

# 多传感器特征决策融合的钢轨裂纹识别方法

杜晨琛 刘文波 陈旺才

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211100)

**摘要:** 随着高速铁路的快速发展,钢轨裂纹的有效检测对于铁路安全运行具有重要的意义。针对基于漏磁信号的钢轨裂纹识别问题,采用多传感器特征决策融合技术,在对漏磁信号进行了时域和频域的多特征提取与融合的基础上,同时对多传感器信号进行决策融合,设计了一种基于支持向量机(SVM)的多传感器信息融合分类器。利用人工裂纹的实测漏磁信号进行实验,相比于提取单一特征和利用单一传感器信号进行识别,提出的方法取得了更好裂纹识别效果,平均识别率达到98%。

**关键词:** 漏磁信号;多传感器;特征决策融合;钢轨裂纹识别

**中图分类号:** TN911.7    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Rail crack recognition based on Multi-sensor Feature-decision Fusion

Du Chenchen Liu Wenbo Chen Wangcai

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

**Abstract:** With the rapid development of high-speed railway, the effective detection of rail cracks for the safe operation of the railway is of great significance. Focused on the problem of rail crack recognition based on magnetic flux leakage signal, multi-sensor feature-decision fusion technology is adopted, which does the multi-sensor signal decision-fusion at the same time of the multi-feature extraction and fusion of the magnetic flux leakage signal in time domain and frequency domain. And a multi-sensor information fusion classifier is designed based on SVM. Using the measured magnetic flux leakage signal of artificial crack, compared with the extraction of a single feature and the use of a single sensor signal to identify, the proposed method achieves a better crack recognition effect whose average recognition rate reaches 98%.

**Keywords:** magnetic flux leakage signal; multi-sensor; feature-decision fusion; rail crack recognition

## 0 引言

高速铁路的迅速发展,极大地促进了我国国民经济的发展和民生的改善。钢轨是铁路基础设施的主要构件,在使用中承受着车轮传导而来的巨大的压力,因此导致的钢轨缺陷损伤和材料性能退化等严重影响着铁路的运营安全<sup>[1-3]</sup>。实际情况中出现的钢轨缺陷主要有:车轮滚动接触造成的疲劳裂纹、内部缺陷、压溃、侧磨、腐蚀、剥离以及道岔和焊缝等特殊部位的材料性能退化等<sup>[1-5]</sup>。其中钢轨表面裂纹是诱发轨头核伤和轨头剥离的初始阶段缺陷,及时有效地实现对钢轨表面裂纹的检测和识别对于保证高铁的安全运行具有巨大的实际意义。

国内外研究人员采用了包括漏磁检测在内的多种无损检测技术,试图实现钢轨表面裂纹的在线检测<sup>[1]</sup>。铁磁材料被磁化后,试件表面或近表面缺陷会使磁导率发生变化,

导致磁路中的磁通和磁感应线流向改变,部分磁通泄漏到工件表面通过空气绕过缺陷再进入材料形成漏磁场。漏磁检测通过磁传感器获取漏磁场信息,实现钢轨表面及近表面缺陷检测。

相关研究表明,充分利用漏磁场的  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的漏磁信号分量,有利于实现钢轨表面复杂裂纹缺陷的准确识别<sup>[6]</sup>。本文利用三维漏磁霍尔传感器实现对三个方向漏磁信号的测量同时,采用多传感器特征决策融合技术,首先对3个方向的漏磁信号进行时域和频域的多特征提取<sup>[7-13]</sup>和融合,然后对多传感器漏磁信号进行决策融合,利用基于支持向量机(SVM)的传感器信息融合分类器<sup>[14-15]</sup>对钢轨裂纹进行识别。利用人工裂纹的实测漏磁信号进行实验,相比于提取单一特征和利用单一通道传感器信号进行识别,本文提出的方法取得了更好裂纹识别效果,平均识别率达到98%。

# 1 人工裂纹和漏磁信号检测传感器介绍

## 1.1 实验使用的人工裂纹

本文实验中采用的轨道式转盘钢轨试样完全按照钢轨顶面形状和尺寸设计,钢轨试样材料采用 U71Mn 钢轨材质;在钢轨顶面上加工有多个不同类型的裂纹损伤;试验平台的实际转速范围为 2~55 m/s。钢轨裂纹的基本参数有宽度、深度、与钢轨表面的夹角和与列车前进方向的夹角。图 1 从俯视图和侧视图对钢轨裂纹的基本参数进行的描述。

