

异质性政策效应分析*

——一种新的因变量条件分位数回归方法及应用

张征宇 孙广亚 杨超 周亚虹

内容提要:传统分位数回归方法(QR)可以揭示解释变量对因变量的异质性边际影响,因而在实证研究中具有广泛的应用。但QR方法的缺点是估计结果的阐释依赖于不可观察扰动项的经济学含义。本文提出一种新的因变量条件分位数回归(outcome conditioned QR,简称OC-QR)方法,用于分析政策效应的异质性。OC-QR的优点是能够直接识别并估计因变量位于其无条件分布的某一分位点(区间)时,解释变量对因变量的平均边际影响。新方法不仅能够刻画关键解释变量对因变量的异质性影响,并且具有更清晰的经济解释。本文研究了OC-QR的识别、估计与推断步骤,还进一步讨论了OC-QR与OLS、QR以及Firpo et al.(2009)提出的无条件分位数回归(UQR)之间的区别和联系。最后,运用该方法研究了房价上涨对家庭消费的异质性影响,以及最低工资标准提高对不同工资水平人群的作用。结果表明OC-QR方法能较好地捕捉政策效应的异质性。

关键词:分位数回归 平均处理效应 异质性 房价 最低工资

一、引言

分位数回归(quantile regression, QR)是研究者在利用微观数据进行实证研究中普遍采用的计量分析方法(Koenker & Bassett, 1978; Koenker, 2005)。相比于普通最小二乘法(OLS), QR可以帮助研究者了解在扰动项(用 U 表示,用来刻画不可观察的个体异质性)分布的不同位置上,解释变量 X 对因变量 Y 不同的边际影响。以教育对工资的作用为例,个体的工资被认为是性别、受教育年限、工作经验、年龄等可观察变量,以及不可观察的个人能力的函数。如果用 X 表示各种可观察的解释变量,用 U 表示不可观察的个人能力, Y 表示工资,则工资方程可写成:

$$Y = m(X, U) \quad (1.1)$$

研究者如果用 Y 对 X 做普通最小二乘回归,得到的解释变量前的系数,反映的是 X 对 Y 条件均值的边际影响。若研究者用 Y 对 X 进行第 τ 分位数回归,得到的系数可以解释为对于能力位于分布第 τ 分位数上的那群人, X 对于 Y 的平均边际影响。^①

在QR估计中,通过选择不同的 $\tau \in (0, 1)$,研究者可以了解能力水平不同的人, X 对 Y 的异质性影响。不难看出,传统QR对于估计系数经济学意义的解释取决于对不可观察变量 U 的分层。不妨假定能力 U 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布,QR讨论并设法回答如下问题:

* 张征宇,上海财经大学经济学院,邮政编码:200433,电子信箱:zy.zhang@mail.shufe.edu.cn;孙广亚,浙江财经大学经济学院,邮政编码:310018,电子信箱:1169990632@qq.com;杨超,上海财经大学经济学院,邮政编码:200433,电子信箱:yangchao0214@163.com;周亚虹(通讯作者),上海财经大学经济学院,邮政编码:200433,电子信箱:Yahong.zhou@mail.shufe.edu.cn。本文研究得到国家自然科学基金重点项目(71833004)、基金面上项目(71873080)和上海财经大学创新团队支持计划的资助。作者感谢邱俊鹏研究员提供了实证部分的数据;感谢朱平芳教授对本文的有益建议;感谢匿名审稿人的宝贵意见,文责自负。

① 严格来说,在工资方程的实证研究中,还需考虑教育变量的内生性。此处以工资方程为例仅为厘清QR和将要引入的OC-QR在系数解释上的区别,因而暂忽略内生性问题。OC-QR方法可以推广到具有内生变量的情形,如有需要,可向作者索取。

对于 U (如个人能力) 位于其分布第 τ 分位数上的那群人, X (如教育水平) 对 Y (工资) 的边际影响是多少?^① (1.2)

本文将提出另一种可用来推断 X 对 Y 异质性影响的计量方法, 称之为因变量条件分位数回归 (outcome conditioned QR), 简称 OC-QR。与传统 QR 不同, OC-QR 旨在回答如下更直观的问题:

对于 Y (工资) 位于其无条件分布分位区间 (τ_1, τ_2) 上的子人群, 或等价地, 对于工资取值范围在 $[F_Y^{-1}(\tau_1), F_Y^{-1}(\tau_2)]$ 中的人来说, X 对于 Y 的平均边际影响是多少? (1.3)

其中 $F_Y(\cdot)$ 表示 Y 的分布函数(cdf), $F_Y^{-1}(\cdot)$ 表示 Y 的分位函数(quantile function)。让(1.3)中的 τ_2 无限趋近 τ_1 , OC-QR 还可以回答如下问题:

对于 Y (工资) 位于其无条件分布第 τ 分位数(或等价地, 对于工资水平位于 $Y = F_Y^{-1}(\tau)$) 的人们来说, X 对于 Y 的平均边际影响是多少? (1.4)

不难看出, OC-QR 回答的问题与 QR 相比具有如下特点: 首先, 两种方法识别的目标参数不同。QR 识别的是: 对于根据扰动项 U 分布不同位置进行划分的子人群, X 对 Y 的平均边际影响; OC-QR 识别的参数是: 对于由因变量 Y 的取值划分的不同子人群, X 对 Y 的平均边际影响。其次, 如果模型中 U 的含义并不明确, 那么传统 QR 对系数的解释力就会显得模糊不清。^② 此时 OC-QR 优势开始凸显, 其估计系数的解释意义依然清晰。这是因为 OC-QR 根据 Y 的分布进行分层, 而 Y 变量可以被研究者直接观察到, 因而具有明确的经济学意义。

本文在较弱的计量假设下, 对问题(1.3) — (1.4) 对应的参数的识别、估计和推断进行了研究。本文的新方法具有以下特点: 第一, OC-QR 直接识别对位于 Y 无条件分布不同位置上子人群, X 对 Y 的平均边际影响, 和传统 QR 相比, OC-QR 具有更清晰的经济学释义, 且能够反映 X 对 Y 的异质性作用。第二, OC-QR 具有十分便捷的估计和推断步骤。研究者只要拥有计算 QR 的程序包, OC-QR 就可以被方便地估计出。第三, 新方法在实证研究中具有较强的拓展性, 便于进行模型的稳健性分析。^③ 另外, 无论解释变量是离散型还是连续型变量, OC-QR 均适用。

文章进一步讨论了 OLS, QR 与本文提出的 OC-QR 三者之间的区别和联系。分析表明, OLS 与 OC-QR 均可看成是 QR 估计系数的某种加权平均, 但两者的权重函数形式不同。当实际问题不存在异质性时, 三种估计量收敛到同一概率极限。文章还研究了 OC-QR 与近年来 Firpo et al. (2009) 提出的无条件分位数回归(unconditional QR) 之间的区别和联系。

实证部分利用 OC-QR 研究了两个与中国经济相关的实际问题。第一个问题考察房价的上涨是否促进了居民的消费。运用家庭金融调查(CHFS)数据的分析表明, 房价上涨总的来说提升了家庭的非居住性消费水平。OC-QR 发现了房价对消费促进作用的异质性特征: 消费水平越低的家庭, 房价上涨对消费的提升作用越明显; 房价对消费的边际影响是家庭消费水平的递减函数。这些结果为准理解房价与消费的关系提供了证据。接着, 我们注意到近期国内各地都竞相提高了最低工资标准。第二个问题探讨最低工资上涨对不同工资水平人群的影响。OC-QR 可以直接估计最低工资对于不同收入群体的异质性影响。结果表明: 随着个人收入的上升, 最低工资标准的提高对个人收入的正向边际影响不断下降。这些结果为最低工资政策的制定提供了参考。

① 研究者所习惯的 QR 系数的另一种等价解释是: X 对于 Y 的条件分布的第 τ 分位数的边际影响是多少? 这一说法实际上和(1.2)是等价的, 因为给定 X 时, Y 的条件分布完全由扰动项 U 决定。

② 如果 Y 的真实生成过程包含不止一个不可观察的因素, 那么研究者“认为的”扰动项其实是多个随机变量的总和或者函数。此时即使研究者知道扰动项每个成分的经济学意义, U 的整体意义也会显得模糊不清。

③ 见本文实证例子中的稳健性分析部分。

二、OC-QR 理论框架

假设数据由如下随机系数模型生成:

$$Y = B_0(U) + X \cdot B(U) \quad (2.1)$$

其中, Y 是被解释变量(结果变量), X 是 k 维随机向量, U 为不可观测的扰动项, (B_0, B) 依赖于 U 成为随机系数, $B_0(u)$ 和 $B(u)$ 的函数形式未知。(2.1) 可看成更一般化的模型的线性近似。^① 考虑形如(2.1)的线性随机系数设定主要是为了估计的便捷。本文的识别和估计思想可以推广到完全非参数的情形。该模型具有足够的灵活性以包含解释变量的高次项与交互项。以 $X = (X_1, X_2)$ 为例, 如研究者需要包含解释变量的二次项和交互项, 则模型可以写成:

$$Y = B_0(U) + B_1(U)X_1 + B_2(U)X_2 + B_3(U)X_1X_2 + B_4(U)X_1^2 + B_5(U)X_2^2 \quad (2.2)$$

对于(2.1), 我们的目标在于识别和估计当因变量 Y 位于其无条件分布的分位区间 (τ_1, τ_2) 上时, X 对 Y 的平均边际效应, 即:

$$\theta(\tau_1, \tau_2) = E\left(\frac{\partial(B_0(U) + X \cdot B(U))}{\partial X} \mid \tau_1 < F_Y(Y) < \tau_2\right) = E(B(U)) \mid \tau_1 < F_Y(Y) < \tau_2$$

其中 $F_Y(\cdot)$ 表示 Y 的分布函数。

与传统 QR 方法的估计系数依赖于扰动项的分位点不同, $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 反映的是在因变量 Y 分布的不同位置上, X 对 Y 的平均边际效应。由于 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 依赖于 Y 的分位点的选择, 故称之为“因变量条件分位数回归”(outcome conditioned quantile regression)。在劳动经济学研究中, X 表示个人所在地的最低工资标准(以及其他控制变量), Y 表示个人收入。如果取 Y 的第 $[5\%, 15\%]$, $[15\%, 25\%]$, \dots , $[85\%, 95\%]$ 样本分位区间, 则 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 将反映对于不同收入水平的人群, 最低工资对个人收入的异质性作用。

另一个与 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 意义接近的参数是:

$$\theta(\tau) = E(B(U) \mid F_Y(Y) = \tau)$$

它度量了对于因变量 Y 取值位于其无条件分布第 τ 分位点上的子人群, X 对于 Y 的平均边际影响。由于 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 可以表示成:

$$\theta(\tau_1, \tau_2) = \frac{1}{\tau_2 - \tau_1} \int_{\tau_1}^{\tau_2} \theta(\tau) d\tau$$

或者等价地, 当 $\tau_2 \rightarrow \tau_1$ 时, $\theta(\tau_1, \tau_2) \rightarrow (\int_{\tau_1}^{\tau_2} \theta(\tau) d\tau)' = \theta(\tau) \mid_{\tau=\tau_1} = \theta(\tau_1)$, 即当因变量的分位区间收敛到一个点时, 其平均偏效应收敛到该分位点处的平均偏效应。因此研究 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 与 $\theta(\tau)$ 是等价的。

近年来, 随机系数模型研究的理论文献包括了 Heckman & Vytlacil (1998), Wooldridge (1997, 2003, 2008), Florens et al. (2008), Hoderlein et al. (2010), Masten & Torgovitsky (2016), Zhang & Jin (2019) 等。本文与这些文献相比具有较大不同, 已有文献识别的目标参数大多是随机系数的无条件期望(即 $E(B)$), 几乎没有文献考虑识别系数在给定因变量信息下的条件期望。而且, 已有文献都要求解释变量包含至少一个连续型变量, 而我们的方法也适用于所有解释变量均为离散型变量的场合, 提高了模型的适应性。

为了识别和估计 $\theta(\tau)$, 类似于现有文献, 我们做出以下假设:

假设 2.1: (i) X 和 U 互相独立; (ii) U 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布。

^① 不可分模型 $Y = m(X, U)$ 是比可加性模型 $Y = m(X) + U$ 更一般的设定。相比于可加性模型, 不可分模型允许解释变量与扰动项(不可观测的个体异质性)之间的交互作用。

假设 2.1 - (i) 与传统的分位数回归相似, 要求没有内生性。限于篇幅, 本文只讨论外生情形下 OC-QR 的估计和推断问题。假设 2.1 - (ii) 其实并不是一个实质性约束, 而只是一个正则化 (normalization) 要求。

假设 2.2: 记 $m(x, u) = B_0(u) + x'B(u)$ 。 $m(x, u)$ 是 u 的严格单调增加函数。

假设 2.2 与分位数回归中的单调性要求是一致的。在劳动经济学研究中, 如 Y 表示个人工资, U 代表个人能力或运气。在给定年龄、性别、教育等 X 的情况下, 工资是能力或运气的递增函数。该假设成立的其他场合还包括: 在对家庭金融资产配置的研究中, 用 Y 表示风险资产的投资比例, X 是家庭的特征变量, 例如, 家庭收入、财富、人口组成、户主年龄教育等, 那么 U 可以表示不可观察的风险偏好。假设 2.2 意味着, 在其他可观察因素不变的情况下, 家庭的风险偏好决定了风险资产的比例。在本文的第一个实证例子中, 我们研究房价对家庭消费的影响。模型中的 U 代表不可观察的消费倾向。在给定每个家庭可观察的特征之后, 可以认为消费水平是不可观测消费倾向的递增函数。假设 2.2 要求 $m(x, u)$ 是 u 的递增函数, 但如果 $m(x, u)$ 是 u 的单调递减函数, 则本文结论依然成立。

定理 1: 在假设 2.1—2.2 下, 当 EXX' 满秩 (即 X 中没有共线性), $\theta(\tau)$ 和 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 均可被识别。

三、OC-QR 的估计与推断

由定理 1 的证明过程, 可以给出 $\theta(\tau)$ 和 $\theta(\tau_1, \tau_2)$ 的估计步骤。为理解方便, 我们用直观的语言介绍估计步骤, 而窗宽的选择等技术性细节没有详细介绍。将回归变量 X 分为连续与离散两部分, 即 $X = (X^c, X^d)$, 其中连续变量 X^c 的维数是 k_c , 离散变量 X^d 的维数 k_d 。估计分以下四步:

第一步: 先由 Y 的经验分布以及 $\tau, (\tau_1, \tau_2)$ 推出 Y 的对应值 $y = \hat{F}_Y^{-1}(\tau), (y_1, y_2) = (\hat{F}_Y^{-1}(\tau_1), \hat{F}_Y^{-1}(\tau_2))$ 。接下来要估计出 $E(B(U) | Y = y)$ 或者 $E(B(U) | y_1 < Y < y_2)$ 。

第二步: 估计 $\eta_i = \eta(X_i, Y_i), \eta(x, y) = P(Y \leq y | X = x)$,

$$\hat{\eta}_i = \frac{\sum_{j \neq i} 1\{Y_j \leq Y_i\} K\left(\frac{X_j^c - X_i^c}{h}\right) 1\{X_j^d = X_i^d\}}{\sum_{j \neq i} K\left(\frac{X_j^c - X_i^c}{h}\right) 1\{X_j^d = X_i^d\}} \quad (3.1)$$

