

基于 THz 时域混沌特征的煤粉细度检测方法的研究

梁 良, 唐守锋*, 童敏明, 董海波

中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116

摘 要 煤粉气力输送的细度检测对磨煤机工作状态的最优控制具有重要的意义。传统的检测方法多采用抽检取样法, 通过分样筛等设备检测样品的细度, 耗时长且操作复杂。国内外对细度地快速检测也有部分研究成果, 但所测粉体浓度须较低, 且设备稳定性还有待提高。太赫兹时域光谱技术 (THz-TDS) 是一种新型的无损检测技术, 其低能性、选择透过性、相干性等特点使它具备其他光谱测量方法没有的优势。国内外对太赫兹辐射与颗粒介质相互作用的研究表明, 太赫兹波对颗粒介质的细度具有显著敏感性, 因此通过太赫兹波检测煤粉细度具有可行性。太赫兹波在高浓度颗粒介质的传播可以被看成是一个非线性动力过程, 这个过程包含了复杂的非线性动力学效应, 导致光谱测量结果具有混沌特征。将非线性动力系统的概念应用到太赫兹时域光谱信号的分析中, 将太赫兹时域光谱信号视为由复杂非线性动力系统产生的时间序列进行特征分析。实验中将煤样研磨并筛分为 <38.5 , $55\sim74$, $74\sim88$, $88\sim105$ 和 $105\sim200\ \mu\text{m}$ 六种细度, 并将煤粉与 HDPE 混合后压制成样品片。分别提取了煤粉样品太赫兹时域光谱信号的功率谱熵、小波能量熵、盒维数、关联维数、偏度和峭度作为太赫兹时域光谱的混沌特征, 通过比较发现这些混沌特征与细度变化具有一定的相关性, 从视觉上可以大致区分出细度范围, 但无法进行定量分析。支持向量机常用来解决小样本和非线性的分类问题, 但是需要选择合适的参数才能建立较为准确的预测模型。文中引入粒子群算法来优化支持向量机建模参数选择。将上述提取的混沌特征向量作为粒子群算法优化的支持向量机的输入变量, 以分样筛筛孔作为回归目标, 对所测量煤粉细度建立回归模型。实验结果表明利用混沌特征建立的回归模型对 <38.5 和 $38.5\sim55\ \mu\text{m}$ 样品的预测结果要逊色于消光谱建模的回归结果, 认为这是因为煤粉细度小, 太赫兹波在样品中传播时与煤粉颗粒相互作用也比较弱, 时域信号的混沌特征表现不明显所导致。对 $55\sim74$, $74\sim88$, $88\sim105$ 和 $105\sim200\ \mu\text{m}$ 煤粉样品细度的预测结果要明显优于频域消光谱建立的模型, 特别是 $74\sim88$ 和 $105\sim200\ \mu\text{m}$ 样品, 校正集均方根误差相对于消光谱分别下降了 29.48% 和 26.14%, 预测集误差分别下降了 88.62% 和 56.86%。从预测结果整体上来看, 采用混沌特征建模的预测结果与目标细度的相关系数为 0.9618, 消光谱建模的预测结果相关系数仅为 0.78。混沌特征建模的均方根预测误差仅为 9.52, 消光谱建模的均方根预测误差为 24.48。同时采用混沌特征的建模时间相对于消光谱的建模时间下降了 43.19%。研究结果为太赫兹时域光谱技术在高浓度煤粉气力输送细度检测上的应用提供了科学依据和参考。

关键词 煤粉细度; 太赫兹; 混沌特征; 粒子群优化; 支持向量机

中图分类号: O441.6 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)05-1392-06

引 言

煤粉气力输送的细度的检测关系到磨煤机工作状态的最优控制^[1]。传统的煤粉细度检测方法一般采用取样法, 耗时长, 操作复杂, 实时性差。近年来国内外对煤粉细度快速检

测方法的研究有了一定进展^[2-5], 但存在检测浓度小, 稳定性不足等问题。

基于太赫兹波的低能性、选择透过性、相干性等诸多独特性质, 太赫兹时域光谱技术 (THz-TDS) 已经应用在多种检测领域^[6-10], 而太赫兹波在浓相颗粒介质中传播过程的研究则刚刚起步。Li^[11]对太赫兹脉冲在随机炭黑颗粒聚合体中的

