

基于孪生并行注意力网络的包装印刷品商标真伪鉴别研究

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2023.01.011

王晓红 宛东

上海理工大学
出版印刷与艺术设计学院
上海 200093

摘要: 为了借用手机精确快速地鉴别微小篡改的包装印刷品商标真伪, 提出孪生并行注意力卷积神经网络判别模型。通过孪生网络的共享权重机制降低网络系统的表征偏差, 通过并行注意力机制提高对微小篡改变化特征的提取能力, 最大程度降低打印拍照引入的噪声对篡改特征提取的影响。在2种印刷纸张、2种拍摄光源和2种拍摄手机组合的8种开放场景中, 拍摄多组真伪商标的印刷图像, 建立篡改面积0.4%~0.7%的商标真伪数据集。模型在该打印拍照数据集上鉴别准确率为94%以上, 在真实山寨商标上的鉴别准确率为100%。本文提出的孪生并行注意力卷积神经网络模型, 具有较高的细粒度鉴别精度和较强的泛化能力, 能够在开放场景下有效地实现基于图像微小篡改的包装印刷品商标真伪的鉴别。

关键词: 孪生卷积神经网络; 双注意力机制; 微小篡改; 商标真伪鉴别

中图分类号: TP391.41; TS851⁺.6

文献标志码: A

文章编号: 1674-7100(2023)01-0086-09

引文格式: 王晓红, 宛东. 基于孪生并行注意力网络的包装印刷品商标真伪鉴别研究[J]. 包装学报, 2023, 15(1): 86-94.

1 研究背景

假冒伪劣商品不仅给市场造成严重冲击, 而且给消费者带来巨大经济损失。通常假冒伪劣商品印制了假冒商标, 其中一些仅仅是对真商标进行微小篡改, 人眼很难快速鉴别商标真伪。搭载高分辨率摄像头的智能手机的普及, 使手机鉴别包装印刷品商标真伪成为可能。

目前, 图像真伪鉴别方法主要有传统图像处理方法、机器学习(传统机器学习和深度学习)。

针对数字图像真伪鉴别, 研究者主要是用传统图像处理方法中的图像特征匹配方法。此方法对图像的变形、模糊、噪声等敏感。华蓓^[1]、马进^[2]

等利用尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)^[3]对图像特征关键点进行定位。华蓓等^[4]通过分析图像噪声特征和可交换图像文件格式(exchangeable image file format, EXIF)信息特征矩阵的相关性来判断图像真伪。

传统机器学习用于扫描后的图像真伪鉴别。钟宇等^[5]构建了基于支持向量机(support vector machine, SVM)的真伪卷烟包装鉴别模型, 借助扫描仪采集3个卷烟品牌共603张真伪照片。实验结果表明SVM模型的鉴别准确率在96.6%以上。姬静^[6]通过自行设计的高清数字化扫描设备采集书法作品图像, 利用不变矩计算待鉴别图像与目标图像的形状相似度, 再根据阈值判定真假。传统机器学习的局限

收稿日期: 2022-09-16

基金项目: 本研究成果受国家新闻出版署智能与绿色柔版印刷重点实验室招标课题资助(ZBKT202108)

作者简介: 王晓红(1971-), 女, 陕西汉中, 上海理工大学教授, 主要从事色彩学与色彩应用、印刷质量检测与控制、数字印刷技术研究, E-mail: wang_keyan@163.com

