

### 微服务架构电商系统下故障识别 和分类

中南-天云战队/杨平 中南大学、天云软件技术有限公司

2022 CCF国际AIOps挑战赛决赛暨AIOps研讨会

### 目录 CONTENTS

01 团队介绍

02 数据分析

03 方案介绍

04 改进思路



### 1 团队介绍



## 中南-天云 战队





### 参赛人员:

- 杨平(博士研究生、CTO)
- 刘鑫霖(算法经理)
- 邓涵宇(硕士研究生)
- 李君健(硕士研究生)
- 陈梓豪(硕士研究生)
- 赵琳 (算法总监)
- 黄载群(算法工程师)
- 蒋颖(数据经理)

### 参赛单位:

- 中南大学
- 天云软件技术有限公司

### 指导老师:

- 王建新(教授、博导)
- 黄家玮(教授、博导)

### 比赛成绩:

• 复赛第四名



### 2 数据分析-数据概览

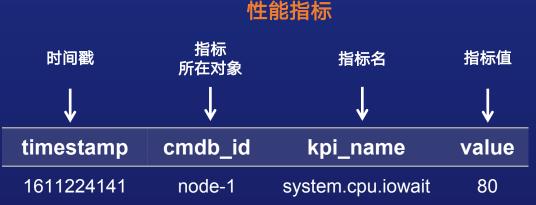


本次竞赛一共有3大类数据:指标、日志和调用链,其主要来自于微服务系统所收集的多模态监控数据。 其中,指标数据又包括业务指标和性能指标,业务指标共有4个,性能指标近400个。



