

文章编号: 1001-0920(2006)03-0300-05

# 一种基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的运动车辆跟踪方法

袁基伟, 史忠科

(西北工业大学 自动控制系, 西安 710072)

**摘要:** 针对基于 Kalman 滤波的跟踪方法需要对噪声特性和车辆的运动规律进行假设的不足, 提出一种基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的运动车辆跟踪方法。该方法通过不断更新的灰色预测模型 GM (1, 1), 挖掘出车辆的当前运动规律, 从而对车辆的运动位置进行快速准确的预测; 然后根据预测结果搜索出运动车辆, 实现运动车辆的跟踪。试验结果表明, 该方法在不需要假设的条件下, 能够较快较好地实现车辆跟踪。

**关键词:** GM (1, 1); Kalman 滤波; 跟踪; 预测

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

## A Method of Vehicle Tracking Based on GM (1, 1)

YUAN Ji-wei, SHI Zhong-ke

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China Correspondent: YUAN Jiwei, E-mail: jinshui6@yahoo.com.cn)

**Abstract:** A vehicle tracking methods based on GM (1, 1) is proposed to eliminate the noise assumption and motion assumption which are demanded in tracking methods based on Kalman filter. The model GM (1, 1) is updated and the position of the vehicle is forecasted accurately and quickly according to the updated model in each step. Then the vehicle can be found near the forecast position and the tracking can be realized. The experiment results show that the tracking is finished effectively and quickly without any assumption.

**Key words:** GM (1, 1); Kalman filter; Tracking; Forecast

## 1 引言

当前, 静止相机下的目标跟踪问题一直是机器视觉的研究焦点, 国内外的众多学者做了大量的具有建设意义的研究工作。Kamijo 等提出了基于时空马尔可夫随机场模型的目标跟踪方案<sup>[1]</sup>; Lee 等研究了基于浓缩算法的目标跟踪方案<sup>[2]</sup>; Noyer 等探讨了基于粒子滤波器的跟踪方案<sup>[3]</sup>; Harini 等国内外学者研究了基于 Kalman 滤波的跟踪方法<sup>[4-9]</sup>。从总体看, 这些跟踪方法还存在一些问题, 前 3 种方案运算量大、实时性较差, 难以在实际中推广; 基于 Kalman 滤波的跟踪方案实时性较好, 因而在实际系统中得以较多的运用, 但 Kalman 滤波存在初值选取、噪声参数选择以及可能发散等问题, 同时基于 Kalman 滤波的跟踪方案大多需要假设运动目标作

## 匀速或匀加速直线运动

由于灰色系统理论可以解决“小样本、贫信息不确定问题”, 它不需要对随机噪声序列和目标运动规律作出假设, 而是通过灰色生成或序列算子的作用来弱化随机性, 挖掘潜在规律。为此, 本文提出一种基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪方法。

## 2 基于 Kalman 滤波的跟踪方法

基于 Kalman 滤波的跟踪是在视频图像领域内进行目标跟踪所广为采用的一种跟踪方法。该方法通过历史位置信息来预测目标下一时刻的位置信息, 从而缩小了目标的搜索范围, 采用该方法进行跟踪时, 一般要先假设目标作匀速直线运动或匀加速直线运动。下面以重心为位置信息, 对两种运动情况加以说明。

收稿日期: 2005-01-26; 修回日期: 2005-03-17

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (60134010)

作者简介: 袁基伟 (1976—), 男, 河南南阳人, 博士生, 从事视频图像处理等研究; 史忠科 (1956—), 男, 陕西岐山人, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、图像处理等研究。

2.1 假设目标作匀速直线运动

设  $X(k) = [x(k), y(k), \dot{x}(k), \dot{y}(k)]^T$ . 其中:  $x(k), y(k)$  分别为重心在图像中的横纵坐标;  $\dot{x}(k), \dot{y}(k)$  分别为重心在水平和垂直方向的运动速度

