

話し言葉における言語情報の個人性変換における変換辞書拡張

水上 雅博[†] Graham Neubig[†] Sakriani Sakti[†] 戸田 智基[†] 中村 哲[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学
〒 630-0101 奈良県生駒市高山町 8916-5
E-mail: †masahiro-mi@is.naist.jp

あらまし ユーザや状況に合わせて、対話システムが柔軟に個人性を変換することは円滑なコミュニケーションを行うために不可欠である。我々は、話し言葉を対象として、言語モデルと翻訳辞書を用いて文章の個人性の変換を行う手法について提案し、その有効性を示してきた。しかしながら、今まで提案してきた手法では、変換はいかなる文脈においても文章の意味を変化させない変換の対象となる語彙を限定していた。また、対訳コーパスを収集することが困難なため、翻訳辞書には翻訳モデル確率を与えられずにいた。そこで本稿では、シソーラスや N-gram を用いた翻訳辞書の自動構築と、N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率の付与を提案する。また、言語情報の個人性変換に対する評価法として、人手による主観評価と、容易に利用可能な自動評価を検討する。実験的評価結果から、助詞および助動詞を対象とした翻訳辞書の拡張と、N-gram 類似度による翻訳モデル確率付与により個人性変換の精度が向上することを示す。

キーワード 個人性変換, 個人性モデリング, 同言語間翻訳, 言い換え

Improvements to Translation Dictionary in a Method for Transforming Individuality of Spoken Language

Masahiro MIZUKAMI[†], Graham NEUBIG[†], Sakriani SAKTI[†], Tomoki TODA[†], and Satoshi NAKAMURA[†]

[†] Nara Institute of Science and Technology
Takayama-cho 8916-5, Ikoma, Nara, 630-0101 Japan
E-mail: †masahiro-mi@is.naist.jp

Abstract In text and speech, there are various features that reflect the individuality of the writer or speaker. Reflecting these features in dialogue systems can be expected to help achieve rapport between the system and the user. We suggested method for transforming individuality by using a translation dictionary and language model. However, in this method, the vocabulary of the translation dictionary was limited because we limited the target vocabulary to words that can be transformed in any context without changing the meaning of the sentence. In this paper, we propose improvements to the translation dictionary. Specifically, we propose a method for automatic construction for a translation dictionary by using a thesaurus and N-gram statistics, and estimation of translation model probabilities using the N-gram similarity. Experimental evaluations demonstrate that the proposed method yields significant improvements in the quality of translation individuality.

Key words Transforming Individuality, Individuality Model, Same Language Translation, Paraphrasing

1. ま え が き

円滑な意思疎通を行う上で、伝えたい内容のみならず、その内容を伝えるために用いる語彙や、発話の際に用いる韻律や声質など、内容に直接しない要素も非常に重要な役割を果たす。

例を挙げれば、対話相手が子供であれば柔らかい話し方を、大人であれば硬い話し方を用いることで、より円滑な対話を実現できる。そのため、対話システムにおいても、話し方を適切に制御する技術の構築が望まれる。

対話システムの応答生成に関連する技術の一つである音声合

成においては、非言語情報に着目した研究が盛んに行われている。特に、話者性に関しては、個人性を考慮した音声合成の研究 [1] が進んでおり、その発展として、話者の声質を考慮した音声翻訳システム [2] などでも実現されている。その一方で、話し言葉特有の言語表現や、言語情報における話者ごとの特徴（以下、言語情報の個人性と呼ぶ）までも制御する研究は少ない。例えば、性格や礼儀正しさなどの心理学的要因に基づいて話者性を考慮するルールベースの文生成を行う研究 [3] などに限定される。

