

基于异常预测特征量的拼接图像检测方法

侯 俊¹ 程 燕²

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院 上海 400047)¹

(华东政法大学计算机科学与技术系 上海 200610)²

摘 要 提出了一种对由多张数字图像合成的伪造图像进行鉴定的方法。算法首先采用基于树图的归一化分割方法将图像进行划分,使得分割区域内部紧致度达到最大而同时分割形成的区域间分裂性最小,得到符合视觉感受的区域分割结果;接着采用八邻点的最小二乘法预测图像各像素点值,分别计算域内、域间预测异常的统计特征,同时考虑到预测异常与图像本身的纹理有关系,对反映纹理特征的共生矩阵计算特征统计量,将所有特征送入经过训练的支持向量机进行图像鉴别。实验结果表明所提出的特征能有效鉴别合成图像。

关键词 图像伪造,合成图像,归一化割,共生矩阵,支持向量机

中图法分类号 TP309.7 文献标识码 A

Detection of Spliced Photographic Based on Abnormal Prediction Features

HOU Jun¹ CHENG Yan²

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 400047, China)¹

(East China University of Political Science and Law Shanghai, Shanghai 200610, China)²

Abstract The paper proposed an algorithm to expose spliced photographic merging two or more parts from different photos into one composite. The proposal algorithm firstly segments photo into several parts under perceptual grouping criterion, minimizing the disassociation between parts and maximizing combination within part with normalized cut algorithm, then predicts each pixel's value according to its eight neighbors by minimal least square methods, conducts statistical features of inharmonic points. Since these features are influenced by texture characteristics, features of co-occurrence matrix, which display the image's texture, are also calculated. Finally, all features are feeded to a support vector machine (SVM) classifier. The test experiments show that the proposal method is effective in exposing splicing image.

Keywords Image forgery, Spliced photographic, Normalized cut, Co-occurrence matrix, Support vector machine

1 前言

随着数码相机、手机等照相设备的普及,数字图像目前成为图像的主要来源,数字图像是犯罪调查、新闻报道、情报分析的重要证据,在我国可以作为法庭证据。而随着软件如 photoshop 等的应用,以往只有专业人员才能完成的修图现在任何人都可轻松完成,由此带来了一个问题:我们所见的图像是否是原始、未篡改的呢?诚然,劣质的伪造图像可以靠肉眼鉴别,但好的伪造图像即使经验丰富的摄影师也难以分辨。

目前数字图像是否为伪造的判定方法有两大类:主动取证和被动取证。主动取证是在图像生成时就嵌入数字信息,通过检测这些信息是否发生变化即可鉴别,数字水印是这类方法的一个代表,主动取证准确率最高,但实施前提对图像生成设备提出了要求,不是每个设备都能满足这个前提的,故其应用受到一定局限。被动取证则完全依赖于对图像本身特征进行检测,无任何前提条件,故其应用领域更广泛。

目前关于被动检测有很多方法,文献[1]通过 radon 变换检测相位相关性,判决图像是否经过复制粘贴处理。文献[2]将区域边界分为 3 类,对其中的可疑边界计算其照度的几何

不变特征量,如果来源为同一相机则各区域该值不变,反之则不吻合,将特征量统计结果送入支持向量机可以检测出合成图像。Farid 等对边缘图像计算其高阶导数,对那些超过门限的点进行霍夫变换,检测几何一致性,从而鉴别图像[3,4]。文献[5]从 JPEG 图像中提取量化表、霍夫曼码表和 EXIF 格式,其与数据库中认证图像比较,或者通过取灰度图像的边缘,测量边界模糊度,将尖锐边缘像素点所占比例送入支持向量机,通常在原始图像中其所占比例较低[6]。文献[7]统计了图像噪声的一系列特征量,用小波去噪并对图像进行预测得到特征集合,送入支持向量机。

考虑到不同生成设备色彩阵列(CFA)、内插算法不尽相同,即使相同,对拼接部分而言要使拼接部分与原有部分的 CFA 完全重合其概率非常低,本文提出了一种检测合成图像的方法,即利用边界区域的预测异常特性,结合图像纹理特征进行图像取证。