收稿日期: 2018-02-26, 修订日期: 2018-06-14

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0801800)资助

作者简介: 梁 良, 1985 年生, 中国矿业大学信息与控制工程学院博士研究生 e-mail: 43190608@qq.com

* 通讯联系人 e-mail: tsf0816@126.com

传播过程进行了理论仿真。Garet^[12]对太赫兹波与不同粒径高密度聚乙烯和蔗糖颗粒的相互作用进行了研究。梁良^[13]通过有效场近似理论分析了太赫兹波测量煤粉样品的散射情形。上述研究成果表明，太赫兹波的传播与介质中的颗粒细度存在显著相关性。

本工作研究了太赫兹脉冲穿过不同细度煤粉样品后的时域信号，提取了信号的混沌特征作为煤样细度的特征值，利用 PSO-SVM 算法建立了时域混沌特征与煤粉细度之间定量关系的数学模型，通过一系列实验证明了通过太赫兹时域信号混沌特征建立的煤粉细度数学模型相对于传统消光谱能够获得更为准确的定量分析结果。

1 太赫兹时域信号的混沌特征提取

太赫兹波传播主介质与颗粒之间介电参数的差异导致了太赫兹波在物质的分界面上产生反射、折射和散射等现象，这其中包含了复杂的动力学过程^[14]。在传统的太赫兹光谱研究中，上述动力学过程导致的太赫兹时域信号扭曲被认为是测量误差或噪声而将数据舍弃或是滤波。以非线性动力学的观点来看，这些扭曲则反映了太赫兹波在颗粒介质中传播产生的混沌现象。混沌指的是在确定的非线性系统中，不需附加任何随机因素亦可出现的内在随机行为^[15]。在太赫兹时域光谱系统中，穿过介质的太赫兹时域信号可以视为含有动力学系统混沌特性的非线性时间序列。

非线性时间序列混沌特性的评价指标主要有功率谱熵、小波熵、盒维数、关联维数。同时考虑到太赫兹脉冲与煤粉介质的相互作用，偏度和峭度也被引入作为评价指标。

(1) 功率谱熵和小波包能量熵

根据 Shannon 熵理论，若某个事件存在多个结果，每个结果发生的概率为 $p_i (i=1, 2, \dots, N)$ ，那么对该事件时间序列定义的信息熵为

$$H = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i \quad (1)$$

功率谱熵是功率谱分布均匀性的度量，分布集中的功率谱，熵值小，而功率谱分布越分散，熵值越大。

小波包能量熵是将小波包分解后再计算不同尺度上的小波系数或是重构信号的 Shannon 熵，体现了信号能量分布的复杂性，能量越集中，熵值越小，越分散，熵值越大^[16]。

(2) 盒维数和关联维数

具有混沌特性的非线性动力系统必然是能量耗散系统，其有效相体积在系统的演化过程中不断收缩到某个有限的范围内。耗散是指在系统整体稳定，但局部不稳定，使系统相空间在演变过程中形成了无穷嵌套的自相似分形结构^[17]。盒维数和关联维数描述了非线性系统耗散能量的变化，体现了信号的不规则性和不稳定性^[18]。

设 K 是 R^n 上的任意非空的有界子集， $F_\delta(K)$ 是边长为 δ 可以覆盖 K 集的盒子的最少个数，那么定义盒维数为^[19]

$$D_0 = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln N_\delta(K)}{\ln(1/\delta)} \quad (2)$$

关联维数的定义为^[20]：

给定某勒贝格可测的集合 $F \in R^n$ ，对于给定参数 $r > 0$ ，其关联和可用式(3)求极限形式

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N I(\|x_i - x_j\| \leq r) \quad (3)$$

式(3)中， $\|\cdot\|$ 表示具有旋转不变性的欧几里得范数， I 为指标函数， x_1, x_2, \dots, x_N 为 F 中的矢量，其中距离小于 r 的矢量对都称为有关联的矢量。考虑到关联维数是关联矢量相对数量的表示形式，那么式(3)可写成式(4)形式

$$C(r) = \frac{E}{x, y \sim U(F)} I(\|x - y\| \leq r) = \text{prob}(\|x - y\| \leq r) \quad (4)$$

