

基于梯度域导向滤波增强的图像扩散修复取证

刘婷婷¹, 张玉金^{1,2*}, 吴飞¹, 熊士婷¹

¹上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620;

²上海交通大学上海市信息安全综合管理技术研究重点实验室, 上海 200240

摘要 扩散修复是一种常见的小面积图像篡改手段, 考虑到扩散修复引入的模糊效应, 提出了一种梯度域导向滤波增强的图像扩散修复取证算法。因伪造图像在未修复区域结构纹理清晰, 而模糊效应会导致修复区域纹理发生一定的改变, 所以梯度域导向滤波能够保留未修复区域的纹理结构, 从而突显修复区域的模糊效应。鉴于篡改信息在不同颜色通道里均有不同程度的体现, 对输入图像的各个颜色通道分别进行梯度域导向滤波增强, 从多角度捕捉图像修复带来的影响。实验结果表明, 该方法不仅可以有效检测和定位扩散修复区域, 且比现有的方法检测性能更好。

关键词 图像取证; 篡改检测; 基于扩散的修复; 模糊效应; 梯度域导向滤波

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.081003

Diffusion-Based Image Inpainting Forensics Via Gradient Domain Guided Filtering Enhancement

Liu Tingting¹, Zhang Yujin^{1,2*}, Wu Fei¹, Xiong Shiting¹

¹*School of Electrical and Electronic Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;*

²*Shanghai Key Laboratory of Integrated Administration Technologies for Information Security, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China*

Abstract Diffusion-based inpainting is a common method of small-area image tampering, considering the blurring effect introduced by diffusion-based image inpainting, this paper proposes a method of diffusion-based image inpainting forensics via gradient domain guided filtering enhancement. Since the texture of the forged image is clear in the untouched regions, and the blurring effect results in some texture changes in the inpainted regions, gradient domain guided filtering can better preserve the texture structure of the untouched regions and highlight the blurring effect of the inpainted regions. In view of the fact that the tampered information is reflected to different extend in different color channels, the gradient domain guided filtering is applied to enhance each color channel of the input image, which captures the impact of image inpainting from multiple perspectives. Experimental results show that this method can not only detect and locate the diffusion-based image inpainting regions effectively, but also has better detection performance than the existing methods.

Key words image forensics; tampering detection; diffusion-based inpainting; blurring effect; gradient domain guided filtering

OCIS codes 100.2000; 100.4998; 100.3008

收稿日期: 2019-08-13; 修回日期: 2019-09-02; 录用日期: 2019-09-06

基金项目: 上海市自然科学基金(17ZR1411900)、上海市科委重点项目(18511101600)、上海市信息安全综合管理技术研究重点实验室项目(AGK2015006)、上海高校青年教师培养资助计划(ZZGCD 15090)、上海工程技术大学科研启动项目(2016-56)、上海工程技术大学研究生创新项目(18KY0208)

* E-mail: yjzhang@sues.edu.cn

1 引言

图像修复技术能够有效修复图像中的破损区域,去除图像中的污点和划痕。若将图像中的破损区域看成一个需要被移除的目标,那么图像修复技术也是一种图像篡改的手段。常见的三种图像篡改手段为拼接(Splicing)、复制-粘贴(Copy-move)、图像修复(Image inpainting)^[1]。复制-粘贴可直接复制较大区域覆盖不需要的内容,更方便删除对象,但会留下明显重复或与被篡改图像相似的区域,而基于图像修复的篡改在视觉上不容易被察觉。现如今图像修复技术能很好地掩盖移除过程中的操作痕迹,随着图像编辑软件的普及和网络的飞快发展,出现了大批伪造图像,严重威胁了个人隐私和社会的稳定发展。因此图像伪造取证受到了广泛关注^[2-5], Jin等^[4]根据基于稀疏性修复与典型相关分析系数之间的关系,提出了基于稀疏性的低阶约束正则相关图像修复检测算法;朱新山等^[5]提出了基于深度神经网络的图像修复取证算法。但目前图像修复取证仍面临很大挑战。

图像修复方法目前主要分为两类,即基于扩散的修复^[6]和基于样本的修复^[7-8]。基于扩散的修复通过偏微分方程(PDE)模拟物理学中的热扩散,将局部图像结构从外部平滑地传播到缺口内部;基于样本的方法在图像已知区域中搜索与待修复区域差异最小的区域,并复制过去,重复以上过程直至待修复区域被完全填充^[9]。前一种方法在扩散过程中会带来模糊效应,在大篡改区域更加明显,因此主要用于图像中的小区域修复。

