

基于 SVM 的模糊图像识别

王小莹, 易尧华

(武汉大学, 武汉 430079)

摘要: **目的** 研究如何准确识别清晰图像与不同程度的模糊失真图像。**方法** 首先对图像进行特征提取, 主要从离散余弦变换域内的频率系数统计特征、峰度值、颜色饱和度三方面进行。然后在不同程度的模糊图像库中, 利用支持向量机分辨出模糊图像。**结果** 基于上述 3 种图像特征的组合, 非常适合用于描述图像模糊现象, 并且运用支持向量机分类器可以较为准确快速地区分出高斯模糊图像和清晰图像。**结论** 提取模糊图像具有表征性的特征, 可应用于不同程度模糊图像的认识, 且运用支持向量机分类结果准确度也较高。此方法可应用于图像处理前期, 剔除有碍信息表达的模糊图像。

关键词: 模糊图像; 特征提取; SVM; 识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)13-0179-05

SVM-based Recognition of Blurred Image

WANG Xiao-ying, YI Yao-hua

(Wuhan University, Wuhan 430079, China)

ABSTRACT: To study how to accurately recognize clear images and blurred images at different degrees, three characteristics of images were firstly extracted from the following three aspects: statistical characteristic of frequency coefficient, and kurtosis coefficient and saturation in Discrete Cosine Transform. Then a blurred image could be recognized by support vector machine (SVM) from the library of blurred images at different degrees. The combination of the above three image characteristics were very suitable for describing images blur. And the Support Vector Machine could distinguish Gaussian Blur images and clear images very accurately and rapidly. Extraction of the typical characteristics of the blurred images can be applied to the recognition of images with different degrees of blur. And the accuracy of support vector machine classification is relatively high. Therefore, this method can be applied to the early stage of the images processing, to eliminate some blurred images that hinder information expression.

KEY WORDS: blurred images; extraction of characteristics; SVM; recognition

在信息传播的过程中, 图像占据了非常重要的位置, 图像的质量直接决定了信息表达的准确度, 但在图像的获取和传输过程中, 又不可避免会出现一些图像失真的情况。在失真图像中有一类非常常见的图像是模糊图像。比如, 在照相机获取图像时, 人为的操作不当以及拍摄环境的不适当, 都会造成图像整体发虚模糊。在图像压缩不当或是过度压缩

后也会出现图像模糊失真的现象^[1]。在整体模糊失真图像中, 不同的图像一般都有着不同的模糊程度。一幅图像模糊程度越大, 则图像的细节越难捕捉, 并且图像所包含的信息也会减少, 所以, 研究如何准确识别不同程度的模糊图像很有价值。图像模糊检测识别这一方向的研究方法, 大致可分为以下 3 类: 根据失真图像与模糊图像间的差异, 提取

收稿日期: 2015-11-26

作者简介: 王小莹 (1991—), 女, 江西南昌人, 武汉大学研究生, 主攻图像质量评价。

通讯作者: 易尧华 (1976—), 男, 江西吉安人, 博士, 武汉大学教授、博导, 主要研究方向为数字成像和色彩管理。

不同的特征,在后期利用机器学习或是阈值法等方法将模糊图像进行分类,由此可识别出模糊图像;直接提取图像特征,建立评价模型法直接判断模糊图像的得分;在模糊失真图像中,直接利用图像抠图方法(包括 Alpha Matting 和 Closed Form Matting 等)定位出模糊区域。

上述的研究方法,在各类文献中均有涉及。比如,段兴涛等人利用图像的四向差分特征,用阈值法判断模糊图像的存在;Y. Chung 与 Tong 分别利用图像的边缘梯度分布的拟合标准差、Haar 小波分解的边缘类型判断出图像边缘的模糊程度;Su 提出利用图像像素奇异值之间的关系,直接实现图像的模糊区域定位^[2-5]。文中将利用 SVM 分类器针对不同程度的模糊失真图像进行识别。

