如何解决企业生产函数估计中的内生性问题?

——一个文献综述的视角

岳 文 陈飞翔*

摘要: 对企业生产函数的估计一直是经济学相关研究中的重要问题。由于不可观测的生产率与企业的要素投入间存在相关性,由此引发的内生性问题一直困扰着该领域的研究。本文全面回顾了解决生产函数估计中内生性问题的方法:IV 估计、固定效应估计、动态面板模型(如差分 GMM、系统 GMM)和结构模型(如 OP、LP、ACF)。并对动态面板模型和结构模型进行了详细比较,分析了这两种主流方法在估计生产函数中各自具有的优势和劣势。针对近期生产函数估计领域内的最新发展动向,本文还进一步介绍了在存在内生生产率过程的条件下如何对生产函数进行估计。当前在生产函数的估计中考虑内生生产率过程已经成为该领域研究中最为前沿的热点问题之一。通过对生产函数估计中核心文献的梳理,本文为相关学者从事更进一步的研究提供了参考。

关键词: 生产函数估计;动态面板模型;系统 GMM;结构模型;内生生产率过程

一、引言

对生产函数的估计一直在经济学相关研究中占据着重要地位,因为它是诸如测算投入要素的产出弹性、估计全要素生产率(TFP)等很多实证研究的基础。近年来随着微观数据的逐渐可及,如何使用微观数据来准确估计企业的生产函数日渐成为了热点问题①。生产函数描述了要素投入与产出之间的一种对应关系,而运用计量技术对生产函数进行估计遇到的最大困难可能就是存在一些决定生产的因素(如 TFP)无法被研究者观测到,但是企业却可以观测到。如果是这样,那么追求利润最大化的企业所做的要素投入的决策就会是这些决定因素的函数,由此就会引发内生性问题(Marschak and Andrews,1944),此时采用传统

* 岳文,上海交通大学安泰经济与管理学院,邮政编码:200030,电子信箱:yuewen406406@163.com;陈飞翔,上海交通大学安泰经济与管理学院,邮政编码:200052,电子信箱:feix@sjtu.edu.cn。

作者非常感谢匿名评审专家对本文提出的建设性修改建议,当然文责自负。

①企业生产函数的估计涉及到许多问题,如生产函数形式的选择(是 C-D 生产函数、CES 生产函数还是超越对数生产函数等)、规模报酬假设(递增、递减还是不变)、生产技术前沿假设(固定还是随机)以及要素投入与不可观测的生产率间存在相关性而引发的内生性问题等等。而本文关注的重点是如何解决企业生产函数估计中存在的内生性问题,至于企业生产函数估计中涉及到的其他问题则不予讨论。

OLS 估计出来的投入要素前的系数会存在偏差。

为了方便表述，我们将以 C-D 生产函数为代表来阐述对生产函数的估计，因为在实际应用中，C-D 生产函数是最为常用的，而且其结构相对简约，同时其对于规模经济的测度很直观（鲁晓东、连玉君，2012）。当然，也可以采用其他更为灵活的生产函数（如超越对数）形式，但这并不会影响我们的主要分析。我们考虑对如下 C-D 生产函数进行估计：

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\mu_{it} \tag{1}$$

（1）式中：y_{it}、l_{it}、k_{it} 分别是产出、劳动投入、资本投入的对数形式，μ_{it} 为残差项，其可能与 l_{it}、k_{it} 相关，由此即会产生内生性问题。

针对（1）式估计过程中存在的内生性问题，过去的半个世纪以来，大量文献各自提出了不同的解决之道。早期对内生性问题最主要的两个解决方法是寻找合适的工具变量（即 IV 估计）或采用固定效应估计（Mundlak，1961）。IV 估计需要寻找到合适的工具变量，若将（1）式中残差项设为 $\mu_{it}=\omega_{it}+\varepsilon_{it}$，其中 ω_{it} 为不可观测的全要素生产率，ε_{it} 为随机误差项，那么工具变量要求与要素投入高度相关，但与 ω_{it} 不相关。许多研究中的通常做法是用要素的投入价格 P_{it} 作为 IV，主要原因在于 P_{it} 可观察到同时又与要素投入高度相关，且 P_{it} 由要素市场决定，可以认为其与 ω_{it} 不相关。然而仔细考察，如果只存在一个竞争的要素市场，那么 P_{it} 就不会有变化（同一个要素市场里所有企业都面临相同的要素价格）；如果存在多个竞争的要素市场，由于生产率更高的企业往往在要素市场会拥有市场力量，其面临的 P_{it} 会相对较低，因而很可能有 $\mathrm{cov}(\omega_{it},P_{it})\neq 0$。因此无论是哪种情况，$P_{it}$ 都不是一个合格有效的 IV。若想寻找其他合适可用的工具变量也十分困难，因而用 IV 估计来解决内生性问题在理论上可行，在实际中的可操作性却不高。而使用固定效应估计虽然允许影响企业决策的那部分不可观测的生产率是因企业而异的，但是必须假设其是跨时不变的，即暗含要求（1）式中残差项为 $\mu_{it}=\omega_i+\varepsilon_{it}$。此时，通过一阶差分可以得到生产函数的一致估计。然而对 ω_{it} 跨时不变的假定显得太过苛刻，有点脱离实际，难以在企业实际操作层面找到令人信服的论据支持（鲁晓东、连玉君，2012），因而该方法也并没有很好地解决内生性问题。Ackerberg 等（2007）详细阐述了固定效应估计和 IV 估计在解决生产函数估计中的内生性问题时面临的限制。

不过从 20 世纪 90 年代开始，一些新的计量技术逐渐发展起来，使得对生产函数的估计有了突破性的进展。当前文献中主要有两种方法来解决生产函数估计过程中的内生性问题：第一种方法是使用动态面板模型（Chamberlain，1982；Arellano and Bond，1991；Arellano and Bover，1995；Blundell and Bond，1998，2000；等等）；另一种方法是使用由 Olley 和 Pakes（1996）、Levinsohn 和 Petrin（2003）、Ackerberg 等（2006）等基于结构模型发展起来的半参数估计方法，利用可以观察到的企业投入决策（如投资、中间投入品等）来控制不可观测的生产率。

本文接下来将在第二部分详细探讨如何使用动态面板模型来估计生产函数；第三部分详细分析如何用结构模型方法来估计生产函数；第四部分将对这两种主流方法各自具有的优势、劣势进行比较；第五部分将对结构模型方法进行扩展，阐述如何在引入内生生产率过程后对生产函数进行一致性估计；最后是总结。

