



大规模图学习平台GraphLearn

阿里巴巴 艾宝乐



目录

1. 平台介绍
2. 系统优化
3. 应用案例
4. 在线推理



GraphLearn: 工业级大规模图学习平台

Tensor Engine

Python

GSL

Sampler, KnnOperator

GNN

TensorFlow & PyTorch

GCN, SAGE, GAT, SEAL

EgoGraph, SubGraph

Friendly

Flexible

Dataset

Graph Engine

Large-scale

Heterogeneous

Attributed

Server 0

Server 1

Server 2

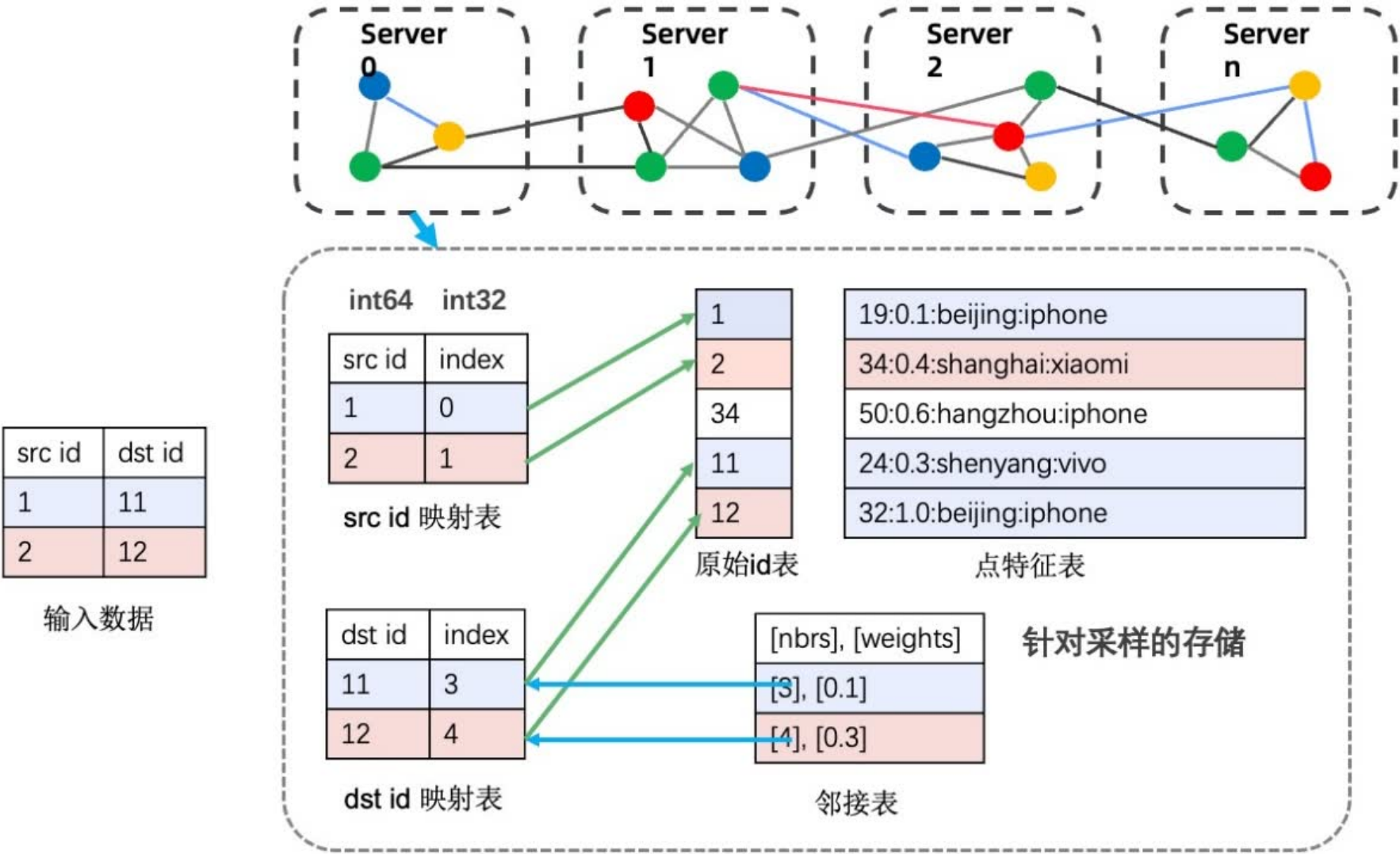
Server n

Robust

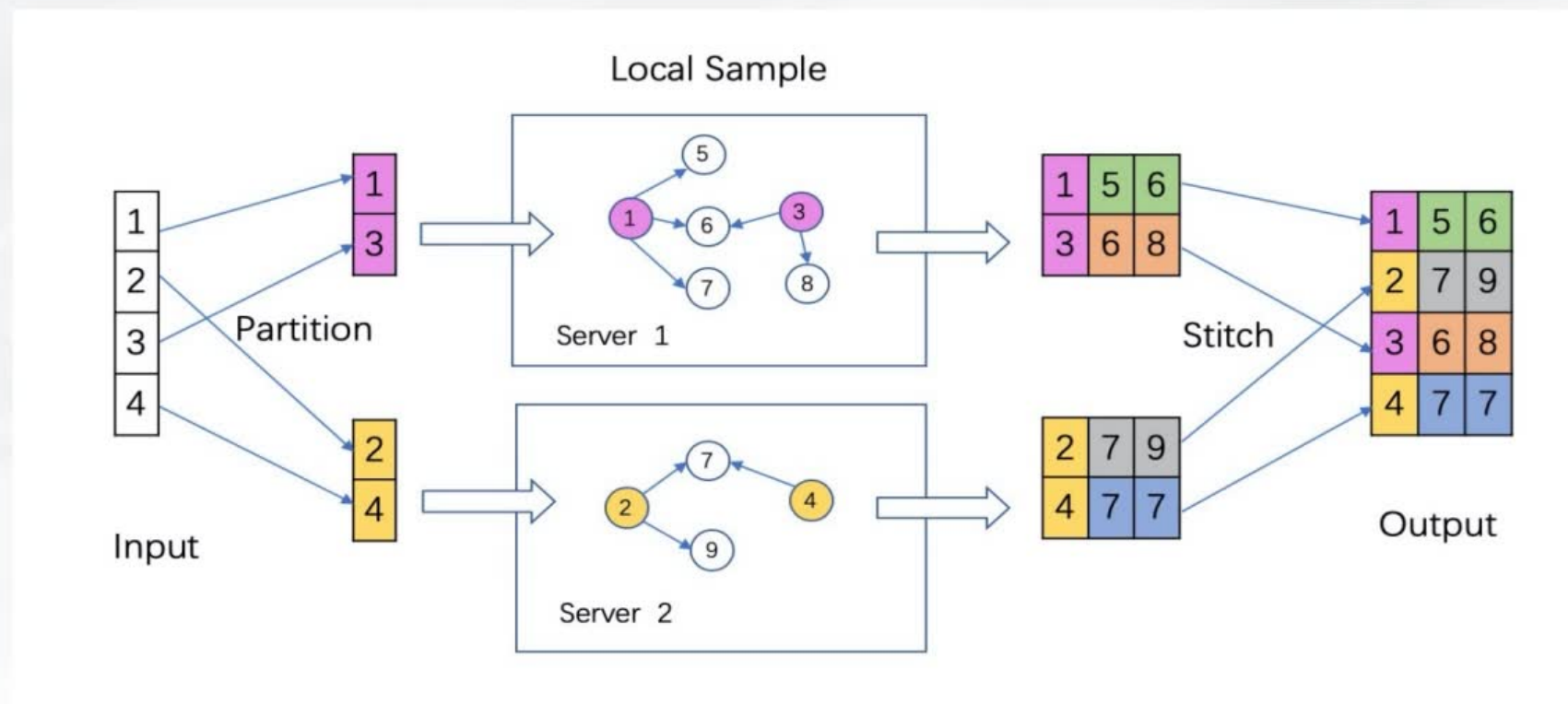
Effective

RPC

