

文章编号:1007-2780(2017)04-0287-07

基于计算机视觉的 X 射线图像异物分类研究

王 宇^{1*}, 邹文辉², 杨晓敏³, 姜 维³, 吴 炜³

(1. 中国民航飞行学院 航空工程学院, 四川 广汉 618307;

2. 西南师范大学 电子信息工程学院, 四川 南充 637009;

3. 四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610064)

摘要:在安检领域,目前最主要的手段是人工分析 X 光图像,以检测是否隐藏的违禁品。由于人工检测存在较强的主观性,并且在安检员疲劳时容易造成漏判、错判。针对这一问题,对 X 光异物图像进行自动识别研究,提出了基于 Tamura 纹理特征和随机森林的 X 射线异物分类方法。介绍了基于计算机视觉的 X 光违禁品自动检测识别系统;提出一种基于 Contourlet 变换的 Taruma 纹理特征提取方法,通过该方法得到 Taruma 纹理特征向量;最后采用随机森林分类器对违禁品图像进行分类判断。实验结果表明,基于 Tamura 纹理特征和随机森林的 X 射线异物分类能够有效地区分不同种类的违禁品。

关 键 词:X 射线异物;Contourlet 变换;Tamura 纹理特征;随机森林;分类

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173204.0287

X-ray image illegal object classification based on computer vision

WANG Yu^{1*}, ZHOU Wen-hui², YANG Xiao-min³, JIANG Wei³, WU Wei³

(1. *Aviation Engineering Institute, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;*

2. *West South Normal University, Nanchong 637009, China;*

3. *College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China*)

Abstract: In the field of security, manual X-ray images analysis is a common method to detect illegal object. Due to manual analysis' strong subjectivity, it is easy to cause false detection. The illegal object classification by Tamura texture feature and random forest with X ray is proposed in this paper. Firstly, an automatic illegal object detection and identification system based on computer vision is introduced. Then a method based on Contourlet transform is proposed to extract Taruma texture. Finally, the random forest classifier is adopted to classify illegal objects. Experimental results show that the illegal object classification by Tamura texture feature and random forest with X ray can effectively distinguish different kinds of illegal object.

Key words: illegal object with X ray; Contourlet transform; Taruma texture feature; random forest; classification

收稿日期:2016-09-12;修订日期:2016-12-07.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No.61271330)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61271330)

* 通信联系人, E-mail:2307574@qq.com

1 引言

在安检领域,如何检测隐藏的违禁品已成为一个很重要的研究热点。最常用的手段是利用 X 光图像进行检测。X 光具有穿透性,因此可避免开包检查乘客随身携带的行李。现今国内外机场、汽车站、火车站等需要对旅客行李检查的场所,基本采用 X 射线(光)技术的安检机^[1]。安检机的成像原理是利用 X 射线,通过穿透比计量。材料的密度越高(如金属刀具等),成像越暗,反之,成像越亮。为了方便安全检查员分析,通常呈现为伪彩色图像。

目前安检的最主要手段是人工分析通过安检机获得的 X 光图像,以检测是否隐藏的违禁品。但由于每天安检处理的物品数量众多,需要工作人员必须在很短的时间内判断是否有违禁品,安检人员工作强度相当大。人工检测存在较强的主观性,在安检员疲劳时容易造成漏判、错判。为了辅助安检人员的工作,减轻安检人员的劳动强度和减少安检人员的工作量,有必要通过图像处理和模式识别技术自动判断 X 光图像中是否存在违禁品。

目前关于 X 光图像处理与识别方面的研究主要集中在 X 光探伤图像的自动检测^[2]以及医学 X 光图像的处理方面^[3]。关于安检领域 X 光图像处理方面研究较少,而且研究主要集中于安检 X 光图像的增强^[4-8],用于改善图像质量,利于机场安检人员快速准确地检查行李物品。

