

実世界学習の計算論的理解のための行動セマンティクス

永田 鴻流¹ 渡邊 七江² 多田 昌裕³ 岡田 昌也^{2,a)}

受付日 2021年3月19日, 採録日 2021年9月9日

概要: 人は、実世界の多様な状況の中から、行動を通して、新たな知識を学習できる。本研究では、行動によって駆動される人の知能を、「計算論」の観点でとらえ、行動と学習効果の関係性の構造化・モデル化を試みる。本研究は、実世界学習の構造を理解するために、モデル化と実践を組み合わせた実世界型研究フレームワークを開発・実施した。「人が、実世界からの観測を、行動生成における各種の制約をもとに多段階に変換する関数」を仮定し、学習効果が生成されるプロセスを、計算論的に表現した。実験を通して、「学習者らが自身の着眼点や視座となる理論を明確にする行動は、仮説検証・発見型学習への効果がある」という、特定の学習行動と学習効果の関係性を明らかにした。さらに、行動のセマンティクスデータの生起特徴と知的活動の関係を解析することで、行動に関する意味水準のデータが、実世界学習の効果に対して予測を与えられるという知見を得た。

キーワード: 実世界学習, 状況論的知能, 行動セマンティクス, マルチモーダル行動分析

Behavior Semantics for Computational Understanding of Real-world Learning

KORYU NAGATA¹ NANAE WATANABE² MASAHIRO TADA³ MASAYA OKADA^{2,a)}

Received: March 19, 2021, Accepted: September 9, 2021

Abstract: A learner can acquire new knowledge through his/her behavior from diverse situations in the real world. From a computational perspective, this study discusses human intelligence driven by behavior, and models the relationship between behavior and learning results. For understanding the structure of real-world learning, we developed and conducted a real-world oriented research framework that combines modeling and practicing. By assuming several constraints given to behavior generation, we modeled multi-step functions to convert a learner's real-world observation data to his/her internal knowledge, and then computationally represented the mechanism to generate learning effects. Our experiment found that learners' specific behavior to clarify their viewpoints and grounded theories was effective in the verification style of and discovery style of real-world learning. We analyzed generation features of behavior semantics and intellectual activities, and showed that the effects of real-world learning can be predicted by the semantic level of behavior data.

Keywords: real-world learning, situated intelligence, behavior semantics, multimodal behavior analytics

1. 緒論

1.1 実世界における学習の計算論モデリング

人は、本のように体系化・定式化された学び方 [1] だけでなく、実世界の多様な状況の中で適応的に行動することで、状況に根差した知識を学習できる [2]。このような状況の中での学び [2] を、本研究では、実世界学習と定義する。実世界学習の典型例として、自然環境の中での環境学習 [3] があげられる。ここで、著者らは、実世界の中で新たな知

¹ 静岡大学大学院総合科学技術研究科
Graduate School of Integrated Science and Technology,
Shizuoka University, Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan

² 九州大学共創学部
School of Interdisciplinary Science and Innovation, Kyushu
University, Fukuoka 819-0395, Japan

³ 近畿大学理工学部
Faculty of Science and Engineering, Kindai University,
Higashiosaka, Osaka 577-8502, Japan

a) m.okada@acm.org

識を学ぶ学習効果の程度は、人の、自律的な学習行動のプロセスによって決定されていると考え、計算論の観点から研究を進める。

マー [4] は計算論に関する初期の取り組みとして、視覚の計算理論と脳内表現を中心に、人が内的に、何を、なぜ、計算するのか（計算理論）を議論した。そして、処理過程を実際に機能させるためには、処理の入出力のための表現、変換を実際に達成するアルゴリズム、処理過程を物理的に実現するハードウェアなどが必要であるとした。近年、計算論について、片平 [5] は、脳内のあらゆる情報処理過程（感情や、意識的なプロセスをとまなわない知覚的な処理過程を含む）は「計算」ととらえられ、あらゆる行動の背後に計算のプロセスがあるとした。彼は、「モデル」とは、「実世界の現象やシステムを抽象化したもの」、「計算論モデル」は、「実際の人間や動物の行動に関連する計算のプロセスを抽象化して、数式や言葉で明示的に表現したもの」と定義している。「モデル化」とは、このような表現の生成にあたる。たとえば、刺激-反応系で記述された、人の行動に対する伝統的な心理学的モデリング [6] に対して、計算論モデリングにおいては、刺激と反応の間に、人の内部で動作する多段階の計算過程を仮定することで、主体が生成する行動系列の背後にある理由を数理的に説明したり、将来の行動を予測したりする [5]。計算の実現には、総体としての計算を実現する脳、実世界に対して行動を実行する身体（レバー操作など）、実世界から結果を得る感覚器（視覚、触覚など）などが、ハードウェアとして仮定される [5]。アルゴリズムとして、Q 学習などを採用し、人に対して仮定したモデルの妥当性を検討する [5]。

片平 [5] は、興味対象の課題において最適なアルゴリズムが分かっている場合は、それを出発点とするのが 1 つの方法であるが、そうでない課題の場合、ロジスティック回帰など結果が解釈しやすいアルゴリズムを、仮定されたモデルの挙動を確かめるために実装して、パラメータが対象系に及ぼす効果を検討することも有効だと主張する。本研究が対象とする実世界学習は、その成り立ちの理解が研究途上にあることから、学習の最適アルゴリズムは不明である。片平 [5] の主張をふまえ、本研究は、(1) 人の脳、身体、感覚器などをハードウェアとして駆動する「実世界学習の成り立ち」をモデル化して、(2) モデルパラメータの挙動を回帰式などで確かめること、によって、学習者の挙動に関する計算論アルゴリズム（確率的な学習アルゴリズムなど）の生成のための基礎知見を得る方針とする。

なお、本研究は、「人の学習行動から得た実世界の情報」を計算の入力情報、「実世界学習の結果」を出力情報ととらえ、行動のプロセスデータから結果の予測が可能となると考える。そして、「実世界からの観測を、人の内部に課される各種の制約のもとに多段階に変換する関数において、学習効果が生成されること」を仮定した計算過程を考える。

1.2 環境-身体相互作用から創発される高次認知活動

近年、知能ロボティクスの分野では、身体、感覚、環境の間の相互作用で創発される知能について、原理の理解と再現に関する研究が進められている [7], [8], [9], [10]。本研究は、計算論モデリングの応用にあたり、知能ロボティクスによる人間の工学的な知能モデリング（環境情報による身体制御、記号の操作・創発など）を参考にした。具体的には、ロボットによる概念形成に関する研究 [7] では、人の理解は、個人の経験を通して形成される概念に基づくため、各自の置かれた環境や身体性によって異なるとした。文献 [8] では、記号創発に基づくロボットが行う概念処理は、人間の感覚器官や運動系と同じセンサやアクチュエータの開発が困難なことから、人間が行う概念処理とは異なる可能性があるものの、「概念処理は、多様に分散され、断片化した表象の場面に応じた組織的活性化としてカテゴリをとらえている」という意味では、つまり計算論のレベルでは、ロボティクスによって実現できる概念処理と人間の概念処理は一致していると述べた。また、運動知能の発現に関する研究 [9] では、人の筋骨格構造を模擬した身体モデルを駆動させることで、安定的な歩行パターンを創出する例をもとに、分節化された身体情報が、次第にまとまりを持った機能を創っていくことを示した。さらに、文献 [10] では、多自由度の各関節パラメータを持つロボットが、視覚を用いて、自身の身体の姿勢と動きの検知を自律的に学習することで一貫性のある運動機能を発見できることから、高い運動自由度を持つ身体の制御に、環境から身体を通して得られる感覚情報が影響していることを示した。

これらの従来研究をもとに、本研究は、「環境との間で交わされる身体の機能から、実世界における高次（人の内的な記号系の抽象的操作に関わる、知能の水準）の認知的役割を機能させる行動を、創発させられる」と仮定する。この「低次（身体を用いて、具体的な行動として、実世界に表出される水準）の行動情報から、実世界に根差した認知処理系の挙動を読み解こう」とする着想については、著者らが先駆的で、他に知るところない。本研究は、このような仮定のもとで、研究を実施する。

1.3 状況論的知能

知能の原理に対する計算論的表現・理解についての従来の取り組みを概観する。従来研究 [11] では、与えられた状況を入力として、最適な行動計画・制御を出力とする関数関係を行動知能と呼び、その着想のもとで、レスキューやサッカーなどの複雑なタスクを自律的にこなせるロボットの実現を試みた。また、ある状況における問題空間から最適解を生成すること、あるいはそのプロセスを学習と定義した [12]。さらに、文献 [13] では、「発生した身体-環境相互作用から感覚運動ダイナミクスが生じ、それにとまなう感覚状態や運動指令を学習することで、前とは異なる身体駆

動が行われ、これを繰り返すことで、自律的に身体と環境の性質を反映させた運動や状態空間表現ができる」と考えた。そして、このようなブートストラップ的な発達原理を着想にして、「身体の駆動の仕方を自己組織化し、新たな身体性情報構造を顕在化することを通じて、その学習データを自ら変化させる」というループ構造を備えた身体性に基づく知能モデルについて検討した。

これらの研究をふまえ、本研究は、人は、おかれた状況の中で知識を得るために、環境・身体に根差した認知的情報処理 (embodied cognition [14], situated cognition [15]) を基盤として、状況認識の変更、行動の計画・生成・制御を行う知能を有すると考え、これを「状況論的知能」と呼ぶこととする。ここで、状況論とは、正統的周辺参加 [2] や拡張的学習 [16] を筆頭に、「認知とは、個人の頭の内部に閉じたものではなく、つねに社会的状況にひらかれ、個々の状況により多様である」とする考え方である [17]。

1.4 実世界から課される制約

状況論的知能が発揮される場の典型例として、実世界学習があげられる。著者らは、身体・認知・環境が相互作用する実世界学習の促進に寄与するプロセスの理解を目的とした、研究を実施する。これに関して、従来研究 [18] は、実世界学習に取り組む学習者は、場所ごとに異なる興味に誘発される学習行動が実行され、その結果、異なる知識を得られることを示した。これは場所情報が、学習状況を制約・促進することを示唆するものである。本研究は、これを拡張し、「実世界で、身体や認知、環境から課される多様な制約」のもとで、現実をどのように認知・解釈するか、どのような行動をとるか、どのような知識が獲得されるか、などが影響されると予測する。

1.5 課題：実世界学習の構造に対する計算論的表現

学習科学、特にデザイン研究 (授業実践の形成的評価を通して、デザイン対象となる授業や学習環境を徐々に洗練し、学習理論を確立していく研究方法論 [19]) について述べる。文献 [19] では、多くの統制がなされた実験室状況 (in vitro な環境) だけでなく、様々な要素が影響しあう混沌とした状況 (in vivo な環境) において、学習の現場に研究者自らが参加するなどして、要素間の相互作用による状況変動を考慮した知見を得ること、すなわち、対象に対する「実践的」な理解の重要性が指摘されている。このことから、状況論的知能の成り立ちを理解するためには、(1) 対象となるドメインを実践的に理解すること、(2) 実践から得られた知見を、生態学的妥当性 (研究の対象や手法、成果が、人や動物の実際の生態に適合する程度 [20])^{*1} を保ち

^{*1} 生態学的妥当性 [20] は、「実験者による介入や、学習者に対する厳格な実験手続きなど、学習者の行動に対する強い外的な制御が存在しない実験環境」によって実現される。

つつモデルを抽象化すること、が必要であると考える。

また、人の行動の生成プロセスについては、二腕バンディット課題 (複数の選択肢から最も報酬が高いものを逐次的に学習する課題) にともなう人の行動選択の認知プロセスに対して、Q 学習などの計算論モデルを取り入れて理解を試みた研究 [21] や、「飲む」「洗う」などの生活動作を、行動の機能的役割 (物体を「なぜ」「どのように」使うか) に着目し、行動の生成にともなう認知プロセスをマルコフ確率場モデルなどで計算論的に表現した研究 [22] などがある。一方で、これらは、計算論的表現による行動理解のための知見を得ているが、in vitro な環境での行動を対象としており、in vivo な環境における行動は扱われていない。

以上のことから、本研究の課題は次の3つである。

課題 1 知覚・解釈・行動など異なる水準から、実世界における知的活動に影響を与える制約構造の計算論的表現を行うために、生態学的妥当性を担保した実世界指向型研究フレームワークを開発・実践すること。

課題 2 行動生成モデルの仮定に基づき、実世界学習の効果に影響を与えられ考えられる行動を、行動が持つ意味 (セマンティクス) の水準で構造化表現すること。

課題 3 行動のセマンティクスデータをもとに、行動の特性、関係性を計算し、知的活動の効果に対して予測を与える手法を開発すること。

2. 実世界型研究フレームワーク

本研究は、生態学的妥当性が担保されたうえで、状況論的知能に対する定性的な仮説・定量的なモデルを構成し、モデルの実践的な評価から新たな知見を得ることによって、より適切なモデルを再構築する実世界型研究フレームワーク (図 1) を提案する。すなわち、デザイン研究の方法論 [19] を、実世界学習における人の知能や行動生成プロセスを対象として応用する。本研究における生態学的妥当性は、厳密すぎる実験条件を課さずに、実世界において、学習者の自然な振舞いを促すことによって、担保する。

Phase 1: 仮説立案 実際の学習の現場で、「どのような行動がとられているのか」、「学習者は何を考えているのか」といった、学習者の自然な振舞いを観察する参

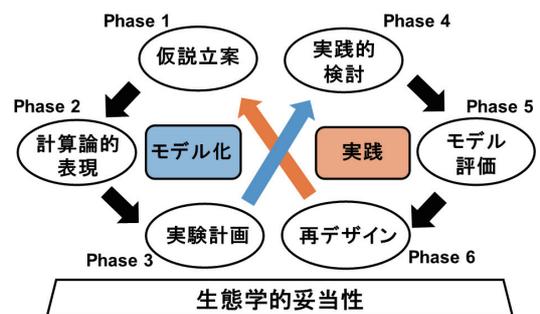


図 1 実世界型研究フレームワーク

Fig. 1 Real-world oriented research framework.

