

# 基于新型人工路标系统的视觉SLAM算法研究\*

温丰, 柴晓杰, 朱智平, 董小明, 邹伟, 原魁

中国科学院 自动化研究所, 北京 100190  
E-mail: feng.wen@ia.ac.cn

**摘要:**利用一种新型的人工路标系统 - MR二维码, 提出了基于单目视觉和里程计的SLAM方法。简单介绍了MR码系统, 给出了一种实用的里程计位置估计误差模型, 通过实际实验确定了模型参数, 验证了模型的合理性。机器人移动过程中, 利用EKF对视觉信息与里程计信息进行融合。在室内环境下进行了实际实验, 实验结果表明, 该算法提高了机器人定位和构建地图的精度, 验证了本算法的有效性。

**关键词:** SLAM, 单目视觉, 扩展卡尔曼滤波, 人工路标, 里程计

## A Visual SLAM Algorithm Based on a Novel Artificial Landmark System

WEN Feng, CHAI Xiaojie, ZHU Zhiping, DONG Xiaoming, ZOU Wei, YUAN Kui

Institute of Automation of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, P.R.china  
E-mail: feng.wen@ia.ac.cn

**Abstract:** This paper presents a monocular vision and odometer based SLAM algorithm, making use of a novel artificial landmark which is called MR (Mobile Robot) code. A brief introduction of MR code system is given. A practical error model for odometric position estimation is described and the parameters are determined through experiments which verify the rationalities of the model. During robot motion, the information from visual observations is fused with that from the odometer by EKF. An actual experiment is carried out in indoor environment, the experimental results show the effectiveness of the proposed algorithm, which has improved the localization precision of the robot and the map accuracy.

**Key Words:** SLAM, Monocular Vision, Extended Kalman Filter, Artificial Landmark, Odometer

### 1 引言(Introduction)

移动机器人的同时定位与地图创建(SLAM)是移动机器人研究领域的热点问题。SLAM最先是由Smith, Self和Cheeseman<sup>[1]</sup>提出, 由于其重要的理论价值与应用前景, 被认为是实现真正全自主移动机器人的关键。SLAM问题可以描述为: 机器人在一个未知的环境中, 从一个未知的位置开始, 通过对环境的观测, 递增地构建环境地图, 并同时运用环境地图实现机器人的定位。

目前, 移动机器人大多采用机载传感器, 如用激光测距仪、声纳、摄像头等。视觉传感器具有信息量大、性价比高、通用性好等特点, 因此, 视觉SLAM问题研究近年来已经逐渐成为SLAM问题的主要研究方向。

基于视觉的移动机器人同时定位与地图创建方法大体可分为以下三类: 第一类是基于立体视觉的方法<sup>[2]</sup>, 这类方法的突出优点是能获取周围环境的深度信息, 从而能够实现较为准确的定位, 但存在需要对摄像机进行标定等问题; 第二类是基于全方位视觉传感器的定位方法<sup>[3]</sup>, 它无需转动就能获得360° 的环境信

息, 其缺点是感知到的环境信息会产生很大的畸变; 第三类是基于单目视觉的机器人定位算法<sup>[4]</sup>, 这类方法具有简单易用、适用范围广等特点, 它还可以与里程计等传感器相结合实现运动立体视觉定位, 实现对环境特征的三维测量, 完成环境建图, 因而单目视觉使用较为灵活, 也不会像全方位视觉传感器那样产生很大的畸变。

由于采用自然路标进行定位和导航时存在难以准确、快速提取路标, 容易出现路标混淆。而合理的设计和利用人工路标系统将大大简化视觉SLAM问题的难度。本文采用课题组提出的一种新型的人工路标MR码, 提出基于单目视觉和里程计的SLAM方法。在室内环境下进行了实际实验, 实验结果表明, 该算法提高了机器人定位和构建地图的精度, 验证了本算法的有效性。

本文其他部分安排如下: 第2节简单介绍了MR码的设计及其检测算法, 并描述了使用MR码的定位算法; 第3节给出了算法中所使用的模型, 其中包括机器人运动模型、视觉传感器观测模型; 第4节对基于MR码的SLAM方法进行了描述; 第5节给出了实验结果; 第6节是关于算法的一些讨论。

\*此项工作得到国家自然科学基金资助, 项目批准号: 60875051, 60705026; 以及国家863计划项目资助, 项目批准号: 2008AA040204, 2008AA040209, 2009AA043902-2.

