

## 融合形态特征的小样本青铜器铭文分类算法

罗彤瑶<sup>1</sup>, 王慧琴<sup>1\*</sup>, 王可<sup>1</sup>, 王展<sup>2</sup>, 王宏<sup>2</sup><sup>1</sup>西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;<sup>2</sup>陕西省文物保护研究院, 陕西 西安 710075

**摘要** 现有的青铜器铭文变体种类较少,利用深度学习网络训练容易出现过拟合现象,且深层卷积网络对青铜器铭文细节形态特征提取能力不足,导致铭文分类准确率较低。针对该问题,提出一种融合形态特征的小样本青铜器铭文分类算法。首先,引入形态学算法对铭文进行孔洞填充预处理,降低孔洞对铭文形态结构的影响;其次,调整 AlexNet 结构,并在各卷积层中引入批量归一化,控制每批随机输入值的分布情况,使输入数据符合正态分布标准,避免网络向单一方向过度学习,抑制过拟合现象;最后,使用 speeded-up robust features (SURF) 算子提取铭文细节形态特征,并将其与卷积神经网络提取的抽象信息融合,增强分类器的表达能力。在自制青铜器铭文数据集上的实验结果表明,所提算法的分类准确率高达 98.86%,优于 LeNet5、Vgg13、Vgg16、ResNet、AlexNet 等传统算法,说明改进后的算法能有效解决小样本铭文分类准确率低的问题。

**关键词** 图像处理; 青铜器铭文分类; 深度学习; 小样本学习; 特征融合

中图分类号 TP391.1 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212983

## Small Sample Bronze Inscription Classification Algorithm Based on Morphological Features

Luo Tongyao<sup>1</sup>, Wang Huiqin<sup>1\*</sup>, Wang Ke<sup>1</sup>, Wang Zhan<sup>2</sup>, Wang Hong<sup>2</sup><sup>1</sup>School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China;<sup>2</sup>Shaanxi Provincial Institute of Cultural Relics Protection, Xi'an 710075, Shaanxi, China

**Abstract** Bronze inscriptions are rarely different from one another, deep learning network training is susceptible to overfitting, and the deeper the convolutional layer, the more intricate elements of the inscription are lost, leading to a low level of classification accuracy. A small sample bronze inscription classification approach that incorporates morphological aspects is offered in light of this issue. To preprocess the hole filling of inscriptions and lessen the impact of noise on the morphological structure of inscriptions, morphological algorithms must first be introduced. Second, modify the structure of the AlexNet network, and in each convolution layer to introduce batch normalization, control each batch of random input values, so that it conforms to the normal distribution standards, and avoid overlearning the network in a single direction to suppress overfitting. Last but not least, the speeded-up robust features (SURF) operator is used to extract the finer morphological details of the inscriptions. This merging of finer morphological details with abstract features from convolutional neural networks improves classifier expression. The classification accuracy in the bronze inscription dataset experiment is 98.86%, which is higher than traditional algorithms such as LeNet5, Vgg13, Vgg16, ResNet, and AlexNet and effectively addresses the issue of low classification accuracy.

**Key words** image processing; bronze inscription classification; deep learning; small sample learning; feature fusion

## 1 引言

青铜器铭文记录了商周时期的政治、经济、文化信息<sup>[1-2]</sup>。正确地解读青铜器铭文字意信息,对探索这段时期的历史文化有重要意义。但青铜器铭文结构复

杂、笔画繁多,各个时期写法不同<sup>[3]</sup>,因此释读青铜器铭文是一项极具挑战的工作。

随着计算机图像技术的发展,应用机器视觉技术对青铜器铭文进行识别成为可能<sup>[4]</sup>。针对铭文的字形结构特点,有学者采用传统特征提取算法<sup>[5]</sup>对铭文进

收稿日期: 2021-11-17; 修回日期: 2021-12-10; 录用日期: 2021-12-21; 网络首发日期: 2022-01-10

通信作者: hqwang@xauat.edu.cn

行识别;赵若晴等<sup>[6]</sup>利用方向梯度直方图和灰度共生矩阵对铭文进行特征提取,结合支持向量机对铭文进行分类,该方法相比于单一特征提取算法能更好提取铭文的全局结构特征和局部细节特征,但该方法中铭文数据集样本数量较少,且分类准确率不高;商立丽等<sup>[7]</sup>提出一种基于 Hu 矩和 TF-KSURF 特征的多测度青铜器铭文相似度量方法,该方法能够准确分析铭文整体特征,提高铭文的检索性能,但该方法不能很好区分形近铭文;李昕鑫<sup>[8]</sup>提出一种基于轮廓特征和部件网格特征的商周金文字体识别方法,该方法通过构造像素点集合的“部件”分割法,利用部件的网格特征对铭文进行分类识别,但在铭文图像粘连、噪点较多时,不能进行准确识别。传统的形态学特征提取算法对铭文特征提取能力欠缺。近年来,深度学习的出现为文字特征提取提供了新的研究方向<sup>[9-10]</sup>,学者们将目光转移至人工神经网络<sup>[11]</sup>;武子毅等<sup>[12]</sup>提出一种基于注意力层卷积神经网络的汉字识别方法,该方法能全面提取汉字特征信息、区分形近汉字,但该方法复杂度高、训练效率低;石佳钰等<sup>[13]</sup>提出的改进 VGG-Net 手写蒙古文字识别方法具备较强的分类识别能力,但手写蒙古文数据集较小,模型分类效果无法进一步提升;李文英等<sup>[14]</sup>提出一种基于深度学习的铭文识别方法,该方法使用的两阶段特征映射神经网络模型能够准确识别铭文,但该方法受限于样本数据量。深度学习的方法能够更有效提取文字特征信息,在文字分类识别领域有广泛应用<sup>[15-17]</sup>。青铜器铭文样本虽种类繁多,但各类样本数量较少,且同种类各样本差异性较大,无法满足模型训练的样本需求,直接使用如 LeNet5<sup>[18]</sup>、AlexNet<sup>[19]</sup>、Vgg16<sup>[20]</sup>、ResNet<sup>[21]</sup>等传统分类网络训练时,易使分类模型过拟合,导致模型对青铜器铭文的分类准确率降低。

针对以上问题,本文提出一种融合形态特征的小样本青铜器铭文分类方法。引入形态学算法对铭文图像进行孔洞填充预处理<sup>[22-23]</sup>,使铭文的字形轮廓结构更加清晰,便于提取铭文的字形结构特征。在 AlexNet 的基础上精简网络的卷积层,去除网络中的局部响应归一化层,在卷积层后引入批量归一化使模型在青铜器铭文数据集上训练时,具有更快的收敛速

