

面向过程输出质量与输入参数的集成诊断方法

徐文杰¹, 姚进², 陈昌华², 李敬敏²

(1. 华东电子工程研究所 合肥 230088; 2. 四川大学制造科学与工程学院 成都 610065)

【摘要】为了诊断导致加工过程质量失控的具体输入参数,提出了一种面向多输入多输出制造过程的输出质量特征和输入参数集成诊断方法。克服了传统质量诊断方法仅仅能够诊断输出质量的不足,能够同时对引起输出质量失控的具体质量特征和对该质量特征有影响作用的加工过程输入参数进行诊断。通过建立残差 T^2 控制图对过程的输出质量进行监控,当发现过程失控时,利用BN-MYT分解法对 T^2 统计量进行分解,找出导致过程失控的输出变量;通过该输出变量与输入参数所对应的神经网络模型,读取神经元权值和阈值,带入灵敏度计算公式求解出灵敏度矩阵;比较灵敏度大小,找出对失控变量影响最大的输入变量。该方法克服了传统诊断方法仅能对输出质量特性进行诊断的不足,实现了同时对输出质量及引起输出质量变异的输入参数的诊断。

关键词 贝叶斯网络; 多输入多输出; 质量诊断; 灵敏度分析

中图分类号 TH114; F406.2

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.02.031

Integrated Diagnostic Approach Oriented to Process Output Quality Characteristics and Input Parameters

XU Wen-jie¹, YAO Jin², CHEN Chang-hua¹, and LI Jing-min²

(1. East China Research Institute of Electronic Engineering Hefei 230088;

2. School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University Chengdu 610065)

Abstract An integrated quality diagnosis method is proposed to detect the input parameters. It can diagnose both the output quality and input quality in a multiple-input-multiple-output (MIMO) manufacturing process. This integrated diagnosis method overcomes the deficiencies of traditional quality control and diagnosis method that can only diagnosis the output quality of manufacturing process. It can detect the input parameters of the manufacturing process and provide sensitivities analysis results for adjustment of input parameter. The quality out of control situation can be firstly detected by the establishment of residual error T^2 control chart. Then, the origin output quality parameters that arouse the process quality anomaly can be found out by BN-MTY approach. It integrated the Bayesian network and MYT theory to estimate the origin output quality parameters through the decomposition of residual error of T^2 control chart. Neural network and sensitivity analysis are used in the integrated network to get the weight and threshold value of nerve cell in the forecasting network. They are applied to calculate the sensitivities of input parameters to the root output quality by sensitivities computational formula. Sensitivities represent the importance of the input parameters to the output quality failure. This integrated quality diagnosis method can both diagnose the output quality characteristics and the input parameters.

Key words bayesian network; MIMO; quality diagnostic; sensitivity analysis

关于质量诊断方法的研究很多,归纳起来可以分为单变量控制图法、分解法、逐步诊断法、神经网络诊断方法等4类^[1-4]。以上4类方法各有优缺点,但其共同点都是对过程输出进行诊断,虽然能判断过程失控是由哪个(些)输出变量造成的,但在实际操作中仍然无法指导工程师如何对工艺过程进行调整,只能根据经验对影响变量的工艺参数进行试探性的调整。然而对于具有复杂自相关和嵌套性的生

产过程,导致过程质量失控的原因往往是由于多个因素互相作用的结果,对一部分参数的调整会引起其他参数的变化^[5],最终仍然不能使加工过程的质量得到提升。因此,迫切需要研究一种能够诊断出引起输出质量变异的根源质量特征的方法,并能判断影响该输出质量特征的关键输入参数,即一种面向过程输出质量和过程输入参数的集成诊断方法。

本文在MYT正交分解法诊断输出质量的基础

收稿日期: 2013-03-25; 修回日期: 2013-11-21

基金项目: 四川省科技支撑计划(2011GE0019)

