第一章 绪论

EVIEWS 为我们提供了基于 *WINDOWS* 平台的复杂的数据分析、回归及预测工具，通过 EVIEWS 能够快速从数据中得到统计关系，并根据这些统计关系进行预测。*EVIEWS* 在系统数据分析和评价、金融分析、宏观经济预测、模拟、销售预测及成本分析等领域中有着广泛的应用。*EVIEWS* 操作手册共分五部分：

第一部分:EVIEWS 基础 —— 介绍 *EVIEWS* 的基本用法。另外对基本的 *WINDOWS* 操作系统进行讨论，解释如何使用 *EVIEWS* 来管理数据。

第二部分:基本的数据分析 —— 描述使用 *EVIEWS* 来完成数据的基本分析及利用 EVIEWS 画图和造表来描述数据。

第三部分：基本的单方程分析 —— 讨论标准回归分析：普通最小二乘法、加权最小二乘法、二阶最小二乘法、非线性最小二乘法、时间序列分析、方程检验及预测。

第四部分：扩展的单方程分析 —— 介绍自回归条件异方差（*ARCH*）模型、离散和受限因变量模型、和对数极大似然估计。

第五部分：多方程分析 —— 描述利用方程组来估计和预测、向量自回归、误差修正模型、状态空间模型、截面数据 / 时间序列数据、及模型求解。

第二章 EVIEWS 简介

§2.1 什么是 EVIEWS

EVIEWS 是在大型计算机的 *TSP* (*Time Series Processor*) 软件包基础上发展起来的新版本，是一组处理时间序列数据的有效工具，1981 年 *QMS* (*Quantitative Micro Software*) 公司在 *Micro TSP* 基础上直接开发成功 *EVIEWS* 并投入使用。虽然 *EVIEWS* 是由经济学家开发的并大多在经济领域应用，但它的适用范围不应只局限于经济领域。*EVIEWS* 得益于 *WINDOWS* 的可视的特点，能通过标准的 *WINDOWS* 菜单和对话框，用鼠标选择操作，并且能通过标准的 WINDOWS 技术来使用显示于窗口中的结果。此外，还可以利用 *EVIEWS* 的强大的命令功能和它的大量的程序处理语言，进入命令窗口修改命令，并可以将计算工作的一系列操作建立成相应的计算程序，并存储，则可以通过直接运行程序来完成你的工作。

§2.2 启动和运行 EVIEWS

*EVIEWS*4 提供了一张光盘。插入光驱既可直接安装，并直接在桌面上建立图标。但是在第一次使用前，*EVIEWS*4 要求你在网上注册。

在 *WINDOWS* 下，有下列几种启动 *EVIEWS* 的办法：单击任务栏中的**开始**按钮，然后选择**程序**中的 *EVIEWS4* 进入 *EVIEWS* 程序组，再选择 *EVIEWS4* 程序符号；双击桌面上的 *EVIEWS* 图标；双击 EVIEWS 的 *workfile* 或 *database* 文件名称。

§2.3 EVIEWS 窗口

EVIEWS 窗口由如下五个部分组成：标题栏、主菜单、命令窗口、状态线、工作区。

标题栏：它位于主窗口的最上方。你可以单击 *EVIEWS* 窗口的任何位置使 *EVIEWS* 窗口处于活动状态。

主菜单：点击主菜单会出现一个下拉菜单，在下拉菜单中可以单击选择显现项。

命令窗口：菜单栏下面是命令窗口。把 *EVIEWS* 命令输入该窗口，按回车键即执行该命令。

状态线：窗口的最底端是状态线，它被分成几个部分。左边部分有时提供 *EVIEWS* 发送的状态信息；往右接下来的部分是 *EVIEWS* 寻找数据和程序的预设目录；最后两部分显示预设数据库和工作文件的名称。

工作区：位于窗口中间部分的是工作区。*EVIEWS* 在这里显示各个目标窗口。

§2.4 关闭 EVIEWS

在主菜单上选择 **File/Close** 或按 **ALT-F4** 键来关闭 *EVIEWS*；可单击 *EVIEWS* 窗口右上角的关闭方块。

第三章 EVIEWS 基础

EVIEWS 的核心是对象，对象是指有一定关系的信息或算子捆绑在一起供使用的单元，用 *EVIEWS* 工作就是使用不同的对象。对象都放置在对象集合中，其中工作文件（workfile）是最重要的对象集合。

§3.1　工作文件

一、建立新的工作文件 选择菜单 **File/New/workfile**，则出现数据的频率对话框。可在“**Workfile frequency**”中选择数据的频率，可选的频率包括年度、半年、季度、月度、星期、天（每周 5 天、每周 7 天）以及非时间序列或不规则数据。可在“**Start date**”文本框中输入起始日期，“**End date**”文本框中输入终止日期，年度与后面的数字用“：”分隔。日期的表示法为：年度：二十世纪可用两位数，其余全用四位数字；半年：年后加 1 或 2；季度：年后加 1-4；月度：年后加 1-12；星期：月/日/年；日：月/日/年；非时间序列或不规则数据：样本个数。

二、打开旧的工作文件 利用菜单 **File/open/workfile** 可打开已有的工作文件。

三、工作文件窗口 建立工作文件或打开旧的工作文件后可看到下面的工作文件窗口

四、保存工作文件 保存工作文件可选菜单 **File/Save** 或 **File/Save as** 在出现的 WINDOWS 标准对话框内选择文件要保存的目录及文件名。

五、设置默认路径 打开 *EVIEWS* 文件对话框开始都显示默认路径下的内容。可以通过两种方法改变默认路径，一是选择对话框下端的 **Update default directory** 即可使当前目录成为默认路径；二是在命令窗口键入 CD 后面跟着目录名也可使该目录成为默认路径。

六、引用 TSP 文件 *EVIEWS* 能以与 **MicroTsp** 相容的方式读入和储存工作文件。

七、重置工作文件范围 为了改变工作文件的范围区间，可选择 **Procs/Change workfile Range** 然后输入新的起始日期和终止日期。也可通过双击工作文件目录中的 **Range** 来改变工作文件范围。

八、工作文件排序 工作文件中的基础数据是保存在序列对象（**Series**）中的。通过单击菜单 **Procs/Sortseries**，可以把工作文件中的所有序列以序列中的数据值大小排序。

九、显示限制 当工作文件中包含很多对象时，工作文件窗口就会显得很乱。可以用显示限制（**Filter**）来限制窗口中所显示的对象。对象类型和对象名称可作为限制条件。

该窗口分为两部分。在编辑区域（空白部分）可以设置限制条件，其中可以使用通配符“*”和“？”比如 X* ，??Y*；在 **Include** 中可以选择工作文件窗口中显示的对象的类型。

十、大小写转换 菜单 **View/Name Display** 可以实现大小写转换。

十一、显示方式 通过 **View/Display Comments(Label + -)**可以在标准显示方式和详细显示方式之间切换。

十二、抽出新的工作文件 可以从一个工作文件窗口直接抽出另一个新的工作文件窗口，选择 **Procs/Extract to new workfile** 或双击工作文件窗口上的 **Filter** 会出现下面的窗口

§3.2　对象基础

EVIEWS 中的信息是储存在对象中的。每个对象都包含与一个特定分析领域有关的信息。与每类对象相关联的是一系列视图（Views）和过程（Procedure），它们和对象中的信息一起使用。这种视窗、过程与对象中的数据的相关联被称为是面向对象的 *EVIEWS* 设计。

一、对象中的数据 不同对象包含着多种不同的信息，比如说序列对象、矩阵对象、向量对象等主要包含数值方面的信息；方程对象和系统对象包含方程或系统的完整的信息，除了包含用来做估计的数据外，还包含估计的结果的信息；图对象和表对象包含数值的、文本的和格式的信息。

二、对象视图 不同的对象有不同的视图。序列对象有图表视图（察看原始数据）、线性坐标视图、柱状坐标视图、直方统计视图、相关视图、分布散点视图、QQ 散点视图、核密度图。利用序列的视图还可以进行简单的假设检验和统计分析。

三、对象过程 许多 *EVIEWS* 对象还包括过程（Procedure）。与视图一样的是，过程通常以图表或坐标的形式显示在对象窗口中；与视图不同的是，过程改变数据，无论对象本身中的还是其他对象中的。很多过程还创建新的对象。比如说序列对象含有进行平滑与季节调整的过程，该过程可以创建一个新的含有平滑以及调整后的数据的序列。方程对象的过程可以建立新的序列来包含残差、拟合值、以及预测。可以用 *EVIEWS* 主菜单上的"**Procs**"或对象窗口工具栏上的"**Procs**"来选择过程。

四、对象类型 除了序列对象和方程对象外还有许多其他类型的对象，每种对象在对象集合中都有一个特定的图标表示。对象集合虽然也是对象但对象集合没有图标，因此工作文件和数据库不能放在其他的工作文件或数据库中。

五、建立对象 在建立对象之前必须打开工作文件集合而且工作文件窗口必须是激活的。然后选择主菜单上的"**Objects/New Object**"将会出现工作文件集合窗口。在"**Type of Object**"中选择新建对象的类型，在"**Name for Object**"中输入对象名。

六、选择对象 单击工作文件窗口中的对象图标即可选定对象，也可通过 *EVIEWS* 主窗口或工作文件窗口上的"**View**"菜单来选定对象，该菜单包括"**Deselect All**"（取消所有选定），"**Select all**"（选定所有对象），"**Select by Filter**"（限制条件选定）。

七、打开对象 可以通过双击或菜单"**View/Open as One Window**"打开选定的对象。打开单个对象会出现对象窗口，打开选定的多个对象则会建立新的对象或把各个对象在各自相应的窗口打开。

八、显示对象 选择并打开对象的另一种方法是使用主菜单上的"**Quick/Show**"工作文件窗口中的"**Show**"。假如在对话框中输入单个对象的名字就会打开该对象窗口；如果输入多个对象的名字，*EVIEWS* 会打开一个窗口显示结果在必要的时候还会创建一个新的对象。

九、对象窗口工具条 每个对象窗口都有一个工具条，不同对象的工具条的内容也不相同，但是有些按扭是相同的。"**View**"按钮用来改变对象窗口的视图形式；"**Procs**"按钮可以用来执行对象的过程；"**Objects**"按钮可以储存、命名、复制、删除、打印对象；"**Print**"按钮打印单前对象的视图；"**Name**"按钮允许你命名或更改对象的名字；"**Freeze**"按钮可以以当前视图为准建立新的图形对象、表格对象或文本对象。

十、对象命名 对象窗口工具条中的"**Name**"可以给对象命名，其中"**Display Name**"是对象在图形或表格中显示的名字。如果要重命名对象可选择"**Objects/Rename Selected**"。序列对象不能用下面的名称：ABS, ACOS, AR, ASIN, C, CON, CNORM, COEF, COS, D, DLOG, DNORM, ELSE, ENDIF, EXP, LOG, LOGIT, LPT1, LPT2, MA, NA, NRND, PDL, RESID, RND, SAR, SIN, SMA, SQR, THEN

十一、对象标签 对象标签可以显示更详细的对象信息，可通过对象窗口中的"**View/Label**"打开下面窗口：

十二、对象复制 通过"**Objects/Copy selected**"可以把选定的对象拷贝到当前工作文件指定的对象中，若工作文件中没有该目标对象则创建一个新的对象；要想实现不同工作文件之间对象的复制可选主菜单上的"**Edit/copy**"从原工作文件中复制对象，然后打开目标工作文件选择主菜单上的"**Edit/paste**"。也可以通过单击右键使用"**Copy**""**paste**"完成工作文件间复制。

十三、冻结对象 另一种复制对象中信息的方法是冻结对象。选择菜单"**Object/Freeze Output**"或"**Freeze**"钮冻结对象。冻结对象是把对象当前视图以快照的方式保存在一个新的对象中。

十四、删除对象 "**Objects/Delete selected**"或"**Delete**"可以删除选定的对象。

十五、打印对象 可以通过对象窗口中的"**Objects/print**"或"**Print**"打印选定的对象。

十六、储存对象 可以通过"**Objects/Store selected to DB**"或对应窗口中的"**Objects/Store to DB**"储存选定的对象到对象文件（扩展名为*.db）或数据库中。

十七、提取对象 利用"**Objects/Fetch from DB**"从对象文件或数据库中提取存储的对象。

十八、更新对象 利用"**Objects/Update from DB**"从对象文件或数据库中提取存储的对象用以更新当前对象。

§3.3　命令

可以用命令方式建立工作文件。在命令窗口键入 **Workfile** test1 可以建立名为 test1 的工作文件。也可以用命令保存工作文件。例如：**Save** test2 为保存工作文件 test2 的命令。

第四章 基本数据处理

§4.1 数据对象

本章重点讨论序列和组的操作，矩阵、向量和标量留到 *Command and Programming Reference* 中讨论。

1、序列

建立序列对象：⑴ 点击 EVIEWS 主菜单中的 **Objects/New Object**，然后选择 **Series** 即可；⑵ 点击 EVIEWS 主菜单中的 **Objects/Generate Series**，键入一个表达式，可形成一个新的序列。

编辑序列：点击序列名称或 **Show** 可以显示序列数据，然后点击 **Edit+/-**按钮，可切换编辑状态。当处于可编辑状态时，可修改数据，按回车确定。

改变表单显示：一般是竖行显示，点击 **Wide+/-**按钮，可切换成表格显示状态。

改变样本区间：点击 **Smpl+/-**按钮，可切换序列的样本区间为当前样本区间或工作区样本区间。

在序列中插入或删除观测值：选中要插入或删除的单元，然后点击 **InsDel** 按钮，可以插入或删除。

2、组

建立组对象：⑴ 点击 EVIEWS 主菜单中的 **Objects/New Object**，然后选择 **Group**，键入序列表即可；⑵ 选择组名和序列名后，点击 **Show**，可形成一个新的组。

编辑：点击组名称或 **Show** 可以显示组中的数据，然后点击 **Edit+/-**按钮，可切换编辑状态。当处于可编辑状态时，可修改数据，按回车确定。

改变样本区间：点击 **Smpl+/-**按钮，可切换序列的样本区间为当前样本区间或工作区样本区间。

§4.2 样本

1．**工作文件样本** 工作文件的样本区间是建立工作区时设定的，重新设定，双击 **Range** 后的时间区间。

2．**改变当前样本区间** 点击工作文件中的 **Objects/Sample** 或 **Sample** 钮，也可双击 **Sample** 后的样本区间，然后在对话框输入时间，可输入条件，使用数学表达式及 AND、OR 逻辑表达式。

3、**命令方式改变当前样本区间** 如 **Smpl** 1980:1 2000:4 **IF** RC>3.6

§4.3 输入数据

1．**键盘输入** 在主菜单下，选择 **Quick/Empty Group(Edit Serirs)**打开一个新序列后，在编辑状态下，通过键盘输入数据，并给定一个序列名。

2．**粘贴输入** 通过主菜单中的 **Edit/Copy** 和 **Edit/Paste** 功能复制—粘贴数据，注意粘贴数据的时间区间要和表单中的时间区间一致。

3．**文件输入** 可以从其它程序建立的数据文件直接输入数据。点击主菜单中的 **File/Import /Read Text—Lotus—Excel** 或工作文件菜单中的 **Procs/Import/Read Text—Lotus—Excel**，可以在 WINDOWS 子目录中找到你的文本文件或 Excel(.XLS) 文件，点击后在出现的对话框中回答序列名，点击 **OK** 即可形成新序列，注意原数据文件的时间区间。

§4.4 输出数据

1．**复制粘贴** 通过主菜单中的 **Edit/Copy** 和 **Edit/Paste** 功能，对不同工作文件窗口中的编辑菜单进行

复制—粘贴。注意复制数据的时间区间要和粘贴的时间区间一致。

2．**文件输出** 可以直接将数据输出成其它程序建立的数据文件类型。选中要存储的序列，点击主菜单中的 **File /Export/Write Text—Lotus—Excel** 或工作文件菜单中的 **Procs/ Export/Write Text—Lotus—Excel** 后，可以在 WINDOWS 子目录中找到存储的目录，文件类型选择 **Text-ASCII** 或 **Excel(*.XLS)**，并给出文本文件名，点击后出现对话框，可键入要存储的序列名，点击 **OK** 即可形成一个新类型的文件，注意原数据文件的时间区间。

§4.5　频率转换

工作文件中的数据都是一个频率的，但是从一个工作文件窗口向另一个不同数据频率的工作文件窗口拷贝数据，或者从数据库提取数据，就有一个频率转换的问题。存在两个数据频率转换方式：从高频率数据向低频率数据转换，如月度数据向季度数据转换；从低频率数据向高频率数据转换，如季度数据向月度数据转换。在序列窗口的菜单中选择 **View/Conversion Options**，

从高频率数据向低频率数据转换，有 6 种选择：1、观测值的平均值；2、观测值的和；3、第一个观测值；4、最后一个观测值；5、观测值的最大值；6、观测值的最小值。

从低频率数据向高频率数据的转换，有 6 种插值方法：1、常数——与平均值相匹配；2、常数——与和相匹配；3、二次函数——与平均值相匹配；4、二次函数——与和相匹配；5、线性函数——与最后的值相匹配；6、三次函数——与最后的值相匹配。

§4.6　命令

为了从已经存在的序列中产生一个新的序列，在 **Series** 或 **Genr** 命令后输入一个新序列的名字、一个等号和包括已存在序列的表达式：

seires logy=log(y)

产生一个名为 logy 的新序列，它是序列 y 的自然对数。

为了产生一个新组，在 **Group** 命令后输入一个组名，包含在组中的一系列序列，它们之间用空格隔开：

group rhs c x1 x2 z

产生一个名为 rhs 的组，它包含常数 c (a series of ones)和序列 x1、x2、z。

为了观察序列或组，在 **Show** 命令后输入序列或组的名字：

show logy

为了打开输入对话框，在 **Read** 命令后输入需要导入文件的完整名字（包括文件扩展名)：

read c:\date\cps88.dat

为了打开输出对话框，在 **Write** 命令后输入需要导出文件的完整名字（包括文件扩展名)：

write a:\usmacro.dat

见命令和程序参考部分，关于 EVIEWS 中命令和可利用选项的完整列表。

第五章 数据操作

§5.1 使用表达式

一、表达式的使用

Eviews 提供了广泛的运算符集和庞大的内建函数库.Eviews 不仅提供了标准的数学运算和统计运算,她也提供了很多能够自动处理时间序列中的先行、滞后、差分等操作的特殊函数。

二、运算符

Eviews 中包含的基本算术运算符分别是 +、-、*、/、^(幂),运算的数可以写为整数形式、十进制形式和科学计数法的形式。另外 +、-还可以作为符号运算符来使用。

三、序列表达式

Eviews 的表达式还可以对样本序列的观测值进行操作。

四、序列函数

Eviews 提供的函数能够对当前样本的序列元素进行运算，Eviews 中大多数函数前都有一个 @符号。

五、序列元素

使用序列中的一个实际观测值。 Eviews 提供的@elem 函数可实现次操作， @elem 有两个参数,第一个参数是序列名,第二个参数是数据或观测值的标识符。

六、逻辑表达式

逻辑表达式使用来计算真假值的.逻辑表达式能作为数学表达式的一部分、样本描述的一部分或在程序中作为 if 判断的一部分。注意：Eviews 用 1 表示真，用 0 表示假。

七、先行指标、滞后指标和差分

处理序列中的先行、滞后指标只要在序列名后加一对小括号，括号中写上先行滞后的数字即可。滞后的数字用负号表示，先行的用正数表示。括号中的数也可以不是整数，这时系统会自动把它转换成整数。如果转换不了系统会警告你。Eviews 也有几个函数可以处理差分或先取对数后作差分。D 函数和 DLOG 函数就可以实现此功能。

八、缺失数据

在处理数据时可能会遇到一些没有值或某一时段观测值没有用,或者进行了一些非法计算，Eviews 使用空值 NA 表示这些情况。在=或<>的逻辑运算中使用 NA 值，则 NA 值就象其他类型的值一样使用， 如果在>、>=、<、<=、<>运算中使用 NA 值，则会返回 NA 值，而与序列的观测值无关。如果逻辑表达式得出的空值使用在数学运算中，这时 NA 值当作缺失值来考虑，也会得到空值。。另外，如果 NA 使用在 IF 判断中，则当 FALSE（假）对待。

