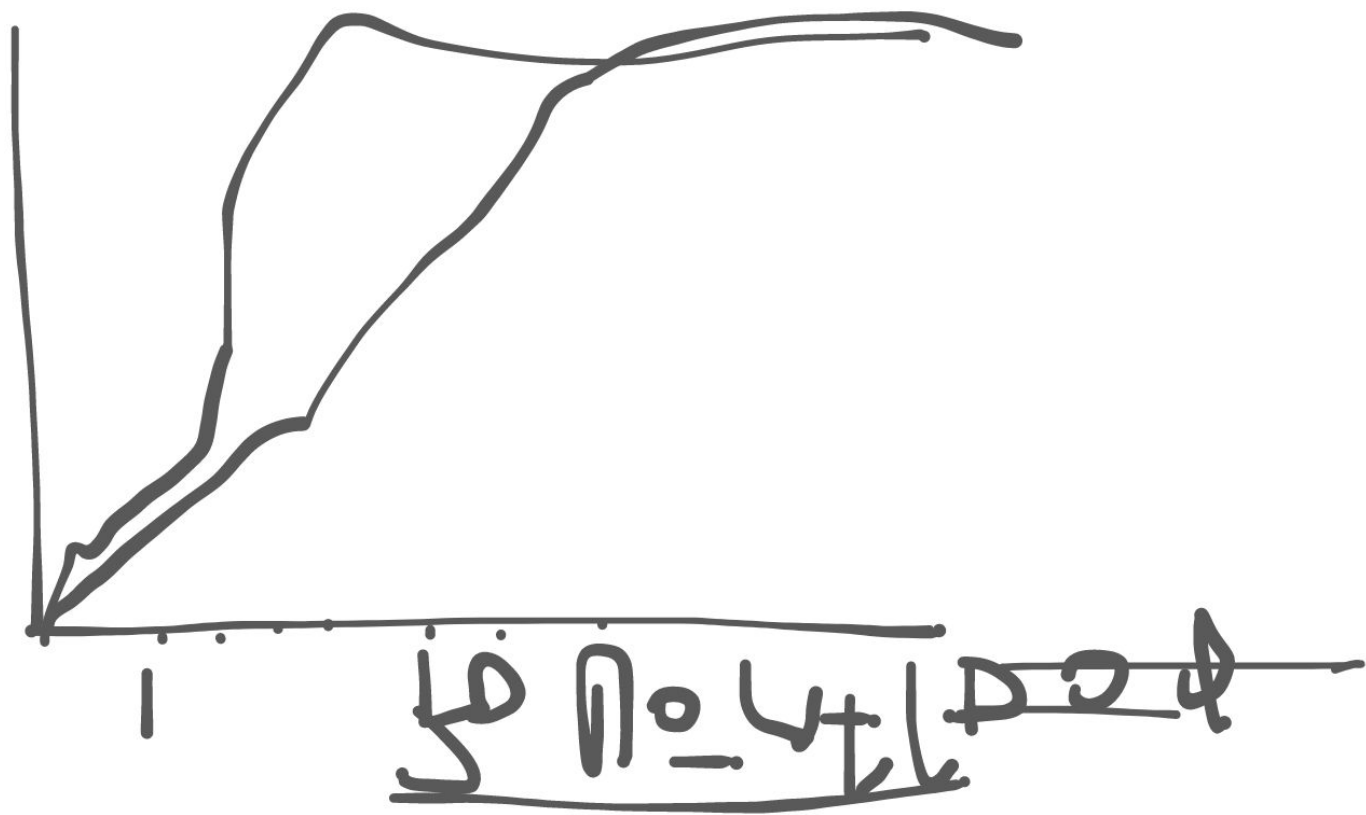


# 论文思路整理

## Introduction

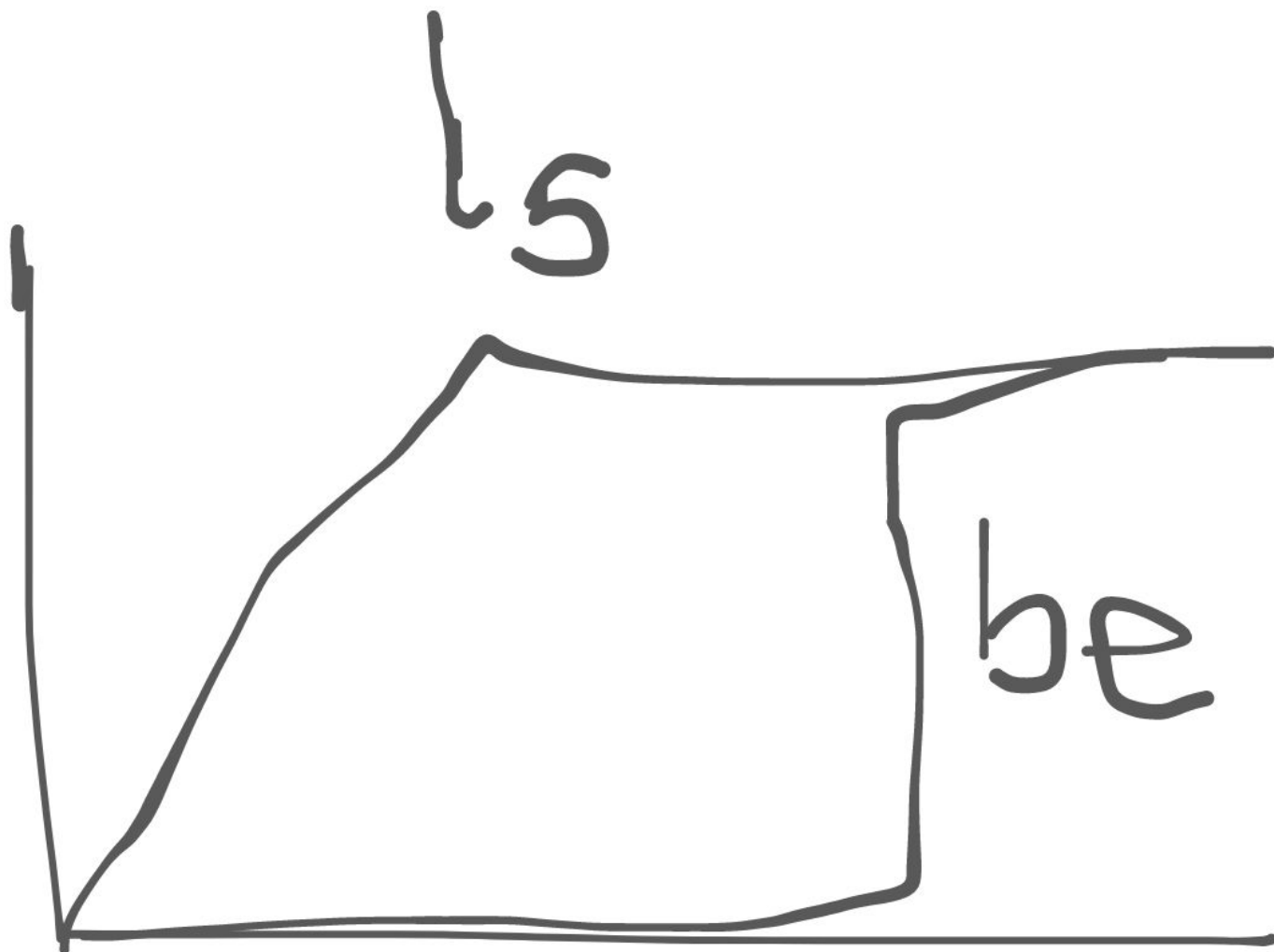
### background

- 1. 通过对集群中机器的资源使用情况分析，资源使用的不均衡引出混部的必要性



ls, lsr

be, vmenv



2. 根据阿里实践，简单的应用等级划分不足以支撑多种复杂业务形态对应用性能的多样化需求。

qos

画像+理论分析（饼图）

3. 对应用的特征和类型进行分析。

2.ls/lsr? 3.col? --》? dd

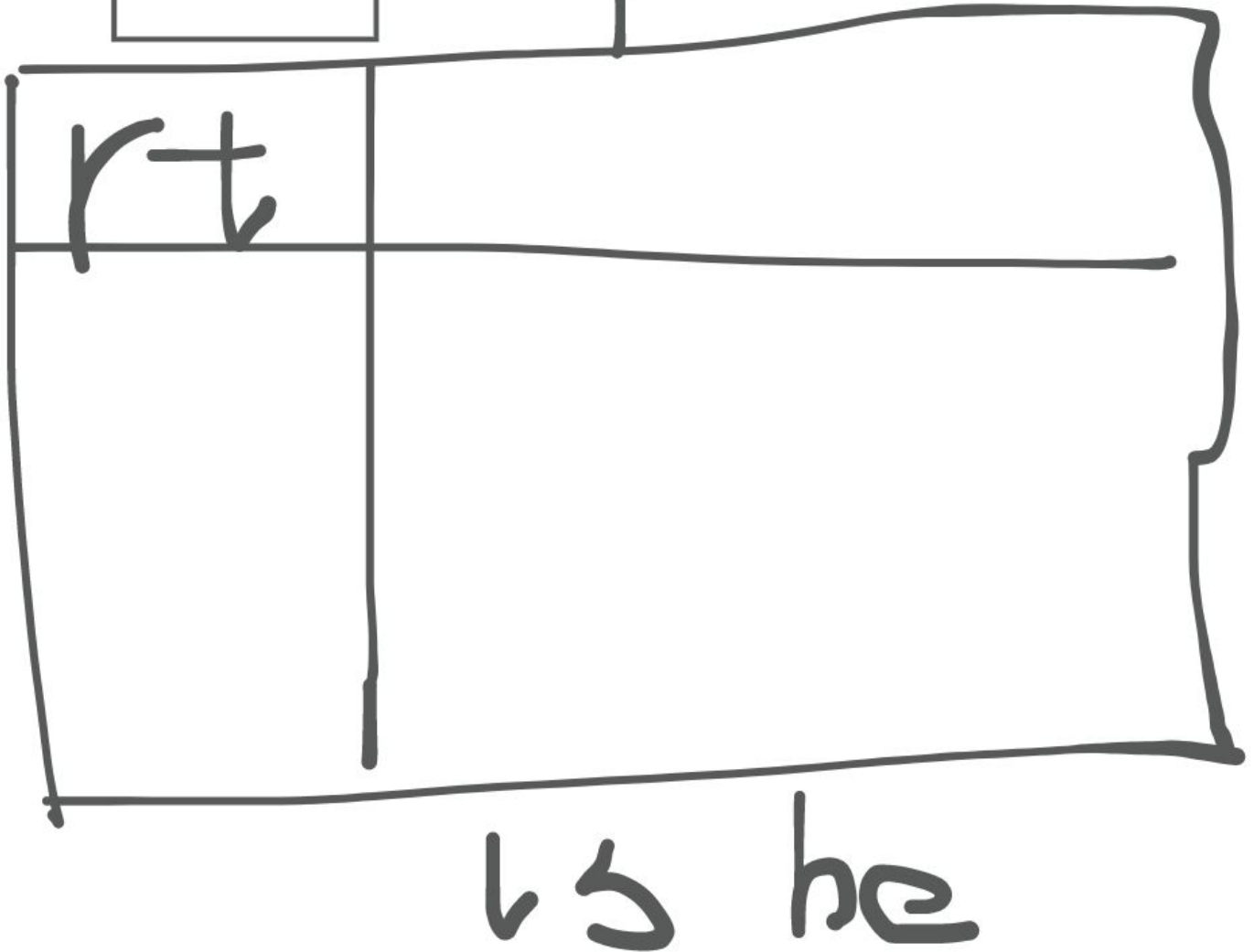
4. 为了对资源运行时的性能做更深入的调优，需要设计更精细的资源编排去保障运行时质量，从而提高混部水平。

ls,lsr,be ----- 容器部署时 ls不满足->分级扩展, --绑核, -->干扰,

分析+实验。（绑核和不绑核的--性能区别, 分类。有无be) 分位值



$P_{y0}$



5. 进一步提高混部资源利用效率的主要难点在于混部工作负载的性能干扰。而且在精细化编排下，应用混部呈现更加复杂的特征和不确定性，需要实现合适的干扰检测机制以及干扰消除策略

## Motivation

1. 根据业务场景将应用等级划分为 LSE、LS、LSR、BE 四种类型，其中重点讨论 LS 与 LSR 应用干扰的差异性，以及这样划分的必要性。

### 类似4逻辑

2. 分析 Alibaba cluster 混部数据特征。
  - a. 总结集群资源使用的一些特点。

b. 通过一些底层指标，从干扰的角度分析出应用在集群中的干扰情况以及特性，得到一些有趣的结论

收集数据 收集啥怎么用

3. 系统设计，koordinator的干扰检测以及干扰消除机制，大规模部署验证效果

## Unified scheduling architecture and cluster trace overview

?

### Unified scheduling architecture

### cluster trace overview

这是什么

## Characterization of Co-Location workload

### 集群层面

- non-homogeneous cluster
  - 非均匀集群中，不同的node可能具有不同的性能和资源限制，不同软硬件配置等等
- 集群中主机资源使用情况分析(CPU、Mem、Disk)
  - 数据中心内机器利用率存在空间不平衡(跨机器的异构资源利用)和时间不平衡(每台机器的时变资源使用)

### 节点层面

- node 混部调度的一些特征
  - (LS+LSR) 工作负载与BE工作负载资源利用率周期性波动特点以及波峰波谷的互补特性

### 应用层面

- 应用行为的相似性和差异性
  - 相似性体现为：LS/LSR应用单个节点上资源使用的周期性和不同节点上的相似资源使用情况
  - 差异性体现为：LS/LSR应用在不同节点上性能存在差异
  - 相似性为模型预测提供可能，差异性则需要模型能够适配不同节点，支撑需要在线学习模型这一结论。
  - 同一节点：

- LS/LSR应用（具体应用）资源使用呈现周期性（7天）
- BE应用（具体应用）的资源使用变化较大（没有周期性）
- 不同节点：
  - 同一时期，LS/LSR具有相似的资源使用，但性能存在差异
  - 在同一时期，BE作业在不同的节点具有不同的资源消耗？
- 应用干扰呈现形式的不同
  - 应用设置为共享CPU（LS）和独占CPU（LSR）时在同一节点中表现区别（为什么在模型预测的时候要区分这两种情况）
  - 应用在不同资源维度干扰时的性能受到的影响
  - 不同混部比例对应用性能的影响
    - 统计不同 BE colocatd ratio/ none BE colocatd 下 CPI最大值、最小值、均值，标准差等
  - 超线程干扰对混部应用性能的影响

## 指标相关性分析

- 证明CPI指标与QoS目标（时延、吞吐量等）以及负载压力等的相关性
- 模型训练使用的指标与CPI之间的相关性分析

## 系统设计

### 系统概述

#### 1. koordinator的设计思路

- a. 受到 Alibaba colocation workloads数据分析的启发，希望设计一种机制能够实时监控混部应用负载的全局性能表现，并且通过一些底层性能指标对应用的日常性能表现进行刻画和评估，准确识别应用运行过程中的异常情况，实现干扰检测与优化能力。
- b. koordinator 将应用等级等级定义为：LSE、LSR、LS以及BE四种类型，针对应用不同的业务等级和性能要求，实现差异化的干扰检测和应用性能保障机制。

#### 2. koordinator的核心机制

- a. Koordinator 为了应对混部系统的干扰问题，实现了干扰检测与优化能力。通过提取应用运行状态的指标，进行实时的分析和检测，在发现干扰后对目标应用和干扰源采取更具针对性的策略。
- b. 系统设计包括：指标监控和采集、干扰预测、干扰确认与定位、干扰消除

### 指标监控与采集

- 干扰指标的监控和采集

- 为了分析LS/LSR应用受到的干扰情况，我们需要选取一些能够刻画操作系统、硬件层面表现的更贴近底层的指标。这些指标可以与业务类型解耦，更直观反映应用本身的运行状态，且具有更高的通用性和普适性
- CPI、PSI、CPU调度延迟等等

- **系统各资源维度指标监控和采集**

- 实现干扰检测，仅采集干扰指标是不够的。干扰指标的波动可能是来自其他应用的性能干扰，也可能是应用本身的特性或者负载压力的改变。
- 为了区分这一情况，我们需要从多种资源维度对应用干扰进行预测，建立日常情况下各种资源使用时应用干扰指标的预测模型，根据检测到的系统真实值和预测值之间的差异，来判断干扰。
- 预测模型的建立除了需要采集应用层面的CPU、memory、Disk、Last Level Cache (LLC)、memory bandwidth (MBW) 等指标信息，还需要采集节点侧资源使用的信息包括节点的CPU、memory、Disk使用情况，以及节点在线应用CPU利用率、离线应用CPU利用率等等。

## 干扰预测模型

- **Model Selection**

- 对Koordinator 精细化编排策略下的干扰问题，建立预测模型。
- 考虑到数据规模和运行成本，干扰预测模型的设计和部署上考虑使用轻量级机器学习模型，以降低训练和部署的成本，并提高模型的效率和性能。

- **Algorithm Design**

- **Model Description**

- 针对不同的混部场景（LS和LSR两种类型应用模型预测所需的指标不太一致），建立预测模型，预测应用在日常环境中的CPI值。
- 如果预测值和真实值的差值超过阈值，判定为干扰，需要进一步分析干扰资源，以及采取策略解决干扰。

- **模型输入与输出**

- **在线机器学习模型**

- 先使用集群中采集的数据训练一个预模型，预模型下发到各个节点，对于没有历史数据的节点，直接使用预模型进行预测。如果该节点有历史数据，使用历史数据对预模型微调，提高模型预测准确性。
- 在线机器学习模型能够根据工作负载特性以及环境变化动态调整模型参数，能够提高模型预测准确性以及减少离线模型的训练次数

## 干扰确认和定位

- 实际生产环境中采集到的CPI指标可能存在毛刺现象，也就是噪声数据，这会影响干扰检测的准确性。

- 为了减轻噪声数据的影响，设置时间窗口机制。时间窗口内，干扰判定次数到达阈值，才标记为干扰状态。
- 结合PSI、CPU调度延迟等多种指标，从多个维度进一步确认干扰，以及定位争用资源类型

## 干扰消除策略

- 针对不同资源争用造成的应用性能干扰，设计了一系列的干扰消除策略
- CPU资源争用：CPU Suppress
  - 为保障LS/LSR应用在混部场景下CPU资源的正常使用，根据设置CPU阈值与LS/LSR应用的负载的高低动态设置BE应用可以使用的CPU资源
- 超线程干扰：Group Identity
  - 在线应用和离线任务同时运行在一个物理核上时，因为在离线任务共享相同的物理资源，在线应用的性能不可避免的会被离线任务干扰从而性能下降。当在线应用需要更多资源时，通过 Group Identity 可以暂时压制离线任务保障在线应用可以快速的响应。
- L3 Cache 以及内存带宽争用: L3 Cache及内存带宽隔离
- CPU 拓扑感知调度？
- 内存 QoS？

## Evaluation

### Evaluation Setup

- Environment
  - Hardware and Software
- Experimental Workloads
  - Alibaba cluster colocation workloads
  - Emulating a mixture of realistic workloads in cloud datacenters.
- Baseline and Methodology

### 评估干扰预测模型性能

- 不同模型性能比较
- 在线模型和离线模型性能对比
- Parameter Selection

### 评估干扰消除策略性能

- single-machine experiments

- production cluster analysis

## System overhead

## Related Work

1. 现有总有的优缺点
2. 我们的工作能克服现有方法的哪些不足

## Conclusions