数据挖掘大作业二:关联规则挖掘

学院: 计算机学院 学号: 2120151036 姓名: 王丹

一、 任务说明

本次统计任务是在标准数据集上进行关联规则的抽取与分析,从而发现有价值的规则。在对标准数据集预处理部分和抽取规则与评价的部分使用 Java 编写,采用了 Apriori 算法。可视化部分采用 R 编写。

二、数据集介绍

a) 数据来源

使用了泰坦尼克的机器学习数据集,其中训练数据有近 900 条,测试数据有 400 余条。数据来源于网站:

https://www.kaggle.com/c/titanic/data

b) 数据样例:

[PassengerId,Survived,Pclass,Name,Sex,Age,SibSp,Parch,Cabin,Embarked,Ticket,Fare] [1,0,3,"Braund, Mr. Owen Harris",male,22,1,0,,S,A/5 21171,7.25]

c) 字段说明:

表一 数据字段说明

字段	说明
survived	Survival
	(0 = No; 1 = Yes)
pclass	Passenger Class
	(1 = 1st; 2 = 2nd; 3 = 3rd)
name	Name
Sex	Sex
Age	Age
sibsp	Number of Siblings/Spouses Aboard
parch	Number of Parents/Children Aboard
cabin	Cabin
embarked	Port of Embarkation
	(C = Cherbourg; Q = Queenstown; S = Southampton)
ticket	Ticket Number
fare	Passenger Fare

三、 预处理

A)删除信息含量低的字段

在关联规则挖掘中,我们认为,乘客 ID,票号,费用以及姓名信息、房产对规则没有任何帮助,故将其去除,只对其他属性进行关联规则分析。使用 LiberOffice Calc 删除。

B)替换部分数值内容

在 Survive 字段中,将 0 替换为为 Dead, 1 替换为 Survive。

在 Pclass 字段中, 分别将数字替换为坐席等级: 1 = 1 class; 2 = 2 class; 3 = 3 class。

对年龄,进行了划分。0-12 岁为 child,12-20 为 teenager,20-40 为 youth,40-60 为 middle-aged,60 以上为 elderly。

亲属情况,按照是否为 0, 简单的分为了有和无两种情况。 对于缺失项,因其对关联规则抽取意义不大,所以直接去除。 预处理后的数据样例:

[Survived,Pclass,Sex,Age,SibSp,Parch,Embarked]

```
BufferedReader reader = new BufferedReader(new FileReader("./train.csv"));
reader.readLine();//第一行信息,为标题信息,不用,如果需要,注释掉
File csv = new File("./predata.txt"); // txt 数据文件
BufferedWriter bw = new BufferedWriter(new FileWriter(csv, true)); // 附加
String line = null;
double age = 0;
while ((line = reader.readLine()) != null) {
        if (line.contains(",,")) continue;//去除不完全项
        String item[] = line.split(",");//CSV 格式文件为逗号分隔符文件,这里根据逗号切分
        if(item.length!=7) continue;
        if (item[0].equals("0")) { item[0] = "Dead"; }
                   item[0] = "Survived";
        else {
        item[1] += "class";
        age = Double.parseDouble(item[3]);
        if (age <= 12) {
               item[3] = "child";
        } else if (age <= 20) {
               item[3] = "teenager";
        } else if (age <= 40) {
               item[3] = "youth";
        } else if (age <= 60) {
               item[3] = "middle-aged";
        } else {
               item[3] = "elderly";
        if (item[4].equals("0")) {
               item[4] = "noSibsp";
        } else {
               item[4] = "yesSibsp";
        if (item[5].equals("0")) {
               item[5] = "noParch";
        } else {
               item[5] = "yesParch";
       bw.write(item[0] + " " + item[1] + " " + item[2] + " " + item[3] + " " + item[4] + " " +
item[5]+" "+item[6]);
                                 // 添加新的数据行
       bw.newLine();
```

四、 找出频繁项集

首先,读取文件。

```
String encoding = "GBK"; // 字符编码(可解决中文乱码问题)
File file = new File("./predata.txt");
if (file.isFile() && file.exists()) {
     InputStreamReader read = new InputStreamReader(
             new FileInputStream(file), encoding);//读入文件
     BufferedReader bufferedReader = new BufferedReader(read);
     String lineTXT = null;
     while ((lineTXT = bufferedReader.readLine())!= null) {//读一行文件
             String[] lineString = lineTXT.split(""); //以空格分隔数据
             List<String> lineList = new ArrayList<String>();
             for (int i = 0; i < lineString.length; i++) {
                     lineList.add(lineString[i]);
             }
             record.add(lineList);//将数据加入 LlstArray 中
     }
    read.close();
 }
```

