



西南证券  
SOUTHWEST SECURITIES

AI专题 · 论文解读

# MetaAI 图像分割基础模型SAM ——解锁数字大脑“视觉区”

西南证券研究发展中心  
计算机团队王湘杰  
2023年4月

# 内容提要

- ❑ **事件背景**：2023年4月5日，MetaAI研究团队发布论文“分割一切”——《Segment Anything》，并在官网发布了图像分割基础模型——Segment Anything Model(SAM)以及图像注释数据集——Segment-Anything 1-Billion(SA-1B)。
  
- ❑ **论文核心观点**：
  - **目标**：MetaAI的目标是通过引入三个相互关联的部分来**构建一个用于图像分割的基础模型**：1) 可提示的图像分割任务；2) 数据标注并通过提示实现零样本到一系列任务的分割模型-SAM；3) 拥有超过10亿个掩码的数据集-SA-1B。
  - **功能**：1) SAM允许用户仅通过单击或通过交互式单击点来包含和排除对象来分割对象，也可以通过边界框进行提示；2) 当分割对象存在歧义时，SAM可以输出多个有效掩码，是解决现实世界中分割的重要和必要能力之一；3) SAM可以自动查找并掩盖图像中的所有对象；4) SAM可以在预计算图像嵌入之后即时为任何提示生成分割掩码，从而允许与模型实时交互。
  - **结论**：SAM模型试图将图像分割提升到基础模型时代，而SAM是否能达到基础模型的地位还有待**观察它在社区中的使用情况**，但无论该项目前景如何，超过1B的掩码以及可提示的分割模型为其未来发展奠定了基础。
  
- ❑ **启发**：我们认为，SAM模型在SA-1B强大分割数据集的支撑下，可以通过各种形式的提示对图像下达指令，**无需额外训练即可自动完成分割任务**，这一通用特性使得SAM模型在相关领域的推广应用成为可能。我们认为，SAM模型有望作为**效率提升的工具**，赋能自动驾驶、医疗健康、安防监控、游戏娱乐、农业科技等领域，**跨视觉模态和相关场景将从中收益**。
  
- ❑ **风险提示**：AI技术发展不及预期风险；商业落地不及预期；政策支持不及预期；论文翻译偏差等。

# 一、论文研究

---

- ◆ 1 介绍•Introduction
- ◆ 2 任务•Segment Anything Task
- ◆ 3 模型•Segment Anything Model
- ◆ 4 数据引擎•Segment Anything Data Engine
- ◆ 5 数据集•Segment Anything Dataset
- ◆ 6 RAI分析•Segment Anything RAI Analysis
- ◆ 7 零样本传输实验•Zero-Shot Transfer Experiments
- ◆ 8 讨论•Discussion

# 《Segment Anything》

□ 2023年4月5日，MetaAI研发团队发布论文《Segment Anything》。

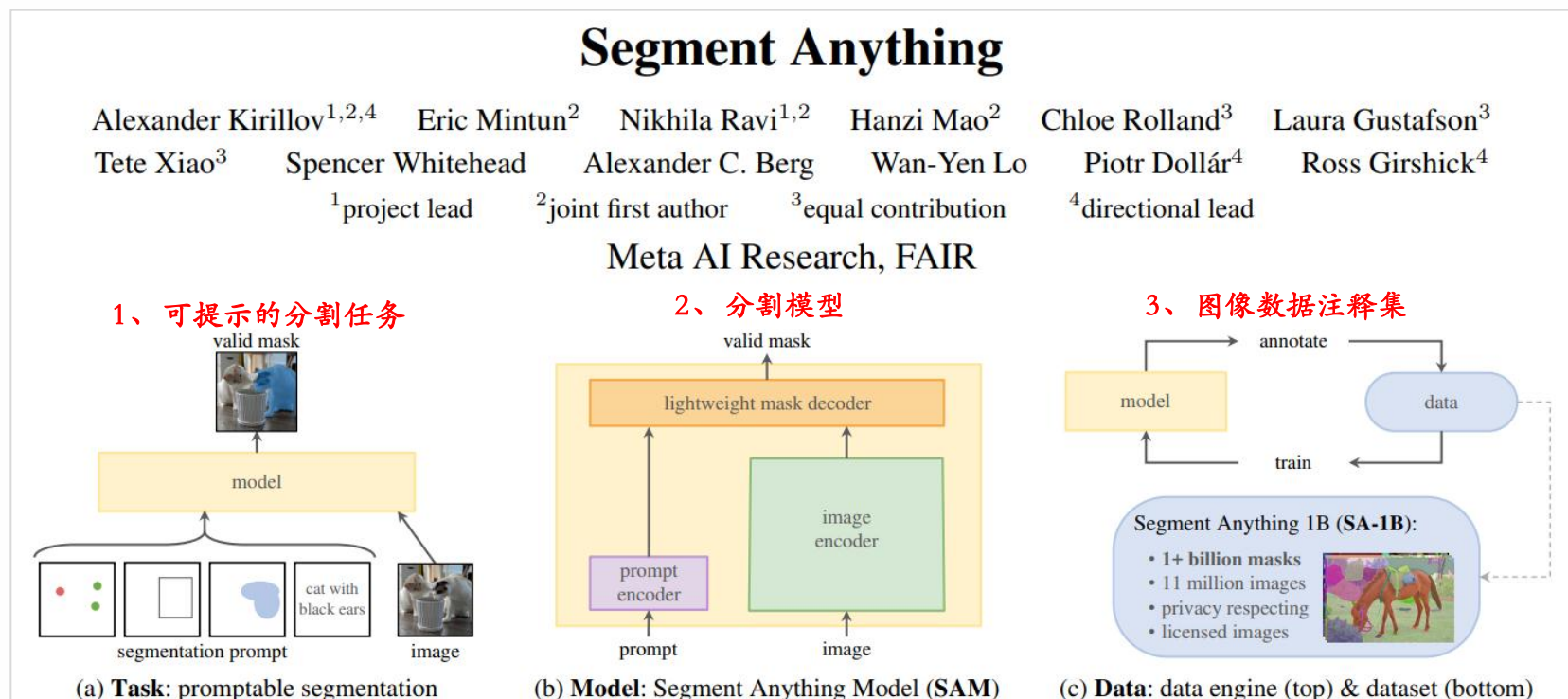


Figure 1: We aim to build a foundation model for segmentation by introducing three interconnected components: a promptable segmentation *task*, a segmentation *model* (SAM) that powers data annotation and enables zero-shot transfer to a range of tasks via prompt engineering, and a *data* engine for collecting SA-1B, our dataset of over 1 billion masks.

