

## GA-ILMT における状態遷移を用いた翻訳規則の自動階層化

越前谷 博† 荒木 健治†† 桃内 佳雄† 栃内 香次††

†北海学園大学工学部電子情報工学科

††北海道大学大学院工学研究科電子情報工学専攻

†〒064-0926 札幌市中央区南26条西11丁目

††〒060-8628 札幌市北区北13条西8丁目

echi@eli.hokkai-s-u.ac.jp araki@media.eng.hokudai.ac.jp

momouchi@eli.hokkai-s-u.ac.jp tochinai@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし : 我々は、これまでに翻訳例から翻訳規則を自動的に獲得しながら翻訳を行う遺伝的アルゴリズムを適用した帰納的学習による機械翻訳手法 (GA-ILMT) を提案してきた。しかし、この GA-ILMT では獲得した翻訳規則を最大限に活用した翻訳の実現という点において十分なものとはなっていない。そこで、我々は、翻訳を行う上でより汎用性の高い翻訳規則をシステム自身が決定し、それらを体系化するメカニズムを提案する。即ち、翻訳規則の自動階層化である。階層化を行うにあたっては、より汎用性の高い翻訳規則を上位階層に位置付けるために、正翻訳の生成過程の状態遷移を用いる。更に、その結果に基づき翻訳規則の評価を行い翻訳精度の向上を図る。

キーワード : 機械翻訳, 遺伝的アルゴリズム, 帰納的学習, 階層化, 状態遷移

## Layered Process for Translation Rules using State Transition in GA-ILMT

Hiroshi Echizenya† Kenji Araki†† Yoshio Momouchi† and Koji Tochinai††

†Dept. of Electronics and Information Engineering, Hokkai-Gakuen University

††Division of Electronics and Information Engineering, Hokkaido University

†S26-W11, Chuo-ku Sapporo 064-0926, Japan

††N13-W8, Kita-ku Sapporo 060-8628, Japan

echi@eli.hokkai-s-u.ac.jp araki@media.eng.hokudai.ac.jp

momouchi@eli.hokkai-s-u.ac.jp tochinai@media.eng.hokudai.ac.jp

**Abstract** : We previously proposed a method of Machine Translation Using Inductive Learning with Genetic Algorithms (GA-ILMT). In GA-ILMT, translation rules are automatically acquired from translation examples. However, how to use acquired translation rules is not enough. Therefore, we propose a method which the system based on GA-ILMT automatically systematizes the acquired translation rules. The translation rules in high level are translation rules which become core for translation process. For layered process in translation rules, we use state transition of generated process in correct translation result. Moreover, the system evaluates the translation rules using the state transition.

**key words** : machine translation, genetic algorithms, inductive learning, layer, state transition

## 1 はじめに

インターネットの普及に伴い、近年、異言語で表現された多くの情報に接する機会が増加している。実用的な機械翻訳システムに対するニーズもそうした背景に伴い高まっている。現在商用化されている機械翻訳システムは、トランスファー方式や中間言語方式といった人手により与えられた規則に基づき翻訳を行う解析型翻訳手法 [1][2] がその主流を占めている。この手法の問題点としては、様々な言語現象を扱うことのできる文法規則を常に人手により構築するため、全ての言語現象を網羅する文法規則を記述することが非常に困難となることが挙げられる。

これらの問題を解決するために、近年、大規模な言語データを用いて翻訳を行う実例型翻訳手法 [3][4][5][6] の研究が盛んに行われている。特に、解析型翻訳手法の人手による規則の記述作業を避けるために、対訳コーパスからさまざまな翻訳知識を獲得するという研究が活発に行われてきている [5][6]。しかし、こうした研究の多くは、獲得対象となる翻訳知識を獲得するために、別な言語知識を何らかの形で利用することにより実現している [2]。その場合、人手による知識構築の困難さという解析型翻訳手法の問題点を抱えることになると考えられる。理想的には、人手で構築した既存の言語知識を極力使用しないことが望まれる。

