光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023080101

基于改进 Otsu 的桥梁裂缝检测方法

熊铃铃，钱庆平，张世良*

（宁德师范学院 信息与机电工程学院，福建 宁德 352100）

摘　要： 针对传统的桥梁裂缝检测方法效率低、主观性强，以及费时费力等缺点，提出一种基于改进 Otsu 的桥梁裂缝检测方法。在目标方差前加入偏重参数和背景倾向系数，利用灰度值梯度累积量获取峰值信息，进而保证在单峰情况下阈值始终在峰值左侧，然后通过灰度值累积量适当调整阈值，最终实现自适应桥梁裂缝检测。实验结果表明，改进算法能够有效检测出桥梁裂缝，且相比于 EW，WOV，VE 等算法，所提算法获得的误分类值更接近 0，缺陷检测率更接近 1，有更好的检测效果。

关键词： 桥梁裂缝检测；Otsu；目标方差；梯度累积量；灰度值累积量

中图分类号： TP391.4；U446　**文章编号：** 1001－5868(2023)06－0965－07

Bridge Crack Detection Method Based on Improved Otsu

XIONG Lingling，QIAN Qingping，ZHANG Shiliang

（College of Information and Mechanical & Electrical Engineering，Ningde Normal University，Ningde 352100，CHN）

Abstract： In response to the shortcomings of traditional bridge crack detection methods such as low efficiency，subjectivity，and time-consuming，an improved Otsu bridge crack detection method is proposed. The bias parameter and background tendency coefficient were added before the target variance，and the peak information was obtained by using the gray value gradient cumulant，so as to ensure that the threshold was always on the left side of the peak in the case of a single peak. And then the threshold was adjusted appropriately by the gray value cumulant to finally achieve adaptive bridge crack detection. The experimental results show that the improved algorithm in this paper can effectively detect bridge cracks. Compared to improved algorithms such as EW，WOV，VE，etc.，the misclassification value obtained by the improved algorithm in this paper is closer to 0，and the defect detection rate is closer to 1，resulting in better detection performance.

Key words： bridge crack detection；Otsu；target variance；gradient cumulant；gray value cumulant

0　引言

桥梁结构的变形与各种受损会严重威胁道路交通安全，裂缝检测是桥梁维护的一项重要工作。传统的桥梁裂缝检测主要依靠人工检测，存在检测效率低、主观性强、费时费力、可操作性差，以及成本高等问题[1]。随着信息化技术的快速发展，数字图像处理技术在桥梁裂缝检测中得到广泛应用[2-4]。

杨心蕊等[5]提出一种基于遗传算法的阈值分割算法，该算法通过对降噪后图像进行分割，可以实现对桥梁裂缝的快速高精度检测，且运行效率高。李灏天等[6]提出一种基于 Bilateral-Frangi滤波的裂

收稿日期：2023－08－01.

基金项目：福建省自然科学基金项目(2023J011090)；宁德师范学院中青年教师科技类科研项目(2020Q109).

* **通信作者：**张世良　**E-mail：**shiliangzh@163.com

缝检测算法，在预处理环节加入灰度值域的高斯核函数，与原有的空域高斯核函数构成 Bilateral 高斯核函数，提高了裂缝检测的准确性。

近年来，深度学习技术[7-9]也广泛应用于裂缝检测分类领域。韦春桃等[10]提出一种基于深度分类的轻量级格网桥梁裂缝检测技术，大幅减少了模型参量，实现对桥梁裂缝的高精度检测。Yang 等[11]提出基于改进 YOLOv5s 的桥梁表面裂缝检测系统，采用 Ghost Bottleneck 模块替换 YOLOv5s 主干网络的经典 C3 模块，同时在网络中加入通道注意力模块 ECA-Net，还引入自适应空间特征融合(ASFF)，该模型在桥梁表面裂缝检测中取得了良好的效果。

大津法(Otsu)是常用的自动阈值分割方法，已经被广泛应用于图像分割、缺陷检测中。本文提出一种基于改进 Otsu 的桥梁裂缝检测方法，为桥梁裂缝检测提供了一种新的思路。

