具身智能中的 VLA 技术及其应用

目录

01

VLA的现状和挑战

具身智能：堪比“计算机诞生”级的颠覆式创新

1980

个人电脑

2007

智能手机

2015

智能驾驶

2022

具身智能

具身智能：堪比“计算机诞生”级的颠覆式创新

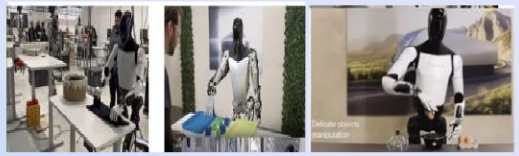
当前阶段

G1 基础自动化 —基础模型→ **G2** 通用原子技能 —数据驱动→ **G3** 端到端操作技能 —本体成熟 海量数据→ **G4** 端到端操作大模型 —长程数据→ **G5** AGI

功能成熟度

Locomotion：盲眼运动较为成熟，平衡性较好，环境实时反馈需要提升

Manipulation：特定场景特定任务训练效果好，泛化性较差

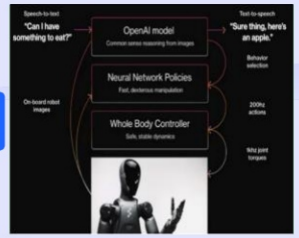


交互对话：较为成熟，效率实时性需要提升

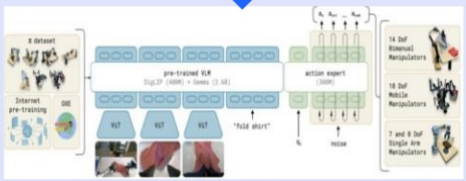
底层模型

VLA: 从模块化往端到端发展，模仿学习往强化学习发展

顶层任务拆解 → 任务运动规划 → 执行器械



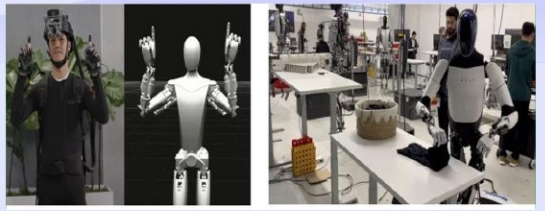
优点：模块化可解释性强、数据依赖少
缺点：依赖规则，可扩展性差、无法处理高自由度本体



