

基于动态全潜结构投影的热连轧厚度监控

彭开香¹, 李 钢², 张 凯¹

(1. 北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 本文利用带钢热连轧生产过程的数据, 采用动态全潜结构投影算法(T-PLS), 建立了带钢厚度的动态模型. 该模型对于厚度有良好的预测精度. 利用动态T-PLS的优点, 把过程变量空间分解为4个正交子空间. 在不同的子空间中, 可以对带钢厚度有关的故障进行监测. 通过热连轧机3个典型故障的检测, 充分验证了动态T-PLS在过程质量监控中的优良性能, 加强了带钢热连轧过程的监控.

关键词: 过程监控; 故障检测; 动态T-PLS; 热连轧

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Strip thickness monitoring in hot strip mill processes based on dynamic total projection to latent structures (T-PLS) algorithm

PENG Kai-xiang¹, LI Gang², ZHANG Kai¹

(1. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology of Beijing, Beijing 100083, China;

2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: By using the hot strip rolling process data, we build a dynamic model for strip thickness based on the dynamic total projection to latent structures (T-PLS) algorithm. This model has a high prediction-accuracy for the thickness. Taking the advantage of T-PLS, we decompose the process variable space into four orthogonal subspaces, in which the process fault related to thickness can be detected. Through the detection of three typical faults in hot strip mill processes, the excellent performances of the dynamic T-PLS algorithm in the process monitoring is fully validated, demonstrating the enhancement of the monitoring qualities of the hot strip mill process.

Key words: process monitoring; fault detection; dynamic T-PLS; hot strip mill

1 引言(Introduction)

多元统计过程监控在过去近20年间取得了长足的进步, 如主元分析(PCA)和偏最小二乘(PLS)方法等已经广泛应用于流程工业的过程监控环节. 以多变量统计分析为核心的统计过程监控(SPM)方法在诸如化工过程、高分子聚合物、微电子制造和制药生产过程等成功应用^[1].

带钢热连轧是一种需要高投入、高质量和产生高效益的轧钢生产过程. 现代化的带钢热连轧生产线是生产效率极高的全自动化生产作业线, 一条宽度为1700 mm的标准配置的带钢热连轧生产线年产量约为350万吨左右, 带钢的轧制速度最高可达到20 m/s, 薄规格产品的极限厚度尺寸能达到0.8 mm. 成品带钢的厚度、宽度、板形、表面质量及组织性能直接影响带钢的深加工和材料性能, 影响带钢板形、厚度、宽度及温度4个耦合性极高的质量变量的过程变量有36个, 影响带钢表面质量的过程变量

有55个, 影响成品带钢组织性能的变量更多达108个^[2]. 带钢的厚度、板形、宽度和温度4种质量变量的监测虽然都配置有相应的检测仪表, 但由于热连轧生产过程极其复杂, 这类仪表只能安装在热连轧精轧出口区域, 由于大滞后, 在线监控较困难. 尽管在过程控制中往往有基于机理模型进行厚度、宽度、板形和温度的质量预测, 但由于工况复杂, 过程变量之间相关性较强, 厚度、宽度、板形和温度4个质量变量高度耦合, 基于模型的过程监控很难达到理想效果. 因此, 统计过程监控为实现带钢热连轧过程监控提供了有效途径.

偏最小二乘(PLS)结构是由瑞典著名统计学家Wold于1975年在分析社会学和经济学中大量复杂的数据及关系时首次提出. 1980年左右, PLS的理论和应用研究都转变成研究两块数据(X , Y)之间的回归问题. 1990年左右, PLS被用于工业过程监控, PLS的投影结构成为多变量统计过程监测的重要部分.

在此期间, 多块 PLS(multi-block PLS)^[3]、多向 PLS(multi-way PLS)^[4]、分级 PLS(hierarchical PLS)^[5]、递推 PLS 算法(recursive PLS)^[6-8]、动态 PLS(dynamic PLS)^[9-10]等方法纷纷提出并应用于过程监控. 2009 年, 李钢等揭示了 PLS 用于过程监控时的几何特性^[11]. 2010 年, 周东华等提出 T-PLS(total PLS)克服进行与输出相关故障检测时存在的问题^[12], 2011 年李钢等提出质量相关的动态 T-PLS(dynamic T-PLS)算法^[13].

本文以带钢热连轧这一快速复杂动态过程为背景, 考虑过程变量普遍存在时序相关性, 而一般监控方法无法很好地描述热连轧质量变量与过程变量相关性特点, 将动态 T-PLS 应用于带钢热连轧质量相关的过程监控.