状态方程

$$X(k+1) = AX(k) + \omega(k),$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

式中: 系统噪声  $\omega(k)$  为零均值不相关高斯白噪声, 其协方差矩阵为  $Q$ ;  $\Delta t$  为帧差的时间间隔

观测方程为

$$Z(k) = HX(k) + v(k),$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

式中: 测量噪声  $v(k)$  为零均值高斯白噪声, 其协方差矩阵为  $R$ . 由此, 重心跟踪可由如下一些关系式通过递推获得:

预测方程:

$$\hat{X}_k^+ = A \hat{X}_{k-1}^+; \tag{1}$$

预测误差方差矩阵

$$P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1}; \tag{2}$$

增益矩阵

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}; \tag{3}$$

误差协方差阵

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^-; \tag{4}$$

滤波方程

$$\hat{X}_k^+ = \hat{X}_k^- + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_k^-). \tag{5}$$

基于 Kalman 滤波的跟踪过程如下: 对目标在本帧中的位置进行预测时, 先用上一帧的测量值(上一帧中目标的位置坐标), 按滤波方程进行滤波, 得到状态在上一帧中的修正值, 将该修正值代入式(1), 便可预测出目标在本帧的状态, 该状态的前两个分量表示目标在当前帧的预测位置; 在预测位置附近寻找当前帧的目标, 使之与上一帧的目标相匹配, 该目标在当前帧的重心即为目标在当前帧的测量值. 利用该测量值和式(2)~(5)即可计算出目标在当前帧的修正值; 然后利用预测方程便可预测目标在下一帧的位置. 如此反复迭代便可完成目标的跟踪

2.2 假设目标作匀加速直线运动

假设目标作匀加速直线运动时, 基于 Kalman 滤波的跟踪与假设目标作匀速直线运动时的跟踪方法基本相同, 不同之处是状态变量维数, 各参数矩阵维数以及状态方程维数不同, 但递推公式的形式完

全相同

状态变量为

$$X(k) = [x(k), y(k), \dot{x}(k), \dot{y}(k), \ddot{x}(k), \ddot{y}(k)]^T$$

其中:  $x(k), y(k)$  分别为重心在图像中的横纵坐标;  $\dot{x}(k), \dot{y}(k)$  分别为重心在水平和垂直方向的运动速度;  $\ddot{x}(k), \ddot{y}(k)$  分别为重心在水平和垂直方向的加速度

系统矩阵A 变为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

测量矩阵H 变为

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

3 基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪方法

GM (1, 1) 模型的定义<sup>[10]</sup> 如下:

方程  $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$  为灰色微分方程,

其中

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1),$$

$$k = 2, 3, \dots, n; \tag{6}$$

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n;$$

$x^{(0)}(k) (k = 1, 2, \dots, n)$  表示原始数据序列. 则称  $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$  为 GM (1, 1) 模型

若  $\hat{a} = (a, b)^T$  为参数序列, 且

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix},$$

则灰色微分方程  $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$  的最小二乘估计参数序列满足

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y. \tag{7}$$

得到估计参数后, 便可用如下公式对将来的数据进行预测:

$$x^{(0)}(k) = (\beta - \alpha x^{(0)}(1)) e^{-a(k-2)}. \tag{8}$$

其中

$$\beta = \frac{b}{1 + 0.5a}, \alpha = \frac{a}{1 + 0.5a}, \tag{9}$$

显然, 由式(6)和(7)可知, GM (1, 1) 模型只需 3 个历史数据便可进行预测. 那么随着时间的推移, 历史数据会越来越多, 但同时有一些新的随机扰动或驱动因素进入系统, 使系统的发展相继受到影响, 尤其

当系统随着量变的积累,发生质的飞跃和突变时,与过去的系统相比,已面目全非。因此,去掉已根本不可能反映系统目前特征的老数据,随时加入新得到的数据,对GM(1,1)模型进行“新陈代谢”是合理的。具体跟踪过程如图1所示。

