

鞠文慧, 郁茜媛, 朱煜洲, 等. 基于深度学习的古陶瓷器型识别研究[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(1): 164-168. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24032601

## 基于深度学习的古陶瓷器型识别研究

鞠文慧, 郁茜媛, 朱煜洲, 钱文泉, 郑胜男

(南京工程学院 计算机工程学院, 南京 211167)

**摘要:** 陶瓷在中国历史悠久, 在文化、艺术和经济等方面都有着重大的意义。古陶瓷类文物的研究和鉴赏一直是相关研究的热点, 各类新的技术不断应用其中。不同的时代有不同的艺术表达形式特点, 古陶瓷的器型是古陶瓷类文物最直观、最显著的特征。在人工智能技术的快速发展下, 使用现存的古陶瓷器图片作为数据集, 提出利用深度学习网络 VGG16 来实现古陶瓷的器型识别, 辨别瓷器所属类型。结果表明, 该方法准确率能达到 84%。

**关键词:** 深度学习; VGG16; 器型识别

中图分类号: TP274

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)01-0164-05

### Research on ancient ceramic type recognition based on deep learning

JU Wenhui, YU Xiyuan, ZHU Yuzhou, QIAN Wenquan, ZHENG Shengnan

(School of Computer Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** Ceramics have a long history in China and are of great significance in terms of culture, art and economy. The research and appreciation of ancient ceramic cultural relics has always been a hot spot in related research, and various new technologies are constantly being applied to them. Different eras have different characteristics of artistic expression, and the shape of ancient ceramics is the most intuitive and significant feature of ancient ceramic cultural relics. With the rapid development of artificial intelligence technology, using the existing ancient ceramic pictures as a dataset, the deep learning network VGG16 is proposed to realize the type recognition of ancient ceramics and identify the type of porcelain, and the results demonstrates that the accuracy of the method could reach 84%.

**Key words:** deep learning; VGG16; instrument recognition

## 0 引言

中国拥有世界上最长久的古陶瓷历史和最多的古陶瓷器数量, 古陶瓷也是中国文化中至关重要的一部分。瓷器的器型是最直观的特征之一, 也是瓷器断代和鉴定的一个重要方面。不同器型的古陶瓷有不同的作用, 不同器型的同类古陶瓷也蕴含着不同的时代特征和文化含义<sup>[1]</sup>。古陶瓷器型多样复杂, 且真品价值高昂, 大多保存在各大博物馆及私人收藏家手中, 通常无法直接进行图像数据采集, 因此古陶瓷信息严重匮乏。使用人工智能和数字化方法对古陶瓷器型进行研究, 对文物的保护、文化传承和发展具有重要意义。国内外对古陶瓷的检索、修复、碎片分类、陶瓷图像处理及碎片复原等方面研究成

果丰硕<sup>[2]</sup>。在古陶瓷器型识别分类上, 翁政奎等学者<sup>[3]</sup>使用机器学习提取器型边缘信息, 再利用差分链码获取器型结构及特征。近来, 深度学习网络在图像分类领域取得巨大发展, 以卷积神经网络 (CNN) 为基础的各种经典网络架构如 AlexNet、VGG、GoogLeNet 和 ResNet 等的出现极大地推动了图像分类和识别性能的提升。杨云等学者<sup>[4]</sup>将 GoogLeNet 的改进算法应用于古陶瓷器型分类问题中, 并取得了较高的准确率。相较而言, VGG 网络<sup>[5-10]</sup>结构简洁, 网络中使用  $3 \times 3$  大小的卷积核, 用多层小卷积代替大卷积, 通过这样的方式增加网络的深度, 同时证明网络深度的增加能有效提高网络的性能。古陶瓷器型分类主要应用于协助构建古陶瓷类文物的信息化系统, 通过对网络结构的复杂

