

个参数测试时的数量相同.检测 seam carving 操作实验中,实验图库是原始图库、C10、C20 和 C50 图库,训练集与测试集的选取与检测 seam insertion 情况类似.实验结果见表 1 和表 2(例:97.97%表示用原图库和 I10 图库训练出的模型检测 I10 图库中图像的检测率为 97.97%,其他同理).

从表 1 和表 2 可以看出,本文所提方法在区分不同类型图像时具有明显的效果.通过这两个表格还可以发现,当训练集与测试集的参数相同时,检测率都达到了 97%以上,尤其是参数为 50%时的检测率是最高的.并且,这些数据还存在两个规律:一是训练集参数高于测试集参数时的检测率小于训练集和测试集参数相等时的检测率;二是训练集参数低于测试集参数时的检测率高于训练集与测试集相等时的检测率.比较表格中含有混合集的数据可知,当固定测试集时,检测率随训练集参数的增大而减小,并且在参数为 50%时检测率仅有 80%多.而当固定训练集的参数时,检测率会随测试集参数的增大而增大,但在参数较小时的检测率是很低的,尤其是在检测 carving 操作时,其检测率低于 50%.

Table 1 Seam insertion detection accuracy for different training-testing combinations (%)

表 1 不同训练集和测试集下的 seam insertion 检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	97.97	84.01	61.99	62.00
20	98.41	97.45	90.71	86.27
50	99.16	99.09	98.87	99.07
Mix	99.20	91.20	74.00	81.27

Table 2 Seam carving detection accuracy for different training-testing combinations (%)

表 2 不同训练集和测试集下的 seam carving 检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	98.72	96.53	76.93	38.27
20	98.93	98.01	88.67	71.13
50	99.73	99.47	99.37	98.13
Mix	98.80	98.53	88.60	68.47

3.2 区分普通缩放图与原图

本实验中,针对 Bicubic 放大操作,我们采用原始图库、FD10、FD20 和 FD50 图库.针对 bicubic 缩小操作,将采用原始图库、SX10、SX20 和 SX50 图库.实验中的训练集与测试集的选取与第 3.1 节中的选取方法一样.实验结果见表 3 和表 4.

Table 3 Up-Scaling detection accuracy for different training-testing combinations (%)

表 3 不同训练集和测试集下的放大操作检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	97.33	98.27	98.27	10.47
20	96.93	97.19	97.33	90.53
50	95.87	95.47	97.16	64.53
Mix	96.73	92.20	97.00	54.60

Table 4 Down-Scaling detection accuracy for different training-testing combinations (%)

表 4 不同训练集和测试集下的缩小操作检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	97.39	92.40	84.40	7.00
20	98.27	97.55	96.53	95.27
50	97.60	97.60	97.67	97.53
Mix	97.27	94.80	93.40	67.20

从表 3 和表 4 可以看出,采用本文所提方法来区分原始图像和普通缩放图像也是有效果的,但其效果没有检测内容感知缩放操作的效果好.这两个表格中同样显示出了一些规律:其一,当训练集和测试集的参数相同

时,其检测率都在 97%与 98%之间,并且图像放大时,检测率随参数的增大而减小;图像缩小时,检测率随参数的增大而增大。其二,在缩小图像的操作中,对比含有混合集的检测结果可知,当固定测试集参数时,检测率随训练集参数的减小而减小;当固定训练集参数时,检测率随测试集参数的增大而减小。

3.3 区分内容感知缩放图与普通缩放图

本实验中,每次只比较经过篡改的两个图库(比如:I10 与 FD10 图库,其他同理),其实验结果见表 5 和表 6。

Table 5 The detection accuracy for insertion and up-scaling images (%)

表 5 Insertion 与整体放大图像的检测率(%)

测试集	判定结果					
	I10	FD10	I20	FD20	I50	FD50
I10	92.13	7.87				
FD10	5.20	94.80				
I20			97.20	2.80		
FD20			5.33	94.67		
I50					88.00	12.00
FD50					8.27	91.73

Table 6 The detection accuracy for carving and down-scaling images (%)

表 6 Carving 与整体缩小图像的检测率(%)

测试集	判定结果					
	C10	SX10	C20	SX20	C50	SX50
C10	96.93	3.07				
SX10	5.73	94.27				
C20			99.60	0.53		
SX20			2.40	97.60		
C50					99.73	0.27
SX50					4.00	96.00

