解　説

自由エネルギー原理に基づく認知脳型ロボット研究

Studies of Cognitive Neurorobotics Based on the Free Energy Principle

谷　淳* 　*沖縄科学技術大学院大学
Jun Tani* 　*Okinawa Institute of Science and Technology

1. は じ め に

カール・フリストン（Karl Friston）が提案した自由エネルギー原理（Free Energy Principle: FEP）[9] は近年神経科学のみならず，精神医学，社会心理学，理論生物学等，さらには意識の哲学（現象学）等の研究者達の高い注目を集めている．Friston 自身が述べているように，自由エネルギー原理は，19 世紀の物理学者であったヘルムホルツの無意識的推論 [30]，また 20 世紀初頭の哲学者であったハイデガーの解釈の循環などにて述べられていることがルーツとなっている．

これらの考えにおいて実世界での知覚は，ボトムアップの感覚入力プロセスとそれに対するトップダウンの解釈プロセスの相互作用を経て成立すると考えられている．この考えは後に理論的に精密化され，ヘルムホルツ・マシーン（The helmholtz machine）[8]，予想符号化（predictive coding）[21] といったモデル定式化が示された．また日本においても川人ら [16] が順逆モデルの名のもとに，類似の提案を行っている．これらのモデルは潜在変数から観測パターンをトップダウンにて再構成する生成モデルと観測パターンから潜在変数を確定する推論モデルから構成される点が共通である．特に予測符号化においては，知覚過程とは，現時点での潜在変数から予測・生成される出力パターンと観測パターンの誤差信号を取り，それが最小化される方向に潜在変数を最適化していく過程であると考え，誤差が最小化された時点で知覚は成立し，観測パターンは最適化された潜在変数の値をもって表彰されるとする．後にフリストンはこの予測符号化による知覚メカニズムについて，経験ベイズを基に提案した変分自由エネルギー最小化原理を用い，より一般的な説明を示した [9]．

フリストンは自由エネルギー原理をさらに発展させ，知覚だけでなく行動の生成のメカニズムをも自身が提案する能動推論の枠組みで説明している [10] [11]．知覚とは過去から現在に観測された感覚パターンからそれに起因する潜在変数を推論する過程であるが，一方行動生成とは未来において望まれる状況を達成するために必要な現在から未来に向けての行為および潜在変数の時系列，つまり予測行動プランを推論することであると考えられる．能動推論においては，未来のある時点において達成されるべき状況と，現在の状況またはその時点で予測される状況との誤差を推定し，それに基づき計算される期待自由エネルギー（expected free energy）を最小化する方向に，次の行為または未来に先駆ける行動プランを最適化することを考える．能動推論と類似の考えは，川人 [14] による順モデルを利用したトルク変化最小の制約のもとに目的位置を達成するための運動プラン生成脳モデルにおいても示されている．期待自由エネルギー最小化による能動推論などと書くと読者は難しい概念と思うかもしれないが，実は簡単な PID 制御さえも能動推論のメカニズムで考えれることが示されている [3]．なぜならば，PID 制御の基本メカニズムは，次の時間ステップで達成されるべき状況（例えば目標関節角度）と現在の状況（現時間ステップでの測定された関節角度）との誤差を取り，それを最小化させることにほかならないからである．

筆者らは 90 年代より，川人らの提案した順モデル [15] による世界の予測という考えに触発され，世界内部モデルを学習獲得しそれを用い感覚入力を予測しながら行動を生成するモデルを提案し，その作動メカニズムをいくつかの異なるロボット行動学習生成実験を通して調べ，またそれら実験において観測された興味深い認知的現象を報告してきた [27]．これらの研究において共通することは，連続状態空間で決定論に従い作動する予測生成モデルを再帰型神経回路（recurrent neural network: RNN）上に学習構築し利用したことにある．これらのロボット実験研究の中で，ある研究 [29] は予測誤差を最小化することにより感覚時系列を分節化知覚するという点で予測符号化の考えに近く，またある研究 [24] では望まれるゴール状態と現在の行為プランで予測される未来の状態との誤差を最小化することにより，行為プランを更新していく点において能動推論の枠組みに近い†．さらにある研究 [26] では，これら両者の枠組みを組み合わせることにより，知覚と行為による環境を通したループが構成されていると考えられる．

以下の章では，まずこれらの研究を総括的に簡略に紹介することにより，ロボットの身体的認知（embodied cognition）が予測符号化および能動推論の枠組みを通していかに実現されうるのか，連続状態で作動する決定論 RNN

原稿受付　2023 年 5 月 18 日
キーワード：Free Energy Principle, Robot, Active Inference
*〒904–0495 国頭郡恩納村字谷茶 1919–1
*Kunigami-gun, Okinawa

†筆者は予測符号化および能動推論の枠組みについて 2009 年以降に知ったため，ここで紹介する筆者等の研究とそれら枠組みとの対応については後付け的説明となる．

を用いた研究から考察する．その次の章にて，確率論ベイジアンアプローチを基本として提案された自由エネルギー原理の基本を紹介し，それの身体的認知のモデル化における利点を決定論力学系アプローチとの比較から述べる．さらには，筆者らが最近提案した自由エネルギー原理で作動する RNN モデルおよびそれを用いたロボット実験の結果を紹介し，特に筆者らが主張する決定論ダイナミクスと非決定確率プロセスの間を考えることの重要性を述べる．最終章において，自由エネルギー原理に基づくロボット研究の今後を議論する．

