

基于改进马尔科夫特征的图像拼接检测研究

刘进林,李欣竹,蒋晨琛

(中国人民公安大学 警务信息工程与网络安全学院,北京 100038)

摘要:针对传统马尔科夫特征拼接检测准确率不高的问题,提出了一种有效的马尔科夫特征提取方法。与传统马尔科夫特征的计算过程不同,只计算水平和垂直两个方向的转移概率矩阵,选择四个转移概率矩阵中对应位置求和后的值作为最终特征。求和操作不仅降低了特征维度,而且使真实图像与拼接图像之间的概率分布区分更加明显。所提出的算法的特征维度与数据集无关。该方法在哥伦比亚彩色拼接检测图库、CASIA V1.0 和 CASIA V2.0 数据集上测试的准确率分别为 94.38%、99.19%、96.02%。

关键词:图像取证;拼接检测;马尔科夫转移概率;马尔科夫特征选择

中图分类号:TP751.1

文献标识码:A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.02.003

引用格式:刘进林,李欣竹,蒋晨琛.基于改进马尔科夫特征的图像拼接检测研究[J].信息技术与网络安全,2020,39(2):13-18.

Research on image splicing detection based on improved Markov

Liu Jinlin, Li Xinzhu, Jiang Chenchen

(Institute of Police Information Engineering and Network Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China)

Abstract: Aiming at the problem that the splicing detection accuracy of traditional Markov feature is not high, this paper proposes an efficient Markov feature extraction method for image splicing detection. Different from traditional Markov feature, this paper only calculates the transition probability matrix in both the horizontal and vertical directions, and chooses the sum of four Markov transition probability values at the corresponding position in the probability matrix as a feature vector. The summation operation not only reduces the number of features, but also enlarges the discrimination of the probability distributions between the authentic and the spliced images. A fixed number of features, regardless of the test datasets, are used in the proposed algorithm. This method achieves the accuracy of 94.38%, 99.19% and 96.02% at Columbia image splicing detection evaluation dataset, CASIA V1.0 and CASIA V2.0 detection evaluation dataset respectively.

Key words: image forensics; splicing detection; Markov transition probability; Markov feature selection

0 引言

随着信息技术的发展,图像伪造成本变得越来越低,带有恶意目的的图像篡改给人类社会带来许多不利的影响。图像拼接是图像伪造中最常见的手段,图像拼接检测领域的研究日益增多,提出了各种检测图像拼接的方法。

前些年,检测图像拼接的方法主要集中在拼接图像造成的不连续性引起的全局统计性质的变化上。文献[1]提出了结合小波域的函数矩特征与 Hilbert-Huang 变换(HHT)进行拼接检测。文献[2]提出了结合函数矩特征与二维相位一致性的方法。

利用全局统计性质变化进行检测的方法不足之处是特征维数高而且准确率不高。

近几年,已经提出了提取图像拼接区域局部变化进行图像拼接检测的方法。文献[3]提出基于可操纵金字塔变换(SPT)和局部二值模式(LBP)的图像拼接检测方法,用支持向量机(SVM)进行分类。文献[4]提出基于局部三值模式(LTP)描述图像统计特征的方法。文献[5]提出了基于多尺度局部 Gabor 相位量化的方法。这些方法的准确率较高但是特征维数高,算法时间复杂度高。

基于马尔科夫特征的方法^[6-14]是利用图像拼接

区域局部变化进行检测的,是检测性能最好的方法之一。马尔科夫特征从多年前就已经应用于图像拼接检测领域,近两年马尔科夫特征的不断优化成为发展趋势。马尔科夫特征主要在空域^[10]、DCT域^[6-10,13-14]、DWT域^[8-9,12]、QDCT域^[11]进行提取应用于拼接检测。文献[6]提出将矩特征与马尔科夫特征相结合的方法。文献[7]融合了马尔科夫和DCT特征。文献[8]提取DCT域与DWT域的马尔科夫特征。文献[9]提出了基于二维非因果马尔科夫模型的方法。文献[10]提出了基于空域和DCT域的马尔科夫特征的方法。文献[11]提出了基于四元数离散余弦变换(QDCT)域的马尔科夫特征的算法。文献[12]提出了基于分块DWT的方法。以上方法普遍存在特征维数高时间复杂度高、需要额外的降维算法对特征进行降维的问题。文献[13]提出了基于改进的马尔科夫特征,所提出的算法在离散余弦变换(DCT)域中提取系数马尔科夫特征和分块马尔科夫特征。文献[14]提出基于量化马尔科夫特征的拼接检测方法。上述方法都有较高的准确率,这可以说明马尔科夫特征的性能十分良好,同时还存在一些待研究的问题,仍有很大的发展空间。在空域、DWT域、QDCT域提取的马尔科夫特征维数都很高,DCT域的特征维数相对较低,提出维数低、性能更加良好、有更好的适用性和实用性的方法是十分必要的。

