

# 外延の抽象表現を用いた論理推論

田 然 宮尾 祐介  
 国立情報学研究所

{tianran,yusuke}@nii.ac.jp

## 1 はじめに

自然言語テキストの形式的意味表現として、述語論理やその拡張が様々提案されてきた [15, 8]。しかし、これらの枠組みを用いた自動推論は、計算コストが大きく、また厳密な推論だけでは対処できない事例が頻出するため、実世界テキストへの応用は限定的である。実際、自然言語処理における意味解析では、より表層に近い係り受け構造や述語項構造を用いて近似的に推論を実現する手法が主流である [18]。このような流れにおいて、大規模な言語知識や統計的手法による柔軟な推論を活用でき、なおかつ量量子などを含む厳密な論理推論も可能な形式的意味表現が求められている。

本稿では、係り受け木と同等の簡潔なデータ構造でありながら、量量子などの高階述語を含む論理的推論を実現し、なおかつ高効率な自動推論が可能な形式的意味表現を提案する。本提案は、データベースの自然言語クエリの意味表現として提案された Dependency-based Compositional Semantics (DCS) [10] を基盤とする。DCS はデータベースクエリを木構造で表し、木構造に沿って条件に合致するレコード、すなわち外延を計算することで、データベース検索を実現する。簡潔なデータ構造であり効率的な計算が可能であるため、大規模データベース検索への応用において成果を挙げている [3]。ただし、DCS の意味論はデータベースに対する検索命令として定義されているため、各単語のデータベースを与えなければ意味計算ができない。一般のテキストに対してデータベースを用意することは不可能であるため、オープンドメインの自然言語の推論、例えば含意関係認識 [2] には適用不可能である。

そこで我々は、DCS に対して外延の抽象表現を定義することで、データベースを明示的に与えること無く、自然言語テキスト間の推論関係を計算できることを示す。外延の抽象表現は DCS に基づく外延計算の結果を関係代数を用いて表した形式表現であり、特定のデータベースに依存せず計算可能である。よって、抽象表現間の関係を計算することで、テキスト間の推論関係が得られる。抽象表現に用いるのは関係代数の演算子の一部であり、本研究は述語論理のサブセットを与えているとも見なせる。すなわち、自然言語処理で実際に必要な推論に限定した論理体系を構築することで、高効率かつ頑健な推論を実現していると言える。

以下では、抽象表現とそれを用いた推論エンジンを概説し、これを応用した含意関係認識システムを紹介する。また、FraCaS, RTE, RITE による評価実験について報告し、本システムが厳密な論理推論と頑健な含意関係認識の両面で高い精度を達成することを示す。



図 1: 「学生が本を読む」の DCS 木

学生		本	読む	
ARG		ARG	SBJ	OBJ
太郎		平家物語	社員 A	日本経済新聞
花子		古事記	花子	平家物語
のび太		...	ドラえもん	小学五年生
...			...	...

表 1: 学生、本、読む のデータベース

## 2 背景

DCS は、自然言語文を関係データベースのクエリに変換する枠組みとして提案された [10]。図 1 のように、「学生が本を読む」という文は係り受け木の形で表され、木の各辺には SBJ や OBJ のような意味役割が付与される。このような木 (DCS 木) が与えられると、データベースに対する検索処理が一つ定義される。例えば、表 1 のデータベースに対し、図 1 の DCS 木は、「読む」表の中から SBJ が「学生」、OBJ が「本」に入るレコード (「花子が平家物語を読む」など) を取り出す。その結果、「学生が本を読む」が表すレコードの集合 (外延) が得られる。さらに、DCS 木に記号を追加することで、全称量量子などの高階述語が入る場合など、より複雑な意味を表すこともできる (図 2)。

