

全国中文核心期刊(2004版)
工信部2009-2010年度科技期刊规范化优秀奖
《中国学术期刊影响因子年报》统计源期刊

通信技术[®]

Communications Technology

2020 2020年1月 第53卷
第1期 总第337期

ISSN 1002-0802



9 771002 080208
ISSN 1002-0802 CN51-1167/TN

目次

综述

网络空间威胁狩猎的研究综述..... 徐嘉澍, 王轶骏, 薛质(1)

信息处理与传输

基于 QD-SOA-XGM 的全光逻辑或非门研究..... 王玉倩, 王海龙, 孔雪纯, 杨帅, 龚谦(9)

基于 QD-SOA 交叉相位调制全光逻辑或门啁啾特性的研究..... 孔雪纯, 王海龙, 王玉倩, 杨帅, 龚谦(15)

一种功率最小化的双层迭代子载波分配算法..... 孟超, 李孜恒, 戴西, 王刚(20)

LTE-U 终端发射机信号 EVM 测量算法研究..... 陈章, 安君帅, 冯晨, 韩娟(24)

一种 Inmarsat 卫星通信系统下行链路初始同步方法..... 谢永锋, 吴化, 王晓洪(29)

基于多无人机协同的组网雷达轨迹欺骗干扰..... 秦慕, 孙晓丽, 周昆, 李艾静(34)

一种直接利用连续时间非周期信号的频谱计算相应周期序列的频谱的方法..... 陈绍荣, 陈柏良, 何健, 薛在阳(40)

基于 TensorFlow 深度学习的 Minist 手写数字识别技术..... 祝永志, 张彩廷(46)

一种数据驱动的工业报警自适应阈值预测方法..... 王佳, 郝鑫, 徐砚(52)

Flink 和 Spark Streaming 流式计算模型比较分析..... 宋灵城(59)

网络与系统

Massive MIMO 广播波束场景化研究..... 彭东升, 王煜辉, 程晓东, 吴亚伟(63)

基于用户感知的 3D MIMO 扩容门限研究..... 何振华(69)

OTN 网络传递 PTP 时间同步技术..... 朱波(74)

基于 DSR 的改进型综合源路由协议..... 祝嘉东, 孙君, 许晖, 易辉跃(80)

VICN 中多缓存源的隐式协作路由算法..... 陈秉试(87)

一种融合不同场景的高并发处理分层架构体系..... 张宇光(93)

基于 ITIL 的跨域网络安全运维业务流程设计..... 郑敏娇, 严丽娜, 张亮(101)

用于云资源负载预测的 Seq2seq 模型..... 朱墨儒, 高仲合(109)

面向大数据的分布式缓存设计..... 董昭通, 李小勇(114)

面向水污染防治的大数据技术框架..... 李屹, 廖方圆, 张宇光(120)

0 引言

对于工业报警系统, 报警阈值的合理设置直接影响报警系统的运行效率。由于过渡阶段与稳定阶段不同, 如果将过渡阶段和稳定阶段一起处理, 会降低报警的准确性, 易产生误报警和漏报警。在设定值切换过程或过渡过程中, 如果报警阈值不进行相应改变, 会发生大量的误报率; 而较为宽松的报警阈值也会造成对过程的扰动不敏感, 由此出现漏报警^[1-2]。

针对报警阈值优化问题, Izadi^[3] 提出以误报率、漏报率和检测延迟为目标的基于操作特性曲线报警阈值的设计方法。文献 [4-9] 介绍了基于报警滤波、报警死区、报警延时 3 种优化方法中与报警阈值设计之间的关系, 使得报警阈值能够处在一个最佳状态。Yang^[10] 提出基于报警数据和过程数据的一致相关性分析实现报警阈值优化设计。目前, 大多数相关文献都是针对固定阈值的设计, 由于阈值的选择随着系统的状态、噪声的变化而变化, 而固定阈值的设计方法不能适应这些变化, 因此需要使报警阈值能够适应这些变化。Beebe^[11] 提出了基于状态改变的报警泛滥合理化方法, 但是需要过程知识来确定模式的改变。Zhu^[12] 提出的动态阈值方法没有考虑带宽系数的变化。

