



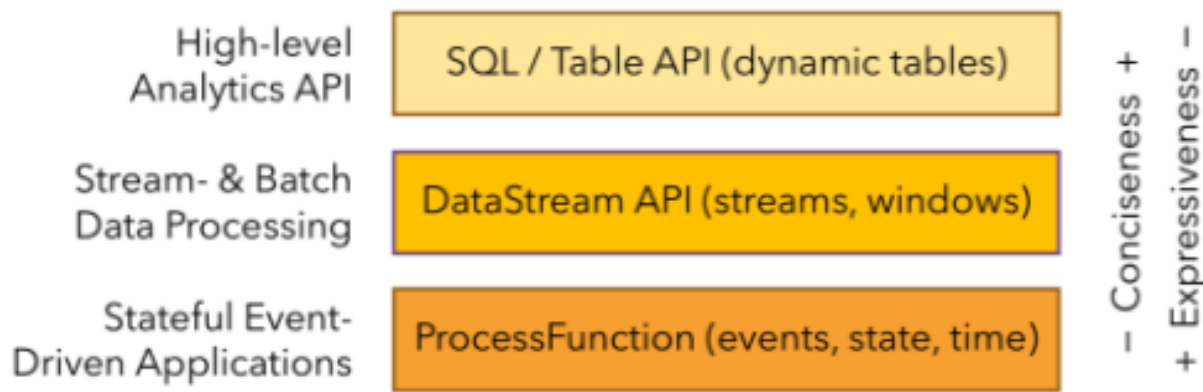
Table API 和 Flink SQL

讲师：武晟然



Table API 和 Flink SQL 是什么

- Flink 对批处理和流处理，提供了统一的上层 API
- Table API 是一套内嵌在 Java 和 Scala 语言中的查询API，它允许以非常直观的方式组合来自一些关系运算符的查询
- Flink 的 SQL 支持基于实现了 SQL 标准的 Apache Calcite





基本程序结构

- Table API 和 SQL 的程序结构，与流式处理的程序结构十分类似

```
val tableEnv = ...           // 创建表的执行环境
```

```
// 创建一张表，用于读取数据
```

```
tableEnv.connect(...).createTemporaryTable("inputTable")
```

```
// 注册一张表，用于把计算结果输出
```

```
tableEnv.connect(...).createTemporaryTable("outputTable")
```

```
// 通过 Table API 查询算子，得到一张结果表
```

```
val result = tableEnv.from("inputTable").select(...)
```

```
// 通过 SQL 查询语句，得到一张结果表
```

```
val sqlResult = tableEnv.sqlQuery("SELECT ... FROM inputTable ...")
```

```
// 将结果表写入输出表中
```

```
result.insertInto("outputTable")
```



创建 TableEnvironment

- 创建表的执行环境，需要将 flink 流处理的执行环境传入

```
val tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env)
```

- TableEnvironment 是 flink 中集成 Table API 和 SQL 的核心概念，所有对表的操作都基于 TableEnvironment
 - 注册 Catalog
 - 在 Catalog 中注册表
 - 执行 SQL 查询
 - 注册用户自定义函数 (UDF)



配置 TableEnvironment

- 配置老版本 planner 的流式查询

```
val settings = EnvironmentSettings.newInstance()  
    .useOldPlanner()  
    .inStreamingMode()  
    .build()  
val tableEnv = StreamTableEnvironment.create(env, settings)
```

- 配置老版本 planner 的批式查询

```
val batchEnv = ExecutionEnvironment.getExecutionEnvironment  
val batchTableEnv = BatchTableEnvironment.create(batchEnv)
```



配置 TableEnvironment

- 配置 blink planner 的流式查询

```
val bsSettings = EnvironmentSettings.newInstance()  
    .useBlinkPlanner()  
    .inStreamingMode()  
    .build()  
val bsTableEnv = StreamTableEnvironment.create(env, bsSettings)
```

- 配置 blink planner 的批式查询

```
val bbSettings = EnvironmentSettings.newInstance()  
    .useBlinkPlanner()  
    .inBatchMode()  
    .build()  
val bbTableEnv = TableEnvironment.create(bbSettings)
```



表 (Table)

- TableEnvironment 可以注册目录 Catalog, 并可以基于 Catalog 注册表
- 表 (Table) 是由一个“标识符” (identifier) 来指定的, 由3部分组成:
Catalog名、数据库 (database) 名和对象名
- 表可以是常规的, 也可以是虚拟的 (视图, View)
- 常规表 (Table) 一般可以用来描述外部数据, 比如文件、数据库表或消息队列的数据, 也可以直接从 DataStream转换而来
- 视图 (View) 可以从现有的表中创建, 通常是 table API 或者 SQL 查询的一个结果集



创建表

- TableEnvironment 可以调用 `.connect()` 方法，连接外部系统，并调用 `.createTemporaryTable()` 方法，在 Catalog 中注册表

`tableEnv`

```
.connect(...)    // 定义表的数据来源，和外部系统建立连接  
  
.withFormat(...) // 定义数据格式化方法  
  
.withSchema(...) // 定义表结构  
  
.createTemporaryTable("MyTable") // 创建临时表
```




