

基于扫描匹配预处理的即时定位与地图创建

温安邦, 吴怀宇, 赵 季

WEN An-bang, WU Huai-yu, ZHAO Ji

武汉科技大学 信息科学与工程学院, 武汉 430081

College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China

E-mail: xofyarg@gmail.com

WEN An-bang, WU Huai-yu, ZHAO Ji. Scan matching preprocess for simultaneous localization and mapping. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(33): 245-248.

Abstract: Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) problem and its solution for indoor autonomous mobile robot are analyzed. To improve the accuracy and robustness, a method using preprocess based on scan match for SLAM is proposed. This method can feed SLAM with a priori pose information, and is proved to be valid and practical by analyzing the result of experiment.

Key words: mobile robot; Simultaneous Localization And Mapping (SLAM); scan matching; Iterative Closest Point (ICP)

摘 要: 研究了室内自主移动机器人的即时定位与地图创建问题。分析了目前解决 SLAM 问题的方法, 提出了基于扫描匹配预处理的即时定位与地图创建, 用扫描匹配为 SLAM 提供机器人先验位姿信息。对实验结果和数据的分析, 得出了所提出方法可进一步提高 SLAM 的精度和鲁棒性。

关键词: 移动机器人; 即时定位与地图创建; 扫描匹配; ICP 扫描匹配算法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.33.075 **文章编号:** 1002-8331(2009)33-0245-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP24

1 绪论

在自身位置不确定的条件下, 机器人在未知环境中只能通过对外部环境进行识别并加以分析, 然后创建地图, 同时利用地图进行定位和导航。这就是即时定位与地图创建 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 问题。同时定位与地图创建是自主移动机器人领域的新兴研究课题, 是实现真正全自主机器人的关键。SLAM 问题可以描述为: 机器人在未知环境中以未知位置为起点, 在移动过程中根据传感器数据不断了解环境, 在自定位的同时构造增量式地图。SLAM 问题是由 Smith、Self 和 Cheeseman 最早提出来的^[1]。在 SLAM 的收敛性被 Csorba 证明后^[2], SLAM 的研究主要集中在提高计算效率、数据关联等相关课题上。在 SLAM 被 Thrun、Burgard、Fox 等融入概率框架下后^[3], 基于扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 的 SLAM 解决方案占据了主导地位。EKF-SLAM 在收敛性和实现复杂度上具有很大的优势, 但计算成本较高, 速度较慢。Montemerlo 等提出的 FastSLAM 解决方案^[4]采用粒子滤波器 (Particle Filter) 代替了卡尔曼滤波器, 用 RBPF (Rao-Blackwellized Particle Filter) 降低采样空间, 提高计算速度。但与 EKF-SLAM 一样, FastSLAM 对数据并联的依赖性也较高。

提高 SLAM 的精度和鲁棒性的关键在于降低系统中的各类不确定性。这就要求机器人能够对外部信息进行准确提取。自主移动机器人提取环境信息一般是通过内部传感器和外部

传感器。同时处理多个传感器的数据便涉及到了信息融合问题。早期大多数机器人使用声纳、单目视觉配合里程计确定位姿。罗荣华、洪炳镕用 Hough 变换对声纳信息与视觉信息进行处理, 从中提取直线和点特征, 并进行特征级的信息融合, 有效提高了地图创建的准确度^[5]。随着机器人技术的发展, 越来越多的高精度传感器被用在机器人对环境的感知上, 显著提高了 SLAM 的精度。Neito 等改变了 EKF-SLAM 的观测模型, 使用激光测距仪代替声纳, 用匹配模板的散列的点作为路标^[6]。文献[7]提出对激光测距仪用加权最小二乘拟合方法提取二维水平环境特征、对单目视觉使用非局部最大抑制算法提取垂直物体边缘的方法进行信息融合。还有一些基于 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 算法实现的双目视觉里程计, 用来代替传统里程计, 在运动估计中具有更好的精度。无论如何, 多传感器的使用对信息融合的方法都是一个考验。

