

文章编号 1004-924X(2012)07-1645-08

重轨图像增强与边缘提取的关键技术

米曾真*, 谢志江, 陈 涛, 楚红雨, 范 兵
(重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要:针对重轨图像两个边缘像素特征不一致,传统边缘算子检测法难以精确提取边缘的问题,提出了一种新的边缘提取方法。该方法利用灰度强对比度拉伸算法对重轨表面和背景进行差异化拉伸,增强边缘信息,削弱背景信息。运用最大方差比算法选取增强后图像的最佳阈值实现二值化。最后,运用递归连通域标识法定位边缘像素坐标,完成图像分割。对随机选取的 30 幅图像进行分析表明:处理后的图像边缘灰度特征明显增强,有效地抑制了表面纹理及虚假边缘。重轨表面像素宽度波动减少到 $-0.64\% \sim 0.34\%$ 。离散预处理算法通过遍历寄存器全局数组,减少分割时间至 10.165 s。该方法在抗干扰性、准确性及时性等方面优于传统边缘算子检测法,适用于在线工业检测系统。

关键词:图像分割;图像增强;边缘提取;线像素;连通域;强对比度拉伸;最大方差比

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122007.1645

Key technology of image enhancement and edge extraction for heavy rail

MI Zeng-zhen*, XIE Zhi-jiang, CHEN Tao, CHU Hong-yu, FAN Bing

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University,
Chongqing 400044, China)

* Corresponding author, E-mail: cqumzh@cqu.edu.cn

Abstract: As the two edge pixels of a heavy rail image is not identical, the classical edge operators are difficult to achieve the edge extraction and segmentation. Therefore, this paper proposed a new algorithm to enhance and extract images. A strong contrast stretching algorithm was used to stretch the rail surface and the background differently, enhance the edge information and weaken the background information. Then, the maximum variance method was taken to select the optimal threshold to implement the binarization. Finally, the recursion connected domain marker algorithm was used to locate the pixel coordinates of edge to achieve the image segmentation. 30 images were chosen to a discretion experiment, and results indicate that the gray features of image edge are enhanced clearly, surface textures and false edges are restrained availably. Moreover, the pixel width fluctuating range is reduced from -0.64% to 0.34% . With the discrete pretreatment algorithm via addressing global array of a register, the segmentation time has been decreased to 10.165 s. The algorithm is better than the classical edge operators in the precision, correctness and the timeliness and is more suitable for on-line detection systems.

收稿日期:2012-03-01;修订日期:2012-04-12.

基金项目:国家自然科学基金委员会与中国工程物理研究院联合基金资助项目(No. 10976034)

Key words: image segmentation; image enhancement; edge extraction; line pixel; connected component; strong contrast stretching; maximal variance ratio

1 引言

每米公称质量大于 35 kg 的钢轨称为重轨^[1],重轨质量是保障铁路安全运输的基本条件,表面缺陷检测必不可少。重轨图像采集过程中,多余的背景图像会对下一步缺陷检测工作带来大量噪音,耗费不必要的处理时间。因此,对重轨图像进行边缘提取,运用分割技术将感兴趣的重轨表面从复杂背景中分割出来至关重要。

目前,针对轨道图像的边缘分割,已有研究者进行了探索,边缘梯度算子检测法^[2-3]、小波分解等方法^[4]已经在工程中得到实践应用。边缘梯度算子检测法是根据轨道边缘处灰度有明显跳变的原理,利用空域方向性强的垂直梯度算子作为掩模对图像对应像素加权差分来完成边缘分割。小波分解法是频域中利用小波分解检测边缘,选择适当的小波函数,使小波分解的细节分量真实地反应边缘的局部灰度突变。这 2 类方法对 2 个边缘像素变化趋势相对一致的图像有较好的效果,但如果应用在多角度、复杂光照条件下的重轨表面,则边缘分割的效果不太理想,容易出现错判、漏判,适应性较差。