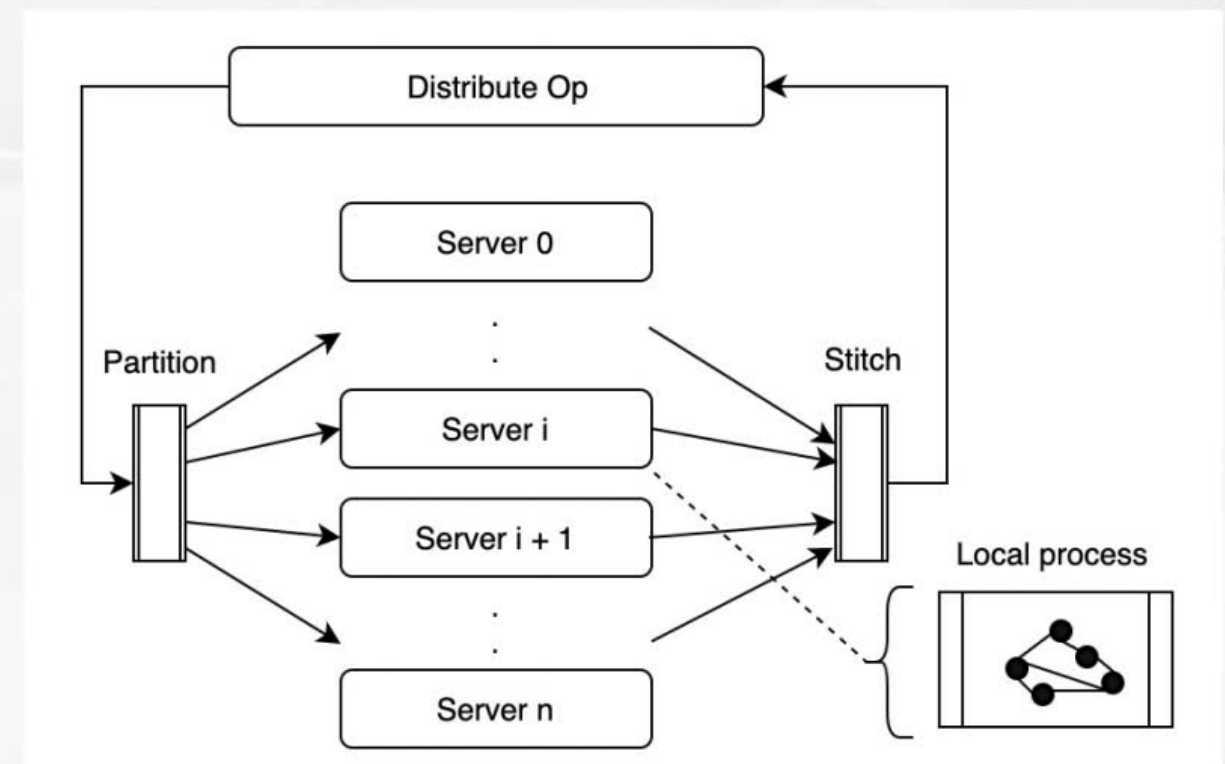
GraphLearn 拓扑和特征存储



GraphLearn 采样实现



采样执行逻辑



Op执行逻辑

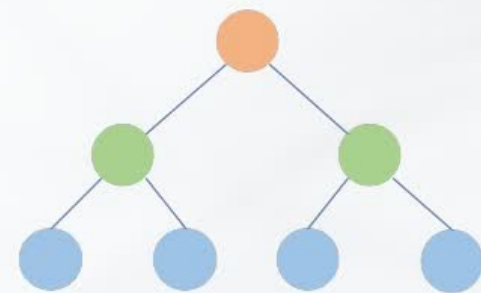
- Alias Method $O(1)$ 时间复杂度
- 边权重预排序
- 多种采样策略: Topk, random, edge_weight, in_degree

GraphLearn GNN模型范式

GNN训练流程

- 1.子图采样
- 2.特征预处理
- 3.消息传递

- **EgoGraph based GNN (v0.4)**
dense格式采样树状子图
[root_node, 1-hop nodes, 2-hop nodes, ...]
- **SubGraph based GNN (v1.0)**
更general的sparse格式采样子图（类似PyG的Data）
edge_index, node_feature



