

吉祥慶

离散被解释变量模型



主要内容



- 1-二值选择模型
- 2-多值选择模型



第1节 二值选择模型

■ 一 实验基本原理

1. 二值选择模型

假设研究人们买房的问题时，人们有两种选择： $y=1$ (买房)或者 $y=0$ (不买)，然而是否买房取决于人们的收入，对房价的基本预期，结婚与否等影响因素。假设把这些因素作为解释变量： $y_i = x_i' \beta + \varepsilon_i$ ($i = 1, \dots, n$) (这里 y 是不可观测的潜变量)。

由此模型得到的 y 估计值可能会出现大于 1 或者小于 0 的不合实际的情况，为了使估计值在 $[0,1]$ 范围内，考虑 y 的两点分布函数：

$$\begin{cases} P(y = 1|x) = F(x, \beta) \\ P(y = 0|x) = 1 - F(x, \beta) \end{cases}$$

通过选择合适的 F 函数形式（随机变量的累积分布函数）来保证 $0 \leq \hat{y} \leq 1$ 。由于

$E(y|x) = 1 * P(y = 1|x) + 0 * P(y = 0|x) = P(y = 1|x)$ ，所以 \hat{y} 可以理解为“ $y=1$ ”的概率。

若 F 为标准正态分布函数，那么有下面的等式成立，此模型就是 probit 模型：

$$P(y = 1|x) = F(x, \beta) = \Phi(x' \beta) \equiv \int_{-\infty}^{x' \beta} \phi(t) dt$$

若 F 为“逻辑分布”分布函数，那么下面的等式就是 logit 模型：

$$P(y = 1|x) = F(x, \beta) = \Lambda(x' \beta) \equiv \frac{e^{x' \beta}}{1 + e^{x' \beta}}$$

由于逻辑分布的累积分布函数有解析表达式，而标准正态分布没有，所以 logit 模型的计算相比 probit 模型简单。

以 logit 为例，通过下面的变形整理 logit 模型可以整理得到以下等式，

$$\ln f(y_i | x_i, \beta) = y_i \ln [\Lambda(x' \beta)] + (1 - y_i) \ln [1 - \Lambda(x' \beta)]$$

则 logit 模型的样本对数似然函数为，

$$\ln L(\beta | y, x) = \sum_{i=1}^n y_i \ln [\Lambda(x' \beta)] + \sum_{i=1}^n (1 - y_i) \ln [1 - \Lambda(x' \beta)]$$

使用 Stata 来最大化此非线性函数就可以求的模型的相关估计量。

相同的样本使用 logit 模型和 probit 模型估计出的参数估计值由于两模型假定的分布函数不同，两个参数估计值是不可比的。对此 Amemiya 提出，同一个样本的 logit 模型与 probit 模型的参数估计值大概有如下关系： $\beta_{logit} \approx 1.6 * \beta_{probit}$

另外可以使用 Stata 计算两个模型的边际效应，然后进行比较。注意，在这个非线性模型估计中， β_{MLE} 并不表示边际效应，只是表示解释变量影响的方向。

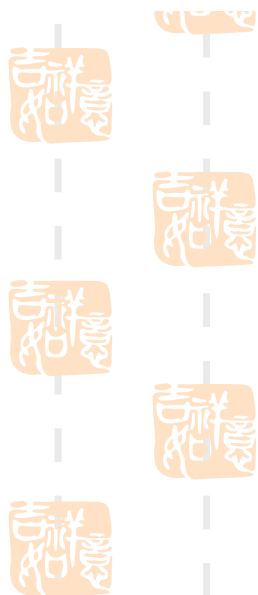
2. 二值选择模型的异方差问题

由于标准的 probit 模型或者 logit 模型的扰动项是服从同方差假设的，但是很多回归模型是存在异方差的。这时可以使用 Stata 进行“似然比检验”（LR）来检测异方差的存在。

以 probit 模型为例，“同方差”原假设 H_0 为 $P(y_i = 1|x_i) = \Phi(x'\beta/\sigma)$ ，此时 $\sigma = 1$ ，而

异方差的替代假设 H_1 为 $P(y_i = 1|x_i) = \Phi(x'\beta/\sigma_i)$ ，其中 $\sigma_i \equiv \text{VAR}(\varepsilon_i)$ 。

