

自然言語処理における常識推論の精度向上要因に関する一考察

A Study on Factors that Improve the Accuracy of Common Sense Reasoning in Natural Language Processing

太田 博三^{*1}
Hiromitsu Ota

^{*1} 放送大学 教養学部
The Open University of Japan

In recent years, the development of Transformer-derived models, mainly BERT and RoBERTa, has been remarkable, and they have been put to practical use in all fields of natural language processing such as machine translation, automatic summarization, and automatic sentence generation. Knowledge representation and reasoning are used to support these, and by incorporating general knowledge into machines such as robots, there are active movements aimed at improving the accuracy of information retrieval and question answering. In this study, while the movement centered on BERT is being established, it is assumed that the improvement of the corpus provides the intrinsic value, and from the linguistic aspect, which factor contributes to the improvement of accuracy, and on the other hand, it is insufficient. It is to consider whether it is done. In particular, the area of common sense reasoning is centered on international benchmarking tasks, but it is always criticized that the language model is limited because it is created with a limited distribution of data sets. .. In this, it is necessary to check the contents of the leaderboard of each task. Wikipedia, ConceptNet, etc. are expected to improve accuracy by common sense reasoning of written words, but they also linguistically propose how to integrate common sense reasoning into interactive spoken language dialogue.

1. はじめに

人工知能における推論は、ここ数年で技術的に飛躍したが、理論的には新たな進展はあまり見受けられない。本稿では、後者についてこれまでの動向を検討し、新たな提案を行う。

物理的な人工知能の推論は、最近の RoBERTa や ELMo さらに T5 などの BERT 派生モデルの発展をつうじて、自然言語処理での質問応答や情報検索でも、精度が向上し、Pre-trained Model 及び Masked Model の構造は、十分に確立していると言える。

また、言語資源としての国際的なベンチマーク・タスクでも、Wikidata や YAGO といった構造化データとは別のラインで、Recognition of Textual Entailment(RTE) から ATOMIC や COMMET/CommonGen といった事前学習データに至るまで、小さくない進展が見受けられる。

しかし、このままでは、話し言葉だけでなく書き言葉でも、常識推論の実現は難しく、閉世界での常識推論に終止している。

「記号推論と深層学習の統合」というキーワードは存在するものの、そこには、常識推論などの具体的な進展は決してほとんど見受けられないままである。この理由は、大きく2つあると思われる。1つは、言外の意味を含むことにシフトしたため、もう一つは、各国の言語的特徴にあると考え、日本の場合、敬語や配慮表現、また内容的にはポライトネス・関連性理論の視点も、コーパスやそのコンテキストの言語理解を行いながら、常識推論に当てはめる必要がある。家族内や親友同士などのプライベート間、もしくは社会文化的な常識などのローカル化にある。このもとの、創出される推論の大枠を示したい。

以下に本稿の大きな流れを示す。これまでの各推論の流れと課題を検討し、先行研究も含めた議論とする。1) 記号論理学の推論から字義的推論(フレーム)へ、2) 字義的推論の書き言

葉から Wikidata を加えた常識推論へ、3) 国際的なベンチマーク・タスクによる常識推論の資源について、ここでは含意関係認識のタスクは本当に含意を類推していたか、また、Neural Network(NN)による言語モデル(BERT)への常識推論資源の適用は可能か、さらに時間的推論の活用法なども考察する。

4) ローカル環境に向けて、敬語コーパスの必要性を吟味し、書き言葉の常識推論から話し言葉の会話推論の課題や枠組みを提供する。

2. 研究の背景と目的

図 2.0.1 の対話応答の実現に向けて、次の3つを追求することになる。

- 1) 言語学の語用論や敬語・ポライトネス、
- 2) 認知科学や脳科学でのプログラミング言語やアーキテクチャへの適用
- 3) BERTなどの深層学習の適用とその可能性

妻: 「 コ-ヒ-飲 む？」
夫: 「 明 日、 早 いから」

図 2.0.1 「**夕方以降の就寝前**」の夫婦の会話

この会話には、まず、「わたし」や「あなた」、「飲まないよ」などの主語・述語などの省略が考えられる(主に言語学の視点)。次に、仕事があるなどのプライベートでの共通認識や暗黙知もしくは含意や推意が存在している(主に関連性理論)。さらに、コーヒーを飲むとカフェイン効果で眠れないといった、一般常識(Commonsense)による推論が考えられる。

