

人工知能と言語*

峯島 宏次

1 作ることとわかること

人工知能 (AI) に関係する分野の中でも、私たちがふだん使っている言葉、すなわち、自然言語を扱う分野は自然言語処理あるいは計算言語学と呼ばれる。この分野の目標を一言で言えば、「コンピュータに言葉を教える」、つまり、「人間のように言葉を使いこなすコンピュータを作る」ということである。ここには情報検索のようにすでに私たちの日常に浸透している技術から、機械翻訳や対話システムのように徐々に実用に近づきつつあるものまで、生活や社会の変化に直結するような幅広い応用がある。コンピュータの処理能力の急速な向上を背景とした近年の機械学習、とりわけ、深層学習技術の進展によって、こうした自然言語処理の技術が実用に大きく近づいたことが、最近の人工知能研究への関心の高まりの大きな要因であることは間違いない。

一方で、言葉を理解するコンピュータを作るということは、「人間が言葉の理解する仕組み」を解き明かし、人間がもつ（驚異的な！）言語能力の謎を解明するための有力なアプローチでもあった。つまり、「作ればわかる」という発想である。言葉は人間にとってはあまりに身近なものであるため、「どうやって言葉を理解しているのか」「そこにどういう仕組みがあるのか」と聞かれても、多くの場合、私たち自身どうにも答えようがない。これはスポーツ選手が「どうやってうまくプレーできるのか」と聞かれても、その説明が難しいという事態と似ている。言葉を理解するプログラムをコンピュータ上で実装するという事は、人が言葉を習得し使用する能力を明示的にモデル化し、それを正確に再現することに他ならない。こうして、「言葉を理解するとはどういうことか」という言語学や哲学で従来扱われてきた問いと、「それを実現する仕組みを人工的に作るにはどうしたらよいか」という具体的な言語処理の課題が結びつくこととなる。

これは言葉の理解だけでなく、人の知的な活動のあらゆる問題に適用できるアプローチでもある。少なくとも伝統的な見方によれば、「考える（思考する）とはどういうことか」という捉えどころのない問いを、「人間のように考える機械を作るにはどうしたらよいか」という問いに置き換えることで、人工知能の研究は、その工学的な関心だけでなく、心理学や言語学、哲学とも接点をもつ学際的な分野として発展してきた。

ところが、現在の人工知能の研究が直面している課題の一つは、言葉を適切に処理する（少なくとも、そのように見える）プログラムを作ることが必ずしも、言葉を理解する仕組みを解明するこ

* 『神奈川大学評論』95号, 64-71, 2020年.

とに寄与するとはかぎらない、という可能性である。つまり、「作ってもわからない」、あるいは、「わからなくても作れる」という可能性である。以下では、言語という観点から、この「作ること」と「わかること」の関係、また、「言葉処理する計算システム」と「言葉の仕組みの解明を目指す言語理論」との関係について、現在の状況をふまえて考えてみたい*1。

2 言葉を理解すること

私たちが日常的に使っている言葉には、誰から教わったわけでもないのにいつのまにか身につけ、特に意識せずに使いこなしている無数の規則がある。例えば、「ビールしか飲まない」という文は自然であるが、「ビールしか飲む」という形の場合、これを何度唱えても、その意味は頭に入っていない。ここには「しか」という表現は否定の「ない」と必ず共起しなければならない、というある種の文法的な規則がある。考えてみると、この種の規則は日本語の母語話者ならいつのまにか身につけるものであり、それをどこかの段階で人から明示的に教わるという類のものではない。もちろん、言葉をうまく使いこなす能力には個人差があり、「あの人の話はわかりやすい」とか「文章が上手だ」といった評価が行われることはある。しかし、「ビールしか飲む」が奇妙な文であることがすぐわかるという程度の基本的な（しかしきわめて複雑な）文法について言えば、私たちは特に苦勞せずに、いわば言葉の達人になれるわけである。

このように言葉を理解するということは、人間にとってはあまりに身近なことであるため、特に難しい問題ではないと思われる傾向がある。しかし、文字や音声からその意味にたどり着くためには実に複雑な課題を解決しなければならない。そこで、「コンピュータに言葉を教える」という視点から、言葉の理解にどのような難しさがあるのかを確認しておこう。