LR 检验的结果若接受原假设，则使用同方差 probit 模型，若拒绝则使用异方差 probit 模型。



■ 二 实验内容和数据来源

- 根据某统计资料，得到美国妇女就业的数据统计集，形成数据文件“**womenwork.dta**”，用来研究影响美国妇女就业的因素。被解释变量是**work**（就业**work=1**，不就业**work=0**），解释变量是**age**（年龄），**married**（婚否），**children**（子女数），**education**（教育年限）。完整的数据在本书附带光盘里的**data**文件夹的“**womenwork.dta**”工作文件中。

- 利用以上数据，建立合适模型对就业的影响因素进行计量分析，由于被解释变量取值有两个可以建立二值选择模型来分析问题。



■ 三 实验操作指导

■ 1.建立logit模型分析

■ (1) 使用logit模型回归

■ Stata中使用logit模型回归的命令语句格式如下：

■ `logit y x1 x2 ... [if] [in] [weight] [,options]`

■ 该命令中logit表示使用logit模型进行回归，相应y表示模型的被解释变量，x表示模型的解释变量，if表示logit的回归条件，in表示回归的范围，weight表示给观测值的加入权重，options的内容如下表所示：

Model↵		↵
<u>noconstant</u> ↵	无常数项↵	↵
<u>offset</u> (<u>varname</u>) ↵	约束 <u>varname</u> 的系数为 1↵	↵
<u>asis</u> ↵	保留完全预测变量↵	↵
SE/Robust↵		↵
<u>vce</u> (<u>vcetype</u>)↵	<u>vcetype</u> 可能包括 <u>oim</u> , <u>robust</u> , <u>cluster</u> <u>clustvar</u> , <u>bootstrap</u> , 或者 <u>jackknife</u> ↵	↵
Reporting↵		↵
<u>level</u> (#)↵	设置置信度，默认值是 95↵	↵
<u>or</u> ↵	输出机会比↵	↵
<u>max options</u> ↵		↵
<u>maximize</u> <u>options</u> ↵	控制最大化过程；很少用到↵	↵
<u>nocoe</u> f↵	不输出系数表格栏；很少用↵	↵



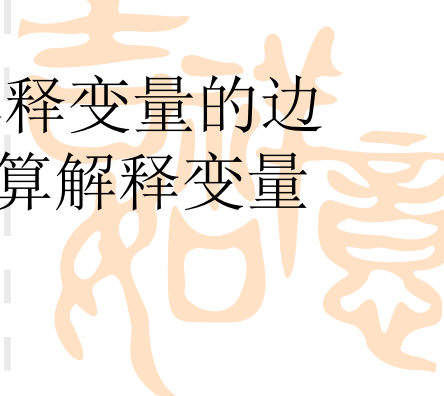


- 本实验中，在**Stata**命令窗口中输入如下命令。
- **use womenwork, clear**
- 输入此命令来打开需要的数据文件。
- **logit work age education married children**
- 输入此命令对被解释变量为**work**，解释变量为**age**、**education**、**married**、**children**的模型使用**logit**模型进行回归估计。

- 在这个回归结果图中**log likelihood**即对数似然值，不断的试错迭代是**logit**模型的估计方法，在逐步进行回归时，通过比较不同模型的-2LL判断模型的拟合优度，选择取值更小的模型。**LR chi2(4)**是卡方检验的统计量，也就是回归模型无效假设所对应的似然比检验量；其中4为自由度，**Prob>chi2**是其对应的P值，在这个估计结果显示以**p=0**显著说明模型的有效性。其实这两个指标与线性回归结果中**F**统计量和**P**值的功能是大体一致的。另外结果中的**Pseudo R2**是准**R2**，虽然不等于**R2**，但可以用来检验模型对变量的解释力，因为二值选择模型是非线性模型，无法进行平方和分解，所以没有，但是准衡量的是对数似然函数的实际增加值占最大可能增加值的比重，所以也可以很好的衡量模型的拟合准确度。此**logit**模型中拟合优度为**0.1882**。

