

基于多尺度输入图像渗透模型的桥梁裂缝检测

张晶晶, 聂洪玉, 喻 强

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 成都 611756)

摘 要: 针对现有铁路混凝土桥梁表面裂缝检测方法精确度不高的问题, 引入多尺度输入图像渗透模型, 提出一种新的桥梁裂缝检测方法。使用加权分段函数进行图像对比度增强, 通过最佳阈值分割滤除大部分非裂缝区域, 采用不同的高斯核得到不同尺度的输入图像。在渗透模型的基础上, 利用多尺度输入图像生成高精度且仅包含裂缝信息的二值裂缝地图, 并利用梯度信息提取裂缝的面积、最大宽度及长度等信息。实例验证结果表明, 该方法可有效提高检测精确度和稳定性。

关键词: 裂缝检测; 渗透模型; 多尺度输入图像; 对比度增强; 裂缝地图

中文引用格式: 张晶晶, 聂洪玉, 喻 强. 基于多尺度输入图像渗透模型的桥梁裂缝检测[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 273-279.

英文引用格式: Zhang Jingjing, Nie Hongyu, Yu Qiang. Bridge Crack Detection Based on Percolation Model with Multi-scale Input Image[J]. Computer Engineering, 2017, 43(2): 273-279.

Bridge Crack Detection Based on Percolation Model with Multi-scale Input Image

ZHANG Jingjing, NIE Hongyu, YU Qiang

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

[Abstract] Aiming at the existing problem of the low precision in crack detection of the surface of railway concrete bridge, a novel bridge crack detection approach based on percolation model with multi-scale input image is proposed. Firstly, weighted piecewise function is employed to enhance contrast ratio, and the optimal threshold segmentation is adopted to largely filter non-crack region. Secondly, different Gaussian kernels are used to get different scales of the input image. Thirdly, multi-scale images of concrete bridge are put into the percolation model to generate high accuracy binary map including only crack information. Finally, the crack information, such as area, length and maximum width, is extracted by the gradients of these cracks on this binary map. Experimental results demonstrate that the proposed approach can improve detection accuracy and stability.

[Key words] crack detection; percolation model; multi-scale input image; contrast ratio enhancement; crack map

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.02.046

0 概述

当前铁路运输正向高速以及重载的方向发展, 铁路的安全问题显得尤为重要, 铁路混凝土桥梁是铁路交通的重要基础设施, 据不完全统计, 混凝土桥梁的损坏有 90% 以上是由裂缝引起的^[1]。混凝土桥梁的裂缝检测环境复杂, 人工测量存在危险高、效率和精确度低等问题。

近年来, 一些学者开展了基于图像处理技术的混凝土桥梁裂缝检测方法研究。文献[2]提出一种基于渗透模型的, 使用数字图像处理技术进行裂

缝探测的算法, 之后又对该渗透模型进行改进^[3], 但算法的速率和精确度还有待进一步提高, 另外, 该算法在提取裂缝信息时采用裂缝比例尺来测量裂缝宽度, 需要把裂缝比例尺准确地放在裂缝处, 这在实际应用中很难操作。文献[4]采用棋盘格角点求解像素率, 用 Sobel 算子对裂缝进行边缘检测, 通过检测边缘点的坐标来求裂缝宽度, 但这种方法只适合求横向裂缝和斜向裂缝的宽度, 不适合求纵向裂缝的宽度。文献[5]提出了一种实时的裂缝检测算法, 但该算法以牺牲精确度来换取速率。文献[6]对图像分割算法进行对比, 并获取了

基金项目: 国家自然科学基金(61461048); 国家社会科学基金(12EF119); 西藏自治区科技厅科技计划重点项目(Z2013B28G28/02)。

作者简介: 张晶晶(1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为数字图像处理; 聂洪玉、喻 强, 硕士研究生。

收稿日期: 2015-12-07 **修回日期:** 2016-02-18 **E-mail:** 270321756@qq.com

图像中的裂缝宽度值,但其研究重点是图像处理算法,缺乏对实际裂缝图像的检测和验证。文献[7]提出了基于小波和 Radon 变换的桥梁裂缝检测方法,但该方法是用来判断是否有裂缝存在,不能提取裂缝信息。文献[8]将二维平面图像映射到三维空间曲面,使得在二维平面中难以描述的裂缝信息在三维曲面中能通过一条狭长的“山谷”来准确地描述,但该方法依据裂缝的边缘性来判断裂缝的,很有可能会把检测到的水渍、树叶等的边缘当成裂缝,造成裂缝检测误差。文献[9]提出一种基于 Prim 最小生成树的路面裂缝连接算法,可以很好地检测出裂缝,但由于最小生成树连接为线段连接,而线段连接与实际的裂缝结构有一定差异,需

