

尚硅谷大数据技术之 Flink

(作者: 尚硅谷研究院)

版本: V3.0

第 1 章 Flink 概述

1.1 Flink 是什么

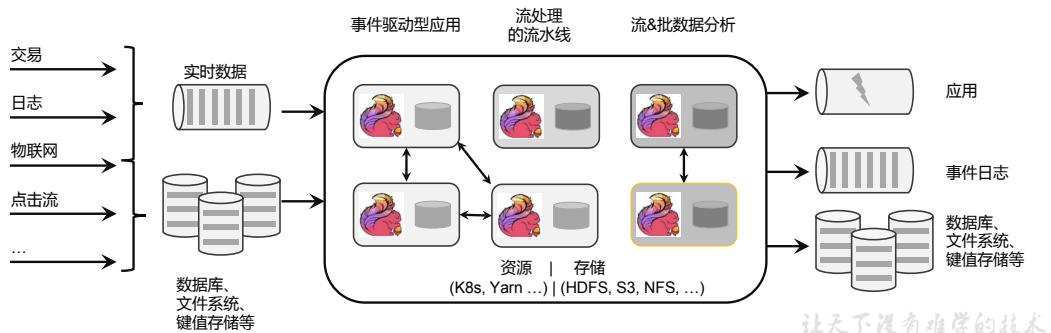


Flink是什么

Flink的官网主页地址: <https://flink.apache.org/>

Flink核心目标, 是“**数据流上的有状态计算**” (Stateful Computations over Data Streams)。

具体说明: Apache Flink是一个**框架和分布式处理引擎**, 用于对**无界**和**有界**数据流进行**有状态计算**。

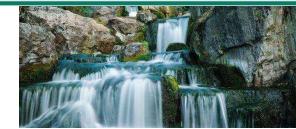




有界流和无界流

1) 无界数据流:

- 有定义流的开始，但没有定义流的结束；
 - 它们会无休止的产生数据；
 - 无界流的数据必须持续处理，即数据被摄取后需要立刻处理。
- 我们不能等到所有数据都到达再处理，因为输入是无限的。



Flink

2) 有界数据流:

- 有定义流的开始，也有定义流的结束；
- 有界流可以在摄取所有数据后再进行计算；
- 有界流所有数据可以被排序，所以并不需要有序摄取；
- 有界流处理通常被称为批处理。

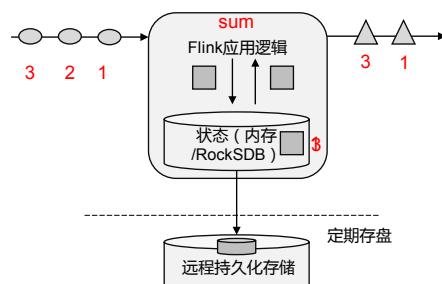


Flink



有状态流处理

把流处理需要的额外数据保存成一个“状态”，然后针对这条数据进行处理，并且更新状态。这就是所谓的“有状态的流处理”。



- 状态在内存中：优点，速度快；缺点，可靠性差。
- 状态在分布式系统中：优点，可靠性高；缺点，速度慢。

让天下没有难学的技术



Flink的发展历史

Flink起源于一个叫作Stratosphere的项目，它是由3所地处柏林的大学和欧洲其他一些大学在2010~2014年共同进行的研究项目，由柏林理工大学的教授沃克尔·马尔科（Volker Markl）领衔开发。2014年4月，Stratosphere的代码被复制并捐赠给了Apache软件基金会，Flink就是在此基础上被重新设计出来的。

在德语中，“flink”一词表示“快速、灵巧”。项目的logo是一只彩色的松鼠。



Flink Logo

- 2014年8月，Flink第一个版本0.6正式发布，与此同时Flink的几位核心开发者创办Data Artisans公司；
- 2014年12月，Flink项目完成孵化
- 2015年4月，Flink发布了里程碑式的重要版本0.9.0；
- 2019年1月，长期对Flink投入研发的阿里巴巴，以9000万欧元的价格收购了Data Artisans公司；
- 2019年8月，阿里巴巴将内部版本Blink开源，合并入Flink 1.9.0版本。

让天下没有难学的技术

1.2 Flink 特点



Flink特点

我们处理数据的目标是：低延迟、高吞吐、结果的准确性和良好的容错性。

Flink主要特点如下：

- 高吞吐和低延迟。每秒处理数百万个事件，毫秒级延迟。
- 结果的准确性。Flink提供了事件时间（event-time）和处理时间（processing-time）语义。对于乱序事件流，事件时间语义仍然能提供一致且准确的结果。
- 精确一次（exactly-once）的状态一致性保证。
- 可以连接到最常用的外部系统，如Kafka、Hive、JDBC、HDFS、Redis等。
- 高可用。本身高可用的设置，加上与K8s，YARN和Mesos的紧密集成，再加上从故障中快速恢复和动态扩展任务的能力，Flink能做到以极少的停机时间7×24全天候运行。

让天下没有难学的技术

1.3 Flink vs SparkStreaming

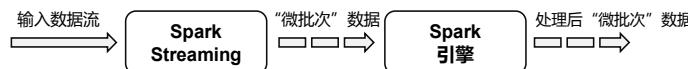


Flink vs SparkStreaming



Spark以批处理为根本。

- Spark数据模型：Spark 采用 RDD 模型，Spark Streaming 的 DStream 实际上也就是一组组**小批数据 RDD 的集合**
- Spark运行时架构：**Spark 是批计算**，将 DAG 划分为不同的 stage，**一个完成后才可以计算下一个**



Flink以流处理为根本。

- Flink数据模型：Flink 基本数据模型是**数据流**，以及事件（Event）序列
- Flink运行时架构：**Flink 是标准的流执行模式**，**一个事件在一个节点处理完后可以直接发往下一个节点进行处理**

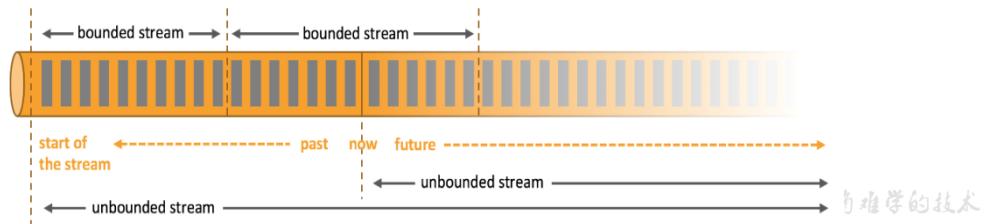


表 Flink 和 Streaming 对比

	Flink	Streaming
计算模型	流计算	微批处理
时间语义	事件时间、处理时间	处理时间
窗口	多、灵活	少、不灵活（窗口必须是批次的整数倍）
状态	有	没有
流式 SQL	有	没有

1.4 Flink 的应用场景



Flink的应用场景

Flink在国内各个企业中大量使用。一些行业中的典型应用有：

1) 电商和市场营销

举例：实时数据报表、广告投放、实时推荐

2) 物联网（IOT）

举例：传感器实时数据采集和显示、实时报警，交通运输业



3) 物流配送服务业

举例：订单状态实时更新、通知信息推送

4) 银行和金融业

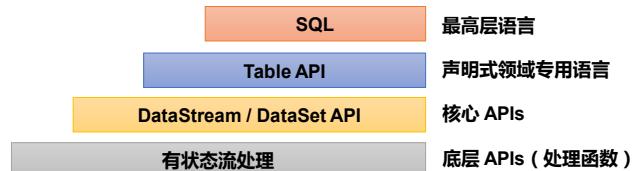
举例：实时结算和通知推送，实时检测异常行为

1.5 Flink 分层 API



Flink分层API

- 越顶层越抽象，表达含义越简明，使用越方便
- 越底层越具体，表达能力越丰富，使用越灵活



有状态流处理：通过底层API（处理函数），对最原始数据加工处理。底层API与DataStream API相集成，可以处理复杂的计算。

DataStream API（流处理）和**DataSet API**（批处理）封装了底层处理函数，提供了通用的模块，比如转换（transformations，包括map、flatmap等），连接（joins），聚合（aggregations），窗口（windows）操作等。注意：Flink1.12以后，**DataStream API**已经实现真正的流批一体，所以**DataSet API**已经过时。

Table API是以表为中心的声明式编程，其中表可能会动态变化。Table API遵循关系模型：表有二维数据结构，类似于关系数据库中的表；同时API提供可比较的操作，例如**select**、**project**、**join**、**group-by**、**aggregate**等。我们可以在表与 DataStream/DataSet 之间无缝切换，以允许程序将 Table API 与 DataStream 以及 DataSet 混合使用。

SQL这一层在语法与表达能力上与 Table API 类似，但是是以**SQL查询表达式的形式表现程序**。SQL抽象与Table API交互密切，同时SQL查询可以直接在Table API定义的表上执行。

让天下没有难学的技术

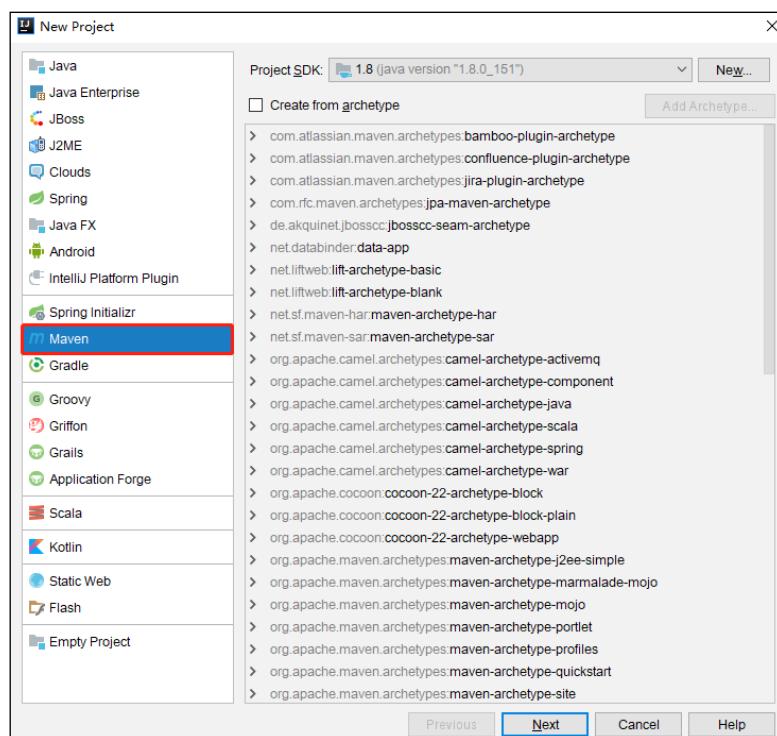
第 2 章 Flink 快速上手

2.1 创建项目

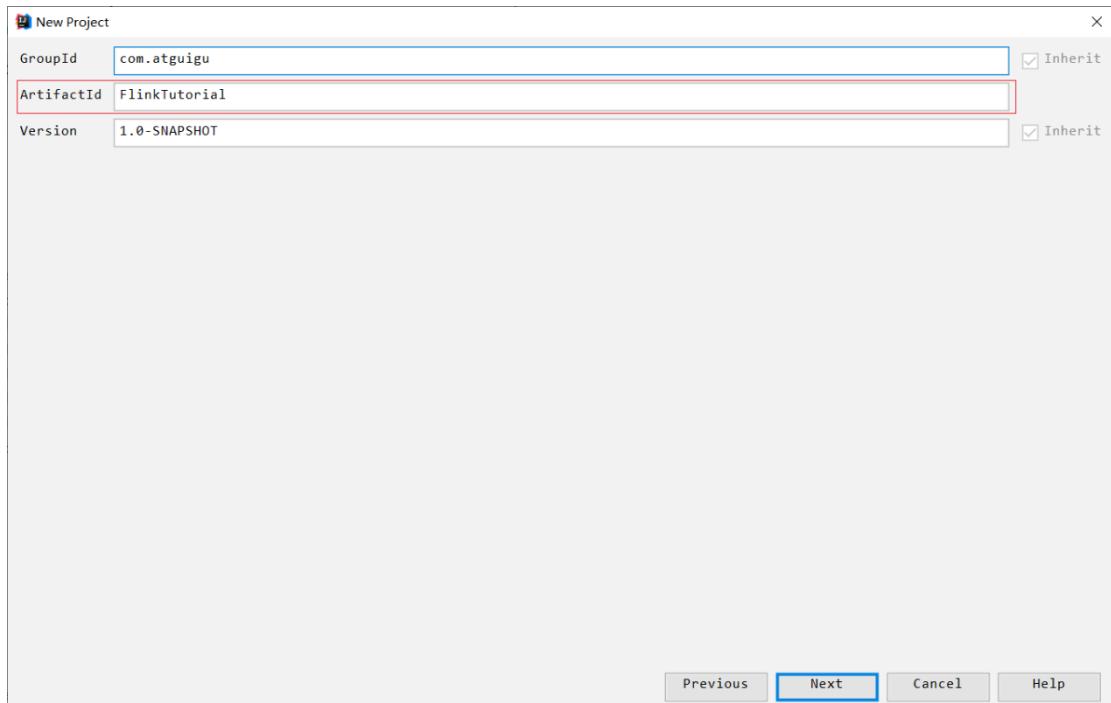
在准备好所有的开发环境之后，我们就可以开始开发自己的第一个 Flink 程序了。首先我们要做的，就是在 IDEA 中搭建一个 Flink 项目的骨架。我们会使用 Java 项目中常见的 Maven 来进行依赖管理。

1) 创建工程

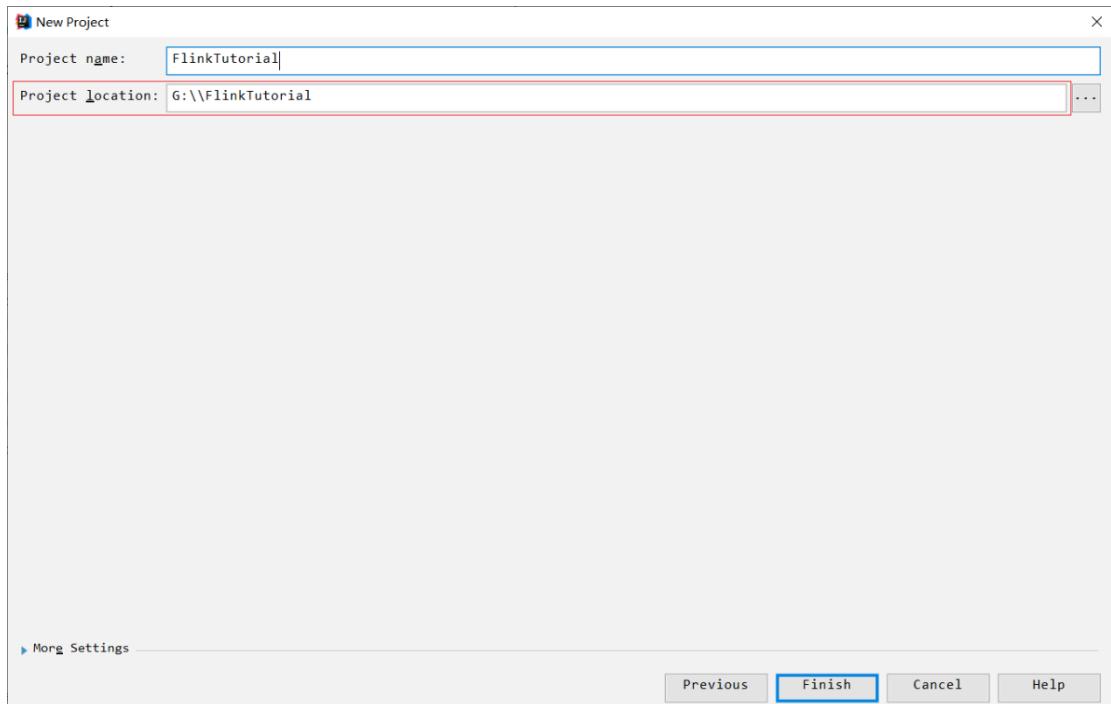
(1) 打开 IntelliJ IDEA，创建一个 Maven 工程。



(2) 将这个 Maven 工程命名为 FlinkTutorial。



(3) 选定这个 Maven 工程所在存储路径，并点击 Finish，Maven 工程即创建成功。



2) 添加项目依赖

在项目的 pom 文件中，添加 Flink 的依赖，包括 flink-java、flink-streaming-java，以及

flink-clients (客户端，也可以省略)。

```
<properties>
    <flink.version>1.17.0</flink.version>
</properties>

<dependencies>
    <dependency>
        <groupId>org.apache.flink</groupId>
        <artifactId>flink-streaming-java</artifactId>
        <version>${flink.version}</version>
    </dependency>

    <dependency>
        <groupId>org.apache.flink</groupId>
        <artifactId>flink-clients</artifactId>
        <version>${flink.version}</version>
    </dependency>
</dependencies>
```

2.2 WordCount 代码编写

需求：统计一段文字中，每个单词出现的频次。

环境准备：在 src/main/java 目录下，新建一个包，命名为 com.atguigu.wc。

2.2.1 批处理

批处理基本思路：先逐行读入文件数据，然后将每一行文字拆分成单词；接着按照单词分组，统计每组数据的个数，就是对应单词的频次。

1) 数据准备

(1) 在工程根目录下新建一个 input 文件夹，并在下面创建文本文件 words.txt

(2) 在 words.txt 中输入一些文字，例如：

```
hello flink
hello world
hello java
```

2) 代码编写

(1) 在 com.atguigu.wc 包下新建 Java 类 BatchWordCount，在静态 main 方法中编写代码。

具体代码实现如下：

```
import org.apache.flink.api.common.typeinfo.Types;
import org.apache.flink.api.java.ExecutionEnvironment;
import org.apache.flink.api.java.operators.AggregateOperator;
import org.apache.flink.api.java.operators.DataSource;
```

```
import org.apache.flink.api.java.operators.FlatMapOperator;
import org.apache.flink.api.java.operators.UnsortedGrouping;
import org.apache.flink.api.java.tuple.Tuple2;
import org.apache.flink.util.Collector;

public class BatchWordCount {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        // 1. 创建执行环境
        ExecutionEnvironment env = ExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        // 2. 从文件读取数据 按行读取(存储的元素就是每行的文本)
        DataSource<String> lineDS = env.readTextFile("input/words.txt");

        // 3. 转换数据格式
        FlatMapOperator<String, Tuple2<String, Long>> wordAndOne = lineDS.flatMap(new FlatMapFunction<String, Tuple2<String, Long>>() {

            @Override
            public void flatMap(String line, Collector<Tuple2<String, Long>> out) throws Exception {

                String[] words = line.split(" ");
                for (String word : words) {
                    out.collect(Tuple2.of(word, 1L));
                }
            }
        });

        // 4. 按照 word 进行分组
        UnsortedGrouping<Tuple2<String, Long>> wordAndOneUG = wordAndOne.groupBy(0);

        // 5. 分组内聚合统计
        AggregateOperator<Tuple2<String, Long>> sum = wordAndOneUG.sum(1);

        // 6. 打印结果
        sum.print();
    }
}
```

(2) 输出

```
(flink,1)
(world,1)
(hello,3)
(java,1)
```

需要注意的是，这种代码的实现方式，是基于 DataSet API 的，也就是我们对数据的处理转换，是看作数据集来进行操作的。事实上 Flink 本身是流批统一的处理架构，批量的数据集本质上也是流，没有必要用两套不同的 API 来实现。所以从 Flink 1.12 开始，官方推荐的做法是直接使用 DataStream API，在提交任务时通过将执行模式设为 BATCH 来进行批处理：

```
$ bin/flink run -Dexecution.runtime-mode=BATCH BatchWordCount.jar
```

这样，DataSet API 就没什么用了，在实际应用中我们只要维护一套 DataStream API 就可以。这里只是为了方便大家理解，我们依然用 DataSet API 做了批处理的实现。

2.2.2 流处理

对于 Flink 而言，流才是整个处理逻辑的底层核心，所以流批统一之后的 DataStream API 更加强大，可以直接处理批处理和流处理的所有场景。

下面我们就针对不同类型的输入数据源，用具体的代码来实现流处理。

1) 读取文件

我们同样试图读取文档 words.txt 中的数据，并统计每个单词出现的频次。整体思路与之前的批处理非常类似，代码模式也基本一致。

在 com.atguigu.wc 包下新建 Java 类 StreamWordCount，在静态 main 方法中编写代码。具体代码实现如下：

```
import org.apache.flink.api.common.typeinfo.Types;
import org.apache.flink.api.java.tuple.Tuple2;
import org.apache.flink.streaming.api.datastream.DataStreamSource;
import org.apache.flink.streaming.api.datastream.SingleOutputStreamOperator;
import org.apache.flink.streaming.api.environment.StreamExecutionEnvironment;
import org.apache.flink.util.Collector;

import java.util.Arrays;

public class StreamWordCount {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        // 1. 创建流式执行环境
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
```

```
// 2. 读取文件
DataStreamSource<String> lineStream = env.readTextFile("input/words.txt");

// 3. 转换、分组、求和，得到统计结果
SingleOutputStreamOperator<Tuple2<String, Long>> sum =
lineStream.flatMap(new FlatMapFunction<String, Tuple2<String, Long>>() {
    @Override
    public void flatMap(String line, Collector<Tuple2<String, Long>> out) throws Exception {
        String[] words = line.split(" ");
        for (String word : words) {
            out.collect(Tuple2.of(word, 1L));
        }
    }
}).keyBy(data -> data.f0)
.sum(1);

// 4. 打印
sum.print();

// 5. 执行
env.execute();
}
```

输出：

```
3> (java,1)
5> (hello,1)
5> (hello,2)
5> (hello,3)
13> (flink,1)
9> (world,1)
```

主要观察与批处理程序 BatchWordCount 的不同：

- 创建执行环境的不同，流处理程序使用的是 StreamExecutionEnvironment。
- 转换处理之后，得到的数据对象类型不同。
- 分组操作调用的是 keyBy 方法，可以传入一个匿名函数作为键选择器（KeySelector），指定当前分组的 key 是什么。
- 代码末尾需要调用 env 的 execute 方法，开始执行任务。

2) 读取 socket 文本流

在实际的生产环境中，真正的数据流其实是无界的，有开始却没有结束，这就要求我们需要持续地处理捕获的数据。为了模拟这种场景，可以监听 socket 端口，然后向该端口不断的发送数据。

(1) 将 StreamWordCount 代码中读取文件数据的 readTextFile 方法，替换成读取 socket 文本流的方法 socketTextStream。具体代码实现如下：

```
import org.apache.flink.api.common.typeinfo.Types;
import org.apache.flink.api.java.tuple.Tuple2;
import org.apache.flink.streaming.api.datastream.DataStreamSource;
import org.apache.flink.streaming.api.datastream.SingleOutputStreamOperator;
import org.apache.flink.streaming.api.environment.StreamExecutionEnvironment;
import org.apache.flink.util.Collector;
import java.util.Arrays;

public class SocketStreamWordCount {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        // 1. 创建流式执行环境
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        // 2. 读取文本流：hadoop102 表示发送端主机名、7777 表示端口号
        DataStreamSource<String> lineStream = env.socketTextStream("hadoop102", 7777);

        // 3. 转换、分组、求和，得到统计结果
        SingleOutputStreamOperator<Tuple2<String, Long>> sum = lineStream.flatMap((String line, Collector<Tuple2<String, Long>> out) -> {
            String[] words = line.split(" ");
            for (String word : words) {
                out.collect(Tuple2.of(word, 1L));
            }
        }).returns(Types.TUPLE(Types.STRING, Types.LONG))
            .keyBy(data -> data.f0)
            .sum(1);

        // 4. 打印
        sum.print();
    }
}
```

```
// 5. 执行  
env.execute();  
}  
}
```

(2) 在 Linux 环境的主机 hadoop102 上, 执行下列命令, 发送数据进行测试

```
[atguigu@hadoop102 ~]$ nc -l k 7777
```

注意: 要先启动端口, 后启动 StreamWordCount 程序, 否则会报超时连接异常。

(3) 启动 StreamWordCount 程序

我们会发现程序启动之后没有任何输出、也不会退出。这是正常的, 因为 Flink 的流处理是事件驱动的, 当前程序会一直处于监听状态, 只有接收到数据才会执行任务、输出统计结果。

(4) 从 hadoop102 发送数据

①在 hadoop102 主机中, 输入 “hello flink”, 输出如下内容

```
13> (flink,1)  
5> (hello,1)
```

②再输入 “hello world”, 输出如下内容

```
2> (world,1)  
5> (hello,2)
```

说明:

Flink 还具有一个类型提取系统, 可以分析函数的输入和返回类型, 自动获取类型信息, 从而获得对应的序列化器和反序列化器。但是, 由于 Java 中泛型擦除的存在, 在某些特殊情况下(比如 Lambda 表达式中), 自动提取的信息是不够精细的——只告诉 Flink 当前的元素由“船头、船身、船尾”构成, 根本无法重建出“大船”的模样; 这时就需要显式地提供类型信息, 才能使应用程序正常工作或提高其性能。

因为对于 flatMap 里传入的 Lambda 表达式, 系统只能推断出返回的是 Tuple2 类型, 而无法得到 Tuple2<String, Long>。只有显式地告诉系统当前的返回类型, 才能正确地解析出完整数据。

第 3 章 Flink 部署

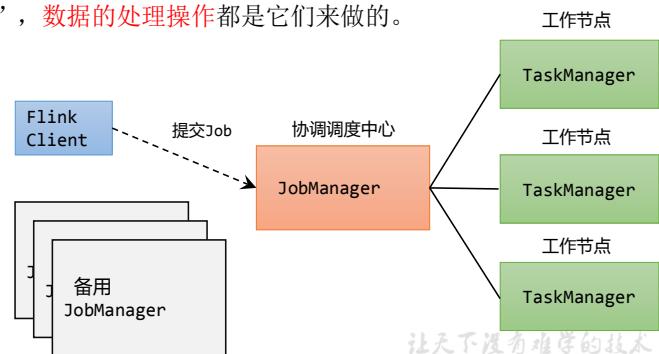
3.1 集群角色

集群角色

Flink提交作业和执行任务，需要几个关键组件：

- **客户端（Client）**：代码由客户端获取并做转换，之后提交给JobManager
- **JobManager**就是Flink集群里的“管事人”，对作业进行中央调度管理；而它获取到要执行的作业后，会进一步处理转换，然后分发任务给众多的TaskManager。
- **TaskManager**，就是真正“干活的人”，数据的处理操作都是它们来做的。

注意：Flink是一个非常灵活的处理框架，它支持多种不同的部署场景，还可以和不同的资源管理平台方便地集成。所以接下来我们会先做一个简单的介绍，让大家有一个初步的认识，之后再展开讲述不同情形下的Flink部署。



3.2 Flink 集群搭建

3.2.1 集群启动

0) 集群规划

表 3-1 集群角色分配

节点服务器	hadoop102	hadoop103	hadoop104
角色	JobManager TaskManager	TaskManager	TaskManager

具体安装部署步骤如下：

1) 下载并解压安装包

(1) 下载安装包 flink-1.17.0-bin-scala_2.12.tgz，将该 jar 包上传到 hadoop102 节点服务器的 /opt/software 路径上。

(2) 在 /opt/software 路径上解压 flink-1.17.0-bin-scala_2.12.tgz 到 /opt/module 路径上。

```
[atguigu@hadoop102 software]$ tar -zxvf flink-1.17.0-bin-scala_2.12.tgz -C /opt/module/
```

2) 修改集群配置

(1) 进入 conf 路径，修改 flink-conf.yaml 文件，指定 hadoop102 节点服务器为 JobManager

```
[atguigu@hadoop102 conf]$ vim flink-conf.yaml
```

修改如下内容：

```
# JobManager 节点地址。  
jobmanager.rpc.address: hadoop102  
jobmanager.bind-host: 0.0.0.0  
rest.address: hadoop102  
rest.bind-address: 0.0.0.0  
  
# TaskManager 节点地址.需要配置为当前机器名  
taskmanager.bind-host: 0.0.0.0  
taskmanager.host: hadoop102
```

(2) 修改 workers 文件，指定 hadoop102、hadoop103 和 hadoop104 为 TaskManager

```
[atguigu@hadoop102 conf]$ vim workers
```

修改如下内容：

```
hadoop102  
hadoop103  
hadoop104
```

(3) 修改 masters 文件

```
[atguigu@hadoop102 conf]$ vim masters
```

修改如下内容：

```
hadoop102:8081
```

(4) 另外，在 flink-conf.yaml 文件中还可以对集群中的 JobManager 和 TaskManager 组件进行优化配置，主要配置项如下：

- **jobmanager.memory.process.size:** 对 JobManager 进程可使用到的全部内存进行配置，包括 JVM 元空间和其他开销，默认为 **1600M**，可以根据集群规模进行适当调整。
- **taskmanager.memory.process.size:** 对 TaskManager 进程可使用到的全部内存进行配置，包括 JVM 元空间和其他开销，默认为 **1728M**，可以根据集群规模进行适当调整。
- **taskmanager.numberOfTaskSlots:** 对每个 TaskManager 能够分配的 Slot 数量进行配置，**默认为 1**，可根据 TaskManager 所在的机器能够提供给 Flink 的 CPU 数量决定。所谓 Slot 就是 TaskManager 中具体运行一个任务所分配的计算资源。

- **parallelism.default:** Flink 任务执行的并行度，**默认为 1**。优先级低于代码中进行的并行度配置和任务提交时使用参数指定的并行度数量。
关于 Slot 和并行度的概念，我们会在下一章做详细讲解。

3) 分发安装目录

(1) 配置修改完毕后，将 Flink 安装目录发给另外两个节点服务器。

```
[atguigu@hadoop102 module]$ xsync flink-1.17.0/
```

(2) 修改 hadoop103 的 taskmanager.host

```
[atguigu@hadoop103 conf]$ vim flink-conf.yaml
```

修改如下内容：

```
# TaskManager 节点地址.需要配置为当前机器名  
taskmanager.host: hadoop103
```

(3) 修改 hadoop104 的 taskmanager.host

```
[atguigu@hadoop104 conf]$ vim flink-conf.yaml
```

修改如下内容：

```
# TaskManager 节点地址.需要配置为当前机器名  
taskmanager.host: hadoop104
```

4) 启动集群

(1) 在 hadoop102 节点服务器上执行 start-cluster.sh 启动 Flink 集群：

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/start-cluster.sh
```

(2) 查看进程情况：

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ jpsall  
===== hadoop102 =====  
4453 StandaloneSessionClusterEntrypoint  
4458 TaskManagerRunner  
4533 Jps  
===== hadoop103 =====  
2872 TaskManagerRunner  
2941 Jps  
===== hadoop104 =====  
2948 Jps  
2876 TaskManagerRunner
```

5) 访问 Web UI

启动成功后，同样可以访问 <http://hadoop102:8081> 对 flink 集群和任务进行监控管理。

The screenshot shows the Apache Flink Dashboard interface. On the left is a dark sidebar with navigation links: Overview, Jobs (Running, Completed), Task Managers, Job Manager, and Submit New Job. The main area has three sections: 'Available Task Slots' (3), 'Running Jobs' (0), and 'Completed Job List' (No Data). Below these are 'Running Job List' and 'Completed Job List' tables with columns for Job Name, Start Time, Duration, End Time, Tasks, and Status.

这里可以明显看到，当前集群的 TaskManager 数量为 3；由于默认每个 TaskManager 的 Slot 数量为 1，所以总 Slot 数和可用 Slot 数都为 3。

3.2.2 向集群提交作业

在上一章中，我们已经编写读取 socket 发送的单词并统计单词的个数程序案例。本节我们将以该程序为例，演示如何将任务提交到集群中进行执行。具体步骤如下。

1) 环境准备

在 hadoop102 中执行以下命令启动 netcat。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ nc -lk 7777
```

2) 程序打包

(1) 在我们编写的 Flink 入门程序的 pom.xml 文件中添加打包插件的配置，具体如下：

```
<build>
    <plugins>
        <plugin>
            <groupId>org.apache.maven.plugins</groupId>
            <artifactId>maven-shade-plugin</artifactId>
            <version>3.2.4</version>
            <executions>
                <execution>
                    <phase>package</phase>
                    <goals>
                        <goal>shade</goal>
                    </goals>
                    <configuration>
                        <artifactSet>
                            <excludes>
```

```
<exclude>com.google.code.findbugs:jsr305</exclude>
            <exclude>org.slf4j:*</exclude>
            <exclude>log4j:*</exclude>
        </excludes>
    </artifactSet>
    <filters>
        <filter>
            <!-- Do not copy the signatures in
the META-INF folder.
Otherwise, this might cause
SecurityExceptions when using the JAR. -->
            <artifact>*:*</artifact>
            <excludes>
                <exclude>META-INF/*.SF</exclude>
                <exclude>META-
INF/*.DSA</exclude>
                <exclude>META-
INF/*.RSA</exclude>
            </excludes>
        </filter>
    </filters>
    <transformers combine.children="append">
        <transformer
implementation="org.apache.maven.plugins.shade.resource.ServicesResourceTransformer">
            </transformer>
        </transformers>
    </configuration>
</execution>
</executions>
</plugin>
</plugins>
</build>
```

(2) 插件配置完毕后，可以使用 IDEA 的 Maven 工具执行 package 命令，出现如下提示即表示打包成功。

```
[INFO] BUILD SUCCESS
```

打包完成后，在 target 目录下即可找到所需 JAR 包，JAR 包会有两个，FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar 和 FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT-jar-with-dependencies.jar，因为集群中已经具备任务运行所需的所有依赖，所以建议使用 FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar。

3) 在 Web UI 上提交作业

(1) 任务打包完成后，我们打开 Flink 的 WEB UI 页面，在右侧导航栏点击“Submit”

New Job”，然后点击按钮“+ Add New”，选择要上传运行的 JAR 包，如下图所示。

The screenshot shows the Apache Flink Dashboard interface. On the left, there's a sidebar with links like Overview, Jobs (Running Jobs, Completed Jobs), Task Managers, and Job Manager. At the bottom of the sidebar, the 'Submit New Job' button is highlighted with a red box. The main area is titled 'Submitted Jars'. It has a table with columns: Name, Upload Time, and Entry Class. There is one entry: 'No Data'. At the top right of the table, there's a red-bordered '+ Add New' button.

JAR 包上传完成，如下图所示：

This screenshot is similar to the previous one, but it shows a JAR file has been successfully uploaded. The table now contains one row: 'FlinkTutorial-1.17-1.0-SNAPSHOT.jar' in the 'Name' column, '2023-04-05, 19:38:44' in the 'Upload Time' column, and '-' in the 'Entry Class' column. The '+ Add New' button is also highlighted with a red box.

(2) 点击该 JAR 包，出现任务配置页面，进行相应配置。

主要配置程序入口主类的全类名，任务运行的并行度，任务运行所需的配置参数和保存点路径等，如下图所示，配置完成后，即可点击按钮“Submit”，将任务提交到集群运行。

This screenshot shows the configuration page for the uploaded JAR. The 'Name' field contains 'FlinkTutorial-1.17-1.0-SNAPSHOT.jar'. In the 'Program Arguments' field, the value 'com.atguigu.wc.WordCountStreamUnboundedDemo' is entered and highlighted with a red box. To the right of the arguments, there's a 'Savepoint Path' input field and a 'Submit' button, which is also highlighted with a red box.

(3) 任务提交成功之后，可点击左侧导航栏的“Running Jobs”查看程序运行列表情况。

This screenshot shows the 'Running Jobs' list. It displays a single job entry: 'Flink Streaming Job'. The 'Start Time' is '2023-04-05 19:48:24', 'Duration' is '10s', 'End Time' is '—', 'Tasks' is '2', and 'Status' is 'RUNNING'. The entire row for this job is highlighted with a red box.

(4) 测试

①在 socket 端口中输入 hello

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ nc -l k 7777
hello
```

②先点击 Task Manager，然后点击右侧的 192.168.10.104 服务器节点

Path, ID	Data Port	Last Heartbeat	All Slots	Free Slots	CPU Cores	Physical MEM	JVM H	Flink Managed MEM
hadoop102:39278-47abfc akka.tcp://flink@hadoop102:39278/user/rpc/task manager_0	45908	2023-04-05 19:49:23	1	1	2	3.68 GB	512 MB	512 MB
hadoop104:35043-d80300 akka.tcp://flink@hadoop104:35043/user/rpc/task manager_0	37169	2023-04-05 19:49:23	1	1	2	7.62 GB	512 MB	512 MB
hadoop103:16488-bf6166 akka.tcp://flink@hadoop103:16488/user/rpc/task manager_0	29614	2023-04-05 19:49:23	1	0	2	7.62 GB	512 MB	512 MB

③点击 Stdout，就可以看到 hello 单词的统计

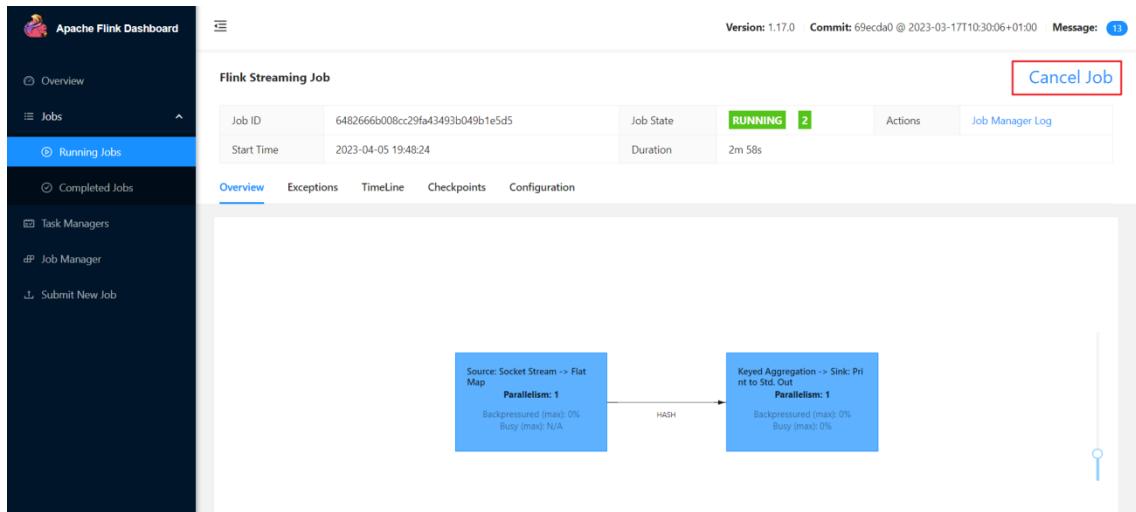
Path	akka.tcp://flink@hadoop104:35043/user/rpc/taskmanager_0	Free/All Slots
Last Heartbeat	2023-04-05 19:50:33	2
Physical Memory	7.62 GB	JVM Heap Size 512 MB Flink Managed Memory 512 MB

Metrics Logs **Stdout** Log List Thread Dump

```
1 (hello,1)
2 (flink,1)
3 (hello,2)
4 (java,1)
5 (hello,3)
6 (flink,2)
7
```

注意：如果 hadoop104 节点没有统计单词数据，可以去其他 TaskManager 节点查看。

(4) 点击该任务，可以查看任务运行的具体情况，也可以通过点击“Cancel Job”结束任务运行。



4) 命令行提交作业

除了通过 WEB UI 界面提交任务之外，也可以直接通过命令行来提交任务。这里为方便起见，我们可以先把 jar 包直接上传到目录 flink-1.17.0 下

(1) 首先需要启动集群。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/start-cluster.sh
```

(2) 在 hadoop102 中执行以下命令启动 netcat。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ nc -l k 7777
```

(3) 将 flink 程序运行 jar 包上传到 /opt/module/flink-1.17.0 路径。

(4) 进入到 flink 的安装路径下，在命令行使用 flink run 命令提交作业。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink run -m hadoop102:8081 -c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount ./FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

这里的参数 -m 指定了提交到的 JobManager，-c 指定了入口类。

(5) 在浏览器中打开 Web UI，<http://hadoop102:8081> 查看应用执行情况。

用 netcat 输入数据，可以在 TaskManager 的标准输出（Stdout）看到对应的统计结果。

Version: 1.17.0 Commit: 69ecda0 @ 2023-03-17T10:30:06+01:00 Message: 0

Path	akka.tcp://flink@hadoop102:39278/user/rpc/taskmanager_0	Free/All Slots	0 / 1		
Last Heartbeat	2023-04-05 19:58:53	Data Port	45908	CPU Cores	2
Physical Memory	3.68 GB	JVM Heap Size	512 MB	Flink Managed Memory	512 MB

Metrics Logs **Stdout** Log List Thread Dump

```

1  SLF4J: Class path contains multiple SLF4J bindings.
2  SLF4J: Found binding in [jar:file:/opt/module/flink-1.17.0/lib/log4j-slf4j-impl-2.17.1.jar!/org/slf4j/impl/StaticLoggerBinder.class]
3  SLF4J: Found binding in [jar:file:/opt/module/hadoop-3.3.4/share/hadoop/common/lib/slf4j-reload4j-1.7.36.jar!/org/slf4j/impl/StaticLoggerBinder.class]
4  SLF4J: See http://www.slf4j.org/codes.html#multiple_bindings for an explanation.
5  SLF4J: Actual binding is of type [org.apache.logging.slf4j.Log4jLoggerFactory]
(hello,1)
(flink,1)
(hello,3)
(scala,1)

```

(6) 在/opt/module/flink-1.17.0/log 路径中，可以查看 TaskManager 节点。

```
[atguigu@hadoop102  log]$ cat flink-atguigu-standaloneSession-0-hadoop102.out

(hello,1)
(hello,2)
(flink,1)
(hello,3)
(scala,1)
```

3.3 部署模式

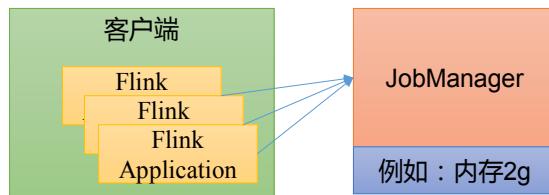
在一些应用场景中，对于集群资源分配和占用的方式，可能会有特定的需求。Flink 为各种场景提供了不同的部署模式，主要有以下三种：会话模式（Session Mode）、单作业模式（Per-Job Mode）、应用模式（Application Mode）。

它们的区别主要在于：集群的生命周期以及资源的分配方式；以及应用的 main 方法到底在哪里执行——客户端（Client）还是 JobManager。

3.3.1 会话模式（Session Mode）



会话模式其实最符合常规思维。我们需要先启动一个集群，保持一个会话，在这个会话中通过客户端提交作业。集群启动时所有资源就都已经确定，所以所有提交的作业会竞争集群中的资源。



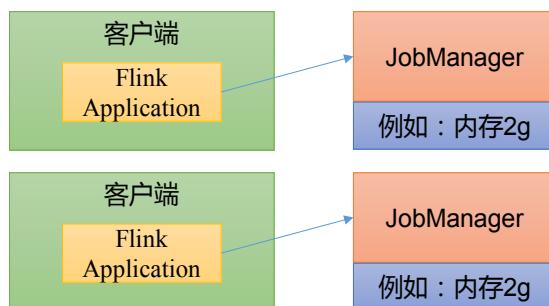
会话模式比较适合于单个规模小、执行时间短的大量作业。

让天下没有难学的技术

3.3.2 单作业模式（Per-Job Mode）



会话模式因为资源共享会导致很多问题，所以为了更好地隔离资源，我们可以考虑为每个提交的作业启动一个集群，这就是所谓的单作业（Per-Job）模式。



作业完成后，集群就会关闭，所有资源也会释放。

这些特性使得单作业模式在生产环境运行更加稳定，所以是实际应用的首选模式。

需要注意的是，Flink本身无法直接这样运行，所以单作业模式一般需要借助一些资源管理框架来启动集群，比如YARN、Kubernetes（K8S）。

让天下没有难学的技术

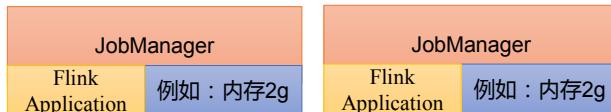
3.3.3 应用模式 (Application Mode)

应用模式



前面提到的两种模式下，应用代码都是在客户端上执行，然后由客户端提交给JobManager的。但是这种方式客户端需要占用大量网络带宽，去下载依赖和把二进制数据发送给JobManager；加上很多情况下我们提交作业用的是同一个客户端，就会加重客户端所在节点的资源消耗。

所以解决办法就是，我们不要客户端了，直接把应用提交到JobManager上运行。而这也代表着，我们需要为每一个提交的应用单独启动一个JobManager，也就是创建一个集群。这个JobManager只为执行这一个应用而存在，执行结束之后JobManager也就关闭了，这就是所谓的应用模式。



应用模式与单作业模式，都是提交作业之后才创建集群；单作业模式是通过客户端来提交的，客户端解析出的每一个作业对应一个集群；而应用模式下，是直接由JobManager执行应用程序的。

让天下没有难学的技术

这里我们所讲到的部署模式，相对是比较抽象的概念。实际应用时，一般需要和资源管理平台结合起来，选择特定的模式来分配资源、部署应用。接下来，我们就针对不同的资源提供者的场景，具体介绍 Flink 的部署方式。

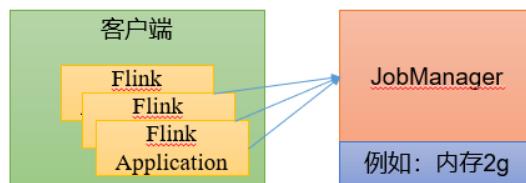
3.4 Standalone 运行模式

独立模式是独立运行的，不依赖任何外部的资源管理平台；当然独立也是有代价的：如果资源不足，或者出现故障，没有自动扩展或重分配资源的保证，必须手动处理。所以独立模式一般只用在开发测试或作业非常少的场景下。

3.4.1 会话模式部署

我们在第 3.2 节用的就是 Standalone 集群的会话模式部署。

提前启动集群，并通过 Web 页面客户端提交任务（可以多个任务，但是集群资源固定）。



3.4.2 单作业模式部署

Flink 的 Standalone 集群并不支持单作业模式部署。因为单作业模式需要借助一些资源管理平台。

3.4.3 应用模式部署

应用模式下不会提前创建集群，所以不能调用 start-cluster.sh 脚本。我们可以使用同样在 bin 目录下的 standalone-job.sh 来创建一个 JobManager。



具体步骤如下：

(0) 环境准备。在 hadoop102 中执行以下命令启动 netcat。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ nc -l 7777
```

(1) 进入到 Flink 的安装路径下，将应用程序的 jar 包放到 lib/ 目录下。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ mv FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar lib/
```

(2) 执行以下命令，启动 JobManager。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/standalone-job.sh start --job-classname com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount
```

这里我们直接指定作业入口类，脚本会到 lib 目录扫描所有的 jar 包。

(3) 同样是使用 bin 目录下的脚本，启动 TaskManager。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/taskmanager.sh start
```

(4) 在 hadoop102 上模拟发送单词数据。

```
[atguigu@hadoop102 ~]$ nc -lk 7777  
hello
```

(5) 在 hadoop102:8081 地址中观察输出数据

Path	akka.tcp://flink@hadoop102:34508/user/rpc/taskmanager_0	Free/All Slots	0 / 1
Last Heartbeat	2023-04-05 20:20:35	Data Port	33437
Physical Memory	3.68 GB	JVM Heap Size	512 MB
CPU Cores	2	Flink Managed Memory	512 MB

Metrics Logs Stdout Log List Thread Dump

```

1  SLF4J: Class path contains multiple SLF4J bindings.
2  SLF4J: Found binding in [jar:file:/opt/module/flink-1.17.0/lib/log4j-slf4j-impl-2.17.1.jar!/org/slf4j/impl/staticLoggerBinder.class]
3  SLF4J: Found binding in [jar:file:/opt/module/hadoop-3.3.4/share/hadoop/common/lib/slf4j-reload4j-1.7.36.jar!/org/slf4j/impl/StaticLoggerBinder.class]
4  SLF4J: See http://www.slf4j.org/codes.html#multiple\_bindings for an explanation.
5  SLF4J: Actual binding is of type [org.apache.logging.slf4j.Log4jLoggerFactory]
6  {hello,1}
7  {java,1}
8

```

(6) 如果希望停掉集群，同样可以使用脚本，命令如下。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/taskmanager.sh stop
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/standalone-job.sh stop
```

3.5 YARN 运行模式

YARN 上部署的过程是：客户端把 Flink 应用提交给 Yarn 的 ResourceManager，Yarn 的 ResourceManager 会向 Yarn 的 NodeManager 申请容器。在这些容器上，Flink 会部署 JobManager 和 TaskManager 的实例，从而启动集群。Flink 会根据运行在 JobManger 上的作业所需要的 Slot 数量动态分配 TaskManager 资源。

3.5.1 相关准备和配置

在将 Flink 任务部署至 YARN 集群之前，需要确认集群是否安装有 Hadoop，保证 Hadoop 版本至少在 2.2 以上，并且集群中安装有 HDFS 服务。

具体配置步骤如下：

(1) 配置环境变量，增加环境变量配置如下：

```
$ sudo vim /etc/profile.d/my_env.sh

HADOOP_HOME=/opt/module/hadoop-3.3.4
export PATH=$PATH:$HADOOP_HOME/bin:$HADOOP_HOME/sbin
export HADOOP_CONF_DIR=${HADOOP_HOME}/etc/hadoop
export HADOOP_CLASSPATH=`hadoop classpath`
```

(2) 启动 Hadoop 集群，包括 HDFS 和 YARN。

```
[atguigu@hadoop102 hadoop-3.3.4]$ start-dfs.sh
[atguigu@hadoop103 hadoop-3.3.4]$ start-yarn.sh
```

(3) 在 hadoop102 中执行以下命令启动 netcat。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ nc -l 7777
```

3.5.2 会话模式部署

YARN 的会话模式与独立集群略有不同，需要首先申请一个 YARN 会话（YARN Session）来启动 Flink 集群。具体步骤如下：

1) 启动集群

(1) 启动 Hadoop 集群 (HDFS、YARN)。

(2) 执行脚本命令向 YARN 集群申请资源，开启一个 YARN 会话，启动 Flink 集群。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/yarn-session.sh -nm test
```

可用参数解读：

- **-d**: 分离模式，如果你不想让 Flink YARN 客户端一直前台运行，可以使用这个参数，即使关掉当前对话窗口，YARN session 也可以后台运行。
- **-jm (--jobManagerMemory)**: 配置 JobManager 所需内存，默认单位 MB。
- **-nm (--name)**: 配置在 YARN UI 界面上显示的任务名。
- **-qu (--queue)**: 指定 YARN 队列名。
- **-tm (--taskManager)**: 配置每个 TaskManager 所使用内存。

注意：Flink1.11.0 版本不再使用-n 参数和-s 参数分别指定 TaskManager 数量和 slot 数量，YARN 会按照需求动态分配 TaskManager 和 slot。所以从这个意义上讲，YARN 的会话模式也不会把集群资源固定，同样是动态分配的。

YARN Session 启动之后会给出一个 Web UI 地址以及一个 YARN application ID，如下所示，用户可以通过 Web UI 或者命令行两种方式提交作业。

```
2022-11-17          15:20:52,711          INFO
org.apache.flink.yarn.YarnClusterDescriptor          []
Found      Web      Interface      hadoop104:40825      of      application
'application_1668668287070_0005'.
JobManager Web Interface: http://hadoop104:40825
```

2) 提交作业

(1) 通过 Web UI 提交作业

这种方式比较简单，与上文所述 Standalone 部署模式基本相同。

The screenshot shows the Apache Flink Dashboard's 'Overview' section. On the left, there's a sidebar with 'Overview', 'Jobs' (Running Jobs, Completed Jobs), 'Task Managers', and 'Job Manager'. A prominent blue button at the bottom left says '+ Submit New Job'. The main area is titled 'Uploaded Jars' and shows a table with columns 'Name', 'Upload Time', and 'Entry Class'. A red box highlights the '+ Add New' button in the top right corner of the table header.

(2) 通过命令行提交作业

① 将 FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar 任务上传至集群。

② 执行以下命令将该任务提交到已经开启的 Yarn-Session 中运行。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink run
-c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount      FlinkTutorial-1.0-
SNAPSHOT.jar
```

客户端可以自行确定 JobManager 的地址，也可以通过 -m 或者 -jobmanager 参数指定 JobManager 的地址，JobManager 的地址在 YARN Session 的启动页面中可以找到。

③ 任务提交成功后，可在 YARN 的 Web UI 界面查看运行情况。hadoop103:8088。

The screenshot shows the Hadoop YARN Web UI's 'All Applications' page. On the left, there's a sidebar with 'Cluster Metrics' (Apps Submitted: 4, Apps Pending: 0, Apps Running: 1, Apps Completed: 3), 'Cluster Nodes Metrics' (Active Nodes: 3, Decommissioning Nodes: 0, Decommissioned Nodes: 0, Lost Nodes: 0, Unhealthy Nodes: 0), 'Scheduler Metrics' (Scheduler Type: Capacity Scheduler, Scheduling Resource Type: [memory-mb (unit=Mi), vcores], Minimum Allocation: <memory:512, vCores:1>, Maximum Allocation: <memory:4096, vCores:4>), and a 'Tools' section. The main table lists applications with one entry:

ID	User	Name	Application Type	Queue	Application Priority	StartTime	LaunchTime	FinishTime	State	FinalStatus	Running Containers	Allocated CPU Vcores	Allocated Memory MB	Reserved CPU Vcores	Reserved Memory MB
application_1622535605178_0004	atguigu	test	Apache Flink	default	0	Thu Jun 3 16:09:06 +0800 2021	Thu Jun 3 16:09:06 +0800 2021	N/A	RUNNING	UNDEFINED	1	1	2048	0	0

从上图中可以看到我们创建的 Yarn-Session 实际上是一个 Yarn 的 Application，并且有唯一的 Application ID。

④ 也可以通过 Flink 的 Web UI 页面查看提交任务的运行情况，如下图所示。

The screenshot shows the Apache Flink Dashboard's 'Running Jobs' page. On the left, there's a sidebar with 'Overview', 'Jobs' (Running Jobs, Completed Jobs), and 'Task Managers'. A red box highlights the 'Running Jobs' tab. The main table lists jobs with one entry:

Job Name	Start Time	Duration	End Time	Tasks	Status
Flink Streaming Job	2023-04-05 19:48:24	10s	-	2	RUNNING

3.5.3 单作业模式部署

在 YARN 环境中，由于有了外部平台做资源调度，所以我们也可以直接向 YARN 提交一个单独的作业，从而启动一个 Flink 集群。

(1) 执行命令提交作业。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink run -d -t yarn-per-job
-c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount      FlinkTutorial-1.0-
SNAPSHOT.jar
```

注意：如果启动过程中报如下异常。

```
Exception in thread "Thread-5" java.lang.IllegalStateException:
Trying to access closed classloader. Please check if you store
classloaders directly or indirectly in static fields. If the
stacktrace suggests that the leak occurs in a third party library
and cannot be fixed immediately, you can disable this check with the
configuration 'classloader.check-leaked-classloader'.
at
org.apache.flink.runtime.execution.librarycache.FlinkUserCodeClassL
oaders
```

解决办法：在 flink 的 /opt/module/flink-1.17.0/conf/flink-conf.yaml 配置文件中设置

```
[atguigu@hadoop102 conf]$ vim flink-conf.yaml
classloader.check-leaked-classloader: false
```

(2) 在 YARN 的 ResourceManager 界面查看执行情况。

StartTime	LaunchTime	FinishTime	State	FinalStatus	Running Containers	Allocated CPU Vcores	Allocated Memory MB	Reserved CPU Vcores	Reserved Memory MB	% of Queue	% of Cluster	Progress	Tracking UI	Blacklisted Nodes
Thu Jun 3 16:09:06 +0800 2021	Thu Jun 3 16:09:06 +0800 2021	N/A	RUNNING	UNDEFINED	1	1	2048	0	0	33.3	16.7		ApplicationMaster	0

点击可以打开 Flink Web UI 页面进行监控，如下图所示：

Job Name	Start Time	Duration	End Time	Tasks	Status
Flink Streaming Job	2023-04-06 14:03:10	1m 48s	-	2 2	RUNNING

(3) 可以使用命令行查看或取消作业，命令如下。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink list -t yarn-per-job -Dyarn.application.id=application_XXXX_YY
```

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink cancel -t yarn-per-job -Dyarn.application.id=application_XXXX_YY <jobId>
```

这里的 application_XXXX_YY 是当前应用的 ID，<jobId>是作业的 ID。注意如果取消作业，整个 Flink 集群也会停掉。

3.5.4 应用模式部署

应用模式同样非常简单，与单作业模式类似，直接执行 flink run-application 命令即可。

1) 命令行提交

(1) 执行命令提交作业。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink run-application -t yarn-application -c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

(2) 在命令行中查看或取消作业。

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink list -t yarn-application -Dyarn.application.id=application_XXXX_YY
```

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink cancel -t yarn-application -Dyarn.application.id=application_XXXX_YY <jobId>
```

2) 上传 HDFS 提交

可以通过 yarn.provided.lib.dirs 配置选项指定位置，将 flink 的依赖上传到远程。

(1) 上传 flink 的 lib 和 plugins 到 HDFS 上

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ hadoop fs -mkdir /flink-dist  
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ hadoop fs -put lib/ /flink-dist  
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ hadoop fs -put plugins/ /flink-dist
```

(2) 上传自己的 jar 包到 HDFS

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ hadoop fs -mkdir /flink-jars  
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ hadoop fs -put FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar /flink-jars
```

(3) 提交作业

```
[atguigu@hadoop102 flink-1.17.0]$ bin/flink run-application -t yarn-application -Dyarn.provided.lib.dirs="hdfs://hadoop102:8020/flink-dist" -c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount hdfs://hadoop102:8020/flink-jars/FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

这种方式下，flink 本身的依赖和用户 jar 可以预先上传到 HDFS，而不需要单独发送到集群，这就使得作业提交更加轻量了。

3.6 K8S 运行模式（了解）

容器化部署是如今业界流行的一项技术，基于 Docker 镜像运行能够让用户更加方便地对应用进行管理和运维。容器管理工具中最为流行的就是 Kubernetes (k8s)，而 Flink 也在最近的版本中支持了 k8s 部署模式。基本原理与 YARN 是类似的，具体配置可以参见官网说明，这里我们就不做过多讲解了。

3.7 历史服务器

运行 Flink job 的集群一旦停止，只能去 yarn 或本地磁盘上查看日志，不再可以查看作业挂掉之前的运行的 Web UI，很难清楚知道作业在挂的那一刻到底发生了什么。如果我们还没有 Metrics 监控的话，那么完全就只能通过日志去分析和定位问题了，所以如果能还原之前的 Web UI，我们可以通过 UI 发现和定位一些问题。

Flink 提供了历史服务器，用来在相应的 Flink 集群关闭后查询已完成作业的统计信息。我们都应该只有当作业处于运行中的状态，才能够查看到相关的 WebUI 统计信息。通过 History Server 我们才能查询这些已完成作业的统计信息，无论是正常退出还是异常退出。

此外，它对外提供了 REST API，它接受 HTTP 请求并使用 JSON 数据进行响应。Flink 任务停止后，JobManager 会将已经完成任务的统计信息进行存档，History Server 进程则在任务停止后可以对任务统计信息进行查询。比如：最后一次的 Checkpoint、任务运行时的相关配置。

1) 创建存储目录

```
hadoop fs -mkdir -p /logs/flink-job
```

2) 在 flink-config.yaml 中添加如下配置

```
jobmanager.archive.fs.dir: hdfs://hadoop102:8020/logs/flink-job
historyserver.web.address: hadoop102
historyserver.web.port: 8082
historyserver.archive.fs.dir: hdfs://hadoop102:8020/logs/flink-job
historyserver.archive.fs.refresh-interval: 5000
```

3) 启动历史服务器

```
bin/historyserver.sh start
```

4) 停止历史服务器

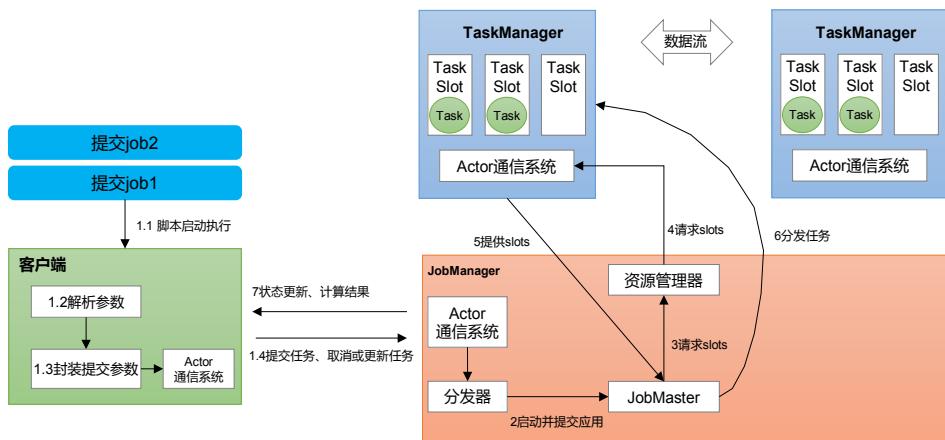
```
bin/historyserver.sh stop
```

5) 在浏览器地址栏输入：<http://hadoop102:8082> 查看已经停止的 job 的统计信息

第 4 章 Flink 运行时架构

4.1 系统架构

Flink运行时架构——Standalone会话模式为例



让天下没有难学的技术

1) 作业管理器 (JobManager)

JobManager 是一个 Flink 集群中任务管理和调度的核心，是控制应用执行的主进程。也就是说，每个应用都应该被唯一的 JobManager 所控制执行。

