

目的言語の知識を用いた訳語選択とその学習性

野美山 浩

日本アイ・ビー・エム株式会社 東京基礎研究所

機械翻訳において、訳語選択は翻訳の質を左右する大きな要素の1つである。その実用的な使用に対し、システム開発者が予めその使用環境に適した辞書を提供することは、不可能である。そのためユーザは使用環境に応じた辞書の開発が必要となる。しかし、この作業は、記述の複雑さ、および他の辞書との整合性の保持等の点で困難を極める。本稿で提案する手法は、訳語選択の基準を制約と尤度に区別する。辞書記述を制約として解釈し、尤度を目的言語のテキストから抽出する。尤度は目的言語のテキストを用いることで、現在の技術・データを用いた自動的知識獲得が可能である。本稿では、さらに入力文依存構造と目的言語依存構造との構造的な一致度をレベル分けすることにより、一貫性を保ちながら漸進的に学習するメカニズムを提案する。

Lexical Selection Mechanism Using Target Language Knowledge and Its Learning Ability

Hiroshi Nomiyama

IBM Research, Tokyo Research Laboratory
5-19 Sanbancho, Chiyoda-ku,
Tokyo 102 Japan
nomiyama@trl.vnet.ibm.com

Lexical selection is one of the biggest problems in machine translation. Users must develop and customize their own dictionaries to achieve a good quality of translation, because system developers cannot offer dictionaries that are suitable for all users' environments. In our approach, we strictly distinguish constraints that are descriptions in dictionaries from preferences in lexical selection. Preferences are automatically extracted from texts in the target language by using existing techniques and texts. In addition, we propose an incremental learning mechanism that maintains consistency by taking account of the levels of structural matching between input sentences and texts in the target language.

1 はじめに

1.1 辞書開発の困難性

機械翻訳システムの実用的使用に際し、最初に問題となるのが、語彙の記述の問題である。源言語の未知語、目的言語の未知語、使用環境への適合化等、ユーザ自身が、辞書の編集・開発を行なう必要がある。この作業は多大なコストを要する。その最大の原因は量的要因であるが、辞書の記述自体が複雑であることも1つの要因として挙げられる。ユーザは馴染みのない、個々のシステム独自の方法で辞書を記述しなければならない。しかも、ユーザが編集した結果が、実際に翻訳結果にうまく反映されるかどうかユーザにとって明瞭でない。辞書記述が優先度を表す要素を含んでいるならば、新しい訳語を追加するには、既存のすべての訳語に対する優先度を考慮して、新しい訳語の優先度を設定しなければならない。

既存の多くの翻訳システムは、このような訳語選択の不透明さを避けるために、ユーザが新たに指定した訳語は、それを無条件に選択するといった方法で対処している。

しかし、このような方式では、ユーザが訳語を加えることによって、システム辞書の情報が活かされないことになってしまう。またシステム辞書に加え専門用語辞書などを用いるような辞書環境における、複数の辞書間のエントリの優先度についても同様の問題が生じる。結果的に、このような前提に基づいて開発された辞書はシステム依存性、使用環境依存性が強く、汎用性に欠ける。

1.2 制約と尤度

辞書記述の特定の使用環境に対する強依存性は、翻訳システムが辞書記述を制約として解釈することによって回避できる。辞書の記述が適応可能かそうでないかという観点に基づくならば、局所的に記述が可能であり、処理系は、制約の強さの度合が不均一なものを同一の枠組みの中で解釈できる。つまり、開発者によって非常に厳密に記述されたシステム辞書のエントリと、簡便化した制約によって記述されたユーザ辞書のエントリ、あるいは異なる体系によって記述された専門用語辞書が混在可能となる。

しかし、このように辞書を制約として記述すると、ある語に対してその制約を満たすものが複数存在した場合、最終的な1つの候補を選択する手段が必要となる。これは、制約と異なり、使用環境全体を表すような大局的な尺度でなければならない。このような情報を得るために、語あるいは語間の共起関係の頻度等に基づきその尤度を計算する方法が提案されている [6, 7]。

1.3 尤度の計算

尤度は、個々の使用環境毎に容易に計算可能でなくてはならない。また、環境の特性を抽出するために大量の情報が事前に獲得可能でなくてはならない。

翻訳の訳語選択の際に尤度を計算するには、大量の対訳データが必要となるが、それらは現時点で利用可能でない。しかし、単一言語の機械可読な文書データは、膨大な量が利用可能となっている。知識獲得の容易性から目的言語を解析することによって訳語選択の尤度を計算する手法が提案されている [2, 3, 4]。本手法は、目的言語の文書を構文解析することによって、語の間の依存関係を自動的に獲得し、訳語選択の尤度の計算を行なう。

