中级计量经济学

INTERMEDIATE ECONOMETRICS

孙敬水　主编

上海财经大学出版社

中级计量经济学

主编　孙敬水

上海财经大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

中级计量经济学/孙敬水主编．—上海：上海财经大学出版社，2009. 1
ISBN 978-7-5642-0382-5/F·0382
Ⅰ.中…　Ⅱ.孙…　Ⅲ.计量经济学-高等学校-教材　Ⅳ.F224.0
中国版本图书馆 CIP 数据核字(2008)第 185509 号

□ 责任编辑　刘晓燕　吴晓群
□ 封面设计　钱宇辰

ZHONGJI JILIANG JINGJIXUE
中级计量经济学

主编　孙敬水

上海财经大学出版社出版发行
(上海市武东路 321 号乙　邮编 200434)
网　　址：http://www.sufep.com
电子邮箱：webmaster @ sufep.com
全国新华书店经销
上海第二教育学院印刷厂印刷
上海叶大印务发展有限公司装订
2009 年 1 月第 1 版　2009 年 1 月第 1 次印刷

787mm×960mm　1/16　28.5 印张　606 千字
印数：0 001—2 500　定价：33.00 元

前　言

计量经济学是在经济理论的指导下，根据实际观测的统计数据，运用数学和统计学的方法，借助于计算机技术从事经济关系与经济活动数量规律的研究，并以建立和应用计量经济模型为核心的一门经济学科。计量经济学经过70多年的发展，已经成为一门独立的应用经济学科。正如诺贝尔经济学获奖者，著名经济学家克莱因所说：计量经济学已在经济学科中居最重要地位，“在大多数大学和学院中，计量经济学的讲授已成为经济学课程中具有权威的一部分”。当前，计量经济分析方法已成为现代经济学、管理学各专业重要的科学研究方法，并已广泛应用于宏观经济和微观经济各个研究领域。

本书较为系统地介绍了计量经济学的主要理论、方法、最新进展，尤其是20世纪80年代以来重要的和最新的研究成果，并将它们纳入一个完整、清晰的体系之中。本书不仅介绍了建模的技术和方法，而且阐述了其理论背景，在数学描述方面适当淡化，以讲清楚方法、思路为目标，不做大量的推导和证明，重点放在如何运用各种计量经济方法对实际经济问题进行分析、建模、预测、模拟等实际操作上。为便于读者学习和理解，本书在相关各章中给出了案例分析，案例大多数是编者在实践中运用的实例和国内外的经典实例，并基于计量经济学软件EViews解决实际经济问题，具有很强的可操作性。

本书以中级水平为主，以实用性、继承性和前瞻性为主要特色。全书共分9章。第1章阐述多元回归分析的基本内容及应用问题，这是整个计量经济学的基础；第2章至第5章介绍异方差性、自相关性、多重共线性、虚拟变量、模型设定误差、变量观测误差以及随机解释变量等计量经济问题及其解决方法，这是本书的主要内容；第6章和第8章阐述滞后变量模型和联立方程模型，这是本课程的重点内容之一；第7章重点阐述时间序列分析，主要涉及ADF检验、Johansen协整检验、Granger因果关系检验、ARIMA模型、向量自回归模型、协整理论与向量误差修正模型，这部分内容是当代计量经济学研究的热点问题；第9章介绍面板数据模型及其应用，这是计量经济学研究的最新进展。第7章和第9章是本书重点内容。

本书充分借鉴了国内外同类教材的优点，在总结编者多年来在财经院校教学经验和体会的基础上，在对过去多次编写的教材反复思考、多方提炼的基础上编写而成。本书的

主要特色是融理论方法与应用为一体，即方法与建模应用相结合。

一是继承性和前沿性。本书坚持继承、改革、发展的原则，认真总结和吸收国内外同类教材的精华，力争博采众长，教材内容具有一定的继承性和稳定性。本书全面介绍了计量经济学的主要理论和方法，尤其是20世纪80年代以来重要的和最新的研究成果，并将它们纳入一个完整、清晰的体系之中，充分体现计量经济学的发展趋势，为研究生、高年级本科生开展原发性研究打好基础，为学生进行创新型研究提供了依据。

