

教育工资升水率的微观计量分析

任兆璋¹, 范 闽²

(华南理工大学 经济与贸易学院, 广东 广州 510640)

摘 要:文章运用现代微观计量经济学的分析方法,估计了我国大学教育的工资升水率。文章在研究中从选择偏差及异质性着手,论证了 OLS 与传统 IV 估计量的非一致性,进而采用了平均政策效应以弥补两者缺陷。研究结果表明,我国劳动力市场上大学教育的工资升水率已经比 20 世纪 80 年代与 90 年代有显著提高。

关键词:教育工资升水率;微观计量模型;样本选择偏差;异质性

中图分类号:F249.24;F224.0 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2006)01-0104-10

传统计划经济体制下,我国的劳动力资源配置完全是通过行政手段完成的。受教育程度不同者的收入差距很小,这意味着教育投资导致的工资升水率非常低。改革开放后,渐渐地劳动者开始拥有辞职的权利,高校毕业生可以根据其能力与技能选择合适的职业,企业可以解雇其员工,雇员的收入也因其表现而浮动。随着人力资源的配置越来越多地通过市场机制来实现,教育的个人工资升水率从总体上来看有所提高。在改革开放 20 多年后的今天,我国教育对工资的影响处于一个什么样的水平?这也是当前学者热切关注的问题之一。

本文研究了我国大学教育导致的工资升水率。该升水率,即大学工资升水率的定义为大学毕业生的工资收入相对于高中(及高中以下)毕业生的工资收入所提升的比值。

研究中所用数据为微观数据,它具有异质性与缺少反事实状况^①两个特征,这对研究方法提出了新的要求。事实上,由于不同个人接受教育的效用是大不相同的,大学教育导致的工资升水率也同样存在着异质性,若采用传统的计量方法(即做出了同质性假设),将很难得到正确的结论。采用平均政策效应方法可处理这种个人之间的异质性,研究结论表明,我国大学 4 年教育的平均政策效应为 77.8%。而采用普通最小二乘法(OLS)的估计结果为 99.7%,明显高于平均政策效应方法所得的结果。

收稿日期:2005-10-25

作者简介:任兆璋(1942—),女,山西太原人,华南理工大学,教授,博士生导师;

范 闽(1975—),男,广州市人,华南理工大学,博士,讲师。

一、同质性与异质性情况下的教育工资升水模型

对教育工资升水率的研究,存在着两种完全不同的观点(李雪松,2004),这两种不同的观点将导致不同的计量方法的选择。第一种观点是 Griliches 提出的劳动市场中的效用观点(Griliches,1977),该观点认为人们的人力资本是同质的,差别仅仅在于不同的人拥有不同数量的人力资本。该文献在估计个人教育的工资升水问题时,专注于考察能力偏差与测量误差,应用的研究方法为工具变量法。第二种观点,可见于 Roy(1951),Willis 与 Rosen(1979)以及 Willis(1986),他们着重研究受教育程度的选择,并且强调人力资本的异质性与劳动力市场中的比较优势。在该观点的研究中,通常使用考虑异质性的计量回归模型。

近年来一些研究中更喜欢使用工具变量法,而不是选择模型去研究教育工资升水率,其原因是工具变量法得到的结果较经得起稳健性检验(Moffitt,1999;Krueger,1999)。尽管稳健性很重要,但我们更重视的并非是被估系数的参数特性,而是被估系数的经济内涵。若教育工资升水率因人而异,即存在教育工资升水率的异质性时,不仅使用 OLS 法将无法得到无偏的结果,即使采用传统的工具变量法,其结果也将是有偏的。也就是说,若不考虑异质性问题,无论使用 OLS 法还是传统工具变量法都将导致估计的严重偏差(下文将给出相关证明)。

考察 Mincer(1958)的工资方程,假设不存在教育工资升水率的异质性时(即教育对不同个体的影响是同质的),其半对数回归方程的一般形式为:

$$\ln Y = \alpha + S\beta + X\gamma + U \quad E(U) = 0 \quad (1)$$

其中: $\ln Y$ 为个人工资收入的对数值; X 为代表个人特征的向量; S 是受教育程度,暂且先对教育程度做简化处理,假设只有两种教育水平($S=0$ 或 $S=1$); U 为随机误差项。

对于模型(1),分别令 S 取 0 与 1。可得到受过某种教育($S=1$,如代表受过本科教育)与未受过某种教育($S=0$,如只受过高中或者以下水平的教育)的劳动者的潜在工资收入($\ln Y_0, \ln Y_1$)方程如下:

$$\begin{cases} \ln Y_0 = \alpha + X\gamma + U \\ \ln Y_1 = \alpha + \beta + X\gamma + U \end{cases} \quad (2)$$

其中: Y_0 与 Y_1 分别代表 $S=0$ 与 $S=1$ 时的潜在工资收入。若 X 保持不变,即可得到代表受某种教育的工资升水 $\beta = \ln Y_1 - \ln Y_0$ 。若 β 对所有的人都是相同的(具有相同 X 时),我们就得到了 Griliches(1977)的效用工资模型。在 Griliches 的文章中, S 与 U 的相关性来自被忽略的能力因素以及 S 中的测量误差。他采用 β 的工具变量估计值来减缓这些影响。在他的文章中, β 是固定的,因此教育工资升水率是固定的。

若考虑教育异质性(即不同个体具有不同个人教育工资升水率),并加入

下标 i , 表示第 i 个人, 可得一个更具普遍性的模型:

$$\ln Y_i = \alpha + S_i \beta_i + X_i \gamma + U_i, E(U_i) = 0 \quad (3)$$

在该模型中, $\ln Y_i$ 为第 i 个人收入的对数值, S_i 为第 i 个人受教育的情况, β_i 表示的是因人而异的教育工资升水率, X_i 表示的是第 i 个人的个人特征向量。分别对 $S=0$ 与 $S=1$ 的人群进行工资方程与个人特征的回归, 设随机变量分别为 U_0 与 U_1 , 个人特征的回归系数为 γ_0 与 γ_1 , 则模型可分别表示为:

$$\begin{cases} \ln Y_0 = \alpha_0 + X \gamma_0 + U_0 & \text{若 } S=0 \\ \ln Y_1 = \alpha_1 + X \gamma_1 + U_1 & \text{若 } S=1 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $E(U_0) = 0$ 且 $E(U_1) = 0$ 。

无论在教育同质性或异质性假设下, 教育工资升水率模型均可表示为:

$$\ln Y = S \ln Y_1 + (1-S) \ln Y_0 = \ln Y_0 + S(\ln Y_1 - \ln Y_0) \quad (5)$$

由式(4)与式(5), 可得:

$$\begin{aligned} \ln Y &= \alpha_0 + S[(\alpha_1 - \alpha_0) + X(\gamma_1 - \gamma_0) + (U_1 - U_0)] + X \gamma_0 + U_0 \\ &= \alpha_0 + S\beta + X \gamma_0 + U_0 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, β 为选择更高层次教育($S=1$)的因果效应(causal effect):

$$\beta = \ln Y_1 - \ln Y_0 = (\alpha_1 - \alpha_0) + X(\gamma_1 - \gamma_0) + (U_1 - U_0) \quad (7)$$

给定 X 时, 不难得到:

$$\begin{aligned} \bar{\beta} &= E(\beta_i | X_i) = E[(\alpha_1 - \alpha_0) + X_i(\gamma_1 - \gamma_0) + (U_{1i} - U_{0i})] \\ &= (\alpha_1 - \alpha_0) + E[X_i(\gamma_1 - \gamma_0)] \end{aligned} \quad (8)$$

若 $\gamma_1 \neq \gamma_0$ (即存在可观测的异质性 $X(\gamma_1 - \gamma_0)$), 又或者 $U_1 \neq U_0$ (即存在未观测到的异质性 $(U_1 - U_0)$) 时, $\beta = (\alpha_1 - \alpha_0) + X(\gamma_1 - \gamma_0) + (U_1 - U_0)$ 在总体中就是可变的, 个人教育工资升水率 β 也就成为一个服从一定分布的随机变量。即此时的 β 表示了个人的异质性教育工资升水率, 而这个因人而异的个人教育工资升水率的平均值如式(8)所示。将式(8)代入式(6), 可得:

$$\begin{aligned} \ln Y &= \alpha_0 + S\bar{\beta} + X \gamma_0 + S\{X(\gamma_1 - \gamma_0) - E[X(\gamma_1 - \gamma_0)]\} \\ &\quad + [U_0 + S(U_1 - U_0)] \end{aligned} \quad (9)$$

