

基于改进 MobileNet v2 的护照底纹检测研究

徐佳峰¹
XU Jiafeng

摘要

检测底纹是确保护照真实性和安全性的关键步骤,对于保护国家的边境安全具有至关重要的作用。针对人工检查护照效率低、传统的分类算法效果差以及模型参数数量大的问题,提出一种基于 MobileNet v2 网络模型改进的轻量化证件底纹分类算法。在原有网络模型的基础上,加入动态元滤波器模块提高证件底纹分类的准确率,并在自制的证件底纹数据集上进行实验验证,解决了传统算法无法满足实际证件底纹情况多变的问题。实验结果表明,改进算法在证件底纹分类准确率上达到了 89.3%,相比原网络提升了 4.8%,优于 ResNet18 和 Transformer 算法,因此更具有实际应用价值。

关键词

深度学习; 护照; 底纹; 图像分类; 证件检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.10.042

0 引言

全球化进程的不断深入和信息技术的飞速发展推动了人员的跨境流动^[1],出入境管理领域也面临着日益复杂的安全挑战。护照的底纹检测作为确保证件真实性和安全性的关键环节,对于维护国家安全和边境安全具有重要意义。目前,主要依赖于人工进行护照底纹的检测和分析,这种方法难以适应日益增长的出入境流量和快速通关的需求,也难以实现证件底纹的自动化检测^[2]。此外,长期的人工检测工作可能导致边检站检查员疲劳,增加漏检和误检的风险。因此,为了提高护照底纹检测的效率和准确性,保障出入境安全,可以利用文检仪收集护照的底纹图像数据,开展面向出入境安全的证件底纹自动化检测技术研究。

近年来,越来越多的研究人员致力于基于深度学习的防伪技术检测技术研究。Darwin Saire^[3]采用了基于 Adapnet++ 的深度学习方法对钞票进行了检测。文献[4]提出了一个基于深度卷积神经网络(DCNN)和支持向量机(SVM)的系统,用于通过护照封面图像自动识别国家。使用转移学习技术重新训练了 Inception-ResNet-v2 DCNN 架构,以提取特征,然后使用这些特征训练 SVM 分类器。文献[5]提出了一个基于人工神经网络的系统,用于自动识别和分类护照上的旅行印章。系统首先进行图像预处理,然后使用纹理分析方法检测潜在的印章,并通过模糊分类器进行图像分割。文献[6]主要通过背景纹理印刷分析检测复印假钞。主要工作包括适应

和评估现有方法,使用背景纹理印刷分析来分类真假钞票,并创建了一个新的欧元钞票图像数据集来评估这些方法。文献[7]致力于开发先进的计算机视觉和机器学习技术,用于通过分析钞票和身份证件的背景纹理来检测伪造。主要贡献包括创建公共数据集、提出基于稀疏编码的字典学习方法、构建服务导向架构以便于非专家使用,以及利用深度学习技术进行图像比较和异常检测,旨在提高伪造品的识别准确性,并为未来的研究提供新的方向。

目前利用计算机视觉技术进行防伪检测属于起步阶段,尽管基于各类模型的研究已经取得了一定进展,但仍然存在一些不足,例如适用于防伪领域的算法仍然较少^[8],多数算法在模式简单、背景单一的数据集上具有非常好的分类效果,但在模式较为复杂的其他类型的数据集表现则并不让人满意^[9]。基于此,为了满足实际应用的需求,本文针对目前证件底纹数据集较少、分类模型检测效果不佳的问题,提出一种基于元卷积核的动态对齐学习网络模型,并在自制的证件底纹数据集上进行检测。

1 方法

1.1 MobileNet v2

MobileNet v2^[10]于 2018 年提出,是一个高效轻量级的深度学习模型,旨在提供高效的性能和模型大小之间的平衡。MobileNet v2 在 MobileNet v1 的基础上进行了显著改进,显著提高了网络的性能和效率。实验中,MobileNetV2 在 ImageNet 分类、COCO 目标检测和 VOC 图像分割等任务上展示了其卓越的性能。