是需要人工设计特征提取器, 算法可靠性是建立在获得高清晰、高精度图像的基础上。

研究者利用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 如 DPN (dual path networks)、VGG16 (visual geometry group) [7-8]、孪生网络 (siamese network) [9-11] 等完成图像真伪鉴别任务。卷积神经网络无需人工设计复杂的特征提取器。严晶等 [12] 提出了一种用于人民币鉴伪的轻量级 Light_DPN 网络, 通过在 ResNet 分支引入挤压激励 (squeeze excitation, SE) 结构来强化重要特征通道和抑制无用特征通道, 利用不同的手机在 4 种场景下拍摄人民币的国徽和花卉区域, 建立鉴伪数据集。郭素珍等 [13] 以 VGG16 和提取图片红色分量的 Lambda 为基础构建了变种的 B-CNN 网络, 借用手机拍摄人民币的 12 个局部特征图像来构建鉴伪数据集。实验结果表明双流结构能提升图像真伪鉴别性能。文献 [12-13] 都是对人民币进行鉴伪, 真假样本间的特征差异较明显, 而对于微小篡改图像, 网络真伪鉴别能力有限。肖楠等 [14] 利用扫描仪采集真假烟盒图像, 用引入了高效通道注意力机制 (efficient channel attention, ECA) 的高分辨率网络 (high-resolution network, HRNet) 鉴别烟盒图像真伪。结果表明该模型的鉴别准确率达 97.21%。张宏坤等 [15] 使用手机和便携式显微镜拍摄具有复杂纹理的防伪薄膜图像, 采用基础框架为 MobileNetV3 的轻量级 CNN 进行形状和纹理特征的

识别, 使用协调注意力模块增强纹理分类任务中单一特征图的信息获取。文献 [14-15] 中鉴伪数据集的构建须借助专业图像采集设备, 其便携性较低。郭晨阳 [16] 利用单反相机和手机采集奢侈品真伪图像, 建立以 ResNet101 为主干的孪生网络结构, 其实验获得的真伪鉴定结果优于单流卷积神经网络分类模型。

有研究者在目标识别和检测模型中引用并行双注意力 (parallel attention, PA) 机制, 以增强图像特征, 提高算法精度 [17-20]。刘凡等 [18] 的研究结果表明, 并行注意力机制能获得更具互补性的裂缝特征, 有效抑制噪声、光线、阴影等干扰。拉毛措 [19] 和赵晓枫 [20] 等的研究表明, 在动物、地面红外目标检测中引入并行注意力机制, 可以提升 YOLOv3 的检测精度。

综上, 本研究针对手机拍摄微小篡改包装印刷品商标的场景, 以 VGG16 为主干网络, 引入并行双注意力机制构建孪生网络结构 (S-PA-CNN), 用于包装印刷品商标真伪鉴别。

