

## 音声対話システムにおける簡略表現認識のための 誤認識増加を抑制する自動語彙拡張

勝丸真樹 駒谷和範 尾形哲也 奥乃博

京都大学大学院 情報学研究科 知能情報学専攻

{katumaru, komatani, ogata, okuno}@kuis.kyoto-u.ac.jp

音声対話システムにおいてユーザはしばしば名称の一部を省略して発話し、音声認識誤りを招く。我々は、「簡略表現」を単語の一部を省略した表現として定義し、簡略表現を音声認識辞書に自動追加する。簡略表現の取得には、日本語では複合語を分割する必要があるが、形態素解析器のみの分割では固有名詞は必ずしも正確に分割できない。さらに、多くの簡略表現を辞書に追加すると、語彙サイズの増加により音声認識精度が劣化する。我々は、前者の問題に対し、形態素解析器に加えて辞書内の文字間の接続確率を用いることで固有名詞の複合語を分割した。後者の問題に対しては、生成した簡略表現の生起確率を、既存辞書の語との音素列の類似度に応じて操作した。本手法で簡略表現を自動追加した結果、既存辞書内の語彙のみを含む発話に対する単語正解精度の劣化を0.1ポイントに抑えながら、簡略表現を含む発話の単語正解精度を、既存の辞書による場合と比較して24.2ポイント向上させた。

キーワード 音声対話システム, 簡略表現, 固有名詞, 自動語彙拡張

### Automatic Vocabulary Expansion for Recognizing User's Abbreviations without Increasing ASR Error Rate in Spoken Dialogue Systems

MASAKI KATSUMARU, KAZUNORI KOMATANI, TETSUYA OGATA and HIROSHI G. OKUNO

*Dept. of Intelligence Science and Technology, Graduate School of Informatics, Kyoto University*

Users often abbreviate long words when using spoken dialogue systems, which results in automatic speech recognition (ASR) errors. We define *abbreviated words* as sub-words of the original word, and automatically add them into an ASR dictionary. Two issues arise during this vocabulary expansion. The first problem is that proper nouns cannot be correctly segmented by general morphological analyzers, although long and compounded words need to be segmented in agglutinative languages such as Japanese. The second is that, as the vocabulary size increases, adding many abbreviated words degrades the ASR accuracy. We develop two methods, (1) to segment words by using conjunction probabilities between characters, and (2) to manipulate occurrence probabilities of generated abbreviated words on the basis of the phonological similarities between abbreviated and original words. By our method, the ASR accuracy was improved by 24.2 points for utterances containing abbreviated words, with only a 0.1 point degradation of ASR accuracy for those containing words in the original dictionary.

**Index Terms:** spoken dialogue systems, abbreviated words, proper nouns, automatic vocabulary expansion

#### 1. はじめに

音声対話システムが持つ音声認識辞書内の語彙の表現と、ユーザが実際に発話する表現とはしばしば一致しない。特に、ユーザは名前の長い対象に言及する際にその一部を省略して発話しがちである<sup>1)</sup>。これはシ

ステムに関する知識のない初心者によく当てはまる。従来、このような発話への対処として、システム運用中に得られたユーザの発話に基づき、開発者が人手で語彙を追加してきた。これら人手によるメンテナンスは時間や労力がかかる。その上、運用中に認識されなかった発話に基づき語彙を追加するため、システム初

期段階ではそれらの語を含むユーザの発話をシステムは認識できない。

我々は、初期システムの辞書が与えられた際に、ユーザが発話しうる簡略表現をそれらの辞書に自動追加することを目指す。本論文では、システム初期の段階の音声認識辞書を「既存辞書」とし、既存辞書内の単語の一部を省略した語を「簡略表現」とする。我々は簡略表現を、音声認識辞書内の単語の一部を省略することで生成し、辞書へ自動追加する。このような自動追加をシステム初期の段階で行えば、運用中の人手での追加が不要となるうえ、システム初期から簡略表現を認識可能となる。