其中, $K\left(\frac{X_j^c - X_i^c}{h}\right) = \prod_{l=1}^{k_c} k\left(\frac{X_{jl}^c - X_{il}^c}{h_l}\right), 1\{X_j^d = X_i^d\} = \prod_{s=1}^{k_d} 1\{X_{js}^d = X_{is}^d\}$, X_{jl}^c 是 X_j^c 的第 l 个分量, X_{js}^d 是 X_j^d 的第 s 个分量, h_l 是步长。

第三步: 用 Y_j 对 $(1, X_j), j = 1, \dots, n$, 进行第 $\hat{\eta}_i$ 分位数回归, 得到的回归系数记为 $\hat{\theta}(X_i, Y_i)$ 。

$$\hat{\theta}(X, Y) = \arg \min_{a, b} \sum_{j \neq i} \rho_{\hat{\eta}_i}(Y_j - a - X_j'b) \quad (3.2)$$

其中, $\rho_{\eta}(\cdot)$ 是分位数回归目标函数中的 check 函数, $\rho_{\hat{\eta}_i}(s) = (\hat{\eta}_i - 1\{s < 0\})s$ 。

第四步: 估计 $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 和 $\hat{\theta}(\tau)$

$$\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2) = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{\theta}(X_i, Y_i) 1\{Y_i \in (y_1, y_2)\}}{\sum_{i=1}^n 1\{Y_i \in (y_1, y_2)\}} \quad (3.3)$$

将 $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 中对样本的加权因子 $1\{Y_i \in (y_1, y_2)\}$ 缩小到 $Y_i = y$, 就得到了 $\hat{\theta}(\tau)$ 的表达式:

$$\hat{\theta}(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{\theta}(X_i, Y_i) K_0\left(\frac{Y_i - y}{h_0}\right)}{\sum_{i=1}^n K_0\left(\frac{Y_i - y}{h_0}\right)} \quad (3.4)$$

以上第二步和第四步涉及窗宽 h 的选择。其中第二步所估计的条件分布函数是某种形式的条件期望,第四步实际上是在估计 $\hat{\theta}(X_i, Y_i)$ 给定 $Y_i = y$ 时的条件期望。因此这些步骤中的窗宽参数都可以使用交错鉴定法(cross-validation)来选择。以上对模型(2.1)的估计并没有考虑 X 的高次项或交互项。实际上,OC-QR 的估计非常灵活,能够通过简单的调整以适应高次项或交互项,而不会产生额外的计算负担。考虑带有二次项和交互项的数据生成过程(2.2):

$$Y = B_0(U) + B_1(U)X_1 + B_2(U)X_2 + B_3(U)X_1X_2 + B_4(U)X_1^2 + B_5(U)X_2^2$$

给定 $X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau) \equiv y$ 的条件下, X_1 对 Y 的平均效应为:

$$\begin{aligned} \theta_{X_1}(x, \tau) &= E\left(\frac{\partial Y}{\partial X_1} \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)\right) \\ &= E(B_1(U) + B_3(U)X_2 + 2B_4(U)X_1 \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)) \\ &= E(B_1(U) \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)) + x_2 E(B_3(U) \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)) \\ &\quad + 2x_1 E(B_4(U) \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)) \end{aligned}$$

令 $\theta_l(x, y) = E[B_l(U) \mid X = x, Y = y], l = 1, \dots, 5$, $\theta_{X_1}(\tau)$ 的估计式为:

$$\hat{\theta}_{X_1}(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{\theta}_1(X_i, Y_i) + X_{2i}\hat{\theta}_3(X_i, Y_i) + 2X_{1i}\hat{\theta}_4(X_i, Y_i))K_0\left(\frac{Y_i - y}{h_0}\right)}{\sum_{i=1}^n K_0\left(\frac{Y_i - y}{h_0}\right)}$$

下文定理给出了 $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 的大样本性质。

定理 2: 在假设 2.1—2.2 以及一些技术性假设成立下, $\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 是 $\theta(y_1, y_2)$ 的一致估计量,并具有以下极限分布:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}(y_1, y_2) - \theta(y_1, y_2)) \xrightarrow{d} N(0, \Pi)$$

其中, $\Pi = E\phi(W_i, y_1, y_2)\phi(W_i, y_1, y_2)'$, $\phi(W_i, y_1, y_2) = \varphi_1(W_i, y_1, y_2) + \varphi_2(W_i, y_1, y_2) + \varphi_3(W_i, y_1, y_2) + \varphi_4(W_i, y_1, y_2)$, $\varphi_1(W_i, y_1, y_2) = \frac{[B(\eta_i) - \theta(y_1, y_2)]1\{Y_i \in (y_1, y_2)\}}{f(y_1, y_2)}$, $\varphi_2(W_i, y_1, y_2) = g_n^{(2)}(W_i, P, y_1, y_2)$, $\varphi_3(W_i, y_1, y_2) = g_n^{(3)}(P, P, W_i, y_1, y_2)$, $\varphi_4(W_i, y_1, y_2) = g_n^{(4)}(W_i, P, y_1, y_2)$,

$$g_n^{(2)}(W_i, W_j, y_1, y_2) = \frac{-[f_U(0)EXX']^{-1}}{f(y_1, y_2)} \left[\eta_j - G\left(\frac{X_j' B(\eta_i) - Y_j}{h_2}\right) \right] X_i 1\{Y_j \in (y_1, y_2)\},$$

$g_n^{(3)}(W_i, W_j, W_k, y_1, y_2) = \frac{-[f_U(0)EXX']^{-1}1\{Y_k \leq Y_i\} - \eta_i K\left(\frac{X_k^c - X_i^c}{h}\right)1\{X_k^d = X_i^d\} X_i 1\{Y_j \in (y_1, y_2)\}}{f(y_1, y_2)h}$,

$$g_n^{(4)}(W_i, W_j, y_1, y_2) = \frac{\delta(\eta_i)}{f(y_1, y_2)h} \frac{[1\{Y_i \leq Y_j\} - \eta(X_j, Y_j)]}{f(X_j)} K\left(\frac{X_i^c - X_j^c}{h}\right) 1\{X_i^d = X_j^d\} 1\{Y_j \in (y_1, y_2)\},$$

其中, $W_i = (X_i, Y_i, \eta_i)$, $f(y_1, y_2) = P\{y_1 < Y < y_2\}$ 。 $\delta(\cdot)$ 代表 $B(\cdot)$ 的一阶导数。 h_2 是平滑函数 $G(\cdot)$ 对应的窗宽。 $g_n^{(3)}(P, P, W_i, y_1, y_2)$ 表示 $g_n^{(3)}(W_i, W_j, W_k, y_1, y_2)$ 在给定 W_k 时关于 W_i 和 W_j 求条件期望,然后再将结果中的 W_k 替换成 W_i 。同理, $g_n^{(2)}(W_i, P, y_1, y_2)$ 表示 $g_n^{(2)}(W_i, W_j, y_1, y_2)$ 在给定 W_i 时关于 W_j 求条件期望。

由于估计量的极限分布具有较复杂的表达式,实际应用中推荐采用 bootstrap 方法获得估计量标准误的一致估计。由于本文定义的多步估计方法隶属于 M-估计量的范畴,且已证明估计量根号 n 收敛且具有正态的极限分布,这说明可以采用 Wooldridge(2010)第 12.8 节中的适用于 M-估计量的 bootstrap 方法进行标准误的一致估计。

