

基于扩展马尔科夫特征的 Seam-Carving 篡改检测

盛国瑞^{1,2}, 高铁杠¹, 范礼¹, 高琳¹, 杨福圣¹, 张顺¹

(1. 南开大学 软件学院, 天津 300071; 2. 鲁东大学 信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025)

摘 要: 针对能够用于图像篡改的 Seam-Carving 技术, 提出了一种基于扩展的马尔科夫特征的 Seam-Carving 篡改识别算法。该算法充分考虑了 Seam-Carving 操作导致的图像频域特征的变化, 将传统的利用马尔科夫转移概率矩阵求取的图像特征和基于扩展的马尔科夫转移概率特征进行融合, 而后利用支持向量机进行分类训练, 从而达到有效识别基于 Seam-Carving 的图像篡改。实验结果表明, 提出的方案性能优于传统的基于马尔科夫转移矩阵的特征选择方法以及现有的一些该类图像篡改检测方法。

关键词: 图像取证; 图像篡改; Seam-Carving; 马尔科夫特征; 图像缩放

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)06-0039-08

Seam-Carving forgery detection based on expanded Markov features

SHENG Guo-ru^{1,2}, GAO Tie-gang¹, FAN Li¹, GAO Lin¹, YANG Fu-sheng¹, ZHANG Shun¹

(1. College of Software, Nankai University, Tianjin 300071, China;

2. College of Information and Electric Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China)

Abstract: To deal with the digital image forgery using Seam-Carving, a detection algorithm based on expanded Markov features was proposed. The algorithm takes full account of the image frequency domain change caused by Seam-Carving operation, merges the features based on traditional and expands Markov transfer-probability matrix. Trained by SVM, the merged Markov feature can identify the Seam-Carving forgery more effectively. The experiment result shows that the performance of the proposed method is better than that of the method based on traditional Markov features and other existing methods.

Key words: image forensics; image forgery; Seam-Carving; Markov feature; image resizing

1 引言

随着数字技术的快速发展, 数字图像编辑工具如 GIMP 和 Adobe Photoshop 在为人们提供数字图像编辑便利性的同时, 也为数字图像的篡改和滥用提供了可能。而如果篡改和伪造的图像被大量地用于正式媒体、科学发现、保险和法庭证物等, 将对社会稳定以及人们的正常生活秩序产生严重的影响, 虚假照片不仅会歪曲事实和客观世界的本来面目, 也有可能影响司法公正。因此, 如何确认一幅图像的真伪就显得非常重要, 数字图像取证技术为图像真假的辨别提供了一种良好的技术手段。

目前, 数字图像取证技术主要分为主动取证和被动取证两大类。主动取证技术采取的手段是预先在图像中加入先验信息, 在需要检验图像真实性时提取这些信息并与原始嵌入信息进行比较, 以此可以确认图像真伪。数字图像常用的主动取证方法是数字水印技术^[1-4], 该技术主要利用数字图像中存在的冗余信息随机性地把版权信息嵌入其中, 如今, 也有很多数码相机支持拍摄时自动嵌入水印。显然, 对于海量的数字图像, 有时并不能预先知道哪一幅图片需要被辨别, 因此, 基于数字水印技术的取证技术存在很大的局限性。而被动取证则不同, 它不需要对图像预先进行任何处理, 对于任意

收稿日期: 2013-06-27; 修回日期: 2013-08-26

基金项目: 天津市自然科学基金重点项目 (11JCZDJC16000)

Foundation Item: The Key Project of National Natural Science Foundation of Tianjin (11JCZDJC16000)

给定的一幅图像,利用数字信号处理等智能信息处理方法,就能够对图像的真实性进行辨别,这样,被动取证技术就显得应用面更加广泛,因此,被动取证技术已经成为近年来热门的研究方向之一。

对图像进行篡改常见的方法有复制—粘贴、拼接、重采样等。复制—粘贴篡改是把图像中的一部分内容复制到本图像或其他图像中用以隐藏或者复制一个物体或人物,这种篡改的取证主要通过检测一幅图像中是否存在一块或多块的相似区域来进行,利用图像频域特征进行这种篡改检测可以取得良好性能^[5,6];图像拼接把 2 幅或者多幅图像合成为一幅图像,这种篡改的取证技术主要利用图像高阶矩、双向干谱等特征进行检测^[7,8];重采样包括对图像进行缩放、旋转、部分伸缩等操作,这些操作都需要对原始图像进行重新采样并会在篡改后图像中产生周期性相关性而被检测出。

