

# 一种基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测改进算法

赵宏伟 黄雅平 王胜春 李清勇

(北京交通大学计算机与信息技术学院 北京 100044)

**摘要** 钢轨表面擦伤检测是保障铁路运输安全的重要手段之一。应用图像处理和模式识别技术来处理钢轨数字图像,检测并定位擦伤区域是一种可行且发展迅速的研究手段。课题组在前期工作中提出了一种鲁棒实时的钢轨表面擦伤检测算法,该算法首先对钢轨图像进行灰度对比度增强,在此基础上定位可疑擦伤区域并进行判定。算法对于常规擦伤图像具有较高的检测性能,但对于钢轨图像包含多处擦伤且擦伤区域灰度值差异较大的情况,往往造成漏检。针对原算法的不足,提出了一种基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测改进算法,该算法对原算法检测到的擦伤区域进行钢轨灰度图均值填充,并对填充后的图像进行二次检测,在重新生成的灰度对比度图中,原检测图像中灰度值不明显的擦伤区域的灰度对比度值得到增强,从而增加了检出的可能性。经实验结果验证,改进算法具有较高的检测性能;在总的时间耗费没有明显增加的情况下,检测的平均准确率为90.8%,平均漏检率为4.0%,较原算法有较大改善。

**关键词** 钢轨表面擦伤,检测,算法改进,空间滤波

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Rail Surface Defect Detection Algorithm Based on Spatial Filtering

ZHAO Hong-wei HUANG Ya-ping WANG Sheng-chun LI Qing-yong

(College of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract** Detection of the rail surface defects is important to the safety of railway transportation. Leveraging the techniques of image processing and pattern recognition to detect and locate defects is a viable and rapidly developing research techniques. In previous work, a Rail Surface Defect Detection (RSDD) was proposed by our research group. RSDD first enhances the contrast of the rail image, on this basis locates and detects suspicious defects. It has a high detection performance for conventional rail image, but misses some defects in the cases of rail image that contains multiple defects and has high gray value difference among them. This paper put forward an Improved Rail Surface Defect Detection (I-RSDD), which fills the detected defect areas with mean gray value of original rail image and then detects the intermediate result image again. In the rebuilt contrast image, thereby, the contrast value of the defect areas which are not obvious in the original image is enhanced and the possibility for the defect areas to be detected is increased. Our experimental results demonstrate that I-RSDD has high detect property; in the case of no noticeable increase of total time consumption, the average rate of accuracy of detection is 90.8%, and the average detection error rate is 4.0%, which has substantially improvement compared with RSDD.

**Keywords** Rail surface defect, Detection, Algorithm improvement, Spatial filtering

钢轨作为列车运行的主要支撑部件,其表面的磨损、擦伤以及脱落等缺陷将对机车的车轮、轴承等造成严重的损害,影响列车安全平稳运行。随着我国列车逐步进入高速时代,研究钢轨表面缺陷的自动检测技术,对钢轨等铁路运行关键设备进行动态检测和状态监控,及时发现警患并进行维护,已成为铁路系统高速化和信息化发展的趋势<sup>[1]</sup>。

近年来,针对钢轨擦伤检测这一问题,国内外的相关研究者进行了大量的研究,相继提出了一些有效的方法,包括超声波检测、涡流脉冲检测等自动化、非自动化方法<sup>[2,3]</sup>,基于

计算机视觉与图像处理的擦伤检测方法等。其中超声波检测<sup>[4]</sup>、涡流脉冲检测<sup>[5]</sup>等方法难以区分钢轨的内部损伤和表面擦伤,需要现场复检;而早期的基于数字图像处理的钢轨擦伤检测方法中,统计检测法<sup>[6]</sup>、谱检测法<sup>[7]</sup>以及模型检测法<sup>[8,9]</sup>检测速度不高,难以满足实时检测的要求,且由于图像采集系统的制约,检测性能受光照等外部环境影响较大,鲁棒性较差。针对上述问题,课题组前期工作<sup>[12]</sup>提出了一种实时的钢轨表面擦伤视觉检测系统(Real-Time Algorithm of Rail Surface Defect Detection,简称RSDD)。该算法借鉴人类视觉

