基于局部二值模式方法的 USM 锐化图像检验

全永志,高树辉*,杨孟京,姜晓佳,何欣龙中国人民公安大学刑事科学技术学院,北京 100038

摘要 提出一种反锐化掩模(USM)锐化检验方法。采用局部二值模式方法(LBP)检测图像边缘特征,利用支持向量机进行分类,然后检测图像是否被锐化。针对不同的锐化强度,对比不同 LBP 检测模式,筛选出最优检测方式。实验结果表明,LBP 方法能达到较好的 USM 锐化检测效果,其中旋转不变模式的检测效果最好,在弱锐化情况下检出率仍能达到 90%,优于现有文献中各类方法的检测性能。

关键词 图像处理; 反锐化掩模锐化; 局部二值模式; 支持向量机

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.121002

USM Sharpening Image Detection Based on Local Binary Pattern Method

Quan Yongzhi, Gao Shuhui*, Yang Mengjing, Jiang Xiaojia, He Xinlong School of Forensic Science, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

Abstract Herein, a method for unsharp masking (USM) sharpening detection is proposed. First, the local binary pattern (LBP) method is used to detect the edge features in an image. Then, a support vector machine is used for classification to detect whether the image is sharpened. Subsequently, the different LBP detection modes are compared in terms of the resulting sharpening intensity to select the optimal detection method. The experimental results show that the LBP method can achieve a relatively good USM sharpening detection effect. The rotation-invariant mode provides the best detection performance, providing a detection rate of up to 90% under the condition of weak sharpening, which is better than those achieved by the existing methods.

Key words image processing; unsharp masking sharpening; local binary pattern; support vector machine **OCIS codes** 100.2000; 100.4994; 100.2980

1 引 言

随着数字图像的不断发展,图像编辑软件也在不断完善,并趋于平民化,这令非专业人士也能对图片内容进行专业的更改和编辑。原本用于记录事物原始性的图像,其真实性有时会受到质疑。因此,数字图像真伪检验一直是图像物证鉴定的研究热点。

数字图像真伪检验分为主动检验和被动检验^[1],主动检验需要预先在图片中加入数字水印或者数字签名;而被动检验不依赖任何预设信息,在数字取证中具有更广泛的应用。目前,被动检验已经取得了诸多成果,例如,利用彩色滤波阵列(CFA)插值效应检测定位伪造区域^[2];利用光照不一致性

检验伪造^[3-4];利用奇异值分解(SVD)方法检验重采样^[5];以及利用卷积神经网络混合模型检测双重 JPEG (Joint Photographic Experts Group) 压缩^[6]等。

反锐化掩模(USM)锐化是图片编辑操作中常用的方法[⁷]。目前对于 USM 锐化检测的方法并不多,常用的方法是基于边缘建模。2009 年,曹刚等^[8-9]提出了图像锐化检测的思想,提出基于直方图差异和振铃效应的检验方法,并与 Fridrich 课题组合作开展了数字图像锐化操作取证的研究^[10-11];之后,他们又提出了一种通过分析过冲效应的机理进行设计的检测方法,有效提高了检出率^[12]。

收稿日期: 2018-11-26; 修回日期: 2018-12-17; 录用日期: 2019-01-10

基金项目:中国人民公安大学基本科研业务费(2018JKF219)、上海市开放实验室(2018XCWZK24)

^{*} E-mail: gaoshuhui@ppsuc.edu.cn

本文采用局部二值模式(LBP)进行边缘特征提取,利用支持向量机(SVM)进行分类,并对 LBP 多种模式进行测试,筛选出最优的检测方法,最后与文献[12]中提出的方法进行比较。

2 实验研究

2.1 建立实验模型

实验所用的图片由尼康相机(D7200)拍摄,共

拍摄 800 幅图片,大小为 640 pixel×960 pixel,照片中包含人物、风景以及建筑等内容,均采用 jpg 格式储存。

1) 对图片进行前期处理,即锐化操作;2) 使用 LBP 提取特征,制作训练集、测试集标签,利用 SVM 对训练集特征数据进行训练,得到训练模型; 3) 利用模型对测试集进行测试,得到分类准确率。 模型算法步骤如图 1 所示。



