

文章编号 1004-924X(2016)07-1772-10

基于 Otsu 方法的钢轨图像分割

袁小翠¹, 吴禄慎^{2*}, 陈华伟²

(1. 南昌工程学院 江西省精密驱动与控制重点实验室, 江西 南昌 330099;
2. 南昌大学 机电工程学院, 江西 南昌 330031)

摘要: 由于钢轨图像灰度分布不均, 一般的图像分割法难以将目标从背景中分割出来, 故本文提出了目标方差加权的类间方差阈值分割法对钢轨图像进行阈值分割。分析了钢轨图像的特点, 总结了加权的目标方差(Otsu)方法及其它全局阈值分割法对钢轨图像分割存在的问题。然后, 对 Otsu 方法进行改进, 以目标出现的概率为权重, 对类间方差的目标方差加权, 使分割阈值靠近单模直方图的左边缘和双模直方图的谷底。最后, 计算图像的错误分类误差、钢轨图像的缺陷检测率和误检率来验证算法的有效性。实验结果表明, 改进的 Otsu 方法能有效地分割钢轨图像, 错误分类误差接近 0。与其它阈值分割法如 Otsu 法、其它改进的 Otsu 法、最大熵阈值分割法相比, 本文方法对钢轨图像的分割效果更优, 缺陷检测率和误检率分别为 93% 和 6.4%, 适合机器视觉缺陷检测的实时应用。

关键词: 图像分割; Otsu 阈值; 表面缺陷; 机器视觉; 钢轨

中图分类号: TP391.4; U213.43 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162407.1772

Rail image segmentation based on Otsu threshold method

YUAN Xiao-cui¹, WU Lu-shen^{2*}, CHEN Hua-wei²

(1. Jiangxi Province Key Laboratory of Precision Drive Control,
Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China;
2. School of Mechanical and Electrical Engineering,
Nanchang University, Nanchang 330031, China)
* Corresponding author, E-mail: wulushen@163.com

Abstract: As rail images show uneven gray distribution, general image segmenting methods can not accurately segment rail images. To address this issue, this paper presents an improved Otsu method using weighted object variance (WOV) for rail image segmentation to separate the defect from its background. Firstly, the property of a rail image was analyzed and the problems of the Otsu method and other global threshold methods for segmenting rail images were summarized. Then, the Otsu method was improved. By taking the cumulative probability of defect occurrence for the weighting, the object variance of between-class variance was weighted, and the threshold will always be a value that locates at two peaks or at the left bottom rim of a single peak histogram. Finally, the misclassification error (MCE), the detection rate and false alarm rate of the defect image were calculated to validate the effectiveness of proposed method. The experimental results demonstrate that

收稿日期: 2015-08-18; 修订日期: 2015-11-12.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51365037, No. 51065021)

the improved Otsu method accurately segments various kinds of rail images and the MCE value is close to 0. As comparing to the Otsu method, other improved Otsu method and maximum entropy threshold method, the proposed method provides better segmentation results, the detection rate and false alarm rate for the rail defected image are 93% and 6.4% respectively. It is suitable for the applications in machine vision defect detection in real time.

Key words: image segmentation; Otsu thresholding; surface defects; machine vision; rail

1 引言

铁路向高速及重载方向的发展加重了钢轨的磨损。钢轨表面缺陷威胁着轨道行车安全,必须仔细检测以维护铁路安全运输。目前有许多钢轨缺陷检测技术,例如,超声检测法^[1],电涡流^[2]和机器视觉检测法^[3]。超声检测法只能检测钢轨内部缺陷,检测速度慢,电涡流检测法能检测表面缺陷且检测速度快,但是检测所用的探头对钢轨表面环境敏感,机器视觉用于表面缺陷检测具有速度快,检测率高的优点,受到越来越多的关注。

机器视觉表面缺陷检测法主要由图像采集,图像处理两部分组成。钢轨图像处理包括钢轨区域提取,阈值分割,缺陷分类等。阈值分割是图像处理的难点与重点,其结果将直接影响缺陷的检测率和误检率。阈值分割方法可以大致分为两类:全局阈值分割法和局部阈值分割法^[4]。全局阈值分割法根据整个图像的直方图信息选择一个单阈值将图像划分成两部分;局部阈值分割法是将原始图像划分成多个较小的图像,并对每个子图像选取相应的阈值,局部阈值法对每一幅子图像都要进行统计,速度慢,对光照不均图像的分割效果较好,但在机器视觉检测中难以适应实时性的要求。相比于局部阈值分割法,全局阈值分割法更加简单,快速,在机器视觉中应用更广泛,因此本文主要研究应用全局阈值分割法分割钢轨图像。

尽管学者们提出了许多阈值分割法,但是没有一种阈值分割法能对各种不同图像都有效,许多阈值分割法都是针对具体的应用而提出的。Sezgin 等对 40 多种全局阈值分割法做了综合比较^[5],指出 Otsu^[6]、最大熵(Maximum Entropy, ME)^[7]阈值分割法是最有效及应用广泛的两种全局阈值分割法。Nacereddine 等对于焊缝缺陷检测,比较了 4 种经典的全局阈值分割法^[8],分别是:Otsu、最小错误率^[9]、最大熵、矩不变^[10]阈值