模糊效应会改变修复区域的纹理, Li等^[10]发现图像的拉普拉斯算子沿等照度方向的变化在修复区域和未修复区域明显不同(在修复区域的变化趋近于0),以此提取图像的判别特征。梯度域导向滤波能够通过提取修复区域和未修复区域的纹理结构特征区分两者,因此,本文对输入图像的各个颜色通道分别进行梯度域导向滤波增强,从多角度捕捉图像修复带来的影响。将得到的滤波图和修复图合成增强图像,并沿等照度方向计算增强图像的拉普拉斯变化。增强后的图像能有效保留修复区域的信息,抑制其他干扰信息带来的误检。提取图像在通道内和通道间的局部方差特征训练和检测修复区域。进行了大量图像分类训练和检测实验,结果表明,梯度域导向滤波对图像修复检测的有效性和鲁棒性较好。

2 基于扩散特性的数字图像修复技术

2000年, Bertalmio等^[11]提出了基于偏微分方程的修复模型——BSCB模型。通过模拟手工修复过程,将等照度线延伸进修复区域,使修复效果更加接近人的视觉感受。

设一幅待修复图像 I^0 的已知区域为 S ,待修复区域(未知区域)为 Ω ,对 Ω 进行不断迭代,完善污损区域的修复效果,可表示为^[10]

$$I^{t+1}(x, y) = I^t(x, y) + t' \cdot dI^t(x, y), \forall (x, y) \in \Omega, \quad (1)$$

式中, t 为当前迭代次数, (x, y) 为像素坐标, t' 为迭代速率, $dI^t(x, y)$ 为图像 $I^t(x, y)$ 的更新信号,定义为^[10]

$$dI^t(x, y) = \nabla[\Delta I^t(x, y)] \cdot \nabla I^{t\perp}(x, y), \quad (2)$$

式中, ∇ 为梯度算子, $\Delta I^t(x, y)$ 为图像拉普拉斯变换, $\nabla I^{t\perp}(x, y)$ 为等照度方向(垂直于梯度方向), $\nabla[\Delta I^t(x, y)] \cdot \nabla I^{t\perp}(x, y)$ 表示 $\Delta I^t(x, y)$ 在等照度方向上的导数。在初始状态下, $t=0$, $I^t(x, y) = I^0(x, y)$ 。经过若干次迭代后,得到收敛状态时的 $dI^t(x, y) = 0$,所得到的修复图像被定义为收敛状态的输出。收敛后,图像拉普拉斯变换 $\Delta I^t(x, y)$ 在等照度方向 $\nabla I^{t\perp}(x, y)$ 上没有变化,这意味着图像信息(即拉普拉斯变换)一直保持等照度方向在未知区域内传播。

基于扩散的修复方法倾向于延长到达待填充区域边界的结构,因此更适用于传播强结构或填充小区域。当尺寸较大或者纹理比较复杂时,经过若干次的扩散迭代,待修复区域很容易变模糊。所以这种修复技术适用于去除较小的对象,但也给修复取证带来了难题,因此实验主要针对小尺寸的修复进行检测取证。

3 本文算法

利用图像中合适的特征信息,可以有效刻画修复区域和未修复区域,分类器根据这些特征区分两者,有效地预处理和后处理能使检测和定位更加细化。整个训练和检测流程如图1所示。

训练时,修复的图像经过梯度域导向滤波增强后进行特征提取,为了训练分类器,从训练图像中的每个像素中提取16维特征^[10]。因为训练所有的样本是一个非常耗时的过程,所以从每幅图像中取50个正样本和50个负样本进行训练,最后所有图像训练的正、负样本组成正样本集和负样本集送入训练器。测试时,用同样的方式提取图像特征,并送入训练器中进行判别,然后通过合适的后处理操作细化

