

令和元年6月14日現在

機関番号：11301

研究種目：基盤研究(A) (一般)

研究期間：2015～2018

課題番号：15H01702

研究課題名(和文) 論理推論・機械学習・物理計算の融合によって「行間を読む」談話解析モデル

研究課題名(英文) The computational modeling of deep, robust discourse analysis by integrating abductive reasoning, machine learning, and physical computing

研究代表者

乾 健太郎 (Inui, Kentaro)

東北大学・情報科学研究科・教授

研究者番号：60272689

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 33,000,000円

研究成果の概要(和文)：計算機による深く頑健な談話解析の実現を目的として、仮説推論・機械学習・物理計算を融合した談話解析モデルの構築に取り組んだ。主な成果として第1に、仮説推論を重み付き充足性最大化問題として定式化し、効率的な枝刈り手法を導入することによって説推論モデルの能力を飛躍的に向上させた。第2に、談話理解に必要な世界知識をWebやWikipedia等の文書集合から収集する手法を開発し、その知識を意味・談話解析に利用するモデルの有効性を示した。第3に、運転シーンにおける危険予測を仮説推論器と物理シミュレーションの統合によって実現し、有効性を確認した。開発したデータ、解析器はウェブサイトを通して一般公開している。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究は、文章の「行間」を読むことができる計算モデルの構築を目指して論理推論と機械学習の融合を図ったもので、極めて独自性の高い試みであった。仮説論理推論の手法についても既存手法に比べて倍以上の速度改善を達成しており、実世界データにおける仮説推論の実行可能性を飛躍的に引き上げた。談話解析を物理計算にグラウンディングさせる研究も先例のない挑戦的な試みであったが、その成果として運転シーンからの危険予測技術など実世界へ直接的に組み込める技術の雛形を開発し、「仮説推論による意図理解」というまったく新しい方向性の技術の実例を示した。

研究成果の概要(英文)：This project aimed at the computational modeling of deep, robust discourse analysis that was able to "read between the lines" by integrating abductive reasoning, machine learning, and physical computing. The main achievements are as follows. First, we significantly enhanced the computational capacity of abductive reasoning by formalizing the problem as weighted maximum satisfiability and devising efficient pruning methods. Second, we developed novel methods for large-scale knowledge acquisition from both Web and Wikipedia documents and demonstrated the impact of leveraging acquired knowledge on semantic and discourse analysis. Third, we built and empirically evaluated a computational model that innovatively integrated abductive reasoning and physical simulation to predict risks involved in given traffic scenes. The resources and tools developed in this project are made publicly available on our website.

研究分野：自然言語処理

キーワード：自然言語処理 人工知能 知能情報学 談話解析 仮説推論 知識獲得 物理計算

### 1. 研究開始当初の背景

自然言語処理技術は過去 20 年に発展した統計的手法の成功によって長足の進歩をとげた。しかし、実用的な水準に達している技術はいずれも、バラバラな文やフレーズから表面的な情報を抽出し、処理しているに過ぎず、文脈的な繋がりを認識する談話解析が未解決の問題として残っていた。実際、文の境界を越えて代名詞や省略などの参照先を解析する精度は 50%にも届いておらず、接続詞が省略された文の間の談話関係を解析する問題も 60%程度の精度に留まっていた。このような技術の頭打ちを解決する一つの要素として、明示的に書かれていない事態の認識や間接的な参照関係の解析が必要であった。

### 2. 研究の目的

大規模知識に基づいて「行間を読む」深く頑健な談話解析の実現を目的として、仮説推論・機械学習・物理計算を融合した談話解析モデルの構築に取り組む。この談話解析では、共参照関係や談話関係の解析の他、文章に明示的に表れない種々の情報を同定することを目指す。具体的な目標は次の 3 点である。

- (1) 既存の仮説推論器を高速化するとともに推論の規模耐性を向上させる。
- (2) 仮説推論による知識集約的な深い解析と機械学習による課題への頑健な適応性を融合した談話解析モデルを構築し、深く頑健な談話解析を実現する。
- (3) 言語と実世界の対応付け（グラウンディング）を行いながら談話解析を行う仕組みを仮説推論と物理計算の融合により実現する。