分割法,证明 ME 阈值分割法优于其它 3 种,然而,ME 阈值分割法对于钢轨图像的分割效果并不理想。Otsu 阈值分割法是将图像划分成两类,计算每一个灰度级到两类的灰度方差和,当类间方差达到最大时,该灰度级为最佳阈值。当图像直方图为双模或者多模时 Otsu 阈值分割法能获得较好的分割结果,当图像的直方图为单模或者接近单模时其分割效果差。为了使 Otsu 方法具有更广泛的应用,提出了许多改进的 Otsu 阈值分割法。Hu 等根据图像中目标与背景的比例限制 Otsu 阈值的取值范围^[11],该改进方法对人脑核磁共振图像和计算机断层图像的分割效果好。Ng 等在 Otsu 阈值法的基础上提出 Valley-Emphasis Otsu 阈值分割法(简称 VE 方法)^[12],用于机器视觉表面缺陷检测,VE 方法通过对图像的类间方差进行加权,使分割阈值尽可能地靠近直方图的谷底,当图像中缺陷比较大时,VE 方法能获得比较满意的分割效果,但是当缺陷比较小时,VE 方法将大部分的背景错分为缺陷。对此, Fan 等对 VE 方法进行改进,提出 neighborhood valley-emphasis Otsu 阈值分割法(简称 NVE 方法)^[13],NVE 方法以谷底邻域信息作为类间方差的权重,NVE 方法能够分割小目标图像,即缺陷检测时能将细小的缺陷从背景中分割出来,对光照不均图像的分割效果也比较满意,然而 NVE 方法对无缺陷图像分割时容易将背景分割为目标,导致误检。

以上改进 Otsu 阈值分割法都是一维 Otsu,一维 Otsu 阈值分割法速度较快,但其只考虑了图像的灰度信息,而没有结合图像的空间邻域信息来分割图像,故对含有噪声及光照不均的图像难以获得满意的分割结果。许多学者将一维 Otsu 拓展到二维,利用图像的灰度分布和邻域的平均灰度值所构成的二维直方图来进行阈值分割。为了使低对比度和低信噪比图像有较好的分割结果,景晓军等结合图像的灰度、均值和中值信息提出了三维 Otsu 阈值分割法^[14]。然而,三维

Otsu 时间和空间复杂度均较高,因此,申铨京等提出了一种三维直方图重建和降维的 Otsu 阈值分割算法^[15],该算法通过三维直方图重建有效提高了抗噪性能,直方图降维使三维 Otsu 算法的执行效率得到有效提高。总之,相比于一维 Otsu 阈值分割法,二维、三维 Otsu 阈值分割法对噪声及光照不均的图像分割效果更优,但是计算复杂、耗时,不适于机器视觉在线缺陷检测。

钢轨图像的特点及阈值分割的难点包括:1)一般来说,缺陷的灰度比较低,背景灰度较高,但钢轨长期暴露在野外,其表面存在锈迹,锈迹的灰度也较低,容易被误检为缺陷;2)对使用频繁的钢轨,钢轨中间被摩擦的非常亮,但是两侧比较暗甚至仍然存在锈迹,因此,钢轨图像中间亮两边暗,图像灰度分布不均;3)大部分钢轨图像无缺陷,少数图像存在缺陷,而且缺陷区域远小于背景区域,无缺陷的钢轨图像其直方图呈单模分布,有缺陷的钢轨图像直方图呈双模或者接近单模分布。

由于钢轨图像具有以上特点,一般的阈值分割法难以获得满意的分割结果,有些阈值分割法能将缺陷从背景中分割出来但却无法正确分割无缺陷的图像(如 NVE 方法)。无缺陷钢轨图像的理想分割阈值位于单模直方图左边缘;有缺陷钢轨图像的理想分割阈值位于双模直方图的谷底。若不能准确分割无缺陷的钢轨图像,在机器视觉进行缺陷检测应用中会导致缺陷出现高误检率。为了快速、准确地将缺陷从钢轨图像中分割出来,并且获得高缺陷检测率和低误检率,本文提出一种改进的一维 Otsu 阈值分割方法,通过对图像类间方差的目标方差加权,使分割阈值靠近单模直方图的左边缘或者双模直方图的谷底。本文改进的 Otsu 阈值分割法可称为加权的目标方差 Otsu 方法(Weighted Object Variance, WOV)。

2 钢轨图像阈值分割

2.1 Otsu 阈值分割法

Otsu 阈值分割法^[6],也叫最大类间方差阈值分割法,是日本学者 Otsu 首次提出来的,故以其名字命名。它将图像划分成两类,分别为 C_0 和 C_1 类,当类间方差达到最大时,该灰度级为最佳阈值。其分割原理是:设图像大小为 $M \times N$,图像灰度级范围为 $[0, L-1]$, n_i 为图像灰度级 i 的像素点数,灰度级 i 出现的概率为: $p_i = n_i / M \times N$;

假设图像中灰度级低于 t 的像素点构成 C_0 类,即灰度级为 $[0, t]$ 的像素点归为 C_0 类,灰度级为 $[t+1, L-1]$ 的像素点为 C_1 类。若 $P_0(t), P_1(t)$ 表示 C_0 类和 C_1 类出现的概率; $u_0(t), u_1(t)$ 表示 C_0 类和 C_1 类的平均灰度级。则有:

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t p_i, \quad (1)$$

$$P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - P_0(t), \quad (2)$$

$$u_0(t) = \sum_{i=0}^t \left(i \frac{p_i}{P_0(t)} \right), \quad (3)$$

$$u_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \left(i \frac{p_i}{P_1(t)} \right). \quad (4)$$

则图像类间方差 $\delta_b(t)$ 可表示为:

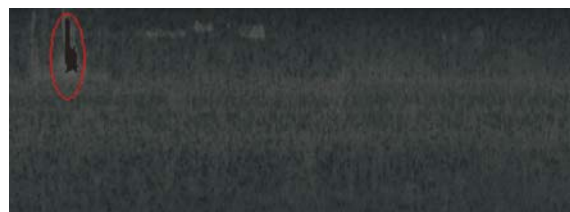
$$\delta_b(t) = P_0(t) u_0^2(t) + P_1(t) u_1^2(t). \quad (5)$$