倒置残差结构(inverted residuals)是 MobileNet v2 的核

1. 中国人民警察大学 广东广州 510663

[基金项目] 2022 年河北省高等学校科学技术研究项目 (No. QN2022199)

心创新之一，它彻底颠覆了传统残差结构的维度变化顺序。在传统残差网络中，通常先通过 1×1 卷积层进行通道数的减少（即瓶颈结构），然后通过 3×3 卷积层进行特征提取，最后再通过 1×1 卷积层恢复通道数。然而，在 MobileNet v2 中，这种顺序被完全反转。首先通过 1×1 卷积层进行通道数的扩展，使得中间层的通道数远大于输入和输出层的通道数。这一步骤为后续的深度可分离卷积提供了丰富的特征表示。随后，深度可分离卷积在每个输入通道上独立地进行卷积处理，进一步提取空间特征。最后，通过另一个 1×1 卷积层进行通道数的缩减，以优化模型复杂度。这种倒置残差结构不仅提高了特征提取的效率，而且通过增加中间层的通道数，增强了模型的特征表达能力。在下采样操作中，MobileNet v2 通过调整卷积步长来实现特征图的空间降维。同时，借助残差连接机制，深层网络中的梯度传播得到了有效促进，从而缓解了梯度消失现象。这使得 MobileNet v2 在保持轻量化的同时，能够构建更深层次的网络结构，进一步提升模型的性能。

线性瓶颈（linear bottlenecks）是 MobileNet v2 的另外一个核心设计概念，旨在进一步压缩网络模型的尺寸并保持其性能。这一设计基于一个观察：在深度可分离卷积中，由于卷积操作不改变特征图的通道数，如果输入特征图的通道数较少，那么在低维空间中提取的特征可能会损失重要信息。为了解决这个问题，MobileNet v2 在深度可分离卷积前引入了一个 1×1 的扩展层（expansion layer），用于增加通道数，然后在深度可分离卷积后使用另一个 1×1 的卷积层将通道数减少回所需的输出通道数，从而形成了一个瓶颈结构。

总而言之，MobileNet v2 是一种高效的轻量级深度学习模型，通过引入倒置残差结构和线性瓶颈设计，在显著减少计算量和模型大小的同时，保持了较高的准确率，特别适合部署在移动和嵌入式设备上。

1.2 动态元滤波器

动态元滤波器（dynamic meta-filter, DMF）^[11] 的核心设计初衷是为了解决传统少样本学习方法在特征对齐时忽略通道间差异的问题。在少样本学习中，由于可用的样本数量有限，因此需要一种能够充分利用这些样本并适应新类别的机制。动态元滤波器如图 1 所示，通过动态调整特征表示，强化模型对新类别的适应能力。动态元滤波器直接利用从少量样本中学习到的偏移量对特征图的局部邻域进行动态采样，以实现对查询特征的精确调整和对齐。随后，动态元滤波器根据采样得到的局部邻域信息，预测出位置和通道特定的滤波器权重，用于调整查询特征，使得它们与支持特征在特征空间中更加一致。通过这种方式，元滤波器能够捕捉到局部区域的语义信息，并实现特征对齐。