## 2 MR码系统简介(Brief Introduction of MR Code System)

本节将对MR码系统的设计以及定位算法进行简单的介绍。

### 2.1 MR码系统的设计(Design of MR Code System)

MR码的形状被设计成一个正五边形，其编码系统采用二元BCH码。BCH码是一种线性循环分组码，具有强大的纠错能力<sup>[5]</sup>。MR码能够表示足够多不同的地点、物体等，具有在不同视角和光照条件下的不变量特性。

图1(a)中所示的是单元模块数为 $8 \times 8$ 的MR码原型。MR码顶端的单元模块用来指示MR码的方向，这对移动机器人的自定位和导航非常有用。

我们之前的工作<sup>[6]</sup>已经提出了MR码的检测-识别算法。图1(b)是选择自我们实验中的一张图片，表明了所提检测算法的有效性。可以看到，即使出现了1个比特位的识别错误，由于BCH码自身的纠错能力，解码的结果仍然不受影响。

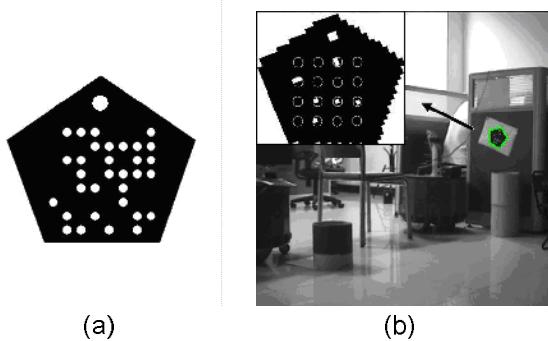


图1 (a)MR码原型;(b) MR码的检测和识别(MR码有意旋转了一定角度)

### 2.2 使用MR码进行定位(Localization Using MR Codes)

因为MR码可以打印在纸上，所以能够很方便的粘贴于天花板、墙壁、家具和电子设备等的表面，机器人可以使用自身的视觉系统通过简单地识别出MR码的信息来确定自己的位置或者识别出物体。使用提取出来的轮廓的五个顶点，也能得到MR码相对于移动机器人的位姿。因此，基于MR码提供的信息，移动机器人能够完成自定位的任务。

MR码粘贴在天花板和垂直表面时的位姿估计方法不同，接下来的部分我们将分别对其进行描述。

#### MR码粘贴在天花板(MR Codes Attached to a Ceiling)

在这种情况下，使用竖直朝上的摄像机检测MR码，坐标系定义如图2(a)所示。这里 $(O_w, X_w, Y_w, Z_w)$ 和 $(O_c, X_c, Y_c, Z_c)$ 分别表示世界坐标系和摄像机坐标系，其中 $O_w$ 为MR码的中心。平面 $(O_w, X_w, Y_w)$ 与

天花板平面 $\Pi_C$ 相同， $\Pi_I$ 表示像平面。 $P_i$ 和 $V_i$  $(i=1,\dots,5)$ 分别表示MR码在世界坐标系和图像坐标系中的顶点的坐标， $\varphi$ 表示 $X_w$ 和 $X_C$ 之间的角度。

这种情况下，可以假定像平面与天花板平行，从而相对位姿 $(x, y, \varphi)$ 由下式估算得到：

$$\varphi = \pi(1-\tau) + \tau \arccos\left(\frac{v_{loc} - v_c}{D}\right) \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = k \begin{bmatrix} \cos\varphi & \sin\varphi \\ -\sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (u_o - u_c) \\ (v_o - v_c) \end{bmatrix}$$