ここでは、記号論理や意味ネットワークやフレーム理論、そしてスクリプトによる知識表現(Knowledge Representation)による推論(Inference)が、認知科学(Cognitive Science)や脳科学の分野で研究され、コンピューターのハードウェアやソフトウェアでのアーキテクチャやプログラム上で具現化され実用に至っていると想定する。

この上で、昨今のビッグデータやディープラーニング以降ではなく、一昔前の人工知能の時代まで遡り、言語学の語用論やポライトネスなどの豊かな発想の諸説をヒントにしながら、再考察する。そして深層学習に適用することを目的としている。認知科学や脳科学、言語学などの諸科学をコンピューターサイエンスに結びつけられる確率は非常に少ない。Minsky の「心の社会」では 100 個のアイデアがあるが、実用化されているのはわずかである。おそらく、ここ数年の深層学習から構築し直すのが正解と思われるが、今一度、Minsky のようなアイデアをかえりみて、敬意表現などの不足分を補い、国別のローカル化に向けて、言語資源としても、整備されていないなら、その分を本稿で検討する機会を設けられればと考えている。

2.1 記号論理学による表現と推論

一昔前の知識表現には、一階述語論理で表されている(図 2.1)。ここでは、同値や含意の除去を基礎としており(スコレム標準形)、堅い書き言葉が中心となっている。曖昧性や多義性の除去だけでなく、意味的な飛躍は許されないため、非常に多くの述語論理表現が必要となる。推論の中でも、ボトムアップの演繹的推論にとどまっている事も、商業的には真新しさがなく、複雑でなければ至極当然な結果と見なされてしまい、これが評価を落とした原因の一つである。また、記号推論とディープラーニングとを共存させる事では、そこで得る推論の進展は大きくはないと思われる。

私はコンピューターを持っている	$\exists x(\text{have}(\text{I}, x) \wedge \text{computer}(x))$
すべての作家は書物が好きだ	$\forall x(\text{writer}(x) \rightarrow \exists y(\text{likes}(x, y) \wedge \text{documents}))$

図 2.1.1 一階述語論理式の例

2.2 フレーム理論による推論

認知科学による SOAR のアーキテクチャとフレームワークやスクリプトを用いた推論は、記号論理学に比べて、次の 2 点において、大きな飛躍を遂げたと言える。

- 1) 自然言語の場面や時などを含む知識表現の実現
- 2) IF-THEN ルールと複数の同値の判断の実現

これらは、プロダクション・システムに代表される。

ここで用いられている常識推論(Commonsense Reasoning)は IF-THEN ルール内で定められているものとして、限定的である事が、対話システムに向けて課題となっていた。

そこで、自然言語処理では、次のような含意関係を含むか否かの会話の判別から着手する国際的なタスクが 2000 年代に行われた。

含意関係認識(Recognition of Textual Entailment; RTE)である。含意関係認識とは 2 つの文を想定し、1 つは前提となる文(Text; T)を、もう 1 つは仮定となる文(Hypothesis; H)を設定し、それらの関係が成立するかを Yes, No(0, 1)で判定するタスクである。例を次に 2 つ示す。

例 1
T: 私は昨日、京都で晩御飯を食べた。
H: 私は昨日、京都にいた。
→判定: Yes(含意である)。

図 2.2.1 会話断片その 1

例 2
T: 川端康成は「雪国」などの作品でノーベル文学賞を受賞した。
H: 川端康成は「雪国」の著者である。
→判定: Yes(含意である)。

図 2.2.1 会話断片その 2

ここで注目すべきは、コンピューターが Wikipedia などの知識から判断されているのか、語句間で結び付けられているためなのかである。

実装されているコードから、Wikipedia などによる一般常識が直接的に働いているとは見受けられない。むしろ Attention や BERT の Masked Model などの一文内、もしくは前後の文の語句との結びつきによるものと考えるのが妥当かもしれないと考えられる。

2.3 言語資源による常識推論

一般常識が必要と考えた MIT メディアラボでは Cyc や Open Mind Common Sense のプロジェクトが発足し、これが現在の常識推論(Commonsense Reasoning)に至っていると考えられる(図 2.3.1, 図 2.3.2)。

ここでは、固有表現認識の国際的なタスクの限界とも言える内容になっている。固有表現認識(Named Entity Recognition :NER)とは、テキストに出現する人名や地名などの固有名詞や、日付や時間などの数値表現を認識する知識抽出である。ここではエンティティ・リンキングや関係抽出、そして共参照問題の解決といった自然言語処理タスクを要素技術としており、Wikidata などを対象としている。この固有表現認識での常識推論が存在している。