- 论文指出，MetaAI的目标是通过引入三个相互关联的部分来构建一个用于图像分割的基础模型：
- 1) 可提示的图像分割任务；
  - 2) 数据标注并通过提示实现零样本到一系列任务的分割模型SAM；
  - 3) 拥有超过10亿个掩码的数据集-SA-1B。

## 摘要·Abstract

- 论文介绍Segment Anything(SA)项目主要包括了用于图像分割的**新任务**、**模型**和**数据集**。

**Abstract**

*We introduce the Segment Anything (SA) project: a new task, model, and dataset for image segmentation. Using our efficient model in a data collection loop, we built the largest segmentation dataset to date (by far), with over 1 billion masks on 11M licensed and privacy respecting images. The model is designed and trained to be promptable, so it can transfer zero-shot to new image distributions and tasks. We evaluate its capabilities on numerous tasks and find that its zero-shot performance is impressive – often competitive with or even superior to prior fully supervised results. We are releasing the Segment Anything Model (SAM) and corresponding dataset (SA-1B) of 1B masks and 11M images at <https://segment-anything.com> to foster research into foundation models for computer vision.*

- 论文指出AI团队发现SAM在多任务上具备竞争力，且它的**零样本性能**让人印象深刻。

- 文章指出，通过在数据收集循环中使用高效模型，AI团队构建了**迄今为止最大的分割数据集**，在1100万张许可和尊重隐私的图像上有超过10亿个掩码。该模型被设计和训练为**可提示**的，因此它可以将零样本转移到新的图像分布和任务中。

- 文章提到，MetaAI研究团队在<https://segment-anything.com>上发布了Segment Anything Model (SAM) 和相应的1B掩模和11M图像数据集(SA-1B)，以促进对计算机视觉基础模型的研究。

# 1 介绍·Introduction

- 根据论文表述，SA的目标是建立一个图像分割的**基础模型**，即寻求开发一个**可提示**的模型，并使用能够实现强大**泛化**的任务在广泛的数据集上对其进行预训练，从而可以通过使用提示工程解决新数据分布上的一系列下游分割问题。
- 文章认为，SA项目成功的关键在于3个部分：**任务**、**模型**和**数据**，由此，团队需要解决以下问题：

1、什么**任务**可以实现零样本泛化？

文章认为，首先需要定义一个**可提示的分割任务**，该任务足够**通用**，以提供强大的预训练目标并支持广泛的下游应用程序。

2、对应的**模型**架构是怎样的？

文章指出，需要一个**支持灵活提示的模型**，并且可以在提示时**实时**输出分割掩码，以供**交互**使用。

3、哪些**数据**可以为这项任务和模型提供支持？

文章提出，训练模型需要**多样化、大规模的数据源**，为解决这一问题，可以构建一个“数据引擎”，即在使用高效模型来协助数据收集和使用新收集的数据来改进模型之间进行迭代。

## 2 任务·Segment Anything Task

□ 论文提到，团队是从NLP中获得了灵感，希望可以**将NLP领域的Prompt范式**延展到计算机视觉(CV)领域。其中：

➢ **图像分割的提示(Prompt)**：可以是一组前景/背景点、粗略框或掩码、自由格式的文本，或者指示分割图像的任何信息。

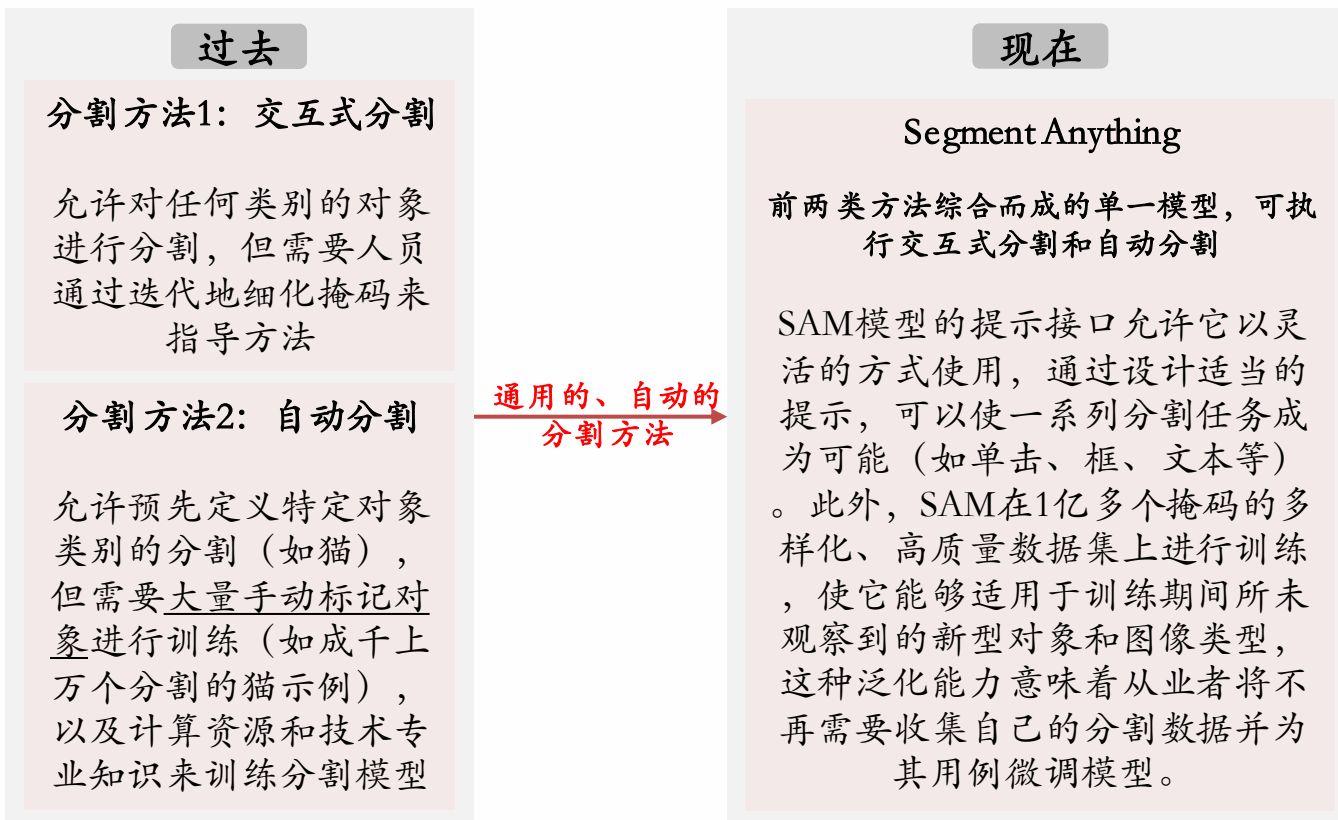
➢ **可提示的分割任务(promptable segmentation task)**：指在给定任何提示的情况下返回有效的分割掩码。有效掩码是指，即使提示不明确、并且可能涉及多个对象，输出也应该是其中至少一个对象的合理掩码。

□ 文章通过展示右图，介绍了SAM模型在**1个不明确的提示**下，生成了**3个有效掩码**。其中，**绿色圆点**代表提示，**红色框线**所呈现的图形代表有效掩码。



