単語知識を必要としない高精度な言語モデル

森 大 毅[†] 阿 曾 弘 具[†] 牧 野 正 三^{††}

本論文では、知識に依存しない、高い曖昧性削減能力を持つ新しい言語モデルを提案する。このモデルはsuperwordと呼ぶ文字列の集合の上の n -gramとして定義され、従来の単語や文字列の n -gramモデルを包含するものになっている。superwordは訓練テキスト中の文字列の再現性のみに基づいて定義される概念であり、Forward-Backwardアルゴリズムによって学習される。実験の結果、superwordに基づくモデルと文字のtrigramモデルを複数融合させたモデルの優位性が示され、形態素解析に基づく方法および高頻度文字列に基づく方法を上回る性能が得られた。

キーワード: 言語モデル, *superword*, *n*-gram, 音声認識, 文字認識

Precise Language Models Requiring No Lexical Knowledge

HIROKI MORI[†], HIROTOMO ASO[†] and SHOZO MAKINO^{††}

This paper proposes a novel, knowledge-free language model with great ability in reducing ambiguity. This model is defined as n -gram of string which is referred to “superword,” and belongs to a superclass of traditional word or string n -gram models’ class. The concept of superword is based on only one principle—repetitionality in training text. The probabilistic distribution of the model is learned through the forward-backward algorithm. Experimental results showed that the performance of superword model combined with character trigram model was superior to the traditional word model based on morphological analysis, and traditional string-based model.

KeyWords: *Language model, Superword, n*-gram, *Speech recognition, Character recognition*

1 はじめに

音声認識・文字認識の精度向上のため、より高い性能を持つ言語モデルを求めることは重要である。近年は、モデル構築やメンテナンスの容易さの点から、コーパスに基づく統計的言語モデルの研究が盛んである。大語彙ないしタスク非依存のシステムのための統計的言語モデルとして今日もっとも有望視されているものに、 n -gramが挙げられる。 n -gramは大量のテキストコーパスからの単純な数え上げによって得られる統計量であり、強力かつ頑健性に優れている。

英語などのヨーロッパ系言語においては、 n -gramの単位として単語を用いることが多い。

[†] 東北大学大学院工学研究科, Graduate School of Engineering, Tohoku University

^{††} 東北大学大型計算機センター, Computer Center, Tohoku University

大語彙のシステムでは単語はカテゴリ数が非常に大きくなるため、単語の代わりに品詞を用いる (Nagata 1994), または単語クラスタリングによって得られる単語クラスを用いることが多い。これらの言語においては単語は分かち書きされるため機械的に取り出すことができ、数え上げも容易に行える。

これに対し、日本語や中国語には分かち書きの習慣がない。朝鮮語は文節ごとに分かち書きをするが、その分かち方は一定しないうえ、 n -gram の単位としては大き過ぎて汎化性に難がある。よって、これらの言語を n -gram によってモデル化するには、テキストコーパスに何らかの前処理が必要である。これには次の可能性が考えられる。

- 人手によって分割されたタグ付きコーパスを使う
- 自動形態素解析システムによって単語に分割する
- 経験的な統計基準によって文字列に分割する

このうちタグ付きコーパスを使う方法には、コーパス自体の入手が質的・量的な困難を伴うという欠点がある。形態素解析に基づく方法は有効であるが、モデルを学習するためにはまず形態素解析システムを用意せねばならないうえ、特定タスクに対して高い性能を得るためには予め辞書をチューニングする必要があると考えられ、メンテナンスのコストがかかる。また、形態素解析システムの文法規則によっては機能語が短めに分割される傾向があり、 n -gram の性能を必ずしも最大にするものではない。

