第 16 章　长面板与动态面板

16.1　长面板的估计策略

对于短面板，时间维度 T 较小，无法探讨扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$是否存在自相关，故一般假设$\{\varepsilon_{it}\}$为 iid。

对于长面板，由于 T 较大，信息较多，可放松此假定，考虑$\{\varepsilon_{it}\}$可能存在的异方差与自相关。

在长面板中，由于 n 相对于 T 较小，对可能存在的固定效应，可加入个体虚拟变量(LSDV 法)。

对于时间效应，可加上时间趋势项来控制(由于 T 较大，如加上时间虚拟变量，将损失较多自由度)。

考虑以下模型：

$$y_{it} = \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{it}$$

$\boldsymbol{x}_{it}$ 可包括常数项、时间趋势项、个体虚拟变量、不随时间变化的解释变量 $\boldsymbol{z}_i$。

考虑扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$存在异方差或自相关的几种情形。

(1) 记$\sigma_i^2 \equiv \mathrm{Var}(\varepsilon_{it})$。如果存在$\sigma_i^2 \neq \sigma_j^2 \ (i \neq j)$，则扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$存在“组间异方差”(groupwise heteroskedasticity)。

(2) 如果存在$\mathrm{Cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is}) \neq 0 \ (t \neq s, \forall i)$，则扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$存在“组内自相关”(autocorrelation within panel)。

(3) 如果存在$\mathrm{Cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{jt}) \neq 0 \ (i \neq j, \forall t)$，则扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$存在“组间同期相关”(contemporaneous correlation)或“截面相关”(cross-sectional correlation)。

比如，对于省际面板，相邻省份之间的同期经济活动可能通过贸易或投资相互影响，也称“空间相关”(spatial correlation)。

对于$\{\varepsilon_{it}\}$可能存在的组间异方差、组内自相关或组间同期相关，主要有两类处理方法。

方法一，继续使用 OLS(即 LSDV)估计系数，只对标准误进行校正(即面板校正标准误)。

方法二，对异方差或自相关的具体形式进行假设，使用 FGLS 进行估计。

16.2　面板校正标准误

即使$\{\varepsilon_{it}\}$存在组间异方差或组间同期相关，OLS(即 LSDV)依然一致。但须使用“组间异方差、组间同期相关”稳健的标准误差即可，即“面板校正标准误差”(Panel-Corrected Standard Error，简

记 PCSE)。相应的 Stata 命令为 `xtpcse`。

16.3　仅解决组内自相关的 FGLS

假设ε_{it}服从 AR(1)过程：

$$\varepsilon_{it} = \rho_i \varepsilon_{i,\,t-1} + v_{it}$$

其中，$|\rho_i| < 1$，$\{v_{it}\}$为 iid 且期望为 0。

如果$\rho_i = \rho \ \ (i = 1, \cdots, n)$，则所有个体的扰动项都服从自回归系数相同的 AR(1)过程。

使用 Prais-Winsten 估计法对原模型进行广义差分变换，可得到 FGLS 估计量。

16.4 全面 FGLS

虽然命令 `xtpcse` 提供了组间异方差与同期相关稳健的面板校正标准误差，但在进行 FGLS 估计时仅针对组内自相关，未考虑组间异方差或同期相关。

更为全面的 FGLS 估计则同时考虑这三个因素。

可先对原方程进行 OLS 估计，使用残差$\{e_{it}\}$估计ε_{it}的协方差矩阵，以此进行 FGLS 估计，或迭代 FGLS 估计。

16.5　组间异方差的检验

原假设为“不同个体的扰动项方差均相等”，即 $H_0: \sigma_i^2 = \sigma^2 \ (i = 1, \cdots, n)$。在原假设成立的前提下，

$$\frac{\hat{\sigma}_i^2 - \sigma^2}{\sqrt{\mathrm{Var}(\hat{\sigma}_i^2)}} \xrightarrow{d} N(0, 1)$$

其中，$\hat{\sigma}_i^2 = \sum_{t=1}^{T} e_{it}^2 \Big/ T$ 为 σ^2 的一致估计量，e_{it} 为对应于 ε_{it} 的残差。

将上式平方可得

$$\frac{(\hat{\sigma}_i^2-\sigma^2)^2}{\mathrm{Var}(\hat{\sigma}_i^2)} \xrightarrow{d} \chi^2(1)$$

