

文間関係認識のための局所構造アライメント

水野 淳太^{†1,†2} 後藤 隼人^{†1} 渡邊 陽太郎^{†2}
村上 浩司^{†1} 乾 健太郎^{†2,†1} 松本 裕治^{†1}

一对の文が与えられたときに、その間にある意味的な関係を認識することは文間関係認識と呼ばれ、情報アクセス技術にとって重要である。近年では、1) 基本的な解析、2) 文間に対応する単語間に対応付け (アライメント)、3) 関係分類 という流れで構成される手法が広く研究されている。しかしながら、単語レベルでは対応がとれても、単語間の意味的なつながりのレベルでは対応させてはいけない場合がある。そこで、一方の文における2単語間の意味的な関係が、他方の文において単語アライメントされる2単語間でも成り立っているかどうかを判別する問題を考え、これを局所構造アライメントと呼び、単語アライメントと関係分類の間の処理として明示的に行うことを提案する。本稿では、局所構造アライメントの定義、およびその実装・性能評価を行った。また、文間関係認識に本手法を適用することで、文間関係認識に大きく貢献することを示す。

Local Structural Alignment for Recognizing Semantic Relations between Sentences

JUNTA MIZUNO,^{†1,†2} HAYATO GOTO,^{†1}
YOTARO WATANABE,^{†2} KOJI MURAKAMI,^{†1}
KENTARO INUI^{†2,†1} and YUJI MATSUMOTO^{†1}

The task of recognizing semantic relations between a pair of sentences is called cross-sentential relation recognition, and it is important for information access technology. In recent years cross-sentential relation recognition methods based on word level alignment have been widely researched and generally consist of the following steps: 1) basic processing, 2) word alignment, 3) relation classification. However, even if it is possible to align sentences at the word level, there are cases where sentences should not be aligned because their meanings are not represented in the word level alignments. Therefore, we propose adding an explicit step of processing in between word alignment and relation classification called “local structural alignment” that determines if a semantic relation between two words in one sentence is also present between the words aligned

to them in the other sentence. In this paper we define local structural alignment, present an implementation, and evaluate its performance. We also show the proposed alignment method makes a large contribution to cross-sentential relation recognition.

1. はじめに

本稿では、与えられた文対の間に成り立つ含意、矛盾などの意味的な関係を認識する文間関係認識の問題を考える。文間関係認識の代表的な部分問題は含意関係認識 (RTE) である。RTE は、一对の文が与えられたとき、一方の文が他方の文に含意されるか否かを判別する課題で、情報検索や質問応答など、多様な言語処理アプリケーションに対する有用な基盤技術として注目を集めている。TAC の RTE⁹⁾ では、含意の他、矛盾の認識も対象となり、興味深い研究課題を提供している。

また、より多様な関係を扱う研究として、Cross-document Structure Theory (CST)¹⁴⁾ や言論マップ¹²⁾ などの試みもあり、課題設定に関する議論が広がっているが、その一方で技術的な課題も山積している。

文間関係認識には様々なアプローチが提案されているが、アライメントを行うかどうかで大きく分けることができる。アライメントを行わない手法としては、既存の語彙知識を用いて言い換え可能かどうかを判定する手法³⁾ や、文間で共通して用いられている単語を素性として機械学習を行う手法¹⁵⁾ が挙げられる。しかし、これらは含意かどうかを判別する2値分類の問題となるため、2文の長さが極端に異なる場合や、より多様な関係を扱う場合に適用することは難しい。

その一方で、アライメントを行う手法の大きな流れは、以下の通りである。

1. 解析 形態素解析、構文解析といった基本的な解析
2. アライメント 文間に対応する単語間に対応付け
3. 関係分類 これらの結果から文間の関係を判別

文間関係認識におけるアライメントは、文間のどの単語対に対応関係を付与すれば文間の関係を分類できるのかを明らかにすることが目的であり、語彙知識や文構造に着目した手法が