これらの手法に対して、伊藤ら (伊藤, 好田 1996) は統計的な基準によって文字列の集合を選定し、その文字列に分割されたテキストを使って n -gram を学習する方法を提案している。文字列を選定する基準としては、単純な頻度、および語彙の自動獲得のために提案されている正規化頻度 (中渡瀬 1995) の高いものから選ぶ方式が有効であったとされる。この方法は、形態素解析を必要としない点で優れている。しかし、抽出すべき文字列の最適な個数を見出す方法については述べられていない。また、用いられている基準と言語モデルの能力との理論的關係は浅く、最良の分割方法である保証はない。さらに、この手法ではテキストが明示的に分割される。このため、接辞を伴った語や複合語などの長い文字列が抽出された場合、その文字列を構成するもっと短い語は出現しなかったのと同様な扱いを受けることになる。有限のテキストから汎化性の高い言語モデルを構築したい場合に、このような明示的な分割が最良の結果を与えとは限らない。

本論文では、高い曖昧性削減能力を持つ新しい言語モデルを提案する。このモデルは、superword と呼ぶ文字列の集合の上の n -gram モデルとして定義される。superword は訓練テキスト中の文字列の再現性のみに基づいて定義される概念であり、与えられた訓練テキストに対して一意に定まる。具体的な確率分布は、訓練テキストから Forward-Backward アルゴリズムによって求める。訓練テキストを明示的に分割せぬまま学習を行うため、長い文字列中の部分文字列を「再利用」することが可能となり、少量の訓練テキストでも効率の良いモデル化が期

待できる。本論文ではまた、いくつかのモデルの融合による汎化性の向上についても検討する。

実時間性が要求される大語彙連続音声認識システムにおいては、緩い言語モデルを用いて可能性をしばらく込んだ後、詳細な言語モデルによって最終出力を導く2パス処理が一般的である。本論文で提案するような字面の適格性を与える言語モデルは、ディクテーションシステムの第2パス、すなわち後処理用の言語モデルとして有用であるものと考えられる。また、文字 n -gram を用いた認識手法(山田, 松永, 川端, 鹿野 1994)を本手法に応用することも可能である。

2 superword モデルの定式化

単語(森, 阿曾, 牧野 1996b)や文字列の n -gram(伊藤・好田 1996)では与えられた系列を単語ないし文字列に分割するやり方が一意に決まらないため、これらのモデルは直前の $n-1$ 個の単語や文字列を状態とする、隠れマルコフモデルの一種と考えられる。単語や文字列の集合は、語彙知識として人手で与えられるか、あるいは経験的な規則に基づいて訓練テキストから抽出されるものである。ここで定義する superword とはこれら単語や文字列を一般化したものであるが、それらと対照的なのは、訓練テキスト中の任意の文字列を含み得る点である。ただし、言語モデルとして意味を持つために必要最小限のヒューリスティクスは導入せねばならない。そこで、次の条件を満たす文字列を superword と定義する。

- 訓練テキスト中に最低2回出現する

または

- 長さ1の文字列である

訓練テキストにおける再現性の仮定は、ある文字列が何らかの言語的なまとまりを成すか否かに対する基準となるものであり、そのような基準として考え得る制約の中でもっとも緩い条件として与えてある。すなわち、ある文字列が訓練テキスト中で1回しか出現しない、または1回も出現しないならば、その文字列が何らかのまとまりを成すだろうという証拠は、他に人間が知識として与えない限り得られない。

また、再現性とは独立に、長さ1の文字列は全て superword と定義している。これにより、全ての文は少なくとも1通りの superword の系列として表現できることが保証される。superword n -gram 確率 $P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1})$ は、直前に $n-1$ 個の superword の列 $w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}$ が生起したと仮定した時の superword w_i の条件付き生起確率である。

与えられた文 $C = C_1 C_2 \cdots C_k$ が superword の列 $w_1 w_2 \cdots w_l$ に分割できるとき、 $w_1 w_2 \cdots w_l \in C$ と書く。superword n -gram モデルは、 C の全ての可能な分割に関して計算した superword n -gram 確率の積の総和をもって C の発生確率を推定するものである。すなわ

ち、その確率を次式で与える.

$$P(C) = \sum_{w_1 \cdots w_l \in C} \prod_{i=1}^l P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) \quad (1)$$

ここで $n = 1$ の時、すなわち superword unigram モデルは、文全体の生起確率がそれぞれ独立な superword の生起確率の積で表されるとするものであり、multigram (Deligne and Bimbot 1995) と呼ばれる可変長単語列に基づく言語モデルと同一のものである.

superword n -gram モデルのクラスは、単語や文字列の n -gram モデルのクラスを包含する. この性質は、パラメータさえ適切に与えることができれば、superword に基づくモデルの性能が単語や文字列の n -gram モデルの性能と同等かそれ以上になることを保証する.