Avidan、Shai 于 2007 年提出了一种新颖高效的数字图像缩放方法叫做基于内容感知的图像缩放,或称 Seam-Carving 和 Seam-Insertion 方法(以下简称为 Seam-CI)^[9]。该方法可以对图像进行缩放而尽量避免细节的拉伸扭曲变形,它已经被加入到 Adobe Photoshop CS4 中作为其一项功能,并作为插件加入到 GIMP。利用该方法不仅可以进行图像缩放,也可以用来进行一些恶意篡改,比如移除图像中的某个物体。针对这种形式的图像篡改,目前研究很少,在仅有的文献中,Wu 提出了一种基于散列的预测判别方法,这是一种主动取证方法^[10],应用受到一定限制;Fillion 提出了一种融合特征后用于 SVM(support vector machine)训练,但是只对缩放比例较小的 Seam-CI 图像识别效果较好^[11];Sarkar 提出了一种基于马尔科夫特征的检测方法并具有较好的识别率^[12]。

在充分考虑 Seam-CI 篡改方式的基础上,本文提出一种利用扩展的马尔科夫特征进行 Seam-CI 篡改检测的方法,通过对传统意义的马尔科夫特征进行扩展使新特征克服了传统马尔科夫特征的一个重要缺陷,即对放大比例较大的情况不够敏感,从而在整体上大大提高了检测的准确率。对不同种类图像的扩展马尔科夫特征通过 SVM 进行分类训练,从而达到识别图像篡改的目的。针对前期检测 Seam-CI 篡改的相关工作所采用的图像库较为片面的情况,实验采用全面反映各种纹理特征的 11 大

类图像作为基础图库并在此基础上创建 Seam-CI 篡改图像库,使实验结果具有更好的可信性,结果同时也表明论文提出的算法具有更高的识别率。

2 Seam-CI 方法简介

Seam-CI 方法是由 Avidan、Shai 提出的一种基于内容的图像缩放技术^[9]。通常来讲,改变图像大小的方式有裁剪和尺度缩放 2 种方式。裁剪可以减小图像的尺寸,但是只能在图像的边界进行操作,如果图像边界恰恰包含重要的信息,那么这种方法就是不可取的。由于裁剪仅仅是去掉边界的一些像素,剩余的图像部分与裁剪前没有任何变化,因此无法通过统计特征来判断图像是否经过裁剪。尺度缩放同样无视图像的具体内容,一般通过对整幅图像进行插值算法来进行,也会因此引入相邻像素间的相关性,该相关性取决于缩放比例和采用的具体插值算法,对这些相关性的检测可以实现图像缩放的盲取证。

Seam-CI 方法是通过查找“细缝(seam)”来进行图像缩放的。所谓“细缝”,是一条水平(从左至右)或竖直(从上至下)的穿越整幅图像的八连通的像素所构成的一条线。细缝在每一列(水平细缝)或者每一行(竖直细缝)都有且只有一个像素,相邻行(竖直细缝)或者相邻列(水平细缝)的 2 个像素都是八连通的。细缝元素的选择策略将会保证整条细缝的总能量值最低。通过成功地移除或者添加细缝,可以在水平或竖直方向上对图像进行缩放。被移除或被添加的细缝总是能量值总和最小的一种选择,图像的主要细节(也就是能量值较高的细缝)会得以保存。这是因为低能量值的像素往往存在于图像的低频(平滑)部分,去掉或添加这种像素一般不会对图像的细节信息产生太大的影响,因此也就会有更好的视觉效果。图 1 展示了利用 Seam-CI 方法对一幅图片进行伸缩后的效果以及与普通方法伸缩图像的效果对比。从图中可以很明显地看出,用插值方法伸缩图像得到的结果(如图 1(b)和图 1(c)所示)中,细节部分(示例图像中主要就是树和白云)发生了拉伸和扭曲;直接用裁剪方法缩小的图像(如图 1(d)所示)则保留了一些细节(树)而失去了一些细节(白云);而用 Seam-CI 方法得到的结果(如图 1(e)和图 1(f)所示)就最大程度地保证了细节部分不发生变化,视觉效果也就好得多。

