

文章编号: 1673-3363-(2013)06-0946-07

基于 LMD-SVM 的采煤工作面瓦斯涌出量预测

樊保龙, 白春华, 李建平

(北京理工大学爆炸科学与技术国家重点实验室, 北京 100081)

摘要 提出利用 LMD(Local Mean Decomposition)方法获取生产函数分量(PF 分量)进行 SVM(Support Vector Machine)建模, 用此方法对采煤工作面瓦斯涌出量进行预测。通过 LMD 对瓦斯涌出量的历史数据进行分解得到其 PF 分量, 然后, 对应于每个 PF 分量各利用 SVM 函数拟合方法进行外推预测, 再把不同 PF 分量的预测结果进行叠加重构合成, 进而获得瓦斯涌出量预测的理论结果值。通过对某煤矿监测历史数据进行实例分析, 可见此方法预测效果比常规 SVM 方法预测精度高, LMD 的引入可大幅度提高瓦斯涌出量的预测精度, 表明此方法建立的采煤工作面瓦斯涌出量预测模型具有较好的合理性和可靠性。PF 分量的获取和 SVM 方法小样本预测的结合, 能够充分发掘数据本身所蕴含的物理机制和物理规律, 这也十分符合利用数据自身驱动来获取其影响因素相互间的物理机制, 从而为瓦斯涌出量预测精度的提高奠定较好基础。

关键词 瓦斯涌出量; 预测; SVM-LMD; 采煤工作面

中图分类号 TD 713

文献标志码 A

Forecasting model of coalface gas emission based on LMD-SVM method

FAN Bao-long, BAI Chun-hua, LI Jian-ping

(State key laboratory of explosive science and technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract In this paper, the method that using LMD (Local Mean Decomposition) to obtain production function components for SVM (Support Vector Machine) modeling was proposed, which was applied to forecast the gas emission volume in coalface. First, the historical data of gas emission volume were resolved by LMD to get the production function components, i.e. PF components. Then, extrapolation forecasting of each PF component was carried out by using SVM function fitting method, respectively. In addition, the forecasting results were reconstructed, and the forecasted theoretical values of gas emission volume were finally obtained. From the case study in one mine, the forecasting accuracy of the method proposed in this paper is higher than conventional SVM methods, and the established forecasting model of coalface gas emission based on this method has better rationality and reliability. Therefore, with the acquisition of production function components and small sample forecasting by SVM, the physical mechanisms and laws in data can be fully exploited, which accords well with the physical mechanism that using data themselves to get their interaction. This method provides a basis for improving the forecasting accuracy of gas emission volume.

Key words gas emission volume; forecasting; SVM-LMD; coalface

收稿日期: 2012-10-22

作者简介: 樊保龙 (1980-), 男, 山西省万荣市人, 博士, 从事煤矿井下瓦斯灾害方面的研究。

E-mail: fanbaolong6717@163.com

Tel: 13811856592

瓦斯灾害作为影响煤矿安全生产的主要因素,一直是矿业领域研究的重点^[1]。相对而言,我国煤矿的瓦斯灾害则尤为严重,由瓦斯引起的安全事故占煤矿生产总事故的 80%以上^[2]。基于瓦斯体积分数变化的监测进行其后期瓦斯变化预测,不仅能够很好地挖掘监控技术的潜在能力,还能提前获取相关事故发生的前兆,从而为减少事故产生的损失发挥重要的作用。其作用效果基本取决于预测结果与实际情况的吻合程度。故若能对综采工作面瓦斯涌出量进行准确预测,对矿井安全生产具有重要意义。

近年来,人工智能方法被普遍应用到瓦斯体积分数预测中,如文献[2]说明了瓦斯体积分数序列是混沌时间序列,文献[4-5]采用灰色理论建立了瓦斯体积分数预测模型。大量实证研究表明^[6-9],上述方法在实践中都得到了不同程度的推广和应用,但都有一定的局限性,因不能包含瓦斯涌出量的动态变化这一特性,其预测过程都是静态的。

