

强干扰环境下高炉雷达信号机器学习算法

赵晓月, 何书睿, 陈先中, 侯庆文[†]

(北京科技大学 自动化学院, 北京 100083; 钢铁流程先进控制教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 高炉料面属矿物-煤气-焦炭多元高温固体/熔体混杂共存的粗糙表面, 其电磁反射特征包含非均匀和非平稳的气固混合介质的表层电磁回波信息、布料溜槽引起的周期性遮蔽效应、十字测温等装置引起的固定干扰, 以及电磁辐射等环境因素引发的随机噪声. 本文研究了复杂环境下调频连续波(FMCW)提取的料面信号, 采用瞬时频率分析的希尔伯特-黄变换(HHT)方法代替传统快速傅里叶变换(FFT)方法. 结合经验模态分解, 将原始非平稳信号分解为若干个平稳的内在模式函数; 并按照基于先验知识的决策树算法分类与学习, 获得各类分量权值并加权突出真实物料的电磁信号; 通过Hilbert变换得到原始信号的时频域特征, 可以揭示流态化料面包含的丰富冶炼信息. 同时该算法也有助于提高料面成像的帧准确率和稳定性, 为钢铁行业节能减排提供可靠的数据支撑.

关键词: 高炉雷达; 机器学习; C4.5决策树; 希尔伯特-黄变换; 边际谱

中图分类号: TN959 文献标识码: A

Machine learning algorithm of blast furnace radar in strong interference environment

ZHAO Xiao-yue, HE Shu-rui, CHEN Xian-zhong, HOU Qing-wen[†]

(School of automation, University of Science and Technology, Beijing 100083, China;

Key Laboratory of Advanced Control for Iron and Steel Process, Ministry of Education, Beijing 100083, China)

Abstract: The burden surface of blast furnace belongs to rough surface that composes of solid or molten mineral-gas-coke mixture in high temperature. The electromagnetic reflection features include non-uniform and non-stationary gas-solid fluidized material electromagnetic echoes, periodic shadowing effect caused by distributing chute, fixed interferences caused by cross temperature measurement as well as random noises caused by environmental factors such as electromagnetic radiation. In this paper, the Hilbert-Huang transform (HHT) method of instantaneous frequency analysis is used in place of the traditional fast Fourier transformation (FFT) method to process the burden surface signals extracted by frequency modulated continuous wave (FMCW) in complex environment. Combined with empirical mode decomposition, the original non-stationary signal is decomposed into several stationary intrinsic model functions. Then the method classifies and learns in accordance with the decision tree algorithm based on prior knowledge, getting various types of signal component weight and weighting and highlighting the real material electromagnetic signal. The time-frequency characteristics of the decomposed signals are obtained by Hilbert transform, which can reveal the rich smelting information contained in the fluidized burden surface. Meanwhile the algorithm can also improve the frame accuracy and stability of the burden surface imaging and provide reliable data support for the energy saving and emission reduction of the steel industry.

Key words: blast furnace radar; machine learning; C4.5 algorithm; Hilbert-Huang transform; marginal spectrum

1 引言(Introduction)

高炉炼铁是高耗能、高排放的产业, 生产过程中的信息参数(如料面高度)是节能减排的参考指标和安全生产的有力保证, 目前主流的微波测距雷达在具备一定抗干扰能力的同时对料面高度进行连续的测量. 然而, 高炉是一个封闭空间, 存在高温、高压、含高浓

度高速煤粉/烟尘的强气流冲击的恶劣环境. 其中高炉内的料面是矿物-煤气-焦炭的多元高温固体/熔体混杂共存的具有非均匀流态化特征的粗糙表面^[1], 现场使用的十字测温装置和布料溜槽也严重影响微波的传输与测量, 并且料面上部充满固体焦粉、煤粉和其他颗粒物的火焰和高温气流, 引入了特殊的微波回波

收稿日期: 2016-06-29; 录用日期: 2016-12-30.

[†]通信作者. E-mail: houqw@ustb.edu.cn.

本文责任编辑: 胡跃明.

国家自然科学基金项目(61671054, 61333002, 61673056)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61671054, 61333002, 61673056).

信号. 为此, 专家和学者们提出了各种面向特殊环境的智能化的信号处理方法.