度、更强的抗过拟合性能。同时在全连接层中融合 speeded-up robust features (SURF) 算子<sup>[24-25]</sup>提取的铭文轮廓形态特征,能增强模型对铭文细节特征的提取能力。实验结果表明,所提算法相较于传统算法能够全面提取青铜器铭文的抽象特征和字形细节特征,有效提升青铜器铭文的分类准确率。

## 2 研究理论与基础方法

### 2.1 AlexNet 结构

青铜器铭文标准数据库中仅包含单一的二值青铜器铭文拓片图像,青铜器铭文图像有别于传统的彩色图像,仅有黑、白两种颜色,图片多样性远远低于公开的数据集,如 ImageNet、Tiny Images、CoCo 等,由于青铜器铭文图像数据集的特殊性,铭文图像中的关键特征信息也是有限的。当分类识别任务较为简单、数据集有限时,特征提取器的选择应该循序以下原则:1)选用的网络应具备可以全面提取到铭文全局信息特征的能力;2)应尽可能避免选用卷积层数过多、结构过于复杂的网络,防止过拟合现象的发生;3)应选用结构简单、性能稳定的轻量级网络。而 AlexNet 相比传统 LeNet 增加了 Dropout 和 ReLU 激活函数,能够学习更丰富的图像特征,拥有更好的分类效果。对比 Vgg、GoogleLeNet、ResNet、Darknet-19、Darknet-53 等网络,它拥有更简单的网络结构、更浅的卷积层数。同时 AlexNet 使用最大池化,该方法可以有效避免平均池化的模糊效果,AlexNet 对全局信息特征提取能力强、泛化性能好、结构简单,更适合解决小样本青铜器铭文多分类问题。

AlexNet 采用 8 层神经网络结构,包含 5 个卷积层和 2 个全连接隐藏层及 1 个全连接输出层。经典 AlexNet 模型如图 1 所示。

在 AlexNet 结构中,卷积层和池化层是特征提取的重要部分,卷积层主要负责特征提取,它的本质是用卷积核对图像进行卷积运算,浅层卷积层能够提取到一些图像的边缘特征,而深层的网络层能从低级特征中迭代提取更为复杂的抽象特征。卷积层本质是用卷积核对图像进行卷积运算,寻找图像中的边缘、垂直、水平、角和圆点特征等。卷积运算的表达式为

$$\begin{cases} H^{m+1}(i, j) = \sum_{c=1}^{C_m} \sum_{x=1}^o \sum_{y=1}^o [H_c^m(di+x, dj+y) \omega_c^{m+1}(x, y)] + b, & (i, j) \in \{0, 1, \dots, Y_{m+1}\} \\ Y_{m+1} = \frac{Y_m + 2q - o}{d} + 1 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $b$  为偏差量; $\omega$  表示卷积核; $H^m$  和  $H^{m+1}$  表示第  $m+1$  层的卷积输入和输出,也被称为特征图; $Y_{m+1}$  为  $H^{m+1}$  的尺寸; $H(i, j)$  为对应特征图的像素; $C$  为特征图的通道数; $o$  为卷积核大小; $d$  为卷积步长; $q$  为填充层数。在 AlexNet 中采用 ReLU 激活函数代替卷

积神经网络中的 Sigmoid 函数,成功解决了 Sigmoid 函数在网络较深时的梯度弥散问题。AlexNet 采用可重叠的最大池化方式,池化的大小为  $3 \times 3$  的正方形,池化移动的步长为 2,这样池化移动的步长总会小于池化窗口的长度,出现重叠现象。重叠池化方式

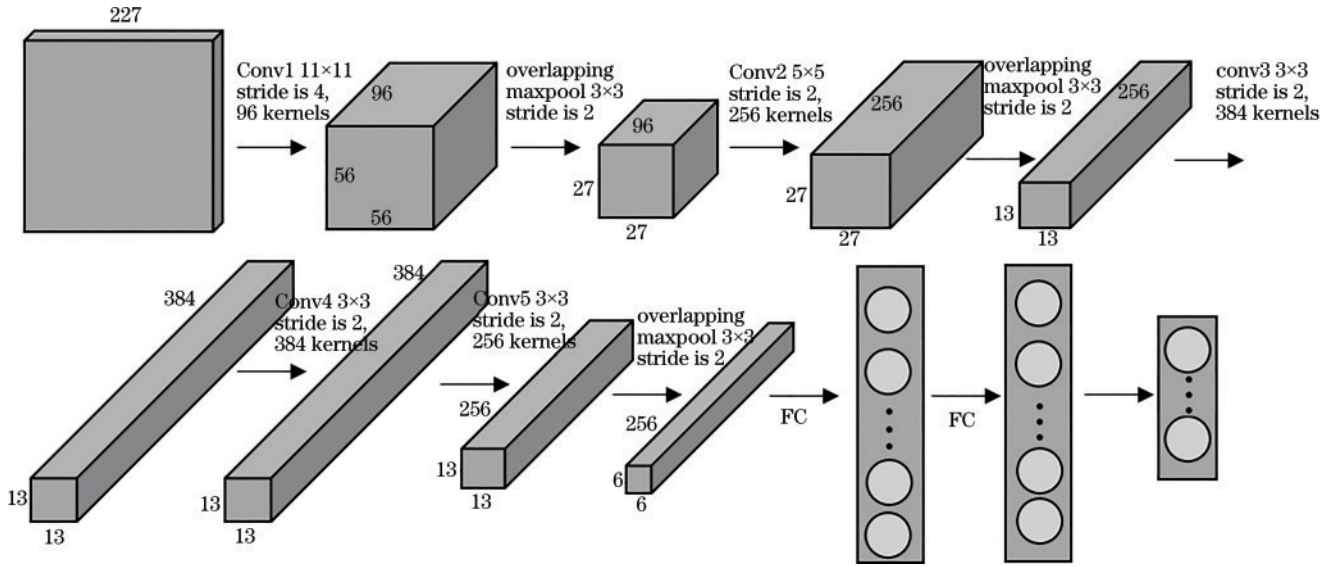


图1 经典 AlexNet 模型  
Fig. 1 Classic AlexNet model

相比于非重叠池化,可降低分类错误率,缓解过拟合现象。

### 2.2 基于 SURF 算子的青铜器铭文细节特征提取

青铜器铭文虽然结构复杂、各朝各代写法迥异,但是也有其相似性和规律性。青铜器铭文大都保留象形文字的图画性形态,具有象形表意性,大多数青铜器铭文都是由字形、笔画、字根、字段等细节特征组成的,细节形态特征能更好地反映出不同铭文的结构特点,对青铜器铭文的识别十分重要。SURF 是一种稳健的局部特征点检测和描述算法,具有良好的旋转不变特性和极强的局部细节特征提取能力,SURF 算子能够有效提取到青铜器铭文的几何形态结构特征。使用 SURF 算子提取青铜器铭文轮廓形态特征的具体步骤如下:

1) 利用 Hessian 矩阵来提取青铜器铭文图片的特征点。令  $I(x, y)$  为青铜器铭文图像上的一点,  $\sigma$  为该图像的尺度,则 Hessian 矩阵可表示为

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

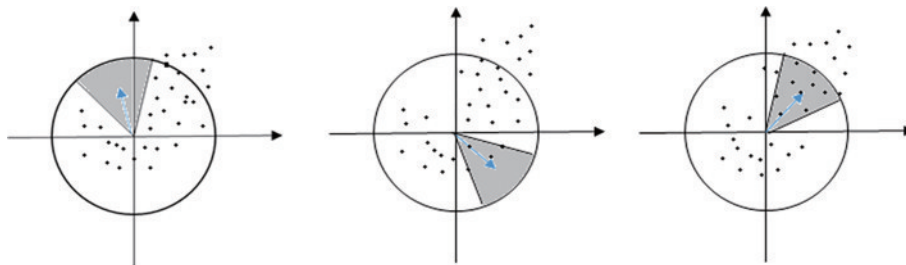


图2 主方向的确定  
Fig. 2 Determination of main direction

3) 生成青铜器铭文特征描述子。当找出青铜器铭文图像特征点和确立主方向后,可以在局部区域内生成特征描述子。在 SURF 算法中,以特征点为中心,

式中:  $L_{xx}(x, \sigma)$ 、 $L_{xy}(x, \sigma)$ 、 $L_{yy}(x, \sigma)$  分别为在点  $x$  处的高斯二阶偏导数。

为了提高运算速度,在 SURF 算法中,使用盒式滤波器来近似替代高斯滤波器,构造的 Fast-Hessian 矩阵判别式为

$$\text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (0.9 \times D_{xy})^2, \quad (3)$$

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

当 Fast-Hessian 矩阵构建完成后,可通过矩阵的行列式和特征值判定该点的铭文图像极值点。在极值点 3 维立体邻域内,采用非极大抑制值的方法在尺度空间进行插值,可得到稳定的特征点。

2) 为了保证 SURF 算法具备旋转不变的特性,以每个特征点为中心、以  $6s$  为半径(特征点的尺度值  $s = 1.2 \times L/1.9$ )、以张角为  $60^\circ$  的扇形滑动窗口统计这个扇形区域内的 Haar 小波  $dx$ 、 $dy$  的累加响应值,将最大 Harr 响应累加值作为特征点的主方向。该过程如图 2 所示:

沿拟定主方向将  $20 \times 20$  的图像区域划分为  $4 \times 4$  个子块,利用尺寸  $2s$  的 Harr 模板进行响应值计算,然后对响应值进行统计形成特征矢量。统计每小块内 4 个

梯度方向,提取到一个  $64(4 \times 4 \times 4)$  维的特征向量,该特征向量即为青铜器铭文的特征描述子。

### 3 融合形态特征的小样本青铜器铭文分类方法

#### 3.1 青铜器铭文的形态学孔洞填充算法

由于青铜器年代久远,青铜器表面容易产生锈斑,而青铜器铭文是从青铜器上拓印得到的,故青铜器铭文图片上会存在锈蚀痕迹。为了更好地提取铭文特征,需要对锈蚀痕迹进行填补。故本研究在图像预处理阶段引入传统孔洞填充算法,该算法能很好修复因锈蚀产生的独立于字形结构外的孔洞,同时该算法可以最大程度地保留青铜器铭文的字形形态学特征和几何结构信息。该算法具体步骤如下:

1) 令  $I(x, y)$  为二值的青铜器铭文图片,  $I^c$  为铭文图片的补集,  $F$  为形成的标记图像。

$$F = \begin{cases} 1 - I(x, y), & \text{in boundary of } I \\ 0, & \text{Others} \end{cases} \quad (5)$$

2) 确定青铜器铭文图片像素  $[0, 0]$  为初始种子

点,(由于青铜器铭文图片是二值图像,故认为  $[0, 0]$  像素点为背景点)。以种子点为起点,对标记的青铜器铭文图像  $F$  进行膨胀填充,填充时采用的四连结构单元记为  $B$ 。用四连通结构单元  $B$  对标记图  $F$  进行膨胀填充:

$$F \oplus B = \left\{ I \left| \left( \hat{B} \right)_I \cap F \neq \emptyset \right. \right\} \quad (6)$$

3) 标定图像  $F$  关于原图像的补集  $I^c$  的测地膨胀,反复迭代得到稳定状态。得到测地膨胀后的二值图像记为

$$R_r^{(n)}(F) = R_r^{(1)} \left[ R_r^{(n-1)}(F) \right] \quad (7)$$

4) 对测地膨胀后的二值图像取补集,即得到锈蚀痕迹均被填充后的青铜器铭文拓片二值图像,记为

$$G = \left[ R_r^D(F) \right]^c \quad (8)$$

使用该算法对青铜器铭文图片中的锈蚀痕迹进行修补的结果如图 3、4 所示,从图中可以看出,基于形态学的孔洞填充算法能在不破坏原有的青铜器铭文特征的基础上修复锈蚀痕迹,最大程度保留青铜器铭文形态的固有特征。



图 3 原始青铜器铭文拓片

Fig. 3 Rubbings of primitive bronze inscriptions



图 4 修补后的青铜器铭文拓片

Fig. 4 Rubbings of repaired bronze inscriptions

#### 3.2 融合 SURF 形态特征的卷积神经网络算法

标准数据库中的青铜器铭文图片均为二值图片,且每类青铜器铭文拥有 5~38 个不同形态的变体,虽然不同的青铜器铭文形态各异,但是不同变体的形态之间存在一定的客观规律,因此构建的青铜器铭文特征提取器需要满足以下条件:

- 1) 需要具备较强的特征提取能力,能够从原始数据中发掘更多的特征信息;
- 2) 需要拥有能够提取不同铭文相似特征的能力;
- 3) 能够提取到具有一定规律性的青铜器铭文形态细节特征。

AlexNet 能有效提取青铜器铭文的全局信息特征,但是青铜器铭文标准数据库和 ImageNet 数据集差异较大,直接将 AlexNet 应用于青铜器铭文数据集容易产出过拟合现象,同时对于铭文识别来说,网络对铭文字形细节特征的提取能力会对分类准确率产生影响。而卷积神经网络会随着卷积层数的增加,丢失铭文的部分轮廓细节特征信息。

针对以上问题,本研究提出一种融合 SURF 铭文形态细节特征的小型 AlexNet 模型:在经典 AlexNet 的基础上优化卷积层层数,将原来 5 层卷积层减少至 4 层,降低模型的复杂度;除去原网络中的 local

response normalization(LRN)层,在每一个卷积层后引入 batch normalization(BN)层,使每层数据的分布情况一致,加快网络的训练和收敛速度;同时增强训练样本的相关性,使得同一个样本的输出不仅仅依赖于样本本身,也取决于该样本同属训练批次的其他样本,在一定程度上缓解过拟合现象。针对单一 AlexNet 对铭文

轮廓形态特征提取不足的问题,在网络的全连接层中加入由 SURF 算子提取到的青铜器铭文边缘轮廓形态特征,将 SURF 铭文形态特征与 AlexNet 全局信息特征相融合,生成新的融合 AlexNet-SURF 特征,将融合后的特征输入分类器进行训练。改进后的网络模型具体结构如图 5 所示:

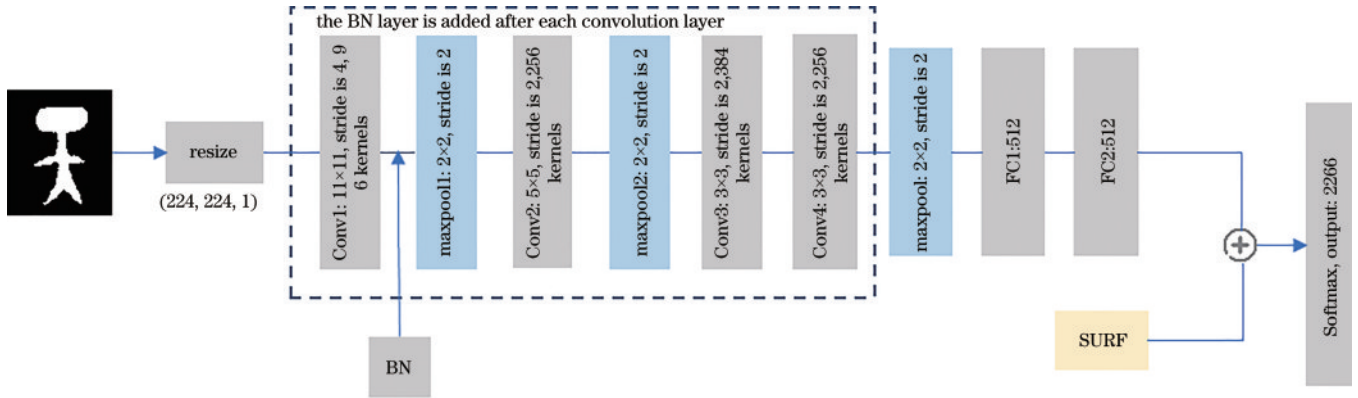


图 5 融合 SURF 铭文形态细节特征的 AlexNet 模型结构图

Fig. 5 Structure diagram of AlexNet model integrating morphological details of SURF inscription

BN 层的具体步骤如下:

1) 输入经过卷积层后的铭文图像数据  $\beta = \{x_1, \dots, m\}$ , 计算铭文图像数据样本的均值  $\mu_\beta$  和方差  $\sigma_\beta^2$ :

$$\mu_\beta \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \quad (9)$$

$$\sigma_\beta^2 \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_\beta)^2. \quad (10)$$

2) 对数据进行归一化处理:

$$\hat{x} \leftarrow \frac{x_i - \mu_\beta}{\sqrt{\sigma_\beta^2 + \epsilon}}. \quad (11)$$

3) 使归一化数据通过尺度因子  $r$  和平移因子  $\beta$ , 将归一化值调整为标准正态分布。

$$y_i \leftarrow r\hat{x}_i + \beta \equiv \text{BN}_{r, \beta}(x_i). \quad (12)$$

融合 SURF 算子轮廓细节特征的铭文分类方法步骤如下:

1) 第 1 卷积层输入的数据为 (224, 224, 1) 二值青铜器铭文图片, 卷积层由 96 个大小为  $11 \times 11$  的卷积核构成, 采用的激活函数为 ReLU, 使用 same padding 进行填充, 步长为 4。在第 1 层卷积层后加入 BN 层, 对数据进行 BN 处理, 池化层中卷积核大小为  $2 \times 2$ , 步长为 2。

2) 第 2 卷积层的输入数据为 (28, 28, 96)。Conv\_2 由 256 个大小为  $5 \times 5$  的卷积核构成, 步长为 2, 激活函数为 ReLU, 使用 same padding 进行填充, 在卷积层后加入 BN 层, 之后对数据进行池化处理。

3) 第 3 卷积层的输入数据为 (14, 14, 256), Conv\_3 由 384 个大小为  $5 \times 5$  的卷积核构成, 步长为 2, 在卷

积层后加入 BN 层, 激活函数为 ReLU, 使用 same padding 进行填充。

4) 第 4 卷积层输入数据为 (14, 14, 384), 卷积层由 256 个大小为  $5 \times 5$  的卷积核构成, 在卷积层后加入 BN 层, 激活函数为 ReLU, 使用 same padding 进行填充, 池化层中卷积核大小为  $2 \times 2$ , 步长为 2, 输出的数据为 (7, 7, 256)。

5) 将第 4 卷积层的输出数据降为一个维数组, 并进行 BN 处理, 然后通过 ReLU 激活函数生成 512 个值作为 fully\_connected\_1 的输出结果。

6) 将一维化后的 fully\_connected\_1 输出结果与一维化后的 SURF 特征使用 Concat 方式进行拼接, 得到 AlexNet\_SURF 融合特征。将融合后的特征作为输入经过 fully\_connected\_2 全连接层, 使融合特征转化为 512 维, 生成 512 个融合特征值作为 fully\_connected\_2 的输出结果。