二、使用动态面板模型估计生产函数

动态面板模型理论主要是由 Chamberlain（1982）、Anderson 和 Hsiao（1982）、Arellano 和

Bond(1991)、Arellano 和 Bover(1995)、Blundell 和 Bond(1998,2000)等发展起来的。使用动态面板模型来估计生产函数其实是对固定效应估计的扩展,它允许(1)式的残差项拥有更为灵活复杂的误差结构。首先考虑以下生产函数的估计:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\alpha_i+\omega_{it}+\varepsilon_{it} \qquad (2)$$

(2)式中:残差项 $\mu_{it}=\alpha_i+\omega_{it}+\varepsilon_{it}$,$\alpha_i$ 表示企业间永久性的生产率差异(可能由市场势力导致),ω_{it}是企业间暂时性的生产率差异(可能由需求或供给冲击导致),ε_{it}为随机误差项,与企业任意期的要素投入都无关。同时假设 ω_{it}不存在自相关。由于 α_i、ω_{it}与企业的要素投入相关,因而产生了内生性问题。要想估计(2)式,同固定效应估计一样,先通过一阶差分消除 α_i 的影响,可以得到差分后的方程:

$$\Delta y_{it}=\beta_l(\Delta l_{it})+\beta_k(\Delta k_{it})+\Delta\omega_{it}+\Delta\varepsilon_{it} \qquad (3)$$

然而不幸的是差分后的 Δl_{it}、Δk_{it}仍旧与 $\Delta\omega_{it}$相关,此时对(3)式采用传统的 OLS 估计仍会存在偏误。Arellano 和 Bond(1991)提出使用滞后 2 期及以上的要素投入 $l_{it-\tau}$、$k_{it-\tau}$($\tau\geqslant 2$)作为工具变量来对(3)式进行估计,因为滞后 τ 期及以上的要素投入在 $t-\tau$ 期就已决定,不会与 $\Delta\omega_{it}=\omega_{it}-\omega_{it-1}$相关,同时考虑到要素投入会存在调整成本,因而滞后期的要素投入会与当期的要素投入相关。根据 Arellano 和 Bond(1991)的建议,容易得到以下矩条件:

$$E[\Delta\mu_{it}\mid(l_{it-\tau},k_{it-\tau})_{\tau=2,\cdots,t-1}]=0 \qquad (4)$$

利用(4)式进行 GMM 估计,就能得到 β_l、β_k 的一致估计量。

上述讨论建立在 ω_{it}不存在自相关的假设之上,然而当 ω_{it}存在一阶自相关时,对(2)式进行一阶差分得到的矩条件(4)将不再成立。具体来看,设 $\omega_{it}=\rho\omega_{it-1}+\xi_{it}$,$0<\rho<1$,其中 $\xi_{it}\sim$ iid,ξ_{it}是企业在 t 期受到的随机生产率冲击,与企业 t 期之前的要素投入选择无关,易知 $\Delta\omega_{it}$是 ω_{it-2}的函数,此时滞后两期的要素投入会与 $\Delta\omega_{it}$相关,因而不能再作为有效的 IV。这时为了对(2)式进行估计,考虑先对(2)式进行拟差分消除 ω_{it}的影响,可以得到:

$$y_{it}=\rho y_{it-1}+\beta_l(l_{it}-\rho l_{it-1})+\beta_k(k_{it}-\rho k_{it-1})+(\alpha_i-\rho\alpha_i)+\xi_{it}+(\varepsilon_{it}-\rho\varepsilon_{it-1}) \qquad (5)$$

对(5)式再进行一阶差分消除 α_i 的影响,可以得到:

$$\Delta y_{it}=\rho\Delta y_{it-1}+\beta_l(\Delta l_{it}-\rho\Delta l_{it-1})+\beta_k(\Delta k_{it}-\rho\Delta k_{it-1})+\Delta\xi_{it}+\Delta\varepsilon_{it}-\rho\Delta\varepsilon_{it-1} \qquad (6)$$

此时的 $\Delta\mu_{it}-\rho\Delta\mu_{it-1}=\Delta\xi_{it}+\Delta\varepsilon_{it}-\rho\Delta\varepsilon_{it-1}$,Blundell 和 Bond(2000)建议使用滞后 2 期及以上的要素投入 $l_{it-\tau}$、$k_{it-\tau}$($\tau\geqslant 2$)和滞后 3 期及以上的产出 $y_{it-\tau}$($\tau\geqslant 3$)来作为工具变量对(6)式进行估计,因为 $\Delta\xi_{it}=\xi_{it}-\xi_{it-1}$与所有 $t-1$ 期之前的要素投入选择无关,而 ε_{it}与企业任意期的要素投入都无关。根据 Blundell 和 Bond(2000)的方法,容易得到以下矩条件:

$$E[\Delta\mu_{it}-\rho\Delta\mu_{it-1}\mid(l_{it-\tau},k_{it-\tau})_{\tau=2,\cdots,t-1}]=E[\Delta\mu_{it}-\rho\Delta\mu_{it-1}\mid(y_{it-\tau})_{\tau=3,\cdots,t-1}]=0 \qquad (7)$$

利用(7)式进行 GMM 估计,能得到 β_l、β_k 的一致估计量。

假如移除(2)式中的固定效应,对以下生产函数进行估计:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_{it}+\varepsilon_{it} \qquad (8)$$

(8)式中:残差项 $\mu_{it}=\omega_{it}+\varepsilon_{it}$,$\omega_{it}$存在一阶自相关,$\varepsilon_{it}$跟之前的设定相同。这种情况下,只需要对(8)式进行拟差分消除 ω_{it}的影响:

$$y_{it}=\rho y_{it-1}+\beta_l(l_{it}-\rho l_{it-1})+\beta_k(k_{it}-\rho k_{it-1})+\xi_{it}+(\varepsilon_{it}-\rho\varepsilon_{it-1}) \qquad (9)$$

此时不需要进行再一次的差分,可以直接利用以下矩形条件对(9)式进行估计:

$$E[\mu_{it}-\rho\mu_{it-1}\mid(l_{it-\tau},k_{it-\tau})_{\tau=1,\cdots,t-1}]=E[\mu_{it}-\rho\mu_{it-1}\mid(y_{it-\tau})_{\tau=2,\cdots,t-1}]=0 \qquad (10)$$

因为 $\mu_{it}-\rho\mu_{it-1}=\xi_{it}+(\varepsilon_{it}-\rho\varepsilon_{it-1})$,Blundell 和 Bond(2000)的方法仍然有效,利用(10)式进行 GMM 估计即可估计出 β_l、β_k。