二、异质性与选择偏差问题

第一部分中, 个体 i 接受某程度教育 (即从 $S=0$ 转到 $S=1$) 时的工资升水为 $(\ln Y_{1i} - \ln Y_{0i})$, 由式(4)与式(7), 可知该升水为 β_i 。根据方程(4)与方程(8), 可以计算得到 OLS 估计量的概率极限为:

$$\begin{aligned} \text{plim}(\hat{\beta}_{OLS}) &= E(\ln Y_{1i}) - E(\ln Y_{0i}) \\ &= E(\ln Y_i | X_i, S_i = 1) - E(\ln Y_i | X_i, S_i = 0) \\ &= E(\alpha_1 + \gamma_1 X_i + U_{1i} | X_i, S_i = 1) - E(\alpha_0 + \gamma_0 X_i + U_{0i} | X_i, S_i = 0) \\ &= \bar{\beta} + [E(U_{1i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 0)] \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\bar{\beta}$ 与式(8)中定义相同, 表示任意挑选一个具有特征 X 的个体的教

育工资升水率的均值, $[E(U_{1i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 0)]$ 表示了 OLS 估计值 $\hat{\beta}_{OLS}$ 与 $\bar{\beta}$ 的偏差。该偏差可以分解为“选择偏差”(Selection Bias)与“分类效应”(Sorting Gain)两部分(李雪松, 2004):

$$\begin{aligned} E(U_{1i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 0) &= [E(U_{1i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 1)] + [E(U_{0i} | S_i = 1) \\ &\quad - E(U_{0i} | S_i = 0)] \\ &= E(U_{1i} - U_{0i} | S_i = 1) + [E(U_{0i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 0)] \quad (11) \end{aligned}$$

选择偏差 $E(U_{0i} | S_i = 1) - E(U_{0i} | S_i = 0)$ 表示现实中已经接受该教育的个体(即 $S_i = 1$ 的个体), 在(假设)其未接受教育时的不可观测变量与真正的未接受过该教育(即现实中 $S_i = 0$)的个体的不可观测变量之差的均值, 如现实中的大学毕业生、高中毕业就参加工作的收入与现实中的高中毕业生的当前收入之间的不可观测变量差异的期望值。

而分类效应 $E(U_{1i} - U_{0i} | S_i = 1)$ 则代表已经接受该程度教育的个体(如进入大学学习)基于他们自身不可观测变量带来的平均效应。

此时的选择偏差与分类效应就共同组成了式(10)中的偏差, 即 $\text{plim}(\hat{\beta}_{OLS}) - \bar{\beta}$ 。因此 OLS 将是对 $\bar{\beta}$ 的有偏估计量。

若存在异质性与选择偏差, 传统的工具变量法通常不能得到 $\bar{\beta}$ 的无偏估计量。假定找到与 S 相关, 但与 U_0 以及 $U_1 - U_0$ 都不相关的工具变量 Z , 应用传统的工具变量估计方法, 并考虑式(9), 就有:

$$\begin{aligned} p \lim(\hat{\beta}_{IV}) &= \frac{\text{Cov}(Z, \ln Y)}{\text{Cov}(Z, S)} \\ &= \bar{\beta} + \frac{\text{Cov}(Z, U_0)}{\text{Cov}(Z, S)} + \frac{\text{Cov}(Z, S(U_1 - U_0))}{\text{Cov}(Z, S)} \quad (12) \end{aligned}$$

由于 Z 与 U_0 不相关, 所以第二项为 0。但通常情况下第三项并不为 0:

$$\frac{\text{Cov}(Z, S(U_1 - U_0))}{\text{Cov}(Z, S)} = \frac{\text{Cov}(Z, U_1 - U_0 | S=1) \Pr(S=1)}{\text{Cov}(Z, S)} \quad (13)$$

