





个人简介

2010 年 百度大数据 SRE

2011年 人民搜索 运维部总监

2013 年 AdMaster 大数据平台负责人

2021年 白海科技 联合创始人兼技术负责人

2014 - 2019 年在 51CTO、Qcon、Spark 峰会等作过几十次演讲





主要内容

· LLMOps 概述:概念、起源、与 MLOps 的异同

· 白海科技 LLMOps 实践分享

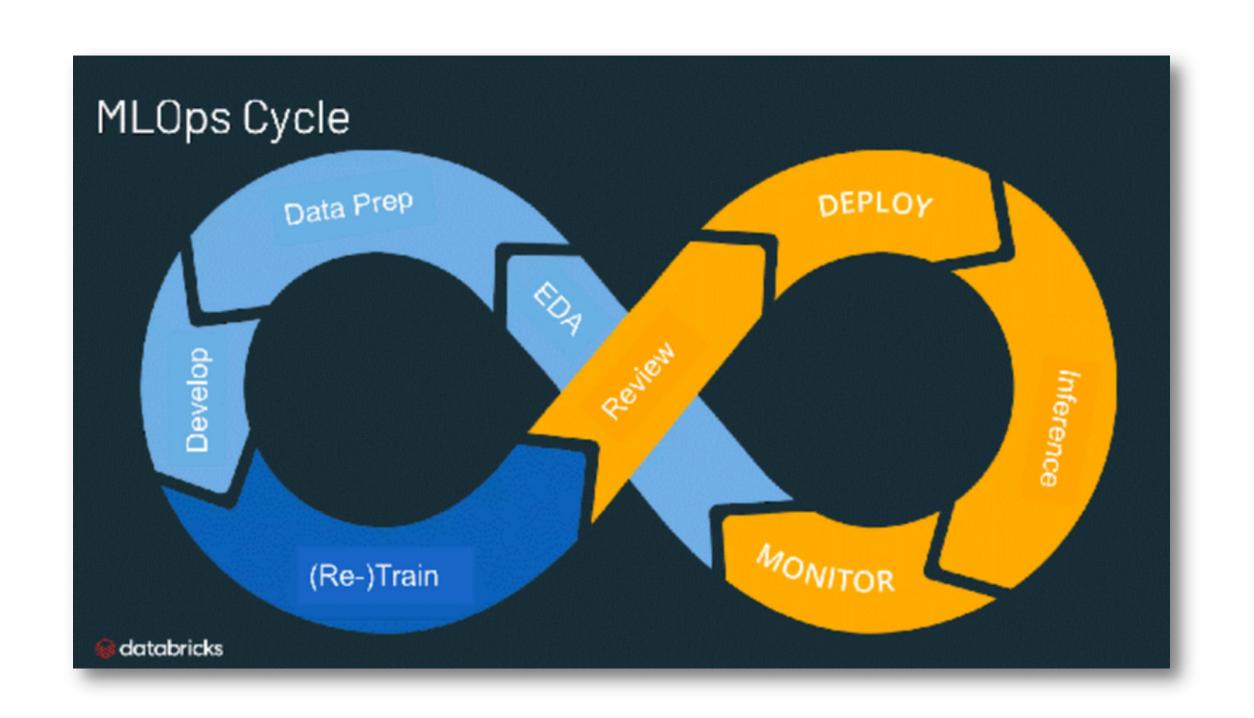
· 面向未来: LLMOps 的应用前景





