

中国农村居民的健康动态研究

韩华为

内容提要: 本文利用四次中国健康与营养状况调查构成的面板数据(1997-2006), 研究了中国农村居民的健康动态决定过程及健康持续性。我们使用动态随机效应 probit 模型控制了个体的不可观测异质性。同时, 为了避免状态依赖效应的估计偏差, 本文分别采纳了 Heckman(1981) 和 Wooldridge(2005) 提出的估计方法来处理“初始条件问题”。结论表明: 在控制了其他因素之后, 状态依赖效应对中国农村居民健康状况具有显著的影响; 此外, 那些年龄较大、教育水平较低、收入水平较低的农村弱势群体陷入持续性健康问题的可能性更大。

关键词: 健康动态; 状态依赖; 动态随机效应 probit 模型

中图分类号: C812 文献标识码: A 文章编号: 1002-4565(2012)06-0060-08

Study on Individual's Health Dynamics in Rural China

Han Huawei

Abstract: Based on four waves (1997-2006) panel data of China Health and Nutrition Survey, this paper studies the individuals' health dynamics and its persistence in rural China. We use the dynamic random effects probit model to control the unobservable heterogeneity. In addition, through adopting two estimation method developed by Heckman(1981) and Wooldridge(2005) respectively, we deal with the "initial conditions problem". We find that state dependence have significant effects on rural individuals' health status after controlling for other factors. Our sub-sample analysis concludes that those who are older and have lower level of income and less education are more likely to fall into persistent health problems.

Key words: Health Dynamics; State Dependence; Dynamic Random Effect Probit Model

一、引言

近年, 健康领域的公平问题引起了理论界和政策界的广泛关注。在考察健康不平等问题时, 许多研究仅仅根据同一时点的静态健康评价来比较不同群体的健康存量水平。然而, 与一个陷入疾病但很快恢复健康的个体相比, 那些长期处于疾病状态的个体实际上面临着更加严重的健康剥夺问题。所以, 在评价个体的健康水平时, 我们不仅要关注其静态存量, 而且还需要考察健康状态的动态持续性。

二、文献综述

国外关于健康动态的研究文献非常丰富。Grossman(1972) 最先构建了健康需求的动态决定模型, 求解该模型的动态最优问题可以得出代表性个体的最优健康路径, 以及每一时期的最优健康投资。

基于该模型的两种基本形式^①, Grossman 严格分析了工资率和教育水平等因素对个体均衡健康存量的影响。Jones et al. (2006) 认为导致健康持续性的原因主要包括以下几个方面^②: 首先, 过去的健康状况会影响现在的健康状况, 一些疾病可能本身就具有持续性, 他们将这种效应称为纯动态性 (pure dynamics) 或状态依赖 (state dependence)。造成健康持续性的第二种原因是不可观测的异质性 (unobservable heterogeneity), 比如个体的能力、时间偏好、风险规避等因素。最后, 一些可观测的社会经济特征 (比如教育、经济剥夺、童年时期营养状况、环境) 同样会对个体健康具有长期的影响, 从而引起健康持续性。

① 指纯投资模型和纯消费模型。

② 健康持续性指一些个体持续性经历较好的健康状况, 而另外一些个体则持续性经历较差的健康状况。

在实证研究方面,许多文献利用动态回归模型来考察个体的健康持续性问题。在控制了可观测的社会经济特征和不可观测的异质性之后,状态依赖效应被用来衡量个体的健康持续性。不少研究发现,在动态框架下状态依赖效应对个体健康具有显著影响。基于11轮英国住户面板调查数据(BHPS),Hauck & Rice (2004)研究了用GHQ度量的个体精神健康的动态变化^①。利用线性动态面板模型,他们发现个体精神健康存在显著的状态依赖效应,那些年龄较大、收入较低、受教育年限较少的个体更可能持续性地陷于精神健康水平较低的状态。Contoyannis et al. (2004a)利用7轮BHPS数据研究了个体健康的动态决定过程,他们用是否存在行动受限来衡量个体的健康水平,并且利用最大似然模拟方法(MSL)估计了动态面板probit模型。在控制了人口、社会和经济因素,以及不可观测的异质性之后,结果发现状态依赖对个体的健康水平具有显著的正向影响。Contoyannis et al. (2004b)同样使用BHPS数据研究了英国居民自评健康的动态决定因素,他们利用动态随机效应有序probit模型来回归样本数据,结果发现状态依赖对个体自评健康有显著的正向效应。基于1984-1997年美国收入动态面板调查(PSID),Hallida(2008)研究了美国22~60岁居民的健康动态过程,实证结果发现状态依赖对个体健康有中等程度的影响。Contoyannis & Li (2010)利用加拿大国家青少年跟踪调查(NLSCY)数据研究了个体从儿童到青年时期的健康持续性,该研究也发现了状态依赖效应对青少年健康水平存在正向影响的证据。

虽然国际上关于健康动态和健康持续性的文献非常丰富,但国内缺乏对该问题的研究。基于中国健康与营养状况调查面板数据,本文将首次采用动态随机效应probit模型,在控制人口、社会经济因素和不可观测异质性的基础上,考察状态依赖效应对中国农村居民自评健康水平的影响,以弥补国内该领域的研究空白。