优点：数据驱动，上限高，可处理复杂任务
缺点：不可解释性，强依赖数据，泛化性差

数据采集

遥操：通过动捕设备、或者同构机械臂进行数据采集



优点：数据真实可用，有效性高
缺点：采集成本高、效率低

仿真：通过仿真器获取训练需要的数据

优点：采集效率高，成本低，数据多样
缺点：与真实数据存在差异

硬件本体

性能成本：快速进步、成本降低、灵活性通用性持续提升


9.9w


3.9w

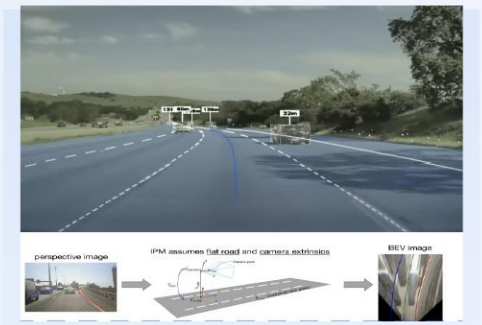
高算力芯片：满足具身大模型>100Tops算力

NVIDIA

地瓜机器人

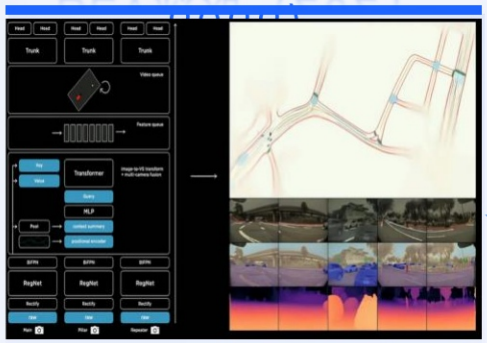
具身智能中的技术演变

模块化<2021



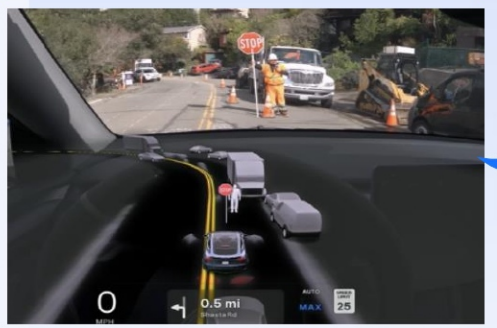
- 2D感知结果通过规则化后处理转换到3D空间

BEV感知（2021–



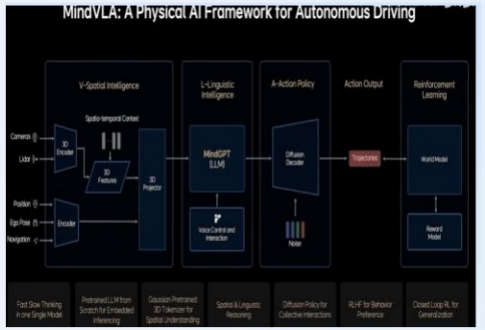
- 感知结果直接输出到planning的空间，减少后处理
- 为端到端奠定基础

端到端（2023–2024）



- 更多的learning based 更少的rule based
- 减少了模块间的信息损失
- 拟人化的效果，scaling law 得到验证

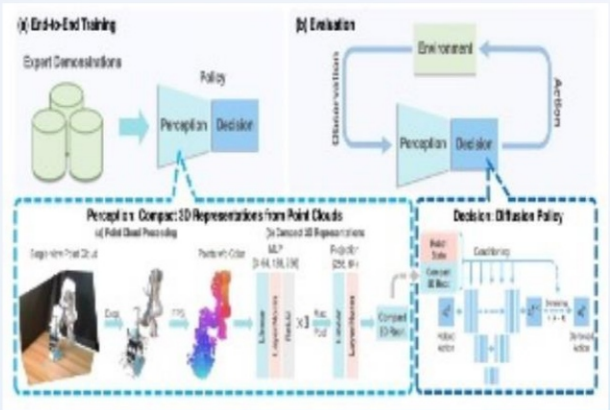
VLA（2025–）



- 利用预训练模型的通用理解能力，解决cornercase 问题
- 智能驾驶开始具备思考能力

Detect and Grasp

Imitation Learning

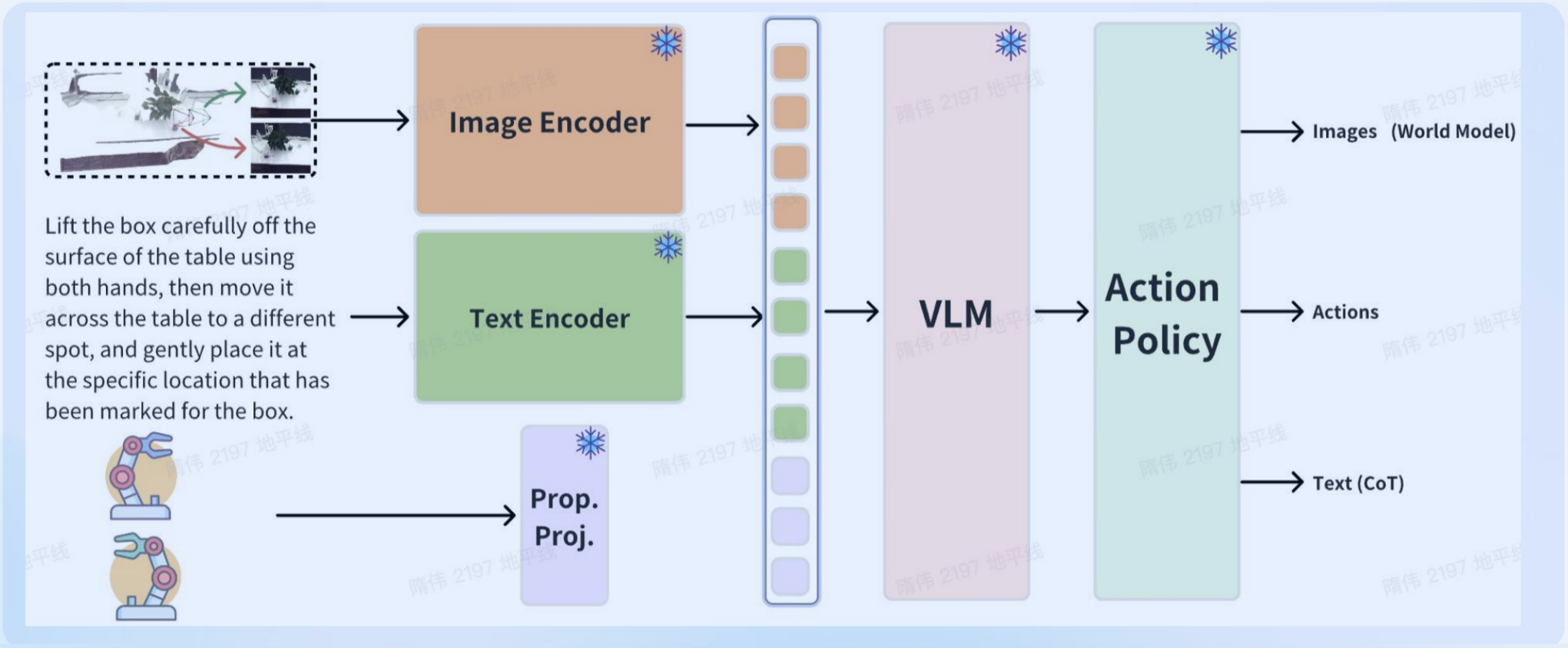


VLA

- 场景泛化性
- 任务泛化性
- 本体泛化性

VLA的模型结构

- VLM在LLM的基础之上增加视觉输入，在互联网上海量的数据训练，具备了通用“常识”能力
- VLA在VLM的基础之上，增加了Action Policy模块，将VLM的特征映射到Action, 输出机器人的关节角度或者轨迹
- 具身领域代表性的工作有OpenVLA、Pi-0、Pi-0.5、GrootN1等

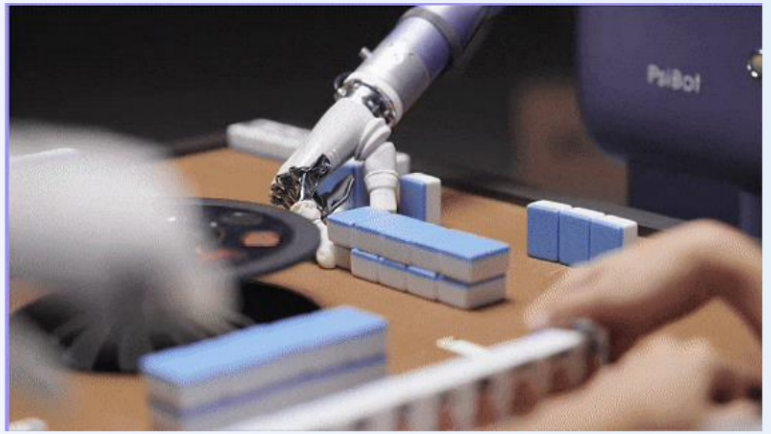


VLA的各种尝试

叠衣服

倒水

打麻将



微波炉热菜

收纳

做香囊

VLA操作模型的性能现状

1 泛化能力和通用能力非常有限

- VL和A的数据分布存在显著差异，L起不到作用，反而导致模型难以学习
- 硬件和模型的限制，VLA很难完成精细的任务

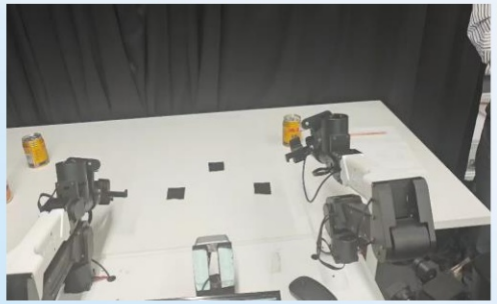
正常数据

Success

背景发生变化

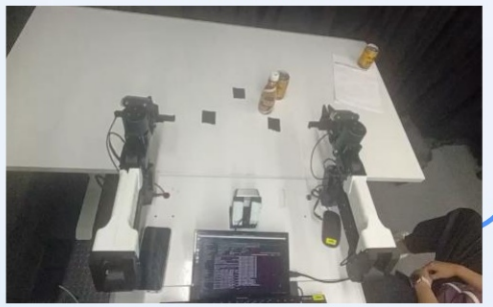
Failed

饮料放到了远处



Failed

其它饮料瓶干扰



Failed

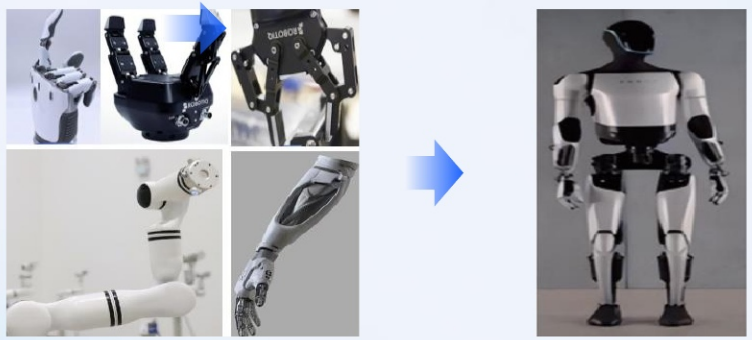
VLA的性能还处在初级阶段

2 当前的数据规模不足以发挥VLA的性能

- VLA需要海量的高质量、多样性数据，目前的条件不具备
- VLA算力要求高，相比VA更适合作为落地方案

	安全等级	控制精度	自由度	场景复杂度	数据量
智能驾驶	极高	厘米级	3	场景单一，但强交互博弈	千万clips级别，对应10w+小时
具身智能	极高	毫米级	30+	场景复杂	百小时级别

