

基于视觉词袋模型提取胶痕特征的卷烟真伪鉴别

李郢¹, 马慧宇¹, 李海燕¹, 王春琼¹, 张轲¹, 张榆锋², 廖泽容³

(1. 云南省烟草质量监督检测站, 昆明 650104; 2. 云南大学 信息学院, 昆明 650500;

3. 昆明医科大学 康复学院, 昆明 650500)

摘要: **目的** 为快速准确地鉴别多品牌卷烟真伪, 提出一种基于视觉词袋模型提取烟盒胶痕图像特征的鉴别方法。**方法** 首先, 利用自主设计的多光源胶痕采集装置获取烟盒内部的胶痕图像, 通过图像处理技术去除原始图像的部分背景后得到胶痕图像样本; 然后, 从胶痕图像样本中提取尺度不变特征转换(SIFT)特征, 并用 K-Means 算法对特征聚类生成视觉词典; 再依据视觉词典的视觉单词直方图特征集对胶痕图像进行训练分类, 从而达到鉴别卷烟真伪的目的。**结果** 以 10 种真品包装机型生产的烟盒胶痕图像以及假冒烟盒胶痕图像为对象, 烟盒样品涉及 64 个卷烟品牌, 对 360 张胶痕图像分类测试, 得到真伪识别率为 97.22%, 每个样本平均鉴别时间为 0.05 s。**结论** 提出的方法采集胶痕图像简便、真伪鉴别效率和准确率高, 并适用于多种卷烟品牌。为提高真伪卷烟鉴别效率、准确率和通用性提供了技术支持。

关键词: 卷烟真伪鉴别; 视觉词袋模型; 胶痕图像; 视觉单词直方图

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)15-0252-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.15.033

Cigarette Authenticity Identification Based on Visual Word Bag Model to Extract Features of Glue Marks

LI Dan¹, MA Hui-yu¹, LI Hai-yan¹, WANG Chun-qiong¹, ZHANG Ke¹, ZHANG Yu-feng², LIAO Ze-rong³

(1. Yunnan Tobacco Quality Supervision and Testing Station, Kunming 650104, China; 2. School of Information, Yunnan University, Kunming 650500, China; 3. School of Rehabilitation, Kunming Medical University, Kunming 650500, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a method based on visual word bag model to extract the features of plastic marks in cigarette packets to quickly and accurately identify the authenticity of multi-brand cigarettes. Firstly, a self-designed multi-light source glue mark acquisition device was used to obtain the glue mark image inside the cigarette packet, and the glue mark image sample was obtained after removing part of the background of the original image by image processing technology. Then, scale invariant Feature conversion (SIFT) features were extracted from the glue mark image samples, and K-Means algorithm was used to cluster the features to generate a visual dictionary. Then, according to the visual word histogram feature set of the visual dictionary, the glue mark images were trained and classified, so as to identify the authenticity of cigarette. In this paper, 10 samples of authentic cigarette packets and counterfeit cigarette packets of 64 cigarette brands were taken as the objects. The classification test of 360 cigarette packet images showed that the authenticity recognition rate was 97.22%, and the average identification time of each sample was less than 0.05 s. The above method is

收稿日期: 2023-04-19

基金项目: 中国烟草总公司云南省公司科技计划重大项目(2022530000241036); 国家自然科学基金(6226010174); 云南省科技厅基础研究计划(202201AY070001-035)

作者简介: 李郢(1992—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为卷烟真伪鉴别。

通信作者: 廖泽容(1984—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器视觉、医学信号处理等。

simple to collect glue marks, has high authenticity identification efficiency and accuracy, and is suitable for a variety of cigarette brands. It provides technical support for improving the efficiency, accuracy and universality of authenticity identification.

KEY WORDS: cigarette authenticity identification; visual word bag model; glue mark image; visual word histogram

烟草是国家和地方财税的重要来源,而卷烟是最主要的烟草制品。制造和销售假冒伪劣的卷烟产品将严重影响国家财政收入和市场秩序,并对个人健康造成危害。因此,鉴别检验卷烟真伪对加强烟草专卖管理,防止假冒卷烟流入市场具有重要意义^[1]。

目前,鉴别卷烟真伪的方法主要分为感官检验法、物化仪器检验法和机器视觉检验法。感官检验法依赖于检测人员根据自身的经验知识,从包装、烟支、烟丝和吸味等多个方面对待测样品进行人工鉴定,是实际检验中最常用的方法^[2-4],但该方法存在主观性强、缺乏科学性、耗费人力、检测效率低等缺点。物化仪器检验法是利用现有的专用检验设备对卷烟的理化性质进行测定,然后通过数据处理及分析技术判别卷烟真伪^[5-8]。物化仪器的引入提高了卷烟真伪鉴别工作的客观性和科学性,然而该方法检测时间较长,部分仪器操作复杂,检测效率有待提升。近年来,随着人工智能的快速发展,以图像采集系统模拟人眼的视觉感知功能,通过计算机对图像进行处理、分析和识别的机器视觉技术成为卷烟真伪鉴别领域新的研究方向。钟宇等^[9]使用扫描仪采集 3 个品牌真伪卷烟的包装图像,并提取图像的特征向量,然后通过相似性度量模型和机器学习模型分别对待测样品进行真伪判别,其中机器学习模型的总鉴别准确率约为 98%。同样针对卷烟的外包装,肖楠等^[10]结合高分辨率神经网络和注意力机制对约 20 个品牌的卷烟包装图像进行识别,通过深度学习技术自动提取图像关键特征,以此实现卷烟包装真伪检测,鉴别准确率最高可达 97%。李海燕等^[11]将 Inception 和 ResNet 2 种卷积神经网络结构相结合得到新的卷烟鉴别模型 IRCNN,该模型可以提取得到更深层次的卷烟包装图像特征,最终实现 3 个卷烟品牌的真伪鉴别率为 99.88%。上述研究表明,机器视觉检验法准确率高且操作便捷,可显著提高卷烟真伪鉴别效率,具有很大的应用价值。然而,该方法局限于卷烟包装外观检测,构建的模型仅针对一部分品牌或规格的卷烟包装,面对繁杂的包装样式和不断革新的包装设计,方法的通用性受到极大限制。