1 Otsu 法及其改进方法

1.1 Otsu 法

Otsu 法，又称最大类间方差法，是一种全局阈值分割方法。通过 Otsu 法产生阈值 T，将图像分割成目标和背景两类，阈值 T 使得图像的类间方差值最大。假设一幅图像由 N 个像素，L 种灰度级组成。目标和背景像素点的比例记为 ω_1 和 ω_2，灰度均值记为 μ_1 和 μ_2，图像总的灰度均值记为 μ，类间方差记为 σ^2。图像中灰度值小于阈值 T 的像素个数记为 N_1，大于阈值 T 的像素个数记为 N_2，则：

$$\omega_1=\frac{N_1}{N},\omega_2=\frac{N_2}{N} \tag{1}$$

$$\mu=\mu_1\times\omega_1+\mu_2\times\omega_2 \tag{2}$$

类间方差为：

$$\sigma^2=\omega_1\times(\mu_1-\mu)^2+\omega_2\times(\mu_2-\mu)^2 \tag{3}$$

通过快速算法[12]计算得到：

$$\sigma^2=\omega_1\times\mu_1^2+\omega_2\times\mu_2^2 \tag{4}$$

最佳阈值 T，即为使得 σ^2 取最大值时的灰度值 t：

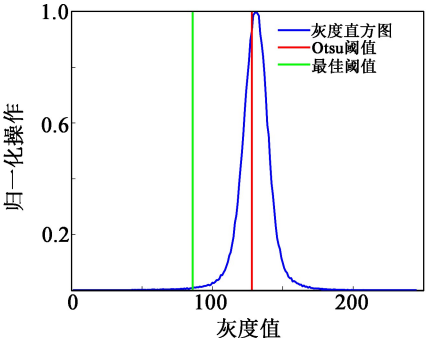
$$T=\arg\max_{0<t<L}\sigma^2 \tag{5}$$

1.2 改进方法

传统的 Otsu 算法容易受到图像本身灰度分布和噪声干扰的影响，导致很多情况下分割效果不理想[13]。如图 1(a)为原图像，1(b)为通过传统 Otsu 算法检测桥梁裂缝得到的结果，含有大量背景像素和噪声。图 1(c)为最佳阈值，蓝色曲线为原图像的灰度直方图，红色竖线为 Otsu 算法得到的最佳阈值，绿色竖线为图像的最佳阈值。可以看出，Otsu 算法得到的最佳阈值在灰度直方图的峰值处，而图像裂缝检测的最佳阈值在峰值前，这将导致 Otsu 算法检测结果不理想。当图像的目标方差远小于背景方差时，图像灰度直方图呈现单峰，由于背景像素占图像大多数的灰度值，所以灰度直方图峰值代表图像的背景灰度范围，而目标像素的灰度值低于背景像素，故目标像素灰度值在峰值左侧。故而，将目标检测出来的最佳阈值应出现在峰值的左侧。因此，当图像目标与背景类间方差差距很大时，Otsu 方法得到的阈值偏离最佳阈值，检测效果不理想。



(a) 原图像 (b) 分割结果



(c) 最佳阈值

图 1 传统 Otsu 算法分割结果

Otsu 算法得到的阈值在灰度直方图峰值内，远离最佳阈值。改进 Otsu 算法获得的阈值应在峰值的左侧。通过在类间方差的目标方差项 $\omega_1\times\mu_1^2$ 前引入偏重参数 k，使阈值偏向目标像素的灰度值，靠近最佳阈值处。改进后的类间方差可表示为：

$$\sigma^2=k\times\omega_1\times\mu_1^2+\omega_2\times\mu_2^2 \tag{6}$$

加入偏重参数 k 后，k 需要满足在峰值之前增大，在峰值及峰值右侧减小的情况，使得改进后阈值在峰值之前，且在阈值处发生的概率必须很小。偏重参数确保结果阈值始终位于灰度分布底边的值。

改进的 Otsu 算法[14]通过灰度直方图的梯度累积量来获取灰度直方图的峰值信息，使得满足在峰值之前大，在峰值及峰值右侧小的要求，改进后的类间方差的走势如图 2(a)中蓝色虚线所示，在阈值

