

制御工学的アプローチに基づく学習者の
習熟度モデルの構築に関する研究

(Research on Constructing a Learner's Skill Evaluation Model
Based on a Control Engineering Approach)

学生番号 : D123539

長松 正康

目次

1 章 緒論	3
1.1 研究の背景	3
1.2 本論文の目的と各章の構成.....	5
参考文献	6
2 章 制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルの構築.....	8
2.1 緒言	8
2.2 「教師-学習者」間モデルの制御工学的解釈	10
2.3 スキル獲得と <i>TKL</i> モデル評価.....	13
2.3.1 習熟度モデル.....	13
2.3.2 スキル獲得における <i>TKL</i> モデル.....	15
2.4 整理分類課題を対象とした計測例への適用.....	18
2.4.1 方法と結果.....	18
2.4.2 習熟過程と各パラメータの対応.....	18
2.5 結言	23
参考文献	24
3 章 進化計算を用いた習熟度モデルのパラメータ推定.....	26
3.1 緒言	26
3.2 習熟度モデルのパラメータ推定.....	27
3.2.1 習熟過程の特性を考慮した適応度.....	27
3.2.2 実数値型遺伝的アルゴリズム.....	27
3.3 数値例	30
3.4 遺伝的アルゴリズムによる <i>TKL</i> パラメータの収束性について.....	35
3.5 結言	37
参考文献	38
4 章 スキルの習熟度モデルと習熟過程の評価.....	39
4.1 緒言	39
4.2 習熟の計測とモデル化.....	40
4.2.1 習熟度の定義.....	40
4.2.2 モデリングに関するその他の要因.....	40
4.3 プログラミングにおける誤り発見課題.....	41

4.3.1	方法と結果.....	41
4.3.2	支援のしやすさに関する指標.....	47
4.3.3	スキル獲得過程からみたパラメータの意味.....	49
4.3.4	スキル獲得に主に関連する個体差要因.....	50
4.3.5	支援の例に関する検討.....	51
4.4	結言	52
	参考文献	53
5	章 結論	56
	参考文献	57

1章 緒論

1.1 研究の背景と目的

教師が学習者に支援を行う際には、学習者の習熟モデルに基づく効率的な方法を考える必要がある。しかし、このような習熟のモデルには確立されたものがなく、教師の経験的な知見に基づく支援が中心である。したがって、最近の知見に基づいて学習者の習熟度を定量的に評価することができる習熟度モデルを構築することは、極めて重要である。

このような評価方法の研究は古くから行われていたが、いずれも評価の実施において多大な労力を伴うものが多いのが現状である。その一方で教育現場に様々な形で情報端末の導入が進んでおり、学習に関する多量のデータを収集することも現実的な選択肢の一つとなりつつある^{[1][3]}。現在活用されていない多量のデータを効果的に用いた多面的評価が可能となれば、教師はそれに基づいた適切な支援を行うことが可能となる。このような研究の背景として、まず習熟に関する研究について述べたのち、最近の知見との関係についてまとめる。

習熟度は、課題遂行時間の短縮で計測され、中期から長期にわたる習熟過程を最も良く記述可能なモデルとして、べき関数 $N^{-\alpha}$ （ここで α は学習率、 N は試行回数）を用いて表されるとする知見がほぼ確立されている。しかし、(1) べき関数では、習熟に終わりがなく^[4]、非常に長期にわたる習熟では矛盾が生じ得ること、(2) 習熟の初期段階においては、しばしば停滞する時期があり、これに次いで急速な向上が見られ、習熟後期では再び平坦化する現象（学習のS字曲線^{[5][7]}などと表現される）をモデル化でき、しかも一定の妥当性のある数式が見当たらないこと、の二点が未解決の問題として指摘されている。なお、生産技能のモデル等については指数関数 $e^{-\beta N}$ （ここで β は学習率）によって表すモデルも考察されている。これら従来の研究では、いずれも試行回数(N)に基づくモデル化が行われてきた。離散的な回数(N)のかわりに連続的な時間(t)を用いて^[8]習熟度をモデル化するアプローチとして、技術移転の観点から、生産技能の習熟度を「一次遅れ+むだ時間」系として捉え、数週間から数年程度の期間における個人や生産組織としての習熟過程を説明するモデルが報告^{[9][10]}されている。しかしながら、このモデルは経験的な知見に基づいており、スキル獲得の個人モデルとしてみた場合、スキル獲得に関する最近の研究との関連性については十分な考察が与えられていない。

これに対して、習熟度のモデルを制御工学の分野で用いられている「一次遅れ+むだ時間」系（TKLモデル）と捉えると、システムゲイン(K)は習熟の到達度、時定数(T)は、その到達度に至るまでの時間にそれぞれ対応する。さらに、むだ時間(L)は、そのシステムに

おける伝送の遅れなどとして説明されるが、習熟のプロセスとして見た場合は、学習を開始した時刻(t_0)から実際にパフォーマンスの向上が起きる時刻(t_1)までの時間差($t_1 - t_0$)に対応する。これら3つのパラメータを用いることにより、学習者の習熟特性に関する重要な側面をモデル化することが可能となる。システムゲイン(K)は、学習者に対して支援を行わない場合に到達し得る習熟度を示しており、学習初期の習熟状況をオンラインで推定することにより教師は学習者の到達度を予測し、これに応じた支援を考えることができる。時定数(T)は学習者によって異なる習熟進行の速さを表す。さらに、むだ時間(L)は、上述の($t_1 - t_0$)で計測され、従来の試行回数に基づく研究ではほとんど検討の対象とされなかった値である。むだ時間の導入により、習熟初期に見られる停滞現象をうまくモデル化できるようになった。

さらに、学習においては、単に習熟に専念するだけでなく、方法の妥当性を考えたり、より良い方法を求めて考えたり試行錯誤するなど探索的な活動に費やされる時間等が含まれる。このような活動の時間は、習熟に直接寄与しないことが判明しているため、上述のむだ時間の定義に含まれる。全学習時間のうちどれだけの割合をこのような探索的活動に費やすかについては大きな個人差^{[11]-[20]}があると予想されるため、学習者の習熟特性の個人差を表す重要なパラメータの一つとなり得る。ただし、算出時には若干の工夫が必要となる。なぜなら、(1)このような探索的な活動に要する時間は一定でないため、試行ごとの計測値にばらつきが生じること、(2)そのばらつきは各試行時間を必ず延長する方向に働くため、非対称の歪みのある分布となることが予想されることによる。

以上の点に加えて、制御工学的なモデル化を行うことにより、最適な学習支援のために制御工学に関する知見を援用できる場合がある。その一例として、むだ時間 L の値を時定数 T との比で正規化した L/T の値は、制御のし易さを表す指標として用いられ、この値が0.5を超えるものは制御が難しくなることが知られている。同様に、 K/T の値は、時間あたりの習熟量の大きさを表す指標となる。したがってこれらの指標の個人値を算出することは習熟の個人特性のモデル化と、それに基づく支援を考えるうえで重要な示唆となる可能性がある。

本研究では、「一次遅れ+むだ時間」系(TKL モデル)による習熟モデルを学習者個人の習熟モデルとして捉え、その有効性を示すとともに、最近の神経学的研究との対応を明らかにすることを目的とする。

1.2 本論文の構成

本論文は、以下のように構成される。

まず、第1章では、研究の背景として試行回数に基づく既存の習熟過程モデルの概要と、モデリングに関して指摘されている問題点について述べ、連続的な時間に基づく「一次遅れ+むだ時間」系 (*TKL* モデル) による習熟モデルについて述べる。

第2章では、制御工学的アプローチに基づく「教師-学習者間モデル」^[21]について述べる。次に、既存の研究における知見から習熟度モデルを導き、*TKL* モデルとの対応関係を示す。具体的な数値例として、整理分類課題を対象とした計測例への適用を示す。

第3章では、学習初期における少数の試行データから習熟状況をモデル化する方法^[22]について述べる。計測されたデータの分布には歪みが予想されるため、通常の最小二乗法ではなく、実数値型遺伝的アルゴリズムを用いる。このとき、習熟過程の特性を考慮した適応度関数を設定することで、個人の習熟特性を評価する方法について述べる。これにより、教師は初期の学習状況に基づいて逐次、学習の進行中に適切に支援方法を変更することが可能と考えられる。

第4章では、習熟度を定義した後、*TKL* によるモデルとモデル化に関連するその他の要因について説明する^[23]。次に、プログラミングにおける誤り発見課題を対象として、学習者個別のパラメータ推定例を示し、支援のしやすさに関する指標、スキル獲得過程からみた各パラメータの意味について述べる。さらに、このような個体差の要因と、それに応じた支援方法の具体例について述べる。

第5章では本研究を総括するとともに、この習熟度モデルによって実現し得る最適な学習支援の方法について展望し、残された問題点について言及する。

参考文献

- [1] R. Eynon: The Rise of Big Data: What Does It Mean for Education, Technology, and Media Research?, *Learning, Media and Technology*, Vol.38, pp.237-240 (2013)
- [2] J.P. Biddix, C.J. Chung, and H.W. Park: The Hybrid Shift: Evidencing a Student-driven Restructuring of the College Classroom, *Computers & Education*, 80, pp.162-175 (2015)
- [3] Z. Dixon and J. Moxley: Everything is Illuminated: What Big Data Can Tell Us About Teacher Commentary, *Assessing Writing* 18, pp.241-256 (2013)
- [4] M.ポズナー: 記憶と思考, 第4章 問題解決と認知技能の獲得, 産業図書(1991)
- [5] J.M.J. Murre: S-shaped Learning Curves, *Psychonomic Bulletin and Review*, Vol.21, pp.344-356(2014)
- [6] C.D. Bailey and E.V. McIntyre: Using Parameter Prediction Models to Forecast Post-Interruption Learning, In M.Y. Jaber(eds.) *Learning Curves - Theory, Models, and Applications*, CRC Press(2011)
- [7] D. Kucharavy and R. De Guio: Application of S-Shaped Curves, *TRIZ-Future Conference 2007: Current Scientific and Industrial Reality*, Frankfurt, Germany, pp.81-88 (2007)
- [8] ハーバート・A・サイモン: システムの科学 (第3版), pp.61-99, パーソナルメディア(1999)
- [9] Y. Yamane and T. Childs : *Manufacturing Technology Transfer*, CRC Press (2013)
- [10] 山根八洲男:日本の "ものづくり" に求められる "ひとづくり",日刊工業新聞社(2015)
- [11] M.J. Frank, B.R. Doll, J. Oas-Terpstra and F. Moreno: Prefrontal and Striatal Dopaminergic Genes Predict Individual Differences in Exploration and Exploitation, *Nature Neuroscience* Vol.12 No.8, pp.1062-1068(2009)
- [12] N.D. Daw, J.P. O'Doherty, P. Dayan, B. Seymour and R.J. Dolan: Cortical Substrates for Exploratory Decisions in Humans, *Nature* Vol.441, pp.876-879(2006)
- [13] N.U.F. Dosenbach, D.A. Fair, F.M. Miezin, A.L. Cohen, K.K. Wenger, R.A.T. Dosenbach, M.D. Fox, A.Z. Snyder, J.L. Vincent, M.E. Raichle, B.L. Schlaggar, and S.E. Petersen: Distinct Brain Networks for Adaptive and Stable Task Control in Humans, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol.104, No.26, pp.11073- 11078 (2007)
- [14] A.B. Leber, N.B. Turk-Browne, and M.M. Chun: Neural Predictors of Moment-to-moment Fluctuation in Cognitive Flexibility, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol.105. No36, pp.13592-13597(2008)

- [15] J.D. Cohen, S.M. McClure and A.J. Yu: Should I Stay or Should I Go? How the Human Brain Manages the Trade-off between Exploitation and Exploration, *Philosophical Transactions of the Royal Society B* 362, pp.933-942(2007)
- [16] Cools, R.: Dopaminergic Control of the Striatum for High-level Cognition, *Current Opinion in Neurobiology*, Vol.21, pp.402-407 (2011)
- [17] M.J. Frank & D. Badre: Mechanisms of Hierarchical Reinforcement Learning in Corticostriatal Circuits 1: Computational Analysis, *Cerebral Cortex*, Vol.22, pp.509-526 (2012)
- [18] R. Bogacz, S.M. McClure, J. Li, J.D. Cohen and P.R. Montague: Short-term Memory Traces for Action Bias in Human Reinforcement Learning, *Brain Research*, Vol.1153, pp.111-121. (2007)
- [19] M. Rigotti, O. Barak, M.R. Warden, Xiao-Jing Wang, N.D. Daw, E.K. Miller & S. Fusi: The Importance of Mixed Selectivity in Complex Cognitive Tasks, *Nature*, Vol.497, pp.585-590 (2013)
- [20] 中原裕之: 意思決定とその学習理論, 甘利俊一監修: 脳の計算論, pp.186-217, 東京大学出版会(2009)
- [21] 長松正康, 川田和男, 臼坂高司, 山本透, 山根八洲男 : 制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルに関する考察, 電気学会論文誌, Vol.134-C, No.10, pp.1537-1542 (2014)
- [22] M. Nagamatsu, K. Kawada, and T. Yamamoto : Parameter Estimation of Skill Evaluation Model using Evolutionary Computation, *Proc. of Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, Las Vegas, pp.1233-1235 (2015)
- [23] 長松正康, 川田和男, 山本透, 山根八洲男 : スキル習熟度モデルの構築と学習過程の考察, 電気学会論文誌, Vol.135-C, No.1, pp.66-72 (2015)

2章 制御工学的アプローチに基づく教師－ 学習者間モデルの構築

2.1 緒言

学習の進行中における学習者個別の学習状況の把握，即ち形成的な評価の有効性が指摘され，多くの研究に基づくエビデンスが集積^{[1][2]}されていることから，このような評価法の改善は教育改革においても主要な位置付けを占めるに至っている。しかしながら，このような形成的な評価を授業中や学習中に行うことは授業実践の場面を考えると非現実的であると考えたり^[3]，現実には時間が掛かり過ぎて実践困難と捉えられる^[4]傾向が指摘されている。文部科学省の web サイトを対象として，「評価に伴う教員の負担」の 10 文字に正確に一致するフレーズ検索を行うと，初等教育から高等教育に至るまで 90 件以上の一致があり，教育行政のレベルにおいても主要な検討課題の一つとなっていることが読み取れる。したがって教育評価，特に学習の進行中における学習者個別の学習状況の把握によってもたらされ得る高い教育効果と，それに伴うコストのトレードオフは解決すべき重要な課題と言える。

ところで，学習者と教師の関係について，学習者を制御対象，教師をコントローラと捉えると，一種の制御系と捉えることができる。産業プロセスなどのように，制御対象の構造が複雑である場合は，制御対象を「一次遅れ＋むだ時間」系で捉え，制御対象の大雑把な特性を抽出し，これに基づいて制御が行なわれている。そのような観点から考えると，教師-学習者間モデルにおいても，その制御対象となる学習者の特性（習熟度）を「一次遅れ＋むだ時間」系として捉え，学習者の大雑把な特性を抽出することは，教師が適切な教授を与える手助けになると考えられる。これに関連して，技術移転の観点から生産技能の習熟度を「一次遅れ＋むだ時間」系として捉える方法が報告されている^[5]。しかしながら経験的知見に基づいており，スキル獲得の個人モデルとして見た場合の最近の研究との関連性については十分な考察が与えられていない。

本章では，このようなスキル獲得における教師-学習者モデルの構築を目的として，制御工学的アプローチに基づく学習者モデルとして上述の「一次遅れ＋むだ時間」系（TKL モデル）を取り上げ，3 つのパラメータの意味を明確にするとともに，教育研究から神経学的研究にまたがる既存の研究との関係を検討し，モデルの妥当性について考察する^[6]。まず，2.2 節では，制御工学的観点から「教師-学習者」間のモデルについて考察する。次に，2.3