LLMOps 概述:概念

- Ops for LLM
- MLOps
- ·指导路线
 - ✓ 标准化
 - ✓自动化
 - ✓智能化

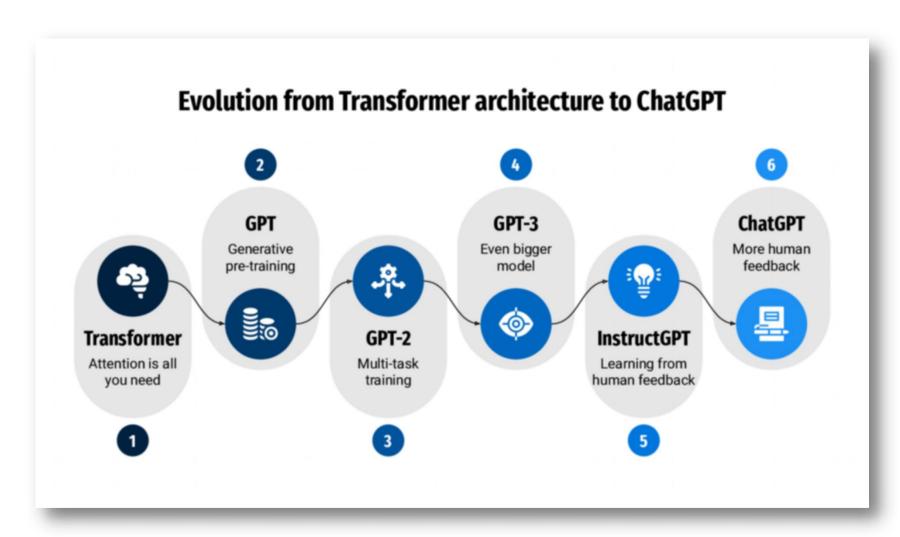




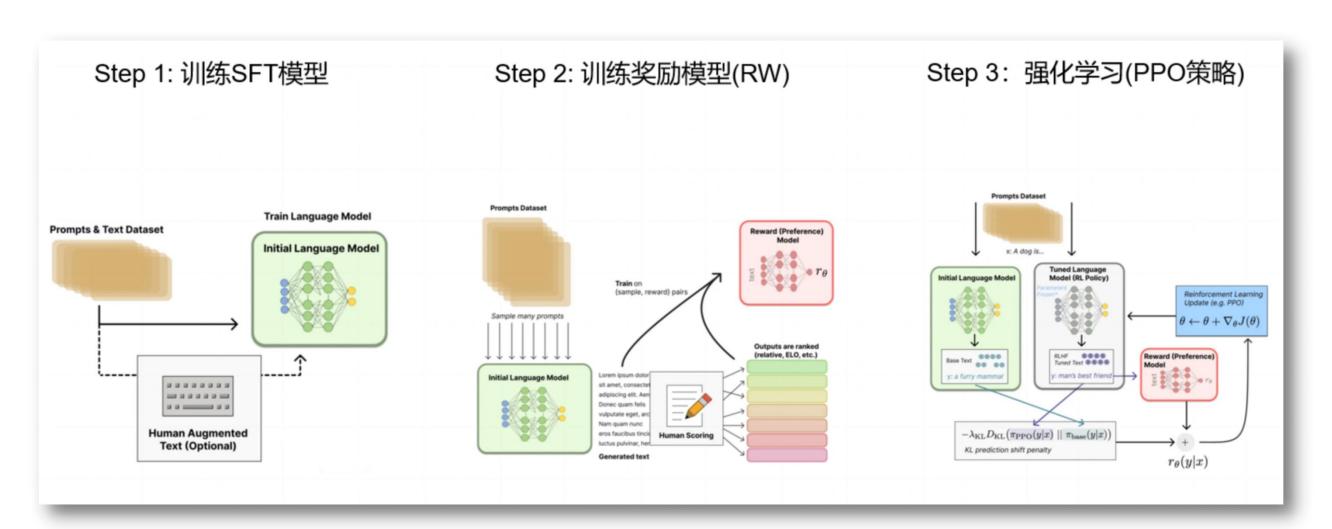


LLMOps 概述: 起源

- · 2022年12月ChatGPT出道
- · 2023 年 2 月 LLaMa 参数泄漏
 - ✓ 从"造模型"到"训模型"
- InstructGPT RLHF方法论