2. 予測符号化と能動推論によるロボットの知覚と行為生成

まず，筆者等の提案したモデル [26] [28] を参考にしつつ，知覚–行為ループが実世界を通じて構成される様子を予測符号化と能動推論の枠組みから説明する（**図 1** 参照）．図 1 には例として 3 層に構成された RNN モデルが示されており，高次層には遅い時間スケールで作動する前頭葉に相当するモジュール，低次層には速い時間スケールで作動する感覚野と視覚野にそれぞれ相当するモジュール，そしてその間に中間の時間スケールで作動する連合野に相当するモジュールが配置されている．全体の系の作動の流れを図中の番号の順番に従い大まかに説明する．①高次層で遅く変化するその潜在変数は主体が実世界に対してどのように働きかけるかという現時点の行為の大まかな意図がエンコードされており，その意図はトップダウンで中間層を経て低次層に伝搬し，②感覚野においてはその行為の意図を具現化する関節角度の変化の予測，そして視覚野においては，行為に伴う視覚イメージの変化を予測出力する．③予測された次ステップの関節角度は運動制御器に目的位置として入力され，実際の運動が生成され実世界に働きかけ，④その状態を変化させる．⑤実世界の状態変化に伴い現実の感覚としての関節角度および視覚イメージが観測され，⑥それらはおのおのの事前予測との間に誤差を生む．運動制御器は関節角度誤差を最小にする方向にトルク出力を変更し，さらに両感覚の誤差は低次層から高次層に向けてボトムアップし，⑦各階層での内部矛盾として現れる．各階層においてこれら矛盾が最小化されるように潜在変数が更新され，⑧それによって系全体の行為の意図が更新される．時間ステップの進捗に同期してこれらの作動の流れが循環するなかで，環境に働きかけて変化させることで予測誤差を小さくしようとする能動推論と，潜在変数で表される主体の意図を変更することにより予測誤差を小さくする予測符号化による知覚プロセスの両者が絡み合いながら同時進行する．この状況において，実世界を通した知覚・行為ループが構成されると考えられる．

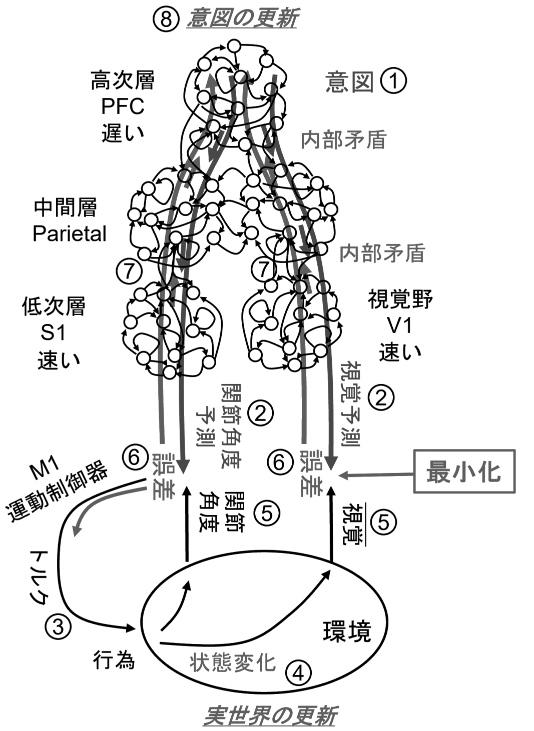

図 1 予測符号化と能動推論の枠組みを実装した多層 RNN による実世界を通した知覚–行為ループの構成．番号はメカニズム解説のための作動の順番を示す

ここで注意すべきは，この知覚・行為ループは，90 年代より身体性の名目で行動規範型ロボティクス（behavior-based robotics）の研究者が主張してきたそれとは異なる点である．基本的に行動規範型ロボットは，感覚に対する運動の反射的マッピングに従い，環境によるアフォーダンスに支配される形で行為を生成していくに過ぎず，そこには行為の主体が見えない．それに対して，上に示した知覚・行為ループにおいては，世界に対する主観的イメージを持ち行為を通じて世界と同等に対峙する主体が存在する．対峙するからこそ，世界との矛盾も発生し，その時に予測誤差を何とか最小化すべく外部世界および自身の意図を更新しようとする時の負荷をもって意識は立ち上がると考えられる [25]．逆に，世界との矛盾がなくロボットが慣れしたんだ行動（habituated behavior）を予測どおりにスムーズに自動的に進められるときはより無意識的になるであろう．

ところで，上述の決定論力学系にて作動する RNN を用いた筆者らのモデルには，経験に内在する確率的構造の学習獲得が困難であるという問題がある．しかし問題はそれほど自明ではない．決定論力学系論者は与えられた確率的時系列を無限精度で決定論カオスで模倣できると主張する [7]，一方確率論者はそれは正当な確率モデルで再構成すべきと主張する．筆者は 15 年前にフリストンの研究室でセミナーをする機会を得て，初めて自由エネルギー原理を知り，そのときこの原理を延長上することにより対立する両者に橋を渡すことができるのではと思った．さらに，それが達成できれば人間の心の中での確率という現象の起源に迫れるのではと期待を膨らました．次の章では，自由エネルギー原理について概略を述べ，それをいかにして上述の多層 RNN モデルに導入するかについて解説する．