2 S-PA-CNN 模型设计

2.1 网络结构

通过打印、手机拍照得到包装印刷品商标图像。鉴别商标真伪时, 真伪图像之间的特征差异变化如图 1 所示。

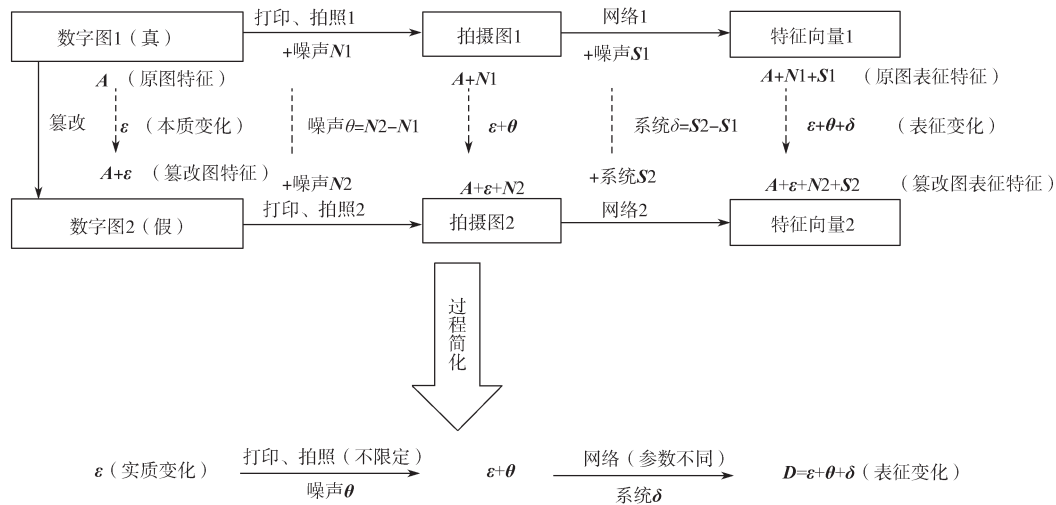


图 1 打印、拍照篡改特征变化示意图

Fig. 1 Schematic diagram of print-photo tampering feature change

数字图像 1 和数字图像 2 之间存在篡改差异 ϵ , 打印、拍照过程分别引入噪声 $N1$ 和 $N2$, 由此带来

噪声干扰偏差 θ 。经过传统双流网络时, 网络 1 和网络 2 提取特征的过程不同会增加系统表征偏差 δ , 鉴

别模型末端得到向量差 D ，即

$$D = \varepsilon + \theta + \delta. \quad (1)$$

本文设计的 S-PA-CNN 网络结构如图 2 所示。S-PA-CNN 由上下两个结构一致的主干网络组成，两个网络之间通过共享权值形成孪生耦合结构，实现同一属性的特征提取，使两个网络提取的特征分布域相同。主干网络包含卷积层、池化层、全连接层以及卷

积层后的并行双注意力单元构成。

上下结构一致的主干网络及孪生网络的共享权重机制，使得特征提取的属性和分布相同，能降低 δ ；并行双注意力机制能提高模型对微小篡改特征的提取能力，最大程度表征 ε 。 δ 的降低和 ε 的最大化表征使 D 最大限度接近 ε ，使噪声对篡改特征提取影响的程度减小，从而提高模型的鉴别准确率。

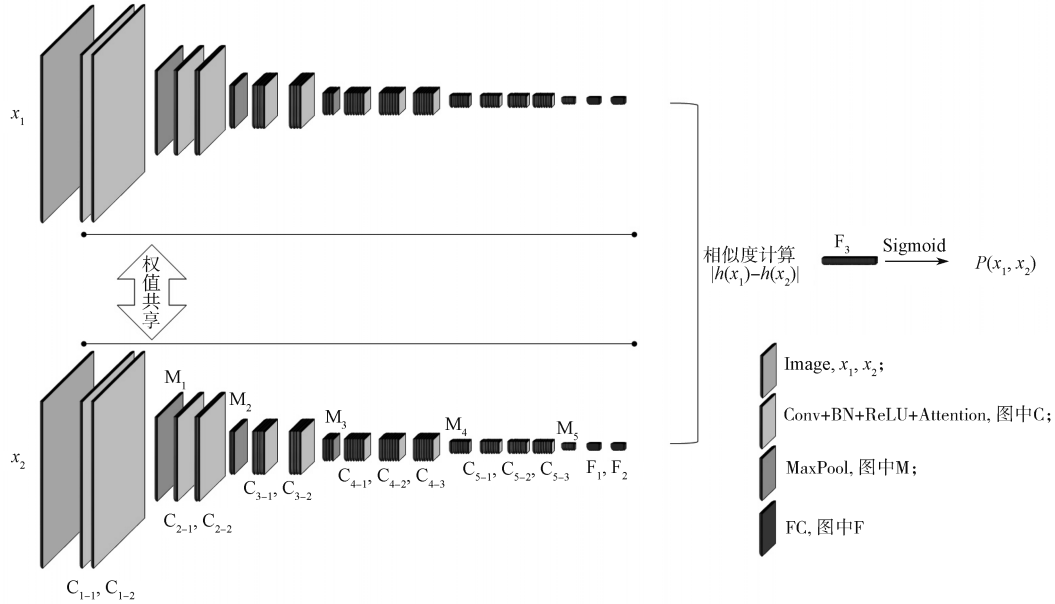


图 2 基于 S-PDA-CNN 的包装印刷品商标真伪鉴别模型

Fig. 2 Tamper discriminant model of packaging printed logos based on S-PA-CNN

2.2 主干网络

S-PA-CNN 模型是以 VGG16^[21] 作为主干网络。在 VGG16 中引入并行双注意力模块，旨在通过增强图像特征的方式提高模型的鉴别性能。VGG16 的网络结构如图 3 所示。并行双注意力模块添加在 Block1、Block2 和 Block5 中。

2.3 并行双注意力模块

并行双注意力模块结构如图 4 所示。通道注意力 (channel attention, CA) 能为通道分配不同权重，提高与篡改差异特征相关的通道权重，抑制不重要特征的通道权重^[22]。空间注意力 (spatial attention, SA) 赋予空间不同权重，赋予特征图中篡改区域更高的权重，降低其他区域的权重^[23]。并行双注意力模块将 CA 和 SA 生成的特征进行融合，获得更具互补的特征，从而避免 CA 和 SA 串联使用时前者对后者的干扰。