節では、個人のスキル獲得過程に関する既存の研究を幅広く調査し、制御工学的アプローチに基づく個人の習熟度モデルとして *TKL* モデルの提案を行う。さらに、2.4 節では接合部品の部類課題を対象として実験結果を提示するとともに分析方法の説明を行い、その有効性を検討する。

2.2 「教師-学習者」間モデルの制御工学的解釈

対象とするシステムに対して、フィードバック制御系は、通常、図 2.1 のようなブロック線図として表現できる。

図 2.1 において、 $G(s)$ は対象とするシステム (System)、 $C(s)$ はコントローラ (Controller) であり、 $U(s)$ 、 $Y(s)$ 、 $R(s)$ 、 $E(s)$ は、それぞれ、制御入力、システム出力、目標値、および制御誤差を示している。ここで、制御系設計の目的は、所望の制御性能が得られるように、コントローラ (Controller) を設計することである。このとき、所望の制御性能をえるには、対象とするシステム (System) の特性を十分に把握する必要がある。すなわち、モデルベース制御系設計では、制御系設計を行う前に、システムのモデルを構築すること (モデリング) が常套手段である。

ところで、モデリングは、システムの構造と機能を決定することであるが、構造については、設計者が事前情報に基づいて予め決定し、その上で、その構造の中に含まれるシステムパラメータを推定することが多い。例えば、システムを次式のような「一次遅れ+むだ時間」系で記述するならば、入出力データを用いてシステムパラメータであるシステムゲイン (K)、時定数 (T)、およびむだ時間 (L) を推定する。これがすなわちモデリングである。

$$G(s) = \frac{K}{1 + Ts} e^{-Ls} \quad (2.1)$$

ここで、制御系設計においては、このシステムパラメータ (T , K , L) の推定精度が、制御性能を大きく左右する。この問題すなわち、システムの入出力システムの特性をオンラインで推定しながら制御をする制御手法として、セルフチューニング制御^[7]がある。その構成図 (ブロック線図) を図 2.2 に示す。

対象とするシステムの特性を、パラメータ同定器において、システムの入出力データから推定し、その推定結果に基づいてパラメータ変換器において、コントローラに含まれるコントロールパラメータを調整する。コントローラでは、調整されたコントロールパラメータを用いて、所望の制御性能が得られるような制御入力を生成する。この一連の手順を逐次繰り返して行う。これにより、制御対象の特性が前もって十分に得られないようなシステム、あるいは特性が変動するようなシステムに対しても、所望の制御性能が得られることが期待できる。

一方、教育あるいは学習の場面における「教師-学習者」間の関係を考えてみる。この関係も図 2.2 に示すセルフチューニング制御システムとよく似た形となる。つまり、学習者

が制御対象，教師はパラメータ同定器，パラメータ変換器，およびコントローラすべてを含んだ形となると考えられる。

つまり，図 2.2 に破線で囲った部分が教師に対応する。このように考えると，教師は

- ①学習者の習熟度を正確に把握する能力
- ②学習者の習熟度に基づいて適切な教示方法を与える能力
- ③教示方法に基づいて適切に教示できる能力

を有することが求められる。ここで，①はパラメータ同定器，②はパラメータ変換器，③がコントローラに対応している。

上述したように，所望の制御性能を得るためには，対象となるシステムの特性を十分に把握することが必要である。つまり，所望の習熟度を得るためには，対象となる学習者の習熟度を把握することが求められる。そこで，次章では，学習者の習熟度を推定，評価する方法^[8]をとりあげ，個人のスキル獲得モデルの妥当性について考察する。

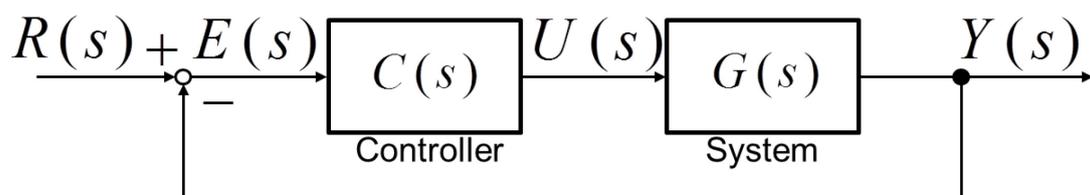


図 2.1 フィードバック制御システムのブロック線図

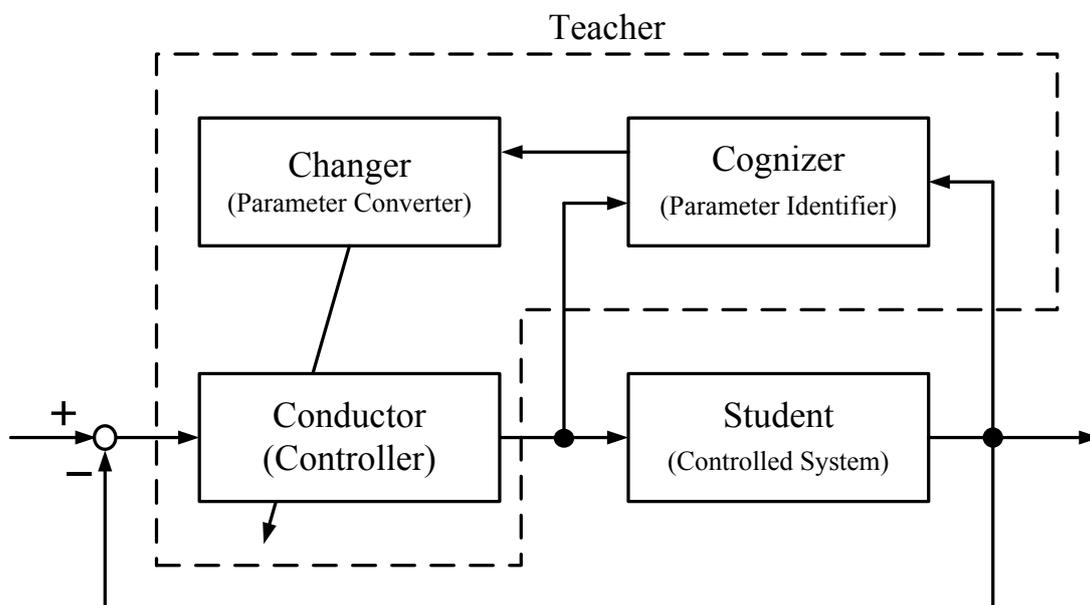


図 2.2 セルフチューニング制御システムのブロック線図

2.3 スキル獲得と TKL モデル評価

2.3.1 習熟度モデル

1990年代以降、人間は基本的に2つの相補的な学習システム^[9]を持つ存在であると捉えられるようになった。経験を繰り返すことにより特定の状況に応じ自動化された素早い応答を行うと同時に、環境の変化に対応するため過去のエピソードや宣言的知識に柔軟にアクセスを行う。Poldrack^[10]は、この2者が競合して働くことにより、現実の世界の矛盾する要求を満たすと説明した。これらはそれぞれスキルと宣言的知識の習得や獲得に相当しており、習熟度の評価にはこの2者が含まれる必要がある。このうちスキル系の能力の獲得は、多くの繰り返しが必要であり習熟に時間を要することから習熟度を規定する主要な要因となる。これに加えて、習熟過程は多くの要因が関わる複雑なプロセスであるため、検討が必要となる。主要なものとして、(1)単純なスキルの獲得過程、(2)個別学習者のモデル、(3)ものづくりにおける技能工のような感覚-運動系のスキルを要する習熟から、故障特定や設計などの知的なスキルなど、スキルの種類による違いの検討、さらには、(4)これら複数のスキルが階層的に構成された複雑なスキルの習熟モデルの検討、が挙げられる。

以下ではこれらについて順に既存の研究との関連を述べ、最後に習熟モデルの提案を行う。

(1)単純なスキルの獲得過程

スキルの遂行において、最初の数回の試行では通常意識的な努力を要するが、繰り返しによって遂行の所要時間は大幅に減少する。回数の増加に伴って減少幅は小さくなるが、これと並行して意識的な努力をあまり必要としないで実行できるようになる。スキル獲得においてこれが最も本質的である。意識的に努力して課題を遂行する過程は逐次的に実行され、情報処理の容量に大きな制約^[11]があることが知られているが、繰り返し実行により処理能力が向上する。Miller^[12]の説明によれば、意識的処理を行う前頭葉からの信号により、課題の遂行に関するニューロンの経路が繰り返し選択されると、活動度に伴う脳の可塑性メカニズムが作動しその回路が強化された結果、意識的処理を行う前頭葉とは独立なものとして確立され得る。これが起きると前頭葉の課題の遂行に直接関与する度合いが減少し、限られた情報処理資源への要求が減少する。言い換えれば、逐次的な実行を保ちつつ下位の処理過程の並行処理化が進み「自動的」に遂行されることになる。以上の議論に基づく場合、習熟過程の基本は、課題の手続き的遂行に関わる神経回路が脳の活動度に基づく可塑性メカニズムによって強化確立される過程と捉えられる。比較的単純なコンポーネントスキルの獲得において、同一の方略に基づいて実行する場合の「練習曲線」を、課題遂行の所要時間の変化で記述した場合なめらかに変化する関数^[13]となるとされており、その神

経学的基盤として上述のようなスキル獲得過程が示唆される。

(2) スキル獲得の個別学習者モデル

前項のようなスキル獲得・習熟における練習曲線として以下のようなべき関数の成立が繰り返して示されてきた

$$T_R = a + bN^{-c} \quad (2.2)$$

ここで T_R は各試行に要する応答時間 (Response time), a は最短所要時間, b は高速化の最大幅, N は試行回数, 指数の c は学習レートを示す。Heathcote ら^[14]は, 既存の 24 の実験について再分析を行い, 1) ほとんどの実験は多くの被験者の平均データを分析していること, 2) 平均化されていない個人ごとのデータでは指数関数の方がよく適合すること, 3) 平均化により, 指数関数ではなくべき関数に近づく傾向があること, 等を指摘した。この結果にしたがうならば, 個人の学習状況を把握するためのモデルの要件としては, 指数関数であることが求められる。Heathcote らを含め既存の研究のほとんどは回数を用いて分析していたが, この研究ではむだ時間などの時間を用いてモデル化するため, (2.3)式で表されるように応答時間 T_R (Response time) を学習時間 t の関数としてモデル化する。

$$T_R(t) = a + be^{-ct} \quad (2.3)$$

ここで, t は練習時間を示し, a は最低所要時間 (物理的な移動所要時間等の待ち時間であり^[13], どんなに学習しても短縮されない時間), b は高速化の最大幅, 指数の c は上記の学習率に対応する。

(3) スキルの種類

スキルは, ものづくりにおける手加工に見られるような感覚-運動系のスキルから, 知的処理を要する認知系のスキルまで多様であり, これらが同一の法則性にしようとは考えにくい。しかし 1980 年代後半以降, 同一性が高いとする知見が蓄積されつつある。Rosenbaum ら^[15]は, これらの異質なスキルの練習効果や学習率が同一の法則性を示す現象について考察し, 知的スキルでは数式や言語などのシンボルが持っている抽象的なルールにたよることができるのに対し, 感覚-運動系のスキルは, 右手で獲得されたスキルは左手には転移しないなど, より具体的で限られた刺激と反応の関係に依存することを指摘した。さらに, Censor らは, 感覚-運動系から高次認知系に至る広範なスキル獲得について共通のメカニズムに依存している可能性を示唆^{[16][17]}した。したがって感覚-運動系から高次認知系まで広い範囲に及ぶスキル獲得過程を, 前項までに述べた比較的シンプルなモデルで記述し得る可能性がある。

(4) 複雑なスキル

最後に残された検討項目は、階層的に構成された複雑なスキルの獲得過程である。習熟を要するような現実性の高い問題解決の多くがこれに該当し得るが、単純なスキルにおける法則性が複雑なスキル獲得に適用できるかどうかについての研究は少ない。Lee と Anderson ら^[18]は被験者に対して航空管制シミュレーションプログラムを用いた複雑な課題の遂行 (Kanfer-Ackerman Air-Traffic Controller Task^{[19][20]}) を行わせた結果を分析し、このようなコンポーネントスキルが階層的に構成された複雑なスキルにおいても、単純なスキルにおけるスキル獲得モデルが適用可能であることを示した。さらに、個別のサブスキルの獲得状況結果を用いて全体の変動をうまく説明できるとする結果も示されている。即ち、測定の困難な複雑性の高い現実問題の解決技能についても、多くの場合、それをコンポーネントスキルに分解することが可能であり (Decomposition 仮説^{[21][22]})、それらの習熟状況を学習中に把握することにより適切な処遇・支援を与えることも可能となると思われる。Feldon^[23]は、認知系のスキル獲得に伴う処理能力の向上の効果と、前述の Lee と Anderson の結果を根拠として、コンポーネントスキルの獲得 (自動化) が全体の最適パフォーマンスを得るための必要十分条件であると指摘している。これは、複雑なスキルの獲得過程に関しても単純なスキルにおけるモデルが適用可能であることを示す根拠の一つと言える。

2.3.2 スキル獲得における TKL モデル

前節までの考察から、習熟過程の個別モデルの要件として、1) 指数関数的であり、2) そのパラメータは個別に特定する必要があることが言える。一般に、高次系で与えられる制御対象 (ただし、定位系^[24]) を「一次遅れ+むだ時間」系として記述し、おおまかなシステムの特性を T (時定数)、 K (システムゲイン)、 L (むだ時間) として抽出して制御系を設計することがある。本論文で考察している人間のスキル獲得過程についても、厳密にモデル化することは難しいが、上述の点を考慮し、学習開始と同時に到達目標を設定された (ステップ入力) とすると、図 2.3 のようにモデル化できる。時間経過は、学習が開始されてから実質的な習熟過程が始まるまでのむだ時間 (L)、急速な伸長が見られる成長期 (T) これに続いて緩やかな伸長が見られる成熟期に分けられる。さらに、ある教授法を採用した時、その条件でのその人の到達できる習熟度の最終値 (漸近線) は K で表される。