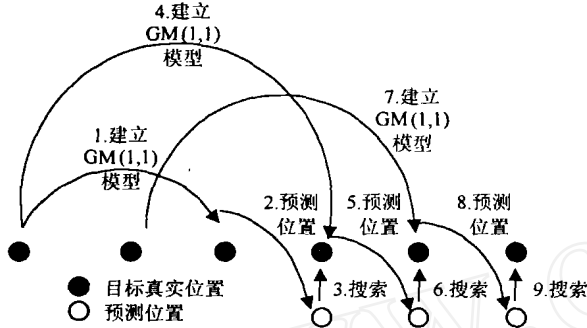


图1 基于模型GM(1,1)的跟踪过程示意图

当获得目标前3帧的位置数据后,用这3个历史数据建立GM(1,1)模型,并用该模型预测下一时刻目标的位置。当获取第4帧信息后,便可利用前4帧的4个位置数据更新GM(1,1)模型,并用所更新的模型预测即将到来的第5帧的位置数据。当利用预测信息获取第5帧的真实位置后,便可舍弃最前面的一个位置数据,利用最近的4个位置数据更新模型,从而再进行下一帧的预测。以后每来一帧数据都要吸收最新数据,舍弃最前面的数据,实现数据的“吐故纳新”,从而实现模型的“新陈代谢”。图1示意了此过程。上述位置信息是指目标的重心位置。

当用最近的4个历史数据预测第5个数据时,GM(1,1)模型的求解和简化如下:

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ x^{(0)}(4) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} z^{(1)}(2) & 1 \\ z^{(1)}(3) & 1 \\ z^{(1)}(4) & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$x^{(0)}(k), k = 1, 2, 3, 4$ , 表示最近的4个历史数据

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (11)$$

因此预测值为

$$x^{(0)}(5) = (\beta - \alpha x^{(0)}(1)) e^{-3\alpha} \quad (12)$$

目标在图像中的重心位置由纵坐标和横坐标构成,因此跟踪时分别用历史帧中目标的纵坐标和横坐标建立对应的纵坐标灰色预测模型GM(1,1)和横坐标预测模型GM(1,1)。利用两个模型实现对目标纵横坐标的跟踪,从而实现重心跟踪。

#### 4 两种跟踪方法的实验结果及分析

基于Kalman滤波的跟踪在开始几步由于信息

量少,会出现振荡现象,前几步的预测值会与测量值有较大差异。因此,实际应用中一般不用前几步的预测值,而用特征匹配进行跟踪。同样,基于灰色预测模型GM(1,1)的跟踪方法至少需要3个历史数据才能进行预测,运动目标前两步的跟踪主要靠大范围的特征匹配来实现。因此,本文关于目标的前两步的跟踪主要靠特征匹配来完成;而后面的跟踪则靠Kalman滤波或GM(1,1)预测来实现。当目标跟踪过程中有合并和分离时,则停止Kalman滤波或GM(1,1)预测,然后用特征匹配来实现目标跟踪。下面对这两种跟踪方法进行分析。

##### 4.1 运算量

基于Kalman滤波的跟踪方法在每次预测完目标的位置后,要根据预测值搜索运动目标在当前帧的匹配位置,并根据搜索到的位置(测量值)和式(1)~(5)进行下一步预测,因此每一步预测中式(1)~(5)的计算是主要运算量。基于灰色预测模型GM(1,1)的跟踪方法的每步预测是根据最近的4个重心点和式(6), (9)~(12)进行下一步预测(只有3个历史位置点的情况,其预测计算量小于4个历史位置点,所以在此仅考虑4个历史位置点的情况)。因为重心位置由纵坐标和横坐标两部分组成,本文的灰色预测是通过纵坐标和横坐标分别建立灰色模型来实现横坐标和纵坐标的预测,因此每一步的预测主要运算量是式(6)和(9)~(12)计算量的2倍。