陈先中等^[2-3]提出了一种时变阈值信号处理方法, 研究了高炉料面反射系数变化导致雷达测距精确性下降的问题; 侯庆文等^[4]提出了一种改进的调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)信号加权补偿校正相位差法; 李海东等^[5]提出了一种基于阈值法的小波去噪算法; 文献^[6]提出了一种基于特征参数识别的信号处理方法用以筛选物料回波信号, 同时采用限幅滤波、中位值平均滤波对料线进行处理. 以上方法虽然对高炉雷达信号的分析和处理有改进作用, 但都是基于快速傅里叶变换(fast Fourier transformation, FFT)提出的复杂信号处理方法, 是从信号全局的角度出发, 给出各频率分量在信号中出现的“总体概率”, 无法反映出信号局部瞬时变化特性, 面对非平稳环境和非均匀对象存在着无法避免的局限性. 针对非线性、非稳定的信号, Huang等人在对时频的研究基础上提出的一种具有更高时频分辨特性的信号分析方法——希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT), 该算法主要由两个部分组成: 经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和Hilbert谱分析. 文献^[7]研究了利用HHT信号处理方法分析调制域信号频偏参数的实现方法, 实现了具有较高测试精度的便携式现场低频调制域测试仪器; 文献^[8]采用HHT变换方法处理大地电磁资料. 通过希尔伯特-黄变换获得的时频谱能给出在原始信号各采样时间点、各频率分量的能量分布, 从瞬时频率特性上分析信号成分, 但该方法不能在复杂多变的实际现场中自适应识别或提取有用信息.

本文通过FMCW雷达获取一帧料面原始信息的1024采样点频谱分析, 采用EMD分解将非平稳的原始信号分解为若干个平稳的内在模式函数(intrinsic mode function, IMF), 将获得的内在模式函数采用经典机器学习——C4.5决策树算法分类为有效信号和其他干扰信号, 并按照雷达料面有效信号回波分量权值增强、干扰及噪声等信号权值降低的规则对IMF进行基于先验知识的权值调整, 随后通过Hilbert变换将调整后的内在模式分量转换为描述瞬时频率时域特性的时频谱, 最后通过对信号边际谱进行能量寻峰计算雷达测量距离值. 该方法以HHT算法为基础, 利用HHT变换能获得信号瞬时频率特性的优势, 融合了机器学习算法, 改善了信号处理的智能化水平, 克服了恶劣工业环境下非平稳随机过程对成像精度的影响.

2 原始信号的EMD分析与IMF特征提取 (EMD analysis and IMF feature extraction of the sampling signals)

高炉内部因特殊的测量环境, 在时域和频域上表

现出复杂的散射特性. 某时刻从现场采集到的回波信号经FFT变换后如图1所示.

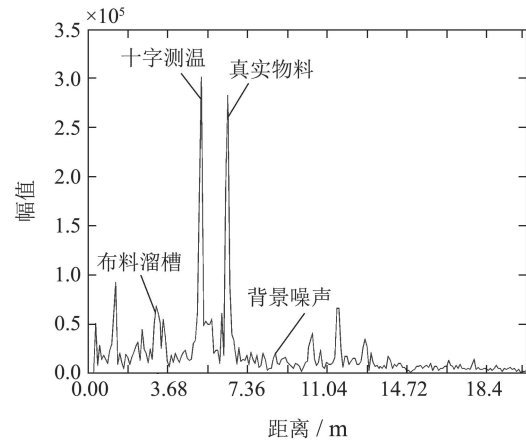


图1 复杂环境下的FMCW雷达回波信号

Fig. 1 A typical signal of FMCW radar in the complex environment

由图1可知, 在复杂环境下一个典型的雷达信号在频谱上的能量分布主要由布料溜槽、十字测温装置、真实物料回波和强背景噪声组成, 属非线性、非平稳信号, 其回波呈以下特征: 雷达探测目标由高温混合的固体/熔体等气固混合介质组成, 在复杂环境干扰下, 幅值变化剧烈且频率值发生漂移; 高炉布料过程中因溜槽转动导致雷达探测路径被短时阻挡, 从而发生周期性的遮蔽效应; 高炉内布置的十字形温度测量装置, 表现为近雷达区域常驻型固定干扰; 能量较低且分散于宽频段内的随机高斯白噪声, 主要由电磁辐射、微波通道污染等环境因素引发, 在雷达时域内表现为信号边缘毛刺现象. 复杂的散射特性常常掩盖了真实料面的回波, 有经验的专家往往结合环境分析可以追踪到非常微弱和间断的信号, 而机器缺乏人工智能, 纯粹以FFT时域谱分析难以面对大量非平稳随机干扰信号, 帧信号的误判率较高, 造成料面成像经常性畸变.

FMCW雷达回波数据作为非平稳信号, 其相关统计量随时间不断变化, 目前应用广泛的傅里叶变换是利用谐波分量描述信号的全局变换, 其在分析非平稳时变信号时的时间分辨率较低. 本文采用的EMD-IMF决策分类-Hilbert变换-边际谱分析是以瞬时频率为研究对象的时频分析, 其回归到频率的经典定义“信号相位的导数”, 给出信号频率在采样区间内变化的精确表达^[9].

首先, 采用EMD分解将雷达回波信号分解为若干个IMF的叠加, 赋予瞬时频率物理意义, 提取各IMF特征参数.