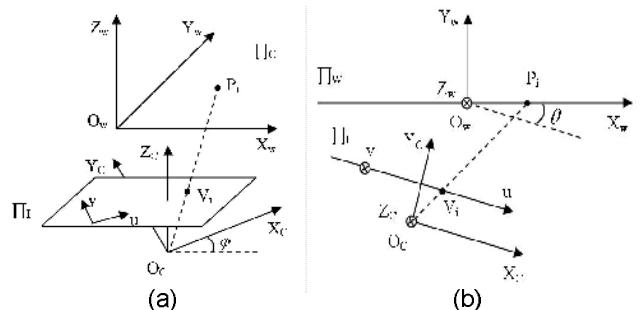


图2 成像模型和所有的坐标系，当MR码分别粘贴在：(a) 天花板(b)垂直表面

其中： $D = \sqrt{(u_{loc} - u_c)^2 + (v_{loc} - v_c)^2}$ ； $(u_o, v_o)$  表示图像中心的坐标； $(u_c, v_c)$  MR码的质心坐标； $(u_{loc}, v_{loc})$  与方向单元模块相关的顶点的坐标，所有坐标都是基于图像坐标系。当 $u_{loc} > u_c$ ， $\tau$  为 -1，否则为 1， $k$  是比例系数，单位是 mm / pixel。

#### MR码粘贴在垂直表面(MR Codes Attached to a Vertical Surface)

在这种情况下，与MR码中与方向单元模块相关的顶点必须朝上，使用水平朝向前方的摄像机检测MR码。坐标系定义如图2(b)所示。平面 $(O_w, X_w, Z_w)$ 和垂直表面 $\Pi_W$ 相同， $\theta$  表示 $\Pi_W$ 与 $\Pi_I$ 间的夹角，其他符号的定义与图2(a)中相同。相对位姿表示为 $(x, y, \theta)$ 。算法的具体描述可以参见我们之前的工作<sup>[6]</sup>。

### 3 算法中所使用的模型(Models in the Algorithm)

这部分描述机器人运动模型和视觉观测模型。

SLAM算法中的状态向量定义为机器人的位姿以及环境中观测到的MR码的坐标信息。

$$X(k) = [X_r(k) \ m_1 \ \dots \ m_n]^T = \begin{bmatrix} X_r(k) \\ m \end{bmatrix} \quad (2)$$

本文中用到的其他符号说明如下：

$X_r(k)$ ：机器人的状态向量，包括位置和朝向信息。

$u(k)$ : 控制向量, 应用在  $k-1$  时刻, 使机器人在  $k$  时刻到达状态  $X_r(k)$ 。

$m_i$ : 表示第  $i$  个路标位置的向量, 这里假设路标静止。

$m = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ : 所有路标的集合。

$z_i(k)$ : 在  $k$  时刻机器人对第  $i$  个路标的观测值。

$X_{0:k} = \{X(0), X(1), \dots, X(k)\}$ : 机器人的行进轨迹。

### 3.1 机器人运动模型(The Robot Model)

基于室内移动机器人在平面地板上导航的前提假设, 用2-D框架来描述这个问题是可行的。确定世界坐标系  $O_w X_w Y_w$  后, 机器人的位姿用一个三维状态向量  $X_r = [x_r, y_r, \theta_r]^T$  表示, 其中  $\theta$  表示机器人朝向偏离世界坐标系  $X_w$  轴的夹角, 角度范围为  $(-\pi, \pi]$ 。

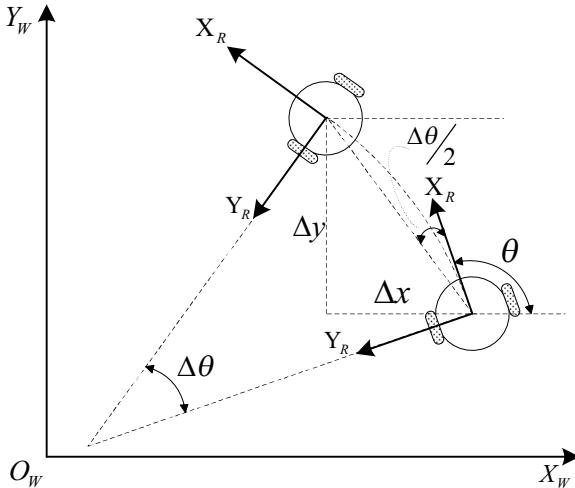


图3 机器人运动模型

对于一个指令周期为  $\Delta t$  的差分驱动的机器人来说, 其运动模型分析如图3。当机器人从位姿  $X_r(k-1) = [x_r(k-1), y_r(k-1), \theta_r(k-1)]^T$  移动到  $X_r(k) = [x_r(k), y_r(k), \theta_r(k)]^T$  时, 机器人的移动距离记为  $\Delta s$ , 转过的角度记为  $\Delta\theta$ 。由图3可知:

$$\Delta x = \Delta s \cos(\theta + \Delta\theta / 2) \quad (3)$$

$$\Delta y = \Delta s \sin(\theta + \Delta\theta / 2) \quad (4)$$

$$\Delta\theta = \frac{\Delta s_r - \Delta s_l}{b} \quad (5)$$

$$\Delta s = \frac{\Delta s_r + \Delta s_l}{2} \quad (6)$$

式中:

$(\Delta x; \Delta y; \Delta\theta)$  = 前一次采样周期走过的距离;

$\Delta s_r; \Delta s_l$  = 左右两轮行走的距离;

$b$  = 机器人两轮之间的距离。

以  $u(k) = [\Delta s(k), \Delta\theta(k)]^T$  作为里程计模型的输入, 则移动机器人的里程计模型为:

$$X_r(k) = f(X_r(k-1), u(k)) + w(k) \quad (7)$$

其中:  $w(k)$  为零均值高斯白噪声, 其协方差矩阵为  $Q(k)$ 。

通过以上分析得到:

$$X_r(k) = X_r(k-1) + \begin{bmatrix} \Delta s \cos(\theta + \Delta\theta / 2) \\ \Delta s \sin(\theta + \Delta\theta / 2) \\ \Delta\theta \end{bmatrix} + w(k) \quad (8)$$

下面建立里程计的误差模型。

对于运动增量  $(\Delta s_r; \Delta s_l)$ , 我们假定协方差矩阵  $\Sigma_\Delta$  为:

$$\Sigma_\Delta = \text{cov}(\Delta s_r, \Delta s_l) = \begin{bmatrix} (k_r |\Delta s_r|)^2 & 0 \\ 0 & (k_l |\Delta s_l|)^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中:  $k_r$  和  $k_l$  是误差常数, 该式基于如下的假设:

各个驱动轮的误差之间是相互独立的;

误差的标准差与走过的距离的绝对值成正比。

$k_r$  和  $k_l$  的值取决于机器人和具体环境。经过实际实验后的拟合结果如图4所示, 证明了假设的合理性。

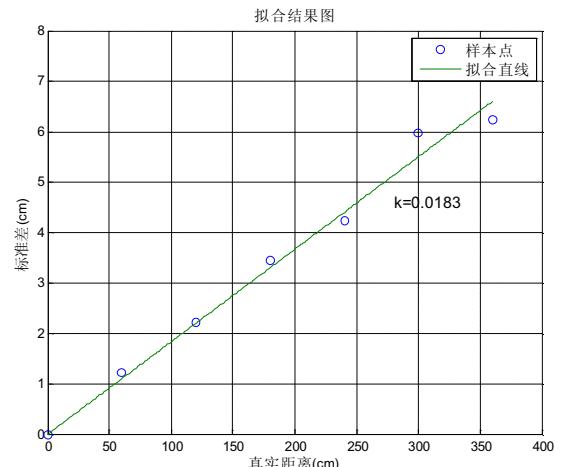


图4 里程计拟合结果图

得到:  $k_r = k_l = 0.0183$

假设  $X_r(k-1)$  和  $\Delta_{rl} = (\Delta s_r, \Delta s_l)$  不相关, 则有:

$$Q(k) = \nabla_{\Delta_{rl}} f \cdot \Sigma_\Delta \cdot \nabla_{\Delta_{rl}} f^T \quad (10)$$

其中:

$$\nabla_{\Delta_{rl}} f = \left[ \frac{\partial f}{\partial \Delta s_r} \quad \frac{\partial f}{\partial \Delta s_l} \right] \quad (11)$$