§5.2 序列的操作

表达式的一个主要用途是从一个存在的序列产生一个新序列或修正已存在的序列值。另外，表达式也允许你进行复杂的数据传送，并可以保存新序列或已经存在序列对象的结果。

1、建立一个新序列

选择 quick/generate series…或者单击工作文件工具条上的“genr”按钮。

2、基本的分配表达式

你可以写一个序列的名字后加一个=，然后再写一个表达式。Eviews 将会使用等号右边的表达式对每一个样本元素进行计算。并把相应的计算结果分配给等号左边的目的序列。

如果等号右端是一个常量表达式，例如：Y=3　　则把样本空间中的所有观测值用常量代换。

3、使用样本

我们可以用表达式形式调整和使用已有样本的观测值，这时用 “Genr”按钮。

4、动态分配

也可以使用在目的序列中滞后的值进行动态分配。

5、暗示分配

通过在表达式左端的简单的表达式，你可以完成暗示分配操作。例如：log(y)=x　　则按　　y=exp(x) 计算。通常 Eviews 只能处理：+ - *　/　^　log( )　xp( )　sqr( ) d( ) dlog( )　@inv( )

这几种运算的暗示操作。另外，Eviews 也不能矗立在等号左边多次出现目标序列的情况。

6、命令窗口的方式

也可以使用命令在命令窗口中建立一个新序列，并为它们分配值。建立一个新序列，则必须使用关键字 series 或 genr。

§5.3 自动序列操作

在表达式中可以使用一个表达式代替序列名字的位置。代替序列名的表达式叫做自动序列。

①创建自动序列。创建自动序列可以单击“show”按钮或选择主菜单上的“quick/show…”Eviews 会以表格打开一个序列窗口。我们就可以象对其他序列一样对自动序列进行任何操作。

②在组中使用自动序列选取主菜单上的 bojects/new object/group。

③处理组中的列强调的是组中存放的是构成这个组的序列的名字或是自动序列，而不包含序列中的数据。

④用自动序列进行估计。估计一个等式时， Eview 允许你用自动序列作为估计的非独立变量。方法是在组名后加一个括号，括号中写入一个整数代表你要使用的组中的第几个序列。还有一些函数可以得到组中序列的个数及每个序列的名字。分别是@count ， @seriesname。

§5.4 序列生成组的操作

用来计算相关矩阵、估计 VAR 模型、画 XY 图等。建组方法：

1、在 EVIEWS 主菜单中选 OBJECT/NEW GROUPS 后输入序列名称或表达式。

2、QUICK/SHOW 后输入序列名称或表达式。

§5.5 标量操作

标量与序列或组不同，它没有显示窗口，它只能通过命令方式来建立。例如：

scalar scalar_name=number

除了这种形式等号右边也可以是表达式或是一个特殊的函数。如果想知道数量对象的值，可以使用 show 命令。这时系统会在 Eviews 窗口底下状态行显示数量对象的值。

第六章 EVIEWS 数据库

§6.1 摘要

Eviews 的数据库有些类似于一个工作文件，它就是 Eviews 中的对象集合。它与工作文件有两点主要区别。首先数据库可以直接从硬盘上的数据库取出或存入对象。其次在数据库中对象不被限制为单一的频率或时间范围。数据库不同于工作文件另一方面在于它能支持功能其强大的查询功能。

虽然 Eeiews 有其自身的存储格式，但它也允许通过同一个数据库界面访问一系列以其他格式存储的数据。你可以在数据库中执行查询、复制、重命名和删除对象的操作，而完全不必考虑数据是以何种格式存储的。

第七章 序列

EWIEWS 提供序列的各种统计图、统计方法及过程。可以计算序列的各种统计量并可用表单、图等形式表现出来。通过过程可以用原有的序列创建新的序列。这些过程包括季节调整、指数平滑和 Hodrick-Prescott 滤波。

打开工作文件, 双击序列名或单击序列名后单击“show”即进入序列的对话框。单击“view”可看到菜单分为四个区。

§7.1 表单和图示

・**钉形图** 钉形图用直立的钉形柱显示数据。
・**季度分区图 季度连线图**
这些方法适用于频度为季度和月度数据的工作文件。季度分区图把数据按季度分成四个区。季度连线图是在同一坐标轴上把每年同一季度的数据连线显示。

§7.2 描述统计量

一、直方图及统计量以直方图显示序列的频率分布。一起显示的还有标准的描述统计量。

中位数 (median) 即从小到大排列的序列的中间值。

标准差（Standard Deviation）标准差衡量序列的离散程度。

偏度（Skewness） 衡量序列分布围绕其均值的非对称性。

$$S = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{y_i - \bar{y}}{\hat{\sigma}}\right)^3$$

如果序列的分布是对称的，S 值为 0；正的 S 值意味着序列分布有长的右拖尾，负的 S 值意味着序列分布有长的左拖尾。

峰度（Kurtosis） 度量序列分布的凸起或平坦程度，计算公式如下

$$K = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{y_i - \bar{y}}{\hat{\sigma}}\right)^4$$

正态分布的 K 值为 3。如果 K 值大于 3，分布的凸起程度大于正态分布；如果 K 值小于 3，序列分布相对于正态分布是平坦的。

Jarque-Bera 检验序列是否服从正态分布。

$$JB = \frac{N-k}{6}\left[S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2\right]$$

在正态分布的原假设下，Jarque-Bera 统计量是自由度为 2 的 χ^2 分布。直方图中显示的概率值是 Jarque-Bera 统计量超出原假设下的观测值的概率。如果该值很小，则拒绝原假设。当然，在不同的显著性水平下的拒绝域是不一样的。

§7.3 统计量的检验

这是对序列均值、中位数、方差的单假设检验。两个样本的检验可参考下面的分类的相等检验（Equality test by classification）。选择 View/tests for descriptive stats/simple hypothesis tests。

§7.4 相关图

显示确定滞后期的自相关函数以及偏相关函数。这些方程通常只对时间序列有意义。当你选择 View/Correlogram…显示对话框（Correlogram Specification）。

可选择原始数据一阶差分 d（x）=x-x(-1)或二阶差分 d(x)-d(x(-1))=x-2x(-1)+x(-2)的相关图。也可指定显示相关图的最高滞后阶数。在框内输入一个正整数, 就可以显示相关图及相关统计量。

一、自相关（AC）

序列 y 滞后 k 阶的自相关由下式估计

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{T}(y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{T}(y_t - \bar{y})^2}$$

$\bar{y}$ 是样本 y 的均值，这是相距 k 期值的相关系数。如果 $r_1 \neq 0$，意味着序列是一阶相关。如果 r_k 随着滞后阶数 k 的增加而呈几何级数减小，表明序列服从低阶自回归过程。如果 r_k 在小的滞后阶数下趋于零，表明序列服从低阶动平均过程。

虚线之间的区域是由自相关中正负两倍于估计标准差所夹成的。如果自相关值在这个区域内，则在显著水平为 5%的情形下与零没有显著区别。

二、偏相关（PAC）

滞后 k 阶的偏相关是当 y_t 对 $y_{t-1} \Lambda\ y_{t-k}$ 作回归时 y_{t-k} 的系数。如果这种自相关的形式可由滞后小于 k 阶的自相关表示，那么偏相关在 k 期滞后下的值趋于零。

一个纯的 P 阶自回归过程 AR(P)的偏相关在 P 阶截尾，而纯的动平均函数的偏相关过程渐进趋于零。

偏相关中的虚线表示的是估计标准差的正负二倍。如果偏相关落在该区域内，则在 5%的显著水平下与零无显著差别（截尾）。

三、Q-统计量

K 阶滞后的 Q-统计量是在原假设下的统计量，原假设为序列没有 k 阶的自相关。如果序列不是以 ARIMA 估计的结果为基础，在原假设下，Q 是渐近 χ^2 分布，自由度与自回归阶数相等。如果序列代表 ARIMA 估计的残差，合适的自由度就应调整，使之少于先前估计的 AR、MA 的阶数。

Q-检验经常用于检验一个序列是否是白噪声。要注意选得过大或过小都不好。

§7.5 单位根检验

讨论了 Dickey-Fuller 和 Phillips-Perren 单位根检验，可检验序列是否平稳。选择检验类型，决定单位根检验是否用原始数据、一阶差分、二阶差分，是否包括截距或趋势以及检验回归的滞后阶数。更多的留在 13 章讨论。

§7.6 标签（label）

这部分是对序列的描述.除了 Last Update，你可以编辑序列标签中的任何项。Last Update 显示序列上一次修改的时间。每一部分包括一行，只有 Remarks and History 包括 20 行，注意如果填入了一行（在 20 行中），最后一行将被删除。

§7.7 建立新序列

1．由方程创建 **Generate by Equation** 允许你使用已有序列的表达式来建立新的序列，序列表达式的书写规则见第 5 章。

2．重置样本 **Resampling** 从观测值中提取，建立一个新序列。

§7.8 季节调整(Seasonal Adjustment)

在序列窗口的工具栏中单击 **Procs/Seasonal Adjustment**，有 4 种季节调整方法， X12 方法、X11 方法、Tramo/Seats 方法和移动平均方法。

一、Census X12 方法

调用 X12 季节调整过程 **Census X12**，X12 方法有 5 种选择框。

1．季节调整选择（Seasonal Ajustment Option）

① **X11 方法（X11 Method）**这一部分指定季节调整分解的形式：乘法；加法；伪加法（此形式必须伴随 ARIMA 说明）；

② **季节滤波(Seasonal Filter)**当估计季节因子时，允许选择季节移动平均滤波（可能是月别移动平均项数），缺省是 X12 自动确定。近似地可选择**(X11 defaul)**缺省选择。

③ **趋势滤波（Trend Filter (Henderson)）**指定亨德松移动平均的项数，可以输入大于 1 和小于等于 101 的奇数，缺省是由 X12 自动选择。

④ **存调整后的分量序列名（Component Series to save）**X12 将加上相应的后缀存在工作文件中。

2．ARIMA 选择（ARIMA Option）

X12 允许你在季节调整前对被调整序列建立一个合适的 ARMA 模型。可以在进行季节调整和得到用于季节调整的向前/向后预测值之前，先去掉确定性的影响（例如节假日和贸易日影响）。

① **数据转换（Data Transformation）**

② **ARIMA 说明(ARIMA Spec)**

允许你在 2 种不同的方法中选择你的 ARIMA 模型。

・**Specify in-line** 选择

要求提供 ARIMA 模型阶数的说明（p，d，q）(P，D，Q)，缺省的指定是“(0 1 1)(0 1 1)”是指季节的 IMA 模型：

$$(1-L)(1-L^s)y_t=(1-\theta_1 L)(1-\theta_s L^s)\varepsilon_t$$

L 是滞后算子，这里季节差分是指$1-L^s=y_t-y_{t-s}$，季度数据时 s =4；月度数据时 s =12。

・**Select from file** X12 将从一个外部文件提供的说明集合中选择 ARIMA 模型。

③ **回归因子选择（Regressors）**

允许你在 ARIMA 模型中指定一些外生回归因子，利用多选钮可选择常数项，或季节虚拟变量，事先定义的回归因子可以捕捉贸易日和节假日的影响。

④ **ARIMA 估计样本区间 (ARIMA Estimation Sample)**

3．贸易日和节假日影响选择

4．外部影响(Outlier Effects)

5．诊断（Diagnostics）

二、X11 方法

X-11 法是美国商务部标准的调整方法(乘法模型、加法模型)，乘法模型适用于序列可被分解为趋势项与季节项的乘积，加法模型适用于序列可被分解为趋势项与季节项的和。乘法模型只适用于序列值都为正的情形。

关于调整后的序列的名字。Eviews 在原序列名后加 SA，可以改变序列名，将被存储在工作文件中。应当注意，季节调整的观测值的个数是有限制的。X-11 只作用于含季节数据的序列，需要至少 4 整年的数据，最多能调整 20 年的月度数据及 30 年的季度数据。

三、移动平均方法

四、tramo/Seats

§7.9 指数平滑

指数平滑是可调整预测的简单方法。当你只有少数观测值时这种方法是有效的。选择 **Procs/Exponential Smoothing** ，提供以下信息：

一、**平滑方法** 在 5 种方法中选择一种方法。

二、**平滑参数** 可以让 Eviews 估计它们的值。在填充区内输入字母 e，Eviews 估计使误差平方和最小的参数值。在填充区内输入参数值，所有参数值在 0-1 之间。

三、**平滑后的序列名** Eviews 在原序列后加 SM 指定平滑后的序列名，也可以改变。

四、**估计样本** 必须指定预测的样本区间。缺省值是当前工作文件的样本区间。

五、**季节循环** 可以改变每年的季节数（缺省值为每年 12 个月、4 个季度）。

§7.10 Hodrick-Prescott 滤波

设经济时间序列为 $Y=\{y_1, y_2, ..., y_n\}$，趋势要素为 $T=\{t_1, t_2, ..., t_n\}$，n 为样本长度。一般地，时间序列 y_i 中的不可观测部分趋势 t_i 常被定义为下面最小化问题的解：

$$\min \sum_{i=1}^{n} \left\{ (y_i - t_i)^2 + \lambda \left[c(L)\, t_i \right]^2 \right\} \tag{1}$$

其中，正实数 λ 表示在分解中长期趋势和周期波动占的权数，$c(L)$ 是延迟算子多项式

$$c(L) = (L^{-1} - 1) - (1 - L) \tag{2}$$

将（2）代入（1）式，则 HP 滤波的问题就是使下面损失函数最小，即

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^{n} (y_i - t_i)^2 + \lambda \sum_{i=1}^{n} \left[(t_{i+1} - t_i) - (t_i - t_{i-1}) \right]^2 \right\}$$

最小化问题用 $[c(L)t_i]^2$ 来调整趋势的变化，并随着 λ 的增大而增大。这里存在一个权衡问题，要在趋势要素对实际序列的跟踪程度和趋势光滑度之间作一个选择。 λ =0 时，满足最小化问题的趋势等于序列

y_i；λ 增加时，估计趋势中的变化总数相对于序列中的变化减少，即 λ 越大，估计趋势越光滑；λ 趋于无穷大时，估计趋势将接近线性函数。

选择 **Procs/ Hodrick Prescott Filter**，首先对平滑后的趋势序列给一个名字，Eviews 将默认一个名字，但你也可填入一个新的名字。然后给定平滑参数 λ 的值，一般经验地，λ 的缺省值如下：

$$\lambda = \begin{cases} 100, & \text{年度数据} \\ 1600, & \text{季度数据} \\ 14400, & \text{月度数据} \end{cases}$$

不允许填入非整数的数据。点击 OK 后，Eviews 与原序列一起显示处理后的序列。

§7.11 命令

命令的语法结构：序列名称、圆点、视图或过程名，再加上括号里的可选项。比如，如果要察看序列名为 lwage 的直方图和描述统计量，则命令形式为 lwage.hist；如果要检验序列 HRS 的均值是否等于 3，则命令形式为 hrs.teststat(mean=3)；如果要得到序列 GDP 滞后 20 阶的相关图，则命令形式为 gdp.correl(20)。如果要用 HP 滤波光滑序列 GDP，参数为 1600，并且光滑后的序列保存为 GDP_HP,则命令格式为 gdp.hpf(1600) gdp_hp。

第八章 组

这一章描述了组对象的视图与过程。对一个组我们可以计算各种统计量，描述不同序列之间的关系，并以各种方式显示出来，例如表格、数据表、图等。

§8.1 组窗口

组窗口内的 view 下拉菜单分为四个部分：第一部分包括组中数据的各种显示形式。第二部分包括各种基本统计量。第三部分为时间序列的特殊的统计量。第四部分为标签项，提供组对象的相关信息。

§8.2 组成员

这部分显示组中的序列，在组窗口内进行编辑就可以改变组。按 **Update Group** 键保存改动。

§8.3 表格

以表格形式显示组中的每一序列。通过单击 **Transpose** 键，可以使表格的行列互换。单击 **Transform** 键，选择下拉菜单中一项，可以用序列的不同形式（如水平或百分比）显示表格。

§8.4 数据表

一、数据表（Dated Data Table）：数据表用来建立表以显示数据、预测值和模拟结果。可以不同的形式显示组中的数据。你可以用其作一般的变换及频率转换，可以在同一表中以不同频率显示数据。

二、建立一个数据表：要建立一个数据表，首先建立一个包含序列的组，选 **View/ Dated Data Table。**

三、表的设定：单击 **Taboption** 钮,显示 table options 对话框，对话框的上半部分控制表一般形式。左边的选项允许你在两种显示模式中转换：第一种显示模式每行显示 n 年的数据。第二种模式允许你指定从工作文件样本区间的末尾取出的观测值的数目，这些观察值以年频率之外的一种频率显示。

对话框右上部 **First Column** 描述组的第一列的显示频率，**Second Column** 控制组的第二列的显示。

§8.5 图

以图形的形式显示组中的序列。可以通过 freeze 创造图形对象。第 10 章解释了如何编辑及修改图形对象。

一、Graph 将所有序列显示在一个图内。要单独显示各个序列，参照第 205 页 “Multiple graphs”。

1、 **曲线图和直方图**：此项用曲线图或直方图表示组中的序列。

2、**散点图**：序列的散点图有五个选项：**simple scatter** ， **scatter with regression** ，**scatter with nearest neighbor fit** ， **scatter with kernel fit**，**XY Pairs**。

3、XY 线（**XY Line**）：显示组中序列的 XY 线图。X 轴方向显示第一个序列，Y 轴方向显示其余的序列。

4、**差距条状图**（**Error Bar**）：此项以竖线显示组中前两个或三个序列的差距。第一个序列作为“高”

值，第二个作为“低”值。高、低值之间用竖线连接。第三个序列用一个小圆圈表示。

5、**高低点图**（High-low（Open-Close））

第一个序列是高值，第二个序列是低值，高值低值之间由一条竖线连接。如果高点值低于低点值，就以线段上的空白来表示。如果使用三个序列，第三个序列作为高-低-收盘图的 close 值，以竖线右边的横线表示。如果使用四个序列，第三个序列代表开盘价，以左边的横线表示。第四个序列代表收盘价，以右边的横线表示。

6、**圆饼图**：以圆饼图的形式显示观测值。以饼中的扇形表示每一序列在组中所占的百分比。

二、**复合图**（Multiple graphs）

图（Graph）用一张图显示所有序列，复合图（Multiple Graphs）为每个序列显示一张图。主要有：**曲线图和直方图，散点图，XY 线，分布图**。

§8.6 描述统计量

显示组内序列的简单统计量。**Common Sample** 用于在组中序列无缺失值的情形下计算统计量（去掉包含缺失项所在时期的样本）。**Individual Samples** 用每一个序列有值的观测值进行统计量计算（去掉缺失项）。

§8.7 相等检验

这一部分的原假设是组内所有的序列具有相同的均值、中位数或方差（详见第七章）。只有在组中数据都不存在缺失项时才能选 **common sample** 项。

§8.8 相关、协方差及相关图

相关和协方差：显示了组中序列的相关及协方差距阵。**Common Sample** 会去掉序列丢失项所在时期的观察值，**Pairwise Sample** 仅去掉丢失的值。

§8.9 交叉相关

显示组中头两个序列的交叉相关。交叉相关不必围绕滞后期对称。交叉相关图中的虚线是二倍的标准差，近似计算$\pm 2\sqrt{T}$。

§8.10 Granger 因果检验

主要看现在的 y 能够在多大程度上被过去的 y 解释，然后再加入 x 的滞后值是否使解释程度提高。如果 x 在 y 的预测中有帮助，那就是说 y 是由 x Granger-caused。当你选择了 **Granger Casuality**，在对话框输入滞后阶数。一般的要使用大一些的滞后阶数，你应该指定滞后期长度l。Eviews 采用二元回归形式对所有组内可能的对（x,y），F 统计量为具有联合假设的 Wald 统计量，联合假设为$\beta_1 = \beta_2 = \Lambda = \beta_l = 0$。对每个方程，原假设为在第一个回归中 x 不 Granger-cause y，第二个回归中 y 不 Granger-cause x。

如果你想对其它外生变量（如季节 dummy 变量或线性趋势）进行 **Granger causalilty** 检验，直接用方程进行检验回归。

§8.11 标签

显示对组的描述。你可以编辑标签中的任何项，除了 **Last Update**。 **Name** 是组在工作文件中显示的名字。你可以通过编辑这一项给组重命名。如果你在 **Display Name** 区中填入字符，Eviews 将用这个名字在组中显示某些图和表。

