［文献］Cheng, Siwei, and Xi Song. 2019. “Linked Lives, Linked Trajectories: Intergenerational Association of Intragenerational Income Mobility.” *American Sociological Review* 84(6):1037–68.

麦山 亮太（学習院大学）

序論および理論

社会移動は社会学における伝統的なテーマであり、アメリカでは所得の不平等が拡大するなかにあって、社会学のみならず経済学においても関心を集めている。社会移動は世代間・世代内において起こり、それぞれ多くの研究がなされてきた。しかし、両者を結びつける研究は少なかった。そこで本研究は、ライフコースの視点から世代内・世代間の所得移動を統合する Linked trajectory mobility model（LTMM）を提案する。

既存の所得の世代間移動に関する研究は、以下のアプローチによって親子間の所得の関連を測定してきた。

- Single-year measurement: $\log(Y_i^s) = \beta_0 + \beta_1 \log\left(Y_i^f\right) + \epsilon_i$
- Multi-year averages measurement: $\log\left(\overline{Y_{it}^s}\right) = \beta_0 + \beta_1 \log\left(\overline{Y_{it}^{sf}}\right) + \epsilon_i$

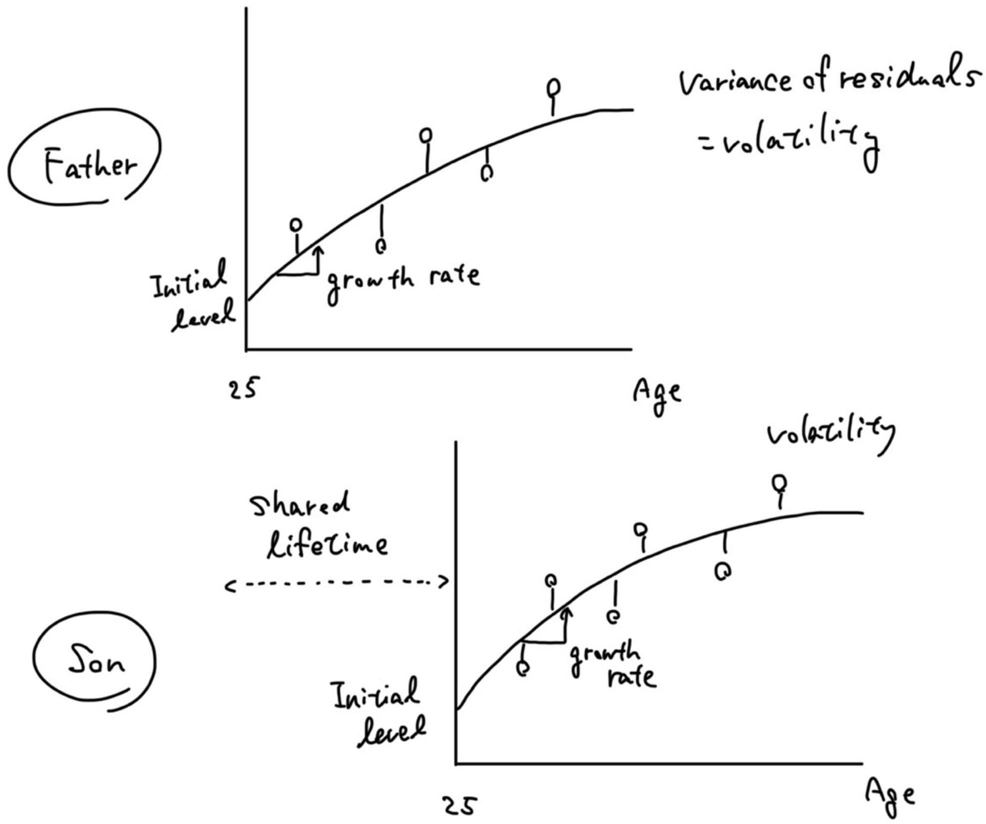
このときの係数βを IGE（Inter-Generational Elasticity, 世代間弾力性）とよび、父親の所得が 1%高いと息子の所得が何%高いかを表し、高いほど所得移動の閉鎖性が高いと解釈できる。これらの測定には 3 つの問題点が指摘されてきた。

