DOI:10.16136/j.joel.2023.06.0343

基于深度特征提取和图神经网络匹配的图像复制粘贴篡改检测

陈文霞,魏伟一*,陶 洪

(西北师范大学 计算机科学与工程学院,甘肃 兰州 730070)

摘要:针对图像中特征提取不均匀、单尺度超像素划分对伪造定位结果影响较大的问题,提出一种基于深度特征提取和图神经网络(graph neural network,GNN)匹配的图像复制粘贴篡改检测(cope-move forgery detection,CMFD)算法。首先将图像进行多尺度超像素分割并提取深度特征,为保证特征点数目充足,以超像素为单位计算特征点分布的均匀度,自适应降低特征提取阈值;随后引入新的基于注意力机制的 GNN 特征匹配器,进行超像素间的迭代匹配,且用随机采样一致性(random sample consensus,RANSAC)算法消除误匹配;最后将多尺度匹配结果进行融合,精确定位篡改区域。实验表明,所提算法具有良好的性能,也证明了 GNN 在图像篡改检测领域的可用性。

关键词:图像复制粘贴篡改检测(CMFD);深度特征;注意力机制;图神经网络(GNN);超像素 中图分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)06-0610-10

Image copy-move forgery detection based on depth feature extraction and graph neural network matching

CHEN Wenxia, WEI Weiyi*, TAO Hong

(School of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: An image copy-move forgery detection (CMFD) algorithm based on depth feature extraction and graph neural network (GNN) matching is presented to solve the problem that feature extraction is not uniform in image and single-scale superpixel segmentation has a strong impact on the result of forged location. Firstly, the image is segmented into multi-scale superpixels and the depth features are extracted. To ensure sufficient number of feature points, the uniformity of feature point distribution is calculated in the unit of superpixels, and the feature extraction threshold is reduced adaptively. Then a novel GNN feature matcher based on attention mechanism is introduced to perform iterative matching between superpixels, and random sample consensus (RANSAC) algorithm is used to eliminate mismatching. Finally, the multiscale matching results are fused to accurately locate the tampered areas. Experiments show that the proposed algorithm has good performance and the applicability of the GNN in the field of image tampering detection.

Key words: image copy-move forgery detection (CMFD); depth feature; attention mechanism; graph neural network (GNN); superpixel

0 引 言

图像复制粘贴篡改检测(copy-move forgery

detection, CMFD)的目的是检测出一幅图像中相似的区域, 此区域可能是经过缩放、旋转等几何变换的一处或多处。现有的篡改检测方法通常包含

* E-mail:weiwy@nwnu.edu.cn
 收稿日期:2022-05-11 修订日期:2022-06-15
 基金项目:甘肃省科技计划-自然科学基金项目(20JR5RA518)和西北师范大学重大科研项目培育计划(NWNU-LKZD2021-06)
 资助项目

基于关键点的方法、基于图像块的方法、图像块与 关键点结合的方法以及基于深度学习的方法^[1]。

基于关键点的方法是以单个像素为处理单 元,结合邻域像素的颜色、纹理等信息获得特征点 描述向量后进行特征匹配。GUPTA 等^[2]利用尺 度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法提取兴趣点,但这种方法往往在平滑或 小区域难以获得充分的特征点;由此,LI等[3]通过 对 SIFT 算法详细分析,减小对比度阈值和放大图 像: WANG 等^[4] 提出设置较小的 A-KAZE 和 SURF 特征 (accelerated-KAZE and speeded-up robust features, ASP)检测阈值;LIN 等^[5]采用 Harris-Laplace、Hessian-Laplace 及 SIFT 算法同时检 测图像的关键点,使其能够在平滑区域提取到更 多的兴趣点。同时文献[5]利用评价聚类和随机 采样一致性(random sample consensus, RANSAC) 算法来过滤错误匹配对得到可疑伪造区域。由于 基于关键点的方法是以单个像素为处理单元,耗 时较长,因此就产生了基于图像块的方法, WANG^[6]等将图像划分为重叠的图像块,提取图 像块的 H 分量、S 分量、V 分量特征构建特征向 量,并使用形态学操作定位篡改区域。YE 等^[7]首 先将图像重叠分块,然后在彩色图像中提取分数 阶四元数(fractional quaternion Zernike moments, FrQZMs)特征,最后利用改进的 PatchMatch 算法 对特征向量进行匹配。基于图像块的方法相比于 基于关键点的方法虽然在效率上表现更加突出, 但对于经过几何变换后的图像检测效果并不理 想,所以,基于关键点与图像块相结合的方法应运 而生。WANG 等^[8] 通过计算超像素的局部信息 熵,将图像分成平滑区域和纹理区域,分别设定不 同的特征提取阈值来获取充足的 SURF 关键点, 为降低特征匹配的复杂度,利用极值复指数变换 (polar complex exponential transform, PCET)对关 键点进行特征表示用于广义2近邻匹配,随后将 匹配对所在的矩形区域分割成重叠的圆形块,进 一步提取 PCET 系数并比较向量相似性获得正确 匹配,将关键点与圆形块有效结合。CHEN 等^[9] 首先提取 SIFT 特征点并进行特征匹配,然后在以 关键点为中心的图像块内计算 Hu不变矩特征, 根据其相似性进行块匹配,最后利用区域生长定 位篡改区域,将 SIFT 特征点和基于图像块的 Hu 不变矩特征有效结合,能够应对几何变换和多区 域复制粘贴篡改。XIAO 等^[10]首先将图像分割成 非重叠块,然后依据块的结构张量属性对其进行

