

基于 CR 下界无偏能量估计的高炉料面点云锐化成像

王倩^{1,2} 吴江雪^{1,2} 侯庆文^{1,2} 陈先中^{1,2}

摘要 高炉雷达获取的料面信息是钢铁冶炼中布料控制的重要参数。但高炉内部环境复杂,料面具有非均匀流态化特性,传统信号处理方法难以准确稳定提取料面有效信息,会导致高炉布料误操作。本文借鉴遥感 SAR 雷达成像原理,设计了工业 SAR 扫描式雷达,多倍增加料面采样点密度,提出一种新的料面点云锐化成像算法。分析了高炉雷达料面回波信号干扰信号特征,从图像处理角度,设计多级滤波器对 2D 频谱图进行去噪处理分离出一条带状的料面回波信号区域。对料面距离估计问题,基于克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 提出一种先加权采样锐化料带峰脊再利用能量重心法估测料面距离频率的方法,生成 3D 料面点云模型,并利用 CRLB 评价本文算法性能。在恶劣条件下,实测高炉雷达料面回波信号点云成像验证显示,本文方法优于传统寻峰法,能有效处理低信噪比信号,准确提取料面有效信息。同时料面距离频率估计精度更高,且相较于其他方法频率估计误差更接近 CRLB 下界。

关键词 高炉料面, 迭代阈值滤波, 峰脊锐化, 能量重心法, CRLB 下界

引用格式 王倩, 吴江雪, 侯庆文, 陈先中. 基于 CR 下界无偏能量估计的高炉料面点云锐化成像. 自动化学报, 2021, 47(4): 839–848

DOI 10.16383/j.aas.c180683

Sharpness Image of Burden Point Cloud Based on CR Lower Bound Unbiased Energy Estimation

WANG Qian^{1,2} WU Jiang-Xue^{1,2} HOU Qing-Wen^{1,2} CHEN Xian-Zhong^{1,2}

Abstract Image information obtained by the radar is an important parameter in the control process of the distribution in iron and steel smelting. The interior of the blast furnace presents high complication. The traditional signal processing method is difficult to extract the effective information accurately and stably, which seriously misleads blast furnace charging operation. Based on the imaging principle of remote sensing SAR radar, this paper designs the industrial SAR scanning radar, which multiplies the density of the sampling points of the surface. We propose a new image forming algorithm of the point cloud surface. In this paper, the characteristics of the echo signal of the surface of the blast furnace radar are analyzed. We design multistage filters for 2D spectrum as a denoising operation in order to isolate a strip of surface echo signal area. To estimate the distance of the blast surface, based on the Cramer-Rao lower bound (CRLB), a new method is proposed to estimate the distance frequency of the blast surface by using energy centrobaric correction method after the weighted sampling of the peak ridge of the sharpened surface belt, and the 3D mesh point cloud model is generated, and CRLB is used to evaluate the performance of the algorithm in this paper. In harsh conditions, the point cloud imaging verification of measured echo signal from blast radar shows that proposed method is superior to the traditional peak searching method, and it can effectively process the signal with low signal-to-noise ratio and accurately extract the effective information of the material surface. At the same time, the accuracy of frequency estimation is higher, and the error of frequency estimation is closer to CRLB lower bound than that of other methods.

Key words Burden surface, iteration threshold filtering, ridge peak sharpening, energy centrobaric correction method, Cramer-Rao lower bound (CRLB)

Citation Wang Qian, Wu Jiang-Xue, Hou Qing-Wen, Chen Xian-Zhong. Sharpness image of burden point cloud based on CR lower bound unbiased energy estimation. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(4): 839–848

收稿日期 2018-10-22 录用日期 2019-01-30
Manuscript received October 22, 2018; accepted January 30, 2019

国家自然科学基金 (61671054), 北京市自然科学基金 (4182038) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61671054), Beijing Natural Science Foundation (4182038)

本文责任编辑 徐德

Recommended by Associate Editor XU De

1. 北京科技大学自动化学院 北京 100083 2. 北京科技大学工业过程知识自动化教育部重点实验室 北京 100083

1. School of Automation and Electrical Engineering, University

在高炉炼铁生产过程中,料面信息对安全生产、节能减排等目标有着重要的指导作用,提取料面信息是控制炉况的关键。高炉内部是高温高压、密闭的、多粉尘的恶劣环境,同时高炉料面是具有非均匀的流态化特征的矿物-煤气-焦炭混杂的多元高

of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 2. Key Laboratory of Knowledge Automation for Industrial Processes of Ministry of Education, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083

温熔固体共存的粗糙表面。在此基础上,随着雷达探测全寿命周期的晚期衰减,料面图像特征会出现严重的模糊、缺失与淹没,因此高炉料面研究成为难点与热点。采用工业雷达调频连续波(Frequency modulated continuous wave, FMCW)方法可以测量高炉内部料面实时生产信息。通过可视化操作平台辅助现场人员及时观测和调整布料策略。

为了获取有效的料面信息,近年来,陈先中等利用带权值的双算法综合料面生成模型,采用最小二乘法和 NURBS (Non-uniform rational B-splines) 曲面全局插值算法进行曲面拟合,建立了基于图像处理的在线检测模型^[1]。Zankl 等基于单通道 FMCW 信号模型,结合数字波束形成方法和进一步的先进信号处理算法,推导出一种多通道信号模型,采用 CLEAN 聚类算法^[2]。文献 [3] 利用多回路充电结束时的立方曲线方程估计负荷剖面,解决了基于真实多雷达数据的多回路充电负荷分布实时估计问题^[3]。文献 [4] 提出了改进的卡尔曼滤波和异常检测模型,以协同跟踪高炉炉料深度^[4]。而高炉内部呈现高温燃烧和强气流冲击,受到运动溜槽和固定十字测温的多重物理干扰、微波近场天线在腐蚀和黏附等电磁干扰以及料面本身的瑞利杂波等问题,使得 FMCW 雷达测得的料面回波信号信噪比低,状态不稳定^[5]。当料面呈流态化甚至喷涌态时,回波会出现料线测点剧烈跳动现象,考虑 Hawking-Penrose 奇点定理条件^[6],如果存在强能量条件时,则存在封闭陷获面和紧致无边非时序点集,依靠传统寻峰法会导出错误料面形状,严重误导高炉布料操作。但是以上方法,均采用传统信号处理方式处理料面回波,忽视料面流态化特征和颗粒物飞溅等问题,不适用于信噪比低和不稳定的信号。桂卫华院士的团队提出了平行低光损背光高温内窥镜的检测方法来获取高炉全料面图像^[7]。这种设计实现了近距离取景,受粉尘干扰小,成像具有高分辨率和高清晰光学图像特征,但定视角的炉料表面图像不包含纵深信息,基于微波原理的料面点云图像包含距离信息和料面流态化信息,可以同时实现料面形状和气流状态的观测。

