

ニューラルモデルとタブロー法を用いた自然言語推論 Natural Language Inference Using Neural Network and Tableau Method

佐治 礼仁¹⁾ 加藤 芳秀²⁾ 松原 茂樹²⁾
Ayahito Saji Yoshihide Kato Shigeki Matsubara

1 はじめに

自然言語推論とは、2つのテキスト（一方を**前提**、他方を**仮説**と呼ぶ）の間に成り立つ推論的關係を同定するタスクである。前提から仮説が、論理的知識や常識的知識を用いて導出可能である場合は**含意**、前提と仮説が両立しえない場合は**矛盾**、そのいずれでもない場合は**中立**と判定する。質問応答や情報検索、テキスト要約などの幅広い分野での利用が期待されている。

近年、ニューラルモデルに基づくアプローチが自然言語推論において高い性能を達成している。例えば、Chenら [1] は単語埋め込みおよび双方向 LSTM を用いる手法を提案している。このモデルは単純でありながら、SNLI コーパス [3] を用いた実験において高い正解率を達成している。しかし一方で、ニューラルモデルに基づくアプローチには、判定結果に至る過程や理由を説明する能力を持たないという問題がある。ニューラルモデルの内部はブラックボックス化してしまっており、どのような推論が行われたのかを推察することも困難である。加えて、Gururangan ら [2] による研究では、SNLI コーパスや MultiNLI コーパス [4] などの自然言語推論データセットには、本来2つのテキストが与えられて初めて定まるはずの推論的關係が、一方のテキストのみから推測できてしまうバイアスがあることが示されており、ニューラルモデルが単にバイアスに基づいて推論的關係を同定しているという危険性が指摘されている。

一方、自然言語推論への記号操作的なアプローチが提案されている。このアプローチは、ニューラルモデルによるアプローチと異なり、結果に至る推論過程が人間にとって理解可能であるという利点が挙げられる。また、このアプローチにおける記号操作は一般に、形式論理学や言語学的な裏付けが与えられており、そのような推論を行った根拠を与えることができる。

そこで本稿では、ニューラル自然言語推論モデルに、記号操作的アプローチのような推論過程を明示化する性質を付加する方法を提案する。自然言語推論モデルには、入力として前提と仮説を受け取り、推論的關係を出力することのみを仮定する。すなわち、本手法は任意のニューラル自然言語推論モデルに適用可能である。本手法では、形式論理に基づく手法の一つであるタブロー法のアルゴリズムにニューラル自然言語推論モデルを組み込む。タブロー法は、推論規則の適用に基づく論理式の分解、並びに論理式への真偽値割り当てが存在するか否かのチェックから構成されるが、提案手法では、後者の処理においてニューラル自然言語推論モデルを用いる。タブロー法は論理式をその操作対象とするが、本手法では、高尾ら [7] の手法のように、論理式ではなく依存構造をその操作対象とする。

2 タブロー法の概略

本節では、提案手法のベースとなるタブロー法について説明する。タブロー法は、論理式と真偽値の対（以下では、**エントリ**と呼ぶ）の集合が与えられたとき、集合中のすべての論理式にその対となる真偽値を割り当てることが可能か否かを証明する手続きである。自然言語推論とタブロー法の関係は次のように整理できる。

- 前提、仮説を表す論理式が共に真となるような真偽値割り当てが存在しないことが証明されるとき、それは前提と仮説が矛盾の關係にあることを意味する。
- 前提が真、仮説が偽となるような真偽値割り当てが存在しないことが証明されるとき、前提が真であるならば仮説も真となるのは必然である、すなわち、前提が仮説を含意することを意味する。
- どちらの証明もできない場合は、前提と仮説は中立の關係にあることを意味する。