- **coef**是自变量对应的系数估计值，**OLS**通过**t**检验来检验估计量是否显著，**logit**模型通过**z**检验来判断其显著性；通过**z**检验结果可以看到此模型中系数均以**p=0**显著不为0。





- (2) 由于估计系数不像线性模型能够表示解释变量的边际效应，所以**Stata**中有额外的命令语句来计算解释变量的边际效应：
- **mfx [compute] [if] [in] [,options]**
- 此命令语句中**mfx**表示对回归之后的模型计算解释变量的边际效应，其中**options**内容如下表所示：

<u>predict (predict_option)</u> ↵	为 <u>predict_option</u> 计算边际效应 ↵
<u>varlist(varlist)</u> ↵	为 <u>varlist</u> 计算边际效应 ↵
<u>dydx</u> ↵	计算边际效应，是默认设置 ↵
<u>eyex</u> ↵	以 <u>dlny/dlnx</u> 形式计算弹性 ↵
<u>dvex</u> ↵	以 <u>dy/dlnx</u> 形式计算弹性 ↵
<u>eydx</u> ↵	以 <u>dlny/dx</u> 形式计算弹性 ↵
<u>nodiscrete</u> ↵	把虚拟变量视为连续变量 ↵
<u>nose</u> ↵	不计算标准差 ↵
<u>at(atlist)</u> ↵	在这些值处计算边际效应 ↵



- 本实验中，在进行logit模型回归估计后，在Stata命令窗口中输入如下命令：

- **mfx**

- 此命令计算模型回归之后，解释变量取值在样本均值处的边际效应。

- 此输出结果显示了每一个解释变量的平均边际影响，另外读者可以自己设定计算在边际影响的点，其原理就是命令语句options中的at(atlist)将其具体化，例如“**mfx, at (x1=0)**”表示计算x1取值为0，其他解释变量取值在样本均值处的边际效应；而“**mfx**”默认是在所有解释变量在样本平均值处的边际效应。

■ (3) 计算模型预测的百分比来计算模型的拟合优度。

如果发生概率的预测值 $\hat{y} \geq 0.5$ ，那么认为其 $\hat{y}=1$ ；若 $\hat{y} < 0.5$ ，那么 $\hat{y}=0$ ；将预测发生值与实际值进行比较就可以得到准确预测的百分比。当然这里的门限值 0.5 在 Stata 中，读者可以根据自己的需要进行特别设定，但是 Stata 中默认的门限值是 0.5。

Stata 中执行该命令的语句为：

```
estat classification [if] [in] [weight] [,all] [cutoff(#)]
```

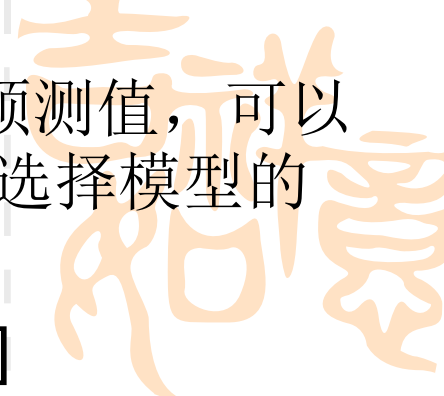
此命令语句表示根据预测概率进行分类，if 表示分类时观测值的条件，in 表示取值的范围等，weight 表示观测值的权重，all 表示忽略 if 和 in 的设定对所有观测值进行分类，cutoff 表示门限值（默认值为 0.5）

本实验中在命令窗口中输入以下命令语句，可以得到图 9.3 的运行结果：

```
estat clas
```

其中，结果图中 1177 和 296 所在位置是指正确预测所在类别的个数；分类依据也在结果中间显示 sensitivity（敏感性）= $\text{pr}(\hat{y}_i = 1 | y_i = 1)$ ，则 $87.64\% = 1177/1343$ ；specificity（特异性）= $\text{pr}(\hat{y}_i = 0 | y_i = 0)$ ，则 $45.05\% = 296/657$ 。