另一方面，$\mathrm{Var}(\hat{\sigma}_i^2)$的一致估计量为

$$\widehat{\mathrm{Var}(\hat{\sigma}_i^2)} = \frac{1}{T}\frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T}(e_{it}^2-\hat{\sigma}_i^2)^2$$

假设每位个体的扰动项相互独立，可得沃尔德统计量：

$$W \equiv \sum_{i=1}^{n}\frac{(\hat{\sigma}_i^2-\sigma^2)^2}{\widehat{\mathrm{Var}(\hat{\sigma}_i^2)}} \xrightarrow{d} \chi^2(n)$$

16.6　组内自相关的检验

原假设为“不存在组内自相关”，即 $H_0: \mathrm{Cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is}) = 0 \ (t \neq s, \forall i)$。

给定个体 i，对原方程进行一阶差分：

$$\Delta y_{it} = \Delta \boldsymbol{x}_{it}' \boldsymbol{\beta} + \Delta \varepsilon_{it}$$

在原假设下，$\Delta \varepsilon_{it}$ 的方差与自协方差(autocovariance)分别为：

$$\mathrm{Var}(\Delta \varepsilon_{it}) = \mathrm{Var}(\varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}) = \mathrm{Var}(\varepsilon_{it}) + \mathrm{Var}(\varepsilon_{i,t-1}) = 2\sigma_{\varepsilon}^2$$

$$\begin{aligned}\mathrm{Cov}(\Delta\varepsilon_{it},\Delta\varepsilon_{i,t-1}) &= \mathrm{Cov}(\varepsilon_{it}-\varepsilon_{i,t-1},\ \varepsilon_{i,t-1}-\varepsilon_{i,t-2}) \\ &= -\mathrm{Cov}(\varepsilon_{i,t-1},\ \varepsilon_{i,t-1}) = -\mathrm{Var}(\varepsilon_{i,t-1}) = -\sigma_\varepsilon^2\end{aligned}$$

故自相关系数为

$$\mathrm{Corr}(\Delta\varepsilon_{it},\Delta\varepsilon_{i,t-1}) = \frac{\mathrm{Cov}(\Delta\varepsilon_{it},\Delta\varepsilon_{i,t-1})}{\mathrm{Var}(\Delta\varepsilon_{it})} = \frac{-\sigma_\varepsilon^2}{2\sigma_\varepsilon^2} = -0.5$$

记$\Delta\varepsilon_{it}$的样本值为e_{it}，对e_{it}进行一阶自回归：

$$e_{it} = \rho e_{i,t-1} + error_{it} \quad (i=1,\cdots,n;\ t=3,\cdots,T)$$

然后对原假设“$H_0:\rho=-0.5$”进行沃尔德检验(t 或 F 检验)。

16.7　组间同期相关的检验

原假设“不存在组间同期相关”，即 $H_0: \mathrm{Cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{jt}) = 0 \ (i \neq j, \forall t)$。

如果原假设成立，则根据残差计算的不同个体扰动项的相关系数应接近于 0。

将这些相关系数排成矩阵，即“残差相关系数矩阵”(correlation matrix of residuals)，则该矩阵非主对角线元素应离 0 不远。

根据残差相关系数矩阵，可设计以下几种检验。

Greene (2000, p.601)提供了一个对组间同期相关的 Breusch-Pagan LM 检验，可由非官方命令 `xttest2` 来实现，但仅适用于长面板。

检验组间同期相关的另一非官方命令 `xtcsd` 则也适用于 n 大 T 小的短面板。

它包括三种检验方法，分别由 Friedman (1937)，Frees (1995, 2004)，以及 Pesaran (2004)所提出。

16.8 变系数模型

对于长面板数据，由于样本容量大，还可允许每位个体的回归方程斜率也不同，称为“变系数模型”。

“变系数模型”分为两大类，取决于将“可变系数”视为常数还是随机变量。

1．将可变系数视为常数

假设

$$y_{it} = \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta}_i + \varepsilon_{it}$$