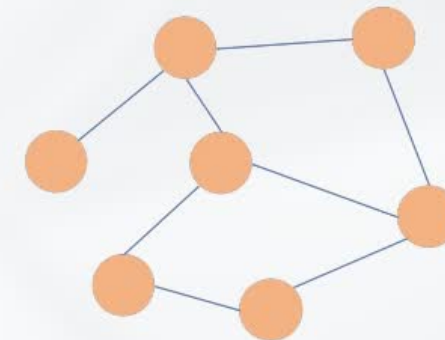
EgoGraph

node-centric aggregation

Ego

1-hop neighbor

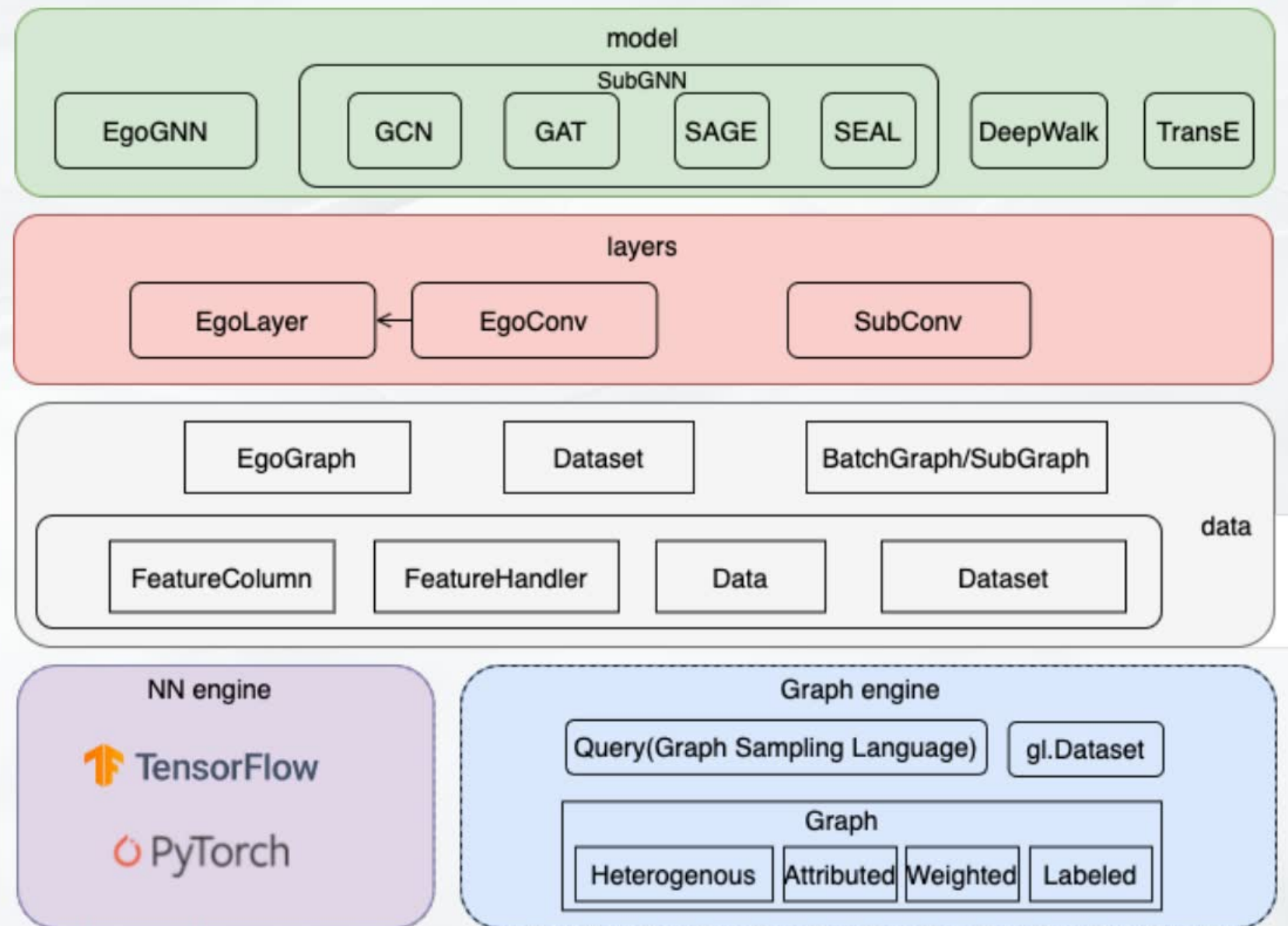
2-hop neighbor



SubGraph

graph message passing

GraphLearn 架构



实现常见GNNs,
KG等算法, 支
持自定义算法

封装常用图卷积
层, 支持异构图

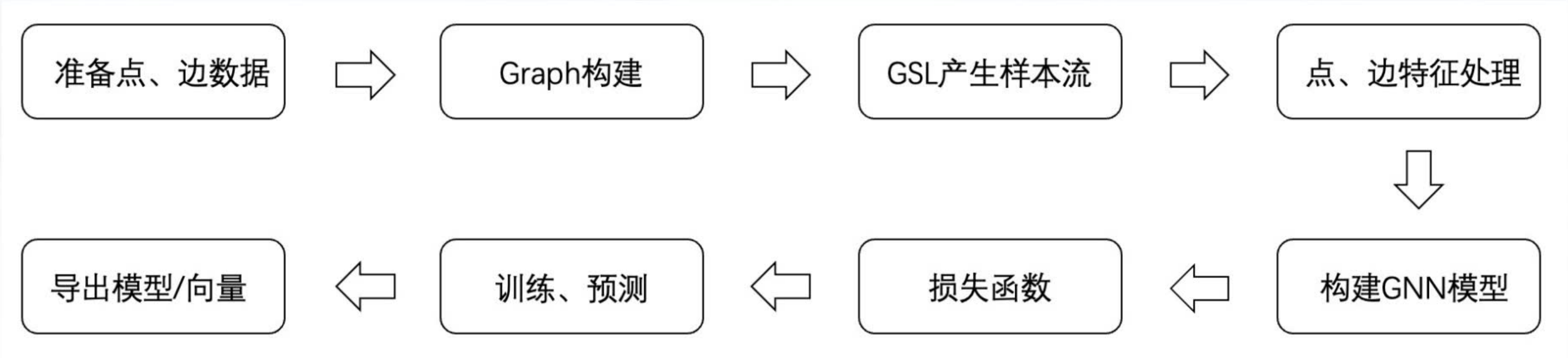
提供简洁灵活
的数据预处理

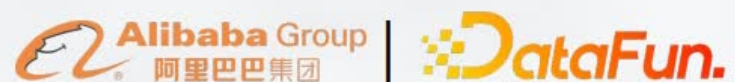
兼容常用深度
学习框架

分布式图存储
和查询引擎



GraphLearn GNN训练链路





GraphLearn: 分布式图学习平台

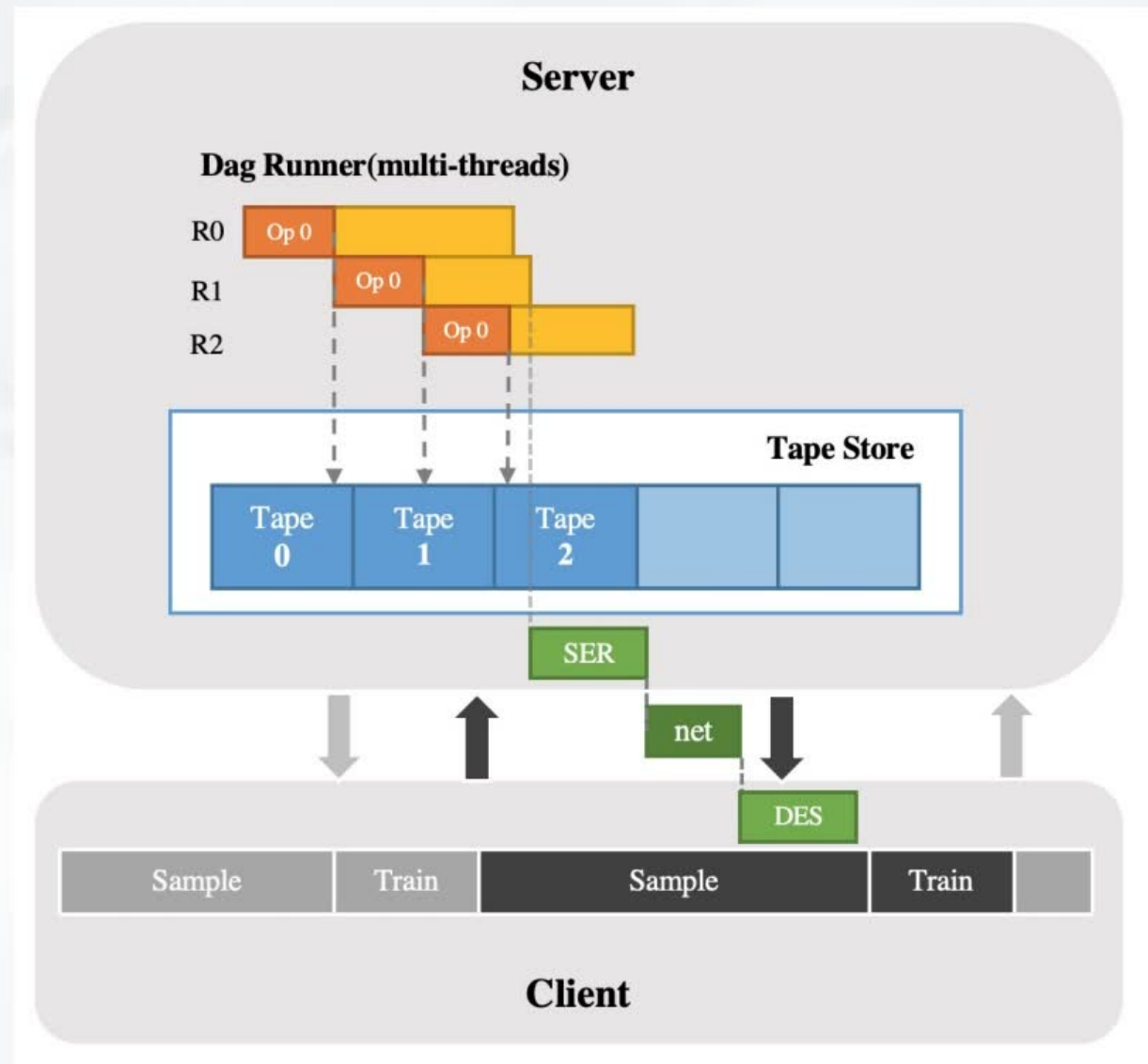
- 支持百亿边、十亿点规模图
- 支持异构图、属性图、有向图、无向图
- 支持多种采样、负采样策略
- 高效的多线程异步采样
- 支持多种数据源(ODPS, OSS, HDFS)