JobManager 又包含 3 个不同的组件。

(1) JobMaster

JobMaster 是 JobManager 中最核心的组件，负责处理单独的作业 (Job)。所以 JobMaster 和具体的 Job 是一一对应的，多个 Job 可以同时运行在一个 Flink 集群中，每个 Job 都有一个自己的 JobMaster。需要注意在早期版本的 Flink 中，没有 JobMaster 的概念；而 JobManager 的概念范围较小，实际指的就是现在所说的 JobMaster。

在作业提交时，JobMaster 会先接收到要执行的应用。JobMaster 会把 JobGraph 转换成一个物理层面的数据流图，这个图被叫作“执行图”(ExecutionGraph)，它包含了所有可以并发执行的任务。JobMaster 会向资源管理器 (ResourceManager) 发出请求，申请执行任务必

要的资源。一旦它获取到了足够的资源，就会将执行图分发到真正运行它们的 TaskManager 上。

而在运行过程中，JobMaster 会负责所有需要中央协调的操作，比如说检查点（checkpoints）的协调。

(2) 资源管理器（ResourceManager）

ResourceManager 主要负责资源的分配和管理，在 Flink 集群中只有一个。所谓“资源”，主要是指 TaskManager 的任务槽（task slots）。任务槽就是 Flink 集群中的资源调配单元，包含了机器用来执行计算的一组 CPU 和内存资源。每一个任务（Task）都需要分配到一个 slot 上执行。

这里注意要把 Flink 内置的 ResourceManager 和其他资源管理平台（比如 YARN）的 ResourceManager 区分开。

(3) 分发器（Dispatcher）

Dispatcher 主要负责提供一个 REST 接口，用来提交应用，并且负责为每一个新提交的作业启动一个新的 JobMaster 组件。Dispatcher 也会启动一个 Web UI，用来方便地展示和监控作业执行的信息。Dispatcher 在架构中并不是必需的，在不同的部署模式下可能会被忽略掉。

2) 任务管理器（TaskManager）

TaskManager 是 Flink 中的工作进程，数据流的具体计算就是它来做的。Flink 集群中必须至少有一个 TaskManager；每一个 TaskManager 都包含了一定数量的任务槽（task slots）。Slot 是资源调度的最小单位，slot 的数量限制了 TaskManager 能够并行处理的任务数量。

启动之后，TaskManager 会向资源管理器注册它的 slots；收到资源管理器的指令后，TaskManager 就会将一个或者多个槽位提供给 JobMaster 调用，JobMaster 就可以分配任务来执行了。

在执行过程中，TaskManager 可以缓冲数据，还可以跟其他运行同一应用的 TaskManager 交换数据。

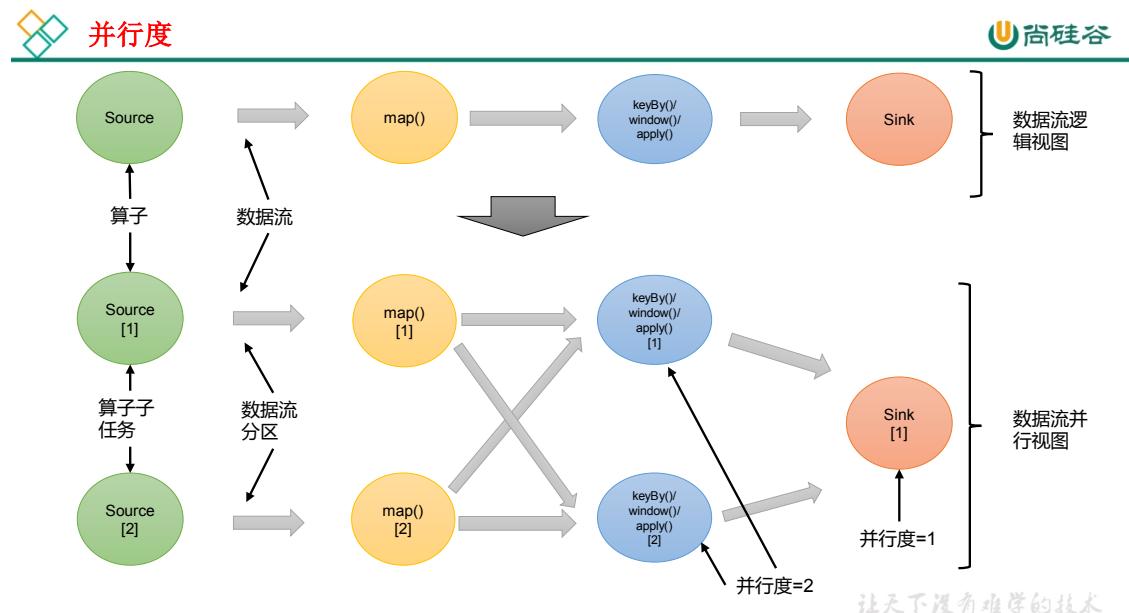
4.2 核心概念

4.2.1 并行度 (Parallelism)

1) 并行子任务和并行度

当要处理的数据量非常大时，我们可以把一个算子操作，“复制”多份到多个节点，数据来了之后就可以到其中任意一个执行。这样一来，一个算子任务就被拆分成了多个并行的“子任务”(subtasks)，再将它们分发到不同节点，就真正实现了并行计算。

在 Flink 执行过程中，每一个算子 (operator) 可以包含一个或多个子任务 (operator subtask)，这些子任务在不同的线程、不同的物理机或不同的容器中完全独立地执行。



一个特定算子的子任务 (subtask) 的个数被称之为并行度 (parallelism)。这样，包含并行子任务的数据流，就是并行数据流，它需要多个分区 (stream partition) 来分配并行任务。一般情况下，一个流程序的并行度，可以认为就是其所有算子中最大的并行度。一个程序中，不同的算子可能具有不同的并行度。

例如：如上图所示，当前数据流中有 source、map、window、sink 四个算子，其中 sink 算子的并行度为 1，其他算子的并行度都为 2。所以这段流处理程序的并行度就是 2。

2) 并行度的设置

在 Flink 中，可以用不同的方法来设置并行度，它们的有效范围和优先级别也是不同的。

(1) 代码中设置

我们在代码中，可以很简单地在算子后跟着调用 `setParallelism()` 方法，来设置当前算子的并行度：

```
stream.map(word -> Tuple2.of(word, 1L)).setParallelism(2);
```

这种方式设置的并行度，只针对当前算子有效。

另外，我们也可以直接调用执行环境的 `setParallelism()` 方法，全局设定并行度：

```
env.setParallelism(2);
```

这样代码中所有算子，默认的并行度就都为 2 了。我们一般不会在程序中设置全局并行度，因为如果在程序中对全局并行度进行硬编码，会导致无法动态扩容。

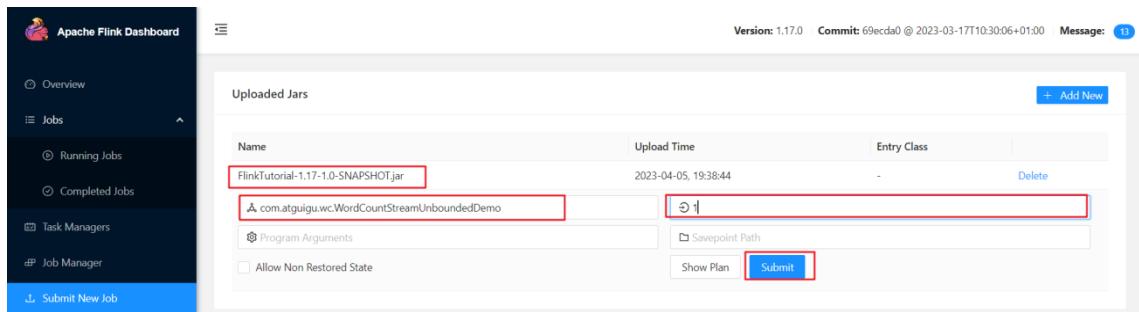
这里要注意的是，由于 `keyBy` 不是算子，所以无法对 `keyBy` 设置并行度。

(2) 提交应用时设置

在使用 `flink run` 命令提交应用时，可以增加 `-p` 参数来指定当前应用程序执行的并行度，它的作用类似于执行环境的全局设置：

```
bin/flink run -p 2 -c com.atguigu.wc.SocketStreamWordCount  
./FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

如果我们直接在 Web UI 上提交作业，也可以在对应输入框中直接添加并行度。



(3) 配置文件中设置

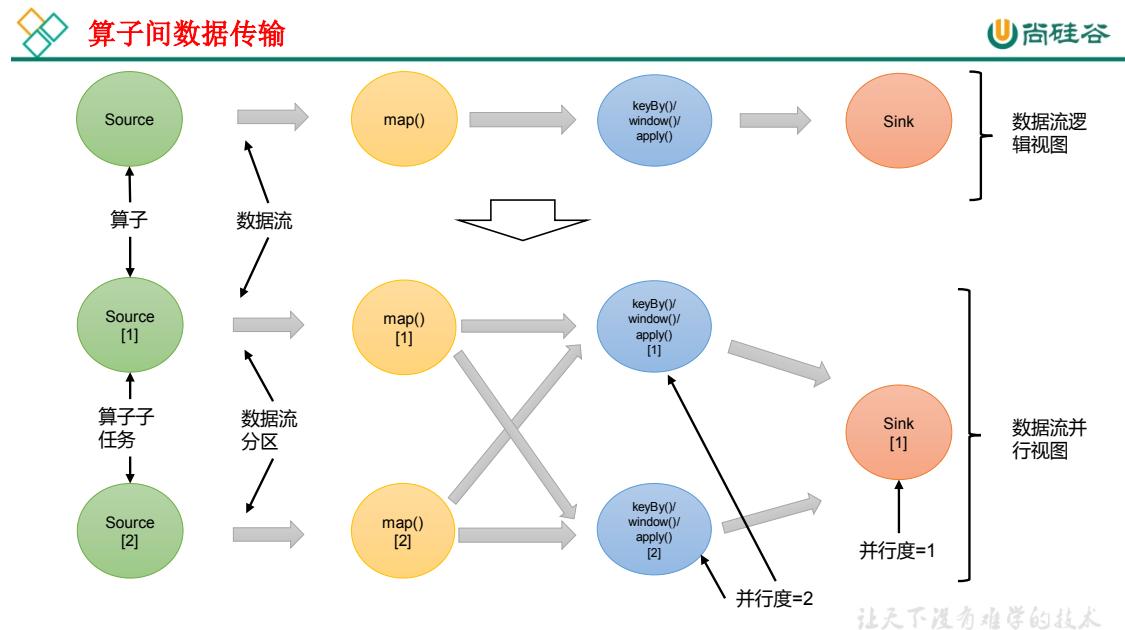
我们还可以直接在集群的配置文件 `flink-conf.yaml` 中直接更改默认并行度：

```
parallelism.default: 2
```

这个设置对于整个集群上提交的所有作业有效，**初始值为 1**。无论在代码中设置、还是提交时的 `-p` 参数，都不是必须的；所以在没有指定并行度的时候，就会采用配置文件中的集群默认并行度。在开发环境中，没有配置文件，**默认并行度就是当前机器的 CPU 核心数**。

4.2.2 算子链 (Operator Chain)

1) 算子间的数据传输



一个数据流在算子之间传输数据的形式可以是一对一（one-to-one）的直通（forwarding）模式，也可以是打乱的重分区（redistributing）模式，具体是哪一种形式，取决于算子的种类。

(1) 一对一 (One-to-one, forwarding)

这种模式下，数据流维护着分区以及元素的顺序。比如图中的 source 和 map 算子，source 算子读取数据之后，可以直接发送给 map 算子做处理，它们之间不需要重新分区，也不需要调整数据的顺序。这就意味着 map 算子的子任务，看到的元素个数和顺序跟 source 算子的子任务产生的完全一样，保证着“一对一”的关系。`map`、`filter`、`flatMap` 等算子都是这种 one-to-one 的对应关系。这种关系类似于 Spark 中的窄依赖。

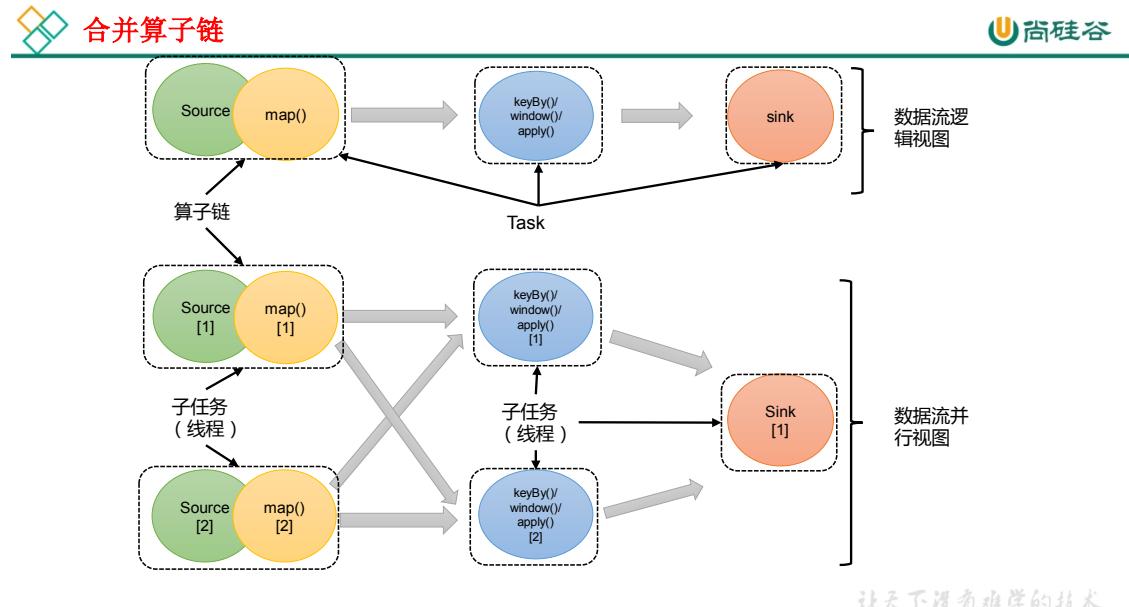
(2) 重分区 (Redistributing)

在这种模式下，数据流的分区会发生改变。比如图中的 map 和后面的 keyBy/window 算子之间，以及 keyBy/window 算子和 Sink 算子之间，都是这样的关系。

每一个算子的子任务，会根据数据传输的策略，把数据发送到不同的下游目标任务。这些传输方式都会引起重分区的过程，这一过程类似于 Spark 中的 shuffle。

2) 合并算子链

在 Flink 中，**并行度相同的一对一（one to one）算子操作**，可以直接链接在一起形成一个“大”的任务（task），这样原来的算子就成为了真正任务里的一部分，如下图所示。每个 task 会被一个线程执行。这样的技术被称为“**算子链**”（Operator Chain）。



上图中 Source 和 map 之间满足了算子链的要求，所以可以直接合并在一起，形成了一个任务；因为并行度为 2，所以合并后的任务也有两个并行子任务。这样，这个数据流图所表示的作业最终会有 5 个任务，由 5 个线程并行执行。

将算子链接成 task 是非常有效的优化：可以减少线程之间的切换和基于缓存区的数据交换，在减少时延的同时提升吞吐量。

Flink 默认会按照算子链的原则进行链接合并，如果我们想要禁止合并或者自行定义，也可以在代码中对算子做一些特定的设置：

```
// 禁用算子链
.map(word -> Tuple2.of(word, 1L)).disableChaining();

// 从当前算子开始新链
.map(word -> Tuple2.of(word, 1L)).startNewChain()
```

4.2.3 任务槽 (Task Slots)

1) 任务槽 (Task Slots)

Flink 中每一个 TaskManager 都是一个 JVM 进程，它可以启动多个独立的线程，来并行执行多个子任务（subtask）。

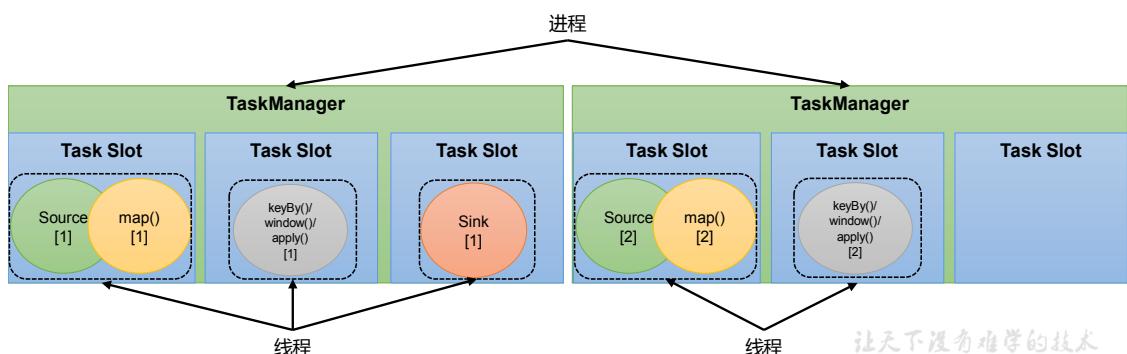
很显然，TaskManager 的计算资源是有限的，并行的任务越多，每个线程的资源就会越少。那一个 TaskManager 到底能并行处理多少个任务呢？为了控制并发量，我们需要在 TaskManager 上对每个任务运行所占用的资源做出明确的划分，这就是所谓的**任务槽**（task slots）。

每个任务槽（task slot）其实表示了 TaskManager 拥有计算资源的一个固定大小的子集。这些资源就是用来独立执行一个子任务的。

任务槽

假如一个 TaskManager 有三个 slot，那么它会将管理的内存平均分成三份，每个 slot 独自占据一份。这样一来，我们在 slot 上执行一个子任务时，相当于划定了一块内存“专款专用”，就不需要跟来自其他作业的任务去竞争内存资源了。

所以现在我们只要 2 个 TaskManager，就可以并行处理分配好的 5 个任务了。



2) 任务槽数量的设置

在 Flink 的 /opt/module/flink-1.17.0/conf/flink-conf.yaml 配置文件中，可以设置 TaskManager 的 slot 数量，默认是 1 个 slot。

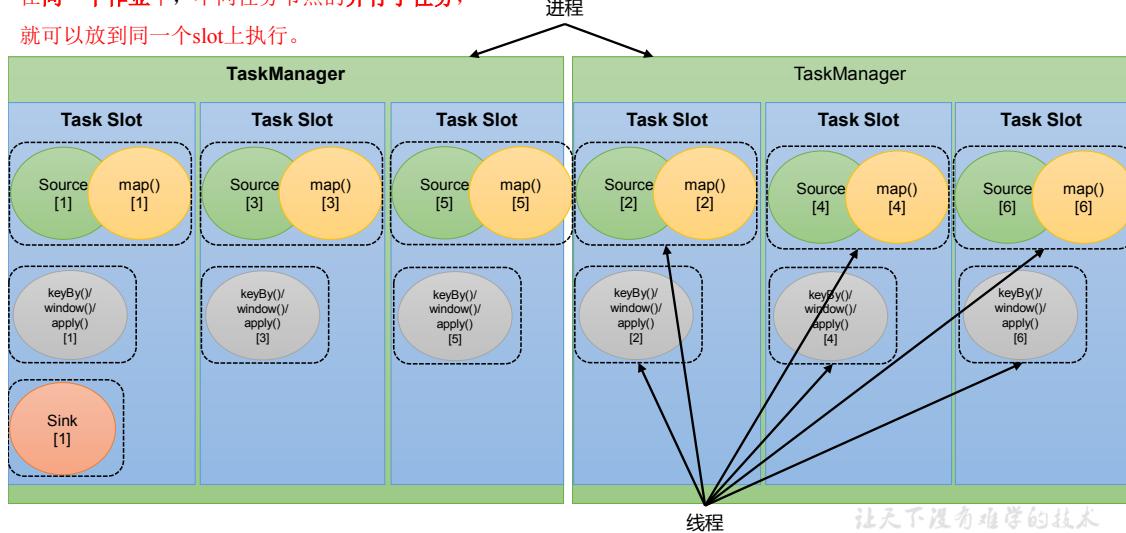
```
taskmanager.numberOfTaskSlots: 8
```

需要注意的是，slot 目前仅仅用来隔离内存，不会涉及 CPU 的隔离。在具体应用时，可以将 slot 数量配置为机器的 CPU 核心数，尽量避免不同任务之间对 CPU 的竞争。这也是开发环境默认并行度设为机器 CPU 数量的原因。

3) 任务对任务槽的共享

任务对任务槽的共享

在同一个作业中，不同任务节点的并行子任务，
就可以放到同一个 slot 上执行。



默认情况下，Flink 是允许子任务共享 slot 的。如果我们保持 sink 任务并行度为 1 不变，而作业提交时设置全局并行度为 6，那么前两个任务节点就会各自有 6 个并行子任务，整个流处理程序则有 13 个子任务。如上图所示，只要属于同一个作业，那么对于不同任务节点（算子）的并行子任务，就可以放到同一个 slot 上执行。所以对于第一个任务节点 source→map，它的 6 个并行子任务必须分到不同的 slot 上，而第二个任务节点 keyBy/window/apply 的并行子任务却可以和第一个任务节点共享 slot。

当我们将资源密集型和非密集型的任务同时放到一个 slot 中，它们就可以自行分配对资源占用的比例，从而保证最重的活平均分配给所有的 TaskManager。

slot 共享另一个好处就是允许我们保存完整的作业管道。这样一来，即使某个 TaskManager 出现故障宕机，其他节点也可以完全不受影响，作业的任务可以继续执行。

当然，Flink 默认是允许 slot 共享的，如果希望某个算子对应的任务完全独占一个 slot，或者只有某一部分算子共享 slot，我们也可以通过设置“slot 共享组”手动指定：

```
.map(word -> Tuple2.of(word, 1L)).slotSharingGroup("1");
```

这样，只有属于同一个 slot 共享组的子任务，才会开启 slot 共享；不同组之间的任务是完全隔离的，必须分配到不同的 slot 上。在这种场景下，总共需要的 slot 数量，就是各个 slot 共享组最大并行度的总和。

4.2.4 任务槽和并行度的关系

任务槽和并行度都跟程序的并行执行有关，但两者是完全不同的概念。简单来说任务槽是静态的概念，是指 TaskManager 具有的并发执行能力，可以通过参数 taskmanager.numberOfTaskSlots 进行配置；而并行度是动态概念，也就是 TaskManager 运行程序时实际使用的并发能力，可以通过参数 parallelism.default 进行配置。

举例说明：假设一共有 3 个 TaskManager，每一个 TaskManager 中的 slot 数量设置为 3 个，那么一共有 9 个 task slot，表示集群最多能并行执行 9 个同一算子的子任务。

而我们定义 word count 程序的处理操作是四个转换算子：

source → flatmap → reduce → sink

当所有算子并行度相同时，容易看出 source 和 flatmap 可以合并算子链，于是最终有三个任务节点。



任务槽和并行度的关系（1）

Flink-conf.yaml
taskmanager.numberOfTaskSlots:3
(建议值：CPU核心个数)

3个TaskManager
共9个Slot



示例1：并行度为1
的word count

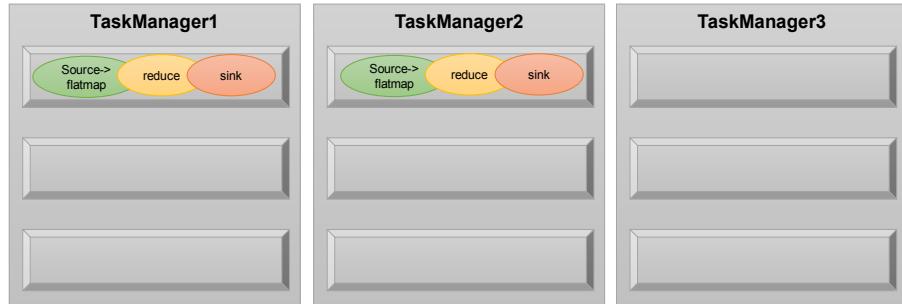
如果我们没有任何并行度设置，而配置文件中默认parallelism.default=1，那么程序运行的默认并行度为1，总共有3个任务。由于不同算子的任务可以共享任务槽，所以最终占用的slot只有1个。9个slot只用了1个，有8个空闲。



任务槽和并行度的关系（2）

Flink-conf.yaml
taskmanager.number
OfTaskSlots:3
(建议值：CPU核心
个数)

3个TaskManager
共9个Slot



示例2：并行度为2
的word count

设置任务并行度的方式有以下三种：
Flink-conf.yaml : parallelism.default: 2

Flink客户端：

`./bin/flink run -p 2`

执行环境：

`env.setParallelism(2)`

作业并行度设置为2，那么总共有6个任务，共享任务槽之后会占用2个slot。同样，就有7个slot空闲，计算资源没有充分利用。所以可以看到，设置合适的并行度才能提高效率。

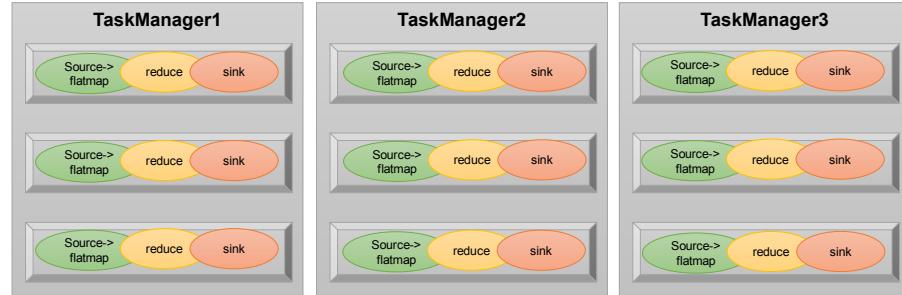
让天下没有难学的技术



任务槽和并行度的关系（3）

Flink-conf.yaml
taskmanager.number
OfTaskSlots:3
(建议值：CPU核心
个数)

3个TaskManager
共9个Slot



示例3：并行度为9
的word count

设置任务并行度的方式有以下三种：
Flink-conf.yaml : parallelism.default: 9

Flink客户端：

`./bin/flink run -p 9`

执行环境：

`env.setParallelism(9)`

怎样设置并行度效率最高呢？当然是需要把所有的slot都利用起来。考虑到slot共享，我们可以直接把并行度设置为9，这样所有27个任务就会完全占用9个slot。这是当前集群资源下能执行的最大并行度，计算资源得到了充分的利用。

让天下没有难学的技术

任务槽和并行度的关系（4）

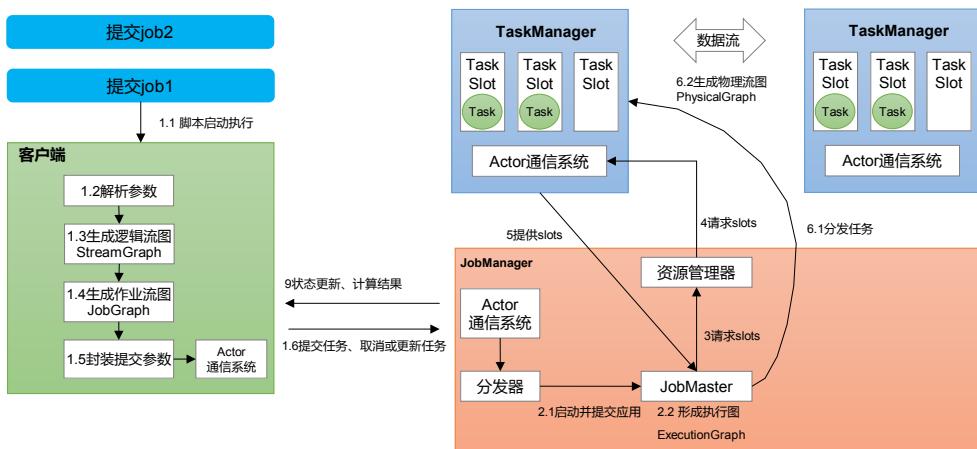


通过这个例子也可以明确地看到，整个流处理程序的并行度，就应该是所有算子并行度中最大的那个，这代表了运行程序需要的 slot 数量。

4.3 作业提交流程

4.3.1 Standalone 会话模式作业提交流程

Standalone会话模式作业提交流程

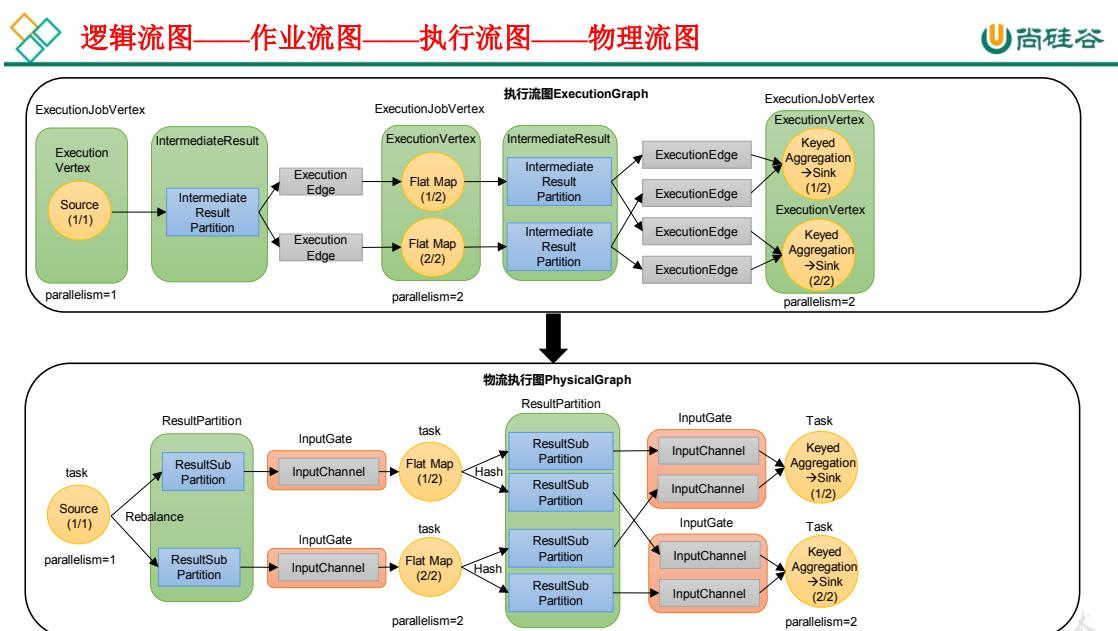
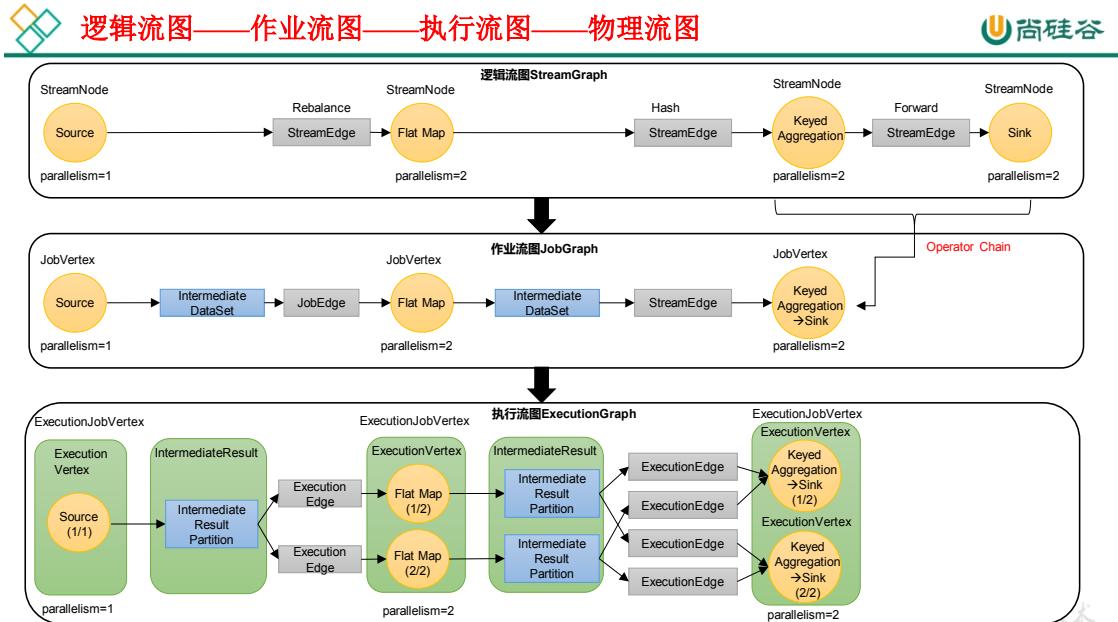


让天下没有难学的技术

4.3.2 逻辑流图/作业图/执行图/物理流图

我们已经彻底了解了由代码生成任务的过程，现在来做个梳理总结。

逻辑流图（StreamGraph） \rightarrow 作业图（JobGraph） \rightarrow 执行图（ExecutionGraph） \rightarrow 物理图（Physical Graph）。



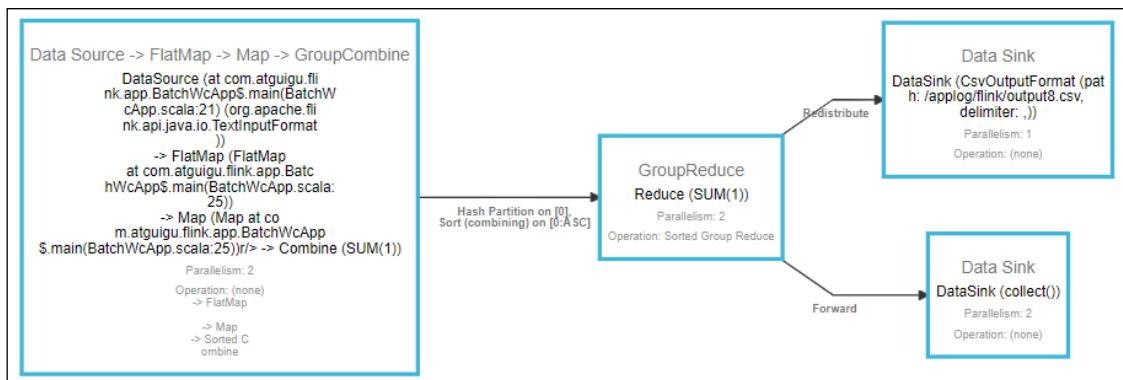
1) 逻辑流图 (StreamGraph)

这是根据用户通过 DataStream API 编写的代码生成的最初的 DAG 图，用来表示程序的拓扑结构。这一步一般在客户端完成。

2) 作业图 (JobGraph)

StreamGraph 经过优化后生成的就是作业图 (JobGraph)，这是提交给 JobManager 的数据结构，确定了当前作业中所有任务的划分。主要的优化为：将多个符合条件的节点链接在一起合并成一个任务节点，形成算子链，这样可以减少数据交换的消耗。JobGraph 一般也是在客户端生成的，在作业提交时传递给 JobMaster。

我们提交作业之后，打开 Flink 自带的 Web UI，点击作业就能看到对应的作业图。



3) 执行图 (ExecutionGraph)

JobMaster 收到 JobGraph 后，会根据它来生成执行图 (ExecutionGraph)。ExecutionGraph 是 JobGraph 的并行化版本，是调度层最核心的数据结构。与 JobGraph 最大的区别就是按照并行度对并行子任务进行了拆分，并明确了任务间数据传输的方式。

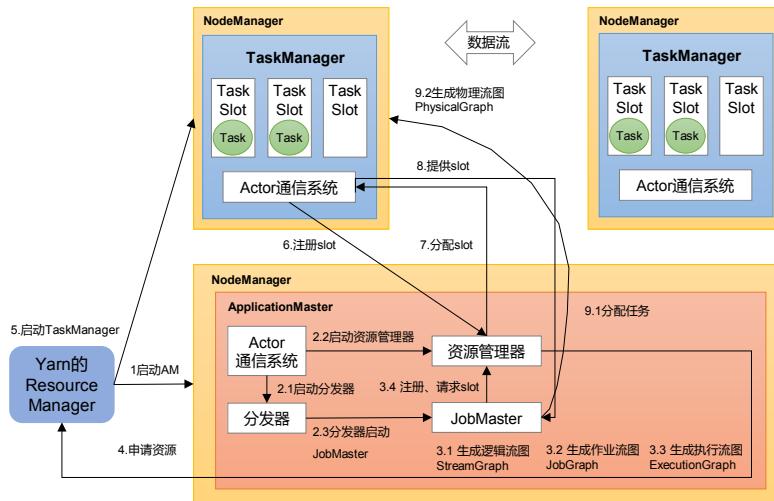
4) 物理图 (Physical Graph)

JobMaster 生成执行图后，会将它分发给 TaskManager；各个 TaskManager 会根据执行图部署任务，最终的物理执行过程也会形成一张“图”，一般就叫作物理图 (Physical Graph)。这只是具体执行层面的图，并不是一个具体的数据结构。

物理图主要就是在执行图的基础上，进一步确定数据存放的位置和收发的具体方式。有了物理图，TaskManager 就可以对传递来的数据进行处理计算了。

4.3.3 Yarn 应用模式作业提交流程

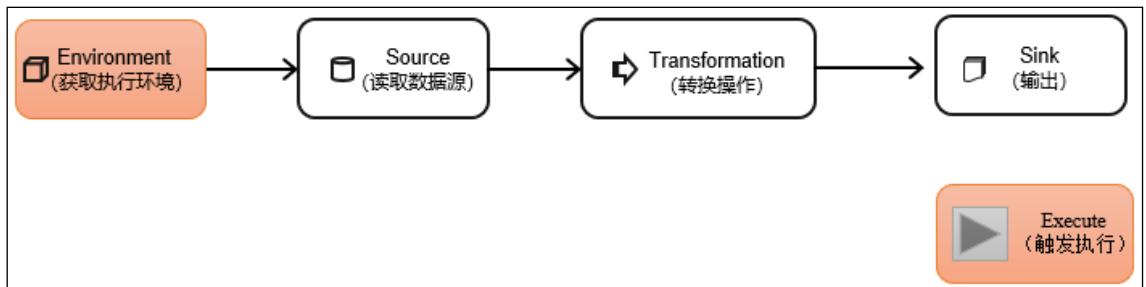
Yarn应用模式作业提交流程



让天下没有难学的技术

第 5 章 DataStream API

DataStream API 是 Flink 的核心层 API。一个 Flink 程序，其实就是对 DataStream 的各种转换。具体来说，代码基本上由以下几部分构成：



5.1 执行环境（Execution Environment）

Flink 程序可以在各种上下文环境中运行：我们可以在本地 JVM 中执行程序，也可以提交到远程集群上运行。

不同的环境，代码的提交运行的过程会有所不同。这就要求我们在提交作业执行计算时，首先必须获取当前 Flink 的运行环境，从而建立起与 Flink 框架之间的联系。

5.1.1 创建执行环境

我们要获取的执行环境，是 StreamExecutionEnvironment 类的对象，这是所有 Flink 程序的基础。在代码中创建执行环境的方式，就是调用这个类的静态方法，具体有以下三种。

1) getExecutionEnvironment

最简单的方式，就是直接调用 `getExecutionEnvironment` 方法。它会根据当前运行的上下文直接得到正确的结果：如果程序是独立运行的，就返回一个本地执行环境；如果是创建了 jar 包，然后从命令行调用它并提交到集群执行，那么就返回集群的执行环境。也就是说，这个方法会根据当前运行的方式，自行决定该返回什么样的运行环境。

```
StreamExecutionEnvironment env =  
    StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
```

这种方式，用起来简单高效，是最常用的一种创建执行环境的方式。

2) createLocalEnvironment

这个方法返回一个本地执行环境。可以在调用时传入一个参数，指定默认的并行度；如果不传入，则默认并行度就是本地的 CPU 核心数。

```
StreamExecutionEnvironment localEnv =  
    StreamExecutionEnvironment.createLocalEnvironment();
```

3) createRemoteEnvironment

这个方法返回集群执行环境。需要在调用时指定 JobManager 的主机名和端口号，并指定要在集群中运行的 Jar 包。

```
StreamExecutionEnvironment remoteEnv = StreamExecutionEnvironment  
    .createRemoteEnvironment()  
    .host("host", // JobManager 主机名  
          1234, // JobManager 进程端口号  
          "path/to/jarFile.jar" // 提交给 JobManager 的 JAR 包  
    );
```

在获取到程序执行环境后，我们还可以对执行环境进行灵活的设置。比如可以全局设置程序的并行度、禁用算子链，还可以定义程序的时间语义、配置容错机制。

5.1.2 执行模式（Execution Mode）

从 Flink 1.12 开始，官方推荐的做法是直接使用 DataStream API，在提交任务时通过将执行模式设为 BATCH 来进行批处理。不建议使用 DataSet API。

```
// 流处理环境
StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
```

DataStream API 执行模式包括：流执行模式、批执行模式和自动模式。

- 流执行模式（Streaming）

这是 DataStream API 最经典的模式，一般用于需要持续实时处理的无界数据流。默认情况下，程序使用的就是 Streaming 执行模式。

- 批执行模式（Batch）

专门用于批处理的执行模式。

- 自动模式（AutoMatic）

在这种模式下，将由程序根据输入数据源是否有界，来自动选择执行模式。

批执行模式的使用。主要有两种方式：

(1) 通过命令行配置

```
bin/flink run -Dexecution.runtime-mode=BATCH ...
```

在提交作业时，增加 execution.runtime-mode 参数，指定值为 BATCH。

(2) 通过代码配置

```
StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
env.setRuntimeMode(RuntimeExecutionMode.BATCH);
```

在代码中，直接基于执行环境调用 setRuntimeMode 方法，传入 BATCH 模式。

实际应用中一般不会在代码中配置，而是使用命令行，这样更加灵活。

5.1.3 触发程序执行

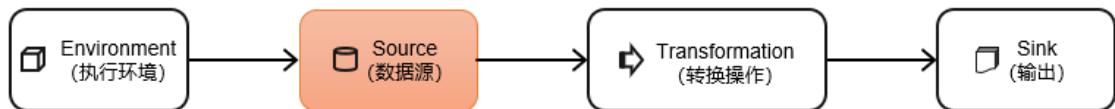
需要注意的是，写完输出（sink）操作并不代表程序已经结束。因为当 main()方法被调用时，其实只是定义了作业的每个执行操作，然后添加到数据流图中；这时并没有真正处理数据——因为数据可能还没来。Flink 是由事件驱动的，只有等到数据到来，才会触发真正的计算，这也被称为“**延迟执行**”或“**懒执行**”。

所以我们需要显式地调用执行环境的 execute()方法，来触发程序执行。execute()方法将一直等待作业完成，然后返回一个执行结果（JobExecutionResult）。

```
env.execute();
```

5.2 源算子 (Source)

Flink 可以从各种来源获取数据，然后构建 DataStream 进行转换处理。一般将数据的输入来源称为数据源（data source），而读取数据的算子就是源算子（source operator）。所以，source 就是我们整个处理程序的输入端。



在 Flink1.12 以前，旧的添加 source 的方式，是调用执行环境的 addSource()方法：

```
DataStream<String> stream = env.addSource(...);
```

方法传入的参数是一个“源函数”（source function），需要实现 SourceFunction 接口。

从 Flink1.12 开始，主要使用流批统一的新 Source 架构：

```
DataStreamSource<String> stream = env.fromSource(...)
```

Flink 直接提供了很多预实现的接口，此外还有很多外部连接工具也帮我们实现了对应的 Source，通常情况下足以应对我们的实际需求。

5.2.1 准备工作

为了方便练习，这里使用 WaterSensor 作为数据模型。

字段名	数据类型	说明
id	String	水位传感器类型
ts	Long	传感器记录时间戳
vc	Integer	水位记录

具体代码如下：

```

public class WaterSensor {
    public String id;
    public Long ts;
    public Integer vc;

    public WaterSensor() {
    }

    public WaterSensor(String id, Long ts, Integer vc) {
        this.id = id;
        this.ts = ts;
        this.vc = vc;
    }

    public String getId() {
        return id;
    }
}
  
```

```
}

public void setId(String id) {
    this.id = id;
}

public Long getTs() {
    return ts;
}

public void setTs(Long ts) {
    this.ts = ts;
}

public Integer getVc() {
    return vc;
}

public void setVc(Integer vc) {
    this.vc = vc;
}

@Override
public String toString() {
    return "WaterSensor{" +
        "id='" + id + '\'' +
        ", ts=" + ts +
        ", vc=" + vc +
        '}';
}

@Override
public boolean equals(Object o) {
    if (this == o) {
        return true;
    }
    if (o == null || getClass() != o.getClass()) {
        return false;
    }
    WaterSensor that = (WaterSensor) o;
    return Objects.equals(id, that.id) &&
        Objects.equals(ts, that.ts) &&
        Objects.equals(vc, that.vc);
}

@Override
public int hashCode() {

    return Objects.hash(id, ts, vc);
}
```

这里需要注意，我们定义的 WaterSensor，有这样几个特点：

- 类是公有（public）的

- 有一个无参的构造方法
- 所有属性都是公有（public）的
- 所有属性的类型都是可以序列化的

Flink 会把这样的类作为一种特殊的 **POJO** (Plain Ordinary Java Object 简单的 Java 对象，实际就是普通 JavaBeans) 数据类型来对待，方便数据的解析和序列化。另外我们在类中还重写了 `toString` 方法，主要是为了测试输出显示更清晰。

我们这里自定义的 POJO 类会在后面的代码中频繁使用，所以在后面的代码中碰到，把这里的 POJO 类导入就好了。

5.2.2 从集合中读取数据

最简单的读取数据的方式，就是在代码中直接创建一个 Java 集合，然后调用执行环境的 `fromCollection` 方法进行读取。这相当于将数据临时存储到内存中，形成特殊的数据结构后，作为数据源使用，一般用于测试。

```
public static void main(String[] args) throws Exception {  
    StreamExecutionEnvironment env =  
        StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
    List<Integer> data = Arrays.asList(1, 22, 3);  
    DataStreamSource<Integer> ds = env.fromCollection(data);  
  
    stream.print();  
  
    env.execute();  
}
```

5.2.3 从文件读取数据

真正的实际应用中，自然不会直接将数据写在代码中。通常情况下，我们会从存储介质中获取数据，一个比较常见的方式就是读取日志文件。这也是批处理中最常见的读取方式。

读取文件，需要添加文件连接器依赖：

```
<dependency>  
    <groupId>org.apache.flink</groupId>  
    <artifactId>flink-connector-files</artifactId>  
    <version>${flink.version}</version>
```

```
</dependency>
```

示例如下：

```
public static void main(String[] args) throws Exception {  
  
    StreamExecutionEnvironment env =  
    StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
    FileSource<String> fileSource =  
    FileSource.forRecordStreamFormat(new TextLineInputFormat(), new  
    Path("input/word.txt")).build();  
  
    env.fromSource(fileSource, WatermarkStrategy.noWatermarks(), "file")  
        .print();  
  
    env.execute();  
}
```

说明：

- 参数可以是目录，也可以是文件；还可以从 HDFS 目录下读取，使用路径 hdfs://...；
- 路径可以是相对路径，也可以是绝对路径；
- 相对路径是从系统属性 user.dir 获取路径：idea 下是 project 的根目录，standalone 模式下是集群节点根目录；

5.2.4 从 Socket 读取数据

不论从集合还是文件，我们读取的其实都是有界数据。在流处理的场景中，数据往往是无界的。

我们之前用到的读取 socket 文本流，就是流处理场景。但是这种方式由于吞吐量小、稳定性较差，一般也是用于测试。

```
DataStream<String> stream = env.socketTextStream("localhost", 7777);
```

5.2.5 从 Kafka 读取数据

Flink 官方提供了连接工具 flink-connector-kafka，直接帮我们实现了一个消费者 FlinkKafkaConsumer，它就是用来读取 Kafka 数据的 SourceFunction。

所以想要以 Kafka 作为数据源获取数据，我们只需要引入 Kafka 连接器的依赖。Flink 官方提供的是一个通用的 Kafka 连接器，它会自动跟踪最新版本的 Kafka 客户端。目前最新版本只支持 0.10.0 版本以上的 Kafka。这里我们需要导入的依赖如下。

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-connector-kafka</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>
```

代码如下：

```
public class SourceKafka {
    public static void main(String[] args) throws Exception {

        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        KafkaSource<String> kafkaSource =
KafkaSource.<String>builder()
            .setBootstrapServers("hadoop102:9092")
            .setTopics("topic_1")
            .setGroupId("atguigu")
            .setStartingOffsets(OffsetsInitializer.latest())
            .setValueOnlyDeserializer(new SimpleStringSchema())
            .build();

        DataStreamSource<String> stream = env.fromSource(kafkaSource,
WatermarkStrategy.noWatermarks(), "kafka-source");

        stream.print("Kafka");

        env.execute();
    }
}
```

5.2.6 从数据生成器读取数据

Flink 从 1.11 开始提供了一个内置的 DataGen 连接器，主要是用于生成一些随机数，用于在没有数据源的时候，进行流任务的测试以及性能测试等。1.17 提供了新的 Source 写法，需要导入依赖：

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-connector-dagagen</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>
```

代码如下：

```
public class DataGeneratorDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {

        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);
```

```
        DataGeneratorSource<String> dataGeneratorSource =
            new DataGeneratorSource<>(
                new GeneratorFunction<Long, String>() {
                    @Override
                    public String map(Long value) throws
Exception {
                        return "Number:" + value;
                    }
                },
                Long.MAX_VALUE,
                RateLimiterStrategy.perSecond(10),
                Types.STRING
            );
        env
            .fromSource(dataGeneratorSource,
WatermarkStrategy.noWatermarks(), "datagenerator")
            .print();
        env.execute();
    }
}
```

5.2.7 Flink 支持的数据类型

1) Flink 的类型系统

Flink 使用“类型信息”(TypeInformation)来统一表示数据类型。TypeInformation类是Flink中所有类型描述符的基类。它涵盖了类型的一些基本属性，并为每个数据类型生成特定的序列化器、反序列化器和比较器。

2) Flink 支持的数据类型

对于常见的Java和Scala数据类型，Flink都是支持的。Flink在内部，Flink对支持不同的类型进行了划分，这些类型可以在Types工具类中找到：

(1) 基本类型

所有Java基本类型及其包装类，再加上Void、String、Date、BigDecimal和BigInteger。

(2) 数组类型

包括基本类型数组(PRIMITIVE_ARRAY)和对象数组(OBJECT_ARRAY)。

(3) 复合数据类型

- Java 元组类型 (**TUPLE**): 这是 Flink 内置的元组类型，是 Java API 的一部分。最多 25 个字段，也就是从 Tuple0~Tuple25，不支持空字段。
- Scala 样例类及 Scala 元组: 不支持空字段。
- 行类型 (**ROW**): 可以认为是具有任意个字段的元组，并支持空字段。
- POJO: Flink 自定义的类似于 Java bean 模式的类。

(4) 辅助类型

Option、Either、List、Map 等。

(5) 泛型类型 (**GENERIC**)

Flink 支持所有的 Java 类和 Scala 类。不过如果没有按照上面 POJO 类型的要求来定义，就会被 Flink 当作泛型类来处理。Flink 会把泛型类型当作黑盒，无法获取它们内部的属性；它们也不是由 Flink 本身序列化的，而是由 **Kryo 序列化的**。

在这些类型中，元组类型和 POJO 类型最为灵活，因为它们支持创建复杂类型。而相比之下，POJO 还支持在键 (key) 的定义中直接使用字段名，这会让我们的代码可读性大大增加。所以，在项目实践中，往往会将流处理程序中的元素类型定为 Flink 的 POJO 类型。

Flink 对 POJO 类型的要求如下：

- 类是公有 (public) 的
- 有一个无参的构造方法
- 所有属性都是公有 (public) 的
- 所有属性的类型都是可以序列化的

3) 类型提示 (**Type Hints**)

Flink 还具有一个类型提取系统，可以分析函数的输入和返回类型，自动获取类型信息，从而获得对应的序列化器和反序列化器。但是，由于 Java 中泛型擦除的存在，在某些特殊情况下（比如 Lambda 表达式中），自动提取的信息是不够精细的——只告诉 Flink 当前的元素由“船头、船身、船尾”构成，根本无法重建出“大船”的模样；这时就需要显式地提供类型信息，才能使应用程序正常工作或提高其性能。

为了解决这类问题，Java API 提供了专门的“类型提示”(type hints)。

回忆一下之前的 word count 流处理程序，我们在将 String 类型的每个词转换成 (word, count) 二元组后，就明确地用 returns 指定了返回的类型。因为对于 map 里传入的 Lambda 表达式，系统只能推断出返回的是 Tuple2 类型，而无法得到 Tuple2<String, Long>。只有显式地告诉系统当前的返回类型，才能正确地解析出完整数据。

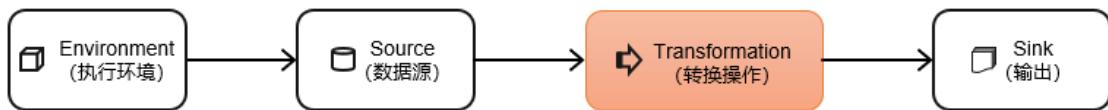
```
.map(word -> Tuple2.of(word, 1L))
    .returns(Types.TUPLE(Types.STRING, Types.LONG));
```

Flink 还专门提供了 TypeHint 类，它可以捕获泛型的类型信息，并且一直记录下来，为运行时提供足够的信息。我们同样可以通过.returns()方法，明确地指定转换之后的 DataStream 里元素的类型。

```
returns(new TypeHint<Tuple2<Integer, SomeType>>() {})
```

5.3 转换算子（Transformation）

数据源读入数据之后，我们就可以使用各种转换算子，将一个或多个 DataStream 转换为新的 DataStream。



5.3.1 基本转换算子（map/ filter/ flatMap）

5.3.1.1 映射（map）

map 是大家非常熟悉的大数据操作算子，主要用于将数据流中的数据进行转换，形成新的数据流。简单来说，就是一个“一一映射”，消费一个元素就产出一个元素。



我们只需要基于 DataStream 调用 map() 方法就可以进行转换处理。方法需要传入的参数是接口 MapFunction 的实现；返回值类型还是 DataStream，不过泛型（流中的元素类型）可能改变。

下面的代码用不同的方式，实现了提取 WaterSensor 中的 id 字段的功能。

```
public class TransMap {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(
            new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),
            new WaterSensor("sensor_2", 2, 2)
        );

        // 方式一：传入匿名类，实现 MapFunction
        stream.map(new MapFunction<WaterSensor, String>() {
            @Override
            public String map(WaterSensor e) throws Exception {
                return e.id;
            }
        }).print();

        // 方式二：传入 MapFunction 的实现类
        // stream.map(new UserMap()).print();

        env.execute();
    }

    public static class UserMap implements MapFunction<WaterSensor, String> {
        @Override
        public String map(WaterSensor e) throws Exception {
            return e.id;
        }
    }
}
```

上面代码中，`MapFunction` 实现类的泛型类型，与输入数据类型和输出数据的类型有关。在实现 `MapFunction` 接口的时候，需要指定两个泛型，分别是输入事件和输出事件的类型，还需要重写一个 `map()` 方法，定义从一个输入事件转换为另一个输出事件的具体逻辑。

5.3.1.2 过滤 (filter)

`filter` 转换操作，顾名思义是对数据流执行一个过滤，通过一个布尔条件表达式设置过滤条件，对于每一个流内元素进行判断，若为 `true` 则元素正常输出，若为 `false` 则元素被过滤掉。



进行 filter 转换之后的新数据流的数据类型与原数据流是相同的。filter 转换需要传入的参数需要实现 FilterFunction 接口，而 FilterFunction 内要实现 filter()方法，就相当于一个返回布尔类型的条件表达式。

案例需求：下面的代码会将数据流中传感器 id 为 sensor_1 的数据过滤出来。

```
public class TransFilter {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(
            new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),
            new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)
        );

        // 方式一：传入匿名类实现 FilterFunction
        stream.filter(new FilterFunction<WaterSensor>() {
            @Override
            public boolean filter(WaterSensor e) throws Exception {
                return e.id.equals("sensor_1");
            }
        }).print();

        // 方式二：传入 FilterFunction 实现类
        // stream.filter(new UserFilter()).print();

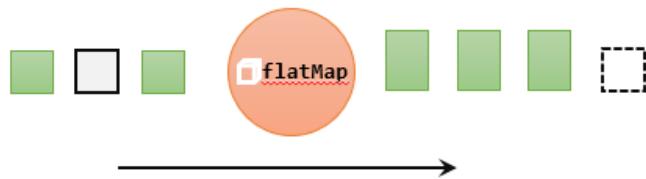
        env.execute();
    }
}

public static class UserFilter implements FilterFunction<WaterSensor> {
    @Override
    public boolean filter(WaterSensor e) throws Exception {
        return e.id.equals("sensor_1");
    }
}
```

5.3.1.3 扁平映射 (flatMap)

flatMap 操作又称为扁平映射，主要是将数据流中的整体（一般是集合类型）拆分成一个一个的个体使用。消费一个元素，可以产生 0 到多个元素。flatMap 可以认为是“扁平化”(flatten) 和“映射”(map) 两步操作的结合，也就是先按照某种规则对数据进行打散拆分，

再对拆分后的元素做转换处理。



同 map 一样， flatMap 也可以使用 Lambda 表达式或者 FlatMapFunction 接口实现类的方式来进行传参，返回值类型取决于所传参数的具体逻辑，可以与原数据流相同，也可以不同。

案例需求：如果输入的数据是 sensor_1，只打印 vc；如果输入的数据是 sensor_2，既打印 ts 又打印 vc。

实现代码如下：

```
public class TransFlatmap {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(
            new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),
            new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)
        );

        stream.flatMap(new MyFlatMap()).print();

        env.execute();
    }

    public static class MyFlatMap implements FlatMapFunction<WaterSensor, String> {
        @Override
        public void flatMap(WaterSensor value, Collector<String> out) throws Exception {
            if (value.id.equals("sensor_1")) {
                out.collect(String.valueOf(value.vc));
            } else if (value.id.equals("sensor_2")) {
                out.collect(String.valueOf(value.ts));
                out.collect(String.valueOf(value.vc));
            }
        }
    }
}
```

```
    }  
}  
}
```

5.3.2 聚合算子（Aggregation）

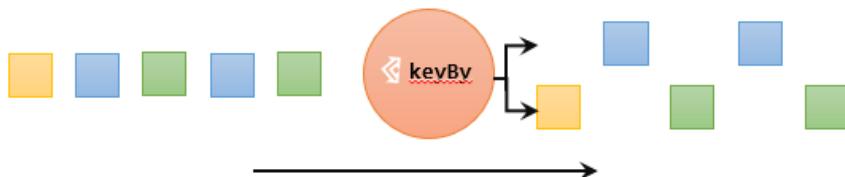
计算的结果不仅依赖当前数据，还跟之前的数据有关，相当于要把所有数据聚在一起进行汇总合并——这就是所谓的“聚合”（Aggregation），类似于 MapReduce 中的 reduce 操作。

5.3.2.1 按键分区（keyBy）

对于 Flink 而言，DataStream 是没有直接进行聚合的 API 的。因为我们对海量数据做聚合肯定要进行分区并行处理，这样才能提高效率。所以在 Flink 中，要做聚合，需要先进行分区；这个操作就是通过 keyBy 来完成的。

keyBy 是聚合前必须要用到的一个算子。keyBy 通过指定键（key），可以将一条流从逻辑上划分成不同的分区（partitions）。这里所说的分区，其实就是并行处理的子任务。

基于不同的 key，流中的数据将被分配到不同的分区中去；这样一来，所有具有相同的 key 的数据，都将被发往同一个分区。



在内部，是通过计算 key 的哈希值（hash code），对分区数进行取模运算来实现的。所以这里 key 如果是 POJO 的话，必须要重写 hashCode() 方法。

keyBy()方法需要传入一个参数，这个参数指定了一个或一组 key。有很多不同的方法来指定 key：比如对于 Tuple 数据类型，可以指定字段的位置或者多个位置的组合；对于 POJO 类型，可以指定字段的名称（String）；另外，还可以传入 Lambda 表达式或者实现一个键选择器（KeySelector），用于说明从数据中提取 key 的逻辑。

我们可以以 id 作为 key 做一个分区操作，代码实现如下：

```
public class TransKeyBy {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
    }  
}
```

```
DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements( new WaterSensor("sensor_1", 1, 1), new WaterSensor("sensor_1", 2, 2), new WaterSensor("sensor_2", 2, 2), new WaterSensor("sensor_3", 3, 3) );  
  
// 方式一：使用 Lambda 表达式  
KeyedStream<WaterSensor, String> keyedStream = stream.keyBy(e -> e.id);  
  