x, y 在 F 上均匀分布，因此 $C(r)$ 是随机变量 $r = \|x - y\|$ 的累计分布函数，那么 F 集合的关联维数 D_c 就可以表示为

$$D_c = \lim_{r \rightarrow 0^+} \frac{\ln C(r)}{\ln r} \quad (5)$$

关联维数的计算过程中计算重构相空间的时间延迟 τ 采用自相关方法计算^[21]。嵌入维数 m 采用 G-P 算法^[22]，计算过程中满足 Takens 定理

$$m \geq 2D_c + 1 \quad (6)$$

(3) 偏度和峭度

偏度是数据分布对称的统计量，用来判断数据分布的不对称程度以及方向。峭度是表征数据分布的陡峭或是平滑的统计量。二者指标反映了冲击能量的大小。

偏度的计算公式为

$$S = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (7)$$

峭度的计算公式为

$$K = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 \quad (8)$$

式(7)和式(8)中， s 是样本的标准差， n 是样本数量， \bar{x} 是样本的均值。

2 实验部分

实验采用的煤样为国家二级标准煤样 GBW(E)110035。将煤样研磨并分别筛取六种不同细度的样品，取 15 mg 待测煤样与 60 mg 高密度聚乙烯粉末均匀混合后转移至压片模具中，利用压片机施加 20 MPa 压强并维持 3 min 使混合物成为直径 13 mm 的样品压片。测量所得实验样品参数如表 1 所示。

表 1 样品压片的质量与厚度

Sample/ μm	Mass/mg	Thickness/mm
<38.5	75.3	0.637
38.5~55	74.9	0.629
55~74	75.1	0.612
74~88	75.8	0.630
88~105	75.0	0.603
105~200	75.5	0.615

实验采用钛蓝宝石飞秒锁模激光器的中心波长为 1 560 nm, 重复率为 80 MHz, 脉宽小于 40 fs。光路部分采用透射式太赫兹时域光谱系统, 两块 DSTMS 非线性晶体分别作为 THz 脉冲激发源和检测晶体。为了抑制空气中水蒸气对 THz 测量结果的影响, THz 脉冲产生到接收部分的光路被密封在暗室中, 并充入高纯氮气使暗室中的湿度下降到 3% 左右。

3 结果与讨论

设置系统逐点采样积分时间 0.5 s, 对同一煤粉压片样品的不同位置分别采集 10 次信号。采用 Duvillaret^[23] 提出的方法获取样品的消光谱。不同细度煤粉的太赫兹时域信号和消光谱分别如图 1(a) 和图 1(b) 所示。

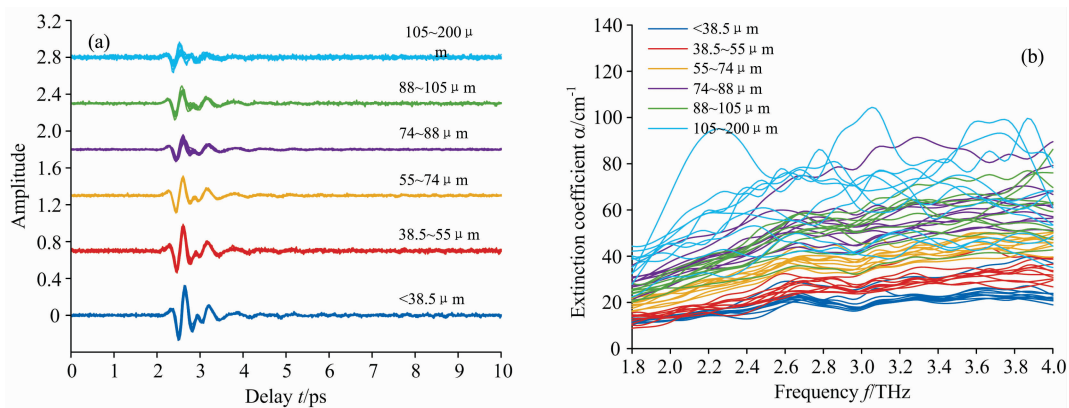


图 1 不同细度煤样的 (a) 太赫兹时域信号, (b) 消光谱

Fig. 1 (a) THz time domain signal and (b) extinction spectrum of Coal samples

图 1(a) 所示为 0~10 ps 时间段内太赫兹脉冲穿过不同细度煤样 10 次测量结果的叠加, 图 1(b) 所示为由时域信号计算得到的 1.8~4 THz 频率区间内的消光谱。图 1(a) 所示结果表明, 随着煤粉细度的增加, 太赫兹主脉冲峰值逐渐减小; 同种细度煤样不同位置太赫兹时域信号的主脉冲区域 (2~4 ps) 幅值变化一致性随着细度增加逐步变差。从图 1(b) 中可以看出, 随着煤粉细度的增加, 样品消光谱的幅值