成果として得られる仮説推論器、注釈付き談話コーパス、談話解析器は無償公開する。

### 3. 研究の方法

課題の発散を防ぐために、構文・意味解析や知識獲得など、十分な準備が整いつつある技術については既存の技術やリソースを最大限に活用し、それらをどう使いこなして深い談話理解に繋げるかに焦点を当てる。(1) 仮説推論器の改良、(2) 談話解析モデルの構築と評価、(3) 物理計算との融合(言語と非言語モーダル情報処理との融合)の 3 つの研究課題について、それぞれ、仮説推論の高速化で大きな成果を上げた井之上・東北大学助教、運転シーンの理解と危険予測の研究開発に意欲を持つデンソーの研究グループとの協力体制のもと、緊密に連携しながら課題に取り組む。成果として得られる仮説推論器、注釈付き談話コーパス、談話解析システムは研究の早期から公開し、外部からのフィードバックも得ながら適宜改版していく。

### 4. 研究成果

課題(1) 仮説推論と分散表現の融合

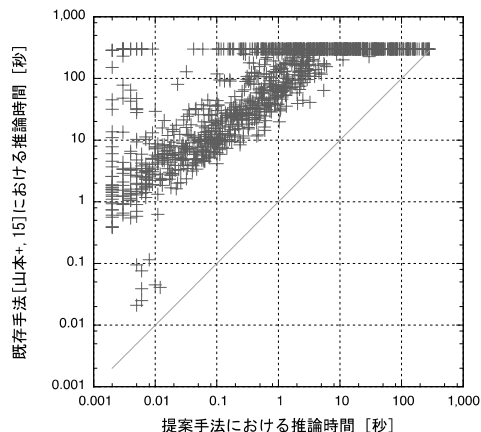


図 1. 見込みが薄い要素仮説の枝刈りの効果

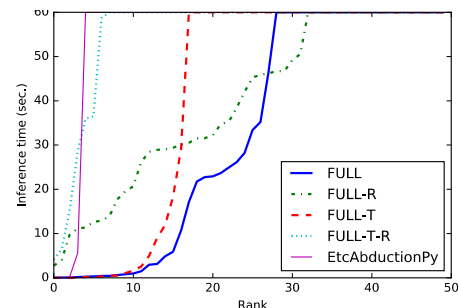


図 2. 重み付き充足性最大化問題による EtcAbduction の定式化の効果

- ① 一階述語論理上の最良仮説探索を整数線形計画問題に変換する過程で、最良の仮説に含まれる見込みが薄い要素仮説（リテラル）を近似探索し枝刈りする方法を開発した。機能的な言語表現に対応するリテラルの扱いで深刻な非効率を生じている問題に着目し、解決策を提案、実装した（山本他, 2016）。図 1 は、ベンチマークデータの各問題について提案手法と既存手法の推論時間を比較したものである。多くの問題において、100 倍程度の高速化が達成できたことがわかる。
- ② また、上記とは異なる道具立てで仮説推論の高速化を実現する新しい枠組みとして、仮説推論を重み付き充足性最大化問題として解く手法を提案し、命題論理上の Etcetera Abduction (Gordon et al. 2016) の規模耐性を大幅に改善した (Inoue et al. 2017)。先行研究と比較して、先行研究 (EtcAbductionPy) は、入力の問題のサイズに対してすぐに推論時間が爆発的に増えてしまうのに対して、提案手法 (FULL-\*) はより頑健であることを示した (図 2)。

#### 課題(2) 談話解析モデルの構築と評価

- ① 談話解析のベースとなる文内述語項構造解析および事実性解析について、詳細な誤り分析をおこない、課題の抽出および改善手法の提案につなげた (松林他, 2015; 成田他, 2015)。

