

# 基于 SPC 的储罐液位异常检测算法

吴 婷 文必龙 齐秋平

(东北石油大学计算机与信息技术学院 黑龙江 大庆 163318)

**摘 要** 油田中井场储罐液位的变化与油井的生产状况、运输过程以及现场管理等方面密切相关。实时检测油罐液位的异常变化,对安全生产管理非常重要。采用基于 SPC(Statistical Process Control)的固定时间域可变采样间隔 VSIFT(Variable Sampling Interval at Fixed Times)控制图以及自适应采样间隔统计控制图的液位数据异常检测方法可以提高异常检测效率。VSIFT 控制图通过设置预警线调整采样间隔,自适应采样间隔统计控制图通过计算  $\beta$  风险的概率进行动态采样。实验结果表明,相比 SPC 的固定采样间隔统计控制图以及传统的时序数据异常检测,该方法能够结合实际情况充分分析当前状态的数据与历史数据的关系,探索出数据的动态变化规律,准确检测仅有少量异常点的数据异常,高效检测实时数据异常。该方法能提高异常检测的效率与准确率。

**关键词** 储罐液位 时序数据 SPC 统计控制图 异常检测

**中图分类号** TP399 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.01.018

## STORAGE TANK LIQUID LEVEL ANOMALY DETECTION ALGORITHM BASED ON SPC

Wu Ting Wen Bilong Qi Qiuping

(School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, Heilongjiang, China)

**Abstract** The change of storage tank liquid level in oil field is closely related to the production status, transportation process and site management of oil wells. It is important for safety production management to detect abnormal changes of storage tank liquid level in real time. Using SPC-based VSIFT control chart and adaptive sampling interval statistical control chart to detect abnormal liquid level data can improve the efficiency of abnormal detection. The VSIFT control chart adjusted the sampling interval by setting the warning line, and the adaptive sampling interval statistical control chart dynamically sampled by calculating the probability of  $\beta$  risk. Experimental results show that compared with SPC statistic control chart with fixed sampling interval and traditional abnormal detection of time series data, this method can fully analyze the relationship between current state data and historical data, explore the dynamic change law of data, accurately detect abnormal data with only a few abnormal points, and detect abnormal data efficiently in real time. And it improves the efficiency and accuracy of anomaly detection.

**Keywords** Storage tank liquid level Time series data SPC Statistical control chart Anomaly detection

## 0 引 言

井场储罐液位的变化情况反映了油井的产油速度、工作制度等生产状况,拉油量、拉油时间等运输过程,在生产管理方面,用来监测是否存在油罐过满溢出、偷油、漏油、检测仪器故障、偶发事故等安全现象,

是拉油调度管理的重要依据,因此实时检测储罐液位及时找出异常液位对井场来说至关重要。储罐液位在正常的情况下是呈阶梯状平稳变化的,储罐液位异常检测,即在液位变化过程中检测不符合期望行为或出现非稳态不平衡液位数据的过程。目前,对于异常检测的要求越来越高,国内外众多学者也提出了许多基于统计<sup>[1]</sup>、聚类<sup>[2]</sup>、偏差<sup>[3-4]</sup>、距离<sup>[5]</sup>、密度<sup>[6]</sup>等一系

列异常检测方法,但是这些方法对于时序并且有逻辑和递推关系数据序列检测难度很大。近年来,控制图作为一种有效的统计质量控制方法在科学研究与工业生产中得到了广泛应用<sup>[7]</sup>。针对控制图具有设计简单、对小偏移敏感的特性,结合 2003 年张航等<sup>[8]</sup>提出了针对连续过程质量控制应用需要的 VSIFT 控制图,以及 2007 年何曙光等<sup>[9]</sup>针对  $t$  时刻样本均值提出了根据偏移量确定  $t$  时刻采样间隔的模型,本文引入了基于 SPC 的 VSIFT 控制图以及自适应采样间隔统计控制图进行储罐液位的一种异常检测算法。