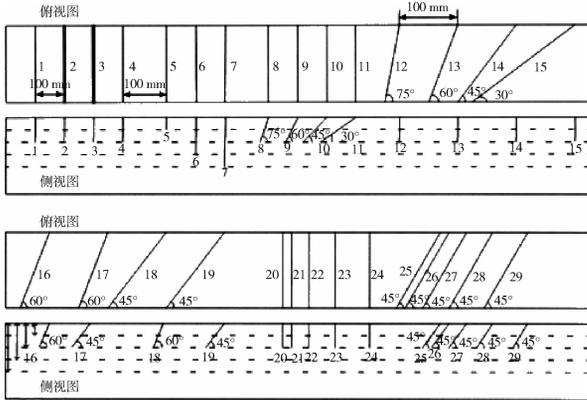


图 1 钢轨裂纹的俯视图和侧视图

根据裂纹的深度、宽度、夹角等参数的不同,可以把裂纹的种类大致分成 6 组:

- 1) 编号为 1~4 的裂纹,其宽度不同,其他参数相同;
- 2) 编号为 4~7 的裂纹,其深度不同,其他参数相同;
- 3) 编号为 8~11 的裂纹,其水平角不同,其他参数相同;
- 4) 编号为 12~15 的裂纹,其垂直角不同,其他参数相同;
- 5) 编号为 16~19 的裂纹,深度和宽度不变,水平角和垂直角同时在变;
- 6) 编号为 20~29 的裂纹,是连续的相隔很近的裂纹组成的。

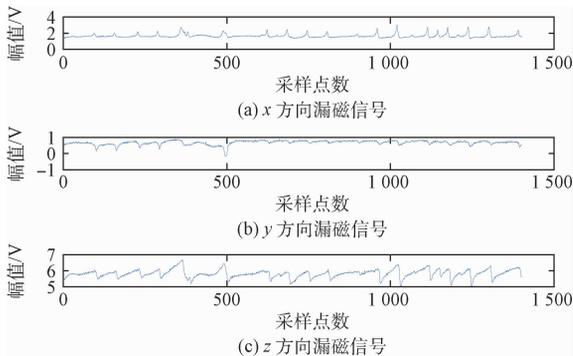


图 2 x、y、z 方向漏磁信号波形

## 1.2 漏磁信号及其检测传感器

本文实验中采用霍尔传感器来检测漏磁场大小。由霍尔传感器原理可知,霍尔传感器只对单个方向的磁场进行测量,考虑到漏磁场立体的,将传感器按  $xyz$  三个方向排成 3 行,每行 16 个传感器,覆盖了整个钢轨表面,方便检测各种大小和形状的裂纹。传感器的型号为 UNG3503,具有很好的灵敏度和精确度。

利用以上漏磁信号检测装置,得到的某个钢轨表面裂纹对应的  $x、y、z$  三个方向的漏磁信号如图 2 所示。

## 2 漏磁信号多特征提取与融合

### 2.1 漏磁信号时域特征

本文使用的漏磁信号时域特征如下:

- 1) 信号的峰值  $Y_p$ : 漏磁信号的最大幅值和最小幅值之差。峰值的大小和裂纹的深度有很大的关联。
- 2) 峰谷间距  $X_p$ : 单峰值的横坐标和最小值的横坐标之间的间距。
- 3) 面积  $S$ : 漏磁信号时间上的积分。
- 4) 能量  $E$ : 信号幅值的平方和。
- 5) 信号微分后的峰峰值  $D_{Ypp}$ : 微分后的信号的最大值和最小值之间的幅值之差。
- 6) 信号微分后的峰间距  $D_{Xpp}$ : 微分后信号的,最大值和最小值之间的横坐标之差。
- 7) 偏度的定义如下:

$$\text{skewness} = k_3 / \sigma^3 = k_3 / k_2 \quad (1)$$

式中:  $k_3$  为 3 阶中心距,  $k_2$  为 2 阶中心距,  $\sigma$  为方差。偏度反映了漏磁信号的对称性。

8) 峰度的定义如下:

$$\text{kurtosis} = \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^4 / (N-1)s^4 \quad (2)$$

式中:  $s$  为漏磁信号方差的平方。峰度又称峰态系数,反映了尖峰的尖锐程度。

### 2.2 漏磁信号频域特征

假设  $y(n), n=1,2,3,\dots,N$  为漏磁信号,其中  $N$  漏磁信号的采样点数,则漏磁信号的功率谱的定义如下:

$$P(i) = |DFT(y(n))|^2 \quad i=1,2,3,\dots,N \quad (3)$$

式中:  $DFT$  表示离散傅里叶变换,  $N$  为频率单元数。

### 2.3 漏磁信号时频域特征

对漏磁信号进行小波分解和重构,选择 db6 小波,分解层数  $N=3$ 。选取 a3、d2 和 d3 层的小波系数的均方差作为时频域特征,用来区别小波分解系数的波动程度大小。

