

通过偏旁和象形分析及 LVLMS 实现可解释的甲骨文解读

Kaixin Peng^{1*}, Mengyang Zhao^{1*}, Haiyang Yu^{1*†}, Teng Fu^{1, 2}, Bin Li^{1✉}

¹Fudan University ²ByteDance Inc.

Abstract

作为最古老且成熟的书写系统，甲骨文因其稀有性、抽象性和象形多样性而在考古解读中长期以来面临重大挑战。目前，基于深度学习的方法在甲骨文解读任务中取得了令人振奋的进展，但现有方法往往忽略了字形与甲骨文字义之间的复杂联系。这导致了在零样本设定和未解读甲骨文的情况下，其泛化性和可解释性受限。为此，我们提出了一种基于大型视觉语言模型的可解释甲骨文解读方法，该方法协调结合部首分析和象形-语义理解，以弥合甲骨文字形与意义之间的差距。具体而言，我们提出了一个渐进的训练策略，引导模型从部首识别和分析到象形分析与相互分析，从而实现从字形到意义的推理。我们还设计了一种基于分析结果的部首-象形双匹配机制，显著提升了模型的零样本解读性能。为促进模型训练，我们提出了象形解读甲骨文数据集，该数据集包括 47,157 个附有甲骨文图像和象形分析文本的汉字。在公开基准测试上的实验结果表明，我们的方法实现了最新的前十名准确率和卓越的零样本解读能力。更重要的是，我们的模型提供了逻辑分析过程，有可能为未解读的甲骨文提供具有考古学价值的参考结果，因此在数字人文和历史研究方面具有潜在的应用价值。数据集和代码将在 <https://github.com/PKXX1943/PD-OBS> 中发布。

介绍

甲骨文 (OBS) 代表已知最早成熟的书写系统，主要用于公元前 14 至 11 世纪，使其成为考古和历史研究的无价之宝。这些字符刻画在龟甲和动物骨头上，具有简洁流畅的笔画和高度象形化的形式，往往类似于现实世界物体的形状。传统的解读依赖于专家知识和手工努力，因而对不断扩大的文献来说既缓慢又难以拓展。近年来，深度学习方法引起了关注，并在甲骨文解读方面展示了可喜的进展。

然而，解读甲骨文仍然是一项艰巨的挑战，因为其字符的稀有性、抽象性和多样性，以及缺乏完整的上下文信息。迄今为止，已经发现了超过 4500 个独特的甲骨文字，但成功解读的不到三分之一。早期基于分类模型的研究方法 (Guo et al. 2022; Luo, Sun, and Bi 2023; Zheng et al. 2024; Gan et al. 2023; Lin et al. 2022; Jiang et al. 2023) 主要依赖于基于 CNN 或 Transformer 的视觉主干来执行甲骨文字的闭集分类。尽管这些方法有效，但它们局限于闭集环境，使其不适用于零样本设置和未解读的字符，从而显著限制了其应用范围。近年来，

基于成分的方法 (Shi et al. 2025; Wang et al. 2024b; Hu et al. 2024, 2025) 被提出以解决开放集中的解读。这些方法展现了一定程度的零样本能力和可解释性，但它忽视了甲骨文中内在的象形形式与语义信息的丰富关联，这导致解读准确性相对较低。此外，基于扩散的甲骨文解读方法 (Guan et al. 2024; Li et al. 2023) 已被提出，通过条件控制和采样策略在准确性和零样本能力上取得了显著进展。不幸的是，这些方法的不稳定性导致解读输出的可解释性和可靠性低，从而限制了其在实际应用中的实用性。

多项关于 OBS (Qiao et al. 2024; Li et al. 2025a) 和汉字 (Yu et al. 2024, 2023) 的研究已表明，偏旁部首所传递的语义信息往往决定了一个字符的基本意义，并且象形文字也与语义内容高度相关。因此，我们认为利用偏旁部首和象形文字信息可以显著增强模型识别 OBS 的能力并解释其识别过程，这对于尚未破译的 OBS 尤为重要。为此，我们提出使用大型视觉语言模型 (LVLMS) 的强大跨模态推理能力来连接 OBS 的字体和意义。具体而言，我们利用 LVLMS 基于象形特征分析偏旁部首和整体字符的语义意义。通过结合这两个方面，我们激励模型获取全面的 OBS 含义，并根据这些含义找到合适的破译候选集合。这使得我们的模型能够处理未破译的 OBS，并解释从字形到 OBS 意义的逻辑分析链，增强了破译过程的可解释性和泛化能力。

虽然 LVLMS 在许多任务上取得了卓越的表现 (Wei et al. 2024; Niu et al. 2025)，但由于缺乏 OBS 特定领域的知识，直接应用于破译任务仍然困难。为了解决这个问题，我们引入了一个象形分析数据集 PD-OBS，并提出了一种渐进训练策略，以专门化 LVLMS 用于 OBS 破译。PD-OBS 数据集包含了约 50,000 个基于康熙字典和破译 OBS 的汉字。每个字符都与甲骨文图像、现代和古代文字相关联，并标注了详细的部首分析和象形意义标签，为破译框架提供了全面支持。关于渐进训练策略，我们首先训练模型进行部首识别，并分析嵌入的语义信息以获得由部首确定的基础字符的意义。然后，我们训练模型对整个字符进行象形分析，以掌握字符级的语义意义。最后，我们利用互补分析，使两级分析互为补充。此外，我们提出了一种新的部首-象形双重匹配机制，利用分析结果在字典中找到合适的候选字符，带来了更好的零样本性能。实验表明，我们的方法实现了更准确的破译，并具有优异的零样本能力和破译解释。该工作的主要贡献如下：

- 我们提出了一种基于 LVLMS 的解密框架，以桥接 OBS 的象形和语义，这是第一次尝试解释解密过程

* Equal contribution, † Project lead, ✉ Corresponding author.