以某钢 3 号高炉为研究背景,借鉴目前遥感领域高精度地面 SAR 成像技术原理,通过连续摆动雷达获得料面径向高密度连续点云回波信号,模拟 SAR 成像方式。

在工业生产中,高炉炉顶压力可通过模糊解耦得到精准控制^[8],电磁波发射信号在炉顶高温高压和粉尘烟雾环境下产生强烈电磁噪声和干扰信号,但经过特殊频段和降噪处理,还是可以检测到料面形状,一般检测范围 20 m,满足工业 SAR 雷达成像的范围要求。本文将回波信号转化成图像进行料面有效特征提取。在高炉冶金过程中,物料状态多样,

炉内颗粒物分布复杂,呈现流态化特征。本文采用点云表现形式,体现了料面参数的概率分布值,反映了物料的反射特性和料面的流态化特征。根据高炉现场条件,物料颗粒物能量的高低变化复杂,故借助能量重心原则提取料面能量点。在雷达回波模型基础上,对料面能量点云的距离频率进行估计,引入克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 作为最优估计性能。

本文对一维单点信号频谱图扩展到引入料面半径方向空间信息的二维连续多点信号频谱图。将传统信号处理方法与图像处理方法结合,设计多种滤波方法处理高斯噪声等干扰信号。以聚焦雷达回波高能点,兼顾低能点为原则,锐化料面峰脊,提出基于能量重心法的提取方法,进而提取料面主能量点生成 3D 点云料面模型并提取料线距离。通过料面信息的概率分布推导频率估计的 CRLB,同时对比 Single-Tone 算法,对现场数据的距离频率估计误差更接近 CRLB,对实测高炉雷达回波数据进行成像验证,在料面处于流态化和喷涌态时,本文所提方法能有效处理其产生的低信噪比回波信号,准确提取料面信息。

1 雷达信号数据分析与预处理

1.1 双摆动雷达探测模型

本文使用双摆动 FMCW 雷达对高炉内部料面情况进行探测,图 1 为单个雷达安装示意图。

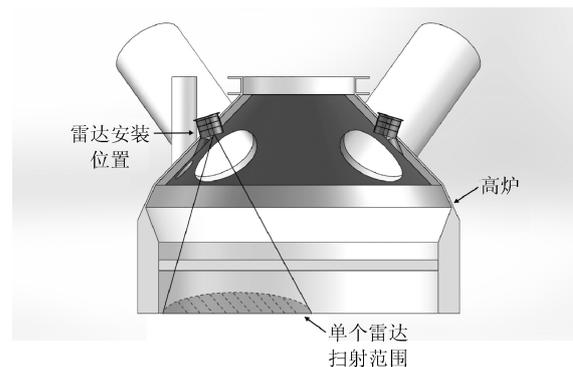


图 1 雷达安装及扫射范围示意图

Fig. 1 Radar installation and distance diagram

其中,雷达测距分辨率 K 为 0.0915,平均每次摆动扫描收发 50 个回波信号^[9]。

1.2 粗糙料面回波信号分析

FMCW 雷达高炉料面信号干扰主要分为随机干扰与固定干扰。随机干扰包含近场天线强物理干扰、瑞利杂波和焦炭粉尘等诸多干扰;固定干扰主要来自高炉内部的十字测温装置、周期性运动的溜槽以及边缘测量点的炉壁反射。除此之外,由于被测料

面是非均匀流态化的粗糙表面, 其粗糙度导致雷达回波能量分散衰弱.

实际生产中雷达所测两种典型回波信号的频谱图如图 2 所示. 图 2(a) 为理想信号, 图 2(b) 为典型低信噪比信号, 此时干扰较大, 复杂的散射特性使得传统信号处理方法难以区分真实的料面回波与干扰信号. 其中 FFT 的幅值为雷达回波能量值, 即雷达散射截面 (Radar cross section, RCS) 的大小.

本文设计的双摆动 FMCW 雷达, 将空间信息引入料面回波信号, 经过沿高炉料面半径方向一次摆动扫描, 即可获取一组包含料面形状与距离信息的雷达回波信号. 由于料面距离有一定范围, 对原始时域信号后 FFT 变换后, 前 120 个谱线号即包含料面所有信息, 将其转换成标准 64 阶图像进行分析. 如图 3 所示, 可以看出高炉料面形状是一条波动的具有典型特征的过渡带状曲线, 与干扰噪声有着明显的视觉差异.

同时料面回波显示, 高炉料面是在一定范围内波动的模糊层. 这是由于高炉料面具有典型的非稳态粗糙流态界面特性, 以及在上升煤气强气流和炉

料滑动等影响下, 会出现波动, 这使传统寻峰法难以判断料面距离精确数值. 为了更加准确还原料面实际形状与真实距离信息, 需引入雷达摆动扫描时各点回波信号对应的角度信息, 将矩阵图像 A 转换成具有实际空间意义的扇形空间下料面回波信号 2D 原始频谱图, 如图 4 所示.

1.3 雷达信号去噪预处理

依据遥感 SAR 旋转雷达成像原理, 把传统的 10~20 点固定位置数据抽取成像, 加密采样成多个料面位置的点云数据.

单个摆动周期内连续采样 N 个料面位置信息, 经 FFT 变换后, 截取前 120 个谱线数据, 生成 $120 \times N$ 的二维图像矩阵 A :

$$A = [X_1, X_2, \dots, X_N] = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \dots & X_{1,N} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \dots & X_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N,1} & X_{N,2} & \dots & X_{N,N} \end{bmatrix} \quad (1)$$