- 支持多种GNN算法: GraphSAGE, GCN, GAT, Bipartite-GraphSAGE, RGCN, UltraGCN等
- 支持Tensorflow1.x和PyTorch/PyG
- GPU训练优化(即将开源)
- 在线推理(即将开源)
- Temporal GNN(开发中)

开源地址 <https://github.com/alibaba/graph-learn>

文档地址 https://graph-learn.readthedocs.io/zh_CN/latest/



采样优化



问题：GNN训练采样和特征查找成为瓶颈

- 采样抽象为query DAG进行并行
- 基于Actor的无锁纯异步调度
- 和训练过程pipeline
- Gremlin-like language

```
g.E("u2i").batch(64).alias('edge').outV().alias('src')
```


稀疏场景GNN模型优化

性能优化

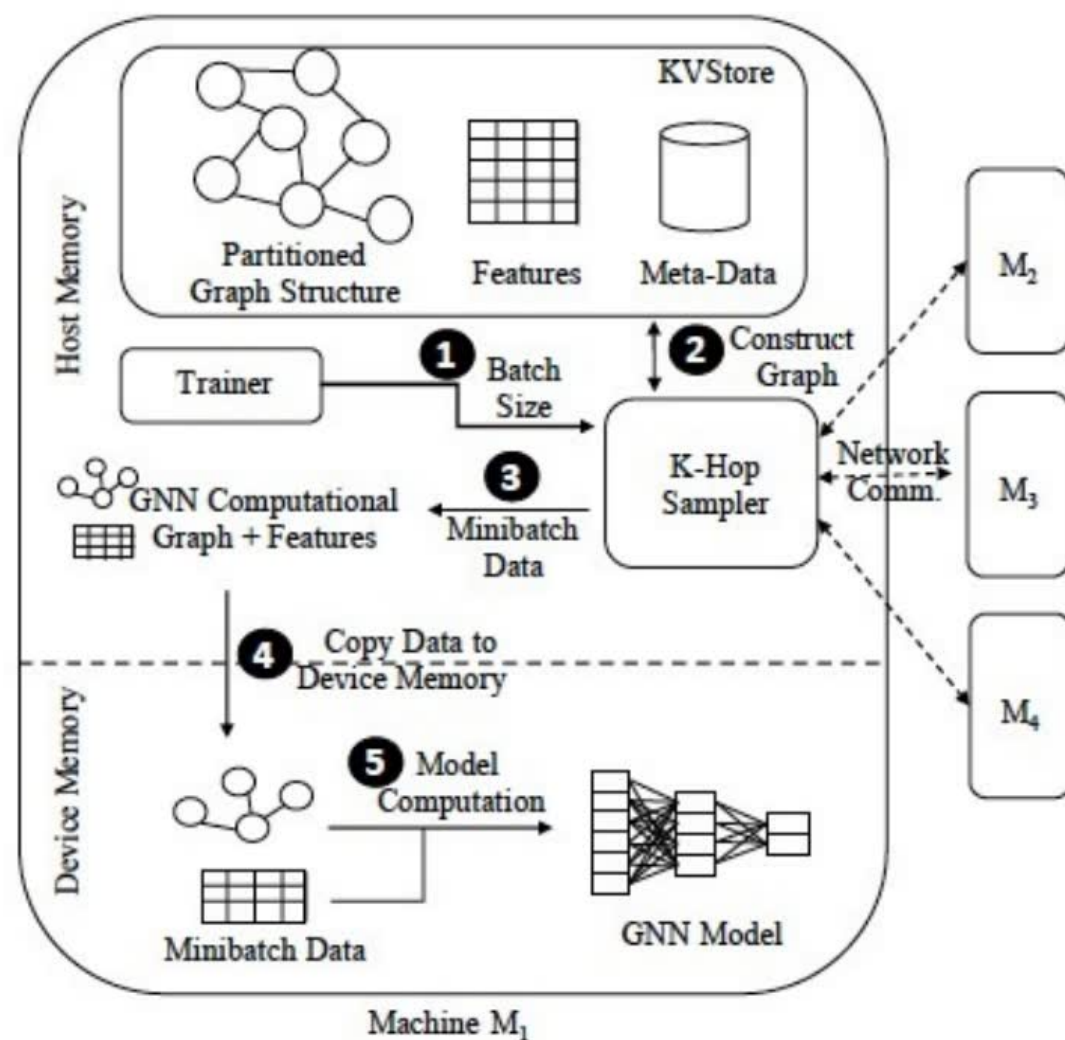
- AdamAsync Optimizer, 加速梯度更新
- 输入string特征hash压缩存储, 减少通信和存储
- Embedding coalescence, 高性能embedding lookup