随着图像处理和模式识别技术的发展,为自动判断 X 光图像中是否存在违禁品提供了可能。与先前的对 X 光图像增强研究不同,本文主要研究如何利用图像处理和模式识别技术对 X 光图像中的违禁品做出分类识别,以发现当乘客行李中存在违禁品时系统进行自动预警。借助这种措施可大大减轻安检人员的工作强度,降低安全检查的错误率。

由于国内目前还没有 X 光违禁品自动识别方面的研究,因此本文的主要工作是提出一种基于计算机视觉的 X 光违禁品自动识别的原型系统,并提出一种异物分类算法,对民航机场异物的 X 光图像进行分类。本文的研究不仅为 X 光安检机的自动化检测研究提供了基础,而且为各种不规则物体的自动识别提供了参考。

由于异物可能存在不同规则的各种形状,因此很难通过一个知识模型对各种不同的异物进行建模,以提取相应的参数。为了解决这一问题,本文采用纹理信息特征对异物进行分类。为了有效地提取异物图像的纹理特征,本文首先采用能够灵活地提取图像各个方向特征的 Contourlet 变换^[6-7],以获得 Contourlet 变换系数图。由于 Tamura 纹理特征(包括:粗糙度、方向度、直线度、对比度以及规则度)具有与人的视觉系统相似的纹理模型,因此本文选择 Tamura 纹理特征进一步提取 Contourlet 变换系数图的特征。

提取 Tamura 纹理特征后,需要使用分类器对其进行分类识别。近年来,随着统计理论^[6]的发展,SVM^[8]、和随机森林^[9]等分类器越来越引起人们的关注。与其它分类器相比,随机森林具有较少的参数和较强的分类能力,非常适合于工程应用,因此本文采用随机森林对提取的特征进行分类。通过实验表明本文算法能够较为准确地对 X 射线异物进行分类,能够有效地区分不同种类的违禁品。

2 基于计算机视觉的 X 射线异物检测和识别系统

本文建立一套基于计算机视觉的 X 光违禁品自动检测识别系统,对民航机场乘客携带的随身物品进行自动检测分析,并实现及时报警和数据储存备份以便回放。总体系统框图如图 1 所示。

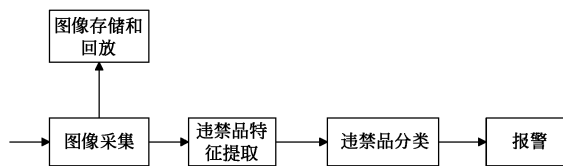


图 1 违禁品检测分析系统总体框图

Fig.1 General block diagram of the detection and analysis system of contraband

通过安检 X 光机采集乘客随身携带物品的 X 光图像;再提取 X 光图像中的特征;最后进行违禁品分类。本文首先对 X 光图像进行 Contourlet 变换,然后提取 Contourlet 变换后的 Tamura 纹理特征。根据提取的特征,采用随机森林分类器分别对违禁品图像进行分类判断;分析出具体的违禁品种类,进行相应的报警措施。

本文的研究核心是对X光异物图像进行分类,关于如何在复杂的行李箱中定位异物超出本文的范围。当然,定位异物是一个非常关键的问题,也是我们以后要研究的核心问题之一。

3 违禁品的特征提取

违禁品的特征提取是分类的前提,对整个预警系统有非常重要的意义。图2给出了两种违禁品可见光和X光图片示例图。由于Contourlet变换^[6-7]具有多尺度、多方向和各向异性的特点,少量系数便可有效地捕捉图像的边缘信息,因此本文首先对采集到的X光图像进行Contourlet变换,然后提取特征。