3. 自由エネルギー原理の導入

3.1 自由エネルギー最小化について

Friston の自由エネルギーを紹介するにあたり，まず使用

する変数の数学表記を以下に示す．

- $p_\theta(\boldsymbol{z}_t|\cdot)$: 時間 t での確率的潜在変数 $\boldsymbol{z}_t$ についての θ でパラメタライズされた事前分布（$\boldsymbol{z}_t$ は対角共分散行列を持つ多変量ガウス分布である）．
- $q_\phi(\boldsymbol{z}_t|\cdot)$: ϕ でパラメタライズされた確率的潜在変数 $\boldsymbol{z}_t$ の近似事後分布．
- $\boldsymbol{d}_t$: 時間 t での決定的潜在変数．
- $\boldsymbol{X}_t$，$\bar{\boldsymbol{X}}_t$: 時間 t での観測データおよびその予測．

自由エネルギー $\mathcal{F}$ は以下のように定義される†．

$$\mathcal{F} = \underset{\boldsymbol{z}\sim q_\phi(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{X})}{\mathbb{E}}[-\log p_\theta(\boldsymbol{z},\boldsymbol{X}) + \log q_\phi(\boldsymbol{z})] \tag{1}$$

本式が表すように自由エネルギーは，第一項目の内部エネルギーと第二項目の事後確率分布に関する負のシャノン・エントロピーの足し合わせになる．これらの式にて表現される自由エネルギーを最小化するとは，直感的にはどういったことなのか．説明を簡単にするために，まず ϕ および θ といった学習パラメターが，観測データの束を用いることにて，自由エネルギー最小化にて事前に学習最適化できている状況を想定し，その後新たな観測データ X が入力され，それに対応する潜在変数 z の確率分布を自由エネルギー最小化で推定する状況を考える．まず式（1）の形式での記述される自由エネルギーを最小化するということは，学習で獲得した観測状態と内部状態の相関関係をできるだけ保つような，新たな観測データに対応する内部状態の事後確率分布を，そのエントロピーをできる限り大きくするという制約の元で推定することである．これは，内部状態のランダム性をなるたけ許しながら，かつ学習で獲得した相関に関する秩序構造をなるだけ保つようにするという，拮抗した条件下での最適化の問題を解くことを意味している．式（1）はさらに変換することにより，以下のようになる．

$$\mathcal{F} = \underbrace{-\underset{q_\phi(z|\boldsymbol{X})}{\mathbb{E}}[\log p_\theta(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{z})]}_{\text{Accuracy}} + \underbrace{D_{\mathrm{KL}}[q_\phi(\boldsymbol{z}|\boldsymbol{X})\|p_\theta(\boldsymbol{z})]}_{\text{Complexity}} \tag{2}$$

式（2）では自由エネルギー $\mathcal{F}$ は，第一項目の予測精度（accuracy）と，第二項目の潜在変数に関する近似事後確率分布と事前確率分布のカルバック・ライブラー距離（Kullback-Leibler Divergence: KLD）にて表現される複雑度（complexity）の足し合わせで表される．この複雑度の項は，上述図 1 にて説明した，ボトムアップ（近似事後確率分布）とトップダウン（事前確率分布）の間の矛盾の大きさを，確率論を用いて表したものとなる．このことから，自由エネルギー $\mathcal{F}$ を最小化するということは，与えられた観測に対して，予測誤差および内部矛盾を最小化するような近似事後確率分布を探索的に推定するということであり，学習では観測の束に対してそれらを最小化するような，学習パラメターおよび近似事後確率分布の両者を推定することを意味する．

†簡略化のため時間項を外した静的パターンを想定した．

3.2 自由エネルギー原理に基づく PVRNN モデル

筆者らは [1] predictive coding inspired variational RNN（PVRNN）と名付けた，前述の決定論的 RNN に自由エネルギー原理を導入した新たな確率的 RNN モデルを考案した．単一層の PVRNN においては以下で示される自由エネルギーを最小化する．

$$\mathcal{F} = \sum_{t=1}^{T}\Big\{\underbrace{-\underset{q_\phi(z_{1:t}|\boldsymbol{X}_{t:T})}{\mathbb{E}}[\log p_\theta(\boldsymbol{X}_t|\boldsymbol{d}_t)]}_{\text{Accuracy}} + w\,\underbrace{D_{\mathrm{KL}}[q_\phi(\boldsymbol{z}_t|\boldsymbol{X}_{t:T})\|p_\theta(\boldsymbol{z}_t|\boldsymbol{d}_{t-1})]}_{\text{Complexity}}\Big\} \tag{3}$$

本等式において，各時刻における潜在状態は決定的変数 d と確率変数 z の両者によって表される．時刻 t における z_t はその平均と偏差を用いたガウシアン分布で表され，その事前確率分布は，現在時刻の観測を得る前の決定的潜在変数 d_{t-1} の条件確率となる（ただし，$t=1$ においては d_{t-1} で条件付けできず，単位ガウシアン分布を想定する）．この事前確率が時系列で変化するという考え方は，Chung 等の研究 [5] に触発されたものである．近似事後確率分布時系列は，観測されたセンサ入力時系列の条件確率分布として自由エネルギー $\mathcal{F}$ が最小化されように変分原理を用い探索的に求められる．学習においては，(θ, ϕ) のパラメターも近似事後確率分布時系列と同時に探索的に求められる．

