

# 数式の予測入力インタフェースの開発

## Implementing Predictive Input Interface of Mathematical Formulas

堀江 圭介    土方 嘉徳    西田 正吾\*

**Summary.** 数式は、理工学・社会学・経済学などあらゆる分野において自然現象・社会現象・工学技術等の知識を表現する最良の方法の1つである。しかし、現在の数式の入力方式の煩雑さは、インターネットにおける数式というメディアの普及を阻害している。そこで、本研究では直前に入力された数式を用いて次にユーザが行うであろう入力を予測する数式入力方式を提案する。自然言語処理の分野でよく用いられている確率的言語モデルの中から数式に適用できるモデルの検討を行う。そして、確率的言語モデルの1つである N-gram モデルを数式の予測に適用する。数式は階層的な構造を持つので、その階層情報を利用した階層 N-gram モデルを提案する。このモデルに基づきユーザの次の入力を予測することで数式入力の煩雑さを軽減することを試みる。

### 1 はじめに

数式は、理工学・社会学・経済学などあらゆる分野において自然現象・社会現象・工学技術等の知識を表現する最良の方法の1つである。World Wide Web Consortium (W3C) により、XML の拡張機能である Mathematical Markup Language(MathML) が公表され、Web 上での数式の表示が可能になった。また、MathML を用いることで数式の意味内容の記述も可能である。各種 Web ブラウザや数式処理ソフトも MathML に対応しつつある。それにとともに、数学の問題の解き方をお互いに教え合ったり、新たな解き方を公開したりするコミュニティサイト [1] も出現し始めている。また近年、数式をクエリとしたインターネット検索システムの研究もなされている [2][3]。これらの事例から、Web 上で数式を記述することの潜在的なニーズは高まっていると考えられる。

しかし、インターネットにおいて、数式というメディアは依然として広く普及していない。その普及を阻む要因の一つとして、現在の数式の入力方式が考えられる。現在の一般的な数式入力方式は日本語や中国語などの自然言語の入力方式と異なっている。数式は単に数字、記号、アルファベットを一行に並べたものではなく、分数や指数などの構造を持って表現される。構造はキーボードからは入力できないため、数式エディタ内のボタンを用いて入力する。キーボードとマウスを併用しなければならない点が数式入力の煩わしさにつながっていると思われる。

そこで、本研究では入力された数式を用いて次にユーザが入力するであろう数学記号や文字を予測する入力方式を提案する。以降では数式を入力する方

式を数式入力方式と呼ぶ。具体的にはキーボードから入力できない構造や文字などを予測し、ユーザはキーボードを用いて予測候補を選択する。なるべくキーボードから入力を行うことで数式入力の煩わしさが軽減されようとする。自然言語処理の分野において予測入力を行う際には、辞書(頻度の多いテキストを収集したもの)がよく用いられる [4]。辞書を用いた予測では、入力したものと前方一致するものが辞書中に存在すれば、それを予測候補として提示する。この手法では提示する候補の中の最も最近使われたものや使用頻度の高いものを候補の上位に提示している。しかし、厳密な確率値に基づいてどれが予測候補として最も適当であるのかを判定していない。また、数式では自然言語とは異なり、ある単語が入力されたときに次に何が入力されるのかが限定的ではない。例えば、自然言語では「よろしく」と入力された後には「お願いします」が入力されることが多いといった傾向がある。しかし、数式では数字や記号のつながりは、ここまで限定的ではないと思われる。そのため、数式の予測に対して効果的な辞書を生成するのは困難であると考えられる。そこで、我々は確率的なモデルに基づいた予測を提案する。自然言語の分野で用いられている確率的言語モデル [6] を数式に適用し、そのモデルに基づき出力される確率を用いて予測する。この手法では、ユーザが次に入力する確率が最も高いものから順に予測候補として提示する。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2章において本研究で用いる確率的言語モデルについて検討する。そして、3章において、本研究で提案するシステムの設計について述べる。4章においてシステムにより予測が成功した例を挙げ、それに対する考察を述べる。5章において、本研究の関連研究を述べ、6章において本論文のまとめを述べる。

Copyright is held by the author(s).