このような機械翻訳における現状において、我々は人間の持つ言語及び知識獲得の工学的な実現という観点 [7][8] より、遺伝的アルゴリズムを適用した帰納的学習による機械翻訳手法 (Machine Translation Using Inductive Learning with Genetic Algorithms, 以下、GA-ILMT と記す。) を提案 [9][10] してきた。GA-ILMT では、与えられた翻訳例のみから翻訳ルールを帰納的学習により獲得し、それらを用いて翻訳を行う。また、遺伝的アルゴリズムの持つ交叉や突然変異といった基本操作を用いることにより、翻訳例を自動生成する。このことによって、実例型翻訳手法が抱える良質な翻訳を行うために膨大な量のコーパスが必要になるという問題点の解決を図っている。そして、その有効性を性能評価実験を通して確認してきた [11][13]。

我々は、システム自身が与えられた翻訳例から規則を自動的に獲得することにより、こなれた翻訳を行う適応的な翻訳システムの構築を目指している。しかし、現在の GA-ILMT は、獲得した翻訳ルールの最大限の利用という点において十分なものとはなっていない。獲得された翻訳ルールはフラットな状態で蓄積されており、翻訳処理も、何が核となる翻訳ルールなのかを意識せずに行っている。その結果、翻訳ルールの組み合わせが膨大なものとなり、翻訳精度の低下をもたらしている。そこで、我々は、翻訳を行う上で核となる翻訳ルールをシステム自身が決定していく仕組みを取り入れ、翻訳ルールを自動的に体系化することを試みた。即ち、翻訳ルールの自動階層化である。本手法では、より汎用性の高い翻訳ルールをより上位の階層に位置付ける。その結果、翻訳を行う上で、核となる翻訳ルールがシステム自身により決定されていく。更に、階層化された結果から翻訳ルールを評価することにより、翻訳精度の向上を図る。本稿では、GA-ILMT における翻訳ルールの自動階層化と、その結果もたらされる翻訳精度の向上について述べる。

## 2 GA-ILMT の概要

### 2.1 GA-ILMT の処理過程

GA-ILMT に基づき構築した英日機械翻訳システムの処理過程を図 1 に示す。初めに入力文として英文を入力する。すると、翻訳部において、それまでに抽出された翻訳ルールを用いて翻訳結果を生成する。生成された翻訳結果に誤りが含まれている場合には、人手による校正を行う。次いで、フィードバック部において、翻訳部で使用された翻訳ルールに対する適応度を決定し、その値に基づき淘汰処理を行う。そして、学習部において、与えられた入力文と正しい翻訳結果からなる翻訳例を用いて交叉と突然変異を行い、多様な翻訳例を生成する [9][10]。なお、交叉手法として、一点交叉 [9][10] と二点交叉 [13] を用いている。更に、与えられた翻訳例と生成された翻訳例に対して帰納的学習を行うことにより、翻訳ルールを抽出する。このような処理を繰り返すことにより、対象分野に応じた翻訳ルールを獲得し、適

応的な翻訳システムへと進化していく。

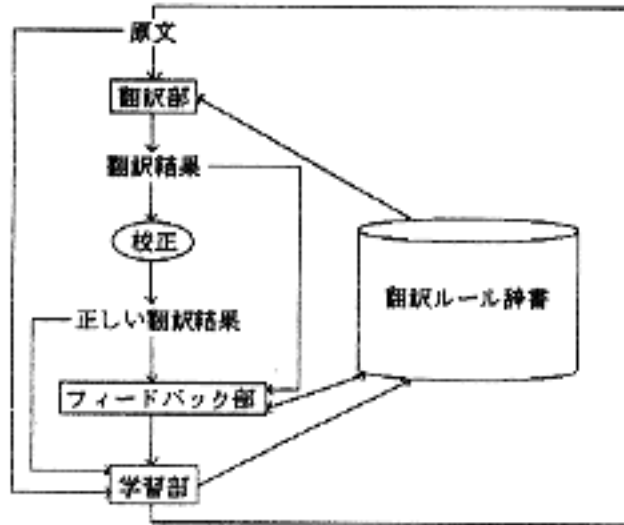


図1: GA-ILMTのシステム構成

以下に述べる3節の翻訳ルールの自動階層化は、図1のGA-ILMTの処理過程における学習部において行われる。4節で述べる翻訳ルールの評価も同様に学習部で行われる。また、翻訳ルールの自動階層化の手法は、翻訳部における翻訳結果の生成処理にも用いている。