1 模糊图像分类原理

将需要分类的整体模糊图像分为轻微模糊、中等模糊、严重模糊。核心思想是提取模糊图像三方面的特征:频率域内的统计特征、峰度系数特征与颜色饱和度特征,然后在 SVM 分类器中将图像分类成清晰图像和模糊图像。

1.1 图像特征的选取

在对模糊图像进行分析时,发现模糊图像和清晰图像在 DCT 系数上的统计特征有非常大的差异。离散余弦变换,简称 DCT 变换,它是与傅里叶变换联系紧密的一种数学运算,而且常常被认为是对语音和图像信号进行变换的最好方法之一^[6]。提取的图像特征之一就是图像进行 DCT 变换后,提取图像的频率系数统计特征。在实验中,可以观察到不同程度的模糊图像的直方图频率分布以及峰值有所不同,且均与清晰图像间有着明显的差别。所以在图像特征的选取上,首先采用了在离散变换域内的频率系数统计特征。另一个图像特征选取的是峰度系数特征。在对模糊图像与清晰图像的绘制峰值系数时,可以观察到模糊图像的峰值的最高峰明显低于清晰图像,这可以很容易区分出清晰图像和模糊图像。第 3 个特征选取的是颜色特征。颜色特征是图像最基本也是最重要的特征之一。在对颜色的描述中,有多种变量:亮度、色调、饱和度。文中,选取的是饱和度特征。因为在模糊图像中,最明显的改变就是在颜色的饱和度上。若

一幅图像为暗色调的风景图,则其模糊之后的图像亮度和色调可能与清晰图像并无太大差异,但是图像饱和度必然受到一定的影响。

1.2 SVM 分类器

选用了机器学习方法中的支持向量机分类器对图像进行分类识别。支持向量机(简称 SVM)是由 Vapnik 等人提出的一种基于结构风险最小化准则的学习方法^[7],并且它是以训练误差作为优化问题的约束条件。它的优化目标是将置信范围值最小化。支持向量机在科学问题上的适用能力和推广能力都要高于一些传统方法,特别是在处理以下 3 种问题时有着非常大的优势:小型样本问题、高维模式识别问题与非线性问题。这是文中选择该分类器的主要原因。SVM 分类器的核心思想是:在原空间或经投影后的高维空间中,利用数学方法构造出最优分类面,最终将给定的 2 个类别的训练样本识别开。SVM 的分类预测过程是依据输入数据,找到非线性映射函数 $\phi(x):R^d \rightarrow F$ 映射到输出空间,其原理见图 1^[8]。然后在高维特征空间进行线性估计,其使用的估计函数为:

$$f(x) = (W \cdot \phi(x)) + b, W \in F \tag{1}$$

式中: $(W \cdot)$ 代表内积运算; b 是偏置项。 W 和 b 是通过泛化函数进行最小化而估计得到:

$$R(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n J^\epsilon(y_i, d_i) \tag{2}$$

式中: C 为惩罚系数,表示对错的惩罚力度, C 值越大对错的惩罚越厉害; ϵ 为不敏感损失函数; d_i 表示 SVM 的真实输出^[9]。对于求 $R(w)$ 最小值的问题, SVM 是通过引入点积函数 $K(x_i, y_i)$ 与采用 Wolfe 对偶来求得的。对式(2)的对偶问题的求解变为:

$$\min(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \xi_i^*) \tag{3}$$

式(3)的约束条件为:

$$\begin{aligned} y_i - (w \cdot x_i) - b &\leq \zeta + \zeta_i, i = 1, 2, 3 \dots n \\ (w \cdot x_i) + b - y_i &\leq \zeta + \zeta_i^*, i = 1, 2, 3 \dots n \\ \zeta &\geq 0, \zeta_i^* \geq 0 \end{aligned}$$

式中: ζ, ζ_i 为松弛变量。考虑到有一些样本不能被超平面正确分类,引入 Lagrange 乘子法 a_i 和 a_i^* , 综合式(1)~(3), 则估计函数 $f(x)$ 最终变换为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \quad (4)$$

