

ヒューマノイドによる発達的一般問題解決と常識の獲得

巻瀧有哉 (東工大) 申富饒 (中国南京大) 長谷川修 (東工大)

Developmental General Problem Solving and Common Sense Acquiring by Humanoids

*Naoya MAKIBUCHI (Tokyo Institute of Technology), Furao SHEN (Nanjing University), Osamu HASEGAWA (Tokyo Institute of Technology)

Abstract—In this paper, we propose an intelligent architecture that meets all the properties required for the Autonomous Mental Development. In addition, we argue about a mechanism for robots to acquire and manage common sense.

Key Words: Autonomous Mental Development, General Problem Solving, Common Sense

1. はじめに

認知発達ロボティクス [1] の提唱に代表されるように、ロボットの知能化へ向けた研究が盛んに行われている。具体的には、従来の作り込みによるアプローチからの脱却を目指し、ニューラルネットワークなどの学習原理やインテリジェンス・モデルを組み込むことによる知能発達の実現が検討されてきた (e.g., [2–5])。しかし、これらの手法はロボットの動作パターンの認識、中間動作の生成、もしくはタスクの切り替えなどを実現しているものの、知能の創発や発達が実現できているとは言い難い。一方で、オペレータと呼ばれる基本動作を組み合わせる (プランニング) ことで、より複雑なタスクに対してロボットが自ら行動系列を導き出すシステムが提案されている [6]。しかし、そのシステムで扱う物体やオペレータは予め定義しなければならず、タスク依存という問題を抱えている。

1.1 Autonomous Mental Development

前述に関連して、Weng らによって Autonomous Mental Development (AMD) が提唱されており、その実現には表 1 に示す性質 1~5 が不可欠であるとしている [7]。AMD では、新しいタスクに関する知識をオンラインかつ追加的に獲得できる能力に加え、汎用のタスクに対して自ら知識を生成できる能力が重要視されている。提案手法と従来手法との比較を表 1 にまとめた。2 列目の性質 3 に関しては、先にも述べたように、中間動作の生成やタスクの切り替えがロボットが自律的にタスクの解決手段を生成しているとは言い難く、×とした。同列の性質 4, 5 に関しては、原理的には可能としている手法もあるが、基本的にバッチ学習を想定したものが多く、追加学習の性能がネットワークの内部構造に大きく依存するため、いずれも ×とした。また、3 列目に関しては、システムにオペレータの学習能力がなく、その組み合わせが設計者にとって既知であるため、性質 1, 2 については×としたが、性質 3 についてはプランニング能力を考慮して ×とした。

1.2 常識の獲得

Weng らの示す 5 つの性質に加え、知能ロボットに必要な要件として、我々は性質 6 (表 1) を導入する。

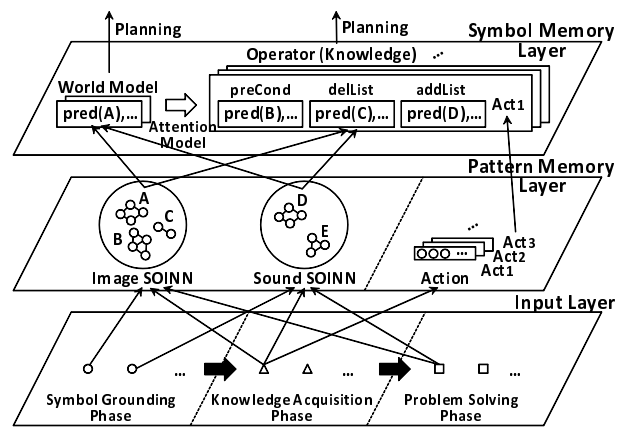


Fig.1: 提案手法のアーキテクチャ

性質 3 において新しい知識を生成する (プランニング) 際、獲得された知識が多いほど計算時間が膨大になることが想定される。これに対する解決策としては、獲得した知識を整理・統合する方法と、過去に経験した同様のタスクに対して、その都度プランニングせず、以前の計算結果を再利用する方法が挙げられる。本研究ではその後者に着目し、過去の計算結果を常識として獲得し、運用するメカニズムについて議論する。ここで扱う常識とは、「一般的に用いる知識」から一歩踏み込み、「人が生活していく上で身につけた、もはや意識に上がってこないような認識や知識」である [8]。提案手法への具体的な実装は現在構想段階であるため、表 1 において () とした。

1.3 本研究の目的

本研究では、表 1 に示すように、AMD に必要な性質を全て満たす知能アーキテクチャの提案と、新たに導入した性質 6 の実現に向けたアーキテクチャの拡張方法について議論する。

