

概要

現在、機械翻訳において、対訳データから自動的に翻訳規則を獲得し、翻訳を行う統計翻訳が注目されている。統計翻訳では、単語の列から単語の列への翻訳を確率的に行うために、フレーズテーブルを用いる。フレーズテーブルはプログラムにより自動作成される。そのため、フレーズ対のカバー率は高いが、信頼性は低い。

一方、人手で作成されるフレーズ対は信頼性は高いが、フレーズ対の総数が少ないため、カバー率は低い。先行研究で、プログラムで自動作成されたフレーズテーブルに、人手で作成したフレーズ対を追加し、翻訳精度の向上が確認された。しかし、先行研究では、人手で作成したフレーズ対の総数が少ないため、フレーズテーブルの増加量が少ない。

そこで、本研究では、翻訳対の総数が多い“英辞郎”を利用し、フレーズテーブルの増加量を多くすることにより、翻訳精度の向上を試みた。その結果、BLEU 値が単文では 0.3%、重文複文では 0.2%向上した。結果から、“英辞郎”で作成した翻訳対を追加した提案手法は有効であることが示された。

目次

第1章	はじめに	1
第2章	統計翻訳システム	2
2.1	基本概念	2
2.2	翻訳モデル	3
2.2.1	IBM モデル	3
2.2.2	フレーズテーブルの作成法	4
2.3	言語モデル	7
2.4	デコーダ	9
2.4.1	moses のパラメータ	9
2.4.2	パラメータチューニング	9
第3章	提案手法	10
3.1	翻訳対の追加手順	12
第4章	実験環境	16
4.1	実験データ	16
4.1.1	英辞郎	16
4.1.2	学習データ	16
4.1.3	テストデータ	17
4.2	フレーズテーブルの形式に変換した翻訳対	17
4.3	プログラムで作成するフレーズテーブル	18
4.4	N -gram モデルの学習	18
4.5	デコーダのパラメータ	18
4.6	評価方法	18

第 5 章	翻訳実験	20
5.1	フレーズテーブル	20
5.2	日英翻訳精度の評価	21
5.3	対比較実験	27
5.4	評価方法	27
5.5	判断基準	28
5.6	実験結果	28
5.6.1	提案手法の翻訳結果が優れていると評価した例	29
5.6.2	提案手法の翻訳結果が劣ると評価した例	31
5.6.3	提案手法の翻訳結果の文質に変化がないと評価した例	32
5.6.4	提案手法の翻訳結果が同一出力と評価した例	34
第 6 章	考察	36
6.1	提案手法の分析	36
6.1.1	未知語の減少	36
6.1.2	文質の向上	38
6.1.3	未知語が減少した文と文質が向上した文の比較	38
6.2	先行研究との比較	39
第 7 章	おわりに	40

目 次

2.1 日英統計翻訳の枠組	2
3.1 翻訳対の追加手順	12

表 目 次

2.1	フレーズテーブルの例	3
2.2	最尤な単語 alignment の獲得の例 (英日方向)	4
2.3	最尤な単語 alignment の獲得の例 (日英方向)	4
2.4	最尤な単語 alignment の獲得の例 (積集合:intersection)	5
2.5	最尤な単語 alignment の獲得の例 (和集合:union)	5
2.6	最尤な単語 alignment の獲得の例 (grow-diag-final)	6
2.7	作成されたフレーズテーブルの例 (grow-diag-final)	6
2.8	言語モデルの例	7
2.9	スムージングパラメータ別の言語モデルの例	8
2.10	表 2.9 の言語モデル作成に用いた英文の例 (50 文より抜粋)	8
3.1	grow-diag-final で作成したフレーズテーブルの例 (全 8 フレーズ)	11
3.2	intersection で作成したフレーズテーブルの例 (全 98 フレーズから抜粋)	11
3.3	grow-diag-final で作成したフレーズテーブルの例	13
3.4	intersection で作成したフレーズテーブルの例	13
3.5	翻訳対の形式をフレーズテーブルの形式に変換した例	14
3.6	翻訳対に翻訳確率を付与した例	14
3.7	手順 1 で作成したフレーズテーブルに翻訳確率を付与した翻訳対を追加した例	15
4.1	翻訳対の例	16
4.2	学習データの例	17
4.3	テストデータの例	17
4.4	フレーズテーブルの形式に変換した翻訳対の例	18
5.1	単文でのフレーズテーブルの総数	20
5.2	重文複文でのフレーズテーブルの総数	20

5.3	確率を付与した翻訳対の例	21
5.4	翻訳精度の評価 (BLEU 値)	21
5.5	翻訳精度の評価 (METEOR 値)	21
5.6	単文において、ベースラインより提案手法が良くなった例	22
5.7	単文において、ベースラインと提案手法が同一出力だった例	23
5.8	単文において、ベースラインより提案手法が悪くなった例	24
5.9	重文複文において、ベースラインより提案手法が良くなった例	25
5.10	重文複文において、ベースラインと提案手法が同一出力だった例	26
5.11	重文複文において、ベースラインより提案手法が悪くなった例	27
5.12	対比較実験結果	28
5.13	単文において、提案手法がベースラインより優れていると評価した例	29
5.14	重文複文において、提案手法がベースラインより優れていると評価した例	30
5.15	単文において、提案手法がベースラインより劣ると評価した例	31
5.16	単文において、提案手法とベースラインが文質に変化がないと評価した例	32
5.17	重文複文において、提案手法とベースラインが文質に変化がないと評価した例	33
5.18	単文において、提案手法とベースラインが同一出力と評価した例	34
5.19	重文複文において、提案手法とベースラインが同一出力と評価した例	35
6.1	単文において、未知語が減少した例	36
6.2	重文複文において、未知語が減少した例	37
6.3	文質が向上した例	38
6.4	未知語が減少した文と文質が向上した文の比較	38
6.5	先行研究との翻訳精度比較	39

第1章 はじめに

現在，機械翻訳において，対訳データから自動的に翻訳規則を生成し，翻訳を行う統計翻訳が注目されている．統計翻訳は，獲得した翻訳規則を言語モデルと翻訳モデルで管理する．言語モデルは，単語の列や文字の列が起こる確率を与えるモデルである．翻訳モデルは，英語の単語の列から単語の列へ確率的に翻訳を行うためのモデルである．翻訳モデルには，主に単語に基づくモデルと句に基づくモデルがある．単語に基づくモデルは，単語の対応作成時に，対応がない単語には NULL を対応させる．その結果，単語に基づくモデルにおける翻訳精度の低下を起す．一方，句に基づくモデルは，単語に基づくモデルより，訳語の選択能力や局所的な語の並べ替え能力の高い，句に基づく翻訳モデル [1] が現在の主流になっている．

句に基づく翻訳モデルは，プログラムで自動作成されるフレーズテーブルと呼ばれる表で管理されている．句に基づくモデルは，句の対応をとるため，単語に基づくモデルで使用されていた NULL は使用しない．フレーズテーブルはプログラムにより自動作成されるため，カバー率は高いが，信頼性は低い．先行研究 [2] に，人手で作成したフレーズ対をフレーズテーブルに追加し，翻訳精度の向上が確認された．しかし，先行研究では，人手で作成したフレーズ対の総数が少ないため，フレーズテーブルの増加量が少ない．

そこで，本研究では，翻訳対の総数が多い“英辞郎 [3]” を利用し，フレーズテーブルの増加量を多くすることにより，翻訳精度の向上を試みた．その結果，BLEU 値が単文では 0.3%，重文複文では 0.2% 向上した．結果から，“英辞郎” で作成した翻訳対を追加した提案手法は有効であることが示された．

2章で，統計翻訳システムの概要を示し，各部分の説明を行う．3章で，実験環境の説明を行う．4章で，“英辞郎” で作成した翻訳対を，プログラムで作成したフレーズテーブルに追加する手順を説明する．5章で提案手法を用いた時の翻訳実験の結果を示す．6章で，考察を示す．最後に7章で結論を述べ，まとめる．

第2章 統計翻訳システム

2.1 基本概念

日英統計翻訳は、日本語文 j が与えられたとき、全ての組合せの中から確率が最大となる英語文 \hat{e} を探索することにより翻訳を行う。

$$\begin{aligned}\hat{e} &= \operatorname{argmax}_e P(e | j) \\ &\approx \operatorname{argmax}_e P(j | e)P(e)\end{aligned}$$