到稿日期:2013-07-31 返修日期:2013-10-25 本文受国家自然科学基金(61272354,61273364,61105119),中央高校基本科研业务费(2012JBM039,2012JBM027,2011JBZ005),北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室自主研究课题(RCS2012ZT007),北京邮电大学智能通信软件与多媒体北京市重点实验室开放课题资助。

赵宏伟(1987-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别、图像处理,E-mail:11120511@bjtu.edu.cn;黄雅平(1974-),女,博士,教授,主要研究方向为机器视觉、模式识别、视觉感知。

的对比度感知机理,采用灰度对比图像增强的预处理方法,根据钢轨图像直方图的单峰特征,应用最大熵的二值化方法分割擦伤区域,并充分应用先验知识对擦伤区域进行判定。该算法具有较高的检测性能,检测速度也比较快。

RSDD考虑了擦伤区域和背景区域灰度值有较大差异的性质,并采用灰度对比度增强图像这一较为合理的预处理,在实际检测中也取得了很好的效果。该算法针对单幅钢轨图像中擦伤数目较少且擦伤的灰度值相近这类检测任务,往往有令人满意的检测结果。但是对于擦伤数目较多,尤其是擦伤之间的灰度值有较大差异的情况,对比度增强后的图像中,颜色较深的擦伤的灰度被增强,颜色较浅的擦伤的灰度因被减弱而被过滤掉,从而导致漏检较为严重。

针对这一问题,本文提出了一种基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测改进算法(Improved Rail Surface Defect Detection,简称I-RSDD),该算法对初始阈值不敏感,只需设定一个较宽泛的阈值对钢轨图像进行空间滤波,分层次逐步进行灰度增强,经过多次检测可以检测到初始漏检的擦伤。

本文首先回顾RSDD算法的基本原理和方法,然后提出基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测改进算法(I-RSDD),最后通过实验证明该算法的有效性。

## 1 RSDD方法回顾

### 1.1 基本概念

灰度垂直投影曲线:输入图像 $I$ 在第 $x$ 列的平均灰度值 $g(x)$ ,计算公式为:

$$g(x) = \sum_{y=1}^H I(x, y) / H \quad (1)$$

式中, $H$ 为输入图像的高度; $I(x, y)$ 为输入图像 $I$ 在位置 $(x, y)$ 处的灰度值;假设 $W$ 为输入图像的宽度,则 $G = [g(0), g(1), \dots, g(W-1)]$ 构成输入图像 $I$ 在垂直方向的投影曲线。

钢轨灰度对比度图:钢轨表面擦伤在采集的数字图像中表现为形状不规则且灰度信息异常的局部区域<sup>[10]</sup>。在理想情况下,擦伤区域灰度值较正常钢轨背景区域灰度值低,检测特征比较明显。但是,在实际情况中,受光照不均匀和钢轨不同区域表面属性差异的影响,钢轨灰度图 $R$ 中部分非擦伤区域的灰度值也比较低,甚至比擦伤区域更低,因此,仅凭钢轨灰度值难以有效检测出真实的钢轨表面擦伤。



(a) 钢轨图像灰度图



(b) 灰度图对应的灰度对比度图

图1

神经生理学和心理学研究成果表明,人类视觉系统对于灰度绝对值的大小不敏感,但对对比度(灰度的变化值)<sup>[11]</sup>的感知却非常敏锐。灰度对比度增强可以拉开钢轨图像灰度值之间的差异,使得擦伤区域较背景区域更加明显,易于区分。在钢轨图像的预处理过程中,按下式将钢轨灰度图 $R$ 转换为钢轨灰度对比图 $C$ <sup>[12,13]</sup>:

$$C(x, y) = (R(x, y) - g(x)) / (R(x, y) + g(x)) \quad (2)$$

式中, $C(x, y)$ 和 $R(x, y)$ 分别为钢轨灰度对比图 $C$ 和钢轨灰度图 $R$ 中位置 $(x, y)$ 处的灰度值,如图1所示。

将得到的钢轨灰度对比度图归一化到 $[0, 255]$ 后,灰度值较小的区域为可能的擦伤区域。

### 1.2 RSDD算法基本过程

如图2所示,RSDD算法可以大致分以下几步执行:

Step 1 计算待检图像垂直方向的投影曲线,沿 $X$ 轴计算每个固定宽度 $W_r$ (钢轨宽度)区间的灰度积分,将使积分最大的 $x$ 坐标判定为钢轨区域左边界,进而提取钢轨区域。