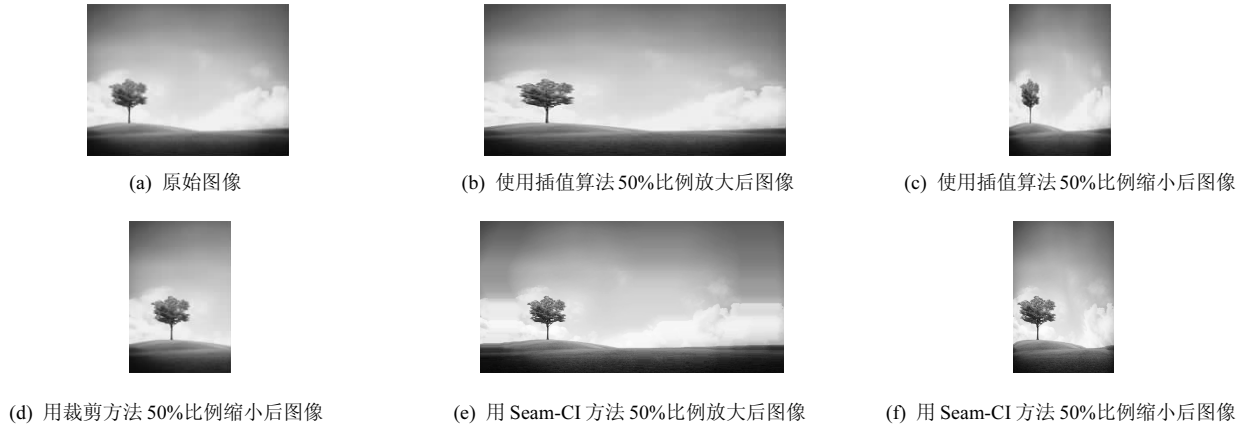


图1 图像通过插值、裁剪和 Seam-CI 方法进行缩放后的效果

查找细缝的目的是为了通过细缝的删减或复制对图像进行细节无损的缩放，因此细缝至少应满足2点：一是细缝的去除不能影响图像原本的规则矩形形状；二是细缝所包含的元素能量值尽可能低，以确保细缝的去除或添加不影响细节，保证整体的视觉效果。

为了满足不影响图像的原始矩形形状，要求细缝在每一行有且仅有一个像素并且相邻像素八连通。以一幅 $N_1 \times N_2$ 大小的图像为例，如果简单地将所有像素按能量值升序排序并按从小到大移除最小的前 N_1 个像素，那么图像每行移除的像素个数必然会不同（相同的几率几乎为0）。如果简单地从每一行取此行中能量值最小的像素去除，那么因为去除或添加这些像素后难免会损害图像的内容并且产生锯齿形效果。可行的处理方法就是移除具有全局最小能量值的相邻像素八连通的细缝。

对于一幅 $N_1 \times N_2$ 大小的图像，它的一条垂直细缝如式(1)所示。

$$s^x = \{s_i^x\}_{i=1}^{N_1} = \{i, x(i)\}_{i=1}^{N_1}, s.t. \forall i, |x(i) - x(i-1)| \leq 1 \quad (1)$$

其中， s 代表一条特定细缝所包含的像素集合。若一条细缝含有 N_1 个像素，这 N_1 个像素的具体位置由 $\{a_i, b_i\}_{i=1}^{N_1}$ 给出（ (a, b) 代表图像中第 a 行第 b 列），那么细缝 s 可以表示为 $s = \{a_i, b_i\}_{i=1}^{N_1}$ 。当移动一条垂直细缝时，每行中被移除元素的邻接元素需要左移或右移以递补被移除元素。

为了满足细缝所包含元素的能量值尽可能低，需要一个求得每一个像素能量值的策略和求得一条总能量值最小细缝的策略。式(2)是求取某个具体

像素能量值的函数，其中， I 代表图像强度矩阵，此函数用以找到能量值低的像素

$$e_1(I) = \left| \frac{\partial}{\partial x} I \right| + \left| \frac{\partial}{\partial y} I \right| \quad (2)$$

按照式(1)，细缝 s 中的像素集可以表示为 $I_s = \{I(s_i)\}_{i=1}^{N_1} = \{I(i, x(i))\}_{i=1}^{N_1}$ 。其中最优细缝定义如式(3)所示，为

$$s^* = \min_s \{E(s)\} = \min_s \left\{ \sum_{i=1}^{N_1} e_1(I(s_i)) \right\} \quad (3)$$

最优细缝的查找计算可以通过动态程序设计实现。从第二行开始至最后一行，对于特定的像素（行 i ，列 j ），上一行与之能构成连通的只有3个像素 $(i-1, j-1)$ 、 $(i-1, j)$ 和 $(i-1, j+1)$ ，可以通过式(4)确定选取哪一个能得到最小能量值的细缝。

$$M(i, j) = e_1(i, j) + \min(M(i-1, j-1), M(i-1, j), M(i-1, j+1)) \quad (4)$$

其中， $M(i, j)$ 表示经过 (i, j) 点的细缝从第一行至 (i, j) 处这段细缝的总能量值。这样，按式(4)从第二行开始向下计算，当计算到最后一行的各个像素时，对应此行每个像素的 $M(i, j)$ 值也就代表了各条细缝最终的能量值，找出此行各个 $M(i, j)$ 值中的最小值并锁定位置 (i, j) ，然后从 (i, j) 处开始回溯，逐行找到这条细缝在该行的元素，最终找到完整的细缝。比如对于缩小图像而言，可以把能量值最小的若干细缝直接删除掉。

放大图像和缩小图像对细缝的操作有着不同的策略。对于放大图像，需要插入细缝，对于选择的每条细缝，每个像素被移除取而代之的是2个新的像素，这2个新像素值由式(5)给出。比如， $\{a_1, a_2, a_3\}$