3 硬件结构没有标准化，影响数据规模

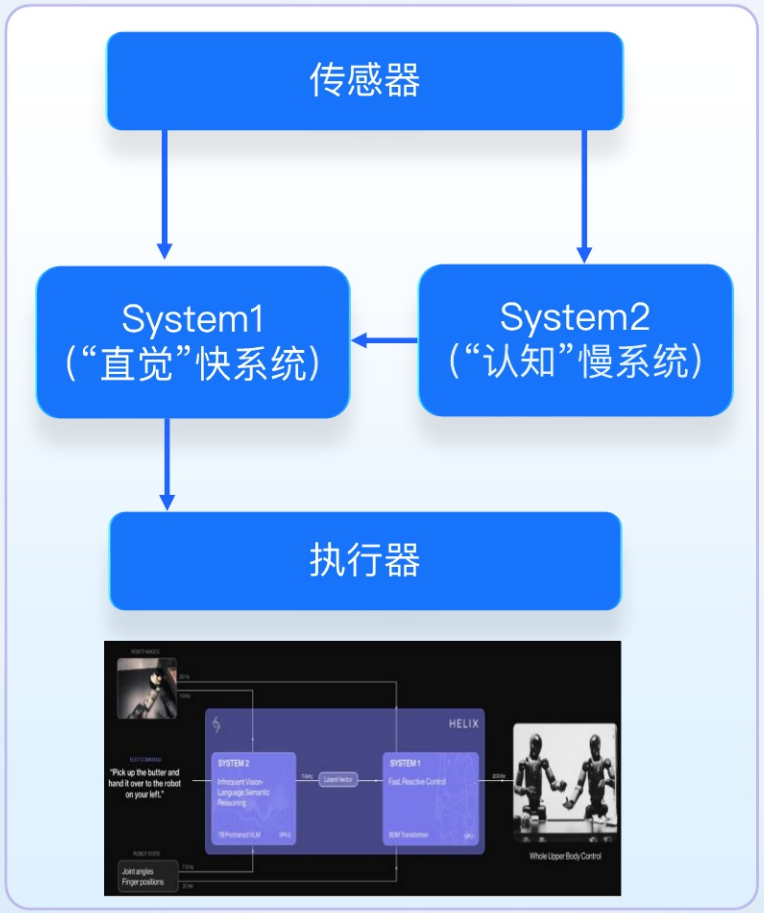


02

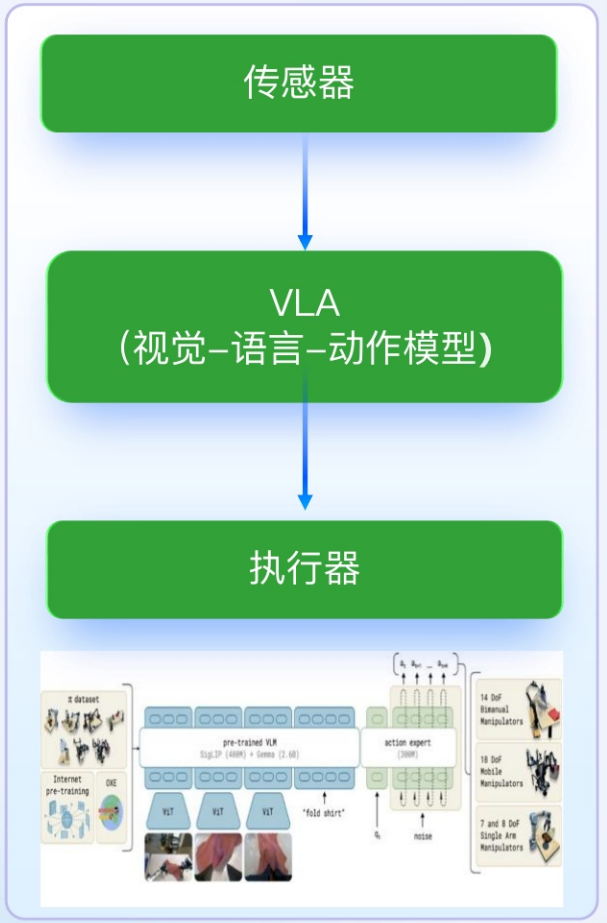
VLA的主流架构

一段式架构vs分层式架构

分层式：非全程可求导

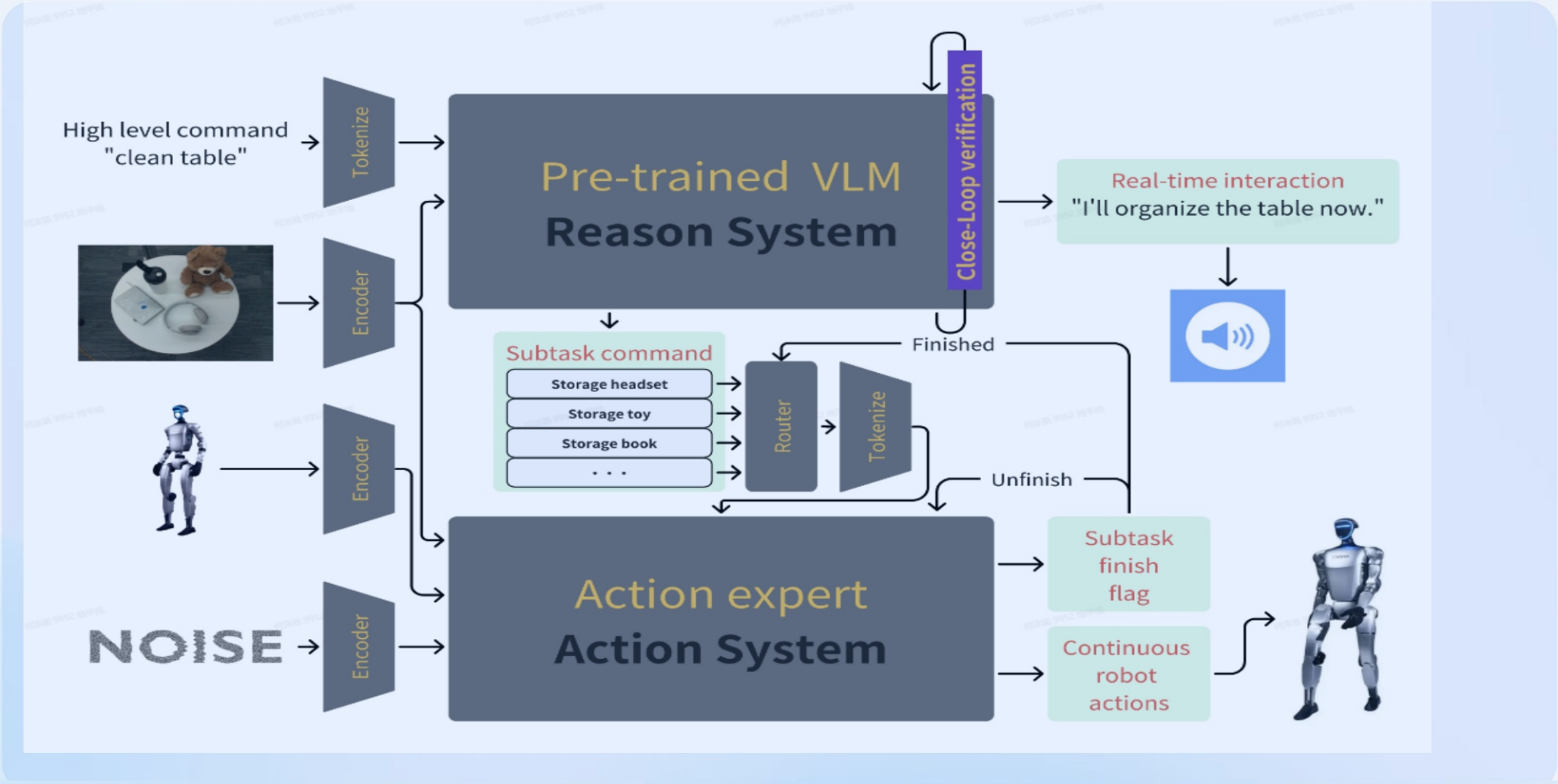


完全端到端：全程可求导



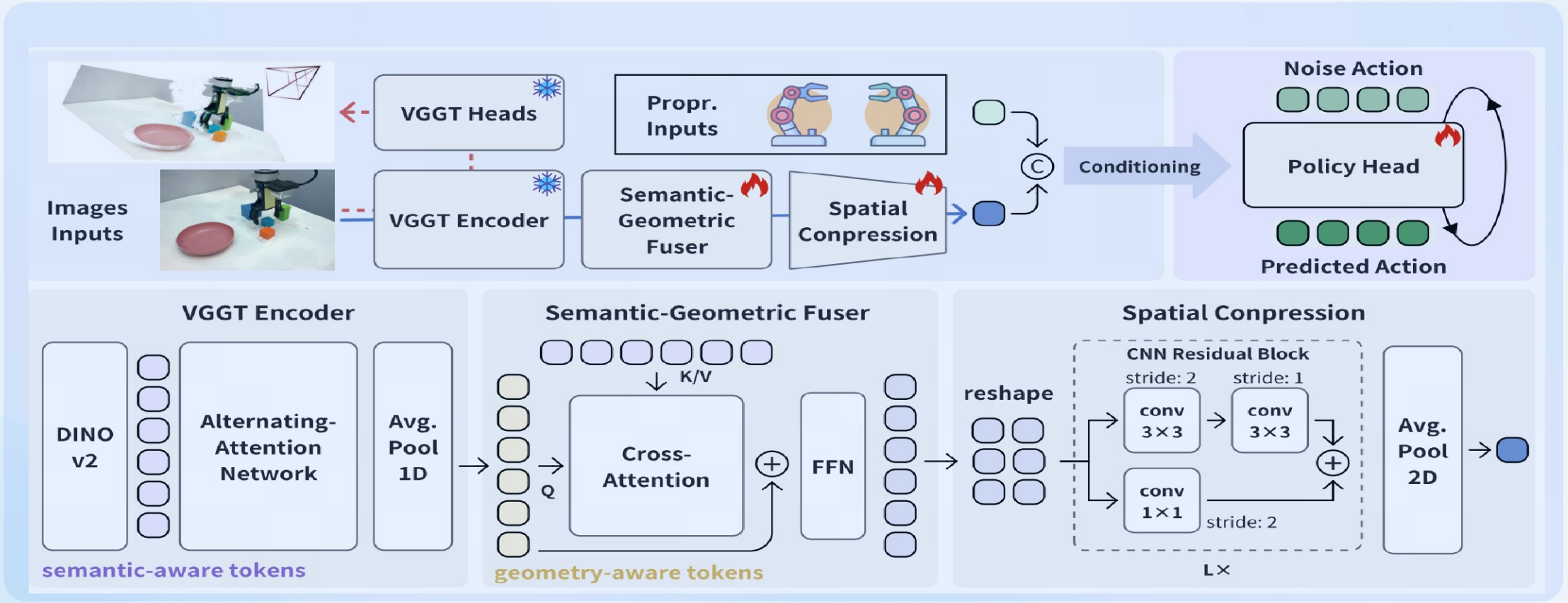
分层式架构：目前最具备落地可行性的方案

充分利用VLM的通用“常识”进行任务规划，通过动作原子完成复杂长程任务



低成本纯视觉VA方案构建动作原子库

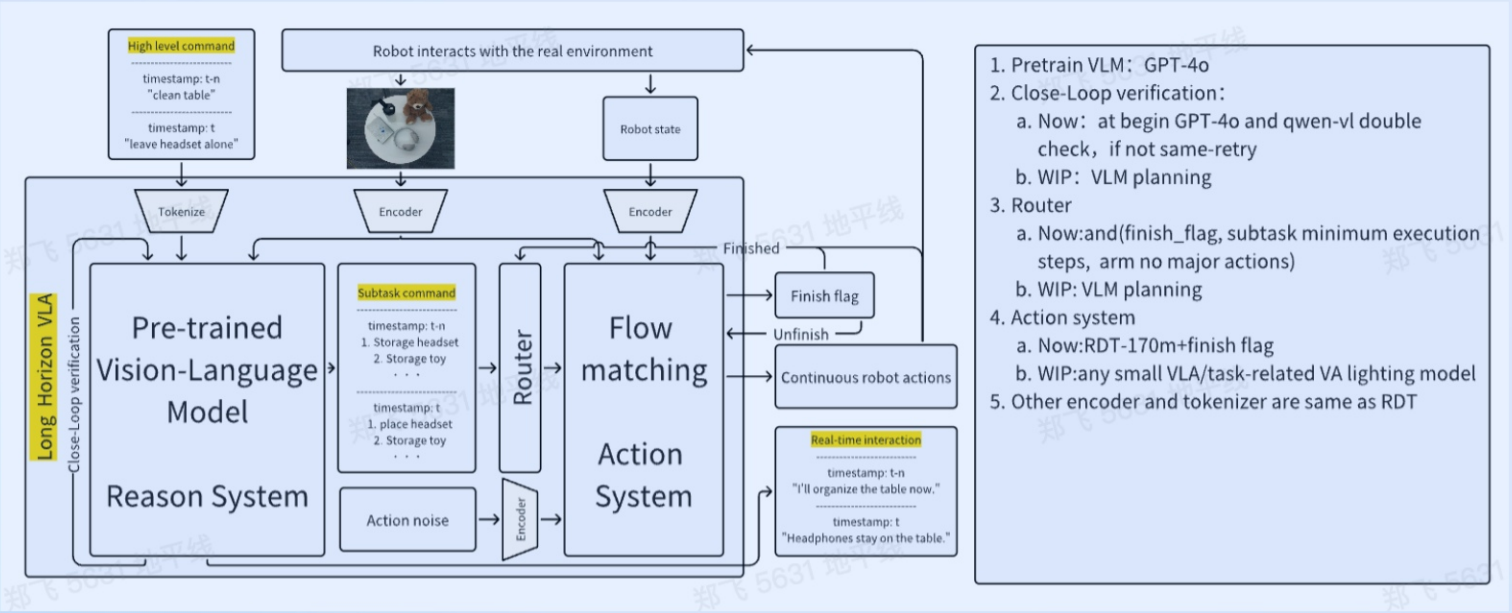
- 纯视觉方案性能超过RGBD方案\泛化性和鲁棒性超过当前的VLA
- 3D-ware 预训练可明显提升任务的成功率