作者简介: 徐文杰(1985-),男,博士,主要从事工业工程与制造过程质量诊断方面的研究。

上,提出一种基于贝叶斯网络推理的MYT正交分解(BN-MYT),该方法能够提高诊断能力并减少分解种类。对诊断出的引起过程失控的输出质量特征使用神经网络和灵敏度分析集成的诊断方法分析过程输入参数对该质量特征的灵敏度大小,从而诊断出关键的影响参数。

1 基于N-MYT的输出质量诊断

在多元质量统计过程控制方法中,Hotelling T^2 控制图被广泛应用于输出质量的异常检测,然而 T^2 统计量是多个输出质量特征的综合统计量,当检测到其值超出对应控制限时,只能判定生产过程出现异常,而无法得知出现问题的质量特征。为了克服这一问题,文献[6]提出了对 T^2 统计量进行分解的方法,称为MYT分解法,通过建立各分解项的判定界限来识别具体出现问题的变量。但对于有 m 个变量的质量控制系统,MYT分解法按照条件项与非条件项的差异,可以有 $m!$ 种分解方式。文献[7]指出当分解项中的条件变量包含其子节点时,由于子节点对原变量的回归调整,会减弱变量的均值变动幅度,不利于质量异常诊断,这类分解方式为A类分解方式。而条件变量中不包含其子节点的分解方式为B类分解方式,B类分解方式诊断能力高于A类。

在贝叶斯网络的联合概率分布中,节点的条件变量中只包含其父节点不会出现子节点,因此按照贝叶斯网络进行MYT分解属于诊断能力高的B类分解方式,即:

$$T^2 = \sum_{j=1}^m T_{j|Pa(x_j)}^2 \quad (1)$$

式中, $Pa(x_j)$ 表示节点 x_j 的父节点集合。

由此得到了MYT正交分解的唯一一种分解方法,因此BN-MYT分解方法可以根据变量之间的关系有效减少分解种类。

将 T^2 统计量进行BN-MYT正交分解后得到的非条件项和条件项便是进行质量诊断的重要根据。其中,非条件项主要用于确定单变量的取值是否在其容差范围之内,而条件项主要用于检验变量之间的相关性是否发生显著变化。对于多元系统,如果没有出现异常,则所有的非条件项和条件项均服从 F 分布,即:

$$T_j^2 \sim \left(\frac{n+1}{n} \right) F_{(j,n-1)} \quad (2)$$

$$T_{j|1,2,\dots,j-1}^2 \sim \left(\frac{(n+1)(n-1)}{n(n-k-1)} \right) F_{(1,n-k-1)} \quad (3)$$

式中, k 代表条件变量的个数。

因此,可以根据正常样本空间和给定的 α 水平来确定条件项和非条件项的判定界限,具体的判定界限如下:

$$UCL_{T_j^2} = \left(\frac{n+1}{n} \right) F_{(\alpha,j,n-1)} \quad (4)$$

$$UCL_{T_{j|1,2,\dots,j-1}^2} = \left(\frac{(n+1)(n-1)}{n(n-k-1)} \right) F_{(\alpha,1,n-k-1)} \quad (5)$$

若 $T_1^2 \geq UCL_{T_1^2}$ 则说明质量特征 x_1 是引起输出质量异常的原因;

若 $T_{j|1,2,\dots,j-1}^2 \geq \left(\frac{(n+1)(n-1)}{n(n-k-1)} \right) F_{(\alpha,1,n-k-1)}$,则表明质量特征 x_j 对输出质量变异的贡献较大,其影响作用已经超出了容差范围,进而能够确定质量特征 x_j 是引起输出质量异常的原因。

若 T_1^2 和 $T_{j|1,2,\dots,j-1}^2$ 分别都超出界限,说明 x_1 和 x_j 都对异常原因有很大的贡献。这种情况发生时,通常表明两个变量之间的相关性不一致或者不具有相关性,它们对输出质量都有直接的影响关系。