1 改进马尔科夫特征

马尔科夫特征是经典的概率特征,同时也是当前用于拼接检测中性能最好的特征之一。根据随机过程理论,马尔科夫随机过程是提取像素相关性的一种工具,而图像/系数二维矩阵中,像素/系数之间存在相关性,拼接操作改变了图像像素之间的相关性。转移概率矩阵可以用来表示马尔科夫过程。

1.1 基于马尔科夫特征的图像拼接检测

在图像拼接检测中,首先将数据集分为训练集和测试集,再提取特征,然后训练分类器,最后进行分类测试。

在DCT域提取马尔科夫特征传统方法的基本步骤如下,对于一张大小为 $M \times N$ 的图像:

(1)变换领域:用 $\mathbf{B}(x,y)$ 表示一个 8×8 的图像块中的一个空域位置的值($1 \leq x,y \leq 8$),将 $\mathbf{B}(x,y)$ 从空间域转换到DCT域:

$$\mathbf{D}(u,v) = \text{DCT}(\mathbf{B}(x,y)) \quad (1)$$

其中 $\mathbf{D}(u,v)$ 是与 $\mathbf{B}(x,y)$ 对应的DCT块内的值, (u,v) ($1 \leq u,v \leq 8$)是DCT域的频域位置。

(2)计算差分矩阵:传统的马尔科夫特征计算块内的水平、垂直、主对角线、副对角线四个方向的差分矩阵。水平计算公式如公式(2)所示:

$$\mathbf{C}^{\rightarrow}(u,v) = \mathbf{D}(u,v) - \mathbf{D}(u+1,v) \quad (2)$$

(3)取阈值 T (T 为整数),对上述差分矩阵的值进行截值操作,对于大于 T 的值取为 T ,小于 $-T$ 的值取为 $-T$,在 $-T$ 与 T 之间的值取其整数部分。

(4)计算转移概率矩阵:

$$\mathbf{P}(s,t) = \Pr(\mathbf{F}(u,v) = s | \mathbf{F}(u',v') = t) \quad (3)$$

其中 $\mathbf{P}(s,t)$ 表示不同方向的马尔科夫特征, $(s,t) \in \{(n_1,n_2) | n_1,n_2 = -T, \dots, -1, 0, 1, \dots, T\}$,每一个方向的特征维数为 $(2T+1) \times (2T+1)$ 。

提取完特征后,将训练集特征输入到支持向量机(SVM)中进行训练,将测试集特征输入到训练好的分类器中进行分类测试。

1.2 改进马尔科夫特征提取

改进马尔科夫特征提取过程:

(1)分通道:分别提取彩色图像的R、G、B三通道图像。彩色图像大小为 $M \times N \times 3$,得到三个大小为 $M \times N$ 的二维矩阵,分别对每一个通道作如下操作。

(2)变换域:对矩阵进行 8×8 分块的离散余弦变换,将图像从空域转换到频域,得到DCT系数矩阵,取绝对值后再取整,如公式(1)所示。

(3)计算差分矩阵:对DCT系数矩阵分别计算两种(块内、块间)、两个方向(水平、垂直)的差分矩阵,得到四个差分矩阵。

$$\mathbf{C}_{\text{intra}}^{\rightarrow}(u,v) = \mathbf{D}(u,v) - \mathbf{D}(u+1,v) \quad (4)$$

$$\mathbf{C}_{\text{intra}}^{\downarrow}(u,v) = \mathbf{D}(u,v) - \mathbf{D}(u,v+1) \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_{\text{inter}}^{\rightarrow}(u,v) = \mathbf{D}(u,v) - \mathbf{D}(u+8,v) \quad (6)$$

$$\mathbf{C}_{\text{inter}}^{\downarrow}(u,v) = \mathbf{D}(u,v) - \mathbf{D}(u,v+8) \quad (7)$$