本稿では、2節で本手法の概要を述べ、3節で、その実験結果を示す。さらに4節で実験結果から学習性について考察を行ない、学習の観点から本手法の拡張を行なう。

2 目的言語の知識による訳語選択

2.1 概要

目的言語の情報を訳語選択に利用することを考えた場合も、やはり、制約と尤度を区別する必要がある。それらは一般に、それぞれ文法的制約と意味的尤度に相当する [1, 2]。本稿で提案する訳語選択過程とそれに用いる情報源を図1に示す。

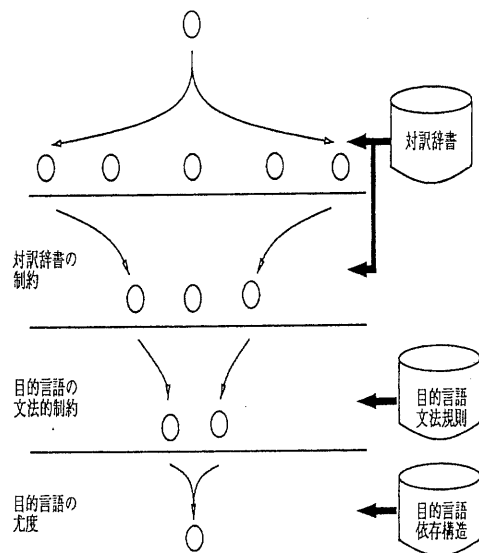


図1: 訳語選択過程

まず、入力依存構造の単語に対し、対訳辞書のエ

ントリが検索される。次にそれらのエントリは、対訳辞書中に記述されている制約によって絞りこまれる。残ったエントリに対して、目的言語の文法制約を満たすものが残る。それでも1つに候補が絞れなかった場合は、目的言語の依存構造を用いて尤度が計算され、最終的な候補が選択される。

従来の方式と異なり、両言語間の変換を行う過程(変換処理)では、制約によって語と訳語のマッピングの集合の絞り込みを行ない、その集合を生成処理に渡す。生成処理では目的言語の制約・尤度によって最終的な絞り込みを行なう。つまり、生成処理も訳語選択を含む。

尤度は、目的言語のテキストを解析して得られる依存構造データベースを用いて計算する。訳語が決定できなかった場合、対応する訳語間の関係の目的言語依存構造データベース中での存在性を検査する。効率の実行のため、現在は2語の共起関係を基本として尤度を計算する。

2.2 訳語選択処理

訳語選択の処理過程を以下に示す。

(1) 辞書エントリの制約の検査 対訳辞書のエントリの制約を検査し、制約を満たさないものを候補から除く。

(2) 構造的-一致度の計算 残った候補において、辞書エントリの源言語における入力依存構造との一致度を計算し、すべてのノードで最も一致度の高いものを選ぶ。

(3) 入力依存構造中の2語の決定 最も一致度の高い候補が複数残った場合は、そのノードと直接繋がっているノードから目的言語における語の頻度が最も高い候補を含むノードを選択する。

(4) 尤度の計算 残った候補と、(3)で選択された候補のエントリとの間で、そのすべてを組み合わせた2項関係について尤度を計算する。尤度の定義を以下に示す。

$$\text{尤度} = (\text{共起レベル}, \text{頻度}) \quad (1)$$

尤度は、共起レベルが高いほど高い。共起レベルが同じものは、頻度が高いほど高い。

共起レベルは、選択された2項関係が目的言語の依存構造中にどのように存在しているかを表す。共起のレベルの定義を以下に示す。

- 1: 全く存在しない
- 0: 単語のみ存在
- 1: 単語 + 関係
- 2: 同一依存構造中に共起

3: 共起かつ親子関係

4: 同一のものが存在

“掛ける”の例を用いて目的言語の尤度に基づいた訳語選択について説明する。“税金を掛ける”という文に対し、“掛ける”の訳し分けとして“spend”と“impose”が残ったとする(図2参照)。それらから抽出される2つの2項関係[“tax”(noun),object,“spend”(verb)]、および、[“tax”(noun),object,“impose”(verb)]について依存構造データベースからその共起レベルとが頻度が計算される。例えば、[“tax”(noun),object,“spend”(verb)]について、もし依存構造データベース中に全く同じ2項関係が存在すれば、その共起レベルは4となる。関係だけが違う2項関係(例えば[“tax”(noun),modifier,“spend”(verb)])が存在すれば、3となる。このように各々の項について、共起レベルとその頻度から尤度を計算し、最も大きな候補を最終的に選択する。