既存辞書の単語の簡略表現を音声認識辞書に加える上で、以下の二つの課題がある。

(1) 簡略表現生成のための固有名詞の分割

日本語のような膠着言語では複合語は分かち書きされていないため、省略する箇所を規定するためには単語の分割が必要となる。単語の分割は一般的に形態素解析器によって行われる。しかし、音声対話システムにおける、地名や商品名などのタスク遂行に必要な内容語はドメインに依存した固有名詞のため、形態素解析器では分割できない箇所がある。

(2) 簡略表現追加に起因する認識率劣化の抑制

生成した簡略表現を単純に音声認識辞書に追加すると、語彙増加に伴い音声認識において混同される候補が増加し、音声認識率が劣化する。これは、既存辞書の単語と音韻的に類似した簡略表現を追加した場合に特に問題となる。

我々は、前者の課題に対し、形態素解析器に加えて、音声認識辞書内での文字の接続確率を用いることで、固有名詞の分割を行った。後者の課題に対しては、既存辞書の単語との音韻的な類似度に基づき、生成した簡略表現の生起確率を操作する。これにより、語彙増加に伴う認識率の劣化を抑制しながら、ユーザが発する簡略表現を自動追加する。

2. 一般公開したシステムにおける追加語彙の調査

京都市バス運行情報案内システム<sup>2)</sup>の5年間の運用中に実際に追加された語彙を調べることで、システムとユーザとの語彙の不一致を予備的に調べた。京都市バス運行情報案内システムは、出発または到着する停留所名や施設名を電話を通じて音声で入力することで、バスの運行情報をリアルタイムで知ることができるシステムである。2002年5月から2007年2月までの利

表1 京都市バス運行情報案内システムの運用を通じて追加された単語

運用中に追加された単語の種類	追加数(割合)
(a) 既存の語の簡略表現 例: 蒔絵町 (既存辞書の語: 吉祥院蒔絵町)	242 (78.3%)
(b) 既存の語内の形態素を入れ替えた表現 例: 烏丸四条 (既存辞書の語: 四条烏丸)	24 (7.8%)
(c) 既存の語に形態素を加えた表現 例: 桂駅西口 (既存辞書の語: 阪急桂駅西口)	5 (1.6%)
(d) その他の既存辞書の単語の別表現 例: 三宝院 (既存辞書の語: 三宝寺)	12 (3.9%)
(e) 新停留所名・新施設名の追加 例: 丹波口駅 (新施設名)	26 (8.4%)

用コール数は15,290コールであった。その期間中、開発者は、認識誤りとなった発話のログに基づいて音声認識辞書を更新していた<sup>\*</sup>。その結果、音声認識辞書に追加されたバス停や施設名は309単語であった。それらの語の分類と具体例を表1に示す。表1において、既存辞書とは、バスシステム運用開始時の音声認識辞書である。表1における(a)(b)(c)(d)は、既存の語を意図した、別表現の語であり、(e)は完全な別名や、新しいバス停留所名・施設名などの追加である。

表1より(e)の新たなバス停・施設名の追加は8.4%であり、(a)(b)(c)(d)の別表現の追加と比較して少ない。これよりバス停に関連した施設名はシステム設計の段階で十分に用意されていたと言える。一方で、既存のエントリを意図した別表現の語の追加は全体の91.6%にあたる。これは実際のユーザの多様な表現を、システム設計段階で開発者が想定していなかったことを意味する。なかでも簡略表現の追加が78.3%になっていることから、実際のユーザは語彙の一部を簡略化した表現で発話することが多いと言える。京都市バス運行情報案内システムを利用した初心者ユーザ(システム使用回数が一回のユーザ)の発話を実際に計数したところ、全1,494発話中150発話に、初期の音声認識辞書にはない簡略表現が含まれていた。

3. 関連研究

音声対話システムにおける音声認識語彙の簡略表現を、Web文書などの外部の知識から取得するのは困難である。一般的な語の簡略表現を、コーパスやWeb文書から取得する研究<sup>3)4)</sup>が行われているが、音声対話システムで用いる音声認識辞書内の固有名詞はドメイ

<sup>\*</sup> 開発者は、ユーザの発話した語彙全てを音声認識辞書に加えたわけではない。京都市バス運行情報案内システムは、混合主導型の対話システムであり、連続音声認識を行うため、孤立単語認識の場合ほど言語制約は強くない。そのため、湧き出し誤りの原因となる短い語などは追加していない。