本文以某大型钢铁企业轨梁厂的机器视觉重轨表面质量检测项目为背景进行研究。针对上述情况,提出强对比度拉伸算法来对灰度变化特征不一致的 2 个边缘分别进行像素差异化拉伸,以增强感兴趣的边缘信息,得到边缘灰度明显增强的图像。将像素灰度值分割技术和邻近像素相似性分割技术相结合,用最大方差比法对图像进行自适应阈值处理,利用递归算法统计连通域的周长、面积和矩形包络线的周长、面积等特征参数,完成重轨边缘的定位与提取。

2 图像采集

以重轨底面图像采集为例进行分析。光源和相机位置如图 1 所示,相机光心与轨底垂直,由具有高温辐射特征的卤素灯光源暗场照明成像^[5]。由于重轨在轧制过程中存在振动和摆动,在进行

轨底信息拍摄时,一部分后侧护道和底部护道信息也同时被采集,这两部分信息即为图像中的背景区域。

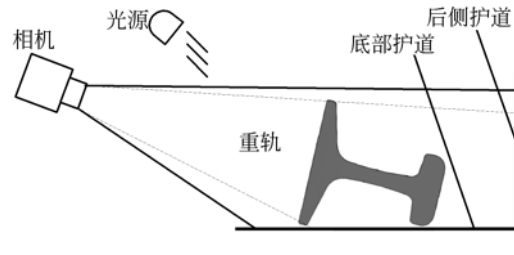


图 1 重轨底面拍摄示意图

Fig. 1 Sketch of bottom shooting of heavy rail

重轨护道表面的粗糙度较大,呈漫反射特性^[6],所以成像灰度值较小。离光照较远时,超出了相机的景深范围,成像会虚化。后侧护道比底部护道的光源反射角更小,进入相机的反射光源更多。反映在图像中则前者比后者图像灰度值更高,目视更明亮。另外,重轨下弧面附近的底部护道由于距离相机最近,灰度值最低,随着距离光源、相机越来越近,灰度值慢慢变高。轨底底面两个端部与轨底侧面以弧面相连,照射到上弧面的入射光被大量反射进入相机,造成局部过度曝光现象^[7],形成横贯图像表面的一条高亮区域。照射到下弧面的入射光被反射到护道底部,不会出现明显的高亮区域,因而图像端部边缘处的像素变化特征不一致,成像特征如图 2 所示。

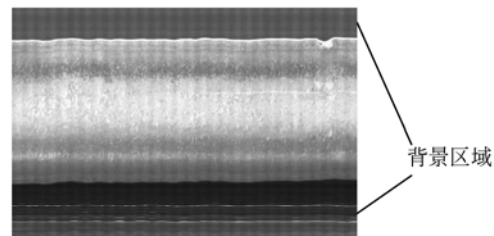


图 2 重轨底面灰度图

Fig. 2 Gray image of heavy rail in bottom surface

3 线像素值变化规律分析

重轨任意横断面的轮廓具有一致性,光源、相

机位置固定不变。后侧护道和底部护道虚化状态下的背景灰度值波动很小,每个背景像素的 4 连通域基本不变。重轨表面横向方向的像素与像素之间的灰度值波动很小,纵向从上至下灰度区域有规律的层叠交错,因此,可以将像素值横向累加之后再平均,称之为线像素。对每一行的线像素 P 进行统计,用以减弱重轨行进过程中的随机性和不确定性,分析其变化规律^[8]。

设一幅 $m \times n$ 大小的图像矩阵为 G , 矩阵下标 $i=1, 2, 3, \dots, m; j=1, 2, 3, \dots, n$, 则横向线像素灰度变化为:

$$P_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n G_{i,j}. \quad (1)$$

对图 2 进行线像素统计,得到灰度变化曲线,结果如图 3(a)所示。图 3(b)为灰度直方图信息。

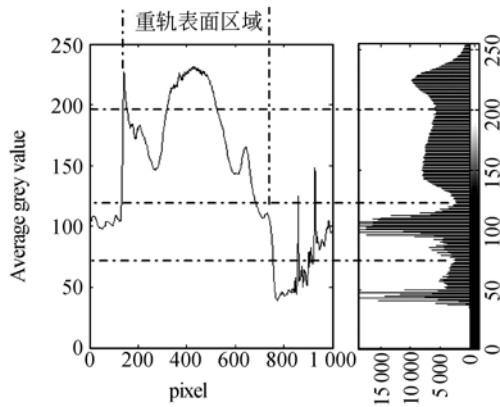


图 3 线像素灰度变化规律

Fig. 3 Gray values of line pixels

重轨表面部分区域与背景灰度接近,表面大部分区域的灰度值不同程度地大于背景区域,表现在灰度直方图存在多个波峰与波谷,与重轨图像看不出直接的对应关系,很难用多等级直方图分割算法^[9]对背景图像进行分割。但是从线像素统计曲线可以看出,在像素坐标 150 和 780 处,像素值存在较大程度的跳变,可以进行边缘粗定位。

4 图像增强

由于轨底弧面光照反射角不一致,造成上下边缘处像素变化特征不一致,为解决传统边缘检测算法往往只能识别到一个边缘的弊病,利用强对比度拉伸算法对两者进行灰度差异化拉伸,增强感兴趣的边缘信息^[10]。其算法过程为:利用平

坦的纵向结构元素对重轨图像 G 进行灰度图腐蚀^[11]运算,得到腐蚀后的去高频图像 F ,然后灰度反转、归一化得到图像 F' 。与归一化图像 G' 进行强对比度拉伸处理,找出重轨边缘,增大边缘与背景灰度值的反差。

腐蚀运算主要目的是消去重轨边缘部分边界像素,使边缘像素变窄,向灰度值高的区域收缩。 G 被 B 腐蚀的几何意义为满足结构元素 B 平移向量后与 G 不相交的所有向量的集合,定义:

$$F = G \ominus B = \{(i, j) | B[i, j] \subseteq G\}, \quad (2)$$

其中: F 为腐蚀后的图像, L' 为重轨边缘像素的纵向长度。

为了便于计算机处理,给出灰度图腐蚀运算的另一种定义:设 $g(m, n)$ 为图像 G 在 (m, n) 处的灰度值, $b(i, j)$ 为结构元素 B 在 (i, j) 处的值,则

$$F = G \ominus B = \min_{b(i, j)} [g(m+i, n+j) - b(i, j) | b(i, j) \in B, g(m+i, n+j) \in G]. \quad (3)$$

具体实现过程为:

①用纵向结构元素对原图 G 腐蚀运算,即每个像素以自身为中心,选择长度为 L 的矩形结构元素 B 对图像 G 进行腐蚀,腐蚀运算矩形结构元素的长度 L 的选取甚为重要,如果 L 长度大于重轨边缘纵向宽度 L' ,则可能将边缘完全腐蚀掉。取值太小则可能导致重轨梯度横坐标与处理前相差不大,不利于下一步处理。建议 L' 的选取满足:

$$L < L' \leq [1.2 \times L]. \quad (4)$$

②结构元素在图像区域范围内进行平移。运用公式(3),图像的局部范围与结构元素中对应点灰度值之差,选取最小值即为所求。腐蚀运算输出后的图像灰度值比输入图像灰度值低,边缘部位较亮细节的灰度值降低,较亮区域边缘收缩。

③对原图与腐蚀处理后的图像进行灰度级反转,归一化操作,灰度范围从 $[0, 255]$ 转变为 $[0, 1]$:

$$\begin{cases} G'_{i,j} = (255 - G_{i,j})/255 \\ F'_{i,j} = (255 - F_{i,j})/255 \end{cases}. \quad (5)$$

④选取合适的拉伸系数,将图像 G' 与腐蚀反转后的图像 F' 进行强对比度拉伸计算,计算方程为:

$$R_{i,j} = \frac{F'_{i,j}}{2 \times (1 - G'_{i,j})}. \quad (6)$$

如图 4 所示, x, y 轴分别表示图 F' 、图 G' 在归一化后的 $0 \sim 1$ 范围内变化, z 轴表示两幅图在每个灰度组合下的对比度拉伸灰度值,将超出灰

