SPSS：二项Logistic回归分析过程及结果解读

作者：张倩 来源：爱科学

本文原地址：https://www.iikx.com/news/statistics/5972.html

SPSS：二项Logistic回归分析过程及结果解读

一、概述

Logistic回归主要用于因变量为分类变量(如疾病的缓解、不缓解，评比中的好、中、差等)的回归分析，自变量可以为分类变量，也可以为连续变量。他可以从多个自变量中选出对因变量有影响的自变量，并可以给出预测公式用于预测。

因变量为二分类的称为**二项logistic回归**，因变量为多分类的称为**多元logistic回归**。

下面学习一下Odds、OR、RR的概念：

在病例对照研究中，可以画出下列的四格表：

暴露因素	病例	对照
暴露	a	b
非暴露	c	d

Odds
:称为比值、比数，是指某事件发生的可能性(概率)与不发生的可能性(概率)之比。在病例对照研究中病例组的暴露比值为：

odds1 = (a/(a+c))/(c(a+c)) = a/c,

对照组的暴露比值为：

odds2 = (b/(b+d))/(d/(b+d)) = b/d

OR：比值比，为：病例组的暴露比值(odds1)/对照组的暴露比值(odds2) = ad/bc

换一种角度，暴露组的疾病发生比值：

odds1 = (a/(a+b))/(b(a+b)) = a/b

非暴露组的疾病发生比值：

odds2 = (c/(c+d))/(d/(c+d)) = c/d

OR = odds1/odds2 = ad/bc

与之前的结果一致。

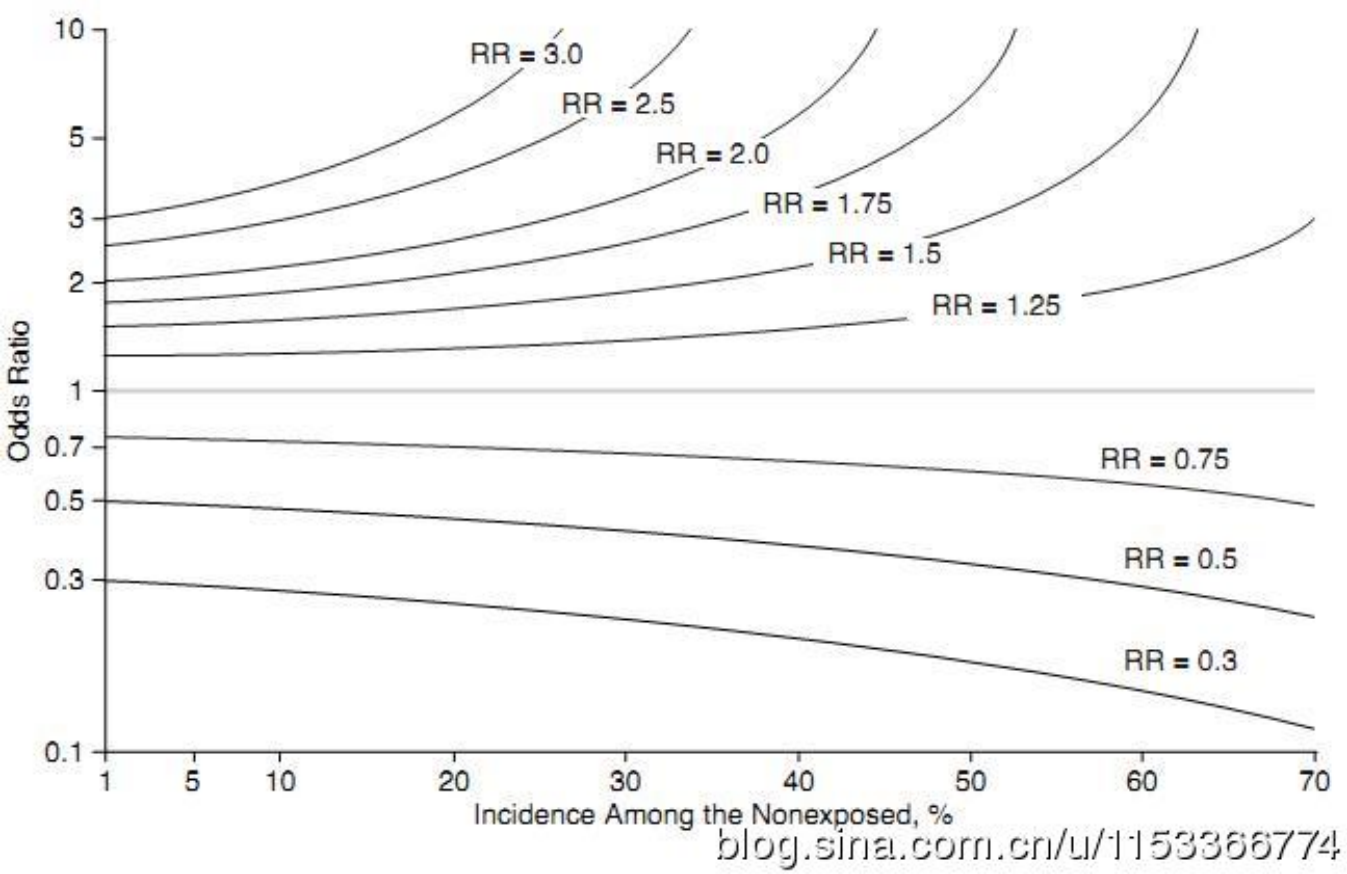
OR的含义与相对危险度相同
，指暴露组的疾病危险性为非暴露组的多少倍。OR>1说明疾病的危险度因暴露而增加，暴露与疾病之间为“正”关联;OR<1说明疾病的危险度因暴露而减少，暴露与疾病之间为“负”关联。还应计算OR的置信区间，若区间跨1，一般说明该因素无意义。