SPC 作为质量改进的重要工具,在生产线质量控制<sup>[10]</sup>、质量管理<sup>[11]</sup>、在线诊断控制<sup>[12]</sup>等系统中有很多应用,主要是利用控制图等工具对生产过程进行实时监控,从而对生产过程的异常趋势提出预警,以便生产管理人员及时采取措施,消除异常,恢复过程的稳定,从而达到和提高控制质量的目的<sup>[13]</sup>。基于此,本文采用基于 SPC 的 VSIFT 控制图以及自适应采样间隔统计控制图的液位数据异常检测方法,解决了异常检测中对于小偏移不敏感的问题,提高了准确率与检测效率。

### 1 储罐液位状况

本文针对储罐液位数据进行异常检测,在液位数据的分析处理中,通常会出现一些异常波动,而这些波动在生产上通常会有一定的现实意义。目前油田上的数据体系太过繁杂,并未对这些异常的数据波动加以分类和标识,相应地,对于相关的数据误差和体系缺陷也并没有给出规范性约束。因此,本文根据液位的分布特征对数据进行异常检测处理,储罐液位的实际分布情况如图 1 所示。油井产油速度均匀变化反映液位呈现平稳的上升趋势,由于生产制度的调整,导致进液速度发生变化,从而影响曲线斜率改变,当液位达到一定高度时,工作调整开始拉油,液位快速下降。

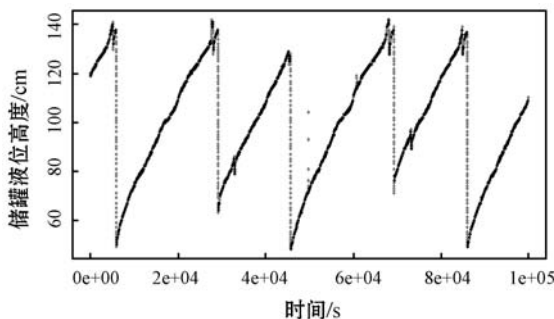


图 1 储罐液位分布

储罐液位变化情况主要分为以下几种:

(1) 生产制度调整导致进液速度变化,影响曲线

斜率发生变化的数据段,如图 2 所示。

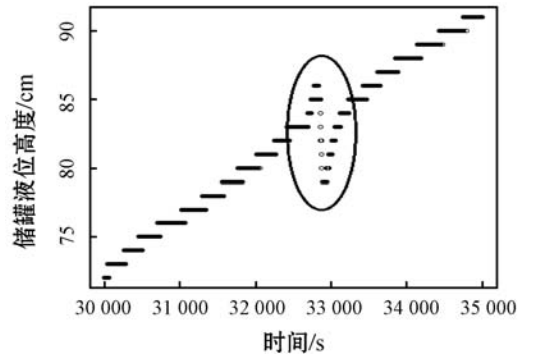


图 2 生产制度调整图

(2) 仪器故障或偶发事故时数据脱离稳态或出现大量无规律离散点的数据段,如图 3 所示。

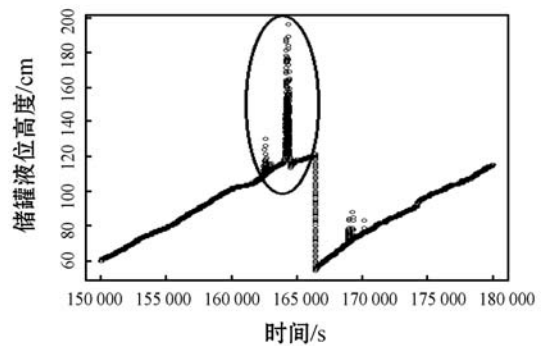


图 3 仪器故障图

(3) 非正常情况(如偷油、漏油等)发生时的中间短暂下降段,如图 4 所示。

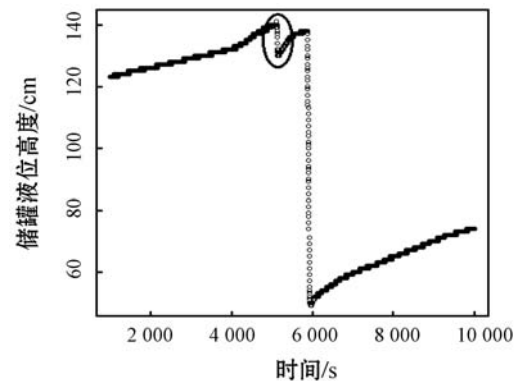


图 4 非正常情况图

(4) 正常拉油时的液位数据下降段,如图 5 所示。

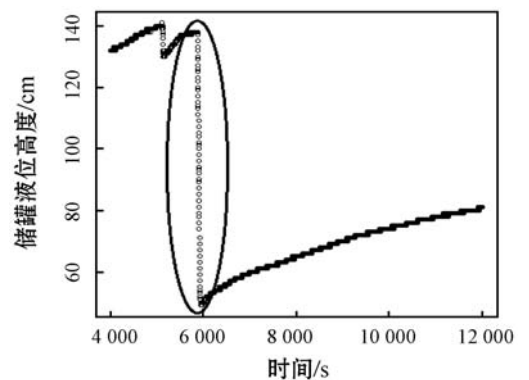


图 5 拉油图

## 2 统计控制过程

统计过程控制 SPC 是指通过绘制多种控制图来分析生产过程。通过适当的措施来达到并保持过程稳定,从而实现改进和保证产品质量的目的<sup>[14]</sup>。图中有过程均值线 CL(Central Line)、控制上限 UCL(Up Control Limit)和控制下限 LCL(Low Control Limit),并按时间顺序抽取的样本点序列描点<sup>[15]</sup>。当某一个结果超过了随机误差的上下限时,根据数理统计的分析原则,认为结果是异常的、不足信的。

SPC 统计控制图可以有效判断及检测检测质量的稳定性,本文主要使用的是 X-R(均值-极差)控制图,X 图用来观察过程均值的波动,用于位置的度量,R 图用来观察波动的散布,用于散布宽度的度量。

常规固定采样间隔统计控制图的构造过程为:

1) 收集数据并制定控制图。在一定的周期内收集一定数量的样本,采样间隔可以等距也可以动态选取( $\bar{X}_i$  为第  $i$  组采样数据的均值, $R_i$  为第  $i$  组采样数据的极差, $X_i$  为第  $i$  组采样数据)。

$$\bar{X}_i = (X_1 + X_2 + \dots + X_n) / n \quad (1)$$

$$R_i = X_{\max} - X_{\min} \quad (2)$$

2) 计算控制界限(当抽取的样本  $X$  值或  $R$  值超出上、下控制界限即断定为异常),计算平均极差和过程均值中心线( $R_{\text{avg}}$  为所有组采样数据的平均极差值, $X_{\text{avg}}$  为所有组采样数据的均值):

$$R_{\text{avg}} = (R_1 + R_2 + \dots + R_k) / k \quad (3)$$

$$X_{\text{avg}} = (\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \dots + \bar{X}_n) / n \quad (4)$$

3) 计算极差和均值控制上下限。

极差上限  $UCL_R$ , 下限  $LCL_R$ :

$$UCL_R = D_4 R_{\text{avg}} \quad (5)$$

$$LCL_R = D_3 R_{\text{avg}} \quad (6)$$

均值上限  $UCL_X$ , 下限  $LCL_X$ :

$$UCL_X = X_{\text{avg}} + A_2 R_{\text{avg}} \quad (7)$$

$$LCL_X = X_{\text{avg}} - A_2 R_{\text{avg}} \quad (8)$$

式中: $D_3$ 、 $D_4$ 、 $A_2$  为常数,与组容量相关,可参见控制图系数表。

数据差分后抽取出储罐液位数据中的平稳态确定出中心线以及控制上下限,控制上下限的确定可由实际情况制定,也可以根据正态曲线规定受控范围( $\mu - 3\sigma$ ,  $\mu + 3\sigma$ )来规避风险确定控制界限,越出控制界限的则断定为异常。

在异常检测中,检测精度与检测效率是最为重要

的两个检测性能指标。若采用逐点采样,检测精度虽高但是检测效率却极差;若采用等间隔采样,虽会提高检测速率,滤除掉数据中的部分噪声点,却存在遗漏异常数据点的风险。因此采样间隔的选取对于异常检测至关重要,但是固定采样间隔的大小选取却难以控制,难以用于时序数据。基于此,利用可变与自适应采样间隔异常检测方法,可根据时序特点动态调整采样间隔,减少漏判情况,提高检测精度和检测效率。