**基金项目:** 江苏省大学生实践创新训练计划项目 (202311276013Z)。

**作者简介:** 鞠文慧 (2003—), 女, 本科生, 主要研究方向: 深度学习。

**通信作者:** 郑胜男 (1986—), 女, 高级实验师, 主要研究方向: 图像处理, 深度学习。Email: 879349239@qq.com。

收稿日期: 2024-03-26

程度、分辨准确率的高低、参数数量的多少及迁移能力综合考虑,本次研究选取经典的 VGG 算法中的 VGG16 作为古陶瓷器型分类网络。

## 1 基于 VGG16 模型的器型分类

VGG (Visual Geometry Group) 是牛津大学计算机视觉组在 2014 年的 Image Net 大赛中提出的一个深

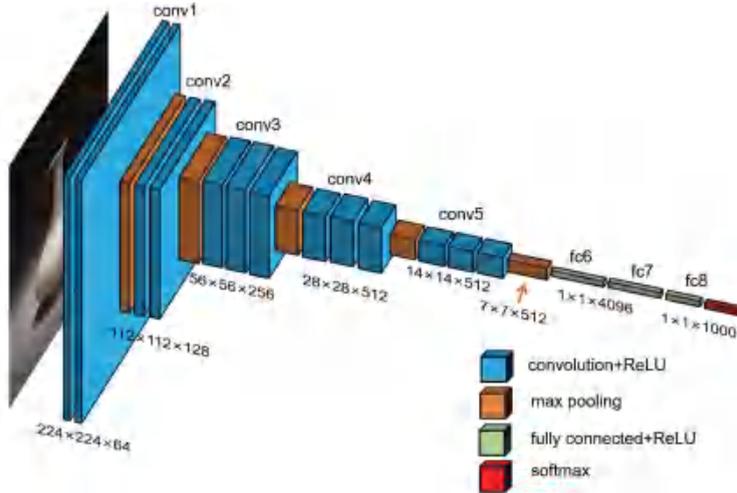


图 1 VGG16 网络结构

Fig. 1 VGG16 network structure

VGG16 网络共有 16 层,包括 13 个卷积层和 3 个全连接层。输入首先会经过 64 个卷积核卷积 2 次,后接 1 个最大池化层降维;再经过 128 个卷积核卷积 2 次,后接 1 个最大池化层降维;再经过 256 个卷积核卷积 3 次,后接 1 个最大池化层降维;接下来又经过 512 个卷积核卷积 3 次,后接 1 个最大池化层降维,此过程重复 2 遍;最后再经过 3 个全连接层实现分类。

卷积核的大小会影响参数数量和感受野大小<sup>[11-15]</sup>,参数数量关系到训练的难易,感受野关系到参数的更新、特征图的大小、特征提取的能力以及模型的复杂程度。VGG16 网络采用经典的串联型深层网络,用堆积的  $3 \times 3$  小卷积层代替 1 层大卷积,通过加深网络结构提升网络性能。这种方法既可以在保证感受野的同时,又能够减少卷积层的参数,同时多个非线性层也增加了网络深度,加强了网络的特征提取能力。

VGG16 网络在每个  $3 \times 3$  卷积核后都添加了一个 ReLU 激活函数,以此来添加非线性因素,使模型拥有更好的非线性表达能力。全连接层后也增加了 Dropout 函数,通过不激活某些神经元的方式来防止过拟合。

学习率控制网络模型学习进度,是深度学习网

度卷积神经网络架构。VGG 网络根据卷积核的大小和卷积层数目的不同,分成 6 种网络结构。这 6 种网络结构都包含 5 个块,每个块内包含若干卷积层和 1 个池化层,最后 1 个池化层后连接着 3 个全连接层。其中,VGG16 的网络模型结构如图 1 所示。该网络可以解决 1 000 类图像分类和定位问题。

络中重要的超参,决定了网络是否能成功或者需要多长时间成功找到全局最优解。学习率过大可能会造成网络不能收敛,学习率过小可能会进入局部极值点就收敛而无法真正找到最优解,同时网络收敛速度会非常缓慢。通过对不同学习率测试,该网络的学习率设置为 0.000 1。

深度学习网络的优化器有 BGD、SGD、MBCD、Adadelta、Adam 等,此次 VGG16 的网络模型选取的是 Adam 优化器。Adam 是一种自适应学习率算法,旨在调整每个参数的学习率,能更好地适应不同参数的梯度变化,从而更快地收敛到最优解。