其中, $1 \leq u \leq N, 1 \leq v \leq M$ 上标表示差分矩阵的方向,下标intra表示块内运算,inter表示块间运算。

(4)取阈值 T :对四个差分矩阵的所有元素值的范围约束在 $[-T, T]$ 之间。

(5)计算马尔科夫特征:对块内、块间的水平、垂直差分矩阵分别计算对应的水平、垂直转移概率矩阵,得到四个块内的转移概率矩阵和四个块间的

转移概率矩阵。

$$P_{intra}^{\rightarrow\rightarrow}(s, t) = \frac{\sum_{u=1}^{N-2} \sum_{v=1}^M \delta(F^{\rightarrow\rightarrow}(u, v) = s, F^{\rightarrow\rightarrow}(u+1, v) = t)}{\sum_{u=1}^{N-2} \sum_{v=1}^M \delta(F^{\rightarrow\rightarrow}(u, v) = s)} \quad (8)$$

$$P_{intra}^{\rightarrow\downarrow}(s, t) = \frac{\sum_{u=1}^{N-1} \sum_{v=1}^{M-1} \delta(F^{\rightarrow\downarrow}(u, v) = s, F^{\rightarrow\downarrow}(u, v+1) = t)}{\sum_{u=1}^{N-1} \sum_{v=1}^{M-1} \delta(F^{\rightarrow\downarrow}(u, v) = s)} \quad (9)$$

$$P_{inter}^{\downarrow\downarrow}(s, t) = \frac{\sum_{u=1}^{N-8} \sum_{v=1}^{M-8} \delta(F^{\downarrow\downarrow}(u, v) = s, F^{\downarrow\downarrow}(u+8, v) = t)}{\sum_{u=1}^{N-8} \sum_{v=1}^{M-8} \delta(F^{\downarrow\downarrow}(u, v) = s)} \quad (10)$$

$$P_{inter}^{\downarrow\downarrow\downarrow}(s, t) = \frac{\sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^{M-16} \delta(F^{\downarrow\downarrow\downarrow}(u, v) = s, F^{\downarrow\downarrow\downarrow}(u, v+8) = t)}{\sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^{M-16} \delta(F^{\downarrow\downarrow\downarrow}(u, v) = s)} \quad (11)$$

(6)求和:对块内、块间转移概率矩阵分别求和,即求每个通道块内、块间四个转移概率矩阵的和,得到两个转移概率矩阵,作为最终特征。当 $T = 3$ 时, $(2T+1) \times (2T+1) = 49$, 每个颜色通道的特征维数为 98。

$$P_{intra}^{sum}(s, t) = P_{intra}^{\rightarrow\rightarrow}(s, t) + P_{intra}^{\rightarrow\downarrow}(s, t) + P_{intra}^{\downarrow\rightarrow}(s, t) + P_{intra}^{\downarrow\downarrow}(s, t) \quad (12)$$

$$P_{inter}^{sum}(s, t) = P_{inter}^{\rightarrow\rightarrow}(s, t) + P_{inter}^{\rightarrow\downarrow}(s, t) + P_{inter}^{\downarrow\rightarrow}(s, t) + P_{inter}^{\downarrow\downarrow}(s, t) \quad (13)$$