度值范围的像素灰度定义为 1。

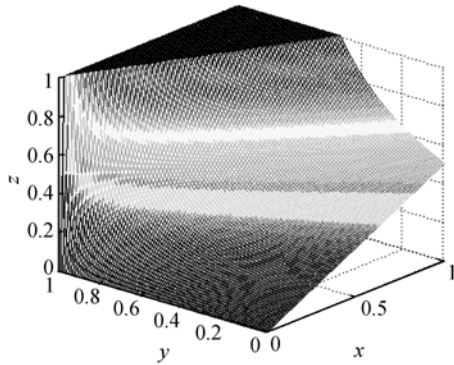


图 4 强对比拉伸空间对应图

Fig. 4 Corresponding figure of strong contrast stretching space

在 y 轴的高灰度范围,灰度图 G 的灰度拉伸速度快、梯度大,迅速被拉伸到峰值。腐蚀计算后,图像 F 中重轨边缘区域灰度值变低,接近于背景灰度值,区域大小取决于结构元素的大小。如将图像 F 灰度反转,则重轨边缘和背景的灰度值将位于灰度拉伸区域,大约位于 x 轴的后半部分。这样,最初图像 G 中的背景区域,由于灰度值较低,处理后仍然是低灰度值,重轨边缘区域由于原始图与腐蚀反转后的图像对比度拉伸,得到仅重轨边缘区域灰度大比例拉伸的图像。

5 边缘提取

5.1 最大方差比阈值选择

强对比度拉伸后的图像需选取合适的阈值进行图像分割。此时,对于灰度值差异明显的区域,如边缘与背景交界处,采用最大方差比选取阈值比较好^[12-13]。一幅 $m \times n$ 大小的灰度图像,灰度等级为 S ,可定义:

$$P_i = C_i / m \times n \quad 0 \leq i \leq S, \quad (7)$$

式中: P_i 为灰度级 i 的发生概率, C_i 为灰度级 i 的像素总数。

利用灰度级区域分段将图像分成背景区域与目标区域两类,选取灰度级内经验阈值 t 对图像进行分割,分别为:

$$\begin{cases} \omega_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=0}^t P_i, \\ \omega_2 = P_r(C_2) = \sum_{i=t+1}^{S-1} P_i \end{cases} \quad (8)$$

式中: C_1 和 C_2 表示背景区域与目标区域的概率。设 σ_b^2 为类间方差, σ_w^2 为类内方差。

$$\begin{cases} \sigma_w^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 \\ \sigma_b^2 = \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2 (\mu_2 - \mu_T)^2 \end{cases}, \quad (9)$$

σ_w^2 和 σ_b^2 满足 $\sigma_w^2 + \sigma_b^2 = \sigma_T^2$, σ_T^2 为全局方差, μ_1 、 μ_2 和 σ_1^2 、 σ_2^2 分别是类 C_1 和 C_2 的灰度的均值及灰度的方差。

类内方差和内间方差之比为分离度 $\eta(T)$, 计算其最大值,即为最佳阈值 T :

$$T = \eta(T)_{\max} = \left[\frac{\sigma_b^2(T)}{\sigma_w^2(T)} \right]_{\max}. \quad (10)$$

从最小灰度值 0 到最大灰度值 $S-1$ 对 t 进行遍历,取 $\eta(T)$ 最大时的 t 即为最佳分割阈值。按照时间间隔 τ 对连续的重轨图像采样,选取 n 幅图像,根据最大方差比法求出 n 幅图像的阈值,取平均即可得出最优阈值。

5.2 连通域标记

二值化的重轨边缘具有自然的连续性,平滑性较好;呈细长状,横向贯穿整幅图像,长宽比明显大于表面缺陷。由于重轨运行过程中的颤振与摆动,边缘具有一定的弯曲度。利用递归算法标记出多个标号的连通区域,选择横向贯穿整幅图像的长条形连通区域,完成轨道边缘的定位与提取^[14]。