1. 複数年の平均所得を用いた分析は、変動所得（所得の個人内分散、volatility）の情報を捨象している。しかし、変動所得それ自体も効果を持つかもしれない。所得の volatility が高まっているアメリカにおいてはなおさらである。
2. 右辺の変数（父親所得）に測定誤差があると IGE は過小評価される。複数年平均は測定誤差の影響を多少抑制できる。
3. どの年齢で測定するかによって生涯所得とのずれが生じる（life-cycle bias）。年齢によって所得が大きく変化する社会ほど、ずれの問題は深刻になる。

これらの問題にはさまざまなデータ的・方法的解決策が提示されてきた。対して本研究は、上記の問題を統計的誤差とみなすのではなく、ライフコース上のプロセスの結果とみなす。具体的には、親のキャリアの<u>軌跡</u>が、その子どもの成人期以前のみならず成人期以降の社会経済的地位の<u>軌跡</u>にも影響するものと考える。親や子の所得を単一の値に還元するのではなく、軌跡そのものが重要だということである。

軌跡の構成要素は 3 つに分けることができる。切片、成長率（傾き）、そして不安定性 volatility である。これらはそれぞれ独立した要素を測定しているものである。そしてこれ

らがいずれも世代間で相関すると予想する。



もう一つの論点は、子と親の所得をいつの年齢で測定した場合により IGE が大きくなるのかという問題である。既存研究は、40 代の壮年期は若年期と比べて所得が伸びかつ安定しており、また引退期にもさしかかっていないため、最もよい測定時点と考えられてきた。しかし先行研究ではしばしば、親が 30 代頃の所得を用いたほうがむしろ IGE が大きくなることが指摘されてきた。この謎は、子どもの地位達成に影響するのはむしろ子どもが小さいときの親の所得、すなわち、親が所得のピークに達する以前なのではないか、ということによって説明できるかもしれない。親の世代内移動・子どもの世代内移動を考慮する本研究は、この点についても分析視点を提供する。

方法

PSID より、1920 年以降に生まれた父親の 25–55 歳までの person-year observation、および 1990 年以前に生まれた息子の 25–55 歳までの person-year observation（それぞれ、少なくとも 5 回は回答が得られている個人）を用いる。

著者らが提示する Linked Trajectory Mobility Model (LTMM)は次のようなものである。

$$Y_{it}^{f} = \beta_{0i}^{f} + \beta_{1i}^{f} \cdot t + \beta_{2i}^{f} \cdot t^2 + \varepsilon_{it}^{f} \quad (3)$$

$$Y_{it}^{s} = \beta_{0i}^{s} + \beta_{1i}^{s} \cdot t + \beta_{2i}^{s} \cdot t^2 + \varepsilon_{it}^{s} \quad (4)$$

Y_{it}^{f}は対数勤労所得、tは年齢から 25 を引いた値。β_{0i}^{f}は 25 歳のときの所得、β_{1i}^{f}とβ_{2i}^{f}は所得の成長率を表す係数。これら 3 つの係数は個人によって異なる（random-intercept and random-slope）と想定する。

$$\beta_{0i}^{f} = \gamma_{00}^{f} + u_{0i}^{f} \ \text{(Father's intercept)} \quad (5)$$

$$\beta_{1i}^{f} = \gamma_{10}^{f} + u_{1i}^{f} \ \text{(Father's growth rate)} \quad (6)$$

$$\beta_{2i}^{f} = \gamma_{20}^{f} + u_{2i}^{f} \ \text{(Father's growth deceleration)} \quad (7)$$

$$\beta_{0i}^{s} = \gamma_{00}^{s} + u_{0i}^{s} \ \text{(Son's intercept)} \quad (8)$$

$$\beta_{1i}^{s} = \gamma_{10}^{s} + u_{1i}^{s} \ \text{(Son's growth rate)} \quad (9)$$

$$\beta_{2i}^{s} = \gamma_{20}^{s} + u_{2i}^{s} \ \text{(Son's growth deceleration)} \quad (10)$$