2 基于神经网络-灵敏度分析的输入参数诊断

2.1 过程质量输入参数的灵敏度分析过程

基于BN-MYT分解法能够从输出质量信号中诊断出具体引起质量变异的质量特征,但是要想对该质量特征进行改善,需要对过程的输入参数进行调整。本文应用反向传播神经网络(back propagation, BP)和灵敏度分析的结合方法,对过程输入参数进行诊断。首先是建立基于BP神经网络的输入参数与输出质量关系模型,利用神经网络解决复杂、非线性系统的功能模拟问题^[8]。其传递函数的可微性为参数灵敏度矩阵的求解提供了理论依据,从而可以方便地寻找系统输入属性与输出属性之间的影响因子。

一般静态模型的前提是所有输入参数是同一时刻输入系统的,而且输出参数与输入参数时间上没有相关性。但是对于面向过程质量的加工过程,输入参数往往随着工序的推移而逐步输入到系统中,各个输入参数在时间上不一致;而系统的输出参数通常则是在所有输入参数都输入之后,经过一定时刻而同时输出的。因此,对于面向过程的质量诊断需要考虑输入参数的时间效应。

假设 $x_i(t_i)$ 表示输入参数 x_i 是在 t_i 时刻输入的, $i \in [1, n]$,则输入参数集合可以表示为:

$$\mathbf{X} = [x_1(t_1), x_2(t_2), \dots, x_n(t_n)]^T \quad (6)$$

而输出参数是在加工完毕后一次性输出的, 将加工完毕的时间标记为 t_f , 则输出参数可表示为:

$$\mathbf{Y}(t_f) = [y_1(t_f), y_2(t_f), \dots, y_m(t_f)]^T \quad (7)$$

由此便建立起面向过程的多变量输入和输出的对应关系, 为后期数据采集提供方便。此时加工系统的输入和输出关系可以表示为:

$$\mathbf{Y}(t_f) = \mathbf{f}(\mathbf{X}) \quad (8)$$

当输入参数 $x_i(t_i)$ 发生微小变化 $\Delta x_i(t_i)$ 而生成新的输入参数 $x'_i(t_i)$ 时, 系统输出参数变为 $\mathbf{Y}'(t_f)$, 用 $\mathbf{X}' = [x_1(t_1), x_2(t_2), \dots, x'_i(t_i), \dots, x_n(t_n)]^T$ 表示此时系统的输入参数向量, 其中 $x'_i(t_i) = x_i(t_i) + \Delta x_i(t_i)$, 则系统的输入可以表示为:

$$\mathbf{Y}'(t_f) = \mathbf{f}(\mathbf{X}') = \mathbf{f}(\mathbf{X} + \Delta \mathbf{X}) \quad (9)$$

将式(9)用泰勒公式展开得到:

$$\mathbf{Y}'(t_f) = \mathbf{f}(\mathbf{X}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{X})}{\partial x_j(t_j)} \Delta x_j(t_j) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\frac{\partial^2 \mathbf{f}(\mathbf{X})}{\partial x_i \partial x_j}) \Delta x_i \Delta x_j + \Delta(o^3) \quad (10)$$

式中, 一阶偏微分 $\partial y_i / \partial x_j(t_j)$ 是输入发生 $\Delta x_i(t_i)$ 的变动时对输出的一阶灵敏度影响指标; $\partial^2 \mathbf{f} / \partial x_i \partial x_j$ 是二阶灵敏度影响指标; $\Delta(o^3)$ 是三级以上的高阶变量。

由于 $\Delta x_i(t_i)$ 表示变量的微小变化, 实际计算时, 二阶以上的变量值更小, 可以不予考虑, 仅使用一阶灵敏度影响指标来衡量输入的变动对输出参数的影响作用^[10], 此时输入参数 $x_i(t_i)$ 对原输出参数 y_k 的灵敏度 s_{ik} 可以表示为:

$$s_{ik} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{X})}{\partial x_j(t_j)} = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^m \frac{\partial y_k}{\partial x_j(t_j)} \quad (11)$$

