

基于有界分类器的深度学习青铜器年代鉴别方法

李佰强¹, 潘光绪^{2*}, 李天倩¹, 朱冬³, 白露⁴, 阳小明¹, 刘培刚², 文坤强³¹西华大学电气与电子信息学院, 四川 成都 610036;²民航成都电子技术有限责任公司, 四川 成都 610041;³成都川哈工业机器人及智能装备产业技术研究院有限公司, 四川 成都 610041;⁴成都文物考古研究院文物考古工作队, 四川 成都 610031

摘要 针对古青铜器年代鉴别任务需要大量的相关史料、鉴别耗时长以及主观性强等问题, 提出一种新思路用于辅助考古专家对古青铜器进行分析和年代鉴别。所提方法在图像分类预训练权重的基础上应用深度学习对古青铜器进行年代鉴别: 首先, 通过大量的基础实验, 在较为有代表性的 4 种网络模型中选出鉴别结果较好的 EfficientNetV2-L 作为基线模型; 接下来, 使用 EfficientNetV2-L 对古青铜器数据集进行特征提取; 然后, 将原有的线性分类层替换为 `cosin_classifier`, 减小方差带来的风险, 提高模型鉴别能力; 最后, 引入 Focal 损失函数替换原有的交叉熵损失函数进行损失计算, 在聚焦因子 (focusing parameter) 和加权因子 (class weighting) 作用下有效地改善样本数量较少类别所导致的模型学习效果较差的问题。所提方法较原始 EfficientNetV2-L 在准确率、精确率、召回率、F1 分数和曲线下面积等指标上提高 4.1 百分点、4.0 百分点、4.1 百分点、4.2 百分点和 0.9 百分点, 在测试集上取得 91.7% 的最优准确率。在此基础上, 还对分期有争议的青铜器进行了模型预测分析。结果表明, 深度学习技术在古青铜器数据集年代鉴别任务是有效的, 可提供参考分析数据, 减轻考古专家的工作强度。

关键词 图像处理; 深度学习; 青铜器; EfficientNetV2; 年代鉴别

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231405

Bronze Dating Identification Method Based on Bounded Classifiers
in Deep LearningLi Baiqiang¹, Pan Guangxu^{2*}, Li Tianqian¹, Zhu Dong³, Bai Lu⁴, Yang Xiaoming¹,
Liu Peigang², Wen Kunqiang³¹School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610036, Sichuan, China;²Civil Aviation Electronic Technology Co., Ltd., Chengdu 610041, Sichuan, China;³Chengdu Chuanha Industrial Robot and Intelligent Equipment Industry Technology Research Institute Co., Ltd.,
Chengdu 610041, Sichuan, China;⁴Cultural Relics and Archaeology Team of Chengdu Institute of Cultural Relics and Archaeology, Chengdu 610031,
Sichuan, China

Abstract Identifying the age of ancient bronze vessels requires many relevant historical materials, takes a long time, and has strong subjectivity. We propose a new approach to assist archaeologists in analyzing and dating ancient bronze artifacts. The proposed method applies deep learning methods for age discrimination of ancient bronze artifacts based on image classification pre training weights. First, through multiple basic experiments, EfficientNetV2-L with good discrimination results is selected as the baseline model from four representative network models. Thereafter, EfficientNetV2-L is used to extract features from the ancient bronze ware dataset, and then, the original linear classification layer is replaced with `cosin_classifier` to reduce the risk caused by variance and improve the model's discrimination ability. Finally, the focal loss function is introduced to replace the original cross entropy loss function for loss calculation. Under the influence of the focusing parameter and class weighting factor, the poor model learning performance caused by a small number of samples and categories is effectively reduced. The proposed method improves the accuracy, precision, recall, F1 score, and area under the curve by 4.1 percentage points, 4.0 percentage points, 4.1 percentage points, 4.2 percentage points, and 0.9 percentage points, respectively, compared to the original EfficientNetV2-L, achieving an optimal accuracy of 91.7% on the

收稿日期: 2023-05-30; 修回日期: 2023-05-30; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-18

基金项目: 四川省科技成果转化示范项目(2023ZHCG0039)、四川省科技计划项目(重点研发项目)(2023YFG0338)、四川省科技计划项目(重点研发项目)(2023YFG0191)

通信作者: baiqiang5302@163.com

test set. Additionally, a model prediction analysis is conducted on controversial bronze artifacts with different stages. The results indicate that deep learning technology is effective in identifying the age of ancient bronze ware datasets, providing reference analysis data and reducing the workload of archaeological experts.

Key words image processing; deep learning; bronze ware; EfficientNetV2; dating identification

1 引言

古代青铜器是人类文明发展到一定阶段的成果,是中国文化中不可或缺的部分,是研究古史、汉字发展史、美术史、青铜工艺等方面的重要实物资料。青铜器的历史可以追溯到很久以前,目前已知的资料显示,青铜制品在原始社会后期已经存在。在漫长的历史长河中,不同时代、不同地区、不同民族的青铜器特征和风格各有不同。因此,在研究和应用青铜器资料探讨或解释某些问题时,首要的任务是确定青铜器的年代。

目前较为行之有效的青铜器年代鉴别通常从青铜器本身的铭文^[1]、纹饰和器型出发,结合地层学进行鉴别。早在西汉宣帝时期,就有张敞使用历史文献推断铜器所处年代。1931年,郭沫若先生^[2]在《西周金文辞大系》中提到可依据青铜上出现的人名进行断代,还提出标准铜器对比断代法。此后又出现类型学分期断代,1999年,王世明等^[3]在夏商周断代工程期间采用类型学方法,并结合已有的研究成果对青铜器进行形式划分、年代分期。目前,大部分考古学者采用类型学结合地层学取得一个年代区间,再将其与其他方法相结合,取长补短,以实现青铜器的断代研究。