当类间方差达到最大时该灰度级为最优阈值,即 Otsu 阈值:

$$T = \arg \max_{1 \leq t < L} \{ \delta_b(t) \} =$$

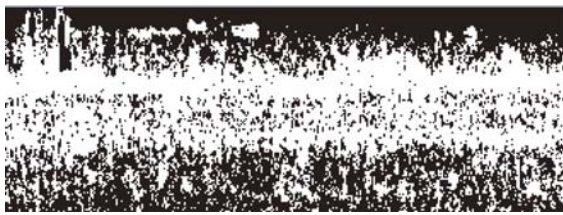
$$\arg \max_{1 \leq t < L} \{ P_0(t) u_0^2(t) + P_1(t) u_1^2(t) \}. \quad (6)$$

对于单阈值分割,当图像的直方图呈双模时, Otsu 阈值分割法能获得较满意的分割结果,但当目标和背景的方差相差较大或者当图像的直方图呈单模或者接近单模分布时 Otsu 的分割效果差。文献[16]通过理论证明 Otsu 阈值等于两类平均灰度级的均值,即 $T_{\text{Otsu}} = (u_0(T_{\text{Otsu}}) + u_1(T_{\text{Otsu}})) / 2$, $u_0(T_{\text{Otsu}})$ 和 $u_1(T_{\text{Otsu}})$ 为公式(3)、(4)中 $t = T_{\text{Otsu}}$ 时的值。Otsu 阈值偏向于方差较大的一类,将大部分的背景区域分割成目标,使得两类图像的大小相似。图 1 为钢轨图像的阈值分割结果,图 1(a)椭圆圈内的低灰度区表示缺陷,图 1(b)、(c)分别是 Otsu 阈值和理想阈值的分割结果,本文将大于阈值的像素点的灰度值设置为 255(白色、背景),小于阈值的灰度值设为 0(黑色、目标)。图 1(d)是钢轨图像的直方图及分割阈值。从图 1 可以看出, Otsu 阈值将大部分的背景分割为目标,使得背景和目标的大小近似。



(a) 钢轨原图

(a) Original rail images



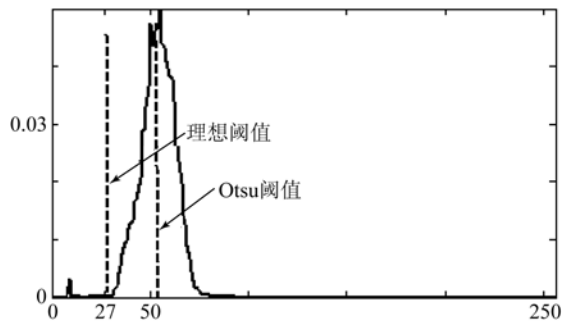
(b) Otsu 阈值分割结果

(b) Thresholding results of Otsu method



(c)理想的分割结果

(c) Desired thresholding result



(d) 钢轨图像直方图

(d) Histogram of rail image

图 1 钢轨图像直方图及分割结果

Fig. 1 Thresholding results and histogram of rail image

2.2 其它改进 Otsu 阈值分割法

为了更准确地将缺陷从背景中分割出来,文

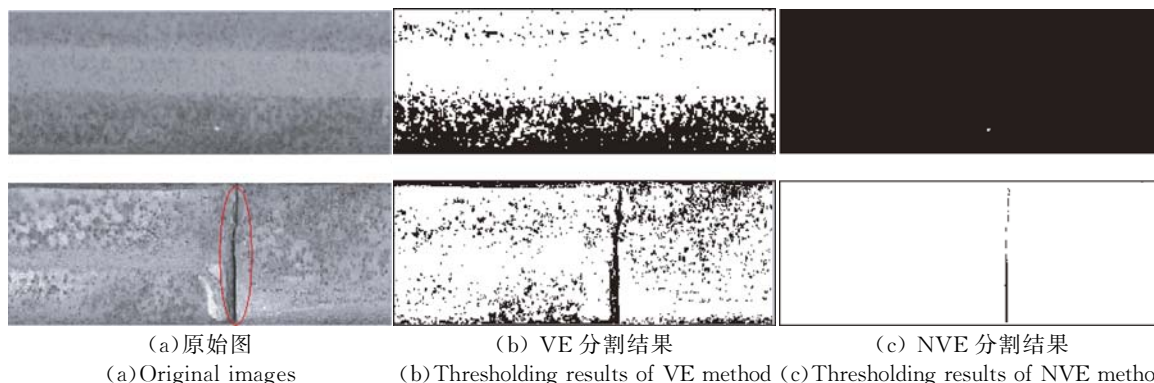
献[12-13]提出了 valley-emphasis Otsu 阈值分割法,并将其用于机器视觉表面缺陷检测,其改进的 Otsu 阈值分割法是对图像类间方差加权,将式(5)改写为:

$$\beta_b(t) = (1 - p(t)) [P_0(t) u_0^2(t) + P_1(t) u_1^2(t)]. \quad (7)$$

分割阈值 T 为:

$$T = \arg \max_{1 \leq t < L} \{ \beta_b(t) = \arg \max_{1 \leq t < L} \{ (1 - p(t)) [P_0(t) u_0^2(t) + P_1(t) u_1^2(t)] \}. \quad (8)$$

