

全脳アーキテクチャ・アプローチによる言語機能の実現

Realizing Linguistic Functions via the Whole Brain Architecture Approach

荒川直哉¹

ARAKAWA, Naoya¹

¹ NPO 法人 全脳アーキテクチャ・イニシアティブ

¹ (NPO) The Whole Brain Architecture Initiative

Abstract: This article argues that the whole brain architecture approach will be an advantageous way to realize human-level linguistic functions for AGI. The WBA approach aims for realizing AGI by mimicking the entire architecture of the brain. The article also gives a review of current researches in areas such as cognitive science, artificial neural nets and neural science related to the subject.

1 はじめに

以下、AGIにヒト並みの言語機能を実現するために、脳全体に学ぶ全脳アーキテクチャ・アプローチが有効であることを論じる。全脳アーキテクチャ・アプローチとは、脳全体の仕組みを「真似る」ことによりAGIを実現しようとするアプローチである[†]。このアプローチでは、脳の仕組みをいくつかの脳器官からなる認知アーキテクチャとしてとらえる一方、脳器官の生理学的に忠実なモデル化には必ずしもこだわらない。

我々が住む世界で汎用知能を実現しているのはヒトだけであることから、AGIの実現を目指す際にヒトの脳を参考にするのは合理的であると考えられる。特に言語を扱う能力はヒトにしか存在しないので、ヒトの脳を参考にする意義は高い。近年はさまざまな認知機能についての脳科学的知見の蓄積が加速している一方、さまざまなタスクが人工ニューラルネットワーク(ANN)により可能になってきていることから、脳的な認知アーキテクチャをANNにより実現可能な機能の組み合わせとして考察することもできるようになってきた。

以下、ヒトのような言語機能を実現するために、脳全体に学ぶ全脳アーキテクチャ・アプローチが有効である理由を列挙する。

- 機能の実現例であるヒトの脳から仕組みを学ぶことができる。
- さまざまな認知機能の組み合わせにより実現されている言語機能の仕組みは全体的なアーキテ

クチャとして捉える必要がある。

- 言語機能は単なる記号操作ではなく、エージェントとして社会生活を営む上での行為の機能であり、その理解と実現にはエージェント全体の機能との関連の議論が必要であることから、脳を参考にする際にも全体的な機能を論じる必要がある。

2 言語機能における課題

2.1 音素や語彙の学習

ヒトの子どもは個々の音や形態素を切り出して与えなくても、周囲の話者とのインタラクションの中から音や形態素の集合を学んでいく。一方、多義性を適切に解決し、かつ言語の変化に追従するような辞書や文法を手作業で作成、維持することは困難であることが知られているから、AGIもヒトと同様な言語獲得能力を持つことが望ましい。

形態素などの記号がどのように外界の事物を意味するようになるのかという問題は、記号接地問題と呼ばれる。人間は環境の中で言語を学ぶことで外界の事物と言語表現の関連付けを学んでいく。人工物の記号接地問題も、ロボットを使った研究 [1][2][3]の知見から、原理的には解くことができるとされている。

トマセロらは、人の幼児が言語を獲得する際には、他の言語話者がことばで何かを指し示しているということや、何を指しているかということから推定する能力が鍵になると指摘している。こうした能力は1歳になるころには現れ、以降の言語獲得に役立つ。こうした能力が言語獲得に必須だとすると、そうした仕組みの人工物での実現は重要な課題となる。

* 連絡先: naoya.arakawa@nifty.com

† <http://wba-initiative.org/wba/>

2.2 文法の獲得

言語は少なくとも文脈自由型文法を持つ。文脈自由型文法は一般的には正例のみから学習することはできない [4]。また、チョムスキーは、無数にある文法の中から特定の文法を選ぶには人間の子どもが受け取る言語データは少なすぎることから、生得的な仕組みが制約を与えていると論じた。いずれにせよヒトが言語を習得することから、人間の言語の文法は一定の仕組みにより獲得可能な性質を持っているはずである。チョムスキーのミニマリスト理論を採用する進化言語学者たちは、文法を説明するための唯一の操作とされるマージが行われる部位を脳の中に探そうとしている [5]。一方、トマセロらは、用法を獲得し、積み上げていくことにより文法を獲得できると主張している [6]。