§8.12 组过程

组中可以得到三个过程：**Make Equation**：打开一个确定方程的对话框，组中的第一个序列作为因变量，其余的序列作为自变量，包含常数项 C。你可以随意改变方程的表达式。**Make Vector Autoregression** 打开一个无限制的 vector autoregression 对话框。组中所有的序列在 VAR 中都为内生变量，。指定 VAR 表达式及估计见第 19 章。**Resample** 可以改变组中所有序列的样本区间。有关详细内容见 173 页的“Resample”。

§8.13 命令

利用命令也可对组进行操作。一般规则是：组名后加点、视图或过程的命令名，括号中是指定选项。比如 **grp1.scat** 可以得到一个组（grp1）的散点图；**gp_wage.testbet(med)**可以检验组(gp_wage)中各序列的均值是否相等；**grp_macro.cross(12)**可以得到两个序列到 12 阶的交叉相关系数。

第九章 应用于序列和组的统计图

在本章，列出了几种散点图且允许我们可以用有参数或无参数过程来做拟合曲线图。

§9.1 序列的图菜单

列出了三种描述序列经验分布特征的图。

§9.1.1 CDF—Surivor—Quantile 图

这个图描绘出带有加或减两个标准误差带的经验累积分布函数，残存函数和分位数函数。选择 View/Distribution Graphs/CDF—Surivor—Quantile

CDF 是来自于序列中观测值 r 的概率 $F_x(r) = prob(x \le r)$

Surivor(残存)操作用来描绘序列的经验残存函数 $S_x(r) = prob(x > r) = 1 - F_x(r)$

Quantile（分位数）操作用来描绘序列的经验分位数。对 $0 \le q \le 1, X$ 的分位数 $x_{(q)}$ 满足下式：

$$prob(x < x_{(q)}) \le q \quad 且 \quad prob(x > x_{(q)}) \le 1 - q$$

All 选项包括 CDF，Survivor 和 Quantile 函数。
Saved matrix name 可以允许你把结果保存在一个矩阵内。
Iclude standard errors(包括标准误差)操作标绘接近 95%的置信区间的经验分布函数。

§9.1.2 Quantile—Quantile 图

Quantile—Quantile (QQ 图)对于比较两个分布是一种简单但重要的工具。如果这两个分布是相同的，则 QQ 图将在一条直线上。如果 QQ 图不在一条直线上，则这两个分布是不同的。
有 Normal(正态)分布、Uniform(一致)分布、Exponential(指数)分布、Logistic(螺线)分布、Extreme value(极值)分布。

§9.1.3 Kernel Density（核密度）

这个视图标绘出序列分布的核密度估计。核密度估计用“冲击”代替了直方图中的“框”所以它是平滑的。平滑是通过给远离被估计的点的观测值以小的权重来达到的。
一个序列 X 在点 x 的核密度估计式：

$$f(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^{N} K\left(\frac{x - X_i}{h}\right)$$

这里，N 是观测值的数目，h 是带宽（或平滑参数），K 是合并为一体的核函数。
选择 View/Astribution Graphs/Kernel Density……

§9.2 带有拟合线的散点图

通过 view/Graph/Scatter 打开一个组的视图菜单包括四种散点图。

一、Simple Scatter（简单散点图）

其第一个序列在水平轴上，其余的在纵轴上。

二、Scatter with Regression(回归散点图)

就是在组中对第一个序列及第二个序列进行总体变换来进行二元回归，选择 Regression

Robustness lterations(稳健叠代)

最小二乘法对一些无关观测值的存在非常敏感，稳健叠代操作就是产生一种对残差平方的加权形式，使无关的观测值在估计参数时被加最小的权数。 选择叠代次数应是一个整数。

三、Scatter with Nearest Neighber Fit(最邻近拟合散点图)

就是一种带宽基于最邻近点的局部回归.对样本中的每一数据点，它拟合出一条局部的并经加权的回归线。

1．Method 操作

你可以选择在样本中的每一个数据点作局部回归或在数据点的子集中作局部回归。

・Exact(full sample) 在样本中的每一数据点都作局部回归

・Cleveland subsampling 在选取的子样本中进行回归，你可以在编辑框中键入子样本的大小。

2．Specification 操作

因为要靠子样本点周围的点来进行局部回归，并来求拟合值，（1）Bandwidth span（带宽范围）（2）Polynomial degree(多项式次数)

3．其他操作

（1）Local weighting (Tricube)局部加权

给每个局部回归的观测值加权，加权回归使残差方最小

（2）Robustness Iterations(稳健叠代)

通过调整权数去降低外离的观测值的权重来叠代局部回归.

（3）Symmetric Neighbors（对称邻近）使被估计点的两侧有相同数目的观测值。

四、Scatter with Kernel Fit（核拟合分布）

核拟合则固定带宽且局部的观测值通过核函数来加权。

局部核回归拟合通过选取参数β使总体二乘残差最小。

Method 则与核分布中介绍相一致，也分为精确和线性单元两种方式。

Fitted series 可以在编辑框中给拟合后序列起名，然后存起来。

Bracket Bandwidth 即为 0.5α， α，1.5α，还是分别以_ L、_M、 _H 做后缀。

§9.3 函数命令

lwage.cdfplot(a)表示对序列 LWAGE 做 CDF,quantile 和 survive 函数。

lwage.kdensity(k=n)表示对序列 LWAGE 做核密度估计，核函数用正态，带宽自动选取。

Lwage.kdensity（k=e,b=.25）表示对序列做核密度估计，核函数操作选缺省项，带宽为 0.25，并且为加括号带宽。

group aa lwage age

aa.linefit (yl,xl)

表示建立一个组包括序列 LWAGE 和 AGE,再经过对两个序列的对数变换然后进行回归.

aa.linefit(yl,d=3)

对 Y 轴上的序列经对数变换，且次数取 3 来拟合 X 轴上的序列。

aa.nnfit 表示在组 aa 中进行最邻近点拟合。

aa.kerfit 表示在组 aa 中进行核拟合。

第十章 图,表和文本对象

Eviews 的对象（序列、组、方程等）可以用图、表、文件等形式表现出来。

在 EViews 中可以通过 freezing(固化)将当前的视图保护起来。固化一个视图将产生一个对象。本章描述了制作图、表和文本对象的表现形式的方法。

§10.1 创建图

通常，我们依靠固化一个视图来创建图对象。只需点击对象窗口的“**Freeze**”键。在一个序列的菜单中选择 **View/Graph/line**，可以显示该序列的线形图。点击 **Freeze** 键，可将该图保留下来。Eview 将创建一个包含该视图的瞬象的 UNTITLED 图。要想将 UNTITLED 图保存在工作文件中，你必须为这个图对象命名；按 **Name** 键，并键入一个名字。

你也可以创建一个包括两个或更多已命名的图对象的组合对象。只要选择所有需要的图，然后双击。另一个组合图的方法是选择 **Quick/Show...**然后键入这些图的名字。

§10.2 修改图

选定图对象的一个元素，双击，弹出 **Graph Option** 对话框，就可以对该元素进行编辑。

1、改变图的类型　**Type** 允许你改变图的类型。如果选择了 **Line & Symbol** 和 **Spike & Symbol** 类型，用 **Line & Symbols** 键来控制线的模式和/或代表模式。对于柱状图和饼状图，使用 **Bars&Pies** 键来控制它们的外型。**Error Bar** 类型显示具有标准误差的统计。**High-Low(Open-Close)**类型显示了四个序列。**Stack lines & bar** 选项可以绘制序列组中所有序列之和的序列。

2、改变图的大小、轴、尺度和说明　**General** 键控制图的基本的显示属性。**Axe & Scaling** 键，改变或编辑轴。**Legend** 键，编辑图的说明。注意，如果你将文本和说明放在用户特定（绝对）位置上，当你改变图框架的大小时，它们的相对位置也会改变。

3、制定 **Lines & Symbol / Bars & Pies**　**Lines & Symbols** 键用来控制与你的图中的数据相关的所有的线和图例的绘制。**Bars & Pies** 键允许你控制柱状和饼状图的显示属性。

4、添加和编辑文本　添加新的文本，只需点击工具栏中的 **AddText** 键或选择 **Procs/Add text….**修改一个已有文本，只需双击该文本。会弹出文本标签对话框，在编辑框中键入你想要显示的文本。**Justification** 选项决定相对于每一条线，多条线如何排列。Text in Box 给标签加一个框。Font 允许你从标签中选择字体。Position 确定文本的位置。 你可以通过选择文本框并把它拖到你所选定的位置上来改变图中的文本位置。

5、绘制线和阴影　在一个图对象中，点击工具栏中的 **Shade/Lined** 键或选择 **Procs/Add shading...Line&Shading**，就可以绘制线或在图中加上一块阴影。

6、删除图中的元素　图的工具栏中的 **Remove** 键可以删除一个被固化的图中的元素。

7、图的模板　首先，为你想将其制作成模板的图对象命名。然后，点击你想使用模板来绘制的图对象的工具栏中的 **Template** 键。输入这个图对象的名字。

§10.3　多个图

由多个图构成的视图组也可以通过 Freeze 将其变成图对象。对多个图进行操作的方法有两种。

1、**对多个图进行操作**　从图菜单中选择 Prcos，Eviews 就会显示一个含有选项的菜单。Options on all graphs...给所有图设置一个统一的属性。Position and align graphs... 对所有图进行整体排列并控制图之间的所有间距。Add shading to all graphs...为对象中的每个图绘制线或添加阴影。Add text... 允许你为多个图的组合作注解。

2、 **对单个图进行操作**　点击目标图，选择 Procs 或点击鼠标右键，就会出现一个菜单，它允许你设置选项，添加阴影或删除所选图。还可以通过按图工具栏中的 Remove 键对所选图进行删除。

§10.4　打印图

点击视图或图对象窗口的工具栏上的Print钮来打印图，并可以使用主菜单上File/Print　Setup来控制打印操作。如果你想使用彩色打印机打印彩色的图，一定要检查Print in color框以确保图中的线用彩色来代替。如果打印黑白图则不必。

用PostScript文件打印图

从任务栏中，选择Start/Settings/Printers。双击Add Printer,点击Next，Local，选择PostScript打印机，然后选择FILE：命令Windows打印文件，告诉Windows你是否想用缺省打印机。

§10.5　将图对象拷贝到其他的 Windows 程序中

你可以直接把一个Eviews图并入到你的Windows文字处理程序中的文档中。首先，击活这个图的对象窗口，然后点击Eviews主菜单上Edit/Copy，就会出现Copy Graph as Metafile对话框。

§10.6　表

表选项可以从Procs菜单或者工具栏中的按钮中获得。Font (字体)允许选择在表中使用的字体。Insert--Delete(InsDel)在指定位置进行插入删除操作。Column Width(Width)用来改变列的宽度。

Number Cell Format(Number)设置数字的格式。Fixed characters用来指定所有数值的位数。Fixed decimal只规定小数点后的位数。Column Width增加栏宽。Justification(Justify)进行数字和文本的排列整理。

Horizontal Lines(Lines) 在指定区域添加或移动水平线。Grid+/- 设置格栏的开关。Title在表顶部的中间加标题。Edit+/-打开或关闭编辑状态，这决定是否可以在表中编辑文本或数字。

§10.7　拷贝表对象到其他 Windows 程序

可以将一个表剪切粘贴到电子表格或文字处理软件中。击活表中要拷贝的部分，然后从主菜单中选Edit/Copy。就会弹出一个对话框，该对话框提供复制表中数字的选项。选Edit/paste在指定位置进行粘贴。一些文字处理程序提供了将内容作为非格式化文件粘贴到剪切板中的选项。如果想将表粘贴为非格式化的文本，可以选Edit/Paste Special。

§10.8　文本对象

可以通过选择Objects/New object/Text 或在命令框中键入“text”来建立一个空白文本对象。

§10.9　命令

freeze 命令固化了已命名对象具体的视图。在固化命令后，在括号中为已固化的对象提供了一个名字。例如，被固化的序列的直方图的名字为 LWAGE，而它的图形对象的名字为 LW_HIST，键入

```
freeze (lw_hist) lwage.hist
```

将组GRP1的散点图freeze成一个名称为GRA1的图对象，键入

```
freeze (gra1) grp1.scat
```

合并名称为GRA1和GRA2的两个图对象并为一个图对象BIGGRA，键入

```
freeze (biggra)   gra1   gra2
```

详细内容请参见命令与程序说明.

第十一章 基本回归模型

本章介绍 EViews 中基本回归技术的使用。

§11.1 方程对象

为了创建一个方程对象：从主菜单选择 Object/New Object/Equation 或 Quick/Estimation Equation…，或者在命令窗口中输入关键词 *equation*。

§11.2 在 EViews 中对方程进行说明

一、**列表法** 即列出你在方程中要使用的变量列表（因变量，表达式和自变量）。EViews 在回归中不会自动包括一个常数，因此你必须明确列出作为回归变量的常数。EViews 创建说明列表。先选定因变量和自变量，然后双击，选首先 Open/Equation，带有变量名的说明对话框将会出现。

二、**公式法** EVIEWS 中的公式是一个包括回归变量和系数的数学表达式。EViews 会在方程中添加一个随机附加扰动项并用最小二乘法估计模型中的参数。要创建新的系数向量，选择 Object/New Object… 并从主菜单中选择 Matrix-Vector-Coef，为系数向量输入一个名字。在 New Matrix 对话框中，选择 Coefficient Vector 并说明向量中应有多少行。

§11.3 在 EViews 中估计方程

一、**估计方法** 单击 Method：进入对话框，你会看到下拉菜单中的估计方法列表。

二、**估计样本** EViews 会用当前工作文档样本来填充对话框，你可以通过在编辑框改变样本。如果估计中使用的任何一个序列的数据丢失了，EViews 会临时调整观测值的估计样本以排除掉这些观测值。

三、**估计选项** EViews 提供很多估计选项。这些选项允许你进行以下操作：对估计方程加权，计算异方差性等，控制估计算法的各种特征。

§11.4 方程输出

根据矩阵的概念，标准的回归可以写为： $y = X\beta + \varepsilon$

一、**系数结果**

1、回归系数 最小二乘估计的系数 b 是由以下的公式计算得到的 $b = (X'X)^{-1}X'y$

2、**标准差** 标准差项列出了系数估计的标准差。估计系数的协方差矩阵是由以下公式计算得到的：

$$\mathrm{var}(b) = s^2(X'X)^{-1},\ s^2 = \hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}/(T-k)\ ,\ \ \hat{\varepsilon} = y - Xb,$$

可以通过选择 View/Covariance Matrix 项来察看整个协方差矩阵。

3、**t-统计量** t 统计量是由系数估计值和标准差之间的比率来计算，它是用来检验系数为零的假设的。

4、**概率** 结果的最后一项是在误差项为正态分布或系数估计值为渐近正态分布的假设下，指出 t 统计量与实际观测值一致的概率。这个概率称为边际显著性水平或 p 值。

二、统计量总结

1、R^2 统计量　R^2 统计量衡量在样本内预测因变量值的回归是否成功。Eviews 计算 R^2 的公式为：

$$R^2 = 1 - \frac{\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}}{(y-\bar{y})'(y-\bar{y})} \quad , \quad \hat{\varepsilon} = y - Xb, \quad \bar{y} = \sum_{t=1}^{T} y_t \ /T$$

2、调整 R^2　使用 R^2 作为衡量工具存在的一个问题，即在你增加新的自变量时 R^2 不会减少。调整后的 R^2 通常解释为 $\bar{R}^2$，消除 R^2 中对模型没有解释力的新增变量。计算方法如下：

$$\bar{R}^2 = 1 - \left(1 - R^2\right)\frac{T-1}{T-K}$$

3、回归标准差　回归标准差是在残差的方差的估计值基础之上的一个总结。计算方法如下：

$$s = \sqrt{\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}/(T-K)} \qquad \hat{\varepsilon} = y - Xb$$

4、残差平方和　残差平方和可以用于很多统计计算中：$\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon} = \sum_{i=1}^{t}\left(y_i - X_i b\right)^2$

5、对数似然函数值　对数似然计算如下：$\lambda = -\frac{T}{2}\left(1 + \log(2\pi) + \log\left(\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}/T\right)\right)$

6、Durbin-Watson 统计量　D-W 统计量衡量残差的序列相关性，计算方法如下：

$$DW = \sum_{i=2}^{T}\left(\hat{\varepsilon}_i - \hat{\varepsilon}_{i-1}\right)^2 \Big/ \sum_{i=1}^{T}\hat{\varepsilon}_i^{\ 2}$$

作为一个规则，如果 DW 值小于 2,证明存在正序列相关。

7、因变量均值和标准差　y 的均值和标准差由下面标准公式算出：

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^{T} y_i \Big/ T \qquad s_y = \sqrt{\sum_{t=1}^{T}\left(y_i - \bar{y}\right)^2 \Big/ (T-1)}$$

8、AIC 准则　计算公式如下：$AIC = -2l/T + 2k/T$

9、Schwarz 准则　Schwarz 准则是 AIC 准则的替代方法,它引入了对增加系数的更大的惩罚:

$$SC = -2l/T + (k\log T)/T$$

10、F 统计量和边际显著性水平　F 统计量检验回归中所有的系数是否为零(除了常数或截距)。对于普通最小二乘模型，F 统计量由下式计算：

$$F = \frac{R^2/(k-1)}{\left(1-R^2\right)/(T-k)}$$

F 统计量下的 P 值，即 Prob(F-statistic)，是 F 检验的边际显著性水平。

三、回归统计　估计结果中的回归统计存储在方程中通过特殊的“@ 函数”可以得到。你可以使用函数的各种表达形式得到任何统计量以深入分析。@ 函数有两种：返回标量和返回矩阵或向量。

§11.5　方程操作

一、方程视图　方程对象窗口中的视图菜单中的选项分别是方程显示（有三种形式）：显示方程结果、因变量的实际值和拟合值及残差、描述目标函数的梯度和回归函数的导数计算的信息、显示系数估计值。

二、方程过程　过程菜单中的选项分别是修改说明、用估计方程预测、创建一个与被估计方程有关的未命名模型、把方程系数的估计值放在系数向量中、创建一个包含方程中使用的所有变量的未命名组、在工作文档中以序列形式保存回归中的残差。

三、缺省方程　我们可以包方程的结果储存起来以便在以后的大量计算中使用。未命名方程不能储存

在工作文档中。你可以使用方程工具栏中的 Name 钮来命名方程。工作文档被存储时，方程也会被存储。

四、方程的残差 缺省方程的残差存储于 RESID 的序列对象中。RESID 可以象普通序列一样直接使用。

五、回归统计量 你可以通过@函数指向前面描述的各种回归统计量。

六、存储和获取一个方程 方程可以和其他对象一起以数据或数据库文件形式存放在磁盘中。你也可以从这些文件中取出方程。方程也可以从文档或数据库中拷贝粘贴出来或拷贝粘贴到数据库或文档中。

七、使用系数的估计值 方程系数列在说明窗口中。缺省时，EViews 会使用系数变量 C。

§11.6 估计中存在的问题

多重共线性 如果自变量具有高度共线性，EViews 在计算回归估计时会遇到困难。在完全共线的情况下，回归变量矩阵 X 不是列满秩的，EViews 会产生一个显示“奇异矩阵”的错误信息对话框。

第十二章 其他回归方法

本章讨论加权最小二乘估计，异方差性和自相关一致协方差估计，两阶段最小二乘估计（TSLS），非线性最小二乘估计和广义矩估计（GMM）。这里的大多数方法在第十八章的方程系统中也适用。

§12.1 加权最小二乘估计

假设有已知形式的异方差性，并且有序列 W，其值与误差标准差的倒数成比例。这时可以采用权数序列为 W 的加权最小二乘估计来修正异方差性。加权最小二乘估计量为：

$$b_{WLS} = (X'W'WX)^{-1}X'W'Wy$$

要使用加权最小二乘法估计方程，首先到主菜单中选 Quick/Estimate Equation…,然后选择 LS-Least Squares(NLS and ARMA), 然后按 Options 钮。接着，单击 Weighted LS/TSLS 选项在 Weighted 项后填写权数序列名，单击 OK, 再选 OK 接受对话框并估计方程。

§12.2 异方差性和自相关一致协方差（HAC）

当异方差性形式未知时，使用加权最小二乘法不能得到参数的有效估计。使用 White 异方差一致协方差或 Newey-West HAC 一致协方差估计不会改变参数的点估计，只改变参数的估计标准差。可以把加权最小二乘估计与 White 或 Newey-West 协方差矩阵估计相结合来计算异方差和序列相关。

一、异方差一致协方差估计（**White**）

White 协方差矩阵假设被估计方程的残差是序列不相关的。

$$\hat{\Sigma}_W = \frac{T}{T-k}(X'X)^{-1}\left(\sum_{t=1}^{T}u_t^2 x_t x_t'\right)(X'X)^{-1}$$