$(1 - p(t))$ 是类间方差 $\delta_b(t)$ 的权重, $p(t)$ 是邻域灰度概率之和,其邻域大小表示为 $n = 2m + 1$,其中 $m = 1, 2, 3, \dots$ 。文献[13]指出,当 $n = 11$ 时,分割图像效果最佳,当 $n = 1$ 时 NVE 方法等同于 VE 方法。VE 方法的分割阈值靠近直方图的谷底,故分割效果优于 Otsu 方法。VE 方法对有缺陷的图像,尤其是缺陷比较大的图像的分割效果佳,但是对小缺陷或者无缺陷图像,其会将许多背景像素错分为目标,分割效果差。针对 VE 方法分割的不足,NVE 方法引入谷底的邻域信息。实验发现,当图像的直方图为双模或者接近双模分布时,NVE 方法可以获得满意的分割结果;但当图像的直方图呈单模分布时,NVE 的分割阈值总是位于单模直方图的谷底(在单模直方图的左或者右边缘)。换言之,NVE 方法能比较准确地分割有缺陷的钢轨图像,但对无缺陷的图像容易产生错误分割。



(a)原始图
(a)Original images

(b)VE 分割结果
(b)Thresholding results of VE method

(c)NVE 分割结果
(c)Thresholding results of NVE method

图 2 VE 和 NVE 方法对钢轨图像阈值分割结果

Fig. 2 Thresholding results for rail images by VE and NVE methods

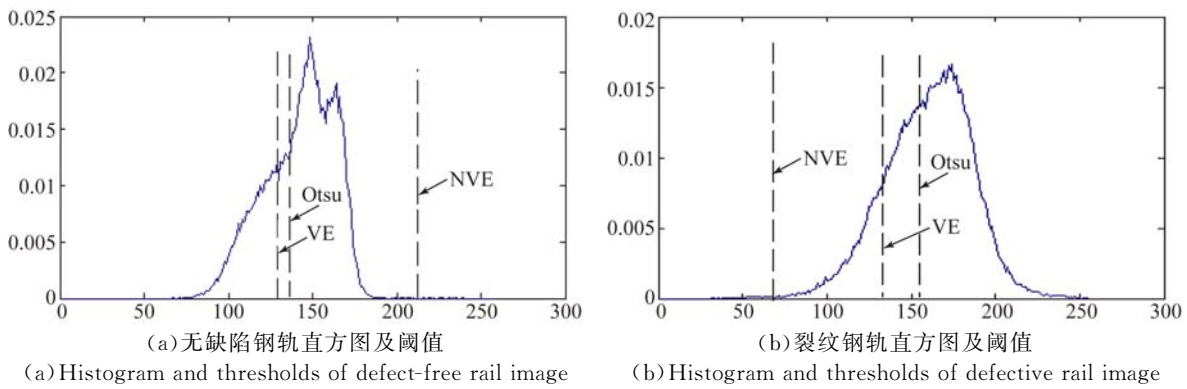


图 3 钢轨图直方图及分割阈值

Fig. 3 Histograms and thresholds of rail images

图 2 是 VE 和 NVE 方法对钢轨图像分割结果,第一、二行分别是无缺陷、裂纹缺陷钢轨。图 2 中从左到右分别是原始图像,VE、NVE 方法的阈值分割结果。图 3 是图 2 对应的直方图和分割阈值。对于两钢轨,NVE 方法的分割阈值 T 分别是 213 和 69,阈值都位于相应直方图的左、右边缘,其几乎将无缺陷钢轨的全部背景都错分为目标,但对于裂纹钢轨的分割结果却接近完美。VE 方法的分割阈值位于直方图局部谷底,错误地将部分背景分割为目标。

2.3 WOV 阈值分割法

一般来说,缺陷的灰度级较低,背景灰度较高,而且相对于背景,缺陷区域较小,钢轨图像的直方图分布呈单模或者接近单模形式。对于包含缺陷的钢轨图像,图像直方图的左峰远小于右峰(图像直方图接近单模),如图 1(d)所示,理想的阈值应该位于两峰之间;对无缺陷的钢轨图像其直方图为单峰(单模),理想阈值应该位于直方图的左边缘。总之,用来分割钢轨图像的理想阈值应该小于 Otsu 阈值,才能保证缺陷所占的比例更低。式(5)中的第一项 $P_0(t)u_0^2(t)$ 为目标方差,第二项 $P_1(t)u_1^2(t)$ 为背景方差。根据文献[16]的理论,Otsu 阈值等于两类灰度均值的平均,即 $T_{Otsu} = (u_0(T_{Otsu}) + u_1(T_{Otsu}))/2$,Otsu 阈值使得目标方差和背景方差具有相似的大小。理想的分割阈值使得目标方差小,背景方差大,为了使分割阈值更接近理想阈值,对目标方差加权,使加权后的目标方差小于原始目标方差。因此,WOV 阈值分割法可表示为:

$$Y_b(t) = \omega P_0(t)u_0^2(t) + P_1(t)u_1^2(t), \quad (9)$$

最优阈值:

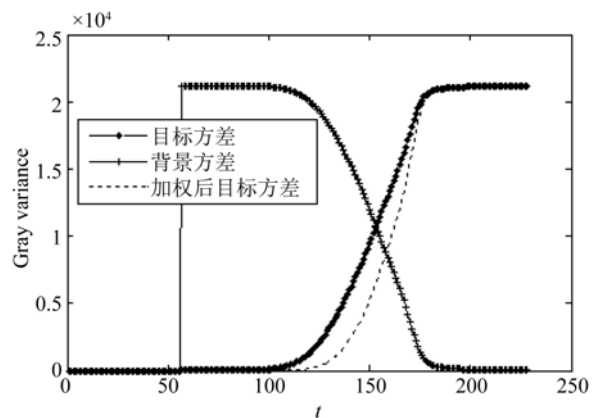
$$T = \arg \max_{1 \leq t \leq L} \{Y_b(t)\} =$$

$$\arg \max_{1 \leq t \leq L} \{ \omega P_0(t)u_0^2(t) + P_1(t)u_1^2(t) \}, \quad (10)$$