^{†1} 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology

^{†2} 東北大学
Tohoku University

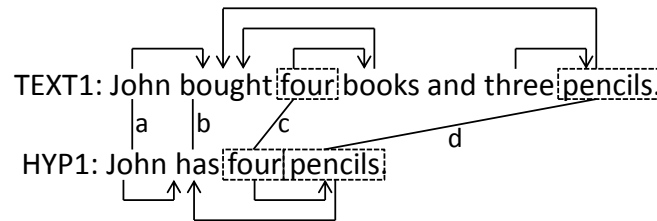


図 1 連続した単語列と非連続の単語間で対応付けられるアライメント

いくつか提案されている⁸⁾¹⁰⁾。先行研究の多くは単語アライメントの情報を関係分類のための素性の一部に位置づけしており、文構造や事実性といった情報と併せて関係分類を行う。しかし後述の通り、これは必ずしも得策ではないと考えられる。

そこで本研究では、単語間のアライメントに加えて、単語間の意味的な対応付けをとる処理をアライメントの中で行う方式を考える。これを局所構造アライメントと呼び、明示的に関係分類の段階から切り離す。本稿では後藤ら²⁰⁾のプロトタイプ実装を機械学習による実装へと改良し、そのアライメント性能および、提案手法を用いた関係分類性能の向上について述べる。

2. 単語アライメントの問題点

アライメントを用いた文間関係認識の先行研究の多くにおいて、アライメントとは文間で意味的に対応する単語間に対応付けをとることを指している。しかしながら、類似した単語間に対応付けをとるだけでは関係分類に対して十分ではないことが指摘されている¹⁰⁾⁶⁾。

例えば図 1¹⁶⁾において、TEXT1 と HYP1 における単語アライメントは、それぞれの意味的な類似度に基づいて、a~d の単語間の対応付けを行うことである。しかし、c の“four”に着目すると、TEXT1 においては“books”を修飾するものであるが、HYP1 においては“pencils”を修飾するものである。同様に d も TEXT1 では“three”が修飾し、HYP1 では“four”が修飾する。このように、単語レベルでは対応がとれても、単語の意味的なつながりのレベルでは対応させてはいけな場合がある。Sammons ら¹⁶⁾は、この問題に対して、HYP1 の連続した単語列である [four pencils] に対して、TEXT1 側で文構造を考慮して [four books and three pencils] を対応付けることを提案している。しかし、このような対応付けは必ず成立するとは限らず、図 2 の例のように、対応付けることが正しいとは言えない場合がある。この例では、TEXT2 の後半で HYP2 が含意されるが、“キシリトール”

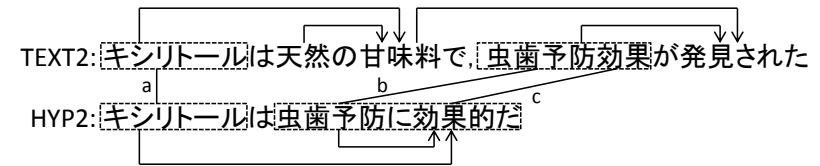


図 2 連続した単語列と非連続の単語間で対応付けるべきではないアライメント

に関する説明文が挿入されているため、後半部分は主語が省略されている。これに対して Sammons らの手法を適用すると、HYP2 が TEXT2 全体に対応することになり、前述のアライメントの目的を満たしていない。

このように、一方で連続する単語列が他方で非連続の場合、それらの意味的な対応を単語アライメントのみで判断することは難しく、係り受け構造や述語項構造などの文構造の情報を利用する必要がある。Harabagiu ら⁶⁾は、関係分類の段階でこうした情報を素性として利用している。しかし、この方法は得策ではないと考えられる。関係分類は、モダリティ情報をはじめ、多くの情報を取り扱う工程であり、それに対してさらに単語間の意味的対応の確認という操作を加えることは、処理工程をより複雑化している。また、分類する関係の種類はその目的によって異なり、柔軟な調整が必要であるが、単語間の意味的対応は目的によって変化しない。従って、変化のない工程は切り離して考える方がモジュール性の面でも有利であると考えられる。

そこで本研究では、文間に対応する単語間の意味的な対応がとれるかどうかを、その文構造に着目して判断する。また、それを単語アライメントと関係分類の間の工程として明示的に行うことで、関係分類の複雑さを軽減する。

3. 先行研究

文間関係認識のためのアライメントとして最も単純な方法に、語彙知識を用いて最も似ている単語対に対して対応付けを行う単語アライメント手法があげられる⁵⁾。それに対して、Sammons ら¹⁶⁾や Harabagiu ら⁶⁾は関係分類の際にアライメントの情報を素性の一つとし、さらに文構造や共参照といった情報も考慮しているが、明示的に単語の意味的対応付けは行っていない。