相较于卷烟外观的多样化,卷烟包装工艺较为稳定。据统计,全国中烟工业在使用的包装机型目前主要有 14 种,对应着包装内侧的粘胶痕迹也是 14 类。这些形状、大小各异的胶痕特征的图像识别研究目前未见报道,但其他领域有大量相似研究。如刘晓琳等^[12-13]先后提出 RGB 颜色空间的胶痕图像自动识别算法和基于改进简化脉冲耦合神经网络模型的机场跑道胶痕图像分割算法,实现了更高的胶痕检测精

度。以上研究启发了对烟盒胶痕图像的研究思路,可以依托计算机视觉和机器学习方法,建立烟盒胶痕图像的分类模型。由此,上千种卷烟品牌的真伪鉴定简化为数十种机型的烟盒胶痕图像的识别和判断,使得卷烟真伪鉴别模型具有更广泛的通用性和更长时间的延续性。

基于此,本文以烟盒胶痕图像采集设备采集的真假胶痕图像为实验样本,将卷烟真伪鉴别问题转化为胶痕图像的分类问题。该方法首先对胶痕图像进行预处理得到胶痕图像样本;然后从胶痕图像样本中提取尺度不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)特征,并用 K-Means 算法对特征聚类生成视觉词典;再依据视觉词典的视觉单词直方图特征集对胶痕图像进行分类训练,从而达到鉴别多品牌卷烟真伪的目的。

1 研究方法

图 1 显示了基于视觉词袋模型提取胶痕特征的卷烟真伪鉴别流程,包括胶痕图像采集、胶痕图像样本产生、视觉词袋模型提取胶痕特征和卷烟真伪鉴别 4 个步骤。

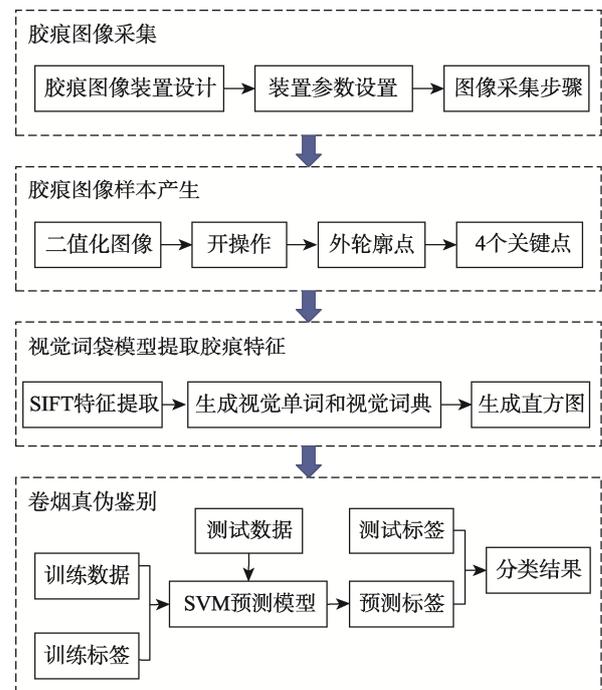


图 1 基于视觉词袋模型提取胶痕特征的卷烟真伪鉴别流程

Fig.1 Flow chart of cigarette authenticity identification based on visual word bag model

1.1 胶痕图像采集

胶痕图像采集包括胶痕图像装置设计、装置参数设置和图像采集步骤。在卷烟工业生产中,卷烟包装材料的黏接使用白乳胶、热熔胶作为黏接胶。黏接胶为透明、无色状态,撕开卷烟包装后,透过这层胶痕可以显示出卷烟包装材料所使用的卡纸底色,难以通过普通的照片拍摄方式获得清晰、高对比度、易于识别的胶痕图像^[14]。前期在自然光、扫描仪和有角度暗光源下分别采集了胶痕图像,对比结果发现,有角度暗光源下采集的胶痕图像分辨率较高,肉眼大致可以识别,如图2所示。基于前期实验结果以及市场上没有烟盒胶痕图像采集设备的情况下,本文通过选取合适的光学系统,自主研发设计一种烟盒胶痕图像采集装置,实现卷烟包装胶痕高效、准确的图像采集。图3展示了烟盒胶痕图像采集装置,主要包括手机、箱子、灯带、USB灯带开关、USB插座、黑色铁板、黑色铁片、软磁条等部件,各部件参数设置如表1所示。该装置设计为一个密闭箱子,在其顶部安装灯带,并开孔放置拍摄手机,底部为抽拉式的烟盒置放铁板。