そこで我々は、翻訳辞書と言語モデルを用い、話し言葉の書き起こし文章に対して個人性を変換する手法 [4]（以下、個人性変換と呼ぶ）を提案している。個人性変換は、文章生成ではなく文章変換を行うことで既存の対話システムの内部に変更を加えることなく個人性を制御可能である。例を挙げれば、フレンドリーな個人性を持った対話システムを求めているユーザに対し、既存のシステムの出力として「こんにちは、何かご用ですか」という文章が与えられた場合、「ハロー、なんか用かな」のようなユーザの望む個人性を持った文章へ変換できる。また、対訳コーパスを必要とせず、置き換え可能な語彙を集めた翻訳辞書と目標話者の言語モデルを学習する発話コーパスのみで利用できる。しかしながら、翻訳辞書はいかなる文脈においても文章の意味を変化させない変換の対象となる語彙が限定されていた。

本稿では、より幅広い用語に対する変換を実現するために、個人性変換手法の拡張と評価を行う。従来法の翻訳辞書と言語モデルを用いた個人性変換手法に加え、シソーラスや N-gram を用いた翻訳辞書の自動構築と N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率の付与を導入する。また、言語情報の個人性変換に対する評価法として、人手による主観評価と、容易に計算可能な自動評価を検討する。実験の評価結果から、翻訳辞書の自動拡張と N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率の付与がそれぞれ有効であり、個人性変換において変換後の文章の目標話者らしさを向上させることを示す。

2. 言語モデルと翻訳辞書を用いた個人性変換

個人性変換 [4] では、変換の対象となる話し言葉のテキスト V から変換先の目標となる話者性を持つテキスト W への変換処理を、両テキスト間の翻訳処理とみなし、話し言葉から書き言葉への変換処理 [5] と同様に、統計的機械翻訳の枠組みで変換を行う。

統計的機械翻訳では利用可能なコーパスの分量を考慮し、大量に確保することが難しい対訳コーパスを用いて得られる翻訳モデル確率 $P(V|W)$ と大量に確保可能な出力側コーパスを用いて得られる言語モデル確率 $P(W)$ の二つを用いて、事後確率 $P(W|V)$ を以下のようにモデル化する。

$$P(W|V) = \frac{P(V|W)P(W)}{P(V)} \quad (1)$$

与えられた V に対して $P(W|V)$ が最大となる \hat{W} を探索する。 $P(V)$ は W の選択によらず変動しないため、以下のように表

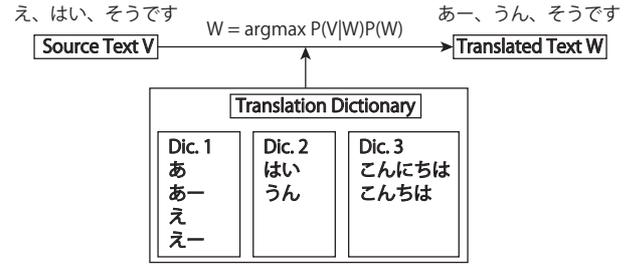


図1 個人性変換の概要

せる。

$$\hat{W} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} P(V|W)P(W) \quad (2)$$

個人性変換では、一般的な統計的機械翻訳と異なり、対訳コーパスとして、ある話者の個人性を持ったテキストと、同じ意味で別の話者の個人性を持ったテキストを必要とする。しかしながら、そのような対訳コーパスを収集するのは容易ではなく、翻訳モデルを構築するのは困難である。この問題に対して、先行研究 [4] では翻訳モデルを対訳コーパスから学習せず、文章の意味を変化させずに交換可能な機能語であるフィラーや感動詞を対象として翻訳辞書を構築し、これに一樣な翻訳モデル確率を割り当てることで翻訳モデルを構築した。

3. モデル確率の計算

3.1 翻訳モデル確率の計算

個人性変換においては、対訳コーパスの収集が困難な点から、統計的機械翻訳で用いられるような翻訳モデル確率の学習を行うことができない。そこで、本稿では N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率を提案する。N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率では、類似度の高い単語同士は交換できる可能性が高いと仮定し、N-gram の頻度により計算される類似度を用いて、それぞれの語における翻訳モデル確率を計算する。

まず、言語モデルに登場する全単語 L とその中の二つの単語 w と v に対して、類似度 $\operatorname{Sim}(w|v)$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \operatorname{Sim}(w|v) = & \frac{1}{2|L|} \sum_{l \in L} (1 - |P(w|l) - P(v|l)|) \\ & + \frac{1}{2|L|} \sum_{l \in L} (1 - |P(l|w) - P(l|v)|) \end{aligned} \quad (3)$$