## 2.2 帰納的学習による翻訳ルールの獲得

次に、GA-ILMTにおける帰納的学習による翻訳ルールの獲得について述べる。ここで述べる帰納的学習とは、いくつかの具体例の中に内在する一般的な規則を獲得することである。その具体的な手法として、GA-ILMTでは、翻訳例間の共通部分と差異部分を多段階に抽出することにより、規則を獲得している[9]。図2に翻訳ルール獲得の具体例を示す。

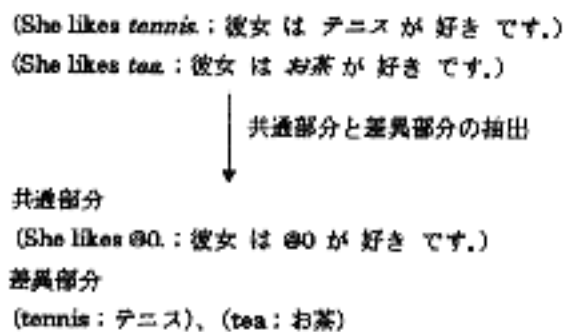


図2: 翻訳ルール獲得の具体例

このような字面情報からのみの翻訳ルールの獲得は、先にも述べたように、翻訳知識獲得のための人手による言語知識の構築というジレンマを解決する有効な手法になると考えられる。

## 3 翻訳ルールの自動階層化

### 3.1 自動階層化手法の基本的な考え方

翻訳ルールに対する自動階層化の目的は、先にも述べたように翻訳を行う際に核となる翻訳ルールをシステム自身に認識させ、獲得した翻訳ルールを最大限に活用した翻訳処理を実現することにある。その際に、膨大な解析的な知識を与えることにより実現するのではなく、翻訳例からの翻訳知識の獲得という観点から行う。即ち、システム自身が翻訳を行う際に重要と位置付ける汎用的かつ精度の高い翻訳ルールを導き出す。そうした考え方から、我々は、正翻訳を導き出す過程の状態遷移[14]に基づいて自動階層化を行う手法を提案する。

正翻訳の生成過程とういうものに着目したのは、正翻訳を導き出すメカニズムを考慮した学習が、より精度の高い翻訳を実現するために必要と考えられるからである。そのことにより、システムは核となる翻訳ルールを学習を通して決定し、その翻訳ルールをよりどころとして翻訳を行うことが可能となる。また、核となる翻訳ルールから訳文を作り出す過程は、翻訳ルールの状態遷移として表すことができる。即ち、正翻訳の生成過程とは、翻訳ルールの状態遷移に相当する。そこで、我々は、解析的な知識を導入することなく、核となる翻訳ルールを獲得するために状態遷移を取り入れた。

### 3.2 状態遷移を用いた翻訳ルールの自動階層化

翻訳ルールの階層化は、汎用性が高く、翻訳を行う際に核となりえる翻訳ルールが上位階層に位置付けられるように行う。以下にその処理過程を述べる。

- (1) 正翻訳の生成過程における状態遷移を生成する。

まず、状態遷移を生成する際に必要となる要素を以下のように定義する。

- ①状態（翻訳ルール）の集合  $K$
- ②入力（翻訳ルール）の集合  $I: I \subset K$
- ③最終状態（正翻訳例及び抽象化されていない翻訳ルール）の集合  $F: F \subset K$
- ④初期状態の集合  $S: S \subset K-F$
- ⑤状態遷移関数  $\delta$ : ある状態  $q_i$  にあるとき入力  $a$  が与えられ、状態  $q_j$  に遷移する場合、これを

$$\delta[q_i, a] = q_j$$

と表し、 $\delta$  を状態遷移関数とする。

- ⑥状態遷移の集合  $T$

ここで、状態遷移とは、最終状態に到達するまでの状態（翻訳ルール）の組である。

- (2) 生成された状態遷移において、個々の状態遷移が包含関係にないものを選択する。
- (3) 選択された状態遷移において最終状態から初期状態へ移行している翻訳ルールを下位階層から上位階層へと位置付ける。

以下にその具体例を示す。図3の翻訳ルールは原文 "She is my sister." に対し正翻訳 "彼女は私の姉です。" を生成する際に使用された翻訳ルールである。