2 图像区域特征统计

算法首先对区域进行分割,然后提取各区域预测误差特征。这里假设拼接部分足够大,视觉上可见。拼接造成局部

本文受教育部人文社科项目(11YJCZH175),华东政法大学校级科研项目资助。

程 燕(1978-),女,博士,讲师,主要研究方向为网络安全、计算机取证、声像资料司法鉴定,E-mail:chengyan@ecupl.edu.cn。

CFA 变化, 引发预测异常, 同时通常为了掩盖拼接部分与原始图像的不同, 在拼接处会进行平滑或锐化操作, 这些操作同样也会进一步改变拼接区域统计特征。

2.1 图像分割

算法首先需要确定图像中包含的区域有哪些, 这里我们首先采用归一化割的树图分割算法对图像进行分割, 减少后续处理数据量。以像素为树图的顶点构建加权图, 在图的最小支撑数上将边权重最大的边去掉, 此去掉的边称为割, 文献[8]在树图上将最小化图的割与区域内相似性之比进行分割, 避免分割出独立的像素点。这里用 $wei()$ 表示节点 i 和节点 j 的相似性, 作为边的权重度量,

$$wei(i, j) = \begin{cases} \frac{-2 \|x(i) - x(j)\|_2^2}{\sigma^2}, & \|x(i) - x(j)\|_2 < threshold \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

式中, $x(i)$ 表示节点 i 的空间位置, 对于相邻区域 A 和 B , 其关系如下:

$$A \cup B = V, A \cap B = \emptyset \quad (2)$$

表示区域分离性的度量归一化割定义如下:

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{assoc(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{assoc(B, V)} \quad (3)$$

其中, $assoc(A, V)$ 表示区域 A 中所有节点与树图中其它节点间的权重之和, A, B 之间的割定义如下:

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} wei(u, v) \quad (4)$$

分割准则是使得区域间分离性最小, 同时使得区域内部相似性达到最大。归一化割分割需要预先设定目标分割区域的数目, 这里我们根据文献[9]的经验设定其值为 8。图 1 为图像分割结果。

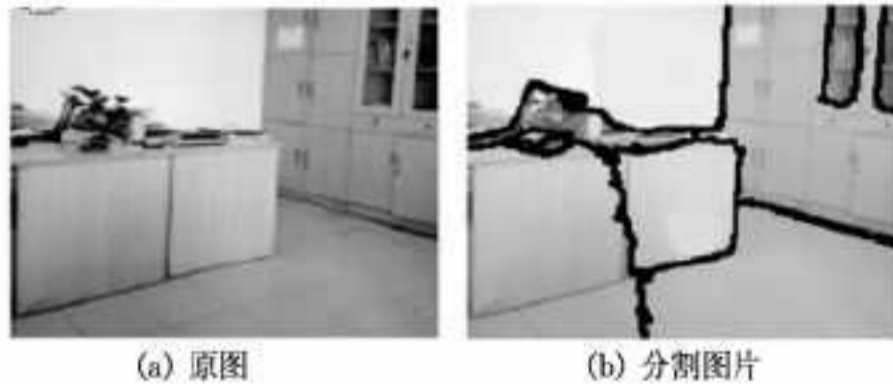


图 1 对原图进行分割

分割统计特征提取

在合成图像中, 统计特征与原始图像的不同, 在每个分割区域内, 我们引入如下预测误差统计特征量。

通常平滑区域的像素点值可以通过其相邻点值得以准确预测, 在边缘处预测结果准确率会降低, 一般预测错误由边缘或者噪声引发。合成图像由于 CFA 突然改变, 其边界预测值会发生变化, 一般与原图相比预测误差会增加。当一幅图像被篡改后, 为了在视觉上消除拼接处的不和谐, 通常拼接都伴随着对边缘处的平衡或者锐化, 使得图像看上去更协调。平滑能显著降低边缘处的预测误差, 研究表明当区域边缘被平滑后, 预测误差异常降低, 与之相反锐化则使不和谐点的密度异常增加[10]。用相邻点预测的方法很多, 如高斯平滑、 3×3 平均等, 这里我们采用最小二乘法 (LS) 预测。LS 预测方法能实现在一定窗口范围内预测误差均方值最小。