7) 将融合特征输入 Softmax 分类器中, 完成青铜器铭文的多分类任务。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验环境

实验环境为 Windows 10 操作系统, 采用 Python 作为实验的编程语言。实验设备为基于 Intel(R) Core (TM) i7-8700 处理器和 NVIDIA GeForce 的 RTX 2070 的 GPU。深度学习框网络架为 Tensorflow 1.13.1, Keras 2.2.4。

### 4.2 实验数据

实验数据基于《新金文编》, 该著作收录了商、周 (至战国末) 两代铸刻在青铜器上的古汉字。使用自

动分割算法获取铭文二值图像数据,共采集到有效青铜器铭文 2266 类,每类包含不同变体的青铜器铭文图片 5~25 张。经数据预处理后,将同一类青铜器铭文图片放入同一文件夹中,建立包含 237930 张、2266 类的青铜器铭文标准数据库。按照 8:1:1 的分

配比例随机挑选青铜器铭文标准库中的 190344 张青铜器铭文图片作为训练集,23793 张青铜器铭文图片作为验证集,23793 张青铜器铭文图片作为测试集,本实验均在该数据库下进行。预处理过程如图 6 所示。

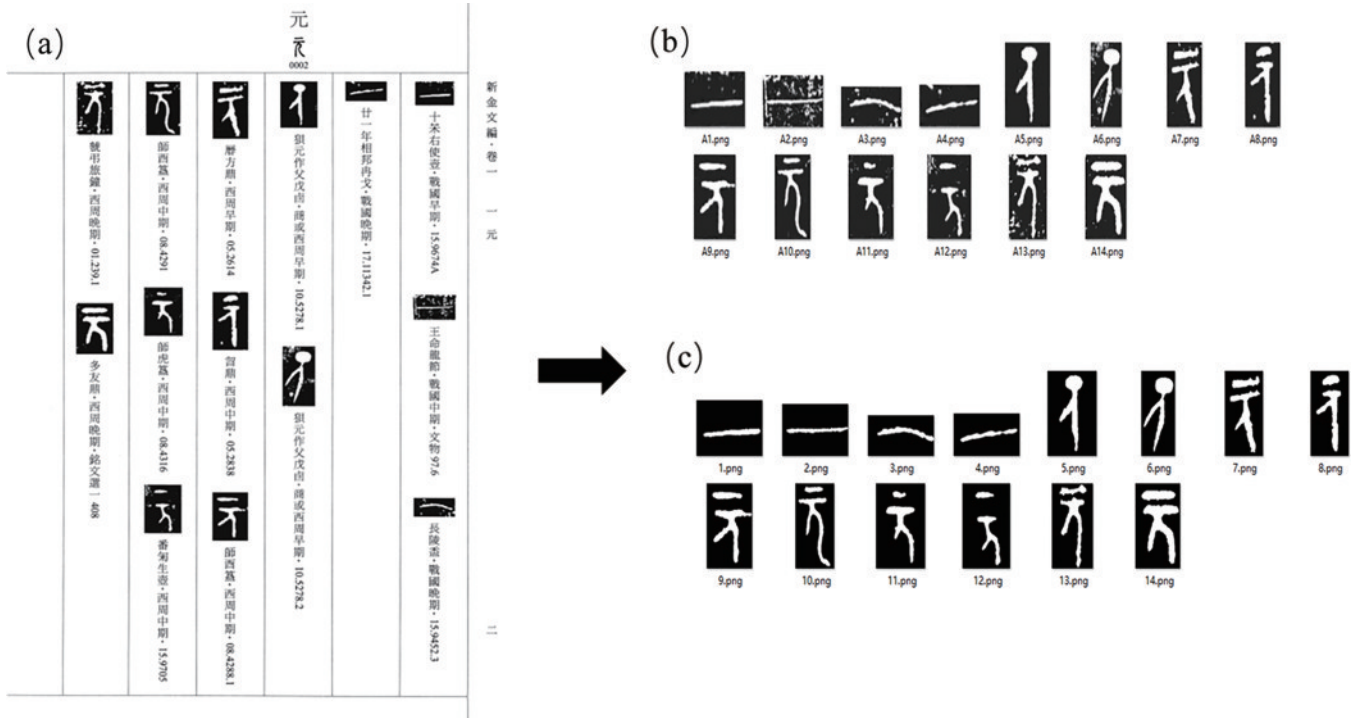


图 6 青铜器铭文图片预处理。(a)《新金文编》中青铜器铭文图片;(b)截取后铭文图片;(c)孔洞填充后青铜器铭文图片  
Fig. 6 Bronze inscription picture pre-processed. (a) Picture of bronze inscriptions in the *New Inscriptions on Bronze Chronicles*; (b) pictures of inscription after cropping; (c) bronze inscription pictures after hole filling

### 4.3 网络模型的训练与测试

实验选取 190344 张大小为  $224 \times 224$  的二值青铜器铭文图片作为训练集,23793 张作为测试集,学习率 (learning\_rate) 设置为 0.001,迭代次数 (epoch) 设置为 30。以融合交叉熵损失函数 (coss entropy loss) 与 Softmax 函数作为网络的分类器,能够很好地评估当前训练得到的概率分布与真实分布的差异情况。交叉熵损失函数的表达式为

$$L_{\text{coss entropy loss}} = L_{\text{Softmax loss}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \log \left[ \frac{\exp(h_w)}{\sum_{j=1}^c \exp(h_j)} \right], \quad (13)$$

式中: $h$ 是卷积神经网络全连接层的输出结果, $h_w$ 是全连接层的第  $w$  个值; $N$ 为分类的类别数量(在本实验中  $N$ 为 2266); $p_i$ 是样本的真实值。

为了更好地评估所提算法对铭文图像的分类准确率,设计消融实验。使用 5 折交叉验证的方法分别选取 5 组不同训练集与测试集验证传统 AlexNet、改进后的 AlexNet、SURF 算子和所提算法的分类正确率,实验结果如表 1 所示。

由表 1 可知,传统 AlexNet 的分类准确率均值为 83.82%, Improved\_AlexNet 的分类准确率均值为 95.42%, SURF 特征得到的分类准确率均值为

表 1 不同算法的分类正确率

Table 1 Classification accuracy of different algorithms

Five-fold cross validation	Algorithm accuracy / %			
	AlexNet	Improved_AlexNet	SURF	Improved_AlexNet+SERF
1	83.4	94.3	82.5	98.8
2	82.1	96.1	81.8	98.5
3	86.5	94.9	82.1	98.8
4	82.3	95.3	81.7	99.2
5	84.8	96.5	82.3	98.9