四、OC-QR 的进一步讨论

OLS 与 QR 是应用研究者经常使用的两种方法。Firpo et al. (2009) 提出了无条件分位数回归 (UQR) 方法, 本节主要讨论 OC-QR 与这些已有计量方法之间的关联和区别。我们先在一个较一般的框架中推导 OLS、QR 和 OC-QR 互相表示的一般定理。从表示定理出发, 简要总结这些估计量的特点, 再进一步深入讨论 UQR 和 OC-QR 的区别和联系。

(一) OLS, QR 与 OC-QR 的表示

假设数据仍由形如 (2.1) 的线性随机模型生成, 且假设 2.1—2.2 成立, 条件期望可得:

$$E[Y|X] = EB_0 + X'(EB) \quad (4.1)$$

上式说明, 若研究者用 Y 对 X 进行 OLS 估计, 得到的系数(的概率极限)是 $\beta_{ols} = EB$, 它反映了 X 对 Y 边际影响的平均值。另外, 由定理 1 的证明过程不难得到:

$$P[Y \leq B_0(u) + X'B(u) | X = x] = u$$

或表示成 $Q_{Y|X}[\tau|X] = B_0(\tau) + X'B(\tau)$, 其中 $Q_{Y|X}[\tau|X]$ 表示给定 $X = x$ 下, Y 的第 τ 分位数。表明若研究者进行第 τ 分位数的 QR 估计, 系数(的概率极限)是 $\beta_{qr}(\tau) = B(\tau)$ 。注意到:

$$\begin{aligned} E[Y|X] &= \int (B_0(u) + X'B(u)) f_{U|X}(u|X) du \\ &= \int (B_0(u) + X'B(u)) f_U(u) du = \int_0^1 (B_0(u) + X'B(u)) du \\ &= \int_0^1 B_0(u) du + X' \int_0^1 B(u) du \end{aligned} \quad (4.2)$$

将 (4.2) 与 (4.1) 结合起来看不难得到关系式:

$$\beta_{ols} = \int_0^1 \beta_{qr}(\tau) d\tau.$$

说明 OLS 系数可以表示成 QR 系数在 $[0, 1]$ 上的等权平均。另外, 从定理 1 的证明过程可以得到:

$$\begin{aligned} \theta(\tau) &= \int_{S_X} \theta(x, \tau) f_{X|Y}(x | F_Y^{-1}(\tau)) dx = \int_{S_X} B(\eta(x, F_Y^{-1}(\tau))) f_{X|Y}(x | F_Y^{-1}(\tau)) dx \\ &= \int_{S_X} \beta_{qr}(\eta(x, F_Y^{-1}(\tau))) f_{X|Y}(x | F_Y^{-1}(\tau)) dx \end{aligned}$$

且 $\int_{S_X} f_{X|Y}(x | F_Y^{-1}(\tau)) dx = 1$ 。这表明 OC-QR 也可以看成是 QR 系数的某种加权平均, 其权重正比于给定 $Y = F_Y^{-1}(\tau)$ 时 X 的密度。从以上推导, 可以得到以下结论:

(i) OC-QR 与 OLS 估计系数均可以视作 QR 的加权平均, 但是两者权重函数不同。简单来说, OLS 是 QR 的等权平均, 而 OC-QR 使用的权重函数正比于给定 $Y = F_Y^{-1}(\tau)$ 时 X 的密度函数。

(ii) 由 (i) 可知, 如果对于任意的 $\tau \in (0, 1)$, $\beta_{qr}(\tau) \geq 0$, 则 $\beta_{ols} \geq 0$ 。此时, 对于任意的 $\tau \in (0, 1)$, $\theta(\tau) \geq 0$ 。对于 $\beta_{qr}(\tau) \leq 0$ 的情形有类似结果。

(iii) 如果 X 对 Y 的边际影响没有异质性, 那么 OLS, QR 和 OC-QR 的估计量均收敛到同一概率极限。如果 X 对 Y 的边际影响有异质性, QR 和 OC-QR 均能捕捉这种异质性。但是区别在于: QR 系数反映的是在不可观察扰动项分布的不同位置上, X 对 Y 的平均边际影响; 而 OC-QR 反映的是在因变量无条件分布的不同位置上, X 对 Y 的平均边际影响。

(二) OC-QR 与 UQR 的关系

无条件分位数回归方法 (unconditional quantile regression, UQR) 由 Firpo 等人 (2009) 提出。该方法旨在识别解释变量 X 分布的边际变化对因变量 Y 无条件分位数的影响。下面详细比较两种方法的异同。

首先注意到,在与 Firpo et al. (2009) 中性质 1 (proposition 1, Firpo et al.) 相同的条件下,本文定义的参数可以写成:

$$\begin{aligned} \theta(\tau) &= E\left(\frac{\partial m(X,U)}{\partial x} \mid Y = F_Y^{-1}(\tau)\right). \text{ 通过 } \theta(x,\tau) = E\left(\frac{\partial m(X,U)}{\partial x} \mid X = x, Y = F_Y^{-1}(\tau)\right) \\ &= E\left(\frac{\partial m(X,U)}{\partial x} \mid X = x, U = \eta(x, F_Y^{-1}(\tau))\right) = \frac{\partial m(x, \eta(x, F_Y^{-1}(\tau)))}{\partial x}, \text{ 可以得到:} \\ \theta(\tau) &= \int_{S_X} \theta(x,\tau) f_{X|Y}(x \mid F_Y^{-1}(\tau)) dx = \int_{S_X} \frac{\partial m(x, \eta(x, F_Y^{-1}(\tau)))}{\partial x} \cdot \frac{f_{Y,X}(F_Y^{-1}(\tau), x)}{f_Y(F_Y^{-1}(\tau)) \cdot f_X(x)} dF_X(x) \\ &= E_X\left[\frac{\partial m(x, \eta(x, F_Y^{-1}(\tau)))}{\partial x} \cdot \frac{f_{Y|X}(F_Y^{-1}(\tau) \mid X)}{f_Y(F_Y^{-1}(\tau))}\right] \end{aligned}$$

以上推导表明, $\theta(\tau)$ 与 Firpo et al. (2009) 中定义的 UQPE(无条件分位数偏效应) 都可以表示成 CQPE 的加权平均, 并且权重相同。这说明当 X 是连续变量时, OC-QR 与 UQR 识别的参数等价。这一结论的意义在于: 由于 UQR 的原始定义是当 X 的分布发生微小改变时, 对 Y 无条件分位数的边际影响, 因此的推导实际上给出了 UQR 的另一种经济学解释, 即可以从给定因变量 Y 某一取值的条件下, X 对 Y 的平均处理效应(outcome conditioned average treatment effect) 角度来解释。但这并不是说 OC-QR 是 UQR 的特殊情况, 原因主要有三点:

第一, 需要强调的是, Firpo et al. (2009) 中命题 1 的推导假设 X 必须是连续的, 当 X 是离散时, 性质 1 并不成立, 因此也就不存在 UQR 与 OC-QR 的等价性了。第二, 在 Firpo et al. (2009) 中, UQR 参数的定义为 $\alpha(\tau) = E\left[\frac{dE[RIF(Y, q_\tau) \mid X]}{dx}\right]$, 这是从再中心化影响函数(re-centered influence function, RIF) 的条件期望角度给出的。在估计时, UQR 直接对 RIF 的条件期望函数形式做出假定, 例如假设 $E[RIF(Y, q_\tau) \mid X]$ 是 X 的线性函数。国内采用 UQR 方法进行实证研究的文献大多采用了这样的假定, 如卢晶亮 (2018)。而 OC-QR 方法是直接对 Y 的生成过程做假设, 比如设定 (2.1) 那样的线性随机系数模型。第三, OC-QR 可以方便地推广至当 Y 位于其取值的某一范围内, 或等价地, 对于位于 Y 分布 $[\tau_1, \tau_2]$ 分位区间上的人群, X 对 Y 的平均偏效应。而 UQR 只能应用于 Y 的不同分位点。总的来看, 尽管 UQR 和 OC-QR 在识别上有部分交集, 但在估计上相去甚远。