しかし DCS を含意関係認識などのオープンドメインな推論タスクに適用しようとする、もはやデータベースの存在は望めない。データベースに対する検索命令自体は一種の意味表現であり、データベースの中の具体的なレコードに依存しないが、異なる検索命令の間の論理関係を具体的なデータベースに依存しない形で推論しなければならない。例えば、「学生に読まれる本」の意味を表すレコードの集合は、(どんなデータベースにおいても)「誰かに読まれる出版物」を表すレコード集合の部分集合であるはずである。自然言語の論理推論のためには、具体的なデータベースが与えられていない場合でもこのような関係を計算することが必要とされる。

## 3 関係代数を用いた外延の抽象表現

そこで我々は、関係代数の演算子を用いて、データベースの検索命令の抽象化である外延の抽象表現を定義する。抽象表現により、DCS 木の意味を具体的なデータベースに依存しない形で表現することができる。

自然言語表現	外延の抽象表現
複合名詞 <i>pet fish</i>	$\text{pet} \cap \text{fish}$
修飾 <i>nice day</i>	$\text{day} \cap (W_{\text{ARG}} \times \text{nice}_{\text{MOD}})$
時間 <i>boys study at night</i>	$\text{study} \cap (\text{boy}_{\text{SBJ}} \times \text{night}_{\text{TIME}})$
関係詞節 <i>books that students read</i>	$\text{book} \cap \pi_{\text{OBJ}}(\text{read} \cap (\text{student}_{\text{SBJ}} \times W_{\text{OBJ}}))$
量化 <i>all men die</i>	$\text{man} \subset \pi_{\text{SBJ}}(\text{die})$
否定 <i>no dogs are hurt</i>	$\text{dog} \parallel \pi_{\text{OBJ}}(\text{hurt})$

表 2: 外延の抽象表現の例

例えば「学生が本を読む」は、以下のように表す。

$$\text{読む} \cap (\text{学生}_{\text{SBJ}} \times \text{本}_{\text{OBJ}}) \quad (1)$$

ここで  $\cap$  と  $\times$  は関係代数の演算子で、それぞれ交わりと直積を表す。(1) の式は、**学生**と**本**の集合(表1における「学生」と「本」の表にそれぞれ対応)の直積を作り、それと**読む**の集合の共通部分をとることを表す。これを表1のデータベースに当てはめれば、DCS木で計算したものと同じ集合を取り出すことができる。しかし、(1)自体はどんなデータベースにも依存しない数式であることが重要である。

抽象表現を用いると、様々な言語表現の意味を簡単に表すことができる(表2)。この表において、 $W$  はすべてのエンティティーを含む集合、 $\pi$  は特定の意味役割への射影を表す(例えば  $\pi_{\text{OBJ}}: W_{\text{SBJ}} \times W_{\text{OBJ}} \rightarrow W_{\text{OBJ}}$ )。

抽象表現が得られると、2つの文の間の意味的關係は、抽象表現間の関係として計算することができる。我々の枠組みでは、抽象表現に対して以下の3つの関係(言明と呼ぶ)を定義する。

- 非空  $A \neq \emptyset$ :  $A$  が空集合でないことを表す。
- 包含  $A \subset B$ :  $A$  が  $B$  に包含されることを表す。
- 排他  $A \parallel B$ :  $A$  と  $B$  の交わりが空であることを表す。

直感的には、これらは充足可能、含意、矛盾を表す。抽象表現は DCS 木の定めた検索命令の抽象化なので、DCS 木から計算することができる。計算手続きは基本的に [10] とパラレルであり、以下にその概要を示す<sup>1</sup>。DCS はノード集合  $\mathcal{N}$  とエッジ集合  $\mathcal{E}$  からなるルート付き木  $\mathcal{T} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$  とし、各エッジ  $(\sigma, \sigma')$  は意味役割  $(r, r')$  でラベル付けされているとする。このとき、 $\mathcal{T}$  のノード  $\sigma$  をルートとする部分木  $\mathcal{T}_\sigma$  の外延は、以下のように定義される。

$$[\sigma]_{\mathcal{T}_\sigma} = I_p \cap \left( \bigcap_{i=1}^n l_{r'_i}(\pi_{r'_i}([\tau_i]_{\mathcal{T}_{\tau_i}})) \times W_{R_\sigma \setminus r'_i} \right).$$