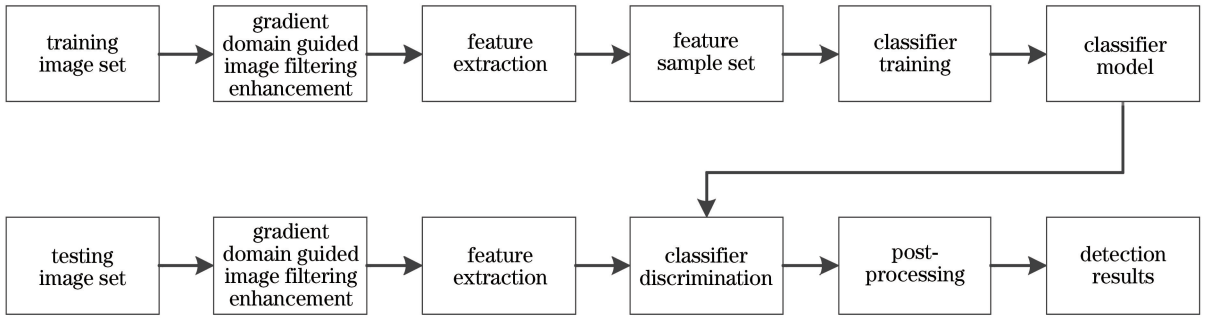


图1 扩散修复训练及检测流程图

Fig. 1 Training and detection flow chart

最终的检测结果。

3.1 梯度域导向滤波增强

导向图像滤波器(GIF)是一种能使图像平滑化的非线性局部滤波器,由何^[12]在2013年提出。因其具有良好的边缘保留特性和低复杂度,不仅可以提升增强效果,还能抑制噪声,在细节增强方面得到了广泛应用。

加权引导滤波器(WGIF)在GIF的约束条件下引入了边缘感知因子^[13],在细节增强的同时实现噪声抑制,保留更好的边缘。但是在减少GIF引起的晕轮伪影的同时,会丢失部分尺度较小的细节纹理。文献^[14]已经证明梯度域导向滤波在单图像细节增强、高动态范围图像的色调映射和图像显著性检测方面都有很好的效果。考虑到修复区域和未修复区域在纹理方面呈现的差别,为了保留更多微小的细节纹理,实验采用梯度域导向滤波器对修复图像进行滤波,经过滤波后的图像与修复图合成增强图像,从而更好地保留修复区域的信息,降低其他干扰信息的影响。

在引导滤波器^[14]中, \mathbf{G} 为用于细节信息捕获的引导图像, \mathbf{X} 为要过滤的输入图像,两者可能是相同的。 $\Omega_{\xi_1}(p)$ 为引导图 \mathbf{G} 中以像素 p 为中心、 ξ_1 为半径的矩形窗口,则引导图像 \mathbf{G} 在窗口 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 线性变换的输出^[15-16]可表示为

$$Z(p) = a_{p'}G(p) + b_{p'}, \quad \forall p \in \Omega_{\xi_1}(p'), \quad (3)$$

式中, $G(p)$ 、 $Z(p)$ 为像素 p 在图像中的映射, $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 为窗口 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 中的常量系数。引导图像 \mathbf{G} 应与输入图像 \mathbf{X} 密切相关,因此通常基于输入图像 \mathbf{X} 来构造引导图像 \mathbf{G} 。鉴于篡改信息在不同颜色通道的体现程度不同,将每个颜色通道图作为引导图像,分别对输入图像的各个颜色通道进行梯度域导向滤波。

对(3)式求导后,利用线性模型 $\nabla Z(p) = a_{p'} \nabla G(p)$ 可以看出, $Z(p)$ 在窗口 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 中的平滑度

取决于 $a_{p'}$ 的值。若 $a_{p'} = 1$,表明边缘得到了很好的保留;若像素 p' 处于平滑区,则 $a_{p'} = 0$ 。

将梯度域导向滤波定义为新的代价函数^[14]

$$E = \sum_{p \in \Omega_{\xi_1}(p')} \left\{ [a_{p'}G(p) + b_{p'} - X(p)]^2 + \frac{\lambda}{\hat{\Gamma}_G(p')} (a_{p'} - \gamma_{p'})^2 \right\}, \quad (4)$$

式中, $X(P)$ 为像素 P 在图像中的映射, $\hat{\Gamma}_G(p')$ 为边缘感知加权,是由所有像素的 3×3 窗口和 $(2\xi_1 + 1) \times (2\xi_1 + 1)$ 窗口的局部方差来定义的,可表示为^[14]

$$\hat{\Gamma}_G(p') = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \frac{\chi(p') + \epsilon}{\chi(p) + \epsilon}, \quad (5)$$

式中, N 为图像中的像素总数, $\chi(p') = \sigma_{G,1}(p') \cdot \sigma_{G,\xi_1}(p')$, $\sigma_{G,1}(p')$ 和 $\sigma_{G,\xi_1}(p')$ 分别为 \mathbf{G} 在窗口 $\Omega_1(p')$ 和 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 中的局部标准差; ξ_1 为滤波器窗口的大小,取 $\xi_1 = 10$, $\epsilon = (0.001 \times L)^2$ 为一个很小的常数, L 为输入图像的动态范围。

$\gamma_{p'}$ 定义为^[14]

$$\gamma_{p'} = 1 - \frac{1}{1 + e^{\eta[\chi(p') - \mu_{\chi,\infty}]}}, \quad (6)$$