是 3 个相邻的像素，并且 a_2 是细缝中的元素，那么在插入细缝时，这 3 个像素将变化为 4 个像素： $\{a_1, b_1, b_2, a_3\}$ ， b_1 、 b_2 的值由式(5)给出。

$$b_1 = \text{round}\left(\frac{a_1 + a_2}{2}\right), b_2 = \text{round}\left(\frac{a_2 + a_3}{2}\right) \quad (5)$$

如果选中的细缝恰巧在图像的边界，那么细缝上的像素将被保留而只添加一个像素。比如， $\{a_1, a_2\}$ 是 2 个相邻像素， a_1 或者 a_2 属于细缝并且是边界像素，那么添加一个像素后为 $\{a_1, b, a_2\}$ ， b 的值由式(6)求得

$$b = \text{round}\left(\frac{a_1 + a_2}{2}\right) \quad (6)$$

3 基于马尔科夫特征的 Seam-CI 篡改检测

Seam-Carving 操作并不会向图像中添加新的像素，但是像素的去除仍然会引起细缝相邻像素间的相关性发生变化。如果去除的细缝达到一定的数量，那么相邻像素间相关性的变化将会非常明显，无论移除垂直细缝还是水平细缝，都将影响到水平方向、垂直方向和对角线方向的相邻像素。而 Seam-Insertion 操作则会有引入新的像素，这将会造成细缝像素相邻像素之间相关性的变化。

图像内容的相关性可以从空域或频域进行分析，空域主要计算并分析图像相邻像素间的差异，而频域则是分析图像的频率能量差。而马尔科夫过程可以很好地描述图像像素空间连续性和像素间相关性，其描述方式可以采用马尔科夫转移概率矩阵。利用图像频域的马尔科夫转移概率矩阵进行 Seam-CI 篡改检测的过程可以分为以下几个步骤。

1) 对源图像进行 8×8 块离散余弦变换，得到相关的 DCT 系数矩阵。

2) 将 DCT 系数进行取整然后取绝对值（将此步得到的矩阵标记为 F ）。

3) 计算 F 水平方向和竖直方向的差矩阵

$$\begin{aligned} F_h(u, v) &= F(u, v) - F(u + 1, v) \\ F_v(u, v) &= F(u, v) - F(u, v + 1) \end{aligned} \quad (7)$$

4) 引入一个阈值 T （正整数），对 F_h 和 F_v 中的值进行逐一验证，若比 T 大或者比 $-T$ 小，则相应地将该值设为 T 或者 $-T$ 。

5) 对 F_h 和 F_v 分别在水平和竖直方向求转移概率矩阵

$$\left\{ \begin{aligned} P1_h &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-2} \sum_{v=1}^{s_v} \delta(F_h(u, v) = i, F_h(u + 1, v) = j)}{\sum_{u=1}^{s_u-2} \sum_{v=1}^{s_v} \delta(F_h(u, v) = i)} \\ P1_v &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-1} \sum_{v=1}^{s_v-1} \delta(F_h(u, v) = i, F_h(u, v + 1) = j)}{\sum_{u=1}^{s_u-1} \sum_{v=1}^{s_v-1} \delta(F_h(u, v) = i)} \\ P2_h &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-1} \sum_{v=1}^{s_v-1} \delta(F_v(u, v) = i, F_v(u + 1, v) = j)}{\sum_{u=1}^{s_u-1} \sum_{v=1}^{s_v-1} \delta(F_v(u, v) = i)} \\ P2_v &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u} \sum_{v=1}^{s_v-2} \delta(F_v(u, v) = i, F_v(u, v + 1) = j)}{\sum_{u=1}^{s_u} \sum_{v=1}^{s_v-2} \delta(F_v(u, v) = i)} \end{aligned} \right. \quad (8)$$

其中， $i, j \in \{-T, -T + 1, -T + 2, \dots, 0, \dots, T - 2, T - 1, T\}$ ， s_u, s_v 表示图像的原始行数和列数，当括号内条件成立时 $\delta(\cdot) = 1$ ，否则 $\delta(\cdot) = 0$ 。

6) 所有状态转移概率矩阵中的元素作为进行图像 Seam-CI 检测的特征。此特征的维数是 $(2T+1) \times (2T+1) \times 4 = 324(T=4)$ 。

4 基于扩展的马尔科夫特征的 Seam-CI 篡改检测

4.1 特征提取

显然，上述描述的基于马尔科夫转移概率的图像特征可以很好地体现相邻像素的相关性变化。但是，如果基于 Seam-CI 操作的放大比例偏大（比如，放大比例大于 50%），意味着插入细缝的数目将会很多，并且集中在图像的部分区域，这些插入的局部区域大量细缝会造成该区域 DCT 相邻系数差值非常相似，导致无法利用式(7)产生的差值矩阵反映这种利用 Seam-CI 进行大比例图像放大所产生的变化，也就使得式(8)产生的特征无法很好地识别这种 Seam-CI 篡改，因为该特征只能较好体现近距离像素频率变化较为明显的情况。为了解决这个问题，考虑在求解差矩阵和状态转移概率矩阵的过程中，将步长适当调大（从 1 调整到 n ），以反映较大距离的像素状态变化。 n 的取值不能太小，否则不能很好体现大面积插入细缝的情况； n 的取值也不能太大，因为反映距离太大的 2 个 DCT 系数的相关性本身没有意义。通过大量实验证明了 n 取值 4 得到最好的效果。将 n 取值 1 所得到的特征与 n 取值 4 所得到的特征进行融合而取得新的特征，可以更有地区分正常图像和经 Seam-CI 篡改后的图像。