要对裂缝进行填充和增强,这就会使提取到的裂缝信息有误差。现有的算法虽然能够检测并提取裂缝信息,但在检测精度和检测效率方面还有一定的提升空间。

针对上述问题,本文提出基于多尺度输入图像渗透模型的桥梁裂缝检测方法,生成高精度且仅包含裂缝信息的二值裂缝地图,并利用梯度信息准确提取裂缝的面积、长度和最大宽度等信息。

1 基于多尺度输入图像渗透模型的裂缝检测

本文主要分3个部分来实现铁路混凝土桥梁裂缝检测,总体框架如图1所示。

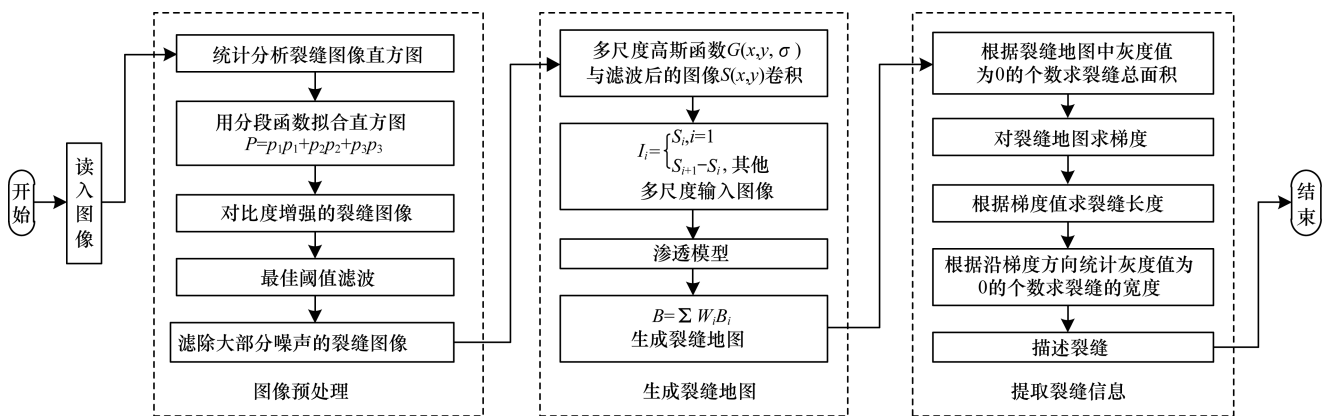


图1 基于多尺度输入图像渗透模型的裂缝检测算法框架

1) 图像预处理。通过对铁路混凝土桥梁裂缝图像的直方图进行统计分析,可以发现裂缝图像的直方图分布服从一定的规律。本文用3个函数来拟合裂缝图像的直方图,通过调整3个函数的权重可

显著增强裂缝图像的对比度,然后对得到的亮度图进行最佳阈值分割,得到滤除大部分噪声的待处理图像 $S(x, y)$ 。3个裂缝及其图像直方图如图2所示。

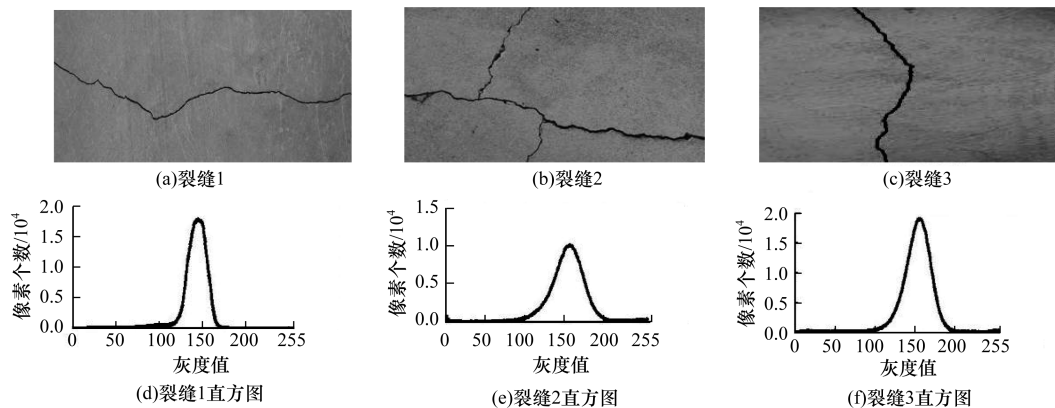


图2 裂缝图像及其直方图

2) 裂缝地图生成。本文提出了一种多尺度输入图像的渗透模型来生成裂缝地图,将多尺度高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 与上一步的待处理图像 $S(x, y)$ 进行卷积可以得到不同尺度的图像 $S_i(x, y)$,将 $S_i(x, y)$

