# Scala语法拾遗

## Scala中Map[(String, Int)]应该写为Map[String, Int]

## foldLeft等高级函数

应用场景：

val featureMap\_rdd: RDD[((Long, String), mutable.HashMap[Any, Long])] = new\_rdd.mapValues{

case (property\_arr, filsiz) => {

property\_arr.foldLeft(new mutable.HashMap[Any, Long]()){

case (muMap, property) if property != "" && property != -1L => {

muMap += property -> (muMap.getOrElse(property, 0L) + 1L)

}

muMap += "filsiz" -> (muMap.getOrElse("filsiz", 0L) + math.log(filsiz).toLong)

}

}

}

我们不想然所有的property参与foldLeft而需要加一个判断，这一点aggregate不行。

## Array[Array[T]]的转置重写

object Transposer{

implicit class TransArr[T](val matrix: Array[Array[T]]){

def transposeee(): Seq[Seq[T]] =

{

Array.range(0, matrix.head.length).map(i => matrix.view.map(\_(i)))

}

}

implicit class TransSeq[T](val matrix: Seq[Seq[T]]){

def transposeee(): Seq[Seq[T]] =

{

Array.range(0, matrix.head.length).map(i => matrix.view.map(\_(i)))

}

}

}

val matrix = Seq(Seq(0, 1, 0), Seq(0, 0, 1), Seq(1, 0, 0))

matrix.foreach(arr => println(arr.mkString(", ")))

// 转置

import Transposer.\_

matrix.transposeee().foreach(arr => println(arr.mkString(", ")))

## Array.ofDim的用法

def lagMat(x: Array[Double], maxLag: Int, includeOriginal: Boolean): Array[Array[Double]] = {

val numObservations = x.length

val numRows = numObservations - maxLag

val initialLag = if (includeOriginal) 1 else 0

val numCols = maxLag + initialLag

val lagMat = Array.ofDim[Double](numRows, numCols)

for (i <- 0 until numRows) {

for (j <- 0 until numCols) {

lagMat(i)(j) = x(i + maxLag - j + initialLag - 1)

}

}

lagMat

}

## Array.slice源码

def slice(from: Int, until: Int): Repr = {

val lo = math.max(from, 0)

val hi = math.min(math.max(until, 0), length)

val elems = math.max(hi - lo, 0)

val b = newBuilder

b.sizeHint(elems)

var i = lo

while (i < hi) {

b += self(i)

i += 1

}

b.result

}

左闭右开

## Array.range(i, i + step + 1).reverse要比(i to i + step + 1).reverse多费一次循环

因为Range的reverse调用其实直接首尾对调就可以了，而Array不行。

## Array的flatten用法

val arr3: Array[Array[Array[String]]] = Array(

Array(

Array("A", "B", "C", "D"),

Array("E", "F", "G", "H"),

Array("I", "J", "K", "L")

),

Array(

Array("M", "N", "O", "P"),

Array("Q", "I", "S", "T"),

Array("U", "V", "W", "X"),

Array("Y", "Z", "1", "2")

),

Array(

Array("3", "4", "5", "6"),

Array("7", "8", "9", "0")

)

)

val flattenArr: Array[Array[String]] = arr3.flatten

println(flattenArr.length)

flattenArr.foreach(x => println(x.mkString(",")))

>9

>A,B,C,D

>E,F,G,H

>I,J,K,L

>M,N,O,P

>Q,I,S,T

>U,V,W,X

>Y,Z,1,2

>3,4,5,6

>7,8,9,0

可见：flatten是flatten的最外层。此时flatMap不行。Map+flatten不能由flatMap取代

应用：时间序列变量矩阵的滞后

在sparkts中有关于timeSeries的方阵滞后，但里面的元素是基于spark.mllib.distributed.linag中的Matrix的，想写一个基于breeze的DenseMatrix的。实现的效果和timeSeries中的lag类似：

/\*\*

\* Example input TimeSeries:

\* time a b

\* 4 pm 1 6

\* 5 pm 2 7

\* 6 pm 3 8

\* 7 pm 4 9

\* 8 pm 5 10

\*

\* With maxLag 2, includeOriginals = true and TimeSeries.laggedStringKey, we would get:

\* time a lag1(a) lag2(a) b lag1(b) lag2(b)

\* 6 pm 3 2 1 8 7 6

\* 7 pm 4 3 2 9 8 7

\* 8 pm 5 4 3 10 9 8

\*/

## Concat

## Option在高阶函数中的应用

## equals、eq和==方法

### 定义

* final def ==(arg0: Any): Boolean  
  The expression x == that is equivalent to if (x eq null) that eq null else x.equals(that).
* final def eq(arg0: AnyRef): Boolean  
  Tests whether the argument (that) is a reference to the receiver object (this).
* def equals(arg0: Any): Boolean  
  The equality method for reference types.

### 理解

简言之，equals方法是检查**值**是否相等，而eq方法检查的是**引用**是否相等。所以如果比较的对象是null那么==调用的是eq，不是null的情况调用的是equals。  
equals和eq在null比较中的区别

equals在比较null时是不安全的，而eq可以，进而==也可以

val a = null

val b = null

// println(a.equals(b)) // not compile, NullPointerException

println(a.eq(b))

println(a == b)