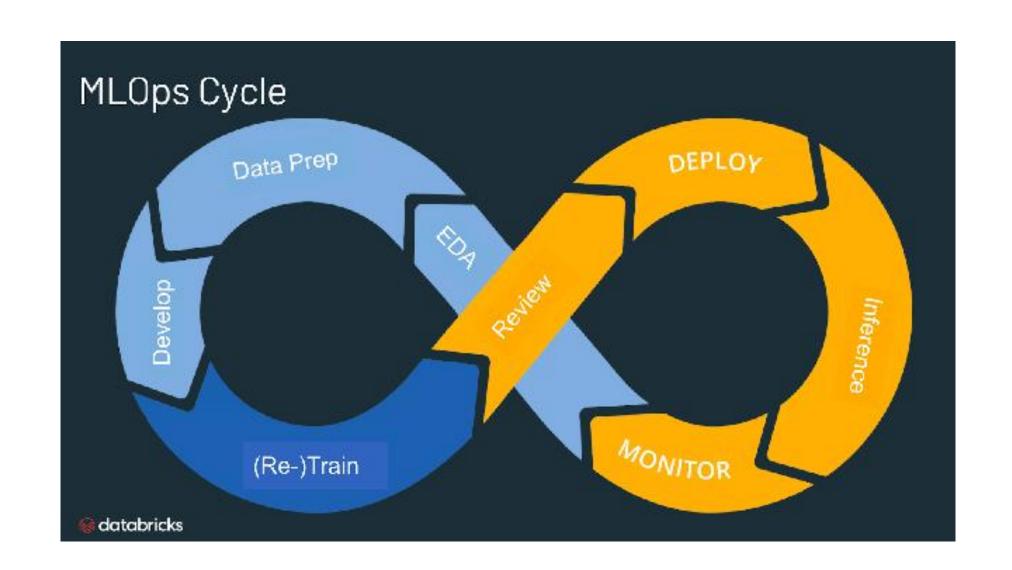


RLHF技术





LLMOps 概述: 与MLOps 的异同







步骤	MLOps	LLMOps
EDA	数字、分布、画图	文本
Data Prep	转格式、清洗(数字)	转格式、清洗(文本、图片)
Develop	设计模型、可视化、写代码	多数情况选模型
(Re-)Train	数字运算居多、环境简单、单机就够	文本图片居多、环境复杂、 依赖复杂、GPU、多节点
Review	标准很明确,很容易量化,测试周期短	标准太多,不好评估,测试周期长
Deploy	软件标准化、硬件需求简单,容易标准化	硬件复杂,软件环境更复杂、较难标准化
Inference	快	慢
Monitor	故障点少	故障点多



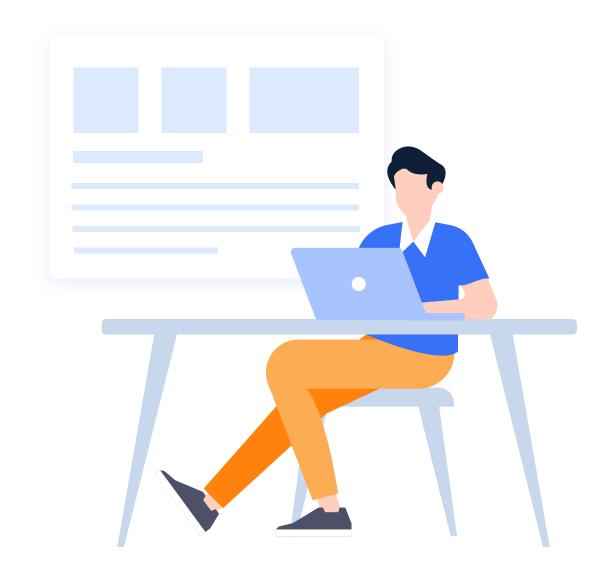


白海科技 LLMOps 实践分享

背景和目标

方案落地

- · 架构设计
- 数据处理
- 模型训练
- 模型评估
- 服务部署







LLMOps 实践分享: 背景和目标

背景: 为什么是我们?