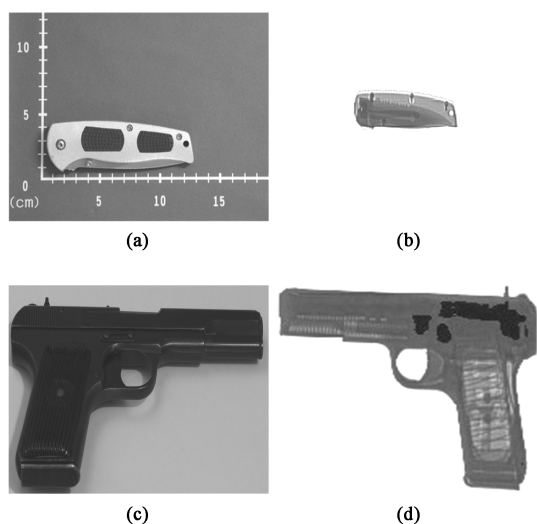


图2 违禁品的可见光和X光图片示例。(a)弹簧刀的可见光图片,(b)弹簧刀的X光图片,(c)制式手枪的可见光图片,(d)制式手枪的X光图片。

Fig.2 Visible light and X light sample image of contraband. (a) Visible light image of spring knife, (b) X light image of spring knife, (c) Visible light image of standard pistol, (d) X light image of standard pistol.

3.1 违禁品X光图像的Contourlet变换

Contourlet变换^[9-10]主要采用拉普拉斯金字塔模型对图像进行分解。首先用拉普拉斯金字塔变换(Laplacian Pyramid, LP)分解为高、低频细节分量。随后将高、低频细节通过方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)分解为 2^j 个方向子带(j 为任意正整数),如图3所示。

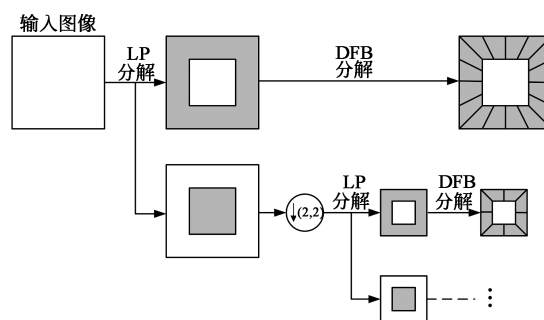


图3 Contourlet变换滤波器结构

Fig.3 Transform filter structure of Contourlet

上述过程拉普拉斯金字塔变换将图像进行多尺度分解,以获取边缘奇异点,然后对每一级金字塔分解的带通分量用方向滤波器组即DFB分解对图像进行多方向分解,再根据方向信息将位置相近的奇异点汇集成轮廓段,用轮廓段形式的基函数来高效表征图像的边缘细节信息,实现对图像的稀疏逼近,能够有效地表示图像的特征。由于采集获取的X光图像为伪彩色图像,因此本文首先将原始的伪彩色X光图像转换成灰度图像,然后再采用Contourlet变换。图4为将X光图片进行两级Contourlet变换后的图像。

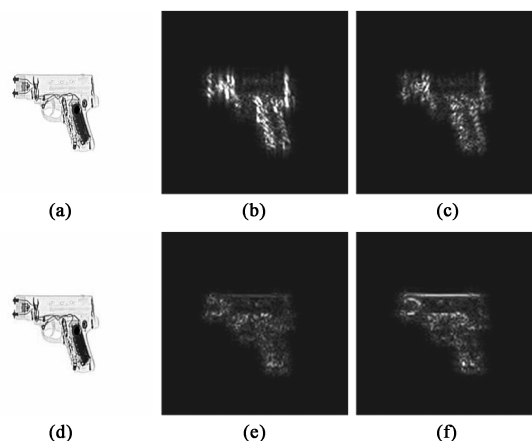


图4 电击枪的X光图片、灰度图像以及经过Contourlet分解后的图片。(a)电击枪的X光图片;(d)转化后得到的灰度图;(b)、(c)、(e)和(f)为Contourlet变换进行两层分解得到的高频系数

Fig.4 Taser's X optical images, gray images and the image decomposed by Contourlet. (a) X light picture of the Taser; (d) Grayscale picture transformed; (b), (c), (e) and (f) high frequency coefficient decomposed by two Contourlet transform