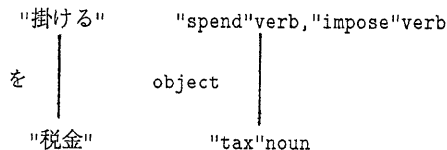


図2: “掛ける”の依存構造例

3 実験

本手法を用いて2つの実験を行なった。1つは、特定の分野に対して本手法の有効性を検証するためのものである。もう1つは、一般分野における訳し分け困難な例に対する本手法の有効性の検証と学習性を考察するための実験である。今回の実験では、目的言語の文法的制約は用いていない。

3.1 実験1: 分野依存文書の翻訳

目的言語の依存構造データベースとして“IBM Dictionary of Computing”の一部(12,459文)について、その解析結果を手手で修正したもの[7]を用い、オンラインヘルプのテキスト(149文、自立語(1,013))を翻訳する実験を行なった結果を表1に示す。

3.2 実験2: 一般語の訳し分け実験

会話作文英語表現辞典(朝日出版社)の英文(16,933)を構文解析して自動的に得られた依存構造(15,728)を用いて“掛ける”の訳し分け実験を行なった。実験は同じ辞書内容に対して、以下の3つの場合を比較した。

表 1: 分野依存文書の翻訳結果

共起レベル	候補が複数残った	第一候補でないものが選択された	better	worse
0	92	17	6(6.5)	7(7.6)
1	196	97	44(22.4)	7(3.6)
2	96	56	35(36.5)	5(5.2)
3	33	21	6(18.2)	1(3.0)
4	52	23	15(28.8)	2(3.8)
全体	469	214	106(22.6)	22(4.7)

1. 目的言語の知識を用いずに訳語選択を行ない、複数の候補が残った場合は辞書の最初の候補を採用する(辞書のエントリは尤度順にソートされている)。
2. 目的言語の依存構造データベースを用いる。
3. 2. の場合間違っただけのものについて、正しい英文をデータベースに加えて再度訳語選択を行なう。

辞書の内容を図3に、その訳語選択の結果を図4に示す。図4中、2. および3. のにおいては括弧内にその共起レベルを示す。また図5に3. で依存構造データベースに追加した文章を挙げる。

(HUM)GA (CON MAT ANI)WO	hang
(HUM)GA (ABS ACT CON MAT ANI)WO	put
(MAT HUM)GA (ABS CON MAT)WO	pour
(HUM)GA (MAT)WO	fasten
(HUM)GA (CON MAT ANI HUM)NI (MAT)WO	put - with
(HUM)GA (MAT)WO	wear
(HUM)GA (ABS MAT)WO	play
(HUM)GA (LOC MAT)NI	sit
(HUM)GA (ABS LOC MAT)WO	set
(HUM)GA (MAT ABS)WO	use
(HUM ANI MAT)GA (TEM NUM)WO (ABS ACT)NI	spend
(MAT HUM)GA (NUM LOC)NI (NUM)WO	multiply
(HUM)GA (CON ANI)WO (CON ANI)NI	cross

図 3: “掛ける” の辞書内容

3.3 考察

実験1においては、共起レベルが1以上においては明らかに精度の向上が見られた。共起レベルが比較的低い場合(1,2,3)でも精度が向上し、訳し分けに有効であることが分かる。全体として、訳し分けの曖昧な場合において約18%精度が向上した。

実験2においては、依存構造データベースを用いた場合も精度はほぼ変わらない。しかし、正しい例を加えることによって、より高い精度を得ることができた。このことは、十分な量の依存構造があれば、訳し分け

	1. 依存構造なし	2. 依存構造あり	3. 文を追加
絵	hang picture	hang picture(3)	hang picture(3)
コート	hang coat	put overcoat(1)	hang overcoat(4)
鍋	hang pan	put pot(2)	put pan(4)
眼鏡	hang glasses	put glasses(0)	wear glasses(4)
ソース	hang sauce	put sauce(0)	pour sauce(4)
レコード	hang record	set record(4)	set record(4)
時間	spend hour	spend time(4)	spend time(4)
カーテン	hang curtain	hang curtain(4)	hang curtain(4)
税金	impose tax	put tax(0)	impose tax(4)
金	use money	put money(4)	put money(4)

図 4: 訳し分けの結果

He hung his overcoat on the hook.
 He wears glasses.
 The chef poured sauce.
 She played the record.
 The government imposed tax on tobacco.
 She put a pan on the fire.

