

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209408

基于最小熵解卷积的轨面缺陷漏磁信号处理*

朱玥 王平 张兆珩 贾银亮
(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

摘要: 钢轨表面缺陷的漏磁检测会受到巡检速度等因素的影响,导致背景噪声增大,检测灵敏度降低。为了增强缺陷信号特征,提高漏磁信号的信噪比,提出了一种基于最小熵解卷积的漏磁信号处理方法。通过目标函数法,计算得到最优的逆滤波器参数,对采集到的漏磁信号进行滤波处理。为衡量最小熵解卷积算法滤波效果,将处理得到的缺陷信号和背景噪声信号的峰峰值与小波变换法和中值滤波法进行对比。实验结果表明,最小熵解卷积算法对缺陷信号起到了明显的增强作用,且其效果优于小波变换和中值滤波。

关键词: 最小熵解卷积;特征增强;缺陷识别;漏磁检测

中图分类号: U216.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Magnetic flux leakage signal processing of rail surface defects
based on minimum entropy deconvolution

Zhu Yue Wang Ping Zhang Zhaoheng Jia Yinliang

(School of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The magnetic flux leakage detection of rail surface defects will be affected by the inspection speed and other factors, which increase the background noise and reduces the detection sensitivity. In order to enhance the defect signal characteristics and improve the signal-to-noise ratio of MFL signal, a MFL signal processing method based on minimum entropy deconvolution is proposed in this paper. Through the objective function method, the optimal inverse filter parameters are calculated, and the collected magnetic flux leakage signal is processed by filtering. In order to measure the filtering effect of the minimum entropy deconvolution algorithm, the pep-to-peak values of the processed defect signals and background noise signals were compared with the wavelet transform and median filtering. The experimental results show that the minimum entropy deconvolution algorithm plays a significant role in enhancing the weak defect signal, and its effect is better than that of wavelet transform and median filtering.

Keywords: minimum entropy deconvolution; feature enhancement; defect recognition; magnetic flux leakage detection

0 引 言

截至2021年底,全国铁路营业里程突破15万公里,其中高铁超过4万公里,钢轨在铁路运输中承担着重要角色。当列车在钢轨上行驶时,钢轨经过车轮的压力以及外部环境的长期作用,便会在钢轨表面产生缺陷,其早期表现形式为轨面磨损、压溃、剥离等,随着缺陷的发展,最终有可能导致列车脱轨、倾覆等重大安全事故,造成重大人员伤亡和巨额财产损失^[1]。因此,对钢轨进行无损检测对铁路的安全运输具有重要意义。

目前钢轨无损检测技术,主要有超声检测、涡流检测、漏磁检测等。漏磁检测技术因其传感器结构简单、检测灵

敏度高、可实现非接触式检测,被广泛运用于诸如钢轨等铁磁性机件表面缺陷的无损检测^[2]。然而采集到的漏磁信号中往往夹杂着各种噪声,如系统噪声、空间磁场噪声、速度效应产生的噪声、磁化与材料噪声等^[3-5]。尤其是当钢轨探伤车在现场高速巡检时,一方面更多复杂的电磁效应突显出来,体现在所测信号中即为更强的背景噪声,另一方面由于探头机械结构的振动带来提高上的干扰。对于较小的钢轨表面伤损,如深度较浅、表面积较小的擦伤、裂纹等,漏磁检测信号较弱,难以识别,导致漏检。因此,在提取漏磁信号特征、识别和量化钢轨表面缺陷之前,对所测信号进行预处理,增强缺陷信号显得尤为重要。

针对漏磁信号的预处理,已经有学者做了一些研究。

收稿日期:2022-03-25

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB21009)资助

吴东等^[6]采用自适应移位平均法对钢丝绳损伤信号进行降噪,并利用量子粒子群优化算法优化移位平均法的窗宽,实现信噪比的最大化;Zhang 等^[7]为提高漏磁检测的精度,提出了一种小波去噪结合中值滤波的多级滤波方法;曹辉等^[8]基于小波多尺度变换与分解,将数据层融合、特征层融合以及决策层融合相结合,提高了漏磁边缘检测精度。为了提高定量分析的准确率,校正算法、加权梯度算法和解耦算法也用到了漏磁信号的预处理中^[9]。

