

深層生成モデルを用いたシンボルグラウンディング問題における共有信念の生成実験

Experiments of Shared Belief Generation on Symbol Grounding Problem with Deep Generative Models

疋田 聡¹

Satoshi Hikida¹

¹ AGICRON 研究所株式会社

¹ AGICRON Research Institute, Ltd.

Abstract: On the symbol grounding problem, it is better to consider separating symbols for internal processing of thinking and symbols for communication. And it is essential that symbols for communication point to shared believes. Therefore, this paper reports of experiments to generate shared believes on the symbol grounding problem using the deep generation model.

1. 背景

近年、BERT[1]に代表されるように、言語の意味理解の技術が急速に進歩してきている。BERT は言語記号の範囲だけの処理で高い性能を実現しているが、言語記号と画像や音声などのセンサーデータを対応付ける研究も盛んに行われ、この分野も急速に進歩している[7]。また、より基礎的な研究として、記号創発ロボティクス[8][17][11]や認知発達ロボティクス[15]などで記号と実世界の本質的な関係の研究も進められている。

このような、言語の意味理解やシンボルグラウンディング問題[3][13][12]に関係する研究の進展に伴い、思考の内部処理のための記号とコミュニケーションのための記号を分けて考えることが重要になってくると考えられる[18][20]。そこで、今回コミュニケーションのための記号の本質であると考えられる共有信念を深層生成モデルによって生成する実験を行ったので、その内容について報告する。

なお、シンボルグラウンディング問題の元々の意味ではコミュニケーションのための記号までは含まないという狭義の立場もあるが、コミュニケーションのための記号である言語記号と実世界との関係についても広義のシンボルグラウンディング問題として議論する場合も多いので、ここでは広義のシンボルグラウンディング問題の意味で用いる。

2. コミュニケーションにおける記号と共有信念

コミュニケーションのための記号は思考の内部処理のための記号と異なり、コミュニケーションの相手との共有信念を指し示すことが本質であると考えられる。ここで、共有信念は、各行動主体の間で共有されている、行動主体の認識している外部世界(環境)についての事実もしくは事実からの推論であり、外界の観測により獲得され、状況が変化するとその認識に基づき更新されるものである。そして、共有と文脈による変動の二つの点に特徴があるので、以下にそれぞれの側面について記述する。

2.1. 共有の例

共有信念の共有の側面について考えてみる。

例えば「リンゴ」という記号は、遺伝的な生得制約が働きやすいので、人間の間では概念の違いが少なく共有部分が大きいと考えられる。しかし、「AI」という記号は、個々人によって経験や知識の差が大きく、その記号に対応する概念の違いも大きくなるので、共有部分も小さくなる。そのため、同じ「AI」という言葉を使っている、AIの専門家と一般の人とは指し示す内容が異なっており話が通じないということが多々発生してしまうと考えられる。

このように、コミュニケーションのための記号に

においては、思考の内部処理のための記号と異なり、相手の中に経験や知識等の共有部分が無ければ指し示すことができないということに留意する必要がある。

2.2. 文脈による変動の例

共有信念の文脈による変動の側面について考えてみる。

例えば「掃除」という記号の意味は、辞書にも記載されており、その普遍的な意味がよく分かっていると感じる人は多いと思われるが、そのような感じは本当に合っているのであろうか。

ルンバのようなお掃除ロボットに音声認識機能を用いて「掃除して」と頼んだ場合に、お掃除ロボットが掃除機の機能だけで掃除することに特に疑問は持たないであろう。しかし、子供に対して同様に「掃除して」と頼んだ場合に、掃除機はかけたけれど、玩具は床に散らかしたままだったとしたら、きちんと掃除していないと思うのではないだろうか。これは、子供に対しての「掃除して」には物の片付けも含んでいるからである。すなわち、同じ「掃除」という記号であっても、親と子供の間での共有信念としての掃除には物の片付けが含まれており、親とお掃除ロボットの間での共有信念としての掃除には物の片付けが含まれないというように、行為者という文脈条件によって共有信念が変動し、それに伴ってコミュニケーションのための記号である言葉の意味も変動してしまうということである。

このように、コミュニケーションのための記号においては、思考の内部処理のための記号と異なり、文脈条件の変動により共有信念が変動し、それに伴い意味も変動してしまうということに留意する必要がある。

3. 深層生成モデルを用いた共有信念生成

上記のように、コミュニケーションのための記号の意味を理解するには共有信念が重要であるが、このような共有信念をどのように学習すればよいかの問題となる。共有信念を用いた先行研究[14][9][19][17]では、共有信念を個別確信度ベクトルの最大値を全体確信度関数で求めるという形で実装しているが、多様な状況で自然言語の意味を理解するにはより複雑度の高い共有信念を学習する方法が必要となる。そこで、複雑度の高い共有信念を学