2.2 神经网络-灵敏度集成算法

利用灵敏度分析方法从网路连接权重提取对输出参数的贡献度。针对系统计算的BP神经网络是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络。

对于含一个隐层的BP神经网络, 设网络输出为 \mathbf{O} , 网络输入为 \mathbf{I} , 则神经网络的映射关系为^[11]:

$$\begin{cases} \mathbf{in}_1 = \mathbf{w}_1 \times \mathbf{I} + \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{out}_1 = \mathbf{f}_1(\mathbf{in}_1) \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \mathbf{in}_2 = \mathbf{w}_2 \times \mathbf{out}_1 + \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{O} = \mathbf{f}_2(\mathbf{in}_2) \end{cases} \quad (13)$$

式中, \mathbf{in}_1 和 \mathbf{in}_2 分别表示隐层神经元和输出层神经元的输入向量; \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 分别表示输入层神经元对隐

层神经元和隐含层神经元对输出层神经元直接的连接权重; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 分别表示隐层神经元和输出层神经元的偏置向量。

网络输出 \mathbf{O} 对于网络输入 \mathbf{I} 的灵敏度矩阵可以由下式计算^[12]:

$$\frac{\partial \mathbf{O}}{\partial \mathbf{I}} = \frac{\partial \mathbf{O}}{\partial \mathbf{in}_2} \cdot \frac{\partial \mathbf{in}_2}{\partial \mathbf{out}_1} \cdot \frac{\partial \mathbf{out}_1}{\partial \mathbf{in}_1} \cdot \frac{\partial \mathbf{in}_1}{\partial \mathbf{I}} = [\mathbf{f}_2(\mathbf{in}_2)]' \cdot \mathbf{w}_2 \cdot [\mathbf{f}_1(\mathbf{in}_1)]' \cdot \mathbf{w}_1 \quad (14)$$

同时, 在BP神经网络计算时, 需对输入输出值进行标准化处理, 将数值限定在[0,1]区间内。设系统的输入向量为 \mathbf{x} , 输出向量为 \mathbf{z} , 归一化矩阵为:

$$\begin{cases} \mathbf{I} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B} \\ \mathbf{O} = \mathbf{C}\mathbf{z} + \mathbf{D} \end{cases} \quad (15)$$

式中, \mathbf{A} 和 \mathbf{C} 分别是网络输入层和输出层的变量归一化转换矩阵; \mathbf{B} 和 \mathbf{D} 分别是网络输入层和输出层的偏置矩阵; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 和 \mathbf{D} 的计算公式分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \frac{1}{\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_{\min}} \\ \mathbf{B} = \frac{-\mathbf{X}_{\min}}{\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_{\min}} \\ \mathbf{C} = \frac{1}{\mathbf{Z}_{\max} - \mathbf{Z}_{\min}} \\ \mathbf{D} = \frac{-\mathbf{Z}_{\min}}{\mathbf{Z}_{\max} - \mathbf{Z}_{\min}} \end{cases} \quad (16)$$

式中, \mathbf{X}_{\min} 和 \mathbf{X}_{\max} 分别表示系统输入向量中的极小和极大值; \mathbf{Z}_{\min} 和 \mathbf{Z}_{\max} 分别表示系统输出向量中的极小和极大值。

从而求得系统输出向量 \mathbf{z} 相对于系统输入向量 \mathbf{x} 的灵敏度矩阵:

$$\frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{o}} \cdot \frac{\partial \mathbf{o}}{\partial \mathbf{p}} \cdot \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial \mathbf{x}} =$$

$$\mathbf{C}^{-1} \times [\mathbf{f}_2(\mathbf{in}_2)]' \times \mathbf{w}_2 \times [\mathbf{f}_1(\mathbf{in}_1)]' \times \mathbf{w}_1 \times \mathbf{A} = \mathbf{C}^{-1} \times \mathbf{w}_2 \times \{1 - [\mathbf{f}_1(\mathbf{w}_1 \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{w}_1 \mathbf{D} + \mathbf{b}_1)]^2\} \times \mathbf{w}_1 \times \mathbf{A} \quad (17)$$