2. 提案手法

2.1 発達的一般問題解決

提案手法のアーキテクチャを図 1 に示す。提案手法は、聴覚や視覚といった各種センサ情報を用いた物体

Table 1: AMD の要件における提案手法と他手法との比較
 (: 満たしている, : 部分的に満たしている, × : 満たしていない, - : 機能が実装されていない)

	[2-5] など	[6]	提案手法
1. タスクに特有なシステムではない		×	
2. タスクがシステム的设计者にとって未知である		×	
3. 未知のタスクに対するアプローチを生成できる	×		
4. オンライン学習が可能である		-	
5. オープンエンド学習が可能である		-	
6. 常識を獲得・運用できる	-	-	()

の概念形成に始まり、環境や人間との相互作用によるオペレータの獲得、獲得したオペレータを用いた問題解決に至るまで、システム全体を通して、物体の概念やオペレータをオンラインかつ追加的に獲得することにより、問題解決能力の発達を実現している。さらに、視覚や聴覚だけでなく、実装対象の機能に合わせたマルチモーダルな情報処理や、パターン認識に用いる学習器の高いノイズ耐性により、頑健な動作が可能である。

提案手法は、入力層 (Input Layer)、パターン記憶層 (Pattern Memory Layer)、シンボル記憶層 (Symbol Memory Layer) の 3 層構造を成す。このうち入力層は、記号接地フェーズ (Symbol Grounding Phase)、知識獲得フェーズ (Knowledge Acquisition Phase)、問題解決フェーズ (Problem Solving Phase) という 3 つのフェーズから構成される。これら 3 つのフェーズでは、視覚や聴覚から得られる画像や音声のパターン情報が入力される。これに加えて、記号接地フェーズにおける各パターンに付加する概念情報や、知識獲得フェーズにおけるロボットの関節角度の時系列データ (Act1, Act2, Act3, ...) も入力となる。パターン記憶層は入力層から送られるパターンを保持し、パターンをシンボルにマップするインタフェースとして機能する。シンボル記憶層はパターン記憶層から送られるシンボル (A, B, C, ...) を引数にとる述語 (pred) を要素に含む、実環境のモデル (World Model) やオペレータ (Operator) を保持し、これらはプランニング (Planning) に利用される。

2.1.1 記号接地フェーズ

記号接地フェーズでは、実環境から得られるパターン入力を用い、後のフェーズで使用する物体の画像や音声の概念を形成する。これは各パターンの学習に自己増殖型ニューラルネットワーク (Self-Organizing Incremental Neural Network: SOINN [9]) を用いることで実現する。SOINN は、Shen と Hasegawa が提案したオンライン教師なし学習手法であり、追加学習が可能である、事前にネットワーク構造を決定する必要がない、高いノイズ耐性を持つ、といった特長を有する。本研究では、画像と音声の学習のために 2 つの SOINN 空間 (Image SOINN, Sound SOINN) をパターン記憶層に用意した。ロボットによる概念 (シンボル) の獲得をシンプルに実装するために、各パターンの学習には実験者によって教師ラベル ($label \geq 0, label \in \mathbb{Z}$) が与えられ、パターンをシンボルに接地する際にこのラベルを用いることにする。

2.1.2 知識獲得フェーズ

知識獲得フェーズでは、ロボット自身の行動によって生じた実環境の変化から、その因果関係をオペレータとしてオンラインかつ追加的に獲得する。まず、実環境の観測に際し、ロボットの周囲環境から得られるパターンをそれぞれ 1-Nearest Neighbor Method によりシンボルに接地し (リジェクト判定の場合、-1 に接地する)、物体 x が位置 y に存在することを表す $At(x, y)$ と、物体 x の音が発生していることを表す $Ring(x)$ という 2 つの述語を用いて、各物体の状態を記述する。これら述語の集合を「環境モデル (World Model: WM)」と表現する。次に、実環境の変化をオペレータで表現する手段として、オペレータ実行前後の環境モデルの差分を考えることでオペレータの構成要素を決定する「注意のモデル (Attention Model)」を導入する。具体的には、前提条件 (preCond)、削除リスト (delList)、追加リスト (addList) を式 (1), (2) に従って計算する。なお、 $arg_x(pred)$ を述語 $pred$ の引数 x とする。

$$f(WM) \equiv \{pred \in WM \mid arg_x(pred) \geq 0\} \quad (1)$$

$$\begin{cases} preCond = f(preWM) \\ delList = f(preWM - postWM) \\ addList = f(postWM - preWM) \end{cases} \quad (2)$$