2.3 状況の表象

文(の命題内容)はさまざまな状況を表現(表象)していると考えられる。言語は時間的に線状(記号列)でなければならないが、脳の中の意味の表現(表象)はそうである必要はなく、例えば意味ネットワークのようなものかもしれない。文を生成するとき、脳は意味表象をトラバースして(渡り歩いて)関連情報を集め、線状化すると考えられる [7]。文を理解するとき、逆に線状の記号列から意味表象への翻訳が行われる。なお、個別の状況の記憶はエピソード記憶と呼ばれる。

3 機械による言語処理と人工ニューラルネット

計算機科学または人工知能では、自然言語処理という分野で人間の言語を扱っている。古典的には、計算機に辞書と文法を与えることで文の構造を解析させたり文を生成させたりすることが行われてきた。近年では大量の対訳文などから得られるデータを用いて統計的に機械翻訳を可能にする技術も実用化されている。また、音声を統計的に解析してテキストに変換する音声認識技術も従前から研究され、実用化されてきている。

上でも述べたように、記号接地問題を解決するような人工システムの研究も行われている。こうした研究は、学習機構として統計的な理論を用いることが多い。一方、以下の理由から人工ニューラルネット(ANN)または脳を模した仕組みにより言語機能を実現する研究も望まれる。

- 1) 機械学習分野において進歩が著しい ANN 研究の成果をとりこみたい。

- 2) ANN が創発する意味体系をアーキテクチャレベルでもできるだけそのまま利用したい。
- 3) 脳から学ぶ形で言語機能を解明したい(全脳アーキテクチャ・アプローチからの要請)
- 1) については、ANN は言語処理においても以下のような「著しい」成果を挙げている。

3.1 分布分析と意味表象

形態素は生起する文脈(前後の形態素列=分布)によってクラスタをなし、同じような意味を持つ形態素は文脈の統計的な属性空間で同じような位置を占める。また、こうした属性空間上では、例えば $X_{王様} - X_{男} + X_{女} \approx X_{女王}$ というふうにベクトルの関係として意味が取り出されうることも知られている(word embedding) [8]。Word2vec などの ANN は、こうした形態素の統語的、意味的なカテゴリ化の基礎をなす分析を行うことができる。

3.2 統語解析

LSTM のような RNN を用いると XML のような言語の入れ子構造を表現できることが知られている [9]。こうした入れ子構造は文脈自由型文法によって表現されるが、自然言語も概ね文脈自由型文法で記述されるから、LSTM などによって自然言語の統語構造を表現できると考えられる。

3.3 画像系情報と言語系情報の相互変換

深層学習と RNN を組み合わせることで、画像や映像にキャプション(自然言語による説明)を加えたり、キャプションから画像を生成したりする研究が行われている。画像からのキャプション生成の研究の一部では注意の機構が導入されている(例えば [10])。言語生成の場合、画像表象内で「どこ」に「何」があるかを表象し、対象に対する注意のシフトと形態素や構文との対応付けを(LSTM などで)行うことで言語表現を生成する。キャプションからの画像の生成にも何らかの注意の仕組みが用いられるが、研究の状況は流動的である。

4 脳における言語処理

19 世紀中頃以降の失語症などの研究から、大脳皮質の領域のうちブローカ野(44 野: 弁蓋部, 45 野: 三角部)が言語の生成に、ウェルニッケ野(22 野)が言語理解に関係していると考えられてきた(図 1) [11]。

最近では、Friederici が、音声知覚時の脳波の詳細な分析を行い、領野との関連を調査している [12]。また、Hickok らは、聴覚でも視覚と同様、腹側(意

味理解)と背側(知覚運動統合)の処理系を区別できると論じている(図2)[13].