また、MacCartney ら¹⁰⁾は単語アライメントの際に文構造を考慮し、連続した一定の長さの単語列にアライメントされた場合はフレーズとしてアライメントしている。しかし、長

い単語列や非連続の単語列については構造的に対応していてもアライメントをとることはできない。

Dasら⁴⁾は、言い換え認識を目的として、文間の構造的な対応付けを行っており、考え方は本研究とよく似ている。ただし、彼ら是对応付けられた構造を文法として考え、それが言い換えになるかどうかを判定することを主眼においている。

一方で、多言語間ではあるが、統計的機械翻訳(SMT)の分野では文間アライメントは重要な技術であり、構造も考慮した手法が提案されている。例えば、中澤ら¹³⁾は文構造の類似度により、単語アライメントで扱うのが困難な、距離の大きな語順変化にも対応させている。しかし、これらの手法を直接利用することは以下の2つの理由により難しい。

- (1) SMTでは大量の平行コーパスがあるため、生成モデルによって意味的に対応する単語対を獲得できるが、文間関係認識は平行コーパスに相当するものは存在してもごく少量であるため、認識モデルにせざるを得ない。
- (2) SMTではアライメント対象となる2文は意味的に等価であるため、文法的に対応しない場合を除いてアライメントされない単語対は存在しないと仮定できる。しかし、文間関係認識が対象とするのは他方に付加情報がある場合や、そもそも全く関係のない(RTEでの「不明」)文対も処理対象に含むため、単語間に対応付けを行わないことが正解である場合がある。

4. 提案：局所構造アライメント

図1の例が示唆するように、文間関係認識では、HYP側の単語間の意味的な関係がTEXT側で対応する単語の間においても成り立っているかどうかを判別することが重要である。図1では、HYP1の“four”と“pencils”の意味的な関係が、それらと対応するTEXT1側の“four”と“pencils”の間には認められない。一方、図2におけるHYP2側の“キシリトール”と“効果的”の意味的な関係はTEXT2側の対応する単語対“キシリトール”と“効果”についても、“キシリトール”が持つ“効果”を指しているという意味で成り立っている。そこで、前者の単語対(HYP1の“four - pencils”とTEXT1の“four - pencils”)の対応が間違っただけであり、後者の単語対の対応(“キシリトール - 効果的”と“キシリトール - 効果”)が正しい対応であることを判別する問題を考える。

より一般的には、図3におけるHYP側の単語対 w_i, w_j の間に何らかの意味的な関係が成り立つとき、(i) w_i と意味的に類似した単語 $A(w_i)$ がTEXT側に存在し、また(ii) w_j についても類似する単語 $A(w_j)$ がTEXT側に存在し、さらに(iii) $A(w_i)-A(w_j)$ の間に