与観察 [23] を行う。参与観察の結果をもとに、学習者の行動の成り立ちに関する定性的な仮説を立てる。

Phase 2：計算論的表現 Phase 1 の定性的仮説をもとに、人の行動生成モデルを、計算論的に表現する。外部から観測可能な身体的行動だけでなく、内観法などで外化される学習者内部の認知処理も計測し、その時系列的生起データを生成することによって、身体・認知・環境が相互作用することを仮定したモデル化を行う。

Phase 3：実験計画 Phase 1 の定性的な仮説および Phase 2 の計算論的なモデルという質の異なる仮説を融合した実験的仮説を設計し、実験の計画、認知的・身体的な行動の両面をとらえられる計測システムの開発、を行う。

Phase 4：実践的検討 Phase 1 の実世界フィールドとは別の場所、別の実験タスクにおいて実験を行い、「実際の状況における」人の行動を、Phase 3 の仮説をモデルとして用いて吟味することで、フィールドやタスクに固定でない実践的知見を得る。

Phase 5：モデル評価 Phase 3 の実験計画に基づき取得された定量データをもとに、Phase 2 で構成したモデルについて、(1)「現象を適切に表現できているか」という客観的な妥当性、(2)「実際の現象をどこまで表現できているか」という限界・適用可能性、を評価する。

Phase 6：再デザイン 実際の現象をより適切に表現できるようモデルの修正点や技術的課題を明らかにし、さらなる仮説立案 (Phase 1) につなげる。

3. 行動のセマンティクス表現の開発

3.1 多段階の制約をもとに決定される人の行動

図 1 の Phase 1 は、本研究では、著者らが実世界学習の現場の中で、実際の学習者の行動に関する参与観察を行った調査経験での、定性的仮説や人の行動生成に関する基礎的知見の獲得にあたる。主たる調査経験の内容としては、静岡県における佐鳴湖地域協議会が主催する佐鳴湖水質調査 [24] に対して参与観察を実施したものである (図 2)。

- 観察法：自然観察法 [23] における偶発的観察法および組織的観察法による調査手法の組合せ



検査キットによる水質の化学的な調査を行う様子
⇒動植物の観察なども踏まえ、佐鳴湖の水質を考察

図 2 佐鳴湖水質調査における参与観察の様子 (2017 年)

Fig. 2 Participant observation of water surveys at the Lake Sanaru (2017).

- 時期：2014 年–2017 年
- 回数：10 回
- 時間量：1 回あたり 3 時間の調査
- 人数：1 回あたり 20–50 人程度
- 内容：参加者が、佐鳴湖の動植物を観察することや、検査キットを用いて湖や流入・流出河川の水を化学的に調査するなどして、湖周辺のエリアごとの観測・計測データを比較しながら佐鳴湖の水質を考察する

著者らは、この調査経験から、「人の、実世界学習における行動は、認知・身体・環境から課される多段階の制約構造のもとで、決定される」という定性的仮説を得た [25]。本研究の文脈でこれを説明すると、学習者内部に、学習対象となる環境物に対して基本的な知識を持っていない学習者は、その環境物の種々の特徴を解釈するための認知的な理論基盤 (観察のフィルタ [26]) を有しないため、対象についての仮説を吟味するための効果的な学習行動を生成させにくい様子が見受けられた (認知のレベルの制約)。また、基本的な知識を有していたとしても、学習対象が微生物や化学物質などで、学習者が持つ身体の機能では視認が困難である場合、学習者の能動的な情報取得行動が制限される様子が見受けられた (身体のレベルの制約)。ただ、フィールドマップを与えて種々の環境物・生物を発見しやすくしたり、検査キットを用いて水質を測れるようにすると (環境のレベルの制約へのサポート)、効果的な学習行動が促される様子も見受けられた。すなわち、各種の制約は互いに関係しあっており、いずれかの制約で問題があったとしても、別の制約を適切に更新することによって、効果的な学習を行えると考える。

3.2 人の行動生成についての計算論的モデリング

3.1 節で述べた仮説から、実世界学習において、ある行動が生成される場合、その背後には多段階の制約構造があると考えられる。また、著者らは、各時点の行動は、制約構造そのものを更新し、知的活動の効果を高める意味を持つと考える。このことから、図 3 に示す多段階の制約構造に基づく行動生成モデルを提案する (図 1 Phase 2)。

まず、学習者は、実世界 (i) とインタラクションを行い、定位する場所から物理的に参照できる情報や、学習者内部の観察のフィルタ (知覚情報に対して与えられる認知の水準でのフィルタなど) [26] など、人由来の制約 (図 3 C1) に基づいて、実世界情報 (ii) を抽出する。この実世界情報と、既有知識などの状況解釈に関する制約 (C2) を用いて、状況情報 (iii) を取得する。解釈した状況情報と、時間、位置などの行動生成に関する制約 (C3) から、取り得る行動列を生成する (iv)。ただし、実世界においては、物理的アーキテクチャとしての特性から、行動列のすべてを実行することはできない。そのため、学習者は、各行動がどのような学習効果があるかを予測し (v)、その予測結果

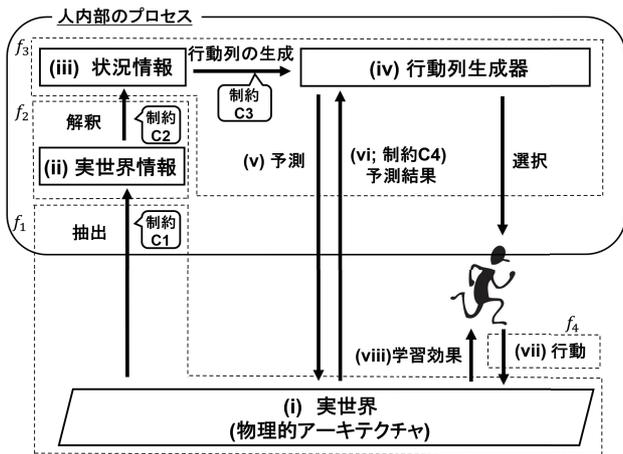


図 3 多段階の制約を仮定した行動生成モデル

Fig. 3 Model of behavior generation based on multi-step constraints.

(vi) を新しい制約 (C4) として、最も学習効果が高いと予測した行動を 1 つだけ実行する (vii)。このような、観察、既有知識の検索、仮説立案、仮説検証のための情報収集、など複数の行動を経て、新たな知識として学習効果 (viii) を得る。すなわち、図 3 の行動生成プロセスにおいて、以下の関数関係が仮定できる。

- (1) 実世界情報 = f_1 (実世界, 観測の制約)
- (2) 状況情報 = f_2 (実世界情報, 状況解釈の制約)
- (3) 行動 = f_3 (状況情報, 行動生成の制約)
- (4) 学習効果 = f_4 (行動)

上の式を順に代入すると、学習効果 = $f_4(f_3(f_2(f_1(\text{実世界, 観測の制約}), \text{状況解釈の制約}), \text{行動生成の制約}))$ となる。すなわち、この式は、「実世界からの観測を、人の内部に課される各種の制約をもとに多段階に変換する関数において、学習効果が生成されること」を表している。

この式や、図 3 は、実世界における情報処理過程に関する仮定であり、文献 [5] が定義するところの「計算論モデリングに基づくモデル」に該当する。この式の表すところは、自然言語でも表現できるが、数式の表現を与えることで、(1) モデルが何を計算のリソースとして用い、何は用いないかなど、モデル表現の範囲を明記し、取得すべきデータを検討しやすくする、(2) 実世界型研究フレームワークにおいては、モデルの挙動を陽に書き下しておくことで、パラメータの依存関係をふまえたうえで、対象モデルの部分や全体を変更しやすくする、などの利点がある。

3.3 行動のセマンティクスパラメータ

従来、セマンティクスは、言語学における、語や文が持つ意味内容として研究されているが [20]、本研究は、これを、「どのような制約のもとで、その行動をとったのか」という行動の持つ意味の記述に拡張する。本研究では、別フィールドでも適用できるような抽象度のパラメータを目

表 1 セマンティクスパラメータ：行動に関する意味の水準での分類
Table 1 Semantics parameters: classification at the semantic level of behavior.

大分類	小分類	ラベル名
C1	C1a	認知的再構成行動
	C1b	仮説検証行動
	C1c	探索的観測行動
C2	C2a	認知的捕捉行動
	C2b	確認型応答行動
	C2c	解釈提出行動
C3	C3a	特徴統合行動
	C3b	特徴関連付け行動
	C3c	構成的知覚行動
C4	C4a	身体的捕捉行動
	C4b	身体的模倣行動
	C4c	意図的棄却行動

指して、C1~C4 (大分類), C1a~C4c (小分類) の 12 個のセマンティクスパラメータの設計を行った (表 1)。大分類は、(1) 著者らの提案モデル (図 3) が、協調学習に参加する個々の学習者のモデルとしてどのように機能し、(2) 実世界学習における各種の制約が、協調学習の文脈で知られる学び方とどのように対応するか、を学習科学ハンドブック [27] を参照情報として仮定した (表 2)。これは、著者らのモデルをもとにしたトップダウン的な仮定であるため、学習科学研究の集大成である膨大な知見 [27] のすべてを網羅できているとはいえないが、協調学習に関連し、本研究の文脈に関連する重要な項目はできるだけカバーするよう努めた。

小分類は、大分類の内容を詳細に定義した。具体的には、表 3 のように、認知科学、学習科学、学習工学などの個別研究の知見 [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37], [38], [39], [40] を参考に探索的な科学的発見のプロセスを考察し、さらには、著者らの参与観察 (3.1 節)、過去の環境学習実験 [18], [30] をもとに、実世界学習というドメインの特徴をふまえて、定義した。本研究は、このように設計されたセマンティクスパラメータの挙動を、後述の実験 (4 章) で確かめる方針とする。

認知心理学では、伝統的に、知覚、認知、判断、行動を個別にとらえ、これを直列に接続したモデルを考えることが多いが、本研究では、認知、判断、動作の総体として、行動をとらえる行動情報学 [41] の立場である。本研究では、行動系列 B_1, B_2, \dots を仮定し、ある時刻 t の行動 B_t に対し、上位抽象度の意味表現 $S_t = (C1a, C1b, \dots, C4c)$ を与える (図 4)。 S_t は、セマンティクスパラメータのベクトル表現である。ただし、ベクトルの各値は、0 (非生起) か 1 (生起) のいずれかをとることとする。また、ベクトルの要素において、1 (生起) は 1 つしか立たない One-hot 表現とする。なお、 S_t に One-hot 表現を採用した理由は、図 3 の行動生成モデルは、(i)–(viii) のプロセスステップを、逐

表 2 セマンティクスパラメータの全体設計 (大分類)

Table 2 Total design of semantics parameters (large classification).