式中的 \mathbf{w}_1 、 \mathbf{b}_1 、 \mathbf{w}_2 都可以训练完毕的网络中读出, 然后根据式(16)中的计算值进行归一化处理, 由此便得到输入参数对于输出参数的灵敏度。

综上所述, 利用神经网络进行灵敏度分析的输入参数诊断方法步骤为:

- 1) 针对多元输出质量特征的加工过程进行残差 T^2 控制图监控, 发现质量失控后进入诊断环节;
- 2) 利用基于BN-MYT分解法的过程输出质量诊断方法寻找引起质量过程失控的根本质量特征;
- 3) 对所找出的输出质量特征, 提取神经网络分析中该质量特征的网络信息用于灵敏度计算;
- 4) 比较所有输入参数的灵敏度, 找到对输出质量影响作用最大的一个或几个进行调整。

3 实例分析

3.1 案例介绍

本文以叶片复烤机加工过程的输出质量与输入参数诊断为例,验证本文所提出的集成诊断方法的有效性。

叶片复烤机是打叶复烤中的大型设备,它是烟叶从农产品变为工业原料的一个准备性的加工过程。烟叶复烤过程在复烤机中进行,主要包括干燥、冷却、回潮3个过程。在烟叶复烤过程中,烟叶与具有一定温度、湿度、压力、流速的热传介质在相对运动过程中发生热交换,从而导致烟叶的干燥、冷却、回潮等不同过程的任一区段的温度、压力变化都会影响到其后各区段参数变化和出口烟叶温度、水分的变化,具有多干扰、强耦合、大滞后、非线性、不确定等特点。因此,烟叶复烤过程的质量诊断是非常复杂的过程。

假定烟叶复烤的外部环境一致,对于同一产地、同一品种、同一等级的烟叶,影响复烤机出口水分和温度的主要因素有:原始烟叶的水分(x_1)、原始烟叶的温度(x_2)、来料过程烟叶流量(x_3)、烟叶输送速率(x_4)、干燥区一区温度(x_5)、干燥区二区温度(x_6)、干燥区三区温度(x_7)、干燥区四区温度(x_8)、冷却区的水分(x_9)、冷却区的温度(x_{10})、回潮水流量(x_{11})和回潮超声波频率(x_{12})等12个参数。可见,复烤过程影响因素很多,各因素间还存在着强耦合和非线性关系,建立质量模型的难度非常大。

3.2 数据收集

以四川烟叶复烤有限责任公司德昌复烤厂为例,从处于稳态的实际生产过程中提取同一产地、同一品种、同一等级的烟叶复烤过程的500组样本数据进行统计,其中包含12个输入变量和复烤出口水分(Y_1)和温度(Y_2)两个输出变量。

3.3 数据分析

将输出变量 Y_1 和 Y_2 的残差转换成 T^2 统计量,并采用Hotelling's T^2 控制图中来确认整体输出过程的稳定性,其结果如图1所示。由图可知,第220、233、46、453、463、492共6个点超出了控制上限,这是由于变量 Y_1 、 Y_2 之间较强的相关性造成的。去除原始残差数据的这6组数据,重新建立残差的 T^2 控制图,如图2所示。

另从烟叶复烤生产过程中抽取50组数据,输入变量为 x_1, x_2, \dots, x_{12} ,输出变量为 Y_1 和 Y_2 。其中设定输出变量 Y_1 在第40个观测点后出现阶越式均值突变,其原因是加大了回潮水流量(x_{11})。