EViews 在标准 OLS 公式中提供 White 协方差估计选项。打开方程对话框，说明方程，然后按 Options 钮。接着，单击异方差一致协方差(Heteroskedasticity Consistent Covariance),选择 White 钮，接受选项估计方程。

在输出结果中，EViews 会包含一行文字说明使用了 White 估计量。

二、**HAC** 一致协方差（**Newey-West**）

Newey 和 West (1987) 提出了一个更一般的估计量，在有未知形式的异方差和自相关存在时仍保持一致。Newey-West 估计量为：

$$\hat{\Sigma}_{NW} = \frac{T}{T-k}(X'X)^{-1}\hat{\Omega}(X'X)^{-1}$$

其中

$$\hat{\Omega} = \frac{T}{T-k}\left\{\sum_{t=1}^{T}u_t^2 x_t x_t' + \sum_{v=1}^{q}\left(\left(1-\frac{v}{q+1}\right)\sum_{t=v+1}^{T}(x_t u_t u_{t-v} x_{t-v}' + x_{t-v}u_{t-v}u_t x_t')\right)\right\}$$

要使用 Newey-West 方法，在估计对话框中按 Options 钮。在异方差一致协方差项中选 Newey-West 钮。

§12.3 二阶段最小二乘估计

一、EViews 中进行 TSLS 估计

二阶段最小二乘（TSLS）是工具变量回归的特例。在二阶段最小二乘估计中有两个独立的阶段。在第一个阶段中，TSLS 找到可用于工具变量的内生和外生变量。这个阶段包括估计模型中每个变量关于工具变量的最小二乘回归。第二个阶段是对原始方程的回归，所有变量用第一个阶段回归得到的拟合值来代替。这个回归的系数就是 TSLS 估计。两阶段最小二乘估计的系数由下式计算出来：

$$b_{TSLS} = (X'Z(Z'Z)^{-1}Z'X)^{-1}X'Z(Z'Z)^{-1}Z'y$$

要使用两阶段最小二乘估计，打开方程说明对话框，选择 Object/New Object/Equation…或 Quick/Estimate Equation…然后选择 Method 中的 TSLS 估计。

二、加权 TSLS

三、有 AR 误差项的 TSLS

a) 一阶 AR 误差

b) 高阶 AR 误差

c) 带有 MA 误差的 TSLS 估计

§12.4 非线性最小二乘估计

假设回归方程为：

$$y_t = f(x_t, \beta) + \varepsilon_t$$

其中 f 是解释变量 x_t 和参数 β 的非线性函数。

对于任何系数非线性的方程 EViews 自动应用非线性最小二乘估计。只要选择 Object/New Object/Equation, 然后输入方程并单击 OK。EViews 会使用迭代算法估计模型。

迭代估计要求模型系数有初始值。选择参数初始值没有通用的法则。越接近于真值越好。在你开始迭代估计时，EViews 使用系数向量中的值。很容易检查并改变系数的初始值。要察看初始值，双击系数向量。如果想改变初始值，首先确定系数表使处于编辑状态，然后输入系数值。也可以从命令窗口使用 PARAM 命令设定初始系数值。只需输入关键词 PARAM，然后是每个系数和想要的初值：

```
param c(1)   153   c(2)   .68   c(3)   .15
```

§12.5 广义矩方法（GMM）

GMM 估计的初始值是参数应满足的一种理论关系。其思想是选择参数估计尽可能接近理论上关系。把理论关系用样本近似值代替；并且估计量的选择就是要最小化理论值和实际值之间加权距离。参数要满足的理论关系通常是参数函数 $f(\theta)$ 与工具变量 z_t 之间的正则条件：

$$E[f(\theta)'Z] = 0 \quad \theta \text{ 是被估计参数}$$

GMM 估计量选择参数估计的标准是使工具变量与函数 f 之间的样本相关性越接近于 0 越好。用函数表示为：

$$J(\theta) = \left(m(\theta)\right)' A m(\theta)$$

其中 $m(\theta) = f(\theta)'Z$, A 是加权矩阵；任何对阵正定阵 A 都是 θ 的一致估计。

要用 GMM 法估计方程，或者用 Object/New Object/Equation 创建新方程，或者在已有的方程基础上选 Estimate 钮。从说明对话框中选择估计方法：GMM。要得到 GMM 估计，应该写出矩条件作为参数表达式和工具变量之间的正交条件。

第十三章 时间序列回归

本章讨论含有 ARMA 项的单方程回归方法，这种方法对于分析时间序列数据（检验序列相关性，估计 ARMA 模型，使用分布多重滞后，非平稳时间序列的单位根检验）是很重要的。

§13.1 序列相关理论

时间序列回归中的一个普遍现象是：残差和它自己的滞后值有关。这种相关性违背了回归理论的标准假设：干扰项互不相关。与序列相关相联系的主要问题有：

一、一阶自回归模型

最简单且最常用的序列相关模型是一阶自回归 AR(1)模型

定义如下：$y_t = x_t'\beta + u_t$

$$u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t$$

参数 ρ 是一阶序列相关系数，实际上，AR(1)模型是将以前观测值的残差包含到现观测值的回归模型中。

二、高阶自回归模型：

更为一般，带有 p 阶自回归的回归，AR(p)误差由下式给出：

$$y_t = x_t'\beta + u_t$$

$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \rho_2 u_{t-2} + \Lambda + \rho_p u_{t-p} + \varepsilon_t$$

AR(p)的自回归将渐渐衰减至零，同时高于 p 阶的偏自相关也是零。

§13.2 检验序列相关

在使用估计方程进行统计推断（如假设检验和预测）之前，一般应检验残差（序列相关的证据），Eviews 提供了几种方法来检验当前序列相关。

1．Dubin-Waston 统计量　D-W 统计量用于检验一阶序列相关。

2．**相关图和 Q-统计量** 计算相关图和 Q-统计量的细节见第七章

3．序列相关 LM 检验 检验的原假设是：至给定阶数，残差不具有序列相关。

§13.3 估计含 AR 项的模型

随机误差项存在序列相关说明模型定义存在严重问题。特别的，应注意使用 OLS 得出的过分限制的定义。有时，在回归方程中添加不应被排除的变量会消除序列相关。

1．一阶序列相关

在 EViews 中估计一 AR(1)模型，选择 Quick/Estimate Equation 打开一个方程，用列表法输入方程后，最后将 AR(1)项加到列表中。例如：估计一个带有 AR(1)误差的简单消费函数

$$CS_t = c_1 + c_2 GDP_t + u_t$$

$$u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t$$

应定义方程为：　cs　c　gdp　ar(1)

2．高阶序列相关

估计高阶 AR 模型稍稍复杂些，为估计 AR(k)，应输入模型的定义和所包括的各阶 AR 值。如果想估

计一个有 1-5 阶自回归的模型

$$CS_t = c_1 + c_2 GDP_t + u_t$$
$$u_t = \rho_1 u_{t-1} + \Lambda + \rho_5 u_{t-5} + \varepsilon_t$$

应输入： cs c gdp ar(1) ar(2) ar(3) ar(4) ar(5)

3．存在序列相关的非线性模型

EViews 可以估计带有 AR 误差项的非线性回归模型。例如：

估计如下的带有附加 AR(2)误差的非线性方程

$$CS_t = c_1 + GDP_t^{c_2} + u_t$$
$$u_t = c_3 u_{t-1} + c_4 u_{t-2} + \varepsilon_t$$

使用 EViews 表达式定义模型，在后面的方括号内描述 AR 修正项，对每一阶 AR 滞后项都应包括一个系数，每项之间用逗号隔开。

cs=c(1)+gdp^c(2)+[ar(1)=c(3),ar(2)=c(4)]

EViews 通过 ρ 差分来转换这种非线性模型且使用 Gauss-Newton 迭代法来估计转换后的非线性模型。

4．存在序列相关的两阶段回归模型

通过把二阶段最小二乘法或二阶段非线性最小二乘法和 AR 项结合起来，对于在回归因子和扰动项存在相关性的情况和残差存在序列相关一样估计模型。

5．AR 估计输出

含有 AR 项的模型有两种残差：第一种是无条件残差 $\hat{u}_t = y_t - x_t' b$，

通过原始变量以及估计参数 β 算出。在用同期信息对y_t值进行预测时，这些残差是可以观测出的误差，但要忽略滞后残差中包含的信息。

通常，除非有特别的原因来检验这些残差，Eviews 不能自动计算下面的估计。

第二种残差是估计的一期向前预测误差 $\hat{\varepsilon}$。如名所示，这种残差代表预测误差。

一般 AR(p)平稳条件是：滞后算子多项式的根的倒数在单位圆内。EViews 在回归输出的底部给出这些根：Inverted AR Roots。如果存在虚根，根的模应该小于 1。

6．EViews 如何估计 AR 模型

EViews 估计 AR 模型采用非线性回归方法。这种方法的优点在于：易被理解，应用广泛，易被扩展为非线性定义的模型。注意：非线性最小二乘估计渐进等于极大似然估计且渐进有效。

§13.4 ARIMA 理论

ARIMA（自回归单整动平均）模型是 AR 模型的一般化，EViews 使用三种工具来为干扰项的序列相关建模：自回归 AR、单整 I、动平均 MA。

§13.5 估计 ARIMA 模型

为建立 ARIMA 模型，需要：① 差分因变量，确定差分阶数；② 描述结构回归模型（因变量和回归因子），加入 AR 或 MA 项。

一、ARMA 项 模型中 AR 和 MA 部分应使用关键词 ar 和 ma 定义。

二、季节 ARMA 项 对于带有季节移动的季度数据，Box and Jenkins(1976)建议使用季节自回归 SAR 和季节动平均 SMA。

三、ARIMA 估计输出 存在 AR 或 MA 定义的估计输出和 OLS 是一样的，只是增加了一个 AR，MA

多项式的倒根的下部程序块。

四、ARMA 估计选择 带有 AR 或 MA 的模型用非线性最小二乘法估计。非线性估计方法对所有系数估计都要求初值。作为缺省 Eviews 决定初值。用户可设置初值，EViews 使用 C 系数向量。也可使用命令安排 C 向量值定义，例如下面方程的系数

Y c X ma(2) ma(1) sma(4) ar(1)

可定义为 param c(1) 50 c(2) 0.8 c(3) 0.2 c(4) 0.6 c(5) 0.1 c(6) 0.5

初值：常数是 50， X 系数的初值是 0.8， ar(1)、ma(2)、ma(1)、sma(4) 系数的初值分别是 0.2 ， 0.6，0.1，0.5。

§13.6 诊断检验

如果 ARMA 模型定义正确，模型残差将为白噪声。这意味着残差中应不存在序列相关。D-W 统计量是当方程右边没有滞后变量时对一阶序列相关的检验。如上所述，对残差中序列相关更多的检验可以如：View/Residual Tests/Correlogram-Q-Statistic 和 View/Residual Tests/Serial correlation LM Test。

§13.7 多项分布滞后（PDLs）

一个分布滞后算子如下

$$y_t = \omega_t \delta + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \Lambda + \beta_k x_{t-k} + \varepsilon_t \qquad (13.37)$$

系数 β 描述 x 对 y 作用的滞后。在模型中解释变量与随机误差项不相关的情况下，可以直接使用 OLS 估计参数。在其它情形下，x 的当前和滞后值具有高共线性时，直接估计失败。

可以使用多项式分布滞后（PDLS）来减少要估计的参数个数，以此来平滑滞后系数。平滑就是要求系数服从一个相对低阶的多项式。P 阶 PDLS 模型限制 β 系数服从如下形式的 p 阶多项式

$$\beta_j = \gamma_1 + \gamma_2 (j-\bar{c}) + \gamma_3 (j-\bar{c})^2 + \Lambda + \gamma_{p+1} (j-\bar{c})^p \qquad j = 0, 1, 2, \cdots, k \qquad (13.38)$$

$\bar{c}$ 是事先定义常数：

$$\bar{c} = \begin{cases} ((k-1)/2 & p\text{是奇数} \\ (k)/2 & p\text{是偶数} \end{cases}$$

PDLS 有时被称为 Almon 分布滞后模型。常数 $\bar{c}$ 仅用来避免共线性引起的数值问题，不影响 β 的估计。这种定义允许仅使用参数 p 来估计一个 x 的 k 阶滞后的模型（如果 $p > k$，将显示"近似奇异"错误信息）。

如果定义一个 PDL 模型，EViews 用(13.38)式代入到(13.37)式，将产生如下形式方程

$$y_t = \alpha + \gamma_1 z_t + \gamma_2 z_2 + \Lambda + \gamma_{p+1} z_{p+1} + \varepsilon_t \qquad (13.40)$$

其中

$$\begin{aligned} z_1 &= x_t + x_{t-1} + \Lambda + x_{t-k} \\ z_2 &= -\bar{c} x_t + (1-\bar{c}) x_{t-1} + \Lambda + (k-\bar{c}) x_{t-k} \\ &\Lambda\ \Lambda \\ z_{p+1} &= (-\bar{c})^p x_t + (1-\bar{c})^p x_{t-1} + \Lambda + (k-\bar{c})^p x_{t-k} \end{aligned} \qquad (13.41)$$

一旦从（13.40）式估计 γ，利用（13.38）式就可得到 β 的各系数。这一过程很明了，因为 β 是 γ 的线性变换。定义一个 PDLs 有三个元素：滞后长度 k，多项式阶数（多项式最高次幂数）p 和附加的约束。

§13.8 非平稳时间序列

上述 ARMA 估计理论都是基于平稳时间序列。如果一个序列的均值和自协方差不依赖于时间，就说它是平稳的。非平稳序列的典型例子是随机游动 $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$，$\varepsilon_t$ 是平稳随机扰动项。序列 y 有一个常数预测值，方差随时间增长。随机游动是差分平稳序列，因为 y 一阶差分后平稳。$y_t - y_{t-1} = (1-L)y_t = \varepsilon_t$，差分平稳序列称为单整，记为 I(d)，d 为单整阶数。单整阶数是序列中单位根数，或者是使序列平稳而差分的阶数。对于上面的随机游动，有一个单位根，所以是 I(1)，同样，平稳序列是 I(0)。

§13.9 单位根检验

EViews 提供两种单位根检验：Dickey-Fuller(DF)、增广 DF(ADF)检验和 Phillips-Perron（PP）检验。

一、ADF 检验

为说明 ADF 检验的使用，先考虑一个 AR(1)过程

$$y_t = \mu + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (13.46)$$

μ, ρ 是参数，ε_t 假设为白噪声。如果-1< ρ <1，y 平稳序列。如果 ρ =1，y 是非平稳序列（带漂移的随机游动）。如果这一过程在一些点开始，y 的方差随时间增长趋于无穷。如果 ρ 的绝对值大于 1，序列发散。因此，一个序列是否平稳，可以检验 ρ 是否严格小于 1。DF 和 PP 都用单位根作为原假设。$H_0: \rho = 1$ 因为发散序列没有经济学含义，所以备选假设为单边假设 $H_1: \rho < 1$。

从方程两边同时减去 y_{t-1}

$$\Delta y_t = \mu + \gamma y_{t-1} + \varepsilon_t$$

其中

$$\gamma = \rho - 1 \qquad (13.47)$$

所以原假设和备选假设可改为 $\begin{cases} H_0: \gamma = 0 \\ H_1: \gamma < 0 \end{cases}$ （13.48）

单位根检验可以看作对 γ 进行 t 检验。EViews 将 DF，ADF 检验都看成为 ADF 检验。ADF 检验考虑如下三种回归形式：

$$\Delta y_t = \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = \mu + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=1}^{p} \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

即通过在模型中增加 Δy_t 的滞后项，以消除残差的序列相关性。在检验回归中包括常数，常数和线性趋势，或二者都不包含。

二、Phillips-Perron(PP)检验

Phillips 和 Perron（1988）提出一种非参数方法来控制序列中高阶序列相关。对 AR(1)的 PP 检验为：

$$\Delta y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (13.51)$$

ADF 检验通过在方程右边添加滞后差分项来修正高阶序列相关。PP 检验 γ 参数的 t 统计量来修正 AR(1)的 ε 序列相关。这种修正方法是非参数的，因为我们使用 ε 在零频率的谱估计。零频率对未知形式的异方差性和自相关性较稳健。EViews 使用 Newey-West 异方差自相关一致估计

$$\hat{\omega}^2 = \gamma_0 + 2\sum_{j=1}^{q}(1 - \frac{\upsilon}{q+1})\gamma_j \qquad (13.52)$$

$$\gamma_j = \frac{1}{T}\sum_{t=j+1}^{T}\hat{\varepsilon}_t\hat{\varepsilon}_{t-j} \tag{13.53}$$

q 是截断滞后值。PP 统计量由下式计算：

$$t_{pp} = \frac{\gamma_0^{1/2} t_b}{\hat{\omega}} - \frac{(\hat{\omega}^2 - \gamma_0) T s_b}{2\hat{\omega} s} \tag{13.54}$$

t_b 是 t 统计量；s_b 是 β 的标准差；s 是检验回归标准差。PP 统计量渐进分布同 ADF 的 t 统计量一样。EViews 显示 Mackinnon 临界值。对 PP 检验，必须为 Newey-West 纠正定义截断滞后因子 q，即要包括的序列相关期数。对话框开始包括 N-W 自动截断滞后选择（*floor* 函数返回的是不超过括号中数的最大整数）

$$q = floor(4(T/100)^{2/9})$$

这仅基于检验回归中使用的观测值数，也可定义为任何整数。

§13.10 命　令

命令 equation eq_gdp.ls gdp c ar(1) ar (2) ma(1) ma(2)用来用一个 arma(2,2)模型拟和序列 GDP 并把结果储存在方程 EQ_GDP 中。
命令 eq1.auto(4) 用来检验方程 EQ!残差序列直到四阶的相关系数。
命令 eq1.correlogram(12)用来显示方程直到 12 阶的残差相关图。
命令 equation eq2.ls gdp c pdl(m1,12,3) 使用一个三次多项式拟和 m1 直到十二阶的值。
命令 gdp.ruoot(4, c)用来运行一个带常数和四阶滞后的 ADF 检验。

第十四章 方程预测

本章描述的是用回归方法估计的方程对象对一个单方程进行预测或计算拟合值的过程。

§14.1 EViews 中的方程预测

为预测方程的因变量，在方程对象的工具栏中按 Forecast 按钮，或选择 Procs/Forecast…。

然后应提供以下信息：

1、序列名：将所要预测的因变量名填入编辑框中。EViews 默认了一个名字，但可以将它变为任意别的有效序列名。注意序列名应不同于因变量名。

2、S.E.（Optional）用于是否将预测标准差项保存。

3、预测方法：动态法、静态法 。

4、结构（Structural）用于是否忽略方程中的任何 ARMA 项。

5、样本区间：缺省时，为工作文件样本，可自行输入。

6、输出 ：可以选择以表输出或数值输出，或两者同时都输出预测或拟合值。

§14.2 图 解

本节主要是针对方程预测进行图形的说明，我们将通过实例给予说明。

§14.3 预测基础

1、 计算预测值

在作出方程估计后，单击 Forecast，给定预测期，然后单击 OK。对预测期内的所有观测值，你应该确保等号右边外生变量值有效。如果预测样本中有数据丢失，对应的预测值将为 NA。

2、 缺失项调整

对于存在缺失项的预测，如果是静态预测，则对预测没有很大影响；但对于动态预测而言，缺失项的存在将导致其后的所有值都为 NA。

3、 预测的误差和方差

预测的误差就是实际值和预测值之差：$e_t = y_t - x_t' b$。

4、 残差不确定性

测量误差的标准形式是回归标准差（在输出方程中用“S.E.of regression”表示），残差的不确定性是预测误差的主要来源。

5、 系数不确定

这是误差的又一来源，系数的不确定的影响程度由外生变量决定，外生变量超出它们的均值越多，预测的不确定性越大。

6、 预测可变性

预测的可变性由预测标准差来衡量 forecast se=$s\sqrt{1+x_t'(X'X)x_t}$ （不含滞后因变量或 ARMA 项） s 为回归标准差。如果赋给预测标准差一个名字，EViews 将在你的工作文件中计算并保存一个预测标准差序