## 2 器型分类与数据集收集

### 2.1 古陶瓷器型分类

古陶瓷器型的判断是综合器物的口部、颈部、肩部、底部以及足部的形状来命名的。常见古陶瓷的器型及其特点如下。

(1) 罐:主要用于盛放东西物品。器型特点为大口,短颈,深圆腹,底成圈足。

(2) 尊:一种大中型盛酒器。器型特点为圈足,圆腹或方腹,长颈,敞口,口径较大。

(3) 壶:多会用于盛茶、酒等液体。通常分为有

把壶和无把壶。其中,有把壶的把通常成耳型、虹型或直角型,在壶嘴对面或壶盖上方;无把壶通常无壶嘴,液体从上方壶口倒出,形状有时像瓶、罐和尊。

(4)瓶:大多数瓶的器型特点为小口,细长颈,溜肩,圆腹,撇足或圈足,但也存在敞口,短颈,丰肩,筒腹或直腹或扁腹或葫芦腹或柳叶腹,凹底。

(5)碗:器型特点与当今无太大差别,但有高足、低足之分,口大底小。

(6)杯:器型特点为口大底小,有高足和低足之分,比碗小。

(7)盆:器型特点为口大底小,比盘深,通常为圆形。

## 2.2 数据集收集与标注

古陶瓷数据集为自制数据集,主要从国内多家博物院官方的线上博物馆进行收集。本次研究自主收集的古陶瓷器图像数据集包括罐、尊、壶、瓶、碗、杯、盆七种。

由于器型的相像性及图片的二维局限性,如:

(1)罐与尊。两者的器型有时过于相似,乃至根本无法区分甚至重叠。而两者主要区别为用途:罐的主要用途为盛放东西,为大口器皿;尊主要用于盛酒,是一种大中型的器。因此,在分类时将罐、尊归为一类。

(2)碗、杯、盆。这3类古陶瓷器在实际生活中极易判断,但在数字化图像的情况下,由于二维图像的局限性,无法根据器型的大小、长宽和深浅,精准判断图像中的器型。因此,在分类时,将碗、杯、盆归为一类。

综上,本实验主要识别四大类,分别为:罐、尊;壶;瓶;碗、杯、盆,各211、115、332、256张,总计914张。

表1中为4类器型的标签、训练集和验证集样本数。测试集为其他博物院线上图像数据,均采用官方器型名称。数据集中,90%作为训练集,10%作为验证集,其他博物馆的4类器型数据作为测试集。

表1 古陶瓷器型数据集各类样本数量统计

Table 1 Statistics on the number of samples of each ancient ceramic vessel type dataset

类别	标签	训练集样本数	验证集样本数	总计
罐、尊	0	188	23	211
壶	1	101	14	115
瓶	2	298	34	332
碗、杯、盆	3	229	27	256

## 3 实验结果评价与分析

### 3.1 实验环境

本次实验在 Windows10 的操作系统环境下使用 Pycharm、基于深度学习 Pytorch 框架搭建 VGG16 网络,计算机硬件参数为 RTX 2070 的 GPU、Intel i9-10900 的 CPU,64 G 内存,完成古陶瓷器型分类工作,具体参数见表2。

表2 实验软硬件环境

Table 2 Experimental hardware and software environment

类别	参数型号
操作系统	Windows10
硬盘	4 200 G
CPU	Intel(R) Core(TM) i9-10900
GPU1	Intel(R) UHD Graphics 630
GPU0	NVIDIA GeForce RTX 2070 SUPER
运行环境	64 位处理器
深度学习框架	Pytorch
模型实现工具	Pycharm Community Edition 2022. 2. 1

### 3.2 数据预处理

由于本次实验的数据集为自制,样本数量相对较少,为防止过拟合,提高网络性能,需要对自制数据集进行数据增强,包括随机翻转、随机角度旋转、随机放缩、随机色调、随机饱和度和随机明亮度调整等,并将输入到网络中的图像数据均处理成  $224 \times 224$  尺寸。图2中对原图像进行了等比例缩放到  $224 \times 224$  大小。图3为对原图像进行了随机数据增强处理并等比例缩放至  $224 \times 224$  大小。