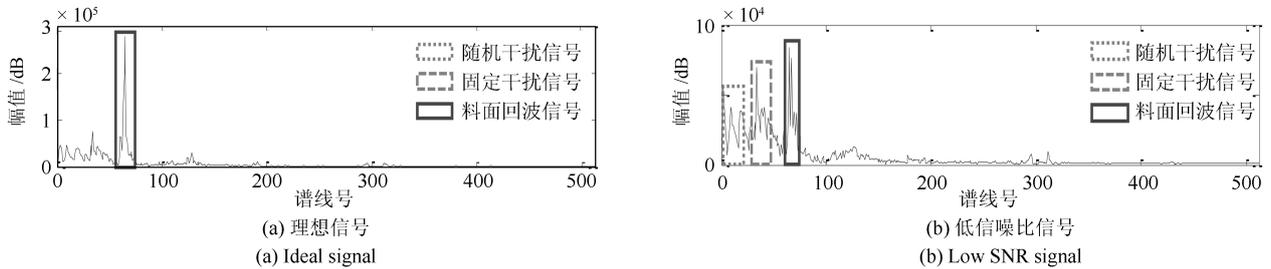


图 2 原始雷达信号频谱对比
Fig.2 Comparison of original radar signal spectrum

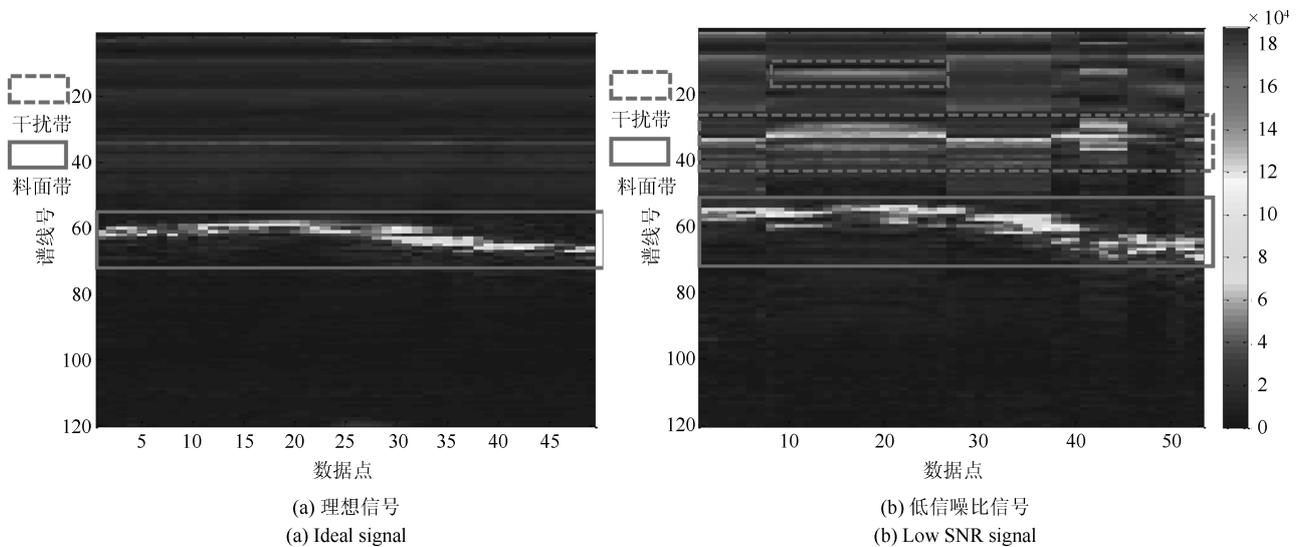


图 3 料面径向回波信号 2D 频谱图对比
Fig.3 Comparison of 2D spectra of radial echo signal of blast surface

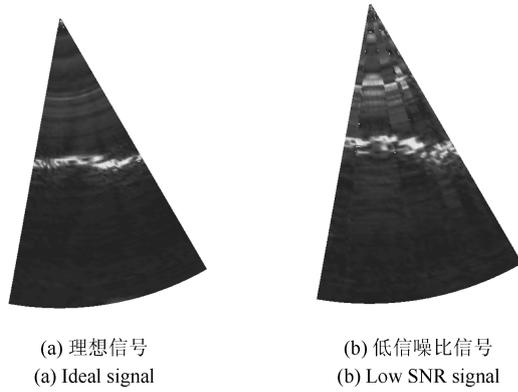


图 4 扇形空间下料面回波信号 2D 原始频谱图对比
Fig. 4 Comparison of 2D original spectra of fan-shaped space blanking surface echo signal

其中, X_1, X_2, \dots, X_N 表示料面径向上的采样点的频谱数据。

由于高炉内部环境恶劣, 非稳态粗糙流态界面的距离信息因为界面的粗糙、非稳态特性, 呈现出距离信息宽带化; 同时, 又因为各种干扰的存在, 在距离宽带处又表现出距离信息与干扰信息共存的特征。针对此类非稳态粗糙流态界面距离信息的提取, 图像矩阵 A 中包含大量干扰, 因此采用多级滤波方法对其进行去噪处理。

1) 中值滤波

中值滤波是一种基于统计的非线性滤波方法, 顾及到一定邻域内噪声点的异常值。其中选择 120 点处理数据, 选择合理的阶次平滑数据。

2) 窗函数滤波

窗函数作用满足式 (2)^[10]:

$$h(n) = h_d(n) \times \omega(n) \quad (2)$$

其中, $h(n)$ 是实际的滤波器的单位采样响应, $h_d(n)$ 是理想滤波器的单位响应, $\omega(n)$ 为 Kaiser 窗函数, 满足^[11]:

$$\omega(n) = \frac{I_0(\beta)}{I_0(\alpha)}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (3)$$

其中, $\beta = \alpha \sqrt{1 - \left(\frac{2n}{N-1} - 1\right)^2}$

$$\omega(n) = \begin{cases} \frac{I_0\left[\beta \sqrt{1 - \left(\frac{2n}{M-1} - 1\right)^2}\right]}{I_0[\beta]}, & 1 \leq n \leq M \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

由于料面信息集中在 50~100 Hz 频段, 故设定截止频率以满足带通滤波的要求。其中过渡的频段长 3 Hz, 阻带截止频谱号为 40 Hz, 则通带的起始频谱号是 43 Hz; 通带截止频谱号是 90 Hz, 阻带起始频谱号是 93 Hz。

3) 基于方差的带宽提取法

根据单次扫描料面回波图中反映的料面与干扰明显的形状特征区别, 料面所在信号频段方差较大, 因此本文引入基于方差的带宽提取法滤除低频干扰信号。

利用对二维矩阵 A 的每一行数据, 求方差排序, 选取方差最大的前 40 行, 滤除无用信息点, 以达到分离频带的目的。

$$X_i = \begin{cases} X_i, & \text{var}(X_i) > V \\ 0, & \text{var}(X_i) \leq V \end{cases} \quad (4)$$

其中 X_i 是频谱号为 i 的观测值, $\text{var}(X_i)$ 为方差计算, V 是阈值。

求取每个频谱带的方差均值, 设经过上步后宽带数目为 k , 宽带的频谱号数目是 $m(i)$, $i = 1, 2, \dots, k$, 则方差均值可由向量 $KVAR(i)$ 表示:

$$KVAR(i) = \frac{1}{m(i)} \cdot \sum \text{var}(X) \quad (5)$$

只保留方差均值最大的频谱宽带, 如式 (6) 所示, 滤除较强的干扰。

$$X_i = \begin{cases} X_i, & KVAR(X_i) = KV \\ 0, & KVAR(X_i) < KV \end{cases} \quad (6)$$

4) 迭代阈值法

本文引入基于图像分割的迭代阈值法^[12]。获取迭代计算的自适应阈值, 将图像分为前景和背景两个区域^[13], 进行图像的阈值滤波, 去除随机干扰, 得到干净清晰的料面距离带宽。迭代阈值算法步骤如下。

步骤 1. 初始化: 选取频域最大值 f_{\max} , 为频域最小值 f_{\min} , 初始阈值:

$$T_0 = \frac{f_{\max} + f_{\min}}{2}$$

步骤 2. 根据将距离宽带的频域信息分割成两个区域 R_1 和 R_2 , 求区域均值:

$$u_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} x_i}{N_1}, \quad u_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_2} y_i}{N_2}$$

其中, R_1 中包含 N_1 个元素, R_2 中包含 N_2 个元素, x_i 为区域 R_1 中的第 i 个元素, y_i 为区域 R_2 中的第 i 个元素。

步骤 3. 计算新阈值:

$$T_{k+1} = \frac{u_1 + u_2}{2}$$

步骤 4. 求取阈值差:

$$\Delta T = |T_k - T_{k+1}|$$

步骤 5. 若 $\Delta T < l$ ($l = 0.1$ 为分割精度), 则 T_{k+1} 为最佳阈值; 否则, 返回第 2 步, 直至满足分割精度.