也有学者将信息熵应用在缺陷漏磁信号的去噪、特征提取和量化中^[11]。朱良等^[10]以钢丝绳断丝损伤信号去噪方法为研究背景,采用基于 Shannon 的小波包分解进行信号的降噪处理;王太勇等^[11]通过试验分析证明了一维谱熵、二维谱熵在漏磁检测缺陷类别辨识中的可行性;戴光等^[12]对漏磁信号的信息熵进行了特征提取,利用提取的信号特征量,结合 BP 网络,完成了缺陷信号长度、深度的量化。Ralph Wiggins 在 1977 年提取地震信号特征时,将最小熵的方法引入到解卷积问题中,提出了最小熵解卷积理论(minimum entropy deconvolution, MED),对于解卷积问题求解具有很重要的价值。Endo 等^[13]提出了一种基于最小熵解卷积的自回归模型增强方法,用于齿轮轮齿的故障检测;江瑞龙等^[14]提出了一种基于最小熵反卷积和包络谱分析的滚动轴承早期故障诊断方法;Liang 等^[15]将最小熵解卷积与稀疏分量分析应用于管道的超声无损检测中。

在超声无损检测和故障诊断领域,最小熵解卷积在提高超声信号的分辨率以及局部故障所导致的冲击信号的识别中都取得了较好的效果。目前,对钢轨表面缺陷漏磁信号的预处理尚无完善的方法,本文将最小熵解卷积用于高速钢轨漏磁巡检下的微弱信号增强中,在增强轨面小缺陷信号特征的同时抑制背景噪声,提高检出率。

1 基于最小熵解卷积的钢轨漏磁信号处理

1.1 漏磁检测原理

钢轨由铁磁性材料制成,在外加磁场下被局部磁化后,若内部组织均匀且无缺陷,磁力线将会在材料中均匀分布;当缺陷接近或位于材料表面时,磁力线穿过时就会发生畸变,一部分在材料内部产生弯曲,另一部分折射到材料表面的空气中,形成漏磁场,经霍尔传感器采集到后就可以获得缺陷信号,漏磁检测原理如图 1。

1.2 最小熵解卷积算法

信息熵的本质是一个描述信源分布和复杂度的指标,在钢轨漏磁检测中,最小熵解卷积方法假定源信号 $x(i)$ 是“稀疏”的尖脉冲序列,可以认为其有简单的特征,此时熵值较小。经过系统 $h(n)$ 便是一个熵增的过程,其输出为 $z(i)$:

$$z(i) = h(n) \cdot x(i) \quad (1)$$

漏磁检测系统得到的输出信号与设备、速度效应及被测介质等均有关,预处理的目的是只提取出与缺陷有关的

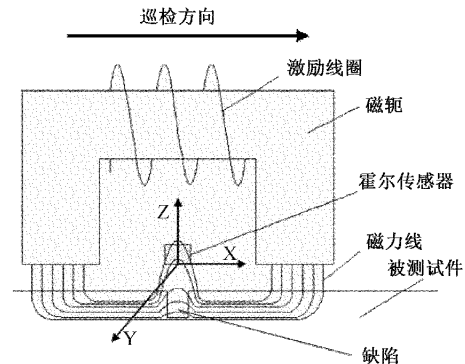


图 1 漏磁检测原理

信号。已知输出信号,想要得到仅与钢轨缺陷有关的源信号,是求解一个逆滤波器的过程,是典型的解卷积问题。因此,设计最优逆滤波器并使得滤波后信号的熵最小,则可以得到特征明显的缺陷信号。

假设逆滤波器阶数 $g(l)$ 为 L , 经过逆滤波器之后以最小熵输出的 $y(i)$ 能够还原源信号 $x(i)$, 就可以描述为:

$$y(i) = \sum_{l=1}^L g(l)z(i-l) \approx \beta x(i-\tau) \quad (2)$$

在还原源信号 $x(i)$ 时,重点在于使得滤波后的信号恢复其“简单特征”,此时幅值变化和时延变化都被允许。常见的最小熵解卷积实现方法有特征向量法(eigenvector algorithm, EVA)和目标函数法(objective function method, OFM)两种,两者都是基于高阶统计量。其中广泛使用的是目标函数法。Nandi 和 Lee 用 k 阶累积量作为盲解卷积的目标函数^[16],其形式为:

$$O_k(g(l)) = \sum_{i=1}^N y^k(i) / \left[\sum_{i=1}^N y^2(i) \right]^{k/2} \quad (3)$$