编写函数获得频繁 1-项集,设定频繁项集的最小支持度为 0.2。

```
/**
 * 首先用 List<List<String>>类型的 record 将矩阵形式的数据读入内存;
 */
record = getRecord();// 获取原始数据记录
List<List<String>> cltemset = findFirstCandidate();// 获取第一次的备选集
List<List<String>> lltemset = getSupportedItemset(cltemset);// 获取备选集 cltemset
满足支持的集合
for(int i=0;i<lltemset.size();i++){
    System.out.println(lltemset.get(i));
}
```

抽取完后,使用 println 函数打印抽取的频繁 1-项集情况:

```
[Dead]
          0.5955056179775281
[3class]
          0.49859550561797755
[male]
         0.6362359550561798
[youth]
          0.5393258426966292
[yesSibsp]
            0.34129213483146065
[noParch]
            0.7289325842696629
[S]
      0.7780898876404494
[Survived]
            0.4044943820224719
[1class]
          0.25842696629213485
[female]
           0.3637640449438202
[noSibsp]
            0.6587078651685393
[yesParch]
            0.2710674157303371
[2class]
          0.24297752808988765
```

图 1 频繁 1-项集的分布情况

频繁 k-项集计算如下:

```
/**
```

- *程序先求出 k-1 备选集,由备选集和数据库记录 record 求得满足支持度的 k-1 级集合,在满足支持度集合中求出满足自信度的集合,
- * 若满足置信度的集合为空,程序停止; 否则输出满足自信度的集合,以及对应的支持度和自信度,并由满足支持度的 k-1 级集合求出 k 级备选集,进入下一轮循环;
- * 直至程序结束,输出全部频繁集

*/

while (endTag != true) {// 只要能继续挖掘

List<List<String>> ckItemset = getNextCandidate(IItemset);// 获取第下一次的备选集

List<List<String>> lkltemset = getSupportedItemset(ckItemset);// 获取备选集 cltemset 满足支持的集合

getConfidencedItemset(lkItemset, lItemset, dkCountMap, dCountMap);// 获取备选集 cItemset 满足置信度的集合

```
if (confitemset.size() != 0)// 满足置信度的集合不为空 {
    printConfitemset(confitemset);// 打印满足置信度的集合 }
    confitemset.clear();// 清空置信度的集合 cltemset = ckItemset;// 保存数据,为下次循环迭代准备 lltemset = lkItemset;
    dCountMap.clear();
    dCountMap.putAll(dkCountMap);
```

}

[Dead, 3class] 0.3792134831460674 [Dead, male] 0.5056179775280899 [Dead, youth] 0.3258426966292135 [Dead, noParch] 0.4705056179775281 [Dead, S] 0.4957865168539326 [Dead, noSibsp] 0.4157303370786517 0.3553370786516854 [3class, male] 0.2696629213483146 [3class, youth] [3class, noParch] 0.3707865168539326 [3class, S] 0.40730337078651685 [3class, noSibsp] 0.3497191011235955 0.3497191011235955 [male, youth] [male, noParch] 0.5168539325842697 [male, S] 0.5168539325842697 [male, noSibsp] 0.4592696629213483 [youth, noParch] 0.4452247191011236 [youth, S] 0.42696629213483145 [youth, Survived] 0.21348314606741572 [youth, noSibsp] 0.38202247191011235 [yesSibsp, S] 0.2598314606741573 [noParch, S] 0.5730337078651685 [noParch, Survived] 0.25842696629213485 [noParch, female] 0.21207865168539325 [noParch, noSibsp] 0.5646067415730337 [S, Survived] 0.28230337078651685 [S, female] 0.2612359550561798[S, noSibsp] 0.5182584269662921 [S, yesParch] 0.2050561797752809 [S, 2class] 0.21910112359550563 [Survived, female] 0.273876404494382 [Survived, noSibsp] 0.24297752808988765

频繁 3-项集:

[Dead, 3class, male] 0.30196629213483145 [Dead, 3class, youth] 0.20926966292134833 [Dead, 3class, noParch] 0.29213483146067415 [Dead, 3class, S] 0.32162921348314605 [Dead, 3class, noSibsp] 0.2654494382022472 [Dead, male, youth] 0.2851123595505618 [Dead, male, noParch] 0.4241573033707865 [Dead, male, S] 0.42134831460674155 [Dead, male, noSibsp] 0.375 [Dead, youth, noParch] 0.2851123595505618[Dead, youth, S] 0.27247191011235955 [Dead, youth, noSibsp] 0.24157303370786518 [Dead, noParch, S] 0.4002808988764045 [Dead, noParch, noSibsp] 0.3848314606741573 [Dead, S, noSibsp] 0.34691011235955055 [3class, male, youth] 0.2050561797752809 [3class, male, noParch] 0.2949438202247191 [3class, male, S] 0.300561797752809 [3class, male, noSibsp] 0.2710674157303371 [3class, youth, noParch] 0.23735955056179775 [3class, youth, S] 0.22893258426966293 [3class, youth, noSibsp] 0.21207865168539325 [3class, noParch, S] 0.3089887640449438 [3class, noParch, noSibsp] 0.3160112359550562 [3class, S, noSibsp] 0.2851123595505618 [male, youth, noParch] 0.31741573033707865 [male, youth, S] 0.28230337078651685 [male, youth, noSibsp] 0.27247191011235955 [male, noParch, S] 0.4297752808988764 [male, noParch, noSibsp] 0.42696629213483145 [male, S, noSibsp] 0.37780898876404495 [youth, noParch, S] 0.35814606741573035 [youth, noParch, noSibsp] 0.34831460674157305 [youth, S, noSibsp] 0.30196629213483145 [noParch, S, noSibsp] 0.45646067415730335

[Dead, 3class, male, noParch] 0.2542134831460674 [Dead, 3class, male, S] 0.25842696629213485 [Dead, 3class, male, noSibsp] 0.2303370786516854 [Dead, 3class, noParch, S] 0.25140449438202245 [Dead, 3class, noParch, noSibsp] 0.25 [Dead, 3class, S, noSibsp] 0.2247191011235955 [Dead, male, youth, noParch] 0.25842696629213485 [Dead, male, youth, S] 0.23735955056179775 [Dead, male, youth, noSibsp] 0.2205056179775281 [Dead, male, noParch, S] 0.36235955056179775 [Dead, male, noParch, noSibsp] 0.3553370786516854 [Dead, male, S, noSibsp] 0.31741573033707865 0.24297752808988765 [Dead, youth, noParch, S] [Dead, youth, noParch, noSibsp] 0.22893258426966293 [Dead, youth, S, noSibsp] 0.20224719101123595 [Dead, noParch, S, noSibsp] 0.32865168539325845 [3class, male, noParch, S] 0.25280898876404495 [3class, male, noParch, noSibsp] 0.26264044943820225 [3class, male, S, noSibsp] 0.23174157303370788 [3class, youth, noParch, S] 0.20365168539325842 0.20224719101123595 [3class, youth, noParch, noSibsp] [3class, noParch, S, noSibsp] 0.26264044943820225 [male, youth, noParch, S] 0.2612359550561798 [male, youth, noParch, noSibsp] 0.2598314606741573 [male, youth, S, noSibsp] 0.2205056179775281 0.3609550561797753 [male, noParch, S, noSibsp] [youth, noParch, S, noSibsp] 0.2808988764044944

频繁 5-项集:

[Dead, 3class, male, noParch, S] 0.2205056179775281 [Dead, 3class, male, noParch, noSibsp] 0.22612359550561797 [Dead, 3class, noParch, S, noSibsp] 0.21348314606741572 [Dead, male, youth, noParch, S] 0.21910112359550563 [Dead, male, youth, noParch, noSibsp] 0.21067415730337077 [Dead, male, noParch, S, noSibsp] 0.3061797752808989 [3class, male, noParch, S, noSibsp] 0.2247191011235955 [male, youth, noParch, S, noSibsp] 0.2148876404494382