// 方式二：使用匿名类实现 KeySelector  
KeyedStream<WaterSensor, String> keyedStream1 = stream.keyBy(new KeySelector<WaterSensor, String>() {  
    @Override  
    public String getKey(WaterSensor e) throws Exception {  
        return e.id;  
    }  
});  
  
env.execute();  
}  
}
```

需要注意的是，keyBy 得到的结果将不再是 DataStream，而是会将 DataStream 转换为 KeyedStream。KeyedStream 可以认为是“分区流”或者“键控流”，它是对 DataStream 按照 key 的一个逻辑分区，所以泛型有两个类型：除去当前流中的元素类型外，还需要指定 key 的类型。

KeyedStream 也继承自 DataStream，所以基于它的操作也都归属于 DataStream API。但它跟之前的转换操作得到的 SingleOutputStreamOperator 不同，只是一个流的分区操作，并不是一个转换算子。KeyedStream 是一个非常重要的数据结构，只有基于它才可以做后续的聚合操作（比如 sum, reduce）。

5.3.2.2 简单聚合 (sum/min/max/minBy/maxBy)

有了按键分区的数据流 KeyedStream，我们就可以基于它进行聚合操作了。Flink 为我们内置实现了一些最基本、最简单的聚合 API，主要有以下几种：

- **sum()**: 在输入流上，对指定的字段做叠加求和的操作。
- **min()**: 在输入流上，对指定的字段求最小值。
- **max()**: 在输入流上，对指定的字段求最大值。

- **minBy()**: 与 min()类似，在输入流上针对指定字段求最小值。不同的是，min()只计算指定字段的最小值，其他字段会保留最初第一个数据的值；而 minBy()则会返回包含字段最小值的整条数据。
- **maxBy()**: 与 max()类似，在输入流上针对指定字段求最大值。两者区别与 min()/minBy()完全一致。

简单聚合算子使用非常方便，语义也非常明确。这些聚合方法调用时，也需要传入参数；但并不像基本转换算子那样需要实现自定义函数，只要说明聚合指定的字段就可以了。指定字段的方式有两种：**指定位置，和指定名称**。

对于元组类型的数据，可以使用这两种方式来指定字段。需要注意的是，元组中字段的名称，是以 f0、f1、f2、... 来命名的。

如果数据流的类型是 POJO 类，那么就只能通过字段名称来指定，不能通过位置来指定了。

```
public class TransAggregation {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
        DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(  
            new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),  
            new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),  
            new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),  
            new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)  
        );  
  
        stream.keyBy(e -> e.id).max("vc"); // 指定字段名称  
        env.execute();  
    }  
}
```

简单聚合算子返回的，同样是一个 SingleOutputStreamOperator，也就是从 KeyedStream 又转换成了常规的 DataStream。所以可以这样理解：keyBy 和聚合是成对出现的，先分区、后聚合，得到的依然是一个 DataStream。而且经过简单聚合之后的数据流，元素的数据类型保持不变。

一个聚合算子，会为每一个 key 保存一个聚合的值，在 Flink 中我们把它叫作“状态”(state)。所以每当有一个新的数据输入，算子就会更新保存的聚合结果，并发送一个带有更新后聚合值的事件到下游算子。对于无界流来说，这些状态是永远不会被清除的，所以我们使用聚合算子，应该只用在含有有限个 key 的数据流上。

5.3.2.3 归约聚合 (reduce)

reduce 可以对已有的数据进行归约处理，把每一个新输入的数据和当前已经归约出来的值，再做一个聚合并计算。

reduce 操作也会将 KeyedStream 转换为 DataStream。它不会改变流的元素数据类型，所以输出类型和输入类型是一样的。

调用 KeyedStream 的 reduce 方法时，需要传入一个参数，实现 ReduceFunction 接口。接口在源码中的定义如下：

```
public interface ReduceFunction<T> extends Function, Serializable {  
    T reduce(T value1, T value2) throws Exception;  
}
```

ReduceFunction 接口里需要实现 reduce()方法，这个方法接收两个输入事件，经过转换处理之后输出一个相同类型的事件。在流处理的底层实现过程中，实际上是将中间“合并的结果”作为任务的一个状态保存起来的；之后每来一个新的数据，就和之前的聚合状态进一步做归约。

我们可以单独定义一个函数类实现 ReduceFunction 接口，[也可以直接传入一个匿名类](#)。当然，同样也可以[通过传入 Lambda 表达式实现类似的功能](#)。

为了方便后续使用，定义一个 WaterSensorMapFunction：

```
public class WaterSensorMapFunction implements  
MapFunction<String,WaterSensor> {  
    @Override  
    public WaterSensor map(String value) throws Exception {  
        String[] datas = value.split(",");  
        return new  
WaterSensor(datas[0],Long.valueOf(datas[1]) ,Integer.valueOf(datas[  
2]));  
    }  
}
```

案例：使用 reduce 实现 max 和 maxBy 的功能。

```
StreamExecutionEnvironment env =
```

```
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
env  
    .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
    .map(new WaterSensorMapFunction())  
    .keyBy(WaterSensor::getId)  
    .reduce(new ReduceFunction<WaterSensor>()  
{  
    @Override  
    public WaterSensor reduce(WaterSensor value1, WaterSensor  
value2) throws Exception {  
        System.out.println("Demo7_Reduce.reduce");  
  
        int maxVc = Math.max(value1.getVc(), value2.getVc());  
        //实现max(vc)的效果 取最大值，其他字段以当前组的第一个为主  
        //value1.setVc(maxVc);  
        //实现maxBy(vc)的效果 取当前最大值的所有字段  
        if (value1.getVc() > value2.getVc()) {  
            value1.setVc(maxVc);  
            return value1;  
        } else {  
            value2.setVc(maxVc);  
            return value2;  
        }  
    }  
}  
    .print();  
env.execute();
```

reduce同简单聚合算子一样，也要针对每一个key保存状态。因为状态不会清空，所以我们需要将 reduce 算子作用在一个有限 key 的流上。

5.3.3 用户自定义函数（UDF）

用户自定义函数（user-defined function，UDF），即用户可以根据自身需求，重新实现算子的逻辑。

用户自定义函数分为：函数类、匿名函数、富函数类。

5.3.3.1 函数类（Function Classes）

Flink 暴露了所有 UDF 函数的接口，具体实现方式为接口或者抽象类，例如 MapFunction、FilterFunction、ReduceFunction 等。所以用户可以自定义一个函数类，实现对应的接口。

需求：用来从用户的点击数据中筛选包含“sensor_1”的内容：

方式一：实现 FilterFunction 接口

```
public class TransFunctionUDF {
```

```
public static void main(String[] args) throws Exception {  
    StreamExecutionEnvironment env =  
        StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
    DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(  
        new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),  
        new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),  
        new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),  
        new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)  
    );  
  
    DataStream<String> filter = stream.filter(new UserFilter());  
  
    filter.print();  
    env.execute();  
}  
  
public static class UserFilter implements  
    FilterFunction<WaterSensor> {  
    @Override  
    public boolean filter(WaterSensor e) throws Exception {  
        return e.id.equals("sensor_1");  
    }  
}
```

方式二：通过匿名类来实现 FilterFunction 接口：

```
DataStream<String> stream = stream.filter(new FilterFunction<  
    WaterSensor>() {  
    @Override  
    public boolean filter(WaterSensor e) throws Exception {  
        return e.id.equals("sensor_1");  
    }  
});
```

方式二的优化：为了类可以更加通用，我们还可以将用于过滤的关键字"home"抽象出来作为类的属性，调用构造方法时传进去。

```
DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(  
    new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),  
    new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),  
    new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),  
    new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)  
);  
  
DataStream<String> stream = stream.filter(new  
    FilterFunctionImpl("sensor_1"));  
  
public static class FilterFunctionImpl implements
```

```
FilterFunction<WaterSensor> {
    private String id;

    FilterFunctionImpl(String id) { this.id=id; }

    @Override
    public boolean filter(WaterSensor value) throws Exception {
        return thid.id.equals(value.id);
    }
}
```

方式三：采用匿名函数（Lambda）

```
public class TransFunctionUDF {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        DataStreamSource<WaterSensor> stream = env.fromElements(
            new WaterSensor("sensor_1", 1, 1),
            new WaterSensor("sensor_1", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_2", 2, 2),
            new WaterSensor("sensor_3", 3, 3)
        );

        //map 函数使用 Lambda 表达式，不需要进行类型声明
        SingleOutputStreamOperator<String> filter =
stream.filter(sensor -> "sensor_1".equals(sensor.id));

        filter.print();

        env.execute();
    }
}
```

5.3.3.2 富函数类（Rich Function Classes）

“富函数类”也是 DataStream API 提供的一个函数类的接口，所有的 Flink 函数类都有其 Rich 版本。富函数类一般是以抽象类的形式出现的。例如：RichMapFunction、RichFilterFunction、RichReduceFunction 等。

与常规函数类的不同主要在于，富函数类可以获取运行环境的上下文，并拥有一些生命周期方法，所以可以实现更复杂的功能。

Rich Function 有生命周期的概念。典型的生命周期方法有：

- **open()方法**，是 Rich Function 的初始化方法，也就是会开启一个算子的生命周期。当

一个算子的实际工作方法例如 map()或者 filter()方法被调用之前， open()会首先被调用。

- **close()方法**，是生命周期中的最后一个调用的方法，类似于结束方法。一般用来做一些清理工作。

需要注意的是，这里的生命周期方法，对于一个并行子任务来说只会调用一次；而对应的，实际工作方法，例如 RichMapFunction 中的 map()，在每条数据到来后都会触发一次调用。

来看一个例子说明：

```
public class RichFunctionExample {

    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(2);

        env
            .fromElements(1, 2, 3, 4)
            .map(new RichMapFunction<Integer, Integer>() {
                @Override
                public void open(Configuration parameters) throws Exception {
                    super.open(parameters);
                    System.out.println(" 索引是：" + getRuntimeContext().getIndexOfThisSubtask() + " 的任务的生命周期开始");
                }

                @Override
                public Integer map(Integer integer) throws Exception {
                    return integer + 1;
                }

                @Override
                public void close() throws Exception {
                    super.close();
                    System.out.println(" 索引是：" + getRuntimeContext().getIndexOfThisSubtask() + " 的任务的生命周期结束");
                }
            })
            .print();

        env.execute();
    }
}
```

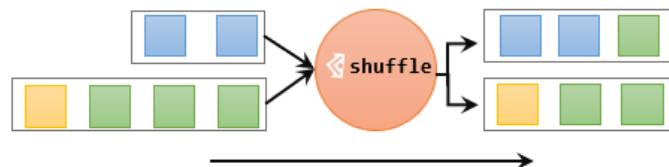
5.3.4 物理分区算子（Physical Partitioning）

常见的物理分区策略有：随机分配（Random）、轮询分配（Round-Robin）、重缩放（Rescale）和广播（Broadcast）。

5.3.4.1 随机分区（shuffle）

最简单的重分区方式就是直接“洗牌”。通过调用 DataStream 的.shuffle()方法，将数据随机地分配到下游算子的并行任务中去。

随机分区服从均匀分布（uniform distribution），所以可以把流中的数据随机打乱，均匀地传递到下游任务分区。因为是完全随机的，所以对于同样的输入数据，每次执行得到的结果也不会相同。



经过随机分区之后，得到的依然是一个 DataStream。

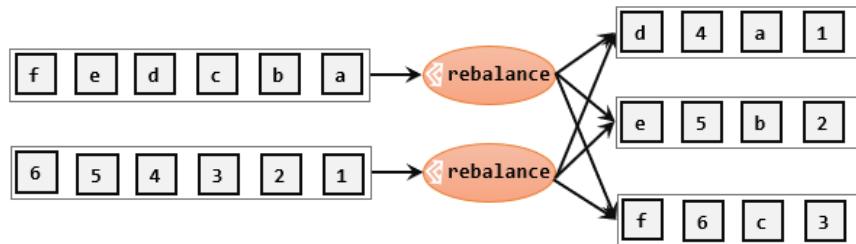
我们可以做个简单测试：将数据读入之后直接打印到控制台，将输出的并行度设置为 2，中间经历一次 shuffle。执行多次，观察结果是否相同。

```
public class ShuffleExample {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(2);
        DataStreamSource<Integer> stream = env.socketTextStream("hadoop102", 7777);
        stream.shuffle().print();
        env.execute();
    }
}
```

5.3.4.2 轮询分区（Round-Robin）

轮询，简单来说就是“发牌”，按照先后顺序将数据做依次分发。通过调用 DataStream

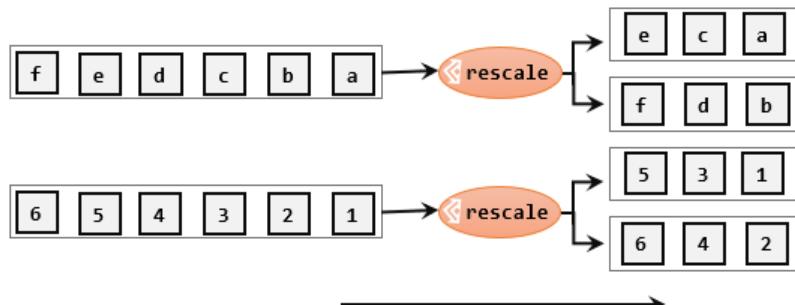
的.rebalance()方法，就可以实现轮询重分区。rebalance 使用的是 Round-Robin 负载均衡算法，可以将输入流数据平均分配到下游的并行任务中去。



```
stream.rebalance()
```

5.3.4.3 重缩放分区 (rescale)

重缩放分区和轮询分区非常相似。当调用 rescale()方法时，其实底层也是使用 Round-Robin 算法进行轮询，但是只会将数据轮询发送到下游并行任务的一部分中。rescale 的做法是分成小团体，发牌人只给自己团体内的所有人轮流发牌。



```
stream.rescale()
```

5.3.4.4 广播 (broadcast)

这种方式其实不应该叫做“重分区”，因为经过广播之后，数据会在不同的分区都保留一份，可能进行重复处理。可以通过调用 DataStream 的 broadcast()方法，将输入数据复制并发送到下游算子的所有并行任务中去。

```
stream.broadcast()
```

5.3.4.5 全局分区 (global)

全局分区也是一种特殊的分区方式。这种做法非常极端，通过调用 global()方法，会将所有的输入流数据都发送到下游算子的第一个并行子任务中去。这就相当于强行让下游任务并行度变成了 1，所以使用这个操作需要非常谨慎，可能对程序造成很大的压力。

```
stream.global()
```

5.3.4.6 自定义分区 (Custom)

当 Flink 提供的所有分区策略都不能满足用户的需求时，我们可以通过使用 `partitionCustom()` 方法来自定义分区策略。

1) 自定义分区器

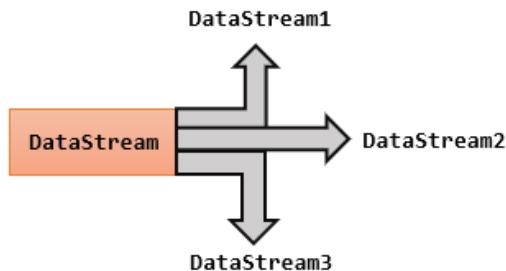
```
public class MyPartitioner implements Partitioner<String> {  
  
    @Override  
    public int partition(String key, int numPartitions) {  
        return Integer.parseInt(key) % numPartitions;  
    }  
}
```

2) 使用自定义分区

```
public class PartitionCustomDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        // StreamExecutionEnvironment env =  
        StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        StreamExecutionEnvironment env =  
        StreamExecutionEnvironment.createLocalEnvironmentWithWebUI(new  
        Configuration());  
  
        env.setParallelism(2);  
  
        DataStreamSource<String> socketDS =  
        env.socketTextStream("hadoop102", 7777);  
  
        DataStream<String> myDS = socketDS  
            .partitionCustom(  
                new MyPartitioner(),  
                value -> value);  
  
        myDS.print();  
  
        env.execute();  
    }  
}
```

5.3.5 分流

所谓“分流”，就是将一条数据流拆分成完全独立的两条、甚至多条流。也就是基于一个 `DataStream`，定义一些筛选条件，将符合条件的数据拣选出来放到对应的流里。



5.3.5.1 简单实现

其实根据条件筛选数据的需求，本身非常容易实现：只要针对同一条流多次独立调用`.filter()`方法进行筛选，就可以得到拆分之后的流了。

案例需求：读取一个整数数字流，将数据流划分为奇数流和偶数流。

代码实现：

```
public class SplitStreamByFilter {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        SingleOutputStreamOperator<Integer> ds = env.socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(Integer::valueOf);

        //将 ds 分为两个流，一个是奇数流，一个是偶数流
        //使用 filter 过滤两次
        SingleOutputStreamOperator<Integer> ds1 = ds.filter(x -> x % 2 == 0);
        SingleOutputStreamOperator<Integer> ds2 = ds.filter(x -> x % 2 == 1);

        ds1.print("偶数");
        ds2.print("奇数");

        env.execute();
    }
}
```

这种实现非常简单，但代码显得有些冗余——我们的处理逻辑对拆分出的三条流其实是一样的，却重复写了三次。而且这段代码背后的含义，**是将原始数据流 stream 复制三份，然后对每一份分别做筛选**；这明显是不够高效的。我们自然想到，能不能不用复制流，直接用

一个算子就把它们都拆分开呢？

5.3.5.2 使用侧输出流

关于处理函数中侧输出流的用法，我们已经在 7.5 节做了详细介绍。简单来说，只需要调用上下文 ctx 的 output() 方法，就可以输出任意类型的数据了。而侧输出流的标记和提取，都离不开一个“输出标签”（OutputTag），指定了侧输出流的 id 和类型。

代码实现：将 WaterSensor 按照 Id 类型进行分流。

```
public class SplitStreamByOutputTag {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> ds = env.socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        OutputTag<WaterSensor> s1 = new OutputTag<>("s1", Types.POJO(WaterSensor.class));
        OutputTag<WaterSensor> s2 = new OutputTag<>("s2", Types.POJO(WaterSensor.class));
        //返回的都是主流
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> ds1 = ds.process(new ProcessFunction<WaterSensor, WaterSensor>()
        {
            @Override
            public void processElement(WaterSensor value, Context ctx, Collector<WaterSensor> out) throws Exception {

                if ("s1".equals(value.getId())) {
                    ctx.output(s1, value);
                } else if ("s2".equals(value.getId())) {
                    ctx.output(s2, value);
                } else {
                    //主流
                    out.collect(value);
                }
            }
        });

        ds1.print("主流, 非 s1,s2 的传感器");
        SideOutputDataStream<WaterSensor> s1DS = ds1.getSideOutput(s1);
        SideOutputDataStream<WaterSensor> s2DS = ds1.getSideOutput(s2);
```

```
s1DS.printToErr("s1");
s2DS.printToErr("s2");

env.execute();

}

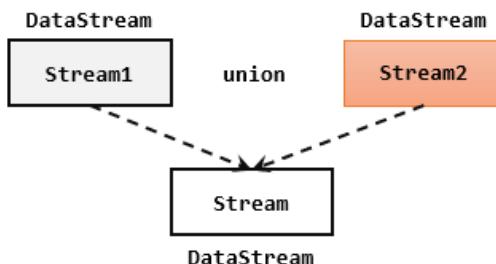
}
```

5.3.6 基本合流操作

在实际应用中，我们经常会遇到来源不同的多条流，需要将它们的数据进行联合处理。所以 Flink 中合流的操作会更加普遍，对应的 API 也更加丰富。

5.3.6.1 联合（Union）

最简单的合流操作，就是直接将多条流合在一起，叫作流的“联合”（union）。联合操作要求必须流中的**数据类型必须相同**，合并之后的新流会包括所有流中的元素，数据类型不变。



在代码中，我们只要基于 DataStream 直接调用.union()方法，传入其他 DataStream 作为参数，就可以实现流的联合了；得到的依然是一个 DataStream：

```
stream1.union(stream2, stream3, ...)
```

注意：union()的参数可以是多个 DataStream，所以联合操作可以实现多条流的合并。

代码实现：我们可以用下面的代码做一个简单测试：

```
public class UnionExample {

    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        env.setParallelism(1);

        DataStreamSource<Integer> ds1 = env.fromElements(1, 2, 3);
        DataStreamSource<Integer> ds2 = env.fromElements(2, 2, 3);
        DataStreamSource<String> ds3 = env.fromElements("2", "2",
            "3");
    }
}
```

```

        ds1.union(ds2, ds3.map(Integer::valueOf))
            .print();

        env.execute();
    }
}

```

5.3.6.2 连接 (Connect)

流的联合虽然简单，不过受限于数据类型不能改变，灵活性大打折扣，所以实际应用较少出现。除了联合 (union)，Flink 还提供了另外一种方便的合流操作——连接 (connect)。

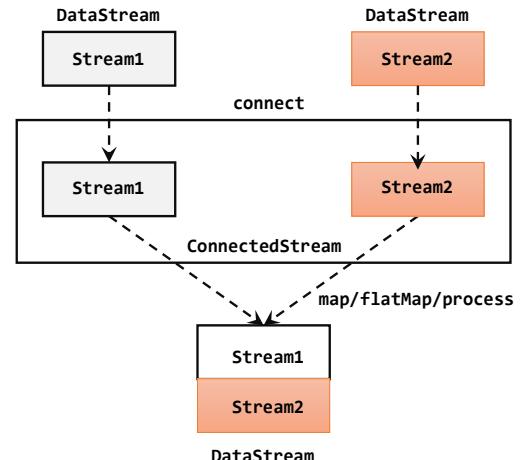
1) 连接流 (ConnectedStreams)



连接 (Connect)

为了处理更加灵活，连接操作允许流的数据类型不同。但我们知道一个DataStream中的数据只能有唯一的类型，所以连接得到的并不是DataStream，而是一个“连接流”。连接流可以看成是两条流形式上的“统一”，被放在了一个同一个流中；事实上内部仍保持各自的数据形式不变，彼此之间是相互独立的。要想得到新的DataStream，还需要进一步定义一个“同处理”（co-process）转换操作，用以说明对于不同来源、不同类型的数据，怎样分别进行处理转换、得到统一的输出类型。

所以整体上来，两条流的连接就像是“一国两制”，两条流可以保持各自的数据类型、处理方式也可以不同，不过最终还是会统一到同一个DataStream中。



让天下没有难学的技术

代码实现：需要分为两步：首先基于一条 DataStream 调用.connect()方法，传入另外一条 DataStream 作为参数，将两条流连接起来，得到一个 ConnectedStreams；然后再调用同处理方法得到 DataStream。这里可以调用的同处理方法有.map().flatMap()，以及.process()方法。

```

public class ConnectDemo {

    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        // DataStreamSource<Integer> source1 = env.fromElements(1, 2,
        3);
    }
}

```

```
// DataStreamSource<String> source2 = env.fromElements("a", "b", "c");

SingleOutputStreamOperator<Integer> source1 = env
    .socketTextStream("hadoop102", 7777)
    .map(i -> Integer.parseInt(i));

DataStreamSource<String> source2 = env.socketTextStream("hadoop102", 8888);

/**
 * TODO 使用 connect 合流
 * 1、一次只能连接 2 条流
 * 2、流的数据类型可以不一样
 * 3、连接后可以调用 map、flatmap、process 来处理，但是各处理各自的
 */
ConnectedStreams<Integer, String> connect = source1.connect(source2);

SingleOutputStreamOperator<String> result = connect.map(new CoMapFunction<Integer, String, String>() {
    @Override
    public String map1(Integer value) throws Exception {
        return "来源于数字流:" + value.toString();
    }

    @Override
    public String map2(String value) throws Exception {
        return "来源于字母流:" + value;
    }
});

result.print();

env.execute(); }
```

上面的代码中，`ConnectedStreams`有两个类型参数，分别表示内部包含的两条流各自的数据类型；由于需要“一国两制”，因此调用`.map()`方法时传入的不再是一个简单的`MapFunction`，而是一个`CoMapFunction`，表示分别对两条流中的数据执行`map`操作。这个接口有三个类型参数，依次表示第一条流、第二条流，以及合并后的流中的数据类型。需要实现的方法也非常直白：`.map1()`就是对第一条流中数据的`map`操作，`.map2()`则是针对第二条流。

2) CoProcessFunction

与`CoMapFunction`类似，如果是调用`.map()`就需要传入一个`CoMapFunction`，需要实现

map1()、map2()两个方法；而调用process()时，传入的则是一个 CoProcessFunction。它也是“处理函数”家族中的一员，用法非常相似。它需要实现的就是 processElement1()、processElement2()两个方法，在每个数据到来时，会根据来源的流调用其中的一个方法进行处理。

值得一提的是，ConnectedStreams 也可以直接调用keyBy()进行按键分区的操作，得到的还是一个 ConnectedStreams：

```
connectedStreams.keyBy(keySelector1, keySelector2);
```

这里传入两个参数 keySelector1 和 keySelector2，是两条流中各自的键选择器；当然也可以直接传入键的位置值（keyPosition），或者键的字段名（field），这与普通的 keyBy 用法完全一致。ConnectedStreams 进行 keyBy 操作，其实就是**把两条流中 key 相同的数据放到了一起**，然后针对来源的流再做各自处理，这在一些场景下非常有用。

案例需求：连接两条流，输出能根据 id 匹配上的数据（类似 inner join 效果）

```
public class ConnectKeybyDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(2);  
  
        DataStreamSource<Tuple2<Integer, String>> source1 =  
            env.fromElements(  
                Tuple2.of(1, "a1"),  
                Tuple2.of(1, "a2"),  
                Tuple2.of(2, "b"),  
                Tuple2.of(3, "c")  
            );  
        DataStreamSource<Tuple3<Integer, String, Integer>> source2 =  
            env.fromElements(  
                Tuple3.of(1, "aa1", 1),  
                Tuple3.of(1, "aa2", 2),  
                Tuple3.of(2, "bb", 1),  
                Tuple3.of(3, "cc", 1)  
            );  
  
        ConnectedStreams<Tuple2<Integer, String>, Tuple3<Integer, String, Integer>> connect = source1.connect(source2);  
  
        // 多并行度下，需要根据 关联条件 进行 keyby，才能保证 key 相同的数据到  
        // 一起去，才能匹配上  
        ConnectedStreams<Tuple2<Integer, String>, Tuple3<Integer, String, Integer>> connectKey = connect.keyBy(s1 -> s1.f0, s2 -> s2.f0);
```

```
    SingleOutputStreamOperator<String> result =  
connectKey.process(  
    new CoProcessFunction<Tuple2<Integer, String>,  
    Tuple3<Integer, String, Integer>, String>() {  
        // 定义 HashMap，缓存来过的数据，key=id，  
        value=list<数据>  
        Map<Integer, List<Tuple2<Integer, String>>>  
        s1Cache = new HashMap<>();  
        Map<Integer, List<Tuple3<Integer, String, Integer>>> s2Cache = new HashMap<>();  
  
        @Override  
        public void processElement1(Tuple2<Integer, String> value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {  
            Integer id = value.f0;  
            // TODO 1. 来过的 s1 数据，都存起来  
            if (!s1Cache.containsKey(id)) {  
                // 1.1 第一条数据，初始化 value 的 list，放入  
                hashmap  
                List<Tuple2<Integer, String>> s1Values =  
                new ArrayList<>();  
                s1Values.add(value);  
                s1Cache.put(id, s1Values);  
            } else {  
                // 1.2 不是第一条，直接添加到 list 中  
                s1Cache.get(id).add(value);  
            }  
  
            // TODO 2. 根据 id，查找 s2 的数据，只输出 匹配上 的  
            //       数据  
            if (s2Cache.containsKey(id)) {  
                for (Tuple3<Integer, String, Integer> s2Element : s2Cache.get(id)) {  
                    out.collect("s1:" + value + "----->s2:" + s2Element);  
                }  
            }  
        }  
  
        @Override  
        public void processElement2(Tuple3<Integer, String, Integer> value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {  
            Integer id = value.f0;  
            // TODO 1. 来过的 s2 数据，都存起来  
            if (!s2Cache.containsKey(id)) {  
                // 1.1 第一条数据，初始化 value 的 list，放入  
                hashmap
```

```

        List<Tuple3<Integer, String, Integer>>
s2Values = new ArrayList<>();
        s2Values.add(value);
        s2Cache.put(id, s2Values);
    } else {
        // 1.2 不是第一条，直接添加到 list 中
        s2Cache.get(id).add(value);
    }

        //TODO 2.根据 id, 查找 s1 的数据, 只输出 匹配上 的
数据
        if (s1Cache.containsKey(id)) {
            for (Tuple2<Integer, String> s1Element :
s1Cache.get(id)) {
                out.collect("s1:" + s1Element + "<-
----->s2:" + value);
            }
        }
    });
}

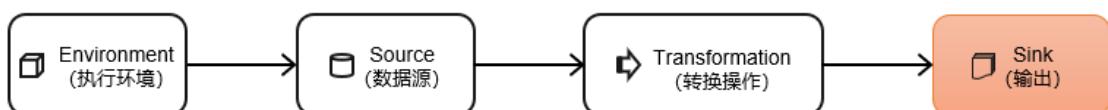
result.print();

env.execute();
}
}

```

5.4 输出算子（Sink）

Flink 作为数据处理框架，最终还是要把计算处理的结果写入外部存储，为外部应用提供支持。



5.4.1 连接到外部系统

Flink 的 DataStream API 专门提供了向外部写入数据的方法：addSink。与 addSource 类似，addSink 方法对应着一个“Sink”算子，主要就是用来实现与外部系统连接、并将数据提交写入的；Flink 程序中所有对外的输出操作，一般都是利用 Sink 算子完成的。

Flink1.12 以前，Sink 算子的创建是通过调用 DataStream 的.addSink()方法实现的。

```
stream.addSink(new SinkFunction(...));
```

addSink 方法同样需要传入一个参数，实现的是 SinkFunction 接口。在这个接口中只需要

重写一个方法 `invoke()`，用来将指定的值写入到外部系统中。这个方法在每条数据记录到来时都会调用。

Flink1.12 开始，同样重构了 Sink 架构，

```
stream.sinkTo(...)
```

当然，Sink 多数情况下同样并不需要我们自己实现。之前我们一直在使用的 `print` 方法其实就是一种 Sink，它表示将数据流写入标准控制台打印输出。Flink 官方为我们提供了一部分的框架的 Sink 连接器。如下图所示，列出了 Flink 官方目前支持的第三方系统连接器：

Bundled Connectors

Connectors provide code for interfacing with various third-party systems. Currently these systems are supported:

- [Apache Kafka](#) (source/sink)
- [Apache Cassandra](#) (sink)
- [Amazon DynamoDB](#) (sink)
- [Amazon Kinesis Data Streams](#) (source/sink)
- [Amazon Kinesis Data Firehose](#) (sink)
- [DataGen](#) (source)
- [Elasticsearch](#) (sink)
- [FileSystem](#) (source/sink)
- [RabbitMQ](#) (source/sink)
- [Google PubSub](#) (source/sink)
- [Hybrid Source](#) (source)
- [Apache Pulsar](#) (source)
- [JDBC](#) (sink)
- [MongoDB](#) (source/sink)

我们可以看到，像 Kafka 之类流式系统，Flink 提供了完美对接，source/sink 两端都能连接，可读可写；而对于 Elasticsearch、JDBC 等数据存储系统，则只提供了输出写入的 sink 连接器。

除 Flink 官方之外，Apache Bahir 框架，也实现了一些其他第三方系统与 Flink 的连接器。

Apache Bahir Extensions for Apache Flink

Streaming Connectors

[ActiveMQ connector](#)

[Akka connector](#)

[Flume connector](#)

[InfluxDB connector](#)

[InfluxDB2 connector](#) new

[Kudu connector](#)

[Netty connector](#)

[Pinot connector](#) new

[Redis connector](#)

除此以外，就需要用户自定义实现 sink 连接器了。

5.4.2 输出到文件

Flink 专门提供了一个流式文件系统的连接器：FileSink，为批处理和流处理提供了一个统一的 Sink，它可以将分区文件写入 Flink 支持的文件系统。

FileSink 支持行编码（Row-encoded）和批量编码（Bulk-encoded）格式。这两种不同的方式都有各自的构建器（builder），可以直接调用 FileSink 的静态方法：

- 行编码： FileSink.forRowFormat（basePath, rowEncoder）。
- 批量编码： FileSink.forBulkFormat（basePath, bulkWriterFactory）。

示例：

```
public class SinkFile {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        // 每个目录中，都有 并行度个数的 文件在写入
        env.setParallelism(2);

        // 必须开启 checkpoint，否则一直都是 .inprogress
        env.enableCheckpointing(2000,
CheckpointingMode.EXACTLY_ONCE);
```

```
    DataGeneratorSource<String> dataGeneratorSource = new
DataGeneratorSource<>(
    new GeneratorFunction<Long, String>() {
        @Override
        public String map(Long value) throws Exception {
            return "Number:" + value;
        }
    },
    Long.MAX_VALUE,
    RateLimiterStrategy.perSecond(1000),
    Types.STRING
);

    DataStreamSource<String> dataGen = env.fromSource(dataGeneratorSource,
    WatermarkStrategy.noWatermarks(), "data-generator");

    // 输出到文件系统
    FileSink<String> fieSink = FileSink
        // 输出行式存储的文件，指定路径、指定编码
        .<String>forRowFormat(new Path("f:/tmp"),
        new SimpleStringEncoder<>("UTF-8"))
        // 输出文件的一些配置：文件名的前缀、后缀
        .withOutputFileConfig(
            OutputFileConfig.builder()
                .withPartPrefix("atguigu-")
                .withPartSuffix(".log")
                .build()
        )
        // 按照目录分桶：如下，就是每个小时一个目录
        .withBucketAssigner(new
DateTimeBucketAssigner<>("yyyy-MM-dd HH", ZoneId.systemDefault())))
        // 文件滚动策略：1分钟或1m
        .withRollingPolicy(
            DefaultRollingPolicy.builder()
                .withRolloverInterval(Duration.ofMi
nutes(1))
                .withMaxPartSize(new
MemorySize(1024*1024))
                .build()
        )
        .build();

    dataGen.sinkTo(fieSink);

    env.execute();
}
```

5.4.3 输出到 Kafka

(1) 添加 Kafka 连接器依赖

由于我们已经测试过从 Kafka 数据源读取数据，连接器相关依赖已经引入，这里就不重复介绍了。

(2) 启动 Kafka 集群

(3) 编写输出到 Kafka 的示例代码

输出无 key 的 record:

```
public class SinkKafka {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        // 如果是精准一次，必须开启 checkpoint (后续章节介绍)  
        env.enableCheckpointing(2000,  
CheckpointingMode.EXACTLY_ONCE);  
  
        SingleOutputStreamOperator<String> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777);  
  
        /**  
         * Kafka Sink:  
         * TODO 注意：如果要使用 精准一次 写入 Kafka，需要满足以下条件，缺一不可  
         * 1、开启 checkpoint (后续介绍)  
         * 2、设置事务前缀  
         * 3、设置事务超时时间：      checkpoint 间隔 < 事务超时时间 < max  
的 15 分钟  
        */  
        KafkaSink<String> kafkaSink = KafkaSink.<String>builder()  
            // 指定 kafka 的地址和端口  
            .setBootstrapServers("hadoop102:9092,hadoop103:9092,hado  
p104:9092")  
            // 指定序列化器：指定 Topic 名称、具体的序列化  
            .setRecordSerializer(  
  
KafkaRecordSerializationSchema.<String>builder()  
                .setTopic("ws")  
                .setValueSerializationSchema(new  
SimpleStringSchema())  
                .build()  
            )
```

```
// 写到 kafka 的一致性级别: 精准一次、至少一次
.setDeliveryGuarantee(DeliveryGuarantee.EXACTLY_ONCE)
// 如果是精准一次, 必须设置 事务的前缀
.setTransactionalIdPrefix("atguigu-")
// 如果是精准一次, 必须设置 事务超时时间: 大于 checkpoint 间隔, 小于 max 15 分钟
.setProperty(ProducerConfig.TRANSACTION_TIMEOUT_CONFIG, 10*60*1000+"")
.build();

sensorDS.sinkTo(kafkaSink);

env.execute();
}
}
```

自定义序列化器，实现带 key 的 record:

```
public class SinkKafkaWithKey {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        env.enableCheckpointing(2000,
CheckpointingMode.EXACTLY_ONCE);
        env.setRestartStrategy(RestartStrategies.noRestart());

        SingleOutputStreamOperator<String> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777);

        /**
         * 如果要指定写入 kafka 的 key, 可以自定义序列化器:
         * 1、实现 一个接口, 重写 序列化 方法
         * 2、指定 key, 转成 字节数组
         * 3、指定 value, 转成 字节数组
         * 4、返回一个 ProducerRecord 对象, 把 key、value 放进去
         */
        KafkaSink<String> kafkaSink = KafkaSink.<String>builder()
            .setBootstrapServers("hadoop102:9092,hadoop103:9092,hadoop104:9092")
            .setRecordSerializer(
                new KafkaRecordSerializationSchema<String>()
{
    @Nullable
}
```

```
        @Override
        public ProducerRecord<byte[], byte[]>
serialize(String element, KafkaSinkContext context, Long timestamp)
{
    String[] datas = element.split(",");
    byte[] key = datas[0].getBytes(StandardCharsets.UTF_8);
    byte[] value = element.getBytes(StandardCharsets.UTF_8);
    return new ProducerRecord<>("ws", key, value);
}
.setDeliveryGuarantee(DeliveryGuarantee.EXACTLY_ONCE)
.setTransactionalIdPrefix("atguigu-")
.setProperty(ProducerConfig.TRANSACTION_TIMEOUT_CONFIG, 10 * 60 * 1000 + "")
.build();

sensorDS.sinkTo(kafkaSink);

env.execute();
}
}
```

(4) 运行代码，在 Linux 主机启动一个消费者，查看是否收到数据

```
[atguigu@hadoop102 ~]$ bin/kafka-console-consumer.sh --bootstrap-server hadoop102:9092 --topic ws
```

5.4.4 输出到 MySQL (JDBC)

写入数据的 MySQL 的测试步骤如下。

(1) 添加依赖

添加 MySQL 驱动：

```
<dependency>
    <groupId>mysql</groupId>
    <artifactId>mysql-connector-java</artifactId>
    <version>8.0.27</version>
</dependency>
```

官方还未提供 flink-connector-jdbc 的 1.17.0 的正式依赖，暂时从 apache snapshot 仓库下载，
pom 文件中指定仓库路径：

```
<repositories>
```

```

<repository>
    <id>apache-snapshots</id>
    <name>apache snapshots</name>
    <url>https://repository.apache.org/content/repositories/sna
pshots/</url>
</repository>
</repositories>

```

添加依赖:

```

<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-connector-jdbc</artifactId>
    <version>1.17-SNAPSHOT</version>
</dependency>

```

如果不生效，还需要修改本地 maven 的配置文件，mirrorOf 中添加如下标红内容：

```

<mirror>
    <id>aliyunmaven</id>
    <mirrorOf>*, !apache-snapshots</mirrorOf>
    <name>阿里云公共仓库</name>
    <url>https://maven.aliyun.com/repository/public</url>
</mirror>

```

(2) 启动 MySQL，在 test 库下建表 ws

```

mysql>
CREATE TABLE `ws` (
  `id` varchar(100) NOT NULL,
  `ts` bigint(20) DEFAULT NULL,
  `vc` int(11) DEFAULT NULL,
  PRIMARY KEY (`id`)
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=utf8

```

(3) 编写输出到 MySQL 的示例代码

```

public class SinkMySQL {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        /**
         * TODO 写入 mysql
         * 1、只能用老的 sink 写法: addsink
         * 2、JDBCSink 的 4 个参数:
         *      第一个参数: 执行的 sql, 一般就是 insert into
         *      第二个参数: 预编译 sql, 对占位符填充值
        */
    }
}

```

```
*      第三个参数： 执行选项 ---> 攒批、重试
*      第四个参数： 连接选项 ---> url、用户名、密码
*/
SinkFunction<WaterSensor> jdbcSink = JdbcSink.sink(
    "insert into ws values(?, ?, ?)",
    new JdbcStatementBuilder<WaterSensor>() {
        @Override
        public void accept(PreparedStatement
preparedStatement, WaterSensor waterSensor) throws SQLException {
            //每收到一条 WaterSensor，如何去填充占位符
            preparedStatement.setString(1,
waterSensor.getId());
            preparedStatement.setLong(2,
waterSensor.getTs());
            preparedStatement.setInt(3,
waterSensor.getVc());
        }
    },
    JdbcExecutionOptions.builder()
        .withMaxRetries(3) // 重试次数
        .withBatchSize(100) // 批次的大小：条数
        .withBatchIntervalMs(3000) // 批次的时间
        .build(),
    new
    JdbcConnectionOptions.JdbcConnectionOptionsBuilder()
        .withUrl("jdbc:mysql://hadoop102:3306/test?
serverTimezone=Asia/Shanghai&useUnicode=true&characterEncoding=UTF-
8")
        .withUsername("root")
        .withPassword("000000")
        .withConnectionCheckTimeoutSeconds(60) // 重
试的超时时间
        .build()
    );
}

sensorDS.addSink(jdbcSink);

env.execute();
}
}
```

(4) 运行代码，用客户端连接 MySQL，查看是否成功写入数据。

5.4.5 自定义 Sink 输出

如果我们想将数据存储到我们自己的存储设备中，而 Flink 并没有提供可以直接使用的连接器，就只能自定义 Sink 进行输出了。与 Source 类似，Flink 为我们提供了通用的

SinkFunction 接口和对应的 RichSinkDunction 抽象类，只要实现它，通过简单地调用 DataStream 的.addSink()方法就可以自定义写入任何外部存储。

```
stream.addSink(new MySinkFunction<String>());
```

在实现 SinkFunction 的时候，需要重写的一个关键方法 invoke()，在这个方法中我们就可以实现将流里的数据发送出去的逻辑。

这种方式比较通用，对于任何外部存储系统都有效；不过自定义 Sink 想要实现状态一致性不容易，所以一般只在没有其它选择时使用。实际项目中用到的外部连接器 Flink 官方基本都已实现，而且在不断地扩充，因此自定义的场景并不常见。

第 6 章 Flink 中的时间和窗口

在批处理统计中，我们可以等待一批数据都到齐后，统一处理。但是在实时处理统计中，我们是来一条就得处理一条，那么我们怎么统计最近一段时间内的数据呢？引入“窗口”。

所谓的“窗口”，一般就是划定的一段时间范围，也就是“**时间窗**”；对在这范围内的数据进行处理，就是所谓的**窗口计算**。所以窗口和时间往往是分不开的。接下来我们就深入了解一下 Flink 中的时间语义和窗口的应用。

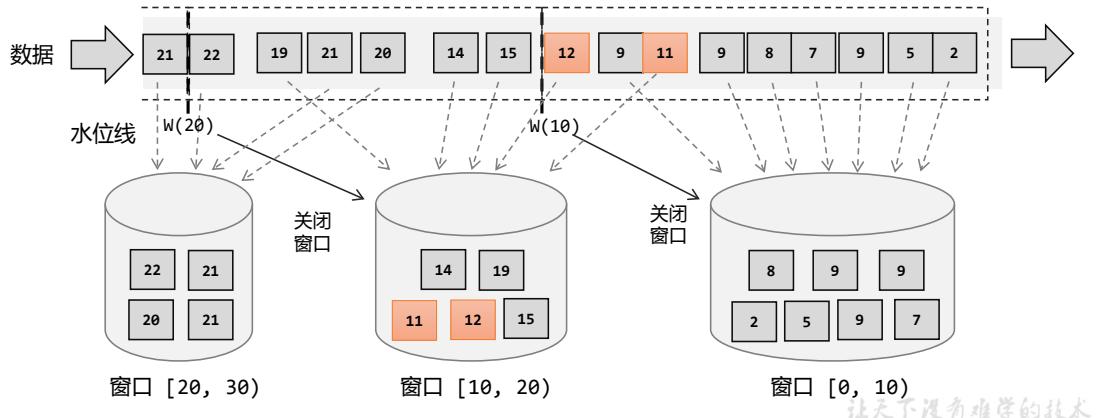
6.1 窗口（Window）

6.1.1 窗口的概念

Flink 是一种流式计算引擎，主要是来处理无界数据流的，数据源源不断、无穷无尽。想要更加方便高效地处理无界流，一种方式就是将无限数据切割成有限的“数据块”进行处理，这就是所谓的“窗口”（Window）。

窗口

正确理解：在Flink中，窗口其实并不是一个“框”，应该把窗口理解成一个“桶”。在Flink中，窗口可以把流切割成有限大小的多个“存储桶”（bucket）；每个数据都会分发到对应的桶中，当到达窗口结束时间时，就对每个桶中收集的数据进行计算处理。



注意：Flink 中窗口并不是静态准备好的，而是**动态创建**——当有落在这个窗口区间范围的数据达到时，才创建对应的窗口。另外，这里我们认为到达窗口结束时间时，窗口就触发计算并关闭，事实上“触发计算”和“窗口关闭”两个行为也可以分开，这部分内容我们会在后面详述。

6.1.2 窗口的分类

我们在上一节举的例子，其实是最为简单的一种时间窗口。在 Flink 中，窗口的应用非常灵活，我们可以使用各种不同类型的窗口来实现需求。接下来我们就从不同的角度，对 Flink 中内置的窗口做一个分类说明。

1) 按照驱动类型分

窗口的分类

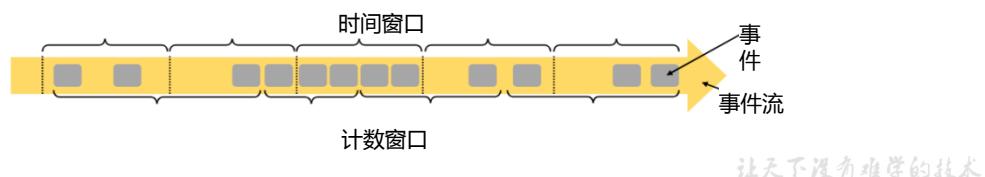
窗口本身是截取有界数据的一种方式，所以窗口一个非常重要的信息其实就是“怎样截取数据”。换句话说，就是以什么标准来开始和结束数据的截取，我们把它叫作窗口的“驱动类型”。

(1) 时间窗口 (Time Window)

时间窗口以时间点来定义窗口的开始 (start) 和结束 (end)，所以截取出的就是某一时间段的数据。到达结束时间时，窗口不再收集数据，触发计算输出结果，并将窗口关闭销毁。所以可以说基本思路就是“定点发车”。

(2) 计数窗口 (Count Window)

计数窗口基于元素的个数来截取数据，到达固定的个数时就触发计算并关闭窗口。每个窗口截取数据的个数，就是窗口的大小。基本思路是“人齐发车”。



2) 按照窗口分配数据的规则分类

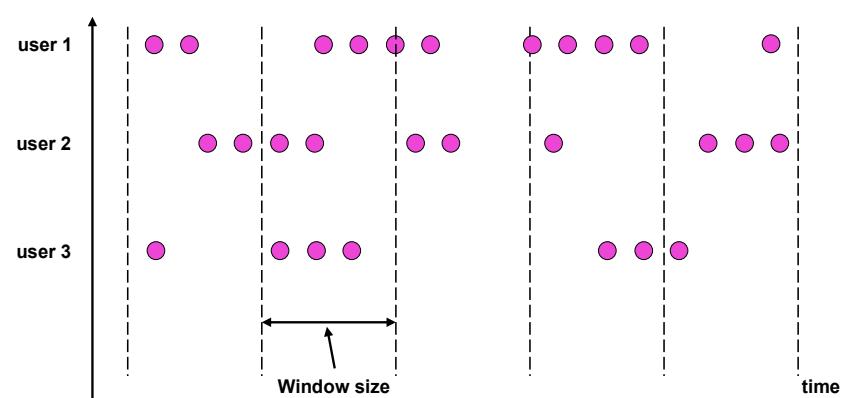
根据分配数据的规则，窗口的具体实现可以分为 4 类：滚动窗口 (Tumbling Window)、滑动窗口 (Sliding Window)、会话窗口 (Session Window)，以及全局窗口 (Global Window)。

(1) 滚动窗口 (Tumbling Windows)

滚动窗口有固定的大小，是一种对数据进行“均匀切片”的划分方式。窗口之间没有重叠，也不会有间隔，是“首尾相接”的状态。这是最简单的窗口形式，每个数据都会被分配到一个窗口，而且只会属于一个窗口。

滚动窗口可以基于时间定义，也可以基于数据个数定义；需要的参数只有一个，就是窗口的大小 (window size)。

比如我们可以定义一个长度为1小时的滚动时间窗口，那么每个小时就会进行一次统计；或者定义一个长度为10的滚动计数窗口，就会每10个数进行一次统计。



滚动窗口应用非常广泛，它可以对每个时间段做聚合统计，很多BI分析指标都可以用它来实现。



(2) 滑动窗口 (Sliding Windows)

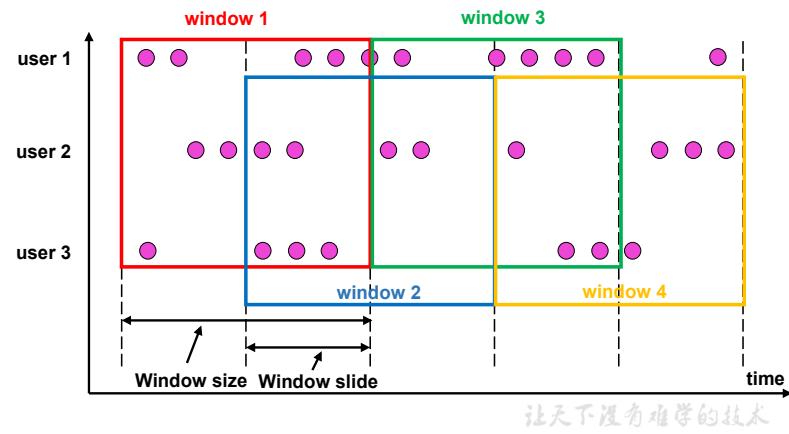
滑动窗口的大小也是固定的。但是窗口之间并不是首尾相接的，而是可以“错开”一定的位置。

定义滑动窗口的参数有两个：除去窗口大小 (window size) 之外，还有一个“滑动步长” (window slide)，它其实就代表了窗口计算的频率。窗口在结束时间触发计算输出结果，那么滑动步长就代表了计算频率。

当滑动步长小于窗口大小时，滑动窗口就会出现重叠，这时数据也可能会被同时分配到多个窗口中。而具体的个数，就由窗口大小和滑动步长的比值 (size/slide) 来决定。

滚动窗口也可以看作是一种特殊的滑动窗口——窗口大小等于滑动步长 ($\text{size} = \text{slide}$)。

滑动窗口适合计算结果更新频率非常高的场景



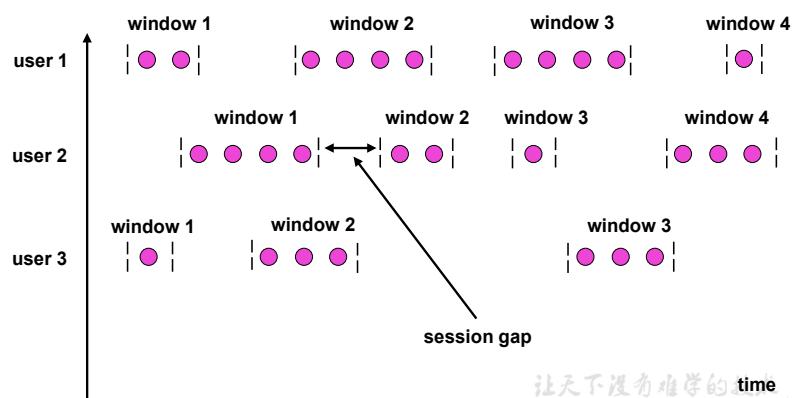
(3) 会话窗口 (Session Windows)

会话窗口，是基于“会话” (session) 来来对数据进行分组的。会话窗口只能基于时间来定义。

会话窗口中，最重要的参数就是会话的超时时间，也就是两个会话窗口之间的最小距离。如果相邻两个数据到来的时间间隔 (Gap) 小于指定的大小 (size)，那说明还在保持会话，它们就属于同一个窗口；如果gap大于size，那么新来的数据就应该属于新的会话窗口，而前一个窗口就应该关闭了。

会话窗口的长度不固定，起始和结束时间也是不确定的，各个分区之间窗口没有任何关联。会话窗口之间一定是不会重叠的，而且会留有至少为size的间隔 (session gap)。

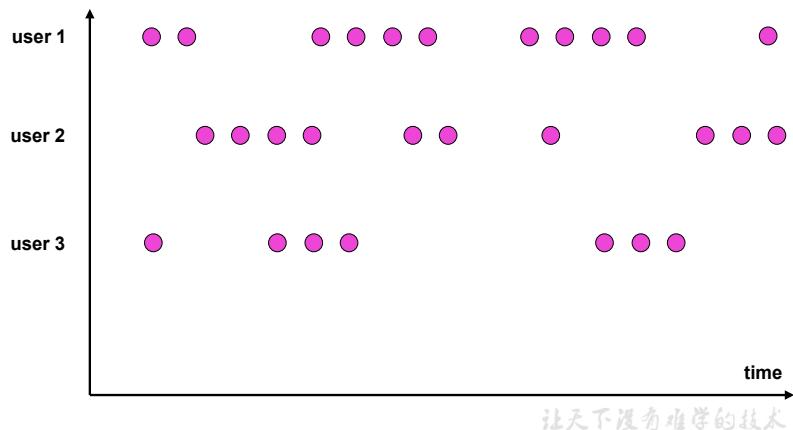
在一些类似保持会话的场景下，可以使用会话窗口来进行数据的处理统计。



（4）全局窗口（Global Windows）

“全局窗口”，这种窗口全局有效，会把相同key的所有数据都分配到同一个窗口中。这种窗口没有结束的时候，默认是不会做触发计算的。如果希望它能对数据进行计算处理，还需要自定义“触发器”（Trigger）。

全局窗口没有结束的时间点，所以一般在希望做更加灵活的窗口处理时自定义使用。Flink中的计数窗口（Count Window），底层就是用全局窗口实现的。



6.1.3 窗口 API 概览

1) 按键分区（Keyed）和非按键分区（Non-Keyed）

在定义窗口操作之前，首先需要确定，到底是基于按键分区（Keyed）的数据流 KeyedStream 来开窗，还是直接在没有按键分区的 DataStream 上开窗。也就是说，在调用窗口算子之前，是否有 keyBy 操作。

（1）按键分区窗口（Keyed Windows）

经过按键分区 keyBy 操作后，数据流会按照 key 被分为多条逻辑流（logical streams），这就是 KeyedStream。基于 KeyedStream 进行窗口操作时，窗口计算会在多个并行子任务上同时执行。相同 key 的数据会被发送到同一个并行子任务，而窗口操作会基于每个 key 进行单独的处理。所以可以认为，每个 key 上都定义了一组窗口，各自独立地进行统计计算。

在代码实现上，我们需要先对 DataStream 调用 .keyBy() 进行按键分区，然后再调用 .window() 定义窗口。

```
stream.keyBy(...)  
    .window(...)
```

（2）非按键分区（Non-Keyed Windows）

如果没有进行 keyBy，那么原始的 DataStream 就不会分成多条逻辑流。这时窗口逻辑只

能在在一个任务（task）上执行，就相当于并行度变成了 1。

在代码中，直接基于 DataStream 调用>windowAll()定义窗口。

```
stream.windowAll(...)
```

注意：对于非按键分区的窗口操作，手动调大窗口算子的并行度也是无效的，windowAll 本身就是一个非并行的操作。

2) 代码中窗口 API 的调用

窗口操作主要有两个部分：窗口分配器（Window Assigners）和窗口函数（Window Functions）。

```
stream.keyBy(<key selector>)
    .window(<window assigner>)
    .aggregate(<window function>)
```

其中>window()方法需要传入一个窗口分配器，它指明了窗口的类型；而后面的.aggregate()方法传入一个窗口函数作为参数，它用来定义窗口具体的处理逻辑。窗口分配器有各种形式，而窗口函数的调用方法也不只.aggregate()一种，我们接下来就详细展开讲解。

6.1.4 窗口分配器

定义窗口分配器（Window Assigners）是构建窗口算子的第一步，它的作用就是定义数据应该被“分配”到哪个窗口。所以可以说，窗口分配器其实就是在指定窗口的类型。

窗口分配器最通用的定义方式，就是调用>window()方法。这个方法需要传入一个 WindowAssigner 作为参数，返回 WindowedStream。如果是非按键分区窗口，那么直接调用>windowAll()方法，同样传入一个 WindowAssigner，返回的是 AllWindowedStream。

窗口按照驱动类型可以分成时间窗口和计数窗口，而按照具体的分配规则，又有滚动窗口、滑动窗口、会话窗口、全局窗口四种。除去需要自定义的全局窗口外，其他常用的类型 Flink 中都给出了内置的分配器实现，我们可以方便地调用实现各种需求。

6.1.4.1 时间窗口

时间窗口是最常用的窗口类型，又可以细分为滚动、滑动和会话三种。

（1）滚动处理时间窗口

窗口分配器由类 TumblingProcessingTimeWindows 提供，需要调用它的静态方法.of()。

```
stream.keyBy(...)
    .window(TumblingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(5)))
```

```
.aggregate(...)
```

这里.of()方法需要传入一个 Time 类型的参数 size，表示滚动窗口的大小，我们这里创建了一个长度为 5 秒的滚动窗口。

另外，.of()还有一个重载方法，可以传入两个 Time 类型的参数：size 和 offset。第一个参数当然还是窗口大小，第二个参数则表示窗口起始点的偏移量。

(2) 滑动处理时间窗口

窗口分配器由类 SlidingProcessingTimeWindows 提供，同样需要调用它的静态方法.of()。

```
stream.keyBy(...)
    .window(SlidingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(10),
Time.seconds(5)))
    .aggregate(...)
```

这里.of()方法需要传入两个 Time 类型的参数：size 和 slide，前者表示滑动窗口的大小，后者表示滑动窗口的滑动步长。我们这里创建了一个长度为 10 秒、滑动步长为 5 秒的滑动窗口。

滑动窗口同样可以追加第三个参数，用于指定窗口起始点的偏移量，用法与滚动窗口完全一致。

(3) 处理时间会话窗口

窗口分配器由类 ProcessingTimeSessionWindows 提供，需要调用它的静态方法.withGap()或者.withDynamicGap()。

```
stream.keyBy(...)
    .window(ProcessingTimeSessionWindows.withGap(Time.seconds(10)))
    .aggregate(...)
```

这里.withGap()方法需要传入一个 Time 类型的参数 size，表示会话的超时时间，也就是最小间隔 session gap。我们这里创建了静态会话超时时间为 10 秒的会话窗口。

另外，还可以调用 withDynamicGap()方法定义 session gap 的动态提取逻辑。

(4) 滚动事件时间窗口

窗口分配器由类 TumblingEventTimeWindows 提供，用法与滚动处理事件窗口完全一致。

```
stream.keyBy(...)
    .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(5)))
    .aggregate(...)
```

(5) 滑动事件时间窗口

窗口分配器由类 SlidingEventTimeWindows 提供，用法与滑动处理事件窗口完全一致。

```
stream.keyBy(...)  
    .window(SlidingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10),  
Time.seconds(5)))  
    .aggregate(...)
```

(6) 事件时间会话窗口

窗口分配器由类 EventTimeSessionWindows 提供，用法与处理事件会话窗口完全一致。

```
stream.keyBy(...)  
    .window(EventTimeSessionWindows.withGap(Time.seconds(10)))  
    .aggregate(...)
```

6.1.4.2 计数窗口

计数窗口概念非常简单，本身底层是基于全局窗口（Global Window）实现的。Flink 为我们提供了非常方便的接口：直接调用.countWindow()方法。根据分配规则的不同，又可以分为滚动计数窗口和滑动计数窗口两类，下面我们就来看它们的具体实现。

(1) 滚动计数窗口

滚动计数窗口只需要传入一个长整型的参数 size，表示窗口的大小。

```
stream.keyBy(...)  
    .countWindow(10)
```

我们定义了一个长度为 10 的滚动计数窗口，当窗口中元素数量达到 10 的时候，就会触发计算执行并关闭窗口。

(2) 滑动计数窗口

与滚动计数窗口类似，不过需要在.countWindow()调用时传入两个参数：size 和 slide，前者表示窗口大小，后者表示滑动步长。

```
stream.keyBy(...)  
    .countWindow(10, 3)
```

我们定义了一个长度为 10、滑动步长为 3 的滑动计数窗口。每个窗口统计 10 个数据，每隔 3 个数据就统计输出一次结果。

3) 全局窗口

全局窗口是计数窗口的底层实现，一般在需要自定义窗口时使用。它的定义同样是直接调用.window()，分配器由 GlobalWindows 类提供。

```
stream.keyBy(...)  
    .window(GlobalWindows.create());
```

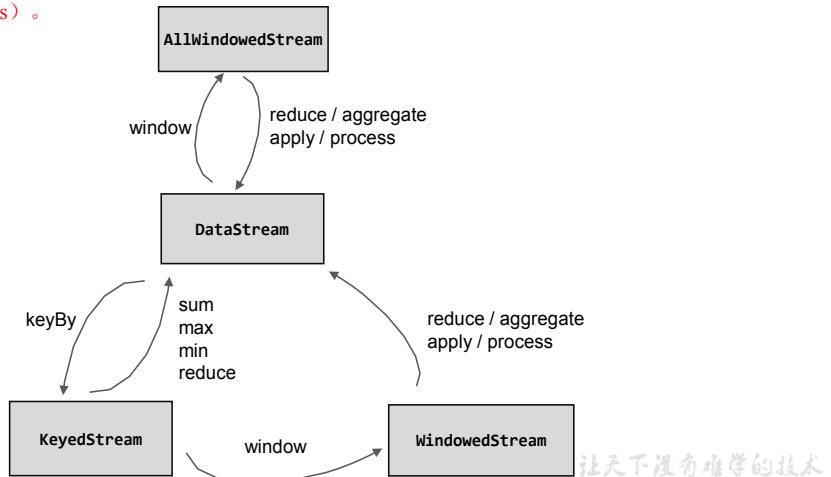
需要注意使用全局窗口，必须自行定义触发器才能实现窗口计算，否则起不到任何作用。

6.1.5 窗口函数



窗口函数 (Window Functions)

定义了窗口分配器，我们只是知道了数据属于哪个窗口，可以将数据收集起来了；至于收集起来到底要做什么，其实还完全没有头绪。所以在窗口分配器之后，必须再接上一个定义窗口如何进行计算的操作，**这就是所谓的“窗口函数”（window functions）**。



窗口函数定义了要对窗口中收集的数据做的计算操作，根据处理的方式可以分为两类：

增量聚合函数和全窗口函数。下面我们来进行分别讲解。

6.1.5.1 增量聚合函数 (ReduceFunction / AggregateFunction)

窗口将数据收集起来，最基本的处理操作当然就是进行聚合。我们可以每来一个数据就在之前结果上聚合一次，这就是“增量聚合”。

典型的增量聚合函数有两个：ReduceFunction 和 AggregateFunction。

1) 归约函数 (ReduceFunction)

代码示例：

