

労働経済学

Lecture 13 人的資本投資（教育と訓練）

張 俊超

13th July 2017

イントロ

- ▶ 労働サービスを生み出す能力、知識、スキルなどを「人的資本」と呼ぶ。
- ▶ 人的資本は教育や訓練により成長させることができる。
- ▶ 人的資本を増やすための行動を「人的資本投資」と呼ぶ。
 - ▶ 学校教育
 - ▶ 訓練

大学進学の意味決定

大学進学の意味決定を考えましょう。

▶ 大卒？

- ▶ 将来の生涯賃金が高い。
- ▶ 授業料などの費用がかかる。
- ▶ 機会費用がかかる。

▶ 高卒？

- ▶ 将来の生涯賃金が低い。
- ▶ 追加的費用がない。

個人が大学進学の便益と費用を比較して、大学に進学するかどうかを決める。

現在価値

教育の費用は在学中に発生するのに対し、教育の便益は卒業後、発生する。異なる時点で発生する便益と費用を直接に比較できないため、同一時点の貨幣単位に換算しなければならない。「現在価値」の概念を使う。

$$PV(X_1) = \frac{X_1}{1 + \rho}$$

- ▶ $PV(X_1)$ は1年後の X_1 円の現在価値
- ▶ X_1 は1年後の貨幣単位で測定された X_1 円
- ▶ ρ は（時間）割引率、それぞれの個人は違う割引率を持つ。

時間割引率

1年後の X_1 円に対して、現在価値の低い人の時間割引率が高い、将来のお金よりも、現在のお金を重視する。

現実では、時間割引率は名目利子率や物価上昇率に影響される。名目利子率が高くなると、時間割引率は高くなる傾向がある。一方、物価上昇率が高くなると、時間割引率が低くなる傾向がある。

簡単化のために、個人の時間割引率が時間とともに変化しないと仮定する。 t 年のケースを考えると、現在価値は

$$PV(X_t) = \frac{X_t}{(1 + \rho)^t}$$

大学進学の意味決定モデル

教育投資モデルでは、個人が生涯所得の現在価値を最大化するように最適な教育水準を選ぶ。以下では、4年制の大学へ進学するか、高卒後就職するかの意味決定をする18歳の個人を考える。単純化のために、平均年収で便益を考えましょう。

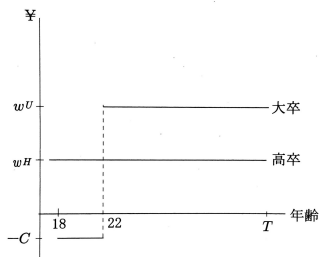


図 9.1 年齢-労働所得プロファイル

大学進学の意味決定モデル

▶ 大学進学

- ▶ 大学の4年間、毎年C円の授業料がかかる
- ▶ T-22年間に、毎年平均的に、 w^U の労働所得を得る

▶ 高卒

- ▶ T-18年間に、毎年平均的に、 w^H の労働所得を得る。

大学進学の意味決定モデル

現在価値を考えると、

▶ 大学進学

$$PV^U = -C - \frac{C}{1+\rho} - \frac{C}{(1+\rho)^2} - \frac{C}{(1+\rho)^3} + \frac{w^U}{(1+\rho)^4} + \frac{w^U}{(1+\rho)^5} + \dots + \frac{w^U}{(1+\rho)^{T-19}}$$

▶ 高卒

$$PV^H = w^H + \frac{w^H}{1+\rho} + \frac{w^H}{(1+\rho)^2} + \frac{w^H}{(1+\rho)^3} + \frac{w^H}{(1+\rho)^4} + \frac{w^H}{(1+\rho)^5} + \dots + \frac{w^H}{(1+\rho)^{T-19}}$$