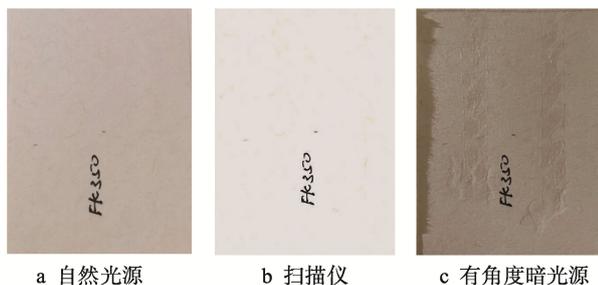


图2 3种光源下采集的胶痕图像
Fig.2 Glue mark images collected under three light sources source

1.2 胶痕图像样本产生

胶痕图像样本产生步骤包括图像二值化、开操

作、外轮廓点和4个关键点。图4显示了硬烟盒和软烟盒胶痕图像样本生成过程,图4a为硬烟盒胶痕图像采集装置采集到的原始胶痕图像,然后对其进行二值化操作,得到白色区域为硬烟盒整体轮廓,如图4b所示。为了消除图像噪声和较小的连通域,再对其进行开操作,得到平滑的轮廓图,如图4c所示。根据位置关系,在轮廓点中筛选出4个红色关键点,最终得到硬壳胶痕图像样本,如图4f所示。软烟盒图像样本生成过程与硬烟盒相同,如图4g—1所示。

1.3 视觉词袋模型提取胶痕特征

视觉词袋模型(Bag of Visual Word, BOVW)提取胶痕特征包括3个步骤:首先,基于SIFT算法检测图像关键点特征;然后,基于K-means算法得到聚类中心点(即为视觉单词),再基于最近相邻法将图像关键点特征映射分配到视觉词典;最后,统计出视觉词典中每个视觉单词在胶痕图像中出现的频率,得到视觉单词直方图。

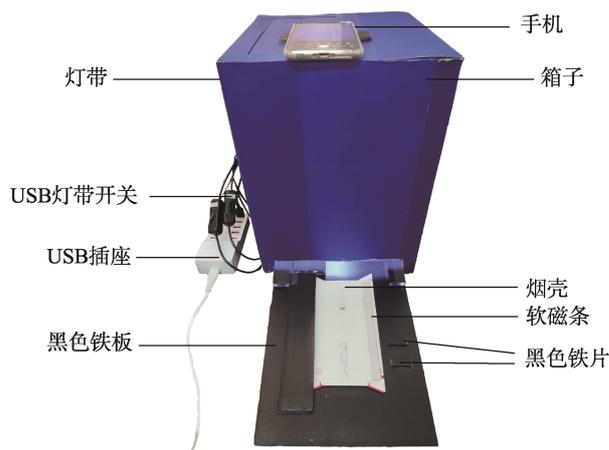


图3 烟盒胶痕图像采集装置
Fig.3 Cigarette packet glue mark image acquisition device

表1 烟盒胶痕图像采集装置各部件参数设置

Tab.1 Parameter settings of each component of cigarette packet glue mark image acquisition device

部件	参数设置
手机	iPhone 11 Pro Max 手机, 打开 Lightroom 软件, 选择专业模型、镜头 W 和缩放 200%
箱子	箱子厚度为 0.8 cm, 尺寸为 29.20 cm×25.50 cm×32.30 cm
灯带	5 V LED USB 灯带: 左边 1 条蓝光、中间 1 条白光和右边 1 条蓝光。蓝光灯带与白光灯带的间距为 2.4 cm; 每条蓝光灯带装有 23 粒灯珠、灯珠等间距为 0.8 cm、蓝光波长为 400~450 nm; 每条白色灯带有 23 粒灯珠、灯珠等间距为 0.8 cm、白光波长为 400~760 nm
USB 插座	5 V/2.4 A 多口 USB 充电器
黑色铁板	不反光黑色铁板 1 块, 尺寸为 26.50 cm×20.50 cm×0.2 cm
黑色铁片	不反光黑色铁片, 1 块尺寸为 20 cm×4 cm×0.6 cm, 1 块尺寸为 5 cm×2.5 cm×0.6 cm, 2 块尺寸为 4 cm×0.5 cm×0.5 cm, 2 块尺寸为 2.5 cm×1.5 cm×0.6 cm
软磁条	白色软磁条 1 块, 尺寸为 15 cm×2 cm×0.6 cm