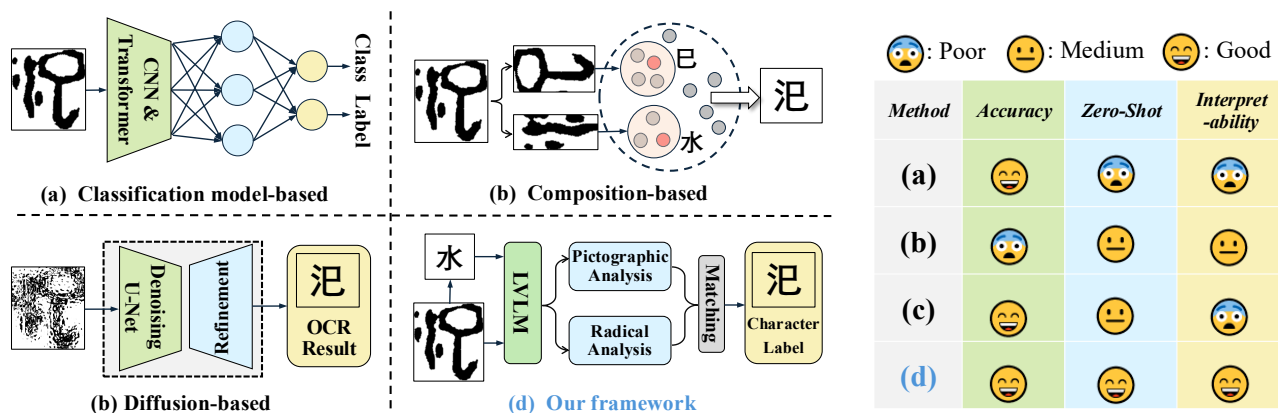


Figure 1: 三个现有范式和我们提出的框架的说明。我们的方法能够考虑分类准确性、零样本解码和可解释性，并在所有这些方面取得更好的性能。

并处理未被破解的文字的方法。

- 我们设计了一种渐进式训练，通过部首识别和分析、象形分析以及相互分析，逐步引导模型建立字形和意义之间的关系。基于中间结果，我们设计了一种新颖的部首-象形双重匹配机制，以取代直接的解码，从而实现更好的性能，尤其是在零样本情况下。
- 我们提出了 PD-OBS 数据集，这是第一个包含字符结构分析和象形分析注释的大规模资源。
- 我们的方法在公开的解密基准上实现了最新的 Top-10 准确率和强大的零样本能力，并且可以为以前未解读的甲骨文字符提供合理的参考结果。

随着 OBS 的不断发掘和数字化资源的稳步扩展，越来越多的高质量数据集被策划并作为开放访问资源发布。自第一个公开可用的 OBS 数据集 Oracle-20K 引入以来，数据的数量和质量显著提高。特别是，两个大型数据集 HUST-OBC 和 EVOBC 的发布，极大地扩展了可用数据的范围。这些数据集总共包含超过 70,000 个甲骨文字符样本，涵盖了 3,000 多种不同的汉字类别。

目前，HUST-OBC (Wang et al. 2024a) 和 EV-OBC (Wang et al. 2024c) 是 OBS 研究中最广泛采用的基准数据集。HUST-OBC 数据集来源于书籍、网站和之前的数据集整理，共收集了 77064 个样本的扫描或手写图像，涵盖 1588 个已解读字符类别，以及 62989 个未解读样本的扫描图像。EV-OBC 数据集包含 229,170 个从权威文献和网站收集的图像，总共包含 13,714 个不同的字符类别。这些图像涵盖了古代文字的六个历史阶段，分别是：OBS、金文、篆书、春秋时期文字、战国时期文字和隶书，其中 OBS 约占三分之一。

甲骨文解读

最近，基于分类模型的 (Meng 2017; Zhou, Hua, and Li 1995; Zheng et al. 2024; Lin et al. 2022; Jiang et al. 2023; Fujikawa et al. 2021; Dosovitskiy et al. 2021; Li et al. 2026, 2025b; Diao et al. 2025) 方法已经出现，在封闭集任务上的表现达到了甚至超过人类考古专家的水平。例如，增强版 Inception-V3 (Guo et al. 2022) 采用卷积注意模块代替标准卷积层，以提高基于 CNN 骨架的解码性能。基于 Transformer 架构，金字塔图 Transformer (Gan et al. 2023) 将金字塔结构视觉 Transformer (ViT)

与骨架图表示相结合，在封闭集 OBS 解码中取得了最先进的结果。

在开放集场景中，Wang 等人尝试使用分割模型分解 OBS 的结构组件，然后通过聚类方法将这些组件与现代汉字的部首对齐。尽管这种方法有助于解释性和考古学验证，但它未能考虑 OBS 与现代汉字之间字形结构的显著差异，导致解码准确性有限。此外，基于扩散模型的 OBSD 方法结合了局部结构采样与风格适应，以建立 OBS 和现代汉字之间的有效对应关系，使用 OBS 作为条件输入引导汉字生成，并取得了令人印象深刻的准确性。然而，这种方法存在不稳定性、输出不可预测和缺乏解释性的问题。Oraclesage 是第一个采用 LVLm 描述和分析 OBS 的方法，但其准确性仍不理想，主要是因为未充分利用字形特征和现有字典资源。因此，我们提出基于 LVLms 的字形和意义关联，并提出一个大型的象形解码数据集，以适应 LVLms 至 OBS，旨在提高 OBS 解码的准确性、泛化能力和解释性。

象形文字解密 OBS 数据集

如上所述，尽管在多个通用任务上表现优异，现有的大型视觉语言模型 (LVLms) 仍然很难应用于甲骨文解密任务。为了解决这一挑战，我们引入了象形解码甲骨文数据集 (PD-OBS)，以训练 LVLms 具有甲骨文的象形分析能力，这对于甲骨文解密任务具有重要意义。PD-OBS 数据集总共包括 47,157 个汉字。其中，3,173 个字符与从公共 HUST-OBC 和 EVOBC 数据集中收集的甲骨文图像相关；10,968 个字符提供了来自字形库的古代隶书图像；所有字符都配有来自汉典的现代楷书图像。除了图像数据之外，每个字符还附有使用文本进行的部首分析和象形分析，这些都与字符的语义意义密切相关。

如图 2 所示，标注过程分为三个阶段。首先，我们通过汉典从《说文解字》检索每个字符的部首标签、定义和解释。其次，我们将获得的部首标签及其解释与每个字符的现代字形、小篆和甲骨文图像关联起来。我们进一步利用 GPT-4.1 基于参考的字形图像丰富部首标签，并总结分析内容。最后，通过 GPT-4.1 进行自动自检和人工复核，以纠正任何不规范或偏离实际字符意义的标签。

该数据集在我们提出的象形文字解码框架中起到了

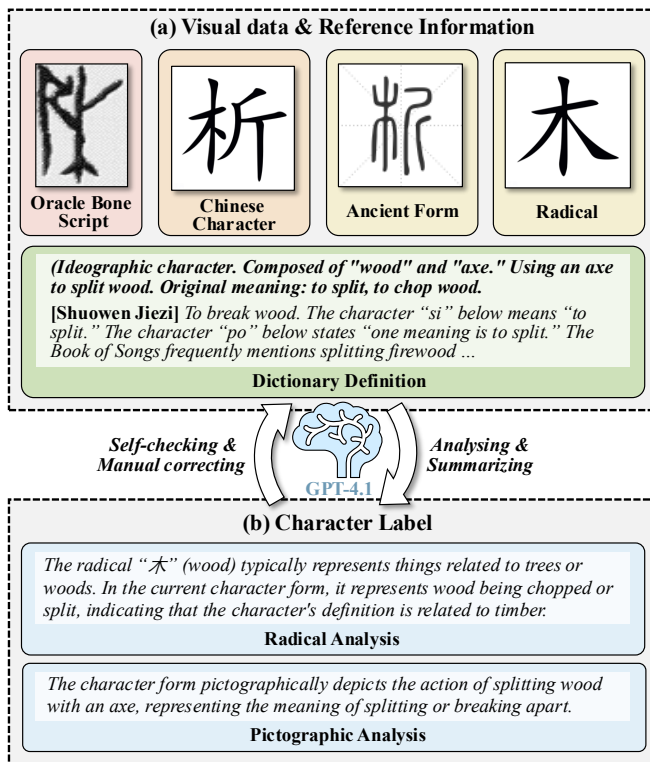


Figure 2: 我们数据引擎的展示。

基础性作用，并在我们方法的两个关键阶段中被利用：我们通过将 OBS 图像与相应的现代字符标签配对，构建多模态、多轮次的对话训练样本，增强 LVLMM 理解 OBS 字形的基本能力。我们按字符的部首标签对所有字符进行分组，并使用 BERT 模型 (Devlin et al. 2019) 将字符标签文本编码为特征向量，形成一个中文字-象形文字分析词典 $\mathcal{D}$ ，用于匹配和验证 LVLMM 生成的解码输出。总之，PD-OBS 数据集是实现我们基于 LVLMM 的象形文字解码框架的基石。

