

基于典型相关分析的无约束综列协整检验^①

杨继生

(华中科技大学经济学院, 武汉 430074)

摘要: 现有的综列协整检验方法均存在较强的约束条件. 该文基于 Johansen 典型相关分析, 在允许截面个体间存在协整关系和动态影响的情况下, 建立了综列协整的迹检验和最大特征值检验等似然比检验统计量. 为了避免似然比检验在有限样本下的分布扭曲, 在无约束综列协整检验中引入了 Bootstrap 程序, 以提高检验结论的可靠性. 仿真实验结果显示, 无约束综列协整检验显著优于 Groen 和 Kleibergen 的有约束检验.

关键词: 综列协整; 典型相关; 似然比检验; 综列向量误差纠正模型; Bootstrap 仿真

中图分类号: F224.0 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2009)04-0145-08

0 引言

目前国内对协整理论的研究主要集中于时间序列模型, 如樊智和张世英^[1]等. 在协整分析中, 对协整秩即协整关系个数的推断是至关重要的, 协整秩的错误判定会导致向量误差纠正模型 (VECM) 中长期系数矩阵的不正确设定, 从而导致短期参数的错误估计. 所以, 目前基于综列数据 (Panel Data 或译为面板数据) 的协整检验被广泛应用, 以降低检验统计量在有限样本下的分布扭曲并提高检验势. 类似于时间序列分析中的协整检验, 综列协整检验也分为两大类: 基于残差的检验和基于误差纠正模型的检验.

Pedroni^[2,3], McCoskey 和 Kao^[4], Kao^[5] 等提出的基于残差的综列协整检验具有明显的局限性. 首先, 此类方法无法对多个协整关系进行检验; 其次, 不考虑误差项在截面个体之间的相关性; 第三, 不考虑截面个体之间可能存在的协整关

系, 以及短期误差和短期冲击在个体间的相互影响. 李志宏^[6]提出在个体相关时通过 Monte-Carb 仿真实验来确定综列协整检验的临界值, 其检验也是基于残差进行的, 而且没有具体说明其检验方法的有限样本性质.

鉴于基于残差的综列协整检验存在诸多的局限性, 近期综列协整研究的重点开始转向综列向量误差纠正模型 (PVECM). Groen 和 Kleibergen^[7]建立了基于 PVECM 的综列协整检验的基本框架 (简称 GK 检验), 杨继生^[8]通过仿真实验给出了 GK 检验统计量在不同设定条件下的临界值表. 对于综列向量 $Y_{it} = (Y_{1it}, Y_{2it}, \dots, Y_{kit})'$, $Y_t = (Y_{1t}, Y_{2t}, \dots, Y_{Nt})'$, $t = 1, 2, \dots, T$, $i = 1, 2, \dots, N$, T 为时间序列长度, N 为横截面个体的个数, k 为在单个个体中考察的经济关系所包含的经济变量个数, Groen 和 Kleibergen^[7]的综列协整检验所基于的 PVECM 为

$$\Delta Y_t = \delta + \Pi Y_{t-1} + \Gamma X_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_1 & & & \\ & \Pi_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Pi_N \end{bmatrix} = \alpha \beta' = \begin{bmatrix} \alpha_1 & & & \\ & \alpha_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \alpha_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1' \\ \beta_2' \\ \ddots \\ \beta_N' \end{bmatrix} \quad (2)$$

① 收稿日期: 2007-03-12; 修订日期: 2008-06-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (70571026), 教育部人文社会科学研究青年基金资助项目 (08JC790043).

作者简介: 杨继生 (1970—), 男, 河南尉氏人, 博士, 讲师. Email: yangjisheng770@sohu.com

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_1 & & & \\ & \Gamma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \Gamma_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= Y_t - Y_{t-1} \\ \varepsilon_t &= (\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{Nt})' \\ \varepsilon_{it} &= (\varepsilon_{i1t}, \varepsilon_{i2t}, \dots, \varepsilon_{ikt}) \\ X_t &= (\Delta Y_{t-1}, \dots, \Delta Y_{t-p}) \end{aligned}$$

其中: p 为动态调整项的滞后阶数; α_i 和 β_i 分别为第 i 个个体的调节向量和协整向量, 均为 $k \times r$ 的向量, r 为协整秩; δ 为截距项, 是 $Nk \times 1$ 的向量. 显然, 此类研究可以实现多个协整向量的检验和估计, 但 Π 和 Γ 的拟对角化导致了其在应用中的局限性. 首先, Π 的拟对角化意味着模型中各个体之间不存在长期协整关系和短期误差的相互影响. 其次, Γ 的拟对角化意味着个体间不存在短期冲击的相互影响. 而且, 上述研究均假定各个体的协整秩是相同的.

