

瑶族纹样符号的智能分类方法

孔谦, 史卓, 冯业, 杨铭, 张梦雪, 曾树珍, 李荣斌, 玉珂, 申婧
(桂林电子科技大学, 桂林 5410004)

摘要: **目的** 针对人工分类方法繁琐且耗时的问题, 依托人工智能技术对纹样符号进行智能分类, 能够在减少耗时问题的同时, 有效提高其分类的精确度, 从而促进对少数民族民俗文化的传播。 **方法** 首先从符号学及传播学角度分析智能分类的价值, 然后通过文献研究、田野调查等方法收集瑶族服饰、织锦上的纹样符号并制作数据集, 然后对其进行初步分类和预处理, 最后采用 CNN 算法和Faster R-CNN 算法分别对数据集进行训练和测试。**结论** 经过训练和测试表明, 两种算法均能实现瑶族纹样的智能分类, 并且识别的平均准确率较高。其中基于 Faster R-CNN 算法的智能分类方法可以对图片中的多种纹样进行定位和细化分类, 更适合应用到实际场景中, 且能够与新媒体传播方式相结合, 借助民俗符号阐释和传播瑶族民俗文化, 这对少数民族非物质文化遗产的保护和传承有着重要的价值和意义。

关键词: 纹样符号; 瑶族服饰; 瑶锦; 图像识别; 目标检测; 智能分类

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)10-0244-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.10.034

The Intelligent Classification Method of Yao Patterns

KONG Qian, SHI Zhuo, FENG Ye, YANG Ming, ZHANG Meng-xue,
ZENG Shu-zhen, LI Rong-bin, YU Ke, SHEN Jing
(Guilin University of Electronic Technology, Guilin 5410004, China)

ABSTRACT: In view of the complexity and time-consuming problem of artificial classification, the work aims to use the artificial intelligence technology to classify the pattern intelligently, so as to effectively reduce the time-consuming and improve the accuracy of classification, which can also further promote the spread of the connotation of pattern symbols and ethnic minority folk culture. First of all, this paper analyzes the value of intelligent classification from the perspective of semiotics and communication, and then, collects the pattern symbols on Yao costume and Yao brocade through literature research and field investigation to make a dataset. Finally, the data set is trained and tested by CNN algorithm and Faster R-CNN algorithm respectively. The training and testing show that, both algorithms can realize the intelligent classification of Yao patterns, and the average accuracy of recognition is high. Among them, the intelligent classification method based on Faster R-CNN algorithm can locate and refine the classification of multiple patterns in the picture, which is more suitable for the actual scene. It can be combined with new media communication to further explain and spread the Yao folk culture with the help of folklore symbols, which has great value and significance for the protection and inheritance of intangible cultural heritage of ethnic minorities.

KEY WORDS: pattern symbol; Yao costume; Yao brocade; image recognition; object detection; intelligent classification

符号是人们用来表达和交流的工具, 各个族群的

人们在日常生活、节日活动和仪式过程中形成了丰富

收稿日期: 2021-01-08

基金项目: 广西高等学校千名中青年骨干教师培育计划人文社会科学立项课题《智能媒体语境下的广西少数民族符号非遗保护与传播研究》(2020QGRW017)

作者简介: 孔谦(1995—), 女, 山东人, 桂林电子科技大学硕士生, 主攻艺术设计智能化。

通信作者: 史卓(1978—), 男, 江苏人, 博士, 桂林电子科技大学副教授, 主要研究方向为艺术设计智能化、虚拟现实。

的民俗文化符号。这些民俗文化符号是民俗文化世代传承的主要载体，它以象征的方式，通过语言和某种物象、图像、事象来表达特定意义，传递特定信息^[1]。瑶族是中国华南地区分布最广的少数民族，在广西地区人口数量最多，有大分散、小集中的人口分布特点。瑶族支系较多，各支系的服饰、织锦在样式上各不相同。瑶族服饰、织锦上的纹样符号丰富多彩，寓意深刻，深受本民族意识形态的影响。然而面对种类繁多的纹样符号，仅通过人工方法进行分类往往不够准确且十分耗时。就目前研究而言，若想实现瑶族纹样的智能分类，可运用图像识别和目标检测技术。