2.1.3 問題解決フェーズ

問題解決フェーズでは、知識獲得フェーズで獲得したオペレータを運用して、実環境において汎用的な問題解決を行う。まず、実環境中で提示されたタスクの目標状態と初期状態をプランナに入力し、そのタスクが解決可能であるかどうかを判定する。本研究では既存のプランナとして、一般問題解決器 [10] の手段目標分析を複数のプランが生成可能なように拡張したものを使用した。ここで解決可能であると判定された場合、事前に指定された評価基準に従ってプランを選択し、そのプランを実環境において実行する実践ステップに移る。本研究では、オペレータ数、実行時間という 2 つの評価基準を用意した。実践ステップにおいては、オペレータの実行とそれによる実環境の変化の予測、および観測を、目標状態に到達するまで繰り返す。

2.2 常識の獲得

Minsky は、常識的知識・推論について、知識を的確に表現する新しい方法が重要であり、必要に応じて現在の目標に関連している知識だけを (少ない計算時間で) 取り出すメカニズムが必要であるとしている [8]。

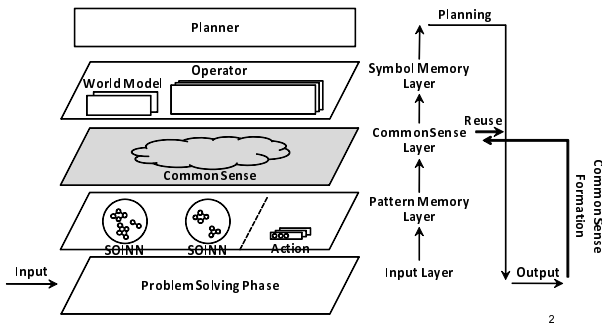


Fig.2: アーキテクチャの拡張例

筆者らは、提案アーキテクチャを図2に示すように拡張することにより、常識の獲得・運用を実現する。具体的には、プランナの下位層として、常識を保持・運用する常識層（Common Sense Layer）を新しく挿入する。これにより、未経験のタスクが入力された場合、2.1で述べたように、その情報はアーキテクチャの最上位に配置されているプランナにまで送られ、プランニングが行われる。その際、プランニング結果は出力されるだけでなく、常識層に適切な表現で蓄積される。その後、同様のタスクが入力された場合、その情報はプランナを介すことなく常識層だけで、もしくはプランナと並行して処理され、以前より少ない計算時間で対処できるようになる。

この構想は、Subsumption Architecture (SA) [11]の考え方に影響を受けている。SAは、下位に低次のモジュール、上位に高次のモジュールを組み込み並列実行することで、システム全体として頑健な動作を実現している。ロボットの入力-反射行動が事前に設計者に組み込まれる古典的SAに対し、拡張アーキテクチャではそれがロボットの経験を通して追加的に形成され、ここに知能発達が実現されている。また、プランナにおける推論を意識、常識層における推論を無意識と捉えれば、初めは意識的に実行していたタスクが次第に無意識的に対処できるようになるということであり、これは我々人間が日常的に経験している“慣れ”を実現しているといえる。

以上より、常識を獲得・運用できるとする性質6の実現に対し、提案アーキテクチャの拡張は有効な手段であると考え、筆者らはその具体的な実装に向けて議論を重ねていく予定である。

3. 実験

本研究では、椅子に固定されたヒューノイドロボットと、その前に置かれたテーブルの上を実験環境とした。テーブルの上に図3に示すように3つの位置（左から順に位置A, B, Cとする）を定義し、各位置には一度に1つの物体しか置けないものとする。

3.1 実験1：基本動作の確認

まず、ロボットはベル、ドラム、りんご、みかんという4つの物体から、4つの視覚概念と2つの聴覚概念を形成した。具体的には、各特徴の学習時に、ベル（画像）: 0, ドラム（画像）: 1, りんご（画像）: 2, みかん（画像）: 3, ベル（音声）: 4, ドラム（音声）: 5