效果优化

- 高质量边生成方法
- Batch-share 负采样 + Softmax CE损失函数
- Embedding normalization

gl_torch: 针对PyTorch的GPU加速

GNN训练典型流程



问题:

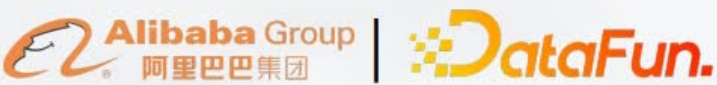
Graph-Learn PyTorch瓶颈在IO(通信, 数据拷贝和格式转换)

优化思路:

- 通信优化
- 减少数据转换
- 利用图的性质(提高locality)

和quiver team合作 <https://github.com/quiver-team/torch-quiver>

[OSDI21] P3: Distributed Deep Graph Learning at Scale



gl_torch GPU sampling

- 图拓扑使用CSR格式存储在GPU/pin memory
- CUDA Kernel进行采样

OGBN-Products 采样边数/s

	CPU	Pin Memory	GPU
PyG	0.87M	-	-
gl_torch	-	51.39M	70.83M

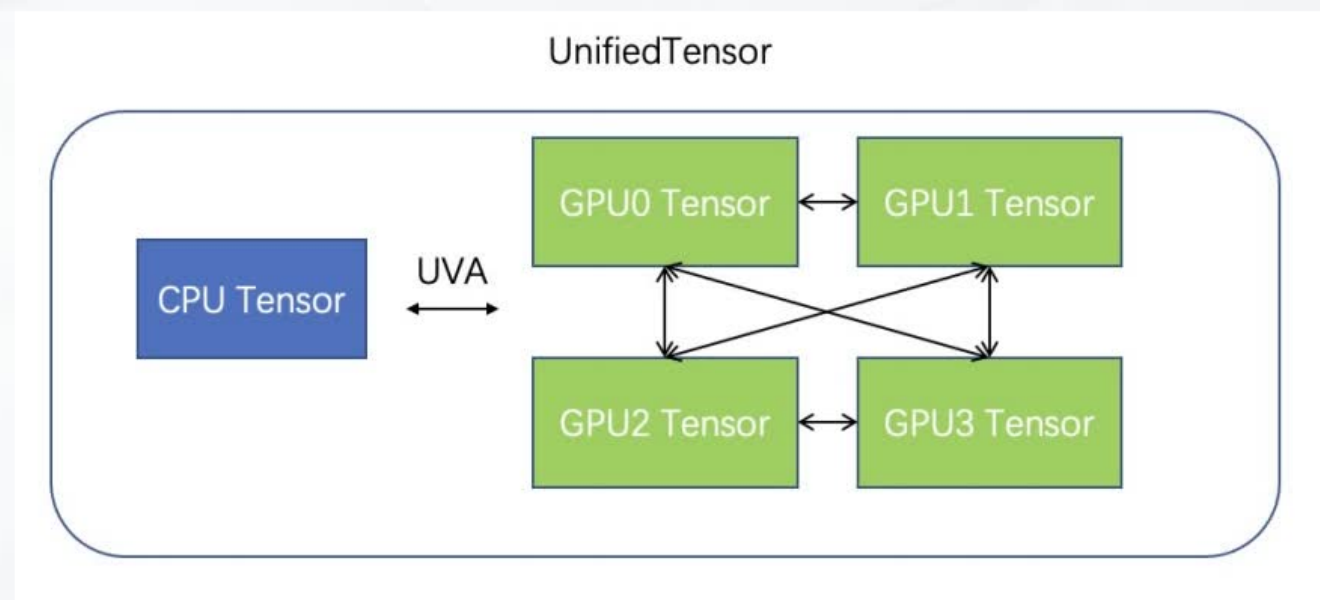
batch_size=1024