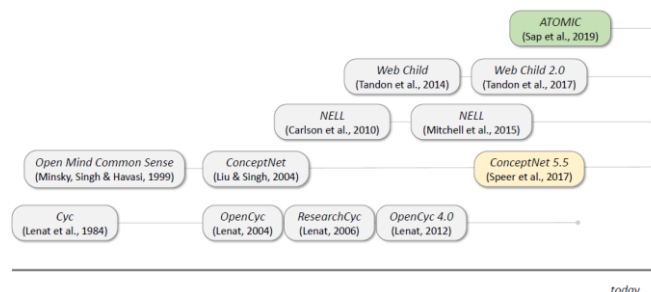


図 2.3.1 常識資源のベンチマーク・タスクの流れ

今後に向けては、上記とは一線を画する形で、ConceptNet や ATOMIC などのように、因果関係に特化したものや時間的推論には十分に対応出来ておらず、対話応答の QA 形式の実践に向けたタスクと言える。

3. BERT 派生モデルにおける動的な常識推論

最近のベンチマーク・タスクでは、転移学習を用いて BERT 派生モデルをいくつか用意することができ、その精度は人間の能力前後まで達している。

この高精度な要因は、主に静的な WordNet や Wikidata に ATOMIC や ConceptNet など、複数の知識グラフを統合することで、確率的に動的なエッジ生成することができる。これらの統合されたナレッジグラフを、CommonSense Knowledge Graphs(CSKG)と称している。

この統合的ナレッジグラフにより、文脈を考慮した一般常識を推論することができ、間違ったノードが生成されないことが大きく、自然言語処理における常識推論とも呼ばれている。

3.1 ナレッジグラフの統合

WordNet や Wikipedia など多言語間での知識データベースの統合が進んでいる。その一方で、文脈理解が少ないことから、静的なグラフと呼ばれ、フレーム問題やその境界問題も持ち合わせていた。

一世代前の常識的推論は、字句に表れていない事は一切省くといった閉世界でのサーカムスクリプションにおける常識の推論であり、ほぼ記号論理学を精緻化されたものであった。この結果、一般的ではなく、専門的な事象が対象となっていた。

これらの解決に転移学習が用いられ、知識グラフの統合が実現した。この結果、文脈を考慮したノードが生成され、動的な推論が可能になったと言える。

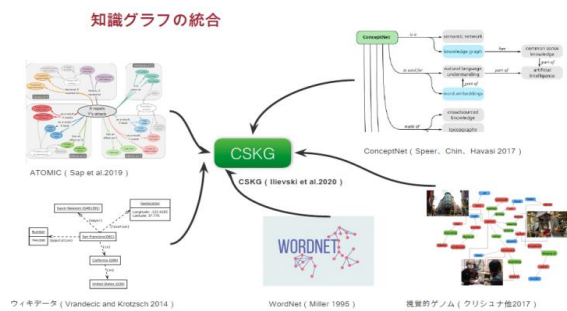


図 3.1.1 ナレッジグラフの統合

3.2 動的な推論と意味理解

Transformer モデルをベースにすることで、文脈を考慮した字句の予測が可能になり、言語理解や意味理解を動的な推論が働くようになった。ここでは書き言葉に限定するものであるが、話し言葉も省略や背景などの要因も同様に応用できると思われる。

Transfer Learning from Language

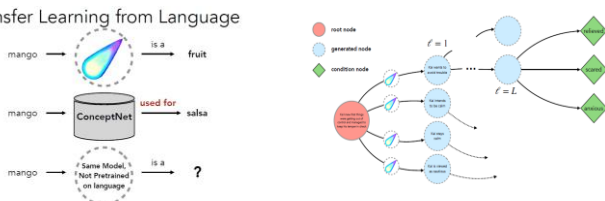


図 3.2.1 転移学習

図 3.2.1 ノードの生成

3.3 字句の常識推論の境界

言外の常識推論は表 3.3.1 のように分類できる。ここでは簡易的なものになっているが、光田(2020)では話し言葉の類型化がなされており、詳細である。

字句や言外の境界問題は、一方通行であり、事象を類型化することができるが、確率論的な生成との対応関係まで捉えるまでは難しい。

Practical human knowledge	(car, slip on, ice)
Problems linked to a subject	(pen, can, leak)
Emotions linked to events	(divorce, can, hurt)
Human behaviors	(ghost, scare, people)
Visual facts	(road, has_color, black)
Cultural knowledge	(USA) (school, have, locker)
Comparative knowledge	(light, faster than, sound)

