

文章编号: 1001-0920(2012)11-1699-07

基于区间 T-S 模糊模型的运动模式预测

徐正光, 孙昌平

(北京科技大学 a. 自动化学院, b. 钢铁流程先进控制教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对一类复杂的生产过程, 提出一种基于运动模式的预测模型. 针对该方法中模式类别变量的度量问题, 提出采用区间数对定义在模式运动“空间”上的模式类别变量进行度量. 为了描述模式在模式运动“空间”的运动, 对作者先前提出的区间 T-S 模糊模型进行了改进, 并采用改进后的区间 T-S 模糊模型建立基于模式类别变量的预测模型. 最后, 以烧结生产过程实际运行数据为例验证了所提出建模方法的有效性.

关键词: 运动模式; 模式运动“空间”; 模式类别变量; 区间 T-S 模型; 区间时间序列

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Moving pattern forecasting using interval T-S fuzzy model

XU Zheng-guang, SUN Chang-ping

(a. School of Automation, b. Key Laboratory of the Ministry of Education for Advanced Control of Iron and Steel Process, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Correspondent: SUN Chang-ping, E-mail: sunchangping2000@sina.com.cn)

Abstract: For a class of complex production processes, moving pattern-based forecasting model is proposed. For characterizing pattern class variable quantitatively, the interval number is used as its metric form. For modeling the movement of pattern class variable in pattern moving space, the previous proposed interval T-S fuzzy model is adapted and applied to the forecasting model. Finally, experimental results show the effectiveness of the proposed approach.

Key words: moving pattern; pattern moving “space”; pattern class variable; interval T-S fuzzy model; interval time series

1 引言

在钢铁、冶金、建材、化工等流程工业中存在一类耗能大、排污大和工艺复杂的大型生产设备, 如炼铁的高炉、炼钢的转炉、球团竖炉、烧结机以及水泥回转窑等. 从动力学特性角度考虑, 它们具有一些共同的特点:

1) 工艺流程极其复杂, 现阶段尚不能完全解释其运动机理. 在生产过程中传热和传质, 燃烧热力学和化学反应动力学, 相变和移动边界问题, 流体力学和气体力学等一系列物理化学变化交织在一起, 用数学物理方程难以描述.

2) 描述其工况和产品质量的参数繁多、工况的自由度难以确定. 其运动的分布式特性、非线性和时变性、参数摄动等复杂特性难以精确描述.

3) 某些物理过程其本质上符合统计学运动规律(如颗粒度及其流动性等), 因此, 刻画过程工况的

诸特征变量之间、以及这些特征变量与产品质量之间的对应关系无法通过确定性的数学方程式表述, 而仅仅存在统计意义上的对应关系, 造成了其工况描述的统计性特征. 系统动力学性质主要受牛顿力学规律支配而受统计规律支配^[1-2].

对于这一类系统, 目前在理论上和实际应用中没有很好的动力学特性描述手段和相应的控制理论方法. 正是这类系统共同的统计动力学特点, 使得这一类复杂生产过程显著区别于其他一般复杂系统, 称之为非牛顿力学系统^[1-2].

早在 20 世纪 60 年代初期, 模式识别技术已引起了控制界的注意, 出现了一些早期的应用成果^[3-4]. 目前, 模式识别方法已在过程控制中的许多领域得到了应用, 如非线性系统和分布参数系统的结构识别^[5-6]、状态估计^[7]、故障诊断^[8]、自适应控制^[9]以及智能控制^[10-11]等.

收稿日期: 2011-06-21; 修回日期: 2011-10-28.

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(FRF-AS-09-006B); 北京市重点学科共建项目(XK100080537).

作者简介: 徐正光(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与控制、图像处理等研究; 孙昌平(1981—), 男, 博士生, 从事复杂系统建模与控制、区间分析的研究.

然而,上述模式识别方法没有将模式作为一个运动的变量来考虑,即没有研究不同时刻模式所属的模式类别之间的内在关系,从而无法对未来时刻模式所属的模式类别进行预测,故称之为静态模式识别方法.

本文作者^[12-13]在早期工作中,提出了基于运动模式的建模思想与控制方法.即以实际生产工况数据作为直接驱动,采用模式类别作为空间刻度,构建模式刻度“空间”,并通过在该“空间”上定义描述模式运动的变量——模式类别变量,从而形成模式运动“空间”.在该模式运动“空间”上建立了基于模式类别变量的动力学特性描述模型并确定相应的控制策略.基于运动模式的建模,其核心思想是根据当前及先前若干时刻工况模式所属的模式类别来预测工况模式未来时刻所属的模式类别,进而达到对复杂生产过程动力学系统在模式类别粒度下的动力学特性描述.本文针对该方法中模式类别变量的度量问题,提出了采用区间数来度量模式类别变量.为了描述模式的运动,对作者先前提出的区间 T-S 模糊模型加以改进,进而建立了基于模式类别变量的预测模型.最后,以烧结生产过程为例表明了本文所提出模型的有效性.