约束条件为 $0 < \alpha_i < C, 0 < \alpha_i^* < C$, 其中的 $K(x_i, x)$ 为 SVM 选取的核函数。在使用 SVM 中, 核函数的选取将会影响分类结果的准确度。

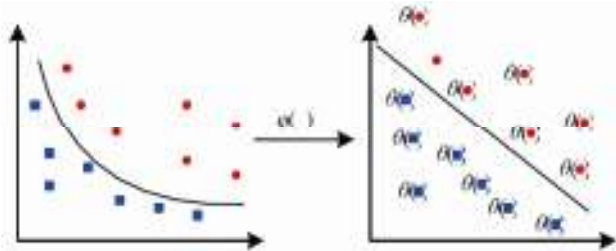


图 1 SVM 分类原理

Fig.1 The principle of SVM classification

2 图像特征的提取

2.1 DCT 域的统计特征

在模糊失真图像中, DCT 系数的分布常常与清晰图像的分布有所不同^[10]。在提取特征时, 将 DCT 系数分成了 5×5 的矩阵, 建立起广义高斯分布模型, 得到模糊图像的形状参数, 进而得到了图像的频率变换系数值。单变量的广义高斯分布模型为:

$$f(x|\alpha, \beta, \gamma) = \alpha e^{-(\beta|x-\mu|)^\gamma} \quad (5)$$

式中: μ 为平均值; γ 为形状参数; α 为归一化参数; β 为尺寸参数。

$$\alpha = \frac{\beta\gamma}{2\Gamma(1/\gamma)} \quad (6)$$

$$\beta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(3/\gamma)}{\Gamma(1/\gamma)}} \quad (7)$$

式中: σ 为标准差; Γ 为伽马函数。伽马函数的表达式如下:

$$\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt \quad (8)$$

对图像的 DCT 系数建立广义高斯模型后, 提取图像频率变换系数特征的求解公式为:

$$\zeta = \frac{\sigma|X|}{\mu|X|} \quad (9)$$

$$\zeta = \sqrt{\frac{\Gamma(1/\gamma)\Gamma(3/\gamma)}{\Gamma^2(2/\gamma)} - 1} \quad (10)$$

式中: $\sigma|X|$ 为标准差; $\mu|X|$ 为 DCT 系数值 $|X|$

的平均值。

在上述求解中, 假如 $\mu x = 0$, 则用以下公式进行替代求解:

$$\mu|X| = \int_0^{+\infty} |x| \alpha e^{-(\beta|x|)^\gamma} = \frac{2\alpha}{\beta^2\gamma} \Gamma\left(\frac{2}{\gamma}\right) \quad (11)$$

$$\frac{\Gamma(1/\gamma)\Gamma(3/\gamma)}{\Gamma^2(2/\gamma)} = \frac{\sigma^2}{\mu^2|X|} \quad (12)$$

$$\sigma_{|X|}^2 = \sigma_x^2 - \mu_{|X|}^2 \quad (13)$$

式中: $\mu_{|X|}$ 代表的是 DCT 系数大小分布的中心; $\sigma_{|X|}$ 是用来衡量 DCT 系数级数的分散度。

频率变换系数特征是针对图像中所有像素点进行的提取。基于 DCT 的频率系数也能从频域内反映一幅图像的特征^[11]。在提取特征时, 将所有频率值中最高的 10% 频率值以及最低的 10% 的频率值平均化。在 A. K. Moorthy 的文献中指出, 以汇集某百分比处的图像特征更加能够符合人眼对图像的感知特性^[12]。利用上述方法, 最终分别得到了图像的 2 组频率系数值特征。

