

队伍编号	MC2404275
题号	(B)

甲骨文智能识别中原始拓片单字自动分割与识别研究

摘要

甲骨文是中国古代的一种文字，多写在龟甲、兽骨上，距今已有 3600 多年的历史。它是迄今为止已知的最大的汉字形式，甲骨文的研究不仅有助于更好地了解古代文明，而且对现代汉字的历史和发展提供了重要的指导。随着技术的发展，其研究也进入了一个新的阶段。古代甲骨拓片的制作和保存是一个困难且耗时的过程，而智能技术的运用可以提高研究质量，从而支撑甲骨文的深度和细节的研究。

针对问题一：对附件一给出的三张甲骨文原始拓片图像进行图像预处理，包括但不限于对图像数据进行了尺寸调整；归一化；数据增强，等常规的图像数据处理方法，为了更好的分析甲骨文在图像中的信息以及为问题二数据准备，还对附件二所给的甲骨文图像相关信息拟合了其数学分布，结果在论文中展示。

针对问题二：为了建立一个快速准确的甲骨文图像分割模型，使用了优化后的 YOLOv5 模型。YOLOv5 是一个强大的图像处理模型，在此基础上，对附件二提供的甲骨文图像做了进一步的数据处理，利用处理后的数据微调 YOLOv5，在所提供的数据上，共训练了 50 个 epoch，识别准确率达到高水平。为了评估模型，计算了模型在训练数据上的 F1_CURVE、P_CURVE、R_CURVE 和 PR_CURVE 曲线和混淆矩阵。具体结果在论文中给出了展示与分析。

针对问题三：利用问题二微调过后的 YOLOv5 模型，对附件三所提供的数据进行了自动单字分割，统计了对每张图像的处理时间，在单个 CPU 上，对附件三 200 张甲骨文原始拓片图像进行自动分割，每张图片平均耗时 823.6ms，达到了非常快的速度。共自动检测分割出 1447 个甲骨文，切割效果很好。

针对问题四：建立了一个 Inceptionv3 分类模型，利用 40617 张甲骨文原始拓片图像进行 12 个 epoch 的训练，准确率达 99.7%，F1 值达 99.8%。利用问题二的模型自动分割 50 张测试集图像，共得到 301 个甲骨文图像，然后使用训练好的 Inceptionv3 模型进行文字识别，结果在论文中展示和分析。

关键词：智能识别；YOLOv5 模型；自动分割；Inceptionv3

目录

摘要	1
1 引言	2
1.1 问题背景	2
1.2 问题重述	2
2 模型假设	4
3 符号说明	4
4 问题一模型建立与求解	5
4.1 数据描述和问题一分析	5
4.2 问题一求解	5
5 问题二模型建立与求解	7
5.1 数据描述和问题二分析	7
5.2 模型的建立	8
5.3 问题二求解	9
6 问题三模型建立与求解	15
6.1 数据描述和问题三分析	15
6.2 问题三求解	15
7 问题四模型建立与求解	17
7.1 数据描述和问题四分析	17
7.2 模型的建立	18
7.3 问题四求解	21
8 模型评估和未来工作	23
8.1 模型的优点	23
8.2 模型的缺点	23
8.3 未来工作	23
9 参考文献	25

1 引言

1.1 问题背景

甲骨文是中国古代的一种文字，通常写在龟甲、兽骨上。它是迄今为止已知的最大的汉字形式，对于研究中国社会、文化、语言和符号的历史非常重要。甲骨文的研究不仅有助于我们更好地了解古代文明，而且对现代汉字的历史和发展提供了重要的指导。

随着数字化技术的发展，甲骨文的研究也进入了一个新的阶段。原始甲骨片的拓片制作和保存是一个复杂且耗时的过程，而智能识别技术的应用可以大大提高研究效率，减少人为因素的干扰，从而促进甲骨文研究的深入和扩展。

本文旨在探讨利用当今的智能工具，特别是计算机视觉和深度学习算法，实现甲骨文拓片的自动分割和识别。该研究不仅对甲骨文的数字化保护和研究具有重要意义，而且在支撑智力和保护方面也有广泛的应用。

1.2 问题重述

问题 1 对提供的原始甲骨文拓片图像进行初步图像处理，提取图像特征，创建甲骨文图像作为初步模型，并完成对甲骨文中相关内容的初步完整分析图像。

问题 2 分析原始甲骨拓片图像，创建快速准确的甲骨文图像分割模型，学习不同甲骨文原始拓片图像的自动分割以及不同维度的模型评估。附件 2 (Train 文件夹) 是一个列表和分段文件。

问题 3 使用图像分割模型选取 200 张原始图像进行分割。

问题 4 根据之前关于甲骨原拓片图像文字分割研究的问题，请使用适当的方法来识别原甲骨拓片的文字。提供了一些甲骨文（不限于本教程，其他文件可以自行查找，如果使用外部来源，请在文档中注明出处）。最后一组图像并呈现适当的结果。

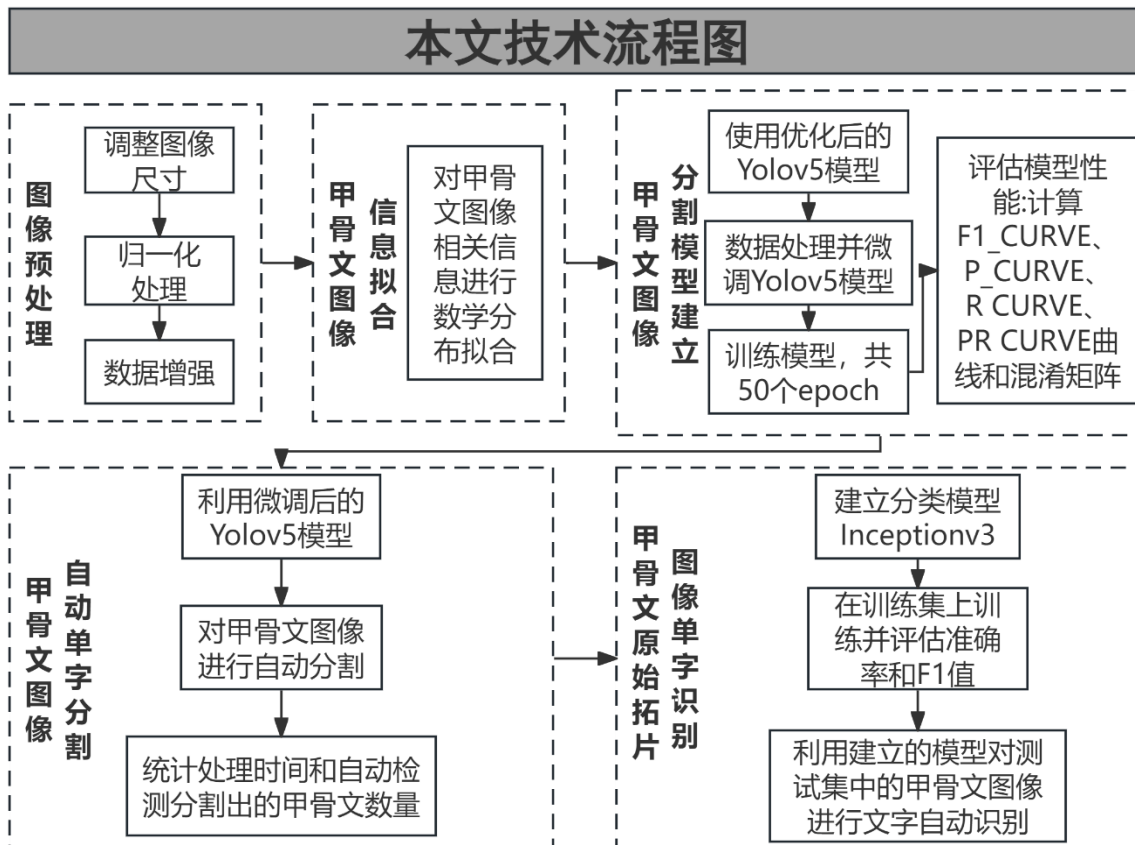


图 1-1 本文技术流程图

2 模型假设

- ◆ 假设甲骨文拓印的图像会存在很多质量问题，比如模糊、噪点、光照不同、损坏等。假设这些质量问题可以通过优先级技术来改善，从而提高分割和识别的准确性。
- ◆ 假设甲骨文文字有不同的形体和写法，同一个文字会看到不同拓片的不同形状和大小。假设通过深度学习模型强大的特征提取能力，可以学习到字符的重要特征，从而实现各类字符的准确识别。
- ◆ 假设甲骨文拓片的符号排列不稳定，可能存在符号不均匀、线条距离等问题。假设通过创建鲁棒的分割算法定位和分割字符，保持良好的分割。
- ◆ 假设模型能够进行良好的泛化，并且能够处理研究材料中未出现过的新的拓片图像。人们认为，通过预言符号可以很好地建立模型来了解新的符号或变化。
- ◆ 假设有足够的计算机硬件来处理和分析许多甲骨文拓片图像，包括高性能的 GPU 和足够的存储空间。
- ◆ 假设高质量的注释数据集对于训练识别良好模式很重要，但少量数据集可能存在问题。通过数据增强技术和迁移学习策略，可通过数据增强技术和迁移学习策略针对有限数据集训练具有强泛化能力的模型。

