

中国烟草学报

ZHONGGUO YANCAO XUEBAO

2021年 第27卷 第5期

1992年创刊 (双月刊)

主管: 中国科学技术协会
主办: 中国烟草学会

名誉主编: 袁行思

顾问: 潘必兴 杨传德 张辉

主编: 谢剑平

副主编: 张虹 陈江华 汪世贵 曹志洪 郭兆奎 史宏志
刘百战 周骏 陈顺辉 钟科军 李保江 刘新华

编委: (以下按汉语拼音顺序排列)

白远良 蔡斌 杜文 邓小华 顾钢 胡红春 胡军 蒋士君 李东亮
李文卿 刘敬如 刘融 马铁兵 彭黔荣 任学良 宋希云 孙福山 王丰
王金亮 汪耀富 王元英 杨锦忠 杨军 杨柳 赵百东 郑宪滨 周顺

责任编辑: 刘新华/63605021 艾继涛/63606237 哈君利/63605768
张铮/63606007 刘德水/63606007 贾真真/63606802

英文编辑: 赵百东 肖博学 蔡斌

编辑出版: 《中国烟草学报》编辑部
地址: 北京市西城区月坛南街55号
邮编: 100045

印刷: 北京印刷集团有限责任公司
发行: 《中国烟草学报》编辑部
网址: <http://ycxb.tobacco.org.cn>
电子信箱: xh-bj@tobacco.gov.cn
zgycxb@163.com

标准刊号: ISSN 1004-5708
CN 11-2985/TS

出版日期: 2021年10月31日

国内邮发代号: 80-504

定价: 10.00元人民币

凡向本刊所投稿件, 一经录用, 即视为该作者同意将论文的修改权、复制权、发行权、信息网络传播权、翻译权和汇编权等转让予《中国烟草学报》编辑部。

著作权使用费随本刊稿酬一次性给付。如有异议, 请在投稿时向本刊声明。

ACTA TABACARIA SINICA

October, 2021 Vol. 27, No.5

Inaugurated in 1992 (Bimonthly)

55 Yuetan South Street, Beijing, 100045, P. R. China; Telephone: +86 10 63605021

Printed at Beijing Chaoyang Printing House Co., Ltd.

<http://ycxb.tobacco.org.cn>

Email: xh-bj@tobacco.gov.cn zgycxb@163.com

精品科技期刊 百种中国杰出学术期刊

办: 中国烟草学会

编: 谢剑平

ISSN 1004-5708

CN 11-2985/TS

中国烟草学报

第27卷

双月刊

2021

5

ACTA TABACARIA SINICA

Vol.27 No.5

编辑推荐:

基于细胞水平的甜度定量测定方法及其在卷烟中的应用

4种凉味剂的热解动力学分析研究

底推式双铝包包装工艺设计

烟草种质资源抗马铃薯Y病毒病基因型鉴定

烟草白粉病抗性连锁分子标记开发及育种利用

国产雪茄分类探讨及其实际应用分析

ISSN 1004-5708



烟草学术期刊



中文核心期刊

中国科技核心期刊

中国科学引文数据库 (CSCD) 来源期刊

Scopus数据库收录期刊

美国化学文摘 (CA) 收录期刊

美国烟草文摘 (TA) 收录期刊

<http://ycxb.tobacco.org.cn>

xh-bj@tobacco.gov.cn

zgycxb@163.com

国内邮发代号 80-504

Tobacco disease identification based on InceptionV3

ZHANG Wenjing¹, SUN Xiupeng², QIAO Yongliang³, BAI Peng⁴,
JIANG Honghua^{1*}, WANG Yujun², DU Chuanyin⁵, ZONG Hao⁶

1 College of Information Science And Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China;

2 College of Plant Protection, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China;

3 Australian Centre for Field Robotics (ACFR), Faculty of Engineering, The University of Sydney, NSW 2006, Australia;

4 Shandong University of Science and Technology, Tai'an 271019, China;

5 Shandong Weifang Tobacco Co., Ltd, Weifang 261205, China;

6 Shandong Linyi Tobacco Co., Ltd., Linyi 276003, China

Abstract: Tobacco is an important economic crop in China. Tobacco leaf diseases are various and complicated. At present, the diagnostic methods of tobacco diseases still have some problems such as poor precision and low efficiency. In order to solve the above problems, this article takes the five common tobacco diseases (tobacco common mosaic disease, tobacco cucumber mosaic virus disease, tobacco brown spot disease, tobacco wildfire, tobacco climate spot disease) as the research objects, and proposes an InceptionV3 network based tobacco disease identification model. Using the transfer learning, the proposed model was trained on four different datasets, including the original dataset, the data enhanced dataset, the MSRRCR dataset, respectively. The experiments results show that the proposed tobacco disease identification model achieved a disease identification accuracy rate of 90.80% on the image fusion data set, which is 29.71% higher than the recognition accuracy rate (70.00%) on the original dataset, and an average identification time of 1.33s. The proposed method realizes the rapid and accurate identification of tobacco diseases. This paper provides a theoretical basis for the prevention and control of tobacco diseases.

Keywords: CNN; InceptionV3; image enhancement; tobacco disease; deep learning

*Corresponding author. Email: j_honghua@sdau.edu.cn

《烟草科技》2021年第9期目次

· 烟草农学

黄腐酸与微生物菌剂协同对烟草青枯病及根际土壤细菌群落的影响.....施河丽, 向必坤, 左梅, 等
基于物联网数据采集技术的河南烟叶烘烤工艺大数据分析.....过伟民, 赵虎, 郑劲民, 等
基于初烤烟叶表面微观结构特征的叶片区段划分.....高辉, 杨晶津, 李思源, 等

· 烟草化学

分析保护剂对烟草香味成分的基质效应补偿.....史天彩, 潘立宁, 王晓瑜, 等
调节湿度对国外两款市售加热卷烟烟气主要成分逐口释放行为的影响.....刘广超, 刘鸿, 张玮, 等
S/R 构型烟碱与胃膜素的作用机制.....杨继, 朱瑞芝, 向能军, 等
基于致香成分分析的雪茄烟产地间差异.....于航, 刘砚婷, 尚梦琦, 等