分类,提取块的 SIFT 特征点作为块特征,最后对 块特征进行类间匹配定位篡改区域。ZHONG 等^[11]提出新的自适应关键点过滤(adaptive keypoint filtering, AKF)和迭代区域合并算法,结合超 像素分割获得篡改区域。虽然结合特征点和图像 块的方法能够获得良好的效果,但在效率上仍然 存在一定的局限性。

近年来,许多研究者将深度学习方法引入 CMFD中,LIU等^[12]将图像进行自适应分割,通 过基于分段的关键点分布策略检测特征点并利用 卷积核网络(convolutional kernel network, CKN) 提取图像深度特征,最后进行 K 近邻搜索寻找匹 配对。JINDAL等^[13]提出利用深度卷积神经网络 (deep convolutional neural network, DNN)进行传 输学习的方法,通过训练 VGG-16 分类真实图像 和伪造图像,随后利用语义分割方法训练带有彩 色像素标签的图像,对伪造区域进行定位。而文 献[12]与文献[13]均未在同一神经网络模型中实 现完整的篡改检测步骤,因此,WU等^[14]提出了 一种基于端到端 DNN 的篡改检测,实现了完整的 篡改检测步骤,不仅避免了设置各种参数和阈值, 而且联合训练了所有模块关于伪造掩模的重建损 失。依靠神经网络模型能够准确地对图像是否经 过篡改进行分类,但由于篡改区域的复杂性,基于 深度学习的方法往往难以获得较高的召回率。

利用图神经网络(graph neural network, GNN)学习图像特征匹配在图像匹配、图像分割、 图像检索等领域具有突出的应用效果,但在图像 篡改检测领域尚未得到广泛应用。本文引入新的 基于注意力机制的 GNN^[15]模型作为特征匹配器, 在超像素划分和深度特征提取之后,以超像素作 为特征匹配器的输入,进行超像素间的特征匹配, 由于超像素分割效果对定位结果的影响较大,本 文采用多尺度分割融合的方法,以获得精确的定 位结果。

1 基于深度特征提取和 GNN 匹配的 图像 CMFD

在图像篡改检测领域,针对图像特征提取不均 匀和单尺度超像素划分对篡改定位结果影响较大的 问题,本文提出一种基于深度特征提取和 GNN 匹配 的图像 CMFD 算法,引入了新的基于注意力机制的 GNN 模型进行特征匹配,以提高特征匹配的效率和 精确度。图 1 是本文算法流程图。