類似度は単語 w と v に対して N-gram の頻度分布の差を求めることで計算する。もし単語 w と v が類似の用法を持つ語なら、ある単語 l に対する N-gram の頻度分布の差 $P(w|l) - P(v|l)$ および $P(l|w) - P(l|v)$ は 0 に近づき、類似の用法を持つ語でなければ 1 に近づく。

得られた類似度 $\operatorname{Sim}(w|v)$ に対して、変換前の語 v を固定して、総和が 1 となるように正規化する。

$$P(w|v) = \frac{\operatorname{Sim}(w|v)}{\sum_{L \in l} \operatorname{Sim}(l|v)} \quad (4)$$

これにより、対訳コーパスを用いずに類似語間の翻訳モデル確

率を計算することができる。

3.2 言語モデルの適応

目標話者の発話を集めて言語モデルを構築する上で、一人の話者から集めることのできる発話は限られており、内容も限定的である。そのため、目標話者の発話のみから構築された言語モデルを用いて正確に言語モデル確率 $P(W)$ を推定することは困難である。この問題を解決するために、大規模なコーパスから学習した言語モデルと、対象とするタスクやドメインに応じた少量のコーパスから学習した言語モデルを混合することにより、効率的に分野適応を行う手法が、音声認識などで用いられている [6]。本稿においても、少量の目標話者データから学習された言語モデル $P_t(e)$ と、大量の全話者混合データから学習された言語モデル $P_g(e)$ を線形補間することで、目標話者言語モデルを構築する。

線形補間によって生成される言語モデル $P(e)$ は、学習に利用していないテスト用の目標話者データに対して最大の言語モデル確率を得られる言語モデル $P(e)$ を生成するような λ を計算することで得られる。

$$P(e) = \lambda P_t(e) + (1 - \lambda) P_g(e) \quad (5)$$

$$0 \leq \lambda \leq 1$$

4. 翻訳辞書の拡張

フィラーや感動詞のみの置き換えでは柔軟な個人性変換を行うことはできず、より多様な変換が可能な翻訳辞書の構築が望まれる。本研究では、この翻訳辞書の構築を自動で行う手法について提案する。言い換え可能な語彙を検討する様々な手法 [7] が提案されている。代表的な手法としてシソーラスを用いた言い換えや N-gram を用いた類似語クラスタリングなどが挙げられる。本稿では、シソーラスを用いた名詞、動詞、形容詞表現などの言い換えを目的とした翻訳辞書と、3-gram を利用した類似の助詞、助動詞などを対象とした翻訳辞書の自動構築および、N-gram 類似度を利用した翻訳モデル確率の付与について述べる。

4.1 シソーラスを用いた翻訳辞書

同義語、類義語を取得可能な語彙資源としてシソーラスが挙げられる。日本語の代表的なものでは日本語 WordNet [8] や EDR 日本語単語辞書などが存在し、非常に細かい意味分類に基づく単語間の同義関係が与えられている。

本稿では、WordNet を用いて翻訳辞書を構築する。

翻訳辞書の自動構築は以下の手順で行う。

- (1) 変換対象の文章を形態素解析する。
- (2) 形態素解析して得られた形態素を取り出し、それをクエリとして WordNet のデータベースを検索する。
- (3) 語彙が見つかった場合はその語の持つ同義語集合 ID を利用して、WordNet のデータベースから同義語を取得する。
- (4) 全類似語において翻訳モデル確率を計算し、辞書に格納する。

構築された翻訳辞書の一例を表 1 に示す。

表 1 シソーラスを用いた翻訳辞書の一例

辞書 No	翻訳対象	翻訳後	翻訳モデル確率
1	カメラ	カメラ	0.9
		キャメラ	0.01
		ビデオカメラ	0.01
		写真機	0.01
		他 2 単語	
2	良い	良い	0.4
		いい	0.4
		よろしい	0.01
		見事	0.01
		他 42 単語	

