一口气搞懂「Flink Metrics」监控指标和性能优化, 全靠这 33 张图和 7 千字(建议收藏)

本文作者:在IT中穿梭旅行本文档来自公众号:3分钟秒懂大数据

微信扫码关注,土哥拉你进 Flink 技术 交流群,获取更多大数据技术





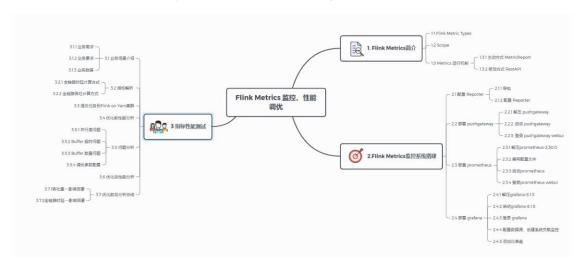


前言

大家好, 我是土哥。

最近在公司做 Flink 推理任务的性能测试,要对 job 的全链路吞吐、全链路时延、吞吐时延指标进行监控和调优,其中要使用 Flink Metrics 对指标进行监控。

接下来这篇文章,干货满满,我将带领读者全面了解 Flink Metrics 指标监控,并通过实战案例,对全链路吞吐、全链路时延、吞吐时延的指标进行性能优化,彻底掌握 Flink Metrics 性能调优的方法和 Metrics 的使用。大纲目录如下:



1 Flink Metrics 简介

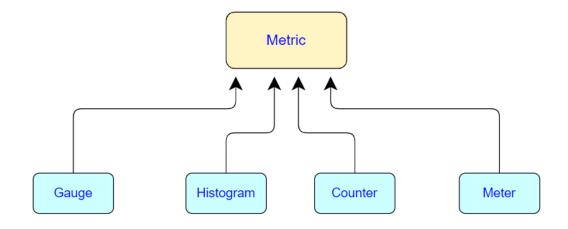
Flink Metrics 是 Flink 集群运行中的各项指标,包含机器系统指标,比如: CPU、内存、线程、JVM、网络、IO、GC 以及任务运行组件(JM、TM、Slot、作业、算子)等相关指标。

Flink Metrics 包含两大作用:

- 1. 实时采集监控数据。在 Flink 的 UI 界面上,用户可以看到自己提交的任务状态、时延、监控信息等等。
- 2. 对外提供数据收集接口。用户可以将整个 Flink 集群的监控数据主动上报至第 三方监控系统,如: prometheus、grafana 等,下面会介绍。

1.1 Flink Metric Types

Flink 一共提供了四种监控指标:分别为 Counter、Gauge、Histogram、Meter。



1. Count 计数器

统计一个指标的总量。写过 MapReduce 的开发人员就应该很熟悉 Counter,其实含义都是一样的,就是对一个计数器进行累加,即对于多条数据和多兆数据一直往上加的过程。其中 Flink 算子的接收记录总数 (numRecordsIn) 和发送记录总数 (numRecordsOut) 属于 Counter 类型。

使用方式:可以通过调用 counter(String name)来创建和注册 MetricGroup

```
public class MyMapper extends RichMapFunction<String, String> {
   private transient Counter counter;

@Override
public void open(Configuration config) {
   this.counter = getRuntimeContext()
        .getMetricGroup()
        .counter("myCustomCounter", new CustomCounter());
}

@Override
public String map(String value) throws Exception {
   this.counter.inc();
   return value;
}
```

2. Gauge 指标瞬时值

Gauge 是最简单的 Metrics ,它反映一个指标的瞬时值。比如要看现在 TaskManager 的 JVM heap 内存用了多少,就可以每次实时的暴露一个 Gauge,Gauge 当前的值就是 heap 使用的量。

使用前首先创建一个实现 org.apache.flink.metrics.Gauge 接口的类。返回值的类型没有限制。您可以通过在 MetricGroup 上调用 gauge

```
public class MyMapper extends RichMapFunction<String, String> {
  private transient int valueToExpose = 0;
  @Override
  public void open(Configuration config) {
    getRuntimeContext()
      .getMetricGroup()
      .gauge("MyGauge", new Gauge<Integer>() {
        @Override
        public Integer getValue() {
          return valueToExpose;
      });
  }
  @Override
  public String map(String value) throws Exception {
    valueToExpose++;
    return value;
  }
}
```