· 烟草工艺

ISO 和 HCI 抽吸模式下卷烟燃烧状态与主流烟气成分对比分析.....赵文康, 邓楠, 张齐, 等
加热卷烟不同工艺再造烟叶等温干燥动力学研究.....王诗雨, 张柯, 王乐, 等
活化陶瓷球处理水的分析评价及在卷烟生产中的应用.....胡宏旗, 杜威, 邢连成, 等
利用体积流量调节校准吸阻标准棒的方法.....杨荣超, 曾波, 赵航, 等

· 设备与仪器

YB48 型硬盒包装机烟支推进器的推烟板结构优化.....杨忠洋, 吴恋恋, 刘海军, 等
烟包垂直分切机卸料装置的优化设计.....曹家升, 王海明, 吴龙元

经济与管理

单宇翔, 龙涛, 楼卫东, 等. 基于深度学习的复杂场景中卷烟烟盒检测与识别方法 [J]. 中国烟草学报, 2021, 27 (5). SHAN Yuxiang, LONG Tao, LOU Weidong, et al. A detection and recognition method of cigarette cases in complex scene based on deep learning [J]. Acta Tabacaria Sinica, 2021, 27(5). doi: 10.16472/j.chinatobacco.2020.T0113

基于深度学习的复杂场景中卷烟烟盒检测与识别方法

单宇翔¹, 龙涛², 楼卫东¹, 陆海良¹, 胡红春^{3*}, 李轩²

1 浙江中烟工业有限责任公司信息中心, 杭州市上城区中山南路77号 310008;

2 深圳爱莫科技有限公司, 深圳市南山区国际创新谷1期2栋A座 518000;

3 中国烟草总公司职工进修学院, 郑州 450008

摘要:近年来,深度学习技术在图像识别领域取得了巨大的成功,在零售、金融、安全、自动驾驶等行业得到了广泛的应用。本论文提出了一套在复杂场景条件下可行有效的卷烟烟盒图像识别框架,利用深度学习技术实现营销活动或陈列活动中的卷烟烟盒图片的自动化识别。本论文提出的框架包含基于可见区域实例分割的烟盒位置检测、烟盒区域正则化和烟盒规格识别几个关键性步骤,构建了鲁棒性强、精确度高的卷烟烟盒图像识别方法。在大规模测试数据集上,其中包括陈列条件、拍摄条件等外部环境因素影响造成烟盒图片模糊、角度大、遮挡、玻璃反光、部分遮挡、随意摆放,以及部分不同规格的烟盒图像外观差异微小等场景,本论文的方法都表现出了稳定的识别能力,平均识别精度超过95%,达到了在实际应用场景大规模推广使用的条件。

关键词:深度学习; 图像识别; 烟盒识别; 陈列分析; 大数据

零售终端是烟草产业链的重要组成部分,是烟草实现最终销售的关键环节。随着控烟政策日益趋紧,烟草品牌宣传途径愈发狭窄。终端陈列对于卷烟品牌培育、产品动销的作用愈发凸显,决胜终端对烟草企业而言更多了一份特殊的意义。烟草工商业企业各项工作开展和针对零售终端的众多营销活动,都需要对卷烟烟盒(本论文中的卷烟烟盒指的是卷烟陈列场景中的卷烟小盒,简称烟盒;烟盒图像指的是对该场景进行拍照得到的烟盒外观图像)进行识别和分析,以进行卷烟市场表现评估(陈列分析、上柜率检查)、零售终端评价、库存盘点、零售终端信息采集等。

传统的流程采用人工对图片中的每一个卷烟烟盒图像进行辨识、判断,工作量巨大,且难以对市场上的数量巨大的所有卷烟烟盒实现准确的辨别,容易导致识别和判定结果出错。近年来,图像识别算法得到

了快速的发展,特别是基于深度学习的方法^[1],在很多场景得到了广泛应用,例如根据图像内容进行分类^[2-3],无人驾驶场景进行车辆或者行人的检测^[4-9],以及广泛应用的人脸识别^[10-13]。在上述这些领域,深度学习技术极大降低了人力成本,提升了任务精度和速度。但在烟草领域,除了在工业生产^[14-15]和零售支付场景中的传统的烟盒条码识别,深度学习技术并未得到广泛和有效的应用。

造成这一局面的主要原因,在于深度学习的主流应用场景与烟草应用场景存在着较大的差异,现有技术无法有效应用到烟草的相关场景中。以陈列场景的烟盒识别为例,由于不同业务场景的差异,卷烟烟盒会以各种形态出现。比如在终端陈列时,卷烟烟盒会在零售店铺的前柜和背柜中成行成列地密集摆放,在宣传样品中会独立存在于宣传陈列架里。由于零售终端本身业态情况复杂,包含了街边店、超市、便利店、

基金项目: 浙江中烟工业有限责任公司基于智能图像识别的营销机器人流程自动化(RPA)关键技术及应用研究(ZJZY2021E001)

作者简介: 单宇翔(1988—), 硕士, 主要研究方向为大数据、图像识别及人工智能, Tel: 0571-87880343, Email: 188912338@qq.com

通讯作者: 胡红春(1969—), Tel: 0371-65857272, Email: 759150070@qq.com

收稿日期: 2020-12-03; 网络出版日期: 2021-10-09

烟草直营店等多种类型。店铺条件差异大，使得烟盒图像本身的差异巨大；加之受到拍摄人员、拍摄设备、拍摄条件等影响，使得拍摄的烟盒图像无法标准化，出现较多的玻璃反光、遮挡、不同角度摆放等；另外烟盒规格本身数量多，新品更新迭代快，某些品牌不

同规格之间在外包装上差异非常小，不同品牌的规格之间也有很多具有较强的相似性。图1和图2展示了一些比较典型的烟盒陈列图片和相似性规格的烟盒情况，从图中可以看出卷烟烟盒识别所需要支持的复杂程度非常高。