为了比较运算量,将矩阵相乘运算转换为乘除和加减运算。二阶方阵求逆是求行列式,并与矩阵相乘,因此也可用几步简单的乘除和加减实现。本文算法用到的幂运算可用不超过40项的泰勒级数求解,因此幂运算转化为迭代的乘法和加法。经换算,假设目标作匀速直线运动的Kalman滤波的跟踪方法对一个运动目标的一步跟踪需要359次乘除运算,293次加减运算;本文提出的基于灰色预测模型GM(1,1)的跟踪方法对一个运动目标的一步跟踪需要322次乘除运算,136次加减运算;假设目标作匀加速直线运动的Kalman滤波由于状态矩阵比假设目标作匀速直线运动的Kalman滤波高出两个阶次,其运算量将大大增加。应考虑到的是,同一帧作跟踪的目标可能同时有多个,每个目标都要进行跟踪,因此缩短每个目标的每步跟踪时间是“惜时如金”的视频处理系统应当追求的目标。对于视频处理中的每一个处理环节都能作到“毫秒必争”,才能使整个处理系统节省的时间积少成多,从而提高整个系统的处理速度。所以,从运算量看,首选基于灰色预测模型GM(1,1)的跟踪方法,然后是比之处理时间稍多的假设目标作匀速直线运动的Kalman滤波方法。

### 4 2 预测准确性

跟踪主要是通过预测目标的运动位置, 在预测位置附近寻找运动目标, 因此预测位置与测量位置的差距越小, 搜索时间越短, 跟踪效果越好. 从总体上看, 灰色模型 GM (1, 1) 对图像序列中运动目标的位置预测的准确性要好于 Kalman 滤波, 原因如下:

1) 确定目标运动规律的方法不同 灰色模型 GM (1, 1) 通过对运动目标的历史位置信息进行处理来挖掘出目标的固有运动规律(见式(7)和(8)); 而 Kalman 滤波则假设图像序列中的目标作匀速或匀加速运动 由于相机的透视效应, 在世界坐标系中沿道路方向的等距点映射到图像坐标系则很难还是等距点; 司机在开车时可能根据主观需要会突然加减速; 当运动目标周围有车辆时, 司机可能会同时改变车的运行方向和运行速度; 不平的路面也会改变车辆的运行速度和运行方向; 这些因素都表明了 Kalman 滤波所作的假设不合理, 而灰色模型 GM (1, 1) 通过历史信息挖掘目标运动规律的方法则较为合理, 能较为客观地挖掘出目标的运动规律

2) 对运动过程中的噪声序列的处理方法不同 每跟踪一步, 本文的跟踪方法便更新一次灰色模型 GM (1, 1), 从而消除了噪声对目标运动的影响, 达到快速跟踪目标的最新运动规律的目的; 而 Kalman 滤波则假设系统噪声和测量噪声的协方差矩阵已知, 显然该假设是对未知的噪声特性所作出人为的限制, 因此该假设不合时宜

3) Kalman 滤波开始时要进行初值选取, 若初值选取不合理则易导致发散 跟踪中, Kalman 滤波初始的振荡性和 GM (1, 1) 预测至少需要 3 个历史数据, 所以本文的跟踪对比从第 3 步跟踪开始 利用架于公路正上方, 且镜头面对前下方的相机获取的视频文件进行试验 图 2 和图 3 为一车辆的第 3 步到第 9 步采用不同跟踪方法的重心横坐标的预测位置与重心纵坐标的预测测量位置预测值的对比 图中的“匀速 Kalman”代表假设目标作匀速直线运动时用 Kalman 滤波得到的重心预测值; “匀加速 Kalman”代表假设目标作匀加速直线运动时用 Kalman 滤波所得到的重心预测值; GM (1, 1) 代表用灰色预测模型 GM (1, 1) 得到的重心预测值 由单次实验的结果看, 灰色模型 GM (1, 1) 的预测准确性要好于“匀速 Kalman”和“匀加速 Kalman”