### 3.2 视觉传感器观测模型(The Observation Model)

视觉传感器对于第*i*个路标的观测值为：

$$z_i(k) = [x_{i|s}(k), y_{i|s}(k), \theta_{i|s}(k)]^T \quad (12)$$

其中： $\theta_{i|s}$  为MR码的正向与机器人正向的夹角值。视觉传感器置于机器人的中心位置。由此，观测模型可以表述为：

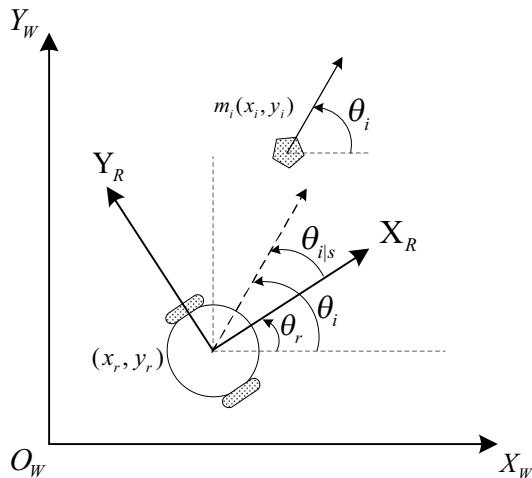


图5 机器人观测模型图

$$\begin{aligned} z_i(k) &= \begin{bmatrix} x_{i|s}(k) \\ y_{i|s}(k) \\ \theta_{i|s}(k) \end{bmatrix} = h(X(k)) + v(k) \\ &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_r(k)) & \sin(\theta_r(k)) & 0 \\ -\sin(\theta_r(k)) & \cos(\theta_r(k)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i - x_r(k) \\ y_i - y_r(k) \\ \theta_i - \theta_r(k) \end{bmatrix} + v(k) \end{aligned} \quad (13)$$

其中的观测噪声  $v(k)$  假定为高斯噪声，其均值为零，而协方差矩阵  $R(k)$  为对角阵。

为了确定  $R(k)$ ，实验设计如下：待观测的MR码位于圆心，测量点分布在三组半径为（20cm、40cm、60cm）的同心圆上，每个圆周上等间隔分布八个标记点，真实值通过手工测量获得。图6所示为天花板成像模型下的实验结果。

设  $r$  为从当前点到路标的距离，由图可知测量误差随着  $r$  的增大而增大。为了简便，假设误差和  $r$  相互独立，形式如下：

$$R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & & \\ & \sigma_y^2 & \\ & & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

因为实验数据是在静止情况下获得，而实验应用中绝大多数情况下都是在运动情况下进行，所以对进行无偏估计后的数据进行膨胀处理。最后的结果为：

$$R(k) = \begin{bmatrix} 14.41 & & \\ & 14.01 & \\ & & 12.17 \end{bmatrix}$$

### 4 SLAM算法(The SLAM Algorithm)

按上述方法建立机器人的运动模型和观测模型后，采用标准的EKF算法<sup>[7]</sup>来实现同时定位与地图创建，其过程可以归纳为一个循环迭代的估计-校正过程。

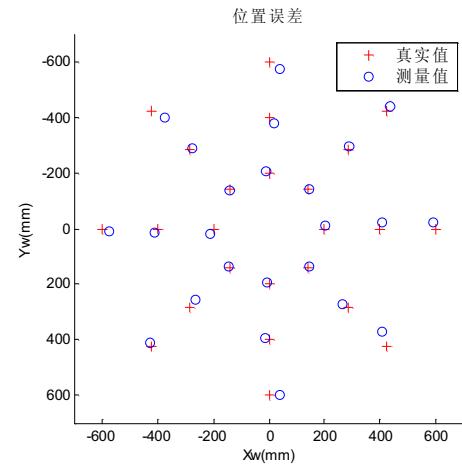


图6 天花板成像模型的静态定位误差

$$\hat{X}(k) = \begin{bmatrix} \hat{X}_r(k|k) \\ \hat{m}(k) \end{bmatrix} = E \left[ \begin{bmatrix} X_r(k) \\ m \end{bmatrix} | Z_{0:k} \right] \quad (14)$$

$$\begin{aligned} P(k|k) &= \begin{bmatrix} P_{rr} & P_{rm} \\ P_{rm}^T & P_{mm} \end{bmatrix}_{k|k} \\ &= E \left[ \begin{bmatrix} X_r(k) - \hat{X}_r(k) \\ m - \hat{m}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_r(k) - \hat{X}_r(k) \\ m - \hat{m}(k) \end{bmatrix}^T | Z_{0:k} \right] \end{aligned} \quad (15)$$