在图像识别方面，近年来随着计算机运算速度和能力的提升以及神经网络的发展，应用深度学习技术后的图像识别相比于传统的识别方式而言，取得了较大的进步。深度学习以大量的图像数据为基础，通过多层网络准确提取并学习图像的深层特征，使图像识别和分类的正确率得到了较大提升。特别是深度学习中常用的卷积神经网络模型（Convolutional Neural Networks, CNN）具有较强的泛化能力，并且能够通过池化运算降低网络的空间维度，在图像分类方面优于其他神经网络模型。在过去几年的ImageNet 大规模视觉识别挑战赛（ILSVRC）中目标分类的冠军模型（SENet、ResNet、GoogLeNet、ZFNet 等）均是以 CNN 模型为基础，而且在 2017 年大赛 Top5 的错误率仅为 2.251%，可见改进的 CNN 模型在识别准确率上已经超越了人类^[2]。

在目标检测方面，传统的目标检测流程大致分为区域选择、特征提取以及分类器分类（如 Support Vector Machine 等）。由于在区域选择时多采用滑动窗口进行穷举搜索，耗时较长，另外还需要花费大量时间手工设计特征模型，所以，Girshick 等人^[3]提出基于区域建议的卷积神经网络（R-CNN）算法，该算法使用选择性搜索（selectivesearch）提取候选区域（regionproposal），在一定程度上加快了目标检测的速度，但因计算量很大，仍存在严重的速度瓶颈。近年来，Fast R-CNN 算法的出现使得训练更为高效，在训练 VGG 网络时比 R-CNN 的训练阶段快 9 倍，测试阶段快 213 倍^[4]。而后出现的 Faster R-CNN^[5]算法改善了提取候选区域的方法，在速度和准确度方面更具优势。

基于上述研究，分别将 CNN 图像识别算法及 Faster R-CNN 目标检测算法应用于瑶族服饰、织锦纹样符号的分类中，结合新媒体方式进行识别，最终实现瑶族纹样的智能分类。

1 智能分类对纹样符号传播的价值

随着技术的进步和信息化程度的提高，民俗符号的传播方式已不同于往昔。特别是由于新媒体的介入，一方面突破了传统传播方式的局限性，大量的纹

样图片出现在互联网上，大大提高了传播的效率；另一方面，这也改变了民俗符号的传播主体，容易在传播过程中造成人们对纹样符号的误解。美国逻辑学家查尔斯·桑德斯·皮尔斯认为符号由再现体（representamen）、对象（object）和解释项（interpretant）3 个部分构成，正是因为解释项的存在，才使得符号意义的生成和传播不仅与符号的表现形式、指代对象有关，还与解释者的认知和解释有关^[6]。可见，在传播过程中传播主体和接受主体之间互动的重要性。

大众传媒方式的介入为纹样符号的传播带来了新的机遇和挑战。在服饰、织物产生的原生条件下，纹样符号及意义的传播大都通过本地居民的口耳相传，但在信息化时代，传播的方式变得多样化，尤其是新媒体的出现为纹样符号的传播和保护提供了新的途径。例如，纹样符号数据库的建立、虚拟数字博物馆对少数民族服饰和织锦的展示等等。可以说，现代传媒介入民俗文化传播的趋势已势不可挡，并且它能够迅速提升少数民族服饰、织物纹样符号的影响力。大众媒体传播方式不仅使传播主体由原先的手工艺人变成了媒体人，而且使其接受主体范围变广，传播媒介更为现代化，甚至传播的信息也在很大程度上受媒体人主观选择的影响^[7]。

与此同时，纹样符号在设计中的运用给设计师提出了新的要求。随着人们对民俗艺术关注度的提高以及民族特色市场的扩大，越来越多的设计师选择民族纹样符号元素进行设计和创作，这些在一定程度上都促进了纹样符号的传播。特别是故宫文创的兴起和推广掀起了文创产品的设计浪潮，让更多的人关注到中国的传统文化。传播学认为，信息存在“编码”和“解码”两个过程，设计师利用纹样符号进行再设计其实就是对信息的编码过程，而解码过程就是接受主体在看到设计作品时能够还原设计师想要传达的信息。解码的能力实际上嵌入了对编码的预演能力，而编码也内嵌了对解码的预设能力^[8]。可见，信息能否成功传递，与传播者和接受者双方都有紧密的关联。在实际的传播过程中，一方面，由于一些设计师本身对纹样符号的内涵没有深刻的认识；另一方面，接收者在接触到这些作品时的感受往往来自于审美层面，导致人们对纹样符号的解读存在偏差或者并不能迅速且准确地了解到纹样符号的寓意。