瓦斯涌出量与煤层深度、煤层厚度、煤层瓦斯含量、煤层间距、日进度和日产量等多种因素密切相关,而各个因素之间又存在高度的非线性关系。采用传统的方法根本无法准确地对瓦斯涌出量进行预测。即便是人工智能方法也只能在某种程度上对瓦斯涌出量与其影响因素进行非线性关联,尽管预测精度得到了较大提高,但一般的煤矿仅提供瓦斯涌出量的历史数据,无法给出诸如煤层深度、煤层厚度等相关因素的历史数据,使得预测精度和可靠性不能使人信服^[3]。鉴于此,有些学者对于通过瓦斯时间序列进行预测并建立模型^[9]。从表面上看,这种方法有以下 2 个突出缺陷: 1) 过度依赖监测的历史数据,无法与其影响因素进行关联; 2) 新建矿井没有相关的历史数据,对矿井设计没有任何实际价值。实际上,相关历史数据本身已经蕴含了与物理过程相关机制相关的主要信息,如果能够利用相关方法提取这些有用信息,此问题便迎刃而解。此外,通过这些方法获得的信息也利于建立理论预测模型与钻探资料之间的联系,这样便可以为第 2 个问题提供良好的解决方案。最终,问题的关键就归结到如何从历史数据中挖掘其与物理机制之间的联系。

显然,有限的观测数据本身并不能完整地重现问题的全部特征,不过这些观测数据可以作为一类信号,可以对这类信号进行处理,从而获得大量有益信息。Jonathan S. Smith^[10]提出的局部均值分解方法(Local Mean Decomposition, LMD)为解决这一问

题提供了很好的途径。LMD 具有高度自适应性,可对任一复杂的非平稳信号进行分解,得到多个并且具有物理意义的生产函数(Production function, PF)分量,再将所获得的 PF 分量的瞬时频率和瞬时幅值进行组合,即可获取原始信号的完整信息分布情况。由此,如果控制瓦斯释放量的影响因素及其影响规律基本保持不变,则通过 LMD 分解获得的 PF 分量就很可能较好地刻画了其中一个或多个影响因素交互作用控制瓦斯释放量的时间演变规律,从而为解决监测数据内在规律的相关信息提取奠定一个良好的基础。

鉴于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)法^[7]在处理预测问题所表现出的诸多优点^[3],本文提出了通过 LMD 方法进行分解获得 PF 分量,而后建立基于此的 SVM 模型,从而实现采煤工作面瓦斯涌出量预测的新的技术方法。利用绝对瓦斯涌出量的历史记录数据,通过 LMD 分解得到其 PF 分量,而后,对应于每个 PF 分量分别利用 SVM 函数拟合方法进行外推预测,再把不同 PF 分量的预测结果进行叠加重构合成,获得瓦斯涌出量的理论预测结果。监测结果的实例分析表明,与常规 SVM 方法相比, LMD 方法的引入使得预测精度得到很大幅度的提高,预测结果与监测数据吻合程度极高。

1 LMD 算法介绍

局部均值分解的基本计算过程如图 1 所示。

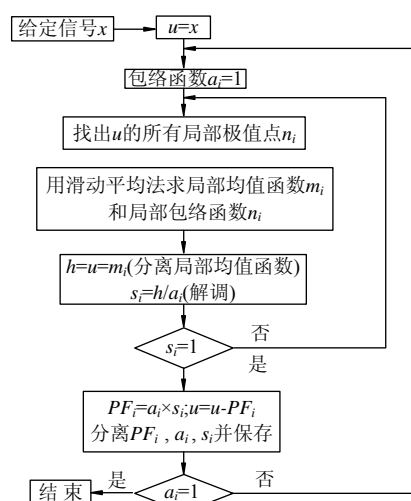


图1 LMD 分解示意图

Fig.1 Schematic diagram of LMD

由图 1 可见该算法是多重循环的过程。利用 LMD 方法,通过图 1 所示的多重循环就可从原始信号中提取出纯调频信号和包络信号;再将这 2 类

信号相乘就可以获得一个 PF 分量, 然后, 通过逐步循环, 便可获取所有的 PF 分量, 进而求出瞬时频率和瞬时幅值, 瞬时频率可由纯调频信号求得。瞬时幅值代表了 PF 分量的幅值调制信息, 瞬时频率代表了 PF 分量的频率的调制信息。最终得到该原始信号的完整时频分布情况或时频分布图。在图 1 中: x 为给定信号; h, u 为中间变量; a_i 为包络函数; PF_i 为生产函数分量; s_i 为纯调频函数; n_i 为局部极值点; m_i 为局部均值函数^[11-16]。