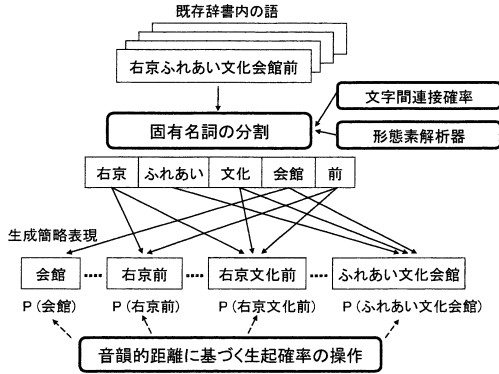


図1 簡略表現追加の流れ

固有のものも多く、Web 文書での出現頻度は概して低い。実際に、表1中の(a)簡略表現のWebにおける出現頻度は、概して非常に低かった。例えば、「新林公園住宅」を一つの単語として扱っている文書のWeb上でのヒット件数は3件であった。これは意味を持たない語の断片のヒット件数よりずっと少ない。

同様の理由により、対象がドメイン固有の固有名詞であるため、その分割時には、音声認識辞書特有の情報を考慮する必要がある。榎ら<sup>5)</sup>は、形態素解析器のみで単語の分割を行っている。つまり、一般的な知識のみによる分割であり、音声認識辞書特有の情報が考慮されていない。Janら<sup>6)</sup>は、対象としている言語が、孤立言語である英語のため、簡略表現生成時に複合語の分割の問題は生じない。

さらに、音声認識辞書を考慮すると、簡略表現の追加時には、語彙増加による認識率劣化を抑制する必要がある。Janらは生成簡略表現を辞書に単純に加えており、語彙増加による認識率劣化を考慮していない<sup>6)</sup>。榎らは、簡略表現の生成規則やWeb上での頻度によって、簡略表現の絞りこみを行い、音声認識率の低下を防いでいる<sup>5)</sup>。しかし、追加語の音素列と既存辞書の語の音素列とが類似した場合の音声認識精度への影響は著しいため、音素列の類似度を考慮した認識率劣化の抑制を行う必要がある。

#### 4. 固有名詞の簡略表現生成と生起確率操作による誤認識増加抑制

本手法での簡略表現追加の流れを図1に示す。まず4.1節で、形態素解析器 MeCab と音声認識辞書内の文字間接続確率との併用により、既存辞書内の単語の分割を行い、分割した要素から簡略表現を生成する。続いて4.2節で、生成簡略表現と既存辞書の語彙との音

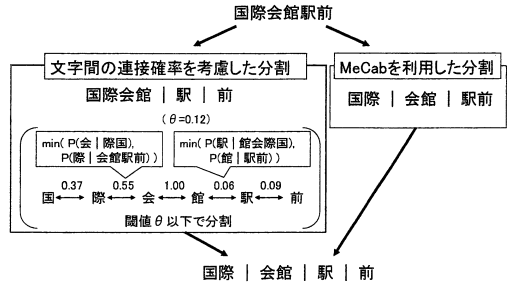


図2 「国際会館駅前」の分割例

韻的距離を定義し、その距離に応じて生起確率を操作する。これにより簡略表現の追加による認識率劣化を抑える。

#### 4.1 音声認識辞書の単語の分割と簡略表現生成

まず、辞書内の単語  $w$  を要素列  $e_1 e_2 \dots e_n$  に分割する。複合語の固有名詞の分割のために、形態素解析器 MeCab<sup>7)</sup> による分割結果に加え、辞書内での文字間の接続確率を考慮することでドメイン固有の区切りを分割した。形態素解析結果と文字間接続確率とのいずれかで区切られていれば、その位置で単語を分割した。文字間接続確率によるドメイン特有の固有名詞の分割は次のように行った。音声認識辞書内のある単語  $w$  を文字列  $c_1 c_2 \dots c_{i-1} c_i \dots c_n$  で表す。このとき単語の分割の尺度として、 $c_{i-1}$  と  $c_i$  との結合度を音声認識辞書内の文字 N-gram 確率を用いて