智能分类方法可以保证纹样识别和分类在一定准确度的基础上，与 APP、小程序等新媒体传播媒介对接，提供便捷的纹样识别服务，帮助用户快速了解纹样符号的种类和含义，在一定程度上避免少数民族纹样这一特殊的民俗符号在传播中由于信息的不对等而造成接受主体理解上的偏差，同时打破了纹样符号传播时在空间和时间上的局限性，扩大了纹样符号的传播范围。这不仅关系到符号本身，还与民俗文化的传播息息相关。

2 瑶族服饰、织锦纹样数据集的制作与处理

本次实验使用的瑶族服饰、织锦纹样的原始数据来自于实地拍摄、网络搜索等途径，原始数据集共471张图片，涵盖纹样27种。在训练之前，需要对收集的原始数据进行处理，以增强训练效果。CNN算法和Faster R-CNN算法对数据预处理的要求有所不同，数据集处理方式对比见图1。

由于传统的CNN模型不能对图像中的多个纹样进行检测和定位，所以需要先将原始数据中包含多种纹样的图片按照纹样的不同进行区域分割，分割完成后需要按照纹样类别将图片分别放入相应纹样的文件夹内，再进行后续处理。而用于Faster R-CNN目标检测算法的数据集无需进行区域分割，但要参照PascalVOC数据集的格式，对已处理图片上的纹样根据预先划分的类别进行标注。标注完成后将图片和标注文件一同放到一个文件夹内。具体标注出的类别和

数量见表1，标注界面见图2。

瑶族服饰、织锦纹样作为一种非语言民俗符号，蕴含着丰富的象征意义，常常与瑶族人民的原始崇拜、审美观念、美好祈盼等密切相关，其中最能代表瑶族民族意识形态的是所指为原始崇拜的纹样符号。例如，瑶族有多个支系（如盘瑶、山子瑶等）将盘瓠（也作槃瓠）视为图腾，《过山榜》中记载了盘瓠帮助评王杀高王后被招为驸马，封为盘王，传下十二姓瑶人的故事^[9]，因此，凡是崇拜盘瓠图腾的支系，在他们的服饰、织锦中都会出现龙犬纹，这其实就是盘瓠图腾的形象^[10]。另外，像八角花纹、鱼纹、蛇纹、血手印、瑶王印等都体现了瑶族人民的原始崇拜^[11-14]，见表2。除此之外，瑶族人民也通过纹样表达了对生活的美好期许，并且这些纹样符号在题材内容、色彩搭配、构图形式上都体现了瑶族人民的审美趣味。无论是具象的纹样还是经过凝练的抽象图案都具有一定的艺术魅力，能够给人以美的享受。