習できる方法として深層生成モデルを用いることが考えられる。深層生成モデルは、例えばGQN(Generative Query Network)[2]のように任意の視点からのシーンを生成できるなど、非常に複雑な情報を生成することができるので、複雑度の高い共有信念の生成にも利用できる。そして、共有信念の生成では文脈条件も設定できるので、条件付き深層生成モデルの一種である Conditional VAE[4]を用いることが考えられる。

4. 実験方法

深層生成モデルとして Conditional VAE を用い、MNIST の画像データの番号を表 1 のように掃除で具体的に実行される行為とみなし、表 2 の「行為者」、「依頼者」、「場所」を組み合わせたパターンを文脈条件として実験を行った。例えば、表 2 の一番左の列では、「お掃除ロボット」に「親」が「自宅」で掃除を頼む場合に「掃除機をかける」という行為が行われたということが表されており、各列について「○」が付いているパターンを文脈条件として、数字の画像を生成できるように Conditional VAE で学習した。共有信念の生成時には、潜在変数の事前分布に、各列について「○」が付いているパターンの文脈条件を指定し、数字の画像を共有信念として生成した。

また、深層生成モデルのツールには Pixyz[21]を用いた。

なお、今回の実験では、計算機資源、実験時間、学習データ量などの関係から、深層生成モデルによる共有信念の生成の原理的な動作を確認することを目的とし、生成される共有信念や文脈条件は簡単なものを用いているが、GQN[2]の例を見ても分かるように、計算機資源、実験時間、学習データ量などが十分にあれば深層生成モデルでもっと複雑な共有信念や文脈条件を対象とすることも可能である。

5. 実験結果

実験結果の見方であるが、表 2 の縦の列が、図 1 の縦の列と対応している。なお、画像の数字との対応を考えて、以下では列を 0 から数えることにする。

0 列目の意味は、「お掃除ロボット」に「親」が「自宅」で掃除を頼む場合に想起される共有信念は、数字「0」で表される「掃除機をかける」であるということである。

1 列目の意味は、「子供」に「親」が「自宅」で掃除を頼む場合に想起される共有信念は、数字「0」と「1」の混合状態で、「掃除機をかける」と「物の片

付け」の両方であるということである。

2列目の意味は、1列目が「子供」に「親」が「自宅」で掃除を頼んだ時に「掃除機をかける」という経験から学習したのに対し、2列目では「子供」に「親」が「自宅」で掃除を頼んだ時に「物の片付け」をしたという経験から学習しているが、想起されるのはその2つの経験の混合状態なので、1列目と同じ共有信念が想起されているということである。

3と4列目の意味は、「子供」に「先生」が「小学校」で掃除を頼む場合に想起される共有信念は、数字「2」と「3」の混合状態で、「雑巾がけ」と「ホウキとチリトリ」の両方であるということである。なお、3列目は「雑巾がけ」の経験から、4列目は「ホウキとチリトリ」の経験から学習しているが、想起されるのはその2つの経験の混合状態となっている。

5列目の意味は、「子供」に「先生」が「中学校」で掃除を頼む場合に想起される共有信念は、数字「3」で表される「ホウキとチリトリ」だけであるということである。これは、「中学校」では「小学校」と異なり「雑巾がけ」の経験が無かったためである。

以上のように、深層生成モデルによって、「行為者」、「依頼者」、「場所」などの文脈条件に応じた共有信念の生成が行えることが確認できた。

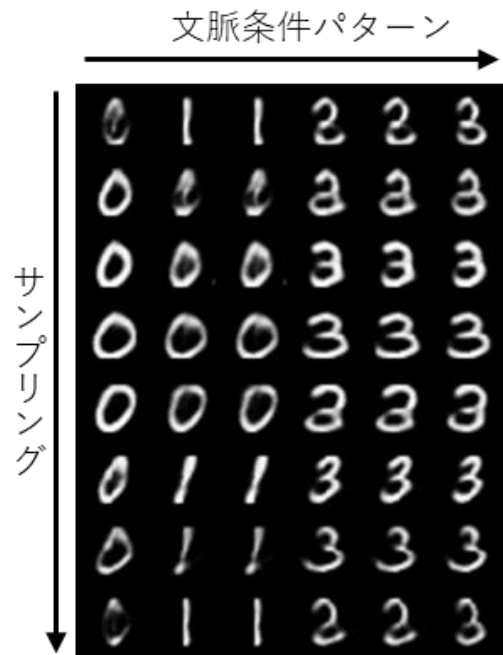


図 1 深層生成モデルによる共有信念の生成実験の結果

表 1 深層生成モデルによる共有信念の生成実験における画像の数字と行為の対応

画像の数字	行為
「0」	掃除機をかける
「1」	物の片付け
「2」	雑巾がけ
「3」	ホウキとチリトリ

表 2 深層生成モデルによる共有信念の生成実験における文脈条件

		行為				
		0:掃除機をかける	1:物の片付け	2:雑巾がけ	3:ホウキとチリトリ	
行為者	お掃除ロボット	○				
	子供		○	○	○	○
依頼者	親	○	○	○		
	先生			○	○	○
場所	自宅	○	○	○		
	小学校				○	○
	中学校					○