步骤 6. 输出最佳阈值.

步骤 7. 结束.

2 基于 CRLB 的料面点云提取模型

2.1 克拉美罗下界分析

针对雷达回波信号, 分析其克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB), 可计算无偏估计中能获取的最佳估计精度, 更可评估不同参数估计方法的性能^[14].

由高炉料面特性可知, 料面图像中的噪声主要来自高斯白噪声和泊松噪声, 故采用高斯函数作为点扩散函数 (Point spread function, PSF). 高炉料面距离信息是料面成像的重要参数. 根据 FMCW 雷达测距原理, 距离 R 与频率 f_0 关系表达式为:

$$f_0 = \frac{2BRf_s}{c} \quad (7)$$

其中, B 为雷达调制带宽, f_s 为采样频率, c 为光速. 因此对料面距离的估计也就是对回波信号的频率估计. 通过推导频率估计的 CRLB 可衡量本文方法对料面距离的估计精度^[15]. 雷达料面回波信号模型为:

$$x(n) = A \cos(2\pi f_0 n + \varphi) + \omega(n) \quad (8)$$

待估计参数 $\theta = [A, f_0, \varphi]$ 未知, $\omega(n)$ 为高斯白噪声.

假设参数 θ 的估计量 $\hat{\theta}$ 满足 $E(\hat{\theta}) = \theta$ 的无偏估计, 观测量为 x , 则观测量与估计参数的联合概率密度函数 (Probability density function, PDF) 为:

$$p(x|\theta) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \cdot \exp\left\{-\frac{(x(i) - A \cos(2\pi f_0 i + \varphi))^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (9)$$

计算其对数似然函数可以得到:

$$\begin{aligned} H(\theta) &= \ln[p(x|\theta)] = \\ &= N \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x(i) - A \cos(2\pi f_0 i + \varphi))^2 \end{aligned} \quad (10)$$

对对数似然函数求参数二阶导数并求期望得到费雪信息 (Fisher)^[16]:

$$I(\theta) = E\left(\frac{\partial^2 \ln p}{\partial f_0^2}\right) \quad (11)$$

针对该信号模型, 料面距离频率估计的 CRLB 为^[17]:

$$\text{CRLB} = \left(-E\left(\frac{\partial^2 \ln p}{\partial f_0^2}\right)\right)^{-1} \quad (12)$$

频率估计量 \hat{f}_0 的方差满足:

$$\text{var}(\hat{f}_0) \geq \frac{12}{(2\pi)^2 N(N-1) \text{SNR}} \quad (13)$$

其中, N 为采样数, SNR 为信噪比, 满足 $\text{SNR} = \frac{A^2}{2\sigma^2}$, 可通过频谱估算法估算^[18].

2.2 峰脊锐化

为了更加科学估计料面距离, 根据边缘能量聚焦和峰脊锐化等数理统计和图像处理方法利用加权采样法筛选与料面相关度更高的标志点.

将二维单次扫描雷达料面回波信号频谱图增加一维, 引入笛卡尔坐标系的 z 轴, 代表料点的幅值大小, 反映料线峰脊的高低, 故将幅值作为峰脊锐化、识别料面的重要特征. 图 5 多视角展示了理想信号 (a) 与低信噪比信号 (b) 在 3 维空间下峰脊分布情况. 其物理意义是雷达回波的强度, 间接代表其料点的数据质量, 故将提取的数据点分为重要标志点和次要标志点两大类^[19]. z 轴幅值较高的数据点亮度较高, 即雷达回波强度较强, 属于重要标志点 (高能量点); 反之, 则为次能量点.

本文根据数理统计方法, 采用加权采样的方式统计标志点的幅值, 从以下两方面达到峰脊锐化的目的: 1) 聚焦重要标志点, 应用小步长采样, 达到高能量点密集点云的效果, 反应料面流态化情况; 2) 兼顾次能量点, 采用较大的采样步长, 滤除边缘杂波点, 达到次能量点稀疏点云的效果. 具体算法步骤如下:

步骤 1. 采样点线性分区: 根据采样点线性划分 N 个子区域: V_1, V_2, \dots, V_N , 识别出子区域中的料面位置信息并进行空间对齐.

步骤 2. 逐区间求矩阵峰值: 统计子区域内矩阵峰值, 记为 $R = [r_1^*, r_2^*, \dots, r_N^*]$.

步骤 3. 峰值排序.

步骤 4. 确定采样步长: 根据排序后的矩阵 R 赋予子区域权重, 决策其采样步长.

步骤 5. 双向采样非零数据点: 同时从 y 轴和 x 轴双向采样以聚焦边缘能量.

2.3 基于能量重心的料线提取

在料面上部存在颗粒物喷涌, 且受到高斯白噪声和散粒噪声的影响下, 即使经过滤波与锐化峰脊处理, 代表料面实际位置的的回波信号附近也弥散着部分干扰回波信号, 但这些干扰回波信号能量较弱. 同时, 料面的流态化特性, 以料面回波信号能量为一