### equals和eq在其他对象比较中的区别

常见的scala内置类都包含

#### case class

在java中如果要对两个对象进行值比较，那么必须要实现equals 和hashCode方法。而在scala中为开发者提供了case class，默认实现了equals 和hashCode方法。

scala> case class Bread(brand:String, price:Int)

defined class Bread

scala> val b1 = Bread("BreadTalk", 50)

b1: Bread = Bread(BreadTalk,50)

scala> val b2 = Bread("BreadTalk", 60)

b2: Bread = Bread(BreadTalk,60)

scala> b1 eq b2

res2: Boolean = false

scala> b1 equals b2

res3: Boolean = true

而对于Array或者Map对象不能简单点使用equals进行**值**比较，要通过sameElements方法，例如：

scala> val a1 = Array("x", "y")

a1: Array[String] = Array(x, y)

scala> val a2 = Array("x", "y")

a2: Array[String] = Array(x, y)

scala> a1 equals a2

res4: Boolean = false

scala> a1 eq a2

res5: Boolean = false

scala> a1 sameElements a2

res6: Boolean = true

scala> val m1 = Map(1->"x", 2->"y")

m1: scala.collection.immutable.Map[Int,String] = Map(1 -> x, 2 -> y)

scala> val m2 = Map(1->"x", 2->"y")

m2: scala.collection.immutable.Map[Int,String] = Map(1 -> x, 2 -> y)

scala> m1 sameElements m2

res7: Boolean = true

scala> val m3 = Map(1->"x", 2->"z")

m3: scala.collection.immutable.Map[Int,String] = Map(1 -> x, 2 -> z)

scala> m1 sameElements m3

res8: Boolean = false

如果Array中存的是对象，也是一样的，例如

scala> case class Bread(brand:String, price:Int)

defined class Bread

scala> val b1 = Bread("BreadTalk", 50)

b1: Bread = Bread(BreadTalk,50)

scala> val b2 = Bread("BreadTalk", 50)

b2: Bread = Bread(BreadTalk,50)

scala> val b3 = Bread("BreadTalk", 60)

b3: Bread = Bread(BreadTalk,60)

scala> val a1 = Array(b1)

a1: Array[Bread] = Array(Bread(BreadTalk,50))

scala> val a2 = Array(b2)

a2: Array[Bread] = Array(Bread(BreadTalk,50))

scala> val a3 = Array(b3)

a3: Array[Bread] = Array(Bread(BreadTalk,60))

scala> a1 equals a2

res0: Boolean = false

scala> a1 sameElements a2

res1: Boolean = true

scala> a1 equals a3

res2: Boolean = false

scala> a1 sameElements a3

res3: Boolean = false  
  
主要内容转载自：https://www.jianshu.com/p/7b2b19d2fe7d，部分原创

## 一般类的深拷贝问题

深拷贝和浅拷贝的区别就是一个赋值是引用,另一个赋值直接将值赋予对象.java创建的一般对象进行赋值是浅拷贝。

### 示例

class Params {

var values: String = ""

var separator: String = "##||##"

/\*\* 将新的参数添加进来 \*/

def append(newParam: String): this.type = {

this.values = if(values.equals("")){

newParam

} else {

this.values + separator + newParam}

this

}

/\*\* 设定分隔不同节点参数的分隔符 \*/

def setSeparator(separator: String): this.type = {

this.separator = separator

this

}

/\*\* 直接更新本节点的参数 \*/

def update(params: String): this.type = {

this.values = params

this

}

/\*\* 创建一个copy方法，区别引用赋值，解决算子多次执行自我append的问题 \*/

def copy: Params = {

val newParams = new Params

newParams.update(this.values)

newParams

}

}

val a = new Params

a.append("aa")

val b = a

b.append("bb")

val c = a

c.append("cc")

println(a.values)

println(b.values)

println(c.values)

> aa##||##bb##||##cc

> aa##||##bb##||##cc

> aa##||##bb##||##cc

我们发现三个引用的是一个对象

val a = new Params

a.append("aa")

val b = a.copy

b.append("bb")

val c = a.copy

c.append("cc")

println(a.values)

println(b.values)

println(c.values)

> aa

> aa##||##bb

> aa##||##cc

上述代码可以放到一个情景中就是:

def eat(food: string){

a.append("eat" + food)

}

def watch(book: string){

a.append("watch" + book)

}

def warning{

if(a != ""){

}

}

每天执行一次

想监控每天吃的和看的，如果和日历上昨天吃的和看的发生了变化就警告。此时的场景是适合浅拷贝的，否则每天执行一次，会发生一下场景：eat：A，wacht：B，eat：A，wacht：B，eat：A，wacht：B，不断累加，每天都会比历史日志多出来eat：A，wacht：B，因而永远不会和历史日子一致，虽然我每天吃的和看的偶相同

## Scala.specialized

Class DenseMatrix[@specialized (Double, Int, Float, Long) V](….)

只限于原生类型

## Java.util.Random中的nextGussian和spark.mllib.random.RandomRDDs.normalRDD的差异

如果新建一个随机器，val rd = new java.util.Random(123L)放到分区中会使得每个分区中的随机数会重复。

NormalRDD解决了这个问题

## 一个状态监控和更新的类框架

**class** status(**var** stage: String, **var** stageStatus: Boolean) {  
 */\*\* 日志信息 \*/* **var** *logInfo*: String = stage + ":" + stageStatus.toString  
  
 */\*\* 状态更换函数 \*/* **def** replace(newStage: String, newStageStatus: Boolean): **this**.**type** = {  
 **this**.stage = newStage  
 **this**.stageStatus = newStageStatus  
 **val** newLogInfo: String = **this**.stage + ":" + **this**.stageStatus.toString  
 *logInfo* += " => " + newLogInfo  
 **this** }  
  
 */\*\* 状态更新函数 \*/* **def** update(newStage: String, newStageStatus: Boolean): **this**.**type** = {  
 **this**.stage = newStage  
 **this**.stageStatus = **this**.stageStatus && newStageStatus  
 **val** newLogInfo: String = **this**.stage + ":" + **this**.stageStatus.toString  
 *logInfo* += " => " + newLogInfo  
 **this** }  
}

## 对于view的应用

在连续的集合操作，尤其是两头小中间大（即中间步骤会产生较大集合）时view可以实现惰性运算，不会生成大量的中间集合，效率较高。

// view的应用

val a = 0 until 100000

val sumAll = a.zip(100000 until 200000).flatMap(x => Array.tabulate(x.\_1)(i => x.\_2)).sum

println(sumAll) // not compile, Exception: Out of GC

val sumAllView = a.view.zip(100000 until 200000).flatMap(x => Array.tabulate(x.\_1)(i => x.\_2)).sum

println(sumAllView)