3 符号说明

本文使用的关键符号列于表 1 中。

表 1 本文使用的符号

符号	介绍
b_x	目标框中心点 x 坐标
b_y	目标框中心的 y 坐标
b_w	目标框宽度
b_h	目标框高度
box_gain	目标框损失
cls_gain	分类损失
obj_gain	置信度损失

4 问题一模型建立与求解

4.1 数据描述和问题一分析

对于给定的甲骨文图像数据，进行数据预处理是必要的。这个过程包括尺寸调整、归一化、数据增强和图像增强。首先，调整图像的尺寸以适应模型的输入要求，通常是正方形或特定的长宽比。接着，进行归一化处理，将像素值缩放到一个固定的范围内，以方便模型的训练。然后，采用数据增强技术，如随机旋转、裁剪、翻转、调整亮度和对比度等，以增加训练数据的多样性，提高模型的泛化能力。最后，对图像进行增强操作，如调整亮度、对比度、锐度和颜色等，以增强图像的特征。在论文中，还通过拟合了甲骨文图像的相关信息数学分布，进一步分析了甲骨文在图像中的信息，使用 yolov5 的主干网络提取特征进行数据预处理。

4.2 问题一求解

使用 yolov5 的主干网络当特征提取器，将甲骨文原始拓片图像输入特征提取器获取数据的主要特征。为了让深层次的网络模型达到更好的训练效果，残差网络提出了残差映射替换以往的基础映射。对于输入 x ，期望输出 $H(x)$ ，网络利用恒等映射将 x 作为初始结果，将原来的映射关系变成 $F(x)+x$ 。与其让多层卷积去近似估计 $H(x)$ ，不如近似估计 $H(x)-x$ ，即近似估计残差 $F(x)$ 。因此，ResNet 相当于将学习目标改变为目标值 $H(x)$ 和 x 的差值，后面的训练目标就是要将残差结果逼近于 0。

在此基础上，进行使用小卷积核卷积^[1]过滤掉一些无用信息。对 labels 数据进行了归一化，并归一化后的结果拟合其分布，分析甲骨文图像数据相关信息例如标签的分布、甲骨文在图像中标签坐标中点 x 、 y 分布、甲骨文出现在图片中的大小（labels 的宽和高）的分布情况，结果如图 4-2、4-3 所示。