## 2 任务·Segment Anything Task

□ 2023年4月5日，MetaAI同时发布博客，将SAM与过去2种图像分割方法进行了对比，具体如下：



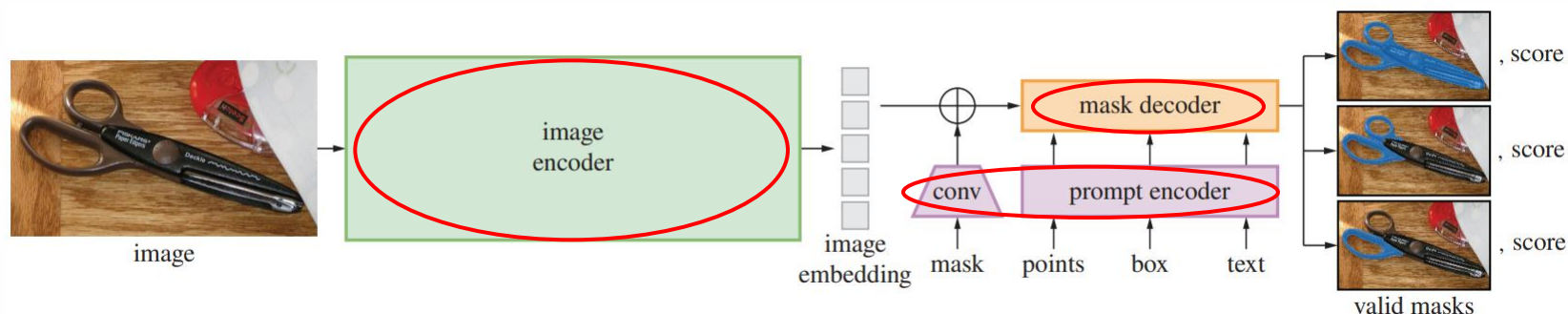
博客介绍，SAM主要有以下突出功能：

- 1) SAM允许用户仅通过单击或通过交互式单击点来包含和排除对象来分割对象，也可以通过边界框进行提示；
- 2) 当分割对象存在歧义时，SAM可以输出多个有效的掩码，这是解决现实世界中分割的重要和必要能力之一；
- 3) SAM可以自动查找并掩盖图像中的所有对象；
- 4) SAM可以在预计算图像嵌入之后即时为任何提示生成分割掩码，从而允许与模型实时交互。



## 3 模型·Segment Anything Model

- 论文指出，SAM是**可提示分割模型**，包括3部分：**图像编码器**、**灵活提示编码器**和**快速掩码解码器**，SAM建立在Transformer视觉模型的基础上，并在实时性能方面进行了一定的权衡。

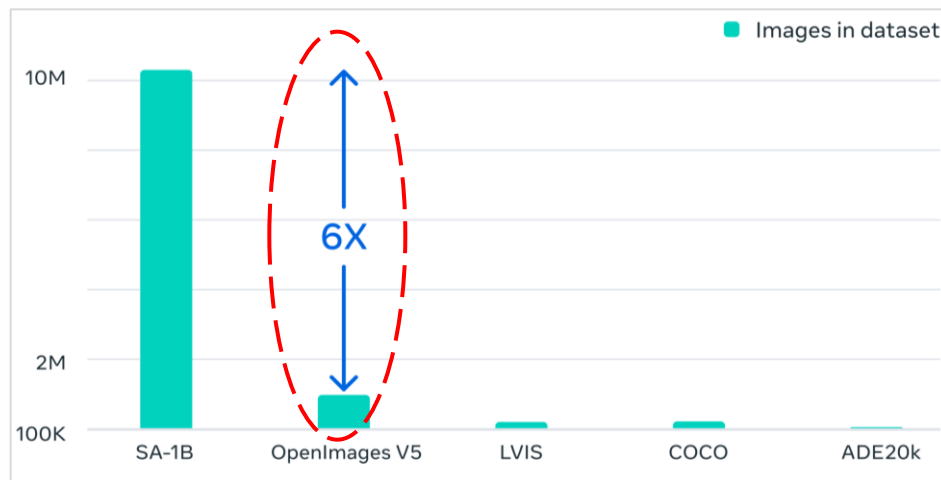


- **图像编码器(Image encoder)**：受可扩展性和强大的预训练方法的启发，团队使用MAE预训练的视觉转换器，该转换器最低限度地适用于处理高分辨率输入。每输入1个图像，图像编码器就运行一次，并且可以在提示模型之前应用。
- **提示编码器(Prompt encoder)**：包括两组提示——sparse（点、框、文本）和dense（掩码），通过位置编码来表示点和框，其中位置编码与每个提示类型的学习嵌入相结合；用CLIP的现成文本编码器表示自由格式文本。掩码等dense提示使用卷积嵌入，并与图像嵌入元素结合。
- **掩码解码器(Mask decoder)**：掩码解码器有效地将图像嵌入、提示嵌入和输出令牌映射到掩码。该设计的灵感来源于对Transformer解码器块的修改。修改的解码器块在两个方向上使用提示自注意和交叉注意来更新所有嵌入。在运行两个块之后，对图像嵌入进行上采样，MLP将输出令牌映射到动态线性分类器，然后动态线性分类器计算每个图像位置的掩码前景概率。

## 4 数据引擎·Segment Anything Data Engine

□ 论文提到，由于互联网上的分割掩码并不丰富，因此，MetaAI团队构建了一个数据引擎来收集**1.1B掩码数据集SA-1B**，数据引擎分为3个阶段：模型辅助手动注释阶段、混合自动预测掩码和模型辅助注释的半自动阶段、全自动阶段。

□ **阶段1—手动阶段**：数据集通过使用SAM收集，标注者使用SAM交互地注释图像，新的注释数据反过来更新SAM，实现了相互促进。在该方法下，交互式地注释一个掩码约需要14秒，与之前大规模分割数据收集工作相比，Meta的方法比COCO完全手动基于多边形的掩码注释快6.5倍，比之前最大的数据注释工作快2倍，这正是基于SAM模型辅助的结果。



### 阶段1-手动阶段(Assisted-manual stage)

原理

类似于经典的**交互式分割**，一组专业注释者通过使用由SAM提供支持的基于浏览器的交互式分割工具单击前景/背景对象点来标记蒙版。蒙版可以使用像素精确的“画笔”和“橡皮擦”工具进行细化。模型辅助注释直接在浏览器中实时运行（使用预先计算的图像嵌入），从而实现真正的交互式体验。注释者被要求按照突出的顺序标记对象，并被鼓励在mask花费超过30秒后继续处理下一张图像。

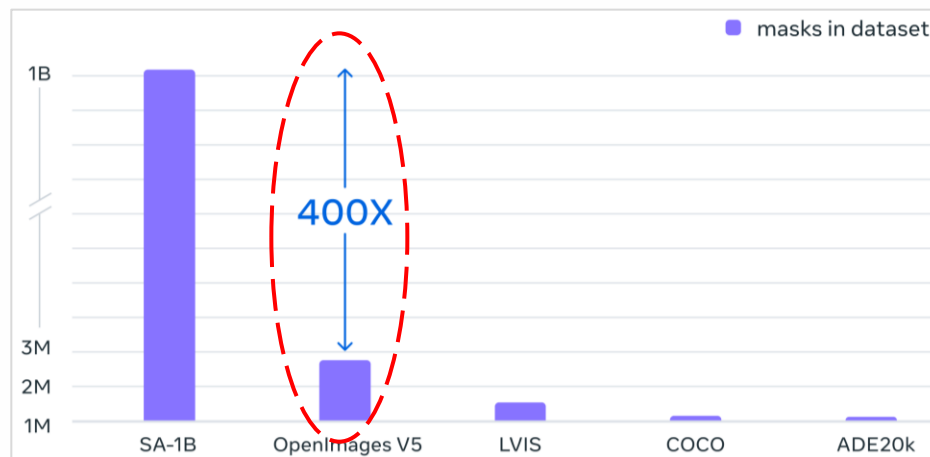
- 1、该阶段开始时，SAM使用常见的公共分割数据集进行训练。
- 2、在完成足够的数据注释后，SAM仅使用新注释的掩码进行再训练。
- 3、随着收集到更多掩码，图像编码器从ViT-B扩展到ViT-H，总共对模型进行了6次再训练。

