

Qwen2.5-VL 技术报告

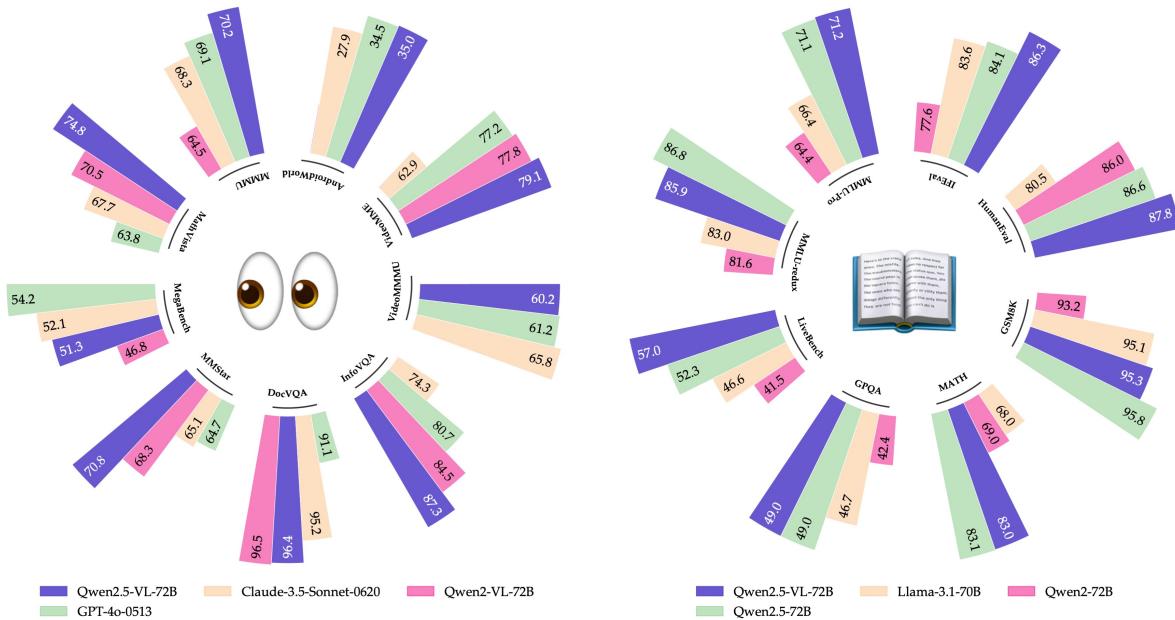
Qwen 团队, 阿里巴巴集团



摘要

我们介绍了Qwen2.5-VL，这是Qwen视觉语言系列的最新旗舰模型，它在基础能力和创新功能方面都取得了显著进步。Qwen2.5-VL通过增强的视觉识别、精确的物体定位、稳健的文档解析和长视频理解，在理解和与世界互动方面实现了重大飞跃。

Qwen2.5-VL的一个突出特点是能够使用边界框或点精确地定位物体。它可以从发票、表格和表格中提供稳健的结构化数据提取，以及对图表、图表和布局的详细分析。为了处理复杂的输入，Qwen2.5-VL引入了动态分辨率处理和绝对时间编码，使其能够处理不同尺寸的图像和长达数小时的视频，并实现二级事件定位。这使得模型能够原生感知空间尺度和时间动态，而无需依赖传统的归一化技术。通过从头开始训练原生动态分辨率视觉Transformer（ViT）并整合窗口注意力机制，我们显著降低了计算开销，同时保持了原生分辨率。因此，Qwen2.5-VL不仅在静态图像和文档理解方面表现出色，还作为一个能够进行推理、工具使用和任务执行的可交互视觉代理，在操作计算机和移动设备等实际场景中表现出色。该模型在跨领域实现了强大的泛化能力，而无需进行特定任务的微调。Qwen2.5-VL有三种尺寸，涵盖了从边缘人工智能到高性能计算的多样化用例。旗舰级的Qwen2.5-VL-72B模型与GPT-4o和Claude 3.5 Sonnet等当前最先进的模型相当，特别是在文档和图表理解方面表现出色。较小的Qwen2.5-VL-7B和Qwen2.5-VL-3B模型优于可比竞争对手，即使在资源受限的环境中也能提供强大的功能。此外，Qwen2.5-VL保持了稳健的语言性能，保留了Qwen2.5大语言模型的核心语言能力。



1 简介

大视觉语言模型 (LVLMs) (OpenAI, 2024; Anthropic, 2024a; 团队等, 2023; 王等人, 2024f) 代表了人工智能领域的一项关键突破, 标志着多模态理解和交互方法的变革性进展。通过将视觉感知与自然语言处理无缝集成, 这些高级模型正在从根本上改变机器如何跨不同领域解释和分析复杂信息的方式。尽管多模态大语言模型取得了显著进展, 但这些模型的当前能力可以类比为三明治饼干的中层——在各种任务中表现合格, 但未能达到卓越性能。细粒度视觉任务构成了这个类比的基础层。在 Qwen2.5-VL 的这次迭代中, 我们致力于探索细粒度感知能力, 旨在为LVLMs建立坚实的基础, 并为现实世界应用创建一个代理式放大器。这个框架的顶层是多模态推理, 它通过利用最新的Qwen2.5大语言模型并采用多模态QA数据构建而得到增强。

一系列研究推动了多模态大模型的发展, 其特点在于架构设计、视觉输入处理和数据管理。LVLMs进展的主要驱动力之一是架构的持续创新。在(Alayrac等, 2022; 李等人, 2022a; 2023b; 刘等人, 2023b;a; 王等人, 2024i; 张等人, 2024b; 王等人, 2023)中提出的研究逐步塑造了当前范式, 通常由视觉编码器、跨模态投影器和LLM组成。细粒度感知模型是另一个关键领域。像(Xiao等人, 2023; 刘等人, 2023c; Ren等人, 2024; 张等人, 2024a;d; Peng等人, 2023; Deitke等人, 2024)这样的模型在详细视觉理解方面拓展了可能性边界。Omni(李等人, 2024g; 2025b; Ye等人, 2024)和MoE(Riquelme等, 2021; Lee等人, 2024; 李等人, 2024h;c; Wu等人, 2024b)的架构也启发了LVLMs的未来演进。视觉编码器(陈等人, 2023; 刘等人, 2024b; Liang等人, 2025)和分辨率缩放(李等人, 2023c; Ye等人, 2023; 李等人, 2023a)的改进在提升实际视觉理解质量方面发挥了关键作用。用更多样化的场景和更高质量的场景管理数据是训练高级LVLMs的重要步骤。在(Guo等人, 2024; Chen等人, 2024d; Liu等人, 2024a; Chen等人, 2024a; Tong等人, 2024; 李等人, 2024a)中提出的努力对这个事业具有高度价值的贡献。

然而, 尽管取得了显著进展, 当前视觉语言模型仍面临发展瓶颈, 包括计算复杂度高、上下文理解有限、细粒度视觉感知能力差以及在不同序列长度下性能不稳定等问题。

在本报告中, 我们介绍了最新成果Qwen2.5-VL, 该模型延续了Qwen系列的开源理念, 在多个基准测试中超越甚至达到了顶尖闭源模型。从技术角度来看, 我们的贡献主要有四个方面: (1) 我们在视觉编码器中实现了窗口注意力机制, 以优化推理效率; (2) 我们引入了动态帧率采样技术, 将动态分辨率扩展到时间维度, 从而支持跨不同采样率的全面视频理解; (3) 我们通过将MRoPE对齐到绝对时间, 对时间域进行了升级, 从而促进更复杂的时序序列学习; (4) 我们在构建高质量预训练和监督微调数据集方面付出了巨大努力, 进一步将预训练语料库规模从120万亿token扩展至410万亿token。

Qwen2.5-VL 的闪亮特性如下:

- **强大的文档解析能力:** Qwen2.5-VL 将文字识别升级为全文档解析, 擅长处理多场景、多语言以及各种内置(手写、表格、图表、化学公式和乐谱)文档。
- **跨格式的精准目标 grounding:** Qwen2.5-VL 解放了检测、指向和计数目标的准确性, 支持绝对坐标和 JSON 格式以进行高级空间推理。
- **超长视频理解和细粒度视频 grounding:** 我们的模型将原生动态分辨率扩展到时间维度, 增强了理解长达数小时视频的能力, 同时提取秒级的事件片段。
- **增强 Agent 功能, 适用于电脑和移动设备:** 利用先进的 grounding、推理和决策能力, 提升模型在智能手机和电脑上的 Agent 功能表现。

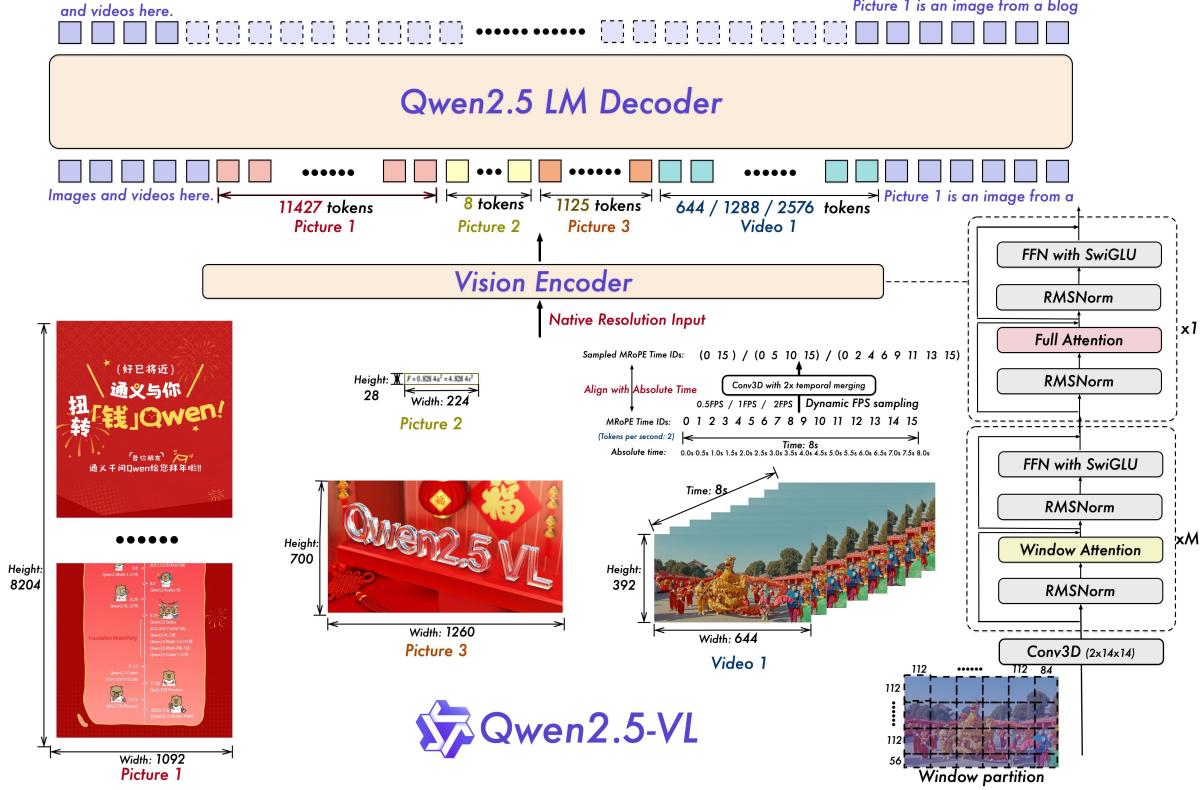


图1：Qwen2.5-VL框架展示了视觉编码器和语言模型解码器的集成，用于处理多模态输入，包括图像和视频。视觉编码器设计用于处理原始分辨率输入，并支持动态帧率采样。不同尺寸的图像和具有不同帧率的视频帧被动态映射到不同长度的标记序列。值得注意的是，MRoPE将时间ID与时间维度上的绝对时间对齐，使模型能够更好地理解时间动态，例如事件的速度和精确时刻定位。处理后的视觉数据随后被输入到Qwen2.5 LM解码器。我们对视觉Transformer (ViT) 架构进行了重新设计，加入了高级组件，如带有SwiGLU激活的FFN、用于归一化的RMSNorm以及基于窗口的注意力机制，以提升性能和效率。

2 方法

在本节中，我们首先概述 Qwen2.5-VL 系列模型的架构更新，并提供数据和训练细节的概览。

2.1 模型架构

Qwen2.5-VL的整体模型架构由三个组件构成：

大语言模型：Qwen2.5-VL系列采用大语言模型作为其基础组件。模型使用Qwen2.5大语言模型的预训练权重进行初始化。为了更好地满足多模态理解的需求，我们将1D RoPE（旋转位置编码）修改为与绝对时间对齐的多模态旋转位置编码。

