

卷积神经网络在香烟包装图像真伪检测中的应用

高宝红 魏帅 杨利锋 王春 胡文龙

陕西省烟草公司咸阳市公司 陕西咸阳 712000

摘要：随着烟草市场高仿伪劣香烟产品不断增多，伪造包装工艺愈发精细，依靠人工肉眼辨别真伪的传统方式效率低下、主观性强，难以识别细微印刷与工艺差异。传统机器视觉与浅层机器学习算法依赖人工特征设计，抗干扰能力弱，在光照变化、包装反光等复杂场景下识别稳定性差，难以满足市场打假与工业质检的自动化需求。为此，本文以香烟包装真伪检测为研究对象，采用卷积神经网络自动提取包装纹理、印刷、封口等深层防伪特征，构建完整的数据采集、预处理与模型训练体系，通过多组对比消融实验验证算法性能，旨在实现高精度、快速化的香烟包装真伪识别，为烟草智能检测设备应用提供技术参考。

关键词：卷积神经网络；香烟包装；图像真伪检测；应用

1 卷积神经网络

卷积神经网络属于一类特殊的深度神经网络，能够在模型训练阶段自动构建特征提取器，无需人为手工设计。网络内部所有权重参数都通过迭代训练自动优化得到。该网络整体分为两大模块：负责提取图像信息的特征网络，以及完成类别判定的分类网络，结构如图 1。特征提取模块由卷积层与池化层两两交替堆叠构成，读取原始图像数据后，将提炼出的特征信息输送至后端分类网络。分类网络依托已提取的特征完成数值计算，最终输出图像的分类结果。

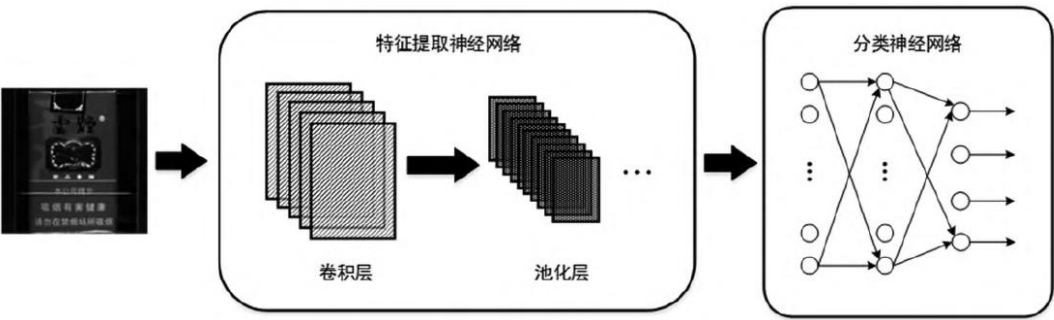


图 1 卷积神经网络的典型结构

2 香烟包装图像数据集构建与预处理

2.1 图像数据采集

本次实验数据选取国内市场流通广泛的 5 类主流香烟包装，样本涵盖正品、高精度高仿伪劣品、劣质仿品三类，全面覆盖市场常见伪造类型。采集设备采用

1080P 高清工业摄像头，统一采集分辨率为 1920×1080 。为保证数据集真实性与实用性，采集过程模拟真实抽检场景，设置多角度、多光照环境，包含平视、轻微倾斜等拍摄角度，以及强光、弱光、室内自然光等光照条件，保留包装轻微反光、轻微污渍、简单背景干扰等真实场景特征，避免样本过于理想化导致模型泛化能力差。本次实验共采集原始图像 2120 张，涵盖多品牌、多生产批次样本，保证数据集的多样性。

2.2 数据标注与数据集划分

本文采用 LabelImg 工具进行人工精准标注，以包装印刷纹理、防伪标识、封口工艺为判定依据，将样本统一标注为正品、伪品两类，剔除模糊、严重遮挡、过度曝光的无效样本，最终筛选有效样本 2000 张，正品、伪品样本各 1000 张，保证类别均衡。按照深度学习通用划分标准，将数据集按 8:1:1 比例划分为训练集、验证集与测试集，其中训练集 1600 张、验证集 200 张、测试集 200 张，数据集分布均衡，可有效避免模型偏置问题，保障训练与测试结果的客观性。

2.3 图像预处理流程设计

香烟包装图像易受光照不均、表面反光、背景杂乱等干扰，直接输入模型会降低特征提取精度。本文设计专属预处理流程，依次完成降噪、增强、归一化、ROI 区域截取，最大化突出真伪差异特征。首先采用高斯滤波算法去除图像椒盐噪声与采集干扰，保留纹理细节；其次通过自适应直方图均衡化完成图像增强，优化包装色彩对比度，凸显正品与伪品的印刷色差、纹理粗细差异；最后将所有图像统一归一化为 224×224 像素尺寸，消除图像大小差异干扰。同时人工截取包装核心防伪 ROI 区域，剔除无关背景，聚焦防伪标识、封口胶痕、印刷字体等关键检测区域，提升模型特征提取效率。