ここで、応答時間の計測値から T , K , L を求める手順を以下に示す。

- [1] 1 回から n 回目試行時までの各応答時間 (Response time) $T_R [1..n]$ を計測する。
- [2] 以下の(2.4)式に含まれる a , b , c を算出する。 n 回目の試行の所要時間の推定値は、

$$\hat{T}_R[n] = \hat{a} + \hat{b}e^{-\hat{c}t[n]} \quad (2.4)$$

となる。ここで、 $t[n]$ は、 n 回目試行終了までの実質練習時間であり次式で表される。

$$t[n] = \sum_{i=1}^n (T_R[i] - \hat{a}) \quad (2.5)$$

(2.4)式から待ち時間等の \hat{a} を除いた時間は、練習効果に寄与する試行時間と言えるので、これを T_E とした。

$$T_E[n] = T_R[n] - \hat{a} \quad (2.6)$$

[3] 算出した a, c を用いて、次式により T と L を算出する。

$$T = \frac{1}{c}, \quad L = T_R[1] - a \quad (2.7)$$

得られた L と b, c により、 K の値を得る。

$$K = be^{-cL} \quad (2.8)$$

以上により求めた T, K, L により、次式としてステップ応答に基づく個人の習熟度 (skill level) $y(t)$ が得られる。

$$y(t) = K(1 - e^{-\frac{t-L}{T}}) \quad (2.9)$$

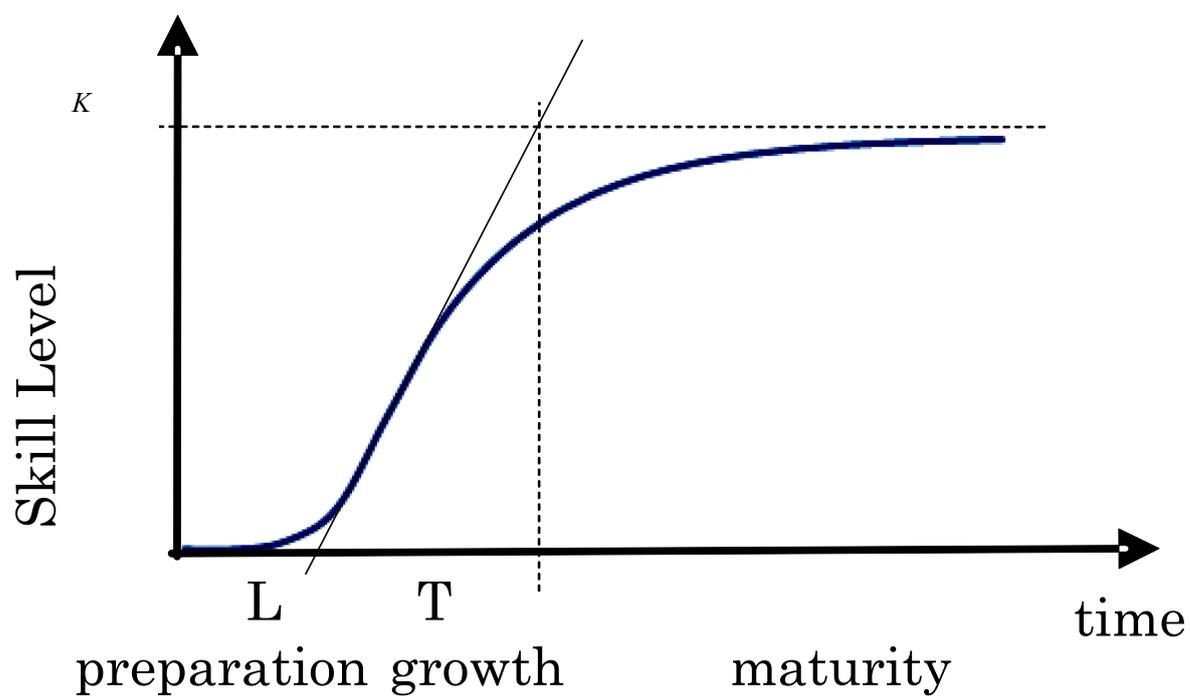


図 2.3 習熟度と学習時間

2.4 整理分類課題を対象とした計測例への適用

2.4.1 方法と結果

(1)方法

種類の異なる部品を分類する作業において、各試行ごとの分類に要する所要時間の変動を計測することにより、習熟過程を T , K , L の各パラメータの算出することによって評価する。ここで、図 2.4 に示す小ねじ、ナット等 14 種類の接合部品について机上に混合した状態で置き、部品を同一種類ごとに集めて分類する課題を用意した。各部品の個数を表 2.1 に示す。

対象者は大学生 1 名であり、これらの部品の多くを目にした経験を持つが整理分類課題を実行した経験はない。被験者は、各試行の間に 3 分間の休息をとりながら、合計 11 回の試行を行ない、各回の所要時間を計測した。課題開始時の状況を図 2.5 に示す。

(2)結果

「学習時間 t 」については、i) 各試行の応答時間 T_R の総和とするモデルと、ii) (2.5)式のように、学習に寄与しない時間を除いた T_E の総和とするモデルがある。ここでは、後者の結果を示す (表 2.2)。

表計算を用いて二乗誤差が最小となる a , b , c を求めたところ、 $a=131$, $b=234$, $c=0.00168$ が得られた。これらの値を用いて(2.7), (2.8)式により T, K, L を求めたところ、 $T=595$, $K=173$, $L=179$ が得られた。さらに、図 2.6 に(2.9)式に基づくステップ応答を示す。

スキル獲得過程の特徴が、習熟の速さ T 、習熟の最大幅 K 、および学習を開始後習熟が開始されるまでのむだ時間 L でモデル化されており、2 章で述べた最適な支援 (制御) の実現に向けた学習者の習熟度の推定、評価の一例として有用と考える。

2.4.2 習熟過程と各パラメータの対応

(1) むだ時間 (L) と、それに続く成長期について

「むだ時間」について明確に定義された例として、アカゲザルを対象として、学習実験を行なった例^[25]があり、該当するニューロンの半数が閾値に達するまでの時間を調べる方法で応答時間を計測している。この方法では、提示物と応答の対応が変更されることにより、新規の習熟が開始され、応答時間が最も遅いレベルに戻る。この状態が 5 回から 6 回続いたのち、急速な時間短縮 (習熟) が開始される。このように、環境変化が起きた後、習熟開始までの遅れを計測している点で、習熟におけるむだ時間 L の直接計測例といえる。

(2) 成長期 (T) と、それに続く成熟期について

習熟に伴う神経活動が 2 相の変化をすることが指摘されている^{[26][27]}。練習を伴う学習に

において、線条体は初期の試行錯誤的探索から、その後起きる最適化の段階に至る振る舞いの変化を担うと言われている。練習の初期においては課題に反応し得る全てのニューロンが、課題実行の初めから終わりまで分散して発火する。あたかも全ての課題事象が重要であるかのような振る舞いといえる。

次のフェーズにおいては、ニューロンの競合と選択過程によってシャープに調整された出力を持つ熟達ニューロンが出現するとともに手続きの開始と終了時に集団的発火が見られるようになる。これは処理プロセスを一括化するチャンキングに対応しており、中間点での発火減少は、もはや発火が課題遂行に必要なくなり、スキルが必要となる状況時に必要な反応を行えるようになったことを示す。*TKL* モデルにおける時定数 T は、このような連続的な変化を区切る指標の一つと言える。

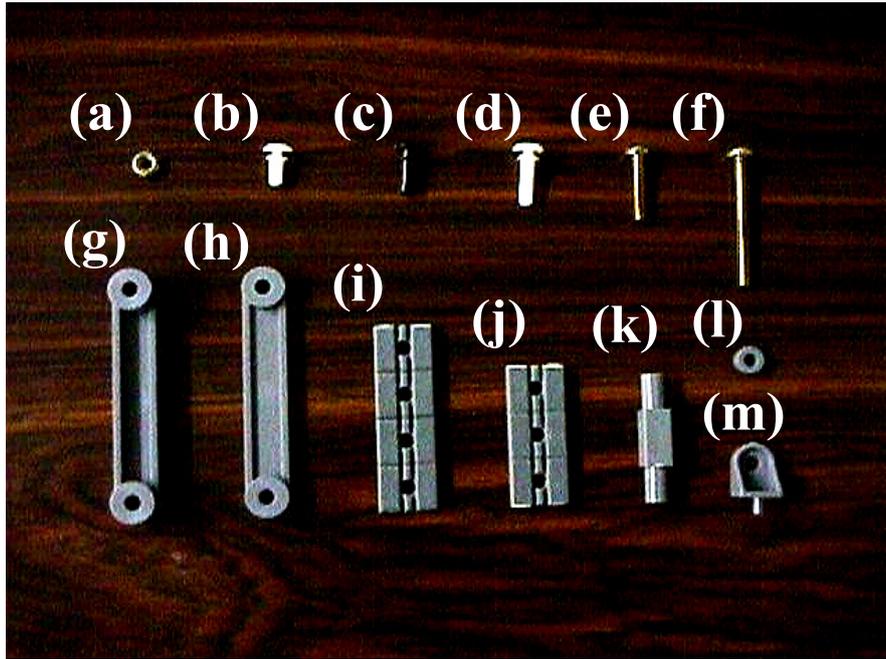


図 2.4 締結部品

表 2.1 締結部品の数

Fastener components	Number
(a)	20
(b)	20
(c)	20
(d)	20
(e)	10
(f)	10
(g)	10
(h)	20
(i)	10
(j)	5
(k)	20
(l)	20
(m)	20



図 2.5 整理分類のための締結部品

表 2.2 学習時間 t と応答時間 T_E

t [s]	T_E [s]
179	179
310	131
441	131
534	93
612	78
697	85
754	57
813	59
867	54
917	50
971	54

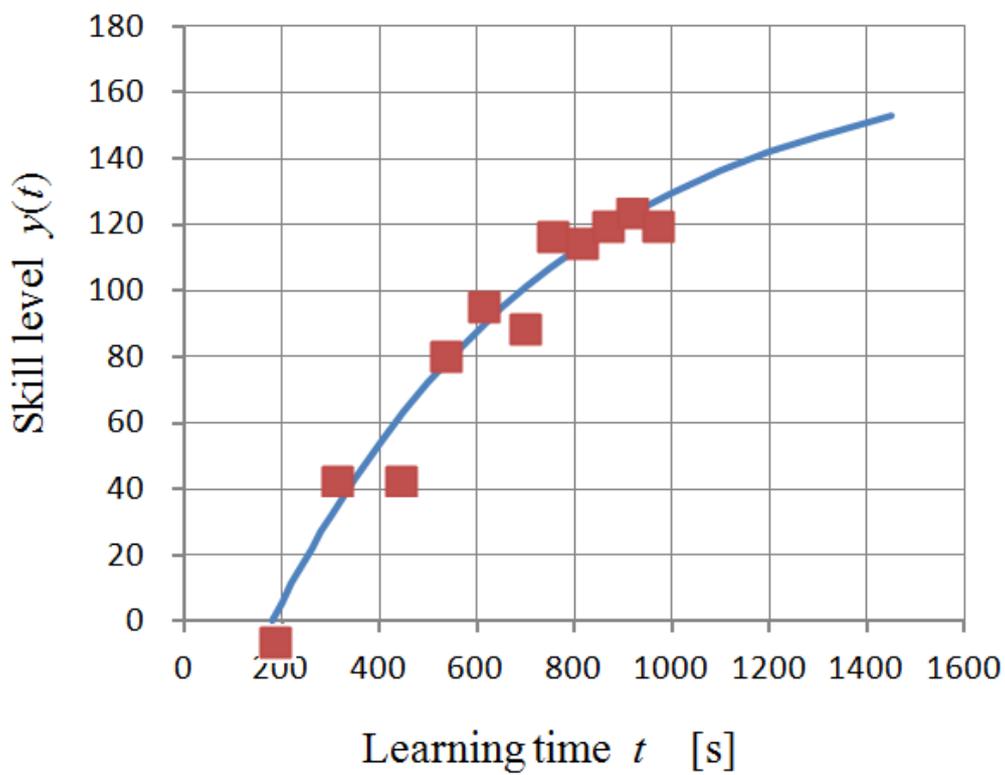


図 2.6 TKL モデルを基にした習熟曲線

2.5 結言

学習の進行中における学習者個別の学習状況把握による最適な学習システムの実現を目的として、スキルの習熟における制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルについて既存の研究との関係を示し、モデルの妥当性について考察した。次に、接合に用いられる部品の分類課題についてモデルの適用を行い、 T , K , L の各パラメータの算出方法を説明するとともに、むだ時間 (L)、成長期 (T) 及び成熟期に至る過程に関する事例と考察を示した。これらの結果は、制御理論を人間の高度神経活動である学習に適用する試みの最初のステップとして、単に制御理論だけでなく、スキル獲得に関する既存の神経学的知見の両者に裏付けられた制御の実現可能性を示唆する根拠としての意義も大きいと考える。

参考文献

- [1] J. Hatte and H. Timperley: The Power of Feedback, *Review of Educational Research*, Vol.77, No.1, pp.81-112 (2007)
- [2] OECD CERI (Organisation for Economic Co-Operation and Development, Centre for Educational Research and Innovation): Formative Assessment: Improving Learning in Secondary Classrooms, OECD Publishing (2005)
- [3] P. Black and D. William: Assessment and Classroom learning, *Assessment in Education: Principles, Policy and Practice*, Vol.5, No.1, pp.7-74 (1998)
- [4] OECD: Formative Assessment: Improving Learning in Secondary Classrooms, *OECD Policy Brief*, pp.1-8 (2005)
- [5] Y. Yamane and T. Childs: Manufacturing Technology Transfer, CRC Press (2013)
- [6] 長松正康, 川田和男, 臼坂高司, 山本透, 山根八洲男 : 制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルに関する考察, 電気学会論文誌, Vol.134-C, No.10, pp.1537-1542 (2014)
- [7] 大松 繁・山本 透 編 : 「セルフチューニングコントロール」, 計測自動制御学会, コロナ社 (1996)
- [8] Y. Yamane and T. Childs: Learning Curves and their Utilization, In Manufacturing Technology Transfer, Chap.2, CRC Press (2013)
- [9] J.L. McClelland, B.L. McNaughton, and R.C. O'Reilly: Why There are Complementary Learning Systems in the Hippocampus and Neocortex: Insights from the Successes and Failures of Connectionist Models of Learning and Memory, *Psychological Review*, Vol.102, No.3, pp.419-457 (1995)
- [10] R.A. Poldrack, J. Clark, E.J. Pare-Blagoev, D. Shohamy, J.Creso Moyano, C. Myers & M.A. Gluck: Interactive Memory Systems in the Human Brain, *Nature*, Vol.414, pp.546-550 (2001)
- [11] N. Frederiksen: Implications of Cognitive Theory for Instruction in Problem Solving, *Review of Educational Research*, Vol.54, No.3, pp.363-407 (1984)
- [12] E.K. Miller: The Prefrontal Cortex and Cognitive Control, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol.1, pp.59-65 (2000)
- [13] R.A. Carlson: Skill Learning, In L. Nadel, *et al.*, (eds.) *Encyclopedia of Cognitive Science*, Nature Publishing Group, pp.36-42 (2003)
- [14] A. Heathcote, S. Brown, and D.J.K. Mewhort: The Power Law Repealed: The Case for an Exponential Law of Practice, *Psychonomic Bulletin & Review*, Vol.7, No.2, pp.185-207 (2000)

- [15] A. Rosenbaum, R.A. Carlson, and R.O. Gilmore: Acquisition of Intellectual and Perceptual-Motor Skills, *Annual Review of Psychology*, Vol.52, pp.453-470 (2001)
- [16] N. Censor, D. Sagi, and L.G. Cohen: Common Mechanisms of Human Perceptual and Motor Learning, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol.13, pp.658-664 (2012)
- [17] N. Censor: Generalization of Perceptual and Motor Learning: A Causal Link With Memory Encoding and Consolidation?, *Neuroscience*, 250, pp.201-207 (2013)
- [18] F.J. Lee and J.R. Anderson: Does Learning a Complex Task Have to Be Complex?: A Study in Learning Decomposition, *Cognitive Psychology*, Vol.42, pp.267-316 (2001)
- [19] P.L. Ackerman: Determinants of Individual Differences during Skill Acquisition: Cognitive Abilities and Information Processing, *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol.117, pp.288-318 (1988)
- [20] P.L. Ackerman and R. Kanfer: Kanfer-Ackerman air traffic controller task(c) CD-ROM database, data collection program, and playback program: Office of Naval Research, Cognitive Science Program (1994)
- [21] J.R. Anderson, D. Bothell, J.M. Fincham, A.R. Anderson, B. Poole, and Y. Qin : Brain Regions Engaged by Part- and Whole-task Performance in a Video Game: A Model-based Test of the Decomposition Hypothesis, *Journal of Cognitive Neuroscience*, 23:12, pp.3983-3997 (2011)
- [22] W.T. Fu, H. Lee, W.R. Boot, and A.F. Kramer: Bridging across Cognitive Training and Brain Plasticity: a Neurally Inspired Computational Model of Interactive Skill Learning, *Wiley Interdisciplinary Reviews- Cognitive Science*, Vol.4, No.2, pp.225-236 (2013)
- [23] D.F. Feldon: The Implications of Research on Expertise for Curriculum and Pedagogy, *Educational Psychology Review*, Vol.19, No.2, pp.91-110(2007)
- [24] K.J. Astrom, and T. Hagglund : *PID controllers; theory, design, and tuning*(2nd ed.), Instrument Society of America (1995)
- [25] W.F. Asaad, G. Rainer, and E.K. Miller: Neural Activity in the Primate Prefrontal Cortex during Associative Learning, *Neuron*, Vol.21, No.1, pp.1399-1407 (1998)
- [26] T.D. Barnes, Y. Kubota, D. Hu, D.Z. Jin, and A.M. Graybiel: Activity of Striatal Neurons Reflects Dynamic Encoding and Recoding of Procedural Memories, *Nature*, Vol.437, pp.1158-1161 (2005)
- [27] H.H. Yin, S.P. Mulcare, M.R.F. Hilario, E. Clouse, T. Holloway, M.I. Davis, A.C. Hansson, D. M. Lovinger, and R.M Costa: Dynamic Reorganization of Striatal Circuits during the Acquisition and Consolidation of a Skill, *Nature Neuroscience*, Vol.12, No.3, pp.333-341 (2009)