表 2 N-gram を用いた翻訳辞書の一例

辞書 No	翻訳対象	翻訳後	翻訳モデル確率
1	です	です	0.7
		だ	0.3
2	けど	けど	0.8
		よ	0.2
3	も	も	0.6
		で	0.4
4	が	が	0.6
		は	0.4

4.2 N-gram を用いた翻訳辞書

シソーラスは一般的に名詞や動詞のような内容語を中心に構築され、助詞や助動詞の同義性についての記述がなされていない。しかしながら、終助詞および助動詞は、日本語において話者の個人性を表わす重要な要素として取り上げられている [9]。そこで、同義語や類義語を得る手法の一つとして N-gram を用いた類似語クラスタリング [10] を参考にして、単語 3-gram を利用した類似の助詞、助動詞の抽出および翻訳辞書の構築を行う。

翻訳辞書の自動構築は以下の手順で行う。

- (1) 様々な話者の発話を集めたコーパスから 3-gram 言語モデルを学習する。
- (2) 3-gram において、2 番目の要素に助詞および助動詞を含むデータを抽出する。
- (3) 以下のように、前後の単語が 1 回以上一致している助詞、助動詞を集めて類似語とする。

例) カメラ は 高い、カメラ も 高い

- (4) 全類似語において翻訳モデル確率を計算し、辞書に格納する。
- 構築された翻訳辞書の一例を表 2 に示す。

5. 評価指標の提案

一般的な統計的機械翻訳においては BLEU [11] に代表される多くの評価指標が提案されている。これら是对訳コーパスが与えられたとき、システムによる翻訳結果と人間の翻訳者による翻訳文との距離を測ることで翻訳システムの精度を評価する。しかしながら、本研究では対訳コーパスを得ることが困難であり、このような自動評価指標は利用できない。そのため、シス

テムの評価に必要な評価指標をいくつかに分けて定義し、それらの評価から総合的にシステムの評価を行う。今回提案する評価指標は「目標話者らしさ」、「変換の幅広さ」と「変換が間違っていないか」の三つについて評価する。

5.1 自動評価

自動評価では以下の二つの要素についてそれぞれ評価する。

エントロピー 言語モデルにおける負の底 2 の対数尤度を単語数で正規化して得られる。目標話者の発話としての尤もらしさを評価する。^(注1) エントロピーは低いほどよい評価となる。

カバレッジ 変換対象の文章のうち、翻訳辞書に変換候補が存在する単語の割合を示す。カバレッジが高いほど、翻訳辞書が様々な語彙を変換することが可能であるため、変換の幅広さを評価するのに用いられる。

5.2 人手による主観性評価

上記の評価指標は自動で評価できるが、細かいニュアンスや、同義語の微妙な意味の差などは評価することができず、目標話者らしさや日本語としての正しさを評価するには人手による評価も必要となる。以下の項目に対して、人手による主観評価を行う。

目標話者らしさ 被験者に目標話者の話し方を学習データから学習してもらい、与えられた文章がどの程度その話し方に一致しているかを 1(一致しない)~5(一致する) の 5 段階で評価してもらう。

単語誤り率 (Word Error Rate; WER) 変換によって文章に間違った意味が与えられた割合を示す。被験者に与えられた変換前と変換後の文章対において、意味を変質させてしまった変換を指摘してもらうことにより得られる。

6. 実験的評価

6.1 実験条件

実験の題材として 3 名の店員と 19 名の客による一対一のカメラ販売に関する対話をまとめたカメラ販売対話コーパス [12] を利用する。店員 3 名のコーパスをそれぞれ話者ごとに分け、さらに学習データと評価データに分けて利用する。

言語モデルの分野適応を行うために、個人性変換の対象であるカメラ販売対話コーパスの各話者から学習した言語モデルと、BTEC コーパス [13] および英辞郎の辞書例文コーパス [14] から学習した一般言語モデルを用意する。この両方の言語モデルを、変換の対象とするカメラ販売対話コーパスのトピックに合致するような線形結合パラメータをそれぞれ話者ごとに計算する。