为保证算法模型的通用性和可操作性,本比赛最终方案 主要采用了**性能指标数据** 



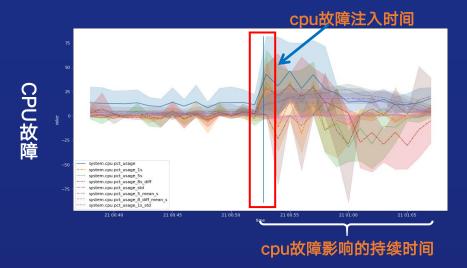




### 2 数据分析-故障相关指标影响



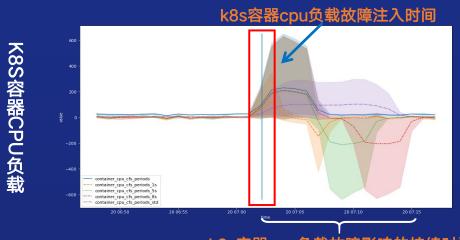
### node级故障数据呈现



### 

#### 内存消耗故障影响的持续时间

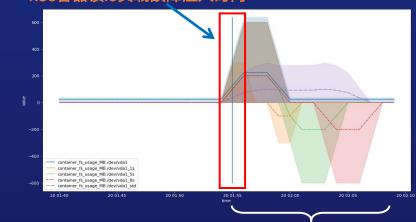
### pod级故障数据呈现



k8s容器cpu负载故障影响的持续时间

#### k8s容器读io负载故障注入时间

K8S容器读IO负载



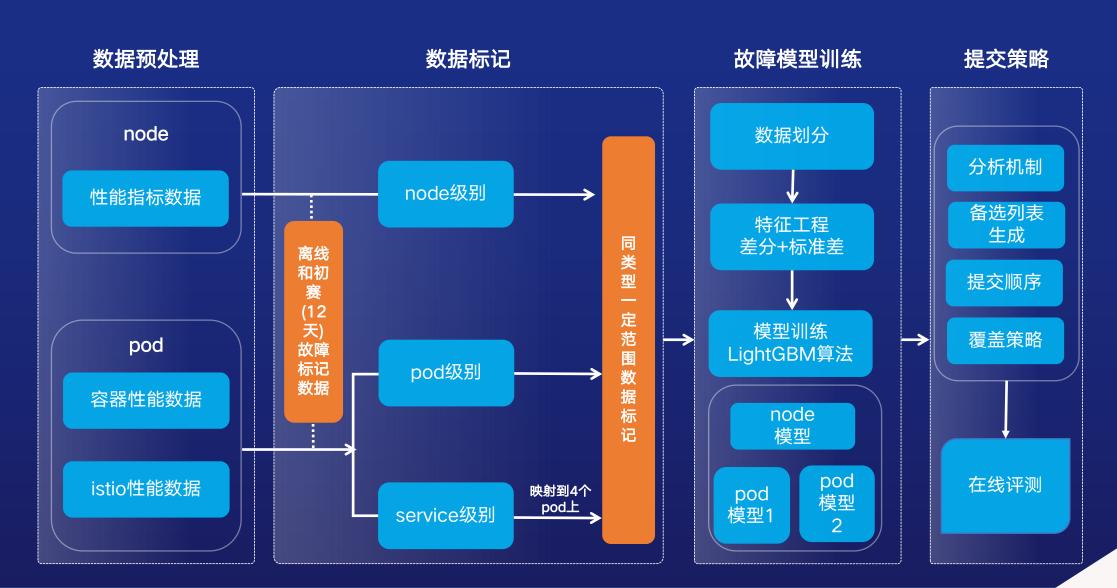
k8s容器读io负载故障影响的持续时间



### 3 方案介绍-方案框架



本方案主要分为数据预处理,数据标记,故障模型训练,提交策略四个模块:





### 3 方案介绍-数据预处理



### 对于node性能指标数据,将原始数据对node-1至node-6按照1分钟级别进行合并

-▼ va	lue -
	0.16
	0.01
	C
	C
	C
	C
	C
	0.01
	C
	0.01

timestamp	۳	cmdb_id	٠	kpi_name	r	value	¥
1647705	600	node-6		ping.can_connect			1
1647705	600	node-2		ping.can_connect			1
1647705	600	node-4		ping.can_connect			1
1647705	660	node-4		ping.can_connect			1
1647705	660	node-2		ping.can_connect			1
1647705	660	node-6		ping.can_connect			1
1647705	720	node-4		ping.can_connect			1
1647705	720	node-6		ping.can_connect			1
1647705	720	node-2		ning can connect			1

timestamp	cmdb_i(*	kpi_name	-1	value	-
1647619200	node-2	system.mem.real.pct_useage	9	50	.05
1647619200	node-1	system.mem.real.pct_useage	9	80	.78
1647619200	node-5	system.mem.real.pct_useage	è	45	.89
1647619200	node-4	system.mem.real.pct_useage	9	46	.51
1647619200	node-6	system.mem.real.pct_useage	9	1	9.7
1647619200	node-3	system.mem.real.pct_useage	9	5	0.6
1647619260	node-1	system.mem.real.pct_useage	9	80	.69
1647619260	node-6	system.mem.real.pct_useage	9	2	0.5
1647619260	node-5	system.mem.real.pct_useage	9	45	.41
1647619260	node-3	system.mem.real.pct_useage	9	50	.59

timestamp	*	cmdb_i *	kpi_name	J	value	*
1647619200		node-4	system.net.udp.in_datagran	15	50	7.2
16476192	200	node-5	system.net.udp.in_datagran	ns	60	8.1
16476192	200	node-6	system.net.udp.in_datagran	าร	1604.83	
16476192	200	node-1	system.net.udp.in_datagran	15	400	.85
16476192	200	node-2	system.net.udp.in_datagran	ns	947.17	
16476192	200	node-3	system.net.udp.in_datagran	15	2236	.55
16476192	260	node-6	system.net.udp.in_datagran	15	1457	.48
16476192	260	node-5	system.net.udp.in_datagran	าร	695	.82
16476192	260	node-1	system.net.udp.in_datagran	15	547	.97
16476192	260	node-2	system.net.udp.in_datagran	ıs	1183	.18

timestamp	*	cmdb_id	¥	kpi_name	.,4	value	~
1647705	600	node-5		system.disk.free		408818	35173
1647705	300	node-1		system.disk.free		324328	39856
1647705	600	node-6		system.disk.free		259108	39920
1647705	600	node-3		system.disk.free		327160	3712
1647705	600	node-2		system.disk.free		327432	20384
1647705	600	node-4		system.disk.free		326419	2256
1647705	660	node-2		system.disk.free		327383	86288
1647705	660	node-5		system.disk.free		408787	1829
1647705	660	node-6		system.disk.free		259073	32544
1647705	660	node-1		system.disk.free		324277	5808