$-S_{i-1}(x, y)$ 作为不同尺度的输入图像 $I_i(x, y)$,对 $I_i(x, y)$ 用渗透模型的方法可以得到多尺度不同细节的裂缝地图 $B_i(x, y)$,将这些裂缝地图 $B_i(x, y)$ 相加即生成最终的裂缝地图 B 。

3) 裂缝信息提取。首先, 统计裂缝地图 B 中灰度值为 0 的个数 sum , 用 sum 乘以每个像素的实际面积即可求出裂缝面积; 然后, 对裂缝地图求梯度, 通过裂缝地图的梯度信息求裂缝的长度; 最后, 沿着梯度方向统计灰度值为 0 的个数 Q_i , 用 Q_i 乘以每个像素的实际宽度即可求出裂缝宽度。

2 图像预处理

通过对不同混凝土桥梁的裂缝图像的直方图进行统计分析可以发现, 裂缝图像的直方图分布服从一定的规律。

图像的直方图分为 3 段: 第 1 段灰度值为 0 ~ 100 之间服从均匀分布; 第 2 段灰度值为 100 ~ 200 之间服从正态分布; 第 3 段灰度值为 200 ~ 255 之间服从均匀分布。相应地, 本文用 3 个分段函数 p_1, p_2, p_3 来拟合混凝土桥梁裂缝图像的直方图 (如式(1)所示)。为增强裂缝图像的对比度, 根据“亮的更亮, 暗的更暗”的思想, 使裂缝图像灰度值大的像素点的灰度值更大, 使裂缝图像灰度值小的像素点灰度值更小。这样, 根据分段函数 p_1, p_2, p_3 所对应的不同灰度值, 本文赋予它们不同的权重 w_1, w_2, w_3 (如式(2)所示)。

$$\begin{cases} p_1 = \frac{1}{100} \\ p_2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \\ p_3 = \frac{1}{255-200} \end{cases} \quad (1)$$

$$P = w_1 + p_1 + w_2 + p_2 + w_3 + p_3 \quad (2)$$

其中, μ 表示正态分布函数的均值; σ 表示正态分布函数的方差。通过调整 3 个分段函数 p_1, p_2, p_3 的权重 w_1, w_2, w_3 可以明显地增强裂缝图像对比度, 本文通过对不同的混凝土桥梁裂缝图像进行实验分析, 得出 w_1, w_2, w_3 的经验值为 $w_1 = 1, w_2 = 20, w_3 = 70$ 。图像 P 原图及其最佳阈值分割结果如图 3(a) 和图 3(b) 所示, 在此基础上, 对比度增强后的裂缝图像如图 3(c) 所示, 对该图像进行最佳阈值分割可以得到滤除大部分噪声的裂缝图像 $S(x, y)$, 如图 3(d) 所示。

在进行最佳阈值分割时, 首先求出最佳阈值, 然后令灰度值大于阈值的像素点的灰度值等于 255, 小于阈值的像素点的灰度值保持不变。对比图 3(b) 和图 3(d) 可以发现, 用本文方法得到的待处理图像 $S(x, y)$ 裂缝清晰, 而且滤除了大部分的非裂缝区域, 这就大幅减少了下一步生成裂缝地图的计算量, 提高了计算效率。