创建表

- 可以创建 Table 来描述文件数据，它可以从文件中读取，或者将数据写入文件

```
tableEnv
    .connect(
        new FileSystem().path( "YOUR_Path/sensor.txt" )
    )    // 定义到文件系统的连接
    .withFormat(new Csv())    // 定义以csv格式进行数据格式化
    .withSchema( new Schema()
        .field("id", DataTypes.STRING())
        .field("timestamp", DataTypes.BIGINT())
        .field("temperature", DataTypes.DOUBLE())
    )    // 定义表结构
    .createTemporaryTable("sensorTable")    // 创建临时表
```



表的查询 – Table API

- Table API 是集成在 Scala 和 Java 语言内的查询 API
- Table API 基于代表“表”的 Table 类，并提供一整套操作处理的方法 API；这些方法会返回一个新的 Table 对象，表示对输入表应用转换操作的结果
- 有些关系型转换操作，可以由多个方法调用组成，构成链式调用结构

```
val sensorTable: Table = tableEnv.from("inputTable")
```

```
val resultTable: Table = sensorTable
```

```
    .select("id, temperature")
```

```
    .filter("id = 'sensor_1'")
```



表的查询 – SQL

- Flink 的 SQL 集成，基于实现了 SQL 标准的 Apache Calcite
- 在 Flink 中，用常规字符串来定义 SQL 查询语句
- SQL 查询的结果，也是一个新的 Table

```
val resultSqlTable: Table = tableEnv
```

```
.sqlQuery("select id, temperature from sensorTable where id = 'sensor_1'")
```



将 DataStream 转换成表

- 对于一个 DataStream, 可以直接转换成 Table, 进而方便地调用 Table API

做转换操作

```
val dataStream: DataStream[SensorReading] = ...
```

```
val sensorTable: Table = tableEnv.fromDataStream(dataStream)
```

- 默认转换后的 Table schema 和 DataStream 中的字段定义一一对应, 也可以单独指定出来

```
val dataStream: DataStream[SensorReading] = ...
```

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream,  
    'id, 'timestamp, 'temperature)
```



数据类型与 Schema 的对应

- DataStream 中的数据类型，与表的 Schema 之间的对应关系，可以有两种：
基于字段名称，或者基于字段位置
- 基于名称 (name-based)

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream,  
                                           'timestamp as 'ts, 'id as 'myId, 'temperature)
```

- 基于位置 (position-based)

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream, 'myId, 'ts)
```



创建临时视图 (Temporary View)

- 基于 DataStream 创建临时视图

```
tableEnv.createTemporaryView("sensorView", dataStream)
```

```
tableEnv.createTemporaryView("sensorView",  
    dataStream, 'id, 'temperature, 'timestamp as 'ts)
```

- 基于 Table 创建临时视图

```
tableEnv.createTemporaryView("sensorView", sensorTable)
```



输出表

- 表的输出，是通过将数据写入 TableSink 来实现的
- TableSink 是一个通用接口，可以支持不同的文件格式、存储数据库和消息队列
- 输出表最直接的方法，就是通过 Table.insertInto() 方法将一个 Table 写入注册过的 TableSink 中

```
tableEnv.connect(...)  
    .createTemporaryTable("outputTable")  
  
val resultSqlTable: Table = ...  
  
resultTable.insertInto("outputTable")
```



输出到文件

```
tableEnv.connect(  
    new FileSystem().path("output.txt")  
    ) // 定义到文件系统的连接  
    .withFormat(new Csv())  
    .withSchema(new Schema()  
        .field("id", DataTypes.STRING())  
        .field("temp", DataTypes.Double())  
    )  
    .createTemporaryTable("outputTable") // 创建临时表  
  
resultTable.insertInto("outputTable") // 输出表
```




更新模式

- 对于流式查询，需要声明如何在表和外部连接器之间执行转换
- 与外部系统交换的消息类型，由更新模式（Update Mode）指定
 - 追加（Append）模式
 - 表只做插入操作，和外部连接器只交换插入（Insert）消息
 - 撤回（Retract）模式
 - 表和外部连接器交换添加（Add）和撤回（Retract）消息
 - 插入操作（Insert）编码为 Add 消息；删除（Delete）编码为 Retract 消息；更新（Update）编码为上一条的 Retract 和下一条的 Add 消息
 - 更新插入（Upsert）模式
 - 更新和插入都被编码为 Upsert 消息；删除编码为 Delete 消息



输出到 Kafka

- 可以创建 Table 来描述 kafka 中的数据，作为输入或输出的 TableSink

```
tableEnv.connect(  
    new Kafka()  
        .version("0.11")  
        .topic("sinkTest")  
        .property("zookeeper.connect", "localhost:2181")  
        .property("bootstrap.servers", "localhost:9092")  
)  
    .withFormat( new Csv() )  
    .withSchema( new Schema()  
        .field("id", DataTypes.STRING())  
        .field("temp", DataTypes.DOUBLE())  
    )  
    .createTemporaryTable("kafkaOutputTable")  
  
resultTable.insertInto("kafkaOutputTable")
```



输出到 ES

- 可以创建 Table 来描述 ES 中的数据，作为输出的 TableSink