$T=78$ 处类间方差得到最大值。k 值的定义如下：

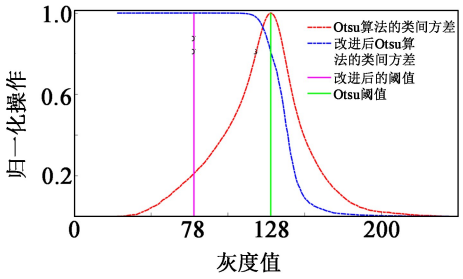
$$p(t)=N(t)/N \tag{7}$$

$$u(t)=|\ p(t+1)-p(t)\ | \tag{8}$$

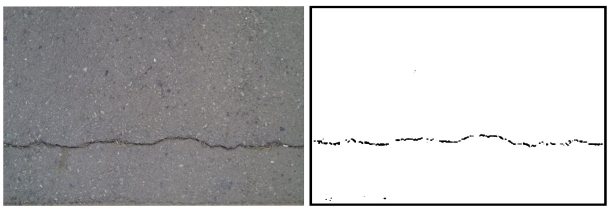
$$k=1-\sum_{i=1}^{t}u(i) \tag{9}$$

其中，$N(t)$表示灰度值为 t 的像素点的个数，$p(t)$表示灰度值为 t 的像素点的概率，$u(t)$表示灰度值为 t 的像素点概率的梯度值。

如图 2(a)所示，Otsu 算法的类间方差最佳阈值 $T=128$ 处于峰值之中，而改进后的 Otsu 算法的类间方差最佳阈值 $T=78$ 处于峰值左侧的灰度分布底边，满足要求，结果如图 2(c)所示，可以将裂缝检测出来。但是，当图像的裂缝颜色较浅时，即图像目标与背景对比度较低时，如图 2(d)所示，会出现分割过度的情况，阈值太低，导致检测到的裂缝比较模糊，检测结果如图 2(e)所示。此时，需要将阈值往右拉动一些，即阈值的灰度值更大一些，以避免分割过度。



(a) 类间方差与最佳阈值



(b) 图像 1 原图像　　(c) 图像 1 分割结果



(d) 图像 2 原图像　　(e) 图像 2 分割结果

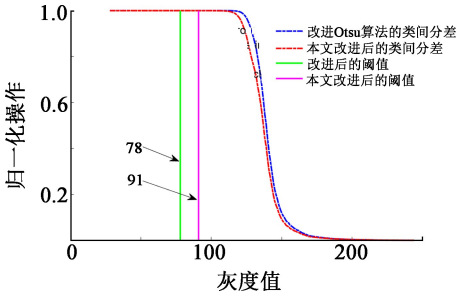
图 2　改进 Otsu 算法的类间方差与阈值关系

针对上述问题，本文提出的改进算法通过引入背景倾向系数 ζ，使得改进的 Otsu 算法得到的阈值往右移动，避免过度分割，能够在图像目标与背景对比度较低时将裂缝成功检测出来。ζ 值的定义如下：

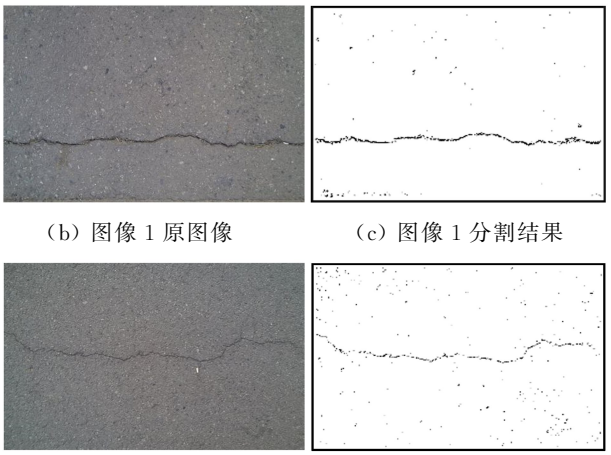
$$\zeta(t)=\sum_{i=1}^{t}p(i) \tag{10}$$

$$k=1-\zeta(t)\times\sum_{i=1}^{t}u(i) \tag{11}$$

其中，$\zeta(t)$表示灰度值为 t 的像素点概率的累积量，$u(t)$表示灰度值为 t 的像素点概率的梯度值。本文算法改进后的类间方差的走势如图 3(a)中蓝色虚线所示，相比红色虚线有向右移动，故阈值也相应向右移动，在阈值 $T=91$ 处类间方差得到最大值，检测结果如图 3(c)所示，可以将裂缝检测出来。针对图像目标与背景对比度较低时，如图 3(d)所示，本文改进算法也能成功将裂缝检测出来，检测结果如图 3(e)所示。