这里, n 为实施分解的次数, 它是由监测信号特征所决定的 PF 分量的个数, 即生产函数分量^[11]。

由于瓦斯涌出量的时间曲线不是十分复杂, 因而在求取上、下包络线时, 采用了 3 次样条插值法。此外, 分解计算中, 应用了数据的镜像延拓来消除端部效应^[7,12]。

对于给定的任意信号 $x(t)$, 其分解过程归纳如下:

1) 首先获取给定原始信号的所有局部极值点, 找到每个相邻局部极值点的平均值:

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, I$; I 为给定信号的局部极值点的个数。再将这些平均值点用直线连接起来, 利用滑动平均法进行处理, 就可得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。其中: $m_{11}(t)$ 中第 1 个下标是所求包络函数, 第 2 个下标是指第 1 次迭代, 其余均同理表示。

2) 局部包络函数的求法。

如第 i 部分局部包络函数值是其 2 个相邻极值点差值的一半, 如下所示:

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

再将这 2 个相邻的包络函数值 a_i 通过滑动平均法处理连接起来得到 $a_{11}(t)$ 。同理可知, $a_{11}(t)$ 第 1 个下标是所求包络函数, 第 2 个下标是指第 1 次迭代, 其余均同理表示。

3) 把原始信号 $x(t)$ 的局部均值函数 $m_{11}(t)$ 从 $x(t)$ 中分离, 便可获得 $h_{11}(t)$, 如下表示:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

4) 再利用 $h_{11}(t)$ 除以包络估计函数 $a_{11}(t)$, 从而对 $h_{11}(t)$ 进行解调, 于是便有 $s_{11}(t)$:

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

对 $s_{11}(t)$ 重复上述步骤, 便可获得 $s_{11}(t)$ 的包络估计函数 $a_{12}(t)$ 。若局部包络函数 $a_{12}(t)$ 不等于 2,

则说明 $s_{11}(t)$ 不是纯调频信号, 需要重复上述步骤进行重复迭代 p , 直到最后获取的 $s_{1p}(t)$ 为纯调频信号, 也就是 $a_{1(p+1)}(t)$ 等于 1, 于是有:

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1p}(t) = s_{1(p-1)}(t) - m_{1p}(t) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \vdots \\ s_{1p}(t) = \frac{h_{1p}(t)}{a_{1p}(t)} \end{cases} \quad (6)$$

终止迭代的条件是:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1p}(t) = 1 \quad (7)$$

但实际应用中, 为了减少循环中迭代次数, 减少计算时间, 可以用下式作为迭代的终止条件。

$$a_{1p} \approx 1 \quad (8)$$

把所得到的包络函数相乘就可以得到其包络信号为:

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t) \cdots a_{1p}(t) = \prod_{q=1}^p a_{1q}(t) \quad (9)$$

包络信号 $a_1(t)$ 代表的就是其瞬时幅值。

其瞬时频率 $f_1(t)$ 可以通过纯调频信号 $s_{1p}(t)$ 获得, 也即:

$$f_1(t) = \frac{d\{\arccos[s_{1p}(t)]\}}{2\pi dt} \quad (10)$$

5) PF 分量的获取。

原始信号的第 1 个 PF 分量可由包络信号 $a_1(t)$ 和纯调频信号 $s_{1p}(t)$ 相乘得到, 如下式:

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1p}(t) \quad (11)$$

从原始信号 $x(t)$ 中将第 1 个 PF 分量分离, 可得到 1 个新信号 $u_1(t)$, 将此新信号作为原始信号重复上述循环和步骤, 直到终止条件 $u_k(t)$ 为常数或单调函数为止。若 $u_k(t)$ 能量很小时, 迭代也可终止。

最终, 原始信号 $x(t)$ 可以被分解为多个 PF 分量和常数或一单调函数, 可用下式表示:

$$x(t) = \sum_{r=1}^k PF_r + u_k(t) \quad (12)$$

这里, n 为实施分解的次数, 它是由监测信号特征所决定的 IMF 分量的个数, 即生产函数分量总数, $m_n(t)$ 是分解后所剩余的残差。

由于瓦斯涌出量的时间曲线不是十分复杂, 因而在求取上、下包络线时, 采用了 3 次样条插值法。此外, 分解计算中, 应用了数据的镜像延拓来消除端部效应。

2 SVM 函数拟合预测建模

根据 SVM 函数拟合方法^[7], 对于给定时间序列样本数据, 即已知的监测数据 $\{(t_1, y_1), (t_2, y_2), \dots, (t_N, y_N)\}$, 可以给出拟合函数

