原则判断,反射点群 1,3 由静态障碍物产生;反射点群 2,5 由运动物体产生;但不能判断反射点群 4 是由何种物体产生,因此它只用来更新相应栅格的概率值。

如前所述, s_r^m 的存在使得 ICP 算法精度降低,因此在进行 s_r^m 检测时,机器人的位姿并没有利用 ICP 算法进行矫正,而是由轮盘编码器提供,由于打滑等现象使得由轮盘编码器提供的机器人位姿存在一定误差,必须考虑这种误差才能够有效地利用上述一致性原则来侦测 s_r^m ,具体做法如下。

假设机器人在全局坐标系下的状态为 $x_r = [x_r^g \ y_r^g \ \theta_r^g]^T$,激光传感器扫描一次所得的射线为 $sb_i = \{b_1, b_2, \dots, b_{181}\}$,其中, $b_i = [r_i \ \theta_i]^T$, $r_i \in [0, \text{MAXRANGE}]$, $\theta_i \in [0, 180^\circ]$,表示在机器人坐标系下覆盖 $0 \sim 180^\circ$ 的 181 条射线的返回值和其对应的角度。 b_i 和 p_i 的转换关系为

$$p_i^r = [x_p^r \ y_p^r] = g(b_i) = \begin{bmatrix} r_i \cos(\theta_i) \\ r_i \sin(\theta_i) \end{bmatrix} \quad (4)$$

此处的 p_i^r 是在机器人坐标系下,因此具有上标 r 。假设点 p_i 在全局坐标系下的坐标为 p_i^g ,则有以下转换关系:

$$p_i^g = \begin{bmatrix} x_p^g \\ y_p^g \end{bmatrix} = \text{LTG}(x_r, b_i) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r^g) & -\sin(\theta_r^g) \\ \sin(\theta_r^g) & \cos(\theta_r^g) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_i \cos(\theta_i) \\ r_i \sin(\theta_i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_r^g \\ y_r^g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r^g) & -\sin(\theta_r^g) \\ \sin(\theta_r^g) & \cos(\theta_r^g) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p^r \\ y_p^r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_r^g \\ y_r^g \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(5)将扫描光束 b_i 所代表的扫描点 p_i 从机器人局部坐标系中的坐标点 p_i^r 转换到全局坐标系中的坐标点 p_i^g 。假设由轮盘编码器引入的误差协方差阵为 R_r ,由激光传感器引入的误差协方差阵为 R_l ,则由误差传播公式可得 p_i^g 的误差阵为

$$R_{p_i^g} = H_r R_r H_r^T + H_l R_l H_l^T \quad (6)$$

其中, H_r 和 H_l 分别为式(5)对 x_r 和 b_i 的雅可比阵,即

$$H_r = \frac{\partial \text{LTG}}{\partial x_r} \Big|_{x_r} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -r_i \sin(\theta_r^g + \theta_i) \\ 0 & 1 & r_i \cos(\theta_r^g + \theta_i) \end{bmatrix}; \quad (7)$$

$$H_l = \frac{\partial \text{LTG}}{\partial b_i} \Big|_{b_i} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_r^g + \theta_i) & -r_i \sin(\theta_r^g + \theta_i) \\ \sin(\theta_r^g + \theta_i) & r_i \cos(\theta_r^g + \theta_i) \end{bmatrix} \quad (8)$$