$$\min\{P(c_i | c_{i-1} c_{i-2} \dots c_1), P(c_{i-1} | c_i c_{i+1} \dots c_n)\} \quad (1)$$
 と定義する。つまり  $c_i$  への前からの N-gram 確率と、 $c_{i-1}$  への後ろからの N-gram 確率との小さい方の値を、文字  $c_i$  と  $c_{i-1}$  との間の結合度とした。 $c_{i-1}$  と  $c_i$  との結合度が閾値  $\theta$  以下の場合、 $w$  をここで分割する。

本手法により「国際会館駅前」を分割する例を図2に示す。図において「|」が分割された区切りを示す。MeCabによる分割では「駅前」を分割できないが、文字間の接続確率をみることで「駅」と「前」とに分割できる。これは、例えば「国際会館駅」という簡略表現を生成するうえで必要な分割である。

次に、分割によってできた要素列  $e_1 e_2 \dots e_n$  から任意個の要素の省略によって、 $(2^n - 1)$  個の簡略表現を生成した。生成した簡略表現の読みは、各要素ごとの読みを、MeCabによる読み付与と簡略前の読みとのマッチングにより同定し、付与した。

#### 4.2 生成簡略表現の追加に起因する音声認識率低下の抑制

##### 4.2.1 音韻的距離の定義

音声認識において混同されやすい度合いとして音韻

表2 京都市バス運行情報案内システムの語彙の部分列と音韻的に近い簡略表現の例

生成簡略表現(簡略前の語)	既存辞書の語	$min(e.d.)$
野田(野田町) [noda]	花園大学 [hanazonodaigaku]	0
上鳥羽(上鳥羽塔ノ森) [kamitoba]	上野橋 [kaminobashi]	1
釈迦谷(釈迦谷口) [shakadani]	原谷 [haradani]	2

的距離を定義する。生成簡略表現によって混同されやすくなるのは、生成簡略表現と、既存辞書の単語またはその部分列の音素列が類似している場合である。これより生成した簡略表現  $w$  と既存辞書  $D_{org}$  との音韻的距離を以下の式で定義する。

$$dist(w, D_{org}) = \min(e.d.(w, part(D'_{org}))) \quad (2)$$

ただし、 $D'_{org}$  は  $D_{org}$  の語彙から  $w$  の簡略前の語を除いた語彙、 $part(D'_{org})$  は  $D'_{org}$  内の語の任意の音素部分列である。 $e.d.(x, y)$  は単語  $x, y$  の音素列間の編集距離(edit distance)であり、DP マッチング<sup>8)</sup>により求める。編集距離を求める際のコストは、 $S_1$  を母音・促音・撥音の音素の集合、 $S_2$  を子音の音素の集合としたとき、 $S_1$  の要素の挿入・削除・置換は2、 $S_2$  の要素の挿入・削除・ $S_2$  の要素との置換は1、とした。

京都市バス運行情報案内システム<sup>2)</sup>において、生成した簡略表現と既存辞書の語との音韻的距離が小さい例を表2に示す。表2では、生成簡略表現「野田(noda)」は、既存辞書の単語「花園大学(hanazonodaigaku)」の部分列と完全に一致するため、音韻的距離が0となる。

#### 4.2.2 音韻的距離に基づく生起確率の操作

語彙追加に伴う認識率劣化を防ぐために、音韻的距離の近さに応じて生成簡略表現の生起確率を操作する。例えば、音韻的距離が小さい生成簡略表現「野田」を抑制することで、「花園大学」の発話時に「野田」を含む文が認識結果として現われにくくなるのが期待できる。

単語  $w$  の生起確率を  $P_{org}(w)$  とする。閾値  $d$  を用いて、

$$dist(w, D_{org}) \leq d \quad (3)$$

となる生成簡略表現  $w$  に対して、新たな生起確率  $P_{new}(w)$  を次式で与える。

$$P_{new}(w) = P_{org}(w) \cdot \alpha^{dist(w, D_{org}) - d - 1} \quad (4)$$

つまり音韻的距離  $dist(w, D_{org})$  が小さいほど、生成簡略表現  $w$  が既存辞書の単語と混同されやいため、生起確率を減少させた。すべての生成簡略表現  $w$  に対して  $P_{new}(w)$  を計算後、生起確率の和が1になるように正規化を行った。 $\alpha$  は予備実験より10とした。