Step 2 按式(2)将钢轨灰度图转换为灰度对比度图,并做滤波处理。

Step 3 根据钢轨图像灰度直方图的单峰特征,应用最大熵<sup>[14]</sup>的二值化方法分割擦伤区域。

Step 4 利用面积判定和局部对比度分析等方法对擦伤区域进行最终判定,确定擦伤位置。

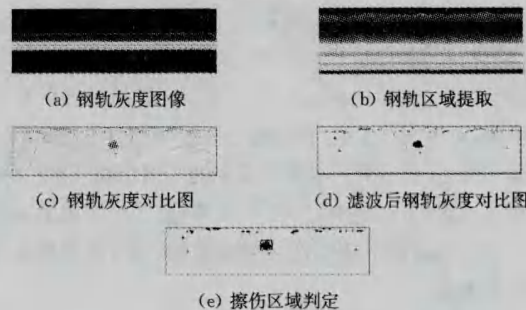
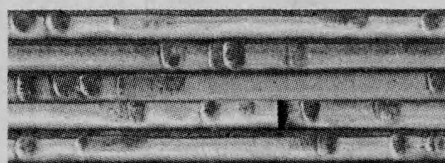
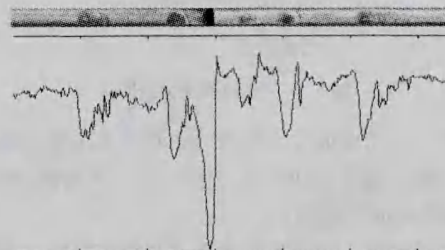


图2 RSDD擦伤检测过程

采用灰度对比度图增强的方法有效解决了采光不均匀和钢轨各区域表面属性差异对检测效果的影响,检测效果良好。由于算法主要考虑擦伤区域与背景区域的灰度值差异,对于如图3(a)所示的擦伤区域较多且擦伤灰度值差异较大(本文中定义为擦伤区域的灰度图垂直投影曲线局部峰值中最大值与最小值差异20像素以上,图3(b)给出了一幅典型图像的垂直投影曲线)的待检图像集,生成的对比图中擦伤之间的灰度差异也被放大,颜色较深的擦伤的灰度被增强,颜色较浅的擦伤的灰度被减弱,从而导致漏检较为严重。此外,不同线路由于成像条件、钢轨材质和磨损程度不同,固定擦伤像素比例阈值的选取会造成不同程度的误报与漏报现象。以上几点为本文算法改进的主要切入点。



(a) 擦伤较多且灰度差异较大的图像数据集



(b) 典型图像对应的垂直投影曲线

图3

## 2 基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测改进算法

钢轨表面擦伤个数直接或间接反映了钢轨的伤损程度,因此,解决上述漏检的问题是有必要的。另一种典型情况是待检测擦伤图形中包含灰度值较为明显的轨缝区域(300张擦伤图像数据集中53张带有明显轨缝区域,其中原算法漏检11张),也可能导致上述情况的漏检。因此,图4中的两种情况对上述问题的改进具有必要的现实意义。

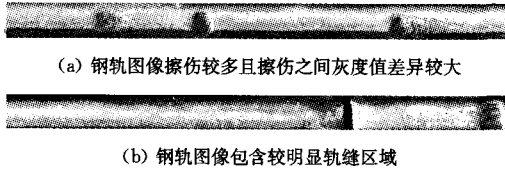


图4 本文算法改进主要的两类数据集

### 2.1 算法原理

针对原算法的不足,本文提出了一种基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测方法(I-RSDD)。该算法在原算法检出有效擦伤的情况下,将擦伤区域按指定规则用钢轨图像的平均灰度值覆盖,对中间结果进行原算法的二次检测,依次类推。

如前所述,改进算法对前次检测的中间结果二次检测时,原有效擦伤区域已被钢轨灰度均值填充,二次生成的灰度对比度图中次明显的可能擦伤区域灰度值下降,从而增加了被检出的可能性。

### 2.2 基本过程

该方法避开固定擦伤像素比例的选取过程,初始比例设定为一较宽泛的灰度值(允许首次检测出现漏报的情况,但不会漏掉待检图像中灰度特征最为突出的擦伤),经过多次检测确定所有擦伤区域位置。具体过程如下(算法流程图见图5):