タブロー法では、与えられた論理式と真偽値の対の集合 E をもとに、タブローと呼ばれる木構造を構成する。タブローのノードのラベルは、エントリ $[X : A]$ である。これは、論理式 A が真偽値として X を取らなければならないという制約を表している。初期タブローは E の要素をラベルに持つノードから構成される。これにタブロー規則と呼ばれる推論規則をノードに対して繰り返し適用することによりタブローは導出される。タブロー規則の適用により、ノードにラベル付けされたエントリが表現する制約は、部分論理式に関する制約へと分解され、新たなノードとしてタブローに付け加えられる。タブローにおける枝分かれは場合分けに相当する。

タブローの根から葉への経路上のノードに $[T : A]$ 、及び $[F : A]$ というラベルが与えられているとき (T は真を、 F は偽を表す)、この経路は閉じているといい、タブローのすべての経路が閉じているとき、そのタブローは閉じているという。閉じている経路、及び閉じているタブローをそれぞれ**閉鎖経路**、**閉鎖タブロー**と呼ぶ。タブローが閉じていることによって、 E が表す制約を満たす真偽値割り当てが存在しないことが証明される。

3 提案手法

本節は、依存構造に基づくタブロー法とニューラルモデルに基づくタブローの閉鎖性の判定を組み合わせた自然言語推論の方法を提案する。この手法は以下の処理を順に実行する。

依存構造解析 前提と仮説のテキストを依存構造へと変換する（それぞれ D_P 、 D_H とする）。

タブロー法に基づく推論 依存構造に変換された前提と仮説をもとに、含意關係を証明するタブロー ($[T : D_P]$, $[F : D_H]$ から導出されるタブロー)、及び、矛盾關係を証明するタブロー ($[T : D_P]$, $[T : D_H]$ から導出されるタブロー) を構築する。以下では、これらのタ

1) 名古屋大学大学院情報科学研究科

2) 名古屋大学情報連携推進本部

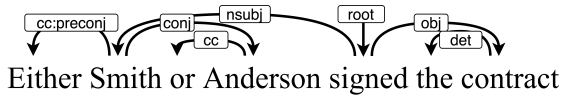


図1 “Either Smith or Anderson signed the contract.”の依存構造解析結果

ブローをそれぞれ含意タブロー、矛盾タブローと呼ぶ。
閉鎖タブローの判定 含意タブロー、及び、矛盾タブローが閉じているか否かをニューラル自然言語推論モデルを用いて判定する。

3.1 依存構造解析

提案手法では閉鎖タブローの判定にニューラル自然言語推論モデルを利用するが、ニューラルモデルへの入力には前提と仮説となる自然言語文である。そこで提案手法では、高尾ら [7] の手法のように真偽値と依存構造の対をタブローのエントリとして採用する。依存構造解析部は、前提と仮説を構成する文に対して依存構造を与える。依存構造として Universal Dependencies (UD)[5] を採用する。任意の UD に基づく依存構造解析器をこの解析処理に用いることができる。“Either Smith or Anderson signed the contract.”の依存構造解析の結果を図1に示す。

3.2 タブロー法に基づく推論

本節では、依存構造に基づくタブロー法について説明する。基本的な考え方は高尾ら [7] と同様であるが、次の点において提案手法は異なっている。

- 高尾らの手法では、個体定項に相当する記号を導入するようなタブロー規則が存在する（すなわち、エントリの要素は厳密には自然言語文ではない）が、提案手法ではそのような規則は採用しない。
- 閉鎖タブローの判定のために、各ノードの導出過程を記録する。

以下では、これらの点に焦点をあて、提案手法におけるタブロー法について説明する。

3.2.1 タブローの構成

タブローは、従来の方法と同様にタブロー規則の適用により導出される。提案手法におけるタブロー規則は、以下の形式で表現される。

$$P \rightarrow (C_{1,1} \wedge \dots \wedge C_{1,n_1}) \vee \dots \vee (C_{m,1} \wedge \dots \wedge C_{m,n_m})$$