nbrs=[15,10,5]
V100 GPU

gl_torch GPU采样是pyg CPU(单核)采样的80倍左右

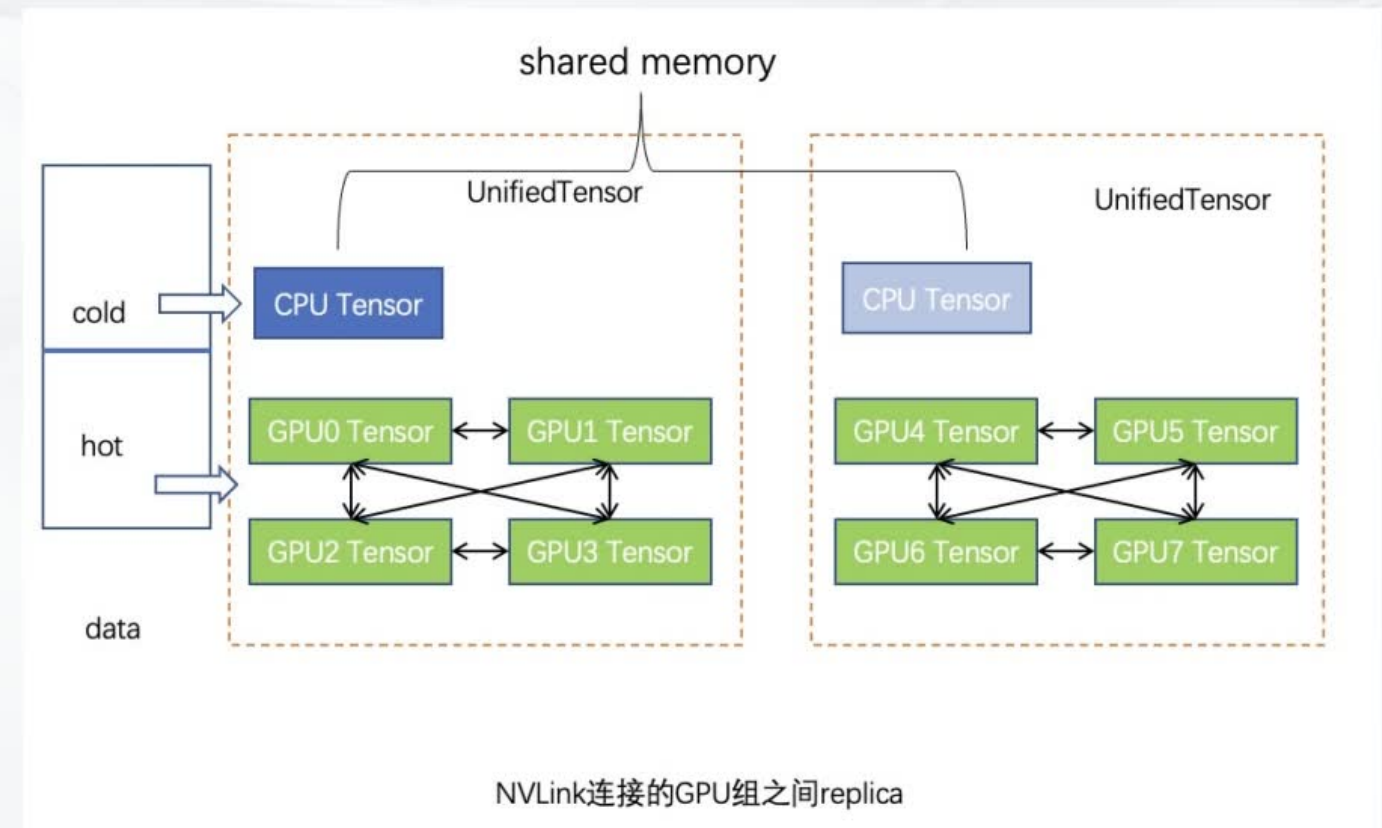
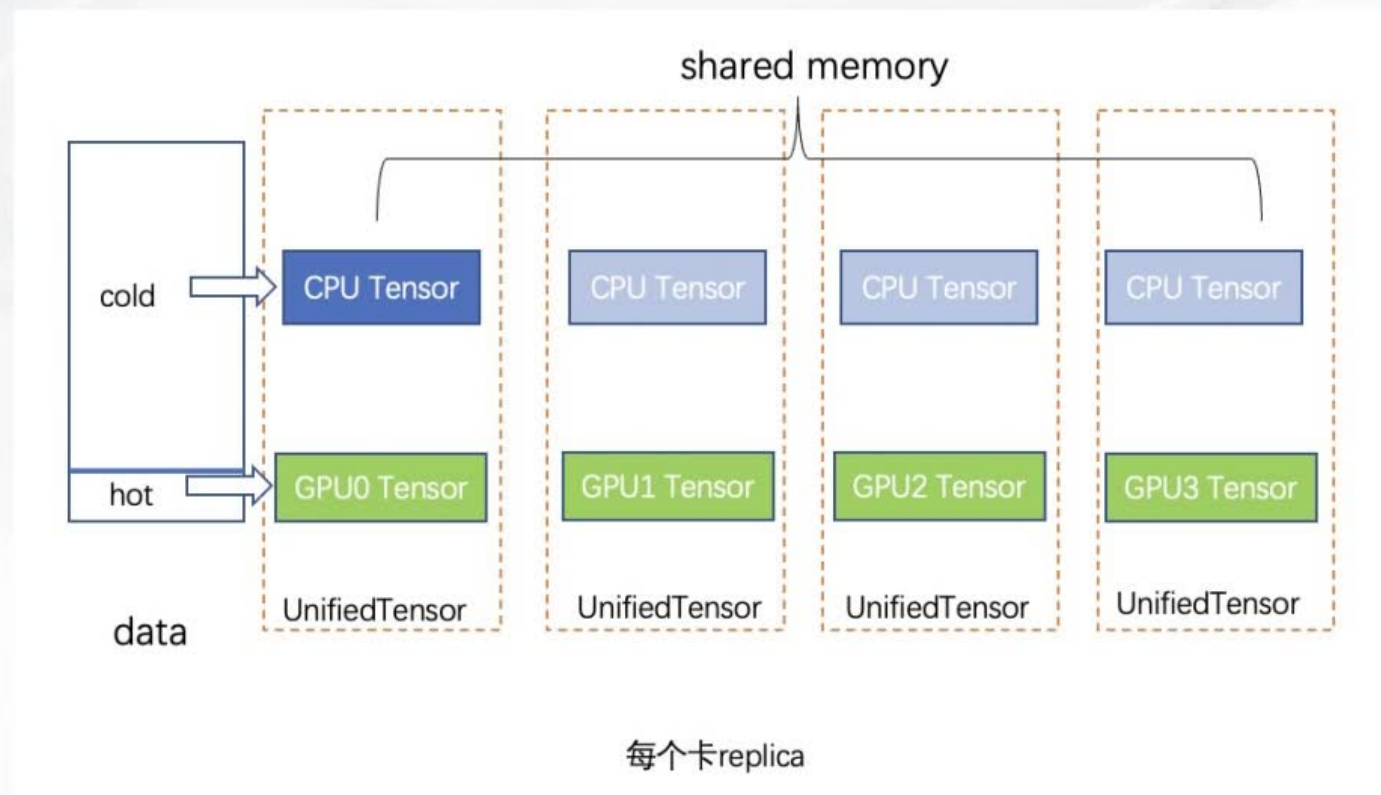
gl_torch UnifiedTensor

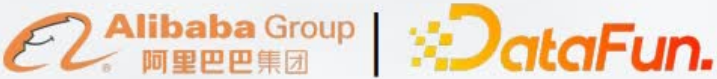
CPU-GPU统一访问的UnifiedTensor

- GPU间p2p访问
- GPU Zero-Copy访问内存




gl_torch Feature





gl_torch 运行模式

Graph topo	Feature	Sampling & Subgraph Inducing	Feature Collection
CPU	CPU	CPU	CPU
GPU	Unified	GPU	GPU
 Pinned	Unified	GPU	GPU



gl_torch 性能

OGBN-Papers100M

	1卡(s/epoch)	2卡(s/epoch)	4卡(s/epoch)	8卡(s/epoch)	备注
gl_torch	22.5	12.5	6.9	5.6	split_ratio: 4,8卡 0.6 2卡 0.3 1卡 0.15