以上所提到的方法都有较强的主观性,鉴定都需要一个较长的周期,从类型学到地层学,对考古学者有一个较高的能力要求。因此本文提出一种新思路新方法,设计一种轻量、高标准和可迁移的深度学习断代方法,辅助推进古青铜器文物科学断代的发展。值得注意的是,现有的研究还未将深度学习应用到古青铜器年代鉴别任务上,这种方法较传统手段有以下优点:自动化程度高,深度学习模型可以自动学习青铜器的特征信息,减小人工主观性的影响;高效性,基于深度学习的古青铜器年代鉴定方法可以在较短时间内对大量青铜器进行鉴定,节省部分人力和时间成本;可迁移性,基于深度学习的古青铜器年代鉴定方法可以通过迁移学习的方式将已经训练好的模型应用到其他领域的青铜器年代鉴定中,具有较强的通用性。此外,可将其作为一种辅助手段对一些已发掘但其年代还存在争议的墓群进行有效的青铜器年代置信度分布情况输出,得到一个较为可靠的古青铜器年代鉴别结果。

古青铜器年代鉴别任务,属于图像分类^[4]任务,目前国内外专家对于图像分类网络模型研究较多,本文将4个有代表性的网络模型应用到古青铜器数据集上。2014年,一些来自牛津大学计算机视觉组和Google DeepMind公司的研究员协同完成了VGGNet^[5]的研发,对卷积神经网络的深度与性能之

间的关系进行了研究,成为2014 ILSVRC竞赛亚军并荣获定位项目冠军,其top5错误率为7.5%。2016年,He等^[6]发现“退化现象(degradation)”,并创造性地提出“快捷连接(shortcut connection)”来解决退化现象,这大大缓解了神经网络过大时训练困难的问题,最终提出ResNet。2018年,Ma等^[7]提出ShuffleNet V2,它是一种轻量级的卷积神经网络架构,旨在提高计算效率和减少参数数量,同时保持良好的准确性,其通过一种新颖的通道重排技术(shuffle操作),促进信息流动和跨通道交互。2021年,Tan等^[8]对EfficientNet进行改进,旨在在保持参数高效利用的同时尽可能提高训练速度,他们在EfficientNet的搜索空间中引入FusedMBConv,并引入自适应正则化强度调整机制,以支持渐进式学习,这两种改进的组合形成EfficientNetV2。

本文将上述所提到的深度学习^[9]技术应用到古青铜器的年代鉴别任务上,通过搭建4种神经网络模型进行训练,寻找出最为适合的基线模型,然后对此模型进行调整优化,使模型满足古青铜器年代鉴别任务。

2 基本原理

本研究中所选取的4种基础网络模型为近年来深度学习^[10]领域的主流模型,这些模型已被证明在图像分类任务中能够取得较好的结果。古青铜器年代鉴别任务为典型的图像分类任务,所以此次研究的全部训练都基于ImageNet的预训练参数进行展开。ImageNet的预训练属于迁移学习,迁移学习把一个领域(即源领域)的知识,迁移到另外一个领域(即目标领域),使得目标领域能够取得更好的学习效果^[11]。

在引入ImageNet的预训练参数前后,从这几种基础网络模型在古青铜器年代鉴别任务上的性能表现来看,最终选定带预训练参数的EfficientNetV2-L作为基线模型并进行改进,以得到更准确的鉴别结果。此研究的整体研究流程框图如图1所示。

2.1 数据集

古青铜器数据集主要来自《中国青铜器全集》^[12]、《西周青铜器分期断代研究》^[13]、中国数字铜博物馆等书籍或国家数字博物馆官方网站,一共收集1717张商朝至战国末期的古青铜器图片(所有数据均能查明出处)。本研究古青铜器图像年代划分主要依据是郭宝钧先生的《商周铜器群综合研究》,书中提到从铸造、器型、花纹、铭文等4个方面可将中国青铜器文化划分为6个发展阶段:商朝早期(ES)、商朝中期(MS)、商晚及西周早期(LS-EWZ)、西周晚期至春秋

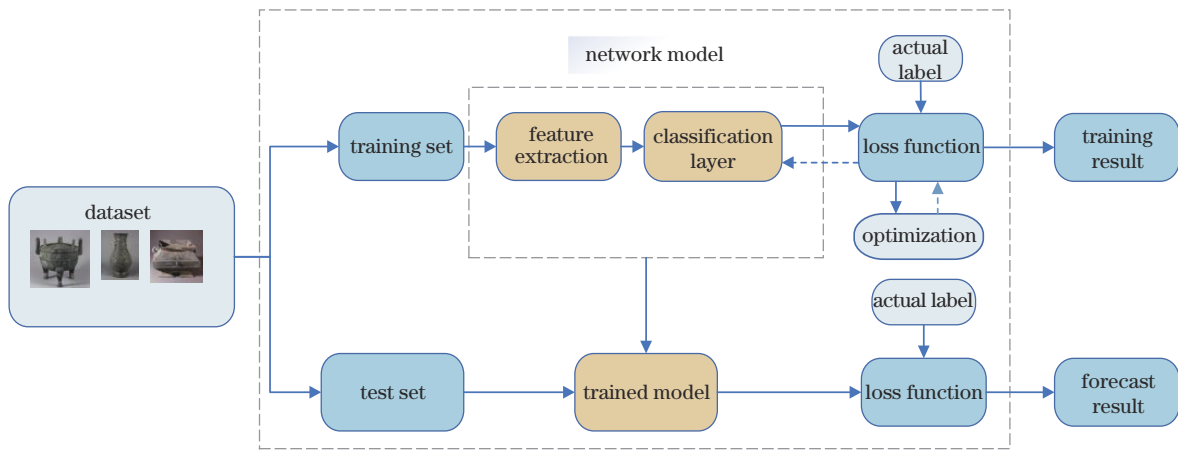


图 1 整体研究流程框图

Fig. 1 Overall research flow block diagram

早期(LWZ-ESA)、春秋中期至战国早期(MSA-EWS)、战国中末期(MWS)。这样划分一方面大体反映目前我国对于商周时代青铜器文化发展的实际情况^[14],另一方面这样分期也符合深度学习对图片进行特征提取的特点。但是由于收集到的战国中末期青铜器图片数据较少,所以将战国中末期的数据加进春秋中期至战国合成了春秋中期至战国(MSA-WS)的一个大类。至此古青铜数据集被分为 5 个时期,如表 1 所示。