## Scala中ArrayBuffer +=的问题

这是scala的一个缺陷

ArrayBuffer +=识别不了元组，会把元组当做映射来处理

描述：

val buff = ArrayBuffer.empty[(Int, Double)]

buff += (1, 1.0)不行

必须

Val v = (1, 1.0)

Buff += v

## StringBuilder, StringBuffer和String

1. 在性能方面

StringBuilder > StringBuffer > String

1. 在线程安全方面

StringBuffer > StringBuilder

## Scala.util.control.Breaks

Scala的break是创建一个BreakControl的异常（继承自Throwable）

import scala.util.control.Breaks.break

try{

if (true) break

}catch {

case e0: ControlThrowable => throw new Exception("流异常" + e0.getMessage) // 貌似两个没什么区别

case e1: Throwable => throw new Exception("break异常" + e1.getMessage)

}

## Spark序列化问题

## Spark中map(iterator => …)和mapPartition(iterator => …)

/\*\*

\* 特征列提取

\* ----

\* 按feature分组统计 => 根据给定的特征上限，分组取top => 提取出对应的特征和idf系数

\* ----

\* 同时发现feature + category => count效率太低, category作用又不高, 改为 => feature => count

\* 这里设定一个上界是为了防止GC过大和OM

\* @param bindDF 输入的长表

\*/

def run(bindDF: DataFrame, params: ArrayBuffer[Params4Bind])

: RDD[(String, Vector)] = {

require(sQLContext.isDefined, "SQLContext不能为空")

val ifLog = logarithm

/\*\* 个体的特征频率统计 --[(imsi, feature), count] \*/

val unitFrequency = bindDF.rdd.map(row => {

val tup = (util.Try(row.getAs[String](0)) getOrElse "",

util.Try(row.getAs[String](1)) getOrElse "")

(tup, 1)

}).filter{case (tup, \_) => tup.\_1.length \* tup.\_2.length > 0}.reduceByKey(\_ + \_)

/\*\* 整体的特征频率统计 + idf转换 --[(feature, count)]\*/

val ordering: Ordering[(String, Int)] = Ordering.by[(String, Int), Int](\_.\_2)

val idfFrequency: Map[String, Double] = unitFrequency.map {

case ((\_, featureV), countV) => (featureV, countV)

}.reduceByKey(\_ + \_).top(maxFeatureNum.toInt)(ordering).map {

case (featureWithLabel, tf) =>

(featureWithLabel, if(ifLog) 1.0 / math.log1p(tf) else 1.0 / (tf + 1.0))

}.toMap

val idfWithIndex: Map[String, Int] = idfFrequency.keySet.zipWithIndex.toMap

val sc = bindDF.sqlContext.sparkContext

val idfBC: Map[String, Double] = sc.broadcast(idfFrequency).value

val indexBC: Map[String, Int] = sc.broadcast(idfWithIndex).value

val size = idfBC.size

unitFrequency.map{case ((imsiV, featureV), countV) => (imsiV, (featureV, countV))}

.groupByKey()

.mapValues( iter => {

val iterLog = iter.map{case (f, c) => (f, if(ifLog) math.log1p(c) else c.toDouble)}

val freqSum = iterLog.map(\_.\_2).sum

val freqScores = iterLog.filter{

case (featureV, \_) => idfBC.contains(featureV)

}.map{

case (featureV, countV) => {

val index = indexBC(featureV)

val idf = idfBC(featureV)

(index, idf \* countV / freqSum)

}

}.toSeq

Vectors.sparse(size, freqScores)

})

}

## Spark中的DenseMatrix和RowMatrix

DenseMatrix是单节点的,是可序列化的,而RowMatrix不行.

也就是你可以构造一个RDD[DenseMatrix]但不能构造一个RDD[RowMatrix]

## Spark RDD中的zipWithIndex和sortWith等考虑到了分区的问题，也就是对全局sort和zipWithIndex

SortWith还需要验证

## Scala中ArrayBuffer等方法的+=和++=以及+=:和++=:

注意没有++,不像Array

++=加的是一个TraversableOnce即可

## Spark中top默认为降序,

Spark中top默认为降序,同时自带排序(内部实现的是takeOrdered), 一个误区是SortBy(升序).top可以实现升序取top, 其实sortBy排完序之后对top没有影响，top仍然会排序一次，此时仍然取的是降序的top，要想取升序，top后传入一个隐式的Ordering类top(4)(Ordering[U].reverse)或Ordering.by[((U, Int), Int)](f)

例如top(3)(Ordering.by[(String, Int), Int](\_.\_2))

## Breeze DenseMatrix的(::, k)方法

Breeze DenseMatrix的(::, k)方法，取得的虽然变为了DenseVector, 但调用data时仍然是DenseMatrix的data,DenseVector只是实现了对data的一个索引，要调用toArray才会得到真正了元素（此时元素才对应）

同样注意val ts\_p: SliceMatrix[Int, Int, Double] = lagData(::, (0 until K).map(k => index(k, p)))是个SliceMatrix，仍然是源Matrix加一个索引，并没有真正是一个对象，如果想要是一个全新的对象，也就是可以和其他相乘，应该加上toDenseMatrix.