视觉编码器：Qwen2.5-VL的视觉编码器采用了一种重新设计的视觉Transformer (ViT) 架构。在结构上，我们集成了2D-RoPE和窗口注意力机制，以支持原生输入分辨率，同时加速整个视觉编码器的计算。在训练和推理过程中，输入图像的高度和宽度都会被调整为28的倍数，然后再输入到ViT中。视觉编码器通过以14的步长将图像分割成块来处理图像，生成一组图像特征。我们将在第2.1.1节中更详细地介绍视觉编码器。

基于MLP的视觉语言合并器：为了应对长序列图像特征带来的效率挑战，我们采用一种简单而有效的方法，在将特征序列输入大语言模型 (LLM) 之前对其进行压缩。具体来说，我们没有直接使用原始的图像块

通过视觉Transformer (ViT) 提取的特征，我们首先将空间上相邻的四个块特征分组。然后，这些分组后的特征被连接起来，并通过一个两层多层感知机 (MLP) 将其投影到与LLM中使用的文本嵌入相匹配的维度。这种方法不仅降低了计算成本，还提供了一种灵活的方式来动态压缩不同长度的图像特征序列。

在表 1 中，详细介绍了Qwen2.5-VL的架构和配置。

配置	Qwen2.5-VL-3B	Qwen2.5-VL-7B	Qwen2.5-VL-72B
视觉Transformer			
隐藏大小	1280	1280	1280
层数	32	32	32
头数	16	16	16
中间大小	3456	3456	3456
块大小	14	14	14
窗口大小	112	112	112
全注意力块索引	{7, 15, 23, 31}	{7, 15, 23, 31}	{7, 15, 23, 31}
视觉语言合并器			
输入通道	1280	1280	1280
输出通道	2048	3584	8192
大语言模型			
隐藏大小	2048	3,584	8192
# 层数	36	28	80
# KV 头	2	4	8
头大小	128	128	128
中等尺寸	4864	18944	29568
嵌入绑定	✓	✗	✗
词汇量大小	151646	151646	151646
# 训练的token	4.1T	4.1T	4.1T

表1：Qwen2.5-VL的配置。

2.1.1 快速高效的VisionEncoder

视觉编码器在多模态大语言模型 (MLLMs) 中扮演着关键角色。为了应对由于原生分辨率输入在训练和推理过程中导致的计算负载不平衡问题，我们重新设计了视觉Transformer (ViT) 架构。一个关键问题是处理不同尺寸图像时相关的二次计算复杂度。为了缓解这一问题，我们在大多数层中引入了窗口注意力机制，确保计算成本与块数呈线性关系而非二次方关系。在我们的架构中，只有四层采用全自注意力机制，其余层则使用窗口注意力机制，其最大窗口大小为 112×112 (对应于 8×8 个块)。小于 112×112 的区域无需填充即可处理，从而保留了其原始分辨率。这种设计使得模型能够原生地在输入分辨率下运行，避免了不必要的缩放或失真。

对于位置编码，我们采用二维旋转位置嵌入 (RoPE) 来有效地捕捉二维空间中的空间关系。此外，为了更好地处理视频输入，我们将我们的方法扩展到三维分块。具体来说，我们使用 14×14 图像块作为基本单元，这与传统的用于静态图像的 ViTs 保持一致。对于视频数据，两个连续的帧被组合在一起，显著减少了输入到语言模型中的 token 数量。这种设计不仅保持了与现有架构的兼容性，而且在处理序列视频数据时也提高了效率。

为了简化整体网络结构，我们将 ViT 架构更紧密地与大型语言模型 (LLM) 的设计原则对齐。具体来说，我们采用 RMSNorm (Zhang & Sennrich, 2019) 进行归一化，并使用 SwiGLU (Dauphin et al., 2017) 作为激活函数。这些选择提高了计算效率，并增强了模型中视觉和语言组件之间的兼容性。

在训练方面，我们从零开始训练重新设计的 ViT。训练过程包括多个阶段，包括 CLIP 预训练、视觉-语言对齐和端到端微调。为了确保在不同输入分辨率下的鲁棒性，我们在原生分辨率下采用动态采样，

在训练过程中。图像根据其原始宽高比随机采样，使模型能够有效地泛化到不同分辨率的输入。这种方法不仅提高了模型的适应性，还确保了在不同尺寸的视觉数据上稳定且高效的训练。

2.1.2 原生动态分辨率与帧率

Qwen2.5-VL 在空间和时间维度上引入了进步，以有效处理多样化的多模态输入。

在空间域中，Qwen2.5-VL 会动态地将不同尺寸的图像转换为具有相应长度的标记序列。与需要归一化坐标的传统方法不同，我们的模型直接使用输入图像的实际尺寸来表示边界框、点和其他空间特征。这使得模型能够内建地学习比例信息，从而提高其处理不同分辨率图像的能力。

对于视频输入，Qwen2.5-VL 包含动态帧率（FPS）训练和绝对时间编码。通过适应可变的帧率，模型能够更好地捕捉视频内容的时序动态。与其他方法（如结合文本时间戳或使用额外的头部来实现时序定位）不同，我们引入了一种新颖且高效的策略，将 MRoPE ID 直接与时间戳对齐。这种方法允许模型通过时间维度 ID 之间的间隔来理解时间的节奏，而无需任何额外的计算开销。

2.1.3 多模态旋转位置嵌入对齐到绝对时间

位置嵌入对于建模视觉和语言模态中的序列数据至关重要。基于 Qwen2-VL 中引入的多模态旋转位置嵌入 (MRoPE)，我们扩展了其功能，以更好地处理视频中时间信息。

Qwen2-VL 中的 MRoPE 将位置嵌入分解为三个不同组件：时间、高度和宽度，以有效建模多模态输入。对于文本输入，所有三个组件使用相同的位 ID，使 MRoPE 在功能上等同于传统的 1D RoPE (Su 等人, 2024)。对于图像，时间 ID 在视觉标记之间保持不变，而高度和宽度组件根据每个标记在图像中的空间位置分配唯一 ID。在处理视频时，视频被视为帧序列，时间 ID 为每帧递增，而高度和宽度组件遵循与静态图像相同的分配模式。

然而，在 Qwen2-VL 中，MRoPE 的时间位置 ID 与输入帧的数量绑定，这并未考虑内容变化的速度或视频内事件发生的绝对时间。为了解决这一局限性，Qwen2.5-VL 引入了一个关键改进：将 MRoPE 的时间分量与绝对时间对齐。如图 1 所示，通过利用时间 ID 之间的间隔，模型能够学习到跨不同 FPS 采样率视频的一致时间对齐。

2.2 预训练

在本节中，我们首先描述预训练数据集的构建，然后概述整体训练流程和配置。

2.2.1 预训练数据

与 Qwen2-VL 相比，我们将预训练数据的规模显著扩大，从 120 万亿 token 增加到约 400 万亿 token。我们的预训练数据集是通过多种方法构建的，包括清理原始网络数据、合成数据等。该数据集涵盖了多种多模态数据，如图像描述、交错图像-文本数据、光学字符识别 (OCR) 数据、视觉知识（例如，名人、地标、动植物识别）、多模态学术问题、定位数据、文档解析数据、视频描述、视频定位以及基于 Agent 的交互数据。在训练过程中，我们仔细调整了不同阶段这些数据类型的组成和比例，以优化学习效果。

交错图像-文本数据 交错图像-文本数据对于多模态学习至关重要，它提供了三大关键优势：(1) 通过同时提供视觉和文本提示实现情境学习 (Alayrac 等, 2022)，(2) 当图像缺失时保持强大的纯文本能力 (Lin 等, 2024)，以及(3) 包含广泛的一般信息。然而，目前可用的交错数据

缺乏有意义的文本-图像关联，且通常存在噪声，限制其用于复杂推理和创意生成的作用。

为应对这些挑战，我们开发了一套用于评分和清洗数据的流程，确保仅使用高质量、相关的交错数据。我们的流程包含两个步骤：标准数据清洗（李等，2024e）随后是一个使用内部评估模型的四阶段评分系统。评分标准包括：(1) 文本质量、(2) 图文相关性、(3) 图文互补性，以及(4) 信息密度平衡。这种严谨的方法提升了模型进行复杂推理和生成连贯多模态内容的能力。

以下是对这些图文评分标准的描述：

图文相关性：高分表示图像与文本之间联系更强，图像能对文本进行有意义的补充、解释或扩展，而不仅仅是装饰。

信息互补性：高分反映图像与文本之间互补信息更多。每部分应提供独特细节，共同构成完整叙事。

信息密度平衡：高分意味着图文信息分布更均衡，避免文本或图像信息过载，确保两者间适当平衡。

使用绝对位置坐标进行Grounding数据标注 我们采用原生分辨率训练，旨在更准确地感知世界。相比之下，相对坐标无法有效地表示图像中物体的原始大小和位置。为了解决这个问题，Qwen2.5-VL在训练过程中使用基于输入图像实际尺寸的坐标值来表示边界框和点。这种方法确保模型能够更好地捕捉物体的现实世界尺度和空间关系，从而在目标检测和定位等任务中提高性能。

为提升 grounding 能力的泛化性，我们开发了一个包含边界框和带指代表达式的点的综合数据集，该数据集利用了公开数据集和专有数据。我们的方法涉及将数据合成多种格式，包括 XML、JSON 和自定义格式，采用了诸如复制粘贴增强（Ghiasi 等人, 2021）以及使用现成模型（如 Grounding DINO（刘等人, 2023c）和 SAM（Kirillov 等人, 2023）进行合成）等技术。这种方法促进了 grounding 能力的更稳健评估和进步。

为提升模型在开放词汇检测上的性能，我们将训练数据集扩展至包含超过10,000个物体类别。此外，为提高模型在极端物体检测场景下的有效性，我们在查询中合成了不存在的物体类别，并为每个物体构建了包含多个实例的图像数据。

为确保卓越的基于点的物体 grounding 能力，我们构建了一个包含公开可用和合成数据的综合指向数据集。具体而言，数据来源包括 PixMo（Deitke 等人, 2024）的公开指向和计数数据，以及公开可用的物体 grounding 数据（来自物体检测和实例分割任务），还有通过自动化流程合成、用于生成精确指向特定图像细节的数据。

文档全场景解析数据 为了训练 Qwen2.5-VL，我们合成了一个大规模的文档数据集。传统的文档内容解析方法通常依赖于单独的模型来处理布局分析、文本提取、图表解释和插图处理。相比之下，Qwen2.5-VL 旨在赋予通用模型全面的解析、理解和转换文档格式的功能。具体而言，我们将多种元素融入文档中，例如表格、图表、公式、自然或合成图像、乐谱和化学公式。这些元素以 HTML 格式统一格式化，将布局框信息和插图描述集成到 HTML 标签结构中。我们还根据典型的阅读顺序丰富文档布局，并在基于 HTML 的真实标签中包含每个模块（如段落和图表）的坐标。这种创新方法使得任何文档的完整信息，包括其布局、文本、图表和插图，都能以标准化和统一的方式表示。因此，Qwen2.5-VL 实现了多模态文档元素的无缝集成，从而促进更高效和准确的文档理解和转换。

以下是 QwenVL HTML 格式：

QwenVL HTML 格式

```
<html><body># 段落<p data-bbox="x1 y1 x2 y2">内容 </p># 表格<style>table{id} style</style><table data-bbox="x1 y1 x2 y2" class="table{id}"> table 内容</table># 图表<div class="图表" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1y1 x2 y2" /><table> 图表 内容</table></div># 公式<div class="公式" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1 y1 x2 y2" /><div>公式 内容 </div></div># 图像描述<div class="图像描述" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1 y1 x2 y2" /><p> 图像描述 </p></div># 图像 OCR<div class="图像 OCR" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1 y1 x2 y2" /><p> 图像 OCR</p></div># 乐谱<div class="乐谱" 格式="abc 记谱法" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1 y1 x2 y2" /> <div> 乐谱 内容 </div></div># 化学公式<div class="化学公式" 格式="smile" data-bbox="x1 y1 x2 y2"> <img data-bbox="x1 y1 x2 y2" /> <div> 化学公式 内容 </div></div></html></body>
```

