

# 物理 AI から見る階層横断アーキテクチャ

横断型基幹科学技術研究団体連合副会長 藤田 政之\*



## 1. 物理 AI とは

Artificial Intelligence (AI: 人工知能) という言葉は、1956年のダートマス会議でマッカーシー (J. McCarthy) によって使われたのが始まりといわれています。当時すでにサイバネティクス (Cybernetics) という同義の言葉があったにも関わらず、あえて AI という語を作った逸話を、マッカーシーの教え子である R. Bajcsy (UC Berkeley) から数年前のある講演で聞いたことがあります。それから 70 年近く過ぎた今、また新しい言葉が誕生したようです。それは Physical Intelligence というものです。お気づきのように Artificial が Physical に入れ替わっており、その頭文字 (pi) を振ってギリシャ文字  $\pi$  で表記します。強化学習をご存知の方はピンとくるかと思いますが、 $\pi$  は強化学習において方策を表すためによく用いられる記号です。

実はこの Physical Intelligence ( $\pi$ ) は S. Levine (UC Berkeley) や C. Finn (Stanford) といった機械学習分野の若きスター研究者や Google DeepMind の精鋭の技術者らが参画して立ち上げられたスタートアップです [1]。現在の最新モデルは  $\pi_{0.5}$  と名付けられており、ビデオからその様子を知ることができますのでご覧いただければと思います [2]。これは VLA (Vision-Language-Action) モデルといわれていて、実際の物理世界でロボットが非定型の作業を汎用的にこなすことを可能としています。また人間のすぐ近くで、柔らかいもの・壊れやすいものに直接接触して作業を行えるようにしています。何気ないように見えて実はこれまでのロボットにとっては困難だった作業を実現させています。

少し技術的な中身を見てみると、そのサイバー

層は PaliGemma という VLM (Vision-Language Model) と Flow Matching という新しい生成 AI の手法から構成されています。PaliGemma は、Transformer をベースとした Gemma という LLM (大規模言語モデル, 30 億パラメータ) と、Vision Transformer である SigLIP-So400m を組み合わせたものです。また拡散モデルと関連の深い Flow Matching が行動 (Action) の生成に用いられています。一方、物理層におけるハードウェア部は ALOHA (A Low-cost Open-source HARDWARE system) と名付けられており、安価でオープンな構成となっています。ALOHA では物理層とサイバー層という 2 つの異なる階層を繋ぐために、50Hz 動作のフィードバック制御 (PID 制御) を用いています。これは現実の世界における物理的な変動や外乱などの不確かさへ対処するため、不可欠な役割を果たしています。

半導体企業 NVIDIA によっても、 $\pi$  とほぼ同様の研究開発が Physical AI と名付けられて進められています。NVIDIA が開発した VLA モデル GR00T N1.5 (グレート) では、著名な心理学者であるカーネマンの著書「ファスト&スロー」を引用して、システム 1 (ファスト) とシステム 2 (スロー) からなる 2 階層アーキテクチャを採用しています。本稿ではこのような活発な研究を指して「物理 AI」と呼ぶことにします。

## 2. AI の進化と人間・社会

さてここで、AI と人間の知との関係を少し振り返ってみましょう。チェスで AI が人間に勝ったのは、1997 年の Deep Blue です。しかしまだこのときは古典的な AI 技術に基づいていました。つぎに

\*金沢工業大学教授、東京工業大学 (現 東京科学大学) 名誉教授

Received: 5 August 2025.

将棋で AI が人間に勝ったのは 2013 年の Ponzanica です。ここでは強化学習が取り入れられていました。そして、組み合わせの数が天文学的であることから考えて困難かと思われていた囲碁で、AI が人間に勝ったのは 2016 年の AlphaGo でした。この DeepMind の AlphaGo では深層強化学習が使われています。これがさらに進化した MuZero は今汎用のゲームにおいて最も強い AI といわれています。

深層学習が一般によく知られるようになったのは、2012 年の画像認識コンテスト ImageNet ILSVRC でヒントン (J. Hinton) らの AlexNet が登場してからでした。この頃から Deep という語が学会で頻繁に使用されるようになったことを覚えています。このあと AI は将棋や囲碁といったゲームを超えて、言語や画像の世界へと進んでいき、さらに今生成 AI が大いに活躍しています。たとえば言語の分野では、2022 年に公開された ChatGPT があげられます。GPT の T は Transformer の頭文字ですが、Attention 機構を取り入れたこの技術が大きな変革をもたらしたと言えます。また画像分野では、たとえば Stable Diffusion などのように生成 AI の拡散モデルが用いられるようになってきました。言語と画像に関してこの二つを融合したものが、先に紹介した VLM (Vision-Language Model) ですが、ChatGPT のような LLM や Stable Diffusion のような画像生成 AI は私たちの日常生活に大きな影響を与えつつあるといっても過言ではないでしょう。