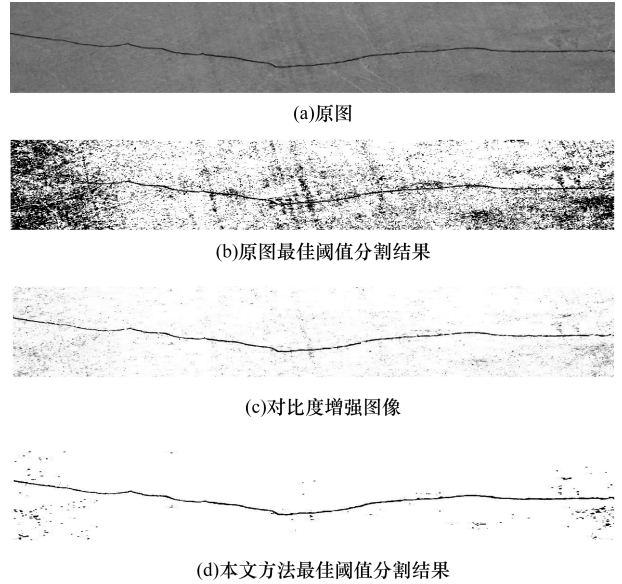


图 3 对比度增强前后图像及其最佳阈值分割结果

3 裂缝地图生成

改进的裂缝地图检测流程如图 4 所示。

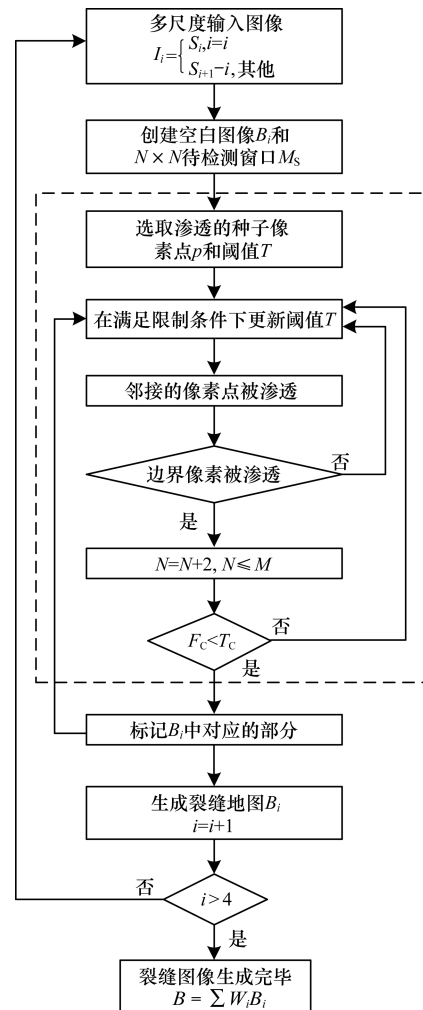


图 4 改进的裂缝地图检测流程

3.1 多尺度输入图像

本文采用 M 个不同尺度的高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 对待处理图像 $S(x, y)$ 进行卷积来得到不同尺度的图像 $S_i(x, y)$, 如式(3)所示, 其中 $i = 1, 2, \dots, M$ 。由于不同尺度空间图像的轮廓会存在部分重叠, 如果直接将不同尺度的图像 $S_i(x, y)$ 作为渗透模型的输入图像进行处理, 则由渗透模型生成的不同尺度的裂缝地图 $B_i(x, y)$ 会存在部分重叠, 从而导致最终的裂缝地图 B 中裂缝过粗过重。因此, 本文将 2 个相邻尺度图像之差 $S_i(x, y) - S_{i-1}(x, y)$ 作为尺度 i 上的输入图像, 并通过渗透模型来生成相应的裂缝地图 B_i , 如式(4)所示。特别地, 在第 1 个尺度上使用 S_1 作为生成裂缝地图 B_1 的输入图像 I_1 。最后, 将得到的不同尺度下的裂缝地图 B_i 合并生成最终的裂缝地图 B , 如式(5)所示。

$$S_i(x, y) = G(x, y, \sigma) * S(x, y) \quad (3)$$

$$I_i = \begin{cases} S_i, & i = 1 \\ S_{i+1} - S_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$B = \sum_{i=0}^m W_i \times B_i \quad (5)$$

3.2 基于多尺度输入图像的渗透模型

现有的裂缝检测方法没有考虑图像在不同尺度的细节信息, 也没有考虑到不同层次的裂缝的粗细长短各不相同。为了解决上述问题, 本文提出多尺度裂缝信息提取方法, 通过 3.1 节介绍的方法产生一组尺度、裂缝长度和宽度各不相同的输入图像。

为了使结果图像中保留各种尺度的裂缝的细节信息, 本文提出基于多尺度输入的渗透模型算法, 分别对不同尺度的输入图像进行处理得到包含不同尺度细节信息的裂缝地图, 并将上一步产生的裂缝地图进行合并, 得到最终的包含重要细节信息的裂缝地图。

本文提出的基于多尺度输入的渗透模型算法是在文献[2]提出的渗透模型算法上进行改进的, 使用多尺度输入图像代替了原来的单一尺度输入图像。改进后的多尺度输入图像渗透模型可以得到具有更多细节信息的裂缝地图, 具体步骤如下:

1) 将 3.1 节得到的多尺度图像 I_i 作为输入图像, 并同时创建和 I_i 同样大小的空白图像 B_i (即 B_i 中的每个像素点的灰度值都等于 255), 并选取大小为 $N \times N$ 待检测窗口 M_s 。