本文提出了一种基于阈值监测的优化改进思路, 即采用滑动窗口算法训练历史数据, 得到带宽系数和过渡过程的先验信息。由于过渡过程是一个动态变化过程, 基于贝叶斯估计理论, 结合历史数据和新数据来推测下一时刻的数据得到报警阈值; 在稳态过程中, 采用改进的递推公式实时估计的均值、方差得到报警阈值, 建立阈值监测与运行工况或运行瞬态的映射关系, 使报警阈值能够根据历史数据和工况自动调整。

1 报警阈值估计

Y 为工业过程参数的测量值, 假设数学均值 $E(y)=\mu$, 方差 $D(y)=\sigma^2$, 根据切比雪夫不等式, 对于任意 y , 可得:

$$P(|y-\mu| \geq \epsilon) \leq \sigma^2/\epsilon^2 \quad (1)$$

令 $\epsilon=n\sigma$, 则式 (1) 可以变换为:

$$P(|y-\mu| \geq n\sigma) \leq 1/n^2 \quad (2)$$

由此可以得到参数 y 的报警阈值的正常区间为:

$$[\mu-n\sigma, \mu+n\sigma] \quad (3)$$

测量数据的均值为:

$$m_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (4)$$

其中 y_i 为实际测量数据, m 为测量数据的均值。

对于 N 时刻方差估计为 S , 计算公式为:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - m_N)^2} \quad (5)$$

以 m 、 S 分别代替 μ 、 σ , 可得:

$$[m-nS, m+nS] \quad (6)$$

式 (6) 中确定的空间范围对于任意的随机变量都是成立的, 且为最大的正常区间。报警自适应阈值根据式 (3) 中的检测区间的均值 μ 、方差 σ 和带宽系数 n 的变化而改变。对于带宽系数 n 难以实现自适应计算, 一般利用离线数据进行训练, 在线监控过程中取定值。对于均值 μ 、方差 σ , 可用在线计算实时数据来代替。

1.1 带宽系数的训练

正常情况下, 根据切比雪夫不等式, 对于任意 $\epsilon>0$, 可得:

$$P(|y-m| \geq \epsilon) \leq RFAR \quad (7)$$

$$\Pr(y>m+\epsilon) \leq RFAR \quad (8)$$

令 $\epsilon=nS$, 有:

$$\Pr(y>m+nS) \leq RFAR \quad (9)$$

$$n = \frac{1}{\sqrt{RFAR}} \quad (10)$$

同理, 在不正常情况下, 有:

$$\Pr(y>m+nS) \leq RMAR \quad (11)$$

$$n = \frac{1}{\sqrt{RMAR}} \quad (12)$$

RFAR、RMAR 为误报警率 (False Alarm Rate, FAR) 和漏报警率 (Missing Alarm Rate, MAR) 的最大上限值, m 和 S 为实时数据估计的均值和方差。

初始系数在训练过程中不断进行调整, 采用最速下降法对系数 n 进行修正, 有:

$$n_{N+1} = n_N + \eta e_N \quad (13)$$

式中: e_N 为 N 时刻的修正量, η 为调整系数,

满足 $0 < \eta < 1/y_N$, 且有:

$$\begin{cases} e_{N+1} = y_N - y_N^{up}, & y_N > y_N^{up} \\ e_{N+1} = -e_N, & y_N^{low} < y_N < y_N^{up} \\ e_{N+1} = y_N^{low} - y_N, & y_N < y_N^{low} \end{cases} \quad (14)$$

y_N^{up} 为阈值的上限, y_N^{low} 为阈值的下限。

1.2 报警阈值的自适应计算

对于整个工程来说,分成过渡过程和稳态过程两种情况进行均值和方差的计算。带宽系数确定后,报警阈值的上下限估计和均值、方差有关,需要在线实时更新均值和方差的量进行阈值的不断调整。

