

doi:10.3969/j.issn.1001-2400.2016.01.028

肺部 CT 图像特征的设备无关性研究

李海霞^{1,2}, 张 擎³, 王 青⁴, 尹义龙^{3,5}, 郝凡昌^{1,2}

(1. 山东政法学院 山东省高校证据鉴识重点实验室, 山东 济南 250014; 2. 山东政法学院 信息学院, 山东 济南 250014; 3. 山东大学 计算机科学与技术学院, 山东 济南 250012; 4. 山东大学 齐鲁医院放射科, 山东 济南 250101; 5. 山东财经大学 计算机科学与技术学院, 山东 济南 250014)

摘要: 选择具有设备无关性的图像特征是未得到充分关注的重要问题之一. 基于计算机断层扫描图像上的肺部疾病分类问题, 笔者研究了几种常用的灰度和纹理特征的设备无关性, 结合图像特征的设备无关性和区分性, 提出了一种特征评价准则, 进行特征选择. 并在来自 3 个不同设备的数据集上进行实验. 结果表明了设备无关性特征对图像处理的重要性, 同时显示设备无关性特征可提高相关算法的通用性, 并验证了笔者提出的特征评价准则的合理性和有效性.

关键词: 设备无关性; 特征选择; CT 图像; 肺部疾病

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2016)01-0157-05

Study of sensor interoperability of features on lung CT images

LI Haixia^{1,2}, ZHANG Qing³, WANG Qing⁴,
YIN Yilong^{3,5}, HAO Fanchang^{1,2}

(1. Evidence Forensic Lab. in Colleges and Univ. of Shandong Province, Shandong Univ. of Political Science and Law, Jinan 250014, China; 2. School of Information, Shandong Univ. of Political Science and Law, Jinan 250014, China; 3. School of Computer Science and Technology, Shandong Univ., Jinan 250101, China; 4. Radiology department of Qilu hospital of Shandong Univ., Jinan 250012; 5. School of Computer Science and Technology, Shandong Univ. of Finance and Economics, Jinan 250014, China)

Abstract: Selecting features with high sensor interoperability is of great importance but it is not been investigated enough. Based on the application of classifying lung diseases on CT (Computed Tomography) images, the sensor interoperability of 4 features is studied. An evaluation criterion is proposed to select features by considering interoperability and discrimination ability of features. After doing experiments on 3 different datasets, it is shown that sensor interoperability affects the disease recognition or information retrieval methods. Moreover, the rationality and effectiveness of the proposed feature evaluation criterion is verified.

Key Words: sensor interoperability; feature election; computed tomography; lung disease

随着现代医学的发展, 疾病的诊断越来越多的依赖现代化仪器的检查结果. 如肺部疾病的诊断, 主要依靠肺部的 X 光片, 计算机断层扫描 (Computed Tomography, CT) 和磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 等. 呈现出多模、多源的特点. 多模医学影像是来自不同种类的采集设备的影像. 而多源医学影像, 则是指来自同一种 (比如 CT 机) 但不同型号的设备的医学影像.

多模、多源图像的差异性对医学影像的特征提取与处理提出了更高的要求. 比如, 如果将针对某一种具体型号 CT 机所设计的肺部 CT 影像分类算法, 直接用于采集自另一种不同型号的 CT 机的肺部 CT 影像进

收稿日期: 2014-10-10

网络出版时间: 2015-04-14

基金项目: NSFC-广东联合基金资助项目(U1201258); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20110131130004); 山东省高校证据鉴识重点实验室(山东政法学院)开放课题资助项目(KFKT(SUPL)-201409); 山东政法学院科研资助项目(2012Z23B)

作者简介: 李海霞(1976-), 女, 副教授, 博士, E-mail: lihaixiajinan@gmail.com.