在综列数据的实证分析中, 各截面个体之间通常存在一定的相关性或者不同个体的经济变量之间存在 Granger 因果关系, 短期调整和短期冲击会相互作用, 协整秩也有可能是不同的, 所以, 放弃上述约束条件有助于提高实证分析中检验和估计的可靠性.

Anderson 等^[9] 建议在 PVECM 中放宽现有检验的约束条件, 基于 Box-Tiao 方法进行综列协整检验. 本文则是基于 Johansen^[10-12] 的时间序列协整理论, 建立无约束综列协整的迹检验和最大特征值检验, 并通过仿真实验比较无约束综列协整检验与有约束 GK 检验在有限样本下的检验功效. 因为 Johansen 协整检验在现实经济问题的研究中已得到了普遍的应用, 相对于 Anderson 等^[9] 的检验思路而言, 基于 Johansen 协整理论的综列协整分析使用目前时间序列分析中普遍应用的检验程序, 从而具有更强的实用性.

1 典型相关分析

在协整分析中, 要通过计算一特定矩阵的特征值来确定矩阵的秩, 从而确定协整关系个数. 而该特征值则与所谓的典型相关系数的平方有关, 所以, 需要首先了解什么是典型相关.

所谓“典型相关”, 是指“变量线性组合之间

的相关”. 根据 Hamilton^[13] 的表述, 以 z_{1t} 和 z_{2t} 分别表示向量 Z_{1t} ($n_1 \times 1$) 和 Z_{2t} ($n_2 \times 1$) 对总体均值的离差, 其协方差矩阵为

$$\begin{bmatrix} E(z_{1t} z_{1t}')_{n_1 \times n_1} & E(z_{1t} z_{2t}')_{n_1 \times n_2} \\ E(z_{2t} z_{1t}')_{n_2 \times n_1} & E(z_{2t} z_{2t}')_{n_2 \times n_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma_{z_1 z_1} & \Sigma_{z_1 z_2} \\ \Sigma_{z_2 z_1} & \Sigma_{z_2 z_2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

定义 z_{1t} 和 z_{2t} 的线性组合

$$\eta_t = K' z_{1t} \quad (5)$$

$$\xi_t = A' z_{2t} \quad (6)$$

其中: K' 和 A' 分别为 $n \times n_1$ 和 $n \times n_2$ 的矩阵 (n 为小于 n_1 和 n_2 的正整数), 并且满足以下条件

$$E(\eta_t \eta_t') = K' \Sigma_{z_1 z_1} K = I \quad (7)$$

$$E(\xi_t \xi_t') = A' \Sigma_{z_2 z_2} A = I \quad (8)$$

$$E(\xi_t \eta_t') = A' \Sigma_{z_2 z_1} K$$

$$= R = \begin{bmatrix} re_1 & & & \\ & re_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & re_n \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: I 为单位矩阵, $1 \geq re_1 \geq re_2 \geq \dots \geq re_n \geq 0$ 相关系数 re_j 即为 Z_{1t} 和 Z_{2t} 的第 j 个典型相关系数, $j = 1, 2, \dots, n$

令 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 表示 $n_1 \times n_2$ 阶矩阵 $\Sigma_{z_1 z_1}^{-1} \Sigma_{z_1 z_2} \Sigma_{z_2 z_2}^{-1} \Sigma_{z_2 z_1}$ 的特征值, 并按如下排序: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 相应的特征向量记为 m_1, m_2, \dots, m_n , 则有

$$R^2 = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

这里的 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 是 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 的前 n 个元素.

在典型相关分析中, 通常需要将特征向量 m_1, m_2, \dots, m_n 标准化为 $m_j' \Sigma_{z_1 z_1} m_j = 1, j = 1, 2, \dots, n$. 其具体步骤为: 首先将特征向量 m_j 标准化

处理为 $\tilde{m}_j' \tilde{m}_j = 1$ 则 $m_j = \tilde{m}_j \div \sqrt{\tilde{m}_j' \Sigma_{z_1 z_1} \tilde{m}_j}$