1.2.1 过渡过程自适应阈值计算

由于工业过程在状态切换或者过渡过程方面的复杂特性,为了更好地对过程变量进行动态报警阈值设计,采用滑动窗口(Sliding Window, SW)算法对连续数据进行分割,在建立的回归模型基础上用新的数据扩大现有的数据段建立新的回归模型。若该模型的拟合误差大于预先设定的分割点误差,则将新的数据归入新的数据段,用新的模型进行分析;若上述分割点误差小于设定误差值,则继续分析下一个数据^[13-14]。

对过渡过程 $[t_1, t_n]$ 的时间序列基于数据拟合建立测量变量回归模型:

$$y_i = a + bt_i \quad (15)$$

因此,把对变量的估计转化为对斜率 b 和截断误差 a 的估计。考虑到测量变量受到噪声的影响,假设每个测量变量的噪声服从独立同分布,因此得到测量变量的模型为^[15-18]:

$$y_i = a + bt_i + \varepsilon \quad (16)$$

其中 ε 是随机误差,服从均值为0、方差为 δ^2 的正态分布,记为 $\varepsilon \sim N(0, \delta^2)$,因此可以把报警阈值的概率模型描述为均值为 $a + bt_i$,方差为 δ^2 ,记为 $y_i \sim N(a + bt_i, \delta^2)$ 。

为了更好地利用历史数据估计参数,提出了基于贝叶斯的线性方程估计对参数 a 和 b 进行预测。考虑到 t_{n+1} 时刻的数据,能够预测 y_{n+1} 的分布函数。

采用最小二乘估计方法,估计参数 b 、 a ,记估计值为 $\hat{y} = \hat{a} + \hat{b}t$,其中:

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \quad (17)$$

$$\hat{a} = \bar{y} - \hat{b}\bar{t} \quad (18)$$

$$\bar{t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i \quad (19)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (20)$$

由分析可以得到, \hat{b} 、 \hat{a} 是 b 、 a 的无偏估计,且 \hat{b} 、 \hat{a} 服从正态分布:

$$\hat{b} \sim N \left(b, \frac{\delta^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \right)$$

$$\hat{a} \sim N \left(a, \frac{\sum_{i=1}^n t_i^2 \delta^2}{n \sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \right)$$

$$S_u = \sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2 = \sum_{i=1}^n t_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n t_i \right)^2$$

$$S_{yy} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2$$

$$S_y = \sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})(y_i - \bar{y}) = \sum_{i=1}^n t_i y_i - \bar{t} \sum_{i=1}^n y_i$$

$$\hat{b} = \frac{S_y}{S_u}$$

$$\hat{a} = \bar{y} - \frac{S_y}{S_u} \cdot \bar{t}$$

根据贝叶斯估计理论,计算参概率分布函数为:

$$g(a, b | t, y) \propto f(t, y | a, b) \times g(a, b) \propto [f(t, y | b) \times g(b)] \times [f(t, y | a) \times g(a)]$$

假设参数 b 和 a 先验概率分布

$$\begin{cases} b \sim N(m_b, s_b^2) \\ a \sim N(m_a, s_a^2) \end{cases}$$

对于参数 b 和 a 后验概率分布

$$\begin{cases} b \sim N(m'_b, s_b'^2) \\ a \sim N(m'_a, s_a'^2) \end{cases}$$

由贝叶斯估计可得参数 b 的均

$$s_b'^2 = \frac{\delta^2 s_b^2}{s_b^2 S_u + \delta^2}$$

$$m'_b = \frac{s_b'^2}{s_b^2} m_b + \frac{S_y}{\delta^2} s_b'^2$$

同理,可得参数 a 的均值和方

$$s_a'^2 = \frac{\delta^2 s_a^2}{ns_a^2 + \delta^2}$$

$$m'_a = \frac{s_a'^2}{s_a^2} m_a + \frac{n}{\delta^2} s_a'^2 \left(\bar{y} - \frac{S_{y'}}{S_n} \bar{x} \right) \quad (34)$$