言葉を見たり聞いたりするとき、まず単語の区切りを同定する必要がある。日本語の場合、書かれた文章であっても、単語と単語の間を空白で区切ることがないため、これが意外に難しい。単語への分割を行う処理は、形態素解析と呼ばれ、すでになかな漢字変換から機械翻訳まで広く使われている技術の一つである。しかし、人間にとっては容易なことであっても、自動解析によって例えば、「外国人参政権」を「外国+人参+政権」と分割してしまふ、などといったエラーが起こりうる。

単語への分割をただけでは、まだ言葉の意味には到達しない。単語は周囲の単語とかたまりを作りながら、やがて文が形成される。そのかたまりの作り方の違いによって、意味にも違いが生じる。例えば、「土曜と日曜の午後」という表現は、「土曜と（日曜の午後）」という形なのか、それとも「（土曜と日曜）の午後」という形なのかで意味が変わってくる。

文の場合でも、その構造の取り方によって、意味に違いが生じる。次の文を考えよう。

乗用車が中央分離帯を乗り越えて走ってきたトラックと正面衝突した。

*1 参考文献は最小限に留めるが、自然言語処理と日本語の理論的研究（理論言語学）についてそれぞれ一冊ずつ、信頼のできるテキストを挙げておく。自然言語処理について、深層学習の手法も含めて基本から応用まで概観を得るには、黒橋禎夫『自然言語処理（改訂版）』（放送大学教育振興会、2019年）が適している。日本語の理論的研究については、衣畑智秀（編）『基礎日本語学』（ひつじ書房、2019年）所収の窪田悠介「理論的研究とは？」に本稿が想定するような理論的研究の現状が簡潔にまとめられている。

この文は、「乗用車が（中央分離帯を乗り越えて走ってきたトラック）と正面衝突した」と読めば、中央分離帯を乗り越えたのはトラックということになるが、「（乗用車が中央分離帯を乗り越えて）走ってきたトラックと正面衝突した」と読むと、中央分離帯を乗り越えたのは乗用車ということになり、曖昧である。このような文を構成する単語のかたまり（構成素）を同定する処理は、構文解析と呼ばれる。文が長くなれば、可能な構造の組み合わせは爆発的に大きくなり、自動的に処理するのはやはり難しい作業となる。

文の構造的な曖昧性だけでなく、そこに現れる語の曖昧性も適切に処理しなければならない。例えば、「これはただのお茶です」という文で、「ただの」という表現は「単なる」とも「無料の」とも解釈することができる。この文が発話された状況、前後の文脈を参照して、言葉の曖昧性を解消するという作業は、ときに人にとっても難しいが、機械にとっては最もやっかいな問題の一つである。

文を構成する単語のかたまりを同定し、単語の曖昧性が解消できたとしても、必ずしもその文の意味が一つに決まるとは限らない。次の文を見てほしい。

青木さんが好きな先生がいる。

よく見ると、この文には二つの解釈があり、青木さんが先生のことを好きなのか、それとも、先生が青木さんのことを好きなのか、曖昧である。「文の意味」という概念には様々な捉え方があるが、基本となるのは、その文から「誰が何をしたのか」「誰が誰に対してどういう関係にあるのか」といった情報を取り出すことである。この情報は述語項構造と呼ばれ、それを抽出するのは意味解析の仕事である。構文解析によって文の構造が特定できたとしても、そこから意味解析によって述語項構造を取り出すのは、やはり大変な作業である。

述語項構造に相当する情報を取り出すことは、理論言語学では伝統的に意味論（セマンティクス）と呼ばれる領域に属する問題である。言葉は人の思考や世界で起こっている出来事を報告するという意味で、情報を伝えるという機能をもつ。これに加えて、言葉を用いてなされるコミュニケーションの場面では、その話者の意図を特定することが重要となる。これは言語学では語用論（プラグマティクス）と呼ばれる領域に属する問題である。例えば、散歩をしている母親が子供に対して、次のように言ったとする。

そこに水たまりがあるよ。

この発話は、「水たまりを避けて歩きなさい」という注意と捉えることもできるし、場合によっては、子供が水たまりで遊ぶのが好きだということを母親が知っていて、「その水たまりで遊んでいいよ」という許可を与える発話として捉えることもできる。この種の発話の背後にある「意図を汲み取る」という作業は、文脈解析の課題の一つである。一口に「文脈」といっても、言葉にされない常識から話者の表情や身振りに至るまで、実際の人間のコミュニケーションの場面では実に多様な手がかりが利用されている。文脈や意図を推定することは、言語学的にも言語处理的にも、依然として本質的に難しい問題の一つである。