\* Keisuke Horie, Yoshinori Hijikata and Shogo Nishida, 大阪大学大学院基礎工学研究科システム創成専攻

## 2 確率的言語モデルの検討

自然言語処理の分野でよく用いられている確率的言語モデルの中から数式予測入力に用いるモデルを検討する．確率的言語モデルの基本的な役割は，与えられた単語列  $w_1^n = w_1 \cdots w_n$  に対しその生成確率  $P(w_1^n)$  を計算することである．ここで  $w_1, w_2, \dots, w_n$  は単語にあたる．確率論の乗法定理を用いると， $P(w_1^n)$  は次のように書き換えることができる [6]．

$$P(w_1^n) = P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1^2) \cdots P(w_n|w_1^{n-1}) \\ = \prod_{i=1}^n P(w_i|w_1^{i-1}) \quad (1)$$

この確率値を求めることが言語をモデル化することに相当する．

自然言語処理の分野で用いられる確率的言語モデルとして N-gram モデル，隠れマルコフモデル，条件付確率場がある．条件付確率場とは単語と品詞間の同時確率を算出するのに特化したモデルである．そのため，条件付確率場では予測のための確率値  $P(w_n|w_1^{n-1})$  が計算できない．N-gram モデルと隠れマルコフモデルでは上記パラメータを計算出来る．隠れマルコフモデルは言語の背景にある隠れた特徴（品詞）を扱うことが出来るモデルである．そのため，隠れマルコフモデルも予測を行うよりも品詞などを推定する識別に適している．そこで，本研究では隠れマルコフモデルよりも予測に適していると思われる N-gram モデルを用いて数式予測を実現する．以下で N-gram モデルの詳細を述べる．ただし，数式に N-gram モデルをそのまま適用するには問題がある．この問題とその解決法について 3 章で詳しく述べる．

### N-gram モデル

一般に，ある時点で生起する事象の確率が，その直前の  $N$  個の時点で生起した事象だけの影響を受けるとき，これを  $N$  重マルコフ過程 ( $N$ -th order Markov Process) と呼ぶ [6]．N-gram モデル (N-gram model) は，単語の生起を  $(N-1)$  重マルコフ過程で近似したモデルである．すなわち  $N$  グラムモデルでは，ある時点での単語の生起は直前の  $(N-1)$  単語のみに依存すると考えている．図 1 に N-gram モデルの概念図を示す． $N = 3$  の場合は，apple という単語は直前の 2 単語 (eats, an) に依存して出力されると仮定している． $N = 2$  の場合，English という単語は直前の 1 単語 (studies) に依存して出力されると仮定している．したがって， $N$  グラムモデルにおいては，

$$P(w_n|w_1^{n-1}) = P(w_n|w_{n-N+1}^{n-1}) \quad (2)$$

となる．なお， $N = 1, 2, 3$  の場合をそれぞれユニグラム (unigram)，バイグラム (bigram)，トライグラ

ム (trigram) と呼ぶ．

また， $N$  グラムモデルの確率値 (パラメータ) は

$$P(w_n|w_{n-N+1}^{n-1}) = \frac{C(w_{n-N+1}^n)}{C(w_{n-N+1}^{n-1})} \quad (3)$$

で与えられる．この確率値を N-gram 確率と呼ぶこととする．このパラメータは過去の単語列から現在の単語を予測する形になっており，予測に適した形であると考えられる．ここで  $C(w_1^n)$  は単語列  $w_1^n$  が学習データ中に出現する回数である．



図 1. N-gram モデルの概念図

## 3 システム設計

本研究では，数式入力の煩わしさを軽減する手法として数式の予測入力が有効であると考えられる．そこで，数式の予測入力を行う方式を提案する．数式を確率モデルでモデル化することで，次に行われる入力を予測する．

### 3.1 数式モデル化の問題点

現在実用化されているテキストに対する予測入力を考える．テキスト入力では，ユーザは文字を先頭からシーケンシャルに入力していく．予測入力システムは，打ち込んだ文字の直後の単語を予測する．自然言語は表現上<sup>1</sup>は単純な時系列データであるため，前節で述べた確率的言語モデルを用いてモデル化でき，そこから次の入力の予測を行うことは可能である．一方で，数式は表現上構造を持つことがありシーケンシャルな記号列ではない．例えば，分数やインテグラルを含む数式は構造を持つ．またユーザによって文字や記号を入力する順序は必ずしも一意ではない．あるユーザは積分記号の積分範囲を入力した後に積分対象を記述するかもしれない．また別のユーザは，積分記号の積分範囲の入力は積分対象の中身の記述の後に進むかもしれない．これらの

<sup>1</sup> 表現上とは，自然言語の外見上の並びのみに着目した場合を指す．

ことは、数式が単純な確率的な言語モデルではモデル化できないことを表している。

### 3.2 階層 $N$ -gram モデル

本研究では数式をモデル化するために、ユーザの数式入力のログ (以降、数式入力ログデータ) を記録する。数式入力ログデータには、ユーザが行った入力の内容と入力を行った際の階層を記録する。ここで、階層の例として以下の数式を考える。

$$\pi = \int_0^{\infty} \frac{\sin^2 t}{t^2} dt$$

この数式において、 $\pi, =, \int, frac, d, t$  が第 1 階層、 $0, \infty, t, sup, sin, sup, t$  などが第 2 階層、指数の 2 が第 3 階層にあたる (ここで  $frac$  は分数、 $sup$  は上付きを表す)。本研究では、階層的な構造を含む記号や上付き、下付きに対してあらかじめ階層を定義しておくことで階層の判別を行う。例えば、積分記号  $\int$  に対しては積分範囲を  $\int$  の 1 つ下の階層であると定義する。これにより、文字や記号に対して階層情報を与えてログデータとして保存している。