CA 中，先对输入的特征图分别进行全局平均池

化和全局平均最大池化，再利用共享的全连接层对全局平均池化和全局最大池化结果进行处理，然后

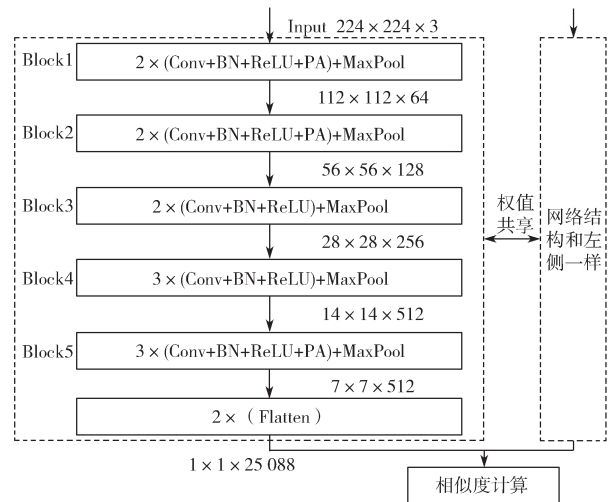


图 3 基于 VGG16 的改进网络结构图

Fig. 3 CNN Improved Network based on VGG16

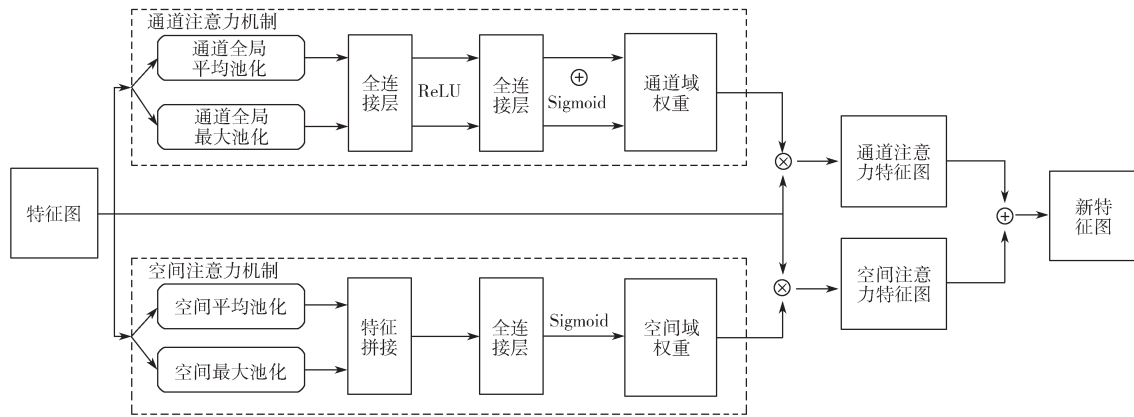


图4 并行双注意力模块

Fig. 4 Parallel attention module

对处理结果进行相加, 计算 Sigmoid 值, 以获得输入特征图的每一个通道的权值 (0~1 之间), 最后将权值乘上原输入的特征图。SA 中, 先对每一个特征点的通道取最大值和平均值, 再对两个结果进行堆叠, 然后利用通道数为 1 的卷积调整通道数, 取 Sigmoid 值, 以获得输入特征图的每一个特征点的权值 (0~1 之间), 最后将权值乘上原输入的特征图。

2.4 损失函数

损失函数用来衡量单个样本的预测值和真实值之间的差异程度。本研究采用对比度损失函数 (contrastive loss function), 其表达式为

$$L(x_1, x_2, Y) = \frac{1}{2} Y D_w^2 + \frac{1}{2} (1 - Y) \{ \max(0, m - D_w) \}^2, \quad (2)$$

式中: x_1 和 x_2 为输入样本; Y 为标签值, 当输入样本相似或匹配时, $Y=1$, 否则 $Y=0$; m 为阈值, 取值为 1; D_w 为两个样本特征的欧氏距离, $D_w = \|G_w(x_1) - G_w(x_2)\|_2$, 其中 G_w 为通过参数 w 学习到的 embedding 函数。