图 1 本文算法流程图 Fig. 1 Algorithm flow chart of this paper

- 1.1 自适应特征提取
- 1.1.1 基于 FCN 的特征提取器

本文基于全卷积网络^[16] (fully convolutional

networks,FCN)作为特征提取器,该特征提取器主要由共享编码器、关键点解码器和描述符解码器 3 个模块组成,其结构图如图 2 所示。



图 2 FCN 特征提取器结构图 Fig. 2 Structure diagram of FCN feature extractor

共享编码器模块由卷积层、连续池化层以及非 线性激活函数组成,设输入图像大小为 H、W,经过 共享编码器模块,图像被映射为 $H_c \times W_c \times 128$ 大小 的中间张量($H_c = H/8$, $W_c = W/8$),使图像具有更 小的空间维度和更大的通道深度;在关键点解码器 模块,将上述产生的中间张量进行卷积操作,并获得 包含 Dustbin 通道的 $H_c \times W_c \times 65$ 大小的张量(记为 X),由 Dustbin 通道存放非兴趣点,在 softmax 后输 出某像素点兴趣点的概率值作为关键点得分,之后 移除 Dustbin 通道并通过 Reshape 得到 $H \times W$ 大小 的概率矩阵,矩阵中的值代表关键点得分,在矩阵中 的行列位置是关键点的位置信息;描述符解码器模 块学习半稠密的特征描述符,经过卷积层后得到 H_c $\times W_c \times 256$ 大小的张量(记为 D),随后经过双三次插 值算法和 L₂ 标准化将图像恢复至 H×W 大小,由此 得到 H×W×256 大小的张量。最终模型训练的损 失为两个解码器模块的损失之和,如式(1)所示:

L(X, X', D, D'; Y, Y', s) =

 $L_{p}(X,Y)+L_{p}(X',Y')+\lambda L_{d}(D,D',s)$, (1) 式中, L_{p} 表示关键点解码器模块的损失,该模块的损 失包括输入真实场景图像的交叉熵损失 $L_{p}(X,Y)$ 和输入仿射变换图像的交叉熵损失 $L_{p}(X',Y')之和, L_{d}表示描述符解码器模块的$ 损失。

1.1.2 自适应特征提取

针对传统的 CMFD 方法使用固定阈值来提取图 像特征会出现图像特征提取不均匀的问题,本文基 于 FCN 特征提取器,提出以超像素为单位的自适应 特征提取方法,其算法流程如图 3 所示。本文首先 将 RGB 图像的各通道与每个像素点的十进制化 LBP 值组成的矩阵进行融合,并进行直方图均衡化 处理,得到 RGB_LHE 图像作为特征提取的输入;然 后使用简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering,SLIC)算法进行超像素分割;最后设置初 始特征提取阈值 T_f 、特征分布均匀度阈值 U_f 。在首 轮提取特征后,采用式(2)计算单个超像素的特征点 均匀度 W:

$$\mathbf{W}^{i} = \frac{Num_{\rm kp}^{i}}{Num_{\rm sp}} \,, \tag{2}$$

式中, Num_{sp} 表示超像素的大小, 即包含的像素数目, Num_{sp}^{i} 表示第 i 个超像素中的特征点数目。若 $W \ge \mu_{f}$,则此超像素特征点的均匀度满足要求, 否则, 设置新的特征提取阈值 $T_{f} = T_{f}/2$ 重新提取特征, 直至达到均匀度标准。

1.2 基于 GNN 模型的特征匹配

本文引入新的基于注意力机制的 GNN 特征匹 配器。该特征匹配器主要包括注意力 GNN 和最佳 匹配两个模块,其结构图如图 4 所示。

在注意力 GNN 模块,此模块采用 9 层交替的内 注意力层和交叉注意力层,内注意力层用于超像素









内特征信息的传递,交叉注意力层用于超像素间特征信息的传递,从每个 Superpoint 特征点的高维状态开始,聚合所有节点的所有边信息,经过 9 层的注意力 GNN 聚合生成稳健的特征描述符。最佳匹配模块是产生一个分配矩阵,以得到匹配对并过滤错误匹配对。首先计算关键点之间的相似度得分 S_{i,j}; 其次,为了让网络抑制一些不匹配特征点,在得分矩阵上增加 Dustbin 得分,为其分配不匹配的特征点; 最后,利用 Sinkhorn 算法剔除 Dustbin 得分,求解最 佳匹配矩阵 *P*,最小化损失函数式(3)来最大限度地 提高特征匹配器的精确度。

$$Loss = -\sum_{(i,j)\in\omega} \log \overline{P}_{i,j} - \sum_{i\in I} \log \overline{P}_{i,N+1} - \sum_{j\in J} \log \overline{P}_{M+1,j} , \qquad (3)$$

式中,*M* 和 *N* 表示超像素中的特征点数目,根据最 佳匹配矩阵按照索引检索匹配对的位置信息和特征 向量获得匹配对集合,在单一尺度超像素划分下,采 用 GNN 特征匹配的结果如图 5 所示。

