

Spark 2.0介绍: Spark SQL中的Time Window使用

《Spark 2.0技术预览:更容易、更快速、更智能》文章中简单地介绍了Spark 2.0带来的新技术等。Spark 2.0是Apache Spark的下一个主要版本。此版本在架构抽象、API以及平台的类库方面带来了很大的变化,为该框架明年的发展奠定了方向,所以了解Spark 2.0的一些特性对我们能够使用它有着非常重要的作用。本博客将对Spark 2.0进行一序列的介绍(参见Spark 2.0分类),欢迎关注。



Spark SQL中Window API

Spark SQL中的window API是从1.4版本开始引入的,以便支持更智能的分组功能。这个功能对于那些有SQL背景的人来说非常有用;但是在Spark 1.x中,window API一大缺点就是无法使用时间来创建窗口。时间在诸如金融、电信等领域有着非常重要的角色,基于时间来理解数据变得至关重要。

不过值得高兴的是,在Spark 2.0中,window API内置也支持time windows! Spark SQL中的time windows和Spark Streaming中的time windows非常类似。在这篇文章中,我将介绍如何在Spark SQL中使用time windows。

时间序列数据

在我们介绍如何使用time window之前,我们先来准备一份时间序列数据。本文将使用Apple



公司从1980年到2016年期间的股票交易信息。如下(完整的数据点击这里获取):

Date, Open, High, Low, Close, Volume, Adj Close 2016-7-11,96.75,97.650002,96.730003,96.980003,23298900,96.980003 2016-7-8,96.489998,96.889999,96.050003,96.68,28855800,96.68 2016-7-7,95.699997,96.5,95.620003,95.940002,24280900,95.940002 2016-7-6,94.599998,95.660004,94.370003,95.529999,30770700,95.529999 2016-7-5,95.389999,95.400002,94.459999,95.040001,27257000,95.040001 2016-7-1,95,489998,96,470001,95,330002,95,889999,25872300,95,889999 2016-6-30,94.440002,95.769997,94.300003,95.599998,35836400,95.599998 2016-6-29,93.970001,94.550003,93.629997,94.400002,36531000,94.400002 2016-6-28,92,900002,93.660004,92.139999,93.589996,40444900,93.589996 2016-6-27,93,93.050003,91.5,92.040001,45489600,92.040001 2016-6-24,92,910004,94.660004,92.650002,93.400002,75311400,93.400002 2016-6-23,95,940002,96.290001,95,25,96.099998,32240200,96.099998 2016-6-22,96.25,96.889999,95.349998,95.550003,28971100,95.550003 2016-6-21,94.940002,96.349998,94.68,95.910004,35229500,95.910004 2016-6-20,96,96.57,95.029999,95.099998,33942300,95.099998 2016-6-17,96.620003,96.650002,95.300003,95.330002,60595000,95.330002 2016-6-16,96.449997,97.75,96.07,97.550003,31236300,97.550003 2016-6-15,97.82,98.410004,97.029999,97.139999,29445200,97.139999 2016-6-14,97.32,98.480003,96.75,97.459999,31931900,97.459999 2016-6-13,98.690002,99.120003,97.099998,97.339996,38020500,97.339996 2016-6-10,98.529999,99.349998,98.480003,98.830002,31712900,98.830002 2016-6-9,98.5,99.989998,98.459999,99.650002,26601400,99.650002 2016-6-8,99.019997,99.559998,98.68,98.940002,20848100,98.940002 2016-6-7,99.25,99.870003,98.959999,99.029999,22409500,99.029999 2016-6-6,97.989998,101.889999,97.550003,98.629997,23292500,98.629997 2016-6-3,97.790001,98.269997,97.449997,97.919998,28062900,97.919998 2016-6-2,97.599998,97.839996,96.629997,97.720001,40004100,97.720001 2016-6-1,99.019997,99.540001,98.330002,98.459999,29113400,98.459999 2016-5-31,99.599998,100.400002,98.82,99.860001,42084800,99.860001

股票数据一共有六列,但是这里我们仅关心Date和Close两列,它们分别代表股票交易时间和当天收盘的价格。

将时间序列数据导入到DataFrame中

我们有了样本数据之后,需要将它导入到DataFrame中以便下面的计算。所有的time window API需要一个类型为timestamp的列。我们可以使用spark-csv工具包来解析上面的Apple 股票数据(csv格式),这个工具可以自动推断时间类型的数据并自动创建好模式。代码如下:



scala> val stocksDF = spark.read.option("header","true").option("inferSchema","true").csv("file:
///user/iteblog/applestock.csv")

stocksDF: org.apache.spark.sql.DataFrame = [Date: timestamp, Open: double ... 5 more fields]