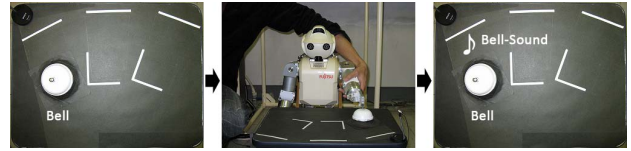


Fig.3: オペレータ1を獲得する様子

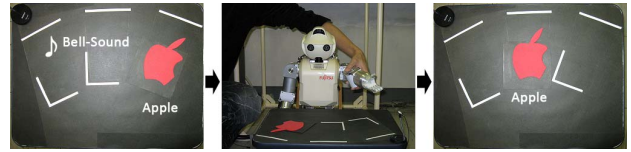


Fig.4: オペレータ3を獲得する様子

Table 2: ロボットが獲得したオペレーター一覧

オペレータ (実行時間 [s])	前提条件	削除リスト	追加リスト
op1 (18.68)	$At(0, A)$	-	$Ring(4)$
op2 (20.16)	$At(1, A)$	-	$Ring(5)$
op3 (23.93)	$At(2, C)$	$At(2, C)$ $Ring(4)$	$At(2, B)$
op4 (20.46)	$At(3, C)$	$At(3, C)$ $Ring(5)$	$At(3, B)$
op5 (16.34)	-	-	$At(2, C)$
op6 (16.31)	-	-	$At(3, C)$
op7 (74.88)	$At(2, C)$	$At(2, C)$	$At(2, B)$
op8 (71.73)	$At(3, C)$	$At(3, C)$	$At(3, B)$
op9 (20.06)	-	-	$At(0, A)$
op10 (29.03)	-	-	$At(1, A)$

という教師ラベルを与えた。

次に、ロボットは「オペレータ1（図3）: ベルを押すと音が鳴る」「オペレータ3（図4）: ベルの音が鳴っているときに“ちょうだい”をするとりんごが目の前（位置B）に移動する」といった4つのオペレータ（オペレータ1~4）を獲得した。獲得したオペレータの詳細については表2を参照されたい。

最後に、「タスク1（図7）: ベルを使って目の前（位置B）にりんごを移動させる」といった、直接的に経験したことのない3つのタスク（タスク1~3）をロボットに提示した。その結果、ロボットはこれらのタスクに対して適切に行動できることが確認できた（図5）。

3.2 実験2：知識のオンラインかつ追加的な獲得による問題解決能力の向上

本実験では、実験1を経たロボットに対し、「オペレータ5: 右手を上げるとりんごが手元（位置C）に置かれる」「オペレータ7: “だだをこねる”とりんごが目の前（位置B）に移動する」「オペレータ9: 左手を上げるとベルが手元（位置A）に置かれる」といった6つのオペレータ（オペレータ5~10）を追加的に獲得させた。

その後、「タスク4（図8）: テーブルの上に何も置かれていない状態から目の前（位置B）にりんごを置く」といった、5つのタスク（タスク4~7, 3'）を提示した。このうち、タスク4, 5は、実験1のタスク1, 2と比較してオペレータの組み合わせ数が多く、さらに複数のプランが存在するものである。また、タスク3'は

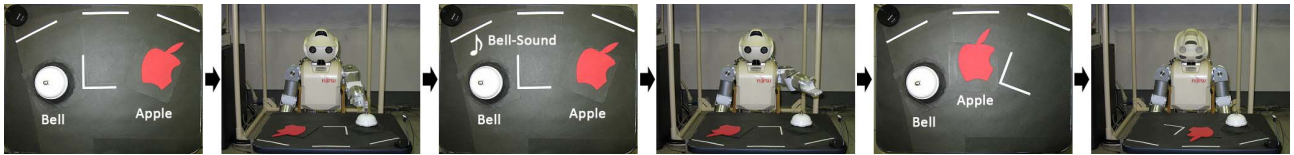


Fig.5: タスク 1 において、ロボットが最終的に目標状態に到達できた様子

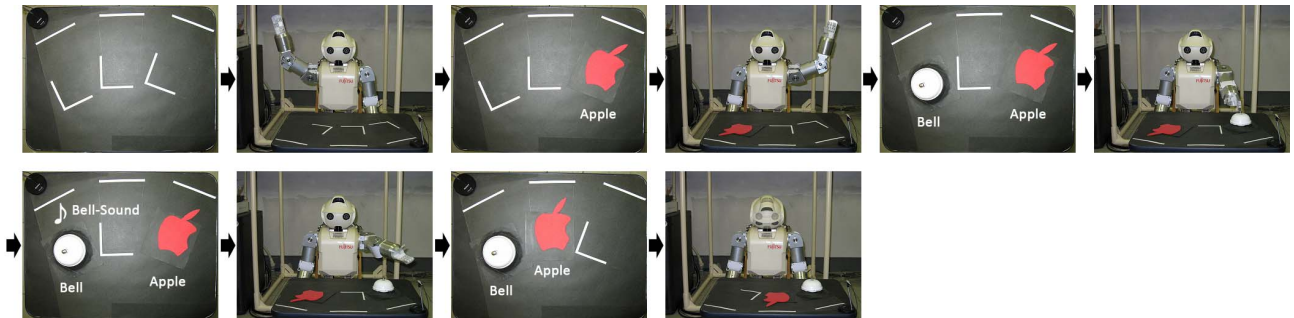


Fig.6: タスク 4 のプラン 2 において、ロボットが最終的に目標状態に到達できた様子



Fig.7: タスク 1 の初期状態 (左) と目標状態 (右)