定义小波系数的均方差为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

则 3 层小波分解系数的均方差分别记作  $\sigma_1、\sigma_2、\sigma_3$ 。

以上提取的时域、频域和时频域的特征,对于  $x、y、z$  三个方向的漏磁信号具有不同的有效性。表 1 给出了本文中

不同方向漏磁信号所采用的特征。

表1 漏磁信号特征、适用方向

名称	符号	适用方向	特征类型
峰值	$Y_p$	$x, y$	时域
峰谷间距	$X_p$	$x, y$	时域
峰峰值	$Y_{pp}$	$z$	时域
峰间距	$X_{pp}$	$z$	时域
微分后峰峰值	$D_{Y_{pp}}$	$x, y$	时域
微分后峰间距	$D_{X_{pp}}$	$x, y$	时域
面积	$S$	$x, y, z$	时域
能量	$E$	$x, y, z$	时域
偏度	Skewness	$x$	时域
峰度	Kurtosis	$x$	时域
功率谱	$P$	$x, y, z$	频域
小波分解	$\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$	$x, y, z$	时频域

## 2.4 基于单通道单方向漏磁信号的裂纹识别

本文利用16通道霍尔传感器进行钢轨裂纹漏磁信号的测量,每个通道分别有对 $x, y, z$ 三个方向漏磁信号敏感的霍尔传感器。

对 $x, y, z$ 三个方向的漏磁信号分别选取表1中的相应特征。

$x$ 方向漏磁信号选择的特征有峰值、峰谷间距、峰宽比、面积、能量、微分后峰峰值、小波分解轮廓信息均方差、功率谱前5个值、峰度、偏度。

$y$ 方向漏磁信号选择的特征有峰值、峰宽比、面积、能量、微分后峰峰值、小波分解轮廓信息均方差、功率谱前5个值。

$z$ 方向漏磁信号选择的特征有峰峰值、峰间距、峰宽比、面积、能量、微分后峰峰值、小波分解轮廓信息均方差、功率谱前5个值。

本文选取16个通道中的9个通道的漏磁信号进行实验,对人工裂纹中的前19类裂纹进行识别。将以上不同方向漏磁信号提取的特征,进行特征级融合,组合成一个新的特征向量。利用SVM分类器实现对不同钢轨裂纹的识别和分类。表2给出了选取的9个通道的 $x, y, z$ 方向漏磁信号对于前19种裂纹的平均识别率。

表2 单通道单方向漏磁信号的识别率 (%)

方向	1	2	3	4	5
$x$ 方向	77.03	42.58	82.78	87.56	86.12
$y$ 方向	72.73	53.11	77.03	61.72	65.07
$z$ 方向	69.86	82.30	75.12	75.12	76.08

单通道单方向漏磁信号的识别率(续) (%)

方向	6	7	8	9
$x$	88.52	91.39	90.43	88.55
$y$ 方向	64.60	35.89	75.59	67.46
$z$ 方向	72.73	78.47	70.81	73.21

## 3 多传感器特征决策融合的裂纹识别

从表2可以看出,不同通道传感器测得漏磁信号对于钢轨裂纹的识别效果是不同的;同一通道不同方向的漏磁信号对于钢轨裂纹的识别效果也是不同的。通过分析可知:1)只有充分利用同一通道传感器测量得到的3个不同方向漏磁信号才能完整地描述该传感器覆盖范围内由于钢轨表面裂纹造成的漏磁场的参数特性;2)不同传感器测量得到的漏磁信号反映了钢轨表面不同位置的由于钢轨表面裂纹造成的漏磁场特性。因此,只有综合考虑同一通道传感器测量到的不同方向的漏磁信号和不同通道传感器测量到的不同位置的漏磁信号,才能够完整地反映钢轨表面裂纹造成的漏磁信号所反映的裂纹参数信息,从而才能更加准确地实现钢轨表面裂纹的识别。所以,本节利用多传感器特征决策融合技术,以充分利用不同通道不同方向的漏磁信号。

基于多传感器特征决策融合的钢轨裂纹识别技术的示意图如图3所示。其具体过程主要包括分类器训练和漏磁信号测试两个阶段。

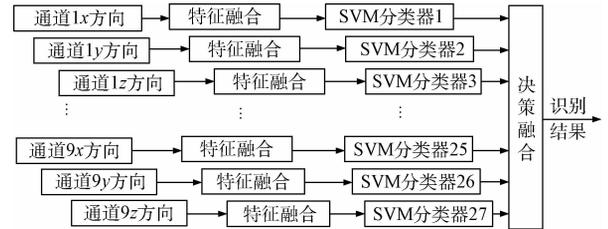


图3 特征决策融合技术的示意图

分类器训练阶段:对于19类裂纹的9个通道的 $x, y, z$ 共27路不同的训练样本信号,分别提取2.4节中的对应的特征,采用2.4节中的特征融合的方法组合形成融合特征向量,然后进行SVM分类器的训练。完成训练之后,即可得到27个训练好的SVM分类器。