式中 $\mu_{\chi,\infty}$ 为 $\chi(p)$ 的平均值^[14]。

$$\eta = 4 / \{\mu_{\chi,\infty} - \min[\chi(p)]\}, \quad (7)$$

式中, $\gamma_{p'}$ 与上文 $a_{p'}$ 的取值情况类似。若像素 p' 位于边缘, $\gamma_{p'}$ 的值趋近1,若 p' 位于平滑区域, $\gamma_{p'}$ 的值趋近0。因此,梯度域导向滤波对正则化参数 λ 的取值大小不敏感,实验取 $\lambda = 0.8^2$ 。通过最小化代价函数,减少输入图像和输出图像的差异,使得输出图像 \mathbf{Z} 整体上能够保持与输入图像 \mathbf{X} 的相似性^[17]。同时通过最小化两者之间的差异,寻求最优的系数 $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 。

$a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 最优值的计算公式为^[14]

$$a_{p'} = \frac{\mu_{G \odot X, \xi_1}(p') - \mu_{G, \xi_1}(p') \mu_{X, \xi_1}(p') + \frac{\lambda}{\hat{\Gamma}_G(p')} \gamma_{p'}}{\sigma_{G, \xi_1}^2(p') + \frac{\lambda}{\hat{\Gamma}_G(p')}}}, \quad (8)$$

$$b_{p'} = \mu_{X, \xi_1}(p') - a_{p'} \mu_{G, \xi_1}(p'), \quad (9)$$

式中, \odot 为两个矩阵的元素乘积, $\mu_{G \odot X, \xi_1}(p')$ 、 $\mu_{G, \xi_1}(p')$ 以及 $\mu_{X, \xi_1}(p')$ 分别为 $G \odot X$ 、 G 和 X 在窗口 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 中的平均值。

当窗口在整幅图像中移动时, 同一个像素 p 可能被多个窗口 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 重复计算, 得到多个 $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$, 这些窗口的中心 p' 均包含在以 p 为中心, ξ_1 为半径的矩形窗口中。对 $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 求平均得到像素 P 线性变换的常量系数 $Z(p)$ 为^[14]

$$Z(p) = \bar{a}_p G(p) + \bar{b}_p, \quad (10)$$

式中, \bar{a}_p 和 \bar{b}_p 分别为 $a_{p'}$ 和 $b_{p'}$ 在窗口中的均值, 可表示为^[14]

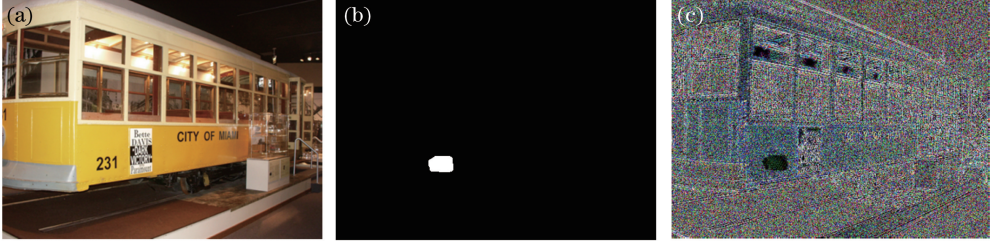


图2 图像经过修复后留下的伪影。(a)原图;(b) ground truth;(c) $\delta_{\Delta I}$ 图

Fig. 2 Artifacts left after the image has been inpainted. (a) Original image; (b) ground truth; (c) $\delta_{\Delta I}$ map

从图2中的 $\delta_{\Delta I}$ 图可以看出标记的修复区域和未修复区域之间的不同。在标记的修复区域, 像素拉普拉斯算子的变化值接近于零, $\delta_{\Delta I}$ 的局部方差非常小; 而在未修复区域, $\delta_{\Delta I}$ 的局部方差明显大于修复区域。通过图2还可以发现, 在得到的 $\delta_{\Delta I}$ 图中, 除了真正标记的修复区域, 还存在其他异常区域呈现出和修复区域相同的特征(即 $\delta_{\Delta I}$ 的方差非常小, 趋近于0), 这些异常区域容易被预测为修复区域。为了减少误检, 提高最终的检测定位效果, 一方面可以通过梯度域导向滤波过滤掉其他信息的干扰, 另一方面通过对应的后处理方法去除异常误检。