```
tableEnv.connect(  
    new Elasticsearch()  
        .version("6")  
        .host("localhost", 9200, "http")  
        .index("sensor")  
        .documentType("temp")  
)  
    .inUpsertMode()  
    .withFormat(new Json())  
    .withSchema(new Schema()  
        .field("id", DataTypes.STRING())  
        .field("count", DataTypes.BIGINT())  
    )  
    .createTemporaryTable("esOutputTable")  
  
aggResultTable.insertInto("esOutputTable")
```



输出到 MySql

- 可以创建 Table 来描述 MySql 中的数据，作为输入和输出

```
val sinkDDL: String =
    """
        |create table jdbcOutputTable (
        |  id varchar(20) not null,
        |  cnt bigint not null
        |) with (
        |  'connector.type' = 'jdbc',
        |  'connector.url' = 'jdbc:mysql://localhost:3306/test',
        |  'connector.table' = 'sensor_count',
        |  'connector.driver' = 'com.mysql.jdbc.Driver',
        |  'connector.username' = 'root',
        |  'connector.password' = '123456'
        |)
    """.stripMargin

tableEnv.sqlUpdate(sinkDDL)    // 执行 DDL 创建表
aggResultSqlTable.insertInto("jdbcOutputTable")
```



将 Table 转换成 DataStream

- 表可以转换为 DataStream 或 DataSet，这样自定义流处理或批处理程序就可以继续在 Table API 或 SQL 查询的结果上运行了
- 将表转换为 DataStream 或 DataSet 时，需要指定生成的数据类型，即要将表的每一行转换成的数据类型
- 表作为流式查询的结果，是动态更新的
- 转换有两种转换模式：追加（Append）模式和撤回（Retract）模式



将 Table 转换成 DataStream

➤ 追加模式 (Append Mode)

- 用于表只会被插入 (Insert) 操作更改的场景

```
val resultStream: DataStream[Row] = tableEnv.toAppendStream[Row](resultTable)
```

➤ 撤回模式 (Retract Mode)

- 用于任何场景。有些类似于更新模式中 Retract 模式，它只有 Insert 和 Delete 两类操作。
- 得到的数据会增加一个 Boolean 类型的标识位 (返回的第一个字段)，用它来表示到底是新增的数据 (Insert)，还是被删除的数据 (Delete)

```
val aggResultStream: DataStream[(Boolean, (String, Long))] = tableEnv  
    .toRetractStream[(String, Long)](aggResultTable)
```



查看执行计划

- Table API 提供了一种机制来解释计算表的逻辑和优化查询计划
- 查看执行计划，可以通过 `TableEnvironment.explain(table)` 方法或 `TableEnvironment.explain()` 方法完成，返回一个字符串，描述三个计划
 - 优化的逻辑查询计划
 - 优化后的逻辑查询计划
 - 实际执行计划。

```
val explanation: String = tableEnv.explain(resultTable)