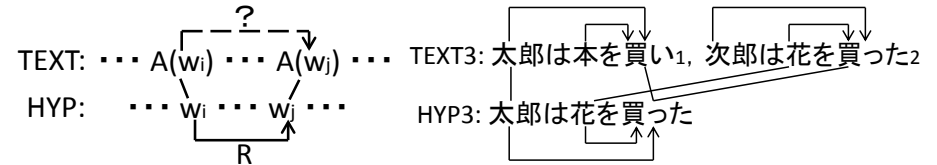


図3 局所構造アライメントの一般形式

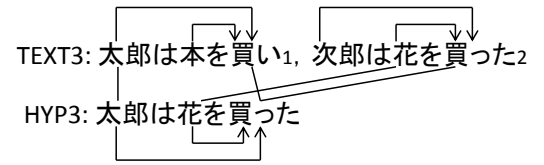


図4 局所構造アライメント

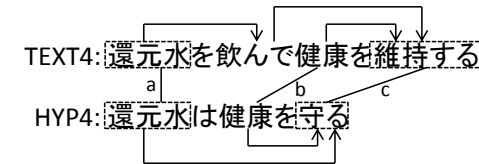


図5 異なる種類の意味的な関係の対応付け

w_i-w_j と同じ意味的な関係が成り立つとき、HYP側の単語対 w_i-w_j に構造的に対応する単語対がTEXT側に存在すると言い、 w_i-w_j と $A(w_i)-A(w_j)$ は局所構造対応ということにする。ここで考える意味的な関係は、述語と項の関係、述語を介した項と項との関係、所有・位置・属性など「AのB」のような表現で表せる様々な名詞間の意味的な関係など、広範な関係を含むものとする。また、統語的な依存関係(係り受け関係)にある単語対はつねに何らかの意味的な関係を持つと考える。図1のHYP1の単語対“four-pencils”はTEXT1中のどの単語対とも局所構造対応しないが、図2のHYP2の“キシリトール-効果的”はTEXT2側の“キシリトール-効果”と局所構造対応する。このように、HYP側で意味的な関係を持つ単語対の各々について、それと局所構造対応するTEXT側の単語対を見つける問題を本稿では局所構造アライメントと呼ぶ。

ただし、ここで言う意味的な関係は表層的・統語的に明示的であるとは限らないので、上記の問題を厳密に解こうとすると、明示的でない意味的な関係も含め、HYP中に認められるあらゆる意味的な関係を枚挙しなければならないことになる。これはおそらく現実的ではないし、また文間関係認識という目的に照らしてそこまでする必要もあるかも明らかでない。そこで、以下では、HYP側については統語的な依存関係にある単語対だけを局所構造アライメントの対象とすることにして、それらの単語対の各々について、それと局所構造対応するTEXT側の単語対を見つける問題を考えることにする。

しかし、対応する意味的な関係が同じ種類であるとは限らない。図5の例では、TEXT4の

“還元水は-維持する”と HYP4 の“還元水は-守る”が局所構造対応するが、前者において“還元水”は“維持する”ための手段の関係にあるが、後者では“還元水”が“守る”というガ格の関係にある。このように、意味的关系の種類が異なっても局所構造対応する場合がある。

ここで局所構造アライメントと呼んでいるのは、意味的关系を持つ単語対、すなわち局所的な意味的关系ごとの対応しか扱わないためである。例えば、図 4 の場合、HYP3 の「太郎-買う」は TEXT3 の「太郎-買う₁」と「花-買う」は「花-買う₂」とそれぞれ局所構造対応させることができるが、HYP 全体としては、すなわち大域的な構造のレベルでは対応する構造を TEXT 中に見出すことができない。局所構造アライメントでは、こうした大域的な構造全体の対応付けは行わず、HYP 中の統語的依存関係ごとに局所的に対応付けを行う。

5. 提案手法

提案するアライメントの大きな手順を以下に示す。

- (1) 表層・語彙知識に基づく単語アライメント
- (2) 語彙知識の不足問題に対して、文構造の類似度に基づく単語アライメント
- (3) 局所構造アライメント

以下では、この 3 段階に分けて手法の詳細について述べる。

5.1 表層・語彙知識に基づく単語アライメント

まず、アライメントを行う単位について、日本語においては、依存構造は文節単位で付与され、述語項構造は形態素単位で付与されるのが一般的である。しかし、形態素単位でアライメントを行う場合、その探索空間が大きくなりすぎる可能性が高い。従って、本研究では形態素間に対応付けがとれた時、それが含まれる文節が対応付けられたとする。

単語アライメントは、表層的類似度および語彙知識に基づく類似度を利用して単語間に対応付けを行う。今、文 A 内の文節 a と、文 B 内の文節 b との間に文節アライメントをとるか、を考える。

- (1) 表層的類似度
a と b で共通する名詞、動詞、形容詞、形容動詞のいずれかがある場合、または文節中の文字コサインが閾値以上の場合に文節アライメントをとる。
- (2) 語彙知識に基づく意味的な類似度
以下の語彙知識を用い、意味的に対応する文節間にアライメントをとる。
日本語 WordNet¹⁾、実体間関係知識¹⁷⁾ a 中の形態素の synset および hypernym

に b 中の形態素が含まれるかどうかを判断する

例) 効果 - 作用

事象間関係知識¹¹⁾、ALAGIN⁷⁾ 2 つの述語が意味的に対応するかどうか記述された知識で、定項を含めて対応するかを判断する

例) 防ぐ - 予防する

しかし、単一言語間のアライメントをとるためには、語彙知識が不足していることが指摘されている²⁾。それらを補う目的で、文構造の類似度を利用した単語アライメントについて次節で述べる。