图1 零售终端复杂的烟盒图片场景

Fig. 1 The cigarette packs placed in complex retail stores



图2 部分规格之间的外观差异非常小，上面一行为同一品牌，下面一行为不同品牌

Fig. 2 Visual similarity in appearance of cigarette cases. Top row: the same brand. Bottom row: different brands

采用主流的深度学习图像识别方法（如人脸识别的框架模型）来进行卷烟烟盒识别，面临以下几个方面的挑战：1）卷烟烟盒外观图像的角度随意性更大，人脸识别、车辆识别这类问题，目标对象的呈现姿态相对固定，基本都以正立的方式出现在图片中。主流的目标检测算法例如 Faster R-CNN^[16]、YOLO^[17]，对于大部分处于正立状态的目标对象，经过大规模的数据对深度学习模型训练后，都可以实现较好的检测。而对于任意摆放和拍摄的烟盒对象，这些方法都存在着检测能力弱的问题；2）烟盒图像往往会密集出现，相

邻摆放，使得检测和识别的难度增大。在一般图像识别任务中，即使对物体没有进行很好的定位，目标周围基本都以背景为主。陈列条件下的烟盒识别中，相邻烟盒对识别会产生较大干扰，是准确烟盒识别的一大挑战。因此，烟盒检测和识别的关键在于如何对属于该烟盒的区域信息进行有效的提取，保证属于本烟盒的外观图像内容包含在内又不引入相邻烟盒图像的干扰信息；3）基于深度学习训练烟盒识别模型需要大量的训练样本。而烟盒的陈列场景环境复杂，烟盒与周围商品很难区分，该情况极大地增加了人工标注的

难度，对构建烟盒识别深度学习模型带来了巨大挑战。

为了解决在复杂场景下的烟盒识别问题，应对以上提到的实际挑战，本论文首次提出了三个核心步骤的卷烟烟盒识别框架：1）卷烟烟盒可视区域检测；2）卷烟烟盒图像几何正则化；3）基于仿真图像训练的卷烟烟盒识别。其中，烟盒可视区域检测将目标检测问题转化为实例化区域分割问题，有效的应对多角度拍摄和烟盒相邻太近的挑战；然后根据实例分割结果，拟合烟盒可见图像关键点，根据可见区域的关键点实现图像变换，将烟盒视区域变换到正立的烟盒图像模板，实现烟盒图像的正则化；最后，为了应对训练数据不足的问题，本论文采用基于人类知识的烟盒图像仿真增强方法。对于单一规格的单张图片，实现各种复杂场景的图像模拟和数据的大规模增广，基于增广后的仿真图像大数据实现深度学习模型的训练。

综上所述，本论文将烟盒实例化分割和烟盒图像几何正则化步骤结合起来，消除了拍摄角度对识别的影响，并通过图像仿真方法解决了烟盒真实数据相对匮乏和深度学习需要大量训练样本驱动之间的矛盾。通过以上设计的新型架构和方法，最终有效构建了复杂场景下的烟盒图像识别系统。

1 烟盒识别系统

本论文设计了完整的烟盒识别系统，如图3所示，

包含烟盒可视区域检测 - 烟盒图像正则化 - 基于仿真图像训练的烟盒识别三个基础步骤。

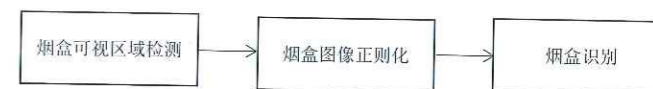


图3 烟盒识别系统的流程

Fig. 3 The flow of cigarette cases recognition system

1.1 烟盒外观可视区域检测

烟盒可视区域检测的目的是将属于烟盒的图像从背景图片中区分出来。在行人、车辆、人脸等通用检测任务中，被检测目标通常比较稀疏，角度旋转情况较少。通常采用 Faster R-CNN 或 YOLO 等检测算法来预测目标的左上、右下两个顶点坐标。

但在卷烟烟盒图像检测任务中，由于环境的复杂多变，卷烟烟盒的密集摆放、陈列角度的多变都会显著降低上述算法对非正立的烟盒检测效果，且容易遗漏部分有效区域，或者误包含其它规格烟盒区域。如图4所示，由于烟盒拍摄角度有倾斜，导致3个示意框都无可避免地将不属于自己的区域划入了示意框范围内。这种干扰引入势必影响到烟盒识别的精度。如右上角的“红塔山”纹理将右边的“云烟”包了进来，在识别过程中，“云烟”纹理带来的干扰信息识别影响“红塔山”纹理的正确识别。



图4 用主流检测算法检测卷烟烟盒得到的结果（如红框所示）

Fig. 4 The cigarette cases detection results obtained by using traditional algorithms

为了克服上述问题，本文利用实例分割来精确检测出每个烟盒的有效区域。为了训练模型，本文收集并标注了30万张烟盒陈列图片，每张图片都对每一个像素点进行了标定，指明该像素属于前景，还是属于背景。本系统采用了 Mask R-CNN^[18] 模型作为检测模块，在8块 RTX 2080Ti 显卡服务器上，利用手

工标注的30万烟盒对其进行训练。与 YOLO、Faster R-CNN 等算法相比，Mask R-CNN 不再是输出一个典型的正立矩形框，而是将目标检测问题转化为一个实例分割问题，对于每个图像的像素点进行赋值实现区域分割。Mask R-CNN 的结构如图5所示。