由表 5 和表 6 可以看出,当参数相同时,内容感知缩放操作与普通缩放操作的检测率相差不大。在放大图像时,检测 bicubic 放大操作的效果要稍好于检测 insertion 操作的效果;而在缩小图像时,carving 操作明显要比 bicubic 缩小操作的检测率高,这说明,所提算法在检测图像缩小操作时更有效。从这些表中还可以看出,在检测 insertion(50%)操作时,其检测率是最低的,这是因为,在原图像中插入线会使原来位置上的像素向右移动,这样就无法与贝尔模型相匹配,从而产生错位现象。因此,这种情况下的 Map 图与普通放大操作的 Map 图在某些区域内具有相似的像素值,所以在检测时增加了 I50 图像被判为 FD50 图像的几率。

3.4 区分内容感知缩放图、普通缩放图和原图

在区分 3 类图像的实验中,每次比较原图库和两种篡改图库(比如:原图、I10 和 FD10,其他同理),训练集与测试集的选取方式与第 3.1 节相同。采用神经网络分类器进行分类,实验结果见表 7~表 12。

由表 7~表 12 可以发现,除了在参数为 50%之外的 4 个表格中,原图、内容感知缩放图和普通缩放图三者之间的检测率是逐渐增大的,并且检测率都在 90%以上。而在参数为 50%的表 9 中,因为插入线数量较多导致错位现象比较严重,导致 I50 图像被判为 FD50 图像的几率增大,因此 I50 的检测率就相对较低。

Table 7 The detection accuracy for original, insertion and up-scaling images (10%)

表 7 原始、insertion 和放大的图像检测率(10%)

测试集	判定结果		
	原图	I10	FD10
原图	93.33%	5.33%	1.33%
I10	0%	97.33%	2.67%
FD10	1.33%	0%	98.67%

Table 8 The detection accuracy for original, insertion and up-scaling images (20%)**表 8** 原始、insertion 和放大的图像检测率(20%)

测试集	判定结果		
	原图	I20	FD20
原图	94.67%	4.00%	1.33%
I20	0%	97.33%	2.67%
FD20	1.33%	0%	98.67%

Table 9 The detection accuracy for original, insertion and up-scaling images (50%)**表 9** 原始、insertion 和放大的图像检测率(50%)

测试集	判定结果		
	原图	I50	FD50
原图	97.33%	1.33%	1.33%
I50	0%	85.33%	14.67%
FD50	2.67%	6.67%	90.67%

Table 10 The detection accuracy for original, carving and down-scaling images (10%)**表 10** 原始、carving 和缩小的图像检测率(10%)

测试集	判定结果		
	原图	C10	SX10
原图	94.67%	4.00%	1.33%
C10	1.33%	97.33%	1.33%
SX10	1.33%	0%	98.67%

Table 11 The detection accuracy for original, carving and down-scaling images (20%)**表 11** 原始、carving 和缩小的图像检测率(20%)

测试集	判定结果		
	原图	C20	SX20
原图	96.00%	4.00%	0%
C20	1.33%	97.33%	1.33%
SX20	1.33%	0%	98.67%

Table 12 The detection accuracy for original, carving and down-scaling images (50%)**表 12** 原始、carving 和缩小的图像检测率(50%)

测试集	判定结果		
	原图	C50	SX50
原图	97.33%	2.67%	0%
C50	0%	96.00%	4.00%
SX50	0%	0%	100%

3.5 实验对比

针对 Sarkar 提出的基于传统 Markov 特征的检测方法,本文也验证了该方法在 Nikon 图库中的检测效果。同时,为了便于比较,实验的所有设置都与第 3.1 节中的实验完全一致,具体结果见表 13 和表 14。

从表 13 和表 14 可以看出,针对 seam insertion 操作,在表格(50%,10%)、(50%,20%)、(50%,Mix)、(Mix,10%)和(Mix,Mix)5 个位置处,本文所提方法的检测率都高于 Sarkar 方法的检测率,尤其是在训练集参数为 50%或参数混合的情况下,这表明,我们所提出的方法在识别测试集参数较小或混合情况下的效果较好。而表格其他位置上的检测率虽然都比 Sarkar 方法的检测率要低,但是差异都较小。这是因为,在计算 Map 图时出现的错位现象对提取特征时有一定的影响,所以导致我们的检测率没有 Sarkar 方法高。而对 seam-carving 操作而言,只有在表格(20%,50%)、(Mix,20%)和(Mix,50%)这 3 个位置处的检测率稍低于 Sarkar 方法,其余位置的检测率都比 Sarkar 方法的要高,尤其是在(50%,10%)和(Mix,10%)两处。综上所述,本文所提方法在检测 carving 操作的效果上要优于 Sarkar 的方法。而在检测 insertion 操作时,Sarkar 方法的检测效果相对较好。这是由于,本文中所提出的 4 种新特征在区分原图与内容感知缩放图的效果上并不是十分显著,如图 9 与图 11 中前两个对比图显示的一样,特征

$F2$ 对大部分图像的区分效果不明显,特征 $F4$ 对后 110 幅图像的分类效果也不太明显,因此导致本文方法的检测率稍低于 Sarkar 方法的检测率((50%,10%)表示表格中训练集参数为 50%,测试集为 10%.其他同理).

