



文章编号:1671-251X(2015)09-0001-04

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2015.09.001

董丁稳,屈世甲,王红刚. 矿井瓦斯监测数据特征分析及预处理[J]. 工矿自动化,2015,41(9):1-4.

矿井瓦斯监测数据特征分析及预处理

董丁稳^{1,2}, 屈世甲³, 王红刚^{1,2}

(1. 西安科技大学 能源学院, 陕西 西安 710054;

2. 西安科技大学 教育部西部矿井开采及灾害防治重点实验室, 陕西 西安 710054;

3. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015)

摘要:针对矿井瓦斯监测数据包含异常数据、存在数据缺失及数据含噪等特征,提出了瓦斯监测数据预处理方法。首先利用移动平均线处理法或自回归模型处理法进行异常数据替代,然后采用三次指数平滑法补齐缺失数据,最后通过小波软阈值法进行数据消噪处理。实例分析表明,该方法可在不改变瓦斯监测数据统计特征的基础上,消除异常数据的干扰,保证监测数据的完整性,使监测数据表现特征平滑、波动性较小。

关键词:瓦斯监测; 监测数据; 特征分析; 预处理

中图分类号:TD712

文献标志码:A

网络出版时间:2015-08-29 15:34

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20150829.1534.001.html>

Characteristic analysis and preprocessing of mine gas monitoring data

DONG Dingwen^{1,2}, QU Shijia³, WANG Honggang^{1,2}

(1. School of Energy Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Key Laboratory of Western Mine Exploitation and Hazard Prevention of Ministry of Education, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

3. Tiandi(Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China)

Abstract: In view of characteristics of abnormal data, missing data and noisy data of mine gas monitoring data, a preprocessing method of gas monitoring data was proposed. Abnormal data is replaced by use of moving average line processing method or auto regressive model processing method, missing data is filled by employing cubic exponential smoothing method and data denoising is processed though wavelet soft threshold method. The case analysis shows that the method can eliminate interference of abnormal data, ensure integrity of monitoring data and smooth characteristic curve of monitoring data without changing statistical characteristics of gas monitoring data.

Key words: gas monitoring; monitoring data; characteristic analysis; preprocessing

0 引言

随着矿山自动化水平的不断提高,中国煤矿已普遍配备了安全监测监控系统^[1]。大量瓦斯监测数据的有效处理和充分利用能为现场的安全管理提供决策依据,也是提高现场瓦斯灾害风险预控水平的

重要途径^[2]。目前一些学者基于实时瓦斯监测数据处理,研究了瓦斯浓度预测^[3-5]和瓦斯浓度实时预警的方法^[6-8],为以监测数据深度分析为基础的瓦斯浓度预警应用研究提供了良好的思路。然而,来源于井下的实际瓦斯监测数据受各种因素影响而出现数据间断缺失、异常值等问题,目前大部分的瓦斯监测

收稿日期:2015-07-01;修回日期:2015-07-20;责任编辑:盛男。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51104116);西安科技大学博士启动基金资助项目(2012QDJ030)。

作者简介:董丁稳(1983—),男,甘肃庄浪人,讲师,博士,主要研究方向为矿井通风及瓦斯灾害防治,E-mail:289425071@qq.com。

数据处理应用研究缺乏对监测数据本身复杂性的考虑,在其分析模型的应用验证中仅选用了时间跨度较短、间隔均匀的监测数据,并未考虑现场长期应用过程中,对大量不规整数据处理时分析模型的合理性无法保证与计算精度下降的问题。因此,本文通过分析瓦斯监测数据的特征,提出了瓦斯监测数据预处理方法,为实现准确、可靠的瓦斯监测数据分析与应用奠定了基础。

1 瓦斯监测数据特征分析

在矿井瓦斯监测数据的采集、传输与处理过程中,受井下特殊、复杂生产环境与监测系统本身的局限性影响,实际从监控主机获取的瓦斯监测数据往往包含异常数据、存在数据缺失及噪声干扰,表现出复杂、非线性的特性。

1.1 数据异常

异常数据的产生源于 2 个方面:一方面,正常生产条件下由于井下存在各种干扰源,如传输线路接触不良或井下机电设备启停产生的电磁干扰有可能产生虚假信号或淹没传感器信号,使得传感器信号传输过程受到干扰,产生异常数据;另一方面,矿井生产过程中某一区域发生灾变时,瓦斯积聚产生极大值也是产生异常数据的原因。