式中: ω 为权重因子, ω 的取值为 $[0, 1]$, 从而 $\omega P_0(t)u_0^2(t) \leq P_0(t)u_0^2(t)$ 。当图像中的目标较大时, ω 应取大值,当目标较小时, ω 取小值,对无缺陷的钢轨图像,权重 ω 应该接近 0。对不同的钢轨,缺陷大小不同,全局固定权重不能适合所有钢轨图像,权重 ω 的值最好能随着缺陷在图像中的比例来变化。式(1)中 $P_0(t)$ 的取值范围为 $[0, 1]$,当图像被阈值 t 分割时, $P_0(t)$ 表示目标出现的概率, $P_0(t)$ 随着 t 的增大呈非线性增长。本文将权重设为 $\omega = P_0(t)$,因此式(9)可以写为:

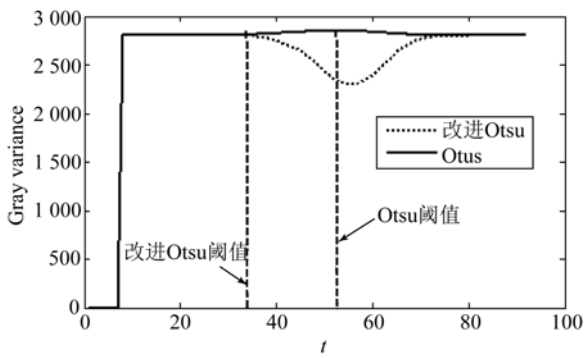
$$Y_b(t) = P_0^2(t)u_0^2(t) + P_1(t)u_1^2(t). \quad (11)$$

图 4 为图 1(a) 的灰度方差变化曲线图,图 4(a) 的虚线为加权后的目标方差,图 4(b) 的虚线为加权后类间方差,即式(11)的 $Y_b(t)$ 曲线变化,可以看到 WOV 方法的分割阈值小于 Otsu 阈值。



(a) 目标和背景的灰度方差

(a) Object and background gray variance



(b) 图像类间方差曲线

(b) Between-class variance

图4 钢轨图像的灰度方差

Fig. 4 Gray variance of rail image

3 实验结果讨论

为了测试 WOV 方法对钢轨图像的分割效果,选用两种权威评价指标来评价其分割性能,分别是:错误分类误差(Mis-classification Error, MCE)^[17]和钢轨缺陷的检测率和误检率^[18]。MCE表示目标像素错分为背景,背景像素错分为目标的比例,通常用MCE值来评价单张图像的分割结果。缺陷的检测率和误检率用来综合评价机器视觉中缺陷的检测结果。将WOV方法与Otsu及其它改进Otsu方法,如VE、NVE、ME阈值分割法进行比较。之所以与这些方法进行比较,是因为VE、NVE方法是比较有效的阈值分割法,广泛应用于机器视觉表面缺陷检测,而ME阈值分割法是应用最广泛的经典全局阈值分割法之一,被证实为比较有效的缺陷检测阈值分割法。实验所用的计算机配置为Intel Core 2.30 GHz CPU,1.19GB内存,采用MATLAB R2009a实现各算法。

3.1 MCE评价阈值分割结果

对于两类分割问题,MCE定义为:

$$MCE=1-\frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0| + |F_0|} \quad (12)$$

B_0 和 F_0 分别表示标准分割图像的背景区域和目标区域,因为没有标准分割图像,实验过程中采用手动确定的最佳阈值分割后的图像作为标准分割图像; B_T 和 F_T 分别为测试图像二值化后得到的背景区域和目标区域; $|\cdot|$ 表示区域中像素点的数目。MCE表示经阈值分割后图像被错误分类的概率,其值为 $[0,1]$,0和1分别表示没有

被错分和完全被错分的情况,MCE越大表示被错分的像素点越多。

实验中选用不同段轨道拍摄的钢轨图像进行阈值分割。有些轨道使用频繁,钢轨表面被车轮摩擦的比较光滑,尤其是在钢轨的中间,但侧边比较粗糙或者仍然存在锈迹。有些钢轨使用不频繁,因而表面布满锈迹,且锈迹的灰度级与缺陷的灰度级接近,阈值分割时容易将锈迹分割为目标,造成错误分割。为了突出缺陷特征,需要在不同亮度条件下采集图像,由于不同钢轨表面的反射特性不同,不同钢轨图像的灰度级差别大,如光滑的钢轨形成镜面反射,钢轨图像的灰度级高,而布满锈迹的钢轨形成漫反射,钢轨图像灰度级低。由于被检测的钢轨图像大部分没有缺陷,少数钢轨存在缺陷,若对无缺陷的钢轨图像进行阈值分割时将锈迹或者背景误分为目标,则将导致缺陷误检率高。缺陷检测要求缺陷高检测率、低误检率,因此,实验中还包括了无缺陷图像的阈值分割。

图5~图9是不同钢轨阈值分割结果,表1为各图对应的MCE值。图5、6是无缺陷钢轨图像的阈值分割结果,其中图5钢轨表面有许多锈迹,图像的灰度比较低。图6的钢轨中间被摩擦的非常光滑,但是在两侧比较粗糙,图像中间灰度高,两侧灰度相对低。VE方法的阈值位于局部直方图的谷底,其将部分背景分割为目标;NVE方法几乎完全错分钢轨I,阈值位于单模直方图的右侧,其MCE值接近1,但却完美地分割钢II,MCE值等于0,阈值位于单模直方图的左边缘。ME和Otsu方法都将部分背景错分为缺陷,但WOV方法对两无缺陷的钢轨都获得了接近完美的结果,对应的MCE值均接近0。