其中$\boldsymbol{\beta}_i$为个体 i 对应的系数。

可对每个个体方程进行“分别回归”(separate regressions)。

但如果不同个体的扰动项相关，则分别回归的效率不高。

有效率的做法是，把所有个体回归方程叠放，然后使用“似不相关回归”(SUR)对整个方程系统进行系统估计。

此法的缺点是，需要估计较多参数，损失自由度。

作为折衷，可考虑“部分变系数模型”，即允许$\boldsymbol{\beta}_i$中的部分系数(比如，研究者感兴趣的系数)依个体而变，而其余系数则不变。

在此情况下，不再适用 SUR，因为各个体方程除了扰动项相关外，还拥有部分相同的系数(跨方程约束)。

此时，可以使用 LSDV 法，即在回归方程中，引入个体虚拟变量，以及虚拟变量与$\boldsymbol{x}_{it}$中可变系数之解释变量的互动项。

2．随机系数模型(Random Coefficient Model)

将系数(斜率)$\boldsymbol{\beta}_i$视为随机变量，并假设

$$\boldsymbol{\beta}_i = \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{v}_i$$

其中，$\boldsymbol{\beta}$为常数向量，而$\boldsymbol{v}_i$为随机向量，且满足$\mathrm{E}(\boldsymbol{v}_i \mid \boldsymbol{x}_i) = \boldsymbol{0}$，$\mathrm{Var}(\boldsymbol{v}_i \mid \boldsymbol{x}_i) = \boldsymbol{\Sigma}$(对角矩阵)。

因此，

$$y_{it} = \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta}_i + \varepsilon_{it} = \boldsymbol{x}_{it}'(\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{v}_i) + \varepsilon_{it} = \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta} + (\boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{v}_i + \varepsilon_{it})$$

由于$\mathrm{E}(\boldsymbol{v}_i \mid \boldsymbol{x}_i) = \boldsymbol{0}$，通过迭代期望定律，可证明复合扰动项$(\boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{v}_i + \varepsilon_{it})$与解释变量$\boldsymbol{x}_{it}$不相关，故 OLS 一致。

但复合扰动项$(\boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{v}_i + \varepsilon_{it})$的协方差矩阵为分块对角矩阵。

Swamy (1970)提出用 FGLS 来估计此模型。

16.9　面板工具变量法

虽然面板数据能缓解解决遗漏变量问题，如存在内生解释变量，仍需使用 IV。

通常分为两步。首先，对模型进行变换以解决遗漏变量问题(使用固定效应模型 FE 或一阶差分法 FD)；其次，对变换后的模型使用 2SLS 或 GMM 估计。

1．对固定效应模型先进行离差变换，再使用工具变量法

固定效应模型的组内估计量把$(y_{it}-\bar{y}_i)$对$(\boldsymbol{x}_{it}-\bar{\boldsymbol{x}}_i)$进行 OLS 回归。

假设$\boldsymbol{x}_{it}$包含内生解释变量，而$\boldsymbol{z}_{it}$为有效工具变量($\boldsymbol{x}_{it}$的外生解释变量也包括在$\boldsymbol{z}_{it}$中)。

可使用工具变量$(\boldsymbol{z}_{it}-\bar{\boldsymbol{z}}_i)$，把$(y_{it}-\bar{y}_i)$对$(\boldsymbol{x}_{it}-\bar{\boldsymbol{x}}_i)$进行 2SLS 回归。

2．对固定效应模型先进行一阶差分，再使用工具变量法

对于固定效应模型，也可先进行一阶差分，然后使用工具变量$(\boldsymbol{z}_{it}-\boldsymbol{z}_{i,t-1})$，把$(y_{it}-y_{i,t-1})$对$(\boldsymbol{x}_{it}-\boldsymbol{x}_{i,t-1})$进行 2SLS 回归。

3．对随机效应模型使用工具变量法

先对随机效应模型进行 FGLS 变换，然后对变换后的模型进行 2SLS 回归。

当工具变量个数多于内生解释变量个数时，对面板数据进行 GMM 估计会更有效率，但需要下载非官方 Stata 命令 `xtivreg2` 来执行。

4．面板工具变量法的过度识别检验

对于面板工具变量法的过度识别检验，可通过非官方命令 `xtoverid` 来实现。

16.10 豪斯曼-泰勒估计量(选读)

N大, T大: FE.

16.11 动态面板 N大, T小.