本文将 X 光图像进行 Contourlet 变换后,将变换获得的高频系数图提取其 Taruma 纹理特征,分别得到 Taruma 纹理特征向量。

3.2 Taruma 纹理特征

通过分析图像纹理可以帮助人们获取图像的重要信息以便进一步对图像进行处理。Tamura 纹理特征与人的视觉系统纹理模型极其相似^[11],因此本文选择 Tamura 纹理特征进一步提取 Contourlet 变换系数图的特征。

Tamura 纹理特征^[12]包括粗糙度、方向度、直线度、对比度以及规则度等。纹理方向度反应总体的纹理特性,包括总体纹理的方向特点和排序特点,粗糙度反应纹理中粒度统计特性,粒度越大表示图像越粗糙,反之则越光滑。对比度反应图像的明亮特性。

方向度的求取需计算出每个像素处的梯度向量。梯度向量的模和方向分别定义为:

$$|\Delta G| = \frac{(|\Delta_x| + |\Delta_y|)}{2}, \quad (1)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{\Delta_x}{\Delta_y}\right) + \frac{\pi}{2}, \quad (2)$$

其中: Δ_x 和 Δ_y 分别是图像与式(3)中两个 3×3 模板卷积所得的水平和垂直方向的梯度值。

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

当计算出所有像素的梯度向量后,可使用直方图 H_D 表达 θ 值。首先利用直方图 H_D 对 θ 的值域范围进行离散化处理,然后统计每个离散区域中相应的 $|\Delta G|$ 大于给定阈值的像素数量。得到的直方图对于具有明显方向性的图像会出现峰值,对于无明显方向的图像则表现比较平坦。计算直方图峰值的尖锐程度便可获得图像的总体方向性即:

$$F_{\text{dir}} = \sum_p \sum_{\varphi \in \varphi_p} (\theta - \theta_p)^2 H_D(\theta), \quad (4)$$

式中: p 代表直方图中的峰值标号, n_p 为直方图中峰值的个数。对于某个峰值 p , W_p 代表该峰值所包含的所有离散区域, θ_p 是具有最高值的离散区域。

为了计算粗糙度,需要先计算图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素的活动窗口中像素的平均灰度值,即

$$A_k(x, y) = \frac{\sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j)}{2^{2k}}, \quad (5)$$

其中: $k = 0, \dots, 5$, $g(i, j)$ 是位于 (i, j) 的像素灰度值。然后,对于每个像素,分别计算它在水平和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均灰度差。

$$\begin{cases} E_{k,h}(x, y) = |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)| \\ E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})| \end{cases}, \quad (6)$$

其中:对于每个像素,能使 E 值达到最大(无论方向)的 k 值用来设置最佳尺寸 $S_{\text{best}}(x, y) = 2^k$ 。粗糙度通过计算整幅图像中 S_{best} 的平均值得到,表达为:

$$F_{\text{crs}} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{\text{best}}(i, j), \quad (7)$$

式中 $M \times N$ 为图像分辨率。

对比度是通过像素强度分布情况的统计得到的。它通过 $\alpha_4 = \mu_4 / \sigma^4$ 定义,其中 μ_4 是四次矩而 σ^2 是方差。加四次矩和方差公式:

$$F_{\omega n} = \sigma / \alpha_4^{1/4}, \quad (8)$$

该值给出了整个图像或区域中对比度的全局度量值。

4 违禁品的分类判决

对违禁品进行特征提取后,还需对异物进行分类。近年来,随着统计理论的发展,SVM^[13]、和随机森林^[14-17]等分类器越来越引起人们的关注。与其它分类器相比,随机森林具有较少的参数和较强的分类能力,非常适合于工程应用,因此本文采用随机森林对提取的特征进行分类。

随机森林分类是由很多决策树分类模型 $\{h(X, \theta_k), k = 1, \dots\}$ 组成的组合分类模型,其中参数集 θ_k 是相互独立且概率相同的随机向量,给出自变量 X 情况下,每个决策树都有一票投票权来决定其最优分类结果。随机森林分类的基本思想:

首先,利用自助法从原始训练集有放回的重复随机抽取 k 个样本,且抽取出的每个样本的样本容量与原始训练集一样;