```

public class WindowReduceDemo {

    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
  
```

```
.map(new WaterSensorMapFunction())
.keyBy(r -> r.getId())
// 设置滚动事件时间窗口
.window(TumblingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
.reduce(new ReduceFunction<WaterSensor>() {
    @Override
    public WaterSensor reduce(WaterSensor value1,
WaterSensor value2) throws Exception {
        System.out.println("调用 reduce 方法, 前的结果:" + value1 + ", 现在来的数据:" + value2);
        return new WaterSensor(value1.getId(),
System.currentTimeMillis(), value1.getVc() + value2.getVc());
    }
}).print();

env.execute();
}
}
```

2) 聚合函数 (AggregateFunction)

ReduceFunction 可以解决大多数归约聚合的问题，但是这个接口有一个限制，就是聚合状态的类型、输出结果的类型都必须和输入数据类型一样。

Flink Window API 中的 aggregate 就突破了这个限制，可以定义更加灵活的窗口聚合操作。这个方法需要传入一个 AggregateFunction 的实现类作为参数。

AggregateFunction 可以看作是 ReduceFunction 的通用版本，这里有三种类型：输入类型 (IN)、累加器类型 (ACC) 和输出类型 (OUT)。输入类型 IN 就是输入流中元素的数据类型；累加器类型 ACC 则是我们进行聚合的中间状态类型；而输出类型当然就是最终计算结果的类型了。

接口中有四个方法：

- `createAccumulator()`: 创建一个累加器，这就是为聚合创建了一个初始状态，每个聚合任务只会调用一次。
- `add()`: 将输入的元素添加到累加器中。
- `getResult()`: 从累加器中提取聚合的输出结果。
- `merge()`: 合并两个累加器，并将合并后的状态作为一个累加器返回。

所以可以看到，AggregateFunction 的工作原理是：首先调用 createAccumulator()为任务初始化一个状态（累加器）；而后每来一个数据就调用一次 add()方法，对数据进行聚合，得到的结果保存在状态中；等到了窗口需要输出时，再调用 getResult()方法得到计算结果。很明显，与 ReduceFunction 相同，AggregateFunction 也是增量式的聚合；而由于输入、中间状态、输出的类型可以不同，使得应用更加灵活方便。

代码实现如下：

```
public class WindowAggregateDemo {  
  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction());  
  
  
        KeyedStream<WaterSensor, String> sensorKS =  
sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getId());  
  
        // 1. 窗口分配器  
        WindowedStream<WaterSensor, String, TimeWindow> sensorWS =  
sensorKS.window(TumblingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(10)));  
  
        SingleOutputStreamOperator<String> aggregate = sensorWS  
            .aggregate(  
                new AggregateFunction<WaterSensor, Integer,  
String>() {  
                    @Override  
                    public Integer createAccumulator() {  
                        System.out.println("创建累加器");  
                        return 0;  
                    }  
  
                    @Override  
                    public Integer add(WaterSensor value,  
Integer accumulator) {  
                        System.out.println(" 调 用  add  方  
法,value='"+value);  
                        return accumulator + value.getVc();  
                    }  
                }  
            );  
    }  
}
```

```
        @Override
        public     String      getResult(Integer
accumulator) {
            System.out.println("调用 getResult 方法");
            return accumulator.toString();
        }

        @Override
        public Integer merge(Integer a, Integer
b) {
            System.out.println("调用 merge 方法");
            return null;
        }
    );
}

aggregate.print();

env.execute();
}
}
```

另外，Flink 也为窗口的聚合提供了一系列预定义的简单聚合方法，可以直接基于 WindowedStream 调用。主要包括.sum()/max()/maxBy()/min()/minBy()，与 KeyedStream 的简单聚合非常相似。它们的底层，其实都是通过 AggregateFunction 来实现的。

6.1.5.2 全窗口函数（full window functions）

有些场景下，我们要做的计算必须基于全部的数据才有效，这时做增量聚合就没什么意义了；另外，输出的结果有可能要包含上下文中的一些信息（比如窗口的起始时间），这是增量聚合函数做不到的。

所以，我们还需要有更丰富的窗口计算方式。窗口操作中的另一大类就是全窗口函数。与增量聚合函数不同，全窗口函数需要先收集窗口中的数据，并在内部缓存起来，等到窗口要输出结果的时候再取出数据进行计算。

在 Flink 中，全窗口函数也有两种：WindowFunction 和 ProcessWindowFunction。

1) 窗口函数（WindowFunction）

WindowFunction 字面上就是“窗口函数”，它其实是老版本的通用窗口函数接口。我们可以基于 WindowedStream 调用.apply()方法，传入一个 WindowFunction 的实现类。

```
stream
    .keyBy(<key selector>)
```

```
.window(<window assigner>)
    .apply(new MyWindowFunction());
```

这个类中可以获取到包含窗口所有数据的可迭代集合（Iterable），还可以拿到窗口（Window）本身的信息。

不过 WindowFunction 能提供的上下文信息较少，也没有更高级的功能。事实上，它的作用可以被 ProcessWindowFunction 全覆盖，所以之后可能会逐渐弃用。

2) 处理窗口函数（ProcessWindowFunction）

ProcessWindowFunction 是 Window API 中最底层的通用窗口函数接口。之所以说它“最底层”，是因为除了可以拿到窗口中的所有数据之外，ProcessWindowFunction 还可以获取到一个“上下文对象”（Context）。这个上下文对象非常强大，不仅能够获取窗口信息，还可以访问当前的时间和状态信息。这里的时间就包括了处理时间（processing time）和事件时间水位线（event time watermark）。这就使得 ProcessWindowFunction 更加灵活、功能更加丰富，其实就是一个增强版的 WindowFunction。

事实上，ProcessWindowFunction 是 Flink 底层 API——处理函数（process function）中的一员，关于处理函数我们会在后续章节展开讲解。

代码实现如下：

```
public class WindowProcessDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        KeyedStream<WaterSensor, String> sensorKS = sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getId());

        // 1. 窗口分配器
        WindowedStream<WaterSensor, String, TimeWindow> sensorWS = sensorKS.window(TumblingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(10)));

        SingleOutputStreamOperator<String> process = sensorWS
            .process(
                new ProcessWindowFunction<WaterSensor,
```

```

String, String, TimeWindow>() {
    @Override
    public void process(String s, Context
context, Iterable<WaterSensor> elements, Collector<String> out)
throws Exception {
        long count = elements.splitterator().estimateSize();
        long windowStartTs = context.window().getStart();
        long windowEndTs = context.window().getEnd();
        String windowStart = DateFormatUtils.format(windowStartTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
        String windowEnd = DateFormatUtils.format(windowEndTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");

        out.collect("key=" + s + "的窗口[" + windowStart + "," + windowEnd + ") 包含" + count + "条数据====>" +
elements.toString());
    }
}
);
process.print();
env.execute();
}
}
}

```

6.1.5.3 增量聚合和全窗口函数的结合使用

在实际应用中，我们往往希望兼具这两者的优点，把它们结合在一起使用。Flink 的 Window API 就给我们实现了这样的用法。

我们之前在调用 WindowedStream 的.reduce()和.aggregate()方法时，只是简单地直接传入了一个 ReduceFunction 或 AggregateFunction 进行增量聚合。除此之外，其实还可以传入第二个参数：一个全窗口函数，可以是 WindowFunction 或者 ProcessWindowFunction。

```

// ReduceFunction 与 WindowFunction 结合
public <R> SingleOutputStreamOperator<R> reduce(
    ReduceFunction<T> reduceFunction, WindowFunction<T, R, K, W>
function)

// ReduceFunction 与 ProcessWindowFunction 结合
public <R> SingleOutputStreamOperator<R> reduce(
    ReduceFunction<T> reduceFunction, ProcessWindowFunction<T, R,
K, W> function)

```

```
// AggregateFunction 与 WindowFunction 结合
public <ACC, V, R> SingleOutputStreamOperator<R> aggregate(
    AggregateFunction<T, ACC, V> aggFunction, WindowFunction<V, R,
    K, W> windowFunction)

// AggregateFunction 与 ProcessWindowFunction 结合
public <ACC, V, R> SingleOutputStreamOperator<R> aggregate(
    AggregateFunction<T, ACC, V> aggFunction,
    ProcessWindowFunction<V, R, K, W> windowFunction)
```

这样调用的处理机制是：基于第一个参数（增量聚合函数）来处理窗口数据，每来一个数据就做一次聚合；等到窗口需要触发计算时，则调用第二个参数（全窗口函数）的处理逻辑输出结果。需要注意的是，这里的全窗口函数就不再缓存所有数据了，而是直接将增量聚合函数的结果拿来当作了 Iterable 类型的输入。

具体实现代码如下：

```
public class WindowAggregateAndProcessDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        KeyedStream<WaterSensor, String> sensorKS =
sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getId());

        // 1. 窗口分配器
        WindowedStream<WaterSensor, String, TimeWindow> sensorWS =
sensorKS.window(TumblingProcessingTimeWindows.of(Time.seconds(10)));

        // 2. 窗口函数:
        /**
         * 增量聚合 Aggregate + 全窗口 process
         * 1、增量聚合函数处理数据： 来一条计算一条
         * 2、窗口触发时， 增量聚合的结果（只有一条） 传递给 全窗口函数
         * 3、经过全窗口函数的处理包装后，输出
         *
         * 结合两者的优势：
         * 1、增量聚合： 来一条计算一条，存储中间的计算结果，占用的空间少
         * 2、全窗口函数： 可以通过 上下文 实现灵活的功能
         */
    }
}
```

```
//          sensorWS.reduce()      //也可以传两个

        SingleOutputStreamOperator<String>           result      =
sensorWS.aggregate(
            new MyAgg(),
            new MyProcess()
        );

        result.print();

        env.execute();
    }

    public static class MyAgg implements
AggregateFunction<WaterSensor, Integer, String>{

        @Override
        public Integer createAccumulator() {
            System.out.println("创建累加器");
            return 0;
        }

        @Override
        public Integer add(WaterSensor value, Integer accumulator) {
            System.out.println("调用 add 方法,value="+value);
            return accumulator + value.getVc();
        }

        @Override
        public String getResult(Integer accumulator) {
            System.out.println("调用 getResult 方法");
            return accumulator.toString();
        }

        @Override
        public Integer merge(Integer a, Integer b) {
            System.out.println("调用 merge 方法");
            return null;
        }
    }

    // 全窗口函数的输入类型 = 增量聚合函数的输出类型
    public static class MyProcess extends
ProcessWindowFunction<String, String, String, TimeWindow>{

        @Override
        public void process(String s, Context context,
```

```
Iterable<String> elements, Collector<String> out) throws Exception {
    long startTs = context.window().getStart();
    long endTs = context.window().getEnd();
    String windowStart = DateFormatUtils.format(startTs,
"yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
    String windowEnd = DateFormatUtils.format(endTs, "yyyy-
MM-dd HH:mm:ss.SSS");

    long count = elements.spliterator().estimateSize();

    out.collect("key=" + s + "的窗口[" + windowStart + ",'" +
windowEnd + "]包含" + count + "条数据==>" + elements.toString());
}
```

这里我们为了方便处理，单独定义了一个 POJO 类 UrlViewCount 来表示聚合输出结果的数据类型，包含了 url、浏览量以及窗口的起始结束时间。用一个 AggregateFunction 来实现增量聚合，每来一个数据就计数加一；得到的结果交给 ProcessWindowFunction，结合窗口信息包装成我们想要的 UrlViewCount，最终输出统计结果。

6.1.6 其他 API

对于一个窗口算子而言，窗口分配器和窗口函数是必不可少的。除此之外，Flink 还提供了其他一些可选的 API，让我们可以更加灵活地控制窗口行为。

6.1.6.1 触发器（Trigger）

触发器主要是用来控制窗口什么时候触发计算。所谓的“触发计算”，本质上就是执行窗口函数，所以可以认为是计算得到结果并输出的过程。

基于 WindowedStream 调用 .trigger() 方法，就可以传入一个自定义的窗口触发器（Trigger）。

```
stream.keyBy(...)
    .window(...)
    .trigger(new MyTrigger())
```

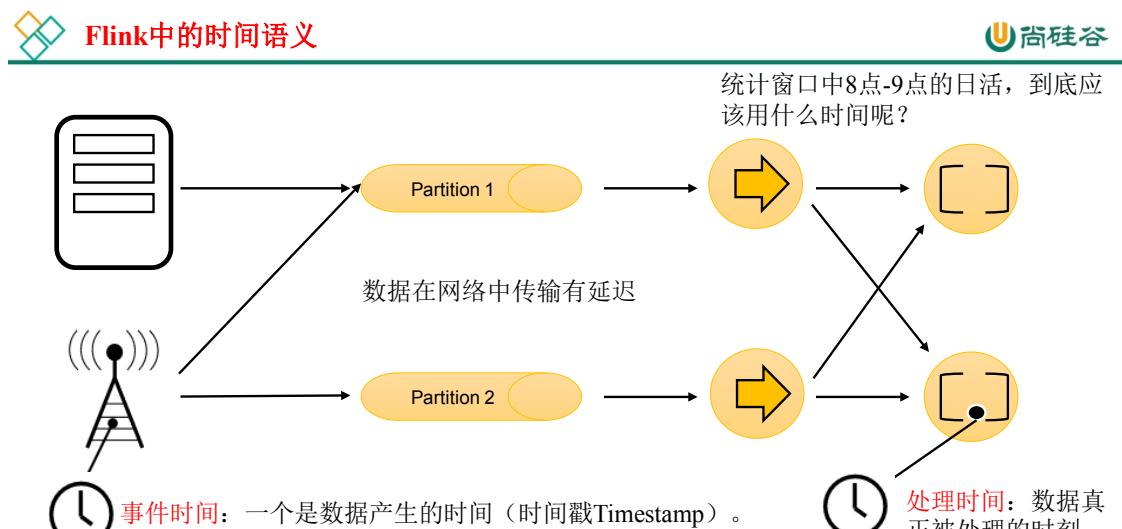
6.1.6.2 移除器（Evictor）

移除器主要用来定义移除某些数据的逻辑。基于 WindowedStream 调用 .evictor() 方法，就可以传入一个自定义的移除器（Evictor）。Evictor 是一个接口，不同的窗口类型都有各自预实现的移除器。

```
stream.keyBy(...)  
    .window(...)  
    .evictor(new MyEvictor())
```

6.2 时间语义

6.2.1 Flink 中的时间语义



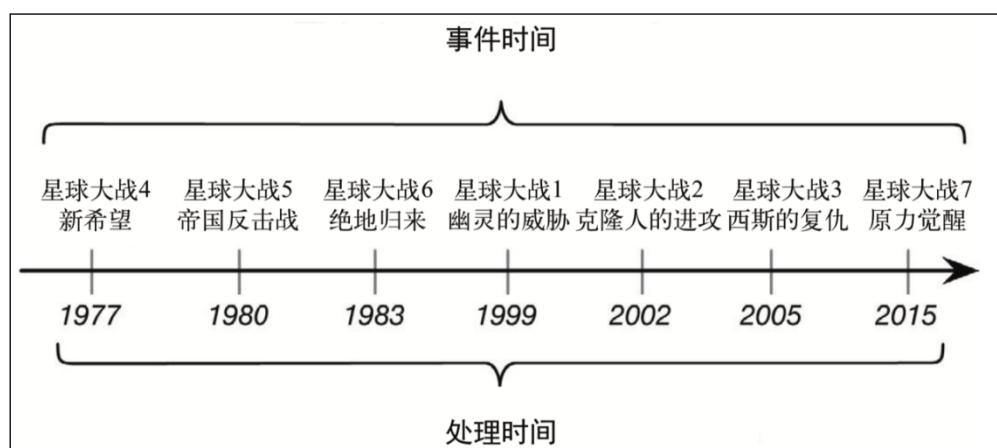
到底是以那种时间作为衡量标准，就是所谓的“**时间语义**”。

让天下没有难学的技术

6.2.2 哪种时间语义更重要

1) 从《星球大战》说起

为了更加清晰地说明两种语义的区别，我们来举一个非常经典的例子：电影《星球大战》。



如上图所示，我们会发现，看电影其实就是处理影片中数据的过程，所以影片的上映时

间就相当于“**处理时间**”；而影片的数据就是所描述的故事，它所发生的背景时间就相当于“**事件时间**”。两种时间语义都有各自的用途，适用于不同的场景。

2) 数据处理系统中的时间语义

在实际应用中，事件时间语义会更为常见。一般情况下，业务日志数据中都会记录数据生成的时间戳（timestamp），它就可以作为事件时间的判断基础。

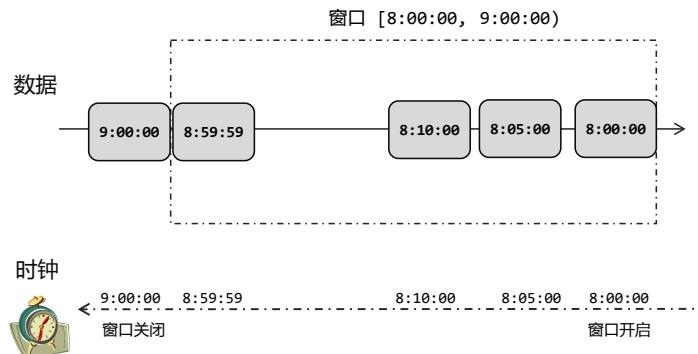
在 Flink 中，由于处理时间比较简单，早期版本默认的时间语义是处理时间；而考虑到事件时间在实际应用中更为广泛，从 Flink1.12 版本开始，Flink 已经将事件时间作为默认的时间语义了。

6.3 水位线（Watermark）

6.3.1 事件时间和窗口



在窗口的处理过程中，我们可以基于数据的时间戳，自定义一个“**逻辑时钟**”。这个时钟的时间不会自动流逝；它的时间进展，就是靠着新到数据的时间戳来推动的。



这样的好处在于，计算的过程可以**完全不依赖处理时间（系统时间）**，不论什么时候进行统计处理，得到的结果都是正确的。而一般实时流处理的场景中，事件时间可以基本**与处理时间保持同步，只是略微有一点延迟**，同时保证了窗口计算的正确性。

让天下没有难学的技术

6.3.2 什么是水位线

在 Flink 中，用来衡量**事件时间**进展的标记，就被称作“**水位线**”（Watermark）。

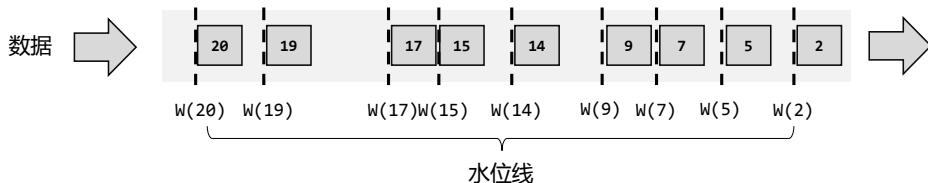
具体实现上，水位线可以看作一条特殊的数据记录，它是插入到数据流中的一个标记点，主要内容就是一个时间戳，用来指示当前的事件时间。而它插入流中的位置，就应该是某个数据到来之后；这样就可以从这个数据中提取时间戳，作为当前水位线的时间戳了。



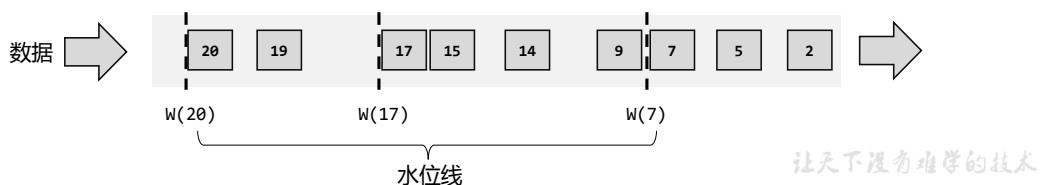
什么是水位线

1) 有序流中的水位线

(1) 理想状态（数据量小），数据应该按照生成的先后顺序进入流中，每条数据产生一个水位线；



(2) 实际应用中，如果当前数据量非常大，且同时涌来的数据时间差会非常小（比如几毫秒），往往对处理计算也没什么影响。所以为了提高效率，一般会每隔一段时间生成一个水位线。



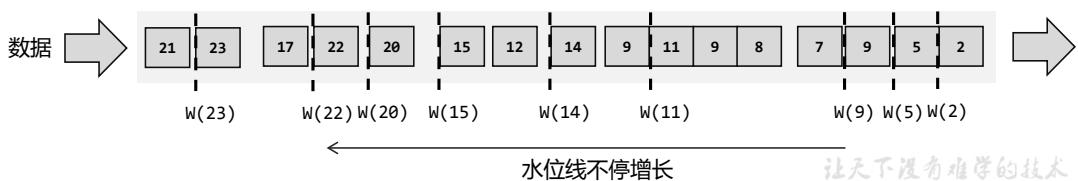
乱序流中的水位线

2) 乱序流中的水位线

在分布式系统中，数据在节点间传输，会因为网络传输延迟的不确定性，导致顺序发生改变，这就是所谓的“乱序数据”。



乱序 + 数据量小：我们还是靠数据来驱动，每来一个数据就提取它的时间戳、插入一个水位线。不过现在的情况是数据乱序，所以插入新的水位线时，要先判断一下时间戳是否比之前的大，否则就不再生成新的水位线。也就是说，只有数据的时间戳比当前时钟大，才能推动时钟前进，这时才插入水位线。

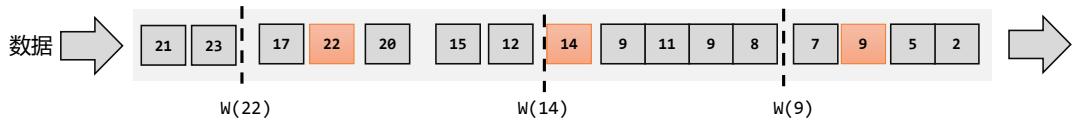




乱序流中的水位线

2) 乱序流中的水位线

乱序 + 数据量大: 如果考虑到大量数据同时到来的处理效率, 我们同样可以周期性地生成水位线。这时只需要保存一下之前所有数据中的最大时间戳, 需要插入水位线时, 就直接以它作为时间戳生成新的水位线。

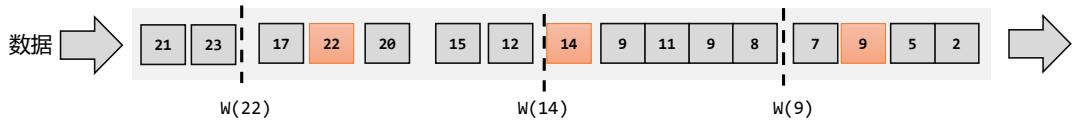


让天下没有难学的技术

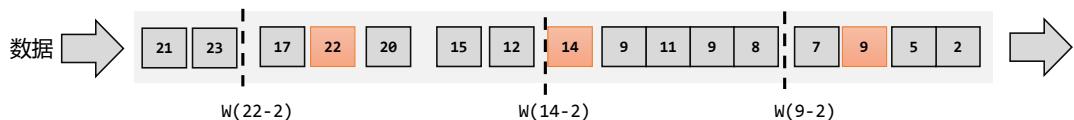


乱序流中的水位线

2) 乱序流中的水位线



乱序 + 迟到数据: 我们无法正确处理“迟到”的数据。为了让窗口能够正确收集到迟到的数据, 我们也可以等上一段时间, 比如2秒; 也就是用当前已有数据的最大时间戳减去2秒, 就是要插入的水位线的时间戳。这样的话, 9秒的数据到来之后, 事件时钟不会直接推进到9秒, 而是进展到了7秒; 必须等到11秒的数据到来之后, 事件时钟才会进展到9秒, 这时迟到数据也都已收集齐, 0~9秒的窗口就可以正确计算结果了。



现在我们可以知道, 水位线就代表了当前的事件时间时钟, 而且可以在数据的时间戳基础上加一些延迟来保证不丢数据, 这一点对于乱序流的正确处理非常重要。

让天下没有难学的技术

水位线

3) 水位线特性

- 水位线是插入到数据流中的一个标记，可以认为是一个特殊的数据
- 水位线主要的内容是一个时间戳，用来表示当前事件时间的进展
- 水位线是基于数据的时间戳生成的
- 水位线的时间戳必须单调递增，以确保任务的事件时间时钟一直向前推进
- 水位线可以通过设置延迟，来保证正确处理乱序数据
- 一个水位线Watermark(t)，表示在当前流中事件时间已经达到了时间戳t，这代表t之前的所有数据都到齐了，之后流中不会出现时间戳 $t' \leq t$ 的数据

水位线是Flink流处理中保证结果正确性的核心机制，它往往会跟窗口一起配合，完成对乱序数据的正确处理。

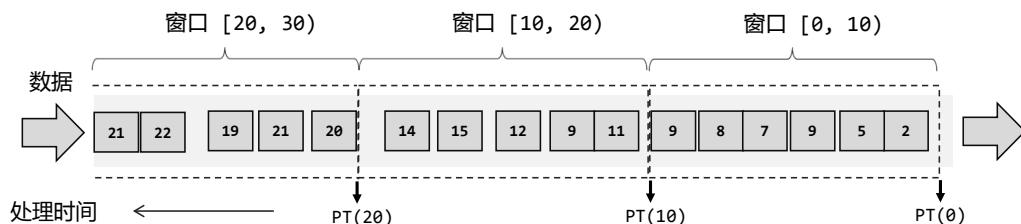
让天下没有难学的技术

6.3.3 水位线和窗口的工作原理

窗口

误解：在Flink中，窗口就是用来处理无界流的核心。我们很容易把窗口想象成一个固定位置的“框”，数据源不断地流过来，到某个时间点窗口该关闭了，就停止收集数据、触发计算并输出结果。

例如，我们定义一个时间窗口，每10秒统计一次数据，那么就相当于把窗口放在那里，从0秒开始收集数据；到10秒时，处理当前窗口内所有数据，输出一个结果，然后清空窗口继续收集数据；到20秒时，再对窗口内所有数据进行计算处理，输出结果；依次类推。



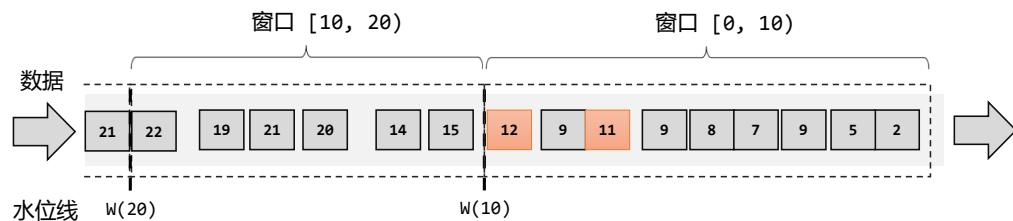
注意：为了明确数据划分到哪一个窗口，**定义窗口都是包含起始时间、不包含结束时间的**，用数学符号表示就是一个**左闭右开的区间**，例如0~10秒的窗口可以表示为[0, 10)，这里单位为秒。

让天下没有难学的技术

 窗口

问题描述：对于处理时间下的窗口而言，这样理解似乎没什么问题。然而如果我们采用事件时间语义，就会有些费解了。由于有乱序数据，我们需要设置一个延迟时间来等所有数据到齐。比如上面的例子中，我们可以设置延迟时间为2秒，这样0~10秒的窗口会在时间戳为12的数据到来之后，才真正关闭计算输出结果，这样就可以正常包含迟到的9秒数据了。

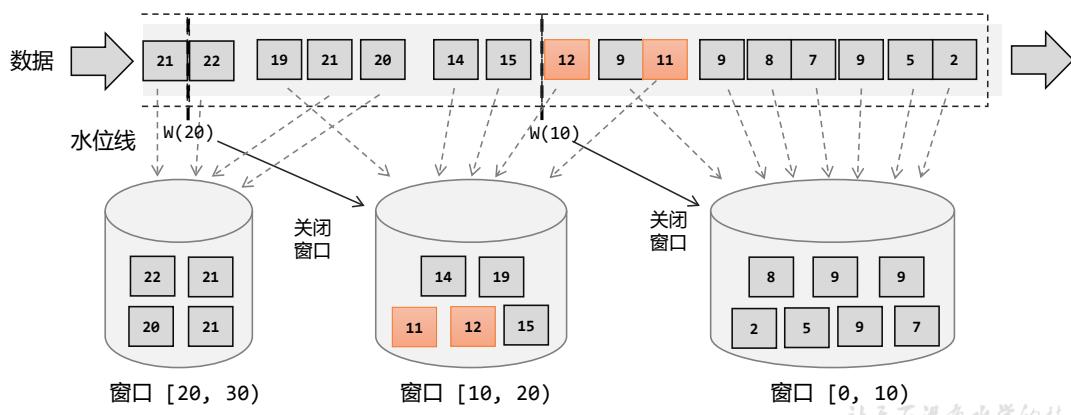
但是这样一来，0~10秒的窗口不光包含了迟到的9秒数据，**连11秒和12秒的数据也包含进去了**。我们为了正确处理迟到数据，**结果把早到的数据划分到了错误的窗口**——最终结果都是错误的。



让天下没有难学的技术

 窗口

正确理解：在Flink中，窗口其实**并不是一个“框”**，应该把窗口**理解成一个“桶”**。在Flink中，窗口可以把流切割成有限大小的**多个“存储桶”**（bucket）；每个数据都会分发到对应的桶中，**当到达窗口结束时间时，就对每个桶中收集的数据进行计算处理**。



让天下没有难学的技术

注意：Flink 中窗口并不是静态准备好的，而是**动态创建**——当有落在这个窗口区间范围的数据达到时，才创建对应的窗口。另外，这里我们认为到达窗口结束时间时，窗口就触发计算并关闭，事实上“触发计算”和“窗口关闭”两个行为也可以分开，这部分内容我们会在后面详述。

6.3.4 生成水位线

6.3.4.1 生成水位线的总体原则

完美的水位线是“绝对正确”的，也就是一个水位线一旦出现，就表示这个时间之前的数据已经全部到齐、之后再也不会出现了。不过如果要保证绝对正确，就必须等足够长的时间，这会带来更高的延迟。

如果我们希望处理得更快、实时性更强，那么可以将水位线延迟设得低一些。这种情况下，可能很多迟到数据会在水位线之后才到达，就会导致窗口遗漏数据，计算结果不准确。当然，如果我们对准确性完全不考虑、一味地追求处理速度，可以直接使用处理时间语义，这在理论上可以得到最低的延迟。

所以 Flink 中的水位线，其实是流处理中对低延迟和结果正确性的一个权衡机制，而且把控制的权力交给了程序员，我们可以在代码中定义水位线的生成策略。

6.3.4.2 水位线生成策略

在 Flink 的 DataStream API 中，有一个单独用于生成水位线的方法：`.assignTimestampsAndWatermarks()`，它主要用来为流中的数据分配时间戳，并生成水位线来指示事件时间。具体使用如下：

```
DataStream<Event> stream = env.addSource(new ClickSource());  
  
DataStream<Event> withTimestampsAndWatermarks =  
    stream.assignTimestampsAndWatermarks(<watermark strategy>);
```

说明：WatermarkStrategy 作为参数，这就是所谓的“水位线生成策略”。WatermarkStrategy 是一个接口，该接口中包含了一个“时间戳分配器”`TimestampAssigner` 和一个“水位线生成器”`WatermarkGenerator`。

```
public interface WatermarkStrategy<T>  
    extends TimestampAssignerSupplier<T>,  
        WatermarkGeneratorSupplier<T> {  
  
    // 负责从流中数据元素的某个字段中提取时间戳，并分配给元素。时间戳的分配是生成水位线的基础。  
    @Override  
    TimestampAssigner<T>  
    createTimestampAssigner(TimestampAssignerSupplier.Context context);  
  
    // 主要负责按照既定的方式，基于时间戳生成水位线
```

```
    @Override
    WatermarkGenerator<T>
createWatermarkGenerator(WatermarkGeneratorSupplier.Context
context);
}
```

6.3.4.3 Flink 内置水位线

1) 有序流中内置水位线设置

对于有序流，主要特点就是时间戳单调增长，所以永远不会出现迟到数据的问题。这是周期性生成水位线的最简单的场景，直接调用 WatermarkStrategy.[forMonotonousTimestamps\(\)](#) 方法就可以实现。

```
public class WatermarkMonoDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        // TODO 1. 定义 Watermark 策略
        WatermarkStrategy<WaterSensor> watermarkStrategy = WatermarkStrategy
            // 1.1 指定 watermark 生成：升序的 watermark，没有等待时间
            .<WaterSensor>forMonotonousTimestamps()
            // 1.2 指定 时间戳分配器，从数据中提取
            .withTimestampAssigner(new
SerializableTimestampAssigner<WaterSensor>() {
            @Override
            public long extractTimestamp(WaterSensor element, long
recordTimestamp) {
                // 返回的时间戳，要 毫秒
                System.out.println("数据=" + element + ", recordTs=" +
recordTimestamp);
                return element.getTs() * 1000L;
            }
        });
        // TODO 2. 指定 watermark 策略
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDSwithWatermark =
sensorDS.assignTimestampsAndWatermarks(watermarkStrategy);

        sensorDSwithWatermark.keyBy(sensor -> sensor.getId())
            // TODO 3. 使用 事件时间语义 的窗口
            .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
            .process(
                new ProcessWindowFunction<WaterSensor, String, String,
TimeWindow>() {
```

```
    @Override
    public void process(String s, Context context,
Iterable<WaterSensor> elements, Collector<String> out) throws Exception {
        long startTs = context.window().getStart();
        long endTs = context.window().getEnd();
        String windowStart = DateFormatUtils.format(startTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
        String windowEnd = DateFormatUtils.format(endTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");

        long count = elements.splitter().estimateSize();

        out.collect("key=" + s + "的窗口[" + windowStart
+ "," + windowEnd + ")包含" + count + "条数据==>" + elements.toString());
    }
}
.print();

env.execute();
}
}
```

2) 乱序流中内置水位线设置

由于乱序流中需要等待迟到数据到齐，所以必须设置一个固定量的延迟时间。这时生成水位线的时间戳，就是当前数据流中最大的时间戳减去延迟的结果，相当于把表调慢，当前时钟会滞后于数据的最大时间戳。调用 WatermarkStrategy.**forBoundedOutOfOrderliness()**方法就可以实现。这个方法需要传入一个 maxOutOfOrderliness 参数，表示“最大乱序程度”，它表示数据流中乱序数据时间戳的最大差值；如果我们能确定乱序程度，那么设置对应时间长度的延迟，就可以等到所有的乱序数据了。

```
public class WatermarkOutOfOrderlinessDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        // TODO 1. 定义 Watermark 策略
        WatermarkStrategy<WaterSensor> watermarkStrategy = WatermarkStrategy
            // 1.1 指定 watermark 生成：乱序的，等待 3s
            .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderliness(Duration.ofSeconds(3))
            // 1.2 指定 时间戳分配器，从数据中提取
    }
}
```

```

        .withTimestampAssigner(
            (element, recordTimestamp) -> {
                // 返回的时间戳，要毫秒
                System.out.println("数据=" + element + ",recordTs=" +
+ recordTimestamp);
                return element.getTs() * 1000L;
            });
        // TODO 2. 指定 watermark 策略
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDSwithWatermark =
sensorDS.assignTimestampsAndWatermarks(watermarkStrategy);

        sensorDSwithWatermark.keyBy(sensor -> sensor.getId())
            // TODO 3. 使用事件时间语义的窗口
            .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
            .process(
                new ProcessWindowFunction<WaterSensor, String, String,
TimeWindow>() {
                    @Override
                    public void process(String s, Context context,
Iterable<WaterSensor> elements, Collector<String> out) throws Exception {
                        long startTs = context.window().getStart();
                        long endTs = context.window().getEnd();
                        String windowStart =
DateFormatUtils.format(startTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
                        String windowEnd = DateFormatUtils.format(endTs,
"yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");

                        long count =
elements.spliterator().estimateSize();

                        out.collect("key=" + s + "的窗口[" + windowStart +
+ "," + windowEnd + "]包含" + count + "条数据==>" + elements.toString());
                    }
                }
            )
            .print();

        env.execute();
    }
}

```

6.3.4.4 自定义水位线生成器

1) 周期性水位线生成器 (Periodic Generator)

周期性生成器一般是通过 `onEvent()` 观察判断输入的事件，而在 `onPeriodicEmit()` 里发出水位线。

下面是一段自定义周期性生成水位线的代码：

```

import com.atguigu.bean.Event;
import org.apache.flink.api.common.eventtime.*;

```

```
import org.apache.flink.streaming.api.environment.StreamExecutionEnvironment;

// 自定义水位线的产生
public class CustomPeriodicWatermarkExample {

    public static void main(String[] args) throws Exception {

        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        env
            .addSource(new ClickSource())
            .assignTimestampsAndWatermarks(new CustomWatermarkStrategy())
            .print();

        env.execute();
    }

    public static class CustomWatermarkStrategy implements
    WatermarkStrategy<Event> {

        @Override
        public TimestampAssigner<Event> createTimestampAssigner(TimestampAssignerSupplier.Context context) {

            return new SerializableTimestampAssigner<Event>() {

                @Override
                public long extractTimestamp(Event element, long recordTimestamp)
                {
                    return element.timestamp; // 告诉程序数据源里的时间戳是哪一个字段
                }
            };
        }

        @Override
        public WatermarkGenerator<Event> createWatermarkGenerator(WatermarkGeneratorSupplier.Context context) {
            return new CustomBoundedOutOfOrdernessGenerator();
        }
    }

    public static class CustomBoundedOutOfOrdernessGenerator implements
    WatermarkGenerator<Event> {

        private Long delayTime = 5000L; // 延迟时间
        private Long maxTs = -Long.MAX_VALUE + delayTime + 1L; // 观察到的最大时间戳

        @Override
        public void onEvent(Event event, long eventTimestamp, WatermarkOutput output) {
            // 每来一条数据就调用一次
            maxTs = Math.max(event.timestamp, maxTs); // 更新最大时间戳
        }
    }
}
```

```
    @Override
    public void onPeriodicEmit(WatermarkOutput output) {
        // 发射水位线， 默认 200ms 调用一次
        output.emitWatermark(new Watermark(maxTs - delayTime - 1L));
    }
}
```

我们在 onPeriodicEmit()里调用 output.emitWatermark(), 就可以发出水位线了；这个方法由系统框架周期性地调用， 默认 200ms 一次。

如果想修改默认周期时间，可以通过下面方法修改。例如：修改为 400ms

```
env.getConfig().setAutoWatermarkInterval(400L);
```

2) 断点式水位线生成器（Punctuated Generator）

断点式生成器会不停地检测 onEvent()中的事件，当发现带有水位线信息的事件时，就立即发出水位线。我们把发射水位线的逻辑写在 onEvent 方法当中即可。

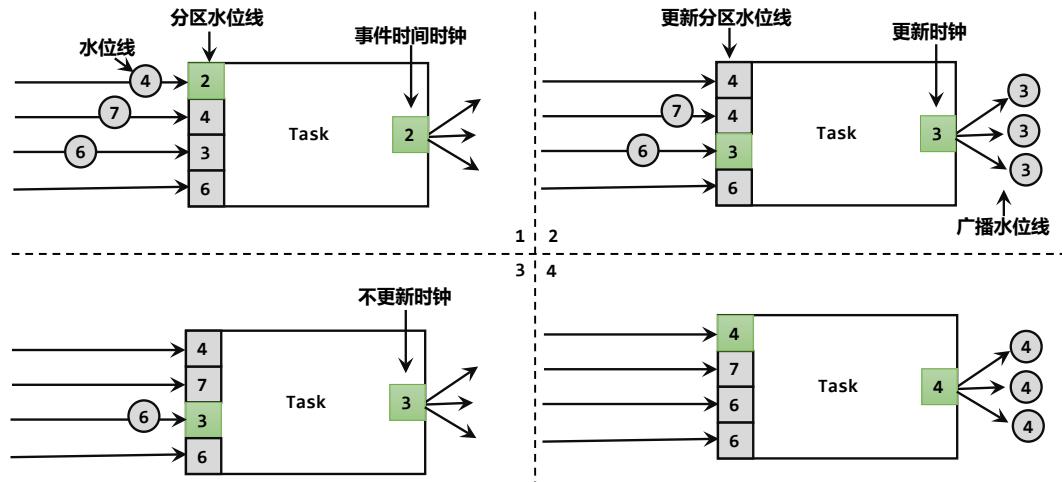
3) 在数据源中发送水位线

我们也可以在自定义的数据源中抽取事件时间，然后发送水位线。这里要注意的是，在自定义数据源中发送了水位线以后，就不能再在程序中使用 assignTimestampsAndWatermarks 方法来生成水位线了。在自定义数据源中生成水位线和在程序中使用 assignTimestampsAndWatermarks 方法生成水位线二者只能取其一。示例程序如下：

```
env.fromSource(
    kafkaSource,
    WatermarkStrategy.forBoundedOutOfOrderliness(Duration.ofSeconds(3)),
    "kafkasource"
)
```

6.3.5 水位线的传递

水位线的传递



让天下没有难学的技术

在流处理中，上游任务处理完水位线、时钟改变之后，要把当前的水位线再次发出，广播给所有的下游子任务。而当一个任务接收到多个上游并行任务传递来的水位线时，应该以最小的那个作为当前任务的事件时钟。

水位线在上下游任务之间的传递，非常巧妙地避免了分布式系统中没有统一时钟的问题，每个任务都以“处理完之前所有数据”为标准来确定自己的时钟。

案例：6.3.4.3 中乱序流的 watermark，将并行度设为 2，观察现象。

在多个上游并行任务中，如果有其中一个没有数据，由于当前 Task 是以最小的那个作为当前任务的事件时钟，就会导致当前 Task 的水位线无法推进，就可能导致窗口无法触发。这时候可以设置空闲等待。

用 5.3.4.6 中的自定义分区器，只输入奇数来模拟部分 subtask 无数据，代码如下：

```
public class WatermarkIdlenessDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        env.setParallelism(2);
```

```
// 自定义分区器：数据%分区数，只输入奇数，都只会去往 map 的一个子任务
SingleOutputStreamOperator<Integer> socketDS = env
    .socketTextStream("hadoop102", 7777)
    .partitionCustom(new MyPartitioner(), r -> r)
    .map(r -> Integer.parseInt(r))
    .assignTimestampsAndWatermarks(
        WatermarkStrategy
            .<Integer>forMonotonousTimestamps()
            .withTimestampAssigner((r, ts) -> r
* 1000L)
            .withIdleness(Duration.ofSeconds(5)))
//空闲等待 5s
);

// 分成两组： 奇数一组，偶数一组 ， 开 10s 的事件时间滚动窗口
socketDS
    .keyBy(r -> r % 2)
    .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
)
    .process(new ProcessWindowFunction<Integer, String,
Integer, TimeWindow>() {
        @Override
        public void process(Integer integer, Context
context, Iterable<Integer> elements, Collector<String> out) throws
Exception {
            long startTs = context.window().getStart();
            long endTs = context.window().getEnd();
            String windowStart =
DateFormatUtils.format(startTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
            String windowEnd =
DateFormatUtils.format(endTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");

            long count =
elementsspliterator().estimateSize();

            out.collect("key=" + integer + "的窗口[" +
windowStart + "," + windowEnd + ") 包含" + count + "条数据==>" +
elements.toString());
        }
    })
    .print();

env.execute();
}
```

6.3.6 迟到数据的处理

6.3.6.1 推迟水印推进

在水印产生时，设置一个乱序容忍度，推迟系统时间的推进，保证窗口计算被延迟执行，为乱序的数据争取更多的时间进入窗口。

```
WatermarkStrategy.forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(10));
```

6.3.6.2 设置窗口延迟关闭

Flink 的窗口，也允许迟到数据。当触发了窗口计算后，会先计算当前的结果，但是此时并不会关闭窗口。

以后每来一条迟到数据，就触发一次这条数据所在窗口计算(增量计算)。直到 watermark 超过了窗口结束时间+推迟时间，此时窗口会真正关闭。

```
.window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(5)))
.allowedLateness(Time.seconds(3))
```

注意：

允许迟到只能运用在 event time 上

6.3.6.3 使用侧流接收迟到的数据

```
.windowAll(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(5)))
.allowedLateness(Time.seconds(3))
.sideOutputLateData(lateWS)
```

完整案例代码如下：

```
public class WatermarkLateDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
        StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction());

        WatermarkStrategy<WaterSensor> watermarkStrategy =
        WatermarkStrategy.<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3))
            .withTimestampAssigner((element, recordTimestamp) ->
                element.getTs() * 1000L);
```

```
    SingleOutputStreamOperator<WaterSensor>
sensorDSwithWatermark = sensorDS.assignTimestampsAndWatermarks(watermarkStrategy);

    OutputTag<WaterSensor> lateTag = new OutputTag<>("late-data",
Types.POJO(WaterSensor.class));

    SingleOutputStreamOperator<String> process =
sensorDSwithWatermark.keyBy(sensor -> sensor.getId())
    .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
)
    .allowedLateness(Time.seconds(2)) // 推迟 2s 窗户
    .sideOutputLateData(lateTag) // 窗户后的迟到数据，放入
侧输出流
    .process(
        new ProcessWindowFunction<WaterSensor,
String, String, TimeWindow>() {

            @Override
            public void process(String s, Context
context, Iterable<WaterSensor> elements, Collector<String> out)
throws Exception {
                long startTs =
context.window().getStart();
                long endTs =
context.window().getEnd();
                String windowStart =
DateFormatUtils.format(startTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
                String windowEnd =
DateFormatUtils.format(endTs, "yyyy-MM-dd HH:mm:ss.SSS");
                long count =
elementsspliterator().estimateSize();

                out.collect("key=" + s + "的窗口[" +
windowStart + "," + windowEnd + ") 包含" + count + "条数据==>" +
elements.toString());
            }
        );
    };

    process.print();
    // 从主流获取侧输出流，打印
    process.getSideOutput(lateTag).printToErr("窗户后的迟到数据");

    env.execute();
}
```

{}

6.4 基于时间的合流——双流联结（Join）

可以发现，根据某个 key 合并两条流，与关系型数据库中表的 join 操作非常相近。事实上，Flink 中两条流的 connect 操作，就可以通过 keyBy 指定键进行分组后合并，实现了类似于 SQL 中的 join 操作；另外 connect 支持处理函数，可以使用自定义实现各种需求，其实已经能够处理双流 join 的大多数场景。

不过处理函数是底层接口，所以尽管 connect 能做的事情多，但在一些具体应用场景下还是显得太过抽象了。比如，如果我们希望统计固定时间内两条流数据的匹配情况，那就需要自定义来实现——其实这完全可以用窗口（window）来表示。为了更方便地实现基于时间的合流操作，Flink 的 DataStrema API 提供了内置的 join 算子。

6.4.1 窗口联结（Window Join）

Flink 为基于一段时间的双流合并专门提供了一个窗口联结算子，可以定义时间窗口，并将两条流中共享一个公共键（key）的数据放在窗口中进行配对处理。

1) 窗口联结的调用

窗口联结在代码中的实现，首先需要调用 DataStream 的 join() 方法来合并两条流，得到一个 JoinedStreams；接着通过 .where() 和 .equalTo() 方法指定两条流中联结的 key；然后通过 .window() 开窗口，并调用 .apply() 传入联结窗口函数进行处理计算。通用调用形式如下：

```
stream1.join(stream2)
    .where(<KeySelector>)
    .equalTo(<KeySelector>)
    .window(<WindowAssigner>)
    .apply(<JoinFunction>)
```

上面代码中 .where() 的参数是键选择器（KeySelector），用来指定第一条流中的 key；而 .equalTo() 传入的 KeySelector 则指定了第二条流中的 key。两者相同的元素，如果在同一窗口中，就可以匹配起来，并通过一个“联结函数”（JoinFunction）进行处理了。

这里 .window() 传入的就是窗口分配器，之前讲到的三种时间窗口都可以用在这里：滚动窗口（tumbling window）、滑动窗口（sliding window）和会话窗口（session window）。

而后面调用 .apply() 可以看作实现了一个特殊的窗口函数。注意这里只能调用 .apply()，没

有其他替代的方法。

传入的 JoinFunction 也是一个函数类接口，使用时需要实现内部的 join() 方法。这个方法有两个参数，分别表示两条流中成对匹配的数据。

其实仔细观察可以发现，窗口 join 的调用语法和我们熟悉的 SQL 中表的 join 非常相似：

```
SELECT * FROM table1 t1, table2 t2 WHERE t1.id = t2.id;
```

这句 SQL 中 where 子句的表达，等价于 inner join ... on，所以本身表示的是两张表基于 id 的“内连接”(inner join)。而 Flink 中的 window join，同样类似于 inner join。也就是说，最后处理输出的，只有两条流中数据按 key 配对成功的那些；如果某个窗口中一条流的数据没有任何另一条流的数据匹配，那么就不会调用 JoinFunction 的 join() 方法，也就没有任何输出了。

2) 窗口联结实例

代码实现：

```
public class WindowJoinDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<Tuple2<String, Integer>> ds1 =  
env  
            .fromElements(  
                Tuple2.of("a", 1),  
                Tuple2.of("a", 2),  
                Tuple2.of("b", 3),  
                Tuple2.of("c", 4)  
            )  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .  
                        < Tuple2<String,  
Integer>>forMonotonousTimestamps()  
                            .withTimestampAssigner((value, ts)  
-> value.f1 * 1000L)  
            );  
  
        SingleOutputStreamOperator<Tuple3<String, Integer, Integer>>  
ds2 = env  
            .fromElements(  
                Tuple3.of("a", 1, 1),  
                Tuple3.of("a", 11, 1),  
                Tuple3.of("b", 2, 1),  
                Tuple3.of("b", 12, 1),  
                Tuple3.of("c", 14, 1),  
            );  
    }  
}
```

```
        Tuple3.of("d", 15, 1)
    )
    .assignTimestampsAndWatermarks(
        WatermarkStrategy
            .<Tuple3<String,
        Integer, Integer>>forMonotonousTimestamps()
            .withTimestampAssigner((value, ts)
-> value.f1 * 1000L)
    );

    // TODO window join
    // 1. 落在同一个时间窗口范围内才能匹配
    // 2. 根据 keyby 的 key, 来进行匹配关联
    // 3. 只能拿到匹配上的数据, 类似有固定时间范围的 inner join
    DataStream<String> join = ds1.join(ds2)
        .where(r1 -> r1.f0) // ds1 的 keyby
        .equalTo(r2 -> r2.f0) // ds2 的 keyby
        .window(TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)))
)
    .apply(new JoinFunction<Tuple2<String, Integer>, Tuple3<String, Integer, Integer>, String>() {
        /**
         * 关联上的数据, 调用 join 方法
         * @param first ds1 的数据
         * @param second ds2 的数据
         * @return
         * @throws Exception
         */
        @Override
        public String join(Tuple2<String, Integer> first,
        Tuple3<String, Integer, Integer> second) throws Exception {
            return first + "<---->" + second;
        }
    });
}

join.print();

env.execute();
}
}
```

6.4.2 间隔联结 (Interval Join)

在有些场景下, 我们要处理的时间间隔可能并不是固定的。这时显然不应该用滚动窗口或滑动窗口来处理——因为匹配的两个数据有可能刚好“卡在”窗口边缘两侧, 于是窗口内就都没有匹配了; 会话窗口虽然时间不固定, 但也明显不适合这个场景。基于时间的窗口联结已经无能为力了。

为了应对这样的需求，Flink 提供了一种叫作“间隔联结”（interval join）的合流操作。顾名思义，间隔联结的思路就是针对一条流的每个数据，开辟出其时间戳前后的一段时间间隔，看这期间是否有来自另一条流的数据匹配。

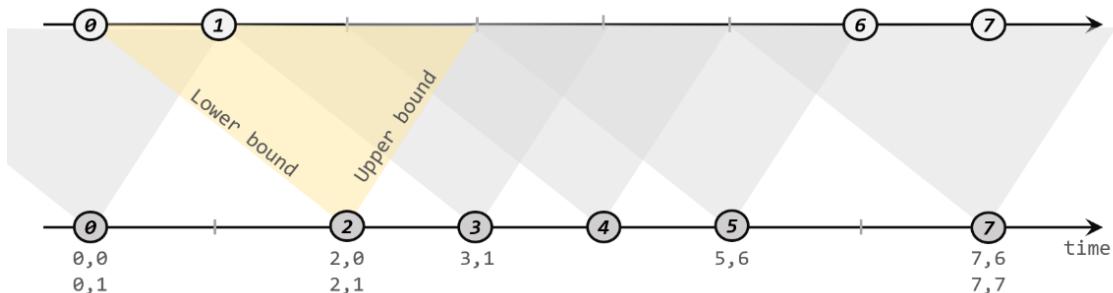
1) 间隔联结的原理

间隔联结具体的定义方式是，我们给定两个时间点，分别叫作间隔的“上界”（upperBound）和“下界”（lowerBound）；于是对于一条流（不妨叫作 A）中的任意一个数据元素 a，就可以开辟一段时间间隔：[a.timestamp + lowerBound, a.timestamp + upperBound]，即以 a 的时间戳为中心，下至下界点、上至上界点的一个闭区间：我们就把这段时间作为可以匹配另一条流数据的“窗口”范围。所以对于另一条流（不妨叫 B）中的数据元素 b，如果它的时间戳落在了这个区间范围内，a 和 b 就可以成功配对，进而进行计算输出结果。所以匹配的条件为：

$$a.timestamp + lowerBound \leq b.timestamp \leq a.timestamp + upperBound$$

这里需要注意，做间隔联结的两条流 A 和 B，也必须基于相同的 key；下界 lowerBound 应该小于等于上界 upperBound，两者都可正可负；间隔联结目前只支持事件时间语义。

如下图所示，我们可以清楚地看到间隔联结的方式：



下方的流 A 去间隔联结上方的流 B，所以基于 A 的每个数据元素，都可以开辟一个间隔区间。我们这里设置下界为 -2 毫秒，上界为 1 毫秒。于是对于时间戳为 2 的 A 中元素，它的可匹配区间就是 [0, 3]，流 B 中有时间戳为 0、1 的两个元素落在这个范围内，所以就可以得到匹配数据对 (2, 0) 和 (2, 1)。同样地，A 中时间戳为 3 的元素，可匹配区间为 [1, 4]，B 中只有时间戳为 1 的一个数据可以匹配，于是得到匹配数据对 (3, 1)。

所以我们可以看到，间隔联结同样是一种内连接（inner join）。与窗口联结不同的是，

interval join 做匹配的时间段是基于流中数据的，所以并不确定；而且流 B 中的数据可以不只在一个区间内被匹配。

2) 间隔联结的调用

间隔联结在代码中，是基于 KeyedStream 的联结（join）操作。DataStream 在 keyBy 得到 KeyedStream 之后，可以调用 .intervalJoin() 来合并两条流，传入的参数同样是一个 KeyedStream，两者的 key 类型应该一致；得到的是一个 IntervalJoin 类型。后续的操作同样是完全固定的：先通过 .between() 方法指定间隔的上下界，再调用 .process() 方法，定义对匹配数据对的处理操作。调用 .process() 需要传入一个处理函数，这是处理函数家族的最后一员：“处理联结函数” ProcessJoinFunction。

通用调用形式如下：

```
stream1
    .keyBy(<KeySelector>)
    .intervalJoin(stream2.keyBy(<KeySelector>))
    .between(Time.milliseconds(-2), Time.milliseconds(1))
    .process (new ProcessJoinFunction<Integer, Integer, String>{

        @Override
        public void processElement(Integer left, Integer right,
Context ctx, Collector<String> out) {
            out.collect(left + "," + right);
        }
    });
}
```

可以看到，抽象类 ProcessJoinFunction 就像是 ProcessFunction 和 JoinFunction 的结合，内部同样有一个抽象方法 processElement()。与其他处理函数不同的是，它多了一个参数，这自然是因为有来自两条流的数据。参数中 left 指的就是第一条流中的数据，right 则是第二条流中与它匹配的数据。每当检测到一组匹配，就会调用这里的 processElement() 方法，经处理转换之后输出结果。

3) 间隔联结实例

案例需求：在电商网站中，某些用户行为往往会有短时间内的强关联。我们这里举一个例子，我们有两条流，一条是下订单的流，一条是浏览数据的流。我们可以针对同一个用户，来做这样一个联结。也就是使用一个用户的下订单的事件和这个用户的最近十分钟的浏览数据进行一个联结查询。

(1) 代码实现：正常使用

```
public class IntervalJoinDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<Tuple2<String, Integer>> ds1 =  
env  
            .fromElements(  
                Tuple2.of("a", 1),  
                Tuple2.of("a", 2),  
                Tuple2.of("b", 3),  
                Tuple2.of("c", 4)  
            )  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .  
                    <Tuple2<String,  
Integer>>forMonotonousTimestamps()  
                        .withTimestampAssigner((value, ts)  
-> value.f1 * 1000L)  
            );  
  
        SingleOutputStreamOperator<Tuple3<String, Integer, Integer>>  
ds2 = env  
            .fromElements(  
                Tuple3.of("a", 1, 1),  
                Tuple3.of("a", 11, 1),  
                Tuple3.of("b", 2, 1),  
                Tuple3.of("b", 12, 1),  
                Tuple3.of("c", 14, 1),  
                Tuple3.of("d", 15, 1)  
            )  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .  
                    <Tuple3<String, Integer,  
Integer>>forMonotonousTimestamps()  
                        .withTimestampAssigner((value, ts)  
-> value.f1 * 1000L)  
            );  
  
        // TODO interval join  
        //1. 分别做 keyby, key 其实就是关联条件  
        KeyedStream<Tuple2<String, Integer>, String> ks1 =  
ds1.keyBy(r1 -> r1.f0);  
        KeyedStream<Tuple3<String, Integer, Integer>, String> ks2 =  
ds2.keyBy(r2 -> r2.f0);  
  
        //2. 调用 interval join
```

```

        ks1.intervalJoin(ks2)
            .between(Time.seconds(-2), Time.seconds(2))
            .process(
                new ProcessJoinFunction<Tuple2<String,
Integer>, Tuple3<String, Integer, Integer>, String>() {
                    /**
                     * 两条流的数据匹配上，才会调用这个方法
                     * @param left ks1 的数据
                     * @param right ks2 的数据
                     * @param ctx 上下文
                     * @param out 采集器
                     * @throws Exception
                     */
                    @Override
                    public void processElement(Tuple2<String, Integer> left, Tuple3<String, Integer,
Integer> right, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception
{
                        // 进入这个方法，是关联上的数据
                        out.collect(left + "<----->" +
right);
                    }
                })
            .print();

        env.execute();
    }
}

```

(2) 代码实现：处理迟到数据

```

public class IntervalJoinWithLateDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<Tuple2<String, Integer>> ds1 =
env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new MapFunction<String, Tuple2<String,
Integer>>() {
                @Override
                public Tuple2<String, Integer> map(String value)
throws Exception {
                    String[] datas = value.split(",");
                    return Tuple2.of(datas[0],
Integer.valueOf(datas[1]));
                }
            });
    }
}

```

```
        }
    })
    .assignTimestampsAndWatermarks(
        WatermarkStrategy
            .<Tuple2<String,
Integer>>forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3))
            .withTimestampAssigner((value, ts)
-> value.f1 * 1000L)
        );
}

SingleOutputStreamOperator<Tuple3<String, Integer, Integer>>
ds2 = env
        .socketTextStream("hadoop102", 8888)
        .map(new MapFunction<String, Tuple3<String, Integer,
Integer>>() {
            @Override
            public Tuple3<String, Integer, Integer>
map(String value) throws Exception {
                String[] datas = value.split(",");
                return Tuple3.of(datas[0],
Integer.valueOf(datas[1]), Integer.valueOf(datas[2]));
            }
        })
        .assignTimestampsAndWatermarks(
            WatermarkStrategy
                .<Tuple3<String, Integer,
Integer>>forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3))
                .withTimestampAssigner((value, ts)
-> value.f1 * 1000L)
            );
}

/**
 * TODO Interval join
 * 1、只支持事件时间
 * 2、指定上界、下界的偏移，负号代表时间往前，正号代表时间往后
 * 3、process 中，只能处理 join 上的数据
 * 4、两条流关联后的 watermark，以两条流中最小的为准
 * 5、如果 当前数据的事件时间 < 当前的 watermark，就是迟到数据，主流的 process 不处理
 *      => between 后，可以指定将 左流 或 右流 的迟到数据 放入侧输出流
 */
//1. 分别做 keyby, key 其实就是关联条件
KeyedStream<Tuple2<String, Integer>, String> ks1 =
ds1.keyBy(r1 -> r1.f0);
KeyedStream<Tuple3<String, Integer, Integer>, String> ks2 =
ds2.keyBy(r2 -> r2.f0);