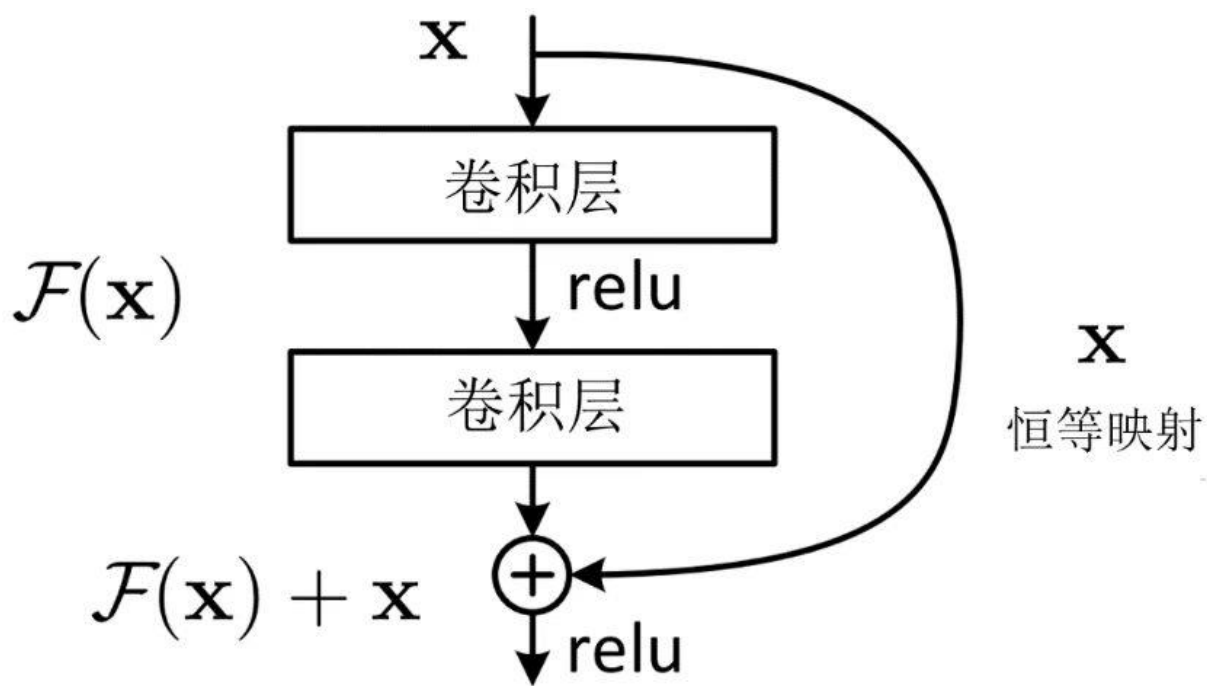


图 4-1 网络模型训练流程图

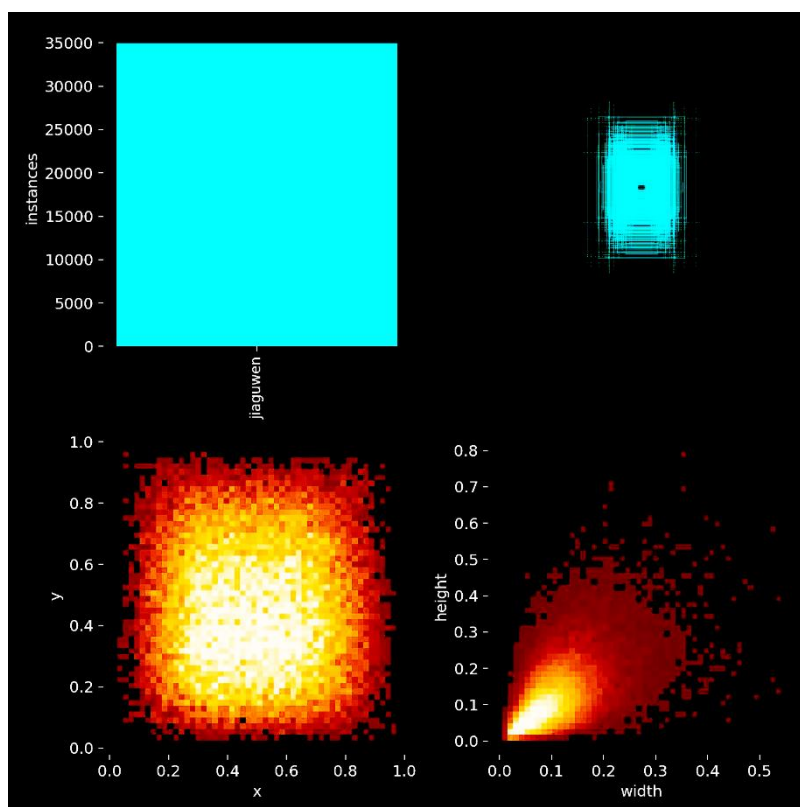


图 4-2 labels 分布情况

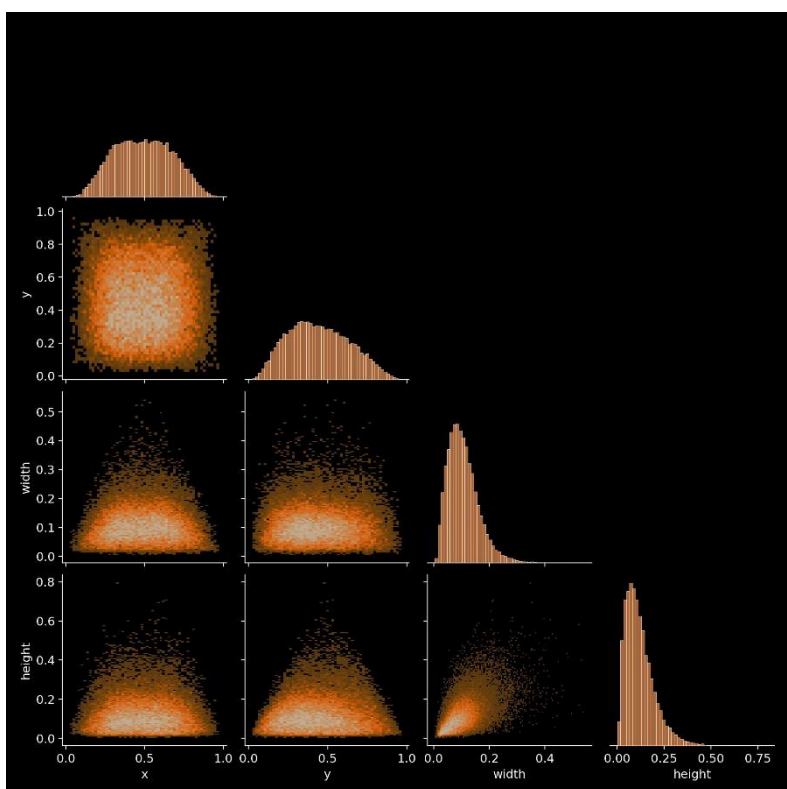


图 4-3 分割框中心点分布情况

从结果来看，可以知道，甲骨在图像数据中的位置是平均的，所有的分布都遵循正态分布，说明数据质量较高，这对于训练模型是有好处的。

5 问题二模型建立与求解

5.1 数据描述和问题二分析

在问题一的基础上，围绕建立一个快速准确的甲骨文图像分割模型展开研究。选择了优化后的 YOLOv5 模型作为图像分割模型^[2]的基础。YOLOv5 是一个强大的图像处理模型，具有良好的性能。针对附件二提供的甲骨文图像数据，进行了进一步的数据处理，以便于能利用所有的数据微调 YOLOv5 模型。在训练过程中，在提供的数据集上进行了 50 个 epoch 的训练，模型的识别准确率达到了高水平。为了评估模型的性能，计算了模型在训练数据上的 F1_CURVE、P_CURVE、R_CURVE 和 PR_CURVE 曲线以及混淆矩阵，并在此节进行了详细的展示与分析。此外，还对部分分割结果进行了可视化，以验证模型的分割能力。

5.2 模型的建立

Yolov5 是一种基于深度学习的目标检测模型，它是由 Ultralytics 公司开发的，并于 2020 年发布。Yolov5 基于单阶段目标检测方法，具有高度的准确性和速度，并在许多实际应用中表现出色。Yolov5 在模型结构上进行了一些改进和简化，以提高速度和准确性。其主要特点包括：

轻量级模型设计：Yolov5 采用了轻量级模型设计，通过改进网络结构和训练策略，提高了速度和检测精度。

特征金字塔网络：Yolov5 引入了特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network, FPN)，用于多尺度特征的提取和融合，从而提高了对不同尺度目标的检测能力。

自适应推理阈值：Yolov5 引入了自适应推理阈值，根据检测置信度自动调整阈值，提高了模型的鲁棒性。

模型简化和优化：Yolov5 对模型结构进行了简化和优化，使模型更易于训练和部署，并且具有更好的性能表现。

Yolov5 模型^[3]的设计使得它在目标检测任务中具有很高的灵活性和通用性，可以应用于各种场景，如车辆检测、行人检测、物体计数等。它在速度和准确性上的表现使得它成为了许多实际项目和竞赛中的首选模型之一。模型结构如图 5-1 所示。

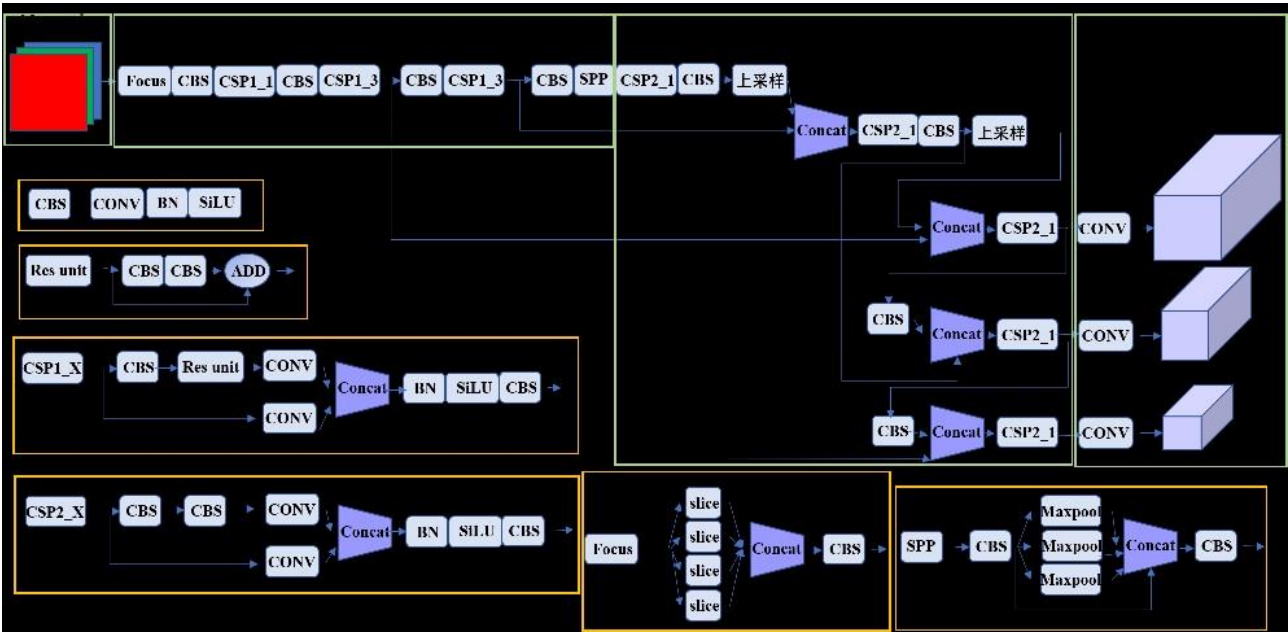


图 5-1 yolov5 模型结构

Yolov5 目标框回归计算公式如 (5-1) 所示。

$$\begin{aligned}b_x &= 2\sigma(t_x) - 0.5 + c_x \\b_y &= 2\sigma(t_y) - 0.5 + c_y \\b_h &= p_w \times (2\sigma(t_w))^2 \\b_h &= p_h \times (2\sigma(t_h))^2\end{aligned}\tag{5-1}$$

YOLOv5 对特征图上的每个网格进行预测，得到的预测信息与真实信息进行对比，从而指导模型下一步的收敛方向。损失函数的作用就是衡量预测信息和真实信息之间的差距，若预测信息越接近真实信息，则损失函数值越小。YOLOv5 的损失主要包含三个方面：目标框损失 (*bbox_loss*)、分类损失 (*cls_loss*)、置信度损失 (*obj_loss*)。总损失的表达式如公式 (5-2) 所示。

$$L_{\text{ass}} = \text{box_gain} \times \text{bbox_loss} + \text{cls_gain} \times \text{cls_loss} + \text{obj_gain} \times \text{obj_loss} \tag{5-2}$$