3章 進化計算を用いた習熟度モデルのパラメータ推定

3.1 緒言

学習指導や職業におけるスキル獲得を効果的に促進するためには、学習者個別の学習状況の把握と、これに基づく適切な指導が必要となる。このような個人差の生理学的基盤が次第に明らかにされてきており、学習初期のパフォーマンスから、個人ごとに異なる習熟特性の直接測定に基づいて、その後の習熟過程を予測できれば、個人の習熟特性に応じた最適な学習支援が可能となる。この問題に対して、スキル獲得における習熟過程を制御工学における「一次遅れ+むだ時間」系 (TKL モデル) とみなしたモデル化を行い、時定数 T 、むだ時間 L 、システムゲイン K の各パラメータについて、スキル習熟過程のモデルとしてみた場合の対応関係や意味について第 3 章で考察した。しかし、ばらつきのあるデータから効果的にパラメータを推定する方法の検討には至っていなかった。

本章では、計測された試行データから遺伝的アルゴリズム^[1]によって TKL の各パラメータを算出する際の適応度関数について、モデル化の対象である「人間における習熟過程に習熟度の推定を行う方法について検討を行う^[2]。

3.2 習熟度モデルのパラメータ推定

3.2.1 習熟過程の特性を考慮した推定

習熟量の正確な計測のためには、課題実行時間のばらつきを除き、習熟に伴う情報処理容量の向上を正確に計測する必要がある。このようなばらつきの要因は、課題によるものと学習者によるものの二つに大別できる。

(1)課題遂行に必要な情報処理量にばらつきのある場合がある。例えば故障発見課題では、故障箇所を発見できれば、残りの箇所の探索は不要となるため、探索経路の最初に故障箇所があるか、最後にあるかによって情報処理量や探索時間に大きな差を生じる。

(2)学習者の要因として、課題遂行中に、課題の直接的実行以外の情報処理に切り替わる場合があり^[3] (task switching), 遂行時間の偶発的遅延や試行ごとのばらつき (trial-by-trial fluctuations)の原因となることを示す多くのエビデンス^{[4]-[7]}やモデル^{[8]-[10]}が存在する。

したがってここでは、課題遂行にともなう情報処理量がほぼ一定となることが期待される「部品の整理分類課題」を用い、遂行時間の偶発的遅延と、習熟に伴う時間短縮との分離を試みる。

課題の情報処理量に応じた遂行時間のばらつきは一般的な仮定にしたがって左右対称の分布となることが期待されるのに対して偶発的遅延にともなうばらつきは、遂行時間を延長する方向に分布することが予想される。よって、次節において *TKL* のパラメータを求めるときに、この差を利用する。

3.2.2 実数値型遺伝的アルゴリズム

学習者の習熟度モデルのパラメータ a , b および c は、図 3.1 に示すような構造をもつ遺伝子列を用いた実数値 GA を用いる。この実数値 GA の計算手順について以下に示す。

1)初期設定

世代数 G を設定する。そして、各パラメータの推定範囲内のランダムな実数をもつ初期個体を N 個発生させる。

2)選択

(3.1)式で与えられる適応度関数 $f(p)$ を計算し、優れた適応度値をもつ個体を α [%] 選択する。ここで、適応度関数 f は次式の 2 乗誤差の合計の逆数を適応度値とし、 p は、各個体 (1, 2, ..., N) を示す。

$$f(p) = 1 / \left\{ 1 + \frac{1}{k_{end}} \sum_{k=1}^{k_{end}} \lambda \{ \hat{T}_R(k) - T_R(k) \}^2 \right\} \quad (3.1)$$

ここで、 T_R は学習者の所要時間で、 \hat{T}_R は学習者の習熟度モデルの推定パラメータ a , b および c からなる推定所要時間である。また、 λ は $\hat{T}_R - T_R \leq 0$ のときは λ_1 を、それ以外のときは 1 を与える。それぞれの個体 P_i は、適応度値を基に並べる。そのとき、適応度値 $f(p)$ の大きい方から α [%] の個体を選択し、次世代に保存する。

3) 交叉

α [%] の適応度値の大きい個体から二つの個体 P_a と P_b を選択する。そして、新しい個体 P_c と P_d を次式により発生させる。

$$P_c(i) = P_{\text{sup}}(i) - \frac{|P_a(i) - P_b(i)|}{4} \quad (3.2)$$

$$P_d(i) = P_{\text{sup}}(i) + \frac{|P_a(i) - P_b(i)|}{4} \quad (3.3)$$

ここで、(3.2)式と(3.3)式中の P_{sup} は P_a または P_b のどちらか大きい適応度値をもつ個体を意味する。この手続きは、 P_a と P_b に含まれる 3 つの遺伝子すべてに対して適用する。

4) 突然変異

すべての新しい個体に対する β [%] の遺伝子列を各パラメータの推定範囲内のランダムな値に置き換える。

5) 繰り返し

2) から 4) の手続きを定められた世代数 G だけ繰り返す。

この手順を図 3.2 に示す。

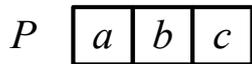
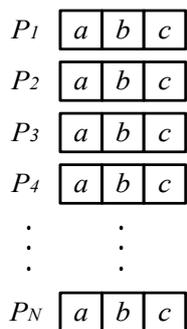
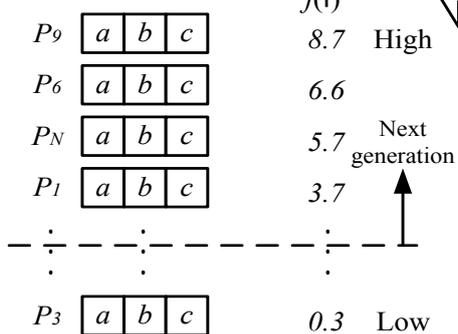


図 3.1 遺伝子列の構造

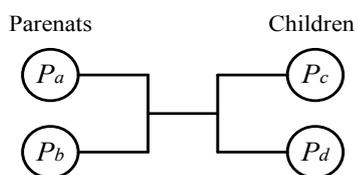
Initial Individual Population



Selection



Crossover



Mutation

β % cells are replaced with random values.

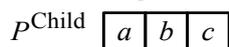


図 3.2 GAの計算手順

3.3 数値例

2.4 節で扱った整理分類の課題について、大学生 4 名の試行データについて *TKL* によるモデル化を行った。前節における $\lambda_1 = 1$ の場合と、 $\lambda_1 = 0.1$ として偶発的遅延の除外を試みた場合を比較した結果を示す。

図 3.3 から図 3.6 は、 $\lambda_1 = 1$ における結果である。図 3.3 では、*TKL* モデルの指数関数にかなり一致した結果が得られているが、図 3.4 から図 3.6 においては、モデルからはずれる試行が見られる。ここで用いた課題では、偶発的な要因によってスキルレベルが高い値となることは少ないと仮定すると、3.2.1 節で述べた遅延の影響により習熟度が実際よりも低く見積もられていることが読み取れる。

図 3.7 から図 3.10 は、 $\lambda_1 = 0.1$ として偶発的遅延の影響低減を図った場合の結果を示す。

図 3.7 においては、図 3.3 と同様に *TKL* モデルで良好なモデル化ができています。特に、 $\lambda_1 = 0.1$ とした図 3.7 の場合には、ばらつきのある試行データの最良値のラインに沿ったモデル化に成功しており、偶発的な遅延に基づくと思われる外れ値（縦軸方向に 5 ポイントと 10 ポイント低いパフォーマンス値：約 5 秒と 10 秒の遅延に相当する）が明瞭に検出されている。このような試行データが存在することは、課題遂行の情報処理量が一定であるとした前述の仮定が妥当なものであることを間接的に支持する結果と言える。

図 3.8 および図 3.9 においても、偶発的な遅延に伴うと思われる低いパフォーマンス値が外れ値として分離され、実際の習熟量に近いと思われる試行データの上限值に沿ったモデル化に成功している。

図 3.10 においては、最良値が $t = 400$ の試行値のみであるため、その他のデータ全てが偶発的遅延によるものか、判定が困難である。このような場合、さらに試行データが入手できた時点で推定を行う必要があると思われる。

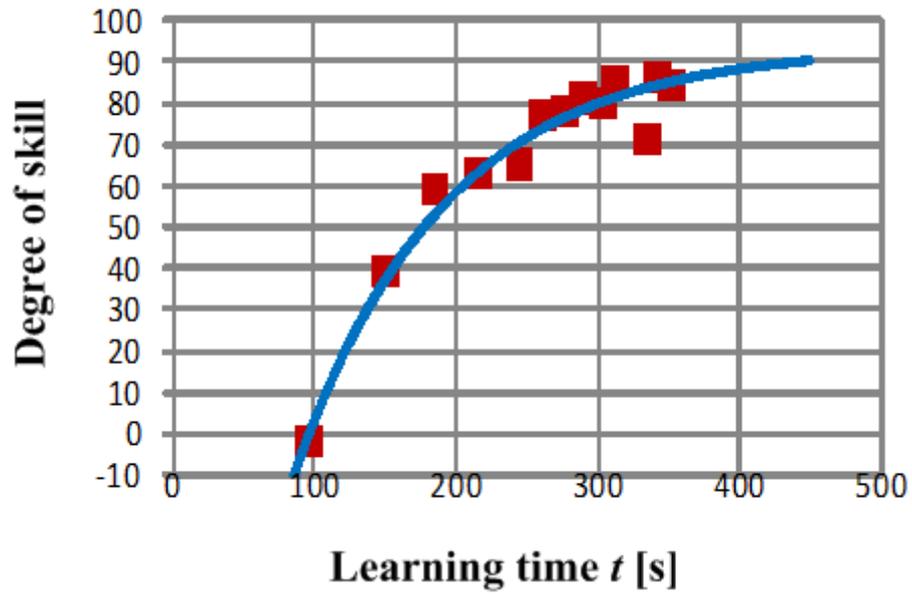


図 3.3 学習者 A の習熟曲線 ($\lambda_1 = 1$)

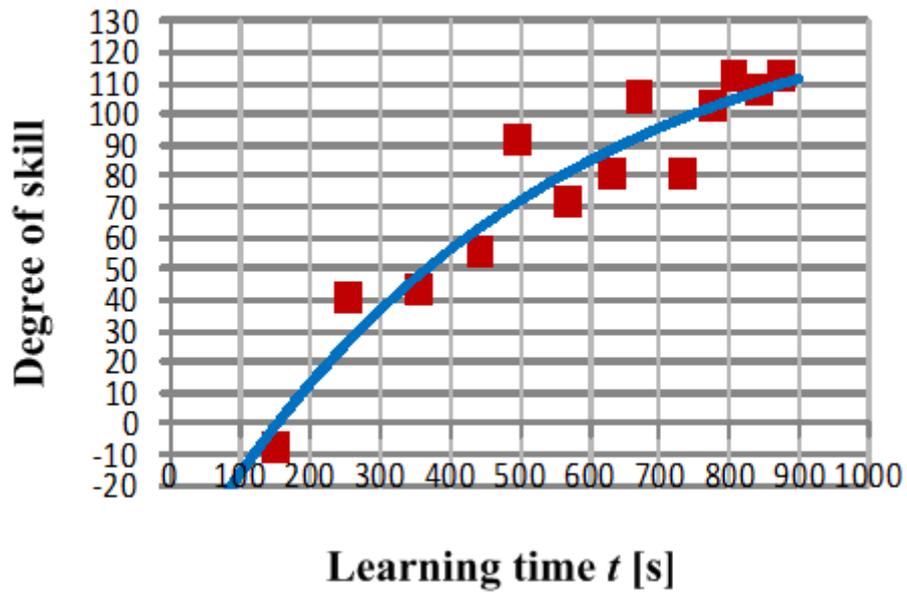


図 3.4 学習者 B の習熟曲線 ($\lambda_1 = 1$)

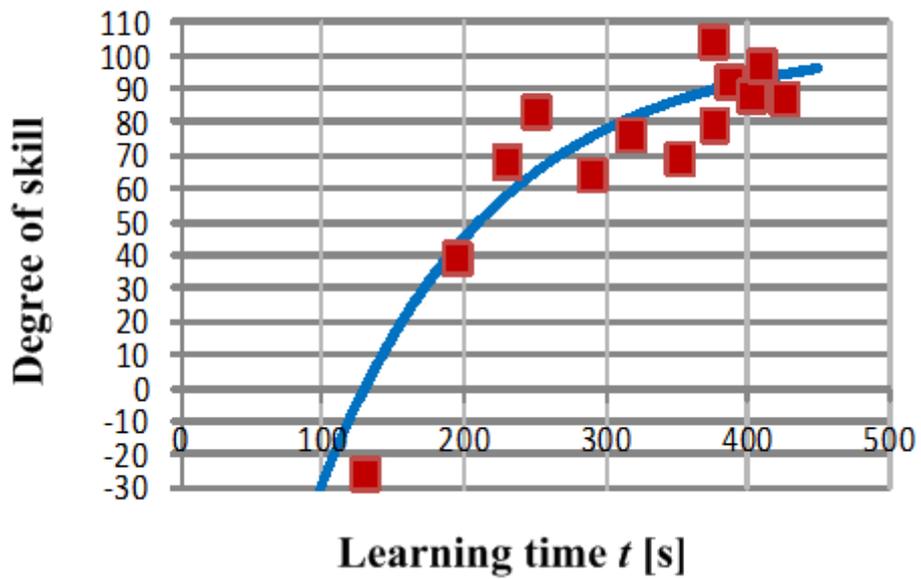


図 3.5 学習者 C の習熟過程 ($\lambda_1 = 1$)