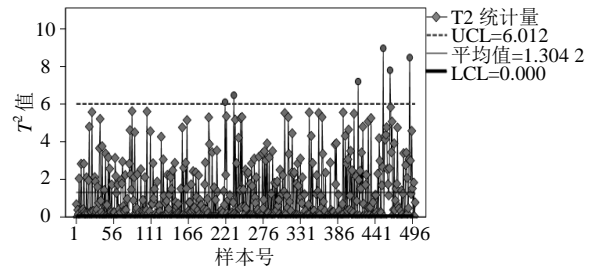


图1 分析用输出变量残差 T^2 控制图

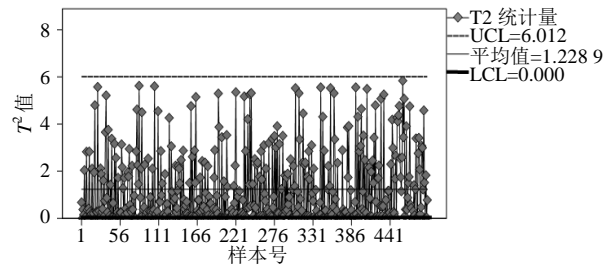


图2 控制用输出变量残差 T^2 控制图

将所抽取的50组检验样本数据输入到BP神经网络,利用已经训练好的模型参数得到输出变量 Y_1 和 Y_2 的预测值。然后计算残差。最后将输出变量 Y_1 和 Y_2 的残差转换成 T^2 统计量,并绘制 T^2 控制图来确认整体输出过程的稳定性,结果如图3所示。由图可知,在 $t=1$ 到 $t=40$ 之间,没有任何 T^2 统计量超出控制上限,所以符合前40个点属于稳定状态的假设;在 $t=41$ 到 $t=50$ 之间,侦测出过程发生失控的情形,故符合 $t=41$ 时过程出现阶越式均值突变的假设。

由于该过程发生输出质量失控的情形,因此需要进一步利用本文提出的BN-MYT分解法对 T^2 统计量进行分解,找出过程失控的原因,并与假设情况对比,验证方法的有效性。

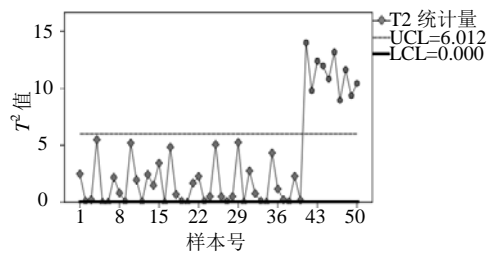


图3 输出变量残差的 T^2 控制图

3.4 基于BN-MTY分解法诊断过程输出变量

由于温度与水分之间存在互相影响,在输出变量系统中,变量 Y_1 和 Y_2 的贝叶斯网络结构可能情况有两种,一是 Y_1 为父节点, Y_2 为子节点;二是 Y_2 为父节点, Y_1 为子节点。其分解方式分别为:

$$T^2 = T_{21}^2 + T_1^2$$

$$T^2 = T_{12}^2 + T_2^2$$

计算各种分解方式的 T^2 :

$$T^2 = T_{2p}^2 + T_1^2 = 6.595$$

$$T_2^2 = T_{1p}^2 + T_2^2 = 6.634$$

其中:

$$T_1^2 = \frac{(x_1 - \bar{x}_1)^2}{s_1^2} = 4.968 > \left(\frac{m+1}{m}\right) F_{\alpha,1,m-1} = 4.121$$

$$T_2^2 = \frac{(x_1 - \bar{x}_1)^2}{s_1^2} = 2.356 < \left(\frac{m+1}{m}\right) F_{\alpha,1,m-1} = 4.121$$

因此可知变量 Y_1 为造成输出质量失控的主要原因。对于变量 Y_1 的条件项进行进一步分析:

$$T_{2p}^2 = T^2 - T_1^2 = 1.627 < \frac{(m+1)(m-1)}{m(m-2)} F_{\alpha,1,m-2} = 4.248$$

由此知变量 Y_2 不是造成过程质量失控的原因。

通过以上分析可知, 基于BN-MYT分解法的过程输出诊断结果与实际数据假设结果一致。当诊断出输出变量 Y_1 为过程质量失控的原因时, 需要进一步诊断影响输出质量 Y_1 的过程输入参数。