结果图的最后一行显示正确预测百分比为 73.65%，这个数字也刻画出了 logit 模型的拟合优度。

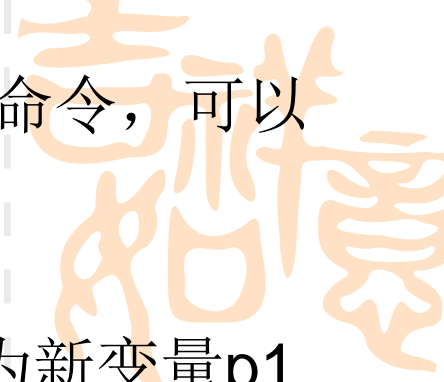


- 如果要检验这个分类的依据或者要获得每个预测值，可以利用此二值模型进行预测分析，**Stata**中二值选择模型的预测的命令语句如下所示：
- **predict [type] newvar [if] [in] [,single_options]**
- 其中**predict**是表示对模型进行预测的命令；**newvar**表示预测新变量的名称，**type**可以表明设定新变量的类型；**if**和**in**表示对此预测设定的条件和范围；**single_options**的内容以下表所示：



<u>single_options</u>	描述
Main	
<u>xb</u>	线性预测
<u>stdp</u>	计算预测的标准差
<u>score</u>	似然函数对 <u>xb</u> 的一阶导数
<u>pr</u>	概率预测，此为默认选项
Options	
<u>nooffset</u>	预测值不包括 <u>offset</u> 和 <u>exposure</u> 选项所设定的变量





- 本实验中，在**Stata**命令窗口中输入如下预测命令，可以得到预测结果图：
- `predict p1, pr`
- 此命令可以获得此模型的个体估计的值并记为新变量**p1**
- `list work p1`
- 此命令可以将实际值与估计值对应罗列，对比看到预测值和实际值的一致程度。

前面已经解释到，二值选择模型中，被解释变量的估计值是其取值 **1** 的概率。其中按照



若实际值 `work=1` 且 `p1 ≥ 0.5` 则说明预测是正确的，否则是错误的，读者可以手动从结果图

中数一下，然后得到正确预测的百分比与上图的结果是相同的。





- (1) ROC曲线（受试者操控曲线）
- 此曲线是指图9.3提到的敏感性与（1-特异性）的散点图，即预测值等于1的准确率与错误率的散点图。Stata中绘画该ROC曲线命令语句为：
- `lroc [x] [if] [in] [weight] [,options]`
- 其中lroc表示绘图ROC曲线命令，if和in表示对绘制图时的条件和范围的设定，weight表示对观测值的权重设定，另外命令中的自变量x不能单独使用，必须与options中beta(matname)同时使用，而options的内容如下表所示：

All	对所有观测值作图
Nograph	不显示图形
beta(matname)	模型估计量保存在行矩阵 matname 中



- 本实验中，在以上工作后，在命令窗口中输入如下命令绘制**ROC**曲线图
- **lroc**
- 因为准确率就是曲线下方的面积，读此图可以看到**ROC**曲线是完全在**45度**直线上面，所以准确率高於错误率，即准确率大于**0.5**。此图曲线下方面积=**0.7806**，就是预测的准确率是**0.7806**。



- (2) goodness-of-fit拟合优度检验
- 此检验是考察该模型对所用数据的拟合优度，在**Stata**中命令语句为：
- **estat gof [if] [in] [weight] [,group(#) all outsample table]**
- 其中，**if**和**in**表示对检测拟合优度时的条件和范围的设定，**weight**表示对观测值的权重设定，**group (#)**表示使用合理的#分位数进行检验；**all**表示对所有观测值进行检验，若无后面可选项则默认就是**all**;**outsample**表示对估计区间外的样本调整自由度，**table**表示各组列表。
- 本实验中在**Stata**命令窗口输入如下命令检验此模型的拟合优度，然后可以得到检验结果：
- **estat gof**



■ 读此图的方法是P值越大，说明模型的拟合优度越好。





■ 2.建立probit模型分析

- 前面是使用logit模型对womenwork.dta进行分析，现在使用probit模型对此问题进行分析。两种方法在Stata中的操作是很一致的。

- 在Stata命令窗口中输入如下命令：

- use womenwork, clear

- 使用此命令打开所需要文件。

- probit work age education married children

- 此命令表示使用probit模型进行回归。

- 此图的解读方法与Logit模型结果图是完全一样的，probit模型估计结果显示系数估计值相比logit估计值发生了很大变化，且均显著通过了模型系数的显著性检验；另外模型的准R2是0.1889，相比logit模型稍有改进。