2) 选取点 p 作为渗透的种子点, 并设定阈值 T 。当种子点 p 被包含在已渗透像素集 D_p 中时, D_p 周围的 8 邻域像素被定义为待渗透像素集 D_c , 如图 5 所示。将待渗透像素集 D_c 中灰度值小于阈值 T 的像素点包

含在已渗透区域 D_p 中, 如图 6 所示。其中, 黑色部分为已渗透像素集 D_p , 灰色部分是待渗透像素集 D_c 。

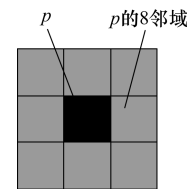


图 5 点 p 及其 8 邻域

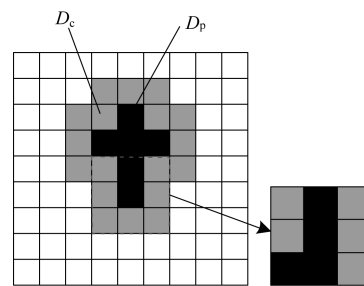


图 6 渗透过程

3) 阈值 T 的最大值需要作出限制, 否则渗透过程将会扩展到非裂缝区域, 因此, 设置最大阈值为 T_{\max} , T_{\max} 是一条裂缝上的像素点所能具有的最高的亮度值。特别地, 如果 D_c 中没有灰度值小于阈值 T 的像素点, 并且当前阈值 $T < T_{\max}$, 那么待渗透像素集中亮度最低的那个点将被渗透并包含在 D_p 里, 同时使用如下公式更新阈值 T :

$$T = \max(\max_{p \in D_p}(I_i(p)), T) \quad (6)$$

4) 随着已渗透像素集 D_p 的扩充, 将所形成的渗透区域邻接的新像素点包含在待渗透像素集 D_c 里; 整个渗透过程继续进行, 直到待检测窗口 M_s 的边界像素被渗透。

5) 将待检测窗口 M_s 的大小 N 扩大为 $N = N + 2$, 同时不能超过裂缝图像的大小 PS 。

6) 计算渗透窗口中已渗透过的部分和一个圆的相似率:

$$F_c = \frac{4C_{\text{count}}}{\pi C_{\text{max}}^2} \quad (7)$$

其中, C_{count} 表示已渗透集的像素的总个数, 而 C_{max} 表示渗透过的像素集的最大长度。 T_c 的取值范围为 $0 \sim 1$, 当 F_c 的值大于等于某个阈值 T_c 时, 表示像素簇的形状更加接近于一个圆即非裂缝区域, 对应区域被视为噪声, 图像 B_i 中对应的部分不会被标记; 当 F_c 的值小于阈值 T_c 时, 表示像素簇的形状更加接近于一条线, 图像 B_i 中对应的部分就会被标记, 直到检测窗口扩大到裂缝图像的大小时就可以得到当前尺度的裂缝地图 B_i ; 当阈值 $T_c = 0.08$ 时, 对裂缝探测准确度可以达到 92.7% [10]。

7) 令尺度 $i \leftarrow i + 1$, 继续生成下一个尺度的裂缝地图 B_{i+1} ; 迭代进行渗透过程, 直到生成所有尺度的裂缝地图并将它们合并生成最终的裂缝地图 B 。

4 基于梯度的裂缝信息提取

铁路混凝土桥梁的裂缝检测事关铁路的安全运营, 在实际的铁路混凝土桥梁裂缝检测考察过程中, 裂缝的面积、裂缝的长度、裂缝的最大宽度等是判断铁路混凝土桥梁是否需要检修的重要依据。在这些信息中, 裂缝的最大宽度是一个十分重要的考察点^[11-12], 铁路混凝土桥梁所允许的最大裂缝宽度值在 0.20 mm 以下^[13]。

在提取裂缝信息时, 文献[2]提出使用裂缝比例尺来测量裂缝, 但这种方法很难在复杂的条件下把裂缝比例尺准确地贴在铁路混凝土桥梁的底部。文献[14]利用欧几里德距离变换把距离信息包含在裂缝骨架里, 但该方法是通过腐蚀得到的裂缝骨架, 当腐蚀的掩膜选取不合适时很难得到精确的骨架。本文提出了基于梯度的裂缝信息提取方法, 该方法对横向裂缝、纵向裂缝、斜向裂缝都有很好的检测效果, 具体过程如下:

1) 裂缝面积: 对裂缝图像来说裂缝的面积就是裂缝地图中所有灰度值为 0 的像素所表示的实际总面积。遍历裂缝地图 B 统计灰度值为 0 的总个数 sum , 通过相机标定^[15] 可以获得像素的实际面积和宽度, 用 sum 乘以单位像素的实际面积 S_0 , 就可以得到裂缝的实际面积 $S = sum \times S_0$ 。