其次, 采用C4.5决策树的机器学习方法对各IMF按照真实物料回波、固定干扰、背景噪声和EMD分解产生的低频噪声进行分类. 根据分类信息对各IMF

分量进行权值调整, 并进行Hilbert变换得到瞬时频率将其整合到信号时频谱上, 得到经过权值调整后的时频谱。

最后, 将时频谱进行3维变换旋转, 通过计算各频率分量在采样时间上的积分获得信号2维边际谱, 从而计算雷达测量距离值。

2.1 原始回波信号的EMD分析(EMD analysis of echo signals)

EMD分解方法能够充分保留信号本身所固有的非线性和非平稳性, 并且自适应性强, 对数据类型没有限制. EMD分解将非平稳信号分解为多个内在模式函数的叠加, 每个内在模式函数表示信号在采样区间内包含的一种固有振荡模式, 且满足以下两个条件: 任意时刻的局部极大值和极小值构成的包络均值为0; 整个采样区间中过零点和极值点数最多相差1个. 原始信号经过EMD可由各IMF分量和余量表示为

$$X(t) = C_1(t) + C_2(t) + \cdots + C_n(t) + R_n(t). \quad (1)$$

$C_1(t), C_2(t), \cdots, C_n(t)$ 等IMF分量分别表示一种特定的振荡模式, 对其分别求解瞬时频率变得有意义^[10-11].

2.2 IMF分量特征提取(Feature extraction of IMF components)

每一个IMF分量即 $C_1(t), C_2(t), \cdots, C_n(t)$ 都是实际测量过程中回波数据的分解, 各分量和原始回波信号一样由1024个点构成的离散数组, 表征了信号在某一时刻的模式, 在此选取关联系数、中心频率和平均幅值作为各分量特征参数^[12-13].

1) 关联系数.

皮尔逊积矩关联系数(Pearson product-moment correlation coefficient, PPCC), 显示两个变量(X, Y)之间线性关系密切程度的指标, 用来衡量两个变量相对于其相互独立的距离, 其定义是两个变量协方差除以两个变量的标准差:

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}}. \quad (2)$$

该关联系数取值介于-1至1之间, 取绝对值表示关联的程度。

将除残余分量外的IMF分量 $C_1(t), C_2(t), \cdots, C_n(t)$ 分别与原始回波信号做关联系数计算, 得到各元素的关联系数向量能有效表征各分量与原始信号的关联程度, 将其作为IMF分量的第1个特征向量。

2) 中心频率.

由于EMD分解后得到的每个IMF都表现出某一频率范围的模态, 并且彼此之间没有模态混叠现象, 因

此将回波信号经过EMD分解得到的每一个IMF应用Hilbert变换, 解得瞬时频率, 对1024个瞬时频率取均值得到中心频率作为第2个特征向量。

3) 平均幅值.

波形幅值反映信号能量大小, 将平均幅值作为IMF的第3个特征参数表示每个IMF分量的能量在总体信号中所占比例, 将其作为第3个特征向量。

3 基于C4.5决策树的IMF分类与权值调整方法(IMF classification and weight adjustment method based on C4.5 decision tree)

基于工业现场的复杂环境下的信号特点, 本文采用C4.5决策树算法^[14-15]根据先验知识与历史IMF数据学习后对当前信号的IMF分量进行分类并计算, 得出所需的决策规则。

步骤 1 将各已知的IMF分量按照真实物料回波、固定干扰、背景噪声和由EMD分解产生的低频噪声4种类别进行分类(用 $C_{ij}(t)$ 表示第*i*类中编号为*j*的IMF分量, $i = 1, 2, 3, 4$), 各IMF关联系数、中心频率、平均幅值和类别号作为训练数据集, 采用C4.5决策树对训练集进行训练生成决策树. 使用生成的“树”对未知IMF分量进行分类, 为调整各类别权值, 突出真实物料回波, 并由此对各IMF分量经过Hilbert变换得到边际谱进行雷达距离计算做准备。

步骤 2 现场生产设备(如布料溜槽等)引发的强干扰回波, 其信号表现为回波能量和出现时间不固定的特征. 据此, 通过在一段时间内进行连续采样并对各频率分量的能量进行累加, 即可根据其汇总能量大小区分物料回波和溜槽干扰分别出现的频段, 从而对各类别IMF分量权值进行调整. 假设雷达在一段时间内对回波信号进行多组采样并对其进行EMD分解, 对归类后的IMF能量值按类别取均值, 得到每个类的能量均值为 $\bar{E}(i)$, 其中 $i = 1, 2, 3, 4$, 定义各类别IMF分量权值大小与相应能量均值成正比:

$$G(i) = \frac{\bar{E}(i)}{\bar{E}_{\max}}, \quad (3)$$

其中 \bar{E}_{\max} 表示该组各IMF能量均值最大值。

定义经过权值调整后的各类别IMF分量为

$$\text{IMF}_{ij}(t) = G(i) \times C_{ij}(t), \quad (4)$$

其中 $\text{IMF}_{ij}(t)$ 为调整后的第*i*类中编号为*j*的IMF分量。

步骤 3 通过Hilbert变换可以得到信号的时频谱图像. 对经过模态分解、学习分类并调整权值后所得各内在模式函数分别进行Hilbert变换后, 可把信号表示为

$$X(t) = \sum_{j=1}^n a_j(t) e^{i \int \omega_j(t) dt}. \quad (5)$$

对于同样的数据采用傅里叶变换后的信号表示为

$$X(t) = \sum_{j=1}^n a_j e^{i\omega_j t}. \quad (6)$$

由此可知,与幅度和频率固定的傅里叶变换相比,Hilbert变换的幅度变量 $a_j(t)$ 和频率变量 $\omega_j(t)$ 是时变的,这提高了信号展开的有效性.