方法

框架

我们的框架构建于 Qwen2.5-VL (Bai et al. 2025) 之上，共享相同的视觉编码器和 LLM。如图 3 所示，我们引入了一个空间补丁合并器作为视觉适配器，并设立一个分类器来预测部首标签。我们还提出了一个部首 LoRA 模块 ϕ_{rad} 和一个象形 LoRA 模块 ϕ_{pic} (Hu et al. 2021) 以分析对应的信息。此外，我们设计了一个渐进式训练——从部首识别开始，然后进行部首和象形分析，最后进行相互分析，以逐步引导模型完成 OBS 解读任务。除此之外，我们提出了一种新颖的部首-象形双重匹配机制，用以从数据库中选择最合适的字符。

偏旁部首识别

在这个阶段，我们的目标是将视觉编码器适应 OBS 的独特视觉风格，并预测将作为下游推理的关键线索的部首标签。为此，我们设计了一个空间贴片合并器作为视觉适配器，用于压缩和聚合高维视觉特征为一个固定

维度的特征向量，以预定的比例作为 OBS 的一个抽象表示。此外，我们设计了基于欧几里得距离的三元损失 (Schroff, Kalenichenko, and Philbin 2015)，明确提高具有不同部首的特征向量的区分度。

具体而言，我们实现了一种采样策略，以确保每个批次中至少包含两个样本属于每个偏旁类。在训练过程中，对于批次中的每个样本，我们将其特征向量 V_n 指定为一个锚点，然后选择一个正样本 V_n^+ （即具有相同偏旁标签的样本）和一个负样本 V_n^- （即具有不同偏旁标签的样本）。三元组损失如下所示：

$$\mathcal{L}_{\text{trip}} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \max(\|V_n - V_n^+\|_2 - \|V_n - V_n^-\|_2 + \alpha, 0) \quad (1)$$

关于分类器，我们使用交叉熵损失 $\mathcal{L}_{\text{ce}}$ 来优化它。因此，这一阶段的总体损失函数 $\mathcal{L}_{\text{stage1}}$ 可以表示如下：

$$\mathcal{L}_{\text{stage1}} = \gamma \mathcal{L}_{\text{trip}} + \mathcal{L}_{\text{ce}}, \quad (2)$$

其中 γ 是用于平衡两种损失的超参数。

为了在 OBS 中架起字形与意义的桥梁，我们设计了一个渐进的字形分析过程，以辅助解密任务。具体来说，我们引入了一种渐进的训练步骤，首先进行部首分析，在第一阶段预测部首。在 OBS 和古代汉字中，部首通常决定了字符的基本语义类别，如图 4 中的 Q1 & A1 所示。因此，我们使用从 PD-OBS 数据集中构建的大量部首分析的 Q & A 对训练模型的部首分析能力。接下来，我们指导模型对整个字符进行象形分析，以预测完整字符字形中嵌入的意义，如图 4 中的 Q2 & A2 所示。

最后，我们设计了一个互相分析步骤，以解决仅凭象形分析可能无法直接预测正确的现代字符对应的情况。这个步骤通过部首分析的见解来充实象形分析，从而得出更准确的字符含义，如图 4 中的 Q3 & A3 所示。

在训练过程中，我们使用前一阶段的预训练视觉编码器权重初始化模型，冻结浅层以保留低级特征，同时微调深层以实现高级语义适应。此外，我们引入了一个激进的 LoRA 模块 ϕ_{rad} 和一个象形 LoRA 模块 ϕ_{pic} (Hu et al. 2021)，前者用于激进分析，后者用于象形和相互分析。训练数据由 PD-OBS 数据集中的 Q & A 对组成，如图 4 所示，使用的损失函数是常用于 LVLMM 训练的交叉熵损失。

在前两个阶段之后，我们为每个测试字符获得四个中间结果：预测的部首标签 $\hat{r}$ 、部首分析 $\hat{a}_{\text{rad}}$ 、象形分析 $\hat{a}_{\text{pic}}$ 以及基于部首的象形分析 $\hat{a}_{\text{joint}}$ 。我们提出了一种基于字典的双重匹配机制来解读。给定来自 PD-OBS 数据集的候选字典 $\mathcal{D} = \{(\mathbf{r}_i, \mathbf{a}_{\text{rad},i}, \mathbf{a}_{\text{pic},i}, \mathbf{a}_{\text{joint},i}, y_i)\}_{i=1}^N$ ，该机制的工作流程如下：

首先，我们通过预测的部首标签 $\hat{r}$ 筛选候选项，然后根据象形分析之间的语义相似度 $\mathcal{S}(\mathbf{a}_{\text{pic},i}, \hat{a}_{\text{pic}})$ (BERT-Score) (Devlin et al. 2019) 选择前 k 条目。其次，我们连接预测的部首和包含部首信息的象形分析，并根据相似度 $\mathcal{S}((\mathbf{a}_{\text{rad},i} \oplus \mathbf{a}_{\text{joint},i}), (\hat{a}_{\text{rad}} \oplus \hat{a}_{\text{joint}}))$ 选择另一个前 k 条目。最后，我们合并并重新排序这些候选集，以获得前 k 个现代汉字作为解码结果。所有步骤和符号在算法 1 中详细说明。