2) 梯度算子: 得到一幅图像的梯度, 要求在图像的每个像素位置计算偏导数 $\frac{\partial f}{\partial x}$ 和 $\frac{\partial f}{\partial y}$, 由数字图像处理中梯度的定义可知:

$$g_x = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = f(x + 1, y) - f(x, y) \quad (8)$$

$$g_y = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = f(x, y + 1) - f(x, y) \quad (9)$$

3) 裂缝长度: 裂缝的长度是指从头到尾的裂缝曲线的长度, 由于裂缝的特征是细长的不规则曲线, 裂缝的总长度远大于裂缝头尾处的裂缝的宽度, 所以本文用裂缝边缘像素的总长度除以 2 来表示裂缝的长度。具体算法如下: 对生成的裂缝地图求梯度, 得到梯度图; 由梯度的定义可知只有边缘处的像素点的梯度值不为 0, 统计梯度值不为 0 的像素点的个数 C , 用 C 乘以每个像素的实际长度 l_0 , 即可求出裂

缝的长度 $L = (C \times l_0) / 2$, 如图 7 所示, 图中灰色部分是裂缝的边缘, 对裂缝地图求梯度后只有灰色部分的值不为 0, 统计灰色部分像素点的个数即可得到边缘点的个数。

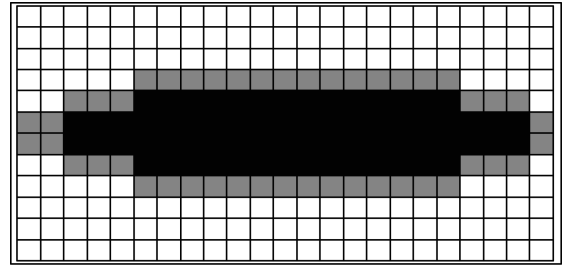


图 7 基于统计法的裂缝长度求解示意图

4) 最大宽度: 裂缝宽度是指垂直于边缘方向上的所有灰度值为 0 的像素的实际宽度, 取出所有宽度中的最大值即为最大宽度。因为梯度的方向垂直于边缘的方向, 对边缘上的像素点沿着梯度方向分别统计灰度值为 0 的像素点的个数 Q_i , 则最大宽度所对应的灰度值为 0 的个数为:

$$Q_{\max} = \max \{ Q_0, Q_1, \dots, Q_n \} \quad (10)$$

用 Q_{\max} 乘以每个像素的实际宽度 d_0 , 即可得到裂缝的最大宽度为 $D = Q_{\max} \times d_0$ 。

5 实例验证

本文以实际混凝土桥梁裂缝为例, 利用 Visual C++ 6.0 语言编制程序, 采用较为合理的裂缝图像处理算法, 实现了基于图像技术的混凝土桥梁裂缝检测。表 1 给出了最大宽度的实验结果和通过人工测量获得的真实数据的比较结果, 可以看出, 计算出的裂缝宽度值基本上略大于实测值, 误差值在 0.04 mm 之内。

表 1 裂缝宽度的实验值和人工测量值的比较结果

编号	裂缝像素宽度/像素	实验结果裂缝宽度/mm	人工测量裂缝宽度/mm	误差/mm
1	4.555 6	0.183 2	0.20	-0.016 8
2	5.777 8	0.220 1	0.20	0.020 1
3	5.333 3	0.221 7	0.20	0.021 7
4	3.083 3	0.136 4	0.10	0.036 4
5	3.714 0	0.143 9	0.15	-0.006 1
6	2.804 9	0.131 8	0.10	0.031 8
7	6.015 9	0.227 8	0.20	0.027 8
8	5.510 0	0.191 3	0.20	-0.008 7
9	6.758 3	0.249 5	0.26	-0.010 5
10	7.138 7	0.373 3	0.35	0.023 3