表 1 古青铜数据集

Table 1 Ancient bronze dataset

Category	Number
ES	58
MS	73
LS-EWZ	661
LWZ-ESA	316
MSA-WS	609

在《中国青铜器》^[15]中马承源先生对这 5 个时期的青铜器的特点分别有以下阐述:

1) 商朝早期的青铜器包括饪食器、酒器、水器等门类,如鬲、觚、簋等。这一时期的青铜器造型简单,线条优美,装饰以几何图案为主,如波纹、兽面纹等。铸造工艺较为粗糙,器壁厚重。

2) 商朝中期的青铜器在形制和装饰上有所发展,出现更多样的器物,如簠、壶等。装饰风格开始出现典型的动物纹、云雷纹等,装饰图案也比较复杂,多以人物、动物等为主题,铸造工艺比早期稍有提高,器壁较薄,青铜器的造型更加精美。

3) 商晚及西周前期的青铜器在形制上更加丰富多样,如饕、釜、铺等。装饰风格逐渐发展成熟,出现更为复杂的纹饰,如夔龙纹、凤鸟纹等。铭文在这一时期也有所发展。铸造技术进一步发展,青铜器的造型更加立体、精美。

4) 西周后期及东周春秋早期的青铜器在形制上继

续丰富,如釜、钟、鼓等。装饰风格开始出现线条纹、波曲纹等,纹饰逐渐简化。铸造技术更加成熟,铸造工艺开始采用镂空、错金等技术,青铜器的艺术表现更加丰富。

5) 春秋中期至战国时期的青铜器形制更加多样,如蟠虺纹、交龙纹、卷龙纹等。装饰风格开始出现各种风格的融合,如楚、秦、燕等地的特色风格。铸造技术进一步发展,采用各种先进的工艺,如错金、镶嵌、镂空等,青铜器的造型和装饰更加精美、独特。

2.2 EfficientNetV2-L

EfficientNetV2 是由 EfficientNet 改进的,该模型提供了一种更有效的计算方式。通常,如果模型宽度、深度或者分辨率设计得过大,刚开始训练时有着大感受野的加持会有一个很好的特征提取效果,但是训练也会很快过拟合,模型的参数量也不可避免地变得庞大。大型的神经网络^[16]通过人工调节网络深度、宽度和输入图像的尺寸以达到最优的效果是不太现实的。EfficientNetV2 采用渐进式学习策略,通过 d 、 r 、 w 等 3 个参数分别调节网络的缩放深度、图像分辨率和特征矩阵的通道深度,寻找最优解,进而实现神经网络的计算精度与计算量的均衡。

EfficientNetV2 通过渐进式学习策略给出 3 种不同网络深度、宽度、输入图像尺寸大小的网络模型,分别是 EfficientNetV2-S、EfficientNetV2-M、EfficientNetV2-L。基于古青铜数据集在这 3 个基础网络模型上的训练结果,将效果最优的 EfficientNetV2-L 选为基本网络模型,整个模型可以分为 3 个部分:包括一系列的卷积层和池化层的 Stem 网络,用于将输入的图像转化为低分辨率、高通道数的特征图;包括一系列的 FusedMB-Conv 模块和 MBConv 模块的主干网络,用于提取图像特征;包括全局平均池化层和全连接层的 head 网络,用于将特征转化为类别概率。EfficientNetV2-L 主干网络的两个模块分别如图 2 所示,主要架构与详细参数如表 2 所示。

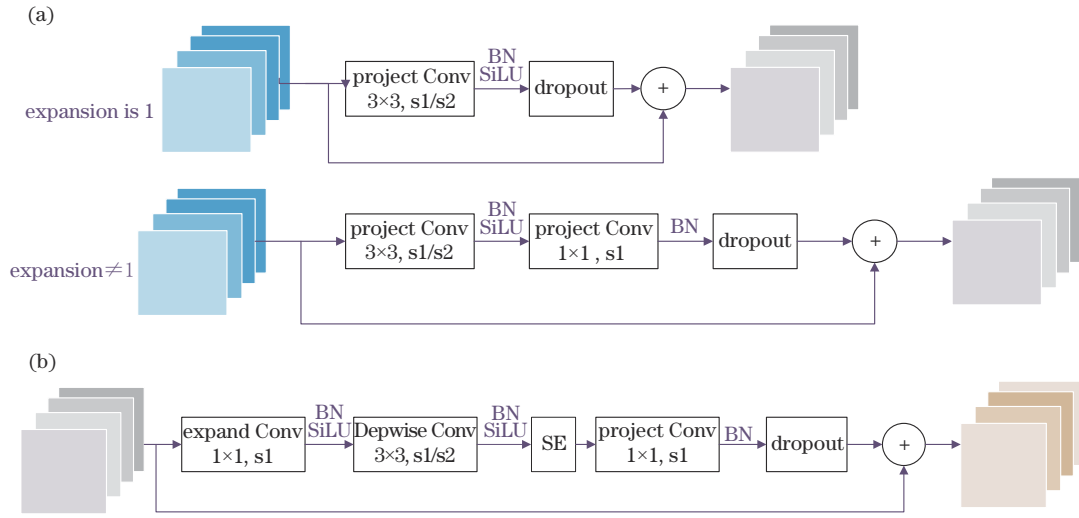


图 2 主干网络的两个模块。(a) FusedMB-Conv 模块；(b) MBConv 模块

Fig. 2 Two modules of the backbone network. (a) FusedMB-Conv module; (b) MBConv module