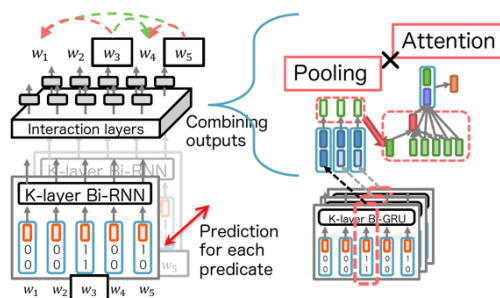


図3 先行詞間の依存関係を捉える述語好構造解析モデル

- ② 上記の詳細な誤り分析に基づき、文内述語項構造解析の現解析モデルについて素性の見直しやニューラルネットによる非線形化を行った結果、標準的な日本語ベンチマークデータ上での世界最高精度を更新した。(松林 2017; Matsubayashi and Inui 2017)。また、省略内容の補完性能を向上させる目的で、「一方の省略の先行詞が A であれば他方の省略の先行詞も A の可能性高い」といった複数の省略間の潜在的な依存関係を、訓練事例と知識の組合せによって捉える深層学習ベースの新しいアーキテクチャ (図 3) を構築し、解析性能を飛躍的に向上させた (Matsubayashi and Inui 2018)。得られた成果はオープンソースの日本語述語項構造解析器として利用可能になっている。
- ③ 仮説推論のベースとなる因果関係知識・スクリプト的知識の獲得を、述語の選択選好の文脈依存性をモデル化する新しい問題として捉えなおし、これを分散表現上に実現するニューラルネットベースの手法を提案し、このモデルを用いることで文脈に応じて適切な省略の穴埋めが行えることを示した (Inoue et al. 2016)。
- ④ 意味解析・知識獲得のための意味表現学習について研究を進め、エンティティ間の関係を表す言語表現の分散表現を適切に学習することによって意味解析や関係抽出の精度が向上することを示した (Takase et al. 2015, 2016; Komatsu et al. 2015; Dumont et al. 2016; Shimaoka et al. 2016)。
- ⑤ 論理を構成する離散的な記号の意味を連続量の分散表現 (ベクトル) で表現する枠組みの検討に着手し、因果関係のような知識を連続空間に埋め込み、論理的な推論を実現する枠組みの研究を進めた (Sasaki et al. 2017)。
- ⑥ Wikipedia を知識源とする知識ベース構築とそれを用いた意味談話解析に関する研究を展開し、Wikipedia の記述をさらに包括的に活用するための足がかりを作った (Zhou et al. 2017, Suzuki et al. 2018, Hanawa et al. 2017, Hanawa+ TOD 2019; Takahashi et al. 2018)。
- ⑦ さらに、⑥での知見を文章に対する質問応答タスクに適用し、談話の各断片から得られる情報のある種の接合を分散表現で扱える可能性があることがわかった。

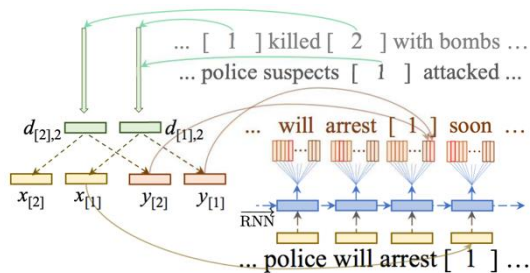
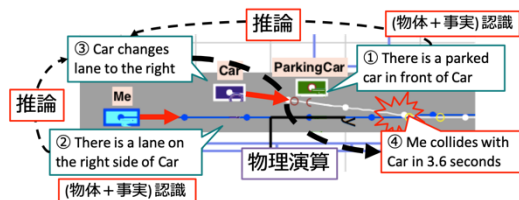


図4 未知語の分散表現を文脈の断片から合成するニューラルネットモデル



Actual risk: Car will change lanes to avoid ParkingCar

Model	Predicted risky entity-action	Explanation	Quantitative prediction
Baseline	Car will stop	X	X
Proposed1	Car will change lanes	✓	X
Proposed2	Car will change lanes	✓	✓

図5 運転時の実際の映像から知識推論と物理シミュレーションの双方を介して危険予測を行うシステム

第1に、文章内の各エンティティの意味表現を周辺の文脈情報に応じて動的に変化させる手法を提案し、これによって適切に文のつながりの良さを予測できることを示した (Kobayashi et al. 2016)。第2に、この手法を更に拡張し、学習データ中に全く現れない語に関する分散表現を文脈情報から合成するモデルを構築し、談話の断片情報から隠れた情報の予測を行える手法を実現した (Kobayashi et al. 2017, 図4)。

課題(3) 物理計算との融合 (言語と非言語モデル情報処理との融合)