2 基于动态 T-PLS 的质量相关的过程监控 (Dynamic T-PLS based quality-related process monitoring)

考虑热连轧生产过程 m 个过程变量构成输入矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, p 个质量或关键性能变量构成输出矩阵 $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, 偏最小二乘算法对该过程建立如下模型^[10]:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \sum_{i=1}^A \mathbf{t}_i \mathbf{p}_i^T + \mathbf{E} = \mathbf{T} \mathbf{P}^T + \mathbf{E}, \\ \mathbf{Y} = \sum_{i=1}^A \mathbf{t}_i \mathbf{q}_i^T + \mathbf{F} = \mathbf{T} \mathbf{Q}^T + \mathbf{F}, \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1 \cdots \mathbf{t}_A] \in \mathbb{R}^{n \times A}$ 是得分向量矩阵, $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_A] \in \mathbb{R}^{m \times A}$, $\mathbf{Q} = [\mathbf{q}_1 \cdots \mathbf{q}_A] \in \mathbb{R}^{p \times A}$ 分别是输入和输出数据的负载向量矩阵, $\mathbf{t}_i (i = 1, \cdots, A)$ 是得分向量, $\mathbf{p}_i (i = 1, \cdots, A)$ 是对应输入矩阵的负载向量, $\mathbf{q}_i (i = 1, \cdots, A)$ 是对应输出矩阵 \mathbf{Y} 的负载向量, 主元个数一般由交叉检验得到, 矩阵 \mathbf{E} , \mathbf{F} 分别是输入与输出矩阵的残差.

第 1 组负载向量 \mathbf{p}_1 和 \mathbf{q}_1 , 通过最大化 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 的协方差获得, 实质上就是求解下面的条件极值问题:

$$\begin{aligned} & \max \mathbf{w}^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \mathbf{c}, \\ & \text{s.t. } \|\mathbf{w}\| = 1, \|\mathbf{c}\| = 1, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 \mathbf{w} , \mathbf{c} 分别为对应输入、输出矩阵的权向量.

通过对式(2)求条件极值可以得到 \mathbf{w}_1 , \mathbf{c}_1 从而得到得分向量 \mathbf{t}_1 、负载向量 \mathbf{p}_1 和 \mathbf{q}_1 、相应的残差 \mathbf{E}_1 和 \mathbf{F}_1 . 利用上述方法对残差进一步分解, 依此类推可以得到 \mathbf{w}_i , \mathbf{t}_i , \mathbf{p}_i , $\mathbf{q}_i (i = 1, \cdots, A)$.

如果 \mathbf{X} 矩阵中包含过去时刻的输入、输出变量, 上面的静态模型求极值问题就可以转化为动态模型求极值问题^[13]:

$$\max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}, \beta_i} (\mathbf{w}^T \mathbf{X}_{(0)}^T \beta_{(0)} + \cdots + \mathbf{w}^T \mathbf{X}_{(q-1)}^T \beta_{(q-1)}) \mathbf{Y} \mathbf{c}, \quad (3)$$

其约束条件为

$$\begin{cases} \|\mathbf{w}\| = \|\mathbf{c}\| = 1, \\ \beta_{(0)}^2 + \beta_{(1)}^2 + \cdots + \beta_{(q-1)}^2 = 1, \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\boldsymbol{\beta} = [\beta_{(0)} \cdots \beta_{(q-1)}]^T$ 为动态系数.

如果令 $\mathbf{X}_g = [\mathbf{X}_{(0)} \mathbf{X}_{(1)} \cdots \mathbf{X}_{(q-1)}]$, 式(3)和式(4)可进一步表述为

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}, \boldsymbol{\beta}} (\boldsymbol{\beta} \otimes \mathbf{w})^T \mathbf{X}_g^T \mathbf{Y} \mathbf{c} = (\boldsymbol{\beta}^T \otimes \mathbf{w}^T) \mathbf{X}_g^T \mathbf{Y} \mathbf{c}, \\ & \text{s.t. } \|\mathbf{w}\| = \|\mathbf{c}\| = \|\boldsymbol{\beta}\| = 1. \end{aligned} \quad (5)$$

同样利用拉格朗日乘子法对式(5)求条件极值, 得到 \mathbf{w}_i , \mathbf{c}_i , $\boldsymbol{\beta}_i (i = 1, \cdots, A)$, 从而得到 \mathbf{t}_i , \mathbf{p}_i , $\mathbf{q}_i (i = 1, \cdots, A)$.