	定義	参考とした従来研究による視座 (学習科学ハンドブック [27])
C1	観測に関する制約を, 他学習者の観測の基盤にある理論をふまえた発話や身体的な振舞い, 実世界とのインタラクションの中で学習・更新することを目的とした行動分類 (図 3 f_1 に関係).	能動的な構成 (p.21, 右段 11.10-12, 16-26): (1) 学習者が世界における経験と相互作用に基づき能動的に意味を構成するときに深い理解が生じる. (2) 理解が進むということは, 生徒が新しい経験やアイデアおよび既存の知識や経験から知りうることを構成したり, 再構成したりすることが必要な連続的で発達のなプロセスである. (3) 学習者自身が, 周囲の世界を探索し, 現象を観察したり相互作用をする中で, 能動的に知識を構築する.
C2	状況解釈に関する制約を学習・更新することを目的とした行動分類. C1 行動によって得られた観測情報をもとに, 状況解釈に関して, 適切な仮説や推論を立てられるかどうかをとらえる (図 3 f_1, f_2 に関係).	社会的相互作用 (p.22, 右段 11.3-10), 主張と推論 (p.28, 左段最終行-右段 1.11), 外化と明示化 (p.8, 左段 11.2-5): (1) 最良の学習はある種の社会的相互作用の結果, すなわち, 教師, 生徒, 共同体のメンバがある状況の中の活動とともに取り組み, 共有された理解を構成しようとするときに生じる. 学習者は他者とアイデアを共有し, 活用し, 議論をすることを通じて原則とアイデアに関する理解を形成する. (2) 生徒が探究している現象に関して持っている考えを主張し, 主張と証拠をつなげる正当性を推論することで, 科学的説明の構成に役立つ. (3) 学習者が自分で構築している知識を外化し明示化するとき, より効果的に学ぶ.
C3	行動生成に関する制約を, 実世界の環境についての情報を統合したり, 自身の着眼していなかった実世界を認識したりすることによって, 学習・更新することを目的とした行動分類. 特に行動列の生成についての制約が対象. C2 からの入力情報をもとに, 仮説や推論を現実の現象・環境物に対して適切に関連付けられるかどうかをとらえる (図 3 f_1, f_2, f_3 に関係).	状況的学習 (p.22, 左段 11.31-37), スキーマ (p.96, 右段 1.30-p.97, 左段 1.3): (1) 有意な文脈で情報を取得する場合には, そして, それを既存の知識や経験に関連付ける場合には, 新しい情報と既存知識とを結び付けることができ, その結果, 広範囲に及んで要素が相互に結び付いたより良い概念的理解を形成することができる. (2) 概念メタファの認知意味理論は, 人間のすべての推論はイメージスキーマに基づくとする. 想像力によって構築された身体志向, 動き, 相互作用のパターン (イメージスキーマ) によって, 抽象的推論が構造化される (この記述より, 本研究は, 推論がスキーマに依存するという点であれば, 学習者が自らのスキーマを意図的に変更/封印するよう努めることで, 新しい抽象的推論ができる可能性があると考え).
C4	行動生成に関する制約を, 他学習者の行動を観測することや, 実世界情報の時系列的な変化を検討することで, 学習・更新することを目的とした行動分類. 特に行動の選択についての制約が対象. C1, C2, C3 からの入力情報をもとに, より効果的な学習行動を吟味・生成できるかどうかをとらえる (図 3 f_1, f_2, f_3, f_4 に関係).	相互共有認知 (p.152, 右段 11.6-13), 実践を通じた振り返り (p.27, 右段 11.6-13): (1) 相互共有認知は, 効率的なグループ意思決定のための文脈を作成する. 第 1 に, グループのメンバは, 異なる視点があることを知ること, 他の視点の存在を受け入れること, そして彼ら自身の視点がかどのように関連しているかを考えることによって, 他者の好みや視点から学ぶ可能性を提供するような文脈に参加する. (2) 実践の中のある部分を遂行した結果, 実践のやり方自体を変えるべきだと分かることもある. たとえば, あるトピックについて情報を収集した結果, そもそもの問いを見直したり, 調査結果をやり直したりすることにつながるかもしれない. また, データ分析の結果, 実験デザイン自体を修正することになるかもしれない (この記述より, 本研究は, 実世界情報について検討を積み重ねる中で, 実践的行動を支える人の内的基盤を見直し・修正することが, 学習効果を発揮すると考える).

次, 段階的に処理されることで駆動されると仮定しているため, ある時点の学習者の行動は, 1つのセマンティクスパラメータの値のみ持ちうるものと考えられるためである. たとえば, 協調学習の文脈の中で, 図 3 のモデルが個々の学習者の中で駆動するとき, C1 は初期観察段階で, C2 によって実世界情報の共同的解釈を経た後に C3 が生じることを仮定してセマンティクスパラメータの値を与えるなど, 原則的には, 異なる大分類に属するパラメータが同時に出てくることは仮定されない. すなわち, セマンティクスパラメータに関するアノテーションは, 学習の進行を図 3 のプロセスステップ (i)-(viii) と対応づけてふまえたうえで, 表 3 の定義列の内容をもとに与えられる. 万が一, アノテータから見て, ある時点の行動情報に対して, 複数のセマンティクスパラメータが該当すると考えられる場合, よ

り適切と思われるもの 1つを選んでつけることとする.

本研究は, セマンティクスパラメータベクトル ($C1a, C1b, \dots, C4c$) と表される行動の量的データが, それぞれ知的活動に対して一定の効果 w を持つと仮定し, その効果量の線形結合が, 学習効果になると仮定する. すなわち, ある学習者の各学習効果 y に関して, 重みベクトル w と, 行動ベクトル x を用いて, $y = wx$ と線形回帰できると仮定する. ただし, $x = (C1a, C1b, \dots, C4c)$ として, 各セマンティクスパラメータの生起時間量を表す.

3.4 実世界学習の形成的プロセスの再現・分析

3.4.1 実世界ジグソーメソッドによる学習場の設計

本研究では, 行動生成モデル (図 3) の起点となる制約 C1 を, 各学習者ごとに異なるよう計画することで, モデル

表 3 セマンティクスパラメータ (小分類)
Table 3 Semantics parameters (small classification).

	定義	参考とした従来研究による視座
C1a	他学習者の出した仮説や問いと、自身の観点からの仮説や収集した情報を比較し、さらなる問いを生成したり新たな示唆を与える行動.	自身の持つ多様な解法や解を協調行動の中で集積し、それらの統合や比較・対照・吟味などによって、学習者個々の学習効果を高められること (文献 [28], p.123, ll.26-29).
C1b	自身の持つ仮説や問いについて、それらに関連すると思われる実世界の中の環境物に対して、身体をともなった操作や対象物を絞った観察を行うことで、検証を図る行動.	科学的発見のサイクルには、仮説の検証が重要な構成要素であること (文献 [29], p.15, 左段 ll.1-9, 右段 ll.5-8, 13-19; p.15, 右段 最終行-p.16, 左段 l.11).
C1c	現行の観測から得られた情報だけでは、仮説や問いへの説明が十分ではないときに、新たな現象に対して観測を行い、探索的に情報を得る行動.	実世界における多様な学習の成立が、多様な注意配布を前提とすること (文献 [30], p.380, 右段 ll.18-24, p.388, 左段 ll.37-44).
C2a	他学習者の仮説や問いを集積して、協動的に吟味し、帰納的な推論を行う行動.	他者の生成した仮説を参照することが、その人自身の仮説変更を促し、学習効果を高めること (文献 [31], p.235, 左段 ll.25-36).
C2b	他学習者の仮説や問いについて言及し、他学習者に再度説明させる行動.	他人と一緒に問題を解く過程、特にその過程の中で各自の考えを表現して確認し合い統合しようとする過程が、学習者の概念変化を促すこと (文献 [32], p.453, ll.3-5, p.463, ll.12-14, p.475, ll.27-33).
C2c	ある時点における観測によって得た情報をもとにして、その時点における自身の状況解釈 (素朴な仮説, 発想) をグループ内に提出する行動.	仮説立案においては、対象とする問題の同定と、因果関係の認識の繰返しを行い、また、複数の要素を吟味することで、根拠が精錬されること (文献 [33], p.287, 左段 ll.24-29, 右段 ll.10-11, 表 4).
C3a	観察した環境物の特徴 (形, 色, 質感など) に着目して、それを統合するなどして新たな仮説や情報を得ようとする行動.	「行為や知覚の能力を有する主体が、自らを取り巻く外界や他者との相互作用に対して主体的に意味付け, 価値づけ, 外界に対する認識を秩序化する過程」が人が環境に適応する過程であること (文献 [34], p.400, 左段 ll.29-35).
C3b	発話の中で出た、自身の着眼していなかった現象の説明や常識的法則について、それに関連する環境物への操作や身体行動によって、フィールド内や目の前の環境物の特徴と関連付ける行動.	集められた経験の集積が、無秩序に陥ることなく、統合された全体として内部で維持され、これに主体自らが「意味」を付与していくことで、環境に適応できること (文献 [34], p.400, 左段 ll.13-16, 35-41, 右段 ll.43-46). C3a は自身の観察行動によって得られた実世界の情報を統合して仮説を生成する行動であるのに対して、C3b は実世界ジグソーメソッドで与えられた理論や法則をもとに目の前の環境物に意味付け・関連付けを行う行動である.
C3c	意図的な留意に基づき、新しい着眼/解釈をなす行動.	自身の知覚の仕方 (着眼の仕方) がどのように構成されているかを自覚し、それをあえて封印して、別の知覚の仕方を試みる「構成的知覚」が、行動生成の基盤となる解釈を多様化するために重要であること (文献 [35], p.82, ll.1-5, 10-16, p.84, ll.8-10).
C4a	他学習者の、注意配布行動などの身体をともなった学習行動を観測する行動.	協動的に課題に取り組む際、他者の課題遂行をモニタリングすることによって、抽象度の異なる多様な解を得られること (文献 [36], p.470, ll.2-6).
C4b	他学習者が行った諸行動を模倣する行動.	他者の身体動作をそのまま自らの身体で再現することに加え、目に見える身体動作と行動の結果の裏にある意図を推測することで効率良く学習を行えること (文献 [37], p.671, 左段 ll.12-18, 21-23; 文献 [38], p.26, 左段 l.17-右段 l.4).
C4c	ある時点まで行っていた行動の選択や、基盤としていた理論・仮説の検討を控える行動.	学習の中で、「誤り」を自覚し、知識の構成における「秩序の乱れ」や「知識の不完全さ」を自覚することが、学習活動において重要であること (文献 [39], p.179, 右段 l.31-p.180, 左段 l.3). 行為の中の省察 (reflection-in-action) によって、身体操作や認識の仕方など、実践的行動を支える内的かつ暗黙的な、行動の生成基盤について見直され、再設定されること (文献 [40], p.50, l.1-p.51, l.4).

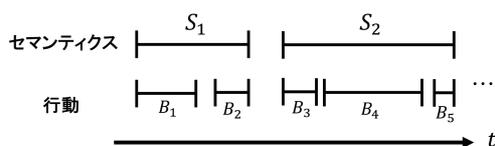


図 4 実世界における行動のセマンティクス表現
Fig. 4 Semantics of real-world behavior.

の挙動を確かめられるようにする (図 1 Phase 3). 具体的には、著者らが開発した「実世界ジグソーメソッド」*2 [43] によって、各学習者にそれぞれ異なる視点・抽象度の情報を与え、学習者の視座 (観察のフィルタ [26]) を互いに異なるものとする.

実世界ジグソーメソッドでは、実世界の現象に対する学

*2 教室型学習で用いられるジグソーメソッド [42] を、著者らが実世界学習に拡張したもの.