根据后验分布函数的推导, 可得预测值的均值和方差为:

$$m_y = m'_a + m'_b (t_{i+1} - \bar{t}) \quad (35)$$

$$s_y^2 = s_a'^2 + s_b'^2 (t_{i+1} - \bar{t}) + \delta^2 \quad (36)$$

由此, 可得到残差平方和公式为:

$$Q_e = \sum_{i=1}^n \{y_i - [m'_a + s_a'^2 (t_i - \bar{t})]\}^2 \quad (37)$$

如果 Q_e 大于最大容许误差 β , 拟合的数据 (t_i, t_n) 不符合要求, 需要重新进行分段线性化处理; 如果 Q_e 小于最大容许误差 β , 可立刻得到动态报警阈值。

动态报警阈值 \hat{y}_0 的预测置信区间为:

$$[m_y \pm n * s_y^2] \quad (38)$$

1.2.2 稳态过程自适应阈值计算

对于稳态过程如果按照式中的均值和方差计算公式, 随着数据量的增大, 计算量将加大。为了满足实时对均值和方差的估计要求, 采用迭代递推公式^[9]:

$$m_{y(N+1)} = m_{y(N)} + \frac{1}{N} (x_{N+1} - m_{y(N)}) \quad (39)$$

对于 $N+1$ 时刻的均值估计, 只需要计算 N 时

刻的均值和 $N+1$ 时刻的数据, 大大减小了计算量。

其中, 方差的迭代递推公式为:

$$(S_y^{N+1})^2 = \frac{N-1}{N} (S_y^N)^2 + \frac{1}{N+1} (x_{N+1} - m_N)^2 \quad (40)$$

由此可知, $N+1$ 时刻的方差可由 N 时刻的方差、均值和 $N+1$ 时刻的数据求得。

可以推导出 $N+1$ 时刻的阈值范围为:

$$[m_y^{N+1} - n S_y^{N+1}, m_y^{N+1} + n S_y^{N+1}] \quad (41)$$

1.3 方差敏感自适应阈值

为了提高报警系统的性能, 建立的动态阈值应该同时重视均值和方差的变化, 使得到的阈值具有更好的适用性。因此, 对于当方差大于均值的情况 $s_y^2 \geq m_y$, 为了更加合理化选取阈值, 应该取 $s_y^2 = m_y$, 得到自适应阈值为:

$$\bar{T}_{adp} = m_y \pm n * s_y^2 = m_y \pm (1+n) \quad (42)$$

综合两种情况, 新的自适应阈值为:

$$\begin{cases} T_{adp} = m_y \pm n * s_y^2, & s_y^2 \leq m_y \\ T_{adp} = m_y \pm (1+n), & s_y^2 > m_y \end{cases} \quad (43)$$