表 3.3.1 字句の言外の類型化の一例

4. 今後の常識推論に向けた課題

現状では、書き言葉での常識推論に終始しており、対話応答などの会話の実現は今後の課題となっている。ここで、次の 2 つの要素が国別更には地域別の単位で個別のタスクとして見込まれる。

- 1) 敬意表現を用いた推論
- 2) 母と娘との間の共通認識の推論

まず、1)は修辭句などの慣用表現がどのコーパスにも含まれておらず、国際的なベンチマークタスク (ConceptNet など) でも除外されている。メタファーなどの表現は認知言語学での捉え方や言語学寄りでの捉え方がいくつか存在し、統一されていない。これと同様に、日本語の敬語や敬語を用いない敬意を表す表現も諸学説がある。更に、コンピューターに対応させる事となると、実現可能であるかの疑問が生じるため、実行に移すのは、書き言葉の常識推論の後と考えているかもしれない。社会的に、もしくは産業的な優先順位では決して高くはないが、コンピューターによる言語理解や言語認識技術は少子高齢社会での人間の代わりをするものと想定するならば、できる限り、早期に着手すべきとも考えられる。1 人の高齢者を 4 人の若い人が支える時代は数年前の事である。

ここで 2)に通じることであるが、Siri や Alexa のような話しかけは私達の日常会話の範囲内と言えるが、親子や友人同士の会話の内ではないとも言える。まずは慣用表現として対話応答で実現されることが現実的と考えられ、その範疇を超えるものはその後が続く位置づけと捉えられる。

4.1 敬意表現を用いた推論の展開

本文 1) 敬意表現を用いた推論に関しては、言語学の語用論やポライトネスの研究がヒントになる。次に示す、生田(1997)の例文で考察してみる。

4.1.1 生田(1997)の例文

以下の状況のもとでの会話である。注目すべきは、この例では、敬語や丁寧な表現は一切使われていないことである。

状況は i と ii が考えられる。
(i) 「B のペンが何本か目の前の机の上に置いてある」
(ii) 「相手 B が、既にペンを筆入れ、さらに鞆にしまっており、席を立とうとしている」

図 4.1.1 背景描写

会話断片
A1: 急いている?
B2: 別に。
A3: 悪いけど、ペン貸してくれる?
B4: いいよ

図 4.1.2 会話断片

ここで、A3 に、敬語を用いた表現を入れると不自然になる。敬語を用いてはいけない敬意表現である。

「A3': あ、う、恐れ入りますが、ちょっとペンをお借りできますでしょうか。」

図 4.1.3 会話断片

これらから、ポライトネス (語用論) と敬語は異なるものと言える。よって、ポライトネスの表現がコーパスに取り入れられているか吟味する必要がある。

更に、日本語の非母国語話者のコーパス (宇佐美 2020) から、1)の場面や友人間の分類の有用なアイデアが得られる。6 の参考情報で図 6.1.1 及び図 6.1.2 にその概要と分類木を示す。

4.2 関連性理論と推論の展開

本文 2) 母と娘との間の共通認識の推論に関しては、関連性理論に基づく推論の捉え方が挙げられる。次に示す、松井(2001)の例文で考察してみる。

3.2.1 松井(2001)の例文

以下のように、母と娘との会話であり、たった 1 対の対話ではないが、これを推論するには、単なる文の省略を補完するだけでは十分である。この会話を把握するためには、母と娘との共通認識や背景の理解が必要になる。

背景は(カ)から(コ)にかけて記す。
(カ) 美佐の母親が今日自宅のベランダにふとんを干していた。
(キ) 美佐は美佐の母親が今日自宅のベランダにふとんを干していたと言った。
(ク) ふとんを干すのは、宿泊する客が来る前の準備である。
(ケ) 美佐の母親は真理のためにふとんを干していた。
(コ) 美佐の母親は真理が明日泊まりに来るのを知っている。