步长改为 n 后具体求解过程如式(9)和式(10)所示。

计算 F 水平方向和竖直方向的差矩阵

$$\begin{aligned} F_h(u, v) &= F(u, v) - F(u+n, v) \\ F_v(u, v) &= F(u, v) - F(u, v+n) \end{aligned} \quad (9)$$

对 F_h 和 F_v 分别在水平和竖直方向求转移概率矩阵

$$\left\{ \begin{aligned} P3_h &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-2n} \sum_{v=1}^{s_v} \delta(F_h(u, v)=i, F_h(u+n, v)=j)}{\sum_{u=1}^{s_u-2n} \sum_{v=1}^{s_v} \delta(F_h(u, v)=i)} \\ P3_v &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-n} \sum_{v=1}^{s_v-n} \delta(F_h(u, v)=i, F_h(u, v+n)=j)}{\sum_{u=1}^{s_u-n} \sum_{v=1}^{s_v-n} \delta(F_h(u, v)=i)} \\ P4_h &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u-n} \sum_{v=1}^{s_v-2n} \delta(F_v(u, v)=i, F_v(u+n, v)=j)}{\sum_{u=1}^{s_u-n} \sum_{v=1}^{s_v-2n} \delta(F_v(u, v)=i)} \\ P4_v &= \frac{\sum_{u=1}^{s_u} \sum_{v=1}^{s_v-2n} \delta(F_v(u, v)=i, F_v(u, v+n)=j)}{\sum_{u=1}^{s_u} \sum_{v=1}^{s_v-2n} \delta(F_v(u, v)=i)} \end{aligned} \right. \quad (10)$$

这样, 经式(10)求得大小为 $(2T+1) \times (2T+1) \times 4=324$ ($T=4$) 维的特征向量, 将新求得特征向量与式(8)求得特征进行融合, 得到 648 维的最终特征向量。

4.2 分类训练

支持向量机 (SVM) 在小样本、高维数据的分类中具有较好的性能^[13]。本文利用 SVM 作为分类器, 对上述融合的图像特征进行分类。这样, 可以将经过 Seam-CI 篡改的图像和正常图像的检测归结为一个分类问题。经过 SVM 分类后, 可以对这 2 类图像进行区分。

5 实验过程与结果分析

实验采用被广泛使用和承认的哥伦比亚图像库^[14], 该图像库由 933 张正常图片和 912 张拼接图片组成。其中, 933 张正常图片由 11 个大类组成, 分别对应纹理分布的不同情况。具体情况如下。

- 1) 纹理(T): 具有均匀纹理的图像。
- 2) 平滑(S): 均匀平滑的图像。
- 3) 纹理—平滑—垂直(TS-V): 同时具有纹理和平滑 2 部分, 并且这 2 部分有垂直分界的图像。
- 4) 纹理—平滑—水平(TS-H): 同时具有纹理和平滑 2 部分, 并且这 2 部分有水平分界的图像。
- 5) 纹理—平滑—其他(TS-O): 同时具有纹理和平滑 2 部分, 并且这 2 部分分界明显, 且分界线既不垂直也不水平的图像。
- 6) 纹理—纹理—垂直(TT-V): 在两纹理区域间具有垂直分界的图像。
- 7) 纹理—纹理—水平(TT-H): 在两纹理区域间具有水平分界的图像。
- 8) 纹理—纹理—其他(TT-O): 在两纹理区域间具有明显分界, 且分界线既不垂直也不水平的图像。
- 9) 平滑—平滑—垂直(SS-V): 在两平滑区域间具有垂直分界的图像。

10) 平滑—平滑—水平(SS-H): 在两平滑区域间具有水平分界的图像。

11) 平滑—平滑—其他(SS-O): 在两平滑区域间具有明显分界, 且分界线既不垂直也不水平的图像。

由于目的是检测细缝相关操作, 因此只采用 933 张正常图片作为原始图像集, 分别对原始图像集采用 Seam-Carving 方法按照 0.8、0.5 的比例对原始图像进行缩小, 采用 Seam-Insertion 方法按照 1.2、1.5 的比例进行放大, 这样得到 $4 \times 93=3732$ 数量的篡改图像集。SVM 训练所用的图像和最后分类实验的图像均来自原始图片集和篡改图片集。由于该图像集合非常全面地包含了可能出现的各种纹理情况, 因此在该图像集上取得的结果应该具有很好的代表性。其中一些示例图片如图 2 所示。