- 由于logit与probit模型得出的参数估计值不可直接比较，根据本节开始介绍的原理已了解到两模型的边际效应可以比较。Stata中probit模型的边际效应得出方法与logit是相同的。
- 在Stata命令窗口中输入如下命令计算probit模型回归后解释变量在样本均值处的边际效应：

- mfx



可以看到与前面的logit模型比较，两模型分析的边际效应是大致相同的。然后来计算probit模型的拟合优度，具体操作方法也与logit模型是一致的。

- 计算准确预测百分比，Stata命令窗口输入如下命令：
- `estat clas`
- 此图的解读方法与上面logit模型得到的是完全一样的，显然可以得到：**sensitivity**（敏感性）=87.64%，**specificity**（特异性）=45.05%，**correctly classified**（正确预测百分比）=73.65%。可以看到，这个结果与logit模型是完全一致的。
- 另外为了检验这个结果，可以同样输入如下命令：
- `predict p2, pr`
- 此命令可以获得此模型的个体估计的值并记为新变量p2
- `list work p2`

此命令可以将实际值与估计值对应罗列，对比预测值和实际值的一致程度。若 `work=1`

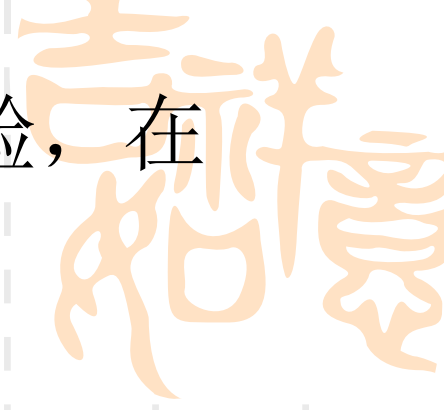
且 `p2 ≥ 0.5` 则说明预测是正确的，否则是错误的。检测得到正确预测的百分比与上图的结果是否相同。↵

- 其次是使用ROC曲线来检测预测的准确度，在Stata命令窗口中输入如下命令，可以得到ROC曲线：

- lroc



此图的读法与logit的ROC图是一致的，由于logit模型与probit模型的sensitivity与specificity是相同的，那么ROC曲线一定是相同的，且曲线下方的面积同样是0.7806。



- 最后是godness-of-fit拟合优度检验，在Stata命令窗口中输入如下命令：
- estat gof

此检验显示 p 值是 0.8650，相比 logit 模型的此检验结果， $p_{\text{logit}} > p_{\text{probit}}$ ，即 logit 模型

对样本数据的拟合优度更好。↵





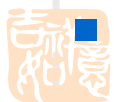
- **3.二值选择模型的异方差问题**
- Stata中对probit二值选择模型进行异方差检验和回归的命令语句如下：
- `hetprob y x1 x2 ...[if] [in] [weight] , het (varlist [offset(varname)]) [,options]`
- 其中**hetprob**表示对模型进行异方差probit模型估计和异方差检验，**if**和**in**表示对检测拟合优度时的条件和范围的设定，**weight**表示对观测值的权重设定，选择项 **het(varilist)**是影响扰动项的变量清单，在该命令语句的输出结果里，会汇报**LR**检验的结果，据此判断是否应该使用此异方差模型，**options**的内容如下表所示：



options↵	描述↵
Model↵	
<u>noconstant</u> ↵	无常数项↵
offset (<u>varname</u>) ↵	约束此变量的系数为 1↵
<u>Asis</u> ↵	保留完全预测变量↵
constraints (<u>constraints</u>) ↵	应用特定的线性约束↵
collinear↵	保留多重共线性预测变量↵
SE/Robust↵	
<u>vce(vcetype)</u> ↵	<u>vcetype</u> 可能包括 <u>oim</u> , <u>robust</u> , <u>cluster</u> <u>clustvar.opg</u> <u>bootstrap</u> , 或者 <u>jackknife</u> ↵
Reporting↵	
level(#) [↵]	设置置信度, 默认值 95↵
<u>noskip</u> ↵	进行似然比检验↵
<u>nolrtest</u> ↵	进行 <u>wald</u> 检验↵