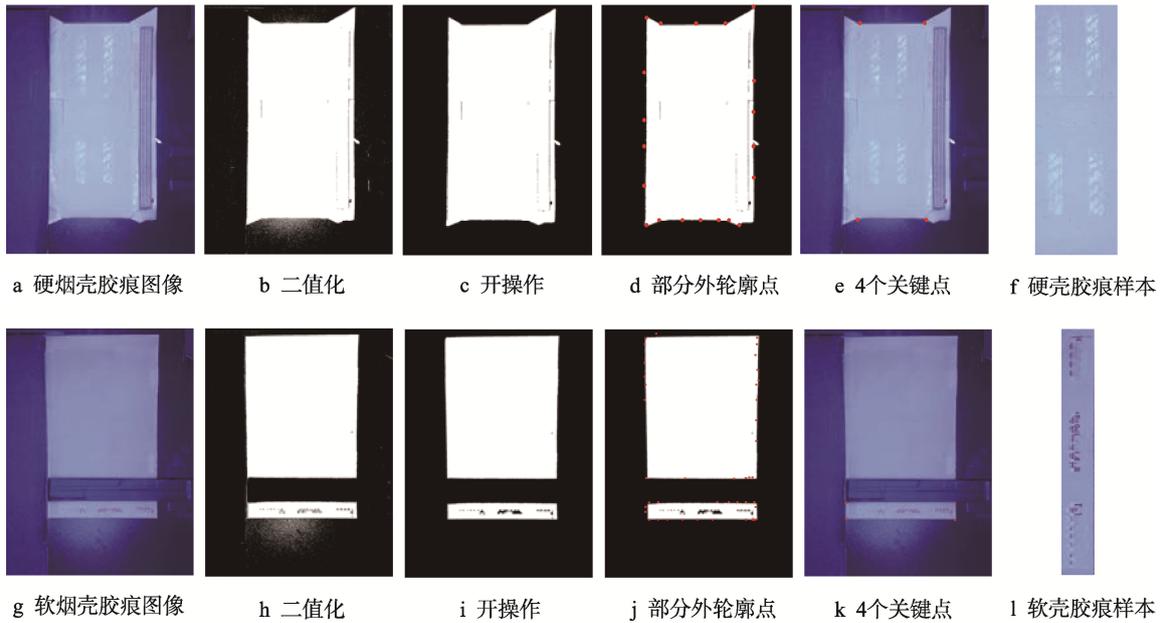


图 4 烟盒胶痕图像样本的生成过程
Fig.4 Generation process of cigarette packet glue mark image sample

1.3.1 SIFT 特征提取

通过提取胶痕图像特征, 获得目标图像中的关键信息, 借助于这些信息能够有效地区分其他类别图像。SIFT 是一种用于图像处理和计算机视觉中的算法, 可以在不同大小、旋转和光照条件下检测和匹配图像中的特征点, 具有较强的鲁棒性和准确性^[15]。如图 5a 硬烟盒和图 5b 软烟盒的 SIFT 关键点特征分布图, 95% 以上的关键点特征都集中在胶痕区域。

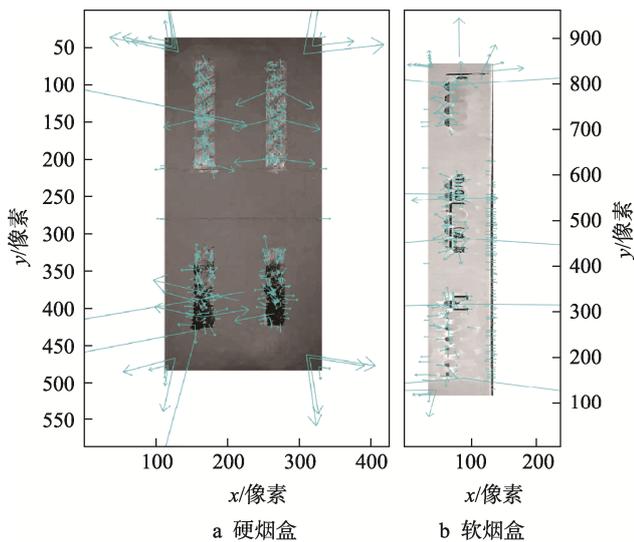


图 5 烟盒 SIFT 关键点特征分布
Fig.5 SIFT key point features distribution for hard (left) and soft (right) cigarette packets

1.3.2 生成视觉单词和视觉词典

接下来基于 K-means 算法对胶痕图像关键点特征聚类分析, 得到的聚类中心称为视觉单词。K-means 算法主要思想是在关键点特征数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots,$

$x_i, \dots, x_{N_j}\}$ 中找到 k 个簇的聚类中心 $\{c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_k\}$ 使得各个簇中样本向量到对应簇聚类中心的欧式距离最小, 公式如下:

$$E = \sum_{j=1}^K \sum_{i \in N_j} \|x_i - c_j\|^2 \quad (1)$$

式中: E 为所有关键点特征与它所属的聚类中心的欧式距离平方和; N_j 为簇 c_j 中包含的关键点特征样本数目; c_j 为第 j 个簇的聚类中心。

然后采用最近相邻法, 将胶痕图像中 SIFT 关键点特征分别与 k 个聚类中心 (即为视觉单词) 进行距离计算, 哪一个视觉单词距离最小, 就将 SIFT 关键点特征分配给该视觉单词。最终得到的集合就是视觉词典, 表示如下:

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_k\} \quad (2)$$

式中: D 为视觉词典; d_i 为词典中第 i 个视觉单词; k 为视觉单词总数。

1.3.3 生成直方图

将胶痕图像视觉单词在视觉词典中出现的次数直方图转换为向量, 并用其描述图像, 表示为:

$$H = \{h_1, h_2, \dots, h_i, \dots, h_k\} \quad (3)$$

式中: h_i 为视觉单词 d_i 在胶痕图像中出现的次数。选取前 300 个视觉单词作为胶痕图像的特征, 得到硬烟盒 1 和软烟盒 1 的胶痕图像视觉单词直方图, 如图 6 所示。

1.3.4 空间金字塔视觉单词直方图

利用胶痕图像生成的视觉词典, 结合空间金字塔匹配模型生成新的视觉词典模型, 将图像表示为空间金字塔直方图向量。该模型能够获得胶痕图像特征点相对的空间位置关系, 可以更好地描述图像特征, 从而提高图像分类精度^[16]。

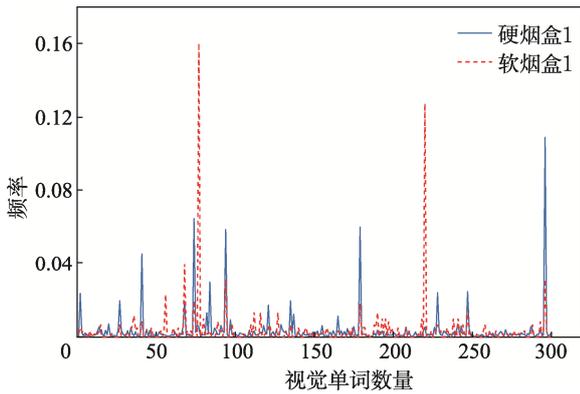


图6 硬烟盒1和软烟盒1胶痕图像视觉单词直方图

Fig.6 Visual word histograms of glue marks in hard cigarette packet 1 and soft cigarette packet 1

空间金字塔视觉单词直方图^[16]的主要思想：首先，将图像划分为多层次（0, 1, ..., l, ..., L, L为层数，0 ≤ l ≤ L），在空间金字塔的第 l 层上，图像被划分为 4^l 个方格（因为图像水平和垂直方向都为 2^l 个方格），统计每个视觉单词在该层级每个方格内出现的频次；然后，将所有视觉单词的频次组成一个向量，即为该层级的视觉单词直方图；最后，串联所有层级的视觉单词直方图，即为整张图像的视觉单词直方图。为了能够更容易地理解空间金字塔视觉单词直方图的求解过程，将图像划分为 2 个层级（0, 1, 2），则每个层级图像被划分为 1、4、16（4^l）个网格，如图 7a、b、c 所示；统计每个层级中每个方格内不同形状视觉单词的出现频次，组成一个向量即为该方格的视觉单词直方图，如图 7d、e、f 所示。

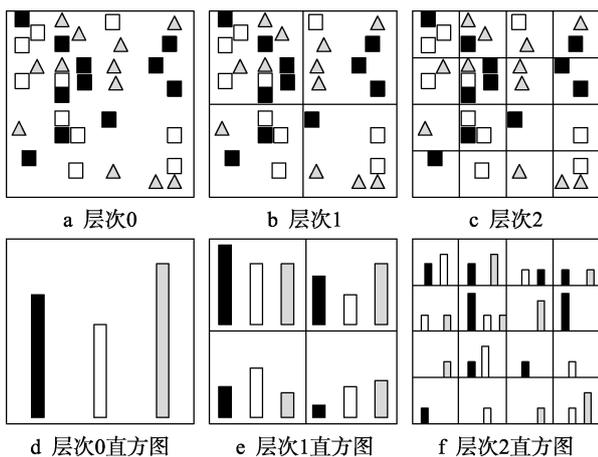


图7 空间金字塔示意图

Fig.7 Schematic diagram of spacial pyramid

假设视觉单词数目为 N，图像划分层级为 L，则空间金字塔视觉单词数目计算式为 $N \sum_{l=0}^L 4^l = N \frac{(4^{L+1} - 1)}{3}$ 。由此可见，图像划分层级 L 和视觉单词

数目 N 越大，该方法能够得到的空间金字塔视觉单词维数越高，使得空间金字塔模型可以从更多尺度去描述图像，从而提高图像分类准确率。图 8 展示了硬烟盒 1 和软烟盒 1 的胶痕图像空间金字塔视觉单词直方图，视觉单词数 N=300，图像划分层级 L=2，计算得到 6 300 个空间金字塔视觉单词。

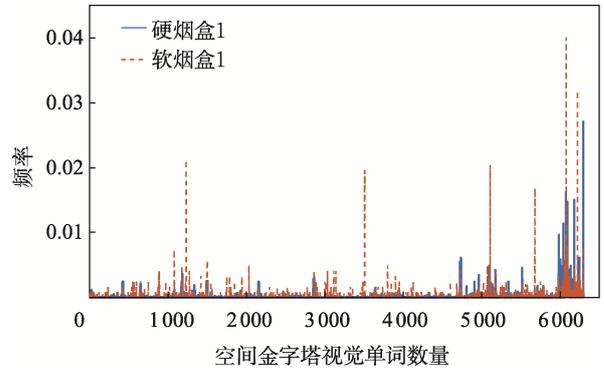


图8 硬烟盒1和软烟盒1的胶痕图像空间金字塔视觉单词直方图

Fig.8 Spatial pyramid visual word histogram of glue marks in hard cigarette packet 1 and soft cigarette packet 1