- 大数据处理经验
- · LLMOps 踩坑实战
- 云原生资源管理平台



目标: 达成什么效果

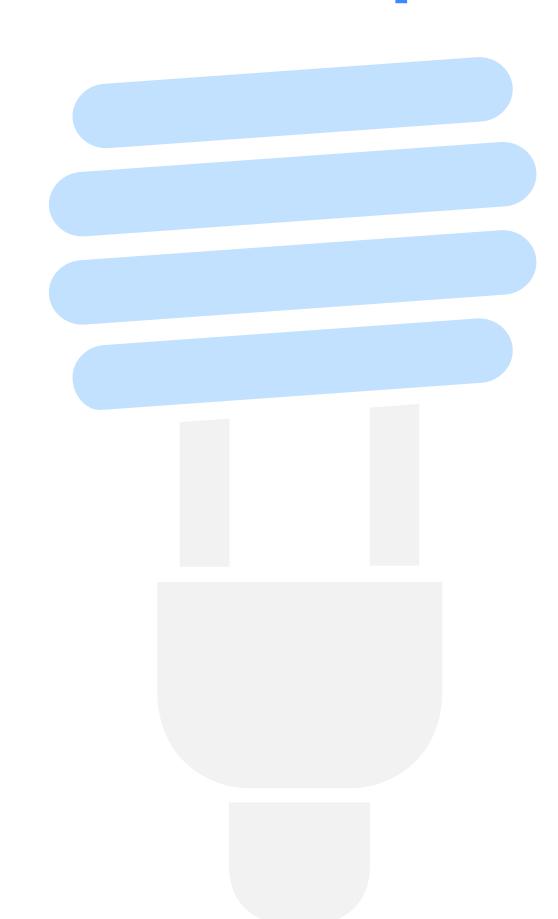
- · 几乎零代码使用 LLM
- · 全流程支持
- 可视化
- · 个性化





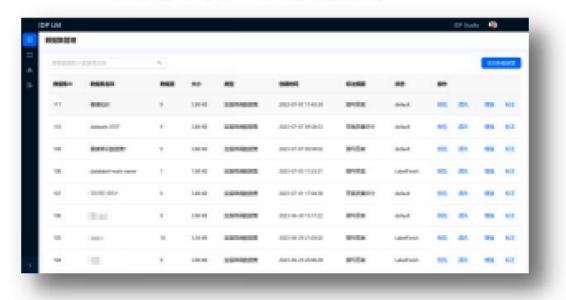


LLMOps 实践分享: 背景和目标



·成果鸟瞰

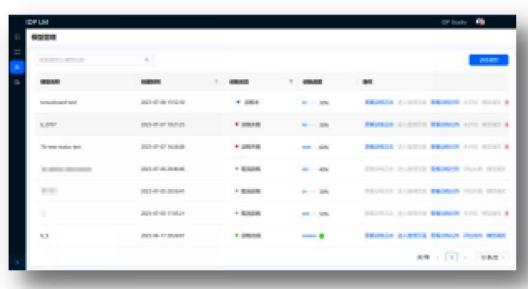
数据集管理及数据预处理



数据集上传



大模型构建及管理



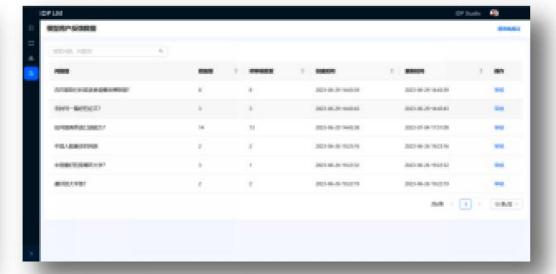
大模型推理



大模型通用评估



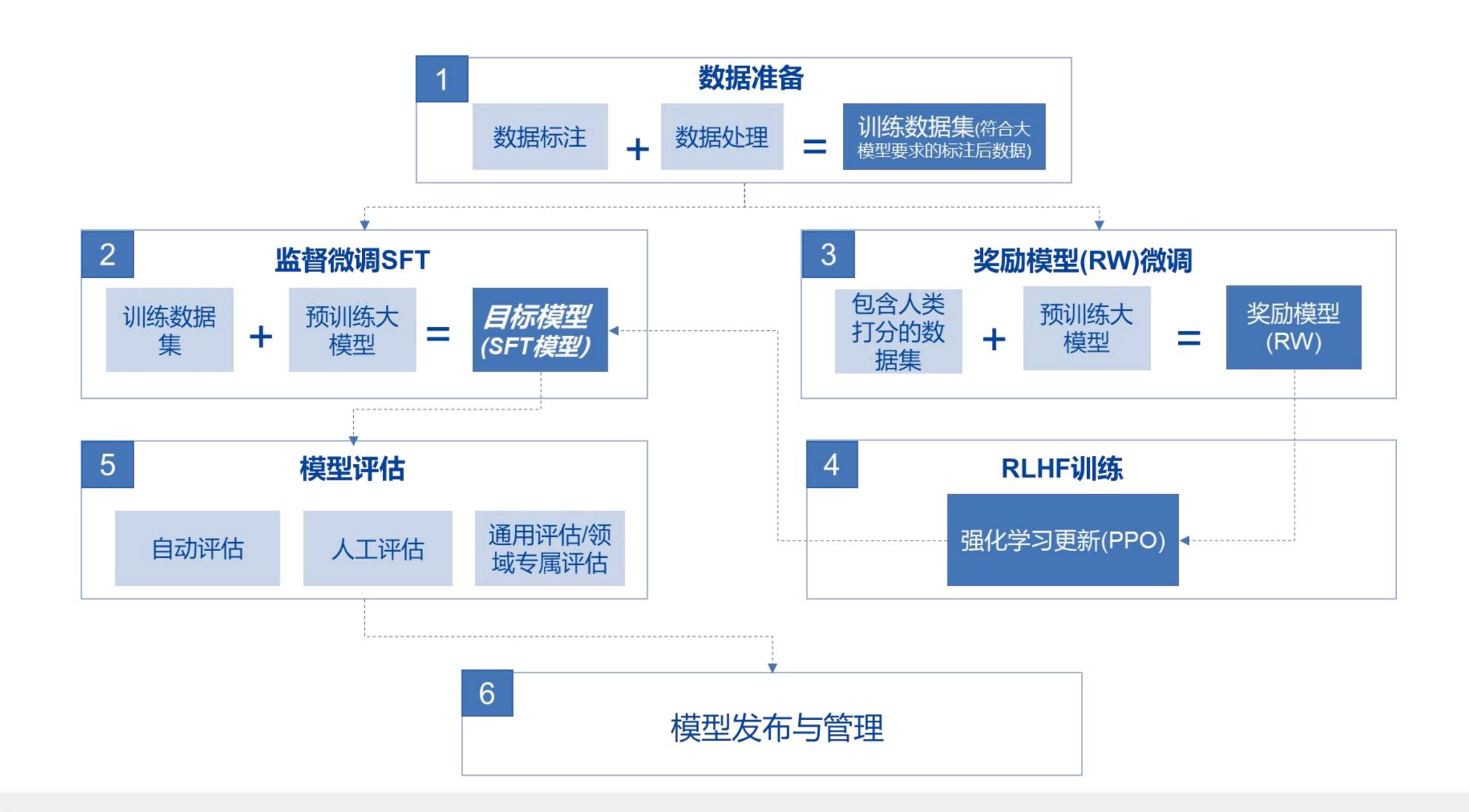
反馈数据回流审核







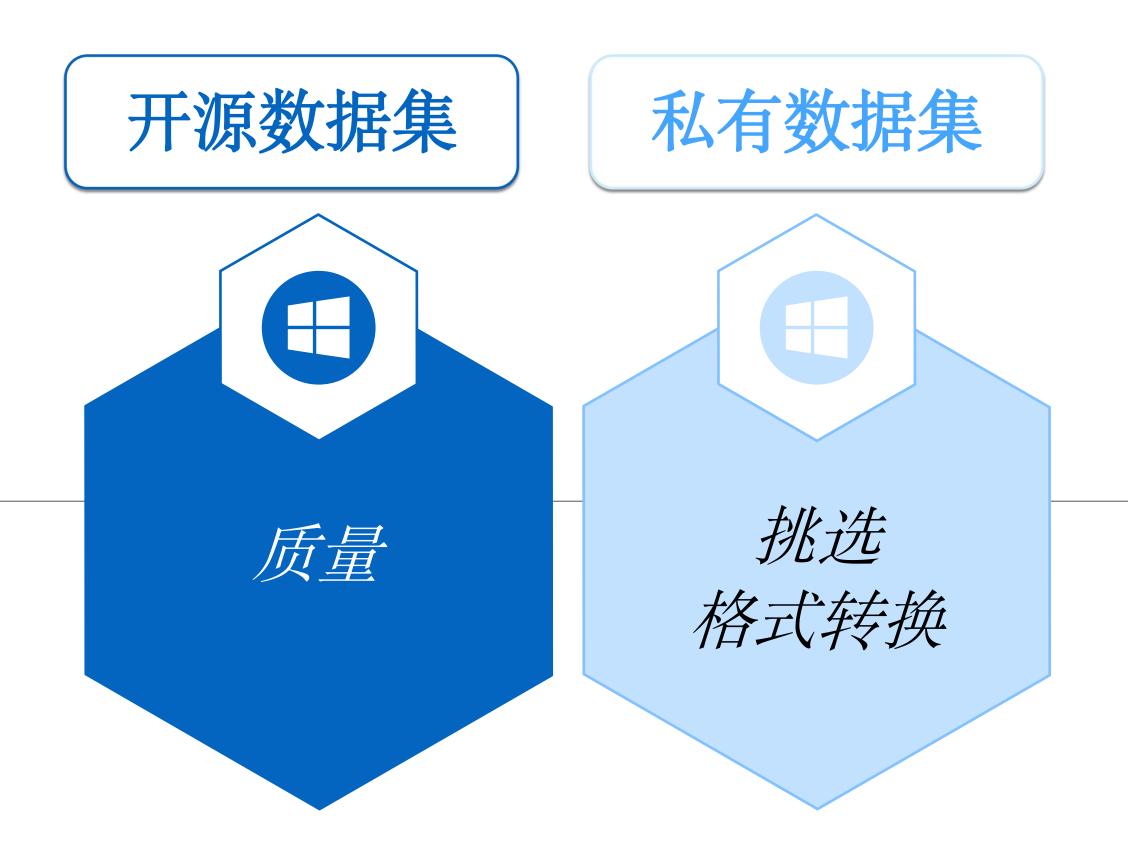
LLMOps 实践分享: 架构







LLMOps 实践分享:数据处理







LLMOps 实践分享: 训练

- · SFT
- Reward Model
- · PPO
- · DPO

步骤1: 微调GPT-3.5

从提示词数据集中获取提示词示例