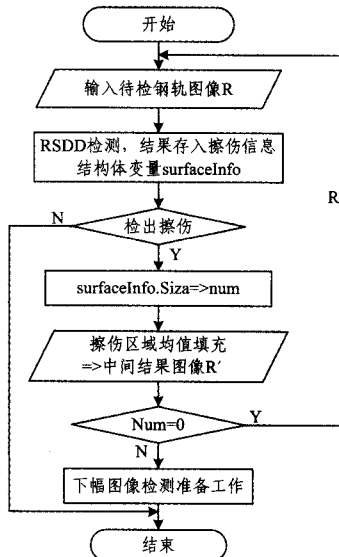


图5 I-RSDD算法流程图

Step1 首先设定一个较为宽泛的擦伤区域像素判定阈值,依据原算法过程进行第 $n$ (初值为1)次检测,将检测到有效擦伤区域的图像保存;

Step2 将第 $n$ 次检测后保存的图像所有检出擦伤的区域按照指定规则用整幅图像的灰度均值代替,保存图像,构成新的检测图像数据集;

Step3 对新的待检图像数据集进行再次检测,若检测到新擦伤,则 $n=n+1$ 并转至Setp1,若未检测到新的擦伤,则结束。

### 2.3 实验实例与分析

选用图6(a)作为典型实例图像,利用改进算法I-RSDD进行检测的过程如图6所示。

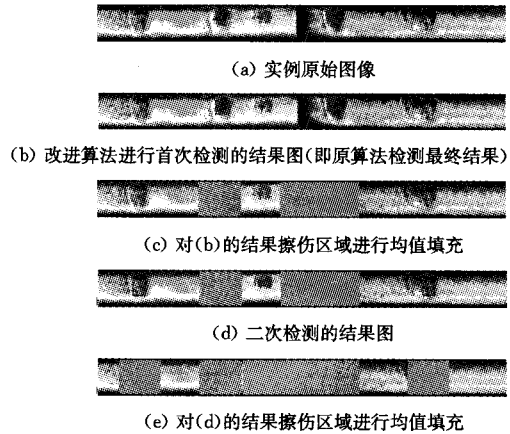


图6 实例演示过程效果图

图7为I-RSDD算法检测过程中图6(a)一图6(e)的灰度对比度图在垂直方向的投影曲线。图中蓝色点虚线为钢轨图像原图在垂直方向的投影曲线,其向下的峰值代表可疑擦伤区域(图中方框标注),其中轨缝区域的峰值最小。图6(b)显示第一次检测即原算法的检测结果,其灰度对比度图的垂直投影对应图7中的红色虚线,该曲线与x轴平行的部分即为对第一次检测到的擦伤区域均值填充的结果,由图可见,轨缝区域和擦伤区域2、4被检出。在新的灰度对比度图垂直投影曲线中,可疑擦伤区域1、3、5的峰值效果得到加强,在第二次检测中被顺利检出。最后,由图中绿色实线可以看出,第二次检测得到的均值填充结果图(图6(e))的灰度对比度图垂直投影曲线区域平缓,在进一步的检测中没有擦伤区域再被检出。

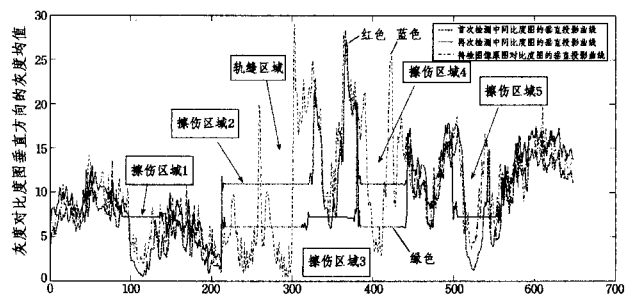


图7 I-RSDD实例演示中间结果灰度对比度图的垂直投影

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验环境

在实验中,钢轨图像采集系统包括Dalsa黑白线阵摄像机和LED光源等部件,相机最高行扫描率为65 kHz,纵向和横向采样分辨率为1 mm,生成的图像大小为512×1282。