println(explanation)
```



流处理和关系代数的区别

	关系代数（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） 对数据的访问	可以访问到完整的数据输入	无法访问所有数据， 必须持续“等待”流式输入
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



动态表 (Dynamic Tables)

- 动态表是 Flink 对流数据的 Table API 和 SQL 支持的核心概念
- 与表示批处理数据的静态表不同，动态表是随时间变化的
- 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，查询一个动态表会产生持续查询 (Continuous Query)
 - 连续查询永远不会终止，并会生成另一个动态表
 - 查询会不断更新其动态结果表，以反映其动态输入表上的更改



动态表和持续查询



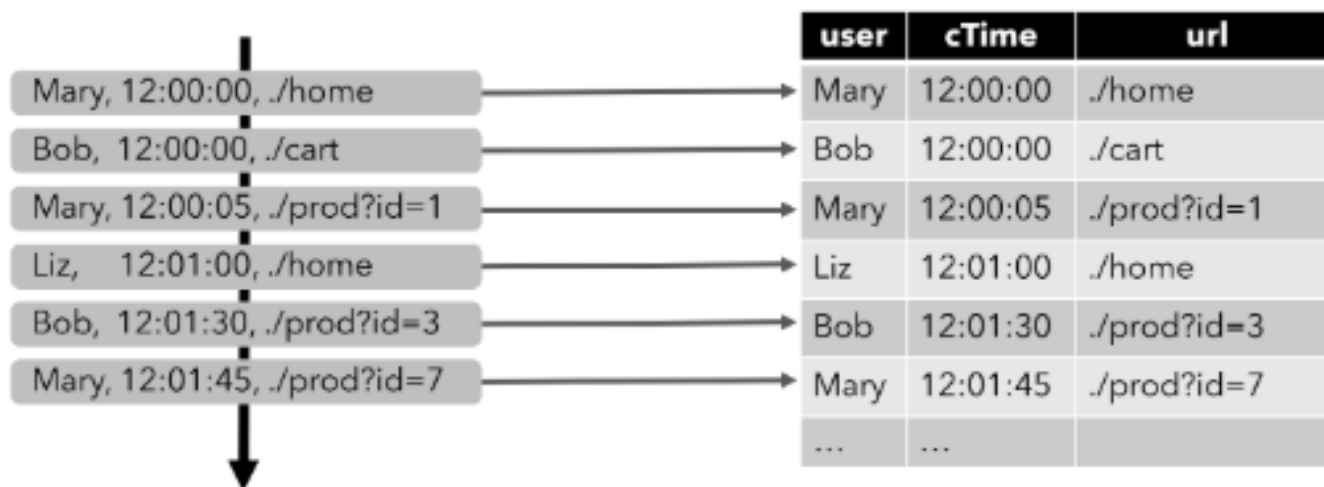
➤ 流式表查询的处理过程：

1. 流被转换为动态表
2. 对动态表计算连续查询，生成新的动态表
3. 生成的动态表被转换回流



将流转换成动态表

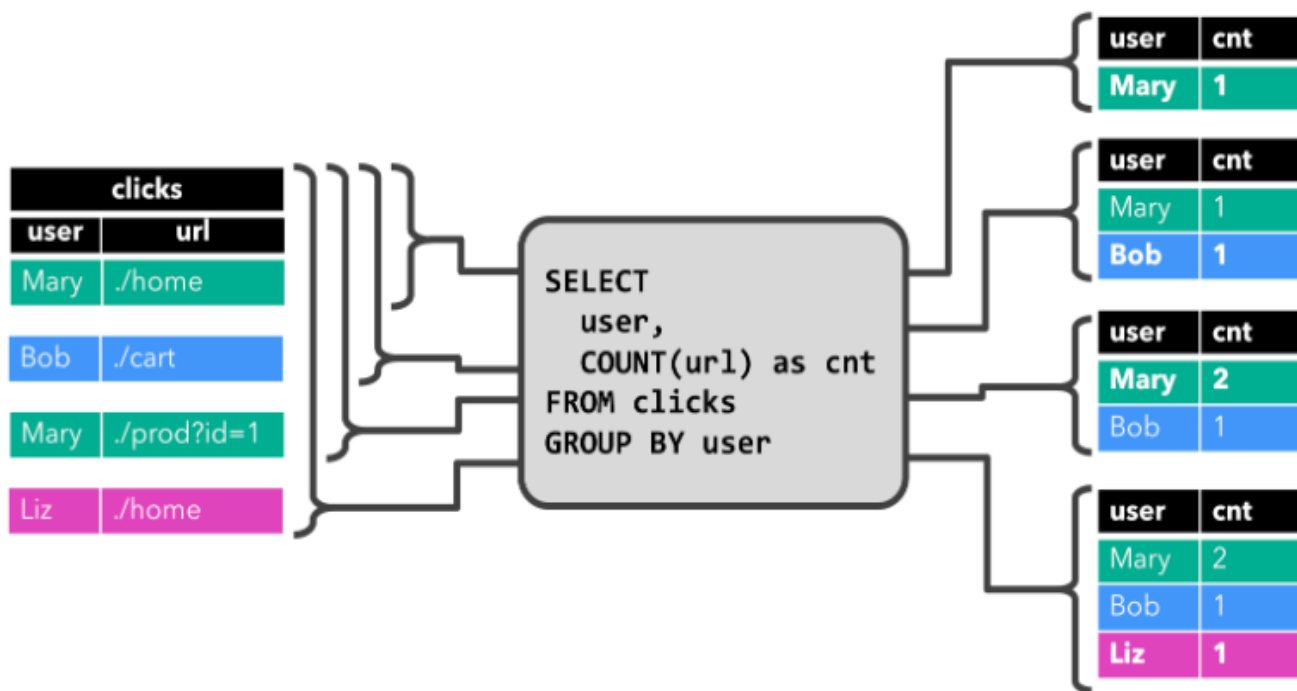
- 为了处理带有关系查询的流，必须先将其转换为表
- 从概念上讲，流的每个数据记录，都被解释为对结果表的插入
(Insert) 修改操作





持续查询

- 持续查询会在动态表上做计算处理，并作为结果生成新的动态表



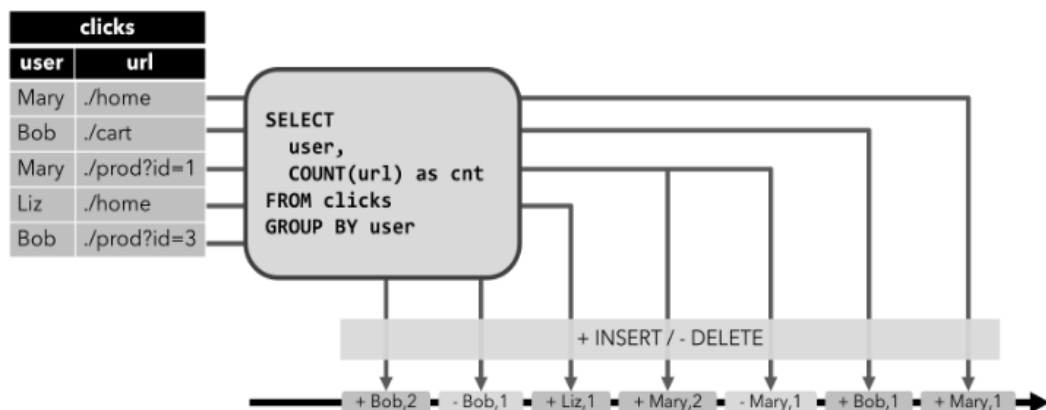


将动态表转换成 DataStream

- 与常规的数据库表一样，动态表可以通过插入（Insert）、更新（Update）和删除（Delete）更改，进行持续的修改
- 将动态表转换为流或将其写入外部系统时，需要对这些更改进行编码
 - 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
 - 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
 - Upsert（更新插入）流
 - Upsert 流也包含两种类型的消息：Upsert 消息和删除（Delete）消息。



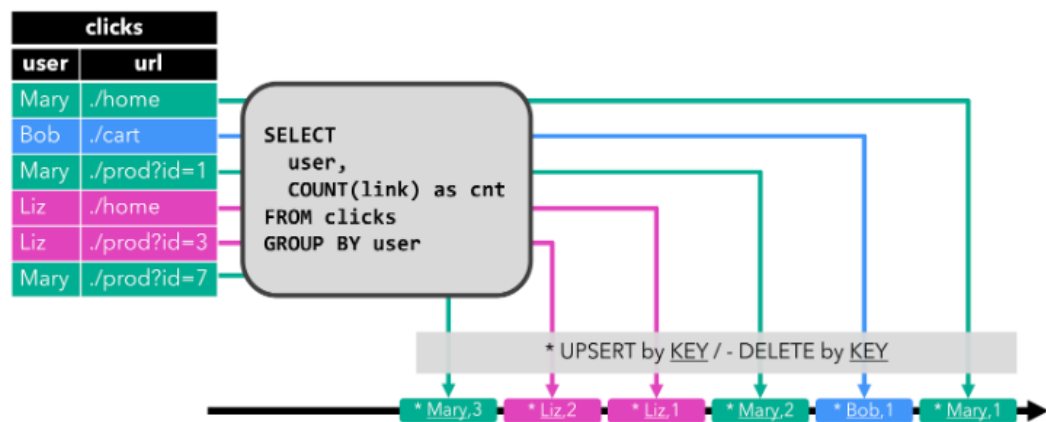
将动态表转换成 DataStream



Dynamic Table



Retract Stream



Dynamic Table



Upsert Stream



时间特性 (Time Attributes)

- 基于时间的操作（比如 Table API 和 SQL 中窗口操作），需要定义相关的时间语义和时间数据来源的信息
- Table 可以提供一个逻辑上的时间字段，用于在表处理程序中，指示时间和访问相应的时间戳
- 时间属性，可以是每个表schema的一部分。一旦定义了时间属性，它就可以作为一个字段引用，并且可以在基于时间的操作中使用
- 时间属性的行为类似于常规时间戳，可以访问，并且进行计算



定义处理时间 (Processing Time)

- 处理时间语义下，允许表处理程序根据机器的本地时间生成结果。它是时间的最简单概念。它既不需要提取时间戳，也不需要生成 watermark
 - 由 DataStream 转换成表时指定
- 在定义Schema期间，可以使用.proctime，指定字段名定义处理时间字段
- 这个proctime属性只能通过附加逻辑字段，来扩展物理schema。因此，只能在schema定义的末尾定义它

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream,  
                                           'id, 'temperature, 'timestamp, 'pt.proctime)
```