#### 1) 时间更新(Time Update)

$$\hat{X}_r(k|k-1) = f(\hat{X}_r(k-1|k-1), u(k)) \quad (16)$$

$$P(k|k-1) = \begin{bmatrix} P_{rr}(k|k-1) & P_{rm}(k|k-1) \\ (P_{rm}(k|k-1))^T & P_{mm}(k-1|k-1) \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$P_{rr}(k|k-1) = \nabla_{X_r} f \cdot P_{rr}(k-1|k-1) \cdot \nabla_{X_r}^T + Q(k) \quad (18)$$

$$P_{rm}(k|k-1) = \nabla_{X_r} f \cdot P_{rm}(k-1|k-1) \quad (19)$$

#### 2) 观测更新(Observation Update)

$$\begin{aligned} \hat{X}(k|k) &= \begin{bmatrix} \hat{X}_r(k|k) \\ \hat{m}(k) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \hat{X}_r(k|k-1) \\ \hat{m}(k-1) \end{bmatrix} + W_i(k) \cdot v_i(k) \end{aligned} \quad (20)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - W_i(k) S_i(k) W_i(k)^T \quad (21)$$

其中：

在路标正确匹配的前提下,新息 $v_i(k)$ 计算如下:

$$v_i(k) = z_i(k) - \hat{z}_i(k) \quad (22)$$

$$\hat{z}_i(k) = h_i(\hat{X}(k|k-1), \hat{m}(k-1)) \quad (23)$$

相对应的新息协方差矩阵 $S_i(k)$ 计算如下:

$$S_i(k) = \nabla h_i P(k|k-1) \nabla h_i^T + R_i(k) \quad (24)$$

$$W_i(k) = P(k|k-1) \nabla h_i^T S_i(k)^{-1} \quad (25)$$

其中雅克比矩阵 $\nabla h_i$ 的计算如下:

$$\begin{aligned} \nabla h_i &= \frac{\partial h_i}{\partial X(k)} \Big|_{X(k)=\hat{X}(k|k-1)} \\ &= \left[ \frac{\partial h_i}{\partial X_r(k)} \Big|_{X_r(k)=\hat{X}_r(k|k-1)} \quad 0 \quad \cdots \quad \frac{\partial h_i}{\partial m_i} \Big|_{m_i=\hat{m}_i(k-1)} \quad \cdots \quad 0 \right] \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_i}{\partial X_r(k)} \Big|_{X_r(k)=\hat{X}_r(k|k-1)} &= \left[ \frac{\partial h_i}{\partial x_r(k)}, \frac{\partial h_i}{\partial y_r(k)}, \frac{\partial h_i}{\partial \theta_r(k)} \right] \\ &= \begin{bmatrix} -\cos(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & -\sin(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & \hat{y}_{i|s}(k) \\ \sin(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & \cos(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & -\hat{x}_{i|s}(k) \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_i}{\partial m_i} \Big|_{m_i=\hat{m}_i(k-1)} &= \left[ \frac{\partial h_i}{\partial m_{i,x}} \quad \frac{\partial h_i}{\partial m_{i,y}} \quad \frac{\partial h_i}{\partial m_{i,\theta}} \right] \\ &= \begin{bmatrix} \cos(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & \sin(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & 0 \\ -\sin(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & \cos(\hat{\theta}_r(k|k-1)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (28)$$

### 3) 路标初始化(Initialization)

当机器人观测到一个新的MR码时,需要将新的MR的状态加入到系统状态向量中。假设在 $k$ 时刻,机器人观测到一个新的MR码,其真实状态量为 $m_a$ ,则增广过程如下:

$$\hat{X}_{aug}(k|k) = \begin{bmatrix} \hat{X}(k|k) \\ \hat{m}_a(k) \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$P_{aug}(k|k) = \begin{bmatrix} P_{rr}(k|k) & P_{rm}(k|k) & (P_{ar})^T \\ P_{mr}(k|k) & P_{mm}(k|k) & (P_{am})^T \\ P_{ar} & P_{am} & P_{aa} \end{bmatrix} \quad (30)$$