成果

随着模型的改进，每个mask的平均注释时间从34s减少到14s，**注意到14s比COCO的掩码注释快6.5倍**。随着SAM的改进，**每张图像的平均掩码数量从20个增加到44个**。总的来说，在这个阶段从12万张图像中收集了**430万个掩码**。

## 4 数据引擎·Segment Anything Data Engine

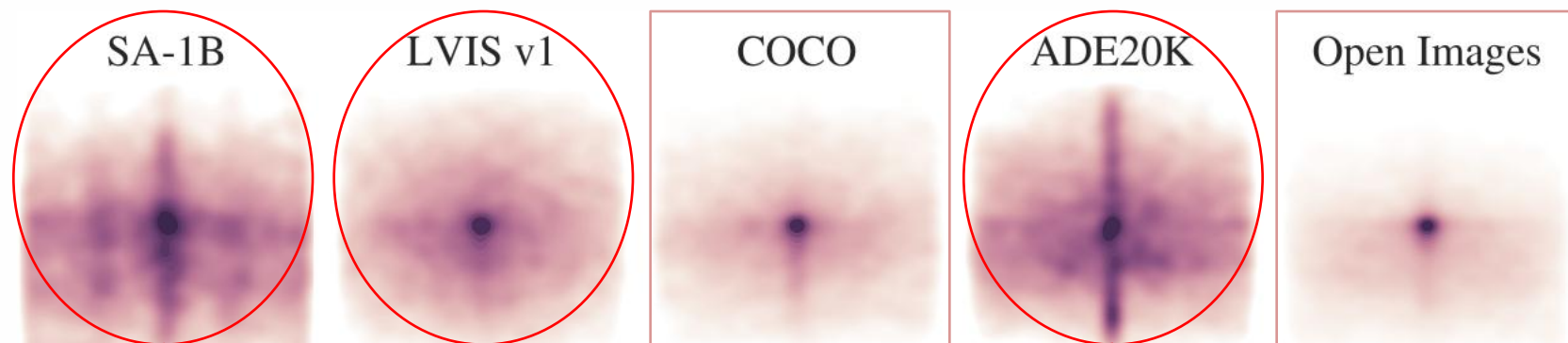
- ❑ **阶段2-半自动阶段**：帮助增加掩码的多样性，提高模型分割任何图像的能力。
- ❑ **阶段3-全自动阶段**：完全自动的掩模创建使得数据集扩展。最终数据集包括了在约1100万受许可和保护隐私的图像上收集的超11亿个分割掩模，SA-1B比任何现有分割数据集的掩模数量多400倍。经人工评估验证，其具有**高质量和多样性**，在某些情况下甚至与以前规模较小、手动注释的数据集的质量相当。



	阶段2-半自动阶段(Semi-automatic stage)	阶段3-全自动阶段(Fully automatic stage)
<b>原理</b>	该阶段的目标是 <b>增加掩码的多样性，以提高模型分割任何东西的能力</b> 。为了将注释器集中在不太显眼的对象上，首先自动检测了置信掩码。然后向注释者展示了预先填充了这些掩码的图像，并要求他们对任何其他未注释的对象进行注释。为了检测置信掩码，使用通用的“对象”类别在所有第一阶段掩码上训练了一个边界框检测器。与第一阶段一样，定期根据新收集的数据重新训练模型（5次）。每个掩码的平均注释时间回溯到34秒（不包括自动掩码），因为这些对象的标记更具挑战性。	在最后阶段，注释是全自动的，其 <b>可行性</b> 在于模型有几大改进： <b>1）</b> 在该阶段开始时，收集了 <b>足够多的掩码</b> 来改进模型，包括上一阶段的各种掩码； <b>2）</b> 在该阶段，已经开发了 <b>歧义感知模型</b> ，使得模型在模棱两可的情况下也能预测有效掩码，使用歧义感知模型，如果一个点位于部分或子部分上，模型将返回子部分、部分和整个对象。模型的IoU预测模块用于选择 <b>置信掩码</b> ； <b>3）</b> 只识别并选择 <b>稳定的掩码</b> （如果在 $0.5-\delta$ 和 $0.5+\delta$ 处对概率图进行阈值化会产生相似的掩码，认为掩码是稳定的）； <b>4）</b> 在选择置信和稳定的掩码后，应用非最大抑制（NMS）来过滤重复项，为了进一步提高较小掩码的质量，还处理了多个重叠的放大图像裁剪。
<b>成果</b>	该阶段，在18万张图像中 <b>额外收集了590万个掩码</b> （总共1020万个掩码）。 <b>每张图像的平均掩码数量从44个增加到72个掩码</b> （包括自动掩码）。	对数据集中的所有1100万张图像应用了 <b>全自动生成</b> ，总共生成了 <b>1.1B个高质量掩码</b> 。

## 5 数据集·Segment Anything Dataset

- 论文介绍了数据集SA-1B包含1100万张多样化、高分辨率、许可和隐私保护图像，以及使用数据引擎收集的1.1B高质量分割掩码，SA-1B数据集有助于帮助未来开发计算机视觉(CV)基础模型。
- 文章将SA-1B数据集与现有数据集进行比较，分析了各个掩码数据集的质量和特性。例如，下图展示了SA-1B数据集与现有最大分割数据集相比的标准化图像大小下的掩码中心分布情况：