定义处理时间 (Processing Time)

- 定义 Table Schema 时指定

```
.withSchema(new Schema()  
    .field("id", DataTypes.STRING())  
    .field("timestamp", DataTypes.BIGINT())  
    .field("temperature", DataTypes.DOUBLE())  
    .field("pt", DataTypes.TIMESTAMP(3))  
    .proctime()  
)
```



定义处理时间 (Processing Time)

- 在创建表的 DDL 中定义

```
val sinkDDL: String =  
    """  
        | create table dataTable (  
        |   id varchar(20) not null,  
        |   ts bigint,  
        |   temperature double,  
        |   pt AS PROCTIME()  
        |) with (  
        |   'connector.type' = 'filesystem',  
        |   'connector.path' = '/sensor.txt',  
        |   'format.type' = 'csv'  
        |)  
    """.stripMargin  
tableEnv.sqlUpdate(sinkDDL)
```



定义事件时间 (Event Time)

- 事件时间语义，允许表处理程序根据每个记录中包含的时间生成结果。这样即使在有乱序事件或者延迟事件时，也可以获得正确的结果。
- 为了处理无序事件，并区分流中的准时和迟到事件；Flink 需要从事件数据中，提取时间戳，并用来推进事件时间的进展
- 定义事件时间，同样有三种方法：
 - 由 DataStream 转换成表时指定
 - 定义 Table Schema 时指定
 - 在创建表的 DDL 中定义



定义事件时间 (Event Time)

- 由 `DataStream` 转换成表时指定
- 在 `DataStream` 转换成 `Table`, 使用 `.rowtime` 可以定义事件时间属性

// 将 `DataStream` 转换为 `Table`, 并指定时间字段

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream,  
                                           'id, 'timestamp.rowtime, 'temperature)
```

// 或者, 直接追加时间字段

```
val sensorTable = tableEnv.fromDataStream(dataStream,  
                                           'id, 'temperature, 'timestamp, 'rt.rowtime)
```



定义事件时间 (Event Time)

- 定义 Table Schema 时指定