$m_y \pm n * s_y^2$ 能够消除过渡过程的误报警, $m_y \pm (1+n)$ 能够减小方差的影响, 减小故障信号造成的漏报警。

自适应报警阈值的算法流程如图 1 所示。

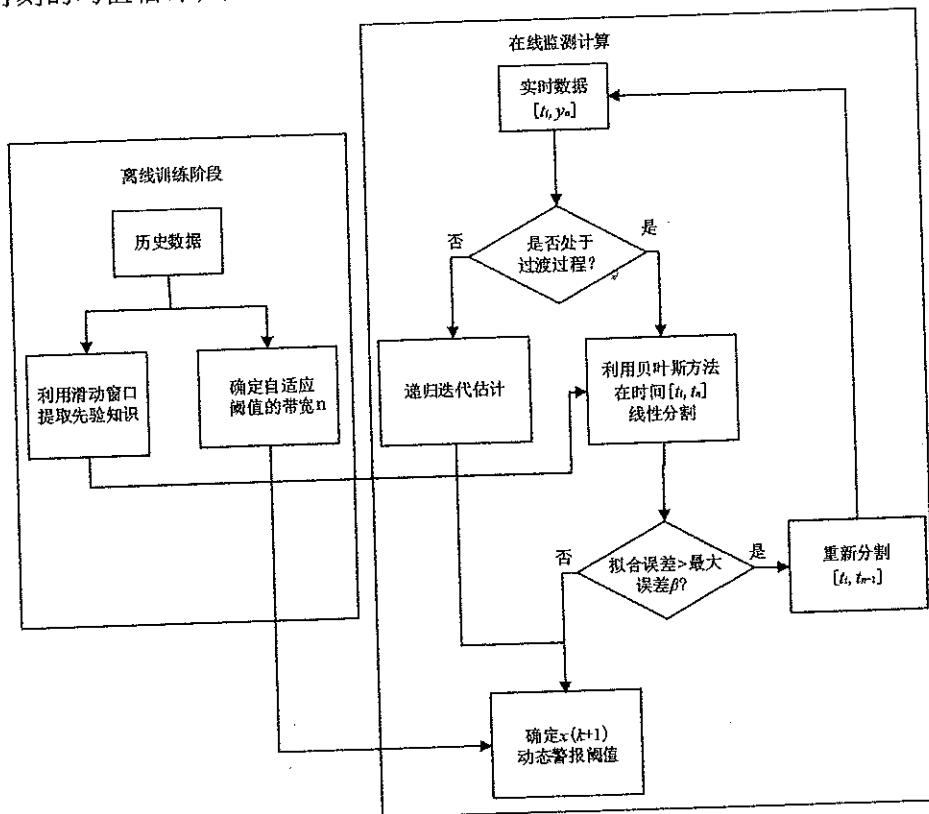


图 1 算法流程

离线数据训练步骤如下:

(1) 系统初始化, 利用滑动窗口算法对提取过渡过程知识, 以便进行贝叶斯估计;

(2) 利用整个过程的数据离线训练带宽系数 n 。在线阈值计算步骤如下:

(1) 输入一系列数据集 $(x(k), y(k))$, 选择数据的初始点 $x(0)$ 、 $y(0)$;

(2) 判断过程是否处在过渡过程, 如果是, 通过贝叶斯估计方法估计参数 a 和 b ; 如果不是, 转到步骤 (5);

(3) 对于建立的模型, 通过式 (31) 和式 (32) 不断更新参数 b , 通过式 (33) 和式 (34) 不断更新参数 a ;

(4) 判断通过残差平方计算得到的回归模型是否符合要求, 如果大于最大容许误差大于 β , 转到步骤 (2), 如果达到要求继续转到步骤 (6);

(5) 处于稳态过程, 利用均值和方差的递推公式实时更新数据, 确定新的均值和方差;

(6) 比较均值和方差的大小, 确定 $x(k+1)$ 的自适应阈值;

(7) $k=k+1$, 转到步骤 (1)。

针对固定报警阈值与设备状态变化无关、缺乏与运行工况和运行瞬态的相关性、阈值监测缺乏时间相关性的缺点, 提出的动态报警阈值能够处理不同操作模式之间的过渡。使用贝叶斯检测的新方法, 它不仅使用样本信息, 而且可以充分利用先验信息, 从大量的过程数据中提取更有意义的信息。

2 仿真实验

在湿法聚氨酯合成革制造过程中, 在排放的废水中含有一种危害性很大的化工原料——二甲基甲酰胺 (Dimethyl Formamide, DMF)。为了提高生产厂家的经济效益, 同时减小对环境的污染, 需要对 DMF 进行回收利用。在 DMF 回收装置上, 为了验证动态报警阈值的有效性, 变量的选择非常重要,

