Chinese Association of Quantitative Economics

中国数量经济学会

中 国 数 量 经 济 学 会

21世纪数量经济学

Quantitative Economics in the 21st Century

第12卷

◎主　编　汪同三　张卫国

◎副主编　李富强

社会科学文献出版社
SOCIAL SCIENCES ACADEMIC PRESS (CHINA)

中国数量经济学会

21世纪数量经济学

Quantitative Economics in the 21st Century

第12卷

◎主　编　汪同三　张卫国

◎副主编　李富强

社会科学文献出版社
SOCIAL SCIENCES ACADEMIC PRESS (CHINA)

图书在版编目(CIP)数据

21世纪数量经济学．第12卷/汪同三，张卫国主编．
—北京：社会科学文献出版社，2012.7
ISBN 978-7-5097-3471-1

Ⅰ.①2… Ⅱ.①汪… ②张… Ⅲ.①数量经济学-文集
Ⅳ.①F224.0-53

中国版本图书馆CIP数据核字（2012）第115674号

21世纪数量经济学　第12卷

主　　编／汪同三　张卫国
副 主 编／李富强

出 版 人／谢寿光
出 版 者／社会科学文献出版社
地　　址／北京市西城区北三环中路甲29号院3号楼华龙大厦
邮政编码／100029

责任部门／财经与管理图书事业部（010）59367226　　责任编辑／陶　璇
电子信箱／caijingbu@ssap.cn　　责任校对／李海雄
项目统筹／恽　薇　　责任印制／岳　阳
总 经 销／社会科学文献出版社发行部（010）59367081　59367089
读者服务／读者服务中心（010）59367028

印　　装／三河市尚艺印装有限公司
开　　本／787mm×1092mm　1/16　　印　　张／27
版　　次／2012年7月第1版　　字　　数／459千字
印　　次／2012年7月第1次印刷
书　　号／ISBN 978-7-5097-3471-1
定　　价／89.00元

编审组名单

主　　编　汪同三　张卫国

副 主 编　李富强

编审组长　汪同三

成　　员　李富强　彭　战　曹曼株　陈星星　王喜峰

前　言

本书是“21世纪数量经济学”丛书的第12卷。

中国数量经济学会2011年年会于2011年9月16日至18日在山东大学举行，会议的承办单位是山东省社会科学院经济研究所。来自政府部门、研究机构、大专院校和企业的三百多位数量经济学专家、学者参加了本次年会，会议共收到学术论文290多篇。

年会上，美国南加州大学萧政教授、英国南安普敦大学陆懋祖教授、中国社会科学院李雪松教授分别作了主旨讲演。

名家讲坛上，中国社会科学院沈利生教授、王国成教授，中国人民大学赵国庆教授，山东大学胡庆焱教授分别作了题为“投入产模型及其应用问题”“非常态经济的非经典计量建模”“计量经济方法应用过程中的一些问题”“货币政策对股票市场的非对称性冲击”的学术报告。会议分成经济计量学理论与方法、数理经济学理论与方法、宏观经济增长与发展、货币银行、金融与资本市场、财政税收、投资贸易、区域经济与协调发展、企业与产业经济、博弈论实验经济学及其他等10个小组进行了专题讨论，100多位学者在小组学术交流会上介绍了自己的最新研究成果，会议收到了良好的效果。

本书是由本次年会的优秀论文集结而成的，共30篇，共分为5个部分：数量经济理论与方法，宏观经济，金融、资本市场，企业、产业经济，区域经济、协调发展。入选的这些论文均有较高的学术水平，具有一定的理论意义或实践意义。

囿于编者的能力和水平，本书一定存在不少错误和疏漏，欢迎广大读者批评指正。

编　者

2012年1月

目　录

一　数量经济理论与方法

二　宏观经济

三　金融　资本市场

四　企业　产业经济

五　区域经济　协调发展

一　数量经济理论与方法

带异质线性趋势的二元选择面板模型偏误纠正估计

韩本三[1]　黎　实[2]

（1. 西南财经大学经济数学学院　2. 西南财经大学统计学院）

引　言

在面板模型的实证研究中，由于个体在不同时间所面临的环境不同，我们常常需要设定时变的异质性。在线性面板模型中，带时变异质性的模型已经得到大量研究。但在非线性面板模型中，带时变异质性的模型估计研究还非常欠缺。

