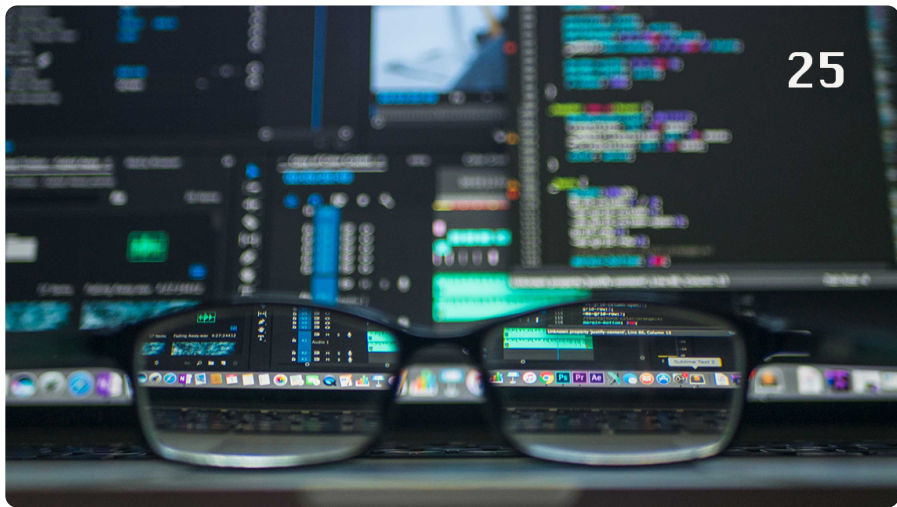


25 | Transform: Beam数据转换操作的抽象方法

2019-06-19 蔡元楠

大规模数据处理实战

[进入课程 >](#)



讲述：巴莫

时长 09:45 大小 8.93M

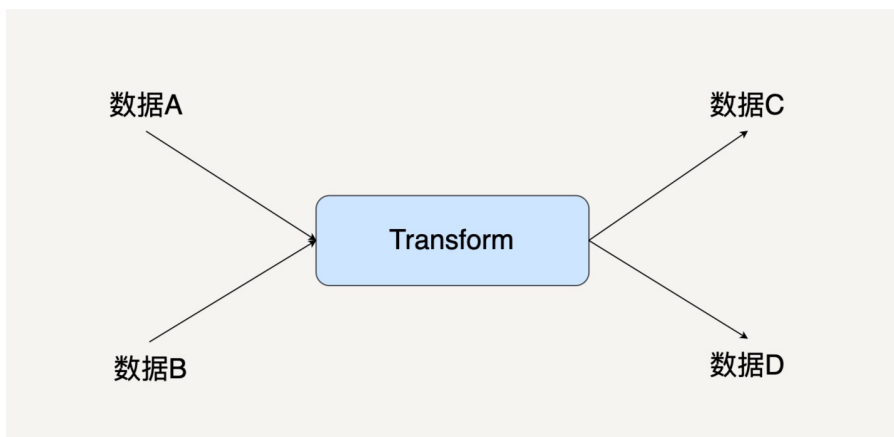


你好，我是蔡元楠。

今天我要与你分享的主题是 “Beam 数据转换操作的抽象方法”。

在上一讲中，我们一起学习了 Beam 中数据的抽象表达——PCollection。但是仅仅有数据的表达肯定是无法构建一个数据处理框架的。那么今天，我们就来看看 Beam 中数据处理的最基本单元——Transform。

下图就是单个 Transform 的图示。



之前我们已经讲过，Beam 把数据转换抽象成了有向图。PCollection 是有向图中的边，而 Transform 是有向图里的节点。

不少人在理解 PCollection 的时候都觉得这不那么符合他们的直觉。许多人都会自然地觉得 PCollection 才应该是节点，而 Transform 是边。因为数据给人的感觉是一个实体，应该用一个方框表达；而边是有方向的，更像是一种转换操作。事实上，这种想法很容易让人走入误区。

其实，区分节点和边的关键是看一个 Transform 是不是会有一个多余的输入和输出。


每个 Transform 都可能有大于一个的输入 PCollection，它也可能输出大于一个的输出 PCollection。所以，我们只能把 Transform 放在节点的位置。因为一个节点可以连接多条边，而同一条边却只能有头和尾两端。