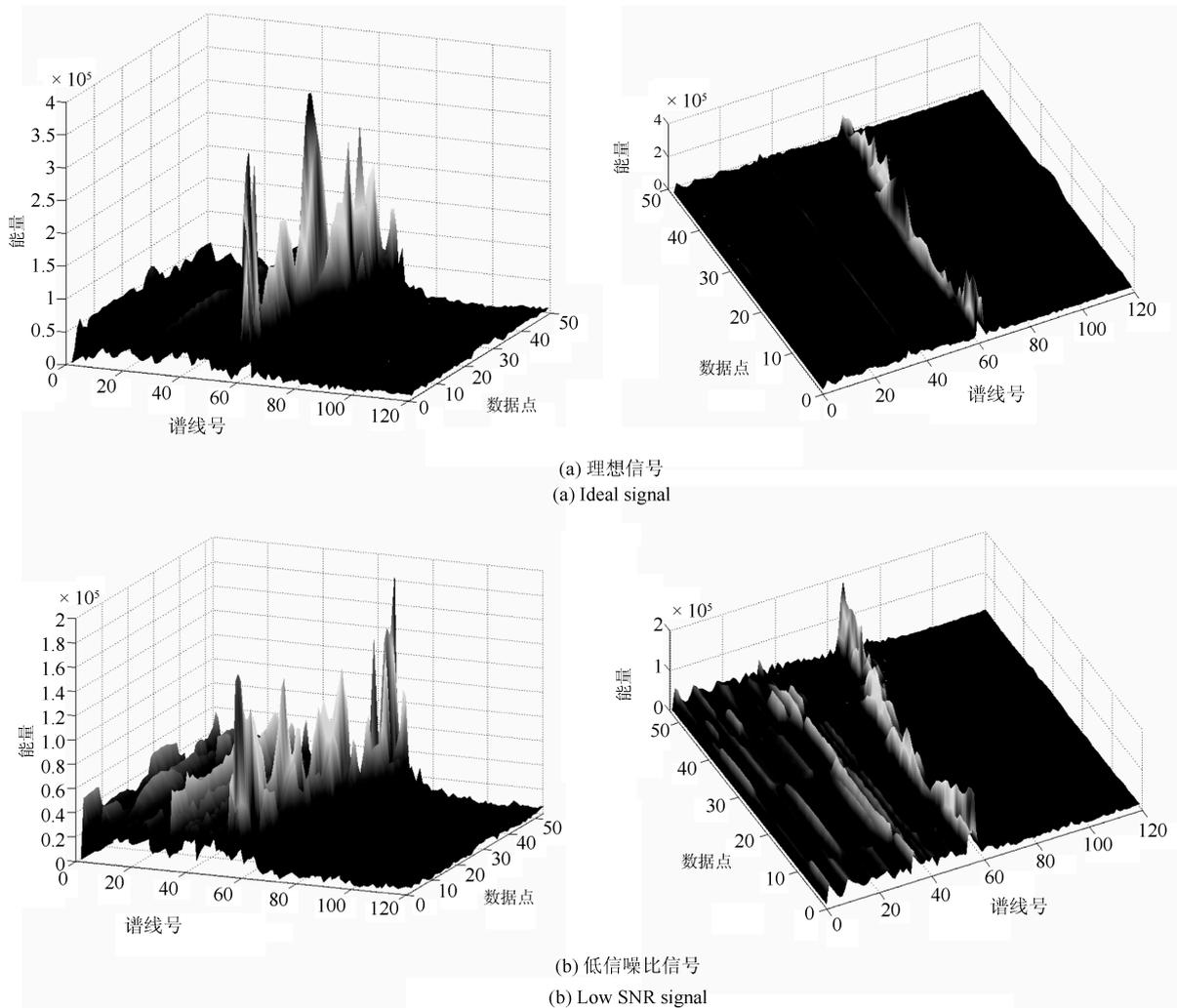


图5 三维空间料面回波信号强度峰脊分布

Fig. 5 Peak ridge distribution of echo signal strength in three dimensional space

条具有宽度、能量变化的波动曲带的形式反映在2D料面回波信号频谱图上. 因此, 为了能提取出料线信息, 本文根据能量重心法(The energy centrobaric correction)对峰脊锐化后料面点云的进行料线提取, 滤除多余点云数据^[20].

能量重心法适用于频谱校正, $n = 3$ 时效果佳, 即通过三点卷积校正幅值的方法校正频率^[21]. 在高斯白噪声背景下, 功率谱满足以下分布:

$$P_k = S_w^2(k) \sim N\left(X_w^2(k), \frac{2X_w^2(k)P_w\sigma^2}{N}\right) \quad (14)$$

高斯白噪声影响下, 能量重心校正的归一化频率满足:

$$\widehat{f}_{k_r}^1 = \frac{\sum_{i=-n}^n (k_r + i) P_{k_r+i}}{\sum_{i=-n}^n P_{k_r+i}}, \quad n = \infty \quad (15)$$

其中, k_r : 功率谱最大值谱线; P_{k_r+i} : 第 k_r 条功率谱线.

故主瓣中心坐标 k_0 (k_1 为最大值谱线):

$$k_0 = k_1 + \frac{\sum_{i=-3}^3 i \cdot P_{k_1+i}}{\sum_{i=-3}^3 P_{k_1+i}} \quad (16)$$

通过能量重心法对单点料面点云数据进行主能量点提取后, 对其进行傅里叶拟合, 提取出一条波动光滑料线. 根据能量重心理论剔除野值后, 点云数据需拟合得到理想的光滑料线. 采用5阶傅里叶级数的线性傅里叶拟合(Fourier linear combiner, FLC)进行曲线重构^[22]. 公式:

$$f(x) = \sum_{n=1}^5 \left(a_n \sin\left(\frac{2\pi n}{T}x\right) + \right.$$

$$b_n \cos\left(\frac{2\pi n}{T}x\right) + C \quad (17)$$

其中, a_n 是正弦项系数, b_n 是余弦项系数, C 是常数, T 是周期.

综上所述, 将高炉料面点云锐化成像算法可表示为图 6 所示流程图.

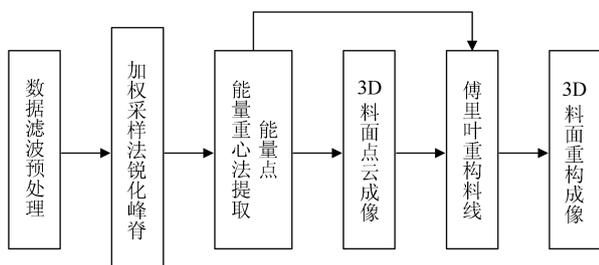


图 6 高炉料面点云锐化成像算法流程图

Fig. 6 Algorithm flow chart of burden surface point cloud sharpen image processing

3 高炉料面点云成像仿真验证

本文以某钢 3# 高炉 2 号雷达 2018 年 4 月实测回波信号为实例, 验证分析本文所设计的基于 CRLB 的料面点云锐化成像算法性能. 为了证明新方法能够有效处理低信噪比且不稳定信号, 把理想信号与非理想信号处理结果进行对比.

3.1 多级滤波效果验证

本文设计了三种不同的多级滤波模型, MWATF 法 (Mid-value and window and artificial threshold filtering)、VITF 法 (Variance and iterative threshold filtering)、MWITF 法 (Mid-value window and iterative threshold filtering). 每种滤波器由不同滤波方式串联组成, 具体组成方式见表 1.

表 1 三种滤波模型

Table 1 Three filtering models

MWATF	VITF	MWITF
中值法	方差法	中值法
窗函数法		窗函数法
人工阈值法	迭代阈值滤波法	人工阈值法

通过处理多组低信噪比料面回波实验数据进行对比, MWITF 法效果最好. MWATF 法由于人工设定阈值, 适用普遍性差, 滤波后图中仍存在明显的干扰带; 而 VITF 法与 MWITF 法相比, 存在滤波过渡的问题, MWITF 保留了更丰富的料点, 使图像更真实; 因此选择 MWITF 法为本成像系统滤波方法.

