

意味表現 N3: Non-loss Normalized Network

弘中 智彦 井出 竜鳳 下村 光彦 大洞 日音 倉田 伊織 永田 基樹 森 遼太

株式会社 pluszero

E-mail: {hironaka.tomohiko, ide.ryuhoh, shimomura.mitsuhiko, daido.hinari, kurata.iori, nagata.motoki, mori.ryota}@plus-zero.co.jp

1 はじめに

与えられた文章を読解して質問に対して適切な回答をする機械読解タスクは、コールセンターや検索エンジンをはじめ幅広い応用先がある分野であり、近年注目を集めている。

機械読解に対して現在有力とされている手法に、Neural Network (NN) がある。ベンチマークとして広く用いられている SQuAD[1] において最も高い F1 スコアを出した手法 [2] も NN をベースにしており、人間を上回る正答率を出している。しかし、NN ベースの手法は、distract 文と呼ばれる質問文には関係ない文を挿入すると正答率が大きく落ちるといった問題 [3] が知られていて、文章の意味を理解して読解しているわけではない。

文章の意味を正しく理解して読解問題に回答するために、自然言語をまず中間形式に変換するという手法が考えられる。異なる意味を持つ文章は異なる中間形式に対応し、異なる文章でも意味が同じであれば同じ中間形式に対応することで、文章の意味を反映し、文字情報より本質的な意味を扱うことができる。

すでに知られている中間形式として、Abstract Meaning Representation (AMR)[4] が存在する。しかし 4 章で示すように、読解問題に適用するためには AMR の表現力では不足している。本研究では、新しい中間表現の形式として Non-loss Normalized Network (N3) を提案する。

2 AMR の基本構造

AMR は複数の頂点とそれらの間の関係からなるグラフ構造となっている。例えば、“A boy wants to go.” という文章の意味を AMR によって表現すると図 1 のようになる。

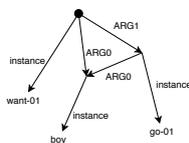


図 1: “A boy wants to go.” の AMR

AMR のグラフにおいては、各頂点がインスタンス (具体的な対象) もしくはクラス (性質) のいずれかを表す。図 1 の場合、“boy”, “want-01”, “go-01” がクラスであり、それ以外のラベル付けされていない頂点がインスタンスを表す。instance-of 関係は、「ある対象がある性質を持つ (クラスに属する)」という関係を一般化したものである。例えば “boy” とラベル付けされた頂点と instance-of 関係を持つ頂点があるが、これは、「この頂点が表す対象が “boy” であるという性質を持つ」ことを意味する。また、“want-01”, “go-01” といった動詞でラベル付けされたクラスに対しては、対応するインスタンスはイベントと呼ばれ、「1 つの出来事」を表す。

AMR は、論理式による表現に変換することができる。図 1 を論理式に変換すると式 (1) のようになる。

$$\begin{aligned} \exists w, b, g : \\ \text{instance}(w, \text{want-01}) \wedge \text{instance}(g, \text{go-01}) \wedge \\ \text{instance}(b, \text{boy}) \wedge \text{arg0}(w, b) \wedge \\ \text{arg1}(w, g) \wedge \text{arg0}(g, b) \end{aligned} \quad (1)$$

グラフ表現においてラベル付けされていない 3 つの頂点は、論理式表現においては “w”, “b”, “g” としてラベル付けされている。

3 N3 の基本構造

本論文で提案する N3 形式には 2 つの特徴がある。AMR との対応のため、“A boy wants to go.” という文章を N3 によって表現すると図 2 のようになる。