当 $Y=1$ 即样本相似或匹配时, 式 (2) 为

$$L_{Y=1} = \frac{1}{2} D_w^2. \quad (3)$$

如果计算的 D_w 较大, 则说明模型还需继续迭代, 降低损失值。

当 $Y=0$ 即样本不相似或不匹配时, 式 (2) 为

$$L_{Y=0} = \frac{1}{2} \{ \max(0, m - D_w) \}^2. \quad (4)$$

如果计算的 D_w 较小, 则说明模型还需继续迭代, 降低损失值。

3 包装印刷品商标鉴伪数据集

本研究在开源商标数据集 logo-627 中选择 16 个商标进行微小篡改, 篡改面积在 0.4%~0.7% 之间, 再通过佳能 Image Press C700 喷墨打印机以 1200dpi 打印到两种纸张 (80 g 白色复印纸、120 g 喷墨彩机纸) 上, 用两种手机 (荣耀 V8、苹果 6) 分别在户外、室内两种环境下进行拍照。8 种组合场景下每个商标的真伪照片各拍 50 张, 共计获得 12 800 张照片, 构建鉴伪数据集 FPP-Logos。表 1 所示为鉴伪数据集示意图。

表 1 数据集示意图

Table 1 Schematic diagram of datasets

场 景	彩 图	
	真 图	假 图
户外、80 g 白色复印纸、荣耀 V8		
户外、80 g 白色复印纸、苹果 6		
户外、120 g 喷墨彩机纸、荣耀 V8		
户外、120 g 喷墨彩机纸、苹果 6		
室内、80 g 白色复印纸、荣耀 V8		
室内、80 g 白色复印纸、苹果 6		
室内、120 g 喷墨彩机纸、荣耀 V8		
室内、120 g 喷墨彩机纸、苹果 6		

4 实验结果与分析

4.1 实验环境和参数设置

硬件平台配置如下：CPU 为 Intel Xeon Bronze 3106 @ 1.70 GHz 16 核；内存为 128 GB；GPU 为 Nvidia Quadro P4000 显存 8 GB。软件平台配置如下：深度学习框架为 PyTorch；Python 版本为 3.6.0；CUDA 和 cuDNN 版本为 10.0；操作系统是 Windows 10。

网络的训练参数设置如下：batch size 为 4，学习率为 $1e-4$ ，网络优化器 optimizer 为 Adam。FPP-Logos 数据集中，训练集、验证集、测试集划分比例为 8:1:1。

4.2 不同鉴别模型对比

为了证明本文所提模型的有效性，将本文模型与单流 VGG16 网络模型、双流 VGG16 网络模型和孪生 VGG16 网络模型在手机包装印刷品商标鉴伪任务中的准确率进行对比，如表 2 所示。由表 2 可知，本文模型比双流 VGG16 并行双注意力网络的准确率

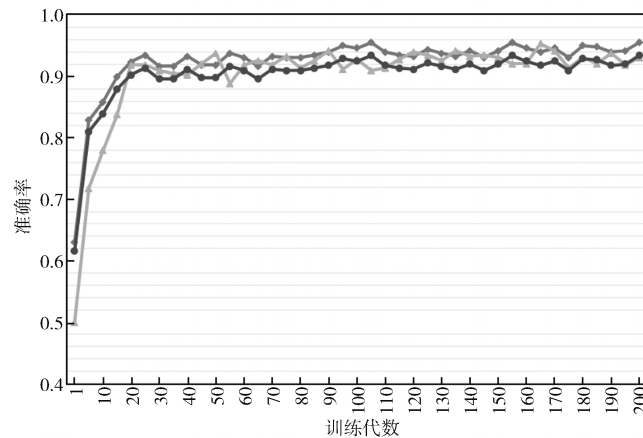
高 4.2%，说明孪生网络共享权重机制可更好表征真伪图片之间的特征差异；本文模型中并行双注意力机制比单注意力 CA 及 SA 的准确率分别提升 2.9% 和 2.3%，说明在并行结构中 CA 和 SA 可联合共同加强细微篡改特征的提取能力。