其中: $\Pr(S=1)$ 表示 $S=1$ 的概率。因此第三项为 0 只存在于两种情况: U_0 恒等于 U_1 ; $(U_1 - U_0)$ 与 S 相互独立。但事实上, 只要存在选择性偏差, $(U_1 - U_0)$ 与 S 相互独立就不可能存在, 而且 U_1 也可能不等于 U_0 , 因而此时应用传统工具变量法得到的估计量就不是 $\bar{\beta}$ 的一致估计量。

综上所述, 若存在样本选择性问题的, 普通最小二乘法 OLS 与工具变量法 IV 都难以得到大学工资升水率的一致估计。

三、分析框架与研究方法

本文中, 我们主要考察大学教育(包括大专教育与本科教育)对个人工资收入的影响, 即大学教育导致的工资升水率, 从而对大学教育的个人工资升水

率是否显著作出判断。我们将采用简单的回归模型与平均政策效应模型分别进行估计。

1. OLS 估计

可建立大学工资升水率的理论模型如下:

$$\ln Y = \alpha + S\beta + X\gamma + U, E(U) = 0 \quad (14)$$

其中: $\ln Y$ 为年薪对数值, S 为受教育程度, X 代表个人特征, U 为随机误差项。 α 、 β 与 γ 为截距项、大学工资升水率以及个人特征的系数。

教育程度分成两类: 非大学教育水平(含初中、高中、中技与中专等)、大学教育水平(包括大专与本科教育水平)。

个人的特征向量主要包括性别哑变量、职位、工作经历、行业、户口以及所处城市等要素, 分别考察了性别工资歧视、职位、工作经历、行业因素、户籍歧视以及所处城市等方面对个人薪资的影响。

2. 政策效应方法

由本文第二部分分析可知, 异质性与样本选择性偏差问题将导致普通最小二乘法 OLS 与工具变量法 IV 的有偏估计。本文研究中, 所采用的微观数据由于存在着异质性与样本选择性偏差问题, 因而需要采用政策效应方法进行处理。

用 Y^1 代表大学毕业的劳动者的工资收入, Y^0 代表非大学毕业的劳动者的工资收入, 用虚拟变量 D_i 表示第 i 个人是否大学毕业的真实情况, 因而有:

$$Y_i = Y_i^0 + D_i(Y_i^1 - Y_i^0) \quad D_i \in [0, 1] \quad (15)$$

其中: Y_i 为第 i 个人的工资收入, D_i 值取 0(该劳动者不是大学毕业的)或 1(该劳动者是大学毕业的)。由定义, 若能同时观测到第 i 个人在接受大学教育与不接受大学教育的工资收入, 则第 i 个人接受大学教育的政策效应为 $Y_i^1 - Y_i^0$ 。然而要直接观测个人的政策效应是不可能的。由于经济研究中使用的数据通常都不是随机的实验性数据, 而是非随机的观测数据, 因此个人真实情况的对立面是不可能观测到的。譬如, 一个大学毕业的劳动者, 只能观测到他在受过大学教育后的工资收入, 而无法观测到他在未接受大学教育时将可能获得的工资收入。

政策效应方法的难点在于反事实状况, 即 $E(Y^0 | D=1)$ 是无法观测的。事实上, 许多计量经济学文献也致力于寻找在 D 与 $Y^1 - Y^0$ 相关条件下对政策效应的识别假设。Rosenbaum 与 Rubin(1983)提出了 $X=x$ 时的政策可忽略性(ignorability of treatment)假设: 给定 $X=x$, D 与 Y 相互独立, 即 $Y^0 \perp D | X=x$ 。

若该假设成立, 则有: $E(Y^0 | D=1, X=x) = E(Y^0 | D=0, X=x)$

引入倾向评分 $P^1(x)$, 其定义为给定 $X=x$ 时参加项目的条件概率:

$$P^1(x) = \Pr(D=1 | X=x) \quad (16)$$

则根据 Rosenbaum 与 Rubin(1983)的方法, 可得:

$$(Y^0, Y^1) \perp D | P^1(X) = P^1(x)$$

其中: $0 < \Pr[D=1 | P^1(X) = P^1(x)] < 1$

此时可得: $E[Y^0 | D=1, P^1(X) = P^1(x)] = E[Y^0 | D=0, P^1(X) = P^1(x)]$

因此有: $E(Y^0 | D=1) = E\{E[Y^0 | D=0, P^1(X) = P^1(x)] | D=1\}$

而上式即可用于对平均政策效应(average treatment effect)进行估计。我们更关心的是现实中已接受大学教育者的平均政策效应 ATT(average treatment effect on the treated)。在政策可忽略性假设下不难得到:

$$\begin{aligned} ATT &= E(Y^1 - Y^0 | D=1) \\ &= E\{E[Y^1 - Y^0 | D=1, P^1(X) = P^1(x)]\} \\ &= E\{E[Y^1 | D=1, P^1(X) = P^1(x)]\} - E\{E[Y^0 | D=0, P^1(X) = P^1(x)] | D=1\} \end{aligned} \quad (17)$$

政策效应方法的应用步骤,可见 Becker 与 Ichino(2002)的分析过程:首先用 probit 或者 logit 模型求得倾向评分,进而利用 matching 方法为每个已接受大学教育的劳动者匹配一个“可对比”的未接受大学教育的劳动者,从而获得匹配估计量。使用最广泛的匹配方法有 Nearest Neighbor Matching, Radius Matching, Kernel Matching 与 Stratification Matching 四种。本文中我们采用的是 Nearest Neighbor Matching 方法。

用 Y_i^1 与 Y_i^0 分别表示大学毕业的劳动者与非大学毕业的劳动者的对应工资收入。用 $C(i)$ 表示已接受大学教育的个体 i 在其对比集合(未接受大学教育的劳动者的集合)中与之匹配的个体,则:

$$C(i) = \min_j \| P^1(i) - P^1(j) \| \quad (18)$$

对已接受大学教育的个人 i , 定义所有与之匹配的未接受大学教育的个人的总数为 N_i^C , 并定义权重:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1/N_i^C & \text{若 } j \in C(i) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

再定义所有已参加项目的个体总数为 N^1 , 则由:

$$\begin{aligned} ATT &= \frac{1}{N^1} \sum_i [Y_i^1 - \sum_{j \in C(i)} w_{ij} Y_j^0] = \frac{1}{N^1} [\sum_i Y_i^1 - \sum_i \sum_{j \in C(i)} w_{ij} Y_j^0] \\ &= \frac{1}{N^1} \sum_i Y_i^1 - \frac{1}{N^1} \sum_{j \in C(i)} w_j Y_j^0 \end{aligned} \quad (20)$$

可以得到平均政策效应。等式中的个体 i 属于已参加项目个体的集合, 而 $w_i = \sum_j w_{ij}$ 。至此, 就已得到基于 Nearest Neighbor Matching 方法的 ATT 的估计值与方差估计。基于其他匹配方法的平均政策效应模型可参见相关文献(Becker 与 Ichino, 2002)。

四、数据及实证分析

本文研究中使用的“中国健康与家庭生活调查”(CHFLS)数据是由美国

芝加哥大学、北京协和医院、中国人民大学与美国北卡罗莱纳大学共同进行的“中国健康与家庭生活调查”中所得数据^②。该调查的完成时间为1999年8月至2000年8月,对象为中国北京、河北、甘肃等19个省份共3821位20岁至64岁的成人;将地理区域分为东部沿海、南部沿海、东北、华北、内陆与中西部地区共6个部分;内容分为人口特征、健康与婚姻状态等18个部分。该调查并非纯粹针对个人教育状况进行的调查,但其中包含大量与教育投资工资升水率研究相关的数据。

对样本数据进行初始分析,可知未接受大学教育的劳动者的平均工资为476.92元/月,接受大学教育的劳动者的平均工资为1151.43元/月。由此数据可见,在我国阶段性教育的工资升水是相当高的,大学毕业的劳动者的收入是非大学毕业的劳动者的2.4倍。但是如果由此就判定得到我国的大学教育的工资升水率达到140%,就过于武断了。事实上,140%当中包含了对于受过本科教育者自身能力差异所带来的工资差异,譬如由于能力不同所带来的职位差异,进而导致的工资差异。必须通过科学计算,将后者排除方可得到正确结论。