82.08%，所提算法 Improved\_AlexNet+SERF 的分类识别准确率的均值为 98.84%。所提算法相较于其他算法对铭文分类正确率更高，更适合青铜器铭文的分类任务。

图 7 为传统 AlexNet、Improved\_AlexNet 和 Improved\_AlexNet+SERF 模型迭代 30 次后的损失和准确率曲线图。图 7(a)、(b) 为传统 AlexNet 对青铜器铭文的分类结果，由图可知，传统 AlexNet 在迭代 8 次后模型开始收敛，网络模型训练集结果趋于稳定，但网络的测试集分类准确率远远低于训练集的分类准确率，测试集的损失也不够稳定。实验结果表明，传统 AlexNet 模型直接用于青铜器铭文的分类效果不佳，且存在一定的过拟合现象。图 7(c)、(d) 为改进后的 AlexNet 对铭

文的分类结果，改进后的网络能有效缓解过拟合现象，提升铭文分类准确率，但是损失值曲线仍有一定的波动，网络模型不够稳定。图 7(e)、(f) 为所提算法对铭文的分类结果。由图 7(e) 可知，该模型在进行 25 次左右的迭代后训练集损失值 (train loss) 和测试集损失值 (test loss) 均开始收敛，且两者都趋近于 0，说明迭代 20 次后网络达到拟合状态，且模型并未出现过拟合或欠拟合现象。由图 7(f) 可知，经过 25 次迭代后该算法对铭文的分类准确率均在 95% 以上。即所提网络模型损失曲线较平滑稳定，对青铜器铭文图片的分类准确率最佳。

为了更好地验证所提模型对青铜器铭文的识别效果，将其与 LetNet5、Vgg13、Vgg16、ResNet 等模型进

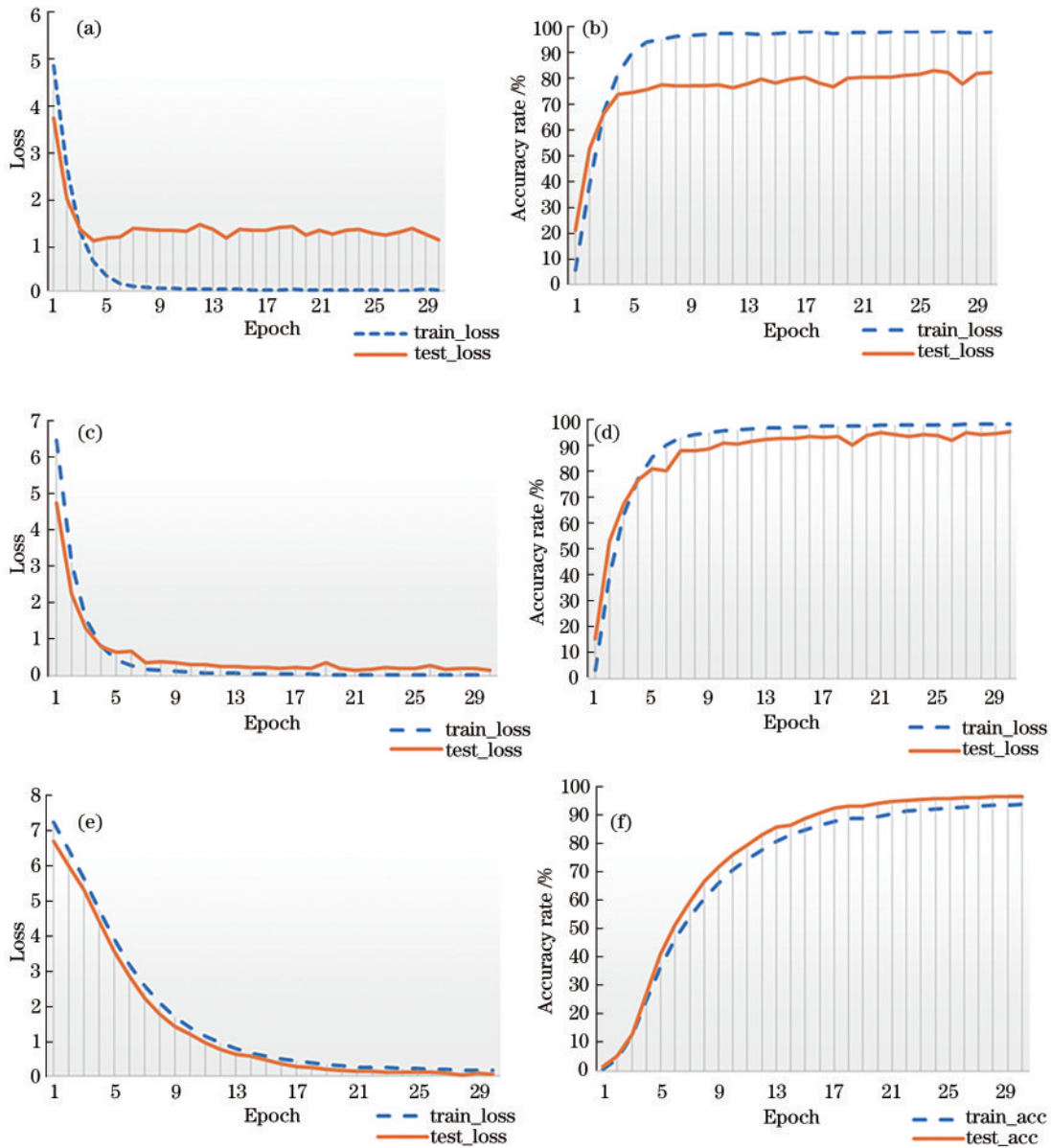


图 7 算法改进前后铭文分类结果对比图。(a) AlexNet\_loss; (b) AlexNet\_accuracy; (c) Improved\_AlexNet\_loss; (d) Improved\_AlexNet\_accuracy; (e) proposed\_loss; (f) proposed\_accuracy

Fig. 7 Comparison of inscription classification results before and after algorithm improvement. (a) AlexNet\_loss; (b) AlexNet\_accuracy; (c) Improved\_AlexNet\_loss; (d) Improved\_AlexNet\_accuracy; (e) proposed\_loss; (f) proposed\_accuracy

