ACT-R による内発的動機づけのモデル化

パターンマッチングに基づく知的好奇心のメカニズム^{*1}

Modeling Intrinsic Motivation in ACT-R

Mechanism of Intellectual Curiosity based on Pattern Matching

長島 一真
Kazuma Nagashima

静岡大学大学院総合科学技術研究科
Shizuoka University
nagashima.kazuma.16@shizuoka.ac.jp

森田 純哉
Junya Morita

(同上)
j-morita@inf.shizuoka.ac.jp, <https://acml-shizuppi.net/>

竹内 勇剛
Yugo Takeuchi

(同上)
takeuchi@inf.shizuoka.ac.jp, <http://cog.cs.inf.shizuoka.ac.jp>

keywords: cognitive modeling, ACT-R, intrinsic motivation, intellectual curiosity

Summary

To date, many studies concerned with intrinsic motivation in humans and artificial agents based on a reinforcement learning framework have been conducted. However, these studies have rarely explained the correspondence between intrinsic motivation and other essential cognitive functions. This study aims to build a method to express curiosity in new environments via the ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational) cognitive architecture. To validate the effectiveness of this proposal, we implement several models of varying complexity using the method, and we confirm that the model's behavior is consistent with human learning. This method focuses on the "production compilation" and "utility" modules, which are generic functions of ACT-R. It regards pattern matching with the environment as a source of intellectual curiosity. We prepared three cognitive models of path planning representing different levels of thinking. We made them learn in multiple-breadth maze environments while manipulating the strength of intellectual curiosity, which is a type of intrinsic motivation. The results showed that intellectual curiosity in learning an environment negatively affected the model with a shallow level of thinking but was influential on the model with a deliberative level of thinking. We consider the results to be consistent with the psychological theories of intrinsic motivation. Furthermore, we implemented the model using a conventional reinforcement learning agent and compared it with the proposed method.

1. はじめに

人間の活動を駆動する報酬は様々である。金銭、地位などのように外部から与えられる報酬もあれば、その活動を行うこと自体の楽しさなど、内的に生じる欲求や感情そのものが報酬となることもある。後者の報酬は内発的動機づけと呼ばれ、前者の外発的動機づけに対して、持続的で高いレベルの学習に寄与するとされる。近年ではこの考えを援用し、内発的動機づけの一種である好奇心に注目した強化学習の研究が進められており、特定の課題において高いパフォーマンスを発揮している [Burda 18, Mnih 15, Pathak 17, Singh 05].

しかし、従来の好奇心に関わるエージェントの研究は、内発的動機づけと他の基礎的な認知機能との関連を説明していない。これに対し、認知アーキテクチャの研究で

は、様々なタスクで共通に利用される基礎的な認知機能の統合が試みられてきた。認知アーキテクチャに関わる研究は古くから行われており、過去に様々な種類のものが構築されてきた。しかし、近年、それらのアーキテクチャの差異は縮小し、共通の構造に集約されつつある [Laird 17]. そして、現存するアーキテクチャのなかで、最も多くの機能を有し、最も多くの先行研究に利用されているのが、ACT-R (Adaptive Control of Thought-Rational [Anderson 07]) である ([Kotseruba 18] による網羅的なレビューを参照)。

上記の背景から、本研究では認知アーキテクチャの典型として ACT-R に焦点を当てる。ACT-R は、個々の認知機能をモジュール [Fodor 83] という基本的な単位に割り当てる。ACT-R のモジュールは、脳部位と対応し、fMRI を用いた脳計測などによってその挙動に関わる検証が進められている [Anderson 05]. さらに、ACT-R が有するモジュールの中には、強化学習に近い機能を果たすもの

^{*1} 本論文は、著者らによる2つの国際会議での発表 [Nagashima 20, Nagashima 21] を再構成し、考察を加えたものである。

も含まれ、そのモジュールを、知識を用いた推論に関わるより高次のモジュールとインタラクションさせることができる。

本論文では ACT-R に組み込まれた基礎的なモジュールを組み合わせ、内発的動機づけのメカニズムを提案する。そして、その利点として、豊富な ACT-R の先行研究に従うことで、複数の認知機能（モジュール）との関係の中で、課題の学習に対する内発的動機づけの影響を探究できることを主張する。この主張を補強するために、提案メカニズムを異なる認知機能を有する複数のモデルに組み入れる。そして、そこで生じた振る舞いを検討することで、提案する内発的動機づけのメカニズムが、多様な局面の人間の学習を表現できることを確認する。

以下、本研究の提案メカニズムを示す前に、このテーマに関連する先行研究を示す。その上で、ACT-R を用いた内発的動機づけのメカニズムを提案し、その有効性をシミュレーションにより検討する。最後に、得られた示唆をまとめ、今後の方向性を示す。

2. 関連研究

本研究は、内発的動機づけのメカニズムを ACT-R によって表現する。この目的と関連した研究として、(1) 人間および人工エージェントによる内発的動機づけに関わる研究、(2) ACT-R の構造と環境の学習に関する研究を紹介する。

2.1 人間と人工エージェントにおける内発的動機づけ

内発的動機づけは、教育やエンターテインメントなど、幅広い分野において、人間の活動を継続させる動因となる。様々な研究者が内発的動機づけの体系化を試みているが、本研究では Malone の 3 タイプ [Malone 81] を参照する。彼は、ビデオゲームの遂行において生じる内発的動機づけを、教育場面に応用することを狙った。ゲームには人の内発的動機づけを刺激する工夫が凝らされている。Malone によれば、人がゲームを継続する動機は、困難な目標の達成によって得られる「チャレンジ」、対象に対する想像を自由に膨らませることによって得られる「ファンタジー」、そして意外なことや興味深いこと、楽しいことによって刺激される「好奇心」を含む。これらの内発的動機づけのタイプは、相互にオーバーラップしており、厳密に分けられるものではない。しかし、内発的動機づけにこれらの側面があることを受け入れ、相互の関係を考慮することで、モデル化すべき内発的動機づけの指針を設定できる。

Malone による分類のうち、チャレンジに関わる動機づけは、内発的動機づけの最適水準に関わる議論 [Csikszentmihalyi 90, Yerkes 08] と関連する。人間には、内発的動機づけが刺激される適切な課題の難易度がある。その課題に対して内発的動機づけが高すぎても低すぎても効果的ではないとされる。さらに個人にとって適切な難

易度の設定は個人の好む思考水準にも依存する。人間の思考水準は、高速で働く短絡的思考と、低速で働く熟考的思考などに区別できるとされる [Brooks 86, Kahneman 11]。これらより、その個人が選好する思考水準に適した課題を設定することで、学習者の内発的動機づけが高められると想定される。

上記のチャレンジに関わる議論は、Malone の挙げた内発的動機づけの別のタイプである好奇心とも無関係ではない。むしろ著者らは、好奇心こそが適切な難易度の課題において刺激される内発的動機づけのメカニズムであると考えている。この好奇心のメカニズムをめぐって、近年、様々な人工エージェントの研究が行われている。その重要な原理は、予測誤差の理論 [Friston 10] に求められる。好奇心のきっかけとなる驚きや興味、楽しさなどの感情は、経験から得られる予測と現在の状態の認識の不一致（予測誤差）によって引き起こされる。様々な研究者が、予測誤差の観点から、好奇心に基づく自律エージェントを開発してきた [Schmidhuber 10, Singh 05]。たとえば、Singh は好奇心を組み入れた強化学習により、エージェントに広く環境を探索させる方法を検討した [Singh 05]。従来の強化学習（例えば [Sutton 98]）における報酬が、外部から直接エージェントに付与されるのに対し、好奇心によって生成される報酬は、予期せぬ反応を契機（トリガー）として、エージェントの内部に生じる。近年、好奇心に基づく強化学習は、深層強化学習の枠組みで注目されている [Burda 18, Mnih 15, Pathak 17]。特に Burda は、好奇心を組み入れたエージェントが、明示的な外部報酬（ゴールの達成に伴う報酬）を与えられなくても、幅広く環境を学習し、高いゲームのパフォーマンスを発揮することを示した。

2.2 ACT-R のモジュール構造と環境の学習

前節の先行研究では、好奇心に基づくエージェントが実装された。しかし、これらの研究は内発的動機づけと他の基礎的な認知機能との関連を説明していない。1 章で述べたように、この関連を検討するためには、認知アーキテクチャが必要である。以下では、本研究が用いる ACT-R がどのように個別の認知機能を表現するのか、またそれらの認知機能が組み合わさることによってどのような学習が実現するのかを説明する。なお、ここでの ACT-R の解説は、本研究における論点を示すための概略的なものである。詳細は Anderson の著書 [Anderson 07]、ACT-R のマニュアル [Bothell 19]、あるいは他のレビュー [森田 20, Ritter 19, 寺尾 15] を参照されたい。

§1 ACT-R のモジュール構造

既に述べたように、ACT-R は認知機能をモジュールと関連づける。図 1 に含まれるボックスは、脳の部位と対応づけられる ACT-R のコアモジュールである。ここで、宣言的モジュールは言語化可能な経験や知識（宣言的記憶）をデータとして保持し、イマジナルモジュールは複数の

図1 ACT-R のモジュールの概要. 本稿で対象としなかったモジュールはグレイアウトした. [Anderson 04] を参考に作成した.