Transform 的基本使用方法

在了解了 Transform 和 PCollection 的关系之后，我们来看一下 Transform 的基本使用方法。


Beam 中的 PCollection 有一个抽象的成员函数 Apply。使用任何一个 Transform 时候，你都需要调用这个 apply 方法。

Java

 复制代码


```
1 pcollection1 = pcollection2.apply(Transform)
```

Python

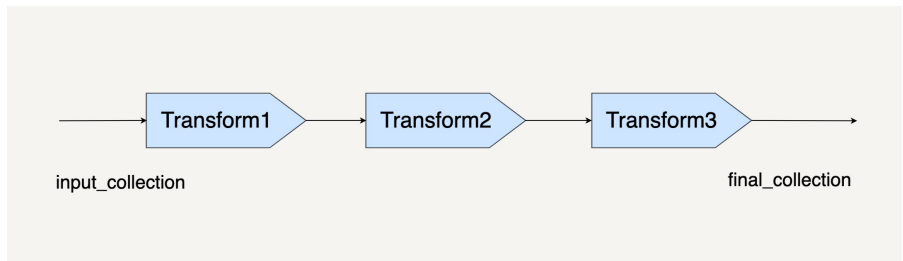
 复制代码

```
1 Pcollection1 = pcollection2 | Transform
```

当然，你也可以把 Transform 级连起来。

 复制代码

```
1 final_collection = input_collection.apply(Transform1)
2   .apply(Transform2)
3   .apply(Transform3)
```




所以说，Transform 的调用方法是要通过 apply() 的，但是 Transform 有很多种。

常见的 Transform

Beam 也提供了常见的 Transform 接口，比如 ParDo、GroupByKey。最常使用的 Transform 就是 ParDo 了。

ParDo 就是 Parallel Do 的意思，顾名思义，表达的是很通用的并行处理数据操作。GroupByKey 的意思是把一个 Key/Value 的数据集按 Key 归并，就如下面这个例子。

 复制代码

```
1 cat, 1
2 dog, 5
3 and, 1
4 jump, 3
5 tree, 2
6 cat, 5
7 dog, 2
8 and, 2
9 cat, 9
10 and, 6
11
12 =>
13
14 cat, [1,5,9]
15 dog, [5,2]
16 and, [1,2,6]
17 jump, [3]
18 tree, [2]
```


当然，你也可以用 ParDo 来实现 GroupByKey，一种简单的实现方法就是放一个全局的哈希表，然后在 ParDo 里把一个一个元素插进这个哈希表里。但这样的实现方法并不能用，因为你的数据量可能完全无法放进一个内存哈希表。而

且，你还要考虑到 PCollection 会把计算分发到不同机器上的情况。

当你在编写 ParDo 时，你的输入是一个 PCollection 中的单个元素，输出可以是 0 个、1 个，或者是多个元素。你只要考虑好怎样处理一个元素。剩下的事情，Beam 会在框架层面帮你做优化和并行。

使用 ParDo 时，你需要继承它提供的 DoFn 类，你可以把 DoFn 看作是 ParDo 的一部分。因为 ParDo 和 DoFn 单独拿出来都没有意义。

java


 复制代码

```
1 static class UpperCaseFn extends DoFn<String, String> {
2     @ProcessElement
3     public void processElement(@Element String word, Outp
4         out.output(word.toUpperCase());
5     }
6 }
7
8 PCollection<String> upperCaseWords = words.apply(
9     ParDo
10    .of(new UpperCaseFn()));
```



在上面的代码中你可以看出，每个 DoFn 的 @ProcessElement 标注的函数 processElement，就是这个 DoFn 真正的功能模块。在上面这个 DoFn 中，我们把输入的一个词转化成了它的大写形式。之后在调用 apply(ParDo.of(new UpperCaseFn())) 的时候，Beam 就会把输入的 PCollection 中的每个元素都使用刚才的 processElement 处理一遍。

看到这里，你可能会比较迷惑，transform、apply、DoFn、ParDo 之间到底是什么关系啊？怎么突然冒出来一堆名词？其实，Transform 是一种概念层面的说法。具体在编程上面，Transform 用代码来表达的话就是这样的：

 复制代码

```
1 pcollection.apply(ParDo.of(new DoFn()))
```


这里的 apply(ParDo) 就是一个 Transform。

我们在[第 7 讲](#)中讲过数据处理流程的常见设计模式。事实上很多应用场景都可以用 ParDo 来实现。比如过滤一个数据集、格式转化一个数据集、提取一个数据集的特定值等等。