其中 *box_gain*、*cls_loss*、*obj_gain* 分别对应不同的损失权重，默认值分别为 0.05, 0.5, 1.0。

5.3 问题二求解

首先，对赛题的数据进行了一些预处理，现有的数据格式是给出了检测框左上角和右下角两个点的坐标，而 yolo 接受的输入是检测框中心点的横坐标和纵坐标以及检测框的宽和高。使用 python 脚本对 json 文件进行了处理，使其转化为 yolo 接受的 txt 文件。接着对模型进行了一些改造，例如分类头数量的变化以及进入 yolo 主干网络前的数据预处理。为了评估模型的性能，计算了在训练集上 50 个 epoch 的 F1_CURVE、P_CURVE、R_CURVE、PR_CURVE 和 F1 曲线是用于评估二元分类器性能的一种图形化指标。它显示了在不同阈值下的 F1 分数随着真阳性率（召回率）的变化情况。F1 分数是精确度（Precision）和召回率（Recall）的调和平均值，它可以帮助在精确度和召回率之间找到一个平衡点。“P curve” 通常指代 “Precision-Recall curve”，即精确度-召回率曲线。它是用于评估分类模型性能的一种常见工具，特别是在处理不平衡数据集时。Precision-Recall 曲线显示了在不同阈值下的精确度和召回率之间的关系。精确度

(Precision)是被正确分类的正例占有所有被分类为正例的样本的比例，召回率(Recall)是被正确分类的正例占有所有实际正例的样本的比例。绘制 P-R 曲线的过程类似于绘制 ROC 曲线，只是在 P-R 曲线中，横轴通常是召回率，纵轴是精确度。在绘制过程中，可以通过在模型输出的概率或得分上变化阈值，计算不同阈值下的精确度和召回率，并绘制曲线。P-R 曲线对于不平衡数据集的分类器评估尤为重要，因为它可以更清晰地显示出分类器在不同类别之间的性能差异。