此格式 确保所有文档元素以结构化和可访问的方式表示
启用 ef 高效处理和理解

r,

OCR 数据 来自不同来源的数据被收集和整理，以提升 OCR 性能，包括合成数据、开源数据和内部收集的数据。合成数据通过视觉文本生成引擎生成，以在真实场景中产生高质量的文本图像。为了支持更广泛的语言并增强多语言能力，我们整合了一个大规模的多语言 OCR 数据集。该数据集支持多种语言，如法语、德语、意大利语、西班牙语、葡萄牙语、阿拉伯语、俄语、日语、韩语和越南语。该数据集经过精心整理，以确保多样性和质量，利用了高质量的合成图像和真实的自然场景图像。这种组合确保了在各种语言环境下的鲁棒性能，并提高了模型对不同文本外观和环境条件的适应性。对于图表类型数据，我们使用 matplotlib、seaborn 和 plotly 等可视化库合成了 100 万个样本，涵盖柱状图、关系图和热力图等图表类别。关于表格数据，我们通过离线的端到端表格识别模型处理了 600 万个真实世界样本，随后过滤掉了低置信度表格、重叠表格和单元格密度不足的表格。

视频数据 为确保在理解不同帧率 (FPS) 的视频数据时具有更强的鲁棒性，我们在训练过程中动态采样 FPS，以实现训练数据集中 FPS 分布的更均匀表示。此外，对于时长超过半小时的视频，我们通过一个有针对性的合成流程，专门构建了一套长视频字幕，通过合成多帧字幕生成。关于视频定位数据，我们制定了基于秒的格式和小时-分钟-秒-帧 (hmsf) 格式的时戳，确保模型能够准确理解和输出各种格式的时间。

Agent 数据 我们增强了感知和决策能力，以构建 Qwen2.5-VL 的 Agent 功能。在感知方面，我们在移动端、网页端和桌面端收集截图。使用合成数据引擎生成截图描述和 UI 元素 Grounding 标注。描述任务帮助 Qwen2.5-VL 理解图形界面，而 Grounding 任务帮助它对齐元素的形态和功能。在决策方面，我们首先将移动端、网页端和桌面端的操作统一为具有共享动作空间的函数调用格式。一组从开源数据中收集并由 Agent 框架（王等人,2025; 2024b;c）在虚拟环境中合成的多步轨迹被重新格式化为函数格式。我们进一步生成一个

每一步的推理过程通过人工和模型标注者（徐等人，2024）。具体来说，给定一个真实操作，我们在截图上高亮显示它。然后，我们将全局查询以及该操作前后的截图提供给标注者，要求他们编写推理内容来解释该操作的意图。使用基于模型的过滤器筛选出低质量的推理内容。这样的推理内容防止Qwen2.5-VL过拟合真实操作，并使其在实际场景中更加鲁棒。

阶段	视觉预训练	多模态预训练	长上下文预训练
Data	图像描述 知识 OCR	+ 纯文本 交错数据 VQA, 视频 Grounding, Agent	+ 长视频 长Agent 长文档
标记	1.5T	2T	0.6T
序列长度	8192	8192	32768
训练	ViT	视觉 Transformer & 大语言模型	视觉 Transformer & 大语言模型

表2：不同阶段训练数据量及构成。

2.2.2 训练配方

我们使用DataComp（Gadre等人。, 2023）和部分内部数据集作为视觉编码器的初始化，从头训练了一个视觉Transformer（ViT），同时利用预训练的Qwen2.5大语言模型（LLM）（Yang等人。, 2024a）作为LLM组件的初始化。如表2所示，预训练过程分为三个不同阶段，每个阶段采用不同的数据配置和训练策略，以逐步提升模型的能力。

在第一阶段，仅训练视觉Transformer（ViT），以提升其与语言模型的对齐度，为多模态理解奠定坚实基础。此阶段的主要数据来源包括图像描述、视觉知识和OCR数据。这些数据集经过精心选择，旨在培养ViT提取有意义的视觉表示的能力，以便有效整合文本信息。

在第二阶段，所有模型参数都被解冻，模型在多样化的多模态图像数据上进行训练，以增强其处理复杂视觉信息的能力。这一阶段引入了更复杂、推理更密集的数据集，例如交错数据、多任务学习数据集、视觉问答（VQA）、多模态数学、基于Agent的任务、视频理解和纯文本数据集。这些数据集增强了模型在视觉和语言模态之间建立更深层联系的能力，使其能够处理日益复杂的任务。

在第三阶段，为了进一步增强模型在较长序列、视频和基于Agent数据上的推理能力，同时增加了序列长度。这使得模型能够更精确地处理更高级和复杂的多模态任务。通过延长序列长度，模型获得了处理扩展上下文的能力，这对于需要长距离依赖和复杂推理的任务尤其有益。

为了应对图像大小和文本长度变化带来的挑战，这些变化可能导致训练期间计算负载不平衡，我们采用了一种优化训练效率的策略。主要的计算成本来自大语言模型（LLM）和视觉编码器。鉴于视觉编码器的参数相对较少，并且我们引入了窗口注意力机制来进一步减少其计算需求，我们专注于平衡LLM在不同GPU上的计算负载。具体来说，我们根据数据样本对应输入序列长度动态打包数据，以确保计算负载一致。在第一阶段和第二阶段，数据被均匀打包到8,192的序列长度，而在第三阶段，序列长度增加到32,768，以适应模型处理更长序列的增强能力。

2.3 迁移学习

Qwen2.5-VL的post-training对齐框架采用双阶段优化范式，包括监督微调（SFT）和直接偏好优化（DPO）（Rafailov等人, 2023）。这种分层对齐策略将参数高效的领域适应与人类偏好蒸馏相结合，通过不同的优化目标解决表征接地和行为优化问题。

监督微调 (SFT) 旨在通过目标指令优化弥合预训练表征与下游任务需求之间的差距。在此阶段，我们采用 ChatML 格式 (OpenAI, 2024) 来组织指令跟随数据，在有意偏离预训练数据模式的同时保持与 Qwen2-VL 的架构一致性 (王等人, 2024e)。这种格式转换使三种关键适应成为可能：1) 多模态轮流中的显式对话角色标记，2) 在文本指令旁边结构化注入视觉嵌入，3) 通过格式感知打包保留跨模态位置关系。通过在这种增强模式下向模型展示精心策划的多模态指令-响应对，SFT 能够实现高效的知识迁移，同时保持预训练特征的完整性。

2.3.1 指令数据

监督微调 (SFT) 阶段采用一个精心策划的数据集，旨在提升模型跨多种模态的指令跟随能力。该数据集包含约200万个条目，纯文本数据（50%）和多模态数据（50%）均等分布，其中多模态数据包括图像-文本和视频-文本组合。多模态数据的加入使模型能有效处理复杂输入。值得注意的是，尽管纯文本和多模态条目数量相同，但由于嵌入的视觉和时序信息，多模态条目在训练过程中消耗的token和计算资源显著更多。该数据集主要由中文和英文数据组成，并辅以多语言条目以支持更广泛的语言多样性。

该数据集的结构反映了不同级别的对话复杂度，包括单轮和多轮交互。这些交互通过从单图像输入到多图像序列的场景进一步进行情境化，从而模拟真实的对话动态。查询来源主要来自开源仓库，并辅以精选购买数据集和在线查询数据。这种组合确保了广泛覆盖，并提升了数据集的代表性。

为应对广泛的应用场景，数据集包含针对通用视觉问答 (VQA)、图像描述、数学问题解决、编程任务和安全相关查询的专门子集。此外，还构建了用于文档和光学字符识别 (Doc 和 OCR)、Grounding、视频分析和Agent交互的专用数据集，以提升特定领域的专业能力。有关数据的详细信息，请参阅论文的相关章节。这种结构化和多样化的组成确保了SFT阶段能够有效地将预训练表示与下游多模态任务的细微需求对齐，从而促进模型稳健且具有上下文感知能力的性能。

2.3.2 数据过滤流程

训练数据的质量是影响视觉语言模型性能的关键因素。开源和合成数据集通常表现出显著的变异性，经常包含噪声、冗余或低质量样本。因此，严格的数据清理和过滤过程对于解决这些问题至关重要。低质量数据会导致预训练表示与下游任务需求之间的对齐不佳，从而削弱模型有效处理复杂多模态任务的能力。因此，确保高质量数据对于实现稳健可靠的模型性能至关重要。

为应对这些挑战，我们实现了一个两阶段数据过滤流程，旨在系统性地提升Supervised Fine-Tuning (SFT)数据集的质量。该流程包含以下阶段：

阶段 1：领域特定分类 在初始阶段，我们采用*Qwen2-VL-Instag*，一个基于Qwen2-VL-72B衍生的专用分类模型，对问答 (QA) 对进行分层分类。该模型将QA对组织成八个主要领域，例如编程 和规划，这些领域进一步细分为 30 个细粒度子类别。例如，主要领域编程 被细分为包括代码_调试、代码_生成、代码_翻译和代码_理解等子类别。这种分层结构促进了领域感知和子领域感知的过滤策略，使流程能够针对每个类别的特定特征优化数据清理过程。因此，这提高了监督微调 (SFT) 数据集的质量和相关性。

阶段 2：领域定制过滤 第二阶段涉及领域定制过滤，该过程整合了基于规则和基于模型的方法，以全面提升数据质量。给定

由于文档处理、光学字符识别 (OCR) 和视觉接地等领域的多样性，每个领域可能需要独特的过滤策略。以下，我们概述了在这些领域中应用的通用过滤策略。

基于规则的过滤采用预定义的启发式规则来消除低质量或存在问题的条目。具体而言，对于与文档处理、OCR 和视觉接地任务相关的数据集，会识别并移除重复模式，以防止扭曲模型的训练过程并确保最佳性能。此外，包含不完整、截断或不正确格式化响应的条目——常见于合成数据集和多模态上下文中——也会被排除。为了保持相关性并遵守道德标准，与问题无关或可能产生有害输出的查询和答案也会被丢弃。这种结构化方法确保数据集符合道德规范并满足特定任务要求。

基于模型的过滤通过利用在 Qwen2.5-VL 系列上训练的奖励模型进一步优化数据集。这些模型从多个维度评估多模态问答对。查询会根据复杂性和相关性进行评估，仅保留那些具有适当挑战性和上下文相关性的示例。答案会根据正确性、完整性、清晰度、与查询的相关性以及有用性进行评估。在视觉接地任务中，特别关注验证对视觉信息的准确解释和利用。这种多维评分确保只有高质量的数据才会进入 SFT 阶段。

2.3.3 拒绝采样增强推理

为补充我们的结构化数据过滤流程，我们采用拒绝采样作为一种策略来优化数据集并增强视觉语言模型 (VLM) 的推理能力。这种方法对于需要复杂推理的任务尤为关键，例如数学问题求解、代码生成和特定领域的视觉问答 (VQA)。先前研究表明，结合思维链 (CoT) 魏等人(2022) 推理可以显著提升模型的推理性能。[\(DeepSeek-AI 等人， 2024\)](#) 我们的离线训练实验证实了这一点，强调了结构化推理过程对于实现高质量结果的重要性。

拒绝采样流程始于带有真实标注的数据集。这些数据集经过精心筛选，包含需要多步推理的任务，例如数学问题求解、代码生成和特定领域的VQA。使用Qwen2.5-VL模型的中间版本，我们评估生成响应与真实标注的匹配程度。只有模型输出与预期答案一致的样本才会被保留，确保数据集仅包含高质量、准确的示例。

为了进一步提升数据质量，我们应用额外的约束条件来过滤掉不理想的输出。具体来说，我们排除了那些存在代码转换、过长或重复模式的响应。这些标准确保了CoT推理过程的清晰性和连贯性，这对于下游应用至关重要。

将CoT推理应用于视觉语言模型的一个关键挑战在于它们同时依赖文本和视觉模态。中间推理步骤可能无法充分整合视觉信息，要么忽略相关的视觉线索，要么误读它们。为了解决这个问题，我们开发了基于规则和模型驱动的过滤策略来验证中间推理步骤的准确性。这些机制确保了CoT过程中的每一步都能有效整合视觉和文本模态。尽管付出了这些努力，但要实现最优的模态对齐仍然是一个需要进一步发展的持续挑战。

通过拒绝采样生成的数据显著提升了模型的推理能力。通过迭代优化数据集并移除低质量或错误的样本，我们使模型能够从强调准确和连贯推理的高保真示例中学习。这种方法不仅增强了模型处理复杂任务的能力，也为未来视觉语言模型的改进奠定了基础。

2.3.4 训练配方

Qwen2.5-VL的post-training过程包含两个阶段：监督微调 (SFT) 和直接偏好优化 (DPO)，这两个阶段都冻结了视觉Transformer (ViT) 参数。在SFT阶段，模型在多样化的多模态数据上进行微调，包括图像-文本对、视频和纯文本，数据来源包括通用VQA、拒绝采样以及专业数据集，如文档、OCR、Grounding、视频和Agent相关任务。在DPO阶段，模型专注于图像-文本和纯文本数据，利用偏好数据使模型与人类偏好保持一致，每个样本仅处理一次以确保高效优化。这个简化的流程提升了模型的