さて，式（2）に示されるオリジナルの自由エネルギーの等式にはない本モデルの新しい点は，複雑項に w による重み付がされていることである．これをメタ・プライヤー（meta-prior）とよぶ．学習においてデータが無限にある場合は $w=1$ で構わないが，データが比較的少ない時オーバーフィットを防ぐために w は小さい値にセットする必要があることが，経験的に分かってきている．実はこの w が決定論と確率論を繋ぐカギとなり，かつ主体と外部世界の相互作用の有り様を決定づけるのであるが，それについては後述する．

次に PVRNN が過去を内省しながら，将来の感覚入力（関節角度および視覚イメージなど）を予測していくことを可能とするメカニズムを，**図 2** に示す 2 層の PVRNN のグラフィカルモデルを用いて説明する．PVRNN においては，各時刻ごとに過去から未来に向けて順方向予測計算（トップダウン）と逆方向に向かう予測誤差逆伝搬計算（ボトムアップ）を行う．図 2 の青の矢印で示されるように順方向計算は，過去時間の高次層から未来時間の低次層そして感覚予想出力へと，神経活動をシナプス結合を経て伝搬させていく．また赤の矢印で示される予測誤差逆伝搬計算では，感覚予測誤差信号を，現時点での感覚予測出力から低次層を経て高次層の過去時間まで遡り逆伝搬させていく．この順方向予測計算と予測誤差逆伝搬計算を繰り返すことにより，過去の内省と将来の予測が可能となる．過去の内省は，過去ウインドウの中の過去から現在までの感覚入力時系列を，誤差最小で再構成するように，対応する潜在変

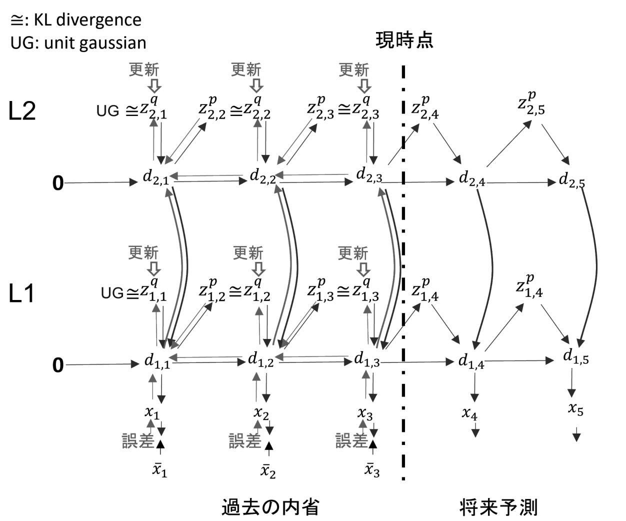

図 2　グラフィカルモデルによる PVRNN の作動

数の近似事後確率分布時系列を，誤差逆伝搬シグナルを利用し最適化する過程である．このとき式（3）に示されるように，各時刻での近似事後確率分布は，その事前確率分布との KLD が最小になるようにという制約が課され，実際の値は誤差最小化と事後・事前の確率分布間の距離最小の両者の拮抗の力学より決定される．この計算は各現時刻ごとにおいて最適化を目指し決められた回数繰り返し行われる．この現時点での近似最適化終了後，つまり潜在変数の値が過去から現在までの感覚入力時系列を再構成できるようになったところで，将来の予測は執り行われる．つまり感覚入力時系列を用いて過去を内省することにより潜在変数の値を最適に同定し，その結果最もありうる将来の予測が可能になると考えるわけである．

事前確率分布は平均だけでなく偏差も推定するため，予測の予測，つまり二次の予測が可能となる．ある場面において，観測される感覚入力が常にぶれている場合，事前確率分布の偏差は大きい値として学習され，その結果その場面の予測の信念は弱くなる．その反対で，感覚入力が決定的に同じ値を繰り返せば，偏差は小さな値として学習され，この場面での予測の信念は強くなる．つまり前者は，トップダウンの意図または信念がより弱い状況を示し，また後者はそれが強い状況を示し，このようなトップダウンの強度は各時点の状態ごとに異なるものとして学習される．近似事後確率分布と事前確率分布の距離で表現される複雑さ項の最小化は，主観的予測と実際の観測の間に潜在する矛盾を最小化しようとする試みである．このとき，この項の最小化を重みづけるパラメター，メタ・プライヤー w は，二次の予測としての信念がどように学習適応されうるかを決定し，それは主観的見立てと現実の観測の相互作用の有り様に大きく影響する．次節ではそれについて説明する．

