

## 規則ベース翻訳の翻訳知識を利用した翻訳メモリ検索 Improvement in Translation Memory by Information from a Rule-based MT System

釜谷 聡史<sup>†</sup> 知野 哲朗<sup>†</sup>

Satoshi KAMATANI Tetsuro CHINO

### 1. はじめに

翻訳メモリ(Translation Memory=TM)は、原文と翻訳文とを対にしてデータベース化し、過去に翻訳した事例の再利用を容易にするなど、翻訳者の支援を目的に広く利用されてきた。さらに近年では、商用の機械翻訳システムにおいて、対訳用例が文中で部分的に現れた場合にも検索できるように拡張したり、例文との差異を自動的に穴埋め、修正して訳文を生成したりと、用例翻訳(Example-Based Machine Translation=EBMT)[1]の機能も一部実現され、用途や支援の方法が広がっている[2]。

さて、従来広く提案されている TM や EBMT の手法では、入力文と用例原文間の類似度を主な拠り所として対訳用例を検索している。しかし、このような原言語側における類似度の高さが、必ずしも検索された用例自身や、それに基づいて生成される目的言語文の妥当性に繋がらない場合がある。例えば、慣用表現や、比喩など、特殊な言い回しを含む用例は、特定の文に対する訳文の自然さに貢献する反面、多くの場合に不自然さを生む原因ともなる。またあるいは、細かな訳し分けを要する入力文が、用例によって丸められ、全て均質に扱われてしまう危険もある。

本研究では、原言語側での類似度に加えて、目的言語側での妥当性も評価することで、翻訳メモリ検索の性能を向上させる手法を提案する。特に本稿では、妥当性の評価手法として、規則ベースの翻訳の翻訳知識を用いる手法について述べて、また、提案手法を用いた用例検索実験において、ユーザーに提示される第一位の TM 検索結果の精度が 18.9%から 22.5%に改善する効果を確認できたので、併せて報告する。

### 2. TMにおける用例検索

#### 2.1 原言語間の類似度による用例検索の課題

対訳用例の検索においては、原言語側の類似度を測ると共に、検索された用例を参照することで、高い質の訳文を生成することができるかという点にも注意が必要であると考えられる。

例えば、入力文「スープを作って下さい。」を用例を参照して翻訳する事例を考える。今、この入力文に対して、対訳用例「料理を作って下さい/Please cook a meal.」が検索されたと仮定する。この例では、入力文と用例原文の類似性は高く、一般的な TM、EBMT においても検索されやすい組み合わせである。しかし、一般に「スープ」に対しては、「cook」ではなく、「make」の方が訳語として望ましい。ところが、TM や EBMT において、入力文と用例原文の共通部分を、他の変化部分に合わせて修正することは一般的でなく、方式の基本概念からも不自然である。

この問題を解決方法として、用例を登録する時点で、用例中の変更可能な語句を変数化するとともに、その変数が取り得る値を制限する方法が考えられる。しかし、この作業には、他の例文との関係を知った上での厳密な調整を要することから、一般のユーザーに対して、この作業を求めることは難しい。

### 2.2 妥当性を測るための手掛かり

2.1 節で例示した問題を、用例の検索段階で解決するためには、入力文を訳す上で当該用例を用いる妥当性を、目的言語側でも測る必要がある。そこで、その手掛かりとして、TM や EBMT と異なる翻訳手法によって得られる翻訳知識の利用を考える。具体的には、TM 以外の翻訳手法によって支持される対訳文を持つ用例ほど優先されるべきであるという仮定を置き、用例の優先度を再評価する。

本稿では、対訳用例の再評価に用いる翻訳知識の情報源として、規則ベースの翻訳手法(Rule-Based Machine Translation = RBMT)を用いる。RBMT は、入力原文中の単語の振る舞いを、統語的、意味的見地から細分化し、各々の状況に適した訳語を選択するべく、膨大な知識を規則化している。そのため、RBMT から提供される翻訳知識を活用することで、前節で述べたような EBMT が不得手とする細かな訳し分けに関する誤りを抑制することを期待できる。