図 5: 追加された文章

の困難な一般語について、粗い記述でも自然な訳し分けがある程度可能であることを示している。

使用語彙が比較的限られている専門分野では、小さな依存構造データベースによって環境を代表させることでも良い結果を得ることができるが、一般語に関しては、小さなデータベースでは十分な知識が得られず、かえって精度を落してしまう可能性もあることが観察される。しかし、依存構造を追加しさえすれば訳し分けの精度は向上する。つまり、依存構造を効率的に蓄積する機構を備えることによって、本手法を有効に運用できる可能性がある。

これらの考察に基づき、次節では本手法における学習性についてさらに考察を進め、学習の観点からモデルの拡張を行なう。

4 学習性

4.1. 学習とは

自然言語処理における“学習”とは、一般に2つの場合に用いられている。1つは、ある環境から一括して知識を抽出する場合(一括学習)にである。もう1つは、処理を進めながらユーザーがシステムの結果が間違っていると判断した時に正解を教えることによって学習する場合(漸進的学習)である。

一括学習は、そのシステムが用いられる環境に対してシステムをカスタマイズするために用いられる。一方、漸進的学習においては、一括学習で得られた知識

に対し、足りない知識を追加する、あるいは、矛盾した知識を変更することが行なわれる。

一括学習においては、大量の情報源から必要な知識を抽出しなければならない。この情報源として、ノード間の対応付き対訳データベースを用いる手法がある[8, 9]。このような対訳データベースを用いれば、確実な知識を抽出することが可能であるが、現時点では大量のこのような対訳データベースは利用可能でない。

本手法では、知識獲得の容易性から、目的言語のみのコーパスを用いている。このために、訳語選択という点から見ると、ある程度の知識は得られるが矛盾を含んでいることを前提とする必要がある。従って漸進的学習においては、一括学習で得られた知識における矛盾を補正する必要も生じる。

漸進的学習の要件として以下の2つが挙げられる。

R1.1 以前学習させたものと同じ事例に対しては同じ結果を与える。

R1.2 以前学習させたものと似た事例に対しては似た結果を与える。

R1.1 においては事例の等価性の定義によって判断される。本手法では、事例の等価性は、以下のように定義される。

源言語における2項関係が等しい。

R1.2 においては事例の類似度の基準によって判断される。本手法では、事例の類似度は、以下のように定義される。

源言語における2項関係において、その各々の訳語の2項関係が目的言語の共起レベル0以上で存在する。

また、類似度の強さは以下のように定義される。

目的言語における尤度(式1)が高いほど強い。

これらの要件を満たすために実際上最も困難であるのは、R1.2を満たしつつ、以前に学習させたすべての事例についてR1.1を満たさなければならないということである。すなわち、学習させた知識と現在ある知識との無矛盾性を検証した上で知識を追加する必要がある。

さらに、学習の効果を最大にするための要件として以下の2つが挙げられる。

R2.1 既存の知識が明らかに偽であることがわからない限り、それを無効にしない。

R2.2 矛盾のない限りできるだけ一般的なレベルで学習させる。

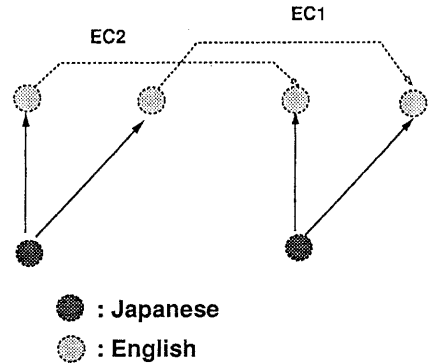


図6: 局所的矛盾

R2.1 は、既存の知識の有効性を妨げないことを意味する。漸進的学習によって付加される知識は、既存の知識に対し基本的に例外的に扱われ、たとえ、既存の知識が漸進的学習の要件を満たすために何か貢献することが証明されなくてもそれを尊重することを意味する。