对于料面回波信号, 三种滤波效果如图 7.

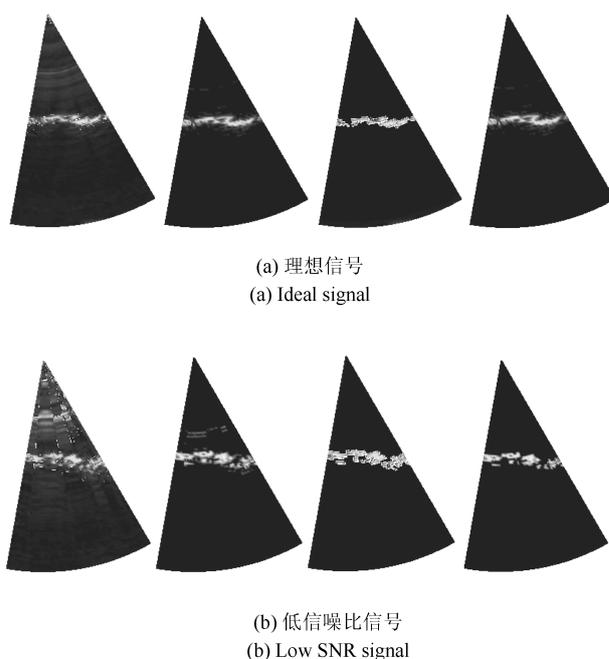


图 7 三种滤波模型效果
Fig. 7 Three filtering model effects

某钢雷达的现场安装图如图 8 所示, 在高温高压黏附和强粉尘环境下, 连续运行 3 个月获得的清晰断面电磁散射图, 粉尘几乎被完全压制, 料线特征十分明显, 如图 9 所示.

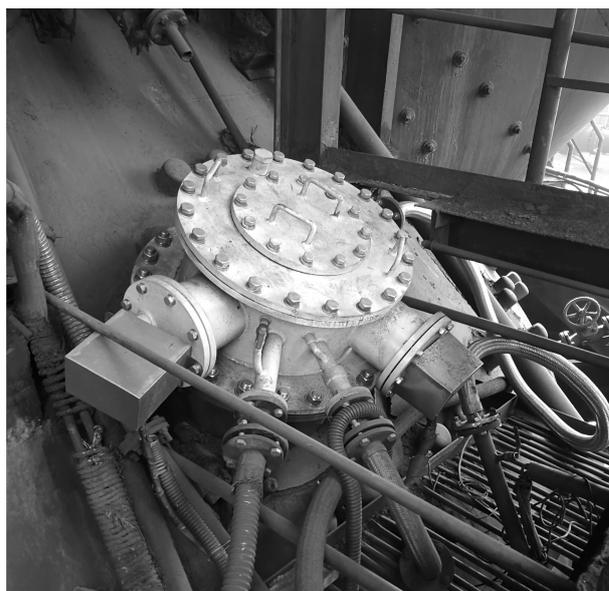


图 8 高炉雷达的现场安装图

Fig. 8 Field installation of the blast furnace radar

3.2 距离频率估计 CRLB 验证

通过加权采样法将峰脊锐化, 提取料面标志点数据. 为了去除部分野值点影响, 采用能量重心法

提取能量点,使目标点尽可能逼近主能量点的情况下,又考虑到分散在料面周围的次能量点能量幅值大小的影响,根据最终得到的能量点算出距离,提取料线.效果如图 10.

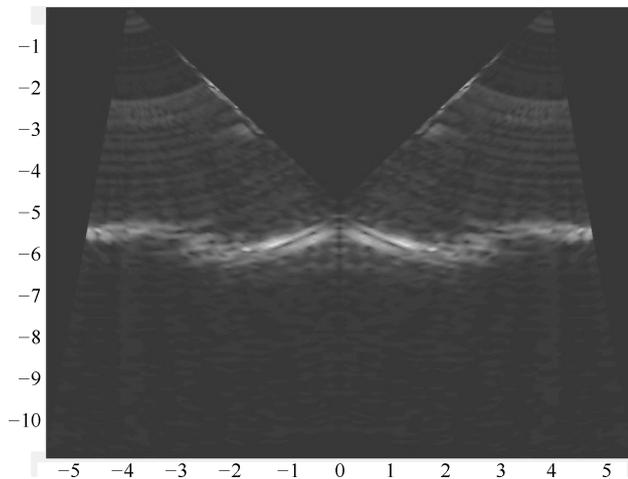


图 9 高炉料面电磁散射图

Fig. 9 Electromagnetic scattering image of burden surface

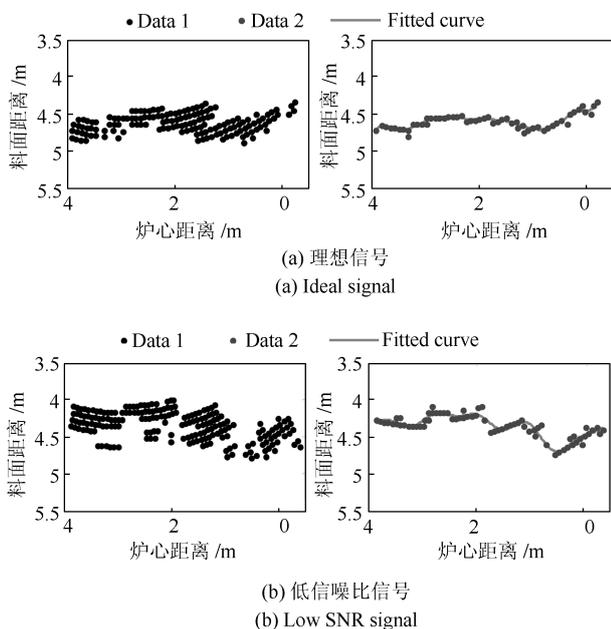


图 10 能量点提取与料线拟合(Data1 为峰脊锐化后的标志点, Data2 为提取的能量点)

Fig. 10 Energy point extraction and material line fitting (Data1 is the mark point after peak ridge sharpening, and Data2 is the energy point extracted)

为了验证本文算法对实测信号频率估计的有效性,选取 Single-Tone 算法进行比较,并与 CRLB 限进行对比. Single-Tone 算法是基于 DFT 从极大似然估计量 MLE 和加权平均估计量 WAE 入手的频率估计方法^[23]. 选取 -5 dB 到 5 dB 的高炉雷

达料面回波信号,在每一个信噪比下用本文方法与 Single-Tone 方法各对随机选取的 100 个实测信号进行相对均方跟误差计算. 图 11 为不同信噪比下两个算法频率估计相对均方误差 (RMSE) 比较. 由图 11 可知,从估计精度而言,本文估计方法更接近 CRLB,估计准确度较好. 从算法稳定性分析,本文算法频率估计 RMSE 随着信噪比增加逐步减小,逼近 CRLB,而 Single-Tone 算法波动较大,因此本文算法提取料线性能更加真实可靠,运行更加稳定,鲁棒性强,抗噪性好.