5.2 文構造の類似度に基づく単語アライメント

語彙知識が不足する問題は、特にドメイン固有の単語において顕著である。例えば、「農薬を使用する」は「農薬を散布する」を含意するが、前節の語彙知識にはエントリが存在しない。このような問題に対して、文脈類似度と同様の観点で、文構造の類似度に基づいて単語アライメントを付与する。具体的には、係り受け解析および、述語項構造解析を行い、2 つの述語に対して、係り元の文節や項が、2 文間において 2 文節または 2 項以上単語アライメントされている場合、その 2 つの述語に対して単語アライメントをとる。

しかし、係り受け解析における「係り先となる文節は 1 つのみ」という制約や、述語項構造解析の精度が十分ではないということから、この手法は十分な性能が得られない可能性がある。そのため、助詞で終わる文節は、表層上でそれに続く数文節に対して関係があると見なし、係り受けなどと同様に一致するかどうかを判断する。

また、2 つの述語が以下であげる属性レベルで同じ場合、そうでない場合に比べて単語アライメントされやすいと考え、構造的な類似性が少ない (1 文節程度) 場合でも単語アライメントする。

- (1) 存在/非存在を示唆
存在を示唆する動詞 (ある/ない, 多い/少ない等) について、それらを人手でリスト化し、比較する 2 つの述語が存在/非存在の関係にある場合は、前述の条件 (2 文節程度が一致) を弱め、1 文節が一致する場合でも単語アライメントをとる。
- (2) 同一評価極性、または対極性
用言および体言に対して、評価極性辞書¹⁹⁾¹⁸⁾を用いて極性情報を付与した際に、そして、比較する 2 つの述語が同一極性または異なる極性である場合は、1 と同様に、条件を弱める。
- (3) 極性情報と存在/非存在を示唆する動詞の組み合わせ

東山ら¹⁹⁾と同様に、評価極性を持つ名詞をガ格とする述語が、存在/非存在を示唆するかを考慮する。例えば、「(Positive) ガ ある」や「(Positive) ガ 多い」のような場合、その述語と項の組み合わせ全体を Positive であると判断する。また、「(Positive) ガ ない」といったように、その述語 (ない) が評価極性を反転させる作用を持つ場合、その項および述語の評価極性は Negative となる。また、述語が否定を示す場合もその評価極性が反転することから、拡張モダリティ情報²¹⁾の真偽判断も併せて考慮する。

5.3 局所構造アライメント

局所構造アライメントは、一方の文中の各係り受け構造に対して、単語アライメントによって対応付けられた他方の構造への対応付けを行う。従って、2文間で各2文節ずつ、併せて4文節を入力とし、対応付けられるかどうかを分類する問題と定義できる。

この問題を SVM による二値分類でこの問題を解くことを考える。素性には単語間の構造に関するものを中心に用いる。まず、2文それぞれに対して、以下の素性を文ごとに区別して用いる。

- 一方の文節から他方の文節まで係り受け構造をたどって、いくつの係り受けがあるか
例 “予防する. 効果がある” に対して “予防する” から “ある” までは2つの係り受け
- 一方の文節から他方の文節に述語項構造がある場合、何格か。(ガ, ラ, ニ のいずれか)
- 2文節間の距離 (文節数)
- 2文節それぞれに対して以下の3つの素性
 - 項であるか、述語であるか、さらにその組み合わせ
 - 文節の最初と最後の形態素の品詞
 - 最後の形態素について、品詞が助詞である場合のみ、その表層 (“が” や “を” など)

次に、2文間の素性として以下の素性を用いる。

- 4文節における2つの単語アライメントのスコア (0~1 の実数値)

これらの素性を用いて機械学習を行う。SVM の実装には TinySVM^{*1}を用い、カーネルには二次の多項式を用いる。

6. 評価実験

前節で提案した局所構造アライメント手法の有効性を評価する。評価には、アライメント

手法そのものの評価 (直接評価) と、実際にアライメント手法を文間関係認識システムに適用した際のアライメントの貢献度 (間接評価) の2種類の評価を行う。

6.1 実験設定

6.1.1 文間関係認識システム

文間関係認識システムはアライメント結果を入力として、アライメントの情報である単語の対応や構造の他、アライメントによって付与された反義語、否定、評価極性などを考慮するだけでなく、さらにアライメントされない単語の文内での役割、拡張モダリティの解析結果などの情報を解釈し、対象とする「同意」「対立」「限定」「不明」の4関係のラベルを最終的にただ1つ出力する。