$$y = f(t) = \{w, \phi(t)\} + b \quad (13)$$

这里, $\{\}$ 表示内积运算, w 描述了函数 $f(t)$ 的复杂度, b 为常数。其中的待定参数可以通过如下总代价泛函的极值条件予以确定。

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \{w, w\} + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^N (\xi_i)^2 + \sum_{i=1}^N \alpha_i [\{w, \phi(t_i)\} + b + \xi_i - y_i] \quad (14)$$

式中: C 为惩罚因子, 实际计算中的取值为 10; ξ_i 为松弛变量; α_i 为 Lagrange 乘子。

拟合函数关系式(13)最终可以表示为

$$f(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(t, t_i) + b \quad (15)$$

式中: $K(t, t_i)$ 为满足 Mercer 条件的支持向量机核函数, 这里所选用的径向基核函数为

$$K(t, t_i) = \exp[0.5(t - t_i)^2 / \sigma^2] \quad (16)$$

式中 σ 为样本数据的均值偏差。

由于 t_i 是已知的, 一旦给定时间序列样本数据, 通过式(14)的极值条件求解得到 α_i 和 b 的取值, 可以完全确定式(15)所给出的拟合函数。利用这个拟合函数, 直接进行外推, 计算得到 t_{N+1} 点处的函数值, 即第 1 个预测值, 再将式(15)中的 t_i 代换为 t_i+1 , 加入预测值重新确定参数 σ 的值, 进行外推, 计算得到位于 t_{N+2} 点处的第 2 个预测值, 以此类推, 可以得到全部待预测结果。当采用等时距离预测计算形式, 且采用式(16)所给出的核函数时, 实际被调整的参数只有 σ 。

对于生产函数分量 SVM 建模而言, 唯一的差异仅在于用作函数拟合的样本数据不是直接采用监测值。需说明的是, 一般情况下分解的剩余残差 $m_n(t)$ 比较小, 对预测结果不存在实质性影响, 因此不再对剩余残差建立预测模型, 而直接把它略去。

模型的预测精度采用平均相对误差(MRE)进行评价, 其计算关系为

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(y_i - \hat{y}_i) / y_i| \times 100\% \quad (17)$$

式中: y_i 为监测值; \hat{y}_i 为预测值。

3 应用实例及其相关问题分析

针对某煤矿采煤工作面连续 160 d 所采集到的瓦斯涌出量进行分析, 并总结其蕴含的物理机制。选取前 140 个数据作为理论建模样本数据(如图 2), 余下的 20 个数据作为测试样本数据。

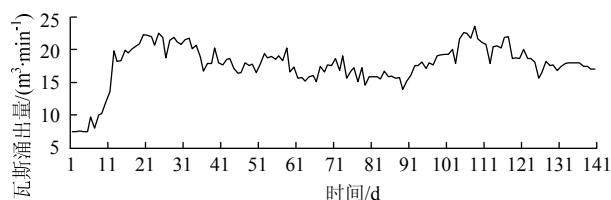


图2 某矿采煤工作面 140 d 的瓦斯涌出量监测结果
Fig.2 Measured results of gas emission from the coalface in a coal mine for 140 days

对这 140 个样本数据进行 LMD 分解得到了 6 个 PF 分量(得到的 PF 分量的个数是由数据自身所具有的特点决定的), 分解结果如图 3, 因此, 相关矿井采煤工作面瓦斯涌出量随时间变化共包含了 6 个生产函数。对这 6 个生产函数分别通过 SVM 进行预测, 从而获得第 141 天至第 160 天的预测结果, 如图 4~9。在这些图中, 还与监测数据分解后预测结果和实际监测数据所对应 LMD 分解的分量进行对比。各生产函数(PF 分量)的预测误差如表 1 所示。