图 4 表示了 60 辆车从第 3 步到第 9 步跟踪的每步预测值与测量值之间距离的平均值  $\bar{d}_j$ , 图中分别给出了 3 种跟踪方法的单步平均距离

$$\bar{d}_j = \frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} d_{i,j}, j = 3, 4, \dots, 9 \quad (13)$$

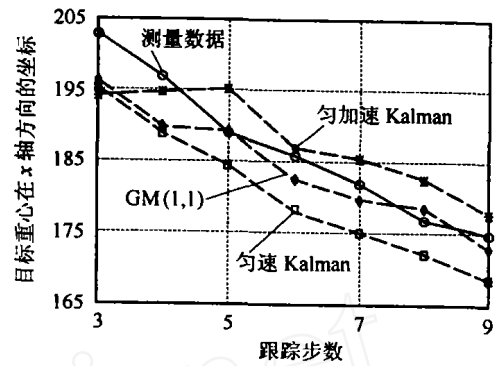


图 2 x 轴方向的跟踪

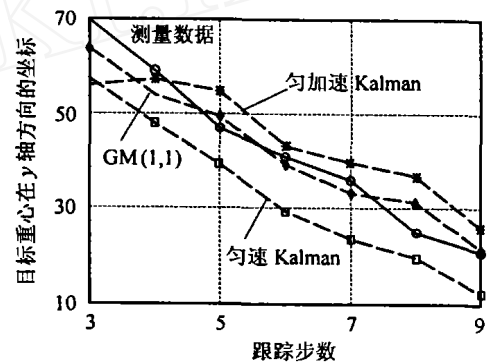


图 3 y 轴方向的跟踪

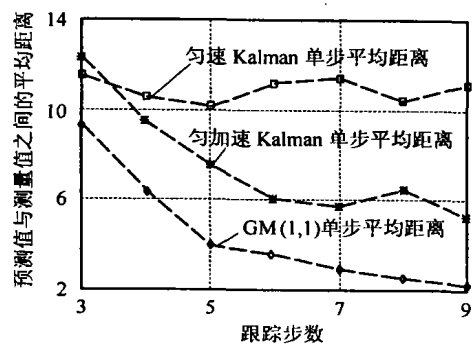


图 4 60 辆车的每步预测值与测量值的平均距离

式中:  $d_{ij}$  表示第  $i$  辆车第  $j$  步跟踪时预测值与测量值之间的距离;  $\bar{d}_j$  表示所有车的第  $j$  步跟踪时预测值与测量值之间的距离平均值

从对多辆车跟踪的统计结果看, 基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪的预测值与测量之间的差距最小; 假设目标作匀速直线运动的 Kalman 滤波跟踪方法的预测值与测量值之间的距离最大 因此, 从跟踪效果看, 基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪方法取得了更好的跟踪效果; 从运算量和预测准确性两个角度考虑, 基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪方法取得了较为理想的结果

### 5 结 论

本文将灰色系统理论引入视频图像领域, 提出了基于灰色预测模型 GM (1, 1) 的跟踪方法 该方法

通过不断更新GM(1,1)模型来克服随机噪声干扰,并挖掘出目标的最新运动规律,克服了Kalman滤波跟踪方案在运动规律不清楚以及噪声特性不明确的情况下需要作出假设的不足,从而能较快较好地预测出目标的运动位置,实现运动目标的可靠跟踪