## Spark中隐式转换及其在breeze. Linalg中的应用

### 隐式转换及其基本应用

## breeze.linalg中一些比较好的用法

mllib中的DenseMatrix[T]需要T，而在DenseMatrix [T]上面添加了Matrix，从而实现了对任意T类型（当然需要@special中的数据）都可以调用的方法，写函数时传递的类型直接是Matrix，不用根据T的类型进行多次声明。而breeze中不行，必须声明类型，这是breeze的弊端。breeze的优势在于它的函数编程用了大量的隐式类，虽然不好懂，但调用起来比较方便。

## Scala中的toInt的限制

不能超过2^31 - 1（2147483647 ），越界会自动进行位运算的补全

## Scala中NaN、None、null、nothing的用法

1. 这四个一个比一个更加抽象

NaN是一些数值类型的缺失对象，用于在计算时需要传递某类型但又有无效值或者空值的情况。

None是Option[T]类型的缺失对象，如果以Option封装某一类型，None可以用于无效或空值的情况

Null是引用类型的空值，可以表示集合类型，String等的空值

Nothing是任何对象的空值，一般只作为泛型时使用。如要新建一个空集合Array.empty[nothing]后面可以填入任何类型

## 控制流语句的使用

### 整体的感想

是计算机出身的程序员在控制流使用方面很擅长，数学出身的对高级函数和矩阵运算很擅长。为了弥补不足从今天起开始学习一些常用的控制流语句架构。

### While先加还是后加的问题

While(p < 200){

Arr += p

P +=1

}

While(p < 200){

P +=1

Arr += p

}

### While中i的步长不固定的问题

以线性缺失值补全为例

def fillLinear(values: BV[Double]): BDV[Double] = {

val result = values.copy.toArray

var i = 1

while (i < result.length - 1) {

val rangeStart = i

while (i < result.length - 1 && result(i).isNaN) {

i += 1

}

val before = result(rangeStart - 1)

val after = result(i)

if (i != rangeStart && !before.isNaN && !after.isNaN) {

val increment = (after - before) / (i - (rangeStart - 1))

for (j <- rangeStart until i) {

result(j) = result(j - 1) + increment

}

}

i += 1

}

new BDV[Double](result)

}

不过这种缺失值补全的时间复杂度过高（大约是O(n\*m)），还可以变为O（n）

## org.apache.commons.math3.distribution

### 求一些标准分布的分位数值

以正态分布为例

NormalDistribution normalDistribution = new NormalDistribution();

double difference = normalDistribution.inverseCumulativeProbability(1.0D - alpha) \* FastMath.sqrt(1.0D / (double)numberOfTrials \* mean \* (1.0D - mean));

## mutable.Map的+=问题

val categories = scala.collection.mutable.Map.empty[String, Double]

categories += tup

val categories = scala.collection.mutable.Map[String, Double]

categories += tup // not compile

## DataFrame列名的问题

1）DataFrame中的DataType和String类型交互的问题

DataType中有几个方法可以使用

1. 由string到DataType

def fromCaseClassString(string: String): DataType = CaseClassStringParser(string)

支持一下类型之间的转换

|"StringType" ^^^ StringType

| "FloatType" ^^^ FloatType

| "IntegerType" ^^^ IntegerType

| "ByteType" ^^^ ByteType

| "ShortType" ^^^ ShortType

| "DoubleType" ^^^ DoubleType

| "LongType" ^^^ LongType

| "BinaryType" ^^^ BinaryType

| "BooleanType" ^^^ BooleanType

| "DateType" ^^^ DateType

| "DecimalType()" ^^^ DecimalType.USER\_DEFAULT

| fixedDecimalType

| "TimestampType" ^^^ TimestampType

1. 由DataType到String

This.typeName

注意是lowerCase

## 实现类内参数变化的两个方法

1. 通过var s不断对s进行赋值
2. 在对象中创建var的变量进行更改，更为好看

class ColumnInfo(var name: String, var dataType: String){

def checkName(schema: StructType, paste: String = "\_"): this.type = {

var colName = this.name

while(schema.fieldNames contains colName){

colName += paste

}

this.name = colName

this

}

}

Class TimeColInfo(…) extends ColumnInfo(…)

3）不过要注意this.type用法

var newTimeCol: TimeColInfo = new TimeColInfo("timeCol", "long", Some("millisecond"))

newTimeCol = newTimeCol.checkName(data.schema) // 检查新建的时间列名是否存在于

如果改为：

class ColumnInfo(val name: String, val dataType: String){

def checkName(schema: StructType, paste: String = "\_"): ColumnInfo = {

var colName = this.name

while(schema.fieldNames contains colName){

colName += paste

}

New ColumnInfo(colName, val dataType)

}

}

var newTimeCol: TimeColInfo = new TimeColInfo("timeCol", "long", Some("millisecond"))

newTimeCol = newTimeCol.checkName(data.schema) //会认为是ColumnInfo而不是TimeColInfo

4）同时要注意var变量不能被覆盖

Error:(23, 32) overriding variable name in class ColumnInfo of type String;

variable name cannot override a mutable variable

class TimeColInfo(override var name: String,

## 可变对象



也就是说上述例子中可以写作

var newTimeCol: TimeColInfo = new TimeColInfo("timeCol", "long", Some("millisecond"))

newTimeCol.checkName(data.schema) //此时newTimeCol自己就已经发生了变化。而不用作为可变变量赋值

## Java. SimpleDateFormat牛逼的parse方法和JodaTime牛逼的toString方法

val timeFormat = new SimpleDateFormat("HH时mm分ss秒")

val timeStamp = timeFormat.parse("14时23分08秒").getTime

val timeFormat = new SimpleDateFormat("yyyy-MM-dd HH:mm:ss")

val timeStamp = timeFormat.parse("2018-05-07 14:23:08").getTime

val dateTime = new DateTime(timeStamp)

val floorTime = dateTime.monthOfYear().roundFloorCopy()

println(floorTime.toString("yyyy-MM-dd HH:mm:ss"))

println(new DateTime(dateTime.getMillis - floorTime.getMillis).hourOfDay().roundFloorCopy().toString("dd日 HH时mm分ss秒"))

## scala继承中的变量问题

要点：继承一个类不能有声明的不可变变量

1. 在变量实例化参数中声明非private变量

缺点是必须为stable变量，不能变化，另外子类中必须继承该变量也必须为stable，限制了灵活性但增加了稳定性

Class A(val stable: Int){  
…

}

Class B(override val stable: Int, val newV: Double) extends A(stable){  
…

}

1. 声明private var变量或者在类内部声明一个var变量同时加入一个set方法

优点是类和子类都变成了可变变量,可以随时变更类内变量的值。缺点是有些不安全，需要在外部做一些判定。

Class A{

var mutable: Int = 0

def change (newInt: Int): this.type = {

this.mutable = new Int

this

}

}

Class B(val newV: Double) extends A{

…

}

达到如下效果

Val b = new B

b.change(2)

b.mutable // 2

## scala的定义this和apply方法的区别

最终区别在于

This

New A(param1, param2,…)