## 3 基于 SPC 的异常检测算法

### 3.1 可变采样间隔的统计控制图

由于连续过程的统计质量控制中,固定采样间隔大小选取很难具体确定易造成漏判,2003 年张航等<sup>[8]</sup>提出了固定时间域可变采样间隔的统计控制图。该方法在正常情况下对一些固定的、等间距的时间点进行采样,在过程出现异常趋势时,允许在这些固定的采样时间点之间增加一些额外的采样。当某次采样表明过程恢复正常运行之后,将采样时间点恢复到原来设定的固定采样时间点上。

Reynolds 曾在文献中对离散工业中均值为  $\mu$ , 方差为  $\sigma^2$  的正态分布变量  $X$ (均值  $x$ ) 的 VSIFT 统计控制图进行了讨论<sup>[16]</sup>。假设得到某段时间储罐液位数据的方差和均值的估计值  $\sigma^2$  和  $\mu$ , 对该数据进行了  $K$  次采样。根据统计理论,有如下的公式:  $\bar{x} = \sum_{i=1}^K X_i / K$ ,

那么,  $E(\bar{x}) = E\left(\frac{\sum_{i=1}^K X_i}{K}\right) = \sum_{i=1}^K \frac{E(X_i)}{K} = E(X)$ , 可见,

传统的可变采样间隔控制图用样本的平均值作为整段数据均值的估计值为无偏估计。同样,对于方差的估计,有如下的公式:

$$S^2 = \sum_{i=1}^K (X_i - \bar{x}) / (K - 1)$$

$$ES^2 = \frac{K}{K-1} \times \left\{ D(X) + [E(X)]^2 - \left[ \frac{D(X)}{K} - [E(X)]^2 \right] \right\} = D(X)$$

可见,用  $S^2$  来估计整段数据方差也是无偏估计,而且利用标准差对较小偏移量检测更为灵敏,在特定时刻  $t$  所获得的样本均值的真值为  $\mu$ , 方差的真值为  $\sigma^2$ , 根据小概率事件的实际不可能性原理,通常把区间 ( $\mu + 3\sigma$ ,  $\mu - 3\sigma$ ) 看作是随机变量  $X$  的实际可能取值区间,这一原理叫作“三倍标准差原理”(或“ $3\sigma$  法则”),根据这一法则设置控制限。为了便于管理,需

仔细观察过程的特性,确定出最大与最小的采样时间间隔,在固定时间点即以最大的采样间隔 $t, 2t, 3t, \dots$ 进行采样。在一切正常的情况下,采样过程以时间间隔 $t$ 采样。但当某时刻采样过程出现异常情况,则以最小的采样时间间隔增加额外的采样。例如,在本文模型中 $t=8$ ,即每过8分钟就会进行一次采样,但是如果某一次采样表明过程出现了较为明显的波动(不一定是异常),那么在这次采样进行了1分钟之后将会有一次额外的追加采样。

为确定出何时需要增加额外的采样,将控制图分为3个区域 $D_1, D_2$ 和 $D_3$ ,控制限增加预警上限和预警下限。预警上限和控制上限之间的区域为区域 $D_1$ ,预警上限与预警下限之间的区域为区域 $D_2$ ,预警下限和控制下限之间的区域为区域 $D_3$ ,当采样点出现在 $D_1$ 和 $D_3$ 中时,采取最小间隔采样,其中:

$$D_1 = [\mu_0 + d\hat{\sigma}, \mu_0 + p\hat{\sigma}] \quad (9)$$

$$D_2 = [\mu_0 - d\hat{\sigma}, \mu_0 + d\hat{\sigma}] \quad (10)$$

$$D_3 = [\mu_0 - p\hat{\sigma}, \mu_0 - d\hat{\sigma}] \quad 0 \leq d < p \quad (11)$$

式中: $\mu_0, \hat{\sigma}$ 为过程已在受控的状态下运行一段时间,并分别获得均值和方差的估计值。

在本文模型中,将控制上、下限设置为 $\pm 1$ ,将预警上、下限设置为 $\pm 0.5$ ,对于第 $K$ 次的采样,决策规则如下:

- (1) 如果 $X_k$ 超出了控制限,直接判定为异常情况;
- (2) 如果 $X_k \in D_1$ 或 $X_k \in D_2$ ,那么下一次采样的时间就是最小的采样时间;
- (3) 如果 $X_k \in D_3$ ,那么再经过长度为 $t$ 的时间进行第 $K+1$ 次采样。

### 3.2 自适应采样间隔的统计控制图

为降低采样间隔来减少由于漏判而带来的损失,可以从基本的X-R图的假设检验问题出发,当某一时刻样本数据的均值和极差处于控制图的不同控制限时,X-R控制图假设检验第二类错误( $\beta$ 风险),也可以理解为计算下一次的采样超出控制限的概率,分析 $t$ 时刻样本均值与过程均值( $\mu$ )偏移量和过程极差偏移量对 $\beta$ 风险的影响。 $\beta$ 风险表示生产方风险,在SPC中也称为漏发警报,根据偏移量确定 $t$ 时刻采样间隔。

模型变量及说明:

- (1) 容量为 $n$ 的样本均值 $X \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$ ,即不考虑样本容量对样本均值标准差的影响;
- (2)  $X_i$ 为第 $i$ 个样本的均值, $R_i$ 为样本极差,抽样时间为 $t_i$ ;

(3)  $\mu_i$ 为第 $i$ 次抽样时刻 $t_i$ 时的过程均值, $X_i$ 为其无偏估计, $\sigma_i^2$ 为 $t_i$ 时刻过程标准差, $R_i/d_2$ 为其无偏估计。

在基本的X-R控制图中,设第 $i$ 次的抽样时刻为 $t_i$ ,通过对逐点采样、等间隔采样或是固定时间域可变量间隔采样所得样本的均值和极差 $X_i$ 和 $R$ 的分析,确定该时刻的采样间隔 $Int_i$ ,从而得到第 $i+1$ 次的抽样时刻 $t_{i+1} = t_i + Int_i$ 。当 $t_i$ 时刻样本均值 $X_i$ 处于控制下限( $LCL_x$ )和控制上限( $UCL_x$ )之间时认为过程受控。若假设过程在 $t$ 时刻产生了漂移(产生漏判),以 $X_i$ 作为此时过程均值 $\mu_i$ 的无偏估计量,则偏移量 $\Delta\mu = \mu_i - \mu_0 = \delta_x \sigma$ ,在过程方差不变的条件下, $t$ 时刻之后的产品特性 $X$ 超出控制限的概率。

$$P_0 = P\{X > UCL_x \& X < LCL_x \mid \mu_1 = \mu_0 + \delta_x \sigma_0\} = 1 - \Phi\left[\frac{UCL_x - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_0}\right] + \Phi\left[\frac{LCL_x - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_0}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{\mu_0 + 3\sigma_0 - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_0}\right] + \Phi\left[\frac{\mu_0 - 3\sigma_0 - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_0}\right] = 1 - \Phi(3 - \delta_x) + \Phi(-3 - \delta_x) \quad (12)$$

同理,极差 $R \sim N(\bar{R}, \sigma_R^2)$ , $\Delta R = R_i - \bar{R} = \delta_R \sigma_R$ 为样本极差 $R_i$ 相对于 $R$ 的偏移,则考虑过程方差发生变动时, $t_i$ 时刻之后的产品特性 $X$ 超出控制限的概率:

$$P_R = P\left\{X > UCL_x \& X < LCL_x \mid \mu_1 = \mu_0 + \delta_x \sigma_0, \sigma_t = \frac{R_t}{d_2}\right\} = 1 - \Phi\left[\frac{UCL_x - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_t}\right] + \Phi\left[\frac{LCL_x - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_t}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{\mu_0 + 3\sigma_0 - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_t}\right] + \Phi\left[\frac{\mu_0 - 3\sigma_0 - (\mu_0 + \delta_x \sigma_0)}{\sigma_t}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{(3 - \delta_x) \frac{R}{d_2}}{\frac{R_t}{d_2}}\right] + \Phi\left[\frac{(-3 - \delta_x) \frac{R}{d_2}}{\frac{R_t}{d_2}}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{(3 - \delta_x) R}{R_t}\right] + \Phi\left[\frac{(-3 - \delta_x) R}{R_t}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{(3 - \delta_x) R}{R + \delta_R \sigma_R}\right] + \Phi\left[\frac{(-3 - \delta_x) R}{R + \delta_R \sigma_R}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{(3 - \delta_x) R}{R + \delta_R \frac{Rd_3}{d_2}}\right] + \Phi\left[\frac{(-3 - \delta_x) R}{R + \delta_R \frac{Rd_3}{d_2}}\right] = 1 - \Phi\left[\frac{(3 - \delta_x) d_2}{d_2 + \delta_R d_3}\right] + \Phi\left[\frac{(-3 - \delta_x) d_2}{d_2 + \delta_R d_3}\right] \quad (13)$$