図 4.2.1 背景描写

真理「お母さん、私が明日泊まりにゆくのは知ってる？」
美佐「ふとんを干してたわ」

図 4.2.2 会話断片

ここでは、表意と推意とに分けて捉えている。発話の言語情報はとそこで意図して伝達する命題は変わらないとしている。敬語や丁寧な表現は一切使われていないことも、日本独自の言語の表れとして注目し言語資源に取り入れるものと思われる。

5. おわりに

本稿は、敬語を使わない敬意表現やポライトネスへの興味とそれを実装したいと思い模索してきた中で、ミンスキーの書籍[5]から、ロボットに一般常識が必要という文面を読み、理論的にも、実装面でも、行き詰まりを感じていながら、常識推論(Commonsense Reasoning)の存在を知るに至った。まずは BERT 及びその派生モデルの自然言語処理への適用が中心となると思われる。その後、一般常識を組み込むロジック等はゼロベースで考案する可能性または必要性もあると考える。記号推論と深層学習の統合に向けて、必須の課題は常識推論でもあり、未解決である。記号推論または深層学習中、さらにはこれら以外でも、実装方法を見出したい。

参考文献

- [麻生 2020] 麻生英樹・尾形哲也・乾健太郎・橋田浩一・長井隆行, (ワークショップ報告書) 深層学習と知識・記号推論の融合による AI 基盤技術の発展, 報告書, 研究開発戦略センター(CRDS), 科学技術振興機構 研究開発戦略センター, 2020
- [新田 2002] 新田 克己「知識と推論」, サイエンス社, 2002
- [加藤 2014] 加藤 浩, 土屋 俊「記号論理学」, 放送大学出版会, 2014

- [時本 2020] 時本 真吾「あいまいな会話はなぜ成立するのか」, 岩波書店, 2020
- [坂原 1985] 坂原 茂「日常言語の推論」, 東京大学出版会, 1985
- [関根 2019] 森羅 SHINRA - Wikipedia 構造化プロジェクト, <http://shinra-project.info/> (2021 年 2 月 28 日時)
- [Minsky 2007] Marvin Minsky・竹林洋一 訳 “EMOTION MACHINE” 「ミンスキー博士の脳の探検」, 共立出版会, 2007(2009)
- [Minsky 1988] Marvin Minsky “Society Of Mind”, Simon & Schuster; Touchstone, 1988
- [小出 2017] 小出誠二「Common Lisp と人工知能プログラミング(下巻)」オントロノミー合同会社, 2017
- [Norvig 1991] Peter Norvig, “Paradigms of Artificial Intelligence Programming: Case Studies in Common Lisp”, Morgan Kaufmann, 1991
- [長尾 1988] 長尾真「知識と推論」, 岩波書店, 1988
- [宇佐美 2020] 宇佐美まゆみ監修『BTSJ 日本語自然会話コーパス(トランスクリプト・音声) 2020 年版』, 2020
- [Storks 2019] Shane Storks, Qiaozhi Gao, Joyce Y. Chai “Recent Advances in Natural Language Inference: A Survey of Benchmarks, Resources, and Approaches” Computer Science arXiv: Computation and Language, 2019
- [Brown 1987] Penelope Brown・Stephen C. Levinson “Politeness: Some Universals in Language Usage”, Cambridge University Press, 1987
- [生田 1997] 生田 少子「ポライトネスの理論」大修館書店, 『月刊言語』, pp.66-71, 1997
- [松井 2001] 松井 智子「関連性理論から見たポライトネス」30 巻 No.3 特集 月刊言語, 2001
- [太田 2019] 太田 博三「言語学の語用論や配慮表現の先端技術への適用に関する一考察」第 23 回 SIG-AM 人工知能学会合同研究会, (2019)
- [岩倉 2020] 岩倉友哉・関根 聡「情報抽出・固有表現抽出のための基礎知識」近代科学社, 2020
- [光田 2020] 光田 航, 東中 竜一郎, 富田 準二, 雑談対話における言外の情報の収集と類型化, 人工知能学会論文誌 35(1), DSI-E_1-10, 2020
- [Shwartz 2020] Maarten, Shwartz, Choi et al., Introductory Tutorial: Commonsense Reasoning for Natural Language Processing, Computational Linguistics, pages 27–33, (2020)
- [Mueller 2014] Erik T. Mueller, “Commonsense Reasoning: An Event Calculus Based Approach”, Morgan Kaufmann, 2nd edition, 2014
- [Lehman 2006] Lehman, Laird. “A Gentle Introduction to Soar, an Architecture for Human Cognition”, Invitation to Cognitive Science (2006)