```
.withSchema(new Schema()  
    .field("id", DataTypes.STRING())  
    .field("timestamp", DataTypes.BIGINT())  
    .rowtime(  
        new Rowtime()  
            .timestampsFromField("timestamp")    // 从字段中提取时间戳  
            .watermarksPeriodicBounded(1000)    // watermark延迟1秒  
    )  
    .field("temperature", DataTypes.DOUBLE())  
)
```



定义事件时间 (Event Time)

- 在创建表的 DDL 中定义

```
val sinkDDL: String =  
    """  
        |create table dataTable (  
        |  id varchar(20) not null,  
        |  ts bigint,  
        |  temperature double,  
        |  rt AS TO_TIMESTAMP( FROM_UNIXTIME(ts) ),  
        |  watermark for rt as rt - interval '1' second  
        |) with (  
        |  'connector.type' = 'filesystem',  
        |  'connector.path' = '/sensor.txt',  
        |  'format.type' = 'csv'  
        |)  
    """.stripMargin  
tableEnv.sqlUpdate(sinkDDL)
```



窗口

- 时间语义，要配合窗口操作才能发挥作用
- 在 Table API 和 SQL 中，主要有两种窗口
 - Group Windows（分组窗口）
 - 根据时间或行计数间隔，将行聚合到有限的组（Group）中，并对每个组的数据执行一次聚合函数
 - Over Windows
 - 针对每个输入行，计算相邻行范围内的聚合



Group Windows

- Group Windows 是使用 window (w:GroupWindow) 子句定义的, 并且必须由as子句指定一个别名。
- 为了按窗口对表进行分组, 窗口的别名必须在 group by 子句中, 像常规的分组字段一样引用

```
val table = input
    .window([w: GroupWindow] as 'w) // 定义窗口, 别名为 w
    .groupBy('w, 'a)           // 按照字段 a和窗口 w分组
    .select('a, 'b.sum)       // 聚合
```

- Table API 提供了一组具有特定语义的预定义 Window 类, 这些类会被转换为底层 DataStream 或 DataSet 的窗口操作



滚动窗口 (Tumbling windows)

- 滚动窗口要用 Tumble 类来定义

```
// Tumbling Event-time Window
```

```
.window(Tumble over 10.minutes on 'rowtime as 'w)
```

```
// Tumbling Processing-time Window
```

```
.window(Tumble over 10.minutes on 'proctime as 'w)
```

```
// Tumbling Row-count Window
```

```
.window(Tumble over 10.rows on 'proctime as 'w)
```



滑动窗口 (Sliding windows)

- 滑动窗口要用 Slide 类来定义

```
// Sliding Event-time Window
```

```
.window(Slide over 10.minutes every 5.minutes on 'rowtime as 'w)
```

```
// Sliding Processing-time window
```

```
.window(Slide over 10.minutes every 5.minutes on 'proctime as 'w)
```

```
// Sliding Row-count window
```

```
.window(Slide over 10.rows every 5.rows on 'proctime as 'w)
```



会话窗口 (Session windows)

- 会话窗口要用 Session 类来定义

```
// Session Event-time Window
```

```
.window(Session withGap 10.minutes on 'rowtime as 'w)
```

```
// Session Processing-time Window
```

```
.window(Session withGap 10.minutes on 'proctime as 'w)
```



Over Windows

- Over window 聚合是标准 SQL 中已有的（over 子句），可以在查询的 SELECT 子句中定义
- Over window 聚合，会针对每个输入行，计算相邻行范围内的聚合
- Over windows 使用 window（w:overwindows*）子句定义，并在 select（）方法中通过别名来引用

```
val table = input
    .window([w: OverWindow] as 'w)
    .select('a, 'b.sum over 'w, 'c.min over 'w)
```

- Table API 提供了 Over 类，来配置 Over 窗口的属性



无界 Over Windows

- 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
- 无界的 over window 是使用常量指定的

// 无界的事件时间 over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'rowtime preceding UNBOUNDED_RANGE as 'w)
```

//无界的处理时间 over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'proctime preceding UNBOUNDED_RANGE as 'w)
```

// 无界的事件时间 Row-count over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'rowtime preceding UNBOUNDED_ROW as 'w)
```

//无界的处理时间 Row-count over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'proctime preceding UNBOUNDED_ROW as 'w)
```



有界 Over Windows

- 有界的 over window 是用间隔的大小指定的

// 有界的事件时间 over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'rowtime preceding 1.minutes as 'w)
```

// 有界的处理时间 over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'proctime preceding 1.minutes as 'w)
```

// 有界的事件时间 Row-count over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'rowtime preceding 10.rows as 'w)
```

// 有界的处理时间 Row-count over window

```
.window(Over partitionBy 'a orderBy 'proctime preceding 10.rows as 'w)
```



SQL 中的 Group Windows

- Group Windows 定义在 SQL 查询的 Group By 子句中
 - TUMBLE(time_attr, interval)
 - 定义一个滚动窗口，第一个参数是时间字段，第二个参数是窗口长度
 - HOP(time_attr, interval, interval)
 - 定义一个滑动窗口，第一个参数是时间字段，第二个参数是窗口滑动步长，第三个是窗口长度
 - SESSION(time_attr, interval)
 - 定义一个会话窗口，第一个参数是时间字段，第二个参数是窗口间隔