当计算出扫描点 p_i^g 在全局坐标系下的误差阵 $R_{p_i^g}$ 后,就可以利用它来确定扫描点可能存在的范围,如图 4 所示。

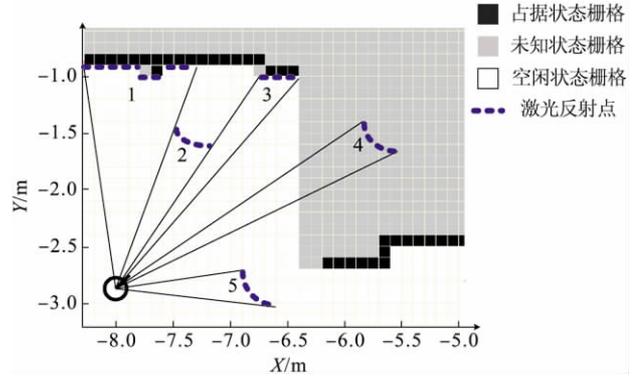


图 3 扫描点类型判断示意图

Fig. 3 Sketch of judgment for types of scanning points

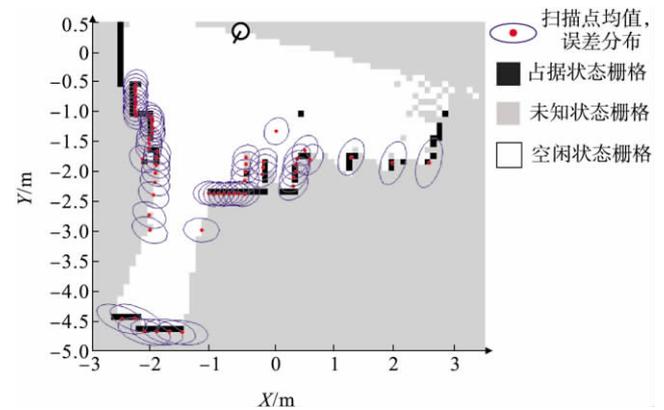


图 4 扫描点分布可能性分布图

Fig. 4 The possibility of distribution of scanning points

此时,假设 $R_t = \begin{bmatrix} 0.1^2(\text{m}) & 0 & 0 \\ 0 & 0.1^2(\text{m}) & 0 \\ 0 & 0 & 0.05^2(\text{rad}) \end{bmatrix}$, $R_1 = \begin{bmatrix} 0.01^2(\text{m}) & 0 \\ 0 & 0.005^2(\text{rad}) \end{bmatrix}$ 。图 4 中包含灰

色圆点的椭圆代表每一个反射扫描点的分布可能性,其中灰色圆点代表分布的均值,椭圆代表分布的可能范围(由 R_t^k 决定),黑色、灰色和白色区域分别代表当前栅格地图的状态。

根据上述方法确定每个扫描点的可能分布后,就可以利用一致性原则来判断扫描点是否由运动物体产生。如果在该扫描点的不确定性椭圆范围内包含的所有栅格均为空闲状态,则认为该扫描点是由运动物体产生的,如图 5 所示。

图 5 中的虚线方框区域包含的点为运动物体引起的扫描点,在这些扫描点的不确定椭圆内所有栅格均为白色(表示原先这些栅格处于空闲状态),说明原先不存在障碍的栅格现在存在了障碍,因此可以判定这些扫描点为运动物体引起的。而在其他扫描点的不确定椭圆中不存在黑色栅格(扫描点 1),却存在灰色栅格(扫描点 2),或者黑色、灰色栅格均存在(扫描点 3),说明这些栅格原先就存在障碍或状态未知,因此这些扫描点可能是由

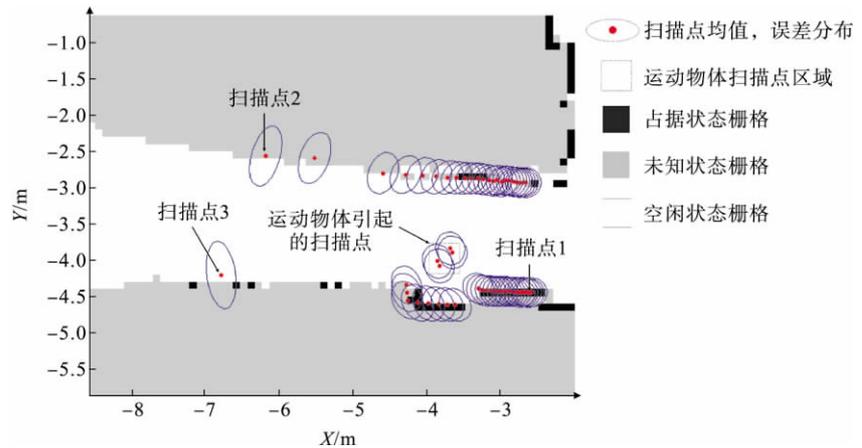


图 5 静止、运动物体引发扫描点判断示意图

Fig. 5 Sketch of judgment for types of scanning points caused by static and moving objects

静止物体引起的或是传感器发现的新区域物体(暂时还无法确定是否是运动物体)引起的。

在确定了运动物体引起的扫描点 s_t^m 后,还需要对这些扫描点进行筛选,过程如下。

1) 对 s_t^m 进行分割,距离较近的扫描点归为一类,记作: $s_1^m, s_2^m, \dots, s_n^m$ (为了简洁省去了下标 t),如果 s_i^m 的扫描点数量小于门限 MINNUMBER,则确定其为噪声点集,将其剔除;