为消除 GNN 特征匹配后的误匹配对,本文对特

征点的位置信息采用层次聚类方法,对特征描述向 量采用RANSAC算法。图6是消除误匹配后的 结果。



图 5 GNN 特征匹配结果 Fig. 5 Results of GNN feature matching



图 6 消除误匹配后的结果 Fig. 6 Results after eliminating false matching

1.3 多尺度超像素结果融合

针对现有的 CFMD 算法是以预定义的超像素大 小将图像进行单尺度划分,若超像素划分过大会引 入一些错误匹配区域导致篡改定位不精确;超像素 划分过小不仅会丢失一些正确匹配区域,也会导致 算法检测效率降低的问题。因此,本文采用多尺度 匹配结果融合的方法来定位篡改区域,首先设定超 像素初始大小进行分割,生成对应的篡改区域;然后 经过迭代产生各个尺度的篡改定位结果;最后将多 个尺度的定位结果进行融合,为消除误匹配区域的 影响,仅当像素点在超过 2 个不同尺度下均被标记 为篡改区域时才予以保留,并将其标记为真正的篡 改区域。

2 实 验

2.1 实验参数设置

本文在公共数据集 GRIP 数据集和 FAU 数据 集上进行实验,分析使实验效果最佳的参数值,设置 初始特征提取阈值 T_f 为 0.005,特征分布均匀度 U_f 为 0.5,其 FCN 特征提取器网络参数如表 1 所示,GNN 特征匹配器模型参数如表 2 所示。

表 1 FCN 特征提取器网络参数

Tab. 1 Parameter of FCN feature extractor network

Module	Layer name	Stride	Size	Number
Encoder	Conv	1	3×3	64
	Conv	1	3×3	64
	Maxpool	2	2×2	—
	Maxpool	2	2×2	_
	Conv	1	3×3	128
	Conv	1	3×3	128
	Maxpool	2	2×2	—
	Maxpool	2	2×2	_
Interest point Decoder	Conv Conv	1 1	3×3 3×3	$\begin{array}{c} 256 \\ 64 \end{array}$
Descriptor Decoder	Conv Conv	1 1	3×3 1×1	256 256

表 2 GNN 特征匹配器模型参数

Tab. 2 Parameter of GNN feature matcher model

Parameter name	Values
Maximum number of keypoints detected	1 0 2 4
Keypoint detector confidence threshold	0.005
NMS radius	4
Number of Sinkhorn iterations	20
Match threshold	0.2

2.2 多尺度超像素结果融合实验

本文设置超像素初始大小 γ 为 100,并生成对应 的篡改区域 S₁,使用公式 $\gamma_{i+1} = \gamma_i - 10$ 进行迭代来 设置超像素大小,直至 $\gamma_i = 30$ 停止迭代,产生各个 尺度下的篡改区域 S₂、S₃、S₄、S₅、S₆、S₇、S₈,并将得到 所有尺度的匹配结果进行融合。图 7 是不同尺度及 融合后的篡改定位结果,可以发现,不同尺度融合后 的篡改结果相比于单尺度下的篡改结果更接近于真 值图。

2.3 对比实验

本文参与的对比算法有: ASP^[4]、AKF^[11]和 DNN^[13]算法。图 8 是不同算法在 GRIP 数据集上的 检测结果对比,GRIP 数据集中的图像是未经过任何 攻击变换处理,图中各行依次是篡改图像、真值图 像、ASP^[4]、AKF^[11]、DNN^[13]、本文算法的实验结 果。从图中可以看到,ASP 算法检测结果相对来说 较为理想;AKF 算法在进行区域合并时只考虑了单 一尺度的超像素划分,导致最终定位结果受到超像

为进一步评价基于深度特征提取和 GNN 匹配 的图像 CMFD 算法,本文在 GRIP 数据集上计算所 有图像的平均准确率 P 值、召回率 R 值和 F 值 3 种 指标值进行评价。表3是不同算法在GRIP数据集



图 7 不同尺度及融合后的篡改定位结果:(a) 真值图;(b) S₁;(c) S₂;(d) S₃;(e) S₄; (f) S₅;(g) S₆;(h) S₇;(i) S₈;(j) 融合结果







上的实验结果对比。

表 3 不同算法在 GRIP 数据集上的实验结果对比 Tab. 3 Comparison of experimental results of different

algorithms on GKIF dataset					
	P	R	F		
$ASP^{[4]}$	0.907	0.923	0.915		
$AKF^{[11]}$	0.802	0.877	0.837		
$\text{DNN}^{[13]}$	0.710	0.845	0.771		
SIFT+GNN	0.911	0.823	0.864		
SURF+GNN	0.909	0.838	0.872		
Our	0.924	0.919	0.921		