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20150414.2046.028.html>

行分类时,分类效果可能会急剧下降,甚至完全不能工作.本质是分类算法与具体型号的影像采集设备之间存在着依赖关系的问题.以医学影像的病灶区分类为例,实际需求是针对同模、多源影像的某一具体病灶区分类,只研究一种分类算法(核心问题是特征选择),使得该分类算法能够直接用于来自不同型号设备的影像分类,且具有较好效果.如效果较好,就称该算法具有较好的设备无关性.同样地,医学影像中的其他分割算法、影像检索算法、信息挖掘算法等,只要涉及特征的定义和提取,都存在同样性质的问题,称之为“特征提取的设备无关性问题”,核心是面向设备无关性问题的特征评价与特征选择,目的是要解决算法与具体型号的影像采集设备之间存在的依赖关系问题.据知,现有医学影像的特征选择工作,基本都是从特征本身的性质出发研究特征的选择问题^[1-6],对于医学影像设备无关性特征评价与特征选择问题,国内外尚未见到这方面工作的公开文献,因此,寻找设备无关性的图像特征就特别重要.

在生物特征识别领域,特别是在指纹的识别方面,有些专家学者已经考虑到了图像的采集设备无关性问题.美国西佛吉尼亚大学的 Ross 和密歇根州立大学的 Jain^[7]在 2004 年首次提出了生物特征识别中的采集设备无关性问题,提高了来自不同采集设备的同一枚指纹的图像间的匹配性能. Yang 等^[8]考虑到设备无关性问题,给出了具有较好的分割效果和鲁棒性的指纹图像分割算法.2012 年, Yang 等^[9]又提出一种基于错误率和决策树的二阶特征评价方法,可有效解决指纹图像分割中的设备无关性问题.然而关于医学图像处理中的设备无关问题,迄今为止,国内外尚未见到相关研究成果.

医学图像处理的设备无关性指用同一种方法可对多模、多源图像进行分类、检索、分割等处理,且结果差别不大.其中提取具有设备无关性的图像的特征,是关键的一步.具有无关性的图像特征,在多模、多源数据集上,图像分类、检索等操作应具有相近的准确率.就图像分类这一具体应用来说,某特征是否具有设备无关性,要看利用此特征分类来自不同设备的医学图像的正确率,如果分类的正确率大致相同,则认为该特征的设备无关性较高;反之,则认为该特征的设备无关性较低.笔者基于肺部 CT 图像上的肺部疾病分类问题,研究了 4 个具有代表性的灰度特征和纹理特征的设备无关性.通过定义设备无关性评价标准,结合特征的分辨能力,给出了特征评价准则.通过在 3 个采集自不同设备的数据集上的实验,验证了方法的合理性及有效性.

1 图像特征的设备无关性研究

1.1 肺部 CT 图像的分类问题

肺气肿是指终末细支气管远端(呼吸细支气管、肺泡管、肺泡囊和肺泡)的气道弹性减退、过度膨胀、充气和肺容积增大或同时伴有气道壁破坏的病理状态.可以分为全小叶型(PAE)和小叶中心型(CLE)和间隔旁型(PSE),其 CT 表现可参见相关医学文献^[10].

正常肺 CT 图像和肺气肿 CT 图像分类问题,正确率已到 95% 以上^[11-12].笔者重点分析设备无关性,因此只对正常肺和肺气肿的 CT 图像分类,不再关注肺气肿的具体类别.从整个肺部 CT 图像中截取病灶比较明显的区域,即感兴趣区(Region Of Interest, ROI)进行分类.图 1 显示了采集自 3 个不同设备(来自 3 个不同数据集)的肺部 CT 图像上提取的正常肺和肺气肿的感兴趣区域图像.其中图 1(a)和图 1(b)分别显示来自 LS 数据集的正常肺 ROI 和肺气肿 ROI.图 1(c)和图 1(d)显示来自 SDUL 数据集的正常肺 ROI 和肺气肿 ROI.图 1(e)和图 1(f)显示来自 ILDS 数据集的正常肺 ROI 和肺气肿 ROI.可以看出,不同数据集上的同类图像,其灰度、清晰程度等特性也存在较大的差异.