2 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性，通过自主设计的胶痕图像设备采集了 12 种胶痕（涉及 64 种卷烟品牌）共计 1 800 张胶痕图像，对 2 种视觉词袋模型的性能进行了对比分析。

2.1 数据及环境

实验数据来自烟盒胶痕采集装置采集的数据集。该数据集共有 12 类，总共 1 800 幅图像，每个类别包含 150 张样本图像，每幅图像分辨率从 1 508 × 2 010 ~ 1 514 × 2 019 不等。经过 1.2 节中胶痕图像样本产生方法得到胶痕图像样本集，如表 2 所示。为了对烟盒胶痕图像的机型保密，真硬包机型设定为硬 1、硬 2、硬 3、硬 4、硬 5，真软包机型设定为软 1、软 2、软 3、软 4、软 5，胶痕图像样本如图 9 所示。

为了验证数据的可靠性，实验通过十折交叉验证将 12 类 1 800 张图像随机等比例抽样，实现数据的完全训练和分类测试，最终得到较为稳定的分类准确率。以上所有算法处理和性能评估的硬件配置为英特尔 Xeon CPU W-2125@4.00 GHz 和 31.7 GB 内存，软件配置为 Windows 10 系统的 Matlab 2020b 软件平台。

2.2 卷烟真伪鉴别

为了评估视觉词袋模型提取胶痕特征方法的分类性能，对基于径向基核函数 SVM 和直方图交叉核

表 2 胶痕图像样本集
Tab.2 Sample set of glue mark images

机型	规格	数量	类别标签
硬 1	红塔山(硬经典)、红塔山(硬欣经典)、红塔山(大经典 1956)、红塔山(硬经典 100)、云烟(硬云龙)、云烟(祥瑞)、云烟(紫)、云烟(小熊猫家园)、云烟(黑金刚印象)、红河(A7)、红河(硬 88)、红河(硬 99)、玉溪(初心)、玉溪(硬)、恭贺新禧(硬)	150	1
硬 2	红塔山(硬经典 100)、云烟(紫)、云烟(中支云端)、云烟(神秘花园)、云烟(细支云龙)、云烟(细支大重九)、红河(硬 88)、玉溪(中支和谐)、玉溪(双中支翡翠)	150	2
硬 3	红塔山(硬经典 100)、云烟(中支金腰带)、云烟(紫)、云烟(小熊猫家园)、玉溪(硬)	150	3
硬 4	红塔山(硬欣经典)、红塔山(硬经典)、红塔山(硬经典 100)	150	4
硬 5	红塔山(硬经典)、云烟(紫)、玉溪(硬和谐)	150	5
软 1	红塔山(软新)、红塔山(软经典 1956)、云烟(软如意)、红河(软 88)、红梅(软黄)、红梅(软白)、阿诗玛(软)、恭贺新禧(软)	150	6
软 2	红塔山(软经典)	150	7
软 3	红塔山(软世纪)、红塔山(软新)、红塔山(软经典)、云烟(软紫)、云烟(软珍品)、红河(软 99)、红河(小熊猫世纪风)、红河(软甲)、玉溪(软)、红梅(软白)、红梅(软黄)、红梅(软顺)、红双喜(软)、白沙(软)、芙蓉王(软蓝)、黄鹤楼(软蓝)、红旗渠(软红黄)、恭贺新禧(软)、新兴(软 94 mm)	150	8
软 4	云烟(软珍品)、玉溪(软)	150	9
软 5	玉溪(软)	150	10
硬假	红塔山(硬经典)、红塔山(硬欣经典)、红塔山(硬经典 1956)、红塔山(硬新势力)、云烟(紫)、红河(硬甲)、红河(硬 88)、玉溪(和谐)、黄鹤楼(硬金砂)、中华(硬)、芙蓉王(硬)、南京(炫赫门)、贵烟(跨越)、贵烟(国酒香)、利群(新版)、白沙(精品)	150	11
软假	红塔山(软新)、红塔山(软经典)、云烟(软紫)、云烟(软珍品)、红河(软 99)、红河(软甲)、玉溪(软)、玉溪(软小庄园)、中华(软)、贵烟(福)、黄鹤楼(软 1916)、红山茶(软)、红双喜(软)、阿诗玛(软)、大重九(软)	150	12