- ① 実際の運転シーンからオブジェクトの状態を手で書き起こした論理式および物理シミュレーションのパラメータを入力として、仮説推論器と物理シミュレーションの相互作用によって次に起こるイベントを予測するシステムを開発し、その効果を確認した (Inoue et al. 2015)。
- ② 運転シーン理解への応用として、上記と同様の入力から、仮説推論器と物理シミュレーションの情報を相互に利用して次に起こるイベントを予測する全く新しいシステムを試作した (Takahashi et al. 2016, 図5)。また、この研究では、実際のヒヤリハットシーンの動画を大規模に収集したベンチマークデータを作成し、これを用いて大規模な評価実験を行うことで、システム研究開発の持続的サイクルの下地を整備した。
- ③ 言語と実世界の対応付け (グラウンディング) 問題の一つの例題として、与えられた画像中の特定の物体を指示する言語表現を解析する問題や、画像データ中の物体間の関係を言語表現に結びつける研

究にも着手し、一定の成果を収めた (Muraoka et al. 2016)。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 50 件)

1. Shun Kiyono, Jun Suzuki, Kentaro Inui. Mixture of Expert/Imitator Networks: Scalable Semi-supervised Learning Framework. In Proceedings of The Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-19), 12 pages, January 2019. (査読あり)
2. Tatsuki Kuribayashi, Hiroki Ouchi, Naoya Inoue, Paul Reisert, Toshinori Miyoshi, Jun Suzuki and Kentaro Inui. An Empirical Study of Span Representations in Argumentation Structure Parsing. In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2019), 5 pages, to appear 2019. (査読あり)
3. Yuichiroh Matsubayashi and Kentaro Inui. Distance-Free Modeling of Multi-Predicate Interactions in End-to-End Japanese Predicate-Argument Structure Analysis. In Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2018), pp.94-106, August 2018. (査読あり)
4. Ryo Takahashi, Ran Tian and Kentaro Inui. Interpretable and Compositional Relation Learning by Joint Training with an Autoencoder. In Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2018), pp.2148-2159, July 2018. (査読あり)
5. Yuichiroh Matsubayashi and Kentaro Inui. Revisiting Design Issues of Local Models for Japanese Predicate-Argument Structure Analysis. In Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP), pp. 128-133, November 2017. (査読あり)
6. Shota Sasaki, Sho Takase, Naoya Inoue, Naoaki Okazaki, and Kentaro Inui. Handling Multiword Expressions in Causality Estimation. In Proceedings of the 12th International Conference on Computational Semantics (IWCS), 6 pages, September, 2017. (査読あり)
7. Sosuke Kobayashi, Naoaki Okazaki, and Kentaro Inui. A Neural Language Model for Dynamically Representing the Meanings of Unknown Words and Entities in a Discourse. In Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP), pp.473-483, November 2017. (査読あり)
8. Sonse Shimaoka, Pontus Stenetorp, Kentaro Inui and Sebastian Riedel. Neural Architectures for Fine-grained Entity Type Classification. In Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL), pp.1271-1280, April 2017. (査読あり)
9. Naoya Inoue and Andrew Gordon. A Scalable Weighted Max-SAT Implementation of Propositional Etcetera Abduction. In Proceedings of the 30th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS), pp.62-67, May 2017. (査読あり)
10. 山本風人, 井之上直也, 乾健太郎. 機能的なリテラルを含む公理体系における仮説推論の効率化. 自然言語処理 Vol.23, No.3, pp.267-298, June 2016. (査読あり)
11. Ryo Takahashi, Naoya Inoue, Yasutaka Kuriya, Sosuke Kobayashi and Kentaro Inui. Explaining Potential Risks in Traffic Scenes by Combining Logical Inference and Physics Simulation. International Journal of Machine Learning and Computing (IJMLC), Vol. 6, No. 5, pp. 248-255, October 2016. (査読あり)
12. Sosuke Kobayashi, Ran Tian, Naoaki Okazaki and Kentaro Inui. Dynamic Entity Representation with Max-pooling Improves Machine Reading. In Proceedings of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics and Human Language Technologies (NAACL-HLT 2016), pp.850-855, June 2016. (査読あり)
13. Naoya Inoue, Yuichiroh Matsubayashi, Masayuki Ono, Naoaki Okazaki and Kentaro Inui. Modeling Context-sensitive Selectional Preference with Distributed Representations. In Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2016), pp. 2829-2838, December 2016. (査読あり)
14. Sho Takase, Naoaki Okazaki and Kentaro Inui. Composing Distributed Representations of Relational Patterns. In Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2016), pp. 2276-2286, August 2016. (査読あり)
15. 松林優一郎, 中山周, 乾健太郎. 日本語述語項構造解析タスクにおける項の省略を伴う事例の分析. 自然言語処理 Vol.22, No.5, pp.433-461, 2015. (査読あり)