2 预备知识

2.1 基于运动模式建模的思想

系统的运动可用如图 1 所示的运动轨迹表示,在每一个采样时间点 t_i 上代表着一个工况, $i = 1, 2, \dots, n$. 生产过程工况的变化将按其固有的运动特性,从 t_1 到 t_n 遵循一定的规律发生变化,可以用系统的状态变量、输出变量等时域变量通过状态方程或微分方程等形式加以描述.

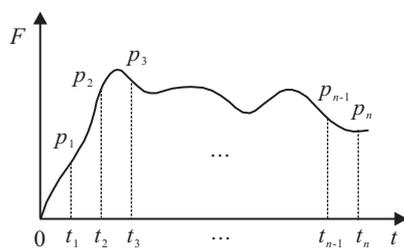


图 1 系统运动示意图

同样,每一个时间采样点上的生产工况也必定对应着一个反映生产工况的模式,随着时间变量从 t_1, t_2, \dots 到 t_n 的变化,这些工况模式也将按照生产过程固有的规律发生变化.通过对这些工况模式随时间变化规律的描述,同样可以描述生产工况的变化规律.显然,这里的工况模式是一个运动的“变量”.

对于前述的一类复杂生产过程系统,其运动规律在本质上具有统计特征.而模式类别是模式样本点的集合,该集合的所有样本都归属于同一个类别.如果

用一个统一的量来表示整个类别,则这个表述类别的量即是具有统计意义上的量.如果用模式类别作为“空间”尺度,构成模式刻度“空间”,在此“空间”上定义一个描述工况模式运动(即工况模式所属模式类别随时间的变化)的变量——模式类别变量,则可形成描述模式运动的“空间”——模式运动“空间”.在此空间上应用模式类别变量,建立基于运动模式的动力学特性描述,便可得到描述这一类复杂生产过程统计意义上的运动规律.即:通过描述工况模式所属模式类别随时间的变化来刻画系统的动力学特性.

2.2 区间算术^[14]

如果将区间数写成中心和半径的表达形式,即 $A = (a_c, a_r)$, $B = (b_c, b_r)$. 其中: a_c 和 a_r 分别为区间数 A 的中心和半径, $a_c = (a_l + a_u)/2$, $a_r = (a_u - a_l)/2$; b_c 和 b_r 分别为区间数 B 的中心和半径, $b_c = (b_l + b_u)/2$, $b_r = (b_u - b_l)/2$. 则 A 与 B 之间的加法、减法以及实数与区间数相乘的运算定义如下:

$$A + B = (a_c + b_c, a_r + b_r), \quad (1)$$

$$A - B = (a_c - b_c, a_r + b_r), \quad (2)$$

$$\lambda \cdot A = (\lambda \cdot a_c, |\lambda| \cdot a_r), \quad (3)$$

其中 λ 为常数. 区间数 $A = [a_l, a_u]$ 的上界 a_u , 下界 a_l 与区间数 $A = (a_c, a_r)$ 的中心 a_c 和半径 a_r 的关系为

$$a_u = a_c + a_r, \quad (4)$$

$$a_l = a_c - a_r. \quad (5)$$

2.3 Hausdorff 距离

Hausdorff 距离常用来定义两个区间数之间的距离. 给定区间数 $A = (a_c, a_r)$, $B = (b_c, b_r)$, 则区间数 A 与 B 之间的距离定义为

$$D(A, B) = |a_c - b_c| + |a_r - b_r|. \quad (6)$$

3 基于区间 T-S 模糊模型的运动模式预测

本文中,采用工况模式所属模式类别随时间的变化来描述模式的运动,进而刻画一类复杂生产过程的动力学特性,因此,首先需要构造模式运动的“空间”.

3.1 基于工业现场数据的模式刻度“空间”的构造

首先,采用主成分分析方法将采集的实际工况运行数据(多维工况模式样本)压缩到一维;然后,采用 K 均值聚类算法将压缩后的一维工况模式样本聚为 P_1, P_2, \dots, P_C . 这 C 个模式类别的集合构成了工况模式刻度“空间”. 图 2 给出了由 K 均值算法构造模式刻度“空间”的一个示意图. 在模式刻度“空间”中,每一个模式类别相当于该空间坐标轴上的一个“刻度”,隶属于同一模式类别的工况模式在模式刻度“空间”中具有相同的“刻度”值.

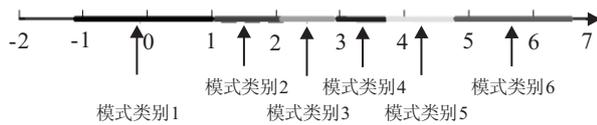


图 2 模式刻度“空间”构造示意图

3.2 模式类别的区间数表征

上一节构造的模式刻度“空间”中的各个模式类别只是定性描述了工况模式, 为了定量地刻画模式在模式“刻度”空间中的运动, 需将模式类别定量表征. 本文将采用区间数来定量表征模式类别.

首先找出隶属模式类别 P_i 的样本中最大值 p_{\max}^j 和最小值 p_{\min}^j , 然后采用该最大值 p_{\max}^j 和最小值 p_{\min}^j 构成区间数 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$, 于是区间数 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$ 即为模式类别 P_i 的区间数表征.