式中: $d_2, d_3$ 是与样本容量有关的常量。当 $P_R \rightarrow 0$ 时,令 $Int_t = Int_{\max}$ ,当 $P_R = 0.5$ 时,令 $Int_t = Int_{\min}$ ,对任意 $P_0$ 或 $P_R$ , $Int_t$ 可以表示为:

$$Int_t = Int_{\max} + 2(Int_{\min} - Int_{\max})P_R \quad (14)$$

确定采样间隔不仅可以相对偏移量来确定,平均步长 ARL(Average Run Length)也可以实现对采样间隔的判定。由上述求得的  $P_R$  可计算出:

$$ARL = \frac{1}{P_R} \quad (15)$$

在偏移量  $-3 \leq \delta_X \leq 3$  和  $0 \leq \delta_R \leq 3$  的条件下,ARL 随  $\delta_X$  和  $\delta_R$  的增加而减小, $\delta_X = 0$  且  $\delta_R = 0$  时,ARL 取最大值,当  $\delta_X = \pm 3$  且  $\delta_R = 3$  时,ARL 取最小值,ARL 越大,超出控制线的概率就越小,采样间隔就可以增大。于是,令  $ARL = v \cdot Int_t$ ,则可得出  $t$  时刻采样间隔:

$$Int_t = ARL/v \quad (16)$$

在实际中可以采用以下方法确定采样间隔:

$$ARL = \begin{cases} Int_{min} & ARL/v < Int_{min} \\ Int_{max} & ARL/v > Int_{max} \\ \frac{ARL}{v} & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

此方法相较于前两种方法对油罐液位数据的采样动态性更强一些,既能提高采样速度,也能最大化地减少漏判的可能。

通过对三种过程控制图分析比较,得出结论如表 1 所示。

表 1 控制图分析

名称	特点	检测性能	适用场合
逐点采样	对所有数据进行采样分组,计算 $\bar{X}$ 、 $R$ 值	检测精度高,检测耗时久	数据量偏少,主要检测小量的异常
等间隔采样	采样时间不灵活,按照规定时间间隔采样	可滤除部分噪声点检测效率较高	样本数据量中异常数据长度较长
可变采样间隔	根据上一采样点的状态选择下一次采样时间点	综合检测效率高采样时间动态性好	数据量庞大时间域固定
自适应采样间隔	假设检验出现 $\beta$ 风险的概率,动态调节下一次采样时间	采样时间更灵活,可避免出现第二类错误	数据产生速率快,严格要求检测效率

### 3.3 实验结果

本文算法的开发环境为 R 环境,开发语言为 R 语言,R 语言可用于算法实现,将每类算法及算法函数进行打包调用,R 语言强大的绘图功能及函数库为大数据分析处理提供了良好的条件。

文中以检测某天的储罐液位数据为例,取同一油井、同一设备特定时间段内液位数据走势如图 6 所示。

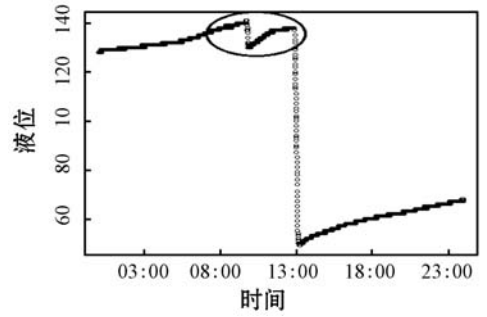


图 6 10月2号储罐液位图

在检测速率方面,若利用常规 SPC 图检测需采样 5 700 次,若是采用 VSIFT 控制图采样只需要 803 次,如图 7 所示,若是采用自适应采样间隔控制图采样只需要 682 次,如图 8 所示,大大提高了采样速率减少了检测时间。