表 1 LI102 过渡阶段分段线性信息

分段阶段 segment	斜率 b 的分布函数	截断值 a 的分布函数	开始时间
T1	$N(4.6712, 0.000023^2)$	$N(55.7, 0.09^2)$	20
T2	$N(2.9470, 0.000012^2)$	$N(127.69, 0.28^2)$	101
T3	$N(8.7689, 0.000070^2)$	$N(-1073.3, 3.77^2)$	201

2.2 稳态工作过程

当设备运行处于子稳定工作状态时, 由于干扰的影响, 会使过程变量超过报警阈值。选择变量

要选择相互独立的两个变量。因变量精馏塔液位 LI102 和精馏塔回研究对象, 通过对过程中的暂态行仿真来说明方法的有效性。

2.1 过渡工作过程

在第一个仿真过程中, 选择开车阶段的数据进行分析。过渡开车阶段的分析是一致的。由于中产生的错误报警过多, 操作员采取措施。对于固定的报警阈值来难以及时反映过程的异常状况。过程原始数据如图 2 所示, 经过 2.

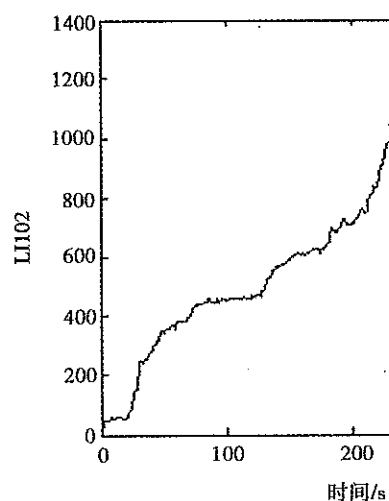


图 2 过程变量 LI102

首先, 在过渡过程中采用线性回归模型拟合对过程进行预测 $\beta=0.01$ 。通过设计的算法估计余通过回归分析得到分段线性一元如表 1 所示。整个过程被分为 3 的 95% 的置信区间范围, 可以测曲线, 如图 3 所示。通过离线新的数据值到来时, 就可以利用计算整个过程的报警阈值, 以防