得到马尔科夫特征,用于下一步分类。

$$M = \{(s, t) | P_{intra}^{sum}(s, t) P_{inter}^{sum}(s, t)\} \quad (14)$$

图 1 表示改进马尔科夫特征提取的流程。在图中,方框中的箭头表示差分矩阵与转移概率矩阵的方向。实线表示块内运算,虚线表示块间运算。

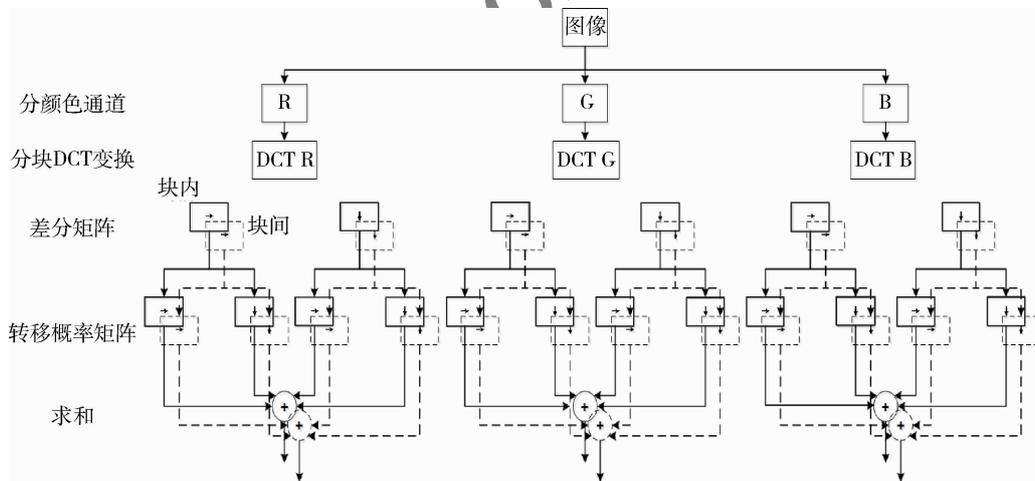


图 1 改进马尔科夫特征提取方法

本文提出的特征具有以下特点:(1)彩色图像提取颜色通道图像,而不是直接转为灰度图。将彩色图像转换成灰度图像后进行检测,在一定程度上改变了原始图像的统计特征,掩盖了拼接的痕迹,降低检测效果。(2)不是直接在空域上求马尔科夫特征,而是在变换域上提取特征。与空域相比,在变换域上使用马尔科夫特征具有更好的检测性能。

(3)将转移概率矩阵作用于差分矩阵而不直接作用于原图像矩阵。差分矩阵中的元素分布以某种方式围绕着零,分布集中在零上的程度反映了像素/系数之间相关性的强弱。将转移概率矩阵应用在差分矩阵上,不仅可以降低马尔科夫转移概率矩阵的维数而且可以更好地获取像素相关性,提取出更明显的痕迹,减少图像内容带来的影响。(4)计算

块间的差分矩阵。不只计算块内的差分矩阵,计算块与块之间的差距,获取更全面有效的信息。(5)取阈值 T 。由于变换域内的差值矩阵具有较大的动态范围,特征的数量会非常大,需要取阈值控制得到特征的维数。(6)求和操作。当 $T=3$ 时,不求和的特征维数为 392,求和后特征维数为 98。不需要额外的降维算法,用求和操作不仅可以得到更好的图像拼接特征而且可以达到降维的目的。

2 实验与结果分析

对实验所用到的数据集、分类方法和评价指标进行说明。在三个公开数据集上进行实验,并与其他方法进行对比。

2.1 数据集选择与分类

选用三个公开的数据集:哥伦比亚彩色拼接检测图库^[15]、CASIA V1.0^[16]与 CASIA V2.0。哥伦比亚彩色数据集包括 183 张原始图像和 180 张篡改图像,图像大小从 757×568 到 $1\,152 \times 768$,图像格式为 TIFF 格式,全部为简单的拼接图像。CASIA V1.0 数据集包括 800 张原始图像和 921 张篡改图像,图像大小为 374×256 ,图像格式为 JPEG 格式,均为有前处理的拼接图。CASIA V2.0 数据集包括 7 200 张原始图像和 5 123 张篡改图像,图像大小从 320×240 到 800×600 ,原始图像有 JPEG 和 BMP 格式,篡改图像有 JPEG 和 TIFF 格式,拼接图有前处理和后处理操作。

使用支持向量机(SVM)分类器^[17],使用网格算法寻找最优参数,用六倍交叉验证来评估 SVM 模型参数,即随机选择整个数据集 $5/6$ 的图像作为训练集,剩余 $1/6$ 作为测试集,共进行 30 次独立的随机实验,并取平均结果作为实验结果,以减少随机带来的影响。用三个评价指标来衡量算法的性能:查全率(Recall),查准率(Precision),准确率(Accuracy, ACC)。Recall = $TP / (TP + FN)$,表示检测正确的拼接图像数占数据集中所有拼接图像数的比例;Precision = $TP / (TP + FP)$,表示检测正确的拼接图像占所有检测为拼接图像的比例;ACC = $(TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)$,代表数据集所有图像分类正确的图像所占比例。其中,TP 表示在所有拼接图像中预测正确的拼接图像数, FN 表示在所有拼接图像中错误预测成原始图像的图像数, TN 表示在所有原始图像中预测正确的原始图像数, FP 表示在所有原始图像中错误预测成拼接图像的图像数。

2.2 参数选择与实验

本文有一个变化参数阈值 T ,阈值 T 是在求转移概率矩阵之前对差分矩阵进行值的限制, T 决定着特征的维数大小。如果 T 太大会产生冗余信息进而增加计算的时间复杂度;如果 T 太小,就会带来过多的信息损失,不能很好地捕获差分矩阵中系数的关联性,无法区分真实图像与拼接图像。本文分别采用 $T=2,3,4$ 进行实验。