可以看出,总共抽出了114项频繁集,其中3个变元的数目最多,有35条。

五、 导出关联规则, 计算支持度和置信度

使用 Apriori 算法,抽取关联规则。这里,我们设置的筛选条件为支持度大于 20%,置信度大于 50%。

```
male youth noParch S -->Dead相对支持度: 0.2191780821917808置信度: 0.8387096774193549
Dead youth noParch S -->male相对支持度: 0.2191780821917808置信度: 0.9017341040462428
Dead male noParch S -->youth相对支持度: 0.2191780821917808置信度: 0.6046511627906976
Dead male youth S -->noParch相对支持度; 0.2191780821917808置信度; 0.9230769230769231
Dead male youth noParch -->S相对支持度: 0.2191780821917808置信度: 0.8478260869565217
male youth noParch noSibsp -->Dead相对支持度: 0.2107481559536354置信度: 0.8108108108108109
Dead youth noParch noSibsp -->male相对支持度: 0.2107481559536354置信度: 0.9202453987730062
Dead male noParch noSibsp -->youth相对支持度: 0.2107481559536354置信度: 0.5928853754940712
Dead male youth noSibsp -->noParch相对支持度: 0.2107481559536354置信度: 0.9554140127388535
Dead male youth noParch -->noSibsp相对支持度: 0.2107481559536354置信度: 0.8152173913043478
male noParch S noSibsp -->Dead相对支持度; 0.3062873199859501置信度; 0.8482490272373541
Dead noParch S noSibsp -->male相对支持度: 0.3062873199859501置信度: 0.9316239316239316
Dead male S noSibsp -->noParch相对支持度: 0.3062873199859501置信度: 0.9646017699115044
Dead male noParch noSibsp -->S相对支持度; 0.3062873199859501置信度; 0.8616600790513834
Dead male noParch S -->noSibsp相对支持度: 0.3062873199859501置信度: 0.8449612403100775
male noParch S noSibsp -->3class相对支持度: 0.2247980330172111置信度: 0.622568093385214
3class noParch S noSibsp -->male相对支持度: 0.2247980330172111置信度: 0.8556149732620321
3class male S noSibsp -->noParch相对支持度: 0.2247980330172111置信度: 0.96969696969697
3class male noParch noSibsp -->S相对支持度: 0.2247980330172111置信度: 0.8556149732620321
3class male noParch S -->noSibsp相对支持度: 0.2247980330172111置信度: 0.88888888888888888
youth noParch S noSibsp -->male相对支持度: 0.21496311907270813置信度: 0.765
male noParch S noSibsp -->youth相对支持度: 0.21496311907270813置信度: 0.5953307392996109
male youth S noSibsp -->noParch相对支持度: 0.21496311907270813置信度: 0.9745222929936306
male youth noParch noSibsp -->s相对支持度: 0.21496311907270813置信度: 0.827027027027027
male youth noParch S -->noSibsp相对支持度; 0.21496311907270813置信度; 0.8225806451612904
规则数目: 305
成功构建(总时间: 0 秒)
```

这样,我们抽出了305条关联规则。可以发现许多关联规则并不是我们想要的,我们更希望专注于右边的预测变元(如是否存活),因此,我们需要对规则集进行筛选与评价,获得我们想要的规则。

六、 去除冗余的规则

我们抽出了 305 条关联规则。可以发现许多关联规则并不是我们想要的,我们更希望专注于右边的预测变元(如是否存活)。

对于关联规则,首先按照变元进行选取。我们想知道哪种人最可能存活,因此将右变元为存活(Survived)的规则子集筛选出来:

//筛选右变元为幸存的规则子集

temp=confitemset2.get(i).get(confitemset2.get(i).size() - 2);

if(!temp.contains("Survived")) continue;

我们可以得到图 5 所示结果,只有一条有价值的规则,就是,女性的存活率比较高,有 27%的数据支持这个结论,其置信度达到了 75%。

********频繁模式挖掘结果********

规则数目: 52

female -->Survived相对支持度: 0.273972602739726置信度: 0.752895752895753

********频繁模式挖掘结果*******

规则数目: 105

********频繁模式挖掘结果********

规则数目: 108

*******频繁模式挖掘结果********

规则数目: 40

图 3 右变元为存活的规则

接下来,我们想分析,查看哪些人更可能在这场灾难中丧命。因此,抽取右变元为死亡(Dead)的子集。

3class male noParch noSibsp -->Dead相对支持度; 0.22620302072356868置信度; 0.8609625668449198 3class noParch S noSibsp -->Dead相对支持度; 0.21355813136635055置信度; 0.8128342245989305 male youth noParch S -->Dead相对支持度; 0.2191780821917808置信度; 0.8387096774193549 male youth noParch noSibsp -->Dead相对支持度; 0.2107481559536354置信度; 0.8108108108108109 male noParch S noSibsp -->Dead相对支持度; 0.3062873199859501置信度; 0.8482490272373541 规则数目; 43