则输入矩阵和输出矩阵的动态模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{T} \mathbf{P}^T + \mathbf{E}, \\ \mathbf{Y} = \mathbf{G}_1(z^{-1}) \mathbf{t}_1 \mathbf{q}_1^T + \cdots + \mathbf{G}_A(z^{-1}) \mathbf{t}_A \mathbf{q}_A^T + \mathbf{F}, \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\mathbf{G}_i(z^{-1}) = \beta_i^T \mathbf{z}$, 它描述了质量变量 \mathbf{Y} 与得分向量 \mathbf{t}_i 之间的动态关系; $\mathbf{z} = [1 \ z^{-1} \ \cdots \ z^{-q+1}]^T$, z^{-1} 为延迟因子.

对式(6)中 \mathbf{X} 的两部分进一步分解, $\mathbf{T} \mathbf{P}^T$ 进一步进行正交分解为与输出 \mathbf{Y} 相关部分和与输出 \mathbf{Y} 无关部分, 而 \mathbf{E} 则进行正交分解为与输出 \mathbf{Y} 相关部分和与输出 \mathbf{Y} 无关部分, 于是式(6)变为

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{T}_y \mathbf{P}_y^T + \mathbf{T}_d \mathbf{P}_d^T + \mathbf{T}_s \mathbf{P}_s^T + \mathbf{E}_s, \\ \mathbf{Y} = \mathbf{T}_y \mathbf{G}(z^{-1}) \mathbf{Q}_y^T + \mathbf{F}. \end{cases} \quad (7)$$

因此, 动态 T-PLS 实质上是在 \mathbf{x} 空间进行静态分解为 4 个子空间, 其动态性主要体现在不同子空间内变量的时序相关性. 这样, 模型可以表示成

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \mathbf{P}_y \mathbf{t}_y(k) + \mathbf{P}_d \mathbf{t}_d(k) + \mathbf{P}_s \mathbf{t}_s(k) + \mathbf{e}_s(k), \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{Q}_y [\mathbf{B}_0 \mathbf{t}(k) + \cdots + \mathbf{B}_q \mathbf{t}(k-q+1)] + \mathbf{f}(k), \\ \mathbf{t}_y(k) = \mathbf{A}_1 \mathbf{t}_y(k-1) + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{t}_y(k-l) + \mathbf{v}_y(k), \\ \mathbf{t}_d(k) = \mathbf{D}_1 \mathbf{t}_d(k-1) + \cdots + \mathbf{D}_r \mathbf{t}_d(k-r) + \mathbf{v}_d(k), \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\mathbf{B}_i = \text{diag}\{\beta_{1(i)}, \cdots, \beta_{A(i)}\} (i = 1, \cdots, q)$, \mathbf{A}_i , \mathbf{B}_i , \mathbf{D}_i 为向量自回归(VAR)模型的参数, l 和 q 为 VAR 模型的阶次. 主元个数 A 和 q 由两维的交叉检验得到, l 由 AIC(akaike information criterion)准则确定^[13-14].

于是, 动态 T-PLS 将 \mathbf{x} 空间分解为 4 个子空间, 各子空间的表述分别为

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_y + \hat{\mathbf{x}}_d + \hat{\mathbf{x}}_s + \tilde{\mathbf{x}}, \\ \hat{\mathbf{x}}_y = \mathbf{P}_y \mathbf{R}^T \mathbf{x} \in S_y, \\ \hat{\mathbf{x}}_d = \mathbf{P}_d \mathbf{P}_d^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_y \mathbf{R}^T) \mathbf{x} \in S_d, \\ \hat{\mathbf{x}}_s = \mathbf{P}_s \mathbf{P}_s^T (\mathbf{I} - \mathbf{P}_d \mathbf{P}_d^T) (\mathbf{I} - \mathbf{P}_y \mathbf{R}^T) \mathbf{x} \in S_s, \\ \tilde{\mathbf{x}}_r = (\mathbf{I} - \mathbf{P}_s \mathbf{P}_s^T) (\mathbf{I} - \mathbf{P}_d \mathbf{P}_d^T) (\mathbf{I} - \mathbf{P}_y \mathbf{R}^T) \mathbf{x} \in S_r. \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中 S_y 表示与质量相关的动态变量子空间,

S_d 表示与质量无关的动态变量子空间, S_s 表示与质量无关的静态变量子空间, S_r 为残差子空间. 矩阵 R 代表 X 与 T 之间的关系, 可以通过把 T 回归到 X 计算出, 即 $R = W(P^T W)^{-1}$, $W = [w_1 \cdots w_A]$ 为权系数矩阵.

利用动态T-PLS进行故障检测的控制限如表1所示.