若异常数据源于环境干扰或系统故障,如连续出现监测数据为零的情况,将影响监测数据的真实性和准确性。这类异常数据会明显偏离连续一段时间监测数据的总体统计分布,影响分析模型的合理性与计算精度,应预先将其剔除或替代。若异常数据源于灾变条件下的瓦斯异常涌出,则分 2 种情况处理:在高浓度瓦斯监测数据较多的情况下,由于其反映了客观的瓦斯浓度异常,不能做简单的剔除或替代处理;在高浓度瓦斯监测数据较少的情况下,可认为是受偶然因素影响而产生小概率的高浓度瓦斯监测数据,在做应用分析时可预先规范化处理。

1.2 数据缺失

瓦斯监测数据采集过程中,受井下环境变化、供电中断、设备反复启停、主机与分站故障、传感器故障、网络传输故障、传感器维护不当、通信线路维护不当等因素的影响,会出现数据缺失,导致实际采集的瓦斯监测数据没有按照监测监控系统设定的巡检周期形成时间间隔均匀的时间序列,且这种数据缺失大量存在。

数据缺失影响监测数据的完整性,长时段监测数据缺失将导致无法建立监测数据分析模型或影响分析模型的合理性,降低计算精度。因此,在瓦斯监

测数据分析与应用过程中,必须对缺失数据按照监测时间长度进行预先规范化处理以尽可能恢复其完整性,从而形成时间间隔均匀的时间序列。

1.3 数据含噪

瓦斯监测数据中噪声信号的存在主要是由数据采集、传输、存储及处理过程中各种因素共同作用所致。在数据采集过程中,由于煤矿井下环境的复杂性,传感器受有毒有害气体、煤尘、水蒸气、高温等环境因素影响,其监测精度下降,使得监测数据中包含噪声信号;在数据传输过程中,通信线路受设备启停、高压脉冲等电磁干扰影响,使得传输过程中混入噪声信号;在数据存储和处理过程中,存储介质故障和系统组件错误等也会引起噪声信号的介入。

监测数据中包含噪声信号直接影响监测数据的准确性,使得监测数据表现出分散性。监测数据分析与应用过程中,噪声信号的介入直接影响分析模型的精度,因此,需要通过消噪处理尽可能恢复监测数据的真实性,消除监测数据分散性特征。

1.4 复杂、非线性特性

矿井瓦斯监测数据除了受监测监控系统本身局限性与数据传输过程的影响外,在矿井生产条件下,煤层和围岩的瓦斯含量、地面大气压变化等自然因素,以及开采规模、开采顺序、回采方法、生产工艺、风量变化、采空区密闭质量等生产技术因素都会引起其变化。与井巷风流中瓦斯监测数据关联程度较强的通风因素包括通风网络结构的变化、巷道风阻的变化、通风系统动力的变化等。因而实际从监控主机获取的瓦斯监测数据形成了特征复杂的时间序列,呈高度复杂、非线性特性。

2 瓦斯监测数据预处理

2.1 异常数据处理

依据瓦斯监测数据特征分析,采用 2 种不同的异常数据处理方法进行异常数据替代。首先通过计算异常数据的数目与时间跨度来确定异常数据出现频率。如果异常数据出现频率较低,则采用移动平均线处理法得到移动平均数来替代异常数据;如果异常数据出现频率较高,通过建立自回归(Auto Regressive, AR)模型,用 AR 模型预测值替代异常数据。

2.1.1 移动平均线处理法

对于由 t 时刻的瓦斯监测数据 x_t 形成的瓦斯浓度时间序列 $\{x_t, t=1, 2, \dots, N\}$ (N 为序列长度),若在 $t=a$ 时出现监测数据为零或小概率的高浓度瓦斯监测数据,则按照式(1)计算移动平均数 $\bar{x}_a$ 作

为异常数据替代值。

$$x_a = \frac{\sum_{t=a-N_x}^{a-1} x_t}{N_x} \quad (1)$$

式中: N_x 为异常数据之前的监测数据数目。

2.1.2 AR 模型处理法

若在 $t=a$ 之后有多个监测数据为零且时间跨度较大,以 $t=a$ 之前一定时间段的监测数据建立 AR 模型,用 AR 模型预测值来替代异常数据。若存在多个连续高浓度瓦斯监测数据,则可能是由于灾变所致,所以不做处理。AR 模型处理法的计算步骤如下。

(1) 建模样本确定。从异常数据之前的监测数据中选取建模样本,确定样本长度时,样本中应尽可能包含实际监测数据,避免包含替代值,从而减少误差传递。

(2) 零均值化处理。根据式(2)得到零均值化处理后的瓦斯监测数据:

$$x'_t = x_t - \mu_x \quad (2)$$

式中: μ_x 为瓦斯浓度时间序列 $\{x_t, t=1, 2, \dots, N\}$ 的均值。

为减小舍入误差,进行标准化处理得到 x''_t :

$$x''_t = (x'_t - \mu_x) / \sigma_x \quad (3)$$

式中: σ_x 为瓦斯浓度时间序列 $\{x_t, t=1, 2, \dots, N\}$ 的方差。

(3) 模型参数估计及定阶。采用 Burg 法^[9]估计模型参数,采用赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 确定模型阶数,准则函数为

$$AIC(p) = -2 \ln L + 2p \quad (4)$$

式中: p 为模型阶数; L 为似然函数, $L =$

$$\prod_{i=1}^{N_x} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_x^2}(x_i - \mu_x)^2\right]。$$