3.3　メタ・プライヤー w の効果

前述したように式（3）の複雑さの項の最小化を重みづけるメタ・プライヤー w は学習の結果に得られる確率的潜在変数の表現に大きな影響を与える．それは有限の観察からでは学習対象の振舞が決定論または確率論に基づくのか，決定不能になるからである．Ahmadi と筆者 [1] は簡単な確率的ルールに従い生成される有限記号時系列の学習計算実験を行い，このことを調べた．PVRNN を 10 の後は 1 が出るか 0 が出るかは確率的であるといった規則の繰り返しで生成される時系列，例えば 101101100... を有限ステップで学習させたときの確率潜在変数の表現を調べた．その結果，w を小さくして学習させると 10 の後の不確定な状態では事前確率の偏差が大きくなり予測出力はランダムになることが判明した．一方 w を大きくして学習させると 10 の後の状態を含むすべての状態での事前確率の偏差はゼロに限りなく近づき，ノイズサンプリングを止めて系のリアプノフ指数を図ると正となり，その結果観察された確率論的振舞は決定論カオスに埋め込まれて内部表現されることが判明した．以上の結果は，メタ・プライヤー w を小さく設定して学習すると対象は確率的に捉えられ，一方 w を大きくした場合はそれは決定論的に捉えられることを示している．

さらにメタ・プライヤー w の設定は主体の外部環境との相互作用の有り様に大きな影響を与えることが，筆者らの研究で明らかになった．Wirkuttis ら [32] はロボットが同時に互いに模倣運動パターンを生成することを学習した 2 台ロボットの相互作用の様子をシミュレーション実験で調べた．片方のロボットの PVRNN の w を大きくしもう片方を小さくして学習させて相互作用させると，前者の潜在変数の事前予測精度の推定は高くなり（偏差が小さくなる），後者のそれは低くなる（偏差が大きくなる）ことにより，前者はより強い信念を伴ったトップダウンにて，感覚ボトムアップにより強く依存して作動する後者をリードする傾向があることが判明した．また文献 [23] の力覚を用いた人間ロボット相互作用実験研究においても類似の結果が示された．複数の運動パターンを学習したロボットが記憶に従がって一つの運動パターンを生成しているとき，人間が力をもってその運動軌跡を変えようとすると，w を大きくして学習した場合 w を小さくした場合に比べて，より大きな力が必要となることが判明した．w を大きくして学習した場合，トップダウン予測の精度の予測が高くなり，意図をずらそうとする他者の働き掛けに対しより強い反力を生むと考えられる．主体と環境または他者との相互作用は自由エネルギー最小化に伴う主観と現実の観測の間での押し合いへし合いの場となり，どちらがより強く押しどちらが引くかは，w の設定に大きく依存する．大きい w の設定により事前確率分布の偏差が小さく学習された場合，事後確率分布は，再構成誤差を無視し，より強く事前確率分布に引き寄せられる．また一方，小さな w の設定により事前確率分布の偏差が大きく学習された場合，事後確率分布はより強く再構成誤差を小さくする方向に引き寄せられる．**図 3** にメタ・プライヤー w と学習獲得した構造の関係性をまとめたものを示す．

4.　今後の研究展望

最後に今後の研究の展望をいくつか思いつくままに述べ

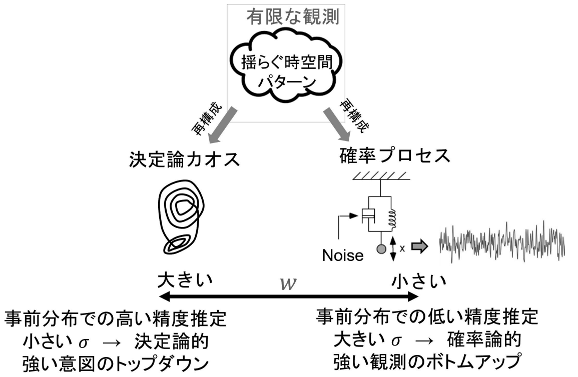

図 3 メタ・プライヤー w と学習獲得した構造の関係

る.

(A) メタ・プライヤーの適応

筆者らにとっての一つの技術的課題は，いかにしてメタ・プライヤーを自律的に適応させるかである．上述の解説において，メタ・プライヤーは学習時に設定しその後はそのまま固定するとした．しかしながら，この仕方では一度学習した後のロボットの環境との相互作用の構造は固定化されてしまう．この問題に対し最近筆者ら [20] [23] [31] は学習後にメタ・プライヤーを設定変更することを考え，その場合環境との相互作用はどのように変化するか調べた．結果として，潜在変数の事前確率分布の精度は学習時に決定されるので，学習後にメタ・プライヤーを設定変更した場合においてもそれは変化しないが，メタ・プライヤーを大きな値で設定し直した場合，近似事後確率分布は事前確率分布との距離を縮めるように強い制約がかかり，行為の生成にトップダウンの意図が強く影響するようになることが分かった．また，メタ・プライヤーを小さな値で設定し直した場合は，逆となり，行為の生成はボトムアップの感覚情報に強く影響されることが判明した．

これに関して今後研究すべきことの一つは，学習時のメタ・プライヤーの最適化の手法である．前述したように，学習汎化能力はメタ・プライヤーの設定に強く依存し，学習汎化曲線はメタ・プライヤーの値に対して単峰の形を描く．学習汎化能力最大となるメタ・プライヤーの値を K–分割交差検証法 [22] などを利用して繰り返し計算で求めていくなどは可能であろう．二つめは，学習後の実行時でのメタ・プライヤーの動的適応の方法である．例えば，学習時の平均誤差に比べて実行時の平均予測誤差が大きい場合はメタ・プライヤーの値を減少させ，一方学習時に比べて実行時の複雑度項が大きい場合はメタ・プライヤーの値を増大させるといった，適応則を考えることができよう．こうした手法は現在筆者のグループで実験評価している最中である．