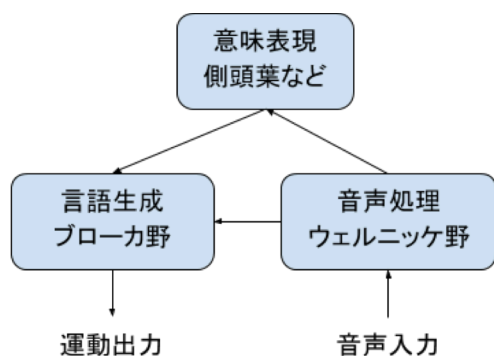


図1: Wernicke-Lichtheim-Geschwind による言語についての古典的な脳アーキテクチャモデル

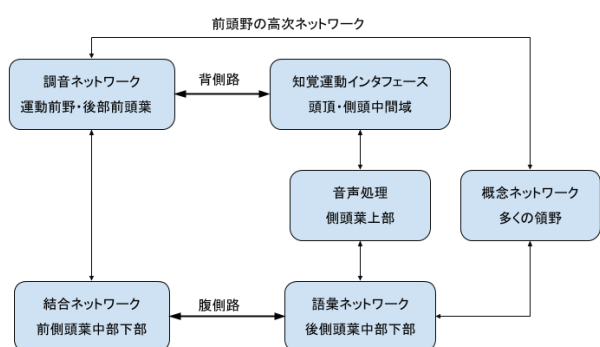


図2: Hickok らの音声処理の二重経路モデル

統語処理については、例えば Friedrici や橋本ら [14] の研究により少なくとも部分的にはブローカ野およびその周辺が関与していることがつきとめられている。また、関連して Dominey は Hickok、Friedericic らのモデルや reservoir 計算モデルを組み合わせた全脳的な意味理解モデルを提案している [15]。脳の言語機能との関わりについては機能ごとに諸説が唱えられているが [11]、工学的なアプローチにおいては求める機能を実現するためにそれぞれを参考にすることができる。

5 全脳的な言語機能

言語機能は、脳または個体全体の知覚・行動機能の一部である。すなわち、言語理解は知覚の一部であり、言語生成を含む行動の決定は知覚内容から実践的に行われる。大脳においては、知覚は主に後よりの部分が担当し、行動決定は前よりの部分が担当する。この分担は前節で見たように言語機能においても概ね当てはまる。

言語に固有な特性として、意味のない音素列が組み合わさって意味のある形態素をなすこと(二重分

節)、形態素が一定の文法に従って無限個数の文の集合を生み出すこと(生成性)、生成された文が意味を持ちうるということとあったことがある。これらについて今のところ脳モデルまたは ANN による十分な説明ができていないわけではないが、例えば3節で述べたように LSTM などを用いた研究で、生成性や文と意味との関連付けの実現に可能性が見えてきている。なお、二重分節については統計的な解があることがわかっている [16]。

3.3 節で ANN による統語情報と意味情報の相互変換について触れたが、個体にとっての意味は、画像のキャプション生成にあるような画像の解釈だけではなく、行動による知覚の変化や、行動の結果、ものごとの利用可能性(アフォーダンス)といったものにも存在する。例えば三次元物体の意味(オントロジー)は、行動による物体との相互作用によって得ることができる。こうしたマルチモーダルな「意味」が脳内でどのように表象されるかということは、脳モデルを考える上での一つの課題である。

もう一つの課題は、状況にあわせて適切な言語行為をとれるような個体(脳)のモデルを作ることである。状況にあわせて適切な行為をとれるような脳のモデルは、ほぼ前頭前野(および関連する諸部位)のモデルと考えられるから、言語行為の仕組みを包含する前頭前野のモデルが必要になる(前頭前野の機能については [17][18][19]などを参照されたい)。行為を決定する際に、前頭前野は脳全体にアクセスして関連するエピソード記憶やルール、シミュレーション情報などを集めてくると考えられる。こうした情報の収集や内部記憶の操作は、例えば Neural Turing Machine [20]を発展させたような仕組みで実装することができるかもしれない。言語行為の場合、集めるべき情報には発話すべき言葉(意味+形態情報)が含まれる。情報が十分に集まり、発話すべき情報の集合が決定されれば、線状化自体はキャプション生成と同様な仕組みでも実現できるはずである。