3 演繹と帰納

こうして見ると、文字や音声から意味を読み取り、さらに話者の意図にたどり着くまでには実に長く複雑な処理が関与していることがわかる。現在のように機械学習の手法が主流になる以前は、複雑な自然言語理解をコンピュータ上で実現するために、もっぱら言語理論にのみ基づいて様々な言語現象の背後にある規則性を記述し、それをプログラムの形で実装するというアプローチがとられていた。言語理論によって法則を確立し、それを実際のテキストに適用するという演繹的なアプローチである。しかし、ある程度の規模の文法や意味論を作り、実際のテキストを解析しようとすると、すぐに問題に直面することがわかる。

まず、実際の自然言語は、理論研究が想定するよりはるかに多様で複雑であるという事実がある。理論研究では、もっぱら理論の比較や評価に決定的に影響する現象に焦点を当て仮説が立てられ、議論や分析が蓄積されていく。しかし自然言語には、一部の「有名な」現象の周辺に、膨大な「ごく普通の」現象がある。くだけた話し言葉から様々なジャンルの書き言葉まで、言語現象の全体を把握し、網羅的に規則性を記述することは可能だろうか。もう一つは理論の整合性の問題である。ある現象を解析できるように理論を修正すると、今度は別の現象が正しく解析できなくなる、ということがたびたび生じる。例えば、文法規則の数が千を超えるようなスケールになったとき、もはや理論の一貫性を維持しつつそれを拡張していくのは人にとってはきわめて難しい作業となる。さらに、曖昧性の解消も問題である。曖昧性を解消する実効的な手法がなければ、現実のテキストを処理できるようなシステムを組み立てることは難しい。

このような問題から、言語処理の場面では、言語学的な理論の役割は、実際に規則を記述するよりも、それに基づいて言語情報の注釈（アノテーション）が付与されたコーパスを構築することに移行しつつある。ここでいうコーパスとは、機械的に処理可能な言語資料のことを指す。例えば、構文解析の場合、新聞記事に対して構文情報を付与した大規模なコーパス（いわゆるツリーバンク）が構築されている。コーパスを作るために必要なのは、厳密な理論というより、むしろ、実際のテキストに適用できるように柔軟に設計されたガイドラインである。具体的な事例を見ながらガイドラインを更新し、できるだけ一貫した方針で網羅的にテキストに情報を付与することが求められる。いったん大規模なコーパスが構築されたならば、それを教師データとする機械学習の手法により、データの特徴をうまく捉えた規則（関数）を抽出し、様々な解析器を作ることが可能となる。つまり、あらかじめ正解が付与されたデータから規則を取り出すという帰納的なアプローチである。コーパスに付与された情報は、同時にそこで問題となっている現象がどれくらいの頻度で現れるのかの情報も与える。これにより、確率的なモデル化を行うことで、曖昧性の解消を行うことも可能となる。

このような帰納的なアプローチを取り入れることで、構文解析や意味解析といった当初は実際のテキストにはほとんど適用できないと思われていた技術は飛躍的に発展し、新聞記事に現れるような複雑な文を入力として、その統語・意味情報を出力するようなシステム（文解析器）が開発されている。このようなシステムを構築することは同時に、理論言語学の視点から見れば、これまで限ら

れた範囲のデータを対象としてきた言語理論をコーパス規模の現象と付き合わせ、理論間の比較や評価、検証を行うという可能性を秘めている。コーパスを介することで、「言語処理システムを作ること」と「言語理解の仕組みがわかること」の間に新たな好循環が生まれることになる。このような計算言語学と理論言語学の融合という方法論に基づく言語研究はまだ始まったばかりであるが、今後の展開が楽しみな分野の一つである*2。

4 深層学習と言語理論

実テキストを対象とする自動解析が可能となったと言っても、その精度はいまだ十分なものではない。特に、形態素解析から始まり、様々な処理を重ねることで、いわゆる「エラーの蓄積」という問題が頻繁に起こりうる。つまり、入力された音声や文字から意味情報へ至る長いパイプラインの中で小さなエラーが積み重なることで、例えば、機械翻訳や質問応答といった応用タスクを行う場面では高い確率でエラーが生じる。これでは実用的なシステムを構築することは困難である。