利用这些数据,对前述理论模型进行回归并排除不显著影响因素,可得到各个变量对工资收入的影响。若是采用传统的OLS方法,其结论如下:

$$\begin{aligned} \ln(\text{wage}) = & -2.64 + 0.97S_{\text{college}} + 0.39\text{Age} - 0.056\text{Age}^2 - 0.32\text{Kid06} \\ & + 0.52D_1 + 0.69D_2 + 0.6D_3 - 0.3D_4 - 1.48\text{Female} \\ & + 0.70\text{Hukou} + 1.35\text{Prof} + 1.90\text{Mng} + 2.41\text{Adm} \\ & R^2 = 0.267 \quad \text{Adjusted } R^2 = 0.263 \quad F = 70.56 \end{aligned} \quad (21)$$

表1 劳动者接受大学教育的倾向评分估计:

probit 结果

项 目	系 数	标准差
截距	-0.7733	0.2958
年龄	-0.0215	0.0032
6岁以下子女数	-0.1904	0.1176
华南地区	-0.1281	0.1294
华东地区	0.1357	0.1288
内陆地区	0.1811	0.1858
华北地区	0.2468	0.1357
东北地区	0.1739	0.1471
女性	-0.2042	0.0679
本地户口	0.2717	0.0966
知识分子	0.7185	0.1112
经理	0.9647	0.1261
领导	0.2735	0.2022
城镇	1.2548	0.2306
拟R平方	0.3553	
对数似然值	-910.64	
样本容量	3130	

其中,wage为劳动者的月工资收入; S_{college} 为是否接受过大学教育(1为已

接受大学教育,0 为未接受大学教育);Age 为年龄;Kid06 为家庭中 6 岁以下子女数; D_1 到 D_4 分别代表华南地区、华东地区、华北地区与东北地区(以其他地区为基准);Female 为劳动者的性别(女性为 1);Hukou 为劳动者是否具有本地户口(本地户口者为 1);Prof、Mng 与 Adm 均为职业变量,分别代表科技人员(含教师)、经理(含厂长)以及各级领导干部(含村干部)。

从 OLS 结果可见,大学教育对个人收入的影响是相当显著的。已接受大学教育的劳动者,其工资收入将比未接受大学教育的劳动者高 97%。除教育因素外,性别、年龄、地区、户口、职业等对工资收入都有显著影响。

然而,正如前面分析,由于异质性与样本选择性偏差问题的影响,将导致 OLS 估计量的有偏性与非一致性。因而我们需要采用政策效应方法进行估计。首先是利用 probit 方法求得倾向评分,所得结果见表 1。

从表 1 结果来看,一个接受大学教育的劳动者,通常具备以下这些素质:年轻、子女数量少、来自经济发达地区、在城镇出生、户口是本地户口、更容易从事领导等需要大量知识的行业。同时,我国的重男轻女传统也使得女性接受大学教育的机会大大减少。根据上述模型所得的倾向评分,我们可以对原始数据进行匹配并得到平均政策效应,结果见表 2。

表 2 大学教育的平均政策效应

参 数	ATT	标准差	t 检验值
回归结果	0.778	0.266	2.927

表 2 结果表明,在考虑了异质性与样本选择性偏差这两个问题后,大学教育工资升值率的平均政策效应估计值为 77.8%。该政策效应同时包括大学本科教育与大学专科教育的政策效应,因而不能由此推算出大学教育的年工资升值率。

该政策效应为已接受大学教育者的政策效应(ATT),即现实中大学毕业的劳动者在大学教育中获取的工资升值,而不是所有人接受大学教育的平均工资升值(即 ATE),更不是未接受大学教育的劳动者通过大学教育将可能获取的工资升值(ATNT)。

OLS 方法与平均政策效应方法所得到的估计结果都表明,我国高中毕业生在毕业后继续投资于教育,其工资升值率将相当可观。教育对个人收入的直接影响是显著的,但是教育并不是影响个人收入的决定性因素,地区差异、行业差异、职位差异等因素对个人收入的影响也都非常显著。对比本节开始直接从统计数据中得到的大学毕业劳动者与其他劳动者的收入差距(2.4 倍),可以认为这差距中只有大约 77.8%来自直接的大学教育工资升值率,其余部分则来自其他部分,如个人能力所导致的职位等的区别。