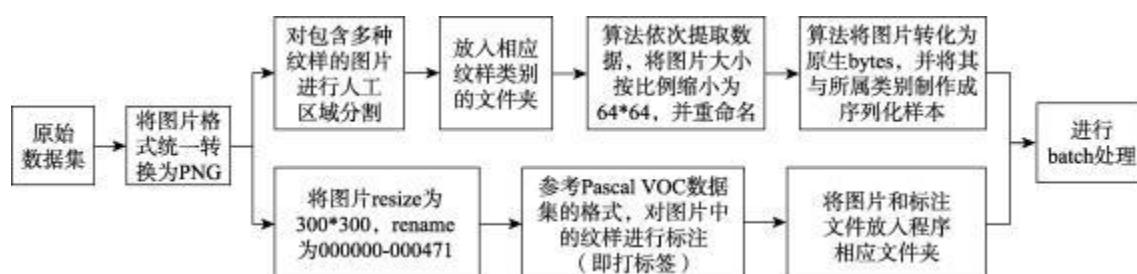


图1 数据集处理方式对比
Fig.1 Data set processing method comparison

表1 数据集中标注的纹样类别及数量
Tab.1 Types and numbers of labeled patterns in data set

纹样名称（中文）	纹样名称（英文）	图示	标注数量	纹样名称（中文）	纹样名称（英文）	图示	标注数量
多耶纹	Duoyepattern		210	卍字纹	swastika pattern		164
凤鸟纹	phoenix pattern		25	T字纹	T-shaped pattern		26
龙犬纹	dragon dog pattern		18	十字纹	cruciform pattern		162
鹿纹	deer pattern		12	井字纹	jing-shaped pattern		56
蝴蝶纹	butterfly pattern		28	锯齿纹	zigzag pattern		163
鸡纹	chicken pattern		10	菱形纹	diamond pattern		150
龙纹	dragon pattern		39	松果纹	pinecone pattern		9
蛇纹	serpentine pattern		29	山纹	mountain pattern		10
鱼纹	fish pattern		12	钱纹	copper coin pattern		32
蜘蛛纹	spider pattern		124	三王纹	three kings pattern		91
花草纹	flower pattern		70	盘王印	Panwang Seal		28
云雷纹	cloud & thunder pattern		36	瑶王印	Yaowang Seal		22
八角花纹	octagonal pattern		139	血手印	crimson fingerprint seal		40
日字纹	ri-shaped pattern		15		总计		1720

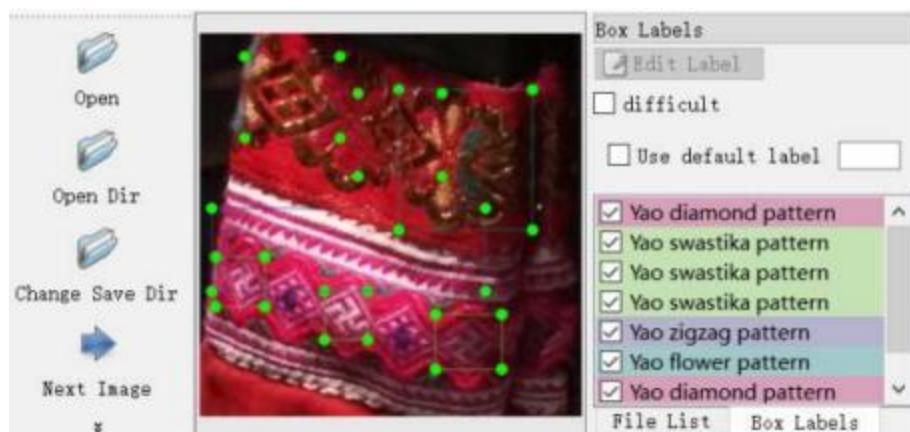


图 2 纹样标注示例
Fig.2 Pattern labeling example

表 2 纹样及其内涵
Tab.2 Primitive worship

纹样	原始崇拜	含义
龙犬纹等	图腾崇拜	奉盘瓠为图腾,寻求庇护
八角花纹、莲花纹、梧桐花纹等	自然崇拜	受自身认知的限制而对太阳、花朵等自然万物的崇拜和敬畏
血手印、瑶王印等	祖先崇拜	白裤瑶等支系对祖先瑶王的纪念
蛇纹、双鱼纹、鸡仔花纹样等	生殖崇拜	崇拜繁殖能力强的动植物,表达了对本民族生生不息的美好期许

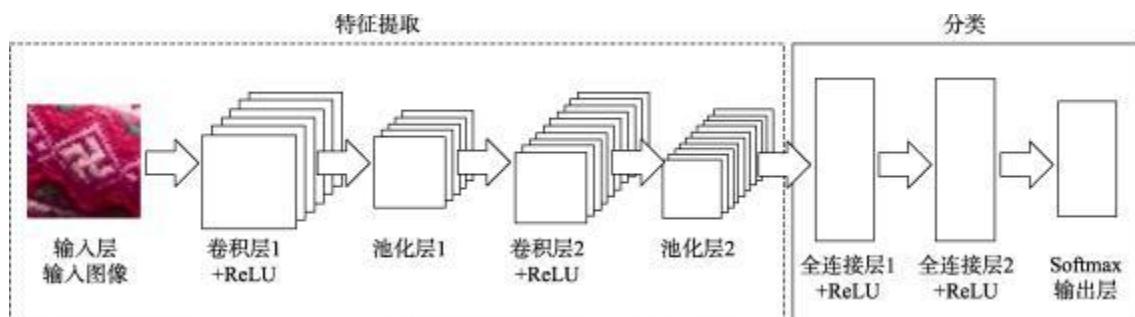


图 3 CNN 结构
Fig.3 Structure diagram of CNN model

3 实验过程与结果分析

分别采用在 TensorFlow 深度学习平台上编译的 CNN 图像识别程序、Faster R-CNN 目标检测程序进行实验，具体实验环境为 Linux (Ubuntu16.04) 操作系统，TensorFlow 深度学习平台，CPU 为 Intel i7-8700HQ，GPU 型号为 GTX1080Ti，显存容量为 11G。