在拼接检测时,每一张图提取三个颜色通道的特征,如图 1 所示。每个特征单独训练一个 SVM 分类器,共三个 SVM 分类器。测试时,用训练好的 SVM 分类器对图像进行分类。在决策时,采用三选二的方式进行综合决策,即 R、G、B 三个通道,如果两个通道及以上判断为拼接图则认为是拼接图。

在哥伦比亚彩色数据集上的实验结果如表 1 所示。随着 T 值的增大,查全率基本没有变化,而查准率在逐步上升,当 $T=3$ 时准确率达到 94.38%,每个通道的正确率都在 90.69% 以上。

表 1 在哥伦比亚彩色数据集上的实验结果(%)

T	通道	查全率	查准率	准确率
2	R	93.17	85.32	88.48
	G	95.17	86.87	90.28
	B	96.83	85.05	89.79
	综合决策	95.83	86.77	90.52
3	R	93.33	89.07	91.02
	G	94.17	88.21	90.69
	B	94.33	91.34	92.74
	综合决策	97.83	91.50	94.38
4	R	92.50	89.15	90.52
	G	94.83	88.45	91.26
	B	94.00	88.19	90.69
	综合决策	96.00	92.06	93.72

在 CASIA1 数据集上的实验结果如表 2 所示。查全率并没有随着 T 值的增大而有多大变化,保持在 98% 左右,而查准率提升了 3%,当 $T=4$ 时达到了最高的准确率 99.19%,每个通道的正确率也都在 97.75% 以上。

在 CASIA2 数据集上的实验结果如表 3 所示。查全率也没有随着 T 值的增大有多大变化,保持在 95% 左右,而查准率提升了 4%,当 $T=4$ 时达到了

最高的准确率 96.02%, 每个通道的正确率也都超过了 94.25%。

表 2 在 CASIA1 数据集上的实验结果 (%)

T	通道	查全率	查准率	准确率
2	R	94.57	93.69	93.68
	G	97.25	95.58	96.12
	B	92.83	91.28	91.40
	综合决策	97.46	96.14	96.55
3	R	96.96	96.89	96.71
	G	97.10	97.26	96.98
	B	96.23	96.03	95.85
	综合决策	98.41	98.13	98.14
4	R	97.90	98.33	97.98
	G	98.12	98.48	98.18
	B	97.68	98.11	97.75
	综合决策	98.99	99.49	99.19

表 3 在 CASIA2 数据集上的实验结果 (%)

T	通道	查全率	查准率	准确率
2	R	93.41	88.83	92.94
	G	92.16	88.77	92.49
	B	93.91	89.36	93.34
	综合决策	94.49	90.28	93.96
3	R	94.95	91.42	94.62
	G	93.87	92.16	94.56
	B	94.74	91.68	94.66
	综合决策	96.22	93.48	95.96
4	R	93.18	92.01	94.25
	G	93.82	92.73	94.78
	B	93.96	92.22	94.62
	综合决策	95.46	94.28	96.02

与其他方法检测结果的对比如表 4 所示。本文的方法与文献[2]、[8]、[15]、[16]的方法进行对比,均高于其他方法。本文方法在三个公开数据集上都取得了较好的结果。

表 4 与其他方法检测结果的对比 (%)

方法	哥伦比亚彩色数据集	CASIA1 数据集	CASIA2 数据集
本文	94.38	99.19	96.02
[2]	82.32	-	-
[8]	-	-	89.76
[15]	93.7	-	-
[16]	-	93.80	-

2.3 在 IFS-TC 数据集上进行测试

为了评估算法的有效性,在 IEEE IFS-TC 第一阶段图像取证竞赛数据集 (IFS-TC) 上进行测试。数据集包括 1 050 张原始图像和 1 150 张篡改图像,图像大小都大于 $1\ 024 \times 786$ 。阈值 T 取值同上文。用同上文一样的分类方法,用 SVM 分类器进行六倍交叉验证,共进行 30 次独立的随机实验,取平均结果作为实验结果。评价指标也同上文一致。实验结果如表 5 所示。当 $T = 3$ 时可以达到 92.23% 的准确率,单独一个通道的正确率也达到 90.91%。从实验结果可以看出,本算法具有良好的性能。

表 5 在 IFS-TC 数据集上的实验结果 (%)