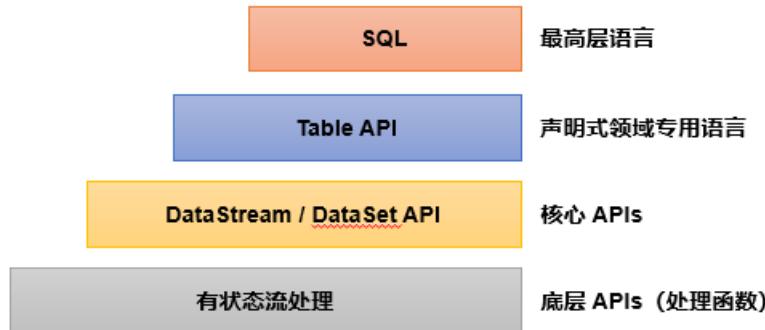
//2. 调用 interval join
```

```
        OutputTag<Tuple2<String, Integer>> ks1LateTag = new
OutputTag<>("ks1-late", Types.TUPLE(Types.STRING, Types.INT));
        OutputTag<Tuple3<String, Integer, Integer>> ks2LateTag = new
OutputTag<>("ks2-late", Types.TUPLE(Types.STRING, Types.INT,
Types.INT));
        SingleOutputStreamOperator<String> process =
ks1.intervalJoin(ks2)
        .between(Time.seconds(-2), Time.seconds(2))
        .sideOutputLeftLateData(ks1LateTag) // 将 ks1 的迟到
数据, 放入侧输出流
        .sideOutputRightLateData(ks2LateTag) // 将 ks2 的迟到
数据, 放入侧输出流
        .process(
            new ProcessJoinFunction<Tuple2<String,
Integer>, Tuple3<String, Integer, Integer>, String>() {
                /**
                 * 两条流的数据匹配上, 才会调用这个方法
                 * @param left ks1 的数据
                 * @param right ks2 的数据
                 * @param ctx 上下文
                 * @param out 采集器
                 * @throws Exception
                 */
                @Override
                public void
processElement(Tuple2<String, Integer> left, Tuple3<String, Integer,
Integer> right, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception
{
                    // 进入这个方法, 是关联上的数据
                    out.collect(left + "<---->" +
right);
                }
            });
        process.print("主流");
        process.getSideOutput(ks1LateTag).printToErr("ks1 迟到数据");
        process.getSideOutput(ks2LateTag).printToErr("ks2 迟到数据");
    }
}
```

第 7 章 处理函数

之前所介绍的流处理 API, 无论是基本的转换、聚合, 还是更为复杂的窗口操作, 其实都是基于 DataStream 进行转换的, 所以可以统称为 DataStream API。

在 Flink 更底层，我们可以不定义任何具体的算子（比如 map, filter, 或者 window），而只是提炼出一个统一的“处理”（process）操作——它是所有转换算子的一个概括性的表达，可以自定义处理逻辑，所以这一层接口就被叫作“处理函数”（process function）。



7.1 基本处理函数（ProcessFunction）

7.1.1 处理函数的功能和使用

我们之前学习的转换算子，一般只是针对某种具体操作来定义的，能够拿到的信息比较有限。如果我们想要访问事件的时间戳，或者当前的水位线信息，都是完全做不到的。跟时间相关的操作，目前我们只会用窗口来处理。而在很多应用需求中，要求我们对时间有更精细的控制，需要能够获取水位线，甚至要“把控时间”、定义什么时候做什么事，这就不是基本的时间窗口能够实现的了。

这时就需要使用底层的处理函数。处理函数提供了一个“定时服务”（TimerService），我们可以通过它访问流中的事件（event）、时间戳（timestamp）、水位线（watermark），甚至可以注册“定时事件”。而且处理函数继承了 AbstractRichFunction 抽象类，所以拥有富函数类的所有特性，同样可以访问状态（state）和其他运行时信息。此外，处理函数还可以直接将数据输出到侧输出流（side output）中。所以，处理函数是最为灵活的处理方法，可以实现各种自定义的业务逻辑。

处理函数的使用与基本的转换操作类似，只需要直接基于 DataStream 调用 process() 方法就可以了。方法需要传入一个 ProcessFunction 作为参数，用来定义处理逻辑。

```
stream.process(new MyProcessFunction())
```

这里 ProcessFunction 不是接口，而是一个抽象类，继承了 AbstractRichFunction；

MyProcessFunction 是它的一个具体实现。所以所有的处理函数，都是富函数（RichFunction），富函数可以调用的东西这里同样都可以调用。

7.1.2 ProcessFunction 解析

在源码中我们可以看到，抽象类 ProcessFunction 继承了 AbstractRichFunction，有两个泛型类型参数：I 表示 Input，也就是输入的数据类型；O 表示 Output，也就是处理完成之后输出的数据类型。

内部单独定义了两个方法：一个是必须要实现的抽象方法 processElement()；另一个是非抽象方法 onTimer()。

```
public abstract class ProcessFunction<I, O> extends AbstractRichFunction {  
    ...  
    public abstract void processElement(I value, Context ctx,  
    Collector<O> out) throws Exception;  
    public void onTimer(long timestamp, OnTimerContext ctx,  
    Collector<O> out) throws Exception {}  
    ...  
}
```

1) 抽象方法 processElement()

用于“处理元素”，定义了处理的核心逻辑。这个方法对于流中的每个元素都会调用一次，参数包括三个：输入数据值 value，上下文 ctx，以及“收集器”（Collector）out。方法没有返回值，处理之后的输出数据是通过收集器 out 来定义的。

- **value**: 当前流中的输入元素，也就是正在处理的数据，类型与流中数据类型一致。
- **ctx**: 类型是 ProcessFunction 中定义的内部抽象类 Context，表示当前运行的上下文，可以获取到当前的时间戳，并提供了用于查询时间和注册定时器的“定时服务”（TimerService），以及可以将数据发送到“侧输出流”（side output）的方法 output()。
- **out**: “收集器”（类型为 Collector），用于返回输出数据。使用方式与 flatMap 算子中的收集器完全一样，直接调用 out.collect() 方法就可以向下游发出一个数据。这个方法可以多次调用，也可以不调用。

通过几个参数的分析不难发现，ProcessFunction 可以轻松实现 flatMap、map、filter 这样

的基本转换功能；而通过富函数提供的获取上下文方法`getRuntimeContext()`，也可以自定义状态（state）进行处理，这也就能实现聚合操作的功能了。

2) 非抽象方法`.onTimer()`

这个方法只有在注册好的定时器触发的时候才会调用，而定时器是通过“定时服务”`TimerService`来注册的。打个比方，注册定时器（timer）就是设了一个闹钟，到了设定时间就会响；而`.onTimer()`中定义的，就是闹钟响的时候要做的事。所以它本质上是一个基于时间的“回调”（callback）方法，通过时间的进展来触发；在事件时间语义下就是由水位线（watermark）来触发了。

定时方法`.onTimer()`也有三个参数：时间戳（timestamp），上下文（ctx），以及收集器（out）。这里的 timestamp 是指设定好的触发时间，事件时间语义下当然就是水位线了。另外这里同样有上下文和收集器，所以也可以调用定时服务（`TimerService`），以及任意输出处理之后的数据。

既然有`.onTimer()`方法做定时触发，我们用`ProcessFunction`也可以自定义数据按照时间分组、定时触发计算输出结果；这其实就实现了窗口（window）的功能。所以说`ProcessFunction`其实可以实现一切功能。

注意：在 Flink 中，只有“按键分区流”`KeyedStream`才支持设置定时器的操作。

7.1.3 处理函数的分类

我们知道，`DataStream` 在调用一些转换方法之后，有可能生成新的流类型；例如调用`.keyBy()`之后得到`KeyedStream`，进而再调用`.window()`之后得到`WindowedStream`。对于不同类型的流，其实都可以直接调用`.process()`方法进行自定义处理，这时传入的参数就都叫作处理函数。当然，它们尽管本质相同，都是可以访问状态和时间信息的底层 API，可彼此之间也会有所差异。

Flink 提供了 8 个不同的处理函数：

（1）`ProcessFunction`

最基本的处理函数，基于`DataStream`直接调用`.process()`时作为参数传入。

（2）`KeyedProcessFunction`

对流按键分区后的处理函数，基于 KeyedStream 调用 .process() 时作为参数传入。要想使用定时器，比如基于 KeyedStream。

(3) ProcessWindowFunction

开窗之后的处理函数，也是全窗口函数的代表。基于 WindowedStream 调用 .process() 时作为参数传入。

(4) ProcessAllWindowFunction

同样是开窗之后的处理函数，基于 AllWindowedStream 调用 .process() 时作为参数传入。

(5) CoProcessFunction

合并（connect）两条流之后的处理函数，基于 ConnectedStreams 调用 .process() 时作为参数传入。关于流的连接合并操作，我们会在后续章节详细介绍。

(6) ProcessJoinFunction

间隔连接（interval join）两条流之后的处理函数，基于 IntervalJoined 调用 .process() 时作为参数传入。

(7) BroadcastProcessFunction

广播连接流处理函数，基于 BroadcastConnectedStream 调用 .process() 时作为参数传入。这里的“广播连接流” BroadcastConnectedStream，是一个未 keyBy 的普通 DataStream 与一个广播流（BroadcastStream）做连接（connect）之后的产物。关于广播流的相关操作，我们会在后续章节详细介绍。

(8) KeyedBroadcastProcessFunction

按键分区的广播连接流处理函数，同样是基于 BroadcastConnectedStream 调用 .process() 时作为参数传入。与 BroadcastProcessFunction 不同的是，这时的广播连接流，是一个 KeyedStream 与广播流（BroadcastStream）做连接之后的产物。

7.2 按键分区处理函数（KeyedProcessFunction）

在上节中提到，只有在 KeyedStream 中才支持使用 TimerService 设置定时器的操作。所以一般情况下，我们都是先做了 keyBy 分区之后，再去定义处理操作；代码中更加常见的处理函数是 KeyedProcessFunction。

7.2.1 定时器（Timer）和定时服务（TimerService）

在.onTimer()方法中可以实现定时处理的逻辑，而它能触发的前提，就是之前曾经注册过定时器、并且现在已经到了触发时间。注册定时器的功能，是通过上下文中提供的“定时服务”来实现的。

定时服务与当前运行的环境有关。前面已经介绍过，ProcessFunction 的上下文（Context）中提供了.timerService()方法，可以直接返回一个 TimerService 对象。TimerService 是 Flink 关于时间和定时器的基础服务接口，包含以下六个方法：

```
// 获取当前的处理时间  
long currentProcessingTime();  
  
// 获取当前的水位线（事件时间）  
long currentWatermark();  
  
// 注册处理时间定时器，当处理时间超过 time 时触发  
void registerProcessingTimeTimer(long time);  
  
// 注册事件时间定时器，当水位线超过 time 时触发  
void registerEventTimeTimer(long time);  
  
// 删除触发时间为 time 的处理时间定时器  
void deleteProcessingTimeTimer(long time);  
  
// 删除触发时间为 time 的事件时间定时器  
void deleteEventTimeTimer(long time);
```

六个方法可以分成两大类：基于处理时间和基于事件时间。而对应的操作主要有三个：获取当前时间，注册定时器，以及删除定时器。需要注意，尽管处理函数中都可以直接访问 TimerService，不过只有基于 KeyedStream 的处理函数，才能去调用注册和删除定时器的方法；未作按键分区的 DataStream 不支持定时器操作，只能获取当前时间。

TimerService 会以键（key）和时间戳为标准，对定时器进行去重；也就是说对于每个 key 和时间戳，最多只有一个定时器，如果注册了多次，onTimer()方法也将只被调用一次。

7.2.2 KeyedProcessFunction 案例

基于 keyBy 之后的 KeyedStream，直接调用.process()方法，这时需要传入的参数就是 KeyedProcessFunction 的实现类。

```
stream.keyBy( t -> t.f0 )
```

```
.process(new MyKeyedProcessFunction())
```

类似地， KeyedProcessFunction 也是继承自 AbstractRichFunction 的一个抽象类，与 ProcessFunction 的定义几乎完全一样，区别只是在于类型参数多了一个 K，这是当前按键分区的 key 的类型。同样地，我们必须实现一个 processElement() 抽象方法，用来处理流中的每一个数据；另外还有一个非抽象方法 onTimer()，用来定义定时器触发时的回调操作。

代码如下：

```
public class KeyedProcessTimerDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction())  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3))  
                    .withTimestampAssigner((element, ts)  
                        -> element.getTs() * 1000L)  
            );  
  
        KeyedStream<WaterSensor, String> sensorKS =  
            sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getId());  
  
        // TODO Process:keyed  
        SingleOutputStreamOperator<String> process =  
            sensorKS.process(  
                new KeyedProcessFunction<String, WaterSensor,  
                String>() {  
                    /**  
                     * 来一条数据调用一次  
                     * @param value  
                     * @param ctx  
                     * @param out  
                     * @throws Exception  
                     */  
                    @Override  
                    public void processElement(WaterSensor value,  
                        Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {  
                        // 获取当前数据的 key  
                        String currentKey = ctx.getCurrentKey();  
                    }  
                }  
            );  
    }  
}
```

```
// TODO 1. 定时器注册
TimerService timerService = null;
ctx.timerService();

// 1、事件时间的案例
Long currentEventTime = ctx.timestamp(); // 从数据中提取出来的事件时间
timerService.registerEventTimeTimer(5000L);
System.out.println("当前 key=" + currentKey +
", 当前时间=" + currentEventTime + ", 注册了一个 5s 的定时器");

// 2、处理时间的案例
long currentTs = null;
timerService.currentProcessingTime();
// timerService.registerProcessingTimeTimer(currentTs + 5000L);
System.out.println("当前 key=" + currentKey +
", 当前时间=" + currentTs + ", 注册了一个 5s 后的定时器");

// 3、获取 process 的 当前 watermark
long currentWatermark = null;
timerService.currentWatermark();
System.out.println("当前数据=" + value + ", " +
当前 watermark=" + currentWatermark);

// 注册定时器： 处理时间、事件时间
timerService.registerProcessingTimeTimer();
timerService.registerEventTimeTimer();
// 删除定时器： 处理时间、事件时间
timerService.deleteEventTimeTimer();
timerService.deleteProcessingTimeTimer();

// 获取当前时间进展： 处理时间-当前系统时间， 事件
时间-当前 watermark
long currentTs = null;
timerService.currentProcessingTime();
long wm = timerService.currentWatermark();
}

/**
 * TODO 2. 时间进展到定时器注册的时间，调用该方法
 * @param timestamp 当前时间进展，就是定时器被触发时
的时间
 * @param ctx 上下文
 * @param out 采集器

```

```
        * @throws Exception
        */
    @Override
    public void onTimer(long timestamp,
OnTimerContext ctx, Collector<String> out) throws Exception {
        super.onTimer(timestamp, ctx, out);
        String currentKey = ctx.getCurrentKey();

        System.out.println("key=" + currentKey + "现在时间是" + timestamp + "定时器触发");
    }
}

process.print();

env.execute();
}
}
```

7.3 窗口处理函数

除了 KeyedProcessFunction，另外一大类常用的处理函数，就是基于窗口的 ProcessWindowFunction 和 ProcessAllWindowFunction 了。在第六章窗口函数的介绍中，我们之前已经简单地使用过窗口处理函数了。

7.3.1 窗口处理函数的使用

进行窗口计算，我们可以直接调用现成的简单聚合方法（sum/max/min），也可以通过调用 reduce() 或 aggregate() 来自定义一般的增量聚合函数（ReduceFunction/AggregateFunction）；而对于更加复杂、需要窗口信息和额外状态的一些场景，我们还可以直接使用全窗口函数、把数据全部收集保存在窗口内，等到触发窗口计算时再统一处理。窗口处理函数就是一种典型的全窗口函数。

窗口处理函数 ProcessWindowFunction 的使用与其他窗口函数类似，也是基于 WindowedStream 直接调用方法就可以，只不过这时调用的是 process()。

```
stream.keyBy( t -> t.f0 )
    .window( TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)) )
    .process(new MyProcessWindowFunction())
```

7.3.2 ProcessWindowFunction 解析

ProcessWindowFunction 既是处理函数又是全窗口函数。从名字上也可以推测出，它的本

质似乎更倾向于“窗口函数”一些。事实上它的用法也确实跟其他处理函数有很大不同。我们可以从源码中的定义看到这一点：

```
public abstract class ProcessWindowFunction<IN, OUT, KEY, W extends Window> extends AbstractRichFunction {  
    ...  
  
    public abstract void process(  
        KEY key, Context context, Iterable<IN> elements,  
        Collector<OUT> out) throws Exception;  
  
    public void clear(Context context) throws Exception {}  
  
    public abstract class Context implements java.io.Serializable  
    {...}  
}
```

ProcessWindowFunction 依然是一个继承了 AbstractRichFunction 的抽象类，它有四个类型参数：

- IN: input, 数据流中窗口任务的输入数据类型。
- OUT: output, 窗口任务进行计算之后的输出数据类型。
- KEY: 数据中键 key 的类型。
- W: 窗口的类型, 是 Window 的子类型。一般情况下我们定义时间窗口, W 就是 TimeWindow。

ProcessWindowFunction 里面处理数据的核心方法 process()。方法包含四个参数。

- key: 窗口做统计计算基于的键, 也就是之前 keyBy 用来分区的字段。
- context: 当前窗口进行计算的上下文, 它的类型就是 ProcessWindowFunction 内部定义的抽象类 Context。
- elements: 窗口收集到用来计算的所有数据, 这是一个可迭代的集合类型。
- out: 用来发送数据输出计算结果的收集器, 类型为 Collector。

可以明显看出, 这里的参数不再是一个输入数据, 而是窗口中所有数据的集合。而上下文 context 所包含的内容也跟其他处理函数有所差别:

```
public abstract class Context implements java.io.Serializable {  
  
    public abstract W window();  
  
    public abstract long currentProcessingTime();
```

```
public abstract long currentWatermark();

public abstract KeyedStateStore windowState();
public abstract KeyedStateStore globalState();
public abstract <X> void output(OutputTag<X> outputTag, X value);

}
```

除了可以通过`.output()`方法定义侧输出流不变外，其他部分都有所变化。这里不再持有`TimerService`对象，只能通过`currentProcessingTime()`和`currentWatermark()`来获取当前时间，所以失去了设置定时器的功能；另外由于当前不是只处理一个数据，所以也不再提供`.timestamp()`方法。与此同时，也增加了一些获取其他信息的方法：比如可以通过`.window()`直接获取到当前的窗口对象，也可以通过`.windowState()`和`.globalState()`获取到当前自定义的窗口状态和全局状态。注意这里的“窗口状态”是自定义的，不包括窗口本身已经有的状态，针对当前`key`、当前窗口有效；而“全局状态”同样是自定义的状态，针对当前`key`的所有窗口有效。

所以我们会发现，`ProcessWindowFunction`中除了`.process()`方法外，并没有`.onTimer()`方法，而是多出了一个`.clear()`方法。从名字就可以看出，这主要是方便我们进行窗口的清理工作。如果我们自定义了窗口状态，那么必须在`.clear()`方法中进行显式地清除，避免内存溢出。

至于另一种窗口处理函数`ProcessAllWindowFunction`，它的用法非常类似。区别在于它基于的是`AllWindowedStream`，相当于对没有`keyBy`的数据流直接开窗并调用`.process()`方法：

```
stream.windowAll( TumblingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10)) )
    .process(new MyProcessAllWindowFunction())
```

7.4 应用案例——Top N

案例需求：实时统计一段时间内的出现次数最多的水位。例如，统计最近 10 秒钟内出现次数最多的两个水位，并且每 5 秒钟更新一次。我们知道，这可以用一个滑动窗口来实现。于是就需要开滑动窗口收集传感器的数据，按照不同的水位进行统计，而后汇总排序并最终输出前两名。这其实就是著名的“Top N”问题。

7.4.1 使用 ProcessAllWindowFunction

思路一：一种最简单的想法是，我们干脆不区分不同水位，而是将所有访问数据都收集起来，统一进行统计计算。所以可以不做`keyBy`，直接基于`DataStream`开窗，然后使用全窗

口函数 ProcessAllWindowFunction 来进行处理。

在窗口中可以用一个 HashMap 来保存每个水位的出现次数，只要遍历窗口中的所有数据，自然就能得到所有水位的出现次数。最后把 HashMap 转成一个列表 ArrayList，然后进行排序、取出前两名输出就可以了。

代码具体实现如下：

```
public class ProcessAllWindowTopNDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction())
            .assignTimestampsAndWatermarks(
                WatermarkStrategy
                    .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness
                    .withTimestampAssigner((element, ts)
-> element.getTs() * 1000L)
            );

        // 最近 10 秒= 窗口长度， 每 5 秒输出 = 滑动步长
        // TODO 思路一： 所有数据到一起， 用 hashmap 存， key=vc， value=count 值
        sensorDS.windowAll(SlidingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10),
Time.seconds(5)))
            .process(new MyTopNPAWF())
            .print();

        env.execute();
    }

    public static class MyTopNPAWF extends
ProcessAllWindowFunction<WaterSensor, String, TimeWindow> {

        @Override
        public void process(Context context, Iterable<WaterSensor>
elements, Collector<String> out) throws Exception {
            // 定义一个 hashmap 用来存， key=vc， value=count 值
            Map<Integer, Integer> vcCountMap = new HashMap<>();
```

```
// 1.遍历数据，统计各个 vc 出现的次数
for (WaterSensor element : elements) {
    Integer vc = element.getVc();
    if (vcCountMap.containsKey(vc)) {
        // 1.1 key 存在，不是这个 key 的第一条数据，直接累加
        vcCountMap.put(vc, vcCountMap.get(vc) + 1);
    } else {
        // 1.2 key 不存在，初始化
        vcCountMap.put(vc, 1);
    }
}

// 2.对 count 值进行排序：利用 List 来实现排序
List<Tuple2<Integer, Integer>> datas = new ArrayList<>();
for (Integer vc : vcCountMap.keySet()) {
    datas.add(Tuple2.of(vc, vcCountMap.get(vc)));
}
// 对 List 进行排序，根据 count 值 降序
datas.sort(new Comparator<Tuple2<Integer, Integer>>() {
    @Override
    public int compare(Tuple2<Integer, Integer> o1,
    Tuple2<Integer, Integer> o2) {
        // 降序，后减前
        return o2.f1 - o1.f1;
    }
});

// 3.取出 count 最大的 2 个 vc
StringBuilder outStr = new StringBuilder();

outStr.append("=====\\n");
// 遍历 排序后的 List，取出前 2 个，考虑可能 List 不够 2 个的情况
==> List 中元素的个数 和 2 取最小值
for (int i = 0; i < Math.min(2, datas.size()); i++) {
    Tuple2<Integer, Integer> vcCount = datas.get(i);
    outStr.append("Top" + (i + 1) + "\\n");
    outStr.append("vc=" + vcCount.f0 + "\\n");
    outStr.append("count=" + vcCount.f1 + "\\n");
    outStr.append("窗口结束时间 = " +
    DateFormatUtils.format(context.window().getEnd(), "yyyy-MM-dd
HH:mm:ss.SSS") + "\\n");
    outStr.append("=====\\n");
}

out.collect(outStr.toString());

}
}
```

7.4.2 使用 KeyedProcessFunction

思路二：在上一小节的实现过程中，我们没有进行按键分区，直接将所有数据放在一个分区上进行了开窗操作。这相当于将并行度强行设置为 1，在实际应用中是要尽量避免的，所以 Flink 官方也并不推荐使用 AllWindowedStream 进行处理。另外，我们在全窗口函数中定义了 HashMap 来统计 vc 的出现次数，计算过程是要先收集齐所有数据、然后再逐一遍历更新 HashMap，这显然不够高效。

基于这样的想法，我们可以从两个方面去做优化：**一是对数据进行按键分区，分别统计 vc 的出现次数；二是进行增量聚合，得到结果最后再做排序输出。**所以，我们可以使用增量聚合函数 AggregateFunction 进行浏览量的统计，然后结合 ProcessWindowFunction 排序输出来实现 Top N 的需求。

具体实现可以分成两步：先对每个 vc 统计出现次数，然后再将统计结果收集起来，排序输出最终结果。由于最后的排序还是基于每个时间窗口的，输出的统计结果中要包含窗口信息，我们可以输出包含了 vc、出现次数（count）以及窗口结束时间的 Tuple3。之后先按窗口结束时间分区，然后用 KeyedProcessFunction 来实现。

用 KeyedProcessFunction 来收集数据做排序，这时面对的是窗口聚合之后的数据流，而窗口已经不存在了；我们需要确保能够收集齐所有数据，所以应该在窗口结束时间基础上再“多等一会儿”。具体实现上，可以采用一个延迟触发的事件时间定时器。基于窗口的结束时间来设定延迟，其实并不需要等太久——因为我们是靠水位线的推进来触发定时器，而水位线的含义就是“之前的数据都到齐了”。所以我们只需要设置 1 毫秒的延迟，就一定可以保证这一点。

而在等待过程中，之前已经到达的数据应该缓存起来，我们这里用一个自定义的 HashMap 来进行存储，key 为窗口的标记，value 为 List。之后每来一条数据，就把它添加到当前的 HashMap 中，并注册一个触发时间为窗口结束时间加 1 毫秒（windowEnd + 1）的定时器。待到水位线到达这个时间，定时器触发，我们可以保证当前窗口所有 vc 的统计结果 Tuple3 都到齐了；于是从 HashMap 中取出进行排序输出。

具体代码实现如下：

```
public class KeyedProcessFunctionTopNDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction())  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .  
                        <WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness  
                        (Duration.ofSeconds(3))  
                    .withTimestampAssigner((element, ts)  
-> element.getTs() * 1000L)  
            );  
  
        // 最近 10 秒= 窗口长度， 每 5 秒输出 = 滑动步长  
        /**  
         * TODO 思路二： 使用 KeyedProcessFunction 实现  
         * 1、按照 vc 做 keyby，开窗，分别 count  
         *     ==> 增量聚合，计算 count  
         *     ==> 全窗口，对计算结果 count 值封装， 带上 窗口结束时间的  
         * 标签  
         *         ==> 为了让同一个窗口时间范围的计算结果到一起去  
         *  
         * 2、对同一个窗口范围的 count 值进行处理： 排序、取前 N 个  
         *     ==> 按照 windowEnd 做 keyby  
         *     ==> 使用 process， 来一条调用一次，需要先存，分开存，用  
         * HashMap, key=windowEnd, value=List  
         *         ==> 使用定时器，对 存起来的结果 进行 排序、取前 N 个  
         */  
  
        // 1. 按照 vc 分组、开窗、聚合（增量计算+全量打标签）  
        // 开窗聚合后，就是普通的流，没有了窗口信息，需要自己打上窗口的标记  
        windowEnd  
            SingleOutputStreamOperator<Tuple3<Integer, Integer, Long>>  
        windowAgg = sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getVc())  
            .window(SlidingEventTimeWindows.of(Time.seconds(10),  
Time.seconds(5)))  
            .aggregate(  
                new VcCountAgg(),  
                new WindowResult()  
            );  
  
        // 2. 按照窗口标签（窗口结束时间）keyby，保证同一个窗口时间范围的结果，
```

```
到一起去。排序、取 TopN
    windowAgg.keyBy(r -> r.f2)
        .process(new TopN(2))
        .print();

    env.execute();
}

public static class VcCountAgg implements
AggregateFunction<WaterSensor, Integer, Integer> {

    @Override
    public Integer createAccumulator() {
        return 0;
    }

    @Override
    public Integer add(WaterSensor value, Integer accumulator) {
        return accumulator + 1;
    }

    @Override
    public Integer getResult(Integer accumulator) {
        return accumulator;
    }

    @Override
    public Integer merge(Integer a, Integer b) {
        return null;
    }
}

/**
 * 泛型如下：
 * 第一个：输入类型 = 增量函数的输出 count 值，Integer
 * 第二个：输出类型 = Tuple3(vc, count, windowEnd)，带上 窗口结束时间
 * 的标签
 * 第三个：key 类型， vc， Integer
 * 第四个：窗口类型
 */
public static class WindowResult extends
ProcessWindowFunction<Integer, Tuple3<Integer, Integer, Long>,
Integer, TimeWindow> {

    @Override
    public void process(Integer key, Context context,
Iterable<Integer> elements, Collector<Tuple3<Integer, Integer, Long>>
```

```
out) throws Exception {
    // 迭代器里面只有一条数据, next 一次即可
    Integer count = elements.iterator().next();
    long windowEnd = context.window().getEnd();
    out.collect(Tuple3.of(key, count, windowEnd));
}
}

public static class TopN extends KeyedProcessFunction<Long,
Tuple3<Integer, Integer, Long>, String> {
    // 存不同窗口的 统计结果, key=windowEnd, value=list 数据
    private Map<Long, List<Tuple3<Integer, Integer, Long>>>
dataListMap;
    // 要取的 Top 数量
    private int threshold;

    public TopN(int threshold) {
        this.threshold = threshold;
        dataListMap = new HashMap<>();
    }

    @Override
    public void processElement(Tuple3<Integer, Integer, Long>
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {
        // 进入这个方法, 只是一条数据, 要排序, 得到齐才行 ==> 存起来,
不同窗口分开存
        // 1. 存到 HashMap 中
        Long windowEnd = value.f2;
        if (dataListMap.containsKey(windowEnd)) {
            // 1.1 包含 vc, 不是该 vc 的第一条, 直接添加到 List 中
            List<Tuple3<Integer, Integer, Long>> dataList =
dataListMap.get(windowEnd);
            dataList.add(value);
        } else {
            // 1.1 不包含 vc, 是该 vc 的第一条, 需要初始化 list
            List<Tuple3<Integer, Integer, Long>> dataList = new
ArrayList<>();
            dataList.add(value);
            dataListMap.put(windowEnd, dataList);
        }

        // 2. 注册一个定时器, windowEnd+1ms 即可 (
        // 同一个窗口范围, 应该同时输出, 只不过是一条一条调用
processElement 方法, 只需要延迟 1ms 即可
        ctx.timerService().registerEventTimeTimer(windowEnd +
1);
    }
}
```

```
    @Override
    public void onTimer(long timestamp, OnTimerContext ctx,
Collector<String> out) throws Exception {
    super.onTimer(timestamp, ctx, out);
    // 定时器触发，同一个窗口范围的计算结果攒齐了，开始 排序、取 TopN
    Long windowEnd = ctx.getCurrentKey();
    // 1. 排序
    List<Tuple3<Integer, Integer, Long>> dataList =
dataListMap.get(windowEnd);
    dataList.sort(new Comparator<Tuple3<Integer, Integer,
Long>>() {
        @Override
        public int compare(Tuple3<Integer, Integer, Long> o1,
Tuple3<Integer, Integer, Long> o2) {
            // 降序，后减前
            return o2.f1 - o1.f1;
        }
    });
}

// 2. 取 TopN
StringBuilder outStr = new StringBuilder();

outStr.append("=====\n");
// 遍历 排序后的 List，取出前 threshold 个，考虑可能 List 不
够 2 个的情况 ==> List 中元素的个数 和 2 取最小值
for (int i = 0; i < Math.min(threshold, dataList.size());
i++) {
    Tuple3<Integer, Integer, Long> vcCount =
dataList.get(i);
    outStr.append("Top" + (i + 1) + "\n");
    outStr.append("vc=" + vcCount.f0 + "\n");
    outStr.append("count=" + vcCount.f1 + "\n");
    outStr.append("窗口结束时间=" + vcCount.f2 + "\n");
    outStr.append("=====\n");
}

// 用完的 List，及时清理，节省资源
dataList.clear();

out.collect(outStr.toString());
}
}
```

7.5 侧输出流（Side Output）

处理函数还有另外一个特有功能，就是将自定义的数据放入“侧输出流”（side output）

输出。这个概念我们并不陌生，之前在讲到窗口处理迟到数据时，最后一招就是输出到侧输出流。而这种处理方式的本质，其实就是处理函数的侧输出流功能。

我们之前讲到的绝大多数转换算子，输出的都是单一流，流里的数据类型只能有一种。而侧输出流可以认为是“主流”上分叉出的“支流”，所以可以由一条流产生出多条流，而且这些流中的数据类型还可以不一样。利用这个功能可以很容易地实现“分流”操作。

具体应用时，只要在处理函数的`.processElement()`或者`.onTimer()`方法中，调用上下文的`.output()`方法就可以了。

```
DataStream<Integer> stream = env.fromSource(...);

OutputTag<String> outputTag = new OutputTag<String>("side-output")
{};

SingleOutputStreamOperator<Long> longStream = stream.process(new
ProcessFunction<Integer, Long>() {

    @Override
    public void processElement( Integer value, Context ctx,
Collector<Integer> out) throws Exception {

        // 转换成 Long，输出到主流中
        out.collect(Long.valueOf(value));

        // 转换成 String，输出到侧输出流中
        ctx.output(outputTag, "side-output: " + String.valueOf(value));
    }
});
```

这里`output()`方法需要传入两个参数，第一个是一个“输出标签”`OutputTag`，用来标识侧输出流，一般会在外部统一声明；第二个就是要输出的数据。

我们可以在外部先将`OutputTag`声明出来：

```
OutputTag<String> outputTag = new OutputTag<String>("side-output")
{};
```

如果想要获取这个侧输出流，可以基于处理之后的`DataStream`直接调用`.getSideOutput()`方法，传入对应的`OutputTag`，这种方式与窗口 API 中获取侧输出流是完全一样的。

```
DataStream<String> stringStream =
longStream.getSideOutput(outputTag);
```

案例需求：对每个传感器，水位超过 10 的输出告警信息

代码如下：

```
public class SideOutputDemo {
```

```
public static void main(String[] args) throws Exception {
    StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
    env.setParallelism(1);

    SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
        .socketTextStream("hadoop102", 7777)
        .map(new WaterSensorMapFunction())
        .assignTimestampsAndWatermarks(
            WatermarkStrategy
                .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness
                .withTimestampAssigner((element, ts)
-> element.getTs() * 1000L)
        );
    OutputTag<String> warnTag = new OutputTag<>("warn",
Types.STRING);
    SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> process =
sensorDS.keyBy(sensor -> sensor.getId())
        .process(
            new KeyedProcessFunction<String,
WaterSensor, WaterSensor>() {
                @Override
                public void processElement(WaterSensor
value, Context ctx, Collector<WaterSensor> out) throws Exception {
                    // 使用侧输出流告警
                    if (value.getVc() > 10) {
                        ctx.output(warnTag, "当前水位=" +
value.getVc() + ", 大于阈值 10!!! ");
                    }
                    // 主流正常 发送数据
                    out.collect(value);
                }
            });
    process.print("主流");
    process.getSideOutput(warnTag).printToErr("warn");

    env.execute();
}
}
```

第 8 章 状态管理

8.1 Flink 中的状态

8.1.1 概述

有状态算子

在 Flink 中，算子任务可以分为无状态和有状态两种情况。

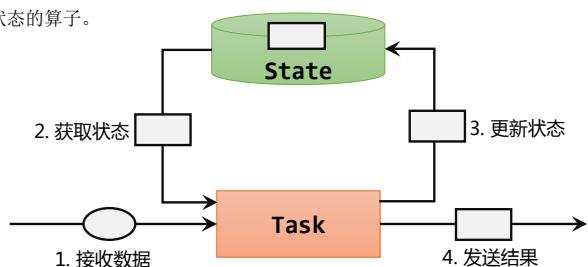
无状态的算子任务只需要观察每个独立事件，根据当前输入的数据直接转换输出结果。我们之前讲到的基本转换算子，如 map、filter、flatMap，计算时不依赖其他数据，就都属于无状态的算子。



而有状态的算子任务，则除当前数据之外，还需要一些其他数据来得到计算结果。这里的“其他数据”，就是所谓的状态（state）。我们之前讲到的算子中，聚合算子、窗口算子都属于有状态的算子。

有状态算子的一般处理流程，具体步骤如下。

- (1) 算子任务接收到上游发来的数据；
- (2) 获取当前状态；
- (3) 根据业务逻辑进行计算，更新状态；
- (4) 得到计算结果，输出发送到下游任务。



让天下没有难学的技术

8.1.2 状态的分类

1) 托管状态（Managed State）和原始状态（Raw State）

Flink 的状态有两种：托管状态（Managed State）和原始状态（Raw State）。托管状态就是由 Flink 统一管理的，状态的存储访问、故障恢复和重组等一系列问题都由 Flink 实现，我们只要调接口就可以；而原始状态则是自定义的，相当于就是开辟了一块内存，需要我们自己管理，实现状态的序列化和故障恢复。

通常我们采用 Flink 托管状态来实现需求。

2) 算子状态（Operator State）和按键分区状态（Keyed State）

接下来我们的重点就是托管状态（Managed State）。

我们知道在 Flink 中，一个算子任务会按照并行度分为多个并行子任务执行，而不同的子任务会占据不同的任务槽（task slot）。由于不同的 slot 在计算资源上是物理隔离的，所以

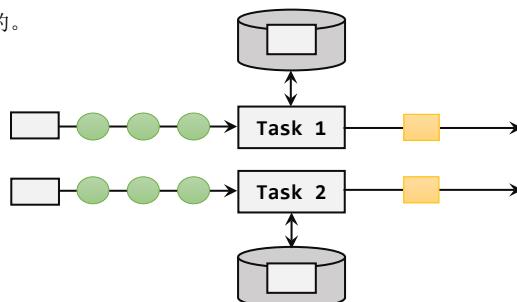
Flink 能管理的状态在并行任务间是无法共享的，每个状态只能针对当前子任务的实例有效。

而很多有状态的操作（比如聚合、窗口）都是要先做 keyBy 进行按键分区的。按键分区之后，任务所进行的所有计算都应该只针对当前 key 有效，所以状态也应该按照 key 彼此隔离。在这种情况下，状态的访问方式又会有所不同。

基于这样的想法，我们又可以将托管状态分为两类：**算子状态**和**按键分区状态**。

算子状态

状态作用范围限定为当前的算子任务实例，也就是只对当前并行子任务实例有效。这就意味着对于一个并行子任务，占据了一个“分区”，它所处理的所有数据都会访问到相同的状态，状态对于同一任务而言是共享的。



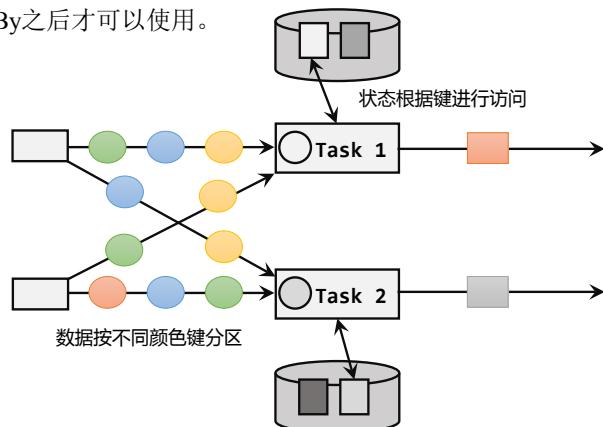
算子状态可以用在所有算子上，使用的时候其实就跟一个本地变量没什么区别——因为本地变量的作用域也是当前任务实例。在使用时，我们还需进一步实现 CheckpointedFunction 接口。

FLIP-27 的新 Source 架构，则是需要继承 SourceReaderBase 抽象类。

让天下没有难学的技术

按键分区状态

状态是根据输入流中定义的键（key）来维护和访问的，所以只能定义在按键分区流（KeyedStream）中，也就 keyBy 之后才可以使用。



按键分区状态应用非常广泛。之前讲到的聚合算子必须在 keyBy 之后才能使用，就是因为聚合的结果是以 Keyed State 的形式保存的。

让天下没有难学的技术

另外，也可以通过富函数类（Rich Function）来自定义 Keyed State，所以只要提供了富

函数类接口的算子，也都可以使用 Keyed State。所以即使是 map、filter 这样无状态的基本转换算子，我们也可以通过富函数类给它们“追加”Keyed State。比如 RichMapFunction、RichFilterFunction。在富函数中，我们可以调用 .getRuntimeContext() 获取当前的运行时上下文（RuntimeContext），进而获取到访问状态的句柄；这种富函数中自定义的状态也是 Keyed State。从这个角度讲，**Flink 中所有的算子都可以是有状态的。**

无论是 Keyed State 还是 Operator State，它们都是在本地实例上维护的，也就是说**每个并行子任务维护着对应的状态，算子的子任务之间状态不共享。**

8.2 按键分区状态（Keyed State）

按键分区状态（Keyed State）顾名思义，是任务按照键（key）来访问和维护的状态。它的特点非常鲜明，就是以 key 为作用范围进行隔离。

需要注意，使用 Keyed State 必须基于 KeyedStream。没有进行 keyBy 分区的 DataStream，即使转换算子实现了对应的富函数类，也不能通过运行时上下文访问 Keyed State。

8.2.1 值状态（ValueState）

顾名思义，状态中只保存一个“值”（value）。ValueState<T>本身是一个接口，源码中定义如下：

```
public interface ValueState<T> extends State {  
    T value() throws IOException;  
    void update(T value) throws IOException;  
}
```

这里的 T 是泛型，表示状态的数据内容可以是任何具体的数据类型。如果想要保存一个长整型值作为状态，那么类型就是 ValueState<Long>。

我们可以在代码中读写值状态，实现对于状态的访问和更新。

- T value(): 获取当前状态的值；
- update(T value): 对状态进行更新，传入的参数 value 就是要覆写的状态值。

在具体使用时，为了让运行时上下文清楚到底是哪个状态，我们还需要创建一个“状态描述器”（StateDescriptor）来提供状态的基本信息。例如源码中，ValueState 的状态描述器构造方法如下：

```
public ValueStateDescriptor(String name, Class<T> typeClass) {
```

```
    super(name, typeClass, null);  
}
```

这里需要传入状态的名称和类型——这跟我们声明一个变量时做的事情完全一样。

案例需求：检测每种传感器的水位值，如果连续的两个水位值超过 10，就输出报警。

```
public class KeyedValueStateDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction())  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness  
                        (Duration.ofSeconds(3))  
                    .withTimestampAssigner((element,  
ts) -> element.getTs() * 1000L)  
            );  
  
        sensorDS.keyBy(r -> r.getId())  
            .process(  
                new KeyedProcessFunction<String,  
WaterSensor, String>() {  
  
                    // TODO 1. 定义状态  
                    ValueState<Integer> lastVcState;  
  
                    @Override  
                    public void open(Configuration  
parameters) throws Exception {  
                        super.open(parameters);  
                        // TODO 2. 在 open 方法中，初始化状态  
                        // 状态描述器两个参数：第一个参数，起个名  
字，不重复；第二个参数，存储的类型  
                        lastVcState =  
getRuntimeContext().getState(new  
ValueStateDescriptor<Integer>("lastVcState", Types.INT));  
                    }  
  
                    @Override  
                    public void processElement(WaterSensor  
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {  
//  
                        lastVcState.value(); // 取出本组  
值状态 的数据
```

```
// 值状态 的数据
// 值状态 的数据

// 1. 取出上一条数据的水位值 (Integer 默认值是 null, 判断)
int lastVc = lastVcState.value() == null ? 0 : lastVcState.value();
// 2. 求差值的绝对值, 判断是否超过 10
Integer vc = value.getVc();
if (Math.abs(vc - lastVc) > 10) {
    out.collect("传感器=" +
value.getId() + "=>当前水位值=" + vc + ", 与上一条水位值=" + lastVc +
", 相差超过 10!!!! ");
}
// 3. 更新状态里的水位值
lastVcState.update(vc);
}

}

.print();

env.execute();
}
```

8.2.2 列表状态 (ListState)

将需要保存的数据，以列表（List）的形式组织起来。在 ListState<T>接口中同样有一个类型参数 T，表示列表中数据的类型。ListState 也提供了一系列的方法来操作状态，使用方式与一般的 List 非常相似。

- Iterable<T> get(): 获取当前的列表状态，返回的是一个可迭代类型 Iterable<T>;
- update(List<T> values): 传入一个列表 values，直接对状态进行覆盖；
- add(T value): 在状态列表中添加一个元素 value;
- addAll(List<T> values): 向列表中添加多个元素，以列表 values 形式传入。

类似地，ListState 的状态描述器就叫作 ListStateDescriptor，用法跟 ValueStateDescriptor 完全一致。

案例:针对每种传感器输出最高的 3 个水位值

```
public class KeyedListStateDemo {
```

```
public static void main(String[] args) throws Exception {
    StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
    env.setParallelism(1);

    SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
        .socketTextStream("hadoop102", 7777)
        .map(new WaterSensorMapFunction())
        .assignTimestampsAndWatermarks(
            WatermarkStrategy
                .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness
            Duration.ofSeconds(3))
        .withTimestampAssigner((element,
ts) -> element.getTs() * 1000L
        );

    sensorDS.keyBy(r -> r.getId())
        .process(
            new KeyedProcessFunction<String,
WaterSensor, String>() {

                ListState<Integer> vcListState;

                @Override
                public void open(Configuration
parameters) throws Exception {
                    super.open(parameters);
                    vcListState =
getRuntimeContext().getListState(new
ListStateDescriptor<Integer>("vcListState", Types.INT));
                }

                @Override
                public void processElement(WaterSensor
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {
                    // 1.来一条，存到 list 状态里
                    vcListState.add(value.getVc());

                    // 2.从 list 状态拿出来(Iterable)， 拷
贝到一个 List 中，排序， 只留 3 个最大的
                    Iterable<Integer> vcListIt =
vcListState.get();
                    // 2.1 拷贝到 List 中
                    List<Integer> vcList = new
ArrayList<>();
                    for (Integer vc : vcListIt) {
                        vcList.add(vc);
                    }
                    // 2.2 对 List 进行降序排序
                    vcList.sort((o1, o2) -> o2 - o1);
                }
            });
}
```

```
// 2.3 只保留最大的 3 个(list 中的个数一定是连续变大，一超过 3 就立即清理即可)
        if (vcList.size() > 3) {
            // 将最后一个元素清除（第 4 个）
            vcList.remove(3);
        }

        out.collect("传感器 id 为" +
value.getId() + "，最大的 3 个水位值=" + vcList.toString());

        // 3.更新 list 状态
        vcListState.update(vcList);

// 取出 list 状态 本组的数据，是一个 Iterable
// 向 list 状态 本组 添加一个元素
// 向 list 状态 本组 添加多个元素
// 更新 list 状态 本组数据（覆盖）
// 清空 List 状态 本组数据
        vcListState.get();           //
        vcListState.add();          //
        vcListState.addAll();        //
        vcListState.update();        //
        vcListState.clear();         //

    }
}

env.execute();
}
```

8.2.3 Map 状态 (MapState)

把一些键值对 (key-value) 作为状态整体保存起来，可以认为就是一组 key-value 映射的列表。对应的 MapState<UK, UV>接口中，就会有 UK、UV 两个泛型，分别表示保存的 key 和 value 的类型。同样，MapState 提供了操作映射状态的方法，与 Map 的使用非常类似。

- UV get(UK key): 传入一个 key 作为参数，查询对应的 value 值；
- put(UK key, UV value): 传入一个键值对，更新 key 对应的 value 值；
- putAll(Map<UK, UV> map): 将传入的映射 map 中所有的键值对，全部添加到映射状态中；
- remove(UK key): 将指定 key 对应的键值对删除；

- boolean contains(UK key): 判断是否存在指定的 key, 返回一个 boolean 值。

另外, MapState 也提供了获取整个映射相关信息的方法;

- Iterable<Map.Entry<UK, UV>> entries(): 获取映射状态中所有的键值对;
- Iterable<UK> keys(): 获取映射状态中所有的键 (key), 返回一个可迭代 Iterable 类型;
- Iterable<UV> values(): 获取映射状态中所有的值 (value), 返回一个可迭代 Iterable 类型;
- boolean isEmpty(): 判断映射是否为空, 返回一个 boolean 值。

案例需求: 统计每种传感器每种水位值出现的次数。

```
public class KeyedMapStateDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction())  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness(  
                        Duration.ofSeconds(3))  
                    .withTimestampAssigner((element, ts)  
-> element.getTs() * 1000L)  
            );  
  
        sensorDS.keyBy(r -> r.getId())  
            .process(  
                new KeyedProcessFunction<String,  
WaterSensor, String>() {  
  
                    MapState<Integer, Integer>  
                    vcCountMapState;  
  
                    @Override  
                    public void open(Configuration parameters) throws Exception {  
                        super.open(parameters);  
                        vcCountMapState =  
getRuntimeContext().getMapState(new MapStateDescriptor<Integer,  
Integer>("vcCountMapState", Types.INT, Types.INT));  
                    }  
                }  
            );  
    }  
}
```

```
    @Override
    public void processElement(WaterSensor
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {
        // 1. 判断是否存在 vc 对应的 key
        Integer vc = value.getVc();
        if (vcCountMapState.contains(vc)) {
            // 1.1 如果包含这个 vc 的 key, 直接对
value+1
            Integer count = vcCountMapState.get(vc);
            vcCountMapState.put(vc,
++count);
        } else {
            // 1.2 如果不包含这个 vc 的 key, 初始化 put 进去
            vcCountMapState.put(vc, 1);
        }

        // 2. 遍历 Map 状态, 输出每个 k-v 的值
        StringBuilder outStr = new
StringBuilder();

        outStr.append("=====\n");
        outStr.append(" 传感器 id 为 " +
value.getId() + "\n");
        for (Map.Entry<Integer, Integer>
vcCount : vcCountMapState.entries()) {
            outStr.append(vcCount.toString()
+ "\n");
        }

        outStr.append("=====\n");
        out.collect(outStr.toString());
    }

    // 对本组的 Map 状态, 根据 key, 获取 value
    vcCountMapState.get(); // 对本组的 Map 状态, 判断 key 是否存在
    vcCountMapState.contains(); // 对本组的 Map 状态, 添加一个 键值对
    vcCountMapState.put(, ); // 对本组的 Map 状态, 添加多个 键值对
    vcCountMapState.putAll(); // 对本组的 Map 状态, 获取所有键值对
    vcCountMapState.entries(); // 对本组的 Map 状态, 获取所有键
    vcCountMapState.keys(); // 对本组的 Map 状态, 获取所有键值
    vcCountMapState.values(); //
```

对本组的 Map 状态，获取所有值

```
// vcCountMapState.remove(); // 对
本组的 Map 状态，根据指定 key，移除键值对
// vcCountMapState.isEmpty(); // 对
对本组的 Map 状态，判断是否为空
// vcCountMapState.iterator(); // 对
对本组的 Map 状态，获取迭代器
// vcCountMapState.clear(); // 对
对本组的 Map 状态，清空

        }
    }
)
.print();

env.execute();
}
}
```

8.2.4 归约状态（ReducingState）

类似于值状态（Value），不过需要对添加进来的所有数据进行归约，将归约聚合之后的值作为状态保存下来。ReducingState<T>这个接口调用的方法类似于 ListState，只不过它保存的只是一个聚合值，所以调用.add()方法时，不是在状态列表里添加元素，而是直接把新数据和之前的状态进行归约，并用得到的结果更新状态。

归约逻辑的定义，是在归约状态描述器（ReducingStateDescriptor）中，通过传入一个归约函数（ReduceFunction）来实现的。这里的归约函数，就是我们之前介绍 reduce 聚合算子时讲到的 ReduceFunction，所以状态类型跟输入的数据类型是一样的。

```
public ReducingStateDescriptor(
    String name,    ReduceFunction<T> reduceFunction,    Class<T>
typeClass) {...}
```

这里的描述器有三个参数，其中第二个参数就是定义了归约聚合逻辑的 ReduceFunction，另外两个参数则是状态的名称和类型。

案例：计算每种传感器的水位和

```
.....
.process(new KeyedProcessFunction<String, WaterSensor, Integer>()
{
    private ReducingState<Integer> sumVcState;
    @Override
    public void open(Configuration parameters) throws Exception {
        sumVcState =
            this
```

```
.getRuntimeContext()
    .getReducingState(new
ReducingStateDescriptor<Integer>("sumVcState"      , Integer::sum      ,
Integer.class));
}

@Override
public void processElement(WaterSensor value, Context ctx,
Collector<Integer> out) throws Exception {
    sumVcState.add(value.getVc());
    out.collect(sumVcState.get());
}
})
```

8.2.5 聚合状态 (AggregatingState)

与归约状态非常类似，聚合状态也是一个值，用来保存添加进来的所有数据的聚合结果。与 ReducingState 不同的是，它的聚合逻辑是由在描述器中传入一个更加一般化的聚合函数 (AggregateFunction) 来定义的；这也就是之前我们讲过的 AggregateFunction，里面通过一个累加器 (Accumulator) 来表示状态，所以聚合的状态类型可以跟添加进来的数据类型完全不同，使用更加灵活。

同样地，AggregatingState 接口调用方法也与 ReducingState 相同，调用 .add() 方法添加元素时，会直接使用指定的 AggregateFunction 进行聚合并更新状态。

案例需求：计算每种传感器的平均水位

```
public class KeyedAggregatingStateDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(1);

        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)
            .map(new WaterSensorMapFunction())
            .assignTimestampsAndWatermarks(
                WatermarkStrategy
                    .<WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness(
                        Duration.ofSeconds(3))
                    .withTimestampAssigner((element, ts)
-> element.getTs() * 1000L)
            );

        sensorDS.keyBy(r -> r.getId())
            .process(
```

```
new KeyedProcessFunction<String, WaterSensor, String>() {
    AggregatingState<Integer, Double> vcAvgAggregatingState;
    @Override public void open(Configuration parameters) throws Exception {
        super.open(parameters);
        vcAvgAggregatingState = getRuntimeContext()
            .getAggregatingState(
                new AggregatingStateDescriptor<Integer, Tuple2<Integer, Integer>, Double>(
                    "vcAvgAggregatingState",
                    new AggregateFunction<Integer, Tuple2<Integer, Integer>, Double>() {
                        @Override public Tuple2<Integer, Integer> createAccumulator() {
                            return Tuple2.of(0, 0);
                        }
                        @Override public Tuple2<Integer, Integer> add(Integer value, Tuple2<Integer, Integer> accumulator) {
                            return Tuple2.of(accumulator.f0 + value, accumulator.f1 + 1);
                        }
                        @Override public Double getResult(Tuple2<Integer, Integer> accumulator) {
                            return accumulator.f0 * 1D / accumulator.f1;
                        }
                        @Override public Tuple2<Integer, Integer> merge(Tuple2<Integer, Integer> a, Tuple2<Integer, Integer> b) {
                            // return
                        }
                    }
                )
            );
    }
}
```

```
Tuple2.of(a.f0 + b.f0, a.f1 + b.f1);

return null;
}

},
}

Types.TUPLE(Types.INT, Types.INT))
);

}

@Override
public void processElement(WaterSensor
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {
    // 将 水位值 添加到 聚合状态中

vcAvgAggregatingState.add(value.getVc());
    // 从 聚合状态中 获取结果
Double vcAvg = vcAvgAggregatingState.get();

out.collect(" 传 感 器 id 为 " +
value.getId() + ", 平均水位值=" + vcAvg);

// 对 本组的聚合状态 获取结果
// vcAvgAggregatingState.get(); // 对 本组的聚合状态 添加数据, 会自动进行聚合
// vcAvgAggregatingState.add(); // 对 本组的聚合状态 清空数据
// vcAvgAggregatingState.clear(); //

对 本组的聚合状态 清空数据
}
}

)
.print();

env.execute();
}
}
```

8.2.6 状态生存时间（TTL）

在实际应用中，很多状态会随着时间的推移逐渐增长，如果不加以限制，最终就会导致存储空间的耗尽。一个优化的思路是直接在代码中调用`.clear()`方法去清除状态，但是有时候我们的逻辑要求不能直接清除。这时就需要配置一个状态的“生存时间”（time-to-live，TTL），当状态在内存中存在的时间超出这个值时，就将它清除。

具体实现上，如果用一个进程不停地扫描所有状态看是否过期，显然会占用大量资源做

无用功。状态的失效其实不需要立即删除，所以我们可以给状态附加一个属性，也就是状态的“失效时间”。状态创建的时候，设置 失效时间 = 当前时间 + TTL；之后如果有对状态的访问和修改，我们可以再对失效时间进行更新；当设置的清除条件被触发时（比如，状态被访问的时候，或者每隔一段时间扫描一次失效状态），就可以判断状态是否失效、从而进行清除了。

配置状态的 TTL 时，需要创建一个 StateTtlConfig 配置对象，然后调用状态描述器的.enableTimeToLive()方法启动 TTL 功能。

```
StateTtlConfig ttlConfig = StateTtlConfig
    .newBuilder(Time.seconds(10))
    .setUpdateType(StateTtlConfig.UpdateType.OnCreateAndWrite)
    .setStateVisibility(StateTtlConfig.StateVisibility.NeverReturnExpired)
    .build();

ValueStateDescriptor<String> stateDescriptor = new
ValueStateDescriptor<>("my state", String.class);

stateDescriptor.enableTimeToLive(ttlConfig);
```

这里用到了几个配置项：

- .newBuilder()

状态 TTL 配置的构造器方法，必须调用，返回一个 Builder 之后再调用.build()方法就可以得到 StateTtlConfig 了。方法需要传入一个 Time 作为参数，这就是 **设定的状态生存时间**。

- .setUpdateType()

设置更新类型。更新类型**指定了什么时候更新状态失效时间**，这里的 OnCreateAndWrite 表示只有创建状态和更改状态（写操作）时更新失效时间。另一种类型 OnReadAndWrite 则表示无论读写操作都会更新失效时间，也就是只要对状态进行了访问，就表明它是活跃的，从而延长生存时间。这个配置默认为 OnCreateAndWrite。

- .setStateVisibility()

设置状态的可见性。**所谓的“状态可见性”，是指因为清除操作并不是实时的，所以当状态过期之后还有可能继续存在**，这时如果对它进行访问，能否正常读取到就是一个问题了。这里设置的 NeverReturnExpired 是默认行为，表示从不返回过期值，也就是只要过期就认为它已经被清除了，应用不能继续读取；这在处理会话或者隐私数据时比较重要。对应的另一种配置是 ReturnExpireDefNotCleanedUp，就是如果过期状态还存在，就返回它的值。

除此之外，TTL 配置还可以设置在保存检查点（checkpoint）时触发清除操作，或者配置增量的清理（incremental cleanup），还可以针对 RocksDB 状态后端使用压缩过滤器（compaction filter）进行后台清理。这里需要注意，目前的 TTL 设置只支持处理时间。

```
public class StateTTLDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(1);  
  
        SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new WaterSensorMapFunction())  
            .assignTimestampsAndWatermarks(  
                WatermarkStrategy  
                    .  
                        <WaterSensor>forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3))  
                    .withTimestampAssigner((element, ts)  
-> element.getTs() * 1000L)  
            );  
  
        sensorDS.keyBy(r -> r.getId())  
            .process(  
                new KeyedProcessFunction<String,  
WaterSensor, String>() {  
  
                ValueState<Integer> lastVcState;  
  
                @Override  
                public void open(Configuration parameters) throws Exception {  
                    super.open(parameters);  
  
                    // TODO 1. 创建 StateTtlConfig  
                    StateTtlConfig stateTtlConfig =  
StateTtlConfig  
                        .newBuilder(Time.seconds(5))  
// 过期时间 5s  
//  
nfig.UpdateType.OnCreateAndWrite) // 状态 创建和写入（更新） 更新 过期时间  
                        .setUpdateType(StateTtlConf  
ig.UpdateType.OnReadAndWrite) // 状态 读取、创建和写入（更新） 更新 过期时间  
                        .setUpdateType(StateTtlConf  
ig.StateVisibility.NeverReturnExpired) // 不返回过期的状态值  
                        .build();  
    }  
}
```

```
// TODO 2.状态描述器 启用 TTL
ValueStateDescriptor<Integer>
stateDescriptor = new ValueStateDescriptor<>("lastVcState",
Types.INT);

stateDescriptor.enableTimeToLive(stateTtlConfig);

this.lastVcState = getRuntimeContext().getState(stateDescriptor);

}

@Override
public void processElement(WaterSensor
value, Context ctx, Collector<String> out) throws Exception {
    // 先获取状态值，打印 ==> 读取状态
    Integer lastVc = lastVcState.value();
    out.collect("key=" + value.getId() +
", 状态值=" + lastVc);

    // 如果水位大于 10，更新状态值 ===> 写入
    // 状态
    if (value.getVc() > 10) {
        lastVcState.update(value.getVc());
    }
}

.print();

env.execute();
}
}
```

8.3 算子状态（Operator State）

算子状态（Operator State）就是一个算子并行实例上定义的状态，**作用范围被限定为当前算子任务**。算子状态跟数据的 key 无关，所以不同 key 的数据只要被分发到同一个并行子任务，就会访问到同一个 Operator State。

算子状态的**实际应用场景不如 Keyed State 多**，一般用在 Source 或 Sink 等与外部系统连接的算子上，或者完全没有 key 定义的场景。比如 Flink 的 Kafka 连接器中，就用到了算子状态。

当算子的并行度发生变化时，算子状态也支持在并行的算子任务实例之间做重组分配。

根据状态的类型不同，重组分配的方案也会不同。

算子状态也支持不同的结构类型，主要有三种：ListState、UnionListState 和 BroadcastState。

8.3.1 列表状态（ListState）

与 Keyed State 中的 ListState 一样，将状态表示为一组数据的列表。

与 Keyed State 中的列表状态的区别是：在算子状态的上下文中，不会按键（key）分别处理状态，所以每一个并行子任务上只会保留一个“列表”（list），也就是当前并行子任务上所有状态项的集合。列表中的状态项就是可以重新分配的最细粒度，彼此之间完全独立。

当算子并行度进行缩放调整时，算子的列表状态中的所有元素项会被统一收集起来，相当于把多个分区的列表合并成了一个“大列表”，然后再均匀地分配给所有并行任务。这种“均匀分配”的具体方法就是“轮询”（round-robin），与之前介绍的 rebalance 数据传输方式类似，是通过逐一“发牌”的方式将状态项平均分配的。这种方式也叫作“平均分割重组”（even-split redistribution）。

算子状态中不会存在“键组”（key group）这样的结构，所以为了方便重组分配，就把它直接定义成了“列表”（list）。这也就解释了，为什么算子状态中没有最简单的值状态（ValueState）。

案例实操：在 map 算子中计算数据的个数。

```
public class OperatorListStateDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        env.setParallelism(2);  
  
        env  
            .socketTextStream("hadoop102", 7777)  
            .map(new MyCountMapFunction())  
            .print();  
  
        env.execute();  
    }  
  
    // TODO 1. 实现 CheckpointedFunction 接口
```

```
public static class MyCountMapFunction implements MapFunction<String, Long>, CheckpointedFunction {

    private Long count = 0L;
    private ListState<Long> state;