列。

7、预测效果评估　这里介绍几个主要的统计指标：

均方根误差	$\sqrt{\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}(\hat{y}_t-y_t)^2}$
平均绝对误差	$\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}\left\|\hat{y}_t-y_t\right\|$
平均相对误差	$\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}\left\|\frac{\hat{y}_t-y_t}{y_t}\right\|$
泰勒不等系数	$\frac{\sqrt{\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}(\hat{y}_t-y_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}\hat{y}_t^2}+\sqrt{\frac{1}{h+1}\sum_{t=S}^{S+h}y_t^2}}$

前两个预测误差值由因变量规模决定。它们应该被作为相对指标来比较同样的序列在不同模型中的预测结果；误差越小，该模型的预测能力越强。

预测均方差可以为：

$$\sum(\hat{y}_t-y_t)^2/h=(\bar{\hat{y}}-\bar{y})^2+(s_{\hat{y}}-s_y)^2+2(1-r)s_{\hat{y}}s_y$$

式中 $\bar{\hat{y}},\bar{y},s_{\hat{y}},s_y$ 分别为 $\hat{y}$ 和 y 的平均值和标准差，r 为 $\hat{y}$ 和 y 的相关系数。该比值被定义为：

偏差比	$\frac{(\bar{\hat{y}}-\bar{y})^2}{\sum(\hat{y}_t-y_t)^2/h}$
方差比	$\frac{(s_{\hat{y}}-s_y)^2}{\sum(\hat{y}_t-y_t)^2/h}$
协方差比	$\frac{2(1-r)s_{\hat{y}}s_y}{\sum(\hat{y}_t-y_t)^2/h}$

1、偏差比表明预测均值与序列实际值的偏差程度。

2、方差比表明预测方差与序列实际方差的偏离程度。

3、协方差比衡量非系统误差的大小。

§14.4　含有滞后因变量的预测

对于含有滞后因变量的预测，EViews 提供了两种方法：动态预测和静态预测。

1、 **动态预测**：预测样本的初始值将使用滞后变量 Y 的实际值，而在随后的预测中将使用 Y 的预测值。在动态预测中，预测样本初值的选择非常重要。动态预测是真正的多步预测（从第一个预测样本开始），因为它们重复使用滞后因变量的预测值。这些预测可能被解释为利用预测样本开始时的已知信息计算的随后各期的预测值。动态预测要求预测样本中外生变量的各个观测值已知，并且任何滞后因变量预测样本的初值已知。解释变量如有缺失项，通过滞后因变量的动态预测，将使对应期观测值及以后观测值为 NA。

2、 **静态预测**： EViews 采用滞后因变量的实际值来计算预测值。静态预测要求外生变量和任何滞后

内生变量在预测样本中的观测值可以获得。

3、 **二者对比** 这两种方法在多期预测中生成的第一期结果相同。只有在存在滞后因变量或ARMA项时，两种方法以后各期的值才不同。

§14.5　含有ARMA误差项的预测

1、 结构预测

EViews以默认的方式利用估计出的ARMA结构预测残差值，如果希望ARMA误差项总为零，那么点中Structural(ignore ARMA)，选择结构预测，EViews在计算预测值时将假设误差总为零。如果被估计方程没有ARMA项，该选项对预测没有影响。

2、 含有AR误差项的预测

对包含AR误差项的方程，Eviews将把该方程的残差预测加至基于右边变量的结构模型预测中。为计算残差预测，EViews需要滞后残差值的估计或实际值。对预测样本的第一个观测值，EViews将利用前样本数据计算滞后残差。如果没有用来计算滞后残差的前样本数据，EViews将调整预测样本，把实际值赋给预测序列。

3、 含有MA误差项的预测

利用MA计算预测值的第一步是求得前期预测样本中随机误差项的拟合值。为了计算预测前期的随机误差项， EViews将自动指定估计样本的前q个随机误差项的初值。给定初始值后，EViews将利用向前递归拟合随后各随机误差项的值。

§14.6　含有公式的预测方程

EViews 可以估计并预测等式左边是由某个公式定义的变量的方程。在对左边是公式的方程进行预测时，由三件事情决定预测过程和可以利用的选项：公式是否为线性或非线性；公式中是否包括滞后变量；公式中是否包括估计系数。

对方程左边的因变量是某个表达式的情况，Eviews提供预测其中的第一个变量的功能。如果对公式中的第一个序列，能从表达式求解出来，那么EViews还可以预测公式中的第一个序列。

§14.7　　非线性和包含PDL的预测

对线性模型，预测标准差对系数和随机项的不确定都已做出解释。但是，如果模型是非线性的（或它包含PDL），那么标准差就会忽略系数不确定。

§14.8　命　令

为得到静态（一步向前）预测，在命令窗口中输入待估方程名，后面加一点和命令fit，接着输入拟合序列名，然后随意输入一个标准差的拟合值名，如下：

eq1.fit　yhat　yhat_se

为得到动态预测，在待估方程名后加一点和命令forecast，接着是要预测的序列名，最后随意给预测标准差输一个名：

```
eq1.forecast yh yh _se
```

在命令和程序参考(Command and Programming Reference)中，可以查到预测可用的所有命令和选项。

第十五章 定义和诊断检验

本章描述的每一检验过程包括假设检验的原假设定义。检验指令输出包括一个或多个检验统计量样本值和它们的联合概率值（p 值）。p 值说明在原假设为真的情况下，样本统计量绝对值的检验统计量大于或等于临界值的概率。这样，低的 p 值就拒绝原假设。对每一检验都有不同假设和分布结果。

方程对象菜单的 View 中给出三种检验类型选择来检验方程定义。包括系数检验、残差检验和稳定性检验。其他检验，如单位根检验（13 章）、Granger 因果检验（8 章）和 Johansen 协整检验（19 章）。

§15.1 系数检验

一、Wald 检验——系数约束条件检验

Wald 检验没有把原假设定义的系数限制加入回归，通过估计这一无限制回归来计算检验统计量。Wald 统计量计算无约束估计量如何满足原假设下的约束。如果约束为真，无约束估计量应接近于满足约束条件。

考虑一个线性回归模型：$y = X\beta + \varepsilon$ 和一个线性约束：$H_0: R\beta - r = 0$，R 是一个已知的 $q \times k$ 阶矩阵，r 是 q 维向量。Wald 统计量在 H_0 下服从渐近分布 $\chi^2(q)$，可简写为：

$$W = (Rb - r)'(s^2 R(X'X)^{-1} R')^{-1}(Rb - r)$$

进一步假设误差 ε 独立同时服从正态分布，我们就有一确定的、有限的样本 F-统计量

$$F = \frac{(\tilde{u}'\tilde{u} - u'u)/q}{u'u/(T-k)} = W/q$$

$\tilde{u}$ 是约束回归的残差向量。F 统计量比较有约束和没有约束计算出的残差平方和。如果约束有效，这两个残差平方和差异很小，F 统计量值也应很小。EViews 显示 χ^2 和 F 统计量以及相应的 p 值。

假设 Cobb-Douglas 生产函数估计形式如下：

$$\log Q = A + \alpha \log L + \beta \log K + \varepsilon \qquad (1)$$

Q 为产出增加量，K 为资本投入，L 为劳动力投入。系数假设检验时，加入约束 $\alpha + \beta = 1$。

为进行 Wald 检验，选择 View/Coefficient Tests/Wald-Coefficient Restrictions，在编辑对话框中输入约束条件，多个系数约束条件用逗号隔开。约束条件应表示为含有估计参数和常数（不可以含有序列名）的方程，系数应表示为 c(1)，c(2)等等，除非在估计中已使用过一个不同的系数向量。

为检验规模报酬不变 $\alpha + \beta = 1$ 的假设，在对话框中输入下列约束：c(2)+c(3)=1

二、遗漏变量检验

这一检验能给现有方程添加变量，而且询问添加的变量对解释因变量变动是否有显著作用。原假设 H_0 是添加变量不显著。选择 View/Coefficient Tests/Omitted Variables—Likehood Ration，在打开的对话框中，列出检验统计量名，用至少一个空格相互隔开。例如：原始回归为 LS log(q) c log(L) log(k)，输入：K L，EViews 将显示含有这两个附加解释变量的无约束回归结果，而且显示假定新变量系数为 0 的检验统计量。

三、冗余变量

冗余变量检验可以检验方程中一部分变量的统计显著性。更正式，可以确定方程中一部分变量系数是否为 0，从而可以从方程中剔出去。只有以列出回归因子形式，而不是公式定义方程，检验才可以进行。

选择 View/Coefficient Tests/Redundant Variable—likelihood Ratio，在对话框中，输入每一检验的变量名，

相互间至少用一空格隔开。例如：原始回归为： Ls log(Q) c log(L) log(K) K L，如果输入K L，EViews 显示去掉这两个回归因子的约束回归结果，以及检验原假设（这两个变量系数为 0）的统计量。

§15.2 残差检验

一、相关图和 Q—统计量

在方程对象菜单中，选择 View/Residual Tests/Correlogram-Q-Statistics，将显示直到定义滞后阶数的残差自相关性和偏自相关图和 Q-统计量。在滞后定义对话框中，定义计算相关图时所使用的滞后数。如果残差不存在序列相关，在各阶滞后的自相关和偏自相关值都接近于零。所有的 Q−统计量不显著，并且有大的 P 值。

二、平方残差相关图

选择 View/Residual Tests/Correlogram Squared Residual，在打开的滞后定义对话框，定义计算相关图的滞后数。将显示直到任何定义的滞后阶数的平方残差的自相关性和偏自相关性，且计算出相应滞后阶数的 Q-统计量。平方残差相关图可以用来检查残差自回归条件异方差性（ARCH）。见下面 ARCH LM 检验。如果残差中不存在 ARCH，在各阶滞后自相关和偏自相关应为 0，且 Q 统计量应不显著。

三、直方图和正态检验

选择 View/Residual Tests/Histogram Normality，将显示直方图和残差的描述统计量，包括检验正态性的 Jarque-Bera 统计量。如果残差服从正态分布，直方图应呈钟型，J-B 统计量应不显著。

四、序列相关 LM 检验

选择 View/Residual Tests /Serial correlation LM Test 定义 AR 或 MA 最高阶数。这一检验可以替代 Q-统计量检验序列相关。属于渐近检验（大样本）一类，被称为拉格朗日乘数（LM）检验。与 D-W 统计量仅检验 AR(1)误差不同，LM 检验可应用于检验高阶 ARMA 误差，而且不管是否有滞后因变量均可。因此，当我们认为误差可能存在序列相关时，更愿意用它来进行检验。LM 检验原假设为：直到 p 阶滞后，不存在序列相关。

五、ARCH LM 检验

Engle(1982)提出对残差中自回归条件异方差（Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, ARCH）进行拉格朗日乘数检验 (Lagrange multiplier test)，即 LM 检验。选择 View/Residual Tests/ARCH LM Tests 进行检验，定义要检验的 ARCH 阶数。ARCH LM 检验统计量由一个辅助检验回归计算。为检验原假设：残差中直到 q 阶都没有 ARCH，运行如下回归：

$$e_t^2 = \beta_0 + \beta_1 e_{t-1}^2 + \Lambda + \beta_q e_{t-q}^2 + v_t$$

式中 e 是残差。这是一个对常数和直到 q 阶的滞后平方残差所作的回归。F 统计量是对所有滞后平方残差联合显著性所作的检验。Obs* R^2 统计量是 LM 检验统计量，它是观测值数乘以检验回归 R^2。

六、White 异方差性检验

White (1980) 提出了对最小二乘回归中残差的异方差性的检验。包括有交叉项和无交叉项两种检验。White 检验是检验原假设：不存在异方差性。检验统计量通过一个辅助回归来计算。利用回归因子所有可能的交叉乘积对残差做回归。例如：假设估计如下方程

$$y_t = b_1 + b_2 x_t + b_3 z_t + e_t$$

式中 b 估计系数，e 是残差。检验统计量基于辅助回归：

$$e_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 x_t + \alpha_2 z_t + \alpha_3 x_t^2 + \alpha_4 z_t^2 + \alpha_5 x_t z_t + v_t$$

F 统计量是对所有交叉作用（包括常数）联合显著性的检验。

选择 view/Residual test/White Heteroskedasticity 进行 White’s 异方差检验。EViews 对检验有两个选项：

交叉项和没有交叉项。有交叉项包括所有交叉作用项。但如果回归右边有许多变量，交叉项的个数会很多，所以把它们全包括在内不实用。无交叉项选项仅使用回归因子平方进行检验回归。

§15.3 定义和稳定性检验

EViews 提供了一些检验统计量选项，它们检查模型参数在数据的不同子区间是否平稳。一个推荐的经验方法是把观测值区间 T 分为 T1 和 T2 两部分。T1 个观测值用于估计，T2 个观测值用于检验和评价。把所有样本数据用于估计，有利于形成最好的拟合，但没有考虑到模型检验，也无法检验参数不变性，估计关系的稳定性。检验预测效果要用估计时未用到的数据，建模时常用 T1 区间估计模型，用 T2 区间检验和评价效果。例如居民收入，企业的销售，或其他指标，留下一部分样本进行检验。对于子区间 T1 和 T2 的相对大小，没有太明确的规则。有时可能会出现明显的结构变化的转折点，例如战争，石油危机等。当看不出有转折点时，常用的经验方法是用 85%-90%的数据作估计，剩余的数据作检验。EViews 提供了现成方法，进行这类分析很方便。

一、Chow 分割点检验

分割点 Chow 检验的思想是把方程应用于每一个子样本区间，看看估计方程中是否存在显著差异。显著差异说明关系中有结构变化。为了进行 Chow 间断点检验，选择 View/Stability Tests/Chow Breakpoint Test…出现对话框以后，填入间断点的日期。原假设：不存在结构变化。

二、Chow 预测检验

Chow预测检验先估计了包括T_1区间子样本的模型，然后用估计的模型去预测在剩余的T_2区间样本的因变量的值。如果真实值和预测值差异很大，就说明模型可能不稳定。检验适用于最小二乘法和二阶段最小二乘法。原假设为无结构变化。选择View/Stability Test /Chow Forecast Test进行Chow预测检验。.对预测样本开始时期或观测值数进行定义。数据应在当前观测值区间内。

三、RESET Test

由 Ramsey（1969）提出 RESET 方法，即回归定义错误检验（Regression Specification Error Test）。古典正态线性回归模型定义如下：$y = X\beta + \varepsilon$。扰动项ε服从多元正态分布$N(0, \sigma^2 I)$。序列相关，异方差性，ε非正态分布都违反了扰动项ε服从多元正态分布$N(0, \sigma^2 I)$的假设。存在以上这样的定义错误，LS 估计量会是有偏的且不一致，一般推断方法也将不适用。Ramsey 说明：任一或所有上述定义错误对ε产生一个非零均值向量。因此，RESET 检验原假设和被选假设为：$H_0 : \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$ ；$H_1 : \varepsilon \sim N(\mu, \sigma^2 I)$（$\mu \neq 0$）。检验基于一个扩展回归方程：$y = x\beta + z\gamma + \varepsilon$。建立检验的关键问题是决定什么变量应记入 z 矩阵。Ramsey 建议把因变量预测值的乘方（这是解释变量乘方和互乘项的线性组合）计入 z，特别的，建议：$z = [\hat{y}^2, \hat{y}^3, \Lambda\ \Lambda]$。$\hat{y}$ 是 y 对 X 回归的拟合值向量。上标说明乘方阶数。一阶没有包括在内，因为它与 X 矩阵完全共线性。

选择 View/stability tests/Ramsey RESET test 进行检验，定义检验回归中要包括的拟合项数。拟合项是原始回归方程拟合值的乘方。如果定义一个很大的拟合项数，EViews 将显示一个近似奇异矩阵误差信息，这是因为拟合项的乘方很可能高度共线。Ramsey RESET 检验仅应用于 LS 估计的方程。

四、递归最小二乘法

在递归最小二乘法中，方程使用样本数据大子区间进行重复估计。如果在向量 b 中有 k 个系数要估计，那么前 k 个观测值就被用于形成对 b 的第一次估计。这一估计重复进行，直到 T 个样本点都被使用，产生对 b 向量的 T-k+1 个估计值。在每一步中，b 的最后一个估计值可以用来预测因变量的下一个值。这一预测过程的一步超前预测误差，被定义为递归误差。选择 View/stability tests/Recursive Estimate(OLS only)计算递归残差，递归估计仅适用于没有 AR 和 MA 项的 OLS 估计方程。如果模型有效，递归残差将独立且服

从零均值，常数方差的正态分布。

第十六章 ARCH 和 GARCH 估计

本章讨论的工具是建立变量的条件方差或变量波动性模型。自回归条件异方差(（Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model，ARCH）模型是特别用来建立条件方差模型并对其进行预测的。ARCH 模型由 Engle（1982）提出，并由 Bollerslev(1986)发展成为 GARCH(Generalized ARCH)——广义自回归条件异方差。这些模型被广泛的应用于经济学的各个领域。尤其在金融时间序列分析中。

§16.1 ARCH 的说明

ARCH的主要思想是时刻t的ε的方差（$=\sigma^2$）依赖于时刻（$t-1$）的平方误差的大小，即依赖于ε_{t-1}^2。

$$Y_t=\beta_0+\beta_1X_{1t}+\cdots+\beta_kX_{kt}+\varepsilon_t \qquad (1)$$

并假设在时刻(t-1)所有信息的条件下，干扰项的分布是：

$$\varepsilon_t \sim N\left(0,(\alpha_0+\alpha_1\varepsilon_{t-1}^2)\right) \qquad (2)$$

即ε_t遵循以 0 为均值，$(\alpha_0+\alpha_1\varepsilon_{t-1}^2)$为方差的正态分布。由于（2）中的$\varepsilon_t$的方差依赖于前期的平方干扰，我们称它为 ARCH(1)过程。然而，容易加以推广，一个 ARCH (p)过程可以写为：

$$\mathrm{var}(\varepsilon_t)=\sigma_t^2=\alpha_0+\alpha_1\varepsilon_{t-1}^2+\alpha_2\varepsilon_{t-2}^2+\cdots+\alpha_p\varepsilon_{t-p}^2 \qquad (3)$$

如果误差方差中没有自相关，就会有H_0：$\alpha_1=\alpha_2=\cdots=\alpha_p=0$。这时$\mathrm{var}(\varepsilon_t)=\sigma^2=\alpha_0$，从而得到误差方差的同方差性情形。恩格尔曾表明，容易通过以下的回归去检验上述虚拟假设：

$$\hat{\varepsilon}_t^2=\hat{\alpha}_0+\hat{\alpha}_1\varepsilon_{t-1}^2+\hat{\alpha}_2\varepsilon_{t-2}^2+\cdots+\hat{\alpha}_p\varepsilon_{t-p}^2 \qquad (4)$$

其中，$\hat{\varepsilon}_t$表示从原始回归模型（1）估计得到的 OLS 残差。

一、GARCH（1，1）模型

在标准化的 GARCH(1,1)模型中：

$$y_t=x_t\gamma+\varepsilon_t \qquad (16.1)$$

$$\sigma_t^2=\omega+\alpha\varepsilon_{t-1}^2+\beta\sigma_{t-1}^2 \qquad (16.2)$$

（16.1）中给出的均值方程是一个带有误差项的外生变量函数。由于σ_t^2是以前一期的信息为基础的预测方差，所以它被叫做条件方差。（16.2）中给出的条件方差方程是一个下面三项的函数：

1．均值：ω；

2．用均值方程的残差平方的滞后来度量从前期得到的波动性的信息：ε_{t-1}^2（ARCH 项）；

3．上一期的预测方差：σ_{t-1}^2（GARCH 项）。

GARCH (1, 1) 中的(1, 1)是指阶数为 1 的 GARCH 项（括号中的第一项）和阶数为 1 的 ARCH 项（括号中的第二项）。普通的 ARCH 模型是 GARCH 模型的特例，即在条件方差方程中不存在滞后预测方差的说明。

二、ARCH—M 模型

方程（16.1）中的x代表在均值方程中引入的外生或先决变量。如果我们把条件方差引进到均值方程中，就可以得到 ARCH—M 模型(Engle,Lilien,Robins,1987)：

$$y_t=x_t'\gamma+\beta\sigma_t^2+\varepsilon_t \qquad (16.9)$$

ARCH—M 模型的另一种不同形式是将条件方差换成条件标准差。

ARCH—M 模型通常用于关于资产的预期收益与预期风险紧密相关的金融领域。预期风险的估计系数是风险收益交易的度量。

三、GARCH（p,q）模型

高阶 GARCH 模型可以通过选择大于 1 的 p 或 q 得到估计，记作 GARCH(p, q)。其方差表示为：

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j.}^2 \quad (16.10)$$

这里，p 是 GARCH 项的阶数，q 是 ARCH 项的阶数。

§16.2　在 EViews 中估计 ARCH 模型

估计 GARCH 和 ARCH 模型，首先通过 Object/New Object/Equation Equation 建立方程，然后在 Method 的下拉菜单中选择 ARCH，即得到相应的对话框。