值得注意的是，我们采用匹配机制而不是直接输出解码结果，这有助于缓解由于训练数据中缺乏此类 OBS 而导致的模型在零样本设置和未解码 OBS 方面的有限泛化能力。

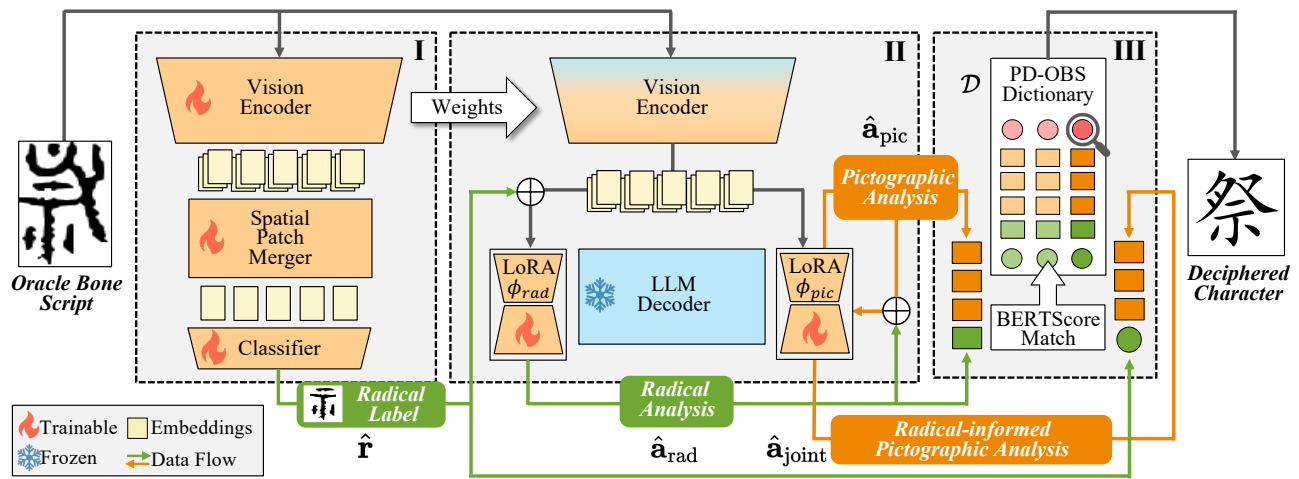


Figure 3: 该方法的框架。I 用于表示部首识别阶段，II 用于表示部首-象形文字的相互分析阶段，III 用于表示部首-象形文字的双重匹配。

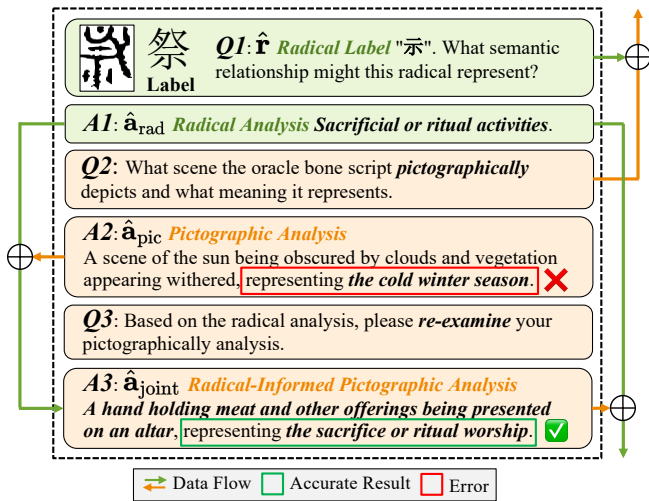


Figure 4: 提出的部首-象形文字互相分析的工作流程。

所有的训练和评估实验都在 8 张 NVIDIA RTX 4090 GPU 上进行。我们用 Qwen2.5-VL-7B 的预训练权重初始化我们的模型。在部首识别阶段，我们将学习率设置为 $5e-4$ ，批量大小为 8，训练 5 个周期。在象形文字解读阶段，我们使用学习率 $5e-5$ ，批量大小为 4，训练 4,000 步。使用 AdamW 作为优化器。部首 LoRA ϕ_{rad} 和象形文字 LoRA ϕ_{pic} 的设置中，分别使用 0.05 和 0.25 的丢弃率，并且都使用 32 的 rank 和 alpha 值。

我们在 HUST-OBC (Wang et al. 2024a) 和 EV-OBC (Wang et al. 2024c) 数据集上进行定量评估，从每个数据集中选择 200 个字符类作为零样本测试集。剩余的数据以 9:1 的比例随机划分为训练集和验证集，以评估我们的框架和基线的 OBS 识别能力。我们使用 Top-k 准确率作为评估指标，这在以往的工作 (Guan et al. 2024; Gan et al. 2023; Jiang et al. 2024; Chen et al. 2025) 中被采用，通常用于各种分类任务 (Dosovitskiy et al.

Algorithm 1: 部首-象形双重匹配

Require: Dictionary $\mathcal{D} = \{(\mathbf{r}_i, \mathbf{a}_{rad,i}, \mathbf{a}_{pic,i}, \mathbf{a}_{joint,i}, y_i)\}_{i=1}^N$
 Require: Model output $(\hat{\mathbf{r}}, \hat{\mathbf{a}}_{rad}, \hat{\mathbf{a}}_{pic}, \hat{\mathbf{a}}_{joint})$
 Require: Parameter k (top- k)
 Require: $\mathcal{S}(\cdot, \cdot)$: semantic similarity between text sequences computed by BERT-Score (Devlin et al. 2019)

- 1: // Filtered Matching
- 2: $\mathcal{D}_{rad} \leftarrow \{i \mid \mathbf{r}_i = \hat{\mathbf{r}}\}$
- 3: $C_1 \leftarrow$ top- k indices in $\mathcal{D}_{rad}$ by $\mathcal{S}(\mathbf{a}_{pic,i}, \hat{\mathbf{a}}_{pic})$
- 4: // Joint Matching
- 5: $C_2 \leftarrow$ top- k indices in $\{1, \dots, N\}$ by $\mathcal{S}((\mathbf{a}_{rad,i} \oplus \mathbf{a}_{joint,i}), (\hat{\mathbf{a}}_{rad} \oplus \hat{\mathbf{a}}_{joint}))$
- 6: // Merge and Rerank
- 7: $C \leftarrow C_1 \cup C_2$
- 8: $R \leftarrow$ top- k in C by their similarity scores
- 9: return $\{y_i \mid i \in R\}$

2021; Luo, Sun, and Bi 2023; Lin et al. 2022; Fujikawa et al. 2021; Zheng et al. 2024; Li et al. 2026, 2025b; Diao et al. 2025)。

为了评估我们的方法在 OBS 解密方面的有效性，我们在两个基准数据集 HUST-OBC (Wang et al. 2024a) 和 EV-OBC (Wang et al. 2024c) 上进行了全面的比较，包括验证集和零样本设置，如表 1 所示。我们采用了 InceptionV3 (Guo et al. 2022)、ViT (Dosovitskiy et al. 2021) 和 PyGT (Gan et al. 2023) 作为基于分类模型的基线，以及 OBSD (Guan et al. 2024) 和 BBDM (Li et al. 2023) 作为基于扩散的方法。由于缺乏开源实现和数据集不一致性，目前不考虑现有的基于成分的方法 (Wang et al. 2024b; Hu et al. 2024, 2025) 进行比较。相反，我们纳入了强大的商业 LLMs，GPT-4.1 和 QwenVLMax 进行比较。相比之下，商业 LLMs 在两种设置中的表现都不好，Top-1 准确率始终低于 6%，突出它们在理解古代文字的视觉结构方面的有限能力。在验证集上，尽管我们的方法的 Top-1 准确率略低于最佳的基于分类模型的基线 (例如 PyGT)，但它在 Top-10 准确率上达到最高，显示出在生成高质量候选

Method	Validation		Zero-shot	
	HUST-OBC	EV-OBC	HUST-OBC	EV-OBC
classification model-based				
InceptionV3	74.4, 76.9	62.4, 64.5	-	-
ViT	79.2, 81.7	72.7, 74.2	-	-
PyGT	84.3, <u>87.6</u>	78.1, <u>81.2</u>	-	-
Commercial LVLm				
GPT-4.1	6.0, 6.0	4.5, 4.5	5.3, 5.3	4.3, 4.3
QwenVLMax	4.8, 4.8	4.1, 4.1	2.0, 2.0	4.0, 4.0
Diffusion-based				
OBSD	66.8, 72.9	71.2, 77.9	18.3, <u>27.5</u>	<u>30.4</u> , <u>50.5</u>
BBDM	55.8, 59.5	60.3, 62.1	8.0, 14.1	19.5, 29.5
Ours	<u>80.6</u> , <u>87.8</u>	<u>76.3</u> , <u>81.7</u>	<u>16.8</u> , 53.7	33.3, 64.1
Improvement	3.7, +0.2	-1.8, +0.5	-1.5, +26.2	+2.9, +13.6