图7、8、9是有缺陷钢轨图的分割结果。图7钢轨表面比较光滑,表面存在一块大的凹痕缺陷,NVE方法将所有的缺陷都分割为背景,导致缺陷漏检;ME方法可以准确地将缺陷分割出来,但是也将少部分背景分割为目标;WOV方法将少部分的缺陷误分为背景。图8、9中钢轨IV、V表面存在锈迹,图像的灰度级偏低,除了Otsu、VE方法,其它3种方法对钢轨IV分割结果接近完美,MCE值接近0,然而对钢轨V,NVE和ME方法几乎完全错分图像,但是VE和本文方法获得了完美结果。

从以上5段不同钢轨图像的分割结果可以得出,无论钢轨表面是否有缺陷,Otsu方法将一部

分背景分割为目标;VE 方法由于分割阈值位于直方图局部谷底,因而容易将背景分割为目标,尤其是对无缺陷的图像;NVE 方法的分割阈值位于单模直方图边缘,左边缘或者右边缘,从而导致部分图像错分。ME 方法对部分有缺陷的钢轨图像

的分割效果好,但是对无缺陷的钢轨图像的分割效果差,将背景错分为目标。WOV 方法获得的分割阈值位于双模直方图的谷底或者单模直方图的左边缘,无论钢轨图像是否包含缺陷,其分割阈值都接近理想阈值,MCE 接近 0,分割效果最优。

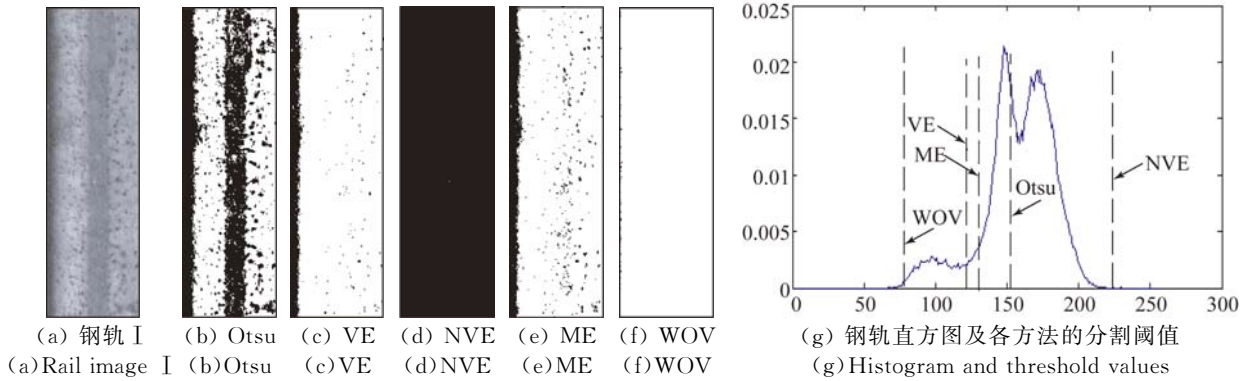


图 5 Otsu、VE、NVE、ME、WOV 方法对钢轨 I 的分割结果,分割阈值分别是 $T=152,122,225,131,78$

Fig. 5 Segmentation results of Otsu, VE, NVE, ME and WOV methods for rail image I with $T=152,122,225,131,78$

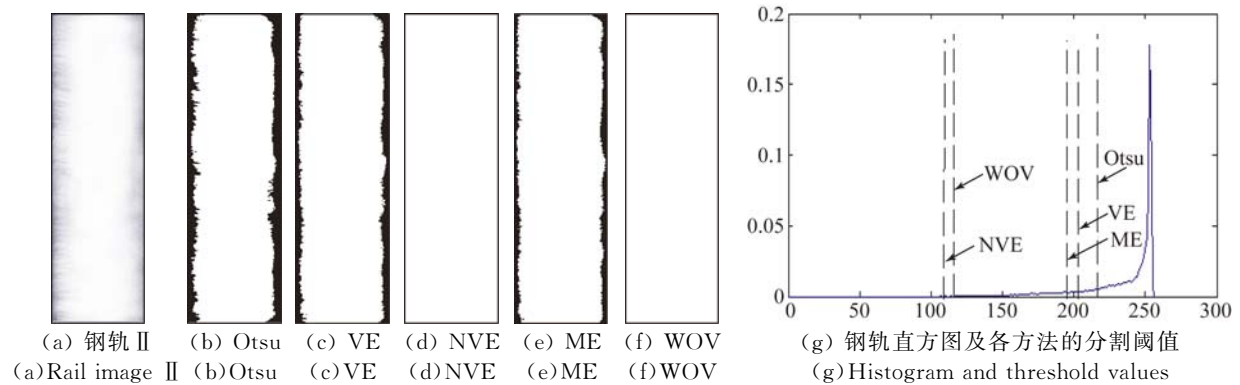


图 6 Otsu、VE、NVE、ME、WOV 方法对钢轨 II 的分割结果,分割阈值分别是 $T=217,203,108,196,117$

Fig. 6 Segmentation results of Otsu, VE, NVE, ME and WOV methods for rail image II with $T=217,203,108,196,117$