生物の相利・片利共生

共生とは

2種以上の生物同士が、互いの機能や性質を活かしたり、生存するために不可欠な機能を補い合う、密接な関係のこと。
共生の形態には、相利共生、片利共生、片害共生、寄生がある。

相利(片利)共生

相利共生とは、互いの生物が、互いの機能や性質の相互作用によって利益を得る関係のことである。
対して、片利共生は、一方の生物は利益を得るが、もう一方の生物にとっては利害が無い関係の事を指す。

共生関係の具体例(サンゴ礁と単細胞藻類)

サンゴ礁は、炭酸カルシウムを分泌して外骨格をつくる造礁サンゴの世代を積み重ねることで構築される。
藻類が光合成によって生産する糖類は、サンゴが利用するエネルギーの半分を担っている。
このエネルギーによって、サンゴは新しい外骨格を形成し、侵食や成長の早い海藻との空間をめぐる競争をしのいでいる。
一方、藻類は光を受容するための隠れ場所をサンゴ内に確保できる。
また、藻類は、サンゴの排出物(二酸化炭素やアンモニア)も利用する。

- (1) 実験フィールドにおいて、共生の関係性は見られるだろうか
- (2) 共生関係があった場合、その利害・利益関係を分析してみる

図5 断片的なメモ(実際の実験で用いたものの例)

Fig. 5 Fragmentary memorandum used in our experiment.

術的理論 [44] (植物の生存戦略, 群集生態学など) が記載された断片的なメモを, 学習者間で内容が重複しないように与える (図 5)。このメモは, 各学習者がそれぞれの視点から現実世界を認知する手がかりとなる。ただし, メモの内容は, 知識の適用対象を変えたり (図 5 の場合, 森林の環境学習を扱う本研究に対して, 海の珊瑚礁を例題化), 抽象度を変えたりするなどして, 今回の実験の対象地での行動を大きく制限しないように, 設計してある。

これにより, (1) 与えられたメモをもとに, それぞれの視点で観察を行い, (2) 観察したことや既有知識をもとにして具体的な例示を行い, 各々の視点を共有しながら, (3) 各々が仮説を立て, 検証することを通じて, 学習者同士で統合的な理論を構築し, 実世界の現象を理解する, という仮説検証・発見型の学習行動全体を促す。

実世界ジグソーメソッドは, 学習者相互で内部状態を外化して互いに共有することを促し, そのことによって, 従来は観測が困難であった内部状態を, 分析者が外部から観測することを可能とする著者らの実験的技法でもある。

3.4.2 実世界型内観法による認知プロセスの計測

著者らは, 学習者の内部状態をとらえるために, 学習者に, 各時点における彼らの内部状態を, 報告コードによって自己報告させ, メモをとらせる学習支援法である「実世界型内観法」を開発した (図 1 Phase 3)。実世界型内観法は, タブレット PC (ASUS ZenPad 3S 10, OS Android7.0) による実装で, 開発環境は Android Studio 3.2.0.0 である。

報告コードは, 従来研究 [18] の事後報告用コードを参考にし, 生態系理解のために必要な知的活動を想定した



図 6 実世界型内観法による認知プロセスの外化の様子 (4 章に記載の実験から得られたデータ)

Fig. 6 Externalization of the cognitive process by the real-world introspection method.

5 コード (「観察記録」, 「関係性」, 「仮説立案」, 「仮説検証」, 「仮説の適用範囲」) として, 学習者は, ユーザインタフェース上の報告コードのボタンをタップするだけで, 当該コードに関するメモ内容の入力画面に遷移できる (図 6 左上)。これにより, 分析者は, 発話として表出していない学習者の内部状態を含めて, 彼らが「何を認知的に行っているのか」, 「何を目標とした活動を進めようとしているのか」について, 学習者の認知プロセスのリファレンスデータを得て, 図 3 の各要素を含む, 形成的プロセスの再現の際の手がかりとできる。

実世界型内観法によるメモの内容は, すべての認知プロセスや観察事項を記述できているわけではなく, 実世界で記入していることから誤字脱字などもある。そのため, このメモの内容だけを独立して分析することは効果が十分でなく, むしろ, 他のマルチモーダルデータ (視界映像, 発話音声など) に加え, 学習者の認知プロセスもふまえて, 統合的に分析することが望ましい。たとえば, 図 6 右上の赤枠内が, 実際のメモの内容であり, 学習者のその時点での認知 (実世界の何を重要ととらえているか, 環境物の特徴をどのように説明するか, など) をとらえる手がかりとなる。これらのデータによって, 図 3 における認知的なプロセス ((i) ~ (iii)), 身体をともなったプロセス ((iv) ~ (vii)) の計測が可能となる。

なお, 環境学習において, 実世界でメモをとることは一般的な行動であり [3], 観察行為を支える重要な行動の 1 つである [45]。実世界型内観法は, 従来紙媒体でメモをとっていたことを, タブレットを用いた電子媒体に置き換えたもので, 時刻情報などをメモデータに自動的に印字したり, 被観察対象物を事後に同定したりできるなど, 分析上のメリットがある。通常の紙媒体のメモと同様に, 実世界型内観法によっても, メモを記入している際, 他の学習者の発

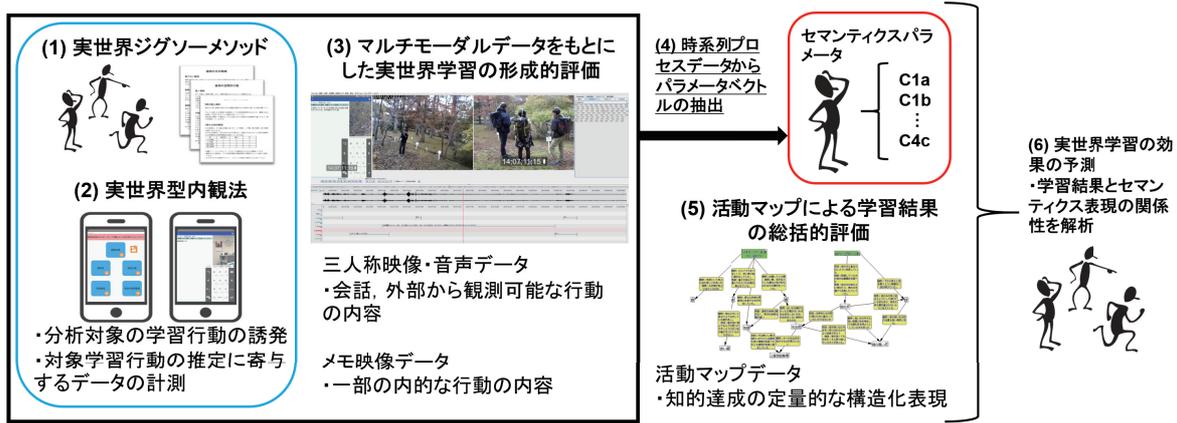


図 7 実世界学習の効果の予測のための行動のセマンティクスの生成方法

Fig. 7 Method to extract behavior semantics for predicting real-world learning effects.

話を聞き流してしまうなどの影響も生じうる。このことを考慮し、メモの入力方法として、今回対象として想定する学習者（成人）が、一般的に日常的に慣れ親しんでいるフリック入力（スマートフォンの入力と同様）を採用することで、学習者による円滑な利用を促し、実世界型内観法が、できるだけ生態学的妥当性を大きく乱さないよう設計した。

4. 評価

4.1 目的

本研究では、図 3 の行動生成モデルをもとに、開発手法（図 7(1), (2), (3), (5)）を実践することで、行動の意味の抽出に寄与するデータの計測を行う（図 1 Phase 4）。そして、時系列プロセスデータから行動のセマンティクスパラメータの抽出（図 7(4)）を行い、行動のセマンティクス表現から実世界学習の効果の予測を試みる（図 7(6)）など、提案モデルをもとにした行動分析の有効性、提案モデルの適用可能性を評価する（図 1 Phase 5）。

4.2 方法

2018 年京都大学フィールド科学教育研究センター上賀茂試験地の一部（130 × 50 m）において、被験者 30 人（一般成人男女）を招集し、環境学習実験を実施した。被験者を、それぞれ 3 人 1 組（男性 2 人、女性 1 人；20 歳代）の全 10 グループに無作為に分け、各人 1 時間の環境学習に取り組んでもらい、計 30 時間のデータを取得した。なお、各グループの構成員は、互いに事前に面識はなく、また実験者とも面識はない。この環境学習実験では、「実世界ジグソーメソッドで与えられたメモをもとに、グループ（3 人 1 組）で自然環境の中を自律的に探索し、その中の現象の成り立ちに関する仮説を協調的に考察、立案、吟味、検証する」という 1 組 1 時間のタスクを課した。実験の際には、1 人に 1 つタブレットを持たせ、実世界型内観法によって、観察事項や仮説・問いなどを記述してもらった。各被験者には、一人称カメラやセンサなどが搭載されてい

るバックパック型のマルチモーダル計測システムを装着させ、学習者らの様子を、周囲の環境も含めてビデオカメラで撮影した。

実験前に事前アンケートを実施して、被験者の属性を調査した。学習者による、これまでの環境学習プログラムへの参加経験は、 0.2 ± 0.7 回（平均 ± 標準偏差）であり、いずれも環境学習に対して経験に根ざした知識がほぼない初学習者という意味で、事前知識の水準に大きな違いはなかった。1 週間あたりのコンピュータを使う頻度は、 4.4 ± 2.3 回だったが、実験前に、被験者全員にタブレットの操作レクチャ（10 分程度）を行い、あらかじめタブレット操作に習熟させることで、本実験に必要とされる技能が円滑にできるよう促した。前述のとおり、タブレットによる文字入力、被験者の多くが日常的に用いるスマートフォンによるフリック入力と同様である。

また、通常ジグソーメソッド [42] の実施インストラクションを参考にして、実世界ジグソーメソッド法の手順・方法についての事前インストラクションを、実験前に教室において与えた。具体的には、(1)「自分のメモを、相手に直接見せてはならない」、「自分のメモの内容を、相手に口頭で伝えてよい」、「相手のメモの内容を、相手から聞き出してよい」などの指示を、メモのサンプルとともに与え、(2) タスクの進め方について、学習者の不明点に関する質問を受け付け、これに回答した。このことで、タスクに対する事前理解を与え、実験時に実世界において自然な行動を促す状況設定を行った。

4.2.1 形成的評価

本研究では、学習時の発話内容や、電子学習メモの逐次的な記述の様子、ビデオカメラからの学習者の様子について、形成的評価を行った（図 7(3)）。なお、各種データの時間同期および形成的評価には、ELAN [46] を用いた。

また、マルチモーダル計測システムに関して、著者らは、視界映像、発話音声、位置情報、上体の姿勢角、加速度などの物理量データを計測できるセンサを、1 つのバック

バックに搭載したシステムとして実装しており、身体配置（集合・離散）などと、協調学習の効果との関係をとらえた [43]。一方、今回の研究は、これらの物理的な計測ではとらえることが難しいセマンティクスデータを構造化して扱うための基礎研究である。そのため、視界映像や発話音声、姿勢などの意味について、3.3 節で開発したパラメータをもとに、著者らが事後に書き起こし、セマンティクスデータを生成した（図 7(4)）。

ここで、実験評価者による観察（本研究では、ビデオアノテーション）の信頼性を保障するために、行動の一部をランダムに選び、複数の観察者で観察し、その結果の一致の程度を検討する方法が知られる [23]。その際、文献 [23] によると、全観察のおよそ 20% 程度を対象とし、また、一致の程度を表す指標として Cohen の κ 係数 [47] の使用が一般的とされる。本研究は、この方法に従い、全データのうち 20% の時間量に相当する時間区間を、乱数発生器に基づき無作為抽出し、この抽出区間に対して独立して与えられた 2 人の実験評価者^{*3}によるアノテーション結果の一致度を算出した。その結果、セマンティクスパラメータの κ 係数 = 0.889 と高い値であった。 κ 係数が 0.81–1.00 の範囲にある場合、評価者間において解釈が「ほぼ完全に一致している（最高水準の一致度）」と見なされること [48] から、(1) 今回、非常に信頼性の高い正解データが生成できていること、(2) 行動のセマンティクスが厳密に定義できていること、が確認されたうえで、結果について報じる。

4.2.2 総括的評価

学習後の知識状況を知る手法に、「学習者が、異なる概念間の関係性をいかに関連付け、構造化し、意味的なネットワークを形成したか」を、学習者自身に外化させる概念地図法 [49] がある。この方法では、学習者は、学習によって得た概念をノードとして、また、概念間の関係性をアークとして、書き出す。概念地図法 [49] を著者らは拡張し、活動マップ（ノード間をラベル付きアークで接続した、有向グラフ形式）を開発した [18]。活動マップでは、各概念間の関係性を、各学習者が、「どのように」、「どの程度の確信度で」見つけたのか、あるいは、「実験前から知っていたのか」などを明記できる。具体的には、学習者は、各アークのラベルとして、以下の 7 つの属性情報を付与できる。