3.5 灵敏度分析

在失控的输出变量 Y_1 确定以后, 就可以根据过程参数 x_1, x_2, \dots, x_{12} 对变量 Y_1 影响的灵敏度大小找出对输出结果影响较大的属性, 其绝对值越大, 则相应的因素对变量 Y_1 起的作用越大。从神经网络读取参数计算50组样本的输入参数对输出变量 Y_1 灵敏度值, 计算结果的分布情况如图4所示。

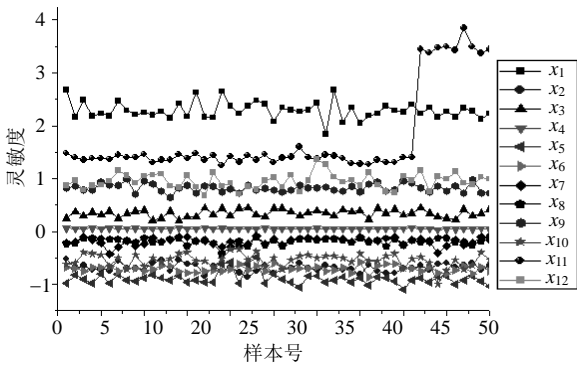


图4 各输入变量灵敏度值在各样本点的变化情况

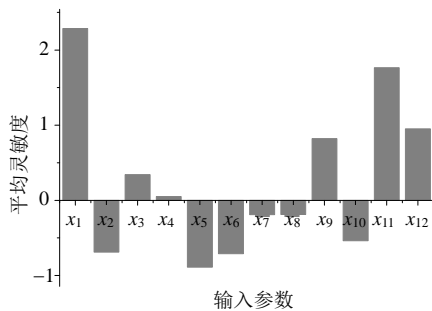


图5 各工艺参数的平均灵敏度

为了说明各输入变量对 Y_1 的影响作用, 分别计算各个输入参数的平均灵敏度, 其结果如图5所示。

从图5可以清楚看到12个输入参数对输出质量 Y_1 (复烤加工水分) 的影响作用。灵敏度为正值的有表示该参数的变化趋势与 Y_1 一致, 负值表示变化相反。

结合图4和图5可以看出:

1) 在过程输出质量处于稳态的情况下, 12个输入参数对变量 Y_1 的灵敏度的绝对值大小依次为: 原始烟叶的水分(x_1)、回潮水流量(x_{11})、回潮超声波频率(x_{12})、冷却区的水分(x_9)、干燥区一区温度(x_5)、干燥区二区温度(x_6)、原始烟叶的温度(x_2)、冷却区的温度(x_{10})、来料过程烟叶流量(x_3)、干燥区三区温度(x_7)、干燥区四区温度(x_8)和烟叶输送速率(x_4)。灵敏度为正值的变量, 表示其与输出质量 Y_1 的变化趋势一致, 若要降低 Y_1 , 则需要将该变量的值调小。

2) 在这12个输入参数中, 灵敏度最大的为原始烟叶的水分(x_1), 最小的为烟叶输送速率(x_4), 其相差40多倍。说明原始烟叶的水分对输出质量 Y_1 即复烤水分具有重要影响, 而烟叶输送速率由于在整个加工过程中设置为一恒定值, 其对复烤水分影响较小。可见, 灵敏度给出的结果与实际相符。当过程质输出量 Y_1 发生失控时, 按照分析结果, 应该首先对 x_1 进行调节, 因为对 x_1 的轻微调节便可对输出做出大的改变。

3) 从图5可知, 本文研究抽取的50组样本中虽然 x_1 的平均灵敏度最大, 但是其变化比较稳定, 并不是造成 Y_1 失控的原因, 如图4所示。比较各参数的灵敏度分布情况, 在 $t=41$ 时参数回潮水流量(x_{11})的灵敏度发生了阶越式突变, 灵敏度均值由之前的1.410 5突变到3.450 2, 超过 x_1 的灵敏度成为对变量 Y_1 影响最大的参数。由此, 可以得出回潮水流量(x_{11})突然变大是导致变量 Y_1 失控的主要原因, 与实际情况相符。此时, 工程师只需要调整回潮水流量(x_{11})到工艺规定的值即可。