2) 对经过步骤 1) 后余下的点集 $s_1^m, s_2^m, \dots, s_{n_1}^m$ 中的每一个点集 s_i^m 计算点和点之间的最大 x, y 间距,记为: \max_x 和 \max_y 。若 \max_x 大于门限 MAX_X_RANGE 或 \max_y 大于门限 MAX_Y_RANGE,则认为点集 s_i^m 尺寸过大,将其剔除。

经过以上两步骤后,剩下的点集 $s_1^m, s_2^m, \dots, s_{n_2}^m$ 认为是由运动物体引起的点集,即式(3)中的 s_t^m 。

5.2 动态点移除(Dynamic Points Filter Out)ICP 算法

根据上述运动物体检测方法改进后的动态点移除 ICP(dynamic points filter out ICP, DPFo_ICP)算法如下:

Algorithm DPFo_ICP

$$[s_{t+1}^{m,r_{t+1}}, s_{t+1}^{o,r_{t+1}}, M_{t+1}, r_{t+1}] = \text{DPFo_ICP}(s_{t+1}^{r_{t+1}}, s_t^{o,r_t}, r_t, u_t^r, M_t)$$

- ① $\bar{r}_{t+1} = \text{RG}(r_t, u_t^r)$ \\\ 由轮盘器得到 $t+1$ 时刻机器人的状态值
- ② $s_{t+1}^{m,r_{t+1}} = f(s_{t+1}^{r_{t+1}}, \bar{r}_{t+1}, M_t)$ \\\ 由式(3)得到 $t+1$ 时刻由运动物体产生的扫描点
- ③ $s_{t+1}^{o,r_{t+1}} = s_{t+1}^{r_{t+1}} - s_{t+1}^{m,r_{t+1}}$ \\\ 得到静止物体引发的扫描点
- ④ $s_{t+1}^{o,r_t} = \text{RG}(s_{t+1}^{o,r_{t+1}}, u_t^r)$ \\\ $s_{t+1}^{o,r_{t+1}}$ 转换到 r_t 的局部坐标系下
- ⑤ $v_t^r = \text{ICP}(s_t^{o,r_t}, s_{t+1}^{o,r_t})$ \\\ 运用 ICP 进行位姿矫正,得到矫正偏差量
- ⑥ $r_{t+1} = \text{RG}(\text{RG}(u_t^r, v_t^r), r_t)$ \\\ 根据矫正偏差量得到矫正后 $t+1$ 时刻机器人的状态值
- ⑦ $M_{t+1} = \text{GRIDMAP_UPDATE}(M_t, r_{t+1}, s_{t+1}^{r_{t+1}})$ \\\ 根据文献[6]Bayers filter,更新栅格地图

其中:输入值 $s_{t+1}^{r_{t+1}}$ — $t+1$ 时刻在机器人局部坐标系下得到的扫描点, s_t^{o,r_t} —上一次迭代得到的机器人坐标系下静止物体(上标 o)引起的扫描点, r_t — t 时刻机器人在全局坐标系下的状态值, u_t^r — t 时刻轮盘编码器得到的机器人状态值变化, M_t — t 时刻的栅格地图; 输出值 $s_{t+1}^{m,r_{t+1}}$ — $t+1$ 时刻移动物体(上标 m)引起的扫描点在机器人局部坐标系下(上标 r_{t+1})的分布, $s_{t+1}^{o,r_{t+1}}$ — $t+1$ 时刻静止物体引起的扫描点在机器人局部坐标系下(上标 r_{t+1})的分布; M_{t+1}, r_{t+1} —更新后的栅格地图和机器人状态值。步骤①根据轮盘编码器得到机器人状态更新值 u_t^r , 计算 $t+1$ 时刻机器人状态 r_{t+1} (该状态存在误差); 步骤②由式(3)计算当前扫描点中由运动物体引起的扫描点 $s_{t+1}^{m,r_{t+1}}$; 步骤③—⑥利用静态物体产生的扫描点对机器人状态进行矫正, 其中步骤③得到当前扫描点中由静止物体产生的扫描点 $s_{t+1}^{o,r_{t+1}}$; 步骤⑦利用文献[6]介绍的栅格地图更新算法对地图进行更新。