EfficientNetV2-L 作为此次研究的基线网络,它的主干网络可以很好地提取出青铜器的绝大部分特征,所得到的青铜器特征可为接下来网络的分类器做好准备。从对云纹壶和兽面纹觚的特征提取热力图 [图 3(a)、(b)] 可以看出, EfficientNetV2-L 的表现非常

好,提取出了青铜器的形制、局部等重要特征。针对不同分期,基线网络所注意的特征有着明显的区别,从后 5 列热力图可以看出,非青铜器正确时期所提取特征为无效特征。当基线网络注意力放在青铜器对应正确时期时,所提取到的特征就明显为有效特征。

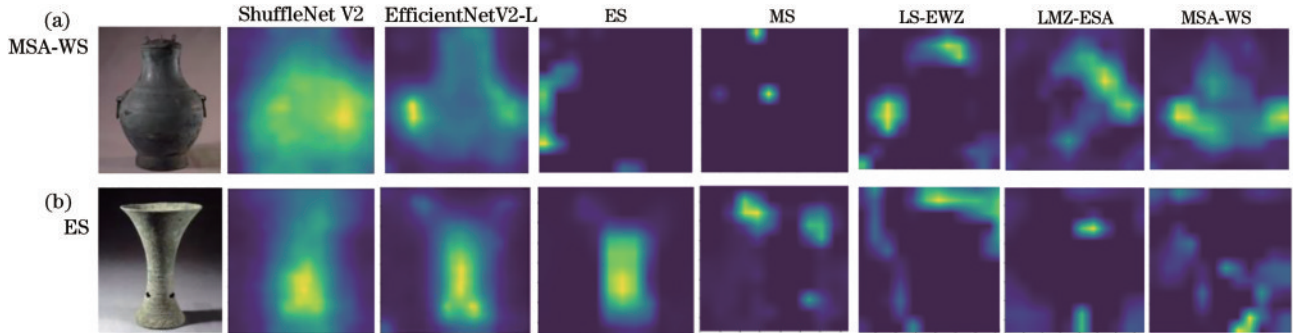


图 3 基线网络特征提取图。(a) 云纹壶；(b) 兽面纹觚

Fig. 3 Baseline network feature extraction diagrams. (a) Cloud-patterned pot; (b) beast-faced pattern gu

表 2 基线 EfficientNetV2-L 神经网络详细参数

Table 2 Detailed parameters of the baseline EfficientNetV2-L neural network

Stage	Operator	Stride	Channel	Layer
Stem	0 Conv 3×3	2	32	1
	1 FusedMB-Conv1, k3×3	1	32	4
	2 FusedMB-Conv4, k3×3	2	64	7
	3 FusedMB-Conv4, k3×3	2	96	7
Backbone	4 MBConv4, k3×3, SE.0.25	2	192	10
	5 MBConv6, k3×3, SE.0.25	1	224	19
	6 MBConv6, k3×3, SE.0.25	2	384	25
	7 MBConv6, k3×3, SE.0.25	1	640	7
Head	8 Conv1×1& Pooling& FC		1280	1

2.3 分类层: cosine_classifier

余弦分类器是一种基于余弦相似度的有界分类

器。余弦相似度是一种用于比较两个向量之间的相似度的度量方法,它表示两个向量在空间中的夹角余弦值。余弦分类器根据训练数据集中的向量之间的余弦相似度来进行分类,取值范围为[-1,1],值越大表示两个向量越相似。余弦分类器输出的有界性相对于线性分类器,极大地减小了矩阵点积结果的无界输出带来的方差的风险。余弦分类器在文本分类、推荐系统等领域中广泛应用。具体来说,在此次针对古青铜器断代研究中使用预训练好的 EfficientNetV2-L 主干网络提取图像特征向量作为类别向量,然后使用余弦分类器进行分类,改进后的 EfficientNetV2-L 详细参数如表 3 所示。

余弦分类器计算公式如下:

$$\text{cosine_classifier}(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i) = \frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_i}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{w}_i\|}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{x} 表示神经网络输出的向量; \mathbf{w}_i 表示预先训练好

表 3 改进 EfficientNetV2-L 神经网络详细参数

Table 3 Detailed parameters of the improved EfficientNetV2-L neural network

Stage	Operator	Stride	Channel	Layer	
Stem	0	Conv 3×3	2	32	1
Backbone	1	FusedMB-Conv1, k3×3	1	32	4
	2	FusedMB-Conv4, k3×3	2	64	7
	3	FusedMB-Conv4, k3×3	2	96	7
	4	MBCConv4, k3×3, SE0.25	2	192	10
	5	MBCConv6, k3×3, SE0.25	1	224	19
	6	MBCConv6, k3×3, SE0.25	2	384	25
	7	MBCConv6, k3×3, SE0.25	1	640	7
Head	8	Conv1×1&Pooling&C_classifier		1280	1

的类别向量; i 表示类别序号。

最终,选择相似度最高的类别作为预测结果:

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_i [\operatorname{cosine_classifier}(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i)]。 \quad (2)$$

但是在实际应用中,由于古青铜数据集类别不平衡问题和噪声问题,所以需要类别向量进行加权平均,使用一些方法对噪声进行处理,就此问题本研究将原有的 cross-entropy 损失函数改进为 Focal 损失函数