(4) 异常数据替代。按照异常数据数目 N_f , 进行 N_f 次预测,将预测值进行还原处理后替代异常数据。

2.2 数据缺失处理

由瓦斯监测数据形成的瓦斯浓度时间序列中,按照巡检周期可能存在多个时间点或时间段的数据缺失,并且缺失序列为高次、非线性序列,需要采用高次平滑法补齐缺失数据。本文采用三次指数平滑法,将瓦斯浓度时间序列经线性平滑后再进行二次多项式平滑^[10]。具体地,对于数据缺失序列,通过确定序列长度,插入数据点数与平滑步数 m ,以缺失数据之前的瓦斯监测数据为基础数据,按照式(5)和

式(6)进行平滑处理。

$$\begin{cases} S'_t = \alpha x_t + (1-\alpha)S'_{t-1} \\ S''_t = \alpha S'_t + (1-\alpha)S''_{t-1} \\ S'''_t = \alpha S''_t + (1-\alpha)S'''_{t-1} \end{cases} \quad (5)$$

$$\hat{x}_{t+m} = a_t + b_t m + c_t m^2 / 2 \quad (6)$$

式中: S'_t 为一次指数平滑值; S''_t 为二次指数平滑值; S'''_t 为三次指数平滑值; α 为权数,为保证序列平均趋势,取 $\alpha=0.5$; $\hat{x}_{t+m}$ 为 m 步平滑值; $a_t = 3S'_t - 3S''_t + S'''_t$; $b_t = \frac{\alpha}{2(1-\alpha)^2} [(6-5\alpha)S'_t - (10-8\alpha)S''_t + (4-3\alpha)S'''_t]$; $c_t = \frac{\alpha^2}{(1-\alpha)^2} (S'_t - 2S''_t + S'''_t)$ 。

2.3 数据消噪处理

采用小波软阈值法对瓦斯浓度时间序列进行消噪处理,处理步骤如下。

(1) 瓦斯浓度时间序列小波分解。由于异常数据处理和缺失数据补齐处理后的瓦斯浓度时间序列波动特征较明显,但极大值的分布密度很小,所以采用光滑性较好的 sym4 小波基^[11]进行小波分解。小波分解过程中,分解层数越高,去掉的低频成分越多,在消噪效果明显的同时失真度大,因此,分解层数不宜过高,本文采用 3 层分解进行处理。

(2) 小波分解系数的阈值处理。在阈值确定方法中,通用阈值法、无偏风险估计准则、混合准则及最小最大法比较常用^[12]。由于瓦斯浓度时间序列波动性较强,存在有效信号与噪声信号的重叠,并且随生产交替,瓦斯监测数据在不同时段的规律性差异较大,所以采用具有自适应特性的无偏风险估计准则进行阈值自适应确定,通过构造风险值函数得出最小风险值来确定阈值,以保留较多的有效信号。具体地,对分解得到的小波系数的平方值 $w(k)$ 从小到大排序后形成向量 $\mathbf{W} = \{w(k), k=1, 2, \dots, N_s\}$ (N_s 为小波系数的个数),对其中每个元素定义其风险值:

$$r(k) = [N_s - 2k - (N_s - k)w(k) + \sum_{i=1}^k w(i)] / N_s \quad (7)$$

则阈值 $\lambda = \sigma \sqrt{w(k_{\min})}$, 其中, σ 为随机噪声的标准差, $k_{\min}$ 为 $r(k)$ 取最小值时对应的序号。

(3) 瓦斯浓度时间序列重构。通过小波逆变换将经阈值处理过的小波系数和尺度系数重构,得到消噪后的瓦斯浓度时间序列。

3 实例分析

采集宁夏某矿 2336 回采工作面瓦斯监测点的

监测数据,起止时间为 2011-03-22T00:00—2011-04-23T22:59,得到 28 947 个监测数据,构成原始瓦斯浓度时间序列,如图 1 所示。监测数据最大时间间隔为 43 852 s,平均时间间隔为 98.37 s;瓦斯体积分数的最大值为 0.345%,最小值为 0,平均值为 0.172%。该时段瓦斯监测数据表现出缺失现象,并且存在多个监测数据为零。