通常情况下，当类别不平衡时，使用 P-R 曲线比 ROC 曲线更能展现出分类器的优势和缺陷。各指标结果如图 5-2、5-3、5-4、5-5 所示。

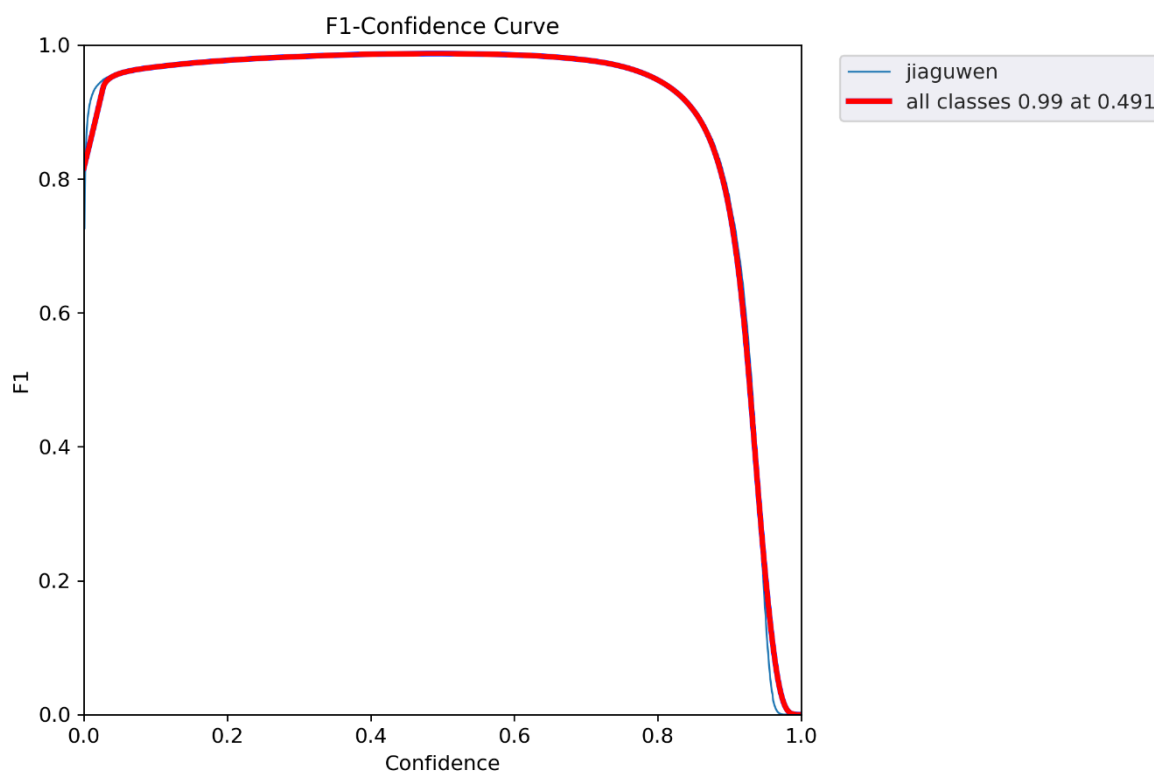


图 5-2 yolo 在训练集上的 F1 曲线

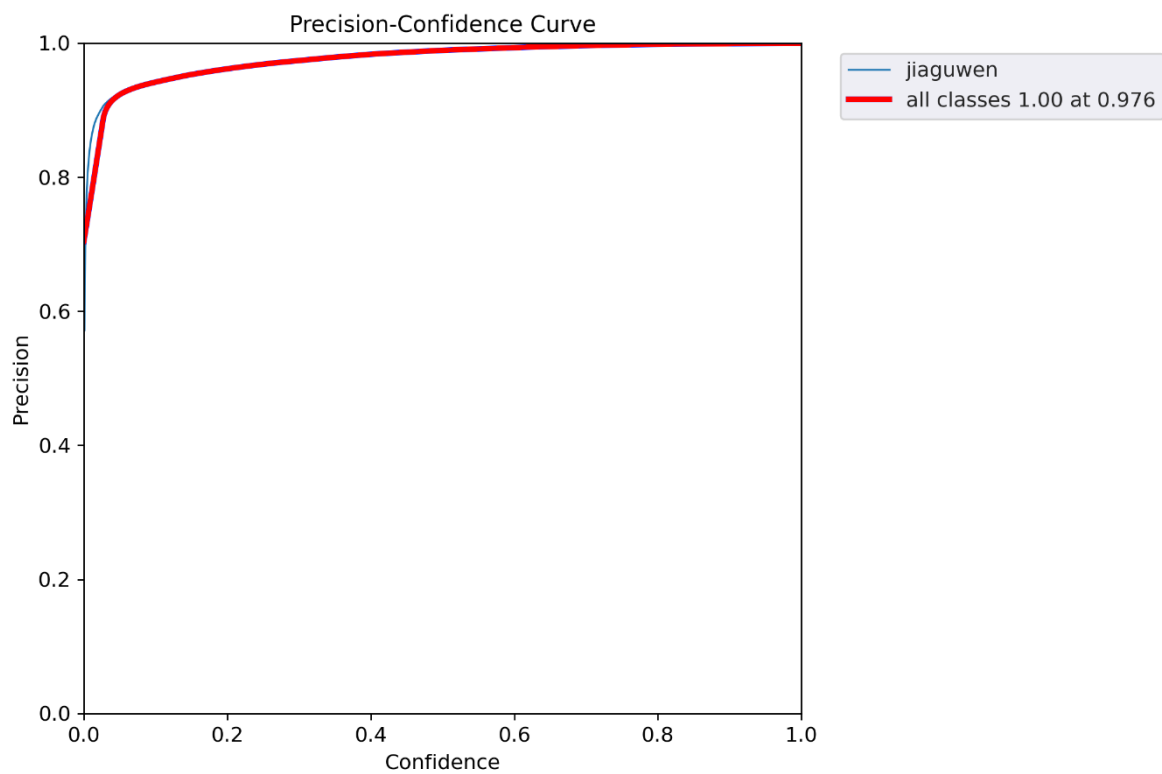


图 5-3 yolo 在训练集上的 P 曲线

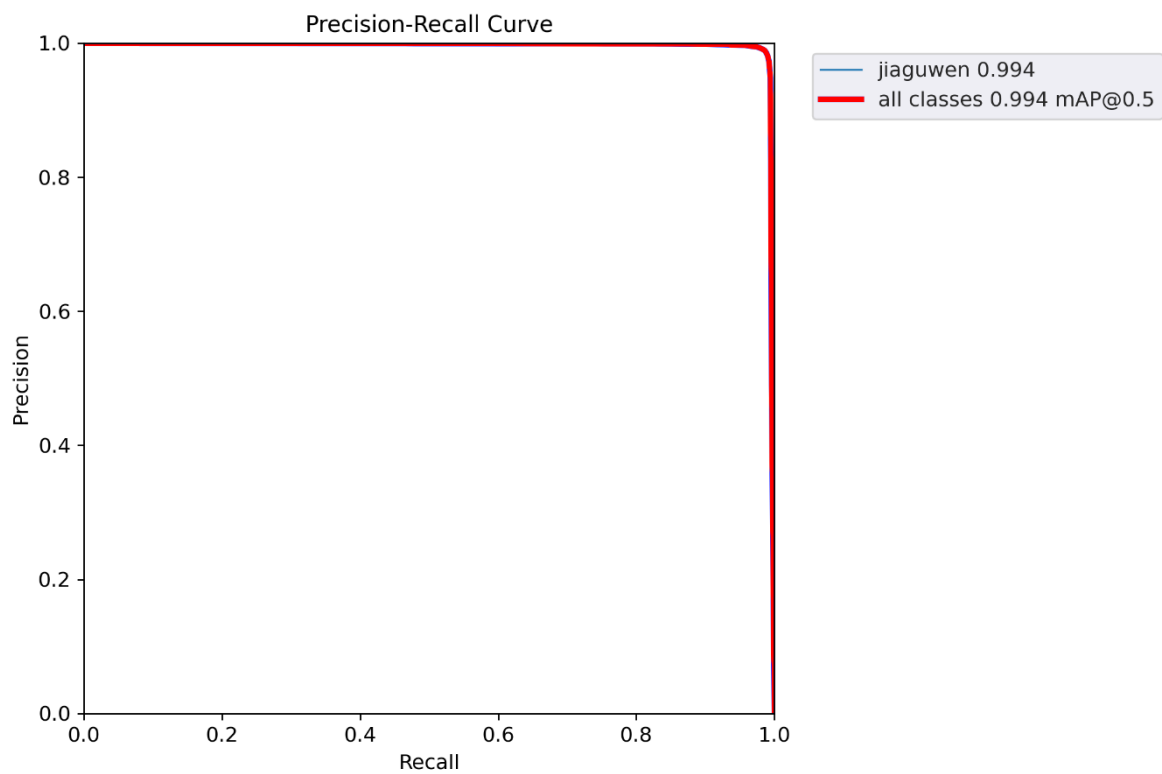


图 5-4 yolo 在训练集上的 PR 曲线

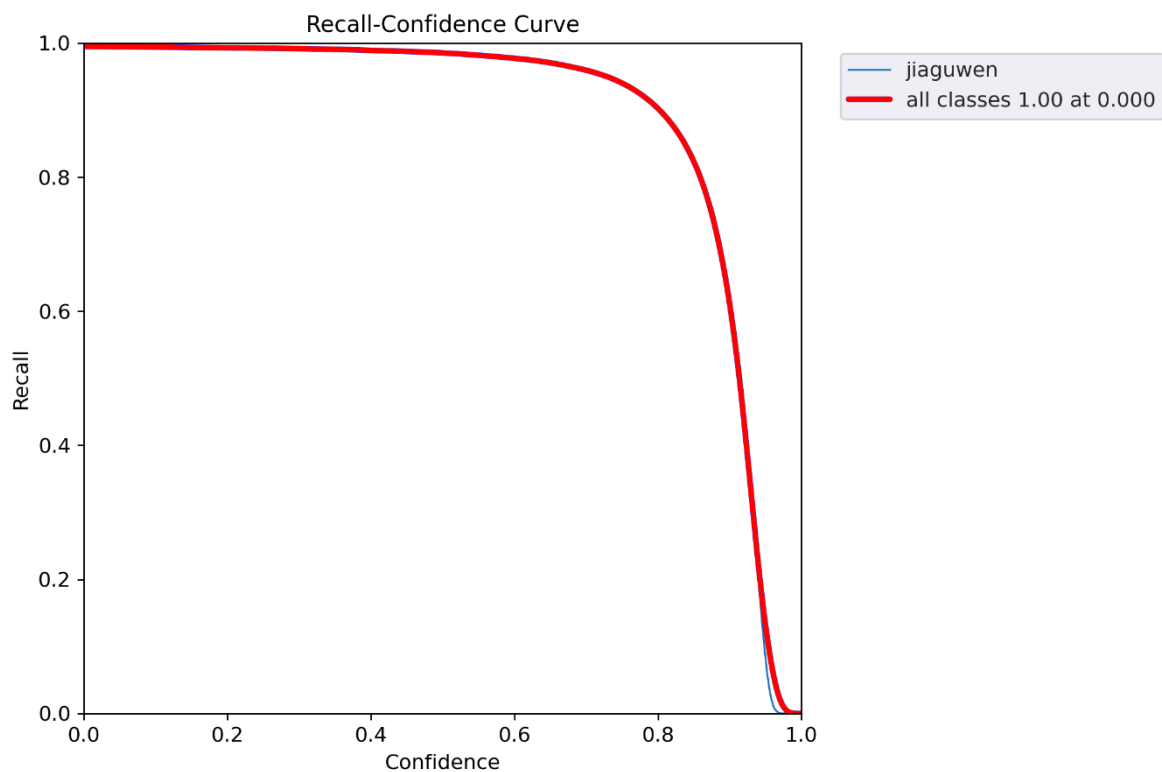


图 5-5 yolo 在训练集上的 R 曲线

我们的模型取得了优秀的效果，说明的模型在甲骨文的单字识别分割任务上，准确率高，识别精度高，模型性能强。

为了进一步验证模型的有效性，计算了模型结果的混淆矩阵（Confusion Matrix）是用于评估分类模型性能的一种表格形式的工具。它对于了解分类器在不同类别上的预测情况非常有用。如图 5-6 所示。

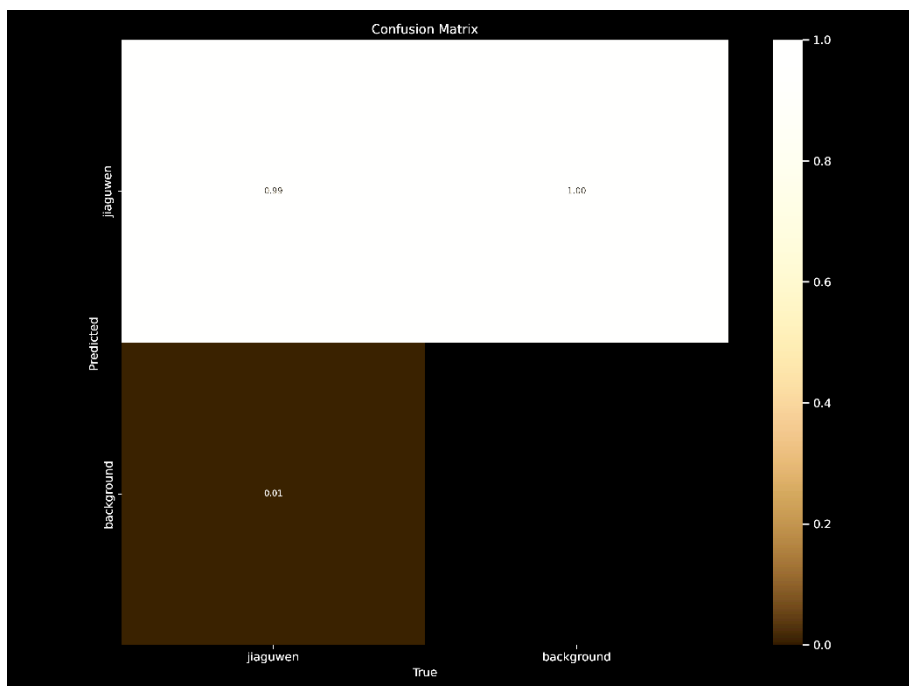


图 5-6 模型预测结果的混淆矩阵

我们训练的 loss，在很大程度上也表示了模型性能的好坏，因为，为了从多维度的对我们模型进行评估，记录了在甲骨文原始拓片图像上训练 yolo 的损失具体变化情况，如图 5-7 所示。