以提高分类的准确性。

2.4 Focal 损失函数

在古青铜器数据集的断代问题中,传统的交叉熵损失函数,每个样本的损失都是一样的,导致对于样本数量较少的类别,模型的学习效果较差。而 Focal 损失函数通过引入聚焦因子(focusing parameter)和加权因子(class weighting)来解决这个问题。对于聚焦因子,可以根据古青铜数据集的难易程度进行调节,对古青铜数据集的样本,可以增加聚焦因子的值,使其在损失函数中占据更大的比重,从而更加关注难分类的样本。而对于加权因子,可以根据古青铜器不同年代的数据量和重要性进行调节,对于数据量少和重要性较高的类别,可以增加其加权因子的值,使其在损失函数中占据更大的比重,从而更加关注重要的类别。对于古青铜器年代鉴别任务,Focal 损失函数^[17]的公式为

$$L_F(p_i) = -\alpha_i (1 - p_i)^\gamma \log(p_i), \quad (3)$$

式中: α 表示加权因子; p 表示聚焦因子; α_i 表示第 t 类样本的权重; p_i 表示 Softmax 输出的第 t 类的概率值。

值得注意的是,Focal 损失函数在古青铜器数据集的断代问题中的应用需要考虑类别之间的相关性,避免过度关注某些类别而导致其他类别的性能下降。在实际应用中,需要通过大量的交叉验证等方法来确定最优的聚焦因子和加权因子的值。最终聚焦因子 γ 设置为 1,加权因子 α_i 设置为 [0.9, 0.9, 0.4, 0.5, 0.4]。

经过完整网络模型的长时间训练,最终得到理想的模型参数,通过模型参数可以搭建一个预测模块,这个预测模块可以给出具有参考价值的预测置信度结果,如图 4 所示。

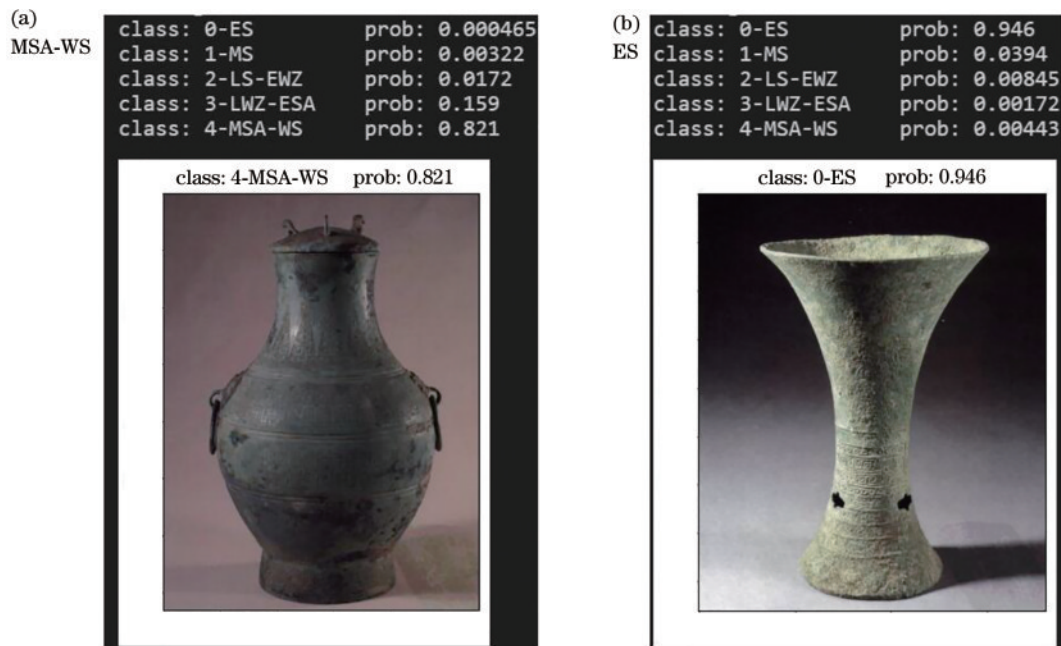


图 4 模型预测置信度。(a)春秋中期至战国;(b)商朝早期

Fig. 4 Model prediction confidence. (a) MSA-WS; (b) ES

3 分析与讨论

3.1 实验设置与评价指标

此次研究所有实验均在 Windows 10 系统上使用 PyCharm 运行, PyTorch 为 11.8, CPU 为 12th Gen Intel (R) Core (TM) i5-12490F, GPU 为 NVIDIA GTX 3060。训练参数设置如下: epoch 为 1300 个迭代轮次, batch size 为 12, SGD 初始学习率为 0.01, 学习率优化策略使用余弦退火学习率优化策略, 数据集划分在遵从随机划分的基础上保证结果的可复现性, 将数据集以 9:1 的比例划分(训练集 1548 张, 测试集 169 张)。

采用准确率 ($R_{accuracy}$)、精确率 ($R_{precision}$)、召回率 (R_{recall})、F1 分数 (s_{F1}) 和受试者特征曲线 (ROC) 下面积 (AUC) 等指标来评价模型的性能。准确率是最重要的多分类任务评价指标之一, 它表示分类器正确分类的样本数与总样本数之比:

$$R_{accuracy} = \frac{\sum_i^n I(y_i = \hat{y}_i)}{n}, \quad (4)$$

式中: n 表示样本总数; y_i 表示第 i 个样本的真实标签; \hat{y}_i 表示第 i 个样本的预测标签; I 为指示函数, 当 $y_i = \hat{y}_i$ 时为 1, 否则为 0。

精确率是指分类器在所有预测为正例的样本中真正例的比例:

$$R_{precision} = \frac{\sum_{i=1}^m N_{TPi}}{\sum_{i=1}^m (N_{TPi} + N_{FPi})}, \quad (5)$$

式中: m 表示类别总数; N_{TPi} 表示第 i 个类别的真正例数; N_{FPi} 表示第 i 个类别的假正例数。

召回率是指分类器在所有真正例中正确预测为正例的比例:

$$R_{recall} = \frac{\sum_{i=1}^m N_{TPi}}{\sum_{i=1}^m (N_{TPi} + N_{FNi})}, \quad (6)$$

式中: N_{FNi} 表示第 i 个类别的假反例数。

F1 分数是精确率和召回率的调和平均值, 它综合考虑了分类器的准确率和召回率。公式如下:

$$s_{F1} = \frac{2 \times R_{precision} \times R_{recall}}{R_{precision} + R_{recall}}. \quad (7)$$