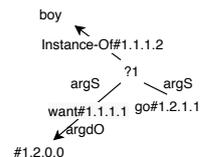


図 2: “A boy wants to go.” の N3

“?1” はインスタンスを意味するノードであり、AMR 論理式表現における “b” に対応する。

AMR と異なる点を以下に示す。

- Event Identifier の導入

AMR にはない N3 の特徴として, Event Identifier を導入したことがあげられる. Event Identifier はそれぞれの関係 (グラフのエッジに対応) に対して一意に割り当てられ, 「いくつかの関係をまとめて 1 つの出来事 (イベント) とみなす」ということを表現する. #a.b.c.d という Event Identifier に対して, a を「文番号」, b を「イベント番号」, c を「DTS 番号」, d を「リレーション番号」と呼ぶ. 文番号は同じ文に対して同じ番号を割り当て, イベント番号は同じ出来事に関する意味表現に同じ番号を割り当てることで, 複数の関係のまとまりを示すことができる. DTS 番号は, DTS(Dependent Type Semantics)[5] を由来としたまとまりであり, 後述 (4 章) のように「条件」を表すために用いられる. リレーション番号は全ての関係 (リレーション) に対して異なる番号を割り当てる. また, Event Identifier のそれぞれの番号は, 1-indexed とし, 同じ番号でのまとまりそのものを示すために “0” を使う. 例えば, #1.2.0.0 という Event Identifier は, 文番号 1, イベント番号 2 を持つリレーションの集合を指す.

- イベントのインスタンスの省略

AMR においては, 出来事を表すイベントをインスタンスと扱い, 動詞そのものをクラスとして扱っていた. 図 1 の AMR 表現では, w と g をインスタンス, “want-01” と “go-01” をそれに対応するクラスとしている. これに対して, N3 においては図 2 からわかるように, “want”, “go” に対応するイベントはそれぞれ #1.1.0.0, #1.2.0.0 であり, インスタンスとクラスの区別をしていない. SQuAD の一部の問題に対して検討を行い, イベントにおけるインスタンスとクラスの区別をしなくても, 読解問題に正確に回答する上で問題はないことを確認している.

ただし, 具体物 (“boy”) に対しては, インスタンスとクラスの区別を行っている. 必要性を示すため, 以下の 2 つの文を考える.

- (a.1) A student has a pen.
- (a.2) Students have a pen.

これを, インスタンスを導入せずに表現すると, どちらも図 3 のようになる.

この 2 つの文の意味が区別できないことは, 読解問題への応用上問題がある. 例えば, “Do stu-

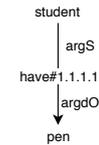


図 3: (a.1), (a.2) の N3(インスタンスなし)

ents have a pen?” という質問文が与えられたとする. これは, 後者の文が成立するかどうかを問うものであるが, 前者の文が本文にあるとそれを根拠にして “Yes” と回答してしまうが, これは正答ではない. このような問題を解決するため, インスタンスとクラスの分割は必要である.

4 AMR の問題点と N3 による解決

[4] においては, AMR を用いて表現できない意味として「時制・数量・全称量化子・反実仮想」の 4 点を例に挙げている. また, 「否定」に関しては上記論文では AMR で表現可能であると主張しているが, 適切な意味表現ではない. AMR のこれらの欠点は, N3 によって解決される. すなわち N3 は, 上述の 5 点を適切に表現できるような意味表現となっている. 以下, これらの 5 点に関する例文と, AMR・N3 それぞれによる意味表現を示し, N3 により適切に表現可能であることを示す.

- 時制

- (1.1) A boy will go.
- (1.2) A boy goes.

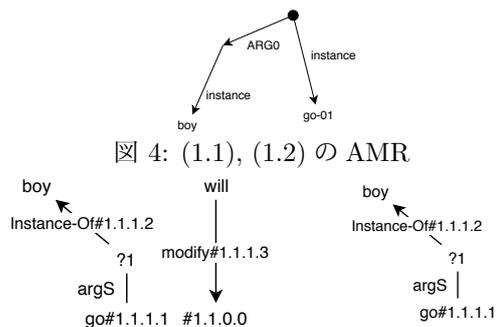


図 4: (1.1), (1.2) の AMR

図 5: (1.1) の N3

図 6: (1.2) の N3

AMR には時制の表現方法が存在しないため, どちらの例文も意味表現が図 4 のようになり, 意味を区別することができない. 一方 N3 を用いた意味表現では, Event Identifier によって 1 つの単位の出来事を扱っている. そのため, 「出来事そのもの」と「その出来事に関する情報」をまとめて扱える. これが AMR との大きな違いである. 例文 (1.1) の意味は「ある対象 (boy) が “go” という行動をする」という出来事と「その出来

事が未来のことである」という2つの意味に分けることができる。N3を用いた意味表現において、前者は#1.1.1.1、後者は#1.1.1.3によって意味を表現しているが、この2つのIDはEvent番号が一致しており、この2つの意味が同じ出来事に関するものであることを意味する。

- 数量

(2.1) A boy eats an apple.