3.3 特征提取和分类

给定一幅 RGB 彩色图像, 首先计算 $\delta_{\Delta I}$ 通道内局部方差。对于每个颜色通道 $c \in \{1, 2, 3\}$ 和每个像素坐标 (x, y) , 在窗口尺寸为 ω 的通道内局部方差 $\sigma_{c, \omega}^2$ 为^[10]

$$\bar{a}_p = \frac{1}{|\Omega_{\xi_1}(p)|} \sum_{p' \in \Omega_{\xi_1}(p)} a_{p'}, \quad (11)$$

$$\bar{b}_p = \frac{1}{|\Omega_{\xi_1}(p)|} \sum_{p' \in \Omega_{\xi_1}(p)} b_{p'}, \quad (12)$$

式中, $|\Omega_{\xi_1}(p)|$ 为 $\Omega_{\xi_1}(p')$ 的基数。

得到的滤波图 Z 和原图 X 合成增强图像 Y 为

$$Y = X + Z. \quad (13)$$

3.2 扩散修复留下的伪影

对于图像的每个像素^[10], 计算图像拉普拉斯算子沿着等照度方向的变化, 可表示为

$$\delta_{\Delta I}(x, y) = \Delta I(x, y) - \Delta I(x_v, y_v), \quad \forall (x, y) \in D, \quad (14)$$

式中, $D = S + \Omega$, $\Delta I(x, y)$ 为图像像素坐标为 (x, y) 的拉普拉斯算子的值, $\Delta I(x_v, y_v)$ 为虚拟像素点的拉普拉斯算子的值。虚拟像素位于 $I(x, y)$ 的等照度方向(垂直于梯度方向), 与像素 $I(x, y)$ 之间的距离为1。

图2为图像经过修复后留下的伪影, 可以看到原图在修复后得到的 $\delta_{\Delta I}$ 图。

$$\sigma_{c, \omega}^2(x, y) = \frac{1}{\omega^2} \sum_{i=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} \sum_{j=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} \cdot [\delta_{\Delta I_c}(x+i, y+j) - \mu_c(x, y)]^2, \quad (15)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是一个舍入算子, 即将一个数向负无穷的方向舍入到最近的整数。 $\delta_{\Delta I_c}(x+i, y+i)$ 为 $\delta_{\Delta I}$ 的第 c 个分量, $\mu_c(x, y)$ 为 $\omega \times \omega$ 窗内 $\delta_{\Delta I_c}(x+i, y+i)$ 的平均值。在实验中, 选择 $\omega \in \{3, 5, 7, 9\}$, 为每个像素产生一个 $12(3 \times 4)$ 维特征。

除了通道内局部方差之外, 还考虑通道间局部方差。计算得到三个颜色通道的局部方差 ζ_{ω}^2 为

$$\zeta_{\omega}^2(x, y) = \frac{1}{\omega^2} \sum_{c=1}^3 \sum_{i=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} \sum_{j=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} \cdot [\delta_{\Delta I_c}(x+i, y+j) - \mu(x, y)]^2, \quad (16)$$

式中, $\mu(x, y)$ 为 $\omega \times \omega$ 窗口内 $\delta_{\Delta I_c}(x+i, y+i)$ 三个

颜色分量的平均值,可表示为

$$\mu(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{c=1}^3 \mu_c(x, y). \quad (17)$$

在实验过程中,发现提取 $\zeta_{\omega,2}^2$ 中绿色通道的方差特征即 $\zeta_{\omega,2}^2$ 效果会更好,因此提取绿色通道的通道间局部方差特征进行检测, $\zeta_{\omega,2}^2$ 可表示为

$$\zeta_{\omega,2}^2(x, y) = \frac{1}{\omega^2} \sum_{i=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} \sum_{j=-\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor}^{\lfloor \frac{\omega}{2} \rfloor} [\delta_{\Delta_2}(x+i, y+j) - \mu(x, y)]^2. \quad (18)$$

选择 $\omega \in \{1, 3, 5, 7\}$ 来提取 $\zeta_{\omega,2}^2$ 产生 4 维特征,从而构造出 16 维的通道内和通道间局部方差作为判别特征。

对于每个给定的 RGB 图像,从一些预先标记修复区域的图像中收集训练样本,提取每个训练图像中未修复像素的 16 维特征作为负样本、修复像素的 16 维特征作为正样本,然后送入分类器训练。检测时,将预测为修复区域的像素标注为 1,其他的像素标注为 0。

3.4 后期处理

为了进一步细化定位效果,同样需要进行以下两个后处理操作。即排除异常曝光区域和形态滤波。

1) 排除异常暴露区域:有些图像难免存在曝光不足和曝光过度的现象,分别呈现为非常黑和非常亮的区域。在这些区域, δ_{Δ} 的局部方差非常小,被错检成修复区域。基于此,可通过定义以下的非正常曝光量 V ,将颜色分量小于 10 或大于 245 的像素,当作异常曝光像素,并预测为未修复的区域,从而降低误检率^[10]。

$$V(x, y) = \sum_{c=1}^3 \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 l[I_c(x+i, y+j) < 10] + \sum_{c=1}^3 \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 l[I_c(x+i, y+j) > 245], \quad (19)$$