- 本实验中，在**Stata**命令窗口中输入如下命令进行异方差模型估计和检验，可以得到图9.12的运行结果：
- `hetprob work age education married children,`
`het (age education married children)`

结果显示**LR**检验的结果是接受原假设，即模型不存在异方差问题。所以回归不应使用异方差回归模型，可以直接应用**probit**模型进行估计。



第2节 多值选择模型

- 一 实验基本原理
- 1.多值选择模型
- 有时候人们面临的选择是多个的，比如交通选择，入读大学的选择等等。假设个体可以选择的 $y=1,2,3,\dots,J$ ，其中 J 是正整数。当研究的被解释变量是这样多值离散的，建立的模型就是多值选择模型，而当 $J=2$ 时，就是上节所说的probit或者logit模型。

$$P(y_i = j|x) = \begin{cases} \frac{e^{x_i' \beta_j}}{1 + \sum_{j=1}^J e^{x_i' \beta_j}} & (j = 2, \dots, J) \\ \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^J e^{x_i' \beta_j}} & (j = 1) \end{cases}$$

其中“ $j=1$ ”所对应的一组为参照组，且各项选择概率之和为 1，这个模型就是多值选择 logit 模型。

为估计多值 logit 模型，得到该模型第 i 个个体的对数似然函数为：

$$\ln L_i(\beta_1, \dots, \beta_J) = \sum_{j=0}^J \mathbf{1}(y_i = j) * \ln P(y_i = j | \mathbf{x})$$

其中， $\mathbf{1}(\cdot)$ 表示示性函数，若括号内的条件成立则该函数取值 1，否则取值 0。将所有个体的对数似然函数加总即得到整个样本的对数似然函数，然后最大化此函数值得到 $\hat{\beta}_{MLE}$ 。

在多值选择模型下，因为 Probit 模型需要对多元正态分布进行评价，所以应用受到限制，所以应用最多的是多值 logit 模型，所以这里仅介绍多值 logit 模型。

2、相对风险（相对机会比）

介绍这个概念是因为 $\hat{\beta}_{MLE}$ 代表了解释变量单位的增加引起的是相对风险的边际变化。

若 $j=1$ 为参照组， $\text{相对风险} = \ln\left[\frac{P(y=j)}{P(y=1)}\right] = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}_j$ ，在多值选择模型中，参照组的选择很

重要，因为对估计量的解释是以参照组为转移的。

另外多项选择模型必须满足“无关选择的独立性”，即将多值选择模型中任意选择两个，就会是二值 logit 模型。这在实践中较难满足，是其重大缺点。



■ 二 实验内容和数据来源

- 本实验来自某统计资料，统计在购物时所选品牌与性别、年龄的关系。变量主要有**brand**（品牌），**female**（性别），**age**（年龄）。完整的数据在本书附带光盘data文件夹下“**brand.dta**”中。
- 本实验用此数据来以**female**和**age**为解释变量，**brand**为被解释变量，**brand**的取值是离散的，且有三个取值，应建立多值选择模型进行相关分析。





- 二实验操作指导

- 1.选择合理模型

- 在**Stata**中将数据按照某个或某几个变量进行分类并按这个变量获得其频数分布的命令如下：

- **tab varlist**

- 其中**varlist**表示按照其分类的变量或者变量组合。

- 在本实验中，打开数据文件并将数据按**brand**取值分类，在**Stata**命令窗口中输入如下命令

- **use brand ,clear**

- **tab brand**

- 读图可知**brand**取值有三个，分别是1，2，3。由于所要探究的问题**female**和**age**对**brand**的影响，且假定了选择各个品牌之间是相互独立的，那么建立多值选择模型来分析问题是合理的。