### 3. 物理 AI の基盤

サイバー層における AI 技術の進歩はこのように目を見張るものがあるのですが、これを現実世界の物理層と合わせてサイバーフィジカルシステム (CPS: Cyber Physical Systems) として構築していくのはこれからかもしれません。たとえばロボットにおける行動や運動の機能を創出するような AI です。本稿で取り上げている物理 AI はまさしくこれを実現するものと期待されます。しかしながらサイバー層のみを考慮していればよかった従来の AI とは違って、現実の物理層についても取り扱わなければならない物理 AI では、まだいくつも克服しなければならない問題点があります。

まず学習のためのデータセットです。将棋や囲碁では過去の棋譜が整理されてデータとなっています。言語では辞書やコーパスが提供されています。そして画像では ImageNet のような画像データベースの整備が進んでいました。ところが物理 AI にとって重要となるのは、私たちが何気なく過ごす日常での行動や運動で知覚される情報なのですが、それがデジタル化されたデータとしてはなかなか完全には整ってはいません。そこで多くの研究者らが協力して Open X-Embodiment (OXE) や DROID といったデータセットを整備していています。

つぎは物理世界を模擬するシミュレータ・プラットフォームの構築です。現実の世界は物理法則に従って動きます。この物理法則に則った動きを計算してくれる物理エンジン (MuJoCo など) と呼ばれるパッケージが今日では随分と整ってきています。UC Berkeley では最近これらを統合した RoboVerse というプラットフォームを開発しました。NVIDIA でも同じように物理エンジンや Omniverse と呼ばれるプラットフォームの開発を手掛けています。製造業でも利用が進みつつあるデジタルツインと結びつくことになるのではないかと思います。

そしてさらに、シミュレーション環境で学習させた AI モデルを、現実世界の実機 (ロボット) に転移させて適用する技術として Sim2Real と呼ばれる手法が重要になってきています。この分野では、今たとえばドメインランダム化 (Domain Randomization) と呼ばれる手法の研究が活発に行われています。もともとサイバー層と物理層は異なるドメインですから、これらの結合を図る手法の開発は重要になります。先に述べたフィードバック制御やこのドメインランダム化など、これからの物理 AI の実用に向けて大きく寄与すると思われます。上記に加えて、UC Berkeley では RoboArena と名付けられた評価プラットフォームも構築されつつあり、物理 AI を発展させる基盤が整えられつつあると言えます。

#### 4. 物理 AI と身体性

$\pi$  の最新モデルは  $\pi_{0.5}$  ですが、これは初期モデル  $\pi_0$  を発展させたものです。しかしそう遠くない将来には、 $\pi_1, \pi_2$  と新しいモデルが登場してくるはずで、ではどのような展開が期待されるでしょうか。物理 AI を主導する NVIDIA は、ヒューマノイドロボット (GR-1) 向けの基盤モデルとして GROOT を発表していることを紹介しました。これから製造業で使われていくかもしれないヒューマノイドや、さらには将来の自動運転技術への展開を見込んでいると思われます。

$\pi_{0.5}$  の ALOHA は車輪による簡単な移動機構を有しているものの、その中核は双腕の上半身ロボットによる操作 (マニピュレーション) のための AI と言えます。しかしヒューマノイドでは下半身に相当する部位による身体の移動 (ロコモーション) 機能を実現する AI も必要になってきます。言い換えるならば行動 (Action) に加えて運動 (Motion) するための AI が重要と言えます。物理層には時間が存在します。上半身の緩い動きにも下半身の速い動きにも対応していかなければなりません。これは AI と身体性の関わりとも考えることができます。

二足ロボットとして有名な Cassie は、オレゴン州立大で開発され Agility Robotics によって製造されています。たとえば UC Berkeley ではこの Cassie を使って、立位 (Standing)、歩行 (Walking)、走行 (Running)、跳躍 (Jumping) を自在に行えるような仕組みを開発しています。この一連の研究過程を見てみると、最初は立位 (Standing) を実現するために線形制御 (PD 制御) が用いられていました。つぎに歩行 (Walking) を実現するために非線形制御 (ゲインスケジューリング) が用いられましたが、後にこれは強化学習 (PPO) の手法に置き換えられました。ただし、その下位層に PD 制御は変わらず用いられています。そして現在は走行 (Running) も跳躍 (Jumping) も自在に行えるように強化学習部が強化され、PD 制御と合わせて階層的に用いられているようです。