三、数据、变量及其描述性分析

(一) 数据简介

在估计健康动态决定的实证模型时,我们将使用中国健康与营养状况调查(China Health and

Nutrition Survey, CHNS)最近4次调查(1997、2000、2004、2006)所构成的面板数据^②。CHNS涉及住户调查、社区调查、营养调查、成人调查和儿童调查。调查内容包括个人和家庭特征、健康状况、医疗卫生服务使用情况、医疗保障覆盖情况等多方面的信息。从1989年开始,CHNS到目前为止一共进行了8次,调查地区包括辽宁、黑龙江、江苏、山东、河南、湖北、湖南、广西和贵州9个省(自治区)的农村和城市。本文选取农村地区18岁及18岁以上的个体作为研究对象。为了控制构造面板过程中的样本减损,我们只是选取最近4次调查所构成的面板数据来作为实证研究的样本。经过处理,本文实证研究所使用的平衡面板数据包括4期9676个成人观测值。

(二) 因变量

本文实证模型因变量为个体的健康水平,我们用成人自评健康指标来对其进行度量。虽然个体对自身健康水平所进行的评价存在很大主观性,但很多研究证明自评健康与行动受限、死亡、患病等健康客观度量指标存在很强关联(Idler and Kasl, 1995)。

CHNS成人问卷中询问了“与同龄人相比,你觉得自己的健康状况怎么样?”,该问题的回答包括“非常好”“好”“一般”“差”四种类别。我们定义一个度量个体健康的二元变量,当个体自评健康为“非常好”或“好”时该变量为1,此时我们认为该个体的健康水平较好,而当个体自评健康为“一般”或“差”时该变量为0,此时我们认为该个体的健康水平较差。在本文总样本中,有37.1%的农村居民自报其健康水平较差(见表2)。从时间维度上的变化趋势来看,样本地区农村居民自评健康水平较差的比例在四个调查期分别为24.2%、33.2%、39.4%和40.3%。^③

^① GHQ指General Health Questionnaire,该问卷使用12项问题来衡量个体的精神健康状况。

^② 作者在处理本文数据时,CHNS还未公布所有2009年的数据,因此我们未使用2009年的最新一轮数据。

^③ 由于每轮调查都存在样本减损,为了保证样本代表性,初始期之后的每轮调查都要补充一部分新的样本,从而形成实际调查数据。由于平衡面板数据中每轮调查样本都一致,他们的年龄会随着轮次数的增加而整体上升,从而年龄因素会成为影响自评健康水平的噪音,所以我们这里没有使用平衡面板数据,而是使用四轮实际调查数据来计算这些比例。

我们通过自评健康转化矩阵来初步考察中国农村居民的健康持续性(见表1)。该表的第一列表示 t-1 期的自评健康状况,第二行则表示 t 期的自评健康状况。由该表可以看出:对于全部样本,t-1 期自评健康水平较低的个体中有 57.56% 的人到 t 期仍然汇报其健康水平较低;其中,与男性相比(52.46%),女性的这一比例更高(61.21%)。这说明有半数以上农村居民的健康问题存在持续性。

表 1 自评健康转化矩阵 (%)

| 自评健康 | 全部样本 | | 男性 | | 女性 | |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 0 | 57.56 | 42.44 | 52.46 | 47.54 | 61.21 | 38.79 |
| 1 | 32.78 | 67.22 | 28.97 | 71.03 | 36.42 | 63.58 |

(三) 自变量

本文重点关注农村居民的健康动态变化及其持续性,而引起健康持续性的两个重要原因分别是状态依赖和不可观测的异质性。利用面板数据模型我们可以有效地控制不可观测异质性对估计结果的影响,另一方面我们在实证模型中加入以往调查期的自评健康水平来控制状态依赖对个体当期健康水平的影响。与国外相关文献类似(Contoyannis et al., 2004a, 2004b; Halliday, 2008),本文同样假设个体健康状况服从一阶马尔科夫过程,并在实证模型中加入前一期的自评健康水平来考察状态依赖效应。

在 Grossman 的经典健康需求模型中,作者在不同假设条件下分析了年龄、工资率和教育水平对个体健康需求的影响。在纯投资模型中,健康需求会随着年龄的增大而降低,同时也会随工资率和教育水平的提高而上升。在纯消费模型中,虽然年龄与健康需求仍然存在确定的负向关系,但工资率和教育水平与健康需求的关系则不再那么明确(Grossman, 1972)。在现实中,健康兼具投资品和消费品两种属性,工资率与教育水平对健康需求的影响会变得更加复杂,这些关系也需要更加严格的实证检验。所以,本文也在自变量中加入了年龄、收入^①、教育水平这三个因素,以考察它们对农村居民健康的影响效应。

虽然识别收入和健康之间的因果关系是健康经济学领域的一大难题,但收入—健康梯度的存在却得到了该领域的一致认同(Cutler et al., 2008)。在本文的回归模型中,得益于数据的面板属性,我们使用四个调查期内家庭人均收入的平均值来衡量个体的永久性收入。当期家庭人均收入被认为是对个体

