

学習時間と学習成果の相関に 不確実性が存在しうる場合における 学習時間選択に関する経済理論的分析

藤 田 峻

はじめに

生涯に亘る学習の必要性が指摘されるようになって久しい昨今において、学習は生徒・学生のみならず、社会人・退職者等あらゆる世代に関連するテーマである。こうした中で、学習者の学習動機がいかなる要素によって形成されているかを理解することは、効果的な教育を行うための基盤として重要である。こうした議論は教育学を中心に展開され、世界的に膨大な研究の蓄積がある。

学習動機に関する研究には多くのアプローチがあるものの、本稿における学習動機は、例えば志望校に合格するなど、直接的な（あるいは外発的動機に係る）学習成果の追求に基づくものとして考える。このような学習成果の実現に関して、目標とする成果を実現するためには、一般に多くの学習時間をかけることが典型的な手段として考えられる。一方で、「どうせ勉強しても自分は成果に結びつかない」などと、学習成果は元々の才能やこれまでの蓄積によって決定され、学習時間との相関は小さいと考える学習者も想定できよう。そして後者のような学習者は、学習時間と学習成果の相関が小さい可能性を考慮して、このような考えを学習時間を減らす理由としている場合がある。

以上のような状況に関して、本稿では、学習時間と学習成果は完全に相関していると考ええるような学習の価値を確信している主体と、学習時間と学習成果が相関していない可能性を考慮しているような学習の価値に懐疑的な主体を考

える。そして、ゲーム理論的な数理モデルに基づき、両者の合理的な意思決定のもとで選択される学習時間を導出することを通じて、学習の価値に懐疑的な主体の方が多くの学習時間を選択する場合があります。これを明らかにする。

このため、本稿では次章において関連する教育学を中心とした議論を簡単に紹介した上で、本稿の理論的基盤となる先行研究について概観する。この上で数理モデルを設定し、いくつかのベンチマークケースによって段階的に分析を行った上で上記のような結果を示し、最後に結論で全体をまとめる。

1 先行研究

本稿では、学習者が自らの学習量を選択する意思決定に関してゲーム理論的な分析を行うが、学習者の自発的な学習に係る選択を直接的に議論した文献は教育学の分野に多い。本稿においては、学習者が自らの学習時間を主体的に選択する状況を考えるが、こうした状況に合致する教育学の概念として「自己調整学習」があり、岡田（2022）で日本における研究が網羅的にレビューされている。ここで述べられているように、日本における自己調整学習に関する研究は主に小学生から高校生を対象としたものが多く、学習の動機付けや、学習成果の獲得に向けた手段や方法に関する検討が多く行われている。こうした学習の動機付けに関する研究成果は、例えばVu et al. (2022) などでもまとめられており、多様なアプローチによって学習の動機付けや、これを通じた学業達成に向けた介入手段について議論されている。

このような教育学における議論では、データに基づく実証的分析や、現状を言語的に体系化しようとする試みが多く行われてきた。また、ゲーム理論的なアプローチとして、例えばBurguillo (2010) では、ゲーム理論の枠組みに基づき、競争的なインセンティブを与えることで学習者のモチベーションを高めうることを実践的に議論している。また、Elbeck et al. (2016) では、学生の学習意欲喚起に向けたゲーム理論の応用について、実践的な知見が示されている。一方で、学習者の学習量や学習動機を数理モデルによって議論している文献は

少ない。

そこで本稿では、経済学・ゲーム理論で用いられる数理モデルを学習者の意思決定に適用した分析を行う。特に本稿の議論では、Wijnbergen and Willems (2015)で展開された数理モデルを分析の基盤としている。この文献は、地球温暖化が人類の経済活動に起因すると確信している主体よりも、いくらかの疑いを持つ主体の方が温室効果ガスの削減に関して積極的な行動を選択する可能性を指摘した。このWijnbergen and Willems (2015)の結論については、状態に関する不確実性が存在するもとで複数期間のモデルを考えて、前期の行動と結果から不確実性を解消・緩和しうる「学習効果」を考慮していることが決定的に重要である¹。