Explain the moon landing to a 6 year old

标记者(Labeler)书写期待的回复

which is a control of the moon...

which is a control of the moon landing to a 6 year old

which is a control of the moon...

which is a control of the moon landing to a 6 year old

which is a control of the moon...

which is a control of the moon landing to a 6 year old

which is a control of the moon...

which is a control of the moon landing to a 6 year old

which is a control of the moon landing to a 6 year old

which is a control of the moon...

which is a control of th

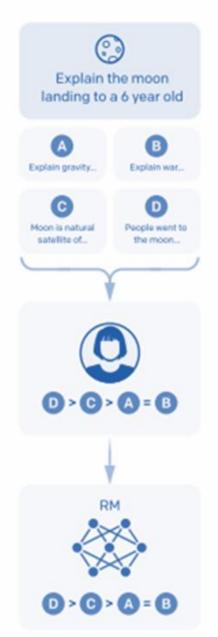
调 GPT-3.5

步骤2: 搜集对比数据, 训练 奖励模型

采样,列出所有提示 词和模型输出

标记者(Labeler)对模型输出质量进行排序

用排序结果训练奖励 模型(Reward model)



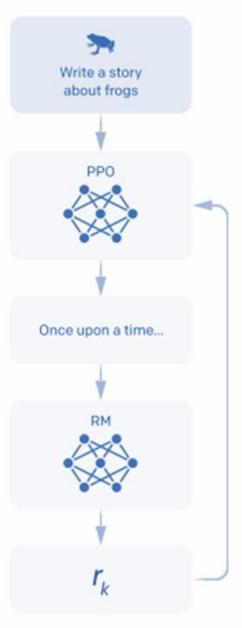
步骤3:基于强化学习优化微 调模型

抽样新的提示词

生成结果

奖励模型为上述生成 结果计算一个奖励结 果

奖励结果被用于更新模型策略,通过 PPO(proximal policy optimization)



资料来源: OpenAl《Training language models to follow instructions with human feedback》





LLMOps 实践分享: 评估

- > 公开数据集
- > 领域数据集
- > 人工
- evals



检验推荐、智能开方等专业能力的评估

机器评估

IDP LM模型自动评估 ChatGPT评估

人工评估





LLMOps 实践分享: 部署



● 量化: 效果和成本的权衡

● GPU 资源管理

- · 异构 GPU
- 生命周期
- · 队列





面向未来: LLMOps 的应用前景

- 垂直化
- 平民化、个性化
- · 成本越来越低、功能越来 越强,参考"手机发展史"