微信扫一扫,加关注 即可及时了解Spark、Hadoop或者Hbase 等相关的文章 欢迎关注微信公共帐号:iteblog_hadoop

过往记忆博客(http://www.iteblog.com) 专注于Hadoop、Spark、Flume、Hbase等 技术的博客,欢迎关注。

Hadoop、Hive、Hbase、Flume等交流群: 138615359和149892483

计算2016年Apple股票周平均收盘价格

现在我们已经有了初始化好的数据,所以我们可以进行一些基于时间的窗口分析。在本例中 我们将计算2016年Apple公司每周股票的收盘价格平均值。下面将一步一步进行介绍。

步骤一:找出2016年的股票交易数据

因为我们仅仅需要2016年的交易数据,所以我们可以对原始数据进行过滤,代码如下:

/**

* User: 讨往记忆

* Date: 2016年07月12日

* Time: 下午23:45

* bolg: https://www.iteblog.com

- * 本文地址: https://www.iteblog.com/archives/1705
- * 过往记忆博客,专注于hadoop、hive、spark、shark、flume的技术博客,大量的干货
- * 过往记忆博客微信公共帐号: iteblog_hadoop

*/

scala> val stocks2016 = stocksDF.filter("year(Date)==2016") stocks2016: org.apache.spark.sql.Dataset[org.apache.spark.sql.Row] = [Date: timestamp, Open : double ... 5 more fields]



上面代码片段我们使用了内置的year函数来提取出日期中的年。

步骤二:计算平均值

现在我们需要对每个星期创建一个窗口,这种类型的窗口通常被称为tumbling window,代码片段如下:

scala> val tumblingWindowDS = stocks2016.groupBy(window(stocks2016.col("Date"),"1 week")
).agg(avg("Close").as("weekly_average"))

tumblingWindowDS: org.apache.spark.sql.DataFrame = [window: struct<start: timestamp, end: timestamp>, weekly_average: double]

上面代码中展示了如何使用 time window API。window一般在group by语句中使用。window方法的第一个参数指定了时间所在的列;第二个参数指定了窗口的持续时间(duration),它的单位可以是seconds、minutes、hours、days或者weeks。创建好窗口之后,我们可以计算平均值。

步骤三:打印window的值

我们可以打印出window中的值,我们先定义好打印的公共函数,代码片段如下:

```
/**

* User: 过往记忆

* Date: 2016年07月12日

* Time: 下午23:45

* bolg: https://www.iteblog.com

* 本文地址: https://www.iteblog.com/archives/1705

* 过往记忆博客,专注于hadoop、hive、spark、shark、flume的技术博客,大量的干货

* 过往记忆博客微信公共帐号: iteblog_hadoop

*/

def printWindow(windowDF:DataFrame, aggCol:String) ={
    windowDF.sort("window.start").
    select("window.start","window.end",s"$aggCol").
    show(truncate = false)
}
```



然后我们打印出tumblingWindowDS中的值:

printWindow(tumblingWindowDS,"weekly_average") ++				
start end weekly_average				
1				
2016-05-12 08:00:00.0 2016-05-19 08:00:00.0 93.3299974				

上面的输出按照window.start进行了排序,这个字段标记了窗口的开始时间。上面的输出你可能已经看到了第一行的开始时间是2015-12-31,结束时间是2016-01-07。但是你从原始数据可以得到:2016年Apple公司的股票交易信息是从2016-01-04开始的;原因是2016-01-01是元旦,而2016-01-02和2016-01-03正好是周末,期间没有股票交易。

我们可以手动指定窗口的开始时间来解决这个问题。

带有开始时间的Time window

在前面的示例中,我们使用的是tumbling window。为了能够指定开始时间,我们需要使用sliding window(滑动窗口)。到目前为止,没有相关API来创建带有开始时间的tumbling window,但是我们可以通过将窗口时间(window duration)和滑动时间(slide



duration)设置成一样来创建带有开始时间的tumbling window。代码如下:

```
/**
```

- * User: 过往记忆
- * Date: 2016年07月12日
- * Time: 下午23:45
- * bolg: https://www.iteblog.com
- * 本文地址: https://www.iteblog.com/archives/1705
- * 过往记忆博客,专注于hadoop、hive、spark、shark、flume的技术博客,大量的干货
- * 过往记忆博客微信公共帐号: iteblog_hadoop

*/

val iteblogWindowWithStartTime = stocks2016.groupBy(window(stocks2016.col("Date"),"1 wee
k","1 week", "4 days")).agg(avg("Close").as("weekly_average"))

上面的示例中,4 days参数就是开始时间的偏移量;前两个参数分别代表窗口时间和滑动时间,我们打印出这个窗口的内容:

printWindow(iteblogWindowWithStartTime,"weekly_average")

