

基于多尺度降采样规范化割的图像裂纹检测^{*}

王 森, 伍 星, 张印辉, 陈 庆

(昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500)

摘 要:针对多尺度规范化割在边缘检测时精度低以及求解特征向量耗时长等缺陷,提出一种基于多尺度降采样规范化割的图像裂纹检测方法。该方法首先利用反对称双正交小波变换的半重构特性对待测图像的多个尺度进行边缘特征提取;其次结合各尺度的强度和位置特征构建多尺度相似矩阵和多尺度规范化相似矩阵;然后对多尺度相似矩阵进行降采样并利用谱分割方法实现降采样特征向量求解;最后利用多尺度规范化相似矩阵对降采样特征向量进行上采样的乘法运算并离散化后得到最终结果。在3个数据集的单一目标图像上进行文中方法与多尺度规范化割等方法的实验结果表明,不仅提高检测精度,而且减少运算时间。

关键词:反对称双正交小波变换;边缘检测;多尺度降采样规范化割;多尺度规范化相似矩阵

中图分类号: TP391.41 TH14 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Image crack detection with multi-scale down-sampled normalized cut

Wang Sen, Wu Xing, Zhang Yinhui, Chen Qing

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: An image crack detection method with multi-scale down-sampled normalized cut is proposed to address the problems of low precision for edge detection and time-consuming for feature vector solution with the multi-scale normalized cut. Firstly, the feature of half-reconstruction of the anti-symmetrical bi-orthogonal wavelet is used to extract the multi-scale edge features of the test image. Then, combining the strength feature and location feature of each scale, the multi-scale similarity matrix and multi-scale normalized similarity matrix are obtained. Spectral segmentation method is utilized to calculate the down-sampled feature vector of the multi-scale similarity matrix after down-sampling. Finally, by multiplying the multi-scale normalized similarity matrix with the down-sampled feature vectors, the segmentation result is obtained after discretization. Experimental results indicate that the proposed method improves the accuracy of detection and reduces the computational time on three image datasets, compared with other methods.

Keywords: anti-symmetrical biorthogonal wavelet transform; edge detection; multi-scale down-sampled normalized cut; multi-scale normalized similarity matrix

0 引 言

图像分割在计算机视觉当中是最早研究的问题之一。近期的方法倾向于以区域内部一致性、区域间边界长度或不相似性为准则进行全局优化。其中,基于活动轮廓和水平集^[1-2]的计算和演化曲线轮廓与周边像素信息紧密相关,均值移位方法由于利用模态发现寻找相似像素的群簇而在非凸球形样本空间中容易陷入局部最优解^[3],基于能量和图割的算法也存在分割偏向于孤立或

者小簇顶点问题^[4]。基于谱图理论的规范化割(normalized cut, Ncut)方法^[5]通过检测相邻像素点间的相似度从而可以分开被弱相似度连接的像素集。这种全局分割方法由于能够有效避免以上问题从而解决数据中存在的局部约束和一致性难题。为缓解 Ncut 方法求解较大稀疏特征时耗时长和单一分块的约束问题,很多方法都致力于从求解多个独立的分割入手加速计算。但因相似矩阵构造、存储和计算的局限性和复杂性以及子空间聚类不稳定,往往使其在复杂相似的背景下无法产生较好的分割效果^[6-10]。多尺度信息^[11]与规范化割的结合

使得目标即使处于复杂环境中也能产生良好的分割结果。其原因在于低尺度局部区域的相似性能够为规范化割提供完整的纹理和形状信息,高尺度目标轮廓的整体先验性也使其在边缘检测时增强模糊轮廓^[12-13]。如在多尺度图层上编译的边缘线索中进行优化规范化割代价均值的方法^[14]、使用代数多重网格法的启发方式加速规范化图割计算的方法^[15]等。以上方法能够有效解决精细层的详细信息沿着对象边界丢失的问题,但基于数据驱动的串行运算无法保证低尺度图像中相邻像素点间的错误合并并传播到高尺度图像。多尺度规范化割^[16] (multi-scale normalized cut, M Ncut) 利用局部分组信息在多个尺度空间中的传递实现检测微弱边界的一致区域特性,不仅能够有效解决以上方法存在的问题,引入多尺度空间也极大弥补相似矩阵阶数大和计算效率低等方面的不足。

基于监督聚类和方法也在相应数据库上展示出良好检测效果^[17-18]。如多尺度结构化森林 (multi-scale structured forest, MSF)^[19]方法将每幅训练图像中 13 个通道的特征以及相应人工分割的标准结果作为训练对象进行多棵决策树训练,然后利用组成的结构化森林分类器对 BSDS500 数据库进行 3 个尺度的测试。基于深度学习的全卷积网络 (fully convolutional networks, FCN)^[20]通过修改卷积神经网络的全连接层为全卷积层以及上采样实现反卷积操作,在 PASCAL VOC2011 数据集上实现 21 类较高精度的目标检测。但方法由于需要标注大量标准结果所以极为耗时。

基于无监督聚类的 M Ncut 方法可根据预先设定的约束矩阵保持各尺度间的一致性,并在不同尺度空间下实现并行聚类,但仍存在以下 3 个方面的缺陷: 1) 各尺度上高斯低通滤波器平滑后有限方向的一阶微分边缘求导往往导致高尺度的目标逐渐趋于复杂相似的背景; 2) 构造每一个尺度的相似矩阵较为繁琐。该构造方式不仅使分割结果较差而且大量耗时; 3) M Ncut 方法虽已通过构建多尺度相似矩阵解决较大半径无法满足内存需求和串行运算问题,但合成较大尺寸的多尺度相似矩阵后进行特征向量求解却耗费大量时间。针对文献^[16]方法存在的缺陷,本文提出一种结合小波边缘特征提取于多