文章对比指出，LVIS v1 与 ADE20K 分布较为相似，  
而 SA-1B 对图像角点的覆盖范围更大

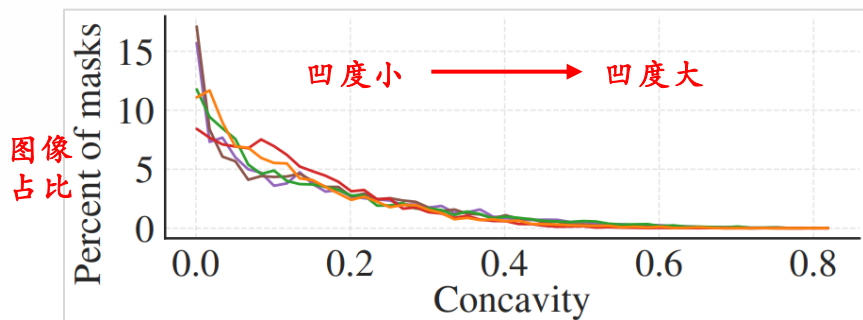
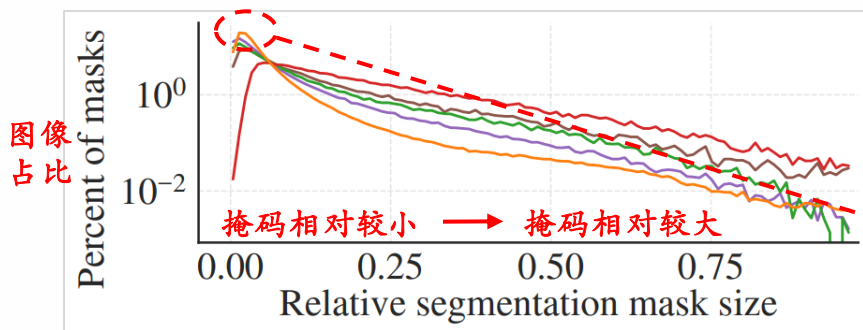
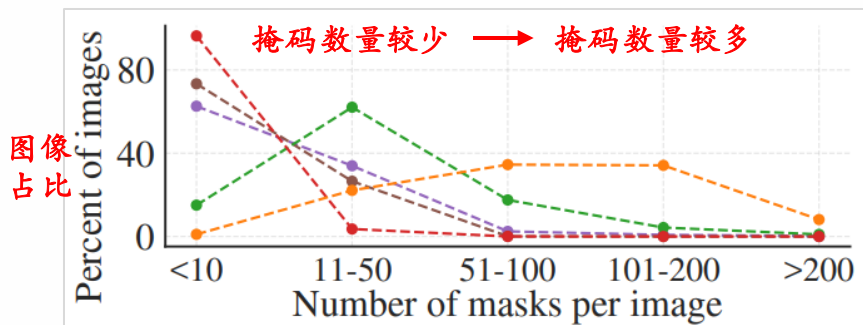
### SA-1B数据集

- > 图像总数: 1100万
- > 掩码总数: 11亿
- > 每张图像的平均掩码: 100
- > 平均图像分辨率: 1500 × 2250 pixels
- > 注意: 图像或掩码标注没有类标签

文章对比指出，COCO 和 Open  
Images V5 具有更显著的**中心偏差**

# 5 数据集·Segment Anything Dataset

Dataset	Images	Masks
SA-1B	11M images	1129M (1.1B) masks
LVIS v1	0.120M images	1.5M masks
COCO	0.123M images	0.9M masks
ADE20K	0.028M images	0.7M masks
Open Images	1M images	2.7M masks



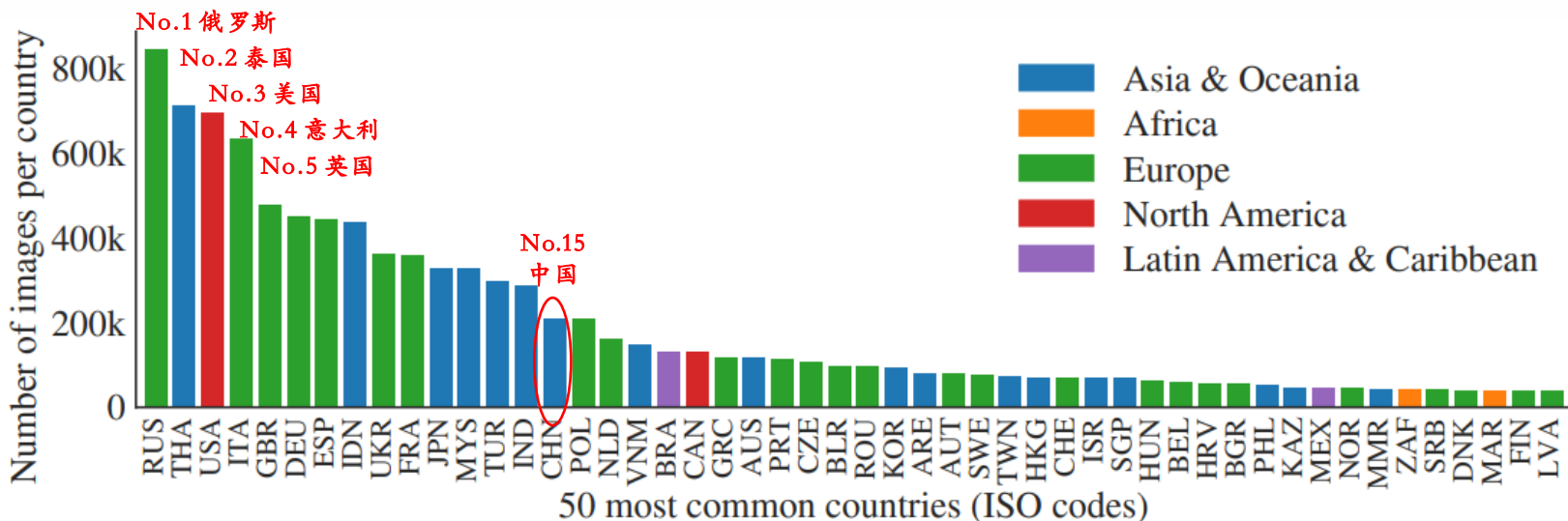
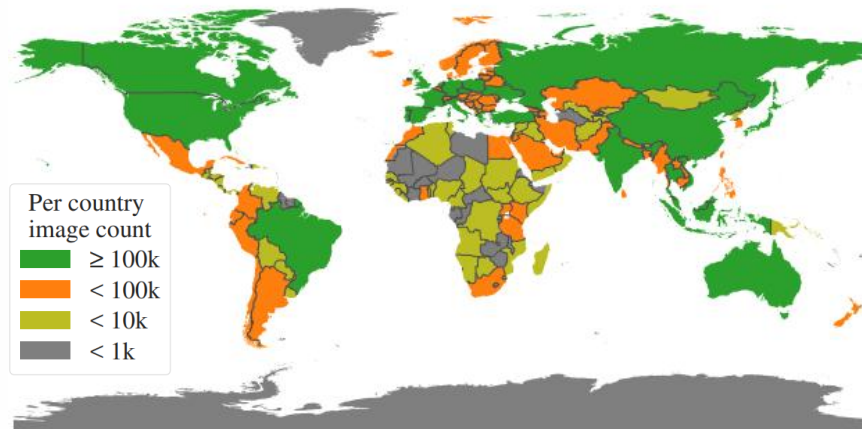
□ **每张图像的掩码数**：经过数据对比，文章得出结论，SA-1B比第二大的Open Images多11倍的图像和400倍的掩码，平均下来，每张图像的掩码比Open Images多36倍，在这方面最接近的数据集ADE20K，每张图像的掩码仍少3.5倍。 **SA-1B数据集在掩码数量上具备强大优势。**

□ **掩码相对于图像大小**：论文通过计算掩码相对于图像的大小，即掩码面积除以图像面积的平方根，发现由于SA-1B数据集每个图像有更多的掩码，它因此也**拥有更大比例的中小掩码。**

