Apache Spark

软件测试报告

组员：

SY1506404 孟翰

SY1506409 苏若

SY1506425 李璇

SY1506406 孙敏芳

版本变更历史

版本	提交日期	主要编制人	审核人	版本说明
1.0	2016.05.25	孟翰、李璇、孙敏芳、苏若	孟翰、李璇、孙敏芳、苏若	初始版本 V1.0

一. 概述

在本文档中，从目的上看，我们依据《测试规格说明书》中的测试用例完成相关的测试工作，以期获得 Apache Spark 系统与《需求规格说明书》中设定的需求的偏差值，并期按实际情况进行相关问题修复。

从文档内容上，主要包括了以下几方面：

1、测试过程的策略选择，包括不同测试阶段的人员职责安排及回归测试时测试方法的选择。

2、测试过程说明，包括各测试阶段的具体执行情况，如输入的数据、输入输出接口、产生的中间输出及测试结果描述。

3、建立测试结果、软件问题、测试需求项、测试用例的追踪关系。

4、总结整个测试并附上软件问题报告清单。

二. 测试过程说明

2.1 执行策略

在第一轮测试中，依据测试需求规格说明书中设计的 3 个针对功能性需求的测试用例和 4 个针对非功能性需求的测试用例进行人员分工和具体测试的实施，如下表所示：

测试阶段	测试用例标识	具体测试活动	展开时间	执行人	监督人	备注
功能。性需求—Spark 机器学习	TC001-1	测试选取数据完整性	2016.5.18	孟翰	苏若	Movielens 数据集存在个别数据丢失值的情况，我们采取的的策略是舍去这些噪声点。
功能性需求—Spark 机器学习	TC001-2	数据类型转换与整理测试	2016.5.18	孟翰	苏若	采集到的数据默认为 String 类型且有多余的数据条目需要剔除，测试采用 spark 的 map 操作进行提取并检查生成结果。
功能性需求—Spark 机器学习	TC001-3	Spark 机器学习数据处理测试	2016.5.19	孟翰	苏若	利用 Spark 提供的机器学习中的推荐包对处理好的数据进行处理，对不同的参数进行测试以得到近似最优的准确

						率
功能性需求—Spark 机器学习	TC001-4	推荐系统准确率测试	2016.5.19	孟翰	苏若	选取测试数据对于机器学习生成的推荐系统进行准确率测试。
功能性需求-Spark 执行 SQL 数据处理测试	TC002-1~TC002-7	选择用于测试的数据，并针对 SQL 特有的增删改查功能进行分别测试	2016.5.20	孙敏芳	李璇	选取数据为 Json 格式数据，为 Spark 自带数据内容，测试围绕数据内容进行测试并输出
功能性需求-Spark Stream 流计算测试	TC003-1、TC003-2	选择用于测试的数据和测试的内容	2016.5.21	孙敏芳	李璇	选取数据服务器上的文本数据对过去 1min 内文本数据进行单词数统计
功能性需求-Spark Stream 流计算测试	TC003-3、TC003-4	更改 batch interval 的大小，测试耗时的差别	2016.5.21	孙敏芳	李璇	更改 batch interval 的大小测试结果中当值为 1s 的时候耗时最小；并且当时间设置为 500ms 的时候计算效率相差很大，时间为前者近 9 倍。
非功能性需求-鲁棒性	TC011	Spark 鲁棒性测试	2016.5.23	孟翰	苏若	模拟 Spark 处理大量数据、错误输入、内存容量不足、节点失连等情况，测试其健壮性。
非功能性需求-容错性	TC012	Spark 对于用户误操作的容错性测试	2016.5.23	孟翰	苏若	模拟用户错误操作，测试 Spark 能否根据其 lineage（血统关系）回溯之前的操作与系统状态。
非功能性需求-安全性	TC013	测试 Spark 是否能保证 Web UI 安全、事件审计安全、网络端口安全等安全性能要求	2016.5.23	孙敏芳	李璇	模拟对 Spark Web UI、事件日志文件夹设置权限，使用设置中允许和非允许用户对 Web UI 进行查看、对事件日志文件夹进行读、写、移动、重命名操作。

非功能性需求-效率测试	TC014	Spark 集群数据处理性能测试	2016.5.20	孟翰	苏若	选取 Spark 对 movielens 数据集进行机器学习的过程作为性能测试，测试十次取平均值。