$I_p$  は述語  $p$  が指す集合、 $l_r(A)$  は集合  $A$  を意味役割  $r$  のドメインに変換する関数(例えば  $l_{\text{SBJ}}(\text{学生}) = \text{学生}_{\text{SBJ}}$ )、 $W_R$  は  $W$  の意味役割集合  $R$  における直積、 $R_\sigma$  はノード  $\sigma$  が持つ意味役割の集合である。直感的には、すべての部分木の外延をエッジの意味役割に応じて射影し、それらの直積とルートノードの交わりを求めている。 $\mathcal{T}$  全体の抽象外延は、ルートノードを  $\rho$  とすると  $[\rho]_{\mathcal{T}} = [\rho]_{\mathcal{T}_\rho}$  として求められる。

さらに、以下の式により、 $\mathcal{T}$  中の各ノードに対し、その文の中における外延を求めることができる。

$$[\tau_i]_{\mathcal{T}} = [\tau_i]_{\mathcal{T}_{\tau_i}} \cap (l_{r'_i}(\pi_{r'_i}([\sigma]_{\mathcal{T}})) \times W_{R_{\tau_i} \setminus r'_i}).$$

例えば、図1のノード**本**の外延は、 $\text{本} \cap \pi_{\text{OBJ}}(\text{読む} \cap (\text{学生}_{\text{SBJ}} \times W_{\text{OBJ}}))$  であり、これはフレーズ「学生が読む本」の外延の抽象表現と一致する。

<sup>1</sup>本論文での DCS の定義は [10] とは厳密には異なる。

- $W \neq \emptyset$
- $A \cap B \subset A$
- $B \times q_C(A, B) \subset A$
- $A \neq \emptyset \Leftrightarrow \pi(A) \neq \emptyset$
- $(A \subset B \ \& \ B \subset C) \Rightarrow A \subset C$
- $(A \subset B \ \& \ A \neq \emptyset) \Rightarrow B \neq \emptyset$
- $(A \parallel B \ \& \ C \subset A) \Rightarrow C \parallel B$
- $(C \subset A \ \& \ C \subset B) \Rightarrow C \subset A \cap B$

表 3: 公理の抜粋

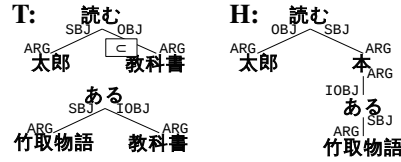


図 2: 「太郎は全ての教科書を読む」(左上)、「竹取物語は教科書にある」(左下)、「太郎は竹取物語のある本を読む」(右)の DCS 木

量子子はエッジに対するラベルとして定義される。エッジ  $(\sigma, \tau_1)$  に対して量子子  $q$  が付与されたとする<sup>2</sup>、外延の抽象表現は以下のように定義される<sup>3</sup>。

$$[\sigma]_{\mathcal{T}_\sigma} = q^{\tau_1}([\sigma]_{\mathcal{T}_\sigma}, \pi_{r'_1}([\tau_1]_{\mathcal{T}_{\tau_1}})).$$

ただし、 $\mathcal{T}'_\sigma$  は  $\sigma$  をルートとする部分木で、エッジ  $(\sigma, \tau_1)$  以下の木を削除したものである。 $q^r(A, B)$  は関係代数における除算であり、例えば全称量化を表す  $q_C^r$  は、 $q_C^r(A, B) \times B \subset A$  と定義される。

同様に、否定や一般量子子などの高階述語や下方含意などの現象は、除算あるいは選択演算を導入し、4節で述べる公理系を適切に設計することで実現できる。また、DCS は木構造しか表現できないが、共参照関係にあるノードどうしで外延の共通集合を計算することで、共参照関係が導入できる(詳細は割愛)。