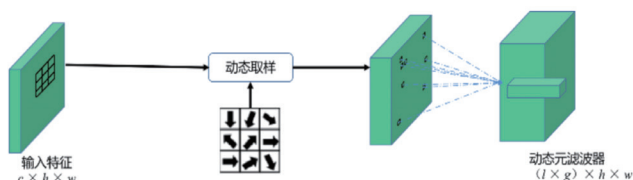


图 1 动态元滤波器结构

另一方面，研究在动态元滤波器中引入神经网络常微分方程（neural ODE），通过固定的超参数来控制对齐的程度，进而实现更精确的对齐控制。神经常微分方程在时序数据的分析与预测、网络安全的入侵检测等领域发挥着重要作用，其核心优势在于计算的简便性、预测的精准度、支持反复训练的能力，以及面对数据不完整时的出色鲁棒性^[12]。神经网络常微分方程为：

$$\frac{dX^q(t)}{dt} = F(X^q(t), t) \quad (1)$$

式中： X^q 是在时间 t 时的查询特征状态。在少样本学习中，这些特征是从查询图像中提取的，并且将通过 ODE 的演化过程与支持特征对齐。 $\frac{dX^q(t)}{dt}$ 表示查询特征 X^q 随时间 t 的导数，即特征如何随时间演化。

神经常微分方程通过将神经网络层转换为连续动态系统，实现特征表示的平滑调整。它在少样本学习中通过定义微分方程，将特征变化率设为当前特征的函数，创建连续调整的系统。利用残差连接整合查询和支持特征信息，保持关键信息并逐步对齐。训练阶段通过最小化误差优化参数，模型自适应确定对齐步骤，提高灵活性和准确性。端到端训练和时间演化使特征对齐更平滑，增强泛化能力。

1.3 改进后的网络结构设计

研究模型结构如图 2 所示，使用了四个子模块：特征提取器、动态对齐模块、元分类器和全局分类器。

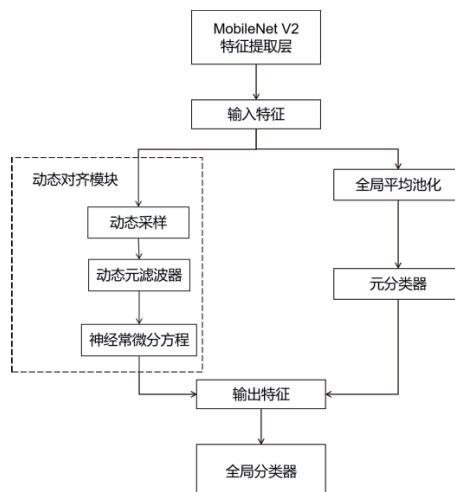


图 2 优化后的模型结构

首先特征提取器使用 MoblieNet v2 来提取图像特征。每个特征图的大小为 $c \times h \times w$ ，其中 c 、 h 、 w 分别表示通道数、高度和宽度。接下来，动态对齐模块（由动态元滤波器和自适应对齐组成）用于将查询特征与位置和通道特定支持知识对齐。元分类器给出了调整后的查询特征与相应支持特征之间的相似度置信度。同时，将全局分类器应用于查询特征，得到结果。所有这些模块都使用小样本分类损失和全局分类损失进行训练。

2 实验

2.1 数据集

实验数据通过实验室文检仪采集和对外开放的开源数据库得到，采集范围主要包括不同证件资料页和签证页底纹。按照底纹印刷方式的不同特性进行分类，主要分为变形图文、激光打印、胶版印刷、喷墨打印四大类。项目组成员采用文检仪器对证件资料页和签证页的不同部位进行采样，数据样例如图 3 所示。按照 8:2 的比例将数据集分为训练集和测试集，同时采用数据扩增增加样本量，对原始缺陷样本采用镜像、旋转、平移、扭曲、滤波、对比度调整等多种图像处理操作来获取更多的样本，从而构建证件缺陷底纹数据集。通过上述变换，护照底纹检测数据集的规模从初始的 1684 张扩展到目前的 8656 张。数据集类型的标签设置为 0、1、2 和 3，分别对应于变形图文、激光打印、胶版印刷、喷墨打印。另外，所有图片样本都采用安全性能高、不连接互联网的计算机存储，研究人员开展工作时严格遵守保密要求，确保数据安全。