#### node级别

timestamp	cmdb_id	ping.can_connect	system.cpu.iowait	system.cpu.pct_usage	system.cpu.system	system.cpu.user	system.disk.free	system.disk.pct_usage	system.disk.readonly	 system.proces
1652025600	node-1	1.0	0.71	28.87	2.20	25.97	3.098895e+09	46.33	0.0	 0.0
1652025600	node-2	1.0	1.69	3.60	0.96	0.96	3.130082e+09	11.07	0.0	 0.0
1652025600	node-3	NaN	1.11	6.80	1.78	3.91	3.127453e+09	能指标字段	0.0	 0.0
1652025600	node-4	1.0	1.71	3.62	1.12	0.79	NaN	NaN T-4X	NaN	 0.0
1652025600	node-5	NaN	0.00	7.27	2.02	5.25	3.895508e+09	68.26	0.0	 11.0
1652111940	node-2	1.0	4.53	9.09	1.24	3.32	3.057707e+09	41.36	0.0	 0.0
1652111940	node-3	NaN	0.50	3.82	1.38	1.94	3.055192e+09	41.78	0.0	 0.0
1652111940	node-4	1.0	#Enode	对放的cmdb	1.25 2.08	1.16	NaN	NaN	NaN	 0.0
1652111940	node-5	NaN	0.00	4.82	2.08	2.75	3.797746e+09	68.83	0.0	 17.0
1652111940	node-6	1.0	0.02	17.46	10.07	7.37	1.983716e+09	26.67	0.0	 197.0

容器性能数据

pod级别

istio性能数据

ti.	mestamp	chidb_id	container_cpu_crs_periods	contamer_cpu_system_seconds	contamer_cpu_usage_seconds	contamer_cpu_user_seconds	container_me_descriptors	container_is_iiiiit
16	647705600	adservice-2	117.000000	0.020000	0.068313	0.035000	93.0	604630.738281
16	647705600	cartservice2-0	101.666667	0.023333	0.069902	0.033333	162.0	604630.738281
16	647705600	checkoutservice-2	1.500000	0.005000	0.015124	0.010000	10.0	604630.738281
16	647705600	frontend-1	90.333333	0.076667	0.257937	0.110000 性能指标	字段	604630.738281
16	647705600	frontend-2	93.000000	0.070000	0.231060	0.120000	19.0	604630.738281
16	647791940	recommendationservice-	167.000000	0.025000	0.149284	0.095000	11.0	604630.738281
16	647791940	recommendationservice2 0	108:003200	0.020000 Epodyt 版 依cmc	0.102714	0.080000	10.0	604630.738281
16	647791940	shippingservice-0	13.500000			0.005000	9.0	604630.738281
16	647791940	shippingservice-1	12.000000	0.000000	0.012291	0.010000	10.0	604630.738281
16	647791940	shippingservice2-0	27.000000	0.010000	0.019877	0.010000	9.0	604630.738281



### 3 方案介绍-node和pod故障标记



### node故障标记

总体原则:结合给定的12天故障标记数据,将相同cmdb\_id故障注入后8分钟内的数据标记为相同故障。

待标记数据

故障类别映射

故障类别	标签
normal	0
node 内存消耗	1
node 磁盘读IO消耗	2
node 磁盘写IO消耗	3
node节点CPU故障	4
node节点CPU爬升	5
node磁盘空间消耗	6

举例说明

故障数据	timestamp	level	cmdb	failure_type	
HV1+XV1/II	1647743133	node	node-	-1	node 内存消耗
	timestamn	cm	ndh id		failure type

 timestamp
 cmdb\_id
 ......
 failure\_type

 1647743160
 node-3
 ......
 0

 1647743160
 node-1
 ......
 1

 .....
 ......
 ......
 ......