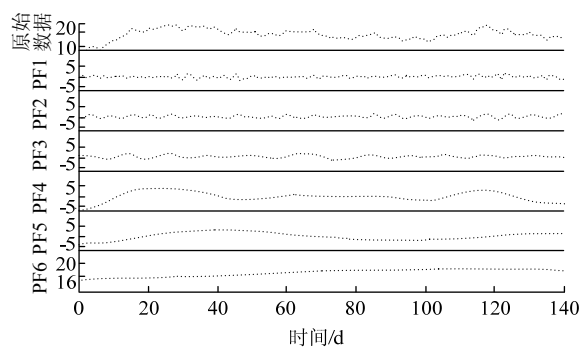


图3 LMD 分解结果图

Fig.3 The decomposition results of LMD

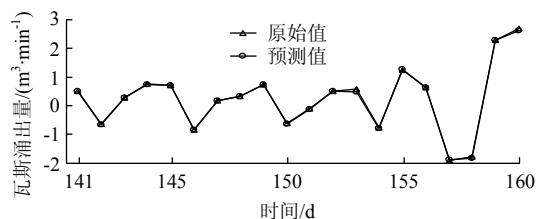


图4 第 1 个 PF 分量的实测与预测结果的对比
Fig.4 The result of measured and forecasted of the first PF component

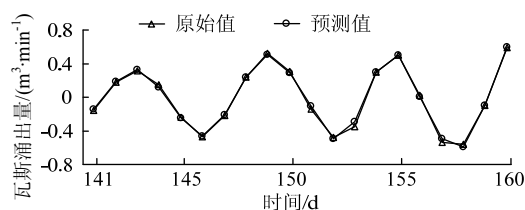


图 5 第 2 个 PF 分量的实测与预测结果的对比

Fig.5 The result of measured and forecasted of the second PF component

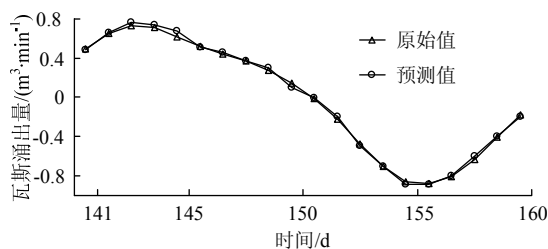


图 6 第 3 个 PF 分量的实测与预测结果的对比

Fig.6 The result of measured and forecasted of the third PF component

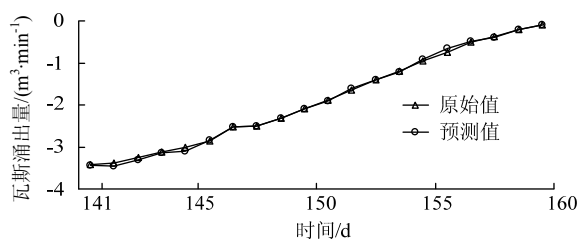


图 7 第 4 个 PF 分量的实测与预测结果的对比

Fig.7 The result of measured and forecasted of the fourth PF component

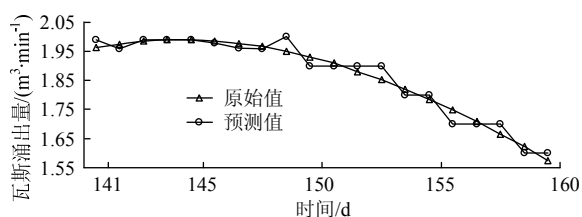


图 8 第 5 个 PF 分量的实测与预测结果的对比

Fig.8 The result of measured and forecasted of the fifth PF component

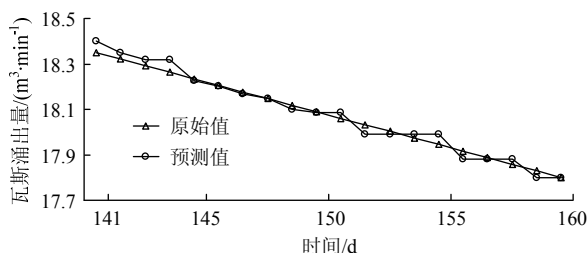


图 9 第 6 个 PF 分量的实测与预测结果的对比

Fig.9 The result of measured and forecasted of the sixth PF component

表 1 各 PF 分量预测结果的平均相对误差

Table1 MRE of forecasted result of each PF component

Mode	1	2	3	4	5	6
MRE/%	0.003 6	0.002 3	0.006 2	0.005 2	6.756	6.532

从图 4~9 和表 1 都可看出, 第 5, 6 个生产函数分量的预测效果不是很理想。除此之外, 其他各生产函数分量的预测均很好。对于误差较大的第 5 个生产函数分量而言, 它们所对应的瓦斯涌出量幅值比较小, 对实际预测结果的影响并不十分显著。

