GraphX 实习

1700017831 薛飞跃

一.实习目标

用 GraphX 再次实现 PageRank。

二.算法思路

- 1. 将邻接表形式的图转化为 RDD
 - ①假设四个节点, A 指向 B、C, B 指向 A、C, C 指向 A、B、D, D 指向 C。
- ②使用 HashPartitioner 进行分区,分区数大于 4,确保四个节点在四个分区。因为 links 是静态数据集,后续有很多连接操作,提前分区可以节约后续很多网络通信开销。
 - ③persist()让 links 保留在节点中,以供每次迭代使用

```
scala> import org.apache.spark.HashPartitioner
import org.apache.spark.HashPartitioner
scala> val links = sc.parallelize(List(("A",List("B","C")),("B",List("A","C")),("C",List("A","B","D")),("D",List("C")))
| ).partitionBy(new HashPartitioner(100)).persist()
links: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, List[String])] = ShuffledRDD[1] at partitionBy at <console>:26
```

2.将 ranks 赋值为全为 1 的 RDD。这里用 mapValues 是因为 ranks 和 links 的 key 都是四个节点,只是 value 不同,mapValues 不改变分区方式。

```
scala> var ranks=links.mapValues(v=>1.0)
ranks: org.apache.spark.rdd.RDD[(String, Double)] = MapPartitionsRDD[2] at mapValues at <console>:26
```

3.迭代更新 ranks 的值

- ①links. join(ranks), 因为 links 和 ranks 的 key 值相同,可以进行连接,比如一个 link=(A, [B, C]),和一个 rank=(A, 1)连接为(A, ([B, C], 1))
- ②假如(pageId, (links, rank))为(A, ([B, C], 1)), links 则为[B, C], map 函数将 links 中的每一个元素 dest 映射为(dest, rank/links. size)的二元组,即图中第三行,将(A, ([B, C], 1))映射为((B, 0.5), (C, 0.5)),也即 A 把自己的 rank均分给它指向的节点。
- ③flatMap{case $A \Rightarrow B$ } 是偏函数的表示,代表 flatMap 只把满足 A 的形式的元素映射为 B,其中 flatMap 可以将一个元素映射为多个结果。②中把 (A,([B,C],1)) 映射为 ((B,0.5),(C,0.5)),而 flatMap 将后者展开为

(B, 0.5), (C, 0.5)两个结果。

④contributions 的计算思路为,比如 A 指向 B、C, A 的 rank 为 1,则产生(B, 0.5),(C, 0.5),代表这一轮 A 给 B、C 赋予的 rank 值

⑤contributions 进行 reduceByKey,将 key 值相同的结果相加,生成的(pageId, rank)代表所有指向 pageId 的节点赋予 pageId 的 rank 值之和。

⑥再用 mapValues 将 rank 值乘以 0.85, 加上 0.15, 来产生新一轮的 rank 值。

4.迭代完成后查看最终的权值。

三.心得体会

- 1. 静态数据如果后续有很多连接操作,可以提前进行分区,减少网络通信开销。经常用来计算的数据可以直接保存在内存中,减少磁盘读取开销。
- 2. Map, mapValues, flatMap, 有各自的功能实际中注意区分和灵活应用。