行对比。对比实验中选用 2266 类不同青铜器铭文图像,采用准确率 (accuracy)、召回率 (recall)、精确率 (precision)、F1 值等作为评价指标,对不同算法的识别分类结果进行综合评价。不同算法对青铜器铭文的识别结果如表 2 所示。

表 2 不同算法对青铜器铭文的识别结果

Table 2 Recognition results of bronze inscriptions by different algorithms

Algorithm	Recall	Precision	F1	Accuracy /%	Loss
LeNet5	0.431	0.422	0.438	43.45	2.55
Vgg13	0.788	0.778	0.811	81.9	1.06
Vgg16	0.793	0.816	0.79	81.75	1.27
RestNet	0.903	0.901	0.924	90.85	0.33
Proposed algorithm	0.986	0.986	0.987	98.86	0.049

由表 2 可知,由于青铜器铭文图片的特殊性,采用传统卷积神经网络算法并不能全面提取铭文图像的轮廓形态细节特征和全局信息特征,铭文分类识别准确率不高。而所提算法相比于单一的卷积神经网络算法能提取到更多铭文数据中同类别之间的共性,具有更高的分类识别准确率,平均识别准确率高达 98.86%,远高于传统的 Vgg16、Vgg13、LeNet5、ResNet 等算法。同时所提算法也具有更优的召回率、精确率和 F1 值,采用其对青铜器铭文进行识别时,效果均优于经典卷

积神经网络模型。实验结果表明,改进后的算法具有更好的稳定性、更高的识别准确率,能有效解决青铜器铭文识别准确率低的问题,为小样本古字识别提供新思路。

#### 4.4 算法的应用

为了验证该算法的泛化性能,选用文物考古发掘过程中实际出土的铭文图片对该算法进行测试,并截取部分铭文作为检测对象,验证该算法在实际应用中的检测效果。真实铭文拓片如图 8 所示。

图 9 为所提算法的铭文识别结果,从图中可以看出,所提算法能够有效提取到青铜器铭文的字形形态特征。因此,融合形态特征的小样本青铜器铭文识别

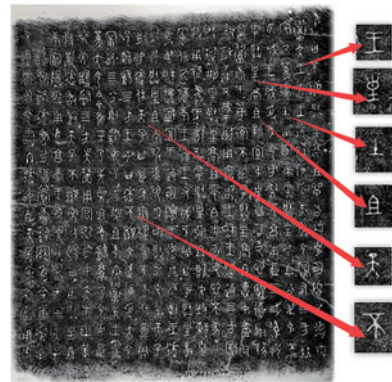


图 8 真实的铭文图片

Fig. 8 Real inscription picture

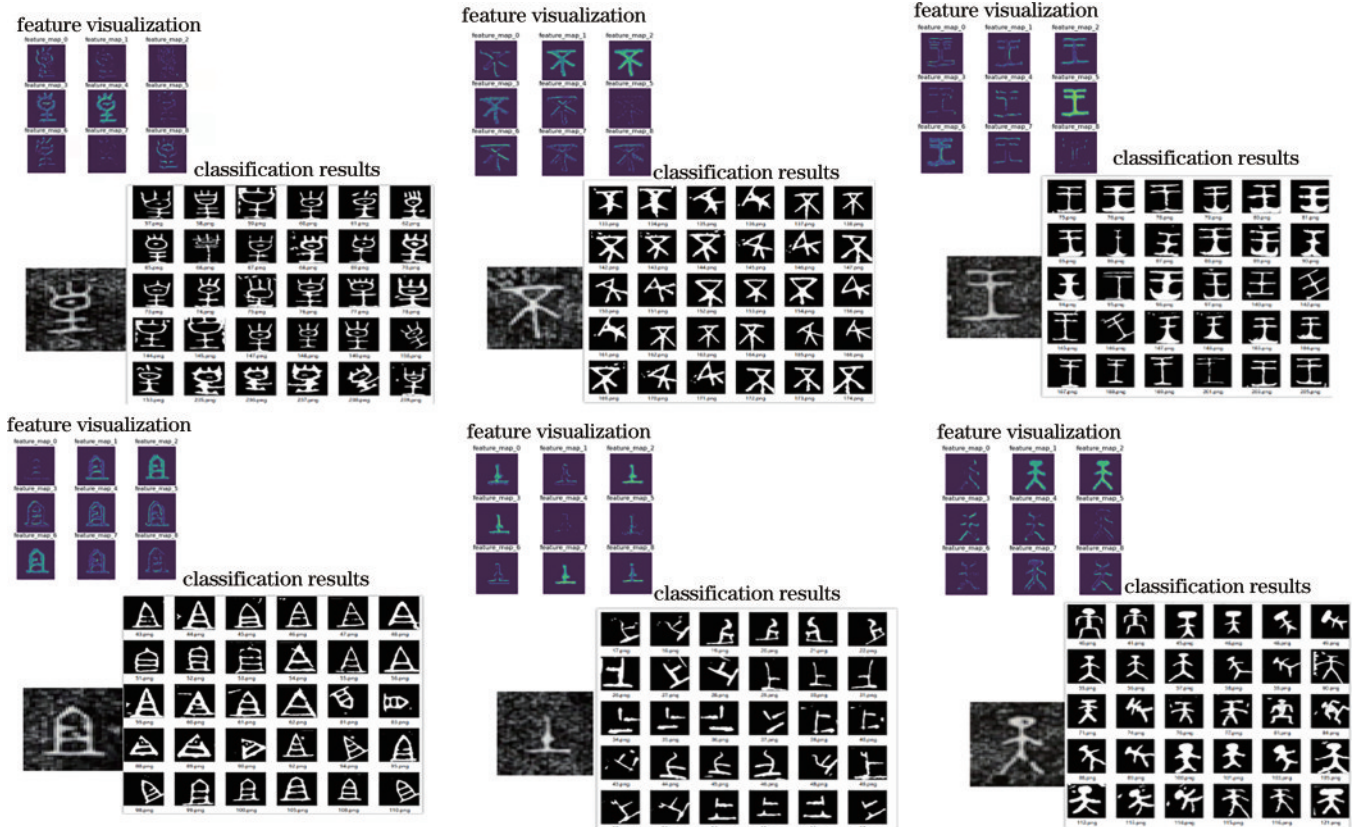


图 9 青铜器铭文分类识别结果

Fig. 9 Classification and recognition results of bronze inscriptions



算法能够抽象概括提取出同一变体下不同铭文图片的共同特征,对于考古发掘中的实际青铜器铭文具备良好的识别效果和泛化能力,对古文字的释读、解义具有较好的辅助作用。

## 5 结 论

提出一种融合形态特征的小样本青铜器铭文分类方法。针对特殊的小样本青铜器铭文数据集,引入形态学算法对铭文图像进行孔洞填充预处理,同时采用几何扩充算法扩增青铜器铭文图像,建立标准青铜器铭文数据库。以 AlexNet 卷积神经网络为基础,减少模型的卷积层,同时引入批量归一化的方法,改善传统神经网络算法应用于铭文识别所产生的过拟合问题,同时在改进后的 AlexNet 模型中加入 SURF 算子提取铭文的轮廓形态特征,增强算法的细节提取能力。实验结果表明,所提方法对青铜器铭文的识别准确率为 98.86%, 优于 LeNet5、Vgg13、Vgg16、ResNet、AlexNet 等传统网络模型,更加适用于青铜器铭文的分类任务。