就模型 (1) 而言, 正是要通过 ΔY_t 和 Y_{t-1} 的典型相关分析, 借助特征值, 考察 Y_t 的平稳线性组

合即协整关系的个数, 并基于极大似然方法估计协整向量 β 和调节向量 α 。

2 无约束综列协整模型的估计和检验

在模型 (1) 中, 如果允许截面各个体之间在长期均衡关系、以及短期误差和短期冲击的相互影响, 并允许各个体的协整秩不相同, 则综列误差纠正模型 (1) 中的参数矩阵应设定为:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} & \dots & \Pi_{1N} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} & \dots & \Pi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Pi_{N1} & \Pi_{N2} & \dots & \Pi_{NN} \end{bmatrix}$$

$$= \alpha \beta' = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \dots \quad \alpha_N] \begin{bmatrix} \beta'_1 \\ \beta'_2 \\ \vdots \\ \beta'_N \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \dots & \Gamma_{1N} \\ \Gamma_{21} & \Gamma_{22} & \dots & \Gamma_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma_{N1} & \Gamma_{N2} & \dots & \Gamma_{NN} \end{bmatrix} \quad (12)$$

此时, α_i 和 β_i 为第 i 个个体的调节向量和协整向量, 二者均为 $Nk \times r_i$ 的向量, 其中 r_i 为该个体的协整秩, $i = 1, 2, \dots, N$, 所以, 此时调节向量 α 和协整向量 β 均为 $Nk \times r$ 的向量, $r = r_1 + r_2 + \dots + r_N$ 。

显然, 当各种约束条件被陆续放弃以后, 模型 (1) 中的调节向量 α 、协整向量 β 以及短期效应矩阵 Γ 与 Johansen 检验已没有任何本质上的区别, 惟一的区别是形式上的。即此时所考察的协整关系不再是单个个体的 k 个变量之间的协整关系, 而是 N 个个体的 Nk 个变量之间的协整关系, 除了变量数量增加之外, 所考察的变量之间的数学关系完全相同。所以, 在式 (11) 和 (12) 的设定下, 综列模型 (1) 可以采用与 Johansen^[10-12] 相同的检验和估计方法。

假定模型 (1) 中的误差项

$$\varepsilon_t = (\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{Nt})'$$

服从多维正态分布, 并且

$$E(\varepsilon_t) = 0 \quad (13)$$

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \begin{cases} \Omega & t = \tau \\ 0 & t \neq \tau \end{cases} \quad (14)$$

则模型 (1) 的对数似然函数为

$$LL(\Pi, \Gamma, \Omega | Y_1, Y_2, \dots, Y_T) = \frac{TNk}{2} \log(2\pi) - \frac{T}{2} \log |\Omega| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t' \Omega^{-1} \varepsilon_t \quad (15)$$

对 ΔY_t 和 Y_{t-1} 进行典型相关分析时, 要首先去除动态调整项 X_t 的影响, 为此, 以 OLS 估计以下的辅助回归

$$\Delta Y_t = \hat{\delta}_t + \hat{\alpha} X_t + \hat{u}_t \quad (16)$$

$$Y_{t-1} = \hat{\delta}_t + \hat{\alpha} X_t + \hat{v}_t \quad (17)$$

由于 ΔY_t 和 Y_{t-1} 是时间序列向量而不是时间序列变量, 所以, 回归参数 $\hat{\delta}_t$ 和 $\hat{\delta}_t$ 为 $Nk \times 1$ 的向量, $\hat{\alpha}$ 和 $\hat{\alpha}$ 为 $Nk \times p$ 的矩阵, \hat{u}_t 和 \hat{v}_t 为 Nk 维的残差序列。定义

$$S_{uu} \equiv \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t'$$

$$S_{vv} \equiv \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{v}_t \hat{v}_t'$$

$$S_{uv} \equiv \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{v}_t'$$

$$S_{vu} \equiv S_{uv}$$

计算矩阵

$$S_{vv}^{-1} S_{vu} S_{uu}^{-1} S_{uv} \quad (18)$$

的特征值, 得到 $\hat{\lambda}_1 > \hat{\lambda}_2 > \dots > \hat{\lambda}_{Nk}$ 。

当模型 (1) 的约束条件为存在 r 个协整关系时, 最大对数似然函数值为

$$LL_{r \max} = -\frac{TNk}{2} \log(2\pi) - \frac{TNk}{2} - \frac{T}{2} \log |S_{uu}| - \frac{T}{2} \sum_{j=1}^r \log(1 - \hat{\lambda}_j) \quad (19)$$

而当约束条件为存在 Nk 个协整关系, 即综列数据 Y_t 为 $I(0)$ 时, 最大对数似然函数值为

$$LL_{Nk \max} = -\frac{TNk}{2} \log(2\pi) - \frac{TNk}{2} - \frac{T}{2} \log |S_{uu}| - \frac{T}{2} \sum_{j=1}^n \log(1 - \hat{\lambda}_j) \quad (20)$$

所以, 对于原假设 —— 协整秩为 r 和备选假设 —— 协整秩为 Nk , 似然比检验统计量为

$$LR(r | Nk) = 2(LL_{r, \max} - LL_{Nk, \max}) = -T \sum_{j=r+1}^{Nk} \log(1 - \hat{\lambda}_j) \quad (21)$$