運動機能も含め身体と実際の物理世界とのインタラクションを考えると、前述した通り物理的な不確かさに対処するためフィードバック制御が必

要になります。これについて R. Murray (Caltech) は、フィードバック制御はサイバー層が面している物理層をモジュール化することができると指摘しています。いわば物理層における複雑性をフィードバック制御を用いて軽減することにより、物理層とサイバー層の結合というデリケートな処理が実現されるのです。

#### 5. 物理 AI と階層横断

サイバネティクスはもともと AI に密接に関連している概念でした。そしてこのサイバネティクスから発展して考えだされたのがサイバーフィジカルシステムでした。この CPS という言葉を 2006 年に発案したのは NSF の女性職員 Helen Gill であることが知られています。そこで、なぜ彼女がこの言葉を思いついたのかという背景を知ろうとするために、当時の彼女の担当プログラムを調べてみましょう。そうすると software enabled control や embedded and hybrid systems というキーワードがあげられるようです。後者のハイブリッドシステム (Hybrid Systems) とは、オートマトンや論理を扱うコンピュータ科学とダイナミカルシステムを扱うシステム制御理論をハイブリッド化しようとする研究分野で、いわば横断型の科学技術分野のひとつと言えます。

物理 AI では VLA モデルが働きますので、人間は自然言語を使ってロボットとコミュニケーションをとることができます。日常の暗黙的なインタラクションにおいては、大変有用な機能を提供してくれます。一方で、たとえば火星探査ロボットが行うような専門的で複雑な一連の作業を実現する場合には、あらかじめ形式的に作業をモデル化し表現しておいて実行させなければなりません。このとき有用となるのが、オートマトンや遷移システム、マルコフ決定過程、時相論理といった形式手法です。フィードバック制御の上位層に、このような形式手法を階層化することが、ハイブリッドシステム研究の対象でした。まだ今はこのハイブリッドシステムと物理 AI の階層的な繋がりが明確になっているとはいえませんが、今後の研究の進展が期待されます。

ここまで物理 AI とその周辺を考えてみることで、少しずつですが階層化システムを一気通貫するようなアーキテクチャ構築が重要であることを見してきました。しかしそこには大きな壁が横たわっています。同一の階層の中であるならば、表現・解析・構築論が合い通ずる場合も少なくなく、それらを繋ぐことが必ずしも困難とならない場合があります。一方で、異なる階層にある場合には、そもそもの表現・解析・構築論が根本的に異なってしまっており、そうであるが故に共通の言葉で議論することすら想定以上に難しくなってしまいます。

そこで階層横断的なアプローチが重要になってくると言えます。上で紹介したハイブリッドシステム研究の最前線では、契約理論 (Contract Theory) という考え方が提唱され始めました。特に、システムを構成する各コンポーネントの振舞いを実現するために、そこで要求される仮定 (Assumption) と期待される保証 (Guarantee) を明示的に記述したものを契約 (Contract) と考え、これを形式手法で表現および解析するという研究です。このような最新研究がさらに進めば、階層的なシステムのアーキテクチャを横断的に構築する方法論が見えてくるようになることでしょう。

さらに異なる様相を持つ階層システムを横断的にみるための基礎理論として、圏論という数学にも注目が集まっています。オートマトンなどのコンピュータ科学分野で有名な M. Arbib は 1970 年代から圏論に関する書籍を出しています。現在のシステム制御理論分野を牽引する A. Ames (Caltech)

はハイブリッドシステムやリアプノフ安定性理論を圏論で論じています。もちろん近年研究が活発に行われている機械学習分野でも圏論による解釈が進みつつあります。興味深いことにサイバーフィジカルシステムを圏論で解釈しようとする論文も現れてきています。

強化学習におけるマルコフ決定過程、コンピュータ科学におけるオートマトン、システム制御理論における状態方程式、これらにはいずれも状態 (State) という概念が共通しています。また Transformer を補完しうる強力な次世代のアーキテクチャとして注目されているものに SSM (State Space Model) があります。状態は、階層を横断するためのキーワードになるものかもしれません。物理 AI とその周辺全体を脳の機能に例えてみるならば、予測機能を実現する前頭前野、認識・行動を実現する視覚野・運動野、そして運動を司る小脳といったように階層的に構築されているように見えてきます。今の物理 AI の登場とその発展が、脳が持っているこの階層を横断し全体が統一される仕組みを少しでも明らかにしてくれることを期待したいと思います。

## 参考文献

- [1] <https://www.physicalintelligence.com/company>
- [2] <https://www.physicalintelligence.com/blog/pi05>