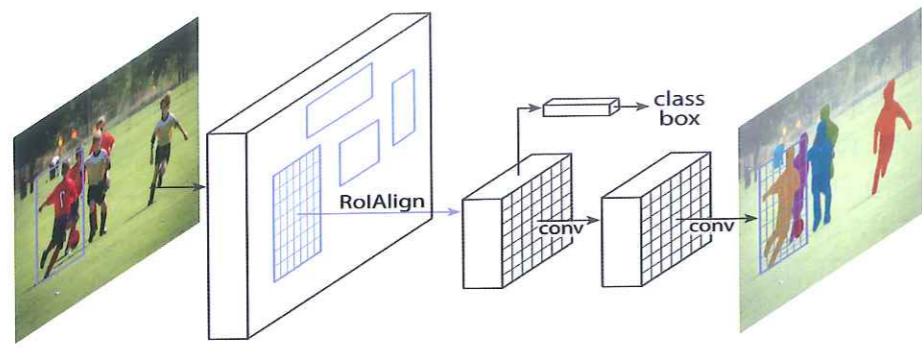


图 5 Mask R-CNN 的处理流程
Fig. 5 The main process of Mask R-CNN

当陈列图像输入 Mask R-CNN 网络后, 网络首先检测出每个烟盒的最小外接矩形, 而后对每个烟盒的最小外接矩形进行像素点级别的分割, 将烟盒区域和其它干扰像素完全分开。与主流的正立矩形框目标检测算法相比, 本文的检测模型不受烟盒旋转、排列、朝向等因素的影响, 对相互重叠的烟盒也能给出较为精准的判断, 部分结果如图 6 所示。从图中可以看出,

本文的检测结果不受烟盒摆放的影响, 能够准确预测出每一个烟盒的位置。

1.2 烟盒图像几何正则化

由于通过检测模型得到的卷烟烟盒图像位置是不规则的分割结果, 如果直接进行识别, 即使同种烟盒的外观都会呈现出多种变化, 影响识别效果。这种问题如图 7 所示。



图 6 卷烟烟盒检测结果, 其中绿框表示检测得到外接矩形, 不同颜色的色块表示烟盒的实际区域
Fig. 6 Cigarette cases segmentation results. The green rectangles represent the predicted bounding boxes, and blocks of different colors indicate the actual area of the cigarette case

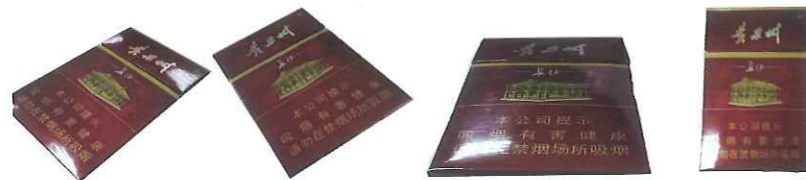


图 7 同一种烟盒在不同角度成像, 外观会有很大差异
Fig. 7 The appearance of the same case varies greatly under different angles

为了消除这种差异性, 本文设计了卷烟烟盒图像正则化模块, 将每一个烟盒的形状修正为正方形, 再进行后续的处理。正则化模块的主要流程有: 计算烟盒顶点, 计算透视矩阵, 进行透视变换。

首先, 本文对检测模块的输出烟盒图像分割结果的前景区域进行轮廓检测, 提取出所有轮廓点的坐标, 再通过对图像轮廓点进行四边形拟合, 从而得到烟盒的四个顶点。具体流程如图 8 所示。

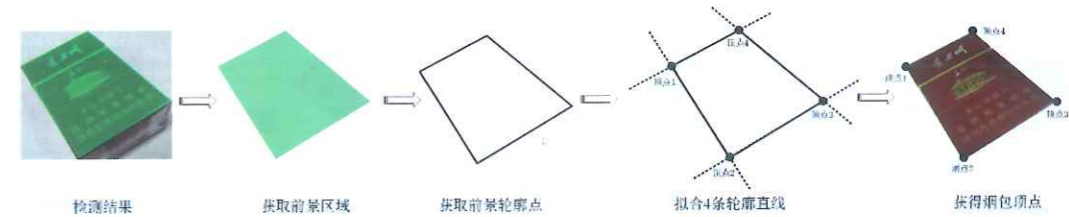


图 8 卷烟烟盒顶点的获得流程

Fig. 8 The process of calculating the key points of the cigarette case

而后, 本文定义了边长为 256 像素的正方形, 则正方形的四个顶点坐标分别为 (0, 0), (0, 255), (255, 255), (255, 0), 通过计算求解出烟盒屏幕和正方形屏幕之间的透视变换矩阵。

根据透视变换原理^[9], 在 3D 空间中两个平面上的点进行变换满足下列关系:

$$[x_{new}, y_{new}, z_{new}] = [x_{old}, y_{old}, z_{old}] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$x_{old_k}' = \frac{x_{old_k}}{z_{old_k}}, y_{old_k}' = \frac{y_{old_k}}{z_{old_k}}, x_{new_k}' = \frac{x_{new_k}}{z_{new_k}}, y_{new_k}' = \frac{y_{new_k}}{z_{new_k}}, k = 1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

根据公式 (1) (3), 进一步推理出烟盒屏幕顶点坐标与正方形屏幕顶点坐标之间的关系:

$$x_{new_k}' = \frac{a_{11}x_{old_k} + a_{21}y_{old_k} + a_{31}z_{old_k}}{a_{13}x_{old_k} + a_{23}y_{old_k} + a_{33}z_{old_k}}, y_{new_k}' = \frac{a_{12}x_{old_k} + a_{22}y_{old_k} + a_{32}z_{old_k}}{a_{13}x_{old_k} + a_{23}y_{old_k} + a_{33}z_{old_k}}, k = 1, 2, 3, 4 \quad (4)$$

进一步化简得:

$$x_{new_k}' = \frac{a_{11}x_{old_k}' + a_{21}y_{old_k}' + a_{31}}{a_{13}x_{old_k}' + a_{23}y_{old_k}' + 1}, y_{new_k}' = \frac{a_{12}x_{old_k}' + a_{22}y_{old_k}' + a_{32}}{a_{13}x_{old_k}' + a_{23}y_{old_k}' + 1}, k = 1, 2, 3, 4 \quad (5)$$