これらのランダム効果の間にいずれも相関を認める。すなわち、6 つのランダム効果は以下の多変量正規分布にしたがうとする。父親と息子の残差$\varepsilon_{it}^{f}, \varepsilon_{it}^{s}$どうしは相関しないと仮定する。

$$\begin{pmatrix} u_{0i}^{f} \\ u_{1i}^{f} \\ u_{2i}^{f} \\ u_{0i}^{s} \\ u_{1i}^{s} \\ u_{2i}^{s} \end{pmatrix} \sim N\left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{u_0^f}^2 & & & & & \\ \sigma_{u_1^f u_0^f} & \sigma_{u_1^f}^2 & & & & \\ \sigma_{u_2^f u_0^f} & \sigma_{u_2^f u_1^f} & \sigma_{u_2^f}^2 & & & \\ \sigma_{u_0^s u_0^f} & \sigma_{u_0^s u_1^f} & \sigma_{u_0^s u_2^f} & \sigma_{u_0^s}^2 & & \\ \sigma_{u_1^s u_0^f} & \sigma_{u_1^s u_1^f} & \sigma_{u_1^s u_2^f} & \sigma_{u_1^s u_0^s} & \sigma_{u_1^s}^2 & \\ \sigma_{u_2^s u_0^f} & \sigma_{u_2^s u_1^f} & \sigma_{u_2^s u_2^f} & \sigma_{u_2^s u_0^s} & \sigma_{u_2^s u_1^s} & \sigma_{u_2^s}^2 \end{pmatrix}\right] \quad (11)$$

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{it}^{f} \\ \varepsilon_{it}^{s} \end{pmatrix} \sim N\left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{\varepsilon_{it}^f}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\varepsilon_{it}^s}^2 \end{pmatrix}\right] \quad (12)$$

たとえば$\sigma_{u_0^s u_0^f}$は 25 歳時点の所得の親子間相関（共分散）を表し、$\sigma_{u_1^s u_1^f}$は所得成長率の親子間相関（共分散）を表す。最後に、得られた残差から個々人の残差分散を求めて、それらの親子間相関を求める。これが、volatility の親子間相関を表す。

$$\log\left(\sigma_{\varepsilon_{it}^f}^2\right) = \delta_0^f + \omega_i^f \ \text{(Father's volatility)} \quad (13)$$

$$\log\left(\sigma_{\varepsilon_{it}^s}^2\right) = \delta_0^s + \omega_i^s \ \text{(Son's volatility)} \quad (14)$$

$$\begin{pmatrix} \omega_i^f \\ \omega_i^s \end{pmatrix} \sim N\left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \Omega = \begin{pmatrix} \sigma_{\omega^f}^2 & \\ \sigma_{\omega^f \omega^s} & \sigma_{\omega^s}^2 \end{pmatrix}\right] \quad (15)$$

推定は階層ベイズモデルで行う。

分析結果 1：軌跡の構成要素の親子間相関

係数の推定結果は以下のとおり。父親・息子とも年齢が上がるにつれて所得は上昇するが、父親は 40 歳、息子は 46.5 歳をピークにして上昇率は減少に転じる。

Table 3. Within-Generation Predictors of Earnings Growth Trajectories

	Father		Son	
	Coeff.	95% interval	Coeff.	95% interval
Intercept, β_0	10.341	[10.316, 10.368]	10.250	[10.224, 10.276]
Age minus 25, β_1	.030	[.027, .033]	.043	[.039, .047]
Age minus 25, squared, β_2	–.001	[–.001, –.001]	–.001	[–.001, –.001]
Volatility (logged) δ_0	–2.777	[–2.851, –2.706]	–2.424	[–2.503, –2.344]
Number of person-year observations	30,427		16,921	
Number of persons	2,323		2,323	