最近の深層学習（多層ニューラルネット）の技術の発展は、その一部を解決する手立てを与えてくれる。当初、画像認識の領域で成功を取めた深層学習の手法は、自然言語にも応用され、多くのタスクで目覚ましい精度の向上が報告されている。例えば、機械翻訳の場合、英語や日本語など、二つの言語の間に大規模な対訳コーパスが存在するならば、いわゆる系列変換モデルという手法によって、ひと昔前の機械翻訳システムと比べると、驚くほど流暢な訳文を作ることが可能となった。深層学習の手法に基づく機械翻訳（ニューラル機械翻訳）は、グーグル翻訳など、現在の翻訳システムに応用され、実用化に近づきつつある。こうした深層学習技術の一定の成功により、大量のデータ（入力と出力のペア）さえあれば、構文解析から意味解析・文脈解析に至る処理を経ずとも、様々なタスクでかなりの精度を達成できるのではないかと、という期待が生じる。例えば、大量の質問文とそれへの応答のペアが自然言語で用意されていれば、「文脈や意図を読み取る」という難しい解析を介さなくても、質問応答システムを作ることができるのではないかと、そういった期待である。実際、質問応答やテキスト含意関係認識など多くの基本的なタスクで、クラウドソーシングを用いることで、何十万という件数のデータを含む巨大コーパスが作られ、それに基づくベンチマーク*3で高い（時に人間を超える）精度を実現したという報告が続いている。これが冒頭で述べた、言葉を理解する仕組みがわからなくても、言語処理システムが作れるという可能性である。

では、言葉の仕組みの解明を目指す言語理論の視点から見ると、これは悲観すべき事態だろうか。そうではないと思う。一つの問題は、深層学習モデルにつきまとう説明可能性の問題である。入力と出力を直接結びつけて学習や推定を行う深層学習の手法では、中間の処理過程がブラックボックス化しているため、なぜこの問題が解けて、なぜこれは解けないのか、答えを見つけるのが難しい。そのため、意味の理解や推論といった高度に知的なタスクが本当に解決されているのか、言語の複雑な構造が捉えられているのか、その検証にも工夫が必要となる。また、学習に使用した

*2 理論言語学の知見を取り入れた文解析（構文・意味解析）の研究の現状については、拙稿「論理と文法」『数学セミナー』701号（特集「言語の数理」, 30-35, 2020年）を参照してほしい。

*3 GLUE ベンチマーク (<https://gluebenchmark.com/>)

コーパスに潜在するバイアスの問題もある。コーパスになんらかの偏りがある場合、機械学習はその偏りを学習して、正しい予測を行なっている可能性がある。これは、問題文はまったく理解していないが、解答の候補に特徴的なフレーズなど、表層的な手がかりにのみ基づいて「ずる」をして試験問題を解こうとする手法に似ている。ブラックボックス化した深層学習のモデルに言語的に複雑な課題を与えることにより、何ができて、何ができないのかを詳しく調べる方法は、プロービング (Probing) と呼ばれ、現在活発に研究されている*4。「作ったけどわからない」という状況をなんとかするために、言語理論の知見が再び活用されるわけである。

また人間の言語には、言葉の様々なパターンを習得するとそれを組み合わせて、新しいパターンを理解できるという特徴がある。例えば、「太郎が花子をほめた」という文を理解できる人は、「花子が太郎をほめた」という文を理解できるはずである。一方は理解できるが、他方は理解できないというシステムは、人間の言語のモデルとしては奇妙である。これは言語の合成性や体系性という名前で知られる特徴であり、文法や意味論など言語理論を作る際の重要な指針の一つである。では、深層学習は言語の体系性や合成性を学習していると言えるだろうか。また子供が言葉を習得する過程を考えると、少ない刺激に基づいて実に豊かな言語能力が実現されていることがわかる。深層学習の手法を改良することにより、より少ないデータから複雑な言語理解のモデルを学習することは可能だろうか。このように、言語理論がこれまで描いてきた言語の理想的なモデルをいわば目標として、それをデータから学習するには何が必要なのかという問いを立てることで、言語理論と機械学習・深層学習が融合した新しい問題領域が出現しつつある。よって、ここに悲観するような事態はない。理論とデータ、演繹と帰納、合理主義と経験主義といったアプローチ間の対立ではなく、そこに対話が生まれることで、言語をめぐる人工知能の研究は今後もっと面白いものになるに違いない。

*4 最近注目された文献をひとつだけ挙げておく。Tom McCoy, Ellie Pavlick and Tal Linzen (2019). Right for the Wrong Reasons: Diagnosing Syntactic Heuristics in Natural Language Inference. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2019), 3428-3448.