为了方便计算, 引入 8 个新变量 $\beta_{11}, \beta_{12}, \beta_{13}, \dots, \beta_{32}$, 最终方程表示为:

$$x_{new_k}' = \frac{\beta_{11}x_{old_k}' + \beta_{21}y_{old_k}' + \beta_{31}}{\beta_{13}x_{old_k}' + \beta_{23}y_{old_k}' + 1}, y_{new_k}' = \frac{\beta_{12}x_{old_k}' + \beta_{22}y_{old_k}' + \beta_{32}}{\beta_{13}x_{old_k}' + \beta_{23}y_{old_k}' + 1}, k = 1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

其中:

$$\beta_{11} = \frac{a_{11}}{a_{33}}, \beta_{21} = \frac{a_{21}}{a_{33}}, \beta_{31} = \frac{a_{31}}{a_{33}}, \beta_{12} = \frac{a_{12}}{a_{33}}, \beta_{22} = \frac{a_{22}}{a_{33}}, \beta_{32} = \frac{a_{32}}{a_{33}}, \beta_{31} = \frac{a_{31}}{a_{33}}, \beta_{32} = \frac{a_{32}}{a_{33}} \quad (7)$$

而空间中的点 (x, y, z) 在屏幕上的投影 (x', y'), 可通过下列公式计算:

$$x' = \frac{x}{z}, y' = \frac{y}{z} \quad (2)$$

令烟盒四个顶点的 3D 空间坐标为 (x_{old_k}, y_{old_k}, z_{old_k}), 屏幕投影坐标为 (x_{old_k}', y_{old_k}'), 正方形四个顶点的 3D 空间坐标为 (x_{new_k}, y_{new_k}, z_{new_k}), 屏幕投影坐标为 (x_{new_k}', y_{new_k}'), k = 1, 2, 3, 4。则易知:

因为烟盒和正方形4个顶点之间映射关系构建了8个方程(x坐标和y坐标分别都有映射关系),而方程中的未知数 $a_{11} \sim a_{32}$ 刚好也是8个,易得知:通过烟盒与正方形顶点的映射关系可以求解出 $\beta_{11} \sim \beta_{32}$ 这8个未知参数。

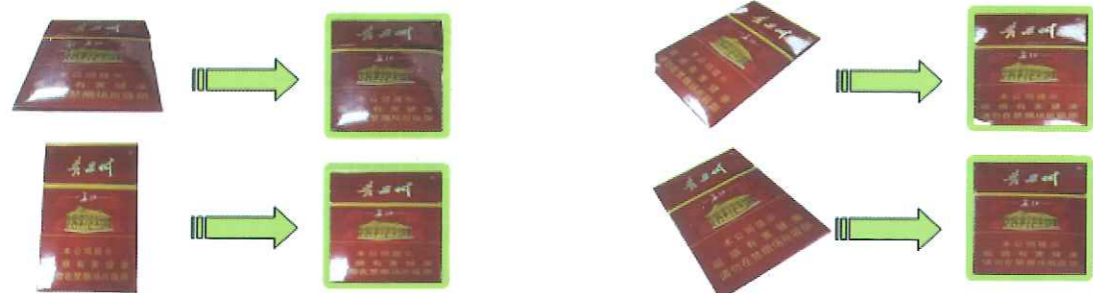


图9 原始烟盒图像与正则化后的烟盒图像的对比

Fig. 9 Comparison of original case image and cigarette case image after regularization

1.3 基于仿真图像训练的烟盒识别

烟盒识别模块是本系统的最后一个模块,将正则化后的烟盒图片送入烟盒识别模块,就能得到烟盒图片的识别结果。本论文采用了在人脸识别领域性能优异的DocFace^[20]模型,将该模型提出的diam_softmax方法用于卷烟烟盒识别器的训练中。DocFace的优点在于对非同源数据的训练上有着较好的性能,能够充分利用生成样本存在的多样性,提高模型在真实场景上的识别性能。

最后,本文根据计算得到的透视变换参数 $\beta_{11} \sim \beta_{32}$,对整个烟盒纹理进行透视变化,就能得到最终正则化的烟盒纹理,部分效果图9所示。可以看出:几何正则化的烟盒在相似度上有了很大的提升,更利于后续的任务。

通过自主研发的数据仿真引擎进行样本增广,构建烟盒3D模型和设定不同的光照、角度、反光、遮挡等控制参数,从而获得各种外观不同的训练样本,有效解决训练数据不充足的问题。部分仿真引擎生成的图片效果如图10所示。与深度学习领域常用的对抗生成网络技术(Generative Adversarial Nets)^[21]相比,我们的数据仿真引擎能保证生成的每一张样本都严格归属于特定类别,不会出现模棱两可的训练样本。利用仿真引擎,生成了1000个畅销烟品近1000万张烟盒图像样本。



图10 通过仿真引擎生成的虚拟训练样本

Fig. 10 Virtual training samples generated by simulation engine

将得到的数据,利用DocFace框架在GPU服务集群(8片英伟达RTX 2080Ti高性能显卡)上进行训练。得益于仿真引擎生成的大量有效仿真数据,训练得到的算法模型可以准确地区分不同规格的烟盒,识别效果如图11所示。无论是在外观上只有细微的差异,还是实际场景中造成了烟盒部分的遮挡,智能图像识别系统均可以进行准确的识别。同时与构建的规格数据库实现关联,准确的输出产品属性信息,包括厂商信息、品牌信息、规格名称信息等。识别范围覆盖中国市场上流通的国内卷烟品牌规格和国外进口的卷烟品牌和规格。同时还可以处理各种复杂的陈列

情况,包括光照变化、遮挡、角度大等实际情形。

2 实验验证

本论文设计的深度学习采用PyTorch框架进行训练,硬件环境配置为2个Intel® Xeon® E5-2650处理器,8块NVIDIA GeForce RTX 2080Ti-12G计算显卡,服务器硬盘为100TB,内存为512GB。其中检测模型训练的时间为1周,识别模型的训练时间为1周。然后对训练的模型进行测试。从真实的烟品陈列场景中挑选出200张图片作为测试集,部分测试样本如图12所示。