为设计最优逆滤波器 $g(l)$ 使得滤波后信号的熵最小,需使得目标函数的一阶导数为 0,可以描述为:

$$\partial(O_k(g(l))) / \partial(g(l)) = 0 \quad (4)$$

由式(2)可得:

$$\partial y(i) / \partial g(l) = z(i-l) \quad (5)$$

因此可以得到:

$$\underbrace{\left[\frac{\sum_{i=1}^N y^2(i)}{\sum_{i=1}^N y^4(i)} \right]}_b \underbrace{\sum_{i=1}^N y^3(i)z(i-l)}_A = \sum_{p=1}^L \underbrace{g(p)}_g \underbrace{\sum_{i=1}^N z(i-l)z(i-p)}_A \quad (6)$$

将式(5)写为矩阵形式为 $\mathbf{b} = \mathbf{A}g$:

其中, \mathbf{b} 为逆滤波器输出信号 $y(i)$ 和输入信号 $z(i)$ 的互相关矩阵, \mathbf{A} 为逆滤波器输入信号的 Toeplitz 自相关矩阵, g 是逆滤波器的参数。

可以看出,最小熵解卷积方法是一个搜寻最优滤波器的过程,其算法流程如下:

1) 计算 Toeplitz 自相关矩阵 \mathbf{A} , 并初始化 FIR 滤波器

参数 $g^{(0)}$;

2) 根据式(2)利用已知信号和 FIR 滤波参数 $g^{(k)}$ 计算输出信号 $y^{(k)}$, 其中 k 代表循环次数, $k=0, 1, 2, \dots$;

3) 计算式(5)中的左边项 $b^{(k+1)}$, 并利用 $g^{(k+1)} = \mathbf{A}^{-1}b^{(k+1)}$ 计算新的滤波器参数 $g^{(k+1)}$;

4) 计算循环误差:

$$\begin{cases} E(\text{err}) = E[(g^{(k)} - \mu g^{(k-1)}) / \mu g^{(k-1)}] \\ \mu = (E(g^{(k-1)}))^2 / (E(g^{(k)}))^2)^{1/2} \end{cases} \quad (7)$$

5) 将误差与设定的收敛阈值比较, 当误差大于收敛阈值时, 即 $E(\text{err}) > \text{tolerance}$ 时, 进入步骤 2), 循环至此误差小于收敛阈值时结束循环, 最终得到最小熵解卷积 FIR 滤波器参数 $g^{(\text{end})}$;

6) 根据式(2)利用已知信号和最终的 FIR 滤波参数 $g^{(\text{end})}$ 即可计算 $y^{(\text{end})}$, 将其视为 $x(i)$ 的一个近似。

2 实验验证

将漏磁检测系统用于钢轨高速巡检时, 通常将检测设备固定在检测车厢上, 在列车的牵引下沿铁路运动完成扫查^[17]。本次实验所用设备为某型钢轨探伤车, 整个硬件检测装置由信号数据采集卡、调理电路、磁化器、阵列霍尔传感器和滑靴构成, 如图 2 所示, 阵列霍尔传感器位于磁化器和滑靴之间。在对线路进行巡检后, 可利用回放软件查看疑似缺陷信号, 进行人工复核后可将缺陷与信号对应。



图 2 探伤车检测装置

自然缺陷样例为已经人工复核过的一处较小的擦伤, 长(探伤车沿钢轨行进方向)约 15 mm, 宽(与探伤车沿钢轨行进方向垂直的方向)约 13 mm, 如图 3 所示, 过该缺陷时探伤车巡检速度为 45 km/h。

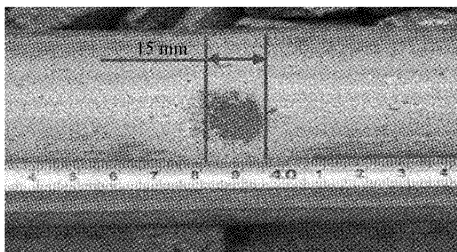


图 3 自然缺陷样例

图 4 为截取了 2 000 个采样点的漏磁原始信号, 记为 S_0 , 缺陷信号的峰峰值 V_{pd} 为 1.069 3 V, 背景噪声的峰峰值 V_{pn} 为 0.678 7 V, 缺陷信号和背景噪声的峰峰值之比为 1.58。