### 3. 提案手法

#### 3.1 訳語情報を用いた TM のリランキング

RBMT の翻訳規則は、注目単語の入力原文中での振る舞いを条件に、最適な訳語を規定している。別の視点では、注目単語が種々の文脈で取り得る訳語の集合を与えているとも言える。

ところで、用例翻訳において、特殊な言い回しを含む対訳用例が登録された場合、その用例対訳に現れる訳語は、RBMT が導く訳語と一致するか、訳語の候補にも含まれないかのいずれかであると予想される。なぜならば、RBMT では、翻訳の網羅性を高める目的で、特別な訳語を必要とする場合を除いて、概念を一般化した規則を準備するほか、一般に広く使われる訳語を優先的に登録してあるからである。

そこで、この仮定の下に、次のようにして TM の検索結果を再評価し、最尤の対訳用例を絞り込む手法を提案する。

- [1] TM において、入力と類似する用例候補を列挙する
- [2] RBMT において、入力原言語の単語に対応付けられた、以下の訳語の候補を列挙する
  - ア. 規則翻訳で導かれる最尤の訳語
  - イ. 入力単語に関連づけられた全ての訳語
- [3] [1]の各用例候補を、原文間の類似度が高い順に抜き出し、入力・用例原文、用例原文・用例訳文間の単語アライメントを参照しながら、入力文と用例原文間で表層が同じで、対応する用例訳文中の訳語が、
  1. (ア)の訳語候補リストに無い単語が存在する用例候補を、提示順位最下位に再配置する
  2. (イ)の訳語候補リストに無い単語が存在する用例候補を、TM の用例候補から除く

□

処理例を図1に示す。図1では、入力「年末までに仕事を片付ける」に対して、2つの用例候補が挙げられており、各単語にRBMTによる訳語候補が併記されている。

<sup>†</sup>株式会社東芝 研究開発センター  
Corporate Research & Development Center,  
TOSHIBA CORPORATION

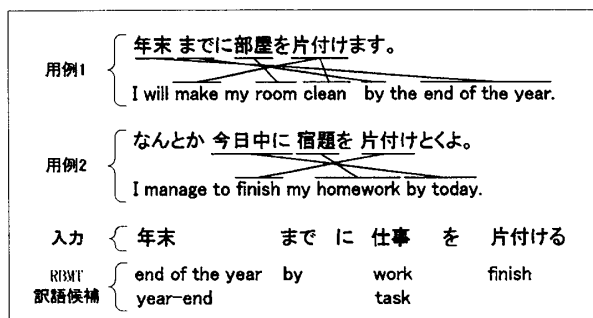


図1：規則ベースの訳語候補による用例の再評価

どの用例候補が優先されるかは、用例検索手法に依存するが、人間の直感的には用例2の方が、入力に対してより適したTMの提示であろう。各用例の「片付ける」の訳語に注目すると、用例1は“make clean”、用例2は“finish”と訳されている。ここで前者は、RBMTの訳語候補にないから、提案手法により、用例1をTM検索結果から除き、より自然な用例2を優先することができる。

### 3.2 単語アライメント情報を利用したTM

前節に述べた訳語選択情報の利用には、入力と用例原文間、および、用例原文と用例対訳間の単語アライメント情報が不可欠である。そこで本研究では、用例検索手法として、検索時に単語アライメントも同時に推定できる、Wuらの手法[3]を用いる。

Wuらの手法は、入力文と用例原文との類似度に加えて、単語アライメント信頼度を導入している。用例ベース内の単語生起を加味した動的な編集距離に基づく類似度、単語の類似度に加えて、アライメント信頼度を組み合わせることで、最終的な類似度を得ていることに特徴がある。

ところで、Wuらは、全文マッチ、部分マッチ、パターンベース翻訳の3種類の用例翻訳手法を提案し、これらを評価値に基づいて訳出結果が最良となるように切り替えることで、高い翻訳性能を備えるシステムを構成している。しかし、次節で述べる実験は、検索性能を測ることを目的とするため、全文マッチおよび部分マッチで検索される用例をTM検索結果として扱う。