暂时性收入的度量,使用暂时性收入来估计收入对健康的影响时可能引起潜在的同时决定问题(simultaneity concerns)。另外,考虑到健康和收入之间的凹性关系,我们对家庭人均收入的四期平均值进行自然对数转换。

表 2 变量及其定义

| 变量简称 | 变量定义 | 均值 ^② |
|-------------------|-----------------------------|-----------------|
| 自评健康 ^③ | 自评健康:1 代表健康非常好或好,0 代表健康一般或差 | 0.629 |
| 性别 | 0 代表男性,1 代表女性 | 0.544 |
| 年龄(18~30) | 年龄在 18~30 岁之间 | 0.067 |
| 年龄(31~45) | 年龄在 31~45 岁之间 | 0.345 |
| 年龄(46~60) | 年龄在 46~60 岁之间 | 0.393 |
| 年龄(61~75) | 年龄在 61~75 岁之间 | 0.169 |
| 年龄(76~) | 年龄大于 75 岁 | 0.026 |
| 小学 | 小学文化程度 | 0.268 |
| 初中 | 初中文化程度 | 0.235 |
| 高中 | 高中文化程度 | 0.085 |
| 大学及以上 | 大学及大学以上文化程度 | 0.007 |
| 就业 | 1 代表有工作,0 代表没有工作 | 0.764 |
| Ln(收入) | Ln(家庭人均收入在四个调查期内的平均值) | 8.201 |
| 家庭规模 | 家庭总人口数 | 3.927 |
| 医疗保险 | 1 代表有医疗保险,0 代表没有医疗保险 | 0.253 |
| 吸烟 | 1 代表吸烟,0 代表不吸烟 | 0.334 |
| 饮用水类型 | 1 代表饮用水厂水或地下水,0 代表其他 | 0.876 |
| 厕所类型 | 1 代表厕所类型为冲水式,0 代表其他 | 0.243 |
| 地区(东部) | 1 代表所在地区处于东部,0 代表其他 | 0.256 |
| 地区(中部) | 1 代表所在地区处于中部,0 代表其他 | 0.440 |
| 地区(西部) | 1 代表所在地区处于西部,0 代表其他 | 0.304 |

除此以外,我们还在回归模型中加入了其他的一些重要控制变量。它们包括:性别、就业情况、家庭总人口,用来衡量医疗可及性的医疗保险,作为健康风险因素的吸烟行为,用来衡量个体生活环境的饮用水类型和厕所类型,以及地区虚拟变量。表 2 给出了本文实证研究中所涉及的所有变量及其定义和均值。

① 由于农村非农就业人口只占农民总人口的一部分,而只有非农就业人口才会有工资数据,因此我们不再严格考察工资率对健康需求的影响。和其他研究中国农民健康决定因素的文献一样(赵忠 2006),我们也通过在自变量中加入家庭人均收入来考察家庭经济条件对农民健康的影响。

② 对于表中连续变量,均值即为样本平均值;对于表中虚拟变量,均值即该变量取值为 1 的比例。

③ 我们用“自评健康(-1)”表示上一期的自评健康水平,用“自评健康(0)”表示初始期的自评健康水平。

(四) 与健康相关的样本减损

在通过跟踪调查获得面板数据的过程中, 受调者的死亡、流动或其他原因导致的退出会造成样本减损。如果这种减损不是随机的, 那么直接利用该面板数据进行估计很可能引起偏差, 我们将其称为减损偏差。

表 3 给出了各调查期的样本量及其减损情况。其中, 样本存留率表示第 t 期样本量占第一期样本量的百分比, 样本减损率则指 $t-1$ 期到 t 期的样本减损数占 $t-1$ 期样本数的百分比。通过观察我们可以发现, 样本减损率在 1997-2000 年之间最高, 之后便逐渐下降。下面我们来重点关注不同自评健康水平组群的样本减损情况。Contoyannis 等(2004b) 曾发现健康水平与样本减损之间存在显著的负向关系, 健康水平越差的人群, 其样本减损率越高。但是表 3 中的结果却表明, 不同健康水平组群的样本减损率几乎不存在差异, 减损率差异最大的为 0.76% (2000-2004 年), 差异最小的甚至仅有 0.06% (2004-2006 年)。此外, 为了更严格地检验样本减损偏差的显著性, 我们也会使用 Verbeek and Nijman(1992) 提出的变量添加方法来进一步考察减损偏差对模型估计的影响。

表 3 各调查期样本量及其减损

| 调查年份 | 样本数 | 样本存留率(%) | 样本减损数 | 样本减损率(%) | 健康水平较好组群①(%) | 健康水平较差组群(%) |
|------|------|----------|-------|----------|--------------|-------------|
| 1997 | 5449 | | | | | |
| 2000 | 3731 | 68.47 | 1718 | 31.53 | 31.45 | 31.76 |
| 2004 | 2845 | 52.21 | 886 | 23.75 | 24.01 | 23.25 |
| 2006 | 2419 | 44.39 | 426 | 14.97 | 15.00 | 14.94 |