尺度降采样规范化割 (multi-scale down-sampled normalized cut with wavelet edge detection, MDW Ncut) 的图像裂纹检测方法。常用于边缘检测的小波如二进卷积小波因不具备正交性和反(奇)对称性,所以在数值计算领域更希望采用正交性小波塔式分解数据进行边缘提取和图像增强。而双正交小波不仅放松了正交条件,而且可构造出具有线性相位的紧支集小波。因此反对称双正交小波变换与不进行下采样的二进卷积小波变换相比具有更少的计算量^[21]。针对文献^[16]存在的缺陷 1), 本文利用反对称双正交小波变换的半重构模极大值方法对图像进行多尺度边缘检测; 缺陷 2) 中各尺度的相似矩阵也不再采用文献^[15]的构造方式,而是对灰度化后的图像进行多尺度边缘轮廓、强度和位置信息的提取后直接构造本层相似矩阵。这种方式不仅能够保留良好的边缘检测性能,而且有效地缩短各个尺度相似矩阵的构建时间; 对于缺陷 3) 的求解耗时问题, 本文首先结合各尺度的强度特征与预设的约束矩阵构建多尺度相似矩阵和多尺度规范化相似矩阵,然后对多尺度相似矩阵进行降采样并利用谱分割方法实现特征向量求解,最后利用多尺度规范化相似矩阵对特征向量进行上采样的乘法运算并离散化后得到最终结果。在多个数据集上进行多种算法的目标分割实验表明: 本文算法在提高分割精度的同时能够极大地减少运算时间。

1 本文方法

本文 MDW Ncut 方法的流程如图 1 所示。首先利用反对称双正交小波变换的半重构特性提取待测图像灰度化后多个尺度的边缘特征以及灰度化后的位置特征和强度特征; 其次利用特征信息构建各个尺度的相似矩阵; 然后对各尺度的相似矩阵进行降采样, 并组合成多尺度相似矩阵和多尺度规范化相似矩阵; 根据降采样后的多尺度相似矩阵构建特征向量; 最后利用多尺度规范化相似矩阵对特征向量进行上采样的乘法运算并进行离散化后得到最终的结果。

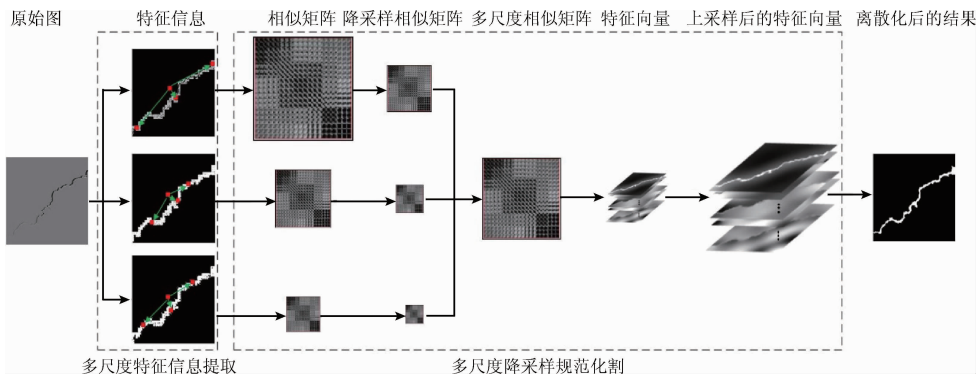


图 1 MDW Ncut 方法流程
Fig. 1 The flow chart of MDW Ncut method

1.1 多尺度特征信息的提取和相似矩阵的构建

对于灰度化处理后的待测图像,本文提取的多尺度特征信息主要包括强度、位置和边缘信息。小波模极大值的多尺度边缘检测中反对称双正交小波的半重构特性比其他小波边缘检测具有更优异的特点^[22]。所以利用该特性可改善文献[16]方法中滤波和边缘求导存在的问题。同时,根据文献[16]的方法可对灰度图像中各个尺度不同位置像素间的差异值进行位置信息和强度信息的提取。利用反对称双正交小波的半重构特性进行模极大值边缘检测流程如表1所示。

表 1 半重构模极大值边缘检测算法

Table 1 Mod-maxima edge detection of anti-symmetrical biorthogonal wavelet half-reconstruction
算法: wavelet_rbio_Maxmodel
输入: Image, 尺度 s
输出: Edge_s
1: threshold←ddencmp(Image)
2: Image←wdencmp(Image, 'sym5', threshold)
3: for s = 1 : n
4: coefficient_s←wavedec2(Image, s, 'rbio1.1')
5: [hw_s, dw_s, vw_s]←detcoef2(coefficient_s)
6: [hhr_s, vhr_s]←convup(hw_s, dw_s, vw_s)
7: [grad_s, amp_s]←gradAmp(hhr_s, vhr_s)
8: Edge_s←maxModel(grad_s, amp_s)
9: end for

1.2 多尺度降采样相似矩阵、多尺度规范化相似矩阵和跨尺度约束矩阵的构建

在构建各个尺度的相似矩阵时,文献[16]中繁琐的构造方式既不能使分割能达到理想效果又耗费大量时间。因为该方法首先分离待测图像处于该尺度 R、G、B 3 层分量图,然后对各个分量图进行基于边缘轮廓、位置和强度的信息提取,最后根据提取的信息构造每个分量图的相似矩阵并选取 3 层分量图中最小的相似矩阵作为该尺度的相似度矩阵;当所选尺度 $s > 3$ ($s = j + 2$) 时,以第 3 层的尺度因子对该尺度图像进行相似矩阵求解。鉴于小波半重构较好的边缘提取特性,本文提出利用每个尺度提取的信息直接构造该尺度层的相似矩阵。这样可保证在较高精度的边缘轮廓前提下进行步骤简化,从而降低构建谱图的难度和时间。为降低文献[16]中特征向量求解耗时,需要对各尺度相似矩阵 W_s^C 分别进行以 2 为采样率的双次矩阵降采样,并根据规范化相似矩阵计算降采样相似矩阵 W_{sd}^C 。以 2 为采样率的双次矩阵降采样主要步骤如表 2 所示。