関係分類のために、先に述べたアライメント情報やその他の意味的情報を素性として特徴ベクトルを生成する。分類には SVM を用いる。「同意」「対立」「限定」「不明」の4関係についてそれぞれモデルを学習、one-vs-rest で分類し、結果を統合する。各分類器からの出力のうち、分離平面からの距離が最も大きいモデルの結果をシステムの最終的な出力とする。分類器の実装には局所構造アライメントと同様に TinySVM を用いた。

6.1.2 評価用データ

評価用データは以下の手順で作成した。

- (1) 自然文クエリで検索エンジン TSUBAKI を用いて検索し、上位30件の HTML 文書を取得
- (2) 取得した文書中の各文と自然文クエリを比較して、4種類の関係のいずれかを付与
文書中の1文 (以下、検索対象文と呼ぶ) は、必ずしもすべての情報が丁寧に書かれているとは限らず、文によっては前後の文脈を考慮した上で主節や目的節等を補完しないと、その文だけでは意味が分からないことが考えられる。検索対象文と自然文クエリとの間に関係が付与される場合は、省略されている文節を予め人手で補い、その1文のみで意味が通じるように修正した。

以上の手続きにより597文対のデータが得られ、これらのデータを227文対からなるセット1と、370文対のセット2の2つに分割した。局所構造アライメントの評価には学習にセット1を利用し、評価をセット2で行う。間接評価である文間関係認識においては、セット2を用いて学習と評価を交差検定により行う。

局所構造アライメントモデル、関係分類モデルを学習・評価するためには、データに対して正解を付与する必要がある。正解の付与は、自然文クエリ中の2文節間の各構造に対して、検索対象文中の、どの文節対が対応するかを手で判断することにより行う。検索対象

*1 <http://chasen.org/~taku/software/TinySVM/>

表 1 局所構造アライメントの評価結果
後藤ら²⁰⁾ 本手法

Precision	0.51	0.80
Recall	0.49	0.71
F-measure	0.50	0.75

文においては、対応する 2 文節間に意味の関係が成り立てば、その 2 文節間にクエリ側の構造を保持してなくても正解とする。我々はセット 1、セット 2 の両方に対して正解を人手で付与した。

6.2 局所構造アライメントシステムの評価

6.2.1 実験結果

評価データのうち、正解が付与されたセット 1 を用いてモデルを学習し、そのモデルを使ってセット 2 に対して局所構造アライメントを行い、その精度を評価する。結果を表 1 に示す。アライメントシステム評価に用いたデータが異なるため、後藤らの手法と直接的に精度を比較することは難しいが、ルールベースの実装である後藤らの手法に比べて、機械学習手法を導入した本手法では、より高いアライメント性能が得られたことが分かる。

6.2.2 考察

局所構造アライメントのエラー分析を行ったところ、2 種類のエラーが主な原因であることがわかった。

(1) 単語アライメントの誤り

語彙知識に基づく類似度や、局所構造アライメントに基づく単語アライメントでは、結果的に対応付けされなかったが、意味的に対応付けるべき単語対があった。その一例を以下に示す。下線部は意味的に対応するが、今回用いた語彙知識にはいずれもエントリが存在しない。このような場合に 5.2 節にて述べた手法が有効である。しかし、1 文目中の述語“良い”の係元となる“バイオエタノール”と“環境”が単語アライメントできる可能性があるが、2 文目を見ると述語“配慮する”に係るのは“環境”のみであり、“バイオエタノール”を含む文節は、“なって”に係り、“配慮する”には直接係っていないため述語“良い”と“配慮する”の単語アライメントが行われない。

- バイオエタノールは環境に良い
- バイオエタノールになって、環境に配慮されている

このように述語が対応付けられなかった場合でも、“バイオエタノール-良い”と“バイオエタノール-配慮されている”との間で局所構造対応できるようになれば、逆に

“良い”と“配慮されている”の間に単語対応付けが行える。局所構造アライメントによって、単語アライメント誤りにも頑健にできる可能性がある。

(2) 1 文節と複数文節とのアライメント

以下の例のように、1 文節に対して複数文節が意味的に対応する場合がある。例えば下の 2 文対の場合は、2 文目の“健康/維持”の 2 形態素はワ格の関係にあるため、形態素に分解して単語アライメントをとることで、意味的に対応付けることができる。