在面板模型中，如果解释变量包含被解释变量的滞后值，称为“动态面板数据”(Dynamic Panel Data，简记 DPD)。

对于动态面板数据，即使组内估计量(FE)也不一致。假设

$$y_{it} = \alpha + \rho y_{i,t-1} + \beta x_{it} + \cancel{u_i} + \varepsilon_{it} \quad (t = 2, \cdots, T)$$

其离差形式为

$$y_{it} - \bar{y}_i = \rho(y_{i,t-1} - \overline{Ly}_i) + \beta(x_{it} - \bar{x}_i) + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i) \quad (t = 2, \cdots, T)$$

y_{it} , ε_{it}

其中，$\bar{y}_i \equiv \frac{1}{T-1}\sum_{t=2}^{T} y_{it}$，$\overline{Ly}_i \equiv \frac{1}{T-1}\sum_{t=2}^{T} y_{i,\,t-1}$，$\bar{x}_i \equiv \frac{1}{T-1}\sum_{t=2}^{T} x_{it}$，

$t=2,\cdots T$　　$t=1,\cdots T$

$\bar{\varepsilon}_i \equiv \frac{1}{T-1}\sum_{t=2}^{T} \varepsilon_{it}$ 为时间平均值。

$t=2,\cdots T$

由于$\overline{Ly}_i$中包含$\{y_{i1},\cdots,y_{i,T-1}\}$的信息，而$\{y_{i1},\cdots,y_{i,T-1}\}$与$(\varepsilon_{it}-\bar{\varepsilon}_i)$相关，故$\overline{Ly}_i$肯定与$(\varepsilon_{it}-\bar{\varepsilon}_i)$相关。

FE 不一致，称为“动态面板偏差”(dynamic panel bias)。

对于长面板，n 小而 T 大，故动态面板偏差较小，可通过校正偏差的方法得到一致估计，参见第 13 节。

本节主要针对 n 大而 T 小的短动态面板(short dynamic panel)。

1．差分 GMM

考虑以下动态面板模型：

$$y_{it} = \alpha + \rho y_{i,t-1} + \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta} + \cancel{\boldsymbol{z}_i'\boldsymbol{\delta}} + \cancel{u_i} + \varepsilon_{it} \quad (t = 2, \cdots, T)$$

先作一阶差分以消去个体效应u_i，

$$\Delta y_{it} = \rho \Delta y_{i,t-1} + \Delta \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta} + \Delta\varepsilon_{it} \quad (t = 2, \cdots, T)$$

但$\Delta y_{i,t-1} \equiv y_{i,t-1} - y_{i,t-2}$依然与$\Delta\varepsilon_{it} \equiv \varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}$相关，因为$y_{i,t-1}$与$\varepsilon_{i,t-1}$相关，故$\Delta y_{i,t-1}$为内生变量。

Anderson and Hsiao(1981)提出使用$y_{i,t-2}$作为$\Delta y_{i,t-1}$的工具变量，然后进行 2SLS 估计，称为“Anderson−Hsiao 估计量”。

显然，$y_{i,t-2}$与$\Delta y_{i,t-1} = y_{i,t-1} - y_{i,t-2}$相关。

如果$\{\varepsilon_{it}\}$不存在自相关(须检验此假设)，则$y_{i,t-2}$与$\Delta\varepsilon_{it} = \varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}$不相关(虽然$y_{i,t-2}$依赖于$\varepsilon_{i,t-2}$，但$\varepsilon_{it}, \varepsilon_{i,t-1}$均与$\varepsilon_{i,t-2}$不相关)。

$y_{it} = \rho y_{it-1}$

在$\{\varepsilon_{it}\}$不存在自相关的前提下，$y_{i,t-2}$是有效工具变量。

$+ \dots$

y_{i1} 与 $y_{i3} - y_{i2}$ 也相关

根据同样逻辑，更高阶的滞后变量$\{y_{i,t-3}, y_{i,t-4}, \cdots\}$也是有效 IV。

$\rho(\rho y_{it-2} + \dots)$

Arellano and Bond (1991)使用所有可能的滞后变量作为 IV (IV 个数多于内生变量个数)，进行 GMM 估计，称为“Arellano-Bond