 1647743700
 node-1
 ......
 0

### pod|service故障标记

故障类别映射

故障类别	标签
normal	0
k8s容器网络资源包损坏	1
k8s容器cpu负载	2
k8s容器网络丢包	3
k8s容器内存负载	4
k8s容器网络延迟	5
k8s容器进程中止	6
k8s容器读io负载	7
k8s容器网络资源包重复发送	8
k8s容器写io负载	9

总体原则: service级别是将其映射到4个pod上,再依据pod标记方案对其进行标记。

举例说

故障数据	timestamp	level	level cmdb_		failure_type
	1647749457	service	recommendati	onservice	k8s容器cpu负载
					C 11

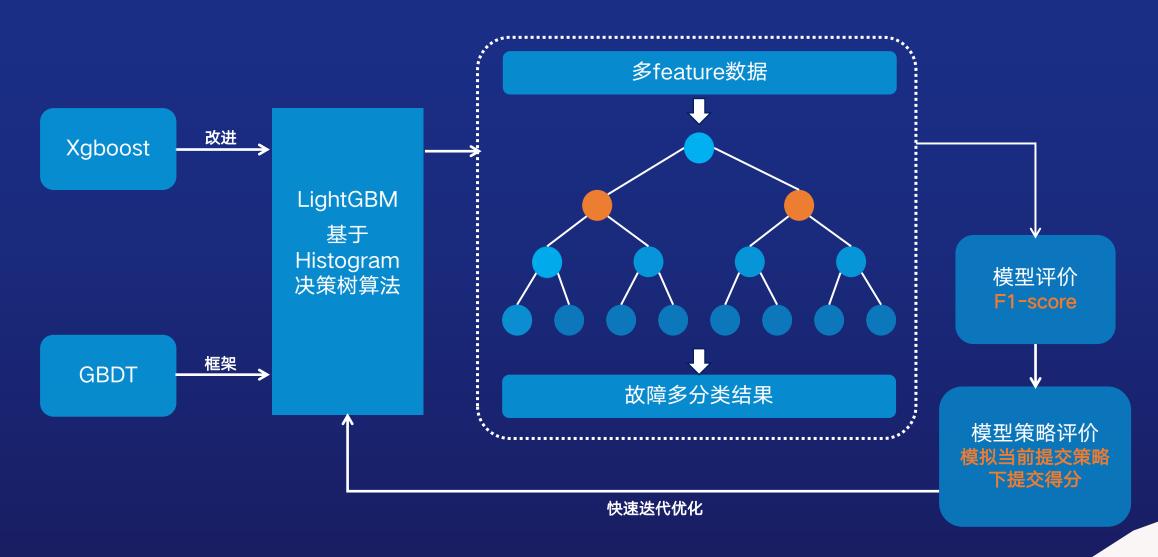
	timestamp	cmdb_id	 failure_type
	1647749460	recommendationservice-0	 2
待标记数据	1647749460	shippingservice-1	 0
	1647750020	recommendationservice-0	 0



### 3 方案介绍-故障识别模型构建算法



故障识别模型构建算法:使用LightGBM算法构建故障识别模型(即多分类模型)





### 3 方案介绍-node故障识别模型





#### 特征衍生

- ✓ 一阶差分
- ✓ 5分钟滑动窗口求和的差分
- ✓ 8分钟滑动窗口求和的差分
- ✓ 8分钟滑动窗口的标准差
- ✓ 8分钟滑动窗口均值的增长率
- ✓ 8分钟滑动窗口求和的增长率
- ✓ 一阶差分8分钟滑动窗口的标准差

df[[col + '\_1s' for col in pod\_data\_col\_list]] = df[pod\_data\_col\_list].diff()
df[[col + '\_5s' for col in pod\_data\_col\_list]] = df[pod\_data\_col\_list].rolling(5, min\_periods=1).sum().diff()
df[[col + '\_8s' for col in pod\_data\_col\_list]] = df[pod\_data\_col\_list].rolling(8, min\_periods=1).sum().diff()
df[[col + '\_std' for col in pod\_data\_col\_list]] = df[pod\_data\_col\_list].rolling(8, min\_periods=1).std()
bx = df[pod\_data\_col\_list].rolling(8, min\_periods=1).mean().diff()
bx\_sum = df[pod\_data\_col\_list].rolling(8, min\_periods=1).sum().diff()
df[[col + '\_8\_mean\_s' for col in pod\_data\_col\_list]] = bx / bx.shift(-1)
df[[col + '\_8\_sum\_s' for col in pod\_data\_col\_list]] = bx\_sum / bx\_sum.shift(-1)
df[[col + '\_1s\_std' for col in node\_col]] = df[[col + '\_1s' for col in node\_col]].rolling(8, min\_periods=1).std()