表 2 双次矩阵降采样算法
Table 2 Double down-sampling algorithm

算法: doubleDownsample
输入: W_s^C
输出: N_s, DW_s^C
第 1 次矩阵降采样:
1: $W_{s1}^{C'} \leftarrow \text{downsampleRow}(W_s^C, 0.5)$
2: $(N_{s1})^T \leftarrow \text{normalize}((W_{s1}^{C'})^T)$
3: $DW_{s1}^C \leftarrow (W_{s1}^{C'})^T * N_{s1}$
第 2 次矩阵降采样:
4: $W^{C'}_{s2} \leftarrow \text{downsampleRow}(DW_{s1}^C, 0.5)$
5: $(N_s)^T \leftarrow \text{normalize}((W^{C'}_{s2})^T) \%$
6: $DW_s^C \leftarrow (W^{C'}_{s2})^T * N_s$

利用 s 个尺度的规范化相似矩阵 N_s 和降采样相似矩阵 W_{sd}^C 可构建多尺度规范化相似矩阵 N_d 和降采样多尺度相似矩阵 W_d 。构建流程如图 2 所示。

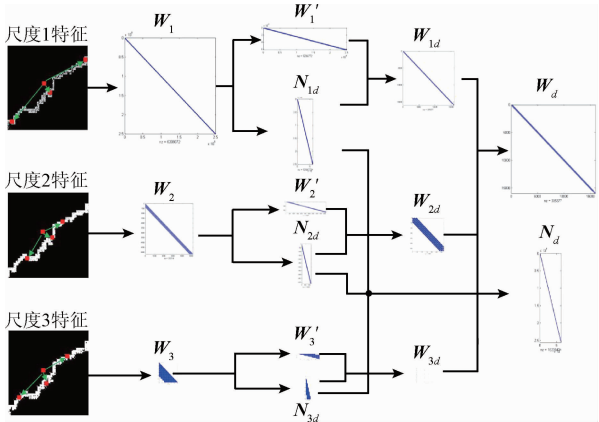


图 2 N_d 和 W_d 的构建流程
Fig. 2 Construction process of N_d and W_d

其中, N_d 和 W_d 分别表示为:

$$N_d = \begin{pmatrix} N_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & N_2 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & & & N_s \end{pmatrix} \tag{1}$$

$$W_d = \begin{pmatrix} W_{1d}^C & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & W_{2d}^C & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & & & W_{sd}^C \end{pmatrix} \tag{2}$$

满足 $C_d X_d = 0$ (X_d 为第 1.3 节中的多尺度降采样特征向量) 的跨尺度约束矩阵 C_d 可表示为:

$$\mathbf{C}_d = \begin{pmatrix} \mathbf{C}_{1d,2d} & -\mathbf{I}_2 & 0 \\ \vdots & \ddots & \\ 0 & \mathbf{C}_{(s-1)d,sd} & -\mathbf{I}_{sd} \end{pmatrix} \quad (3)$$

1.3 特征向量的求解和多尺度图形分块

任意行与列的和为 1 的矩阵 $\mathbf{W}$ 可定义为双随机矩阵。对其进行特征向量求解可推导出 Laplace 矩阵 $\mathbf{W}$ 与 Laplace 矩阵 $\mathbf{W}^2$ 的特征向量相等, $\mathbf{W}$ 降采样后求解的特征向量值与对原始 $\mathbf{W}$ 进行求解所获取的特征向量近视相等。该过程由于降采样后的 $\mathbf{W}$ 可降低倍数级的尺寸所以极大提高特征向量求解的运算效率^[23]。由于尺度为 s 的降采样相似矩阵 $\mathbf{W}_{sd}$ 已对 $\mathbf{W}_s$ 进行基于行的降采样以及行和列的规范化, 所以满足双随机矩阵的条件。因此可以通过将 $\mathbf{W}_s$ 理解为 $\mathbf{W}^2[i, i] = (\mathbf{W}[:, i])^T \mathbf{W}[:, i]$ 对其进行特征向量求解, $\mathbf{W}(:, p)$ 即为降采样相似矩阵 $\mathbf{W}_{sd}$ 。由于 $\mathbf{W}_{sd}$ 的尺寸为 $\mathbf{W}_s$ 的 1/4, 所以求解的降采样特征向量 $\mathbf{X}_{sd}$ 需经过上采样操作即 $\mathbf{X}_s = \mathbf{N}_{sd} \mathbf{X}_{sd}$ 返回当前尺度的图像空间。多尺度降采样相似矩阵 $\mathbf{W}_d$ 由于是 s 个降采样相似矩阵的组合, 因此求解最后的特征向量 $\mathbf{X}$ 时可将 $\mathbf{W}_d$ 求解获取的多尺度降采样特征向量 $\mathbf{X}_d$ 与 s 个规范化相似矩阵的组合 $\mathbf{N}_d$ 进行乘法运算返回原始图像的尺度空间。MDW Ncut 方法的步骤如表 3 所示。