辞書拡張の実験的評価では、まず変換目標の話者の学習データを被験者に読んでもらう。次に、変換前の文章とそれを各辞書を使用して個人性変換を行った結果 4 文を読んでもらう。各辞書の組み合わせパターンを表 3 に示す。それぞれの変換結果

(注1)：学習とテストに異なるデータを利用するクロスエントロピーを言語モデルの評価に用いることが通常である。しかし、今回は利用できる目標話者データが少ないため、複数の言語モデルを用意すれば、データが少なくなることで言語モデルの性能が悪化する恐れがある。そのため、本研究では、エントロピー評価と個人性変換に用いる言語モデルは同じものを利用する。

表 3 各辞書の組み合わせと表記 (翻訳確率をつけるかどうかも入れる)

パターン (表記)	提案手法 (フィルター)	N-gram 類似 (助詞など)	シソーラス (名詞など)
PD	○	×	×
ND	○	○	×
TD	○	×	○
ND+TD	○	○	○

表 4 各辞書の組み合わせと変換結果の例

辞書	変換結果
PD	あー、やっぱり携帯と比べて撮れる画は全然違いますね
ND	あー、やっぱり携帯に比べて撮れる画も全然違いますね
TD	あー、やっぱり携帯と比べて撮れる写真は全く違いますね
ND+TD	あー、やっぱり携帯に比べて撮れる写真も全く違いますね

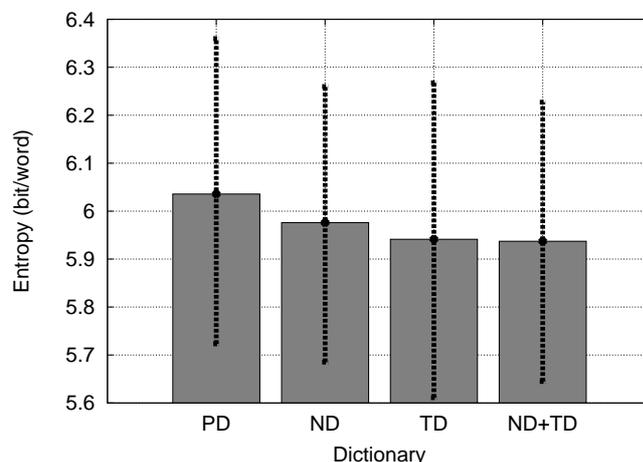


図 2 各辞書使用時のエントロピー

に対して主観評価指標、WER と目標話者らしさを 5 段階で評価してもらう。この実験は被験者 3 名に対して行い、各被験者には 3 話者、1 話者あたり 10 個の計 30 の変換結果に対して評価を行ってもらう。また、各評価指標の信頼区間を有意水準 $p < 0.05$ の Bootstrap Resampling を用いて求める [15]。

6.2 実験結果

6.2.1 辞書拡張の効果

まず、翻訳辞書の自動構築について評価する。本稿で提案したシソーラスおよび N-gram 類似語を用いて自動構築した翻訳辞書に、先行研究と同様に一般的な翻訳モデル確率を与える。自動構築された辞書を利用し、個人性変換を行った結果のエントロピーを図 2 に、カバレッジを図 3 に示す。また、変換結果の一例を表 4 に示す。

この結果から、利用する辞書を多くするほどエントロピーおよびカバレッジの評価は向上している。本稿で提案した N-gram 類似語およびシソーラスによる辞書の両者を同時に用いることで、エントロピーは平均 5.95 bit/word、カバレッジは平均 49%まで改善された。