表 2 不同鉴别模型的准确率对比

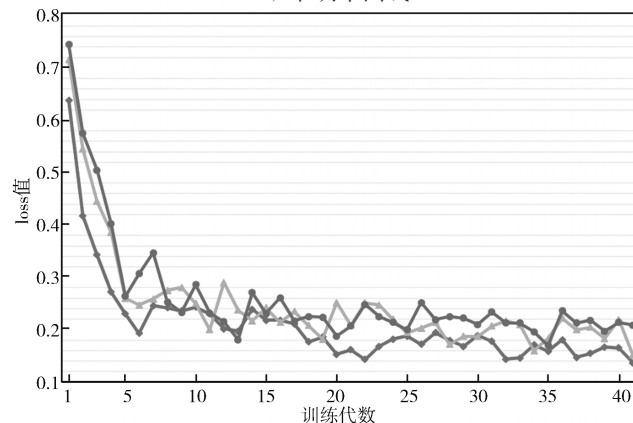
Table 2 Accuracy of different discrimination algorithms

模型名称	准确率 /%
单流 VGG16	67.9
双流 VGG16 (不共享权重) + 并行注意力	90.3
孪生 VGG16 (共享权重) + CA	91.6
孪生 VGG16 (共享权重) + SA	92.2
孪生 VGG16 (共享权重) + 串行注意力	92.5
本文模型	94.5

S-PA-CNN 网络和孪生 VGG16 串行注意力网络、无注意力孪生 VGG16 网络的训练曲线如图 5 所示。由图 5 可知，并行双注意力模块能够加快网络训练和收敛的速度，获得更加稳定的网络模型。



a) 准确率曲线



b) 损失曲线

— 并行注意力； — 串行注意力； — 无注意力

图 5 准确率和损失曲线

Fig. 5 Accuracy and loss curve

4.3 多级注意力机制对比

通过改变并行双注意力模块、串行双注意力模块在 VGG16 不同 Block 中的位置和数量, 分析网络对包装印刷品商标的真伪鉴别性能, 测试结果如表 3 所示。表中, CBAM 串行注意力为 CA 与 SA 的串行, 且 CA 在前, SA 在后。

表 3 并行双注意力机制在不同位置的网络鉴别准确率

Table 3 Accuracy of attention at different positions

位置	鉴别准确率 / %	
	CBAM 串行注意力模块	并行双注意力模块
Block 1	91.5	91.6
Block 1, 2	91.7	92.4
Block 1~3	91.5	91.6
Block 1~4	89.5	91.4
Block 1~5	88.6	92.1
Block 1, 2, 5	92.5	94.5
Block 5	92.1	93.7
无	91.3	

由表 3 可知, 引入并行双注意力机制的网络比引入 CBAM 串行双注意力模块的鉴别准确率高; 相对于未引入注意力机制的模型, 并行双注意力模块在浅层 (Block 1, 2) 和末层 (Block 5) 的鉴别准确率分别提升了 1.1% 和 2.4%, 在 Block 1, 2, 5 中鉴别准确率提升了 3.2%, 其鉴别效果最好; 在 Block 1, 2, 5 的基础上继续添加并行双注意力模块, 鉴别准确率得不到提升。因此, 在 VGG16 网络的浅层和末层 (Block 1, 2, 5) 中添加并行双注意力模块。

4.4 损失函数对比

本研究对比了二分类交叉熵损失函数和对比损失函数在 S-PA-CNN 网络上的鉴别效果, 鉴别准确率分别为 91.4% 和 94.5%, 说明对比损失函数在 S-PA-CNN 网络中更能有效衡量样本预测值和真实值之间的差异。

4.5 山寨商标真伪鉴别



















利用 S-PA-CNN 网络模型对搜集到的 9 个山寨商标 (见表 4) 进行真伪鉴别, 准确率为 100%。这证明了本文设计的 S-PA-CNN 网络的有效性。

5 结语

为解决借手机对微小篡改包装印刷品商标进行真伪鉴别问题, 本研究提出了 S-PA-CNN 网络模型。通过打印拍照商标构建 FPP-Logos 数据集, 并用此数据集训练、测试 S-PA-CNN 网络模型, 还用市场上搜集到的山寨商标进行验证。实验结果表明, S-PA-