对EMD分解并经过权值调整后的各IMF分量进行Hilbert变换得

$$y_{ij}(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\text{IMF}_{ij}(\tau)}{t - \tau} d\tau, \quad (7)$$

P 为柯西原理值,由 $\text{IMF}_{ij}(t)$ 和 $y_{ij}(t)$ 合成解析信号 $z_{ij}(t)$:

$$z_{ij}(t) = \text{IMF}_{ij}(t) + jy_{ij}(t). \quad (8)$$

定义其幅值变量 $a_{ij}(t)$ 和相位变量 $\theta_{ij}(t)$:

$$a_{ij}(t) = \sqrt{\text{IMF}_{ij}^2(t) + y_{ij}^2(t)}, \quad (9)$$

$$\theta_{ij}(t) = \arctan \frac{y_{ij}(t)}{\text{IMF}_{ij}(t)}. \quad (10)$$

由此定义瞬时频率 $\omega_{ij}(t)$:

$$\omega_{ij}(t) = \frac{d\theta_{ij}(t)}{dt}. \quad (11)$$

幅值变量 $a_{ij}(t)$ 的时频分布即为分量 $\text{IMF}_{ij}(t)$ 的Hilbert谱:

$$H_{ij}(\omega, t) = H_{ij}(\omega(t), t) \equiv a_{ij}(t). \quad (12)$$

汇总所有经过权值调整后IMF分量各自的Hilbert谱,得到单次采样信号的原始时频谱

$$H(\omega, t) = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^k H_{ij}(\omega, t), \quad (13)$$

其表示在单次采样区间内雷达回波信号的瞬时频率随时间变化的趋势^[16].

边际谱与FFT频谱相似,可表征在一段信号中各频率成分的分布情况,区别在于:传统的傅里叶分析从信号全局的角度出发,给出各频率分量在信号中出现的“总体概率”;而由Hilbert变换获得的时频谱则明确给出在原始信号各采样时间点,各频率分量的真实能量分布.由原始信号的汇总时频谱 $H(\omega, t)$ 计算其边际谱 $h(\omega)$:

$$h(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} H(\omega, t) dt. \quad (14)$$

可见,边际谱可表示为整个采样区间内各瞬时频率能量幅值在时间上的叠加.

在雷达实际测量时,需综合考虑各频率能量幅值在时间轴上的分布,并结合边际谱分析进行距离计算.设边际谱 $H(\omega)$ 中最大能量值对应频率点的谱线号为 F ,则由雷达工作原理^[17]可知雷达当前测量值为

$$R = \frac{c}{2B} \times F, \quad (15)$$

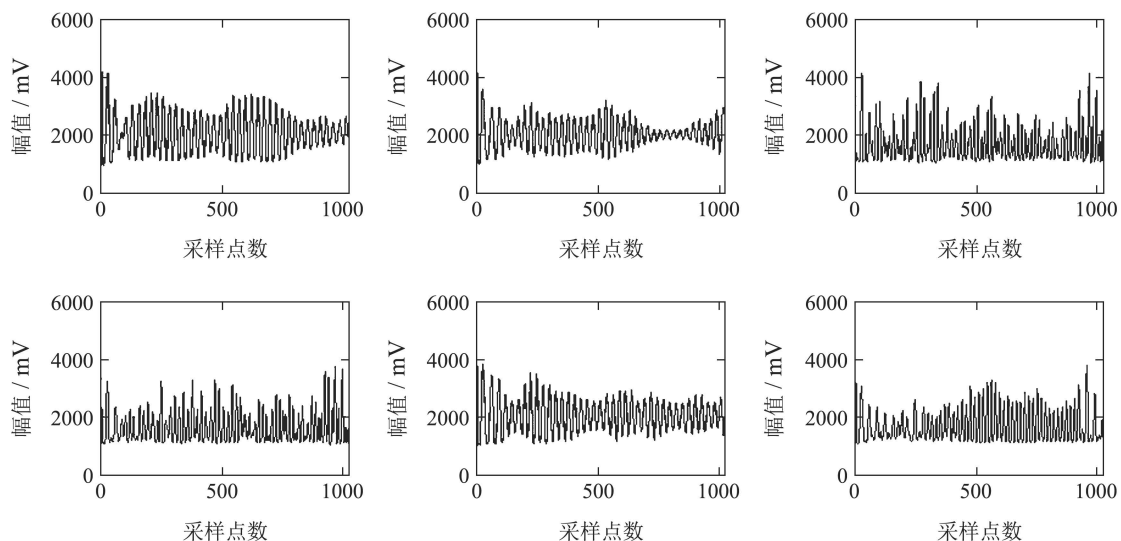
其中: c 是光速 3×10^8 m/s, B 是调频带宽.

