

# 自然演繹に基づく文間の含意関係の証明を用いた フレーズアライメントの試み

谷中 瞳<sup>1</sup> 峯島 宏次<sup>2,4</sup> Pascual Martínez-Gómez<sup>3</sup> 戸次 大介<sup>2,4</sup>  
<sup>1</sup> 東京大学 <sup>2</sup> お茶の水女子大学 <sup>3</sup> 産業技術総合研究所 <sup>4</sup> JST, CREST  
 hitomiyana@ecc.u-tokyo.ac.jp, mineshima.koji@ocha.ac.jp,  
 pascual.mg@aist.go.jp, bekki@is.ocha.ac.jp

## 1 はじめに

含意関係認識 (Recognizing Textual Entailment, RTE) [1] は、文  $T$  が仮説  $H$  を含意するか否かを自動判定する自然言語処理のタスクである。文の意味を論理式で表現し、論理推論によって高度な意味解析を行う手法 [2, 3] は、論理式による意味表現と整合性の高い組合せ範疇文法 (Combinatory Categorical Grammar, CCG) [4] による頑健な統語解析の発展に伴い、RTE において高精度を達成している。論理推論によるアプローチでは、否定表現や数量表現のような機能語の意味解析を体系的に扱うことができるが、内容語の意味解析が必要な場合は、WordNet [5] や PPDB [6] などの語彙知識がしばしば利用される [3, 7, 8, 9, 10]。語彙知識の利用は、単語間知識の扱いには一定の有効性が認められている [3, 10] が、フレーズ間知識の扱いには問題が残っている。ここで、フレーズ間知識を論理推論で扱う際の問題を3つ挙げる。

第一に、語彙知識から不足するフレーズ間知識を検索し、単純に推論に適用する手法 [7] は、文中のコンテキストを考慮していないという問題がある。PPDB などの言い換えデータベースには、言い換えが成り立つためのコンテキストの条件は含まれていない。そのため、コンテキストと合致しない言い換えを推論に適用することで、含意関係が不明の文ペアを含意と誤判定するという問題がある。そこで、文中のコンテキストに合わせて言い換えか否かを判定する方法が求められる。

第二に、フレーズ間知識を論理推論で扱うためには、文中のフレーズの適切な対応付け (フレーズアライメント) を特定する必要がある。先行研究では表層情報を利用してフレーズアライメント [9] を行い、確信度付きのフレーズ間知識を推論に導入している。しかし、この手法ではアライメントのエラーによって誤った推論が行われ、単語間知識の導入と比べて精度改善が見られなかったことが報告されている。

第三に、論理推論に必要なフレーズ間知識の不足が挙げられる。大規模な言い換えデータベースが存在する一方で、含意関係の推論に必要なフレーズ間知識は多種多様であり、データベースの網羅性は自明ではない。そこで、推論において不足するフレーズ間知識を特定し、言い換えデータベースの拡充にフィードバック

する方法が求められる。

本稿では、これらの問題を解決するために、自然演繹に基づく文間の含意関係の証明の実行過程からフレーズアライメントを特定し、論理推論に適用する手法を提案する。提案手法を用いてフレーズ間知識の公理を生成し、RTE の問題に適用することで、単語間知識だけでは推論できなかったパラフレーズを含む文間の含意関係が推論可能であることを示す。

## 2 先行研究

既存の推論システムとして、The Meaning Factory [7] は WordNet 上の単語間知識を論理式に変換し、公理として推論に利用している。また、PPDB を検索し、前提文と仮説文中のフレーズを同じ表現に統一している。しかし、この手法は1節で述べたように文中のコンテキストを無視しているという問題がある。

Probabilistic Logic を用いた推論システム [8, 9] は、WordNet, PPDB を公理として利用している。加えて、訓練データに導出原理に基づく手法を適用して特定したフレーズの候補から分類器を学習し、公理に追加している。しかし、この手法では一通りの変数の単一化しか考慮しないため、同じ内容語を複数回含む文において問題が起こる。本稿で採用する自然演繹に基づく証明では、変数の単一化においてバックトラッキングが可能であり、柔軟にフレーズアライメントを特定できる。