学習効果は経済学において伝統的に議論されてきたテーマのひとつであり、例えばMacRae (1972)やPrescott (1972)といった文献から、その後も多くの研究の蓄積があり、Wijnbergen and Willems (2015)もそのひとつと位置付けられる。また、学習効果は社会に広く見られる効果であることから、例えば藤田 (2019)のように組織の意思決定に応用した分析も行われている。

2 モデルの設定

以下では、Wijnbergen and Willems (2015)で定義されたモデルを踏襲しつつ、学習者が自身の学習時間を選択する意思決定を検討するための数理モデルを設定する。

本稿では、ある学習者が2期間($t = 1, 2$)それぞれについて、1単位の可処分時間に占める学習時間 $(\lambda_1, \lambda_2) \in [0, 1]^2$ を選択し、残りの $1 - \lambda_t$ を各期の余暇時間に充てる状況を考える。この学習者のタイプは、単純化のため、第一に

1 例えば、地球温暖化が経済活動等の人為的要因によって発生しているか、太陽活動等の外生的要因によって発生しているかに不確実性が存在すると考える。このとき、人為的要因である経済活動(温室効果ガスの排出)を削減することで、いかなる気温の変化が生じるかを観察して真の状態を推理することを通じた影響を「学習効果」と呼んでいる。

投入された学習時間に依存して学習成果が得られるタイプ、第二に学習時間を投入しても学習成果に影響を与えないタイプとして2種類であると仮定し、初期時点で学習者は自らのタイプを認識していないとする。このとき、 λ_t だけの学習時間を投入した学習者は $\Delta\tau_t = \alpha + \beta\lambda_t + \varepsilon_t$ だけの学習成果を得ると考える。ここで α, β は外生的なパラメータで、単純化のため、 $\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$ または $\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$ という2パターンのみを考える²。また、 ε_t は誤差項で、 $\varepsilon_t \sim U[-\bar{\varepsilon}, \bar{\varepsilon}]$ として一様分布にしたがうと仮定する。

このとき十分に大きな(小さな) λ_t を選択すれば、 α, β がどちらのケースであるか確実に判別することができる。例えば、十分に大きな λ_t を選択したもとで学習成果 $\Delta\tau_t$ が小さければ $\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$ のケースであると判別できるし、大きければ他方のケースであると判別できる。しかし、 $\lambda_t \in \left(\frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}, \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}\right)$ を満たすとき、どちらのケースであるか判別できない可能性がある。これは誤差項 $\varepsilon_t \sim U[-\bar{\varepsilon}, \bar{\varepsilon}]$ が存在するためであり、中間的な学習時間が選択されている場合に実現する学習成果は、自らの学習時間 λ_t に依存して決定されたものか、誤差項 ε_t によるものか区別できない。

すなわち、ある λ_t を選択するとき、 $\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$ ならば $\Delta\tau_t = \bar{\alpha} + \varepsilon_t$ であり、 $\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$ ならば $\Delta\tau_t = \beta\lambda_t + \varepsilon_t$ である。ここで λ_t が十分に大きければ(小さければ)、 ε_t が $-\bar{\varepsilon}$ や $\bar{\varepsilon}$ のように極端な値であるとしても、どちらのケースであるか判別できる。どちらの状況であるか確率1で判別できるための境界は、 $\bar{\beta}\lambda_t + \bar{\varepsilon} = \bar{\alpha} - \bar{\varepsilon} \Leftrightarrow \lambda_t = \frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}$ と、 $\bar{\beta}\lambda_t - \bar{\varepsilon} = \bar{\alpha} + \bar{\varepsilon} \Leftrightarrow \lambda_t = \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}$ である。前者の条件より λ_t が小さければ、 $\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$ のケースで誤差が最大であるとしても、 $\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$ のケースで実現しうる最小の誤差よりも小さな $\Delta\tau_t$ が実現することから、実現した $\Delta\tau_t$ によって、いずれのケースであるか判別できる。後者も同様で、 $\lambda_t > \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}$ ならば、実現した $\Delta\tau_t$ を観察すれば、いずれのケースであるのか断定できる。他方、 $\lambda_t \in \left(\frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}, \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}\right)$ であるとしても、実現する誤差によって、いずれのケースか断定できる場合がある。例えば、 $\lambda_t \in \left(\frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}, \frac{\bar{\alpha}}{\bar{\beta}}\right)$ が選択されているとき、 ε_t が十分に小さければ

2 前者は学習時間が学習成果に影響を与えないケースを表し、反対に後者は影響を与えるケースを表している。

学習時間と学習成果の相関に不確実性が存在する場合における学習時間選択に関する経済理論的分析

$\Delta\tau_t < \bar{\alpha} - \bar{\varepsilon}$ となる可能性がある。このように偶然の結果として誤差項が十分に小さい（大きい）数値となった場合には、 $\lambda_t \in \left(\frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}, \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}\right)$ を選択したとしても、いずれのケースか断定できる場合もある³。

ゆえに、学習者が $\lambda_t \in \left(\frac{\bar{\alpha}-2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}, \frac{\bar{\alpha}+2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}}\right)$ となるような λ_t を選ぶとき、 $P = \frac{|\bar{\alpha}-\bar{\beta}\lambda_t|}{2\bar{\varepsilon}}$ の確率で、学習者は自身がどちらのタイプか判別することができ、これ以外の λ_t を選ぶとき、学習者は $P = 1$ の確率でいずれのタイプであるか判別できる。

このような学習効果を考慮した上で、学習者は次の状況のもとで、1 単位の可処分時間を学習時間と余暇時間に振り分ける意思決定を行うと考える。学習者の利得は学習成果と余暇時間に依存して決まるが、前述のように学習成果には不確実性が存在する。また、学習成果から具体的な利益が得られるのは第 2 期末であると仮定する⁴。ここで真の $\alpha, \beta, \varepsilon_t$ を $\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varepsilon}_t$ とすると、学習者の利得関数は以下のように定義できる⁵。

$$U(\lambda_1, \lambda_2; \hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2) = \log(1 - \lambda_1) + \log(1 - \lambda_2) + \{2\hat{\alpha} + \hat{\beta}(\lambda_1 + \lambda_2) + \hat{\varepsilon}_1 + \hat{\varepsilon}_2\}$$

3 最適な意思決定と含意

3.1 基本的なベンチマークケース

以上で設定したモデルに基づき、以下では Wijnbergen and Willems (2015) における議論の展開にしたがって、学習者の意思決定について分析する。以下では、いくつかのベンチマークケースを考えることで、学習者の最終的な意思決

3 ただし $\lambda_t = \frac{\bar{\alpha}}{\bar{\beta}}$ の場合については、いずれの状態か判別できる確率はゼロである。

4 すなわち、学習者は第 1 期末の時点で学習成果の「状態」を把握することができるが、具体的な利得に学習成果が反映されるのは第 2 期末であると仮定する。これは、例えば、第 1 期が高校 2 年生、第 2 期が高校 3 年生であり、高校 2 年生の末に自身の成績を確認することができるものの、具体的な利害が確定するのは高校 3 年生で大学受験の結果が確定した段階といった状況を考えている。

5 利得関数の基本的な構造は Wijnbergen and Willems (2015) と同様であるものの、学習時間を配分するという本稿の主題に対応して、利得関数の詳細な定義は先行研究とは異なる。

定の様子を明らかにする。

第一に、学習効果を無視した場合のベンチマークケースを考える。すなわち、自身が学習時間に依存して学習成果が変わるタイプ($\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$)である確率が、ある外生的なパラメータ θ によって決まる状況を考える。このとき、学習者の最適化問題は、以下のような期待値を最大化する問題として定義できる。

$$\max_{\lambda_1, \lambda_2} E[\log(1 - \lambda_1) + \log(1 - \lambda_2) + \{(1 - \theta)2\hat{\alpha} + \theta\hat{\beta}(\lambda_1 + \lambda_2) + \varepsilon_1 + \varepsilon_2\}]$$

ここで $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ の期待値はゼロであることに注意すると、 $\lambda_1^* = \lambda_2^* = 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}$ として最適な学習時間の投入量を計算できる。

次に、第二のベンチマークケースとして、学習者が自身のタイプを認識している場合 (Complete Certainty, CC) の最適な意思決定を考える。すなわち、 $(\lambda_1, \lambda_2) \in [0, 1]^2$ という制約のもとで、 $U(\lambda_1, \lambda_2; \hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2)$ を最大化する状況を考えるが、 $\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$ または $\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$ のいずれが実現しているか、学習者が把握している状況における最大化問題を考える。