3.3 模式类别变量的定义及其度量

基于区间数度量的运动模式预测建模, 其核心思想是根据当前及先前若干时刻工况模式所属的模式类别来预测工况模式未来时刻所属的模式类别, 进而达到对复杂生产过程动力学系统在模式类别粒度下的动力学特性描述. 因此需定义一个变量, 该变量能够描述工况模式所属类别随时间的变化.

3.3.1 模式类别变量的定义

定义 1 设 $\{sx(t)\}$ 和 $\{mx(t)\}$ 分别表示检测样本序列和模式样本序列, 则模式类别变量 $dx(t)$ 应满足如下变换过程:

$$mx(t) = T(sx(t)), \tag{7}$$

$$dx(t) = F(mx(t)), \tag{8}$$

其中 $T(\cdot)$ 和 $F(\cdot)$ 分别表示特征变量提取和模式分类过程.

显然, 模式类别变量 $dx(t)$ 具有以下两种属性:

- 1) 模式类别变量 $dx(t)$ 是时间的函数;
- 2) 模式类别变量 $dx(t)$ 具有类别属性.

本文把定义了模式类别变量的模式刻度“空间”称为模式运动“空间”.

3.3.2 模式类别变量的度量

为了定量地描述模式类别变量在模式运动“空间”中的运动, 本文提出采用区间数来度量模式类别变量. 这里, 模式刻度“空间”中的每个模式类别为一维模式样本的集合, 因此, 该“空间”中的每个模式类别必然对应着一个区间数, 该区间数的上界和下界分别为隶属于该模式类别的样本中最大值和最小值. 即在时刻 t , 模式样本 $mx(t)$ 被划分到模式类别 j , $j \in \{1, 2, \dots, C\}$, C 为构成模式刻度“空间”的模式类别的个数. 则在 t 时刻, 模式类别变量 $dx(t)$ 在模

式运动“空间”中的度量值为区间数 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$, 其中 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$ 为模式类别 P_j 的区间数表征. 这样, 当采用模式类别作为模式刻度“空间”的刻度时, 原欧氏空间中的模式样本时间序列在模式运动“空间”中被映射成了模式类别变量时间序列.

3.4 基于区间 T-S 模糊模型的运动模式预测

基于区间数度量的运动模式的一类复杂生产过程的预测模型可描述为

$$dx(k) = F(d\tilde{x}(k)) = F(f(dx(k-1), dx(k-2), \dots, dx(k-m))). \tag{9}$$

其中: $dx(k)$ 为模式类别变量, $F(\cdot)$ 为分类过程, $d\tilde{x}(k)$ 为基于区间数度量的运动模式初步预测模型输出, $f(\cdot)$ 为初步预测模型, m 为模型的阶次.

3.4.1 基于区间 T-S 模糊模型的运动模式初步预测模型的构建

基于区间数度量的运动模式的一类复杂生产过程的预测模型是一个两步预测模型:

1) 根据实际的模式类别变量时间序列构建基于运动模式的初步预测模型 $d\tilde{x}(k) = f(\cdot)$.

2) 初步预测输出经过分类可获得基于区间数度量的运动模式预测模型的最最终预测输出, 即该时刻的模式类别变量值 $dx(k) = F(d\tilde{x}(k))$.

在本文中, 由于采用区间数来度量模式类别变量, 该变量的时间序列本质上是一类特殊的区间数时间序列, 其可能的取值由构成模式刻度“空间”的模式类别决定.

为了描述模式类别变量在模式运动“空间”中的运动, 对先前提出的区间 T-S 模糊模型^[15]加以改进, 并采用改进后的区间 T-S 模糊模型建立基于模式类别变量的初步预测模型.

定义 2 给定一区间数时间序列 $X(k)$, $k = 1, 2, \dots, n$. 其中: 在时刻 k , $X(k)$ 为一区间数, $X(k) = (X_c(k), X_r(k))$, $X_c(k)$ 和 $X_r(k)$ 分别是区间数 $X(k)$ 的中心和半径, $X_c(k) \in R$, $X_r(k) \in R$, $X_r(k) \geq 0$. 则改进的区间 T-S 模型定义如下:

$$R^i : \text{If } X_c(k-1) \text{ is } A_1^i \text{ and } X_c(k-2) \text{ is } A_2^i, \dots, X_c(k-m) \text{ is } A_m^i, \text{ then } X^i(k) = \theta_0^i + \theta_1^i X_c(k-1) + \dots + \theta_m^i X_c(k-m). \tag{10}$$

其中: A_j^i 为前件模糊子集; $\theta_0^i, \theta_1^i, \dots, \theta_m^i$ 为区间参数, $\theta_l^i = (a_l^i, c_l^i)$, a_{lc}^i 和 a_{lr}^i 分别为区间参数 θ_l^i 的中心和半径; $i = 1, 2, \dots, r$, r 为模糊规则数; $l = 0, 1, \dots, m$, m 为模型的阶数.