自然演繹を用いた推論システム [10] は、含意関係の証明の途中で証明不可能と判定された部分論理式に関して、前提と結論で項をシェアしている論理式に着目し生成する公理の候補を絞り込み、WordNet で意味的關係が確認できた公理を補完する。しかしこの手法は単語間知識の公理生成には有効であるが、フレーズ間知識の公理は生成できないという問題がある。

単言語におけるフレーズアライメントの先行研究としては、構文構造からフレーズの対応関係を特定する手法 [11] がある。本稿では構文構造ではなく、証明の実行過程から意味表現上のフレーズアライメントを試みる。構文構造上のフレーズアライメントの手法と比較して、意味表現上のフレーズアライメントでは機能語と内容語の意味を区別してフレーズを対応付けられるという利点がある。

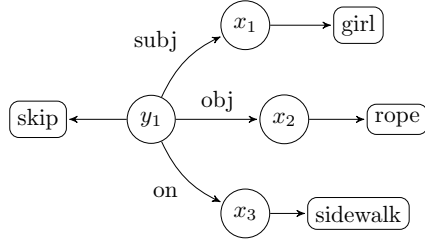


図 1: 論理式 (ii) のグラフによる表現.

### 3 論理式とグラフによる文の意味表現

提案手法では、文の意味を論理式で表現し、論理式間の含意関係を推論で判定する。文の意味表現は、イベントを項にとる 1 項述語として用言を分析する Neo-Davidsonian Event Semantics [12] に基づく。例として、文 (i) の意味表現は論理式 (ii) のように表される。

- (i) A girl is skipping rope on a sidewalk.  
(ii)  $\exists x_1 \exists x_2 \exists x_3 \exists y_1 (\text{girl}(x_1) \wedge \text{rope}(x_2) \wedge \text{sidewalk}(x_3) \wedge \text{skip}(y_1) \wedge (\text{subj}(y_1) = x_1) \wedge (\text{obj}(y_1) = x_2) \wedge \text{on}(y_1, x_3))$

$x_i$  はエンティティを表す変数、 $y_j$  はイベントを表す変数である ( $i, j \in \mathbb{N}$ )。

この論理言語において、 $F$  を一項述語、 $G$  を二項述語、 $u, v$  を変数、 $\mathbf{R}$  を意味役割 (例: **subj, obj**) とすると、原子論理式の集まり  $\mathcal{A}$  は (1) のように定義される。特に、 $F(u)$  もしくは  $G(u, v)$  の形式を持つ原子論理式を基本述語と呼ぶ。さらに、原子論理式と連言 ( $\wedge$ )、存在量化子 ( $\exists$ ) によって構成される論理式を基本論理式と呼び、(2) のように定義する。

$$\mathcal{A} ::= F(u) \mid G(u, v) \mid \mathbf{R}(u) = v \quad (1)$$

$$\varphi ::= A \mid \varphi \wedge \varphi \mid \exists u \varphi \quad (2)$$

論理式 (ii) は基本論理式である。基本論理式はいわゆる述語項構造を表しており、基本論理式と否定 ( $\neg$ )、選言 ( $\vee$ )、含意 ( $\rightarrow$ )、全称量化 ( $\forall$ ) を組み合わせることで、文の意味表現が構成される。

基本論理式は図 1 のように有向非巡回グラフ (Directed acyclic graph, DAG) で記述できる [13, 14]。変数はグラフの頂点に対応し、意味役割や二項述語 **on** のような変数間関係は、いずれもグラフの辺に対応するとみなせる。一項述語  $F(x)$  の場合は、変数と述語間関係を  $\text{attribute}(x, F)$  と考えることで、変数  $x$  と述語  $F$  をグラフの頂点とみなすことができる。なお、グラフ上では **attribute** の辺ラベルを省略する。