1. 过滤一个数据集

当我们只想要挑出符合我们需求的元素的时候，我们需要做的，就是在 `processElement` 中实现。一般来说会有一个过滤函数，如果满足我们的过滤条件，我们就把这个输入元素输出。

Java


 复制代码

```
1 @ProcessElement
2 public void processElement(@Element T input, OutputRece
3     if (IsNeeded(input)) {
4         out.output(input);
5     }
6 }
```

2. 格式转化一个数据集

给数据集转化格式的场景非常常见。比如，我们想把一个来自 `csv` 文件的数据，转化成 `TensorFlow` 的输入数据 `tf.Example` 的时候，就可以用到 `ParDo`。

Java

 复制代码


```
1 @ProcessElement
2     public void processElement(@Element String csvLine, C
3         out.output(ConvertToTfExample(csvLine));
4     }
```

3. 提取一个数据集的特定值

ParDo 还可以提取一个数据集中的特定值。比如，当我们想要从一个商品的数据集中提取它们的价格的时候，也可以使用 ParDo。

Java

 复制代码

```
1 @ProcessElement
2     public void processElement(@Element Item item, Output
3         out.output(item.price());
4     }
```

通过前面的几个例子你可以看到，ParDo 和 DoFn 这样的抽象已经能处理非常多的应用场景问题。事实正是如此，在实际应用中，80% 的数据处理流水线都是使用基本的 ParDo 和 DoFn。

Stateful Transform 和 side input/side output

当然，还有一些 Transform 其实也是很有用的，比如 GroupByKey，不过它远没有 ParDo 那么常见。所以，这一模块中暂时不会介绍别的数据转换操作，需要的话我们可以在后面用到的时候再介绍。我想先在这里介绍和 ParDo 同样是必用的，却在大部分教程中被人忽略的技术点——Statefullness 和 side input/side output。

上面我们所介绍的一些简单场景都是无状态的，也就是说，在每一个 DoFn 的 processElement 函数中，输出只依赖于输入。它们的 DoFn 类不需要维持一个成员变量。无状态的 DoFn 能保证最大的并行运算能力。因为 DoFn 的 processElement 可以分发到不同的机器，或者不同的进程也能有多个 DoFn 的实例。但假如我们的 processElement 的运行需要另外的信息，我们就不得不转而编写有状态的 DoFn 了。

试想这样一个场景，你的数据处理流水线需要从一个数据库中根据用户的 id 找到用户的名字。你可能会想到用“在 DoFn 中增加一个数据库的成员变量”的方法来解决。的确，实际的应用情况中我们就会写成下面这个代码的样子。

```
java
```

```
1 static class FindUserNameFn extends DoFn<String, String>
2     @ProcessElement
3     public void processElement(@Element String userId, Out
4         out.output(database.FindUserName(userId));
5     }
6
7     Database database;
8 }
```


但是因为有了共享的状态，这里是一个共享的数据库连接。在使用有状态的 DoFn 时，我们需要格外注意 Beam 的并行特性。

如上面讲到的，Beam 不仅会把我们的处理函数分发到不同线程、进程，也会分发到不同的机器上执行。当你共享这样一个数据库的读取操作时，很可能引发服务器的 QPS 过高。

例如，你在处理一个 1 万个用户 id，如果 beam 很有效地将你的 DoFn 并行化了，你就可能观察到数据库的 QPS 增加了几千。如果你不仅是读取，还做了修改的话，就需要注意是不是有竞争风险了。这里你可以联想在操作系统中有关线程安全的相关知识。

除了这种简单的增加一个成员变量的方法。如果我们需要共享的状态来自于另外一些 Beam 的数据处理的中间结果呢？这时候为了实现有状态 DoFn 我们需要应用 Beam 的 Side input/side output 计数。

java

 复制代码


```
1 PCollectionView<Integer> mediumSpending = ...;
2
3 PCollection<String> usersBelowMediumSpending =
4     userIds.apply(ParDo
5         .of(new DoFn<String, String>() {
6             @ProcessElement
7             public void processElement(@Element String us
8                 int medium = c.sideInput(mediumSpending);
9                 if (findSpending(userId) <= medium) {
10                     out.output(userId);
11                 }
12             }
13         }).withSideInputs(mediumSpending)
14     );
```