FI106 作为仿真对象, 采集 3 500

通过历史数据选择 3σ 计算报警阈值, 如图 4 所示。由于采用

方法, 会导致在开车阶段产生很多的误报警, 使得报警数量增多, 影响操作员的操作。

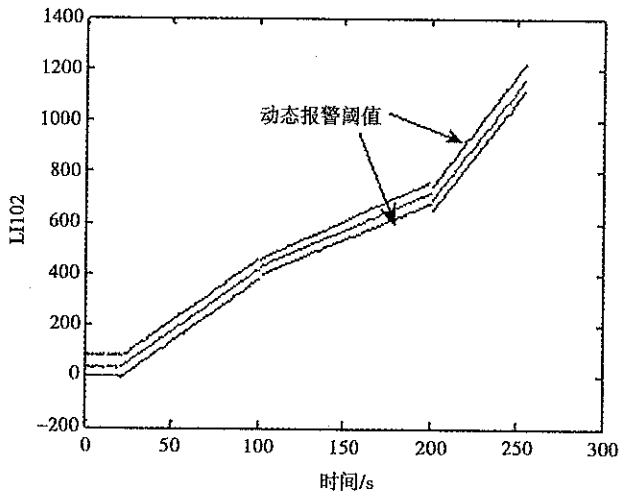


图 3 LI102 过渡阶段趋势

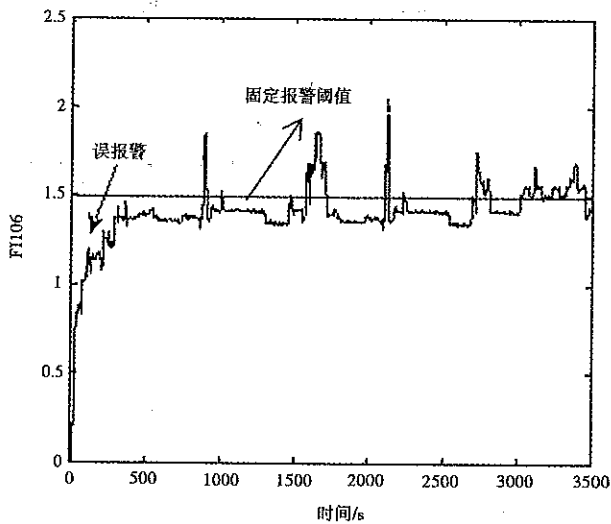


图 4 固定报警阈值

在如图 5 所示的仿真图中采用动态报警阈值的方法, 使得仿真结果能够消除在开车阶段的误报警。

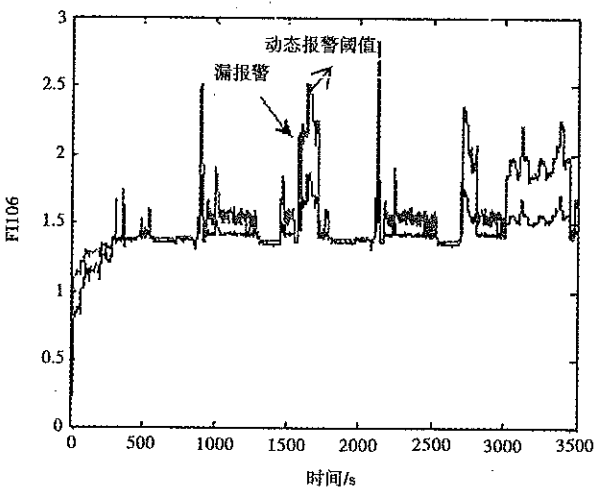


图 5 动态报警阈值

但是, 在稳定阶段时, 当来的噪声方差很大时, 会导致产生很多的漏报警, 因此提出应用方差敏感的自适应报警阈值计算方法, 如图 6 所示。它充分考虑了方差和均值的双重影响作用, 使得能够在工作过程中都适用, 能够消除在稳定阶段由于方差作用导致的漏报警, 也能应对开车或者是过渡过程产生的误报警, 都能达到理想的效果。从表 2 可以看出, 报警数量进一步减少。从表 3 可以看出, 报警性能指标得到明显改善。

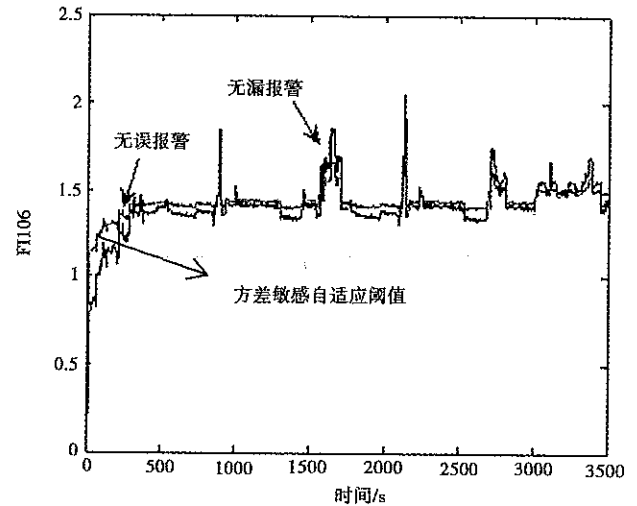


图 6 方差敏感自适应阈值

表 2 报警次数对比

方法	报警数量
3σ	713
动态报警阈值	0
方差敏感自适应阈值	280

表 3 报警性能指标对比

方法	漏报警率 / (%)	误报警率 / (%)
3σ	0	13.7
动态报警阈值	6.66	0
方差敏感自适应阈值	1	0

3 结 语

传统方法主要集中在稳态过程优化和用固定阈值的方法处理多模式转变过程, 因此产生了大量误报警和漏报警, 大大影响了报警系统的可靠性。本文提出的动态报警阈值策略不是简单设定静态变量的上界值和下界值, 在过渡过程中利用贝叶斯估计, 充分考虑样本数据和先验数据的不确定性, 在稳定过程中随着数据的增加采用递推公式计算均值和方差, 满足实时估计的要求。此外, 方差敏感的自适应阈值算法考虑方差的影响, 所以会消除一些漏报警。最后, 通过实验证明了方法在稳态和状态转变