图 1 模型算法步骤

Fig. 1 Flow chart of model algorithm

实验环境为 64 位 Win10 操作系统,处理器为 Intel 酷睿 I5 7300HQ@2.5 GHz,测试软件平台为 Matlab 2016a。

2.2 图片前期处理

在图像处理操作过程中,锐化操作可以增强图像边缘的对比度,在视觉上可使图像更清晰。常用的锐化方法是 USM 锐化,该方法首先对图像进行高斯模糊,然后将原图减去高斯模糊图像,最后得到锐化后的图像 $^{[8]}$ 。为了获得不同的锐化效果,引入数量、半径两个参数,数量 A 表示锐化强度,半径 R 表示高斯模糊的半径,用于控制平滑程度。为了更好地控制锐化强度,引入新的变量阈值 T,用于确定锐化边缘,即当边缘相邻像素差超过阈值时才会被锐化。

利用 Photoshop cs6 对 800 幅图片进行 USM 锐化,主要采用全局锐化方法,锐化阈值全部默认设置为 0。实验中锐化参数分别为 R(0.5)A(0.5)、R(0.5)A(1)、R(0.5)A(1),R(0.5)A(1.5);R(1)A(0.5)、R(1),R(1)A(1.5);R(1.5)A(0.5)、R(1.5)A(1)、R(1.5)A(1.5)。

2.3 LBP 特征提取

局部二值模式由 Ojala 等^[13]于 1994 年提出,是一种描述图像局部纹理特征的算子,其通过比较中间与边缘像素的差异实现。LBP 具有较高的特征识别能力,且计算复杂度较低,因此,LBP 算子已广泛应用于计算机视觉的许多领域,比较热门的应用有人脸识别^[14]和目标检测^[15]。

2.3.1 原始 LBP 特征算子

原始 LBP 特征算子通常定义在以一个像素为中心的 3×3 矩形窗口内。将中心像素作为阈值,窗

口内 8 个像素的灰度值分别与中心像素值进行比较,像素值大于中心像素值的位置标为 1,像素值小于中心像素值的位置标为 0。比较像素值生成 8 位二进制数,并且执行十进制转换以生成 LBP 代码, LBP 代码是中心像素的 LBP 值,如图 2 所示。图 2(a)给出了该区域的纹理信息,其通过 LBP 值转换为数字信息。为了克服半径范围缺陷,Ojala等[16]将矩形邻域改进为圆形邻域,如图 2(b)所示。原始 LBP 通常使用符号 LBP_{r.p}表示,将每个像素定义为 X,则每个像素的灰度值为

 $X_{r,p} = [X_{r,p,0}, X_{r,p,1}, \cdots, X_{r,p,p-1}]^{\mathrm{T}},$ (1) 式中:r 为圆形邻域内的半径;p 为此圆形邻域内所含有的像素点总数。每个局部区域圆形邻域的LBP 特征值L 可以表示为

$$L(i,j) = \sum_{n=0}^{p-1} 2^n f(x_{r,p,n} - x_c), \qquad (2)$$

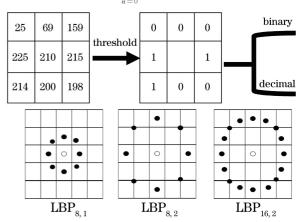


图 2 LBP 特征算子。(a)原始 LBP 特征算子; (b)改进后的 LBP 特征算子

Fig. 2 LBP feature operator. (a) Original LBP feature operator; (b) improved LBP feature operator

$$f(x) = \begin{cases} 1, x \ge 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$$
 (3)

式中:i,j 代表中心像素坐标;n 为邻域内第n 个像素;x。为中心像素值;f(x)表示一个符号函数。

2.3.2 LBP 旋转不变模式

分析原始 LBP 算子可以发现,LBP 算子的灰度值虽然不变,但并非旋转不变,初始点选择不同就会得到不同的 LBP 值。为了使得 LBP 算子具有更好的旋转不变性,Ojala 等[16] 在原有基础上又引入一个新的定义,即旋转不变 LBP,使用符号 LBP $_{r,\rho}^n$ 表示。其特征值 L_{ri} 可表示为

 $L_{ri} = \min\{ROR(L,k) | k = 0,1,\cdots,p-1\},(4)$ 式中: ROR(L,k)表示对 P 位二进制数 L 逆时针移位 k 次。图 3 给出了旋转不变 LBP 模式示意图,图中将 255(1111000)算子经过旋转后得到了 8 种模型,每种模型下方有一个 LBP 值,但是在 LBP $_{r,p}^{ri}$ 算子中,这 8 种模型被视为同一种,其中最小值 15 (00001111)作为像素点的 LBP 值。所以当邻域采样点 P=8 时,LBP 的模式种类即可从 156降至 36。