漏磁信号测试阶段:对于某个裂纹而言,利用霍尔漏磁传感器可以得到9通道3个方向的27个测试样本,对每个测试样本进行特征提取、特征融合,然后分别送入相应的SVM分类器进行分类。然后将单个SVM分类结果送入决策融合单元。由于9通道3个不同方向传感器都覆盖了的同一裂纹的不同段,该裂纹的27个测试样本包含的裂纹信息的重要性是一致的,所以对各个传感器的决策加权采用算数平均加权,从而得到决策融合后的钢轨裂纹识别

效果。

表3给出了多传感器特征决策融合策略下的19类不同裂纹的正确识别率和19类钢轨裂纹的平均识别率。可以看出,对于19类裂纹的最低识别率达到了90.91%,对19类裂纹的平均识别率达到了98.56%。与表2和3中采用单通道单方向漏磁信号进行对19类裂纹的最优平均识别率91.39%相比,本文采用的多传感器特征决策融合的钢轨裂纹识别方法具有明显的优势。

表3 多传感器特征决策融合的识别率 (%)

裂纹种类	识别率	裂纹种类	识别率	裂纹种类	识别率
A1	90.91	B1	100	C2	100
A2	90.91	B2	100	C3	100
A3	100	B3	100	C4	100
A4	100	C1	100	D1	90.91

多传感器特征决策融合的识别率(续) (%)

裂纹种类	识别率	裂纹种类	识别率
D2	100	E2	100
D3	100	E3	100
D4	100	E4	100
E1	100	平均识别率	98.56

## 4 结 论

本文针对基于漏磁信号的钢轨裂纹识别,采用多传感器特征决策融合技术,在进行漏磁信号时域、频域和时频域的多特征提取与融合的基础上,对多通道多方向的传感器漏磁信号进行决策融合。实验表明,相比于只利用单通道单方向漏磁信号进行钢轨裂纹识别,基于多传感器特征决策融合的钢轨裂纹识别方法,充分利用了裂纹漏磁信号携带的全部有用信息,进一步提高了钢轨裂纹的识别率,其平均识别率达到了98.56%。

## 参考文献

- [1] 田贵云,高斌,高运来,等. 铁路钢轨缺陷伤损巡检与监测技术综述[J]. 仪器仪表学报,2016,37(8):1763-1780.
- [2] ZERBST U, LUNDÉN R, EDEL K, et al. Introduction to the damage tolerance behaviour of railway rails: A review[J]. Engineering Fracture Mechanics,2009,76(17):2563-2601.

- [3] GRASSIE S L. Studs and squats: The evolving story[J]. Wear,2016,336-337:194-199.
- [4] MAGEL E E. Rolling contact fatigue: A comprehensive review[R]. 2011:5-118.
- [5] SON S W, JUNG H S, KIM T S, et al. Fatigue life prediction of a railway hollow axle with a tapered bore surface[J]. Engineering Failure Analysis, 2015, 58(1):44-55.
- [6] 王平,赵飒,王海涛,等. 钢轨表面缺陷漏磁检测的三维磁场分析[J]. 无损检测,2010(9):658-663.
- [7] 徐超. 基于形态滤波和提升小波变换的漏磁信号处理研究[J]. 国外电子测量技术,2013,32(8):23-25.
- [8] 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.
- [9] 廖肖晓,周绍骑,白金春. 三轴交流漏磁检测矩形缺陷信号特征分析[J]. 重庆理工大学学报:自然科学,2016,30(9):106-112.
- [10] 唐莹,罗飞路,潘孟春,等. 脉冲漏磁检测的三维场特征分析及缺陷分类识别[J]. 仪器仪表学报,2009,30(12):2506-2510.
- [11] 费骏,左宪章,田贵云,等. 浅薄缺陷的脉冲漏磁信号特征量提取[J]. 无损检测,2012(1):2-6.
- [12] 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.
- [13] 焦敬品,常予,李光海,等. 铁磁构件内外表面裂纹低频漏磁检测技术研究[J]. 仪器仪表学报,2016,37(8):1808-1817.
- [14] 宋志强,李著信,张镇. 基于SVM的融合算法在管道裂纹缺陷漏磁信号特征识别的应用研究[J]. 化工自动化及仪表,2011,38(5):536-539.
- [15] 蹇清平,艾志久,张勇,等. 基于支持向量机的油管内表面缺陷识别方法[J]. 机械科学与技术,2015(1):118-123.

## 作者简介

杜晨琛,硕士研究生,主要研究方向为无损检测技术等。

刘文波,工学博士,教授,主要研究方向为信号分析与处理、计算机测控技术、无损检测技术等。

陈旺才,硕士研究生,主要研究方向为信号分析与处理、无损检测技术等。

E-mail:wangcaichen@nuaa.edu.cn