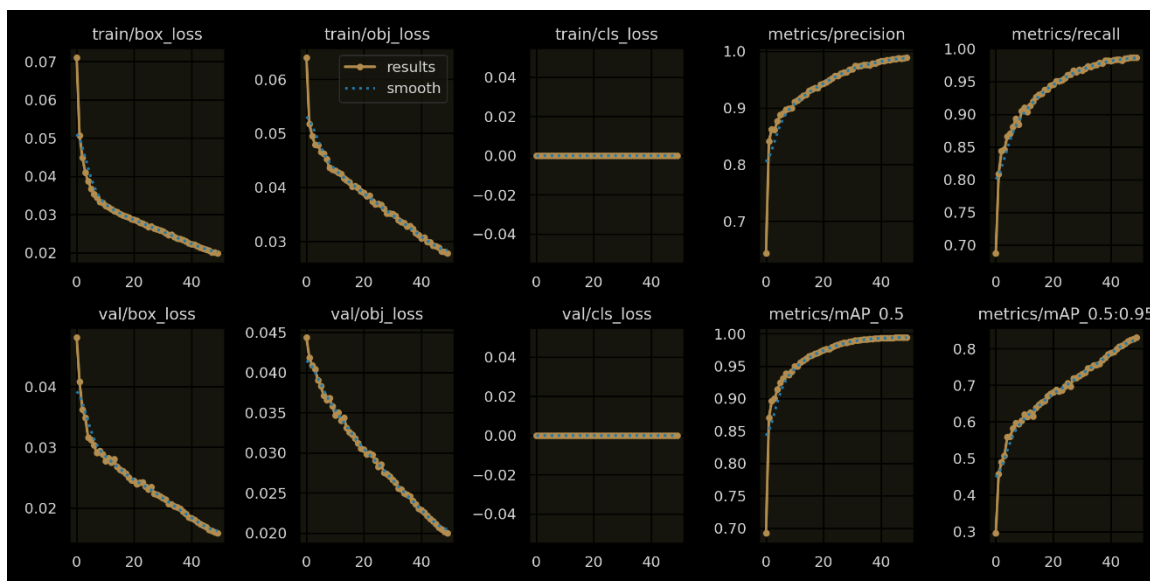


图 5-7 在甲骨文拓片原始图像上训练 yolo 的 loss

为了更加直观的模型分割能力展示，展示了部分在附件二中甲骨文原始拓片图像上利用 yolo 进行识别分割的结果如图 5-8 所示。

6 问题三模型建立与求解

6.1 数据描述和问题三分析

利用问题二微调过后的Yolov5模型,对附件三所提供的数据进行了自动单字分割,我们统计了对每张图像的处理时间,在单个CPU上,对甲骨文原始拓片图像进行自动分割,每张图片平均耗时810.8ms,达到了非常快的速度。共检测分割出1447个甲骨文。

6.2 问题三求解

展示了部分可视化结果,以证明模型在未出现在训练集图像上的泛化能力。结果如图6-1、6-2、6-3、6-4所示。

识别以及分割结果:

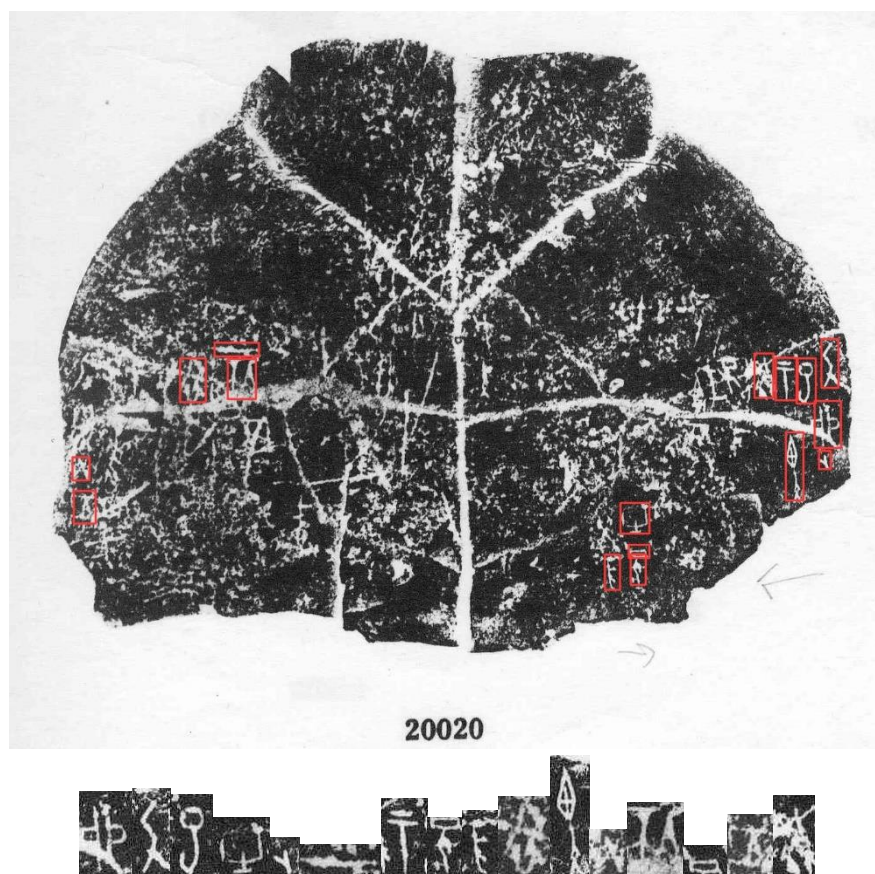


图 6-1 识别与分割结果（识别结果较多，未全展示）

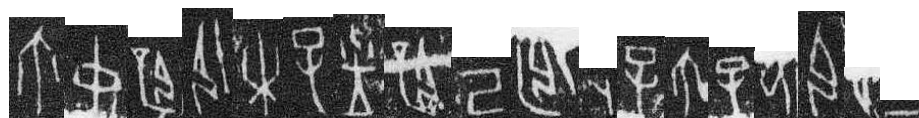
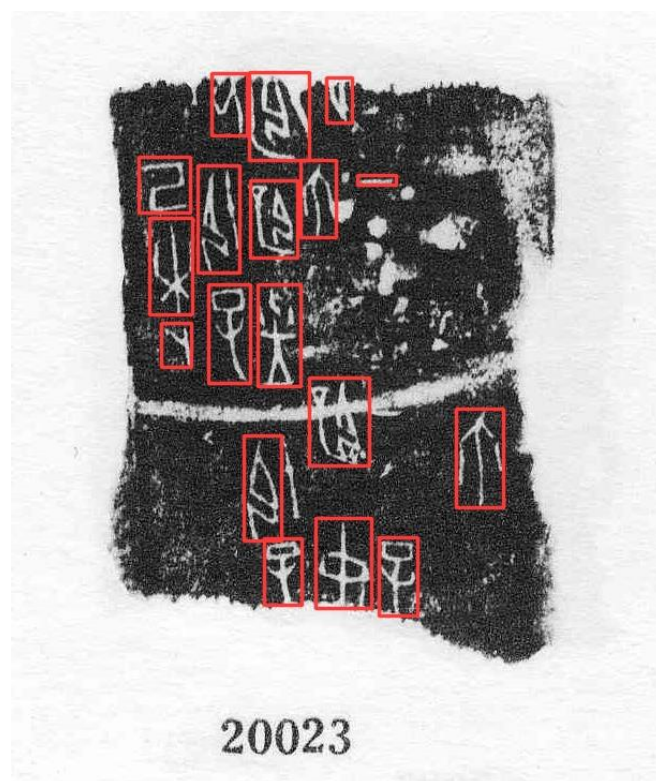