式中, $l(\cdot)$ 为指示函数, $I_c(x, y)$ 是坐标 (x, y) 处像素强度的第 c 个分量。对于 $V(x, y) = 27$ 的像素(其 3×3 相邻像素的 RGB 分量小于 10 或大于 245),将其视为异常曝光像素,并预测为未修复的区域。

2) 形态滤波:首先进行腐蚀去除一些小的误报区域,然后扩张放大检测为修复的区域,从而提高定位的精确度。形态滤波的过程可表示为^[10]

$$\hat{\mathbf{M}} = [\mathbf{M} \ominus S(r_e)] \oplus S(r_d), \quad (20)$$

式中, \ominus 为形态学的腐蚀运算, $\hat{\mathbf{M}}$ 为形态滤波定位图, \mathbf{M} 为输入定位图, $S(r_e)$ 和 $S(r_d)$ 分别为半径为

r_e 和 r_d 的圆盘形结构元素。

4 实验结果

4.1 算法的评价标准

将 F1 分数 (x_{F1}) 作为检测性能的客观评价标准,可表示为^[10]

$$x_{F1} = \frac{2x_{TP}}{2x_{TP} + x_{FN} + x_{FP}}, \quad (21)$$

式中, x_{TP} 为正确检测为修复像素的数量, x_{FN} 为错误检测为修复像素的数量, x_{FP} 为将修复像素错误检测为未修复像素的数量。

4.2 扩散修复检测与定位结果

对于 UCID 数据库中的每个彩色图像,使用 G' MIC^[18] 提供的三种基于扩散的修复算法:各向同性 (Isotropic)、面向边缘 (Edge-oriented)、面向 Delaunay (Delaunay-oriented), 三种不同形状:圆形 (Circular)、方形 (Square)、不规则形 (Irregular), 四种不同尺寸: $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 、 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 、 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$ 和 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$, 随机对其中的一个区域进行修复。虽然这些算法利用不同的模型来描述扩散的结构信息,但都是基于文献[11]提出的基本概念。最终,每一幅原始图像可以得到 36 幅不同规格的修复图像。

从每幅修复图像中抽取 50 个正样本和 50 个负样本,随机选择 58 幅图像总共获得 104400 ($58 \times 36 \times 50$) 个正样本和 104400 个负样本训练集成分类器,601 幅图像用于测试。

基于训练好的分类器,检测并定位了测试图像中的修复区域。为了验证本算法的有效性,针对三种不同的修复算法,与文献[10]中使用的方法的检测结果进行了比较,实验结果如表 1、表 2、表 3 所示。

从表 1、表 2、表 3 可以看出:该方法对基于 Delaunay-oriented 修复算法的性能提高率普遍低于其他两种修复算法,尤其当修复尺寸为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的图像时,针对基于 Isotropic 的修复算法,其检测性能有很好的提高,而针对基于 Delaunay-oriented 的修复算法,检测效果提升不明显。但本方法比文献[10]使用的方法检测性能均有不同程度的提高,普遍提高 $2\% \sim 3\%$ 左右。同时,在修复区域逐渐增大的过程中,本算法得到的 F1 分数相比文献[10]使用的方法有明显的提高。

经过梯度域导向滤波增强后的修复图像,其定位结果可以更直观地看到梯度域导向滤波带来的效果,图像修复定位结果比较如图 3 所示。

表 1 基于 Isotropic 修复算法的 F1 分数比较

Table 1 Comparison of F1 scores based on Isotropic repair algorithm

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.8896 | 0.9088 | 0.8863 | 0.9056 | 0.8757 | 0.8947 |
| 32×32 | 0.7908 | 0.8192 | 0.7893 | 0.8176 | 0.7645 | 0.7913 |
| 16×16 | 0.6585 | 0.6880 | 0.6664 | 0.6960 | 0.6215 | 0.6489 |
| 8×8 | 0.4063 | 0.4381 | 0.4858 | 0.5174 | 0.1990 | 0.2137 |

表 2 基于 Edge-oriented 修复算法的 F1 分数比较

Table 2 Comparison of F1 score based on Edge-oriented repair algorithm

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.8821 | 0.9011 | 0.8790 | 0.8977 | 0.8661 | 0.8846 |
| 32×32 | 0.7808 | 0.8082 | 0.7757 | 0.8031 | 0.7480 | 0.7735 |
| 16×16 | 0.6465 | 0.6779 | 0.6442 | 0.6729 | 0.5940 | 0.6208 |
| 8×8 | 0.3171 | 0.3388 | 0.4065 | 0.4315 | 0.1726 | 0.1833 |