    @Override
    public Long map(String value) throws Exception {
        return ++count;
    }

    /**
     * TODO 2.本地变量持久化：将 本地变量 拷贝到 算子状态中，开启 checkpoint 时才会调用
     *
     * @param context
     * @throws Exception
     */
    @Override
    public void snapshotState(FunctionSnapshotContext context)
throws Exception {
        System.out.println("snapshotState...");
        // 2.1 清空算子状态
        state.clear();
        // 2.2 将 本地变量 添加到 算子状态 中
        state.add(count);
    }

    /**
     * TODO 3.初始化本地变量：程序启动和恢复时， 从状态中 把数据添加到 本地变量，每个子任务调用一次
     *
     * @param context
     * @throws Exception
     */
    @Override
    public void initializeState(FunctionInitializationContext context)
throws Exception {
        System.out.println("initializeState...");
        // 3.1 从 上下文 初始化 算子状态
        state = context
            .getOperatorStateStore()
            .getListState(new
ListStateDescriptor<Long>("state", Types.LONG));
        // 3.2 从 算子状态中 把数据 拷贝到 本地变量
        if (context.isRestored()) {
            for (Long c : state.get()) {
                count += c;
            }
        }
    }
}
```

```
        }
    }
}
}
```

8.3.2 联合列表状态（UnionListState）

与 ListState 类似，联合列表状态也会将状态表示为一个列表。它与常规列表状态的区别在于，算子并行度进行缩放调整时对于状态的分配方式不同。

UnionListState 的重点就在于“联合”（union）。在并行度调整时，常规列表状态是轮询分配状态项，而联合列表状态的算子则会直接广播状态的完整列表。这样，并行度缩放之后的并行子任务就获取到了联合后完整的“大列表”，可以自行选择要使用的状态项和要丢弃的状态项。这种分配也叫作“联合重组”（union redistribution）。如果列表中状态项数量太多，为资源和效率考虑一般不建议使用联合重组的方式。

使用方式同 ListState，区别在如下标红部分：

```
state = context
        .getOperatorStateStore()
        .getUnionListState(new
ListStateDescriptor<Long>("union-state", Types.LONG));
```

8.3.3 广播状态（BroadcastState）

有时我们希望算子并行子任务都保持同一份“全局”状态，用来做统一的配置和规则设定。这时所有分区的所有数据都会访问到同一个状态，状态就像被“广播”到所有分区一样，这种特殊的算子状态，就叫作广播状态（BroadcastState）。

因为广播状态在每个并行子任务上的实例都一样，所以在并行度调整的时候就比较简单，只要复制一份到新的并行任务就可以实现扩展；而对于并行度缩小的情况，可以将多余的并行子任务连同状态直接砍掉——因为状态都是复制出来的，并不会丢失。

案例实操：水位超过指定的阈值发送告警，阈值可以动态修改。

```
public class OperatorBroadcastStateDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
        env.setParallelism(2);

        // 数据流
```

```
SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS = env
    .socketTextStream("hadoop102", 7777)
    .map(new WaterSensorMapFunction());

    // 配置流（用来广播配置）
    DataStreamSource<String> configDS = env.socketTextStream("hadoop102", 8888);

    // TODO 1. 将 配置流 广播
    MapStateDescriptor<String, Integer> broadcastMapState = new MapStateDescriptor<>("broadcast-state", Types.STRING, Types.INT);
    BroadcastStream<String> configBS = configDS.broadcast(broadcastMapState);

    // TODO 2. 把 数据流 和 广播后的配置流 connect
    BroadcastConnectedStream<WaterSensor, String> sensorBCS = sensorDS.connect(configBS);

    // TODO 3. 调用 process
    sensorBCS
        .process(
            new BroadcastProcessFunction<WaterSensor,
String, String>() {
                /**
                 * 数据流的处理方法： 数据流 只能 读取 广播状态， 不能修改
                 * @param value
                 * @param ctx
                 * @param out
                 * @throws Exception
                 */
                @Override
                public void processElement(WaterSensor value, ReadOnlyContext ctx, Collector<String> out) throws Exception {
                    // TODO 5. 通过上下文获取广播状态， 取出里面的值（只读， 不能修改）
                    ReadOnlyBroadcastState<String,
Integer> broadcastState = ctx.getBroadcastState(broadcastMapState);
                    Integer threshold = broadcastState.get("threshold");
                    // 判断广播状态里是否有数据， 因为刚启动时， 可能是数据流的第一条数据先来
                    threshold = (threshold == null ? 0 : threshold);
                    if (value.getVc() > threshold) {
                        out.collect(value + ", 水位超过指定的阈值：" + threshold + "!!!!");
                    }
                }
            }
        );
}
```

```
}

/**
 * 广播后的配置流的处理方法： 只有广播流才能修改 广播状态
 * @param value
 * @param ctx
 * @param out
 * @throws Exception
 */
@Override
public void
processBroadcastElement(String value, Context ctx, Collector<String>
out) throws Exception {
    // TODO 4. 通过上下文获取广播状态，往里面写数据
    BroadcastState<String, Integer>
broadcastState = ctx.getBroadcastState(broadcastMapState);
    broadcastState.put("threshold",
Integer.valueOf(value));

}
}

.env.execute();
}
}
```

8.4 状态后端（State Backends）

在 Flink 中，状态的存储、访问以及维护，都是由一个可插拔的组件决定的，这个组件就叫作状态后端（state backend）。状态后端主要负责管理本地状态的存储方式和位置。

8.4.1 状态后端的分类（HashMapStateBackend/RocksDB）

状态后端是一个“开箱即用”的组件，可以在不改变应用程序逻辑的情况下独立配置。Flink 中提供了两类不同的状态后端，一种是“哈希表状态后端”（HashMapStateBackend），另一种是“内嵌 RocksDB 状态后端”（EmbeddedRocksDBStateBackend）。如果没有特别配置，系统默认的状态后端是 HashMapStateBackend。

（1）哈希表状态后端（HashMapStateBackend）

HashMapStateBackend 是把状态存放在内存里。具体实现上，哈希表状态后端在内部会直

直接把状态当作对象（objects），保存在 Taskmanager 的 JVM 堆上。普通的状态，以及窗口中收集的数据和触发器，都会以键值对的形式存储起来，所以底层是一个哈希表（HashMap），这种状态后端也因此得名。

（2）内嵌 RocksDB 状态后端（EmbeddedRocksDBStateBackend）

RocksDB 是一种内嵌的 key-value 存储介质，可以把数据持久化到本地硬盘。配置 EmbeddedRocksDBStateBackend 后，会将处理中的数据全部放入 RocksDB 数据库中，RocksDB 默认存储在 TaskManager 的本地数据目录里。

RocksDB 的状态数据被存储为序列化的字节数组，读写操作需要序列化/反序列化，因此状态的访问性能要差一些。另外，因为做了序列化，key 的比较也会按照字节进行，而不是直接调用 hashCode() 和 equals() 方法。

EmbeddedRocksDBStateBackend 始终执行的是异步快照，所以不会因为保存检查点而阻塞数据的处理；而且它还提供了增量式保存检查点的机制，这在很多情况下可以大大提升保存效率。

8.4.2 如何选择正确的状态后端

HashMap 和 RocksDB 两种状态后端最大的区别，就在于本地状态存放在哪里。

HashMapStateBackend 是内存计算，读写速度非常快；但是，状态的大小会受到集群可用内存的限制，如果应用的状态随着时间不停地增长，就会耗尽内存资源。

而 RocksDB 是硬盘存储，所以可以根据可用的磁盘空间进行扩展，所以它非常适合于超级海量状态的存储。不过由于每个状态的读写都需要做序列化/反序列化，而且可能需要直接从磁盘读取数据，这就会导致性能的降低，平均读写性能要比 HashMapStateBackend 慢一个数量级。

8.4.3 状态后端的配置

在不做配置的时候，应用程序使用的默认状态后端是由集群配置文件 flink-conf.yaml 中指定的，配置的键名称为 state.backend。这个默认配置对集群上运行的所有作业都有效，我们可以通过更改配置值来改变默认的状态后端。另外，我们还可以在代码中为当前作业单独配

置状态后端，这个配置会覆盖掉集群配置文件的默认值。

(1) 配置默认的状态后端

在 flink-conf.yaml 中，可以使用 state.backend 来配置默认状态后端。

配置项的可能值为 hashmap，这样配置的就是 HashMapStateBackend；如果配置项的值是 rocksdb，这样配置的就是 EmbeddedRocksDBStateBackend。

下面是一个配置 HashMapStateBackend 的例子：

```
# 默认状态后端
state.backend: hashmap

# 存放检查点的文件路径
state.checkpoints.dir: hdfs://hadoop102:8020/flink/checkpoints
```

这里的 state.checkpoints.dir 配置项，定义了检查点和元数据写入的目录。

(2) 为每个作业（Per-job/Application）单独配置状态后端

通过执行环境设置，HashMapStateBackend。

```
StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

env.setStateBackend(new HashMapStateBackend());
```

通过执行环境设置，EmbeddedRocksDBStateBackend。

```
StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

env.setStateBackend(new EmbeddedRocksDBStateBackend());
```

需要注意，如果想在 IDE 中使用 EmbeddedRocksDBStateBackend，需要为 Flink 项目添加依赖：

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-statebackend-rocksdb</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>
```

而由于 Flink 发行版中默认就包含了 RocksDB(服务器上解压的 Flink)，所以只要我们的代码中没有使用 RocksDB 的相关内容，就不需要引入这个依赖。

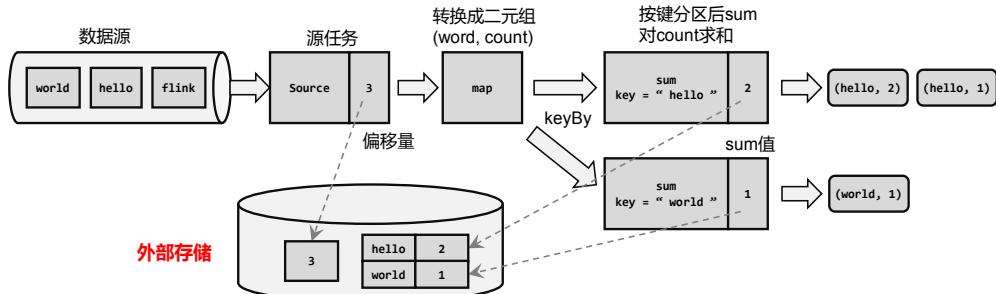
第 9 章 容错机制

在 Flink 中，有一套完整的容错机制来保证故障后的恢复，其中最重要的就是检查点。

9.1 检查点（Checkpoint）

检查点（Checkpoint）

在流处理中，我们可以用存档读档的思路，就是将之前某个时间点所有的状态保存下来，这份“存档”就是所谓的“检查点”（checkpoint）。



遇到故障重启的时候，我们可以从检查点中“读档”，恢复出之前的状态，这样就可以回到当时保存的一刻接着处理数据了。

这里所谓的“检查”，其实是针对故障恢复的结果而言的：故障恢复之后继续处理的结果，应该与发生故障前完全一致，我们需要“检查”结果的正确性。所以，有时又会把checkpoint叫做“一致性检查点”。

9.1.1 检查点的保存

1) 周期性的触发保存

“随时存档”确实恢复起来方便，可是需要我们不停地做存档操作。如果每处理一条数据就进行检查点的保存，当大量数据同时到来时，就会耗费很多资源来频繁做检查点，数据处理的速度就会受到影响。所以在 Flink 中，检查点的保存是周期性触发的，间隔时间可以进行设置。

2) 保存的时间点

我们应该在所有任务（算子）都恰好处理完一个相同的输入数据的时候，将它们的状态保存下来。

这样做可以实现一个数据被所有任务（算子）完整地处理完，状态得到了保存。

如果出现故障，我们恢复到之前保存的状态，故障时正在处理的所有数据都需要重新处理；我们只需要让源（source）任务向数据源重新提交偏移量、请求重放数据就可以了。当然这需要源任务可以把偏移量作为算子状态保存下来，而且外部数据源能够重置偏移量；kafka 就是满足这些要求的一个最好的例子。

3) 保存的具体流程

检查点的保存，最关键的就是要等所有任务将“同一个数据”处理完毕。下面我们通过一个具体的例子，来详细描述一下检查点具体的保存过程。

回忆一下我们最初实现的统计词频的程序——word count。这里为了方便，我们直接从数据源读入已经分开的一个个单词，例如这里输入的是：

“hello”，“world”，“hello”，“flink”，“hello”，“world”，“hello”，“flink”…

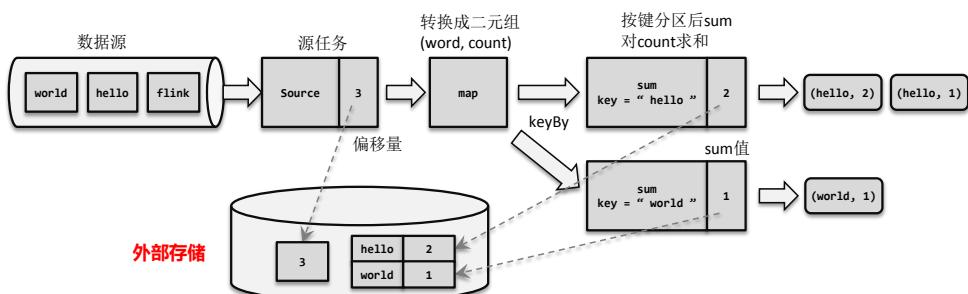
我们所需要的就是每个任务都处理完“hello”之后保存自己的状态。

9.1.2 从检查点恢复状态

检查点的保存具体流程

当我们需要保存检查点时，就是在所有任务处理完同一条数据后，对状态做个快照保存下来。例如我们输入数据为：“hello”，“world”，“hello”，“flink”，“hello”，“world”，“hello”，“flink”…

我们所需要的就是每个任务都处理完“hello”之后保存自己的状态。



让天下没有难学的技术

9.1.3 检查点算法

在 Flink 中，采用了基于 Chandy-Lamport 算法的分布式快照，可以在不暂停整体流处理的前提下，将状态备份保存到检查点。

9.1.3.1 检查点分界线 (Barrier)

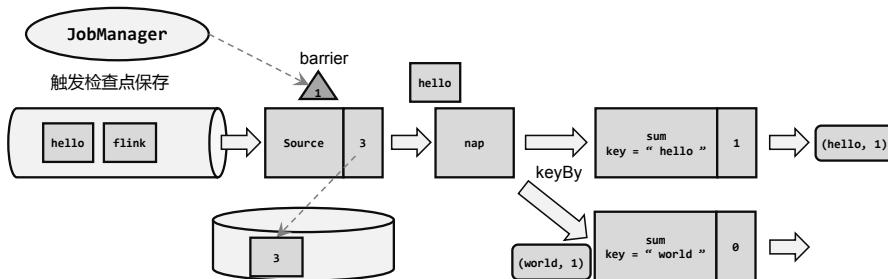
借鉴水位线的设计，在数据流中插入一个特殊的数据结构，专门用来表示触发检查点保存的时间点。收到保存检查点的指令后，Source 任务可以在当前数据流中插入这个结构；之后的所有任务只要遇到它就开始对状态做持久化快照保存。由于数据流是保持顺序依次处理

的，因此遇到这个标识就代表之前的数据都处理完了，可以保存一个检查点；而在它之后的数据，引起的状态改变就不会体现在这个检查点中，而需要保存到下一个检查点。

这种特殊的数据形式，把一条流上的数据按照不同的检查点分隔开，所以就叫做**检查点的“分界线”**（Checkpoint Barrier）。

检查点分界线

在JobManager中有一个“检查点协调器”，专门用来协调处理检查点的相关工作。检查点协调器会定期向TaskManager发出指令，要求保存检查点（带着检查点ID）；TaskManager会让所有的Source任务把自己的偏移量（算子状态）保存起来，并将带有检查点ID的分界线插入到当前的数据流中，然后像正常的数据一样像下游传递；之后Source任务就可以继续读入新的数据了。



让天下没有难学的技术

9.1.3.2 分布式快照算法（Barrier 对齐的精准一次）

watermark 指示的是“之前的数据全部到齐了”，而 barrier 指示的是“之前所有数据的状态更改保存入当前检查点”：它们都是一个“截止时间”的标志。所以在处理多个分区的传递时，也要以是否还会有数据到来作为一个判断标准。

具体实现上，Flink 使用了 Chandy-Lamport 算法的一种变体，被称为“**异步分界线快照**”算法。算法的核心就是两个原则：

当上游任务向多个并行下游任务发送 barrier 时，需要广播出去；

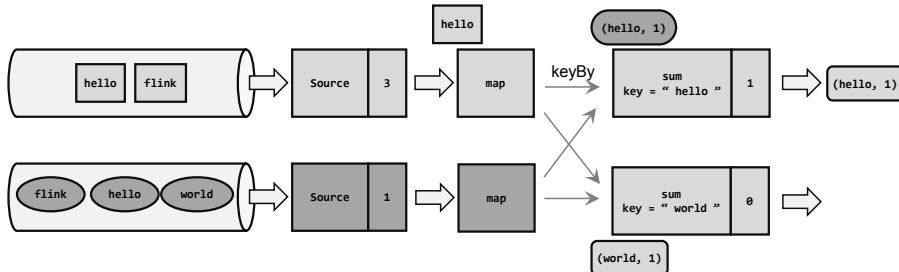
而当多个上游任务向同一个下游任务传递分界线时，需要在下游任务执行“**分界线对齐**”操作，也就是需要等到所有并行分区的 barrier 都到齐，才可以开始状态的保存。

1) 场景说明

检查点算法的并行场景



为了详细解释检查点算法的原理，我们对之前的word count程序进行扩展，考虑所有算子并行度为2的场景。



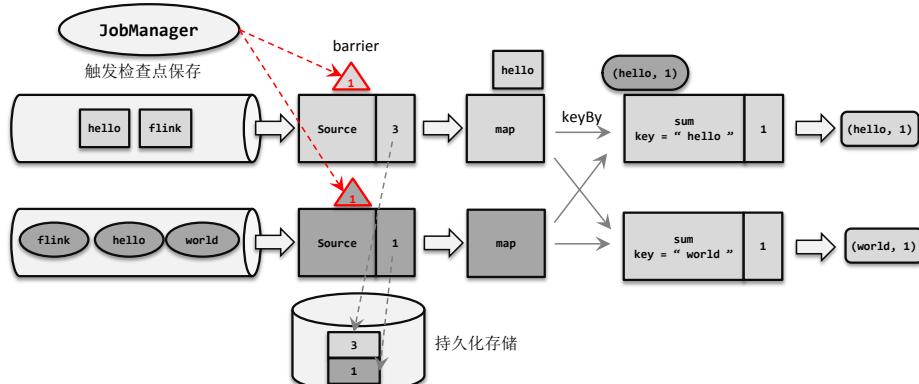
我们有两个并行的Source任务，会分别读取两个数据流（或者是一个源的不同分区）。这里每条流中的数据都是一个一个的单词：“hello” “world” “hello” “flink” 交替出现。此时第一条流的Source任务（为了方便，下文中我们直接叫它“Source 1”，其它任务类似）读取了3个数据，偏移量为3；而第二条流的Source任务（Source 2）只读取了一个“hello”数据，偏移量为1。
说明：并行的Source任务保存的状态为3和1，表示当前的1号检查点应该包含：第一条流中截至第三个数据、第二条流中截至第一个数据的所有状态更改。可以发现Source任务做这些的时候并不影响后面任务的处理，Sum任务已经处理完了第一条流中传来的(world, 1)，对应的状态也有了更改。

2) 检查点保存算法具体过程为：

触发检查点保存



(1) JobManager发送指令，触发检查点的保存；Source 任务中插入一个分界线，并将偏移量保存到远程的持久化存储中。



说明：并行的Source任务保存的状态为3和1，表示当前的1号检查点应该包含：第一条流中截至第三个数据、第二条流中截至第一个数据的所有状态更改。可以发现Source任务做这些的时候并不影响后面任务的处理，Sum任务已经处理完了第一条流中传来的(world, 1)，对应的状态也有了更改。

- (1) 触发检查点：JobManager 向 Source 发送 Barrier；
- (2) Barrier 发送：向下游广播发送；
- (3) Barrier 对齐：下游需要收到上游所有并行度传递过来的 Barrier 才做自身状态的保存；
- (4) 状态保存：有状态的算子将状态保存至持久化。
- (5) 先处理缓存数据，然后正常继续处理

完成检查点保存之后，任务就可以继续正常处理数据了。这时如果有等待分界线对齐时缓存的数据，需要先做处理；然后再按照顺序依次处理新到的数据。当 JobManager 收到所有任务成功保存状态的信息，就可以确认当前检查点成功保存。之后遇到故障就可以从这里恢复了。

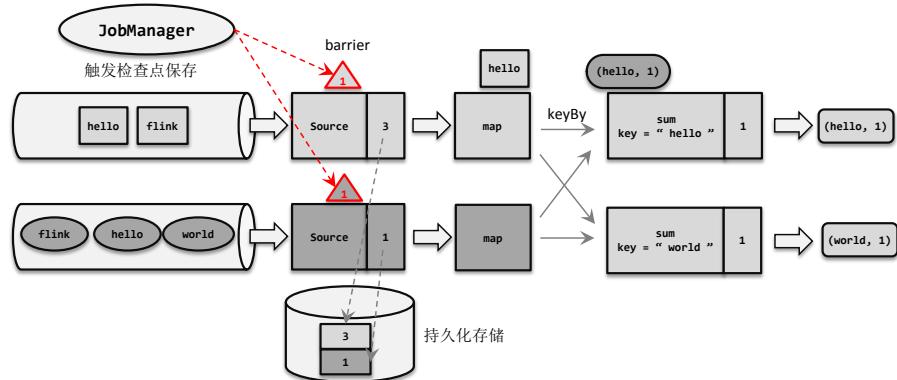
（补充）由于分界线对齐要求先到达的分区做缓存等待，一定程度上会影响处理的速度；当出现背压时，下游任务会堆积大量的缓冲数据，检查点可能需要很久才可以保存完毕。

为了应对这种场景，Barrier 对齐中提供了至少一次语义以及 Flink 1.11 之后提供了不对齐的检查点保存方式，可以将未处理的缓冲数据也保存进检查点。这样，当我们遇到一个分区 barrier 时就不需等待对齐，而是可以直接启动状态的保存了。

9.1.3.3 分布式快照算法（Barrier 对齐的至少一次）

触发检查点保存

(1) JobManager 发送指令，触发检查点的保存；Source 任务中插入一个分界线，并将偏移量保存到远程的持久化存储中。



说明：并行的Source任务保存的状态为3和1，表示当前的1号检查点应该包含：第一条流中截至第三个数据、第二条流中截至第一个数据的所有状态更改。可以发现Source任务做这些的时候并不影响后面任务的处理，Sum任务已经处理完了第一条流中传来的(world, 1)，对应的状态也有了更改。

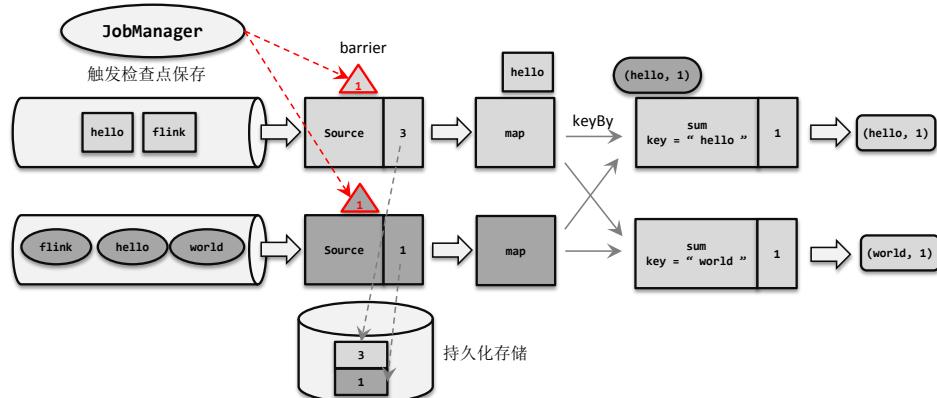
让天下没有难学的技术

9.1.3.4 分布式快照算法（非 Barrier 对齐的精准一次）



触发检查点保存

(1) JobManager发送指令，触发检查点的保存；Source任务中插入一个分界线，并将偏移量保存到远程的持久化存储中。



说明：并行的Source任务保存的状态为3和1，表示当前的1号检查点应该包含：第一条流中截至第三个数据、第二条流中截至第一个数据的所有状态更改。可以发现Source任务做这些的时候并不影响后面任务的处理，Sum任务已经处理完了第一条流中传来的(world, 1)，对应的状态也有了更改。

9.1.4 检查点配置

检查点的作用是为了故障恢复，我们不能因为保存检查点占据了大量时间、导致数据处理性能明显降低。为了兼顾容错性和处理性能，我们可以在代码中对检查点进行各种配置。

9.1.4.1 启用检查点

默认情况下，Flink 程序是禁用检查点的。如果想要为 Flink 应用开启自动保存快照的功能，需要在代码中显式地调用执行环境的`.enableCheckpointing()`方法：

```
StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

// 每隔 1 秒启动一次检查点保存
env.enableCheckpointing(1000);
```

这里需要传入一个长整型的毫秒数，表示周期性保存检查点的间隔时间。如果不传参数直接启用检查点，默认的间隔周期为 500 毫秒，这种方式已经被弃用。

检查点的间隔时间是对处理性能和故障恢复速度的一个权衡。如果我们希望对性能的影响更小，可以调大间隔时间；而如果希望故障重启后迅速赶上实时的数据处理，就需要将间

隔时间设小一些。

9.1.4.2 检查点存储

检查点具体的持久化存储位置，取决于“检查点存储”的设置。默认情况下，检查点存储在 JobManager 的堆内存中。而对于大状态的持久化保存，Flink 也提供了在其他存储位置进行保存的接口。

具体可以通过调用检查点配置的 `.setCheckpointStorage()` 来配置，需要传入一个 `CheckpointStorage` 的实现类。Flink 主要提供了两种 `CheckpointStorage`：作业管理器的堆内存和文件系统。

```
// 配置存储检查点到 JobManager 堆内存
env.getCheckpointConfig().setCheckpointStorage(new
JobManagerCheckpointStorage());  
  
// 配置存储检查点到文件系统
env.getCheckpointConfig().setCheckpointStorage(new
FileSystemCheckpointStorage("hdfs://namenode:40010/flink/checkpoints"));
```

对于实际生产应用，我们一般会将 `CheckpointStorage` 配置为高可用的分布式文件系统（HDFS，S3 等）。

9.1.4.3 其它高级配置

检查点还有很多可以配置的选项，可以通过获取检查点配置（`CheckpointConfig`）来进行设置。

```
CheckpointConfig checkpointConfig = env.getCheckpointConfig();
```

1) 常用高级配置

- 检查点模式（`CheckpointingMode`）

设置检查点一致性的保证级别，有“精确一次”（`exactly-once`）和“至少一次”（`at-least-once`）两个选项。默认级别为 `exactly-once`，而对于大多数低延迟的流处理程序，`at-least-once` 就够用了，而且处理效率会更高。

- 超时时间（`checkpointTimeout`）

用于指定检查点保存的超时时间，超时没完成就会被丢弃掉。传入一个长整型毫秒数作为参数，表示超时时间。

- 最小间隔时间（minPauseBetweenCheckpoints）

用于指定在上一个检查点完成之后，检查点协调器最快等多久可以出发保存下一个检查点的指令。这就意味着即使已经达到了周期触发的时间点，只要距离上一个检查点完成的间隔不够，就依然不能开启下一次检查点的保存。这就为正常处理数据留下了充足的间隙。当指定这个参数时，实际并发为 1。

- 最大并发检查点数量（maxConcurrentCheckpoints）

用于指定运行中的检查点最多可以有多少个。由于每个任务的处理进度不同，完全可能出现后面的任务还没完成前一个检查点的保存、前面任务已经开始保存下一个检查点了。这个参数就是限制同时进行的最大数量。

- 开启外部持久化存储（enableExternalizedCheckpoints）

用于开启检查点的外部持久化，而且默认在作业失败的时候不会自动清理，如果想释放空间需要自己手工清理。里面传入的参数 ExternalizedCheckpointCleanup 指定了当作业取消的时候外部的检查点该如何清理。

DELETE_ON_CANCELLATION：在作业取消的时候会自动删除外部检查点，但是如果作业失败退出，则会保留检查点。

RETAIN_ON_CANCELLATION：作业取消的时候也会保留外部检查点。

- 检查点连续失败次数（tolerableCheckpointFailureNumber）

用于指定检查点连续失败的次数，当达到这个次数，作业就失败退出。默认为 0，这意味着不能容忍检查点失败，并且作业将在第一次报告检查点失败时失败。

2) 开启非对齐检查点

- 非对齐检查点（enableUnalignedCheckpoints）

不再执行检查点的分界线对齐操作，启用之后可以大大减少产生背压时的检查点保存时间。这个设置要求检查点模式（CheckpointingMode）必须为 exactly-once，并且最大并发的检查点个数为 1。

- 对齐检查点超时时间（alignedCheckpointTimeout）

该参数只有在启用非对齐检查点的时候有效。参数默认是 0，表示一开始就直接用非对齐检查点。如果设置大于 0，一开始会使用对齐的检查点，当对齐时间超过该参数设定的时间，则会自动切换成非对齐检查点。

代码中具体设置如下：

```
public class CheckpointConfigDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.createLocalEnvironmentWithWebUI(new  
Configuration());  
        env.setParallelism(1);  
  
        // 代码中用到 hdfs，需要导入 hadoop 依赖、指定访问 hdfs 的用户名  
System.setProperty("HADOOP_USER_NAME", "atguigu");  
  
        // TODO 检查点配置  
        // 1、启用检查点：默认是 barrier 对齐的，周期为 5s，精准一次  
env.enableCheckpointing(5000,  
CheckpointingMode.EXACTLY_ONCE);  
        CheckpointConfig checkpointConfig =  
env.getCheckpointConfig();  
        // 2、指定检查点的存储位置  
  
checkpointConfig.setCheckpointStorage("hdfs://hadoop102:8020/chk");  
        // 3、checkpoint 的超时时间：默认 10 分钟  
checkpointConfig.setCheckpointTimeout(60000);  
        // 4、同时运行中的 checkpoint 的最大数量  
checkpointConfig.setMaxConcurrentCheckpoints(1);  
        // 5、最小等待间隔：上一轮 checkpoint 结束 到 下一轮 checkpoint 开始  
之间的间隔，设置了>0，并发就会变成 1  
        checkpointConfig.setMinPauseBetweenCheckpoints(1000);  
        // 6、取消作业时，checkpoint 的数据 是否保留在外部系统  
        // DELETE_ON_CANCELLATION:主动 cancel 时，删除存在外部系统的 chk-  
xx 目录（如果是程序突然挂掉，不会删）  
        // RETAIN_ON_CANCELLATION:主动 cancel 时，外部系统的 chk-xx 目录会  
保存下来  
  
checkpointConfig.setExternalizedCheckpointCleanup(CheckpointConfig.  
ExternalizedCheckpointCleanup.RETAIN_ON_CANCELLATION);  
        // 7、允许 checkpoint 连续失败的次数，默认 0--》表示 checkpoint 一  
失败，job 就挂掉  
        checkpointConfig.setTolerableCheckpointFailureNumber(10);  
  
        // TODO 开启 非对齐检查点 (barrier 非对齐)
```

```
// 开启的要求： Checkpoint 模式必须是精准一次，最大并发必须设为 1
checkpointConfig.enableUnalignedCheckpoints();
// 开启非对齐检查点才生效： 默认 0，表示一开始就直接用 非对齐的检查点
// 如果大于 0，一开始用 对齐的检查点（barrier 对齐），对齐的时间超过
// 这个参数，自动切换成 非对齐检查点（barrier 非对齐）

checkpointConfig.setAlignedCheckpointTimeout(Duration.ofSeconds(1));

env
    .socketTextStream("hadoop102", 7777)
    .flatMap(
        (String value, Collector<Tuple2<String, Integer>> out) -> {
            String[] words = value.split(" ");
            for (String word : words) {
                out.collect(Tuple2.of(word, 1));
            }
        }
    )
    .returns(Types.TUPLE(Types.STRING, Types.INT))
    .keyBy(value -> value.f0)
    .sum(1)
    .print();

env.execute();
}
}
```

9.1.4.4 通用增量 checkpoint (changelog)

在 1.15 之前，只有 RocksDB 支持增量快照。不同于产生一个包含所有数据的全量备份，增量快照中只包含自上一次快照完成之后被修改的记录，因此可以显著减少快照完成的耗时。

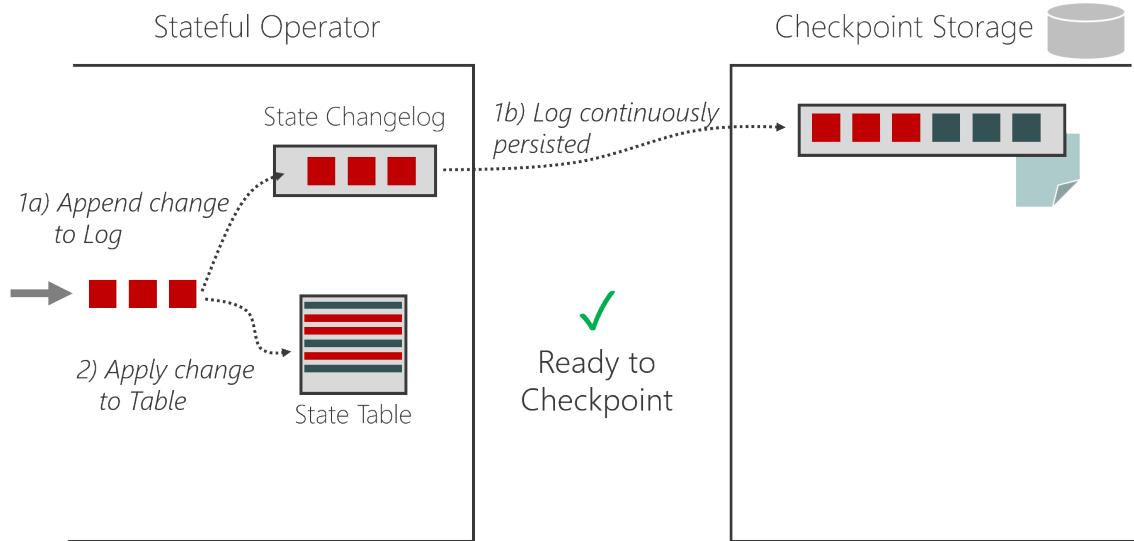
Rocksdb 状态后端启用增量 checkpoint:

```
EmbeddedRocksDBStateBackend          backend      =
EmbeddedRocksDBStateBackend(true);
```

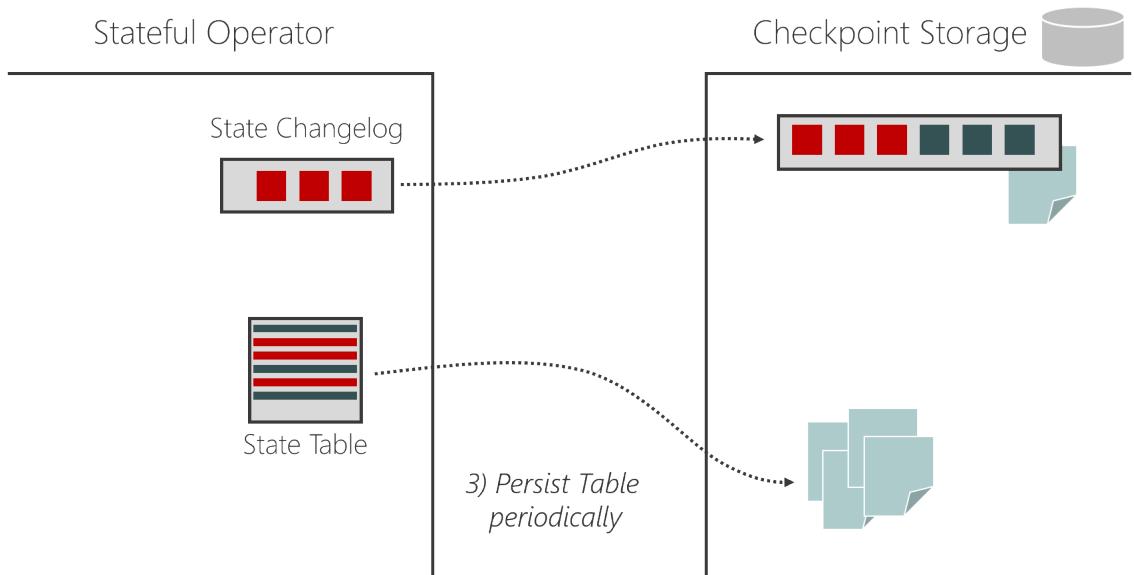
从 1.15 开始，不管 hashmap 还是 rocksdb 状态后端都可以通过开启 changelog 实现通用的增量 checkpoint。

1) 执行过程

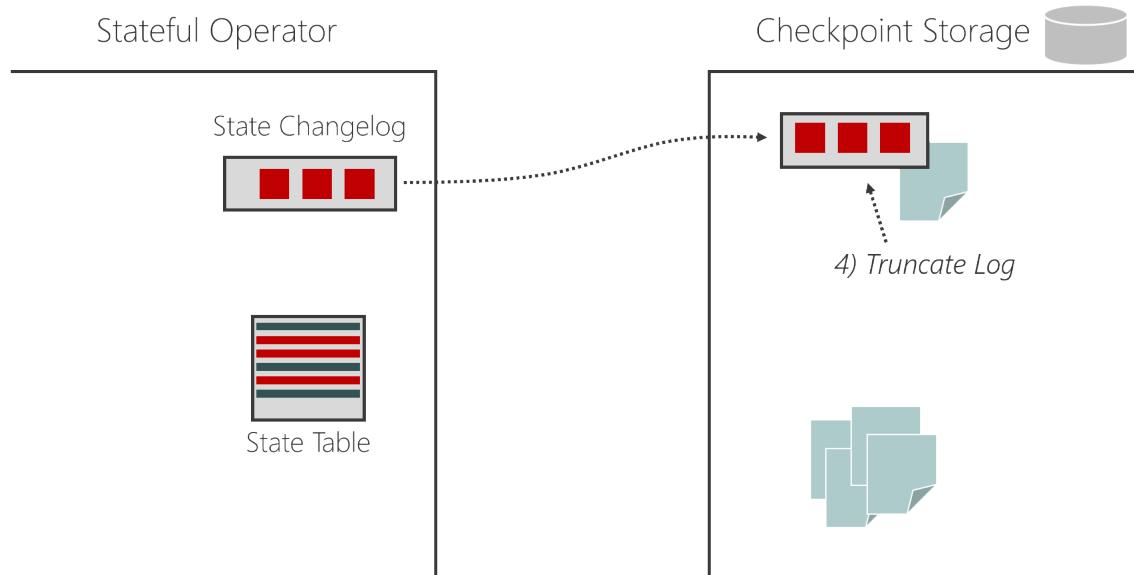
(1) 带状态的算子任务将状态更改写入变更日志（记录状态）



(2) 状态物化: 状态表定期保存, 独立于检查点



(3) 状态物化完成后, 状态变更日志就可以被截断到相应的点



2) 注意事项

- (1) 目前标记为实验性功能，开启后可能会造成资源消耗增大：
 - HDFS 上保存的文件数变多
 - 消耗更多的 IO 带宽用于上传变更日志
 - 更多的 CPU 用于序列化状态更改
 - TaskManager 使用更多内存来缓存状态更改
- (2) 使用限制：
 - Checkpoint 的最大并发必须为 1
 - 从 Flink 1.15 开始，只有文件系统的存储类型实现可用（memory 测试阶段）
 - 不支持 NO CLAIM 模式

3) 使用方式

- (1) 方式一：配置文件指定

```
state.backend.changelog.enabled: true
state.backend.changelog.storage: filesystem
# 存储 changelog 数据
dstl.dfs.base-path: hdfs://hadoop102:8020/changelog
execution.checkpointing.max-concurrent-checkpoints: 1
execution.savepoint-restore-mode: CLAIM
```

- (2) 方式二：在代码中设置

需要引入依赖：

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-statebackend-changelog</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
    <scope>runtime</scope>
</dependency>
```

开启 changelog:

```
env.enableChangelogStateBackend(true);
```

9.1.4.5 最终检查点

如果数据源是有界的，就可能出现部分 Task 已经处理完所有数据，变成 finished 状态，不继续工作。从 Flink 1.14 开始，这些 finished 状态的 Task，也可以继续执行检查点。自 1.15 起默认启用此功能，并且可以通过功能标志禁用它：

```
Configuration config = new Configuration();
config.set(ExecutionCheckpointingOptions.ENABLE_CHECKPOINTS_AFTER_T
ASKS_FINISH, false);
StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment(config);
```

9.1.5 保存点（Savepoint）

除了检查点外，Flink 还提供了另一个非常独特的镜像保存功能——**保存点（savepoint）**。

从名称就可以看出，这也是一个存盘的备份，**它的原理和算法与检查点完全相同**，只是多了一些额外的元数据。

9.1.5.1 保存点的用途

保存点与检查点最大的区别，就是触发的时机。检查点是由 Flink 自动管理的，定期创建，发生故障之后自动读取进行恢复，这是一个“自动存盘”的功能；而保存点不会自动创建，必须由用户明确地手动触发保存操作，所以就是“手动存盘”。

保存点可以当作一个强大的运维工具来使用。我们可以在需要的时候创建一个保存点，然后停止应用，做一些处理调整之后再从保存点重启。它适用的**具体场景**有：

- 版本管理和归档存储
- 更新 Flink 版本
- 更新应用程序
- 调整并行度

- 暂停应用程序

需要注意的是，保存点能够在程序更改的时候依然兼容，前提是状态的拓扑结构和数据类型不变。我们知道保存点中状态都是以算子 ID-状态名称这样的 key-value 组织起来的，算子 ID 可以在代码中直接调用 SingleOutputStreamOperator 的 uid() 方法来进行指定：

```
DataStream<String> stream = env
    .addSource(new StatefulSource()).uid("source-id")
    .map(new StatefulMapper()).uid("mapper-id")
    .print();
```

对于没有设置 ID 的算子，Flink 默认会自动进行设置，所以在重新启动应用后可能会导致 ID 不同而无法兼容以前的状态。所以为了方便后续的维护，强烈建议在程序中为每一个算子手动指定 ID。

9.1.5.2 使用保存点

保存点的使用非常简单，我们可以使用命令行工具来创建保存点，也可以从保存点恢复作业。

(1) 创建保存点

要在命令行中为运行的作业创建一个保存点镜像，只需要执行：

```
bin/flink savepoint :jobId [:targetDirectory]
```

这里 jobId 需要填充要做镜像保存的作业 ID，目标路径 targetDirectory 可选，表示保存点存储的路径。

对于保存点的默认路径，可以通过配置文件 flink-conf.yaml 中的 state.savepoints.dir 项来设定：

```
state.savepoints.dir: hdfs:///flink/savepoints
```

当然对于单独的作业，我们也可以在程序代码中通过执行环境来设置：

```
env.setDefaultSavepointDir("hdfs:///flink/savepoints");
```

由于创建保存点一般都是希望更改环境之后重启，所以创建之后往往紧接着就是停掉作业的操作。除了对运行的作业创建保存点，我们也可以在停掉一个作业时直接创建保存点：

```
bin/flink stop --savepointPath [:targetDirectory] :jobId
```

(2) 从保存点重启应用

我们已经知道，提交启动一个 Flink 作业，使用的命令是 flink run；现在要从保存点重启

一个应用，其实本质是一样的：

```
bin/flink run -s :savepointPath [:runArgs]
```

这里只要增加一个-s 参数，指定保存点的路径就可以了，其它启动时的参数还是完全一样的，如果是基于 yarn 的运行模式还需要加上 -yid application-id。我们在第三章使用 web UI 进行作业提交时，可以填入的参数除了入口类、并行度和运行参数，还有一个“Savepoint Path”，这就是从保存点启动应用的配置。

9.1.5.3 使用保存点切换状态后端

使用 savepoint 恢复状态的时候，也可以更换状态后端。但是有一点需要注意的是，不要在代码中指定状态后端了，通过配置文件来配置或者-D 参数配置。

打包时，服务器上有的就 provided，可能遇到依赖问题，报错：javax.annotation.Nullable 找不到，可以导入如下依赖：

```
<dependency>
    <groupId>com.google.code.findbugs</groupId>
    <artifactId>jsr305</artifactId>
    <version>1.3.9</version>
</dependency>
```

(1) 提交 flink 作业

```
bin/flink run-application -d -t yarn-application -Dstate.backend=hashmap -c com.atguigu.checkpoint.SavepointDemo FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

(2) 停止 flink 作业时，触发保存点

方式一：stop 优雅停止并触发保存点，要求 source 实现 StoppableFunction 接口

```
bin/flink stop -p savepoint 路径 job-id -yid application-id
```

方式二：cancel 立即停止并触发保存点

```
bin/flink cancel -s savepoint 路径 job-id -yid application-id
```

案例中 source 是 socket，不能用 stop

```
bin/flink cancel -s hdfs://hadoop102:8020/sp/cffca338509ea04f38f03b4b77c8075c -yid application_1681871196375_0001
```

(3) 从 savepoint 恢复作业，同时修改状态后端

```
bin/flink run-application -d -t yarn-application -s hdfs://hadoop102:8020/sp/savepoint-267cc0-47a214b019d5 -Dstate.backend=rocksdb -c com.atguigu.checkpoint.SavepointDemo FlinkTutorial-1.0-SNAPSHOT.jar
```

(4) 从保存下来的 checkpoint 恢复作业

```
bin/flink run-application -d -t yarn-application -s  
Dstate.backend=rocksdb  
hdfs://hadoop102:8020/chk/532f87ef4146b2a2968a1c137d33d4a6/chk-175  
-c com.atguigu.checkpoint.SavepointDemo ./FlinkTutorial-1.0-  
SNAPSHOT.jar
```

如果停止作业时，忘了触发保存点也不用担心，现在版本的 flink 支持从保留在外部系统的 checkpoint 恢复作业，但是**恢复时不支持切换状态后端**。

9.2 状态一致性

9.2.1 一致性的概念和级别

一致性其实就是结果的正确性，一般从数据丢失、数据重复来评估。

流式计算本身就是一个一个来的，所以正常处理的过程中结果肯定是正确的；但在发生故障、需要恢复状态进行回滚时就需要更多的保障机制了。我们通过检查点的保存来保证状态恢复后结果的正确，所以主要讨论的就是“**状态的一致性**”。

一般说来，状态一致性有三种级别：

- **最多一次（At-Most-Once）**
- **至少一次（At-Least-Once）**
- **精确一次（Exactly-Once）**

9.2.2 端到端的状态一致性

我们已经知道检查点可以保证 Flink 内部状态的一致性，而且可以做到精确一次。那是不是说，只要开启了检查点，发生故障进行恢复，结果就不会有任何问题呢？

没那么简单。在实际应用中，一般要保证从用户的角度看来，最终消费的数据是正确的。而用户或者外部应用不会直接从 Flink 内部的状态读取数据，往往需要我们将处理结果写入外部存储中。这就要求我们不仅要考虑 Flink 内部数据的处理转换，还涉及到从外部数据源读取，以及写入外部持久化系统，整个应用处理流程从头到尾都应该是正确的。

所以完整的流处理应用，应该包括了数据源、流处理器和外部存储系统三个部分。这个完整应用的一致性，就叫做“**端到端（end-to-end）的状态一致性**”，它取决于三个组件中最弱的那一环。一般来说，能否达到 at-least-once 一致性级别，主要看数据源能够重放数据；而

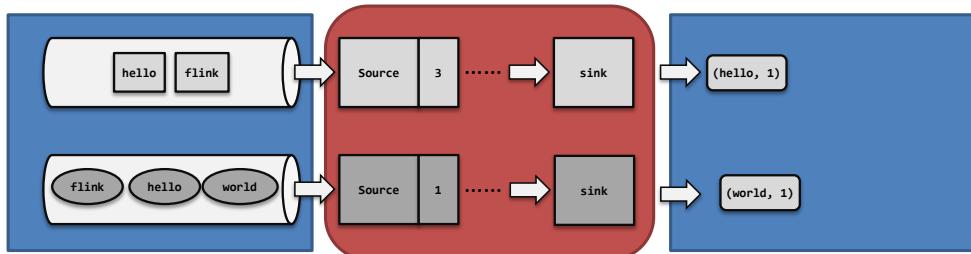
能否达到 exactly-once 级别，流处理器内部、数据源、外部存储都要有相应的保证机制。

9.3 端到端精确一次（End-To-End Exactly-Once）

实际应用中，最难做到、也最希望做到的一致性语义，无疑就是端到端（end-to-end）的“精确一次”。我们知道，对于 Flink 内部来说，检查点机制可以保证故障恢复后数据不丢（在能够重放的前提下），并且只处理一次，所以已经可以做到 exactly-once 的一致性语义了。

所以端到端一致性的关键点，就在于输入的数据源端和输出的外部存储端。

端到端精确一次



输入端：数据可重放
如Kafka，可重置读取数据偏移量

Flink处理：开启checkpoint且精准一次
① barrier对齐精准一次
② 非barrier对齐精准一次

输出端：幂等 或 事务
① 幂等：
利用mysql的主键upsert
hbase的rowkey唯一
② 事务（外部系统提供）：
两阶段提交写kafka
两阶段提交写MySQL（XA事务）

让天下没有难学的技术

9.3.1 输入端保证

输入端主要指的就是 Flink 读取的外部数据源。对于一些数据源来说，并不提供数据的缓冲或是持久化保存，数据被消费之后就彻底不存在了，例如 socket 文本流。对于这样的数据源，故障后我们即使通过检查点恢复之前的状态，可保存检查点之后到发生故障期间的数据已经不能重发了，这就会导致数据丢失。所以就只能保证 at-most-once 的一致性语义，相当于没有保证。

想要在故障恢复后不丢数据，外部数据源就必须拥有重放数据的能力。常见的做法就是对数据进行持久化保存，并且可以重设数据的读取位置。一个最经典的应用就是 Kafka。在 Flink 的 Source 任务中将数据读取的偏移量保存为状态，这样就可以在故障恢复时从检查点中

读取出来，对数据源重置偏移量，重新获取数据。

数据源可重放数据，或者说可重置读取数据偏移量，加上 Flink 的 Source 算子将偏移量作为状态保存进检查点，就可以保证数据不丢。这是达到 at-least-once 一致性语义的基本要求，当然也是实现端到端 exactly-once 的基本要求。

9.3.2 输出端保证

有了 Flink 的检查点机制，以及可重放数据的外部数据源，我们已经能做到 at-least-once 了。但是想要实现 exactly-once 却有更大的困难：数据有可能重复写入外部系统。

因为检查点保存之后，继续到来的数据也会一一处理，任务的状态也会更新，最终通过 Sink 任务将计算结果输出到外部系统；只是状态改变还没有存到下一个检查点中。这时如果出现故障，这些数据都会重新来一遍，就计算了两次。我们知道对 Flink 内部状态来说，重复计算的动作是没有影响的，因为状态已经回滚，最终改变只会发生一次；但对于外部系统来说，已经写入的结果就是泼出去的水，已经无法收回了，再次执行写入就会把同一个数据写入两次。

所以这时，我们只保证了端到端的 at-least-once 语义。

为了实现端到端 exactly-once，我们还需要对外部存储系统、以及 Sink 连接器有额外的要求。能够保证 exactly-once 一致性的写入方式有两种：

- 幂等写入
- 事务写入

我们需要外部存储系统对这两种写入方式的支持，而 Flink 也为提供了一些 Sink 连接器接口。接下来我们进行展开讲解。

1) 幂等 (Idempotent) 写入

所谓“幂等”操作，就是说一个操作可以重复执行很多次，但只导致一次结果更改。也就是说，后面再重复执行就不会对结果起作用了。

这相当于说，我们并没有真正解决数据重复计算、写入的问题；而是说，重复写入也没关系，结果不会改变。所以这种方式主要的限制在于外部存储系统必须支持这样的幂等写入：比如 Redis 中键值存储，或者关系型数据库（如 MySQL）中满足查询条件的更新操作。

需要注意，对于幂等写入，遇到故障进行恢复时，有可能会出现短暂的不一致。因为保存点完成之后到发生故障之间的数据，其实已经写入了一遍，回滚的时候并不能消除它们。如果有一个外部应用读取写入的数据，可能会看到奇怪的现象：短时间内，结果会突然“跳回”到之前的某个值，然后“重播”一段之前的数据。不过当数据的重放逐渐超过发生故障的点的时候，最终的结果还是一致的。

2) 事务（Transactional）写入

如果说幂等写入对应用场景限制太多，那么事务写入可以说是更一般化的保证一致性的
方式。

输出端最大的问题，就是写入到外部系统的数据难以撤回。而利用事务就可以实现对已
写入数据的撤回。

事务是应用程序中一系列严密的操作，所有操作必须成功完成，否则在每个操作中所作
的所有更改都会被撤消。事务有四个基本特性：原子性、一致性、隔离性和持久性，这就是
著名的 ACID。

在 Flink 流处理的结果写入外部系统时，如果能够构建一个事务，让写入操作可以随着检
查点来提交和回滚，那么自然就可以解决重复写入的问题了。所以事务写入的基本思想就是：
用一个事务来进行数据向外部系统的写入，这个事务是与检查点绑定在一起的。当 Sink 任务
遇到 barrier 时，开始保存状态的同时就开启一个事务，接下来所有数据的写入都在这个事
务中；待到当前检查点保存完毕时，将事务提交，所有写入的数据就真正可用了。如果中间过
程出现故障，状态会回退到上一个检查点，而当前事务没有正常关闭（因为当前检查点没有
保存完），所以也会回滚，写入到外部的数据就被撤销了。

具体来说，又有两种实现方式：预写日志（WAL）和两阶段提交（2PC）

（1）预写日志（write-ahead-log, WAL）

我们发现，事务提交是需要外部存储系统支持事务的，否则没有办法真正实现写入的回
撤。那对于一般不支持事务的存储系统，能够实现事务写入呢？

预写日志（WAL）就是一种非常简单的方式。具体步骤是：

- ①先把结果数据作为日志（log）状态保存起来

- ②进行检查点保存时，也会将这些结果数据一并做持久化存储
- ③在收到检查点完成的通知时，将所有结果一次性写入外部系统。
- ④在成功写入所有数据后，在内部再次确认相应的检查点，将确认信息也进行持久化保存。这才代表着检查点的真正完成。

我们会发现，这种方式类似于检查点完成时做一个批处理，一次性的写入会带来一些性能上的问题；而优点就是比较简单，由于数据提前在状态后端中做了缓存，所以无论什么外部存储系统，理论上都能用这种方式一批搞定。在 Flink 中 DataStream API 提供了一个模板类 GenericWriteAheadSink，用来实现这种事务型的写入方式。

需要注意的是，预写日志这种一批写入的方式，有可能会写入失败；所以在执行写入动作之后，必须等待发送成功的返回确认消息。在成功写入所有数据后，在内部再次确认相应的检查点，这才代表着检查点的真正完成。这里需要将确认信息也进行持久化保存，在故障恢复时，只有存在对应的确认信息，才能保证这批数据已经写入，可以恢复到对应的检查点位置。

但这种“再次确认”的方式，也会有一些缺陷。如果我们的检查点已经成功保存、数据也成功地一批写入到了外部系统，但是最终保存确认信息时出现了故障，Flink 最终还是会认为没有成功写入。于是发生故障时，不会使用这个检查点，而是需要回退到上一个；这样就会导致这批数据的重复写入。

（2）两阶段提交（two-phase-commit, 2PC）

前面提到的各种实现 exactly-once 的方式，多少都有点缺陷；而更好的方法就是传说中的两阶段提交（2PC）。

顾名思义，它的想法是分成两个阶段：先做“预提交”，等检查点完成之后再正式提交。这种提交方式是真正基于事务的，它需要外部系统提供事务支持。

具体的实现步骤为：

- ①当第一条数据到来时，或者收到检查点的分界线时，Sink 任务都会启动一个事务。
- ②接下来接收到的所有数据，都通过这个事务写入外部系统；这时由于事务没有提交，所以数据尽管写入了外部系统，但是不可用，是“预提交”的状态。

③当 Sink 任务收到 JobManager 发来检查点完成的通知时，正式提交事务，写入的结果就真正可用。

当中间发生故障时，当前未提交的事务就会回滚，于是所有写入外部系统的数据也就实现了撤回。这种两阶段提交（2PC）的方式充分利用了 Flink 现有的检查点机制：分界线的到来，就标志着开始一个新事务；而收到来自 JobManager 的 checkpoint 成功的消息，就是提交事务的指令。每个结果数据的写入，依然是流式的，不再有预写日志时批处理的性能问题；最终提交时，也只需要额外发送一个确认信息。所以 2PC 协议不仅真正意义上实现了 exactly-once，而且通过搭载 Flink 的检查点机制来实现事务，只给系统增加了很少的开销。

Flink 提供了 TwoPhaseCommitSinkFunction 接口，方便我们自定义实现两阶段提交的 SinkFunction 的实现，提供了真正端到端的 exactly-once 保证。新的 Sink 架构，使用的是 TwoPhaseCommittingSink 接口。

不过两阶段提交虽然精巧，却对外部系统有很高的要求。这里将 2PC 对外部系统的要求列举如下：

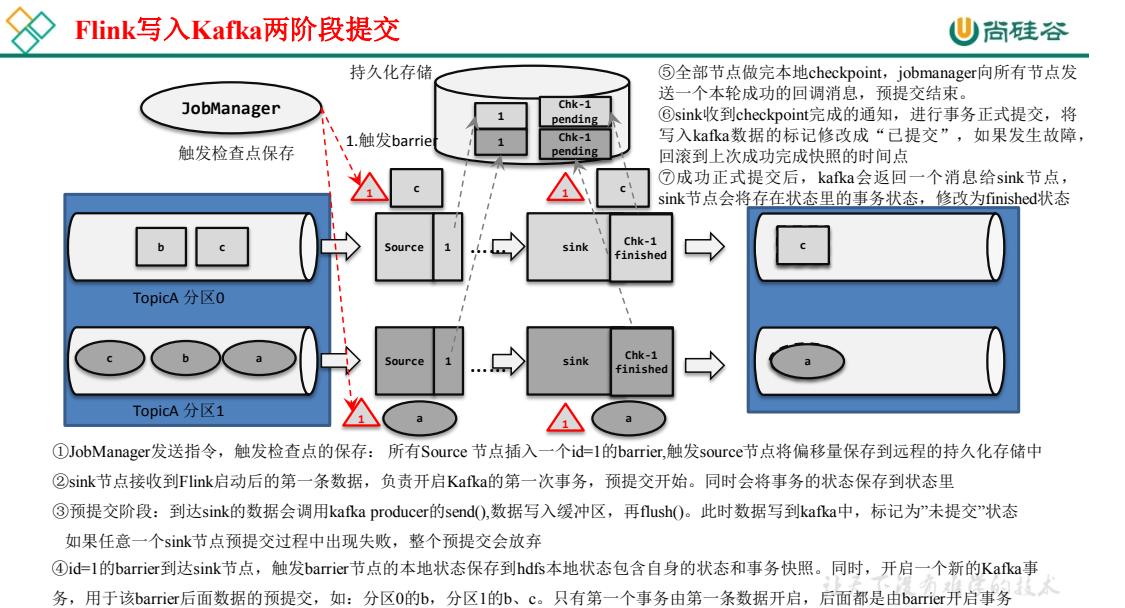
- 外部系统必须提供事务支持，或者 Sink 任务必须能够模拟外部系统上的事务。
- 在检查点的间隔期间里，必须能够开启一个事务并接受数据写入。
- 在收到检查点完成的通知之前，事务必须是“等待提交”的状态。在故障恢复的情况下，这可能需要一些时间。如果这个时候外部系统关闭事务（例如超时了），那么未提交的数据就会丢失。
- Sink 任务必须能够在进程失败后恢复事务。
- 提交事务必须是幂等操作。也就是说，事务的重复提交应该是无效的。

可见，2PC 在实际应用同样会受到比较大的限制。具体在项目中的选型，最终还应该是一致性级别和处理性能的权衡考量。

9.3.3 Flink 和 Kafka 连接时的精确一次保证

在流处理的应用中，最佳的数据源当然就是可重置偏移量的消息队列了；它不仅可以提供数据重放的功能，而且天生就是以流的方式存储和处理数据的。所以作为大数据工具中消息队列的代表，Kafka 可以说与 Flink 是天作之合，实际项目中也经常会看到以 Kafka 作为数

据源和写入的外部系统的应用。在本小节中，我们就来具体讨论一下 Flink 和 Kafka 连接时，怎样保证端到端的 exactly-once 状态一致性。



1) 整体介绍

既然是端到端的 exactly-once，我们依然可以从三个组件的角度来进行分析：

(1) Flink 内部

Flink 内部可以通过检查点机制保证状态和处理结果的 exactly-once 语义。

(2) 输入端

输入数据源端的 Kafka 可以对数据进行持久化保存，并可以重置偏移量（offset）。所以我们可以在 Source 任务（FlinkKafkaConsumer）中将当前读取的偏移量保存为算子状态，写入到检查点中；当发生故障时，从检查点中读取恢复状态，并由连接器 FlinkKafkaConsumer 向 Kafka 重新提交偏移量，就可以重新消费数据、保证结果的一致性了。

(3) 输出端

输出端保证 exactly-once 的最佳实现，当然就是两阶段提交（2PC）。作为与 Flink 天生一对的 Kafka，自然需要用最强有力的一致性保证来证明自己。