其中 $\hat{m}_a(k)$ 可以表述为:

$$\begin{aligned} \hat{m}_a(k) &= g(\hat{z}_a(k), \hat{X}_r(k|k)) \\ &= \begin{bmatrix} \cos \hat{\theta}_r(k|k) & -\sin \hat{\theta}_r(k|k) & 0 \\ \sin \hat{\theta}_r(k|k) & \cos \hat{\theta}_r(k|k) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_{a|s}(k) \\ \hat{y}_{a|s}(k) \\ \hat{\theta}_{a|s}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{x}_r(k|k) \\ \hat{y}_r(k|k) \\ \hat{\theta}_r(k|k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (31)$$

增广协方差矩阵 $P_{aug}(k|k)$ 中新增元素的计算方法如下:

$$P_{aa} = \nabla_{X_r} g \cdot P_{rr} \cdot (\nabla_{X_r} g)^T + \nabla_{z_a} g \cdot R(k) \cdot (\nabla_{z_a} g)^T \quad (32)$$

$$P_{ar} = \nabla_{X_r} g \cdot P_{rr} \quad (33)$$

$$P_{am} = \nabla_{X_r} g \cdot P_{rm} \quad (34)$$

其中雅克比矩阵 $\nabla_{X_r} g$ 和 $\nabla_{z_a} g$ 的计算如下:

$$\begin{aligned} \nabla_{X_r} g &= \frac{\partial g(z_a, X_r)}{\partial X_r} \Big|_{X_r=\hat{X}_r(k|k)} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\hat{x}_{a|s} \sin(\hat{\theta}_r(k|k)) - \hat{y}_{a|s} \cos(\hat{\theta}_r(k|k)) \\ 0 & 1 & \hat{x}_{a|s} \cos(\hat{\theta}_r(k|k)) - \hat{y}_{a|s} \sin(\hat{\theta}_r(k|k)) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (35)$$

$$\begin{aligned} \nabla_{z_a} g &= \frac{\partial g}{\partial z_a} \Big|_{Z_a=\hat{Z}_a} \\ &= \begin{bmatrix} \cos \hat{\theta}_r(k|k) & -\sin \hat{\theta}_r(k|k) & 0 \\ \sin \hat{\theta}_r(k|k) & \cos \hat{\theta}_r(k|k) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (36)$$

## 5 实验结果(Experimental Results)

移动机器人平台AIM配置为: Intel Centrino CPU 1600MHz, 2路车轮编码器, 1个彩色CCD摄像机以及16路超声传感器等。



图7 机器人实验平台AIM

实验地点设在笔者所在实验室,在天花板上张贴若干个MR码。为了验证算法的有效性,MR码的真实位置由人工测量确定,事先指定机器人的行进路径,人工推动机器人按照指定路线行进。场景如图8所示。

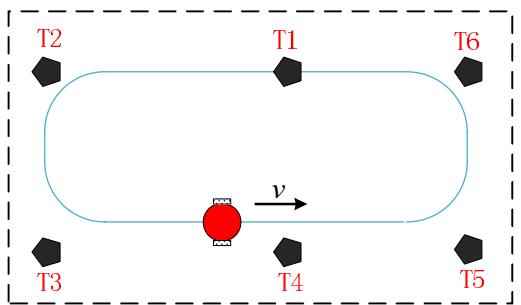


图8 实验场景图

图中五边形表示MR码张贴在天花板上的位置。机器人起始位置为T1，依次经过其他路标点，重新回到T1处为1周，重复3次，图8中实线表示机器人的行进路线。

实验结果如图9所示。图9中显示的三条轨迹分别为真实轨迹(绿色虚线)、码盘得到的轨迹(红色星号)和使用SLAM算法得到的轨迹(蓝色加号)。黄色五角星表示MR二维码所在的真实位置，椭圆表示使用SLAM算法得到的MR二维码的估计值的置信度为95%( $2\sigma$ )的区间。

表1的统计数据显示，相对于里程计定位方法，使用SLAM算法，定位和环境模型精度明显提高。

表1 误差统计

算 法	机器人轨迹 标准差		路标位置 标准差		
	位置 (cm)	朝向 (deg)	x方向 (cm)	y方向 (cm)	角度 (deg)
里程计	28.54	10.43	16.68	32.49	10.66
EKF-SLAM	3.48	2.68	1.11	2.58	2.10