关联强度大致如下：

OR值		联系强度
0.9-1.0	1.0-1.1	无
0.7-0.8	1.2-1.4	弱（前者为负关联，后者为正关联）
0.4-0.6	1.5-2.9	中等（同上）
0.1-0.3	3.0-9.0	强（同上）
<0.1	10.0以上	很强（同上）

RR:相对危险度(relative risk)的本质为率比(rate ratio)或危险比(risk ratio)，即暴露组与非暴露组发病率之比，或发病的概率之比。但是病例对照研究不能计算发病率，所以病例对照研究中只能计算OR。当人群中疾病的发病率或者患病率很小时，OR近似等于RR，可用OR值代替RR。

不同发病率情况下，OR与RR的关系图如下：



当发病率<10%时，RR与OR很接近。当发病率增大时，两者的差别增大。当OR>1时，OR高估了RR，当OR<1时，OR低估了RR。

设疾病在非暴露人群中的发病为P0，则可用下列公式对RR记性校正：

RR = OR/((1-P0)+(P0*OR))

若P0未知，可以用c/(c+d)估计。

二、问题

对银行拖欠贷款的影响因素进行分析，可选的影响因素有：客户的年龄、教育水平、工龄、居住年限、家庭收入、贷款收入比、信用卡欠款、其他债务等，从中选择出对是否拖欠贷款的预测因素，并进行预测。数据采用SPSS自带的bankloan.sav中的部分数据。

三、统计操作

1、准备数据

变量视图

数据视图

下面开始准备数据：

由于“ default ”变量可能存在缺失值，所以要新建一个变量"validate"，当default不为缺失值时，将validate=1，然后通过validate来判断将不缺失的值纳入回归分析：

选择如下菜单：

点击进入“ 计算变量 ”对话框：

在“ 目标变量 ”看中输入“ validate ”，右边的“ 数字表达式 ”输入“ 1 ”。再点击下方的“ 如果... ”按钮，进入对话框：

在框中输入missing(default)=0，含义是defalut变量不为缺失值。点击“ 继续 ”回到“ 计算变量 ”对话框：

点击确定，完成变量计算。

2、统计

菜单选择

进入如下的对话框(下文称“主界面”)：

将“ 是否拖欠贷款[default] ”作为因变量选入“ 因变量 ”框中。将其与变量选入“ 协变量 ”框中，下方的“ 方法 ”下拉菜单选择“ 向前：LR ”(即前向的最大似然法，选择变量筛选的方法，条件法和最大似然法较好，慎用Wald法)。将“ validate ”变量选入下方的“ 选择变量 ”框。点击“ 选择变量 ”框后的“ 规则 ”按钮，进入定义规则对话框：

设置条件为“ validate=1 ”，点击“ 继续 ”按钮返回主界面：

点击右上角“ 分类 ”按钮，进入如下的对话框：

该对话框用来设置自变量中的分类变量，左边的为刚才选入的协变量，必须将所有分类变量选入右边的“ 分类协变量框中 ”。本例中只有“ 教育程度[ed] ”为分类变量，将它选入右边框中，下方的“ 更改对比 ”可以默认。点击“ 继续 ”按钮返回主界面。