表 3 MDW Ncut 算法
Table 3 MDW Ncut algorithm

算法: MDW Ncut
输入: $Image$, 类别 k , 尺度 s , 图连接半径 r , 采样距离 d 和权值 w
输出: $Classes$
1: $Image \leftarrow \text{imresize}(Image, [p, p])$
2: for $s = 1 : n$
3: $C_{s-1,s} \leftarrow \text{computeMultiscaleConstraints}(p, r, d, s)$
4: $Edge_s \leftarrow \text{wavelet_rbio_Maxmodel}(Image, s)$
5: $[X_s, I_s] \leftarrow \text{computeXI}(Image, s)$
6: $\mathbf{W}_s^C \leftarrow \text{computeW_1scale}(Edge_s, X_s, I_s, [p, r, d, w])$
7: $[N_s, \mathbf{DW}_s^C] \leftarrow \text{doubleDownsample}(\mathbf{W}_s^C)$
8: $\mathbf{DC}_{s-1,s} \leftarrow \text{downsample}(C_{s-1,s})$
9: end for
10: $[\mathbf{W}_d, \mathbf{N}_d, \mathbf{C}_d] \leftarrow \text{combine}([\mathbf{DW}_1^C, \dots, \mathbf{DW}_s^C], [N_1, \dots, N_s], [\mathbf{DC}_{1,2}, \dots, \mathbf{DC}_{s-1,s}])$
11: $\mathbf{X}_d \leftarrow \text{computeNcutConstraint_projection}(\mathbf{W}_d, \mathbf{C}_d, k)$
12: $\mathbf{X} \leftarrow \mathbf{N}_d * \mathbf{X}_d$
13: $\mathbf{X}_r \leftarrow \text{discretisation}(\mathbf{X})$
14: $Classes \leftarrow \text{imresize}(\mathbf{X}_r, [p, q])$

2 实验结果及其分析

2.1 数据库与算法评价标准

实验主要使用作者采集的 776 幅裂纹图像、IVGR 数

据库^[24]中的 1 000 幅图像和采集的 103 幅钢结构体裂纹及焊缝图像进行算法评价。所有图像的尺寸范围均在 110 ~ 550 个像素范围内, 每张图像人工分割的标准结果 (GT) 均已给出。为进行定量和定性评估, 本文采用文献^[25]中的召回率 R 、准确率 P 、F-测量 F 、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 方法进行比较。

2.2 裂纹数据库检测结果及分析

本节在选择 rbio1.1 小波基进行半重构模极大值的前提下以作者采集的 776 幅裂纹图像为对象, 将该方法与其他 5 种小波方法及另外 8 种方法进行比较。其中所有小波模极大值的阈值选择 $T=1$ 。实验环境为 PC (Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU T6570@2.10GHz, 2 GB 内存, Windows7-32bit), 代码使用 MATLAB2014b 实现。

2.2.1 小波基的选择与比较

实验以 776 幅裂纹图像为对象进行 MDW Ncut (利用小波基 rbio1.1 进行半重构的模极大值边缘检测, 简称 hrbio1.1) 方法和在算法 3 框架基础上利用 5 种小波分别替代 hrbio1.1 的方法进行比较。其中最优参数选取强度相似因子 $\sigma_1=0.01$, 轮廓相似因子 $\sigma_E=0.05$, $s=[1, 2, 3]$, $d=4$, $r=[1, 2, 4]$, 其他参数设置为缺省值。方法的部分定性比较如图 3 所示。其中图 3(a) ~ (h) 分别表示原图、GT、rbio1.1 方法、rbio1.1 方法、dyadic 方法、sym2 方法、coif1 方法和 dmey 方法。可以看出, 基于 hrbio1.1 小波的 MDW Ncut 方法最接近人工标注的标准结果。

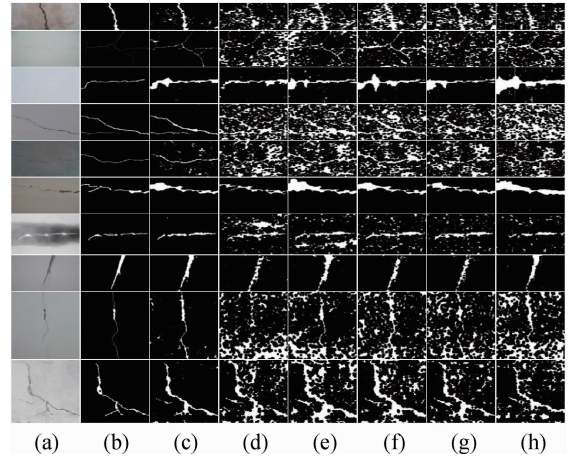


图 3 六种小波方法的部分定性比较

Fig. 3 Partial qualitative comparison of 6 types of wavelet methods

图 4 所示为 6 种小波对应的受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线和召回精确率、F-测量和平均绝对误差 (recall, precision, F-measure and mean absolute error, RPFM) 柱状图, 6 种小波方法的定量比较结果如表 4 所示。可以看出, hrbio1.1 方法的各项测评指标均达到最优。

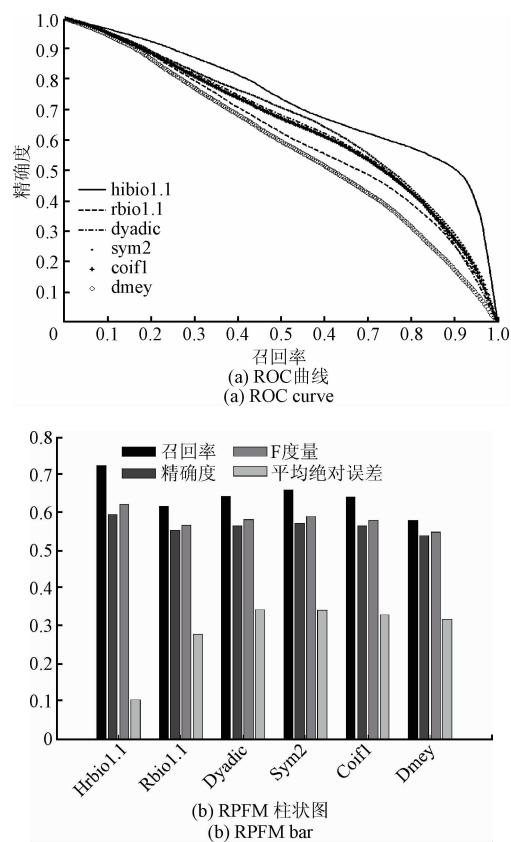


图4 六种小波方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图

Fig.4 The ROC curve and RPFM bar of 6 types of wavelet methods

表4 六种小波方法的定量比较

Table 4 The quantitative comparisons of 6 types of wavelet methods					
小波	<i>R</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	MAE	平均时间/s
hrbio1.1	0.722 8	0.594 0	0.619 5	0.103 4	2.001 9
rbio1.1	0.614 9	0.553 0	0.566 2	0.277 2	2.222 5
dyadic	0.642 4	0.564 1	0.580 4	0.341 6	2.149 2
sym2	0.658 3	0.570 1	0.588 3	0.340 8	2.229 0
coif1	0.640 8	0.563 5	0.579 6	0.328 7	2.202 7
dmey	0.579 1	0.537 6	0.546 7	0.315 5	2.621 5