其次,根据自助样本集组成随机森林,分别建立 k 个决策树模型,得到 k 种分类结果;

最后,根据得到的 k 种分类结果对每个记录进行投票表决决定其最终分类。

随机森林有如下优点:

(1)可以很好解决分类问题,能够产生高准确度的分类器。

(2)可以处理大量的输入变量,并且学习过程迅速。

(3)在建造森林时,可以在内部对于一般化后的误差产生不偏差的估计。

(4)在分类不平衡的情况时,能提供平衡数据集误差的有效方法。

(5)对噪声不敏感,具有很好的容噪能力。

通过安检 X 光机采集乘客随身携带物品的 X 光图像;再提取 X 光图像中的特征;最后进行违禁品分类。随机森林分类判决的原理图如图 5 所示。

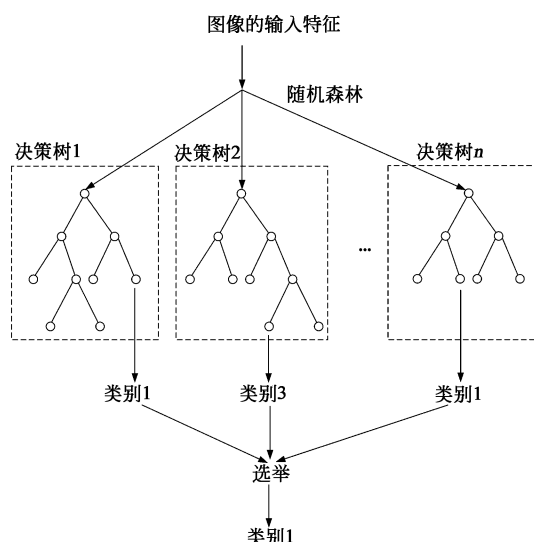


图5 随机森林分类判决原理图

Fig.5 Schematic diagram of random forest classification

5 实验结果与分析

实验中训练的样本图像共 276 幅,分类测试图像共 159 幅。实验中的图像是从民航机场安检用的 X 光机采集的图片中将枪支类、弹药类、利器类和易燃易爆类四种违禁品类别的 X 光图像提取出来。由于提取出来的 276 幅违禁品类图像大小都不一致,而随机森林的训练和识别都需要同一尺寸的图像,因此有必要对 276 幅违禁品类

图像进行归一化处理,使其具有相同的尺寸。因此在训练和测试这些图像之前,要将所有违禁品图像做归一化处理,得到分辨率均为 256×256 的 X 光图像。实验的部分样本图像如图 6 所示。

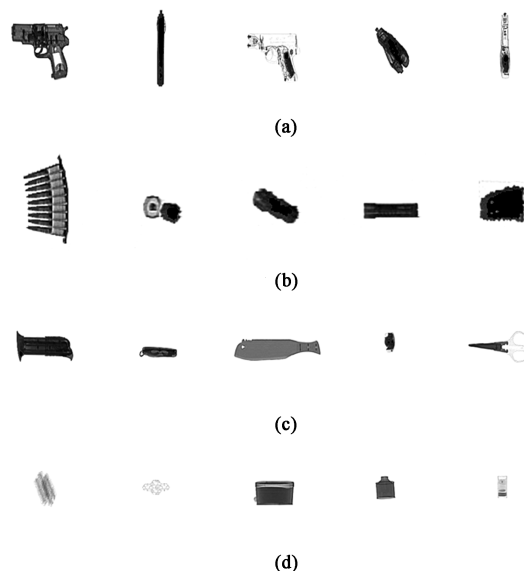


图6 四类违禁品的 X 光图像。(a)枪支类违禁品 X 光图像;(b)弹药类违禁品 X 光图像;(c)利器类违禁品 X 光图像;(d)易燃易爆类违禁品 X 光图像

Fig.6 X light image of four kinds of contraband. (a) X light image of the firearms contraband. (b) X light image of ammunition contraband. (c) X light image of the sharp weapon. (d) X light image of flammable and explosive contraband