表1 基于动态T-PLS监控的统计量和控制限

Table 1 Dynamic T-PLS based monitoring statistics and control limits

| 统计量 | 计算式 | 控制限 |
|------------|--------------------------|---|
| $T_y^2(k)$ | $v_y^T(k)A_y^{-1}v_y(k)$ | $\frac{A(n^2-1)}{n(n-A)}F_{A,n-A,\alpha}$ |
| $T_d^2(k)$ | $v_d^T(k)A_d^{-1}v_d(k)$ | $\frac{A_d(n^2-1)}{n(n-A_d)}F_{A_d,n-A_d,\alpha}$ |
| $T_s^2(k)$ | $t_s^T(k)A_s^{-1}t_s(k)$ | $\frac{A_s(n^2-1)}{n(n-A_s)}F_{A_s,n-A_s,\alpha}$ |
| $Q_r(k)$ | $\ \tilde{x}_s(k)\ ^2$ | $g\chi_{h,\alpha}^2$ |

在表1中, 对D统计来讲, $A_y = \text{cov } v$ 为矩阵 $v(k)$ 的协方差; 对Q统计来说, $g = S/2\mu$, $h = 2\mu^2/S$, μ 为 Q_s 的样本均值, S 为 Q_s 样本方差.

对于基于动态T-PLS的过程监控来讲, T_y^2 用来监

控质量相关的异常状况, T_d^2 和 T_s^2 用来检测与质量无关的故障, Q_r 用于检测残差空间的异常状况, 它可能影响质量变量.

3 质量相关的带钢热连轧过程的动态监控 (Quality-related dynamic monitoring of a hot strip mill process)

3.1 过程描述(Process description)

一条典型的带钢热连轧机生产线主要由以下几部分构成: 加热炉、粗轧机、中间延时辊道、飞剪、精轧机组、热输出辊道及层流冷却和卷取机. 其基本布置如图1所示.

加热炉确保将板坯加热到合适的温度, 一般为1200°C左右. 经过加热炉炉后除鳞, 在粗轧机组, 厚度为100–200 mm板坯经过若干道次轧制成28–45 mm厚的中间坯, 根据体积不变性原理, 若宽度变化不大的条件下, 板坯沿长度方向得到有效延伸. 中间延时辊道将快速运送中间坯通过保温罩、飞剪和高压水除鳞后进入精轧机组进行7个机架的连续轧制. 通过精轧机组连续轧制后得到厚度、宽度、板形及终轧温度符合相应要求的带钢, 再经层流冷却进一步提高钢材的组织性能, 最终由地下卷取机卷取成卷.

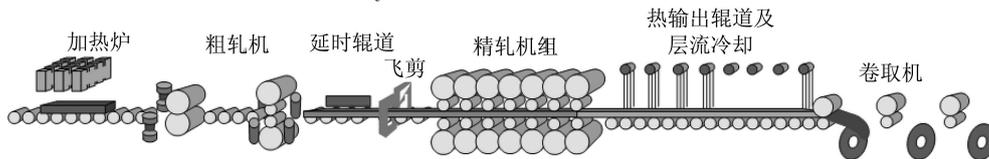


图1 带钢热连轧机设备布置图

Fig. 1 Schematic layout of the hot strip mill

因此, 精轧机组是带钢热连轧机核心装备, 成品带钢的尺寸精度、组织性能和表面质量基本上在精轧形成. 精轧机组一般由7个机架组成, 每台机架主要由机架牌坊、一对工作辊、一对支承辊和相应的液压压下装置、工作辊弯辊和平衡、支承辊平衡装置等部分构成, 在轧机的下支承辊下部一般装有轧制力检测装置, 用于测量带钢轧制力, 每台轧机的驱动一般由一台大型交流电机来完成. 上、下工作辊之间的辊缝主要由液压伺服系统的高精度控制完成, 以此保证一定厚度的带钢经该机架轧制后得到相应的出口厚度的带钢. 在精轧机组出口处一般设置有测厚仪、测温仪、测宽仪和板形仪等各类仪表, 轧机控制系统一般配备有自动厚度控制(AGC)、精轧温度控制(FTC)、精轧板形控制(ASC)等控制器来保证带钢出口厚度、温度、板形等达到相应要求. 自动厚度控制主要依赖辊缝调节来实现, 精轧温度控制

主要通过机架轧制速度和机架间冷却水调节保证精轧出口温度达到相应要求, 而板形控制主要借助机架的窜辊和弯辊控制实现板形控制. 机架之间一般设置低惯量液压活套实现机架间带钢的微张力控制, 从而保证各机架带钢质量流稳定, 以实现高速平稳轧制. 经精轧7机架连续高速轧制后, 带钢长度显著增加, 经层流冷却以合适的冷却速率冷却到合适温度后经卷机卷取成成品卷.