宣言的記憶を組み合わせることで新たな宣言的記憶を構成する. そして, ゴールモジュールは現在モデルが取り組む課題を制御する情報を管理する. これらのモジュールの各時点の状態 (想起されている宣言的記憶, 現在の課題の状態など) はチャンクと呼ばれる記号表現に集約され, バッファに格納される. バッファに格納されたチャンクは, プロダクションモジュールに格納されるプロダクション (IF 節と THEN 節を持ち, 人間の手続き的記憶と対応するルール表現) と照合 (マッチング) され, その結果に基づき, プロダクションが選択される. プロダクションが実行 (発火) されると, プロダクションモジュールから, 他のモジュールのバッファへ, モジュールの状態を操作するコマンド (条件を満たす記憶を探す, 課題の現在の状態を更新するなど) が送信される.

上記のように, ACT-R は複数のモジュールを有し, そのうちの宣言的モジュールとプロダクションモジュールに異なる記憶が格納される. 宣言的モジュールに格納される宣言的記憶はプロダクションモジュールに格納される手続き的記憶に比べ, 実行のコストが大きい. ACT-R はモデルによる個々の処理に時間的コストを割り当てる. 一回のプロダクションの実行に要する時間的コスト (50 ms) に対し, 一回の宣言的記憶の検索に要する時間的コストは, 他の様々な条件によって影響されるものの, 一般にそれより大きい.

加えて, 宣言的記憶はゴールや外部環境から直接引き出されない. それを利用する際には常にプロダクション

を介した検索が必要になる. 宣言的記憶を検索するプロダクションには, 個々の宣言的記憶の内容と, 現在の各バッファの状態 (認識している外界の状態やゴール) を柔軟に対応 (パターンマッチング) させるための変数が含まれる. ACT-R の理論において, パターンマッチングの対象となる宣言的記憶は脳皮質 (腹側前頭前野) を介して引き出されるとされる. 対して, それが利用されない処理は, プロダクションモジュール (脳基底核と対応) の比重が大きい. 人間の意識的な処理が前頭前野を介して行われ, 自動的な処理が脳基底核を介して行われると想定すれば [Anderson 07], ACT-R は, 前節で述べた人間の異なる思考水準を, パターンマッチングを伴わない低次の思考とパターンマッチングを伴う高次の思考に区別するといえる.

§2 ACT-R による環境の学習

ACT-R による学習も, パターンマッチングの有無によって区別できる. パターンマッチングを伴わない学習は, プロダクションの選択確率を報酬によって変化させるものであり, 従来の強化学習と対応する. たとえば, Fu は, ACT-R を用いて, 上下左右の方向に関する知識を保持し, 繰り返し迷路課題を解くモデルを実装した [Fu 06]. Fu のモデルは, Q-Learning [Watkins 89] と似た ACT-R の「ユーティリティ」モジュールを用いる (後述). そのモデルは, 現在の目標達成につながる行動をしたときには正の報酬を, 目標達成につながらない行動をしたときには負の報酬を受け取る. このような報酬を得る試行を繰り返すことで, モデルは迷路探索において最適な行動をとるように学習した.

他方のパターンマッチングを伴う学習とは, プロダクション内の変数とマッチングされる宣言的記憶を増やす学習である. 先の Fu らによる学習と対応する例として, Reitter の研究をあげることができる [Reitter 10]. この研究では, モデルの宣言的記憶に迷路の位置情報を表現するトポロジカルマップを構成し, それを利用したバックトラックを用いてパス探索が行われた. さらに, モデルの宣言的記憶に迷路を解決した事例を含めることで, 記憶ベースの環境探索を実現した. ACT-R において, 宣言的記憶内に過去の問題解決の事例を蓄える学習は, 事例ベース学習 (IBL: instance-based learning [Gonzalez 03]) と呼ばれており, 高いパフォーマンスを導く手法として多くの研究で扱われている.

上記のように ACT-R は, 迷路などを題材とした環境探索の研究で多く扱われている. そのような ACT-R による環境探索に内発的動機づけを組み入れる直接的な研究を見つけることはできない. ただし, 内発的動機づけと関係する感情的要素のモデルは多く提案されている. たとえば Dancy は ACT-R による認知プロセスと生理的なメカニズムを結合することで, 感情の生起モデルを構築した [Dancy 15]. また, VanVugt は, 抑うつを感情を伴う記憶の割合によって説明する認知モデルを構築した [Vugt

18]. さらに, Juvina は, そのような感情的記憶と報酬関数の関係を説明することを目指した [Juvina 18]. これら, ACT-R に感情的プロセスを組み入れる研究はいずれも, ACT-R に新たなモジュールや機能を加えることで, これを達成しようとする. 認知機能の統合を理念とする認知アーキテクチャの思想に従うのであれば, 追加される機能やモジュールは限定されることが望ましい. よって, 本研究では, 報酬関数を直接的に操作するのではなく, そのような関数による報酬の変動が ACT-R による学習に応じて自然に生じる仕組みを考える. これによって, ACT-R において構築される内発的動機づけのメカニズムが, 他の基礎的な認知機能とどのような関連性をもつのかを説明できる.

3. 知的好奇心のメカニズムの提案

本研究で, 提案するメカニズムは, 内発的動機づけのなかでも知的好奇心に焦点をあてる. ここで扱う内発的動機づけは, [Malone 81] による好奇心の定義 (楽しさによる刺激), 予測誤差による楽しさの発生原理 [Friston 10, Schmidhuber 10] に加え, 高次認知機能 (宣言的記憶) を伴う. この理由により, 本研究では好奇心に「知的」の文字を冠した. 以下に, その基本的なアイデアを示し, その後に関連する ACT-R の既存機能, およびその既存機能を活用した知的好奇心のメカニズムを示す.

3.1 人間によるパターンの発見と ACT-R によるパターンマッチングの対応

2.1 節で述べたように, 好奇心は事前の予測と現在の状況の差分 (予測誤差) によって生じる. 予測誤差から驚きが生じ, そのうちの一部は, 楽しさなどの感情的反応を引き起こし, 課題を継続する動因となる. 楽しさに関しては複数の研究者が, 環境における新規なパターンの発見と関連することを指摘している [Caillois 58, Csikszentmihalyi 90, Huizinga 39, Koster 13, Schmidhuber 10]. たとえば, ゲームデザイナーである Koster は, 著書の “Theory of Fun for Game Design [Koster 13]” において, 人間がゲームにおいて感じる楽しさは, ゲーム内での新しいパターンの発見によって引き起こされると述べる. 逆にいえば, 数あるパターンから最適解が発見されたゲームは, 遂行中に「飽き」が生じる. そのため, 好奇心を刺激し続けるゲームを開発するためには, ユーザに新規なパターンを発見させ続ける仕組みが必要であるとした.

上記と類似し, かつより形式的な楽しさの理論化は, Schmidhuber による “Formal Theory of Creativity, Fun, and Intrinsic Motivation [Schmidhuber 10]” においてなされている. この理論において, パターンの発見は, データの中で反復される定型的なパターンを発見し, 圧縮することと定義される. ここにおいて, データの圧縮は予測と同義の意味を持つ. 圧縮されたデータの利用により, 将来的な課題の成績が向上することが仮定されるためである.