各生产函数分量预测结果进行累加合成后得到图 10 所示的预测结果。出于理论预测效果对比分析的需要, 采用完全一致的参数设置和建模方法 (SVM 方法预测的参数是随着训练数据的不同而不同), 直接应用测试结果作为建模样本数据, 得到了 SVM 方法的预测结果, 如图 10 所示。与图 10 中所给出的测试结果进行对比, 不难看出, 立足于生产函数分量的 SVM 建模所给出的预测结果与实际测试结果具有很好的一致性, 直接 SVM 的预测结果显然要差得多。前者的平均相对误差仅为 2.35%, 而后者却高达 17.32%。

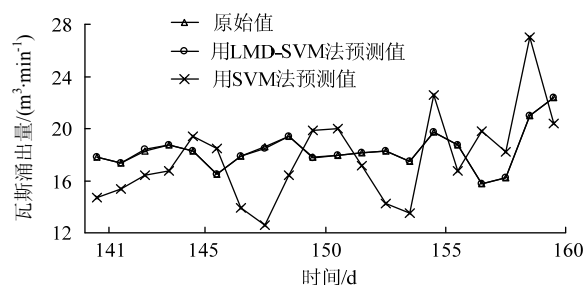


图 10 瓦斯涌出量实测与两种预测结果的对比

Fig.10 The measured result, LMD-SVM and SVM predicted results of methane discharging volume

为检验算法在有瓦斯突出时的预测效果, 选取了含有瓦斯突出发生的时间序列(96 个点)进行预测, 原始数据如图 11 所示。

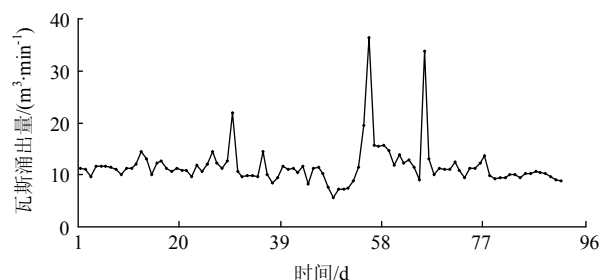


图 11 瓦斯涌出量曲线

Fig.11 Measured results of gas emission from the coalface in a coal mine

经过 LMD 分解得到 3 个 PF, 分解结果如图 12 所示。将这 3 个生产函数分别通过 SVM 进行预测, 然后再将各生产函数分量预测结果进行累加合成后得到图 13 所示的预测结果, 平均相对误差为 5.31%。

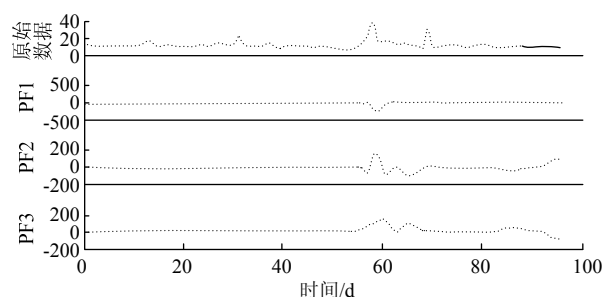


图 12 瓦斯涌出量曲线的 LMD 分解图
Fig.12 The decomposition results of LMD

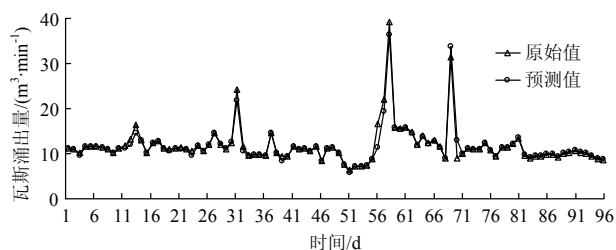


图 13 瓦斯涌出量实测与预测结果对比
Fig.13 The measured volume and predicted volume of gas emission

