Lab1:Batch job in cloud

Part A

Hadoop wordcount, Spark connected component试验结果如下图所示:

```
[hadoop@master:~$ hadoop fs -cat /output/part-r-00000]
                                                 2023-12-03 14:11:05,231 INFO scheduler
aabb
                                                 main.scala:32, took 0.112008 s
abc
                                                 (justinbieber, 1)
count
hadoop
      2
                                                 (matei_zaharia,3)
hdfs
                                                 (ladygaga, 1)
hello
       3
              1
mapreduce
                                                 (BarackObama, 1)
test
                                                 (jeresig, 3)
word
       1
                                                 (odersky, 3)
world
```

• 华为云ECS应该是一种 laaS,因为能够在root中部署底层计算资源,搭建应用环境,且拥有管理权限;此外,我们使用的ECS具有弹性,用户可以根据负载的变化自动扩展或缩减计算资源,这是 laaS 的一个特性。而 PaaS 则更抽象,其提供的是一个完整的应用程序开发和部署平台,用户不需要关心底层的基础设施。

· Hadoop 和 Spark 两种框架的区别有:

- **处理模型**: Hadoop: 基于MapReduce处理模型。而Spark: 提供了更丰富的处理模型,使其更适合迭代式算法和复杂的分析任务。
- 性能: Hadoop: 由于采用磁盘存储中间数据,MapReduce的性能可能受到磁盘IO的限制,尤其在迭代算法中可能效率较低。Spark使用内存存储中间数据,因此在迭代和复杂计算方面通常比MapReduce更高效。
- 数据处理方式: Hadoop: 主要处理静态数据,适用于离线数据分析和批处理。而Spark: 提供了更多实时和交互式处理能力,支持流处理和内存中迭代。
- **编程接口**: Hadoop: 使用Java编程语言。而Spark: 提供了更多的编程接口,包括Java、Scala、Python和R。
- **易用性**: Hadoop: 相对较复杂,需要开发者编写更多的代码来表达数据处理逻辑。而Spark: 提供更简洁的API,更容易使用。

附:配置 hadoop 以及 spark 后 Jps

```
hadoop@master:/usr/local/hadoop$ jps
10752 NameNode
11046 SecondaryNameNode
11613 Jps
11293 ResourceManager
```

```
hadoop@master:/usr/local/spark$ jps
4146 SecondaryNameNode
4395 ResourceManager
4829 Jps
3838 NameNode
4766 Master
```

```
hadoop@slave01:~$ jps
26003 DataNode
26180 NodeManager
26309 Jps
```

[hadoop@slave01:~\$ jps
31152 NodeManager
2386 Worker
30972 DataNode
2573 Jps

Part B

• 给出20名候选人名单:

```
(4037,10.159729097543362)
                              (2654, 4.26078111629283)
                              (6634, 4.257679186579282)
(15,6.780033943145)
                              (5254, 4, 220791083775596)
(2470,6.7482254419278425)
(2237,6.323071398182568)
                              (214.4.078102410735729)
(1186,5.590634085967654)
                              (2285, 4.026841138580162)
                              (2328, 3.955737740463529)
(2625,5.330932366106915)
                              (2398, 3.939081751904102)
(665, 4.669622977312882)
                              (28,3.8631717276144193)
(6774.4.409225692409475)
                              (4875, 3.8619825467701725)
(8293, 4.312848725457975)
                              (7620, 3.6021458088825864)
(4191, 4.30575420842798)
```

· PageRank算法实现:

 首先仿照 Graphx 示例中的 PageRank 进行runPageRank编写。函数参数包含输入图;容忍度,用于 判断算法是否收敛的阈值;重置概率,表示在每次迭代中,以一定的概率重置节点的PageRank值; 最大迭代次数,用于控制算法运行的最大迭代次数。

```
def runPageRank(graph: Graph[Int, Int], tol: Double, resetProb: Double, maxIter: Int): Graph[Double, Int] = {
          .outerJoinVertices(graph.outDegrees) { (_, _, deg) => deg.getOrElse(0) } .mapTriplets(e => 1.0 / e.srcAttr, TripletFields.Src)
           .mapVertices { (\_, \_) \Rightarrow 1.0 }
        for (_ <- 1 to maxIter) {</pre>
          val prevRanks = ranks
          val updates = ranks.aggregateMessages[Double](ctx => ctx.sendToDst(ctx.srcAttr * ctx.attr), + , TripletFields.Src)
          ranks = ranks.outerJoinVertices(updates) { (_, oldRank, msgSumOpt) =>
            resetProb + (1.0 - resetProb) * msgSumOpt.getOrElse(0.0)
13
         // 计算误差并检查是否收敛
14
         val diff = prevRanks.vertices.join(ranks.vertices).map {
            case (_, (oldRank, newRank)) => math.abs(oldRank - newRank)
17
           val totalDiff = diff.sum()
19
         if (totalDiff < tol) {</pre>
           println(s"Converged after ${_}} iterations.")
22
```

- 在该函数中, 进行以下操作:
 - 初始化节点的PageRank值,将每个节点的PageRank初始化为1.0。
 - 进行迭代, 每次迭代包括以下步骤:
 - 为每条边计算权重,在每个节点上聚合邻居节点的PageRank值乘以对应边的权重。
 - 根据公式更新每个节点的PageRank值,考虑重置概率。
 - 计算前后两次迭代之间每个节点PageRank值的差异,检查是否达到收敛条件。
 - · 如果总的差异小于容忍度 tol,则认为算法已经收敛,输出结果并结束。

```
1 def main(args: Array[String]): Unit = {
2    val spark = SparkSession.builder.appName(s"${this.getClass.getSimpleName}").getOrCreate()
3    val sc = spark.sparkContext
4    // 从文件加载边列表创建图
5    val link: Graph[Int, Int] = GraphLoader.edgeListFile(sc, "data/pagerank/Wiki-Vote.txt")
6    // 运行 PageRank 算法
7    val ranks = runPageRank(link, 0.0001, 0.85, 100)
8    // 输出排名最高的 20 个节点
9    println(ranks.vertices.collect().sortBy(-_._2).take(20).mkString("\n"))
10    // 关闭 SparkSession
11    spark.stop()
12 }
```

- 在主函数中
 - 利用 Graph 进行数据读入,这里用到的数据。
 - •调用 runPageRank 函数,设定迭代100次。
 - 输出前20的候选人
 - 最后关闭Spark

• 算法部署及运行步骤:

- 先在 hadoop 用户中启动 hadoop 和 spark 集群
 - > cd /usr/local/hadoop/
 - > sbin/start-all.sh
 - > cd /usr/local/spark/
 - > sbin/start-master.sh
- 将 wiki-Vote.txt 数据集发到 hadoop fs 中
 - > hadoop fs -put wiki-Vote.txt /user/hadoop/data/pagerank/
- 编写 simple.sbt 文件

```
name := "Simple Project"
version := "1.9.7"
scalaVersion := "2.12.15"
libraryDependencies ++= Seq(
"org.apache.spark" % "spark-core" % "3.2.4",
"org.apache.spark" % "spark-graphx" % "3.2.4",
"org.apache.spark" % "spark-sql" % "3.2.4",
)
```

- · 打包并发送到 Spark 中运行
 - > /usr/local/sbt/sbt package
- > /usr/local/spark/bin/spark-submit --class "PageRank" /usr/local/ spark/mycode/pagerank/target/scala-2.12/simple-project_2.12-1.9.7.jar
- 运行结果

```
2023-12-03 14:27:31,654 INFO storage
ce0 on master:32957 in memory (size:
(4037,13.687824661001775)
(15,10.9328059520621)
(6634,10.656469713599291)
(2625,9.755679770957746)
(2398, 7.750205920765446)
(2470,7.498077775768758)
(2237,7.417430386169762)
(4191,6.7377444603752865)
(7553,6.44622789746703)
(5254,6.38790776195012)
(2328,6.058602112229776)
(1186, 6.0475330647209775)
(1297, 5.78105575667395)
(4335,5.754084280496569)
(7620,5.740174509100523)
(5412,5.70106209414574)
(7632,5.667866508823103)
(4875,5.567064113522038)
(6946,5.372790269370961)
(3352,5.300100134345485)
```