このとき、学習成果が学習時間に依存しないケース ($\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$) ならば、明らかに $\lambda_1^{CC} = \lambda_2^{CC} = 0$ が最適である。他方、学習成果が学習時間に依存するケース ($\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$) ならば、 $\bar{\beta} > 1$ のとき最適化問題を解くと、 $\lambda_1^{CC} = \lambda_2^{CC} = 1 - \frac{1}{\bar{\beta}}$ が最適であると計算できる⁶。

3.2 外生的な学習効果

以上を前提に、最後のベンチマークケースとして学習効果が受動的 (Passive) である場合を考える。学習者は第1期の学習時間 λ_1 を通じて、 P の確率で自身のタイプを判別 (学習) する。ゆえに本来の均衡では、 λ_1 の選択は λ_1 によって得られる直接的な利益のみならず、 λ_1 を通じて P が変化することも考慮した上で意思決定が行われるはずである。しかし、のちの分析のため自身のタイプを判別できる確率 P が外生的であると考えた場合における、学習者の最適行動を考える。

6 $\bar{\beta} \leq 1$ のとき、 $\lambda_1^* = \lambda_2^* = 0$ として端点解が実現する。このため、以下では $\bar{\beta} > 1$ のケースに限定して考える。

このとき、第2期にかけて自身のタイプが判明した場合の第2期に選択する学習時間を λ_2^{PL} 、判明しなかった場合の学習時間を λ_2^{PNL} とする。このとき、 V を間接効用関数とすると、学習者の利得は、 $\log(1 - \lambda_1) + PE[V(\lambda_2^{PL})] + (1 - P)E[V(\lambda_2^{PNL})]$ と表すことができる。

ここで、第2期の意思決定について考える。第一に、自身のタイプが判別できなかった場合の選択 λ_2^{PNL} を考える。このケースでは自身のタイプに関する信念のアップデートは発生しないので、前節で示した第一のベンチマークケースと同様に $\lambda_2^{PNL} = 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}$ と計算できる⁷。そして第2期の間接効用は、学習成果からの利得は第2期の最後に一括して受け取ることに注意すると、学習者のタイプに応じて次のようにまとめることができる。

$$V(\lambda_2^{PNL}) = \begin{cases} \log\left(1 - \left(1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}\right)\right) + 2\bar{\alpha} = -\log(\theta\bar{\beta}) + 2\bar{\alpha} & \text{if } \alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0 \\ -\log(\theta\bar{\beta}) + \bar{\beta}\left(\lambda_1 + 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}\right) & \text{if } \alpha = 0, \beta = \bar{\beta} \end{cases}$$

第二に、自身のタイプが判別できた場合の選択 λ_2^{PL} を考える。この場合の最適化問題を考えると、前節における第二のベンチマークケースより、学習成果が学習時間に依存しない($\alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0$)ならば $\lambda_2^{PL} = 0$ が最適であり、学習成果が学習時間に依存する($\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$)ならば、 $\lambda_2^{PL} = 1 - \frac{1}{\bar{\beta}}$ である。ゆえに、間接効用はタイプごとに以下の通りまとめられる。

$$V(\lambda_2^{PL}) = \begin{cases} \log(1 - 0) + 2\bar{\alpha} = 2\bar{\alpha} & \text{if } \alpha = \bar{\alpha}, \beta = 0 \\ -\log(\bar{\beta}) + \bar{\beta}\left(\lambda_1 + 1 - \frac{1}{\bar{\beta}}\right) & \text{if } \alpha = 0, \beta = \bar{\beta} \end{cases}$$

以上に基づき、第1期に選択する学習時間 λ_1 を考える⁸。ここで、最大化しようとする利得関数は、

7 なお、 $\lambda_2^{PNL} \geq 0$ より、以下では $\theta\bar{\beta} > 1$ のケースを考える。

8 ただし、自分のタイプを判別できる確率 P が λ_1 に依存せず外生的に決まるというベンチマークケースを考えていることに注意されたい。

$$\begin{aligned} U &= \log(1 - \lambda_1) + P\mathbb{E}[V(\lambda_2^{PL})] + (1 - P)\mathbb{E}[V(\lambda_2^{PNL})] \\ &= \log(1 - \lambda_1) + P\mathbb{E}[V(\lambda_2^{PL}) - V(\lambda_2^{PNL})] + \mathbb{E}[V(\lambda_2^{PNL})] \end{aligned}$$