由图 10, 13 可见, 在无瓦斯突出时, 采煤工作面的瓦斯涌出量变化趋势均匀且平缓, 由于煤层赋存正常, 小构造和软分层不发育, 生产中无突出现象发生, 其相应的瓦斯体积分数变化平稳, 变化幅度小。在此区间, 预测效果较好。当有煤与瓦斯突出危险时, 可看到工作面瓦斯涌出量异常, 突出前期瓦斯体积分数忽大忽小, 一方面由于在地质构造异常地带, 煤层发生增厚或变薄, 随之瓦斯含量和瓦斯涌出也发生改变; 另一方面, 在瓦斯突出发生前, 多次出现瓦斯体积分数变化幅度陡增。在陡增点, 对应的预测效果误差在 10% 以内, 预测的趋势与实际情况吻合较好。

上述应用实例充分说明了基于 PF 分量建立的 SVM 预测模型对采煤工作面瓦斯涌出量进行预测的可靠性和有效性。虽然煤矿生产中的瓦斯涌出量所牵涉的问题很多, 涉及的研究对象也极其复杂, 但其研究对象本身是基本确定的, 变化较为频繁的部分是由开采过程中各种不确定的人为干扰因素所造成的, 因此, 生产函数分量基本能够刻画出系统及其影响因素的相互的复杂的非线性关系。换言之,

只要能够从实际监测数据中获取生产函数分量, 再结合这些生产函数分量规律本身建立与其相适应的预测模型, 就能得到较为准确的预测结果。

然而, 能够通过实际监测数据自身获得其数据特征的较为完善的分析处理方法很少, 目前只有 EMD 和 LMD 方法, 但 EMD 方法并没有很好的局部化特点, 而 LMD 具有这方面的优势。因此, 在一定时期内 LMD 方法仍是获取数据本身所蕴含的规律的较好方法。LMD 方法尽管没有得到很好的数学严密证明, 其优势仍十分明显, 但其中的端点效应也较为严重, 对获取数据本身的规律具有一定的影响。本文中利用镜像延拓方法处理端点效应, 效果较为良好。如果某种控制瓦斯涌出量的模式存在突变时, 信号的分解必然伴随着内部出现端点效应, 这就很有可能导致局部信号特征丢失。此时, 理论建模所获得的结果必然出现较大误差, 立足 LMD 方法揭示瓦斯涌出量随时间所发生的变化规律仍面临许多较为实际的困难。

而利用 SVM 方法预测建模所表现出的优异性基本上可以归结于它所具有的全局性优化效果及只需较少样本进行预测。支持向量机中通过引入松弛变量解决实际中不可避免出现的误差问题, 这也有助于减少方法本身的误差。其实, 这种处理方式恰好符合监测数据自身存在读数误差和环境噪声影响的客观事实。松弛变量大小完全取决于数据本身, SVM 方法对其没有较大的影响。

通过实证分析, 可以知道, 在采煤工作面瓦斯涌出量预测中, LMD 方法和 SVM 方法很好地结合, 使得瓦斯涌出量预测效果较好, 这也符合其客观规律。当直接将监测结果作为样本数据进行建模时, 瓦斯涌出量在不同时间尺度上的规律难以充分显现出来, 所建立预测模型进行预测的效果并不是十分好。通过生产函数分量的引入, 在一定程度上克服了这种不足。尽管上面实例并不一定能全面地反映瓦斯涌出量的全部特征, 但是图 10 所得到的实际预测结果至少能从另一面验证采煤工作面瓦斯涌出 PF 分量 SVM 预测方法的可靠性和有效性。此外, 此方法建模过程及计算过程十分简单, 具有良好的工程应用推广价值。

4 结 论

能够准确地预测瓦斯涌出量, 对于矿山的安全生产具有十分重要的现实意义, 通过监测数据进行瓦斯涌出量预测将是煤矿对于瓦斯处理的发展技

术趋势。分析监测数据在不同尺度下具有的不同规律很有必要,因为这些规律或特征蕴含了不同瓦斯涌出控制机制的时间尺度效应,从而能够较好地反映其与瓦斯涌出量变化内在物理机制之间的联系。

LMD 方法作为一种较新的信号分析方法,具有极好的自适应分解能力,可对信号进行分解以获取数据本身所蕴含的物理机制,为寻求不同时间尺度下瓦斯涌出量变化特征提供一条切实可行的技术方案。SVM 方法用于预测建模考虑到了监测数据自身存在读数误差和环境噪声影响的客观事实,体现了其函数拟合结果的某种自适应特征。文中的实例证实了 LMD 方法和 SVM 方法两者结合的科学性,在采煤工作面瓦斯涌出量预测中获得了良好的预测效果。