Thomas（2006）针对带异质线性趋势的二元选择面板模型提出了两种估计方法。一种是条件似然函数估计方法，但只适用于 Logit 模型，对 Probit 模型不适用。第二种方法是在 Manski（1987）、Horowitz（1992）以及 Kyriazidou（1995）的基础上提出的平滑极大得分估计。这种估计方法由于操作上的复杂性，如核函数的选取和最优解的不唯一性，因此很少得到应用。另外，这两种方法的共同缺点是无法得到平均边际效应的估计。Carro（2007）和 Fernández-Val（2009）研究了无异质趋势的二元选择面板模型的偏误纠正估计，模拟结果非常好。其他见 Hahn & Newey（2004）、Lancaster（2002）、Woutersen（2002）和 Hahn & Kuersteiner（2004）等，Arellano & Hahn（2007）对非线性面板模型的偏误纠正估计有较为详尽的综述。但是我们所查文献还未见到带异质趋势非线性面板模型的偏误纠正估计。为此，我们将 Hahn & Newey（2004）提出的偏误纠正方法扩展到带异质线性趋势的二元选择面板模型。

本文研究了带异质线性趋势二元选择面板模型的偏误纠正估计。我们给出了公共参数的极大似然估计量的渐进偏误解析形式以及平均边际效应估计的偏误解析形式。同时我们也研究了公共参数和平均边际效应的 Jackknife

偏误纠正估计量。小样本模拟表明本文提出的偏误纠正估计方法对较小的 T 的效果也非常好。

一　估计方法介绍

本文考察的带异质趋势二元面板数据模型如下：

$$
\begin{aligned}
y_{it}^{*} &= x'_{it}\beta + \eta_i t + \alpha_i + \mu_{it} \\
y_{it} &= I(y_{it}^{*} > 0)
\end{aligned} \tag{1}
$$

其中 $i = 1,\cdots,N$; $t = 1,\cdots,T$; x_{it} 和 β 是 k 维列向量。y_{it}^{*} 是不可完全观测的被解释变量，y_{it} 是其可观测部分。$I(\cdot)$ 为示性函数，括号内为真时值为 1，否则为 0。

模型（1）的对数似然函数为

$$
\begin{aligned}
\ln L &= \sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\ln l_{it}(\beta,\delta_i) \\
&= \sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}[y_{it}\ln F_{it} + (1-y_{it})\ln(1-F_{it})]
\end{aligned} \tag{2}
$$

其中 $\delta_i = (\eta_i,\alpha_i)'$, $F_{it} = F(x'_{it}\beta + \eta_i t + \alpha_i)$, $F(\mu)$ 为 μ_{it} 的分布函数。我们可以利用 Greene（2004）介绍的方法得到公共参数和异质性参数的极大似然估计。即

$$
\begin{aligned}
\hat{\beta}_T &= \underset{\beta}{\operatorname{argmax}}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\ln l_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta)) \\
\hat{\delta}_i(\beta) &= \underset{\delta_i}{\operatorname{argmax}}\sum_{t=1}^{T}\ln l_{it}(\beta,\delta_i(\beta))
\end{aligned} \tag{3}
$$

但是对于固定的 T，冗余参数问题［Incidental Parameters Problem，Neyman & Scott（1948）］会导致公共参数 β 估计的不一致性。虽然这个优化过程涉及 $2N + k$ 个参数，但是其信息矩阵的逆矩阵求解较为简单，可以分解为低阶逆矩阵的表达式（Greene，2004）。利用通常的 Newton-Raphson 迭代方法可以求得最优解。从 Heckman（1981）、Hsiao（1986）以及 Greene（2004）等对无异质趋势模型的模拟结果来看，对于较小的 T，通常的极大似然估计量的偏误是很严重的。直觉上，带异质趋势模型的冗余参数个数成倍的增长应该会导致更大的偏误。

Thomas（2006）模拟了带线性趋势的面板 Logit 模型的极大似然估计偏

误，即使当 $T = 10$ 时极大似然估计量仍然上偏了约 40%。下面我们从理论上来分析这种偏误的渐进结构。令

$$\beta_T = \underset{\beta}{\operatorname{argmax}} \lim_{N\to\infty} \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} E[\sum_{t=1}^{T} \ln F(x'_{it}\beta + \hat{\eta}_i(\beta)t + \hat{\alpha}_i(\beta))] \tag{4}$$