为了分析不同特征、不同分类器,以及整个识别系统的性能,不同特征不同分类器进行组合,组合方式如图 7 所示。其中,使用的特征包括共生矩阵特

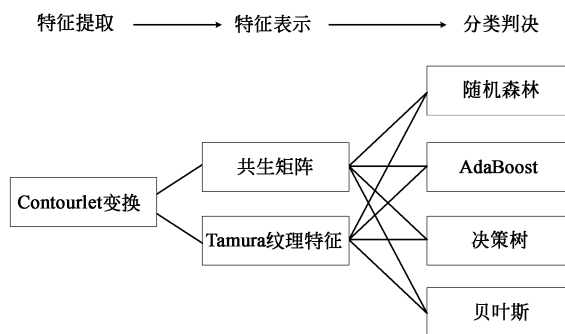


图7 特征提取、表示和分类实验

Fig.7 Experiment of feature extraction, representation and classification

征、Taruma 纹理特征。实验中使用的分类器包括随机森林、AdaBoost^[18]、贝叶斯网络、决策树^[19]。实验

结果见表 1 所示,共生矩阵的特征向量维度为 12, Tamura 纹理特征的特征向量维度为 12。

表 1 不同分类器正确识别率
Tab.1 Correct recognition rate of different classifiers

特征提取	特征表示	分类结果(正确分类率%)			
		随机森林	AdaBoost	决策树	贝叶斯网络
Contourlet 变换	共生矩阵	71.07	62.26	68.55	65.40
	Tamura	74.84	62.26	62.89	66.67

根据实验结果可知 Tamura 纹理特征和共生矩阵特征对于不同的分类器有不同的性能。Tamura 纹理特征对于贝叶斯网络和随机森林有较好的性能,而共生矩阵对于决策树有较好的性能。对于随机森林来说, Tamura 纹理特征即方向度、规则度、粗糙度、对比度以及直线度能够表示有效地区分不同种类的违禁品。

在分类器的性能方面, AdaBoost 算法对噪声和异常数据极其敏感,因而正确识别率较低。决策树分类器虽然适合处理高维特征,但推广性差,因而正确识别率不高。贝叶斯分类器假设属性之间相互独立,但这个假设在实际应用中通常是不成立,为正确分类带来了一定影响,本文中,特征向量维数较高,属性之间相关性较大,贝叶斯网络分类正确率较低。

随机森林分类判决时能检测到特征间的相互

影响,并且具有较强的推广性,因此无论是 Tamura 纹理特征和共生矩阵特征都能取得最高的识别率。

6 总 结

本文对民航机场安检获取的 X 光图像进行了分类识别,以判断 X 光图片中违禁品的类别。首先,本文对 X 光图像进行特征提取,即原图进行 Contourlet 变换,然后提取 Tamura 纹理特征。最后将提取的特征送入随机森林进行识别。实验验证了本文分类的高效性,实验结果也显示使用随机森林进行分类时能够取得最好的效果。本文的研究不仅为 X 光安检机的自动化检测研究提供了基础,而且为各种不规则物体的自动识别提供了参考。

参考文献:

- [1] 郑全州,鲁绍栋.X 射线技术在安检领域的应用[J].CT 理论与应用研究,2012,21(2):357-364.
ZHENG J Z, LU S D. The application of X-ray technology in security inspection domain [J]. *Computerized Tomography Theory and Applications*, 2012, 21(2): 357-364. (in Chinese)
- [2] MERY D, RIFFO V. Automated object recognition using multiple X-ray views [J]. *Materials Evaluation*, 2014, 72(11): 1362-1372.
- [3] 龙钧宇,余爱民,余红.一种基于模糊 MSR 的医学 X 光图像增强算法[J].计算机技术与发展,2014,24(1):235-241.
LONG J Y, YU A M, YU H. Medical X-ray image enhancement algorithm based on fuzzy multi-scale Retinex [J]. *Computer Technology and Development*, 2014, 24(1): 235-241. (in Chinese)
- [4] 韩萍,刘则徐,何炜琨.一种有效的机场安检 X 光手提行李图像两级增强方法[J].光电工程,2011,38(7):99-105.
HAN P, LIU Z X, HE W K. An efficient two-stage enhancement algorithm of X-ray carry-on luggage images [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2011, 38(7): 99-105. (in Chinese)
- [5] 陈树越,刘金星,丁艺,等.红外与 X 光图像融合方法研究[J].激光与红外,2014,44(11):1286-1289.
CHEN S Y, LIU J X, DING Y, et al. Research on infrared and X-ray image fusion technique [J]. *Laser & Infrared*, 2014, 44(11): 1286-1289. (in Chinese)