表 4 山寨商标实例

Table 4 Examples of counterfeit trademarks

商标名称	真图	山寨图
星巴克		
汉堡王		
肯德基		
7-11		
喜茶		
旺旺		
微信		
支付宝		
QQ		

CNN 网络具备较高的鉴别精度和泛化能力, 在用手机等便携设备对包装印刷品商标进行真伪判别的场景中是可行且有效的。

参考文献:

- [1] 华蓓, 陈前, 黄汝维. 基于特征匹配的图像真伪检测方法的研究 [J]. 郑州大学学报 (工学版), 2022, 43(2): 22-27.
HUA Bei, CHEN Qian, HUANG Ruwei. Research of Image Authenticity Detection Method Based on Feature Matching[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(2): 22-27.
- [2] 马进, 郝宁宁, 李红宇. 图像相似性改进算法 [J]. 计算机应用, 2022, 42(增1): 287-291.
MA Jin, HAO Ningning, LI Hongyu. Improved Algorithm of Image Similarity[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(S1): 287-291.

- [3] SELVARAJ P, KARUPPIAH M. Enhanced Copy-Paste Forgery Detection in Digital Images Using Scale-Invariant Feature Transform[J]. IET Image Processing, 2020, 14(3): 462-471.
- [4] 华蓓, 陈前, 黄汝维, 等. 基于盲取证技术的图像真伪检测方法的研究[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022, 47(2): 506-515.
HUA Bei, CHEN Qian, HUANG Ruwei, et al. Research on Image Authenticity Detection Method Based on Blind Forensics Technology[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2022, 47(2): 506-515.
- [5] 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 Dexiang, et al. Authentication of Packeted Cigarettes Based on Computer Vision and Machine Learning[J]. Tobacco Science & Technology, 2020, 53(5): 83-92.
- [6] 姬静. 基于不变矩的书法真伪鉴定方法研究[J]. 工程数学学报, 2022, 39(2): 196-208.
JI Jing. The Authenticity Identification Method of Calligraphy Based on Image Shape Fidelity[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2022, 39(2): 196-208.
- [7] TAMMINA S. Transfer Learning Using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images[J]. International Journal of Scientific and Research Publications, 2019, 9(10): 143-150.
- [8] WANG H. Garbage Recognition and Classification System Based on Convolutional Neural Network VGG16[C]//2020 3rd International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE). Shenzhen: IEEE, 2020: 252-255.
- [9] 万立志, 张运楚, 葛浙东, 等. 基于孪生神经网络的小样本人脸识别[J]. 山东建筑大学学报, 2022, 37(1): 79-85, 99.
WAN Lizhi, ZHANG Yunchu, GE Zhedong, et al. Small Sample Face Recognition Based on Siamese Network[J]. Journal of Shandong Jianzhu University, 2022, 37(1): 79-85, 99.
- [10] CHEN J, YUAN Z Y, PENG J, et al. DASNet: Dual Attentive Fully Convolutional Siamese Networks for Change Detection in High-Resolution Satellite Images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 1194-1206.
- [11] LI B, WU W, WANG Q, et al. SiamRPN: Evolution of Siamese Visual Tracking With Very Deep Networks[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). CA: IEEE, 2019: 4277-4286.
- [12] 严晶, 任明武. 基于轻量级网络的人民币鉴伪算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(6): 1347-1353.
YAN Jing, REN Mingwu. Research on RMB Counterfeit Detection Algorithm Based on Light Weight Network[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(6): 1347-1353.
- [13] 郭素珍, 任明武. 一种提高手机人民币图像真伪识别率的CNN框架[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(8): 1666-1671.
GUO Suzhen, REN Mingwu. A CNN Framework for Improving the Recognition Rate of Authenticity on Mobile Phone RMB Images[J]. Computer & Digital Engineering, 2021, 49(8): 1666-1671.
- [14] 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 Mingzhu, 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.
- [15] 张宏坤, 韩越兴, 陈侨川, 等. 基于轻量级网络的防伪标签检测算法[J]. 上海大学学报(自然科学版), 2022, 28(3): 534-544.
ZHANG Hongkun, HAN Yuexing, CHEN Qiaochuan, et al. Anti-Counterfeit Label Detection Algorithm Based on Lightweight Network[J]. Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2022, 28(3): 534-544.
- [16] 郭晨阳. 基于孪生网络相似性度量的奢侈品鉴别[D]. 郑州: 郑州大学, 2021.
GUO Chenyang. Identification of Luxury Based on the Similarity Measurement of Siamese Networks[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2021.
- [17] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). München: Springer, 2018: 3-19.
- [18] 刘凡, 王君锋, 陈峙宇, 等. 基于并行注意力UNet的裂缝检测方法[J]. 计算机研究与发展, 2021, 58(8): 1718-1726.
LIU Fan, WANG Junfeng, CHEN Zhiyu, et al. Parallel Attention Based UNet for Crack Detection[J]. Journal of