目前 SLAM 较为成熟的解决方案是在数据关联前期进行信息融合。不改变传统的 SLAM 框架, 很难实现复杂的多传感器信息融合^[8]。以激光测距仪和里程计结合 EKF-SLAM 为例, 提出了一种前期使用扫描匹配的预处理方法。这种方法没有改变 SLAM 概率构架下原有的观测模型和运动模型, 实现了信息融合, 为 EKF 提供了较为准确的先验位姿信息。这样便减小了 EKF 前期的不确定度, 可以提高数据关联的准确度, 进而提高 SLAM 的精度和鲁棒性。

基金项目: 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.50675161, No.60705035)。

作者简介: 温安邦 (1983-), 男, 硕士研究生; 吴怀宇 (1961-), 男, 博士, 教授, 博士生导师; 赵季 (1984-), 男, 硕士。

收稿日期: 2008-07-21 **修回日期:** 2008-10-17

2 即时定位与地图创建

2.1 SLAM 的关键任务

SLAM 问题主要包括以下几个研究方向:(1)环境的表示方式;(2)自定位;(3)数据的关联;(4)探测策略。

通过对环境信息的提取和简化,机器人使用的地图可以大致分为三类:几何特征地图、栅格地图和拓扑地图。几何特征地图对于实际环境和机器人的位姿,有高精度性和高表达性的优点,通过对其进行抽象化和只获取最相关的特征,缓解了计算上的耗费。栅格地图是通过固定分解,将环境表示成离散的、标有障碍物存在概率的栅格。这种地图表示方法用计算机很容易实现,不过它并不符合闭环世界假定(closed world assumption)^[9]。拓扑地图经过对环境的拓扑分解,避免了对几何环境品质的直接测量,而注重机器人定位最相关的特征。目前拓扑地图的表示方法已经成为机器人地图问题探索的主题。

机器人的定位问题和地图的表示方式是紧密相关的。现阶段被广泛使用的定位技术大多是基于概率地图的定位,因为概率技术能够明确地给出机器人可能位置的识别概率。主要使用的两种定位方法是使用机器人位置的概率密度表示的扩展卡尔曼滤波定位和独立考虑各个可能姿态的蒙特卡罗定位。

数据关联将机器人对环境的感知与已知路标匹配。这里的感知是指机器人将各个传感器在不同时间,不同空间中对环境的描述进行融合后的结果。虽然相对丰富的环境信息有助于提高机器人感知的精度,但是这对数据关联算法和路标的建模也是一个挑战。目前主要采用的方法有最近邻(Nearest Neighbor)法和 JC(Joint Compatibility)法^[10]。

自主移动机器人进行 SLAM 的过程中,不但要能避开障碍物,还要在较短的时间内获取全部环境信息,同时保持相对较低的不确定度。这种探测策略也是值得研究的。

2.2 SLAM 问题的解决方案

目前主要有两种解决 SLAM 问题的途径:基于扩展卡尔曼滤波器的 EKF-SLAM 和基于粒子滤波器的 FastSLAM。EKF-SLAM 出现得较早,已被广泛使用;FastSLAM 速度较快,但实现起来比较复杂。

扩展的卡尔曼滤波器(EKF)在迭代周期内只使用新息,所以它不需要大量的数据储存而且易于实现。EKF 属于贝叶斯估计框架,用于 SLAM 时,其运动模型为:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_k \quad (1)$$

其中 x 为机器人位姿, u 为位移, w 为噪声,且服从 $N(0, Q_k)$ 分布。观测模型为:

$$z(k) = h(x_k, m) + v_k \quad (2)$$

其中 m 为路标信息, v 为噪声,且服从 $N(0, R_k)$ 分布。均值为:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k} \\ \hat{m}_k \end{bmatrix} = \mathbf{E} \begin{bmatrix} \hat{x}_k \\ \hat{m} \end{bmatrix} | \mathbf{Z}_{0:k} \quad (3)$$