然而无论是 Arellano 和 Bond(1991)方法还是 Blundell 和 Bond(2000)方法,它们在实际运用中和蒙特卡罗模拟中都表现较差,对差分后的方程而言,l_{it}、k_{it}、y_{it} 的水平滞后项似乎是弱工具变量①。如果 $\mathrm{cov}(l_{it-\tau},\Delta l_{it})$、$\mathrm{cov}(y_{it-\tau},\Delta y_{it})$、$\mathrm{cov}(k_{it-\tau},\Delta k_{it})$ 都很小,那么在小样本中 GMM 估计会存在较大的偏误。Blundell 和 Bond(1998)详细讨论了当 ρ 的值趋向于 1 或者固定效应 α_i 的方差相对于 ω_{it} 的方差增加时,水平值的滞后项就会是弱 IV,并建议进一步使用差分变量的滞后项作为水平值的工具变量来估计水平方程,相当于进一步增加了可用的工具变量。由于这种方法在估计过程中会同时使用水平方程和差分方程,因而被称为系统 GMM 估计(之前的估计方法中只使用了差分方程,因而又被称为差分 GMM 估计)。

具体来看,利用数据的平稳性假设,考虑以下动态的简化形式的要素投入方程:

$$l_{it}=\delta_l l_{it-1}+\lambda_1\alpha_i+\lambda_2\omega_{it} \qquad k_{it}=\delta_k k_{it-1}+\gamma_1\alpha_i+\gamma_2\omega_{it} \tag{11}$$

(11)式中:α_i 和 ω_{it} 与前文一样,分别表示企业间永久性的生产率差异和暂时性的生产率差异。假设在样本期前的某一时期 $t^*<0$,有 $\omega_{it}=0$ 和 $\varepsilon_{it}=0$,那么此时要素投入和产出就等于其稳态均值(只与企业特有 α_i 相关):

$$l_{it^*}=\frac{\lambda_1\alpha_i}{1-\delta_l} \qquad k_{it^*}=\frac{\gamma_1\alpha_i}{1-\delta_k} \qquad y_{it^*}=\beta_l\frac{\lambda_1\alpha_i}{1-\delta_l}+\beta_k\frac{\gamma_1\alpha_i}{1-\delta_k}+\alpha_i \tag{12}$$

对样本中的任意一期 t,容易得到:

$$l_{it}=l_{it^*}+\lambda_2(\omega_{it}+\delta_l\omega_{it-1}+\delta_l^2\omega_{it-2}+\cdots) \qquad k_{it}=k_{it^*}+\gamma_2(\omega_{it}+\delta_k\omega_{it-1}+\delta_k^2\omega_{it-2}+\cdots)$$

$$y_{it}=y_{it^*}+\omega_{it}+\beta_l\lambda_2(\omega_{it}+\delta_l\omega_{it-1}+\delta_l^2\omega_{it-2}+\cdots)+\beta_k\gamma_2(\omega_{it}+\delta_k\omega_{it-1}+\delta_k^2\omega_{it-2}+\cdots)$$

进一步对要素投入和产出分别进行一阶差分:

$$\Delta l_{it}=\lambda_2(\Delta\omega_{it}+\delta_l\Delta\omega_{it-1}+\delta_l^2\Delta\omega_{it-2}+\cdots) \qquad \Delta k_{it}=\gamma_2(\Delta\omega_{it}+\delta_k\Delta\omega_{it-1}+\delta_k^2\Delta\omega_{it-2}+\cdots)$$

$$\Delta y_{it}=\Delta\omega_{it}+\beta_l\lambda_2(\Delta\omega_{it}+\delta_l\Delta\omega_{it-1}+\delta_l^2\Delta\omega_{it-2}+\cdots)+\beta_k\gamma_2(\Delta\omega_{it}+\delta_k\Delta\omega_{it-1}+\delta_k^2\Delta\omega_{it-2}+\cdots)$$

可知:虽然 $\{\Delta l_{it},\Delta k_{it},\Delta y_{it}\}$ 与 l_{it}、k_{it}、y_{it} 相关,但是与 α_i 并不相关,因而有:

$$\mathrm{cov}(\Delta l_{it},\alpha_i)=\mathrm{cov}(\Delta k_{it},\alpha_i)=\mathrm{cov}(\Delta y_{it},\alpha_i)=0 \tag{13}$$

对任意的 $j>0$,利用(13)式和 $\mu_{it}=\alpha_i+\omega_{it}+\varepsilon_{it}$,易得以下矩条件:

$$E(\Delta l_{it-j}\mu_{it})=E(\Delta k_{it-j}\mu_{it})=E(\Delta y_{it-j}\mu_{it})=0 \tag{14}$$

使用系统 GMM 估计生产函数即在原有 Arellano 和 Bond(1991)或 Blundell 和 Bond(2000)方法的基础上,同时利用(14)式,对原始的水平方程进行估计。由于增加了更多的 IV,该方法在一定程度上解决了水平值滞后项的弱 IV 问题,提高了估计效率,成为了当前估计生产函数的一种重要方法。

三、使用结构模型估计生产函数

当前估计企业生产函数的另一种主流方法是使用结构模型方法,该方法由 Olley 和 Pakes(1996)、Levinsohn 和 Petrin(2003)、Ackerberg 等(2006)等发展起来,主要是利用可以

①文献中称像(2)式这样的原始方程为水平方程,称差分后的方程(如(6)式)为差分方程,称 x_{it} 为水平值,Δx_{it} 为差分值。

观察到的企业投入决策(如投资、中间投入品等)来控制不可观测的生产率。这种方法被广泛运用于近期大量的实证研究中,如 Blalock 和 Gertler(2004)、Alvarez 和 López(2005)、De Loecker(2007)、张杰等(2009)、余淼杰(2010)、聂辉华和贾瑞雪(2011)、田巍和余淼杰(2012)、黄枫和吴纯杰(2013),等等。

(一)Olley-Pakes 方法(简称 OP 方法)

结构模型方法从企业动态演化的角度来研究企业生产函数,假定资本是动态投入,会影响企业将来的利润,当前资本是由上期资本存量与上期投资决定,有如下资本积累方程:$k_{it}=(1-\delta)k_{it-t}+i_{it-1}$,其中 δ 是折旧率,i_{it} 表示投资。而劳动是非动态投入,不会影响到企业将来的利润。考虑以下生产函数的估计:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_{it}+\varepsilon_{it} \tag{15}$$

(15)式中:ε_{it} 为随机误差项,与企业任意期的要素投入都无关;ω_{it} 代表不可观测的企业生产率。进一步假设生产率 ω_{it} 服从外生的一阶马尔科夫过程:

$$\omega_{it}=E(\omega_{it}\mid\omega_{it-1})+\xi_{it}=g_t(\omega_{it-1})+\xi_{it} \tag{16}$$