- q0:(She is my sister . ; 彼女は私の姉です。)
- q1:(She ; 彼女)
- q2:(sister ; 姉)
- q3:(my sister ; 私の姉)
- q4:(@0 is my sister . ; @0 は私の姉です。)
- q5:(She is my @0 . ; 彼女は私の @0 です。)
- q6:(@0 is my @1 . ; @0 は私の @1 です。)
- q7:(She is @0 . ; 彼女は @0 です。)
- q8:(@0 is @1 . ; @0 は @1 です。)
- q9:(my @0 ; 私の @0)

図 3: 正翻訳に使用された翻訳ルールの具体例

ここで、最終状態の集合  $F$  は  $\{q_0, q_1, q_2, q_3\}$  となる。例えば、中間状態の翻訳ルールとして、 $q_4$ : ( $@0$  is my sister. ;  $@0$  は私の姉/です。) を任

意に選択したとする。すると、この翻訳ルールに該当する最終状態は  $q_0$ : (She is my sister. ; 彼女/は私の姉/です。) になる。この場合の状態遷移関数は  $\delta[q_4, (She ; 彼女)] = q_0$  となる。したがって、この場合の状態遷移過程  $t_0$  は、 $t_0 = \langle q_4, q_0 \rangle$  となる。

このように最終状態  $q_0$  についての状態遷移過程の集合  $T_{q_0}$  を求めると  $T_{q_0} = \{t_0 = \langle q_4, q_0 \rangle, t_1 = \langle q_5, q_0 \rangle, t_2 = \langle q_6, q_5, q_0 \rangle, t_3 = \langle q_6, q_4, q_0 \rangle, t_4 = \langle q_7, q_5, q_0 \rangle, t_5 = \langle q_7, q_0 \rangle, t_6 = \langle q_8, q_7, q_5, q_0 \rangle, t_7 = \langle q_8, q_6, q_5, q_0 \rangle, t_8 = \langle q_8, q_6, q_4, q_0 \rangle, t_9 = \langle q_8, q_4, q_0 \rangle\}$  となる。また、同様に最終状態  $q_3$  についての状態遷移過程の集合  $T_{q_3}$  を求めると、 $T_{q_3} = \{t_{10} = \langle q_9, q_3 \rangle\}$  となる。

次に、状態遷移過程の集合  $T_{q_0}$  と  $T_{q_3}$  のそれぞれにおいて、包含されていない状態遷移過程のみを選択する。例えば、 $T_{q_0}$  の  $t_0$  は  $t_8$  に含まれている。したがって、最終的に選択される状態遷移過程は  $T_{q_0}$  においては  $t_6, t_7, t_8, T_{q_3}$  においては  $t_{10}$  が選択されることになる。

そして、最終的に選択された状態遷移過程に対して、初期状態から最終状態へと移行する翻訳ルールをその順に従い、下位階層から上位階層へと位置付ける。その結果、図4に示すような階層が生成される。

- 階層1
  - q0:(She is my sister . ; 彼女は私の姉です。)
  - q1:(She ; 彼女)
  - q2:(sister ; 姉)
  - q3:(my sister ; 私の姉)
- 階層2
  - q4:(@0 is my sister . ; @0 は私の姉です。)
  - q5:(She is my @0 . ; 彼女は私の @0 です。)
  - q9:(my @0 ; 私の @0)
- 階層3
  - q6:(@0 is my @1 . ; @0 は私の @1 です。)
  - q7:(She is @0 . ; 彼女は @0 です。)
- 階層4
  - q8:(@0 is @1 . ; @0 は @1 です。)

図 4: 階層化された翻訳ルールの具体例



## 5 状態遷移を用いた翻訳処理

これまでの GA-ILMT では、翻訳結果の生成に使用する翻訳ルールの選択は、原文との類似度が高く、抽象化されていない翻訳ルールを最優先に使用していた。しかし、抽象化されていない翻訳ルールを最優先に使用すると、学習が進むにつれ、誤翻訳ルールを用いる確率が高くなる。そこで、本手法では、翻訳処理に対しても状態遷移を用いた翻訳を行う。状態遷移を用いることにより、システムは学習により得られた、より汎用的で精度の高い翻訳ルールを基点として翻訳する。したがって、翻訳処理においても状態遷移を用いることで、より良い翻訳が可能になると考えられる。以下にその処理過程を示す。