$P(j | e)$ は翻訳モデル、 $P(e)$ は言語モデルである。日英統計翻訳の枠組を図 2.1 に示す。

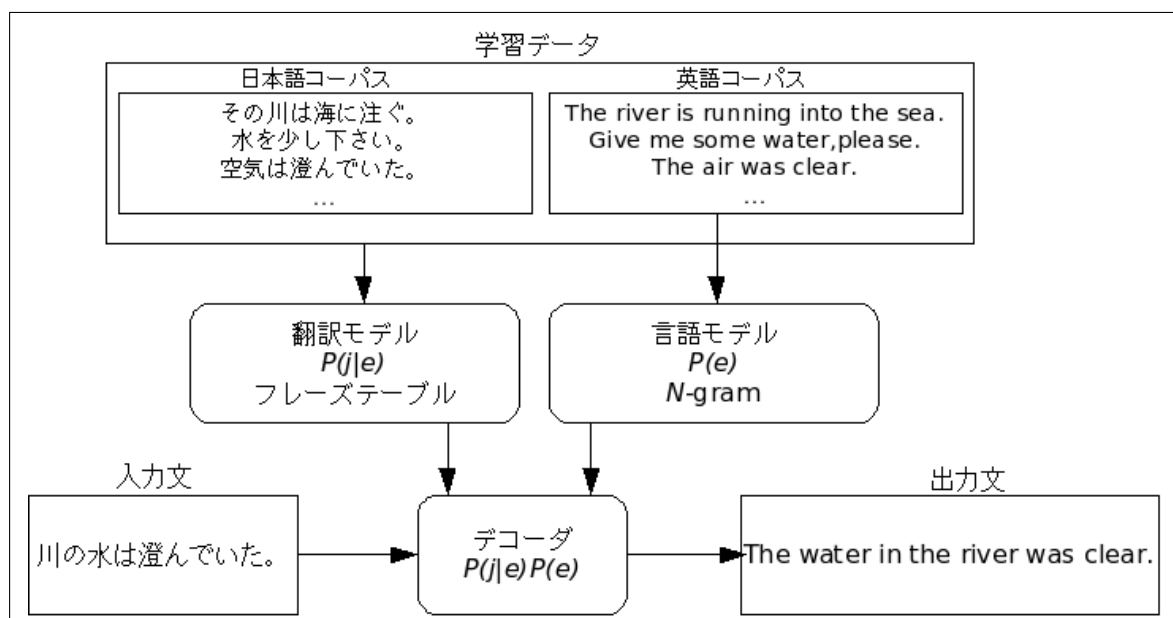


図 2.1: 日英統計翻訳の枠組

図 2.1 で示すように、翻訳モデルは日本語コーパスと英語コーパスが集まった、学習データから学習して作成する。また、言語モデルは、出力文の言語である英語コーパス

から学習して作成する．翻訳モデルと言語モデルを用いて， \hat{e} を探索する翻訳システムが図中のデコーダである．

2.2 翻訳モデル

翻訳モデルは，英語の単語の列から単語の列へ確率的に翻訳を行うためのモデルである．翻訳モデルには，主に単語に基づくモデルと句に基づくモデルがある．現在は，訳語の選択能力や局所的な語の並べ替え能力の高い，句に基づく翻訳モデルが現在の主流になっている．句に基づく翻訳モデルは表 2.1 のようなフレーズテーブルと呼ばれる表で管理されている．

表 2.1: フレーズテーブルの例

あらし		The storm		0.025	0.122856	0.0555556	0.105324
きのう		Yesterday	,	0.2	0.235839	0.0131579	0.00783859
それぞれ		each		0.0714286	0.0183908	0.125	0.0418848
厳しい寒さ		intense cold		1	0.00103928	1	0.00334861
玄関の前		front of the entrance		1	0.015335	0.5	0.0018312

左から，日本語フレーズ，英語フレーズ，フレーズの日英翻訳確率 $P(j | e)$ ，単語の日英翻訳確率の積，フレーズの英日翻訳確率 $P(e | j)$ ，単語の英日翻訳確率の積である．

2.2.1 IBM モデル

翻訳モデルの代表例として IBM 翻訳モデルがある．IBM モデルでは英語文 e ，日本語文 j の翻訳モデル $P(j | e)$ を計算するためにアライメント a と呼ばれる概念を導入し，以下のような式を考える．なお，アライメントとはある日本語単語 j と英単語 e の対応関係のことを示す．

$$P(j | e) = \sum_a P(j, a | e)$$

IBM モデルでは，日英翻訳の場合，英単語は 1 対 n の対応を持ち，日本語の単語は 1 つの英単語のみと対応すると仮定する．また，日本語の単語の対応関係として適切な英単語がなかった場合，英語文の文頭の特異文字 e と対応付けを行う．

2.2.2 フレーズテーブルの作成法

手順 1 最尤な単語 alignment の獲得

まず，GIZA++[4] により IBM モデルを推定することで最尤な単語 alignment を得る．これを英日，日英の両方向に対して行う．なお，IBM モデルは単語を基本単位とした翻訳モデルである．

対訳文，“言語はコミュニケーションの道具である．”，“language is a means of communication.” を学習データとした時の例を表 2.2(英日方向)，表 2.3(日英方向) に示す．なお，表中の “ ” が獲得した最尤な単語 alignment である．

表 2.2: 最尤な単語 alignment の獲得の例 (英日方向)

	language	is	a	means	of	communication
言語						
は						
コミュニ ケーション						
の						
道具						
で						
ある						

表 2.3: 最尤な単語 alignment の獲得の例 (日英方向)

	language	is	a	means	of	communication
言語						
は						
コミュニ ケーション						
の						
道具						
で						
ある						

手順2 対称化された単語 alignment の計算

次に，両方向の alignment から，両方向に1対多の対応を認めた，単語 alignment を計算する．この単語 alignment は基本的に両方向の単語対応の積集合と和集合の中間をヒューリスティックスで求める．なお，積集合 (intersection) は，両方向ともに単語対応が存在する場合のみ対応を残し，和集合 (union) は，少なくとも片方向に単語対応が存在する場合，単語対応を残す．対称な単語対応を求めるヒューリスティックス (grow-diag-final など) は，まず積集合から始まり，和集合にしかない単語対応が妥当であるかを判断しながら，単語対応を除々に加える．対称化された単語 alignment の獲得の例を，表 2.4(intersection)，表 2.5(union)，表 2.6(grow-diag-final) に示す．

表 2.4: 最尤な単語 alignment の獲得の例 (積集合:intersection)

	language	is	a	means	of	communication
言語						
は						
コミュニ						
ケーション						
の						
道具						
で						
ある						

表 2.4 が示すように，intersection は日英，英日の両方向ともに単語対応が存在する場合のみ単語対応を残す．

表 2.5: 最尤な単語 alignment の獲得の例 (和集合:union)

	language	is	a	means	of	communication
言語						
は						
コミュニ						
ケーション						
の						
道具						
で						
ある						

表 2.5 が示すように union は，少なくとも片方向に単語対応が存在する場合，単語対応を残す．

表 2.6: 最尤な単語 alignment の獲得の例 (grow-diag-final)

	language	is	a	means	of	communication
言語						
は						
コミュニ ケ - ション						
の						
道具						
で						
ある						

表 2.6 が示すように grow-daig-final は，積集合から始まり，和集合にしかない単語対応が妥当であるかを判断しながら，単語対応を除々に加える．

手順 3 フレーズテーブルの抽出

対称化された単語 alignment のうち矛盾しないすべてのフレーズ対応を得る．そのフレーズに対して翻訳確率を計算し，値を付与する．作成されたフレーズテーブルを表 2.7 に示す．

表 2.7: 作成されたフレーズテーブルの例 (grow-diag-final)

言語	language	1 1 1 1
コミュニケ - ション	communication	1 1 1 1
コミュニケーションの	of communication	1 1 1 1
コミュニケーションの道具	a means of communication	1 1 1 1
道具	a means	1 1 1 1
の	of	1 1 1 1
の道具	a means of	1 1 1 1
言語はコミュニケーションの道具である	language is a means of communication	1 0.0987654 1 9.28785e-05

2.3 言語モデル

言語モデルは単語の列，文字の列が起こる確率を与えるモデルである．日英翻訳では，より英語らしい文に対して，高い確率を与えることで，翻訳モデルで翻訳された訳文候補の中から英語として自然な文を選出する．