□ **掩码凹度**：为解释图像形状的复杂性，文章通过对比掩码凹度进行了分析。掩码凹度 =  $1 - (\text{掩码面积} / \text{掩码凸包面积})$ 。由于形状复杂度与掩码大小相关，通过首先从分箱掩码大小进行分层抽样来控制数据集的掩码大小分布。观察到**SA-1B掩码的凹度分布与其他数据集的凹度分布基本一致。**

## 6 RAI分析·Segment Anything RAI Analysis

- 论文进行RAI分析（Responsible AI-负责任的人工智能），旨在调查使用SA-1B和SAM时潜在的公平议题和偏见情况。
- **跨区域代表性**：论文发现SA-1B的图像来自多个国家的照片提供商，跨越多个地区，认为SA-1B具有比以前分割数据集更多的图像数量和更好的跨地区代表性。文章通过展示右图，表明世界上大多数国家的SA-1B图像超过了1000张，下图显示了图像最多的三个国家来自世界不同的地区，分别为俄罗斯、泰国和美国。



## 6 RAI分析•Segment Anything RAI Analysis

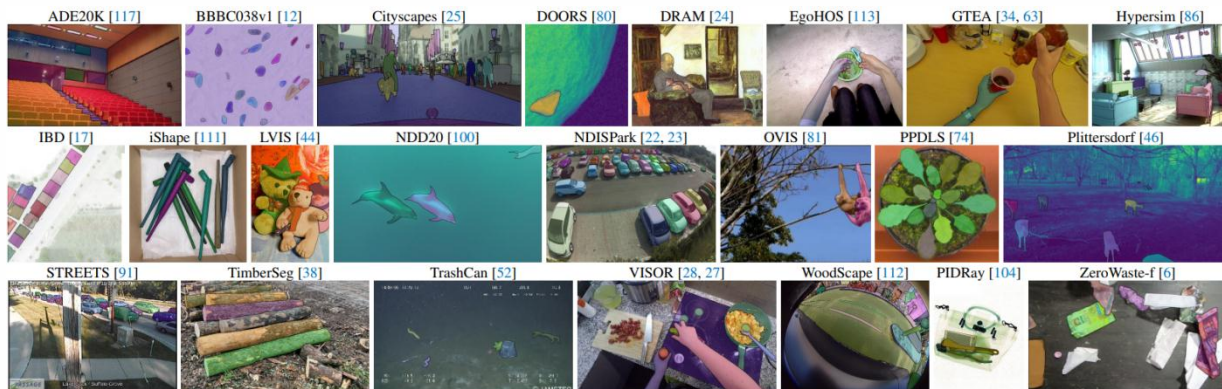
- 论文发现SA-1B数据集的图像跨越了多样化的地理和收入水平：通过比较SA-1B、COCO和Open Images的地理和收入代表性，可以得出SA-1B在欧洲、亚洲和大洋洲以及中等收入国家/地区的图像比例要高得多。所有数据集都没有充分代表非洲和低收入国家。而在SA-1B中，包括非洲在内的所有地区至少有2800万个掩码，比之前任何数据集的掩码总数多10倍。
- 文章分析了模型在人们的外表性别呈现、肤色外观和预期年龄范围等方面的潜在偏见，发现SAM在不同群体之间的表现相似，认为这将有助于促进公平，以便在实际应用场景中使用。

	# countries	SA-1B		% images		
		#imgs	#masks	SA-1B	COCO	O.I.
Africa	54	300k	28M	2.8%	3.0%	1.7%
Asia & Oceania	70	3.9M	423M	36.2%	11.4%	14.3%
Europe	47	5.4M	540M	49.8%	34.2%	36.2%
Latin America & Carib.	42	380k	36M	3.5%	3.1%	5.0%
North America	4	830k	80M	7.7%	48.3%	42.8%
high income countries	81	5.8M	598M	54.0%	89.1%	87.5%
middle income countries	108	4.9M	499M	45.0%	10.5%	12.0%
low income countries	28	100k	9.4M	0.9%	0.4%	0.5%

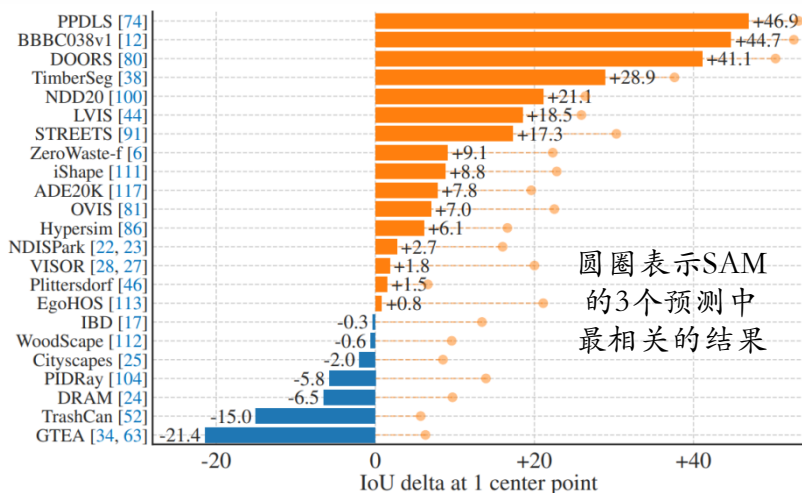
	mIoU at		mIoU at		
	1 point	3 points	1 point	3 points	
<i>perceived gender presentation</i>			<i>perceived skin tone</i>		
feminine	54.4 ± 1.7	90.4 ± 0.6	1	52.9 ± 2.2	91.0 ± 0.9
masculine	55.7 ± 1.7	90.1 ± 0.6	2	51.5 ± 1.4	91.1 ± 0.5
<i>perceived age group</i>			3	52.2 ± 1.9	91.4 ± 0.7
older	62.9 ± 6.7	92.6 ± 1.3	4	51.5 ± 2.7	91.7 ± 1.0
middle	54.5 ± 1.3	90.2 ± 0.5	5	52.4 ± 4.2	92.5 ± 1.4
young	54.2 ± 2.2	91.2 ± 0.7	6	56.7 ± 6.3	91.2 ± 2.4

# 7 零样本传输实验·Zero-Shot Transfer Experiments

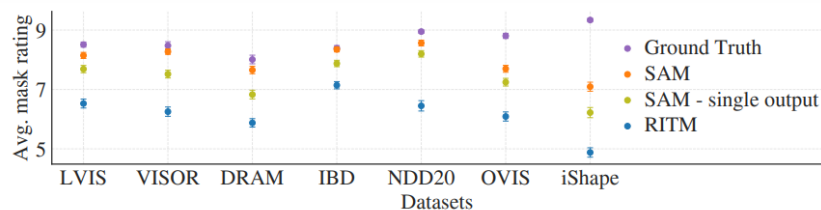
- 论文展示了来自23个不同分割数据集的用于评估SAM零样本传输能力的samples：结果表明，SAM在23个数据集样本中有16个产生了更高的结果，高达近47IoU。



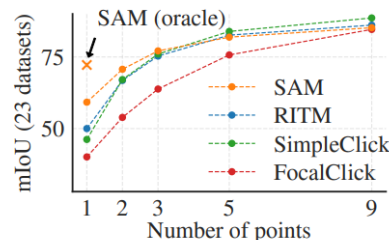
文章指出，最相关SAM3个掩码是通过将它们与地面实况进行比较来选择的，而不是选择最有置信的掩码，这表明歧义对自动评估的影响，通过oracle执行歧义消解，SAM在所有数据集上都优于RITM。