- (1) 文の翻訳ルールを対象に、3節で述べた方法と同様に状態遷移を生成し、階層化を行う。
- (2) 最下位階層に存在している翻訳ルールを対象に、その翻訳ルールに遷移するまでの過程に用いられた翻訳ルールの全てに対して以下の尤度評価関数を適用する。

$$\alpha + \beta \times \text{正確実度} - \gamma \times \text{誤確実度}$$

( $\alpha, \beta, \gamma$ は定数)

ここで、 $\alpha$ は既に階層化されている翻訳ルールか否かを意味する。

- (3) 状態遷移を構成している全ての翻訳ルールの尤度評価関数の総和をその状態遷移の確実度とする。複数の状態遷移が存在する場合には、確実度が最大のものを最終的な確実度とする。
- (4) 最下位階層に存在する翻訳ルールにおいて状態遷移の確実度が最大のものを最終的に翻訳処理に使用する翻訳ルールとする。

例えば、原文 "Kayo is not my teammate." に対する翻訳において、最下位階層に位置する翻訳ルールとして (@0 is not my @1. ; @0/は/僕の/@1/ではありません。)が存在しているとす。そして、この翻訳ルールは (@0 is not @1. ; @0/は/@1/ではありません。)へと遷移し、更に、(@0 is @1 @2. ; @0/は/ @2/@1.)へと遷移している。そこで、この3つの翻訳ルールに対して、

尤度評価関数を適用する。この場合、後者2つの翻訳ルールは過去に階層化されており、また、正確実度及び誤確実度は共に0である。すると、3つの翻訳ルールの尤度評価値はそれぞれ0, 5, 5となり、状態遷移としての確実度は3つの尤度評価値の総和である10となる。

## 6 性能評価実験

### 6.1 実験方法

実験データには、中学1年生用教科書ガイド・ワンワールド [15] に掲載されている翻訳例353文を用いた。また、辞書の初期状態は空とした。実験は、1文ずつ翻訳処理を行った後に、その対訳を与え、学習を繰り返し行った。また、尤度評価関数の計算式に用いた定数は、 $\alpha, \beta, \gamma$ 、それぞれ、5.0, 2.0, 1.0である。なお、生成された翻訳結果が複数存在している場合には、上位1位のみの翻訳ルールを評価の対象とした。

### 6.2 実験結果

表3に従来の GA-ILMT における正翻訳率と本手法を導入した GA-ILMT における正翻訳率を示す。また、正翻訳率の推移を図6に示す。

表3: 実験結果

	正翻訳率 (文数)
従来の GA-ILMT	34.6% (122)
本手法を導入した GA-ILMT	40.8% (144)

### 6.3 考察

表3より正翻訳率は6.2ポイントの増加であった。これは、それまで正翻訳が存在していたにもかかわらず、上位1位とならなかったために結果的に誤翻訳となっていたものが、本手法の導入により、上位1位となったためである。また、図6の正翻訳率の推移を見ると、50文から100文までの正翻訳率は従来手法では減少しているが、提案手法では、逆に、増加している。100文までは、be動詞のみを用いた文であることから、理想的には、核となる翻訳ルールは学習され、増加傾向を示すことが予想される。しかし、これまでの GA-ILMT では、抽象度の低い翻訳ルールを