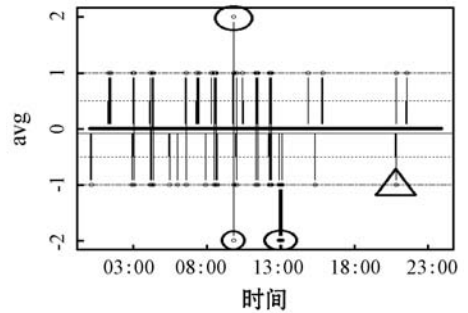


图 7 可变采样间隔统计控制图

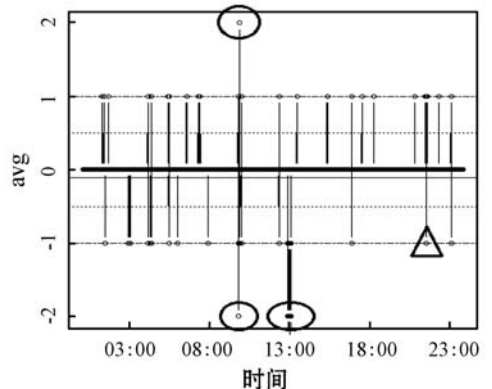


图 8 自适应采样间隔统计控制图

在检测精度方面,VSIFT 控制图中脱离安全区域的采样点所对应的区间即为异常数据段,从图中可以看出在 8:00 - 13:00 间采样频繁,即 8:00 - 13:00 可能存在异常情况。观察图 6 可证实这段时间确实存在异常情况,图 7 和图 8 中用圆圈标识的点即为图 6 中所标识出的异常部分,而图 7 和图 8 中用三角形标识的点即为液位变化过程中小量的异常数据,图 9 标识出了小量异常部分,因此可变和自适应采样间隔统计控制图的检测精度是很高的。综上所述,可变和自适应采样间隔统计控制图能够在保证检测精度的同时提高检测速率,提高液位异常检测的效率。

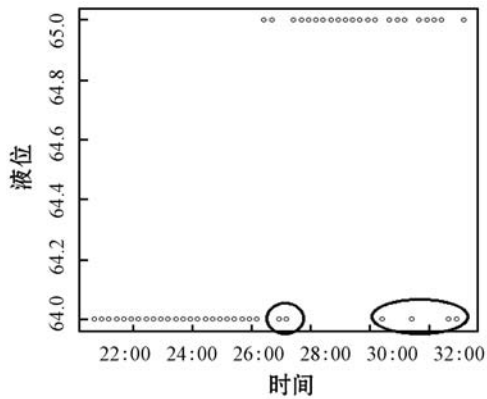


图9 少量异常液位数据变化情况

## 4 结 语

文中将 SPC 用到油罐液位数据的异常检测上,研究的内容为时序数据异常检测提供了一种新的思路。然而,油田上的数据体系较为繁杂,不同开采工程的数据却大多来自仪表、传感器,具有时序性的特点。为了减少异常点对时间序列分析结果的干扰,需要对异常点进行检测并处理。本文提出的采用 SPC 的 VSIFT 控制图和自适应采样间隔统计控制图可以对油田时序数据进行异常检测分析,可防止储油罐过满溢出、仪器故障、拉油车拉油时间不规范、偷油漏油等情况的发生。因此,在下一步的研究中,应更加充分的利用 SPC 在异常检测上的优势,解决油田上相关的时序数据如钻井、录井、试油、测井、物探、储量、圈闭、分析化验、科研等方面的研究。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Johnson T, Kwok I, Ng R. Fast computation of 2-dimensional depth contours [ C ] // Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. New York: ACM Press, 1998: 224 - 228.
- [ 2 ] He Z, Xu X, Deng S. Discovering cluster-based local outliers [ J ]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24 ( 9 ): 1641 - 1650.
- [ 3 ] Arning A, Agrawal R, Ragaran P. A linear method for deviation detection in large database [ C ] // Proceedings of the 2nd international conference on knowledge discovery in databases and data mining. Protland, Oregon: Morgan Kaufmann Publishers, 1996: 164 - 169.
- [ 4 ] Jagadish H V, Nick K, Muthukrishnan S. Mining deviants in atime series database [ C ] // Proceedings of 25th international conference on very large data bases. Edinburgh: Morgan Kaufmann Publishers, 1999: 7 - 10.
- [ 5 ] Knorr E M, Ng R T, Tucakov V. Distance-based outliers: algorithms and applications [ J ]. The VLDB Journal, 2000,