ただし $P, C_{1,1}, \dots, C_{1,n_1}, \dots, C_{m,1}, \dots, C_{m,n_m}$ は真偽値と依存構造パターンの対である。依存構造パターンは変項を含み、各変項はマッチした箇所（依存構造や依存構造列）と対応付けられる。タブローの経路上に、 P にマッチするノード N が存在するとき、その経路の葉の子として新たな m 個の枝 $\langle C_{1,1}[\sigma] \dots C_{1,n_1}[\sigma] \rangle, \dots, \langle C_{m,1}[\sigma] \dots C_{m,n_m}[\sigma] \rangle$ を追加する。ここで、 σ は P の依存構造パターンとノード N とのマッチングにより得られる変項と依存構造との対応関係であり、 $C_{i,j}[\sigma]$ は、 $C_{i,j}$ の依存構造パターンに出現する変項を、対応する依存構造あるいは依存構造列で置き換えることにより得られるエントリである。図2にタブロー規則の例を示す。

タブロー規則の適用は、適用元のノードが表現する制約を、それと等価な制約へと変換する操作と位置づけられる。例えば、 $[T: \text{Either Smith or Anderson signed the contract.}]$ をラベルに持つノードに図2左の規則を適用す

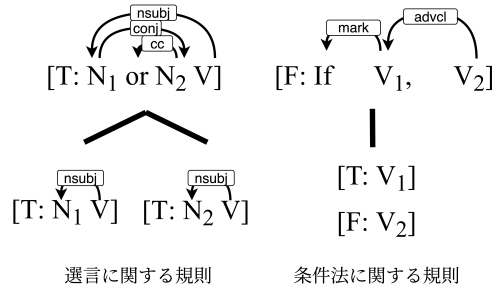


図2 タブロー規則の例

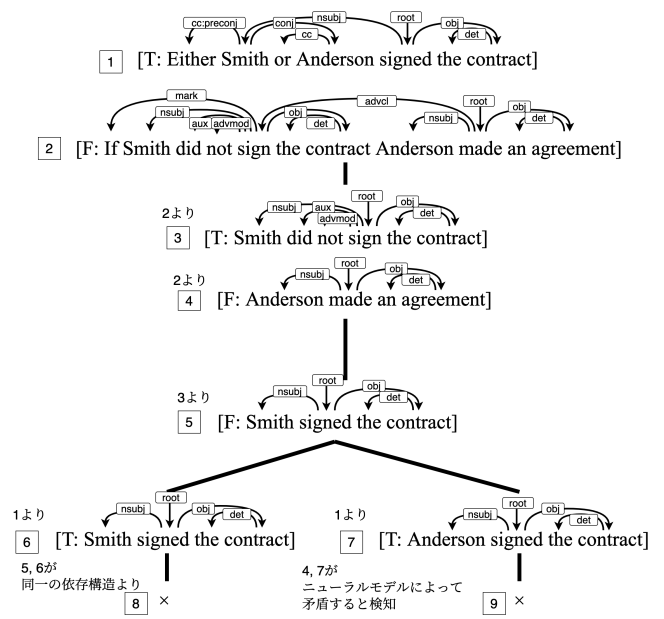


図3 含意関係のタブロー証明の例

ると、その経路の終点（タブローの葉）に2つのノードが追加される（それぞれのノードには、エントリとして $[T: \text{Smith signed the contract.}]$ と $[T: \text{Anderson signed the contract.}]$ がラベルとして与えられる）。新たに追加された2つのノードにより表現される制約は、元のノードの制約と等価である。

タブロー規則が適用されたノードについては、その制約は導出先のノードにより表現されているため、あらたに操作を適用する必要はない。本手法の目的である推論過程の明示化という観点からも、導出先のノード（より小さく分解された文）を考慮の対象とすることが望ましい。本手法では、タブロー規則適用の有無を区別するために、タブローのノードに対してフラグを立てる。フラグの立ったノードは以後は操作（規則の適用、及び閉鎖タブローの判定）には使用しない。

図3に、前提 “Either Smith or Anderson signed the contract.” と仮説 “If Smith didn’t signed the contract, Anderson made an agreement.” に対する含意タブローを示す。