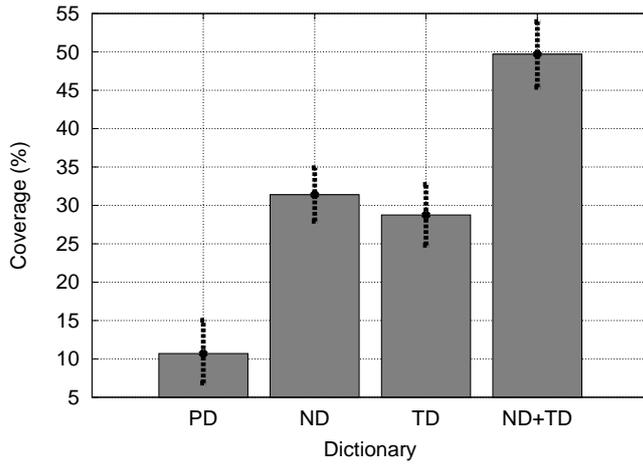


図 3 各辞書使用時のカバレッジ

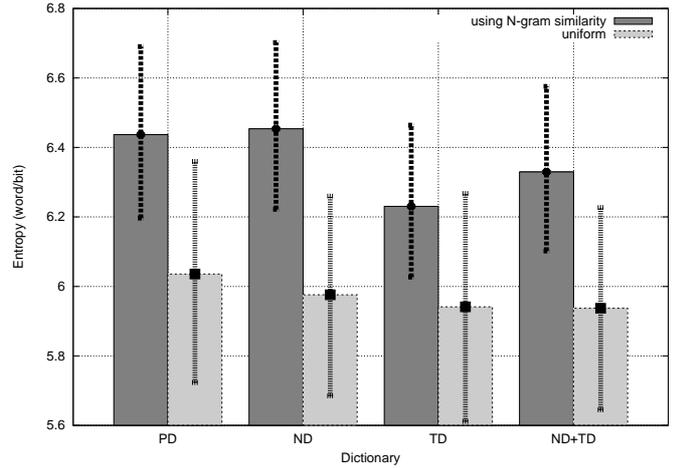


図 6 翻訳モデル確率付辞書使用時のエントロピー

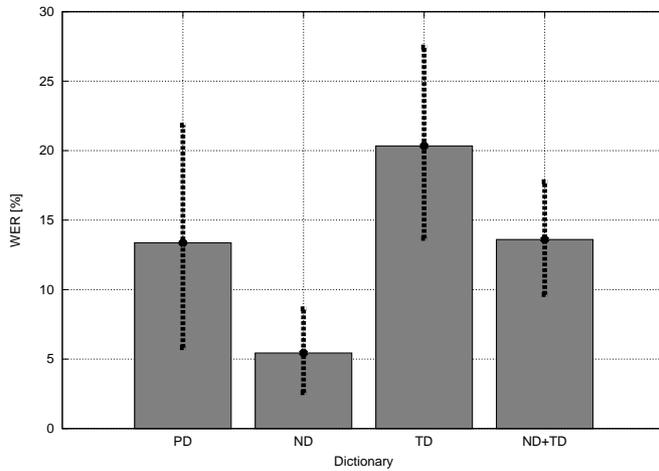


図 4 各辞書使用時の WER

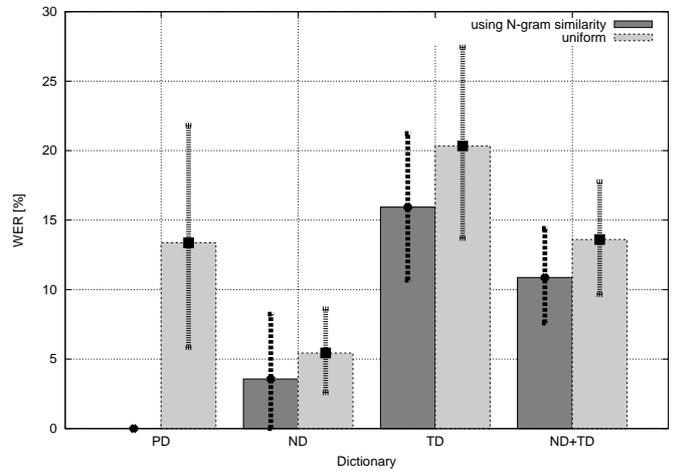


図 7 翻訳モデル確率付辞書使用時の WER

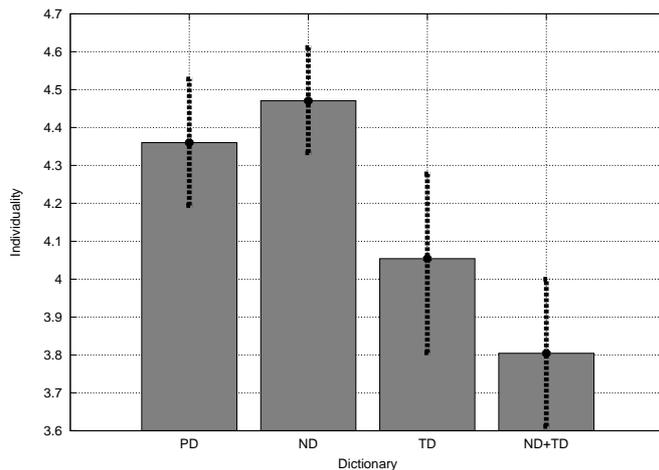


図 5 各辞書使用時の話者らしさ

人手による評価の結果として、WER を図 4 に、目標話者らしさを図 5 に示す。全体として目標話者らしさは 3.8 を超えており、高い値となっているが、その中でも ND を用いた場合の主観評価値が最良で 4.4 を超え、従来法より改善した。しかしながら、TD および ND+TD を用いた場合は先行研究に比べ目標話者らしさは低下した。これはシソーラスによる置き換

え間違いによって文章の意味が破壊され、個人性の評価が正しく行われなかったためであると考えられる。その理由として、WER は PD の 14% および ND の 6% に比べて、TD は 21%、ND+TD も 14% と高い値を示しており、変換間違いが多く含まれていることがわかる。

6.2.2 翻訳確率推定の効果