类似地, 对于原假设 —— 协整秩为 r 和备选假设 —— 协整秩为 $r + 1$ 似然比检验统计量为

$$LR(r | (r + 1)) = 2(LL_{r, \max} - LL_{r+1, \max}) = -T \log(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (22)$$

Johansen证明, 式 (21) 和 (22) 的检验统计量具有如下的极限分布

$$LR(r | Nk) \rightarrow_d tr \left\{ \int_0^1 F_w dW(h)' \int_0^1 F_w F_w' dh \right\}^{-1} \int_0^1 F_w dW(h)' \int_0^1 F_w dW(h)' \quad (23)$$

$$LR(r | (r + 1)) \rightarrow_d \lambda_{\max} \left\{ \int_0^1 F_w dW(h)' \int_0^1 F_w F_w' dh \right\}^{-1} \int_0^1 F_w dW(h)' \quad (24)$$

其中, $W(h)$ 为 $h \equiv Nk - r$ 维的标准布朗运动. F_w 是 $W(h)$ 的向量函数, 其函数形式取决于模型中对确定性趋势的设定, 当协整方程和误差纠正方程均不含确定性趋势时^②

$$F_w = W(h)$$

符号“ \rightarrow_d ”表示依分布收敛, “ $tr\{\}$ ”表示括号内矩阵的迹, “ $\lambda_{\max}\{\}$ ”表示括号内矩阵的最大特征值. 式 (23) 表明 $LR(r | Nk)$ 依分布收敛于随机矩阵的迹统计量, 所以该检验统计量又被称为迹检验统计量; 式 (24) 表明 $LR(r | (r + 1))$ 依分布收敛于随机矩阵的最大特征值统计量, 所以该检验统计量又被称为最大特征值检验统计量.

令 m_1, m_2, \dots, m_r 表示与矩阵 (18) 的前 r 个最大特征值对应的特征向量, 则该 r 个特征向量就决定了模型 (1) 在原假设 (协整关系个数为 r) 下的协整空间, 从而确定了协整向量 β 的估计值.

Johansen 建议将协整向量按 $\beta_j S_w \beta_j' = 1$ (即 $\beta S_w \times \beta' = I$) 进行标准化, 即首先将特征向量 m_j 标准化为 $\tilde{m}_j' \tilde{m}_j = 1$ 从而得到协整向量 β 的极大似然估计量为

$$\hat{\beta} = \tilde{m}_j \div \sqrt{\tilde{m}_j' S_w \tilde{m}_j} \quad (25)$$

和

$$\hat{\beta} \equiv (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_r) \quad (26)$$

调节向量 α 的 MLE 估计量为^③

$$\hat{\alpha} = S_{uv} \hat{\beta} \quad (27)$$

进而

$$\hat{\Pi} = S_{uv} \hat{\beta} \hat{\beta}' \quad (28)$$

$$\hat{\Gamma} = \hat{R} - \hat{\Pi} \hat{N}, \quad (29)$$

$$\hat{\delta} = \hat{\delta}_1 - \hat{\Pi} \hat{\delta}_2 \quad (30)$$

由此, 在典型相关分析的基础上, 基于 Johansen 的检验和估计程序, 即可实现综列协整模型的无约束检验和估计. 但是, 在综列协整模型中, 单个方程所包括的变量个数将会随着截面个体数的增加而同比增加, 从而导致估计和检验统计量的自由度大幅度地下降. 在此情形下, 如果仍根据式 (23) 或 (24) 的渐进分布来确定似然比检验统计量的临界值, 检验结果将是不可靠的. 所以, 在对综列协整进行检验时, 需要运用适于小样本或有限样本的更为精确的临界值. 幸运的是, Bootstrap 仿真技术为解决这一问题提供了有效的手段.

3 基于 Bootstrap 仿真的检验

为了得到似然比检验统计量在有限样本下比较精确的临界值, van Giersbergen^[14]、Harris 和 Judge^[15]、Anderson 等^[9] 提出应用 Bootstrap 技术来确定小样本下似然比检验统计量的分布. 基于上述文献, 建立如下的 Bootstrap 仿真程序来实现综列协整秩的似然比检验.

(1) 根据实际样本观测值, 计算原假设下的似然比检验统计值: 迹检验统计值 $LR(r | Nk)$ 或最大特征值检验统计值 $LR(r | (r + 1))$.