今回触れることはできなかったが能動推論でオンラインでゴール志向プランを生成しそれを動的に修正しつつ行為を続けることは可能である．筆者らはこのゴール志向プラン生成をそれぞれ教示学習 [18] または探索学習の枠組み [12] と組み合わせで実現してきたが，このパラダイムでの重要な点は将来に向けてのゴール達成に関連する期待自由エネルギー（expected free energy）と現在から過去に向けての内省に関する自由エネルギーの両者を最小化することにあり，そのときそれぞれの自由エネルギーのメタ・プライヤー値をいかに最適化していくかが問題となる．特に期待自由エネルギーのメタ・プライヤーを小さく設定すると，現在から将来にわたる各時点での近似事後確率分布と事前確率分布にギャップが生まれ，獲得した因果律に従わない良くも悪くも反実仮想（counterfactual）なプランイメージが生まれやすくなる．

上述のメタ・プライヤー適応に関する方法論の確立は，ロボットの工学応用に対しても大きく貢献すると考えられる．尾形はロボットに予測行動学習の枠組みをうまく取り入れることにより，布を折りたたむ，ジッパーをつかんで開けるなどといった難易度の高い物体操作の技が比較的少ない学習経験で獲得できることを示した [35]．このような手先の器用さが求められるタスクについても，メタ・プライヤー適応などによりトップダウンとボトムアップの相対的な力関係をタスクの状況に合わせて動的に変えられる方法が確立できれば，ロボットの技はさらに人間のそれに近づくのではと思われる．これらに関連する今後の研究の進展に期待したい．

(B) 発達について

現在やられている学習ロボットの研究，例えば教師あり模倣学習，自己探索型強化学習においての問題点は学習のための経験サンプルまたは経験試行回数が膨大になりやすいことである．これに比べて人間の幼児は限定された経験のみを用い各種の行為スキルおよびそれに必要な世界の知識を発達的に獲得しているようにみえる．発達ロボティクスという研究コミュニティ [2] ではこの問題に注目して研究を執り行ってきたが，現在までにやられてきたことは実際の幼児発達で知られている知見からは程遠いのが現状である．

まず幼児が生後発達していくために，40 億年かけて生物が進化してきた結果としての生得的な構造，制約，機能を有効に利用することは非常に重要であると考えられるが，そのような生得的な要素を発達ロボットにいかに与えるかについての議論はほとんどなく，今後考えていく必要がある．次に，生得的な要素を適切に用意できた場合，それを踏み台として次のステージに発達していく過程を考えることが必要になる．ここで筆者は 20 世紀初頭の発達心理学者，ヴィゴツキー（Vygotzky）が提唱した社会構成主義に注目する．特に Vygotzky が提唱する最近接発達領域（zone of proximal development: ZPD）[33] の考えは，自由エネルギー原理うまく利用して発達ロボットに実装できる可能性があると考えられる．ヴィゴツキーは，現ステージから次のステージに幼児が発達するにあたり養育者の手助けが重要であり，両者はお互いの密な相互作用を伴う共同作業により近接する次の達成可能なステージを目指しそれを成就しようとすると考えた．例えばあるロボットが現在のステージにおいて目の前の物体に不正確ながら手をゆっくり伸ばすことができるとする．そこで養育者は物体に向けて動いているロボットの手を握り，より正確にそして少し早い速度で物体にタッチさせようとする．このとき，ロボットは腕

に感じる反力から養育者の意図を，また養育者はロボットの意図を自身の手に感じながら，共同で軌道を修正していくことが可能になるであろう．これを繰り返すうちに，ロボットの軌道生成における精度と信念は共に徐々に強くなり，最後には単独で物体に触るを確実に達成できるようになるであろう．このようにして今成し遂げたことを踏み台として次のステージのタスク達成を養育者と協同で目指す，そしてそれを繰り返すことによりロボットは発達のステージを徐々に登っていくようになるのではと筆者は考える．

（C）意識の問題

哲学者のネーゲル（Nagel）は現象的意識を考えるにあたって，「コウモリにとってコウモリであるとはどういうことか」という問いを投げかけ，コウモリと異なる感覚・運動の機能をもつ人間には，その主観的体験を理解できないとした [19]．筆者自身はコウモリの主観はともかく，自分が実験用に作ったロボットのそれは分かる気がする．なぜなら筆者は自身があたかもロボットの内側から世界を観ているような気持ちで実験に臨むからである．さて，ロボットが人間と同じような意識を持つことはそれが人間と深いつながりを持つためにも必要ではないだろうか？ 前述の発達学習の例でも，ロボット自身がこうしたいと意識しそれを養育者が感じる，またはロボットが養育者の意図を意識できることは，両者が協働していく上で必要不可欠なことに思える．