### 4 自然演繹に基づく証明

提案手法は自然演繹 [15] に基づく証明を扱う。はじめに文ペア  $(T, H)$  を論理式  $(T', H')$  に変換する。  $T'$  を証明に用いる前提、  $H'$  を証明対象である結論 (ゴール) として、  $(T', H')$  間の含意関係  $T' \Rightarrow H'$  の証明を試みる。

まず、  $T', H'$  に否定・選言・含意・全称量化が含まれる場合は、自然演繹の推論規則を適用して論理式を分解し、基本論理式の集合で表す [16]。

次に、  $T'$  を原子論理式に分解し、前提のプール  $\mathcal{P} = \{P_i(\vec{\xi}_i) \mid i \in \{1, \dots, m\}\}$  を得る。  $\vec{\xi}_i$  は  $P_i(\vec{\xi}_i)$  に含まれている変数の組とする。  $H'$  も同様に原子論理式に分解でき、サブゴールの集合  $\mathcal{G} = \{G_j(\vec{\zeta}_j) \mid j \in \{1, \dots, n\}\}$  が得られる。各  $P_i(\vec{\xi}_i), G_j(\vec{\zeta}_j)$  はそれぞれ  $T'$  中の原子論理式、  $H'$  中の原子論理式である。

証明はサブゴールと共通の述語を持つ前提を探索する形で進める。  $G_j(\vec{\zeta}_j)$  と共通の述語を持つ  $P_i(\vec{\xi}_i)$  が存在する場合は、  $\vec{\xi}_i, \vec{\zeta}_j$  間で単一化が行われ、  $\vec{\xi}_i := \vec{\zeta}_i$  とする。このとき、サブゴールの集合  $\mathcal{G}$  からサブゴール  $G_j(\vec{\zeta}_j)$  を削除できる。  $\mathcal{G}$  から全てのサブゴールを削除できれば、  $T' \Rightarrow H'$  が示せたことになる。ただし、変数の単一化の方法が複数考えられる場合は、最も多くのサブゴールを削除できる方法を採用する。

また、外部知識<sup>1</sup>から  $P_i(\vec{\xi}_i), G_j(\vec{\zeta}_j)$  の述語間の意味関係が特定できる場合は、  $P_i(\vec{\xi}_i) \rightarrow G_j(\vec{\zeta}_j)$  という公理を補完することで (単語間アブダクション)、サブゴールの集合  $\mathcal{G}$  からサブゴール  $G_j(\vec{\zeta}_j)$  を削除できる。

### 5 提案手法

#### 5.1 フレーズアライメントの特定

前節の方法でなおサブゴールが残る場合には、フレーズ間で成り立つ知識を以下で述べるフレーズ間アブダクションを用いて推定する。ここで、前提のプール  $\mathcal{P}$  とサブゴール  $\mathcal{G}$  それぞれにおける、変数  $x$  を含む基本述語の集合をフレーズ集合と呼び、以下のように定義する。  $fv(\varphi)$  は  $\varphi$  に含まれる自由変数の集合とする。

$$\mathcal{P}_x \stackrel{def}{=} \{\varphi \in \mathcal{P} \mid x \in fv(\varphi), \varphi \text{ は基本述語}\}$$

$$\mathcal{G}_x \stackrel{def}{=} \{\psi \in \mathcal{G} \mid x \in fv(\psi), \psi \text{ は基本述語}\}$$

次に、フレーズ集合  $\Psi$  と  $\Phi$  が自由変数を共有することを、  $\Phi$  から  $\Psi$  に到達可能であるといい、  $\Phi \sim \Psi$  と記す。厳密な定義は以下の通りである。ただし、  $\Phi$  が論理式の集合である場合は、  $fv(\Phi) \stackrel{def}{=} \bigcup_{\varphi \in \Phi} fv(\varphi)$  と定義するものとする。

$$\Phi \sim \Psi \stackrel{def}{=} fv(\Phi) \cap fv(\Psi) \neq \emptyset$$

いま、  $\sim^*$  を  $\sim$  の推移閉包とする。前提のプール  $\mathcal{P}$  とサブゴール  $\mathcal{G}$  それぞれにおける、変数  $x$  を含む拡張フレーズ集合は以下のように定義される。