図2 ACT-R のパターンマッチングの簡単な例. この例では, 前のプロダクションの THEN 句で宣言的モジュール (図中では DM と表記) に宣言的記憶を問い合わせ, 次のプロダクションの IF 節で変数が束縛される流れを示している.

Schmidhuber は, データを圧縮すること, あるいは圧縮可能なデータを取得することを楽しさに対応づけ, 楽しさを最大化する強化学習エージェントの枠組みを示した.

これらの理論を引き継ぎつつ, 環境やデータからパターンを発見する仕組みとして, 本研究はパターンマッチングに注目する. パターンマッチングそのものは, テキスト検索における正規表現など, 計算機科学において用いられる汎用的な仕組みである. ACT-R においても, 2.2 節で触れたように, 高次の認知プロセスを説明する中心的な仕組みとなっている.

図2は, ACT-R のパターンマッチングを説明するための簡単な例を示している. この例では, ACT-R のプロダクションの THEN 句に含まれる変数 “var1” と “var2” を, 宣言的記憶の定数である 1 や 2 などの数値に束縛させている. このようにパターンマッチングは, プロダクションに埋め込まれた変数のパターンに応じて, データ (宣言的記憶) と環境 (現在のモジュールのバッファの状態) を対応づける構造を発見する. この仕組みは人間の認知の柔軟性を説明するとされ, 類推に代表される関係的推論, ゴールを状況に応じて変更するメタ認知など, 人間に固有とされる認知機能のベースとなるとされる^{*1}.

なお, Malone は好奇心を感覚に由来するものと高次認知機能に由来するものに区別し, 後者によって「自分の知識構造をより良い形にしたいという欲求」が生じるとした [Malone 81]. このことから, 我々はパターンマッチングによってデータの構造を発見することは, 知識構造の整理に結びつき, 知的好奇心を充足させると考えた. そして, これらを結びつけ, ACT-R のパターンマッチングが, 人間による知的探究 (パターンの発見), すなわち知的好奇心に対応するのではないかと考えた.

*1 Anderson は「ダイナミック・パターンマッチング」と呼ばれる ACT-R の機能の導入時にこの主張をした [Anderson 07].

3.2 ACT-R による知的好奇心の減衰メカニズム

前節において ACT-R のパターンマッチングを知的好奇心と関連づける基本的なアイデアを述べた。そのような知的好奇心が、一般的な認知プロセスにおいて果たす役割を説明するためには、その減衰（飽き）のプロセスを検討する必要がある。飽きは刺激の飽和によって生じ、学習のプロセスと関わりがある。よって、以下では ACT-R の学習機能である「ユーティリティ」と「プロダクションコンパイル」について説明する。

§1 ユーティリティ

2.2 節で触れたように、この機能は強化学習と対応し、ACT-R が有する 2 種類の記憶のうち、プロダクションの利用のされ方を規定する。複数のプロダクションが現在の状況とマッチするとき、プロダクション i が選択される確率は、

$$P(i) = \frac{e^{U_i/\sqrt{2s}}}{\sum_j e^{U_j/\sqrt{2s}}} \quad (1)$$

に従う。 e は自然対数の底、 s はロジスティック分布に従ってノイズの分散を決定するパラメータである。 j は競合するプロダクションを表し、 U は以下によって制御されるプロダクションのユーティリティを表す。

$$U_i(n) = U_i(n-1) + \alpha[R_i(n) - U_i(n-1)] \quad (2)$$

α は学習率を表し、 $R_i(n)$ は時刻 n においてプロダクション i が得る報酬である。報酬が与えられる度に、前回の更新 ($n-1$) 以降に発火した全てのプロダクションのユーティリティが、この式によって更新される。この学習は、Q-learning と呼ばれる強化学習に近い手法とされている [Fu 06]。

ユーティリティを利用したプロダクションの競合解決は、ACT-R によるモデルの実行の様々な場面で生じる。本研究ではとくに、課題を継続するか、課題を終了するかを決定する仕組みにユーティリティの学習を活用する。そして、この学習における報酬を調整する仕組みとして、次に説明するプロダクションコンパイルを活用する。

§2 プロダクションコンパイル

プロダクションコンパイルとは、連続して実行される 2 つのプロダクションを 1 つのプロダクションに圧縮する機能である [Taatgen 03]。ある課題において、一連のプロダクションが反復発火することで、プロダクションの圧縮が起き、課題達成までに発火するプロダクションの数が削減される。圧縮の対象となるプロダクションは、IF 節に変数を含むものである。つまり、プロダクションコンパイルは、プロダクションの IF 節とモジュールの状態（たとえば宣言的モジュールに含まれる宣言的記憶）を対応づけるパターンマッチングのプロセスを圧縮する。これにより、圧縮前のプロダクションに含まれていた変数は、個別の宣言的記憶の値に置換される。そのため、定型かつ自動的に課題を遂行するプロダクション（手続き的記憶）が生成され、課題への慣れが生じる。先述し

図3 プロダクションコンパイルモジュールによる学習前と後の例

た楽しさの理論 [Schmidhuber 10] に基づけば、パターンマッチング（データ中の構造の発見）によって生じていた楽しさが、プロダクションコンパイルによる圧縮によって減衰するといえる。

図3は後述のシミュレーションで使用する迷路課題における ACT-R モデルのトレースを示す。縦軸に時間を示し、各列はモジュールのイベントを示している。左側のトレースは、宣言的記憶を用いてパス探索を行うモデルの処理を表している。右側のトレースはプロダクションコンパイルによる学習後、宣言的記憶を取得せずにパス探索を行うモデルの処理を表している。

3.3 課題継続のメカニズム

ここまで示した ACT-R の基本機能を用いて、課題の継続と終了を判断するメカニズムを提案する。図4は、一般的な環境における課題継続のメカニズムを示す。各ラウンド（課題の繰り返しに関する単位）の開始時に、モデルは課題継続プロダクションと課題終了プロダクションを競合解決させる*2。課題継続プロダクションが発火した後、モデルは課題を遂行するためのプロダクション群（マップの探索など）を発火させてラウンドを進める。ラウンドを終了する条件に遭遇すると、新たなラウンドを開始し、再び課題継続プロダクションと課題終了プロダクションを競合解決する。

本研究では、上記のフローにおいて、課題継続プロダクションは、課題終了プロダクションに比べ、高い初期のユーティリティをもつと考える。課題開始時に、人間は、ある程度課題継続の意思があると考えためである。この初期状態からの「飽き」のプロセスは、各ラウンドの終了を認識するプロダクションの発火を負の報酬のトリガーとすることで生じる。ラウンド終了時に負の報酬が与えられると、そのラウンドにおいて競合解決の結果として発火したプロダクション（すなわち課題継続プロダクション）のユーティリティが低下し、課題終了プロダクションが選択される確率が増加する。

*2 これらも通常のプロダクションと同様にプロダクションモジュールに格納される。ラウンドの開始を示すチャンクがゴールモジュールのバッファに格納された際に 2 つのプロダクションの競合解決が生じる。

図4 課題継続モデルのフローチャート。パターンマッチングが発生すると正の報酬が得られる。

「飽き」を抑止し、課題を継続させるには、課題中に「楽しさ」と対応するプロセス（正の報酬のトリガー）を生起させる必要がある。本提案においては、「楽しさ」を感じるプロセスを、宣言的記憶の検索成功（地図を思い出せた、他者の振る舞いを予測できたなど）と定義する。宣言的記憶の検索にはプロダクションのIF節（現在の状況）と宣言的モジュール内の宣言的記憶とのパターンマッチングが伴われる。これに成功することは、先述した楽しさの定義 [Koster 13, Schmidhuber 10] と合致する。ただし、同一のプロダクションの適用が繰り返されると慣れ、つまりプロダクションの圧縮が起こる。「楽しさ」を伴うプロセスが圧縮されることで、ラウンドの終了を認識するプロダクションに付与された負の報酬が、課題継続プロダクションのユーティリティを減ずるようになる。つまり、このメカニズムにおける課題継続の要因は、パターンマッチングの対象となる宣言的記憶（データ）の発見により、知的好奇心を刺激し続けることである。