在表中,不仅计算了上述对比算法的评价指标 值,而且计算了 SIFT 特征和 SURF 特征分别与 GNN 特征匹配器结合使用的指标值。从表中可以 得出结论,Superpoint 与 GNN 相比,结合使用 SIFT 和 GNN、SURF 和 GNN 的准确率 P、召回率 R 和 F 值都是最大值,即达到最佳的检测效果,这是因为 SIFT 和 SURF 特征在平滑区域特征点较少,导致存 在较多未检测到的区域。

在 FAU 数据集里包含经过 JPEG 压缩、添加高 斯白噪声、旋转变换、缩放变换以及组合变化的图 像,其中在 JPEG 压缩时,压缩因子分别为 20、30、 40、50、60、70、80、90、100,在添加高斯白噪声时,参 数 μ 为 0, σ^2 分别为 0.02、0.04、0.06、0.08、0.10,旋 转角度分别为 2、4、6、8、10、20、60、180, 缩放百分比 分别为 50、80、91、95、100、105、109、120、200。本文 算法分别测试了在应对篡改图像经过 JPEG 压缩如 图 9、添加高斯白噪声如图 10、旋转如图 11、缩放如 图 12 攻击下的检测结果,通过对数据集中部分图像 的检测结果可视化,可以观察到本文算法随 JPEG 压 缩因子的增大越接近真值图;随噪声参数的增大越 偏离真值图;在较小的旋转角度下,其检测结果越接 近真值图;粘贴区域与复制区域大小差距越大,其检 测结果越偏离真值图。总体来看,本文算法在应对 旋转、缩放等攻击变换时,表现出较为稳定的实验 效果。



图 9 JPEG 压缩图像的检测结果:(a) 篡改图;(b) 真值图;(c) 20;(d) 40;(e) 60;(f) 80 Fig. 9 Detection results of JPEG compressed images:(a) Forgery image;(b) Ground-truth;(c) 20;(d) 40;(e) 60;(f) 80



图 10 添加高斯白噪声的检测结果:(a) 篡改图; (b) 真值图; (c) $\sigma^2 = 0.04$;(d) $\sigma^2 = 0.06$; (e) $\sigma^2 = 0.10$ Fig. 10 Detection result of adding white Gaussian noise:(a) Forgery image; (b) Ground-truth; (c) $\sigma^2 = 0.04$; (d) $\sigma^2 = 0.06$; (e) $\sigma^2 = 0.10$



图 11 旋转变换图像的检测结果:(a) 篡改图;(b) 真值图;(c) 旋转 2°;(d) 旋转 6°;(e) 旋转 10° Fig. 11 Detection results of rotation transform images:

(a) Forgery image; (b) Ground-truth; (c) Rotation 2°; (d) Rotation 6°; (e) Rotation 10°



图 12 缩放变换图像的检测结果:(a) 篡改图; (b) 真值图; (c) 缩放 50%; (d) 缩放 80%; (e) 缩放 120% Fig. 12 Detection results of scaling transform image:(a) Forgery image; (b) Ground-truth; (c) Scaling 50%; (d) Scaling 80%; (e) Scaling 120%

在 FAU 数据集上,本文算法与对比算法将 SIFT 特征和 SURF 特征分别与 GNN 特征匹配器结 合进行客观指标评价对比分析,如图 13 所示,其中 (a)为 JPEG 压缩参数下的实验结果,在不同压缩因 子下本文算法的 F 值分别达到 70.32%、73.33%、 77.88%、75.33%、79.34%、80.49%、83.98%、 85.49%和 87.98%,压缩因子越小,算法的准确率和 召回率越低;(b)为添加高斯白噪声的实验结果,在 不同噪声参数下算法的 F 值分别为 79.68%、 74.75%、71.11%、69.01%和 61.41%,算法的检测 性能随着噪声的增多而逐渐降低;(c)为旋转变换的 实验结果,不同旋转角度下算法的F值分别为 86.47%、85.47%、87.47%、86.98%、86.42%、 84.49%、83.42%和81.95%,旋转角度越大意味着 对特征点的要求越高,而Superpoint特征点具有较 好的旋转不变性;(d)为缩放变换的实验结果,在不 同缩放比例下算法的F值分别达到72.94%、 76.49%、78.79%、80.34%、88.95%、79.34%、 76.79%、77.41%、75.33%,粘贴区域与复制区域的 大小相差越大,算法的检测完整性越低,但本文算法