2.2.2 MDW Ncut 方法与其他方法的比较

实验以第 2.2.1 节的图像为检测对象进行 MDW Ncut 方法、FCN 方法、MSF 方法、MW Ncut 方法、M Ncut 方法、Ncut 方法和图割 (graph cut method, GCM) 方法^[26] 的比较。除以上方法外,另外加入在 M Ncut 方法中仅利用hrbio1.1进行边缘检测 (multi-scale normalized cut based on wavelet half-reconstruction, WH Ncut) 的方法以及对 M Ncut 方法构造多尺度相似矩阵后进行矩阵降采样,并对

特征向量进行上采样 (mul-ti-scale down-sampled normalized cut,MD Ncut) 的方法。其中 MDW Ncut 方法的参数与第2.2.1节相同;FCN 方法和 MSF 方法的实验环境为台式机 (Intel (R) Core (TM) i5-4670 CPU T6570@ 3.40GHz, 16GB 内存, Windows7-64bit) 上利用 MATLAB2014a 运行。FCN 方法以 800 幅裂纹图像作为训练对象进行 20 个 epoch 的 2 类网络模型训练,其他参数设置为缺省值;MSF 方法选择 200 幅裂纹图像作为训练对象进行 4 棵树的 2 类多尺度结构化森林分类器的训练,其他参数为缺省值;MW Ncut 方法选择最优参数 $\sigma_1 = 0.07, \sigma_E = 0.11, s = [1, 2, 3], d = 50, r = [1, 2, 4]$, 其他参数设置为缺省值;M Ncut 方法、WH Ncut 方法和 WD Ncut 的参数选择与 MDW Ncut 方法相同, Ncut 方法和 GCM 方法的参数采用缺省值。

本文方法与其他 8 种方法的部分定性比较结果如图 5 所示。其中图 5 (a) ~ (k) 分别表示原图、GT、MDW Ncut 方法、FCN 方法、MSF 方法、MW Ncut 方法、WH Ncut 方法、M Ncut 方法、WD Ncut 方法、Ncut 方法和 GCM 方法结果。可以看出,FCN 网络模型可进行粗裂纹目标检测但却无法实现较细的裂纹检测;利用 MSF 分类器虽然获得比 FCN 更好的检测结果,但稍差于本文方法;MW Ncut 方法、WH Ncut 方法、M Ncut 方法和 GCM 方法检测精度较差;WD Ncut 方法由于直接对多尺度相似矩阵进行降采样所以丢失大量信息。

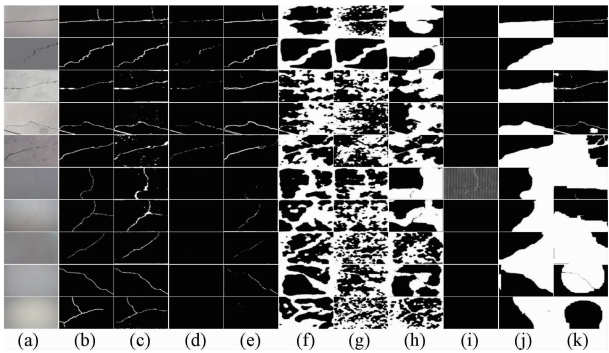


图5 九种方法的部分定性比较

Fig.5 Partial qualitative comparison of 9 methods

图 6 所示为 9 种方法对应的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图,表 5 所示为 9 种方法的定量比较结果。由图 6 和表 5 的结果可以看出,MDW Ncut 方法包含最多的 ROC 曲线面积和最高的 *R*、*P*、*F* 均值。与原始 M Ncut 方法相比,MDW Ncut 方法的速度提高 7 倍。由于 FCN 训练网络是在微调精度的同时降低误差损失,所以利用该网络进行裂纹检测能够获得最低的 MAE 值;MSF 方法作为一种快速边缘检测方法所以具有较高的检测效率,但两种有监督的检测方法与 MDW Ncut 方法相比检测精确度仍然较低。

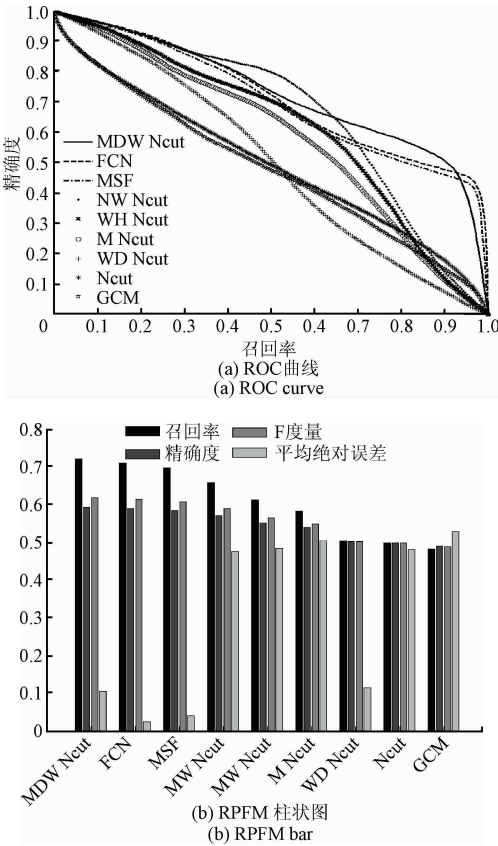


图 6 九种方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图
Fig.6 The ROC curve and RPFM bar of 9 methods