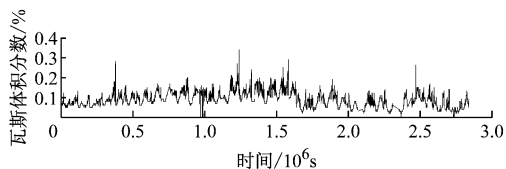


图1 原始瓦斯浓度时间序列

采用式(1)一式(4)对原始瓦斯浓度时间序列异常数据进行处理,采用式(5)一式(6)进行缺失数据补齐处理。由于不同矿井的安全监测监控系统数据传输周期从十几秒到几十秒不定,为了保证瓦斯监测数据预处理方法的适用性,每分钟取 1 点进行重采样。经过异常数据替代与缺失数据补齐并进行重采样后的瓦斯浓度时间序列如图 2 所示,形成了时间间隔均匀的瓦斯浓度时间序列,保证了时间序列的完整性,同时,处理后的瓦斯体积分数平均值为 0.168%,保持了原始瓦斯浓度时间序列的平均趋势。

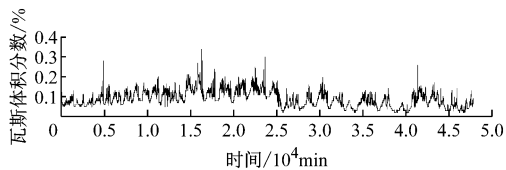


图2 异常数据替代、缺失数据补齐后经重采样的瓦斯浓度时间序列

采用小波软阈值法对图 2 中的监测数据进行消噪处理,得到瓦斯浓度时间序列,如图 3 所示。可看出瓦斯浓度时间序列特征曲线变得光滑,变化幅值与波动较小,时频特征较明显。同时,对原始瓦斯浓度时间序列中尖峰和突变的部分进行了压缩平滑处理,在保留瓦斯浓度时间序列低频部分有用信息的前提下,不损失高频分量。消噪处理结果逼近实际值,确保了监测数据的准确性。

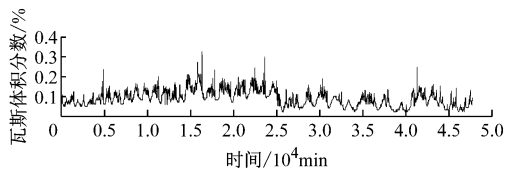


图3 消噪处理后的瓦斯浓度时间序列

4 结语

通过分析影响矿井瓦斯监测数据的诸多因素,得

出矿井瓦斯监测数据包含异常数据、存在数据缺失及噪声干扰,瓦斯监测数据形成的时间序列具有高度复杂、非线性特征。基于此,提出了相应的异常数据替代、缺失数据补齐与数据消噪的预处理方法。应用结果表明,通过异常数据替代处理与缺失数据补齐处理,消除了异常数据的干扰,保证了监测数据的完整性和平均趋势;通过瓦斯监测数据消噪处理,使得原始监测数据序列呈现尖峰、大幅度变化的特征变得平滑、波动幅度较小,易于提取其时频特征。

参考文献:

- [1] 董丁稳. 基于安全监控系统实测数据的瓦斯浓度预测预警研究[D]. 西安:西安科技大学,2012:2-3.
- [2] 董丁稳,屈世甲,王红刚. 基于监测数据关联分析的瓦斯浓度预警方法[J]. 工矿自动化,2015,41(6):1-5.
- [3] GAO L, YU H Z. Prediction of gas emission based on information fusion and chaotic time series[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2006, 16(1):94-96.
- [4] ZHAO X H, WANG G, ZHAO K K, *et al.* On-line least squares support vector machine algorithm in gas prediction[J]. Mining Science and Technology, 2009, 19(2):194-198.
- [5] SHAO L S, FU G X. Disaster prediction of coal mine gas based on data mining[J]. Journal of Coal Science and Engineering, 2008, 14(3):458-463.
- [6] QIAN J S, YIN H S, LIU X R, *et al.* Data processing model of coalmine gas early-warning system[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2007, 17(1):20-24.
- [7] CAO S G, LIU Y B, WANG Y P. A forecasting and forewarning model for methane hazard in working face of coal mine based on LS-SVM[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2008, 18(2):172-176.
- [8] LIN J P. Pre-alarm system of coal mine based on ICA and Kalman filter[C]//The 6th International Conference on Natural Computation, Yantai, 2010:495-497.
- [9] 王沁. 时间序列分析及其应用[M]. 成都:西南交通大学出版社,2008.
- [10] 李颖. 时间序列指数平滑算法的改进研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2009.
- [11] PERCIVAL D B, WALDEN A T. Wavelet methods for time series analysis [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.
- [12] 文莉,刘正士,葛运建. 小波去噪的几种方法[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版,2002,25(2):167-172.