回到主界面后点击“ 选项 ”按钮，进入对话框：

勾选“ 分类图 ”和“ Hosmer-Lemeshow拟合度 ”复选框，输出栏中选择“ 在最后一个步骤中 ”，其余参数默认即可。“ Hosmer-Lemeshow拟合度 ”能较好的检验该模型的拟合程度。

点击继续回到主界面，点击“ 确定 ”输出结果。

四、结果分析

案例处理汇总

未加权的案例[a]		N	百分比
选定案例	包括在分析中	700	100.0
	缺失案例	0	.0
	总计	700	100.0
未选定的案例		0	.0
总计		700	100.0

a. 如果权重有效，请参见分类表以获得案例总数。

因变量编码

初始值	内部值
No	0
Yes	1

分类变量编码

		频率	参数编码			
			(1)	(2)	(3)	(4)
教育水平	Did not complete high school	372	1.000	.000	.000	.000
	High school degree	198	.000	1.000	.000	.000
	Some college	87	.000	.000	1.000	.000
	College degree	38	.000	.000	.000	1.000
	Post-undergraduate degree	5	.000	.000	.000	.000

以上是案例处理摘要及变量的编码。

模型汇总

步骤	-2 对数似然值	Cox & Snell R 方	Nagelkerke R 方
4	556.732[a]	.298	.436

a. 因为参数估计的更改范围小于 .001，所以估计在迭代次数 6 处终止。

上表是关于模型拟合度的检验。这用Cox&Snell R方和Negelkerke R方代替了线性回归中的R方，他们呢的值越接近1，说明拟合度越好，这个他们分别为0.298和0.436，单纯看这一点，似乎模型的拟合度不好，但是该参数主要是用于模型之间的对比。

这是H-L检验表，P=0.381 > 0.05接受0假设，认为该模型能很好拟合数据。

Hosmer 和 Lemeshow 检验的随机性表

		是否拖欠贷款 = No		是否拖欠贷款 = Yes		
		已观测	期望值	已观测	期望值	总计
步骤 4	1	70	69.669	0	.331	70
	2	69	68.554	1	1.446	70
	3	64	66.539	6	3.461	70
	4	64	63.521	6	6.479	70
	5	65	59.692	5	10.308	70
	6	50	55.141	20	14.859	70
	7	48	49.016	22	20.984	70
	8	43	41.000	27	29.000	70
	9	32	30.470	38	39.530	70
	10	12	13.397	58	56.603	70

H-L检验的随机性表，比较观测值与期望值，表中观测值与期望值大致相同，可以直观的认为，该模型拟合度较好。

分类表[d]

已观测			已预测[a]					
			选定案例[b]			未选定的案例[c]		
			是否拖欠贷款			是否拖欠贷款		
			No	Yes	百分比校正	No	Yes	百分比校正
步骤 4	是否拖欠贷款	No	478	39	92.5	0	0	.
		Yes	91	92	50.3	0	0	.
	总计百分比				81.4			.

a. 没有未选定的案例。因此，未对任何未选定的案例进行分类。

b. 已选定的案例 validate EQ 1

c. 未选定的案例 validate NE 1

d. 切割值为 .500

这个是最终模型的预测结果列联表。在700例数据中进行预测，在未拖欠贷款的478+39=517例中，有478例预测正确，正确率92.5%;在91+92=183例拖欠贷款的用户中，有92例预测正确，正确率50.3%。总的正确率81.4%。可以看出该模型对于非拖欠贷款者预测效果较好。

方程中的变量

		B	S.E,	Wals	df	Sig.	Exp (B)
步骤 4[a]	employ	-.243	.028	74.761	1	.000	.785
	address	-.081	.020	17.183	1	.000	.922
	debtinc	.088	.019	22.659	1	.000	1.092
	creddebt	.573	.087	43.109	1	.000	1.774
	常量	-.791	.252	9.890	1	.002	.453

a. 在步骤 4 中输入的变量: address.

