

DKSVD 和 SVM 在钢轨裂纹漏磁识别上的对比研究

张陆唯 石 玉 刘文波

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

摘要: 针对漏磁检测中漏磁信号识别的问题,引入 DKSVD 字典学习方法来识别缺陷的种类。将实验采集到的数据制作成有标签的数据集,通过 OMP 算法和 SVD 算法迭代的优化字典和稀疏系数,构造出最优字典,再用构造出的字典原子重新组合来表示测试集的数据,判别出测试集样本类别。实验证明字典学习方法能够基于训练集的特征重构漏磁信号,对漏磁信号有良好的识别能力。在不同数据维度下,通过和支持向量机(SVM)算法识别效果进行对比,DKSVD 算法取得了更好的效果。

关键词: 钢轨裂纹检测;漏磁信号识别;支持向量机;字典学习

中图分类号: TP391.4; TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Comparative study of DKSVD and SVM in magnetic flux leakage identification of rail cracks

Zhang Luwei Shi Yu Liu Wenbo

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to solve the problem of defect identification in magnetic flux leakage testing, DKSVD dictionary learning method is introduced. By means of OMP algorithm and SVD algorithm to optimize the dictionary and the sparse coefficient, the optimal dictionary is constructed, and then the constructed dictionary atoms are combined to represent the data of the test set. The experimental results show the feasibility of the dictionary learning method in magnetic flux leakage signal recognition. And compared with the SVM algorithm, the DKSVD algorithm achieves better results.

Keywords: rail flaw detection; magnetic flux leakage signal recognition; support vector machine; dictionary learning

0 引 言

漏磁信号(magnetic flux leakage, MFL)检测是一种无损检测方法,广泛的应用于铁路钢轨、石油管道、钢丝绳等铁磁性材料缺陷检测^[1-3]。目前对漏磁信号的识别方法主要有基于特征提取的神经网络、支持向量机(SVM)的分类和基于遗传算法、粒子群算法、布谷鸟算法的漏磁信号反演^[4-8]。但是以上方法分别存在人工提取特征难和相似缺陷难以分别的问题。近年来,对漏磁信号识别的研究都集中在一维漏磁信号特征提取和信号反演算法的改进上^[9-12]。但是由于缺陷的多样性,人工提取特征不能保证算法的推广性,而反演算法大都采用仿真实验数据,在实际检测中面临识别不准确的问题。

字典学习(又称为稀疏编码)的思想是为稠密表达的样本找到合适的字典,将样本转化为合适的稀疏表达形式,即用字典和稀疏系数来重构原始样本。Mallat 在 20 世纪 90

年代提出的过完备字典,比传统的固定字典多了冗余。近年来,基于稀疏表示的学习字典由于其灵活性成为研究的热门,能够更精确的捕捉信号的内部特征。

本文新提出了将基于稀疏表示的字典学习方法^[13]应用于漏磁信号的识别。设计了漏磁信号检测装置对人工加工产生的不同种类的裂纹进行漏磁检测,将检测到漏磁信号分成测试集和训练集,通过 SVM 和字典学习在不同种类的钢轨裂纹的识别上的对比实验,证实了字典学习算法在漏磁信号识别上的优越性。

1 漏磁检测实验简介

1.1 漏磁检测原理

漏磁检测的原理如图 1 所示。将磁场作用在钢轨表面,会在钢轨的近表面产生磁力线。当钢轨表面没有缺陷时,磁力线平滑的延伸,理想情况下,磁力线都包含在钢轨内部,不会出现在钢轨外部。当钢轨表面有缺陷时,磁力线