- イソフラボンは₀ 健康を₁ 維持するのに₂ 効果的だ₃
- 大豆イソフラボンは₀ 健康維持に_{1,2} 効く₃

6.3 関係分類への貢献度

局所構造アライメントを直接評価するだけでなく実際の文間関係認識タスクに適用して、その分類精度に対するアライメントの貢献度を評価する。具体的には、以下の 3 種類の条件の下でそれぞれの分類精度を比較することでアライメントの貢献度の評価を行う。

- (1) (ベースライン) 局所構造アライメントを行わずに、単語アライメントのみを利用して関係分類
- (2) (提案手法) 前節で学習した局所構造アライメントモデルにより得られたアライメント結果を利用して関係分類
- (3) (提案手法の上限性能) 人手で正解を付与した局所構造アライメント情報を利用して関係分類

セット 2 の 370 文を対象に、5 分割交差検定により分類精度を評価する。関係分類システムは 4 種類の関係を分類するモデルを学習するが、分類したい関係は「不明」を除く「同意/対立/限定」の 3 種類の関係であることから、これらの関係についてのみ評価を行う。また関係分類に対するアライメントの貢献度の評価がこの実験の目的であることから、それぞれの関係の個別の精度ではなく正解ラベルをどれくらい適切に分類できたのかに着目する。

表 2 に実験結果を示す。この結果から、単語アライメントのみを用いたベースラインに比べて、局所構造アライメントを用いた提案手法は高い分類精度が得られていることから、単語だけではなく局所構造も考慮したアライメントが関係分類に大きく貢献することが確

表 2 「同意/対立/限定」関係に対する文間関係認識システムの分類結果

	ベースライン	提案手法	上限性能
Precision	0.44 (56/126)	0.52 (96/186)	0.74 (135/183)
Recall	0.30 (56/184)	0.52 (96/184)	0.73 (135/184)
F-measure	0.36	0.52	0.74

認められた。また、上限性能と提案手法の精度の比較から、アライメントの性能向上は関係分類の精度に大きく貢献することが分かる。

提案手法と上限性能との間の精度の差の原因は、局所構造アライメントの考察で述べた2つの問題が主である。上限性能の関係分類評価に利用した正解データは、これらの問題を考慮した上で正解が付与されているため、提案手法に比べて高い精度が得られたと考えられる。しかし、その場合においても対立(矛盾)の関係は精度良く分類することができなかった。対立については、単語アライメントの際に、その評価極性が逆である、接頭辞により否定されている、といった情報を付与することで改善できると考えられる。

7. おわりに

本稿では、アライメントを用いた文間関係認識手法に対して、一方の文中の2単語間の意味的な関係が、他方の文において単語アライメントされる2単語間でも成り立っているかどうかを判別する局所構造アライメントを提案し、その性能評価を行った。さらに、提案手法を実際に文間関係認識システムに適用し、単語アライメントのみの場合に比べてF値で0.36から0.52に向上したことから、文間関係認識の精度の向上に大きく貢献できることを確認した。

今後の課題は、考察で述べた2種類の主なエラーへの対策である。1文節と複数文節とのアライメントが適用できる事例の多くは、1文節中に述語項構造があり、それを分解することで複数文節と局所構造対応することができる。

また、局所構造アライメントがより精度よく実現できれば単語アライメントの誤りも減らすことができる。さらに、単語アライメントと局所構造アライメントを結合学習することで、単語間の類似度が低くても、局所構造対応する場合は単語アライメントをとるといったことも考えられる。

謝辞 本研究は(独)情報通信研究機構の委託研究「電気通信サービスにおける情報信頼性検証技術に関する研究開発」の一環として実施した。

参考文献

- 1) Francis Bond, Hitoshi Isahara, Sanae Fujita, Kiyotaka Uchimoto, Takayuki Kuribayashi, and Kyoko Kanzaki. Enhancing the Japanese WordNet. In *Proc. of ACL-IJCNLP 2009*, 2009.
- 2) Alexander Budanitsky and Graeme Hirst. Evaluating WordNet-based Measures of

Lexical Semantic Relatedness. *Computational Linguistics*, Vol.32, No.1, pp. 13–47, March 2006.