2.4 数据增强

为扩充样本数量、避免模型过拟合、提升泛化能力，本文对训练集样本进行离线数据增强，采用随机水平翻转、小幅旋转 ($\pm 15^\circ$)、平移变换、亮度微调 ($\pm 20\%$)、对比度变换五种增强方式，单一原图生成 4 张增强样本。增强后训练集样本扩充至 8000 张，有效丰富了样本场景多样性，解决了小样本训练模型泛化能力弱的问题，为模型高精度训练提供数据支撑。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与参数配置

本文实验基于 Windows10 操作系统，采用 PyTorch 深度学习框架，编程语言为 Python3.8。硬件配置为 Intel i7-10700F 处理器、NVIDIA RTX3060 显卡（12G 显存）、16G 运行内存。模型训练超参数统一设置：批次大小 BatchSize=16，迭代轮次 Epoch=50，初始学习率设置为 0.001，采用 Adam 优化器优化参数，损失函数选用二分类交叉熵损失函数，同时引入学习率动态衰减策略，每 10 轮迭代学习率衰减 50%，防止模型后期震荡不收敛，保证实验可复现。

3.2 实验方案设计

为全面验证本文改进 CNN 模型的检测性能与各模块有效性，设置三组对比消融实验。实验一：算法对比实验，将本文改进 CNN 模型与传统 SVM 算法、BP 神经网络、基础 CNN 模型进行对比，验证深度学习模型的优越性；实验二：预处理消融实验，对比有无完整预处理流程的模型检测精度，验证预处理方案的必要性；实验三：注意力机制消融实验，对比基础 CNN、残差 CNN、融合注意力机制的改进 CNN 模型的性能，验证优化模块的增益效果。实验统一采用准确率、精确率、召回率、F1 值、单图检测耗时作为评价指标。

3.3 模型训练过程分析

模型训练过程中，训练损失与验证损失、训练准确率与验证准确率变化趋势平稳，具体收敛规律如下：迭代 1~15 轮时，模型处于快速学习阶段，训练损失快速下降，准确率持续攀升；15~35 轮模型收敛速度放缓，参数逐步优化；35 轮之后曲线趋于平稳，损失值基本保持稳定，准确率不再明显提升，模型完成收敛。全程训练曲线无剧烈震荡，训练集与验证集指标差距较小，无明显过拟合、欠拟合现象，模型训练状态稳定，具备良好的学习性能。

3.4 实验结果与性能对比

各组实验最终性能对比如表 3 所示，可直观体现本文模型的检测优势。传统 SVM、BP 神经网络依赖人工特征提取，无法捕捉包装细微伪造特征，准确率仅 85.35%、89.10%，检测精度低、泛化能力差；基础 CNN 模型自主提取特征，准确率提升至 94.75%，但对高仿样本识别误差较大；融合残差结构与注意力机制的改进 CNN 模型，精准聚焦防伪核心特征，抑制干扰信息，最终测试集准确率达 98.26%，F1 值达 98.24%，同时单图检测耗时仅 0.042s，兼顾高精度与实时性。

表 1 不同算法模型检测性能对比

模型算法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1 值/%	单图耗时/s
SVM	85.35	85.12	85.68	85.40	0.125
BP 神经网络	89.10	88.96	89.25	89.10	0.086
基础 CNN	94.75	94.62	94.81	94.71	0.058
改进 CNN	98.26	98.18	98.30	98.24	0.042

消融实验结果表明，完整预处理流程可将模型准确率提升 3.12%，有效消除图像干扰、强化真伪特征；注意力机制模块可提升 2.89%准确率，显著改善高仿包装漏检、误检问题。通过可视化检测结果可见，本文模型可精准识别包装印刷色差、字体毛刺、胶痕差异等肉眼难以分辨的细微伪造特征，对复杂光照、轻微遮挡场景的适配性良好，鲁棒性显著优于传统算法与基础 CNN 模型。

结语

本文基于卷积神经网络开展香烟包装真伪检测研究，搭建了完善的香烟包装图像数据集，设计了适配包装图像的预处理与数据增强方案，通过引入残差结构与通道注意力机制改进 CNN 模型，有效解决了传统检测方法精度低、细微特征识别能力弱的问题。实验结果表明，改进 CNN 模型检测准确率达 98.26%，检测速度快、稳定性强，可高效识别不同精度的伪造香烟包装，适配市场打假、流水线质检等实际场景。后续可进一步扩充数据集品类，优化模型轻量化结构，实现移动端嵌入式部署，进一步提升算法的工程应用价值。

参考文献

[1] 戴淦亘. 基于改进卷积神经网络的烤烟烟叶分级研究[D]. 安徽农业大学, 2025.

[2] 赵嘉辉. 基于卷积神经网络（CNN）的烤烟烟叶智能化分级方法应用研究[D]. 山东大学, 2023.

[3] 刘巍. 基于卷积神经网络的卷烟小盒外观检测研究[J]. 科技创新与应用, 2022, 12(3): 39-41+44.