监测结果的实例分析表明,与常规 SVM 方法相比,LMD 方法的引入,极大地提高了实际预测精度。立足于生产函数分类 SVM 建模所给出的预测结果与实际测试结果具有很好的一致性,其平均相对误差仅为 2.35%,而直接 SVM 的预测结果的平均相对误差却高达 17.32%。

参考文献:

- [1] NOAK K. Control of gas emissions in underground coal mines[J]. *International Journal of Coal Geology*, 1998, 35(1-4): 57-82.
- [2] 施式亮,宋译,何利文,等. 矿井掘进工作面瓦斯涌出混沌特性判别研究[J]. *煤炭学报*, 2006, 31(6): 58-62. SHI Shi-liang, SONG Yi, HE Li-wen, et al. Research on determination of chaotic characteristics of gas gush based on time series in excavation working face of coal mine [J]. *Journal of China Coal Society*, 2006, 31(6): 58-62.
- [3] BONDARENKO N V. Gas emission into the excavated space during the mining of coal deposits[J]. *Journal of Mathematical Sciences*, 1995, 74(4): 1181-1184.
- [4] 何利文,施式亮,宋译,等. 回采工作面瓦斯涌出的复杂性及其度量[J]. *煤炭学报*, 2008, 33(5): 547-550. HE Li-wen, SHI Shi-liang, SONG Yi, et al. Complexity and measurement of complex degree of gas gush in heading faces of coal mine[J]. *Journal of China Coal Society*, 2008, 33(5): 547-550.
- [5] 伍爱友,肖红飞,王从陆,等. 煤与瓦斯突出控制因素加权灰色关联模型的建立与应用[J]. *煤炭学报*, 2005, 30(1): 58-65. WU Ai-you, XIAO Hong-fei, WANG Cong-lu, et al. Establishment and application of weights and gray association model based on coal and gas outburst controlled factors assessment[J]. *Journal of China Coal Society*, 2005, 30(1): 58-65.
- [6] 周世宁,林柏泉. 煤层瓦斯赋存与流动理论[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1998.
- [7] 林大超,安凤平,郭章林,等. 滑坡位移的多模态支持向量机模型预测[J]. *岩土力学*, 2011, 32(增刊): 451-458. LIN Da-chao, AN Feng-ping, GUO Zhang-lin, et al. Prediction of landslide displacements through multimode support vector machine model[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2011, 32(Supp): 451-458.
- [8] 朱红青,常文杰,张彬. 回采工作面瓦斯涌出 BP 神经网络分源预测模型及应用[J]. *煤炭学报*, 2007, 32(5): 504-508. ZHU Hong-qing, CHANG Wen-jie, ZHANG Bin. Different-source gas emission prediction model of working face based on BP artificial neural network and its application[J]. *Journal of China Coal Society*, 2007, 32(5): 504-508.
- [9] 张剑英,程健,侯玉华,等. 煤矿瓦斯体积分数预测的 ANFIS 方法研究[J]. *中国矿业大学学报*, 2007, 36(4): 494-498. ZHANG Jian-ying, CHENG Jian, HOU Yu-hua, et al. Forecasting coalmine gas concentration based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2007, 36(4): 494-498.
- [10] JONATHAN S S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 444-450.
- [11] 任达千. 基于局域均值分解的旋转机械故障特征提取方法及系统研究[D]. 杭州: 浙江大学机械工程学院, 2008.
- [12] 程军圣,杨宇,于德介. 一种新的时频分析方法局域均值分解方法[J]. *振动与冲击*, 2008, 27(增刊): 129-131. CHENG Jun-sheng, YNG Yu, YU De-jie. A new time frequency analysis method-the local mean decomposition method[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2008, 27 (Supp): 129-131.
- [13] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]// *Proceedings of the Royal Society of London, Series A*, 1998: 903-995.
- [14] KLIONSKI D M, ORESHKO N I, GEPPENER V V, et al. Applications of empirical mode decomposition for processing nonstationary signals[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2008, 18(3): 390-399.
- [15] MANDIC D P, GOLZ M, KUH A, et al. Signal processing techniques for knowledge extraction and information fusion[M]. Berlin: Springer, 2007.
- [16] LEE Y S, TSAKIRTZIS S, VAKAKIS A F, et al. Physics-based foundation for empirical mode decomposition[J]. *AIAA Journal*, 2009, 47(12): 2938-2963.