## 6 结论(Conclusions)

本文说明了配置视觉系统的机器人如何将一系列的MR码作为路标完成室内环境的SLAM任务。实

验结果说明MR码是一种非常方便和有效的人工路标，本文的SLAM实现算法无需大量的环境标志点，较好地抑制了里程计的累积误差，有效地提高了系统定位和构建地图的精度。我们非常希望MR码系统能够尽快地在室内服务机器人方面实用化。

## 参考文献(References)

- [1] Smith R, Self M, Chessemann P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[C]// Proceedings of Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 1988.
- [2] Gehrig S K, Stein F. Dead reckoning and cartography using stereo vision for an autonomous car[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, USA, 1999.
- [3] Yagi Y, Nishizawa Y, Yachida M. Map-based navigation for a mobile robot with omnidirectional image sensor COPIS[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1995, 11(5): 634-648.
- [4] Zhong Z G, Yi J Q, Zhao D B. Novel approach for mobile robot localization using monocular vision[C]// Proceedings of SPIE, USA, 2003.
- [5] Ranjan Bose. Information theory coding and cryptography. Simplified Chinese translation edition[M]. Beijing: Chinese Machine Press, McGraw-Hill Education (Asia) Co., 2003.
- [6] ZhengRui, Yuan Kui. MR Code for Robot Self-localization. [C]// Proceedings of 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2008: 7449-7454.
- [7] Dissanayake G, Newman P, Durrant-Whyte H.F., Clark S., and Csobra M[J]. A solution to the simultaneous localization and mapping (SLAM) problem. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 229-241.

第3圈

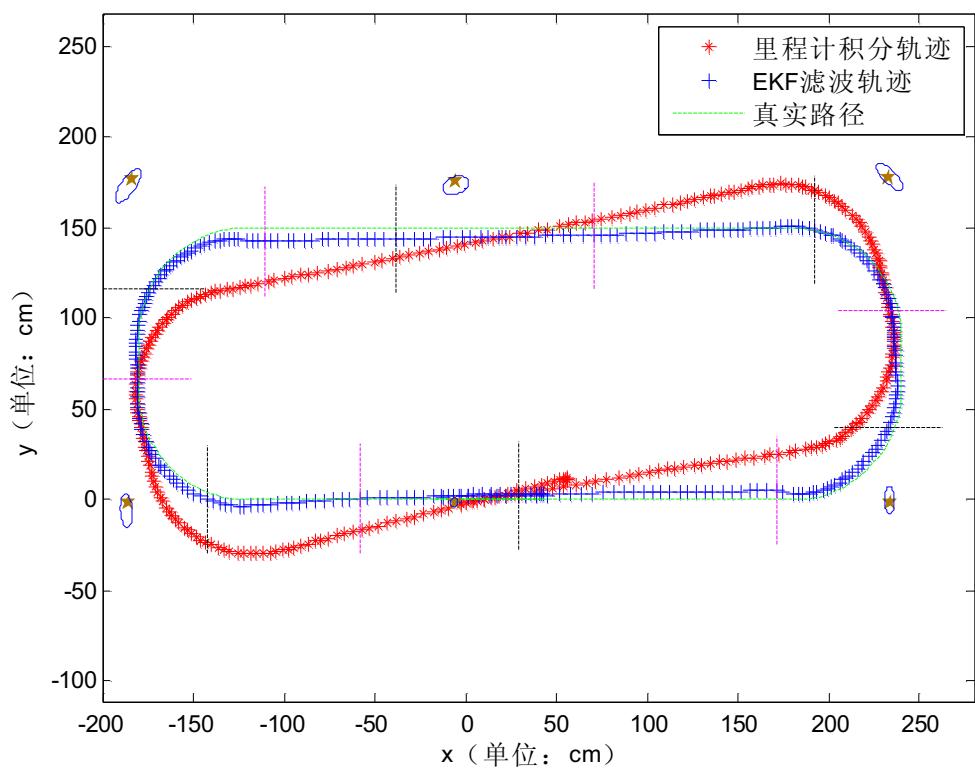


图9 实验结果对比图