と変形でき、

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[V(\lambda_2^{PNL})] &= (1 - \theta)\{-\log(\theta\bar{\beta}) + 2\bar{\alpha}\} + \theta\left\{-\log(\theta\bar{\beta}) + \bar{\beta}\left(\lambda_1 + 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}\right)\right\} \\ &= -\log(\theta\bar{\beta}) + \theta\bar{\beta}\lambda_1 + 2(1 - \theta)\bar{\alpha} + \theta\bar{\beta}\left(1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}\right) \\ \mathbb{E}[V(\lambda_2^{PL})] - \mathbb{E}[V(\lambda_2^{PNL})] &= (1 - \theta)\{2\bar{\alpha} - (-\log(\theta\bar{\beta}) + 2\bar{\alpha})\} \\ &\quad + \theta\left[-\log(\bar{\beta}) + \bar{\beta}\left(\lambda_1 + 1 - \frac{1}{\bar{\beta}}\right) - \left\{-\log(\theta\bar{\beta}) + \bar{\beta}\left(\lambda_1 + 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}\right)\right\}\right] \\ &= \log(\theta\bar{\beta}) - \theta\log(\bar{\beta}) + (1 - \theta) \end{aligned}$$

であることに注意して、期待利得を最大化する λ_1 の水準を計算すると、 $\frac{\partial U}{\partial \lambda_1} = 0 \Leftrightarrow \lambda_1^{PL} = 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}$ と計算できる⁹。

3.3 内生的な学習効果と分析の含意

以上に基づき、学習効果まで考慮したモデル全体の性質を考える。以降で考える学習効果を考慮する学習者とは、自身の学習時間が学習成果に結びつくとは限らないと考えている主体であり、学習に関して懐疑的な認識を持つ主体であると解釈できる。

このような主体について、第2期の最適な学習時間は学習効果を考慮しない場合の結果である $\lambda_2^{PNL}, \lambda_2^{PL}$ と同様である。本節では第1期の学習時間の選択において、学習効果を考慮した意思決定を行うと考え、これを能

9 λ_1^{PL} は、前節における第一のベンチマークケースとして考えた、学習効果を考慮しない場合に最適となる λ_1 の水準に一致しており、この結果は Wijnbergen and Willems (2015) で設定されたモデルの結果とは異なっている。この違いは、本稿では第1期の可処分時間は必ず学習時間と余暇時間のいずれかに分配することを仮定しているが、Wijnbergen and Willems (2015) では第1期の資源を第2期に繰り越す可能性を考慮していた。これがの違いを生じさせていることによるものと考えられる。

学習時間と学習成果の相関に不確実性が存在しうる場合における学習時間選択に関する経済理論的分析

動的 (Active) な学習と呼ぶ。よって、本節における第2期の学習時間は $\lambda_2^{ANL} = \lambda_2^{PNL}, \lambda_2^{AL} = \lambda_2^{PL}$ である。

このことに注意して、第1期における学習時間 λ_1 の選択を考える。表記を簡単にするため、 $X \equiv \log(\theta\bar{\beta}) - \theta \log(\bar{\beta}) + (1 - \theta)$ とすると、第1期の最大化問題における目的関数は、学習に成功する確率が $P = \frac{|\bar{\alpha} - \bar{\beta}\lambda_1|}{2\bar{\varepsilon}}$ であったことに注意すると、

$$U = \log(1 - \lambda_1) + \frac{|\bar{\alpha} - \bar{\beta}\lambda_1|}{2\bar{\varepsilon}} X + \left\{ -\log(\theta\bar{\beta}) + \theta\bar{\beta}\lambda_1 + 2(1 - \theta)\bar{\alpha} + \theta\bar{\beta} \left(1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}} \right) \right\}$$