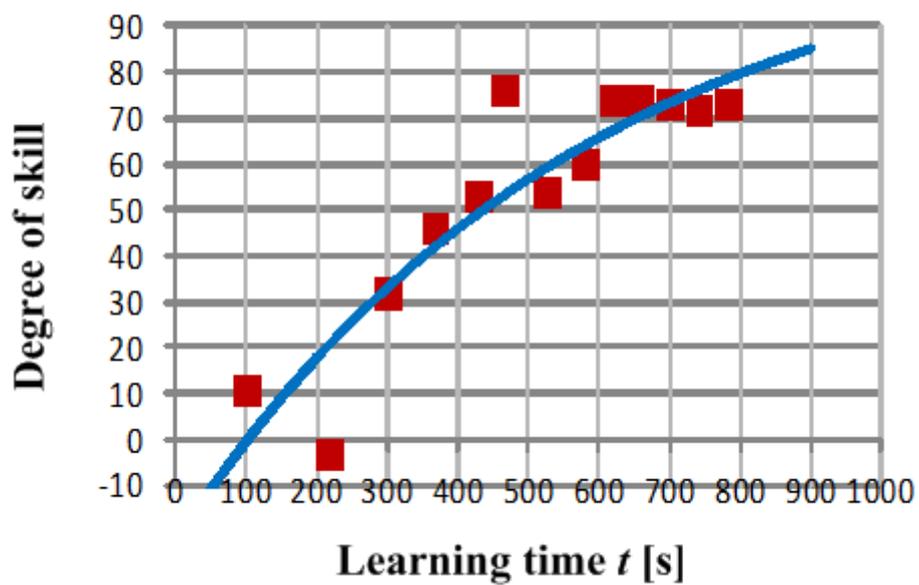


図 3.6 学習者 D の習熟過程 ($\lambda_1 = 1$)

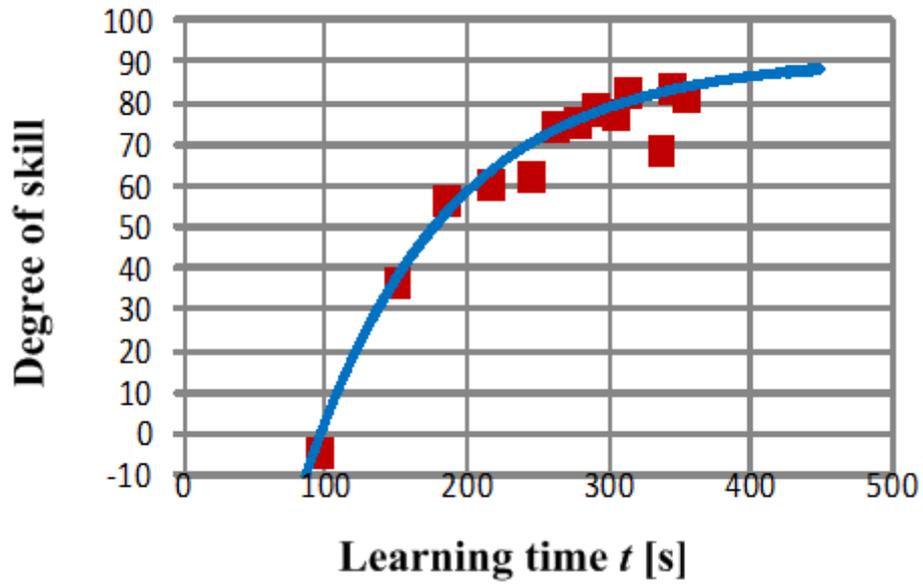


図 3.7 学習者 A の習熟過程 ($\lambda_1 = 0.1$)

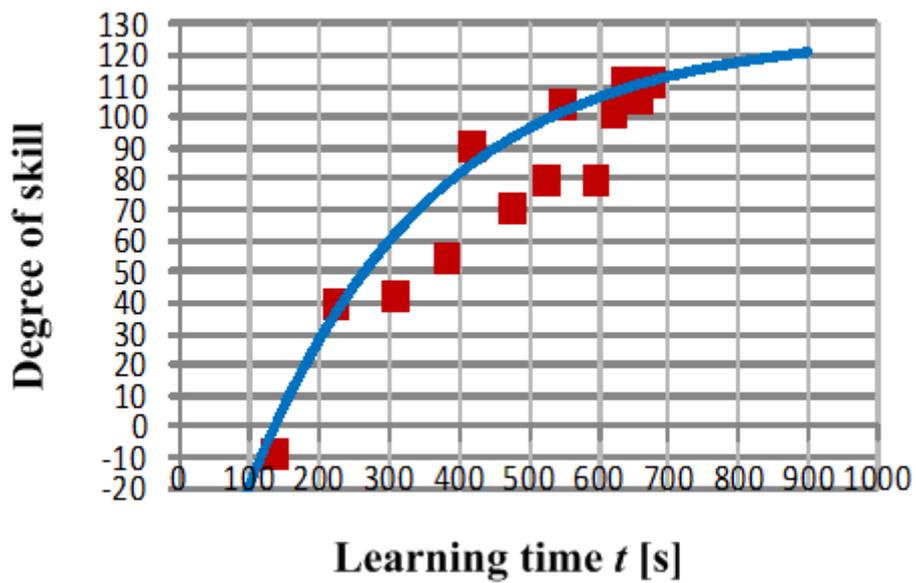


図 3.8 学習者 B の習熟曲線 ($\lambda_1 = 0.1$)

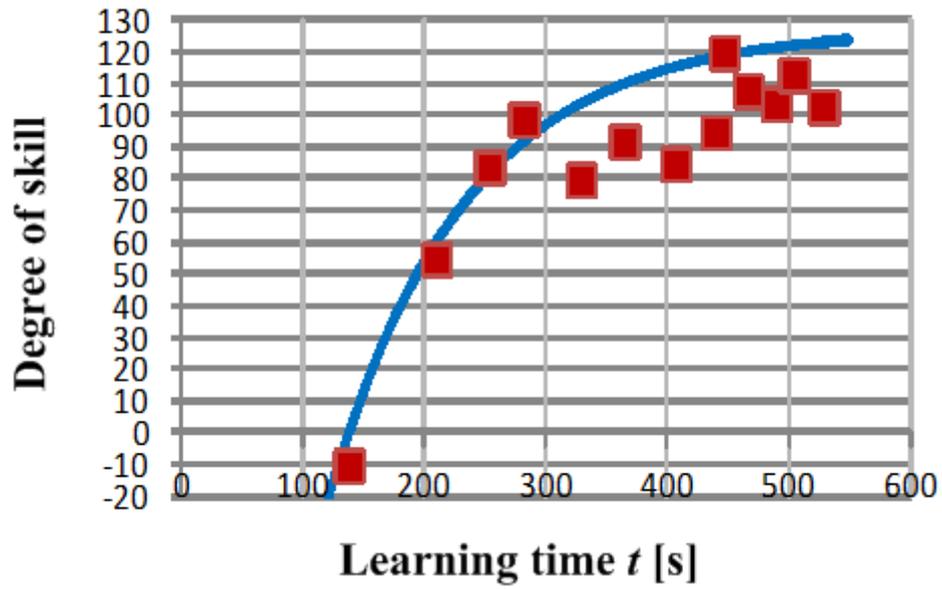


図 3.9 学習者 C の習熟曲線 ($\lambda_1 = 0.1$)

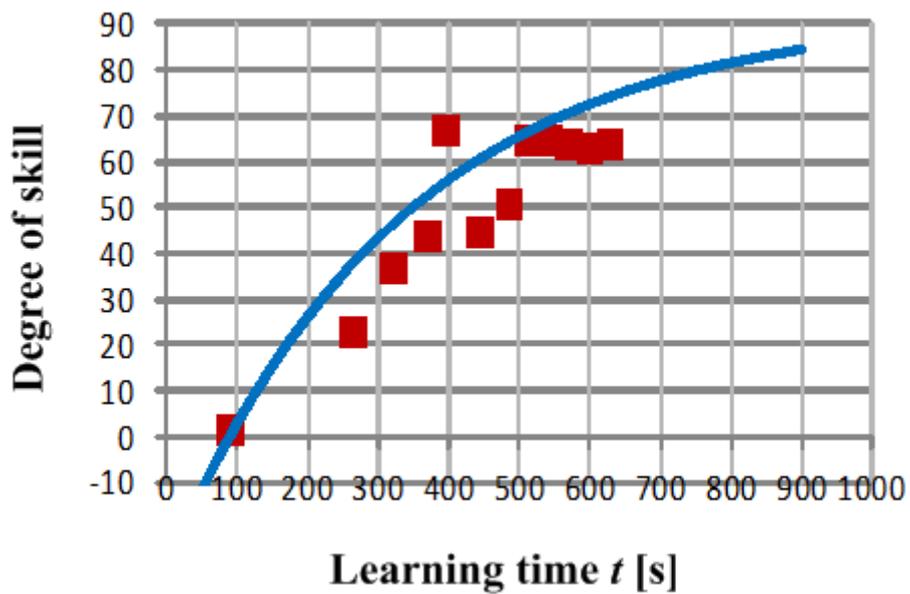


図 3.10 学習者 D の習熟曲線 ($\lambda_1 = 0.1$)

3.4 遺伝的アルゴリズムによる TKL パラメータの収束性に

ついて

試行回数 40 回における各世代の最良適応平均値を図 3.11 に示す。このとき、最良適応平均値は次式により計算した。

$$f_{opt}(j) = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} f(i, j) \quad (3.4)$$

ここで、 $f_{opt}(j)$ は第 j 世代における最良の個体の適応平均値を示している。また、 $f(i, j)$ は第 i 試行での第 j 世代における最良適応値を示している。これにより、最適な T 、 K および L の組み合わせが 50 世代付近で探索されていることがわかる。最適な T 、 K および L の組み合わせもほぼ同様になっていた。

また、試行回数 40 回における各世代の適応平均値を図 3.12 に示す。このとき、全ての適応平均値は次式により計算した。

$$f_{ave}(j) = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(i, j, k) \right\} \quad (3.5)$$

ここで、 $f_{ave}(j)$ は第 j 世代における全個体の適応平均値を示している。これにより、多様性が維持されながら探索されていることがわかる。

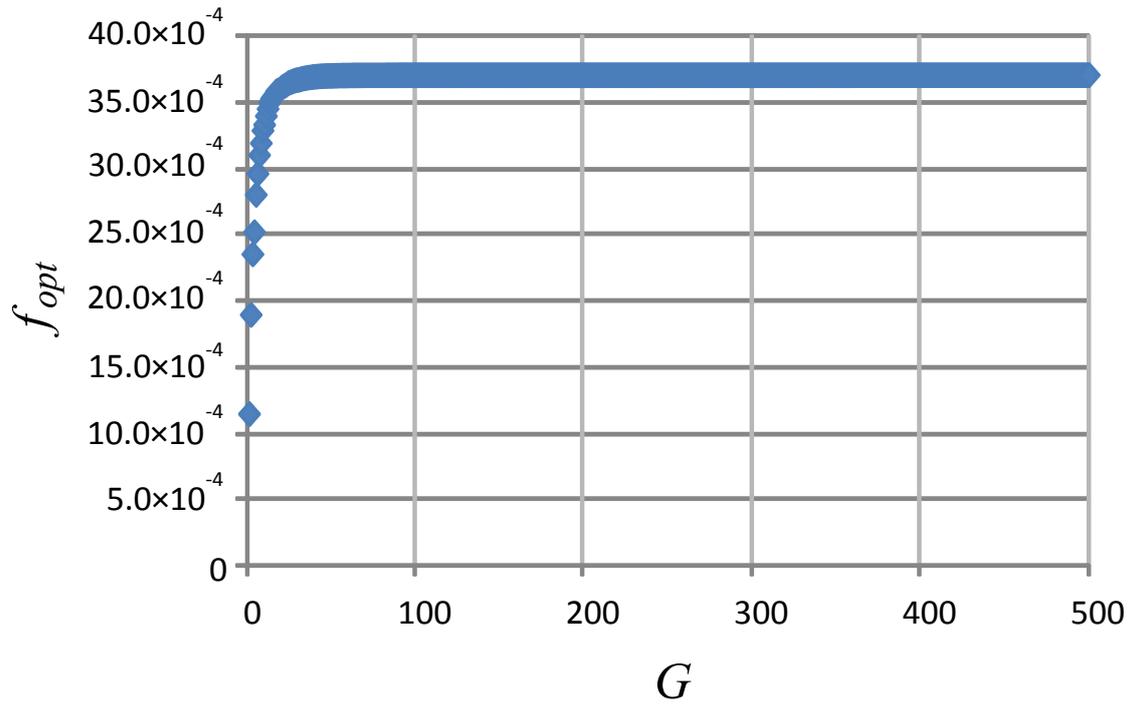


図 3.11 各世代の最良適応平均値

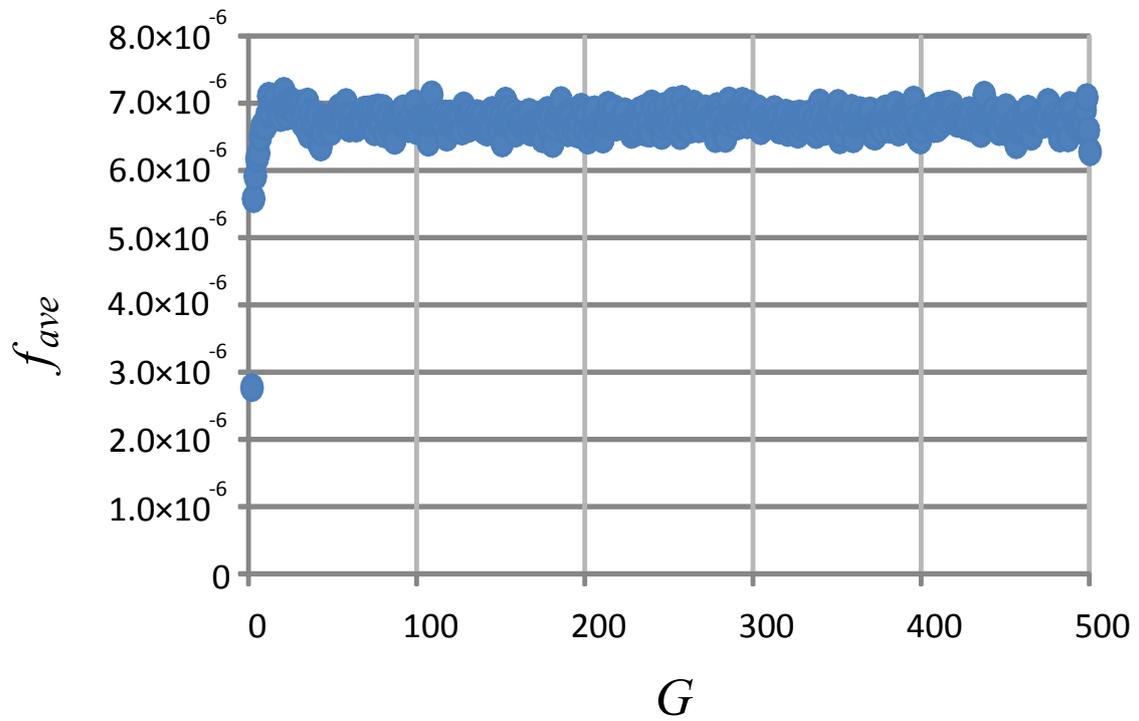


図 3.12 各世代の適応平均値

3.5 結言

偶発的遅延を伴う試行データから習熟に伴う遂行時間の短縮量を得ることを目的として、実数値型遺伝的アルゴリズムを用いた T, K, L の算出を行った。課題遂行時間に関する最近の知見を援用するとともに、課題として処理量が一定量であると期待される課題を採用することにより、偶発的遅延と習熟量をうまく分離して計測することへの見通しが得られた。今後、教育現場に各種端末が普及した際にはこのような課題遂行時間に関するデータを多量に収集することが容易となることが予想される。したがって課題に応じたパラメータ λ の決定方法など、さらなる検討が必要であると考えられる。