R2.2 は、追加される知識をできるだけ一般的に局所化するを意味する。つまり、できるだけ広く役に立つように知識を加えることを意味する。そのためには、何が一般的であり、何が特定のであることを区別する基準を定義する必要がある。

本手法では、構造的な一致度に応じて共起レベルを設定している。このレベルが低ければ、より一般性は高いといえる(例えば、単語のみの生起確率は、共起出現頻度よりも高い)。すなわち、矛盾を起こさない最も小さい共起レベルで事例を知識として追加することによって学習の最大効果を得る。

4.2 一貫性の保持

次に、ユーザーがシステムを使用してゆく過程で、学習させる知識と既存の知識との矛盾性を考察する。

実験2.2の“掛ける”の訳し分けにおいて、“レコードを掛ける”の訳し分けは、正しい訳文“play a record”を知識に加えたにもかかわらず、“set record(4)”となってしまった。これは、“記録を建てる”→“set record”における“set”と“record”の共起関係が、加えようとした知識と矛盾するために生じる。

このような矛盾性は2つに分けられる。

1つはその単語自身の訳し分けにおける矛盾性である。これは、“掛ける”の訳し分けの例のように、すでにレベル4の共起関係が存在している場合は、新たな共起関係を加えても有効にならない(図6参照)。

ある単語の訳し分けから見て、加えるべき知識よりも強い知識(共起レベルが上、あるいは共起レベルが同じでその頻度が高い)が存在している場合、これ

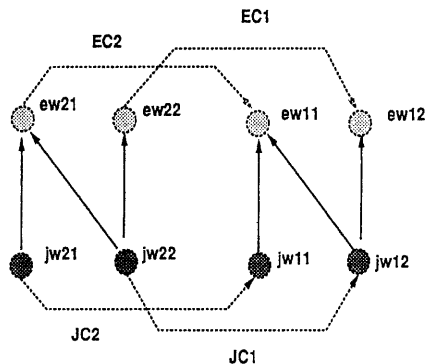


図 7: 大局的矛盾

表 2: 共起レベルによる学習

局所的矛盾	大局的矛盾	レベル
なし	なし	-
あり	なし	5,6
なし	あり	6
あり	あり	6

を局所的矛盾と呼ぶ。

もう1つは、加えた知識が他の語の訳語選択の際に副作用を及ぼしてしまう場合である。この例を図7に示す。源言語の2項関係JC2の訳し分けのために目的言語2項関係EC2を加えた場合、それが、既存の目的言語2項関係EC1より強いならば、JC1に対する結果が、EC1からEC2に変わってしまう。このように、加えた知識が既存の知識より強い場合を大局的矛盾と呼ぶ。

局所的矛盾性の解消には、いかなるレベル4の2項関係より頻度が大きいような新たなレベルを設けることで学習が可能となる。これをレベル5とする。

大局的矛盾を解消するには、加えるべき知識の局所性をさらに高める必要がある。そのため源言語の2項関係を含めたレベル6を新たに定義する。例えば図7では、[JC2,EC2]となる¹。局所的矛盾性の解消で、レベル5の2項関係に対して学習させる場合も、レベル6を用いる。

以上の共起レベルによる学習を表2に示す。

4.3 矛盾の検出

前節の定義によって、矛盾なく学習を行なうことが可能であるが、そのためには矛盾性を検証しなくてはならない。

¹レベル6は、山野ら[5]の提案する共起関係による絞り込みの手法には等しい。

表 3: 名詞+を+動詞

延べ数	27,906
異なり数	18,510
名詞異なり数	5,801
動詞異なり数	2,776

局所的矛盾は容易に検出可能である。ユーザがシステムの示した候補が正しくないと判断した場合がそれに当たる。しかし、大局的矛盾は他の辞書項目を調べ、それに対するすべての可能性を調べる必要がある。

“会を開く”を例にとって考える。“会を開く”に関わる訳語間の対応関係を図8に示す。対応付けにおいては、辞書²中の制約は評価していない。また、実験2で用いた依存構造データベースを用い、その中に出現した英単語のみを示し、そのレベル4の2項関係を破線で示した。この例では、“hold meeting”が2回、“hold party”4回の頻度を持つので、本手法では“hold party”が選択される。これを“hold meeting”に変えることを考える。“hold meeting”は局所的矛盾であるので、レベル5以上で加える必要がある。これは、“have party,” “hold party,”と大局的矛盾を生ずる。しかし、これらに対応する源言語の2項関係のすべてが、実際に現れる訳ではない。例えば、“have party”から生成される“団を抱く”は不自然な日本語である。