4 实验研究(Experimental research)

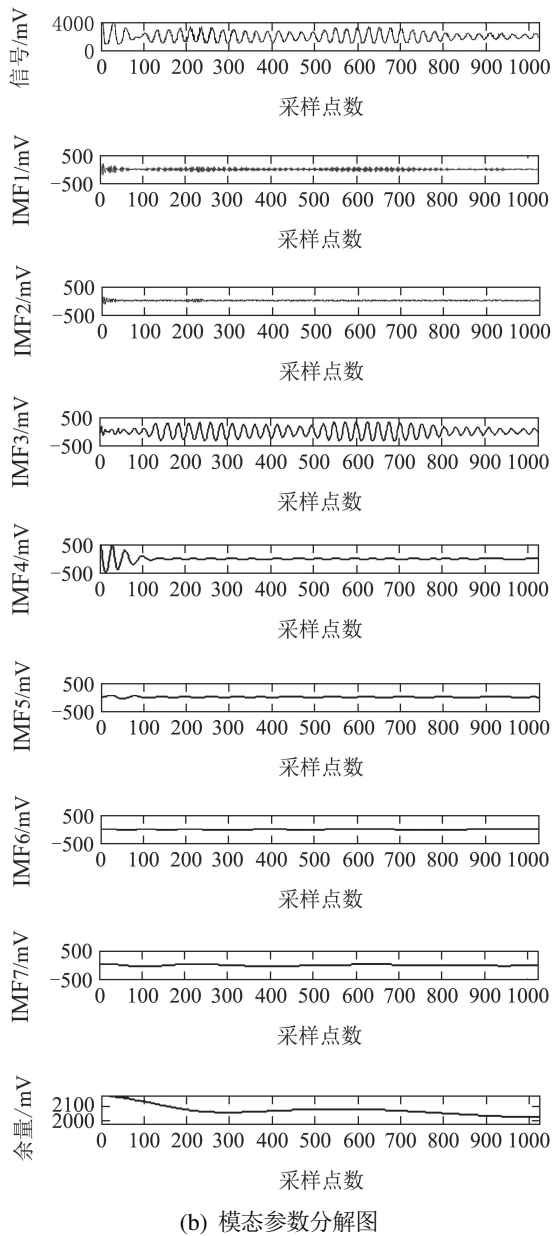
4.1 计算历史数据(Calculating historical data)

基于上海某钢铁公司2500 m³高炉6点雷达的一组实测数据^[18],如图2(a)所示依次是同一时刻1号至6号雷达对应的回波数据,本实验选取1号雷达数据进行分析,对其进行3次样条插值降噪预处理后再进行EMD分解如图2(b)所示.

图2(b)表示对预处理雷达信号进行EMD分解的结果.从信号中分解出7个IMF分量和1个余量,每个IMF分量分别表示信号在采样区间的一种固有振荡模式并满足上文所述条件,余量呈单调下降趋势,由此可初步判断该组数据可能取自于料面下降阶段时刻.



(a) 6点雷达回波信号图



(b) 模态参数分解图

图 2 信号模态参数分解图

Fig. 2 Signal processed by empirical mode decomposition

对于7个IMF提取其特征参数如下表:

表 1 IMF特征参数表

Table 1 The characteristic parameters of IMF

分量	关联系数	中心频率	平均幅值	类别
IMF1	0.2393	474	217.0616	2
IMF2	0.0591	243	55.0108	3
IMF3	0.8655	40	763.0676	1
IMF4	0.3985	26	144.6465	2
IMF5	0.0478	10	40.5033	4
IMF6	0.0480	5	47.3955	4
IMF7	0.0875	4	98.7946	4

由公式(15)可知, 通过中心频率可计算得到雷达测量距离, IMF1-IMF7所对应的距离依次是43.40 m,

22.25 m, 3.68 m, 2.38 m, 0.90 m, 0.46 m, 0.37 m.

在测量环境和测量系统均不变的情况下, 通过分析连续时间段内 50 组回波信号经过 EMD 分解后的 IMF 可知, 该组数据中 IMF3 在连续时间段内幅值和关联系数远大于其他 IMF 分量, 且在 3.1 m~3.8 m 范围内呈连续上升和连续下降趋势, 对应于高炉内上料和下料过程, 将其分类为真实物料回波(类别1); IMF1和 IMF4 对应的中心频率在连续时间段内保持不变, 且对应能量相对于除真实物料回波分量 IMF3 以外的其他分量明显较高, 判断为固定干扰(类别2); IMF2 在连续时间段内变换较大且能量较低, 判断为背景噪声(类别3); IMF5-IMF7 中心频率过低, 对应距离为 1 m 以内, 且每组回波信号经 EMD 分解后都会产生此类 IMF 分量, 将其归类为由于 EMD 分解本身产生的低频信号(类别4).