Table 1: 每个单元格报告 Top-1 (左) 和 Top-10 (右) 准确率 (以% 表示)。最好的和第二好的结果分别用粗体和下划线标出。改进表示我们的方法相对于现有最佳方法所取得的改进。

项方面的卓越能力和更大的实际效用。在更具挑战性的零样本情境中，我们的方法表现尤其强劲：在 Top-1 准确率上保持竞争力，并在 Top-10 准确率上显著超过所有方法，在 HUST-OBC 上超出第二好的方法 26.2%，在 EV-OBC 上超出 13.6%。这些结果确认了我们方法在未见 OBS 上的强大泛化和可迁移能力，突显其在辅助考古研究中的未解密 OBS 识别方面的潜在价值。

为了定量评估我们方法产生的部首和象形分析的精确性，我们采用 BERT-Score (Devlin et al. 2019) 来测量与字典 $\mathcal{D}$ 中的真实标签之间的相似性。我们还评估了其他 LVLms，包括 GPT-4.1, Qwen-VL-Max 和 Qwen2.5-VL-7B，并比较它们在 HUST-OBC (Wang et al. 2024a) 和 EVOBC (Wang et al. 2024c) 数据集的验证和零样本设置下的平均 BERT-Score。正如表 2 所示，我们的方法在验证和零样本设置下，在两个数据集上的平均得分分别比最先进的 LVLm GPT-4.1 高 21.60% 和 12.95%。这个结果表明，我们的框架生成的分析更可靠且信息丰富。

消融研究

为了评估所提出的部首识别阶段的有效性，我们使用 Qwen2.5-VL-7B (Bai et al. 2025) 的原始视觉编码器作为基线，并逐步集成我们的部首识别模块以及基于 LoRA 的识别方法。它们的识别准确性在 HUST-OBS 数据集 (Wang et al. 2024a) 上进行验证和零样本设置。我们的方法在基线视觉编码器之上引入了空间补丁合并和损失函数 $\mathcal{L}_{trip}$ ，在验证和零样本设置上分别提升了 0.9% 和 1.2% 的准确性。基于 LoRA 的识别方法将

Method	HUST-OBC		EVOBC	
	Valid.	ZS	Valid.	ZS
Qwen2.5-VL-7B	69.4	65.1	68.3	67.9
Qwen-VL-Max	70.5	65.6	69.8	68.2
GPT-4.1	<u>73.7</u>	<u>67.5</u>	<u>71.4</u>	<u>70.9</u>
Ours	94.6	79.4	93.7	84.9

Table 2: Valid. 和 ZS 分别表示验证和零样本设置。由不同方法获得的 Bert-Score (以% 表示)。

Method	Validation	Zero-shot
Vision Encoder of Qwen	92.7	87.1
+ Our Radical Recognition	93.6	88.3
+ LoRA-based Recognition	80.1	69.8

Table 3: 我们的模型变体在% 中的部首识别准确性表现。

识别阶段与部首分析过程合并，并通过基于 LoRA 的微调训练。结果表明该方法显著降低了部首识别准确性，并在部首分析中引入了大量错误，因此我们在框架中保留部首识别为独立阶段。

为了验证我们提出的模块和策略的有效性，我们以 Qwen2.5-VL-7B (Bai et al. 2025) 为基础模型，逐步添加每个组件以构建我们的最终模型。在验证集和零样本设置下的 Top-1 和 Top-10 性能如表 2 所示。结果表明，LoRA 微调 (+LoRA) 能够在验证集上实现初步的解读能力，但在零样本场景下仍然缺乏泛化能力。随着引入部首象形的相互分析和部首识别，模型在验证集上的准确性不断提高，但零样本能力的提升仍然非常有限。主要原因在于通过基于 LoRA 的监督微调训练的模型泛化能力不足，往往难以生成罕见字符，这在零样本场景中是一个常见的挑战。为了解决这一问题，我们引入了部首象形双重匹配机制，以替代直接的预测。这一策略不仅显著提高了模型的零样本性能，还增强了部首与语义无关的 OBS 的鲁棒性，确保了可靠和可验证的解读结果。

定性结果

图 5 展示了我们的方法和 OBSD (Guan et al. 2024) 在三种设置下的定性结果：验证、零样本和未解读 OBS。如图所示，我们的模型在验证集上表现出强大的识别能力，并且在零样本设置中对未见过的 OBS 也能很好地泛化。更值得注意的是，对于人类专家尚未解读的字符，模型能够生成语义合理的预测，并伴随可解释的分析。我们设计的“部首-象形互解析”起到了关键作用：部首分析组件追溯部首的结构来源，并解释其在当前字符形式中的象征功能。同时，象形形式分析提供了基于字符整体形状和暗示意义的整体视觉-语义映射。这些互补分析共同形成了增强模型生成语义上合理和可解释输出的双重推理路径，即使对于先前未转录的手稿也是如此。

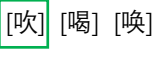
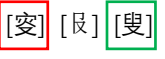
Data Type	Oracle Bone Script	OBS Result	Top-3 Results (Ours)	Radical Analysis (Ours)	Pictographic Character Form Analysis (Ours)
#Validation				Radical “口” is related to the mouth or openings; in the current character form it symbolizes an open mouth	A person opening their mouth and forcefully exhaling air, representing the action of blowing
#Validation				Radical “辶” is related to walking or running; in the current character form it represents the footsteps of a person running	A pig running with another person chasing behind it, representing the meaning of pursuit and driving away
#Zero-shot				Radical “禾” is related to crops and agricultural plants; in the current character form it symbolizes ripe rice grains	A mature grain plant, representing the meaning of a bountiful harvest
#Zero-shot				Radical “口” is related to the mouth or openings; in the character form it symbolizes a person speaking	An ancient official reading a proclamation, expressing the meaning of management and execution
#Zero-shot				Radical “又” indicates hands; in the current character form it appears as the image of a hand grabbing something	A hand holding a staff, representing the meaning of an elderly elder
#Undeciphered				Radical “刂” is related to blade cutting, in the current character form it represents execution tools	A criminal's legs and feet being severed, representing the ancient cruel punishment of foot amputation
#Undeciphered				Radical “耳” is related to sound and hearing, in the current character form it represents the image of an ear	A suspended bell chime, representing the resonating sound of bells
#Undeciphered				Radical “火” is related to burning scenes, in the current character form it symbolizes fiercely burning flames	A scene of flames burning fiercely, representing vigorous fire
#Undeciphered				Radical “田” is related to fields/farmland, unrelated to the current character's pictographic meaning	A complete human figure with both hands raised high, representing a bizarre form that inspires fear
#Undeciphered				Radical “女” is related to feminine qualities, in the current character form it manifests as a kneeling woman	A woman arranging her appearance beside a bed, expressing the meaning of grooming and dressing up