代表的な言語モデルに N -gram がある． N -gram は“単語の列 $w_1^i = w_1, w_2, \dots, w_i$ の i 番目の単語 w_i の生起確率 $P(w_i)$ は直前の $(i - 1)$ 単語に依存する”，という仮説に基づくモデルである．計算式を以下に示す．

$$P(w_1^i) = \prod_{i=1}^{k-1} P(w_i | w_{i-1})$$

例えば「I eat dinner.」という文字の列に対する 2-gram モデルは以下のようになる．

$$P(e = \text{“I eat dinner.”}) \approx P(He) \times P(eat | He) \times P(dinner | eat) \times P(. | dinner)$$

3-gram であれば「I eat」という 2 単語の次にくる単語が「dinner」である確率を考える．なお，学習データに表れない N 単語連鎖を確率 0 として， N -gram モデルを作成すると，性能が悪化する．よって， N -gram モデルはスムージング手法によって 0 でない確率を割り当てて作成する．代表的なスムージング手法として，バックオフスムージングがある．バックオフスムージングは，高次の N -gram が存在しない場合，低次の N -gram で代用する．この代用する低次の確率を改良した手法が，Kneser-Ney スムージングである．言語モデルにおける N -gram の作成には一般に Kneser-Ney スムージングが用いられている．言語モデルの例を表 2.8 に示す．

表 2.8: 言語モデルの例

-1.557193	Because of
-1.92458	absence from
-0.8959993	account for

例えば，1 番目の行は $\log_{10}(P(of | Becaouse)) = -1.557193$ を意味している．

各スムージングのパラメータを用いたときの、言語モデルの例を表 2.9 に示す。なお、表 2.9 の言語モデルは同一の英文 50 文を用いて、2-gram までの範囲で作成したものである。

表 2.9: スムージングパラメータ別の言語モデルの例	
パラメータ ukndiscount を用いた場合の例	
	-3.202558 the boy
	-2.963157 the child
	-2.298372 at all
パラメータ kndiscount を用いた場合の例	
	-3.179705 the boy
	-2.978517 the child
	-2.283957 at all
パラメータ ndiscount を用いた場合の例	
	-3.068275 the boy
	-3.068275 the child
	-1.493827 at all
デフォルトのパラメータ (Good-Tuning-discounting) を用いた場合の例	
	-3.385125 the boy
	-3.385125 the child
	-2.405329 at all

表 2.9 の作成に用いた英文の例を表 2.10 に示す。

表 2.10: 表 2.9 の言語モデル作成に用いた英文の例 (50 文より抜粋)

Faith can movemountains .
Please move over more to the right .
His way of thinking goes too far .
She has learned a good deal of literature .
A computer employs the two digits of the binary system .
As you know , the Hong Kong Textile Show falls on April 24 .

2.4 デコーダ

デコーダは翻訳モデルと言語モデルの確率が最大となる出力文を探索し、出力する。代表的なデコーダに `moses`[5] がある。moses はいくつかのパラメータを設定することができる。

2.4.1 moses のパラメータ

`moses` で設定できるパラメータの例を以下に示す。

- `weight-l`: 言語モデルの重み
- `weight-t`: 翻訳モデルの重み
- `weight-d`: リオーダーリングモデルの重み
- `weight-w`: 目的言語の長さに関するペナルティ
- `distorsion-limit`: フレーズの並び替えの範囲制限

なお、パラメータチューニングによって、パラメータの最適値を求めることができる。

2.4.2 パラメータチューニング

パラメータチューニングには、Minimum Error Rate Training(MERT)[6] を用いることが一般的である。MERT は目的の評価関数を最大とするような翻訳結果が選ばれるように、パラメータを調整する。その際、development データと呼ばれる、試し翻訳を行うデータを与え、各文について上位 100 個程度の翻訳候補を出力し、その候補の中で重みを変え、より良い翻訳候補が上位にくるようにパラメータを調整する。

第3章 提案手法

本研究では，“英辞郎”で作成した翻訳対を用いて，統計翻訳を行うために，翻訳対に翻訳確率を付与し，フレーズテーブルに追加する．通常，フレーズテーブルを作成するためのパラメータには `grow-diag-final` を使用する．しかし，`grow-diag-final` で作成されるフレーズ対は，長いフレーズ対を短いフレーズ対に分割する．長いフレーズ対が短く分割されてしまうと，長い翻訳対に対して，翻訳確率を付与することができないという問題がある．

そこで，長い翻訳対に対して翻訳確率を付与するために，パラメータ `intersection` で作成したフレーズテーブルのフレーズ対と“英辞郎”で作成した翻訳対のマッチングを行う．フレーズ対と翻訳対が完全に一致した場合にのみ翻訳対にフレーズテーブルで算出された翻訳確率を付与する．そして，パラメータ `grow-diag-final` で作成したフレーズテーブルに，翻訳確率を付与した翻訳対を追加する．

対訳文，

近ごろ彼女の料理の腕が上がった。
She has improved her skill in cooking recently.

に対して，`grow-diag-final` で作成したフレーズテーブルを表 3.4 に，`intersection` で作成したフレーズテーブルを表 3.5 に示す．

表 3.1: grow-diag-final で作成したフレーズテーブルの例 (全 8 フレーズ)

が	skill	1 1 1 1	2.718
の	in	1 1 1 0.25	2.718
の料理の腕が上がった	has improved her skill in cooking		
recently	1 0.140625 1 0.0146484		2.718
近ごろ彼女	She	1 0.25 1 1	2.718
腕	improved	1 1 1 1	2.718

表 3.2: intersection で作成したフレーズテーブルの例 (全 98 フレーズから抜粋)

。	.	0.166667 1 0.25 1	2.718
。	cooking recently .	0.142857 1 0.125 0.01	2.718
。	recently .	0.142857 1 0.125 0.1	2.718
。	skill in cooking recently .	0.142857 1 0.125 0.0001	2.718
が上がった。	.	0.0833333 0.000364432 0.142857 1	2.718
が上がった。	cooking recently .	0.142857 0.000364432 0.142857 0.01	2.718
た。	in cooking recently .	0.142857 0.0714286 0.142857 0.001	2.718
た。	recently .	0.142857 0.0714286 0.142857 0.1	2.718
た。	skill in cooking recently .	0.142857 0.0714286 0.142857 0.0001	2.718
の腕が上がった。	.	0.0833333 5.57804e-06 0.142857 1	2.718
の腕が上がった。	cooking recently .	0.142857 5.57804e-06 0.142857 0.01	2.718
近ごろ彼女	She has improved her	0.142857 0.0714286 0.142857 0.001	2.718
近ごろ彼女	She has improved	0.142857 0.0714286 0.142857 0.01	2.718
近ごろ彼女	She has	0.142857 0.0714286 0.142857 0.1	2.718
近ごろ彼女	She	0.142857 0.0714286 0.142857 1	2.718