四、实证模型和估计方法

(一) 实证模型

虽然表 1 给出了样本存在健康持续性的初步证据, 但是为了更严格地考察中国农村居民健康持续性的存在性和严重程度, 本文将采用动态随机效应 probit 模型来进行实证分析。利用该模型框架, 我们可以在控制人口、社会经济因素和不可观测异质性的基础上, 来考察状态依赖效应对中国农村居民自评健康水平的影响。动态随机效应 probit 模型在多个领域中得到了广泛的应用, 它们包括贫困持续性研究 (Biewen, 2009)、劳动参与的动态变化 (Hyslop, 1999)、企业创新持续性研究 (Peters,

2008) 等。下面我们将对这一模型设置进行简要介绍。

首先, 我们定义健康动态随机效应 probit 模型的潜在方程 (latent equation) 为:

$$h_{it}^* = \gamma h_{i,t-1} + x'_{it}\beta + \alpha_i + u_{it} \quad (i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T) \quad (1)$$

式 (1) 中的各个变量定义如下: h_{it}^* 为潜在因变量, 表示个体 i 在第 t 期的健康存量, $h_{i,t-1}$ 是一个 0-1 变量, 代表个体 i 在第 $t-1$ 期的自评健康水平, x_{it} 表示影响健康存量的个体特征, α_i 表示不随时间改变的个体异质性, 最后 u_{it} 则用来表示随时间改变的随机扰动项, u_{it} 对于不同个体独立同分布于 $N(0, 1)$, 而且它与 x_{it} 、 α_i 无关。当健康存量大于某个临界值时, 个体将自报其健康水平较高, 此时用 0-1 变量表示的自评健康指标取值为 1。不失一般性, 我们设定该临界值为 0。于是, 我们可定义下面指标函数:

$$h_{it} = 1 [h_{it}^* > 0] = 1 [\gamma h_{i,t-1} + x'_{it}\beta + \alpha_i + u_{it} > 0] \quad (2)$$

在该模型中, 我们关心的估计参数包括 γ 、 β , 以及 α_i 的方差 σ_α^2 。其中, γ 代表了健康的状态依赖效应, β 代表各种外生因素对健康的影响。我们用 $\rho = \sigma_\alpha^2 / (1 + \sigma_\alpha^2)$ 来表示不可观测异质性方差占随机项总方差的份额。

(二) 估计方法

虽然固定效应模型更具灵活性^②, 但是由于在非线性模型中不可观测异质性很难通过差分或组内转换来消除, 因此估计离散选择模型时, 大多数的研究仍然使用随机效应设定^③。本文在估计方程 (2) 时同样选择使用随机效应模型。

在估计方程 (2) 时, 另外一个问题来自于因变量初始值 h_{i0} 与不可观测异质性 α_i 之间的相关关系。事实上, 除非 h_{i0} 本身也是健康随机过程的初始值, 那么 h_{i0} 就一定与 α_i 存在相关关系, 忽略这一内

① 同上文定义, 当询问“与同龄人相比, 你觉得自己的健康状况怎么样?”时, 健康水平较好组群指回答为“非常好”和“好”的样本, 健康水平较差组群指回答为“一般”和“差”的样本。

② 固定效应模型假定不随时间改变的不可观测异质性与外生自变量之间相关, 从而放松了随机效应所作的两者之间无关的假设。从这个意义上来看, 随机效应模型是固定效应模型的一种特殊情况, 因此固定效应比随机效应更灵活。

③ 有些学者也给出了基于半参数方法的固定效应模型估计, 但该方法数据要求极高 (Honore et al., 2000)。

生性问题会导致 γ 的估计值不一致,该问题被称为“初始条件问题”。本文主要采纳下面两种方法来解

决初始条件问题。
 第一种方法由 Heckman (1981) 提出,该方法设定了一个关于潜在变量初始值的线性近似简约方程:

$$h_{i0}^* = z_{i0}\pi + \eta_i \quad (3)$$

其中, z_{i0} 代表一组外生工具变量(其中包括 x_{i0}), η_i 和 α_i 相关,但与 $u_{it}(t \geq 1)$ 无关,我们可以将 η_i 表示为:

$$\eta_i = \theta\alpha_i + u_{i0} \quad (4)$$

其中, α_i 与 u_{i0} 之间无关,将式(4)代入式(3)可得:

$$h_{i0}^* = z_{i0}\pi + \theta\alpha_i + u_{i0} \quad (5)$$

利用式(1)、式(2)、式(5),我们可以得到个体 i 的联合概率函数:

$$\Phi [(z_{i0}\pi + \theta\alpha_i) (2h_{i0} - 1)] \prod_{t=2}^T \Phi [(\gamma h_{it-1} + x'_{it}\beta + \alpha_i) (2h_{it} - 1)] \quad (6)$$

因此,样本的总似然值可以表示为:

$$\prod_i \int_{\alpha_i^*} \{ \Phi [(z_{i0}\pi + \theta\sigma_\alpha \alpha_i^*) (2h_{i0} - 1)] \prod_{t=2}^T \Phi [(\gamma h_{it-1} + x'_{it}\beta + \sigma_\alpha \alpha_i^*) (2h_{it} - 1)] \} dF(\alpha_i^*) \quad (7)$$