3.3 タブローの閉鎖

一般のタブロー法においては、経路上に真偽値のみが異なるエントリが存在することをもって閉鎖経路を定義しているが、提案手法ではこれに加えてニューラル自然言語推論モデルに基づく閉鎖経路を定義する。自然言語推論モデルとしては、前提 P と仮説 H を入力として受け取ると、それを含意、中立、矛盾のいずれかのク

ラスに分類すると想定する。以下では、モデルにより同定されるクラスを $\text{Rel}(P, H)$ と書く。二つのノードに $[X_1 : D_1], [X_2 : D_2]$ がラベルとして与えられているとき、次の2つの状況が、真偽値を割り当てることができない状況にあたる。

- $X_1 = T \wedge X_2 = T \wedge \text{Rel}(\text{sen}(D_1), \text{sen}(D_2)) = \text{矛盾}$
- $X_1 = T \wedge X_2 = F \wedge \text{Rel}(\text{sen}(D_1), \text{sen}(D_2)) = \text{含意}$

ここで、 $\text{sen}(D)$ は、依存構造 D に対応する文である。提案手法では、どちらかの条件を満たす2つのノードが経路上に存在するとき、その経路は閉じていると定義する。

例えば、図3のタブローは2つの経路をもつが、左の経路 $(1, 2, 3, 4, 5, 6)$ では、 6 [T: Smith signed the contract], 5 [F: Smith signed the contract] が存在している。同一の経路上に真偽値のみが異なるラベルが存在しているため、この経路は通常のタブロー法の意味で閉じている。一方、右の経路 $(1, 2, 3, 4, 5, 7)$ では、 7 [T: Anderson signed the contract], 4 [F: Anderson made an agreement] が存在している。自然言語推論モデルによって $\text{Rel}(\text{sen}(7), \text{sen}(4)) = \text{含意}$ と分類されるとすると、この経路は閉じられることになる。

閉鎖タブローの判定においては、前節で述べたフラグが付与されていないノードのみを対象とすればよい。各経路上の、フラグの立っていない任意の2つのノードについて、 $\text{Rel}(\text{sen}(D_1), \text{sen}(D_2))$ を自然言語推論モデルに基づき求め、経路が閉じているかを判定する。また、タブローのノードは、前提から導出されたノードと、仮説から導出されたノードに分類できるが、前提から導出されたノード同士、あるいは仮説から導出されたノード同士を対象とすることも不要であるため、これも対象から除外する。

4 実験

本研究の目的である推論過程の明示化という観点から提案手法を分析するために、ニューラル自然言語推論モデルのみの手法、および、提案手法（タブロー法+ニューラル自然言語推論モデル）について実験を行い、それぞれの手法の性能を確かめた。

4.1 データセット

データセットとして SNLI コーパスを使用した。サンプル数は、訓練データが 549,367、開発データが 9842、テストデータが 9824 である。¹⁾

4.2 依存構造解析

依存構造解析器として Udify[6] および、Udify 事前学習モデルを用いた。Udify は BERT[8] ベースの多言語対応の依存構造解析器であり、UD に基づく依存構造を出力する。

4.3 ニューラル自然言語推論モデル

閉鎖タブローの判定に用いる自然言語推論モデルとして、LSTM を用いた自然言語推論モデルである ESIM[1] を利用した。²⁾ ESIM のパラメータは、SNLI コーパスの訓練用データと開発用データを用いて学習した。

4.4 タブロー規則の作成

タブロー規則として、命題論理のタブロー法の連言、選言、否定、条件法の4つの規則に相当する規則を作成

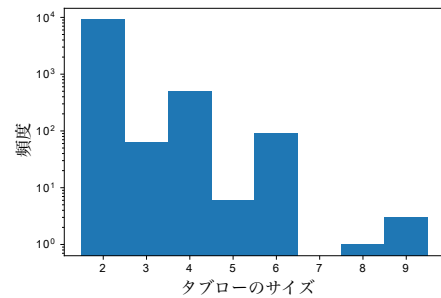


図4 含意タブローのサイズの分布

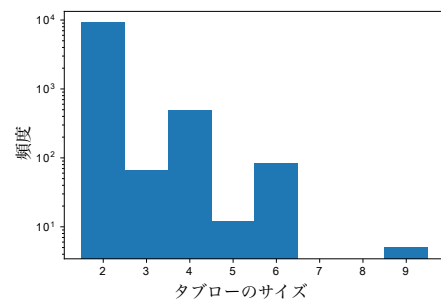


図5 矛盾タブローのサイズの分布

した。連言、選言については、文の等位接続だけでなく、UD の core argument (主語、目的語など) の等位接続を扱える規則となっている。作成したタブロー規則は計 30 個である。