batch_size=1024,
nbrs=[15,10,5],
8卡V100

OGBN-MAG

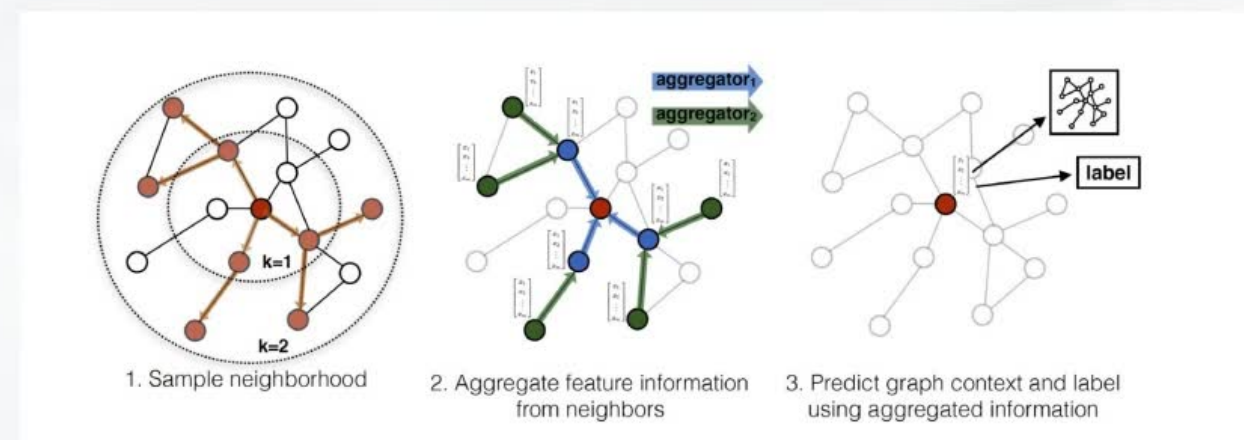
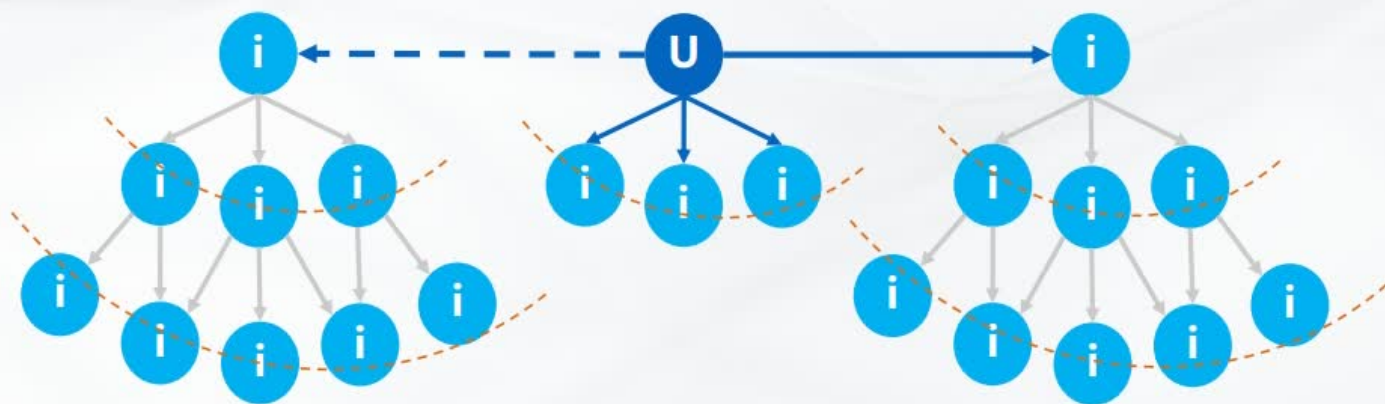
	1卡(s/epoch)	2卡(s/epoch)	4卡(s/epoch)	8卡(s/epoch)	备注
pyg	520	-	-	-	num_workers=0, 特征全在GPU
gl_torch	40 (13x)	22 (24x)	12 (43x)	7.5 (70x)	特征GPU cache 20%
gl_torch	33 (16x)	19 (27x)	11 (47x)	7 (74x)	特征全在GPU

batch_size = 1024,
nbrs= [10,10],
8卡v100



推荐召回-GraphSAGE

- 把u2i/i2i推荐问题转换成顶点间的边连接预测问题
- 构图很关键，图关系意味着模型学习的上限
 - ✓ 数据： user-item关系， item-item关系， user和item原始特征



GraphSAGE

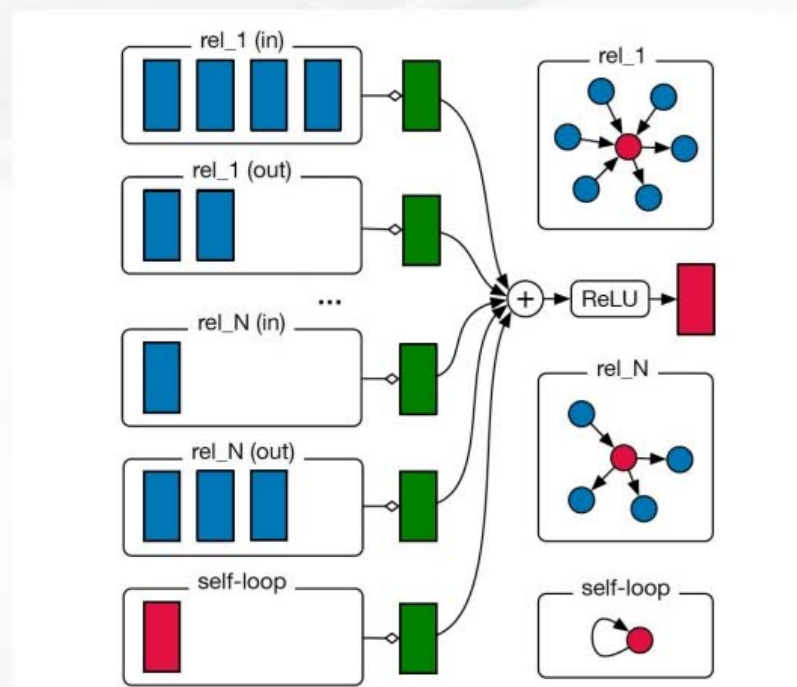
- 优点：不局限于行为历史序列，可供挖掘多类型高阶关系，易捕捉数据的动态变化，运行效率高

推荐召回-丰富的模型库

- i2i召回：构建高质量i2i图，**GraphSAGE**模型训练进行向量召回，提高对长尾的覆盖。
- u2i召回：**UltraGCN**模型，简化GCN模型，直接计算user和他点击过的item以及user和该item相似的item(共现关系)直接的内积，得到最终的相似度。
- 序列推荐：SURGE模型，将序列通过metric learning转换成图，从而用GNN挖掘用户兴趣。