本文方法获得的不同尺度裂缝地图如图8和图9所示。可以看出,尺度为1的裂缝地图中包含了主要的裂缝,尺度为2及3的裂缝地图中主要包含

的是图像中的一些重要细节信息。图8(e)和图9(e)是合并的结果,是高精度包含细节信息的裂缝地图。

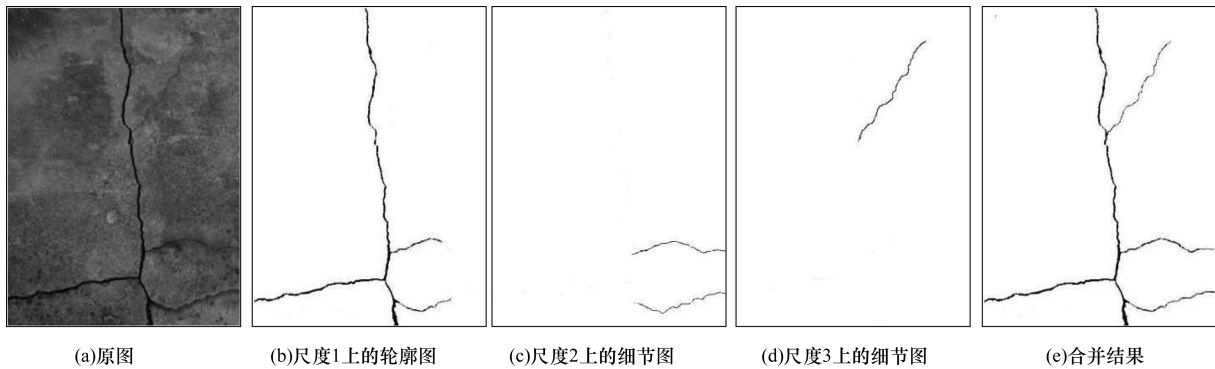


图8 本文方法生成的多尺度裂缝地图1

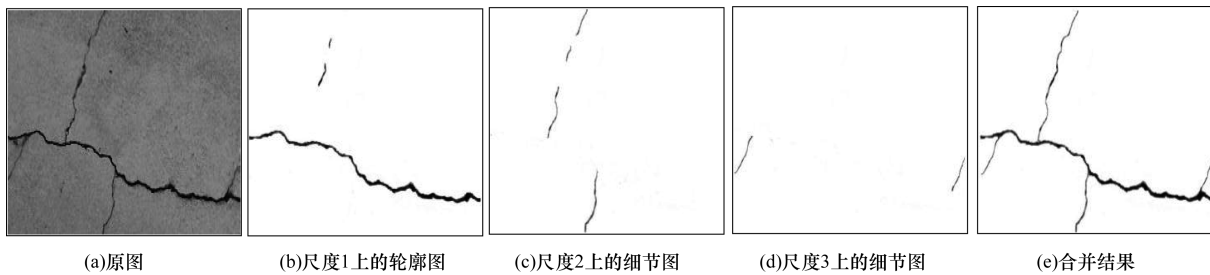


图9 本文方法生成的多尺度裂缝地图2

本文也实现了文献[4]方法以及文献[2]方法。如图10所示,与其他方法的结果相比,本文方法结果中会保留更多的图像细节信息,由于文献[4]方法是采用边缘检测的方法,从图10(b)可以看出其抗

噪声性能较差且检测精度不高,从图10(c)可以看出文献[2]方法检测精度也不高,图10(d)是本文方法产生的裂缝地图,通过比较可以明显地发现,本文方法的精确度更高。

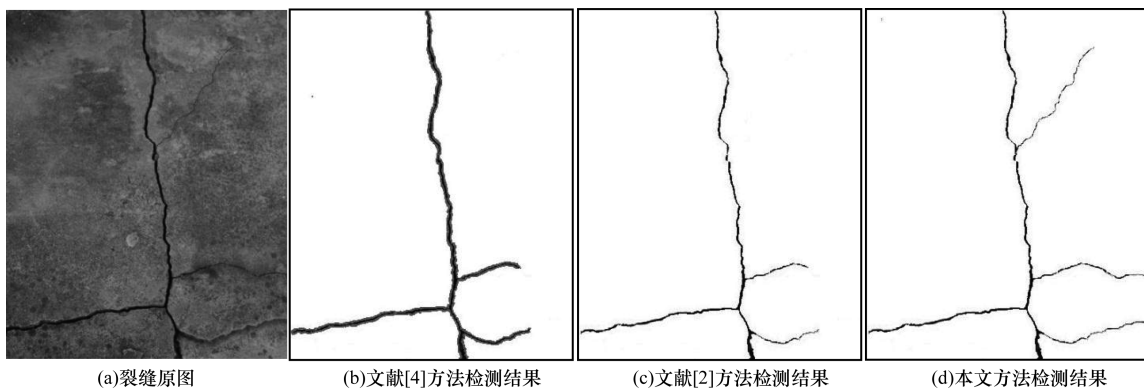


图10 本文方法与其他方法的检测结果对比

6 结束语

在桥梁裂缝检测中,0.20 mm宽度以下裂缝的检测是一个技术难点,为使裂缝检测技术广泛用于混凝土裂缝的识别,需要进一步提高计算精度。为此,本文提出一种基于多尺度输入图像渗透模型的混凝土表面裂缝检测方法。首先,使用加权分段函数进行对比度增强,并通过最佳阈值分割滤除大部分非裂缝区域;然后,在渗透模型的