### 特征筛选

✓ 衍生原始特征数: 44, 衍生特征加原始特征数:

365

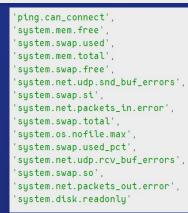
✓ 训练集数据量: 60480 ,其中故障标签数据:

680

✓ 测试集数据量: 43200, 其中故障标签数据:

536

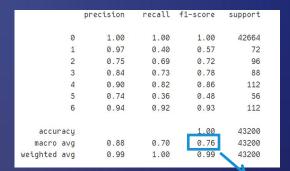
lambda 11: 0.25





### 模型评估

模型在数据划分第二阶段中测试集上的评价表现如下: 七分类模型在测试集中的平均F1分数为0.76



模型效果评估

衍生去除无用特征



### 模型训练

#### 使用LightGBM算法,经调优后参数设定如下:

bagging_freq: 1	objective: multiclass	min_sum_hessian_in_leaf: 6	
num_class: 7	boosting: gbdt	bagging_fraction: 0.7	
num_leaves: 6	min_data_in_leaf: 30	bagging_seed: 111	
max_depth: 6	learning_rate: 0.1	random_state: 13	

lambda\_l2: 0.5

feature\_fraction: 0.8

模型训练

宏平均F1分数值



### 3 方案介绍-pod故障识别模型





#### 特征衍生

- ▶ 一阶差分
- ▶ 5分钟滑动窗口求和的差分
- ▶ 8分钟滑动窗口求和的差分
- ▶ 8分钟滑动窗口的标准差

```
df[[col + '_1s' for col in pod_data_col_list]] = df[pod_data_col_list].diff()
df[[col + '_5s' for col in pod_data_col_list]] = df[pod_data_col_list].rolling(5, min_periods=1).sum().diff()
df[[col + '_8s' for col in pod_data_col_list]] = df[pod_data_col_list].rolling(8, min_periods=1).sum().diff()
df[[col + '_std' for col in pod_data_col_list]] = df[pod_data_col_list].rolling(8, min_periods=1).std()
```

#### 特征筛选

衍生去除部分噪音特征

- ▶ 衍生原始特征数: 162, 衍生后特征加原始特征数: 810
- 训练集数据量: 403192, 其中故障标签数据: 4161
- 测试集数据量: 302317, 其中故障标签数据: 3485

```
'container_last_seen',
'istio_request_duration_milliseconds.grpc.200.0.0'
'istio_request_messages',
'istio_requests.grpc.200.0.0',
'istio_response_bytes.grpc.200.0.0'
'istio_response_messages'
container_cpu_load_average_10s
container fs inodes free./dev/vda1'
container_fs_io_current./dev/vda1'
container_fs_io_time_seconds./dev/vda1'
container_fs_io_time_weighted_seconds./dev/vda1',
container_fs_limit_MB./dev/vda1'
'container_fs_read_seconds./dev/vda1',
container_fs_reads./dev/vda1',
container_fs_reads_merged./dev/vda1',
container_fs_sector_reads./dev/vda1'
container_fs_sector_writes./dev/vda1'
container_fs_write_seconds./dev/vda1',
container_fs_writes./dev/vda1'
container_fs_writes_merged./dev/vda1',
'container_memory_swap'
'container_network_receive_errors.eth0'
'container_network_transmit_errors.eth0'
'container_network_transmit_packets_dropped.eth0',
container_spec_cpu_period'
container_spec_memory_reservation_limit_MB'
container tasks state.iowaiting'.
container tasks state.running'
'container_tasks_state.sleeping'
'container_tasks_state.stopped'
container_tasks_state.uninterruptible',
container_threads_max'
```