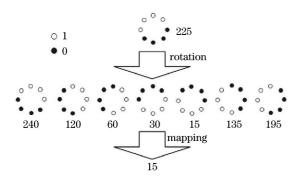


图 3 旋转不变 LBP 模式

Fig. 3 Rotation invariant LBP pattern

2.3.3 LBP 等价模式

从上述不同模式的 LBP 的算子中可以发现,多个 LBP 算子会产生多种二进制模式,随着邻域内像素点的增加, LBP 算子种类也会呈指数增加,进而导致实际实验耗费大量的计算时间,这对纹理特征提取以及纹理识别极其不利。为了解决这类问题,一种新的模式出现,即"等价模式"[17]。该模式采用符号 LBP", 表示。其特征值 Lu2 可表示为

$$U(L_{u2}) = \sum_{n=0}^{p-1} | s(x_{r,p,n} - x_c) - s(x_{r,p, mod(n+1,p)} - x_c) |,$$

式中:U 为邻域内相邻像素二进制数 0/1 转移次数;s(x) 表示 0/1 的变换。Ojala 在研究中发现,绝大多数 LBP 模式圆形邻域内两个相邻的二元值 0/1 (或者 1/0) 的转移次数基本不会超过两次。利用这个规律,Ojala 定义了一种等价模式,即当某个 LBP 所对应的二进制数从 0 到 1 (或从 1 到 0) 的跳变不超过两次时,将该类型的 LBP 值称为一个等价模式类。改进后,LBP。特征直方图维数便从 2^p 降为p(p-1)+3,例如,对于 3×3 邻域内含有 8 个采样点的局部模式,其二进制模式特征维数便从原有的256 降为 59,在保留原有特征信息的基础上,大幅减少了计算量。

2.3.4 LBP 旋转不变等价模式

旋转不变等价模式是结合等价模式和旋转不变两种模式得到的一种新模式。其在原有基础上进一步降低了 LBP 算子的特征维数,并提高了旋转不变性。LBP 旋转不变等价模式采用符号 LBP $_{r,p}^{riu2}$ 表示,其特征值 L_{riu2} 可表示为

$$L_{\text{riu2}} = \begin{cases} \sum_{n=0}^{p-1} s(x_{r,p,n} - x_{c}), U(L_{u2}) \leq 2\\ p + 1, U(L_{u2}) > 2 \end{cases}$$
 (6)

这种模式将 LBP 特征维数降为 p+2,与前面 3 种模式相比,维数显著降低。LBP 模式不仅具有最低的特征维数,还能保证较好的特征提取效果。

2.3.5 LBP 特征提取

图像锐化会增加锐化边缘像素差,如图 4 所示,图片 A 被标记部分为锐化部分,图片 B 为锐化后的结果,由于像素差发生了改变,便可以从锐化和未锐化图像的边缘像素中得到不同的 LBP 值,因此,LBP 提取的特征可以用于检测图像是否被锐化。

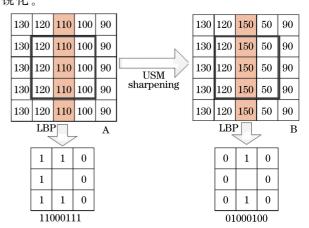


图 4 锐化图片与未锐化图片的 LBP 值

Fig. 4 LBP values of sharpened and unsharpened images

图 5 所示为 LBP 提取过程,分别采用等价模式 (u2)、旋转不变模式(ri)以及旋转不变等价模式 (riu2)进行提取,归一化处理后各模式的特征维数 分别为 59(等价模式)、36(旋转不变模式)和 10(等价旋转不变模式),最后将提取后的特征向量数据放入 SVM 进行训练和分类。

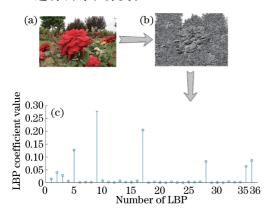


图 5 LBP 特征提取过程。(a)原图;(b) LBP 特征图; (c) LBP 特征归一化直方图

Fig. 5 Extraction process of LBP features. (a) Original image; (b) image of LBP features; (c) normalized histogram of LBP features