面向未来:AI平台建设

新鲜事物, 判断原则 ROI



只是想测试一下

- 手工测试即可
- 租借成熟平台亦可 (比如白海)
- 自己搞,不划算

测试效果不错, 要继续迭代

- 租借成熟平台
- 同步自己研发或与服务方联合开发

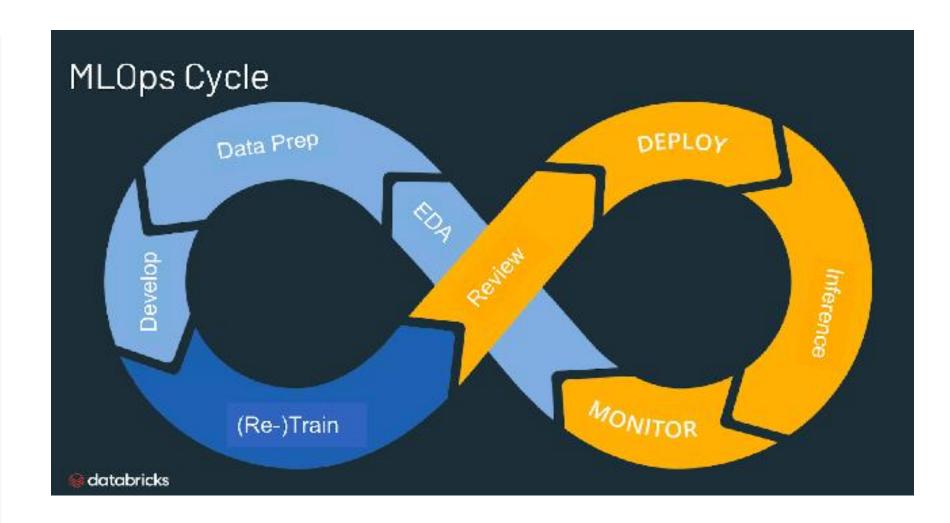


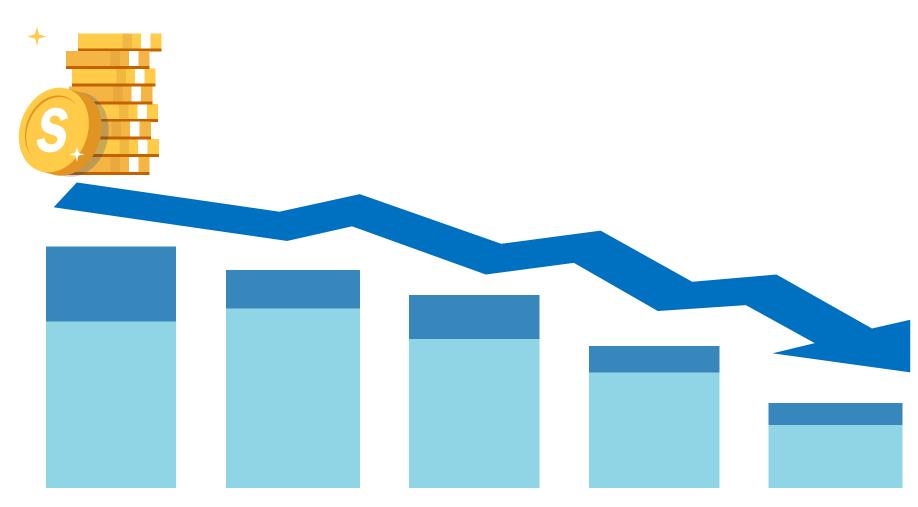


面向未来: MLOps --> LLMOps

问题: 已经有 MLOps, 还需要 LLMOps 吗?

- ✓ 是功能的扩充而不是组件的替换
- ✓ 是能力的升级和资源的进一步整合
- ✓ "降本增效" 效应更加明显









面向未来: LLMOps 的未来发展

发展历程

参考云平台的发展

- 各搞各的
- 互相学习形成行业最佳实践









- ·专门的公司提供"相互之间差不多"的 "最好的服务"
- 其它人不关注细节, 只关注服务









面向未来: 大模型驱动 AI 应用

扩展了人机交互的形式,新的流量入口

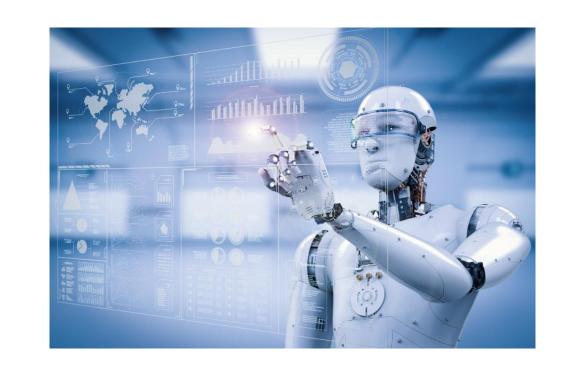
智慧城市



智慧医疗



行政文案



法律法规







HANKS 软件正在重新定义世界 Software Is Redefining The World