Figure 5: 解码过程和结果的可视化，在验证、零样本和未解码字符的设置下。

Method	Validation		Zero-shot	
	Top-1	Top-10	Top-1	Top-10
QWen2.5-VL-7B	1.4	1.4	0.2	0.2
+ LoRA	52.4	52.4	1.6	1.6
+ Rad & Pic Mutual Analysis	60.3	61.4	5.2	5.4
+ Radical Recognition	64.2	64.2	6.6	6.6
+ Rad & Pic Dual Matching(Ours)	88.6	87.8	16.8	53.7

Table 4: 我们的模型及其变体在 HUST-OBS 数据集上的 Top-1 和 Top-10 准确率（以% 表示）。

结论

我们提出了一种通过偏旁部首和象形分析的可解释 OBS 翻译框架。该框架通过三个阶段将字形与意义连接起来：偏旁识别与分析、象形分析和相互分析。通过所提出的偏旁-象形双重匹配，我们的模型可以基于分析结果从字典中过滤出合适的解释候选集，取代直接输出解释结果以实现更好的零样本性能。此外，生成的文本分析作为可解释内容，为未解读的 OBS 字符提供参考，从而在考古应用中具有巨大潜力。为了支持训练，我们构建了 PD-OBS 数据集，其中包含 47,157 个汉字，注释着 OBS 图像和象形分析文本，为未来的研究提供了宝贵资源。实验结果表明，我们的方法在解读准确性、泛化性和互操作性方面取得了强劲的性能。

References

- Bai, S.; Chen, K.; Liu, X.; Wang, J.; Ge, W.; Song, S.; Dang, K.; Wang, P.; Wang, S.; Tang, J.; Zhong, H.; Zhu, Y.; Yang, M.; Li, Z.; Wan, J.; Wang, P.; Ding, W.; Fu, Z.; Xu, Y.; Ye, J.; Zhang, X.; Xie, T.; Cheng, Z.; Zhang, H.; Yang, Z.; Xu, H.; and Lin, J. 2025. Qwen2.5-VL Technical Report. arXiv:2502.13923.
- Chen, Z.; tingzhu chen; Zhang, W.; and Zhai, G. 2025. OBI-Bench: Can LMMs Aid in Study of Ancient Script on Oracle Bones? In The Thirteenth International Conference on Learning Representations.
- Devlin, J.; Chang, M.-W.; Lee, K.; and Toutanova, K. 2019. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In Burstein, J.; Doran, C.; and Solorio, T., eds., Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers), 4171–4186. Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics.
- Diao, X.; Bo, R.; Xiao, Y.; Shi, L.; Zhou, Z.; Xu, H.; Li, C.; Tang, X.; Poesio, M.; John, C. M.; and Shi, D. 2025. Ancient Script Image Recognition and Processing: A Review. arXiv:2506.19208.
- Dosovitskiy, A.; Beyer, L.; Kolesnikov, A.; Weissenborn, D.; Zhai, X.; Unterthiner, T.; Dehghani, M.; Minderer, M.; Heigold, G.; Gelly, S.; Uszkoreit, J.; and Houslsby, N. 2021. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. In 9th Interna-

- tional Conference on Learning Representations, ICLR 2021, Virtual Event, Austria, May 3-7, 2021. OpenReview.net.
- Fujikawa, Y.; Li, H.; Yue, X.; V, A. C.; G, A. P.; and Meng, L. 2021. Recognition of Oracle Bone Inscriptions by using Two Deep Learning Models. arXiv:2105.00777.
- Gan, J.; Chen, Y.; Hu, B.; Leng, J.; Wang, W.; and Gao, X. 2023. Characters as graphs: Interpretable handwritten Chinese character recognition via Pyramid Graph Transformer. *Pattern Recognit.*, 137: 109317.
- Guan, H.; Yang, H.; Wang, X.; Han, S.; Liu, Y.; Jin, L.; Bai, X.; and Liu, Y. 2024. Deciphering Oracle Bone Language with Diffusion Models. In Ku, L.-W.; Martins, A.; and Srikumar, V., eds., *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 15554–15567. Bangkok, Thailand: Association for Computational Linguistics.
- Guo, Z.; Zhou, Z.; Liu, B.; Li, L.; Jiao, Q.; Huang, C.; Zhang, J.; and Ni, T. 2022. An Improved Neural Network Model Based on Inception-v3 for Oracle Bone Inscription Character Recognition. *Sci. Program.*, 2022.
- Hu, E. J.; Shen, Y.; Wallis, P.; Allen-Zhu, Z.; Li, Y.; Wang, S.; Wang, L.; and Chen, W. 2021. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. arXiv:2106.09685.
- Hu, Z.; Cheung, Y.-m.; Zhang, Y.; Peiying, Z.; and Ling, T. P. 2025. Component-Level Segmentation for Oracle Bone Inscription Decipherment. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 39(27): 28116–28124.
- Hu, Z.; Cheung, Y.-m.; Zhang, Y.; Zhang, P.; and Tang, P.-l. 2024. Component-Level Oracle Bone Inscription Retrieval. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Multimedia Retrieval, ICMR '24*, 647–656. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. ISBN 9798400706196.
- Jiang, H.; Pan, Y.; Chen, J.; Liu, Z.; Zhou, Y.; Shu, P.; Li, Y.; Zhao, H.; Mihm, S.; Howe, L. C.; and Liu, T. 2024. OracleSage: Towards Unified Visual-Linguistic Understanding of Oracle Bone Scripts through Cross-Modal Knowledge Fusion. arXiv:2411.17837.
- Jiang, R.; Liu, Y.; Zhang, B.; Chen, X.; Li, D.; and Han, Y. 2023. OraclePoints: A Hybrid Neural Representation for Oracle Character. In *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia, MM '23*, 7901–7911. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. ISBN 9798400701085.
- Li, B.; Xue, K.; Liu, B.; and Lai, Y.-K. 2023. BBDM: Image-to-Image Translation with Brownian Bridge Diffusion Models. In *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1952–1961.
- Li, C.; Ding, Z.; Hu, X.; Li, B.; Luo, D.; Wu, A.; Wang, C.; Wang, C.; Jin, T.; SevenShu; Wu, Y.; Liu, Y.; and Ji, R. 2025a. OracleFusion: Assisting the Decipherment of Oracle Bone Script with Structurally Constrained Semantic Typography. arXiv:2506.21101.
- Li, J.; Chen, Z.; Jiang, R.; Chen, T.; Wang, C.; and Zhai, G. 2025b. Mitigating Long-tail Distribution in Oracle Bone Inscriptions: Dataset, Model, and Benchmark. arXiv:2504.09555.
- Li, J.; Chi, X.; Wang, Q.; Huang, K.; Wang, D.-H.; Liu, Y.; and Liu, C.-L. 2026. A comprehensive survey of oracle character recognition: Challenges, datasets, methodology, and beyond. *Pattern Recognition*, 169: 111824.
- Lin, X.; Chen, S.; Zhao, F.; and Qiu, X. 2022. Radical-based extract and recognition networks for Oracle character recognition. *Int. J. Doc. Anal. Recognit.*, 25(3): 219–235.
- Luo, Y.; Sun, Y.; and Bi, X. 2023. Multiple attentional aggregation network for handwritten Dongba character recognition. *Expert Syst. Appl.*, 213(Part): 118865.
- Meng, L. 2017. Recognition of Oracle Bone Inscriptions by Extracting Line Features on Image Processing. 606–611.
- Niu, K.; Yu, H.; Zhao, M.; Fu, T.; Yi, S.; Lu, W.; Li, B.; Qian, X.; and Xue, X. 2025. ChatReID: Open-ended Interactive Person Retrieval via Hierarchical Progressive Tuning for Vision Language Models. *CoRR*, abs/2502.19958.
- Qiao, R.; Yang, L.; Pang, K.; and Zhang, H. 2024. Making Visual Sense of Oracle Bones for You and Me. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 12656–12665.
- Schroff, F.; Kalenichenko, D.; and Philbin, J. 2015. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. In *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 815–823. IEEE.
- Shi, F.; Yu, H.; Li, B.; and Xue, X. 2025. CoLa: Chinese Character Decomposition with Compositional Latent Components. arXiv:2506.03798.
- Wang, P.; Zhang, K.; Liu, Y.; Wan, J.; Guan, H.; Kuang, Z.; Wang, X.; Jin, L.; and Bai, X. 2024a. An open dataset for oracle bone script recognition and decipherment. *CoRR*, abs/2401.15365.
- Wang, P.; Zhang, K.; Wang, X.; Han, S.; Liu, Y.; Jin, L.; Bai, X.; and Liu, Y. 2024b. Puzzle Pieces Picker: Deciphering Ancient Chinese Characters with Radical Reconstruction. In Barney Smith, E. H.; Liwicki, M.; and Peng, L., eds., *Document Analysis and Recognition - ICDAR 2024*, 169–187. Cham: Springer Nature Switzerland. ISBN 978-3-031-70533-5.
- Wang, P.; Zhang, K.; Wang, X.; Han, S.; Liu, Y.; Wan, J.; Guan, H.; Kuang, Z.; Jin, L.; Bai, X.; and Liu, Y. 2024c. An open dataset for oracle bone character recognition and decipherment. *Scientific Data*, 11.
- Wei, H.; Liu, C.; Chen, J.; Wang, J.; Kong, L.; Xu, Y.; Ge, Z.; Zhao, L.; Sun, J.; Peng, Y.; Han, C.; and Zhang, X. 2024. General OCR Theory: Towards OCR-2.0 via a Unified End-to-end Model. *CoRR*, abs/2409.01704.