五、OC-QR 的应用: 房价对不同消费水平家庭的影响

近年来中国经济发展伴随着房价不断上涨和消费结构不断调整。房价变化如何影响居民家庭消费? 张大永和曹红 (2012) 研究发现家庭房产增值的财富效应大于金融资产的财富效应, 住房价值对家庭非耐用品消费的影响程度大于耐用品。黄静和屠梅曾 (2009) 利用跨度十年的微观数据研究家庭房产财富与消费之间的关系, 发现户主越年轻的家庭的房产财富效应越大。杜莉和罗俊良 (2017) 发现, 房价上升时租房家庭因为推迟购房将增加当期消费, 自有房家庭因为财富效应也会增加当期消费。李春风等 (2013) 运用动态 GMM 方法研究发现房价波动对非居住性消费的影响为正且这种影响存在地域性差异。

已有文献研究房价对居民消费影响时大多只关注房屋价值变动对家庭平均消费的影响, 或者将这一影响细化至不同特征的家庭中考虑其异质性。由于国内不同家庭之间消费水平、结构差异较大, 一个有趣且未被已有文献分析过的问题是: 房价对低消费与高消费水平家庭的影响作用是否一致? 房产的财富效应在不同消费水平家庭中孰重孰轻? 传统 QR 方法虽然可以在一定程度上回答这一问题, 但其回归结果与问题本身意义并不完全一致。OC-QR 方法给出了回答这一问题的严

谨步骤。OC-QR 方法适用性的两大前提是因变量方程关于扰动项的单调性以及无内生性假设。

为刻画房价对中国家庭非居住性消费的异质性影响,本文利用 CHFS (2011) 的数据并参考已有文献,为了减少模型误设,加入了平方项和交互项:

$$\ln c = \alpha_0(\varepsilon) + \alpha_1(\varepsilon) \ln hp + \alpha_2(\varepsilon) (\ln hp)^2 + \sum_{i=1}^7 \beta_i(\varepsilon) X_i + \gamma_1(\varepsilon) (\ln hp) \times h_income \\ + \gamma_2(\varepsilon) (\ln hp) \times gender + \gamma_3(\varepsilon) (\ln hp) \times married$$

模型中的系数都依赖于不可观测的随机变量 ε 。其中, $\ln c$ 表示家庭非居住性消费的对数, $\ln hp$ 表示平均房价的对数形式 (h_price), $(\ln hp)^2$ 为房价对数的平方 (h_price2), 控制变量 X 包括家庭年收入 (h_income)、家庭成员数目 ($family_n$)、户主消费习惯 (c_habit)、户主性别 ($gender$)、年龄 (age)、户主受教育程度 (edu) 和户主婚姻状况 ($married$), 为房价对数与家庭年收入的交互项, 为房价对数与性别的交互项, 为房价对数与婚姻状况的交互项。

(一) OLS 和传统 QR 方法估计结果

表 1 列出了采用 OLS 和 QR 估计房价对非居住性消费影响的结果。QR 估计显示, 在 9 个代表性分位点上, 房价和房价平方的系数都显著为正且系数大小存在显著差异, 这说明房价对非居住性消费有显著的正向影响且这种影响在消费偏好不同的家庭之中存在异质性。OLS 估计也显示房价和房价平方的系数显著为正, 与 QR 的结果方向一致。这与本文第四部分指出的, OLS 估计可表示为传统 QR 估计的等权平均观点一致。

表 1 房价对非居住性消费的影响 (OLS 和 QR 方法)

分位点	OLS		QR							
	\	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
房价	0.230*** (0.034)	0.151*** (0.064)	0.199*** (0.052)	0.223*** (0.044)	0.217*** (0.043)	0.194*** (0.041)	0.196*** (0.037)	0.243*** (0.042)	0.273*** (0.045)	0.370*** (0.063)
房价平方	0.036*** (0.008)	0.018 (0.016)	0.020 (0.013)	0.020* (0.011)	0.025** (0.011)	0.027*** (0.010)	0.030*** (0.009)	0.034*** (0.010)	0.045*** (0.011)	0.072*** (0.015)
其余变量	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控
样本量	6800	6800	6800	6800	6800	6800	6800	6800	6800	6800

(二) OC-QR 估计结果

本文通过计算因变量 Y (家庭非居住性消费) 的样本分位数, 定义 9 个分位区间, 计算其对应的 $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$, 结果如表 2 所示。同时, 前文还定义了参数 $\theta(\tau)$ 。为揭示这两个参数之间的关系, 表 3 报告了 $\theta(\tau)$ 的估计值, 这些估计值的标准差均采用 bootstrap 方法得到。

表 2 显示, $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 在不同分位区间上的回归结果都显著为正, 与表 4 中的 OLS 和 QR 符号方向一致。其次, 随着分位区间的上升, $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 显示出明显的递减性, 这说明房价上涨促进了所有家庭的消费, 但是这种促进作用在消费水平不同的家庭中程度并不一致; 房价上涨更有利于提升低消费家庭的消费能力, 对高消费家庭的促进作用相对较小。虽然传统 QR 和 OC-QR 两种方法都能反映房价对居民家庭消费的异质性影响, 但由于扰动项的不可观测性以及其意义难以解释, 传统 QR 系数不易显示明确的趋势性, 解释起来也比较困难。而采用本文提出的 OC-QR 方法, 其估计结果的意义更加清晰, 且符合直觉。因此 OC-QR 在捕捉关键解释变量对因变量异质性影响方面, 提供了有别于传统 QR 的另一种有效途径。通过比较表 2 中在不同分位区间上的估计值和表 3 中的点估计值可知, 本文定义的两个 OC-QR 参数无论在数值上还是趋势上, 表示出相似性和一致性, 这与本文理论部分的讨论结果一致。另外, 由于 $\hat{\theta}(\tau_1, \tau_2)$ 可以表示成 $\theta(\tau)$ 在区间上的积分, 因此它的估计值具有更小的标准误。

表2 非居住性消费的 OC-QR 回归结果(区间估计)

分位区间	[0.05,0.15]	[0.15,0.25]	[0.25,0.35]	[0.35,0.45]	[0.45,0.55]
区间 $[y_1, y_2]$	[0.030,0.091]	[0.091,0.173]	[0.173,0.273]	[0.273,0.390]	[0.390,0.546]
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$	0.190***	0.192***	0.184***	0.165***	0.161***
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 标准差	(0.039)	(0.038)	(0.038)	(0.038)	(0.037)
分位区间	[0.55,0.65]	[0.65,0.75]	[0.75,0.85]	[0.85,0.95]	
区间 $[y_1, y_2]$	[0.546,0.773]	[0.773,1.118]	[1.118,1.809]	[1.809,4.182]	
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$	0.159***	0.156***	0.135***	0.100**	
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 标准差	(0.039)	(0.041)	(0.040)	(0.042)	

注:分位数 y_1, y_2 的单位为万元, $\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 的标准差是通过 bootstrap 计算得到。以下各表同。

表3 非居住性消费的 OC-QR 回归结果(点估计)

分位点	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
y 的分位数	0.058	0.132	0.218	0.321	0.464	0.655	0.927	1.403	2.455
$\hat{\theta}(y)$	0.192***	0.186***	0.177***	0.168***	0.162***	0.158***	0.152***	0.140**	0.114**
$\hat{\theta}(y)$ 标准差	(0.044)	(0.047)	(0.050)	(0.048)	(0.047)	(0.049)	(0.051)	(0.052)	(0.053)