(16)式中:ξ_{it} 是企业 i 在 t 期受到的随机生产率冲击,它与当期资本无关(因为资本是动态投入,当前资本是由上期资本存量与上期投资决定),但会与当期劳动力相关(因为劳动是可变投入,企业是在观测到 ξ_{it} 后才决定当期的劳动投入),这也是导致内生性问题的主要原因。

Olley 和 Pakes(1996)指出,企业每期通过选择可变要素的投入(如劳动)和投资水平以使其期望利润最大化,利用企业利润最大化的 Bellman 方程,可得企业的投资需求方程①:

$$i_{it}=i_t(\omega_{it},k_{it}) \tag{17}$$

Pakes(1994)证明了当 $i_{it}>0$ 时,即企业投资不为零时,企业投资 i_{it} 是企业生产率 ω_{it} 的严格递增函数,因而通过对(17)式求关于 ω_{it} 的反函数可以得到:

$$\omega_{it}=\omega_t(i_{it},k_{it}) \tag{18}$$

OP 方法通过(18)式用可以观测到的企业投资来作为不可观测到的企业生产率的代理变量,从而解决了生产率的内生性问题。具体来看,将(18)式代入到(15)式,可以得到:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}=\beta_l l_{it}+\phi(i_{it},k_{it})+\varepsilon_{it} \tag{19}$$

具体的估计程序为②:第一阶段对(19)式进行回归,采用非参方式逼近 $\phi(i_{it},k_{it})$,可以得到

①企业的投资函数一般会包含企业最优决策的所有状态变量,劳动不被包含在(17)式中是因为劳动是非动态投入,t 期之前的生产率不被包含在(17)式中是因为假设 ω_{it} 服从一阶马尔科夫过程。

②这里讨论的 OP 方法没有考虑企业的退出行为,这主要是为了跟后文的 LP 方法和 ACF 方法表述一致,便于比较。Olley 和 Pakes(1996)的原文考虑了企业的退出行为,此时假定 $\omega_{it}=E(\omega_{it}\mid\omega_{it-1},survive_{it}=1)+\xi_{it}=g(\omega_{it-1},survive_{it}=1)+\xi_{it}$。他们在文章中推导出企业每期生存下来的概率为 $P_{it}=\Pr(survive_{it}=1)=\Phi(i_{it-1},k_{it-1})$,相应的回归方程变为:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+g(\omega_{it-1},P_{it})+\xi_{it}+\varepsilon_{it}$$

具体的估计方法只需对之前的估计程序稍作改动:第一阶段对上式进行回归,采用非参方式逼近 $\phi(i_{it},k_{it})=\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})$,得到 $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\phi}(i_{it},k_{it})$;第二阶段,先使用非参方法估计出企业生存下来的概率 P_{it},对于给定的 β_k,可以得到 $\omega_{it}(\beta_k)=\hat{\phi}(i_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}$,通过将 $\omega_{it}(\beta_k)$ 对 $\omega_{it-1}(\beta_k)$ 和 P_{it} 进行非参回归能得到 $\xi_{it}(\beta_k)=\omega_{it}(\beta_k)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k),P_{it})$,利用矩条件 $E(\xi_{it}(\beta_k)k_{it})=0$ 进行 GMM 估计就能得到 $\hat{\beta}_k$。

$\hat{\beta}_l$ 和 $\hat{\phi}(i_{it},k_{it})$。第二阶段,对于给定的 β_k,可以得到 $\omega_{it}(\beta_k)=\hat{\phi}(i_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}$,结合(16)式,通过将 $\omega_{it}(\beta_k)$ 对 $\omega_{it-1}(\beta_k)$ 进行非参回归能得到 $\xi_{it}(\beta_k)=\omega_{it}(\beta_k)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k))$,利用矩条件 $E(\xi_{it}(\beta_k)k_{it})=0$ 进行 GMM 估计就能得到 $\hat{\beta}_k$。

(二)Levinsohn-Petrin 方法(简称 LP 方法)

Levinsohn 和 Petrin(2003)指出,OP 方法很依赖企业投资 i_{it} 是企业生产率 ω_{it} 的严格递增函数这个关键条件,而现实中企业投资调整的灵活性较差,很多企业的投资都为零,为了使 OP 方法中关键假设继续满足,必须把投资为零的样本全部剔除,这将会造成很大的效率损失,具体可以参见 Ackerberg 等(2007)的详细讨论。为了避免这个问题,LP 方法提出用中间投入品(如原材料、能源、电力等)作为生产率的代理变量,因为企业总是要使用中间投入品。LP 方法考虑以下生产函数的估计:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\beta_m m_{it}+\omega_{it}+\varepsilon_{it} \tag{20}$$

(20)式中:m_{it} 表示企业的中间投入品,其余各变量的设置跟(15)式完全相同。假定中间投入品的需求函数为:

$$m_{it}=m_t(\omega_{it},k_{it}) \tag{21}$$

注意到 m_{it} 是 ω_{it} 的函数,因而中间投入品也是可变投入,企业是在观测到 ω_{it} 后才决定当期的 m_{it};同时劳动 l_{it} 并不进入(17)式,可知企业是同时选择劳动和中间投入品①。

给定以上设定,LP 方法的估计程序类似于 OP 方法。由于中间投入品的需求是关于生产率的严格递增函数(Levinsohn and Petrin,2003),从(21)式可得到:

$$\omega_{it}=\omega_t(m_{it},k_{it}) \tag{22}$$

将(22)式代入到(20)式有:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\beta_m m_{it}+\omega_t(m_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}=\beta_l l_{it}+\phi(m_{it},k_{it})+\varepsilon_{it} \tag{23}$$

具体的估计程序为:第一阶段对(23)式进行回归,采用非参方式逼近 $\phi(m_{it},k_{it})$,可以得到 $\hat{\beta}_l$ 和 $\hat{\phi}(m_{it},k_{it})$。第二阶段,此时有两个参数 β_k 和 β_m 要识别。对于给定的 β_k 和 β_m,可以得到 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_m)=\hat{\phi}(m_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}-\beta_m m_{it}$,结合(16)式,通过将 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_m)$ 对 $\omega_{it-1}(\beta_k,\beta_m)$ 进行非参回归能得到 $\xi_{it}(\beta_k,\beta_m)=\omega_{it}(\beta_k,\beta_m)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k,\beta_m))$,利用矩条件 $E(\xi_{it}(\beta_k,\beta_m)k_{it})=E(\xi_{it}(\beta_k,\beta_m)m_{it-1})=0$ 进行 GMM 估计就能得到 $\hat{\beta}_k$ 和 $\hat{\beta}_m$。