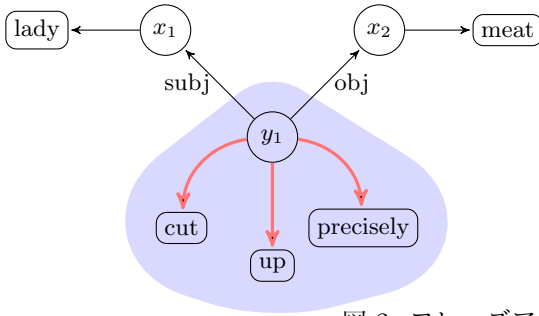
$$\mathcal{P}_x^* \stackrel{def}{=} \{\varphi \in \mathcal{P} \mid \mathcal{P}_x \sim^* \varphi\} \quad \mathcal{G}_x^* \stackrel{def}{=} \{\psi \in \mathcal{G} \mid \mathcal{G}_x \sim^* \psi\}$$

つまり、  $\mathcal{P}_x^*, \mathcal{G}_x^*$  とは、前提のプール・サブゴールにおいて  $x$  から意味役割以外の経路で迎れるグラフの辺と点の集まりに対応する論理式の集合である。

さて、  $fv(\mathcal{P}) \cap fv(\mathcal{G})$  に含まれる各変数  $x$  について、  $\mathcal{P}_x^*$  と  $\mathcal{G}_x^*$  のペアを考え、  $U = fv(\mathcal{P}_x^*), V = fv(\mathcal{G}_x^*)$  -

<sup>1</sup>本稿では WordNet を使用した。

T: A lady is cutting up some meat precisely.



H: Some meat is being cut into pieces by a woman.

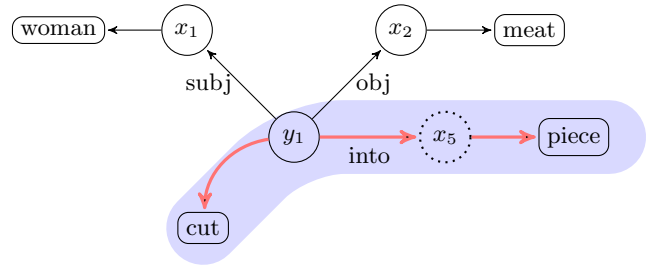


図 2: フレーズアライメントのグラフによる表現.

$fv(\mathcal{P}_x^*)$  を計算する.  $U = u_1, \dots, u_m, V = v_1, \dots, v_n$  とすると,

$$\forall u_1, \dots, u_m ((\bigwedge \mathcal{P}_x^*) \rightarrow \exists v_1 \dots v_n (\bigwedge \mathcal{G}_x^*))$$

という論理式が, 生成される公理の候補である.

## 5.2 適用例とグラフアライメントとの関連

提案手法を具体例とグラフを用いて説明する. 次の文 ( $T, H$ ) から *cut up precisely* と *cut into pieces* というフレーズの対応を, 含意関係の証明を通して特定する.

T: A lady is cutting up some meat precisely

H: Some meat is being cut into pieces by a woman

( $T, H$ ) は CCG による統語解析, 意味解析を経て, 論理式 ( $T', H'$ ) に変換される. この時点では ( $T', H'$ ) 中の変数はすべて異なり, 変数間の関係は不明である.

$T' : \exists x_1 \exists x_2 \exists y_1 (\mathbf{lady}(x_1) \wedge \mathbf{meat}(x_2)$

$\wedge \mathbf{cut}(y_1) \wedge \mathbf{up}(y_1) \wedge \mathbf{precisely}(y_1)$

$\wedge (\mathbf{subj}(y_1) = x_1) \wedge (\mathbf{obj}(y_1) = x_2))$

$H' : \exists x_3 \exists x_4 \exists x_5 \exists y_2 (\mathbf{woman}(x_3) \wedge \mathbf{meat}(x_4)$