また、ログデータを記録するにはユーザの 1 入力をログデータの 1 単位とする。ここでユーザの 1 入力とは、キーボードからの入力に関しては、1 つの変数、数値、演算子および  $\sin$  や  $\log$  などの関数 (ただし変数部は除く) とする。 $\sin$  や  $\log$  などの関数はあらかじめ辞書を生成しておくことで判別する。また、キーボードから入力できない記号については数式エディタの入力ボタンを 1 回押すことによって得られるものとする。上で示した数式を入力した際のログデータの例を以下に示す。() 内の数字は記号が入力された階層を表す。

$$\{\pi(1), = (1), \int(1), 0(2), \infty(2), frac(1), t(2), sup(2), 2(3), sin(2), sup(2), 2(3), t(2), d(1), t(1)\}$$

あるユーザとあるユーザの入力順序が異なる場合、それぞれ異なる順序のログデータが生成される。言い換えれば、ログデータには入力順序などのユーザ特有の入力パターンが反映されていると考えられる。モデルはこれらのログデータに基づいて構築されるので、モデルにもユーザの入力パターンが組み込まれる。

モデル化に際して、まずこれらのログデータを各階層ごとに分割する。第  $k$  階層に対応するログデータを第  $k$  階層ログデータと呼ぶ。ここで、第  $k$  階層ログデータについては、ログデータ中の  $k$  階層のログのみで構成するのではなく、それより浅い階層のログも全て用いて構築する。上のログデータから生成される各階層ログデータを以下に示す。

- 第 1 階層ログデータ:  $\{\pi, =, \int, frac, d, t\}$

- 第 2 階層ログデータ:  $\{\pi, =, \int, 0, \infty, frac, t, sup, sin, sup, t, d, t\}$

- 第 3 階層ログデータ:  $\{\pi, =, \int, 0, \infty, frac, t, sup, 2, sin, sup, 2, t, d, t\}$

これらの各階層ログデータそれぞれに対して、 $N$ -gram 確率を計算する。第  $k$  階層ログデータに対応する  $N$ -gram 確率を第  $k$  階層  $N$ -gram 確率と呼ぶ。モデルを各階層  $N$ -gram 確率を用いて構築することにより、モデルに数式の構造情報を組み込むことができる。このモデルを階層  $N$ -gram モデルと呼ぶこととする。

階層  $N$ -gram モデルでは数学記号全般を扱うことが出来る。ただし、例外として行列は扱わない。行列は要素数を自由に設定でき、なおかつ自由な順序で入力できる。そのため、予測すべきパターンが膨大になり予測精度は低くなると考えられる。よって、本研究の数式予測は解析学や確率統計学など比較的行列計算が少ない分野に適しており、行列計算を主とする線形代数学には適していない。

### 3.3 階層 $N$ -gram モデルを用いた予測

本節では、前節で述べた階層  $N$ -gram モデルを用いた予測手法について説明する。階層  $N$ -gram モデルを構築するためには、学習用データが必要である。この学習用データは、使用するユーザの数式入力ログデータから生成されることが理想的である。しかし、現実的には使用するユーザの数式入力ログデータをあらかじめ大量に取得しておくのは困難である。そこで学習用データは、ある個人のためのログデータではなく複数人が入力した一般的な数式入力データを用意しておく。そして、その学習用ログデータから各階層  $N$ -gram 確率を計算する。ただし、予測システムを使用するユーザの入力順序のパターンをモデルに反映するため、予測入力を用いて入力した内容をログデータに追加して階層  $N$ -gram モデルを更新するものとする。

予測を行う際はユーザが現在フォーカスしている階層に対応する階層  $N$ -gram 確率に基づいて、ユーザが直前に行った  $N - 1$  回の入力に対して高い確率値を出力する記号や文字 (文字列で表現される関数名を含む) を予測候補として提示する。実際にどのように予測を行うのかを、3.2 節で例に挙げた数式の入力を例に挙げて説明する。説明のため、ユーザは  $\pi = \int$  まで入力し終えたとする。このとき、入力すべき箇所は積分範囲と積分対象である。積分範囲を入力する場合、ユーザは積分範囲にフォーカスを当てる。ここで、フォーカスの移動はキーボードのカーソルキーもしくは Tab キーで行う。この場合、積分範囲は第 2 階層に当たるので、第 2 階層  $N$ -gram 確率に基づいて、ユーザが最近行った  $N - 1$  回の入力に対して次に入力されるであろう記号や文字の確