## 4 推論エンジン

抽象表現に対する言明が与えられれば、適切に公理を設計することで言明間の関係を導くことができる。現在のところ約 30 個の公理を実装した(表3)。これらは、言明間の論理関係を完備に記述する公理系ではなく、自然言語における大部分の推論を可能にし、かつ計算機で高速に処理できるように設計されている。

図2の例では、以下のような抽象表現が構成され、太郎が読むもの:

$$F_1 = \pi_{\text{OBJ}}(\text{読む} \cap (\text{太郎}_{\text{SBJ}} \times W_{\text{OBJ}}))$$

竹取物語は教科書にある:

$$F_2 = \text{ある} \cap (\text{竹取物語}_{\text{SBJ}} \times \text{教科書}_{\text{IOBJ}})$$

竹取物語のある教科書:

$$F_3 = \text{教科書} \cap \pi_{\text{IOBJ}}(\text{ある} \cap (\text{竹取物語}_{\text{SBJ}} \times W_{\text{IOBJ}}))$$

竹取物語のある本:

$$F_4 = \text{本} \cap \pi_{\text{IOBJ}}(\text{ある} \cap (\text{竹取物語}_{\text{SBJ}} \times W_{\text{IOBJ}}))$$

太郎は竹取物語のある本を読む:

$$F_5 = \text{読む} \cap (\text{太郎}_{\text{SBJ}} \times F_{4, \text{OBJ}})$$

図2左を **T**、右を **H** とすると、**T** の言明 ( $\text{教科書} \subset F_1, F_2 \neq \emptyset$ )、言語知識 ( $\text{教科書} \subset \text{本}$ )、公理<sup>4</sup>から、**H** の表す言明  $F_5 \neq \emptyset$  が証明される(図3)。

<sup>2</sup>複数のエッジに量子子が付与されている場合は、この計算を複数回行えば良い。

<sup>3</sup>量子子の計算は、各ノードの外延  $[\sigma]_{\mathcal{T}}$  を計算する際に計算することもでき、量子子のスコープが異なる外延が得られる。

<sup>4</sup> $\pi_{\text{IOBJ}}(F_2) = F_3$  のような代数恒等式も公理として用いる。

$$\begin{array}{c}
\pi_{\text{Obj}}(F_2) = F_3 \quad \frac{\mathbf{T}}{F_2 \neq \emptyset} \quad \text{公理 4} \quad \frac{\text{教科書} \subset \mathbf{B}}{F_3 \subset F_4} \quad \frac{\mathbf{T}}{\text{教科書} \subset F_1} \quad \frac{\text{公理 2}}{F_3 \subset \text{教科書}} \quad \frac{\text{公理 5}}{F_3 \subset F_1} \quad \text{公理 8} \\
\frac{F_3 \neq \emptyset}{F_3 \subset F_1 \cap F_4} \quad \text{公理 6} \\
\pi_{\text{Obj}}(F_5) = F_1 \cap F_4 \quad \frac{F_1 \cap F_4 \neq \emptyset}{F_5 \neq \emptyset} \quad \text{公理 4}
\end{array}$$

図 3: 外延の抽象表現を用いた証明の例

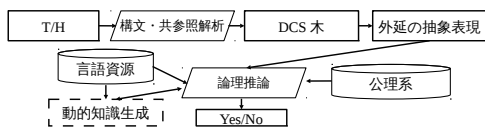


図 4: 含意関係認識システム

公理系の重要な特徴として、全ての公理がホーン節であることが挙げられる。ホーン節については、高速に自動推論を行うアルゴリズムが知られている [20]。さらに、言明は我々の論理体系において原子文であり、一階の推論規則は抽象表現の代数的性質を記述する約 30 個の公理だけである。大量の原子文に対して限られた推論規則を用いて前向き推論を行う設定はエキスパートシステム [7] として古くから研究されており、様々な高速化手法が提案されている。例えば、適切なハッシングやインデキシングにより推論規則の前提を満たす原子文を瞬時に探索することができる [6]。