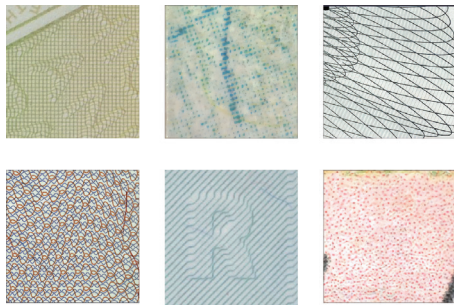


图 3 部分数据集图片

2.2 评价指标

准确率（Accuracy，简称 Acc）是衡量分类模型性能的基本指标。它通过计算测试集中正确预测的样本数占总样本数的比例，来评估模型在实际应用中的有效性。这一指标在处理二分类或多分类问题时尤为重要。具体的公式为：

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}}$$

(2)

TP（true positives）表示真正例的数量，即模型正确预

测为正类的样本数。

TN（true negatives）表示真负例的数量，即模型正确预测为负类的样本数。

FP（false positives）表示假正例的数量，即模型错误地将负类预测为正类的样本数。

FN（false negatives）表示假负例的数量，即模型错误地将正类预测为负类的样本数。

2.3 实验结果及分析

研究将改进后的算法与当前比较流行的几种图像分类算法进行对比实验，以验证所提出的算法的优势，实验选用的对比网络有 ResNet18、Transformer、MobileNet v2 以及本研究模型。在实验过程中，为了保持数据集的一致性，上述模型均采用自建证件底纹分类数据集，并采用迁移学习的方法进行训练。在训练过程中记录每一轮训练完成后的训练集和测试集的准确率，对比实验结果如表 1 所示。Resnet18 虽然在训练集上表现出色，但在测试集上的准确率显著下降，显示出过拟合的倾向。Transformer 模型具有最多的参数量，但测试集准确率并不理想，只有 75.1%。MobileNet v2 是一个轻量级模型，测试集准确率达到 84.5%。本研究模型训练集准确率为 95.77%，测试集准确率为 89.30%，比 MobileNet v2 提高了 4.8%，同时模型参数量并没有增加很多，因此本研究模型在测试集上的表现非常出色，泛化能力强。

表 1 各模型测试集和训练集的准确率及参数量对比

算法模型	Train ACC	Val ACC	Number of parameters/M
Resnet18	0.998 5	0.670 0	11.69
Transformer	0.944 3	0.751 0	85.80
MobileNet v2	0.939 3	0.845 0	3.5
本研究模型	0.957 7	0.893 0	4.8

为了更好地评价基于深度学习的护照底纹图像分类模型的性能，实验引入了混淆矩阵来揭示改进模型的分类性能。图 4 显示了改进后护照底纹图像测试集的识别结果。横坐标表示预测的底纹特征类型的标签，纵坐标表示真实的底纹特征类型的标签。标签 0 到 4 分别表示变形图文、激光打印、胶版印刷、喷墨打印，根据混淆矩阵的分析，模型在四个类别上的正确分类率分别为 94%、80%、84% 和 90%，显示出在变形图文和喷墨打印上的优秀性能，而在激光打印上的准确率相对较低。变形图文有 1% 的样本被错误分类为激光打印，5% 被错误分类为胶版印刷。激光打印有 4% 的样本被错误分类为变形图文，12% 被错误分类为第四类别。胶版印刷有 6% 的样本被错误分类为变形图文，6% 被错误分类为喷墨打印。喷墨打印有 4% 的样本被错误分类为激光打印。模型在区分激光打印和喷墨打印时存在混淆，这与训练集的样本