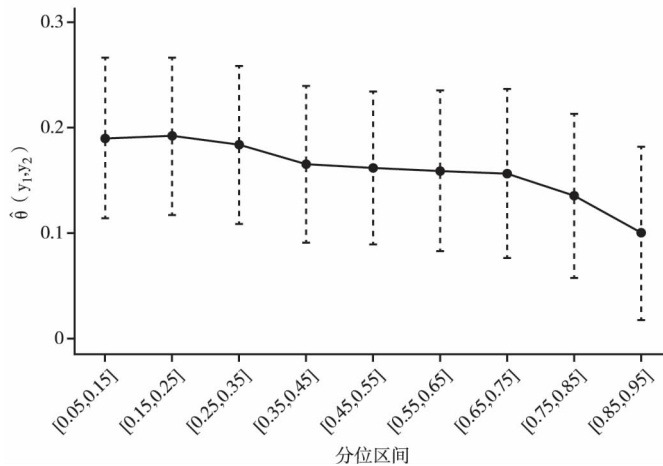


图1 不同分位区间上房价对非居住性消费影响

注:垂直于横轴的虚线表示95%的置信区间。

(三) 稳健性检验

为了验证实证结果的稳健性,我们修改基准模型,加入了平方项和所有变量之间的交互项,模型设计如下:

$$\ln c = \alpha_0(\varepsilon) + \alpha_1(\varepsilon) \ln hp + \alpha_2(\varepsilon) (\ln hp)^2 + \sum_{i=1}^7 \beta_i(\varepsilon) X_i + \sum_{i=1}^7 \gamma_i(\varepsilon) (\ln hp) \times X_i$$

对于以上模型,我们又计算了不同分位区间上 OC-QR 的估计值,结果表明:① $\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 估计值的稳健性较好,不同分位区间上 $\theta(y_1, y_2)$ 的趋势仍然为向下倾斜递减,即随着家庭消费水平的上

① 限于篇幅,稳健性结果请向作者索取。

升,房价对家庭非居住性消费的边际影响总体不断下降。

(四) 进一步的讨论

“生命周期—永久收入”假说认为房价上涨增加了居民财富,进而通过“财富效应”促进了居民消费(Engelhardt, 1996; Case et al., 2005)。另一些学者认为房屋具有投资和消费的属性,房价上涨使房屋相关的消费支出增加,进而挤出其他部分的消费(Haurin & Rosenthal, 2006; Muellbauer, 2008; 戴颖杰和周奎省, 2012)。本文的研究结果与“生命周期—永久收入”假说一致(Berg & Bergstrom, 1995; 李春风等, 2013),显示房价对非居住性消费有显著的促进作用,即房价上涨对非居住性消费的财富效应大于挤出效应。

我们的研究结果进一步揭示了这种促进作用对不同消费水平的家庭并非一致,即房价对非居住性消费的边际影响随着家庭消费水平的增加而不断减小。由于非居住性支出是指总消费减去住房消费支出后的剩余部分,主要包括一些生活的基本开支和文娱支出等,因此非居住性消费偏低的家庭往往是低收入家庭,房价上涨对他们产生的“财富效应”很大。另一方面,房价的上涨对消费水平已经很高的家庭影响有限。这是因为消费水平较高的家庭,其生活基本需求和文娱需求可能早已满足,房价上涨带来的财富效应偏低。另外,非居住性消费区间较高的群体基本不存在房价上涨对该群体消费的挤出效应,所以房价对该群体的非居住性消费影响也偏低。最终导致对高收入阶层的财富效应和挤出效应都偏低。

六、OC-QR 应用: 最低工资上涨使谁最受益?

最低工资作为一项旨在保障低收入者基本生活的基本制度,它的经济效果备受政策制定者和研究者关注。孙中伟和舒玢玢(2011)研究了最低工资标准对珠三角农民工工资的影响,发现最低工资标准提升显著提高了农民工的个人工资。最低工资制度还有利于缩小劳动者的收入差距(张世伟和贾朋, 2014)。然而,最低工资对低收入人群的收入增长作用对中高收入人群是否存在溢出效应,以及对不同收入人群的影响作用是否存在异质性,相关文献却很少。邸俊鹏和韩清(2015)采用条件分位数回归方法(传统 QR)估计了最低工资对个人收入的边际影响。由于采用的是传统 QR 方法,他们的研究结果严格来说并不能清晰反映对于不同收入水平上的子人群,最低工资对个体收入的边际影响。我们采用与邸俊鹏和韩清(2015)相同的数据(即“中国健康与营养调查”1996—2010 年的微观数据以及全国 12 个省份的最低工资数据),^①并采用本文提出的 OC-QR 方法再次对这一问题进行研究。

为了估计最低工资制度对低收入人群的保障作用,已有文献通常需要从样本中“识别”哪些属于低收入人群。这一步骤实则是按照个体收入对样本进行划分,因而不可避免带来样本选择问题。邸俊鹏和韩清(2015)利用传统 QR 估计了最低工资对个人收入的边际影响,克服了样本选择问题。但是严格说来,传统 QR 估计结果与他们想要回答的问题并不一致。OC-QR 方法直接识别对于收入无条件分布不同位置上的子人群,最低工资对这些子人群收入的不同影响,因而更为“精准”地回答了异质性影响问题。OC-QR 方法适用的两大前提性条件在本案例中也大致成立:首先,个人收入是扰动项(不可观测能力)的单调递增函数;其次,最低工资标准通常由地方政府制定,相对于个人是外生变量。

我们的模型设计与邸俊鹏和韩清(2015)相似,并加入更多的平方项和交互项,模型如下:

$$\ln W_{ijt} = \alpha_0(\varepsilon) + \alpha_1(\varepsilon) \ln(mwage_{jt}) + \alpha_2(\varepsilon) H_{ijt} + \alpha_3(\varepsilon) G_{jt} + \alpha_4(\varepsilon) T_t \\ + \alpha_5(\varepsilon) \ln(mwage_{jt}) \times gender_{ijt} + \alpha_6(\varepsilon) \ln(mwage_{jt}) \times edu_{ijt} + \alpha_7 \ln(mwage_{jt}) \times exp_{ijt}$$

模型中的各系数都依赖于 ε ,从而成为随机系数模型。其中, $\ln W_{ijt}$ 表示个体 i 所在省份 j 在 t 年的

^① 本文的数据处理方法与原文完全相同,具体处理过程见(邸俊鹏和韩清,2015)。

工资收入的对数,主要包括工资性收入、奖金和其他补贴收入。 $\ln(mwage)$ 表示对数最低工资($minwage$);控制变量 H 包括个体性别($gender$)、受教育年限(edu)、工作经验(exp)和工作经验的平方项($exp2$); G 为固定效应变量各省份的人均 $GDP(perGDP)$, T 为四个虚拟的时间变量($years$)。

(一) QR 和 OC-QR 的对比分析

为了对比分析 QR 和 OC-QR 方法的异同,首先重新计算了它们的 QR 回归结果,结果如表 4 所示。可以看出,最低工资对个人收入的边际效应呈现递减趋势,这与原文的结果一致。对于这样的结果,邸俊鹏和韩清(2015)给出的解释是“最低工资对中低收入人群,如位于工资分布 0.1—0.5 分位上的群体受最低工资的影响较大”。从中可以看出,作者的本意是要估计对于收入分布不同位置上的群体,最低工资对该群体个人收入的异质性影响。这恰恰是本文 OC-QR 方法要回答的问题。

与上一个例子一样,我们采用 OC-QR 方法计算出了因变量不同分位区间对应的平均边际效应 $\hat{\theta}(y_1, y_2)$, 以及不同分位点对应的平均边际效应 $\hat{\theta}(y)$, 并用 bootstrap 方法计算了各估计值的标准差,结果汇总在表 4—5 中。同时,为了直观地显示最低工资对居民收入的异质性影响,我们画出了不同分位区间上 $\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 分布的折线图,如图 2 所示。从图 2 可以看出,最低工资对低收入区间个人的收入影响最大。例如,最低工资政策对个人收入区间为 $[0.10, 0.12]$ 万元/月的群体的边际影响为 0.598。随着个人收入所处区间的上升,边际效应 $\theta(y_1, y_2)$ 呈现不断下降的趋势,当居民的个人收入区间为 $[1.39, 2.50]$ 万元/月时,最低工资对居民收入的边际影响较小,只有个人收入区间为 $[0.10, 0.12]$ 万元/月群体的三分之一。