一、均值方程　均值方程的形式可以用回归列表形式列出因变量及解释变量。如果需要一个更复杂的均值方程，可以用公式的形式输入均值方程。如果含有 ARCH—M 项，就要点击对话框右上方对应的按钮。

二、方差方程　在 Variance Regressors 栏中，可以选择列出要包含在指定方差中的变量。注意到 EViews 在进行方差回归时总会包含一个常数项作为回归量，所以不必在变量表中列出 C。

三、ARCH 说明　在 ARCH Specification 标栏下，选择 ARCH 项和 GARCH 项的阶数。Eviews 默认为选择 1 阶 ARCH 和 1 阶 GARCH 进行估计，这是目前最普遍的形式。标准 GARCH 模型，需点击 GARCH 按钮。其余的按钮将进入更复杂的 GARCH 模型的变形形式。

四、估计选项　点击 Options 按钮选择估计方法的设置：

1. 回推　在缺省的情况下，MA 初始的扰动项和 GARCH 项中要求的初始预测方差都是用回推方法来确定初始值的。如果不选择回推算法，EViews 会设置残差为零来初始化 MA 过程，用无条件方差来设置初始化的方差和残差值。

2.　系数协方差　点击 Heteroskedasticity Consistent Covariances 用 Bollerslev 和 Wooldridge（1992）的方法计算极大似然（QML）协方差和标准误差。如果怀疑残差不服从条件正态分布，就应该使用这个选项。只有选定这一选项，协方差的估计才可能是一致的，才可能产生正确的标准差。注意如果选择该项，参数估计将是不变的，改变的只是协方差矩阵

4. 迭代估计控制　ARCH 模型的似然函数不总是正规的，所以用默认的设置进行估计可能不会收敛。这时，可以利用选项对话框来选择迭代算法（马尔科夫、BHHH/高斯-牛顿）、改变初值、增加迭代的最大次数或者调整收敛准则。

5. ARCH 估计的结果　可以分为两部分：上半部分提供了均值方程的标准结果；下半部分，即“方差方程”包括系数，标准误差，z—统计量和方差方程系数的 p 值。在方程中 ARCH 的参数对应于 α，GARCH 的参数对应于 β。在表的底部是一组标准的回归统计量，使用的残差来自于均值方程。注意如果在均值方程中不存在回归量，那么这些标准，例如 R^2 也就没有意义了。

§16.3　ARCH 模型的视图和方法

一旦模型被估计出来，EViews 就会提供各种视图和方法进行推理和诊断检验。

一、ARCH 模型的视图 在方程和检验的章节已做介绍。

二、ARCH 模型的方法

1．**构造残差序列** 将残差以序列的名义保存在工作文件中，可以选择保存普通残差 ε_t 或标准残差 ε_t/σ_t。残差将被命名为 RESID1，RESID2 等等。可以重新命名序列残差。

2．**构造 GARCH 方差序列** 将条件方差 σ_t^2 以序列的名义保存在工作文件中。条件方差序列可以被命名为 GARCH1，GARCH2 等等。取平方根得到如 View/Conditional SD Gragh 所示的条件标准偏差。

3．**预测** 使用估计的 ARCH 模型计算因变量的静态的和动态的预测值，它的预测标准误差和条件方差。为了在工作文件中保存预测值，要在相应的对话栏中输入名字。

§16.4 非对称 ARCH 模型

在市场中我们经常可以看到向下运动通常伴随着比同等程度的向上运动更强烈的波动性。为了解释这一现象，Engle 和 Ng（1993）描述了如下形式的对好消息和坏消息的非对称信息曲线。

一、TARCH 模型

TARCH 或者门限（Threshold）ARCH 模型由 Zakoian(1990)和 Glosten，Jafanathan，Runkle(1993)独立的引入。条件方差指定为：

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \gamma\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta\sigma_{t-1}^2 \tag{16.16}$$

其中，当 $\varepsilon_t < 0$ 时，$d_t = 1$；否则，$d_t = 0$。

在这个模型中，好消息 $(\varepsilon_t > 0)$ 和坏消息 $(\varepsilon_t < 0)$ 对条件方差有不同的影响：好消息有一个 α 的冲击；坏消息有一个对 $\alpha + \gamma$ 的冲击。如果 $\gamma > 0$，我们说存在杠杆效应；如果 $\gamma \neq 0$，则信息是非对称的。

估计这个模型，要以一般形式指定 ARCH 模型，但是应该点击 TARCH(asymmetric)按钮。模型中的 TARCH 项，即杠杆效应项 (γ) 是由输出结果中的（RESID<0）*ARCH(1)项描述。

二、EGARCH 模型

EGARCH 或指数（Exponential）GARCH 模型由 Nelson（1991）提出。条件方差被指定为：

$$\log\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \beta\log\left(\sigma_{t-1}^2\right) + \alpha\left|\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right| + \gamma\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \tag{16.18}$$

等式左边是条件方差的对数，这意味着杠杆影响是指数的，而不是二次的，所以条件方差的预测值一定是非负的。 杠杆效应的存在能够通过 $\gamma < 0$ 的假设得到检验。如果 $\gamma \neq 0$，则影响是非负的。杠杆效应项 (γ) 在输出结果中记作 RES/SQR[GARCH](1)。

三、合成 ARCH 模型

GARCH(1,1)模型中的条件方差：

$$\sigma_t^2 = \overline{\omega} + \alpha\left(\varepsilon_{t-1}^2 - \overline{\omega}\right) + \beta\left(\sigma_{t-1}^2 - \overline{\omega}\right) \tag{16.22}$$

表示了在所有时期均值都是常数的 $\overline{\omega}$。而合成的模型允许均值是变动的 q_t：

$$\sigma_t^2 - q_t = \alpha\left(\varepsilon_{t-1}^2 - q_{t-1}\right) + \beta\left(\sigma_{t-1}^2 - q_{t-1}\right)$$
$$q_t = \omega + \rho\left(q_{t-1} - \omega\right) + \phi\left(\varepsilon_{t-1}^2 - \sigma_{t-1}^2\right) \tag{16.23}$$

此处 σ_t 仍然是波动率，而 q_t 代替了 ω，它是随时间变化的长期变动。第一个等式描述了暂时分量 $\sigma_t^2 - q_t$，它将随 $\alpha + \beta$ 的作用收敛到零。第二个等式描述了长期分量 q_t，它将在 ρ 的作用下收敛到 ω。在 EViews 中估计合成模型，选择方程指定对话框中的 Component ARCH 或 Asymmetric Component 选项。为了在方差方程中包括进外生回归变量，要在 Variance Regressors 栏内按以下顺序输入外生变量的名称：首先，列出包含在长期方程中的外生变量名称，接着输入@ 标志 ，然后，列出包含在暂时方程中的外生

变量名称。例如，要把变量 hol 包括在长期方程中，把 jan，en 包括在暂时方程中，输入：hol @ jan en，若仅把 jan 包括在暂时方程中，输入：@ jan。输出结果中的 Perm 的系数：表示长期方程的系数；Tran：表示暂时方程的系数。

第十七章 离散和受限因变量模型

前面所描述的回归方法要求能在连续和无限制的规模上观察到因变量。然而，也经常出现违背上述条件的情形，即产生非连续或受限因变量。我们将会识别三种类型的变量：

1．定性（在离散或排序的规模上）；

2．审查或截断；

3．整数估值（计数数据）。

在这章里我们讨论这几种定性和受限因变量模型的估计方法。EViews 提供了二元或排序（普罗比特 probit、逻辑 logit、威布尔 gompit），审查或截断（托比特 tobit 等），和计数数据模型的估计程序。

§17.1 二元因变量模型

二元因变量模型（Binary Dependent Variable Models）估计方法主要发展与 20 世纪 80 年代初期。普遍应用于经济布局、企业定点、交通问题、就业问题、购买决策领域的研究。例如，公共交通工具和私人交通工具的选择问题。选择利用公共交通工具还是私人交通工具，取决于两类因素：一类是诸如速度、耗费时间、成本等两种交通工具所具有的属性；一类是决策个体所具有的属性，诸如职业、年龄、收入水平、健康状况等。从大量的统计中，可以发现选择结果与影响因素之间具有一定的因果关系。研究这一关系对制定交通工具发展规划无疑是十分重要的。

在本节介绍的模型中，因变量 y 只具有两个值：1 或者 0。 y 可能是代表某一事件出现的虚拟变量，或者是两种选择中的一种。例如，y 可能是每个人（被雇佣或不被雇佣）雇用状况的模型，每一人在年龄、教育程度、种族、婚姻状况和其它可观测的特征方面存在差异，我们将其设为 x 。目标是将个体特征和被雇用的概率之间的关系量化。

假定一个二元因变量 y ，具有 0 和 1 两个值。y 对 x 简单的线性回归是不合适的。而且从简单的线性回归中得到 y 的的拟合值也不局限于 0 和 1 之间。替代地，我们采用一种设定用于处理二元因变量的特殊需要。假定我们用以下模型刻画观察值为 1 的概率为：

$$\Pr(y_i = 1 | x_i, \beta) = 1 - F(-x_i'\beta)$$

这里 F 是一个连续、严格单调递增的函数，它采用实际值并返回一个介于 0 和 1 之间的数。 F 函数的选择决定了二元模型的类型。可以得到

$$\Pr(y_i = 0 | x_i, \beta) = F(-x_i'\beta)$$

给出了这样的设定以后，我们能用极大似然估计方法估计模型的参数。极大似然函数为

$$\lambda(\beta) = \log L(\beta) = \sum_{i=0}^{n} (y_i \log(1 - F(-x_i'\beta)) + (1 - y_i) \log F(-x_i\beta))$$

极大似然函数的一阶条件是非线性的，所以得到参数估计需要一种迭代的解决方法。缺省地，EViews 使用二阶导数用于参数估计的协方差矩阵的迭代和计算。

有两种对这种设定的重要的可选择的解释。首先，二元变量经常作为一种潜在的变量规定被生成。假

定有一个未被观察到的潜在变量 y_i^*，它与 x 是线性相关的：

$$y_i^* = x_i'\beta + u_i$$

这里 u_i 是随机扰动。然后被观察的因变量由 y_i^* 是否超过临界值来决定

$$y_i = \begin{cases} 1 & if \quad y_i^* > 0 \\ 0 & if \quad y_i^* \le 0 \end{cases}$$

为了估计一个二元因变量模型，从主菜单中选择 Object/New Object/Equation 选项。从 Equation Specification 对话框中，选择 Binary estimation method。EViews 既允许你计算拟合概率，$\hat{p} = 1 - F(-x'\hat{\beta})$，也可以计算指标 $x'\hat{\beta}$ 的拟合值或预测值。

§17.2 排序因变量模型

在实际经济生活中，经常会遇到多元离散选择问题。例如，一类问题是将选择对象按照某个准则排队，由决策者从中选择，称为排序因变量模型(Ordered Dependent Variable Models)。在排序因变量模型中，被观察的 y 指出了代表排序或排列的种类的结果。例如，我们可以观察选择处于四种教育结果之一的个体：低于高中、高中、大学、高级学位。或者我们也可以观察被雇用、半退休、全退休的个体。或者是选举问题，选举哪一个候选人。

如同在二元因变量模型中，我们可以通过考虑线性地依赖于解释变量 x 的潜在变量 y_i^* 模仿被观察的反应。

$$y_i^* = x_i'\beta + \varepsilon$$

这里 ε 是一个独立的，分布可识别的随机变量。被观察的 y_i 由 y_i^* 根据以下规则确定：

$$y_i = \begin{cases} 0 & if \quad y_i^* \le \gamma_1 \\ 1 & if \quad \gamma_1 < y_i^* \le \gamma_2 \\ & \mathrm{M} \\ M & if \quad \gamma_M < y_i^* \end{cases}$$

γ_i 是临界值。M 是分类的个数。为了估计这个模型，从 Equation Specification 对话框，选择估计方法 Ordered。

§17.3 检查回归模型

受限被解释变量（Limited dependent variable）指被解释变量的观测值是连续的，但是受到某种限制，得到的观测值并不反映被解释变量的实际状态。例如在一些环境中，只能部分地观察到因变量。在调查数据中，在特定水平之上的收入数据经常被编成密码以保护其机密性。这类问题经常出现在“检查”、“调查”活动中，因此也称为“检查(Censored Regression Models)。

例如，以居民对某一种商品的需求量为解释变量，建立需求函数模型。需求量的观测值是无法得到的，一般用实际购买量作为需求量的观测值。如果这种商品是限量购买的，正象我国过去长期所实行的那样，比如每户最多只能购买 100，那么得到的观测值将处于 0 与 100 之间，而且会有相当比例的观测值为 100。对于购买量小于 100 的个体，有理由认为这个购买量代表了他的需求；但是对于购买量等于 100 的个体，他的需求量很可能是大于 100，所以这个购买量并不代表了他的需求量。也就是说，凡是实际需求量大于 100 的，都用 100 作为样本观测值，等于是将大于 100 的观测值作了归并。这类问题在微观经济活动调查

中普遍存在。从这样的样本数据出发，如果采用经典的方法估计模型，显然是不合适的。

EViews 提供了工具用于完成这些模型的最大似然估计，并将这些结果用于进一步分析。考虑下面的潜在变量回归模型

$$y_i^* = x_i'\beta + \sigma\varepsilon,$$

这里 σ 是一个比例参数。注意同二元因变量模型相比，比例参数 σ 被识别出来，并将同 β 一起被估计。在规范的检查回归模型中，被称作 tobit，被观察的数据 y 由下式给出：

$$y = \begin{cases} 0 & if \quad y_i^* \le 0 \\ y_i^* & if \quad y_i^* > 0 \end{cases}$$

换句话说，y_i^* 的所有负值被定义为 0 值。我们称这些数据在 0 处进行了左归并（left censored）。更一般地，Eviews 允许在任意有限点上的左边和右边截取（归并），所以

$$y_i = \begin{cases} \underline{c}_i & if \quad y_i^* \le \underline{c}_i \\ y_i^* & if \quad \underline{c}_i < y_i^* < \overline{c}_i \\ \overline{c}_i & if \quad \overline{c}_i \le y_i^* \end{cases}$$

这里 $\underline{c}_i$，$\overline{c}_i$ 是代表归并点的固定数值。为估计此模型，从 Equation Specification 对话框，选择 Censored 估计方法。

§17.4 截断回归模型

截断回归模型（Truncated Regression Models）也是受限因变量模型的一种。截断问题，即“掐头”或“去尾”。即不能从全部个体，而只能从一部分个体中随机抽取因变量的样本观测值，而这部分个体的观测值都大于或者小于某个确定值。例如，用居民收入为因变量建立居民收入模型。从理论上讲，居民收入样本数据应该从 0 到无穷大，但是由于客观条件所限，只能在收入处于某一数值以上或者某一数值以下的个体中取得样本观测值。当因变量小于一个临界值或大于另一个临界值，观察值都无法观察到。

一般的两个有限点的截断回归模型可以表示如下：

$$y_i = x_i'\beta + \varepsilon_i$$

$$\underline{c}_i < x_i'\beta + \varepsilon_i < \overline{c}_i \text{。}$$

如果没有较低的截断点，那么我们将设 $\underline{c}_i = -\infty$。如果没有较高的截断点，那么我们将设 $\overline{c}_i = \infty$。为估计此模型，从 Equation Specification 对话框，选择 Censored 估计方法。再选择 Truncated sample 选项估计截断模型。

§17.5 计数模型

当 y 取代表事件发生次数的整数值时，使用计数模型(Count Models)。例如，一个公司提出申请的专利的数目，和在一个固定的时间间隔内经历的失业人数段的数目。Eviews 提供了对于计数数据的几个模型估计的支持。除了标准泊松和负的二项式的极大似然（ML）设定，Eviews 为计数数据提供了大量的准极大似然（QML）的估计量。

为估计此模型，从 Equation Specification 对话框，选择 Count 估计方法，在对话框中键入因变量和解释变量回归项，必须通过列表指定模型，然后选择一种计数模型的类型，如果需要的话，设置 Option 选项项。

第十八章 对数极大似然估计

为了能解决一些特殊的问题，EViews 提供了对数极大似然估计这一工具来估计各种不同类型的模型。对数极大似然估计提供了一个一般的，开放的工具，可以通过这个工具极大化相关参数的似然函数对一大类模型进行估计。

使用对数极大似然估计时，我们用 EViews 的序列生成器，将样本中各个观测值的对数似然贡献描述为一个未知参数的函数。可以给出似然函数中一个或多个参数的解析微分，也可以让 EViews 自动计算数值微分。EViews 将寻找使得指定的似然函数最大化的参数值，并给出这些参数估计的估计标准差。在本章，我们将详细论述对数极大似然估计，并说明其一般特征。

§18.1　概　论

用对数极大似然估计来估计一个模型，主要的工作是建立一个用来求解似然函数的说明文本。似然函数的说明只是一系列对序列的赋值语句，这些赋值语句在极大化的过程中被反复的计算。我们所要做的是写下一组语句，在计算时，这些语句将描述一个包含每个观测值对似然函数贡献的序列。

首先，我们简单地回顾一下线性回归模型的对数极大似然估计方法。考虑多元线性回归模型的一般形式

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{1t} + + \beta_2 x_{2t} + \Lambda + \beta_k x_{kt} + \varepsilon_t \qquad t = 1, 2, \ldots\ldots, T \tag{1}$$

其中 k 是解释变量个数，T 是观测值个数，随机扰动项 $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$，设模型的参数估计量已经求得为 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \Lambda, \hat{\beta}_k$，那么 y_t 服从如下的正态分布：

$$y_t \sim N(\mu, \sigma^2) \tag{2}$$

其中 $$\mu_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1t} + \hat{\beta}_2 x_{2t} + \Lambda + \hat{\beta}_k x_{kt}$$

Y 的随机抽取的 T 个样本观测值的联合概率为

$$\begin{aligned} L(\beta, \sigma^2) &= P(y_1, y_2, \Lambda, y_T) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{T/2} \sigma^T} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^{T} (y_t - \mu_t)^2} \end{aligned} \tag{3}$$

这就是变量 Y 的似然函数。对似然函数求极大值和对对数似然函数求极大值是等价的，对数似然函数为

$$\log L = -\frac{T}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^{T} (y_t - \mu_t)^2 \tag{4}$$

注意到，我们能将对数似然函数写成所有观测值 t 的对数似然贡献的和的形式，

$$\log L(\beta, \sigma) = \sum_{t=1}^{T} l_t(\beta, \sigma) \tag{5}$$

这里每个观测值的贡献由下面的式子给出：

$$l_t(\beta,\sigma)=-\frac{1}{2}\log(2\pi\sigma^2)-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t-\mu_t)^2 \tag{6}$$

以只含一个解释变量的方程为例。假定知道模型参数的真实值，并且想用 EViews 产生一个包含每个观测值的贡献的序列。可以将已知的参数赋值给系数向量的 c(1)到 c(3)元素，然后把下面的赋值语句作为 EViews 的命令或程序来执行。

```
Series res=y-c(1)-c(2)*x
Series var=c(3)
Series logL1=-log(2*3.14159*var)/2- (res^2/var)/2
```

前面两行语句描述了用来存储计算时的中间结果的序列。第一个语句创建了残差序列：res，而第二个语句创建了方差序列：var。而序列 logL1 包含了每个观测值的对数似然贡献的集合。EViews 将对不同参数值重复执行说明中的赋值语句，使用迭代法来求使得对数似然贡献最大的一组参数值。当 EViews 再不能提高全部的似然贡献时，它将停止迭代并在估计输出中报告最终参数值和估计标准差。

§18.2　似然说明

要创建一个似然对象，选择 Objects/New Object.../LogL 或者在命令窗口输入“logL”。似然窗口将打开一个空白说明视图。说明视图是一个文本窗口，在这个窗口里可以输入描述统计模型的说明语句，还可以设置控制估计程序各个方面的选项。

一．似然的定义

正如概述中所描述的那样，似然说明的主线是一系列赋值语句，在计算时，这些赋值语句将产生一个包含样本中每个观测值的对数似然贡献的序列。赋值语句的多少可以由自己决定。

每个似然说明都必须包含一个控制语句，该语句命名了保存似然贡献的序列。语句的格式为：

```
@logL series_name
```

这里 series_name 是保存似然贡献的序列的名字，可以写在似然说明的任何位置。

如果想在估计完成后删除说明中的一个或多个序列，可以使用@temp 语句：

```
@temp series_name1 sereis_name2 ...
```