其中, $F(\cdot)$ 是随机变量 $\alpha_i^* = \alpha_i/\sigma_\alpha$ 的累积概率函数,当 α_i^* 服从正态分布时,式(7)中的积分可以使用 Gaussian-Hermite quadrature 方法来计算。Stewart(2006)提供了利用该方法进行极大似然估计的 STATA 程序命令(redprob),本文将利用该命令来获得各参数的动态随机效应估计值。

处理初始条件问题的第二种方法是 Wooldridge (2005) 提出的条件极大似然法。该方法将个体不随时间改变的异质性设定为因变量初始值和其他一些外生变量的函数:

$$\alpha_i = \lambda_0 + \lambda_1 h_{i0} + \lambda_2 \bar{x}_i + a_i \quad (8)$$

其中, $\bar{x}_i = T^{-1} \sum_{t=1}^T x_{it}$, $a_i \sim N(0, \sigma_a^2)$, 而且 a_i 独立于 h_{i0} 和 \bar{x}_i 。利用式(1)、式(2)、式(8),我们可以得到个体 i 的联合概率函数:

$$\prod_{t=1}^T \Phi [(\gamma h_{it-1} + x'_{it}\beta + \lambda_0 + \lambda_1 h_{i0} + \lambda_2 \bar{x}_i + a_i) (2h_{it} - 1)] \quad (9)$$

样本的总似然值可以表示为:

$$\prod_i \int_{a_i} \left\{ \prod_{t=1}^T \Phi [(\gamma h_{it-1} + x'_{it}\beta + \lambda_0 + \lambda_1 h_{i0} + \lambda_2 \bar{x}_i + a_i) (2h_{it} - 1)] \right\} dF(a_i)$$

$$(2h_{it} - 1) \} \frac{1}{\sigma_a} \varphi \left(\frac{a_i}{\sigma_a} \right) da_i \quad (10)$$

其中 $\varphi(\cdot)$ 表示标准正态分布的概率密度函数。从技术角度来看,这种方法实际上就是估计了自变量包括 h_{it-1} 、 h_{i0} 、 x_{it} 、 \bar{x}_i 的动态随机效应 probit 模型。所以,我们可以直接利用 STATA 提供的 xtprobit 命令来进行估计。

(三) 减损偏差检验

虽然表 3 显示健康水平对样本减损的影响非常小,但是为了严格检验样本减损对本文实证模型估计的影响,我们使用 Verbeek and Nijman(1992)提出的变量添加方法来考察是否存在显著的减损偏差。本文所使用的三个添加变量分别是:①个体是否在下一轮仍然存留(nextwave);②个体是否在所有四轮中均存留(allwave);③个体存留的轮次数(numwave)。我们将以上三个变量分别添加到动态随机效应面板模型中,并且利用非平衡面板数据来进行回归①。通过观察这三个添加变量的 t 检验,我们可以来判断减损偏差的显著性②。

五、实证结果及其分析

我们先给出面板数据的减损偏差检验,然后给出回归模型的估计结果。本文一共估计了四个回归模型。首先,我们直接对数据进行混合 probit 回归。其次,根据处理初始条件问题的不同方法,我们进一步估计了三种不同类型的动态随机效应 probit 模型。第一类模型直接将因变量的初始状态看作外生变量,此时我们估计的实际上就是普通的动态随机效应 probit 模型。随后两个模型则放松了因变量初始状态的外生性假设,并分别使用 Wooldridge (2005) 和 Heckman(1981) 两种方法来处理初始条件问题。Wooldridge(2005) 模型的一个优点是直接使用标准软件包中的命令③,因此简便易行。而在使用 Heckman(1981) 模型进行估计时,我们则需要使用 stata10.0 环境下使用 Stewart (2006) 编写的

① 非平衡面板数据由 1997 年所有调查样本,以及之后三轮调查中未减损的调查样本构成,因此,四轮数据的样本数存在差异。在进行减损偏差检验时需要使用非平衡面板数据(Verbeek and Nijman, 1992)。

② t 检验的原假设为:样本不存在减损偏差。当拒绝原假设时,我们认为样本存在减损偏差。

③ Stata10.0 中的 xtprobit。

redprob 命令。

(一) 减损偏差检验

表4给出了按照 Verbeek and Nijman(1992)的变量添加方法得到的减损偏差检验结果。我们可以看到,不论是男性还是女性,三个添加变量在动态随机效应 probit 模型的估计结果中都不显著^①。即使不能基于该结果完全接受不存在减损偏差的原假设,但是结合表3给出的结果,我们有理由认为回归样本中的减损偏差效应非常微弱。所以,在下面的实证研究中,我们将忽略样本减损偏差对估计结果的影响。

表4 减损偏差检验

| | 男性 | | | | 女性 | | | |
|--------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|
| | 估计结果 | 标准差 | t 值 | p 值 | 估计结果 | 标准差 | t 值 | p 值 |
| 下一轮仍存留 | 0.031 | 0.068 | 0.460 | 0.645 | -0.016 | 0.068 | -0.230 | 0.815 |
| 四轮均存留 | 0.018 | 0.060 | 0.300 | 0.768 | -0.055 | 0.061 | -0.910 | 0.362 |
| 存留的轮次数 | -0.012 | 0.037 | -0.330 | 0.742 | -0.032 | 0.038 | -0.840 | 0.403 |