4. シミュレーション

前章で提案した知的好奇心のメカニズムを具体的な課題に実装し、動作を確認するシミュレーションを行った。以下、シミュレーションの目的を明らかにした後、具体的な課題、モデルの詳細と設定を述べる。最後にその結果を示す。

4.1 目的と指標

提案するメカニズムの性質を検討するために、以下の連続する2つの問いを検討する。

- (1) 提案する知的好奇心はどのような環境において刺激されるのか

- (2) 刺激された知的好奇心は、課題の学習にどのように作用するのか

1つ目の問いに答えるために、モデルを取り巻く環境を、外部と内部に区別して操作する。外部環境は学習環境の複雑さ（難易度）、内部環境はモデルが使用できる環境探索の戦略に対応づける。そして、これらの環境要因が知的好奇心に与える影響について、

- (a) 課題の継続回数（図4の課題継続プロダクション（continue）の発火回数）

を指標として検討する。統制された条件のもとでの課題の継続は、知的好奇心が刺激される環境を探る指標として有用と考えた。さらに、刺激された知的好奇心が、課題の学習に対して与える影響を、

- (b) ゴール達成率
- (c) 環境探索の行動の複雑さ
- (d) 新たに生成されたプロダクションの数

を指標として検討する。(b)は課題の学習パフォーマンスに関する直接的な指標であり、(d)は課題継続によるモデル内部の変化を表す。そして、(c)はパフォーマンスと内部変化を結ぶ行動に関わる指標である。モデルの行動の複雑性として、本研究では、環境中でモデルがとりうる状態の生起頻度を正規化し、

$$Hr = \frac{-\sum_{i \in n} p(x_i) \log p(x_i)}{\log n} \quad (3)$$

のようにエントロピーとして計算する。 x_i は環境中の特定の状態、 n はある環境に含まれる状態の総数である。この指標は、モデルが広範囲に環境を探索すると増加し、局所的な探索を行うと減少する。

4.2 課題：外部環境の操作

2.2節に示したACT-Rの先行研究を引き継ぎ、迷路探索を課題とする。本研究では、一定のサイズのグリッドに対して、迷路生成アルゴリズム^{*3}を適用し、ループ構造を含まない複数のマップを自動生成した。このアルゴリズムに付与するパラメータとしてグリッドの大きさを 5×5 、 7×7 、 9×9 に変化させた。それぞれの大きさに対して、10の異なるマップを用意した。図5にマップの例を示す。探索対象となる迷路のサイズを変化させることで、課題の難易度が変化する。2.1節にて述べたように、適度な難易度の設定は、内発的動機づけを刺激すると想定できる。よって、これら異なる外部環境を比較することで、提案する知的好奇心が刺激される要因を検討できる。

これらの外部環境をモデルに与える方法として、実装上で簡易なものを採用した。ACT-Rは視覚や運動など外部環境と相互作用するモジュールをもつ。それらを利用することで、3次元的な迷路を探索させる研究も存在する [Turner 16]。しかし、そのような完全なモデルはシミュ

^{*3} <https://algoful.com/Archive/Algorithm/MazeExtend>

図5 外部環境の操作

レーションの実行コストが大きい。本研究では、多数回の実行による安定した結果を得るために、知覚や運動のプロセスを排除し、マップの構造に関する記憶を直接モデルの宣言的モジュールに含めた^{*4}。モデルに与えるマップは、迷路の曲角の繋がりをノードとするトポロジカルマップであり、ノードおよびノード間の結合（パス）がチャンクとして表現される。課題の実行においてモデルは、宣言的モジュールに格納されたパスの記憶（連結される2つの曲角とその方向）を、プロダクションルールに埋め込まれた変数のパターンとマッチングすることで発見する。

上記のように構築されたトポロジカルマップに対して、迷路の最も左上の曲角を示すチャンクを初期位置と設定し、スタート位置から最も遠い曲角をゴール位置のチャンクとして設定した。つまり、スタート位置から経由するホップ数が最も多い曲角がゴール位置として設定された。なお、複数のゴール位置の候補があった場合は、候補の中から最も早くホップ数を計算したものが決定される。

モデルは現在自分が位置する曲角を示すチャンクをゴールモジュールに格納する。モデルは、スタートからゴールに向けて、ゴールモジュール内の現在位置を遷移させることで環境を探索する。現在位置の遷移は、宣言的モジュールに格納されたパスに関するチャンクを検索することで行われる。現在位置を含むチャンクが呼び出され、そのチャンクと結びつく位置が新たにゴールモジュールに格納される。これをゴールに達するまで繰り返す。つまり、本研究の課題は、環境に関する宣言的記憶を与えられたモデルが、実際に身体を動かすことなしに、パスプランニング [Reitter 10] を遂行する状況に相当する。

この単純な迷路課題の中で、前章で示した楽しさや飽きのプロセスがどのように生じるのかを検討した。スタート位置からゴール位置まで移動するか、制限時間に達するまでのプロセスを1回のラウンドとし、同一のマップに対するラウンドを繰り返す。この課題において、パターンマッチングに付随する「楽しさ」は、現在の状況と合致するパスを宣言的モジュールから検索することと定める。このような「楽しさ」が生起しないままラウンドを終了した場合、課題継続の動機づけが減少すると設定する。つまり、ゴールに到達したか否かによらず、ラウン

*4 基礎的なシミュレーションにおいて知覚と運動のプロセスを排除することは、ACT-Rの公式のチュートリアルにおいても推奨されている。

図6 内部環境の操作

ドの終了時に発火するプロダクションを負の報酬のトリガーとする。これにより、パターンマッチングが生じないままラウンドが終了すると、課題継続プロダクションのユーティリティは、式(2)により減少していく。そして、課題継続プロダクションのユーティリティが、課題終了プロダクションのユーティリティを下回ったときに、課題終了プロダクションが発火し、課題が終了する。

4.3 探索方略：内部環境の操作

知的好奇心の刺激される内部環境を検討するために、モデルが有する環境探索の戦略を、2.1節にて述べた思考水準 [Brooks 86, Kahneman 11] の観点から操作する。2.1節で述べたように、モデルの有する思考水準は、内発的動機づけの最適水準 [Yerkes 08, Csikszentmihalyi 90] に影響すると考えられる。図6に本研究で構築した思考水準の概略（1ラウンドの処理）を示す。3つのACT-Rモデルが示され、左から順に課題を遂行する中で利用される宣言的記憶が増大する。2.2節§1にて述べたように、ACT-Rにおける宣言的記憶の検索は、前頭前野の活動を増大させると仮定できる。したがって、図6の左から右に向かうに従って、深い思考水準を組み入れたモデルと仮定できる。さらに、本研究では、ACT-Rモデルの振る舞いを明確化するため、Q-Learningによる強化学習モデルを実装した。それぞれのモデルの詳細を以下に記述する。

§1 ランダムモデル

最も思考水準の低いモデルは、ランダムにゴールモジュールの現在位置を遷移させる。ラウンド内において、モデルはゴールに達するか制限時間に達するまで下記の処理を繰り返す。

- (1) 方向の決定: 4つの移動方向（東、西、南、北）を表すプロダクションを式(1)に基づいて、確率的に発火させる。なお、4つのプロダクションのユーティリティの初期値は等しく設定する。
- (2) 行き先の決定: 決定された方向への移動が可能か否かをパスに関わる宣言的記憶を検索することで判断する。この判断に利用するプロダクションには、ゴールモジュールに格納される現在位置と(1)にて決定された方向が、変数として含まれる。パターンマッチングの結果、該当するパスの記憶が見つからなかった場合、(1)に戻る。パターンマッチングに成功する

パスが見つかった場合、ゴールモジュールの状態を検索されたパスに従って変更した後に (1) に戻る。一旦検索されたパスはプロダクションコンパイルされる。なお、プロダクションコンパイル後のプロダクションのユーティリティは、プロダクションコンパイル前のプロダクションのユーティリティよりも低く設定される。同じ宣言的記憶がプロダクションコンパイルされるごとにユーティリティが増大し、最終的にプロダクションコンパイルされる前のプロダクションのユーティリティと等しくなる。この設定は ACT-R のデフォルトの設定に従うものである。