二是注重方法和实际应用。作为一门工具学科，应用是计量经济学直接的和最终的目的。在模型的计量分析方法的写作上，注重必要的计算过程，以讲清楚方法思路为目标，不做繁琐的数学推导和证明，重点放在如何运用各种计量经济方法对实际的经济问题进行分析、建模、预测、模拟等实际操作上，这样便于阅读与理解。在具体方法的应用上也尽量结合我国实际情况，做到理论联系实际，学以致用。

三是案例分析与EViews软件紧密结合，注重可操作性。本书中的实际案例大多数是作者在实践中运用的实例和国内外的经典实例，并基于EViews软件来介绍实际应用，具有可操作性。本书与最流行的EViews软件紧密结合，书中讲述的所有方法都要求在EViews上实现。改变了过去单独介绍软件的做法，将EViews软件的学习与各章案例分析有机结合，使学生在实际运用中学习EViews的操作方法，训练读者的动手能力，提高学生分析问题和解决问题的能力。

本书可作为高等院校经济学、管理学研究生和高年级本科生的教材，也可作为从事计量经济理论与应用研究的相关人员的参考书。本书有电子课件，欢迎读者到上海财经大学出版社网站 www.sufep.com 的“下载专区”下载。

本书由浙江工商大学经济学院教授孙敬水任主编，参加编写的成员有经济学院教授杨文进、赵英军、赵连阁、马淑琴等。在本书编写过程中，我们参考了国内外一些教材，在此向这些教材的作者表示衷心的感谢。在编写、审稿和出版过程中，上海财经大学出版社给予大力支持，在此编者一并致谢！

由于编者自身水平有限，书中难免有不妥甚至错误之处，欢迎读者及同行专家批评指正，并提出宝贵的意见和建议，以使本书能够在再版时认真修改。

编　者
2008年7月

目　录

第 1 章　多元线性回归模型

现实经济现象是错综复杂的，多种经济变量互相影响，每一个变量都要受到其他多种因素的影响。以对家庭消费支出的影响为例，除了家庭收入影响因素之外，物价水平、收入分配状况、利率、消费者偏好、家庭财产、消费信贷等多种因素都会影响家庭消费支出。又如，对人均国民生产总值的影响问题，除了人口变动因素之外，固定资产数额、货币供给量、物价指数、国内国际市场供求关系等多种因素都会影响人均国民生产总值。如果被解释变量的变化原因可以由一个主要解释变量加以说明，其他解释变量的影响可以忽略，就可以用一元回归模型表示。如果其他解释变量对被解释变量的影响不能忽略，就要用多元回归模型表示。因此，有必要将一个解释变量的情形推广到多个解释变量，利用多元回归方法进行分析。

1.1　多元线性回归模型的估计

1.1.1　多元线性回归模型及其矩阵表示

线性回归分析主要研究经济变量之间的线性因果关系。因果关系中作为原因的变量称为解释变量，作为结果的变量称为被解释变量。例如，研究一个国家的经济增长，被解释变量是这个国家的 GDP 或人均 GDP，解释变量是劳动投入量、资本投入量、技术水平等。研究需求规律时，被解释变量是需求量，解释变量是价格、消费者收入等。在简单线性回归模型中，总体回归函数被设定为一元线性形式。如果这种设定是恰当的，那么根据样本数据得到的回归直接是对样本数据的较好拟合，一般情况下，决定系数应该较大(接近 1)，随机误差项也符合模型的基本假定。相反，如果在模型设定时忽略了影响因变量的某些主要因素，则拟合效果会较差。此时，决定系数往往偏低，并可能出现随机误差项违背模型基本假定的情况，如误差项序列自相关等。因此，在进行模型设定时，应对所研究的经济问题进行深入分析，依据经济理论和实践经验对模型进行简化抽象，确定模型中应该包括哪些解释变量以及模型函数的具体形式。

在计量经济学中，将含有两个以上解释变量的回归模型叫做多元回归模型，相应地，在此基础上进行的回归分析就叫多元回归分析。如果总体回归函数描述了一个因变量与

多个解释变量之间的线性关系，由此而设定的回归模型就称为多元线性回归模型。前面所建立的回归模型就是两个二元线性回归模型的例子。

一般地，如果因变量 y 与解释变量 $x_1,x_2,\cdots,x_k$ 之间服从如下关系：

$$y=b_0+b_1x_1+b_2x_2+\cdots+b_kx_k+u \tag{1.1.1}$$

则对因变量 y 及解释变量 $x_1,x_2,\cdots,x_k$ 作 n 次观测后，所得 n 组观测样本$(y_t,x_{1t},x_{2t},\cdots,x_{kt})(t=1,2,\cdots,n)$将满足如下关系：

$$y_t=b_0+b_1x_{1t}+b_2x_{2t}+\cdots+b_kx_{kt}+u_t \tag{1.1.2}$$

这就是多元线性回归模型的一般形式。$(y_t,x_{1t},x_{2t},\cdots,x_{kt})$ $(t=1,2,\cdots,n)$为第 t 次观测样本；$b_j(j=0,1,2,\cdots,k)$为模型参数；u_t 为随机误差项。