N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率について評価する。シソーラスおよび N-gram 類似語を用いて自動構築した翻訳辞書に、N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率を与える。構築された辞書を利用し、個人性変換を行った結果のエントロピーを図 6 に示す。

N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率を考慮して変換を行った場合、一様に翻訳モデル確率を与えた場合に比べてエントロピーはわずかに上がっている。

翻訳辞書に N-gram 類似度による翻訳モデル確率を与えた場合の人手による評価の結果として、WER を図 7 に、主観評価の結果を図 8 に示す。一様に翻訳モデル確率を与えた場合と同様に、全体として目標話者らしさは 3.8 を超え、従来法よりわずかに改善している。さらに、N-gram 類似度による翻訳モデル確率を与えた ND を用いた場合の主観評価値が最良で 4.5 と

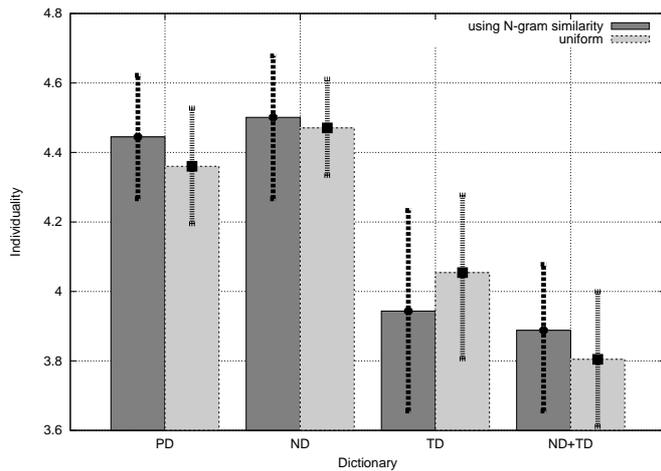


図 8 翻訳モデル確率付辞書使用時の話者らしさ

なった。また、目標話者らしさは TD を用いた場合のみ一様に翻訳モデル確率を与えた場合より低下しているものの、それ以外の全ての辞書において翻訳モデル確率を一様とした場合に比べて向上している。WER も改善しており、N-gram 類似度による翻訳モデル確率が個人性変換における辞書を用いた置き換えに効果的であることを示している。