表 3 基于 Delaunay-oriented 修复算法的 F1 分数比较

Table 3 Comparison of F1 scores based on Delaunay-oriented repair algorithm

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.8147 | 0.8318 | 0.8610 | 0.8788 | 0.8297 | 0.8474 |
| 32×32 | 0.6189 | 0.6388 | 0.6953 | 0.7164 | 0.6768 | 0.6977 |
| 16×16 | 0.3138 | 0.3352 | 0.3184 | 0.3390 | 0.3833 | 0.4063 |
| 8×8 | 0.1007 | 0.1074 | 0.1234 | 0.1305 | 0.0784 | 0.0784 |

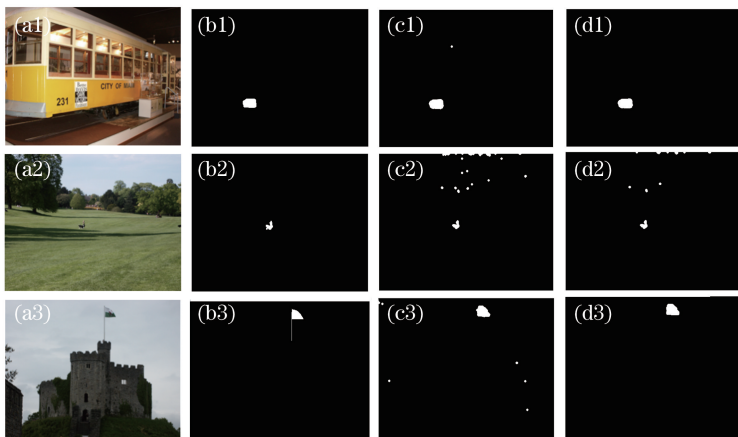


图 3 修复图像定位结果比较。(a)原始图像;(b) ground truth 图;(c)文献[10]中算法得到的定位结果;
(d)本算法得到的定位结果

Fig. 3 Comparison of repair image positioning results. (a) Original image; (b) ground truth image; (c) location result obtained by algorithm used in reference [10]; (d) location result obtained by our algorithm

从图 3 中可以发现,图 3(c)中出现了很多误检区域(即将非修复区域检测为修复区域)。而经过梯度域导向滤波增强后的图 3(d),可以在保留修复区域信息的同时,有效减少甚至避免明显的误检区域。

4.3 鲁棒性评估

为评估所提方法的鲁棒性,均将修复图像放大 1.1 倍后进行处理,表 4、表 5、表 6 所示为放大后的修复图像的检测结果。

表4 基于 Isotropic 修复算法的 F1 分数比较(1.1 倍)

Table 4 Comparison of F1 scores based on Isotropic repair algorithm (1.1×)

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.8106 | 0.8336 | 0.8097 | 0.8335 | 0.7974 | 0.8194 |
| 32×32 | 0.6514 | 0.6828 | 0.6526 | 0.6852 | 0.6289 | 0.6602 |
| 16×16 | 0.4582 | 0.4915 | 0.4661 | 0.5007 | 0.4301 | 0.4626 |
| 8×8 | 0.2051 | 0.2217 | 0.2742 | 0.2982 | 0.1246 | 0.1373 |

表5 基于 Edge-oriented 修复算法的 F1 分数比较(1.1 倍)

Table 5 Comparison of F1 score based on Edge-oriented repair algorithm (1.1×)

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.8001 | 0.8237 | 0.7981 | 0.8203 | 0.7850 | 0.8059 |
| 32×32 | 0.6351 | 0.6659 | 0.6342 | 0.6663 | 0.6078 | 0.6366 |
| 16×16 | 0.4447 | 0.4777 | 0.4427 | 0.4769 | 0.4079 | 0.4365 |
| 8×8 | 0.1582 | 0.1729 | 0.2222 | 0.2437 | 0.0972 | 0.1085 |

表6 基于 Delaunay-oriented 修复算法的 F1 分数比较(1.1 倍)