比如，在这个处理流程中，我们需要根据之前处理得到的结果，也就是用户的中位数消费数据，找到消费低于这个中位数的用户。那么，我们可以通过 side input 把这个中位数

传递进 DoFn 中。然后你可以在 ProcessElement 的参数 ProcessContext 中拿出来这个 side input。

Transform 的优化

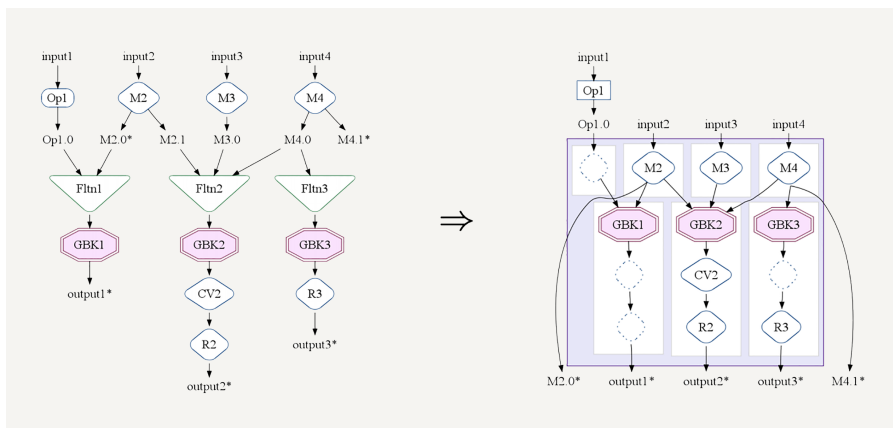
之前我们也提到过，Beam 中的数据操作都是 lazy execution 的。这使得 Transform 和普通的函数运算很不一样。当你写下面这样一个代码的时候，真正的计算完全没有被执行。

 复制代码

```
1 Pcollection1 = pcollection2.apply(Transform)
```

这样的代码仅仅是让 Beam 知道了“你想对数据进行哪些操作”，需要让它来构建你的数据处理有向图。之后 Beam 的处理优化器会对你的处理操作进行优化。所以，千万不要觉得你写了 10 个 Transform 就会有 10 个 Transform 马上被执行了。

理解 Transform 的 lazy execution 非常重要。很多人会过度地优化自己的 DoFn 代码，想要在一个 DoFn 中把所有运算全都做了。其实完全没这个必要。



你可以用分步的 DoFn 把自己想要的操作表达出来，然后交给 Beam 的优化器去合并你的操作。比如，在 FlumeJava 论文中提到的 MSCR Fusion，它会把几个相关的 GroupByKey 的 Transform 合并。

小结

在这一讲中，我们学习了 Transform 的概念和基本的使用方法。通过文章中的几个简单的例子，你要做到的是了解怎样编写 Transform 的编程模型 DoFn 类。有状态 DoFn 在实际应用中尤其常见，你可以多加关注。

思考题

你可能会发现 Beam 的 ParDo 类似于 Spark 的 map() 或者是 MapReduce 的 map。它们确实有很多相似之处。那你认为它们有什么不一样之处呢？

欢迎你把手答案写在留言区，与我和其他同学一起讨论。如果你觉得有所收获，也欢迎把文章分享给你的朋友。

 极客时间

大规模数据处理实战

Google 一线工程师的大数据架构实战经验



蔡元楠
Google Brain 资深工程师

新版升级：点击「 请朋友读」，20位好友免费读，邀请订阅更有**现金**奖励。

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 24 | PCollection：为什么Beam要如此抽象封装数据？

下一篇 26 | Pipeline：Beam如何抽象多步骤的数据流水线？

精选留言 (4)

 写留言



sxpujs



2019-06-20

Spark的算子和函数非常方便和灵活，这种通用的DoFn反而很别扭。



常超

2019-06-19

1.ParDo支持数据输出到多个PCollection，而Spark和MapReduce的map可以说是单线的。
2.ParDo提供内建的状态存储机制，而Spark和MapReduce没有（Spark Streaming有mapWithState）。



W.T

2019-06-19

Statefulness、side input/side output相关的例子可以再多一点。



cricket1981

2019-06-19

ParDo能指定并行度吗？