(二) 估计结果

表5给出了四类实证模型的估计结果。其中,第一列给出了混合 probit 模型的估计结果。第二列在假设因变量初始状态外生的条件下估计了动态随机效应 probit 模型,其中似然比检验显示异质性的方差占随机扰动项总方差的比例(ρ)显著不为0,这说明模型存在显著的不可观测异质性,忽略它将导致模型估计结果出现偏差。第三列和第四列则是分别运用 Wooldridge(2005)和 Heckman(1981)两种方法来处理“初始条件问题”后的估计结果。似然比检验同样拒绝了模型不存在不可观测异质性的原假设,而且 ρ 值分别为 0.129 和 0.133,高于第二列模型所得出的 0.073。其中, Wooldridge(2005)模型将异质性参数化为因变量初始值[自评健康(0)]和自变量各调研期平均值(\bar{x}_i)的函数,估计结果发现自评健康(0)的系数高度显著 [$\lambda_1 = 0.249$],这说明因变量初始值与异质性之间存在显著的相关关系,忽视它将导致严重的内生性。Heckman(1981)模型则将因变量初始值[自评健康(0)]设置为异质性和外生工具变量(z_{i0})的函数^②,估计结果发现异质性

与自评健康(0)存在显著的正向关系($\theta = 0.948$),这同样说明模型存在“初始条件问题”。

不难看出,四个模型中都发现 t-1 期的健康状态对 t 期健康状态有显著的影响,这说明中国农村居民自评健康水平存在严重的状态依赖效应。与男性相比,女性存在显著的健康劣势。年龄越大,个体自报健康水平较高的可能性越低。教育对健康有显著的正向效应,虽然大学及以上学历的回归系数不显著,但是与小学以下学历相比,那些具有小学、初中或高中文化程度的个体的健康水平表现出显著的优势。我们用家庭人均收入四次调查的平均值来衡量个体的永久性收入,四类模型均发现该收入指标对农村个体自评健康有显著的正向效应。此外,与失业人口相比,那些仍然处于工作状态的人自报其健康较好的概率更高。一个比较意外的结果是,被医疗保险覆盖的个体汇报其健康水平较高的概率反而较低。一种可能的解释是,那些拥有医疗保险的人对自身的健康状况更为关注,较多的消费医疗服务可能导致其对自身健康产生较差的评价^③。最后,我们通过加入地区虚拟变量发现,与东部地区相比,中西部地区(尤其是西部地区)的农村居民自评健康水平更低。

在比较各类模型的参数估计结果之前,我们首先应该指出混合 probit 模型和随机效应 probit 模型的参数估计量具有不同的量纲^④。为了使两类模型的量纲一致,随机效应 probit 模型的参数估计量应该乘以 $\sqrt{1-\rho}$,其中 $\rho = \sigma_\alpha^2 / (1 + \sigma_\alpha^2)$ 。由于随机效应模型参数估计量和 $\sqrt{1-\rho}$ 的乘积可以被看做是自变量偏效应在异质性总体分布上的平均值,因此也可以将该值称为对应自变量的平均偏效应。

表5给出了四类模型统一量纲之后的参数估计

① 由于估计 Heckman(1981)模型的计算负担非常大,因此本文只在 Wooldridge(2005)的方法下检验这三个添加变量的显著性。

② 我们选择个体是否居住在县城,以及其他原有自变量作为外生工具变量。

③ 由于识别教育、收入、就业、医疗保险等因素对健康的因果关系涉及很严重的内生性问题,所以我们这里得到的仅仅是一些初步的结论。由于本文重点关注的是健康的状态依赖效应,因此我们只是将这些因素作为控制变量加入实证模型。识别它们与健康的因果关系需要另撰文做更深入严格的分析。

④ 造成这种结果原因是:随机效应 probit 模型的随机项包括两部分: $\alpha_i + u_{it}$,该模型假设 u_{it} 服从 $N(0, 1)$, α_i 服从 $N(0, \sigma_\alpha^2)$ 。而混合 probit 模型则假定其随机项总体服从 $N(0, 1)$ 。

结果(平均偏效应值)。我们可以看到,随机效应probit模型中的状态依赖效应要小于混合probit模型的状态依赖效应。而在处理了初始条件问题之后得到的状态依赖效应则更低,Wooldridge(2005)模型和Heckman(1981)模型得到的状态依赖平均偏效应分别为0.140和0.151,几乎仅为第二列未处理初始条件问题估计效应的一半。这与Arulampalam et al.(2008)用同样的几类模型研究失业持续性得到的结论相类似。比较后三类模型的 ρ 值我们可知,在处理初始条件问题之后,不可观测异质性的解释力度变得更大,第三列和第四列中不可观测异质性的方差占随机项总方差的比例都在13%左右。最后,永久性收入对农村个体自评健康的效应在四类模型之间基本一致。