6 实验结果

通过两组实验来验证设计方法的有效性。Pioneer3 机器人的运行环境为实验室环境, 机器人从实验室的一端运动到另一端期间, 利用 SICK LMS 200 激光扫描仪对机器人进行定位并对环境进行建构。第一组实验考察所设计方法对于一个运动物体的侦测能力以及对应 SLAM 的抗干扰能力; 第二组实验考察所设计方法对于两个运动物体的侦测能力以及对应 SLAM 的抗干扰能力。

6.1 第一组实验

在机器人运动过程中, 一个物体(这里该物体是人)始终在机器人前方运动。

只用原始 ICP 匹配方法得到的扫描点分布情况如图 1 所示。可以看出, 由于运动点产生的扫描点的干扰, 匹配后的扫描点分布一致性很差。

运用本文设计的方法得到的扫描点分布情况如图 6 所示。

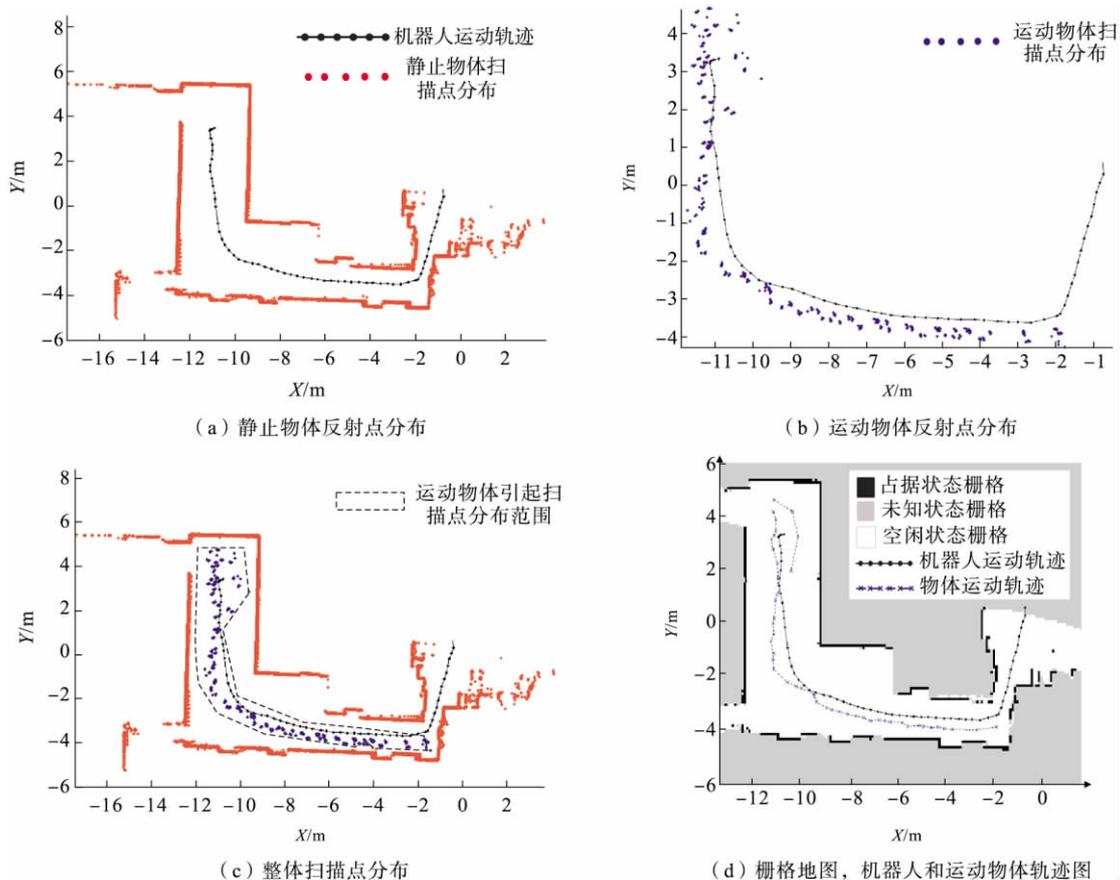


图 6 DPFo_ICP 对单个运动物体环境处理效果图

Fig. 6 The result of DPFo_ICP in environment containing one moving object

图 6(a), 6(b), 6(c) 分别为经过算法 DPFo_ICP 处理后的静止物体扫描点分布图、运动物体扫描点分布图以及所有扫描点分布图。从图中可见, 静止物体(图 6(a))和运动物体(图 6(b))所产生的反射点已经能够准确地进行区分, 而算法 DPFo_ICP 得到的扫描点匹配结果一致性良好(图 6(c))。图 6(d) 显示了环境构建完成后的栅格地图以及机器人、运动物体的运动轨迹, 其中每一个叉号坐标对应着某一时刻运动物体产生的所有扫描点坐标的平均值; 黑色圆点表示某一时刻机器人的坐标。