系统应用的开发平台为Microsoft Visual Studio 2010 Professional和OpenCV 2.4.2。PC机配置为Inter Core (TM) i7-2600 CPU @ 3.40GHz, 8G内存, Windows 8(64位)操作系统。检测算法的性能采用准确率和漏检率2项指标进

行评测:

$$\text{正确率} = \frac{\text{正确检出的擦伤个数}}{\text{所有检出的擦伤个数}} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{漏检率} = 1 - \frac{\text{正确检出的擦伤个数}}{\text{测试数据集擦伤总数}} \times 100\% \quad (4)$$

### 3.2 检测性能实验和分析

#### 3.2.1 实验 1

采用文献[8]设计的实验过程,根据擦伤的危害程度将擦伤按面积划分为4级:面积在0~80mm<sup>2</sup>范围为1级,在80~117mm<sup>2</sup>范围为2级,在117~314mm<sup>2</sup>范围为3级,314mm<sup>2</sup>以上为4级。测试数据集采用集通线、桑锡线获取的300幅图像,每幅图像包含0~10个不等的擦伤,共有1级擦伤374个,2级擦伤276个,3级擦伤171个,4级擦伤128个。测试图像样例如图8所示。

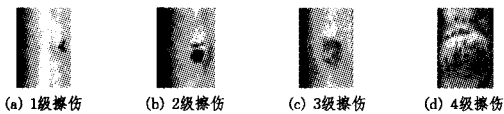


图8 测试图像样例

用测试数据集对RSDD和本文提出的改进算法I-RSDD进行检测性能评测,结果见表1。不难发现,随着擦伤级别的增大,两种算法的检测准确率逐步提高。需要注意的是,两算法均在检测4级擦伤时出现漏检率不降反升的情况,这是因为在新的检测数据集中增加了包含类似图8(d)所示的4级擦伤的图像(约占总图像的20%)。这类擦伤区域面积大,内部纹理复杂,在垂直投影曲线图中有时呈现为阶段峰值的情况,且擦伤区域之间灰度差异也较为明显,增加了检测难度。但不难发现,改进算法对该类擦伤的检测性能在漏检率下降4.7%的前提下,准确率提升3.3%。图9给出了两种算法具体检测性能的比较。

表1 原算法与改进算法检测性能评测结果

擦伤级别	RSDD			I-RSDD		
	准确检出	准确率	漏检率	准确检出	准确率	漏检率
1	343个	86.2%	8.3%	355个	87.4%	5.1%
2	261个	90.0%	5.4%	267个	90.8%	3.3%
3	164个	90.1%	4.1%	168个	92.3%	1.8%
4	115个	92.7%	10.1%	121个	96.0%	5.4%

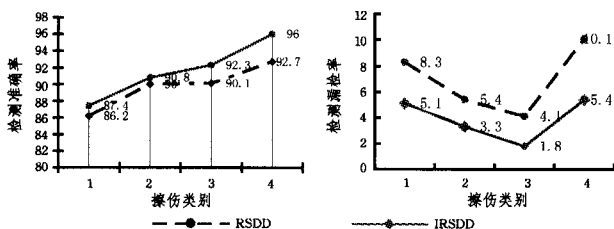


图9 RSDD与I-RSDD准确率、漏检率的性能比较

由于采集的钢轨场景图像易受光照、噪声以及钢轨表面状况等因素的影响,因此容易造成擦伤区域间的灰度值差异,且对于面积较小的低级别擦伤的检测有明显影响。如钢轨边缘的锈迹、油污和噪声往往被误判为擦伤,在曝光不充分区间出现的擦伤容易漏检<sup>[15]</sup>。这些干扰因素在各条线路的数据集中均存在,因此算法的性能评测具有可比性。

#### 3.2.2 实验 2

为比较改进算法和原算法在本文给定的两类数据集上的

检测性能,设计如下实验:(1)待检图像集P1均为擦伤区域较多且灰度值差异较为明显的情况下I-RSDD与RSDD的性能比较,共67幅图像,183个擦伤;(2)待检图像集P2均为包含较明显轨缝的情况下I-RSDD与RSDD的性能比较,共53幅图像,67个擦伤。两次实验擦伤不再做分级处理,以所有擦伤的检测准确率和漏检率作为衡量性能的指标。实验结果分别见表2、表3。