3. Meter 平均值

用来记录一个指标在某个时间段内的平均值。Flink 中的指标有 Task 算子中的 numRecordsInPerSecond,记录此 Task 或者算子每秒接收的记录数。

使用方式:通过 markEvent() 方法注册事件的发生。通过 markEvent(long n) 方法注册同时发生的多个事件。

4. Histogram 直方图

Histogram 用于统计一些数据的分布,比如说 Quantile、Mean、StdDev、Max、Min 等,其中最重要一个是统计算子的延迟。此项指标会记录数据处理的延迟信息,对任务监控起到很重要的作用。

使用方式: 通过调用 histogram(String name, Histogram histogram) 来注册一个 MetricGroup

1.2 Scope

Flink 的指标体系按树形结构划分,域相当于树上的顶点分支,表示指标大的分类。每个指标都会分配一个标识符,该标识符将基于3个组件进行汇报:

- 1. 注册指标时用户提供的名称;
- 2. 可选的用户自定义域;
- 3. 系统提供的域。

例如,如果 A.B 是系统域,C.D 是用户域,E 是名称,那么指标的标识符将是 A.B.C.D.E. 你可以通过设置 conf/flink-conf.yam 里面的 metrics.scope.delimiter 参数 来配置标识符的分隔符(默认".")

举例说明: 以算子的指标组结构为例, 其默认为:

hlinkui.taskmanager.1234.wordcount.flatmap.0.numRecordsIn

1.3 Metrics 运行机制

在生产环境下,为保证对 Flink 集群和作业的运行状态进行监控,Flink 提供两种集成方式:

1.3.1 主动方式 MetricReport

Flink Metrics 通过在 conf/flink-conf.yaml 中配置一个或者一些 reporters,将指标 暴露给一个外部系统.这些 reporters 将在每个 job 和 task manager 启动时被实例化。

1.3.2 被动方式 RestAPI

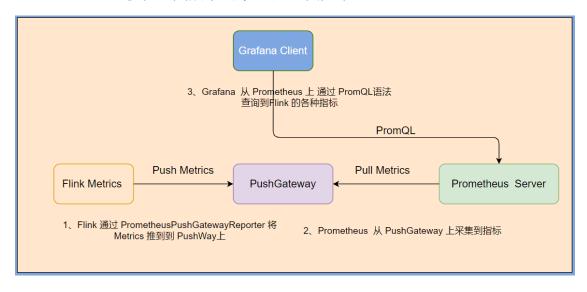
通过提供 Rest 接口,被动接收外部系统调用,可以返回集群、组件、作业、Task、算子的状态。Rest API 实现类是 WebMonitorEndpoint

2 Flink Metrics 监控系统搭建

Flink 主动方式共提供了8种 Report。

我们使用 PrometheusPushGatewayReporter 方式 通过 prometheus + pushgateway + grafana 组件搭建 Flink On Yarn 可视化监控。

当用户使用 Flink 通过 session 模式向 yarn 集群提交一个 job 后,Flink 会通过 PrometheusPushGatewayReporter 将 metrics push 到 pushgateway 的 9091 端口上,然后使用外部系统 prometheus 从 pushgateway 进行 pull 操作,将指标采集过来,通过 Grafana 可视化工具展示出来。 原理图如下:



首先,我们先在 Flink On Yarn 集群中提交一个 Job 任务,让其运行起来,然后执行下面的操作。

2.1 配置 Reporter

下面所有工具、jar 包已经全部下载好,需要的朋友在公众号后台回复: 02,可以全部获取到。

flink-metrics-prometheus_2.11-1.13.2.jar	2021/9/28 13:47
grafana-enterprise-8.1.5.linux-amd64.tar.gz	2021/9/28 11:25
grafana-enterprise-8.1.5-1.x86_64.rpm	2021/9/28 11:38
prometheus-2.30.0.linux-amd64.tar.gz	2021/9/28 11:18
pushgateway-1.4.1.linux-amd64.tar.gz	2021/9/28 10:50