多元线性回归模型与简单线性回归模型基本类似，只不过解释变量由一个增加到两个以上，其回归系数的经济意义与简单线性回归中的回归系数有所区别。由于多个解释变量会同时对因变量 y 的变动发挥作用，因此，如果我们要考察其中某个解释变量对 y 的影响，就必须使其他解释变量保持不变来进行分析。模型中的回归系数 $b_j(j=1,2,\cdots,k)$就表示当其他解释变量不变的条件下，第 j 个解释变量的单位变动对因变量均值的影响。多元线性回归模型中这样的回归系数，称为偏回归系数。偏回归系数反映了当模型中的其他变量不变时，其中一个解释变量变动对因变量均值的影响。多元回归的这个独特性质不但能使我们引入多个解释变量，而且能够“分离”出每个解释变量对被解释变量的影响。

由式(1.1.2)，可得 y 的期望函数：

$$E(y_t)=b_0+b_1x_{1t}+b_2x_{2t}+\cdots+b_kx_{kt} \tag{1.1.3}$$

它是解释变量的多元线性函数，称为多元线性总体回归方程。在总体回归方程中，各参数是未知的，我们进行回归分析的主要目的之一就是要利用样本观测值对之进行估计。假定通过适当的方法可估计出未知参数的值，用参数估计值替换总体回归函数的未知参数，就得到多元线性样本回归方程：

$$\hat{y}_t=\hat{b}_0+\hat{b}_1x_{1t}+\hat{b}_2x_{2t}+\cdots+\hat{b}_kx_{kt} \tag{1.1.4}$$

它是总体回归方程的估计，其中 $\hat{b}_j(j=0,1,2,\cdots,k)$是对总体回归参数 b_j 的估计。

由样本回归方程得到的因变量估计值 $\hat{y}_t$ 与实际观测值 y_t 之间通常存在偏差，这一偏差就是残差 e_t。这样，与式(1.1.2)相对应，多元线性样本回归模型就形如

$$y_t=\hat{y}_t+e_t=\hat{b}_0+\hat{b}_1x_{1t}+\hat{b}_2x_{2t}+\cdots+\hat{b}_kx_{kt}+e_t \tag{1.1.5}$$

与简单线性回归分析一样，多元线性回归分析要解决的主要问题仍然是，根据观测样本估计模型中的各个参数，对估计的参数及回归方程进行统计检验，利用回归模型进行预测和经济分析。只不过多元线性回归模型包含多个解释变量，相应的分析过程和计算要复杂些。为了行文及分析简便，我们将利用矩阵表示法和简单的矩阵运算。在实际运用中，可借助于计量经济软件包进行处理。

将 n 次观测样本所遵从的 n 个随机方程式(1.1.2)写成方程组的形式，有：

$$\begin{cases} y_1=b_0+b_1x_{11}+b_2x_{21}+\cdots+b_kx_{k1}+u_1 \\ y_2=b_0+b_1x_{12}+b_2x_{22}+\cdots+b_kx_{k2}+u_2 \\ \quad\vdots \\ y_n=b_0+b_1x_{1n}+b_2x_{2n}+\cdots+b_kx_{kn}+u_n \end{cases}$$

利用矩阵运算,可表示为:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{pmatrix}\begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{pmatrix}+\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix} \tag{1.1.6}$$

记 $\boldsymbol{Y}=\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ 为被解释变量的观测值向量;$\boldsymbol{X}=\begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \cdots & x_{kn} \end{pmatrix}$ 为解释变量的观测值矩阵,$\boldsymbol{B}=\begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{pmatrix}$ 为总体回归参数向量,$\boldsymbol{U}=\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{pmatrix}$ 为随机误差项向量。

则多元线性回归模型的矩阵表示如下:

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{XB}+\boldsymbol{U} \tag{1.1.7}$$

它代表了总体变量间的真实关系。

类似地,多元线性回归方程矩阵表示如下:

$$\boldsymbol{E(Y)}=\boldsymbol{XB} \tag{1.1.8}$$

它代表了总体变量间的依存规律。

多元线性样本回归模型用如下矩阵表示:

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{B}}+\boldsymbol{e} \tag{1.1.9}$$

它代表了样本显示的变量关系。

多元线性样本回归方程用如下矩阵表示:

$$\hat{\boldsymbol{Y}}=\boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{B}} \tag{1.1.10}$$

其中:$\hat{\boldsymbol{B}}=\begin{pmatrix} \hat{b}_0 \\ \hat{b}_1 \\ \vdots \\ \hat{b}_k \end{pmatrix}$,$\boldsymbol{e}=\begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{pmatrix}$。它们分别为回归系数估计值向量和残差向量,$\boldsymbol{Y}$、$\boldsymbol{X}$ 同前。式(1.1.10)代表了样本显示的变量依存规律。

1.1.2 多元线性回归模型的基本假定

在回归分析中，为了寻找有效的参数估计方法及对模型进行统计检验，常常需要对模型中的随机误差项和解释变量作一些假定。多元线性回归模型的基本假定条件有：

假设 1：随机误差项的期望为零，即 $E(u_t)=0$

假设 2：不同的随机误差项之间相互独立，即

$\text{cov}(u_t,u_s)=E[(u_t-E(u_t))(u_s-E(u_s))]=E(u_tu_s)=0\ (t\neq s,t,s=1,2,\cdots,n)$

可以证明，被解释变量也是相互独立的。

假设 3：随机误差项的方差与 t 无关，为一个常数，即 $\text{var}(u_t)=\sigma^2(t=1,2,\cdots,n)$。即同方差假设。

可以证明，被解释变量的方差与 t 无关，也是同方差的。

假设 4：随机误差项与解释变量不相关，即 $\text{cov}(x_{jt},u_t)=0(j=1,2,\cdots,k;t=1,2,\cdots,n)$。通常假定 x_{jt} 为非随机变量，这个假设自动成立。

假设 5：随机误差项 u_t 为服从正态分布的随机变量，即 $u_t\sim N(0,\sigma^2)$。可以推断 y_t 服从正态分布，参数 $b_j(j=1,2,\cdots,k)$ 也服从正态分布。这为待估参数的统计推断提供了分布形式上的依据。

假设 6：解释变量之间不存在多重共线性，即假定各解释变量之间不存在线性关系，即不存在多重共线性。或者说各解释变量的观测值之间线性无关。这样假定的目的在于：避免 $x_1,x_2,\cdots,x_k$ 中某一个解释变量被其他解释变量线性表达，使得 $x_1,x_2,\cdots,x_k$ 之间线性无关，相互独立，从而对参数 $b_0,b_1,b_2,\cdots,b_k$ 的估计取得惟一的结果。若违背这一假定，参数估计值 $\hat{b}_0,\hat{b}_1,\hat{b}_2,\cdots,\hat{b}_k$ 将不是惟一的，这与计量经济的目的不相吻合。

以上六个假设条件合称多元线性回归模型的经典假设条件。

模型的假设使用矩阵形式表示更方便、更简洁。

假设 1 用矩阵形式表示：

$$\boldsymbol{E(U)}=E\begin{pmatrix}u_1\\u_2\\\vdots\\u_n\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}E(u_1)\\E(u_2)\\\vdots\\E(u_n)\end{pmatrix}=0 \tag{1.1.11}$$

假设 2、3 用矩阵形式表示就是随机误差项的方差—协方差矩阵形如：

$$\boldsymbol{E(UU')}=E\left[\begin{pmatrix}u_1\\u_2\\\vdots\\u_n\end{pmatrix}(u_1\quad u_2\quad\cdots\quad u_n)\right]=E\begin{pmatrix}u_1^2 & u_1u_2 & \cdots & u_1u_n\\u_2u_1 & u_2^2 & \cdots & u_2u_n\\\vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\u_nu_1 & u_nu_2 & \cdots & u_n^2\end{pmatrix}$$

达到最小，根据极值原理有如下条件：

$$\frac{\partial(\sum e_t^2)}{\partial \hat{b}_j} = 0 \quad (j = 0,1,2,\cdots,k) \tag{1.1.13}$$