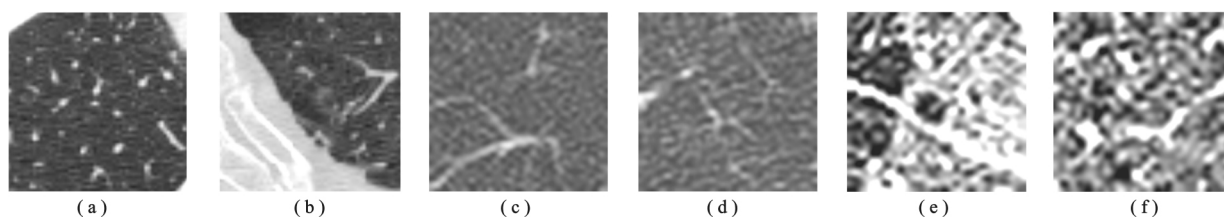


图 1 采集自不同设备的 CT 图像上的 ROI

笔者研究肺部 CT 图像上常用的 4 种特征:灰度直方图特征、局部二值模式(Local Binary Patterns,

<http://www.xdxn.net>

LBP)、灰度共生矩阵和 Tamura 纹理特征的设备无关性,并采用 KNN 分类器进行分类。

1.2 图像特征

灰度直方图描述一幅图像的全局特征,是一幅图像的灰度统计量,表示灰度出现的频率,这一特征具有旋转不变性、尺度不变性和位移不变性。

LBP 是一种有效的纹理描述算子、度量和提取图像局部的纹理信息,对光照具有不变性。由 Ojala 等人首先给出并初步改进^[13],改进后可表示为

$$L_{\text{LBP}}(x; R, P) = \sum_{p=0}^{P-1} H(I(x_p) - I(x)) 2^p, \quad (1)$$

其中, I 表示一幅图像, x 表示中心像素点, $x_p = [-R \sin(2\pi p/P), R \cos(2\pi p/P)]^T + x$, 表示以 x 为中心, 以 R 为半径的圆弧上第 p 个采样点, $H(\cdot)$ 表示赫维赛德函数。Maenpaa 等^[14]又提出了具有旋转不变性的 LBP 算子,即

$$L_{\text{LBP}}^i(x; R, P) = \min_i (R_{\text{ROR}}(L_{\text{LBP}}(x; R, P), i)) \quad (2)$$

其中, $i = 0, 1, 2, \dots, P-1$ 。 R_{ROR} 是循环右移操作。 $R_{\text{ROR}}(L_{\text{LBP}}(x; R, P), i)$ 是指对式(1)得到的二进制数 $L_{\text{LBP}}(x; R, P)$ 依次循环右移 i 位。根据具体的问题, LBP 有很多变种^[15-16]。文中的实验采用文献[14]中的方法。

灰度共生矩阵 GLCM 是由 Haralick 首次提出的,用来评价灰度之间的空间关系特征。它通过计算图像中一定距离和一定方向的两点灰度之间的相关性,来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息。笔者利用图像的灰度共生矩阵提取图像的纹理特征,主要用到如下几种常用的统计特征值:纹理能量、纹理惯性、纹理相关性和纹理熵。

Tamura 纹理特征是 Tamura 以人类的主观心理度量作为标准,提出的 6 个基本的纹理特征,这些特征包括粗糙度 (coarseness), 对比度 (contrast), 方向度 (directionality), 线像度 (line-likeness), 规整度 (regularity) 和粗糙度 (roughness), 其中最重要的是纹理的粗糙度,对比度和方向度。这些纹理特征很好地对应了人类视觉感知,在许多图像检索系统中得到应用。文中仅使用了粗糙度,对比度和方向度。

2 基于设备无关性的特征评价准则

如果某特征在多源影像上,分类的正确率大致相同,就认为该特征的设备无关性较高;反之,则认为该特征的设备无关性较低。首先,定义通过式(3)计算某特征的设备无关性,记为 E , 即

$$E = 1 - \sum_{i=1}^c \frac{|p_i - \bar{p}|}{c \bar{p}} \times 100\% \quad (3)$$

其中, c 为采集自不同设备的数据集的个数, p_i 为第 i 个数据集上采用此特征进行分类的准确率, \bar{p} 为 c 个数据集上的平均准确率。 E 越大,表示这种特征的设备无关性越高;反之,表示此特征设备无关性越低。理想情况下,如果 E 等于 1,则说明此特征完全设备无关。

在对特征进行选择时,要同时考虑特征的分类正确率(即特征的区分性)和特征的设备无关性。文中结合分类正确率和设备无关性这两个指标对特征进行选择,以同时保障方法的扩展性以及性能。将特征的评价准则设为 f , 即

$$f = w + (1 - w) E \quad (4)$$

其中, \bar{p} 为特征在所有数据集上的平均准确率, w 为权重,用来平衡特征的分辨能力和设备无关性在特征选取中的重要程度,其值由实际问题 and 经验决定。