图 13 不同算法在 FAU 数据集上的实验结果对比:(a) JPEG 压缩实验结果对比;(b) 添加噪声实验结果对比; (c) 旋转变换实验结果对比;(d) 缩放变换实验结果对比

Fig. 13 Comparison of experimental results of different algorithms on FAU dataset; (a) Comparison of JPEG compression experiment results; (b) Comparison of adding noise experiment results; (c) Comparison of rotation transformation experimental results; (d) Comparison of scaling transformation experimental results

相比其他算法仍具鲁棒性。

3 结 论

本文在预处理步骤中将图像进行 SLIC 超像素 划分,并提取图像 Superpoint 特征点,为保证特征点 数目充足,在超像素范围内通过自适应调整阈值获 得均匀的特征点。在后续匹配过程中,引入基于注 意力机制的 GNN 特征匹配器,并利用层次聚类和 RANSAC 算法消除错误匹配的影响,获得匹配的超 像素。为定位精确的篡改区域,提出多尺度匹配结 果融合的方法,进一步获得准确的检测结果。算法 在 GRIP 数据集的准确率 P、召回率R和F值分别达 到 92.4%、91.9%、92.1%,能有效定位伪造区域;在 FAU 数据集中,对于经过旋转、缩放等攻击变换的图 像也具有较好的检测效果,充分证明了所提算法具 有较强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] WARIF N B A, IDRIS M, IDNA Y, et al. A comprehensive evaluation procedure for copy-move forgery detection methods:results from a systematic review[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 1-33.
- [2] GUPTA M, SINGH P. An image forensic technique based on SIFT descriptors and FLANN based matching [C]// Proceedings of International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, July 6-8, 2021, Kharagpur, India. New York: IEEE, 2021:1-7.
- [3] LI Y, ZHOU J. Fast and effective image copy-move forgery detection via hierarchical feature point matching

[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 14(5): 1307-1322.

- [4] WANG C, ZHANG Z, ZHOU X. An image copy-move forgery detection scheme based on A-KAZE and SURF features[J]. Symmetry, 2018, 10(12):706.
- LIN C,LU W,HUANG X, et al. Region duplication detection based on hybrid feature and evaluative clustering
 [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78 (15): 20739-20763.
- [6] WANG K. Research and implementation of image copymove forgery detection [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019:22-32. 王凯.图像复制粘贴篡改检测研究及实现[D].重庆:重 庆邮电大学, 2019:22-32.
- YE G, MING Y, PENG W, et al. An effective copy-move forgery detection algorithm using fractional quaternion Zernike moments and improved PatchMatch algorithm
 J. Journal of Southeast University (English Edition), 2019,35(4):431-439.
- [8] WANG C, ZHANG Z, LI Q, et al. An image copy-move forgery detection method based on SURF and PCET [J]. IEEE Access, 2019, 7:170032-170047.
- CHEN C C,LU W Y,CHOU C H. Rotational copy-move forgery detection using SIFT and region growing strategies
 [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78 (13): 18293-18308.
- [10] XIAO B, JING R X, BI X L, et al. Fast copy-move forgery detection algorithm based on group SIFT[J]. Journal on Communications, 2020, 41(3):62-70.
 肖斌,景如霞,毕秀丽,等.基于分组 SIFT 的图像复制粘贴篡改快速检测算法[J]. 通信学报, 2020, 41(3):62-

70.

- ZHONG J L, PUN C M. Copy-move forgery detection using adaptive keypoint filtering and iterative region merging
 [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78 (18): 26313-26339.
- [12] LIU Y, GUAN Q, ZHAO X. Copy-move forgery detection based on convolutional kernel network [J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(14):18269-18293.
- [13] JINDAL N. Copy move and splicing forgery detection using deep convolution neural network, and semantic segmentation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(3):3571-3599.
- [14] WU Y, ABD-ALMAGEED W, NATARAJAN P. Image copymove forgery detection via an end-to-end deep neural network [C]//Proceedings of 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), March 12-15, 2018, Lake Tahoe, NV, USA. New York: IEEE, 2018:1907-1915.
- [15] SARLIN P E, DETONE D, MALISIEWICZ T, et al. Super-

glue: Learning feature matching with graph neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE, 2020: 4938-4947.

[16] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 18-22, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018; 224-236.

作者简介:

魏伟一 (1976-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事计算机视 觉与机器学习方面的研究.