表3 各分割手法に対する再現率の関係

分割手法	再現率 [%]
文字間連接確率	73
MeCab	86
MeCab+文字間連接確率(本手法)	94

## 5. 評価実験

実際の音声対話システムの音声認識辞書から、本手法により適切な簡略表現が生成されるかどうかを実験的に確認する。また、生成した簡略表現をシステムの音声認識辞書に追加し、ユーザ発話の音声認識実験を行い、簡略表現に対する認識率向上と、既存辞書内の単語に対する認識率劣化の抑制を示す。

### 5.1 評価対象発話データ

評価には、京都市バス運行情報案内システムにおいて収集した実際のユーザの発話データを用いた。本研究では、システムの持つ語彙を知らないユーザに対する性能をみるため、システムの使用回数が1回だけの初心者ユーザの発話を集めた。ここで無音やタスクの進行に関係のない発話は除いた。その結果、183名1,494発話を得た。1,494発話のうち150発話に、既存辞書の語を簡略化した表現が70種類162単語含まれていた。また、既存の音声認識辞書で認識できる語彙のみを含む発話は1,142発話あった。残りの202発話は、簡略表現を含む発話でも既存辞書で認識できる語彙を含む発話でもない、例えば、「乗り換えはだめなんです」といった発話であった\*。

### 5.2 生成簡略表現の評価

京都市バス運行情報案内システムの初期の音声認識辞書(語彙サイズ1668)から、内容語であるバス停名・施設名(1481単語)に対して簡略表現を自動生成した。次の三つの分割手法から簡略表現を生成し、再現率の比較を行う。

- 文字間連接確率のみ
- MeCabのみ
- 文字間連接確率とMeCabとの両方(本手法)

ここで文字間連接確率による分割時の閾値  $\theta$  は予備実験の結果0.12とした。本手法の文字間連接確率とMeCabとを組み合わせた手法では、11,936語の簡略表現が出力された。また、簡略表現を文字間連接確率による分割のみで生成した場合2,619語、MeCabによる分割のみで生成した場合8,941語の簡略表現が出力さ

\* これらの発話は、いずれの辞書でも語彙外となるため、正しく認識することはできない。



表 4 条件別の対象データの内容語に対する単語正解精度 [%]

条件	簡略表現を含む発話 (150 発話)	既存辞書の語を含む発話 (1,142 発話)	全発話 (1,494 発話)
#1 既存辞書 (ベースライン)	1.1	74.9	52.5
#2 +生成簡略表現	24.7	59.8	40.2
#3 +生成簡略表現+確率操作 (本手法)	25.3	74.8	56.5
#4 発話された 70 種類のみ追加 (upper limit)	49.5	74.2	58.2

れた。それぞれの分割手法ごとの、ユーザが実際に発話した 70 種類の簡略表現に対する再現率を表 3 に示す。ユーザが発話した 70 種類の簡略表現のうち、文字間接続確率のみの分割から生成した場合は 51 種類 (73%)、MeCab のみの分割から生成した場合は 60 種類 (86%)、MeCab と文字間接続確率による分割から生成した場合 (本手法) では 66 種類 (94%) が生成された。つまり、本手法の分割により、汎用の形態素解析器である MeCab のみの分割と比べ、再現率が 8 ポイント向上した。これは辞書内の文字間のつながり方を考慮した効果を示している。