实验中采用 SVM 作为分类器, 特别选择了使

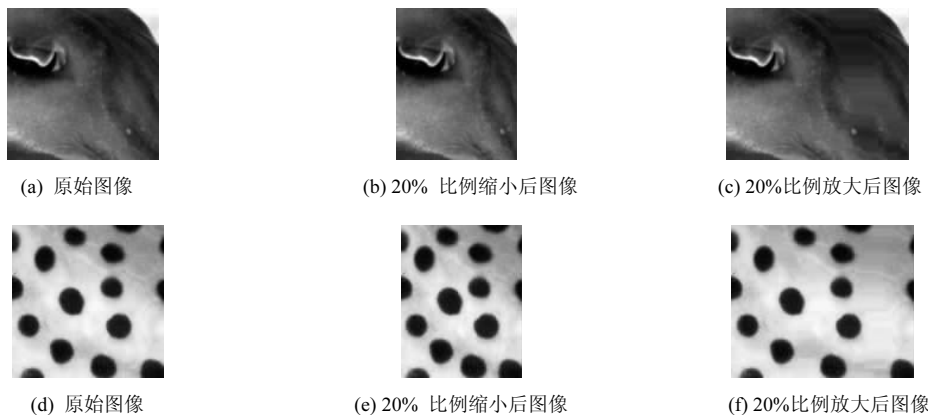


图 2 用 Seam-CI 方法缩放图像的效果

用 RBF 核的 LIBSVM^[15]。分类过程中所有正常图像标记为“-1”，所有缩放过的图像标记为“+1”。于是问题就转化为一个二值分类问题。使用 LIBSVM 对部分原始图像和篡改图像的混合集进行训练并对挑选出的部分测试集（含正常图像和按各种比例进行缩放的篡改图像）进行分类测试。

为了保证实验结果的可比较性，以下所有实验是在上述的图像集中完成，分类器的设置也都如以上所述。软件平台采用 Matlab R2009a，硬件平台是处理器为 AMD Phenom 2.6 GHz 的 PC。训练图片与测试图片的选择在 11 大类中交叉进行，以保证训练图片和测试图片不重复，最大限度保证结果的可信性。其中，正常图片训练集在 11 大类中每类各取 20 张，构成 220 张的正常图片集；因为篡改图像是针对 0.5、0.8、1.2、1.5 共 4 个系数进行缩放，因此针对每类图像，分别从每个缩放系数对应的篡改图像集中选取 5 张，得到 $4 \times 5 = 20$ 张，11 类图像共获得 220 张篡改训练集图像。综上所述，训练集由 440 幅图像组成，正常和篡改图像各 220 张。

5.1 实验结果

经大量实验，求取差矩阵和转移概率矩阵时取 $T=4$ 能够更好地达到检测正确率与运算复杂度的平衡。对步长 n 取 4 以反映适当距离的元素相关性变化， n 取值过大会使距离过远从而求得的元素相关性失去意义，取值过小就会使新特征与未扩展特征十分相似，未能体现更远元素间的相关性变化。对含有正常图像和篡改图像各 220 幅的训练集进行训练，然后对 11 大类图像逐一选取正常和篡改后各 50 幅图像分别检测正确率，结果如表 1 所示。其中，TPR (true positive rate) 代表在待检测所有篡改图像中成功检出的比率；TNR (true negative rate) 代表在待检测所有正常图像中成功检出的比率。Accuracy 代表待检测所有图像（包含正常的和篡改的）总的成功检出比率。All 代表所有测试图像总的检测结果（待检图像共 $11 \times 50 \times 2 = 1\ 050$ 幅）。

从表 1 可以看出，包含所有 11 大类的篡改图像中（共 525 幅图像）正确检出率可以高达 90%，尤其是针对纹理清晰的图像表现出很高的识别正确率，针对平滑为主的图像表现略差；包含所有 11 大类的正常图像中（共 525 幅图像）正确检出率也可达到 88.57%，同样是纹理图像的分类效果比平滑图像的分类效果要好一些，原因是纹理丰富的图像像素间的变化更显著，相关性更强，所以体现在转

移概率矩阵中也具有更明显的特征。考虑到进行篡改的图像绝大多数是纹理较为复杂的图像，本算法在实际应用中应该具有很强的分辨识别能力。实验结果对应的 ROC(receiver operating characteristic curve)曲线如图 3 所示。

表 1 使用扩展后马尔科夫特征 11 类图像的检测结果

图像	TPR/%	TNR/%	Accuracy/%
Au-S	90	84	87
Au-SS-H	84	78	81
Au-SS-O	100	84	92
Au-SS-V	85	92	88
Au-T	86	82	84
Au-TS-H	94	90	92
Au-TS-O	84	86	85
Au-TS-V	90	94	92
Au-TT-H	92	94	93
Au-TT-O	92	98	95
Au-TT-V	92	94	93
All	90	88.6	89.3