前述したように，主体が世界に対して予測しながら行動をもって働きかけその結果現実との予測誤差が生じたときに，その誤差を最小化するために潜在変数を最適化しようとする計算負荷により意識は発生すると，筆者は考える．自由エネルギー原理で考えるならば，単に誤差でなく自由エネルギーを最小化するためにが正しい．また人はより難解なゴールを達成するためのプランを考えるときより意識的になるが，それについても将来に向けての期待自由エネルギー最小化のための探索計算の負荷によるといった同様の説明が可能であろう．クオリアは現実の物体の知覚に伴う，その質感であり，例えばバラの花の赤らしさなどといったような，対象の，ありありとした現実感を指し示すが，これについても類似の説明が可能である．生成モデルは過去の経験の束から対象からの感覚情報を再構成する生成モデルを学習獲得することができる．しかし現実のバラを前にしたときに，その色，匂いなどについて，学習したモデルでは再構成しようとしてもしきれない誤差が残り，それがボトムアップし潜在変数に働きかけ，そこに意識が生まれる．つまり，決して完全には再構成することのできない現実を再構成しようとする試みそしてそのギャップに，その対象についての現実感という主観，つまりクオリアが生まれるのではと考える．

最近，高次の意識に関する理論（the higher-order theory of consciousness）[4] が意識研究者たちの注目を集めている．ここでの高次の意識とは，自身の現在進行中の心的活動に関する何らかの自覚であり，一次の認知プロセスについての二次のモニタリングについての自覚といえる．それは，例えば，本文の中で度々登場する予測の予測（信念），今眺めているイメージは進行中の現実のものなのか，記憶から思い出したものなのか，はたまた想像したものなのかといった一次情報についての二次のメタ表現ともいえる．予測の予測については自由エネルギー原理で説明できるが，それ以外のメタ表現もはたして自由エネルギー原理で説明できるかはまだ不明である．さらなる可能性として，前述のメタ・プライヤーが自律適応する潜在変数となると，二次の潜在変数である予測の精度をもう一つ上のメタレベル，つまりメタメタレベルで操作モニタリングすることになり，それはトップダウンの自己の主観に環境世界がボトムアップで浸潤してくるのをどれだけ許容するかを動的に制御するといった，さらに高次の意識の問題へと踏み込むことになるであろう．また，発達障害に伴う各種の精神疾患にみられる多様な意識の変調は，こうしたメタレベルでの機能不全が原因である可能性を多くの研究者が推察しており，今後自由エネルギー原理に基づく計算論的精神医学の研究 [34] によりこれら病態の具体的なメカニズムが明らかになることが期待される．筆者は，もしロボットの心のメカニズムが人間のそれと質的に同じように構成されるなら，多少のパラメター設定の違いによりロボットにも類似の精神失調が発生しうると考える [13].

5. ま と め

本解説では自由エネルギー原理の大枠の説明を行った．また筆者らの提案する PVRNN モデルの作動メカニズムを説明することにより，自由エネルギー原理がロボットの行動学習生成の研究にどのように利用できるか，筆者の考えを示した．その中で特に重要な点は，自由エネルギー原理では予測についてのその精度の予測という二次の予測が可能であり，主体と外部世界との相互作用の有り様がその予測される精度に依存して大きく変わることである．予測精度が高いと予測される場合，主体は対象世界に対して強い信念をもって働きかける．一方予測精度が低いと予測される場合は，主体の意図は弱く，対象世界に柔らかく適応順応しようとする．前者は特に能動推論による世界への働き掛けを，そして後者は予測符号化による世界の知覚・認識を体現しているといえよう．さらに PVRNN はメタ・プライヤーというパラメターを有し，学習時におけるその値の設定により，生成予測モデルがより決定論的にまたは非決定確率論的な構造を持つかが決まり，そのことも上述の相互作用の有り様に大きく影響することを説明した．最後に今後の研究の方向として，メタ・プライヤー適応，発達学習，およびロボットの意識について議論した．

本解説では誌面の制約から，他研究グループによる自由エネルギー原理を基にしたロボット研究を紹介できなかった．他研究グループからも多様な研究の広がりが見られ興味深い報告がみられる．それらについては以下のレビュー論文 [6] [17] 等を参考にしていただきたい．