大学進学の意味決定モデル

個人は大学進学と高卒の現在価値を比較し、意思決定をする。つまり、大学進学の意味決定モデルが大きい場合、 $PV^U > PV^H$ の時に、大学に進学する。

$$PV^U > PV^H$$

よって、

$$\frac{w^U - w^H}{(1+\rho)^4} + \frac{w^U - w^H}{(1+\rho)^5} + \dots + \frac{w^U - w^H}{(1+\rho)^{T-19}} > (C + w^H) + \frac{C + w^H}{1+\rho} + \frac{C + w^H}{(1+\rho)^2} + \frac{C + w^H}{(1+\rho)^3}$$

左辺は大卒より労働所得の増加分、右辺が大学進学のコストの現在価値。

比較静学

このモデルでは、時間割引率、大学の授業料、大卒者の（生涯平均）年間給与、高卒者の（生涯平均）年間給与、労働市場退出年齢が外生変数。外生変数を変動させ、比較静学分析により、大学進学に与える効果を分析できる。

- ▶ 割引率のみが高い（現在のお金を重視する）個人、大学へ進学する確率が少なくなる。
- ▶ 授業料のみを増やすと、大学進学が少なくなる。
- ▶ 大卒者の年間給与のみを増やすと、大学進学が多くなる。
- ▶ 高卒者の年間給与のみを増やすと、大学進学が少なくなる。
- ▶ 労働市場退出年齢の上昇は、大学進学を増やす。

次は、教育投資モデルで、データで観察された現象を説明してみよう。

女性の大学進学率がなぜ低い？

$$\sum_{t=4}^{T-19} \frac{w^U - w^H}{(1+\rho)^t} > \sum_0^3 \frac{C + w^H}{1+\rho}$$

教育投資モデルでは、労働市場に参入すると退出まで継続的に働くと仮定した。現実には、女性は結婚、出産、育児などのために、労働市場から一時的に退出する確率が高い。

将来は退出すると思う場合、大学教育の便益の現在価値 $\sum_{t=4}^{T-19} \frac{w^U - w^H}{(1+\rho)^t}$ が小さくなり、大学進学が少なくなる。

不況期になぜ大学進学が増える？

$$\sum_{t=4}^{T-19} \frac{w^U - w^H}{(1 + \rho)^t} > \sum_0^3 \frac{C + w^H}{1 + \rho}$$

単純化のために、不況は次の4年間のみ続き、その間のみ、労働所得が下がるとする。

$$\sum_0^3 \frac{C + w_{Fukyo}^H}{1 + \rho}$$

高卒者の4年間の賃金が減少するため、大学進学のお金費用が減ることによって、大学進学が増える。

教育投資モデル

大学進学の意味決定モデルでは、教育年数は12年（高卒）と16（大卒）の二つの選択肢しかない。より一般的な教育投資モデルでは、個人は任意に教育年数を選べる。単純化のために、ここで、教育投資の費用は機会費用のみとする。

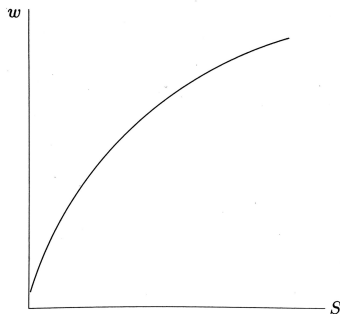


図 9.2 教育－労働所得プロフィール

教育投資モデル

- ▶ 賃金は教育年数の増加関数。
- ▶ $\frac{\Delta w}{\Delta S}$ 教育の限界収益、1年の教育年数の上昇による賃金の増加分。
- ▶ 教育限界収益逓減。

教育投資モデル

それぞれの人の機会費用が違うので、もっと一般的な場合を議論するために、限界収益率の概念が必要になる。教育の限界収益率は

$$MRRS = \frac{\frac{\Delta w}{w}}{\Delta S}$$

つまり、追加的に教育年数を1年増やすときの賃金の上昇率。

教育の限界収益率は、教育投資に要する費用1円あたりの年間リターン率とも解釈できる。

教育投資モデル

教育を受けなければ、稼いだお金を他の資産に投資できる。年間に利子率が $r\%$ とする。その他の資産の利子率は教育年数と関係ないので、図 9.3 では水平線になる。