Apply

{New A}( param1, param2,…)

## 注意Floor并不等于整除加乘法

Math.floor(-2/3)结果为-1而-2/3结果为0，在时间分箱的时候碰到了这个不易察觉的坑

## Scala的尾递归的声明 scala.annotation.tailrec

尾递归即用即销，效果优于递归。

调用方式是

@ tailrec

Def rec() = {

…

…

…

rec

}

## Scala泛型的上界类型示例

abstract class GeneralizedLinearAlgorithm[M <: GeneralizedLinearModel]

extends Logging with Serializable {

def run(input: RDD[LabeledPoint]): M = {

…

}

}

比如logistic实现了LogisticWithSGDModel是GeneralizedLinearModel就可以输出

## 类中Multi load function不能有默认参数的问题

如class A{

Def a(param1: String, param2: String, param3: Int = 0)

Def a(param1: String) // 不会出现问题

Def a(param1: String, param2: String) // 不会出现问题

Def a(param1: String, param2: String, param3) // 会出现问题

}

## Case class长度超限肿么办

一般不能超限（22）

如果函数中需要超限，可以嵌套case class

## Breeze.linalg.DenseMatrix怎样实例化

它的设计参数有点冗余，实例化起来有点繁琐，需要约定一些规则。

val u = Array.range(0, 6)

println(u.mkString(","))

println(new BDM(3, 2, u, 0, 2, true))

println(new BDM(2, 3, u, 0, 2, false))

第一个参数为要生成矩阵的行数

第二个参数为要生成矩阵的列数

第三个参数为要生成矩阵的数据源，是个Array[Double]

第四个参数为Array起始录入元素的位置——起始没有录入元素，只是添加了索引，这里说是录入是为了形象一点

第五个参数为每录入多少个进入下一个行或者列（如果是非转置就是没录入多少个进入下一列，转置这是行）(这个参数有点冗余,可以设计为如果转置该参数等于第一个参数——行数，否则等于第二个参数——列数)

第六个参数为是否转置，转置就是按行录入，不转置就是按列录入.

另外也要注意他只是存的索引。因此mat.data是数据，但是按列排列的还是按行排列的仍然未知，还需要考虑mat.transpose。这样设计好处是增加了速度，不用直接每个元素遍历，可以解决一些大矩阵和稀疏矩阵的问题，缺点就是取data时容易掉坑里。例如“spark和breeze的DenseVector有以下特性，改变其data，则对应的Vector也变化”

## Spark.mllib.linalg和breeze.linalg不一致时报错不对的坑

Error:(86, 27) could not find implicit value for parameter op: breeze.linalg.operators.OpMulMatrix.Impl2[breeze.linalg.DenseMatrix[Double],org.apache.spark.mllib.linalg.Vector,That]

val a = Aq \* beta \* data // (num \* num) \* (num \* p) \* (p \* 1) = num \* 1维

其实根本原因在于把Spark.mllib.linalg的Vector当成了breeze.linalg的Vector。

## spark和breeze的DenseVector有以下特性，改变其data，则对应的Vector也变化

val weight: linalg.DenseVector = new linalg.DenseVector(Array(3.0, -3.0, 2.0, 0.1, 0.2, 0.1, 0.47, -0.61, 0.14))

weight.values(0) = 100.0

println(weight) // 也变为100

可见DenseVector虽然不能update（spark的DenseVector）但能通过update其data实现。

## 对象实例化中的可变变量的注意事项

1. 方法调用到可变变量

用的是新的可变变量

1. 方法调用到可变变量生成的变量

有问题用的是旧的可变变量生成的变量

1. lazy的可变变量生成的变量

## scala的注解

1. scala自带的注解

在scala的anotation的meta中

@Unchecked

一般是在模式匹配的时候用到的，告诉编译器有些地方不用"检查"了。如前所述，List[String @ unchecked]。



1. 自定义注解
2. 如何生成API文档

## Spark中feature的一些学习

1. row中不用get得到元素的方法

dataset.select($(inputCol)).map { case Row(v: Vector) => v }

1. 这个写法很炫——在aggregate中以类的形式进行

def fit(dataset: RDD[Vector]): IDFModel = {

val idf = dataset.treeAggregate(new IDF.DocumentFrequencyAggregator(

minDocFreq = minDocFreq))(

seqOp = (df, v) => df.add(v),

combOp = (df1, df2) => df1.merge(df2)

).idf()

new IDFModel(idf)

}

/\*\* Document frequency aggregator. \*/

class DocumentFrequencyAggregator(val minDocFreq: Int) extends Serializable {

/\*\* number of documents \*/

private var m = 0L //这里m进行了一个计数统计

/\*\* document frequency vector \*/

private var df: BDV[Long] = \_ //还可以这样写！！！

def this() = this(0)

/\*\* Adds a new document. \*/

def add(doc: Vector): this.type = { // 注意add和merge返回的都是this.type

if (isEmpty) {

df = BDV.zeros(doc.size)

}

doc match {

case SparseVector(size, indices, values) =>

val nnz = indices.size

var k = 0

while (k < nnz) {

if (values(k) > 0) {

df(indices(k)) += 1L

}

k += 1

}

case DenseVector(values) =>

val n = values.size

var j = 0

while (j < n) {

if (values(j) > 0.0) {

df(j) += 1L

}

j += 1

}

case other =>

throw new UnsupportedOperationException(

s"Only sparse and dense vectors are supported but got ${other.getClass}.")

}

m += 1L

this

}

/\*\* Merges another. \*/

def merge(other: DocumentFrequencyAggregator): this.type = {

if (!other.isEmpty) {

m += other.m

if (df == null) {

df = other.df.copy

} else {

df += other.df

}

}

this

}

private def isEmpty: Boolean = m == 0L

/\*\* Returns the current IDF vector. \*/

def idf(): Vector = {

if (isEmpty) {

throw new IllegalStateException("Haven't seen any document yet.")