Yu, H.; Chen, J.; Li, B.; and Xue, X. 2024. Chinese character recognition with radical-structured stroke trees. *Mach. Learn.*, 113(6): 3807–3827.

Yu, H.; Wang, X.; Li, B.; and Xue, X. 2023. Chinese Text Recognition with A Pre-Trained CLIP-Like Model Through Image-IDS Aligning. In *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, ICCV 2023*, Paris, France, October 1-6, 2023, 11909–11918. IEEE.

Zheng, Y.; Chen, Y.; Wang, X.; Qi, D.; and Yan, Y. 2024. Ancient Chinese Character Recognition with Improved Swin-Transformer and Flexible Data Enhancement Strategies. *Sensors*, 24(7): 2182.

Zhou, X.-L.; Hua, X.-C.; and Li, F. 1995. A method of Jia Gu Wen recognition based on a two-level classification. In *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, volume 2, 833–836 vol.2.

Supplementary Materials

限制和未来工作

我们提出的解码框架的主要限制表现为由于 LoRA 训练方法导致的泛化能力不足和基础推理能力下降。我们观察到甲骨文数据集中包含许多字形或语义相似的字符，这使得模型在零样本测试场景中依赖于训练标签中的相似字符信息，而不是进行彻底的部件和象形分析，从而导致结果出现偏差。例如，当训练集涉及由三个“口”偏旁组成的汉字“品”，而零样本测试中包含由四个“口”偏旁组成的汉字“器”时，模型有时会跳过象形分析过程，直接输出汉字“品”的标签，因为这两个汉字在字形和意义上高度相似。

为了应对这些限制，我们将考虑应用最先进的强化学习框架和有针对性的奖励函数，以进一步克服模型的泛化约束。此外，我们将尝试整合基于组合的方法，以增强模型对于语义复杂但结构明确的字符的鲁棒性。

RDM 中的参数分析

Top-k 参数分析

如表 5 所示，随着 Top-k 的增加，我们方法的零样本准确率显著提升，在 Top-10 内达到了相当高的准确率。这个结果表明，形声双匹配 (RDM) 机制可以准确定位被破译的字符集，克服具有相似结构或意义的汉字的混淆问题，并有效提高泛化能力。在 Top-k 的小幅增加对文字研究的难度影响不大的同时，却带来了显著的准确率提升，这表明我们的破译框架在实际考古破译场景中的应用价值，为破译分析提供了简洁而可靠的参考依据。

词典规模研究

在实际操作中，超过 100,000 个汉字中只有一小部分得到了广泛流通并具有明确的含义，因此，选择一个适当的候选集对于甲骨文的释义是至关重要的。在 PD-OBS 数据集设置下，匹配字典包含《康熙字典》所记录的 47,157 个汉字。我们构建了四个额外的子集字典：

@Top-k	HUST-OBC		EVOBC	
	Valid.	ZS	Valid.	ZS
Top-1	80.6	16.8	76.3	33.3
Top-5	86.0	39.3	79.8	56.0
Top-10	87.8	53.7	81.7	64.1
Top-50	92.1	74.2	88.0	80.2
Top-100	94.4	82.5	91.2	89.7

Table 5: 在不同的 Top-k 设置下的译码准确率 (以% 为单位)。Valid. 和 ZS 分别表示验证和零样本设置。

7,000 个常用汉字，包含已知甲骨文释义结果的 10,000 个常用字符，支持 Unicode 的 20,902 个字符，和包括已知甲骨文释义结果和 Unicode 扩展 A 字符的 27,928 个字符。我们在不同词典规模下评估了我们释义框架的前十准确率。

@Dict. Scale	HUST-OBC		EVOBC	
	Valid.	ZS	Valid.	ZS
7000	59.6	31.9	65.7	48.2
10000	73.7	39.3	79.5	59.8
20902	86.5	51.8	83.9	66.4
27928	88.3	54.1	82.2	64.5
47157	87.8	53.7	81.7	64.1

Table 6: 在不同词典规模下，解密前 10 的准确率 (以% 计)。Valid. 和 ZS 分别表示验证和零样本设置。

如表 6 所示，较大的候选字典不一定能产生优越的结果；相反，字数范围在 20,000 到 30,000 字符的候选字典证明更为合适。这表明在解码准确性与潜在召回率之间存在权衡关系。为了确保解码结果的可靠性和权威性，我们使用《康熙字典》中记录的所有字符作为 PD-OBS 字典，以同时进行主要结果和消融研究中的比较实验。

扩展的定性结果

图 7、图 8 和图 6 展示了我们提出的框架和 OBSD 的额外结果和解码过程。展望未来，我们将公开发布所有未解读甲骨文字的解码结果，以及 PD-OBS 数据集、模型权重和完整代码。