■ 2.模型回归

- 多值选择模型有logit和probit多值选择模型，Stata中使用多值logit和probit模型的命令语句是：
- `mlogit y x1 x2 ... [if] [in] [weight] [,options]` (multinomial logit 模型)
- `mprobit y x1 x2 ...[if] [in] [weight] [,options]` (multinomial probit 模型)
- 此命令中if和in表示对检测拟合优度时的条件和范围的设定，weight表示对观测值的权重设定，options的内容如下表所示：

options↵	描述↵
Main↵	
<u>noconstant</u> ↵	无常数项↵
<u>baseoutcome(#)</u> ↵	设定基础类别↵
<u>constraints (clist)</u> ↵	应用特定的线性约束↵
<u>collinear</u> ↵	保留多重共线性预测变量↵
SE/Robust↵	
<u>vce(vcetype)</u> ↵	<u>vcetype</u> 可能包括 <u>oim</u> , <u>robust</u> , <u>cluster</u> , <u>clustvar</u> , <u>opg</u> , <u>bootstrap</u> , 或者 <u>jackknife</u> ↵
Reporting↵	
<u>level(#)</u> ↵	设置置信度，默认值是 95↵
<u>rrr</u> ↵	输出相对风险比率↵
max options↵	
<u>maximize_options</u> ↵	控制最优化过程；很少使用↵



- 经常使用的命令语句是 “mlogit y x1 x2 ..., base(#)” 或者 “mprobit y x1 x2 ..., base(#)”, 其中#是指被解释变量的某个取值, 其可以根据需要变动此参照组。本实验中, 由于logit模型与probit模型操作相似, 以多值logit为例进行操作。
- 在Stata命令窗口中输入如下命:
- `mlogit brand age female, base(1)`
- 此命令表示以age和female为解释变量, brand为被解释变量, 以brand=1为参照组的多值logit模型回归。
- 根据前面原理部分的介绍, 该题的多值logit模型是由三个方程组成的。Stata回归结果图显示出了j=2和j=3时对应的模型估计结果, 自然由三种选择概率之和为1可得到j=1时模型结果。

前面介绍了 β_{MLE} 代表了解释变量单位的增加引起的是相对风险比的边际变化，就可以

对此结果进行解读了。例如 brand=2 时，female 的系数是 0.52，说明若 female 由 0 增加到 1，样本中个体平均选择 2 的概率相对选择 1 的概率的对数（即相对风险）增加 0.52；此时 age 的样本估计系数是 0.37，说明 age 增加 1，样本中个体平均选 2 的概率相对选择 1 的概率的对数增加 0.37。↵

- Stata中得出多值选择模型个体选择被解释变量每个取值的概率的命令语句格式（1）：
- `predict [type] {stub*|newvars} [if] [in] [,statistic outcome(##,...) nooffset]`
- 该预测命令语句中，**type**表示预测设定新变量的类型，**{stub*|newvars}**表示预测的新变量名称，**if**和**in**表示对检测拟合优度时的条件和范围的设定，**outcome**表示需要对其指定的类别进行概率预测。如果不设定**outcome**选项，则需设定k个新变量。如果是预测指数或者指数的标准差，则需设定1个新变量。**outcome()**中，**outcome**可以直接用类别的取值，也可以用#1 #2等表示类别的序号，当然也可用数值标签来表示。**nooffset**表示预测时的约束，**statistic**的内容主要包括：

pr	概率预测，此为默认值
xb	线性预测
stdq	计算预测的标准差

- 预测命令格式（2）：
- `predict [type] {stub*|newvarlist} [if] [in], scores`
- 此命令中`type`表示预测设定新变量的类型，`{stub*|newvarlist}`表示预测的新变量名称，`if`和`in`表示对检测拟合优度时的条件和范围的设定，`score`表示对数似然函数对每个方程的一阶导数，第1、2、...、`k`个变量为对数似然函数对地1、2、3、...、`k`个方程的一阶导数。

- 在本实验中，在**Stata**命令窗口中输入如下命令语句预测**brand**三个取值的概率然后列出如图9.15的预测结果：
- `predict p1 p2 p3`
- List
- 此图可以看出很多时候根据模型预测选择某个品牌的概率最大，但是实际上此个体未选择此品牌，就是预测失败了。若读整个个体选择的概率图，会有一个很明显的结论，年轻的人倾向于选择**brand1**（选择**brand**的概率较大），随着年龄增加选择**brand2**和**brand3**的概率增加，年龄越大的人倾向选择**brand3**。