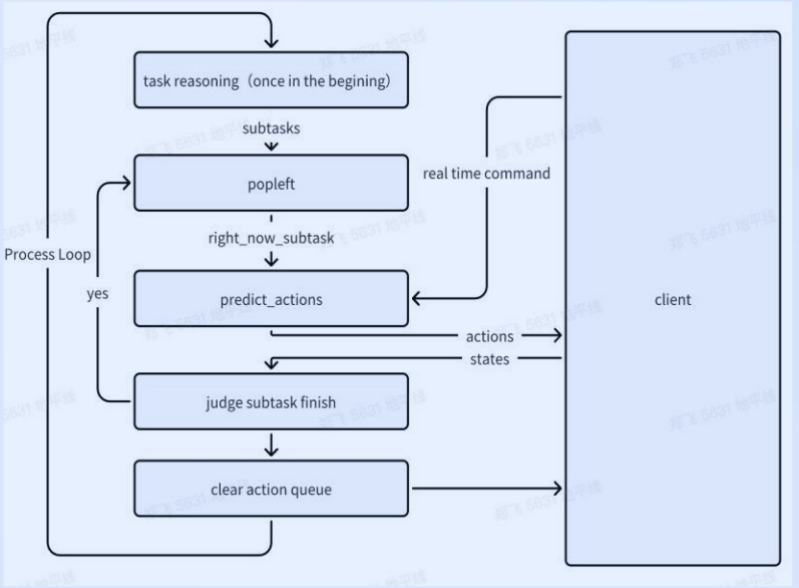
DP: Semantic-Geometric Adaptive Diffusion Policy for Vision-Only Robotic Manipulation (Submitted

Agentic-VLA

- ✓ Agentic VLA将只能完成单一任务的VA算法，通过智能体相关的技术提升成能够完成长程复杂任务的VLA算法
- ✓ Agentic VLA具备如下的关键能力：自然语音交互、复杂任务拆解和规划、VA调用和自我纠错等
- ✓ Agentic VLA核心依赖的中枢为一个强大的VLM模型，采用MCP的技术方案将所有能力进行串联，具备良好的可拓展性和灵活性



1. Pretrain VLM：GPT-4o
2. Close-Loop verification：
   a. Now：at begin GPT-4o and qwen-vl double check，if not same-retry