重轨图像二值化后的边缘、缺陷及一些干扰噪音的像素值为 1,表现为白色;其他背景像素值为 0,表现为黑色。采用 8 连通区域标记,求出像素值为 1 的连通区域的个数,对不同的连通区域分配不同的编号。具体实现步骤为:①对最大方差比分割后的图像进行闭运算及区域填充预操作,填充重轨表面被前景像素包围了的小面积背景空洞,连接邻近物体、平滑其边界的同时并不明显改变其面积。减少连通域的个数,加快处理时间。②使用递归连通域标记算法扫描找出灰度值为 1 且未经标识的像素,指定一个未经使用的号码 i 给该像素。以递归方式在该像素 8 邻域内寻找灰阶为 1 的未经标识的像素,指定 i 给新像素。当不再有未经标号且当像素值为 1 的像素时停止标识。重复执行步骤 1,指定号码 $i+1$ 给该像素至扫描结束。③得到整幅图像连通域的个数 L_i ,用矩形包络盒包围连通域,记包络盒横坐标长度 $a_i = \max(x_i) - \min(x_i)$,纵坐标长度 $b_i = \max(y_i) - \min(y_i)$,计算出前景像素连通域周长、面积,包络盒周长、面积等特征参数,对连通域面积

设定一定的阈值,排除小面积的连通域,这部分前景像素往往是由于重轨表面粗糙度不理想引起的干扰。④重轨边缘像素呈现横贯整个图像的特点,利用此特点,搜寻连通域,找出 $max(a_i)$ 等于整幅图像横向长度的两个连通域,即图像的上下边缘,根据边缘坐标像素进行背景部分截取^[15-16]。连通域标记效果如图 6(f)。

6 实例分析

以图 2 为例,使用传统边缘检测算子方法效果如图 5(a),(b),可以看出,Sobel 算子只能检测

到重轨的上边缘,护道部分的高灰度横条纹被当成轨道下边缘而产生虚假边缘。Canny 算子由于对重轨边缘纵向梯度进行非极大值抑制,采用双阈值算法检测边缘,效果优于 Sobel 算子。改进 Sobel 算子,即双掩模 Sobel 算子,采用两个掩膜系数大小不等的垂直梯度算子分别处理两个边缘,噪声抑制水平优于 Canny 算子,分割效果最好。后面两种方法可以基本检测出重轨的两个边缘,但是由于重轨表面细节极为丰富,每幅图片之间相同位置的灰度值存在较大波动,导致处理后的图像出现大量无规律的纹路噪声,影响重轨表面边缘的定位精度与下一步的缺陷检测。

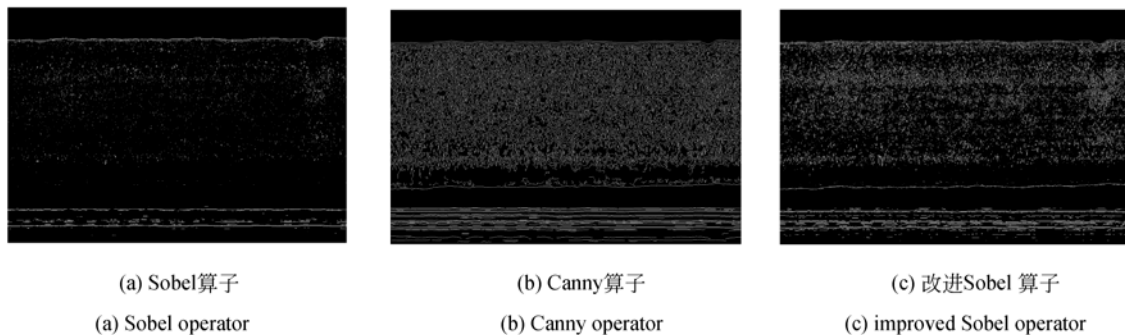
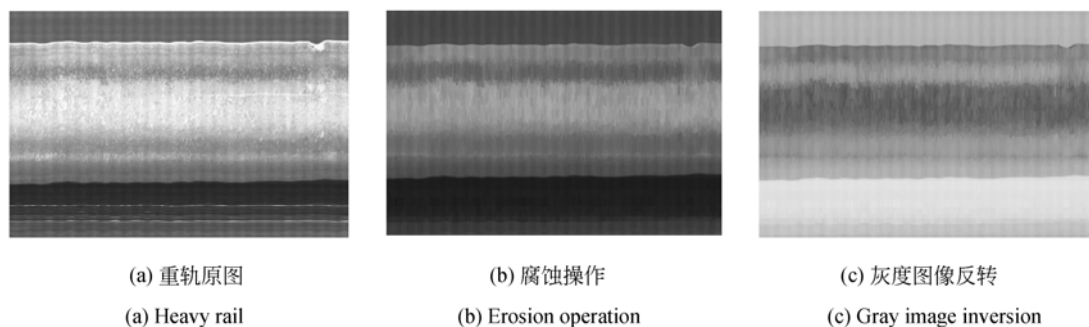