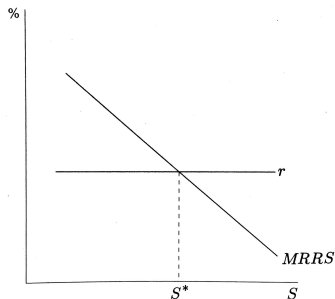


図 9.3 教育の限界収益率

教育投資モデル

個人は、教育の限界収益率が割引率が等しくなるまで、教育投資を続ける。教育投資の最適停止条件は

$$MRRS(S^*) = \rho$$

ここでは、単純化のために、割引率が利子率に等しいとする。つまり、 $MRRS(S^*) = r$

比較静学：割引率の効果

能力が一定であれば、割引率の高ければ高いほど（現在のお金を重視すれば重視するほど）、教育年数が少なくなる。

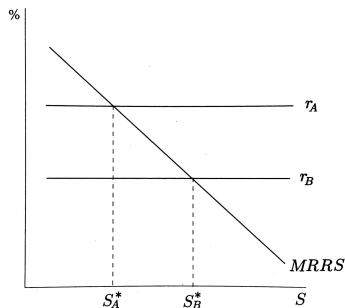


図 9.4 割引率の教育年数に対する効果

比較静学：割引率の効果

年間労働所得も低くなる。

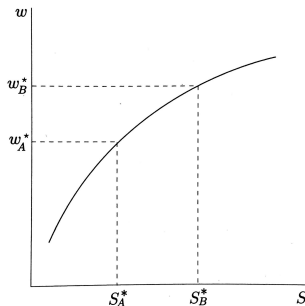


図 9.5 割引率の年間労働所得に対する効果

比較静学：能力の効果

時間割引率が一定であれば、能力が高ければ高いほど、教育年数が多くなる。

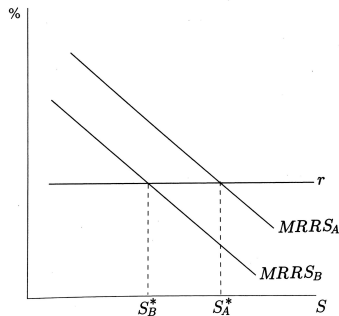


図 9.6 能力の教育年数に対する効果

比較静学：能力の効果

年間労働所得も高くなる。

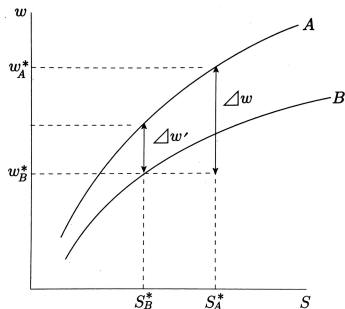


図 9.7 能力の年間労働所得に対する効果

教育の限界収益率の推定

$$\log w_i = \beta_0 + \beta_1 \text{Schooling}_i + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$$

OLS で推定するときに、常に説明変数が観測できない要因と相関するため、脱落変数バイアスがかかる。教育の限界収益率の文献では、この特殊の「脱落変数バイアス」が「能力バイアス」とも呼ばれる。脱落変数バイアスを緩和するための識別戦略・推定方法は以前の講義ノートで紹介された。

- ▶ 固定効果 (Fixed Effect)
 - ▶ パネルデータによる固定効果：やってはいけない
 - ▶ 双生児固定効果：OK
- ▶ 差の差 (Differences-in-Differences)
 - ▶ 処置群と対照群が必要。あれば、OK。処置群は一時的に教育投資を終え、復学した場合は×。
- ▶ 操作変数 (Instrumental Variable)
 - ▶ 生まれ四半期 (×)、義務教育法の改定など
- ▶ 回帰不連続 (Regression Discontinuity Design)

訓練

- ▶ 教育投資モデルでは、教育年数が多くなるとともに、労働所得が増えることを示した。
- ▶ しかし、経験年数、勤続年数が労働所得に与える効果は教育投資モデルで説明できない。
- ▶ ここからは、教育終了後の訓練モデルについて説明する。
 - ▶ 一般的人的資本投資：職場外訓練、一般的に集合研修になる。他の企業に転職しても、学んだ知識・スキルを応用できる。（一般的なパソコン、英語研修など）
 - ▶ 企業特殊人的資本投資：職場内訓練、学んだ知識・スキルは自分の企業だけにメリットがある。