参 考 文 献

[1] A. Ahmadi and J. Tani: "A novel predictive-coding-inspired variational rnn model for online prediction and recognition," Neural computation, vol.31, no.11, pp.2025–2074, 2019.
[2] M. Asada, K. Hosoda, Y. Kuniyoshi, H. Ishiguro, T. Inui, Y. Yoshikawa, M. Ogino and C. Yoshida: "Cognitive developmental robotics: A survey," IEEE transactions on autonomous mental development, vol.1, no.1, pp.12–34, 2009.
[3] M. Baltieri and C.L. Buckley: "Pid control as a process of active inference with linear generative models," Entropy, vol.21, no.3, p.257, 2019.
[4] R. Brown, H. Lau and J.E. LeDoux: "Understanding the higher-order approach to consciousness," Trends in cognitive sciences, vol.23, no.9, pp.754–768, 2019.
[5] J. Chung, K. Kastner, L. Dinh, K. Goel, A.C. Courville and Y. Bengio: "A recurrent latent variable model for sequential data," Advances in neural information processing systems, vol.28, pp.2980–2988, 2015.
[6] A. Ciria, G. Schillaci, G. Pezzulo, V.V. Hafner and B. Lara: "Predictive processing in cognitive robotics: a review," Neural Computation, vol.33, no.5, pp.1402–1432, 2021.
[7] J.P. Crutchfield and K. Young: "Inferring statistical complexity," Physical review letters, vol.63, no.2, p.105, 1989.
[8] P. Dayan, G.E. Hinton, R.M. Neal and R.S. Zemel: "The helmholtz machine," Neural computation, vol.7, no.5, pp.889–904, 1995.
[9] K. Friston: "A theory of cortical responses," Philosophical transactions of the Royal Society B: Biological sciences, vol.360, no.1456, pp.815–836, 2005.
[10] K. Friston, J. Mattout and J. Kilner: "Action understanding and active inference," Biological cybernetics, vol.104, no.1, pp.137–160, 2011.
[11] K. Friston, S. Samothrakis and R. Montague: "Active inference and agency: optimal control without cost functions," Biological cybernetics, vol.106, no.8, pp.523–541, 2012.
[12] D. Han, K. Doya and J. Tani: "Goal-directed planning by reinforcement learning and active inference," arXiv preprint arXiv:2106.09938, 2021.
[13] H. Idei, S. Murata, Y. Chen, Y. Yamashita, J. Tani and T. Ogata: "A neurorobotics simulation of autistic behavior induced by unusual sensory precision," Computational Psychiatry (Cambridge, Mass.), vol.2, p.164, 2018.
[14] M. Kawato, Y. Maeda, Y. Uno and R. Suzuki: "Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion," Biological cybernetics, vol.62, pp.275–288, 1990.
[15] M. Kawato: "Internal models for motor control and trajectory planning," Current opinion in neurobiology, vol.9, no.6, pp.718–727, 1999.
[16] M. Kawato, H. Hayakawa and T. Inui: "A forward-inverse optics model of reciprocal connections between visual cortical areas," Network: Computation in Neural Systems, vol.4, no.4, p.415, 1993.
[17] P. Lanillos, C. Meo, C. Pezzato, A.A. Meera, M. Baioumy, W. Ohata, A. Tschantz, B. Millidge, M. Wisse, C.L. Buckley, et al.: "Active inference in robotics and artificial agents: Survey and challenges," arXiv preprint arXiv:2112.01871, 2021.
[18] T. Matsumoto, W. Ohata, F.C.Y. Benureau and J. Tani: "Goal-directed planning and goal understanding by extended active inference: Evaluation through simulated and physical robot experiments," Entropy, vol.24, no.4, p.469, 2022.
[19] T. Nagel: "What is it like to be a bat?" The philosophical review, vol.83, no.4, pp.435–450, 1974.
[20] W. Ohata and J. Tani: "Investigation of the sense of agency in social cognition, based on frameworks of predictive coding and active inference: a simulation study on multimodal imitative interaction," Frontiers in Neurorobotics, vol.14, p.61, 2020.
[21] R.P.N. Rao and D.H. Ballard: "Predictive coding in the visual cortex: a functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects," Nature neuroscience, vol.2, no.1, p.79, 1999.
[22] J.D. Rodriguez, A. Perez and J.A. Lozano: "Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol.32, no.3, pp.569–575, 2009.
[23] H. Sawada, W. Ohata and J. Tani: "Human-robot kinaesthetic interaction based on free energy principle," arXiv preprint arXiv:2303.15213, 2023.
[24] J. Tani: "Model-based learning for mobile robot navigation from the dynamical systems perspective," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol.26, no.3, pp.421–436, 1996.
[25] J. Tani: "An interpretation of the 'self' from the dynamical systems perspective: A constructivist approach," Journal of Consciousness Studies, vol.5, no.5–6, pp.516–542, 1998.
[26] J. Tani: "Learning to generate articulated behavior through the bottom-up and the top-down interaction processes," Neural networks, vol.16, no.1, pp.11–23, 2003.
[27] J. Tani: Exploring robotic minds: actions, symbols, and consciousness as self-organizing dynamic phenomena. Oxford University Press, 2016.（日本語訳は「ロボットに心は生まれるか」のタイトルで福村出版より 2022 年に出版）.
[28] J. Tani, M. Ito and Y. Sugita: "Self-organization of distributedly represented multiple behavior schemata in a mirror system: reviews of robot experiments using rnnpb," Neural Networks, vol.17, no.8–9, pp.1273–1289, 2004.
[29] J. Tani and S. Nolfi: "Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems," Neural Networks, vol.12, no.7–8, pp.1131–1141, 1999.
[30] H. Von Helmholtz: Treatise on physiological optics, vol.3. Courier Corporation, 2013.
[31] N. Wirkuttis, W. Ohata and J. Tani: "Turn-taking mechanisms in imitative interaction: Robotic social interaction based on the free energy principle," Entropy, vol.25, no.2, p.263, 2023.
[32] N. Wirkuttis and J. Tani: "Leading or following? dyadic robot imitative interaction using the active inference framework," IEEE Robotics and Automation Letters, vol.6, no.3, pp.6024–6031, 2021.
[33] A. Yasnitsky: Vygotsky: An intellectual biography. Routledge, 2018.
[34] 国里愛彦，片平健太郎，沖村宰，山下祐一：計算論的精神医学：情報処理過程から読み解く精神障害．勁草書房，2019.
[35] 尾形哲也："深層予測学習：背景と今後"，日本ロボット学会誌，vol.40, no.9, pp.761–765, 2022.

谷　淳（Jun Tani）
1981 早稲田大学理工学部機械工学科学士．1995 上智大学工学博士．千代田化工建設（株），ソニー（株），理化学研究所，韓国科学技術院を経て現在沖縄科学技術大学院大学教授．認知脳型ロボットの研究に従事．賞罰特になし．
（日本ロボット学会正会員）