2.4 SVM 训练与测试

2.4.1 SVM与 LibSVM 工具箱

1995年,Cortes 等^[18]提出了一种可训练的机器学习方法——SVM,这是一种模式识别领域常用的分类器,其最大优势在于可解决诸如小样本、非线性以及高维数据等实际问题。SVM 的基本原理是根据提供的样本数据对模型的学习能力和复杂度寻找最佳平衡点,最终获得最优的泛化能力。为了解决图像识别中很多分类问题,林智仁教授团队开发了 SVM 模式识别与回归的开源软件包——LibSVM工具箱,该工具应用于二分类以及多分类时都取得了良好的分类效果。

2.4.2 SVM 训练与测试

- 1) 导人数据集与标签集,样本 $1 \sim 800$ 为负样本,标签为-1,样本 $801 \sim 1600$ 为正样本,标签为1;
 - 2) 对数据集进行归一化处理,区间为[0,1];
- 3) 将样本 $1 \sim 750$ 、 $801 \sim 1550$ 作为训练集,将 $751 \sim 800$ 、 $1551 \sim 1600$ 作为测试集:
- 4) LibSVM 根据训练集得到分类模型 model, 根据 model 对测试集进行测试,得到准确率。

3 实验结果与分析

将锐化半径和强度分别分为3个等级,半径由小

到大,数量由小到多,共9个类别。分别采用等价模式(u2)、旋转不变模式(ri)以及等价旋转不变模式(riu2)进行边缘特征提取,生成一个多维矩阵。然后利用 libSVM 工具箱进行分类训练,测试得出准确率。

实验结果如表 $1\sim3$ 所示,表 1 所示为 R=0.5, A 从弱到强的各模式的准确率;表 2 所示为 R=1.0,A 从弱到强的各模式的准确率;表 3 所示为 R=1.5,A 从弱到强的各模式的准确率。

表1 R=0.5 时各模式的准确率

Table 1 Accuracy of each mode when R = 0.5

%

%

| Parameter | ri | u2 | riu2 |
|--------------------|----|----|------|
| R = 0.5, A = 0.5 | 90 | 83 | 82 |
| R = 0.5, $A = 1.0$ | 92 | 89 | 86 |
| R = 0.5, $A = 1.5$ | 93 | 88 | 88 |

表 2 R=1.0 时各模式的准确率

Table 2 Accuracy of each mode when R = 1.0 %

| Parameter | ri | u2 | riu2 |
|------------------|----|----|------|
| R = 1.0, A = 0.5 | 93 | 92 | 90 |
| R = 1.0, A = 1.0 | 96 | 96 | 94 |
| R = 1.0, A = 1.5 | 97 | 95 | 91 |

表 3 R=1.5 时各模式的准确率

Table 3 Accuracy of each mode when R = 1.5

| Parameter | ri | u2 | riu2 |
|------------------|----|-----|------|
| R = 1.5, A = 0.5 | 99 | 98 | 98 |
| R = 1.5, A = 1.0 | 99 | 100 | 98 |
| R = 1.5, A = 1.5 | 99 | 100 | 96 |

从表1的检测结果可知,当锐化半径较小时,3种模式检出率最高只能达到90%,锐化半径为0.5时,等价模式和等价旋转不变模式检出率都较低,只有旋转不变模式检出率能保持在90%以上;随着锐化半径的增大,如表2所示,3种模式的检出率均达到90%以上,当锐化强度达到1.0后,等价模式与旋转不变模式准确率相对较低;当锐化半径提高到1.5后,如表3所示,3种模式的检出率都有显著提高,等价模式检出率能达到100%,但是稳定性较比旋转不变模式差,部分结果随着锐化半径的增加,准确率有所降低。因此,相比于另外两种模式,旋转不变模式具有更好的检测效果。

表 4 结果比较了所提方法与文献[12]方法的检出率。文献[12]中的方法对于大半径和强锐化强度 具有很好的检出率,但低锐化强度时检出率均低于 90%,本文方法均能保持在 90%以上,相比于文献 [12]中的方法,旋转不变模式的算法准确率和稳定 性均有所提高,充分验证了所提方法的可靠性。 %

表 4 不同锐化参数下的准确率

Table 4 Accuracy under different sharpening

| | | 1 | | | |
|-----------|---------|----------|---------|----------|----------|
| Parameter | R=1.0, | R = 0.7, | R=1.0, | R = 1.0, | R = 1.3, |
| | A = 0.5 | A = 1.0 | A = 1.0 | A = 1.5 | A = 1.5 |
| Method in | 01.95 | 85.20 | 92.55 | 94.83 | 06.05 |
| Ref. [12] | 81.25 | 85.20 | 92.55 | 94.83 | 96.05 |
| ri | 93 | 96 | 97 | 97 | 99 |
| u2 | 92 | 94 | 96 | 95 | 100 |
| riu2 | 90 | 93 | 94 | 91 | 96 |