参考文献

- [1] I. Ono, S. Kobayashi and K. Yoshida : Global and Multi-objective Optimization for Lens Design by Real-coded Genetic Algorithms, *Proc. SPIE* 3482, International Optical Design Conference 1998, pp.100-120 (1998)
- [2] M. Nagamatsu, K. Kawada, and T. Yamamoto : Parameter Estimation of Skill Evaluation Model using Evolutionary Computation, *Proc. of Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, Las Vegas, pp.1233-1235 (2015)
- [3] T.S. Braver, J.R. Reynolds, and D.I. Donaldson: Neural Mechanisms of Transient and Sustained Cognitive Control during Task Switching, *Neuron*, Vol. 39, pp.713–726 (2003)
- [4] J.J.M. Barnes, A.J. Dean, L.S. Nandam, R.G. O'Connell, and M.A. Bellgrove: The Molecular Genetics of Executive Function: Role of Monoamine System Genes, *Biological Psychiatry*, Vol.69, e127–e143 (2011)
- [5] M.F. Mason, M.I. Norton, J.D. Van Horn, D.M. Wegner, S.T. Grafton, and C.N. Macrae: Wandering Minds: The Default Network and Stimulus-Independent Thought, *Science*, Vol.315, pp.393-395 (2007)
- [6] W. Hasenkamp, C.D. Wilson-Mendenhall, E. Duncan, L.W. Barsalou: Mind Wandering and Attention during Focused Meditation: A Fine-grained Temporal Analysis of Fluctuating Cognitive States, *Neuroimage* Vol.59, pp.750-760 (2012)
- [7] D.H. Weissman, K.C. Roberts, K.M. Visscher & M.G. Woldorff: The Neural Bases of Momentary Lapses in Attention, *Nature Neuroscience*, Vol.9, pp.971-978 (2006)
- [8] A. Pasupathy & E.K. Miller: Different Time Courses of Learning-related Activity in the Prefrontal Cortex and Striatum, *Nature*, Vol.433, pp.873-876 (2005)
- [9] R.C. O'Reilly: Biologically Based Computational Models of High-Level Cognition, *Science*, Vol.314, pp. 91-94 (2006)
- [10] R.C. O'Reilly, M.J. Frank: Making Working Memory Work: A Computational Model of Learning in the Prefrontal Cortex and Basal Ganglia, *Neural Computation*, Vol.18, 283–328 (2006)

4章 スキルの習熟度モデルと習熟過程の評価

4.1 緒言

学習指導や職業におけるスキル獲得を効果的に促進するためには、学習や習熟の度合いに基づく適切な支援が必要である。とくに、学習初期のパフォーマンスから学習過程の個人差を特定し、その後の学習過程を予測できれば、学習中の習熟状況の算出に基づく学習支援が可能となるため有用性が高いと考えられる。この問題に対して、第2章において「教師-学習者モデル」における習熟過程を、制御工学的アプローチに基づき「一次遅れ+むだ時間」系（TKL モデル）として捉える方法を提案した^[1]。そこでは、学習を開始してから実際にパフォーマンスの伸長が開始されるまでの「むだ時間」、各学習者の到達度の漸近線に対応する「システムゲイン」、および個人ごとのパフォーマンス伸長の速さに対応する「時定数」のそれぞれの意味と既存のスキル獲得研究との対応を明らかにし、このようなアプローチの有用性を確認している。また第3章では、習熟過程の特性を考慮したパラメータの推定方法を検討した^[2]。そこで本章では、これらのパラメータを用いて個人ごとの習熟度を評価・検討する^[3]。

まず、先に提案した TKL モデルを用いて個人ごとの習熟度モデルを構築する方法について考察し、プログラミングのスキル獲得過程を一例として、その方法の有効性を検証する。次に、4.2 節では習熟度の推定方法について述べると共に、TKL モデルを概説する。さらに、4.3 節ではプログラミングにおける誤り発見課題についての実験を取りあげて、TKL モデルに基づく習熟度モデルの具体的なパラメータの算出方法を説明し、個人ごとの習熟過程について考察する。4.4 節では、本章の結果と今後の課題について簡潔にまとめる。

4.2 習熟の計測とモデル化

4.2.1 習熟度の定義

スキルの習熟を計測する方法は正答率や作業精度などスキルの種類ごとに様々なものが考えられる。その中でも、繰り返しの伴う処理速度の向上は、スキルの種類に依存せず普遍的に見られる^[4]ことから、標準的な指標の一つとして用いられており、既存の研究の多くは、スキル遂行の所要時間（response time）を練習回数の関数として計測しモデル化する方法をとっている^{[5]~[9]}。さらに、試行ごとのばらつきのため、試行を細かいブロックに分割し、ブロックごとの平均値の推移を用いてモデルを算出したり、総試行回数が数千回を超えるものも少なくない^{[10][11]}。しかし、ここではむだ時間や時定数のような時間を用いてモデル化するため、課題遂行の所要時間を、試行回数の関数としてモデル化する従来の方法に加えて、課題遂行の所要時間を、その累積時間の関数としてモデル化する、この二つの方法について比較を行った。

まず、所要時間を用いた習熟のモデル化を行う。定量的に計測するため、習熟開始時の初期値となるベースラインを定義する必要がある。なぜなら、習熟すべき課題の多くは、より下位の課題から階層的に構成^{[12]~[16]}され、注視点の移動等で計測される注意制御^[17]や、次に何を行うかの判断に関わる実行制御^{[18][19]}、さらには、課題文の字句の読み取りや読解といった特定の課題に依存しない^[20]スキルのレベルまで分解されるが、このような汎用のスキルは日常生活を通じて、常に訓練され個人ごとに異なる習熟度に達していることによる。言い換えれば、学習開始時において既に個人ごとに異なるベースラインに立っていると言える。

ここでは、ベースラインの基準値を、全試行中で最も所要時間の長くなる第1回目試行の値とし、試行回数の増加に伴ってこの値から漸近線に収束するまでの変化を、習熟度の定義とした。

4.2.2 モデリングに関するその他の要因

習熟度を所要時間の推移で計測する場合、(1)速さと正確さのトレードオフ、(2)報酬によるバイアスが存在し、速さや正確さに影響を与えることが知られている^{[21]~[23]}。以下の実験では作業の速さや報酬について指示せず、中立となるようにした。

4.3 プログラミングにおける誤り発見課題

4.3.1 方法と結果

簡単なプログラミングにおける誤り発見課題を例として習熟度のモデル化を試みた。課題は前方に測距センサを付けた模型自動車を用いて、(1)前方の障害物が一定距離以内に接近した場合停止する、(2)さらに接近した場合には後退する、ことにより前方の物体からの距離を一定の範囲内に保つプログラムを作成するものである。プログラムは簡単な入出力命令と条件分岐、および繰り返し文の組合せで構成されるものとし、10行から20行程度で完成できることを想定している。実際に作成されたプログラミング例から、頻度の多い誤り例を収集して誤り発見課題を計8問題作成した。誤りが重複すると、誤り箇所を特定することが困難となるので、誤りは1問題について1か所のみとした。被験者は、各問題についてフローチャートで与えられたプログラムの正しい動作と、不具合を含んだプログラムコードを比較して、プログラムの誤りを特定することを求められた。この誤り発見課題は、(i)仕様を記述した図からの情報の取り出し、(ii)言語の構文に沿った意味情報取り出しと、さらに前者の仕様情報との照合、さらに、(iii)プログラム作成時の問題解決(トラブルシューティング)、を含んでいる点において、プログラム習熟の一部を構成するスキルと言える。

各問題について被験者が誤りを特定できたと報告した時点までの所要時間を計測し、これを計8回連続して繰り返した。対象者は大学学部生5名であり、いずれもプログラミング言語の初級コースを受講済である。

実験結果を表4.1に示す。 R_T^* は所要時間(秒)、sumは所要時間の累積時間(秒)、AからEは各学習者を示す。いずれの場合も8回の試行により、所要時間が大幅に減少している。

以上の結果について、(1)試行回数の関数としてモデリングする方法(回数モデル)と、所要時間の累積時間の関数としてモデリングする方法(累積時間モデル)を比較した。いずれも最小二乗法を用いて指数関数による当てはめを行い、寄与率の比較を行った。その結果を表4.2に示す。

5例とも累積時間モデルの方が、寄与率が高い値を示している。一対の標本による片側 t 検定を行った結果有意($p < 0.01$)であった。

この結果は、プログラミングにおける誤り発見課題において、指数関数の当てはめを行う場合、従来の実行回数の関数でモデル化するよりも、累積実行時間の関数でモデル化した方が良い結果が得られたことを示す。これ以降は累積時間のモデルを用いて、図4.1の式に基づいて T, K, L を求めた。このとき、 $0 \leq a \leq 1000$, $0 \leq b \leq 1000$, $0 \leq c \leq 0.01$ の範囲

で探索させ、適応度関数 $f(p)$ は次式とした。ただし、ここでは $\lambda=1$ とする。

$$f(p) = 1 / \left\{ 1 + \frac{1}{k_{end}} \sum_{k=1}^{k_{end}} \lambda \{ \hat{T}_R(k) - T_R(k) \}^2 \right\} \quad (4.1)$$

その結果を図 4.2 から図 4.5 に示す。C と D は類似しているのので、D のみ示した。

第 1 回目の試行を表す点が図 4.4 および図 4.5 でわずかに負の値となっているのは試行データのばらつきによる。表 4.3 に各パラメータの算出結果を示す。

表 4.3 では、学習を開始してから、実際に習熟が開始されるまでのむだ時間 L と、習熟の速さを示す時定数 T が学習者ごとに算出されている。

習熟の向上幅を示す K の値は 560 から 904 までばらつきがあり、習熟の進行の速さに相当する時定数 T の値は、最も速い 168 秒から最も遅い 1387 秒までの違いが見られた。むだ時間 L についても最小の 545 秒から最大の 779 秒まで違いが見られ、各学習者の習熟進行過程の特徴がこれら三つのパラメータを組合せたモデルで算出されている。 T の平均値は 524 秒、 L の平均値は 701 秒であった。

なお、被験者 A は他の 4 人に比べて、異なる結果となっている。個人ごとの履修状況を確認した結果、被験者 A の特記事項として、授業の実習における選択課題においてプログラミングを選択していたことが判明した。性格においても地道に努力をするタイプで丁寧な作業を行う点で他の学生とは異なる傾向が見られた。このような履修状況等の差が K, T, L の違いとして表れた可能性がある。

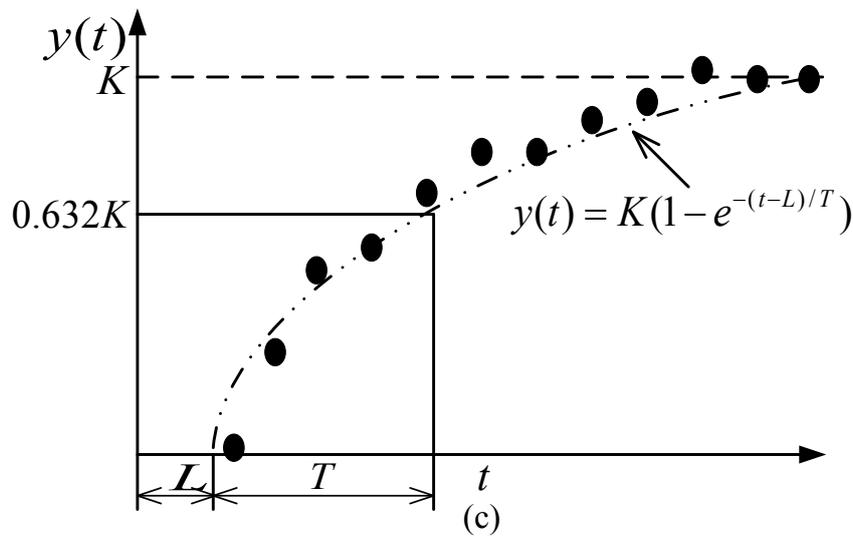
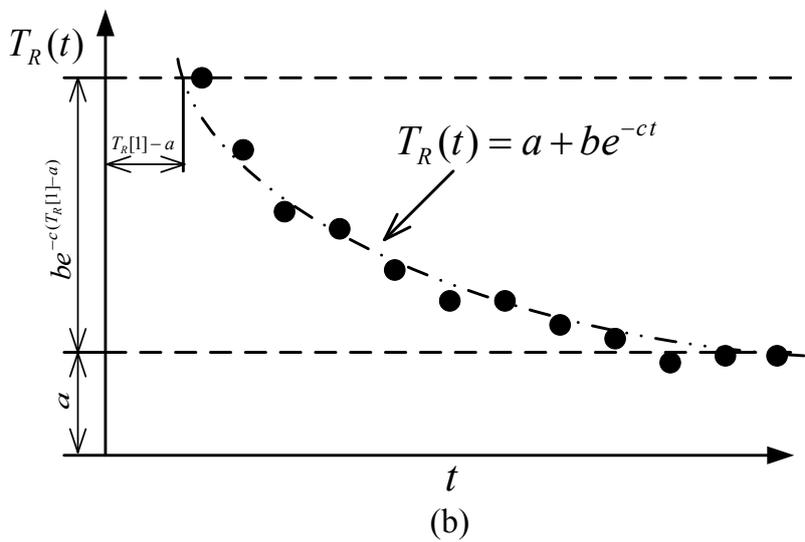
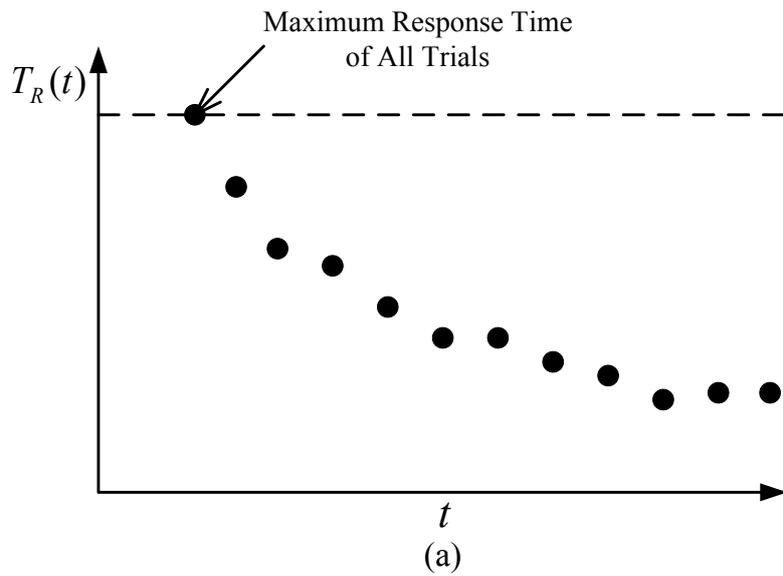


図 4.1 T, K および L の決定方法

表 4.1 応答時間の改善

trial	1	2	3	4	5	6	7	8	
A	sum	545	983	1422	1600	1815	1972	2143	2344
	R_T^*	545	438	439	178	215	157	171	201
B	sum	761	1469	1707	1823	1978	2038	2160	2315
	R_T^*	761	708	238	116	155	60	122	155
C	sum	857	1109	1298	1435	1546	1657	1742	1811
	R_T^*	857	252	189	137	111	111	85	69
D	sum	830	1039	1286	1370	1466	1532	1643	1697
	R_T^*	830	209	247	84	96	66	111	54
E	sum	638	903	1073	1146	1228	1266	1363	1459
	R_T^*	638	265	170	73	82	38	97	96

表 4.2 二つのモデルの回帰分析の寄与率

participant	A	B	C	D	E
accumulated time model	0.75	0.66	0.93	0.81	0.7
count model	0.72	0.61	0.83	0.73	0.57