3 实验部分

在本节中，我们首先介绍整体模型，并将其与当前最先进技术（SoTA）模型进行比较。然后，我们评估模型在各个子能力上的性能。

3.1 与当前最先进技术（SoTA）模型比较

表3：Qwen2.5-VL与当前最先进技术的性能对比。

数据集	开源SOTA 上一个	Claude-3.5 Sonnet-0620	GPT-4o 0513	InternVL2.5 78B	Qwen2-VL 72B	Qwen2.5-VL 72B	Qwen2.5-VL 7B	Qwen2.5-VL 3B
		大学水平问题						
MMMU_val (岳等人, 2023)	70.1 陈等人 (2024d)	68.3	69.1	70.1	64.5	70.2	58.6	53.1
MMMU-Pro_overall (岳等人, 2024)	48.6 陈等人 (2024d)	51.5	51.9	48.6	46.2	51.1	38.3	31.56
<i>Math</i>								
MathVista _{mini} (陆等人, 2024)	72.3 陈等人 (2024d)	67.7	63.8	72.3	70.5	74.8	68.2	62.3
MATH-Vision _{full} (张等人, 2024d)	32.2 陈等人 (2024d)	-	30.4	32.2	25.9	38.1	25.1	21.2
MathVerse _{mini} (张等人, 2024c)	51.7 陈等人 (2024d)	-	50.2	51.7	-	57.6	49.2	47.6
通用视觉问答								
MegaBench (陈等人, 2024b)	47.4 MiniMax 等人 (2025)	52.1	54.2	45.6	46.8	51.3	36.8	28.9
MMBench-EN _{test} (刘等人, 2023d)	88.3 陈等人 (2024d)	82.6	83.4	88.9	88.6	83.5	79.1	
MMBench-CN _{test} (刘等人, 2023d)	88.5 陈等人 (2024d)	83.5	82.1	88.5	86.7	87.9	83.4	78.1
MMBench-V1.1-EN _{test} (刘等人, 2023d)	87.4 陈等人 (2024d)	80.9	83.1	87.4	86.1	88.4	82.6	77.4
MMStar (陈等人, 2024c)	69.5 陈等人 (2024d)	65.1	64.7	69.5	68.3	70.8	63.9	55.9
MMEsum (付等人, 2023)	2494 陈等人 (2024d)	1920	2328	2494	2483	2448	2347	2157
MuirBench (王等人, 2024a)	63.5 陈等人 (2024d)	-	68.0	63.5	-	70.7	59.6	47.7
BLINK _{val} (付等人, 2024c)	63.8 陈等人 (2024d)	-	68.0	63.8	-	64.4	56.4	47.6
CRPE _{relation} (王等人, 2024h)	78.8 陈等人 (2024d)	-	76.6	78.8	-	79.2	76.4	73.6
HallBench _{avg} (关等人, 2023)	58.1 王等人 (2024f)	55.5	55.0	57.4	58.1	55.2	52.9	46.3
MTVQA (唐等人, 2024)	31.9 陈等人 (2024d)	25.7	27.8	31.9	30.9	31.7	29.2	24.8
RealWorldQA _{avg} (X-AI, 2024)	78.7 陈等人 (2024d)	60.1	75.4	78.7	77.8	75.7	68.5	65.4
MME-RealWorlden (张等人, 2024f)	62.9 陈等人 (2024d)	51.6	45.2	62.9	-	63.2	57.4	53.1
MMVet _{turbo} (余等人, 2024)	74.0 王等人 (2024f)	70.1	69.1	72.3	74.0	76.2	67.1	61.8
MM-MT-Bench (Agrawal等人, 2024)	7.4 阿格拉瓦尔等人 (2024)	7.5	7.72	-	6.59	7.6	6.3	5.7

实验部分评估了 Qwen2.5-VL 在各种数据集上的性能，将其与当前最先进技术模型（如 Claude-3.5-Sonnet-0620 (Anthropic, 2024a) , GPT-4o-0513 (OpenAI, 2024) , InternVL2.5 (陈等人, 2024d) , 以及不同大小的 Qwen2-VL (王等人, 2024e) 进行比较）。在大学水平问题中，Qwen2.5-VL-72B 在 MMMU 上获得 70.2 分 (岳等人, 2023)。对于 MMMU-Pro (岳等人, 2024) , Qwen2.5-VL-72B 得分为 51.1，超越了之前的开源当前最先进技术模型，并达到了 GPT-4o 的性能水平。在数学相关任务中，Qwen2.5-VL-72B 展现出强大的能力。在 MathVista (陆等人, 2024) 上，它获得了 74.8 分，超过了之前开源的当前最先进技术的 72.3 分。对于 MATH-Vision (王等人, 2024d) , Qwen2.5-VL-72B 得分为 38.1，而 MathVerse (张等人, 2024c) 得分为 57.6，两者与其他领先模型相比都显示出竞争性结果。

对于通用视觉问答，Qwen2.5-VL-72B 在多个基准测试中表现出色。在 MMBench-EN (刘等人, 2023d) 上，它获得了 88.6 分，略微超过了之前的最佳分数 88.3。该模型在 MuirBench (王等人, 2024a) 上的得分为 70.7，在 BLINK (付等人, 2024c) 上的得分为 64.4。在 MTVQA (唐等人, 2024) 的多语言能力评估中，Qwen2.5-VL-72B 获得了 31.7 分，展示了其强大的多语言文本识别能力。在主观评估如 MMVet (余等人, 2024) 和 MM-MT-Bench (Agrawal等人, 2024) 中，Qwen2.5-VL-72B 分别得分为 76.2 和 7.6，展示了出色的自然对话体验和用户满意度。

3.2 纯文本任务性能

为了批判性地评估指令微调模型在纯文本任务上的性能，如表4所示，我们选择了几个有代表性的基准测试来评估模型在不同领域的能力，包括一般任务 (王等人, 2024j; 葛玛等人, 2024; 怀特等人, 2024) , 数学与科学任务 (莱恩等人, 2023; 亨德里克斯等人, 2021; 科布等人, 2021) , 编程任务 (陈等人, 2021; 卡萨诺等人, 2023) , 以及对齐任务 (周等人, 2023)。我们将 Qwen2.5-VL 与几个规模相似的大语言模型 (LLMs) 进行了比较。结果表明，Qwen2.5-VL 不仅在多模态任务上实现了最先进 (SoTA) 的性能，而且在纯文本任务上也表现出领先性能，展示了其在不同评估标准下的通用性和鲁棒性。

表4: 70B+Instruct模型和Qwen2.5-VL在纯文本任务上的性能

数据集	Llama-3.1-70B	Llama-3.1-405B	Qwen2-72B	Qwen2.5-72B	Qwen2.5-VL-72B
一般任务					
MMLU-Pro	66.4	73.3	64.4	71.1	71.2
MMLU-redux	83.0	86.2	81.6	86.8	85.9
LiveBench-0831	46.6	53.2	41.5	52.3	57.0
数学与科学任务					
GPQA	46.7	51.1	42.4	49.0	49.0
MATH	68.0	73.8	69.0	83.1	83.0
GSM8K	95.1	96.8	93.2	95.8	95.3
编程任务					
HumanEval	80.5	89.0	86.0	86.6	87.8
MultiPL-E	68.2	73.5	69.2	75.1	79.5
对齐任务					
IFEval	83.6	86.0	77.6	84.1	86.3

3.3 定量结果

3.3.1 一般视觉问答

为了全面评估模型在通用视觉问答 (VQA) 和对话方面的能力，我们在多种数据集上进行了广泛的实验。如表3所示，Qwen2.5-VL在各种VQA任务、主观评估、多语言场景和多图像问题中均表现出最先进性能。具体而言，它在MMBench系列（刘等人，2023d）、MMStar（陈等人，2024c）、MME（付等人，2023）、MuirBench（王等人，2024a）、BLINK（付等人，2024c）、CRPE（王等人，2024h）、HallBench（关等人，2023）、MTVQA（唐等人，2024）、MME-RealWorld（张等人，2024f）、MMVet（余等人，2024）以及MM-MT-Bench（阿格拉瓦尔等人，2024）等基准数据集上表现优异。

在视觉细节理解和推理领域，Qwen2.5-VL-72B在MMBench-EN-V1.1数据集上达到88.4%的准确率，超越了之前的当前最先进模型，如InternVL2.5（78B）和Claude-3.5 Sonnet-0620。同样，在MMStar数据集上，Qwen2.5-VL获得70.8分，优于该基准中的其他领先模型。这些结果突显了该模型的鲁棒性和跨不同语言环境的适应性。

此外，在高分辨率真实场景中，特别是在MME-RealWorld基准上，Qwen2.5-VL展现出当前最先进性能，得分为63.2，展示了其对现实环境的广泛适应性。此外，在MuirBench数据集上评估的多图像理解任务中，Qwen2.5-VL获得领先分数70.7，进一步突显了其卓越的泛化能力。综合来看，这些结果说明了Qwen2.5-VL在处理各种场景下的通用视觉问答 (VQA) 任务时，具有强大的通用性和有效性。

值得注意的是，即使是Qwen2.5-VL的小规模版本，特别是Qwen2.5-VL-7B和Qwen2.5-VL-3B，也表现出极具竞争力的性能。例如，在MMStar数据集上，Qwen2.5-VL-7B达到了63.9%，而Qwen2.5-VL-3B得分为55.9%。这表明Qwen2.5-VL的架构不仅强大，而且可扩展，即使参数更少也能保持强劲的性能。

3.3.2 文档理解与OCR

我们对模型在多种OCR、图表和文档理解基准测试中进行了评估。表5展示了Qwen2.5-VL模型与顶级模型在以下OCR相关基准测试上的性能比较：AI2D（Kembhavi等人，2016年）、TextVQA（Singh等人，2019年）、DocVQA（Mathew等人，2021b）、InfoVQA（Mathew等人，2021a）、ChartQA（Masry等人，2022年）、CharXiv（Wang等人，2024k）、SEED-Bench-2-Plus（Li等人，2024b）、OCRBench（Liu等人，2023e）、OCRBench_v2（付等人，2024b）、CC-OCR（Yang等人，2024b）、OmniDocBench（Ouyang等人，2024年）、VCR（张等人，2024e）。

针对多场景、多语言以及各种内置（手写、表格、图表、化学公式和数学表达式）文档的元素解析OCR相关解析基准，

如CC-OCR和OmniDocBench, Qwen2.5-VL-72B模型集因精选的训练数据和LLM模型的出色能力, 确立了当前最先进技术。

对于场景文本、图表、图表和文档的OCR相关理解基准, Qwen2.5-VL模型凭借良好的理解能力取得了令人印象深刻的性能表现。值得注意的是, 在OCR相关理解基准如OCRbench、专注于信息图的InfoVQA以及涵盖图表、地图和网页等文本丰富场景的SEED-Bench-2-Plus上, Qwen2.5-VL-72B取得了显著成果, 显著优于InternVL2.5-78B等强劲对手。

此外, 在OCR相关综合基准OCRbench_v2 (包含广泛的OCR相关解析和理解任务) 上, Qwen2.5-VL模型同样取得了顶尖性能, 英语和中文赛道分别大幅超越了最佳模型Gemini 1.5-Pro 9.6 %和20.6%。

表5: Qwen2.5-VL及其他模型在OCR、图表和文档理解基准上的性能表现。

数据集	Claude-3.5 十四行诗	Gemini 1.5 Pro	GPT 4o	InternVL2.5 78B	Qwen2.5-VL 72B	Qwen2.5-VL 7B	Qwen2.5-VL 3B
<i>OCR相关解析任务</i>							
CC-OCR	62.5	73.0	66.9	64.7	79.8	77.8	74.5
OmniDocBench _{edit en/zh}	0.330/0.381	0.230/0.281	0.265/0.435	0.275/0.324	0.226/0.324	0.308/0.398	0.409/0.543
<i>OCR相关理解任务</i>							
AI2Dw. M.	81.2	88.4	84.6	89.1	88.7	83.9	81.6
TextVQA _{val}	76.5	78.8	77.4	83.4	83.5	84.9	79.3
DocVQA _{test}	95.2	93.1	91.1	95.1	96.4	95.7	93.9
InfoVQA _{test}	74.3	81.0	80.7	84.1	87.3	82.6	77.1
图表QAtest Avg.	90.8	87.2	86.7	88.3	89.5	87.3	84.0
CharXivRQ/DQ	60.2/84.3	43.3/72.0	47.1/84.5	42.4/82.3	49.7/ 87.4	42.5/73.9	31.3/58.6
SEED-Bench-2-Plus	71.7	70.8	72.0	71.3	73.0	70.4	67.6
OCRbench	788	754	736	854	885	864	797
VCR _{En-Hard-EM}	41.7	28.1	73.2	-	79.8	80.5	37.5
<i>OCR相关综合任务</i>							
OCRbench_v2 _{en/zh}	45.2/39.6	51.9/43.1	46.5/32.2	49.8/52.1	61.5/63.7	56.3/57.2	54.3/52.1

3.3.3 空间理解

理解空间关系对于开发能够像人类一样解释和与世界互动的AI模型至关重要。在大视觉语言模型中, 视觉接地允许根据自然语言查询或描述, 在图像中精确定位和识别特定对象、区域或元素。这项能力超越了传统的目标检测, 通过在视觉内容和语言上下文之间建立语义关系, 促进更细致和具有上下文感知能力的视觉推理。我们在指代表达理解基准 (Kazemzadeh等, 2014; Mao等, 2016), 野外目标检测 (Li等, 2022b), 自建点接地基准, 以及计数基准 (Paiss等, 2023) 上评估了Qwen2.5-VL的接地能力。

We compare 将Qwen2.5-VL的视觉接地能力与其他领先的LVLMs (包括Gemini) 进行比较 i, Grounding -DINO (刘等人, 2023c), Molmo (戴特克等人, 2024), 和 InternVL2.5.