- Computer Research and Development, 2021, 58(8): 1718-1726.
- [19] 拉毛措, 安见才让, 拉毛杰. 基于嵌入并行注意力机制的 YOLOv3 模型高原动物种类检测算法 [J]. 微处理机, 2021, 42(2): 37-40.
LA Maocuo, AN Jiancairang, LA Maojie. Algorithm of YOLOv3 Model for Plateau Animals Category Detection Based on Embedded Parallel Attention Mechanism[J]. Microprocessors, 2021, 42(2): 37-40.
- [20] 赵晓枫, 徐叶斌, 吴飞, 等. 基于并行注意力机制的地面红外目标检测方法 [J]. 红外与激光工程, 2022, 51(4): 100-107.
ZHAO Xiaofeng, XU Yebin, WU Fei, et al. Ground Infrared Target Detection Method Based on a Parallel Attention Mechanism[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(4): 100-107.
- [21] 牛群峰, 袁强, 靳毅, 等. 基于改进 VGG16 卷积神经网络的烟丝类型识别 [J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(9): 149-154.
NIU Qunfeng, YUAN Qiang, JIN Yi, et al. Identification of Tobacco Strands Types Based on Improved VGG16 Convolutional Neural Network[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(9): 149-154.
- [22] 孙铭一, 孙刘杰, 李佳昕. 基于通道分组注意力的无监督图像风格转换模型 [J]. 包装学报, 2021, 13(5): 75-84.
SUN Mingyi, SUN Liujie, LI Jiaxin. Unsupervised Image Style Conversion Based on Channel Grouping Attention[J]. Packaging Journal, 2021, 13(5): 75-84.
- [23] 侯向宁, 刘华春, 侯宛贞. 基于改进 VGG16 网络模型的花卉分类 [J]. 计算机系统应用, 2022, 31(7): 172-178.
HOU Xiangning, LIU Huachun, HOU Wanzhen. Flower Classification Based on Improved VGG16 Network Model[J]. Computer Systems and Applications, 2022, 31(7): 172-178.

(责任编辑: 邓彬)

Research on Discriminating the Authenticity of Packaging Printed Logos Based on Siamese Parallel Attention Network

WANG Xiaohong, WAN Dong

(College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In order to accurately and quickly identify the authenticity of the slightly tampered packaging printed logos with the help of mobile phones, an authenticity discrimination algorithm based on Siamese parallel attention convolutional neural network is proposed. The algorithm can reduce the representation bias of the network system through the shared weight mechanism of the Siamese network, improve the ability to extract minor tampering features through the parallel attention mechanism, and minimize the influence of noise introduced by printing and photographing on tampering feature extraction. The logo authenticity dataset with tampering area of 0.4% to 0.7% was established by photographing multiple forged logo printed images in 8 scenes combining 2 types of printing papers, 2 kinds of shooting light sources and 2 mobile devices. The discrimination accuracy of the model on the Print-Photo dataset is more than 94%, and the discrimination accuracy on the real counterfeit trademark is 100%. The experimental results show that the Siamese parallel attention convolutional neural network has high fine-grained discrimination accuracy and strong generalization ability, and can effectively realize the identification of the authenticity of packaging printed logos based on image minor tampering in open scenarios.

Keywords: siamese convolutional neural network; parallel attention mechanism; slight tempering; logo authenticity discrimination