AUC 是 ROC 下的面积, 它表示分类器在所有可能的阈值下的性能表现, AUC 值越大, 分类器的性能越好。

3.2 基线网络性能对比

为了选择出最为合适的基线网络, 首先找出 VGG16、Resnet34、ShuffleNet V2、EfficientNetV2-L 等 4 种较为有代表性的基线网络, 然后将 ImageNet 数据集预训练过后的权重参数移植到古青铜器数据集年代鉴别实验中, 记录相关评价指标。选择出最优的基线模型, 在此模型基础上进行改进, 以得到更优的结果。基线网络性能对比如表 4 所示。

表 4 基线网络性能对比

Table 4 Baseline network performance comparison

Baseline model	$R_{accuracy} / \%$	$R_{precision} / \%$	$R_{recall} / \%$	$s_{F1} / \%$	AUC / %	Support
VGG16	82.8	83.8	82.8	82.5	95.5	169
Resnet34	78.1	78.6	78.1	77.7	91.9	169
ShuffleNet V2	84.6	84.9	84.6	84.5	94.7	169
EfficientNetV2-L	87.6	88.4	87.6	87.6	97.4	169

从表 4 可以很明显看出, EfficientNetV2-L 基线网络不论是在准确率还是其他几个评价指标来看都远超其他 3 个基线模型, 所以此次古青铜器年代鉴别任务将以此作为基线模型进行改进。

3.3 实验对比分析

选取 EfficientNetV2-L 作为基线网络, 为验证所提两种方法在此基线模型上的有效性, 本次实验将使用与之前选取基线模型相同的预处理手段和实验参数

等, 以保证实验的公正性, 结果如表 5 所示。

从表 5 的实验结果可以看出, 对 EfficientNetV2-L 使用 Focal 损失函数减小了样本不均所带来的影响, 古青铜器的年代鉴别准确率提高 2.3 个百分点, 而后将 cosin_classifier 应用到 EfficientNetV2-L 的分类层, 又提高 1.8 个百分点, 整体准确率提高 4.1 个百分点。结果表明, 所提方法在准确率、精确率、召回率等评价指标上均取得最佳结果。

表 5 EfficientNetV2-L 改进结果

Table 5 Improvement results of EfficientNetV2-L

Model	$R_{accuracy} / \%$	$R_{precision} / \%$	$R_{recall} / \%$	$s_{F1} / \%$	AUC / %	Support
EfficientNetV2	87.6	88.4	87.6	87.6	97.4	169
EfficientNetV2_FC	89.9	90.8	89.9	90.0	97.1	169
EfficientNetV2_FC_Cos	91.7	92.4	91.7	91.8	98.3	169

图 5 为 EfficientNetV2-L 改进前后各年代鉴别精度, 从此图可以更为直观看出各年代的鉴别精度情况。测

试集中, 商朝早期的青铜器鉴别精度达到 100%, 商晚至西周前期和春秋中期至战国的青铜器鉴别精度也分别

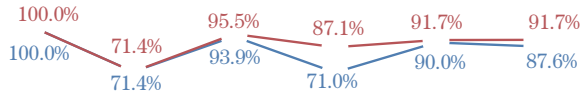


图 5 EfficientNetV2-L改进前后各年代鉴别精度
Fig. 5 The age identification accuracy before and after the improvement of EfficientNetV2-L

达到 95.5% 和 91.7%，而商中和西周后期至春秋早期的青铜器鉴别精度就要低一些。整体来看，对模型进行改进后，青铜器年代鉴别精度整体都得到了一定的提升。

接下来从图 6 的混淆矩阵(主对角线为预测正确，

对角线的左边为预测错误并将鉴定为当前青铜器分期之前,对角线的右边为预测错误并将鉴定为当前青铜器分期之后)可以看出,数据大部分都在主对角上,说明模型的准确率很高。模型在未改进时对西周中至春秋早期的误判率较高,在模型加入 Focal 损失函数和 cosin_classifier后,改进后的模型对这一时期的鉴别有了一个较大的提高,其他时期或多或少也得到了提升。混淆矩阵的右上角未出现误判情况,主对角的右边出现误判也是临近的分期,这一方面说明了青铜器的特征具有延续性,另一方面说明预测模型的可靠性。从 ROC 折线图也能看出,模型对各年代青铜的断代能力也是非常好的,基本都偏向左上角,表明了模型的性能较好,与表 5 中 98.3% 的 AUC 值结合分析表明,模型的综合性能也不错。