Oracle Bone Character	OBSD Result	Results (Ours)	Radical Analysis (Ours)	Pictographic Character Form Analysis (Ours)
	渔	[渔][涸]	Radical "水" is related to water flow, in the current character form it represents a flowing stream	A scene of fishing with nets in a stream, representing the meaning of fishing
	舂	[舂][雷]	Radical "臼" indicates tools used for pounding rice , directly related to the character's meaning	The process of holding a pestle and mortar while pounding rice, expressing the meaning of husking grain
	洗	[洗][湏]	Radical "水" is related to water flow, in the current character form it symbolizes a water pool	A foot being washed in water, representing foot washing
	眊	[目][背]	Radical "目" is related to eyes , directly related to the character's meaning	Eyes facing each other, expressing the meaning of mutual gaze or eye contact
	焚	[災][焚]	Radical "火" is related to fire and heat, in the current character form it represents burning flames	A scene of fire spreading through trees, expressing the meaning of forest fire or catastrophic blaze
	蚤	[蚤][蚤]	Radical "虫" represents insect creatures , directly related to the character form	An image of a long-tailed venomous insect crawling, indicating a type of insect creature
	虤	[虤][處]	Radical "虤" is related to tigers and beasts, in the current character form it symbolizes a pouncing tiger	A scene of a fierce tiger pouncing from the grass, indicating hidden threats and imminent danger
	矜	[弔][矜]	Radical "弓" is related to bows and arrows, in the current character form it symbolizes hunting with a bow	A figure grasping a bow with both hands, representing a ceremonial act before hunting
	𧈧	[𧈧][𧈧]	Radical "比" is related to comparison or parallelism, unrelated to the current character's pictographic meaning	A fierce beast with bared fangs and extended claws, representing the meaning of ferocity and savagery
	龜	[龜][龜]	Radical "龜" is related to turtles and reptilian animals , directly related to the character's meaning	Turtle shell patterns and turtle form, indicating a type of large turtle creature
	賁	[賁][賁]	Radical "貝" is related to wealth and coins, in the current character form it represents a gift	A figure presenting gifts with both hands, representing hospitality and welcome
	宀	[家][家]	Radical "宀" indicates rooms and shelters, in the current character form it symbolizes a house	A structure housing domestic fowl, representing a prosperous household
	叩	[叩][叩]	Radical "口" is related to mouth and openings, unrelated to the current character's pictographic meaning	A scene of a hand holding a tool striking an object, representing beating or intimidation
	示	[示][示]	Radical "示" is related to sacrificial or ritual activities , directly related to the character's meaning	A ritual prayer flag, indicating ceremonial offerings to ancestors or deities
	戈	[戈][戈]	Radical "戈" is related to weapons and wars , directly related to the character's meaning	The pointed head of a keen-edged weapon, representing the meaning of combat and warfare
	𧈧	[𧈧][𧈧]	Radical "金" represents metal or metallic objects, in the current character form it symbolizes a bronze pot	An image of a bronze pot heating food over fire, representing an ancient bronze cooking utensil
	𧈧	[𧈧][𧈧]	Radical "系" is related to ropes and knots , directly related to the character's meaning	An image of plant stems and roots intertwined together, representing rope production
	𧈧	[𧈧][𧈧]	Radical "水" is related to water flow, in the current character form it symbolizes a river drainage basin	An image of numerous tributaries converging into the main river, representing river branches
	𧈧	[𧈧][𧈧]	Radical "羽" is related to birds and feather, in the current character form it symbolizes wings of a bird	A bird spreading its wings, representing flight and freedom
	共	[共][共]	Radical "田" is related to fields and farmland , directly related to the character's meaning	A figure laboring in the paddy field with both hands, symbolizing the planting of rice seedlings

Figure 6: 结果的可视化和未解码字符的解码过程

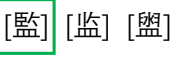
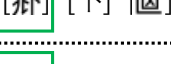
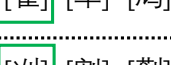
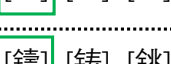
Oracle Bone Script	OBSD Result	Top-3 Results (Ours)	Radical Analysis (Ours)	Pictographic Character Form Analysis (Ours)
			Radical "阝" indicates hillsides or elevated terrain, in the current character form it represents steps	A person walking step by step up stairs, representing the meaning of climbing or ascending
			Radical "皿" is related to basin-type vessels, in the current character form it appears as the image of a water basin	A person kneeling beside a basin, observing their own reflection in the water, representing the meaning of observation and examination
			Radical "人" is related to human behaviors, in the current character form it symbolizes a person	A figure with focused gaze upon an object, representing the meaning of observation and metaphorical reasoning
			Radical "八" is related to paths or flow; in the character form it symbolizes air current	A stream of air flowing downward from above, representing the transmission of breath or sound
			Radical "卜" is related to divination, in the character form it symbolizes turtle shell patterns	A turtle shell cracking open, representing the ancient Chinese ritual of divination using turtle shells .
			Radical "隹" indicates birds , directly related to the character's meaning	A tiny bird standing on a branch tip, symbolizing sparrow family birds
			Radical "刂" is related to blade cutting, in the current character form it represents a farm sickle	A farmer harvesting wheat with a sickle, representing the meaning of crop harvesting
			Radical "金" is related to metallic objects, in the current character form it symbolizes metallurgy engineering	A person holding an ancient tripod vessel (li) pouring molten metal into a mold, representing the process of casting and metallurgy

Figure 7: 结果的可视化以及在验证环境中字符解码过程。

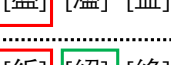
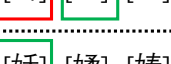
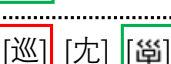
Oracle Bone Script	OBSD Result	Top-3 Results (Ours)	Radical Analysis (Ours)	Pictographic Character Form Analysis (Ours)
			Radical "日" indicates the sun, in the current character form it represents sunshine	A scene of plants growing and all things reviving under the radiant sunshine, representing the arrival of spring
			Radical "水" is related to water flow, in the current character form it symbolizes branches of water flow	Rivers flowing into a lake water system, indicating river inlet to the lake
			Radical "日" indicates the sun, in the current character form it represents sunshine	A scene of meat and food under the scorching sun, representing the meaning of dried meat
			Radical "皿" is related to containers, in the current character form it represents a water jar	A hand holding a brush to clean vessels, expressing the meaning of emptiness within containers
			Radical "糸" is related to silk threads, in the current character form it represents a bundle of ropes	A scene of cutting hemp rope with a knife, indicating a clean cut, symbolizing the meaning of termination and severance
			Radical "女" is related to feminine qualities, in the current character form it represents a working woman	A woman working in wheat fields, representing the virtuous qualities of women being diligent and thrifty in managing households .
			Radical "刂" is related to blade cutting, in the current character form it represents a sharp knife	A scene of cutting through the interwoven network of rope fibers with a blade, representing the qualities of rigidity and resilience
			Radical "𠂔" is related to rivers, unrelated to the current character's pictographic meaning	A person walking around, representing the meaning of patrol or inspection .

Figure 8: 在零样本环境下对结果的可视化和字符解码过程。