Qwen2.5-VL 在框接地、点接地和计数等不同基准测试中均取得领先性能。通过为 Qwen2.5-VL 配备框接地和点接地的双重能力, 它能够理解、定位并对图像中某些部分的细节进行推理。在开放词汇目标检测方面, Qwen2.5-VL 在 ODinW-13 上取得了 43.1 mAP 的良好性能, 超越了大多数大视觉语言模型, 并迅速缩小了通用模型与专业模型之间的差距。此外, Qwen2.5-VL 解锁了基于点的接地能力, 使其能够精确定位某些目标的细节, 这在过去很难用边界框来表示。Qwen2.5-VL 的计数能力也取得了显著进展, 使用“先检测后计数”式提示的 Qwen2.5-VL-72B 在计数基准上达到了 93.6 的领先准确率。

3.3.4 视频理解与Grounding

我们对我们的模型在多种视频理解和 grounding 任务上进行了评估, 使用了包含从几秒到数小时不等长度的视频的基准测试。表8 展示了 Qwen2.5-VL 模型与顶级专有模型在以下视频基准测试上的性能比较: Video-MME (付等人, 2024a), Video-MMMU (胡等人, 2025), MMVU (赵

表6: Qwen2.5-VL和其他模型在grounding上的性能表现。

数据集	Gemini 1.5 Pro	Grounding DINO	Molmo 72B	InternVL2.5 78B	Qwen2.5-VL 72B	Qwen2.5-VL 7B	Qwen2.5-VL 3B
Refcoco _{val}	73.2	90.6	-	93.7	92.7	90.0	89.1
Refcoco _{testA}	72.9	93.2	-	95.6	94.6	92.5	91.7
Refcoco _{testB}	74.6	88.2	-	92.5	89.7	85.4	84.0
Refcoco+ _{val}	62.5	88.2	-	90.4	88.9	84.2	82.4
Refcoco+ _{testA}	63.9	89.0	-	94.7	92.2	89.1	88.0
Refcoco+ _{testB}	65.0	75.9	-	86.9	83.7	76.9	74.1
Refcocog _{val}	75.2	86.1	-	92.7	89.9	87.2	85.2
Refcocog _{test}	76.2	87.0	-	92.2	90.3	87.2	85.7
ODinW	36.7	55.0	-	31.7	43.1	37.3	37.5
点标注	-	-	69.2	-	67.5	67.3	58.3

表7: Qwen2.5-VL和其他模型在计数任务上的性能表现。

数据集	Gemin 1.5-Pro	GPT-4o	Claude-3.5	Sonnet	Molmo-72B	InternVL2.5-78B	Qwen2.5-VL-72B
计数基准	85.5	87.9	89.7	91.2	72.1	93.6	

等人, 2025), MVBench (李等人, 2024d), MMBench-Video (方等人, 2024), LongVideoBench (吴等人, 2024a), EgoSchema (马加拉姆等人, 2023), PerceptionTest (帕特鲁塞安等人, 2024), MLVU (周等人, 2024), LVBench (王等人, 2024g), TempCompass(刘等人, 2024c) 和 Charades-STA (高等人, 2017)。值得注意的是, 在 LVBench 和 MLVU 上, 这两个基准测试通过问答任务评估长视频理解能力, Qwen2.5-VL-72B 取得了显著成果, 显著优于 GPT-4o 等强劲竞争对手。

通过利用提出的同步 MRoPE, Qwen2.5-VL 增强了其在时间敏感视频理解方面的能力, 具备改进的时间截引用、时间 grounding、密集描述以及其他功能。在评估准确定位事件或活动并给出精确时间截能力的 Charades-STA 数据集上, Qwen2.5-VL-72B 实现了令人印象深刻的 50.9 mIoU 分数, 从而超越了 GPT-4o 的性能。对于所有评估基准, 我们限制了每个视频分析的最大帧数为 768, 视频 token 总数不超过 24,576。

表8: Qwen2.5-VL和其他模型在视频基准测试上的性能。

数据集	Gemini 1.5-Pro GPT-4o Qwen2.5-VL-72B Qwen2.5-VL-7B Qwen2.5-VL-3B				
	视频理解任务				
视频-MMEw/o 子。	75.0	71.9	73.3	65.1	61.5
视频-MMEw 子。	81.3	77.2	79.1	71.6	67.6
Video-MMMU	53.9	61.2	60.2	47.4	-
MMVU _{val}	65.4	67.4	62.9	50.1	-
MVBench	60.5	64.6	70.4	69.6	67.0
MMBench-Video	1.30	1.63	2.02	1.79	1.63
长视频基准测试 _{val}	64.0	66.7	60.7	56.0	54.2
LVBench	33.1	30.8	47.3	45.3	43.3
EgoSchema _{test}	71.2	72.2	76.2	65.0	64.8
PerceptionTest _{test}	-	-	73.2	70.5	66.9
MLVUM-Avg	-	64.6	74.6	70.2	68.2
TempCompass _{Avg}	67.1	73.8	74.8	71.7	64.4
视频Grounding任务					
Charades-STA mIoU	-	35.7	50.9	43.6	38.8

3.3.5 Agent

Agent capa 多模态模型中的 Agent 能力对于使这些模型能够有效地交互至关重要与真实- 世界设备。我们通过多个方面评估 Qwen2.5-VL 的 Agent 能力。U

ct
I

元素接地由 ScreenSpot (Cheng 等人, 2024) 和 ScreenSpot Pro (李等人, 2025a) 进行评估。离线评估在 Android Control (李等人, 2024f) 上进行, 而在线评估则在包括 AndroidWorld (Rawles 等人, 2024) 、 MobileMiniWob++ (Rawles 等人, 2024) 和 OSWorld (Xie 等人, 2025) 等平台进行。我们比较 Qwen2.5-VL-72B 与其他突出模型的性能, 例如 GPT-4o (OpenAI, 2024) 、 Gemini 2.0 (Deepmind, 2024) 、 Claude (Anthropic, 2024b) 、 Aguvis-72B (Xu 等人, 2024) 和 Qwen2-VL-72B (Wang 等人, 2024e) 。结果展示在表 9 中。

表 9: Qwen2.5-VL 和其他模型在 GUI Agent 基准测试上的性能表现。

基准测试	GPT-4o	Gemini 2.0	Claude	Aguvis-72B	Qwen2-VL-72B	Qwen2.5-VL-72B
屏幕截图	18.1	84.0	83.0	89.2	-	87.1
屏幕截图 Pro	-	-	17.1	23.6	1.6	43.6
安卓控制高 _{EM}	20.8	28.5	12.5	66.4	59.1	67.36
安卓控制低 _{EM}	19.4	60.2	19.4	84.4	59.2	93.7
安卓世界 _{SR}	34.5% (SoM)	26% (SoM)	27.9%	26.1%	6% (SoM)	35%
MobileMiniWob++ _{SR}	61%	42% (SoM)	61% (SoM)	66%	50% (SoM)	68%
OSWorld	5.03	4.70	14.90	10.26	2.42	8.83

Qwen2.5-VL-72B 的性能在 GUI 基准测试中展现了卓越的进步。它在 ScreenSpot 上达到 87.1% 的准确率, 与 Gemini 2.0 (84.0%) 和 Claude (83.0%) 竞争激烈, 同时在 ScreenSpot Pro 上以 43.6% 的准确率创下了新标准——远超 Aguvis-72B (23.6%) 及其基础模型 Qwen2-VL-72B (1.6%)。凭借这些优越的 grounding 能力, Qwen2.5-VL-72B 在所有离线评估基准测试中均显著优于基线, 差距巨大。在线评估中, 由于 grounding 能力有限, 一些基线难以完成任务。因此, 我们将 Set-of-Mark (So M) 应用于这些模型的输入。结果显示, Qwen2.5-VL-72B 在 AndroidWorld 和 MobileMiniWob++ 上可以优于基线, 并在线评估中达到与 OSWorld 相当的性能, 无需辅助标记。这一观察表明 Qwen2.5-VL-72B 能够在真实和动态环境中作为 agent 运行。

4 结论

我们介绍了 Qwen2.5-VL, 这是一系列当前最先进的视觉语言模型, 在多模态理解和交互方面取得了显著进步。凭借在视觉识别、物体定位、文档解析和长视频理解方面的增强能力, Qwen2.5-VL 在静态和动态任务中均表现出色。其原生动态分辨率处理和绝对时间编码能够稳健地处理多样化输入, 而窗口注意力机制在降低计算开销的同时不牺牲分辨率保真度。Qwen2.5-VL 适用于从边缘人工智能到高性能计算的广泛应用。旗舰型号 Qwen2.5-VL-72B 与 GPT-4o、Claude 3.5 Sonnet 等领先模型相当或超越, 尤其在文档和图表理解方面, 同时在纯文本任务上保持强劲性能。较小的 Qwen2.5-VL-7B 和 Qwen2.5-VL-3B 变体在同等规模的竞争中表现更优, 兼具效率和灵活性。Qwen2.5-VL 为视觉语言模型树立了新标杆, 展示了跨领域的卓越泛化能力和任务执行能力。其创新成果为构建更智能、更交互的系统铺平道路, 连接感知与现实应用。

5 作者

核心贡献者: 白帅, 陈克勤, 刘雪晶, 王嘉林, 郭文斌, 宋思博, 唐凯, 王鹏, 王时杰, 唐俊, 钟惠敏, 朱元智, 杨明坤, 李兆海, 万建强, 王鹏飞, 丁伟, 傅哲仁, 许毅恒, 叶嘉柏, 张希, 谢天宝, 成则森, 张航, 杨志博, 许海阳, 林俊阳

贡献者¹: 杨安, 胡斌元, 余博文, 陈成, 刘大恒, 黄帆, 黄飞, 刘佳伟, 徐金, 涂建红, 曾建元, 张杰, 王金凯, 张建伟, 周景仁, 杨克欣, 李梅, 闫明, 倪娜, 门瑞, 蒋松涛, 邓晓东, 黄小明, 周小明, 任兴章, 杨帆, 张一畅, 朱一凯, 刘雨琼, 郭志芳

¹按字母顺序排列。

参考文献

Pravesh Agrawal, Szymon Antoniak, Emma Bou Hanna, Baptiste Bout, Devendra Chaplot, Jessica Chudnovsky, Diogo Costa, Baudouin De Monicault, Saurabh Garg, Theophile Gervet, 等。Pixtral 12b. *arXiv* 预印本 *arXiv:2410.07073*, 2024。

Jean-Baptiste Alayrac, Jeff Donahue, Pauline Luc, Antoine Miech, Iain Barr, Yana Hasson, Karel Lenc, Arthur Mensch, Katherine Millican, Malcolm Reynolds, 等. Flamingo: 一种用于少样本学习的视觉语言模型. 在 *NeurIPS* 会议上, 2022.

Anthrop Anthropic. Claude 3.5 sonnet, 2024a. URL <https://www.anthropic.com/news/claude-3-5-sonnet>.

Anthropic. 推出计算机使用、新的 claude 3.5 sonnet 和 claude 3.5 haiku, 2024b.