图 6-2 识别与分割结果（识别结果较多，未全展示）

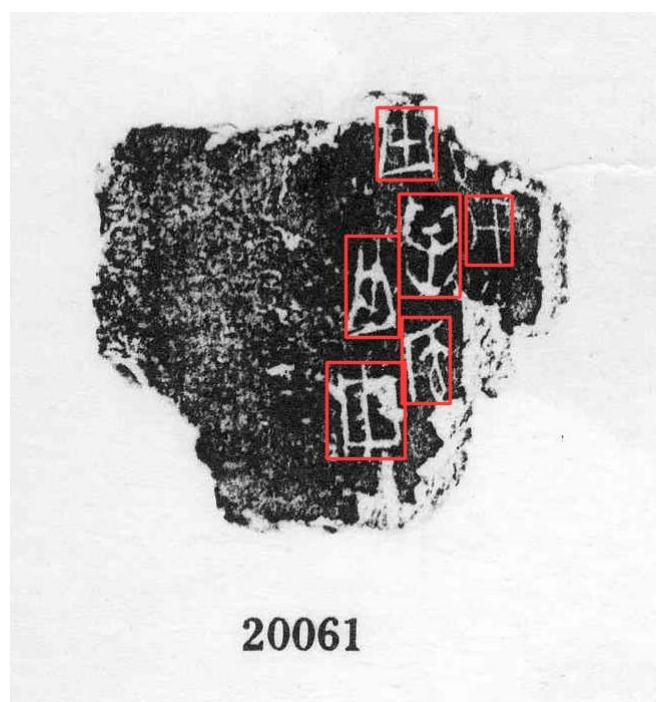


图 6-3 识别与分割结果（识别结果较多，未全展示）

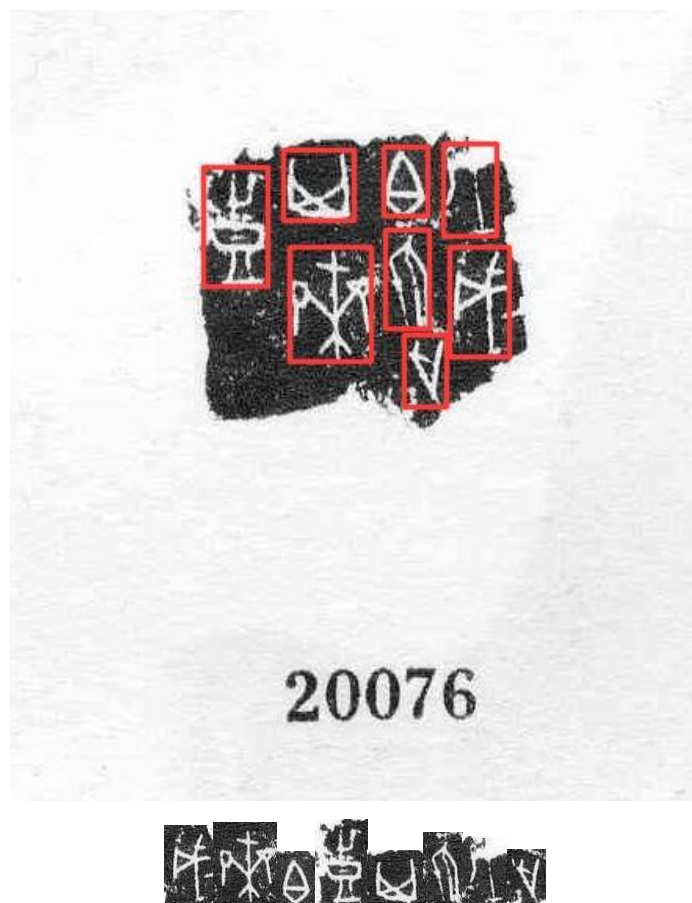


图 6-4 识别与分割结果（识别结果较多，未全展示）

从可视化结果中可以得知，我们模型的自动识别分割性能较强，有着良好的泛化性能，因为这些数据均未在训练数据中出现，且可以注意到，我们的模型并没有将甲骨文拓片原始图像的编号（尽管也出现在图像中）识别成甲骨文，也进一步验证了我们模型。

7 问题四模型建立与求解

7.1 数据描述和问题四分析

针对问题四，对问题的分析求解主要集中在建立针对甲骨文文字识别任务的 InceptionV3 分类模型^[4]上。首先，利用提供的部分甲骨文图像及其对应的简体中文，对 InceptionV3 模型进行微调。在训练数据上进行微调后，通过对测试集数据进行文字识别，评估模型在甲骨文文字识别任务上的性能。模型微调：利用附件四提供的 76 类共 40617 张甲骨文原始拓片图像，对 InceptionV3 分类器进行微调。在训练集上训练 12

个 epoch 后，模型准确率达到 99.7%，F1 值达到 99.74%。字检测分割：利用问题二建立的模型，对附件四测试集中 50 张甲骨文原始拓片进行自动单字检测分割，共分割出 301 个甲骨文。文字识别：利用微调后的 InceptionV3 模型对 300 个分割出的甲骨文图像进行文字识别。通过这一步骤，可以将甲骨文 1 像转化为简体中文文本。通过这些步骤，我们可以对甲骨文原始拓片图像中的单字进行准确的文字识别。在论文中，展示了部分识别结果，并进行了相应的分析和讨论。

7.2 模型的建立

InceptionV3 是 Google 开发的深度学习模型之一，是 Inception 系列模型的第三个版本。它主要用于图像分类、目标检测和特征提取等计算机视觉任务，具有较高的准确性和效率。InceptionV3 模型采用了一系列的 Inception 模块，这是其名字的由来。Inception 模块使用不同尺寸的卷积核（1x1、3x3、5x5）和池化操作并行提取特征，然后将这些特征进行拼接，以增加网络的宽度和深度，从而提高了特征提取的效率和性能。

它还采用了全局平均池化层（Global Average Pooling）技术：InceptionV3 在最后的特征提取阶段采用了全局平均池化层，将特征图的每个通道的平均值作为输出，这有助于减少模型参数数量和计算复杂度，同时提高了模型的泛化能力。并且使用了辅助分类器（Auxiliary Classifier）：InceptionV3 在中间层添加了两个辅助分类器，用于辅助训练，这有助于缓解梯度消失问题，提高了模型的训练效果。InceptionV3 还在大规模数据集上做了预训练，如 ImageNet 数据集，从而获得了丰富的图像特征表示，使得模型具有较好的迁移学习能力，适用于各种图像相关任务。它还是用了一些先进是深度学习技术如：Batch Normalization 和 Dropout 等技术来加速训练过程、提高模型的收敛速度，并增强模型的泛化能力。

InceptionV3 模型结构复杂，但同时也具有较高的图像分类和识别性能^[5]。它在许多图像相关任务中表现优异，被广泛应用于实际项目和研究领域。具体模型结构如图 7-1 所示。

从模型结构图来看，InceptionV3 包含了一些卷积、全局平均池化、批次标准化、激活函数等操作，具体包括：

卷积操作，用于提取图像特征，其数学表达式如公式（7-1）所示。

$$Z = (W * X) + b \quad (7-1)$$

其中， W 是卷积核（权重）， X 是输入特征图， b 是偏置项， Z 是输出特征图。

全局平均池化操作，用于降低特征图的维度，其数学表达式如公式（7-2）所示。

$$Y_i = \frac{1}{H \times W} \sum_{k=1}^W X_{i,j,k} \quad (7-2)$$

Batch Normalization 用于加速训练和增强模型的稳定性，其数学表达式如公式（7-3）和（7-4）所示。

$$\bar{X} = \frac{X - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} \quad (7-3)$$

$$Y = \gamma \bar{X} + \beta \quad (7-4)$$

其中， X 是输入数据， μ 和 σ^2 分别是输入数据的均值和方差， γ 和 β 分别是可学习的缩放参数和平移参数， \bar{X} 是批标准化后的数据， Y 是最终输出。

Softmax 激活函数，用于多分类任务，其数学表达式如公式（7-5）所示。

$$P = (Y = j | X) = \frac{e^{X_j}}{\sum_{k=1}^K e^{X_k}} \quad (7-5)$$

其中， X 是输入数据， K 是类别数量， $P = (Y = j | X)$ 是样本属于第 j 个类别的概率。

7.3 问题四求解

为了满足 inception 模型的输入，我们对附件四中的训练集进行了预处理，将每个文字作为一个类别，共 76 类，并创建了一个包含 40617 张甲骨文图像标签的列表。经过对数据的预处理和训练，我们的 Inception 模型在训练集上经过 11 个 epoch 的训练后，达到了 99.6%的准确率和 99.8%的 F1 值。接下来，我们将利用训练好的 Inception 模型对附件四的甲骨文原始图像进行自动识别。在此之前，我们首先使用了问题二中的甲骨文自动检测分割模型,对测试集中的 50 张图片进行了自动分割,利用训练好的 Yolo 模型，总共分割出了 301 个甲骨文。最终，将利用训练好的 InceptionV3 模型对这 301 个甲骨文进行识别。