3.1 CNN 与 FasterR-CNN 的基本训练过程

CNN 的训练包括前向传播和反向传播两个阶段，前者从输入数据、提取特征到输出分类，这个过程会产生一定的误差，后者则通过损失函数从后向前求取误差更新权重参数，经过反复迭代使误差值（即损失值 loss）降低到最小。本实验采用的网络模型结构见图 3，具体参数如下。卷积层 1 中有 64 个卷积核，卷积核子矩阵维度为 3×3 ，填充 padding 设为 SAME，步幅 stride 为 1；卷积核 2 中有 16 个卷积核，其他参数与卷积层 1 相同；池化层均为最大值池化，池化区域大小均为 2，填充 padding 设为 SAME，步幅 stride 为 2；全连接层各层神经元个数均为 128；卷积层和全连接层采用的激活函数均为 ReLU 函数。

SAME，步幅 stride 为 1；卷积核 2 中有 16 个卷积核，其他参数与卷积层 1 相同；池化层均为最大值池化，池化区域大小均为 2，填充 padding 设为 SAME，步幅 stride 为 2；全连接层各层神经元个数均为 128；卷积层和全连接层采用的激活函数均为 ReLU 函数。

在用 Faster R-CNN 程序实验时，采用了 Faster R-CNN 提供的 VGG16 网络的预训练模型，基本运行流程见图 4。与传统 CNN 在图像分类中的应用不同，Faster R-CNN 可以实现在图片中检测并定位出多个目标，定位的实现归功于 R-CNN 中引入的边框回归 (boundingboxregression)。而 Faster R-CNN 的特点在于，对特征图 (featuremap) 提取候选区域时不再采用 R-CNN 和 FastR-CNN 中的 selectivesearch，而是通过区域生成网络 (Region Proposal Network, RPN) 产生多个候选区域 (proposal)，能够有效减少耗时。之后，再通过感兴趣区域池化层 (RoIPooling)

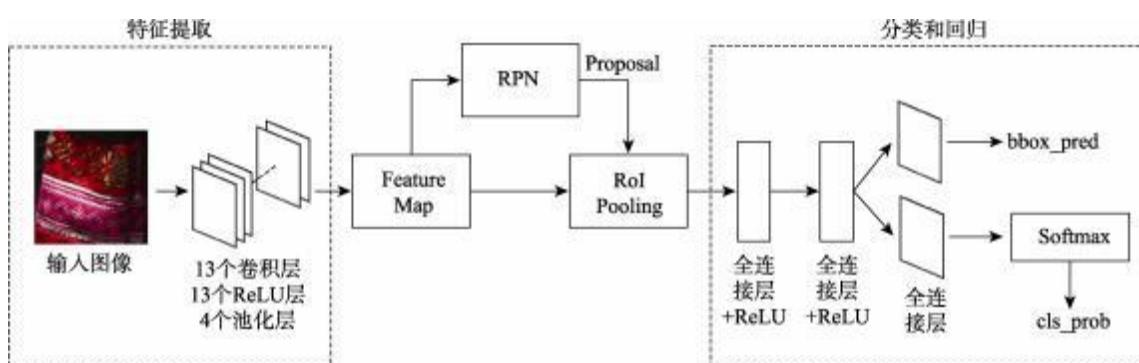


图 4 Faster R-CNN 基本运行流程
Fig.4 Basic operation process of Faster R-CNN

表 3 训练的主要参数
Tab.3 Main parameter of training

算法	数据集样本数	样本划分比例	最大步数	学习率
CNN	471	训练集：测试集=9 : 1	3000	0.0001
Faster R-CNN	471	训练集：测试集=7.75 : 2.25	7000	0.0025