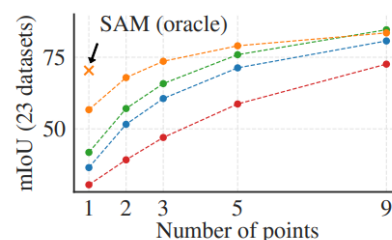
(a) SAM vs. RITM [92] on 23 datasets



(b) Mask quality ratings by human annotators



(c) Center points (default)



(d) Random points



## 8 讨论·Discussion

### □ 基础模型(Foundation models)方面，论文讨论了如下几点：

- ① 自机器学习早期以来，预训练模型已适应下游任务。近年来，随着对规模的日益重视，这种范式变得越来越重要，并且此类模型最近被重新命名为**基础模型**，即“**在大规模广泛数据上训练并适应广泛下游任务**”的模型。MetaAI的工作与基础模型有很好的相关性，尽管图像分割的基础模型是一个有限的范围，因为它只代表了计算机视觉中重要却一小部分的子集。
- ② SAM模型经过了**自监督技术初始化**，其绝大多数能力来自**大规模监督训练**，在数据引擎可以扩展可用注释的情况下，SAM模型的监督训练提供了一个有效的解决方案。

### □ 组合/合成(Compositionality)方面，文章指出经过预训练的模型可以提供新能力，甚至超出训练时的想象。一个著名的例子是CLIP如何在更大的系统中用作组件，如DALL·E。MetaAI的目标是通过SAM使合成变得简单，通过要求SAM预测各种分割提示的有效掩码来实现这一点。SAM和其他组件之间可以创建一个可靠的接口。如：MCC可以使用SAM来分割感兴趣的对象、实现对看不见的对象的强泛化，以便从单个RGB-D图像进行**3D重建**；SAM可以通过**可穿戴设备**检测到的注视点来提示，从而启用新的应用程序。由于SAM能够推广到以自我为中心的图像等新领域，因此此类系统无需额外培训即可工作。

### □ 在局限方面，文章认为SAM模型总体表现良好，但可以更完美：

- ① 有时会产生**幻觉**，或者不会清晰地产生边界；
- ② SAM是为通用性和使用广度设计的，而不是为**高IoU交互式分割**而设计的；
- ③ SAM可以实时处理提示，但在使用重型图像编码器时，SAM的整体性能并不是**实时的**；
- ④ 对**text-to-mask**任务的尝试是探索性的，并不**完全可靠**，需要更多努力使其改进；
- ⑤ SAM可以执行许多任务，但尚不清楚如何设计实现**语义和全景分割的简单提示**。
- ⑥ 在**特定领域**，其他工具的表现可能优于SAM。

## 8 讨论·Discussion

---

□ 经过以上分析，论文得出以下结论：

**结论一：**Segment Anything项目**试图将图像分割提升到基础模型时代**，主要是得益于新任务（可提示分割）、模型（SAM）和数据集（SA-1B）。

**结论二：**SAM是否达到基础模型的地位**还有待观察它在社区中的使用情况**，无论该项目的前景如何，**超过1B的掩码以及可提示的分割模型**都将有助于未来为其铺平道路。

## 二、对当下的启发

- 根据以下Demo，我们可以发现，通过在图像中指定要分割的内容提示，SAM可以实现各种分割任务，且**无需额外的训练、做到零样本泛化**，即SAM学会了辨别物体、**具备图像理解力**、对不熟悉的图像和物体能进行零样本概括，这一**通用**特性使得SAM模型在有关领域的推广**应用**成为可能。

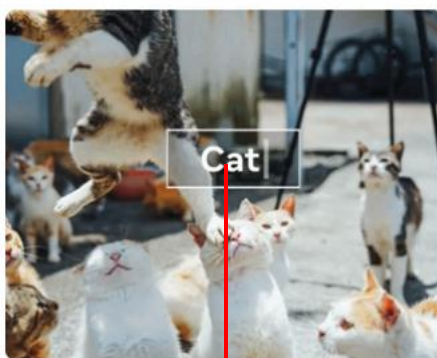
Demo1



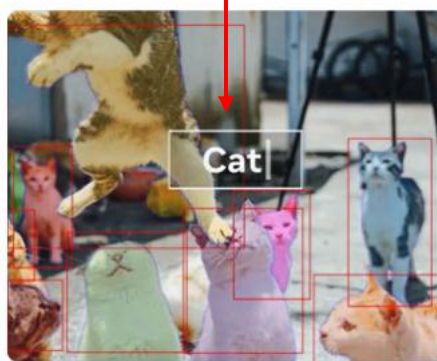
自动分割图像中的所有元素



Demo2



根据文本提示词进行图像分割

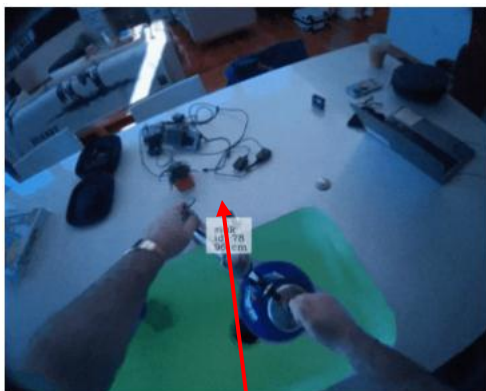


Demo3



## 二、对当下的启发

Demo4



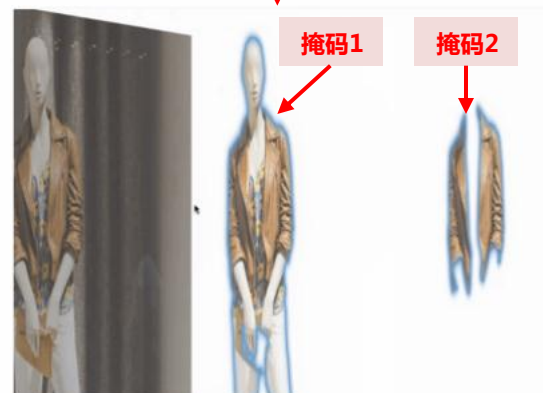
用VR/AR头显输入提示



Demo5



根据模糊提示可生成多个有效掩码



Demo6



输出掩码可以作为其他AI系统的输入。如，物体的掩码可以在视频中被跟踪，通过成像编辑应用程序，变成3D或用于拼贴等创造性任务。



## 二、对当下的启发

- 我们认为，SAM模型有望将NLP领域的Prompt范式延展到计算机视觉(CV)领域，在SA-1B强大分割数据集的支撑下，通过各种形式的提示对图像下达指令，无需额外训练即可自动完成分割任务。**SAM模型有望进一步推动夸视觉模态的发展。**
- 从应用角度看，我们认为SAM模型将作为**效率提升的工具**，解锁数字大脑视觉区，赋能自动驾驶、医疗健康、安防监控、游戏娱乐、农业科技等领域，**跨视觉模态和相关场景有望从中受益。**