さらなる課題として、学習データの量の問題がある。現在の ANN の多くは大量のデータを用いて学習を行う。一方、言語獲得においては、少数のサンプルから学習が行われることが知られている(ファストマッピング)。こうしたワンショット学習を行うための一つの方法は転移学習(例えば [21])であり、もう一つはエピソード記憶である。転移学習を行うためには事前に転移すべき情報構造が形成されていなければならないが、深層学習や大脳皮質は、こうした情報構造を作り出すことができると考えられている。一方、エピソード記憶の形成には海馬が必須だとされている(標準的なモデルについては [22]を参照のこと)。

6 まとめ

言語機能は、個体全体の認識・行動であって、脳においても諸部位が関与する。成功を収めつつある ANN の機能は、脳の部位の機能と対応付けられるから、これらを組み合わせて全体の機能を構成する際に、脳全体の仕組みを参照することは有効だと考えられる。

課題の全体は見えつつあるので、この分野でのより多くの研究がなされることで、ヒト並みの言語機能を持つ AGI が早期に実現することを期待する。

参考文献

- [1] Steels, L.: The symbol grounding problem has been solved, so what's next? in *Symbols and Embodiment: Debates on meaning and cognition* (de Vega, M. et al. eds.) (2008)
- [2] Vogt, P., et al. eds.: *Symbol Grounding and Beyond*, Springer (2006)
- [3] 長井隆行ら：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 (2012)
- [4] Gold, M.: Language identification in the limit. *Information and Control*, 16, 447-474 (1967)
- [5] 藤田耕司：生成文法から進化言語学へ—生成文法の新たな企て, 生成言語研究の現在, ひつじ書房 (2013)
- [6] マイケル・トマセロ：ことばをつくる—言語習得の認知言語学的アプローチ, 慶應義塾大学出版会 (2008)
- [7] Arakawa, N.: Information Binding with Dynamic Associative Representations, in *Proc. of Formal Magic* (2013)
- [8] Mikolov, T., et al.: Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, arXiv:1301.3781v3 [cs.CL] (2013)
- [9] Graves, A.: Generating Sequences With Recurrent Neural Networks, arXiv:1308.0850 [cs.NE] (2014)
- [10] Kelvin Xu, et al.: Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention, arXiv:1502.03044 [cs.LG] (2016)
- [11] Kemmerer, D.: *Cognitive Neuroscience of Language*, Psychology Press (2015)
- [12] Friederici, A.: Towards a neural basis of auditory sentence processing, *TRENDS in Cognitive Sciences*, Vol.6 No.2 (2002)
- [13] Hickok, G.: The cortical organization of speech processing: Feedback control and predictive coding the context of a dual-stream model, *Journal of Communication Disorders*, 45(6) (2012)
- [14] Hashimoto, R, et al.: Specialization in the left prefrontal cortex for sentence comprehension, *Neuron*, Vol. 35, No.3 (2002)
- [15] Dominey, P.: Recurrent temporal networks and language acquisition—from corticostriatal neurophysiology to reservoir computing, *Frontiers in Psychology*, Vol. 4 (2013)
- [16] 持橋ら：ベイズ階層言語モデルによる教師なし形態素解析, 情報処理学会研究報告 2009-NL-190 (2009)
- [17] O'Reilly, R., et al.: Making Working Memory Work: A Computational Model of Learning in the Prefrontal Cortex and Basal Ganglia, *Neural Computation*, 18 (2006)
- [18] Passingham, R., et al.: *The Neurobiology of the Prefrontal Cortex — Anatomy, Evolution, and the Origin of Insight*, Oxford University Press (2012)
- [19] Domenech, P., et al.: Executive control and decision-making in the prefrontal cortex, *Current Opinion in Behavioral Sciences*, Vol.1 (2015)
- [20] Graves, A.: Neural Turing Machines, arXiv:1410.5401v1 [cs.NE] (2014)
- [21] Li, F.: Knowledge transfer in learning to recognize visual object classes, *International Conference on Development and Learning (ICDL)*. (2006)
- [22] Frankland, P, et al: The organization of recent and remote memories, *Nature Reviews Neuroscience*, 6 (2), doi:10.1038/nrn1607, PMID 15685217 (2005)