图11 卷烟烟盒识别结果展示

Fig. 11 Demonstration of cigarette cases recognition result



图12 测试数据集图片样本

Fig. 12 Image samples of test data set

运用手工方式标注每个烟盒的区域与类别,一共得到10000个左右的标注烟盒和品名。通过对比系统输出与人工标注结果的差异来测试烟盒检测与烟盒识别的性能。

2.1 卷烟烟盒检测实验结果

用公式(8)评估单个卷烟烟盒的检测精度:

$$acc = \frac{area_{pred} \cap area_{truth}}{area_{pred} \cup area_{truth}} \quad (8)$$

其中 $area_{pred}$ 表示预测模型给出单烟盒前景区域预测值, $area_{truth}$ 表示人工标注的单烟盒前景准确值,通过对二者的交集除以二者的并集,就得到了单烟盒

的检测准确率。容易理解:当预测结果和真实结果完全不重叠时,精度为0;当预测结果和真实结果完全重叠时,精度为1。

按照公式(9)计算整个测试集的平均检测精度

$$acc_{mean} = \frac{\sum_{i=1}^n acc_i}{n}, n = 10000 \quad (9)$$

最终本系统的检测模块在测试集合上获得了95.1%的平均精度,精度分布情况如图13所示。可以看出,检测结果在绝大多数样本上都取得了很好的检测精度,只有极少数样本的检测精度低于0.2左右,通过观察得知:这部分样本存在严重遮挡、不完整、模糊等问题,即使手工标注出了烟盒区域,但其内容也无法支持后续的品名识别,属于无效数据。如

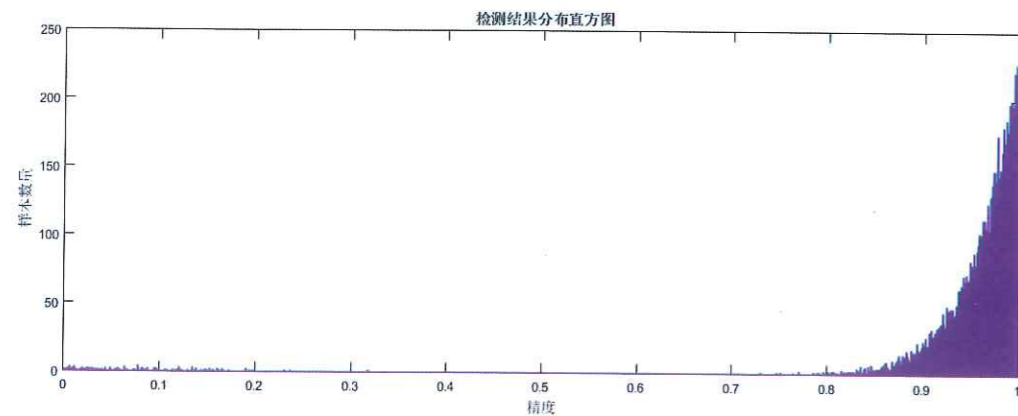


图13 检测结果的分布直方图。横坐标代表检测精度,纵坐标代表对应精度样本的数量

Fig. 13 Histogram of the test results. The horizontal axis corresponds to the recognition accuracy, and the vertical axis corresponds to the number of samples



图14 部分检测失败的烟盒图像样本,本身纹理因为遮挡、反光和残缺等因素而被破坏

Fig. 14 Some image samples of cigarette cases that failed in detection were destroyed in different degrees due to occlusion, reflection, and mutilation

果除去这部分数据,本系统的平均检测精度达到了96.9%,完全满足了烟盒自动化检测的需求。部分无法识别的数据如图14所示。

2.2 卷烟烟盒识别实验结果

将200张测试样本中9874张烟盒图像根据其真实标签进行分类,共780个烟品类别对设计的图像识别模型进行测试,使用图像识别领域常用的命中率(True Positive Rate)和错误命中率(False Positive Rate, FPR)组成的ROC曲线^[23]对系统识别模块的性能进行评估。最终结果如图15所示。可以看出,当FPR=0.01时TPR约为0.95。这个实验结果表明了本文提出的模型在烟盒识别上取得了较高精度,可满足烟盒自动化识别的需求。

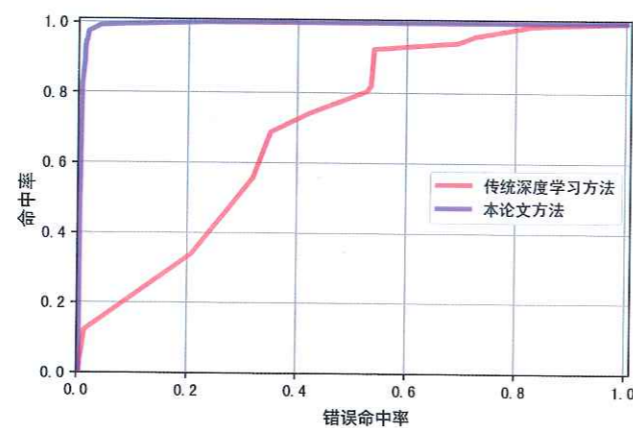


图15 识别ROC曲线对比:本论文方法(样本正则化+DocFace)与传统深度学习方法(样本未正则化+mobilenetV2[22]分类)的结果对比

Fig. 15 The ROC curve of cigarette case recognition result

3 结论

本研究利用人工智能图像识别方法来实现图像中的烟盒区域分割、烟盒图像变换与烟盒识别的完整系统。由于在实际中的烟盒图像存在遮挡、随意摆放、玻璃反光、拍摄角度大等众多挑战,直接采用深度学习目标检测的方法存在较大的难度。本文提出的方法将烟盒检测问题当成可视区域分割问题,实现了不同角度、不同遮挡程度的烟盒的图像区域定位;然后将分割出来的可视区域进行图像变换,变换到正则位置;最后将变换到正则位置的烟盒图像区域输入到深度学习图像识别模型,实现了高精度的烟盒规格分类识别。采用大量仿真数据对识别模型进行训练,并从实际的卷烟柜台陈列图像中随机挑选了各类卷烟烟盒图像进行人工标注,采用标注图像对设计的检测和识别方法进行检验。测试结果表明:本论文方法精度高,鲁棒性强,抗干扰能力强。对于包含100个左右烟盒的陈列图像,在单显卡(NVIDIA GeForce RTX 2080Ti-12G)的计算服务器上完成所有烟盒的检测和识别,本文提出的整体框架推理时间为300ms左右。