也逐渐增加; <math><38.5 \mu\text{m}</math> 煤样 10 次消光谱测量结果具有较好的一致性, 而当煤样细度达到 105~200 $\mu\text{m}</math> 时, 所对应的每条消光谱在频域中波动更为明显。$

图 2 所示为不同细度煤粉样品太赫兹时域信号的六种混沌特征, 其中 <math><38.5, 38.5\sim55, 55\sim74, 74\sim88</math> 和 88~105 $\mu\text{m}</math> 样品的功率谱熵数值上较为接近, 且相同样品不同位置的信号功率谱熵变化不大, 而 105~200 $\mu\text{m}</math> 样品的功率谱熵$$

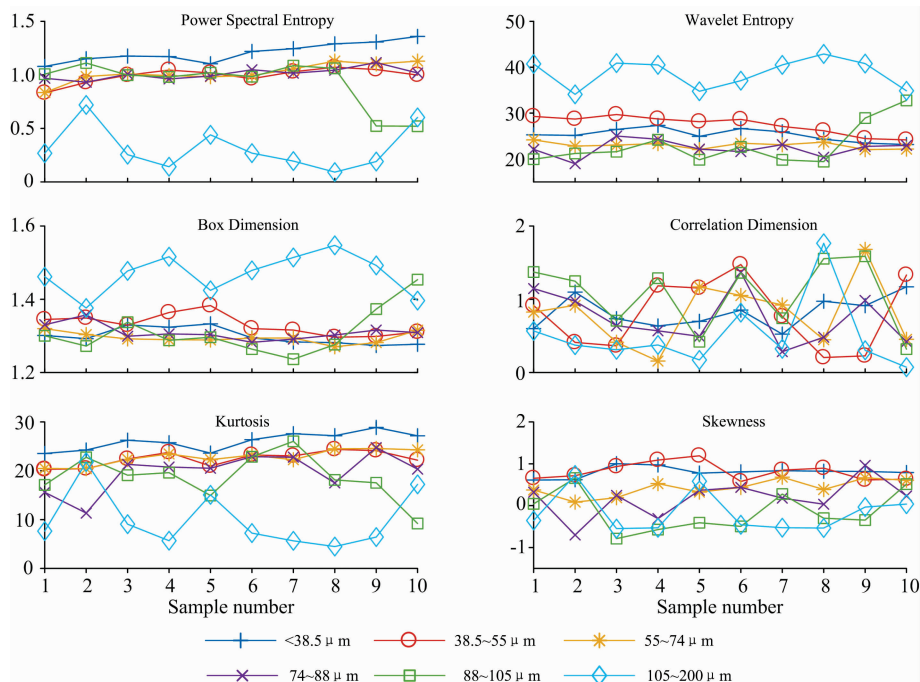


图 2 煤粉样品太赫兹时域信号的混沌特征

Fig. 2 Chaos features of THz signal of coal samples

一方面信号功率谱分布较为集中,同时样品间功率谱分布也有较大差异。<38.5, 38.5~55 和 55~74 μm 样品的小波熵总体分布在 25~30 之间,其中 38.5~55 μm 样品具有较高的小波熵值,55~74, 74~88 和 88~105 μm 煤粉样品的小波熵稍低于<38.5 μm 样品,105~200 μm 样品的小波熵一方面在数值上要高于其他样品,同时不同位置时域信号熵值波动也较为明显。

小粒径煤粉样品的盒维数数值较低,且不同位置时域信号的盒维数相对稳定,而 105~200 μm 样品的盒维数数值较高且波动较大。所有样品的关联维数波动都较为明显,其中 105~200 μm 样品的关联维数整体数值较低。

<38.5, 38.5~55 和 55~74 μm 这三种粒度较小煤粉样品的峭度值在数值变化也相对较低,且不同位置信号的峭度值有明显交集。随着煤粉粒度的增加,峭度值的波动增大且数值整体下降。当煤粉细度较小时,偏度的分布在数值上较高且比较平稳,随着细度增加,偏度的波动也较为明显。