## 5 含意関係認識システム TIFMO

上記の論理体系を実装し、含意関係認識システムを構築した。本システムは以下のように動作する (図 4)。

1. 各 **T-H** ペアに対し係り受け・共参照解析を行う。英語の解析は Stanford CoreNLP<sup>5</sup> を用いた。日本語は Cabocha<sup>6</sup> および Syncha<sup>7</sup> を用いた。
2. 解析ツールの出力を、簡単なパターンマッチルールで DCS 木に変換する。DCS 木は 3 節のアルゴリズムで抽象表現に関する言明に変換される。
3. **T** の言明と言語知識を用いて、**H** の証明を試みる。
4. **H** を証明出来なかった場合、**T** と **H** の DCS 木からアラインメントを生成する。類似度が閾値以上のアラインメントを言明に変換し、新たな知識として推論エンジンに追加する。類似度は、英語では [13]<sup>8</sup> のベクトルのコサイン類似度、日本語では分類語意表のカテゴリから計算した。類似度の閾値は、RTE および RITE の開発セットを用いて設定した (英語では 0.2、日本語では 0.3)。
5. 再度 **H** の証明を試みて、最終的に **H** が証明されたペアに対して「含意関係あり」と出力する。

例えば RTE2 開発データからの **T-H** ペア：

**T:** Tropical storm Debby is blamed for deaths.

**H:** A storm has caused loss of life.

に対し、図 5 のようなアラインメントが生成される。言明への変換は、アラインメントに沿って **T** を変換し

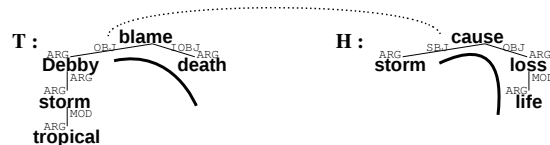


図 5: DCS 木のアラインメント

た木 **T'** から外延を計算し、**T** と **T'** から計算した外延の間に包含関係を導入することで行う。上記の例では、 $[\text{OBJ}(\text{blame})]_{\mathbf{T}} \subset [\text{OBJ}(\text{cause})]_{\mathbf{T}'}$  が得られる。ここで注意されたいのは、この知識 (“*X is blamed for death* → *X causes loss of life*”) は述語論理で記述するとホーン節ではない。しかし抽象表現ではこれは原子文であるため高速な推論が可能となる。

## 6 関連研究

自然言語文を論理式に変換し推論を行うシステムは古くから研究されてきた。[4] は CCG パーサを使ってテキストを一階述語論理式に変換し、自動証明器を用いて証明を行うシステムである。しかし、既存の知識と厳密な証明のみでは RTE データの正例に対する再現率が非常に低いことが報告されている。一方、[14, 16] は係り受け構造から述語論理式を得るシステムであるが、否定や全称量化などを含まない存在量化と論理積のみの論理式を扱っている。また、知識不足を補うために人手あるいは動的に生成する推論ルールを用いるが、これらは単一述語のペアに対するルールのみで、フレーズに関するルールはホーン節でないため扱っていない。[5] は GPSG パーサから得られる述語項構造に近い論理式を用いるシステムである。述語項構造は表層構造に近いので DIRT [11] などのパラフレーズ知識を簡単に扱えるが、下方含意など入り組んだ論理現象は扱うことができない。[1] は [4] と同様に一階述語論理式を得るが、(限定された形の) パラフレーズルールを動的に生成する手法と、確信度付きの証明を生成するために Markov Logic Network (MLN) を使う手法を提案した。しかし、MLN に基づく推論は非常に重く、論理式の中の全称量子子を全て存在量子子に変換するなど、大幅な妥協手段を使わざるを得なかった。

一階述語論理より限定された論理体系で自然言語の推論を実現する試みも提案されている。例えば [12] は Natural Logic を用いた手法で効率的推論を実現している。しかし、主に上方・下方含意の区別に焦点を当てており、共参照などの推論は対象外である。