(a) 类间方差与最佳阈值



(b) 图像 1 原图像　　(c) 图像 1 分割结果

(d) 图像 2 原图像　　(e) 图像 2 分割结果

图 3　本文改进 Otsu 算法的类间方差与阈值关系

2　测量实验与结果

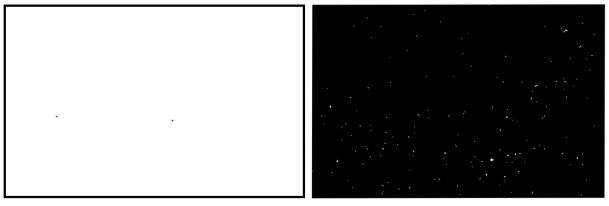
为了验证本文改进算法在桥梁裂缝检测中的有效性，使用一组桥梁裂缝图像进行验证，该组图像目标与背景对比度较低，更能检验本文算法的检测性能。并将本文改进算法与 Otsu 的其他改进方法，如 EW 法、WOV 法、VE 法与改进 Otsu 算法[14]进行比较，从主观评价和客观评价两个方面进行评估。

2.1 主观评价

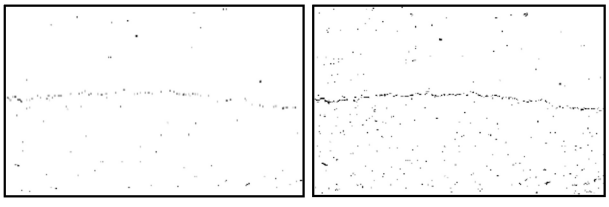
采用一组桥梁裂缝图像，各图像的目标与背景对比度不同，分别采用 EW 法、WOV 法、VE 法、改进 Otsu 算法和本文改进算法进行裂缝检测，检测结果如图 4～8 所示。从图中可以看出：EW 算法得到的阈值远离峰值且在峰值的右侧，而最佳阈值在峰值的左侧，故 EW 算法检测不到裂缝；WOV 算法得到的阈值在峰值左侧，但是阈值太低，在最佳阈值的左侧，故 WOV 算法同样检测不到裂缝；VE 算法在图 4 和图 5 中得到的阈值在峰值右侧，检测不到裂缝，而在图 6～8 中得到的阈值在峰值左侧，能检测到裂缝，但是检测到的裂缝比较模糊且不够完全，