成功构建(总时间: 0 秒)

图 4 右变元为死亡的规则数目

可以看到,这次我们抽取了43条规则,数目较多。因此,需要对这些规则进行评价筛选。

七、 关联规则评价,使用 Lift 指标

在这里,我们分别使用支持度,置信度与提升值对规则进行评价。

```
//计算 lift 值
private static List<List<String>> liftDeadItemset(){
    List<List<String>> liftList = new ArrayList<List<String>>();
    List<String> liftString = new ArrayList<String>();
    double lift=0.0;
    int size=0;
    for(int i=0;i<deadItemset.size();i++){
        liftString = deadItemset.get(i);
        size = liftString.size();
        lift = Double.parseDouble(liftString.get(size-1))/Dead_Support;
        liftString.add(""+lift);
        liftList.add(liftString);
    }
    return liftList;
}
```

*********关联规则评价结果********

死亡规则数目: 43

3class -->Dead相对支持度: 0.3793466807165437管信度: 0.76056338028169011ift: 1.2771724687749135 male -->Dead相对支持度; 0.505795574288725管信度; 0.79470198675496681ift; 1.3344995626640008 youth -->Dead相对支持度: 0.3259571478749561置信度: 0.60416666666666661ft: 1.0145440251572326 noParch -->Dead相对支持度: 0.47067088162978576置信度: 0.64547206165703271ift: 1.0839059148580361 S -->Dead相对支持度: 0.495960660344222置信度: 0.63718411552346571ift: 1.069988420407329 noSibsp -->Dead相对支持度: 0.4158763610818405置信度: 0.6311300639658849lift: 1.0598221828861085 3class male -->Dead相对支持度: 0.3020723568668774置信度: 0.849802371541502lift: 1.4270266239093146 3class youth -->Dead相对支持度: 0.20934316824727783管信度: 0.77604166666666661ift: 1.3031643081761006 3class noParch -->Dead相对支持度: 0.2922374429223744置信度: 0.78787878787878781ift: 1.3230417381360777 3class S -->Dead相对支持度: 0.3217421847558834置信度: 0.78965517241379311ift: 1.326024723487313 3class noSibsp -->Dead相对支持度: 0.2655426765015806置信度: 0.75903614457831331ift: 1.2746078654239599 male youth -->Dead相对支持度: 0.2852125043905866置信度: 0.81526104417670691ift: 1.3690232628627719 male noParch -->Dead相对支持度: 0.42430628731998593管信度: 0.82065217391304351ift: 1.378076292042658 male S -->Dead相对支持度: 0.4214963119072708置信度: 0.8152173913043478lift: 1.3689499589827727 male noSibsp -->Dead相对支持度; 0.37513171759747105置信度; 0.81651376146788991ift; 1.3711268824649472 vouth noParch -->Dead相对支持度: 0.2852125043905866管信度: 0.64037854889589911ift: 1.075352657579906 youth S -->Dead相对支持度; 0.27256761503336846置信度; 0.63815789473684211ift; 1.0716236345580934 youth noSibsp -->Dead相对支持度: 0.24165788549350192置信度: 0.63235294117647061ift: 1.0618756936736957 noParch S -->Dead相对支持度: 0.40042149631190727管信度: 0.69852941176470581ift: 1.1730022197558267 noParch noSibsp -->Dead相对支持度: 0.384966631541974置信度: 0.6815920398009951ift: 1.1445602177790293 S noSibsp -->Dead相对支持度: 0.3470319634703196置信度: 0.66937669376693761ift: 1.1240476555708954 3class male noParch -->Dead相对支持度: 0.25430277485072006置信度: 0.8619047619047621ift: 1.4473495058400718 3class male S -->Dead相对支持度: 0.25851773796979277置信度: 0.85981308411214951ift: 1.4438370657732322 3class male noSibsp -->Dead相对支持度; 0.23041798384264137置值度; 0.84974093264248711ift; 1.42692345292795 3class noParch 8 -->Dead相对支持度: 0.2514927994380049管信度: 0.813636363636361ift: 1.3662950257289879 3class 8 noSibsp -->Dead相对支持度; 0.2247980330172111置信度; 0.78817733990147791ift; 1.3235430802119157 male youth noParch -->Dead相对支持度: 0.25851773796979277置信度: 0.81415929203539831ift: 1.3671731507764235 male youth S -->Dead相对支持度; 0.2374429223744292置信度; 0.84079601990049751ift; 1.4119027503989485 male youth noSibsp -->Dead相对支持度: 0.2205830698981384置信度: 0.80927835051546391ift: 1.358976852752383 male noParch S -->Dead相对支持度: 0.3624868282402529管信度: 0.84313725490196081ift: 1.4158342582315946 male noParch noSibsp -->Dead相对支持度: 0.35546188970846504管信度: 0.83223684210526321ift: 1.3975297914597815

```
@Override
public int compareTo(Item o) {
    //按照支持度排序
    // return -(this.getSupport().compareTo(o.getSupport()));
    //按照置信度排序
    return -(this.getConfidence().compareTo(o.getConfidence()));
    //按照 lift 值排序
    // return -(this.getLift().compareTo(o.getLift()));
}
```