このように、目的言語のみの共起関係で大局的矛盾を計算すると不自然な日本語まで考慮することになってしまう。このようなことを避けるために、源言語においてもその共起関係を用いる。つまり、源言語で出現した共起関係の場合のみ目的言語の共起関係が有効であるとする。

“会を開く”において源言語側の共起関係を用いて制約を掛けたものを図9に示す。ここでは、実際に新聞記事から抽出した、“名詞+を+動詞”の2項関係[10]を用いた。その内訳を表3に示す。図9においては、不自然な日本語2項関係は除外されている。

5 議論

本稿では、訳語選択の違いによって生成される構造に違いが生じる場合には対処していない。例えば、“鼻が高い”といった場合、“be proud of”、あるいは、“nose is long”と訳される場合のように、源言語の2語が目的言語で2語でない場合には公平な対処ができない。しかし、このような場合は日本語側の一致度が考慮されるべきであり、本手法ではそれでも解決のつかない場合のみ適用されるものとする。

また、大きな問題として、目的言語において訳語選

²日英機械翻訳システムJETSで使用している一般名詞辞書および一般動詞辞書(慣用表現は含まない)を用いた。

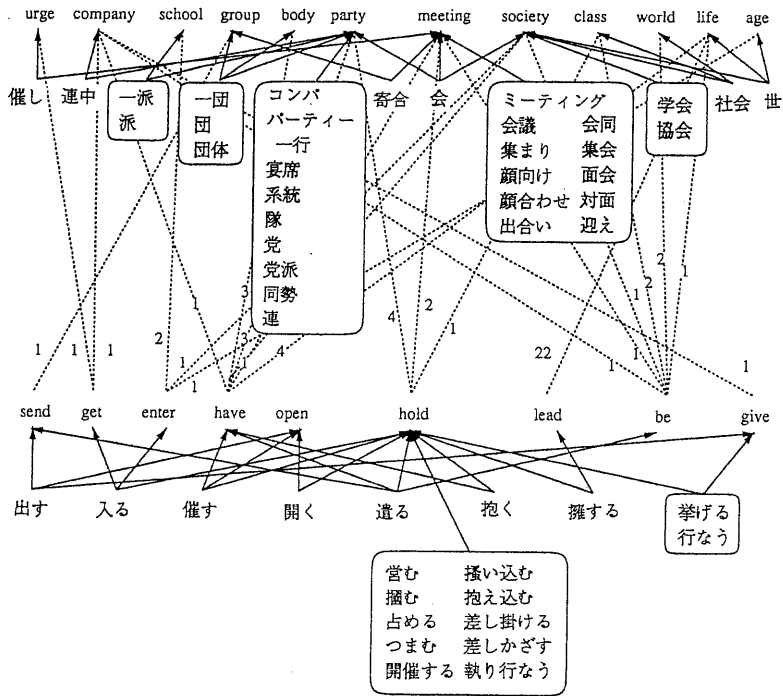


図 8: “会を開く”

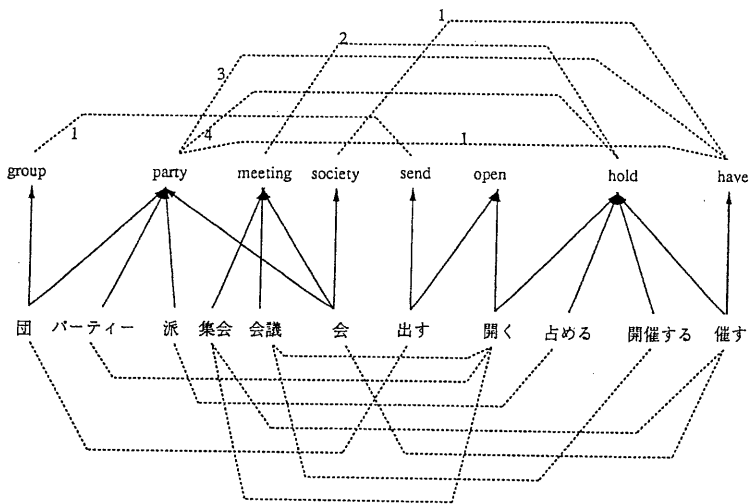


図 9: “会を開く”(源言語の制約付き)