6.2 第二组实验

机器人运动环境存在两个运动物体, 物体 1 (Object1) 首先进入扫描范围, 经过一段时间后物体 2 (Object2) 接着进入激光的扫描范围, 在机器人运行结束之前, Object1 和 Object2 首先停止运动。图 7 显示了用原始 ICP 算法得到的扫描点分布。

从图 7 可见, 类似于单运动物体情况, 该扫描点匹配结果的一致性很差。运用算法 DPFo_ICP 算法得到的扫描点分布如图 8 所示。

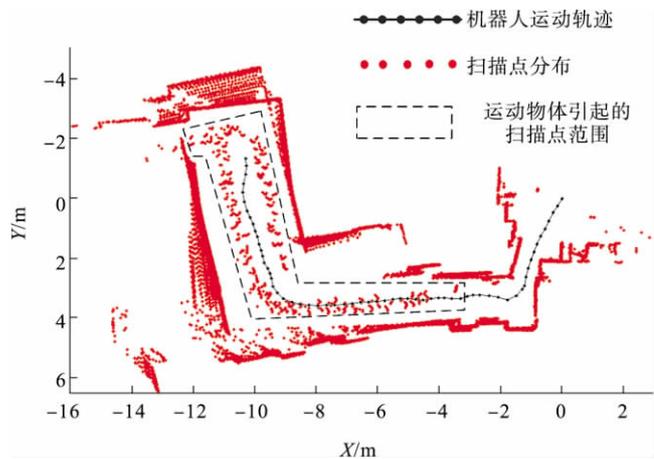


图 7 运动物体引起匹配误差图

Fig. 7 The SLAM errors caused by moving objects

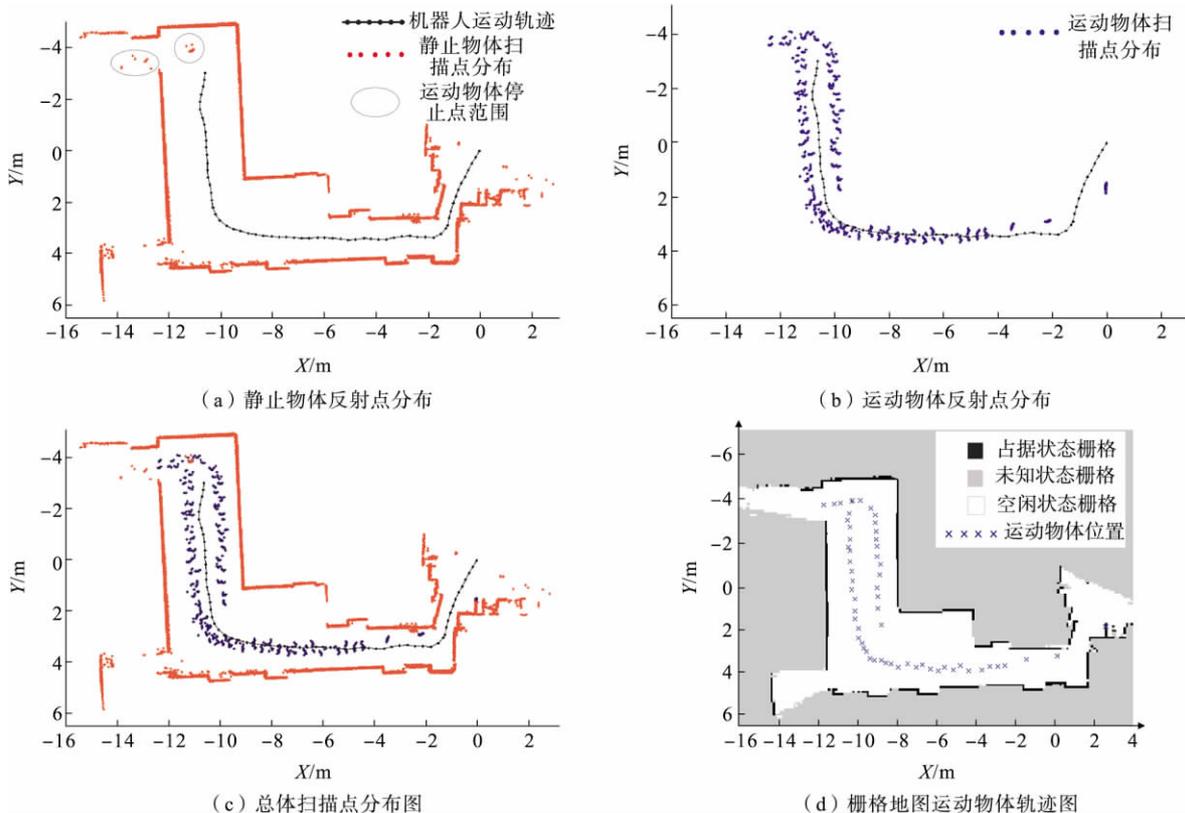


图 8 DPFo_ICP 对双运动物体环境处理效果图

Fig. 8 The result of DPFo_ICP in environment containing two moving objects

图 8(a), 8(b), 8(c) 分别显示了静止物体反射点分布、运动物体反射点分布以及所有扫描点的分布。图 8(a) 中虚线包含的点为两运动物体最终静止时的扫描点, 从图 8(a) 和图 8(b) 可见, DPFo_ICP 算法能够准

确区分由静止物体和运动物体引起的扫描点;从图 8(c)可见,最终的扫描点分布一致性良好。最终对应的栅格地图以及侦测到的运动物体位置如图 8(d)所示,为了清晰起见,图 8(d)并没有包括机器人运动轨迹,这是因为本文只考虑侦测问题,并没有涉及跟踪问题,即并没有考虑物体本身运动模型,因此,对于多物体侦测,这里只能判断运动物体的位置,并不能够确定每个物体的运动轨迹。也就是说,此处仅对观测值进行处理。在以后的研究中,可以引入物体运动模型并利用数据关联来决定观测值和运动物体的对应关系。

7 结论

提出了一种基于扫描点匹配的机器人同时定位、地图构建与运动目标侦测方法。该方法能有效地克服由运动物体引起的干扰,提高在日常环境下机器人 SLAM 的性能。另外,该方法能够扩展传统 SLAM 的应用领域,使 SLAM 方法应用于未知环境条件下的入侵物体监测、机器人围捕等任务中。实体机器人实验验证了该方法的有效性,在将来的研究中可以将已有目标跟踪方法(如:交互式多模型方法)融入其中,以解决更为复杂的目标追踪问题(如:多目标多模态运动物体追踪问题)。

参考文献:

- [1]BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [2]LU F, MILIOS E. Robot pose estimation in unknown environments by matching 2D range scans[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1997, 18: 249-275.