   b. WIP：VLM planning
3. Router
   a. Now:and(finish_flag, subtask minimum execution steps，arm no major actions)
   b. WIP: VLM planning
4. Action system
   a. Now:RDT-170m+finish flag
   b. WIP:any small VLA/task-related VA lighting model
5. Other encoder and tokenizer are same as RDT

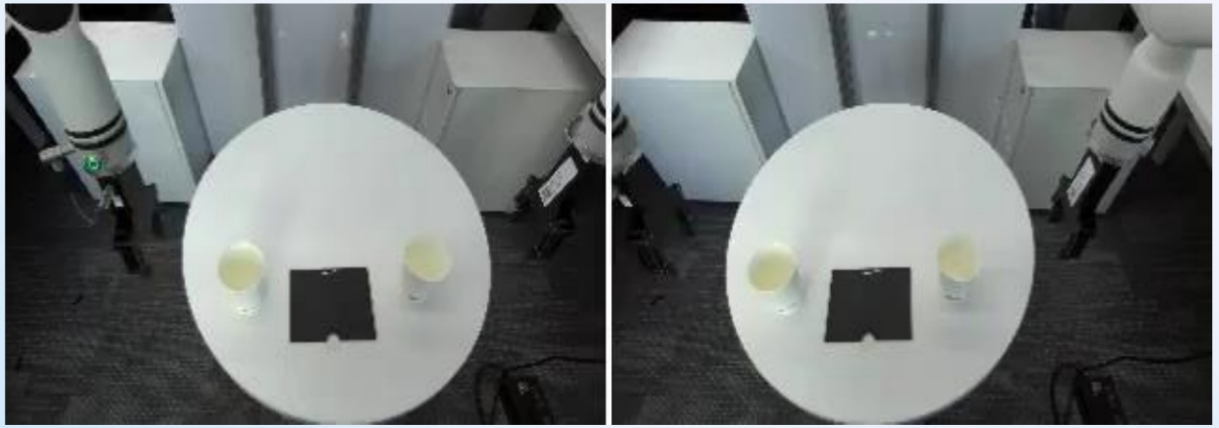


DP: Semantic-Geometric Adaptive Diffusion Policy for Vision-Only Robotic Manipulation （Submitted