温度是带钢热连轧中最活跃的因素, 影响温度的因素很多. 温度扰动主要来自板坯在步进式加热炉加热不均、在粗轧区域轧制导致头尾趋势性温度差和随机扰动等, 在精轧区域精轧机组的速度对精轧温度起着决定性作用, 但机架间冷却水控制对温度影响也较大, 尤其是薄带钢轧制, 机架间冷却水的异常不仅影响厚度、宽度和质量流, 对带钢板形的影响较大, 质量流和板形的异常往往造成机架间堆钢或断带, 严重影响生产节奏. 机架

的高精度压下伺服控制保证设定的辊缝, 从而保证成品带钢的厚度精度, 但轧机的压下是一个复杂的机、电、液综合控制系统, 一方面系统本身容易出故障, 另一方面轧制过程中操作工可能会干预辊缝保证出口厚度, 但该操作将影响板形质量。机架的弯辊系统也是液压伺服系统, 操作工干预弯辊力的主要目的是保证出口带钢的板形(凸度和平直度), 弯辊力将直接影响轧辊凸度, 它对辊缝影响小, 从而对出口厚度影响也较小。

3.2 数据采集与分析(Data acquisition and analysis)

以鞍钢1700mm带钢热连轧生产线为研究背景, 基于成品带钢厚度分别为2.70 mm和3.95 mm规格的带钢采集现场数据并进行故障实验。过程变量考虑7机架的辊缝、轧制力和弯辊力(第1机架无弯辊)共20个过程变量, 以精轧机出口厚度作为质量变量, 采样周期为10 ms。如表2所示。

考虑精轧机组3类典型的故障: 弯辊系统故障、压下系统故障和机架间冷却水故障。故障1是

由于第5机架弯辊系统的油压传感器故障导致计算弯辊力与实际弯辊力不一致, 产生一个阶跃故障, 该故障影响出口带钢板形, 但对厚度影响很小; 故障2为第4机架压下系统液压回路故障, 使得第4机架液压压下系统压力减小, 辊缝闭环系统有较大静差, 从而导致第4机架辊缝故障, 影响最终成品厚度; 故障3为第2, 3机架间冷却水调节阀故障, 不能按设定模式关闭, 第3机架入口带钢温度偏低, 最终导致出口带钢厚度产生正向偏差故障。具体故障信息如表3所示。在这3类故障中, 故障1与厚度质量无关, 故障2与故障3与厚度质量相关。

表 2 精轧机过程变量和质量变量

Table 2 Process and quality variables in finishing mill

| 变量 | 类型 | 描述 | 单位 |
|-------|------|-----------|----|
| 1-7 | 过程变量 | 7个机架的平均辊缝 | mm |
| 8-14 | 过程变量 | 7个机架的轧制力 | MN |
| 15-20 | 过程变量 | 7个机架的弯辊力 | MN |
| 21 | 质量变量 | 精轧末机架出口厚度 | mm |

表 3 故障信息

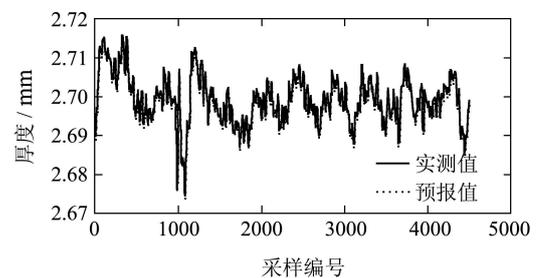
Table 3 Information of faults

| 故障编号 | 故障类型(是否与质量相关) | 故障的详细描述 | 故障发生时间/s |
|------|---------------|------------------|----------|
| 1 | 质量无关 | 第5机架弯辊力控制系统故障 | 10 |
| 2 | 质量相关 | 第4机架压下系统执行器故障 | 20 |
| 3 | 质量相关 | 第2, 3机架间冷却水调节阀故障 | 10 |

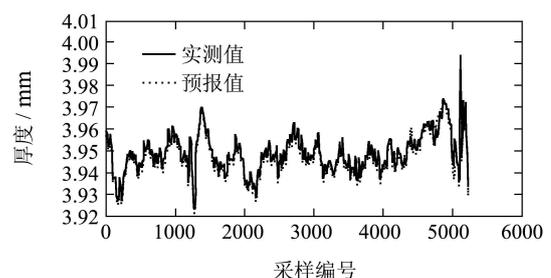
3.3 应用结果(Application results)