(三)Ackerberg-Caves-Frazer 方法(简称 ACF 方法)

Ackerberg 等(2006)进一步认为 LP 方法中,由于劳动和中间投入都是非动态投入,因而两者很可能有相同的决定方式,即 $m_{it}=m_t(\omega_{it},k_{it})$,$l_{it}=l_t(\omega_{it},k_{it})$。结合上述两式容易得到:$l_{it}=l_t(m_t^{-1}(m_{it},k_{it}),k_{it})=h_t(m_{it},k_{it})$。此时使用 LP 方法第一阶段的回归就会产生多重共线性问题,原有的 LP 估计程序会失效②。

类似地,使用 OP 方法也会存在同样的多重共线性问题。为解决多重共线性问题,

①如果企业劳动的选择先于中间投入品的选择,那么 l_{it} 就会影响到企业最优的 m_{it} 投入,从而会进入(17)式。

②LP 方法第一阶段的回归就变为:$y_{it}=\beta_l l_{it}+m_t^{-1}(m_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}$。由于多重共线性,此时无法识别 β_l,这与使用 LP 方法第一阶段回归要识别 β_l 的初衷相悖。

Ackerberg 等(2006)提出了一个新的估计程序(ACF 方法),其基本思想是:放弃 LP(或 OP)方法中第一阶段对相关系数(如β_l)的识别,同时将劳动投入也引入到企业中间投入品 m_{it}的需求函数。具体来看,由于企业是在 $t-1$ 期就决定了 k_{it},假设企业在 $t-b(0<b<1)$期选择 l_{it},在 t 期选择 m_{it}①。此时,企业的中间投入决策会具有以下形式:$m_{it}=m_t(\omega_{it},l_{it},k_{it})$。与 LP 方法类似,易得到:

$$\omega_{it}=\omega_t(m_{it},l_{it},k_{it}) \tag{24}$$

将(24)式代入(15)式,可得:

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_t(l_{it},m_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}=\phi(l_{it},m_{it},k_{it})+\varepsilon_{it} \tag{25}$$

第一阶段,用 y_{it}对 m_{it}、l_{it}、k_{it}进行非参数回归,可以得到 $\hat{\phi}_{it}(m_{it},l_{it},k_{it})$。第二阶段,对于任意给定的 β_k 和 β_l,可以得到 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_l)=\hat{\phi}(l_{it},m_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}-\beta_l l_{it}$,结合(16)式,通过将 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_l)$对 $\omega_{it-1}(\beta_k,\beta_l)$进行非参回归能得到 $\xi_{it}(\beta_k,\beta_l)=\omega_{it}(\beta_k,\beta_l)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k,\beta_l))$,利用矩条件(26)式进行 GMM 估计就能得到$\hat{\beta}_k$ 和$\hat{\beta}_l$。

$$E(\xi_{it}(\beta_k,\beta_l)k_{it})=E(\xi_{it}(\beta_k,\beta_l)l_{it-1})=0 \tag{26}$$

(26)式成立的原因在于:资本是动态投入,t 期资本在 $t-1$ 期就被决定,因而与 t 期的$\xi_{it}(\beta_l,\beta_k)$无关;而 t 期劳动 l_{it}在 $t-b$ 期决定,会与部分 $\xi_{it}(\beta_l,\beta_k)$相关,但是 $t-1$ 期的劳动投入 l_{it-1}在 $t-1-b$ 期就被决定,不会与 t 期的 $\xi_{it}(\beta_l,\beta_k)$相关。

无论是 OP、LP 还是 ACF 都是采用两阶段 GMM 估计,其无法直接获得估计参数的标准差,只能使用 bootstrap 方法。Wooldridge(2009)建议将上述第一、二阶段同时进行估计,其好处在于不仅可以提高效率,而且估计参数的标准差可以用标准的 GMM 方法直接得到。

四、动态面板模型和结构模型的比较

动态面板模型和结构模型作为当前估计生产函数的两种主要方法,正如 Ackerberg 等(2006)所言,两种方法间存在显著差异,因而具有各自的优势和劣势。准确把握好这两种方法各自的优势和劣势以及适应条件,对于在不同情况下甄选合适的模型方法来估计生产函数显得至关重要。因此我们接下来将对这两种方法做个详细的比较分析。注意到没有固定效应的动态面板模型(如(8)式)跟结构模型很相似,我们将主要对这两者进行比较。

用结构模型方法(OP、LP、ACF)估计生产函数的第一阶段都是通过非参数回归消除 ε_{it}的影响,使得对于给定的参数(如β_k 和β_l),能够计算出 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_l)$,然后利用生产率服从外生的一阶马尔科夫过程的假设得到与 $\xi_{it}(\beta_l,\beta_k)$相关的矩条件;而在动态面板模型中,不能计算出企业的 ω_{it},只能够得到$\mu_{it}(\mu_{it}=\omega_{it}+\varepsilon_{it})$。虽然两者都能形成矩条件来一致性地估计相关参数,但是两者方法间的这种差异暗示了这两种方法具有各自的优势和劣势以及适应条件。

首先,在结构模型中,ω_{it}可以服从任意的一阶马尔科夫过程,但在动态面板模型中则不可以。动态面板模型不仅要求 ω_{it}服从的一阶马尔科夫过程是参数形式的(不能非参),同时也必须是线性的。在前文中讨论对(8)式的估计时就是假设 ω_{it}服从线性的 AR(1)过程,从而能够

①这主要是基于实际生产中劳动投入的决策往往会先于中间投入品的决策的考虑。因为企业往往需要一定的时间来招聘和培训新员工,解雇员工前需要预先通知等,这都会使劳动投入的可变性要弱于中间投入。

通过简单的拟差分得到相关的矩条件。倘若假设 ω_{it} 服从的是非线性的马尔科夫过程，一般来说将不可能利用 μ_{it} 清晰简单地构造出有效的矩条件。而在结构模型中，ω_{it} 服从的一阶马尔科夫过程不仅可以非线性，还可以是非参的。其主要原因在于（以 ACF 为例）第一阶段的回归消除了 ε_{it} 的影响，使得对于给定的参数，能够得到 $\omega_{it}(\beta_k,\beta_l)$。因而结构模型在对 ω_{it} 的假设上更松于动态面板模型，具有明显的优势。