§2 確率的 DFS モデル

より高次の認知機能（宣言的記憶）をモデルに含めるために、確率的な DFS (depth-first search)、あるいはバックトラックによって環境を探索するモデルを構築した。その実装は、先行研究 [Reitter 10] を参考にした。このモデルは、図 7 に示すように、ACT-R のイマジナルモジュールで生成されたチャンクを用いたスタック構造を備える。スタック内のプッシュ機能は、ARG1 スロットに過去のチャンク名を格納することで、スタック内のポップ機能は、ARG1 スロットの値を過去のスロットの値に戻すことで実現している。これらの生成されたチャンクは宣言的モジュールに格納され、後から検索することでポップ機能が実現される。ACT-R は Lisp で記述されているため、Lisp の処理系にアクセスすることが容易である。しかし、これらの処理はすべて、Lisp など他のプログラミング言語で書かれた外部関数を定義することなく、ACT-R のプロダクションのみで実装した。

具体的なモデルの動作は、以下の通りである。

- (1) 方向の決定: ランダムモデルと同様に、まず移動方向をランダムに決定する。
- (2) 行き先の決定: ランダムモデルと同様に、現在位置と移動方向を結ぶパス検索に成功した場合、ゴールモジュールの現在位置を変更する。加えて、DFS モデルは、検索されたパスに検索済みのタグを付与した新たなチャンクをイマジナルモジュールを介して作成し、宣言的モジュールに格納する。モデルがパスの検索に失敗したとき（行き止まりになったとき）、モデルは検索済みのタグが付与されたチャンクを辿ることで以前の場所に戻り、(1) を繰り返す。ランダムモデルと同様に、確率的 DFS モデルは、パスに関する宣言的記憶をプロダクションコンパイルし、変数を含まない新しいプロダクションを学習する。

モデルはゴールに到達するか制限時間に達するまで (1) と (2) を繰り返す。パスの検索に失敗した場合、ランダムモデルが直ちにパスの検索を繰り返すのに対し、DFS モデルは宣言的記憶を検索しながらスタックをポップしていく。そのため、このモデルが効果的に環境を探索するためには、より多くのラウンドを繰り返し、パスの記憶を圧縮（プロダクションコンパイル）する必要がある。

図7 ACT-R のチャンクで構築したスタック構造。スタックの実装のために ACT-R のイマジナルモジュールを使用している。

§3 確率的 DFS と IBL 組み合わせモデル

このモデルは確率的 DFS と IBL (instance-based learning) を組み合わせる。IBL とは、現在の課題の解決に過去の記憶を用いる学習方法である [Gonzalez 03, Lebiere 07]。この課題では、各ラウンドの開始から、ゴールに到達するまで、経由したパスをスタックに蓄える。ゴールに到達した後に、スタック内のパスを辿り、正解ラベルの付与されたチャンクを生成する。ラウンドの進行は、以下の2つのステップをゴールに到達するか制限時間に達するまで繰り返す。

- (1) 方略の決定: DFS 戦略を取るか IBL 戦略を取るかを競合解決により決定する。
- (2) 方向と移動先の決定
 - a DFS 戦略を採用した場合は、DFS モデルと同様に振る舞う。
 - b IBL 戦略を採用した場合は正解ラベル付きのパスの検索を試みる。失敗した場合は (1) に戻る。成功した場合は、正解ラベルの付与されたパスに従って現在位置を更新する。

課題の初期段階で、このモデルは確率的 DFS モデルと同様に振る舞う。ラウンドが繰り返され、正解ラベル付きのパスの記憶が増加すると、効果的にゴールに到達できるようになる。IBL は、DFS に比べて、時間を要するコストの大きい処理である。正解ラベルをパスに付与するためには、ラウンドの終了時にスタック内のパスを検索しなければならない。また、パスの選択時に、過去のラウンドの記憶を思い出すことも、他のモデルには存在しない時間的コストとなる。

§4 Q-Learning における内発的動機づけ

ACT-R において構築されたモデルの比較条件として、ACT-R を利用しない Q-Learning による内発的動機づけのモデルを構築した。なお、本研究の ACT-R モデルが知

覚や運動に関わるプロセスを含まないことから、ニューラルネットワークを用いる深層強化学習を対比条件としなかった。2.1 節に示した従来手法の中でも、最も基本的なフレームワークと対比させることで、本研究で提案するアプローチの特徴を把握することを試みた。

構築した Q-Learning モデルは、現在位置から移動する方向（東、西、南、北）を選択する。この選択の際のモデルの方策は ε -グリーディ法^{*5}を用いた。Q 値の更新は、強化学習モデルにおける内発的動機づけの先行研究 [Singh 05] を参考に、

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[r'_i + r'_e + \gamma \max_{\hat{a}} Q(\hat{s}, \hat{a}) - Q(s, a)] \quad (4)$$

によって決定した。 r_e は外部環境からの報酬、 r_i は内部環境からの報酬である。モデルは、現在地から移動できない方向を選択した場合 $r_e = -1$ を受け取り、移動できる方向を選択した場合 $r_e = 0$ を受け取る。また、モデルがゴールに到達すると $r_e = 10$ を受け取る。 r_i は、

$$r_i = -\tau(1-p)\log(1-p) \quad (5)$$

として決定される。 p は Q 値を用いて計算された遷移確率である。この式から、内部報酬 r_i は、 p に対する余事象の確率のエントロピーとして決定される。また、 τ は、知的好奇心の大きさに相当し、内部報酬の計算で用いる係数である。

4.4 設定

ACT-R モデルにおいて、課題継続プロダクションの初期のユーティリティを 10、課題終了プロダクションの初期のユーティリティを 5 とした^{*6}。また、ラウンドの終了を判定するプロダクションには負の報酬のトリガー ($r = 0$) を、パスの発見によって発火するプロダクションには、知的好奇心との対応から、正の報酬のトリガーを割り当てた^{*7}。そして、その正の報酬を 1 から 20 まで変化させることでモデルが有する知的好奇心の強度を操作した。シミュレーションは、知的好奇心と対応する報酬の各設定値に対して 1,000 回実行された。これを外部環境として用意した 30 のマップ (3 つのサイズ $\times$ 10) ごとに繰り返した。なお、各ラウンドの制限時間を ACT-R によって規定されるシミュレーション時間の 100 秒に設

定し、一回の実行におけるラウンドの最大数を 80 に制限した。ラウンドの制限時間に達するとモデルはゴールの達成によらず次のラウンドに移行した。

Q-Learning モデルにおいても、30 のマップに対してシミュレーションを実施する点、一回のモデルの実行におけるラウンドの最大数を 80 ラウンドに制限する点、内部報酬を 20 段階に分割する点は同じである。ただし、ACT-R と 4.3 節 §4 のモデルでは、内部報酬のスケールが異なるため、対応づけは容易ではない。本研究では試験的に、式 (5) における τ の値を 0.34 から 0.74 まで 20 段階に変化させた。このとき内部報酬 (r_i) の合計とノイズ (egs) を足したものを閾値 ($th = 5$) と比較することで、タスクを終了するか、継続するかを選択した。また、ACT-R においてシミュレーション時間として設定した 1 ラウンドにおけるモデルの行動の限界については、100 ステップとした。ステップ数が限界に達するとモデルはゴールの達成によらず次のラウンドに移行した。さらに、Q-Learning におけるモデルは、ACT-R に比べてより高速に実行できるため、各報酬の設定値に対するモデルの実行数は 10,000 回とした。

4.5 結果

図 8 は、4.1 節に示した各指標に対して、内部報酬の関数としての結果をまとめている。グラフ中の各ポイントは内部環境と外部環境 (マップの大きさ) の条件ごとに集計した平均値 (ACT-R モデルは $n = 10,000$ 、Q-Learning モデルは $n = 100,000$) を示している。外部環境であるマップの影響は各グラフ中の 3 つの系列の比較によって検討できる。これらの系列は各サイズに含まれる 10 のマップの平均を示す。モデルの内部環境の影響に関しては、並べられたグラフを横方向に比較することで検討できる。以下では、本シミュレーションの目的として提示された 2 つの問いに沿って、結果を検討する。