### 5.3 発話データの音声認識実験

以下の実験条件で発話データの音声認識を行った。言語モデルには、統計的言語モデルを用いた。このモデルは、京都市バス運行情報案内システムの音声認識用文法から内容語 (バス停・施設名、系統番号) をクラス化した文法を作り、その文法から生成したすべての文パターンを用いて作成した。言語モデルの作成には CMU Toolkit<sup>9)</sup> を用いた。単語 N-gram モデル学習後、クラスごとに内容語を割り当てた。クラス内の単語の生起確率は等しくなるように割り当てた。このとき、バス停・施設名のクラスに、既存のバス停などの名称に加えて生成簡略表現を追加した。音響モデルは、電話用 2000 状態 16 混合トライフォンモデルを、音声認識エンジンには Julius を用いた<sup>10)</sup>。予備実験より音韻的距離  $d$  が 5 以下となる簡略表現について生起確率を操作した。以下の各条件において発話データの音声認識実験を行い、単語正解精度を比較した。

条件 #1: 既存辞書 (ベースライン)

システム初期の音声認識辞書 (語彙サイズ 1,668)

条件 #2: 既存辞書+生成簡略表現

生成簡略表現を単に既存辞書に追加した辞書 (語彙サイズ 13,604)

条件 #3: 既存辞書+生成簡略表現+確率操作 (本手法)

生成簡略表現を既存辞書に加えて確率操作した辞書 (語彙サイズ 13,604)

条件 #4: 簡略表現 70 種類 (upper limit)

評価データにおいて実際にユーザが発話した簡略表現 (70 種類) のみを既存辞書に加えた辞書である。

この認識辞書による認識結果が本手法における上限値となる。(語彙サイズ 1,738)

各認識辞書による、簡略表現を含む 150 発話、既存辞書の語彙内の 1,142 発話、全体の 1,494 発話の内容語に対する単語正解精度を表 4 に示す。

全発話に対し、本手法はベースラインより 4.0 ポイント単語正解精度が向上した。これは、簡略表現を含む発話に対する単語正解精度が 24.2 ポイント向上し、既存辞書の語を含む発話に対する単語正解精度の劣化を 0.1 ポイントに抑えた結果である。より詳細に見ると、まず既存辞書による音声認識では、簡略表現を含む発話に対する単語正解精度が 1.1% であった。これは、簡略表現が必ず認識誤りとなったためである。本手法により生成した簡略表現を加えることにより、単語正解精度が 23.6 ポイント向上した。しかし、既存辞書の語彙内の発話に対する単語正解精度が 15.1 ポイント減少した。結果として、生成簡略表現を単に既存辞書に加えた辞書では、既存辞書と比較したとき、全発話に対する認識率は 12.3 ポイント減少する結果となった。これは語彙の追加により認識率劣化が起こることを表している。本手法では、既存辞書の語彙内の発話に対して、単に生成簡略表現を追加したときと比較して 15.0 ポイント向上し、既存辞書と比較して 0.1 ポイントの減少にとどまった。これにより語彙増加による認識率劣化を抑えられており、生起確率を操作した本手法の有効性が示された。

本手法の上限値である条件 #4 においても、全体の発話に対する単語正解精度は 58.2% であるように、単語正解精度は全体的に低い結果となった。この原因としては、携帯電話の方式の世代交代など起因する、音響モデルの不一致が考えられる。実際、正解の単語列の音響スコアが、他の単語列よりも低い場合があった。本研究では言語モデルの性能の向上に焦点をあてたが、絶対的な音声認識精度の改善のためには、音響モデルの性能の向上も必要である。

### 5.4 他ドメインでの簡略表現生成

レストラン検索システムにおいて音声認識語彙の簡略表現を生成することで、本システムが特定のドメインに依存しない設計であることを確かめた。レストラ

表5 レストラン検索システム内の語彙から生成した簡略表現

簡略前の単語	MeCabによる分割結果	本手法による分割結果	生成簡略表現の例
グリルオーツカ Cafegalle レストランチアーロ ビストロキャトルドール	グリルオーツカ Cafegalle レストランチアーロ ビストロキャトルドール	グリル オーツカ Cafe galle レストラン チアーロ ビストロ キャトルドール	オーツカ galle チアーロ キャトルドール