3 superword モデルの学習法

3.1 superword 集合の獲得

モデルの獲得にあたっては、パラメータの学習に先立ち、訓練テキストから superword の集合を求める必要がある. 長さ 1 の superword については自明であるから、再現性のある文字列を集める作業が核心である. これには、訓練テキストの全ての位置から始まる半無限文字列をソートして任意長 n -gram 統計を求め (Nagao and Mori 1994), 2 回以上出現する文字列を記録する方法が考えられる. しかし、再現性のある文字列だけに興味がある場合には、短い文字列から長い文字列へと逐次的に求める簡便な方法で十分である (森, 阿曾, 牧野 1996a).

実験で用いたテキストコーパスでは、長さ L の superword の種類は大きな L では単調に減少することが観察されている.

3.2 確率分布の Forward-Backward 学習

superword モデルでは、ある状態から別の状態に移る時に、ある確率で一つの superword を出力する. 状態は、直前 $n - 1$ 個の superword によって定まるものとする. ただし、 $n = 1$ の場合はただ 1 つの状態のみ存在するものとする. superword モデルの出力は superword 列としてではなく文字の系列として観測される. そこで、通常の隠れマルコフモデルと同様に扱うことを可能にするため副状態を導入して、1 回の状態遷移で 1 文字を出力する等価なモデルを考える. 副状態は、状態を分割したもので、そこに移る時最後に出力した superword の各文字に対応する. superword w_i の表記を $C_1 \cdots C_j \cdots C_L$ とし、 w_i の長さ j のプレフィックスを $w_{i,j}$ とする. そして、superword モデルにおける w_i の出力を、等価なモデルでは次のように表す. すなわち、確率 $P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1})$ で副状態 $w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,1}$ に移る時に C_1 を出力し、以後確率 1 で副状態 $w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,j}$ に移る時に C_j を出力し、最終的に状態 $w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_i$ に至ると考える. 例として、図 1 の状態遷移図では「東北大学」という superword を出力して状態

図 1 「東北大学」という superword の各文字に対応した副状態の系列

(東北大学) に至る様子を示している．等価なモデルでは，本来の確率で副状態 (東) に移る時に文字「東」を出力，確率 1 で (東北) に移る時に「北」を出力，確率 1 で (東北大) に移る時に「大」を出力，最終的に確率 1 で (東北大学) に移る時に「学」を出力する．分割前の状態が異なる副状態は同一視しないので，例えば (東北大学) の副状態 (東) と (東京) の副状態 (東) は異なることに注意すべきである．

$n = 1$ ，すなわち superword unigram 確率の学習のための初期確率としては，全ての superword が等確率で発生するとして，superword の数の逆数を与える． $n > 1$ については，対応する superword の $(n - 1)$ -gram 確率で初期化する．

確率の再推定のために，図 2 のように訓練テキストから全ての superword を洗い出す．次に，接続可能な n 個の superword の組に関して，次式によって確率を更新する．

$$\tilde{P}(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) = \frac{\sum_t \alpha_{t-1}(w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) \beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_i)}{\sum_t \alpha_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_i) \beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_i)} \quad (2)$$

ただし， α, β はそれぞれ Forward 確率，Backward 確率で，以下のように再帰的に定義する．

$$\alpha_1(w) = P(w | \#), \quad \# \text{ は文頭を表す状態} \quad (3)$$

時刻 $t (t > 1)$ で superword w_i の第 1 字目を出力するとき

$$\alpha_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_i) = \sum_{w_{i-(n-1)}} \alpha_{t-1}(w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) \quad (4)$$

