

經濟史專題導讀

Intergenerational Persistence in Latent Socioeconomic Status: Evidence from Taiwan

經碩一 R05323030 歐陽志昇

1. What is the question (of the paper)?

雖然已有許多文獻研究社會流動程度(the degree of social mobility)這個議題，然而經濟學者 Gregory Clark 認為，傳統研究社會流動程度的文獻，大多僅以一個與潛在社經地位(socioeconomic status)有關的因素作為解釋變數(例如:所得)，來衡量子女繼承父母社經地位的程度，忽略了其他影響社會流動程度的重要因素(例如:父母的教育程度、職業)，而有高估社會流動程度的傾向。因此，本文希望藉由實證分析，發現新的證據支持傳統的研究方法確實有高估社會流動程度的現象。

2. Why should we care about it?

社會流動程度一直是研究者和政策制定者感興趣的議題，他們希望研究個人是否會因為父母的社經地位不同，而有發展機會不平等的現象。社會流動程度的重要性在於，過度緩慢的社會流動程度，除了會有公平性的爭議外，更重要的是，如果社會資源過度集中在少數人手裡，這些人可能會為了鞏固既得利益，於是利用自身既有的影響力，做出犧牲社會多數人利益來圖利自己的事，妨礙國家整體的發展。

3. What is your (or the author's) answer?

(1)本研究支持 Gregory Clark 的想法，在回歸模型中加入較多與潛在社經地位有關的因素作為解釋變數，父親與兒子所得的相關性會上升。

(2)本文估計台灣的持續率(persistence rate:意旨父母和子女所得的相關性。此相關性介於 0 到 1 之間，0 代表完全不相關，1 代表完全相關)落在 0.4~0.6 的範圍內。

4. How did you (or the author) get there?

本文從華人家庭動態資料庫(Panel Study of Family Dynamics)取得 2002~2014 年間，155 位父親與 196 為兒子的所得資料，然後使用 OLS 和 LW approach 研究父親與兒子所得間的關係。

5. Regression models and variables

(1) 本文衡量代際所得流動性(intergenerational earnings mobility)的回歸模型:

$$y_{it+1} = \beta x_{it}^* + v_{it+1}$$

其中:

- (i) y_{it+1} = 第*i*個家庭的子女取對數後的(終身)所得。
- (ii) x_{it}^* = 第*i*個家庭的父親未被觀察到的潛在社經地位因子(latent status)。例如: 教育程度、職業。
- (iii) β = 衡量潛在社經地位的代際持續性(intergenerational persistence)。此係數介於 0 到 1 之間, 0 代表完全流動(意旨子女的社經地位與父親的完全不相關), 1 代表完全沒有流動(意旨子女的社經地位與父親的完全相關)。

(2) LW approach:

① 本文描述單一 noisy measure(例如:所得)與未被觀察到的潛在社經地位因子間關係的模型。每一條式子稱為一條 measurement equation:

$$y_{jit} = \rho_j x_{it}^* + u_{jit}$$

其中:

- (i) j 代表 proxy measure。 (ii) i 代表家庭。 (iii) t 代表世代。
- (iv) u_{jit} 代表測量誤差(measurement error)。

② LW estimator:

$$\beta_{LW} = \rho_1 \phi_1 + \rho_2 \phi_2 + \dots + \rho_j \phi_j$$

其中:

- (i) ρ_j 是上述 measurement equations 的斜率係數。
- (ii) ϕ_j 是下述輔助 OLS 回歸(auxiliary OLS regression)的係數。

③ LW estimator 的取得方式:

第一步:先將被解釋變數對所有衡量潛在社經地位因子跑回歸, 取得輔助 OLS 回歸係數 ϕ_j 的估計值。

$$y_{it+1} = \phi_1 y_{1it} + \phi_2 y_{2it} + \dots + \phi_j y_{jit} + \eta_{it+1}$$

第二步:取得 ρ_j 的估計值

將 ρ_1 標準化為 1, 即可由下式求得 ρ_j 的估計值

$$\rho_j = \frac{\text{cov}(y_{it+1}, y_{jit})}{\text{cov}(y_{it+1}, y_{1it})}$$