ランダム効果の相関係数行列は以下のとおり。例えば Father-son の Intercept の相関係数は.220 となっており、父親の 25 歳時点の所得と息子の 25 歳時点の所得には正の相関がある。

Appendix Table B2. Within- and Between-generation Correlation Matrix for Earnings Trajectory Parameters

	Father				Son			
	Intercept	Age	Age squared	Residual variance (logged)	Intercept	Age	Age squared	Residual variance (logged)
Father (N = 30,427)								
Intercept	1.000	-0.371	0.287	0.000	0.220	0.103	–0.038	0.000
Age	-	1.000	-0.904	0.000	0.111	0.074	–0.050	0.000
Age squared	-	-	1.000	0.000	-0.037	-0.036	-0.009	0.000
Residual variance (logged)	-	-	-	1.000	0.000	0.000	0.000	0.107
Son (N = 16,921)								
Intercept	-	-	-	-	1.000	-0.172	0.152	0.000
Age	-	-	-	-	-	1.000	-0.888	0.000
Age squared	-	-	-	-	-	-	1.000	0.000
Residual variance (logged)	-	-	-	-	-	-	-	1.000

2 乗項の係数が有意なので、上昇率どうしの相関は何歳時点の値を取るかによって変わってくる。25 歳時点、30 歳時点、35 歳時点の成長率をそれぞれ求めて親子間の相関係数を取ったのが Table 4 の「Uncontrolled Model」の列。値に違いはあるが、いずれも相関係数は正であり、父親の所得の成長率が高いほど、息子の所得の成長率も高い。

最後に残差どうしの相関をみると、これも正である。つまり、父親の所得の volatility が高いほど、息子の所得の volatility も高い。

Table 4. Estimated Intergenerational Trajectory Parameter Correlations

Intergenerational Association	Model Parameters	Uncontrolled Model	Controlled Model
Initial earnings	$\mathrm{Corr}(\hat{Y}_0^f, \hat{Y}_0^s)$	.220	.114
Growth rate at age 25	$\mathrm{Corr}(\beta_1^f, \beta_1^s \mid \mathrm{age}=25)$	.074	.032
Growth rate at age 30	$\mathrm{Corr}(\beta_1^f, \beta_1^s \mid \mathrm{age}=30)$	.084	.040
Growth rate at age 35	$\mathrm{Corr}(\beta_1^f, \beta_1^s \mid \mathrm{age}=35)$	.076	.020
Earnings volatility	$\mathrm{Corr}(\sigma^2_{\omega^f}, \sigma^2_{\omega^s})$	.026	.027
Model Controls			
Demographic characteristics		No	Yes
Years of schooling		No	Yes
Occupation dummies		No	Yes

以上の相関は、父親および息子の人種、出生コーホート、教育年数、職業（最長職）によって説明できるだろうか？これらを統制したモデルで同じように相関をみた結果が「Controlled Model」の列。たしかに相関係数は小さくなるが、なお正であり、上記の親子間相関をこれらの要因によってすべて説明することはできない。

分析結果 2：IGE の年齢変化

LTMM から推定された結果を用いて、父親と息子のさまざまな年齢における IGE を求めた結果が Figure 1A である。Figure 1B は、息子の所得を 45 歳時点で測定したものとして、父親の所得の測定時点によって IGE がどのように変化するかみたものであり、Figure 1C は逆に父親の所得を 45 歳時点で測定したものとして、息子の所得の測定時点によって IGE がどのように変化するかみたものである。