図 2 「東北大学」というテキストの解析。矩形はsuperwordを，実線は可能なパスを表す。
“\$”は文の終端

時刻 $t(t > 1)$ でsuperword $w_i = C_1 \cdots C_j \cdots C_L$ の第 j 字目($j > 1$)を出力するとき

$$\alpha_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,j}) = \alpha_{t-1}(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,j-1}) \quad (5)$$

ただし

$$\alpha_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_i) = \alpha_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,L}) \quad (6)$$

同様に

$$\beta_T(\$) = 1, \quad T \text{は文末記号“\$”を出力する時刻} \quad (7)$$

時刻 $t(t < T)$ でsuperword w_i の第1字目を出力するとき

$$\beta_{t-1}(w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) = \sum_{w_i} \beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_i) P(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1}) \quad (8)$$

時刻 $t(t < T)$ でsuperword $w_i = C_1 \cdots C_j \cdots C_L$ の第 j 字目($j > 1$)を出力するとき

$$\beta_{t-1}(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,j-1}) = \beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,j}) \quad (9)$$

ただし

$$\beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_i) = \beta_t(w_{i-(n-2)} \cdots w_{i-1} w_{i,L}) \quad (10)$$

4 長さ制限の導入

再現性のある文字列の長さを十分大きく取れば，前節までに述べたモデルは与えられた訓練テキストに対して一意に求まる．以下では，これを一般superword n -gramモデルと呼ぶ．しか

図3 「東北大学」の部分文字列をsuperwordの集合とする時の長さ制限モデル

し、一般モデルのパラメータ数は大きい。特に、 $n > 2$ ではsuperwordの組み合わせが爆発し、現実的ではない。さらに、あまりに長いsuperwordは訓練テキストに特化してしまう恐れがあり、汎化能力の低下を招く。

これに対処するため、一般モデルに加えて長さ制限付きのsuperwordモデルを導入する。これは、逐次的な再現性文字列の獲得を早い段階で打ち切って小さなsuperwordの集合をつくり、その集合に基づいてForward-Backward学習を行うことで得ることができる。以下では、長さ l に制限されたsuperword n -gram確率を $P_{|w| \leq l}(w_i | w_{i-(n-1)} \cdots w_{i-1})$ と表記する。

長さが l に制限されたsuperword n -gramモデルは、図3に示すような、状態数が高々字種の l 乗に制限されたエルゴディックHMMとなる。ただし、図は $l=2$ とした例である。

5 複合モデル

n -gramに代表される確率モデルにおいては、モデルのパラメータを精度良く推定するに足るサンプルが得られないことが多く、パラメータ空間のさまざまなスムージング法が提案されている (Federico, Cettolo, Brugnara, and Antoniol 1995)。その一つに、いくつかのモデルの確率の重み付き線形和で表現する方法がある (Jelinek and Mercer 1980)。これは本来、詳細なモデルの値が信用できない場合に、パラメータの少ない安定したモデルの値を代用するものであるが、性質の異なる複数のモデルを組み合わせでより良いモデルを得るという積極的な利用も可能である。本節では、この線形補間に基づくいくつかの複合モデルを考える。

superword bigram($n=2$)モデルに対しては、superword unigram確率によって補間された

確率は次式で与えられる.

$$\hat{P}(w_i|w_{i-1}) = \lambda_g P(w_i|w_{i-1}) + (1 - \lambda_g) P(w_i) \quad (11)$$

重み係数 λ_g は, 訓練テキストとは別のサンプル(held-out データ)またはクロスバリデーションによって得られる仮想的な未知データの確率を最大にするように再推定する.