- 3) Peter Clark and Phil Harrison. An Inference-Based Approach to Recognizing Entailment. In *Proc. of TAC*, 2009.
- 4) Dipanjan Das and Noah A. Smith. Paraphrase Identification as Probabilistic Quasi-Synchronous Recognition. In *Proc. of ACL-IJCNLP 2009*, pp. 468–476, 2009.
- 5) Oren Glickman, Ido Dagan, and Moshe Koppel. Web based textual entailment. In *Proc. of the First PASCAL Recognizing Textual Entailment Workshop*, 2005.
- 6) Sanda Harabagiu, Andrew Hickl, and Finley Lacatusu. Negation, Contrast and Contradiction in Text Processing. In *Proc. of AAAI 2006*, pp. 755–762, 2006.
- 7) Chikara Hashimoto, Kentaro Torisawa, Kow Kuroda, Masaki Murata, and Jun'ichi Kazama. Large-scale verb entailment acquisition from the web. In *Proc. of EMNLP 2009*, pp. 1172–1181, 2009.
- 8) Andrew Hickl, John Williams, Jeremy Bensley, Kirk Roberts Bryan Rink, and Ying Shi. Recognizing Textual Entailment with LCC's Groundhog System. In *Proc. of the Second PASCAL Challenges Workshop*, 2005.
- 9) Adrian Iftene and Mihai-Alex Moruz. UAIC Participation at RTE5. In *TAC*, 2009.
- 10) Bill MacCartney, Michel Galley, and Christopher D. Manning. A Phrase-Based Alignment Model for Natural Language Inference. In *Proc. of EMNLP 2008*, pp. 802–811, 2008.
- 11) Suguru Matsuyoshi, Koji Murakami, Yuji Matsumoto, , and Kentaro Inui. A Database of Relations between Predicate Argument Structures for Recognizing Textual Entailment and Contradiction. In *Proc. of ISUC 2008*, pp. 366–373, 2008.
- 12) Koji Murakami, Eric Nichols, Suguru Matsuyoshi, Asuka Sumida, Shouko Masuda, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Statement Map: Assisting Information Credibility Analysis by Visualizing Arguments. In *Proc. of WICOW 2009*, pp. 43–50, 2009.
- 13) Toshiaki Nakazawa and Sadao Kurohashi. Statistical phrase alignment model using dependency relation probability. In *SSST '09: Proceedings of the Third Workshop on Syntax and Structure in Statistical Translation*, pp. 10–18, 2009.
- 14) Dragomir R. Radev. Common Theory of Information Fusion from Multiple Text Sources Step One: Cross-Document Structure. In *Proc. of the 1st SIGdial workshop on Discourse and dialogue*, pp. 74–83, 2000.
- 15) Han Ren, Donghong Ji, and Jing Wan. WHU at TAC 2009: A Tri-categorization Approach to Textual Entailment Recognition. In *Proc. of TAC*, 2009.
- 16) Mark Sammons, V.G. Vinod Vydiswaran, Tim Vieira, Nikhil Johri, Ming-Wei Chang, Dan Goldwasser, Vivek Srikumar, Gourab Kundu, Yuan Cheng Tu, Kevin

- Small, Joshua Rule, Quang Do, and Dan Roth. Relation Alignment for Textual Entailment Recognition. In *Proc. of Recognizing Textual Entailment 2009*, 2009.
- 17) Asuka Sumida, Naoki Yoshinaga, and Kentaro Torisawa. Boosting Precision and Recall of Hyponymy Relation Acquisition from Hierarchical Layouts in Wikipedia. In *Proc. of LREC 2008*, 2008.
- 18) 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一. 意見抽出のための評価表現の収集. 自然言語処理 = Journal of natural language processing, Vol.12, No.3, pp. 203-222, 20050710.
- 19) 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治. 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得. 言語処理学会 第 14 回年次大会, 2008.
- 20) 後藤隼人, 水野淳太, 村上浩司, 乾健太郎, 松本裕治. 文間関係認識のための構造的アライメント. 言語処理学会第 16 回年次大会発表論文集 E3-7, 2010.
- 21) 江口萌, 松吉俊, 佐尾ちとせ, 乾健太郎, 松本裕治. モダリティ、真偽情報、価値情報を統合した拡張モダリティ解析. 言語処理学会第 16 回年次大会発表論文集 E3-8, 2010.