(2) 根据式 (25) 和 (26), 估计模型中的参数, 计算 PVECM 模型的残差

$$\hat{\epsilon}_t = \Delta Y_t - (\hat{\delta}_+ \hat{\Pi} Y_{t-1} + \hat{\Gamma} X_t)$$

② 在模型的其他形式下, F_w 的设定参见 Johansen^[12] 的 11.2 节.

③ 具体证明过程参见 Johansen^[12] 和 J. D. Hamilton^[13], 将堆积的协整向量替代原来的向量即可得到上述结果.

$$t = 1, 2, \dots, T \quad (31)$$

并对残差进行标准化调整

$$\varepsilon_t = [T / (T - kp)]^{1/2} (\hat{\varepsilon}_t - T^{-1} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i) \quad (32)$$

(3) 根据模型的参数估计结果, 生成

Bootstrap 样本: 从标准化残差 $\{\varepsilon_t: t = 1, 2, \dots, T\}$ 中随机抽取 Bootstrap 残差, $\{\varepsilon_t^*: t = 1, 2, \dots, T\}$ 并由下式生成 Bootstrap 数据样本

$$\Delta Y_t^* = \hat{\delta}_+ + \hat{\Pi} Y_{t-1}^* + \hat{\Gamma} X_t^* + \varepsilon_t^* \quad (33)$$

$t = 1, 2, \dots, T$

其中, 前 $p + 1$ 个初始值设定为 $Y_j^* = Y_j, j = 1, 2, \dots, p$.

(4) 根据 Bootstrap 样本, 计算似然比检验统计值 $LR(r | Nk)^*$ 或 $LR(r | (r + 1))^*$.

(5) 大量重复步骤 (3) 和 (4), 得到原假设下似然比检验统计量的经验分布.

(6) 根据由实际样本计算的检验统计值和由 Bootstrap 样本所得到的检验统计量的经验分布, 计算实际检验统计值的 p 值, 与所选择的显著性水平相比较, 判定是否可以拒绝原假设.

4 仿真实验

4.1 仿真实验设计

本文通过如下小规模의 仿真实验, 考察新提出的检验方法的有限样本性质. 具体的数据生成过程为: 参照 Harris 和 Judge^[15] 的数据生成方法, 依下式生成 $T = 50, N = 2$ 变量个数为 $k = 3$ 的综列数据

$$\Delta Y_t = \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix}_t = \alpha \beta' \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$= \begin{bmatrix} -0.4 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 \\ 0.1 & 0.3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_t & -2\eta_t & \eta_t \\ \xi_t & -\xi_t/2 & -\xi_t/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}_{t-1} + \begin{bmatrix} \varepsilon_x \\ \varepsilon_y \\ \varepsilon_z \end{bmatrix}_t \quad (34)$$

在此, 为了反映个体之间变量的相关性, 令

$$\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z \sim i.i.d. N \left(0, \begin{bmatrix} 100 & \sigma \\ \delta & 100 \end{bmatrix} \right)$$

$$E(\varepsilon_x \varepsilon_y) = E(\varepsilon_y \varepsilon_x) = E(\varepsilon_x \varepsilon_z) = 0$$

此时, 若 $\eta_t = 2 - \delta, \xi_t = \delta - 1$ 则个体 1 和 2 的 3 个变量之间各存在 1 个协整关系, 分别为 $(1 - 2, 1)$ 和 $(1 - 0.5, -0.5)$, 从而综列模型 (34) 将存在 2 个协整关系. 分别设定 $\sigma = 0$ 和 $\sigma = 50$ 即个体之间相关系数分别为 0 和 0.5 以考察无约束综列协整检验统计量在截面不相关和相关时的有限样本性质. 类似于 Harris 和 Judge^[15], 在生成数据时, 首先生成 $T = 100$ 的综列数据, 而后舍弃前 50 个数据, 以得到 $T = 50$ 的样本.

根据上文中所阐述的综列协整检验思路, 估计迹检验统计值, 并通过 Bootstrap 程序确定无约束综列协整迹检验的 p 值, 判定是否拒绝对应的原假设. 大量重复这一过程, 以考察无约束综列协整迹检验在有限样本下的表现.

4.2 仿真实验结果

图 1 和图 2 分别给出了截面个体不相关和相关系数为 0.5 时, 300 次重复 (其中 Bootstrap 的重复次数为 200)^④ 的, 无约束综列协整迹检验仿真实验结果的 p 值分布直方图. 表 1 给出了在 5% 和 10% 显著性水平上, 无约束综列协整迹检验在 300 次重复中拒绝各个原假设的次数及其对应的概率.