前述したように, 一般superword bigram はパラメータ量が多くなり過ぎるので, 実際にはsuperword の長さを最大 l に制限したモデルと組み合わせる. これは次式で与えられる.

$$\hat{P}_{|w| \leq l}(w_i|w_{i-1}) = \lambda_b P_{|w| \leq l}(w_i|w_{i-1}) + (1 - \lambda_b) P_{|w| \leq l}(w_i) \quad (12)$$

式(12)のような制限されたモデルでは, 長い語の表現に難があることも考えられる. そこで, 長さ制限付きsuperword bigram モデルと一般superword unigram モデルの複合モデルを導入する. 複合superword bigram 確率は次式で定義される.

$$P_{\text{comp}}(w_i|w_{i-1}) = \lambda_c \hat{P}_{|w| \leq l}(w_i|w_{i-1}) + (1 - \lambda_c) P(w_i) \quad (13)$$

さらに, 複合superword bigram モデルを, 文字の trigram モデルによってスムージングすることを考える. 文字の trigram モデルはそれ自身で強力な曖昧性削減能力を持っているが(Mori, Aso, and Makino 1996), 単語 n -gram モデルと融合させることにより, 認識対象中の未知の文字列の存在による単語解析精度の低下の影響を低減させ, 頑健なモデルとすることができる(森他 1996b). 文字によって補間された複合superword bigram 確率は次式で定義される.

$$\hat{P}_{\text{comp}}(w_i|w_{i-1}) = \lambda_w P_{\text{comp}}(w_i|w_{i-1}) + (1 - \lambda_w) \hat{P}_c(w_i|w_{i-1}) \quad (14)$$

ただし, $\hat{P}_c(w_i|w_{i-1})$ はsuperword w_i が生起する確率を, 補間された文字 trigram 確率の積によって求めたものである. すなわち, w_i の表記を $C_1 \cdots C_{L(w_i)}$, w_{i-1} の最後の2文字を $C_{-1}C_0$ と書くとき

$$\hat{P}_c(w_i|w_{i-1}) = \left(\prod_{j=1}^{L(w_i)} \hat{P}_c(C_j|C_{j-2}C_{j-1}) \right) \cdot d(L(w_i)) \quad (15)$$

ただし $\hat{P}_c(C_j|C_{j-2}C_{j-1})$ はbigram, unigram 等により補間された文字 trigram 確率である. また, $d(L(w_i))$ は文字モデルが生成する単語の長さに関する分布関数である.

6 評価実験

提案した言語モデルの能力を, 文字を単位としたパープレキシティによって評価する. パープレキシティは, 式(1)において評価用テキストを C として次式で求められる.

$$PP \simeq \hat{P}(C)^{-1/k} \quad (16)$$

表 1 訓練テキスト・評価テキストの量

	字	(文)
訓練	969497	(21767)
held-out	85654	(1953)
評価	80098	(1779)

図 4 superword unigram モデルにおける長さ制限の効果

ただし、 k は評価用テキストの全字数である。長さ 1 の superword に対しては、確率が設定した底値を下回る場合には底上げした。対象タスクは朝日新聞「社説」とした。実験に用いたテキストの量を表 1 に示す。表中、held-out とは式 (12)、式 (13)、式 (14) の重み係数を求めるために用いたテキストである。各々のテキストは、共通部分を持たない。

長さ制限の効果を見るため、superword unigram モデルについて最大長を変化させてパープレキシティを求めた。その結果を図 4 に示す。この結果から、長い superword を許してもパープレキシティは上がらないことがわかる。これは、superword の再現性の条件が適当であったことを示す。以下の実験では、 $L = 20$ の場合を一般 superword unigram モデルとして扱う。

表 2 に、提案したモデルおよび従来のモデルのパープレキシティを示す。上から 4 項目までが superword に基づくモデルである。bigram とあるのは式 (12) の長さ制限付きモデルである。ここでは最大長を 3 とした。一般 unigram+bigram とあるのは式 (13) の複合モデル、一般 unigram+bigram+文字とあるのはさらに文字 trigram で補間した式 (14) のモデルである。その場合の式 (15) の分布関数としては、指数分布を仮定した。表 2 の残りの 4 項目は比較のために示