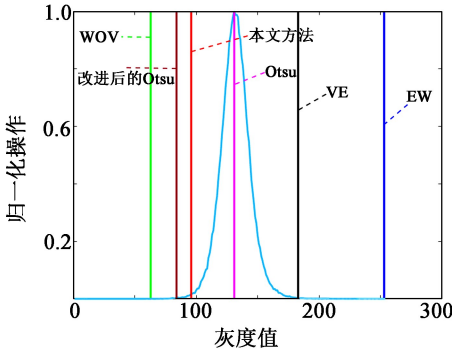
（a）图像 1　　（b）EW 算法



（c）WOV 算法　　（d）VE 算法



（e）改进 Otsu 算法　　（f）本文改进算法

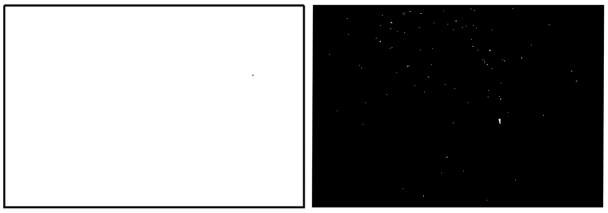


（g）直方图和阈值

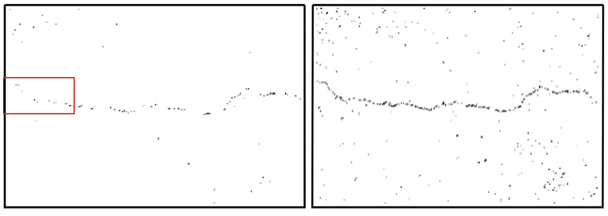
图 4　桥梁裂缝图像 1 检测结果



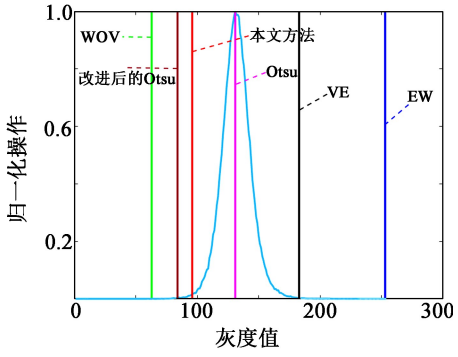
（a）图像 2　　（b）EW 算法



（c）WOV 算法　　（d）VE 算法



（e）改进 Otsu 算法　　（f）本文改进算法

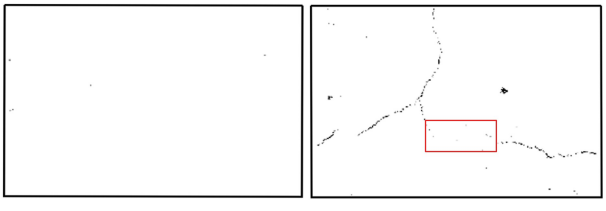


（g）直方图和阈值

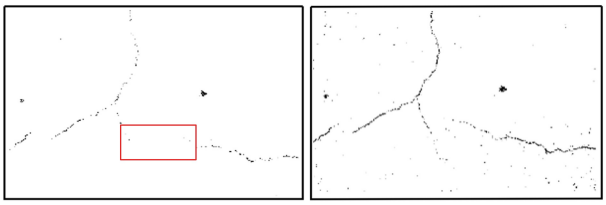
图 5　桥梁裂缝图像 2 检测结果



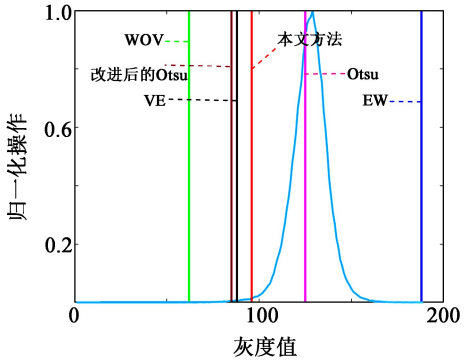
（a）图像 3　　（b）EW 算法



（c）WOV 算法　　（d）VE 算法

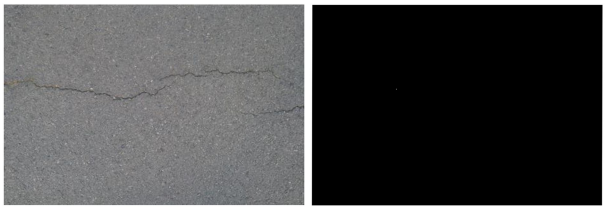


（e）改进 Otsu 算法　（f）本文改进算法

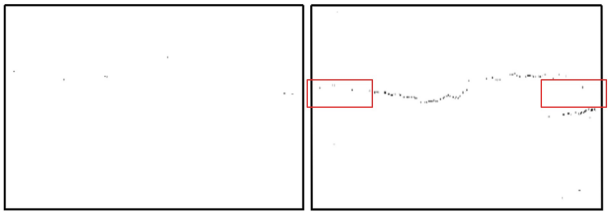


（g）直方图和阈值

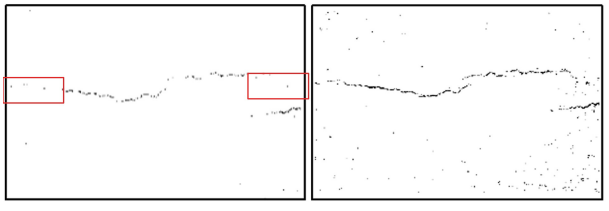
图 6　桥梁裂缝图像 3 检测结果



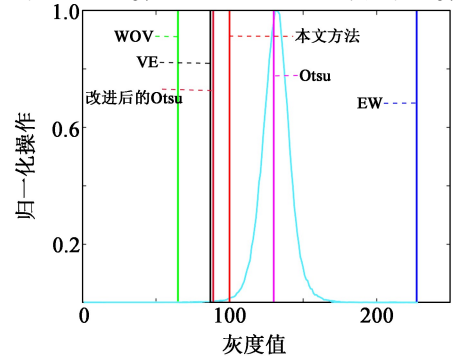
（a）图像 4　（b）EW 算法



（c）WOV 算法　（d）VE 算法



（e）改进 Otsu 算法　（f）本文改进算法

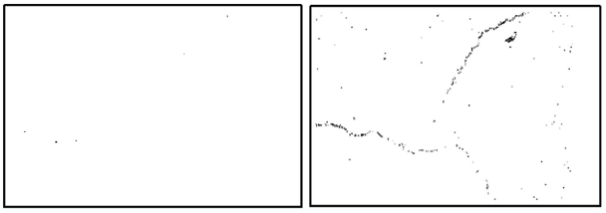


（g）直方图和阈值

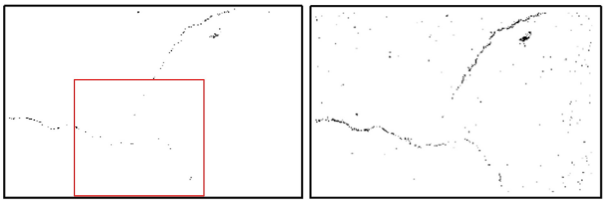
图 7　桥梁裂缝图像 4 检测结果



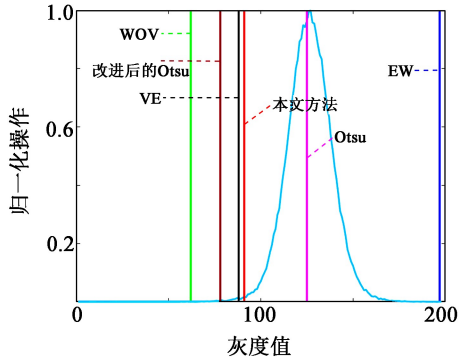