基于上述区间自回归模型, 基于区间数度量的运

动模式初步预测模型表述如下:

$$R^i: \text{ If } dx_c(k-1) \text{ is } A_1^i \text{ and } dx_c(k-2) \text{ is } A_2^i, \dots, \\ dx_c(k-m) \text{ is } A_m^i, \text{ then} \\ dx^i(k) = \theta_0^i + \theta_1^i dx_c(k-1) + \dots + \\ \theta_m^i dx_c(k-m). \quad (11)$$

其中: $dx_c(k-j)$ 为 $k-j$ 时刻模式类别变量 $dx(k-j)$ 的中心值, $j = 1, 2, \dots, m$. 即在 $k-j$ 时刻, 若 $dx(k-j)$ 的取值为 $I_i = [I_i^L, I_i^U]$, 则 $dx_c(k-j) = (I_i^L + I_i^U)/2$. $\theta_l^i = (a_l^i, c_l^i)$, a_{lc}^i 和 a_{lr}^i 分别为区间参数 θ_l^i 的中心和半径; $i = 1, 2, \dots, r$, r 为模糊规则数; $l = 0, 1, \dots, m$.

基于改进的区间 T-S 模糊模型的初步预测模型输出为

$$d\tilde{x}(k) = \sum_{i=1}^r \omega_i dx^i(k) / \sum_{i=1}^r \omega_i, \quad (12)$$

其中 $\omega_i = \prod_{j=1}^m A_j^i(dx_c(k-j))$. 令 $\tilde{\omega}_i = \omega_i / \sum_{i=1}^r \omega_i$, 有

$$d\tilde{x}(k) = \sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i dx^i(k) = \\ \sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i [\theta_0^i + \theta_1^i dx_c(k-1) + \dots + \\ \theta_m^i dx_c(k-m)] = \\ \sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i [(a_0^i, c_0^i) + (a_1^i, c_1^i) dx_c(k-1) + \dots + \\ (a_m^i, c_m^i) dx_c(k-m)] = \\ \sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i (A_i^T \mathbf{x}(k), C_i^T |\mathbf{x}(k)|) = \\ \left(\sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i A_i^T \mathbf{x}(k), \sum_{i=1}^r \tilde{\omega}_i C_i^T |\mathbf{x}(k)| \right). \quad (13)$$

其中

$$A_i = (a_0^i, a_1^i, \dots, a_m^i)^T, \\ C_i = (c_0^i, c_1^i, \dots, c_m^i)^T, \\ \mathbf{x}(k) = (1, dx_c(k-1), dx_c(k-2), \dots, dx_c(k-m))^T, \\ |\mathbf{x}(k)| = (1, |dx_c(k-1)|, |dx_c(k-2)|, \dots, \\ |dx_c(k-m)|)^T.$$

进一步, $d\tilde{x}(k)$ 可以写为

$$d\tilde{x}(k) = (A^T \tilde{\mathbf{x}}(k), C^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|). \quad (14)$$

其中

$$A = (A_1^T, A_2^T, \dots, A_r^T)^T, \\ C = (C_1^T, C_2^T, \dots, C_r^T)^T, \\ \tilde{\mathbf{x}}(k) = (\tilde{\omega}_1 \mathbf{x}(k)^T, \tilde{\omega}_2 \mathbf{x}(k)^T, \dots, \tilde{\omega}_r \mathbf{x}(k)^T)^T, \\ |\tilde{\mathbf{x}}(k)| = (\tilde{\omega}_1 |\mathbf{x}(k)|^T, \tilde{\omega}_2 |\mathbf{x}(k)|^T, \dots, \tilde{\omega}_r |\mathbf{x}(k)|^T)^T.$$

3.4.2 初步预测模型中区间参数的辨识

基于区间数度量的运动模式初步预测模型中的区间参数可通过使下式中的目标函数在约束条件 $\theta_{jr} \geq 0$ 下 (因为区间参数的半径大于等于 0) 取得极小而求得:

$$\min_{A, C} J_1 = \sum_{k=1}^N [dx^L(k) - d\tilde{x}^L(k)]^2 + \\ \sum_{k=1}^N [dx^U(k) - d\tilde{x}^U(k)]^2 = \\ \sum_{k=1}^N [dx^L(k) - (A^T \tilde{\mathbf{x}}(k) - C^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|)]^2 + \\ \sum_{k=1}^N [dx^U(k) - (A^T \tilde{\mathbf{x}}(k) + C^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|)]^2; \\ \text{s.t. } c_j^i \geq 0, i = 1, 2, \dots, r, j = 0, 1, \dots, m. \quad (15)$$

其中: $d\tilde{x}^U(k)$ 和 $d\tilde{x}^L(k)$ 分别为基于区间数度量的运动模式初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ 的上界和下界, $dx^U(k)$ 和 $dx^L(k)$ 分别为真实模式类别变量 $dx(k)$ 的上界和下界.

为了求解式 (15) 中的约束优化问题, 对该式进行整理, 可得到与其同解的二次优化问题, 进而采用求解二次规划的方法来求解式 (15).