2.2 峰度值

在清晰图像梯度分布图中, 可观察到在 0 值附近曲线陡度更高, 并且有比较重的尾部^[13]。这是因为模糊图像包含了大量的平滑区域, 并且图像细节有丢失。而模糊图像表现在峰度值上的特征就是峰度值下降。图像的峰度值定义为图像梯度分布在水平方向与垂直方向的四阶中心距比值:

$$K = \frac{H_x^4}{H_y^4} \quad (14)$$

最后, 求得整幅图像的峰度值后, 求其平均值作为图像的一个特征。

2.3 颜色特征

与模糊图像对比, 清晰图像有着更生动明亮的色彩。在图像变模糊的过程中, 图像的细节与颜色不可避免会有所丢失。为了表示清晰图像与模糊图像上的颜色差异, 提取了图像在 HVS 空间里的饱和度信息。HSV 颜色空间是表示颜色特征时最常用的颜色空间之一。它的 3 个颜色分量分别代表不同的颜色特征, H 表示色彩, S 表示饱和度, V 表示亮度值。HSV 颜色空间有 2 个特点: 色调与亮度两者是分开的, 亮度信息与图像的色调无关;

HSV 颜色空间是基于人的视觉系统建立的,色调及饱和度信息与人感受颜色的方式密切相关^[14],这也是提取该饱和度特征的主要理由。图像的颜色一般是由 RGB 颜色空间表示,故首先要将 RGB 颜色空间转换为 HVS 颜色空间。每个像素点的饱和度特征为:

$$S = 1 - \frac{\max(R, G, B)}{\min(R, G, B)} \quad (15)$$

若 $\max=0$, 则 $S=0$ 。其中 (R, G, B) 分别是一个颜色的红、绿和蓝坐标,它们的值是在 0 到 1 之间的实数。设 \max 等价于 R, G, B 中的最大者, \min 等于这些值中的最小者。求得所有像素点的 S 值后,取所有像素点的饱和度的平均值,得到整幅图像的颜色特征。

3 实验与结果分析

在实验中,分别选取了 3 类模糊程度不同的实验图像。每一类各有 168 幅图像,分为轻微模糊图像、中等模糊图像、严重模糊图像。这些图像是分别从 LIVE 和 CISQ 等图像库中获取的,包括了各类人物、风景图(68 幅用于训练,100 幅用于预测)。首先,用不同的高斯模糊算子将清晰图像进行不同程度的模糊。这是为了模拟现实生活中的图像整体模糊的情况,再在 SVM 的使用中,采用不同的核函数训练出的模型分类效果将有差异。由于采用的图像样本多为自然、人物等图像,所以核函数采用通用的径向基核函数^[15](RBF)。所采用的惩罚因子 $C=90$, $\gamma=0.02$ 。运用文中的方法对图像进行分类后,轻微模糊、中等模糊、严重模糊 3 种图像库的分类准确度分别为 97.0%, 97.0%, 99.0%, 见图 2。可以看出,提出的方法能够在轻微的模糊图像库中达到较高的准确度,在严重模糊的图像库中,该方法准确度已接近 100%。分类结果表明,提出的基于 SVM 的模糊图像识别方法在分辨模糊图像上是可以达到预想效果的。

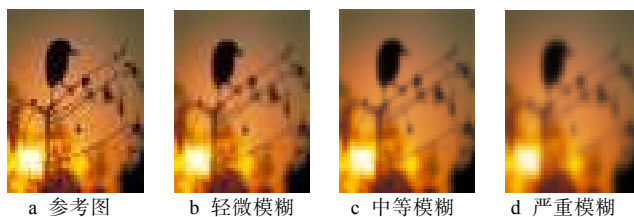


图 2 不同程度的模糊图像

Fig.2 Blurred images at different degrees

4 结语

在模糊图像检测上,提出了一种基于 SVM 的不同程度模糊图像的识别方法。在该方法中,提取了三方面的图像特征,利用 SVM 分类器将整体模糊图像与清晰图像分离开,并且,该研究方案也能成功用于不同程度的整体模糊图像的识别过程。实验表明,提出的分类方法也有较高的准确度,且使用的特征维数只有 8 维,识别效率较高。该方法可运用于在图像处理前期,在图像进行应用前期,识别不同程度的模糊图像,避免模糊的图像参加在清晰图像库中,影响图像的信息传播。在未来的研究过程中,应致力于研究识别局部模糊、失焦模糊等局部模糊图像,以及识别各类失真(如偏色、噪声等)图像。