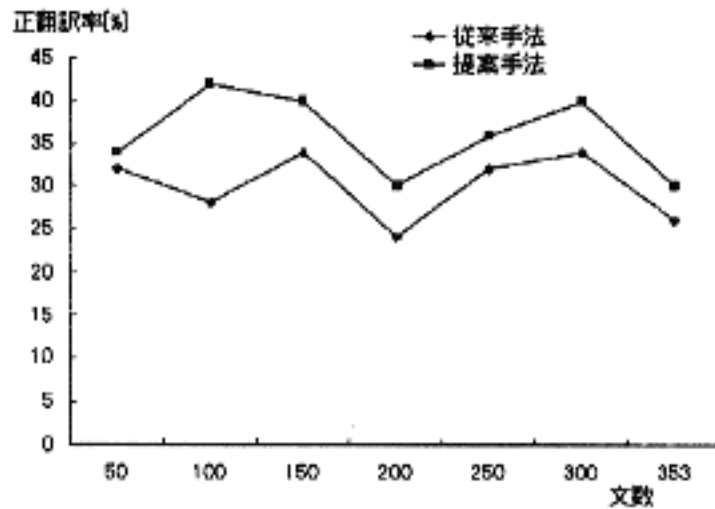


図 6: 正翻訳率の推移

最優先に使用していたため、誤翻訳ルールが翻訳処理に使用される場合が数多く存在した。それに対して、本手法を導入した GA-ILMT では、正翻訳を生成する際の状態遷移に着目することにより、翻訳ルールに対する評価の精度が向上し、更に正翻訳を生成するための過程をシステム自身が考慮した翻訳が可能となった。その結果、システムは、誤翻訳ルールが増加しても、より確実度の高い翻訳ルールを選択でき、正翻訳率が向上した。100文から200文の間では、一般動詞が新たに出現し始めたために正翻訳率は減少するが、学習が進むにつれ、再度上昇する。特に、200文から300文の間では、本手法が有効に機能し、従来手法に比べ上昇率が高くなった。図7に従来、誤翻訳となっていたものが、提案手法により正翻訳となった具体例を示す。従来では、図7に示す例において、原文と最も類似している階層1の先頭の翻訳ルールが選択されていたため、この原文に対する翻訳結果は誤翻訳となっていた。このような誤った原文は遺伝的アルゴリズムの交叉が適用された際に生成されたものである。それに対して、本手法では、状態遷移の確実度が15.0と最も高い、階層1の4番目の翻訳ルールを選択し、単語の翻訳ルール (brother; 弟) とを組み合わせることにより、正翻訳を導き出すことが可能となった。この4番目の翻訳ルール (He is not my @0.; 彼/は/僕の/@0/ではありません。) は階層2の翻訳ルール (@0 is not my @1.; @0/は/僕の/@1/ではありません。), 階層3の翻訳ルール (@0 is not

Source Sentence : He is not my brother .

階層	尤度評価値
階層1 (He is not my brother . ; 彼は私の弟です。)	----->10.0
(He is not my @0 . ; 彼は僕の@0。)	----->7.0
(He is not my @0 . ; 彼は@0。)	----->0.0
(He is not my @0 . ; 彼は僕の@0 ではありません。)	----->15.0
階層2 (He is not my @0 . ; 彼は@0 です。)	
(@0 is not my @1 . ; @0 は僕の@1 ではありません。)	
(@0 is not my @1 . ; @0 は僕の@1。)	
(@0 not my @1 . ; @0 は@1。)	
階層3 (@0 is not my @1 . ; @0 は私の@1 です。)	
(@0 is not my @1 . ; @0 は私の@1。)	
(He is @0 . ; 彼は@0。)	
(@0 is not @1 . ; @0 は@1 ではありません。)	

図 7: 正翻訳のための翻訳ルールの選択

@1.; @0/は/@1 /ではありません。)へと遷移している。これらの翻訳ルールが既に階層化された翻訳ルールであったため階層1の中で状態遷移の確実度が最も高い翻訳ルールとなった。これは、正翻訳を導き出すための過程をシステム自身が考慮できた結果と考えられる。

また、翻訳ルールの評価精度が従来手法と比べ向上したために正翻訳がもたらされたものも多く存在した。例えば、(I am @0.; 私/は/@0。)

と (I am @0.; 私/は/@0/です。) では、従来手法では、前者の (I am @0.; 私/は/@0。)

が使用されているために誤翻訳を生成していた。しかし、状態遷移に基づく翻訳ルールの評価を行うことにより、尤度評価値はそれぞれ、4.0と5.0となり (I am @0.; 私/は/@0/です。) が使用されるようになった。(I am @0.; 私/は/@0。)