}

val n = df.length

val inv = new Array[Double](n)

var j = 0

while (j < n) {

/\*

\* If the term is not present in the minimum

\* number of documents, set IDF to 0. This

\* will cause multiplication in IDFModel to

\* set TF-IDF to 0.

\*

\* Since arrays are initialized to 0 by default,

\* we just omit changing those entries.

\*/

if (df(j) >= minDocFreq) {

inv(j) = math.log((m + 1.0) / (df(j) + 1.0))

}

j += 1

}

Vectors.dense(inv)

}

}

}

1. 直接建立word -> index的映射以获得语料库，从而获得词频统计向量——非常容易栈溢出。

解决方式：选定一个很大的数，将“hash + 取非负模”作为这个词的index

## 超出akka.frame.size

org.apache.spark.SparkException: Job aborted due to stage failure: Serialized task 87:20 was 579652764 bytes, which exceeds max allowed: spark.akka.frameSize (134217728 bytes) - reserved (204800 bytes). Consider increasing spark.akka.frameSize or using broadcast variables for large values.

可能出现在：

1. 闭包传递的内容过大，超出了akka所对应的限制，exucter端
2. Collect过大，driver端

解决方法：

1. 调节akka.frameSize限制
2. 利用broadcast

Broadcast会将一个大的serializable的对象独立于Task发送，而在Task中仅仅存入该对象的引用。

1. 分次collect（如果是collect过大引起的话），或均匀分区后collect

## 多态调整和协变

协变和多态类似，都是由子类型 到 基类型

1. 正常多态无法识别泛型

trait Car

class Volvo extends Car

case class Item[A](a: A)

val c1: Item[Car] = Item(new Volvo)

val c2: Item[Car] = new Item[Volvo](new Volvo) // not compile

println(c1)

println(c2) // not compile

1. 加入协变后可以

case class Item[+A](a: A)

val c1: Item[Car] = Item(new Volvo)

val c2: Item[Car] = new Item[Volvo](new Volvo) // compile

println(c1)

println(c2) //compile

case class Item[+A](a: A)

val c1: Item[Car] = Item(new Volvo)

val c2: Item[Car] = new Item[Volvo](new Volvo) // compile

println(c1)

println(c2) //compile

## 协变和逆变

一些规则：**一般的，函数声明的类型可以向上兼容但不能向下兼容。这里表述是自己的表述，向上兼容是指子类可以作为父类进行编译，不能向下兼容是指父类不能作为子类编译。**

示例：

1. 问题1

**class** Item[+A](**val** a: A){  
 **def** test = **true**}  
**val** car1: Item[Car] = **new** Item(**new** Car)  
**val** volvo1: Item[Volvo] = **new** Item(**new** Volvo)  
**def** getCar(car: Item[Car]) = **true***println*(getCar(car1)) // 类型恰当  
*println*(getCar(volvo1)) // not compile， 需要Item[Volvo]但没法转为Item[Car], 多态这里没起作用  
// 解决方案 --协变

1. 解决方案——协变

**class** Item[+A](**val** a: A){  
 **def** test = **true**}  
**val** car1: Item[Car] = **new** Item(**new** Car)  
**val** volvo1: Item[Volvo] = **new** Item(**new** Volvo)  
**def** getCar(car: Item[Car]) = **true***println*(getCar(car1)) // 类型恰当  
*println*(getCar(volvo1)) // compile， 需要Item[+A]中Volvo转为了父类型Car，子类Volvo向上兼容为基类Car，发生了协变

1. 问题2

**class** Item[A](**val** a: A){  
 **def** test = **true**}  
**val** car1: Item[Car] = **new** Item(**new** Car)  
**val** volvo1: Item[Volvo] = **new** Item(**new** Volvo)  
  
**def** getVolvo(volvo: Item[Volvo]) = **true***println*(getVolvo(volvo1)) // 类型恰当  
*println*(getVolvo(car1)) // not compile， Item[Car]不是Item[Volvo]类型，基类不能兼容为子类。另外将Item变为协变也不行

1. 解决方案——逆变

**class** Item[-A](a: A){ // 注意此处a不能为val或var  
 **def** test = **true**}  
**val** car1: Item[Car] = **new** Item(**new** Car)  
**val** volvo1: Item[Volvo] = **new** Item(**new** Volvo)  
  
**def** getVolvo(volvo: Item[Volvo]) = **true***println*(getVolvo(volvo1)) // 类型恰当  
*println*(getVolvo(car1)) // compiled，需要Item[+A]中Car转为了父类型Volvo，基类Car向下兼容为了子类Volvo，发生了逆变

注意事项：

1. 协变逆变都是单方向的，协变使得泛型能像多态一样可以向上兼容为父类型进行编译（有人也叫做向下兼容，只是角度问题），但反向不行。逆变可以使父类型作为子类型进行编译，但反向也不行。

## 上下界和ClassTag结合

今天利用上下界和ClassTag结合帮一个人解决了问题，自我感觉，帅呆了。

1. 原问题：



请问一下，这里怎么根据传入方法的类型设置返回值类型呢？

1. 解决

我觉得你的设计有点问题，既然外面需要判断一次类型为啥不直接写成两个函数呢，一个输出DF一个RDD。我觉得，如果不用泛型的话可以这样实现你要的需求：一种方法是以他们俩的父类Serializable作为输出类型；第二种是把RDD和DF装在某个类中作为变量在函数中操作。还有就是上面有些语法问题。