8(3):237 - 253.

- [ 6 ] Breunig M, Kriegel H P, Ng R, et al. LOF: identifying density-based local outliers [ C ] // Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD international conference on management of data. Dallas, Texas: ACM Press, 2000: 93 - 104.
- [ 7 ] 常志远,孙金生. 变采样间隔自适应 EWMA<sub>t</sub> 控制图统计设计 [ J ]. 计算机集成制造系统, 2015, 21 ( 11 ): 2937 - 2944.
- [ 8 ] 张航,阳宪惠. 固定时间域可变采样间隔的统计控制图 [ J ]. 数理统计与管理, 2003(1): 45 - 48.
- [ 9 ] 何曙光,齐二石,何桢. Xbar-R 控制图自适应采样间隔模型研究 [ J ]. 组合机床与自动化加工技术, 2007(5): 6 - 10.
- [ 10 ] 蔡纯之. SPC 控制图技术在生产线质量控制中的应用 [ J ]. 机械制造, 2003(7): 15 - 16.
- [ 11 ] 王丹,吴伟. SPC 统计过程控制在质量管理中的应用 [ J ]. 数字通信世界, 2017(6): 16 - 19.
- [ 12 ] 付晓先. SPC 统计过程在线诊断控制系统的实现与应用 [ J ]. 中国石油和化工标准与质量, 2017, 37 ( 10 ): 100 - 101.
- [ 13 ] 韩亚利. 质量统计过程控制技术 SPC 的应用及实现方法 [ J ]. 新技术新工艺, 2009(5): 34 - 37.
- [ 14 ] Floyd S, Jacobson V. Random early detection gateways for congestion avoidance [ J ]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 1993, 1(4): 397 - 413.
- [ 15 ] Ramakrishnan K, Floyd S. A proposal to add explicit congestion notification (ECN) to IP [ EB ]. RFC2481, 1999 - 01.
- [ 16 ] 杨志勇,朱跃龙,万定生. 基于知识粒度的时间序列异常检测研究 [ J ]. 计算机技术与发展, 2016, 26(7): 51 - 54.

## (上接第 70 页)

- [ 8 ] 杨威,庞永锋. 基于区间值直觉模糊不确定语言变量的灰色关联度分析方法 [ J ]. 运筹与管理, 2016, 25 ( 2 ): 128 - 132.
- [ 9 ] 沈珍瑜,杨志峰. 灰关联分析方法用于指标体系的筛选 [ J ]. 数学的实践与认识, 2002(5): 728 - 732.
- [ 10 ] Hochreiter S, Jürgen S. Long short-term memory [ J ]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735 - 1780.
- [ 11 ] 杨训政,柯余洋,梁肖,等. 基于 LSTM 的发电机组污染物排放预测研究 [ J ]. 电气自动化, 2016, 38 ( 5 ): 22 - 25.
- [ 12 ] Wollmer M, Zhang Z, Weninger F, et al. Feature enhancement by bidirectional LSTM networks for conversational speech recognition in highly non-stationary noise [ C ] // 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2013.
- [ 13 ] 程宇也. 基于人工神经网络的短期电力负荷预测研究 [ D ]. 杭州:浙江大学, 2017.
- [ 14 ] 王斌,田金文,彭复员. 小波去噪中对模板大值的处理 [ J ]. 华中理工大学学报, 1997(11): 62 - 64.
- [ 15 ] 尹宝才,王文通,王立春. 深度学习研究综述 [ J ]. 北京工业大学学报, 2015, 41(1): 48 - 59.