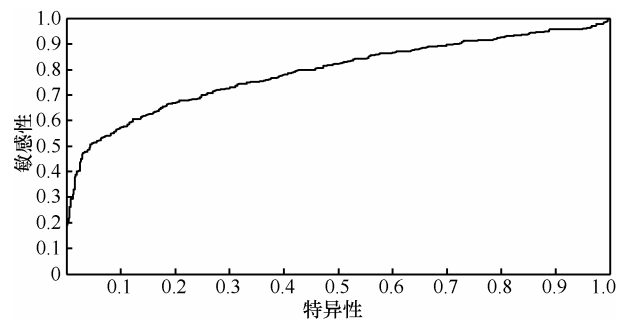


图 3 使用扩展后马尔科夫特征检测结果的 ROC 曲线

5.2 相关实验的比较

针对 Sarkar 提出的检测算法^[12]，本文也通过实验验证了这种未经扩展的马尔科夫特征用于 Seam-CI 检测的效果。为便于比较分析，实验环境与设置与上述实验完全一致，具体结果如表 2 所示。

通过表 2 可以看出，采用未扩展的马尔科夫特征进行 Seam-CI 检测也可以达到比较满意的效果，但由于其特征只专注于 8×8 块块内的元素相关性，因此对篡改幅度较大的图像缺乏有效的判断力从而造成整体检测正确率明显低于前面提出的采用扩展后马尔科夫特征的检测效果。通过表 2 也可以发现，采用未扩展马尔科夫特征对纹理较为丰富清晰的图像同样具有更好的效果，对平滑图像结果略

差，这些都可归因为转移概率矩阵获得的特征更适合表现纹理图像的相关性变化。通过 ROC 曲线的比较能更直观地反映出本文所提算法的优越性，如图 4 所示。可以看出扩展后马尔科夫的实验结果曲线 AUC(area under the curve)值更高，也表明预测结果更准确。

表 2 使用未扩展马尔科夫特征 11 类图像的检测结果

图像	TPR/%	TNR/%	Accuracy/%
Au-S	74	92	83
Au-SS-H	76	66	71
Au-SS-O	90	70	80
Au-SS-V	90	82	86
Au-T	96	82	89
Au-TS-H	88	80	84
Au-TS-O	92	68	80
Au-TS-V	92	66	79
Au-TT-H	94	76	85
Au-TT-O	94	96	95
Au-TT-V	83	91	87
All	88	79	83.5

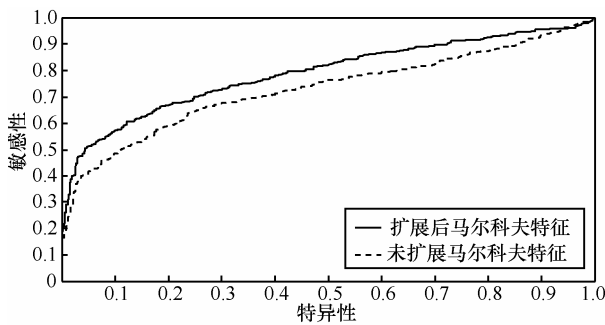


图 4 使用未扩展与扩展后马尔科夫特征检测结果的 ROC 曲线对比

本文算法与 Sarkar 提出的检测算法^[12]和 Fillion 所提出的融合特征算法^[11]在各种压缩比例的 Seam-CI 篡改图像集上总的测试结果比较如表 3 所示，可以看出本文算法在整体效果上的优越性。

表 3 本文算法与 Sarkar 和 Fillion 算法的比较

算法	TPR/%	TNR/%	Accuracy/%
Sarkar	88	79	83.5
Fillion	91	80.4	85.7
本文算法	90	88.6	89.3

6 结束语

本文提出了一种基于 Seam-CI 篡改的检测算

法。算法对数字图像的基于 DCT 域的马尔科夫特征进行扩展，使这些特征不仅局限于反映相邻元素相关性，也能够反映更大范围元素间的相关性。扩展后特征能有效应对放大比例较大的情况，提高了 Seam-CI 篡改图像的检测率。采用全面反映各种纹理特征的 11 大类图像作为基础图库并在此基础上创建 Seam-CI 篡改图像库，通过提取的扩展后马尔科夫特征对相当数量的正常图像集和篡改图像集使用 SVM 进行训练，然后对测试集进行分类测试，结果表明本文所提算法与未扩展马尔科夫特征相关算法相比在分类准确率上得到了很大的提升，这些扩展后的特征能够更有效地用于图像的 Seam-CI 篡改检测。下一步将对马尔科夫特征的扩展步长和 Seam-CI 操作的比例关系进行研究，以使该检测算法更加高效与实用。