§1 知的好奇心を刺激する環境

図 8 の (a) の課題の継続数は、知的好奇心がどのように刺激されているかを表している。この指標は、内部環境が強く影響していることがわかる。左 2 つのモデル (DFS + IBL, DFS) と Q-Learning では、内部報酬が大きいほど課題の継続回数が増加した。それに対して、ランダムモデルでは、逆 U 字型のグラフとなった。報酬の値が 14 前後までは課題の継続数が増加し、それ以上は課題の継続数が減少した。この逆 U 字型効果は、内発的動機づけに関する理論で頻繁に指摘される最適水準の存在を示唆している。たとえば、Yerkes による古典的理論 [Yerkes 08] は、学習者の覚醒度が上がると、ある時点まではパフォーマンスが向上し、その時点を超えるとパフォーマンスが低下することを主張している。

外部環境の効果のあらわれ方 (3 つの系列の差異) に関しても、4 つのモデル間で異なる。左 2 つのモデルでは、課題の継続への外部環境の効果に共通の傾向を観察でき

*5 $\epsilon = 0.2, \gamma = 0.9, \alpha = 0.2$

*6 探索方向 (上下左右) を確率的に決める各プロダクションのユーティリティの初期値をそれぞれの 10 とした。また、[Anderson 04] に従い、記憶の想起のノイズである ans (activation noise level) = 0.4、課題継続プロダクションと課題終了プロダクションのユーティリティの比較のノイズである egs (expected gain s) = 0.5 と設定した。

*7 本研究は、パターンマッチングを知的好奇心の源泉と捉える。そして、パターンマッチングは、DFS や IBL におけるスタックの操作においても生じる。ただし、本研究ではスタックの操作におけるプロダクションを正の報酬のトリガーとせず、3 つのモデルに共通のプロセスにおいてのみ知的好奇心と対応する報酬を割り当てることにした。

図 8 シミュレーション結果. 横方向に並ぶ数字によってモデルを区別し (1-3: ACT-R モデル, 4: Q-Learning モデル), 縦方向のアルファベットにより指標を区別する (a: ラウンド継続数, b: ゴール達成率, c: エントロピー). ACT-R モデルのみプロダクションコンパイルによって生成されたプロダクション数 (d) を示す. それぞれのグラフのエラーバーは各マップにおいて得られた標準偏差 (ACT-R: $n = 1,000$, Q-Learning: $n = 10,000$) の平均 ($n = 10$) に $1/10$ を乗じた値を示す*8. 横軸は, 知的的好奇心の強度に基づく報酬を表す.

る. これらのモデルでは狭いマップにおいて課題が継続し, 広いマップでは課題が継続しなかった. つまり, DFS を広い環境に適用することは, 内部報酬の獲得において有効ではないことを示唆している. DFS 戦略では, パスを見つけるためにバックトラックが必要である. バックトラックの時間的コストはマップが大きくなるにつれて増加し, 限られた制限時間内にパスを発見する機会を減少させたと解釈できる. 対照的に, ランダムモデルでは外部環境による課題継続の差が見られず, Q-Learning では, 広いマップほど課題が継続した. このことから, 思考の時間コストを見積もらない Q-Learning では, 広いマップに存在する豊富なパターンが発見されることが示される.

§ 2 課題継続が学習に与える影響

図 8 の残りの指標 (b, c, d) は, 知的的好奇心によって刺激された課題継続がタスクの学習にどのように影響するかを示している. 左 2 つのモデル (DFS + IBL, DFS) においては, 内部報酬が大きい条件ではエントロピーとプロダクション数が増加している. この結果から, これらのモデルにおいて刺激された知的的好奇心は, 環境探索を広げる効果をもつことがわかる. さらに, ゴール達成率の結果においては, IBL の効果を見ることができる. IBL を用いるモデル (図 8-1-b) は, 特に小さいマップにおいて内部報酬がゴール達成率に正の影響を示している. 一方で, IBL を有さないモデル (図 8-2-b) において, 内部報酬の増加は, ゴール達成率に寄与しなかった.

なお, IBL そのものは, 必ずしもゴール達成率に対して有効に働くわけではない. 内部報酬が少ないグラフ左側の条件において, IBL を有するモデル (図 8-1-b) は IBL を有さないモデル (図 8-2-b) に比べてゴール達成

*8 n の大きさに依存する標準誤差ではなく標準偏差に基づく値を示すことで, データのばらつきの程度を示している.

率が低い。IBL がゴール達成率に寄与する条件は、大きな内部報酬が与えられるグラフ右側に限られた。前述したように、IBL は学習コストを要する戦略であり、経験を活かして性能を向上させるには、より長期の課題継続が必要になる。一方、IBL を有さないモデルのゴール達成率（図 8-2-b）が示すように、ゴールに関連する事例を宣言的記憶に記録できないモデルは、ゴールへの指向性が生じないため、知的好奇心の増大はタスクの学習に結びつかない。

思考水準の低いランダムモデルは、上記 2 つのモデルとは全体的に異なる傾向を示した。ラウンド継続数の結果と同様に、ゴール達成率（図 8-3-b）、プロダクション生成数（図 8-3-d）にも逆 U 字型の傾向が見られる。これら 2 つの指標の逆 U 字型のピークは、ラウンド継続数よりも低い内部報酬の条件で生じる。さらに、エントロピーに関しては、内部報酬の増大が僅かながら負の効果を持つようにも見える（図 8-3-c）。これらの結果から、思考水準の低いモデルにおいて、内部報酬の増大は、目標達成に効果的な高次のプロダクションを構築するのではなく、低次の行動（探索を拡大せずに同じ場所を繰り返し訪れる）を強化し、そのエリア内の環境中のパターンを取り尽くしていることが示唆される。

比較条件として設けた Q-Learning モデルでは、報酬が高くなるほどラウンド継続数が増加するが、ゴール達成率（図 8-4-b）、エントロピー（図 8-4-c）に変化が見られなかった。一般的に、課題中に特別なイベントがない環境では（正の報酬はゴール時のみ）、Q-Learning はうまく動作しない。そのため、モデルはこれらの環境を学習できていないと考えられる。

5. お わ り に

本研究は、認知アーキテクチャの典型として ACT-R を用い、その中で内発的動機づけのメカニズムを提案した。本章では、本研究において構築されたメカニズムの意義を述べ、今後の展望を示す。

5.1 まとめと本研究の意義

本研究で提案したメカニズムは、パターンマッチングが知的好奇心の源泉である「楽しさ」を表し、ACT-R に組み入れられた学習のメカニズムにより、その減衰が表現されると仮定する。この提案を補強するために、異なる思考水準に対応する複数のモデルを実装し、それぞれのモデルにおける知的好奇心の役割をシミュレーションによって検討した。その結果、パターンマッチングに付与される報酬は、異なる思考水準のモデルに対して異なる効果を与えた。最も低次のモデル（ランダムモデル）において、高い知的好奇心は負の効果を与え、ゴールの状態を記憶しないモデル（DFS モデル）においても、課題のパフォーマンスには結びつかなかった。知的好奇心の恩恵を受けたモデルは、ゴールにつながった過去の経

験を記憶し、それを現在の状況に生かすことのできるモデル（IBL + DFS）のみであった。

この結果は、人間の内発的動機づけに関わる研究とも整合的である。Malone が述べたように内発的動機づけはチャレンジによって駆動される [Malone 81]。しかし、過度に難しい課題に対するチャレンジは、図 8 において広いマップの学習が進まなかったように、有効ではない結果となる可能性がある。人間に関する内発的動機づけは、短絡的な思考水準において負の効果をもつとも言われている。たとえば、[Pink 11] は、内発的動機づけを刺激するためには、“autonomy”、“mastery”、“purpose”といった熟考するプロセスが必要であると述べた。また、内発的動機づけの負の効果に関しては、様々な行動嗜癖として報告されている [Alter 17]。たとえば、インターネットなどの探索作業中、人はしばしば目標を忘れてパフォーマンスを低下させる。このような不合理な行動を導く行動嗜癖（インターネット中毒）のモデル化は、「計算精神医学」のテーマにも繋がる可能性がある [Huys 16]。

本研究の意義は、上記のように人間の内発的動機づけと対応づけられるシミュレーションモデルを構築したことである。このような対応は、認知アーキテクチャである ACT-R を利用することで得ることができた。ACT-R は神経科学的な背景のあるモジュールをもち、それが心理学において議論されてきた基礎的な認知機能（宣言的記憶や手続き的記憶）と対応づけられる。こういった対応を利用することで、上記のように人間の内発的動機づけに関わる議論を展開できる。