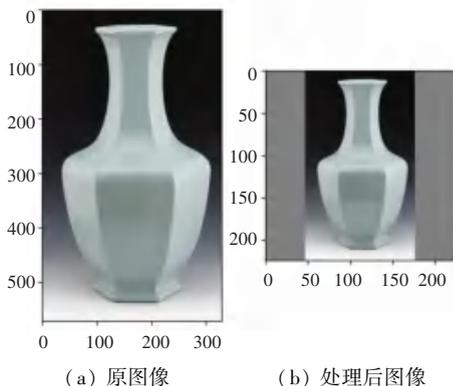


图2 尺寸处理前后对比

Fig. 2 Comparison before and after resizing

### 3.3 评价标准和结果对比

在实验过程中,约进行了1300次训练,实验结果如图4、图5所示。图4为前1000次的训练集损失变化情况,图5为训练集后280次的训练集损失

变化情况。由结果可知模型逐渐收敛。

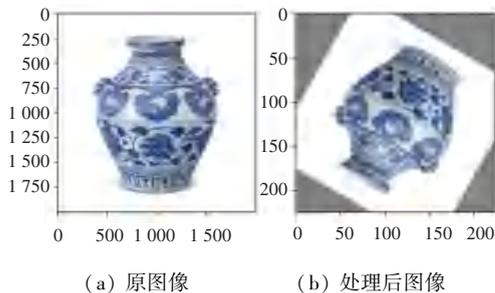


图 3 尺寸处理及随机数据增强前后对比

Fig. 3 Comparison before and after size processing and random data augmentation

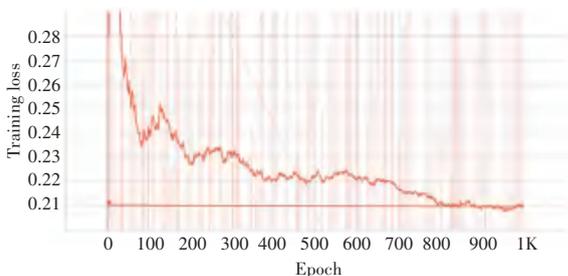


图 4 1 000 次训练集损失曲线图

Fig. 4 Training loss of 1 000 epochs

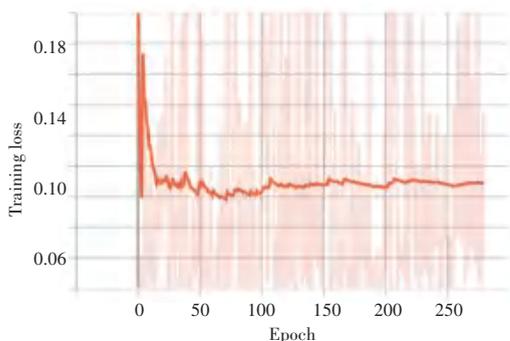


图 5 后 280 次训练集损失曲线图

Fig. 5 Training loss of last 280 epochs

网络的精确度 Pre (Precision) 是验证集分类成功的数据数量与验证集所有数据数量的比值, 精确度计算公式如下:

$$Pre = \frac{total\_accuracy}{val\_len}$$

其中, total\_accuracy 表示验证集中结果和标签相等的数据总数, val\_len 表示验证集的数据总数。

实验最后 280 次的网络精确度如图 6 所示, 基本维持在 84%。在测试集的实验过程中, 为每个种类尽可能地选取了 10 张器型不相似的数据进行预测。其结果见表 3。分析可知, 碗、杯、盆类的分类效果最好, 器型分类成功的正确类别概率的平均值均维持在 90% 左右, 说明该网络对于这类的典型特