对给定范围的窗口内的任一像素点 b_i , 设它的 8 个相邻

点为 $\{a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,8}\}$, 也可写为矢量 \vec{a}_i , 则根据其八邻点对 b_i 进行预测的公式为:

$$\hat{b}_i = \sum_{k=1}^8 x_k a_{i,k} \quad (5)$$

其中, x_k 是对 b_i 的第 k 个邻点像素值 $a_{i,k}$ 进行的加权。

不妨设窗口尺寸为 $W \times W$, 包含 N 个元素, 则有 $N = W \times W$ 。我们用 $N \times 1$ 维矢量表示窗口包含的 N 个像素 $\vec{b} = [b_1, b_2, \dots, b_N]^T$ 。则对其中每个像素对应 8 个邻点, 可以形成 $N \times 8$ 维矢量 \vec{A} :

$$\vec{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \dots & \dots & \dots & a_{1,8} \\ a_{2,1} & \dots & \dots & \dots & a_{2,8} \\ \vdots & & & & \vdots \\ a_{N,1} & \dots & \dots & \dots & a_{N,8} \end{bmatrix} \quad (6)$$

各像素邻点权重可以通过解 $\min_x \|\vec{A} \vec{x} - \vec{b}\|^2$ 获得, 其中 \vec{x} 为 8×1 维加权系数矢量。因此, 可以得到 \vec{x} 的解为:

$$\vec{x} = (\vec{A}^T \vec{A})^{-1} (\vec{A}^T \vec{b}) \quad (7)$$

对像素 b_i 预测的结果为 $\hat{b}_i = \vec{a}_i \vec{x}$, 用 $\Delta b_i = |\hat{b}_i - b_i|$ 代表像素的绝对预测误差。

对于 2.1 节中分割得到的相邻二区域, 我们将其细分为 3 部分: 1 个边界区域和两个内部区域。以分割得到的边界线为中心, 左右宽度为 B_b 的区域构成边界区域。对每个内部区域, 沿着边界区域的边界, 在各分割区域的内部取宽度为 B_i ($B_b \leq B_i \leq 2B_b$) 的区域, 得到内部区域。

分别在 3 个区域中计算其所包含像素点的预测误差 Δb_i 的均值和方差, 相比边界区域, 内部区域的预测误差较低, 但对于合成图像, 由于有拼接处的处理, 因此统计特征会发生明显变化。从图 2(b) 中可以看到正常情况下边界部分的预测误差图像, 对比图 2(c) 可以看到, 所有边界进行平滑后得到的预测误差图像的异常点明显减少, 而图 2(d) 中边界部分做了锐化, 可以看到异常点明显增多。



图 2 预测误差图比较

2.2 纹理统计特征

图像边界区域预测误差特征与图像的纹理特征有关, 对纹理丰富的原始图像, 若原始图像本身纹理丰富, 则其边界处预测误差也会很大, 因此单看预测误差统计特性难以判决图像是否为合成的, 需要将图像本身的纹理特征一并作为参考量。

共生矩阵是对图像上保持某距离的两像素分别具有的灰度值的统计,反映出图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,它是分析图像的局部模式和它们排列规则的基础,其下标 x, y 反应了矩阵对旋转的敏感性。共生矩阵可以反应图像的纹理特征,故此处我们以共生矩阵的统计特性作为图像纹理特性分析量。

首先将图像转换为灰度图像,距离参数为1,在4个角度:0、45、90、135度分别计算共生矩阵,得到4个矩阵。为减少处理的数据量,这里以16作为量化台阶,这样可以得到4个 16×16 的共生矩阵。

对每个共生矩阵,分别计算下列14个特征量:

(1) 共生矩阵对比度:

$$\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 [\sum_i \sum_j (i-j)^2 c_{ij}], |i-j|=n, \text{其中 } i, j \text{ 为共生矩阵下标, } c_{ij} \text{ 为矩阵中下标 } (i, j) \text{ 所对应的值,}$$

(2) 共生矩阵熵: $-\sum_i \sum_j c_{ij} \log c_{ij}$

(3) 能量: $\sum_i \sum_j c_{ij}^2$

(4) 矩阵自相关: $\frac{\sum_i \sum_j (ij) c(i, j) \gamma_{\mu_x \mu_y}}{\sigma_x \sigma_y}$, 其中 μ_x, μ_y, σ_x

和 σ_y 分别为 c_x, c_y 的均值、方差;

(5) 均方差之和: $\sum_i \sum_j (i-\mu)^2 c_{ij}$, 其中 μ 为加权平均值, 则有: $\mu = \sum_i \sum_j i c_{ij}$