*********关联规则排序评价结果********

male==>Dead相对支持度; 0.505795574288725置信度; 0.79470198675496681ift; 1.3344995626640008
S==>Dead相对支持度; 0.495960660344222置信度; 0.63718411552346571ift; 1.069988420407329
noParch==>Dead相对支持度; 0.47067088162978576置信度; 0.64547206165703271ift; 1.0839059148580361
male noParch==>Dead相对支持度; 0.42430628731998593置信度; 0.82065217391304351ift; 1.378076292042658
male S==>Dead相对支持度; 0.4214963119072708置信度; 0.81521739130434781ift; 1.3689499589827727
noSibsp==>Dead相对支持度; 0.4158763610818405置信度; 0.63113006396588491ift; 1.0598221828861085
noParch S==>Dead相对支持度; 0.40042149631190727置信度; 0.69852941176470581ift; 1.1730022197558267
noParch noSibsp==>Dead相对支持度; 0.384966631541974置信度; 0.6815920398009951ift; 1.1445602177790293
3class==>Dead相对支持度; 0.3793466807165437置信度; 0.76056338028169011ift; 1.2771724687749135
male noSibsp==>Dead相对支持度; 0.37513171759747105置信度; 0.81651376146788991ift; 1.3711268824649472
成功构建(总时间: 0 秒)

可以看到,其中男性出现的频率较高,并且有较大的数据支持量。

B)按照置信度排序

接下来,按照置信度对这些规则进行排序,获取到推测更为准确的规则。

```
*********关联规则排序评价结果********
```

3class male noParch S-->Dead相对支持度; 0.2205830698981384置信度; 0.8722222222222221ift; 1.4646750524109013
3class male noParch-->Dead相对支持度; 0.25430277485072006置信度; 0.8619047619047621ift; 1.4473495058400718
3class male noParch noSibsp-->Dead相对支持度; 0.22620302072356868置信度; 0.86096256684491981ift; 1.4457673292301483
3class male S-->Dead相对支持度; 0.25851773796979277置信度; 0.85981308411214951ift; 1.4438370657732322
3class male-->Dead相对支持度; 0.3020723568668774置信度; 0.8498023715415021ift; 1.4270266239093146
3class male noSibsp-->Dead相对支持度; 0.23041798384264137置信度; 0.8497409326424871lift; 1.42692345292795
male noParch S noSibsp-->Dead相对支持度; 0.3062873199859501置信度; 0.8482490272373541lift; 1.42441817781367
male noParch S-->Dead相对支持度; 0.3624868282402529置信度; 0.84313725490196081ift; 1.4158342582315946
male youth S-->Dead相对支持度; 0.2374429223744292置信度; 0.84079601990049751ift; 1.4119027503989485
male S noSibsp-->Dead相对支持度; 0.3175272216368107置信度; 0.84014869888475841ift; 1.4108157396366698
成功构建(总时间: 0 秒)