经过缺陷处一部分会“漏”到钢轨外。该漏磁场可以被磁敏传感器检测到。

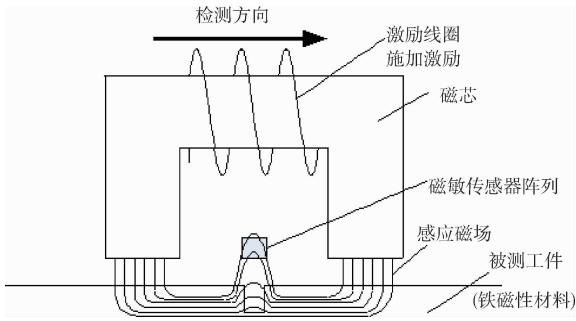


图 1 漏磁检测原理

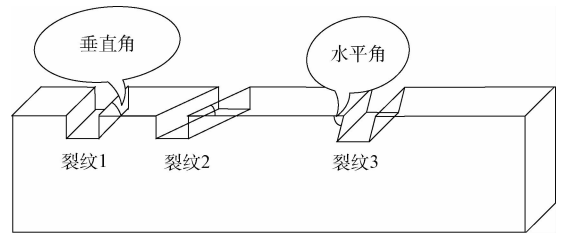


图 3 裂纹形状示意图

表 1 裂纹形状参数表

	深度/mm	宽度/mm	垂直角/(°)	水平角/(°)
裂纹 1	0.2~0.4	0.2~0.4	90	90
裂纹 2	0.4	0.4	90	30~75
裂纹 3	0.4	0.4	30~75	90

1.2 实验平台介绍

本文的漏磁信号数据是通过霍尔传感器对人工制作的不同形状裂纹进行检测得到的。实验平台的组成部分有电机、高速转台、传感器探头、磁场激励、信号调理电路、数据采集卡和主机。高速转台周长 2.667 m,其表面为实验裂纹。

电机带动高速转动平台旋转,速度范围在 2~50 m/s;恒定的直流源连接磁场激励装置,产生恒定的激励磁场;传感器为多路霍尔传感器,固定在转台侧面,距离钢轨表面 1 mm,检测钢轨表面漏磁场的大小,输出为电压信号;信号调理电路对传感器输出的微弱的电压信号进行放大;数据采集卡采集信号;最终将采集到的漏磁信号保存到电脑。实验平台的原理如图 2 所示。

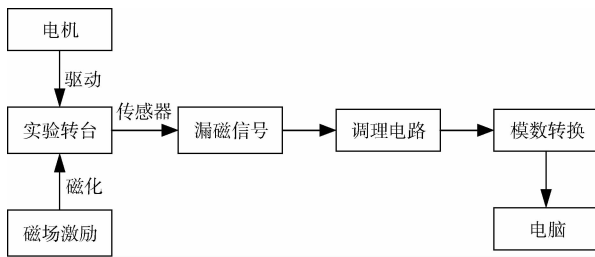


图 2 实验平台原理

1.3 裂纹种类

裂纹按照形状不同大致分为 3 类。直裂纹,水平倾斜裂纹,垂直倾斜裂纹。其形状如图 3 所示。

图 3 中,裂纹 1 是直裂纹,以一定的深度深入钢轨;裂纹 2 是垂直角为锐角的斜裂纹;裂纹 3 所示水平角为锐角的裂纹;把采集到的数据按照角度分类,经过滤波、平滑、制作成样本,3 种裂纹的形状参数如表 1 所示。3 种裂纹数据经过阵列式传感器检测到的信号如图 4 所示。前 7 条、中间 4 条和剩下的分别为 3 种裂纹。横坐标是裂纹的位置,纵坐标是传感器的位置。

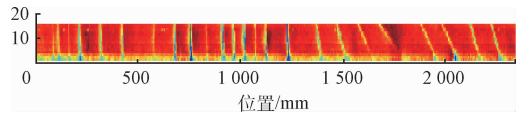


图 4 裂纹信号

2 漏磁信号识别算法

2.1 SVM 分类

SVM 是基于统计学习和最优化理论。它较好地实现了结构风险最小化原则。核函数思想是 SVM 的一个最为重要的技巧,避免了局部最优解,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出特有的优势。图 5 所示为 SVM 基本原理。图 5 中 H 代表分类超平面, H_1 、 H_2 分别为过各类中离超平面最近的样本且平行于超平面的直线,最优分类超平面理论要求要同时满足分类超平面可将 2 类正确分开并且使分类间隔最大化。