$\wedge \mathbf{cut}(y_2) \wedge \mathbf{piece}(x_5) \wedge \mathbf{into}(y_2, x_5)$

$\wedge (\mathbf{subj}(y_2) = x_3) \wedge (\mathbf{obj}(y_2) = x_4))$

ここで,  $T' \Rightarrow H'$  を試みる. まず, 4 節で述べたように,  $T'$  と  $H'$  から前提のプール  $\mathcal{P}$  とサブゴールの集合  $\mathcal{G}$  を得る. 次に  $\mathcal{P}$  中の  $\mathbf{meat}(x_2)$  と  $\mathcal{G}$  中の  $\mathbf{meat}(x_4)$  は共通する述語を持つため  $x_4 := x_2$  という単一化を行い,  $\mathcal{G}$  からは  $\mathbf{meat}(x_4)$  を削除する. 同様に,  $\mathbf{cut}$  についても  $y_2 := y_1$  という単一化を行い,  $\mathcal{G}$  からは  $\mathbf{cut}(y_2)$  を削除する. さらに, 外部知識の参照によって, **lady-woman** 間の下位-上位関係が確認できるので,  $x_3 := x_1$  と単一化を行った上で,  $\forall x_1 (\mathbf{lady}(x_1) \rightarrow \mathbf{woman}(x_1))$  という公理を補完する.

これにより, 前提・サブゴールの集合  $\mathcal{P}, \mathcal{G}$  は以下のように更新される. ここで, サブゴールの集合  $\mathcal{G}$  に論理式が残るため, フレーズ間アブダクションを用いる.

$\mathcal{P} = \{\mathbf{lady}(x_1), \mathbf{meat}(x_2), \mathbf{cut}(y_1), \mathbf{up}(y_1), \mathbf{precisely}(y_1),$   
 $(\mathbf{subj}(y_1) = x_1), (\mathbf{obj}(y_1) = x_2)\}$

$\mathcal{G} = \{\mathbf{piece}(x_5), \mathbf{into}(y_1, x_5)\}$

まず,  $fv(\mathcal{P}) \cap fv(\mathcal{G}) = \{x_1, y_1\}$  のフレーズ集合をそれぞれ計算すると, サブゴールにおける  $x_1$  を含むフレーズ集合は空集合となる. そのため,  $y_1$  を含むフ

レーズ集合, および拡張フレーズ集合についてのみ考える.

$$\mathcal{P}_{y_1} = \mathcal{P}_{y_1}^* = \{\mathbf{cut}(y_1), \mathbf{up}(y_1), \mathbf{precisely}(y_1)\}$$

$$\mathcal{G}_{y_1} = \{\mathbf{into}(y_1, x_5)\}$$

$$\mathcal{G}_{y_1}^* = \{\mathbf{into}(y_1, x_5), \mathbf{piece}(x_5)\}$$

変数  $x_5$  は  $T'$  中のどの変数とも単一化できないことに注意する. このように, 単語間アブダクションでは  $T'$  中の変数と  $H'$  中の変数間の関係が推定できず, 単一化できない変数が残ることがある.

しかし, フレーズ集合  $\mathcal{G}_{y_1}$  から  $\mathcal{G}_{x_5}$  には到達可能であることから, 拡張フレーズ集合  $\mathcal{G}_{y_1}^*$  は  $\mathcal{G}_{y_1} \cup \mathcal{G}_{x_5}$  となる. フレーズ間の対応はグラフ表現を用いると図 2 のように表すことができる. T と H の論理式のグラフ表現において, 青色の部分がそれぞれの拡張フレーズ集合  $\mathcal{P}_{y_1}^*$  と  $\mathcal{G}_{y_1}^*$  に対応する. 最終的に,  $y_1$  に関する公理の候補として以下の論理式が得られる.

$$\forall y_1 (\mathbf{cut}(y_1) \wedge \mathbf{up}(y_1) \wedge \mathbf{precisely}(y_1) \\ \rightarrow \exists x_5 (\mathbf{into}(y_1, x_5) \wedge \mathbf{piece}(x_5)))$$

## 6 実験と評価

### 6.1 データセットと比較対象

提案手法の評価には RTE 評価用データセットである SICK[17] を用いた. SICK は 2 つの文の含意関係 (yes, no, unknown) が人手で付与されている. 訓練データは 5000 件, テストデータは 4927 件である. 評価指標は適合率・再現率・正答率を使用した.