估计量”，或“差分 GMM”(Difference GMM)。

记由工具变量组成的矩阵为$\boxed{\boldsymbol{Z}}$，则工具变量$y_{i,\,t-2}$ $(t=2,\cdots,T)$将为$\boldsymbol{Z}$贡献一个列向量：

$$(\cdot\ \ y_{i1}\ \cdots\ y_{i,T-2})'$$

其中，“·”表示缺失值，意味着丢失第一行数据，损失样本容量。

类似地，使用工具变量$y_{i,\,t-3}$将损失前两行数据。使用越高阶滞后作为工具变量，则损失的样本容量越多。

Holtz-Eakin et al (1988)提出使用一系列的工具变量来表示$y_{i,\,t-2}$，其中每个工具变量对应于一个时期，而将缺失值用 0 来代替：

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ y_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & y_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & y_{i,T-2} \end{pmatrix}$$

这种形式的工具变量被称为“GMM 式”(GMM-type，GMM-style)或“展开式”(uncollapsed)工具变量。

传统形式的工具变量则称为“标准式”(standard)、“IV 式”(IV-style)或“collapsed”(折叠式)工具变量。

在差分 GMM 及系统 GMM 中，为减少损失样本容量，一般默认使用 GMM 式工具变量。

但如果工具变量并非滞后变量(比如，额外的工具变量，或外生变量作为自己的工具变量)，仍可使用标准式工具变量。

如果使用 GMM 式工具变量，则工具变量的总数是时间维度 T 的二次函数，可能导致很多工具变量。

差分 GMM 在作差分时也会带来以下四个问题。

contemp. exo.

(1) 如果 $\boldsymbol{x}_{it}$ 仅为前定变量而非严格外生，则经过差分后，$\Delta \boldsymbol{x}_{it} = \boldsymbol{x}_{it} - \boldsymbol{x}_{i,t-1}$ 可能与 $\Delta\varepsilon_{it} = \varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}$ 相关，使 $\Delta \boldsymbol{x}_{it}$ 成为内生变量。

可使用$\{\boldsymbol{x}_{i,t-1}, \boldsymbol{x}_{i,t-2}, \cdots\}$作为$\Delta\boldsymbol{x}_{it}$的工具变量。

(2) 如果 T 很大，会有很多工具变量，容易出现弱工具变量问题(通常滞后越多期则相关性越弱)。

解决方法之一是在使用 Stata 命令 `xtabond` 时，限制最多使用 q 阶滞后变量作为工具变量。

解决方法之二为使用折叠的 IV 式工具变量，而不使用展开的 GMM 式工具变量。

(3) 不随时间变化的变量z_i被消掉，无法估计z_i的系数。

(4) 如果序列$\{y_{it}\}$具有很强的持续性，即一阶自回归系数接近 1，

$\Delta y_{it-1} = y_{it-1} - y_{it-2} \to 0.$

则 $y_{i,t-2}$ 与 $\Delta y_{i,t-1}$ 的相关性可能很弱，导致弱工具变量问题。

2．水平 GMM

$y_{it} = \alpha + \rho y_{it-1} + x_{it}'\beta + z_i'\delta + u_i + \varepsilon_{it}$

为解决上述问题(3)与(4)，Arellano and Bover (1995)重新回到水平方程(level equation)，并使用 $\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\}$ 作为 $y_{i,t-1}$ 的 IV。

Δy_{it-1}

显然，二者相关。

另一方面，如果 $\{\varepsilon_{it}\}$ 不存在自相关，则 $\mathrm{E}(\Delta y_{i,t-s}\varepsilon_{it}) = \mathrm{E}(y_{i,t-s}\varepsilon_{it}) - \mathrm{E}(y_{i,t-s-1}\varepsilon_{it}) = 0 - 0 = 0,\quad s \ge 1$；但须假设 $\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\}$ 与 u_i 不相关，才能保证这些 IV 与 $(u_i + \varepsilon_{it})$ 不相关。

Δy_i 跟 u_i

Δy_i: GDP 增长.