回归测试主要包括再测试全部用例、基于风险选择测试、基于操作剖面选择测试、再测试修改的部分这四种方法，这里，若进行多次回归测试，则在前三次选择再测试全部用例的方法进行回归测试，随着回归测试次数的增加，选择再测试修改的部分的方法更能综合体现效率和有效性。

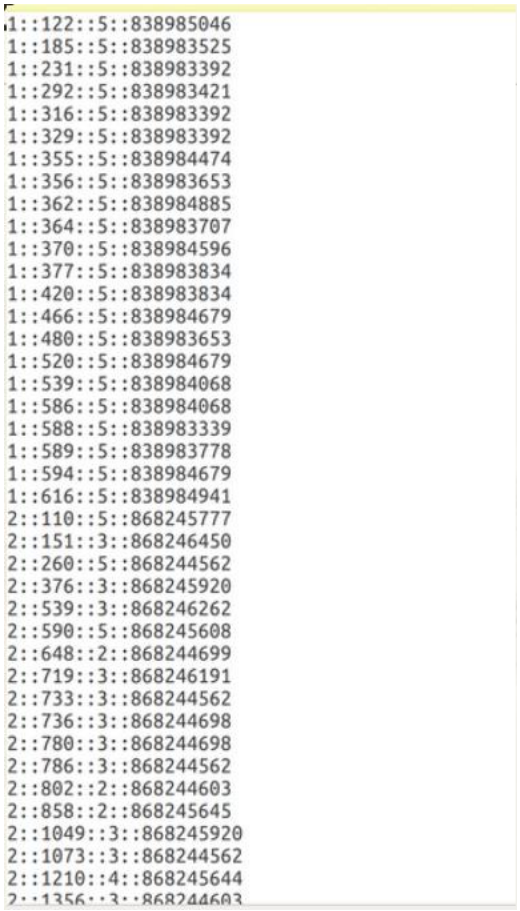
2.2 测试过程

2.2.1 功能性测试

2.2.1.1 TC001：Spark 机器学习结果测试

功能性需求：Spark 机器学习

TC001-1：http://grouplens.org/datasets/movielens/下载 100M 数据，选取 ratings.dat 作为数据处理文件



经统计共有数据项 10008074 条，有数据缺失的数据项 8020 条，占比很小可忽略不计，因此将此 8020 条视作噪声点剔除，经测试剩余数据都为完整数据，测试通过。

```
scala> predictions.count()
res9: Long = 10000054
```

TC001-2：原始数据项为 String 类型且有四列条目：userid、movieid、scores、time，本数据处理测试中 time 为多余数据需要剔除，另外需将 userid、movieid 转换为 int 类型，score 转换为 float 类型，spark 提供数据转换操作：

```
scala> val ratings = data.map(_.split("::") match { case Array(user, item, rate,
 ts) =>  Rating(user.toInt, item.toInt, rate.toDouble)
     | }).cache()
ratings: org.apache.spark.rdd.RDD[org.apache.spark.mllib.recommendation.Rating]
= MapPartitionsRDD[2] at map at <console>:24
```

```
scala> ratings.first()
res0: org.apache.spark.mllib.recommendation.Rating = Rating(1,122,5.0)
```

转换完毕，通过生成中间文件的方式测试结果与原数据是否相符，经检测数据与原数据相符，测试通过。

TC001-3：spark 的机器学习推荐模型提供三项参数对模型进行训练，分别为 rank，iterations，lambda：

Rank：对应 ALS 模型中的因子个数，即在低阶近似矩阵中的隐含特征个数。因子个数一般越多越好，提高因子个数的同时也会提高模型训练和保存时所需的内存开销，通常合理取值在 10-200.