(2.2) A boy eats two apples.

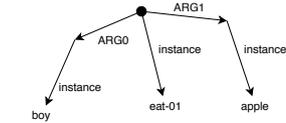


図 7: (2.1), (2.2) の AMR

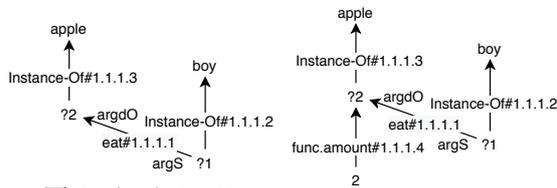


図 8: (2.1) の N3

図 9: (2.2) の N3

AMRには数量の表現方法が存在しないため、どちらの例文も意味表現が図7のようになり、意味を区別することができない。一方N3においては時制のとときと同様、「ある男の子がりんごを食べる」と「そのりんごは2つである」という2つの意味に分けて表現し、Event Identifierによって同じ出来事に関するものであることを表現する。

- 全称量化子

(3.1) Every old farmer owns a donkey.

(3.2) An old farmer owns a donkey.

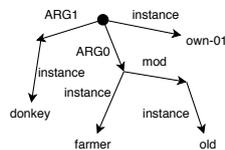


図 10: (3.1), (3.2) の AMR

全称量化子は、「func.every」によって表される。「condition」は条件であり、「?1がfarmerである、かつ?1がoldである」という意味のまとまりを指している。#1.1.1.0で表される意味表現にこの条件を満たす?1を代入すると真となる、ということがN3グラフ(図11)の意味である。

図11において条件は2つのリレーション(#1.1.2.1と#1.1.2.2)で表されており、それらの関連を示

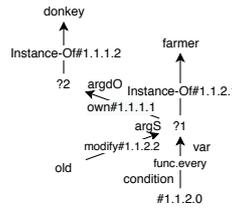


図 11: (3.1) の N3

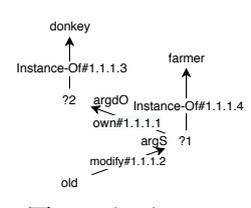


図 12: (3.2) の N3

す必要がある。この「条件」は出来事ではないため、イベント変数ではなくDTS変数を用いて意味のまとまりを表現する。

- 反実仮想

(4.1) John knows that Mary came.

(4.2) John believes that Mary came.

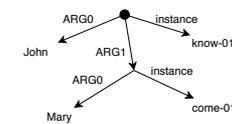


図 13: (4.1) の AMR

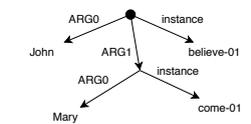


図 14: (4.2) の AMR

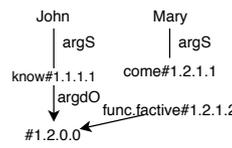


図 15: (4.1) の N3

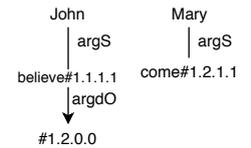


図 16: (4.2) の N3

上の2つの文章の意味に関して補足する。文章(4.1)においては従属節“Mary came.”が事実であることが従うが、一方で(4.2)という文章においては事実とは限らない、という違いがある。これは、“know”が叙実的動詞(factive verb)であり、“believe”はそうでないという違いから生じる。

- 否定

(5.1) The boy does not go.

(5.2) The boy goes.

Banarescu et al. (2013)によると、AMRを用いて否定文が表現できるとして、具体的な例文(5.1)におけるAMRの例(図17)を挙げている。また、これを論理式に変換すると(2)のようになる。

$$\begin{aligned} \exists g, b : & \text{instance}(g, \text{go-01}) \wedge \\ & \text{instance}(b, \text{boy}) \wedge \text{arg0}(g, b) \wedge \\ & \text{polarity}(g, -) \end{aligned} \quad (2)$$