の場合、誤確実度が1であったため、尤度評価値が  $5.0+2.0 \times 0-1.0 \times 1=4.0$  となった。

## 7 おわりに

我々は、翻訳規則をシステム自身が翻訳例から獲得することにより、こなれた翻訳を行う適応的な機械翻訳システムの構築を目指している。そうした観点から、これまでは、翻訳する上で核となる規則の獲得という点が不十分であった。これまでの GA-ILMT では、様々な翻訳ルールが獲得されていくが、それらは体系化されることなく

フラットな状態なままで管理されていた。その結果、システムは翻訳処理において、どの翻訳ルールを使用すべきなのかを表面的な原文との類似性のみに基づいて決定していた。そこで、我々は、翻訳処理における翻訳ルールの選択を表層的な情報のみに基づくのではなく、正翻訳の生成過程に着目することにより、この問題の解決を図った。それは、正翻訳を導き出すメカニズムを考慮した学習を行い、良質な翻訳ルールをシステム自身が決定することである。その正翻訳の生成過程は、翻訳ルールの状態遷移として表される。そこで、我々は、正翻訳の生成過程の状態遷移に着目し、解析的な知識を用いずに、システム自身が良質な翻訳ルールを体系化して管理する手法を提案した。その結果、それまで、適切な翻訳ルールを選択できずに誤翻訳となっていたものが減少し、正翻訳率は34.6%から40.8%に増加させることができた。

今後は、重文や複文などにおける最適な翻訳ルールの獲得とその利用についての研究を進めることで、より実用的な翻訳システムの実現を図る。

## 謝辞

本研究の一部は、文部省科学研究費補助金（第10680367号、第09878070号）及び北海学園大学ハイテク・リサーチ・センター研究費による補助のもとに行われた。

## 参考文献

- [1] 野村浩郷（編），言語処理と機械翻訳，講談社（1991）。
- [2] 田中穂積（監），自然言語処理—基礎と応用，コロナ社（1999）。
- [3] 佐藤理史，MBT2：実例に基づく翻訳における複数翻訳例の組合せ利用，人工知能学会誌，Vol. 6, No. 6, pp. 861-871（1991）。
- [4] 古瀬謙，隅田英一郎，飯田仁，経験的知識を活用する変換主導型機械翻訳，情報処理学会論文誌，Vol. 35, No. 3, pp. 414-425（1994）。
- [5] 野美山浩：事例の一般化による機械翻訳，情報

処理学会論文誌，Vol. 34, No. 5, pp. 905-912（1993）。

- [6] 北村美穂子，松本裕治：対訳コーパスを利用した翻訳規則の自動獲得，情報処理学会論文誌，Vol. 37, No. 6, pp. 1030-1040（1996）。
- [7] 荒木健治，栢内香次：帰納的学習による語の獲得および確実性を用いた語の認識，電子情報通信学会論文誌，Vol. J75-D-II, No. 7, pp. 1213-1221（1992）。
- [8] 荒木健治，高橋祐治，桃内佳雄，栢内香次：帰納的学習によるべた書き文のかな漢字変換手法の適応能力の評価，電子情報通信学会信学技報，NLC 94-3, pp. 17-24（1994）。
- [9] 越前谷博，荒木健治，桃内佳雄，栢内香次：実例に基づく帰納的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性，情報処理学会論文誌，Vol. 37, No. 8, pp. 1565-1579（1996）。
- [10] Echizen-ya, H., Araki, K., Momouchi, Y. and Tochinai, K. Machine Translation Method Using Inductive Learning with Genetic Algorithms. In *Proceedings of the Coling'96*, Copenhagen, Denmark, pp.1020-1023(1996).
- [11] 荒木健治，越前谷博，栢内香次，GA-ILMTの旅行用英会話文を用いた適応性能の評価，信学技報，NLC96-63, pp.53-60(1997)。
- [12] 越前谷博，荒木健治，桃内佳雄，栢内香次，旅行用英会話文におけるGA-ILMTの有効性について，自然言語処理研究報告，NL128-17, pp.119-126(1998)。
- [13] 越前谷博，荒木健治，宮永喜一，栢内香次，遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による機械翻訳手法の性能向上のための改良，1996信学ソ大，No. D-54, pp.54(1996)。
- [14] J. ホップクロフト，J. ウルマン，オートマトン言語理論 計算論1，サイエンス社（1984）。
- [15] 教科書ガイド教育出版版ワンワールド1，日本教材，東京（1991）。