其次这两种方法得到的估计量的有效性不一样。GMM 估计量的方差正比于所使用的矩条件的方差。假定知道 ω_{it} 服从 AR(1) 过程，那么在结构模型方法的第二阶段估计过程中将会用 ω_{it} 对 ω_{it-1} 回归（对于给定的参数），然后将得到的残差（ξ_{it}）用来与合适的工具变量（如 k_{it} 等）形成矩条件。而动态面板模型方法则是用 $\xi_{it}+(\varepsilon_{it}-\rho\varepsilon_{it-1})$ 来跟合适的工具变量形成矩条件（参见(9)、(10)式）。对于给定集合里的 IV，额外增加的项（$\varepsilon_{it}-\rho\varepsilon_{it-1}$）将增加矩条件的方差。这个差异将使结构模型估计量比动态面板模型估计量更有效。

相对于结构模型方法，动态面板模型也有一些显著性的优势，其中最主要的就是其允许有固定效应 α_i，而结构模型方法则不允许存在 α_i。在动态面板模型中允许 α_i 的存在会使得整个估计需要额外的一次差分，因而也需要用滞后更多期的水平值来做 IV，由此对数据也会有更高的要求。鲁晓东和连玉君(2012)指出，使用动态面板模型来估计生产函数需要样本具有足够长的时间跨度，因为该方法需要对样本进行大量的差分和滞后值处理，以创建合意的工具变量。这也可能是使得该方法的应用受到较大限制的原因。不过，其允许固定效应的存在是动态面板模型方法的一个显著优势。

动态面板模型方法的另一个优势是其不需要对投资需求方程（或中间投入品的需求方程）做出假设。而在结构模型中假设投资需求（OP 方法）或中间投入品需求（LP 方法、ACF 方法）是 ω_{it} 的严格单调函数是至关重要的，正是由于这个假设，使得可以利用观察到的企业投入决策（如投资、中间投入品等）来控制不可观测的生产率。同时动态面板模型方法也允许对 ε_{it} 做出更弱的假设，前文第二部分的相关讨论都是假设 ε_{it} 与企业任意期的要素投入都无关（严格外生），可以将其放松为 ε_{it} 与企业 t 期前的要素投入无关（可能与将来的要素投入相关），以(4)式所表示的矩条件为例，此时只需要使用滞后 3 期及以上的要素投入作为 IV，仍然可以一致性地对(3)式进行估计。而结构模型方法则十分依赖 ε_{it} 的严格外生性假设，Ackerberg 等(2006)对此作了较详细的讨论。最后，动态面板模型方法还允许 ω_{it} 服从更高阶的线性的马尔科夫过程，如 AR(2) 过程，此时只需要进一步的差分就能构造出有效的矩条件。而 Ackerberg 等(2007)表明，要在一定的条件下，结构模型方法才能扩展到允许 ω_{it} 服从更高阶的马尔科夫过程。

总的来看，使用动态面板模型或结构模型来估计生产函数具有各自的优势和劣势。在某些情况下，数据的考虑或某种特殊生产过程的要求可能能够指导我们在这两种方法中做出最合适的选择。而在其他情况下，相对于只使用其中一种方法来估计生产函数，如果可能对两种方法都进行尝试，且使用两种方法估计出来的生产函数的参数是一致的，则结果会更令人信服。

五、对结构模型方法的扩展：内生生产率过程

使用第三部分讨论的结构模型方法（无论是 OP、LP 还是 ACF）来估计企业生产函数十分依赖于(16)式：要求生产率 ω_{it} 服从外生的一阶马尔科夫过程，即当期的生产率只依赖于上一

期的生产率。然而一些研究表明企业的一些其他决定都会影响到企业将来的生产效率，如R&D和出口参与（Aw, et al., 2011）、技术采用（Bustos, 2011; Lileeva and Trefler, 2010）、产品质量升级（Verhoogen, 2008）等等。外生生产率过程忽略了企业的这些行为直接对企业将来生产率的影响，因而在特定的研究过程中，可能并不能达到预期的目的。例如如果企业的出口活动会直接影响到其将来的生产率，那么在研究出口对企业生产率的影响时，使用（16）式估计出来的生产函数就会存在问题，因为此时随机生产率冲击（ξ_{it}）会包含出口的生产率效应，ξ_{it}不再与k_{it}和l_{it-1}无关，这会导致原始的矩条件不再成立，从而使得生产函数中资本和劳动前面的系数估计存在偏误①。

因此当考虑企业的一些行为如技术升级、FDI、专利、并购等对企业将来的生产率有直接影响时，外生生产率过程并不能使生产函数得到一致的估计，此时允许内生生产率过程十分重要（Dorazelski and Jaumandreu, 2013）。当前在生产函数的估计中考虑内生生产率过程已经成为该领域研究中最为前沿的热点问题之一。具体来看，内生生产率过程允许企业的一些行为如创新、出口参与、投资等直接影响企业将来的生产率，此时假定服从以下的一阶马尔科夫过程：

$$\omega_{it}=E(\omega_{it}\mid\omega_{it-1},X_{it})+\xi_{it}=g_t(\omega_{it-1},X_{it})+\xi_{it} \tag{27}$$

（2）式中：X_{it}代表的是会直接影响企业将来生产率的一些企业行为，如企业的出口参与或出口经历（De Loecker, 2013）、R&D（Dorazelski and Jaumandreu, 2013; Bølery, et al., 2012）、FDI、并购等等。如De Loecker（2013）利用斯洛文尼亚的数据研究出口对企业生产率影响时就考虑了内生生产率过程，他假定生产率的演变具有以下形式：$\omega_{it}=g_t(\omega_{it-1},E_{it})+\xi_{it}$，其中$E_{it}$是企业的出口经历，为简便，进一步假定$E_{it}$就是出口虚拟变量。Van Biesebroeck（2005）则是把企业滞后一期的出口状态E_{it-1}引入到生产率的演变过程中。Doraszelski和Jaumandreu（2013）、Bølery等（2012）在他们的相关研究中则考虑了如下的生产率演变过程：$\omega_{it}=g_t(\omega_{it-1},d_{it-1})+\xi_{it}$，其中$d_{it-1}$是企业上一期的R&D投入。

当然X_{it}也可以是企业几种行为的合集，如同时包含出口参与和R&D投入等。Aw等（2011）在研究企业的R&D投入和出口参与共同对企业生产率的影响时就假定生产率的演变具有以下形式：$\omega_{it}=g_t(\omega_{it-1},d_{it-1},e_{it-1})+\xi_{it}$，其中$d_{it-1}$是企业上一期的R&D投入，$e_{it-1}$是企业上一期的出口参与。