である。第2項の絶対値部分に関して場合分けを行うと、最適な学習時間 λ_1^{AL} は次のように計算できる。

$$\lambda_1^{AL} = \begin{cases} 1 + \frac{2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}X - 2\bar{\beta}\bar{\varepsilon}\theta} & \text{if } \bar{\alpha} - \bar{\beta}\lambda_1 \geq 0 \\ 1 - \frac{2\bar{\varepsilon}}{\bar{\beta}X + 2\bar{\beta}\bar{\varepsilon}\theta} & \text{if } \bar{\alpha} - \bar{\beta}\lambda_1 < 0 \end{cases}$$

例えば、 $(\bar{\alpha}, \bar{\beta}, \bar{\varepsilon}, \theta) = (1, 4, \frac{1}{2}, \frac{2}{3})$ というパラメータの組を考えたとき、選択する λ_1 と U の関係は次図のようになる。グラフにおいて屈折している点は、 $\bar{\alpha} - \bar{\beta}\lambda_1 \geq 0 \Leftrightarrow \frac{\bar{\alpha}}{\bar{\beta}} \geq \lambda_1$ について、条件が分岐する $\frac{\bar{\alpha}}{\bar{\beta}}$ の水準である。

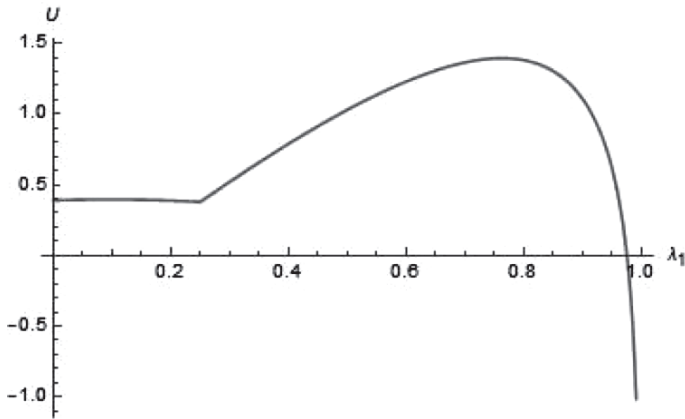


図1 : $(\bar{\alpha}, \bar{\beta}, \bar{\varepsilon}, \theta) = (1, 4, \frac{1}{2}, \frac{2}{3})$ における利得関数

なお、このパラメータ組のもとでは、 $\lambda_1^{AL} = 1 - \frac{3}{4(3+\log(\frac{32}{27}))} \approx 0.763$ として、学習に関して懐疑的な認識を持つ主体が第1期に選択する学習時間を計算できる。一方、自身の学習時間が学習成果に必ず結びつくと考える学習者は、第二のベンチマークケースで示した λ_1^{CC} を選択する主体のうち $\alpha = 0, \beta = \bar{\beta}$ と知っている主体であると解釈できる。 $\lambda_1^{CC} = 1 - \frac{1}{\bar{\beta}}$ であったから、いま考えているパラメータ組のもとでは $\lambda_1^{CC} = 0.75$ と計算できる。すなわち、以下の命題が言える。

命題1 学習時間の価値に懐疑的な主体が第1期に選択する学習時間 λ_1^{AL} が、学習時間の価値を確信している主体が第1期に選択する学習時間 λ_1^{CC} を上回るようなパラメータ組が存在する。

命題1より、学習時間を増やしたとしても、学習成果に影響を与えない可能性を考慮している主体の方が、学習時間は必ず学習成果に結実すると確信している主体よりも、多くの学習時間を選択することが合理的である場合の存在が示された¹⁰。

ここで学習効果の影響に注目するため、学習効果を考慮しない場合の最適な第1期の学習時間 $\lambda_1^{PL} = 1 - \frac{1}{\theta\bar{\beta}}$ に同じパラメータ組を代入すると、 $\lambda_1^{PL} = \frac{5}{8} = 0.625$ となる。すなわち、次の命題が言える。

命題2 第1期における学習時間の投入による学習効果（タイプの判別効果）を考慮しない主体の第1期の学習時間 λ_1^{PL} が、学習効果を考慮する主体の第1期の学習時間 λ_1^{AL} より小さくなるパラメータ組が存在する。