也就是说，我们写入 Kafka 的过程实际上是一个两段式的提交：处理完毕得到结果，写入 Kafka 时是基于事务的“预提交”；等到检查点保存完毕，才会提交事务进行“正式提交”。

如果中间出现故障，事务进行回滚，预提交就会被放弃；恢复状态之后，也只能恢复所有已经确认提交的操作。

2) 需要的配置

在具体应用中，实现真正的端到端 exactly-once，还需要有一些额外的配置：

- (1) 必须启用检查点
- (2) 指定 KafkaSink 的发送级别为 `DeliveryGuarantee.EXACTLY_ONCE`
- (3) 配置 Kafka 读取数据的消费者的隔离级别

这里所说的 Kafka，是写入的外部系统。预提交阶段数据已经写入，只是被标记为“未提交”（`uncommitted`），而 Kafka 中默认的隔离级别 `isolation.level` 是 `read_uncommitted`，也就是可以读取未提交的数据。这样一来，外部应用就可以直接消费未提交的数据，对于事务性的保证就失效了。所以应该将隔离级别配置

为 `read_committed`，表示消费者遇到未提交的消息时，会停止从分区中消费数据，直到消息被标记为已提交才会再次恢复消费。当然，这样做的话，外部应用消费数据就会有显著的延迟。

- (4) 事务超时配置

Flink 的 Kafka 连接器中配置的事务超时时间 `transaction.timeout.ms` 默认是 1 小时，而 Kafka 集群配置的事务最大超时时间 `transaction.max.timeout.ms` 默认是 15 分钟。所以在检查点保存时间很长时，有可能出现 Kafka 已经认为事务超时了，丢弃了预提交的数据；而 Sink 任务认为还可以继续等待。如果接下来检查点保存成功，发生故障后回滚到这个检查点的状态，这部分数据就被真正丢掉了。所以这两个超时时间，前者应该小于等于后者。

```
public class KafkaEOSDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
        // 代码中用到 hdfs，需要导入 hadoop 依赖、指定访问 hdfs 的用户名  
        System.setProperty("HADOOP_USER_NAME", "atguigu");  
  
        // TODO 1、启用检查点，设置为精准一次  
        env.enableCheckpointing(5000,  
            CheckpointingMode.EXACTLY_ONCE);  
        CheckpointConfig checkpointConfig =
```

```
env.getCheckpointConfig();

checkpointConfig.setCheckpointStorage("hdfs://hadoop102:8020/chk");

checkpointConfig.setExternalizedCheckpointCleanup(CheckpointConfig.ExternalizedCheckpointCleanup.RETAIN_ON_CANCELLATION);

// TODO 2. 读取 kafka
KafkaSource<String> kafkaSource = KafkaSource.<String>builder()
    .setBootstrapServers("hadoop102:9092,hadoop103:9092,hadoop104:9092")
    .setGroupId("atguigu")
    .setTopics("topic_1")
    .setValueOnlyDeserializer(new SimpleStringSchema())
    .setStartingOffsets(OffsetsInitializer.latest())
    .build();

DataStreamSource<String> kafkasource = env
    .fromSource(kafkaSource,
WatermarkStrategy.forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3)),
"kafkasource");

/***
 * TODO 3. 写出到 Kafka
 * 精准一次 写入 Kafka，需要满足以下条件，缺一不可
 * 1、开启 checkpoint
 * 2、sink 设置保证级别为 精准一次
 * 3、sink 设置事务前缀
 * 4、sink 设置事务超时时间： checkpoint 间隔 < 事务超时时间 <
max 的 15 分钟
 */
KafkaSink<String> kafkaSink = KafkaSink.<String>builder()
    // 指定 kafka 的地址和端口
    .setBootstrapServers("hadoop102:9092,hadoop103:9092,hadoop104:9092")
    // 指定序列化器：指定 Topic 名称、具体的序列化
    .setRecordSerializer(
        KafkaRecordSerializationSchema.<String>builder()
            .setTopic("ws")
            .setValueSerializationSchema(new SimpleStringSchema())
            .build()
    )
    // TODO 3.1 精准一次，开启 2pc
    .setDeliveryGuarantee(DeliveryGuarantee.EXACTLY_ONCE)
```

```
// TODO 3.2 精准一次，必须设置 事务的前缀
.setTransactionalIdPrefix("atguigu-")
// TODO 3.3 精准一次，必须设置 事务超时时间：大于
checkpoint 间隔，小于 max 15 分钟
.setProperty(ProducerConfig.TRANSACTION_TIMEOUT_CONFIG, 10*60*1000+"")
.build();

kafkasource.sinkTo(kafkaSink);

env.execute();
}
}
```

后续读取 “ws” 这个 topic 的消费者，要设置事务的隔离级别为“读已提交”，如下：

```
public class KafkaEOSDemo2 {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        // 消费 在前面使用两阶段提交写入的 Topic
        KafkaSource<String> kafkaSource =
KafkaSource.<String>builder()
            .setBootstrapServers("hadoop102:9092,hadoop103:9092,hadoop104:9092")
            .setGroupId("atguigu")
            .setTopics("ws")
            .setValueOnlyDeserializer(new SimpleStringSchema())
            .setStartingOffsets(OffsetsInitializer.latest())
        // TODO 作为 下游的消费者，要设置 事务的隔离级别 = 读已提交
            .setProperty(ConsumerConfig.ISOLATION_LEVEL_CONFIG,
"read_committed")
            .build();

        env
            .fromSource(kafkaSource,
WatermarkStrategy.forBoundedOutOfOrderness(Duration.ofSeconds(3)),
"kafkasource")
            .print();

        env.execute();
    }
}
```

第 10 章 Flink SQL

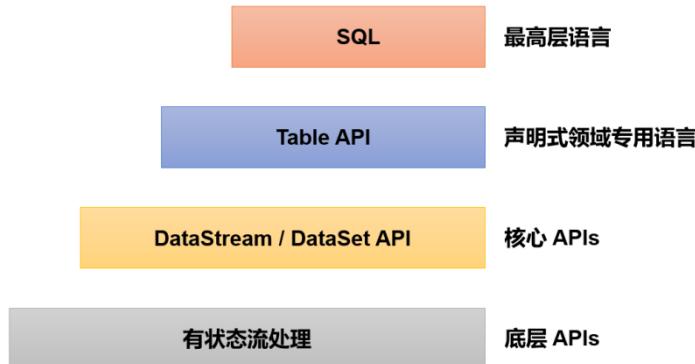


Table API 和 SQL 是最上层的 API，在 Flink 中这两种 API 被集成在一起，SQL 执行的对象也是 Flink 中的表（Table），所以我们一般会认为它们是一体的。Flink 是批流统一的处理框架，无论是批处理（DataSet API）还是流处理（DataStream API），在上层应用中都可以直接使用 Table API 或者 SQL 来实现；这两种 API 对于一张表执行相同的查询操作，得到的结果是完全一样的。我们主要还是以流处理应用为例进行讲解。

需要说明的是，Table API 和 SQL 最初并不完善，在 Flink 1.9 版本合并阿里巴巴内部版本 Blink 之后发生了非常大的改变，此后也一直处在快速开发和完善的过程中，直到 Flink 1.12 版本才基本上做到了功能上的完善。而即使是在目前最新的 1.17 版本中，Table API 和 SQL 依然不算稳定，接口用法还在不停调整和更新。所以这部分希望大家重在理解原理和基本用法，具体的 API 调用可以随时关注官网的更新变化。

SQL API 是基于 SQL 标准的 Apache Calcite 框架实现的，可通过纯 SQL 来开发和运行一个 Flink 任务。

10.1 sql-client 准备

为了方便讲解和演示 Flink SQL 语法，主要使用 Flink 提供的 sql-client 进行操作。

10.1.1 基于 yarn-session 模式

1) 启动 Flink

```
/opt/module/flink-1.17.0/bin/yarn-session.sh -d
```

2) 启动 Flink 的 sql-client

```
/opt/module/flink-1.17.0/bin/sql-client.sh embedded -s yarn-session
```

10.1.2 常用配置

1) 结果显示模式

```
#默认 table, 还可以设置为 tableau、changelog  
SET sql-client.execution.result-mode=tableau;
```

3) 执行环境

```
SET execution.runtime-mode=streaming; #默认 streaming, 也可以设置 batch
```

4) 默认并行度

```
SET parallelism.default=1;
```

5) 设置状态 TTL

```
SET table.exec.state.ttl=1000;
```

6) 通过 sql 文件初始化

(1) 创建 sql 文件

```
vim conf/sql-client-init.sql  
  
SET sql-client.execution.result-mode=tableau;  
CREATE DATABASE mydatabase;
```

(2) 启动时, 指定 sql 文件

```
/opt/module/flink-1.17.0/bin/sql-client.sh embedded -s yarn-session  
-i conf/sql-client-init.sql
```

10.2 流处理中的表

我们可以将关系型表/SQL 与流处理做一个对比, 如表所示。

	关系型表/SQL	流处理
处理的数据对象	字段元组的有界集合	字段元组的无限序列
查询 (Query)	可以访问到完整的数据输入	无法访问到所有数据, 必须“持续”等待流式输入
对数据的访问		
查询终止条件	生成固定大小的结果集后终止	永不停止, 根据持续收到的数据不断更新查询结果

可以看到, 其实关系型表和 SQL, 主要就是针对批处理设计的, 这和流处理有着天生的隔阂。接下来我们就来深入探讨一下流处理中表的概念。

10.2.1 动态表和持续查询

流处理面对的数据是连续不断的, 这导致了流处理中的“表”跟我们熟悉的关系型数据库中的表完全不同; 而基于表执行的查询操作, 也就有了新的含义。

1) 动态表 (Dynamic Tables)

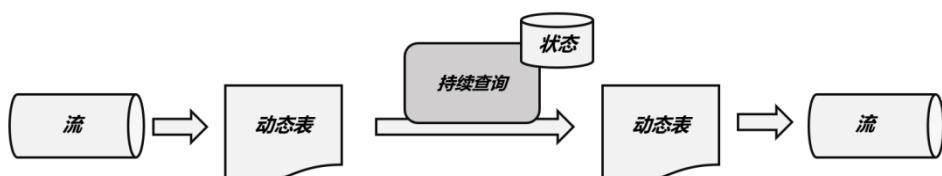
当流中有新数据到来，初始的表中会插入一行；而基于这个表定义的 SQL 查询，就应该在之前的基础上更新结果。这样得到的表就会不断地动态变化，被称为“动态表”(Dynamic Tables)。

动态表是 Flink 在 Table API 和 SQL 中的核心概念，它为流数据处理提供了表和 SQL 支持。我们所熟悉的表一般用来做批处理，面向的是固定的数据集，可以认为是“静态表”；而动态表则完全不同，它里面的数据会随时间变化。

2) 持续查询 (Continuous Query)

动态表可以像静态的批处理表一样进行查询操作。由于数据在不断变化，因此基于它定义的 SQL 查询也不可能执行一次就得到最终结果。这样一来，我们对动态表的查询也就永远不会停止，一直在随着新数据的到来而继续执行。这样的查询就被称作“持续查询”(Continuous Query)。对动态表定义的查询操作，都是持续查询；而持续查询的结果也会是一个动态表。

由于每次数据到来都会触发查询操作，因此可以认为一次查询面对的数据集，就是当前输入动态表中收到的所有数据。这相当于是对输入动态表做了一个“快照”(snapshot)，当作有限数据集进行批处理；流式数据的到来会触发连续不断的快照查询，像动画一样连贯起来，就构成了“持续查询”。



持续查询的步骤如下：

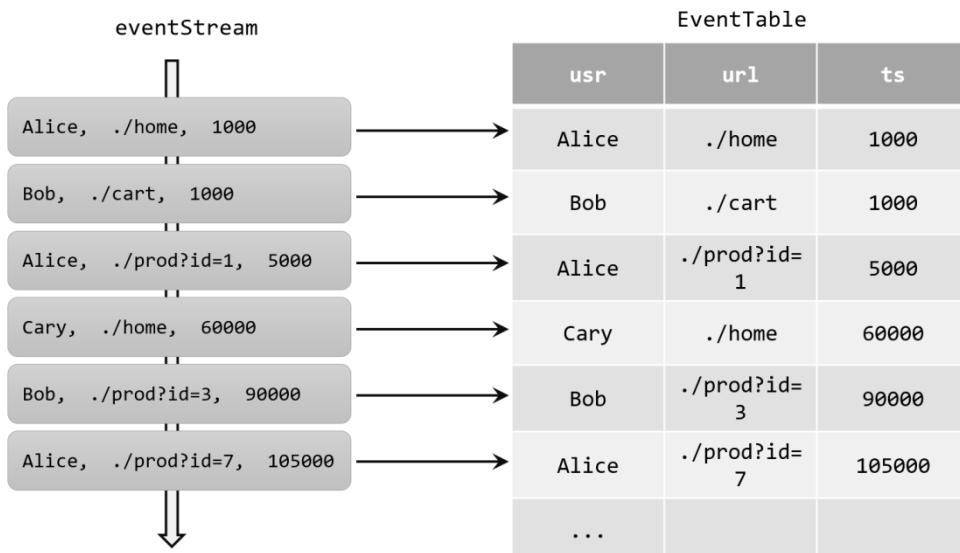
- (1) 流 (stream) 被转换为动态表 (dynamic table);
- (2) 对动态表进行持续查询 (continuous query)，生成新的动态表；
- (3) 生成的动态表被转换成流。

这样，只要 API 将流和动态表的转换封装起来，我们就可以直接在数据流上执行 SQL 查询，用处理表的方式来做流处理了。

10.2.2 将流转换成动态表

如果把流看作一张表，那么流中每个数据的到来，都应该看作是对表的一次插入（Insert）操作，会在表的末尾添加一行数据。因为流是连续不断的，而且之前的输出结果无法改变、只能在后面追加；所以我们其实是通过一个只有插入操作（insert-only）的更新日志（changelog）流，来构建一个表。

例如，当用户点击事件到来时，就对应着动态表中的一次插入（Insert）操作，每条数据就是表中的一行；随着插入更多的点击事件，得到的动态表将不断增长。



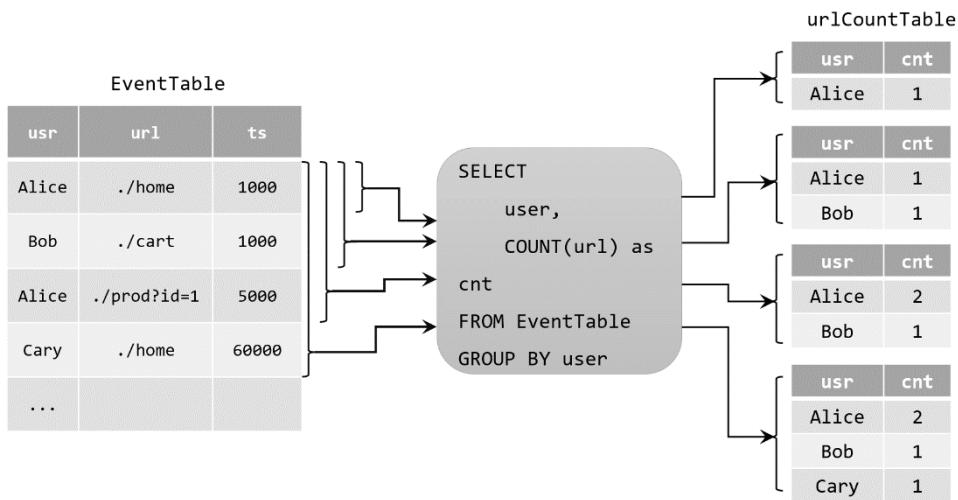
10.2.3 用 SQL 持续查询

1) 更新（Update）查询

我们在代码中定义了一个 SQL 查询。

```
Table urlCountTable = tableEnv.sqlQuery("SELECT user, COUNT(url) as cnt FROM EventTable GROUP BY user");
```

当原始动态表不停地插入新的数据时，查询得到的 urlCountTable 会持续地进行更改。由于 count 数量可能会叠加增长，因此这里的更改操作可以是简单的插入（Insert），也可以是对之前数据的更新（Update）。这种持续查询被称为更新查询（Update Query），更新查询得到的结果表如果想要转换成 DataStream，必须调用 toChangelogStream()方法。

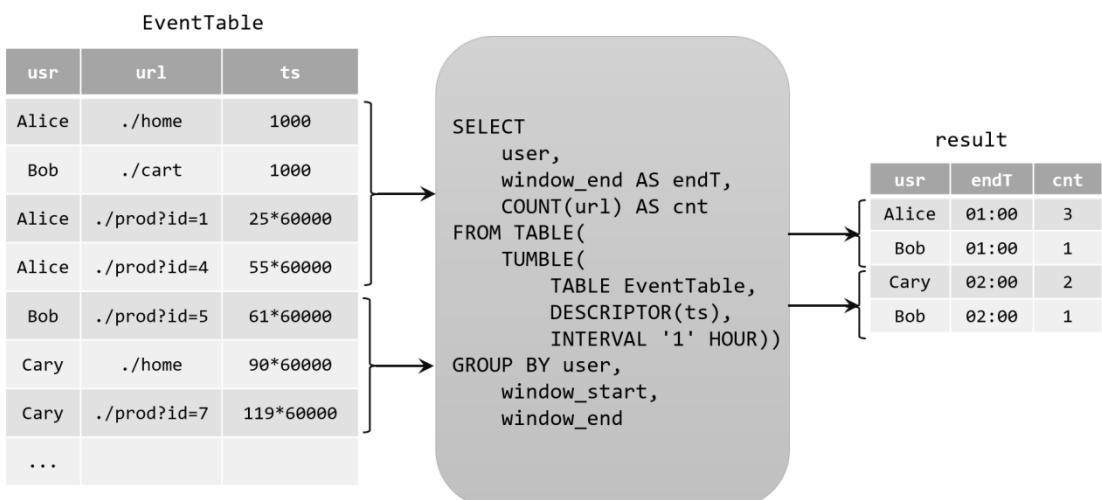


2) 追加 (Append) 查询

上面的例子中，查询过程用到了分组聚合，结果表中就会产生更新操作。如果我们执行一个简单的条件查询，结果表中就会像原始表 **EventTable** 一样，只有插入（Insert）操作了。

```
Table aliceVisitTable = tableEnv.sqlQuery("SELECT url, user FROM EventTable WHERE user = 'Cary'");
```

这样的持续查询，就被称为追加查询（Append Query），它定义的结果表的更新日志（changelog）流中只有 INSERT 操作。



由于窗口的统计结果是一次性写入结果表的，所以结果表的更新日志流中只会包含插入 INSERT 操作，而没有更新 UPDATE 操作。所以这里的持续查询，依然是一个追加（Append）查询。结果表 **result** 如果转换成 DataStream，可以直接调用 **toDataStream()** 方法。

10.2.4 将动态表转换为流

与关系型数据库中的表一样，动态表也可以通过插入（Insert）、更新（Update）和删除（Delete）操作，进行持续的更改。将动态表转换为流或将其写入外部系统时，就需要对这些更改操作进行编码，通过发送编码消息的方式告诉外部系统要执行的操作。在 Flink 中，Table API 和 SQL 支持三种编码方式：

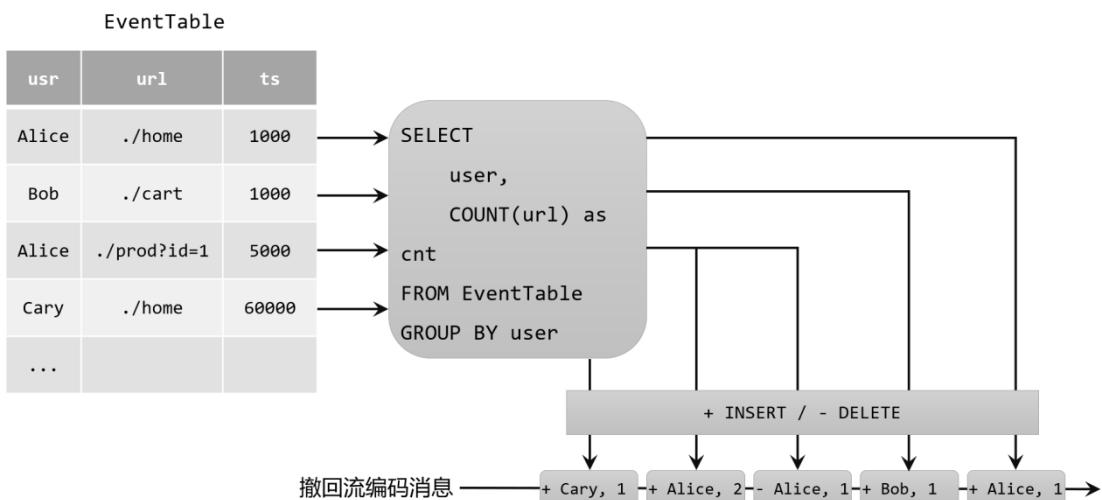
- 仅追加（Append-only）流

仅通过插入（Insert）更改来修改的动态表，可以直接转换为“仅追加”流。这个流中发出的数据，其实就是动态表中新增的每一行。

- 撤回（Retract）流

撤回流是包含两类消息的流，添加（add）消息和撤回（retract）消息。

具体的编码规则是：INSERT 插入操作编码为 add 消息；DELETE 删除操作编码为 retract 消息；而 UPDATE 更新操作则编码为被更改行的 retract 消息，和更新后行（新行）的 add 消息。这样，我们可以通过编码后的消息指明所有的增删改操作，一个动态表就可以转换为撤回流了。

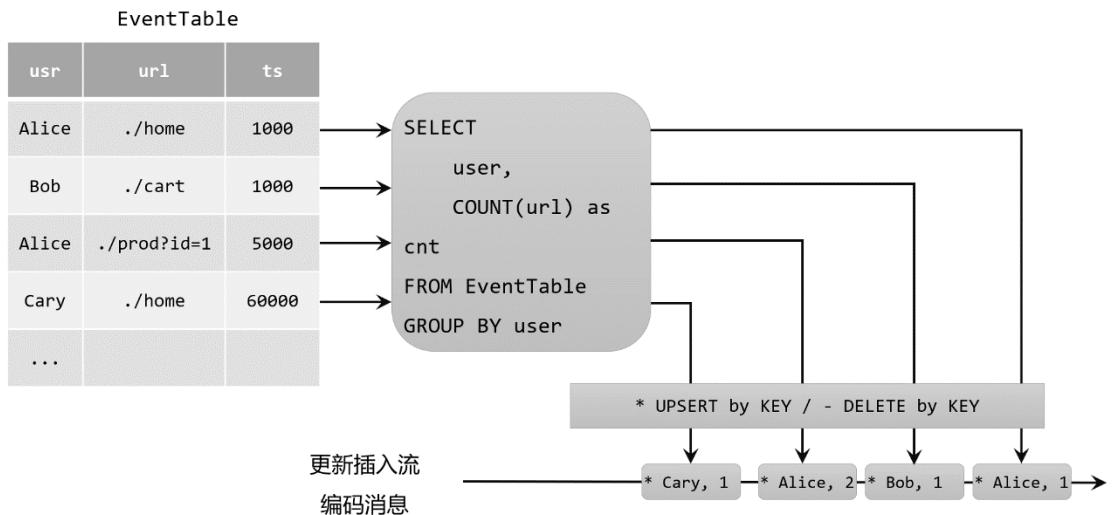


- 更新插入（Upsert）流

更新插入流中只包含两种类型的消息：更新插入（upsert）消息和删除（delete）消息。

所谓的“upsert”其实是“update”和“insert”的合成词，所以对于更新插入流来说，INSERT

插入操作和 UPDATE 更新操作，统一被编码为 upsert 消息；而 DELETE 删除操作则被编码为 delete 消息。



需要注意的是，在代码里将动态表转换为 DataStream 时，只支持仅追加（append-only）和撤回（retract）流，我们调用 `toChangelogStream()` 得到的其实就是撤回流。而连接到外部系统时，则可以支持不同的编码方法，这取决于外部系统本身的特性。

10.3 时间属性

基于时间的操作（比如时间窗口），需要定义相关的时间语义和时间数据来源的信息。

在 Table API 和 SQL 中，会给表单独提供一个逻辑上的时间字段，专门用来在表处理程序中指示时间。

所以所谓的时间属性（time attributes），其实就是每个表模式结构（schema）的一部分。它可以在创建表的 DDL 里直接定义为一个字段，也可以在 DataStream 转换成表时定义。一旦定义了时间属性，它就可以作为一个普通字段引用，并且可以在基于时间的操作中使用。

时间属性的数据类型必须为 `TIMESTAMP`，它的行为类似于常规时间戳，可以直接访问并且进行计算。

按照时间语义的不同，可以把时间属性的定义分成事件时间（event time）和处理时间（processing time）两种情况。

10.3.1 事件时间

事件时间属性可以在创建表 DDL 中定义，增加一个字段，通过 WATERMARK 语句来定义事件时间属性。具体定义方式如下：

```
CREATE TABLE EventTable (
    user STRING,
    url STRING,
    ts TIMESTAMP(3),
    WATERMARK FOR ts AS ts - INTERVAL '5' SECOND
) WITH (
    ...
);
```

这里我们把 ts 字段定义为事件时间属性，而且基于 ts 设置了 5 秒的水位线延迟。

时间戳类型必须是 TIMESTAMP 或者 TIMESTAMP_LTZ 类型。但是时间戳一般都是秒或者是毫秒（BIGINT 类型），这种情况可以通过如下方式转换

```
ts BIGINT,
time_ltz AS TO_TIMESTAMP_LTZ(ts, 3),
```

10.3.2 处理时间

在定义处理时间属性时，必须要额外声明一个字段，专门用来保存当前的处理时间。

在创建表的 DDL（CREATE TABLE 语句）中，可以增加一个额外的字段，通过调用系统内置的 PROCTIME() 函数来指定当前的处理时间属性。

```
CREATE TABLE EventTable (
    user STRING,
    url STRING,
    ts AS PROCTIME()
) WITH (
    ...
);
```

10.4 DDL（Data Definition Language）数据定义

10.4.1 数据库

1) 创建数据库

(1) 语法

```
CREATE DATABASE [IF NOT EXISTS] [catalog_name.]db_name
[COMMENT database_comment]
WITH (key1=val1, key2=val2, ...)
```

(2) 案例

```
CREATE DATABASE db_flink;
```

2) 查询数据库

(1) 查询所有数据库

```
SHOW DATABASES
```

(2) 查询当前数据库

```
SHOW CURRENT DATABASE
```

3) 修改数据库

```
ALTER DATABASE [catalog_name.]db_name SET (key1=val1, key2=val2, ...)
```

4) 删除数据库

```
DROP DATABASE [IF EXISTS] [catalog_name.]db_name [ (RESTRICT | CASCADE) ]
```

➤ RESTRICT: 删除非空数据库会触发异常。默认启用

➤ CASCADE: 删除非空数据库也会删除所有相关的表和函数。

```
DROP DATABASE db_flink2;
```

5) 切换当前数据库

```
USE database_name;
```

10.4.2 表

1) 创建表

(1) 语法

```
CREATE TABLE [IF NOT EXISTS] [catalog_name.][db_name.]table_name
(
    { <physical_column_definition> | <metadata_column_definition> |
<computed_column_definition> }[ , ...n]
    [ <watermark_definition> ]
    [ <table_constraint> ][ , ...n]
)
[COMMENT table_comment]
[PARTITIONED BY (partition_column_name1,
partition_column_name2, ...)]
WITH (key1=val1, key2=val2, ...)
[ LIKE source_table [( <like_options> )] | AS select_query ]
```

① physical_column_definition

物理列是数据库中所说的常规列。其定义了物理介质中存储的数据中字段的名称、类型和顺序。其他类型的列可以在物理列之间声明，但不会影响最终的物理列的读取。

② metadata_column_definition

元数据列是 SQL 标准的扩展，允许访问数据源本身具有的一些元数据。元数据列由 METADATA 关键字标识。例如，我们可以使用元数据列从 Kafka 记录中读取和写入时间戳，用于基于时间的操作（这个时间戳不是数据中的某个时间戳字段，而是数据写入 Kafka 时，Kafka 引擎给这条数据打上的时间戳标记）。connector 和 format 文档列出了每个组件可用的元数据字段。

```
CREATE TABLE MyTable (
    `user_id` BIGINT,
    `name` STRING,
    `record_time` TIMESTAMP_LTZ(3) METADATA FROM 'timestamp'
) WITH (
    'connector' = 'kafka'
    ...
);
```

如果自定义的列名称和 Connector 中定义 metadata 字段的名称一样， FROM xxx 子句可省略

```
CREATE TABLE MyTable (
    `user_id` BIGINT,
    `name` STRING,
    `timestamp` TIMESTAMP_LTZ(3) METADATA
) WITH (
    'connector' = 'kafka'
    ...
);
```

如果自定义列的数据类型和 Connector 中定义的 metadata 字段的数据类型不一致，程序运行时会自动 cast 强转，但是这要求两种数据类型是可以强转的。

```
CREATE TABLE MyTable (
    `user_id` BIGINT,
    `name` STRING,
    -- 将时间戳强转为 BIGINT
    `timestamp` BIGINT METADATA
) WITH (
    'connector' = 'kafka'
    ...
);
```

默认情况下，Flink SQL planner 认为 metadata 列可以读取和写入。然而，在许多情况下，外部系统提供的只读元数据字段比可写字段多。因此，可以使用 VIRTUAL 关键字排除元数据列的持久化(表示只读)。

```
CREATE TABLE MyTable (
    `timestamp` BIGINT METADATA,
    `offset` BIGINT METADATA VIRTUAL,
```

```
`user_id` BIGINT,  
`name` STRING,  
) WITH (  
  'connector' = 'kafka'  
  ...  
) ;
```

③ computed_column_definition

计算列是使用语法 column_name AS computed_column_expression 生成的虚拟列。

计算列就是拿已有的一些列经过一些自定义的运算生成的新列，在物理上并不存储在表中，只能读不能写。列的数据类型从给定的表达式自动派生，无需手动声明。

```
CREATE TABLE MyTable (  
  `user_id` BIGINT,  
  `price` DOUBLE,  
  `quantity` DOUBLE,  
  `cost` AS price * quantity  
) WITH (  
  'connector' = 'kafka'  
  ...  
) ;
```

④ 定义 Watermark

Flink SQL 提供了几种 WATERMARK 生产策略：

- 严格升序： WATERMARK FOR rowtime_column AS rowtime_column。

Flink 任务认为时间戳只会越来越大，**也不存在相等的情况**，只要相等或者小于之前的，就认为是迟到的数据。

- 递增： WATERMARK FOR rowtime_column AS rowtime_column - INTERVAL '0.001' SECOND 。

一般基本不用这种方式。如果设置此类，则**允许有相同的时间戳**出现。

- 有界无序： WATERMARK FOR rowtime_column AS rowtime_column - INTERVAL 'string' timeUnit 。

此类策略就可以用于设置最大乱序时间，假如设置为 WATERMARK FOR rowtime_column AS rowtime_column - INTERVAL '5' SECOND，则生成的是运行 5s 延迟的 Watermark。一般都用这种 Watermark 生成策略，此类 Watermark 生成策略通

常用于有数据乱序的场景中，而对应到实际的场景中，数据都是会存在乱序的，所以基本都使用此类策略。

⑤ PRIMARY KEY

主键约束表明表中的一列或一组列是唯一的，并且它们不包含 NULL 值。主键唯一地标识表中的一行，只支持 not enforced。

```
CREATE TABLE MyTable (
`user_id` BIGINT,
`name` STRING,
PRIMARY KEY(user_id) not enforced
) WITH (
'connector' = 'kafka'
...
);
```

⑥ PARTITIONED BY

创建分区表

⑦ with 语句

用于创建表的表属性，用于指定外部存储系统的元数据信息。配置属性时，表达式 key1=val1 的键和值都应该是字符串字面值。如下是 Kafka 的映射表：

```
CREATE TABLE KafkaTable (
`user_id` BIGINT,
`name` STRING,
`ts` TIMESTAMP(3) METADATA FROM 'timestamp'
) WITH (
'connector' = 'kafka',
'topic' = 'user_behavior',
'properties.bootstrap.servers' = 'localhost:9092',
'properties.group.id' = 'testGroup',
'scan.startup.mode' = 'earliest-offset',
'format' = 'csv'
)
```

一般 with 中的配置项由 Flink SQL 的 Connector（链接外部存储的连接器）来定义，每种 Connector 提供的 with 配置项都是不同的。

⑧ LIKE

用于基于现有表的定义创建表。此外，用户可以扩展原始表或排除表的某些部分。

可以使用子句重用(可能还会覆盖)某些连接器属性，或者向外部定义的表添加水印。

```
CREATE TABLE Orders (
```

```
    `user` BIGINT,
    product STRING,
    order_time TIMESTAMP(3)
) WITH (
    'connector' = 'kafka',
    'scan.startup.mode' = 'earliest-offset'
);

CREATE TABLE Orders_with_watermark (
    -- Add watermark definition
    WATERMARK FOR order_time AS order_time - INTERVAL '5' SECOND
) WITH (
    -- Overwrite the startup-mode
    'scan.startup.mode' = 'latest-offset'
)
LIKE Orders;
```

⑨ AS select_statement (CTAS)

在一个 create-table-as-select (CTAS)语句中，还可以通过查询的结果创建和填充表。

CTAS 是使用单个命令创建数据并向表中插入数据的最简单、最快速的方法。

```
CREATE TABLE my_ctas_table
WITH (
    'connector' = 'kafka',
    ...
)
AS SELECT id, name, age FROM source_table WHERE mod(id, 10) = 0;
```

注意:CTAS 有以下限制:

- 暂不支持创建临时表。
- 目前还不支持指定显式列。
- 还不支持指定显式水印。
- 目前还不支持创建分区表。
- 目前还不支持指定主键约束。

(2) 简单建表示例

```
CREATE TABLE test(
    id INT,
    ts BIGINT,
    vc INT
) WITH (
    'connector' = 'print'
```

```
) ;  
  
CREATE TABLE test1 (  
    `value` STRING  
)  
LIKE test;
```

2) 查看表

(1) 查看所有表

```
SHOW TABLES [ ( FROM | IN ) [catalog_name.]database_name ] [ [NOT]  
LIKE <sql_like_pattern> ]
```

如果没有指定数据库，则从当前数据库返回表。

LIKE 子句中 sql pattern 的语法与 MySQL 方言的语法相同:

- % 匹配任意数量的字符，甚至零字符，\% 匹配一个 '%' 字符。
- _ 只匹配一个字符，_ 只匹配一个 '_' 字符

(2) 查看表信息

```
{ DESCRIBE | DESC } [catalog_name.] [db_name.]table_name
```

3) 修改表

(1) 修改表名

```
ALTER TABLE [catalog_name.] [db_name.]table_name RENAME TO  
new_table_name
```

(2) 修改表属性

```
ALTER TABLE [catalog_name.] [db_name.]table_name SET (key1=val1,  
key2=val2, ...)
```

4) 删除表

```
DROP [TEMPORARY] TABLE [IF EXISTS]  
[catalog_name.] [db_name.]table_name
```

10.5 查询

10.5.0 DataGen & Print

1) 创建数据生成器源表

```
CREATE TABLE source (  
    id INT,  
    ts BIGINT,  
    vc INT  
) WITH (  
    'connector' = 'datagen',
```

```
'rows-per-second'='1',
'fields.id.kind'='random',
'fields.id.min'='1',
'fields.id.max'='10',
'fields.ts.kind'='sequence',
'fields.ts.start'='1',
'fields.ts.end'='1000000',
'fields.vc.kind'='random',
'fields.vc.min'='1',
'fields.vc.max'='100'
);

CREATE TABLE sink (
    id INT,
    ts BIGINT,
    vc INT
) WITH (
'connector' = 'print'
);
```

2) 查询源表

```
select * from source
```

3) 插入 sink 表并查询

```
INSERT INTO sink select * from source;
select * from sink;
```

10.5.1 With 子句

WITH 提供了一种编写辅助语句的方法，以便在较大的查询中使用。这些语句通常被称为公共表表达式(Common Table Expression, CTE)，可以认为它们定义了仅为一个查询而存在的临时视图。

1) 语法

```
WITH <with_item_definition> [ , ... ]
SELECT ... FROM ...;

<with_item_definition>:
    with_item_name (column_name[, ...n]) AS ( <select_query> )
```

2) 案例

```
WITH source_with_total AS (
    SELECT id, vc+10 AS total
    FROM source
)

SELECT id, SUM(total)
FROM source_with_total
GROUP BY id;
```

10.5.2 SELECT & WHERE 子句

1) 语法

```
SELECT select_list FROM table_expression [ WHERE boolean_expression ]
```

2) 案例

```
SELECT * FROM source
SELECT id, vc + 10 FROM source

-- 自定义 Source 的数据
SELECT id, price FROM (VALUES (1, 2.0), (2, 3.1)) AS t (order_id,
price)

SELECT vc + 10 FROM source WHERE id >10
```

10.5.3 SELECT DISTINCT 子句

用作根据 key 进行数据去重

```
SELECT DISTINCT vc FROM source
```

对于流查询，计算查询结果所需的状态可能无限增长。状态大小取决于不同行数。可以设置适当的状态生存时间(TTL)的查询配置，以防止状态过大。但是，这可能会影响查询结果的正确性。如某个 key 的数据过期从状态中删除了，那么下次再来这么一个 key，由于在状态中找不到，就又会输出一遍。

10.5.4 分组聚合

SQL 中一般所说的聚合我们都很熟悉，主要是通过内置的一些聚合函数来实现的，比如 SUM()、MAX()、MIN()、AVG()以及 COUNT()。它们的特点是对多条输入数据进行计算，得到一个唯一的值，属于“多对一”的转换。比如我们可以通过下面的代码计算输入数据的个数：

```
select COUNT(*) from source;
```

而更多的情况下，我们可以通过 GROUP BY 子句来指定分组的键 (key)，从而对数据按照某个字段做一个分组统计。

```
SELECT vc, COUNT(*) as cnt FROM source GROUP BY vc;
```

这种聚合方式，就叫作“分组聚合”(group aggregation)。想要将结果表转换成流或输出到外部系统，必须采用撤回流(retract stream)或更新插入流(upsert stream)的编码方式；如果在代码中直接转换成 DataStream 打印输出，需要调用 toChangelogStream()。

分组聚合既是 SQL 原生的聚合查询，也是流处理中的聚合操作，这是实际应用中最常见的聚合方式。当然，使用的聚合函数一般都是系统内置的，如果希望实现特殊需求也可以进行自定义。

1) group 聚合案例

```
CREATE TABLE source1 (
dim STRING,
user_id BIGINT,
price BIGINT,
row_time AS cast(CURRENT_TIMESTAMP as timestamp(3)),
WATERMARK FOR row_time AS row_time - INTERVAL '5' SECOND
) WITH (
'connector' = 'datagen',
'rows-per-second' = '10',
'fields.dim.length' = '1',
'fields.user_id.min' = '1',
'fields.user_id.max' = '100000',
'fields.price.min' = '1',
'fields.price.max' = '100000'
);

CREATE TABLE sink1 (
dim STRING,
pv BIGINT,
sum_price BIGINT,
max_price BIGINT,
min_price BIGINT,
uv BIGINT,
window_start bigint
) WITH (
'connector' = 'print'
);

insert into sink1
select dim,
count(*) as pv,
sum(price) as sum_price,
max(price) as max_price,
min(price) as min_price,
-- 计算 uv 数
count(distinct user_id) as uv,
cast((UNIX_TIMESTAMP(CAST(row_time AS STRING))) / 60 as bigint) as window_start
from source1
group by
dim,
```

```
-- UNIX_TIMESTAMP 得到秒的时间戳，将秒级别时间戳 / 60 转化为 1min,
cast((UNIX_TIMESTAMP(CAST(row_time AS STRING))) / 60 as bigint)
```

2) 多维分析

Group 聚合也支持 Grouping sets 、 Rollup 、 Cube，如下案例是 Grouping sets：

```
SELECT
    supplier_id
,   rating
,   product_id
,   COUNT(*)
FROM (
VALUES
    ('supplier1', 'product1', 4),
    ('supplier1', 'product2', 3),
    ('supplier2', 'product3', 3),
    ('supplier2', 'product4', 4)
)
-- 供应商 id、产品 id、评级
AS Products(supplier_id, product_id, rating)
GROUP BY GROUPING SETS(
    (supplier_id, product_id, rating),
    (supplier_id, product_id),
    (supplier_id, rating),
    (supplier_id),
    (product_id, rating),
    (product_id),
    (rating),
    ()
);
```

10.5.5 分组窗口聚合

从 1.13 版本开始，分组窗口聚合已经标记为过时，鼓励使用更强大、更有效的窗口 TVF 聚合，在这里简单做个介绍。

直接把窗口自身作为分组 key 放在 GROUP BY 之后的，所以也叫“分组窗口聚合”。SQL 查询的分组窗口是通过 GROUP BY 子句定义的。类似于使用常规 GROUP BY 语句的查询，窗口分组语句的 GROUP BY 子句中带有一个窗口函数为每个分组计算出一个结果。

SQL 中只支持基于时间的窗口，不支持基于元素个数的窗口。

分组窗口函数	描述
TUMBLE(time_attr, interval)	定义一个滚动窗口。滚动窗口把行分配到有固定持续时间（interval）的不重叠的连续窗口。比如，5分钟的滚动窗口以5分钟为间隔对

	行进行分组。滚动窗口可以定义在事件时间（批处理、流处理）或处理时间（流处理）上。
HOP(time_attr, interval, interval)	定义一个跳跃的时间窗口（在 Table API 中称为滑动窗口）。滑动窗口有一个固定的持续时间（第二个 interval 参数）以及一个滑动的间隔（第一个 interval 参数）。若滑动间隔小于窗口的持续时间，滑动窗口则会出现重叠；因此，行将会被分配到多个窗口中。比如，一个大小为 15 分组的滑动窗口，其滑动间隔为 5 分钟，将会把每一行数据分配到 3 个 15 分钟的窗口中。滑动窗口可以定义在事件时间（批处理、流处理）或处理时间（流处理）上。
SESSION(time_attr, interval)	定义一个会话时间窗口。会话时间窗口没有一个固定的持续时间，但是它们的边界会根据 interval 所定义的不活跃时间所确定；即一个会话时间窗口在定义的间隔时间内没有时间出现，该窗口会被关闭。例如时间窗口的间隔时间是 30 分钟，当其不活跃的时间达到 30 分钟后，若观测到新的记录，则会启动一个新的会话时间窗口（否则该行数据会被添加到当前的窗口），且若在 30 分钟内没有观测到新纪录，这个窗口将会被关闭。会话时间窗口可以使用事件时间（批处理、流处理）或处理时间（流处理）。

可以使用以下辅助函数选择组窗口的开始和结束时间戳以及时间属性：

辅助函数	描述
TUMBLE_START(time_attr, interval) HOP_START(time_attr, interval, interval) SESSION_START(time_attr, interval)	返回相对应的滚动、滑动和会话窗口范围内的下界时间戳。
TUMBLE_END(time_attr, interval) HOP_END(time_attr, interval, interval) SESSION_END(time_attr, interval)	返回相对应的滚动、滑动和会话窗口范围以外的上界时间戳。 注意： 范围以外的上界时间戳不可以在随后基于时间的操作中，作为 行时间属性 使用，比如 interval join 以及 分组窗口或分组窗口上的聚合 。
TUMBLE_ROWTIME(time_attr, interval) HOP_ROWTIME(time_attr, interval, interval) SESSION_ROWTIME(time_attr, interval)	返回相对应的滚动、滑动和会话窗口范围以内的上界时间戳。 返回的是一个可用于后续需要基于时间的操作的 时间属性 (rowtime attribute) ，比如 interval join 以及 分组窗口或分组窗口上的聚合 。
TUMBLE_PROCTIME(time_attr, interval) HOP_PROCTIME(time_attr, interval, interval) SESSION_PROCTIME(time_attr, interval)	返回一个可用于后续需要基于时间的操作的 处理时间参数 ，比如 interval join 以及 分组窗口或分组窗口上的聚合 。

1) 准备数据

```
CREATE TABLE ws (
    id INT,
    vc INT,
    pt AS PROCTIME(), --处理时间
    et AS cast(CURRENT_TIMESTAMP as timestamp(3)), --事件时间
    WATERMARK FOR et AS et - INTERVAL '5' SECOND --watermark
) WITH (
    'connector' = 'datagen',
    'rows-per-second' = '10',
    'fields.id.min' = '1',
    'fields.id.max' = '3',
    'fields.vc.min' = '1',
    'fields.vc.max' = '100'
);
```

2) 滚动窗口示例（时间属性字段，窗口长度）

```
select
    id,
    TUMBLE_START(et, INTERVAL '5' SECOND) wstart,
    TUMBLE_END(et, INTERVAL '5' SECOND) wend,
    sum(vc) sumVc
from ws
group by id, TUMBLE(et, INTERVAL '5' SECOND);
```

3) 滑动窗口（时间属性字段，滑动步长，窗口长度）

```
select
    id,
    HOP_START(pt, INTERVAL '3' SECOND, INTERVAL '5' SECOND)
wstart,
    HOP_END(pt, INTERVAL '3' SECOND, INTERVAL '5' SECOND) wend,
```

```
    sum(vc) sumVc
from ws
group by id, HOP(et, INTERVAL '3' SECOND, INTERVAL '5' SECOND);
```

4) 会话窗口（时间属性字段，会话间隔）

```
select
    id,
    SESSION_START(et, INTERVAL '5' SECOND) wstart,
    SESSION_END(et, INTERVAL '5' SECOND) wend,
    sum(vc) sumVc
from ws
group by id, SESSION(et, INTERVAL '5' SECOND);
```

10.5.6 窗口表值函数（TVF）聚合

对比 GroupWindow, TVF 窗口更有效和强大。包括:

- 提供更多的性能优化手段
- 支持 GroupingSets 语法
- 可以在 window 聚合中使用 TopN
- 提供累积窗口

对于窗口表值函数，窗口本身返回的是就是一个表，所以窗口会出现在 FROM 后面，
GROUP BY 后面的则是窗口新增的字段 window_start 和 window_end

```
FROM TABLE (
    窗口类型(TABLE 表名, DESCRIPTOR(时间字段), INTERVAL 时间...)
)
GROUP BY [window_start,] [window_end,] --可选
```

1) 滚动窗口

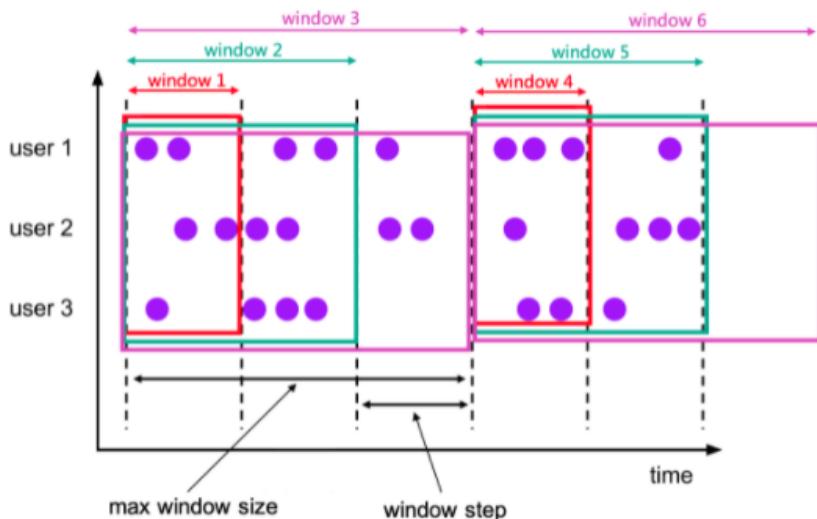
```
SELECT
    window_start,
    window_end,
    id, SUM(vc)
    sumVC
FROM TABLE (
    TUMBLE(TABLE ws, DESCRIPTOR(et), INTERVAL '5' SECONDS))
GROUP BY window_start, window_end, id;
```

2) 滑动窗口

要求： 窗口长度=滑动步长的整数倍（底层会优化成多个小滚动窗口）

```
SELECT window_start, window_end, id, SUM(vc) sumVC
FROM TABLE (
    HOP(TABLE ws, DESCRIPTOR(et), INTERVAL '5' SECONDS, INTERVAL '10' SECONDS)
GROUP BY window_start, window_end, id;
```

3) 累积窗口



累积窗口会在一定的统计周期内进行累积计算。累积窗口中有两个核心的参数：最大窗口长度（max window size）和累积步长（step）。所谓的最大窗口长度其实就是我们所说的“统计周期”，最终目的就是统计这段时间内的数据。

其实就是固定窗口间隔内提前触发的滚动窗口，其实这就是 Tumble Window + early-fire 的一个事件时间的版本。例如，从每日零点到当前这一分钟绘制累积 UV，其中 10:00 时的 UV 表示从 00:00 到 10:00 的 UV 总数。

累积窗口可以认为是首先开一个最大窗口大小的滚动窗口，然后根据用户设置的触发的时间间隔将这个滚动窗口拆分为多个窗口，这些窗口具有相同的窗口起点和不同的窗口终点。

注意：窗口最大长度 = 累积步长的整数倍

```
SELECT
    window_start,
    window_end,
    id,
    SUM(vc) sumVC
FROM TABLE (
    CUMULATE(TABLE ws, DESCRIPTOR(et), INTERVAL '2' SECONDS,
    INTERVAL '6' SECONDS))
```

```
GROUP BY window_start, window_end, id;
```

4) grouping sets 多维分析

```
SELECT
    window_start,
    window_end,
    id ,
    SUM(vc) sumVC
FROM TABLE(
    TUMBLE(TABLE ws, DESCRIPTOR(et), INTERVAL '5' SECONDS))
GROUP BY window_start, window_end,
rollup( (id) )
-- cube( (id) )
-- grouping sets( (id), () )
;
```

10.5.7 Over 聚合

OVER 聚合为一系列有序行的每个输入行计算一个聚合值。与 GROUP BY 聚合相比，OVER 聚合不会将每个组的结果行数减少为一行。相反，OVER 聚合为每个输入行生成一个聚合值。

可以在事件时间或处理时间，以及指定为时间间隔、或行计数的范围内，定义 Over windows。

1) 语法

```
SELECT
    agg_func(agg_col) OVER (
        [PARTITION BY col1[, col2, ...]]
        ORDER BY time_col
        range_definition),
    ...
FROM ...
```

- ORDER BY: 必须是时间戳列（事件时间、处理时间），只能升序
- PARTITION BY: 标识了聚合窗口的聚合粒度
- range_definition: 这个标识聚合窗口的聚合数据范围，在 Flink 中有两种指定数据范围的方式。第一种为按照行数聚合，第二种为按照时间区间聚合

2) 案例

(1) 按照时间区间聚合

统计每个传感器前 10 秒到现在收到的水位数据条数。

```
SELECT
    id,
    et,
    vc,
    count(vc) OVER (
        PARTITION BY id
        ORDER BY et
        RANGE BETWEEN INTERVAL '10' SECOND PRECEDING AND CURRENT ROW
    ) AS cnt
FROM ws
```

也可以用 WINDOW 子句来在 SELECT 外部单独定义一个 OVER 窗口,可以多次使用:

```
SELECT
    id,
    et,
    vc,
    count(vc) OVER w AS cnt,
    sum(vc) OVER w AS sumVC
FROM ws
WINDOW w AS (
    PARTITION BY id
    ORDER BY et
    RANGE BETWEEN INTERVAL '10' SECOND PRECEDING AND CURRENT ROW
)
```

(2) 按照行数聚合

统计每个传感器前 5 条到现在数据的平均水位

```
SELECT
    id,
    et,
    vc,
    avg(vc) OVER (
        PARTITION BY id
        ORDER BY et
        ROWS BETWEEN 5 PRECEDING AND CURRENT ROW
    ) AS avgVC
FROM ws
```

也可以用 WINDOW 子句来在 SELECT 外部单独定义一个 OVER 窗口:

```
SELECT
    id,
    et,
    vc,
    avg(vc) OVER w AS avgVC,
    count(vc) OVER w AS cnt
FROM ws
WINDOW w AS (
```

```
PARTITION BY id  
ORDER BY et  
ROWS BETWEEN 5 PRECEDING AND CURRENT ROW  
)
```

10.5.8 特殊语法 —— TOP-N

目前在 Flink SQL 中没有能够直接调用的 TOP-N 函数，而是提供了稍微复杂些的变通实现方法，是固定写法，特殊支持的 over 用法。

1) 语法

```
SELECT [column_list]  
FROM (  
SELECT [column_list],  
ROW_NUMBER() OVER ([PARTITION BY col1[, col2...]]  
ORDER BY col1 [asc|desc][, col2 [asc|desc]...]) AS rownum  
FROM table_name)  
WHERE rownum <= N [AND conditions]
```

- ROW_NUMBER()：标识 TopN 排序子句
- PARTITION BY col1[, col2...]：标识分区字段，代表按照这个 col 字段作为分区粒度对数据进行排序取 topN，比如下述案例中的 partition by key，就是根据需求中的搜索关键词（key）做为分区
- ORDER BY col1 [asc|desc][, col2 [asc|desc]...]：标识 TopN 的排序规则，是按照哪些字段、顺序或逆序进行排序，**可以不是时间字段，也可以降序（TopN 特殊支持）**
- WHERE rownum <= N：**这个子句是一定需要的，只有加上了这个子句，Flink 才能将其识别为一个 TopN 的查询，其中 N 代表 TopN 的条目数**
- [AND conditions]：其他的限制条件也可以加上

2) 案例

取每个传感器最高的 3 个水位值

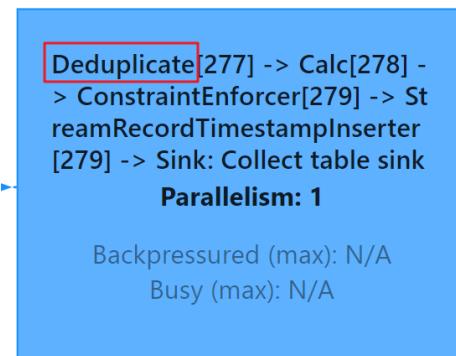
```
select  
    id,  
    et,  
    vc,  
    rownum  
from  
(
```

```
select
    id,
    et,
    vc,
    row_number() over(
        partition by id
        order by vc desc
    ) as rownum
from ws
)
where rownum<=3;
```

10.5.9 特殊语法 —— Deduplication 去重

去重，也即上文介绍到的 TopN 中 `row_number = 1` 的场景，但是这里有一点不一样在于其**排序字段一定是时间属性列，可以降序，不能是其他非时间属性的普通列**。

在 `row_number = 1` 时，如果排序字段是普通列 planner 会翻译成 TopN 算子，如果是时间属性列 planner 会翻译成 Deduplication，这两者最终的执行算子是不一样的，Deduplication 相比 TopN 算子专门做了对应的优化，性能会有很大提升。可以从 webui 看出是翻译成哪种算子。



如果是按照时间属性字段降序，表示取最新一条，会造成不断的更新保存最新的一条。

如果是升序，表示取最早的一条，不用去更新，性能更好。

1) 语法

```
SELECT [column_list]
FROM (
    SELECT [column_list],
    ROW_NUMBER() OVER ([PARTITION BY col1[, col2...]]
    ORDER BY time_attr [asc|desc]) AS rownum
    FROM table_name)
WHERE rownum = 1
```

2) 案例

对每个传感器的水位值去重

```
select
    id,
    et,
    vc,
    rounum
from
(
    select
        id,
        et,
        vc,
        row_number() over(
            partition by id,vc
            order by et
        ) as rounum
    from ws
)
where rounum=1;
```

10.5.10 联结（Join）查询

在标准 SQL 中，可以将多个表连接合并起来，从中查询出想要的信息；这种操作就是表的联结（Join）。在 Flink SQL 中，同样支持各种灵活的联结（Join）查询，操作的对象是动态表。

在流处理中，动态表的 Join 对应着两条数据流的 Join 操作。Flink SQL 中的联结查询大体上也可以分为两类：SQL 原生的联结查询方式，和流处理中特有的联结查询。

10.5.10.1 常规联结查询

常规联结（Regular Join）是 SQL 中原生定义的 Join 方式，是最通用的一类联结操作。它的具体语法与标准 SQL 的联结完全相同，通过关键字 JOIN 来联结两个表，后面用关键字 ON 来指明联结条件。

与标准 SQL 一致，Flink SQL 的常规联结也可以分为内联结（INNER JOIN）和外联结（OUTER JOIN），区别在于结果中是否包含不符合联结条件的行。

Regular Join 包含以下几种（以 L 作为左流中的数据标识，R 作为右流中的数据标识）：

- Inner Join (Inner Equal Join): 流任务中，只有两条流 Join 到才输出，输出 +[L, R]

- Left Join (Outer Equal Join): 流任务中，左流数据到达之后，无论有没有 Join 到右流的数据，都会输出 (Join 到输出 +[L, R]，没 Join 到输出 +[L, null])，如果右流之后数据到达之后，发现左流之前输出过没有 Join 到的数据，则会发起回撤流，先输出 -[L, null]，然后输出 +[L, R]
- Right Join (Outer Equal Join): 有 Left Join 一样，左表和右表的执行逻辑完全相反
- Full Join (Outer Equal Join): 流任务中，左流或者右流的数据到达之后，无论有没有 Join 到另外一条流的数据，都会输出 (对右流来说：Join 到输出 +[L, R]，没 Join 到输出 +[null, R]；对左流来说：Join 到输出 +[L, R]，没 Join 到输出 +[L, null])。如果一条流的数据到达之后，发现之前另一条流之前输出过没有 Join 到的数据，则会发起回撤流 (左流数据到达为例：回撤 -[null, R]，输出 +[L, R]，右流数据到达为例：回撤 -[L, null]，输出 +[L, R])

Regular Join 的注意事项：

- 实时 Regular Join 可以不是 等值 join。等值 join 和 非等值 join 区别在于，等值 join 数据 shuffle 策略是 Hash，会按照 Join on 中的等值条件作为 id 发往对应的下游；非等值 join 数据 shuffle 策略是 Global，所有数据发往一个并发，按照非等值条件进行关联
- 流的上游是无限的数据，所以要做到关联的话，Flink 会将两条流的所有数据都存储在 State 中，所以 Flink 任务的 State 会无限增大，因此你需要为 State 配置合适的 TTL，以防止 State 过大。

再准备一张表用于 join

```
CREATE TABLE ws1 (
    id INT,
    vvc INT,
    pt AS PROCTIME(), --处理时间
    et AS cast(CURRENT_TIMESTAMP as timestamp(3)), --事件时间
    WATERMARK FOR et AS et - INTERVAL '0.001' SECOND --watermark
) WITH (
    'connector' = 'datagen',
```

```
'rows-per-second' = '1',
'fields.id.min' = '3',
'fields.id.max' = '5',
'fields.vc.min' = '1',
'fields.vc.max' = '100'
);
```

1) 等值内联结 (INNER EQUI-JOIN)

内联结用 INNER JOIN 来定义，会返回两表中符合联接条件的所有行的组合，也就是所谓的笛卡尔积 (Cartesian product)。目前仅支持等值联结条件。

```
SELECT *
FROM ws
INNER JOIN ws1
ON ws.id = ws1.id
```

2) 等值外联结 (OUTER EQUI-JOIN)

与内联结类似，外联结也会返回符合联结条件的所有行的笛卡尔积；另外，还可以将某一侧表中找不到任何匹配的行也单独返回。Flink SQL 支持左外 (LEFT JOIN)、右外 (RIGHT JOIN) 和全外 (FULL OUTER JOIN)，分别表示会将左侧表、右侧表以及双侧表中没有任何匹配的行返回。

具体用法如下：

```
SELECT *
FROM ws
LEFT JOIN ws1
ON ws.id = ws1.id

SELECT *
FROM ws
RIGHT JOIN ws1
ON ws.id = ws1.id

SELECT *
FROM ws
FULL OUTER JOIN ws1
ON ws.id = ws1.id
```

这部分知识与标准 SQL 中是完全一样的。

10.5.10.2 间隔联结查询

我们曾经学习过 DataStream API 中的双流 Join，包括窗口联结 (window join) 和间隔联结 (interval join)。两条流的 Join 就对应着 SQL 中两个表的 Join，这是流处理中特有的联结方式。目前 Flink SQL 还不支持窗口联结，而间隔联结则已经实现。

间隔联结（Interval Join）返回的，同样是符合约束条件的两条中数据的笛卡尔积。只不过这里的“约束条件”除了常规的联结条件外，还多了一个时间间隔的限制。具体语法有以下要点：

- 两表的联结

间隔联结不需要用 JOIN 关键字，直接在 FROM 后将要联结的两表列出来就可以，用逗号分隔。这与标准 SQL 中的语法一致，表示一个“交叉联结”（Cross Join），会返回两表中所有行的笛卡尔积。

- 联结条件

联结条件用 WHERE 子句来定义，用一个等值表达式描述。交叉联结之后再用 WHERE 进行条件筛选，效果跟内联结 INNER JOIN ... ON ... 非常类似。

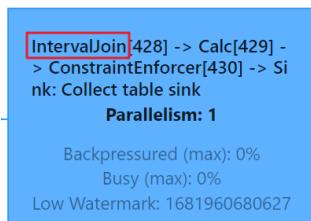
- 时间间隔限制

我们可以在 WHERE 子句中，联结条件后用 AND 追加一个时间间隔的限制条件；做法是提取左右两侧表中的时间字段，然后用一个表达式来指明两者需要满足的间隔限制。具体定义方式有下面三种，这里分别用 ltime 和 rtime 表示左右表中的时间字段：

(1) ltime = rtime

(2) ltime >= rtime AND ltime < rtime + INTERVAL '10' MINUTE

(3) ltime BETWEEN rtime - INTERVAL '10' SECOND AND rtime + INTERVAL '5' SECOND



```
SELECT *
FROM ws,ws1
WHERE ws.id = ws1.id
AND ws.et BETWEEN ws1.et - INTERVAL '2' SECOND AND ws1.et + INTERVAL '2' SECOND
```