协方差为:

$$\mathbf{P}_{k|k} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{xx} & \mathbf{P}_{xm} \\ \mathbf{P}_{xm}^T & \mathbf{P}_{mm} \end{bmatrix}_{k|k} = \mathbf{E} \begin{bmatrix} x_k - \hat{x}_k \\ m - \hat{m}_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k - \hat{x}_k \\ m - \hat{m}_k \end{bmatrix}^T | \mathbf{Z}_{0:k} \quad (4)$$

在这个框架下, EKF 通过的每个迭代过程的两个步骤计算均值和协方差:

(1) 状态预测

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{xx, k|k-1} = \nabla f \mathbf{P}_{xx, k-1|k-1} \nabla f^T + \mathbf{Q}_k \quad (6)$$

(2) 状态更新

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k} \\ \hat{m}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{m}_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{W}_k [z(k) - h(\hat{x}_{k|k-1}, \hat{m}_{k-1})] \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{S}_k \mathbf{W}_k^T \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \nabla h^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (9)$$

为卡尔曼增益,

$$\mathbf{S}_k = \nabla h \mathbf{P}_{k|k-1} \nabla h^T + \mathbf{R}_k \quad (10)$$

为新息的协方差。

FastSLAM 方法用任意概率密度函数表示机器人的位置,并使用粒子滤波器寻找机器人的实际位姿。这种方法首先将机器人探索空间栅格化成地图中离散的,有限数目的机器人姿态,对应到一些离散的粒子。然后再经过多次迭代过程中对环境的了解,得到概率最高的粒子以代表机器人实际位姿。

3 扫描匹配

扫描匹配是在传感器前后两个时刻获取的数据间寻找对应关系,主要用于激光测距仪。在扫描匹配中有两个模型,一个是当前扫描(current scan),一个是参考扫描(reference scan)。匹配的过程就是对当前扫描的位姿进行调整,使其与参考扫描尽可能地重合。扫描匹配可对 2D 或 3D 的样本进行匹配,使用 2D 扫描匹配。

扫描匹配可以是局部匹配,也可以是全局匹配。局部匹配是用在运动时随时获取的前后两次扫描对位姿进行估计;全局匹配是将当前扫描与当前地图中已有的扫描进行匹配。在匹配方法上,扫描匹配可分为特征与特征的匹配、点与特征的匹配、点与点的匹配。

在特征与特征的匹配中,环境被描述成包含线段、角点或其他一些规则多边形特征的集合。首先从当前扫描和参考扫描中分别提取一组特征,然后使用特征的性质和特征间相对关系对这两组特征进行匹配,得到一组特征对,最后使用迭代的方法求解机器人的位姿,使特征对之间的误差最小。Gutmann 在 RoboCup 的动态环境中也使用了该方法,其环境中具有大量的运动障碍物,通过校验平移和旋转的全局约束以及线段长度约束简化位姿估计,并使用 Kalman 滤波器提高精度^[11]。

点与特征的匹配的方法直接使用当前扫描的原始数据与参考扫描的特征进行匹配。Cox 最早使用了这种方法^[12]。Biber 将特征抽象化,利用计算扫描数据得到均值和方差,并用此组成栅格,来描述满足高斯分布的特征^[13]。一般地,由于点与特征的匹配方法在匹配中直接使用了原始数据,避免了特征提取的过程,所以精度略高于特征与特征匹配的方法。但是这种方法收敛速度较慢,其处理速度很大程度上依赖于初始估计和数据量。由于该方法也在匹配中使用了特征,因此与特征与特征匹配方法一样,只适用于多边形环境。但对环境中特征的依赖程度小于特征与特征匹配方法。

点与点匹配的方法不要求环境具有结构化的特征或包含预先定义的特征。它直接使用两次扫描的原始数据,从中计算出相对位姿的关系。这种方法的核心就是寻找一种规则来确定两次扫描中点的对应关系。点与点匹配方法由于在匹配中采用

了更多的原始数据, 因此一般具有更好的鲁棒性和精度, 而且对环境没有特殊要求, 可用于非多边形环境。但是一般收敛速度较慢。使用的 ICP 扫描匹配属于点与点的匹配。