- [6] SKORUPSKI J, UCHROSKI P. A fuzzy system to support the configuration of baggage screening devices at an airport [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 44: 114-125.
- [7] UNAY D, SOLDEA O, EKIN A, et al. Automatic annotation of X-ray images: a study on attribute selection [C]//*Proceedings of the First MICCAI International Workshop on Medical Content-Based Retrieval for Clinical Decision Support*, Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 97-109.
- [8] ZHANG J, ZHANG L, ZHAO Z R, et al. Joint shape and texture based X-ray cargo image classification [C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, Columbus, OH: IEEE, 2014: 266-273.
- [9] DO M, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [10] 王相海,魏婷婷,周志光,等. Contourlet 四叉树系数方向相关性的遥感图像融合算法[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(8): 1778-1786.
- WANG X H, WEI T T, ZHOU Z G, et al. Research of remote sensing image fusion method based on the Contourlet coefficients' correlativity [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2013, 50(8): 1778-1786. (in Chinese)
- [11] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1978, 8(6): 460-473.
- [12] LIU Y, LI Z, GAO Z M. An improved texture feature extraction method for tyre tread patterns [C]//*Proceedings of the 4th International Conference on Intelligence Science and Big Data Engineering*, Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 705-713.
- [13] 业巧林,业宁,张训华,等. 一种新的支持向量分类算法 ACNN-SVM[J]. 郑州大学学报:理学版, 2008, 40(3): 56-58.
- YE Q L, YE N, ZHANG X H, et al. A new algorithm of classification based on support vector ACNN-SVM [J]. *Journal of Zhengzhou University: Natural Science Edition*, 2008, 40(3): 56-58. (in Chinese)
- [14] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- LI X H. Using "random forest" for classification and regression [J]. *Chinese Journal of Applied Entomology*, 2013, 50(4): 1190-1197. (in Chinese)
- [15] GISLASON P O, BENEDIKTSSON J A, SVEINSSON JR. Random Forests for land cover classification [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(4): 294-300.
- [16] 郭东锋,胡海洲,汪季涛,等. 基于随机森林的烤烟香型分类研究[J]. 中国农学通报, 2015, 31(6): 241-246.
- GUO D F, HU H Z, WANG J T, et al. Study on the classification of flue-cured tobacco based on the random forest algorithm [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2015, 31(6): 241-246. (in Chinese)
- [17] WU W, LIU Z, HE Y. Classification of defects with ensemble methods in the automated visual inspection of sewer pipes [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2015, 18(2): 263-276.
- [18] 葛俊锋,罗予频. 非对称 AdaBoost 算法及其在目标检测中的应用[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1403-1409.
- GE J F, LUO Y P. A comprehensive study for asymmetric AdaBoost and its application in object detection [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(11): 1403-1409. (in Chinese)
- [19] 王磊,郑任儿. 决策树算法的比较研究[J]. 科技信息, 2012(30): 156-157.
- WANG L, ZHENG R E. A comparative study on algorithms of decision trees [J]. *Science & Technology Information*, 2012(30): 156-157. (in Chinese)

作者简介:王宇(1975—),男,浙江兰溪人,副教授,2001年于四川大学获得硕士学位,2008年于四川大学获得博士学位,主要从事数字图像处理、DSP应用方面的研究。E-mail: scuwangyu@163.com