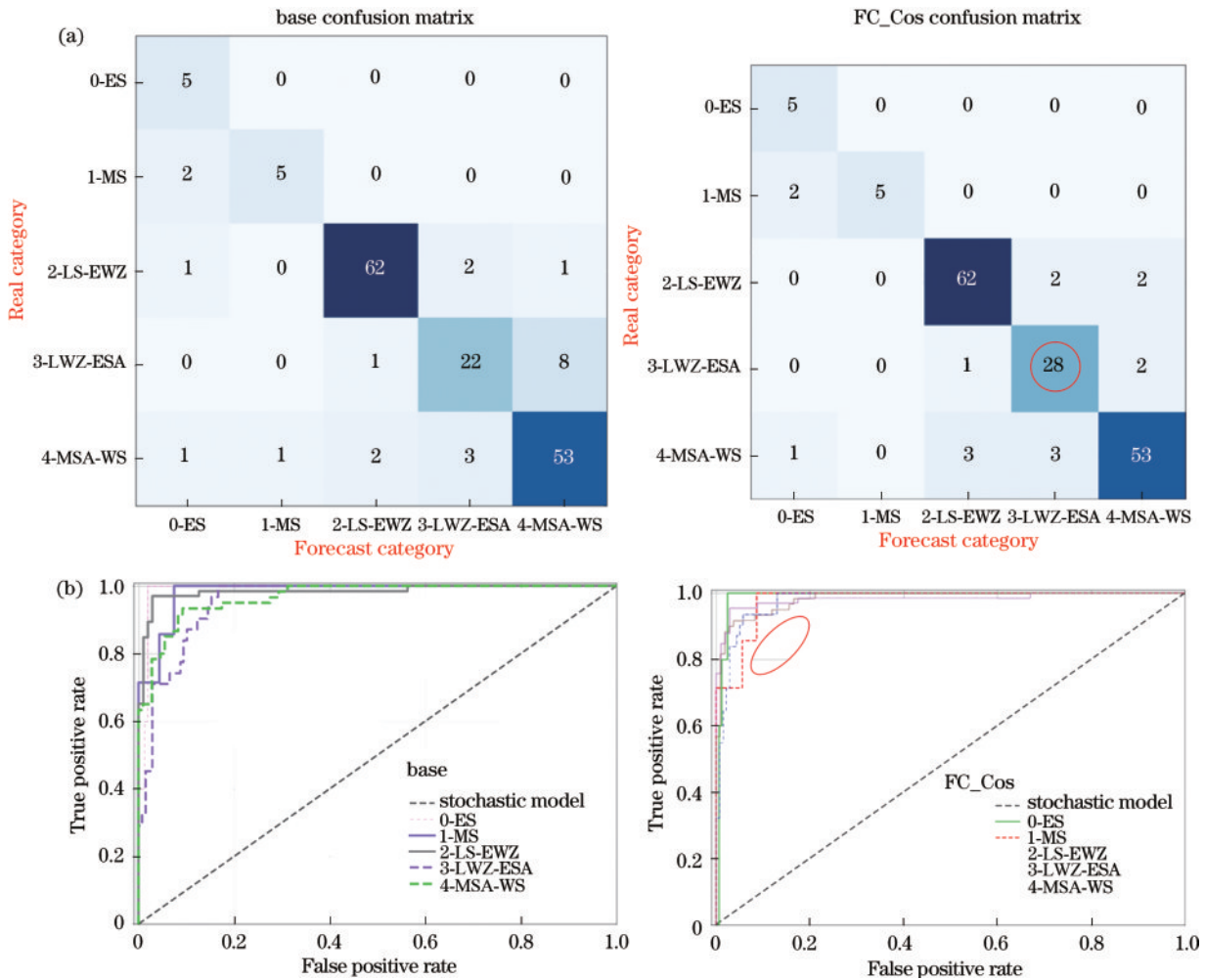


图 6 EfficientNetV2-L_FC_Cos模型在古青铜器测试集上的分类性能。(a)混淆矩阵; (b) ROC 折线

Fig. 6 Classification performance of EfficientNetV2-L_FC_Cos model on the ancient bronze ware test set. (a) Confusion matrix; (b) ROC curves

3.4 分期有争议的青铜器模型预测结果分析

20 世纪 50 年代~70 年代,长治市发掘东周墓葬 165 座,其年代跨度较长且具有连续性,墓葬群出土文物年代跨度从春秋至战国,发掘至今学者对其分期研究从未间断。为验证所提模型的可靠性,选取长治分

水岭 M269 和 M270 部分出土青铜器进行结果分析。关于 M269 和 M270 的年代有春秋中期^[18]、春秋中期晚段^[19]、春秋中期之际^[20]、春秋晚期偏早^[21]等不同见解。

针对长治分水岭墓地,重新对数据集进行年代划分、模型训练,然后对该地区的青铜器进行年代鉴别。

此次数据集划分保留前 4 个分期不变,将原春秋中期至战国分为春秋中期(MSA)、春秋晚期(LSA)、战国早期(EWS)、战国中晚期(MLWS)共 8 个时期。

也尝试过只训练春秋早期至战国晚期的数据,但可能因数据量较少、特征提取^[22]不充分、分期太短和青铜器特征具有延续时间长和传世等情况,预测精度仅仅只有 70%,并不理想,所以未采用该权重结果。用 8 分期数据进行模型训练,预测精度达到 85.8%,针对长治分水岭地区 M269 和 M270 出土青铜器使用所提模型权重进行结果预测时,各青铜器置信度分布情况如图 7 所示。

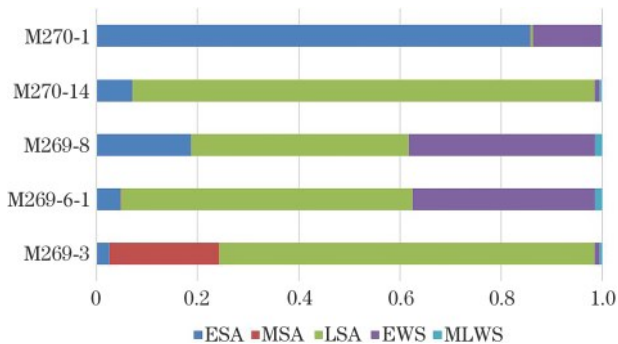


图 7 各青铜器置信度分布情况

Fig. 7 Distribution of confidence levels for each bronze ware

将 M269 和 M270 墓地出土的 5 件青铜器送进神经网络模型,模型分别给出了相应的置信度分布。从图 7 可见,这 5 件青铜器置信度占比最高的为春秋晚期,这一结果与 2023 年滕铭予^[21]在《长治分水岭墓地的分区、年代及相关问题》一文中给出的结果不谋而合,进一步验证了模型的可靠性。从 5 件青铜器的置信度可以看出,不同时期都有置信度分布,这说明模型提取到了青铜器不同时期的特征,这侧面印证了青铜器的特征具有延续性,这一情况也是前人对 M269 和 M270 墓地分期有不同见解的原因之一。

4 结 论

所提模型在青铜器年代鉴别方面取得了较好的效果,最终古青铜器年代鉴别精度达到了 91.7%,在实际应用中也有不错的表现,研究结果充分证明了深度学习技术在古青铜器年代鉴别任务上的有效性。