URL <https://www.anthropic.com/news/3-5-models-and-computer-use>.

Federico Cassano, John Gouwar, Daniel Nguyen, Sydney Nguyen, Luna Phipps-Costin, Donald Pinckney, Ming-Ho Yee, Yangtian Zi, Carolyn Jane Anderson, Molly Q. Feldman, Arjun Guha, Michael Greenberg, 和 Abhinav Jangda. MultiPL-E: 一种可扩展的多语言神经网络代码生成基准方法. *IEEE 软件工程汇刊*, 49(7):3675–3691, 2023.

陈贵明·哈迪·陈, 陈顺年, 张瑞飞, 陈军英, 吴祥波, 张志毅, 陈志宏, 李建权, 万翔, 王本由。

Allava: 利用gpt4v合成数据进行轻量级视觉语言模型研究。 *arXiv* 预印本 *arXiv:2402.11684*, 2024a。

陈家成, 梁天浩, 苏尔曼, 王正庆, 王凯, 王宇博, 倪元生, 朱王, 蒋子岩, 吕博文, 等。

Mega-bench: 将多模态评估扩展到500多个真实世界任务。 *arXiv* 预印本 *arXiv:2410.10563*, 2024b。

陈林, 李进松, 董晓怡, 张盘, 臧宇航, 陈泽辉, 段浩东, 王佳琪, 乔宇, 林大华, 等。我们是否正在正确评估大视觉语言模型? *arXiv:2403.20330*, 2024c。

Mark Chen, Jerry Tworek, Heewoo Jun, Qiming Yuan, Henrique Pondé de Oliveira Pinto, Jared Kaplan, Harrison Edwards, Yuri Burda, Nicholas Joseph, Greg Brockman, Alex Ray, Raul Puri, Gretchen Krueger, Michael Petrov, Heidy Khlaaf, Girish Sastry, Pamela Mishkin, Brooke Chan, Scott Gray, Nick Ryder, Mikhail Pavlov, Alethea Power, Lukasz Kaiser, Mohammad Bavarian, Clemens Winter, Philippe Tillet, Felipe Petroski Such, Dave Cummings, Matthias Plappert, Fotios Chantzis, Elizabeth Barnes, Ariel Herbert-Voss, William Hebgen Guss, Alex Nichol, Alex Paino, Nikolas Tezak, Jie Tang, Igor Babuschkin, Suchir Balaji, Shantanu Jain, William Saunders, Christopher Hesse, Andrew N. Carr, Jan Leike, Joshua Achiam, Vedant Misra, Evan Morikawa, Alec Radford, Matthew Knight, Miles Brundage, Mira Murati, Katie Mayer, Peter Welinder, Bob McGrew, Dario Amodei, Sam McCandlish, Ilya Sutskever, and Wojciech Zaremba. 评估在代码上训练的大型语言模型。 *CoRR*, abs/2107.03374, 2021。

陈哲, 吴建南, 王文海, 苏伟杰, 陈国, 行森, 钟沐言, 张清龙, 朱锡舟, 陆磊伟, 李斌, 罗平, 陆通, 乔宇, 以及戴继锋。Internvl: 扩展视觉基础模型并针对通用视觉语言任务进行对齐。 *arXiv* 预印本 *arXiv:2312.14238*, 2023。

陈哲, 王伟云, 曹越, 刘阳州, 高张伟, 崔尔飞, 朱金国, 叶胜龙, 田浩, 刘兆阳, 等。通过模型、数据和测试时扩展开源多模态模型的性能边界。 *arXiv* 预印本 *arXiv:2412.05271*, 2024d。

程侃之, 孙启舒, 褚友刚, 徐方智, 李言涛, 张建兵, 以及吴志勇。Seeclick: 利用guigrounding为高级视觉gui代理赋能。 *arXiv* 预印本 *arXiv:2401.10935*, 2024。

Karl Cobbe, Vineet Kosaraju, Mohammad Bavarian, Mark Chen, Heewoo Jun, Lukasz Kaiser, Matthias Plappert, Jerry Tworek, Jacob Hilton, Reiichiro Nakano, Christopher Hesse, 以及 John Schulman。训练验证者解决数学应用题。 *CoRR*, abs/2110.14168, 2021。

Yann N. Dauphin, Angela Fan, Michael Auli 和 David Grangier。使用门控卷积网络进行语言建模。在 *ICML*, 机器学习研究论文集 的第 70 卷, 第 933–941 页。PMLR, 2017。

Google Deepmind。介绍gemini 2.0: 我们为代理时代推出的新AI模型, 2024年。

URL <https://blog.google/technology/google-deepmind/google-gemini-ai-update-december-2024/>。

DeepSeek-AI, 刘爱欣, 北风, 薛冰, 王冰轩, 吴博文, 陆成达, 赵成刚, 邓成奇, 张晨宇, 阮崇, 戴大迈, 郭大雅, 杨德建, 陈德立, 季东杰, 李尔航, 林方云, 戴福丛, 罗福丽, 郝光波, 陈冠廷, 李国伟, 张汉, 鲍汉, 徐汉伟, 王浩程, 张浩伟, 丁红会, 辛华健, 高华尊, 李辉, 李慧, 蔡建良, 梁建中, 郭建忠, 倪家奇, 李家石, 王继伟, 陈金, 陈景长, 袁景阳, 邱俊杰, 李俊龙, 宋俊晓, 董凯, 胡凯, 高凯歌, 关康, 黄克欣, 于快, 王亮, 张乐丛, 徐雷, 夏雷毅, 赵亮, 王立通, 张立月, 李梦, 王妙军, 张明川, 张明华, 张明辉, 李明明, 田宁, 黄盼盼, 王培毅, 张鹏, 王前程, 朱启浩, 陈启宇, 杜启舒, 陈启源, 陈瑞, 陈瑞泽, 潘瑞哲, 王润基, 徐润欣, 张若宇, 陈若怡, 李思思, 陆尚豪, 周尚岩, 陈山黄, 陈少庆, 吴少庆, 叶胜风, 叶胜风, 马世荣, 王世宇, 周双, 余水萍, 周顺峰, 潘淑婷, 王天, 云涛, 孙天宇, 肖伟良, 曾旺定。Deepseek-v3技术报告。CoRR, abs/2412.19437, 2024年。doi: 10.48550/ARXIV.2412.19437。URL <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.19437>。

Matt Deitke, Christopher Clark, Sangho Lee, Rohun Tripathi, Yue Yang, Jae Sung Park, Mohammadreza Salehi, Niklas Muennighoff, Kyle Lo, Luca Soldaini, 等. Molmo 和 pixmo: 用于当前最先进多模态模型的开放权重和开放数据. arXiv 预印本 [arXiv:2409.17146](https://arxiv.org/abs/2409.17146), 2024.

Xinyu Fang, Kangrui Mao, Haodong Duan, Xiangyu Zhao, Yining Li, Dahua Lin, 以及 Kai Chen. Mmbench-video: 一个用于整体视频理解的长格式多镜头基准. arXiv 预印本 [arXiv:2406.14515](https://arxiv.org/abs/2406.14515), 2024.

Chaoyou Fu, Peixian Chen, Yunhang Shen, Yulei Qin, Mengdan Zhang, Xu Lin, Zhenyu Qiu, Wei Lin, Jinrui Yang, Xiawu Zheng, 等. Mme: 一个用于多模态大型语言模型的综合评估基准. arXiv:2306.13394, 2023.

傅超友, 戴宇涵, 罗永东, 李雷, 任树会, 张仁睿, 王子涵, 周晨宇, 沈云航, 张梦丹, 等. Video-MME: 首个视频分析中多模态大语言模型的全面评估基准. arXiv:2405.21075, 2024a.

付玲, 杨彪, 库壮斌, 宋嘉俊, 李宇哲, 朱令浩, 罗启迪, 王新宇, 陆浩, 黄明新, 李张, 唐国志, 山斌, 林春辉, 刘奇, 吴炳红, 冯浩, 刘浩, 黄灿, 唐景群, 陈伟, 金连文, 刘宇亮, 白翔. OCRBench v2: 用于评估大型多模态模型在视觉文本定位和推理上的基准, 2024b. URL <https://arxiv.org/abs/2501.00321>.

Xingyu Fu, Yushi Hu, Bangzheng Li, Yu Feng, Haoyu Wang, Xudong Lin, Dan Roth, Noah A Smith, Wei-Chiu Ma, and Ranjay Krishna. BLINK: Multimodal large language models can see but not perceive. In 欧洲计算机视觉会议, pp. 148–166. Springer, 2024c.

Samir Yitzhak Gadre, Gabriel Ilharco, Alex Fang, Jonathan Hayase, Georgios Smyrnis, Thao Nguyen, Ryan Marten, Mitchell Wortsman, Dhruba Ghosh, Jieyu Zhang, 等. Datacomp: 寻找下一代多模态数据集. arXiv:2304.14108, 2023.

Jiayang Gao, Chen Sun, Zhenheng Yang 和 Ram Nevatia. Tall: 通过语言查询进行时序活动定位。在 IEEE 国际计算机视觉会议论文集, 第 5267–5275 页, 2017 年。

Aryo Pradipta Gema, Joshua Ong Jun Leang, Giwon Hong, Alessio Devoto, Alberto Carlo Maria Mancino, Rohit Saxena, Xuanli He, Yu Zhao, Xiaotang Du, Mohammad Reza Ghasemi Madani, 等. 我们完成 mmlu 吗? CoRR, abs/2406.04127, 2024.

Golnaz Ghiasi, Yin Cui, Aravind Srinivas, Rui Qian, Tsung-Yi Lin, Ekin D Cubuk, Quoc V Le, 和 Barret Zoph. 简单的复制粘贴是一种强大的实例分割数据增强方法。在 IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议论文集, 第 2918–2928 页, 2021 年。

Tianrui Guan, Fuxiao Liu, Xiyang Wu, Ruiqi Xian, Zongxia Li, Xiaoyu Liu, Xijun Wang, Lichang Chen, Furong Huang, Yaser Yacoob, Dinesh Manocha, 和 Tianyi Zhou. Hallusionbench: 一个用于大视觉语言模型中纠缠语言幻觉与视觉错觉的高级诊断套件。arXiv:2310.14566, 2023 年。

郭嘉宇, 郑天宇, 白越林, 李波, 王宇博, 朱京, 李一知, Graham Neubig, 陈文虎, 和薛阳. Mammoth-vl: 大规模指令微调下多模态推理的生成. arXiv 预印本 [arXiv:2412.05237](https://arxiv.org/abs/2412.05237), 2024.

Dan Hendrycks, Collin Burns, Saurav Kadavath, Akul Arora, Steven Basart, Eric Tang, Dawn Song, 和 Jacob Steinhardt. 使用 MATH 数据集衡量数学问题解决能力. 在 *NeurIPS* 数据集与基准中, 2021. 胡凯瑞, 吴鹏浩, 浦繁艺, 王晓, 张远航, 薛阳, 李波, 和刘梓玮. Video-mmmu: 从多学科专业视频中评估知识获取能力. *arXiv* 预印本 *arXiv:2501.13826*, 2025. Sahar Kazemzadeh, Vicente Ordonez, Mark Matten, 和 Tamara Berg. Referitgame: 在自然场景照片中指代物体. 在 *EMNLP* 中, 2014. Aniruddha Kembhavi, Mike Salvato, Eric Kolve, Minjoon Seo, Hannaneh Hajishirzi, 和 Ali Farhadi. 一图胜千言. 在 *ECCV* 中, 2016. Alexander Kirillov, Eric Mintun, Nikhila Ravi, Hanzi Mao, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Tete Xiao, Spencer Whitehead, Alexander C Berg, Wan-Yen Lo, 等. Segment anything. 在 *ICCV* 中, 2023. 李秉宽, 朴丙灿, 金彩温, 和罗永曼. Moai: 大型语言与视觉模型的混合智能. 在 欧洲计算机视觉会议 中, 第 273–302 页. Springer, 2024. 李波, 张培元, 杨景康, 张远航, 浦繁艺, 和刘梓玮. Otterhd: 高分辨率多模态模型. *arXiv:2311.04219*, 2023a. 李波, 张远航, 郭冬, 张仁瑞, 李峰, 张昊, 张凯辰, 张培元, 李岩伟, 刘梓玮, 等. Llava-onevision: 轻松实现视觉任务迁移. *arXiv* 预印本 *arXiv:2408.03326*, 2024a. 李博文, 葛宇莹, 陈怡, 葛奕晓, 张瑞茂, 和山英. Seed-bench-2-plus: 使用富含文本的视觉理解基准测试多模态大语言模型. *arXiv* 预印本 *arXiv:2404.16790*, 2024b.