訓練の基礎モデル

最適な、労働投入量と労働時間に占める訓練時間の割合を決める基礎的訓練モデルを考えましょう。単純化のために、2期間のモデルとする。訓練は第一期のみに行われる。

第1期の生産関数： $q_1 = f_1(L, \lambda)$

第2期の生産関数： $q_2 = f_2(L, \lambda)$

ここで、単純化のために、二期間の雇用量は同じ、 L とする。 λ は第1期に訓練が労働時間に占める割合。

第一期に、労働時間と訓練時間は代替的關係で、訓練時間（の割合）を増やすと、生産量が減ることによって、 $\frac{\Delta f_1(L, \lambda)}{\Delta \lambda} < 0$

第一期の訓練が高まると、第二期の生産量が増えることによって、 $\frac{\Delta f_2(L, \lambda)}{\Delta \lambda} > 0$

訓練の基礎モデル

訓練の基礎モデルでは、企業が二期間の利潤の現在価値（の和）を最大化を行う。単純化のために、生産財価格は変わらないとする。

$$\text{Max } PV(L, \lambda) = pq_1 - (w_1 + c\lambda)L + \frac{pq_2 - w_2L}{1+r}$$

$$s.t. \ q_1 = f_1(L, \lambda)$$

$$q_2 = f_2(L, \lambda)$$

代入して整理すると、

$$\text{Max } PV(L, \lambda) = \left[pf_1(L, \lambda) + \frac{pf_2(L, \lambda)}{1+r} \right] - \left[(w_1 + c\lambda)L - \frac{w_2L}{1+r} \right]$$

訓練の基礎モデル

一階条件より、以下の二つの式が成り立つような、最適な労働投入量と訓練の割合を決める。

$$p \frac{\partial f_1(L, \lambda)}{\partial L} + p \frac{\frac{\partial f_2(L, \lambda)}{\partial L}}{1+r} = (w_1 + c\lambda) + \frac{w_2}{1+r}$$

$$p \frac{\frac{\partial f_2(L, \lambda)}{\partial \lambda}}{1+r} = -p \frac{\partial f_1(L, \lambda)}{\partial \lambda} + cL$$

一般的訓練モデル

一般的訓練による知識・スキルの貯蓄は転職しても役に立つ。他の企業は訓練後の高い賃金を提示する。賃金は経験年数につれて増加する！

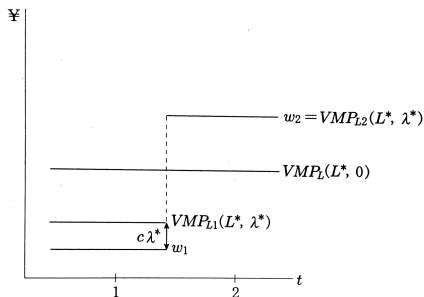


図 9.9 一般的人的資本

企業特殊訓練モデル

- ▶ 企業特殊訓練による知識・スキルの貯蓄は現企業のみに役に立つ。
- ▶ 企業に特殊な人的資本は他の企業にとって役に立たないから、他の企業は訓練なしの低い賃金を提示する。
- ▶ 賃金は勤続年数につれて増加する！

ミンサー型賃金関数

教育投資モデル、一般的訓練モデル、企業特殊訓練モデルから、賃金は教育年数、経験年数、勤続年数に影響されることがわかった。実証研究では、(IV, DID, RDD などの手法を使っても) ミンサー (Mincer) 型賃金関数を baseline として推定している。

$$\log w = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 X + \beta_3 X^2 + \beta_4 T + \beta_5 T^2 (+\beta_6 Z) + \varepsilon$$

- ▶ S が教育年数
- ▶ X が経験年数
- ▶ T が勤続年数
- ▶ Z が他の観察された変数、複数の国のデータを使う場合、含めないケースが多い