如果硬要用泛型的话，或许这样可以：

**import** org.apache.spark.rdd.RDD  
**import** org.apache.spark.sql.DataFrame  
  
**import** scala.reflect.ClassTag  
  
**val** df = *sqlc*.createDataFrame(*Seq*(  
 (0, "a"),  
 (1, "b"),  
 (2, "c")  
)).toDF("someId", "category")  
  
**def** getRdd(): RDD[String] = df.*rdd*.map(row => row.getAs[String](1))  
  
**def** getDataFrame(): DataFrame = df.select("category")  
  
**class** TwoTypeOutput[T <: Serializable : ClassTag]() {  
 **def** generate(method: () => T): T = {  
 **type** method1 = () => RDD[String]  
 **type** method2 = () => DataFrame  
  
 method **match** {  
 **case** mth1: method1 => mth1()  
 **case** mth2: method2 => mth2()  
 **case** \_ => **throw new** Exception("不支持其他类型的函数")  
 }  
 }  
}  
  
**new** TwoTypeOutput[DataFrame]().generate(getDataFrame).show(3)  
**new** TwoTypeOutput[RDD[String]]().generate(getRdd).take(3).foreach(*println*)

## scala的Double.NaN

scala的Double.NaN是一个特殊的类型，可以作为标记缺失值使用。同时也是可以比较大小的，虽然都是false。一下代码全是false。

*println*(Double.*NaN* < 0.5)  
*println*(Double.*NaN* > 0.5)  
*println*(Double.*NaN* == 0.5)  
*println*(Double.*NaN* == **null**)

## scala中String的toInt还是比较严格的

会先parseInt在如果给出“1.2”转为Int会报错。java.lang.NumberFormatException: For input string: "-1.2"。

**val** u = "1E2".toDouble

不会报错但toInt不行。

## Array.distinct源码中对控制语句的使用

def distinct: Repr = {

val b = newBuilder

val seen = mutable.HashSet[A]()

for (x <- this) {

if (!seen(x)) {

b += x

seen += x

}

}

b.result

}

**使用了两个集合A，B，其中A参与了if守卫控制条件**

## Spark中aggregateByKey不能使用Array类型作为key

**Caused by: org.apache.spark.SparkException: Cannot use map-side combining with array keys.**

val rdd = df.rdd.map(r => {

**val key: Array[String]** = keyArray.map(name => r.get(getIndex(name)).asInstanceOf[String])

val typeName = r.get(getIndex(typeCol)).asInstanceOf[String]

val count = r.get(getIndex(countCol)).asInstanceOf[Long]

(key, (typeName, count))

}).aggregateByKey((Array.empty[(String, Long)], 0L))(

seqOp = {

case ((arr, sum), (name, count)) =>

(arr :+ (name, count), sum + count)

},

combOp = {

case ((arr1, sum1), (arr2, sum2)) => (arr1 ++ arr2, sum1 + sum2)

}

).flatMapValues {

所以虽然low，mkString为String可能还是需要的。

## Scala中\_的用法

1. 原理
2. 正常的替代就不说了
3. 二元替代

def setA(name: String, age: Int, check: (String, Int) => Boolean = **(\_, \_) => true**) = {

require(check(name, age), "error")

println(name)

println(age)

}

setA("John", 18)

## Int不是java.lang.object的子类

Any和AnyVal才是Int的父类型

Java.lang.object是AnyRef的父类型

HashMap[String, Object]始终无法将1加进去，还以为是泛型的问题（怀疑到set函数，自己定义了一个set函数，还调换了一下顺序， key和object的），最后才发现不是。

## Spark中进行mapPartition另一种写法，认为很炫

val sentences: RDD[Array[Int]] = words.mapPartitions { **iter** =>

new Iterator[Array[Int]] {

**def hasNext**: Boolean = **iter.hasNext**

**def next()**: Array[Int] = {

val sentence = ArrayBuilder.make[Int]

var sentenceLength = 0

while (iter.hasNext && sentenceLength < MAX\_SENTENCE\_LENGTH) {

val word = bcVocabHash.value.get(**iter.next()**)

word match {

case Some(w) =>

sentence += w

sentenceLength += 1

case None =>

}

}

sentence.result()

}

}

}

## Spark.ml.Bucketizer中通过二分查找数据所在区间

private[feature] def binarySearchForBuckets(splits: Array[Double], feature: Double): Double = {

if (feature == splits.last) {

splits.length - 2

} else {

val idx = **ju.Arrays.binarySearch(splits, feature)**

if (idx >= 0) {

idx

} else {

val insertPos = -idx - 1

if (insertPos == 0 || insertPos == splits.length) {

throw new SparkException(s"Feature value $feature out of Bucketizer bounds" +

s" [${splits.head}, ${splits.last}]. Check your features, or loosen " +

s"the lower/upper bound constraints.")

} else {

insertPos - 1

}

}

}

}

## Scala中string.split的方法

很奇怪，需要看一下：

val vocabSizeString = "2^18"

vocabSizeString.split("^").foreach(println) // not work

vocabSizeString.split(‘^’).foreach(println) // work

## spark中SparseVector、DenseVector的最大长度

两者的最大长度一样，都是2147483647，即Int的最大值。小于等于这个值是能够运行的，比如下面的代码。超出这个值会抛出异常，但只是Int导致的异常：integer number too large.

因此SparseVector和DenseVector的区别只是存储方式和运算机制不同。

1. 如果一个记录超过50%的记录为0值或空值，SparseVector占用空间更小；

具体的计算方式是：

A dense vector needs 8 \* size + 8 bytes, while a sparse vector needs 12 \* nnz + 20 bytes.