### 参考文献(References)

- [1] Kamijō Shunsuke, Nishida Tsunetoshi, Satoh Suguru, et al. Automated Behavior and Statistical Analysis from Traffic Images Based on Precise Vehicle Tracking Algorithm [A]. *IEEE 5th Int Conf on Intelligent Transportation Systems*[C]. Singapore, 2002: 920-925
- [2] Lee Hwajeong, Kim Daehwan, Kim Daijin, et al. Real-time Automatic Vehicle Management System Using Vehicle Tracking and Car Plate Number Identification [A]. *IEEE Int Conf on Multimedia and Expo, Atlanta* [C]. Maryland, 2003: 353-356
- [3] Noyer J-C, Lanvin P, Benjelloun M. Non-linear Matched Filtering for Object Detection and Tracking [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(6): 655-668
- [4] Harini Veeraraghavan, Osama Masoud, Nikolaos P. Computer Vision Algorithms for Intersection Monitoring [J]. *IEEE Trans on ITS*, 2003, 4(2): 78-89
- [5] Zaki M, ElNahas M Y, Youssef M. An Enhanced Motion-based Object Tracker [J]. *J of Systems and Software*, 2002: 69(1-2): 149-158
- [6] 黄福珍, 苏剑波. 基于Level Set方法的人脸轮廓提取与跟踪 [J]. *计算机学报*, 2003, 26(4): 491-496
- (Huang F Z, Su J B. Face Contour Extraction and Tracking Using Level Sets [J]. *Chinese J of Computers*, 2003, 26(4): 491-496)
- [7] 周志宇, 汪亚明. 基于模糊熵聚类 and Kalman 滤波的区域跟踪 [J]. *测控技术*, 2003, 22(11): 60-62
- (Zhou Z Y, Wang Y M. Region Tracking Based on Fuzzy Entropy Clustering and Kalman Filter [J]. *Measurement and Control Technology*, 2003, 22(11), 60-62)
- [8] 郑江滨, 张艳宁, 冯大淦, 等. 视频监视中运动目标的检测与跟踪算法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(10): 34-37.
- (Zheng J B, Zhang Y N, Feng D G, et al. Moving Object Detection and Tracking Algorithm for Video Monitoring [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(10): 34-37.)
- [9] 汪亚明, 楼正国, 卞昕, 等. 一种非刚体运动图象序列的特征点对应方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2000, 5A(3): 232-236
- (Wang Y M, Lou Z G, Bian X, et al. A New Correspondence Approach for Feature Points in Non-rigid Image Sequences [J]. *J of Image and Graphics*, 2000, 5A(3): 232-236)
- [10] 刘思峰, 郭天榜, 党耀国. *灰色系统理论及其应用* [M]. 北京: 科学出版社, 2000
- (Liu S F, Guo T B, Dang Y G. *Grey Theory and Applications* [M]. Beijing: Science Press, 1999)

(上接第299页)

## 5 结 论

本文只用一个模糊逻辑系统对一类非线性离散系统设计了直接自适应模糊预测控制器, 避免了实时控制算法中的矩阵求逆, 减小了在线计算量

### 参考文献(References)

- [1] Fischer M, Nelles O, Isemann R. Predictive Control Based on Linear Fuzzy Models [J]. *Int J of System Science*, 1998, 29(7): 679-697.
- [2] Sarin veis Haralam bos, Bafas George. Fuzzy Model Predictive Control of Nonlinear Processes Using Genetic Algorithms [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2003, 139(1): 59-80
- [3] Liu G P, Kadiramanathan V, Billings S. Predictive Control for Nonlinear Systems Using Neural Networks [J]. *Int J Control*, 1998, 71(6): 1119-1132
- [4] 师五喜, 霍伟, 吴宏鑫. 一类未知非线性离散系统的直接自适应模糊预测控制 [J]. *自动化学报*, 2004, 30(5): 664-670
- (Shi W X, Huo W, Wu H X. Direct Adaptive Fuzzy Predictive Control for a Class of Unknown Nonlinear Discrete Systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2004, 30(5): 664-670)
- [5] Wang L X. Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems [J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1993, 1(2): 146-155
- [6] Goodwin G C, Sin K S. *Adaptive Filtering, Predictive and Control* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1984: 11-20