应用领域	应用举例
自动驾驶	对路面情况进行实时感知，识别人员和车辆、跟踪运动物体等；对道路标记、车道线、行人、交通信号灯等物体和区域进行准确标注，减少标注成本、提高标注准确性和效率；结合目标检测和路径规划等模型，帮助自动驾驶系统准确地感知和理解周围环境，实现安全和高效的自动驾驶
医疗健康	诊断辅助：对医学影像进行分析，辅助医生诊断疾病；预测分析：对有关病人生命体征的细胞、血液等进行分析，预测疾病发展趋势和治疗效果；药物研发：对药物分子进行分析，辅助药物研发；临床试验：利用图像分割技术赋能可穿戴设备、远程医疗和远程监控等场景
监控安防	在视频监控领域进行影像识别。识别行人生理属性：分析行人身体结构，准确识别视频中人物的性别、年龄、姿态等多种生理特征；识别车辆：分析行人姿态和动作，在行车场景、交通监控场景和卡口场景中检测不同角度车辆，识别车牌号码、汽车品牌、型号、颜色等物理特征；实现人群分析：在高密度公共场所，如地铁，广场，估计人群数量和密度，检测人群过密、异常聚集、滞留、逆行、混乱等异常现象。
游戏娱乐	通过AR眼镜识别日常物品并进行用户提醒；开发游戏场景，实时生成游戏场景和道具；Facebook、Instagram等社交网站的图片审核；优化广告推荐，识别用户经常浏览或感兴趣的物体或场景
农业科技	研究方面：帮助生物学家辅助研究粮食基因；实操方面：分析家畜饲养情况、分析作物长势，实现精准的智能化判断，规避经验主义带来的误判风险，提高诊断效率和响应速度

# 风险提示

---

- ❑ AI技术发展不及预期风险；
- ❑ 商业落地不及预期；
- ❑ 政策支持不及预期；
- ❑ 论文翻译偏差风险。



西南证券  
SOUTHWEST SECURITIES

分析师：王湘杰  
执业证号：S1250521120002  
电话：0755-26671517  
邮箱：wxj@swsc.com.cn

## 西南证券投资评级说明

报告中投资建议所涉及的评级分为公司评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后6个月内的相对市场表现，即：以报告发布日后6个月内公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅作为基准。其中：A股市场以沪深300指数为基准，新三板市场以三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以纳斯达克综合指数或标普500指数为基准。

### 公司 评级

买入：未来6个月内，个股相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在20%以上  
持有：未来6个月内，个股相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于10%与20%之间  
中性：未来6个月内，个股相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于-10%与10%之间  
回避：未来6个月内，个股相对同期相关证券市场代表性指数涨幅介于-20%与-10%之间  
卖出：未来6个月内，个股相对同期相关证券市场代表性指数涨幅在-20%以下

### 行业 评级

强于大市：未来6个月内，行业整体回报高于同期相关证券市场代表性指数5%以上  
跟随大市：未来6个月内，行业整体回报介于同期相关证券市场代表性指数-5%与5%之间  
弱于大市：未来6个月内，行业整体回报低于同期相关证券市场代表性指数-5%以下

## 分析师承诺

报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格并注册为证券分析师，报告所采用的数据均来自合法合规渠道，分析逻辑基于分析师的职业理解，通过合理判断得出结论，独立、客观地出具本报告。分析师承诺不曾因，不因，也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接获取任何形式的补偿。

## 重要声明

西南证券股份有限公司（以下简称“本公司”）具有中国证券监督管理委员会核准的证券投资咨询业务资格。

本公司与作者在自身所知情范围内，与本报告中所评价或推荐的证券不存在法律法规要求披露或采取限制、静默措施的利益冲突。

《证券期货投资者适当性管理办法》于2017年7月1日起正式实施，本报告仅供本公司签约客户使用，若您并非本公司签约客户，为控制投资风险，请取消接收、订阅或使用本报告中的任何信息。本公司也不会因接收人收到、阅读或关注自媒体推送本报告中的内容而视其为客户。本公司或关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行或财务顾问服务。

本报告中的信息均来源于公开资料，本公司对这些信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌，过往表现不应作为日后的表现依据。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告，本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，本公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

本报告及附录版权为西南证券所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。如引用须注明出处为“西南证券”，且不得对本报告及附录进行有悖原意的引用、删节和修改。未经授权刊载或者转发本报告及附录的，本公司将保留向其追究法律责任的权利。





# 西南证券研究发展中心

## 西南证券研究发展中心

### 上海

地址：上海市浦东新区陆家嘴东路166号中国保险大厦20楼

邮编：200120

### 北京

地址：北京市西城区金融大街35号国际企业大厦A座8楼

邮编：100033

### 深圳

地址：深圳市福田区深南大道6023号创建大厦4楼

邮编：518040

### 重庆

地址：重庆市江北区金沙门路32号西南证券总部大楼

邮编：400025

## 西南证券机构销售团队

区域	姓名	职务	座机	手机	邮箱
上海	蒋诗烽	总经理助理、销售总监	021-68415309	18621310081	jsf@swsc.com.cn
	崔露文	销售经理	15642960315	15642960315	clw@swsc.com.cn
	薛世宇	销售经理	18502146429	18502146429	xsy@swsc.com.cn
	汪艺	销售经理	13127920536	13127920536	wyyf@swsc.com.cn
	岑宇婷	销售经理	18616243268	18616243268	cyrif@swsc.com.cn
	张玉梅	销售经理	18957157330	18957157330	zmyf@swsc.com.cn
	陈阳阳	销售经理	17863111858	17863111858	cyyyf@swsc.com.cn
	李煜	销售经理	18801732511	18801732511	yfliyu@swsc.com.cn
	谭世泽	销售经理	13122900886	13122900886	tsz@swsc.com.cn
	卞黎旸	销售经理	13262983309	13262983309	bly@swsc.com.cn
北京	李杨	销售总监	18601139362	18601139362	yfly@swsc.com.cn
	张岚	销售副总监	18601241803	18601241803	zhanglan@swsc.com.cn
	杜小双	高级销售经理	18810922935	18810922935	dxsyf@swsc.com.cn
	杨薇	高级销售经理	15652285702	15652285702	yangwei@swsc.com.cn
	胡青璇	销售经理	18800123955	18800123955	hqx@swsc.com.cn
	王一菲	销售经理	18040060359	18040060359	wyf@swsc.com.cn
	王宇飞	销售经理	18500981866	18500981866	wangyuf@swsc.com
	巢语欢	销售经理	13667084989	13667084989	cyh@swsc.com.cn
广深	郑龔	广深销售负责人	18825189744	18825189744	zhengyan@swsc.com.cn
	杨新意	销售经理	17628609919	17628609919	yxy@swsc.com.cn
	张文锋	销售经理	13642639789	13642639789	zwf@swsc.com.cn
	陈韵然	销售经理	18208801355	18208801355	cyrif@swsc.com.cn
	龚之涵	销售经理	15808001926	15808001926	gongzh@swsc.com.cn
	丁凡	销售经理	15559989681	15559989681	dingfyf@swsc.com.cn