4.5 評価

導出されたタブローのサイズ (依存構造の数) の分布を図4および図5に示す。何らかのタブロー規則が適用されたサンプルは、9824 件中 660 件であった。

含意タブローと矛盾タブローの両方が閉じてしまった場合はエラーというクラスに分類した。F₁ 値は、以下で定義した再現率および精度の調和平均である。

$$\text{再現率}_A = \frac{\text{正解と予測がクラス } A \text{ であるサンプル数}}{\text{正解がクラス } A \text{ であるサンプル数}}$$

$$\text{精度}_A = \frac{\text{正解と予測がクラス } A \text{ であるサンプル数}}{\text{予測がクラス } A \text{ であるサンプル数}}$$

タブロー規則が適用された 660 件について、各クラスごとの正解率、再現率、精度、F 値を表1および表2に示す。提案手法の macro 正解率は 68.64%、エラークラスに分類された割合は 6.97%、ニューラル自然言語推論モデルの macro 正解率は 86.82% であった。

提案手法は、ニューラルモデルのみの手法と比較して、誤って矛盾と判定してしまう傾向が見られる。次節においてその理由をサンプルを用いて分析する。

4.6 誤り分析

提案手法が推論的關係を正しく同定できなかったデータについてタブローを確認したところ、SNLI コーパスから学習したニューラルモデルがもつある特性が一つの原因と考えられる。以下では、実際の以下のサンプルを用いてこれを説明する。

前提: Four people and a baby are crossing the street at a crosswalk.

1) ラベルなしと分類されているサンプルはすべて取り除いた。

2) <https://github.com/coetaur0/ESIM> の実装を使用した。

表1 提案手法の予測結果

		予測			
		含意	中立	矛盾	エラー
正解	含意	138	21	25	38
	中立	12	122	76	3
	矛盾	10	17	193	5
正解率		82.73 %	73.94 %	73.64 %	-
再現率		62.16 %	57.28 %	85.78 %	-
精度		86.25 %	76.25 %	65.65 %	-
F ₁ 値		72.25 %	65.42 %	74.37 %	-

表2 ニューラル自然言語推論モデルの予測結果

		予測			
		含意	中立	矛盾	エラー
正解	含意	195	20	7	0
	中立	16	182	15	0
	矛盾	6	23	196	0
正解率		92.58 %	88.79 %	92.27 %	-
再現率		87.84 %	85.45 %	87.11 %	-
精度		89.86 %	80.89 %	89.91 %	-
F ₁ 値		88.84 %	83.11 %	88.49 %	-

仮説: People and a baby crossing the street.

推論的關係: 含意

これに対する矛盾タブローを図6に示す。推論的關係は「含意」であるため矛盾タブローは閉じてはならないが、ESIMは、 $Rel(\text{sen}(3), \text{sen}(6)) = \text{矛盾}$ と判定した。すなわち、この矛盾タブローは閉じていると判定した。

文献[3]において指摘されているが、 $\text{sen}(3)$ と $\text{sen}(6)$ の間の推論的關係には、ある種の不確定性が存在する。名詞句の参照する実体が同一であるか否かに応じて推論的關係が異なる場合があり、 $\text{sen}(3)$ と $\text{sen}(6)$ の推論的關係においては“Four people”と“A baby”が同一の実体を参照するとすればその推論的關係は「矛盾」であるが、同一の実体を参照しないとすれば「中立」である。SNLIコーパスにおいては、同一の実体を参照するという想定のもとで推論的關係が定められる傾向にあり、このデータに基づき構築されたESIMもその傾向を持っていると考えられる。ここにおいて注目すべきポイントは、タブロー法による推論によってこの事実を捉えることができた点である。