将连续时间段内 50 组回波信号均按照以上 4 种类别进行分类, 将分类后的由关联系数、中心频率、平均幅值和类别号组成的 $n \times 4$ 维矩阵作为 C4.5 决策树算法的训练集数据生成决策树, 结果如图 3 所示.

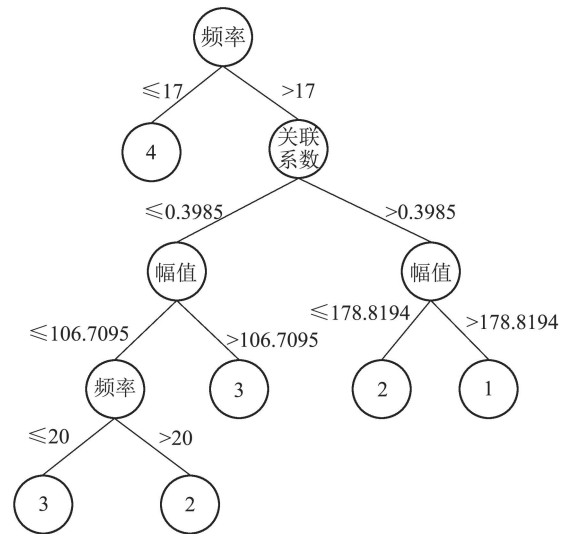


图 3 IMF特征参数生成的决策树

Fig. 3 Decision tree generated by IMF characteristic parameter

另取同种测量环境下 m 组数据作为测试集, 实验证明, 分类正确率为 0.9500, 满足分类需求.

为有效抑制干扰噪声, 突出真实物料回波信号, 通过分别计算 50 组回波信号经过 EMD 分解并分类后的 n 个 IMF 分量的能量值, 按类别计算各类能量均值根据权值调整式(3)来计算权值分别为 0.9653, 0.2798, 0.0525, 0.0688.

针对经过权值调整后的每个 IMF 分量分别进行 Hilbert 变换, 将求解到的瞬时频率整合到一张时频谱图上, 从图 4 中可以看出真实物料回波信号能量得到突显.

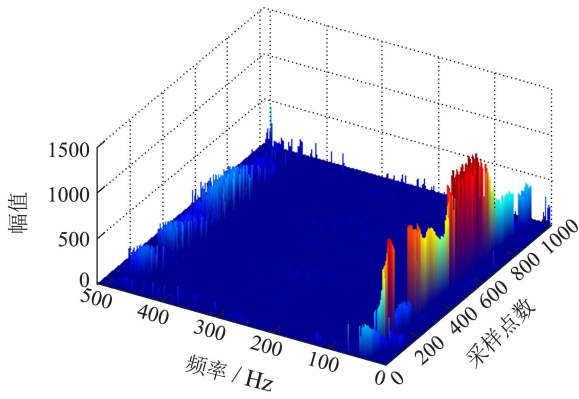


图4 信号时频谱(x-y-z坐标)

Fig. 4 Time-frequency spectrum (coordinate x-y-z)

对时频谱进行3维变换获得信号边际谱,其表示各频率分量在该采样区间内的总体分布,至此结束单次采样边际谱的计算.以此类推对接下来若干组雷达信号分别进行回波采样-EMD分解-IMF分类-IMF权值调整-Hilbert变换-边际谱计算等流程,获得一段时间内多个采样时刻的边际谱,对其按频率进行多个能量的叠加,得到汇总边际谱.

由图5可知,经多时刻能量叠加后各频率点能量在汇总边际谱上的分布呈现显著差异:物料回波因其出现位置的规律性通过在时间上的积累获得了强化,幅值较高;而布料溜槽、多径回波和背景噪声等干扰因素因其出现时间的不确定性在多次积累后得到削弱.