10.5.10.3 维表联结查询

Lookup Join 其实就是维表 Join，实时获取外部缓存的 Join，Lookup 的意思就是实时查找。

上面说的这几种 Join 都是流与流之间的 Join，而 Lookup Join 是流与 Redis，Mysql，HBase 这种外部存储介质的 Join。**仅支持处理时间字段。**

表 A

```
JOIN 维度表名 FOR SYSTEM_TIME AS OF 表A.proc_time AS 别名
ON xx.字段=别名.字段
```

比如维表在 mysql，维表 join 的写法如下：

```
CREATE TABLE Customers (
    id INT,
    name STRING,
    country STRING,
    zip STRING
) WITH (
    'connector' = 'jdbc',
    'url' = 'jdbc:mysql://hadoop102:3306/customerdb',
    'table-name' = 'customers'
);

-- order 表每来一条数据，都会去 mysql 的 customers 表查找维度数据

SELECT o.order_id, o.total, c.country, c.zip
FROM Orders AS o
JOIN Customers FOR SYSTEM_TIME AS OF o.proc_time AS c
    ON o.customer_id = c.id;
```

10.5.11 Order by 和 limit

1) order by

支持 Batch\Streaming，但在实时任务中一般用的非常少。

实时任务中，Order By 子句中**必须要有时间属性字段，并且必须写在最前面且为升序。**

```
SELECT *
FROM ws
ORDER BY et, id desc
```

2) limit

```
SELECT *
FROM ws
LIMIT 3
```

10.5.12 SQL Hints

在执行查询时，可以在表名后面添加 SQL Hints 来临时修改表属性，对当前 job 生效。

```
select * from ws1/*+ OPTIONS('rows-per-second'=10')*/;
```

10.5.13 集合操作

1) UNION 和 UNION ALL

UNION: 将集合合并并且去重

UNION ALL: 将集合合并, 不做去重。

```
(SELECT id FROM ws) UNION (SELECT id FROM ws1);  
(SELECT id FROM ws) UNION ALL (SELECT id FROM ws1);
```

2) Intersect 和 Intersect All

Intersect: 交集并且去重

Intersect ALL: 交集不做去重

```
(SELECT id FROM ws) INTERSECT (SELECT id FROM ws1);  
(SELECT id FROM ws) INTERSECT ALL (SELECT id FROM ws1);
```

3) Except 和 Except All

Except: 差集并且去重

Except ALL: 差集不做去重

```
(SELECT id FROM ws) EXCEPT (SELECT id FROM ws1);  
(SELECT id FROM ws) EXCEPT ALL (SELECT id FROM ws1);
```

上述 SQL 在流式任务中, 如果一条左流数据先来了, 没有从右流集合数据中找到对应的数据时会直接输出, 当右流对应数据后续来了之后, 会下发回撤流将之前的数据给撤回。这也是一个回撤流

4) In 子查询

In 子查询的结果集只能有一列

```
SELECT id, vc  
FROM ws  
WHERE id IN (  
SELECT id FROM ws1  
)
```

上述 SQL 的 In 子句和之前介绍到的 Inner Join 类似。并且 In 子查询也会涉及到大状态问题, 要注意设置 State 的 TTL。

10.5.14 系统函数

<https://nightlies.apache.org/flink/flink-docs-release-1.17/docs/dev/table/functions/systemfunctions/>

系统函数 (System Functions) 也叫内置函数 (Built-in Functions), 是在系统中预先实现

好的功能模块。我们可以通过固定的函数名直接调用，实现想要的转换操作。Flink SQL 提供了大量的系统函数，几乎支持所有的标准 SQL 中的操作，这为我们使用 SQL 编写流处理程序提供了极大的方便。

Flink SQL 中的系统函数又主要可以分为两大类：标量函数（Scalar Functions）和聚合函数（Aggregate Functions）。

1) 标量函数（Scalar Functions）

标量函数指的就是只对输入数据做转换操作、返回一个值的函数。

标量函数是最常见、也最简单的一类系统函数，数量非常庞大，很多在标准 SQL 中也有定义。所以我们这里只对一些常见类型列举部分函数，做一个简单概述，具体应用可以查看官网的完整函数列表。

- 比较函数（Comparison Functions）

比较函数其实就是一个比较表达式，用来判断两个值之间的关系，返回一个布尔类型的值。这个比较表达式可以是用 <、>、= 等符号连接两个值，也可以是用关键字定义的某种判断。例如：

- (1) value1 = value2 判断两个值相等；
- (2) value1 <> value2 判断两个值不相等
- (3) value IS NOT NULL 判断 value 不为空

- 逻辑函数（Logical Functions）

逻辑函数就是一个逻辑表达式，也就是用与（AND）、或（OR）、非（NOT）将布尔类型的值连接起来，也可以用判断语句（IS、IS NOT）进行真值判断；返回的还是一个布尔类型的值。例如：

- (1) boolean1 OR boolean2 布尔值 boolean1 与布尔值 boolean2 取逻辑或
- (2) boolean IS FALSE 判断布尔值 boolean 是否为 false
- (3) NOT boolean 布尔值 boolean 取逻辑非

- 算术函数（Arithmetic Functions）

进行算术计算的函数，包括用算术符号连接的运算，和复杂的数学运算。例如：

- (1) numeric1 + numeric2 两数相加
- (2) POWER(numeric1, numeric2) 幂运算，取数 numeric1 的 numeric2 次方
- (3) RAND() 返回 (0.0, 1.0) 区间内的一个 double 类型的伪随机数

- 字符串函数 (String Functions)

进行字符串处理的函数。例如：

- (1) string1 || string2 两个字符串的连接
- (2) UPPER(string) 将字符串 string 转为全部大写
- (3) CHAR_LENGTH(string) 计算字符串 string 的长度

- 时间函数 (Temporal Functions)

进行与时间相关操作的函数。例如：

- (1) DATE string 按格式"yyyy-MM-dd"解析字符串 string，返回类型为 SQL Date
- (2) TIMESTAMP string 按格式"yyyy-MM-dd HH:mm:ss[.SSS]"解析，返回类型为 SQL timestamp
- (3) CURRENT_TIME 返回本地时区的当前时间，类型为 SQL time（与 LOCALTIME 等价）
- (4) INTERVAL string range 返回一个时间间隔。

2) 聚合函数 (Aggregate Functions)

聚合函数是以表中多个行作为输入，提取字段进行聚合操作的函数，会将唯一的聚合值作为结果返回。聚合函数应用非常广泛，不论分组聚合、窗口聚合还是开窗 (Over) 聚合，对数据的聚合操作都可以用相同的函数来定义。

标准 SQL 中常见的聚合函数 Flink SQL 都是支持的，目前也在不断扩展，为流处理应用提供更强大的功能。例如：

- (1) COUNT(*) 返回所有行的数量，统计个数。
- (2) SUM([ALL | DISTINCT] expression) 对某个字段进行求和操作。默认情况下省略了关键字 ALL，表示对所有行求和；如果指定 DISTINCT，则会对数据进行去重，每个值只叠加一次。

(3) RANK() 返回当前值在一组值中的排名。

(4) ROW_NUMBER() 对一组值排序后，返回当前值的行号。

其中，RANK()和ROW_NUMBER()一般用在OVER窗口中。

10.5.15 Module 操作

Module 允许 Flink 扩展函数能力。它是可插拔的，Flink 官方本身已经提供了一些 Module，用户也可以编写自己的 Module。

目前 Flink 包含了以下三种 Module：

- CoreModule：CoreModule 是 Flink 内置的 Module，其包含了目前 Flink 内置的所有 UDF，Flink 默认开启的 Module 就是 CoreModule，我们可以直接使用其中的 UDF
- HiveModule：HiveModule 可以将 Hive 内置函数作为 Flink 的系统函数提供给 SQL\Table API 用户进行使用，比如 get_json_object 这类 Hive 内置函数（Flink 默认的 CoreModule 是没有的）
- 用户自定义 Module：用户可以实现 Module 接口实现自己的 UDF 扩展 Module

使用 LOAD 子句去加载 Flink SQL 体系内置的或者用户自定义的 Module，UNLOAD 子句去卸载 Flink SQL 体系内置的或者用户自定义的 Module。

1) 语法

```
-- 加载
LOAD MODULE module_name [WITH ('key1' = 'val1', 'key2' = 'val2', ...)]
-- 卸载
UNLOAD MODULE module_name

-- 查看
SHOW MODULES;
SHOW FULL MODULES;
```

在 Flink 中，Module 可以被加载、启用、禁用、卸载 Module，当加载 Module 之后，默
认就是开启的。同时支持多个 Module 的，并且根据加载 Module 的顺序去按顺序查找和解析
UDF，先查到的先解析使用。

此外，Flink 只会解析已经启用了的 Module。那么当两个 Module 中出现两个同名的函数

且都启用时，Flink 会根据加载 Module 的顺序进行解析，结果就是会使用顺序为第一个的 Module 的 UDF，可以使用下面语句更改顺序：

```
USE MODULE hive,core;
```

USE 是启用 module，没有被 use 的为禁用（禁用不是卸载），除此之外还可以实现调整顺序的效果。上面的语句会将 Hive Module 设为第一个使用及解析的 Module。

2) 案例

加载官方已经提供的的 Hive Module，将 Hive 已有的内置函数作为 Flink 的内置函数。需要先引入 hive 的 connector。其中包含了 flink 官方提供的一个 HiveModule。

(1) 上传 jar 包到 flink 的 lib 中

上传 hive connector

```
cp flink-sql-connector-hive-3.1.3_2.12-1.17.0.jar  
/opt/module/flink-1.17.0/lib/
```

注意：拷贝 hadoop 的包，解决依赖冲突问题

```
cp /opt/module/hadoop-3.3.4/share/hadoop/mapreduce/hadoop-  
mapreduce-client-core-3.3.4.jar /opt/module/flink-1.17.0/lib/
```

(2) 重启 flink 集群和 sql-client

(3) 加载 hive module

```
-- hive-connector 内置了 hive module，提供了 hive 自带的系统函数  
load module hive with ('hive-version'='3.1.3');  
show modules;  
show functions;  
  
-- 可以调用 hive 的 split 函数  
select split('a,b', ','');
```

10.6 常用 Connector 读写

12.5.0 中的 DataGen 和 Print 都是一种 connector，其他 connector 参考官网：

<https://nightlies.apache.org/flink/flink-docs-release-1.17/docs/connectors/table/overview/>

10.6.1 Kafka

1) 添加 kafka 连接器依赖

(1) 将 flink-sql-connector-kafka-1.17.0.jar 上传到 flink 的 lib 目录下

(2) 重启 yarn-session、sql-client

2) 普通 Kafka 表

(1) 创建 Kafka 的映射表

```
CREATE TABLE t1(
  `event_time` TIMESTAMP(3) METADATA FROM 'timestamp',
  --列名和元数据名一致可以省略 FROM 'xxxx', VIRTUAL 表示只读
  `partition` BIGINT METADATA VIRTUAL,
  `offset` BIGINT METADATA VIRTUAL,
  id int,
  ts bigint ,
  vc int )
WITH (
  'connector' = 'kafka',
  'properties.bootstrap.servers' = 'hadoop103:9092',
  'properties.group.id' = 'atguigu',
  -- 'earliest-offset', 'latest-offset', 'group-offsets', 'timestamp'
  and 'specific-offsets'
  'scan.startup.mode' = 'earliest-offset',
  -- fixed 为 flink 实现的分区器，一个并行度只写往 kafka 一个分区
  'sink.partitionner' = 'fixed',
  'topic' = 'ws1',
  'format' = 'json'
)
```

(2) 插入 Kafka 表

```
insert into t1(id,ts,vc) select * from source
```

(3) 查询 Kafka 表

```
select * from t1
```

2) upsert-kafka 表

如果当前表存在更新操作，那么普通的 kafka 连接器将无法满足，此时可以使用 **Upsert Kafka 连接器**。

Upsert Kafka 连接器支持以 upsert 方式从 Kafka topic 中读取数据并将数据写入 Kafka topic。作为 source，upsert-kafka 连接器生产 changelog 流，其中每条数据记录代表一个更新或删除事件。更准确地说，数据记录中的 value 被解释为同一 key 的最后一个 value 的 UPDATE，如果有这个 key（如果不存在相应的 key，则该更新被视为 INSERT）。用表来类比，changelog 流中的数据记录被解释为 UPSERT，也称为 INSERT/UPDATE，因为任何具有相同 key 的现有行都被覆盖。另外，value 为空的消息将会被视作为 DELETE 消息。

作为 sink，upsert-kafka 连接器可以消费 changelog 流。它会将 INSERT/UPDATE_AFTER 数据作为正常的 Kafka 消息写入，并将 DELETE 数据以 value 为空的 Kafka 消息写入（表示对应 key 的消息被删除）。Flink 将根据主键列的值对数据进行分区，从而保证主键上的消息有

序，因此同一主键上的更新/删除消息将落在同一分区中。

(1) 创建 upsert-kafka 的映射表(**必须定义主键**)

```
CREATE TABLE t2 (
    id int,
    sumVC int,
    primary key (id) NOT ENFORCED
)
WITH (
    'connector' = 'upsert-kafka',
    'properties.bootstrap.servers' = 'hadoop102:9092',
    'topic' = 'ws2',
    'key.format' = 'json',
    'value.format' = 'json'
)
```

(2) 插入 upsert-kafka 表

```
insert into t2 select id,sum(vc) sumVC from source group by id
```

(3) 查询 upsert-kafka 表

upsert-kafka 无法从指定的偏移量读取，只会从主题的源读取。如此，才知道整个数据的更新过程。并且通过 -U, +U, +I 等符号来显示数据的变化过程。

```
select * from t2
```

10.6.2 File

1) 创建 FileSystem 映射表

```
CREATE TABLE t3( id int, ts bigint , vc int )
WITH (
    'connector' = 'filesystem',
    'path' = 'hdfs://hadoop102:8020/data/t3',
    'format' = 'csv'
)
```

2) 写入

```
insert into t3 select * from source
```

3) 查询

```
select * from t3 where id = '1'
```

4) 报错问题

```
Flink SQL> select * from t3;
[ERROR] Could not execute SQL statement. Reason:
java.lang.ClassNotFoundException: org.apache.flink.table.planner.delegation.DialectFactory
```

如上报错是因为之前 lib 下放了 sql-hive 的连接器 jar 包，解决方案有两种：

- 将 hive 的连接器 jar 包挪走，重启 yarn-session、sql-client

```
mv      flink-sql-connector-hive-3.1.3_2.12-1.17.0.jar      flink-sql-
connector-hive-3.1.3_2.12-1.17.0.jar.bak
```

- 同 10.8.3 中的操作，替换 planner 的 jar 包

10.6.3 JDBC (MySQL)

Flink 在将数据写入外部数据库时使用 DDL 中定义的主键。如果定义了主键，则连接器以 **upsert 模式操作**，否则，连接器以追加模式操作。

在 upsert 模式下，Flink 会根据主键插入新行或更新现有行，Flink 这样可以保证幂等性。为了保证输出结果符合预期，建议为表定义主键，并确保主键是底层数据库表的唯一键集或主键之一。在追加模式下，Flink 将所有记录解释为 INSERT 消息，如果底层数据库中发生了主键或唯一约束违反，则 INSERT 操作可能会失败。

1) mysql 的 test 库中建表

```
CREATE TABLE `ws2` (
  `id` int(11) NOT NULL,
  `ts` bigint(20) DEFAULT NULL,
  `vc` int(11) DEFAULT NULL,
  PRIMARY KEY (`id`)
) ENGINE=InnoDB DEFAULT CHARSET=utf8
```

2) 添加 JDBC 连接器依赖

由于目前 1.17 的连接器官方还未提供，我们从 apache snapshot 仓库下载：

<https://repository.apache.org/content/repositories/snapshots/org/apache/flink/flink-connector-jdbc/1.17-SNAPSHOT/>

上传 jdbc 连接器的 jar 包和 mysql 的连接驱动包到 flink/lib 下：

- flink-connector-jdbc-1.17-20230109.003314-120.jar
- mysql-connector-j-8.0.31.jar

3) 创建 JDBC 映射表

```
CREATE TABLE t4
(
  id                      INT,
  ts                      BIGINT,
  vc                      INT,
  PRIMARY KEY (id) NOT ENFORCED
) WITH (
  'connector'='jdbc',
  'url'
```

```
'jdbc:mysql://hadoop102:3306/test?useUnicode=true&characterEncoding= UTF-8',
    'username' = 'root',
    'password' = '000000',
    'connection.max-retry-timeout' = '60s',
    'table-name' = 'ws2',
    'sink.buffer-flush.max-rows' = '500',
    'sink.buffer-flush.interval' = '5s',
    'sink.max-retries' = '3',
    'sink.parallelism' = '1'
);
```

4) 查询

```
select * from t4
```

5) 写入

```
insert into t4 select * from source
```

10.7 sql-client 中使用 savepoint

1) 提交一个 insert 作业，可以给作业设置名称

```
INSERT INTO sink select * from source;
```

2) 查看 job 列表

```
SHOW JOBS;
```

3) 停止作业，触发 savepoint

```
SET state.checkpoints.dir='hdfs://hadoop102:8020/chk';
SET state.savepoints.dir='hdfs://hadoop102:8020/sp';

STOP JOB '228d70913eab60dda85c5e7f78b5782c' WITH SAVEPOINT;
```

4) 从 savepoint 恢复

```
-- 设置从 savepoint 恢复的路径
SET execution.savepoint.path='hdfs://hadoop102:8020/sp/savepoint-37f5e6-0013a2874f0a';

-- 之后直接提交 sql，就会从 savepoint 恢复

-- 允许跳过无法还原的保存点状态
set 'execution.savepoint.ignore-unclaimed-state' = 'true';
```

5) 恢复后重置路径

指定 execution.savepoint.path 后，将影响后面执行的所有 DML 语句，可以使用 RESET 命令重置这个配置选项。

```
RESET execution.savepoint.path;
```

如果出现 reset 没生效的问题，可能是个 bug，我们可以退出 sql-client，再重新进，不需

要重启 flink 的集群。

10.8 Catalog

Catalog 提供了元数据信息，例如数据库、表、分区、视图以及数据库或其他外部系统中存储的函数和信息。

数据处理最关键的方面之一是管理元数据。元数据可以是临时的，例如临时表、UDF。元数据也可以是持久化的，例如 Hive MetaStore 中的元数据。Catalog 提供了一个统一的 API，用于管理元数据，并使其可以从 Table API 和 SQL 查询语句中来访问。

Catalog 允许用户引用其数据存储系统中现有的元数据，并自动将其映射到 Flink 的相应元数据。例如，Flink 可以直接使用 Hive MetaStore 中的表的元数据，不必在 Flink 中手动重写 ddl，也可以将 Flink SQL 中的元数据存储到 Hive MetaStore 中。Catalog 极大地简化了用户开始使用 Flink 的步骤，并极大地提升了用户体验。

10.8.1 Catalog 类型

目前 Flink 包含了以下四种 Catalog：

- **GenericInMemoryCatalog:** 基于内存实现的 Catalog，所有元数据只在 session 的生命周期（即一个 Flink 任务一次运行生命周期内）内可用。默认自动创建，会有名为“`default_catalog`”的内存 Catalog，这个 Catalog 默认只有一个名为“`default_database`”的数据库。
- **JdbcCatalog:** JdbcCatalog 使得用户可以将 Flink 通过 JDBC 协议连接到关系数据库。Postgres Catalog 和 MySQL Catalog 是目前仅有的两种 JDBC Catalog 实现，将元数据存储在数据库中。
- **HiveCatalog:** 有两个用途，一是单纯作为 Flink 元数据的持久化存储，二是作为读写现有 Hive 元数据的接口。注意：Hive MetaStore 以小写形式存储所有元数据对象名称。Hive Metastore 以小写形式存储所有元对象名称，而 GenericInMemoryCatalog 会区分大小写。

- 用户自定义 Catalog: 用户可以实现 Catalog 接口实现自定义 Catalog。从 Flink1.16 开始引入了用户类加载器，通过 CatalogFactory.Context#getClassLoader 访问，否则会报错 ClassNotFoundException。

10.8.2 JdbcCatalog (MySQL)

JdbcCatalog 不支持建表，只是打通 flink 与 mysql 的连接，可以去读写 mysql 现有的库表。

1) 上传所需 jar 包到 lib 下

1.17 的 JDBC 连接器还未发布到中央仓库，可以从 apache snapshot 仓库下载：

<https://repository.apache.org/content/repositories/snapshots/org/apache/flink/flink-connector-jdbc/1.17-SNAPSHOT/>

```
cp flink-connector-jdbc-1.17-20230109.003314-120.jar  
/opt/module/flink-1.17.0/lib/  
cp mysql-connector-j-8.0.31.jar /opt/module/flink-1.17.0/lib/
```

2) 重启 flink 集群和 sql-client

3) 创建 Catalog

JdbcCatalog 支持以下选项：

- name: 必需，Catalog 名称。
- default-database: 必需，连接到的默认数据库。
- username: 必需，Postgres/MySQL 帐户的用户名。
- password: 必需，该帐号的密码。
- base-url: 必需，数据库的 jdbc url(不包含数据库名)

对于 Postgres Catalog，是"jdbc:postgresql://<ip>:<端口>"

对于 MySQL Catalog，是"jdbc: mysql://<ip>:<端口>"

```
CREATE CATALOG my_jdbc_catalog WITH(  
    'type' = 'jdbc',  
    'default-database' = 'test',  
    'username' = 'root',  
    'password' = '000000',
```

```
'base-url' = 'jdbc:mysql://hadoop102:3306'  
);
```

4) 查看 Catalog

```
SHOW CATALOGS;  
  
--查看当前的 CATALOG  
SHOW CURRENT CATALOG;
```

5) 使用指定 Catalog

```
USE CATALOG my_jdbc_catalog;  
  
--查看当前的 CATALOG  
SHOW CURRENT CATALOG;
```

10.8.3 HiveCatalog

1) 上传所需 jar 包到 lib 下

```
cp flink-sql-connector-hive-3.1.3_2.12-1.17.0.jar  
/opt/module/flink-1.17.0/lib/  
  
cp mysql-connector-j-8.0.31.jar /opt/module/flink-1.17.0/lib/
```

2) 更换 planner 依赖

只有在使用 Hive 方言或 HiveServer2 时才需要这样额外的计划器 jar 移动，但这是 Hive 集成的推荐设置。

```
mv /opt/module/flink-1.17.0/opt/flink-table-planner_2.12-1.17.0.jar  
/opt/module/flink-1.17.0/lib/flink-table-planner_2.12-1.17.0.jar  
  
mv /opt/module/flink-1.17.0/lib/flink-table-planner-loader-  
1.17.0.jar /opt/module/flink-1.17.0/opt/flink-table-planner-loader-  
1.17.0.jar
```

3) 重启 flink 集群和 sql-client

4) 启动外置的 hive metastore 服务

Hive metastore 必须作为独立服务运行，也就是 `hive-site` 中必须配置 `hive.metastore.uris`

```
hive --service metastore &
```

4) 创建 Catalog

配置项	必需	默认值	类型	说明
type	Yes	(none)	String	Catalog 类型，创建 HiveCatalog 时必须设置为 'hive'。
name	Yes	(none)	String	Catalog 的唯一名称
hive-conf-dir	No	(none)	String	包含 <code>hive-site.xml</code> 的目录，需要 Hadoop 文件系统支持。如果没指定 hdfs 协议，则认为是本地文件系

				统。如果不指定该选项，则在类路径中搜索 <code>hive-site.xml</code> 。
<code>default-database</code>	No	<code>default</code>	String	Hive Catalog 使用的默认数据库
<code>hive-version</code>	No	<code>(none)</code>	String	HiveCatalog 能够自动检测正在使用的 Hive 版本。建议不要指定 Hive 版本，除非自动检测失败。
<code>hadoop-conf-dir</code>	No	<code>(none)</code>	String	Hadoop conf 目录的路径。只支持本地文件系统路径。设置 Hadoop conf 的推荐方法是通过 <code>HADOOP_CONF_DIR</code> 环境变量。只有当环境变量不适合你时才使用该选项，例如，如果你想分别配置每个 HiveCatalog。

```
CREATE CATALOG myhive WITH (
    'type' = 'hive',
    'default-database' = 'default',
    'hive-conf-dir' = '/opt/module/hive/conf'
);
```

4) 查看 Catalog

```
SHOW CATALOGS;
--查看当前的 CATALOG
SHOW CURRENT CATALOG;
```

5) 使用指定 Catalog

```
USE CATALOG myhive;
--查看当前的 CATALOG
SHOW CURRENT CATALOG;
```

建表，退出 sql-client 重进，查看 catalog 和表还在。

6) 读写 Hive 表

```
SHOW DATABASES; -- 可以看到 hive 的数据库
USE test; -- 可以切换到 hive 的数据库
SHOW TABLES; -- 可以看到 hive 的表
SELECT * from ws; -- 可以读取 hive 表
INSERT INTO ws VALUES(1,1,1); -- 可以写入 hive 表
```

10.9 代码中使用 FlinkSQL

10.9.1 需要引入的依赖

我们想要在代码中使用 Table API，必须引入相关的依赖。

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-table-api-java-bridge</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>
```

这里的依赖是一个 Java 的“桥接器”(bridge)，主要就是负责 Table API 和下层 DataStream API 的连接支持，按照不同的语言分为 Java 版和 Scala 版。

如果我们希望在本地的集成开发环境(IDE)里运行 Table API 和 SQL，还需要引入以下依赖：

```
<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-table-planner-loader</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>

<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-table-runtime</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>

<dependency>
    <groupId>org.apache.flink</groupId>
    <artifactId>flink-connector-files</artifactId>
    <version>${flink.version}</version>
</dependency>
```

10.9.2 创建表环境

对于 Flink 这样的流处理框架来说，数据流和表在结构上还是有所区别的。所以使用 Table API 和 SQL 需要一个特别的运行时环境，这就是所谓的“表环境”(TableEnvironment)。它主要负责：

- (1) 注册 Catalog 和表；
- (2) 执行 SQL 查询；
- (3) 注册用户自定义函数(UDF)；
- (4) DataStream 和表之间的转换。

每个表和 SQL 的执行，都必须绑定在一个表环境(TableEnvironment)中。TableEnvironment 是 Table API 中提供的基本接口类，可以通过调用静态的 create()方法来创建一个表环境实例。方法需要传入一个环境的配置参数 EnvironmentSettings，它可以指定当前

表环境的执行模式和计划器（planner）。执行模式有批处理和流处理两种选择，默认是流处理模式；计划器默认使用 blink planner。

```
import org.apache.flink.table.api.EnvironmentSettings;
import org.apache.flink.table.api.TableEnvironment;

EnvironmentSettings settings = EnvironmentSettings
    .newInstance()
    .inStreamingMode()      // 使用流处理模式
    .build();

TableEnvironment tableEnv = TableEnvironment.create(setting);
```

对于流处理场景，其实默认配置就完全够用了。所以我们也可以用另一种更加简单的方式来创建表环境：

```
import
org.apache.flink.streaming.api.environment.StreamExecutionEnvironment;
import org.apache.flink.table.api.EnvironmentSettings;
import
org.apache.flink.table.api.bridge.java.StreamTableEnvironment;

StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();
StreamTableEnvironment tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env);
```

这里我们引入了一个“流式表环境”（StreamTableEnvironment），它是继承自 TableEnvironment 的子接口。调用它的 create()方法，只需要直接将当前的流执行环境（StreamExecutionEnvironment）传入，就可以创建出对应的流式表环境了。

10.9.3 创建表

表（Table）是我们非常熟悉的一个概念，它是关系型数据库中数据存储的基本形式，也是 SQL 执行的基本对象。

具体创建表的方式，有通过连接器（connector）和虚拟表（virtual tables）两种。

1) 连接器表（Connector Tables）

最直观的创建表的方式，就是通过连接器（connector）连接到一个外部系统，然后定义出对应的表结构。

在代码中，我们可以调用表环境的 executeSql()方法，可以传入一个 DDL 作为参数执行 SQL 操作。这里我们传入一个 CREATE 语句进行表的创建，并通过 WITH 关键字指定连接到

外部系统的连接器：

```
tableEnv.executeSql("CREATE [TEMPORARY] TABLE MyTable ... WITH ('connector' = ... )");
```

这里的 TEMPORARY 关键字可以省略。关于连接器的具体定义，我们会在 11.8 节中展开讲解。

2) 虚拟表 (Virtual Tables)

在环境中注册之后，我们就可以在 SQL 中直接使用这张表进行查询转换了。

```
Table newTable = tableEnv.sqlQuery("SELECT ... FROM MyTable... ");
```

这里调用了表环境的 sqlQuery() 方法，直接传入一条 SQL 语句作为参数执行查询，得到的结果是一个 Table 对象。Table 是 Table API 中提供的核心接口类，就代表了一个 Java 中定义的表实例。

由于 newTable 是一个 Table 对象，并没有在表环境中注册；所以如果希望直接在 SQL 中使用，我们还需要将这个中间结果表注册到环境中：

```
tableEnv.createTemporaryView("NewTable", newTable);
```

我们发现，这里的注册其实是创建了一个“虚拟表”（Virtual Table）。这个概念与 SQL 语法中的视图（View）非常类似，所以调用的方法也叫作创建“虚拟视图”（createTemporaryView）。

10.9.4 表的查询

创建好了表，接下来自然就是对表进行查询转换了。对一个表的查询（Query）操作，就对应着流数据的转换（Transform）处理。

Flink 为我们提供了两种查询方式：SQL，和 Table API。

1) 执行 SQL 进行查询

基于表执行 SQL 语句，是我们最为熟悉的查询方式。

在代码中，我们只要调用表环境的 sqlQuery() 方法，传入一个字符串形式的 SQL 查询语句就可以了。执行得到的结果，是一个 Table 对象。

```
// 创建表环境
TableEnvironment tableEnv = ...;

// 创建表
tableEnv.executeSql("CREATE TABLE EventTable ... WITH ('connector'
```

```
= ... )";  
  
// 查询用户 Alice 的点击事件，并提取表中前两个字段  
Table aliceVisitTable = tableEnv.sqlQuery(  
    "SELECT user, url " +  
    "FROM EventTable " +  
    "WHERE user = 'Alice' "  
);
```

目前 Flink 支持标准 SQL 中的绝大部分用法，并提供了丰富的计算函数。这样我们就可以把已有的技术迁移过来，像在 MySQL、Hive 中那样直接通过编写 SQL 实现自己的处理需求，从而大大降低了 Flink 上手的难度。

例如，我们也可以通过 GROUP BY 关键字定义分组聚合，调用 COUNT()、SUM()这样的函数来进行统计计算：

```
Table urlCountTable = tableEnv.sqlQuery(  
    "SELECT user, COUNT(url) " +  
    "FROM EventTable " +  
    "GROUP BY user "  
);
```

上面的例子得到的是一个新的 Table 对象，我们可以再次将它注册为虚拟表继续在 SQL 中调用。另外，我们也可以直接将查询的结果写入到已经注册的表中，这需要调用表环境的 executeSql() 方法来执行 DDL，传入的是一个 INSERT 语句：

```
// 注册表  
tableEnv.executeSql("CREATE TABLE EventTable ... WITH ('connector'  
= ... )");  
tableEnv.executeSql("CREATE TABLE OutputTable ... WITH ('connector'  
= ... )");  
  
// 将查询结果输出到 OutputTable 中  
tableEnv.executeSql (  
    "INSERT INTO OutputTable " +  
    "SELECT user, url " +  
    "FROM EventTable " +  
    "WHERE user = 'Alice' "  
);
```

2) 调用 Table API 进行查询

另外一种查询方式就是调用 Table API。这是嵌入在 Java 和 Scala 语言内的查询 API，核心就是 Table 接口类，通过一步步链式调用 Table 的方法，就可以定义出所有的查询转换操作。

由于 Table API 是基于 Table 的 Java 实例进行调用的，因此我们首先要得到表的 Java 对象。

基于环境中已注册的表，可以通过表环境的 from()方法非常容易地得到一个 Table 对象：

```
Table eventTable = tableEnv.from("EventTable");
```

传入的参数就是注册好的表名。注意这里 eventTable 是一个 Table 对象，而 EventTable 是在环境中注册的表名。得到 Table 对象之后，就可以调用 API 进行各种转换操作了，得到的是一个新的 Table 对象：

```
Table maryClickTable = eventTable
    .where($"user").isEqual("Alice"))
    .select($"url", $"user"));
```

这里每个方法的参数都是一个“表达式”(Expression)，用方法调用的形式直观地说明了想要表达的内容；“\$”符号用来指定表中的一个字段。上面的代码和直接执行 SQL 是等效的。

Table API 是嵌入编程语言中的 DSL，SQL 中的很多特性和功能必须要有对应的实现才可以使用，因此跟直接写 SQL 比起来肯定就要麻烦一些。目前 Table API 支持的功能相对更少，可以预见未来 Flink 社区也会以扩展 SQL 为主，为大家提供更加通用的接口方式；所以我们接下来也会以介绍 SQL 为主，简略地提及 Table API。

3) 两种 API 的结合使用

可以发现，无论是调用 Table API 还是执行 SQL，得到的结果都是一个 Table 对象；所以这两种 API 的查询可以很方便地结合在一起。

(1) 无论是那种方式得到的 Table 对象，都可以继续调用 Table API 进行查询转换；

(2) 如果想要对一个表执行 SQL 操作（用 FROM 关键字引用），必须先在环境中对它进行注册。所以我们可以创建虚拟表的方式实现两者的转换：

```
tableEnv.createTemporaryView("MyTable", myTable);
```

两种 API 殊途同归，实际应用中可以按照自己的习惯任意选择。不过由于结合使用容易引起混淆，而 Table API 功能相对较少、通用性较差，所以企业项目中往往会选择 SQL 的方式来实现需求。

10.9.5 输出表

表的创建和查询，就对应着流处理中的读取数据源 (Source) 和转换 (Transform)；而最后一个步骤 Sink，也就是将结果数据输出到外部系统，就对应着表的输出操作。

在代码上，输出一张表最直接的方法，就是调用 Table 的方法 executeInsert() 方法将一个

Table 写入到注册过的表中，方法传入的参数就是注册的表名。

```
// 注册表，用于输出数据到外部系统
tableEnv.executeSql("CREATE TABLE OutputTable ... WITH ('connector' = ... )");

// 经过查询转换，得到结果表
Table result = ...;

// 将结果表写入已注册的输出表中
result.executeInsert("OutputTable");
```

在底层，表的输出是通过将数据写入到 TableSink 来实现的。TableSink 是 Table API 中提供的一个向外部系统写入数据的通用接口，可以支持不同的文件格式（比如 CSV、Parquet）、存储数据库（比如 JDBC、Elasticsearch）和消息队列（比如 Kafka）。

```
public class SqlDemo {
    public static void main(String[] args) {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        // TODO 1. 创建表环境
        // 1.1 写法一:
        EnvironmentSettings settings = EnvironmentSettings.newInstance()
            .inStreamingMode()
            .build();
        StreamTableEnvironment tableEnv = StreamTableEnvironment.create(settings);

        // 1.2 写法二
        StreamTableEnvironment tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env);

        // TODO 2. 创建表
        tableEnv.executeSql("CREATE TABLE source ( \n" +
            "    id INT, \n" +
            "    ts BIGINT, \n" +
            "    vc INT\n" +
            ") WITH ( \n" +
            "    'connector' = 'datagen', \n" +
            "    'rows-per-second'='1', \n" +
            "    'fields.id.kind'='random', \n" +
            "    'fields.id.min'='1', \n" +
            "    'fields.id.max'='10', \n" +
            "    'fields.ts.kind'='sequence', \n" +
            "    'fields.ts.start'='1', \n" +
            "    'fields.ts.end'='1000000', \n" +
            "    'fields_vc.kind'='random', \n" +
            "    'fields_vc.min'='1', \n" +
```

```
"      'fields_vc.max'='100'\n" +
");\n");

tableEnv.executeSql("CREATE TABLE sink (\n" +
"    id INT, \n" +
"    sumVC INT \n" +
") WITH (\n" +
"'connector' = 'print'\n" +
");\n");

// TODO 3.执行查询
// 3.1 使用sql进行查询
//     Table table = tableEnv.sqlQuery("select id,sum(vc) as sumVC
from source where id>5 group by id ;");
// 把table对象，注册成表名
//     tableEnv.createTemporaryView("tmp", table);
//     tableEnv.sqlQuery("select * from tmp where id > 7");

// 3.2 用table api来查询
Table source = tableEnv.from("source");
Table result = source
    .where($"id").isGreater(5)
    .groupBy($"id")
    .aggregate($"vc".sum().as("sumVC"))
    .select($"id", $"sumVC");

// TODO 4.输出表
// 4.1 sql用法
//     tableEnv.executeSql("insert into sink select * from tmp");
// 4.2 tableapi用法
result.executeInsert("sink");
}

}
```

10.9.6 表和流的转换

1) 将流（DataStream）转换成表（Table）

(1) 调用 fromDataStream()方法

想要将一个 DataStream 转换成表很简单，可以通过调用表环境的 fromDataStream() 方法来实现，返回的就是一个 Table 对象。

```
StreamExecutionEnvironment                           env           =
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

// 获取表环境
StreamTableEnvironment tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env);
```

```
// 读取数据源
SingleOutputStreamOperator<WaterSensor> sensorDS =
env.fromSource(...)

// 将数据流转换成表
Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(sensorDS);
```

由于流中的数据本身就是定义好的 POJO 类型 WaterSensor，所以我们将流转换成表之后，每一行数据就对应着一个 WaterSensor，而表中的列名就对应着 WaterSensor 中的属性。

另外，我们还可以在 fromDataStream()方法中增加参数，用来指定提取哪些属性作为表中的字段名，并可以任意指定位置：

```
// 提取 Event 中的 timestamp 和 url 作为表中的列
Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(sensorDS, $("id"),
$("vc"));
```

也可以通过表达式的 as()方法对字段进行重命名：

```
// 将 timestamp 字段重命名为 ts
Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(sensorDS,
$("id").as("sid"), $("vc"));
```

(2) 调用 createTemporaryView()方法

调用 fromDataStream()方法简单直观，可以直接实现 DataStream 到 Table 的转换；不过如果我们希望直接在 SQL 中引用这张表，就还需要调用表环境的 createTemporaryView()方法来创建虚拟视图了。

对于这种场景，也有一种更简洁的调用方式。我们可以直接调用 createTemporaryView()方法创建虚拟表，传入的两个参数，第一个依然是注册的表名，而第二个可以直接就是 DataStream。之后仍旧可以传入多个参数，用来指定表中的字段

```
tableEnv.createTemporaryView("sensorTable", sensorDS,
$("id"), $("ts"), $("vc"));
```

这样，我们接下来就可以直接在 SQL 中引用表 sensorTable 了。

2) 将表 (Table) 转换成流 (DataStream)

(1) 调用 toDataStream()方法

将一个 Table 对象转换成 DataStream 非常简单，只要直接调用表环境的方法 toDataStream()就可以了。例如，我们可以将 2.4 小节经查询转换得到的表 aliceClickTable 转换成流打印输出：

```
tableEnv.toDataStream(table).print();
```

(2) 调用 toChangelogStream()方法

urlCountTable 这个表中进行了分组聚合统计，所以表中的每一行是会“更新”的。对于这样有更新操作的表，我们不应该直接把它转换成 DataStream 打印输出，而是记录一下它的“更新日志”(change log)。这样一来，对于表的所有更新操作，就变成了一条更新日志的流，我们就可以转换成流打印输出了。

代码中需要调用的是表环境的 toChangelogStream()方法：

```
Table table = tableEnv.sqlQuery(  
    "SELECT id, sum(vc) " +  
    "FROM source " +  
    "GROUP BY id "  
);  
  
// 将 表 转 换 成 更 新 日 志 流  
tableEnv.toChangelogStream(table).print();
```

3) 支持的数据类型

整体来看，DataStream 中支持的数据类型，Table 中也是都支持的，只不过在进行转换时需要注意一些细节。

(1) 原子类型

在 Flink 中，基础数据类型 (Integer、Double、String) 和通用数据类型 (也就是不可再拆分的数据类型) 统一称作“原子类型”。原子类型的 DataStream，转换之后就成了只有一列的 Table，列字段 (field) 的数据类型可以由原子类型推断出。另外，还可以在 fromDataStream()方法里增加参数，用来重新命名列字段。

```
StreamTableEnvironment tableEnv = ...;  
  
DataStream<Long> stream = ...;  
  
// 将数据流转换成动态表，动态表只有一个字段，重命名为 myLong  
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $("myLong"));
```

(2) Tuple 类型

当原子类型不做重命名时，默认的字段名就是“f0”，容易想到，这其实就是将原子类型看作了一元组 Tuple1 的处理结果。

Table 支持 Flink 中定义的元组类型 Tuple，对应在表中字段名默认就是元组中元素的属性名 f0、f1、f2...。所有字段都可以被重新排序，也可以提取其中的一部分字段。字段还可以通过调用表达式的 as()方法来进行重命名。

```
StreamTableEnvironment tableEnv = ...;

DataStream<Tuple2<Long, Integer>> stream = ...;

// 将数据流转换成只包含 f1 字段的表
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $"f1");

// 将数据流转换成包含 f0 和 f1 字段的表，在表中 f0 和 f1 位置交换
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $"f1", $"f0");

// 将 f1 字段命名为 myInt, f0 命名为 myLong
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $"f1").as("myInt"),
($"f0").as("myLong"));
```

(3) POJO 类型

Flink 也支持多种数据类型组合成的“复合类型”，最典型的就是简单 Java 对象（POJO 类型）。由于 POJO 中已经定义好了可读性强的字段名，这种类型的数据流转换成 Table 就显得无比顺畅了。

将 POJO 类型的 DataStream 转换成 Table，如果不指定字段名称，就会直接使用原始 POJO 类型中的字段名称。POJO 中的字段同样可以被重新排序、提却和重命名。

```
StreamTableEnvironment tableEnv = ...;

DataStream<Event> stream = ...;

Table table = tableEnv.fromDataStream(stream);
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $"user");
Table table = tableEnv.fromDataStream(stream, $"user").as("myUser"),
($"url").as("myUrl"));
```

(4) Row 类型

Flink 中还定义了一个在关系型表中更加通用的数据类型——行（Row），它是 Table 中数据的基本组织形式。

Row 类型也是一种复合类型，它的长度固定，而且无法直接推断出每个字段的类型，所以在使用时必须指明具体的类型信息；我们在创建 Table 时调用的 CREATE 语句就会将所有的字段名称和类型指定，这在 Flink 中被称为表的“模式结构”（Schema）。

4) 综合应用示例

现在，我们可以将介绍过的所有 API 整合起来，写出一段完整的代码。同样还是用户的一组点击事件，我们可以查询出某个用户（例如 Alice）点击的 url 列表，也可以统计出每个

用户累计的点击次数，这可以用两句 SQL 来分别实现。具体代码如下：

```
public class TableStreamDemo {
    public static void main(String[] args) throws Exception {
        StreamExecutionEnvironment env = StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();

        DataStreamSource<WaterSensor> sensorDS = env.fromElements(
            new WaterSensor("s1", 1L, 1),
            new WaterSensor("s1", 2L, 2),
            new WaterSensor("s2", 2L, 2),
            new WaterSensor("s3", 3L, 3),
            new WaterSensor("s3", 4L, 4)
        );

        StreamTableEnvironment tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env);

        // TODO 1. 流转表
        Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(sensorDS);
        tableEnv.createTemporaryView("sensor", sensorTable);

        Table filterTable = tableEnv.sqlQuery("select id,ts,vc from sensor where ts>2");
        Table sumTable = tableEnv.sqlQuery("select id,sum(vc) from sensor group by id");

        // TODO 2. 表转流
        // 2.1 追加流
        tableEnv.toDataStream(filterTable,
WaterSensor.class).print("filter");
        // 2.2 changelog 流(结果需要更新)
        tableEnv.toChangelogStream(sumTable).print("sum");

        // 只要代码中调用了 DataStreamAPI，就需要 execute，否则不需要
        env.execute();
    }
}
```

10.9.7 自定义函数（UDF）

系统函数尽管庞大，也不可能涵盖所有的功能；如果有系统函数不支持的需求，我们就需要用自定义函数（User Defined Functions，UDF）来实现了。

Flink 的 Table API 和 SQL 提供了多种自定义函数的接口，以抽象类的形式定义。当前

UDF 主要有以下几类：

- 标量函数（Scalar Functions）：将输入的标量值转换成一个新的标量值；
- 表函数（Table Functions）：将标量值转换成一个或多个新的行数据，也就是扩展成一个表；
- 聚合函数（Aggregate Functions）：将多行数据里的标量值转换成一个新的标量值；
- 表聚合函数（Table Aggregate Functions）：将多行数据里的标量值转换成一个或多个新的行数据。

1) 整体调用流程

要想在代码中使用自定义的函数，我们需要首先自定义对应 UDF 抽象类的实现，并在表环境中注册这个函数，然后就可以在 Table API 和 SQL 中调用了。

(1) 注册函数

注册函数时需要调用表环境的 `createTemporarySystemFunction()` 方法，传入注册的函数名以及 UDF 类的 Class 对象：

```
// 注册函数  
tableEnv.createTemporarySystemFunction("MyFunction",  
MyFunction.class);
```

我们自定义的 UDF 类叫作 MyFunction，它应该是上面四种 UDF 抽象类中某一个的具体实现；在环境中将它注册为名叫 MyFunction 的函数。

(2) 使用 Table API 调用函数

在 Table API 中，需要使用 `call()` 方法来调用自定义函数：

```
tableEnv.from("MyTable").select(call("MyFunction", $("myField")));
```

这里 `call()` 方法有两个参数，一个是注册好的函数名 MyFunction，另一个则是函数调用时本身的参数。这里我们定义 MyFunction 在调用时，需要传入的参数是 myField 字段。

(3) 在 SQL 中调用函数

当我们将函数注册为系统函数之后，在 SQL 中的调用就与内置系统函数完全一样了：

```
tableEnv.sqlQuery("SELECT MyFunction(myField) FROM MyTable");
```

可见，SQL 的调用方式更加方便，我们后续依然会以 SQL 为例介绍 UDF 的用法。

2) 标量函数 (Scalar Functions)

自定义标量函数可以把0个、1个或多个标量值转换成一个标量值，它对应的输入是一行数据中的字段，输出则是唯一的值。所以从输入和输出表中行数据的对应关系看，标量函数是“一对一”的转换。

想要实现自定义的标量函数，我们需要自定义一个类来继承抽象类 `ScalarFunction`，并实现叫作 `eval()` 的求值方法。标量函数的行为就取决于求值方法的定义，它必须是公有的 (`public`)，而且名字必须是 `eval`。求值方法 `eval` 可以重载多次，任何数据类型都可作为求值方法的参数和返回值类型。

这里需要特别说明的是，`ScalarFunction` 抽象类中并没有定义 `eval()` 方法，所以我们不能直接在代码中重写 (`override`)；但 Table API 的框架底层又要求了求值方法必须名字为 `eval()`。这是 Table API 和 SQL 目前还显得不够完善的地方，未来的版本应该会有所改进。

下面我们来看一个具体的例子。我们实现一个自定义的哈希 (hash) 函数 `HashFunction`，用来求传入对象的哈希值。

```
public class MyScalarFunctionDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
        DataStreamSource<WaterSensor> sensorDS = env.fromElements(  
            new WaterSensor("s1", 1L, 1),  
            new WaterSensor("s1", 2L, 2),  
            new WaterSensor("s2", 2L, 2),  
            new WaterSensor("s3", 3L, 3),  
            new WaterSensor("s3", 4L, 4)  
        );  
  
        StreamTableEnvironment tableEnv =  
            StreamTableEnvironment.create(env);  
  
        Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(sensorDS);  
        tableEnv.createTemporaryView("sensor", sensorTable);  
  
        // TODO 2. 注册函数  
        tableEnv.createTemporaryFunction("HashFunction",  
            HashFunction.class);  
  
        // TODO 3. 调用 自定义函数
```

```
// 3.1 sql 用法
//     tableEnv.sqlQuery("select HashFunction(id) from sensor")
//             .execute() // 调用了 sql 的 execute，就不需要
env.execute()
//             .print();

// 3.2 table api 用法
sensorTable
    .select(call("HashFunction", $("id")))
    .execute()
    .print();

}

// TODO 1. 定义 自定义函数的实现类
public static class HashFunction extends ScalarFunction{

    // 接受任意类型的输入，返回 INT 型输出
    public int eval(@DataTypeHint(inputGroup = InputGroup.ANY)
Object o) {
        return o.hashCode();
    }
}
```

这里我们自定义了一个 `ScalarFunction`，实现了 `eval()` 求值方法，将任意类型的对象传入，得到一个 `Int` 类型的哈希值返回。当然，具体的求哈希操作就省略了，直接调用对象的 `hashCode()` 方法即可。

另外注意，由于 Table API 在对函数进行解析时需要提取求值方法参数的类型引用，所以我们用 `DataTypeHint(inputGroup = InputGroup.ANY)` 对输入参数的类型做了标注，表示 `eval` 的参数可以是任意类型。

3) 表函数 (Table Functions)

跟标量函数一样，表函数的输入参数也可以是 0 个、1 个或多个标量值；不同的是，它可以返回任意多行数据。“多行数据”事实上就构成了一个表，所以“表函数”可以认为就是返回一个表的函数，这是一个“一对多”的转换关系。之前我们介绍过的窗口 TVF，本质上就是表函数。

类似地，要实现自定义的表函数，需要自定义类来继承抽象类 `TableFunction`，内部必须

要实现的也是一个名为 eval 的求值方法。与标量函数不同的是，TableFunction 类本身是有一个泛型参数 T 的，这就是表函数返回数据的类型；而 eval()方法没有返回类型，内部也没有 return 语句，是通过调用 collect()方法来发送想要输出的行数据的。

在 SQL 中调用表函数，需要使用 LATERAL TABLE(<TableFunction>)来生成扩展的“侧向表”，然后与原始表进行联结（Join）。这里的 Join 操作可以是直接做交叉联结（cross join），在 FROM 后用逗号分隔两个表就可以；也可以是以 ON TRUE 为条件的左联结（LEFT JOIN）。

下面是表函数的一个具体示例。我们实现了一个分隔字符串的函数 SplitFunction，可以将一个字符串转换成（字符串，长度）的二元组。

```
public class MyTableFunctionDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
        DataStreamSource<String> strDS = env.fromElements(  
            "hello flink",  
            "hello world hi",  
            "hello java"  
        );  
  
        StreamTableEnvironment tableEnv =  
StreamTableEnvironment.create(env);  
  
        Table sensorTable = tableEnv.fromDataStream(strDS,  
$("words"));  
        tableEnv.createTemporaryView("str", sensorTable);  
  
        // TODO 2. 注册函数  
        tableEnv.createTemporaryFunction("SplitFunction",  
SplitFunction.class);  
  
        // TODO 3. 调用 自定义函数  
        // 3.1 交叉联结  
        tableEnv  
            // 3.1 交叉联结  
//            .sqlQuery("select words,word,length from str,lateral  
table(SplitFunction(words))")  
            // 3.2 带 on true 条件的 左联结  
//            .sqlQuery("select words,word,length from str left  
join lateral table(SplitFunction(words)) on true")  
            // 重命名侧向表中的字段  
            .sqlQuery("select words,newWord,newLength from str  
left join lateral table(SplitFunction(words)) as
```

```
T(newWord, newLength) on true")
    .execute()
    .print();

}

// TODO 1. 继承 TableFunction<返回的类型>
// 类型标注: Row 包含两个字段: word 和 length
@FunctionHint(output = @DataTypeHint("ROW<word STRING, length INT>"))
public static class SplitFunction extends TableFunction<Row> {

    // 返回是 void, 用 collect 方法输出
    public void eval(String str) {
        for (String word : str.split(" ")) {
            collect(Row.of(word, word.length()));
        }
    }
}
```

这里我们直接将表函数的输出类型定义成了 ROW，这就是得到的侧向表中的数据类型；每行数据转换后也只有一行。我们分别用交叉联结和左联结两种方式在 SQL 中进行了调用，还可以对侧向表的中字段进行重命名。

4) 聚合函数（Aggregate Functions）

用户自定义聚合函数（User Defined AGGRegate function, UDAGG）会把一行或多行数据（也就是一个表）聚合成一个标量值。这是一个标准的“多对一”的转换。

聚合函数的概念我们之前已经接触过多次，如 SUM()、MAX()、MIN()、AVG()、COUNT()都是常见的系统内置聚合函数。而如果有些需求无法直接调用系统函数解决，我们就必须自定义聚合函数来实现功能了。

自定义聚合函数需要继承抽象类 AggregateFunction。AggregateFunction 有两个泛型参数 <T, ACC>，T 表示聚合输出的结果类型，ACC 则表示聚合的中间状态类型。

Flink SQL 中的聚合函数的工作原理如下：

(1) 首先，它需要创建一个累加器（accumulator），用来存储聚合的中间结果。这与 DataStream API 中的 AggregateFunction 非常类似，累加器就可以看作是一个聚合状态。调用

createAccumulator()方法可以创建一个空的累加器。

(2) 对于输入的每一行数据，都会调用 accumulate()方法来更新累加器，这是聚合的核心过程。

(3) 当所有的数据都处理完之后，通过调用 getValue()方法来计算并返回最终的结果。

所以，每个 AggregateFunction 都必须实现以下几个方法：

- ◆ createAccumulator()

这是创建累加器的方法。没有输入参数，返回类型为累加器类型 ACC。

- ◆ accumulate()

这是进行聚合计算的核心方法，每来一行数据都会调用。它的第一个参数是确定的，就是当前的累加器，类型为 ACC，表示当前聚合的中间状态；后面的参数则是聚合函数调用时传入的参数，可以有多个，类型也可以不同。这个方法主要是更新聚合状态，所以没有返回类型。需要注意的是，accumulate()与之前的求值方法 eval()类似，也是底层架构要求的，必须为 public，方法名必须为 accumulate，且无法直接 override、只能手动实现。

- ◆ getValue()

这是得到最终返回结果的方法。输入参数是 ACC 类型的累加器，输出类型为 T。

在遇到复杂类型时，Flink 的类型推导可能会无法得到正确的结果。所以 AggregateFunction 也可以专门对累加器和返回结果的类型进行声明，这是通过 getAccumulatorType() 和 getResultType() 两个方法来指定的。

AggregateFunction 的所有方法都必须是公有的（public），不能是静态的（static），而且名字必须跟上面写的完全一样。createAccumulator、getValue、getResultType 以及 getAccumulatorType 这几个方法是在抽象类 AggregateFunction 中定义的，可以 override；而其他则都是底层架构约定的方法。

下面举一个具体的示例，我们从学生的分数表 ScoreTable 中计算每个学生的加权平均分。

```
public class MyAggregateFunctionDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
    }  
}
```

```
// 姓名, 分数, 权重
DataStreamSource<Tuple3<String, Integer, Integer>>
scoreWeightDS = env.fromElements(
    Tuple3.of("zs", 80, 3),
    Tuple3.of("zs", 90, 4),
    Tuple3.of("zs", 95, 4),
    Tuple3.of("ls", 75, 4),
    Tuple3.of("ls", 65, 4),
    Tuple3.of("ls", 85, 4)

);

StreamTableEnvironment tableEnv =
StreamTableEnvironment.create(env);

Table scoreWeightTable =
tableEnv.fromDataStream(scoreWeightDS,
    $("f0").as("name"), $("f1").as("score"), $("f2").as("weight"));
tableEnv.createTemporaryView("scores", scoreWeightTable);

// TODO 2. 注册函数
tableEnv.createTemporaryFunction("WeightedAvg",
    WeightedAvg.class);

// TODO 3. 调用 自定义函数
tableEnv
    .sqlQuery("select      name,WeightedAvg(score,weight)
from scores group by name")
    .execute()
    .print();

}

// TODO 1. 继承 AggregateFunction< 返回类型, 累加器类型<加权总和, 权重
总和> >
public static class WeightedAvg extends AggregateFunction<Double,
Tuple2<Integer, Integer>> {

    @Override
    public Double getValue(Tuple2<Integer, Integer>
integerIntegerTuple2) {
        return integerIntegerTuple2.f0 * 1D / integerIntegerTuple2.f1;
    }

    @Override
    public Tuple2<Integer, Integer> createAccumulator() {
        return Tuple2.of(0, 0);
    }
}
```

```
}

/**
 * 累加计算的方法，每来一行数据都会调用一次
 * @param acc 累加器类型
 * @param score 第一个参数：分数
 * @param weight 第二个参数：权重
 */
public void accumulate(Tuple2<Integer, Integer> acc, Integer
score, Integer weight){
    acc.f0 += score * weight; // 加权总和 = 分数 1 * 权重 1 +
分数 2 * 权重 2 +....
    acc.f1 += weight; // 权重和 = 权重 1 + 权重 2 +....
}
}
```

聚合函数的 `accumulate()` 方法有三个输入参数。第一个是 `WeightedAvgAccum` 类型的累加器；另外两个则是函数调用时输入的字段：要计算的值 `ivalue` 和对应的权重 `iweight`。这里我们并不考虑其它方法的实现，只要有必须的三个方法就可以了。

5) 表聚合函数 (Table Aggregate Functions)

用户自定义表聚合函数 (UDTAGG) 可以把一行或多行数据（也就是一个表）聚合成另一张表，结果表中可以有多行多列。很明显，这就像表函数和聚合函数的结合体，是一个“多对多”的转换。

自定义表聚合函数需要继承抽象类 `TableAggregateFunction`。`TableAggregateFunction` 的结构和原理与 `AggregateFunction` 非常类似，同样有两个泛型参数`<T, ACC>`，用一个 `ACC` 类型的累加器 (`accumulator`) 来存储聚合的中间结果。聚合函数中必须实现的三个方法，在 `TableAggregateFunction` 中也必须对应实现：

- ◆ `createAccumulator()`

创建累加器的方法，与 `AggregateFunction` 中用法相同。

- ◆ `accumulate()`

聚合计算的核心方法，与 `AggregateFunction` 中用法相同。

- ◆ `emitValue()`

所有输入行处理完成后，输出最终计算结果的方法。这个方法对应着 AggregateFunction 中的 getValue()方法；区别在于 emitValue 没有输出类型，而输入参数有两个：第一个是 ACC 类型的累加器，第二个则是用于输出数据的“收集器” out，它的类型为 Collect<T>。另外， emitValue()在抽象类中也没有定义，无法 override，必须手动实现。

表聚合函数相对比较复杂，它的一个典型应用场景就是 TOP-N 查询。比如我们希望选出一组数据排序后的前两名，这就是最简单的 TOP-2 查询。没有现成的系统函数，那么我们就可以自定义一个表聚合函数来实现这个功能。在累加器中应该能够保存当前最大的两个值，每当来一条新数据就在 accumulate()方法中进行比较更新，最终在 emitValue()中调用两次 out.collect()将前两名数据输出。

具体代码如下：

```
public class MyTableAggregateFunctionDemo {  
    public static void main(String[] args) throws Exception {  
        StreamExecutionEnvironment env =  
            StreamExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment();  
  
        // 姓名, 分数, 权重  
        DataStreamSource<Integer> numDS = env.fromElements(3, 6, 12,  
5, 8, 9, 4);  
  
        StreamTableEnvironment tableEnv =  
            StreamTableEnvironment.create(env);  
  
        Table numTable = tableEnv.fromDataStream(numDS, $("num"));  
  
        // TODO 2. 注册函数  
        tableEnv.createTemporaryFunction("Top2", Top2.class);  
  
        // TODO 3. 调用 自定义函数：只能用 Table API  
        numTable  
            .flatAggregate(call("Top2", $("num")).as("value",  
"rank"))  
            .select($("value"), $("rank"))  
            .execute().print();  
  
    }  
  
    // TODO 1. 继承 TableAggregateFunction< 返回类型，累加器类型<加权总和，  
权重总和 > >
```

```
// 返回类型 (数值, 排名) => (12,1) (9,2)
// 累加器类型 (第一大的数, 第二大的数) ===> (12,9)
public static class Top2 extends
TableAggregateFunction<Tuple2<Integer, Integer>, Tuple2<Integer, Integer>> {

    @Override
    public Tuple2<Integer, Integer> createAccumulator() {
        return Tuple2.of(0, 0);
    }

    /**
     * 每来一个数据调用一次, 比较小, 更新 最大的前两个数到 acc 中
     *
     * @param acc 累加器
     * @param num 过来的数据
     */
    public void accumulate(Tuple2<Integer, Integer> acc, Integer
num) {
        if (num > acc.f0) {
            // 新来的变第一, 原来的第一变第二
            acc.f1 = acc.f0;
            acc.f0 = num;
        } else if (num > acc.f1) {
            // 新来的变第二, 原来的第二不要了
            acc.f1 = num;
        }
    }

    /**
     * 输出结果: (数值, 排名) 两条最大的
     *
     * @param acc 累加器
     * @param out 采集器<返回类型>
     */
    public void emitValue(Tuple2<Integer, Integer> acc,
Collector<Tuple2<Integer, Integer>> out) {
        if (acc.f0 != 0) {
            out.collect(Tuple2.of(acc.f0, 1));
        }
        if (acc.f1 != 0) {
            out.collect(Tuple2.of(acc.f1, 2));
        }
    }
}
}
```

目前 SQL 中没有直接使用表聚合函数的方式，所以需要使用 Table API 的方式来调用。

这里使用了 flatAggregate()方法，它就是专门用来调用表聚合函数的接口。统计 num 值最大的两个；并将聚合结果的两个字段重命名为 value 和 rank，之后就可以使用 select() 将它们提取出来了。