(6) 差分矩的倒数: $\sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} c_{ij}$

(7) 平均和: $\sum_k k c_{x+y}(k)$, 其中 x, y 为共生矩阵的下标, $c_{x+y}(k)$ 是下标和为 $x+y$ 时对应的共生矩阵值;

(8) 熵总和: $-\sum_{i=2}^{2Ng} c_{x+y}(i) \log \{c_{x+y}(i)\} = f_8$

(9) 方差和: $\sum_{i=2}^{2Ng} (i-f_8)^2 c_{x+y}(i)$

(10) 差分变量: $\sum_{i=2}^{Ng-1} i^2 c_{x-y}(i)$

(11) 差分熵: $-\sum_{i=2}^{Ng-1} c_{x-y}(i) \log \{c_{x-y}(i)\}$

(12) 熵相关度特性 1: $\frac{HXY - HXY_1}{\max\{HX, HY\}}$, 其中 $HXY = -\sum_i$

$\sum_j c_{ij} \log c_{i,j}$, HX, HY 分别是 c_x, c_y 的熵, $HXY_1 = -\sum_i \sum_j c_{ij} \log c_x(i) c_y(j)$

(13) 熵相关度特性 2:

$(1 - \exp[-2(HXY_2 - HXY)])^{1/2}$, 其中:

$HXY_2 = -\sum_i \sum_j c_x(i) c_y(j) \log c_x(i) c_y(j)$

(14) 最大相关系数, 即 Q 的次最大特征值的平方根, 其中:

$$Q(i, j) = \sum_k \frac{c_{ik} c_{jk}}{c_x(i) c_y(k)}$$

因此,共得到 $4 \times 14 = 56$ 个反映图像纹理特征的统计特征量。

2.3 训练分类

将以上提取的特征送入经过训练的支持向量机,支持向量机采用高斯径向基函数:

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (8)$$

首先使用 libsvm 程序[11],将所有特征量均归一化为

$[-1, 1]$ 之间的值,需要确定核参数 γ 和惩罚因子 C ,理论上这两个值可以为任意值,根据文献[11]的研究结果,这里对这两个参数值采用指数增长的方式,分别从 $2^{-17}, 2^{-16}, \dots$ 和 $2^{-7}, 2^{-6}, \dots$ 中成对选取值,对训练序列采用交叉验证的方式,将训练序列近似等分为10个子集合,每个子集合包含若干合成图像和原始图像,用9个训练子集和的训练结果对余下的一个子集合进行分类,这样每个训练子集合都被分类过一次,得到鉴定结果。

3 实验分析

用520个真实图像、420个拼接图像构成图像数据库,图像内容包括大自然景物、建筑、人物、纹理图、植物等内容。所有合成图像原始内容均来自与数据库中的真实图像,采用 photoshop 进行拼接合成,对人眼无法直接识别的图像,除合成外不进行任何其他操作,对人眼可以明显识别的合成图进行了后续平滑等处理,最终使得人眼无法直接识别合成图像。图像由 Cannon G6、G7 相机、kodak 相机、iphone、三星相机、三星手机等设备采集。合成部分遵循下列原则:(1)合成部分来源于另一幅图像,其采集设备与原始图像可能相同,也可能不同;(2)合成部分形状任意,可以是规则的,也可以是不规则的;(3)允许合成部分进行预处理;(4)合成部分面积足够大,即视觉上可见。

从数据库中选取了200张原始图像、200张合成图像用于支持向量机的训练,用其余图像检验本文特征提取有效性。设正确将合成图像鉴别的百分比用符号 P_d 表示,而将原始图像错误分类为合成图像的百分比用符号 P_f 表示,则图3给出了仅以本方法提取特征鉴别图像的特性曲线 ROC(receiver operating characteristics),说明本算法中的特征量能有效鉴别合成图像。