含意関係認識の研究では、より表層的レベルで推論を行うアプローチが広く採用されている。その中でも係り受け木の変換に基づくアプローチ [18] は大規模言語知識や統計的学習を駆使して高い精度を達成しており、以下の節で比較対象とする。

<sup>5</sup><http://nlp.stanford.edu/software/corenlp.shtml>

<sup>6</sup><https://code.google.com/p/cabocha/>

<sup>7</sup><http://www.cl.cs.titech.ac.jp/~ryu-i/syncha/>

<sup>8</sup><code.google.com/p/word2vec>

	Single Prem.	Multi Prem.
Lewis13 [9]	70	50
MacCartney08 [12]	<b>97.7</b>	-
提案手法	77.3	<b>80.0</b>

表 4: FraCaS での精度 (%)

	RTE2	RTE3	RTE4	RTE5
Bos06 [4]	60.6	-	-	-
MacCartney08 [12]	-	59.4	-	-
Clark08 [5]	-	-	56.5	-
Stern11 [17]	61.6	<b>67.1</b>	-	63.5
Stern12 [18]	-	-	-	64.0
提案手法	56.3	59.8	<b>58.2</b>	<b>65.0</b>

表 5: PASCAL RTE データセットでの精度 (%)

## 7 実験

**FraCaS データセット** 表 4 に FraCaS データセット [12] での評価結果を示す。FraCaS は厳密な論理的推論の妥当性を検証することを目的としたデータセットである。本実験では、[9] にならい *Quantifiers* 節のデータを用いた。本データは前提が単文 (single premise) のデータ 44 個と、前提が複数文 (multi premise) のデータ 30 個からなる。MacCartney08 は Natural Logic を用いた手法であり、複数文からの論理的推論はできない。Lewis13 は CCG 構文解析器を用いて一階述語論理式を得る手法である。

実験結果より、我々の手法は複数文データも含めて既存研究より高い精度を示している。一階述語論理より限定された論理体系でありながら、同等の精度を示していることに注目すべきである。誤りの主な原因は、DCS への変換の誤りや、未実装の量子子 (neither など) による。これらは論理体系自体の問題ではなく解析や実装の問題であり、今後改善することができる。

**PASCAL RTE データセット** より現実的なデータにおける論理推論のパフォーマンスを評価するため、PASCAL RTE データセット [2] による評価を行った。PASCAL RTE は、テキスト間含意関係認識の評価タスクで提供されているデータであり、新聞などのテキストから **T-H** ペアを作成したものである。

提案手法と既存研究の結果を表 5 に示す。RTE データセットはデータ作成方法によりデータの傾向が大きく異なることが知られており、特に初期のデータでは表層的な手法 (単語オーバーラップ率など) で高い精度が出るということが知られている。実際、形式論理に基づく既存研究 (Bos06, MacCartney08, Clark08) は様々な方法で表層的な手法との組み合わせを行うことで精度を向上させているが、提案手法では論理的推論しか行っていない。実験結果により、本システムは形式論理に基づくシステムと同等あるいはより良い精度を示し、さらに RTE5 においては様々な知識リソースと統計的学習を駆使した最先端のシステム (Stern11, Stern12) より高い精度を示している。提案手法は教師あり機械学習を用いておらずパラメータはパスの長さと同程度の閾値のみであり、今後知識リソースなどを利用することによりさらなる精度向上が期待される。

**NTCIR RITE データセット** 最後に、日本語データ NTCIR RITE [19] における結果を報告する。NTCIR RITE は、初めて日本語においてテキスト間含意関

	Prec.	Rec.	Acc.
RITE1-Exam	72.2	28.7	66.3
RITE2-ExamBC	73.9	19.7	66.3

表 6: NTCIR RITE データセットにおける実験結果

係認識をテーマとした評価タスクである。本稿では、RITE1, 2 の Exam(BC) タスクのデータを用いる。

表 6 に実験結果を示す。本データは **H** が長いこと、辞書 (分類語彙表) ベースの類似度を使っていることが原因で完全に証明できる正解 (再現率) はまださほど高くないが、高い適合率を達成している。また、本システムによる証明と表層的特徴量を組み合わせることで、高い精度を達成することが示されている [21]。