参考文献:

- [1] REY C, DUGELAY J L. A survey of watermarking algorithms for image authentication[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2002, (1):613-621.
- [2] POTDAR V M, HAN S, CHANG E. A survey of digital image watermarking techniques[A]. 2005 3rd IEEE International Conference on Industrial Informatics, INDIN'05[C]. Perth, WA, Australia, 2005. 709-716.
- [3] 张家树, 田蕾. 一种新的基于密钥的混沌数字水印方法[J]. 通信学报, 2004,25(8):96-101.
ZHANG J S, TIAN L. A new chaotic digital watermarking method based on private key[J]. Journal on Communications,2004, 25(8): 96-101.
- [4] 和红杰, 张家树. 基于混沌置乱的分块自嵌入水印算法[J]. 通信学报, 2006, 27(7):80-86.
HE H J, ZHANG J S. Chaos-based scramble self-embedding watermarking algorithm[J]. Journal on Communications, 2006, 27(7): 80-86.
- [5] CAO Y J, GAO T G, FAN L. A robust detection algorithm for copy-move forgery in digital images[J]. Forensic Science International, 2012, 214(1-3):33-43.
- [6] PAN X, LYU S. Region duplication detection using image feature matching[J]. Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, 2010, 5(4):857-867.
- [7] NG T T, CHANGS F. Blind detection of photomontage using higher order statistics[A]. Proceedings of the 2004 International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS'04[C]. IEEE Vancouver, Canada, 2004.688-691.
- [8] NG T T, CHANG S F. A model for image splicing[A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. Singapore, 2004.1169-1172.
- [9] AVIDAN S, SHAMIR A. Seam carving for content-aware image resizing[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2007, 26(3):10.
- [10] LU W, WU M. Seam carving estimation using forensic hash[A]. Proceedings of the Thirteenth ACM Multimedia Workshop on Multimedia and Security[C]. ACM, New York, USA, 2011.9-14.

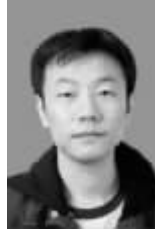
[11] FILLION C, SHARMA G. Detecting content adaptive scaling of images for forensic applications[A]. IS&T/SPIE Electronic Imaging, Proc SPIE 7541, Media Forensics and Security II[C]. San Jose, California, 2010.75410Z-75410Z-12.

[12] SARKAR A, NATARAJ L, MANJUNATH B S. Detection of seam carving and localization of seam insertions in digital images[A]. Proceedings of the 11th ACM Workshop on Multimedia and Security[C]. ACM, New York, USA, 2009.107-116.

[13] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3):273-297.

[14] NG T T, CHANG S F. A Data Set of Authentic and Spliced Image Blocks[R]. Technical Report 203-2004-3, Columbia University, 2004.

[15] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM:a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3):27.



范礼 (1982-), 男, 天津人, 南开大学博士生, 主要研究方向为数字图像处理与模式识别、机器视觉、信息隐藏。



高琳 (1980-), 男, 天津人, 南开大学博士生, 主要研究方向为数字水印和数字图像取证技术。

作者简介:



盛国瑞 (1980-), 男, 山东烟台人, 南开大学博士生, 主要研究方向为数字图像取证和数字水印。



杨福圣 (1984-), 男, 天津人, 南开大学博士生, 主要研究方向为多媒体信息安全、图像取证。



高铁杠 (1966-), 男, 河北河间人, 南开大学教授, 主要研究方向为数字媒体安全技术、软件工程。



张顺 (1986-), 男, 山东莱州人, 南开大学博士生, 主要研究方向为数字水印、信息隐藏和多媒体信息安全。

(上接第 38 页)

[11] HAO X R, CAI A, ZHUANG B J. A new encoder rate-allocation method for distributed video coding[J]. Front Electr Electron Eng China, 2011, 6(4): 535-541.

[12] TEDMORI S, AI-NAJDAMI N. Hierarchical stochastic fast search motion estimation algorithm[J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1): 21-28.

[13] BRITES C, PEREIRA F. An efficient encoder rate control solution for transform domain Wyner-Ziv video coding[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(9): 1278-1292.

[14] BRITES C. Exploiting Correlation Noise modeling in Wyner-Ziv Video Coding[D]. Lisbon, Portugal: Technical University of Lisbon, 2011.

[15] The DISCOVER codec evaluation[EB/OL]. <http://www.img.lx.it.pt/~discover/home.html>.

作者简介:



陈健 (1968-), 男, 江苏如东人, 博士, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为认知网络、多媒体传感器网络及通信对抗技术。

惠超 (1989-), 男, 陕西三原人, 西安电子科技大学硕士生, 主要研究方向为视频编码与通信。

阔永红 (1967-), 女, 陕西宝鸡人, 博士, 西安电子科技大学教授, 主要研究方向为认知网络、智能信号处理。