2.1.1 导包

将 flink-metrics-prometheus_2.11-1.13.2.jar 包导入 flink-1.13.2/bin 目录下

2.1.2 配置 Reporter

选取 PrometheusPushGatewayReporter 方式,通过在官网查询 Flink 1.13.2 Metrics 的配置后,在 flink-conf.yaml 设置,配置如下:

metrics.reporter.promgateway.class: org.apache.flink.metrics.prometheus.
PrometheusPushGatewayReporter

```
metrics.reporter.promgateway.host: 192.168.244.129
metrics.reporter.promgateway.port: 9091
metrics.reporter.promgateway.jobName: myJob
metrics.reporter.promgateway.randomJobNameSuffix: true
metrics.reporter.promgateway.deleteOnShutdown: false
metrics.reporter.promgateway.groupingKey: k1=v1;k2=v2
metrics.reporter.promgateway.interval: 60 SECONDS
```

2.2 部署 pushgateway

Pushgateway 是一个独立的服务,Pushgateway 位于应用程序发送指标和 Prometheus 服务器之间。

Pushgateway 接收指标,然后将其作为目标被 Prometheus 服务器拉取。可以将其看作代理服务,或者与 blackbox exporter 的行为相反,它接收度量,而不是探测它们。

2.2.1 解压 pushgateway

2.2.2. 启动 pushgateway

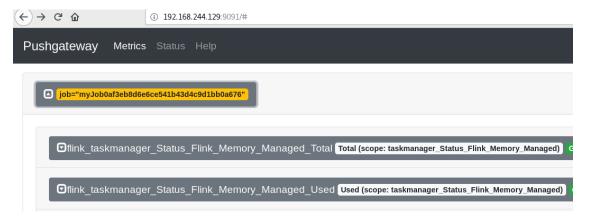
进入到 pushgateway-1.4.1 目录下

./pushgateway &

查看是否在后台启动成功

ps aux|grep pushgateway

2.2.3. 登录 pushgateway webui



2.3 部署 prometheus

Prometheus(普罗米修斯)是一个最初在 SoundCloud 上构建的监控系统。自 2012 年成为社区开源项目,拥有非常活跃的开发人员和用户社区。为强调开源及独立维护,Prometheus 于 2016 年加入云原生云计算基金会(CNCF),成为继 Kubernetes 之后的第二个托管项目。

2.3.1 解压 prometheus-2.30.0

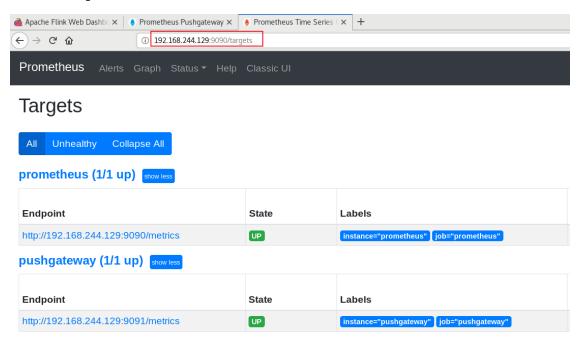
```
9月 28 11:38 grafana-enterprise-8.1.5-1.x86_64.rpm
9月 14 18:28 prometheus-2.30.0
5月 28 22:37 pushgateway-1.4.1
```

2.3.2 编写配置文件

2.3.3 启动 prometheus

./prometheus --config.file=prometheus.yml & 启动完后,可以通过 ps 查看一下端口 ps aux|grep prometheus

2.3.4 登录 prometheus webui



2.4 部署 grafana

Grafana 是一个跨平台的开源的度量分析和可视化工具,可以通过将采集的数据查询然后可视化的展示,并及时通知。它主要有以下六大特点:

- 1、展示方式: 快速灵活的客户端图表,面板插件有许多不同方式的可视化指标和 日志,官方库中具有丰富的仪表盘插件,比如热图、折线图、图表等多种展示方式;
- 2、数据源: Graphite, InfluxDB, OpenTSDB, Prometheus, Elasticsearch, CloudWatch 和 KairosDB 等:
- 3、通知提醒:以可视方式定义最重要指标的警报规则,Grafana 将不断计算并发送通知,在数据达到阈值时通过Slack、PagerDuty等获得通知;
- 4、混合展示:在同一图表中混合使用不同的数据源,可以基于每个查询指定数据源,甚至自定义数据源;
- 5、注释:使用来自不同数据源的丰富事件注释图表,将鼠标悬停在事件上会显示 完整的事件元数据和标记:
- 6、过滤器: Ad-hoc 过滤器允许动态创建新的键/值过滤器,这些过滤器会自动应用于使用该数据源的所有查询。