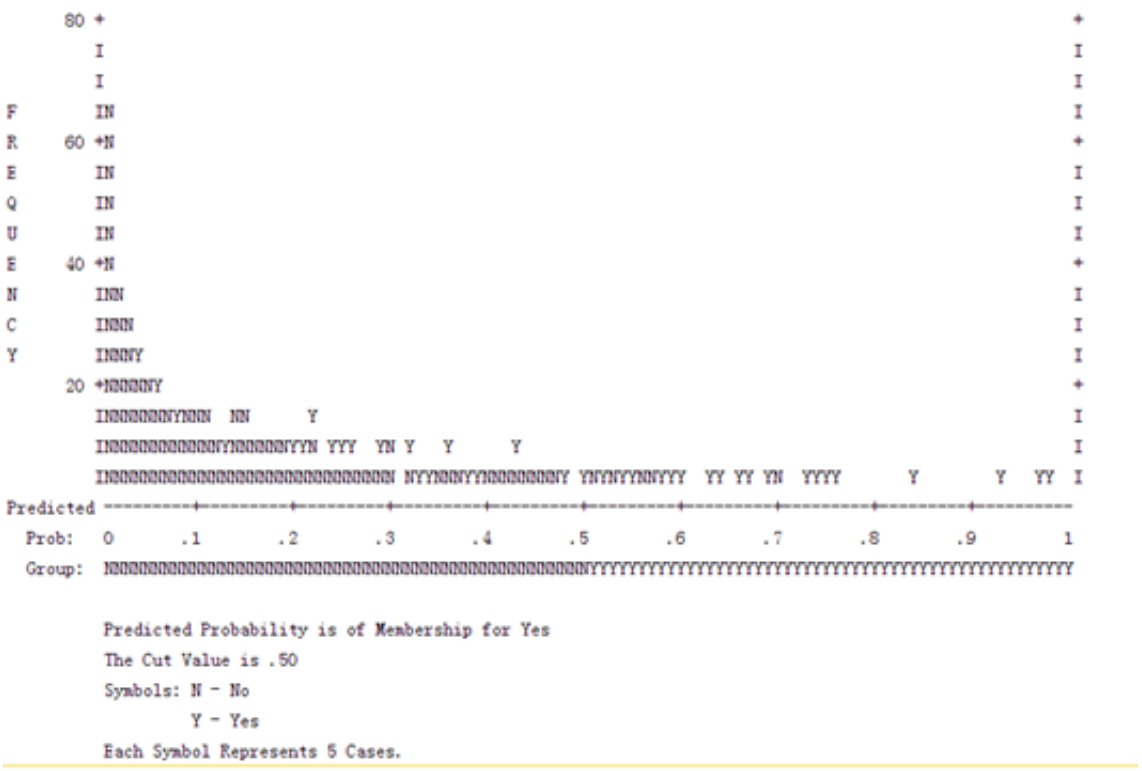
这是最终拟合的结果，四个变量入选，P值均<0.05。列“ B ”为偏回归系数，“ S.E. ”为标准误差，“ Wals ”为Wald统计量。“ EXP(B) ”即为相应变量的OR值(又叫优势比，比值比)，为在其他条件不变的情况下，自变量每改变1个单位，事件的发生比“ Odds ”的变化率。如工龄为2年的用户的拖欠贷款的发生比(Odds)是工龄为1年的用户的0.785倍。

最终的拟合方程式：logit(P)=-0.791 - 0.243*employ - 0.081*address + 0.088*detbinc + 0.573*creddebt。用该方程可以做预测，预测值大于0.5说明用户可能会拖欠贷款，小于0.5说明可能不会拖欠贷款。

不在方程中的变量

			得分	df	Sig.
步骤 4	变量	age	3.632	1	.057
		ed	2.494	4	.646
		ed(1)	1.147	1	.284
		ed(2)	.696	1	.404
		ed(3)	.648	1	.421
		ed(4)	.539	1	.463
		income	.012	1	.912
		othdebt	.320	1	.572
	总统计量		7.496	7	.379

这是不在方程中的变量，其P均大于0.05，没有统计学意义。



这是预测概率的直方图。横轴为拖欠贷款的预测概率(0为不拖欠，1为拖欠)，纵轴为观测的频数，符号“Y”代表拖欠，“N”代表不拖欠。若预测正确，所有的Y均应在横轴0.5分界点的右边，所有的N均应该在0.5分界点的左边，数据分布为“U”型，中间数据少，两头数据多。可以直观的看出，本模型对于不拖欠贷款的预测较好，对于拖欠贷款的预测相对较差。

更多 统计方法 请访问 https://www.iikx.com/news/statistics/