这个语句告诉 EViews 在对说明的计算完成后，删除列表中的序列。

二．参数名

在上面的例子中，我们使用了系数 c(1) 到 c(3) 作为未知参数的名称。更一般的，出现在说明中一个已命名的系数向量中的每一个元素都将被视为待估参数。可以使用不同的系数向量，用命令创建命名的系数向量，如 coef(4) beta，则定义了 beta(1)，beta(2)，beta(3)，beta(4)，4 个待估计系数。例如似然说明可写为：

```
@logL logL1
res=y-beta(1)-beta(2)*x-beta(3)*z
var= beta(4)
logL1=log(@dnorm(res/@sqrt(var)))-log(var)/2
```

由于说明中的已命名的系数向量的所有元素都将被视为待估参数，必须确定所有的系数确实影响了一个或多个似然贡献的值。如果一个参数对似然没有影响，那么在试图进行参数估计时，将遇到一个奇异错误。注意到除了系数元素外所有的对象在估计过程中都将被视为固定的，不可改变的。例如，假定 omega 是工作文件中一个已命名的标量，如果将子表达式 var 定义如下：var=omega，EViews 将不会估计 omega，omega 的值将被固定在估计的开始值上。

三．估计的顺序

logL 说明包含了一个或多个能够产生包含似然贡献的序列的赋值语句。在执行这些赋值语句的时候，EViews 总是从顶部到底部执行，所以后面计算要用到的表达式应放在前面。

EViews 对整个样本重复的计算每个表达式。EViews 将对模型进行重复计算时采用方程顺序和样本观测值顺序两种不同方式，要用方程顺序来计算，仅加一行关键字“@byeqn”，则 EViews 将先用所有的观测值来计算第一个赋值语句，然后用所有的观测值计算第二个赋值语句，……。要用样本顺序来计算，可以用关键字“@byobs”，EViews 用观测值顺序来计算模型，此种方式是先用第一个观测值来计算所有的赋值语句，接下来是用第二个观测值来计算所有的赋值语句，如此往复，直到估计样本中所有观测值都使用过。如果没有给出计算顺序关键字，那么系统默认为“@byobs”。

四．解析导数

默认情形下，当极大化似然函数和形成标准差的的估计时，EViews 计算似然函数关于参数的数值微分。可以用@deriv 语句为一个或多个导数指定解析表达式，该语句格式为：

@deriv pname1 sname1 pname2 sname2 …

这里 pname 是模型中的一个参数名称，而 sname 是由模型产生的对应的导数序列的名称。

五．导数步长

如果模型的参数没有指定解析微分，EViews 将用数值方法来计算似然函数关于这些参数的导数。在计算导数时的步长由两个参数控制：r (相对步长)和 m（最小步长）。用$\theta^{(i)}$表示参数θ在第 i 次迭代时的值，那么在第 i+1 次迭代时的步长由下式定义：

$$s^{(i+1)} = \max(r\theta^{i}, m) \tag{18.5}$$

双侧数值微分被定义为：

$$\frac{f(\theta^{(i)} + s^{(i+1)}) - f(\theta^{(i)} - s^{(i+1)})}{2s^{(i+1)}} \tag{18.6}$$

而单侧数值微分则由下式计算：

$$\frac{f(\theta^{(i)} + s^{(i+1)}) - f\theta^{(i)}}{s^{(i+1)}} \tag{18.7}$$

这里 f 是似然函数。双侧导数更加精确，但它要对似然函数进行的计算量大概是单侧导数的两倍，运行时间上也是如此。

@derivstep可以用来控制步长和在每次迭代时计算导数的方法。关键字@derivstep后面必须设置三项：被设置的参数名（或用关键字@all代替）；相对步长；最小步长。默认的最小步长被设置为机器ε的平方根(1.49e-8)而最小步长为m＝10^{10}。

§18.3　估 计

定义了一个似然对象后，可以在似然窗口工具栏中单击 Estimate，打开估计对话框。

一．初值

默认情况下，EViews 使用储存在系数向量或已估计的其它系数向量中的值。如果在说明中用了@param 语句，那么就使用该语句指定的值来代替。

二．估计样本

在估计对数似然函数的参数时，Eviews 将在 Estimation Option 对话框里指定了当前工作文件的观测值样本，需根据滞后次数。重新确定样本区间。

§18.4　LogL 视图

·**likelihood Specification:** 显示定义和编辑似然说明的窗口。

·**Estimation Output:** 显示通过最大化似然函数得到的估计结果。

·**Covariance Matrix:** 显示参数估计的协方差矩阵。这是通过计算在最优参数值下一阶导数的外积的和的逆求得的。可以用@cov 这个函数将其保存为(SYM)矩阵。

·**Wald Coefficient Test:** 执行 Wald 系数限制检验。参看第 14 章，系数检验，关于 Wald 检验的讨论。

·**Gradients:** 如果模型没有被估计，显示当前参数值下 logL 的梯度（一阶导数）视图，若模型已经被估计，则显示收敛的参数值下 logL 的梯度视图。当你处理收敛问题时，这些图将成为有用的鉴别工具。

·**Check Derivatives :** 如果使用了@param 语句，显示在初值下数值微分和解析微分（如果可获得）的值，如果没有使用@param 语句，则给出在当前值下数值微分和解析微分的值。

§18.5　LogL 过程

·**Estimate.:** 弹出一个设置估计选项的对话框，并估计对数似然函数的参数。

·**Make Model :** 建立一个估计对数似然函数说明的未命名的模型对象。

·**Make Gradient Group :** 在参数估计值下创建一个未命名的对数似然函数的梯度组（一阶导数）。这些梯度常用来构造拉格朗日乘数检验。

·**Update Coefs from LogL :** 用似然函数对象得出的估计值来更新系数向量。该过程让你可以将极大似然估计结果作为其他估计问题的初始值。

大多数这些过程和 EViews 的其他估计对象相似。下面我们将着重介绍 **LogL** 对象所独有的特征。

1．估计输出

LogL 对象的标准输出除了包含系数和标准差估计外，还描述了估计的方法，估计使用的样本，估计的日期和时间，计算顺序以及估计过程收敛的信息。

2．梯度

梯度概要、图表、表格视图可以检查似然函数的梯度。如果模型尚未估计，那么就在当前参数值下计算梯度，若模型已经估计出来了，就在收敛的参数值下计算。

第十九章 系统估计

本章讲述的内容是估计联立方程组参数的方法。包括最小二乘法 LS、加权最小二乘法 WLS、似乎不相关回归法 SUR、二阶段最小二乘法 TSLS、加权二阶段最小二乘法 W2LS、三阶段最小二乘法 3LS、完全信息极大似然法 FIML 和广义矩法 GMM 等估计方法。

§19.1 理论背景

模型系统就是一组包含未知数的方程组。以一个由国内生产总值（Y）、居民消费总额（C）、投资总额（I）、政府消费额（G）和短期利率（r）等变量构成的简单的宏观经济系统为例：

$$\begin{cases} \log C_t = \alpha_0 + \alpha_1 \log Y_t + \alpha_2 \log C_{t-1} + \alpha_3 \log r_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\ \log I_t = \beta_0 + \beta_1 \log Y_t + \beta_2 \log I_{t-1} + \beta_3 \log r_{t-2} + \varepsilon_{2t} \\ Y_t = C_t + I_t + G_t \end{cases} \tag{19.1}$$

其中，前两个方程是行为方程，第三个方程表示国内生产总值在假定进出口平衡的情况下，由居民消费、投资和政府消费共同决定，是一个衡等方程，也称为定义方程。这就是一个简单的描述宏观经济的联立方程模型。在联立方程模型中，对于其中每个方程，其变量仍然有被解释变量与解释变量之分。但是对于模型系统而言，已经不能用被解释变量与解释变量来划分变量。对于同一个变量，在这个方程中作为被解释变量，在另一个方程中则可能作为解释变量。对于联立方程系统而言，将变量分为内生变量和外生变量两大类，外生变量与滞后内生变量又被统称为前定变量。一般的联立方程系统形式是：

$$f(y_t, x_t, \beta) = \varepsilon_t \tag{19.2}$$

这里 y_t 是一个内生变量向量， x_t 是外生变量向量， ε_t 可以是序列相关的扰动项向量。估计的任务是

寻找参数向量 β 的估计量。

EViews 提供了估计系统参数的两类方法。一类方法是使用前面讲过的单方程法对系统中的每个方程分别进行估计。第二类方法是同时估计系统方程中的所有参数，这种同步方法允许对相关方程的系数进行约束并且使用能解决不同方程残差相关的方法。这里，应该区分系统和模型的差别。模型是一组描述内生变量关系的已知方程组，给定了模型中外生变量的值可以使用模型对内生变量求值。

§19.2 系统估计方法

下面的讨论是以线性方程的组成的平衡系统为对象的，但是这些分析也适合于包含非线性方程的非平衡系统。若一个系统，含有 M 个方程，用分块矩阵形式表示如下：

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & X_2 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & X_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_M \end{bmatrix} \tag{19.3}$$

这里y_m是T维向量，X_m是$T\times k_m$矩阵，β_m是k_m维的系数向量，误差项ε的协方差矩阵是$MT\times MT$的方阵V。我们简单的将其表示为：

$$y = X\beta + \varepsilon \tag{19.4}$$

在标准假设下，系统残差的协方差阵为：

$$V = E(\varepsilon\varepsilon') = \sigma^2 I_M \otimes I_T \tag{19.5}$$

式中算子$\otimes$表示克罗内克积(Kronecker Product)，简称叉积，还有一些的残差方差的结构不满足标准假设。首先，不同方程的残差可能是异方差的；其次，他们除了异方差还可能是同期相关的。我们可以定义不同的 $M\times M$ 的同期相关矩阵Σ来对这两种情况进行区分，Σ的第 i 行第 j 列的元素是$\sigma_{ij} = E(\varepsilon_{it}\varepsilon_{jt})$，对所有 t 都成立。如果残差是同期不相关的，若 $i\neq j$, 则$\sigma_{ij}=0$，V 可以写成：

$$V = diag(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \cdots, \sigma_M^2) \otimes I_T \tag{19.6}$$

更一般的，如果残差是异方差且同期相关的，则 V 可以写成：

$$V = \Sigma \otimes I_T \tag{19.7}$$

最后，最一般的情况是存在异方差、同期相关的同时，残差是自相关的，残差的方差矩阵应写成：

$$V = \begin{bmatrix} \sigma_{11}\Omega_{11} & \sigma_{12}\Omega_{12} & \cdots & \sigma_{1M}\Omega_{1M} \\ \sigma_{21}\Omega_{21} & \sigma_{22}\Omega_{22} & \cdots & \sigma_{2M}\Omega_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1}\Omega_{M1} & \sigma_{M2}\Omega_{M2} & \cdots & \sigma_{MM}\Omega_{MM} \end{bmatrix} \tag{19.8}$$

这里，Ω_{ij}是第 i 个方程和第 j 个方程的自相关矩阵。系统中方程可以是线性的也可以是非线性的，还可以包含自回归误差项。下面是各种估计方法。

一、普通最小二乘法（Ordinary Least Squares , LS）

这种方法是在联立方程中服从关于系统参数的约束条件的情况下，使每个方程的残差平方和最小。如果没有这样的参数约束，这种方法和使用单方程普通最小二乘法估计每个方程式一样的。

二、加权最小二乘法(Weighted Least Squares , WLS)

这种方法通过使加权的残差平方和最小来解决联立方程的异方差性，方程的权重是被估计的方程的方差的倒数，来自未加权的系统参数的估计值。如果方程组没有联立约束（参数、异方差），该方法与未加权单方程最小二乘法产生相同的结果。

三、似乎不相关回归(Seemingly Unrelated Regression , SUR)

该方法也称作多元回归法或 Zellner 法，既考虑到异方差性也考虑到不同方程的误差项的相关性。对联立方程协方差阵的估计是建立在对未加权系统的参数估计基础上的。注意到因为 EViews 考虑了联立方程间的约束，所以可以估计更为广泛的形式。

四、二阶段最小二乘法(Two-Stage Least Squares , TSLS)

系统二阶段最小二乘法方法（STSLS）是前面描述的单方程二阶段最小二乘估计的系统形式。当方程右边变量与误差项相关，但既不存在异方差，误差项之间又不相关时，STSLS 是一种比较合适的方法。EViews 在实施联立方程约束同时，对未加权系统的每个方程进行二阶段最小二乘估计，如果没有联立方程的约束，得到的结果与未加权单方程的最小二乘（TSLS）结果相同。

五、加权二阶段最小二乘法(Weighted Two-Stage Least Squares , WTSLS)

该方法是加权最小二乘法的二阶段方法。当方程右边变量与误差项相关并且存在异方差但误差项之间不相关时，W2LS 是一种比较合适的方法。EViews 首先对未加权系统进行二阶段最小二乘，根据估计出来的方程的方差求出方程的权重，如果没有联立方程的约束，得到的一阶段的结果与未加权单方程的最小二乘结果相同。

六、三阶段最小二乘法(Three-Stage Least Squares , 3SLS)

3SLS 是 SUR 的二阶段最小二乘。当方程右边变量与误差项相关并且存在异方差，同时残差项相关时，3LSL 是有效方法。EViews 对未加权系统进行二阶段最小二乘，并实施任何联立方程参数的约束。得到的估计结果被用来形成完全联立方程的协方差矩阵估计，用估计的协差矩阵转换方程，以消除联立方程误差项之间的相关。最后 TSLS 被用于转换后的模型。

七、完全信息极大似然法(Full Information Maximum Likelihood , FIML)

在同期误差项假定为联合正态分布的情况下，FIML 估计出似然函数，如果似然函数能准确的描述，该方法非常有效。FIML 是一种系统估计方法，同时处理所有的方程和所有的参数。

八、广义矩法(Generalized Method of Moments , GMM)

广义矩估计是 M-估计法的一种，即使判别函数最小化。因为不需要知道扰动项的确切分布信息，所以该方法很实用。GMM 估计基于假设方程组中的扰动项和一组工具变量不相关。GMM 估计是将准则函数定义为工具变量与扰动项的相关函数，使其最小化得到的参数为估计值。如果在准则函数中选取适当的权数矩阵，广义矩法可用于解决方程间存在异方差和未知分布的残差相关。

§19.3 建立和说明系统

一、建立系统：建立了工作文件后，单击 **Object/New Object/system** 或者在命令窗口输入 **system**，系统对象窗口就会出现，如果是第一次建立系统，窗口是空白的，在指定窗口输入方程。

规则 1：方程组中，变量和系数可以是非线性的。通过在不同方程组中使用相同的系数进行约束。

规则 2：系统方程可以包含自回归误差项（注意不是 MA、SAR 或 SMA 误差项），用系数来说明每一个 AR 项（方括号，等号，系数，逗号）

规则 3：方程中的等号可以出现在方程的任意位置。

规则 4：如果方程没有误差项，则该方程就是恒等式，系统中不应该含有这样的方程，如果必须有的话，应该先解出恒等式将其代入行为方程。

规则 5：应该确信系统中所有扰动项之间没有衡等的联系，即应该避免联立方程系统中某些方程的线性组合可能构成与某个方程相同的形式。

二、工具变量：如果用 2LS、3LS 或者 GMM 来估计参数，必须对工具变量做出说明。说明工具变量有两种方法：若要在所有的方程中使用同样的工具，说明方法是以 **inst** 开头，后面输入所有被用作工具变量的外生变量。例如：

```
inst   gdp(-1 to -4)   x   gov
```

如果系统估计不需要使用工具，则这行将被忽略。若要对每个方程指定不同的工具，应该在每个方程的后面附加“@”并且后面输入这个方程需要的工具变量。例如：

```
cs=c(1)+c(2)*gdp+c(3)*cs(-1)   @   cs(-1) inv(-1) gov
inv=c(4)+c(5)gdp(-1)+c(6)*gov   @   gdp(-1) gov
```

三、附加说明：不管是否说明，常数总是被作为每个方程的工具变量；方程右边的所有外生变量都应该被列出来作为工具变量；方程右边的变量至少要与所列的工具变量一样多。

四、初始值：如果系统中包括非线性方程，可以为部分或所有的参数指定初始值，可以用 **param** 开头的语句来设定。例如：param c(1) .15　b(3) .5。为 c(1)和 b(3)设定初值。如果不提供初值，EViews 使用当前系数向量的值。

五、系统估计：创建和说明了系统后，单击工具条的 **Estimate** 键，在弹出的对话框中选择估计方法和各个选项。

六、迭代控制：对于 WLS、SUR、W2LS，3LS，GMM 估计法和非线性方程的系统，有附加的估计问题，包括估计 GLS 加权矩阵和系数向量。

1．一次确定加权矩阵（Update weights once, then…）

（1）选项 **Iterate coefs to convergence** 是缺省选项，EViews 使用一阶段迭代得到的残差形成一个加权矩阵，并保持不变。在过程的第二阶段，EViews 使用估计的加权矩阵估计新的系数。如果模型是非线性的，EViews 迭代系数估计直到收敛。

（2）选项 **Update coefs once**，在第一阶段估计系数并构成加权矩阵的估计量。在第二阶段，只进行系数的一步迭代。

2．迭代权数和系数选择（Iterate Weights and Codfs）

（3）选项 **Simultaneous**，每次迭代都更新系数和加权矩阵，直到系数和加权矩阵都收敛。

（4）选项 **Sequential**，反复执行上述（1）的缺省方法，直到系数和加权矩阵都收敛。

3．**2SLS Estimates/GMM S.E**，若存在异方差或残差相关同时存在时能估计有效的协方差和标准误差。

4．如果选择了 **GMM-Time series（HAC）**项，对话框将会增加选项来说明加权矩阵：

选项 **Prewhitening**，在估计之前运行一个初步的 VAR(1)从而"吸收" 矩条件中的相关性。

选项 **Kernel Option**，计算加权矩阵时自协方差的权重由 *Kernel* 函数决定。

选项 **Bandwidth selection**，自协方差的权重给定后，权重如何随着自协方差的滞后而变化由该选项决定。如果选择 **Fixed** 项，可以输入带宽值或输入 *nw* 从而使用 *Newey* 和 *West* 的固定带宽选择准则。

5．在 **option** 选项中，可以设定估计的选项，包括收敛标准，最大的迭代次数和导数计算的设定。

七、估计结果输出：系统估计输出的结果包括系统参数估计值、标准差和每个系数的*t*-统计值。另外，EViews还给出了残差的协方差矩阵的行列式的值；对于FIML估计法，还提供它的极大似然值。除此之外，EViews还给出了每个方程的简要的统计量，如R^2，Durbin-Wstson统计值，回归标准差，残差平方和等等。

§19.4　系统的应用

得到估计结果后，系统对象提供了检查结果的工具，依次进行参考和详细讨论。

1. 系统的查看（View）：与单方程的查看相类似。

View/System Specification：显示系统说明窗口，也可以通过直接单击菜单中的 Spec 来显示。

Views/Estimation Output：显示系统的估计值和统计量，也可以直接单击菜单中的 Stats 来显示。

Views/Residuals/Graph：显示系统中每个方程的残差图形。

Views/Residuals/Correlation Matrix：计算每个方程残差的同步相关系数。

Views/Residuals/Covariance Matrix：计算每个方程残差的同步协方差。

View/Coefficient Covariance Matrix：查看估计得到的协方差矩阵。

View/Wald Coefficient Tests…：做系数假设检验，详细讨论见第 14 章。

Views/Endognous Table：列出系统中所有的内生变量。

Views/Endognous Table：列出系统中所有的内生变量的图形。

2. 系统的过程（Procs）

系统与单方程的显著区别是系统的 Procs 内没有预测，如果要进行模拟或预测，必须使用模型对象。

Procs/Make Model：EViews 将打开由已估计系统转化的模型（参数已知），然后可以用这个模型进行模拟和预测。

Procs/Estimate…：打开估计系统的对话框，也可以通过直接单击 Estimate 进行估计。

Procs/Make Residuals：显示系统中每个方程的残差项序列。

Procs/Make Endogenous Group：建立包含内生变量的未命名的组对象。

§19.5　命　令

如要建立一个系统，在 system 后面输入系统名：system　demand1。这样就建立一个名为 demand1 的系统，如果要对系统进行估计，在系统名后输入一个点并输入估计系统所需要的估计方法如输入：sys1.fiml，就可以对系统 sys1 用完全信息极大似然法进行估计。如要获得建立系统对象所需的完整命令表和选项请参考命令和语法参考。