3 实验和结果分析

3.1 数据集

采用了 3 个采集自不同设备的肺部 CT 图像数据集,一个数据集是由丹麦哥本哈根大学和根措夫特大

<http://www.xdxb.net>

学附属医院的科学家联合提供的^[11](简称 LS),它包括 39 例病人的 117 张肺部 HRCT(High Resolution CT)切片,168 个 ROI. ROI 分两类:正常肺 ROI 图像 59 幅,肺气肿 ROI 图像 109 幅. 第 2 个数据集是山东大学和齐鲁医院合作建立的(简称 SDUL),它包括 17 例正常肺共 1445 个 ROI. 45 例肺气肿病共 136 个 ROI,从中随机选取合计 168 个正常肺和肺气肿的 ROI 进行实验. 第 3 个数据集是日内瓦大学医学院建立的肺间质疾病多媒体数据库^[17](简称 ILDs),此数据集包括 128 例涉及 5 种肺部疾病的 108 张图像. 从中随机选取了包括 59 个正常肺和 109 个肺气肿的共 168 个 ROI 图像. 3 个数据集的具体参数见表 1.

表 1 肺部 CT 图像数据集的参数列表

	Slice thickness/mm	Tube voltage/kV	Tube current/(mA · s)	文件格式	ROI 大小
LS	1.25	140	200	tiff	61×61
SDUL	5	120	74	bmp	40×40
ILDs	1~2	140	216	dcm	32×32

3.2 实验方法、过程及结果分析

采用 1.2 节描述的 4 种图像特征. 其中 LBP 特征提取 ROI 内所有像素 LBP 值的直方图. 灰度共生矩阵使用纹理能量、纹理惯性、纹理相关性和纹理熵 4 个统计特征. Tamura 使用粗糙度、对比度和方向度 3 个基本的纹理特征. 采用 KNN 分类方法进行分类, ROI 之间的距离为直方图或者特征之间的欧氏距离. 具体地,采用 100 次十折交叉验证求平均值的方法验证分类正确率. 各特征在 3 个数据集上的分类正确率结果如图 2 所示.

从图 2 中可以清楚看到,各特征在不同的数据库上得到的性能普遍存在差异,有的特征(如 LBP)差异较小,而有的特征(如 GLCM)差异较大. 这充分说明了研究设备无关性问题的必要性. 从图 2 可以看出,就在 3 个数据集上总的分类准确率而言,灰度直方图特征性能是最好的,但灰度直方图特征在 3 个数据集的性能差别较大,由此推断灰度直方图特征的设备无关性较差. LBP 虽不是性能最好的特征,但是在 3 个数据集上的准确率差别不大,可见 LBP 的设备无关性较高.

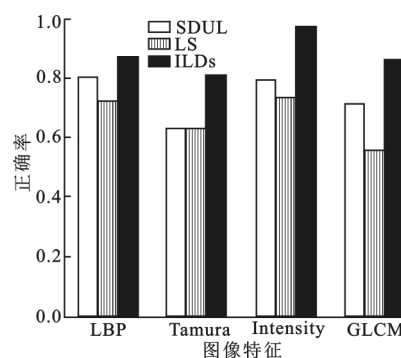


图 2 不同数据集上的分类正确率

图 3 给出各特征在 3 个数据集上的平均正确率 \bar{p} 、设备无关性 E 及特征评价准则 f . 对 f 的计算中 ω 设为 0.5, 考察在同等对待分类正确率和设备无关性的前提下得到的特征评价. 可以看出, 4 种特征分类的正确率和设备无关性不相吻合, 同一特征这两个指标可能差别较大, 如 Tamura 特征, 虽然分类的正确率不高, 但设备无关性较大. 在同等对待分类正确率和设备无关性的情况下, 并不是准确率最高的 Intensity 特征具有最高的特征评价 f . 具有突出设备无关性, 并具有相对较好分类准确率的 LBP 特征具有更高的评价. 这说明了准则 f 在选择设备无关性特征方面的有效性.