表 5 九种方法的定量比较

方法	<i>R</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	MAE	平均时间/s
MDW Neut	0.722 8	0.594 0	0.619 5	0.103 4	2.001 9
FCN	0.711 8	0.590 9	0.615 0	0.022 5	1.704 7
MSF	0.699 2	0.585 6	0.608 4	0.039 1	0.343 1
MW Neut	0.660 8	0.571 7	0.590 0	0.475 8	7.382 6
WH Neut	0.613 7	0.553 1	0.566 0	0.483 1	14.560 5
M Neut	0.584 4	0.540 3	0.549 8	0.503 8	15.875 3
WD Neut	0.504 0	0.502 0	0.502 5	0.113 5	2.765 2
Neut	0.499 2	0.499 8	0.499 6	0.481 3	9.235 5
GCM	0.483 4	0.491 0	0.489 3	0.529 8	2.028 0

2.3 自然场景静态图像库实验结果

实验利用 IVGR 分割数据集的 1 000 幅单一目标图像进行 MDW Neut 方法、MW Neut 方法、M Neut 方法、Neut 方法和 GCM 方法共 5 种方法的比较。其中 MDW Neut 方法的小波基选取 hrbio1.1, 参数最优值 $\sigma_1 = 0.05$, $\sigma_E = 0.02$, $d = 7$, $r = [1, 2, 3]$, 其他参数设置与第 2.2.1 节相同。除 Neut 方法和 GCM 方法的参数采用缺省值, 其他两种算法的选择参数均与 MDW Neut 方法相同。

图 7 所示为 5 种方法的部分定性比较结果。其中,图

7(a) ~ (g) 分别为原图、GT、MDW Neut 方法、MW Neut 方法、M Neut 方法、Neut 方法和 GCM 方法结果。可以看出, 虽然 MW Neut 方法的结果与本文方法相似, 但整体上存在过分割; M Neut 方法则显示出较差的分割效果。GCM 方法对于分割前景与背景相似的目标效果较差。图 8 所示为 5 种方法对应的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图, 表 6 所示为 5 种方法的定量比较结果。由图 8 和表 6 可以看出, 本文方法的 5 种测评指标均优于另外 4 种方法。与原始方法相比, 本文方法提高近 5 倍。

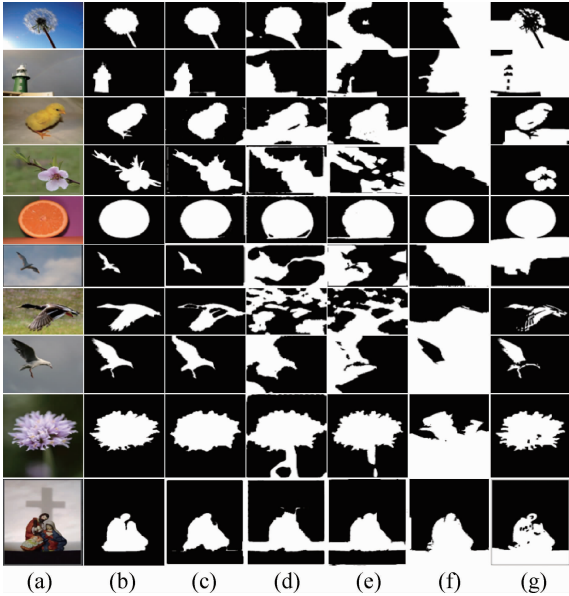
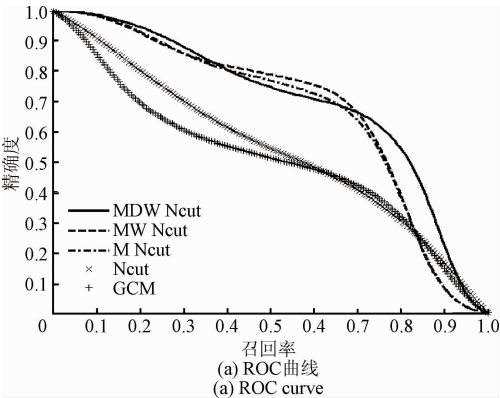


图 7 五种方法的部分定性比较
Fig.7 Partial qualitative comparison of 7 methods

表 6 五种方法的定量均值比较

方法	<i>R</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	MAE	平均时间/s
MDW Neut	0.661 6	0.590 5	0.605 5	0.303 6	1.793 3
MW Neut	0.640 2	0.580 6	0.593 3	0.394 7	7.986 0
M Neut	0.631 9	0.577 2	0.589 0	0.385 1	7.637 0
Neut	0.535 9	0.521 7	0.521 7	0.430 7	11.165 4
GCM	0.507 5	0.504 3	0.505 0	0.492 9	2.315 9



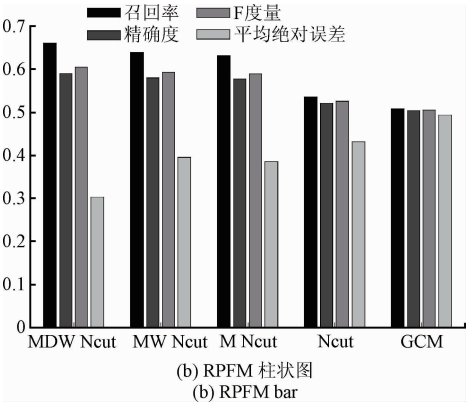


图 8 五种方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图
Fig.8 The ROC curve and RPFM bar of 5 methods

2.4 钢结构体裂纹及焊缝缺陷检测

为检测算法实际应用效果,本节实验利用采集的 103 幅钢结构体裂纹及焊缝图像进行 MDW Ncut 方法、FCN 方法、MSF 方法、M Ncut 方法、GCM 方法、Ncut 方法、Canny 边缘检测方法、Roberts 边缘检测方法、Sobel 边缘检测方法和 Prewitt 边缘检测方法的比较。前 6 种方法的参数设置与第 2.2.2 节相同;Canny 算子设置 $\sigma = 7.5$, 阈值 $T \in [0.04, 0.10]$, 窗口尺寸 $w = 9$;Prewitt 算子、Robert 算子和 Sobel 算子选择阈值 $T = 0.03$ 。