数量有限以及两类图片本身的特点有一定关系,后期可以通过构建更加丰富的数据集进一步优化。

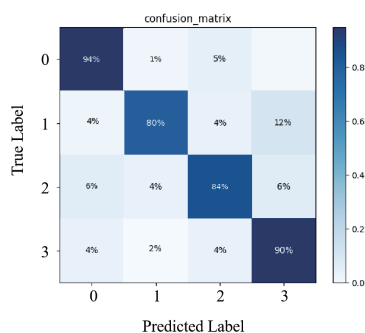


图4 混淆矩阵

在使用定量评估方法测试底纹检测效果时,也进行了定性分析。如图5所示,将不同类型的底纹图片输入模型进行识别,可以看出各分类的准确度较高,能够精准识别不同类型的底纹,尤其对于个别较为模糊的喷墨打印图片,模型也能够准确识别分类。

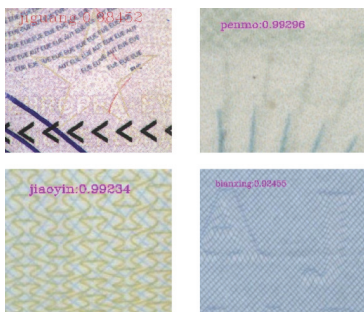


图5 证件底纹图片模型测试效果

3 结论

针对防伪技术领域分类模型检测效果不佳的问题,为满足实际运用的需求,本文提出了一种基于 MobileNet v2 改进的轻量级网络,在原网络模型中加入动态元滤波器,并在自制的证件底纹数据集上进行实验验证。实验结果表明,与其他网络模型相比,本研究提出的算法在分类精度上实现了显著的提高,能够基本满足日常证件底纹检测的需求,同时模型的轻量化优势也使算法部署在移动端成为可能。但是,研究所提出的算法准确率仍然有很大的提升空间,未来工作还需要不断完善算法性能,进一步将本文研究的算法植入到移动端设备中,构建一套完整的证件底纹检测系统。

参考文献:

- [1] 谭兴邦. 涉外黑恶势力犯罪特点及打防对策:以柬埔寨为例[J]. 中国刑事警察, 2020(4):66-70.
- [2] XU J F, JIA D W, LIN Z Z, et al. PSFNet: a deep learning network for fake passport detection[J]. IEEE access, 2022, 10:

123337-123348.

- [3] SAIRE D, TABBONE S. Documents counterfeit detection through a deep learning approach[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). Piscataway: IEEE, 2021: 3915-3922.
- [4] HASAN M J, WAHID M F, ALOM M S. Deep convolutional neural network exploiting transfer learning for country recognition by classifying passport cover[C]//2019 5th International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE). Piscataway: IEEE, 2019: 870-873.
- [5] WALA Z, LOTFI T, MOUNIR S, et al. Neural network-based system for automatic passport stamp classification[J]. Information technology and control, 2020, 49(4): 583-607.
- [6] BERENGUEL A, TERRADES O R, LLADOS J, et al. Banknote counterfeit detection through background texture printing analysis[C]//2016 12th IAPR Workshop on Document Analysis Systems (DAS). Piscataway: IEEE, 2016: 66-71.
- [7] BERENGUEL CENTENO, Albert. Analysis of background textures in banknotes and identity documents for counterfeit detection[D]. Barcelona: Universitat Autònoma de Barcelona, 2019.
- [8] 刘颖, 雷研博, 范九伦, 等. 基于小样本学习的图像分类技术综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(2): 297-315.
- [9] CHEN Z T, FU Y W, ZHANG Y D, et al. Semantic feature augmentation in few-shot learning[J/OL]. Computer vision and pattern recognition, 2018. (2018-04-15) [2024-05-23]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.05298>.
- [10] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNet v2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [11] XU C, LIU C, ZHANG L, et al. Learning dynamic alignment via meta-filter for few-shot learning[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2021: 5182-5191.
- [12] 杨旭升, 刘晓峰, 胡佛, 等. 基于改进神经微分方程网络的人体关节轨迹预测方法[J]. 系统科学与数学, 2023, 43(11): 2789-2803.

【作者简介】

徐佳峰(1987—),男,广东翁源人,博士,讲师,研究方向:出入境边防检查。

(收稿日期: 2024-08-20)