董旭, 刘宇东, 吴昊宁, 王越, 沈志奇, 邱博文, 牛新瑶, 王国寅, 陈北, 李俊楠. Aria: 一个开放的多模态原生专家混合模型. *arXiv* 预印本 *arXiv:2410.05993*, 2024c.

李俊南, 李东旭, 熊才明, 和 Steven C. H. Hoi. Blip: 自举语言-图像预训练以实现统一的视觉-语言理解和生成. 收录于 *ICML*, 2022a. 李俊南, 李东旭, Silvio Savarese, 和 Steven Hoi. Blip-2: 带冻结图像编码器和大型语言模型的自举语言-图像预训练. *arXiv:2301.12597*, 2023b. 李凯欣, 孟子洋, 林红赞, 罗子阳, 田宇晨, 马静, 黄志勇, 和 Tat-Seng Chua. Screenspot-pro: 专业高分辨率计算机使用的图形 grounding, 2025a. URL https://likaixin2000.github.io/papers/ScreenSpot_Pro.pdf. 预印本. 李坤昌, 王亚丽, 何一男, 李奕卓, 王奕, 刘奕, 王尊, 许继兰, 陈国, 罗平, 等. Mvbench: 一个全面的多模态视频理解基准. 收录于 *CVPR*, 2024d. 李伦年 Harold, 张鹏川, 张浩天, 杨建伟, 李春元, 中怡武, 王丽娟, 袁路, 张雷, 黄建宁, 等. Grounded 语言-图像预训练. 收录于 *IEEE/CVF* 计算机视觉与模式识别会议论文集, pp. 10965–10975, 2022b. 李庆云, 陈哲, 王伟云, 王文海, 叶胜龙, 金振江, 陈冠洲, 何一男, 高张伟, 崔尔飞, 等. Omni: 一个包含 10 亿级图像与文本交织的统一多模态语料库. *arXiv preprint arXiv:2406.08418*, 2024e. 李伟, William Bishop, 李爱丽丝, Chris Rawles, Campbell-Ajala Folawiyo, Tyamagundlu Divya, 和 Oriana Riva. 数据规模对计算机控制代理的影响. *arXiv preprint arXiv:2406.03679*, 2024f. 李亚东, 孙浩泽, 林明安, 李天鹏, 董国胜, 张涛, 丁 Bowen, 宋伟, 程正林, 胡宇琪, 等. Baichuan-omni 技术报告. *arXiv preprint arXiv:2410.08565*, 3(7), 2024g. 李亚东, 刘俊, 张涛, 陈宋, 李天鹏, 李泽桓, 刘丽君, 明灵峰, 董国胜, 潘达, 等. Baichuan-omni-1.5 技术报告. *arXiv preprint arXiv:2501.15368*, 2025b.

李云欣, 蒋申元, 胡宝天, 王龙越, 中钟魁, 罗文汉, 马林, 和 张敏. Uni-moe: 基于专家混合的统一多模态 LLM 扩展. *arXiv preprint arXiv:2405.11273*, 2024h. 张丽, 杨彪, 刘强, 马志寅, 张硕, 杨景旭, 孙亚博, 刘玉良, 和 白翔. Monkey: 大型多模态模型的图像分辨率和文本标签很重要. *arXiv:2311.06607*, 2023c. 梁宇轩, 李旭, 陈晓蕾, 陈浩天, 郑毅, 赖承航, 李斌, 和 薛向阳. 高分辨率大视觉语言模型中的全局语义引导子图像特征权重分配. *arXiv preprint arXiv:2501.14276*, 2025. 林继, 殷红旭, 平伟, Pavlo Molchanov, Mohammad Shoeybi, 和 韩松. Vila: 视觉语言模型的预训练研究. 收录于 *IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议论文集*, pp. 26689–26699, 2024. 刘浩天, 李春元, 李宇恒, 和 Yong Jae Lee. 基于视觉指令微调的改进基线. *arXiv:2310.03744*, 2023a. 刘浩天, 李春元, 吴庆阳, 和 Yong Jae Lee. 视觉指令微调. *arXiv:2304.08485*, 2023b. 刘世龙, 曾昭阳, 任天鹤, 李峰, 张浩, 杨杰, 李春越, 杨建伟, 苏杭, 朱俊娟, 和 张雷. Grounding dino: 将 DINO 与 grounding 预训练结合以实现开放集目标检测. *arXiv:2303.05499*, 2023c. 刘阳州, 曹越, 高张伟, 王伟云, 陈哲, 王文海, 天天, 陆磊伟, 朱锡舟, 陆通, 等. Mminstruct: 一个具有广泛多样性的高质量 multimodal 指令微调数据集. 科学中国 信息科学, 67(12):1–16, 2024a. 刘元, 段好东, 李媛媛, 张张汉, 张宋阳, 赵王波, 袁一科, 王家齐, 何聪辉, 刘子伟, 和 陈凯. Mmbench: 你的多模态模型是全能选手吗? *arXiv:2307.06281*, 2023d. 刘元, 赵中银, 庄子源, 田乐, 周晓, 和 周杰. Points: 用经济策略提升你的视觉语言模型. *arXiv preprint arXiv:2409.04828*, 2024b. 刘云欣, 李世成, 刘毅, 王宇翔, 任树会, 李雷, 陈思硕, 孙旭, 和 侯路. Tempcompass: 视频 LLM 真的懂视频吗? *arXiv preprint arXiv:2403.00476*, 2024c. 刘玉良, 张丽, 黄明欣, 杨彪, 余文文, 李春元, 阴旭程, 刘成林, 金连文, 和 白翔. Ocrbench: 大型多模态模型中 OCR 的隐藏之谜. *arXiv:2305.07895*, 2023e. 陆磐, Bansal Hritik, Tony Xia, 刘家成, 李春元, Hannaneh Hajishirzi, Cheng Hao, Chang Kai-Wei, Galley Michel, 和 高建峰. Mathvista: 在视觉环境中评估基础模型在数学推理方面的能力. 收录于 *ICLR*, 2024. Mangalam Karttikeya, Akshulakov Raiymbek, 和 Jitendra Malik. Egoschema: 一个用于超长视频语言理解的诊断基准. 收录于 *NeurIPS*, 2023. 毛军华, Jonathan Huang, Alexander Toshev, Camburu Oana, Yuille Alan L, 和 Kevin Murphy. 不明确对象描述的生成与理解. 收录于 *CVPR*, 2016. Ahmed Masry, 龙长隆, 谭家庆, Joty Shafiq, 和 Enamul Hoque. Chartqa: 关于图表的问答基准, 具有视觉和逻辑推理能力. *arXiv:2203.10244*, 2022. Mathew Minesh, Viraj Bagal, Rubén Pérez Tito, Karatzas Dimosthenis, Valveny Ernest, 和 C.V. Jawahar. Infographicvqa. 2022 IEEE/CVF 冬季计算机视觉应用会议 (WACV), pp. 2582–2591, 2021a. Mathew Minesh, Karatzas Dimosthenis, 和 CV Jawahar. Docvqa: 用于文档图像问答的数据集. 收录于 *WACV*, 2021b. MiniMax, 李奥, 龚邦伟, 杨波, 阮博基, 刘畅, 朱成, 张春浩, 郭聪超, 陈达, 李东, 赵恩伟, 李庚新, 张国俊, 孙浩海, 董厚泽, 朱嘉戴, 朱嘉奇, 宋嘉源, 朱金, 韩景涛, 李景阳, 谢俊斌, 许俊豪, 徐俊豪, 闫俊杰, 张凯顺, 小肖克诚, 康克西, 韩雷, 王乐阳, 余连飞, 冯立恒, 郑林, 蔡林波, 邢龙, 蒋美芝, 张茂之, 黄培凯, 彭程

牛, 彭飞, 李鹏宇, 赵鹏宇, 杨琪, 徐启迪, 王奇祥, 王秦, 李秋会, 冷瑞涛, 石胜民, 余书琪, 李思晨, 朱松泉, 黄涛, 梁天润, 孙伟高, 孙伟轩, 程伟宇, 李文凯, 宋祥军, 苏晓, 韩晓东, 张新杰, 侯新珠, 徐鑫, 邹勋, 沈宇阳, 龚岩, 朱英杰, 周奕鹏, 钟一然, 胡永毅, 范元祥, 余越, 杨宇峰, 李宇浩, 黄云南, 李云继, 黄云鹏, 徐云智, 毛宇欣, 李泽涵, 李泽康, 陶泽巍, Yingying Ying, 陈振, 陈振华, 余志航, 蒋卓, 吴子嘉。MiniMax-01: 闪电注意力下基础模型扩展, 2025。

URL<https://arxiv.org/abs/2501.08313>。

OpenAI. Chatml 文档, 2024。URL<https://github.com/openai/openai-python/blob/main/chatml.md>。

OpenAI。你好 gpt-4o, 2024。URL<https://openai.com/index/hello-gpt-4o>。

林凯阳, 袁泉, 周红斌, 朱佳伟, 张瑞, 林群舒, 王斌, 赵志远, 蒋曼, 赵晓萌, 石金, 吴帆, 褚培, 刘明浩, 李振祥, 徐超, 张博, 石博文, 涂中颖, 何聪辉。OmniDocBench: 对具有全面标注的多样化 PDF 文档解析进行基准测试, 2024。URL<https://arxiv.org/abs/2412.07626>。

Roni Paiss, Ariel Ephrat, Omer Tov, Shiran Zada, Inbar Mosseri, Michal Irani, 和 Tali Dekel。教 CLIP 数到十。在 IEEE/CVF 国际计算机视觉会议论文集, 第 3170–3180 页, 2023。

Viorica Patraucean, Lucas Smaira, Ankush Gupta, Adria Recasens, Larisa Markeeva, Dylan Banarse, Skanda Koppula, Mateusz Malinowski, Yi Yang, Carl Doersch, 等. 感知测试: 多模态视频模型的诊断基准。在 NeurIPS, 2024.

Zhiliang Peng, Wenhui Wang, Li Dong, Yaru Hao, Shaohan Huang, Shuming Ma, 和 Furu Wei. Kosmos-2: 将多模态大语言模型与世界关联起来。arXiv:2306.14824, 2023.

Rafael Rafailov, Archit Sharma, Eric Mitchell, Christopher D. Manning, Stefano Ermon, 和 Chelsea Finn. 直接偏好优化: 你的语言模型本质上是一个奖励模型。在 Alice Oh, Tristan Naumann, Amir Globerson, Kate Saenko, Moritz Hardt, 和 Sergey Levine (编), 神经信息处理系统进展 36: 年度神经信息处理系统会议 2023, *NeurIPS 2023*, 美国路易斯安那州新奥尔良, 2023年12月10日至16日, 2023。URL http://papers.nips.cc/paper_文件/论文/2023/hash/a85b405ed65c6477a4fe8302b5e06ce7-Abstract-Conference.html。

Christopher Rawles, Sarah Clinckemaillie, Yifan Chang, Jonathan Waltz, Gabrielle Lau, Marybeth Fair, Alice Li, William Bishop, Wei Li, Folawiyo Campbell-Ajala, 等. Androidworld: 一个用于自主智能体的动态基准测试环境。arXiv:2405.14573, 2024.

David Rein, Betty Li Hou, Asa Cooper Stickland, Jackson Petty, Richard Yuanzhe Pang, Julien Dirani, Julian Michael, 和 Samuel R. Bowman. GPQA: 一个研究生级别的 Google-免疫问答基准测试。CoRR, abs/2311.12022, 2023.

Tianhe Ren, Qing Jiang, Shilong Liu, Zhaoyang Zeng, Wenlong Liu, Han Gao, Hongjie Huang, Zhengyu Ma, Xiaoke Jiang, Yihao Chen, 等. Grounding dino 1.5: 推进开放集目标检测的“边缘”。arXiv 预印本 arXiv:2405.10300, 2024.