定理 1 式 (15) 中的约束最优化与下式中的二次规划等价:

$$\min_{\theta_c, \theta_r} J_2 = E^T \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} E + E^T \begin{bmatrix} -B_1 - B_3 \\ B_2 - B_4 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

其中

$$E = [A \quad C]^T, \\ H_1 = 2 \sum_{k=1}^N \tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}^T(k), \quad H_2 = 2 \sum_{k=1}^N |\tilde{\mathbf{x}}(k)| |\tilde{\mathbf{x}}^T(k)|, \\ B_1 = 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) \tilde{\mathbf{x}}(k), \quad B_2 = 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) |\tilde{\mathbf{x}}(k)|, \\ B_3 = 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) \tilde{\mathbf{x}}(k), \quad B_4 = 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) |\tilde{\mathbf{x}}(k)|, \\ \tilde{\mathbf{x}}(k) = (\tilde{\omega}_1 \mathbf{x}(k)^T, \tilde{\omega}_2 \mathbf{x}(k)^T, \dots, \tilde{\omega}_r \mathbf{x}(k)^T)^T, \\ |\tilde{\mathbf{x}}(k)| = (\tilde{\omega}_1 |\mathbf{x}(k)|^T, \tilde{\omega}_2 |\mathbf{x}(k)|^T, \dots, \tilde{\omega}_r |\mathbf{x}(k)|^T)^T.$$

证明

$$J_1 = \sum_{k=1}^N [dx^L(k) - (A^T \tilde{\mathbf{x}}(k) - C^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|)]^2 + \\ \sum_{k=1}^N [dx^U(k) - (A^T \tilde{\mathbf{x}}(k) + C^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|)]^2 =$$

$$\begin{aligned} & \sum_{k=1}^N (dx^L(k))^2 + \sum_{k=1}^N (dx^U(k))^2 + \\ & 2\mathbf{A}^T \left(\sum_{k=1}^N \tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}^T(k) \right) \mathbf{A} + \\ & 2\mathbf{C}^T \left(\sum_{k=1}^N |\tilde{\mathbf{x}}(k)| |\tilde{\mathbf{x}}^T(k)| \right) \mathbf{C} - \\ & 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) \mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{x}}(k) - 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) \mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{x}}(k) + \\ & 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) \mathbf{C}^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)| - 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) \mathbf{C}^T |\tilde{\mathbf{x}}(k)|. \end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned} H_1 &= 2 \sum_{k=1}^N \tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}^T(k), \quad H_2 = 2 \sum_{k=1}^N |\tilde{\mathbf{x}}(k)| |\tilde{\mathbf{x}}^T(k)|, \\ B_1 &= 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) \tilde{\mathbf{x}}(k), \quad B_2 = 2 \sum_{k=1}^N dx^L(k) |\tilde{\mathbf{x}}(k)|, \\ B_3 &= 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) \tilde{\mathbf{x}}(k), \quad B_4 = 2 \sum_{k=1}^N dx^U(k) |\tilde{\mathbf{x}}(k)|, \end{aligned}$$

则有

$$\begin{aligned} J_1 &= \sum_{k=1}^N (dx^L(k))^2 + \sum_{k=1}^N (dx^U(k))^2 + \mathbf{A}^T H_1 \mathbf{A} + \\ & \mathbf{C}^T H_2 \mathbf{C} - \mathbf{A}^T B_1 - \mathbf{A}^T B_3 + \mathbf{C}^T B_2 - \mathbf{C}^T B_4 = \\ & \sum_{k=1}^N (dx^L(k))^2 + \sum_{k=1}^N (dx^U(k))^2 + \\ & [\mathbf{A}^T \quad \mathbf{C}^T] \begin{bmatrix} H_1 & \\ & H_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{C} \end{bmatrix} + \\ & [\mathbf{A}^T \quad \mathbf{C}^T] \begin{bmatrix} -B_1 & -B_3 \\ B_2 & -B_4 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

令 $E = [\mathbf{A} \quad \mathbf{C}]^T$, 则有

$$\begin{aligned} J_1 &= \sum_{k=1}^N (dx^L(k))^2 + \sum_{k=1}^N (dx^U(k))^2 \times \\ & E^T \begin{bmatrix} H_1 & \\ & H_2 \end{bmatrix} E + E^T \begin{bmatrix} -B_1 & -B_3 \\ B_2 & -B_4 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

因 $\sum_{k=1}^N (dx^L(k))^2$ 和 $\sum_{k=1}^N (dx^U(k))^2$ 为常数, 故式 (15) 中的约束最优化等价于下面的二次规划:

$$\min_{\theta_c, \theta_r} J_2 = E^T \begin{bmatrix} H_1 & \\ & H_2 \end{bmatrix} E + E^T \begin{bmatrix} -B_1 & -B_3 \\ B_2 & -B_4 \end{bmatrix}.$$

由此定理得证. \square

3.4.3 基于区间 T-S 模糊模型的运动模式最终预测输出 $d\hat{x}(k)$

在得到初步预测模型输出后, 基于区间数度量的运动模式建模的第 2 步为对初步预测模型的输出 $d\tilde{x}(k)$ 进行分类. 将初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ 划分到