16. 成田和弥, 水野淳太, 上岡裕大, 菅野美和, 乾健太郎. 誤り分析に基づく日本語事実性解析の課題抽出. 自然言語処理, Vol. 22, No. 5, pp. 392-432, 2015. (査読あり)

[学会発表] (招待講演 計 9 件)

1. Kentaro Inui. Modeling Commonsense Reasoning for Natural Language Understanding. International Conference for Top and Emerging Computer Scientists (IC-TECS), December 2017.
2. 乾健太郎. 自然言語処理のフロンティア. 横浜国立大学研究集会「新たな数理科学の可能性に向けて: IoT・人工知能・量子ウォークとその周辺」, December 2016.
3. 乾健太郎. 文章の「行間」を読むコンピュータの実現を目指して. 日立ソリューションズ東日本事業化発表会, November 2016.
4. Kentaro Inui. Commonsense Reasoning for Natural Language Discourse Understanding. Bilateral Workshop between Tohoku University and National Tsing Hua University, Plenary Speech, October 2016.
5. 乾健太郎, 関根聡. 「行間を読む」言語理解のための知識と推論. 第4回けいはんなエジソンの会, October 2016.
6. Kentaro Inui. Computational Models of Commonsense Reasoning for Natural Language Discourse Understanding. AEARU Web Technology and Computer Science Workshop 2016, September 2016.
7. 乾健太郎. 「行間を読む」自然言語処理への挑戦 ~知識、学習、推論、そしてグラウンディング~. 第18回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), 特別講演, July 2015.
8. 乾健太郎. 自然言語処理による情報編集. SmartNews Tech Night Vol. 3, August 2015.
9. 乾健太郎, 松林優一郎. 言語コーパスへの重層的意味情報付与 ~自然言語処理から見たコーパス分析~. 言語変化・変異研究ユニット第二回ワークショップ「コーパスからわかる言語の可変性と普遍性」, September 2015.

[その他]

受賞 (計 8 件)

1. 人工知能学会 2017 年度論文賞, 2018 年 6 月 27 日. 高瀬翔, 岡崎直観, 乾健太郎.
2. EACL 2017 Outstanding Paper Award, April 7 2017. Sonse Shimaoka, Pontus Stenetorp, Sebastian Riedel and Kentaro Inui.

3. 言語処理学会第 23 回年次大会 優秀賞, 2017 年 3 月 16 日. 松林優一郎, 乾健太郎.
4. 2016 IBM Faculty Award, July 18 2016. Kentaro Inui.
5. 言語処理学会第 22 回年次大会 最優秀賞, 2016 年 3 月 10 日. 大野雅之, 井之上直也, 松林優一郎, 岡崎直観, 乾健太郎.
6. 言語処理学会第 22 回年次大会 優秀賞, 2016 年 3 月 10 日. 小林颯介, 田然, 岡崎直観, 乾健太郎.
7. 情報処理学会 自然言語処理研究会 優秀研究賞 2016 年 1 月 22 日. 大野雅之, 井之上直也, 松林優一郎, 岡崎直観, 乾健太郎.
8. PACLIC-29 Best Paper Award (Computation), 1 November 2015. Hiroya Komatsu, Ran Tian, Naoaki Okazaki and Kentaro Inui.

公開ソフトウェアホームページ等

1. 乾・鈴木研究室公開リソース一覧

<https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/research/open-resources/>

(ア) 日本語 Wikification コーパス

(イ) 日本語 Wikipedia エンティティベクトル

(ウ) 解答可能性付き読解データセット

(エ) Showcase: Japanese Predicate-Argument Structure Analyzer

6. 研究組織

(1) 研究分担者

研究分担者氏名: 岡崎 直観

ローマ字氏名: Naoaki Okazaki

所属研究機関名: 東京工業大学

部局名: 情報理工学院

職名: 教授

研究者番号 (8 桁): 5 0 6 0 1 1 1 8

研究分担者氏名: 井之上 直也

ローマ字氏名: Naoya Inoue

所属研究機関名: 東北大学

部局名: 情報科学研究科

職名: 助教

研究者番号 (8 桁): 8 0 7 7 8 6 0 5

※科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。