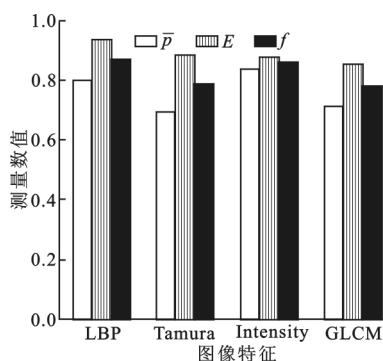
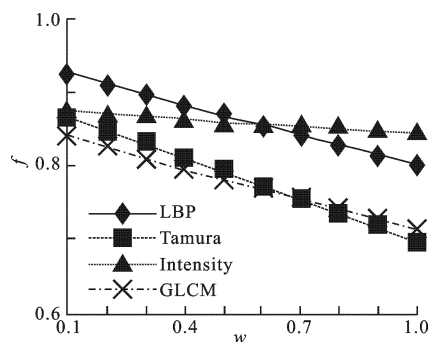


图 3 分类正确率、设备无关性和总性能比较

图 4 f 和 w 的关系

特征选择的时候权重 w 根据实际的问题由经验确定, w 越大, 表明给与特征的分辨能力更多的重视, 反之, w 越小, 说明在应用中更看重特征的设备无关性. 在已知分类正确率和设备无关性的前提下, w 的变化对 f 值的影响如图 4 所示.

从图 4 可以看出, 在 4 个特征中, LBP 与 Intensity 特征评价高于另外两个特征. Tamura 特征与 GLCM

特征的评价值偏低主要因为两个特征的分类准确率较低,在文中的评价准则下,虽然考虑了设备无关性,但分类正确率普遍较低的特征也不会得到好的评价.随着 ω 值的变化,LBP 和 Intensity 两个特征的评价值交替成为最高值.在更注重设备无关性的情况下,LBP 特征的评价高于 Intensity 特征,反之,在更注重分类准确率的情况下,Intensity 特征获得更高评价.文中提出的特征评价准则在平衡两者之间起到了作用.

4 结束语

笔者首次提出在医学图像的分类、检索等应用问题中,有关图像特征的设备无关性的重要性.具体研究了有代表性的 4 个图像特征的设备无关性,结合特征的分辨能力和设备无关性,提出一种特征评价准则.通过在 3 个采集自不同设备的数据集上的实验,验证了同一特征在不同数据集上确实存在较明显的性能差异,说明了对设备无关性进行研究的必要性.实验结果同时表明,在这些特征中,对于肺气肿 CT 图像的分类,LBP 特征同时具有较好的分类性能和设备无关性,灰度直方图特征虽然具有较好的识别性能,但是设备无关性较差.如果只考虑识别准确率,则最好的特征是灰度直方图特征,但是基于文中提出的特征评价准则,同时考虑准确性和通用性时,LBP 特征具有比灰度直方图更高的评价.

尽管上述面向设备无关性的特征评价与特征选择研究方案是用同模、多源肺部 CT 影像的分类这样一个具体问题来研究的,但其本质上这种特征设备无关性评价的思想,可用来指导解决影像识别、影像分割、影像检索、信息挖掘中各类算法涉及的设备无关性问题.只是不同的处理任务(识别、分割、检索、挖掘等)、不同层面的影像实体(整幅影像、器官或组织、ROI 等),所使用的具体特征都会有所不同而已.另外,在 X 光片、MRI 等其他医学影像上也具有相同的价值.

在将来的工作中,将在考虑特征的设备无关性问题的同时,进一步考虑特征之间的相互关系,从而研究更加合理的特征评价准则.