参考文献:

- [1] 咸兆勇. 图像模糊检测与模糊区域分割研究[D]. 南宁:广西大学, 2013.
XIAN Zhao-yong. The Reseach of Image Blur Detection and Blur Region Segmentation[D]. Nanning: Guangxi University, 2013.
- [2] 段新涛, 宋黎明, 孙印杰. 基于四向差分的局部模糊图像检测[J]. 电脑知识与技术, 2012(7):4725—4727.
DUAN Xin-tao, SONG Li-ming, SUN Yin-jie. Blurred Images Detection Based on Local Four-way Difference[J]. Computer Knowledge and Technology, 2012(7):4725—4727.
- [3] CHUNG Y, WANG J, BAILEY R, et al. A Non-parametric Blur Measure Based on Edge Analysis for Image Processing Applications[C]// IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004.
- [4] TONG H, LI M, ZHANG H. Blur Detection for Digital Images Using Wavelet Transform[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo Taipei, Taiwan: IEEE Press, 2004:17—20.
- [5] SU B, LU S, TAN C L. Blurred Image Region Detection and Classification[C]// Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia ACM, 2011:1397—1400.
- [6] 耿振民, 胡成燕. 图像模糊检测方法[J]. 信息安全与通信保密, 2013(10):55—57.
GENG Zhen-min, HU Cheng-yan. The Method of

- Blurred Images Detection[J]. Information Security and Communications Privacy, 2013(10):55—57.
- [7] CHANG Chih-chung, LIN Chih-jen. LibSVM:A Library for Support Vector Machines[EB/OL]. [2010-03-22]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [8] 李翔. 基于 SVM 和 PSO 的图像质量评价[J]. 计算机工程, 2013, 38(23):215—218.
LI Xiang. Image Quality Assessment Based on SVM and PSO[J]. Computer Engineering, 2013, 38(23):215—218.
- [9] CHEN Yong-yi, XIONG Qiu-fen. Support Vector Machines Tutorial[M]. Beijing:China Meteorological Press, 2011.
- [10] SAAD M A, BOVIK A C, CHARRIER C. A DCT Statistics-based Blind Image Quality Index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6):583—586.
- [11] 黄善春, 方贤勇, 周健, 等. 基于 BP 神经网络的图像局部模糊测量[J]. 中国图像图形学报, 2015, 20(1):20—28.
HUANG Shan-chun, FANG Xian-yong, ZHOU Jian, et al. The Measure of Local Blurred Images Based on BP Neural Network[J]. China Image and Graphics, 2015, 20(1):20—28..
- [12] MOORTHY A K, BOVIK A C. Visual Importance Pooling for Image Quality Assessment[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2009, 3(2):193—201.
- [13] SHI J, XU L, JIA J. Discriminative Blur Detection Features[C]// Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2014 IEEE Conference on IEEE, 2014:2965—2972.
- [14] 许会芳, 纪启国, 张昊, 等. 一种基于 HVS 空间模型的图像质量评价方法[J]. 吉林工程技术师范学院学报, 2014(2):94—96.
XU Hui-fang, JI Qi-guo, ZHANG Hao, et al. An Evaluation Method of Image Quality Based on the HSV Space Model[J]. Journal of Jilin Engineering and Technical Teachers College, 2014(2):94—96.
- [15] 王磊, 丁文锐, 向锦武, 等. 基于 SVM 和 GA 的图像质量评价方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(10):195—197.
WANG Lei, DING Wen-rui, XIANG Jin-wu. The Method of Image Quality Assessment Based on SVM and GA[J]. Computer Engineering, 2011, 37(10):195—197.