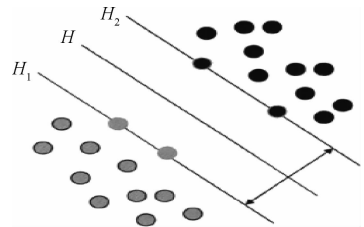


图 5 支持向量机原理

对于多分类 SVM,本文采用了一对一的方法,即每两类之间用二分类 SVM,最后的识别结果由多个 SVM 分类器投票决定^[14]。

2.2 DKSV 字典学习方法

DKSV 算法是在 KSV 算法的基础上增加了线性判别项,其目标函数如下:

$$\langle \mathbf{D}, \mathbf{W}, \boldsymbol{\alpha} \rangle = \operatorname{argmin}_{\mathbf{D}, \mathbf{W}, \boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D} \cdot \boldsymbol{\alpha}\|_2 + \gamma \|\mathbf{H} - \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\alpha}\|_2$$

$$\text{subject to } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq T_0 \quad (1)$$

式中: \mathbf{D} 是字典, $\boldsymbol{\alpha}$ 是稀疏系数, \mathbf{Y} 是训练样本矩阵。 \mathbf{H} 是标签, \mathbf{W} 是分类器参数, γ 约束了线性表达式对目标函数的作用大小, γ 越小,线性分类器的作用越小。约束条件:每一列训练样本的稀疏系数的非零项个数 \leq 稀疏度阈值 T_0 。

将式(1)两项合并得到:

$$\langle \mathbf{D}, \mathbf{W}, \boldsymbol{\alpha} \rangle = \operatorname{argmin}_{\mathbf{D}, \mathbf{W}, \boldsymbol{\alpha}} \left\| \left(\frac{\mathbf{Y}}{\sqrt{\gamma} \cdot \mathbf{H}} \right) - \left(\frac{\mathbf{D}}{\sqrt{\gamma} \cdot \mathbf{W}} \right) \cdot \boldsymbol{\alpha} \right\|_2$$

$$\text{subject to } \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq T \quad (2)$$

计算式(2)的算法步骤如下:

1)用MOD算法求解稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}$;

2)逐列更新字典 $\left(\frac{\mathbf{D}}{\sqrt{\gamma} \cdot \mathbf{W}} \right)$ 。

迭代以上两步,直到收敛。

对计算出的字典归一化得到:

$$\mathbf{D}' = \{d'_1, d'_2, \dots, d'_k\} = \left\{ \frac{d_1}{\|d_1\|_2}, \frac{d_2}{\|d_2\|_2}, \dots, \frac{d_k}{\|d_k\|_2} \right\} \quad (3)$$

$$\mathbf{W}' = \{\omega'_1, \omega'_2, \dots, \omega'_k\} = \left\{ \frac{\omega_1}{\|d_1\|_2}, \frac{\omega_2}{\|d_2\|_2}, \dots, \frac{\omega_k}{\|d_k\|_2} \right\} \quad (4)$$

$$\langle \boldsymbol{\alpha}' \rangle = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\alpha}'} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}' \cdot \boldsymbol{\alpha}'\|_2 + \sigma \cdot \|\boldsymbol{\alpha}'\|_0 \quad (5)$$

用 L_1 范数代替 L_0 范数,可以求得稀疏系数。

分类时,分类器参数 \mathbf{W} 结合稀疏系数,得到标签 l ,根据 l 进行分类:

$$l = \mathbf{W}' \cdot \boldsymbol{\alpha}' \quad (6)$$

3 实验结果与分析

本实验所用样本数据是 41×16 的裂纹图像。三类数据一共660个样本,训练集和测试集的比例分为4:1。SVM使用线性核函数、DKSVD设置字典大小为200,稀疏度为30。对图像进行重采样,对比了不同数据维数下两种算法的识别率。