图 6 选取置信度最高的前十条"死亡"规则

C)按照提升值排序

按照提升值对这些规则进行排序,可以得到质量较高的规则。

********关联规则排序评价结果*******

```
3class male noParch S-->Dead相对支持度; 0.2205830698981384置信度; 0.87222222222222221ift; 1.4646750524109013
3class male noParch-->Dead相对支持度; 0.25430277485072006置信度; 0.8619047619047621ift; 1.4473495058400718
3class male noParch noSibsp-->Dead相对支持度; 0.22620302072356868置信度; 0.86096256684491981ift; 1.4457673292301483
3class male S-->Dead相对支持度; 0.25851773796979277置信度; 0.85981308411214951ift; 1.4438370657732322
3class male-->Dead相对支持度; 0.3020723568668774置信度; 0.8498023715415021ift; 1.4270266239093146
3class male noSibsp-->Dead相对支持度; 0.23041798384264137置信度; 0.8497409326424871lift; 1.42692345292795
male noParch S noSibsp-->Dead相对支持度; 0.3062873199859501置信度; 0.8482490272373541lift; 1.42441817781367
male noParch S-->Dead相对支持度; 0.3624868282402529置信度; 0.84313725490196081ift; 1.4158342582315946
male youth S-->Dead相对支持度; 0.2374429223744292置信度; 0.84079601990049751ift; 1.4119027503989485
male S noSibsp-->Dead相对支持度; 0.3175272216368107置信度; 0.84014869888475841ift; 1.4108157396366698
成功构建(总时间: 0 秒)
```

图 7 选取置信度最高的前十条"死亡"规则

我们继续分析,可以看出,几个关键字眼出现了规则中 noParch (没有父母或孩子), noSibSp (没有兄弟姐妹), 男性,以及 Southampton 登船口。

八、 可视化

由于 matlab 和 java 中没有可视化的包,所以采用 R 实现,使用扩展包 arulesViz。

```
#加载算法库
library("Matrix")
library("arules")
library("arulesViz")
#************
#筛选右变元为死亡的规则子集
x=subset(rules,subset=rhs%in%"Dead")
Х
inspect(x)
#画散点图
plot(x)
plot(x, measure = c("support", "lift"), shading = "confidence")
#画泡泡图
plot(rules, method = "grouped")
#画平行坐标图
plot(x, method="paracoord", control=list(reorder=TRUE))
```

Scatter plot for 38 rules

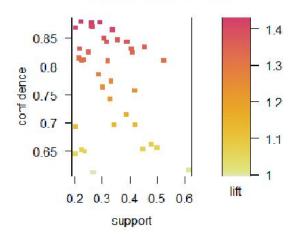


图 8 散点图

从图中可以看出,高 lift 对应低 support。

Scatter plot for 38 rules

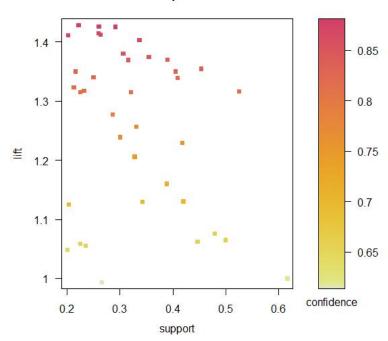


图 9 散点图

从图中看出,很多规则都有高 lift。

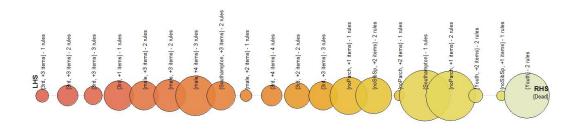


图 10 泡泡图

Parallel coordinates plot for 38 rules

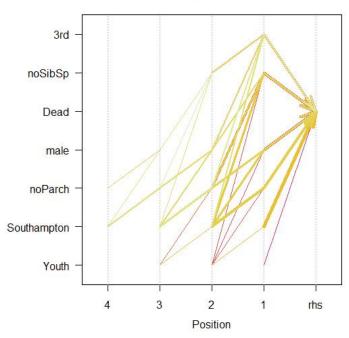


图 11 平行坐标图

九、结论

经过以上关联规则抽取,我们得到初步结论,在泰坦尼克号遭遇不测时,船上优先考虑了女士的逃生路线。对于船内设计,三等座因其价格较低,在船舱的位置更不利于逃生。同时,推测最先的进水口应在 Southampton 口附近,导致转移时间较短,附近的人更容易死亡。在灾害发生时,无亲无故的人,求生欲望更弱,死亡率也会更高一些。