3.1 翻訳対の追加手順

フレーズテーブルに翻訳対を追加する手順を図 3.1 に示す

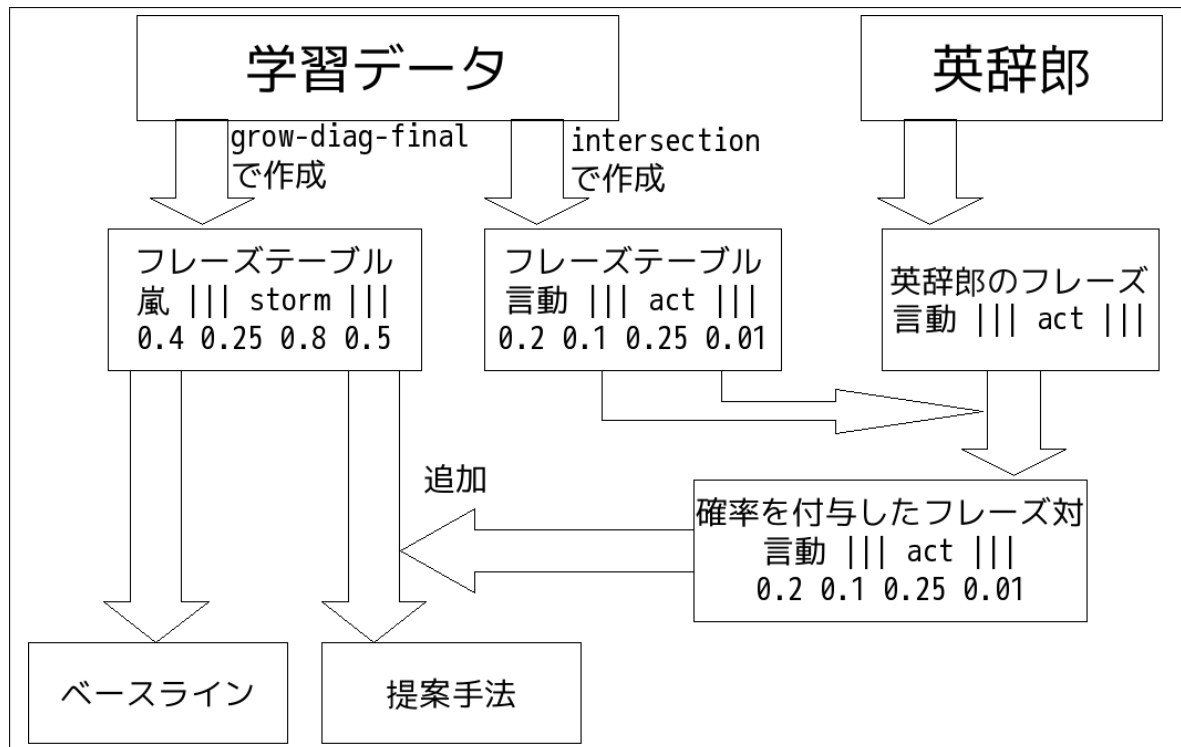


図 3.1: 翻訳対の追加手順

手順 1

学習データからパラメータ “grow-diag-final” でフレーズテーブルを作成 grow-diag-final で作成したフレーズテーブルの例を表 3.3 に示す .

表 3.3: grow-diag-final で作成したフレーズテーブルの例

あまりに	too	0.0366492	0.0452586	0.203883	0.403846	2.718
あらゆる 種類 の	all kinds of	0.0533333	2.14961e-05	0.153846	0.000173174	2.718
あらゆる 場合 に	in every case	0.5	0.000685416	0.111111	0.00317505	2.718
あらゆる 点 で	in every respect	0.0294118	0.000268458	0.333333	0.000197242	2.718
ありあり と	visibly	0.0277778	0.0041493	0.0416667	0.166667	2.718

手順 2

学習データからパラメータ “intersection” でフレーズテーブルを作成 intersection で作成したフレーズテーブルの例を表 3.4 に示す .

表 3.4: intersection で作成したフレーズテーブルの例

あらゆる	every	0.0280778	0.0215589	0.288889	0.134021	2.718
あらゆる	took every possible	0.5	0.0215589	0.0444444	4.12434e-08	2.718
いつ	when and	0.5	0.002551	0.0102041	8.65508e-05	2.718
いつ	when	0.00207039	0.002551	0.0102041	0.0098039	2.718
いつも	as usual ,	0.0454545	0.318841	0.00087184	2.394e-06	2.718
いつも	always	0.0425532	0.318841	0.00348736	0.00021795	2.718
いつもの	as usual ,	0.0454545	0.0216902	0.0196078	2.394e-06	2.718
いつもの	as usual	0.0425532	0.0216902	0.0784314	0.00021795	2.718
いつもの	at eleven as usual	0.142857	0.0216902	0.0196078	3.71658e-11	2.718
いつもの	eleven as usual	0.142857	0.0216902	0.0196078	4.18463e-09	2.718
いつもの よう に	as usual	0.0106383	1.19086e-08	0.5	0.000154138	2.718
いつもの よう に	usual	0.00564972	1.19086e-08	0.5	0.0294118	2.718

手順 3

翻訳対の形式をフレーズテーブルの形式に変換翻訳対の形式をフレーズテーブルの形式に変換した例を表 3.5 に示す .

表 3.5: 翻訳対の形式をフレーズテーブルの形式に変換した例

あらゆる		all	
あらゆる		every	
あらゆる		multitude of, a	
いつ		when	
いつから		from what time?	
いつから		how long?	
いつも		always	
いつも		at all times	
いつも		at every moment	
いつも		at every turn	
いつものように		as usual	
いつものように		as always	

手順 4

手順 2 で作成したフレーズテーブルを参照して翻訳対に翻訳確率を付与翻訳対に翻訳確率を付与した例を表 3.6 に示す .

表 3.6: 翻訳対に翻訳確率を付与した例

あらゆる		every		0.0280778	0.0215589	0.288889	0.134021	2.718
いつ		when		0.00207039	0.002551	0.0102041	0.0098039	2.718
いつも		always		0.0425532	0.318841	0.00348736	0.00021795	2.718
いつものように		as usual		0.0106383	1.19086e-08	0.5	0.000154138	2.718

翻訳対の日本語フレーズと英語フレーズが intersection で作成したフレーズテーブルのフレーズと一致した場合に, その翻訳確率を翻訳対に付与する. 例えば, 表 3.5 の 2 行目 “あらゆる ||| every |||” に翻訳確率を付与する場合, 表 3.4 の “あらゆる ||| every ||| 0.0280778 0.0215589 0.288889 0.134021 2.718” 1 行目の日本語フレーズと英語フレーズと一致する. よって, 翻訳対 “あらゆる ||| every |||” に翻訳確率 “0.0280778 0.0215589 0.288889 0.134021 2.718” を付与する .

同様にして, “いつ ||| when ||| ” には, 翻訳確率 “0.00207039 0.002551 0.0102041

0.0098039 2.718” を付与し，“いつも ||| always |||” には，翻訳確率 “0.0425532 0.318841 0.00348736 0.00021795 2.718” を付与し，“いつものように ||| as usual |||” には，“0.0106383 1.19086e-08 0.5 0.000154138 2.718” を付与する．

手順 5

手順 1 で作成したフレーズテーブルに翻訳確率を付与した翻訳対を追加手順 1 で作成したフレーズテーブルに翻訳確率を付与した翻訳対を追加した例を表 3.7 に示す．

表 3.7: 手順 1 で作成したフレーズテーブルに翻訳確率を付与した翻訳対を追加した例

あまりに too	0.0366492	0.0452586	0.203883	0.403846	2.718
あらゆる種類の all kinds of	0.0533333	2.14961e-05	0.153846	0.000173174	2.718
あらゆる場合に in every case	0.5	0.000685416	0.111111	0.00317505	2.718
あらゆる点で in every respect	0.0294118	0.000268458	0.333333	0.000197242	2.718
ありありと visibly	0.0277778	0.0041493	0.0416667	0.166667	2.718
あらゆる every	0.0280778	0.0215589	0.288889	0.134021	2.718
いつ when	0.00207039	0.002551	0.0102041	0.0098039	2.718
いつも always	0.0425532	0.318841	0.00348736	0.00021795	2.718
いつものように as usual	0.0106383	1.19086e-08	0.5	0.000154138	2.718

なお，本稿では手順 1 のフレーズテーブルを用いた翻訳をベースライン，手順 5 のフレーズテーブルを用いた翻訳を提案手法と呼ぶ．

第4章 実験環境

4.1 実験データ

4.1.1 英辞郎

“英辞郎”は、EDP(Electronic Dictionary Project)がアップデートし続けている英和・和英辞書である。そのため、“英辞郎”には通常の英語辞書にない新しい語彙や複雑な言い回しも含まれる。翻訳対の例を表 4.1 に示す。

表 4.1: 翻訳対の例

in every respect	: あらゆる点で、すべての点で、 どう見ても、どこまでも、万事に
in a sense	: ある意味では、ある程度まで、幾分、 ある点で、一面では / 【用例】 In a sense, what you say is true. : ある意味ではあなたの言っていることは正しい。
on the right track	: 正しい方向 {ほうこう} に進んで、 針路を誤っていない、やり方が正しい、妥当で、いい線いってる、 分かりかけている、的はずれではない、良い方向に向かっている

4.1.2 学習データ

単文の実験では、学習データとして、辞書から抽出した単文の対訳文 100,000 文対を用いる。また、重文複文の実験では、学習データとして、辞書から抽出した重文複文の対訳文 100,000 文対を用いる。なお、単文、重文複文それぞれの対訳文には、統計翻訳の前処理として、日本語文には `chasen` を用いて形態素解析を行い、英語文に対しては、句読点の前後にスペースを入れる。前処理を行った学習データの例を表 4.2 に示す。

表 4.2: 学習データの例

私は映画を見に行く。
I go to see a movie .