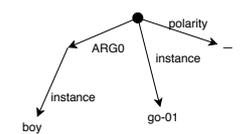


図 17: (5.1) の AMR

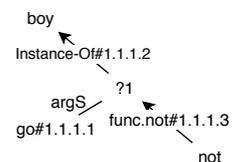


図 19: (5.1) の N3

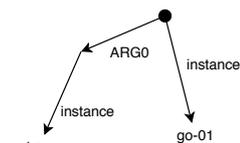


図 18: (5.2) の AMR

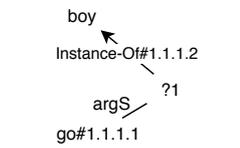


図 20: (5.2) の N3

一方、例文 (5.2) の AMR 表現 (図 18) に対応する論理式による表現は (3) のようになる。

$$\begin{aligned} \exists g, b : & \text{instance}(g, \text{go-01}) \wedge \\ & \text{instance}(b, \text{boy}) \wedge \text{arg0}(g, b) \end{aligned} \quad (3)$$

論理式 (2) は論理式 (3) を含意するが、これは、AMR の表現 (2) が文章 (5.1) の意味を正しく意味を表現できていないことを意味する。

N3 による意味表現 (19) においては、この問題は発生しない。文章 (5.1) の意味を “The boy goes.” と 「それを否定する」という 2 つの意味に分けることは AMR と同様だが、Event Identifier を用いることで 「その 2 つの意味がひとまとまりである」と表現できるためである。

5 議論

AMR は、「本文が与えられ、質問文に対して回答する」という機械読解タスクには適していない表現方法である。なぜなら、このタスクにおいては本文の意味を正確に表現することが重要であるからである。AMR は 4 章で述べたように、特定の種類の文章の意味が区別できないという問題点があり、この問題点は、機械読解タスクの正解率の低下に直接関わる。AMR においては、(a) “The boy doesn’t go.” と (b) “The boy goes.” という 2 つの文章の意味を区別できない。質問文として “Does the boy go?” が与えられたとき、文章 (a) が本文にあったときには “No”，文章 (b) が本文にあったときには “Yes” という答えが期待されるが、本文を AMR によって表現する場合、2 つの文の意味が区別できないため、本文に文章 (a) と文章 (b) のどちらがあった場合でも同じ答えを返すことしかできない。これは、AMR を中間的な意味表現として採用している限り回避できない、原理的な問題点であるが、意味表現として N3 を用いることで回避できる。そのため、意味が区別できないことによる問題は発生せず、AMR より機械読解に適した意味表現と言える。

6 おわりに

本研究では、自然言語を機械で処理するための意味表現の形式として Non-loss Normalized Network(N3) を提案した。既存研究において知られている AMR は、語の活用による時制や数量の情報と全称量化子、現実と反実仮定の区別、否定を扱えないことが問題となっているが、N3 ではこれらの問題は発生しない。

既存の NN ベースの機械読解手法を、入力を自然言語から N3 に変換してから適用することで、文章の意味をより理解して読解問題に回答できることが期待される。また、意味を正確に表現するという N3 の特徴を機械読解に生かすため、意味表現グラフの類似度を計算する手法 [6] と組み合わせることを検討している。

現状、代表的な読解データセットである SQuAD1.1 の本文と質問文、加えて文法書 Evergreen[7] の例文において検討を行い、N3 を用いて表現可能であることを確認している。より広範な文章において意味を表現可能であることを確認し、必要に応じて拡張することが、今後の課題である。

参考文献

- [1] Rajpurkar, Pranav, et al. “Squad: 100,000+ questions for machine comprehension of text.” Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2016.
- [2] Lan, Zhenzhong, et al. “Albert: A lite bert for self-supervised learning of language representations.” arXiv preprint arXiv:1909.11942, 2019.
- [3] Jia, Robin, and Percy Liang. “Adversarial examples for evaluating reading comprehension systems.” Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2017.
- [4] Banarescu, Laura, et al. “Abstract meaning representation for sembanking.” Proceedings of the 7th Linguistic Annotation Workshop and Interoperability with Discourse, 2013.
- [5] Bekki, Daisuke, and Koji Mineshima. “Context-passing and underspecification in dependent type semantics.” Modern perspectives in type-theoretical semantics. Springer, Cham, pp. 11-41, 2017.
- [6] 下村 光彦, ほか. “意味表現 N3 (Non-loss Normalized Network) とグラフマッチングによる機械読解エンジン”. 言語処理学会 2020 投稿済み, 2020.
- [7] 川崎 芳人, ほか. “総合英語 Evergreen”. いいずな書店, 2007.