当样本维数为189时,训练样本学习出的字典图像如图6所示,图6中每一个小方块是一个原子,不同的原子有

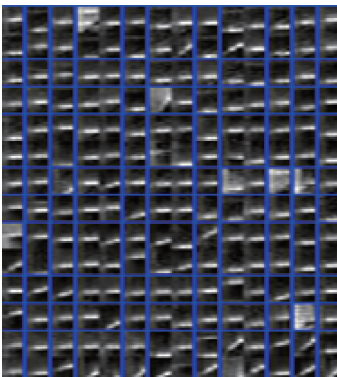


图6 训练后的字典

不同的方向性、面积和灰度值,反映了裂纹的方向,大小和深浅。不同数据维度下两种算法识别效果如表2所示。实验结果表明,DKSVD算法识别率优于SVM算法的识别率,且降维后任有较高的识别率。

表2 SVM和DKSVD识别率对比 (%)

数据维数	算法	裂纹1识别率	裂纹2识别率	裂纹3识别率	总识别率
189	SVM	100.00	86.36	93.18	93.18
	DKSVD	90.91	93.18	100.00	94.70
126	SVM	100.00	88.64	88.84	92.42
	DKSVD	93.18	84.09	100.00	92.42
99	SVM	100.00	84.09	88.64	90.91
	DKSVD	81.82	84.09	97.73	87.88
81	SVM	100.00	52.27	70.45	74.24
	DKSVD	88.64	72.73	97.73	86.36

4 结论

本文首次提出将字典学习方法应用到漏磁信号的识别上,通过DKSVD算法构建字典,自动提取训练样本的特征原子,然后用带权值的稀疏系数对漏磁信号进行识别。经过测试集验证,在不同的数据维数下,该算法的识别率优于SVM算法。

参考文献

- [1] 刘金海,付明芮,唐建华. 基于漏磁内检测的缺陷识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(11): 2572-2581.
- [2] 王亚东,王翔,徐彦廷,等. 常压储罐底板漏磁检测的信号分析[J]. 无损检测, 2014, 36(4): 23-25.
- [3] 康宜华,黎振捷,杨芸,等. 微小型钢丝绳漏磁检测传感器与仪器[J]. 无损检测, 2014, 36(5): 11-15.
- [4] 郝思思. 阵列式漏磁巡检设备的开发及钢轨裂纹定量分析[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [5] ZHANG Y, YE Z, WANG C. A fast method for rectangular crack sizes reconstruction in magnetic flux leakage testing[J]. Ndt & E International, 2009, 42(5): 369-375.
- [6] 高丙坤,任秀菊. 基于改进差分进化算法的神经网络管道泄漏检测[J]. 化工自动化及仪表, 2014, 41(1): 14-18.
- [7] 韩文花,徐俊,沈晓晖,等. 基于布谷鸟搜索算法的漏磁反演方法研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2015(6): 1275-1283.
- [8] SUN T R, CANG L, WANG Q Y, et al. Roles of abiotic losses, microbes, plant roots, and root exudates

- on phytoremediation of PAHs in a barren soil [J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 176 (1-3): 919-925.
- [9] 杨理践, 余文来, 高松巍, 等. 管道漏磁检测缺陷识别技术[J]. 沈阳工业大学学报, 2010,(1): 65-69.
- [10] 张卫民, 杨旭, 王珏, 等. 基于霍尔元件阵列的缺陷漏磁检测技术研究[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(6): 647-651.
- [11] 杨理践, 耿浩, 高松巍. 长输油气管道漏磁内检测技术[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8): 1736-1746.
- [12] 吴德会, 刘志天, 王晓红, 等. 利用复合激励的无盲点管道裂纹漏磁检测新方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2259-2266.
- [13] ZHANG Q, LI B. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 2691-2698.
- [14] 王道明, 鲁昌华, 蒋薇薇, 等. 基于粒子群算法的决策树 SVM 多分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015,29(4): 611-615.
- [15] 刘星, 徐翠锋, 郭庆. 环模模孔自动修复系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2015,34(3): 56-59.

作者简介

张陆唯,工学硕士,主要研究方向为信号处理。

E-mail:1262373356@qq.com