则对于固定 T, $N \to \infty$ 时，Amemiya（1973）证明

$$\hat{\beta}_T = \beta_T + O_p(1) \tag{5}$$

通常情况下，对固定的 T, $\hat{\eta}_i(\beta)$ 和 $\hat{\alpha}_i(\beta)$ 是不一致的，这种不一致性会通过（3）式传导至估计量 $\hat{\beta}_T$，导致 $\beta_T \neq \beta$，此即 Neyman & Scott（1948）的冗余参数问题（Incidental Parameters Problem）。只有当 $T \to \infty$ 时，这种不一致性才会消失，即 $\operatorname{plim}_{T\to\infty} \beta_T = \beta$。Hahn & Newey（2004）指出，对于光滑的似然函数，存在某个常数 B，使得

$$\beta_T = \beta + \frac{B}{T} + O_p(\frac{1}{T^2}) \tag{6}$$

对于固定的 T，当 $N \to \infty$ 时，根据（4）式和（5）式我们有

$$\sqrt{NT}(\hat{\beta}_T - \beta_T) \xrightarrow{d} N(0,\Omega) \tag{7}$$

结合（6）式和（7）式可得

$$\sqrt{NT}(\hat{\beta}_T - \beta) = \sqrt{NT}(\hat{\beta}_T - \beta_T) + \sqrt{NT}\frac{B}{T} + O_p(\sqrt{\frac{N}{T^3}}) \xrightarrow{d} N(B\sqrt{\rho},\Omega)$$

其中 $\frac{N}{T} \to \rho$，所以即使 T 与 N 有相同的增长速度，$\hat{\beta}_T$ 仍然是不一致的。为了减小（4）式估计量的偏误，我们需要估计偏误常数 B，此即偏误纠正估计方法。Hahn & Newey（2004）得到了一般的非线性面板模型偏误 B 的解析形式，并提出 Jackknife 间接偏误纠正估计方法。通过 B 的解析形式我们可以得到其估计量 $\hat{B}(\hat{\beta}_T)$，从而相应的偏误纠正估计量可表示为

$$\hat{\beta}_{BC} = \hat{\beta}_T - \frac{\hat{B}(\hat{\beta}_T)}{T} \tag{8}$$

如果 $\sqrt{NT}\frac{(\hat{B} - B)}{T} \xrightarrow{p} 0$，则当 $\sqrt{\frac{N}{T^3}} \to 0$ 时我们有

$$\sqrt{NT}(\hat{\beta}_{BC} - \beta) = \sqrt{NT}(\hat{\beta}_T - \beta_T) + \sqrt{NT}\frac{(\hat{B} - B)}{T} + O_p(\sqrt{\frac{N}{T^3}}) \xrightarrow{d} N(0,\Omega) \tag{9}$$

即偏误纠正估计量是一致的且渐进服从正态分布。Hahn & Newey（2004）指出如果 $\hat{\beta}$ 的偏误非常严重的话，那么 $\hat{\beta}_{BC}$ 的偏误可能仍然很大。为此，Hahn & Newey（2004）建议利用迭代过程减小偏误，即

$$\hat{\beta}^{k} = \hat{\beta} - \frac{\hat{B}(\hat{\beta}^{k-1})}{T} \tag{10}$$

这种方法是直接纠正产生偏误的估计量。遵循 Hahn & Newey（2004）的思路，下面我们分析带异质线性趋势二元面板模型极大似然估计量偏误 B 的解析形式。

令

$$u_{it}(\beta,\delta_i) = \frac{\partial \ln l_{it}(\beta,\delta_i)}{\partial \beta},\ v_{it}(\beta,\delta_i) = \frac{\partial \ln l_{it}(\beta,\delta_i)}{\partial \delta_i}$$