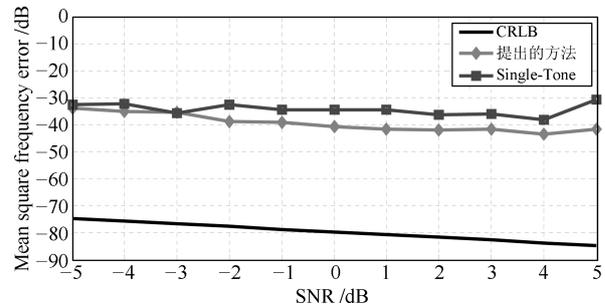


图 11 不同信噪比下各算法频率估计性能

Fig. 11 The performance of each algorithm under different SNR is estimated

3.3 3D 料面点云成像验证

在得到离散料面能量点云数据与料线后,假设高炉料面是对称的曲面,将点云数据与料线进行旋转,重构出 3D 料面点云图像与光滑料面曲面图像,高炉加焦的料面模型如图 12(a) 所示,平台型料面如图 12(b) 所示. 随机选取某钢 3 号高炉 2 号雷达 2018 年 4 月和 8 月 1000 组扫描信号,与原信号频谱图对比,符合预期料面特征的信号 816 组,料面提取准确率达到 81.6%. 相比传统信号处理方法,基本达到工业实用的要求.

4 结论

结合 SAR 成像原理,本文从图像处理角度,对实际料面回波频谱图像进行多级滤波处理,滤除低频段强干扰;通过峰脊锐化与能量重心法提取离散的代表料面特征的能量点数据,根据这些点云数据进行 3D 料面点云曲面与光滑料面重构,同时基于 CRLB 分析本文算法对实测信号的频率估计精度,为高炉雷达测距准确度提供了科学参考,验证了本文算法频率估计精确度高. 并且相较于传统单点采样拟合料面法,本文保留了大量的料面形状细节,同时直观反映了料面流态化特征,得到的料面模型更加贴近实际生产中的高炉料面,料面提取准确率达到 81.6%. 工业雷达在高炉环境下,其天线的探测全寿命约 1 年,达到寿命晚期的时候,天线污染严

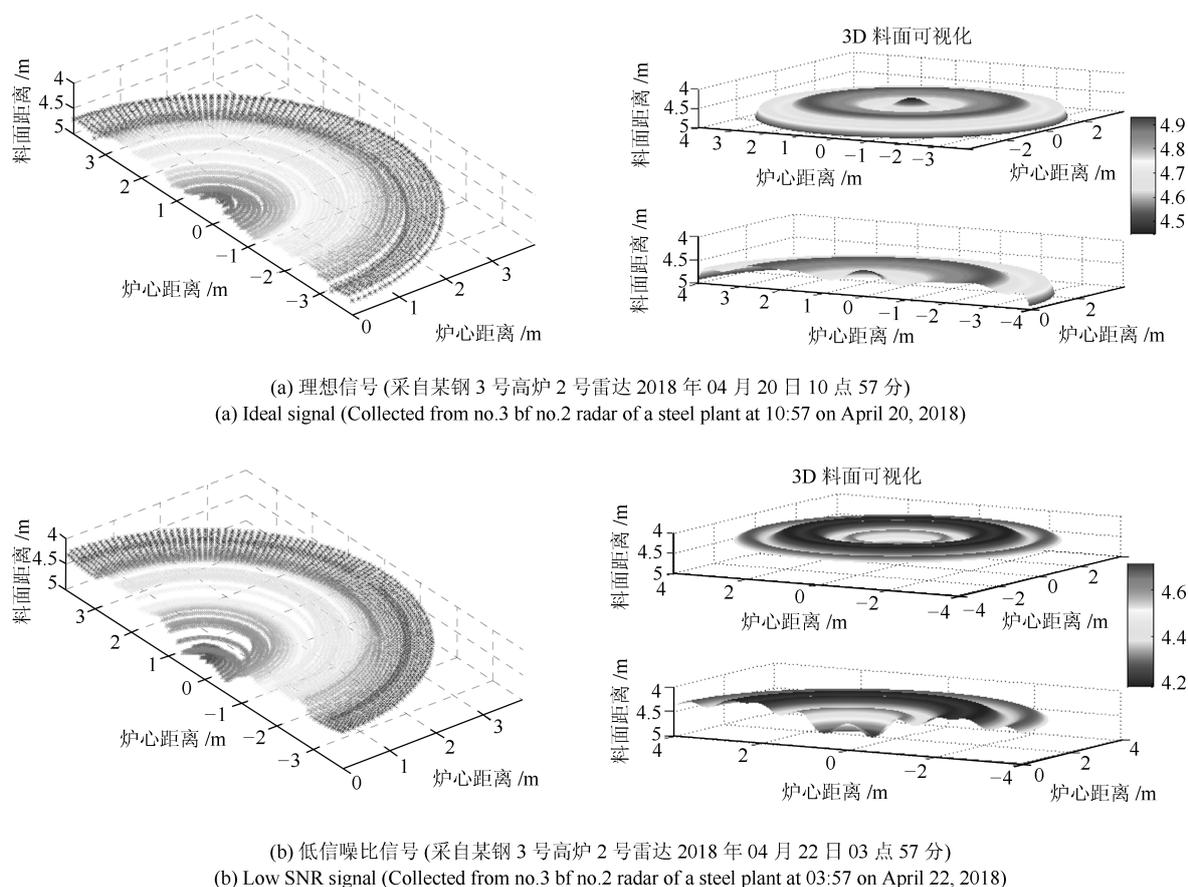


图 12 3D 料面点云成像效果

Fig. 12 Imaging effect of 3D surface point cloud

重, 出现大量低信噪比信号, 此时图像特征的模糊、缺失与淹没现象加剧, 目前更加智能化的图像提取方法和信号处理算法还不完善, 故该类算法是今后研究工作的重点, 有待继续研究。