Agentic-VLA

把积木从左手给到右手

把一个盒子叠加到另一个盒子上



整理桌面桌面

把插头从插排里拔出来

DP: Semantic-Geometric Adaptive Diffusion Policy for Vision-Only Robotic Manipulation (Submitted

03

VLA的数据方案

遥操作

惯性动补设备

光学动补设备

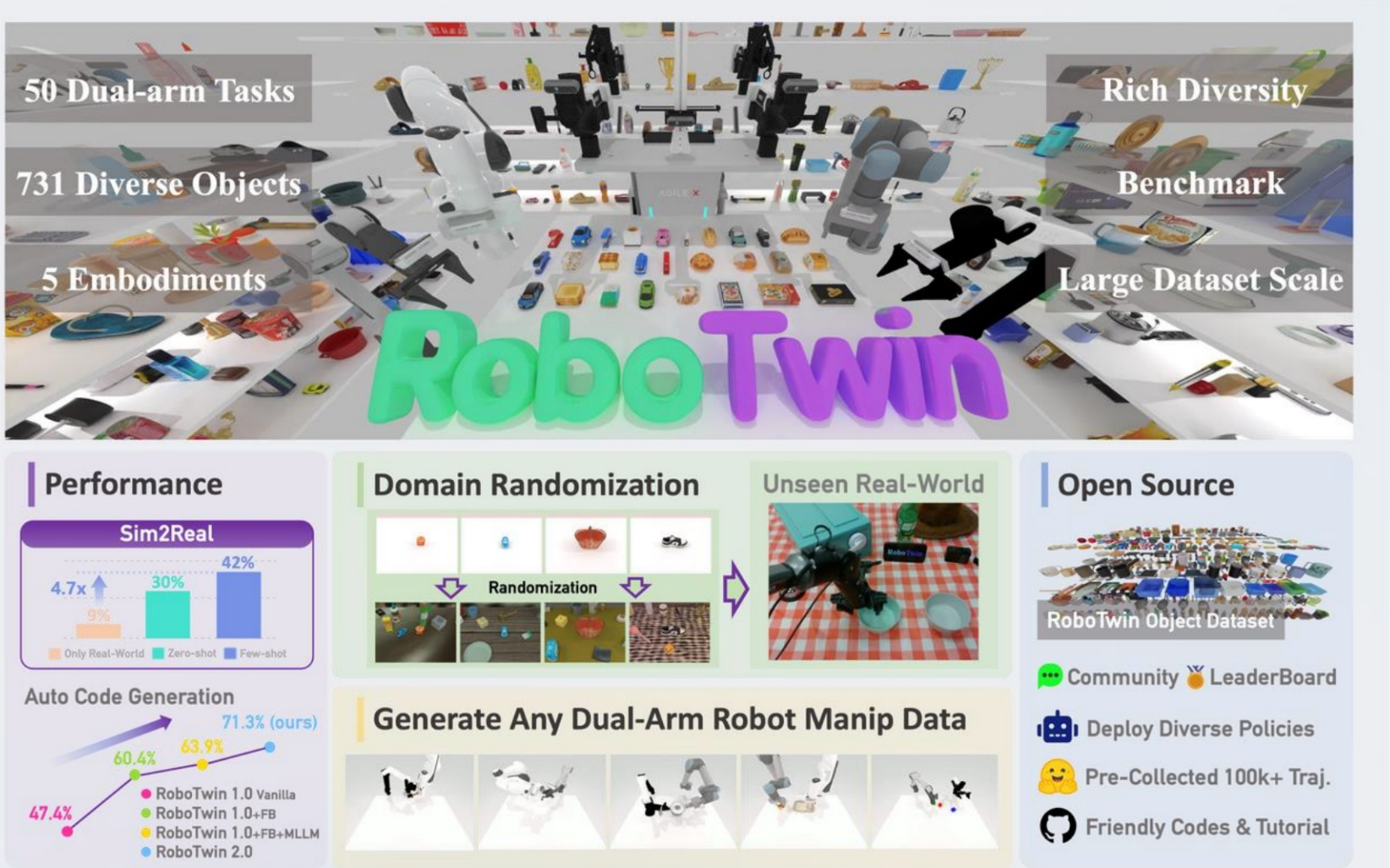
外骨骼数据采集

仿真

仿真在具身智能中起到的作用
•闭环学习/测试
•数据生产

一个仿真器需要考虑哪些要素
•丰富的资产
•物理仿真
•传感器仿真
•模型支持
•...