当允许内生生产率过程时，原有的估计程序（假定外生生产率过程）就会失效，必须进行相应的修正。以OP方法（不考虑企业退出行为）为例，我们接下来简要说明当生产率的演变规律满足（27）式时，如何对生产函数进行估计②。仍然考虑对（15）式所示生产函数的估计，结合（27）式，此时的估计方程就变为：

$$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+g_t(\omega_{it-1},X_{it})+\xi_{it}+\varepsilon_{it} \tag{28}$$

仍然可以采用两阶段估计程序：第一阶段直接对$y_{it}=\beta_l l_{it}+\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})+\varepsilon_{it}$进行回归，采用非参方式逼近$\phi(i_{it},k_{it})=\beta_k k_{it}+\omega_t(i_{it},k_{it})$，得到$\hat{\beta}_l$和$\hat{\phi}(i_{it},k_{it})$；第二阶段，对于给定的$\beta_k$，可以得到$\omega_{it}(\beta_k)=\hat{\phi}(i_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}$，通过将$\omega_{it}(\beta_k)$对$\omega_{it-1}(\beta_k)$和$X_{it}$进行非参回归能得到$\xi_{it}(\beta_k)=$

①De Loecker（2013）对此进行了详细的分析，可以具体参见其原文。

②很容易用类似的思路将原有LP和ACF方法的估计程序扩展到对允许内生生产率过程的生产函数的估计。

$\omega_{it}(\beta_k)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k),X_{it})$,利用矩条件 $E(\xi_{it}(\beta_k)k_{it})=0$ 进行 GMM 估计就能得到$\hat{\beta}_k$。

注意到上述估计程序(Endogenous Productivity Process,简称为 EPP)与考虑企业退出行为的 OP 方法(OP with Selection,简称 OPS)的估计程序十分相似。OPS 方法假定企业的生产率演变满足:$\omega_{it}=g_t(\omega_{it-1},P_{it})+\xi_{it}$,其中 P_{it}是企业每期生存下来的概率。这其实本质上就是内生生产率过程,因而容易理解为何 OPS 和 EPP 两者的估计程序如此相似。两者的主要差别在于在 EPP 中 X_{it}是已知的,而在 OPS 中 P_{it}是未知的,因而需要先对 P_{it}进行估计。Olley 和 Pakes(1996)推导出 $P_{it}=\Phi(i_{it-1},k_{it-1})$,因而可以用上一期的投资和资本存量来对 P_{it}进行估计。

有相当多的研究是在 OPS 基础上进行扩展:再引入一些直接影响企业将来生产率和生存概率的企业行为。如 De Loecker(2007)在 OPS 的基础上再引入出口虚拟变量;Amiti 和 Konings(2007)则同时引入出口虚拟变量和进口虚拟变量;余淼杰(2011)和 Yu(2013)在使用中国数据进行生产函数和生产率估算时,不仅引入了出口虚拟变量和进口虚拟变量,还进一步考虑了 WTO 虚拟变量(2001 年后的值为 1、之前的值为 0)。在这些基于 OPS 的扩展模型中,企业的生存概率变为 $P_{it}=\Gamma(i_{it-1},k_{it-1},X_{it})$,相应的企业的生产率演变则服从以下规律:$\omega_{it}=g_t(\omega_{it-1},P_{it},X_{it})+\xi_{it}$。此时,只需要对 EPP 程序的第二阶段估计过程稍作修正就可以对生产函数进行一致性的估计。在第二阶段,首先用非参方法或在 Probit 模型中使用序列逼近估计出企业生存下来的概率 $P_{it}=\Gamma(i_{it-1},k_{it-1},X_{it})$,接着对于给定的 β_k,可以得到$\omega_{it}(\beta_k)=\hat{\phi}(i_{it},k_{it})-\beta_k k_{it}$,通过将 $\omega_{it}(\beta_k)$ 对 $\omega_{it-1}(\beta_k)$、X_{it} 和刚估计出来的 P_{it}进行非参回归能得到 $\xi_{it}(\beta_k)=\omega_{it}(\beta_k)-\hat{\Psi}(\omega_{it-1}(\beta_k),X_{it},P_{it})$,最后再利用矩条件 $E(\xi_{it}(\beta_k)k_{it})=0$ 进行 GMM 估计就能得到$\hat{\beta}_k$。

由于外生生产率过程忽略了企业的某些行为(如技术升级、FDI、专利、并购等)直接对企业将来生产率的影响,因而在特定的研究过程中,可能并不能达到预期的目的。此时允许内生生产率过程就显得十分重要。当前在生产函数的估计中考虑内生生产率过程已经成为该领域研究中最为前沿的热点问题之一。如何在适宜的情况下引入内生生产率过程以满足特定的研究要求,将在以后的生产函数估计中受到越来越多的重视。可以预计允许内生生产率过程将是今后生产函数估计领域中一个最重要的发展方向。

六、总结

对企业生产函数的估计一直是经济学相关研究中的重要问题,虽然企业生产函数的估计涉及到许多问题(如生产函数形式的选择、规模报酬假设、生产技术前沿假设等等),但是其中由于不可观测的生产率与企业的要素投入间存在相关性而引发的内生性问题(会使得传统的 OLS 失效)则越来越受到学者们的重视。遵照生产函数估计研究的发展脉络,本文全面回顾了不同时期解决生产函数估计中内生性问题的方法:IV 估计、固定效应估计、动态面板模型(如差分 GMM、系统 GMM)和结构模型(如 OP 方法、LP 方法、ACF 方法)。并对当前估计生产函数的两种主流方法(动态面板模型和结构模型)进行了详细比较,分析了这两种方法在估计生产函数中各自具有的优势和劣势。而在实际研究中究竟应如何进行取舍则可能要根据不同的研究目的。

针对近期生产函数估计领域内的最新发展动向(放松原有结构模型方法中外生生产率过程的假设),本文还进一步介绍了在存在内生生产率过程的条件下如何对生产函数进行估计。应当看到,在允许内生生产率过程下如何有效的解决企业生产函数估计中的内生性问题已经

成为了该领域中最为前沿的研究热点。通过系统的回顾解决企业生产函数估计中内生性问题的方法,本文希望能为相关学者从事更进一步的研究提供一定的参考。

参考文献:

1.黄枫、吴纯杰,2013:《市场势力测度与影响因素分析——基于我国化学药品制造业研究》,《经济学(季刊)》第12卷第2期。

2.聂辉华、贾瑞雪,2011:《中国制造业企业生产率与资源误置》,《世界经济》第7期。

3.鲁晓东、连玉君,2012:《中国工业企业全要素生产率估计:1999-2007》,《经济学(季刊)》第11卷第12期。

4.田巍、余淼杰,2012:《企业生产率和企业"走出去"对外直接投资:基于企业层面数据的实证研究》,《经济学(季刊)》第11卷第2期。

5.余淼杰,2010:《中国的贸易自由化与制造业企业生产率》,《经济研究》第12期。

6.余淼杰,2011:《加工贸易、企业生产率和关税减免——来自中国产品面的证据》,《经济学(季刊)》第10卷第4期。

7.张杰、李勇、刘志彪,2009:《出口促进中国企业生产率提高吗? ——来自中国本土制造业企业的经验证据:1999-2003》,《管理世界》第12期。

8.Ackerberg, D., K. Caves, and G. Frazer. 2006. "Structural Identification of Production Functions." MPRA Working Paper 38349. http://www.econ.ucla.edu/ackerber/acf20withtables.pdf.