例示 概念の例。

常識 一般常識、学習以前から有した知識。

疑問 不思議・疑問に思ったこと。

仮説 概念の関係を説明するよう設けた仮定。

観察 肉眼で注意深く見極めた現象。

検証 仮説の真偽を確かめるための行動。

発見 観察や議論、仮説検証によって得られた新しい知識。

本研究では、実験を通じた学習効果（図 3(viii)）に関する総括的評価のデータを得るため、実験終了後に、活動マップによる振り返り学習 [18] を行った（図 7(5)）。活動マップは、各学習者が実験中に獲得した知識を、学習者自らが構造化記述したネットワーク表現である。

一般に、ソーシャルネットワークの評価などで、ネットワークグラフ（有向グラフ、無向グラフ）を、ノードやアークの数で評価する手法が知られる [50]。同様に、分析者が、各学習者の活動マップを閲覧し、そのアーク群に付与された各属性コードの個数を数え上げることで、実世界学習の結果を定量評価できる [18]。本研究では、7 つすべての属性コードの総和を、実験で行われた「知的活動全体」とする。なお、実世界ジグソーメソッドの狙いから、仮説検証・発見型学習がなされているか、を基準として総括的な評価を行った。

総括的評価は、学習者の内観による記述データ（活動マップ）を、機械的に集計したものである。一方、セマンティクスパラメータは、実験者の外観により与えられる。すなわち、総括的評価（活動マップ）とセマンティクスパラメータは、データの作成者と得られ方が異なる。また、セマンティクスパラメータの設定において、活動マップのデータは、参照されない。すなわち、総括的評価とセマンティクスパラメータは、互いに独立したデータである。

4.2.3 形成的・総括的評価の結果を用いた回帰分析

4.2.1 項、4.2.2 項の評価結果を統合・比較し、学習中に取られた種々の行動が、学習効果にどのような影響を与えたのかを分析した。

4.3 結果

4.3.1 タスク再認行動と知的行動の関係性

著者らは本分析に先立ち、「タブレットに組み込まれた断片的なメモを閲覧することによって、本実験で課されたタスク内容を再認する行動」（TR 行動と呼ぶ）が、学習の結果に及ぼす影響を分析した。TR 行動の平均生起回数は 1 人あたり 13.8 ± 8.16 回、総生起時間量は 1 人あたり 4 分 57 秒 \pm 2 分 54 秒だった。説明変数（TR 行動の生起に関する時間量、あるいは回数）と、目的変数（学習結果の指標である活動マップの属性コードごとの個数、あるいは、属性コードを任意に組み合わせたうえで個数を数えたもの）の間で、すべての可能な組合せに対して単回帰分析を行ったが、「統計的な有意傾向 ($p < 0.1$)、高い決定係数を同時に満たすもの」は確認されなかった（決定係数は、最大で 0.184 にとどまった）。よって、統計的信頼性の観点から、TR 行動では学習効果を説明することは難しいと考える。

TR 行動は、タスクが誘発する行動ではあるが、今回の場合は、タスクの内容を確認する役割にとどまり、学習の結果に強い影響を及ぼさなかったと考えられる。すなわち、実世界学習の場合、実世界とのインタラクションの方がよ

*3 κ 係数の算出に関わったもう 1 人の実験評価者は、環境学習研究を 20 年以上継続している研究者によって 1 年程度の期間十分に訓練されたアシスタント。

表 4 学習者ごとにみた, (1) 行動のセマンティクスパラメータの生起時間量, (2) 実験時間に対する時間割合 (平均 ± 標準偏差)

Table 4 Time amount of behavior semantics parameter and time ratio to experimental time (mean ± SD).

パラメータ	生起時間量	生起時間割合
C1a	148.4 ± 88.1s	4.1 ± 2.4%
C1b	78.1 ± 74.8s	2.2 ± 2.1%
C1c	1,660.9 ± 534.6s	46.0 ± 14.8%
C2a	52.6 ± 59.3s	1.5 ± 1.6%
C2b	19.3 ± 17.4s	0.5 ± 0.5%
C2c	178.6 ± 133.4s	4.9 ± 3.7%
C3a	86.5 ± 57.4s	2.4 ± 1.6%
C3b	40.6 ± 32.9s	1.1 ± 0.9%
C3c	19.4 ± 49.8s	0.5 ± 1.4%
C4a	5.5 ± 12.4s	0.2 ± 0.3%
C4b	59.5 ± 43.2s	1.6 ± 1.2%
C4c	0.9 ± 3.0s	0.0 ± 0.1%

り効果を引き出すことが示唆されるため, 学習の成り立ちをより詳細にコーディングしたセマンティクスパラメータを分析の主軸として, 以降の分析について詳述する。

4.3.2 行動のセマンティクスパラメータの生起状況

12 個のセマンティクスパラメータによって, 学習全体の 65.1%の時間を説明できた。残りの 34.9%は, 従来研究 [45] の非重要学習に相当する, あるいは, タスク内容の再認行動 (TR 行動) などのものであり, セマンティクスパラメータが付与されない時間区間である。非重要学習が学習効果に寄与しないことは先行研究 [45] に詳述されており, かつ, タスク内容の再認行動が学習効果を説明しないことは, 4.3.1 項に記載のとおりである。

表 4 に, 本実験における, 学習者ごとのセマンティクスパラメータの生起状況を示す。各パラメータの生起時間量について, C1c が最も多く 1,660.9 ± 534.6s であった。実験時間に占める割合も 46.0 ± 14.8% と高く, 各学習者は実験時間の半分程度 C1c を行っていたことが分かる。次点で生起時間量が多かったのは C2c, C1a, C3a であり, その値はそれぞれ 178.6 ± 133.4s, 148.4 ± 88.1s, 86.5 ± 57.4s であった。ここで, C1c と C2c の生起時間量を比較すると 9.3 倍であり, C1c はパラメータ全体から見ても飛びぬけて大きい数値であると分かる。また, 最も生起時間量が少なかったのは C4c で, その値は 0.9 ± 3.0s であり, 生起時間割合は 0.0 ± 0.1% であった。次点で生起時間量が少なかったのは C4a, C2b, C3c であり, その値はそれぞれ 5.5 ± 12.4s, 19.3 ± 17.4s, 19.4 ± 49.8s であった。

4.3.3 セマンティクスパラメータによる学習効果の線形回帰

表 5 に, プロセスデータ (セマンティクスパラメータの生起特徴 (表 4)) を説明変数, 総括的評価で得られた学習効果 (活動マップに関する生起特徴) を目的変数とし,

それぞれを標準化処理^{*4}したうえでの重回帰分析の結果を示す。説明変数については, (1) 行動内容が短時間で頻繁に切り替わる場合, その行動の本質的な意味を果たさなまま生起回数が多くなってしまふこと, (2) 各グループにおいて実験時間に若干の誤差があること, の観点から, 学習者間で均質に比較のできる「各セマンティクスパラメータが実験時間に占める割合」とした。目的変数は, 「学習者による活動マップに含まれる属性コードのうち, 仮説検証・発見型学習の効果を表すと考えられる属性」の個数とした。具体的には, 「観察+例示+検証」, 「観察+例示+発見」, 「観察+例示+検証+発見」の 3 つの組合せとした。

決定係数については, 説明変数の数が異なる重回帰式間のあてはまりの良さを比較するために, 自由度調整済み決定係数も算出した。なお, 重回帰式は, 「自由度調整済み決定係数 (R_{adj}^2) の値が 0.7 を超えており」, 「説明変数の個数が最小」のものを抽出した。これは, 「対象学習の大部分を説明する, 必要最小限のパラメータを抽出する」という考え方による。

4.3.4 知的活動全体を説明するパラメータ群の抽出

表 5 から, 知的活動全体に対して, C3a, C1b, C4a は有意水準 1%未満で正の影響を持つ。また, C1c, C4c, C3c, C1a, C4b は有意水準 5%未満で正の影響を持つ。一方で, C2b は有意水準 5%未満で負の影響を持つ。決定係数については, $R^2 = 0.820$ であり, $R_{adj}^2 = 0.739$ であった ($F(9, 20) = 10.12, p < 0.001$)。属性コードは, 「知識空間に対して与えられるべき各種の操作」を表現するように設計されていること [18] から, 各属性コードが生起した個数の総和は, 学習活動の定量評価指標の 1 つとなると考えられる。今回, 知的活動全体の評価 (総括的評価) については, 12 個のパラメータのうち 9 個 (75%) を用いることで回帰できたといえるので, 今回の認知的, 身体的な学習に関しては, 今回設計したパラメータで妥当に説明できることが分かった。

4.3.5 仮説検証・発見型学習に影響を与える行動のセマンティクスパラメータ

本研究は, タスクによって与えられた各自の視点をもとに仮説を立て, それを実世界においてどのように検証すればよいのか, どんな発見が得られたのかを, 学習者間で比較・統合・吟味する, 仮説検証・発見型学習を学習目標の対象として着目する立場である。以下では, (1) 対象学習が行われているか, (2) 各時点の行動が対象の達成に効果を与えているかどうか, を基準として結果を述べる。

4.3.5.1 仮説検証型学習 (観察+例示+検証)

表 5 から, 仮説検証型学習に対して, C3a, C4c, C1a は有意水準 1%未満で正の影響を持つ。また, C3c は有意水準 5%未満で正の影響を持つ。一方で, C2b は

^{*4} 標準化を行うことで, 重回帰分析によって得られる偏回帰係数どうしの大小を比較でき, 目的変数へ与える影響を評価できる [51]。

表 5 学習効果と、各セマンティクスパラメータの時間割合との間の重回帰分析
 Table 5 Multiple regression analysis between the learning results and the time ratio of behavior semantics parameter.

知的活動全体		観察+例示+検証		観察+例示+発見		観察+例示+検証+発見	
説明変数	標準偏回帰係数	説明変数	標準偏回帰係数	説明変数	標準偏回帰係数	説明変数	標準偏回帰係数
C3a	0.428**	C3a	0.419**	C4c	0.607***	C4c	0.544***
C1b	0.384**	C4c	0.366**	C1a	0.490***	C1a	0.356**
C4a	0.367**	C1a	0.337**	C3c	0.219*	C3c	0.271*
C1c	0.321*	C3c	0.283*	C2b	-0.569***	C3a	0.233†
C4c	0.296*	C2b	-0.504***			C2b	-0.561***
C3c	0.278*						
C1a	0.276*						
C4b	0.253*						
C2b	-0.342*						
R^2	0.820***	R^2	0.753***	R^2	0.768***	R^2	0.756***
R^2_{adj}	0.739	R^2_{adj}	0.701	R^2_{adj}	0.731	R^2_{adj}	0.706

*** : $p < 0.001$ ** : $p < 0.01$ * : $p < 0.05$ † : $p < 0.1$

有意水準 0.1%未満で負の影響力を持つ。決定係数については、 $R^2 = 0.753$ であり、 $R^2_{adj} = 0.701$ であった ($F(5, 24) = 14.59, p < 0.001$)。この結果から、例示によって、実世界に対しての自身の認識をグループに提出することや、自身の認識およびグループで共有された認識をもとに実世界の観察を行うことを通じて、多視点から情報を取得するような検証型学習の実施の程度を定量的に表す生起特徴を、C3a などの5つのセマンティクスパラメータで線形回帰できると分かった。

4.3.5.2 発見型学習（観察+例示+発見）

表 5 から、発見型学習に対して、C4c, C1a は有意水準 0.1%未満で正の影響力を持つ。また、C3c は有意水準 5%未満で正の影響力を持つ。一方で、C2b は有意水準 0.1%未満で負の影響力を持つ。決定係数については、 $R^2 = 0.768$ であり、 $R^2_{adj} = 0.731$ であった ($F(4, 25) = 20.65, p < 0.001$)。この結果から、例示による自身の認識の提出と、実世界の観察からの情報取得を積み上げ続け、検証というプロセスを経ずに質的な転換によって発見を行うような学習の実施の程度を定量的に表す生起特徴を、C4c などの4つのセマンティクスパラメータで線形回帰できると分かった。