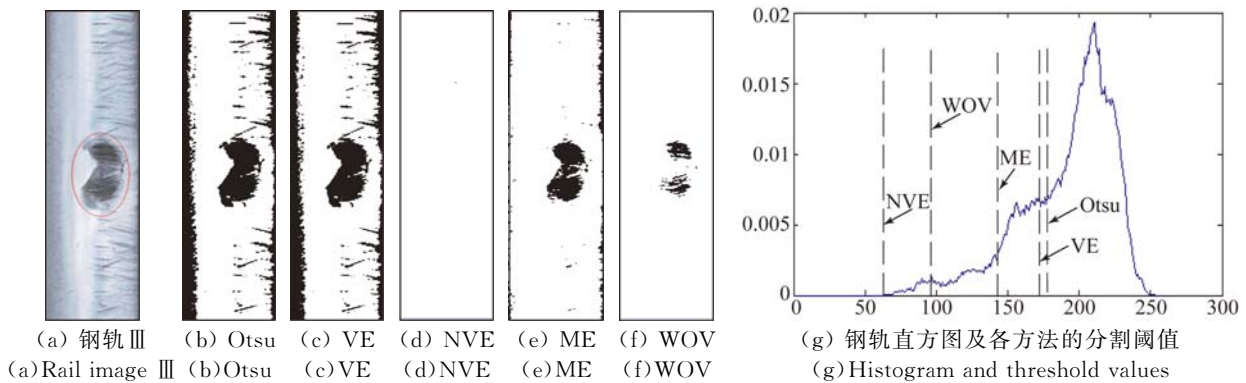


图 7 Otsu、VE、NVE、ME、WOV 方法对钢轨 III 的分割结果,分割阈值分别是 $T=178,173,62,143,97$

Fig. 7 Segmentation results of Otsu, VE, NVE, ME and WOV methods for rail image III with $T=178,173,62,143,97$

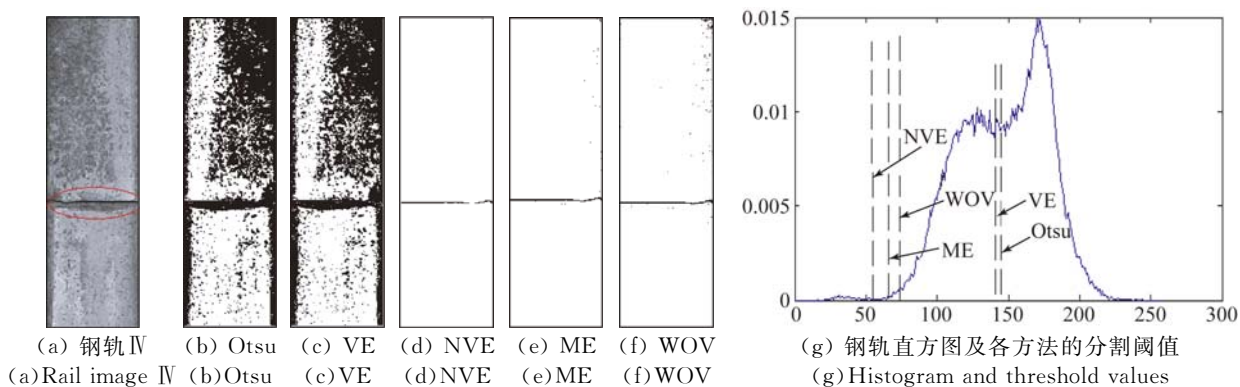


图 8 Otsu、VE、NVE、ME、WOV 方法对钢轨 IV 的分割结果,分割阈值分别是 $T=142,140,55,65,73$

Fig. 8 Segmentation results of Otsu, VE, NVE, ME and WOV methods for rail image IV with $T=142,140,55,65,73$

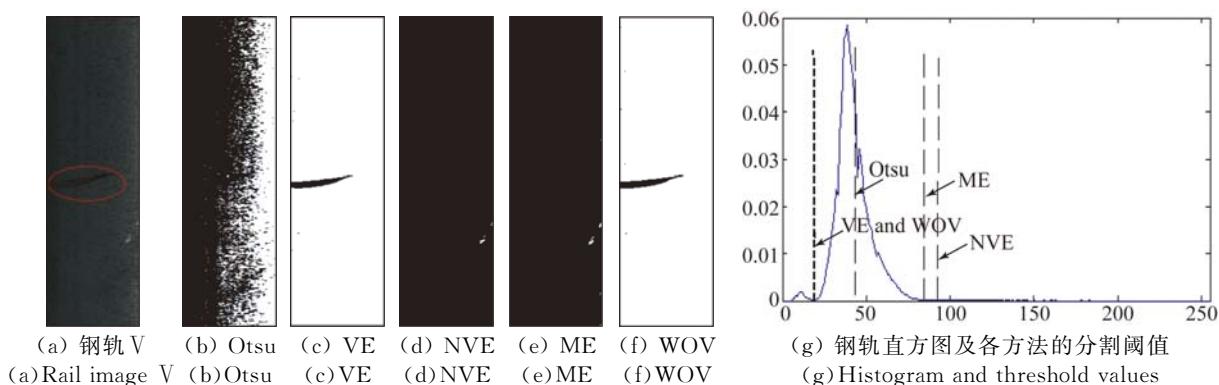


图 9 Otsu、VE、NVE、ME、WOV 方法对钢轨 V 的分割结果,分割阈值分别是 $T=44,19,93,86,20$

Fig. 9 Segmentation results of Otsu, VE, NVE, ME and WOV methods for rail image V with $T=44,19,93,86,20$

表 1 5 种方法对 5 张钢轨图的 MCE 值

Tab. 1 MCE values of five images by five methods

钢轨编号	MCE 值				
	Otsu	VE	NVE	ME	WOV
I	0.403 6	0.092 3	1	0.120 9	0.022 5
II	0.177 5	0.117 6	0	0.095 5	0
III	0.266 8	0.223 0	0.028 9	0.060 2	0.011 1
IV	0.445 5	0.427 2	0.000 6	0	0.003 3
V	0.684 5	0	0.988 1	0.987 8	0