由于仿真实验所设定的综列模型中, 截面个体各含有 1 个协整关系, 即模型 (34) 实际上含有两个协整关系, 所以, 对 $\sigma = 0$ 而言, 在 5% 显著性水平上得出正确检验结论的概率约为 73.0%, 在 10% 显著性水平上得出正确检验结论的概率约为 86.0%; 对 $\sigma = 50$ 而言, 在 5% 显著性水平上得出正确检验结论的概率约为 85.7%, 在 10% 显著性水平上得出正确检验结论的概率约为 90.7%.

为了与 Groen 和 Kleibergen^[7] 的 GK 检验进行比较, 在仿真实验中还给出了相同数据下 GK 检验的检验结果. 因为仿真数据设定为每个截面个体都只含 1 个协整关系, 所以, GK 检验的正确

④ 由于每次重复还包含了 200 次的 Bootstrap 程序, 所以, 该运算规模已非常庞大.

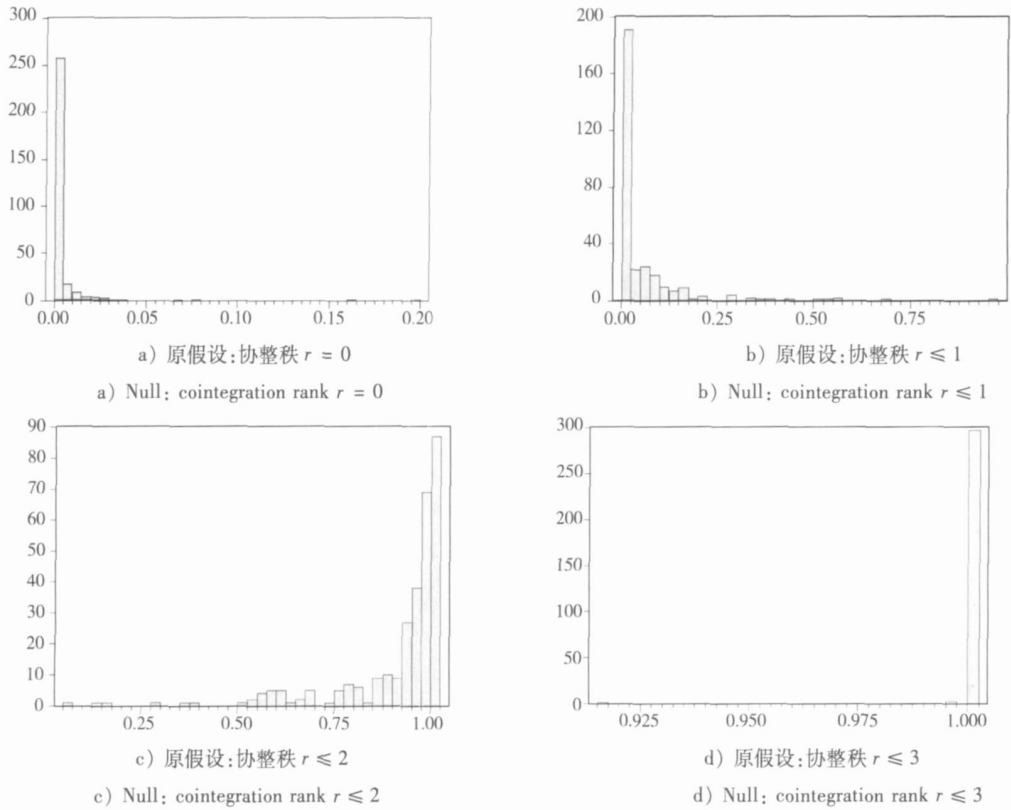


图1 无约束综列协整迹检验仿真实验结果的 p 值分布直方图 ($\sigma = 0$)

Fig. 1 Histogram of p -value for simulated panel cointegration trace test with $\sigma = 0$