在分析用控制图流程中, 数据处于受控状态的假设与残差多变量控制图的控制结果是一致的; 在控制用控制图中, 数据的设定与残差控制图的判定结果是一致的; 经过BN-MYT分解法诊断出问题变量为 Y_1 , 与实际数据一致; 经神经网络-灵敏度分析方法诊断出的导致过程失控的输入参数为回潮水流量(x_{11}), 与实际情况相符。

4 结论

由实例分析结果可以验证本文提出的质量诊断方案是有效的。该诊断方法的特点是: 1) 克服了传统诊断方法仅能对输出质量特性进行诊断的不足,

提出了同时对过程输出和输入进行诊断的方法。直接找到导致过程失控的直接因素,方便工程师调整工艺参数,使过程回到“受控”状态,提高工艺质量;2)该模型可以实现输入/输出参数的任意扩展,完全可以将更多的输入参数考虑进来,加大误差搜索范围,得到更精确的结果,进一步缩小验证的范围。

参 考 文 献

- [1] SEOUNG B K, JITPITAKLER W, SUKCHOTRAT T. One-class classification-based control charts for monitoring autocorrelated multivariate processes[J]. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 2010, 39(3): 461-74.
- [2] SHAMS M A, BUDMAN H M, DUEVER T A. Fault detection, identification and diagnosis using CUSUM based PCA[J]. *Chemical Engineering Science*, 2011, 66(20): 4488-4498.
- [3] CASTELLANI M. Evolutionary artificial neural network design and training for wood veneer classification[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2009, 22(4-5): 732-741.
- [4] JIANG L H, WANG A G, TIAN N Y, et al. BP neural network of continuous casting technological parameters and secondary dendrite arm spacing of spring steel[J]. *Journal of Iron and Steel Research, International*, 2011, 18(8): 25-29.
- [5] 陈昌华, 尹健康, 李敬敏, 等. 具有嵌套性和自相关性的制造过程质量控制方法[J]. *电子科技大学学报*, 2012, 41(6): 954-959.
CHEN Chang-hua, YIN Jian-kang, LI Jing-min, et al. Quality control method of manufacturing processes with nestedness and auto-correlation[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2012, 41(6): 954-959.
- [6] 陈文多. 基于贝叶斯网络与多元统计分析的故障诊断方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.
CHEN Wen-duo. *Fault diagnosis method based on Bayesian network and SPC*[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2011.
- [7] 朱慧明, 韩玉启. 贝叶斯多元统计推断理论[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
ZHU Hui-ming, HAN Yu-qi. *Bayesian multivariate statistical inference theory*[M]. Beijing: Science Press, 2006.
- [8] Mason R L, TRACY N D. Decomposition of T^2 for multivariate control chart interpretation[J]. *Journal of Quality Technology*, 1995, 27(2): 109-119.
- [9] 丁刚, 付旭云, 钟诗胜. 基于过程神经网络的航空发动机性能参数预测[J]. *计算机集成制造系统*, 2011, 17(1): 198-207.
DING Gang, FU Xu-yun, ZHONG Shi-sheng. Aeroengine performance parameters prediction based on process neural network[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2011, 17(1): 198-207.
- [10] 朱丽莎, 张义民, 卢昊, 等. 基于神经网络的转子振动可靠性灵敏度分析[J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(1): 149-155.
ZHU Li-sha, ZHANG Yi-min, LU Hao, et al. Reliability sensitivity analysis of rotor vibration based on neural network[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(1): 149-155.
- [11] WONG W K, YUEN C W, FAN D D, et al. Stitching defect detection and classification using wavelet transform and BP neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 3845-3856.

编辑 税红