根据上述混沌特征的分析可粗略判定煤粉的细度,但无法进行精确的定量分析。

支持向量机(support vector machine, SVM),是一种在统计学基础上建立起来的分类算法,该方法基于结构风险最小化原则,适合解决小样本、非线性的模式分类问题^[24],而粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)可使 SVM 模型参数选择达到全局最优。将上述煤粉太赫兹时域信号提取的六种混沌特征作为 PSO-SVM 的输入进行建模,训练目标设置为分样筛筛孔尺寸,即 38.5, 55, 74, 88, 105 和 200 μm。作为对比,同时将六种样品的消光谱输入 PSO-

SVM 进行建模,以较小交叉均方根误差作为优化目标,考察二者的回归结果与目标细度的相关系数,均方根误差以及建模消耗时间。

由于数据样本有限,每个样品的 10 组数据中随机选出 8 组作为校正集,2 组作为预测集。设置 PSO 种群粒子数量为 30,迭代次数为 100 次,局部搜索能力学习因子为 1.5,全局搜索能力因子设置为 1.7,交叉验证数为 5。结果取 50 次预测的平均值,消耗时间为 50 次建模用去的总时间。计算结果及误差统计如表 2 和表 3 所示。

表 2 PSO-SVM 回归结果及误差

Table 2 Regression result and error of PSO-SVM

Input	Target	Calibration Set		Prediction Set	
		Predicted	RMSEC	Predicted	RMSEP
Extinction spectrum	38.5	40.37	1.96	40.84	2.44
	55	55.25	0.42	55.43	0.64
	74	74.61	0.65	76.35	2.38
	88	94.45	6.58	118.03	30.15
	105	101.89	3.28	99.23	5.85
Chaos features	200	187.11	13.20	148.69	51.38
	38.5	42.04	3.69	44.39	5.91
	55	57.28	2.54	58.75	3.77
	74	74.66	1.02	73.62	0.42
	88	83.61	4.64	84.85	3.43
105	104.22	1.46	106.42	2.07	
200	190.89	9.75	178.27	21.88	

表 3 PSO-SVM 回归模型性能

Table 3 Performance of PSO-SVM regression model

Input	Consuming	Correlation Coefficient		RMSE	
		Calibration Set	Prediction Set	Calibration Set	Prediction Set
Extinction spectrum	265.42	0.985 8	0.780 7	6.23	24.48
Chaos features	150.78	0.991 5	0.961 8	4.83	9.52

从表 2 中可看出,利用消光谱数据进行建模的结果,<38.5, 38.5~55, 55~74 和 88~105 μm 四种样本数据的回归结果均方根误差比较接近目标值,而 74~88 和 105~200 μm 这两种样本,随着煤粉细度的增加,其预测结果与目标的差别也增大。采用混沌特征进行回归建模的结果,<38.5 和 38.5~55 μm 这两种样品的预测结果误差相对于消光谱有所增加,这应该是因为煤粉细度较小,太赫兹波在样品中传播时与煤粉颗粒相互作用也比较弱,时域信号的混沌特征表现不明显所导致。而对于 55~74, 74~88, 88~105 和 105~200 μm 样品,其预测误差相对于消光谱数据的预测结果明显减小,特别是 74~88 和 105~200 μm 样品,校正集均方根误差相对于消光谱分别下降了 29.48% 和 26.14%,预测集误差分别下降了 88.62% 和 56.86%。

如表 3 所示,从整体预测结果来看,采用混沌特征建模的预测结果与目标细度的相关系数相对于消光谱建模的预测结果,校正集变化不大,而预测集则提高了 18.11%。二者的

均方根误差,混沌特征作为校正集建模的结果相对于消光谱建模的结果下降了 22.47%,预测集则下降了 61.11%。同时采用混沌特征的建模消耗时间相对于采用全光谱下降了 43.19%。

3 结 论

提取了六种不同细度煤粉-HDPE 压片不同位置太赫兹时域信号的功率谱熵,小波能量熵,盒维数,关联维数以及偏度和峭度特征,并将这些特征用于 PSO-SVM 的建模。实验结果表明,对于<38.5 和 38.5~55 μm 这两种样品的预测结果误差相对于消光谱有所增加,而对 55~74, 74~88, 88~105 和 105~200 μm 样品,预测误差相对于消光谱的预测结果有大幅下降,同时,采用混沌特征-PSO-SVM 进行建模的时间相对于传统消光谱也有明显缩短。