Table 6 Comparison of F1 scores based on Delaunay-oriented repair algorithm (1.1×)

| Pixel size | Algorithm | | | | | |
|------------|---------------|----------|---------------|----------|---------------|----------|
| | Square | | Circular | | Irregular | |
| | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed | Reference[10] | Proposed |
| 64×64 | 0.7374 | 0.7574 | 0.7687 | 0.7879 | 0.7466 | 0.7689 |
| 32×32 | 0.5033 | 0.5256 | 0.5425 | 0.5714 | 0.5398 | 0.5653 |
| 16×16 | 0.2311 | 0.2488 | 0.2280 | 0.2476 | 0.2588 | 0.2819 |
| 8×8 | 0.0450 | 0.0517 | 0.0603 | 0.0653 | 0.0436 | 0.0479 |

从表中可以发现,在修复图像上进行一些后处理(比如缩放)操作,对最终的修复检测结果有很大的影响,对于一些尺寸很小的修复,很难被正确检测;对于一些尺寸相对较大的修复,仍可以正确检测到。可以看出,本算法对修复图像的检测性能均有不同程度的提升,最高可以提高4%,这说明本算法比现有方法具有更好的鲁棒性。

4.4 计算时间

实验使用的笔记本电脑配置如下: Window10 操作系统、1.6 GHz Intel(R) Core(TM) i5-8250U 处理器、8.00 GB 内存,利用 Matlab 2018a 软件进行编程仿真。与常规算法相比,该算法的主要变化体现在梯度域导向滤波增强方面,因此可通过梯度域导向滤波增强的计算时间来体现算法的复杂度。选取尺寸大小为 384 pixel×512 pixel 的 100 幅图像,记录梯度域导向滤波增强的计算时间,得出每幅图像滤波的平均计算时间为 0.237 s,这表明该算法与已有算法在复杂度上差别较小。

5 结 论

基于扩散的图像修复容易在篡改区域产生模糊效应,使修复区域的纹理发生一定程度的改变。通过梯度域导向滤波能较好保留未修复区域的纹理结构,突显修复区域的模糊效应,保留修复区域的信息、抑制干扰修复检测的信息,从而更好定位修复区域。实验结果表明,该方法不仅能有效检测和定位扩散修复区域,且对常见的图像后处理具有较好的鲁棒性,综合性能优于现有的其他方法。未来研究工作还可以针对小尺寸修复区域进行更精确的检测与定位。

参 考 文 献

- [1] Zhou N, Zhu Z Z. Criminisi image inpainting algorithm based on rough data-deduction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021005.
周宁, 朱昭昭. 基于粗糙数据推理的 Criminisi 图像

- 修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 021005.
- [2] Bahrami K, Kot A C, Li L D, et al. Blurred image splicing localization by exposing blur type inconsistency[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(5): 999-1009.
- [3] Ardizzone E, Bruno A, Mazzola G. Copy - Move forgery detection by matching triangles of keypoints [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(10): 2084-2094.
- [4] Jin X, Su Y T, Zou L, et al. Sparsity-based image inpainting detection via canonical correlation analysis with low-rank constraints[J]. IEEE Access, 2018, 6: 49967-49978.
- [5] Zhu X S, Qian Y J, Sun B, et al. Image inpainting forensics algorithm based on deep neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110005.
朱新山, 钱永军, 孙彪, 等. 基于深度神经网络的图像修复取证算法[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110005.
- [6] Voci F, Eiho S, Sugimoto N, et al. Estimating the gradient threshold in the Perona-Malik equation[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 23(3): 39-46.
- [7] Lu W X, He K. Exemplar-based inpainting algorithm with rotation and scaling transformation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031006.
卢雯霞, 何凯. 基于样本块的旋转及缩放图像修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031006.
- [8] Ružić T, Pižurica A. Context-aware patch-based image inpainting using Markov random field modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 24(1): 444-456.
- [9] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on image processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [10] Li H, Luo W, Huang J. Localization of diffusion-based inpainting in digital images [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(12): 3050-3064.
- [11] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C] // Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, July 23-28, 2000, New Orleans, LA, USA. New York: ACM, 2000: 417-424.
- [12] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [13] Liu N, Zhao D X. Detail enhancement for high-dynamic-range infrared images based on guided image filter[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67: 138-147.
- [14] Kou F, Chen W H, Wen C Y, et al. Gradient domain guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4528-4539.
- [15] Torralba A, Freeman W T. Properties and applications of shape recipes [C] // 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings., June 18-20, 2003, Madison, WI, USA. New York: IEEE, 2003: 7786712.
- [16] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 228-242.
- [17] Chen S Z, Ren Z G, Lian Q S. Single image dehazing algorithm based on improved dark channel prior and guided filter[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 455-465.
陈书贞, 任占广, 练秋生. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法[J]. 自动化学报, 2016, 42(3): 455-465.
- [18] G'MIC. GREYC's magic for image computing [EB/OL]. [2019-08-12]. <http://www.gmic.eu/>.