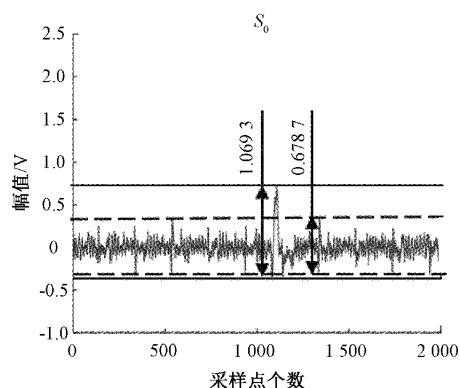


图 4 漏磁原始信号

在实际检测过程中, 为将钢轨表面擦伤和裂纹等小缺陷产生的信号筛选出来, 一种方法是直接人工对检测的数据进行回放, 但钢轨巡检里程长、数据量大, 对图 4 这类缺陷信号和背景噪声峰峰值相差较小的情况容易漏选; 另一种方法是利用滑动窗口在信号上滑动来提取特征, 并对每一种特征设置阈值, 超过阈值即判定为伤损, 但是当缺陷信号较小或噪声较大时会出现误判。

经最小熵解卷积算法滤波处理后, 缺陷信号明显增强, 处理后的信号记为 $S_1(\text{MED})$, 如图 5。此时缺陷信号 V_{pd} 的峰峰值为 2.859 2 V, 背景噪声的峰峰值 V_{pn} 为 0.562 5 V, 缺陷信号和背景噪声的峰峰值之比为 5.08。

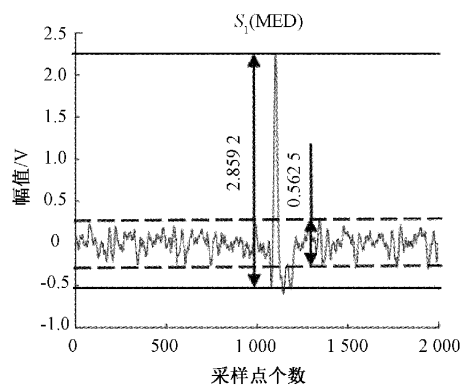


图 5 经最小熵解卷积处理后的信号

为衡量最小熵解卷积方法对微弱信号增强的效果, 本文还利用小波变换法和中值滤波法对同样的漏磁原始信号进行滤波对比。小波变换选取 sym6 作为小波基, 并采用软阈值处理方法, 处理后的结果如图 6, 信号记为 $S_2(\text{DWT})$, 此时缺陷信号的峰峰值 V_{pd} 为 0.923 7 V, 背景噪声的峰峰值 V_{pn} 为 0.45 V, 缺陷信号和背景噪声的峰峰值之比为 2.05; 中值滤波法将窗长设置为 8, 处理后的结果如图 7, 信号记为 $S_3(\text{MF})$, 缺陷信号的峰峰值 V_{pd} 为 0.903 3 V, 背景噪声的峰峰值 V_{pn} 为 0.344 3 V, 缺陷信号和背景噪声的峰峰值之比为 2.62。