2.4.1 解压 grafana-8.1.5

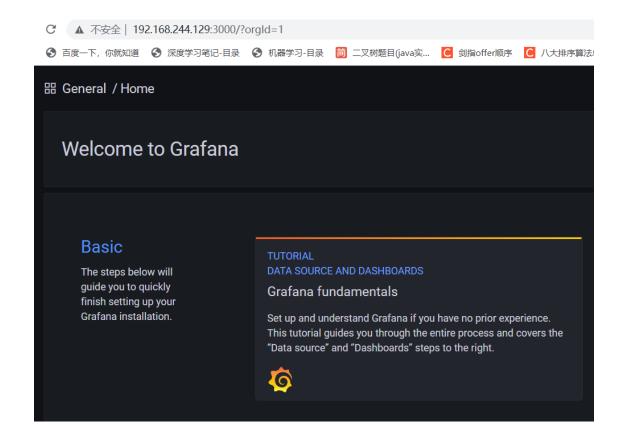
```
liyaozhou
                145 9月
                         28 16:28 grafana-8.1.5
liyaozhou 60258295 9月 28 11:38 grafana-enterprise-8.1.5-1.x86_64.rpm
liyaozhou 60470179 9月 28 11:25 grafana-enterprise-8.1.5.linux-amd64.tar.gz
liyaozhou
                144 9月
                         28 15:03 prometheus-2.30.0
                 54 5月 28 22:37 pushgateway-1.4.1
liyaozhou
kMetricsSoft]$ rm -rf grafana-enterprise-8.1.5.linux-amd64.tar.gz
kMetricsSoft]$ ll
                145 9月
                         28 16:28 grafana-8.1.5
liyaozhou
                         28 11:38 grafana-enterprise-8.1.5-1.x86_64.rpm 28 15:03 prometheus-2.30.0
liyaozhou 60258295 9月
liyaozhou
                144 9月
liyaozhou
                 54 5月
                         28 22:37 pushgateway-1.4.1
```

2.4.2 启动 grafana-8.1.5

./bin/grafana-server web &

2.4.3 登录 grafana

登录用户名和密码都是 admin

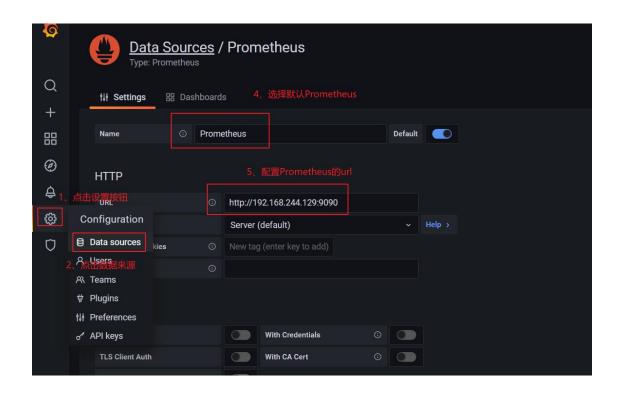


grafana 配置中文教程:

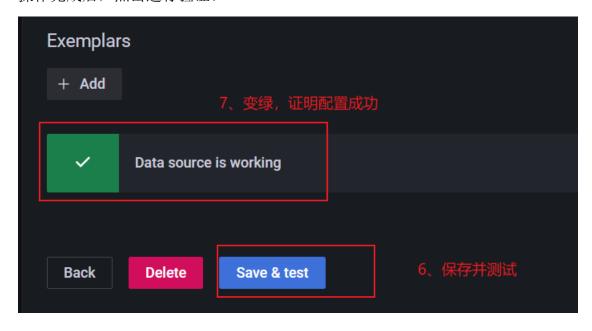
https://grafana.com/docs/grafana/latest/datasources/prometheus/