## 4. 実験

### 4.1 実験方法

EBMTに使用する対訳用例には、内製した旅行ドメインに関する日英対訳用例、約2万2千対を用いた。テスト用データには、新たに同じドメインから200文を、用例ベースとは無関係に作成して用いた。また、提案手法に必要なRBMTには、The翻訳2007[4]を使用した。ここで、検索された用例の正否は、入力文と用例原文との差異部分の置換のみで訳文が生成可能であることを正解とする基準を設け、目視により確認した。

ところで本実験は、TM検索の性能ではなく、その後のリンク効果、フィルタリング効果を見ることを目的とする。そこで、用例検索結果を、その類似度上位10例まで出力させ、これに対して提案手法を適用する。そのため、正解とするのに妥当な解がない場合も存在するが、その場合には全て不正解とした。

表1： 翻訳知識による用例検索の再評価の効果

RBMT情報	用例提示文数	第1位の用例が正解
不使用	180	34
使用	160	36

### 4.2 実験結果と考察

結果を表1にまとめる。同表において、上段がWuらの手法を純粋に適用した場合の結果であり、ベースラインの性能となる。一方下段は、RBMTの翻訳知識を用いて絞り込んだ、提案手法による用例提示結果である。

検索された用例の再評価をしない場合と、再評価した場合とで、第1位の用例が適切であったものの数には、僅かではあるが改善が見られた。一方、検索された用例をユーザに提示したときの精度を計算すると、前者は、 $34/(200-20) = 18.9\%$ 、後者は $36/(200-20-20) = 22.5\%$ と改善されている。すなわち、本手法による用例絞り込みは、不適切な対訳用例のユーザへの提示を抑制し、また、正しい対訳用例をより上位に提示できることが確認された。

本実験では、ベースラインの手法で第1位に挙げられた用例が、絞り込み処理によって落とされることはなかったが、第1位に来るべき用例が更に下位に再配置された事例が5例あった。原因としては、RBMTの規則に存在しない訳語が使用されたことと、不完全アライメントが認められた。これらは、提案手法における本質的な問題であり、完全な解決は難しい。しかし例えば、アライメント確率や、訳語を導いた規則の条件を細分化することで、ある程度低減することができると考えられる。

また、提案手法は、TMの用例検索結果をさらに絞り込むという立場であり、用例検索の手法そのものには踏み込んでいない。そのため、種々の検索手法と組み合わせることが可能である反面、最終的な精度がTMの検索性能を上回ることができない。用例検索時に情報を組み入れる仕組みを検討するとともに、それぞれの評価指標をどの程度加味するかを測る必要がある。

## 5. おわりに

本稿では、翻訳規則という人手で開発された信頼性の高い翻訳知識を利用して、TMやEBMTにおける用例検索を改善する手法について述べた。提案した手法を組み込んだプロトタイプシステムを用いた実験では、TMの検索結果として提示される用例の、第1位の正解率が18.9%から22.5%へと改善された。

提案手法は、複数の翻訳手法から得られる情報を統合し、互いの不得意領域を補い合うことを目的とする、ハイブリッド翻訳手法を検討するための一例であると考えている。今後、前節に述べたような手法の改良を始めとして、翻訳精度とユーザの利便性、双方の面から連携方法を検討していく。

### 参考文献

- [1] Makoto Nagao, "A Framework of a Mechanical Translation between Japanese and English by Analogy Principle", A. Elithorn, and R. Banerji, eds., *Artificial and Human Intelligence*, pp.173-180, Elsevier Science Publisher, (1984).
- [2] Elliott Macklovitch, Graham Details, "What's been forgotten in Translation Memory", In *proceedings of the Fourth Conference of the Association for Machine Translation in the Americas*, pp.137-146, (2000).
- [3] Wu Hua, Wang Haifeng, Liu Zhangyi, Tang Kai, "Improving Translation Memory with Word Alignment Information", In *proceedings of MT Summit X*, pp.364-371, (2005).
- [4] 東芝ソリューション株式会社, "The 翻訳シリーズ", [http://pf.toshiba-sol.co.jp/prod/hon\\_yaku/index\\_j.htm](http://pf.toshiba-sol.co.jp/prod/hon_yaku/index_j.htm)