即

$$\begin{cases} \sum 2e_t(-1) = -2\sum[y_t - (\hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1t} + \hat{b}_2 x_{2t} + \cdots + \hat{b}_k x_{kt})] = 0 \\ \sum 2e_t(-x_{1t}) = -2\sum x_{1t}[y_t - (\hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1t} + \hat{b}_2 x_{2t} + \cdots + \hat{b}_k x_{kt})] = 0 \\ \sum 2e_t(-x_{2t}) = -2\sum x_{2t}[y_t - (\hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1t} + \hat{b}_2 x_{2t} + \cdots + \hat{b}_k x_{kt})] = 0 \\ \qquad\vdots \\ \sum 2e_t(-x_{kt}) = -2\sum x_{kt}[y_t - (\hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_{1t} + \hat{b}_2 x_{2t} + \cdots + \hat{b}_k x_{kt})] = 0 \end{cases}$$

上述$(k+1)$个方程称为正规方程。用矩阵表示就是：

$$\begin{pmatrix} \sum e_t \\ \sum x_{1t}e_t \\ \vdots \\ \sum x_{kt}e_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \cdots & x_{kn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{pmatrix} = \boldsymbol{X}'\boldsymbol{e} = 0 \tag{1.1.14}$$

样本回归模型：$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{B}} + \boldsymbol{e}$ 两边同乘样本观测值矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的转置 $\boldsymbol{X}'$，有：

$$\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X}'\boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{B}} + \boldsymbol{X}'\boldsymbol{e}$$

将极值条件式(1.1.14)代入，得正规方程组：

$$\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{X}'\boldsymbol{X}\hat{\boldsymbol{B}} \tag{1.1.15}$$

由古典假定条件 6 知$(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}$存在，用$(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}$左乘上述方程两端，就得参数向量 $\boldsymbol{B}$ 的最小二乘估计为：

$$\hat{\boldsymbol{B}} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} \tag{1.1.16}$$

下面我们举一例子来说明多元线性回归模型的参数估计。

特例，对于一元线性回归模型：$y_t = b_0 + b_1 x_t + u_t$

若给定解释变量 x 和被解释变量 y 的 n 对样本观测值$(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_n,y_n)$，我们有：

$$X'X = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} n & \sum x_t \\ \sum x_t & \sum x_t^2 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum y_t \\ \sum x_t y_t \end{pmatrix}$$

因变量观测值向量和解释变量观测值矩阵分别为：

$$Y=\begin{pmatrix}450\\507.7\\\vdots\\1\,094.2\\1\,253\end{pmatrix},X=\begin{pmatrix}1&1\,027.2&8\\1&1\,045.2&9\\\vdots&\vdots&\vdots\\1&3\,143.4&16\\1&3\,624.6&20\end{pmatrix}$$

估计参数所需的有关矩阵分别为：

$$X'X=\begin{pmatrix}18&34\,972.8&219\\34\,972.8&76\,252\,056&458\,076\\219&458\,076&2\,929\end{pmatrix}$$

$$(X'X)^{-1}=\begin{pmatrix}0.661273&-0.0001&-0.03324\\-0.0001&2.33E-07&-2.87E-05\\-0.03324&-2.87E-05&0.007315\end{pmatrix},X'Y=\begin{pmatrix}13\,592.2\\28\,832\,356\\182\,039.7\end{pmatrix}$$

从而参数估计向量(最小二乘估计量）为：

$$\hat{B}=(X'X)^{-1}X'Y=\begin{pmatrix}0.661273&-0.0001&-0.03324\\-0.0001&2.33E-07&-2.87E-05\\-0.03324&-2.87E-05&0.007315\end{pmatrix}\begin{pmatrix}13\,592.2\\28\,832\,356\\182\,039.7\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}-50.016\,4\\0.08645\\52.37031\end{pmatrix}$$

因而样本回归方程为：

$$\hat{y}=-50.0164+0.08645x+52.37031T$$

借助于计量经济软件 EViews 对表 1.1.1 进行分析，具体步骤为：

(1) 建立工作文件。启动 Eviews，用鼠标单击 File，出现下拉菜单，单击 New/Workfile，出现 Workfile Range 对话框；点击 Workfile frequency 中的 Undated or irreqular，在对话框的 Start date 和 End date 中分别键入 1 和 18(表明样本容量为 18)，点击 OK，出现工作文件窗口。