模式刻度“空间”中的某一个类别 j , 并用该模式类别的区间数表征 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$ 作为该时刻基于区间数度量的运动模式预测模型的最终输出值. 本文采用最近邻法对初步预测模型的输出进行分类, 并以 Hausdorff 距离作为两个区间数之间距离的度量. 即如果 $j = \arg \min_{i=1,2,\dots,C} (D(d\tilde{x}(k), [p_{\min}^i, p_{\max}^i]))$, C 为模式刻度“空间”中模式类别数, 则将初步预测模型的输出 $d\tilde{x}(k)$ 划分到模式类别 j , 基于区间数度量的运动模式预测模型的最终预测输出 $d\hat{x}(k) = [p_{\min}^j, p_{\max}^j]$. 这里, $D(d\tilde{x}(k), [p_{\min}^i, p_{\max}^i])$ 代表初步预测模型的输出 $d\tilde{x}(k)$ 与模式刻度“空间”中模式类别 i 的区间数表征 $[p_{\min}^i, p_{\max}^i]$ 之间的 Hausdorff 距离.

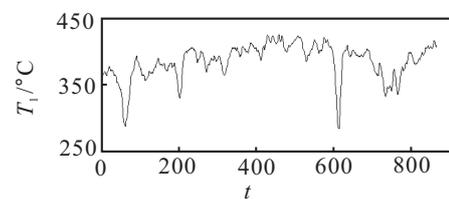
在得到 k 时刻的基于区间数度量的运动模式预测模型最终预测输出 $d\hat{x}(k)$ 之后, 将区间数 $d\hat{x}(k)$ 的中心值 $d\hat{x}_c(k)$ 代入式 (14), 计算得到 $k+1$ 时刻的基于运动模式的初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k+1)$; 再将 $d\tilde{x}(k+1)$ 进行分类, 得到 $k+1$ 时刻的预测模型最终预测输出 $d\hat{x}(k+1)$. 然后再将 $d\hat{x}_c(k+1)$ 代入式 (14), 计算得到 $d\tilde{x}(k+2)$. 以此类推, 可以得到 $k+2, k+3, \dots, k+n$ 时刻的最终预测输出.

4 仿真研究

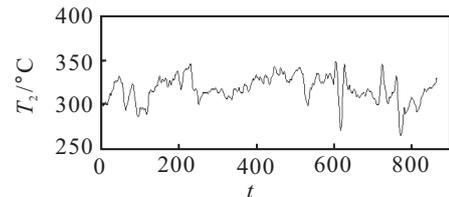
以一类复杂生产过程中较有代表性的烧结生产过程为例, 验证本文所提出的建模方法的有效性.

4.1 模式刻度“空间”构造

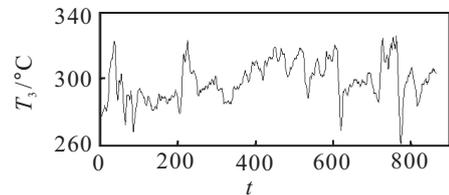
采集烧结生产过程的实际工况模式 $\mathbf{x}_k = [x_1, x_2, x_3]^T$ (即后 3 个风箱的废气温度, 如图 3 所示) 的连续运行数据, 采样周期为 25 s. 将该工况模式经零-均



(a) 1号风箱废气温度



(b) 2号风箱废气温度



(c) 3号风箱废气温度

图 3 工况模式

值归一化后再经主成分分析降维, 得到降维后的一维工况模式 $x(k)$, 如图 4 所示.

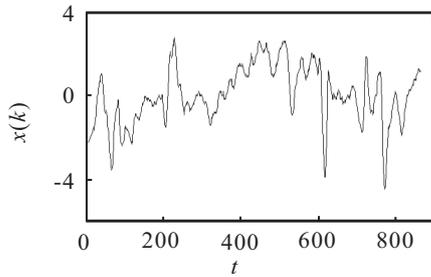


图 4 经主成分分析降维后的一维工况时间序列

采用 K 均值聚类算法, 将降维后的实际工况数据 $x(k)$ 聚为 C 类, 具体的模式类别数可根据实际应用确定, 本仿真实验中 C 取为 22, 由这 22 个模式类别构成了模式刻度“空间”. 表 1 列出了本实验中构成模式刻度“空间”的 22 个模式类别的区间数表征. 由于采用区间数来度量模式类别变量, 模式类别变量在模式运动“空间”中的运动形成了区间数时间序列, 如图 5 所示. 该图给出了本仿真实验中的部分模式类别变量时间序列, 图中线段代表模式类别变量时间序列, 而实线则代表与模式类别变量时间序列相对应的实际工况模式时间序列, $k = 1, 2, \dots, 60$.