第二十章 向量自回归和误差修正模型

联立方程组的结构性方法是用经济理论来建立变量之间关系的模型。但是，经济理论通常并不足以对变量之间的动态联系提供一个严密的说明。并且，内生变量既可以出现在等式的左端又可以出现在等式的右端使得估计和推断更加复杂。为解决这些问题产生了一种用非结构性方法来建立各个变量之间关系的模型。就是这一章讲述的向量自回归模型（Vector Auto regression, VAR）以及向量误差修正模型（Vector Error Correction, VEC）的估计与分析。同时给出一些检验几个非稳定变量之间协整关系的工具。

§20.1 向量自回归理论

向量自回归（VAR）常用于预测相互联系的时间序列系统以及分析随机扰动对变量系统的动态影响。VAR 方法通过把系统中每一个内生变量作为系统中所有内生变量的滞后值的函数来构造模型，从而回避了结构化模型的需要。一个 VAR(p) 模型的数学形式是：

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \cdots + A_p y_{t-p} + Bx_t + \varepsilon_t \tag{20.1}$$

这里 y_t 是一个 k 维的内生变量，x_t 是一个 d 维的外生变量。$A_1, \cdots, A_P$ 和 B 是要被估计的系数矩阵。ε_t 是扰动向量，它们相互之间可以同期相关，但不与自己的滞后值相关及不与等式右边的变量相关。

作为 VAR 的一个例子，假设工业产量（IP）和货币供应量（M1）联合地由一个双变量的 VAR 模型决定，并且让常数为唯一的外生变量。内生变量滞后二阶的 VAR(2)模型是：

$$IP_t = a_{11} IP_{t-1} + a_{12} M1_{t-1} + b_{11} IP_{t-2} + b_{12} M1_{t-2} + C_1 + \varepsilon_{1,t}$$

$$M1_t = a_{2,1} IP_{t-1} + a_{22} M1_{t-1} + b_{21} IP_{t-2} + b_{22} M1_{t-2} + C_2 + \varepsilon_{2,t} \tag{20.2}$$

其中，a_{ij} ,b_{ij} , c_i 是要被估计的参数。也可表示成：

$$\begin{pmatrix} IP_t \\ M1_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} IP_{t-1} \\ M1_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} IP_{t-2} \\ M1_{t-2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{pmatrix}$$

§20.2 估计 VAR 模型及估计输出

选择 **Quick/Estimate VAR…**或者在命令窗口中键入 var，并在出现对话框内添入适当的信息：

1．选择说明类型：**Unrestricted VAR**（无约束向量自回归）或者 **Vector Error Correction**（向量误差修正）
2．设置样本区间。
3．在适当编辑框中输入滞后信息。这一信息应被成对输入：每一对数字描述一个滞后区间。
4．在相应的编辑栏中输入适当的内生及外生变量。

§20.3 VAR 视图和过程

在 VAR 窗口的 **View/Lag Structure** 和 **View/Residual Tests** 菜单下将提供一系列的诊断视图。

（一）**Lag Structure(滞后结构)**

1．AR Roots Table/Graph(AR 根的图表)

2．Pairwise Granger Causality Tests(Granger 因果检验)

Granger 因果检验主要是用来检验一个内生变量是否可以作为外生变量对待。

3．Lag Exclusion Tests(滞后排除检验)

4．Lag Length Criteria(滞后长度标准)

（二）**Residual Tests(残差检验)**

1．**相关图**

显示 VAR 在指定的滞后数的条件下的被估计的残差交叉相关图（样本自相关）。交叉相关图能以三种形式显示：（1）Tabulate by Variable；（2）Tabulate by Lag；（3）Graph。

2．**自相关检验**

计算与指定阶数所产生的残差序列相关的多变量 Q 统计量，同时计算出 Q 统计量和调整后的 Q 统计量。在原假设是滞后 h 期没有序列相关的条件下，两个统计量都近似的服从自由度为 $k^2(h-p)$ 的 χ^2 统计量，其中 p 为滞后阶数。

3．**自相关 LM 检验**：计算与指定阶数所产生的残差序列相关的多变量 LM 检验

4．**正态检验**：计算 J-B 残差正态检验的多变量范围。

5． **White 异方差检验**

这些检验是针对系统方程的 White's 检验范围，这个回归检验是通过残差序列每一个回归量交叉项乘积的回归来实现的，并检验回归的显著性。

No Cross Terms 选项仅仅用于原始回归量的水平和平方检验。

With Cross Terms 选项包括被检验方程中原始回归变量所有的非多余的交叉乘积。

§20.4 脉冲响应函数

（一）脉冲响应函数方法

对第 i 个变量的冲击不仅直接影响第 i 个变量，并且通过 VAR 模型的动态结构传导给所有的其它内生变量。脉冲响应函数刻画的是在一个扰动项上加上一次性的一个冲击，对内生变量的当前值和未来值所带来的影响。设 VAR(p)模型为

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \Lambda + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t \qquad (20.9)$$

这里 y_t 是一个 k 维内生变量向量，ε_t 是方差为 Ω 的扰动向量。y_t 的 VMA（∞）的表达式

$$y_t = (\psi_0 I + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \Lambda)\varepsilon_t \qquad (20.10)$$

假如 VAR(p)可逆，y_t 的 VMA 的系数可以由 VAR 的系数得到。设 $\psi_q = (\psi_{q,ij})$，q =1，2，3，….. ，则 y 的第 i 个变量 y_{it} 可以写成：

$$y_{it} = \sum_{j=1}^{k} (\psi_{0,ij}\varepsilon_{jt} + \psi_{1,ij}\varepsilon_{jt-1} + \psi_{2,ij}\varepsilon_{jt-2} + \psi_{3,ij}\varepsilon_{jt-3} + \Lambda\ \Lambda) \qquad (20.12)$$

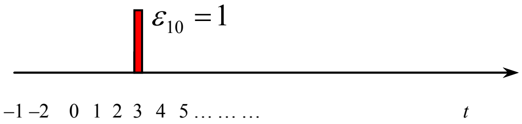
其中 k 是变量个数。下面仅考虑两个变量(k=2)的情形：

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \psi_{0,11} & \psi_{0,12} \\ \psi_{0,21} & \psi_{0,22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \psi_{1,11} & \psi_{1,12} \\ \psi_{1,21} & \psi_{1,22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \psi_{2,11} & \psi_{2,12} \\ \psi_{2,21} & \psi_{2,22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t-2} \\ \varepsilon_{2,t-2} \end{pmatrix} + \Lambda$$

现在假定在基期给 y_1 一个单位的脉冲，即：

$$\varepsilon_{1t} = \begin{cases} 1, & t = 0 \\ 0, & else \end{cases}$$

$$\varepsilon_{2t} = 0, \quad \forall t$$



由 y_1 的脉冲引起的 y_2 的响应函数：$\psi_{0,21}, \psi_{1,21}, \psi_{2,21} \Lambda$

因此，一般地，由对 y_j 的脉冲引起的 y_i 的响应函数可以求出如下：

$$\psi_{0,ij}, \psi_{1,ij}, \psi_{2,ij}, \psi_{3,ij}, \psi_{4,ij}, \Lambda \ \Lambda$$

（二）由 VAR 产生脉冲响应函数

从 VAR 工具栏中选择 **Impulse Response…**，得到的对话框，有两个菜单：

1．Display 菜单提供下列选项：

Display Format :选择以图或表来显示结果。

Display Information :输入希望产生扰动的变量和希望观察其脉冲响应的变量。为了显示累计的响应，需要选中 **Accumulate Response** 框。

Response Standard Error：提供计算脉冲响应标准误差的选项。

2．Impulse Definition 菜单提供了转换脉冲的选项：

（**1**）**Residual-One Unit** 设置一单位残差的冲击。

（**2**）**Residual-One Std.Dev.** 设置残差的一单位标准偏差的冲击。

（**3**）**Cholesky** 用正交于脉冲的 Cholesky 因子的残差协方差矩阵的逆。

d.f.adjustment：在估计的残差协方差矩阵除以 Cholesky 因子时进行小样本的自由度修正。

no d.f.adjustment：在估计的残差协方差矩阵除以 Cholesky 因子时不进行小样本的自由度修正。

（**4**）**Generalized Impluses:**描述 Pesaran 和 Shin(1998)构建的不依赖于 VAR 中等式的次序的正交的残差矩阵。

（**5**）**Structural Decomposition:**用结构因子分解矩阵估计的正交转换矩阵。

6．User Specified:在这个选项中允许自己定义冲击。

§20.5 方差分解

脉冲响应函数描述的是 VAR 中的一个内生变量的冲击给其他内生变量所带来的影响。而方差分解是把内生变量中的变化分解为对 VAR 的分量冲击。因此，方差分解给出对 VAR 中的变量产生影响的每个随机扰动的相对重要性的信息。

一、方差分解的基本思路

(20.12)式中各括号( )中的内容是第 j 个扰动项 ε_j 从无限过去到现在时点对第 i 个变量 y_i 影响的总和。求其方差，因为 $\{\varepsilon_{jt}\}$ 无序列相关，故

$$E[(\psi_{0,ij}\varepsilon_{jt} + \psi_{1,ij}\varepsilon_{jt-1} + \psi_{2,ij}\varepsilon_{jt-2} + \Lambda)^2] = \sum_{q=0}^{\infty}(\psi_{q,ij})^2 \sigma_{jj} \qquad j = 1, 2, ..., k \qquad (20.17)$$

这是把第 j 个扰动项对第 i 个变量的从无限过去到现在时点的影响，用方差加以评价的结果。此处还

假定扰动项向量的协方差矩阵Ω是对角矩阵。于是y_{it}的方差$r_{ii}(0)$是上述方差的k项简单和

$$\mathrm{var}(y_{it}) = r_{ii}(0) = \sum_{j=1}^{k}\{\sum_{q=0}^{\infty}(\psi_{q,ij})^2\sigma_{jj}\} \qquad (20.19)$$

y_{it}的方差可以分解成k种不相关的影响，因此为了测定各个扰动相对y_{it}的方差有多大程度的贡献，定义了 RVC（Relative Variance Contribution）（相对方差贡献率），根据第j个变量基于冲击的方差对y_{it}的方差的相对贡献度来作为观测第j个变量对第i个变量影响的尺度。实际上，不可能用直到$s=\infty$的$\psi_{k,ij}$来评价，只需有限的 s 项。

$$RVC_{j->i}(s) = \frac{\sum_{q=0}^{s-1}(\psi_{q,ij})^2\sigma_{jj}}{\sum_{j=1}^{k}\{\sum_{q=0}^{s-1}(\psi_{q,ij})^2\sigma_{jj}\}} \qquad i,j = 1, 2, \cdots, k \qquad (20.22)$$

如果$RVC_{j->i}(s)$大时，意味着第j个变量对第i个变量的影响大，相反地，$RVC_{j->i}(s)$小时，可以认为第j个变量对第i个变量的影响小。

二、如何由 VAR 计算方差分解

从 VAR 的工具栏中选 **View/Variance decomposition** 项。应当提供和上面的脉冲响应函数一样的信息。

§20.6　VAR 过程

在这里仅就对 VAR 是唯一的过程进行讨论。**Make Systerm**：产生一个包括等同于 VAR 详细定义的对象。**By Variable** 选项产生一个系统，其详细的说明和系数的显示是以变量的次序来显示。**By Lag** 产生一个以滞后数的次序来显示其详细的说明和系数的系统。

§20.7　向量误差修正及协整理论

Engle 和 Granger（1987a）指出两个或多个非平稳时间序列的线性组合可能是平稳的。假如这样一种平稳的或$I(0)$的线性组合存在，这些非平稳（有单位根）时间序列之间被认为是具有**协整关系**的。这种平稳的线性组合被称为**协整方程**且可被解释为变量之间的长期均衡关系。

向量误差修正模型（VEC）是一个有约束的 VAR 模型，并在解释变量中含有协整约束，因此它适用于已知有协整关系的非平稳序列。当有一个大范围的短期动态波动时，VEC 表达式会限制内生变量的长期行为收敛于它们的协整关系。因为一系列的部分短期调整可以修正长期均衡的偏离，所以协整项被称为是**误差修正项**。一个简单的例子：考虑一个两变量的协整方程并且没有滞后的差分项。协整方程是：

$$y_{2,t} = \beta \cdot y_{1,t}$$

且 VEC 是：

$$\Delta y_{1,t} = \gamma_1(y_{2,t-1} - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

$$\Delta y_{2,t} = \gamma_2(y_{2,t-1} - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{2,t}$$

在这个简单的模型中，等式右端唯一的变量是误差修正项。在长期均衡中，这一项为 0。然而，如果y_1, y_2在上一期偏离了长期均衡，则误差修正项非零并且每个变量会进行调整以部分恢复这种均衡关系。

系数γ_1, γ_2代表调整速度。

如果两个内生变量 $y_{1,t}$ 和 $y_{2,t}$ 不含趋势项并且协整方程有截距，则 VEC 有如下形式：

$$\Delta y_{1,t} = \gamma_1(y_{2,t-1} - \mu - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

$$\Delta y_{2,t} = \gamma_2(y_{2,t-1} - \mu - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{2,t}$$

另一个 VEC 表达式假设在序列中有线性趋势并且在协整方程中有常数，因此它的形式如下：

$$\Delta y_{1,t} = \delta_1 + \gamma_1(y_{2,t-1} - \mu - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

$$\Delta y_{2,t} = \delta_2 + \gamma_2(y_{2,t-1} - \mu - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{2,t}$$

相似地，协整方程中可能有趋势项，但在两个 VEC 方程中没有趋势项。

$$\Delta y_{1,t} = \delta_1 + \gamma_1(y_{2,t-1} - \mu - \rho_1 t - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

$$\Delta y_{2,t} = \delta_2 + \gamma_2(y_{2,t-1} - \mu - \rho_1 t - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{2,t}$$

最后，如果在每个 VEC 等式的括号外存在线性趋势项，那么序列中便存在着隐含的二次趋势项。

$$\Delta y_{1,t} = \delta_1 + \rho_1 t + \gamma_1(y_{2,t-1} - \mu - \zeta_1 t - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{1,t}$$

$$\Delta y_{2,t} = \delta_2 + \rho_2 t + \gamma_2(y_{2,t-1} - \mu - \zeta_1 t - \beta \cdot y_{1,t-1}) + \varepsilon_{2,t}$$

§20.8　协整检验

协整检验从检验的对象上可以分为两种：一种是基于回归系数的协整检验，如下面将要介绍的 Johansen 协整检验。另一种是基于回归残差的协整检验，如 ADF 检验。

（一）ADF 检验

考虑 k 个 $I(1)$ 变量的时间序列 $y_{1t}, y_{2t}, \Lambda, y_{kt}$，$k \geq 1$，$t = 1, 2, \Lambda, T$，我们可以建立三种回归方程：

$$y_{1t} = \sum_{j=2}^{n} \boldsymbol{\beta}_j y_{jt} + u_t \tag{20.28}$$

$$y_{1t} = a_0 + \sum_{j=2}^{n} \boldsymbol{\beta}_j y_{jt} + u_t \tag{20.29}$$

$$y_{1t} = a_0 + a_2 t + \sum_{j=2}^{n} \boldsymbol{\beta}_j y_{jt} + u_t \tag{20.30}$$

其中 u_t 为扰动项。在 EViews 中执行 ADF 协整检验，须先计算残差 $\hat{u}_t$，对 $\hat{u}_t$ 进行单位根检验，从而确定 $y_{1t}, y_{2t}, \Lambda, y_{kt}$ 之间是否有协整关系。

（二）Johansen 协整检验

协整检验的目的是决定一组非稳定序列是否是协整的。考虑阶数为 p 的 VAR 模型：

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \cdots + A_p y_{t-p} + Bx_t + \varepsilon_t \tag{20.31}$$

其中，y_t 是一个含有非平稳的 I (1)变量的 k 维向量；x_t 是一个确定的 d 维的向量，ε_t 是扰动向量。我们可把 VAR 重写为以下形式：

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + Bx_t + \varepsilon_t \tag{20.32}$$

其中：
$$\Pi = \sum_{i=1}^{p} A_i - I , \qquad \Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^{p} A_j \tag{20.33}$$

Granger 定理指出：如果系数矩阵 Π 的秩 $r < k$，那么存在 $k \times r$ 阶矩阵 α 和 β，它们的秩都是 r，使得 $\Pi = \alpha\beta'$，并且 $\beta' y_t$ 是稳定的。其中 r 是协整关系的数量（协整秩）并且 β 的每列是协整向量。正如下面解释，α 中的元素是向量误差修正模型 VEC 中的调整参数。Johansen 方法是在无约束 VAR 的形式下估计 Π 矩阵，然后求出 β，从而检验出协整秩，（秩（Π）$= r < k$），得出协整向量。为了完成协整检验，从 VAR 或组的工具栏中选择 **View/Cointegration Test…**即可。
EViews 对 Johansen 考虑的下面五种可能的决定趋势形式提供了检验
（1）序列 y 没有确定趋势，协整方程没有截距：

$$H_2(r)\text{：}\Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha\beta' y_{t-1}$$

（2）序列 y 没有确定趋势，协整方程有截距：

$$H_1^*(r)\text{：}\Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha(\beta' y_{t-1} + \rho_0)$$

（3）序列 y 有线性趋势，协整方程仅有截距：

$$H_1(r)\text{：}\Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha(\beta' y_{t-1} + \rho_0) + \alpha_\perp \gamma_0$$

（4）序列 y 和协整方程都有线性趋势：

$$H^*(r)\text{：}\Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha(\beta' y_{t-1} + \rho_0 + \rho_1 t) + \alpha_\perp \gamma_0$$

（5）序列 y 有二次趋势且协整方程有线性趋势：

$$H(r)\text{：}\Pi y_{t-1} + Bx_t = \alpha(\beta' y_{t-1} + \rho_0 + \rho_1 t) + \alpha_\perp (\gamma_0 + \gamma_1 t)$$

Johansen 协整检验结果的解释：表中第一部分的报告结果检验了协整关系的数量，并以两种检验统计量的形式显示：第一种检验结果是所谓的迹统计量，列在第一个表格中：第二种检验结果是最大特征值统计量；列在第二个表格中。对于每一个检验结果，第一列显示了在原假设成立条件下的协整关系数；第二列是（20.32）式中 Π 矩阵按由大到小排序的特征值；第三列是迹检验统计量或最大特征值统计量；最后两列分别是在 5%和 1%水平下的临界值。

在迹统计量的输出中检验原假设是有 r 个协整关系，而不是 k 个协整关系，其中 k 是内生变量的个数，r=0 , 1 , …, k-1。对原假设是有 r 个协整关系的迹统计量是按如下的方法计算的：

$$LR_{tr}(r \mid k) = -T \sum_{i=r+1}^{k} \log(1-\lambda_i) \tag{20.34}$$

其中 λ_i 是（20.32）式中 $\prod$ 矩阵的第 i 个最大特征值，在输出表的第二列显示。

最大特征值统计量的检验结果表，它所检验的原假设是有 r 个协整关系，反之，有 r+1 个协整关系。统计量是按下面的方法计算的：

$$LR_{\max}(r \mid r+1) = -T \log(1-\lambda_{r+1})$$

$$= LR_{tr}(r \mid k) - LR_{tr}(r+1 \mid k) \qquad r = 0,1,\Lambda\ ,k-1 \tag{20.35}$$

§20.10 向量误差修正模型(VEC)的估计

VEC 模型是一种受约束的 VAR 模型，是用已知协整的非稳定序列来定义的。

（一） **如何估计 VEC 模型**为建立一个 VEC，击 VAR 工具栏中的 **Estimate**，然后从 **VAR/VEC Specification** 中选择 **Vector Error Correction** 项。在 **VAR/VEC Specification** 栏中，应该提供与无约束的 VAR 相同的信息。VEC 的估计分两步完成：在第一步，从 Johansen 所用的协整检验估计协整关系；第二步，用所估计的协整关系构造误差修正项，并估计包括误差修正项作为回归量的一阶方差的 VAR。

（二） **VEC 估计的输出**包括两部分。第一部分输出第一步从 Johansen 程序所得的结果。第二部分输出从第一步之后以误差修正项作为回归量的一阶差分的 VAR。

View/Cointegration Graph 输出在 VEC 中所用的被估计的协整关系的曲线。为了保存这些协整关系作为工作表中以命名的序列，用 **Proc/Make Cointegration Group** 即可。