このような命題2の結果は、命題1より幅広い範囲で主張しうる命題であると予想でき、Wijnbergen and Willems (2015) のモデルでは、命題2に対応する主張が任意のパラメータのもとで示されている。この命題2は、学習者が早期

10 ただし、任意のパラメータ組について常に学習時間の価値に懐疑的な主体の方が多くの学習時間を選択するとは限らないことに注意されたい。

学習時間と学習成果の相関に不確実性が存在しうる場合における学習時間選択に関する経済理論的分析に学習時間を多く投入して、自身のタイプを判別しようとするインセンティブの存在を示していると解釈できる。

以上のことから、学習時間と学習成果の相関に懐疑的な学習者は、自身のタイプを判別するインセンティブを通じて、学習時間と学習成果の相関を確信している学習者よりも、多くの学習時間を選択する可能性があることが示された。

結論

本稿では、学習時間と学習成果の相関に不確実性が存在し、前期の学習時間と学習成果を観察することで、相関の有無を判別できうる学習効果の存在を考慮して、学習者がいかなる学習時間を選択するのか、数理モデルに基づき分析した。

分析の結果、学習時間と学習成果の相関があると確信している学習者と比べて、相関の有無について不確実性があると認識している学習者の方が多くの学習時間をかける場合の存在が明らかとなった。学習者の自己調整学習について、効果的な学習方針を考えると、学習時間とは別の要因によって学習成果が決まることから学習時間をかけようと思わない学習者は存在しうると考えられる。本稿の分析結果は、学習時間と学習成果が相関しているか判断することを通じた利益（学習効果からの利益）が存在するため、学習時間の価値について懐疑的な認識をもつ学習者の方が、むしろ多くの学習を行うことが合理的である可能性を指摘したものである。

一方、本稿で示した命題は、特定のパラメータを考慮して、上記のような現象が存在することを示したものである。ゆえに、より一般的に学習時間の価値に懐疑的な学習者が、より長い学習時間を選択する条件をパラメータの条件として導出することが今後の課題である。さらに、直観的には学習時間の価値に懐疑的な学習者の学習時間は短いはずであるが、本稿で示したような結果が現実には観察されるのか実証的に明らかにすることも望まれる。また、本稿における議論が現実には妥当な場合には、このような学習動機に係る構造を学習成果の改善に結び付ける具体的な介入手段についても検討する余地がある。

参考文献

- Burguillo, J. C. (2010) "Using Game Theory and Competition-Based Learning to Stimulate Student Motivation and Performance," *Computers & Education*, Vol. 55, No. 2, pp. 566–575.
- Elbeck M., D. DeLong and G. Zank (2016) "A Conceptual Framework of Cognitive Game Theory to Motivate Student Learning," *Journal of Higher Education Theory and Practice*, Vol. 16, No. 4, pp. 43–50.
- MacRae, E. C. (1972) "Linear Decision with Experimentation," *Annals of Economic and Social Measurement*, Vol. 1, No. 4, pp. 437–447.
- Prescott, E. C. (1972) "The Multi-Period Control Problem Under Uncertainty," *Econometrica*, Vol. 40, No. 6, pp. 1043–1058.
- Vu, T. V., L. Magis-Weinberg, B. R. J. Jansen, N. van Atteveldt, T. W. P. Janssen, N. C. Lee, H. L. J. van der Maas, M. E. J. Raijmakers, M. S. M. Sachisthal and M. Meeter (2022) "Motivation-Achievement Cycles in Learning: a Literature Review and Research Agenda," *Educational Psychology Review*, Vol. 34, pp. 39–71.
- Wijnbergen, S. van and T. Willems (2015) "Optimal Learning on Climate Change: Why Climate Skeptics should Reduce Emissions," *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol. 70, pp. 17–33.
- 岡田 涼 (2022) 「日本における自己調整学習とその関連領域における研究の動向と展望—学校教育に関する研究を中心に—」, 『教育心理学年報』第61集, pp. 151–171。
- 藤田 峻 (2019) 「学習効果を考慮した不確実な選択肢に直面する組織の意思決定行動」, 『大阪経済法科大学 経済学論集』第43巻第1号, pp. 51–89。