目前主流的仿真平台
•RoboTwin 2.0
•RoboVerse
•DISCOVERSE



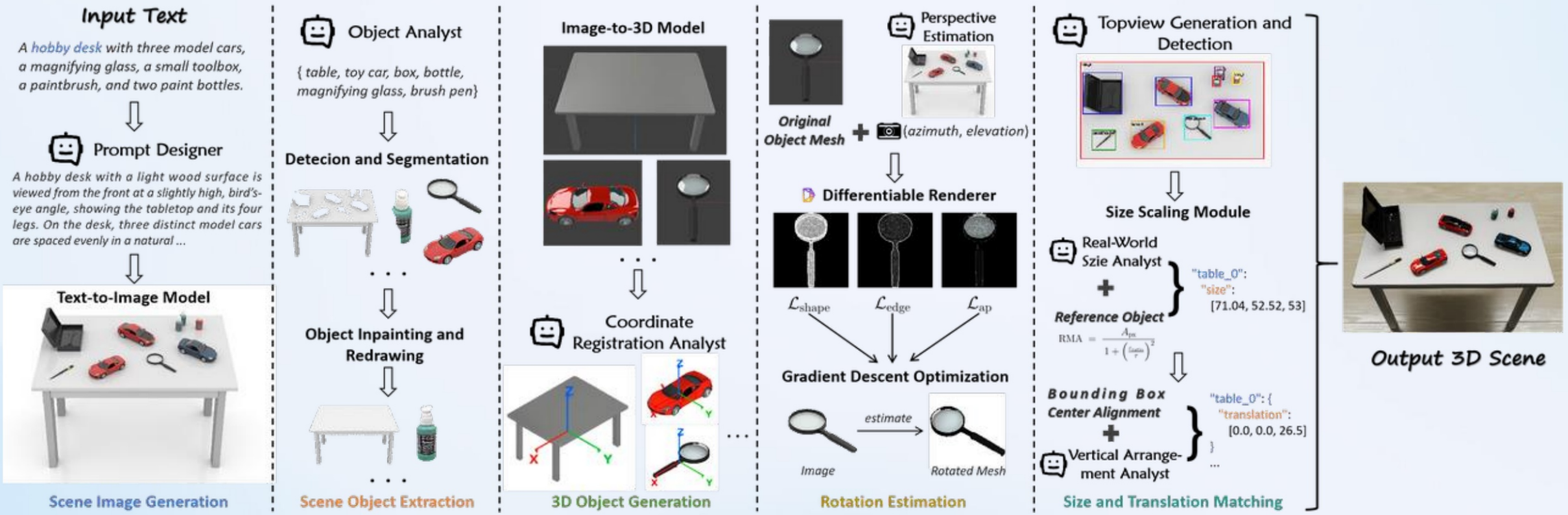
DISCOVERSE:面向复杂真实世界的高保真多尺度仿真器

场景级高保真：采用laser-scanned 3DGS方案，对3DGS引入强几何正则，对于真实世界中的大规模、非朗伯表面、精细结构、弱/重复纹理等各类复杂场景均能鲁棒地实现高质量Real2Sim