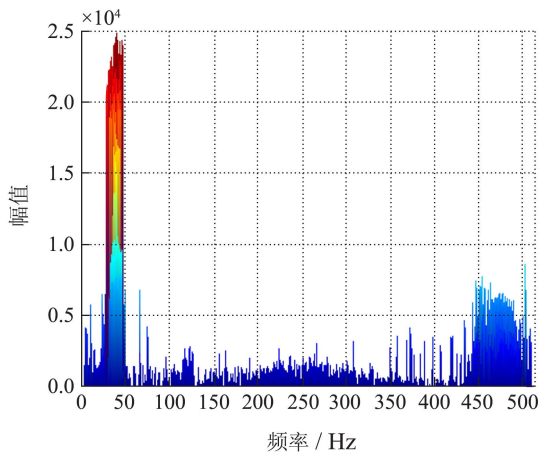


图5 采样积累汇总边际谱

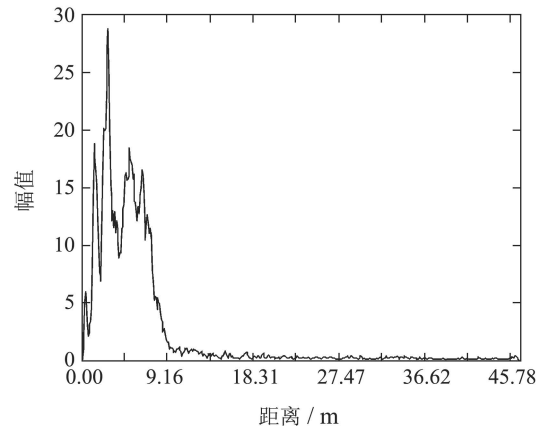
Fig. 5 Gathered marginal spectrum after accumulated sampling

4.2 计算当前测量(Calculating current data)

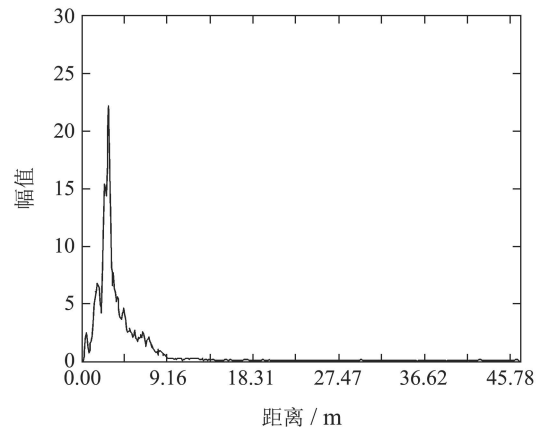
在雷达测量过程中,根据上文采样积累并学习分类得到的决策树和权值对当前数据进行EMD分解并分类调整权值.下面对经过机器学习调整IMF分量权值后的信号时频谱求解边际谱以计算距离,同时与传统HHT(即EMD-Hilbert)方法进行对比:

图6(a)是采用传统HHT方法对原始信号变换后获得的信号边际谱图,在频域上存在除真实物料回波分

量波峰外的较多干扰波峰,包括布料溜槽、十字测温装置、多径回波和背景噪声等,能量没有完全集中在物料回波频段,信噪比仅为-4.981 dB;而图6(b)图中经过机器学习分类并加权处理后的HHT变换方法获得的信号边际谱,大量干扰波峰被抑制,能量集中在物料回波所在频段,信噪比提高到2.850 dB.此时的能量最高点频率对应谱线号为35,由公式(15)计算可得此时雷达测量值为3.20 m.



(a) 传统HHT边际谱图



(b) 改进HHT边际谱图

图6 两种算法效果对比图

Fig. 6 Comparison of two types of algorithms

5 结论(Conclusions)

本文对FMCW雷达系统的频域波形进行了分类学习和优化:改进的HHT边际谱分析将原始回波信号分解为多个内在模式函数之和,通过C4.5决策树算法对多个IMF函数分类并基于人工经验学习,对分类后的IMF函数按类调整权值,采用Hilbert变换获得信号的时频谱,最后通过对边际谱能量的寻峰,计算雷达距离测量值.经实验验证,经过机器学习分类的HHT边际谱分析相对于传统HHT算法提升了信号频域的信噪比,对溜槽、十字测温、多径回波和随机噪声等干扰回波进行了抑制,避免了由于时间分辨率较低的全局FFT变换导致干扰和噪声掩盖真实回波信号的现象.但本方法面对复杂恶劣的电磁环境和变化的炉况,尚

缺乏时效性, 未来需要大量的数据统计和动态分类组合的方法, 来解决复杂环境和复杂变化对象的智能学习问题, 提高智能分类识别的能力. 下一步工作将研究如何提高该算法的实时性以满足工业现场需求.

参考文献(References):