（a）图像 5　（b）EW 算法



（c）WOV 算法　（d）VE 算法



（e）改进 Otsu 算法　（f）本文改进算法



（g）直方图和阈值

图 8　桥梁裂缝图像 5 检测结果

如图红色方框所示；改进 Otsu 算法在图 4～8 中得到的阈值在峰值左侧，但是由于阈值的灰度值太低，检测到的裂缝比较模糊且不够完全，如图红色方框所示；而本文改进算法得到的阈值在峰值左侧，且裂缝检测结果比较清晰和完全。

2.2　客观评价

客观评价主要采用误分类值[15]和缺陷检测率两个指标进行评价，误分类值表示错误划分给目标像素或背景像素的百分比，缺陷检测率反映裂缝区域的分割效果。误分类值越大，检测效果越差，误分类值为 1，表示完全检测错误，为 0 表示完全检测正确。缺陷检测率值越大，检测效果反而越好，缺陷检测率值为 1 表示完全检测正确，为 0 表示完全检测错误。

2.2.1 误分类值 M_E

在实验中，我们利用误分类值 M_E 进行性能评估，对误分类值 M_E 的定义如下：

$$M_E = 1 - \frac{|B_O \cap B_T| + |F_O \cap F_T|}{|B_O| + |F_O|} \quad (12)$$

其中，B_O 和 F_O 表示手动阈值分割图像的背景和目标区域的像素，B_T 和 F_T 表示使用其他方法获得阈值分割的图像中的背景和目标区域像素。实验计算得到的误分类值 M_E 如表 1 所示。由表 1 可见，EW 算法获得的误分类值接近 1，则基本检测错误，实际情况检测结果全黑，与实际检测结果一致。WOV 算法获得的误分类值接近 0，表示检测结果正确，而实际情况检测结果全白，与实际检测结果完全不一致，需要通过缺陷检测率指标进行进一步评估。VE 算法获得的误分类值在前两个图像中接近 1，则检测结果基本错误，而在图像 3～5 中接近 0，表示检测结果较正确，与实际检测结果一致。改进 Otsu 算法获得的误分类值都比较接近 0，表明改进 Otsu 算法的检测结果较正确，与实际检测结果一致。而本文改进算法获得的误分类值相比其他算法更接近 0，表明检测结果正确，且检测效果更好。同时，通过平均误分类值可以看出，本文改进算法获得的误分类均值更接近 0，总体检测效果更好，与实际检测结果一致。