3.2 钢轨图像的缺陷检测率和误检率

以上实验测试了单张图像的分割效果, MCE 越大, 说明错误分类的像素点越多。在机器视觉缺陷检测应用中, MCE 值不足以反映缺陷检测效果, 用户更关心缺陷的检测率和误检率。本部分选用测试线阵 CCD 相机拍摄的 2 000 张钢轨图

像进行缺陷检测率和误检率实验。测试图像中有 1 423 张无缺陷, 577 张图像包含缺陷(有缺陷图片比较少是因为实际运行的轨道大部分都没有缺陷)。缺陷的检测率和误检率^[22]定义为:

检测率: 正确检测出缺陷图像的数量除以缺陷图像的总数

误检率: 检测出伪缺陷(不是缺陷却被当作缺陷)图像数量除以无缺陷图像的总数

阈值分割后可得到二值图, 用连通区域标记法统计出图像中所有黑色区域, 根据连通区域内像素点数判断是缺陷还是噪声, 当连通区域内的像素个数小于给定阈值 TH 时, 则认为是噪声, 大于 TH 时认为是缺陷, 得到了表 2 所示的缺陷检测率和误检率。

Otsu 的阈值等于两类灰度均值的平均, 对无缺陷的图像总是将背景错分为目标, 因而误检率为 100%; VE 方法的分割阈值位于直方图局部谷底, 将部分背景分割为目标, 因而缺陷的误检率

高,检测率低;ME方法能较准确地分割大部分有缺陷的图像,但是对无缺陷的钢轨图像会产生错误分割,缺陷检测率较高,但是误检率也高。NVE方法获得了很高缺陷检测率,但同时缺陷的误检率也高。WOV方法的阈值位于单模直方图的左边缘,双模直方图的谷底,从而缺陷检测率最高,误检测率最低。这符合机器视觉缺陷检测应用的要求。

表 2 5种方法的缺陷检测率和误检率

Tab. 2 Detection rates and false alarm rates of defect by five methods (%)

	VE	Otsu	NVE	ME	WOV
检测率	75.5	58.4	90.3	84.6	93.0
误检率	79.4	100	53.4	89.9	6.4

参考文献:

- [1] MOUSTAKIDIS S, KAPPATOS V, KARLSSON P, *et al.*. An Intelligent methodology for railways monitoring using ultrasonic guided waves [J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2014, 33(4): 694-710.
- [2] SONG Z, YAMADA T, SHITARA H, *et al.*. Detection of damage and crack in railhead by using eddy current testing [J]. *Journal of Electromagnetic Analysis and Applications*, 2011, 3: 546-550.
- [3] 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.
- [4] BEAUCHEMIN M. Image thresholding based on semivariance [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(5): 456-462.
- [5] SEZGIN M. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(1): 146-168.
- [6] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9: 62-66.
- [7] KAPUR J, SAHOO P K, WONG A. 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.
- [8] NACEREDDINE N, HAMAMI L, TRIDIM. Non-parametric histogram-based thresholding methods for weld defect detection in radiography [J]. *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2005, 9: 213-217.
- [9] KITTLER J, ILLINGWORTH J. Minimum error thresholding [J]. *Pattern Recognition*, 1986, 19(1): 41-47.
- [10] TSAI W H. Moment-preserving thresholding: A new approach [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, 29(3): 377-393.
- [11] HU Q, HOU Z, NOWINSKI W L. Supervised range constrained thresholding [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(1): 228-240.
- [12] NG H F. Automatic thresholding for defect detection [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(14): 1644-1649.
- [13] FAN J L, LEI B. A modified valley-emphasis method for automatic thresholding [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(6): 703-708.
- [14] 景晓军, 李剑峰, 刘郁林. 一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J]. *电子学报*, 2003, 31(9): 1281-1285.
- JING X J, LI J F, LIU Y L. Image segmentation based on 3-D maximum between-cluster variance

4 结 论

本文提出了一种钢轨表面缺陷机器视觉检测方法——目标方差加权 Otsu 阈值钢轨图像分割法。钢轨表面的缺陷区域小,背景区域大,图像直方图呈单模或者接近单模分布,通过对目标方差加权,其权重等于目标出现的概率,使分割阈值偏向单模直方图的左边缘,或者双模直方图的谷底来确保缺陷的高检测率和低误检率。将 WOVS方法与 Otsu, VE, NVE, ME 阈值分割法进行对比,结果显示,WOVS方法的分割效果最优,缺陷检测率最高、误检率最低,适合机器视觉缺陷检测实时应用。

本文主要针对钢轨图像提出改进 Otsu 阈值分割法,以后需进一步研究一种比较通用的阈值分割法用于产品表面缺陷检测。

- [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(9): 1281-1285. (in Chinese)
- [15] 申铨京, 龙建武, 陈海鹏, 等. 三维直方图重建和降维的 Otsu 阈值分割算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(5): 1108-1114.
SHEN Y J, LONG J W, CHEN H P, *et al.*. Otsu thresholding algorithm based on rebuilding and dimension reduction of the 3-dimensional histogram [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(5): 1108-1114. (in Chinese)
- [16] XU X, XU S, JIN L, *et al.*. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(7): 956-961.
- [17] YASNOFF W A, MUI J K, BACUS J W. Error measures for scene segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 1977, 9(4): 217-231.
- [18] NGAN H Y T, PANG G KH, YUNG N H C. Automated fabric defect detection—a review [J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(7): 442-458.

作者简介:



袁小翠(1988—),女,江西抚州人,博士,主要研究方向为图像处理与逆向工程。E-mail: yuanxc2012@163.com

导师简介:



吴禄慎(1953—),男,江西乐平人,硕士,教授,博士生导师,1978年于北京航空航天大学获得学士学位,1990年于清华大学获得硕士学位,主要从事面外“moire”法、三维光学图像测量与逆向工程的研究。E-mail: wulushen@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)