表 1 模式刻度“空间”中模式类别的区间数表征

P_i	$[p_{\min}^i, p_{\max}^i]$	P_i	$[p_{\min}^i, p_{\max}^i]$
1	[-4.485 6, -4.039 1]	12	[0.233 0, 0.521 2]
2	[-3.887 2, -3.374 6]	13	[0.525 7, 0.814 0]
3	[-3.187 2, -2.634 0]	14	[0.820 0, 1.043 0]
4	[-2.595 5, -1.961 2]	15	[1.055 8, 1.266 8]
5	[-1.917 2, -1.453 5]	16	[1.273 3, 1.505 9]
6	[-1.445 8, -1.040 6]	17	[1.524 3, 1.709 8]
7	[-1.037 7, -0.722 8]	18	[1.724 5, 1.867 4]
8	[-0.713 6, -0.465 1]	19	[1.900 8, 2.026 6]
9	[-0.457 6, -0.230 4]	20	[2.071 9, 2.222 3]
10	[-0.221 0, -0.019 6]	21	[2.268 2, 2.439 7]
11	[-0.016 8, 0.221 2]	22	[2.449 4, 2.760 7]

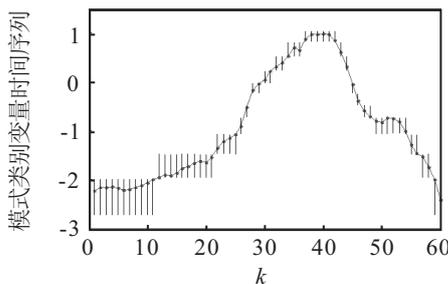


图 5 模式类别变量时间序列

通过比较图 4 和图 5 可知, 归属相同模式类别的工况模式在模式运动“空间”中具有相同的度量值. 例如, 在时刻 $k = 1 \sim 12$, 工况模式归属于相同的模式类别 P_4 , 因此, 与该时间段的工况模式相对应的模式类

别变量在模式运动“空间”中具有相同的度量值(区间数)—— $[p_{\min}^4, p_{\max}^4] = [-2.595 5, -1.961 2]$ (参见表 1).

4.2 基于区间 T-S 模糊模型的运动模式预测

基于改进的区间 T-S 模糊模型, 可建立基于区间数度量的运动模式初步预测模型, 即

$$R^i : \text{If } dx_c(k-1) \text{ is } A_1^i \text{ and } dx_c(k-2) \text{ is } A_2^i \text{ and } dx_c(k-3) \text{ is } A_3^i \text{ and } dx_c(k-4) \text{ is } A_4^i, \text{ then } dx^i(k) = \theta_0^i + \theta_1^i dx_c(k-1) + \theta_2^i dx_c(k-2) + \theta_3^i dx_c(k-3) + \theta_4^i dx_c(k-4),$$

$$i = 1, 2.$$

这里, 假定模型的阶次 $m = 4$. 采用前 500 个样本作为训练样本, 后 364 个样本作为测试样本. 采用文献 [16] 中的方法获得前件隶属度函数 $A_1^i(dx_c(k-1))$. $d\tilde{x}(k)$ 为基于运动模式的初步预测模型输出, $dx_c(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻模式类别变量 $dx(k-1)$ 的中心值. 表 2 给出了根据式 (16) 辨识得到的基于区间数度量的运动模式初步预测模型中的区间参数.

表 2 辨识得到的区间 T-S 模糊模型中的区间参数

θ_j^i	$i = 1$	$i = 2$
θ_0^i	(0.048 4, 0.101 1)	(-0.037 5, 0.092 2)
θ_1^i	(1.229 6, 0.000 0)	(0.990 0, 0.087 5)
θ_2^i	(-0.010 7, 0.000 0)	(0.258 3, 0.000 0)
θ_3^i	(-0.133 1, 0.000 0)	(-0.000 4, 0.000 0)
θ_4^i	(-0.120 3, 0.000 0)	(-0.292 1, 0.000 0)

针对测试样本, 图 6 给出了基于区间数度量的运动模式初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$. 其中: 实线代表基于区间数度量的运动模式初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ (其值为区间数), 虚线代表真实的模式类别变量时间序列.

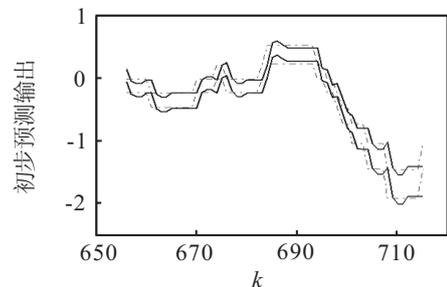


图 6 基于运动模式的初步预测输出

在得到基于运动模式的初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ 后, 采用最近邻法对初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ 进行分类. 即如果

$$j = \arg \min_{i=1,2,\dots,C} (D(d\tilde{x}(k), [p_{\min}^i, p_{\max}^i])),$$

则将初步预测模型输出 $d\tilde{x}(k)$ 划分到模式类别 j , 并将模式类别 j 的区间数表征 $[p_{\min}^j, p_{\max}^j]$ 作为基于区间数度量的运动模式预测模型的最终预测输出 $d\hat{x}(k)$. 其中: $D(d\tilde{x}(k), [p_{\min}^i, p_{\max}^i])$ 代表初步预测模

型输出 $d\hat{x}(k)$ 与模式运动“空间”中模式类别 i 的区间数表征 $[p_{\min}^i, p_{\max}^i]$ 之间的 Hausdorff 距离; C 为模式刻度“空间”中模式类别数, 本实验中 $C = 22$. 图 7 给出了基于区间数度量的运动模式预测模型的最终预测输出 $d\hat{x}(k)$. 其中: 实线代表基于区间数度量的运动模式预测模型最终预测输出 $d\hat{x}(k)$ (其值为区间数), 虚线代表真实的模式类别变量时间序列. 通过比较初步预测输出 $d\hat{x}(k)$ 与最终预测输出 $d\hat{x}(k)$ 可以发现, 在某些时刻初步预测输出与真实模式类别变量之间的微小偏差在最终预测输出中被消除了.