## 参 考 文 献

- [1] 胡长春, 吴劲松. 近十年来(2001—2010)的殷周青铜器铭文研究综述[J]. 学术界, 2011(3): 197-205, 288.  
Hu C C, Wu J S. The synthesis of collection and research of inscription on bronze objects in Yin and Zhou dynasty unearthed from 2001 to 2010[J]. Academics, 2011(3): 197-205, 288.
- [2] 韩荣蓉. 《金文大字典》隶定研究[D]. 石家庄: 河北师范大学, 2011: 1-23.  
Han R R. A study on the Li-ding of the great bronze inscriptions dictionary[D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2011: 1-23.
- [3] 高崇文. 西周青铜器铭文书法风格与演变[D]. 石家庄: 河北师范大学, 2016.  
Gao C W. The Western Zhou dynasty bronze inscription calligraphy style and evolution[D]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2016.
- [4] 王旭初, 刘辉煌, 牛彦敏. 融合多尺度局部特征与深度特征的双目立体匹配[J]. 光学学报, 2020, 40(2): 0215001.  
Wang X C, Liu H H, Niu Y M. Binocular stereo matching by combining multiscale local and deep features [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(2): 0215001.
- [5] 刘文腾, 王慧琴, 王可, 等. 基于拓扑与网格双特征的铭文图形成识别方法[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.
- [6] 赵若晴, 王慧琴, 王可, 等. 基于方向梯度直方图和灰度共生矩阵混合特征的金文图像识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121003.  
Zhao R Q, Wang H Q, Wang K, et al. Recognition of bronze inscriptions image based on mixed features of histogram of oriented gradient and gray level Co-occurrence matrix[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121003.
- [7] 商立丽, 王慧琴, 王可, 等. 基于 Hu 矩和 TF-KSURF 的多测度青铜器铭文相似性度量方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810009.  
Shang L L, Wang H Q, Wang K, et al. Multi-measure similarity method for interpreting bronze inscriptions based on hu moment and TF-KSURF[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810009.
- [8] 李昕鑫. 商周金文管理与识别系统的研究与实现[D]. 合肥: 安徽大学, 2014: 1-29.  
Li X X. Research and implementation of management and recognition system of Shang and Zhou dynasties bronze inscription[D]. Hefei: Anhui University, 2014: 1-29.
- [9] 刘艳菊, 伊鑫海, 李炎阁, 等. 深度学习在场景文字识别技术中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 52-63.  
Liu Y J, Yi X H, Li Y G, et al. Application of scene text recognition technology based on deep learning: a survey [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 52-63.
- [10] Dong D S, Shi K B. Solving the missing cone problem by deep learning[J]. Advanced Photonics, 2020, 2(2): 020501.
- [11] Feng S J, Chen Q, Gu G H, et al. Fringe pattern analysis using deep learning[J]. Advanced Photonics, 2019, 1(2): 025001.
- [12] 武子毅, 刘亮亮, 张再跃. 基于集成注意力层卷积神经网络的汉字识别[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(8): 100-103.  
Wu Z Y, Liu L L, Zhang Z Y. Chinese character recognition of convolutional neural network of integration attention layer[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(8): 100-103.
- [13] 石佳钰, 殷雁君, 刁明皓, 等. 基于改进的 VGG-Net 的手写蒙古文字元识别[J]. 内蒙古师范大学学报(自然科学版), 2021, 50(2): 127-133.  
Shi J Y, Yin Y J, Diao M H, et al. Mongolian character recognition based on VGG-NET[J]. Journal of Inner Mongolia Normal University (Natural Science Edition), 2021, 50(2): 127-133.
- [14] 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.
- [15] Luo W K, Sei-Ichiro K. Radical region based CNN for offline handwritten Chinese character recognition[C]// 2017 4th IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR), November 26-29, 2017, Nanjing, China. New York: IEEE Press, 2017: 542-547.
- [16] Wu Y C, Yin F, Liu C L. Improving handwritten Chinese text recognition using neural network language models and convolutional neural network shape models [J]. Pattern Recognition, 2017, 65: 251-264.

- [17] Islam A, Hasan M R, Rahaman R, et al. Designing ANN using sensitivity & hypothesis correlation testing [C]//2007 10th international conference on computer and information technology, December 27-29, 2007, Dhaka, Bangladesh. New York: IEEE Press, 2007.
- [18] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [19] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [20] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-09-04)[2021-04-05]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [21] 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, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [22] 张德才, 周春光, 周强, 等. 基于轮廓的孔洞填充算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2011, 49(1): 82-86.
- Zhang D C, Zhou C G, Zhou Q, et al. Hole-filling algorithm based on contour[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2011, 49(1): 82-86.
- [23] 张燕, 曾立波, 吴琼水, 等. 一种适用于任意形状区域的快速孔洞填充算法[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(12): 136, 155-156.
- Zhang Y, Zeng L B, Wu Q S, et al. A rapid hole filling algorithm for arbitrary shape[J]. Application Research of Computers, 2004, 21(12): 136, 155-156.
- [24] 赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(3): 921-923.
- Zhao L L, Geng G H, Li K, et al. Images matching algorithm based on SURF and fast approximate nearest neighbor search[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(3): 921-923.
- [25] 徐明, 刁燕. 基于 SURF 算子与 FLANN 搜索的图像匹配方法研究[J]. 现代计算机, 2020(14): 49-52, 57.
- Xu M, Diao Y. Image matching method based on SURF operator and FLANN search[J]. Modern Computer, 2020 (14): 49-52, 57.