また、本研究では、ACT-R によるモデルだけでなく、伝統的な Q-Learning による内発的動機づけのモデル [Singh 05] を構築した。結果として、この伝統的なモデルのみでは、課題の学習に有効な行動が獲得されなかった。ただし、本研究は、Q-Learning に対する ACT-R の優位性を議論するものではない。本研究における Q-learning の行動は、式 (4) の r_i と r_e のバランス調整や、好奇心を刺激する迷路環境の注意深い設計 [Burda 18] により変化する可能性がある。また、ACT-R と同様、高次の知識処理（環境モデルの学習）を付与していくことで、内部報酬が学習に寄与する状況を構築できる可能性がある。特にオプションによる階層型のスキル学習 [Singh 05] は、ACT-R のプロダクションコンパイルと類似した特徴を持つと考えられる。よって ACT-R と Q-Learnig の差異は本質的なものではなく、Q-Learning への機能の付与によって解決できると考える。逆にいえば ACT-R はそのような機能をアーキテクチャに組み込まれたモジュールとして、あるいは先行研究におけるモデルから流用することで、容易かつ曖昧性なく利用できるメリットがある。本研究は、このメリットを活かし、宣言的記憶と手続き的記憶という基礎的な認知機能の相互作用からの知的好奇心の説明を可能にしたと考えている。

5.2 今後の課題

本研究は ACT-R を用いた新たな知的好奇心のメカニズムを提案するものであり、今後検討すべき多くの課題を提示している。以下では、本研究の発展として、(1) 知的好奇心のメカニズムに関するより深い理解、(2) 知的好奇心のメカニズムによる知識発見、(3) 環境とのインタラクションを含めたモデル構築の方向を示す。

§1 知的好奇心のメカニズムに関する深い理解

本研究の直接の発展は、シミュレーションで得られた結果の詳細な分析である。熟考的なモデルの結果において、内発的動機づけの高まりに伴い、課題の繰り返し回数が上昇し、パフォーマンスが向上することが示された。しかし、パフォーマンスの向上に伴うパラメータ間の詳しい関係は分析できていない。内発的動機づけが学習に及ぼす効果をさらに検討する際に、これらのパラメータ間の因果関係を明確化することが必要となるだろう。

さらに本研究で得られたデータを人間のデータと対応づけ、より多様な課題に拡張していくことも必要である。人間の行動とのデータに基づく対応が進展することで、内発的動機づけに関するさらなる理解が進むとともに、それを支援する手段の開発に繋がると考える。

§2 知的好奇心による知識発見

本研究における他の限界は、本研究が扱ったパターンマッチングの性質にある。本研究では現在の状況とマッチするパスの発見という単純なパターンを扱った。プロダクションは現在の位置から特定の方向に向かうパスを、現在地を変数として検索する。このプロダクションからの検索要求に対して、各時点で少数のパスのみが宣言的モジュールからの検索候補になる。このような単純な状況に対して、複雑な変数間の関係を含み、複数のマッチングを返すプロダクションルールの発火は、観察する人間に驚きを生じさせることが指摘されている [森田 14]。こういった変数間の複雑な関係を含むパターンマッチングは、領域間で知識を対応づける類推 [Gentner 83] と共通するプロセスを含み、高い水準で人間の知的好奇心を満たすと考えられる。これらを踏まえれば、今後、扱うパターンを複雑化し、複雑性に応じた報酬を付与するメカニズムを検討することで、知的好奇心に駆動された知識発見に関する議論を展開できると考える。

§3 環境とのインタラクションを駆動する好奇心

本研究のモデルは、事前にパターンマッチングの対象となる宣言的記憶を与えられ、課題終了ルールに比べて課題継続ルールが高いユーティリティを持つ状態からスタートした。これらより、本研究は、課題に対する好奇心を既に有している状態からの減衰のプロセスを検討したといえる。この設定は、本研究が扱った知的好奇心が、自分の知識構造をより良い形にしたいという好奇心の認知的側面 [Malone 81]、あるいはデータを圧縮することへの欲求 [Schmidhuber 10] を扱うものであったことと整合する。逆にいえば、好奇心の感覚的な側面 [Malone 81]、

圧縮可能なデータを取得する欲求 [Schmidhuber 10] を扱わなかった。今後、これらのより低次な好奇心の側面を扱うことで、外的な環境とのインタラクションを通じた宣言的記憶の獲得過程を検討できる。

さらに、外界からデータをモデルに取り込む仕組みを構築することは、近年の深層強化学習における ICM (Intrinsic Curiosity Module [Aubret 19]) との接続に繋がる。本研究で扱った Q-learning モデルと近年の深層強化学習は、報酬を内部報酬と外部報酬に区別する点 (式 (4)) で共通する。しかし、本研究が式 (5) に示す状態遷移の情報量のなサプライズを内部報酬とするのに対し、ICM はビクセル情報から得られるエージェントの次状態との予測誤差を内部報酬とする。このように、従来の手法に対して、近年の手法は外界の情報の変化に対する高精度の予測をベースとする点で異なる。本研究の Q-Learning モデルにおいては、こういった外界の予測が不在であったため、行動の指向性が発生せず、局所的な探索の行動が強化された可能性がある。

今後、本研究で提案した ACT-R における好奇心のメカニズムと上記のような先端的な深層強化学習の対応を検討していくことで、人間および人工エージェントにおける自律的な学習に関する理解が進展すると考える。

◇ 参考文献 ◇

- [Alter 17] Alter, A.: *Irresistible: The Rise of Addictive Technology and The Business of Keeping Us Hooked*, Penguin, London (2017), (邦訳: 上原裕美子訳: 僕はそれに抵抗できない「依存症ビジネス」のつくられかた, ダイアモンド社 (2019))
- [Anderson 04] Anderson, J. R., Bothell, D., Byrne, M. D., Douglass, S., Lebiere, C., and Qin, Y.: An integrated theory of the mind, *Psychological Review*, Vol. 111, No. 4, pp. 1036–1060 (2004)
- [Anderson 05] Anderson, J. R.: Human symbol manipulation within an integrated cognitive architecture, *Cognitive Science*, Vol. 29, No. 3, pp. 313–341 (2005)
- [Anderson 07] Anderson, J. R.: *How Can the Human Mind Occur in the Physical Universe*, Oxford University Press, New York (2007)
- [Aubret 19] Aubret, A., Matignon, L., and Hassas, S.: A survey on intrinsic motivation in reinforcement learning, *arXiv preprint arXiv:1908.06976* (2019)
- [Bothell 19] Bothell, D.: *ACT-R 7.13+ Reference Manual* (2019)
- [Brooks 86] Brooks, R.: A robust layered control system for a mobile robot, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, Vol. 2, No. 1, pp. 14–23 (1986)
- [Burda 18] Burda, Y., Edwards, H., Pathak, D., Storkey, A., Durrell, T., and Efros, A. A.: Large-scale study of curiosity-driven learning, *arXiv preprint arXiv:1808.04355* (2018)
- [Caillois 58] Caillois, R.: *Les Jeux et les Hommes: Le Masque et la Vertige*, Gallimard, Paris (1958), (邦訳: 多田道太郎, 塚崎幹夫訳: 遊びと人間, 講談社 (1990))
- [Csikszentmihalyi 90] Csikszentmihalyi, M.: *Flow: The Psychology of Optimal Experience*, Harper & Row, New York (1990), (邦訳: 今村浩明訳: フロー体験—喜びの現象学—, 世界思想社 (1996))
- [Dancy 15] Dancy, C. L., Ritter, F. E., Berry, K. A., and Klein, L. C.: Using a cognitive architecture with a physiological substrate to represent effects of a psychological stressor on cognition, *Computational and Mathematical Organization Theory*, Vol. 21, No. 1, pp. 90–114 (2015)
- [Fodor 83] Fodor, J. A.: *The Modularity of Mind*, MIT Press, Cambridge (1983)
- [Friston 10] Friston, K.: The free-energy principle: A unified brain