比較対象は, 論理推論の手法 (The Meaning Factory [7], UTexas [8], Langpro [3]), 論理推論と機械学習とを組み合わせた手法 (PL+eclassif [9]), 機械学習を用いた手法 (GRU [18], SemEval2014 Best [19]) とした. また, 比較する実験条件は単語間知識の公理生成 (W2W), フレーズ間・単語間知識の公理生成 (W2W+P2P), 公理生成なし (No axioms) とした.

### 6.2 実験設定

CCG に基づく統語解析・意味解析によって文を高階述語論理式に変換し, 自動推論を行うシステム ccg2lambda [2] に, 提案手法であるフレーズアライ

メント機能, フレーズ間の公理生成機能を拡張し, 実験を行った<sup>2</sup>. 証明は, 自然演繹に基づく定理証明支援系 Coq [20] を用いる. Coq ではタクティクスと呼ばれる証明手続きを用いることで証明の検証を行い, Ltac と呼ばれるタクティクスの記述言語を用いることで証明探索の手続きを定義する.

まず, 訓練データ中の RTE 正解ラベルが yes か no の全文例について, 提案手法を用いて含意関係の証明を行いフレーズアライメントを特定し, フレーズ間知識の公理を収集した. 次に, テストデータ中の全文例で含意関係の証明を行い, 評価を行った. 評価時はまず公理生成なしで含意関係の証明を試みる. 証明に失敗した場合は, 証明に失敗したサブゴールと前提の述語のペアを検索キーとして, フレーズ間知識の公理を検索する. 適用可能なフレーズ間知識の公理が存在する場合は公理を補完して再度含意関係の証明を試みる. なお, フレーズ間知識の公理収集時・評価時の証明時間はいずれも 1 文ペアあたり平均 3.0 秒だった.

### 6.3 評価実験

表 1 に, 提案手法と比較対象の評価結果を示す. 単語間知識のみと比べて, フレーズ間知識の追加によって正答率の向上が見られた. 機械学習を用いた手法との比較では, PL+eclfiss よりも精度が低かった. この原因は, 提案手法では訓練データから収集したフレーズの公理をそのままテストデータにおける推論に適用しているため, 汎化性能がないからである. 今後, 訓練データから収集したフレーズを用いて公理を生成するか否かを判定する分類器を作成することで, さらなる精度向上が見込まれる.

	適合率	再現率	正答率
GRU	–	–	87.1
PL+eclfiss	–	–	85.1
SemEval2014 Best Score	84.4	74.4	83.6
The Meaning Factory	93.6	60.6	81.6
LangPro	98.0	58.1	81.4
UTexas	–	–	80.4
W2W+P2P	84.2	77.3	<b>84.3</b>
W2W	97.1	63.6	83.1
No axioms	98.9	46.5	76.7

表 1: 提案手法と比較対象の手法の精度評価.

## 7 おわりに

本稿では, 自然演繹に基づく文間の含意関係の証明の実行過程から, 意味表現上のフレーズアライメントを特定し, フレーズ間知識の公理を生成する手法を提案した. 提案手法の適用によって, RTE の評価において精度向上が見られた. 今後の課題として, 訓練データに存在しない未知のフレーズにも対応できるように, フレーズ間知識の公理生成の汎化方法を検討する.

<sup>2</sup>システムは, <https://github.com/mynlp/ccg2lambda> にて公開予定である.

謝辞 本研究は JST CREST 「知識に基づく構造的言語処理の確立と知識インフラの構築」プロジェクト, および AIP チャレンジの支援を受けたものである.