表 4 个人收入的回归结果(QR 方法)

分位点	QR								
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
最低工资	1.502*** (0.419)	1.683*** (0.343)	1.537*** (0.330)	1.032*** (0.282)	0.678** (0.279)	0.469* (0.247)	0.403* (0.227)	0.054 (0.226)	-0.246 (0.221)
其余变量	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控	已控
样本量	8820	8820	8820	8820	8820	8820	8820	8820	8820

表 5 个人收入的 OC-QR 回归结果(区间估计)

分位区间	$[0.05, 0.15]$	$[0.15, 0.25]$	$[0.25, 0.35]$	$[0.35, 0.45]$	$[0.45, 0.55]$
区间 $[y_1, y_2]$	$[0.10, 0.12]$	$[0.12, 0.19]$	$[0.19, 0.30]$	$[0.30, 0.44]$	$[0.44, 0.54]$
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$	0.598***	0.554***	0.522***	0.421***	0.358***
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 标准差	(0.062)	(0.061)	(0.058)	(0.059)	(0.059)
分位区间	$[0.55, 0.65]$	$[0.65, 0.75]$	$[0.75, 0.85]$	$[0.85, 0.95]$	
区间 $[y_1, y_2]$	$[0.54, 0.80]$	$[0.80, 1.02]$	$[1.02, 1.39]$	$[1.39, 2.50]$	
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$	0.304***	0.227***	0.163**	0.154**	
$\hat{\theta}(y_1, y_2)$ 标准差	(0.060)	(0.061)	(0.062)	(0.065)	

表 6 个人收入的 OC-QR 回归结果(点估计)

分位点	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
y 的分位数	0.11	0.16	0.24	0.36	0.53	0.72	0.96	1.20	1.80
$\hat{\theta}(y)$	0.494***	0.467***	0.417***	0.384***	0.341***	0.310***	0.282***	0.265***	0.243***
$\hat{\theta}(y)$ 标准差	(0.068)	(0.067)	(0.066)	(0.067)	(0.069)	(0.071)	(0.073)	(0.075)	(0.079)

可以看到,我们采用 OC-QR 方法得出了与传统 QR 方法类似的趋势性结果。但是,两者的解释却不同。以分位点等于 20% 时为例,QR 方法估计的系数解释为:对于扰动项 U 位于其分布 0.2

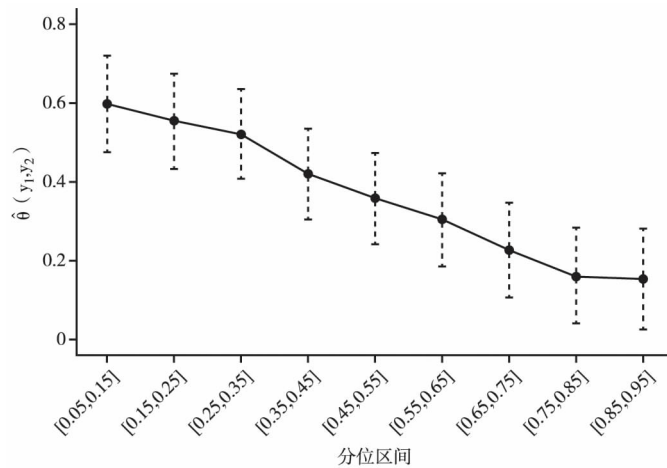


图2 不同分位区间上最低工资对收入的影响

注: 垂直于横轴的虚线表示 95% 的置信区间。

分位点上的个体, 最低工资对该群体收入的边际影响为 1.683。而 OC-QR 估计的系数则解释为: 对于收入区间位于 [0.12, 0.19] 万元/月的人群, 最低工资标准对该群体的个人收入的边际影响为 0.554。相较之下, OC-QR 系数的解释更加直观清晰。

(二) 进一步的讨论

为了验证结果的稳健性, 我们在回归模型加入平方项和所有的交互项:

$$\begin{aligned} \ln W_{ijt} = & \alpha_0(\varepsilon) + \alpha_1(\varepsilon) \ln(\text{mwage}_{jt}) + \alpha_2(\varepsilon) H_{ijt} + \alpha_3(\varepsilon) G_{jt} + \alpha_4(\varepsilon) T_t \\ & + \alpha_5(\varepsilon) \ln(\text{mwage}_{jt}) \times \text{gender}_{ijt} + \alpha_6(\varepsilon) \ln(\text{mwage}_{jt}) \times \text{edu}_{ijt} + \alpha_7(\varepsilon) \ln(\text{mwage}_{jt}) \times \text{exp}_{ijt} \\ & + \alpha_8(\varepsilon) \ln(\text{mwage}_{jt}) \times G_{jt} + \alpha_9 \ln(\text{mwage}_{jt}) \times T_t \end{aligned}$$

再次利用 OC-QR 估计了各分位区间上的平均边际效应。结果表明: $\theta(y_1, y_2)$ 估计结果的稳健性较好, $\theta(y_1, y_2)$ 随分位区间增长呈向下趋势, 即伴随着个人收入区间的上升, 最低工资标准的提高对居民个人收入的边际影响不断下降。

众多研究表明, 最低工资对低收入者的收入有显著的影响 (Addison & Blackburn, 1999; Neumark et al., 2004), 但是最低工资对其他层次收入人群是否存在溢出效应, 这是政策制定者和相关研究者关心的问题。我们的研究表明, 最低工资不仅对低收入阶层有显著的促进作用, 也对其他收入层次的人群存在溢出效应。当低收入者的工资提高时, 为了提高其他工人的积极性, 并且为了与低收入者的工资保持一定的差距, 企业也会相应提高其他工人的工资, 但其提升的幅度小于低收入者工资的提升幅度。因为企业仅是为了促进中高收入工人的积极性, 并不是因为他们的生产效率得到了提高。

七、结论和展望

过去几十年来, 分位数回归 (QR) 成为应用研究者在利用微观经济数据进行实证研究时常用的计量方法之一, 其原因在于它具有刻画政策效应异质性的功能。本文指出, QR 结果的阐释实际上依赖于模型中扰动项的确切含义, 因而在某些实证应用中会带来不便。不仅如此, 在不少研究中, 研究者实际上想要估计的是: 在因变量 Y 无条件分布的不同位置上, 解释变量 X 对因变量 Y 的异质性影响。为契合这种需求, 本文提出一种新的因变量条件分位数回归方法 (OC-QR), 该方法直接识别在 Y 分布的不同区间 (或分位点) 位置上, X 对 Y 的平均边际影响。OC-QR 具有操作简便、拓展灵活、性质优良、小样本表现良好等特征。我们运用 OC-QR 研究了两个与中国经济相关的

