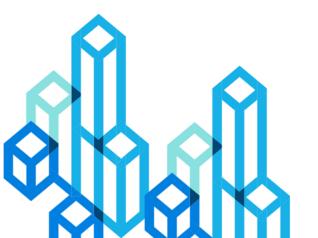
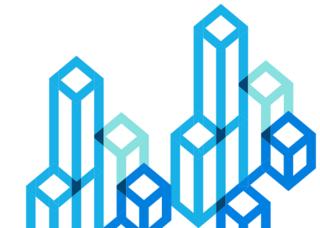


虎牙大数据融合云实践





个人简介





姓名: 陈仕明

当前工作: 虎牙计算平台负责人

过往经验: 在数据领域精耕十余年,从传统企业的数仓,到互联网大数据。熟悉数仓建模,以及分布式存储/计算的原理及实现

融合云实践----分享收益



集群搬迁

大数据集群搬迁,不再需要拉上数据开发同学折腾半年,数据平台自行一个月搞定?

资源成本

大数据作为公司重点资源投入, 虎牙40%的成本节省如何做的?

云上优势

放下大胆的使用云上的技术,不好用时随时可下可迁!







场景问题



解法思路及落地效果



核心架构及关键实现



未来展望

游戏直播平台-虎牙直播



虎牙直播是以游戏直播为核心业务,致力打造全球领先的直播平台,涵盖游戏、娱乐、综艺、户外、美食、体育等多元化内容,覆盖超4000款游戏,国内平均MAU突破1.78亿,移动端MAU达7550万。



数据来源: 虎牙公司2020年年报及2021年第一季度财报

大数据所面临的问题(资源层)





用户

体验

架构透明:资源在哪儿,用什么系统实现的,对我完全透明,特别是机房迁移,不要来骚扰我!

容量保障:需要算力时,很快就能够交付,我愿意花钱,你就给量!



老板

成本

较低的资源利用率:公司所有服务器上全天利用率才20%,大量闲置,能不能用起来?

云产商能力:云产商号称的好东西,能不能去试一下,但 千万不要产商绑定!







混部

通过容器离在线混部,充分使用在线业务的闲时算力



多机房

在多个机房交付大数据的算力和存储



上云

和云上打通,需要紧急算力时,通过云上扩缩



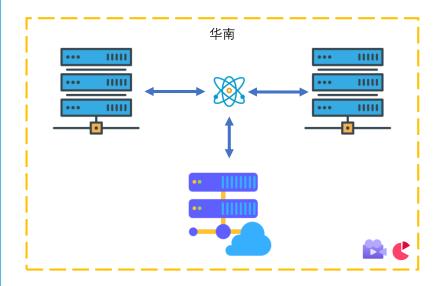
用户透明

P层平台对用户透明,用户对多机房,云上云下无感知

集成IDC和公有云,结合各自优势的融合云大数据架构







▲ 机房分布

在线业务两地三中心部署,核心在华南IDC,机房间百G带宽互通

▲ 算力分布

大数据算力和在线业务全部采用容器混部在三个核心机房,分布情况5:4:1(云),其中弹性部分上云

▲ 存储分布

大数据存储分布在三个核心机房,分布4:2:4(云),其中冷数据在云上

▲ 调度效率

大数据的周期任务分钟级跨机房迁移 adhoc任务根据算力和数据分布情况自动路由

当前落地收益





分钟交付

交付效率

hadoop集群利用率

- HDFS:93%
- YARN:94%



SLA

用户体验

- 周期任务:平台闭环准时
- Adhoc: 按需快速扩容



1.5倍

资源利用

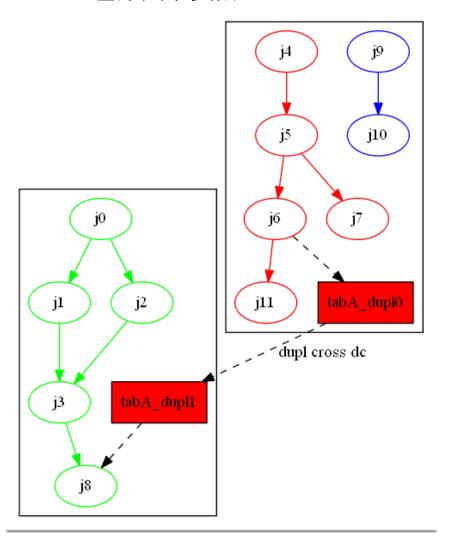
- 在线服务器利用率:20%->50%
- 大数据算力50+%Free(混部" 白嫖")

大数据综合成本降低:40+%

解法思路



- 绝大部分的周期任务,只会用到当天的新数据
- AdHoc查询集中在少数表上



- 多机房内独立部署大数据集群
- ・ 将DAG任务使用算法分簇、以减少簇间流量为目标
- 以簇为单位将任务调度到合适机房执行
- 跨簇的数据在机房间副本冗余存储,任务默认 就近读写本机房存储,减少跨网传输



任务调度过去了,数据不迁移?

不涉及历史数据的迁移,因为绝大部分任务都是读当 天新增数据,簇内任务读写的新增数据都在任务所属 机房

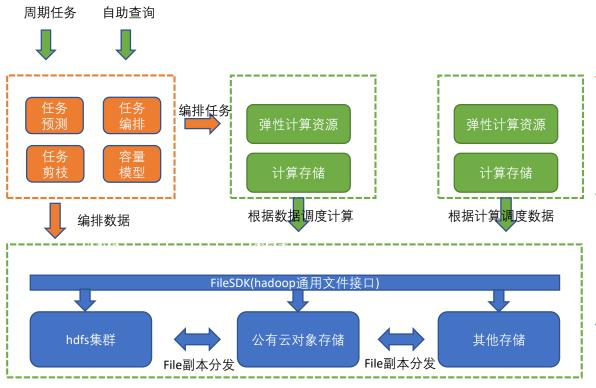
核心解决的关键技术问题





整体系统架构





▶ 编排调度系统

以算力和跨网流量为目标,针对 任务和数据进行基于透明编排, 提高YARN集群的资源利用率

◆ 计算系统

分机房独立部署计算集群,通过 离在线混部的方式提高物理服务 器的资源利用

◆ 存储系统

对用户屏蔽文件在多个机房内的读写,充分考虑跨网的流量带宽



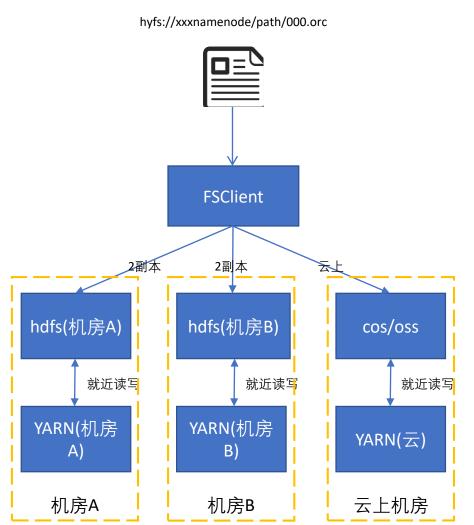


- 融合云存储 多机房下的数据读写
- 任务编排/调度 快速透明化的调度任务
- **☞ 時机房网络** 网络隔离
- **云上大数据**云上基础设施差异性对大数据的影响
- 算力精准扩缩
 - 避免算力挤兑
 - 算力预测

- 混部下的大数据
 - · 驱逐、YARN的动态超卖
 - 任务+算力的画像



关键目标: 尽量降低跨机房带宽的前提下, 解决数据在多个机房内的数据可用性



◆ 兼容

极少实施成本

- 使用方: client端使用Hadoop接口,改URL即可, 对hive完全透明,修改hive meta location url
- **历史数据**: 使用hdfs namenode存储元数据, hdfs中的旧数据不需升级;对象存储中的数据支 持import重建元数据,无需数据拷贝
- · 无额外系统: backend沿用已有存储引擎,

◆ 异构异地多副本

- 副本异构: 以文件粒度存储于多backend fs中
- **一致性**:复用backend引擎的checksum算法, 存储在元数据中

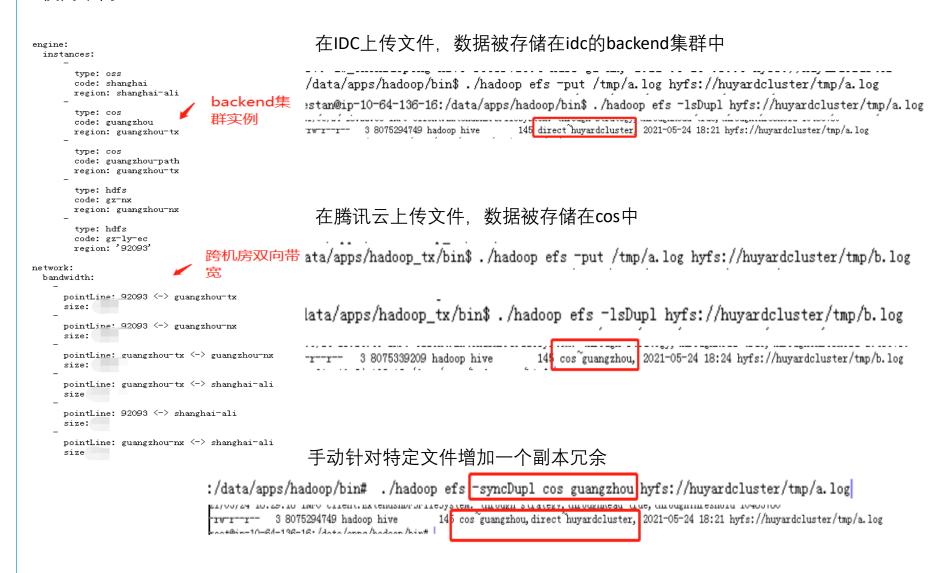
▲ 跨机房网络

- **就近读写**: 自动选择离client网络最近的 backend进行读写,降低带宽消耗
- **复制任务统一协调调度**:进行复制任务的限流, 降级,优先级控制

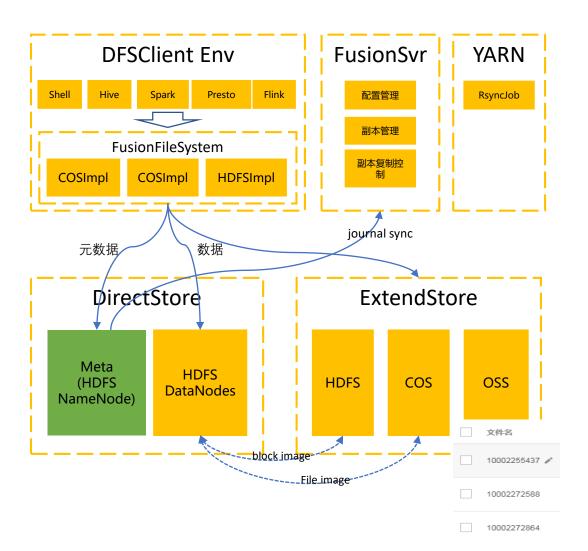
关键技术---融合云存储



使用举例







核心实现

- 扩展性:存储分为Direct/ExtendStore,原本数据存储的hdfs集群为DirectStore,ExtendStore通过Adaptor可扩展。历史数据不用升级
- 可靠性: 元数据存储在从DirectStore hdfs namenode的NodeXAttr中, 复用hdfs的HA
- 性能:通过backend存储引擎的hdfs读写,无IO性能的降低;元数据存储在hdfs namenode中,大部分数据存储在DirectStore中,无额外对namenode的性能消耗
- 数据一致性:使用nodeid作为extendstore中文件名称,解决文件"重新生成"场景下的一致性;不支持file append,读取数据时再次做checksum,防止副本之间内容不一致
- **跨机房的有限网络**:副本采用异步复制,根据任务优先级和降级策略,机房间带宽上限,由FusionSvr统一调度



虎牙任务现状

- 任务**多**:每天X0W的周期任务实例数
- 流量大: 计算产生的内网流量每 天XPB级, 峰值带宽XTb; 计算 产生的hdfs读写操作X0PB





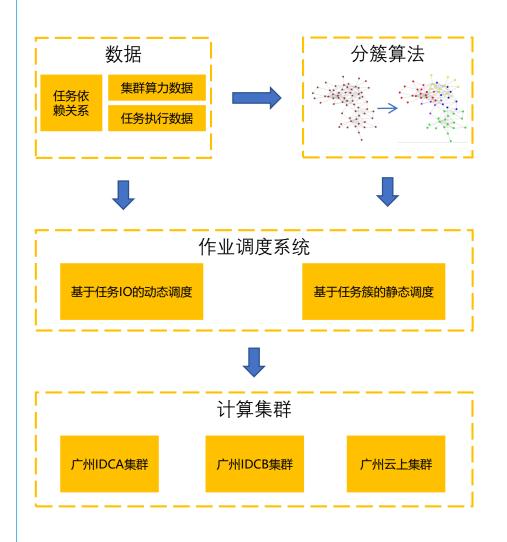
如何自动选择合适的任务 调度到其他机房?

系统设计目标

- 数据和任务迁移,对用户透明
- 尽量降低对跨机房带宽的要求
- 算力尽量避免空洞,造成浪费



关键目标:透明,算力利用率



◆ 数据

• 关系:任务依赖关系

• 权重:任务输入输出大小、任务算力

大小

• 时间:任务执行时间点

◆ 分簇算法

- 基于图的社区发现算法
- 模型天级别动态更新,尽量保持任务簇稳定

◆ 作业调度

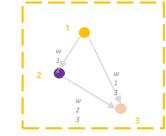
- 静态调度任务:不定期选择合适的任务簇,指定其执行机房;
- 动态调度:根据任务的历史IO数据,结合当前集群算力空闲情况,动态调度小IO任务,填补集群的算力空洞



原数据

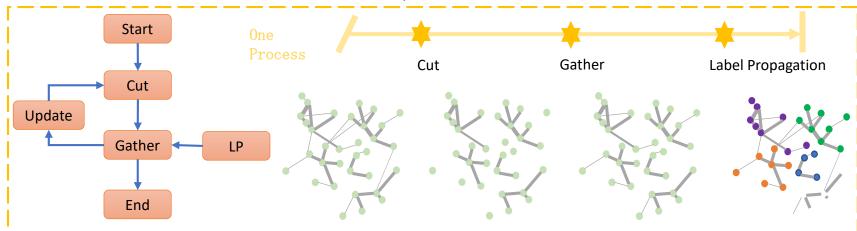
- 任务依赖关系
- 任务读写表及数据大小
- 任务算力大小
- 表与权重的映射关系

关系图



- · 节点:任务
- 边:任务依赖关系
- 权重:任务读写数据大小

图分簇切割



簇元数据



- 簇ID
- 簇内涉及的表和任务的数量及明细
- 簇上按小时分布的算力大小
- 簇内部流量大小
- 簇外交换的流量大小



1: 拆分出300+任务簇, 最大的簇算力占比30%, 任务数占比19%;

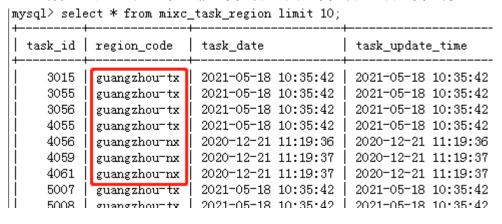
island	 _id :	+ size	include_tables_num	in_Bytes_str	out_Bytes_str	
110	662 662	173	227	781.75 GB	3.69 GB	29.69 GB

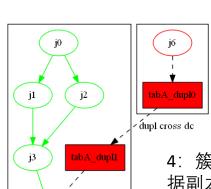
- 每个任务簇与外部交换的流量, 意味着可能带来的跨机房传输
- 簇内源头任务, 意味着对应源头数据的实时任务需一并迁移

2: 每个任务每个小时消耗的算力情况, 用于评估算力需求

	task_id	h00	h01	h02	h03	h04	h05	h06	h07	h08	h09	h10	h11
	52611 177953	0	0 0	0 0	0	0 0	0 0.2368	0 0.2431	0 0.3424	0 0.8865	1.5114 0.0062	0.6993 0.0028	0.268
	176323	0	0	0	0	0	0.203	0.3281	0.2587	0.2516	0.1674	0.1192	0.094
	168031 177915	0	0 0	0 0	0 0	0 0	0 0.0651	0 0.1399	0 0.0806	1.1047 0.0087	0.094 0.0529	0.0743 0.0031	0.042
1		ı ∨ ⊢	ı ∨ 	ı ∨ 	ı ∨ 	ı ∨ 	0.0001 	0.1099 	0.0000 	0.0001 -	0.0025 	0.0001 	

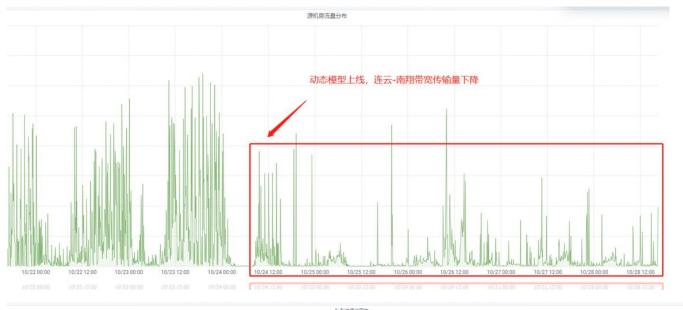
3: 指定需要所选择迁移的任务簇中的任务运行的机房





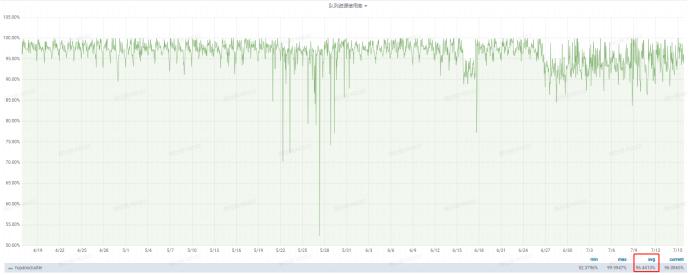
4: 簇外的异地数 据副本复制, 簇内 的数据本地读写





节省区间带宽:

通过任务簇调度优化,大幅降低跨网流量



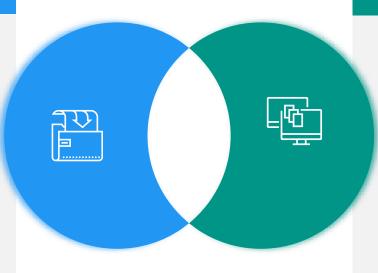
提高集群利用率:

小IO大计算的任务,很好的填补的算力空洞,某个YARN集群分配率96%



网络特点

- **容灾冗余**: 专线T*2保障在线业务,只用一小半,大半空闲
- 时段错峰:在线业务具有稳定的高峰时段,外加某个大主播个人突发行为的流量突增
- **离线业务高鲁棒**:大数据业 务对网络可用性容忍性高



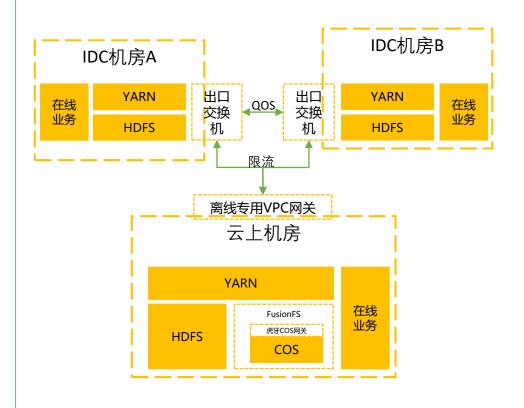
设计目标

带宽可打满: 带宽换算力

离线业务让渡在线: 在线业务 优于离线业务对网络的使 用, 立即实时响应

离线内部优先级: 离线任务之 间对带宽使用分优先级, 基于对准时基线和数据价 值的权重判定





容器宿主机 共享带宽包 HDFS Pod YARN Pod Te线业务 Pod

离线/在线业务隔离

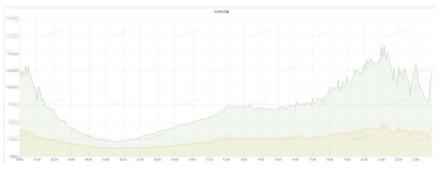
- IDC机房出口: 交换机上做QOS, 离线业务低优先级
- **云上出口**: 针对大数据所属的COS bucket, cos域名指向 到离线场景的专属VPC网关,限流,避免上云专线使用 讨大
- 主机层: 离线组件共享带宽包, 内部争抢。大数据热点不可控, 争抢策略能更好提高网络利用率

COS网关吞吐

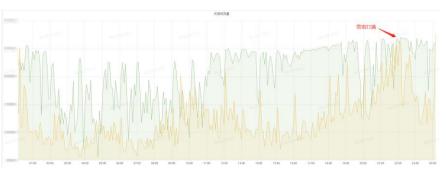
- COS网关按需扩容,产商一般提存储规模要求
- 任务数据通过融合云就近读写云上cos
- 只有计算中间stage数据放hdfs,避免IDC和此hdfs交换数据(否则流量会走在线业务VPC,YARN节点因为混部,所以和在线同一个VPC)



专线网络

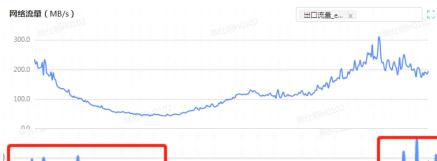


没有大数据的专线网络



叠加大数据之后的专线网络

主机网络



- 较好的拉高了机房和主机的带宽利用率
- 离线和在线业务做到了很好的影响隔离
- 在网络层控制, 离线业务放心大胆使用带宽





云上优势

- **廉价资源**: 归档存储,竞价 实例,ARM算力等
- 云原生:存储计算分离,按需弹性
- **灵活的资源策略**:如资源置 换, GPU换成CPU, T4换V100



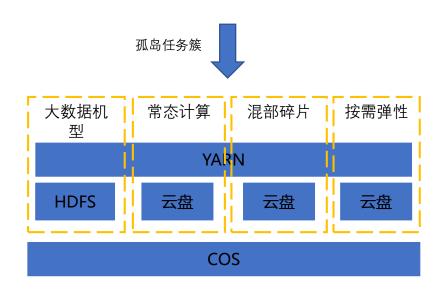
随时上云/下云/迁云,部分上云

问题担忧

- 实施成本/风险高:大数据
 机房迁移动辄半年,不能回退,决策风险很大
- 下云迁云成本高:上了之后 下不来,厂商/架构绑定



公有云定位: 常量IDC, 弹性上云



算力

- **常态算力**:云上hdfs物理节点上的YARN算力,按月购买的计算型云上实例
- **混部碎片算力**: 在线业务真实消耗剩余的物理core/内存, 通过容器交付, 可实时驱逐
- 按需弹性算力: 临时按需采购的按量和竞价算力, 可实时驱逐

◆ 存储

- **表存储**:通过fusionFS存储在COS中,解决存储容量和 专线带宽限速
- hive stage: 存储在hdfs SATA中,缓解COS带宽问题
- MR shuffle: 计算节点挂载云盘, 1Core10G

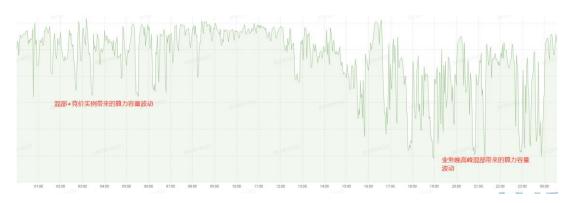
● 调度

- 孤岛任务, 小IO任务调度上云
- Job Master、关键任务(基于准时基线),调度到常量算力上
- Task Attempt失败,重新调度到常态算力上

关键技术---虎牙云上大数据



云上集群算力容量



集群容量随着底层资 源变化而变化

云上集群算力实际使用情况



作业调度,很好的响应了集群的容量变化, 云上集群利用率93%

关键技术---算力精准运营



② 如何做到集群资源利用 率如此高,而不影响周 期任务准时?

每天的任务准时率稳定维持在95%以上

算力运 营策略 算力预 测 算力 有效性

算力有效性

解决算力挤兑问题,没必要现在跑的任务,就不要去挤,能晚点就晚点!不要没意义的拉高算力上限。

算力预测

解决要准备多少算力合适,比如要重算一个数据,今天晚上给它临时多准备多少算力?新上线了一个任务,对现有任务的准时影响有多大?

←○ 准时率 ←○- 总任务数 ←○- 总准时率(包含配措)

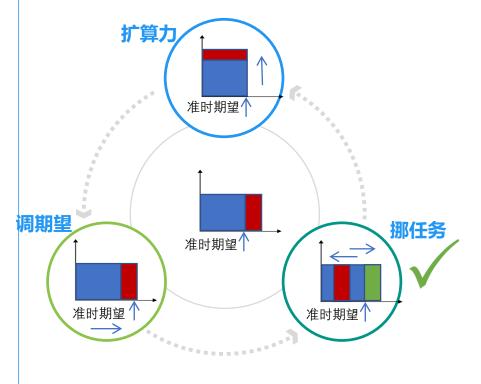
算力运营策略

解决任务的准时性设置乱配,预算乱做的问题

关键技术---算力精准运营



算力不足时能够采用的三种手段



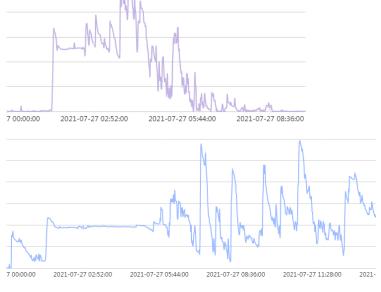


任务准时率

- 任务分级别:公司级,部门一级,部门二级,普通
- 数据价值权重:和报表、数据服务 打通,该任务衍生出的数据有多少 人看,谁看,是否应用到关键产品 功能上,计算得到相应的价值权重
- **任务期望完成时间**:末端数据设置期望完成时间



基于综合权重 做算力调度, 优先给到权重 高的任务



从算力需求缺口来看,明显是算力优先让渡给 了权重更高的任务

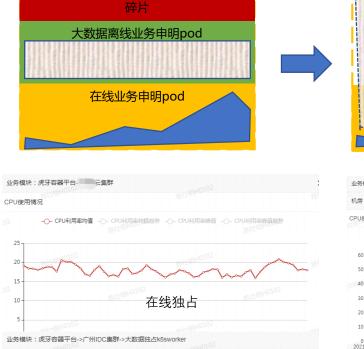
容器宿主机

CPU使用情况

2021-03-24



最大的特点:完全白嫖!!!非申明方式,按实际剩余资源动态供应给大数据容器



-○- CPU利用率均值 -○- CPU利用率均值趋势 -○- CPU利用率峰值 -○- CPU利用率峰值趋势

2021-04-07

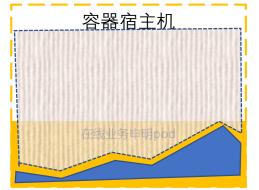
2021-04-14

2021-04-21

2021-04-28

大数据独占

2021-03-31



资源利用

- 大数据可用资源大幅提升
- 宿主机上的碎片被利用
- 在线业务可申明的资源增加
- 不符合大数据申明规格的资源被利用,如"没本地磁盘"

异构的、弹性容量的算力如何使用?

- YARN NM感知容量, 秒级更新容量
- YARN NM感知负载,实时分级驱逐
- YARN RM资源/任务画像, 差异化调度

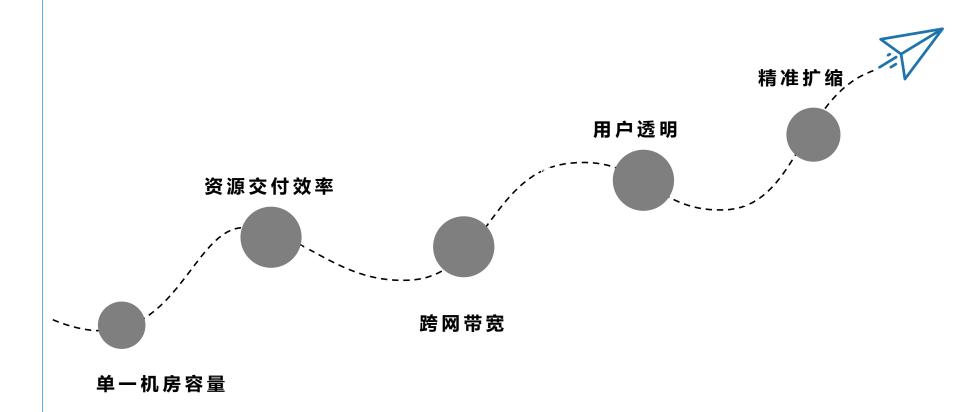


全天CPU利用率

在线独占: 18%大数据独占: 63%

• 离在线混部: 51%,相比在线独占大幅提高,和大数据独占趋近





后续展望



- 准实时的任务分簇算法,降低目前人工参与工作,更好的保障SLA
- 云上竞价算力更大力的使用
- 和云产商更紧密的合作,共同推动大数据融合 云的行业发展









麦思博(msup)有限公司是一家面向技术型企业的培训咨询机构,携手2000余位中外客座导师,服务于技术团队的能力提升、软件工程效能和产品创新迭代,超过3000余家企业续约学习,是科技领域占有率第1的客座导师品牌,msup以整合全球领先经验实践为己任,为中国产业快速发展提供智库。

高可用架构公众号主要关注互联网架构及高可用、可扩展及高性能领域的知识传播。订阅用户覆盖主流互联网及软件领域系统架构技术从业人员。 高可用架构系列社群是一个社区组织,其精神是"分享+交流",提倡社区的人人参与,同时从社区获得高质量的内容。