## 参考文献

- [1] Ido Dagan, Dan Roth, Mark Sammons, and Fabio Massimo Zanzotto. *Recognizing Textual Entailment: Models and Applications*. Morgan & Claypool Publishers, 2013.
- [2] Koji Mineshima, Pascual Martínez-Gómez, Yusuke Miyao, and Daisuke Bekki. Higher-order logical inference with compositional semantics. In *Proc. of EMNLP-2015*, pp. 2055–2061, 2015.
- [3] Lasha Abzianidze. A tableau prover for natural logic and language. In *Proc. of EMNLP-2015*, pp. 2492–2502, 2015.
- [4] Mark Steedman. *The Syntactic Process*. MIT Press, 2000.
- [5] George A. Miller. WordNet: A lexical database for English. *Communications of the ACM*, Vol. 38, No. 11, pp. 39–41, 1995.
- [6] Juri Ganitkevitch, Benjamin Van Durme, and Chris Callison-Burch. PPDB: The paraphrase database. In *Proc. of NAACL HLT-2013*, pp. 758–764, 2013.
- [7] Johannes Bjerva, Johan Bos, Rob van der Goot, and Malvina Nissim. The Meaning Factory: Formal semantics for recognizing textual entailment and determining semantic similarity. In *Proc. of SemEval-2014*, pp. 642–646, 2014.
- [8] Islam Beltagy, Stephen Roller, Gemma Boleda, Katrin Erk, and Raymond J. Mooney. UTexas: Natural language semantics using distributional semantics and probabilistic logic. In *Proc. of SemEval-2014*, pp. 796–801, 2014.
- [9] Islam Beltagy, Stephen Roller, Pengxiang Cheng, Katrin Erk, and Raymond J. Mooney. Representing meaning with a combination of logical and distributional models. *Computational Linguistics*, Vol. 42, No. 4, pp. 763–808, 2016.
- [10] Pascual Martínez-Gómez, Koji Mineshima, Yusuke Miyao, and Daisuke Bekki. On-demand injection of lexical knowledge for recognising textual entailment. In *Proc. of EACL-2017*, pp. 710–720, 2017.
- [11] Yuki Arase and Jun'ichi Tsujii. Monolingual phrase alignment on parse forests. In *Proc. of EMNLP-2017*, pp. 1–11, 2017.
- [12] Terence Parsons. *Events in The Semantics of English: a Study in Subatomic Semantics*. MIT Press, 1990.
- [13] Percy Liang, Michael I Jordan, and Dan Klein. Learning dependency-based compositional semantics. In *Proc. of ACL-2011*, pp. 590–599, 2011.
- [14] Bevan Keeley Jones. *Learning words and syntactic cues in highly ambiguous contexts*. PhD thesis, The University of Edinburgh, 2016.
- [15] Dag Prawitz. *Natural Deduction – A Proof-Theoretical Study*. Almqvist & Wiksell, Stockholm, Sweden, 1965.
- [16] Hitomi Yanaka, Koji Mineshima, Pascual Martínez-Gómez, and Daisuke Bekki. Determining semantic textual similarity using natural deduction proofs. In *Proc. of EMNLP-2017*, pp. 692–702, 2017.
- [17] Marco Marelli, Stefano Menini, Marco Baroni, Luisa Bentivogli, Raffaella Bernardi, and Roberto Zamparelli. A SICK cure for the evaluation of compositional distributional semantic models. In *Proc. of LREC-2014*, pp. 216–223, 2014.
- [18] Wenpeng Yin and Hinrich Schütze. Task-specific attentive pooling of phrase alignments contributes to sentence matching. In *Proc. of EACL-2017*, pp. 699–709, 2017.
- [19] Jiang Zhao, Tiantian Zhu, and Man Lan. ECNU: One stone two birds: Ensemble of heterogenous measures for semantic relatedness and textual entailment. In *Proc. of SemEval-2014*, pp. 271–277, 2014.
- [20] Yves Bertot and Pierre Castran. *Interactive Theorem Proving and Program Development: Coq'Art The Calculus of Inductive Constructions*. Springer, 2010.