表 2 各モデルの性能評価

モデル	パープレキシティ
unigram	32.4
bigram	29.8
一般 unigram+bigram	28.5
一般 unigram+bigram+文字	25.7
文字 trigram	28.9
単語 trigram	28.6
文字+単語 trigram	26.6
文字列 trigram	28.6

してある。単語 trigram は、訓練テキストをあらかじめ形態素解析システム JUMAN(松本, 黒橋, 宇津呂, 妙木, 長尾 1994) により分割して求めたものであり, 削除補間法によりスムージングしたものである。文字+単語 trigram は、さらに文字の trigram でスムージングしたもので、式(15)と同様の式を用いている。文字列 trigram は、訓練テキストに伊藤らの実験(伊藤・好田 1996)で最も有効であった左最長一致による高頻度文字列への分割法を適用し、さらに文字の trigram でスムージングしたものである。抽出文字列数は約 4000 から 12000 まで変化させ、パープレキシティが極小となった約 6000 個を用いた時の値を示してある。スムージングのための held-out データには superword モデルと同じものを用いている。

この結果から、次のことがわかる。まず、superword unigram モデルの性能が良くない。図 4 の結果をも考慮すると、これは superword の長さの問題ではなく、unigram では語と語の接続関係が本質的に表現できないものと考えられる。これは ATIS データベースの上での multigram の評価(Deligne and Bimbot 1995)といくぶん矛盾する結果であるが、伊藤ら(伊藤・好田 1996)も同様の結果を導いている。

長さ制限付き superword bigram モデルの導入によって、性能の向上が見られた。しかし、まだその性能は文字 trigram モデルに及ばない。

長さ制限付き superword bigram モデルと一般 superword unigram モデルを融合させることで、若干の性能向上が見られた。これは、長い superword は単独ではあまり性能に貢献しないが、語と語の接続関係だけでは表現しきれない部分を補う効果を持っているものと考えられることができる。語と語の関係に関する知識と語彙知識とを独立に表現する枠組は、形態素解析の原理と類似している。

さらに、文字 trigram モデルでスムージングすることにより、大きく性能が向上した。その結果、形態素解析を用いたモデルを超える性能が得られた。superword に基づいたモデル単独では訓練テキストに対して過学習する傾向があり、未知テキストに対して脆弱な側面があるが、未知テキストに対して頑健な文字 trigram モデルとの融合によりそれが克服できることを意味する。

7 あとがき

本論文では、superword の概念に基づいた新しい言語モデルを提案した。このモデルは従来の n -gram の枠組を包含したより一般的なものであり、コーパス以外の知識に全く依存しない。また、本論文で導入した長さ制限モデルとスムージング手法により、現実的なコーパスの量の範囲でモデルの学習が可能となった。評価実験の結果、長さ制限を施した superword bigram モデルを文字 trigram モデルと組み合わせて頑健性を向上させたモデルの性能が高く、形態素解析に基づく手法、および高頻度文字列抽出による方法を超える能力が得られた。

superword に基づく言語モデルは、可搬性に優れた強力なものであるが、欠点として訓練テキストに比べモデルの規模が非常に大きいことが挙げられる。superword unigram モデルのパラメータ数は superword 集合の大きさにほぼ比例する。通常の n -gram ではモデルのサイズの上界がコーパスの量に対して線形のオーダーで与えられるのに対し、superword の場合にはそれよりも大きくなる可能性がある。これは superword を可能な限り一般的に定義したためであり、特に大規模なコーパスを用いてモデルを学習する場合には、再現性の仮定を見直す必要があることが考えられる。

また、superword bigram モデルは長さ制限を加えた場合でも非常に大きくなる。今回構築した長さ 3 の superword bigram 確率テーブルは約 170Mbyte の大きさのファイルとなり、一般 superword unigram 確率テーブルの約 10 倍である。これは、与えられたテキストの superword による解析結果が極めて曖昧性が大きいものであることが原因である。