上层的信息贯通, 打通自动化孤岛, 实现全流程的自动化生产, 加强工业软件与行业需求的结合, 促进软件技术与工业技术的深度融合, 提升企业的智能制造生产水平。

参考文献:

- [1] WANG Feng, YANG Shuai. Development Trend of Industrial Internet and Policy Suggestions[J]. China Opening Journal, 2017(02):84-88.
- [2] ZHAO Min. Six Supporting Elements of Industrial Internet Platform—Interpretation of Industrial Internet Platform White Paper[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 19(08):1000-1007.
- [3] XIAO Jun-fang, LI Jun, GUO Xian. The Development of Industrial Internet in China[J]. Secrecy Science and Technology, 2014(04):13-16.
- [4] LIU He-he, LIU Di fei, LIU Zhao. The Status and Trend of the Industrial Internet[J]. Telecommunications Network Technology, 2018(08):27-33.
- [5] WANG Ge, YANG Nan, CUI Can, et al. The Latest Development and Analysis of International Industrial Internet[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2018(10):6-9.
- [6] ZHANG Jian-xiong, XU Min-jie, JIN Fei-fei. Intelligent Manufacturing Architecture Analysis and Industrial Internet Application[J]. Telecommunications Technology, 2016, 50(05):25-28.
- [7] XU Zheng. Nine Core Technologies of Industrial Internet[J]. China Entrepreneur, 2015(18):24-26.
- [8] SHEN Su-bin, YANG Zhen. Analysis on the Concepts and Models of the Industrial Internet[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2015, 35(05):1-10.
- [9] BAI Jin-cheng, LIN Meng-ze. Present Situation Analysis and Future Prospect of Industrial Cloud Platform[J]. Value Engineering, 2017(10):60-61.
- [10] XIAO Lin-lin. A Comparative Study of Industrial Internet Platforms at Home and Abroad[J]. Information and Communications Technologies, 2018(03):27-30.
- [11] LIU Ti-fei, LI Nan, NIU Fang, et al. Development and Evaluation of Industrial Internet Platform[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2018(10):1-5.
- [12] CONG Li-qun. The Implementation of Edge Computing in Industrial Internet[J]. Automation Panorama, 2018(05):48-52.
- [13] WU Wen-jun, YAO Hai-peng, HUANG Tao, et al. Survey of Development on Future Networks and Industrial Internet[J]. Journal of Bei Jing University of Technology, 2017, 43(02):163-170.
- [14] LI Hong-pei, LI Qiang. Study and Practice of Industrial Internet Security[J]. Telecommunications Network Technology, 2016(08):20-26.
- [15] LI Lin, CONG Jie-zhong, ZHOU Rui-kang, et al. Research on Industrial Internet Platform Information Security[J]. Automation Panorama, 2018(10):60-62.
- [16] ZHOU Jing, QU Ting-ting, WEI Jia-jun, et al. Realization of Information Security Test Bed for Industrial Control System[J]. Industrial Control Computer, 2015(08):49-50.
- [17] HUANG Hui-ping, XIAO Shi-de, MENG Xiang-yin. Survey on SCADA System Testbed for Cyber Security Research[J]. Application Research of Computers, 2015(07):12-16.

作者简介:



王 佳 (1986—), 男, 博士, 主要研究方向为智能制造评估、安全管理;

邵枝华 (1987—), 男, 硕士, 主要研究方向为工业控制、安全优化;

徐 砚 (1983—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为工业控制信息安全。