图 9 所示为 10 种方法的部分定性比较结果。图 9(a)~(l)分别表示原图、GT、MDW Ncut 方法、FCN 方法、MSF 方法、M Ncut 方法、GCM 方法、Ncut 方法、Canny 边缘检测方法、Roberts 边缘检测方法、Sobel 边缘检测方法和 Prewitt 边缘检测结果。可以看出,本文方法与其他 9 种方法相比检测效果最好。FCN 网络模型、多尺度结构化森林分类器、Roberts 算子、Sobel 算子和 Prewitt 算子虽然在部分图像检测时显示出良好的效果,但其他定性检测结果中存在不完整和冗余的信息。

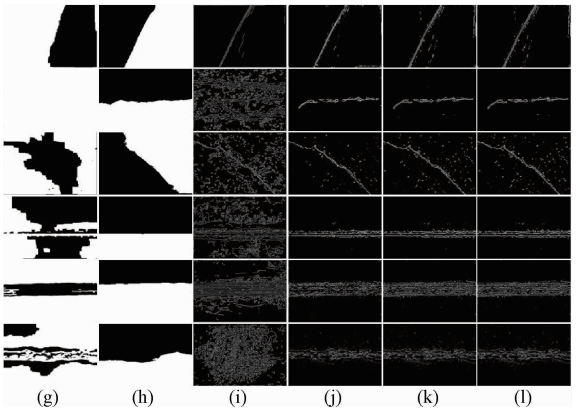
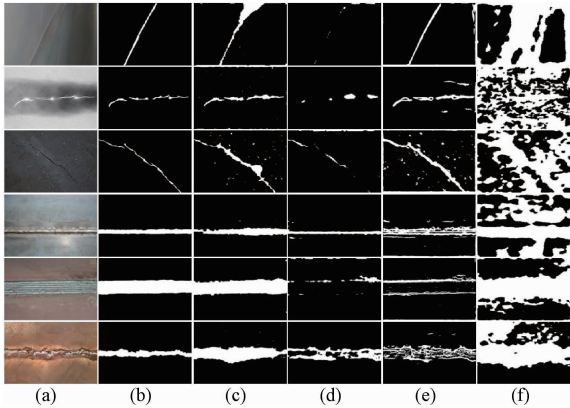


图 9 十种方法的部分定性比较
Fig.9 Partial qualitative comparison of 10 methods

图 10 所示为 10 种方法对应的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图,表 7 所示为 10 种方法的定量比较结果。由图 10 和表 7 的结果可以看出,FCN 网络模型和 Roberts 检测方法分别获得最低的 MAE 均值和运算时间。MDW Ncut 方法不仅包含最多的 ROC 曲线面积,而且 R 、 P 和 F 均值属于 10 种方法中的最高值。因此与其他 9 种方法相比,本文方法针对钢结构体裂纹及焊缝图像的实际检测应用效果最优。

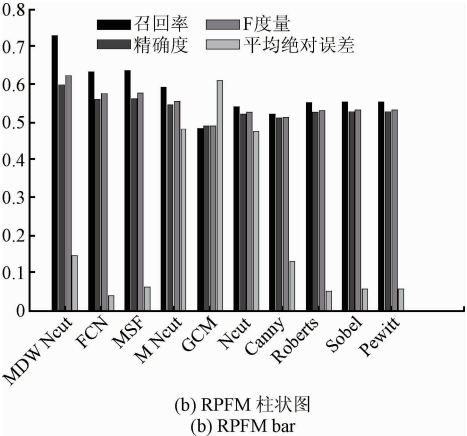
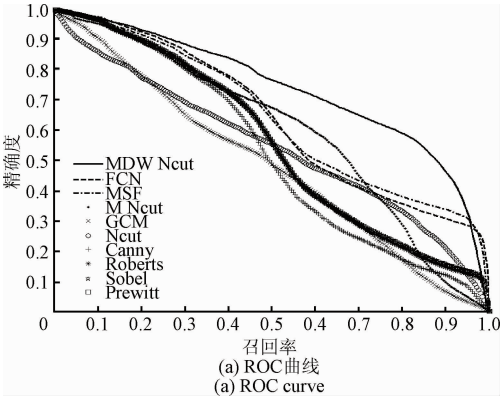


图 10 十种方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图
Fig.10 The ROC curve and RPFM bar of 10 methods

表 7 十种方法的定量比较

Table 7 The quantitative comparisons of 10 methods

方法	<i>R</i>	<i>P</i>	<i>F</i>	<i>MAE</i>	平均时间/s
MDW Neut	0.729 6	0.598 2	0.624 1	0.145 3	2.100 5
FCN	0.632 8	0.560 8	0.575 9	0.039 5	1.762 5
MSF	0.636 8	0.562 3	0.577 9	0.061 3	0.365 8
M Neut	0.591 7	0.545 3	0.555 4	0.481 8	15.357 2
GCM	0.483 4	0.490 2	0.488 6	0.610 7	2.036 1
Neut	0.541 3	0.521 4	0.525 9	0.474 0	10.052 6
Canny	0.520 5	0.510 6	0.512 9	0.129 2	0.371 6
Roberts	0.551 7	0.525 5	0.531 3	0.050 9	0.100 8
Sobel	0.554 5	0.526 8	0.533 0	0.056 6	0.104 6
Prewitt	0.554 5	0.526 8	0.533 0	0.056 6	0.146 8

3 结 论

针对多尺度规范化割较低的边缘检测精度和较长的求解特征向量耗时,本文提出一种基于多尺度降采样规范化割的图像裂纹检测方法。通过利用反对称双正交小波的半重构模极大值边缘检测、缩减多尺度相似矩阵构造过程、多尺度相似矩阵降采样以及多尺度规范化相似矩阵上采样,方法不仅能够在保持精细细节的前提下获得较完整的目标,而且能够极大地降低特征向量求解的运算时间。基于 3 种图像库的实验对比结果显示,本文方法不仅能够达到较为理想的检测效果,而且有效地提高了运算效率。

参考文献

[1] 张永德,彭景春,刘罡,等. 基于水平集的前列腺磁共振图像分割方法研究[J]. 仪器仪表学报,2017,38(2):416-424.
ZHANG Y D,PENG J CH,LIU G,et al. Research on the segmentation method of prostate magnetic resonance image based on level set [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2017,38(2):416-424.