DenseVector(Array()) 一个Double 64位，8字节，一个Array占8字节，一个Vector对象8字节，总共 8\*size + 8 + 8 + 各种引用等

SparseVector(size, indices, values) 一个 Int 32位， 4字节， 对应一个Double64位8字节，一个size Int类型4字节，两个Array的引用各8字节，一个Vector对象8字节，总共(4+8)\*nonZeroNum + 4 + 8\*2 + 8。

因此Vector有种方法叫做compressed

def compressed: Vector = {

val nnz = numNonzeros

// A dense vector needs 8 \* size + 8 bytes, while a sparse vector needs 12 \* nnz + 20 bytes.

if (1.5 \* (nnz + 1.0) < size) {

toSparse

} else {

toDense

}

}

1. 如果一个记录超过50%的记录为0值或空值，SparseVector进行运算更快捷；
2. 它们在最终存储数据的大小上没有区别，都是Int.MaxValue。

import org.apache.spark.mllib.linalg.Vectors

import org.apache.spark.sql.DataFrame

val data = Seq(

(-1.0, Vectors.dense(Array(1.0, 3.0, 5.0))),

(0.0, Vectors.dense(Array(1.0))),

(2.0, Vectors.sparse(2147483647, Array(1, 3), Array(0.0, 1.0)))

)

val dataFrame = sqlc.createDataFrame(data).toDF("features", "notEqualLengthVector")

dataFrame.show()

## 多列的udf如何写

**VectorAssembler中的源码：**

// Data transformation.  
**val** assembleFunc = *udf* { r: Row =>  
 VectorAssembler.*assemble*(r.toSeq: \_\*)  
}  
**val** args = $(*inputCols*).map { c =>  
 schema(c).dataType **match** {  
 **case** DoubleType => dataset(c)  
 **case** \_: VectorUDT => dataset(c)  
 **case** \_: NumericType | BooleanType => dataset(c).cast(DoubleType).as(s"**$**{c}\_double\_**$**uid")  
 }  
}  
  
dataset.select(*col*("\*"), assembleFunc(*struct*(args : \_\*)).as($(*outputCol*), metadata))

## SparkSQL中列名的敏感词问题

有些特殊符合或者敏感词会被parser解析为语句或者一些语法。

比如“first”，比如“$”

可以加反引号“`”，对于有反引号的列名可以加两个反引号“``”.

在源码中org.apache.spark.sql.catalyst.parser.PostProcessor中有这些匹配模式。

scala> df.select(expr("```x```.a"), expr("```x```")("b")).printSchema

## map + case中省略match

data.select(colName).*rdd*.map {  
 **case** *Row*(sv: SparseVector) => sv.toDense  
 **case** *Row*(dv: DenseVector) => dv  
 **case** \_ => **throw new** Exception("没有识别到vector类型")  
}

真牛逼

## 列名中有点，出现outOFindexException -1

描述：原数据中有引号“””，将列名中的引号换为“.”，报错

解析：

是由于将.解析的问题，加入反引号“`”，

发现drop加反引号没效果，于是不能selectExpr(“\*”, “`oldName` as `newName`”).drop(“`oldNmae`”)

**val** exprSQL = **for** (sField <- schema) **yield**{  
  
 **if** (sField.dataType == StringType) {  
 **val** colName = sField.name  
 *println*(i)  
 **val** strTemp = **try**{  
 **if** (i == 1) {  
 **val** head = colName.getBytes()  
 **if** (head(0) == (-17) && head(1) == (-69) && head(2) == (-65)) head.drop(3).map(\_.toChar).mkString **else** colName  
 } **else** colName  
 }**catch**{  
 **case** e: Exception => **throw new** Exception(s"在**$**colName 处失败，此时i = **$**i, 错误**$**{e.getMessage}")  
 }  
 // val newName=colName.substring(colName.indexOf("\"")+1,colName.lastIndexOf("\""))  
 // val newName = colName.trim.slice(1, colName.length - 1)  
 **val** newName = **try**{  
 func(strTemp.trim)  
 }**catch** {  
 **case** e: Exception => **throw new** Exception(s"在此处失败，错误在**$**{strTemp.trim},错误**$**{e.getMessage}")  
 }  
  
 (colName, newName)  
 }**else**{  
 ("f", "f")  
 }  
}  
  
inputDf = inputDf.selectExpr(exprSQL.map{**case** (colN, newN) => "`" + colN + "`" + " as " + "`" + newN + "`"}:\_\*)  
  
inputDf.show

## spark SQL中过滤出非索引类的数值

需要为大于等于0的自然数，可以是double类型，但数值必须相等。

## SparkSQL对sql树中count的优化

1. 如果执行count语句，只执行触及到count的语法树（一般也就是生成count的表的语句，因为count操作collect的withCallback为false，不会触发df.queryExecution.executedPlan的遍历执行），如下面的例子。
2. 如果执行collect类操作，执行所有的语法树。
3. 例子如下：
4. **val** rawDataFrame = *sqlc*.createDataFrame(  
    *Array*(  
    (0.0, 1, 32f, Vectors.*dense*(*Array*(1, 2, 0).map(\_.toDouble)), *Array*(*Array*("s"), *Array*("d"))),  
    (1.2, 1, 27f, Vectors.*dense*(*Array*(0, 1, 1).map(\_.toDouble)), *Array*(*Array*("s"), *Array*("d"))),  
    (1.0, 1, 22f, Vectors.*dense*(*Array*(0, 1, 0).map(\_.toDouble)), *Array*(*Array*("s"), *Array*("d"))),  
    (1.0, 1, 25f, Vectors.*dense*(*Array*(1, 1, 1).map(\_.toDouble)), *Array*(*Array*("s"), *Array*("d"))),  
    (-0.1, 1, 23f, Vectors.*dense*(*Array*(0, 2, 1).map(\_.toDouble)), *Array*(*Array*("s"), *Array*("d")))  
    )  
   ).toDF("label", "intType", "floatType", "feature", "arrayArray")  
     
     
   **val** inputCol = "label"  
   rawDataFrame.select(inputCol).filter(s"**$**inputCol != floor(**$**inputCol) or **$**inputCol < 0").show()  
     
   **val** transform = NullableFunctions.*udf*((d: Double) => **if**(d < 0) **throw new** Exception("数值错误") **else** 1.0)  
     
   **import** org.apache.spark.sql.functions.*col  
     
   println*(rawDataFrame.withColumn("newName", transform(*col*("label"))).count()) // 不报错  
     
   rawDataFrame.withColumn("newName", transform(*col*("label"))).show() // 报错
5. 那么问题来了，超大数据的转换，如果我要测transform操作的性能，如何才能测出来了？