假定 $|\rho|<1$，则 $\{y_{it}\}$ 将趋于某均衡点 y_i^* (y_i^* 取决于 u_i)，而 "$\left\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\right\}$ 与 u_i 不相关" 的假设意味着趋于均衡点的速度 $\left\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\right\}$ 与固定效应 u_i 无关。

因此，在整个样本期间，$\left\{y_{it}\right\}$ 应该在均衡点 y_i^* 附近。

如果以上条件都满足，可使用 $\left\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\right\}$ 作为工具变量对水平方程进行 GMM 估计，称为"水平 GMM" (Level GMM)。

3．系统 GMM

Blundell and Bond(1998)则将差分 GMM 与水平 GMM 结合在一起，将差分方程与水平方程作为一个方程系统进行 GMM 估计，称为

“系统 GMM”(System GMM)。

系统 GMM 的优点是可提高估计的效率（小样本性质更好），并可估计不随时间变化变量$\boldsymbol{z}_i$的系数(系统 GMM 包含水平方程)。

其缺点是，必须额外地假定$\{\Delta y_{i,t-1}, \Delta y_{i,t-2}, \cdots\}$与$u_i$无关。

一般的动态面板模型包括被解释变量的多阶滞后值：

$$y_{it} = \alpha + \rho_1 y_{i,t-1} + \rho_2 y_{i,t-2} + \cdots + \rho_p y_{i,t-p} + \boldsymbol{x}_{it}'\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{z}_i'\boldsymbol{\delta} + u_i + \varepsilon_{it}$$

在 GMM 估计中，可指定额外的工具变量。

在水平方程中，如$\boldsymbol{x}_{it}$包括内生变量，可以其滞后值作为 IV。

差分 GMM 与系统 GMM 的有关检验： $\Delta\varepsilon$

差分 GMM 能够成立的前提之一是，扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$不存在自相关。

即使原假设“扰动项$\{\varepsilon_{it}\}$无自相关”成立，“扰动项的一阶差分”(first-differenced errors)仍存在一阶自相关，因为

$$\begin{aligned}\mathrm{Cov}(\Delta\varepsilon_{it}, \Delta\varepsilon_{i,t-1}) &= \mathrm{Cov}(\varepsilon_{it} - \varepsilon_{i,t-1}, \varepsilon_{i,t-1} - \varepsilon_{i,t-2}) \\ &= -\mathrm{Cov}(\varepsilon_{i,t-1}, \varepsilon_{i,t-1}) = -\mathrm{Var}(\varepsilon_{i,t-1}) \neq 0\end{aligned}$$

但扰动项的差分将不存在二阶或更高阶的自相关，即 $\mathrm{Cov}(\Delta\varepsilon_{it}, \Delta\varepsilon_{i,t-k}) = 0,\ k \geq 2$。

可通过检验扰动项的差分是否存在一阶与二阶自相关，来检验原假设。相应的 Stata 命令为 `estat abond`。

其次，由于差分或系统 GMM 使用了较多个工具变量，故需要进行过度识别检验。相应的 Stata 命令为 `estat sargan`。

16.12 动态面板的 Stata 命令及实例

16.13 偏差校正 LSDV 法

虽然基于 IV 或 GMM 的估计方法是一致估计量(即当$n \to \infty$时，没有偏差)，但对于 n 较小而 T 较大的长面板可能存在较严重偏差。

Nickell (1981)证明，动态面板偏差在数量级上与T^{-1}相当，故当$T \to \infty$时，动态面板偏差趋向于 0。

对于长面板，可使用“偏差校正 LSDV 法”(Biased-corrected LSDV，简记 LSDVC)。
蒙特卡罗模拟结果显示，对于 n 较小的长面板，无论在偏差大小还是均方误差(RMSE)方面，LSDVC 法都明显优于差分 GMM 或系统 GMM。

LSDVC 法的基本思想是，首先使用 LSDV 法估计动态面板模型，记估计系数为$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{LSDV}}$；

其次，估计 LSDV 法的偏差，记为$\widehat{\boldsymbol{Bias}}$；最后，将 LSDV 系数估计值减去此偏差，即得到偏差校正后的一致估计：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{LSDVC}} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{LSDV}} - \widehat{\boldsymbol{Bias}}$$

估计量$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\text{LSDVC}}$的标准误差可通过自助法得到。
LSDVC 法的局限是,要求所有解释变量都严格外生,而差分 GMM 或系统 GMM 可通过引入工具变量来解决内生变量或前定变量的问题。