Besl 和 McKay 在 1992 年提出了 ICP 方法^[4]。这是一种简单并容易实现的规则, 如图 1。它将模型间距离最近的两点当作是相对应的点, 经过尝试不同的匹配, 找到整体的最优匹配方案。此算法在前几个迭代过程中寻找相关点的速度较快, 因此, 对于参考模型和当前模型, 如果能够给定合适的初始相对状态, 可以在短时间内得到精确的匹配结果。

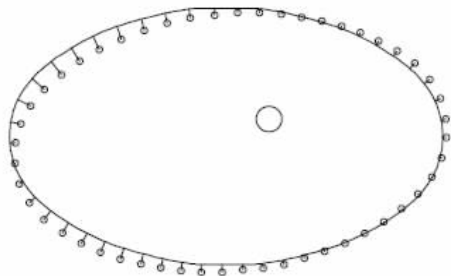


图 1 在椭圆模型中进行 ICP 匹配

4 扫描匹配对 SLAM 的预处理

目前的 SLAM 实现方法中, 外部传感器数据和路标的数据关联是在预测和更新间进行的, 而内部传感器(里程计)数据只被用在机器人位姿的估计中, 并没有外部传感器直接地融合。而在对机器人位姿的计算中, 使用激光测距仪计算出的位姿误差远小于使用里程计的计算结果。如果能利用这些外部传感器的信息, 会进一步提高 SLAM 的精度。可是在传统的 SLAM 概率框架下, 很难再加入辅助的信息。

在不改变传统 SLAM 框架的前提下, 可以在预测前期加入环境信息的预处理过程。其间将外部传感器和内部传感器的信息融合, 为预测阶段提供更精确的位姿信息。在非概率构架下, 很多外部传感器(如激光测距仪, 双目立体视觉传感器)可以提供丰富、精确的环境信息来辅助机器人确定自己的位姿。不同类型的传感器之间互相补充, 还有助于机器人对动态物体进行捕捉并排除, 只使用静态数据创建地图, 进而增加了 SLAM 时的鲁棒性。

针对不同的外部传感器有不同的预处理方法。这里仅以激光测距仪和 EKF-SLAM 为例做简要说明。由于激光测距仪对距离的感知精度高于里程计, 可以用激光测距仪的数据校准里程计来得到较为精确的机器人位姿。这种预处理包括以下几个步骤:

(1) 预处理。主要目的是根据激光测距仪的特性选择使用其中的有效数据。这个过程可以利用中值滤波器去除一些与地图创建无关的干扰数据, 如经常移动的人腿, 电线等。激光测距仪有时会在最大量程处探测到实际上并不存在的障碍物。这类探测错误可以通过设定一个合适的阈值来去除。

(2) 数据分段。将预处理后的激光测距仪数据按一定规则(如相互距离)分段, 以便与环境中的物体相对应。这样有助于下一步的匹配, 而且在匹配后可以通过一些方法判断动态物体并进行跟踪。

(3) 扫描匹配。根据里程计信息, 将分段处理后上一时刻和当前时刻的激光测距仪数据转化到全局坐标系中, 然后使用扫

描匹配算法对其匹配, 最后用得到的坐标变换矩阵 $\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + T$

T 修正里程计, 其中 $R = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$, $T = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$, 得到校正后的机器人位姿。根据机器人的运动特性 f 和扫描间隔 t 可以计算出机器人在此过程中最大位姿变化 $\Delta p_{\max} = f(t)$, 其中 Δp 为机器

人的位姿变化 $\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta\theta \end{bmatrix}$ 。设定旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 的阈值为

Δp_{\max} , 以此限制扫描匹配后得到的坐标变换矩阵, 防止因扫描匹配错误导致的机器人位姿校正失败。

在此过程之后, 公式(6)中的 Q 降低, 即位移 u 的不确定度降低。而且里程计模型中的 k_l 和 k_r 两个参数取值也可以适当减小。

5 实验结果及分析

采用 J-Pot 两轮差动机器人作为实验平台。该机器人装备了里程计和 SICK LMS200 激光测距仪。实验环境如图 2, 这是通过人工测量得到的平面结构图, 数据精确到厘米。图中所示的室内环境由房间和走廊构成, 其中虚线代表房间的门。实际环境中门的材质是透明的玻璃, 部分激光可以穿透玻璃。