モデルのサイズを小さくし、実際のパターン認識システムで利用できるようにするためには、モデルの最適化が必要である。すなわち、学習の過程で非常に小さな確率を付与された状態遷移のアーキは刈り取る、あるいは外から遷移してくる確率が十分小さな状態は削除する、などである。しかし、この種の枝刈りは、訓練サンプルに特化する危険がある。今後はパープレキシティを上げることなくモデルをコンパクトにするための枝刈り手法の開発が課題である。

参考文献

- Deligne, S. and Bimbot, F. (1995). "Language modeling by variable length sequences: Theoretical formulation and evaluation of multigrams." In *Proceedings of ICASSP '95*, pp. 169–172.
- Federico, M., Cettolo, M., Brugnara, F., and Antoniol, G. (1995). "Language modelling for efficient beam-search." *Computer Speech and Language*, **9**, 353–379.
- 伊藤彰則, 好田正紀 (1996). "かな・漢字文字列の連鎖統計による言語モデル." 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J79-D-II** (12), 2062–2069.
- Jelinek, F. and Mercer, R. L. (1980). "Interpolated estimation of Markov source parameters

- from sparse data.” In Gelsema, E. S. and Kanal, L. N. (Eds.), *Pattern Recognition in Practice*, pp. 381–397. North-Holland, Amsterdam.
- 松本裕治, 黒橋禎夫, 宇津呂武仁, 妙木裕, 長尾真 (1994). 日本語形態素解析システム JUMAN 使用説明書 (2.0 版).
- 森大毅, 阿曾弘具, 牧野正三 (1996a). “再現性 n -gram 統計の効率的な構成法.” 1996 年電子情報通信学会情報・システムソサイエティ大会講演論文集, D-56.
- 森大毅, 阿曾弘具, 牧野正三 (1996b). “文字・単語 n -gram の融合に基づく言語モデル.” 信学技報 NLC96-24, 電子情報通信学会.
- Mori, H., Aso, H., and Makino, S. (1996). “Robust n -Gram Model of Japanese Character and Its Application to Document Recognition.” *IEICE Transactions on Information and Systems*, **E79-D** (5), 471–476.
- Nagao, M. and Mori, S. (1994). “A New Method of N-gram Statistics for Large Number of N and Automatic Extraction of Words and Phrases from Large Text Data of Japanese.” In *Proceedings of 15th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 611–615.
- Nagata, M. (1994). “A Stochastic Japanese Morphological Analyzer Using a Forward-DP Backward-A* N-Best Search Algorithm.” In *Proceedings of COLING '94*, pp. 201–207.
- 中渡瀬秀一 (1995). “統計的手法による単語の切出しについて.” 信学技報 NLC95-68, 電子情報通信学会.
- 山田智一, 松永昭一, 川端豪, 鹿野清宏 (1994). “音声認識における仮名・漢字文字連鎖確率に基づく統計的言語モデルの利用.” 電子情報通信学会論文誌 (A), **J77-A** (2), 198–205.

略歴

- 森 大毅:** 1993 年東北大学工学部通信工学科卒業. 1998 年同大学院博士後期課程修了. 博士(工学). 同年, 同大学院工学研究科助手. 文字認識, 音声認識, 自然言語処理の研究に従事. 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員.
- 阿曾 弘具:** 1974 年東北大学大学院電気及通信工学専攻博士課程修了. 現在, 同大学院工学研究科教授. 並列処理, 文書認識, 音声認識, 神経回路網などの研究に従事. 平成 3 年度電子情報通信学会業績賞受賞. 工学博士.
- 牧野 正三:** 1947 年 1 月生まれ. 1974 年東北大学大学院工学研究科博士課程修了. 工学博士. 現在東北大学大型計算機センター及び東北大学大学院情報科学研究科計算機ネットワーク論講座教授. 音声認識・理解, 画像処理・理解, 対話システム, 自然言語処理の研究に従事.

(1998 年 4 月 3 日 受付)

(1998 年 7 月 27 日 採録)