References

- Chen Xian-Zhong, Ding Ai-Hua, Wu Yun. Design and implementation of bf radar material surface imaging system. *Metallurgical Automation*, 2009, **33**(2): 52–56
(陈先中, 丁爱华, 吴昀. 高炉雷达料面成像系统的设计与实现. 冶金自动化, 2009, **33**(2): 52–56)
- Zankl D, Schuster S, Feger R, et al. BLASTDAR — A Large Radar Sensor Array System for Blast Furnace Burden Surface Imaging. *IEEE Sensors Journal*, 2015, **15**(10): 5893–5909
- Zhu Q, Cheng-Long Lü, Yin Y X, et al. Burden Distribution Calculation of Bell-Less Top of Blast Furnace Based on Multi-Radar Data. *Journal of Steel Research*, 2013, **20**(6): 33–37
- Wei J D, Chen X Z, Kelly J R, et al. Blast furnace stockline measurement using radar. *Ironmaking & Steelmaking*, 2015, **42**(7): 533–541
- Zhao Xiao-Yue, He Shu-Rui, Chen Xian-Zhong, Hou Qing-Wen. Machine learning algorithm for BF radar signal under strong interference environment. *Control Theory and Application*, 2016, **33**(12): 1667–1673
(赵晓月, 何书睿, 陈先中, 侯庆文. 强干扰环境下高炉雷达信号机器学习算法. 控制理论与应用, 2016, **33**(12): 1667–1673)
- Hawking S W, Penrose R. The Singularities of Gravitational Collapse and Cosmology. *Proceedings of the Royal Society of London*, 1970, **314**(1519): 529–548
- Chen Z, Jiang Z, Gui W, et al. A novel device for optical imaging of blast furnace burden surface: parallel low-light-loss backlight high-temperature industrial endoscope. *IEEE Sensors Journal*, 2016, **16**(17): 6703–6717
- An J Q, Yang J Y, Wu M, She J H, Terano T. Decoupling control method with fuzzy theory for top pressure of blast furnace. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, DOI: 10.1109/TCST.2018.2862859
- Hou Qing-Wen, Chen Xian-Zhong, Wang Xiao-Pan, Yin Yi-Xin, Li Xiao-Li. Improved FMCW signal weighted compensated correction phase difference method. *Journal of Instrumentation*, 2010, **31**(04): 721–726
(侯庆文, 陈先中, 王小攀, 尹怡欣, 李晓理. 改进的 FMCW 信号加权补偿校正相位差法. 仪器仪表学报, 2010, **31**(04): 721–726)
- Xue Nian-Xi. *Application of MATLAB in Digital Signal Processing*. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.
(薛年喜. *MATLAB 在数字信号处理中的应用*. 北京: 清华大学出版社, 2003.)

- 11 Gao Yun-Peng, Teng Zhao-Sheng, Qing Bai-Yuan. Harmonic analysis based on Kaiser window double spectrum line interpolation FFT. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, **31**(2): 287–292
(高云鹏, 滕召胜, 卿柏元. 基于 Kaiser 窗双谱线插值 FFT 的谐波分析方法. 仪器仪表学报, 2010, **31**(2): 287–292)
- 12 L Gupta, B M Klinkhammer, P Boor, D Merhof, M Gadermayr Roychoudhury. Stain independent segmentation of whole slide images: A case study in renal histology. In: Proceedings of IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging. Washington, USA: IEEE, 2018. 1360–1364
- 13 Blumensath T, Davies M E. Iterative hard thresholding for compressed sensing. *Applied & Computational Harmonic Analysis*, 2009, **27**(3): 265–274
- 14 Florescu A, Chouzenoux E, Pesquet J C, et al. Cramer-Rao bound for a sparse complex model. In: Proceedings of International Conference on Communications. Sydney, Australia: IEEE, 2014. 1–4
- 15 Peleg S, Porat B. The Cramer-Rao lower bound for signals with constant amplitude and polynomial phase. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, **39**(3): 749–752
- 16 Peleg S, Porat B. *The Cramer-Rao lower bound for signals with constant amplitude and polynomial phase*. IEEE Press, 1991.
- 17 Kay S M. *Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory*. PTR Prentice Hall, 1993.
- 18 Zhang Jun-Hua, Zang Sheng-Tao, Zhou Zhen-Xiao, et al. Quantitative calculation and comparison of SNR of seismic data. *Petroleum Geophysical Exploration*, 2009, **44**(4): 481–486
(张军华, 藏胜涛, 周振晓, 等. 地震资料信噪比定量计算及方法比较. 石油地球物理勘探, 2009, **44**(4): 481–486)
- 19 Chen Zhi-Qiang, Wang Zuo-Wei, Fang Long-Wei, Jian Feng-Zeng, Wu Yi-Hong, Li Shou, He Hui-Guang. Real-time 2D/3D Registration of Vertebra via Machine Learning and Geometric Transformation. *Journal of Automation*, 2018, **44**(7): 1183–1194
(陈智强, 王作伟, 方龙伟, 菅凤增, 吴毅红, 李硕, 何晖光. 基于机器学习和几何变换的实时 2D/3D 脊椎配准. 自动化学报, 2018, **44**(7): 1183–1194)
- 20 Ding Kang, Zheng Chun-Song, Yang Zhi-Jian. Precision analysis and improvement of frequency correction by the center of gravity method of discrete spectrum energy. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, **46**(5): 43–48
(丁康, 郑春松, 杨志坚. 离散频谱能量重心法频率校正精度分析及改进. 机械工程学报, 2010, **46**(5): 43–48)
- 21 Zheng C S, Ding K, Yang Z J. Noise influence on frequency estimation accuracy from energy centrobaric correction method for discrete spectrum. In: Proceedings of International Conference on Information and Automation. Zhuhai, China: IEEE, 2009: 1477–1481
- 22 Riviere C N, Rader R S, Thakor N V. Adaptive cancelling of physiological tremor for improved precision in microsurgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1998, **45**(7): 839–846
- 23 Zhivomirov H, Nedelchev I, Vasilev R. A method for single-tone frequency estimation. *Romanian Journal of Acoustics & Vibration*, 2016, **13**(1): 20–24



王倩 北京科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为移动边缘计算, 计算卸载.

E-mail: wq_545496@126.com

(WANG Qian Master student at the School of Automation, Beijing University of Science and Technology. Her research interest covers mobile edge computing and computation offloading.)



吴江雪 北京科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为深度学习, 图像处理.

E-mail: s20170612@xs.ustb.edu.cn

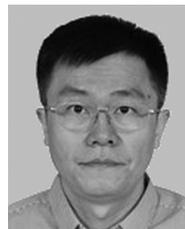
(WU Jiang-Xue Master student at the School of Automation, Beijing University of Science and Technology. Her research interest covers deep learning and image processing.)



侯庆文 北京科技大学自动化学院副教授, 主要研究方向为传感器技术, 信号处理, 嵌入式系统应用.

E-mail: houqw@ustb.edu.cn

(HOU Qing-Wen Associate professor at the School of Automation, Beijing University of Science and Technology. Her research interest covers sensor technology, signal processing, and embedded system application.)



陈先中 北京科技大学自动化学院教授. 主要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. 本文通信作者.

E-mail: cxz@ustb.edu.cn

(CHEN Xian-Zhong Professor at the School of Automation, Beijing University of Science and Technology. His research interest covers electromagnetic field and microwave technology, industrial radar detection and imaging, industrial Internet of things, and software development. Corresponding author of this paper.)