该智能化烟盒识别技术可以为烟草营销数字化智能化转型提供有力的技术支撑,该技术已在浙江中烟互联网营销活动场景中进行了试点应用。后续将对条烟的图像识别开展深入研究,通过信息技术和大数据分析,赋能烟草营销业务的创新。

参考文献

- [1] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C], Advances in neural information processing systems. 2012: 1097-1105.
- [2] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. arXiv preprint arXiv:14091556, 2014.
- [3] XIE S, GIRSHICK R, DOLL R P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C], proceedings of the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017.
- [4] Oh M, Cha B, Bae I, et al. An Urban Autodriving Algorithm Based on a Sensor-Weighted Integration Field with Deep Learning[J]. Electronics, 2020, 9(1): 158.
- [5] Kore P, Khoje S. Obstacle Detection for Auto-Driving Using Convolutional Neural Network[C], Proceedings of the 2nd International Conference on Data Engineering and Communication Technology. Springer, Singapore, 2019: 269-278.
- [6] Xiong Z, Li W, Han Q, et al. Privacy-preserving auto-driving: a GAN-based approach to protect vehicular camera data[C], 2019 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). IEEE, 2019: 668-677.
- [7] Li G, Yang Y, Qu X. Deep learning approaches on pedestrian detection in hazy weather[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019.
- [8] Ribeiro D, Mateus A, Miraldo P, et al. A real-time deep learning pedestrian detector for robot navigation[C], 2017 IEEE international conference on autonomous robot systems and competitions (ICARSC). IEEE, 2017: 165-171.
- [9] Li H, Wu Z, Zhang J. Pedestrian detection based on deep learning model[C], 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2016: 796-800.
- [10] Deng, J., Guo, J., Xue, N., & Zafeiriou, S. Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition[C], In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 4690-4699.
- [11] Wang H, Wang Y, Zhou Z, et al. Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition[C], Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 5265-5274.
- [12] Liu W, Wen Y, Yu Z, et al. Sphreface: Deep hypersphere embedding for face recognition[C] Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 212-220.
- [13] Zhao K, Xu J, Cheng M M. Regularface: Deep face recognition via exclusive regularization[C], Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 1136-1144.
- [14] 刘浩, 贺福强, 李荣隆, 等. 基于机器视觉的卷烟小盒商标纸表面缺陷在线检测技术[J]. 中国烟草学报, 2020, 05: 54-59. LIU Hao, HE Fuqiang, LI Ronglong, et al. On-line detection of brand label defects of cigarette pack based on machine vision, Acta Tabacaria Sinica, 2020, 05: 54-59.
- [15] 刘斌, 朱文魁, 周雅宁, 等. 基于机器视觉和MSD微结构描述算法的霉变烟在线检测研究[J]. 中国烟草学报, 2015, 02: 29-34. LIU Bin, ZHU Wenkui, ZHOU Yaning, et al. On-line detection of mildew cigarette based on machine vision and MSD microstructure description algorithm[J], Acta Tabacaria Sinica, 2015, 02: 29-34.
- [16] Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[C], In Advances in neural information processing systems, 2015: 91-99.
- [17] Redmon, Joseph, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You only look once: Unified, real-time object detection[C], In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 779-788. 2016.
- [18] He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask r-cnn[C], Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 2961-2969.
- [19] Mezriou J. Perspective transformation[J]. Adult education, 1978, 28(2): 100-110.
- [20] Shi Y, Jain A K. DocFace: Matching ID document photos to selfies[C], 2018 IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS). IEEE, 2018: 1-8.
- [21] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C], Advances in neural information processing systems. 2014: 2672-2680.
- [22] Sandler M, Howard A, Zhu M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C], Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 4510-4520.
- [23] Zou, K.H., O'Malley, A.J., Mauri, L. (2007). Receiver-operating characteristic analysis for evaluating diagnostic tests and predictive models. Circulation, 6;115(5):654-7.

A detection and recognition method of cigarette cases in complex scene based on deep learning

SHAN Yuxiang¹, LONG Tao², LOU Weidong¹, LU Hailiang¹, HU Hongchun^{3*}, LI Xuan²

1 Information Center of China Tobacco Zhejiang Industrial Co., Ltd., Hangzhou 310008, China;

2 Shenzhen AiMall Tech., Nanshan District, Shenzhen 518000, China;

3 Staff Development Institute of China Tobacco Corporation, Henan 450008, China

Abstract: In recent years, deep learning has achieved great success in image recognition and has been widely applied in fields such as retail, finance, security, self-driving, etc. In this paper, we present a novel deep learning-based recognition framework of cigarette cases in complex scene. The framework consists of three key steps: 1) cigarette case localization based visible region segmentation; 2) cigarette case region regularization based on image transformation; 3) cigarette case recognition based on deep Convolutional Neural Network. We carried out the validation experiment on a large dataset collected from real application scenario, with cigarette case images exhibiting large view point changes, occlusion, light reflection, incomplete texture, random rotation, and visual similarity in appearance, etc. The result showed that the proposed method is capable of handling various challenges and achieved a robust recognition accuracy over 95%, which meets the requirements of real large-scale application scenarios.