T	通道	查全率	查准率	准确率
2	R	87.29	89.44	87.82
	G	87.19	89.59	87.85
	B	85.26	88.59	86.39
	综合决策	87.03	90.49	88.29
3	R	88.65	93.04	90.47
	G	88.96	93.57	90.91
	B	88.44	91.99	89.75
	综合决策	89.90	95.18	92.23
4	R	90.10	87.84	88.15
	G	86.98	89.14	87.51
	B	88.19	89.20	88.06
	综合决策	90.10	93.34	91.37

3 结论

本文提出了一种适用广泛的用于拼接检测的马尔科夫特征。在提取特征过程中,只提取了更能反映出拼接痕迹的水平、垂直两个方向的差分矩阵与转移概率矩阵。简单的求和操作不仅使特征维度降低同时更有利于正确分类。提取的改进特征在三个公开数据集哥伦比亚彩色图库、CASIA1 和 CASIA2 上的准确率分别达到了 94.38%、99.19%、96.02%。此外,在 IFS-TC 数据集上也取得了不错的结果,准确率也达到了 92.23%。可以看出,不同的数据集的最优参数是不同的,综合来看 $T = 3$ 时在多个数据集达到了最好的效果,特征维度仅为 98 维,准确率也很高。

参考文献

- [1] FU D, SHI Y Q, SU W. Detection of image splicing based

- on hilbert-huang transform and moments of characteristic functions with wavelet decomposition [C]. International Conference on Digital Watermarking. Springer-Verlag, 2006:177-187.
- [2] CHEN W, SHI Y Q, SU W. Image splicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function[C]. Security, Steganography & Watermarking of Multimedia Contents IX. International Society for Optics and Photonics, 2007.
- [3] MUHAMMAD G, AL-HAMMADI M H, HUSSAIN M, et al. Image forgery detection using steerable pyramid transform and local binary pattern[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(4):985-995.
- [4] VERMA M, RAMAN B. Local tri-directional patterns: a new texture feature descriptor for image retrieval [J]. Digital Signal Processing, 2016; S1051200416000208.
- [5] ISAAC M M, WILSCY M. Multiscale local gabor phase quantization for image forgery detection [J]. Multimedia Tools & Applications, 2017(1):1-22.
- [6] SHI Y Q, CHEN C, CHEN W. A natural image model approach to splicing detection[C]. Workshop on Multimedia & Security. ACM, 2007.
- [7] ZHANG J, ZHAO Y, SU Y. A new approach merging Markov and DCT features for image splicing detection[C]. IEEE International Conference on Intelligent Computing & Intelligent Systems. IEEE, 2009.
- [8] HE Z W, LU W, SUN W, et al. Digital image splicing detection based on Markov features in DCT and DWT domain[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12):4292-4299.
- [9] ZHAO X, WANG S, LI S, et al. Passive image-splicing detection by a 2-D noncausal Markov model[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 25(2):185-199.
- [10] EL-ALFY E S M, QURESHI M A. Combining spatial and DCT based Markov features for enhanced blind detection of image splicing[J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(3):713-723.
- [11] LI C, MA Q, XIAO L M, et al. Image splicing detection based on Markov features in QDCT domain[J]. 2015 International Conference on Intelligent Computing (ICIC2015), 2015 International Conference on Intelligent Computing (ICIC2015), 2015:29-36.
- [12] Zhang Qingbo, Lu Wei, Wang Ruxin, et al. Digital image splicing detection based on Markov features in block DWT domain[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(23):31239-31260.
- [13] PHAM N T, LEE J W, KWON G R, et al. Efficient image splicing detection algorithm based on Markov features[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78: 12405-12419.
- [14] HAN J G, PARK T H, MOON Y H, et al. Quantization-based Markov feature extraction method for image splicing detection [J]. Machine Vision and Applications, 2018(6):1-10.
- [15] 袁全桥, 苏波, 赵旭东, 等. 基于高频小波子带马尔可夫特征的图像拼接检测[J]. 计算机应用, 2014, 34(5):1477-1481.
- [16] ZAHRA M, JALAB H A, RAFIDAH M N, et al. Improving RLRN Image Splicing Detection with the Use of PCA and Kernel PCA[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014:1-10.
- [17] CHANG C, LIN C. A Library for Support Vector Machines[J]. ACM TIST, 2011(2):1-27.

(收稿日期:2019-11-27)

作者简介:

刘进林(1992-),女,硕士研究生,主要研究方向:网络空间安全执法技术。

李欣竹(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:网络空间安全执法技术。

蒋晨琛(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:网络空间安全执法技术。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所