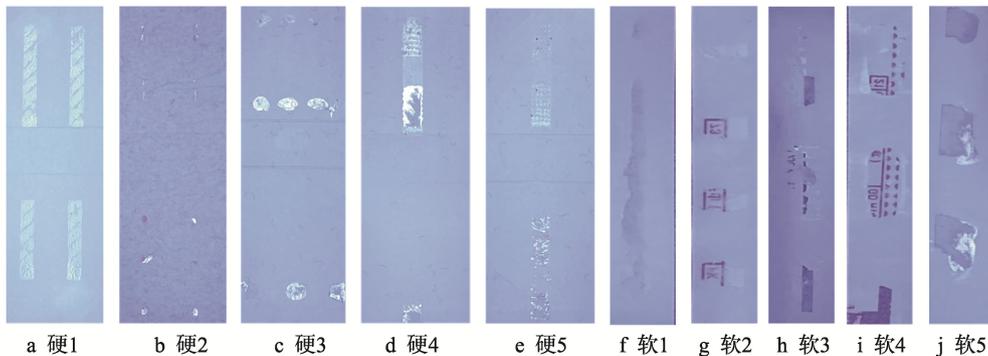


图 9 真烟盒胶痕图像样本
Fig.9 Sample of real cigarette packet glue marks

函数 SVM 的 2 种分类方法的结果进行对比分析, 如表 3 所示。基于经典词袋模型提取胶痕图像特征时, 径向基核函数 SVM 和直方图交叉核函数 SVM 的分类准确率分别为 84.61%和 88.46%, 运行时间分别为 0.02 s 和 0.03 s; 基于空间金字塔词袋模型提取胶痕图像特征时, 径向基核函数 SVM 和直方图交叉核函数 SVM 的分类准确率分别为 90.26%和 97.22%, 运行时间分别为 0.12 s 和 18.06 s。总体来说, 使用空间金字塔模型可从多个尺度描述纤维图像, 可以更好地描述胶痕图像特征, 得到径向基核函数和直方图交叉核函数 SVM 分类准确率分别高于传统词袋模型 3.85%和 6.96%, 但

是空间金字塔模型运行时间长, 单个样本的平均测试时间为 0.05 s。图 10 展示了基于空间金字塔词典模型和直方图交叉核函数 SVM 分类器组合下的最优胶痕图像分类混淆矩阵, 其中硬 1、硬 3、软 2、软 3、软 4、假软、硬假的测试样本完全正确, 硬 2 有 2 个被误判为硬假、硬 4 有 2 个被误判为硬假、硬 5 有 2 个被误判为硬 4, 软 1 有 2 个误判为假软、软 5 有 2 个被误判为假软。通过分析胶痕图像表明, 硬 2 和硬 4 与硬假图像相似、硬 5 与硬 4 图像相似、软 1 和软 5 与软假图像相似, 而硬 1、硬 3、软 2、软 3、软 4 图像特征鲜明, 很难通过造假技术实现, 因此判别率为 100%。

表3 不同模型和分类器下的卷烟真伪鉴别结果
Tab.3 Cigarette authenticity identification results under different models and classifiers

模型+分类器	每个样本平均测试时间/s	准确率/%
经典词袋模型+径向基核函数 SVM	0.02	84.61
经典词袋模型+直方图交叉核函数 SVM	0.03	88.46
空间金字塔词典模型+径向基核函数 SVM	0.12	90.26
空间金字塔词典模型+直方图交叉核函数 SVM	0.05	97.22

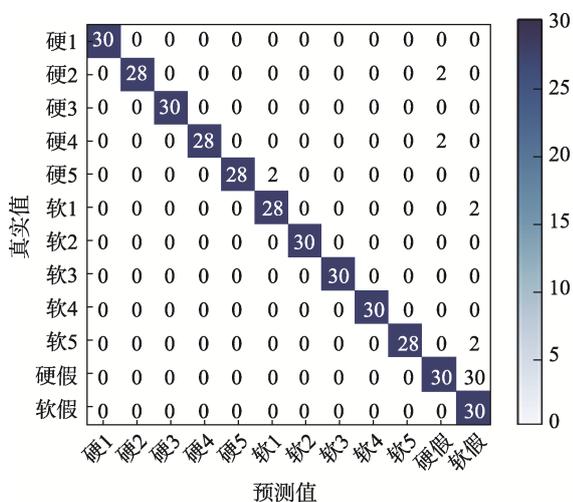


图10 胶痕图像分类混淆矩阵
Fig.10 Confusion matrix of glue mark image classification

3 结语

基于机器视觉技术提出了一种视觉词袋模型提取胶痕特征的卷烟真伪鉴别方法,将卷烟包装外观检测转换为卷烟包装胶痕图像检测,可以识别更多的卷烟品牌,从而提高了机器视觉鉴别方法的通用性和可靠性。对12种胶痕(64种卷烟品牌)共360个样本进行鉴别测试,结果表明该方法构建的模型能够对待测样本进行真伪判别,总分类准确率达97.22%,单个样本平均检测时间为0.05s。该方法简单、准确、高效,适用于多种常见的卷烟品牌。未来的工作重点是收集其他机型足量的烟盒样品,构建更加完备的胶痕图像数据集。在新的数据集上采用深度学习方法获取胶痕图像更多有效的深层特征,以期在行业内推行高效、可靠的卷烟真伪智能鉴别方法。

参考文献:

[1] 王静娟. 烟酒消费税的消费效应研究[D]. 济南: 山东

财经大学, 2021.

WANG Jing-juan. Study on Consumption Effect of Excise Tax on Alcohol and Tobacco[D]. Jinan: Shandong University of Finance and Economics, 2021.

[2] 冯梅. 卷烟真伪鉴别检验数据在烟草行业高质量发展中的应用研究[J]. 质量与市场, 2021(12): 34-36.

FENG Mei. Research on the Application of Cigarette Authenticity Identification Test Data in the High-Quality Development of Tobacco Industry[J]. Quality & Market, 2021(12): 34-36.