択を行なうのに複数の2項関係を取り得た場合どちらを選択して訳語選択を行なうのが有効であるか、という問題がある。現在は目的言語において最も頻度が高い語をその対象としているが、これはどちらかとういと適用範囲を広げるための方略であり厳密でない。厳密に最も確かな2項を選択するには、ノード間の対応付き対訳データベースが存在すれば、佐藤 [8]、あるいは隅田 [9] の方式を用いて個々の語について訳し分けに最も有効な格を選択することが可能である。しかし、このようなデータベースの獲得困難性から前述のヒューリスティクスを用いている。

従来の機械翻訳システムは訳語選択において、非常に単純な学習機構しか持っていなかった。それは以前に選択された訳語を最優先するという方法である。訳語選択は多くの場合、単語だけでなく、その単語がどのような単語と結び付いているかによって決まるので、この方法は単語の解釈を1つに限ってもよいような非常に限られた環境でしか有効でない。しかし本手法は、2項関係を見ることによって、係り受けの考慮も行なっているため、より柔軟な学習が可能であり、一般語の訳し分けもある程度可能であることを示した。

本手法は、構文レベルの解析を行ない、深い意味的解析を行わない。意味的に深い解析を行う中間言語を用いる方法は、多言語間翻訳等の多くの長所を持つが、解析の精度、概念辞書の開発を考えると、現時点では実用的でない。特に意味を扱う処理においては、効率的な知識獲得の手段を得ることが必須である。本手法は、既存の技術およびデータをを用いた知識獲得が可能であり、効率的なシステムが構築できる。

しかし深い意味解析を行なわなくても、従来困難であるとされてきた係り先の単語による訳語の変化 (heavy rain → 激しい雨、heavy bags → 重い鞆) [11] の訳し分けがある程度可能である。

6 おわりに

辞書開発のコストを低減するためには、(1) 辞書の汎用性、(2) 使用環境適合性、(3) 記述のモジュラリティの向上、が必要である。そのために、(1) 辞書記述を制約として解釈する、(2) 尤度を語の依存関係から抽出する、(3) 目的言語の語彙固有の情報を対訳辞書から分離する、という3点の解決法を示した。

本手法においては、構造的な一致におけるいくつかのレベルを設定することによって、既存の知識と矛盾した知識の学習、および、既存の知識に副作用を及ぼさない学習方法を提案した。また、その際矛盾の検出を効率的に行なうために、源言語の2項関係を用いた。これらの学習によって、ユーザーは適切に正しい訳語を学習させることが可能である。

参考文献

- [1] Nomiya H., "Lexical Selection Mechanism in Machine Translation Using Target Language Knowledge," TRL Research Report, RT-0046, 1990.
- [2] 野美山, "目的言語の知識を用いた訳語選択," 情報処理学会第42回全国大会, 2C-4, 1991.
- [3] 野上他, "既存目的言語文書からの訳語の自動学習方式," 情報処理学会第42回全国大会, 2C-6, 1991.
- [4] 村木他, "機械翻訳における意味解釈、訳語選択の適切さ尤度の抽出," 人工知能学会第5回全国大会, pp.479-482, 1991.
- [5] 山野他, "英日機械翻訳における訳文生成過程での他義の扱いについて," 情報処理学会第36回全国大会, 1237-1238, 1988.
- [6] 堤他, "統計データに基づいた構文解析のあいまいさ解消方式," 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J72-D-II, No.9, pp.1448-1458, 1989.
- [7] Nagao K., "Dependency Analyzer: A Knowledge-Based Approach to Structural Disambiguation," Proc. of the COLING-90, Vol.2, pp.282-287, 1990.
- [8] Sato, S., and Nagao, M., "Toward Memory-based Translation," Proc. of Coling 90.
- [9] Sumita, E., Iida, H., and Kohyama, H., "Translating with Examples: A New Approach to Machine Translation," Proc. of the 3rd Int. Conf. on Theoretical and Methodological Issues in Machine Translation of Natural Languages, 1990.
- [10] 野美山, "テキストからの知識獲得支援ツール," 情報処理学会第37回全国大会講演論文集 (II), 1026-1027, 1988.
- [11] 中村, "自然言語処理の基礎と応用 3. 応用 (機械翻訳)," 情報処理学会第43回全国大会「チュートリアル・セッション」資料, 1991.