心は経験によって育つ。
The mind expands with experience .

あの人の家はすぐ見つかった。
I soon found that person's house .

4.1.3 テストデータ

単文の日英翻訳のテストデータには，単文 10,000 文対を用いる．重文複文の日英翻訳のテストデータには，重文複文 10,000 文対を用いる．テストデータには統計翻訳の前処理として，日本語文には `chasen` を用いて形態素解析を行い，英語文に対しては，句読点の前後にスペースを入れる．前処理を行ったテストデータの例を表 4.3 に示す．

表 4.3: テストデータの例

信仰は山をも動かす。
Faith can movemountains .

もっと右へ寄ってください。
Please move over more to the right .

彼の考え方は極端すぎる。
His way of thinking goes too far .

4.2 フレーズテーブルの形式に変換した翻訳対

本研究では，`intersection` で作成したフレーズテーブルと翻訳対のマッチングを行うため，翻訳対の形式をフレーズテーブルの形式に変換する必要がある．“英辞郎で作成し，フレーズテーブルの形式に変換した翻訳対の例を表 4.4 に示す．

今回使用した“英辞郎”には，1,085,344 件の翻訳対がある．なお，統計翻訳の前処理として，翻訳対の日本語フレーズに対して，`chasen` を用いて形態素解析を行った．

表 4.4: フレーズテーブルの形式に変換した翻訳対の例

あらゆる点で in every respect
ある意味では in a sense
いい線いってる on the right track

4.3 プログラムで作成するフレーズテーブル

プログラムによるフレーズテーブルの作成には, `train-phrase-model.perl`[8] を用いる.

4.4 N -gram モデルの学習

言語モデルには, N -gram モデルを用いる. N -gram モデルの学習には, “SRILM[9]” を用いる. 本研究では, 5-gram モデルを用いる. なお, スムージングには “kndiscount” を用いる.

4.5 デコーダのパラメータ

本研究では, デコーダとして `moses` を用いる. また, `moses` はいくつかのパラメータを設定することができる. パラメータの最適化には, Minimum Error Rate Training(MERT) を用いることが一般的である. MERT は目的の評価関数 (通常は BLEU) を最大とするような翻訳結果が選ばれるように, パラメータを調整する. この際, development データとよばれる, 試し翻訳を行うデータを与え, 各文について, 上位 100 文程度の翻訳候補の中で, 重みを変え, 各文について上位にくるようにパラメータを調節する. しかし, パラメータの最適化は, development データに依存し, また, 多くの時間がかかるため, 本研究では, パラメータの最適化は行わない. クロスエントロピーを用いるため, “weight-t” は “0.5 0.0 0.5 0.0 0.0” とする. 翻訳時にフレーズの位置変化に柔軟に対応するため, “distortion weight” は “0.2” とする.

4.6 評価方法

機械翻訳システムの翻訳結果を自動的に評価する手法として, あらかじめ, 実験者が用意した正解文と, 翻訳システムが出力した文とを比較する手法が一般的である. その

ような、自動評価法には、多くの手法がある。本研究では、自動評価法“BLEU[10]”と“METEOR[11]”を用いる。BLEUは、あらかじめ用意していた正解文と、翻訳システムが出力した文の語順が正しい場合に、評価値が高い値を出す。一方、METEORは単語属性が正しい場合に、評価値が高い値を出す。BLEU, METEORともに、評価値は0~1の間であり、1が最良値である。なお、入力文1文に対して正解文1文を用いて評価する。また、人手による対比較実験を行う。対比較実験に関しては6章で述べる。

第5章 翻訳実験

5.1 フレーズテーブル

ベースラインの単文の実験には，単文の学習データ 100,000 文対を用い，grow-diag-final でフレーズテーブルを作成する．また，重文複文の実験には，重文複文の学習データ 100,000 文対を用い，grow-diag-final でフレーズテーブルを作成する．

一方，提案手法の実験には，単文，重文複文それぞれのベースラインのフレーズテーブルに“英辞郎”で作成した翻訳対を追加したフレーズテーブルを用いる．単文でのベースラインのフレーズ数，追加した翻訳対の数，提案手法のフレーズ数を表 5.1 に示す．また，重文複文でのベースラインのフレーズ数，追加した翻訳対の数，提案手法のフレーズ数を表 5.2 に示す．

表 5.1: 単文でのフレーズテーブルの総数

ベースライン	翻訳対追加数	提案手法
303,480	18,237	32,1717

表 5.2: 重文複文でのフレーズテーブルの総数

ベースライン	翻訳対追加数	提案手法
235,684	17,581	253,265

“英辞郎”で作成した翻訳対 1,085,344 件のうち，単文では 18,237 件をフレーズテーブルに追加した．また，重文複文では 17,581 件をフレーズテーブルに追加した．翻訳確率を付与した翻訳対の例を表 5.3 に示す．

表 5.3: 確率を付与した翻訳対の例

あらゆる点で	in every respect	0.029	0.002	0.333	0.001
ある意味では	in a sense	0.167	0.001	1	0.007
いい線いってる	on the right track	0.1	0.003	0.111	0.001
におい	odor	0.139535	0.428571	0.0431655	0.0821918 2.718
におい	scent	0.012987	0.04	0.00719424	0.0136986 2.718
におい	smell	0.108434	0.313953	0.194245	0.369863 2.718
ほとんどない	little	0.0134831	0.00119611	0.16	0.190083 2.718
ほとんどの	most	0.0204461	0.00350662	0.0973451	0.0550964 2.718
ほとんど会わない	see little of	0.111111	1.9377e-08	0.142857	2.64288e-06 2.718
ほとんど毎日	almost daily	0.0625	0.0661251	0.0714286	0.0125219 2.718
ほとんど毎日	almost every day	0.5	0.0367361	0.0714286	5.93539e-05 2.718
影響	influence	0.100478	0.43299	0.112601	0.212121 2.718
影響される	influenced by	0.037037	2.85178e-06	0.333333	0.000223366 2.718
影響する	affect	0.0126582	0.000195759	0.1	0.0050505 2.718
影響を及ぼす	affect	0.0759494	2.05052e-06	0.0789474	0.2 2.718
影響を受ける	affected by	0.0172414	5.16808e-07	0.111111	0.000297822 2.718
影響を与える	affect	0.0379747	1.02526e-06	0.0588235	0.0483871 2.718
影響を与える	impact	0.00869565	6.60723e-07	0.0196078	0.0322581 2.718

5.2 日英翻訳精度の評価

表 5.4 と表 5.5 に日英翻訳精度の評価結果を示す。なお、表 9 の値は BLEU 値であり、表 10 の値は METEOR 値である。

表 5.4: 翻訳精度の評価 (BLEU 値)

テスト文	ベースライン	提案手法
単文	0.118	0.121
重文複文	0.082	0.084

表 5.5: 翻訳精度の評価 (METEOR 値)

テスト文	ベースライン	提案手法
単文	0.360	0.368
重文複文	0.323	0.329

表 5.4 と表 5.5 の結果から単文と重文複文ともに、提案手法はベースラインよりも、BLEU 値と METEOR 値が向上していることがわかる。

ベースラインより，提案手法が良くなった単文の翻訳結果の例を表 5.6 に示し，ベースラインと提案手法が同一出力だった例を表 5.7 に示し，ベースラインより，提案手法が悪くなった例を表 5.8 に示す．

表 5.6: 単文において，ベースラインより提案手法が良くなった例

<p>ベースラインより提案手法が良くなった例 1</p> <p>入力文:生徒 は 八 時 まで に 登校 する 。</p> <p>正解文:Students report to school by eight o'clock .</p> <p>ベースライン:The students will be to school by eight o'clock .</p> <p>提案手法:The students go to school by eight o'clock .</p>
<p>ベースラインより提案手法が良くなった例 2</p> <p>入力文:映画館 へ 映画 を 見 に 行く 。</p> <p>正解文:To go to a movie theater to see a movie .</p> <p>ベースライン:movie theater to go to the movies .</p> <p>提案手法:I go to see a movie theater .</p>
<p>ベースラインより提案手法が良くなった例 3</p> <p>入力文:その 知らせ を 間接 的 に 知っ た 。</p> <p>正解文:She had the news at second hand .</p> <p>ベースライン: The news of the indirectly informed .</p> <p>提案手法:The news informed the indirectly .</p>

例 1 では，提案手法がベースラインに比べ，意味がとおる文になっている．例 2 では，ベースラインでは単語 “go” が含まれていないが，提案手法では単語 “go” が含まれているため，意味がとおる文になっている．例 3 では，ベースラインにおいて，誤っていた語順が提案手法において，正しい語順になっている．

表 5.7: 単文において，ベースラインと提案手法が同一出力だった例

<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 1</p>
<p>入力文:彼は健康を損なった。 正解文:He ruined his health . ベースライン:He ruined his health . 提案手法:He ruined his health .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 2</p>
<p>入力文:星が光っている。 正解文: The stars are twinkling . ベースライン:The stars are shining . 提案手法: The stars are shining .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 3</p>
<p>入力文:市況はしっかりしている。 正解文:The market is steady . ベースライン:The market is firm . 提案手法:The market is firm .</p>

例 1 , 例 2 , 例 3 とともに , ベースラインと提案手法が同一出力である .