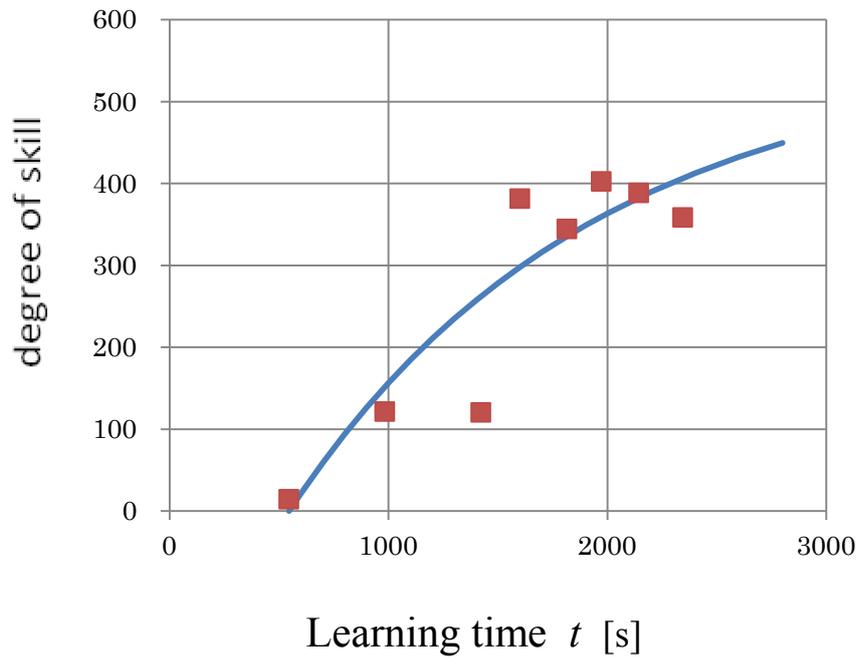


図 4.2 被験者 A の習熟曲線

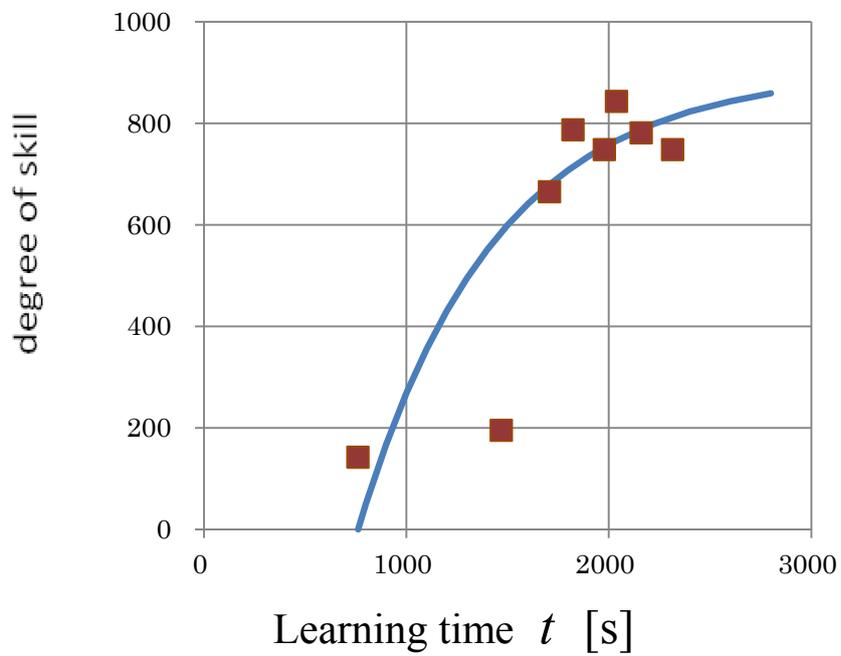


図 4.3 被験者 B の習熟曲線

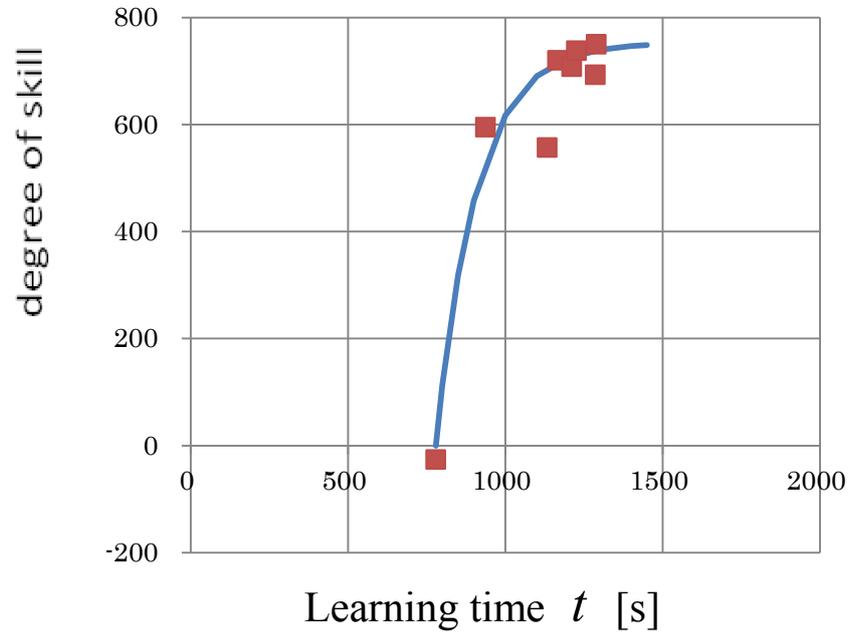


図 4.4 被験者 D の習熟曲線

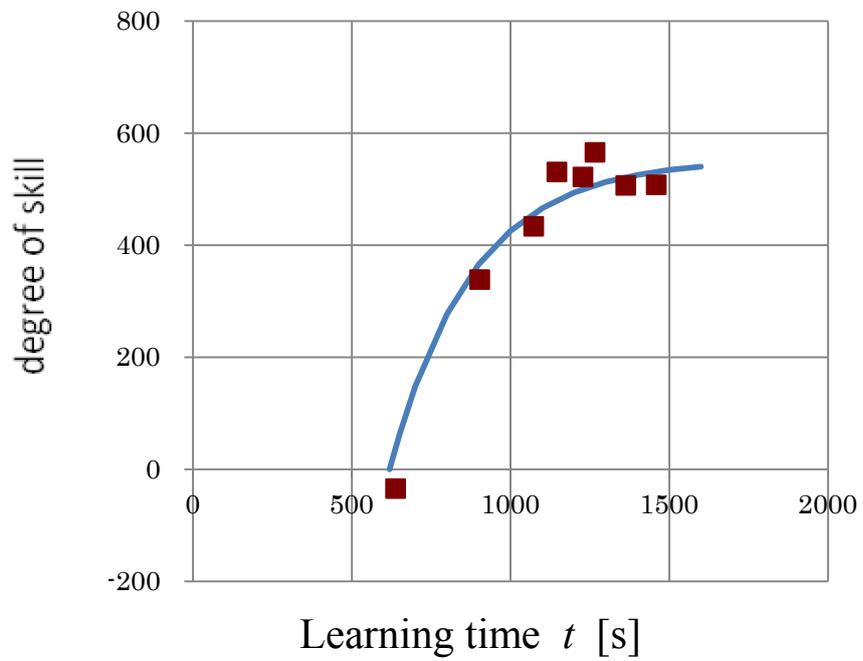


図 4.5 被験者 E の習熟曲線

4.3.2 支援のしやすさに関する指標

図 4.6 は、表 4.3 に示した 5 名の時定数 T とむだ時間 L の関係を示したものである。この図において、破線は $L/T=0.5$ となる直線を示している。プロセス制御などにおいては「制御のしやすさ」の指標として L/T が良く用いられる^[24]。つまり L/T の指標を用いると、この破線より右下に位置するもの ($L/T < 0.5$) は比較的制御しやすく、左上にあるもの ($L/T > 0.5$) は制御が難しいことを示している。本論文では、個人の学習支援のための個人のスキル習熟度モデルを作成することに注目しているが、今後スキル習熟度モデルより個人の学習の支援を考慮する場合において、学習者に対する支援のしやすさを知る手掛かりに利用できる可能性がある。

表 4.3 被験者ごとのゲイン K , 時定数 T およびむだ時間 L

	A	B	C	D	E
K	560	904	814	753	553
T	1387	678	168	129	260
L	545	761	802	779	619

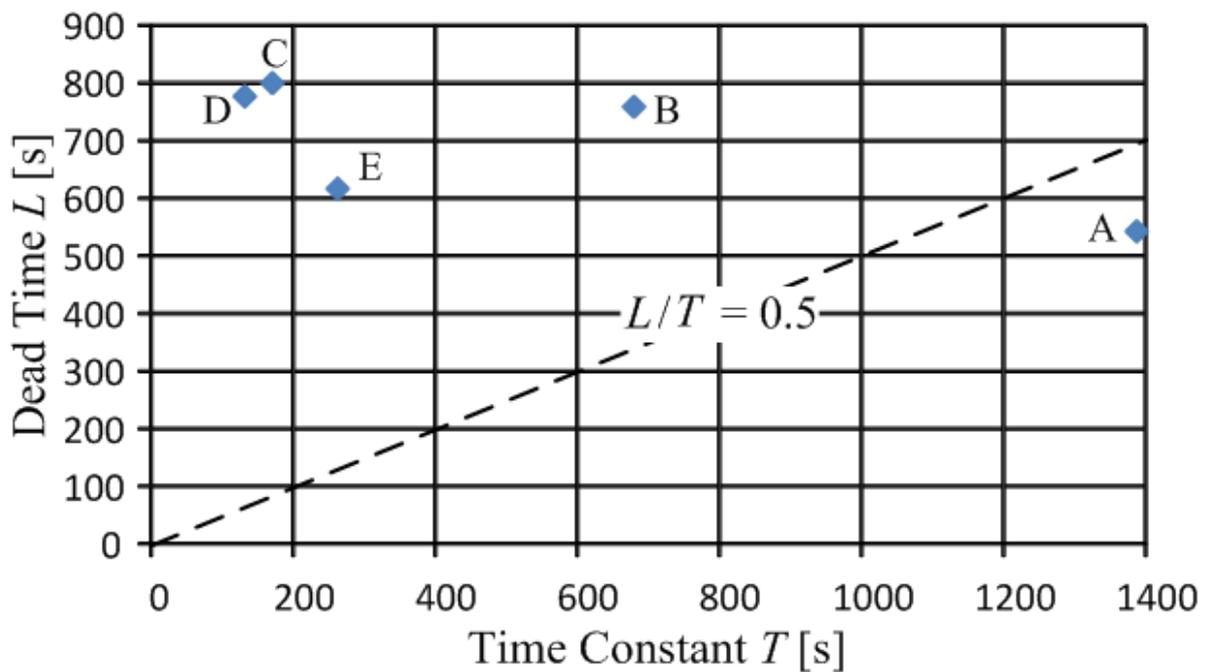


図 4.6 むだ時間 L および時定数 T の分布

4.3.3 スキル獲得過程からみたパラメータの意味

スキル獲得に関していくつかのモデルがあるが、3段階のフェーズで説明するものが多い。Ackerman^[25]はそれらの説明^{[26]-[30]}の背景にあるプロセスは質的に同一であり、おおまかに見れば量的にも同じものであると指摘し、次のように説明している。(1)最初の段階では、認知-注意システムに強い負荷があり、作業は遅く誤りが発生しやすい。いくつかの方策を試みる段階であり、問題を理解し実行することに注意が向けられる。これを継続することにより、(2)次の段階では速さと正確さが著しく向上し、注意システムへの負荷は減少する。これと同時にスキルにおける刺激と反応の関係が強化され改善される。さらに、(3)最終段階では、課題実行は自動化され、他の課題に注意を向けていながらも速く正確に実行することができるようになる。

以上の過程を、前述のパラメータで対応させるならば、最初のフェーズがむだ時間 L 、それに続くフェーズが時定数 T 、さらにその後最終段階が続くことになる。これらの解釈や対応づけの妥当性についてはさらに検討が必要と思われるが、このようなパラメータ算出が可能となればスキル獲得・習熟過程の最適化のために大きく貢献し得るものと考えられる。

なお、スキル習熟過程において飽和をどのように考えるか、に関しては、応答時間 T_R の変化を試行回数のべき乗で表すモデル（試行ごとに一定の学習率で改善され、飽和が遅い）が有力であった。しかし、これらの研究では、複数の被験者の平均を用いている場合が多く、平均化の操作によって、見かけ上飽和が遅くなる傾向が指摘され、 T_R を試行回数の指数関数で表すモデル（飽和が速い）が提案されている^[31]。

この論文では、上記の既存の研究に見られるような試行回数ではなく、試行時間でモデル化しているため、結果をそのままの形では援用できないが、飽和に関する考え方としては、参考にできるものと考えられる。

このように、長期にわたる習熟に関しては多くの要因の影響があり、十分に一致した結果は得られていない。一方、学習過程の最適化のためには、初期の変動幅が最も大きいこと、その後の長期にわたって与える影響の大きいことから、習熟の後期よりも初期段階の変動が重要となる。前述の分数計算の例に基づいた場合、分数の計算につまずいて算数が嫌いになったり、頭が悪いから算数ができないと考える（失敗原因の不適切な帰属）傾向が見られたり、その結果として学習意欲の消失に至る等、多くの調査結果が存在する。しかも Ackerman の指摘にあるように、習熟初期において最も注意システムへの負荷が大きく、精神的努力^[32]を要する点を考えると、習熟の初期段階の計測と、それに合わせたチューニングを行う制御が最も重要であると言える。

次節以降では、前述のパラメータが特定できることによって可能となり得る事項について考察する。

4.3.4 スキル獲得に主に関連する個体差要因

スキル獲得に関する個体差には性格特性や意欲といった様々な要因が関連し得る。ここでは主に情報处理的側面について考察する。Schunn と Reder ら^[33]は既存の研究における個人差の要因を 1)個人の処理速度、および作業記憶容量と、2)各個人が用いる方策の違い、の 2 点に要約している。前者については、習熟の初期段階において「注意-認知システムに強い負担」がある際に作業記憶容量を超過すると学習に困難をきたすことが知られており^[34]、支援方策が研究されている。前述の方法で算出された「むだ時間 L 」が長すぎる学習者に関する有力な要因の一つと言える。

スキル獲得のためには、その手続きに従事することが必要であることが知られており、これに対応して「手続きに従事している時間」と「手続きに従事していない時間」に分けることができる。前述の分数の除算の例で言うと、「なぜ逆数の掛け算が割り算をすることになるのだろうか」と、あれこれ探索的に考えている時間や、その試行問題の理解に費やされる時間は、直接的に問題を解く手続きに従事していないので、計算手続きの習熟向上に直接的には寄与しない「むだ時間」に該当する。

このむだ時間 L の期間は、前述の通り「いくつかの方策を試みる」試行錯誤的段階でもある。ここでどの程度まで方策を試すかの個人差が存在し得る。O' Reilly は、このような認知的柔軟性の個人差が脳内のドーパミン受容体分布のパターンで予測できたとする論文^[35]の解説記事^[36]において、柔軟性の利益とコストについて触れており、異なる認知特性を持つ個人が連続的に分布していることの意味を指摘している。

このように現実の学習者は、その認知特性や性格特性等の個人差に応じて、手続きの習熟を優先させる学習者と、あくまでも理由を納得するまで探索的思考を続けようと試みる学習者との間に分布することになる。文献^[35]の結果はこのような個人差の生理学的根拠を示唆するものであり、O' Reilly による解説は、個人差の分布に意味があることを指摘している。言い換えれば、個人のばらつきが許容の範囲内であれば、集団として大きなパフォーマンスを得るために、多様性の存在がむしろ必要となり得る点を指摘している。さらに、応答時間の個人差については、遺伝子と環境の相互作用で表れる形質(phenotype)の一つである可能性も指摘^{[37],[38]}されている。もし個人差が遺伝的要因に基づくものであってその個人差の是正を試みる学習が学習者にとって大きな負担となるのであれば、むだ時間 L の個人差についても特別な扱いが求められることとなる。この点は、制御の分野でもコントローラ側からはむだ時間そのものを無くすことはできず、その制御対象固有のものとして取り扱わなければならないという認識に共通するものがあると言える。