4.3.5.3 仮説検証・発見型学習（観察+例示+検証+発見）

表 5 から、仮説検証・発見型学習に対して、C4c は有意水準 0.1%未満で正の影響力を持つ。また、C1a は有意水準 1%未満で正の影響力を持ち、C3c は有意水準 5%未満で正の影響力を持つ。さらに、C3a は有意水準 10%未満で正の影響力を持ち、有意傾向（弱い有意性）*5がある。一方

で、C2b は有意水準 0.1%未満で負の影響力を持つ。決定係数については、 $R^2 = 0.756$ であり、 $R^2_{adj} = 0.706$ であった ($F(5, 24) = 14.9, p < 0.001$)。この結果から、多視点からの観察や実世界での仮説の検証を通じた、典型的な仮説検証・発見型学習の実施の程度を定量的に表す生起特徴を、C4c などの5つのセマンティクスパラメータで線形回帰できると分かった。

4.3.6 現象理解のための理論や視点を棄却・更新する学習

ここに、4.3.5 項に記載の、「仮説検証・発見型学習に対して、C1a, C3a, C3c, C4c が有意に正の影響を与える」具体例を、実際のトランスクリプトデータをもとに紹介する。表 6 は、カラタチという鋭いトゲを持つ低木について、なぜそのような特徴を持つかを議論するグループの発話内容を示したものである。なお、表 6 および後述の表 7 中の時刻は、実験開始からの時間を指す。

まず、B は、「カラタチの木にはなぜトゲがあるのか」という素朴な疑問をいただいていたが（時刻 54:08, 分類 C1c）、それまでの学習において頻繁に用いていた「他の環境物との共生的な考え方」を棄却するべきか検討した（54:19, C4c）。これに対し、C は既有知識をもとにした新たな示唆を与えた（54:32, C1a）。その後、C は新たな視点での吟味を行い（55:00, C3c）、B による指摘や疑問（55:05, 55:12, C1c）がありつつも、着目すべき現象や特徴を明確にし、統合的な仮説を生成することで（55:28, 55:43, C3a）、グループとして実世界の現象への理解を深化させた。このことから、自身の視点を棄却したり、新たな視点で現象を観察したりすることを通じて、着目すべき特徴を明確にし、統合的な仮説を立案・吟味するなどの行動は、発展的な学習へと移行していくという生起特徴があることを、定性的に見て取ることができた。これは、4.3.5 項に記載の、「仮説検証・発見型学習の実施の程度を定量的に表す生起特徴を、C1a などのセマンティクスパラメータで線形回帰でき

*5 文献 [52] によると、「社会科学分野における有意水準は 5%が使われることが多いが、10%や 1%が使われることもある。有意水準は厳しければ厳しいほど望ましいというわけではない。有意水準を厳しくすることは、誤検出は減らす、検出失敗を増やす、すなわち検定のパワーを減らしてしまう」とされる。このことを念頭に、本論文では、有意水準 10%を有意傾向として議論に含めた。

表 6 カラタチ（鋭いトゲを持つ低木）がなぜこのような特徴を持つか検討する発話例

Table 6 Conversation to consider the characteristics of trifoliate orange.

時刻	学習者	会話内容	行動	分類
54:08	B	なんでま、とんがってるんだらうね？なんかあったのかな、なんかいやなことでもあったのかしら。	1	C1c
54:18	C	ん？		N/A
54:19	B	メリット、デメリットって考え方、しない方がいいかな。		C4c
54:32	C	けどやっぱ根本的に植物とかは適者生存を狙ってるからあ。		C1a
54:39	B	んー、狙う、まあまあまあ。(中略)	2	C1c
54:58	C	なんだらうね。	1	C1c
55:00	C	まあ例えば、トゲトゲしてたら、踏み荒らされることはないよね、動物。	1	C3c
55:05	B	そうだね、でもこのデカさは。	1	C1c
55:08	C	このデカさは踏み荒らされますかっていうと。	1	C1c
55:10	B	そうでもない。	1	C1c
55:11	C	分かんない。	1	C1c
55:12	B	なんか上から引っかけたのかな？	3	C1c
55:15	C	なんか落ちてきたらまあそれはわざとな気でも。	1	C1c
55:18	B	なんだらう、トゲがくっついてることでなんかあんのかね？	1	C3a
55:28	A	いやまあ、範囲を別に拡大させる目的ではなくずっとこの場所で、永遠に続けばいいって思うんだったら、ここでトゲトゲして、だれにも近寄らせず種だけずっと落とすとけば。	4	C3a
55:41	C	うーん。		N/A
55:43	A	うーん、めっちゃリスク高いけど。	4	C3a

※行動 1：目の前の植物を観察する。行動 2：目の前の植物の周辺を歩きながら観察する。行動 3：目の前の植物を、触れながら観察する。行動 4：目の前の植物とタブレットを交互に見る。

る」という知見に対応するものである。

4.3.7 常識的知識・事実を繰り返し確認する学習

ここに、4.3.5 項に記載の、「仮説検証・発見型学習に対して、C2b が有意に負の影響を与える」具体例を、実際のトランスクリプトデータをもとに紹介する。表 7 は、実験フィールド内にある木の分類を他学習者に繰り返し問いかける様子を示したものである。このグループはコケの種類と生息域の関係性に着目し、「コケは木の形状によって、その種類が異なる」という仮説をもとに学習を進めていた。B は、木の形状を広葉樹・針葉樹といった分類を基準にして観察していくべきかという問いかけを行い（時刻 29:45,

表 7 他者との会話に出た観察情報や常識的知識について、繰り返し問いかける発話例

Table 7 Conversation that repeatedly asks for observed information and common sense knowledge.

時刻	学習者	会話内容	行動	分類
29:45	B	木の種類によって、その、コケが違うって言うのは、それ、たとえば木の、なんですか、広葉樹とかそういうので分けるってことですか？	5	C1a
29:54	B	そんなん、わか、分かります？	7	C2b
29:57	A	だ、だいたい広葉樹、っばいですがけどね。	6	C1a
30:01	B	ああもう、葉っぱを見れば分かる、もんですか？	5	C2b
30:04	A	分かりそう、じゃないですか？	5	C2b
30:07	B	あたし適当に言ってるだけで、ちょっと広葉樹が何かすらもう覚えてない。	5	C1a
30:10	C	そう、じ、自分も。	5	C1a

※行動 5：周辺の木を見る。行動 6：周辺の木を見渡す。行動 7：他学習者の方を交互に見る。

分類 C1a), 自身で再考した (29:54, C2b)。それに対して、A が実験フィールド内で観察した結果を述べるも (29:57, C1a), B によって常識的知識の確認に立ち戻ってしまい (30:01, C2b), A も自身が述べたことを再確認・弱める結果となってしまった (30:04, C2b)。その後も、常識的知識がより曖昧になっていく発話が続いた (30:07, 30:10, C1a)。このことから、発話に出てきた事実や常識的知識の確認が繰り返されると、積極的に仮説を生成するなどの発展的な学習へは移行しないという生起特徴があることを、定性的に見て取ることができた。これは、4.3.5 項に記載の、「仮説検証・発見型学習の実施の程度を定量的に表す生起特徴を、C2b などのセマンティクスパラメータで線形回帰できる」という知見に対応するものである。

4.4 考察

4.4.1 実世界学習と行動のセマンティクスパラメータ

4.4.1.1 C2b が協調学習にもたらす効果

表 5 の結果全体において、C2b は負の影響を与える変数であることを示した。この C2b 行動について、表 7 の発話例から、単なる事実の再確認にすぎないものの、その一方で、協調学習の場を維持することに寄与していると解釈できる。個々の学習者の認知や知能を共有するためには協調学習の場の維持が必要であるため、その意味においては C2b 行動は重要であるといえるが、本研究が予測対象とする仮説検証・発見型学習については、その効果を説明するものではなかったと考える。ゆえに、本実験で組み込んだタスクが促した特定の実世界学習に対して、C2b が負の影響を与える説明変数であったと考えられる。

4.4.1.2 知的活動全体に影響を与えるパラメータ

表 5 から、知的活動全体に対して、C1a, C1b, C1c, C3a, C3c, C4a, C4b, C4c が正の影響を与える変数であることを示した。表 4 において、主な説明変数である、C1 行動 (特に C1a, C1c) は生起時間量が全体的に多かった。これは、「自身の観察の基盤は何なのか」、「何を観察すべきなのか」といった行動を積極的にとることで、状況解釈や適切な行動選択のための認知資源が更新されたため、本結果が得られたと考える。一方で、表 4 において、C4 行動 (特に C4a, C4c) は全体的に少なかった。これは、自身の行動そのものを棄却するなどして自身の行動選択の制約を更新することが、前提としている観察・解釈・行動列生成の制約すべてを更新することにつながったため、生起時間が少なくとも高い効果を与えたと考えられる。また、C3 行動も説明変数に含まれており、特に C3a に関しては生起時間量も多い。これは、実世界の現象に即した新たな仮説を立てることを通じて、現象に対する知識の抽象化と具体化がなされたため、知的活動の効果を高める要素となったと解釈できる。

一方で、回帰式に C2a, C2c, C3b は含まれておらず、特に表 4 において C2c の生起時間量は上位であった。これは、実際の学習における C2c の行動内容が、単純な状況解釈や明確な根拠をとらぬ素朴な仮説などの発話であったため、「実世界での仮説検証・発見を目指す」学習タスクへの効果を説明するものではなかったと考える。C2a, C3b については、仮説の集積的吟味や環境物への関連付けなど、知的活動への効果が期待されるが、本実験において十分に行われなかったために、知的活動全体を説明するパラメータにはならなかったと考える。

4.4.1.3 仮説検証・発見型学習に影響を与えるパラメータ

表 5 から、仮説検証・発見型学習に対して、C1a, C3a, C3c, C4c が正の影響を与える変数であることを示した。特に、「検証」が目的変数に含まれる場合は、その重回帰式の説明変数として C3a が含まれることを示した。これは、他学習者の仮説や問いと、自身の観点からの仮説を比較すること (C1a) や、別の知覚の仕方を試みたり (C3c)、それまでの知覚の仕方や行動の選択を控えたり (C4c) することで、着眼点の明確化や棄却が行われ、多視点での現象理解につながったため、本結果が得られたと考える。さらに、自身の着眼点や理論を明確にしたうえで、環境物の特徴に着目すること (C3a) は、「今日の前にある現象・環境物」という、具体性をともなった仮説立案がなされたため、実世界に根差した仮説検証学習への効果があったと考えられる。

また、表 4 から、C3c, C4c はパラメータ全体で見て生起時間量が少ないことを示した。この結果と前述の考察をふまえると、実世界学習において、その生起時間自体は少ないものの、学習の発展的な転換のための高い効果を持つ学

習のプロセスを抽出できたといえる。このことは、「本研究が設計したパラメータによって、実世界学習の效果に影響を与えると予測される学習行動を取り逃すことなく計測することが可能になった」という知見であり、今回生成したセマンティクス表現の適切さを示すものであると考える。

4.4.2 行動のセマンティクス表現手法による学習効果予測

4.3.4 項の結果から、今回の実験タスクにおける知的活動の全体は、設計した 12 個のパラメータのうち 9 個を用いた重回帰式で表現できた。すなわち、今回の実験に関しては、多段階の制約を仮定して設計した行動のセマンティクスパラメータで、知的活動の結果全体を回帰できた。

また、実世界ジグソーメソッドによって、「自身の認識や行動生成についての基盤を、グループ内に共有したり変化させたりすることを通じて、仮説検証・発見を行う学習 (表 6)」が誘発されることが分かった。一方で、このような学習のプロセスを再現するためには、「何に着眼しているか」という学習者の認識基盤の経時的な変化をとらえる必要があるといえる。この点において、学習構造を分割して、各時点の認知プロセスを自己報告させる実世界型内観法 (図 6) は有効であったといえる。

また、4.3.5 項の結果から、仮説検証・発見型学習は、4 個もしくは 5 個のパラメータを用いた重回帰式で表せることを示した。このことから、「実世界型内観法によって再現された学習のプロセスデータのうち、少数のパラメータをトレースすることで、タスクによって期待される知的活動の様子を回帰できる可能性がある」ことが示されたといえる。以上のことから、「本研究で開発したタスク・パラメータ列は、実世界学習の效果の予測に有効である」ことを示す結果が得られたと考える。