参考文献:

- [1] 曹蕾. 肺结节图像的分析与识别 [D]. 广州: 南方医科大学, 2009.
- [2] WANG J J Y, BENSMAIL H, GAO X. Feature Selection and Multi-kernel Learning For Sparse Representation on a Manifold [J]. Neural Networks, 2014, 51(3): 9-16.
- [3] PUSHPALATA P, JYOTI B G. Improving Classification Accuracy by Using Feature Selection and Ensemble Model [J]. International Journal of Soft Computing and Engineering, 2012, 2(2): 380-386.
- [4] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. A Simultaneous Feature Adaptation and Feature Selection Method for Content-based Image Retrieval Systems[J]. Knowledge Based Systems, 2013, 39(2): 85-94.
- [5] da SILVA S R F, RIBEIRO M X, BATISTA NETO J E S, et al. Improving the Ranking Quality of Medical Image Retrieval Using a Genetic Feature Selection Method [J]. Decision Support Systems, 2011, 51(4): 810-820.
- [6] SOHAIL A S M, BHATTACHARYA P, MUDUR S P, et al. Classification of Ultrasound Medical Images Using Distance Based Feature Selection and Fuzzy-SVM [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2011, 6669(1): 176-183.
- [7] ROSS A, JAIN A. Biometric Sensor Interoperability: a Case Study in Fingerprints [C]//Lecture Notes in Computer Science; 3087. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 134-145.
- [8] YANG G P, ZHOU G T, YIN Y L, et al. K-means Based Fingerprint Segmentation with Sensor Interoperability [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 4: 495-502.
- [9] YANG G P, LI Y, YIN Y L, et al. Two-level Evaluation on Sensor Interoperability of Features in Fingerprint Image Segmentation [J]. Sensors, 2012, 12(3): 3186-3199.
- [10] 刘岩, 王铁人, 孟建华, 等. 肺气肿的 CT 表现及诊断价值[J]. 中外医疗, 2008, 27(19): 122-123.
LIU Yan, WANG Tieren, MENG Jianhua, et al. CT Manifestations and Diagnostic Value of Pulmonary Emphysema [J]. China Foreign Medical Treatment, 2008, 27(19): 122-123.
- [11] SØRENSEN L, SHAKER S B, de BRUIJNE M. Quantitative Analysis of Pulmonary Emphysema Using Local Binary Patterns [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(2): 559-569. (下转第 179 页)

<http://www.xdxb.net>

- [13] ZRNIC D S, MELNIKOVA V M, DOVIAK R J, et al. Scanning Strategy for the Multifunction Phased-array Radar to Satisfy Aviation and Meteorological Needs[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(6): 1204-1208.
- [14] 唐书娟, 许蕴山, 肖冰松. 无源传感器引导 AESA 雷达目标搜索[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2015, 16(3): 30-35.
TANG Shujuan, XU Yunshan, XIAO Bingsong. Passive Sensor Cueing of AESA Radar for Target Searching[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(3): 30-35.
- [15] 路志伟, 李明, 季晓光. 基于传感器协同技术的雷达搜索空域研究[J]. 航空计算技术, 2006, 36(5): 28-31.
LU Zhiwei, LI Ming, JI Xiaoguang. Research on Radar Searching Volume Based on Mutil-sensor Cooperation Technology[J]. Aeronautical Computing Technique, 2006, 36(5): 28-31.
- [16] 赵树杰, 赵建勋. 信号检测与估计理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 122-127.
- [17] WILLIAMS J L. Information Theoretic Sensor Management [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2007.

(编辑: 郭 华)

(上接第 161 页)

- [12] DHARMAGUNAWARDHANA C, MAHMOOD S, BENNETT M, et al. Quantitative Analysis of Pulmonary Emphysema Using Isotropic Gaussian Markov Random Fields [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Setubal: SciTe Press, 2014: 44-53.
- [13] 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.
- [14] PIETIKÄINEN M, OJALA T, XU Z. Rotation-invariant Texture Classification Using Feature Distributions [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(1): 43-52.
- [15] CHU Y, WANG Y, ZHU J, et al. A Webber Local Binary Pattern Descriptor for Pancreas Endoscopic Ultrasound Image Classification[C]//Proceedings of IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications. Piscataway: IEEE Computer Society, 2014: 836-839.
- [16] 刘晓佩, 卢朝阳, 李静. 结合 WTLBP 特征和 SVM 的复杂场景文本定位方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(4): 103-108.
LIU Xiaopei, LU Zhaoyang, LI Jing. Complex Scene Text Location Method Based on WTLBP and SVM[J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(4): 103-108.
- [17] DEPEURSINGE A, VARGAS A, PLATON A, et al. Building a Reference Multimedia Database for Interstitial Lung Diseases [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2012, 36(3): 227-238.

(编辑: 王 瑞)