Iterations：运行时迭代次数，一般经少数次迭代后 ALS 模型就能收敛为一个比较合理的好模型。一般取值为 10 左右、

Lambda：控制模型正则化过程，从而控制模型过度拟合的情况、其值越高，正则化越严厉。该参数与实际数据的大小、特征和稀疏程度有关、

```
scala> val model=ALS.train(ratings,rank,numIterations,lambda)
model: org.apache.spark.mllib.recommendation.MatrixFactorizationModel = org.apac
he.spark.mllib.recommendation.MatrixFactorizationModel@6e3ba10a
```

模型的训练结果好坏通常可以通过余弦方差进行计算，方差越接近于 0 代表训练效果越好，前两个参数根据集群性能越大越好，lambda 参数需根据具体数据情况进行设置，经测试，在集群能够负载的条件下，rank 值 150，iterations 值 10，lambda 值 0.03 时余弦方差最小，此时为 0.00467，可看作为当前集群下的近似最优解，测试通过。

TC001-4：根据生成的结果即可对用户行为进行预测，本测试的训练数据与测试数据比重为 8 比 2，读取测试数据进行测试，验证训练模型的正确率：

总测试数据项：2000015

验证正确数据项：1969867

准确率：98.493%

经测试，预测模型准确率较高，符合要求，测试通过。

2.2.1.2 TC002 : Spark 执行 SQL 数据处理测试

<table>
<tr><td>1</td><td>测试数据选择</td><td colspan="3">选择 Spark 自带 Json 文件进行测试（在 ./examples/src/main/resources 文件夹中有一个名为 people.json 的文件）</td></tr>
<tr><td></td><td>文件内容</td><td colspan="3">{"name":"Michael"}
{"name":"Andy", "age":30}
{"name":"Justin", "age":19}</td></tr>
<tr><td>2</td><td>启动 Spark shell</td><td colspan="3"></td></tr>
<tr><td>3</td><td></td><td colspan="3">主要命令</td></tr>
<tr><td></td><td>创建 SQLContext</td><td colspan="3">val sqlContext = new org.apache.spark.sql.SQLContext(sc)</td></tr>
<tr><td></td><td>导入数据源</td><td colspan="3">val df = sqlContext.read.json("examples/src/main/resources/people.json")</td></tr>
<tr><td></td><td>测试要求</td><td>执行操作</td><td>中间结果</td><td>测试结果说明</td></tr>
<tr><td>测试过程</td><td>TC002-1：查询并显示文件内容</td><td>df.show()</td><td>输出数据源的内容
// age name
// null Michael
// 30 Andy
// 19 Justin</td><td>输出内容与数据源内容一致，与预期结果一致，执行查询语句成功</td></tr>
<tr><td></td><td>TC002-2：选择查询（查询“name”）</td><td>df.select("name").show()</td><td>将文件中 name 内容显示为一列
// name
// Michael
// Andy
// Justin</td><td>输出为数据源全部 name 信息，与预期结果一致，执行选择查询语句成功</td></tr>
</table>

	TC002-3：统计查询（按照 age 统计、按照 name 统计）	df.groupBy("age").count().show()
		df.groupBy("name").count().show()
			输出统计结果
			按照 age 统计：
			// age count
			// null 1
			// 19 1
			// 30 1
			按照 name 统计
			// name count
			// Michael 1
			// Andy 1
			//Justin 1
				输出结果为数据源中 age、name 的统计结果，**与预期结果一致，**执行统计查询语句成功

	TC002-4：修改（将所有人年龄加 1）并显示修改结果	df.select(df("name"), df("age") + 1).show()	输出修改后的文件内容 name 和 age+1 列
			// name (age + 1)
			// Michael null
			// Andy 31
			// Justin 20
				输出结果显示数据源中所有人的年龄增加一（年龄为 null 的除外），**与预期结果一致，**执行修改语句成功。

	TC002-5：增加	将 DataFrame 注册为临时表（person），然后执行 val insertSql = sqlContext.sql (insert into person(“name”,“age”)) values(“Helen”,“19”)))
		df.show()
			输出增加后的文件内容
			// name age
			// Michael null
			// Andy 31
			// Justin 20
			// Helen 19
				输出结果为在源文件原有内容的基础之上增加了一组数据，**与预期结果一致，**执行添加语句成功。

	TC002-6：删除	将 DataFrame 注册为临时表（person），然后执行 val deleteSql = sqlContext.sql (delete from person where name =”Helen”)
		df.show()
			输出删除后的文件内容
			// name age
			// Michael null
			// Andy 31
			// Justin 20
				输出结果为在原有内容的基础之上删除了一组数据，**与预期结果一致，**执行删除语句成功。