## 8 おわりに

本稿では、DCS の意味論を自然言語の推論に適用するために、外延の抽象表現を定義し、公理系を設計した。また、本提案の論理体系を実装し、さらに DCS 木のアラインメントを抽象表現に変換することで頑健な推論エンジンを実現した。実験では、本論理体系が自然言語における厳密な論理推論を十分実現できることを FraCaS データで示し、さらにより現実的なデータに対しても、動的な知識生成により頑健な論理推論が達成されたことを RTE と RITE のデータで示した。

## 参考文献

- [1] I. Beltagy, C. Chau, G. Boleda, D. Garrette, K. Erk, and R. Mooney. Montague meets markov: Deep semantics with probabilistic logical form. In *\*SEM*, 2013.
- [2] L. Bentivogli, I. Dagan, H. T. Dang, D. Giampiccolo, and B. Magnini. The fifth PASCAL recognizing textual entailment challenge. In *TAC*, 2009.
- [3] J. Berant, A. Chou, R. Frostig, and P. Liang. Semantic parsing on Freebase from question-answer pairs. In *EMNLP*, 2013.
- [4] J. Bos and K. Markert. When logical inference helps determining textual entailment (and when it doesn't). In *2nd RTE Workshop*, 2006.
- [5] P. Clark and H. Phil. Recognizing textual entailment with logical inference. In *TAC*, 2008.
- [6] E. N. Hanson, M. Chaabouni, C.-H. Kim, and Y.-W. Wang. A predicate matching algorithm for database rule systems. In *ACM-SIGMOD*, 1990.
- [7] P. Jackson. *Introduction to Expert Systems*. Addison-Wesley Longman, Boston, 1998.
- [8] H. Kamp and U. Reyle. *From Discourse to Logic*. Kluwer, Dordrecht, 1993.
- [9] M. Lewis and M. Steedman. Combined distributional and logical semantics. *Trans. ACL*, 1, 2013.
- [10] P. Liang, M. Jordan, and D. Klein. Learning dependency-based compositional semantics. In *ACL*, 2011.
- [11] D. Lin and P. Pantel. Discovery of inference rules for question-answering. *Nat. Lang. Eng.*, 7(4), 2001.
- [12] B. MacCartney and C. D. Manning. Modeling semantic containment and exclusion in natural language inference. In *Coling*, 2008.
- [13] T. Mikolov, W.-t. Yih, and G. Zweig. Linguistic regularities in continuous space word representations. In *NAACL*, 2013.
- [14] D. Moldovan, C. Clark, S. Harabagiu, and S. Maiorano. Cogex: A logic prover for question answering. In *NAACL*, 2003.
- [15] R. Montague. Universal grammar. *Theoria*, 36, 1970.
- [16] R. Raina, A. Ng, and C. Manning. Robust textual inference via learning and abductive reasoning. In *AAAI*, 2005.
- [17] A. Stern and I. Dagan. A confidence model for syntactically-motivated entailment proofs. In *RANLP*, 2011.
- [18] A. Stern, R. Stern, I. Dagan, and A. Felner. Efficient search for transformation-based inference. In *ACL*, 2012.
- [19] Y. Watanabe, Y. Miyao, J. Mizuno, T. Shibata, H. Kanayama, C.-W. Lee, C.-J. Lin, S. Shi, T. Mitamura, N. Kando, H. Shima, and K. Takeda. Overview of the Recognizing Inference in Text (RITE-2) at the NTCIR-10 Workshop. In *NTCIR-10*, 2013.
- [20] H. Zhang and M. E. Stickel. An efficient algorithm for unit propagation. In *AI-MATH*, 1996.
- [21] 田然 and 宮尾 祐介. 関係代数に基づく推論の含意関係認識への応用. In *人工知能学会第 27 次年次大会発表論文集*, 2013.