[3] 苏红雪, 赵航, 王琼, 等. 卷烟真伪的鉴别[J]. 烟草科技, 2001, 34(12): 36-38.

SU Hong-xue, ZHAO Hang, WANG Qiong, et al. Identification of Counterfeit Cigarettes[J]. Tobacco Science & Technology, 2001, 34(12): 36-38.

[4] 聂磊, 张福民, 朱友, 等. 顶空-气相色谱-质谱技术应用于卷烟真伪鉴别[J]. 中国烟草学报, 2012, 18(3): 16-20.

NIE Lei, ZHANG Fu-min, ZHU You, et al. The Application of Headspace-Gas Chromatography-Mass Spectroscopy in Counterfeit Cigarette Identification[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2012, 18(3): 16-20.

[5] 陈毅力, 纪立顺, 田进国, 等. 卷烟鉴别仪器分析技术研究进展[J]. 中国烟草科学, 2011, 32(5): 96-98.

CHEN Yi-li, JI Li-shun, TIAN Jin-guo, et al. Instrumental Analytic Technologies for Cigarette Discrimination: A Review[J]. Chinese Tobacco Science, 2011, 32(5): 96-98.

[6] 魏中华. 基于t假设检验及SVM神经网络的卷烟真伪判定[J]. 烟草科技, 2015, 48(2): 75-78.

Wei Zhong-hua. Method for Cigarette Authenticity Discrimination Based on t Test and SVM Neural Network[J]. Tobacco Science & Technology, 2015, 48(2): 75-78.

[7] 李海燕, 杨兵, 马慧宇, 等. 基于包装纸荧光亮度的真假卷烟鉴别[J]. 安徽农业科学, 2021, 49(18): 180-183.

LI Hai-yan, YANG Bing, MA Hui-yu, et al. Identification of Genuine and Fake Cigarettes Based on the Fluorescence Brightness of Packaging Paper[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2021, 49(18): 180-183.

[8] 唐雪梅. 测定常规化学指标鉴别卷烟真伪的研究[J]. 现代科学仪器, 2007(5): 128-129.

TANG Xue-mei. Study of Judge the Real or Fake Cigarettes by Determination of the Ordinary Chemical Indexes[J]. Modern Scientific Instruments, 2007(5): 128-129.

[9] 钟宇, 徐燕, 刘德祥, 等. 基于计算机视觉和机器学

- 习的真伪卷烟包装鉴别[J]. 烟草科技, 2020, 53(5): 83-92.
- ZHONG Yu, XU Yan, LIU De-xiang, et al. Authentication of Packeted Cigarettes Based on Computer Vision and Machine Learning[J]. Tobacco Science & Technology, 2020, 53(5): 83-92.
- [10] 肖楠, 周明珠, 邢军, 等. 基于高分辨率网络和注意力机制的真伪卷烟包装鉴别[J]. 数据与计算发展前沿, 2021, 3(5): 118-129.
- XIAO Nan, ZHOU Ming-zhu, XING Jun, et al. Authenticity Identification of Cigarettes Based on Attention Mechanism and High-Resolution Network[J]. Frontiers of Data & Computing, 2021, 3(5): 118-129.
- [11] 李海燕, 李郦, 马慧宇, 等. 基于改进深度学习模型 IRCNN 的卷烟真伪鉴别[J]. 计算技术与自动化, 2023, 42(1): 188-192.
- LI Hai-yan, LI Dan, MA Hui-yu, et al. Cigarette Authenticity Identification Based on Improved Deep Learning Model IRCNN[J]. Computing Technology and Automation, 2023, 42(1): 188-192.
- [12] 刘晓琳, 李卓. 基于 RGB 颜色空间的机场跑道胶痕自动识别系统[J]. 现代电子技术, 2020, 43(14): 4-7.
- LIU Xiao-lin, LI Zhuo. Airport Runway Rubber-Mark Automatic Identification System Based on RGB Color Space[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(14): 4-7.
- [13] 刘晓琳, 吴佳敏. 基于改进 SPCNN 模型的机场跑道胶痕检测方法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(2): 609-612.
- LIU Xiao-lin, WU Jia-min. Airport Runway Rubber Mark Detection Method Based on Improved Simplified Pulse-Coupled Neural Network[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(2): 609-612.
- [14] 张明月, 赵铭钦, 祝超智, 等. 绿色、安全、智能化卷烟包装的研究进展[J]. 包装工程, 2022, 43(17): 308-316.
- ZHANG Ming-yue, ZHAO Ming-qin, ZHU Chao-zhi, et al. Research Progress on Green, Safe and Intelligent Cigarette Packaging[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(17): 308-316.
- [15] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] 路凯, 钟跃崎, 朱俊平, 等. 基于视觉词袋模型的羊绒与羊毛快速鉴别方法[J]. 纺织学报, 2017, 38(7): 130-134.
- LU Kai, ZHONG Yue-qi, ZHU Jun-ping, et al. Rapid Identification Method of Cashmere and Wool Based on Bag-of-Visual-Word[J]. Journal of Textile Research, 2017, 38(7): 130-134.

责任编辑: 曾钰婵