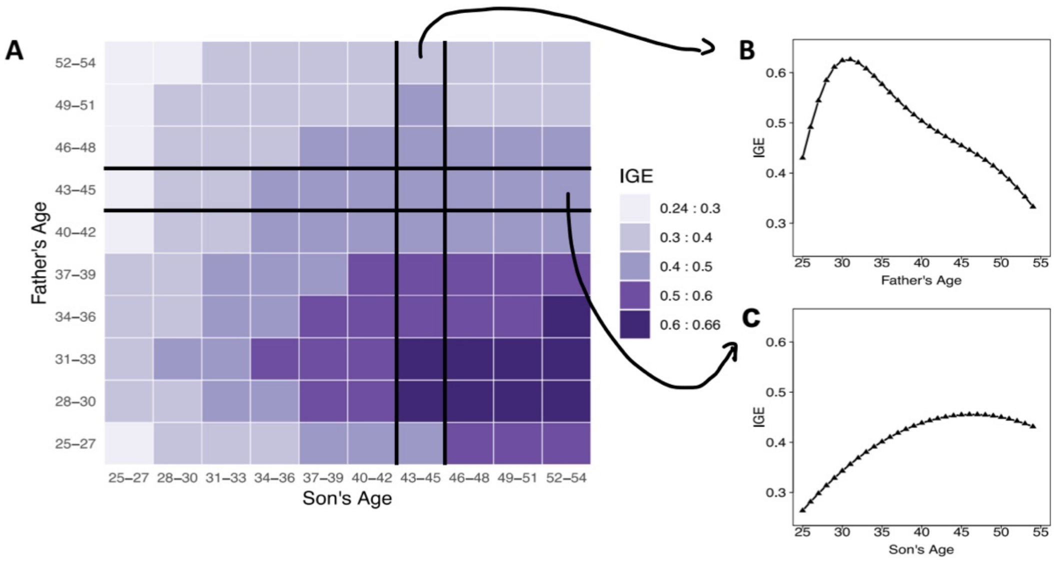


Figure 1. Intergenerational Elasticity by Ages of Fathers and Sons

息子の所得については、高い年齢（45 歳ころ）で測定したときに最も IGE が高い。他方で父親の所得については、むしろキャリアの初期である 30 歳ころに測定したとき最も IGE が高い。すなわち、どちらも壮年期に測定したときに最も IGE が高くなるわけではなく、父親についてはむしろ若い段階での所得のほうが子どもの所得と強く相関する。

なぜこのような結果が生じるのだろうか？これをさらに調べるため、2 つの追加分析を行った。第一に、28 歳までに子どもを持った父親と、それ以降に子どもを持った父親とを比較する。もし、子どもが小さいときの所得が重要なのだとすれば、両者で IGE がピークとなる年齢が異なるはずである。結果は Figure 2 のとおりで、28 歳までにで子どもを産んだ父親の場合は 31 歳で IGE がピークとなる一方、29 歳以上で子どもを持った父親の場合はピークがくる年齢がそれより遅いことがわかった。