2.4.4 配置数据源、创建系统负载监控

要访问 Prometheus 设置,请将鼠标悬停在配置(齿轮)图标上,然后单击数据源,然后单击 Prometheus 数据源,根据下图进行操作。

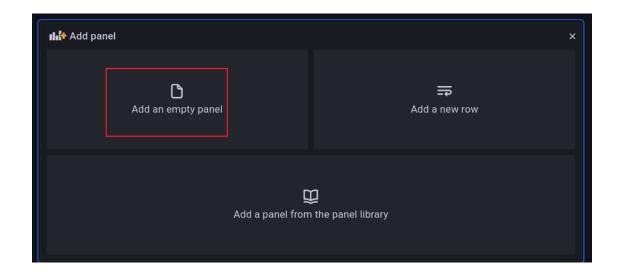


操作完成后,点击进行验证。



2.4.5 添加仪表盘

点击最左侧 + 号,选择 DashBoard,选择新建一个 pannel





至此, Flink 的 metrics 的指标展示在 Grafana 中了

flink 指标对应的指标名比较长,可以在 Legend 中配置显示内容,在{{key}} 将 key 换成对应需要展示的字段即可,如: {{job_name}},{{operator_name}}

3 指标性能测试

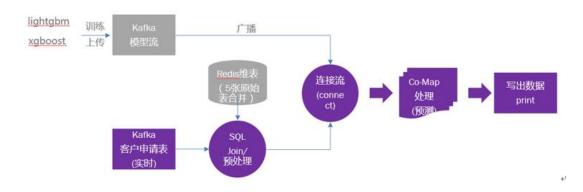
上述监控系统搭建好了之后,我们可以进行性能指标监控了。现在以一个实战案例进行介绍:

3.1业务场景介绍

金融风控场景

3.1.1 业务需求:

Flink Source 从 data kafka topic 中读取推理数据,通过 sql 预处理成模型推理要求的数据格式,在进行 keyBy 分组后流入下游 connect 算子,与模型 connect 后进入 Co-FlatMap 算子再进行推理,原理图如下:



3.1.2 业务要求:

根据模型的复杂程度,要求推理时延到达 20ms 以内,全链路耗时 50ms 以内,吞 吐量达到每秒 1.2w 条以上。

3.1.3 业务数据:

推理数据: 3000w, 推理字段 495 个, 机器学习 Xgboost 模型字段: 495,

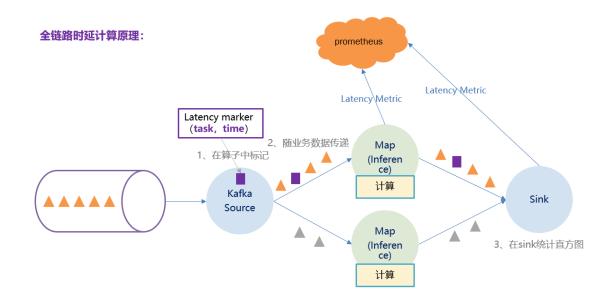
3.2 指标解析

由于性能测试要求全链路耗时 50ms 以内,应该使用 Flink Metrics 的 Latency Marker 进行计算

3.2.1 全链路时延计算方式:

全链路时延指的是一条推理数据进入 source 算子到数据预处理算子直到最后一个算子输出结果的耗时,即处理一条数据需要多长时间,**包含算子内处理逻辑时间,算子间数据传递时间,缓冲区内等待时间**。

全链路时延要使用 latency metric 计算。latency metric 是由 source 算子根据当前本地时间生成的一个 marker,并不参与各个算子的逻辑计算,仅仅跟着数据往下游算子流动,每到达一个算子则算出当前本地时间戳并与 source 生成的时间戳相减,得到 source 算子到当前算子的耗时,当到达 sink 算子或者说最后一个算子时,算出当前本地时间戳与 source 算子生成的时间戳相减,即得到全链路时延。原理图如下:



由于使用到 Lateny marker,所有需要在 flink-conf.yaml 配置参数

latency.metrics.interval

系统配置截图如下:

```
latency.metrics.interval: 60
metrics.reporter.promgateway.class: org.apache.flink.metrics.prometheus.PrometheusPushGatewayReporter
metrics.reporter.promgateway.host: 192.168.244.129
metrics.reporter.promgateway.port: 9091
metrics.reporter.promgateway.jobName: myJob
metrics.reporter.promgateway.randomJobNameSuffix: true
metrics.reporter.promgateway.deleteOnShutdown: true
```

3.2.2 全链路吞吐计算方式:

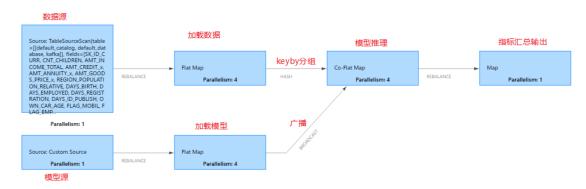
全链路吞吐 = 单位时间处理数据数量 / 单位时间

3.3 提交任务到 Flink on Yarn 集群

3.3.1 直接提交 Job

```
# -m jobmanager 的地址
# -yjm 1024 指定 jobmanager 的内存信息
# -ytm 1024 指定 taskmanager 的内存信息
bin/flink run \
-t yarn-per-job -yjm 4096 -ytm 8800 -s 96 \
--detached -c com.threeknowbigdata.datastream.XgboostModelPrediction \
examples/batch/WordCount.jar \
```

提交完成后,我们通过 Flink WEBUI 可以看到 job 运行的任务结果如下:



因为推理模型只是一个 model,存在状态中,所以全链路吞吐考虑的是每秒有多少条推理数据进入 source 算子到倒数第二个算子(最后一个算子只是指标汇总)流出,这个条数就是全链路吞吐。

可以看到在处理 2000W 条数据时,代码直接统计输出的数值和 flink webUI 的统计数值基本一致,所以统计数值是可信的

模型加载耗时: 1654 模型加载耗时: 1685 模型加载耗时: 1689 模型加载耗时: 1690

开始推理时间: 1622181424046 第一条时延: 86 500W耗时: 581257 500W条推理耗时: 1728966

1000W耗时: 1125478 1000W条推理耗时: 3393489 2000W耗时: 2172175 2000W条推理耗时: 6869078

Flink WEBUI 跑的结果数据

Bytes Received	Records Received	\$ Bytes Sent	\$ Records Sent	\$ Parallelism	\$ Start Time	÷	Duration	Tasks
0 B	0	5.82 GB	20,018,331	8	2021-05-28 13:56:59		36m 20s	8
0 B	0	1.00 MB	1	1	2021-05-28 13:56:59		36m 20s	1
1.14 MB	1	752 B	1	8	2021-05-28 13:56:59		36m 20s	8
5.82 GB	20,008,794	334 MB	20,008,783	8	2021-05-28 13:56:59		36m 20s	8
335 MB	20,008,488	0 B	20,008,488	1	2021-05-28 13:56:59		36m 20s	1

打开 Prometheus 在对话框输入全链路时延计算公式

计算公式:

```
avg(flink_taskmanager_job_latency_source_id_
operator_id _operator_subtask_index_latency{
source_id="cbc357ccb763df2852fee8c4fc7d55f2",
operator_id="c9c0ca46716e76f6b700eddf4366d243",quantile="0.999"})
```

Prometheus Alerts Graph Status ▼ Help New UI

Enable query history

```
avg(flink_taskmanager_job_latency_source_id_
operator_id _operator_subtask_index_latency{
source_id="cbc357ccb763df2852fee8c4fc7d55f2",
operator_id="c9c0ca46716e76f6b700eddf4366d243",quantile="0.999"}

Execute - insert metric at cursor - $
```

3.4 优化前性能分析

在将任务提交到集群后,经过全链路时延计算公式、吞吐时延计算公式,最后得到优化前的结果时延指标统计图如下:

LGB推理性能测试-时延指标(ms/条)



吞吐指标统计图如下:

通过本次测试完后,从图中可以发现:

时延指标:加并行度,吞吐量也跟随高,但是全链路时延大幅增长(1并行至32并行,时延从110ms增加至3287ms)

这远远没有达到要求的结果。

3.5 问题分析

通过 Prometheus 分析后,结果如下

Detail	SubTasks	TaskManagers	Watermarks	Accumulators	BackPressure	Metrics
			Measurement:	24 s ago Back Press	ure Status: HIGH	
SubTask			Ratio			Status
0			0.98			HIGH
1			0.98			HIGH
2			0.99			HIGH
3			0.97			HIGH
4			0.96	-		HIGH

3.5.1 并行度问题:

- 1. 反压现象: 在 Flink WEB-UI 上,可以看到应用存在着**非常严重的反压**,这说明链路中存在较为耗时的算子,阻塞了整个链路;
- 2. 数据处理慢于拉取数据:数据源消费数据的速度,大于下游数据处理速度:
- 3. 增加计算并行度: 所以在接下来的测试中会**调大推理算子并行度**,相当于提高下游数据处理能力;