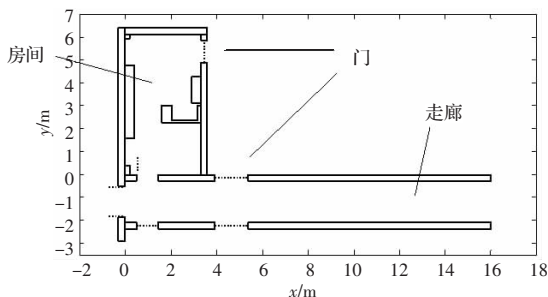


图 2 实验环境的平面结构图

实验使用 ICP 扫描匹配算法对两种传感器进行信息融合。以提取直线特征作为路标的 EKF-SLAM 方法^[8]为基础, 对原始实验结果和加入扫描匹配预处理后的结果进行对比。

使用原始里程计得到的位姿绘制的激光测量数据如图 3。机器人位姿是根据里程计进行航迹推算得到的。可以看出, 推算的机器人位姿在走廊右侧转弯处出现了较大的偏差。但是, 由于没有外部传感器的校正, 位姿的偏差是不可避免的。

通过基于直线的 EKF-SLAM, 机器人对位姿估计的误差明显降低, 但仍有部分与实际环境相差较大, 如图 4。图中直线为路标信息, 可以看出, 有些直线的参数与图 2 不符。这主要是数据关联中的两类错误关联引起的: 一是新获取的路标没有依照实际环境被正确地与已有路标匹配, 而产生了错误的新路标; 二是将两个与实际环境对应的不同的两个路标错误地进行了关联。

图 5 为加入扫描匹配后的结果。与图 4 对比可以看出, 机器人对环境描述的误差有一定程度的降低。说明在前期加入扫描匹配对 EKF-SLAM 的精度有所提高。在耗时方面, 加入扫描匹配后一次 EKF 迭代过程增加的时间并不明显 (<100 ms)。扫描匹配的数据来源是固定的, 因此耗时也基本是固定的, 但是随着实验环境的复杂化, 当路标不断增多时, EKF 的迭代过程耗时会增加, 所以加入扫描匹配对 SLAM 的运行速度几乎没有影响。

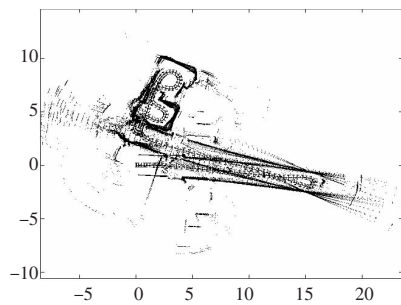


图3 激光测距仪的原始测量数据

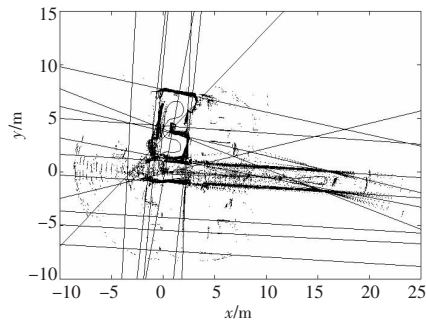


图4 EKF-SLAM 创建的地图和激光数据

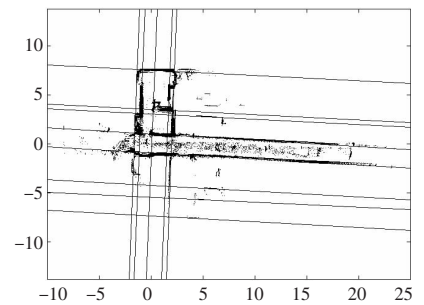


图5 加入扫描匹配后创建的地图和激光数据

6 结论

将扫描匹配作为 SLAM 的预处理过程,可以在保持 SLAM 原有概率框架的前提下进行信息融合,从而降低了信息融合算法的实现难度。在加入扫描匹配后,EKF-SLAM 对环境的描述更加准确,增加了 SLAM 的鲁棒性。对动态物体的捕捉并跟踪还可以进一步改善 SLAM 的效果,这也是将来的研究方向。