表 1 列出了上述 4 种信号中缺陷信号峰峰值、背景噪声峰峰值以及缺陷信号和背景噪声的峰峰值之比, 可见经

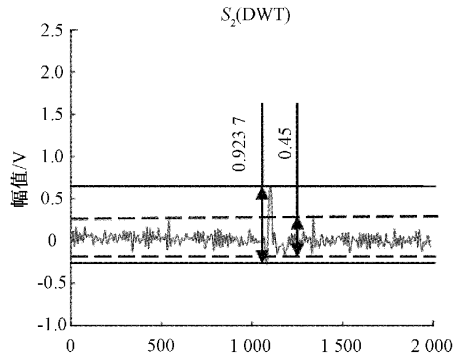


图 6 经小波变换处理后的信号

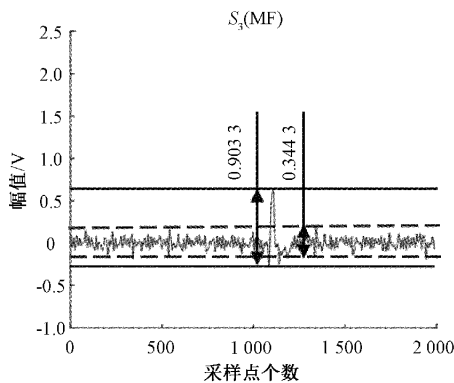


图 7 经中值滤波处理后的信号

表 1 四种信号峰峰值对比表

	V_{pd}	V_{pn}	V_{pd}/V_{pn}
S_0	1.069 3	0.678 7	1.58
S_1 (MED)	2.859 2	0.562 5	5.08
S_2 (DWT)	0.923 7	0.450 0	2.05
S_3 (MF)	0.903 3	0.344 3	2.62

最小熵解卷积算法处理后,峰峰值明显增大,缺陷信号明显增强。

3 结 论

目前高速铁路漏磁巡检下,由于各种噪声的存在,导致缺陷信号难以识别。本文将最小熵解卷积算法用到漏磁信号的处理中,对漏磁信号进行分析,并通过钢轨探伤车对实际钢轨线路上自然伤损测得的漏磁原始数据进行实际验证。经过与小波变换法和中值滤波法对比的结果表明:最小熵解卷积算法对钢轨表面缺陷漏磁信号有明显的增强作用,增强效果为小波变换的 2.5 倍,中值滤波的 1.9 倍,能够为以后高速漏磁巡检中提高钢轨表面较小缺陷的检出率提供支持。

参考文献

[1] 张辉, 宋雅男, 王耀南, 等. 钢轨缺陷无损检测与评估技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 11-25.

[2] 丁顺意, 王平, 贾银亮, 等. 钢轨顶面伤损漏磁数据的自适应滤波方法[C]. 2018 远东无损检测新技术论坛论文集, 2018: 89-97.

[3] 许宇帆, 贾银亮, 张润华, 等. 基于相关性的钢轨缺陷漏磁检测提高干扰抑制[J]. 电子测量技术, 2022:1-7.

[4] JI K, WANG P, JIA Y, et al. Adaptive filtering method of MFL signal on rail top surface defect detection[J]. IEEE Access, 2021(99): 1-1.

[5] 杨理践, 耿浩, 高松巍, 等. 高速漏磁检测饱和场建立过程及影响因素研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 1-9.

[6] 吴东, 张宝金, 刘伟新, 等. 强噪声背景下钢丝绳损伤信号降噪方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(1): 58-63.

[7] ZHANG O, WEI X. De-noising of magnetic flux leakage signals based on wavelet filtering method[J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2019, 30(5): 1-18.

[8] 曹辉, 杨理践, 刘俊甫, 等. 基于数据融合的小波变换漏磁异常边缘检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 71-79.

[9] ZHANG P, WEI M, GUO Z, et al. Advances in magnetic flux leakage testing technology[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2021, 12(1): 1-11.

[10] 朱良, 谭继文, 张义清. 基于 Shannon 熵的钢丝绳断丝损伤信号小波包去噪研究[J]. 煤矿机械, 2019, 40(3): 31-33.

[11] 王太勇, 刘兴荣, 秦旭达, 等. 谱熵分析方法在漏磁信号特征提取中的应用[J]. 天津大学学报, 2004(3): 216-220.

[12] 戴光, 赵海龙, 杨志军. 信息熵在缺陷漏磁信号量化中的应用[J]. 无损检测, 2011, 33(2): 1-4.

[13] ENDO H, RANDALL R. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.

[14] 江瑞龙. 基于最小熵解卷积的滚动轴承故障诊断研究[D]. 上海:上海交通大学, 2013.

[15] LIANG W, LEI HM, QUE P W, et al. Sparsity enhancement for blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing application[J]. The Review of Scientific Instruments, 2008, 79(1):014901.

[16] LEE J, NANDI A. Extraction of impacting signals using blind deconvolution[J]. Journal of Sound and Vibration, 2000, 232(5): 945-962.

[17] 冯搏, 伍剑波, 邱公喆, 等. 高速漏磁检测方法的发展[J]. 无损检测, 2021, 43(2): 57-63.

作者简介

朱玥, 硕士, 主要研究方向为电磁无损检测。
E-mail: zoey_37@163.com