SQL 中的 Over Windows

- 用 Over 做窗口聚合时，所有聚合必须在同一窗口上定义，也就是说必须是相同的分区、排序和范围
- 目前仅支持在当前行范围之前的窗口
- ORDER BY 必须在单一的时间属性上指定

```
SELECT COUNT(amount) OVER (  
    PARTITION BY user  
    ORDER BY proctime  
    ROWS BETWEEN 2 PRECEDING AND CURRENT ROW)  
FROM Orders
```




函数 (Functions)

- Flink Table API 和 SQL 为用户提供了一组用于数据转换的内置函数
- SQL 中支持的很多函数, Table API 和 SQL 都已经做了实现

➤ 比较函数

- SQL:
 - value1 = value2
 - value1 > value2
- Table API:
 - ANY1 === ANY2
 - ANY1 > ANY2

➤ 逻辑函数

- SQL:
 - boolean1 OR boolean2
 - boolean IS FALSE
 - NOT boolean
- Table API:
 - BOOLEAN1 || BOOLEAN2
 - BOOLEAN.isFalse
 - !BOOLEAN

➤ 算数函数

- SQL:
 - numeric1 + numeric2
 - POWER(numeric1, numeric2)
- Table API:
 - NUMERIC1 + NUMERIC2
 - NUMERIC1.power(NUMERIC2)



函数 (Functions)

➤ 字符串函数

- SQL:
 - string1 || string2
 - UPPER(string)
 - CHAR_LENGTH(string)
- Table API:
 - STRING1 + STRING2
 - STRING.toUpperCase()
 - STRING.charLength()

➤ 时间函数

- SQL:
 - DATE string
 - TIMESTAMP string
 - CURRENT_TIME
 - INTERVAL string range
- Table API:
 - STRING.toDate
 - STRING.toTimestamp
 - currentTime()
 - NUMERIC.days
 - NUMERIC.minutes

➤ 聚合函数

- SQL:
 - COUNT(*)
 - SUM(expression)
 - RANK()
 - ROW_NUMBER()
- Table API:
 - FIELD.count
 - FIELD.sum0



用户自定义函数 (UDF)

- 用户定义函数 (User-defined Functions, UDF) 是一个重要的特性，它们显著地扩展了查询的表达能力
- 在大多数情况下，用户定义的函数必须先注册，然后才能在查询中使用
- 函数通过调用 `registerFunction ()` 方法在 `TableEnvironment` 中注册。当用户定义的函数被注册时，它被插入到 `TableEnvironment` 的函数目录中，这样 `Table API` 或 `SQL 解析器` 就可以识别并正确地解释它



标量函数 (Scalar Functions)

- 用户定义的标量函数，可以将0、1或多个标量值，映射到新的标量值
- 为了定义标量函数，必须在 `org.apache.flink.table.functions` 中扩展基类 `Scalar Function`，并实现（一个或多个）求值（eval）方法
- 标量函数的行为由求值方法决定，求值方法必须公开声明并命名为 `eval`

```
class HashCode( factor: Int ) extends ScalarFunction {  
    def eval( s: String ): Int = {  
        s.hashCode * factor  
    }  
}
```



表函数 (Table Functions)

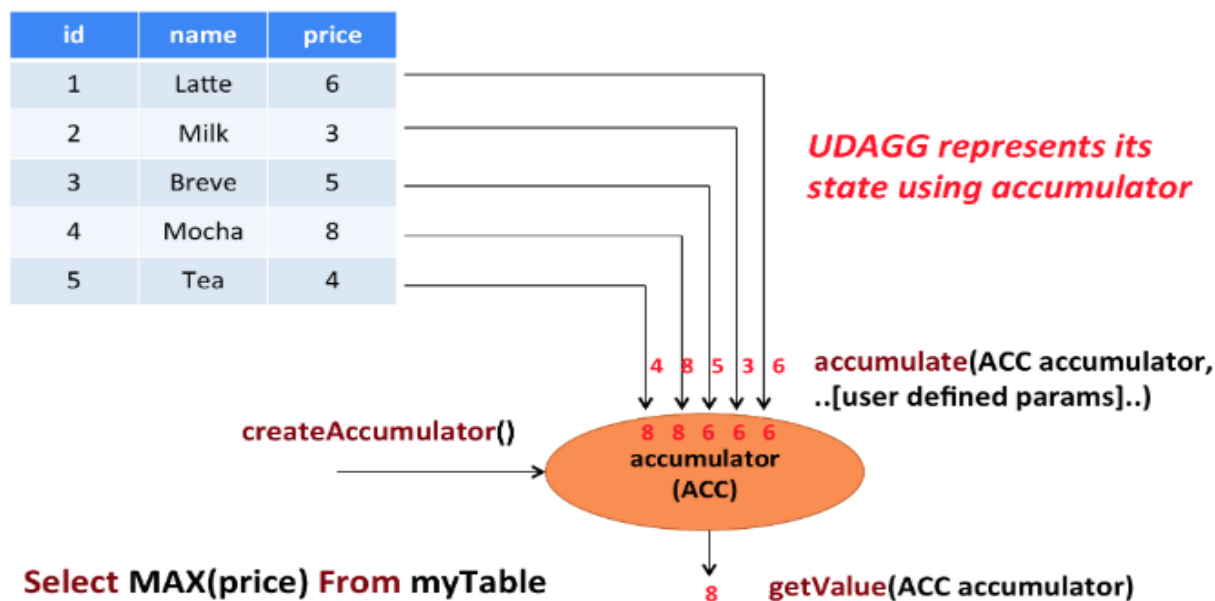
- 用户定义的表函数，也可以将0、1或多个标量值作为输入参数；与标量函数不同的是，它可以返回任意数量的行作为输出，而不是单个值
- 为了定义一个表函数，必须扩展 `org.apache.flink.table.functions` 中的基类 `TableFunction` 并实现（一个或多个）求值方法
- 表函数的行为由其求值方法决定，求值方法必须是 `public` 的，并命名为 `eval`

```
class Split(separator: String) extends TableFunction[(String, Int)]{  
    def eval(str: String): Unit = {  
        str.split(separator).foreach(  
            word => collect((word, word.length))  
        )  
    }  
}
```