4.4.3 計算論的な行動生成モデルの適用可能性

著者らは、湖の水質調査に関する参与観察をもとに設計したモデル・セマンティクスパラメータを、別のフィールド (森林)、別の学習タスク (実世界ジグソーメソッド) で適用した。その結果、セマンティクスパラメータの生起特徴から実世界学習の効果的な実践の様子をとらえることができた。そのため、本研究が仮定した、身体・認知・環境の相互作用をふまえた行動生成モデル (図 3) の適用可能性がある程度示されたといえる。このことは、提案モデルが、実世界学習の制約構造を理解するための、計算論的な枠組みになりうることを示すと考えられる。なお、モデルの着想は、現実とは乖離していない水準のものである。これは、計算の表現、ステートシステムの表現について、現実での振舞いを想定した水準での仮定をおくことができる程度に、調査経験から実際的な理解を行っていたため、計算論的な知能モデルの構成およびパラメータ設計が実現できたと考える。以上のアプローチによって、デザイン研究的な成果である、知能理解のための要件定義、実践的な知見の獲得が実現できたといえる。

4.4.4 多段階制約の果たす役割

本研究では、活発に問いや示唆を提出し (C1a)、意図的に異なる着眼点を考え (C3c)、時として仮説を棄却する (C4c) ことが良い学習効果につながることを示した。一方で、「これらの行動をしていたから良い学習効果につながったのではなく、良い学習行動をしていたグループが、結果としてこのような行動をみせたのではないか」という疑問について、議論したい。すなわち、良い学習効果を得たグループはこれらの行動をしていたものの (必要条件)、これらの行動をすれば良い学習効果が得られるとは限らない (十分条件) 可能性についてである。この点に関しては、重回帰式が目的変数の変動を説明変数の変動で説明するという数学的性質だけでなく、さらに、発展的に、多段階の制約モデルにおいて、C3c や C4c の生成メカニズムについて考察し、理論的に妥当な説明を与えられるかがポイントと考える。

本研究は、C1 を起点として C3 や C4 の行動を多段階に生成していく過程に、学習効果を発現させる仕組みがあると仮定し、モデル化を行ったものである。ここで、ある系の状態が、系に対して加えられている現在の力だけでなく、過去にその系に加えられた力に依存して非線形に変化することが、ヒステリシスという現象として知られることを思い出したい。たとえば、運動・認知・言語の獲得など、人の発達においても、ごく短期間の月齢の範囲において一気に (非線形に) 発達の状態が立ち上がるなどが知られる [53], [54]。本研究においても同様に、学習者が、C1a などの低次の行動の効果を蓄積し、知識処理系へ一定の力をかけ続けることで、C3c や C4c などの高次の学習行動 (認知・判断含む行動) が生成されるきっかけとなる可能性がある。事実、C1a の学習への寄与は、表 5 の各列において含まれており、かつ、統計的に有意である。

同時に、表 5 において、C2b の回帰係数が負であることに注目したい。これは、ジグソーメソッドで喚起された異なる視座を持つ複数人数による協調学習であったものが、C2b を通じて視座が単一に集約されてしまい、協調学習において多様な解を検討する意味においては、その効果・機能を失うからとも考えられる。これは制約 C2 において、ジグソーメソッドで喚起された複数の視座が保たれているか (個々人の中での物事の見方の制約 (C1 に相当: これはグループ内で異なる) が効いているか)、すなわち、学習者間でのインタラクションの中で個人内の C1 が変容せずにいられるかという制約 (C2) が学習効果に影響を与えているとも考えられる。すなわち、制約の観点から考察すると、各レベルの制約は、実世界で協調的に学ぶ際に、次のような働きをしていると、再解釈できる。

C1 個人内制約: 制約の中でどれくらい活発に様々な見方ができるかを決定。

C2 グループ内制約: 自身のものへの視点という制約を保持し、他者の視点に同化しないでいられるかを決定。

C3 グループ内制約: 他者の視点で提出された知識を、自分の内部の制約を用いて (自分の視座から) 検証できるかを決定。

C4 時間軸にまたがる制約: これまでの学習行動と得られた結果をふまえ (図 3 の vi からのフィードバック)、学習行動が適切であったか内省し内的な行動生成基盤を変容。

このような再解釈は、「個人の独創性と、グループとしての協調性を、どのように学習者が制御しているのか」という協調学習における個と集団の役割の調整を、「学習者内部でなされる、レベルの異なる多段階の計算の問題」に帰着させて、モデル化を拡張・修正する知見もとらえられる。このような試みは、C1–C4 を確率変数とした確率的データ生成モデルの基礎的設計 (たとえば、階層ベイズモデル) において、その基礎となるパラメータとその役割、また、パラメータどうしの相互作用について、一定の考察を与えるものと考えられる。

以上の考察は、今回の実験結果から得られた新たな仮説であって、今後、実際の確率モデリング、あるいは、確率的学習アルゴリズムの実装に応用することを通じた検証が必要であるが、本研究は、デザイン研究の方法論 [19] を主軸としているため、このような「次の研究につながる発展的な考察」を提出できたことも、1つの成果である。

4.4.5 今後の課題

本研究で得られた分析結果や知見をもとに、実世界学習の構造に対するより適切な計算論的表現を行うための、分析手法の発展可能性や技術的課題について述べる (図 1 Phase 6)。

4.4.5.1 状況論に基づく実践事例の蓄積・分析

本研究は、状況論を重んじているが、将来的に、似たような実践事例を集めて、比較検討することは可能である。これについて、環境に存在する植生などは、上賀茂試験地に特有のものである。そのため、同試験地と同様の環境特性を持つフィールドを選定すれば、本研究の実験の再現を試みられる。生涯学習の1つとして一般に位置づけられる環境学習において、本研究では、一般の成人の被験者 (初学習者) が参加している。これは、特殊な実験設定でないため、再現は容易である。実験タスクを別のものに切り替えたとしても、タスクが学習におけるインタラクションモデルをまったく違うものに変更しない限りは、本研究のセマンティクスパラメータは適用可能と期待できる。状況論に基づく実践事例の蓄積を、学習科学の分野として積み重ねることで、実世界での学びの成り立ちについて、より良い理解を得られると期待される。

本研究によって行動生成モデルの適用可能性は一部示されたが、一方、まったく違う環境特性、あるいは、まったく違うタスク (教員主体で環境に関する解説をするなど) で、まったく違うインタラクションモデルを仮定すべき環

境学習であれば、本研究の行動生成モデルの適用可能性は未知である。提案手法を、別の設定での環境学習実験に適用し、提案モデルの一般化の可能性、限界を検討することは、重要な課題である。また、本研究の実世界型研究フレームワークのデザイン全体を、他の実世界研究のデータに基づいてメタ分析することで、各研究フェーズの効果をより明確化できると考える。このようなメタ分析は、行動生成モデルのさらなる拡充、新規のパラメータの設計や予測可能な知的活動の効果の拡充につながると考える。

4.4.5.2 最適モデリング、最適アルゴリズムの探究

著者らが知りうる限りの、現状の認知科学、学習科学、学習工学などの知見 [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37], [38], [39], [40] をできるだけ網羅的に調査して、本研究ではモデルパラメータを設計した。これらの基盤分野の研究の発展に相まって、本論文であげられていないパラメータによって、より少ない説明変数でモデル化できるケース、さらに有効なパラメータの設計ができる可能性があり、モデルパラメータの最適化は、今後の重要な研究課題となる。

本実験では、仮説検証・発見型学習を予測の対象としたが、実世界学習の制約構造をさらに理解するためには、多様な学習の在り方を予測可能とすることが重要な課題である。今後、セマンティクスパラメータ間の誘発・抑制の関係を分析したり、目的変数の設計を拡充したりすることで、多様な実世界学習の効果の予測を実現したい。

また、実世界学習のモデル化と理解に関する本研究の成果をもとに、学習者の挙動を、確率的な学習アルゴリズムなどで具体的に表現していくことも、今後の課題となる。

4.4.5.3 統計解析の充実

一般に、重回帰分析では、理想的には、サンプル数は説明変数の 10 倍程度あるとよいとされる [55]。人間系の分析において、特に、実世界を対象として、大量のサンプルを取得することは、必ずしも現実的に容易でなく、本研究は妥当かつ現実的な規模で行われたと考えるが、一方で、説明変数の数に対してサンプル数が十分でない場合、調整済み決定係数自体も変動の大きい推定量となることに注意が必要である。すなわち、本研究の方法では、モデルのあてはまりが過大評価されている可能性は否定できない。また、本研究においては、ジグソーメソッドの導入により、グループの 3 人それぞれが異なる視座で学習に取り組んでおり、一般的なグループ学習のようにグループ内で同化をめざすのではなく、異質なもの同士のやりとりを喚起する仕組みになっているため、30 人のデータをグループごとにはまとめずに、個別に扱った。これは実験のタスクをふまえた分析としては、一定の適切性があると考えられるが、一方で、協調学習という実験の設計上、グループ内の相互作用がある可能性を、原理的に完全に否定することはできない。

以上に述べた統計解析上の議論は重要であり、著者らの

今後の課題につながる。しかし、本研究は、実世界型研究フレームワーク全体を実行し、その初期的結果をもとにして、著者らが提案する枠組みのデモンストレーションを行うという第一義的な意義がある。そのため、本フレームワークを用いて、これまで確かめられていないドメインにおいて、実際の学習者の挙動についての一定の知見を導出した本研究には、一定の価値があると考えられる。

片平 [5] は、多くの場合、計算論モデルは統計モデルとも見なせると主張しており、本研究が採用した重回帰分析は、初歩的な計算論モデルの 1 つと考えられる。本研究は、実世界型研究フレームワークの初期の取り組みであるため、「回帰など、結果が解釈しやすい統計分析法で解析することで、パラメータがもたらす効果を検討する方法が有効である [5]」という立場にそったものである。今後、マルチレベルモデル [56], [57] の採用を検討するなど、より高度なモデリングを検討し、実世界型研究フレームワークをさらに推し進める中で知見を拡充することが重要な課題となる。

4.4.5.4 行動のセマンティクスパラメータの自動推定

本研究では、音声データ、映像データ、タブレット操作データなどから、手でセマンティクスパラメータの正解データを生成した。しかし、セマンティクスパラメータの推定を機械的に行うことができれば、分析の省力化がなされる。将来的には、対話文脈を利用して自然言語文の構文と意味を解析する技術 [58] や、ロボットが、取得したマルチモーダルデータから物体・言語の概念を学習するモデルを確率的に表現した MLDA [59] などの工学的な技術を統合的に応用し、行動のセマンティクスパラメータの確率モデルを構築することで、自動推定を行うことが課題となる。

5. 結論

人は、実世界の多様な状況の中から、行動を通して新たな知識を学習できる。すなわち、人は、おかれた状況の中で学習効果を得るために、身体性をともなった行動の制御を行う「状況論的知能」を有すると考える。本研究は、このような知能を「計算論」の観点でとらえ、知能から生成される行動と、それがもたらす学習効果の関係性の構造化・モデル化を試みた。具体的には、「実世界からの観測を、人の内部に課される各種の制約をもとに多段階に変換する関数において、学習効果が生成されること」を仮定したモデルである。

本研究は、実世界学習の構造を理解するために、「人の行動生成のプロセスには多段階の制約構造がある」という実践的理解からの着想をもとに、各時点の行動のセマンティクス（行動を記述する意味レベルのデータ）として計算論的な表現を行う実世界型研究フレームワークを開発・実践した。実験を通して、知的活動の大部分を説明する行動のセマンティクスパラメータ群を抽出することができた。また、行動のセマンティクスパラメータが知的活動の効果

に与える影響について、「学習者らが自身の着眼点や視座となる理論を明確にする行動は、仮説検証・発見型学習への効果がある」という知見を得た。さらに、行動のセマンティクスパラメータをもとにして、実世界学習の効果に対して予測を与えられるという知見を得た。すなわち、これらは、多段階の制約構造を仮定した行動生成モデルをもとに、行動の意味を分析することで、知的活動の結果に予測を与える行動プロセスを抽出できることを意味する成果である。これらのことから、本研究の提案フレームワークによって、デザイン研究的な成果である、知能理解のための要件定義・新たな知見の獲得が実現できたといえる。また、将来的に、確率的データ生成プロセスによる計算モデリングの基盤となる、知能を張るパラメータを適切に仮定するための基礎的知見を得たといえる。本研究は、学習タスクに応じて新規のパラメータを設計するなどして、評価可能な知的活動の幅を広げることで、多様な学習支援の礎になると期待される。