物体级高保真：通过光照估计&PBR，实现场景与物体的高质量联合渲染

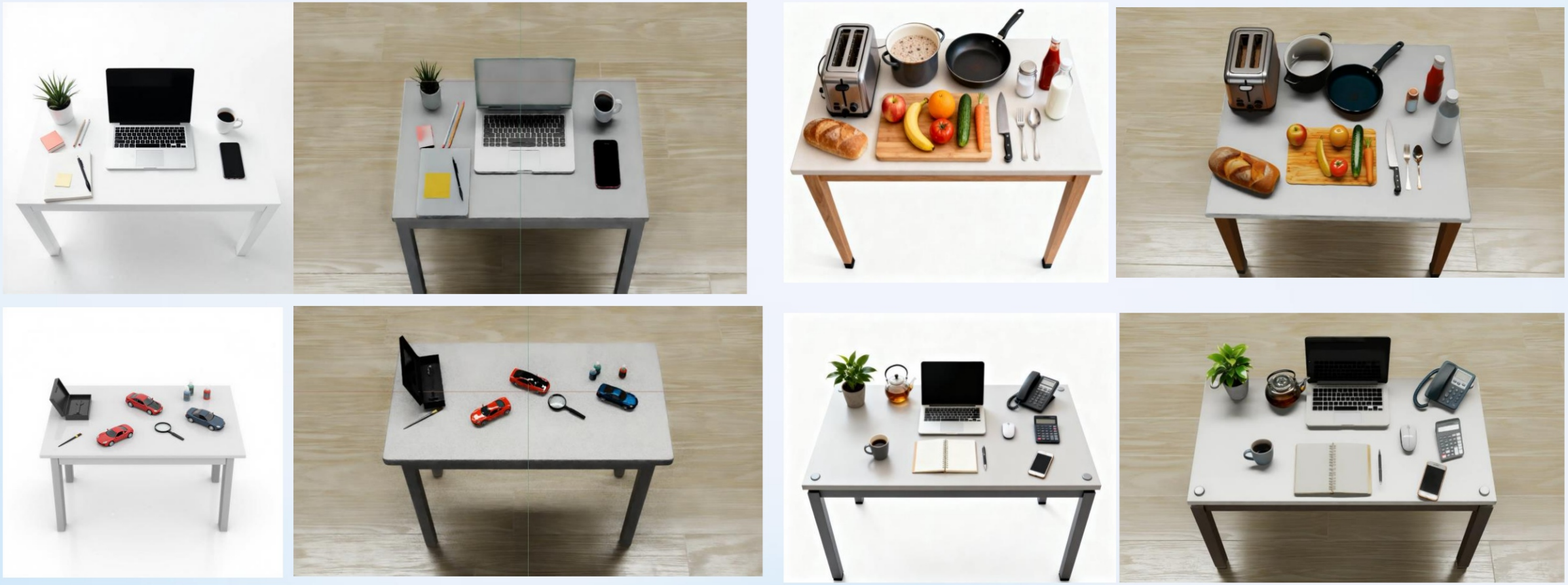
TabletopGen：生成式桌面资产重建方案

我们聚焦一个很细分的任务：生成各种桌面场景，物体以刚体为主且可交互，因为目前绝大多数的操作任务都是在不同类型的桌子上进行pick&place



TabletopGen：生成式桌面资产重建方案

数字表亲：与数字孪生不同，数据表亲不需要完全一比一重建，但是会确保场景中出现需要的物体

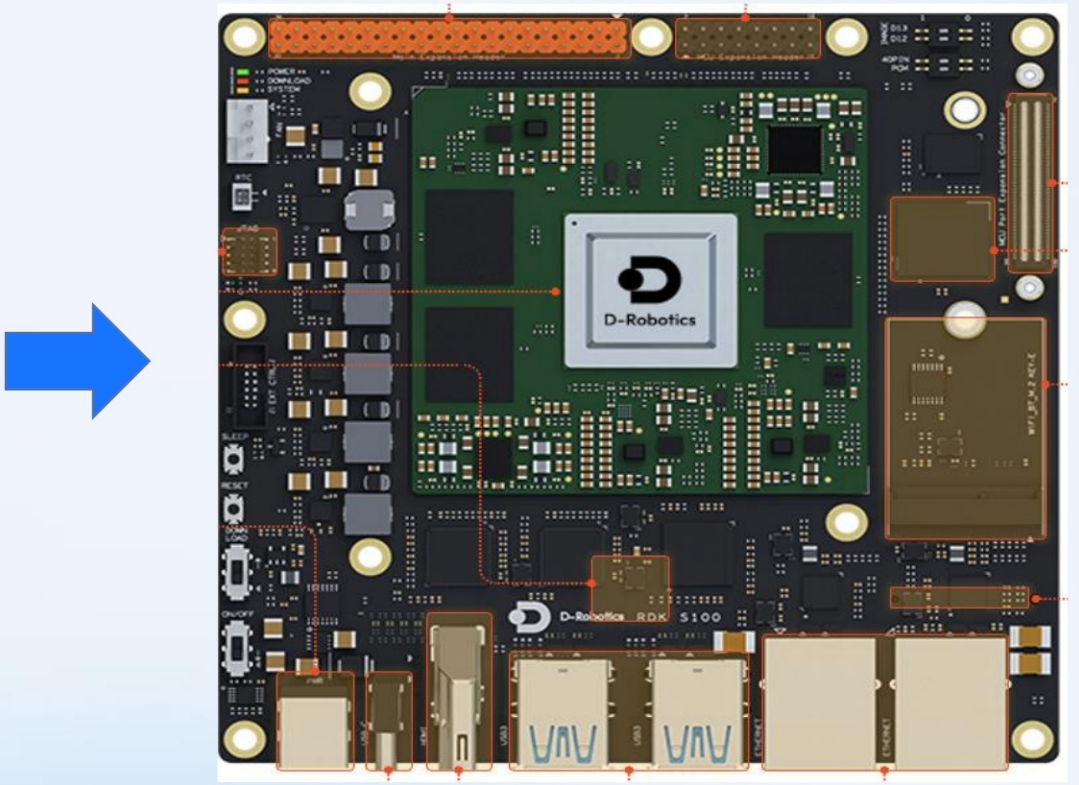


04

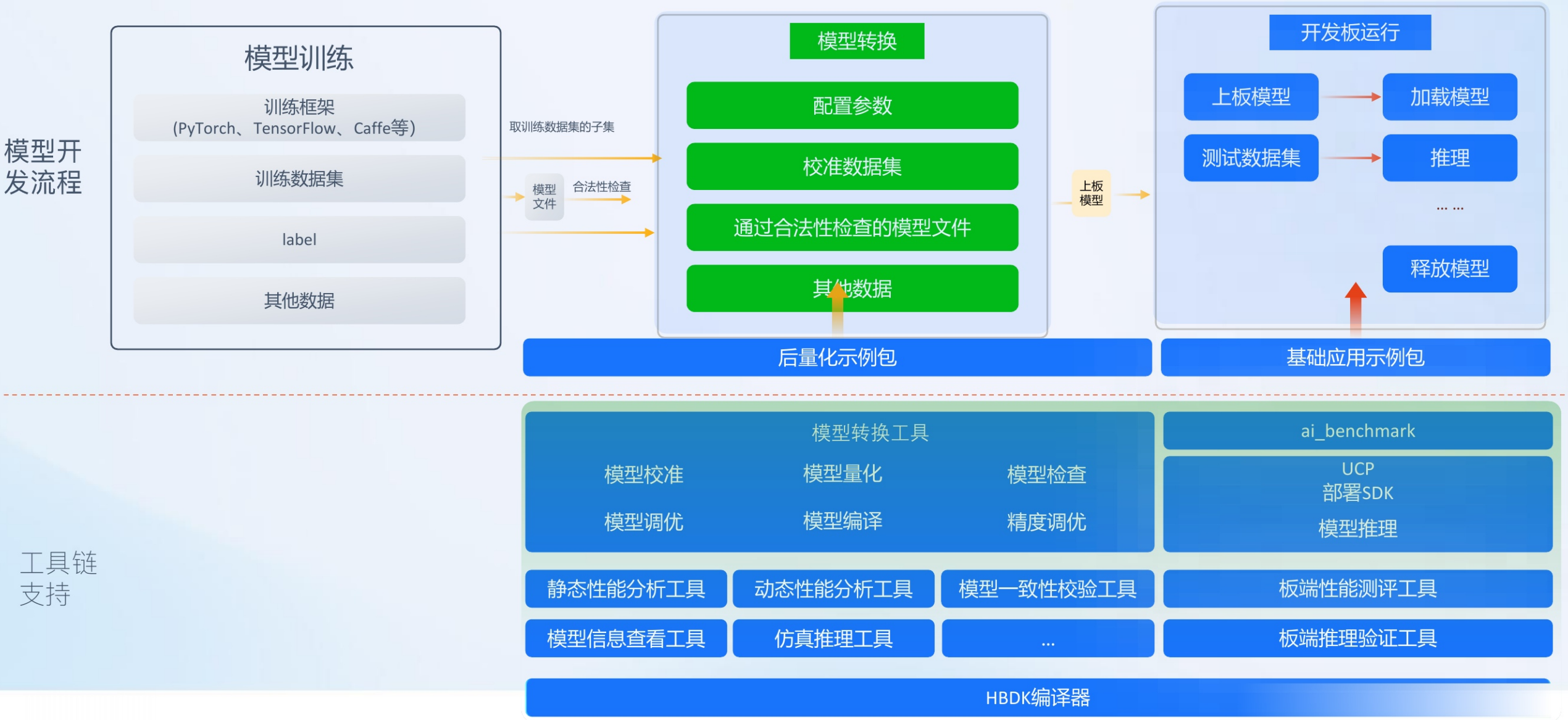
VLA模型的量化部署

VLA大模型量化

- 模型的训练基本都是在GPU上，推理时为了提升推理效率，降低内存占用，通常会将模型量化成低bit
- 1B 模型量化成int8, 对应大小为1Gb, 相比较float数据模型可以减少4倍内存



模型量化部署流程


模型开发流程
模型训练
训练框架
(PyTorch、 TensorFlow、 Caffe等)
训练数据集
label
其他数据
取训练数据集的子集
模型文件
合法性检查
模型转换
配置参数
校准数据集
通过合法性检查的模型文件
其他数据
上板模型
开发板运行
上板模型
加载模型
测试数据集
推理
... ...
释放模型
后量化示例包
基础应用示例包
工具链支持
模型转换工具
模型校准
模型量化
模型检查
模型调优
模型编译
精度调优
ai_benchmark
UCP
部署SDK
模型推理
静态性能分析工具
动态性能分析工具
模型一致性校验工具
板端性能测评工具
模型信息查看工具
仿真推理工具
...
板端推理验证工具
HBDK编译器

05

总结与展望

VLA技术发展面临的挑战

1. 缺少高质量的数据

- 真实数据采集成本高、效率低、难度大仿真数据和真实数据存在较大的gap

2. 模型结构尚不成熟

- 模型场景3D表达能力不足，导致模型泛化性差
- 缺少有效的时序融合能力，导致长程任务失败率高
- 模型缺少对物理世界的理解

3. 硬件本体精度和稳定性待提升

- 硬件构造和人类还有差距，影响机器人的灵活性、稳定性和灵敏度
- 尚不能完成复杂的操作，影响机器人的通用性

VLA模型架构及训练范式的迭代优化方向

多模态信息

增加其它传感器，例如触觉传感器从而提升任务的成功率和稳定性

强化学习

让VLA模型学习更加灵活、鲁棒

3D空间表达/记忆信息/思维链

在VLM中注入3D信息让模型具备3D空间感知能力，从而提升模型性能

World Model

结合世界模型，让VLA具备更好的理解能力

VLA的前沿方向

为VLA构建高效的数据闭环是智能化提升的关键

通过云端遥操进行安全兜底，并且回传数据进行性能迭代
随着智能驾驶/具身智能性能提升，云端接管次数变少，安全员可操作的车辆/机器人变多，成本降低

车端无人驾驶系统

云端遥操作

具身智能云端遥操作