4 结 论

提出了一种检验图像 USM 锐化的方法,利用LBP 提取边缘特征向量,结合 SVM 分类,检验图片是否被锐化。实验结果表明,LBP 特征提取方法对USM 锐化检验具有很好的检测效果。比较 3 种模式可以发现,旋转不变模式相对于另外 2 种模式具有更好的检出率和稳定性,尤其是在低锐化条件下检出率依然能达到 90%。相比于文献[12]中的方法,所提方法在锐化强度较低时展现了很大的优势,且总体检出率有所提高。充分说明所提方法对USM 锐化检验可行,但是对于边缘信息较少的图片检验效果较差,例如图像中大面积出现"天空"、"纯色"等场景时,仅能得出图片是否被锐化,无法对局部锐化结果进行定位,今后将在这方面进行深入研究。

参考文献

- [1] Lee S J, Jung S H. A survey of watermarking techniques applied to multimedia [C] // 2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics Proceedings (Cat. No. 01TH8570), June 12-16, 2001, Pusan, Korea. New York: IEEE, 2001: 272-277.
- [2] Ferrara P, Bianchi T, de Rosa A, et al. Image forgery localization via fine-grained analysis of CFA artifacts [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(5): 1566-1577.
- [3] Koenderink J J, van Doorn A J, Pont S C. Light direction from shad(ow)ed random Gaussian surfaces
 [J]. Perception, 2004, 33(12): 1405-1420.
- [4] Zhang W, Cao X C, Zhang J W, et al. Detecting photographic composites using shadows [C] // 2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, June 28 July 3, 2009, New York, NY, USA. New York: IEEE, 2009: 1042-1045.

- [5] Vázquez-Padín D, Comesaña P, Pérez-González F. An SVD approach to forensic image resampling detection[C]//2015 23rd European Signal Processing Conference (EUSIPCO), August 31-September 4, 2015, Nice, France. New York: IEEE, 2015: 2067-2071.
- [6] Qu Z H, Luo W Q, Huang J W. A convolutive mixing model for shifted double JPEG compression with application to passive image authentication [C] // 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, March 31-April 4, 2008, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2008: 1661-1664.
- [7] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. Ruan Q Q, Ruan Y Z, Transl. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011: 97-101. 拉斐尔・冈萨雷斯, 理查德・伍兹. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2011: 97-101.
- [8] Cao G, Zhao Y, Ni R R. An image sharpening forensics algorithm based on ringing artifact analysis [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(Suppl.): 217-220. 曹刚, 赵耀, 倪蓉蓉. 一种基于振铃效应分析的图像 锐化取证算法[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46 (Suppl.): 217-220.
- [9] Cao G, Zhao Y, Ni R R. Detection of image sharpening based on histogram aberration and ringing artifacts[C] // 2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, June 28 - July 3, 2009, New York, NY, USA. New York: IEEE, 2009: 1026-1029.
- [10] Cao G, Zhao Y, Ni R R, et al. Forensic detection of median filtering in digital images [C] // 2010 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, July 19-23, 2010, Suntec City, Singapore. New York: IEEE, 2010: 89-94.
- [11] Kirchner M, Fridrich J. On detection of median filtering in digital images [J]. Proceedings of SPIE, 2010, 7541: 754110.
- [12] Cao G, Zhao Y, Ni R R, et al. Unsharp masking sharpening detection via overshoot artifacts analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(10): 603-606.
- [13] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of

- distributions [C] // Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, October 9-13, 1994, Jerusalem, Israel. New York: IEEE, 1994: 582-585.
- [14] Yang H X, Chen Y, Zhang F, et al. Face recognition based on improved gradient local binary pattern [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 061004.
 - 杨恢先,陈永,张翡,等.基于改进梯度局部二值模式的人脸识别[J].激光与光电子学进展,2018,55(6):061004.
- Li C F, Chen X H. Vehicle type recognition based on combining local binary pattern and Hu matrix feature
 Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53 (10): 101503.

- 李澄非,陈新华.融合局部二值模式和 Hu 矩特征的车型识别[J].激光与光电子学进展,2016,53(10):101503.
- [16] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (7): 971-987.
- [17] Mäenpää T, Pietikäinen M. Texture analysis with local binary patterns [M] // Chen C H, Wang P S. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. Singapore: World Scientific, 2005: 197-216.
- [18] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J].

 Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.