图 5 边缘检测算子求重轨边缘
Fig. 5 Edges of heavy rail obtained by edge detection operators

运用本文方法对重轨边缘进行强对比度拉伸处理后,边缘特征增强,边缘灰度得到明显拉伸,边缘增强与提取各个步骤实现的效果如图 6。单幅重轨图像的灰度反差大,多幅重轨图像每个像素点的灰度服从正态分布,统计多幅重轨图像分割阈值的均值,得出平均阈值 $T=0.715$,在保障分割效果的前提下可以减少边缘提取过程中图像二值化的处理时间。增强后的图像经过阈值分割后,二值图像的两条边缘非常明显,轨道表面纹理

干扰得到有效抑制。进一步对二值图像进行连通域处理,统计前景灰度特征,连通域标记求出边缘的坐标参数,计算出最大限度的重轨图像上下边缘的 y 轴坐标范围: $Y \in (120, 770)$,剔除坐标范围外的高灰度虚假边缘,在这个范围内求横向贯穿图像的连通域坐标,进一步边缘精确定位。另外,对其他连通域的重心、圆形度、长宽比等特征参数的统计,可以进行更高层次的处理,如重轨缺陷检测与分类。



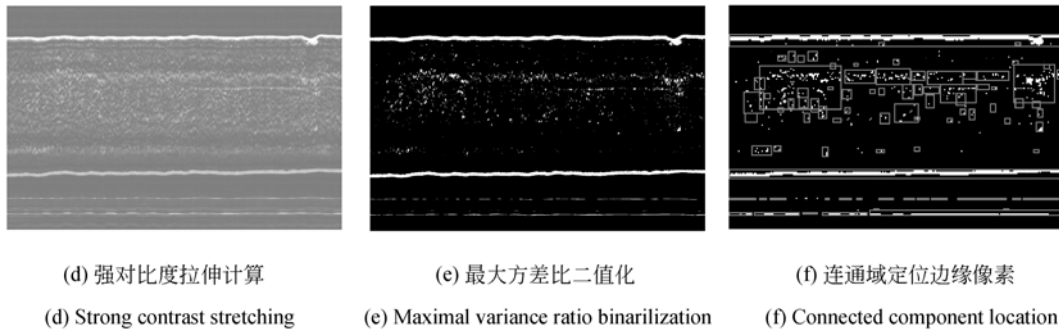


图 6 重轨图像边缘检测分割算法各步骤结果

Fig. 6 Results of each step of edge detection and segmentation algorithm for heavy rail

随机选取 30 幅重轨图像,使用传统方法及本文方法计算重轨表面宽度,图 7 中, x 轴表示图像序列, y 轴表示重轨宽度,以像素为单位。可以看出,3 种方法分割结果波动趋势较为一致,但是本文算法更加稳定精确,重轨表面像素宽度的波动在 $-0.64\% \sim 0.34\%$,其值小于改进的 Sobel 算子 ($-1.40\% \sim 0.73\%$) 及 Canny 算子 ($-2.10\% \sim 1.18\%$)。由于重轨运行过程中摆动幅度较大,可能使部分重轨图像超出相机的景深范围,如第 24~28 幅图像,呈现边缘模糊虚化的特性。使用传统算法分割精度低、鲁棒性差。特别是第 25 幅图像,像素宽度差值明显偏离中心位置,这是由边缘分割算法将背景护道的横向高亮条纹误判为重轨边缘而造成的。本文算法处理后的边缘像素宽度输出值稳定性高,对成像虚化的图片(如第 25 幅图)的分割亦较为准确,显示出较强的抗干扰性。