- theory?, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 11, No. 2, pp. 127–138 (2010)
- [Fu 06] Fu, W. and Anderson, J. R.: From recurrent choice to skill learning: A reinforcement-learning model, *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol. 135, pp. 184–206 (2006)
- [Gentner 83] Gentner, D.: Structure-mapping: A theoretical framework for analogy, *Cognitive Science*, Vol. 7, No. 2, pp. 155–170 (1983)
- [Gonzalez 03] Gonzalez, C., Lerch, J. F., and Lebiere, C.: Instance-based learning in dynamic decision making, *Cognitive Science*, Vol. 27, No. 4, pp. 591–635 (2003)
- [Huizinga 39] Huizinga, J.: *Homo Ludens Versuch einer Bestimmung des Spielelementes der Kultur*, Pantheon, Amsterdam (1939), (邦訳: 高橋英夫訳: ホモ・ルーデンス, 中央公論新社 (1973))
- [Huys 16] Huys, Q. J., Maia, T. V., and Frank, M. J.: Computational psychiatry as a bridge from neuroscience to clinical applications, *Nature Neuroscience*, Vol. 19, No. 3, pp. 404–413 (2016)
- [Juvina 18] Juvina, I., Larue, O., and Hough, A.: Modeling valuation and core affect in a cognitive architecture: The impact of valence and arousal on memory and decision-making, *Cognitive Systems Research*, Vol. 48, pp. 4–24 (2018)
- [Kahneman 11] Kahneman, D.: *Thinking, Fast and Slow*, Macmillan, New York (2011), (邦訳: 村井章子 訳: ファストスロー (上, 下) あなたの意思はどのように決まるか?, 早川書房 (2014))
- [Koster 13] Koster, R.: *Theory of Fun for Game Design*, O'Reilly Media, Sebastopol (2013), (邦訳: 酒井皇治 訳: 「おもしろい」のゲームデザインー楽しいゲームを作る理論, オライリージャパン (2005))
- [Kotseruba 18] Kotseruba, I. and Tsotsos, J. K.: 40 years of cognitive architectures: core cognitive abilities and practical applications, *Artificial Intelligence Review*, Vol. 53, pp. 17–94 (2018)
- [Laird 17] Laird, J. E., Lebiere, C., and Rosenbloom, P. S.: A standard model of the mind: Toward a common computational framework across artificial intelligence, cognitive science, neuroscience, and robotics, *AI Magazine*, Vol. 38, No. 4, pp. 13–26 (2017)
- [Lebiere 07] Lebiere, C., Gonzalez, C., and Martin, M.: Instance-based decision making model of repeated binary choice, in *Proceedings of the 8th International Conference on Cognitive Modelling*, pp. 67–72 (2007)
- [Malone 81] Malone, T. W.: Toward a theory of intrinsically motivating instruction, *Cognitive Science*, Vol. 5, No. 4, pp. 333–369 (1981)
- [Mnih 15] Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., et al.: Human-level control through deep reinforcement learning, *Nature*, Vol. 518, No. 7540, pp. 529–533 (2015)
- [森田 14] 森田純哉, 三輪和久, 中池竜一, 寺井仁, 齋藤ひとみ, 小島一晃, 神崎奈奈: 意図せぬルールの発火に注目したプロダクションシステムの学習支援, 教育システム情報学会誌, Vol. 31, No. 3, pp. 225–238 (2014)
- [森田 20] 森田 純哉: 機械学習時代における認知的学習モデルの役割 — ACT-R による学習モデルの事例と支援システムへの搭載 —, 人工知能, Vol. 35, No. 2, pp. 223–233 (2020)
- [Nagashima 20] Nagashima, K., Morita, J., and Takeuchi, Y.: Modeling intrinsic motivation in ACT-R: Focusing on the relation between pattern matching and intellectual curiosity, in *Proceedings of the 18th International Conference on Cognitive Modelling*, pp. 167–173, Applied Cognitive Science Lab (2020)
- [Nagashima 21] Nagashima, K., Morita, J., and Takeuchi, Y.: Curiosity as pattern matching: Simulating the effects of intrinsic rewards on the levels of processing, in *Proceedings of the 19th International Conference on Cognitive Modelling* (2021)
- [Pathak 17] Pathak, D., Agrawal, P., Efros, A. A., and Darrell, T.: Curiosity-driven exploration by self-supervised prediction, in *International Conference on Machine Learning*, pp. 2778–2787, PMLR (2017)
- [Pink 11] Pink, D. H.: *Drive: The Surprising Truth about What Motivates us*, Penguin, London (2011), (邦訳: 大前研一 訳: モチベーション 3.0 持続する「やる気!」をいかに引き出すか, 講談社 (2010))
- [Reitter 10] Reitter, D. and Lebiere, C.: A cognitive model of spatial path-planning, *Computational and Mathematical Organization Theory*, Vol. 16, No. 3, pp. 220–245 (2010)
- [Ritter 19] Ritter, F. E., Tehranchi, F., and Oury, J. D.: ACT-R: A cognitive architecture for modeling cognition, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, Vol. 10, No. 3, p. e1488 (2019)
- [Schmidhuber 10] Schmidhuber, J.: Formal theory of creativity, fun, and intrinsic motivation (1990–2010), *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, Vol. 2, No. 3, pp. 230–247 (2010)
- [Singh 05] Singh, S., Barto, A. G., and Chentanez, N.: Intrinsically motivated reinforcement learning, in Saul, L. K., Weiss, Y., and Bottou, L. eds., *Advances in Neural Information Processing Systems 17*, pp. 1281–1288, reiss (2005)
- [Sutton 98] Sutton, R. S. and Barto, A. G.: *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press, Cambridge (1998), (邦訳: 三上貞芳, 皆川雅章訳: 強化学習, 森北出版 (2000))
- [Taatgen 03] Taatgen, N. A. and Lee, F. J.: Production compilation: A simple mechanism to model complex skill acquisition, *Human Factors*, Vol. 45, No. 1, pp. 61–76 (2003)
- [寺尾 15] 寺尾 敦: 認知アーキテクチャの理論による脳の構造と機能の解明, 電子情報通信学会誌, Vol. 98, No. 12, pp. 1083–1090 (2015)
- [Turner 16] Turner, J. O., Nixon, M., Bernardet, U., and DiPaola, S.: *Integrating Cognitive Architectures into Virtual Character Design*, chapter Integrating ACT-R cognitive models with the unity game engine, pp. 35–64, IGI Global, Pennsylvania (2016)
- [Vugt 18] Vugt, van M. K. and Velde, van der M.: How does rumination impact cognition? A first mechanistic model, *Topics in Cognitive Science*, Vol. 10, No. 1, pp. 175–191 (2018)
- [Watkins 89] Watkins, C. J. C. H.: *Learning from Delayed Rewards*, PhD thesis, King's College, Cambridge (1989)
- [Yerkes 08] Yerkes, R. M. and Dodson, J. D.: The relation of strength of stimulus to rapidity of habit-formation, *Journal of Comparative Neurology and Psychology*, Vol. 18, No. 5, pp. 459–482 (1908)

〔担当委員: 松島 裕康〕

2021 年 2 月 22 日 受理

著者紹介

長島 一真(学生会員)

2020 年静岡大学情報学部情報科学科卒業。同年より同大学院総合科学技術研究科情報科学専攻修士課程に在籍。現在に至る。認知モデルによる内発的動機づけのモデル化, およびその応用に興味を持つ。

森田 純哉(正会員)

2006 年名古屋大学大学院人間情報学研究科博士課程修了。博士(学術)。北陸先端科学技術大学院大学知識科学研究科助教, 名古屋大学未来社会創造機構特任助教を経て, 2016 年より静岡大学情報学部准教授。認知モデルの実世界応用に関わる研究に従事する。日本認知科学会, ヒューマンインタフェース学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, Cognitive Science Society 各会員。

竹内 勇剛(正会員)

1999 年名古屋大学大学院人間情報学研究科博士課程修了。博士(学術)。1996 年より(株)国際電気通信基礎技術研究所知能映像通信研究所研究員(客員)を経て, 2001 年静岡大学情報学部情報科学科講師。2015 年に同教授。他者や人工物, 環境とのインタラクションを通じた人間の認知と行動に関わる研究に取り組んでいる。日本認知科学会, ヒューマンインタフェース学会, 電子情報通信学会, 情報処理学会, ACM 各会員。