- [3]MINGUEZ J, LAMIRAUX F, MONTESANO L. Metric-based scan matching algorithms for mobile robot displacement estimation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Spain, Barcelona, Apr. 18-22, 2005: 563-570.
- [4]SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. A stochastic map for uncertain spatial relationships[C]//The Fourth International Symposium of Robotics Research. Santa Cruz, Aug., 1987: 467-474.
- [5]HAHNEL D, BURGARD W, FOX D, et al. An efficient fast SLAM algorithm for generating maps of large-scale cyclic environments from raw laser range measurements[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots, Las Vegas, Oct. 27-31, 2003: 206-211.
- [6]THRUN S, BURGARD W, FOX D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2000: 23-32.
- [7]DISSANAYAKE G, NEWMAN P, CLARK S, et al. A solution to the simultaneous and map building (SLAM) problem[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 229-241.



“机器人与智能技术”研究专栏征稿

征稿范围:

- ◇ 机器人理论与控制技术
- ◇ 人工智能与智能控制技术
- ◇ 移动机器人及自主导航技术
- ◇ 机器人传感技术、智能传感器
- ◇ 机器视觉、图像处理与模式识别技术
- ◇ 智能系统建模与控制
- ◇ 机器人结构设计
- ◇ 多机器人系统
- ◇ 特种机器人
- ◇ 机器学习

欢迎相关领域专家、学者和工程技术人员踊跃投稿,来稿请注明“机器人与智能技术”专栏。稿件经专家评审通过后优先发表,并实行优稿优酬。

投稿平台: http://xuebao.sdust.edu.cn/index_z.asp

电子邮箱: xbgjcl@126.com; zkllwh@sdust.edu.cn

联系电话: 0532-86057826

山东科技大学学报(自然科学版)编辑部