基础上,采用多尺度输入图像生成高精度且仅包含裂缝信息的二值裂缝地图;最后,在二值裂缝地图上利用梯度信息提取裂缝的面积、最大宽度及长度等信息。实例结果表明,本文采用多尺度方法提取图像中不同层次的细节信息,解决了现有裂缝检测方法未考虑图像不同尺度细节信息的问题,可有效避免裂缝检测过程中因无法检测细小裂缝而造成的安全危害。

参考文献

- [1] Zou Dapeng, Wu Baihai, Xiao Tibing. Research on Obstacle-avoidance Control of Work Arm of Bridge-detection Vehicle Based on Intelligent Video [C]// Proceedings of Conference on Chinese Hydraulics & Pneumatics. Beijing, China: FPTCI, 2008: 559-562.
- [2] Yamaguchi T, Nakamura S, Saegusa R, et al. Image-based Crack Detection for Real Concrete Surfaces [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2008, 3(1): 128-135.
- [3] Yamaguchi T, Hashimoto S. Fast Crack Detection Method for Large-size Concrete Surface Images Using Percolation-based Image Processing [J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(5): 797-809.
- [4] Xu Xuejun, Zhang Xiaoning. Crack Detection of Reinforced Concrete Bridge Using Video Image [J]. Journal of Central South University, 2013, 20(9): 2605-2613.
- [5] Tong Xuhang, Guo Jie, Ling Yun, et al. A New Image-based Method for Concrete Bridge Bottom Crack Detection [C]// Proceedings of IEEE Conference on Image Analysis and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 568-571.
- [6] Xu Bing, Yin Guansheng, Liu Xiaowei. A Technology Based on Image Processing for the Bridge Crack Measurement [J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 138/139(1): 569-574.
- [7] 魏武, 王俊杰, 蔡钊雄. 基于小波和 Radon 变换的桥梁裂缝检测 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(9): 3151-3156.
- [8] 唐磊, 赵春霞, 王鸿南, 等. 基于图像三维地形模型的路面裂缝自动检测 [J]. 计算机工程, 2008, 34(5): 20-21, 38.
- [9] 任亮, 徐志刚, 赵祥模, 等. 基于 Prim 最小生成树的路面裂缝连接算法 [J]. 计算机工程, 2015, 41(1): 31-36.
- [10] Tong Xuhang, Guo Jie, Ling Yun, et al. A New Image-based Method for Concrete Bridge Bottom Crack Detection [C]// Proceedings of 2011 International Conference on Image Analysis and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 568-571.
- [11] Subirats P, Dumoulin J, Legeay V, et al. Automation of Pavement Surface Crack Detection Using the Continuous Wavelet Transform [C]// Proceedings of 2006 International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2006: 3037-3040.
- [12] Lee J H, Lee J M, Park J W, et al. Efficient Algorithms for Automatic Detection of Cracks on a Concrete Bridge [C]// Proceedings of the 23rd International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications. Shimonoseki, Japan: [s. l.]: 2008: 1213-1216.
- [13] 国家质量监督检验检疫总局. 混凝土裂缝宽度及深度测量仪校准规范: JJF 1334—2012 [S]. 北京: 中国质检出版社, 2012.
- [14] Zhang Dengfeng, Zhang Ning. Image-based Crack Detection and Properties Retrieval for High-speed Railway Bridge [C]// Proceedings of 2014 International Conference on Information Technology and Computer Application Engineering. [S. l.]: CRC Press-Taylor & Francis Group, 2014: 555-560.
- [15] 陈军, 徐友春, 彭永胜, 等. 基于道路特征的车载相机标定动态补偿算法 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(20): 112-117.
- [9] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Face-TLD: Tracking-Learning-Detection Applied to Faces [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 3789-3792.
- [10] Wang Hanzhang, Xiao Qingguo, Ye Qingwei, et al. Cross Camera Object Tracking in High Resolution Video Based on TLD Framework [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia Big Data. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 264-267.
- [11] Min W P, Jung S K. TLD Based Vehicle Tracking System for AR-HUD Using HOG and Online SVM in EHMI [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 289-290.
- [12] Bouguet J Y. Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the Algorithm [J]. Acta Pathologica Japonica, 2000, 22(2): 363-381.
- [13] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [15] Hare S, Saffari A, Torr P H S. Struck: Structured Output Tracking with Kernels [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 263-270.

编辑 金胡考

(上接第 272 页)

编辑 顾逸斐