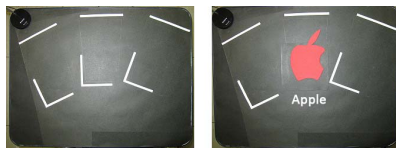


Fig.8: タスク 4 の初期状態 (左) と目標状態 (右)

Table 3: タスク 4 に対するプランニング結果

ターム	WM, または適用するオペレータ		
	plan 1	plan 2	plan 3
1	-	-	-
2	op5	op5	op9
	$At(2, C)$	$At(2, C)$	$At(0, A)$
3	op7	op9	op1
	$At(2, B)$	$At(0, A)$	$At(0, A)$
4		$At(2, C)$	$Ring(4)$
		op1	op5
		$At(0, A)$	$At(0, A)$
		$At(2, C)$	$At(2, C)$
5		$Ring(4)$	$Ring(4)$
		op3	op3
		$At(0, A)$	$At(0, A)$
		$At(2, B)$	$At(2, B)$

実験 1 においてロボットが解決不可能と判定したタスク 3 と同じ内容である。その結果、ロボットは知識をオンラインかつ追加的に獲得したことにより自らの問題解決能力を向上させ、以前より複雑なタスクや、以前に実行できなかったタスクを実行できるようになることが確認できた (表 3, 図 6)。

4. むすび

本研究では、AMD に必要な性質を全て満たす知能アーキテクチャを提案した。また常識の獲得・運用能力を性質 6 として導入し、その実現に向けたアーキテクチャの拡張の具体案を示した。常識の獲得・運用メカニズムの実装と評価が今後の課題である。

謝辞

本研究は NEDO 産業技術研究助成事業から支援を頂きました。記して感謝致します。

参考文献

- [1] M. Asada *et al.*: “Cognitive Developmental Robotics: A Survey,” *IEEE Trans. Autonomous Mental Development*, vol. 1, no. 1, pp. 12–34, 2009.
- [2] 青山一美ら: “HMM-SOM に基づく認知行動の獲得とその学習”, *人工知能学会論文誌*, vol. 22, no. 4, pp. 375–388, 2007.
- [3] T. Inamura *et al.*: “Interpolation and Extrapolation of Motion Patterns in the Proto-symbol Space,” in *Proc. of International Conference on Neural Information Processing, Part II*, pp. 193–202, 2007.
- [4] M. Ito, *et al.*: “Dynamic and interactive generation of object handling behaviors by a small humanoid robot using a dynamic neural network model,” *Neural Networks*, vol. 19, pp. 323–337, 2006.
- [5] K. Sabe *et al.*: “A Proposal of Intelligence Model, MINDY for Open-ended Learning System,” in *Proc. of IEEE International Workshop on Intelligence Dynamics at Humanoids*, pp.18–23, 2005.
- [6] K. Okada *et al.*: “Integrating Recognition and Action Through Task-Relevant Knowledge for Daily Assistive Humanoids,” *Advanced Robotics*, vol. 23, no. 4, pp. 459–480, 2009.
- [7] J. Weng *et al.*: “Autonomous mental development by robots and animals,” *Science*, vol. 291, no. 5504, pp. 599–600, 2001.
- [8] M. Minsky: “ミンスキー博士の脳の探検 - 常識・感情・自己とは -”, pp. 187–251, 共立出版, 東京, 2009.
- [9] F. Shen *et al.*: “An Incremental Network for On-line Unsupervised Classification and Topology Learning,” *Neural Networks*, vol. 19, pp. 90–106, 2006.
- [10] G. W. Ernst *et al.*: “GPS: A Case Study in Generality and Problem Solving,” *Academic Press*, New York, 1969.
- [11] R. A. Brooks: “A Robust Layered Control System for a Mobile Robot,” *IEEE J. Robotics and Automation*, vol. 2, no. 1, pp. 14–23, 1986.