References

- [1] YU Qing-hang(于清航). Clean Coal Technology(洁净煤技术), 2015, 21(1): 99.
- [2] ZHANG Wei(张伟). Study of Mine Coal Dust Online Measuring Technique Based on Image Processing(基于图像处理的井下煤尘在线检测技术的研究). Ji'nan: Shandong University(山东大学), 2010. 157.
- [3] Matthes J, Hock J, Waibel P, et al. Experimental Thermal and Fluid Science, 2016, 73: 10.
- [4] WEI Ming-sheng, TONG Min-ming, LIANG Liang, et al(魏明生, 童敏明, 梁良, 等). Safety in Coal Mines(煤矿安全), 2016, 47(5): 30.
- [5] QIN Shou-xuan, CAI Xiao-shu(秦授轩, 蔡小舒). Proceedings of the CSEE(中国电机工程学报), 2018, 38(4): 1126.
- [6] CHEN Ji(陈稷). Research of Terahertz and Optical Process Tomography Technology(太赫兹波及光学过程层析成像技术研究). Hangzhou: Zhejiang University(浙江大学), 2005. 136.
- [7] Gorenflo S, Tauer U, Hmkov I. 2006 Joint 31st International Conference on Infrared Millimeter Waves and 14th International Conference on Terahertz Electronics, 2006. 589.
- [8] Yu B L, Yang Y, Zeng F, et al. Optics Communications, 2006, 258(2): 256.
- [9] BAO Ri-ma, ZHAO Kun, ZHAO Hui(宝日玛, 赵昆, 赵卉). Modern Scientific Instruments(现代科学仪器), 2013, (1): 115.
- [10] WANG Xin, MIAO Shu-guang, DING En-jie(王昕, 苗曙光, 丁恩杰). Journal of China University of Mining & Technology(中国矿业大学学报), 2016, 45(4): 739.
- [11] Li H, Wu Z, Bai L, et al. Chinese Physics B, 2014, 23(0542015).
- [12] Garef F, Hofman M, Meilhan J, et al. Applied Physics Letters, 2014, 105(3): 31106.
- [13] LIANG Liang, TONG Min-ming, WEI Ming-sheng, et al(梁良, 童敏明, 魏明生, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2017, 37(8): 2365.
- [14] ZHANG Cun-lin, ZHANG Yan, ZHAO Guo-zhong, et al(张存林, 张岩, 赵国忠, 等). Terahertz Sensing and Imaging(太赫兹感测与成像), 1 ed. Beijing: National Defense Industry Press(北京: 国防工业出版社), 2008.
- [15] WANG Nai(王翊). Application of Nonlinear Dynamic Methods in Time Series Analysis(非线性动力学方法在时间序列分析中的应用). Shanghai: Fudan University(复旦大学), 2005.
- [16] ZHANG Rong-biao, HU Hai-yan, FENG You-bing(张荣标, 胡海燕, 冯友兵). Chinese Journal of Scientific Instrument(仪器仪表学报), 2007, 28(11): 2078.
- [17] HAN Wen-lan(韩文兰). Nonlinear Chaotic Time Series Feature Extraction and Parameter Calculation(非线性混沌时间序列的特征提取及参数计算), Shenyang: Shenyang Aerospace University(沈阳航空航天大学), 2011. 70.
- [18] XU Qiang(徐强). Research on Methods of Condition Diagnosis for Wind Turbine Drive Train(风电机组传动链状态诊断方法研究), Beijing: North China Electric Power University(华北电力大学), 2015. 129.
- [19] Lopes R, Betrouni N. Medical Image Analysis, 2009, 13(4): 634.
- [20] Dlask M, Kukal J. Chaos, Solitons & Fractals, 2017, 99: 256.
- [21] Abarbanel H D I, Brown R, Sidorowich J J, et al. Reviews of Modern Physics, 1993, 65(4): 1331.
- [22] GAO Jun-jie, WANG Hao(高俊杰, 王豪). Computer Engineering and Applications(计算机工程与应用), 2014, 50(9): 107.
- [23] Duvillaret L, Garef F, Coutaz J L. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 1996, 2(3): 739.
- [24] YUAN Wei-qi, ZHU Li-jun, ZHANG Bo(苑玮琦, 朱立军, 张波). Chinese Journal of Scientific Instrument(仪器仪表学报), 2017, 38(3): 664.