[2] 陶强,刘莉. 基于双区域演化水平集的图像分割方法[J]. 电子测量技术,2016,39(9):91-95,107.
TAO Q,LIU L. Double regional evolution based on level set for image segmentation[J]. Electronic Measurement Technology,2016,39(9):91-95,107.

[3] 王耀东,余祖俊,白彪,等. 基于图像处理的地铁隧道裂缝识别算法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(7):1489-1496.
WANG Y D,YU Z J,BAI B,et al. Research on image processing based subway tunnel crack identification

algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2014,35(7):1489-1496.

[4] 汪济洲,鲁昌华,蒋薇薇. 一种基于随机场多运动目标跟踪算法[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(6):909-913.
WANG J ZH,LU CH H,JIANG W W. New multi-target tracking algorithm based on conditional random field[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2017,31(6):909-913.

[5] SHI J B,MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000,22(8):888-905.

[6] HOLIEM D,EFROS A A,HEBERT M. Geometric context from a single image[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision,2005:654- 661.

[7] BRYAN C R,ALEXEI A E,JOSEF S,et al. Using multiple segmentations to discover objects and their extent in image collections [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2006:1605-1614.

[8] TOMASZ M,ALEXEI A E. Improving spatial support for objects via multiple segmentations[C]. Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC),2007,481-493.

[9] ANDREW N S,THOMAS S S,MARTIAL H. Towards unsupervised whole object segmentation: Combining automated matting with boundary detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2008:1- 8.

[10] SUBHRANSU M,NISHEETH K V,JITENDRA M,et al. Biased normalized cuts [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR),2011:2057-2064.

[11] 苑玮琦,常乐,张波. 基于多尺度颜色替换的角膜老年环分割[J]. 仪器仪表学报,2017,38(1):236-244.
YUAN W Q,CHANG L,ZHANG B. Corneal arcus segmentation method based on multi-scale color replacement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2017,38(1):236-244.

[12] LINDEBERY T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR),1996:465-470.

[13] BURT P B,ADELSON E H. The laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications,1983,31(4):532-540.

[14] YU S X. Segmentation using multiscale cues[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition

- (CVPR), 2004, 1247-1254.
- [15] SHAROM E, GALUM M, SHARON D, et al. Hierarchy and adaptivity in segmenting visual scenes[J]. *Nature*, 2006, 442(7104): 810-813.
- [16] COUR T, BENEZIT F, SHI J B. Spectral segmentation with multiscale graph decomposition [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005: 1124-1131.
- [17] 刘仁明, 毛建旭, 历艳琨. 基于随机森林回归的人脸特征点定位[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5): 684-693.
- LIU R M, MAO J X, LI Y K. Facial landmarks location based on random forest regression [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(5): 684-693.
- [18] 曲景影, 孙显, 高鑫. 基于 CNN 模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. *国外电子测量技术*, 2016, 35(8): 45-50.
- QU J Y, SUN X, GAO X. Remote sensing image target recognition based on CNN [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2016, 35(8): 45-50.
- [19] PIOTR D C, LAWRENCE Z. Fast edge detection using structured forests [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [20] SHELLHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(4): 640-651.
- [21] 迟健男, 张闯, 张朝晖, 等. 基于反对称双正交小波重构的图像增强方法[J]. *自动化学报*, 2010, 36(4): 475-487.
- CHI J N, ZHANG CH, ZHANG ZH H, et al. Image enhancement based on anti-symmetrical biorthogonal wavelet reconstruction [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(4): 475-487.
- [22] 魏海, 沈兰荪. 反对称双正交小波应用于多尺度边缘提取的研究[J]. *电子学报*, 2002, 30(3): 313-316.
- WEI H, SHEN L S. Multiscale edge detection by using anti-symmetrical biorthogonal wavelets [J]. *Acta Electronic Sinica*, 2002, 30(3): 313-316.
- [23] JORDI P T, PABLO A, JONATHAN T B, et al. Multiscale combinatorial grouping for image segmentation and object proposal generation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(1): 128-140.
- [24] DAVID M, CHARLESS F, DORON T, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C]. *IEEE Conference on Computer Vision*, 2001: 416-423.
- [25] FEDERICO P, PHILIPP K, YAEL P. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2012: 733-740.
- [26] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(9): 1124-1137.

作者简介



王森, 2007 年于郑州轻工业学院获得学士学位, 2014 年于昆明理工大学获得硕士学位, 现为昆明理工大学博士研究生, 主要研究方向为机器视觉检测与图像识别。

E-mail: wangsen0401@126.com

Wang Sen received his B.Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 2007, and M.Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2014. Now he is a Ph. D. candidate in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include machine vision detection and image recognition.



伍星 (通讯作者), 分别在 1994 年和 1997 年于昆明理工大学获得学士和硕士学位, 2005 年于上海交通大学获得博士学位, 现为昆明理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理及设备智能诊断。

E-mail: xingwu@aliyun.com

Wu Xing (Corresponding author) received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Kunming University of Science and Technology in 1994 and 1997, respectively, and Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2005. Now he is a professor and doctoral supervisor in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include signal processing and intelligent diagnosis of equipment.