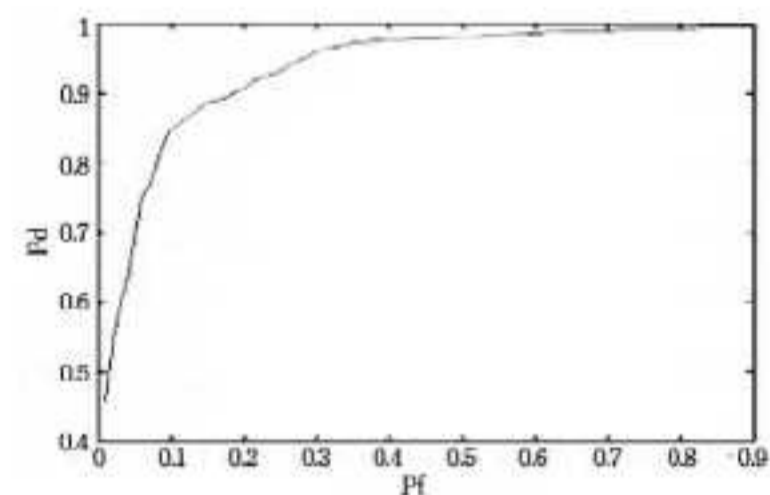


图3 单独使用本文特征量

本文特征量可以和任何以特征量+训练进行判决的图像取证算法相结合,图4为采用本方法特征量以及文献[7]中建议的特征量共同训练、判决的结果,可以看出,加上本文特征量后,合成图像的判决准确率得到极大提高,特别是在容错率低的情况下改进效果明显。

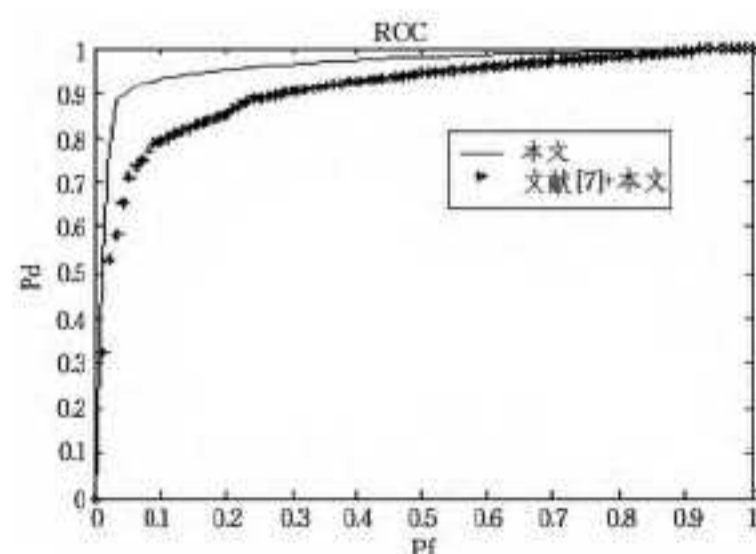


图4 本文特征与加上文献[7]的特征量后的性能比较

图5为本文特征量加上文献[9]特征量,一并送入支持向量机中训练后的鉴别结果。从图3—图5中可以看出,本文提取的特征对合成图像能有效鉴别。

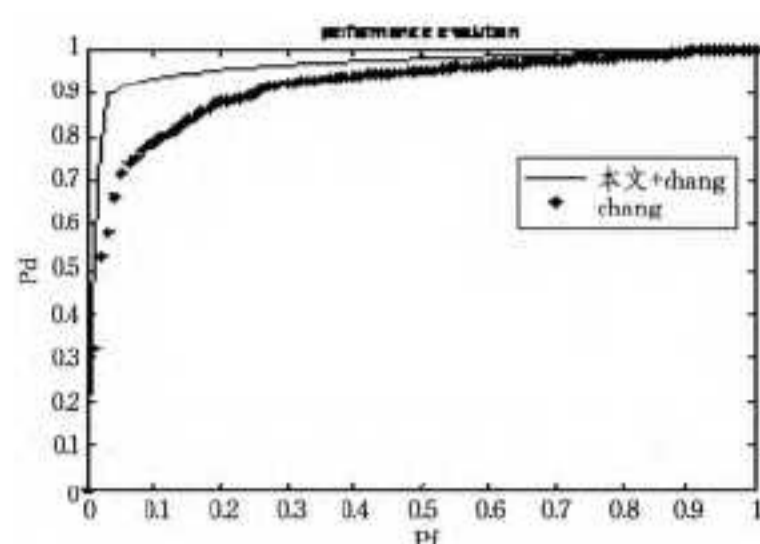


图5 本文特征加上文献[9]后性能比较

结束语 本文对图像进行树图分割,提取物体轮廓线,然后采用最小二乘法线性预测图像像素值,得到预测误差图,利用分割结果对预测误差图内部、边界区域分别计算误差均值、方差等特征量,结合4个方向上共生矩阵的特征统计特性,送入支持向量机获得取证结果,鉴定图像是否经过拼接处理。本文特征量可以单独使用,也可以和其它方法中的特征量一起使用。