謝辞 実験実施にご協力くださった京都大学フィールド科学教育研究センター上賀茂試験地の皆様に感謝します。本研究の議論は、匿名のメタ査読者、査読者の先生方による多くの専門的助言によって、より良いものとなりました。ここに深く感謝申し上げます。本研究は JSPS 科研費基盤研究 (C) JP19K12064 による。

参考文献

- [1] Bloom, B.S.: *Human Characteristics and School Learning*, McGraw-Hill, New York (1976).
- [2] Lave, J. and Wenger, E.: *Situated Learning: Legitimate Peripheral Participation*, Cambridge University Press, Cambridge, UK (1991).
- [3] 水越敏行, 木原俊行: 新しい環境教育を創造する, ミネルヴァ書房, 京都 (1995).
- [4] デビッド・マー: ビジョン—視覚の計算理論と脳内表現, 産業図書, 東京 (1987).
- [5] 片平健太郎: 行動データの計算論モデリング, オーム社, 東京 (2018).
- [6] Skinner, B.F.: *The Technology of Teaching*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (1968).
- [7] 長井隆行, 中村友昭: マルチモーダルカテゴリゼーション—経験を通して概念を形成し言葉の意味を理解するロボットの実現に向けて, 人工知能学会誌, Vol.27, No.6, pp.555–562 (2012).
- [8] 鈴木宏昭: 実体ベースの概念からプロセスベースの概念へ, 人工知能, Vol.31, No.1, pp.52–58 (2016).
- [9] 杉原知道: 運動知能—運動から迫る実世界に開かれた知能, 日本ロボット学会誌, Vol.36, No.9, pp.609–615 (2018).
- [10] 飯田史也, 新山龍馬, 國吉康夫: 身体性知能の実現に向けたソフトロボティクスの設計原理, 計測と制御, Vol.58, No.10, pp.791–797 (2019).
- [11] 鈴木昌和: 行動知能の漸次構成による複雑ロボットタスクの実現, システム/制御/情報, Vol.54, No.12, pp.450–456 (2010).
- [12] 鈴木昌和: 適応進化問題のためのスモールスタート学習指向最適化, システム/制御/情報, Vol.61, No.5, pp.182–187 (2017).
- [13] 國吉康夫, 寒川新司, 塚原祐樹, 鈴木真介, 森 裕紀: 人間の身体性に基づく知能の発生原理解明への構成論的アプローチ, 日本ロボット学会誌, Vol.28, No.4, pp.415–434 (2010).
- [14] Wilson, M.: Six Views of Embodied Cognition, *Psychonomic Bulletin & Review*, Vol.9, No.4, pp.625–636 (2002).
- [15] Roth, W.-M. and Jornet, A.: Situated Cognition, *WIREs Cognitive Science*, Vol.4, No.5, pp.463–478 (2013).
- [16] Engeström, Y.: *Learning by Expanding: An Activity-Theoretical Approach to Developmental Research*, Orieta-Konsultit, Helsinki (1987).
- [17] 香川秀太: 状況論の拡大: 状況的学習, 文脈横断, そして共同体間の「境界」を問う議論へ, 認知科学, Vol.18, No.4, pp.604–623 (2011).
- [18] 岡田昌也, 多田昌裕: 行動計測・知識外化技術による実世界学習の場の空間特性の抽出手法, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.4, pp.1433–1447 (2012).
- [19] 大島 純, 大島律子: エビデンスに基づいた教育: 認知科学・学習科学からの展望, 認知科学, Vol.16, No.3, pp.390–414 (2009).
- [20] 日本認知科学会: 認知科学辞典, 共立出版, 東京 (2002).
- [21] 菅原通代, 片平健太郎: 強化学習における認知バイアスと固執性—選択行動を決めているのは過去の“選択の結果”か“選択そのもの”か?, 基礎心理学研究, Vol.38, No.1, pp.48–55 (2019).
- [22] Liu, R. and Zhang, X.: Understanding Human Behaviors with an Object Functional Role Perspective for Robotics, *IEEE Trans. Cognitive and Developmental Systems*, Vol.8, No.2, pp.115–127 (2016).
- [23] 中澤 潤, 大野木裕明, 南 博文: 心理学マニュアル観察法, 北大路書房, 京都 (1997).
- [24] 佐鳴湖地域協議会: 佐鳴湖地域協議会, 入手先 (<http://www.sanaruko-net.com>) (参照 2021-1-28).
- [25] Nagata, K., Tada, M. and Okada, M.: Analytics of Behavior Semantics for Understanding Constraint Conditions Hidden in Formative Process of Real-world Learning, *Proc. ACE2020*, pp.427–436 (2020).
- [26] 森田邦久: 理系人に役立つ科学哲学, 化学同人, 京都 (2010).
- [27] R.K. ソーヤー (編): 学習科学ハンドブック—効果的な学びを促進する実践/共に学ぶ (第二版第2巻), 北大路書房, 京都 (2016).
- [28] 大島 純, 野島久雄, 波多野諠余夫: 教授・学習過程論—学習科学の展開, 放送大学教育振興会, 東京 (2006).
- [29] Cobb, T.: Applying Constructivism: A Test for the Learner-as-Scientist, *Educational Technology Research and Development*, Vol.47, No.3, pp.15–31 (1999).
- [30] 岡田昌也, 多田昌裕: 実世界における学習の質と注意配布行動に関するマルチモーダル分析手法の提案, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.1, pp.379–392 (2016).
- [31] 清河幸子, 植田一博, 岡田 猛: 科学的推論プロセスにおける他者情報利用の効果, 認知科学, Vol.11, No.3, pp.228–238 (2004).
- [32] Miyake, N.: Conceptual Change through Collaboration, *International Handbook of Research on Conceptual Change*, Vosniadou, S. (Ed.), pp.453–478 (2008).
- [33] 中村大輝, 松浦拓也: 仮説設定における思考過程とその合理性に関する基礎的研究, 理科教育学研究, Vol.58, No.3, pp.279–292 (2018).
- [34] 榎木哲夫: 記号過程を内包した動的適応システムの設計論—つくる設計論から育てる設計論へ, システム/制御/情報, Vol.54, No.11, pp.399–404 (2010).
- [35] 諏訪正樹: 身体が生み出すクリエイティブ, 筑摩書房, 東

京 (2018).

[36] Shirouzu, H., Miyake, N. and Masukawa, H.: Cognitively Active Externalization for Situated Reflection, *Cognitive Science*, Vol.26, No.4, pp.469-501 (2002).

[37] 國吉康夫：模倣の適応性と創発性：実世界における人間的知性の基盤, 日本ロボット学会誌, Vol.25, No.5, pp.671-677 (2007).

[38] 小嶋秀樹：発達ロボティクスからみた模倣とコミュニケーションのなりたち, バイオメカニズム学会誌, Vol.29, No.1, pp.26-30 (2005).

[39] 平嶋 宗, 堀口知也：「誤りからの学習」を指向した誤り可視化の試み, 教育システム情報学会誌, Vol.21, No.3, pp.178-186 (2004).

[40] ドナルド・A・ショーン：省察的实践とは何か—プロフェッショナルの行為と思考, 鳳書房, 東京 (2007).

[41] 武田一哉：行動情報処理-自動運転システムとの共生を目指して, 共立出版, 東京 (2016).

[42] Aronson, E. and Patnoe, S.: *The Jigsaw Classroom: Building Cooperation in the Classroom*, Longman, New York (1997).

[43] 岡田昌也, 黒木康能, 永田鴻流, 多田昌裕：実世界における科学的探究の活性化に寄与する共同的観察行動の時空間的特徴の推定, 情報処理学会論文誌, Vol.61, No.4, pp.1006-1022 (2020).

[44] Reece, J.B., Urry, L.A., Cain, M.L., Wasserman, S.A., Minorsky, P.V. and Jackson, R.B., 池内昌彦, 伊藤元己, 著本春樹 (監訳): キャンベル生物学 原書9版, 丸善出版, 東京 (2013).

[45] 岡田昌也, 鳥山朋二, 多田昌裕, 角 康之, 間瀬健二, 小暮 潔, 萩田紀博：実世界重要体験の抽出・再現に基づく事後学習支援手法の提案, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J91-D, No.1, pp.65-77 (2008).

[46] Lausberg, H. and Sloetjes, H.: Coding Gestural Behavior with the NEUROGES-ELAN System, *Behavior Research Methods*, Vol.41, No.3, pp.841-849 (2009).

[47] Cohen, J.: A Coefficient of Agreement for Nominal Scales, *Educational and Psychological Measurement*, Vol.20, No.1, pp.37-46 (1960).

[48] Landis, J.R. and Koch, G.G.: The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data, *Biometrics*, Vol.33, No.1, pp.159-174 (1977).

[49] Novak, J.D. and Gowin, D.B.: *Learning How to Learn*, Cambridge University Press, Cambridge, UK (1984).

[50] 根本啓一, 高橋正道, 堀田竜士, 林 直樹：時間区間ごとの発話順序ネットワーク構造に着目したワールドカフェ型のダイアログの計測と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.57, No.1, pp.248-259 (2016).

[51] 村瀬洋一, 高田 洋, 廣瀬毅士：SPSSによる多変量解析, オーム社, 東京 (2007).

[52] 森田 果：実証分析入門—データから「因果関係」を読み解く作法, 日本評論社, 東京 (2014).

[53] Port, R.F. and van Gelder, T. (Eds.): *Mind as Motion: Explorations in the Dynamics of Cognition*, MIT Press (1995).

[54] 厚生労働省雇用均等・児童家庭局：平成22年乳幼児身体発育調査報告書, 厚生労働省, 入手先 (<https://www.mhlw.go.jp/file/04-Houdouhappyou-11901000-Koyoukintoujidoukateikyoku-Soumuka/zenntai.pdf>) (参照 2021-3-15).

[55] Peduzzi, P., Concato, J., Feinstein, A.R. and Holford, T.R.: Importance of Events per Independent Variable in Proportional Hazards Regression Analysis. II. Accuracy and Precision of Regression Estimates, *Journal of Clinical Epidemiology*, Vol.48, No.12, pp.1503-1510 (1995).

[56] 清水裕士：個人と集団のマルチレベル分析, ナカニシヤ

出版, 京都 (2014).

[57] Hmelo-Silver, C.E., Chinn, C.A., Chan, C.K.K., O'Donnell, A. (Eds.): *The International Handbook of Collaborative Learning*, Routledge, New York, NY (2013).

[58] 池ヶ谷有希, 野口靖浩, 小暮 悟, 伊藤敏彦, 小西達裕, 近藤 真, 麻生英樹, 高木 朗, 伊東幸宏：対話文脈を利用した構文意味解析, 人工知能学会論文誌, Vol.22, No.3, pp.291-310 (2007).

[59] 中村友昭, 長井隆行, 船越孝太郎, 谷口忠大, 岩橋直人, 金子正秀：マルチモーダルLDAとNPYLMを用いたロボットによる物体概念と言語モデルの相互学習, 人工知能学会論文誌, Vol.30, No.3, pp.498-509 (2015).



永田 鴻流 (正会員)

2021年静岡大学大学院総合科学技術研究科情報学専攻修了。知能の計算論的表現, 行動のセマンティクスの研究に興味を持つ。



渡邊 七江

現在, 九州大学共創学部共創学科在学中。知能の計算論モデリング, 行動情報学の研究に従事。



多田 昌裕 (正会員)

2005年中央大学大学院理工学研究科経営システム工学専攻博士後期課程修了, 博士(工学)。同年(株)国際電気通信基礎技術研究所(ATR)入所, 2013年近畿大学理工学部講師, 2018年同准教授, 現在に至る。感性情報処理, 身体動作解析等の研究に従事。電子情報通信学会, 映像情報メディア学会等各会員。



岡田 昌也 (正会員)

2004年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻博士後期課程修了, 博士(情報学)。国際電気通信基礎技術研究所(ATR), 静岡大学を経て, 現在, 九州大学共創学部准教授。実世界コンピューティング, グループウェア, CSCL, ラーニングアナリティクス, 位置情報の研究に従事。2016年情報処理学会論文誌ジャーナル特選論文・受賞。電子情報通信学会, 人工知能学会, ACM各会員。