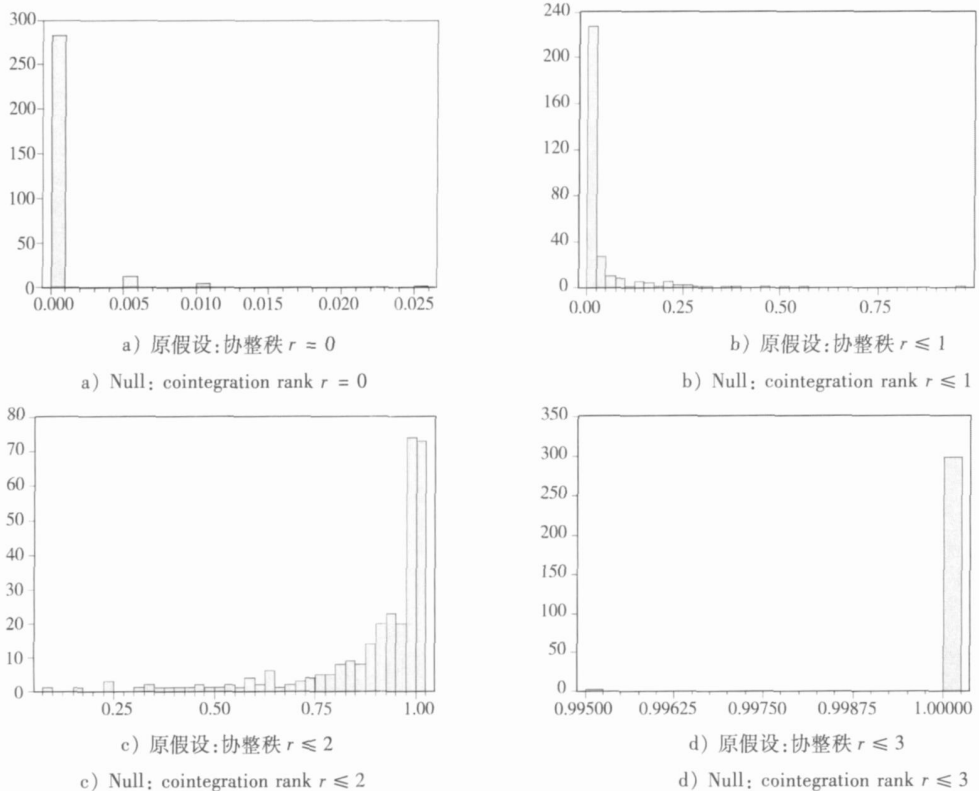


图2 无约束综列协整迹检验仿真实验结果的 p 值分布直方图 ($\sigma = 50$)

Fig. 2 Histogram of p -value for simulated panel cointegration trace test with $\sigma = 50$

表 1 仿真实验中综列协整迹检验拒绝原假设的次数和相应的比率

Table 1 Frequency of rejecting the null hypothesis in simulation for panel cointegration trace test

截面相关设定	原假设	5% 显著性水平	10% 显著性水平
$\sigma = 0$	$r = 0$	296 (98.7%)	298 (99.3%)
	$r \leq 1$	219 (73.0%)	258 (86.0%)
	$r \leq 2$	0	0
	$r \leq 3$	0	0
$\sigma = 50$	$r = 0$	300 (100%)	300 (100%)
	$r \leq 1$	257 (85.7%)	272 (90.7%)
	$r \leq 2$	0	0
	$r \leq 3$	0	0

检验结果应为含有 1 个协整关系。根据杨继生^[13]所给出的临界值表, 在 5% 显著性水平上, GK 检验的具体结果为: 当 $\sigma = 0$ 时, 拒绝原假设 $r = 0$ $r \leq 1$ 的概率分别为 1 和 0.623, 所以, GK 检验给出正确结论 (拒绝 $r = 0$ 而接受 $r \leq 1$) 的概率仅为 37.7%, 远远低于无约束综列协整迹检验给出正确结论的概率 (73.0%); 当 $\sigma = 50$ 时, 拒绝原假设 $r = 0$ $r \leq 1$ 的概率分别为 1 和 0.760, 所以, GK 检验给出正确结论 (拒绝 $r = 0$ 而接受 $r \leq 1$) 的概率下降为 24.0%, 更是远低于无约束综列协整迹检验给出正确结论的概率 (85.7%)。

总之, 仿真实验结果显示, 对于相同的仿真实验数据, 无约束综列协整迹检验给出正确检验结论的概率远远高于 GK 检验。而且, 在截面个体相关时, GK 检验给出正确结论的概率下降, 而综列协整迹检验给出正确结论的概率反而上升了^⑤。

5 结 论

现有的综列协整检验通常不考虑截面个体之

参 考 文 献:

- [1] 樊智, 张世英. 非线性协整建模研究及沪深股市实证分析 [J]. 管理科学学报, 2005, 8(1): 73—77.
 Fan Zhij, Zhang Shiyang. Study on modeling of non linear cointegration and empirical analysis of China's stock markets [J]. Journal of Management Sciences in China, 2005, 8(1): 73—77 (in Chinese)
- [2] Pedroni P. Panel cointegration: Asymptotic and finite sample properties of pooled time series tests with an application to the PPP hypothesis [J]. Economic Theory, 2004, 20(3): 297—325

间的长期均衡关系、以及短期误差和短期冲击在个体之间的相互影响, 本文放弃了上述约束条件, 并基于典型相关分析和 Bootstrap 技术, 建立了类似于传统时间序列 Johansen 协整检验的无约束综列协整检验。