此项研究可推动青铜器年代鉴别的发展,为其提供一种新思路,通过深度学习方法快速准确地对青铜器文物图像进行年代鉴别,达成无损鉴别、轻量化操作、快速年代鉴别目的。该算法作为一种科学无损鉴别方式,与人工经验鉴别相互补充,可协助专家学者初步断代。

为了提高模型的鲁棒性和泛化能力,需要对数据进行扩充,收集更多的青铜器数据,对更多的时期进行断代。此外,可对基于深度学习的年代鉴定模型进行进一步优化和改进,包括模型结构、训练参数、损失函

数等方面的调整,以提高模型的准确性和稳定性。

参 考 文 献

- [1] 李文英,曹斌,曹春水,等.一种基于深度学习的青铜器铭文识别方法[J].自动化学报,2018,44(11):2023-2030.
Li W Y, Cao B, Cao C S, et al. A deep learning based method for bronze inscription recognition[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 2023-2030.
- [2] 郭沫若.两周金文辞大系图录考释[M].上海:上海书店出版社,1999.
Guo M R. Textual research on the catalogue of two-week golden inscriptions[M]. Shanghai Bookstore Publishing House, 1999.
- [3] 王世民,陈公柔,张长寿.关于夏商周断代工程中的西周青铜器分期断代研究[J].文物,1999(6):48-53,1.
Wang S M, Chen G R, Zhang C S. Periodization and dating of the western Zhou bronzes as a part of the project "DatingXia, Shang and Zhou"[J]. Cultural Relics, 1999 (6): 48-53, 1.
- [4] 袁媛,陈明惠,柯舒婷,等.基于集成卷积神经网络和 Vit 的眼底图像分类研究[J].中国激光,2022,49(20):2007205.
Yuan Y, Chen M H, Ke S T, et al. Fundus image classification research based on ensemble convolutional neural network and vision transformer[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(20): 2007205.
- [5] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-09-04)[2023-02-03]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [6] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [7] Ma N N, Zhang X Y, Zheng H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design [M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11218: 122-138.
- [8] Tan M X, Le Q V. EfficientNetV2: smaller models and faster training[EB/OL]. (2021-04-01)[2023-02-03]. <https://arxiv.org/abs/2104.00298>.
- [9] 刘文腾,王慧琴,王可,等.基于拓扑与网格双特征的铭文图形识别方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(4):0410018.
Liu W T, Wang H Q, Wang K, et al. Recognition method of inscription graphics based on dual features of topology and mesh[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(4): 0410018.
- [10] 罗彤瑶,王慧琴,王可,等.融合形态特征的小样本青铜器铭文分类算法[J].激光与光电子学进展,2023,60(4):0410011.
Luo T Y, Wang H Q, Wang K, et al. Small sample bronze inscription classification algorithm based on morphological features[J]. Laser & Optoelectronics

- Progress, 2023, 60(4): 0410011.
- [11] Zhuang F Z, Qi Z Y, Duan K Y, et al. A comprehensive survey on transfer learning[EB/OL]. (2019-11-07)[2023-03-05]. <https://arxiv.org/abs/1911.02685>.
- [12] 中国青铜器全集[M]. 北京: 文物出版社, 1997.
Complete collection of Chinese bronze artifacts[M]. Beijing: Cultural Relics Publishing House, 1997.
- [13] 王世民, 陈公柔, 张长寿. 西周青铜器分期断代研究[M]. 北京: 文物出版社, 1999.
Wang S M, Chen G R, Zhang C S. A study of the periodization and dating of Western Zhou bronzes[M]. Beijing: Cultural Relics Publishing House, 1999.
- [14] 郭宝钧. 商周铜器群综合研究[M]. 北京: 文物出版社, 1981.
Guo B J. Comprehensive study on bronze ware group in Shang and Zhou dynasties[M]. Beijing: Cultural Relics Publishing House, 1981.
- [15] 马承源. 中国青铜器[M]. 上海: 上海古籍出版社, 1988.
Ma C Y. Chinese bronzes[M]. Shanghai: Shanghai Classics Publishing House, 1988.
- [16] Lin J P, Haberstroh F, Karsch S, et al. Applications of object detection networks in high-power laser systems and experiments[J]. High Power Laser Science and Engineering, 2023, 11(1): e7.
- [17] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.
- [18] 杨建军. 三晋东周铜器墓初论[J]. 中原文物, 2005(3): 33-46.
Yang J J. Preliminary study on the eastern Zhou bronze tombs in Sanjin region[J]. Cultural Relics of Central China, 2005(3): 33-46.
- [19] 李夏廷, 李建生. 也谈长治分水岭东周墓地[J]. 中国国家博物馆馆刊, 2012(3): 15-31.
Li X T, Li J S. Some different opinions about eastern Zhou tombs at Fenshuiling[J]. Journal of National Museum of China, 2012(3): 15-31.
- [20] 俞伟超, 高明. 周代用鼎制度研究(中)[J]. 北京大学学报(哲学社会科学版), 1978, 15(2): 85-98.
Yu W C, Gao M. A study on the system of substituting ding in weeks (II) [J]. Journal of Peking University (Philosophy and Social Sciences), 1978, 15 (2): 85-98.
- [21] 滕铭予. 长治分水岭墓地的分区、年代及相关问题[J]. 考古学报, 2023(1): 1-28.
Teng M Y. Division, age and related problems of Changzhi watershed cemetery[J]. Acta Archaeologica Sinica, 2023(1): 1-28.
- [22] 王友伟, 郭颖, 邵香迎. 基于改进级联算法的遥感图像目标检测[J]. 光学学报, 2022, 42(24): 2428004.
Wang Y W, Guo Y, Shao X Y. Target detection in remote sensing images based on improved cascade algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(24): 2428004.