+	+	+		
start	end	weekly_average		
+	+	+		
2015-12-28	0.00:00:00	2016-01-04 08:00:00.0 105.349998		
2016-01-04	0.00:00.0	2016-01-11 08:00:00.0 99.0699982		
2016-01-11	0.00:00.0	2016-01-18 08:00:00.0 98.49999799	999999	
2016-01-18	08:00:00.0	2016-01-25 08:00:00.0 98.1220016		
2016-01-25	08:00:00.0	2016-02-01 08:00:00.0 96.2539976	ĺ	
2016-02-01	08:00:00.0	2016-02-08 08:00:00.0 95.29199960	000001	
2016-02-08	08:00:00.0	2016-02-15 08:00:00.0 94.2374975		
2016-02-15	08:00:00.0	2016-02-22 08:00:00.0 96.7880004	ĺ	
2016-02-22	08:00:00.0	2016-02-29 08:00:00.0 96.23000160	000001	
2016-02-29	0.00:00.0	2016-03-07 08:00:00.0 101.5320007	9999999	
2016-03-07	08:00:00.0	2016-03-14 08:00:00.0 101.6199998		
2016-03-14	0.00:00.0	2016-03-21 08:00:00.0 105.6360016	0000001	
2016-03-21	08:00:00.0	2016-03-28 08:00:00.0 105.9274995	0000001	
2016-03-28	0.00:00.0	2016-04-04 08:00:00.0 109.4679994	0000001	
2016-04-04	0.00:00.80	2016-04-11 08:00:00.0 109.3979998	0000001	
2016-04-11	0.00:00.0	2016-04-18 08:00:00.0 110.3820004		
2016-04-18	0.00:00.0	2016-04-25 08:00:00.0 106.1540007	9999999	
2016-04-25	0.00:00.0	2016-05-02 08:00:00.0 96.8759994		
2016-05-02	0.00:00:00	2016-05-09 08:00:00.0 93.6240004	İ	
2016-05-09	0.00:00:00	2016-05-16 08:00:00.0 92.13399799	999999	
++				



only showing top 20 rows

从上面的结果可以看出,我们已经有了一个从2016-01-04的结果;不过结果中还有2015年的数据。原因是我们的开始时间是4

days, 2016-01-04之前的一周数据也会被显示出,我们可以使用filter来过滤掉那行数据:

val filteredWindow = iteblogWindowWithStartTime.filter("year(window.start)=2016")

现在来看看输出的结果:

```
printWindow(filteredWindow,"weekly_average")
                            |weekly_average
|2016-01-04 08:00:00.0|2016-01-11 08:00:00.0|99.0699982
|2016-01-18 08:00:00.0 | 2016-01-25 08:00:00.0 | 98.1220016
|2016-01-25 08:00:00.0|2016-02-01 08:00:00.0|96.2539976
2016-02-01 08:00:00.0 | 2016-02-08 08:00:00.0 | 95.29199960000001 |
|2016-02-08 08:00:00.0 | 2016-02-15 08:00:00.0 | 94.2374975
|2016-02-15 08:00:00.0|2016-02-22 08:00:00.0|96.7880004
2016-02-22 08:00:00.0 | 2016-02-29 08:00:00.0 | 96.23000160000001 |
|2016-02-29 08:00:00.0|2016-03-07 08:00:00.0|101.53200079999999|
|2016-03-07 08:00:00.0|2016-03-14 08:00:00.0|101.6199998
2016-03-14 08:00:00.0 | 2016-03-21 08:00:00.0 | 105.63600160000001 |
|2016-03-21 08:00:00.0|2016-03-28 08:00:00.0|105.92749950000001|
|2016-03-28 08:00:00.0|2016-04-04 08:00:00.0|109.46799940000001|
|2016-04-04 08:00:00.0|2016-04-11 08:00:00.0|109.39799980000001|
|2016-04-11 08:00:00.0|2016-04-18 08:00:00.0|110.3820004
|2016-04-18 08:00:00.0|2016-04-25 08:00:00.0|106.15400079999999|
|2016-04-25 08:00:00.0|2016-05-02 08:00:00.0|96.8759994
|2016-05-02 08:00:00.0|2016-05-09 08:00:00.0|93.6240004
| 2016-05-09 08:00:00.0 | 2016-05-16 08:00:00.0 | 92.13399799999999
|2016-05-16 08:00:00.0|2016-05-23 08:00:00.0|94.77999880000002 |
only showing top 20 rows
```



到目前为止,我们已经了解了如何在Spark中使用Window了。

数据文件下载



优秀人才不缺工作机会,只缺适合自己的好机会。但是他们往往没有精力从海量机会中找到最适合的那个。

100offer 会对平台上的人才和企业进行严格筛选,让「最好的人才」和「最好的公司」相遇。 注册 100offer,谈谈你对下一份工作的期待。一周内,收到 5-10 个满足你要求的好机会! 本博客文章除特别声明,全部都是原创!

禁止个人和公司转载本文、谢谢理解:过往记忆(https://www.iteblog.com/)

本文链接:【】()