(2) 输入样本数据。直接在命令窗口输入命令：DATA　y　x　T。

(3) 建立回归方程。在命令窗口输入命令：LS　y　c　x　T，屏幕显示回归结果(见表 1.1.2)。

所显示的回归分析结果与前面的计算结果是一致的。在方程窗口点击 Resids 和 View\Actual，Fitted，Residual\Actual，Fitted，Residual Table 可显示模型拟合情况(见图 1.1.1 和图 1.1.2)。

表 1.1.2　　回归结果

Dependent Variable: Y
Method: Least Squares
Date: 08/02/08　Time: 21:02
Sample: 1 18
Included observations: 18

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-50.01638	49.46026	-1.011244	0.3279
X	0.086450	0.029363	2.944186	0.0101
T	52.37031	5.202167	10.06702	0.0000

R-squared	0.951235	Mean dependent var	755.1222
Adjusted R-squared	0.944732	S.D. dependent var	258.7206
S.E. of regression	60.82273	Akaike info criterion	11.20482
Sum squared resid	55491.07	Schwarz criterion	11.35321
Log likelihood	-97.84334	F-statistic	146.2974
Durbin-Watson stat	2.605783	Prob(F-statistic)	0.000000

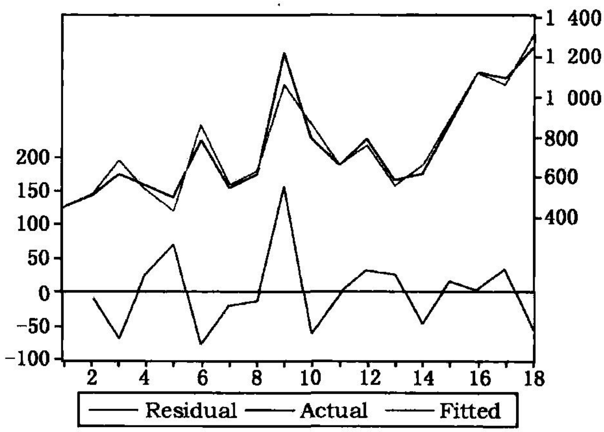
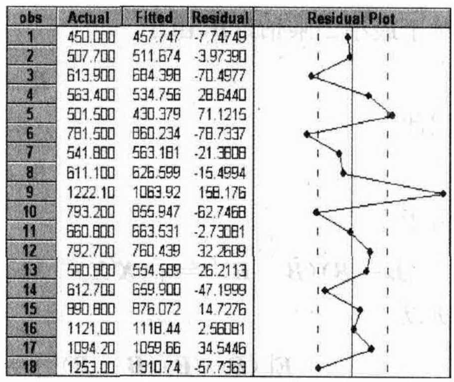


图 1.1.1　　观测值、拟合值与残差(a)



obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
1	450.000	457.747	-7.74749	
2	507.700	511.674	-3.97390	
3	613.900	684.398	-70.4977	
4	563.400	534.756	28.6440	
5	501.500	430.379	71.1215	
6	781.500	860.234	-78.7337	
7	541.800	563.181	-21.3808	
8	611.100	626.599	-15.4994	
9	1222.10	1063.92	158.176	
10	793.200	855.947	-62.7468	
11	660.800	663.531	-2.73081	
12	792.700	760.439	32.2609	
13	580.800	554.589	26.2113	
14	612.700	659.900	-47.1999	
15	890.800	876.072	14.7276	
16	1121.00	1118.44	2.56081	
17	1094.20	1059.66	34.5446	
18	1253.00	1310.74	-57.7363	

图 1.1.2　　观测值、拟合值与残差(b)

2. 最小二乘估计量的性质

用最小二乘法得到的多元线性回归的参数估计具有线性、无偏性、最小方差性。

性质 1. 线性特性。即参数估计量$\hat{\boldsymbol{B}}$既是因变量观测值$\boldsymbol{Y}$的线性组合，也是随机误差项$\boldsymbol{U}$的线性组合。

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{B}} &= (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Y} = (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'(\boldsymbol{XB}+\boldsymbol{U}) \\ &= (\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{XB}+(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{U} = \boldsymbol{B}+(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{X})^{-1}\boldsymbol{X}'\boldsymbol{U}\end{aligned} \tag{1.1.17}$$