另外，多余的下标表示对其求偏导数，如 $v_{it\beta} = \dfrac{\partial v_{it}(\beta,\delta_i)}{\partial \beta}$，$v_{it\delta} = \dfrac{\partial v_{it}(\beta,\delta_i)}{\partial \delta_i'}$。根据 Rilstone、Srivastava 和 Ullah（1996）中命题1的结果，我们可以得到异质性参数极大似然估计的偏误，当 $T \to \infty$ 时

$$\hat{\delta}_i = \delta_i + \frac{\lambda_i}{T} + \sum_{t=1}^{T} \psi_{it}/T + o_p(1/T)$$

$$\psi_{it} = -E_T[v_{it\delta}]^{-1} v_{it}$$

$$\lambda_i = -E_T[v_{it\delta}]^{-1}\{E_T[v_{it\delta}\psi_{it}] + \frac{1}{2}E_T[v_{it\delta\delta}]E_T[\psi_{it} \otimes \psi_{it}]\} \tag{11}$$

其中 $E_T[\cdot]$ 表示对给定个体求期望，$\otimes$ 表示矩阵的 Kronecker 积，$v_{it\delta\delta} = \partial v_{it\delta}/\partial \delta'$。从（11）式可以看出，$\hat{\delta}_i$ 是有偏误的，从而利用 $\hat{\delta}_i$ 得到的估计量 $\hat{\beta}_T$ 也会存在偏误。下面我们来分析这两个偏误之间的关系。由于 $\hat{\beta}_T$ 是方程 $\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T} u_{it}(\hat{\beta}_T,\hat{\delta}_i(\hat{\beta}_T)) = 0$ 的解，将其在真实值 β 处一阶泰勒展开可得

$$\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T} u_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta)) + \sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T} \frac{du_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))}{d\beta'}(\hat{\beta}_T - \beta) \approx 0 \tag{12}$$

因为

$$\frac{du_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))}{d\beta'} = u_{it\beta} + u_{it\delta}\frac{d\hat{\delta}_i(\beta)}{d\beta} = u_{it\beta} - u_{it\delta}E_T[v_{it\delta}]^{-1}E_T[v_{it\beta}]$$

所以

$$\hat{\beta}_T - \beta \approx - E\{u_{it\beta} - u_{it\delta} E_T[v_{it\delta}]^{-1} E_T[v_{it\beta}]\}^{-1} E[u_{it}(\beta, \hat{\delta}_i(\beta))] \quad (13)$$

由于 $\hat{\delta}_i$ 的估计是有偏误的［见（11）式］，所以 $E[u_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))] \neq 0$，这也说明了公共参数的极大似然估计是有偏误的。但我们无法得到 $\hat{\delta}_i(\beta)$ 的封闭形式，所以上述偏误纠正方法不可行。下面我们通过（11）式来推导（13）式的可行形式。将 $E[u_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))]$ 在真实值 δ_i 处展开可得

$$\begin{aligned} E[u_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))] &\approx E[u_{it}(\beta,\delta_i)] + E[u_{it\delta}(\hat{\delta}_i - \delta_i)] \\ &+ \frac{1}{2} E\{[(\hat{\delta}_i - \delta_i)' \otimes I_k] u_{it\delta\delta}(\hat{\delta}_i - \delta_i)\} \end{aligned} \quad (14)$$

其中 I_k 为 k 阶单位阵，$u_{it\delta\delta} = (\partial u_{it\delta} / \partial \delta')'$，结合 $E[u_{it}(\beta,\delta_i)] = 0$，可得

$$E[u_{it}(\beta,\hat{\delta}_i(\beta))] \approx E[u_{it\delta}(\hat{\delta}_i - \delta_i)] + \frac{1}{2} E\{[(\hat{\delta}_i - \delta_i)' \otimes I_k] u_{it\delta\delta}(\hat{\delta}_i - \delta_i)\} \quad (15)$$

上述公式都是针对一般非线性面板模型得到的，下面我们将其应用到带异质趋势的 Probit 模型。此时扰动项分布 $F(x) = \Phi(x)$。令 $d(x) = d\phi(x)/dx$，$\phi_{it} = \phi(x_{it}'\beta + \eta_i t + \alpha_i)$，$\Phi_{it} = \Phi(x_{it}'\beta + \eta_i t + \alpha_i)$，$H_{it} = \phi_{it} / [\Phi_{it}(1 - \Phi_{it})]$，$G_{it} = - H_{it}\phi_{it}$，$W_{it} = -\frac{1}{2} H_{it} d_{it}$，$S_{it} = H_{it} d_{it} - H_{it}^2 \phi_{it}(1 - 2\Phi_{it})$，$P_{it} = 2(W_{it} - S_{it})$，利用期望迭代定律 $E_T[y_{it} - \Phi_{it}] = E_T[E[y_{it} - \Phi_{it} \mid x_{it}]] = 0$ 并经过一些计算可得如下命题（证明过程见附录）。