3.5.2 Buffer 超时问题:

- 1. Flink 虽是纯流式框架,但**默认开启了缓存机制**(上游累积部分数据再发送到下游):
- 2. 缓存机制可以提高应用的吞吐量,但是也增大了时延:
- 3. 推理场景:为获取最好的时延指标,第二轮测试**超时时间置 0**,记录吞吐量;

3.5.3 Buffer 数量问题:

同上, Flink 中的 Buffer 数量是可以配置的;

- 1. Buffer 数量越多,能**缓存的数据**也就**越多**;
- 2. 推理场景:为获取最好的时延指标,第二轮测试: 减小 Flink 的 Buffer 数量 来优化时延指标;

3.5.4 调优参数配置

- 1. SOURCE 与 COFLATMAP 的并行度按照 1:12 配置;
- 2. Buffer 超时时间配置为 0ms (默认 100ms);

//在代码中设置

senv.setBufferTimeout(0);

1. Buffer 数量的配置如下:

修改 flink-conf.yaml

```
memory.buffers-per-channel: 2
memory.float-buffers-per-gate: 2
memory.max-buffers-per-channel: 2
```

配置截图如下:

```
latency, metrics, interval: 60

metrics, reporter, promgateway, class: org. apache, flink, metrics, prometheus, PrometheusPushGatewayReporter

metrics, reporter, promgateway, host: 192.168, 244.129
metrics, reporter, promgateway, port: 9091
metrics, reporter, promgateway, jobName: myJob
metrics, reporter, promgateway, randomJobNameSuffix: true
metrics, reporter, promgateway, deleteOnShutdown: true

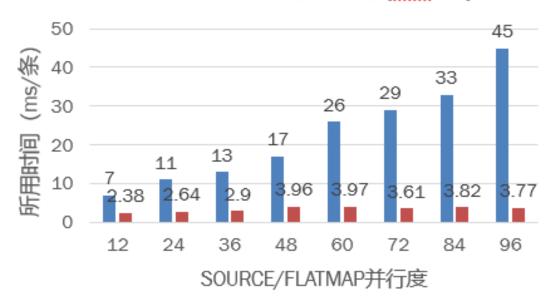
taskmanager, network, memory, buffers- per- channel: 2
taskmanager, network, memory, float- buffers- per- gate: 2
taskmanager, network, memory, max- buffers- per- channel: 2
```

3.6 优化后性能分析

经过修改配置后,将任务再次提交到集群后,经过全链路时延计算公式、吞吐时延 计算公式,最后得到优化后的结果

时延指标统计图如下:

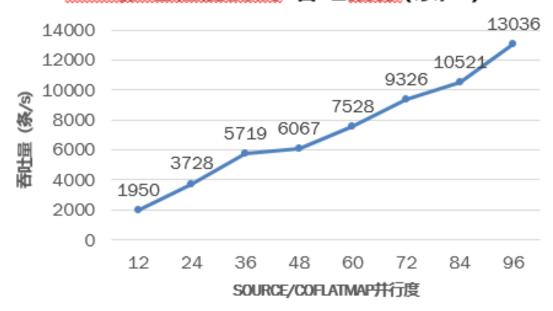
LGB推理性能测试-时延指标(ms/条)



■全链路时延 ■推理耗时

吞吐指标统计图如下:

LGB推理性能测试-吞吐指标(条/S)



优化后 LGB 推理测试总结:

时延指标:并行度提升,时延也会增加,但幅度很小(可接受)。实际上,在测试过程中存在一定反压,若调大 SOURCE 与 COFLATMAP 的并行度比例,全链路时延可进一步降低;吞吐量指标:随着并行度的增加,吞吐量也随着提高,当并行度提高至 96 时,吞吐量可以达到 1.3W,此时的时延维持在 50ms 左右(比较稳定);

3.7 优化前后 LGB 分析总结

如下图所示:

3.7.1 吞吐量---影响因素:

内存:对吞吐和时延没什么影响,并行度与吞吐成正相关

- 1. 增大 kafka 分区,吞吐增加
- 2. 增大 source、维表 source 并行度
- 3. 增大 flatmap 推理并行度

3.7.2 全链路时延---影响因素:

- 1. Buffer 超时越短、个数越少、时延越低。
- 2. 整个链路是否有算子堵塞(车道排队模型)
- 3. 调大推理算子并行度,时延降低,吞吐升高(即增加了推理的处理能力)