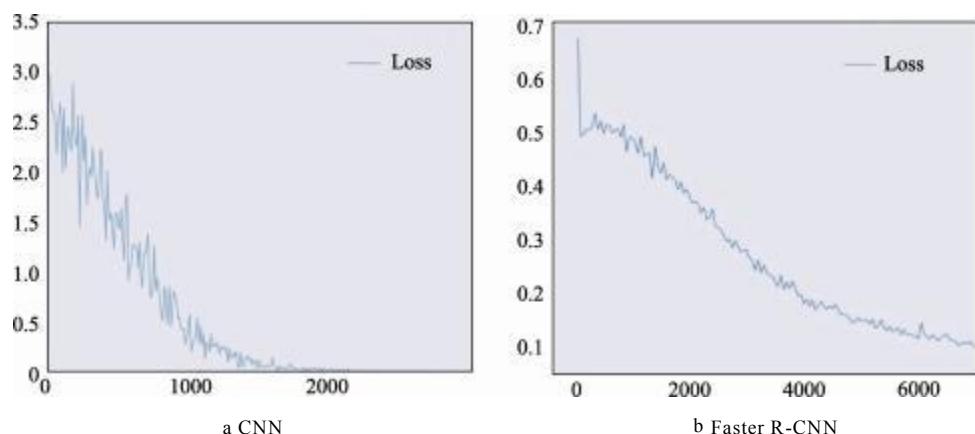


图 5 训练过程中损失值的变化
Fig.5 Change of loss in training process

将不同大小的输入固定为单一尺度。最后通过分类和回归输出候选区域所属类别的概率向量 cls_prob 以及位置偏移量 bbox_pred , 对数据模型进行优化, 以获得更加精准的位置定位。

3.2 训练参数配置与训练结果分析

采用两种算法分别进行训练, 将训练结果调整到最优时所设置的主要参数配置见表 3。其中最大步数为迭代训练次数。训练过程中, 损失值随步数的变化分别见图 5。可见, CNN、Faster R-CNN 的损失值分别在迭代次数为 1500 次、5000 次左右时基本趋于稳定, 说明此时模型已经较好的拟合了训练集中的数据, 可用于后续的图像识别测试。

3.3 测试结果分析

分别用两种算法训练好的模型对相应测试集中的图片进行检测。CNN 模型在测试集中随机选取 33 张图片进行测试, 平均准确率 (Mean Average Precision, MAP) 为 84.7%, 其中最高准确率可达到 99.9% , 然而, 该程序对某些纹样的识别准度较低, 最低的十字纹类的识别率只有 53.3%。究其原因, 主要是因为在对数据集进行区域分割时, 十字纹通常与其他纹样如菱形纹结合在一起, 无法完全解耦地分割开来 , 导致训练效果不理想。

Faster R-CNN 程序对测试集中所有图片进行测试, 经过测试发现有 7 种纹样的识别率达到 100% , 但松果纹、瑶王印的准确率较低, 分别为到 72.9%、72.7% , 检查数据集发现, 这两类纹样的图片样本数量较少, 且往往是与其他纹样在同一张图片中联合标注, 导致这些纹样作为次要显著的目标被检测出来, 因此, 在训练 Faster R-CNN 时使用 Online Hard Example Mining (OHEM) [15] 算法 , 设置 $\text{bg_lo}=0$, 取消了正负样本在 mini-batch 里的 ratio, 同时增加了这两类样本对应的 hard rois, 使得这两类纹样的检测准确率分别提升到 79.8% 、 78.0% , 此时平均准确率

Faster R-CNN 程序对测试集中所有图片进行测试, 经过测试发现有 7 种纹样的识别率达到 100% , 但松果纹、瑶王印的准确率较低, 分别为到 72.9%、72.7% , 检查数据集发现, 这两类纹样的图片样本数量较少, 且往往是与其他纹样在同一张图片中联合标注, 导致这些纹样作为次要显著的目标被检测出来, 因此, 在训练 Faster R-CNN 时使用 Online Hard Example Mining (OHEM) [15] 算法 , 设置 $\text{bg_lo}=0$, 取消了正负样本在 mini-batch 里的 ratio, 同时增加了这两类样本对应的 hard rois, 使得这两类纹样的检测准确率分别提升到 79.8% 、 78.0% , 此时平均准确率

表 4 测试结果
Tab.4 Test results

纹样名称	识别率	纹样名称	识别率	纹样名称	识别率	纹样名称	识别率
龙纹	100%	血手印	100%	八角花纹	86.8%	蛇纹	79.8%
盘王印	100%	凤鸟纹	100%	三王纹	83.3%	鹿纹	79.3%
龙犬纹	100%	蜘蛛纹	88.8%	十字纹	81.0%	菱形纹	79.2%
鸡纹	100%	卍字纹	88.6%	鱼纹	80.0%	瑶王印	78.0%
钱纹	100%	T 字纹	88.2%	云雷纹	80.0%	花草纹	77.3%
日字纹	100%	井字纹	88.1%	蝴蝶纹	80.0%	锯齿纹	76.7%
山纹	100%	多耶纹	87.8%	松果纹	79.8%	平均	88.2%