参考文献

[1] Nguyen H C. Detection of copy-move forgery in digital images using radon transformation and phase correlation[C] // Proceedings of Eighth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2012: 134-137

[2] Popescu A C, Farid H. Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions[OL]. <http://www.cs.dartmouth.edu/farid/downloads/publications/tr04.pdf>, department of computer, science, dartmouth college, 2012

[3] Kee E, Farid H. A perceptual metric for photo retouching [J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2011, 108(50): 19907-19912

[4] O'Brien J, Farid H. Exposing photo manipulation with inconsistent reflections[J]. ACM transactions on graphics, 2012, 31(1): 1-11

[5] Kee E, Johnson M K, Farid H. Digital image authentication from jpeg heads[J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2011, 6(3): 1066-1075

[6] Zheng Qian-ru, Sun Wei, Lu Wei. Digital spliced image forensics based on edge blur measurement[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Information Theory and Information Security. Dec. 2010: 399-402

[7] Gou Hong-mei, Swaminathan A, Wu Min. Noise features for image tampering detection and steganalysis[C] // Proceeding of IEEE Conference on Image Processing. 2007, 6: 97-100

[8] Shi Jian-bo, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22(8): 888-905

[9] Hsu Yu-feng, Chang Shih-fu. Camera response functions for image forensics: an automatic algorithm for splicing detection[J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2010, 5(4): 816-825

[10] Chen Ying, Wang Yu-ping. Exposing digital forgeries by detecting traces of smoothing[C] // Proceeding of 9th International Conference for Young Computer Scientists. 2008: 1440-1445

[11] Libsvm[OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/>

(上接第109页)

[9] 李秋红, 赵兰, 李惠萍, 等. 实时定量聚合酶链反应技术在鉴别结核病与增殖性结核病中的应用[J]. 中华结核和呼吸杂志, 2007, 30(9): 686-690

[10] 沈璩, 周瑛, 李秋红, 等. 实时荧光定量PCR在结核病与不典型结核鉴别诊断中的临床应用[J]. 同济大学学报, 医学版, 2010, 31(6): 46-50

[11] 周瑛. 结核病与不典型结核鉴别诊断方法的研究[D]. 上海: 同济大学医学院, 2009

[12] ACCESS Research Group. Design of A Case Control Etiologic Study of Sarcoidosis (ACCESS) [J]. J Clin Epidemiol, 1999, 52(12): 1173-1186

[13] Wirnsberger RM, Vries J de, Wouters EFM, et al. Clinical presentation of sarcoidosis in the Netherlands An epidemiological study[J]. Netherlands Journal of Medicine, 1998, 53: 53-56

[14] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction (Second Edition)[M]. Springer, February 2009

[15] 曹蕾, 黎维娟, 冯前进, 等. 基于LDA和SVM的肺结节CT图像自动检测与诊断[J]. 南方医科大学学报, 2011, 31(2): 324-328

[16] 张婧, 李彬, 田联房, 等. 结合规则和SVM方法的肺结节识别[J]. 华南理工大学学报, 自然科学版, 2011, 39(2): 125-129

[17] Cortes C, Vladimir V. Support-Vector Networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297

[18] Vapnik V, Golowich S E, Smola A J. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation and Signal Processing[C] // NIPS. 1996: 281-287

[19] Chang Chih-chung, Lin Chih-jen. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 27(2): 1-27

[20] Barakat N, Bradley A P. Rule extraction from support vector machines: A review[J]. Neurocomput, 2010, 74(2): 1-3

[21] 刘伟, 谢红卫. 整合网络属性、序列特征和功能注释预测潜在的癌基因[J]. 中国科学生命科学, 2013, 43(7): 589-595

[22] Podgorelec V, Kokol P, Stiglic B, et al. Decision Trees: An Overview and Their Use in Medicine[J]. J. Med. Syst., 2002, 26(5): 445-463

[23] Quinlan J R. Induction of Decision Trees[J]. Mach. Learn., 1986, 1(1): 81-106