相对于现有的各种综列协整检验, 本文的检验方法具有以下特点: (1) 在理论上, 允许各个体之间存在长期均衡关系, 并允许短期误差和短期冲击在个体之间的相互影响, 从而使模型的设定更符合现实数据的具体特征; (2) 就可靠性而言, 现有检验方法的临界值大多来自检验统计量的渐进分布, 它在有限样本下很可能是不可靠的。本方法基于 Bootstrap 技术来确定检验临界值或检验结果的 p 值, 从而避免了根据渐进分布进行检验所导致的低势性和有限样本下的分布扭曲, 有助于提高有限样本下检验结论的可靠性; (3) 在检验和估计方法上, 现有计量经济学软件均提供 Johansen 检验的标准程序, 本方法在 Johansen 检验的基础上进行 Bootstrap 运算, 可以直接运用现有软件的 Johansen 检验子程序, 大大降低了编程运算的工作量和难度, 在实际的经验分析中更便于实现; (4) 本检验方法的主要不足之处在于, 估计参数的个数会随着截面个体个数 N 的增加而同比增加, 从而要求样本时间长度 T 必须满足参数估计并保证一定自由度的要求。所以, 当 T 较小而 N 较大时, 本文的无约束综列协整检验将不再适用。

仿真试验的结果表明, 对于相同的仿真实验数据, 本文的无约束综列协整迹检验给出正确检验结论的概率远远高于 Groen 和 Kleibergen^[7] 的 GK 检验。

⑤ 改变仿真程序中随机数发生器的种子, 在新的实验结果中得到了相同的结论。

- [3] Pedroni P. Fully modified OLS for heterogeneous cointegrated panels[J]. *Advances in Economics* 2000, 15: 93—130
- [4] McAoskey S, Kao C. A residual-based test of the null of cointegration in panel data[J]. *Econometric Reviews* 1998, 17 (1): 57—84
- [5] Kao C. Spurious regression and residual-based tests for cointegration in panel data[J]. *Journal of Econometrics* 1999, 90 (1): 1—44
- [6] 李志宏. 面板数据协整关系检验的一个简明蒙特卡洛实验框架[J]. *数量经济技术经济研究*, 2006, 23(7): 109—117.
Li Zhihong. A simple Monte Carlo framework on panel cointegration test[J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics* 2006, 23(7): 109—117. (in Chinese)
- [7] Groen J J, Kleibergen F R. Likelihood-based cointegration analysis in panels of vector error correction models[J]. *Journal of Business and Economic Statistics* 2003, 21(2): 295—318
- [8] 杨继生. 基于 PVECM 综列协整检验临界值的计算[J]. *数量经济技术经济研究*, 2007, 24(3): 15—24
Yang Ji sheng. Estimation of the critical values for PVECM-based panel cointegration test[J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics* 2007, 24(3): 15—24. (in Chinese)
- [9] Anderson R, Qian H, Rasche R. Analysis of Panel Vector Error Correction Models Using Maximum Likelihood, The Bootstrap, and Canonical Correlation Estimators[R]. Working Paper 2006-050, Federal Reserve Bank of St. Louis, 2006
- [10] Johansen S. Statistical analysis of cointegration vectors[J]. *Journal of Economic Dynamic and Control* 1988, 12(2—3): 231—254
- [11] Johansen S. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in gaussian vector autoregressive models[J]. *Econometrica* 1991, 59(6): 1551—1580
- [12] Johansen S. Likelihood-based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models[M]. Oxford: Oxford University Press, 1995
- [13] Hamilton J. Time Series Analysis[M]. Princeton: Princeton University Press, 1994, 630—651.
- [14] Van Giersbergen N. Bootstrapping the trace statistic in VAR models: Monte-Carlo results and applications[J]. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 1996, 58(2): 391—408
- [15] Harris R I D, Judge G. Small sample testing for cointegration using the bootstrap approach[J]. *Economics Letters* 1998, 58(1): 31—37.

Unrestricted panel cointegration test based on canonical correlation analysis

YANG Ji-sheng

School of Economics, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China

Abstract Current panel cointegration test methods suffer from too strong restrictions. In this study, we propose the likelihood ratio tests for panel cointegration based on Johansen canonical correlation analysis, trace test and maximum eigenvalue test, to allow for influences by the cross sectional cointegration and dynamic influences between each other. To avoid the finite sample size distortion of likelihood ratio statistics, we introduce the bootstrap procedure to ensure the robustness of our unrestricted panel cointegration test statistic. The Monte-Carlo simulations show that our unrestricted panel cointegration test perform better than the restricted one proposed by Groen and Kleibergen.

Key words panel cointegration; canonical correlation; likelihood ratio test; panel vector error correction model; bootstrap procedure