表5 中国农村居民健康动态模型平均偏效应

| | Pooled probit | RE probit | Wooldridge | Heckman |
|-------------|---------------|-----------|------------|-----------|
| 自评健康(t-1) | 0.374*** | 0.282*** | 0.140*** | 0.151*** |
| 性别 | -0.216*** | -0.221*** | -0.220*** | -0.220*** |
| 年龄(31~45) | -0.291*** | -0.292*** | -0.024 | -0.296*** |
| 年龄(46~60) | -0.603*** | -0.609*** | -0.099 | -0.618*** |
| 年龄(61~75) | -0.915*** | -0.931*** | -0.261 | -0.948*** |
| 年龄(76-) | -1.012*** | -1.041*** | -0.547** | -1.067*** |
| 小学 | 0.173*** | 0.181*** | 0.154*** | 0.196*** |
| 初中 | 0.223*** | 0.234*** | 0.178*** | 0.252*** |
| 高中 | 0.241*** | 0.252*** | 0.187** | 0.271*** |
| 大学及以上 | 0.256 | 0.267 | 0.217 | 0.293 |
| 就业 | 0.181*** | 0.185*** | 0.163*** | 0.194*** |
| Ln(收入) | 0.164*** | 0.169*** | 0.169*** | 0.178*** |
| 家庭规模 | 0.008 | 0.008 | -0.001 | 0.008 |
| 医疗保险 | -0.148*** | -0.155*** | -0.222*** | -0.158*** |
| 吸烟 | -0.052 | -0.052 | -0.065 | -0.053 |
| 饮用水类型 | -0.009 | -0.009 | -0.055 | -0.016 |
| 厕所类型 | 0.040 | 0.041 | 0.022 | 0.036 |
| 中部 | -0.078* | -0.084* | -0.058 | -0.090** |
| 西部 | -0.272*** | -0.285*** | -0.250*** | -0.300*** |
| 常数项 | -0.792*** | -0.766*** | -0.819*** | -0.740*** |
| ρ | | 0.073** | 0.129*** | 0.133*** |
| θ | | | | 0.882*** |
| λ_1 | | | 0.232*** | |

注: *代表10%水平上显著; **代表5%的水平上显著; ***代表1%的水平上显著。

(三) 不同组群的健康持续性比较

根据人口、社会和经济指标,我们将样本分为不

同的组群,比较不同组群的健康持续性。根据性别,我们将所有样本分为男性和女性两个组群。根据1997年个体的年龄,我们将样本分为18~45岁和45岁以上两个组群。根据个体受教育水平,我们将样本分为小学以下、小学、初中、高中及以上四个不同组群。根据四个调查期内家庭人均收入的平均值,我们将所有样本分为收入较低和收入较高两个组群^①。对不同组群,我们通过控制了不可观测异质性和初始条件问题的Wooldridge(2005)模型来进行回归^②。

表6和表7给出了根据不同组群子样本回归结果计算的平均偏效应。表中仅给出了状态依赖效应(γ)、因变量初始值效应(λ_1)、以及不可观测异质性的方差占随机项总方差的比例(ρ)三个估计值^③。对于不同性别的组群来说,男性的状态依赖效应(0.157)比女性的状态依赖效应(0.121)更高。由此可知,虽然男性的健康水平较高,但是只要陷入疾病状态,他们将面临更严重的持续性。45岁以上是多种慢性病的高发期,因此这个年龄段的中老年人可能持续性地处于健康较差的状态。表6的结果很好地印证了这一猜测。我们可以看到,45岁以上组群的状态依赖效应是0.224,大大高于总样本的0.140,同时该结果在1%的水平上高度显著。与此同时,小于等于45岁组群的该效应不仅非常小(0.092),而且在统计上不显著。另外,表6中也给出了不同收入水平组群的平均偏效应,该表显示收入水平较低的组群具有显著状态依赖效应(0.174),而收入水平较高组群的状态依赖效应则不显著。表7给出了不同教育水平组群的平均偏效应,不难看出状态依赖效应随着教育水平的提高而逐渐变得不显著。对于表现出显著状态依赖效应的小学以下和小学两个组群,教育水平更低的前者表现出了更高的状态依赖效应。

① 按照四个调查期内家庭人均收入平均值的二分位点来划分。

② Heckman(1981)模型计算负担特别大,需要花费的计算时间也非常长。此外,表6的结果也显示它与Wooldridge(2005)模型估计结果差别不大,所以我们选择更方便快捷的Wooldridge(2005)模型来对各个组群进行实证分析。

③ 为了节省篇幅,正文中我们没有给出其他变量的估计结果,读者如果需要可以向作者索取。

表6 不同性别组群、年龄组群收入水平组群的状态依赖效应

| | 男性 | 女性 | 年龄≤45 | 年龄>45 | 收入较低 | 收入较高 |
|-------------|---------|----------|----------|----------|----------|----------|
| γ | 0.157* | 0.121* | 0.092 | 0.224*** | 0.174** | 0.112 |
| λ_1 | 0.182** | 0.257*** | 0.313*** | 0.176*** | 0.231*** | 0.247*** |
| ρ | 0.101** | 0.153*** | 0.159*** | 0.100** | 0.068* | 0.195*** |