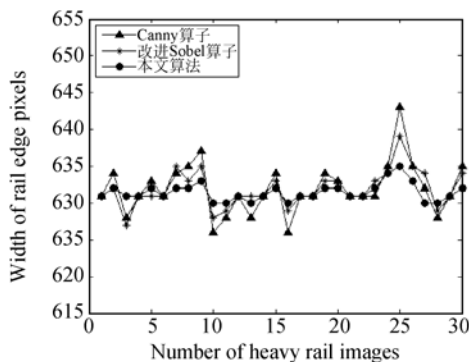


图 7 测量结果比较

Fig. 7 Measuring results by different methods

传统 Canny 算子由两个滤波器组成,低通滤波去除噪声,高通滤波提取边缘。由于多了平滑

除噪过程,比改进 Sobel 算子运算时间长了不少。图像增强过程中,由于对图像腐蚀、反转、拉伸的过程,进行多次点与点运算,计算冗余度较大。高频次的乘法运算占用大量计算机处理时间与耗费内存开销,可以考虑对强对比度拉伸算法进行离散化预处理,计算过程为:分别将 x 轴、 y 轴由原来的 256 个像素等级(256 个点)分成 51 个像素等级(51 个点),归一化后组成向量 $[0, 0.02, 0.04, \dots, 1]$,然后对新的 x 轴、 y 轴组合所产生的 2 601 个点进行预计算,由全局数组进行保存。以后每次计算时,将初始 x 、 y 轴上的像素点设定为离散处理后的最近值,查表得出该像素组合的输出结果。离散预计算方法时效性佳,特别是处理海量图片时,可以极大减少计算时间。这是因为离散预计算方法处理多张图片时,只需进行一次公式(1)~(6)的计算,以后每幅图片的处理时间仅仅是遍历寄存器全局数组的查表时间,处理时间少于 Canny 算子及改进 Sobel 算子,对于在线海量重轨图像处理,时效性优势极其明显。

表 1 几种算法的图像分割时间统计

Tab. 1 Statistics of image segmentation time with several algorithms (s)

| 算法 | 分割时间 | |
|-------------|-------|--------|
| | $n=1$ | $n=30$ |
| Canny 算子 | 1.438 | 39.836 |
| 改进 Sobel 算子 | 0.574 | 17.931 |
| 优化前的算法 | 3.403 | 95.427 |
| 离散预处理优化后的算法 | 0.875 | 10.165 |

7 结 论

针对重轨边缘成像特征不一致的问题,提出了重轨图像强对比度拉伸算法边缘增强,最大方差比边缘分割,递归法连通域搜索来提取边缘的处理方法。对几种方法的实验结果对比表明,本文方法可以有效分割低对比度边缘,边缘误识别

率很低,解决了通用分割算法分割速度慢,边缘错判、漏判的弊病。在边缘提取稳定性,准确性,噪声抑制水平等方面优于边缘算子检测法;离散预处理的改进算法易于实现,处理海量图片耗时大为减少。以处理30张图片为例,本文算法的分割时间从传统Canny算子的39.836 s降至10.165 s,在边缘提取实时性方面明显优于传统边缘算子检测法,更适合用于工业在线检测系统。

参考文献:

- [1] 魏天斌. 高速铁路发展趋势及武钢重轨生产策略[J]. 钢铁研究, 2005, 33(6):52-55.
WEI T B. Development trend of high-speed railroad and strategies of wiscos heavy rail production[J]. *Research on Iron & Steel*, 2005, 33(6):52-55. (in Chinese)
- [2] 孟佳. 钢轨表面缺陷识别系统的设计与研究[D]. 成都:西南交通大学, 2005.
MENG J. *Design and research of recognition system on railway surface defects* [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2005. (in Chinese)
- [3] 苏兰海,潘爱文,马祥华. 热轧窄带钢模糊边界的精确求解[J]. 北京科技大学学报, 2008, 30(3): 307-310.
SU L H, PAN A W, MA X H. Exact solution to fuzzy edge of hot rolled narrow strips[J]. *Journal of Beijing University of Science and Technology*, 2008, 30(3):307-310. (in Chinese)
- [4] 张闯. 铁轨缺陷检测系统的算法优化[D]. 大连:大连海事大学, 2005.
ZHANG CH. *Optimization of railroad track flaw inspection system* [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2005. (in Chinese)
- [5] NOBUYOSHI M, NICOLAS W. Burgers vector determination in deformed perovskite and post-perovskite of CaIrO_3 using thickness fringes in weak beam dark-field images[J]. *Ultramicroscopy*, 2009, 109(6):683-692.
- [6] SUN T H, TSENG C C, CHEN M S. Electric contacts inspection using machine vision [J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(6):890-910.
- [7] ZUMPANO G, MEO M. A new damage detection technique based on wave propagation for rails[J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2006, 43(5):1023-1046.
- [8] 王庆香,李迪,张舞杰,等. 软性电路板金面缺陷的无监督检测[J]. 光学精密工程, 2010, 18(4): 981-987.
WANG Q X, LI D, ZHANG W J, et al.. Unsupervised defect detection for gold surface of flexible printed board [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(4):981-987. (in Chinese)
- [9] CHANG J H, FAN K C, LANG Y. Multi-modal gray-level histogram modeling and decomposition [J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(3): 203-216.
- [10] 陈涛. 热态重轨表面缺陷在线检测系统关键技术研究[D]. 重庆:重庆大学, 2011.
CHEN T. *The key technology study on the surface defects detection of hot heavy rail* [D]. Chongqing: Chongqing University, 2011. (in Chinese)
- [11] GONZALEZ R C, WOODS R E, EDDINS S L. *Digital Image Processing Using MATLAB*[M]. Gatesmark Publishing, 2009.
- [12] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE transactions on systems, man and cybernetics*, 1979, 9(1):62-66.
- [13] CHUNG K L, TSAI C L. IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 212(2):396-408.
- [14] KESHENG W, EKOW O, KENJI S. Optimizing two-pass connected-component labeling algorithms [J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2009, 12(2):117-135.
- [15] 王金涛,刘文耀,路烁. 流域分割算法在细胞图像分割中的应用[J]. 西南交通大学学报, 2002, 37(3):227-231.
WANG J T, LIU W Y, LU SH. Application of watershed algorithm to cell image segmentation

[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2002, 37(3):227-231. (in Chinese)

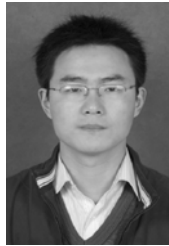
- [16] 杨永敏,樊继壮,赵杰. 强反射表面缺陷图像预处理[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(10):2288-2296.

YANG Y M, FAN J ZH, ZHAO J. Preprocessing for highly reflective surface defect image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(10):2288-2296. (in Chinese)

作者简介:



米曾真(1984—),男,湖南怀化人,博士研究生,2007年于中南民族大学获得学士学位,2009年于重庆大学获得硕士学位,主要从事计算机图像处理及测控技术的研究。E-mail: cqumzh@cqu.edu.cn



楚红雨(1979—),男,河南扶沟人,讲师,2002年于吉林大学获得学士学位,2005年于西南科技大学获得硕士学位,2011年于重庆大学获得博士学位,主要从事嵌入式系统和机器视觉等方面的研究。E-mail: 49456338@qq.com

导师简介:



谢志江(1963—),男,湖南娄底人,教授,博士生导师,1983年于河南理工大学获得学士学位,1992年、2002年于重庆大学分别获得硕士、博士学位,主要从事设备状态监测与故障诊断、机器视觉、机电一体化等方面的研究。E-mail: xzj99@vip.sina.com



范兵(1973—),男,河南新乡人,博士,1994年、2003年于重庆大学分别获得学士、硕士学位,主要从事多尺度图像几何分析,小波分析及信号处理方面的研究。E-mail: cqufb@163.com



陈涛(1988—),男,江西吉安人,2008年、2011年于重庆大学分别获得学士、硕士学位,现为中兴通讯深圳研发中心工程师,主要从事计算机图像处理及网络通信方面的研究。E-mail: 157496457@qq.com

(本栏目编辑:李自乐)