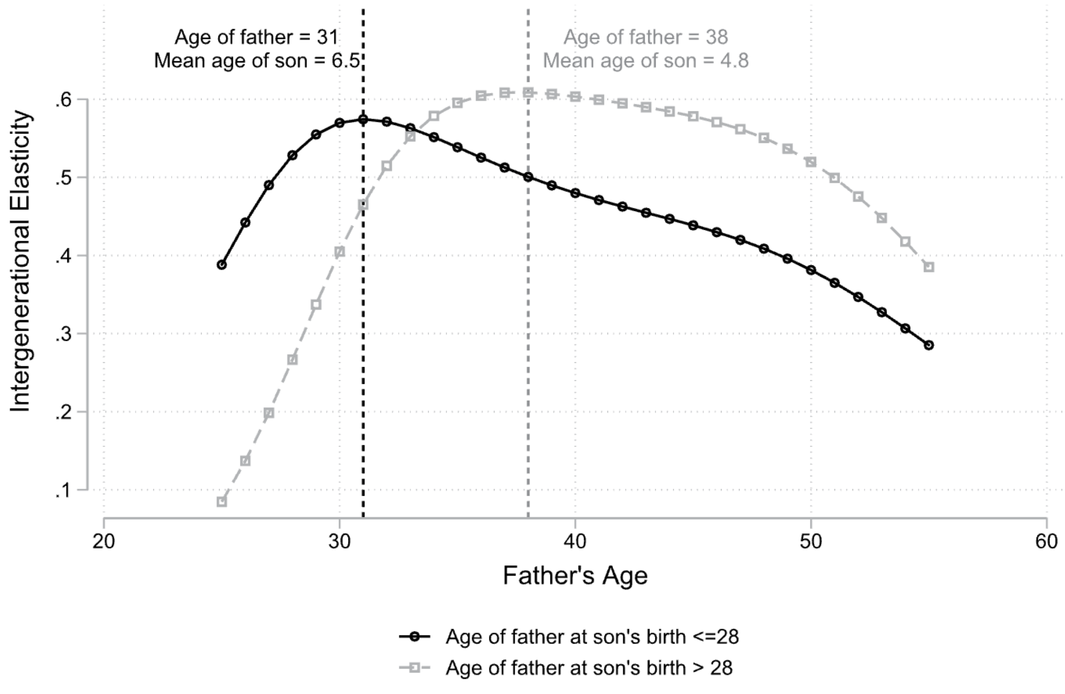


Figure 2. IGE by Father’s Age and Father’s Age-Group at Son’s Birth

また、父親と息子の勤労所得ではなく、父親の世帯所得と息子の世帯所得で IGE を求めてみたところ、息子は 40 歳の頃の世帯所得を使ったときに最も IGE が高くなるのに対して、父親の世帯所得については、息子が 5 歳ころの世帯所得を使ったときに最も IGE が高くなることがわかった（Figure 3）。

議論

- 世代間の再生産はスナップショットでは捉えきれず、世代内のプロセスを通じて徐々

に実現していく。

- 子どもが小さいときのアウトカム（教育達成や初期キャリアなど）だけに着目していると、世代間の再生産を過小評価する可能性がある。
- 子世代のみならず、親と子両世代の所得の軌跡を見るべきである。
- 子どもが小さい頃の親の経済的不平等に介入することで、世代間の不平等の再生産をより減らすことができるかもしれない。
- 人口変動によって世代間の接触期間に変化が生じると、IGE の年齢変化のパターンも影響を受けるかもしれない。人口学的変化の影響を今後検討する必要がある。

コメント

- 最新というわけではないが、世代内移動と世代間移動の統合という観点で重要な論文であるものの Appendix を見て数式が多すぎる…と思って積読にしていたので読んだ（Appendix は読まなくても十分理解できます）。
- 既存の理論的前提（単時点での親所得と子所得の測定）を問い直し、古典的研究も参照しながら新たな見方を提示しているという点で理論的貢献が非常に大きい。また、register data とくらべると不完全なデータながら推定上の工夫によって問題を乗り越えている点も見習うべき点が多くある。
- 親子の相関を見る場合に、親も子も同じ年齢で測定するのが最もよいと思いきや、親は若い年齢、子は壮年期で測定した場合に最も相関が大きくなるという事実は、階層研究で洋の東西を問わず当たり前に用いられている「15 歳時点の親の◯◯」という測定がむしろ不平等を過小評価している可能性を示唆しており、面白い。
- 日本はアメリカと比べるとキャリア初期の所得が低く抑えられている一方で 50 代なかばまで所得が上昇し（所得のピークが遅い）、長期雇用が前提であるため将来の所得が見通しやすい（と信じられている）という特徴がある。このような背景のもとでは、若年期の親の所得よりもむしろ壮年期の所得のほうがむしろ子どもの所得分散をより説明する可能性があるかもしれない。もしそうならば、子どもが小さい頃の所得が重要だという知見は文脈に依存するという counter-argument になるかもしれない。