注: *代表10%水平上显著; **代表5%的水平上显著; ***代表1%的水平上显著。

表7 不同教育水平组群的状态依赖效应

| | 小学以下 | 小学 | 初中 | 高中及以上 |
|-------------|----------|----------|----------|--------|
| γ | 0.190** | 0.170* | -0.023 | 0.177 |
| λ_1 | 0.187** | 0.277*** | 0.352*** | -0.045 |
| ρ | 0.138*** | 0.094* | 0.150** | 0.038 |

注: *代表10%水平上显著; **代表5%的水平上显著; ***代表1%的水平上显著。

六、结论和政策意义

基于次轮中国健康与营养状况调查面板数据, 本文对中国农村居民的健康动态决定及其健康持续性进行了实证研究。随机效应 probit 模型控制了个体的不可观测异质性, 从而消除了其对健康状态依赖效应的干扰。同时, 我们也采纳了 Heckman (1981) 和 Wooldridge (2005) 两种方法来处理“初始条件问题”, 这避免了内生性对状态依赖效应估计结果的影响。基于实证分析结果, 我们可以得到以下一些重要结论。

首先, 所有实证模型的估计结果都表明状态依赖对中国农村居民的健康水平具有显著的影响。与中国城市地区居民相比, 中国农村居民的健康水平存在静态意义上的劣势(赵忠 2005)。而显著的状态依赖效应则意味着, 那些健康水平较差的农村居民更可能持续性地处于这种状态。这一结论的政策意义在于: 一方面, 在考虑了农村居民健康劣势的持续性后, 中国城乡之间的健康不平等程度可能会更加严重; 另一方面, 显著的状态依赖也意味着改善农民健康的短期政策干预会促成长期的积极效果。因此, 健康政策干预应该更多地向农村地区倾斜。

其次, 本文的实证研究表明, 年龄、教育水平和收入水平对中国农村居民健康状况具有显著影响。年龄越大, 农村居民的健康水平越低。教育水平和家庭人均永久性收入对农民健康水平有显著的正向影响。而针对不同组群的实证研究又显示, 那些年龄较大、教育水平较低、收入水平较低的农村个体将面临更严重的状态依赖。通过分析, 我们不难看出, 那些年龄较大、教育水平和收入水平较低的农村居

民不仅健康水平更差, 而且这种健康劣势的持续性更高。这说明, 在针对农民健康的政策干预过程中, 相关部门应当给予农村弱势群体更多的关注。

参考文献

- [1] Contoyannis P. and Jinhu Li. The Evolution of Health Outcomes from Childhood to Adolescence [J]. Journal of Health Economics. 2011 (30): 11 - 32.
- [2] Contoyannis P., Jones A. M. and Rice N. Simulation-Based Inference in Dynamic Panel Ordered Probit Models: An Application to Health [J]. Empirical Economics. 2004(29): 49 - 77.
- [3] Contoyannis P., Jones A. M. and Rice N. The Dynamics of Health in the British Household Panel Survey [J]. Journal of Applied Econometrics. 2004(19): 473 - 503.
- [4] Grossman M. On the Concept of Health Capital and the Demand for Health [J]. Journal of Political Economy, 1972(80): 223 - 255.
- [5] Hallida T. Heterogeneity, State Dependence and Health [J]. Econometrics Journal 2008(11): 499 - 516.
- [6] Hauck K. and Rice N. A Longitudinal Analysis of Mental Health Mobility in Britain [J]. Health Economics 2004(13): 981 - 1001.
- [7] Heckman J. The incidental parameters problem and the problem of initial conditions in estimating a discrete time-discrete data stochastic process [A]. Manski C. and McFadden D. Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications [C]. Cambridge: MIT press, 1981. 179 - 195.
- [8] Jones A. M., Rice N. and Contoyannis P. The Dynamics of Health [A]. Jones A. M. The Elgar Companion To Health Economics [C]. Cheltenham: Edward Elgar Publishing Limited, 2006. 17 - 25.
- [9] Stewart M. Maximum Simulated Likelihood Estimation of Random-effects Dynamic Probit Models with Autocorrelated Errors [J]. The Stata Journal 2006 6(2): 256 - 272.
- [10] Verbeek M. and Nijman T. E. Testing for Selectivity Bias in Panel Data Models [J]. International Economic Review, 1992(33): 681 - 703.
- [11] Wooldridge J. Simple Solutions to the Initial Conditions Problem in Dynamic Nonlinear Panel Data Models with Unobserved Heterogeneity [J]. Journal of Applied Econometrics, 2005(20): 39 - 54.
- [12] 世界银行. 中国农村卫生改革 [R]. 世界银行发展研究组, 2009. 1 - 3.
- [13] 赵忠. 中国农村人口的健康状况及影响因素 [J]. 管理世界, 2006(3): 78 - 85.
- [14] 赵忠. 使用自评健康数据度量我国健康的不平等 [EB/OL]. <http://www.cenet.org.cn/cn/CEAC/2005in/Renew30.pdf>.

作者简介

韩华为, 男, 1982年生, 山西汾阳人, 2011年毕业于北京大学获经济学博士学位, 北京师范大学社会发展与公共政策学院讲师。研究方向为发展经济学、健康经济学、农村反贫困。

(责任编辑: 周晶)