表 5.8: 単文において，ベースラインより提案手法が悪くなった例

ベースラインより提案手法が悪くなった例 1
入力文:平気でうそをつく。 正解文:She doesn't scruple to tell a lie . ベースライン:平気 in tells lies . 提案手法:tells lies without batting an eyelid .
ベースラインより提案手法が悪くなった例 2
入力文:スーパーコンピュータは新しい可能性の世界を開く 正解文:Supercomputers open up new worlds of possibility . ベースライン:The new スーパーコンピュータ will hold the possibility of the world . 提案手法:The new possibilities will hold the supercomputer of the world .
ベースラインより提案手法が悪くなった例 3
入力文:ぼくは純粋な動機からそう言っているのだ。 正解文:I am speaking from a disinterested motive . ベースライン:I always neat from a motive say that is the time . 提案手法:I say that is is out of pure motives .

例 1 では，提案手法では“瞬きをせずに”，“without batting an eyelid” となっており，入力文と意味が違うため，ベースラインより提案手法が悪くなっている．例 2 では，提案手法では，“possibilities” と “supercomputer” の語順が誤っているため，ベースラインより提案手法が悪くなっている．例 3 では，提案手法において，動詞 “is” が 2 つ存在するため，提案手法がベースラインより悪くなっている．

ベースラインより，提案手法が良くなった重文複文の翻訳結果の例を表 5.9 に示し，ベースラインと提案手法が同一出力だった例を表 5.10 に示し，ベースラインより，提案手法が悪くなった例を表 5.11 に示す．

表 5.9: 重文複文において，ベースラインより提案手法が良くなった例

ベースラインより提案手法が良くなった例 1
入力文:彼の声は次第に小さくなりささやき声になった。 正解文:His voice trailed off to a whisper . ベースライン:His voice is too small for me to be ささやき声 gradually became . 提案手法:His voice is too small for me to be gradually rose to a whisper .
ベースラインより提案手法が良くなった例 2
入力文:ノーベル賞は世界最高の学問的榮譽だと考えられている。 正解文: The Nobel Prize is considered to be the highest academic distinction in the world . ベースライン:He is the best ノーベル prize is thought of honor . 提案手法:It is considered to be a Nobel prize the best of honor .
ベースラインより提案手法が良くなった例 3
入力文:彼は職務に勤勉で我々に好い模範を示した。 正解文:He set us a good example by his diligence in-attending to his duties . ベースライン: He is hard for us to take a 模範 showed . 提案手法:He showed a model for us to take hard work .

例 1 では，ベースラインにおける未知語“ささやき声”が提案手法では“whisper”と翻訳されているため，ベースラインより提案手法が良くなっている．例 2 では，例 1 と同様に，ベースラインにおける未知語“ノーベル”が提案手法では“Nobel”と翻訳されているため，ベースラインより提案手法が良くなっている．例 3 では，例 1，例 2 と同様にベースラインにおける未知語“模範”が提案手法では“model”と翻訳されており，かつ語順が正しくなっているため，ベースラインより提案手法が良くなっている．

表 5.10: 重文複文において，ベースラインと提案手法が同一出力だった例

<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 1</p>
<p>入力文:彼女は優秀な学生だ。 正解文:She is an excellent student . ベースライン:She is an excellent students . 提案手法:She is an excellent students .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 2</p>
<p>入力文:彼は言うばかりで行動が伴わない。 正解文:He is all talk and no action . ベースライン:He is just the execution does not say action . 提案手法:He is just the execution does not say action .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力だった例 3</p>
<p>入力文:彼女が大学に進学するのは不可能だ。 正解文:There is no question of her going to college . ベースライン:It is impossible to her to go to college . 提案手法:It is impossible to her to go to college .</p>

例 1 , 例 2 , 例 3 とともに , ベースラインと提案手法が同一出力である .

表 5.11: 重文複文において、ベースラインより提案手法が悪くなった例

ベースラインより提案手法が悪くなった例 1
入力文:サッカーではボールに手を触れてはならないという規則がある。 正解文:There is a rule in soccer that one must not touch the ball with one's hands . ベースライン:Soccer is that there would be no ball touched the rules . 提案手法:He is that there would be no soccer touched the rules .
ベースラインより提案手法が悪くなった例 2
入力文:船が嵐に逢って難破した。 正解文:The ship was wrecked in a gale . ベースライン:The ship in a storm , and 難破 down . 提案手法:The storm , and had to the shipwreck .
ベースラインより提案手法が悪くなった例 3
入力文:その件に触れると彼女の顔は一瞬曇った。 正解文:Her face clouded over momentarily when I referred to it . ベースライン:Her face was cloudy touch the matter . 提案手法:The matter touch her face clouded for a moment .

例 1 では、提案手法の主語が誤っているため、ベースラインより提案手法が悪くなっている。例 2 では、単語“船”が提案手法には表れておらず、意味がとりにくくなっているため、ベースラインより提案手法が悪くなっている。例 3 では提案手法より、ベースラインの方が意味がとおる文になっているため、ベースラインより提案手法が悪くなっている。

5.3 対比較実験

人手による対比較実験を 5.2 節の日英翻訳結果に対して行う。

5.4 評価方法

ベースラインの翻訳結果と提案手法の翻訳結果からそれぞれランダムに 100 文ずつ抽出し、どちらが優れているかを判断する。固有名詞の未知語はローマ字変換し、それ以外の未知語は存在しないものとして評価を行う。

5.5 判断基準

提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より優れている場合，“提案手法”とする．一方，提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より劣っている場合，“提案手法×”とする．また，提案手法の翻訳結果とベースラインの翻訳結果に変化は見られたが，文質がどちらも変わらない場合は，“文質変化なし”とし，提案手法の出力とベースラインの出力が同じ場合，“同一出力”とする．

5.6 実験結果

表 5.12 に実験結果を示す．

表 5.12: 対比較実験結果

	提案手法	提案手法×	文質変化なし	同一出力
単文	5	3	4	88
重文複文	9	0	5	86

表 5.12 から，提案手法は，翻訳精度の向上に効果があることが示された．また，ベースラインの翻訳結果と提案手法の翻訳結果を比較して，26 文に変化が表れた．

5.6.1 提案手法の翻訳結果が優れていると評価した例

単文において，提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より優れていると評価した例を表 5.13 に示す．

表 5.13: 単文において，提案手法がベースラインより優れていると評価した例

ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 1
入力文:彼は 確答 を 避けた。 正解文:He gave a noncommittal answer . ベースライン:He got out 確答 . 提案手法:He got out a definite answer .
ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 2
入力文:彼は 不自由 な 生活 を している。 正解文:He lives in poverty . ベースライン:He has a life 不自由 . 提案手法:He has a life of inconvenience .
ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 3
入力文:もう これ 以上 我慢 出来 ない。 正解文:I can't restrain myself any further . ベースライン:我慢 cannot do more than this . 提案手法:I cannot do more than patience .