7. まとめ

本稿では、先行研究である言語モデルと翻訳辞書を用いた個人性変換に対して、シソーラスおよび N-gram 類似語による翻訳辞書の自動構築と、N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率の付与を提案した。翻訳辞書の自動構築では助詞および助動詞を対象とした N-gram 類似語による翻訳辞書が個人性変換において効果的であることを示した。また、N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率を考慮して変換を行うことで、シソーラスによる翻訳辞書を用いた場合でも正しく置き換えを行うことが可能となった。今後の課題として、文脈や単語の順序を考慮し、単語の並び替えと挿入、削除に対応した個人性変換のモデルが考えられる。また、N-gram 類似度を用いた翻訳モデル確率を計算する際に、Kullback-Leibler 距離など様々な類似度の尺度を利用し、最適なものを選ぶ必要がある。

文 献

[1] J. Yamagishi, B. Usabaev, S. King, O. Watts, J. Dines, J. Tian, Y. Guan, R. Hu, K. Oura, Y.-J. Wu, et al., “Thousands of voices for HMM-based speech synthesis-analysis and application of TTS systems built on various ASR corpora,” *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol.18, no.5, pp.984–1004, 2010.

[2] Y. Qian, F.K. Soong, and Z.-J. Yan, “A unified trajectory tiling approach to high quality speech rendering,” *IEEE Transactions on Audio, Speech & Language Processing*, vol.21, no.2, pp.280–290, 2013.

[3] F. Mairesse and M.A. Walker, “Controlling user perceptions of linguistic style: Trainable generation of personality traits,” *Computational Linguistics*, vol.37, no.3, pp.455–488, 2011.

[4] 水上雅博, G. Neubig, S. Sakti, 戸田智基, 中村 哲, “話し言葉の書き起こし文章の話者性の変換,” 2013 年度人工知能学会全国大会 (JSAI2013), 富山, June 2013.

[5] G. Neubig, Y. Akita, S. Mori, and T. Kawahara, “A monotonic statistical machine translation approach to speaking style transformation,” *Computer Speech & Language*, vol.26, no.5, pp.349–370, 2012.

[6] 伊藤彰則, 好田正紀, “対話音声認識のための事前タスク適応の検討,” 情報処理学会研究報告. SLP, 音声言語情報処理, vol.96, no.123, pp.91–98, dec 1996. <http://ci.nii.ac.jp/naid/110002916939/>

[7] 乾健太郎, 藤田 篤, “言い換え技術に関する研究動向,” *自然言語処理*, vol.11, no.5, pp.151–198, 2004.

[8] B. Francis, I. Hitoshi, F. Sanae, U. Kiyotaka, T. Kuribayashi, and K. Kanzaki, “Enhancing the Japanese wordnet,” *Proceedings of the 7th Workshop on Asian Language Resources*, pp.1–8, 2009.

[9] M. Teshigawara and S. Kinsui, “Modern Japanese ‘Role Language’ (Yakuwarigo): fictionalised orality in Japanese literature and popular culture,” *Sociolinguistic Studies Vol 5-1*, Sheffield: Equinox Publishing, 2012.

[10] R. Barzilay and L. Lee, “Learning to paraphrase: An unsupervised approach using multiple-sequence alignment,” *Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies : Main Proceedings*, pp.16–23, 2003.

[11] P. Kishore, R. Salim, W. Todd, and Z. Wei-Jing, “Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation,” *Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics*, pp.311–318, 2002.

[12] 平岡拓也, S. Sakti, G. Neubig, 戸田智基, 中村 哲, “説得対話システム構築のための対話コーパス分析,” 日本音響学会 2013 年春季研究発表会 (ASJ), 東京, March 2013.

[13] T. Takezawa, E. Sumita, F. Sugaya, H. Yamamoto, and S. Yamamoto, “Toward a broad-coverage bilingual corpus for speech translation of travel conversations in the real world,” *The International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.147–152, 2002.

[14] アルク, “英辞郎,” <http://shop.alc.co.jp/cnt/eijiro/>. Accessed: 2013-07-26.

[15] P. Koehn, “Statistical significance tests for machine translation evaluation,” *Conference on Empirical Methods on Natural Language Processing*, pp.388–395, 2004.