按照上节描述的过程变量与质量变量从鞍钢1700 mm带钢热连轧现场采集2.70 mm规格过程数据3组, 其中两组数据正常, 一组用于建模, 一组用于预测检验; 还有一组是故障2数据, 用于故障检测试验。采集3.95 mm规格过程数据4组, 其中两组数据正常, 一组用于建模, 一组用于预测检验; 两组数据有故障, 一组数据为故障1发生数据, 该故障与厚度质量无关, 一组数据为故障3产生数据, 该故障与厚度质量有关。如图2(a)(b)所示, 分别为2.70 mm和3.95 mm两种规格的带钢动态建模后的无故障发生时厚度值曲线与实测值对比图, 从预测曲线可以看出, 动态T-PLS对于两种带钢的厚度预测精度均较高, 达到理想的效果。

如图3(a)(b)(c)所示分别为故障1, 2, 3发生时厚度预测曲线与实测值对比图, 显然该预测值亦达到理想结果。从有、无故障发生时的预测曲线显示基于动态T-PLS的软测量为热连轧带钢厚度反馈控制提供了新思路。



(a) 2.70 mm



(b) 3.95 mm

图 2 无故障时动态T-PLS的厚度预测曲线

Fig. 2 Thickness prediction using dynamic T-PLS approach without fault

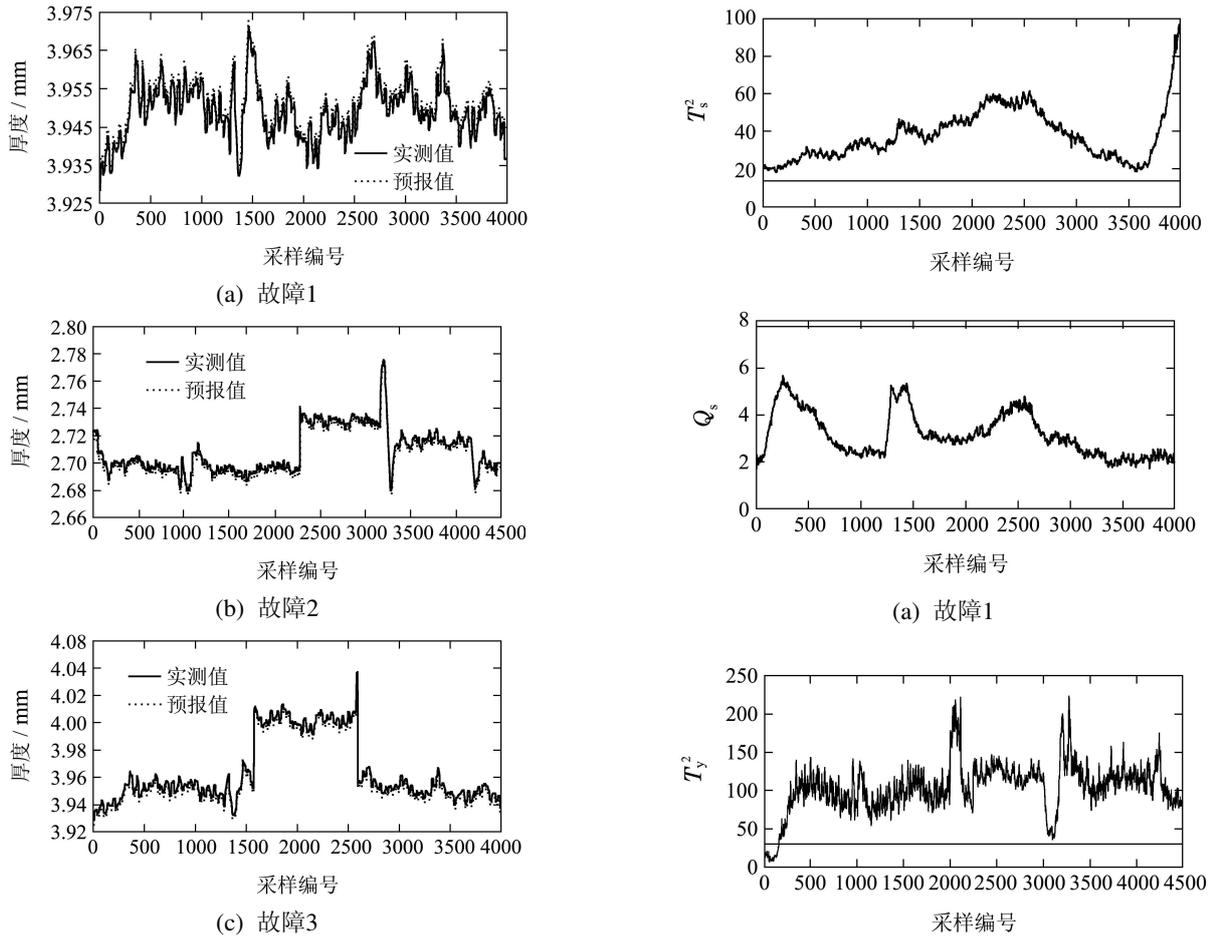
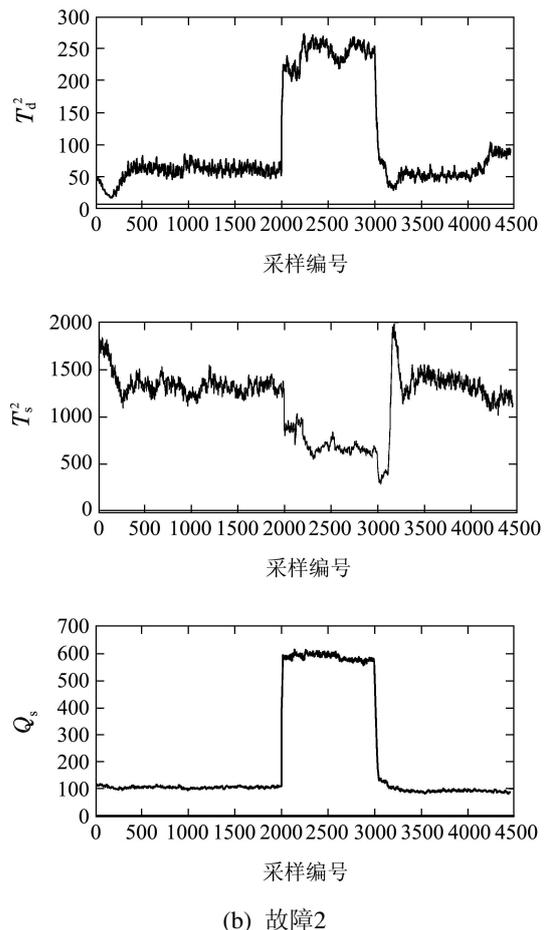
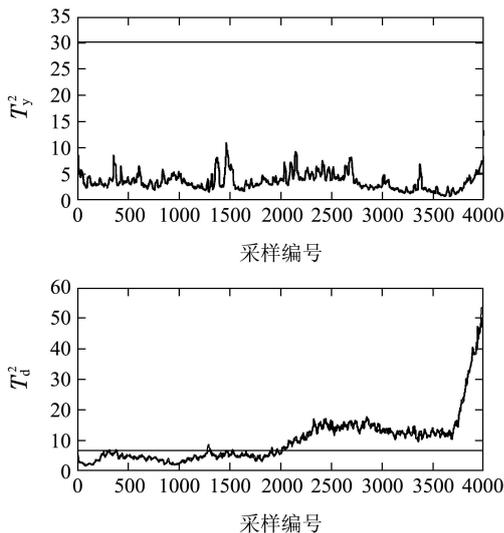
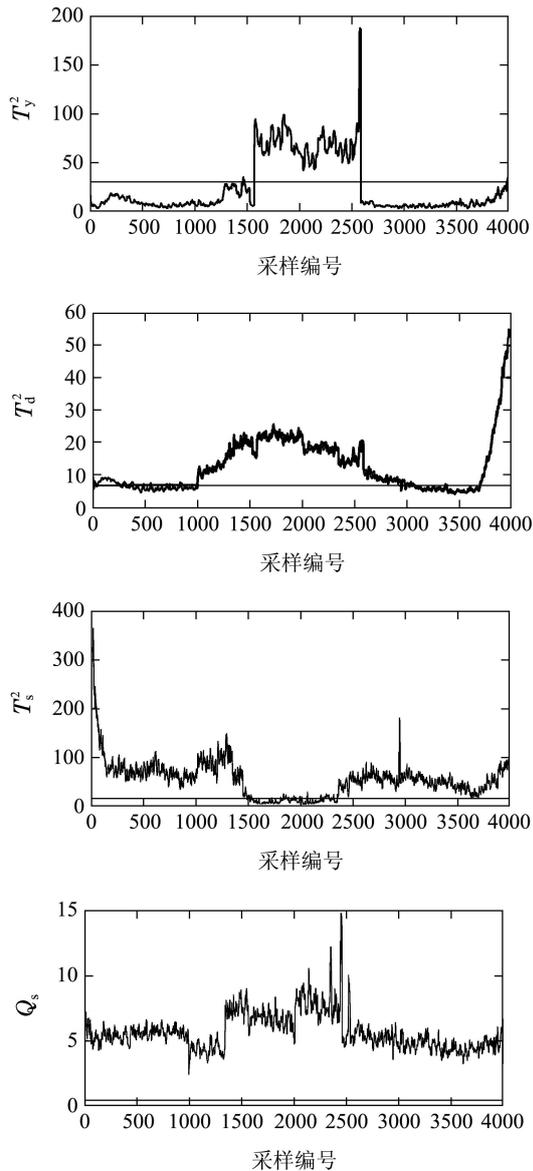