安全风险-垃圾注册检测

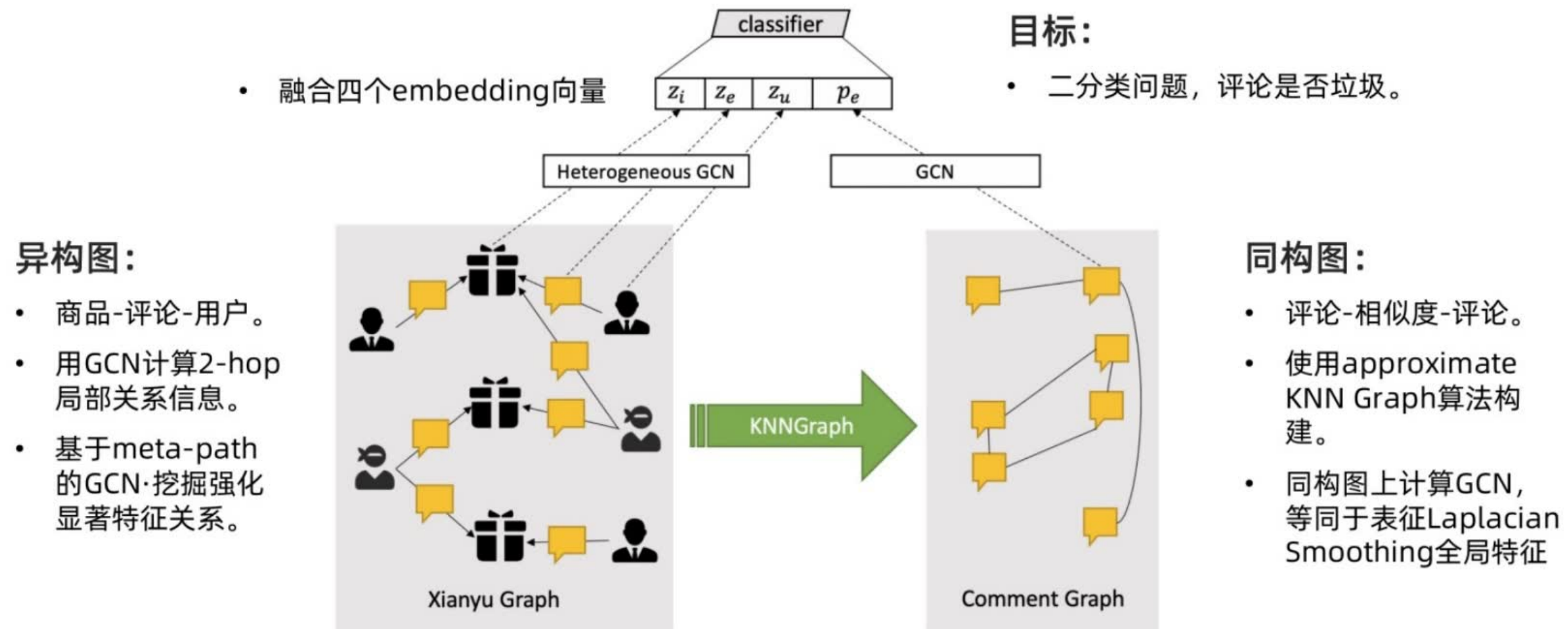
- 垃圾注册检测场景，**点分类**模型
- 多种类型边的**RGCN**算法



$$h_i^{(l+1)} = \sigma \left(\sum_{r \in \mathcal{R}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i^r} \frac{1}{c_{i,r}} W_r^{(l)} h_j^{(l)} + W_0^{(l)} h_i^{(l)} \right)$$

- 优点：利用账号之间的多种关系，发掘团伙信息

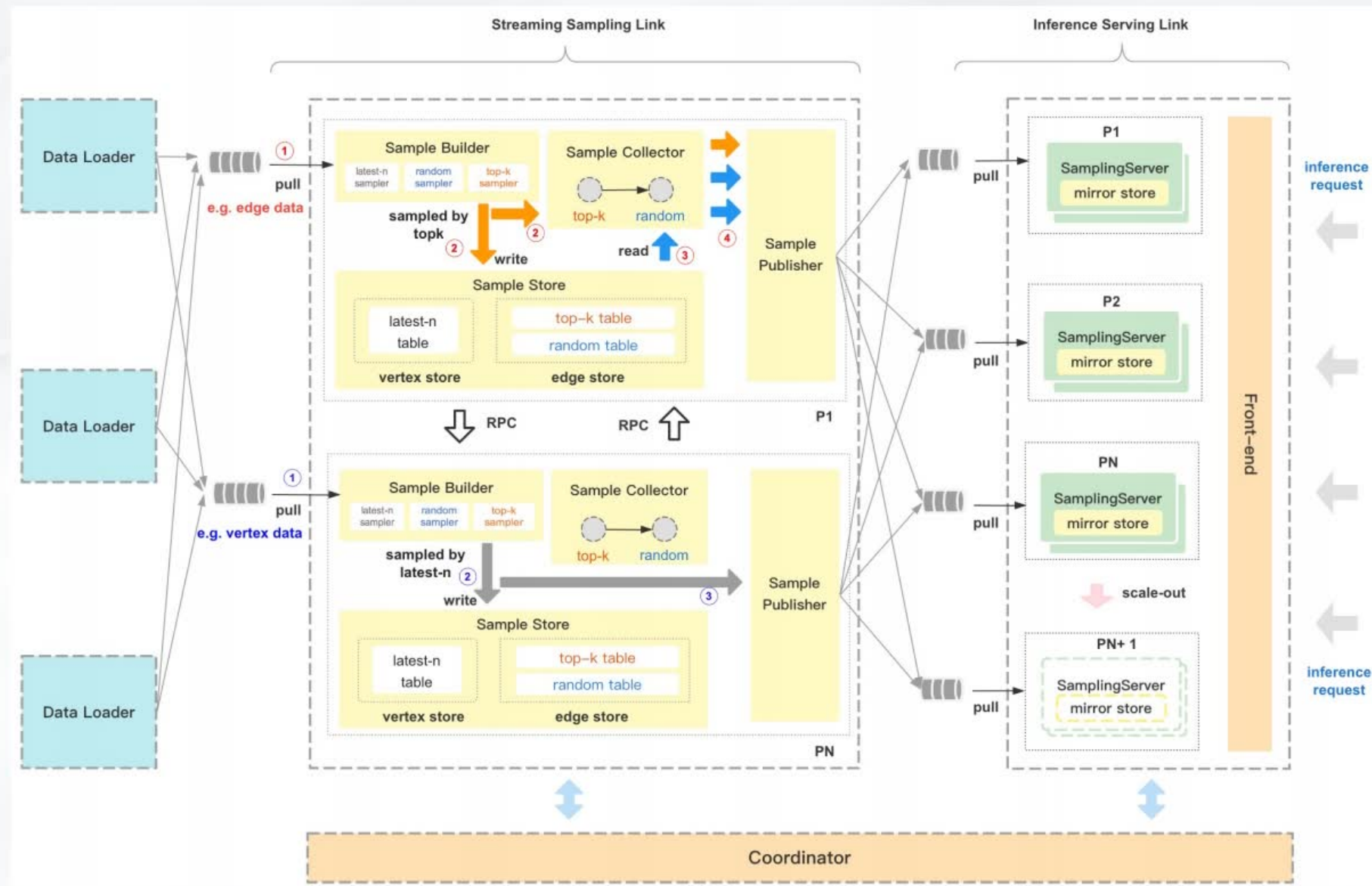
安全风险-垃圾评论识别



[CIKM2019] Spam Review Detection with Graph Convolutional Networks



在线推理采样服务系统架构



性能

- 2跳采样P99延时20ms
- 分钟级图更新
- QPS单机2万，线性扩展

在线推理链路