例 1 では，ベースラインにおける未知語“確答”が“definite answer”と意味がとある単語に翻訳されているため，ベースラインより提案手法が優れている．例 2 では，ベースラインにおける未知語“不自由”が“inconvenience”と意味がとある単語に翻訳されているため，ベースラインより提案手法が優れている．例 3 では，ベースラインにおける未知語“我慢”が“patience”と意味がとある単語に翻訳されているため，ベースラインより提案手法が優れている．

重文複文において、提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より優れていると評価した例を表 5.14 に示す。

表 5.14: 重文複文において、提案手法がベースラインより優れていると評価した例

ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 1
入力文:あなたの今の窮状をどうやって解決したらいいのだろう。 正解文:How are we going to solve the mess you have got into ? ベースライン:I will try to get out of your 窮状 or not . 提案手法:I will try to get out of your plight or not .
ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 2
入力文:ジャックは2個の卵をフライパンの中に割って入れた。 正解文:Jack cracked a pair of eggs into the frying pan . ベースライン:Jack two pieces of the egg フライパン separated and put it in . 提案手法:Jack two pieces of the egg separated and put it in the frying pan .
ベースラインより提案手法が優れていると評価した例 3
入力文:ハリーは給料を手にする とすぐに車に使ってしまう 正解文:Harry gets his paycheck and immediately spends it on his car . ベースライン:ハリー salary as soon as I get the car to use . 提案手法:Harry as soon as I get the car using a salary .

例1では、ベースラインにおける未知語“窮状”が“plight”と意味がとおる単語に翻訳されているため、ベースラインより提案手法が優れている。例2では、ベースラインにおける未知語“フライパン”が“frying pan”と意味がとおる単語に翻訳されているため、ベースラインより提案手法が優れている。例3では、ベースラインにおける未知語“ハリー”が“Harry”と正しい人名に翻訳されているため、ベースラインより提案手法が優れている。

5.6.2 提案手法の翻訳結果が劣ると評価した例

単文において，提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より劣ると評価した例を表 5.15 に示す．

表 5.15: 単文において，提案手法がベースラインより劣ると評価した例

ベースラインより提案手法が劣ると評価した例 1
入力文: その 講座 は 1 月 に 終わる 。 正解文: The course finishes in January . ベースライン: The 講座 in January ends . 提案手法: The chair is in January .
ベースラインより提案手法が劣ると評価した例 2
入力文: 彼 は 生まれ 付き 手先 が 器用 である 。 正解文: He is clumsy by birth . ベースライン: He is a born with 手先 is . 提案手法: He is a born with a cat's paw .
ベースラインより提案手法が劣ると評価した例 3
入力文: まだ 寝る 時間 ではない 。 正解文: It's before my bedtime . ベースライン: I sleep is not yet time . 提案手法: The time is still in bed .

例 1 では，提案手法において，単語“終わる”が表れており，意味がとまらない文になっているため，提案手法がベースラインより劣っている．例 2 では，未知語“手先”が意味が通らない単語“cat's paw”に翻訳されているため，提案手法がベースラインより劣っている．例 3 では，提案手法において，非定型になっていないため，入力文の翻訳としては適切ではない．よって，ベースラインより提案手法が劣っている．

5.6.3 提案手法の翻訳結果の文質に变化がないと評価した例

単文において，提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果が文質に变化がないと評価した例を表 5.16 に示す．

表 5.16: 単文において，提案手法とベースラインが文質に变化がない評価した例

<p>ベースラインと提案手法に文質の变化がないと評価した例 1</p> <p>入力文:ぼくらの担任の先生はすぐに腹を立てる。 正解文:Our homeroom teacher gets angry easily . ベースライン:I have made a quick with a class teacher and the teacher . 提案手法:I soon angry at the class teacher and the teacher .</p>
<p>ベースラインと提案手法に文質の变化がないと評価した例 2</p> <p>入力文:それでは私も賛成する。 正解文:If that is the case , I agree with you,too . ベースライン:That , I will visit to China . 提案手法:That , I favor .</p>
<p>ベースラインと提案手法に文質の变化がないと評価した例 3</p> <p>入力文:彼女と固い約束をした。 正解文:I made a firm promise with her . ベースライン:I had a 固い with her . 提案手法:I made a firm with her .</p>

例 1 では，ベースラインと提案手法において，文に变化が表れているが，ベースライン，提案手法共に意味が通らないため，文質に变化がないと評価した．例 2 では，ベースラインと提案手法において，文に变化が表れているが，ベースライン，提案手法共に意味が通らないため，文質に变化がないと評価した．例 3 では，ベースラインと提案手法において，文に变化が表れているが，ベースライン，提案手法共に，単語“約束”が正しく翻訳されていないため，文質に变化がないと評価した．

重文複文において、提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果より劣ると評価した例を表 5.17 に示す。

表 5.17: 重文複文において、提案手法とベースラインが文質に変化がないと評価した例

ベースラインと提案手法に文質の変化がないと評価した例 1
入力文:その レストラン なら 左 の 方 へ 曲 が る と す ぐ で す 。 正解文:Turn to the left , and you will soon find the restaurant . ベースライン:The restaurant if you as soon as I left the westwards . 提案手法:If you as soon as I left the restaurant westwards .
ベースラインと提案手法に文質の変化がないと評価した例 2
入力文:その 排 気 管 から 出 る ガ ス は 有 毒 だ 。 正解文:The fumes from the exhaust are poisonous . ベースライン:The pipe is a toxic gas , are out . 提案手法:The exhaust is a toxic gas from you .
ベースラインと提案手法に文質の変化がないと評価した例 3
入力文:私 は 選 択 を す る 前 に 広 範 な 照 会 を い た し ま し た 。 正解文:I made extensive inquiries prior to making my selection . ベースライン:I would like to make a widespread before I was a satisfactory reference . 提案手法:I have a wide range of before I would like a satisfactory reference .

例 1 では、ベースラインと提案手法において、文に変化が表れているが、ベースライン、提案手法共に意味が通らないため、文質に変化がないと評価した。例 2 では、ベースラインと提案手法において、文に変化が表れているが、ベースライン、提案手法共に意味が通らないため、文質に変化がないと評価した。例 3 では、ベースラインと提案手法において、文に変化が表れているが、ベースライン、提案手法共に意味が通らないため、文質に変化がないと評価した。

5.6.4 提案手法の翻訳結果が同一出力と評価した例

単文において，提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果と同一出力と評価した例を表 5.18 に示す．

表 5.18: 単文において，提案手法とベースラインが同一出力と評価した例

<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 1</p> <p>入力文:人は死を免れない。 正解文:Man is mortal . ベースライン:men must die . 提案手法:men must die .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 2</p> <p>入力文:収支 差し引き 多少 の 利益 がある。 正解文:When earnings and disbursements are balanced , some profit is left . ベースライン:The balance is some good . 提案手法:The balance is some good .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 3</p> <p>入力文:休憩 中には たばこ を 吸って も よい。 正解文:You may smoke during the intermission . ベースライン:I may be a break in smoking . 提案手法:I may be a break in smoking .</p>

例 1 , 例 2 , 例 3 共にベースラインと提案手法が同一の文であるため，同一出力と評価した．

重文複文において、提案手法の翻訳結果がベースラインの翻訳結果と同一出力と評価した例を表 5.19 に示す。

表 5.19: 重文複文において、提案手法とベースラインが同一出力と評価した例

<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 1</p> <p>入力文:その夜は暑くて誰も眠れなかった。</p> <p>正解文:The night was so hot that there was no sleep for anyone .</p> <p>ベースライン:It was so hot that no one could not sleep at night .</p> <p>提案手法:It was so hot that no one could not sleep at night .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 2</p> <p>入力文:彼は何もかも捨てて恋人のもとに走った。</p> <p>正解文:He threw away everything to run to his sweetheart .</p> <p>ベースライン:He gave up everything in his girlfriend under ran .</p> <p>提案手法:He gave up everything in his girlfriend under ran .</p>
<p>ベースラインと提案手法が同一出力と評価した例 3</p> <p>入力文:私にできる事なら何でもいたします。</p> <p>正解文:I will do anything in my power for you .</p> <p>ベースライン:I can do it , I will do anything .</p> <p>提案手法:I can do it , I will do anything .</p>

例 1 , 例 2 , 例 3 共にベースラインと提案手法が同一の文であるため、同一出力と評価した。

第6章 考察

6.1 提案手法の分析

表 5.12 の対比較実験結果において、翻訳結果に変化が表れた 26 文中 14 文に対して、提案手法の翻訳結果が優れていると評価した。提案手法の翻訳結果が優れていると判断した 14 文を未知語の減少による翻訳品質の向上と文質の向上による翻訳品質の向上に分類した。

6.1.1 未知語の減少

単文において、ベースラインと比較して、未知語が減少したことにより翻訳精度が向上した例を表 6.1 に示す。

表 6.1: 単文において、未知語が減少した例

未知語が減少した例 1
入力文:このメロンの半分は腐っている。 正解文:Half of this melon is rotten . ベースライン:Half of this メロン is rotten . 提案手法:Half of this melon is rotten .
未知語が減少した例 2
入力文:探検隊はオアシスに着いた。 正解文:The expedition arrived at an oasis . ベースライン:The expedition got to the オアシス . 提案手法:The expedition got to the oasis .
未知語が減少した例 3
入力文:ロケットは見事、火星に命中した。 正解文:The rocket scored a spectacular bull's-eye on Mars . ベースライン:The splendid , 火星 hit the mark . 提案手法:The splendid , Mars hit the mark .