标记处为噪音指标,其余为0值或单一值指标



### 3 方案介绍-pod故障识别模型





### 模型训练

使用LightGBM算法,经调优后参数设定如下:

bagging\_freq: 1 objective: multiclass

num\_class: 10 boosting: gbdt

num\_leaves: 6 min\_data\_in\_leaf: 30

max\_depth: 6 learning\_rate: 0.1

lambda\_l1: 0.25 lambda\_l2: 0.5

min\_sum\_hessian\_in\_leaf: 6

bagging\_fraction: 0.5

bagging\_seed: 11

random\_state: 2022

feature\_fraction: 0.8

训练 结果

### **%**

### 模型评估

#### 模型 1:

采用全量container加部分istio性 能数据进行模型训练,其特征数共 计251个。在数据划分第二阶段中, 该十分类模型在测试集上的评价表 现如右图所示,其F1分数为0.63

	precision	recall	f1-score	support
0	0.99	1.00	1.00	297864
1	0.57	0.27	0.36	960
2	0.98	0.67	0.80	540
3	0.45	0.50	0.48	450
4	0.89	0.62	0.73	525
5	0.70	0.58	0.64	467
6	0.69	0.46	0.55	323
7	0.98	0.68	0.80	576
8	0.15	0.35	0.21	235
9	0.91	0.61	0.73	377
accuracy			0.99	302317
macro avg	0.73	0.57	0.63	302317
weighted avg	0.99	0.99	0.99	302317

#### 模型 2:

采用全量container性能数据进行模型训练,其特征数共计198个。在数据划分第二阶段中,该十分类模型在测试集上的评价表现如右图所示,其F1分数为0.59

		precision	recall	f1-score	support
	0	0.99	1.00	1.00	298832
	1	0.81	0.29	0.43	448
	2	0.76	0.91	0.83	372
	3	0.68	0.20	0.31	496
	4	0.75	0.67	0.71	368
	5	0.62	0.04	0.07	392
•	6	0.62	0.48	0.54	216
	7	0.85	0.93	0.89	399
	8	0.69	0.14	0.23	540
	9	0.94	0.80	0.86	254
accura	cy			0.99	302317
macro a	vg	0.77	0.55	0.59	302317
weighted a	vg	0.99	0.99	0.99	302317



### 3 方案介绍-提交策略



### 模型分类结果

timestamp	cmdb_id	pre_y
1647743160	node-3	0
1647743160	node-1	1
1647749460	frontend-2	0

对node、pod、service分别进行分析



### 分析机制

- ✓ 10秒钟进行一次检测
- ✓ 提取当前时间前10分钟的检测结果进行分析

#### node 级别故障

历史记录中,相同cmdb\_id 出现次数大于 等于1次的, 将该检测结果 提交至node级 别备选列表

#### pod 级别故障

历史记录中,相同cmdb\_id 出现次数大于等于1次的, 将该检测结果 提交至pod级 别备选列表

#### service 级别故障

如果该service 下的4个pod中 大于等于2个 出现相同故障, 结果提交至 service级别备 选列表

### 限

### 限制策略

- ▶ 10分钟内检出的pod级别故障不允许覆盖node和service故障;
- ▶ 10分钟内检出的node故障不允许覆盖service故障;
- ▶ 对于同一cmdb, 20分钟内不可重复提交;
- 对pod级别的k8s容器网络资源包损坏、k8s容器网络丢包、k8s容器网络资源包重 复发送这三个故障在10分钟内检出2次才会加入提交备选列表:

node检出 准确率高 service检出 门槛高

按顺序提交 service>pod>node

	cmdb_id	failure_type
	adservice	k8s容器cpu负载
-	adservice-2	k8s容器cpu负载
	node-1	node节点CPU爬升
	adservice-1	k8s容器cpu负载

备选列表



cmdb_id	failure_type
adservice	k8s容器cpu负载

提交结果



### 4 改进思路





02 待提升的方向:

#### 数据利用

◆ metric,trace,log 对故障的影响

### 关联分析

◆ 建立pod和node 之间的相关性

#### 特征工程

◆ 面向故障针对性 衍生特征

### 提交策略优化

◆ 适应检测精度调整提交顺序





2022 CCF国际AIOps挑战赛决赛暨AIOps研讨会

# THANKS