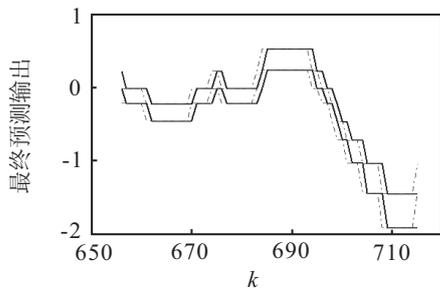


图 7 基于运动模式的最终预测输出

为了定量计算本文所提出的预测模型的预测性能, 实验中采用区间预测输出的上下界均方根误差 RMSE 来定量计算本文预测模型的预测精度.

模型区间预测输出上界及下界均方根误差分别定义如下:

$$RMSE_{d\hat{x}^U} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (dx^U(k) - d\hat{x}^U(k))^2},$$

$$RMSE_{d\hat{x}^L} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (dx^L(k) - d\hat{x}^L(k))^2}.$$

其中: $dx^U(k)$, $dx^L(k)$ 分别为 k 时刻真实模式类别变量时间序列的上下界; $d\hat{x}(k)^U(k)$, $d\hat{x}(k)^L(k)$ 分别为基于区间数度量的运动模式预测模型的最终预测输出的上下界; N 为测试样本数.

表 3 给出了基于区间数度量的运动模式预测模型的上下界均方根误差值.

表 3 预测模型的上下界均方根误差

	RMSE _{d\hat{x}^U}	RMSE _{d\hat{x}^L}
RMSE	0.203 3	0.197 8

5 结 论

在文献[12-13]的基础上, 针对基于运动模式的建模方法中模式类别变量的度量问题, 本文提出了一种基于区间数度量的运动模式预测建模方法. 由于所研究的这类生产过程的运动规律本质上具有统计特征, 基于区间数度量的运动模式预测建模的核心思想是通过当前及先前若干时刻工况模式所属模式类别

来预测下一时刻工况模式所属的模式类别. 将模式刻度“空间”中每一个模式类别理解为该空间的一个“刻度”, 隶属相同模式类别的工况模式在模式刻度“空间”中具有相同的度量值, 这样, 原欧氏空间中的样本模式时间序列在模式运动“空间”中被映射为模式类别变量时间序列, 进而通过模式类别变量时间序列的描述来刻画复杂生产过程的动力学特性. 本文提出了采用区间数来度量模式类别变量, 并利用改进后的区间 T-S 模糊模型建立了基于模式类别变量的预测模型. 烧结生产过程的仿真实验验证了本文方法的有效性.

本文是采用主成分分析方法将多维工况模式压缩至一维后研究基于运动模式的预测模型. 今后, 将研究直接针对多维模式的模式刻度“空间”的构造方法以及建立基于多维运动模式的动力学模型.

参考文献(References)

- [1] 瞿寿德. 智能化的模式识别方法[J]. 北京科技大学学报, 1998, 20(4): 385-389.
(Qu S D. Pattern recognition approach to intelligent automation for complex industrial processes[J]. J of University of Science and Technology Beijing, 1998, 20(4): 385-389.)
- [2] 瞿寿德, 李泽飞, 周尚明. 模式识别与智能化[C]. 中国智能自动化学术会议论文集. 北京: 中国自动化学会智能自动化专业委员会, 1995: 64-66.
(Qu S D, Li Z F, Zhou S M. Pattern recognition and intelligent automation[C]. Proc of Intelligent Automation in China. Beijing, 1995: 64-66.)
- [3] Widrow B, Smith F W. Pattern-recognizing control systems[C]. Computer and Information Sciences. Washington, 1964.
- [4] Widrow B. Pattern recognition and adaptive control[J]. IEEE Trans on Applications and Industry, 1964, 83(74): 269-277.
- [5] Saridis G N, Hofstader R F. A pattern recognition approach to the classification on nonlinear systems[J]. IEEE Trans on SMC, 1974, 4(4): 362-371.
- [6] Cadaparthi M, Brahmanandam B, Chatterji B N. A pattern recognition approach to model characterization of distributed systems[J]. IEEE Trans on SMC, 1987, 17(3): 488-495.
- [7] 叶楠, 吕勇哉. 模式识别在状态估计器中的应用——软测量技术[J]. 仪器仪表学报, 1988, 9(4): 368-374.
(Ye N, Lv Y Z. Pattern recognition based state estimation — Measurements aids with software[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 1988, 9(4): 368-374.)