Keywords: deep learning; image recognition; cigarette case recognition; planogram analysis; big data

*Corresponding author. Email: 759150070@qq.com

《烟草科技》2021年第10期目次

· 烟草农学

减氮条件下配施聚天门冬氨酸对烤烟氮代谢及氮素吸收利用的影响.....杨启航, 陈建军, 叶晓青, 等
利用 COMPASS 和 MYP 培养基检测雪茄烟叶中蜡样芽孢杆菌.....叶长文, 罗凯玉, 陈宸, 等
烟草青枯病发病程度的影响因素分析.....樊俊, 谭军, 王瑞, 等
生物有机肥和高碳基肥对皖南烟田土壤呼吸的影响.....张明杰, 张振, 张馨方, 等

· 烟草化学

天然低共熔溶剂降低卷烟烟气苯酚释放量的性能评价.....王嘉琪, 孙学辉, 杨松, 等
同步辐射光电离质谱法在线鉴定卷烟主流烟气气相成分中的同质异位体/同分异构体.....孔俊, 胡立中, 唐诚, 等
分散固相萃取-液相色谱-串联质谱法测定水基胶中的烷基酚聚氧乙烯醚.....杨飞, 孟冬玲, 邓惠敏, 等

· 烟草工艺

柔性断丝技术在细支卷烟生产中的应用.....王震, 游敏, 李青, 等
卷烟燃烧速率与其包灰性能关系分析.....王孝峰, 张劲, 李延岩, 等
烟用内衬纸中 VOCs 残留量的控制方法.....胡宏旗, 杜威, 邢连成, 等

· 设备与仪器

基于高光谱信息的烟叶分级方法比较.....李士静, 潘羲, 陈熙卓, 等
预防接装纸回卷的吹气装置设计.....潘恒乐, 孟庆华

· 综述

生物技术在烟草发酵领域的专利布局现状及热点分析.....王金棒, 邱纪青, 汪志波, 等

梁冬, 陈智斌, 农英雄, 等. 基于图像识别技术的卷烟零售数据采集方法 [J]. 中国烟草学报, 2021, 27 (5) . LIANG Dong, CHEN Zhibin, NONG Yingxiong, et al. Cigarette retail sales data collection method based on image recognition technology [J]. Acta Tabacaria Sinica, 2021, 27(5). doi: 10.16472/j.chinatobacco.2020.T0061

基于图像识别技术的卷烟零售数据采集方法

梁冬, 陈智斌, 农英雄, 潘剑, 汪倍贝*

广西中烟工业有限责任公司, 南宁市西乡塘区北湖南路28号 530001

摘要: 为了实现卷烟零售数据的自动化采集, 提出了一种基于图像识别技术的卷烟零售数据采集方法。首先, 基于深度图设计一种人体检测与跟踪算法, 稳定跟踪消费者在购买卷烟期间的行动轨迹; 其次, 实现一种7点式的人体关键点检测算法, 检测顶式视角下的人体关键点; 然后, 构建卷烟的检测与识别算法, 检测卷烟在图像中位置与姿态并识别卷烟的牌号; 最后, 融合人体跟踪信息、人体关键点信息、卷烟位置和牌号信息构建一种消费者行为识别方法, 实现卷烟零售数据的采集。结果表明: 数据采集方法的准确率达到95.6%, 通过图像识别技术实现卷烟零售数据的自动化采集是可行的。

关键词: 卷烟零售数据; 图像识别; 人体跟踪; 人体关键点; 卷烟牌号识别; 行为识别

卷烟零售数据是烟草行业的重要信息, 通过卷烟零售数据可以进行精准销量预测, 有效指导营销和供应链协同工作, 从而减少库存积压, 降低成本, 提升行业的经营和管理水平。目前卷烟零售数据采集方式主要是使用 POS 零售终端、市场人员到店采集等人工采集方式, 其中 POS 零售终端存在问题是零售户未养成规范扫码的习惯, 同时 POS 零售终端软硬件的故障影响零售户使用, 导致零售户的配合度不高^[1]; 市场人员到店采集数据存在问题是人力成本较高, 采集数据的覆盖率较低, 且准确率难以保证。因此, 人工采集数据的方法难以满足行业对更高质量数据的需求, 亟需构建一种自动化采集卷烟零售数据的方法。

目前, 自动化数据采集技术主要有 RFID 技术、重力识别技术和图像识别技术等。其中 RFID 技术在物流和仓储方面有较多应用, 可提高物流和仓储的管理效率^[2-4], 但由于使用 RFID 技术需要为每个卷烟商品贴上 RFID 标签, 这会较大增加零售户的工作量, 实际操作中难以实施; 重力识别技术是自动零售和无

人零售自动化采集数据的重要方式, 可通过商品的不同重量识别商品型号, 但由于卷烟商品的重量需符合一定规格^[5-6], 导致大部分卷烟商品的重量相近, 使用重力识别技术难以区分; 图像识别技术近年来发展迅速, 准确率有了较大提升^[7-10], 目前已广泛应用于零售、安防、教育和交通等行业, 适用于卷烟零售场景的数据采集。因此, 本文研究基于图像识别技术建立一种采集数据的方法, 实现卷烟零售数据的自动化采集。

1 总体结构与图像采集

1.1 系统结构

数据采集系统结构主要分为本地端的采集设备和云端的存储数据库, 其中本地端采集设备包含有 RGBD 深度摄像头、高清彩色摄像头、本地计算平台等, 云端存储数据库为 MySQL 关系型数据库, 系统结构如图 1 所示。图中摄像头采用顶式安装方式, 减少对消费者的影响, 将结算台上表面做为卷烟的识别区, 当卷烟放到识别区时识别卷烟的牌号。RGBD

基金项目: 广西中烟工业有限责任公司科技计划项目“基于图像识别的卷烟零售数据采集与分析技术研究”(GXZYCX2019E002)

作者简介: 梁冬(1987—), 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向: 计算机网络、软件开发架构设计、人工智能, Tel: 18697909687, Email: 290736989@qq.com

通讯作者: 汪倍贝(1981—), Tel: 18677196893, Email: 00085@gxzy.cn

收稿日期: 2020-06-30; 网络出版日期: 2021-08-30