图3 有故障时动态T-PLS厚度预测曲线

Fig. 3 Thickness prediction using dynamic T-PLS approach with faults

图4(a)的 T_y^2 和 Q_s 统计曲线均位于控制限下方,说明过程没有厚度相关的故障发生;而图4(a)中的 T_d^2 和 T_s^2 统计曲线均位于控制限上方,说明该过程发生了故障,只是该故障与厚度质量无关,与故障1的信息吻合.从图4(b)(c)统计曲线均位于控制限上方,说明有质量相关的故障发生,与故障2,3的信息一致.





(c) 故障3

图 4 基于动态T-PLS的故障检测

Fig. 4 Dynamic T-PLS based fault detection

4 结论(Conclusions)

动态T-PLS算法在鞍钢1700 mm带钢热连轧实际现场数据的应用显示, 动态T-PLS算法不仅在带钢热连轧关键性能或质量预测方面达到理想效果, 而且在以动态T-PLS算法为核心的质量相关的带钢热连轧过程监控方面显示出优越性能, 为复杂工业过程的故障检测和诊断提供了新的方法和途径。

参考文献(References):

[1] QIN S J. Statistical process monitoring: basics and beyond [J]. *Journal of Chemometrics*, 2003, 17(8/9): 480 – 502.

- [2] KANO M, NAKAGAWA Y. Data-based process monitoring, process control, and quality improvement: recent developments and applications in steel industry [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, 32(1): 12 – 24.
- [3] MACGRWGOR J F, JAECKLE C, KIPARISSIDES C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods [J]. *AIChE Journal*, 1994, 40(5): 826 – 838.
- [4] KOURTI T, NOMIKOS P, MACGREGOR J F. Analysis, monitoring and fault diagnosis of batch processes using multiblock and multiway PLS [J]. *Journal of Process Control*, 1995, 5(4): 277 – 284.
- [5] QIN S J, VALLE S, PIOVOSO M J. On unifying multiblock analysis with application to decentralized process monitoring [J]. *Journal of Chemometrics*, 2001, 15(9): 715 – 742.
- [6] HELLAND K, BERNTSEN H E, BORGES O, et al. Recursive algorithm for partial least squares regression [J]. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, 1992, 14(1/2/3): 129 – 137.
- [7] WOLD S. Exponentially weighted moving principal components analysis and projections to latent structures [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1994, 23(1): 149 – 161.
- [8] QIN S J. Recursive PLS algorithms for adaptive data modeling [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1998, 22(4/5): 503 – 514.
- [9] SHI R, MACGREGOR J. Modeling of dynamic systems using latent variable and subspace methods [J]. *Journal of Chemometrics*, 2000, 14(5/6): 423 – 439.
- [10] 王巍, 柴天佑, 赵立杰. 带有稳定学习的递归神经网络动态偏最小二乘建模 [J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(3): 337 – 341. (WANG Wei, CHAI Tianyou, ZHAO Lijie. Dynamic partial least squares modeling with recurrent neural networks of stable learning [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(3): 337 – 341.)
- [11] LI G, QIN S J, ZHOU D H. Geometric properties of partial least squares for process monitoring [J]. *Automatica*, 2010, 46(1): 204 – 210.
- [12] ZHOU D H, LI G, QIN S J. Total projection to latent structures for process monitoring [J]. *AIChE Journal*, 2010, 56(1): 168 – 178.
- [13] LI G, LIU B S, QIN S J, et al. Quality relevant data-driven modeling and monitoring of multivariate dynamic processes: the dynamic T-PLS approach [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(12): 2262 – 2271.
- [14] 贾润达, 毛志忠, 常玉清, 等. 基于投影寻踪的非线性鲁棒偏最小二乘法及应用 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(3): 391 – 395. (JIA Runda, MAO Zhizhong, CHANG Yuqing, et al. Nonlinear robust partial least squares based on projection pursuit and its application [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(3): 391 – 395.)

作者简介:

彭开香 (1971–), 男, 副教授, 主要研究方向为复杂工业过程的建模与控制、故障诊断与容错控制、轧钢自动化等, E-mail: kaixiang@ustb.edu.cn;

李 钢 (1983–), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为统计过程监控、动态过程建模、数据驱动的故障诊断与预测, E-mail: dlq00@mails.tsinghua.edu.cn;

张 凯 (1987–), 男, 博士研究生, 主要研究方向为工业过程监控与故障诊断等, E-mail: zk05385264150@126.com.