例1では、ベースラインにおいて、未知語“メロン”が提案手法では、正しく“melon”と翻訳されているため、未知語が減少している。例2では、ベースラインにおいて、未知語“オアシス”が提案手法では、正しく“oasis”と翻訳されているため、未知語が減少している。例3ではベースラインにおいて、未知語“火星”が提案手法では、正しく“Mars”と翻訳されているため、未知語が減少している。

重文複文において、ベースラインと比較して、未知語が減少したことにより翻訳精度が向上した例を表6.2に示す。

表 6.2: 重文複文において、未知語が減少した例

未知語が減少した例 1
入力文:犬は狂ったようにほえた。 正解文:The dog barked like mad . ベースライン:The dog barked as I 狂っ . 提案手法:The dog barked like mad .
未知語が減少した例 2
入力文:一つは林檎であり、もう一つはバナナであった。 正解文:One was an apple and the other was a banana . ベースライン:One is another , it is a バナナ was an apple . 提案手法:One of the apples , it is another was on a banana .
未知語が減少した例 3
入力文:人に頼るのは男らしくない。 正解文:t is not very manly to ask for help . ベースライン:It is not 男らしく to call on him . 提案手法:It is not manly to call on him .

例1では、ベースラインにおいて、未知語“狂っ”が提案手法では、正しく“mad”と翻訳されているため、未知語が減少している。例2では、ベースラインにおいて、未知語“バナナ”が提案手法では、正しく“banana”と翻訳されているため、未知語が減少している。例3ではベースラインにおいて、未知語“男らしく”が提案手法では、正しく“menly”と翻訳されているため、未知語が減少している。

6.1.2 文質の向上

重文複文において，ベースラインと比較して，文質が向上したことにより翻訳精度が向上した例を表 6.3 に示す．

表 6.3: 文質が向上した例

文質が向上した例 1
入力文:仕事上の状況がよくなるまで様子を見ることにしなさい。 正解文:Mark time until work conditions improve . ベースライン:You have to be at the top of the situation may seem like to work . 提案手法:Try to see better to work on the appearance of the situation .
文質が向上した例 2
入力文:これは公にすべき事柄でない 正解文:This is not a matter to be made public . ベースライン:This is the first publicly disclosed should not . 提案手法:This is not a matter should be in public

例 1 では，ベースラインでは命令文になっていないが，提案手法では命令文になっている．また，提案手法がベースラインより，意味がとおる文になっているため，文質が向上している．例 2 では，提案手法がベースラインより，意味がとおる文になっているため，文質が向上している．

6.1.3 未知語が減少した文と文質が向上した文の比較

提案手法が優れていると評価した 14 文において，未知語が減少した文数と，文質が向上したと思われる文数を表 6.4 に示す．

表 6.4: 未知語が減少した文と文質が向上した文の比較

テストデータ	未知語減少	文質向上
単文	5	0
重文複文	7	2

未知語が減少した文が 14 文中，12 文と大多数であることがわかる．よって，プログラムで自動作成したフレーズテーブルに翻訳確率を付与した翻訳対を追加する提案手法は，主に未知語の減少に効果があったと言える．

6.2 先行研究との比較

先行研究では単文，重文複文の学習データとして，121,913 文対を用いた．テストデータには，1,000 文対を用いた．先行研究は，単文，重文複文共に，人手で作成したフレーズ対 261,453 件中，130,893 件をフレーズテーブルに追加した．一方，本研究は，単文，重文複文の学習データとして，100,000 文対を用いた．テストデータには，10,000 文対を用いた．本研究は，翻訳対 1,085,344 件中，単文で 18,237 件，重文複文で 17,581 件をフレーズテーブルに追加した．その他の実験環境は同一の環境で実験を行った．表 6.5 に先行研究の翻訳精度と本研究の翻訳精度を示す．表中の値は BLEU 値である．

表 6.5: 先行研究との翻訳精度比較

テストデータ	先行研究		本研究	
	ベースライン	提案手法	ベースライン	提案手法
単文	0.103	0.106	0.118	0.121
重文複文	0.077	0.080	0.082	0.084

先行研究は単文で 0.3%，重文複文で 0.3% 向上している．一方，本研究では単文で 0.3%，重文複文で 0.2% 向上している．よって，ベースラインと提案手法の差はほぼ同じであることがわかる．

本研究の目的は，翻訳対の総数が多い“英辞郎”を使用し，カバー率を向上させることによる，翻訳精度の向上であった．しかし，先行研究では翻訳対を 130,893 件をフレーズテーブルに追加しているのに対し，本研究では単文では 18,237 件，重文複文では 17,581 件であり，先行研究のおよそ 1/7 しか追加していないため，本研究の intersection を用いた翻訳確率の付与方法は限界だと考えている．しかし，実験結果では，“英辞郎”で作成した翻訳対を追加した時のベースラインと提案手法の差と，先行研究において，人手で作成した翻訳対を追加した時のベースラインと提案手法の差がほぼ同じであったことから，“英辞郎”で作成した翻訳対をフレーズテーブルに追加する，提案手法は有効である．

今後の課題としては，より多くの翻訳対に翻訳確率を付与するための 1 つの方法として，パーシャルマッチング [12] による，翻訳確率の付与方法を検討している．

第7章 おわりに

本研究では，“英辞郎”から作成したフレーズ対をプログラムで自動作成したフレーズテーブルに追加し，単文と重文複文における日英翻訳の精度評価を行った．単文での翻訳には翻訳対 18,237 件を追加し，重文複文での翻訳には翻訳対 17,581 件を追加した．この結果，BLEU 値が単文では 0.3%，重文複文では 0.2%向上した．結果から提案手法が有効であることが示された．

謝辞

最後に，一年間に渡り御指導いただきました鳥取大学工学部知能情報工学科計算機工学講座 C の池原悟教授，村上仁一准教授，徳久雅人助手に厚く御礼申し上げます．また，御助言をいただきました計算機工学講座 AB の菅原一孔教授，参考にさせて頂いた論文の著者の方々に対して深く感謝申し上げます．

参考文献

- [1] Richard Zens Franz Josef Och Hermann Ney: “ Phrase-Based Statistical Machine Translation”
- [2] 鏡味良太 村上仁一 徳久雅人 池原悟: “統計翻訳における人手で作成された大規模フレーズテーブルの効果” 言語処理学会第 15 回年次大会 pp.224-227 (2008)
- [3] 英辞郎 <http://www.alc.co.jp/>
- [4] giza++.2003-09-30.tar.gz <http://www.fjoch.com/GIZA++.html>
- [5] Moses moses-2009-04-13.tgz <http://www.statmt.org/moses/>
- [6] Franz Josef Och “Minimum Error Rate Training in Statistical Machine Translation” Association for Computational Linguistics ,pp.160-167,(2003)
- [7] chasen <http://www.asahi-net.or.jp/~YW3T-TRNS/namazu/chasen/index.htm>
- [8] train-phrase-model.perl training-rerease-1.3.tgz

- [9] SRILM The SRI Language Model Toolkit
<http://www.speech.sri.com/projects/srilm>
- [10] NIST Open MT scoring
<http://www.nist.gov/speech/tests/mt/>
- [11] The METEOR Automatic Machine Translation Evaluation System <http://www-2.cs.cmu.edu/~alavie/METEOR/>
- [12] Zhongjun He Qun Liu Shouxun Lin “Partial matching strategy for phrase-based statistical machine translation” Association for Computational Linguistics pp.161-164 (2008)

- [13] 鏡味良太 村上仁一 徳久雅人 池原悟:“日英統計翻訳における英辞郎の効果” 言語処理学会第16回年次大会 (発表予定)