ン検索システムのレストラン名は1,182語であった。京都市バス運行情報案内システムでの分割時の閾値を利用して、レストラン検索システム内の単語を分割し、簡略表現を生成した。生成簡略表現の例を表5に示す。表5から「レストラン」「Cafe」といった、レストラン検索システムにおいてユーザが簡略化すると考えられる部分別が省略された。例として、「ビストロキャトルドール」はMeCabでは分割できなかったが、文字間接続確率によって音声認識辞書内における「ビストロ」の頻度の高さを利用することで、「ビストロ」と「キャトルドール」に分割できた。この分割により、「キャトルドール」という簡略表現を生成できる。これらの結果から、固有名詞の分割手法や、それに基づく簡略表現の生成手法は、他ドメインでも有効であることが示された。

## 6. おわりに

本研究では、音声対話システムにおける誤認識を防ぐため、ユーザ簡略表現の認識に焦点をあて、音声認識辞書の語から簡略表現を自動生成し認識辞書に加える手法について述べた。本研究では、ユーザが発する簡略表現の再現率を高めるために、固有名詞の分割時には形態素解析器に加えて、文字間の接続確率を用いた。さらに、語彙サイズ増加に伴う音声認識率の低下を抑えるために、生成した簡略表現に対して、既存の音声認識辞書内の語との音韻的な類似度を求め、その類似度に応じて生起確率を減少させた。

実際の初心者ユーザの発話を用いた評価実験では、形態素解析器と文字間の接続確率を用いた分割をすることで、形態素解析器のみの分割と比較して、発話された簡略表現の再現率が8ポイント向上した。また、簡略表現を含む発話に対して、既存の音声認識辞書と比較して単語正解精度が24.2ポイント向上した。既存の音声認識辞書で認識できる語彙のみを含む発話に対しては、単純に生成した簡略表現を加えた辞書では15.1ポイントの認識率の劣化が起こったが、確率操作により認識率劣化を0.1ポイントに抑えた。これにより、ユーザが固有名詞を簡略化した発話に対しても、語彙の自動追加により、システムが頑健に認識できる

ことを示した。今後の課題のひとつとして、レストランドメインにおける初心者ユーザの発話の収集と、それをを用いた音声認識実験が挙げられる。

## 参考文献

- 1) G. Zweig, P. Nguyen, Y.C. Ju, Y.Y. Wang, D. Yu, and A. Acero. The Voice-Rate Dialog System for Consumer Ratings. In *Proc. Interspeech*, pp. 2713–2716, 2007.
- 2) K. Komatani, S. Ueno, T. Kawahara, and H.G. Okuno. User Modeling in Spoken Dialogue Systems to Generate Flexible Guidance. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol.15, No.1, pp. 169–183, 2005.
- 3) Y. Park and R.J. Byrd. Hybrid text mining for finding terms and their abbreviations. In *Proc. EMNLP*, pp. 126–133, 2001.
- 4) 酒井浩之, 増山繁. 略語とその原型語との対応関係のコーパスからの自動獲得手法の改良. 自然言語処理, Vol.12, pp. 207–231, 2005.
- 5) 榎将功, 皇甫美華, 大田健紘, 柳田益造. 日本語における略語自動生成法の検討とその音声インタフェースへの応用. 情報処理学会研究報告, 2007-SLP-69-54, pp. 313–318, 2007.
- 6) E.E. Jan, B. Maison, L. Mangu, and G. Zweig. Automatic Construction of Unique Signatures and Confusable Sets for Natural Language Directory Assistance Applications. In *Proc. Eurospeech*, pp. 1249–1252, 2003.
- 7) T. Kudo, K. Yamamoto, and Y. Matsumoto. Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis. In *Proc. EMNLP*, pp. 230–237, 2004. <http://mecab.sourceforge.net/>.
- 8) G. Navarro. A Guided Tour to Approximate String Matching. *ACM Computing Surveys*, Vol.33, No.1, pp. 31–88, 2001.
- 9) P.R. Clarkson and R. Rosenfeld. Statistical Language Modeling Using the CMU-Cambridge Toolkit. In *Proc. ESCA Eurospeech*, pp. 2707–2710, 1997. <http://svr-www.eng.cam.ac.uk/~prc14/toolkit.html>.
- 10) T. Kawahara, A. Lee, K. Takeda, K. Itou, and K. Shikano. Recent progress of open-source LVCSR Engine Julius and Japanese model repository. In *Proc. ICSLP*, pp. 3069–3072, 2004.