	TC002-7：执行 SQL 语句查询	首先将 DataFrame 注册为临时表，然后执行 val df = sqlContext.sql("SELECT * FROM table")
		df.show()
			输出数据源的内容
			// age name
			// null Michael
			// 30 Andy
			// 19 Justin
				输出内容与数据源内容一致，**与预期结果一致，**执行 SQL 语句进行查询成功

2.2.1.3 TC003 : Spark Stream 流计算测试

	创建 StreamingContext 对象并且设置 batch interval 为 1 秒,统计的时间周期无 60s	val ssc = new StreamingContext(conf, Seconds(1))		
	确定测试数据	通过 TCP 套接字获取数据服务器上的文本数据 val lines = ssc.socketTextStream("localhost", 8888)		
	确定测试内容	文本数据中单词的总数		
	TC003-1：统计	编程实现 count（统计每一个 batch 中的单词数目），使用 saveAsTextFiles 将中间结果以文本的形式保存为文本文件	输出文件中为每个 batch 的单词统计结果	中间结果被保存，与预期结果一致
	TC003-2：输出结果	使用 print()在 Driver 中打印出 DStream 中数据的部分元素统计结果。	每秒打印一些生成的“和”，以及最终统计结果和运行时间 T1=0.567s。	打印出最终统计结果
	TC003-3 ： 修改 batch interval 为 2 秒，并重复以上过程	打印出统计结果	每秒打印一些生成的“和”，以及最终统计结果和运行时间 T=1.061s	时间较 T1 中长
	TC003-4 ： 修改 batch interval 为 500ms，并重复以上过程	打印出统计结果	每秒打印一些生成的“和”，以及最终统计结果和运行时间 T=5.010s	时间非常长

2.2.2非功能性测试

2.2.1.1 TC011 : Spark 鲁棒性测试

鲁棒性测试主要模拟以下几种情景：

1、用户非法输入：对于语法错误，编译器会直接报告异常，对于数据操作的错误，spark 只有在真正对数据进行操作时才会发现并回溯操作过程，运行时程序未出现异常，测试通过。

2、内存容量不足：在模拟大量数据处理时，spark 出现内存不足的情况，此时 spark 会自动将临时数据存储至硬盘中，并未出现异常，测试通过。

3、节点失连：在节点突然失连的情况下，其他节点依然正常工作，但此节点的数据处理任务没有成功完成，在回归测试中，更改任务调度策略为 yarn，此时当节点失连时，会将任务重新分配至其他节点，测试表明 spark 默认任务调

度策略有时会无法分配丢失节点的任务，yarn 调度不会出现这种问题，测试未通过。

2.2.1.2 TC012 : Spark 容错性测试

Spark 提供血统机制来保证用户错误转换 rdd 后进行恢复操作，经测试，20 次模拟错误操作再进行恢复，spark 均能恢复到错误之前的系统状态，数据也未出现丢失、改变等异常情况，测试通过。

2.2.1.3 TC013 : Spark 安全性测试

Spark 的安全性测试主要是对 Spark 的 Web UI 安全性、事件审计安全以及网络端口安全进行测试，分别如下：

Web UI 安全性:

TC013-1: 使用 A 用户账户登录，并设置 spark.ui.filters，设置 spark.ui.view.acls 列表为空，启用 javax.servlet.filters；使用用户账户 B 登录并试图方位 Spark web UI，测试结果为访问失败；

TC013-2:将 B 用户加入到 spark.ui.view.acls 用户列表中，使用用户账户 B 登录并试图方位 Spark web UI，测试结果为访问成功；

证明可以通过设置，启动 javax.servlet.filters 实现 Spark web UI 安全性。

事件审计安全:

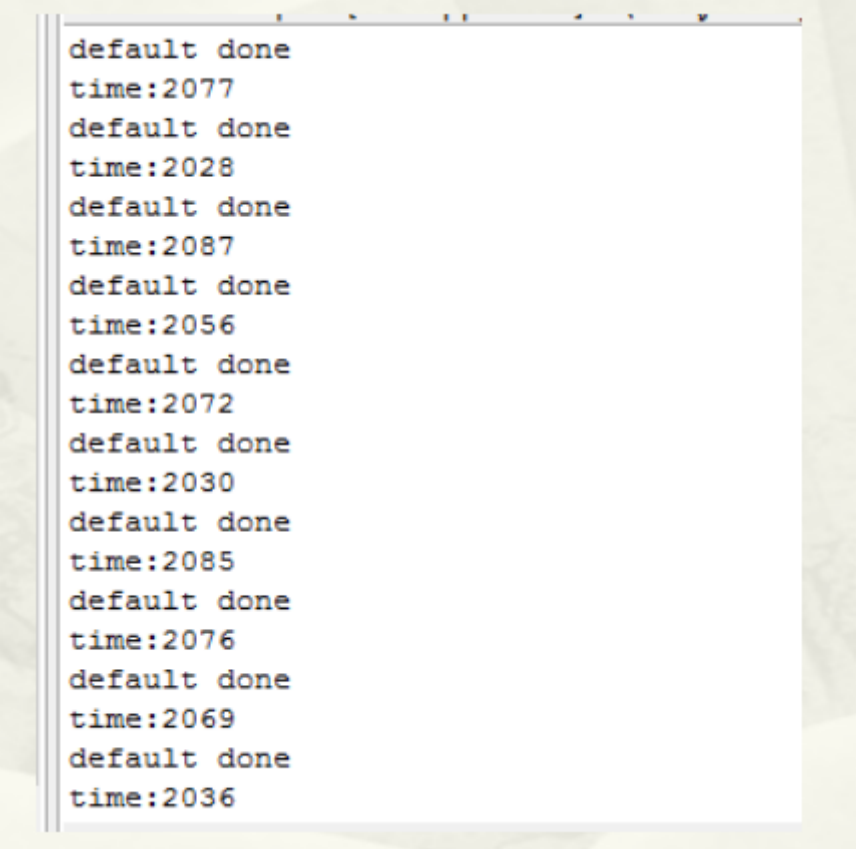
TC013-3: 使用 A 用户账户登录,创建存放事件日志的文件夹，并且设置这个文件夹为 drwxrwxrwxt 权限，使用用户账户 B 登录，查看事件日志文件夹，并试图进行写操作、移动文件夹、重命名文件夹——结果为 B 可以对文件进行读和写操作，但是不能移动和重命名文件夹。

网络端口安全:

TC013-4：参照本文档 2.2.1.3 节 TC003 : Spark Stream 流计算测试内容，使用 Stream 对多媒体数据进行处理，测试中系统要求进行身份认证，证明 Spark 对网络通信安全有很高要求。

2.2.1.4 TC014 : Spark 效率测试

效率测试采用简单的 java 时间戳方法，即 System.currentMills 设置于数据处理前后，两次时间相减为 spark 的数据处理运行时间（单位：毫秒），我们处理三十次相同数据（spark 没有记忆功能），得到三十次时间取平均值



得到平均时间为 2048 毫秒，本次测试数据容量大小为 108MB 左右，即在双节点集群下 Spark 的处理速度为 50MB/s 左右，相比 hadoop 性能有较大提升，测试通过。

三. 测试结果

1、第一次测试

测试需求项	测试需求项标识	测试用例	测试用例标识	测试结果	软件问题
功能性需求	TR01	Spark 机器学习结果测试	TC001	通过	/
		Spark 执行 SQL 数据处理	TC002	通过	/
		Spark Stream 流计算测试	TC003	通过	/
非功能性需求	TR11	Spark 鲁棒性测试	TC011	不通过	SPR02
		Spark 容错性测试	TC012	通过	/
		Spark 安全性测试	TC012	通过	/

		Spark 效率测试	TC014	通过	/

2、回归测试

测试需求项标识	测试用例标识	测试结果	软件问题
TR01	TC001	通过	/
	TC002	通过	/
	TC003	通过	/
TR11	TC011	通过	/
	TC012	通过	/
	TC013	通过	/
	TC014	通过	/
…			

四. 测试结论

在本次实验过程中，共发现 3 个软件问题，即数据量过大导致 Java 堆溢出、RDD 转换操作链过长导致线程栈溢出和节点失连导致丢失部分处理数据，其中严重问题 2 个，较严重问题 1 个（节点失连导致丢失部分处理数据），除了节点失连导致丢失部分处理数据这个问题之外全部解决。

附 1：软件问题报告清单

软件问题标识	软件问题简述	严重程度	状态
SPR01-1	数据量过大导致 Java 堆溢出	严重	修复
SPR01-2	RDD 转换操作链过长导致线程栈溢出	严重	修复
SPR01-3	节点失连导致丢失部分处理数据	较严重	未修复