命题 1 在一定的假设下（如 Fernández-Val，2009），有

$$B = - E_N[h_i]^{-1} E_N[b_i]$$

其中

$$\begin{aligned} h_i = {} & E_T[G_{it} x_{it} x_{it}'] - \frac{1}{E_T[t^2 G_{it}] E_T[G_{it}] - E_T[tG_{it}]^2} [E_T[x_{it} t G_{it}](E_T[G_{it}] E_T[x_{it}' t G_{it}] - \\ & E_T[tG_{it}] E_T[x_{it}' G_{it}]) + E_T[x_{it} G_{it}](- E_T[tG_{it}] E_T[x_{it}' t G_{it}] + E_T[t^2 G_{it}] E_T[x_{it}' G_{it}])] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} b_i = {} & E_T[t x_{it} G_{it}] \Delta_1 + E_T[x_{it} G_{it}] \Delta_2 + \frac{1}{E_T[G_{it}] E_T[t^2 G_{it}] - E_T[tG_{it}]^2} \\ & [(- E_T[t^2 x_{it} S_{it}] E_T[G_{it}] - E_T[x_{it} S_{it}] E_T[t^2 G_{it}] + 2E_T[t x_{it} S_{it}] E_T[tG_{it}]) - \\ & \frac{1}{2}(E_T[t^2 x_{it} P_{it}] E_T[G_{it}] - 2E_T[t x_{it} P_{it}] E_T[tG_{it}] + E_T[x_{it} P_{it}] E_T[t^2 G_{it}])] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta_1 = {} & \frac{1}{(E_T[t^2 G_{it}] E_T[G_{it}] - E_T[tG_{it}]^2)^2} \{E_T[tG_{it}] E_T[G_{it}] E_T[t^3 W_{it}] + \\ & E_T[tW_{it}](2E_T[tG_{it}]^2 + E_T[G_{it}] E_T[t^2 G_{it}]) - 3E_T[tG_{it}] E_T[t^2 G_{it}] E_T[t^2 W_{it}] - \\ & E_T[t^2 G_{it}]^2 E_T[W_{it}])\} \end{aligned}$$

$$\Delta_2 = \frac{1}{(E_T[t^2G_{it}]E_T[G_{it}] - E_T[tG_{it}]^2)^2}$$
$$\{-E_T[tG_{it}]E_T[G_{it}]E_T[t^3W_{it}] + E_T[t^2W_{it}](2E_T[tG_{it}]^2 +$$
$$E_T[G_{it}]E_T[t^2G_{it}]) - 3E_T[tG_{it}]E_T[t^2G_{it}]E_T[tW_{it}] + E_T[t^2G_{it}]^2E_T[W_{it}])\}$$

利用 $\hat{\phi}_{it} = \phi(x'_{it}\hat{\beta}_T + \hat{\eta}_i(\hat{\beta}_T)t + \hat{\alpha}_i(\hat{\beta}_T))$，$\hat{\Phi}_{it} = \Phi(x'_{it}\hat{\beta}_T + \hat{\eta}_i(\hat{\beta}_T)t + \hat{\alpha}_i(\hat{\beta}_T))$，$\hat{E}_T[h_{it}] = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}h_{it}$，$\hat{E}_N[h_i] = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}h_i$，我们可得偏误纠正估计量

$$\hat{\beta}_{BC} = \hat{\beta}_T - \frac{\hat{B}(\hat{\beta}_T)}{T}$$

偏误纠正估计的另一个思路是通过 Jackknife 或 Bootstrap 重新对样本抽样，构造新的估计量对原估计量进行纠正。Jackknife 偏误纠正估计量可以表示为

$$\hat{\beta}_J = T\hat{\beta}_T - (T-1)\left(\sum_{t=1}^{T}\hat{\beta}_{(t)}\right)/T \tag{16}$$