聚合函数 (Aggregate Functions)

- 用户自定义聚合函数 (User-Defined Aggregate Functions, UDAGGs) 可以把一个表中的数据，聚合成一个标量值
- 用户定义的聚合函数，是通过继承 AggregateFunction 抽象类实现的





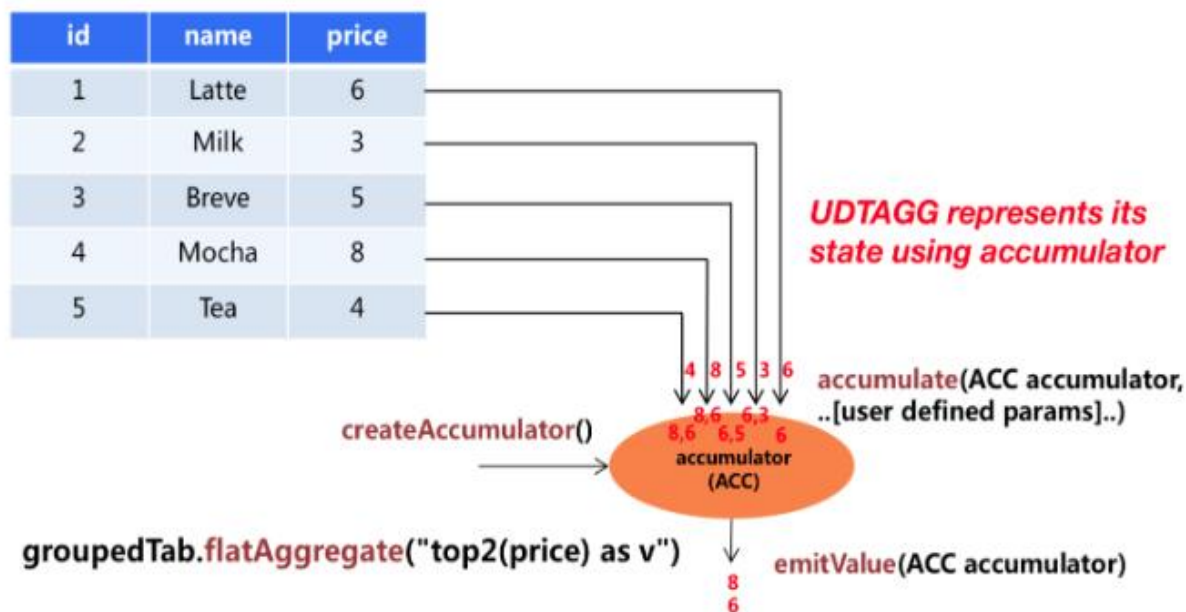
聚合函数 (Aggregate Functions)

- AggregationFunction 要求必须实现的方法：
 - createAccumulator()
 - accumulate()
 - getValue()
- AggregateFunction 的工作原理如下：
 - 首先，它需要一个累加器 (Accumulator)，用来保存聚合中间结果的数据结构；
可以通过调用 createAccumulator() 方法创建空累加器
 - 随后，对每个输入行调用函数的 accumulate() 方法来更新累加器
 - 处理完所有行后，将调用函数的 getValue() 方法来计算并返回最终结果



表聚合函数 (Table Aggregate Functions)

- 用户定义的表聚合函数 (User-Defined Table Aggregate Functions, UDTAGGs) , 可以把一个表中数据, 聚合为具有多行和多列的结果表
- 用户定义表聚合函数, 是通过继承 TableAggregateFunction 抽象类来实现的





表聚合函数 (Table Aggregate Functions)

- AggregationFunction 要求必须实现的方法：
 - createAccumulator()
 - accumulate()
 - emitValue()
- TableAggregateFunction 的工作原理如下：
 - 首先，它同样需要一个累加器 (Accumulator) ，它是保存聚合中间结果的数据结构。通过调用 createAccumulator() 方法可以创建空累加器。
 - 随后，对每个输入行调用函数的 accumulate() 方法来更新累加器。
 - 处理完所有行后，将调用函数的 emitValue() 方法来计算并返回最终结果。



Q & A