五、结 论

本文使用微观数据来估计我国大学教育的个人工资升值率问题,并在研

究中考虑了异质性与样本选择性偏差问题,忽略这点将导致有偏、不一致的估计值。比如使用 OLS 时就出现了此种情况,得到的工资升水率是不真实的过高估计。

研究结果表明,大学教育的工资升水为 77.8%,这些结果高于早些时候其他一些文献的估计值。如李实、李文彬(1994)估计 1988 年大学本科年均教育收益率为 4.48%,而岳昌君(2004)的研究中,1991 年与 2000 年的大学本科年均教育收益率分别为 3.04%与 8.84%。这些数据都小于本文研究中的大学教育工资升水率,这也从侧面表明在经历了 20 多年的经济改革后,中国的平均工资升水率较早期的 20 世纪 80 年代与 90 年代都有显著提高。这也正解释了,在我国教育个人投资成本大幅增加的同时,为何对教育的投资热情越来越高涨的原因。

注释:

①英文文献中对应词汇为 counterfactual,亦有文献翻译为“与实际相反的状况”。

②该数据可由芝加哥大学网站获取,其连接为 <http://www.src.uchicago.edu/prc/chfls.php>。

参考文献:

- [1]李雪松,James J Heckman. 选择偏差、比较优势与教育的异质性回报:基于中国微观数据的实证研究[J]. 经济研究,2004,(4):93~95.
- [2]Griliches,Z. Estimating the returns to schooling:Some econometric problems [J]. Econometrica,1977,45(1):1~22.
- [3]Roy A. Some thoughts on the distribution of earnings[J]. Oxford Economic Papers, 1951,3:135~146.
- [4]Willis R,S Rosen. Education and self-selection[J]. Journal of Political Economy,1979, 87(5):S7~S36.
- [5]Willis R. Wage determinants:A survey and reinterpretation of human capital earnings functions. In:Orley C. Ashenfelter & richard layard (eds.) [C]. Handbook of Labor Economics Vol. 1. Amsterdam:Elsevier Science Publishers/North-Holland,1986,525~602.
- [6]Moffitt R. New developments in econometric methods for labor market analysis. In:Orley C. Ashenfelter and David Card (eds.) [C]. Handbook of Labor Economics,1999,3: 1367~1397.
- [7]Alan B Krueger. Labor policy and labor research since the 1960s:Two ships sailing in orthogonal directions[C]. <http://www.irs.princeton.edu/pubs/pdfs/428.pdf>. Dec. 1999.
- [8]Mincer J. Investment in human capital and personal income distribution[J]. Journal of Political Economy,1958,66:281~302.
- [9]Rosenbaum P,D B Rubin. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects[J]. Biometrika. 1983,70:41~55.

(下转第 120 页)

Model, this paper probes into the higher education chasing and unemployment problem. The result indicates that information asymmetry is the important reason for this problem. By decreasing educational cost of high aptitude people, enhancing the competition of job market and educational market and integrating school education with practice, this problem could be mitigated and the loss of educational resource and social utilities could be reduced as well.

Key words: Higher education chasing; unemployment; equilibrium of game

(责任编辑 许 柏)

(上接第 112 页)

[10] Sascha O Becker, Andrea Ichino. Estimation of average treatment effects based on propensity scores[J]. The Stata Journal. 2002, 4: 358~377.

[11] 李实, 李文彬. 中国教育投资的个人收益率的估计(见: 赵人伟、格里芬. 中国居民收入分配研究)[M]. 北京: 中国社会科学出版社, 1994: 453.

Micro-econometric Analysis of Return to Education

REN Zhao-zhang, FAN Min

(School of Economics and Commerce, South China
University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The paper uses micro-econometric methods to estimate the individual return of higher education in China. In the research, we prove the inconsistency of standard OLS and conditional IV estimator with existence of selection bias and heterogeneity and hence we apply ATE (average treatment effect) method to correct for sample selection bias and heterogeneity. The research result suggests that the return of higher education in China's labor markets is prominently greater than that in 1980's and 1990's.

Key words: return of education; micro-econometric model; sample selection bias; heterogeneity

(责任编辑 许 柏)