其中 $\hat{\beta}_{(t)}$ 表示去除第 t 个观测值后得到的公共参数极大似然估计量。为了说明这个思路，我们首先将（6）式进一步展开

$$\beta_T = \beta + \frac{B}{T} + \frac{D}{T^2} + O_p\left(\frac{1}{T^3}\right)$$

从而

$$T\beta_T - (T-1)\beta_{T-1} = \beta + \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T-1}\right)D + O_p\left(\frac{1}{T^3}\right) = \beta + O_p\left(\frac{1}{T^2}\right) \tag{17}$$

可以看出，与（6）式相比，（17）式的偏误具有更低的阶数，所以会以更快的速度收敛到真实值。

Hahn & Newey（2004）证明了当 $\frac{T}{N^{1/3}} \to \infty$，解析形式的偏误纠正估计量仍然是一致且渐进正态的。同时 Hahn & Newey（2004）猜想 Jackknife 估计量也有同样的收敛速度。但从 Fernández-Val（2009）对无异质趋势 Probit 模型的模拟结果来看，Jackknife 估计量的收敛速度要稍微差一些。

二 边际效应偏误纠正

实证研究中，我们常常关心的不仅是解释变量对被解释变量的影响趋势及显著性，还有解释变量的边际效应。即解释变量变化一个单位时，被解释变量从一个状态变化到另一个状态时概率变化幅度是多少。由于面板模型中存在异质性参数，对于不同的个体，其值是不同的，从而不同个体的解释变量的边际效应是不同的，所以通常关心的是平均边际效应［见 Wooldridge（2002，2005），Fernández-Val（2009），Arellano & Hahn（2007）］。设 $x_{it}=(x_{1it} \quad x'_{2it})$，其中 x_{1it} 为标量，是我们所关心的解释变量。如果 x_{1it} 是连续的，那么其边际效应为

$$\begin{aligned} m(x_{it},\beta,\delta_i) &= \frac{\partial}{\partial x_{1it}}\Phi(x_{1it}\beta_1+x'_{2it}\beta_2+\eta_i t+\alpha_i \mid x_{it},\delta_i) \\ &= \beta_1\phi(x_{1it}\beta_1+x'_{2it}\beta_2+\eta_i t+\alpha_i \mid x_{it},\delta_i) \end{aligned}$$

如果 x_{1it} 是离散的，那么其边际效应为

$$\begin{aligned} m(x_{it},\beta,\delta_i) = {} & \Phi((x_{1it}+1)\beta_1+x'_{2it}\beta_2+\eta_i t+\alpha_i \mid x_{it},\delta_i) - \\ & \Phi(x_{1it}\beta_1+x'_{2it}\beta_2+\eta_i t+\alpha_i \mid x_{it},\delta_i) \end{aligned}$$

从而我们可得平均边际效应

$$\mu = E[m(x_{it},\beta,\delta_i)] \tag{18}$$

即使我们知道参数 β 的真实值，并利用其估计上式，即

$$\hat{\mu}(\beta) = \frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T} m(x_{it},\beta,\hat{\delta}_i(\beta)) \tag{19}$$

但仍然可能会产生偏误，因为 $\hat{\delta}_i(\beta)$ 存在 $O(1/T)$ 阶偏误。按照第二部分的思路，下面我们来分析（19）式的渐进偏误形式。

$$\begin{aligned} E_T[m(x_{it},\beta,\hat{\delta}_i(\beta))] = {} & E_T[m(x_{it},\beta,\delta_i)] + E_T[\frac{\partial m(x_{it},\beta,\delta_i)}{\partial \delta'_i}(\hat{\delta}_i(\beta)-\delta_i)] + \\ & \frac{1}{2}E_T[(\hat{\delta}_i(\beta)-\delta_i)'\frac{\partial m(x_{it},\beta,\delta_i)}{\partial \delta'_i \partial \delta_i}(\hat{\delta}_i(\beta)-\delta_i)] + o_p(1/T) \end{aligned} \tag{20}$$

将（20）式展开，类似于命题 1 根据期望迭代定律 $E_T[y_{it}-\Phi_{it}] = E_T[E[y_{it}-\Phi_{it} \mid x_{it}]] = 0$ 有