Carlos Riquelme、Joan Puigcerver、Basil Mustafa、Maxim Neumann、Rodolphe Jenatton、André Su-sano Pinto、Daniel Keysers 和 Neil Houlsby。用稀疏专家混合模型扩展视觉能力。神经信息处理系统进展, 34:8583–8595, 2021年。

Amanpreet Singh、Vivek Natarajan、Meet Shah、Yu Jiang、Xinlei Chen、Dhruv Batra、Devi Parikh 和 Marcus Rohrbach。迈向能阅读的 VQA 模型。在 CVPR, 2019年。

Jianlin Su、Murtadha H. M. Ahmed、Yu Lu、Shengfeng Pan、Wen Bo 和 Yunfeng Liu。Roformer: 带有旋转位置嵌入的增强型 Transformer。神经计算, 568:127063, 2024年。

Jingqun Tang、Qi Liu、YongjieYe、Jinghui Lu、Shu Wei、Chunhui Lin、Wanqing Li、Mohamad Fitri Faiz Bin Mahmood、Hao Feng、Zhen Zhao、Yanjie Wang、Yuliang Liu、Hao Liu、Xiang Bai 和 Can Huang。MTVQA: 多语言文本中心视觉问答的基准测试。arXiv:2405.11985, 2024年。

Gemini 团队, Rohan Anil, Sebastian Borgeaud, Yonghui Wu, Jean-Baptiste Alayrac, Jiahui Yu, Radu Soricut, Johan Schalkwyk, Andrew M Dai, Anja Hauth 等。Gemini: 一个高度强大的多模态模型家族。arXiv 预印本 arXiv:2312.11805, 2023。

Shengbang Tong, Ellis Brown, Penghao Wu, Sanghyun Woo, Manoj Middepogu, Sai Charitha Akula, Jihan Yang, Shusheng Yang, Adithya Iyer, Xichen Pan 等。Cambrian-1: 一个完全开放、以视觉为中心的多模态LLM探索。*arXiv*预印本 *arXiv:2406.16860*, 2024。

王飞, 傅兴宇, 黄詹姆斯, 李泽坤, 刘秦, 刘晓耿, 马明宇 Derek, 许楠, 周文轩, 张凯, 等等. Muirbench: 一个用于鲁棒多图像理解的综合性基准。*arXiv*预印本 *arXiv:2406.09411*, 2024a.

王俊阳, 许海阳, 贾海涛, 张希, 闫明, 沈伟周, 张继, 黄飞, 和桑继涛. Mobile-agent-v2: 通过多智能体协作实现有效导航的移动设备操作助手。*arXiv*预印本 *arXiv:2406.01014*, 2024b.

王俊阳, 许海阳, 叶嘉宝, 闫明, 沈伟周, 张继, 黄飞, 和桑继涛. Mobile-agent: 具有视觉感知的自主多模态移动设备智能体。*arXiv*预印本 *arXiv:2401.16158*, 2024c.

王克, 潘俊廷, 石伟康, 陆子木, 战明杰, 和李红生. 使用math-vision数据集测量多模态数学推理。*arXiv:2402.14804*, 2024d.

王鹏, 白帅, 谭思南, 王世杰, 范志浩, 白金泽, 陈克勤, 刘雪晶, 王嘉林, 葛文斌, 杨帆, 董凯, 杜梦飞, 任宣程, 门瑞, 刘大恒, 周畅, 周景仁, 和林俊阳. Qwen2-vl: 增强视觉语言模型在任何分辨率下对世界的感知。*arXiv:2409.12191*, 2024e.

王鹏, 白帅, 谭思南, 王世杰, 范志浩, 白金泽, 陈克勤, 刘雪晶, 王嘉林, 葛文斌, 等人. Qwen2-vl: 增强视觉语言模型在任何分辨率下对世界的感知。*arXiv preprint arXiv:2409.12191*, 2024f.

王伟汉, 何泽海, 洪文怡, 程燕, 张晓寒, 齐吉, 顾晓涛, 黄诗宇, 徐斌, 董宇晓, 等。LVBench: 一个极端长视频理解基准。*arXiv*预印本 *arXiv:2406.08035*, 2024年。

王伟云, 任一鸣, 罗浩文, 李天童, 闫晨祥, 陈哲, 王文海, 李清云, 陆磊伟, 朱锡舟, 等。全视项目v2: 迈向开放世界的通用关系理解。*arXiv*预印本 *arXiv:2402.19474*, 2024h.

王文海, 戴继峰, 陈哲, 黄振航, 李志奇, 朱锡舟, 胡晓伟, 陆通, 陆磊伟, 李红生, 等.
Internimage: 基于可变形卷积探索大规模视觉基础模型. In IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集, pp. 14408–14419, 2023.

王新龙, 张晓松, 罗正雄, 孙权, 崔宇峰, 王金生, 张帆, 王越泽, 李振, 余启颖, 等. Emu3: 下一个词预测就够了。*arXiv*预印本 *arXiv:2409.18869*, 2024i.

王宇博, 马学广, 张格, 牛元胜, Chandra Abhranil, 郭世光, 任伟明, Arulraj Aaran, 何轩, 姜子岩, 李天乐, Ku Max, 王凯, 朱翔, 樊荣奇, 岳翔, 和文虎. MMLU-Pro: 一个更鲁棒和具有挑战性的多任务语言理解基准. *CoRR*, abs/2406.01574, 2024j.

王振海龙, 许海阳, 王俊阳, 张希, 闫明, 张继, 黄飞, 和季恒. Mobile-agent-e: 用于复杂任务的自我进化移动助手。*arXiv*预印本 *arXiv:2501.11733*, 2025.

王梓瑞, 夏梦舟, 何陆曦, 陈 Howard, 刘奕涛, 朱 Richard, 梁凯泉, 吴欣迪, 刘浩天, Malladi Sadhika, Chevalier Alexis, Arora Sanjeev, 以及 陈 Danqi. Charxiv: 多模态大语言模型在真实图表理解中的差距分析。*arXiv preprint arXiv:2406.18521*, 2024k.

魏建勋, 王学之, Schuurmans Dale, Bosma Maarten, Chi Ed H., Le Quoc, 以及 周Denny. 思维链提示激发大语言模型的推理能力. *CoRR*, abs/2201.11903, 2022. URL <https://arxiv.org/abs/2201.11903>.

Colin White, Samuel Dooley, Roberts Manley, Pal Arka, Feuer Benjamin, Jain Siddhartha, Shwartz-Ziv Ravid, Jain Neel, Saifullah Khalid, Naidu Siddartha, Hegde Chinmay, LeCun Yann, Goldstein Tom, Neiswanger Willie, 以及 Goldblum Micah. LiveBench: 一个具有挑战性、无污染的大语言模型基准.*CoRR*, abs/2406.19314, 2024.

吴昊宁, 李东旭, 陈北, 和李俊楠。Longvideobench: 一个用于长上下文视频语言理解的基准, 2024a。
URL <https://arxiv.org/abs/2407.15754>。

吴智宇, 陈晓康, 潘子正, 刘兴超, 刘文, 戴大迈, 高华祖, 马奕阳, 吴成越, 王冰璇等。Deepseek-vl2: 用于高级多模态理解的专家混合视觉语言模型。*arXiv*预印本 [arXiv:2412.10302](https://arxiv.org/abs/2412.10302), 2024b。

X.AI. Grok-1.5 视觉预览。 <https://x.ai/blog/grok-1.5v>, 2024。

Bin Xiao, Haiping Wu, Weijian Xu, Xiyang Dai, Houdong Hu, Yumao Lu, Michael Zeng, Ce Liu, 以及 Lu Yuan。Florence-2: 为多种视觉任务推进统一表示 (2023)。URL<https://arxiv.org/abs/2311.06242>, 2023。

Tianbao Xie, Danyang Zhang, Jixuan Chen, Xiaochuan Li, Siheng Zhao, Ruisheng Cao, Jing Hua Toh, Zhoujun Cheng, Dongchan Shin, Fangyu Lei, 等。Osworld: 在真实计算机环境中对开放式任务的多模态代理基准测试。神经信息处理系统进展, 37: 52040–52094, 2025。

Yiheng Xu, Zekun Wang, Junli Wang, Dunjie Lu, Tianbao Xie, Amrita Saha, Doyen Sahoo, Tao Yu, 以及 Caiming Xiong。Aguvis: 用于自主GUI交互的纯视觉代理。*arXiv* 预印本 [arXiv:2412.04454](https://arxiv.org/abs/2412.04454), 2024。

杨安, 杨保松, 张北辰, 胡斌元, 郑波, 余博文, 李成元, 刘大恒, 黄飞, 等. Qwen2.5技术报告。*arXiv:2412.15115*, 2024a。

杨志波, 唐军, 李兆海, 王鹏飞, 万建强, 钟虎门, 刘雪晶, 杨明坤, 王鹏, 白帅, 金连文, 以及林俊阳。CC-OCR: 一个全面且具有挑战性的OCR基准, 用于评估大型多模态模型在识字方面的能力, 2024b. URL <https://arxiv.org/abs/2412.02210>.

叶汉荣, 黄德安, 陆瑶, 余志定, 平伟, Andrew Tao, Jan Kautz, 韩松, 徐丹, Pavlo Molchanov, 等. X-vila: 大型语言模型的跨模态对齐。*arXiv preprint arXiv:2405.19335*, 2024.

叶清浩, 许海阳, 叶嘉宝, 闫明, 刘浩伟, 钱奇, 张继, 黄飞, 和周景仁。mplug-owl2: 通过模态协作革新多模态大语言模型。*arXiv:2311.04257*, 2023.

余伟豪, 杨正源, 李林杰, 王建峰, 林凯文, 刘子成, 王新超, 和王丽娟。Mm-vet: 评估集成能力的大型多模态模型。在 *ICML*, 2024.

岳翔, 倪元生, 张凯, 郑天宇, 刘若琪, 张格, Samuel Stevens, 姜东福, 任伟明, 孙宇轩, 等人. Mmmu: 一个面向专家级AGI的大规模多学科多模态理解和推理基准。*arXiv:2311.16502*, 2023.

向跃, 郑天宇, 倪元生, 王宇博, 张凯, 唐胜邦, 孙雨轩, 尹明, 余波涛, 张格, 等. Mmmu-pro: 一个更鲁棒的多学科多模态理解基准。*arXiv* 预印本 [arXiv:2409.02813](https://arxiv.org/abs/2409.02813), 2024.

张标和 Rico Sennrich. 均方根层归一化. 在*NeurIPS*中, 2019.

张浩天, 尹浩轩, Philipp Dufter, 张博文, 陈晨, 陈宏宇, Tsu-Jui Fu, 王威廉, 张世福, 甘哲, 杨银飞. Ferret-v2: 一个用于指代和 grounding 的大型语言模型的改进基线。*arXiv:2404.07973*, 2024a.

张盘, 董晓怡, 曹宇航, 张宇航, 钱瑞, 魏锡林, 陈林, 李一飞, 牛俊波, 丁双瑞, 等. Internlm-xcomposer2.5-omnilive: 一个用于长期流式视频和音频交互的综合多模态系统。*arXiv* 预印本 [arXiv:2412.09596](https://arxiv.org/abs/2412.09596), 2024b.

张仁睿, 姜东芝, 张奕驰, 林浩坤, 郭子宇, 邱鹏硕, 周澳君, 陆磐, 张凯伟, 乔宇, 等. Mathverse: 你的多模态大语言模型真的能看懂视觉数学问题中的图表吗? 在欧洲计算机视觉会议, 第169-186页. Springer, 2024c.

张涛, 李祥泰, 费浩, 袁浩波, 吴胜琼, 贾顺平, Loy Chen Change, 和严水成。Omg-llava: 连接图像级、对象级、像素级推理和理解。*arXiv*预印本 [arXiv:2406.19389](https://arxiv.org/abs/2406.19389), 2024d.

张天宇, 王素纯, 李路, 张格, Perouz Taslakian, Sai Rajeswar, 傅杰, 刘邦, 和 Yoshua Bengio. Vcr: 视觉标题恢复。*arXiv:2406.06462*, 2024e.

张一帆, 张焕宇, 田浩辰, 傅超宇, 张双庆, 吴俊飞, 李峰, 王坤, 温清松, 张张, 等. Mme-realworld: 你的多模态大语言模型能否挑战人类难以处理的高分辨率真实场景? *arXiv preprint arXiv:2408.13257*, 2024f.

赵一伦, 谢路景, 张浩伟, 甘果, 龙一涛, 胡志远, 胡通岩, 陈伟源, 李楚涵, 宋俊阳, 许志坚, 王成业, 潘伟峰, 尚子瑶, 唐祥儒, 梁振文, 刘奕欣, 赵晨, 和阿曼·科汉. MMVU: 测量专家级多学科视频理解, 2025.

URL <https://arxiv.org/abs/2501.12380>.

周建, 陆天健, 米什拉·斯瓦鲁普, 布拉马·西德哈拉, 巴苏·苏乔伊, 刘一澜, 周登, 和侯乐. 大型语言模型的指令跟随评估. *CoRR*, abs/2311.07911, 2023.

周俊杰, 舒岩, 赵波, 吴伯雅, 肖时涛, 杨希, 邢永平, 张波, 黄铁军, 和刘铮. MLVU: 多任务长视频理解的综合基准. *arXiv preprint arXiv:2406.04264*, 2024.