参考文献:

- [1] Smith R, Self M, Chesseman P. Estimating uncertain spatial relationships in Robotics[C]//Proceedings of the 2nd Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence(UAI-86), 1988.
- [2] Csorba M. Simultaneous localization and mapping[D]. University of Oxford, 1997.
- [3] Thrun S, Burgard W, Fox D. A probabilistic approach to concurrent mapping and localization for mobile robots[J]. Machine Learning, 1998, 31(5):29-53.
- [4] Montemerlo M, Thrun S, Koller D, et al. Fast SLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem[C]//Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, 2002.
- [5] 罗荣华, 洪炳镛. 基于信息融合的同时定位与地图创建研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2004, 36(5):566-569.
- [6] Neito J, Bailey T, Nebot E. Recursive scan-matching SLAM[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2007, 55(1):39-49.
- [7] 庄严, 王伟, 王珂, 等. 移动机器人基于激光测距和单目视觉的室内

同时定位和地图构建[J]. 自动化学报, 2005, 31(6):925-933.

- [8] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous Localization And Mapping (SLAM): Part II[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(3):108-117.
- [9] Siegwart R, Nourbakhsh I R. 自主移动机器人导论[M]. 李人厚, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 2006.
- [10] Neira J, Tardos J D. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(6):890-897.
- [11] Gutmann J S, Weigel T, Nebel B A. A fast, accurate, and robust method for self-localization in polygonal environments using laser-range-finders[J]. Advanced Robotics Journal, 2001, 14(8):651-668.
- [12] Cox I J, Blanche-An. An experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(2):193-204.
- [13] Biber P, Fleck S, Strasser W. A probabilistic framework for robust and accurate matching of point clouds[M]. [S.l.]: Springer Berlin/Heidelberg, 2004.
- [14] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.
- [15] 杨明, 王宏, 张钺. 基于激光雷达的移动机器人位姿估计方法综述[J]. 机器人, 2002, 24(2):177-183.
- [16] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous Localization And Mapping (SLAM): Part I[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(2):99-110.

(上接 215 页)

精度会更高。为同类研究提供一种可供借鉴的行之有效的研究方法,不仅可以节省大量的实验时间和成本,而且可以为科研人员设计更加科学的实验方案提供了重要的科学依据。

参考文献:

- [1] Langer R. New methods of drug delivery[J]. Science, 1990, 249(4976):1527-1533.
- [2] Singh B N, Kim K H. Floating drug delivery systems: An approach to oral controlled drug delivery via gastric retention[J]. J Control Release, 2000, 63(3):235-259.
- [3] Thanoo B C, Sunny M C, Jayakrishnan A. Oral sustained release drug delivery systems using polycarbonate microspheres capable of floating on the gastric fluid[J]. J Pharm Pharmacol, 1993, 45(1):

21-24.

- [4] Wu Z G, Lin H B, Feng W. Carbon nanotubes/chitosan composites[J]. Prog Chem, 2006, 18(9):1200-1207.
- [5] Chan L W, Heng P W. Effects of aldehydes and methods of cross-linking on properties of calcium alginate microspheres prepared by emulsification[J]. Biomaterials, 2002, 23(5):1319-1326.
- [6] Lu X W, Zhu K J. Preparation of chitosan-alginate pellets floating in stomach[J]. Chin J Mod Appl Pharm, 2004, 21(6):475-479.
- [7] Liu S F, Guo T B, Dang Y G, et al. Grey system theory and its application[M]. Beijing: Science Press, 1999:102-113.
- [8] Wei M, Chang J, Yao K D. Application of grey theory in predicting methotrexate loaded nanocapsules long period release in vitro[J]. Chin Pharm J, 1999, 34(9):605-607.
- [9] Song Z M. Grey GM(2) model[J]. Syst Eng Theor Pract, 1999(10):127-129.