表2 原算法与改进算法对图像集P1检测性能的比较

算法	检出	准确检出	漏检	准确率	漏检率
RSDD	186个	152个	31个	81.7%	16.9%
I-RSDD	189个	177个	6个	93.6%	3.2%

表3 原算法与改进算法对图像集P2检测性能的比较

算法	检出	准确检出	漏检	准确率	漏检率
RSDD	58个	49个	16个	84.5%	23.9%
I-RSDD	70个	63个	4个	90.0%	6.0%

对于本文给出的两类典型图像数据集,改进算法的性能提升更加明显。其中在图像集P1上的检测,改进算法的准确率提升11.9%,漏检率下降13.7%;在图像集P2上的检测,准确率提升5.5%,漏检率下降17.9%。

在时间性能方面,改进算法在前一次检测确定擦伤区域的情况下,会进行再次检测,在实际实验中大部分检测2~3次结束。加上对擦伤区域的均值填充过程和保存中间结果等I/O开销,检测一幅图像的时间大致为原算法的5倍(在新的实验平台上平均耗时200ms)。但改进的算法并没有增加原算法的时间复杂度,仍为线性的。因为在实际的检测过程中,算法是在整条线路数据集上执行,而整条线路中包含擦伤的图像只占一小部分,一般不超过3%,也即绝大部分图像不需要二次检测,以集通线测试线路(测试图集4000张,擦伤图像87张)为例,改进算法较原算法在整个图像集的检测时间上增加约11s,平均每张图像检测时间增加约1.7ms,每幅图像的平均检测时间仍在35~40ms之间,因此仍能基本满足实时性要求。

**结束语** 本文对课题组前期工作中提出的钢轨表面擦伤检测算法进行改进,针对一幅图像中存在多个擦伤的情况,提出了一种基于空间滤波的钢轨表面擦伤检测算法(I-RSDD)。该算法对擦伤图像进行分步处理和检测,采用钢轨图像均值填充的方法覆盖已检测擦伤区域,使新生成的灰度对比度图中不明显擦伤区域与背景区域的灰度差异拉大,从而增加了检出的概率,降低了误检率。经实验结果验证,该算法具有较高的检测性能,在总的检测时间没有明显增加的情况下,检测的平均准确率为90.8%,较原算法提高3.3%;平均漏检率为4.0%,较原算法下降5.4%。

### 参考文献

- [1] 中华人民共和国铁道部. 铁路线路维修规则[S]. 北京:中国铁道出版社,2001
- [2] Papaalias M P, Roberts C, Davis C L. A review on non-destructive evaluation of rails; state-of-the-art and future development [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F; Journal of Rail and Rapid Transit, 2008, 222(4): 367-384
- [3] Clark R. Rail flaw detection; Overview and needs for future developments [J]. NDT&E International, 2004, 37: 114-118

(下转第137页)

(稍微真,非常假)/3

求在此已知事实下的直觉模糊结论  $G'$ 。

求解法对比如表 4 所列。

从上述推理过程和结果可以看出:通过已知条件可知,如果  $x$  是很小,则  $y$  是很大,那么,如果  $x$  是较小,我们可以推理  $y$  是较大。而通过基于直觉模糊推理的方法与基于六元语言真值直觉模糊推理的方法的求解可以看出,这两种方法所求得的结果都是合理的,因此可以说六元语言真值直觉模糊知识推理方法即 6LTV-CRI 是一种合理的推理方法。

**结束语** 通过以上对比推理分析出 6LTV-CRI 方法比 CRI 方法运算起来更加简便,因为 6LTV-CRI 方法的一些运算可以通过查表得出,并且 6LTV-CRI 方法看起来更加直观,它的表述更加符合人说话和思维的方式,但 6LTV-CRI 方法也存在一些缺点,如当推理数据要求非常精确时,6LTV-CRI 方法就不能满足要求,只能进行粗略的计算,而此时就需采用 CRI 方法。

语言真值直觉模糊知识的逻辑推理使现实生活中一些不确定或犹豫的知识在计算机中能表示、运行,并推理出相应的结果,更加方便地解决了许多生活中出现的问题,比如在警方办案时,这种知识表示推理方法就能在证据不确定的情况下推理出多种可能的结果,更加有利于办案。