9.Ackerberg, D., C. Lanier Benkard, S. Berry, and A. Pakes. 2007. "Econometric Tools for Analyzing Market Outcomes." In *Handbook of Econometrics*. Vol. 6A, edited by J. Heckman and E. Leamer, 4171-4276. North Holland: North Holland Press. http://www.econ2.jhu.edu/People/Hamilton/Balat.pdf.

10.Alvarez, R., and R.A. López. 2005. "Exporting and Performance: Evidence from Chilean Plants." *Canadian Journal of Economics* 38(4): 1384-1400.

11. Amiti, M., and J. Konings. 2007. "Trade Liberalization, Intermediate Inputs, and Productivity: Evidence from Indonesia." *American Economic Review* 97(5): 1611-1638.

12.Anderson, T.W., and C. Hsiao. 1982. "Formulation and Estimation of Dynamic Models Using Panel Data." *Journal of Econometrics* 18(1): 47-82.

13.Arellano, M., and S. Bond. 1991. "Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations." *The Review of Economic Studies* 58(2): 277-297.

14.Arellano, M., and O. Bover. 1995. "Another Look at the Instrumental Variable Estimation of Error-components Models." *Journal of Econometrics* 68(1): 29-51.

15.Aw, B.Y., M.J. Roberts, and D.Y. Xu. 2011. "R&D Investment, Exporting, and Productivity Dynamics." *American Economic Review* 101(4): 1312-1134.

16.Blalock, G., and P.J. Gertler. 2004. "Learning from Exporting Revisited in a Less Developed Setting." *Journal of Development Economics* 75(2): 397-416.

17.Blundell, R., and S. Bond. 1998. "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models." *Journal of Econometrics* 87(1): 115-143.

18.Blundell, R., and S. Bond. 2000. "GMM Estimation with Persistent Panel Data: An Application to Production Functions." *Econometric Reviews* 19(3): 321-340.

19.Bustos, P. 2011. "Trade Liberalization, Exports and Technology Upgrading: Evidence on the Impact of MERCOSUR on Argentinean Firms." *American Economic Review* 101(1): 304-340.

20.Bøler, E.A., A. Moxnes, and K.H. Ulltveit-Moe. 2012. "Technological Change, Trade in Intermediates and the Joint Impact on Productivity." CEPR Discussion Paper DP8884. http://www.etsg.org/ETSG2012/Programme/Papers/349.pdf.

21.Chamberlain, G. 1982. "Multivariate Regression Models for Panel Data." *Journal of Econometrics* 18(1): 5-46.

22.De Loecker, J. 2007. "Do Exports Generate Higher Productivity? Evidence from Slovenia." *Journal of International Economics* 73(1): 69-98.

23.De Loecker, J. 2013. "Detecting Learning by Exporting." *American Economic Journal: Microeconomics* 5(3): 1-21.

24.Doraszelski, U., and J. Jaumandreu. 2013. "R&D and Productivity: Estimating Endogenous Productivity." *The Review* *of Economic Studies* 80(4):1338-1383.

25. Levinsohn, J., and A. Petrin. 2003. "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables." *The Review of Economic Studies* 70(2):317-341.

26. Lileeva, A., and D. Trefler. 2010. "Does Improved Market access Raise Plant-level Productivity?" *Quarterly Journal of Economics* 125(3), 1051-1099.

27. Marschak, J., and W. H. Andrews. 1944. "Random Simultaneous Equations and the Theory of Production." *Econometrica* 12(3-4):143-205.

28. Mundlak, Y. 1961. "Empirical Production Function Free of Management Bias." *Journal of Farm Economics* 43(1): 44-56.

29. Olley, S., and A. Pakes. 1996. "The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry." *Econometrica* 64(6):1263-1295.

30. Pakes, A. 1994. "Dynamic Structural Models, Problems and Prospects Part Ⅱ: Mixed Continuous-Discrete Control Problems, and Market Interactions." In *Advances in Econometrics*. Edited by C. Sims, 54-69. Cambridge: Cambridge University Press.

31. Van Biesebroeck, J. 2005. "Exporting Raises Productivity in Sub-Saharan African Manufacturing Firms." *Journal of International Economics* 67(2):373-391.

32. Verhoogen, E. 2008. "Trade, Quality Upgrading and Wage Inequality in the Mexican Manufacturing Sector." *Quarterly Journal of Economics* 123(2):489-530.

33. Wooldridge, J. M. 2009. "On Estimating Firm-level Production Functions Using Proxy Variables to Control for Unobservables." *Economics Letters* 104(3):112-114.

34. Yu, M. 2013. "Processing Trade, Tariff Reductions, and Firm Productivity: Evidence from Chinese Firms." Working Paper, China Center for Economic Research (CCER), Peking University. http://mjyu.ccer.edu.cn/YU_EJ.pdf.

How to Solve the Endogeneity Problem in Estimating the Firms' Production Function? A Literature Review

Yue Wen and Chen Feixiang

(Antai College of Economics and Management, Shanghai Jiaotong University)

Abstract: How to estimate Firms' production function is always an important issue in economics. However, the endogeneity problem which results from the correlation between the unobservable productivity and factor inputs has plagued studies in the field. This paper offers a comprehensive review of methods in addressing the endogeneity problem, including IV estimation, fixed-effects estimation, dynamic panel models (such as differenced GMM, system GMM) and structural models (such as OP, LP, ACF). We also provide a detailed comparison between dynamic panel models and structural models, and analyze their respective advantages and disadvantages in estimating the production function. For the latest developments in the field, this paper further introduces how to estimate production function when allowing for endogenous productivity processes. Currently, it has been one of the most frontier issue in this area to take into account of the endogenous productivity processes when estimating the production function. Through reviewing the core literature, this paper will provide reference for scholars engaged in further studies.

Keywords: Production Function Estimation, Dynamic Panel Models, System GMM, Structural Models, Endogenous Productivity Processes

JEL Classification: C13, C33, C51

（责任编辑：彭爽）