5 おわりに

本論文では、タブロー法とニューラルモデルを用いて自然言語推論を行う手法を提案した。今後の発展として、タブロー規則の充実や多言語への対応、などが考えられる。また、今回の実験では、データセットの前提と仮説をそのまま用いてニューラルモデルを学習したが、タブロー法に従って前提と仮説をより小さい文に分解し、それに基づきモデルを構築する方法の検討も今後の課題である。

参考文献

[1] Chen Qian, Zhu Xiaodan, Ling Zhen-Hua, Wei Si, Jiang, Hui and Inkpen Diana, “Enhanced LSTM for Natural Language Inference”, Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2017), pp. 1657-1668 (2017).
 [2] Suchin Gururangan, Swabha Swayamdipta, Omer Levy, Roy

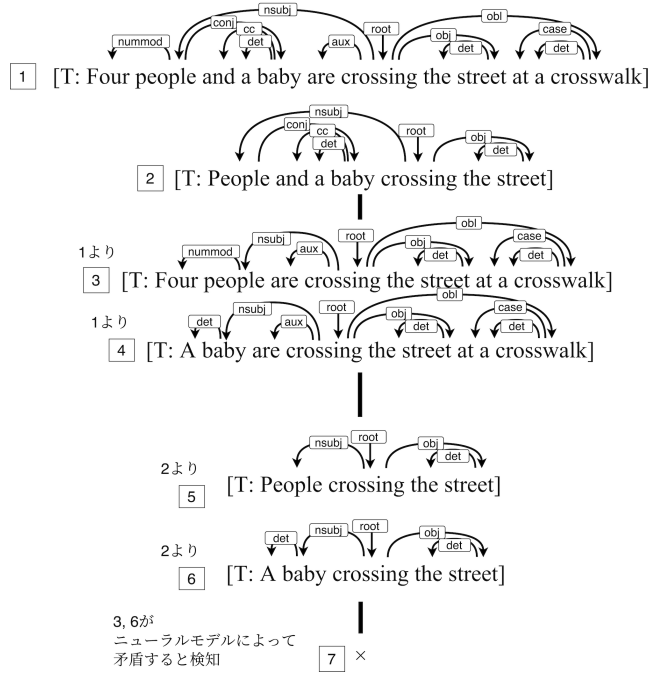


図6 誤って矛盾が検知されたタブロー

Schwartz, Samuel Bowman and Noah A. Smith, “Annotation Artifacts in Natural Language Inference Data”, Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 2, pp. 107-112 (2018).

[3] Bowman Samuel R, Angeli Gabor, Potts Christopher and Manning Christopher D, “A large annotated corpus for learning natural language inference”, Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP) pp. 632-642 (2015).
 [4] Williams Adina, Nangia Nikita, Bowman Samuel, “A Broad-Coverage Challenge Corpus for Sentence Understanding through Inference”, Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long Papers), pp. 1112-1122 (2018).
 [5] Ryan McDonald, Joakim Nivre, Yvonne Quirnbach-Brundage, Yoav Goldberg, Dipanjan Das, Kuzman Ganchev, Keith Hall, Slav Petrov, Hao Zhang, Oscar Täckström, Claudia Bedini, Núria Bertomeu Castelló and Jungmee Lee, “Universal dependency annotation for multilingual parsing”, Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers), pp. 92-97 (2013).
 [6] Kondratyuk Dan and Straka Milan, “75 Languages, 1 Model: Parsing Universal Dependencies Universally”, Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP), pp. 2779-2795 (2019).
 [7] 高尾 大樹, 加藤 芳秀, 松原 茂樹, “係り受け構造に基づく自然論理タブロー法”, 言語処理学会 第23回年次大会 発表論文集, pp. 182-185 (2017).
 [8] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee and Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”, Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers), pp. 4171-4186 (2018).