语言真值直觉模糊逻辑的知识推理的应用前景非常广泛,但是本论文中只是总结出了一一种模糊逻辑的知识推理方法,还有很多方法有待于我们进一步去研究探索。

### 参 考 文 献

[1] 王万森. 人工智能原理及其应用(第 2 版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008

[2] 廉师友. 人工智能技术导论(第 2 版)[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002

[3] 年志刚, 梁式, 麻芳兰, 等. 知识表示方法研究与应用[J]. 计算机

(上接第 133 页)

[4] Clark R, Singh S, Haist C. Ultrasonic characterisation of defects in rails[J]. Insight, 2002, 44(6): 341-347

[5] Bentoumi M, Aknin P, Bloch G. On-line rail defect diagnosis with differential eddy current probes and specific detection processing[J]. The European Physical Journal Applied Physics, 2003, 23(3): 227-233

[6] Conci A, Proença C B. A computer vision approach for textile inspection[J]. Textile Research Journal, 2000, 70(4): 347-350

[7] Kumar A, Pang G K H. Defect detection in textured materials using Gabor filters[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2002, 38(2): 425-440

[8] Campbell J G, Fraley C, Murtagh F, et al. Linear flaw detection in woven textiles using model-based clustering[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(14): 1539-1548

[9] 刘蕴辉, 刘铁, 等. 基于图像处理的铁轨表面缺陷检测算法[J].

应用研究所, 2007, 24(5)

[4] 邹丽. 基于语言真值格蕴涵代数的格值命题逻辑及其归结自动推理研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2010

[5] 梁柱, 曾绍玮. 知识表示技术研究[J]. 科学咨询(决策管理), 2010(1)

[6] 夏佩伦. 不确定性推理方法研究[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(11)

[7] 雷英杰, 王宝树, 路艳丽. 基于直觉模糊逻辑的近似推理方法[J]. 控制与决策, 2006, 21(3)

[8] 裴峥. 格蕴涵代数中的直觉模糊滤子[J]. 西华大学学报, 2007, 26(2)

[9] 郑宏亮, 徐本强, 邹丽. 一种基于十元格蕴涵代数的知识表示方法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(1)

[10] 张洪美, 徐泽水, 陈琦. 直觉模糊集的聚类方法研究[J]. 控制与决策, 2007, 22(8)

[11] 刘锋, 袁学海. 模糊数直觉模糊集[J]. 模糊系统与数学, 2007, 21(1)

[12] 杨芳, 郭嗣琮, 胡金辉. 模糊数直觉模糊集运算的模糊结构元表示[J]. 模糊系统与数学, 2009, 23(6)

[13] 孙芳, 张凤梅, 邹丽, 等. 基于六元格值命题逻辑的语言真值归结方法[J]. 广西师范大学学报, 2010, 28(3)

[14] 张云霞, 崔晓松, 邹丽. 一种基于十八元语言值模糊相似矩阵的聚类方法[J]. 山东大学学报: 工学版, 2013, 43(1)

[15] 方晓, 马健, 谭成兵, 等. 一种新的知识表示和知识推理研究[J]. 河北北方学院学报, 2011, 27(5)

[16] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-356

[17] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96

[18] Xu Y, Chen S, Ma J. Linguistic truth-valued lattice implication algebra and its properties[C]//Proc. CESA'06. 2006: 1123-1129

[19] Xu Y, Ruan D, Qin K Y, et al. Lattice-valued Logic[M]. Springer, 2003

计算机工程, 2007, 33(11): 236-238

[10] 胡二根. 钢轨擦伤原因及其防治[J]. 铁道建筑, 2000, 1: 014

[11] Gonzalez R, Woods R. Digital image processing (3rd Edition) [M]. Prentice Hall, 2007

[12] 任盛伟, 李清勇, 许贵阳, 等. 鲁棒实时钢轨表面擦伤检测算法研究[J]. 中国铁道科学, 2011, 32(001): 25-29

[13] Li Q, Ren S. A Visual Detection System for Rail Surface Defects [J]. IEEE transactions on systems, man and cybernetics. Part C, Applications and reviews, 2012, 42(6): 1531-1542

[14] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer vision, graphics, and image processing, 1985, 29(3): 273-285

[15] Li Q, Ren S. A real-time visual inspection system for discrete surface defects of rail heads[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(8): 2189-2199