表 1 5 种方法的误分类值

原图像	EW	WOV	VE	改进 Otsu 算法	本文改进算法
图像 1	0.995 9	0.004 1	0.994 2	0.002 6	0.001 5
图像 2	0.996 5	0.003 5	0.995 7	0.002 6	0.001 3
图像 3	0.991 1	0.008 8	0.006 1	0.003 8	0.001 9
图像 4	0.995 4	0.004 5	0.003 3	0.003	0.001 4
图像 5	0.985 1	0.014 9	0.011 1	0.013 8	0.009 5
平均值	0.992 8	0.007 16	0.402 08	0.005 16	0.003 12

2.2.2 缺陷检测率 D_{SR}

由于仅通过误分类值来进行性能判断是不够的，例如 WOV 算法获得的误分类值接近 0，表明该算法能够检测出裂缝，而实际情况是该算法检测错误，故需要通过缺陷检测率 D_{SR} 进行进一步性能评估，判断该算法的检测效果。缺陷检测率反映检测出的缺陷区域与实际缺陷区域的差异，定义如下：

$$D_{SR} = \min\left[\frac{\min(F_O, F_T)}{\max(F_O, F_T)}, \frac{\min(B_O, B_T)}{\max(B_O, B_T)}\right] \quad (13)$$

缺陷检测率越接近 1，检测效果越好。本实验计算得到的缺陷检测率 D_{SR} 如表 2 所示。由表 2 可知，EW 算法和 WOV 算法获得的缺陷检测率十分接近 0，表明检测效果差，检测不出裂缝，与实际检测结果一致。VE 算法针对图像 1 和图像 2 获得的缺陷检测率十分接近 0，检测效果差，而针对图像 3～5，缺陷检测率有所提高，能检测出部分裂缝，但是检测效果不佳，与实际检测结果一致。改进 Otsu 算法获得的缺陷检测率几乎大于 VE 算法获得的，但是距离 1 差距较大，故检测效果不佳，能检测出部分裂缝，与实际检测结果基本一致。而本文改进算法获得的缺陷检测率相比其他几种算法最接近 1，检测效果最佳，且与实际检测结果一致。从平均缺陷检测率也可以看出，本文改进算法获得的平均缺陷检测率最高，且远大于其他几种算法，最接近 1，检测效果比较理想。

表 2 5 种方法的缺陷检测率

原图像	EW	WOV	VE	改进 Otsu 算法	本文改进算法
图像 1	0	0.004 8	0.001 7	0.372 4	0.735 4
图像 2	0	0.005 6	0.000 8	0.242 5	0.731 2
图像 3	0	0.004 4	0.315	0.571 4	0.787 5
图像 4	0	0.011 4	0.276 1	0.349 1	0.759
图像 5	0	0.003 5	0.255 6	0.074 7	0.365 7
平均值	0	0.005 94	0.169 84	0.322 02	0.675 76

3 结论

本文针对传统桥梁裂缝检测方式存在的问题，提出一种改进 Otsu 的桥梁裂缝检测方法。在 Otsu 算法的基础上，在目标方差前引入偏重参数和背景倾向系数，利用灰度值梯度累积量获取峰值信息，并将阈值钳制在峰值的左侧，然后通过灰度值累积量确定阈值的最终位置，进而实现裂缝的自动检测。本文改进算法引入的参数简单，易于实现，且不用人为设置参数。实验结果表明，相比于 EW，WOV，VE 等改进算法，本文改进算法获得的误分类值更接近于 0，缺陷检测率更接近于 1，检测效果更佳。

参考文献：

[1] 赵雪冰，王俊杰. 基于改进 DeeplabV3＋和迁移学习的桥梁裂缝检测[J]. 计算机工程与应用，2023，59(5)：262-269.
Zhao Xuebing，Wang Junjie. Bridge crack detection based on improved DeeplabV3＋ and migration learning[J]. Computer Engineering and Application，2023，59(5)：262-269.