Table 13 Seam insertion detection accuracy of Sarkar's method (%)

表 13 Sarkar 方法的 seam insertion 检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	100	88.53	0.40	2.80
20	100	100	68.13	98.43
50	100	100	100	100
Mix	99.93	96.73	55.93	67.20

Table 14 Seam carving detection accuracy of Sarkar's method (%)

表 14 Sarkar 方法的 seam carving 检测率(%)

Test	Train			
	10	20	50	Mix
10	93.73	78.00	10.13	18.47
20	98.00	97.47	67.33	78.93
50	99.20	99.73	98.67	99.40
Mix	98.00	93.27	56.73	65.60

4 结束语

本文提出了一种基于概率 Map 图统计特征的内容感知缩放检测算法,该算法首先利用概率 Map 图来检测图像中是否存在 CFA 特性,再根据检测的结果判断该图像是否经过内容感知缩放操作的篡改.并且,通过对概率 Map 图进行分析,还提出了 4 种新的统计特征,用于区分不同类别的图像.将提取的特征放入两种分类器中训练,然后进行分类测试,结果显示本文所提检测方法具有较高的检测效果.与 Sarkar 检测方法相比,对于 insertion 操作,Sarkar 方法的检测效果要优于我们的方法,但在参数较小或是混合情况下,本文所提方法的检测效果要比 Sarkar 方法好.而对于 carving 操作,本文所提方法要好于 Sarkar 的检测方法.接下来,我们将继续研究 Map 图,寻找更为合适的新特征来提高检测率.

References:

- [1] Avidan S, Shamir A. Seam carving for content-aware image resizing. *ACM Trans. on Graph*, 2007,26(3):10–16.
- [2] Sarkar A, Nataraj L, Manjunath BS. Detection of seam carving and localization of seam insertions in digital images. In: Felten EW, ed. *Proc. of the 11th ACM Workshop on Multimedia and Security*. New York: ACM, 2009. 107–116. <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=1597837>
- [3] Sheng GR, Gao TG, Fan L. Detection of content-aware image resizing for forensic applications. *Int'l Journal of Digital Crime and Forensics*, 2014,6(2):23–39. [doi: 10.4018/ijdcf.2014040102]
- [4] LU W, Wu M. Seam carving estimation using forensic hash. In: *Proc. of the 13th ACM Multimedia Workshop on Multimedia and Security*. 2011. 9–14. [doi: 10.1145/2037252.2037255]
- [5] Wei JD, Lin YJ, Wu YJ. A patch analysis method to detect seam carved images. *Pattern Recognition Letter*, 2014, 100–106. [doi: 10.1016/j.patrec.2013.09.026]
- [6] Ryu SJ, Lee HY, Lee HK. Detecting trace seam carving for forensic analysis. *IEICE Trans. Information and Systems*, 2014, 1304–1311. [doi: 10.1587/transinf.E97.D.1304]
- [7] Wattanachote K, Shih TK, Chang WL, Chang HH. Tamper detection of JPEG image due to seam modification. *IEEE Trans. Information Forensics and Security*, 2015, 2477–2491. [doi: 10.1109/TIFS.2015.2464776]
- [8] Yin T, Yang GB, Li LD, Zhang DY. Detecting seam carving based image resizing using local binary patterns. *Computer Security*, 2015, 130–141. [doi: 10.1016/j.cose.2015.09.003]
- [9] Ye JY, Shi YQ. A local derivative pattern based image forensic framework for seam carving detection. *IWDW Digital Forensics and Watermarking*, 2016, 172–184. [doi: 10.1007/978-3-319-53465-7_13]

- [10] Li JW, Zhao Y, Ni RR. Detection for processing history of seam insertion and contrast enhancement operation chain. In: Dai QH, Shimura T, eds. Proc. of the Int'l Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP). Beijing: SPIE/COS PHOTONICS ASIA, 2015. 235–238.
- [11] Ferrara P, Bianchi T, De Rose A, Piva A. Image forgery localization via fine-grained analysis of CFA artifacts. IEEE Trans. on Information Forensics and Security, 2012,7(5):1566–1577. [doi: 10.1109/TIFS.2012.2202227]
- [12] Dempster AP, Laird NM, Rubin DB. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. Journal of the Royal Statistical Society, 1977,39(1):1–38.



胡浩慧(1992—),女,江西新余人,硕士,主要研究领域为数字图像篡改取证.



赵耀(1967—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 杰出会员,主要研究领域为图像/视频编码与传输,数字水印与数字取证,媒体内容分析与理解.



倪蓉蓉(1976—),女,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为图像与视频处理,模式识别,数字水印与数字取证.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn