

AI驱动软件研发 全面进入数字化时代

中国·北京 08.18-19

software
Development
Digital
summit



阿里云服务器智能异常调度系统构建与实践

朱兆良 阿里云计算有限公司

科技生态圈峰会+深度研习—1000+技术团队的共同选择





2023K+ 全球软件研发行业创新峰会 上海站

会议时间 106.09-10



2023K+ 全球软件研发行业创新峰会 北京站

会议时间 | 07.21-22



2024**K**+ 全球软件研发行业创新峰会 深圳站

会议时间 | 05.17-18



K+峰会详情









AiDD峰会详情

演讲嘉宾



朱兆良阿里云计算有限公司 高级技术专家

阿里云弹性计算平台异常调度AIOPS方向负责人。经历淘宝、阿里妈妈、对象存储、弹性计算多个子公司及部门,近8年的运维管控系统建设经验,主导建设存储运维管控系统赤骥,近年来专注弹性计算异常调度平台AIOPS方向,致力于通过AI的方式赋能并提升弹性计算稳定性、运维效率及智能运维能力。



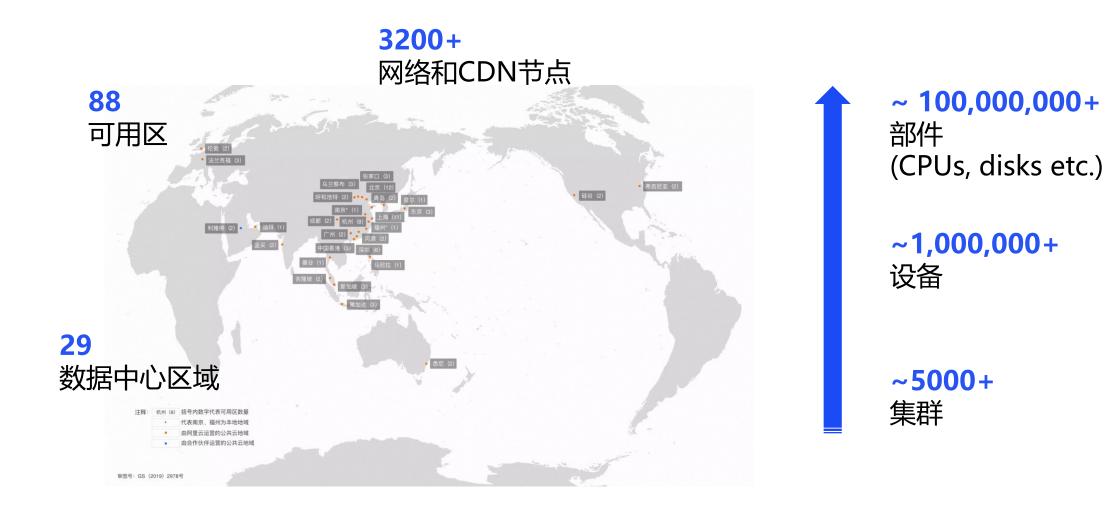


- 1. AIOPS是必然选择
- 2. 智能异常调度系统介绍
- 3. AIOPS在异常调度系统的实践
- 4. 感悟

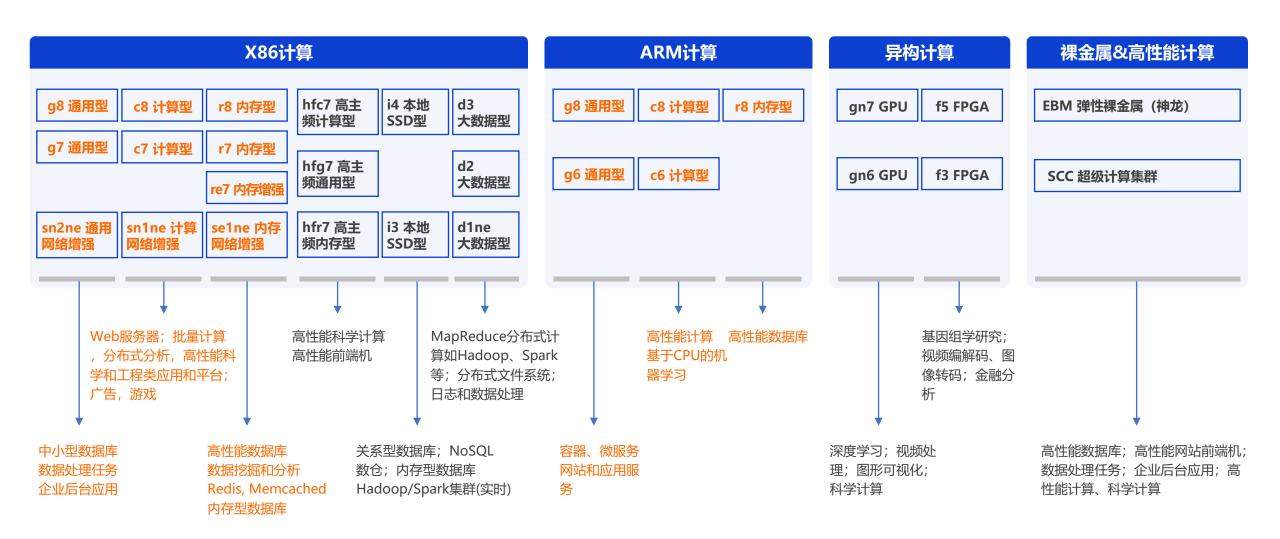


PART 01 AIOPS是云计算发展的必然选择。

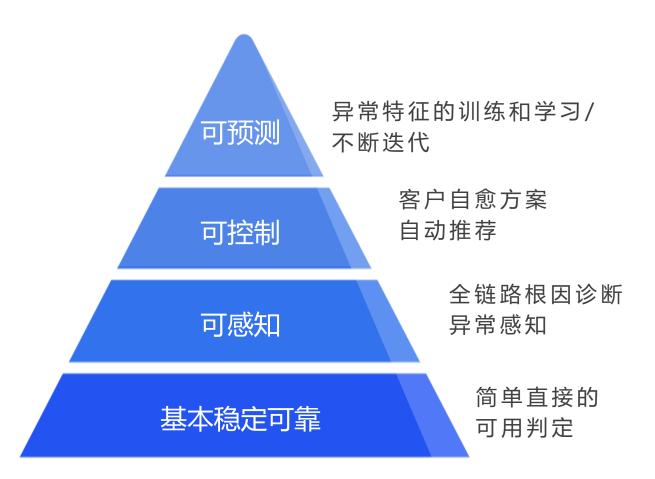
> 大规模系统的选择



> 复杂产品形态的选择



> 客户稳定性及运维体验的选择





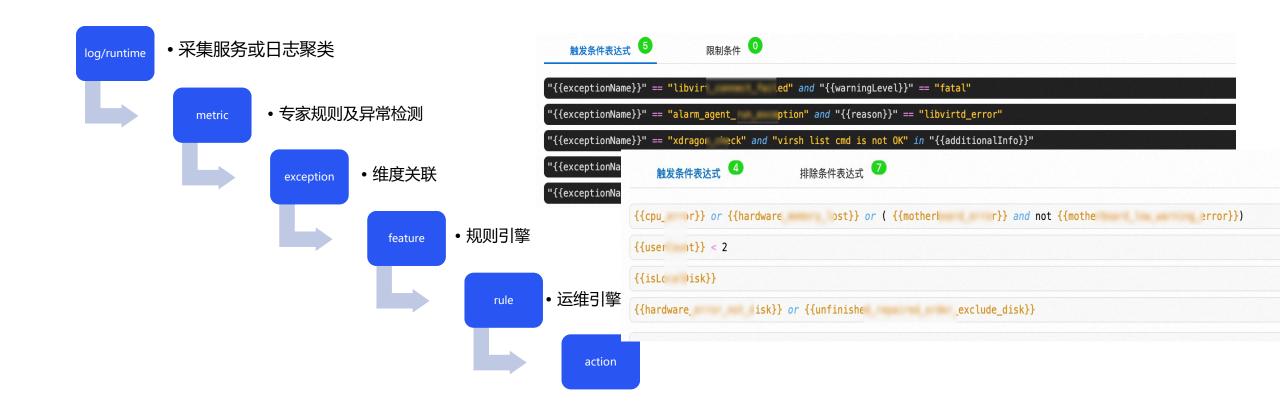


PART 02 智能异常调度系统介绍

> 系统架构



> 关键路径及概念

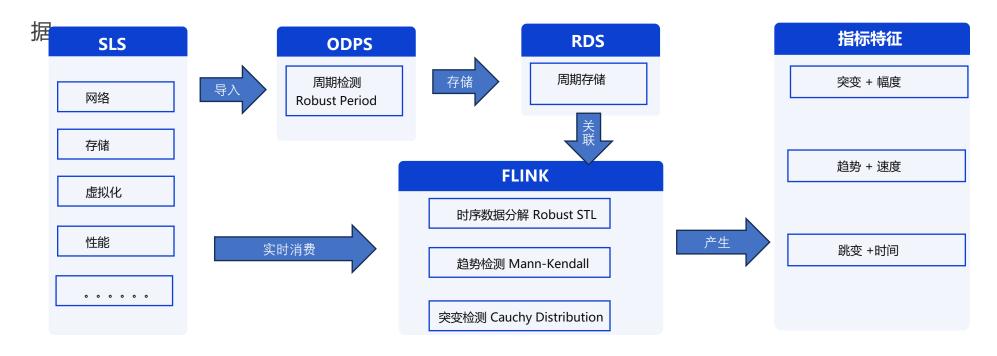




PART 03 AIOPS在异常调度系统的实践

> 智能诊断(指标异常检测)

- 采集服务采集了大量的系统运行时数据(每天800+TB的数据量, 1000+的指标项)
- 专家阈值设定判断异常无法跟随系统变化而变化,无法适配周期性数



当前实时检测序列超过5000W+条,预计9月底会达到破亿



智能诊断(指标异常检测)

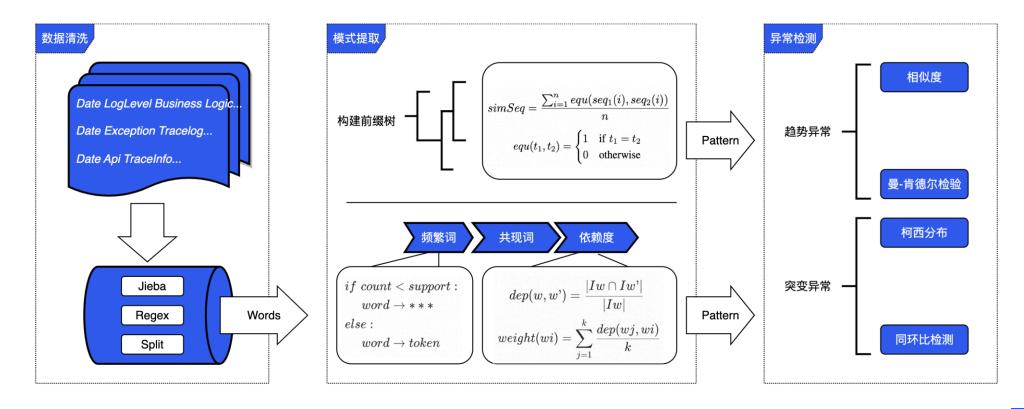


> 智能诊断(日志聚类分析)

• **异常特征检测**:特征发生异常时(突变),底层逻辑变化或真实异常发生变化,需要人工处理

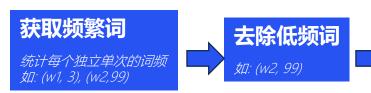
• 新Pattern: 当关键日志解析出现新的LogPattern时,这类问题可能会导致之前的专家规则发生了变化,需要及时更正

· 新异常特征: 通过异常模式提取以及模式异常检测, 找到突变异常或趋势异常



> 智能诊断(日志聚类分析)

• 基于词频的日志聚类



相同候选项合并

(interface * down,1) (interface * down, 1) (interface * down, 2)



覆盖候选集合并

(User bob login from 10.1.1.1, 5) (User * login from 10.1.1.1, 5) (User * login from 10.1.1.1, 10)



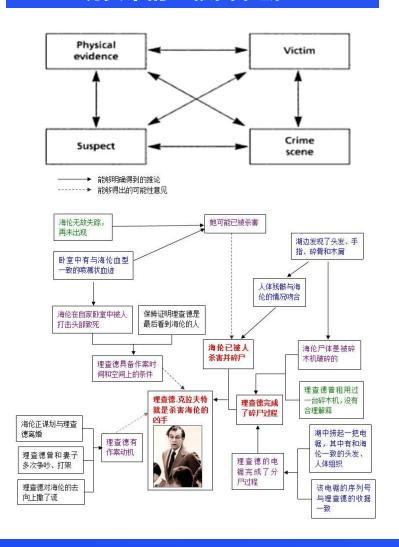
(Interface *down at node router1, 5) (Interface *down at node router2, 5) (Interface *down at node *, 10)

• 实时异常检测新增及突变



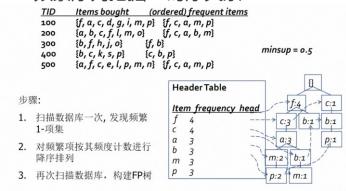
> 智能诊断(根因诊断)

现实中的 "根因诊断"



关联关系挖掘

- 专家经验
- 算法挖掘
 - 频繁序列挖掘 时序关系 + FP-Tree



频繁项评价

置信度	p(B A)
提升度	$\frac{p(B A)}{P(B)}$
KULA	$\frac{P(A B) + P(B A)}{2}$
IR	$\frac{ \sup(A) - \sup(B) }{\sup(A) + \sup(B) - \sup(A \cup B)}$



> 智能运维决策-概览



> 智能运维决策-运维规则

• 优化现有规则

R: A and B and C => R': (A or A_0) and B and C

- 关联关系挖掘 (FP-Tree) , 发现A与A₀
- A与A₀的关联系数超过阈值, $P(A|A_0) > \theta$
- A₀发生的事件早于A

Sequence_id	Sequence
10	$\langle a(abc)(ac)d(cf)\rangle$
20	$\langle (ad)c(bc)(ae)\rangle$
30	$\langle (ef)(ab)(df)cb \rangle$
40	$\langle eg(af)cbc\rangle$

• 挖掘新规则

针对特定场景X当前存在运维规则 R: A and B and C

- 通过历史上场景X发生时的事件序列集合, 挖掘频繁序列挖掘(PrefixSpan)作为新的 规则: DEF => D and E and F
- D/E/F发生的事件早于A/B/C

prefix	projected (suffix) database
$\langle a \rangle$	$\langle (abc)(ac)d(cf)\rangle, \ \langle (_d)c(bc)(ae)\rangle, \ \langle (_b)(df)cb\rangle, \ \langle (_f)cbc\rangle$
$\langle b \rangle$	$ \langle (_c)(ac)d(cf)\rangle, \qquad \langle (_c)(ae)\rangle, $ $\langle (df)cb\rangle, \langle c\rangle $
$\langle c \rangle$	$\langle (ac)d(cf)\rangle, \langle (bc)(ae)\rangle, \langle b\rangle, \langle bc\rangle$
$\langle d \rangle$	$\langle (cf) \rangle, \langle c(bc)(ae) \rangle, \langle (_f)cb \rangle$
$\langle e \rangle$	$\langle (-f)(ab)(df)cb\rangle, \langle (af)cbc\rangle$
$\langle f \rangle$	$\langle (ab)(df)cb\rangle, \langle cbc\rangle$

> 智能运维决策-新老规则回溯



新规则漏报 0	新规则新增 30	原规则/新规则均命中24	旧规则命中数据 24	新规则命中数据 54		新规则漏报 0	新规则新增 30 原规则/新规则 均命中 24
targetId		命中时间		所属集群	productName	targetId	原命中时间
'.80		2023-07-18 07:00:43		APEZTA	;2_0	30.231	2023-07-18 05:26:36
215		2023-07-18 14:52:43		AT 3860A	2_0	4.240	2023-07-19 00:39:35
'.142		2023-07-18 20:37:41		AT 3082	oC02	1	2023-07-19 15:28:53
).5		2023-07-19 03:07:46		APPROX	;2_0	98.77	2023-07-19 19:48:32
168		2023-07-19 11:56:32		APPROXI	;2_0	9.3	2023-07-20 12:06:47
5.129		2023-07-20 14:16:48		ATSES	:2_0	1	2023-07-20 16:08:10
).2		2023-07-20 14:50:01		APROXICE	;2_0	97.94	2023-07-20 18:38:35
).208		2023-07-21 01:40:03		APRICAL	;2_5	50.47	2023-07-22 04:48:20
213		2023-07-21 16:41:36		APRILIZ	nal	2.42	2023-07-22 08:11:31
).9		2023-07-22 08:53:46		A19600	:2_5	7.22	2023-07-22 09:04:03

新规则命中数据 54

提前命中时间差(s) =

15

161 245

110

1581

新命中时间

2023-07-18 05:26:20

2023-07-19 00:39:35 2023-07-19 15:26:11

2023-07-19 19:44:27 2023-07-20 12:06:47

2023-07-20 16:06:20 2023-07-20 18:12:13

2023-07-22 04:48:20 2023-07-22 08:11:21 2023-07-22 09:03:58

> 智能运维决策-运维评价体系

• 评价诉求

同一问题的不同运维策略哪个好? 实例运维后,真的更"健康"了吗?

• 评价度量

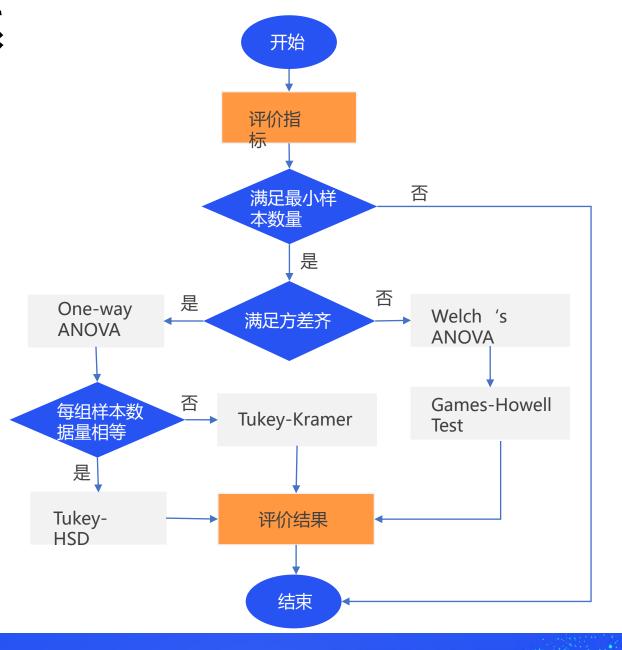
不可用 $KeyMetric_{down} = rac{\sum_{i=1}^{i=n} F_e * Vm_i Down_T}{\sum_{i=1}^{i=n} Vm_i TotalLifeTime_T}$

数据面有损 $KeyMetric_{perf} = rac{\sum_{l=1}^{l=n} F_l \sum_{i=1}^{i=n} F_e * Vm_i Perf_T}{\sum_{i=1}^{i=n} Vm_i Total LifeTime_T}$

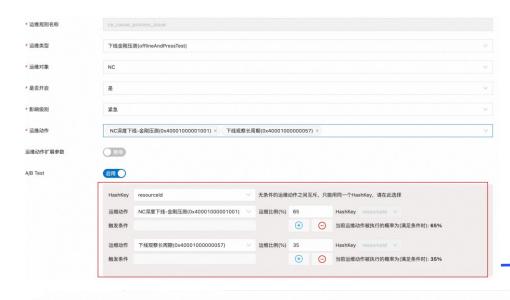
控制面有损 $KeyMetric_{ctrl} = \frac{\sum_{l=1}^{l=n} F_l \sum_{i=1}^{i=n} F_e * Vm_iCtrl_T}{\sum_{i=1}^{i=n} Vm_iTotalLifeTime_T}$

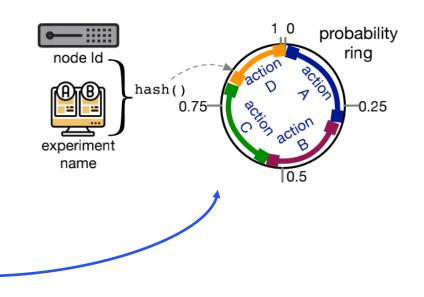
• 差异化分析

显著性差异检验



➤ 智能运维决策-A/B Test







差异结果

无差异

> 参考文献

- [1] Localizing Failure Root Causes in a Microservice through Causality Inference
- [2] Anomaly Detection in Time Series: A Comprehensive Evaluation
- [3] TcpRT: Instrument and Diagnostic Analysis System for Service Quality of Cloud Databases at Massive Scale in Realtime
- [4] RobustPeriod: Robust Time-Frequency Mining for MultiplePeriodicity Detection
- [5] RobustSTL: A Robust Seasonal-TrendDecomposition Algorithm for Long Time Series
- [6] System Log Parsing: A Survey
- [7] LogCluster A Data Clustering and Pattern Mining Algorithm for Event Logs
- [8] SPINE: A Scalable Log Parser with Feedback Guidance
- [9] Mining Frequent Patterns without Candidate Generation: A Frequent-Pattern Tree Approach
- [10] Mining Sequential Patterns by Pattern-Growth: The PrefixSpan Approach
- [11] Predictive and adaptive failure mitigation to avert production cloud VM interruptions
- [12] Taking parametric assumptions seriously: Arguments for the use of Welch's F-test instead of the classical F-test in one-way ANOVA
- [13] Relationship between Omnibus and Post-hoc Tests: An Investigation of performance of the F test in ANOVA

PART 04 感悟



> 感悟

- 1.AI入门没有想象的那么难
- 2.循序渐进,不好高骛远
- 3.给予结果充分的信任
- 4.做好安全防护



感谢聆听