图 6 测试结果示例
Fig.6 Test results example

为 88.2%，有 9 种纹样的识别准确率达到 100%，测试结果见表 4。

批量测试的检测结果可通过 matplotlib 模块导出。在对测试集中所有图片进行测试后发现，Faster R-CNN 可检测出图片中的显著纹样，并对纹样类别及置信度进行标注。现以其中 4 张图片的检测结果为例进行分析，见图 6。可见，分别在 4 张图片中检测出 2 个、6 个、2 个、5 个显著纹样，且纹样所属的类别均在图中标注出来，置信度均在 0.9 以上。此外，对检测单张图片用时进行统计，发现用时普遍在 0.43~0.47 s。以上，证明了 FasterR-CNN 检测程序具有较好的分类检测能力。

4 结语

瑶族服饰、织锦上的纹样符号是瑶族人民审美观念与文化内涵融合的产物。在新媒体盛行的当下，智能分类方法顺应时代发展，开始发挥它独有的价值。实验结果表明，CNN 可识别图片中存在的某一种纹样类别，但对含有多种纹样的图片的识别结果不全，需要进行人工的区域分割，识别的平均准确率为 84.7%。Faster R-CNN 可对图片中出现的多种纹样进行细化分类，识别的平均准确率为 88.2%，更适合应用于实际场景中对此类纹样组成复杂的图片进行分类识别。下一步，将通过优化网络结构、增加训练样本等方法，进一步提高识别准确率；还会将智能分类方法应用于其他少数民族纹样符号的识别和分类中，

并结合小程序或 APP，让使用者通过扫描少数民族纹样符号，就能方便快速地了解符号的含义，从而达到借助新媒体传播纹样符号内涵以及少数民族民俗文化的目的。

参考文献：

- [1] 仲富兰. 民俗传播学[M]. 上海: 上海文化出版社, 2007. ZHONG Fu-lan. Folklore Communication[M]. Shanghai: Shanghai Cultural Press, 2007.
- [2] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36. ZHENG Yuan-pan, LI Guang-yang, LI Ye. Survey of Application of Deep Learning in Image Recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 20-36.
- [3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation[C]. Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014.
- [4] 张慧, 王坤峰, 王飞跃. 深度学习在目标视觉检测中的应用进展与展望 [J]. 自动化学报, 2017, 43(8): 1289-1305. ZHANG Hui, WANG Kun-feng, WANG Fei-yue. Advances and Perspectives on Applications of Deep Learning in Visual Object Detection[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(8): 1289-1305.
- [5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal

- Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [6] 诸葛达维 . 传播符号学跨学科研究的新视角：认知神经科学方法[J]. 符号与传媒, 2017(1): 66-76.
ZHUGE Da-wei. Cognitive Neuroscience: An Interdisciplinary Approach to Semiotics of Communication[J]. Signs & Media, 2017(1): 66-76.
- [7] 孙发成, 程波涛. 跨学科视角下的民俗艺术传播[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2012, 14(5): 128-132.
SUN Fa-cheng, CHENG Bo-tao. Interdisciplinary Research on Communication of Folk Arts[J]. Journal of Beijing Institute of Technology (Social Science Edition), 2012, 14(5): 128-132.
- [8] 胡易容, 杨登翔. 视觉透视符码的科学逻辑与人文经验——兼论人工智能的知觉局限 [J]. 符号与传媒, 2019(1): 13-27.
HU Yi-rong, YANG Deng-xiang. On Perspective: Its Natural Law and Human Experience[J]. Signs & Media, 2019(1): 13-27.
- [9] 张雄. 略谈瑶人《过山榜》中“盘王”祭祀及文化渊源[J]. 中南民族学院学报(哲学社会科学版), 1994(6): 49-54.
ZHANG Xiong. On the Sacrifice and Cultural Origin of “Pan Wang” in “Guoshanbang”[J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Philosophy and Social Sciences), 1994(6): 49-54.
- [10] 黎洁仪. 乳源瑶族图腾崇拜纹样考[J]. 装饰, 2011(2): 114-115.
LI Jie yi. On the Totem Adoration Pattern Designs of Ruyuan Yao Nationality[J]. Zhuangshi, 2011(2): 114-115.
- [11] 汤桂芳 . 人类学视阈下的瑶族服饰文化——以广西贺州瑶族为例[J]. 黑龙江民族丛刊, 2012(3): 137-141.
TANG Gui-fang. The Clothing Culture of Yao Nationality from the Perspective of Anthropology[J]. Heilongjiang National Series, 2012(3): 137-141.
- [12] 廖军 , 许星 . 黔东南荔波地区白裤瑶服饰艺术探析 [J]. 丝绸, 2010(11): 39-42.
LIAO Jun, XU Xing. Study on the Costume Art of Baiku Yao Nationality in Libo Area in the Southeast of Guizhou Province[J]. Journal of Silk, 2010(11): 39-42.
- [13] 刘世军 , 蒋志龙 . 白裤瑶服饰技艺及文化内涵解读 [J]. 丝绸, 2015, 52(9): 65-71.
LIU Shi-jun, JIANG Zhi-long. On Craftsmanship of Baiku Yao Clothing and Its Cultural Connotations[J]. Journal of Silk, 2015, 52(9): 65-71.
- [14] 汪碧波. 花瑶女性服饰与生殖崇拜[J]. 装饰, 2007(12): 102-103.
WANG Bi-bo. The Female Dress Adornment and Procreation Worship of Hua Yao[J]. Zhuangshi, 2007(12): 102-103.
- [15] SHRIVASTAVA A, GUPTA A, GIRSHICK R. Training Region-based Object Detectors with Online Hard Example Mining[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.

(上接第 206 页)

- [3] 丁满 , 孙伟 , 马铁强 . 多工作模式产品配色意象的灰色评价方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(12): 1857-1862.
DING Man, SUN Wei, MA Tie-qiang. Gray Evaluation Method of Color Image of Multi-work Mode Products[J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2009, 21(12): 1857-1862.
- [4] 倪敏娜, 孙志宏, 王梓.等 . 面向产品造型感性意象评价的 BP 神经网络模型的应用[J]. 东华大学学报(自然 科学版), 2016, 42(4): 604-607.
NI Min-na, SUN Zhi-hong, WANG Zi, et al. Application of BP Neural Network Model for Perceptual Image Evaluation of Product Modeling[J]. Journal of Donghua University (Natural Science Edition), 2016, 42(4): 604-607.
- [5] 卢兆麟 , 张悦 , FRITZ F. 基于映射关系的产品设计 DNA 描述方法研究[J]. 机械设计, 2014, 31(9): 1-5.
LU Zhao-lin, ZHANG Yue, FRITZ F. Research on DNA Description Method of Product Design Based on Mapping Relationship[J]. Mechanical Design, 2014, 31(9): 1-5.
- [6] 徐秋莹 , 杨明朗 , 刘卫东 , 等 . 基于多用户偏好的汽车外饰色彩设计研究 [J]. 包装工程 , 2016, 37(20): 59-64.
XU Qiu-ying, YANG Ming-lang, LIU Wei-dong, et al. Research on Automotive Exterior Color Design Based on Multi-user Preferences[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(20): 59-64.
- [7] 张晓鹏 . 灯光设计在空间展示中的运用 [J]. 灯与照 明, 2019, 43(4): 24-25.
ZHANG Qing-peng. The Application of Lighting Design in Space Display[J]. Lights and Lighting, 2019, 43(4): 24-25.
- [8] 李战鹏. 基于色彩视觉心理特征的医院室内设计及导 视设计探究[J]. 设计, 2020, 33(8): 111-113.
LI Zhan-peng. Research on Hospital Interior Design and Guide Design Based on the Psychological Characteristics of Color Vision[J]. Design, 2020, 33(8): 111-113.
- [9] 唐纳德·A·诺曼 . 设计心理学 4:设计未来[M]. 北京 : 中信出版社, 2015.
NORMAN D A. Design Psychology 4: Designing the Future[M]. Beijing: CITIC Press, 2015.
- [10] 马超民. 可供性视角下的交互设计研究[D]. 长沙 : 湖 南大学, 2016.
MA Chao-min. Research on Interaction Design from the Perspective of Affordability[D]. Changsha: Hunan University, 2016.