实际问题,结果表明 OC-QR 方法能较好地捕捉政策效应的异质性。本研究的方法可能会对广大应用研究者的实证分析工作带来扩充与帮助。

参考文献

- 戴颖杰、周奎省,2012《房价变动对居民消费行为影响的实证分析》,《宏观经济研究》第3期。
- 杜莉、罗俊良,2017《房价上升如何影响我国城镇居民消费倾向——基于两阶段家庭最优消费模型的研究》,《财贸经济》第3期。
- 邸俊鹏、韩清,2015《最低工资标准提升的收入效应研究》,《数量经济技术经济研究》第7期。
- 黄静、屠梅曾,2009《房地产财富与消费:来自于家庭微观调查数据的证据》,《管理世界》第7期。
- 卢晶亮,2018《城镇劳动者工资不平等的演化:1995—2013》,《经济学(季刊)》第4期。
- 李春风、陈乐一、刘建江,2013《房价波动对我国城镇居民消费的影响研究》,《统计研究》第2期。
- 孙中伟、舒玢玢,2011《最低工资标准与农民工工资——基于珠三角的实证研究》,《管理世界》第8期。
- 张大永、曹红,2012《家庭财富与消费:基于微观调查数据的分析》,《经济研究》第s1期(增刊)。
- 张世伟、贾朋,2014《最低工资标准调整的收入分配效应》,《数量经济技术经济研究》第3期。
- Addison, J. T., and Blackburn, M., 1999. "Minimum Wages and Poverty", *Industrial and Labor Relations Review*, 52(3), 393—409.
- Berg, L., and Bergstrom, R., 1995. "Housing and Financial Wealth, Financial Deregulation and Consumption——The Swedish Case", *Scandinavian Journal of Economics*, 97(3), 421—439.
- Case, K. E., Quigley, J. M., and Shiller, R. J., 2005. "Comparing Wealth Effects: The Stock Market Versus the Housing Market", *Advances in Macroeconomics*, 5(1), 1—34.
- Engelhardt, G. V., 1996. "House Price and Home Owner Saving Behavior", *Regional Science and Urban Economics*, 98(26), 313—336.
- Firpo, S., and Lemieux, F. T., 2009. "Unconditional Quantile Regressions", *Econometrica*, 77(3), 953—973.
- Florens, J. P., Heckman, J. J., Meghir, C., and Vytlacil, E., 2008. "Identification of Treatment Effects Using Control Functions in Model with Continuous, Endogenous Treatment and Heterogeneous Effects", *Econometrica*, 76, 1191—1206.
- Haurin, D. S., and Rosenthal, S. S., 2006. "House Price Appreciation, Savings, and Consumer Expenditures", Ohio State University Working Paper.
- Heckman, J., and Vytlacil, E., 1998. "Instrumental Variable Methods for the Correlated Random Coefficient Model", *Journal of Human Resources*, 33(4), 974—987.
- Hoderlein, S., Klemela, J., and Mammen, E., 2010. "Analyzing the Random Coefficient Model Nonparametrically", *Econometric Theory*, 26(03), 804—837.
- Koenker, R., and Bassett, G., 1978. "Regression Quantiles", *Econometrica*, 46(1), 33—50.
- Koenker, R., 2005. *Quantile Regression*, Cambridge University Press.
- Masten, M., and Torgovitsky, A., 2016. "Identification of Instrumental Variable Correlated Random Coefficients Models", *Review of Economics and Statistics*, 98(5), 1001—1005.
- Muellbauer, J., 2008. "Housing, Credit and Consumer Expenditure", *Cepr Discussion Papers*, 267—334.
- Neumark, D., and Wascher, S. W., 2004. "Minimum Wage Effects throughout the Wage Distribution", *Journal of Human Resources*, 39(2), 425—450.
- Wooldridge, J., 1997. "On Two Stage Least Squares Estimation of the Average Treatment Effect in a Random Coefficient Model", *Economics Letters*, 56(2), 129—133.
- Wooldridge, J., 2003. "Further Results on Instrumental Variables Estimation of Average Treatment Effects in the Correlated Random Coefficient Model", *Economics Letters*, 79(2), 185—191.
- Wooldridge, J., 2008. "Instrumental Variables Estimation of the Average Treatment Effect in the Correlated Random Coefficient Model", In: D. Millimet, J. Smith, and E. Vytlacil, eds., *Advances in Econometrics: Modeling and Evaluating Treatment Effects in Econometrics*. Bingley, UK: Emerald Group Publishing Limited, Vol. 21, 93—116.
- Wooldridge, J., 2010. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, MIT Press.
- Zhang, Z. Y., and Jin, Z. Q., 2019. "Identification and Estimation in a Linear Correlated Random Coefficients Model with Censoring", *Econometric Reviews*, 1—18.

Heterogeneous Policy Effect: A New Outcome Conditioned Quantile Regression Approach

ZHANG Zhengyu^a, SUN Guangya^b, YANG Chao^a and ZHOU Yahong^a

(a: School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics;

b: School of Economics, Zhejiang University of Finance and Economics)

Summary: Quantile regression (QR) is an econometric approach frequently taken by applied researchers using micro-data. Compared with the ordinary least squares (OLS) method, QR can help researchers understand the heterogeneous marginal effect of the explanatory variable X on the dependent variable Y at different points of the conditional distribution of disturbance terms. However, one disadvantage associated with conventional QR is that its estimated coefficients may be hard to interpret in some applications. To overcome this drawback, in this article, we develop a new approach which is called outcome conditioned quantile regression (OC-QR) to identify the heterogeneous impact of X on Y . Different from the traditional QR, OC-QR aims to identify the average marginal impact on the dependent variable Y by different sub-populations X divided by the values of Y . One advantage of OC-QR over QR is that OC-QR parameters are directly defined in the context of the unconditional distribution of Y . Since the variable Y can be directly observed by researchers, OC-QR has clearer economic significance.

Under the weak data generating process, we study the identification, estimation and inference procedure of OC-QR. The proposed estimator is computationally feasible and convenient, as long as the codes for conventional quantile regression are available. The procedure for bandwidth selection is discussed in Appendix. Moreover, the OC-QR estimator is shown to be root- n -consistent and normally distributed. Because the limiting distribution of the estimator is very complex, in practice we recommend using bootstrap to approximate the standard derivation of the estimator. OC-QR can easily extend to the case where the data generating process incorporates nonlinear or interactive terms of the regressors. Moreover, OC-QR applies to the situation with either discrete or continuous regressors. These advantages facilitate researchers to test the robustness of the specification of OC-QR model. The following two empirical examples demonstrate these advantages.

Furthermore, this article investigates the connections between OLS, QR and OC-QR. Our analysis shows that both OLS and OC-QR parameters can be represented as a weighted average of the QR estimated coefficients, but each with different forms of weight functions. When, there is no heterogeneity in the real case, three estimators converge to the same probability limit. We also study the difference and relationship between OC-QR and the unconditional QR, recently proposed by Firpo et al. (2009).

In order to illustrate the usefulness of OC-QR, we conduct two empirical studies related to Chinese economy. First, we examine whether the rise in house prices can promote residents' consumption and how such the promotion effect varies across households with different consumption levels. The analysis based on China Household Finance Survey (CHFS) data shows that rising house prices generally increase the non-residential consumption level of households. The OC-QR analysis further captures the heterogeneity of house prices on consumption promotion: the lower the consumption level of a household, the larger the effect of house price increase on consumption; the marginal impact of house price on consumption is a decreasing function with respect to household consumption level. Next, we study the impact of the minimum wage increase on the heterogeneity of people with different wage levels. Compared with the existing literature on this topic, OC-QR allows us to directly estimate the heterogeneous impact of the minimum wage increase and different income groups on these sub-populations. Based on the China Health and Nutrition Survey (CHNS) data and minimum wage data from 12 provincial-level regions in China, our analysis shows that as the individual income rises, the positive marginal impact of the increase in the minimum wage on individual income continues to decline. These results provide a reference value for formulating the minimum wage policy. The two examples demonstrate that OC-QR may have nice capability in reflecting heterogeneous effect of public policies, and are easy to interpret in applications. The authors sincerely hope that the OC-QR approach may contribute to the toolkit for econometric analysis by applied researchers.

Keywords: Quantile Regression; Average Treatment Effect; Heterogeneity; House Price; Minimum Wage

JEL Classification: C13, C21

(责任编辑: 松 木)(校对: 曹 帅)