[2] Sun Z，Caetano E，Pereira S，et al. Employing histogram of oriented gradient to enhance concrete crack detection performance with classification algorithm and bayesian optimization[J]. Engineering Failure Analysis，2023，150：107351.

[3] Kang Y Z，Yu A M，Zeng W Q. Construction of concrete surface crack recognition model based on digital image processing technology[J]. J. Phys.：Confer. Series，2021，

2074(1)：12067.

[4] Wang Z，Guo J X，Hu C Y，et al. Research on pavement crack detection and recognition algorithm[J]. Academic J. of Computing & Information Science，2023，6(1)：83-98.

[5] 杨心蕊，许辰扬，郑玉莹，等. 基于遗传算法的阈值分割桥梁裂缝检测算法研究[J]. 广东土木与建筑，2021，28(10)：5-9.
Yang Xinrui，Xu Chenyang，Zheng Yuying，et al. Research on threshold segmentation algorithm of bridge crack detection based on genetic algorithm[J]. Guangdong Architecture Civil Engineering，2021，28(10)：5-9.

[6] 李灏天，陈晓冬，徐怀远，等. 基于 Bilateral-Frangi 滤波的桥梁裂缝检测算法[J]. 激光与光电子学进展，2019，56(18)：170-176.
Li Haotian，Chen Xiaodong，Xu Huaiyuan，et al. Bridge crack detection algorithm based on Bilateral-Frangi filter[J]. Laser & Optoelectronics Progress，2019，56(18)：170-176.

[7] Huang Z，Zhang X T，Xie K Z，et al. Crack detection of concrete bridges based on improved U-Net model[J]. Science Discovery，2022，10(6)：500-505.

[8] Li R X，Yu J Y，Li F，et al. Automatic bridge crack detection using unmanned aerial vehicle and Faster R-CNN [J]. Construction and Building Materials，2023，362：129659.

[9] Wang J K，He X H，Faming S，et al. A real-time bridge crack detection method based on an improved inception-Resnet-v2 structure [J]. IEEE Access，2021，9：93209-93223.

[10] 韦春桃，朱旭阳，张冬梅. 基于深度分类的轻量级格网桥梁裂缝检测技术[J]. 计算机工程与设计，2022，43(8)：2334-2341.
Wei Chuntao，Zhu Xuyang，Zhang Dongmei. Lightweight grid bridge crack detection technology based on depth classification [J]. Computer Engineering and Design，2022，43(8)：2334-2341.

[11] Yang H Y，Yang L N，Wu T，et al. Automatic detection of bridge surface crack using improved YOLOv5s[J]. Inter. J. of Pattern Recognition and Artificial Intelligence，2022，36(15)：2250047.

[12] Erdt M，Steger S，Sakas G，et al. Regmentation：A new view of image segmentation and registration [J]. J. of Radiation Oncology Informatics，2012，4：1-23.

[13] 陈志伟，李世峰，刘　锋. 基于改进 Otsu 算法的芯片识别分类系统[J]. 微电子学与计算机，2021，38(4)：6-10.
Chen Zhiwei，Li Shifeng，Liu Feng. Chip recognition and classification system based on improved Otsu algorithm [J]. Microelectronics & Computer，2021，38(4)：6-10.

[14] 熊铃铃，廖钦楷，林珊玲，等. 基于直方图梯度加权的电润湿显示器缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展，2021，58(12)：94-102.
Xiong Lingling，Liao Qinkai，Lin Shanling，et al. Defect detection of electrowetting displays based on histogram gradient weighting[J]. Laser & Optoelectronics Progress，2021，58(12)：94-102.

[15] Guo Y H，Senguir A. A novel image segmentation algorithm based on neutrosophic similarity clustering[J]. Appl. Soft Computing，2014，25：391-398.

作者简介：

熊铃铃(1995—)，女，福建省宁德市人，硕士，助教，主要研究方向为图像处理技术、机器学习等；

张世良(1973—)，男，福建省宁德市人，硕士，教授，硕士生导师，主要研究方向为空间信息系统及应用等。