- [1] ZHOU X, LI X L, LIU D X, et al. Analysis and pattern recognition of blast furnace burden surface based on multi-radar data [C] // *International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP)*. [S.l.]: IEEE, 2010: 286 – 291.
- [2] CHEN X Z, MIAO L L, HOU Q W. The improved phase-difference algorithm of 24GHz FMCW radar for fast level tracing of bulk solid material [C] // *The 2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*. [S.l.]: IEEE, 2010: V3-181 – V3-184.
- [3] CHEN Xianzhong, YIN Yixin, HOU Qingwen, et al. Improvement of a radar signal processing system for burden surface measurement in a blast furnace [J]. *Journal of University of Science & Technology Beijing*, 2011, 33(2): 215 – 220.
(陈先中, 尹怡欣, 侯庆文, 等. 高炉雷达料面测量信号处理系统改进 [J]. 北京科技大学学报, 2011, 33(2): 215 – 220.)
- [4] HOU Qingwen, CHEN Xianzhong, WANG Xiaopan, et al. Improved phase-difference algorithm with weighted compensation and correction for FMCW signal [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(4): 721 – 726.
(侯庆文, 陈先中, 王小攀, 等. 改进的FMCW信号加权补偿校正相位差法 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(4): 721 – 726.)
- [5] LI Haidong, LI Qing. Wavelet denoising based on technique of threshold [J]. *Computer Technology & Development*, 2009, 19(7): 56 – 58.
(李海东, 李青. 基于阈值法的小波去噪算法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(7): 56 – 58.)
- [6] WEI Meng, XU Kejun, LIU Zheng. Signal processing method based on first-order derivative and multi-feature parameters combined with reference curve for GWRLG [J]. *Journal of Electronic Measurement & Instrument*, 2015, 29(4): 542 – 549.
(魏萌, 徐科军, 刘铮. 基于特征参数识别的导波雷达物位计信号处理方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(4): 542 – 549.)
- [7] XU Baochun, YUAN Shenfang, YU Zhenhua, et al. Frequency deviation measurement method for low frequency modulation based on HHT [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(12): 2185 – 2189.
(胥保春, 袁慎芳, 余振华, 等. 基于HHT分析的新型低频调制域信号频偏测量方法 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(12): 2185 – 2189.)
- [8] CAI J H, GONG Y R, WANG X C. Magnetotelluric data processing based on Hilbert-Huang transform in oil and gas exploration [J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2009, 44(5): 617 – 616.
- [9] PENG Z K, TSE P W, CHU F L. An improved Hilbert-Huang transform and its application in vibration signal analysis [J]. *Journal of Sound & Vibration*, 2005, 286(1/2): 187 – 205.
- [10] CHEN Jun, XU Youlin. Application of HHT for modal parameter identification to civil structures [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2003, 16(3): 383 – 388.
(陈隽, 徐幼麟. HHT方法在结构模态参数识别中的应用 [J]. 振动工程学报, 2003, 16(3): 383 – 388.)
- [11] LI Ji, PAN Mengchun, TANG Ying, et al. Analysis and preprocessing of geomagnetic signals based on morphological filter and Hilbert-Huang transform [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(10): 2175 – 2180.
(李季, 潘孟春, 唐莺, 等. 基于形态滤波和HHT的地磁信号分析与预处理 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2175 – 2180.)
- [12] QIN Yi, QIN Shuren, MAO Yongfang. Application of improved Hilbert-Huang Transform in transient feature extraction [J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2008, 27(11): 129 – 133.
(秦毅, 秦树人, 毛永芳. 改进的Hilbert-Huang变换在信号瞬态特征提取中的应用 [J]. 振动与冲击, 2008, 27(11): 129 – 133.)
- [13] ROY A, WEN C H, DOHERTY J F, et al. Signal feature extraction from microbarograph observations using the Hilbert-Huang transform [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 46(5): 1442 – 1447.
- [14] XU Peng, LIN Sen. Internet traffic classification using C4.5 decision tree [J]. *Journal of Software*, 2009, 20(10): 2692 – 2704.
(徐鹏, 林森. 基于C4.5决策树的流量分类方法 [J]. 软件学报, 2009, 20(10): 2692 – 2704.)
- [15] POLAT K, GÜNEŞ S. A novel hybrid intelligent method based on C4.5 decision tree classifier and one-against-all approach for multi-class classification problems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 1587 – 1592.
- [16] LI H, ZHANG Y, ZHENG H. Hilbert-Huang transform and marginal spectrum for detection and diagnosis of localized defects in roller bearings [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2009, 23(2): 291 – 301.
- [17] LIU Bao, LIU Junmin. A method of the realization of high accuracy in FMCW ranging system [J]. *Journal of Electronic Measurement & Instrument*, 2001, 15(3): 41 – 45.
(刘宝, 刘军民. FMCW雷达快速高精度测距算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2001, 15(3): 41 – 45.)
- [18] LIU Deqing, LI Xiaoli, DING Dawei, et al. Multi-model control of blast furnace burden surface based on observed data of radars [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(10): 1277 – 1283.
(刘德馨, 李晓理, 丁大伟, 等. 基于雷达观测数据的高炉料面多模型控制 [J]. 控制理论与应用, 2012, 29(10): 1277 – 1283.)

作者简介:

赵晓月 (1992-), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为工业波谱成像工程技术, E-mail: 815727515@qq.com;

何书睿 (1991-), 男, 硕士, 目前研究方向为工业波谱成像工程技术, E-mail: foreverxnever@126.com;

陈先中 (1966-), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为电磁场与微波技术、工业雷达探测与成像、工业物联网与软件开发, E-mail: cxz@ustb.edu.cn;

侯庆文 (1967-), 女, 副教授, 目前研究方向为传感器技术、信号处理和嵌入式系统应用, E-mail: houqw@ustb.edu.cn.