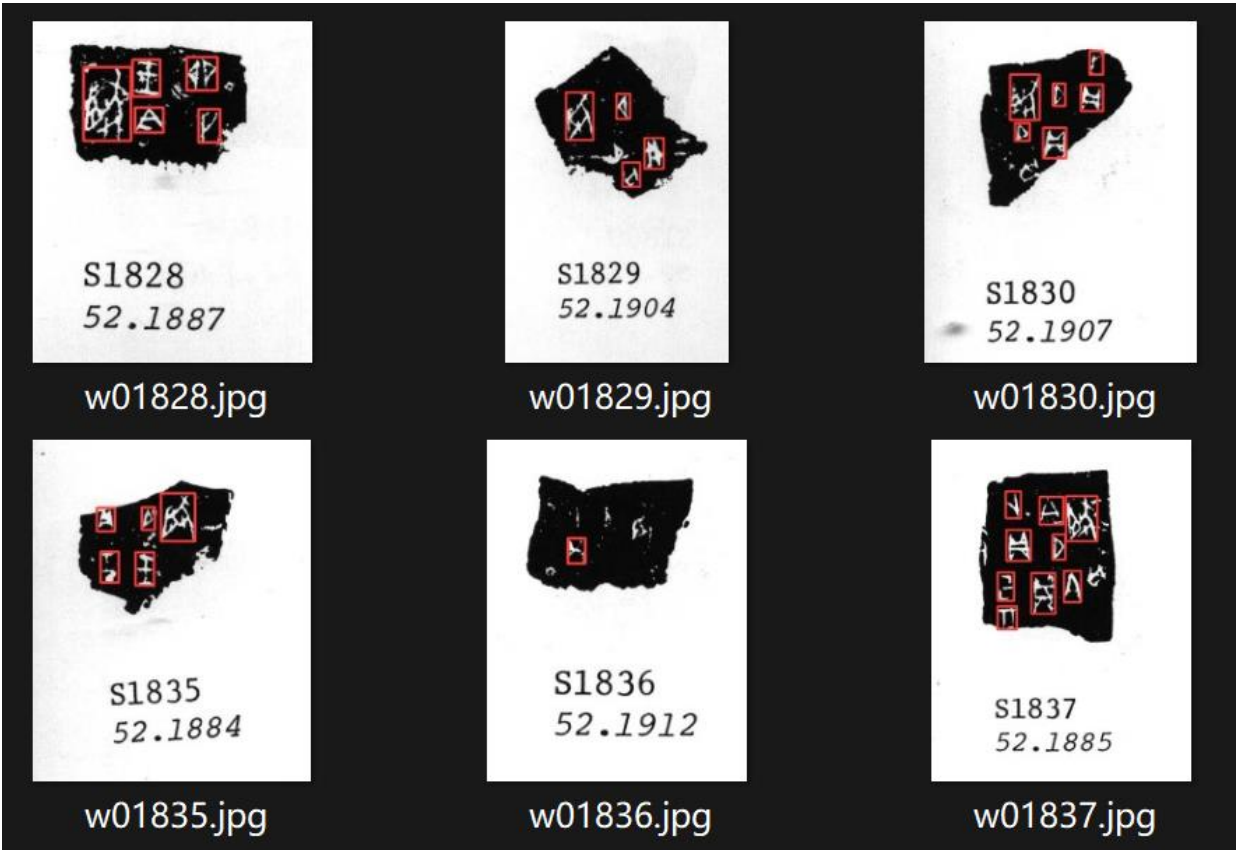
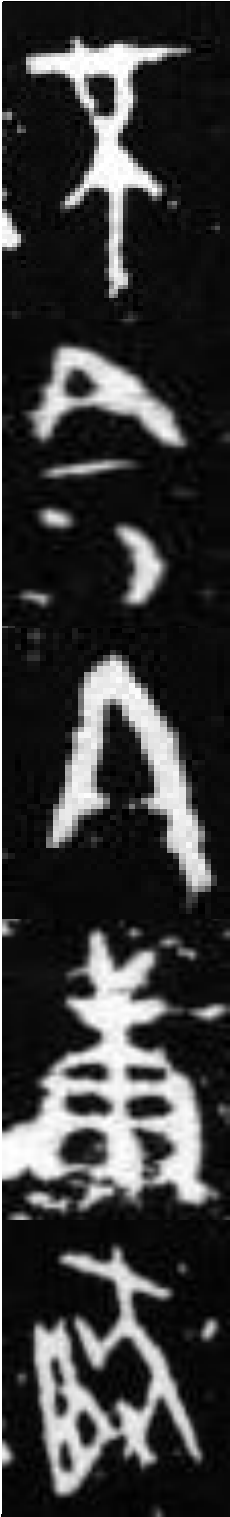



图 7-2 部分测试集检测结果

对图中识别到的甲骨文，利用训练好的 InceptionV3 模型对分割结果进行识别，如表 7-1 所示。

表 7-1 部分识别结果展示

预测标签 预测字		预测标签 预测字	
	44 昃		54 生
	8 今		11 令
	8 今		62 翌
	Null Null		7 人
	Null Null		35 寮

从展示的结果可以看到，InceptionV3 模型识别效果优良。当然还有一些甲骨文文字无法识别，也有一些值为 null 的既为我们的模型未识别出是哪个文字的甲骨文。

8 模型评估和未来工作

8.1 模型的优点

Yolov5 采用了单阶段目标检测的方法，通过设计简单的网络结构和有效的算法，实现了较快的检测速度，在保持较快速度的同时，也取得了较高的检测精度。通过引入特征金字塔网络等技术，提高了对不同尺度目标的检测能力。此外，Yolov5 也提供了丰富的预训练模型，可以快速在各种应用场景中使用。

InceptionV3 的特征提取能力强，通过不同尺度的卷积核并行提取特征，从而提高了模型的特征表达能力。使用较小的卷积核和降低模型参数量，实现了较高的计算效率和较小的模型体积，在图像分类、图像识别等任务中取得了较好的效果，在一些基准数据集上达到了领先水平。在大规模图像数据上进行了预训练，提供了丰富的图像特征表示，使得迁移学习效果较好，可以应用于各种图像相关任务中。

Yolov5 适用于快速准确的目标检测分割任务，特别适合需要实时性能的场景，符合快速准确分割甲骨文的需求；而 InceptionV3 则适用于图像识别和图像分类等任务，具有较强的特征提取能力和迁移学习效果，在甲骨文文字识别任务上也能取得很好的成效。

8.2 模型的缺点

Yolov5 精度相对较低，尽管 Yolov5 在保持较快速度的同时取得了较高的检测精度，但与一些基于两阶段目标检测方法的模型相比，其精度仍然相对较低。对小目标检测效果一般，目标定位不够精确，特别是对于目标边界的精确定位。

InceptionV3 模型相对较大，具有较高的计算复杂度，会影响推理速度和实时性能。模型的参数量较大，需要较大的内存来存储模型参数和中间特征表示；在甲骨文数据在训练数据较少或者数据分布不均匀的情况下，可能存在过拟合问题。

8.3 未来工作

对于未来的工作方向，考虑采用更高版本的 Yolo 模型是一个很好的选择。Yolov5 目前是最广泛使用的 Yolo 模型，但考虑到 Yolo 已经迭代到第八代，将来可能会有更多性能更优的版本可供选择。另外，通过对论文中的结果进行分析，发现 Inception 模型在某些甲骨文文字的识别上存在一定困难。为了解决这个问题，可以考虑扩大甲骨文数

数据集的规模。目前仅对 76 个类别进行分类，但已经有大量实验证明，Inception 模型可以处理数千个甚至更多类别的分类任务，Inception 模型还被广泛用于目标检测、语义分割等任务。

9 参考文献

- [1] 毛亚菲,基于卷积神经网络的甲骨文字识别研究[D].6-14,2023
- [2] 马翔悦,徐金东,倪梦莹.基于多尺度特征模糊卷积神经网络的遥感图像分割[J].山东大学学报(工学版),2024,54(3)
- [3] 陆鸿路,陈玉洁,许高平. 基于改进的 YOLOv5 色纱颜色识别方法研究 [J/OL]. 棉纺织技术. <https://link.cnki.net/urlid/61.1132.ts.20240412.1140.002>
- [4] 李珍辉,鲁静文,陈镜伊,刘 鹏,龚德峰,基于 InceptionV3 卷积神经网络森林火灾检测方法[J].45-46,2021
- [5] 唐善成 ,梁少君,戴风华,等.汉字识别中图特征提取方法 [J]. 科学技术与工程, 2024,24 (2) :658-664.