6. 考察

6.1. 深層学習による完全な End-to-End 学習との比較

今回の方法は、共有信念の生成を明示的に行って学習を行っているが、共有信念の生成を明示的に行わずに完全に End-to-End でシンボルの学習を行えば、結果的に共有信念も深層学習の特徴量として自動的に発生するのではないかとすることも考えられる。確かに、学習データ量が十分に多ければ、学習の結果として共有信念のようなものが発生する可能性もある。

しかし、今回の実験のように条件が簡単な場合には問題無いが、より現実的な状況に適用しようとした場合、心の理論[10]などを用いて共有信念を推定することになり、完全な End-to-End 学習で心の理論を深層学習による特徴抽出で自動的に発生させるには共有信念を明示的に生成させるよりも、かなり多くの学習データが必要になると予想される。なお、心の理論の実装方法はまだ明らかになっていないので考え難いということであれば、AlphaGo[5][6][16]などのゲーム AI において、学習した自己モデルを対戦相手のモデルに適用するという共有信念的な方策自体を完全な End-to-End 学習による特徴抽出で自動

的に発生させるという例を考えてみれば、方策を明示的に与えるのと比較して、かなり多くの学習データが必要になるであろうことが予想される。

したがって、現段階では中間に共有信念という制約を明示的に入れて学習を行った方が、学習データ量や学習計算量が減らせるという利点があると考えられる。

6.2. 深層生成モデルで生成した共有信念と「常識」との関係

前回の第10回汎用人工知能研究会で発表したように[20]、「常識」は必ずしも普遍的な真実というわけではなく、所属するグループで共通して信じられている共有信念であると考えられる。したがって、今回の実験と同様に深層生成モデルで生成した共有信念を「常識」の形成に利用することもできると考えられる。

参考文献

- [1] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K.: Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, (2018)
- [2] Eslami, S. M. A., Rezende, D. J., Besse, F., ... & Viola, F.: Neural scene representation and rendering, *Science*, Vol. 360, Issue 6394, pp. 1204-1210, (2018)
- [3] Harnad, S.: The symbol grounding problem, *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 42(1-3), 335-346, (1990)
- [4] Kingma, D. P., Mohamed, S., Rezende, D. J., & Welling, M.: Semi-supervised learning with deep generative models, In *Advances in neural information processing systems* (pp. 3581-3589), (2014)
- [5] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Dieleman, S.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, *nature*, 529(7587), 484-489, (2016)
- [6] Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., ... & Chen, Y.: Mastering the game of go without human knowledge, *Nature* 550(7676) 354, (2017)
- [7] Sohn, K., Lee, H., & Yan, X. : Learning structured output representation using deep conditional generative models, In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 3483-3491), (2015)
- [8] Taniguchi, T., Nagai, T., Nakamura, T., Iwahashi, N., Ogata, T., & Asoh, H.: Symbol emergence in robotics: a survey, *Advanced Robotics*, 30(11-12), 706-728, (2016)
- [9] 岩橋直人, 中村慎也, & 長井隆行, 人間とロボットの共有信念の推定に基づいた相互適応的な発話生成手法, *人工知能学会全国大会 (第 23 回) 論文集 1F2-OS78*, (2009)
- [10] 子安増生, 木下孝司, <心の理論> 研究の展望, *心理学研究*, 68(1), 51-67, (1997)
- [11] 勝又勇貴, 谷口彰, 萩原良信, & 谷口忠大, 場所概念形成に基づいた空間の Semantic Mapping, *人工知能学会全国大会 (第 32 回) 論文集* (pp. 2L2OS6a02-2L2OS6a02), (2018)
- [12] 松尾豊, Deep Learning から身体性, シンボルグラウンディングへ, *人工知能学会全国大会 (第 30 回) 論文集* (pp. 1A5OS27c2-1A5OS27c2), (2016)
- [13] 松尾豊, 人工知能は人間を超えるか: ディープラーニングの先にあるもの, KADOKAWA, (2015)
- [14] 杉浦孔明, ロボット対話, *人工知能学会誌* 27(6) 580-586 (2012)
- [15] 浅田稔, 國吉康夫, ロボットインテリジェンス, 岩波書店, (2006)
- [16] 大槻知史, 三宅陽一郎 監修, 最強囲碁 AI アルファ碁 解体新書 増補改訂版, 翔泳社, (2018)
- [17] 谷口忠大, 記号創発ロボティクス 知能のメカニズム入門, 講談社選書メチエ, (2014)
- [18] 谷口忠大, 記号創発問題, *人工知能* 31(1) 74-81, (2016)
- [19] 長井隆行, 中村友昭, 記号創発ロボティクス, *人工知能* 31(1) 59-66, (2016)
- [20] 疋田聡, 深層強化学習を用いた人型ロボットの模倣学習の実験とシンボルグラウンディング問題に関する一考察, *人工知能学会研究会資料 SIG-AGI-010-05*, (2018)
- [21] <https://github.com/masa-su/pixyz> (2019/02/28)