征提取效果好。

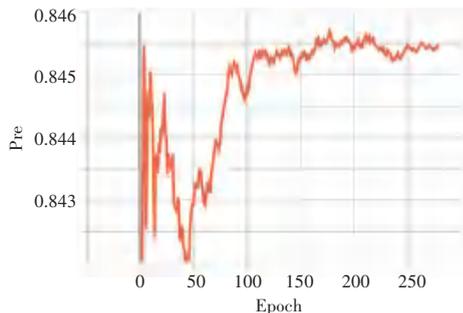


图 6 验证集精确度

Fig. 6 Accuracy of validation set

表 3 测试集结果

Table 3 Results of test set

种类	精确度	预测成功概率的平均值	%
罐、尊	70	88.50	
壶	60	91.80	
瓶	70	92.30	
碗、杯、盆	90	95.30	

其余 3 类精确度较低的主要原因有 2 种:

(1) 某一古陶瓷因为要实现某种特殊作用而具有的特殊形状使其徘徊在该类古陶瓷器型的“边缘”, 网络无法进行准确识别。

(2) 处于“边缘”器型的古陶瓷数据集过少, 网络无法准确提取特征。

### 4 结束语

古陶瓷在中国文化中举足轻重。随着数字化技术在全球范围内的迅猛发展, 充分利用现有技术对古瓷器进行研究不但对陶瓷的无损断代鉴定有所帮助, 更能为中华文化历史研究做出贡献。本文以古陶瓷的器型图像为研究对象, 收集国内多家博物院的官方图像, 利用深度学习 VGG16 网络对古陶瓷的基础器型进行分类, 在较小的数据集上实现了结果收敛, 分类精确率较高。下一步将结合古陶瓷的其他特征进行进一步的断代鉴别研究, 同时尝试使用单图像的三维重建实现古陶瓷的数据化记录。

### 参考文献

[1] 张瑞瑞. 基于机器视觉和深度学习的古陶瓷断代和器型三维还原研究[D]. 西安, 陕西科技大学, 2021.

[2] 穆天红. 基于人工智能的古陶瓷器型和纹饰图像特征识别研究[D]. 西安, 陕西科技大学, 2021.

[3] 翁政魁, 管业鹏, 罗宏杰. 基于机器视觉古陶瓷无损分类识别[J]. 硅酸盐学报, 2017, 45(12): 1833-1842.

[4] 杨云, 史雯倩, 宋清漪. 基于压缩与激励机制和残差连接的

- SRG 古陶瓷器形分类[J]. 陕西科技大学学报, 2022, 40(1): 161-166.
- [5] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv,1409.1556,2014.
- [6] BENDU H, DEEPAK B L, MURUGAN S. Application of GRNN for the prediction of performance and exhaust emissions in HCCI engine using ethanol[J]. Energy Conversion and Management, 2016, 122(8): 165-173.
- [7] 王维达, 夏君定, 周智新. 热释光剂量饱和指数法测定中国古瓷器年代[J]. 中国科学: 技术科学, 2006, 36(5): 525-540.
- [8] 周少华, 付略, 梁宝臻. 基于 SOM 神经网络的古代青瓷聚类分析[J]. 中国科学: 技术科学, 2008, 38(7): 1089-1096.
- [9] JIANG Hongquan, ZHAO Yalin, GAO Jianmin, et al. Adaptive pseudo-color enhancement method of weld radiographic images based on HSI color space and self-transformation of pixels[J]. Review of Scientific Instruments, 2017, 88(6): 065106.
- [10] GUO Zhenhua, ZHANG Lei, ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1657-1573.
- [11] NELLO C, JOHN S T. 支持向量机导论[M]. 李国正, 王猛, 曾华军, 译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [12] SENGUR A. Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 2120-2128.
- [13] KEKRE H B, SARODE T K, THEPADE S D. Color-texture feature based Image retrieval using DCT applied on Kekre's median co debook[J]. International Journal on Imaging, 2009, 2(A09): 55-65.
- [14] 周明全, 耿国华, 韦娜. 基于内容的图像检索技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
- [15] 杨承磊, 张宗霞, 潘荣江, 等. 计算机辅助文物修复系统架构及关键技术研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(7): 2003-2006.