Study on the Detection Method of the Granularity of Pulverized Coal Based on THz Time-Domain Chaos Features

LIANG Liang, TANG Shou-feng*, TONG Min-ming, DONG Hai-bo

School of Information and Control Engineering, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221116, China

Abstract The granularity detection of pulverized coal in pneumatic conveying system is of great significance to the optimum control of coal mill. The traditional approach to detect the granularity of the coal granule is sampling the pulverized coal in the pipeline and applying sieving process. These steps are time-consuming and complex. Some rapid detection methods for the granularity of coal have already been released home and abroad, however, some drawbacks still exist, such as limiting the concentration of the pulverized coal to a low level during measurement and the instability of the testing equipment. Terahertz time-domain spectroscopy system (THz-TDS) is a newly developed non-destructive analytical technique. Compared with other spectrometry, THz-TDS has the superiority of low-energy photon, perm-selectivity and coherency. The previous research on the interaction between THz wave and granular medium indicated that the particle in granular medium has a strong influence on THz wave, which provides the technical feasibility of granularity detection of coal particle adopting THz-TDS. The propagation of the THz wave in granular medium could be regarded as a non-linear dynamic process involving complicated dynamic effect, leading to a THz signal combined with some certain chaos features. In this paper, the concept of non-linear chaos dynamic system was applied to the terahertz spectral analysis for the first time. Following this point of view, the detected THz signal was considered as a time series generated by a complex non-linear dynamic system and the interaction between THz wave and granular medium could be described by some chaos features. In the experiment, the coal was grounded and sieved into <38.5 , $55\sim74$, $74\sim88$, $88\sim105$ and $105\sim200\ \mu\text{m}$ firstly. Then these pulverized coal samples were mixed with HDPE powder and compressed into tablets. The power spectral entropy, wavelet energy entropy, Box dimension, correlation dimension, skewness and kurtosis were extracted from the THz time domain signals of the six coal-HDPE tablets. Visually, the extracted chaos feature vectors showed a dependency with the granularity of the measured coal samples, so that the range of granularity could be roughly distinguished. However, the exact diameters of the measured coal samples remain unknown. Support vector machine (SVM) is a powerful tool for solving the small sample and non-linear classification problem. Appropriate parameters should be selected firstly, so that an accurate prediction model can be established by SVM. Particle swarm optimization (PSO) was used to optimize the parameters selection of SVM. The extracted chaos features were selected as inputs of the PSO-SVM to establish a regression model for predicting the grain size of the investigated granulated coal samples. The experimental result showed that the regression model trained by the chaos feature vectors had a worse performance of predicting the grain size of samples containing <38.5 and $38.5\sim55\ \mu\text{m}$ coal granule than the model trained by the frequency depended extinction spectrum. This might be because of a relatively weak interaction between the THz wave and small grains that the chaos features of these samples are not significant. For the rest samples containing $55\sim74$, $74\sim88$, $88\sim105$ and $105\sim200\ \mu\text{m}$ coal grains, a better performance was achieved. Specifically, compared with the model trained by the extinction spectrum, for samples containing $74\sim88$ and $105\sim200\ \mu\text{m}$ coal grains, the prediction model trained by the chaos features obtained a lower RMSEC that declined by 29.48% and 26.14%, respectively and the RMSEP of this two samples declined by 88.62% and 56.86%, respectively. Overall, for the prediction model trained by the chaos features, the correlation coefficient between the predicted and actual particle diameter is 0.9618, however, for the prediction model trained by the extinction spectrum, the correlation coefficient between the predicted and actual particle diameter is only 0.7807. The RMSEP obtained by the model trained by the chaos features is 9.52, while the RMSEP obtained by the model trained by the extinction spectrum is up to 24.48. Furthermore, the elapsed time for modeling when adopting the chaos features declined by 43.19%. The research provides scientific basis and references for the application of granularity detection of pulverized coal in pneumatic conveying system.

Keywords Granularity of coal particle; Terahertz; Chaos feature; PSO; SVM

(Received Feb. 26, 2018; accepted Jun. 14, 2018)

* Corresponding author