本論文では、このような特性の個人差が T, K, L のパラメータで定量的に算出可能であることを示している。最適な支援方法が具体的にどのようなものとなるべきかについては、

上述の研究が最終的にどのような結果となるかに応じて変化し得るため、さらに検討を要するものとする。

4.3.5 支援の例に関する検討

支援策については今後さらに検討と検証を続ける必要があるが、ここでは、その具体例について考察する。まず、 L/T 比が大きくなる原因として、前述の検討から以下の2点が推測でき、支援策を考える手掛かりが得られる。

L が長い場合の要因の一つとして、下位のスキルが形成されていない状態で、上位課題を与えられたために、前節で述べた作業記憶容量超過などの問題が発生する場合があります。この場合には難易度を下げる。すなわち下位スキル(サブスキル、コンポーネントスキル)の習熟を当面の達成目標とする対策が考えられる。これを制御モデルで説明すると、対象システムへの入力 $u(t)$ の値を「難易度」等のパラメータでモデル化し、その値を修正することに該当する。

課題そのものの理解や、方法の妥当性などを理解するための探索的な思考のため L が長くなっている。具体例としては分数の計算の学習において、「分数の割り算は、除数の分母分子を逆転し、掛け算をすればよい」等の指導がある。手順は明瞭であり機械的に計算して答えを得ることは可能だが、その理由を小学生の知識や理解の範囲内で「理解」させることは容易でなく、現場では、理解させること前提とした指導から、スキル獲得重視の指導法まで様々なものがある。これに関して、前述の内容から得られる示唆の一つは、練習を先行させることにより、理解のための思考に要する作業記憶の余裕が得られる点が挙げられる。さらに、本論文の結果から得られる示唆は、i) 10 回程度の練習でも、理解等のための作業記憶のゆとりが得られる可能性があること。ii) その習熟の進行状況を、 T , K , L のパラメータで算出できること、の2点がある。したがって、初期の習熟状況を計測しつつ、「意味の理解」を試みることで、知識・理解とスキル獲得の両者を最も効率の良いバランスで学習し得ることが挙げられる。

4.4 結言

本章では、学習指導や職業におけるスキル獲得過程の最適化を目的として学習初期のパフォーマンスから、学習過程の個人差を「一次遅れ+むだ時間」系（TKLモデル）におけるとみなして、システムゲイン K 、時定数 T 、むだ時間 L でモデル化し、プログラミングにおける誤り発見課題を対象として対象者の習熟過程の算出を試みた。

まず、従来の繰り返し回数と所要時間によるモデルに加えて、各回の所要時間の累積値と所要時間によるモデルを比較した結果、後者が適しているとの結果が得られ、3つのパラメータの算出方法と最適化に向けた考察を行った。次に、学習の速さを示す時定数 T とむだ時間 L の分布について分析し、 L/T の値の違いに応じた学習者支援の可能性について述べた。最後に、スキル獲得における個体差要因に関する最近の研究との関連性について述べた。

一般に学習者（母集団）の性質を推定するためには、信頼性を得るために必要な数の標本を用意することが必要となる。この論文では、学習者の平均的特性に基づくアプローチではなく、個人ごとに異なる習熟特性の直接計測に基づく最適な学習の実現を目的とした習熟度モデルの構築を行ない、方法の有効性を示唆する結果が得られた。

参考文献

- [1] 長松正康・臼坂高司・川田和男・山本 透：「制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルに関する考察」, 電学論 C, Vol.134, No.10, pp.1537-1542 (2014)
- [2] M. Nagamatsu, K. Kawada, and T. Yamamoto : Parameter Estimation of Skill Evaluation Model using Evolutionary Computation, *Proc. of Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, Las Vegas, pp.1233-1235 (2015)
- [3] 長松正康, 川田和男, 山本透, 山根八洲男 : スキル習熟度モデルの構築と学習過程の考察, 電気学会論文誌, Vol.135-C, No.1, pp.66-72 (2015)
- [4] A. Rosenbaum, R. A. Carlson, and R. O. Gilmore: Acquisition of Intellectual and Perceptual-Motor Skills, *Annual Review of Psychology*, Vol.52, pp.453-470 (2001)
- [5] W. Schneider and R.M. Shiffrin: Controlled and Automatic Human Information Processing: I. Detection, Search, and Attention, *Psychological Review*, Vol.84, No.1 (1977)
- [6] D.D. Salvucci: Integration and Reuse in Cognitive Skill Acquisition, *Cognitive Science*, Vol.37, pp.829-860 (2013)
- [7] J.D. Cohen, K. Dunbar, and J.L. McClelland: On the Control of Automatic Processes: A Parallel Distributed Processing Account of the Stroop Effect, *Psychological Review*, Vol.97, No.3, pp.332-361 (1990)
- [8] I.G. Dobbins, D.M. Schnyer, M. Verfaellie, and D.L. Schacter: Cortical Activity Reductions during Repetition Priming Can Result from Rapid Response Learning, *Nature*, Vol.428, pp.316-319 (2004)
- [9] R.A. Poldrack, F.W. Sabb, K. Foerde, S.M. Tom, R.F. Asarnow, S.Y. Bookheimer, and B.J. Knowlton : The Neural Correlates of Motor Skill Automaticity, *The Journal of Neuroscience*, Vol.25, No.22, pp.5356-5364 (2005)
- [10] ゴール階層構造のチャンキング : 練習効果の一般化モデル, 電総研人工知能研究グループ他訳 : 知識獲得と認知科学-学習とは何か, 共立出版, pp.45-93 (1988)
- [11] A. Newell and P.S. Rosenbloom: Mechanisms of Skill Acquisition and the Law of Practice, in *Cognitive Skills and Their Acquisition*, J. R. Anderson(Ed.), Erlbaum, Hillsdale, N. J. (1981)
- [12] F.J. Lee and J.R. Anderson: Does Learning a Complex Task Have to Be Complex?, A Study in Learning Decomposition, *Cognitive Psychology*, Vol.42, pp.267-316 (2001)
- [13] J.R. Anderson, D. Bothell, J.M. Fincham, A.R. Anderson, B. Poole, and Y. Qin : Brain Regions Engaged by Part- and Whole-task Performance in a Video Game: A Model-based Test of the Decomposition Hypothesis”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.23, No.12, pp.3983-3997

- (2011)
- [14] M.M. Botvinick, Y. Niv, and A.C. Barto: Hierarchically Organized Behavior and its Neural Foundations: A Reinforcement Learning Perspective, *Cognition*, Vol.113, pp.262-280 (2009)
- [15] M.M. Botvinick: Hierarchical Models of Behavior and Prefrontal Function, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol.12, No.5, pp.201-208 (2008)
- [16] D. Badre: Cognitive Control, Hierarchy, and the Rostro–caudal Organization of the Frontal Lobes, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol.12, No.5, pp.193-200 (2008)
- [17] M. Corbetta and G.L. Shulman: Control of Goal-Directed and Stimulus-Driven Attention in the Brain, *Nature Reviews Neurosciences*, Vol.3, pp.201-215 (2002)
- [18] M.I. Posner, S.E. Petersen, P.T. Fox, and M.E. Raichle: Localization of Cognitive Operation in the Human Brain, *Science*, Vol.240, No.4859, pp.1627-1631 (1988)
- [19] E.K. Miller: The Prefrontal Cortex and Cognitive Control, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol.1, pp.59-65 (2000)
- [20] J.M. Chein and W. Schneider: Neuroimaging Studies of Practice- related Change: fMRI and Meta-analytic Evidence of a Domain-general Control Network for Learning, *Cognitive Brain Research*, Vol.25, pp.607-623 (2005)
- [21] B.A.J. Reddi and R.H.S. Carpenter: The influence of Urgency on Decision Time, *Nature Neuroscience*, Vol.3, No.8, pp.827-830 (2000)
- [22] A. Voss, K. Rothermund, and J. Voss: Interpreting the Parameters of the Diffusion Model: An Empirical Validation”, *Memory & Cognition*, Vol.32, No.7, pp.1206-1220 (2004)
- [23] L. Ding and J.I. Gold: Caudate Encodes Multiple Computations for Perceptual Decisions, *The Journal of Neuroscience*, Vol.30, No.47, pp.15747-15759 (2010)
- [24] 例えば, http://www.m-system.co.jp/msysnthp/members_page/appllication4.html
- [25] P.L. Ackerman: Determinants of Individual Differences during Skill Acquisition: Cognitive Abilities and Information Processing, *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol.117, pp.288-318 (1988)
- [26] P. Fitts: Perceptual-motor Skill Learning, In A. W. Melton (Ed.), *Categories of human learning*, Academic Press, pp.243-285 (1964)
- [27] P. Fitts and M.I. Posner: *Human performance*, Belmont, Brooks / Cole (1967)
- [28] R.M. Shiffrin and W. Schneider: Controlled and Automatic Human Information Processing: II. Perceptual Learning, Automatic Attending, and a General Theory, *Psychological Review*, Vol.84, pp.127-190 (1977)
- [29] J. R. Anderson: Acquisition of Cognitive Skill, *Psychological Review*, Vol.89, pp.369-406

(1982)

- [30] J. R. Anderson: *The Architecture of Cognition*. Cambridge, Harvard University Press (1983)
- [31] A. Heathcote, S. Brown, and D.J.K. Mewhort: The Power Law Repealed: The Case for an Exponential Law of Practice, *Psychonomic Bulletin & Review*, Vol.7, No.2, pp.185-207 (2000)
- [32] M.I. Posner and M.K. Rothbart: Research on Attention Networks as a Model for Integration of Psychological Science, *Annual Review of Psychology*, Vol.58, pp.1-23 (2007)
- [33] C.D. Schunn and L.M. Reder: Another Source of Individual Differences: Strategy Adaptivity to Changing Rates of Success, *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol.130, No.1, pp.59-76 (2001)
- [34] S. E. ギャザコール・T. P. アロウェイ : ワーキングメモリと学習指導教師のための実践ガイド, 北大路書房 (2009)
- [35] G.R. Samanez-Larkin, J.W. Buckholz, R.L. Cowan, N.D. Woodward, R. Li, M.S. Ansari, C.M. Arrington, R.M. Baldwin, C.E. Smith, M.T. Treadway, R.M. Kessler and D.H. Zald: A Thalamocorticostriatal Dopamine Network for Psychostimulant-enhanced Human Cognitive Flexibility, *Biological Psychiatry*, Vol.74, pp.99-105 (2013)
- [36] R.C. O'Reilly: Individual Differences in Cognitive Flexibility, *Biological Psychiatry*, Vol.74, pp.78-79 (2013)
- [37] J. Fan, B.D. McCandliss, T. Sommer, A. Raz, and M.I. Posner: Testing the Efficiency and Independence of Attentional Networks, *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.14, No.3, pp.340-347 (2002)
- [38] A. Raz and J. Buhle: Typologies of Attentional Networks, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol.7, pp.367-379 (2006)

5章 結論

スキルの習熟について、制御工学における「一次遅れ+むだ時間」系 (TKL モデル) によるモデル化を行うことにより、習熟初期における 10 回程度の課題遂行時間の計測データのみを用いて、習熟の到達度 (K)、その習熟度に到達するまでの時間に相当する時定数 (T)、学習を開始した時刻から、実際に習熟度の向上が見られるまでの時間差に相当するむだ時間 (L) を算出する方法を示し、最近の神経学的知見との対応関係について考察を行った。

習熟については、一定の学習率によって習熟が進行するとされる「べき法則」に従うとする知見がほぼ確立しているが、実際の学習場面においては「学習の S 字曲線」と表現されるように習熟の最も初期段階において停滞する時期があり、それに続いて急速な伸長が見られる現象が観察される。 T, K, L によるモデル化を行うことにより、このような停滞現象を含めた習熟過程の個人モデルを作成することが可能となった。

本研究では、1 時間程度のセッション内での習熟過程^[1]の計測を行っている。しかし習熟はさらに長い期間で計測されることも少なくない。したがって、この 1 セッションの習熟結果が、長期にわたる定着や固定(consolidation)にどのような役割を果たすか予測できれば、習熟過程の最適化に向けた示唆をもたらす得る。具体的には、3 章で扱った各個人の 1 学習セッション内において、(1)「むだ時間 L 」の期間、(2)次いで習熟過程が開始されて飽和に近づく時定数 T の期間、(3)そして $(L+T)$ を超える飽和の期間のどの段階まで習熟を行うことが、長期にわたる記憶の固定にどの程度貢献するか、今後の課題と言える。短期の記憶が長期記憶として固定されるためのスイッチが特定され始めており^{[2]-[4]}、本論文の習熟過程の算出方法がこのような知見と組み合わせられることによって、最適な習熟過程実現に向けた手がかりとなり得るものと考えられる。

参考文献

- [1] N.M. Hill, & W. Schneider: Brain Changes in the Development of Expertise: Neurological Evidence on Skill-based Adaptations. In K.A. Ericsson, N. Charness, P. Feltovich, and R. Hoffman (Eds.), *Cambridge Handbook of Expertise and Expert Performance*, New York: Cambridge University, pp.653-682(2006).
- [2] L.R. Squire and E.R. Kandel: *Memory: From Mind to Molecules* (2nd ed.), Roberts and Company Pub., pp.141-171 (2009)
- [3] M.F. ベアー・B.W. コノーズ・M.A. パラディーソ: 神経科学 脳の探求, 西村書店, pp.616-620 (2007)
- [4] エリック R. カンデル: 潜在記憶を貯蔵する細胞機構と個性の生物学的基盤, カンデル神経科学(5th ed.), メディカル・サイエンス・インターナショナル, pp.1429-1454 (2014)

謝辞

本研究を進めるにあたり、多くの貴重な時間を費やし、終始懇切なる御指導と有益な示唆を賜りました広島大学大学院工学研究院山本透教授に心から感謝いたします。研究テーマの選択からまとめ方まで様々な点に心を砕いておられることは鈍いところのある私にも十分伝わるものでした。本当にありがとうございました。

また、本論文を執筆するにあたり、有益な御助言を賜りました広島大学大学院工学研究院 西崎 一郎教授、辻 敏夫教授、平嶋 宗教授に深く御礼を申し上げます。さらに、習熟度のモデル化においては、前理事副学長山根八洲男先生のご指導やご助言をいただきました。

本研究を進める過程において、広島大学教育学研究科川田和男準教授には実数値型遺伝的アルゴリズムの具体的な計算法や実験の進め方、資料の作成に至るまで、あらゆる点でお世話になりました。

最後に、広島大学工学研究院と教育学研究科の先生方や事務職員の方々には様々な形でお世話になりました。

厚くお礼申し上げます。

引用既発表論文

A. 学術雑誌等掲載論文

[A-1] 長松正康, 川田和男, 臼坂高司, 山本透, 山根八洲男 : 制御工学的アプローチに基づく教師-学習者間モデルに関する考察, 電気学会論文誌, Vol.134-C, No.10, pp.1537-1542 (2014)

[A-2] 長松正康, 川田和男, 山本透, 山根八洲男 : スキル習熟度モデルの構築と学習過程の考察, 電気学会論文誌, Vol.135-C, No.1, pp.66-72 (2015)

B. 国際学会等講演論文

[B-1] M. Nagamatsu, K. Kawada, and T. Yamamoto : Parameter Estimation of Skill Evaluation Model using Evolutionary Computation, *Proc. of Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, Las Vegas, pp.1233-1235 (2015)