率値を計算する．そして、高い確率値を与える記号や文字を候補として提示する．また、積分対象を入力する場合、ユーザは積分対象にフォーカスを当てる．積分対象は第1階層に相当するので、第1階層 N-gram 確率に基づいて、同様に次に入力されるであろう記号や文字の確率値を計算する．そして、高い確率値を与える記号や文字を候補とする．

本研究で予測を行う対象はユーザの1入力とする．1入力を組み合わせたものを一度に予測することはしない．例えば、 $\int_0^{\infty}$  は、 $\int$ 、 $0$ 、 $\infty$  のそれぞれの1入力の組み合わせから成る．このような複数の1入力の組み合わせを予測すると、数式の多様性により予測候補が膨大になり予測精度の低下につながる可能性がある．

### 3.4 数式入力インタフェース

本研究で実装する数式エディタを考えるにあたって、既存の一般的な数式エディタの入力インタフェースについて考察する．既存の数式入力インタフェースの仕様として、キーボードから入力できない構造および文字を入力するための機能である入力ボタンと WYSIWYG な表示形式が挙げられる．WYSIWYG (What You See Is What You Get) とはディスプレイに現れるものと処理内容 (特に印刷結果) が一致するように表現する技術である．ユーザの入力している数式がディスプレイに表示され、ユーザは視覚的に入力した結果を確認しながら入力を行うことができる．予測された結果の中にユーザの入力したいものが存在しない場合に対応するため、入力ボタンを我々の数式入力インタフェースにも実装する．また、本研究の数式予測入力インタフェースも WYSIWYG な表示形式を実現する．

次に、予測結果の提示と選択について述べる．予測結果はユーザが現在入力している数式の下部に、階層 N-gram モデルの確率値によって予測された記号や文字を表示する (図2)．ユーザは、予測結果内に入力したいものが存在していれば、スペースキーを押すことでフォーカスを予測結果表示欄に移動させる．さらに、カーソルキーを用いて入力したいものを選択しエンターキーで確定すれば、選択内容が入力される．

また、[2] などの数式検索システムのクエリを生成するために、入力された数式の MathML コードを出力する．図2に我々の数式入力インタフェースを示す．実装は、JavaScript で行っており、Web ブラウザ上で動作する．

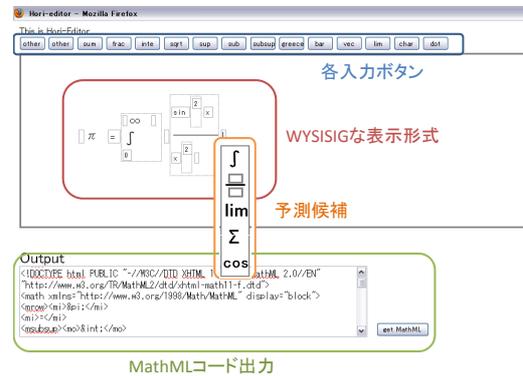


図2. 数式入力インタフェース

## 4 考察

3章で設計、実装したインタフェースを被験者に使用してもらった．この際、N-gram モデルの N は  $N=3$  (トライグラム) とした．モデルを構築するための学習用ログデータは解析学の教科書 [8] 中の数式約 1000 個を用いている．これらの学習用ログデータは被験者個人のログデータではなく、実験者が入力したものである．被験者には学習用ログデータ中に含まれる数式を 3 つ、学習用ログデータ中に含まれない数式を 3 つ、それぞれについて予測入力無しと予測入力有りの条件で入力してもらった．被験者から得られた感想をもとにシステムに関する考察を行う．被験者は 4 名で全員男性であり、大学生および大学院生である．

学習用ログデータ中に含まれる数式を予測入力する場合、高い精度の予測が可能である．予測精度が十分に高い場合に使用した感想は、「予測候補をキーボードから選択することでよりスムーズに数式を入力できる」という意見が多かった．この結果は、キーボードを用いて予測候補を選択することが数式入力の煩わしさを軽減するのに有効であることを示唆している．また、「次に入力したいものが予測候補の上位に出現するので使いやすい」との意見もあった．このことから、高い予測精度を実現することがこのインタフェースに対するユーザの満足度を向上させる重要な要因であることが考えられる．

学習用ログデータ中に含まれない数式を入力する場合、本システムの十分な予測精度は保証されない．つまり、必ずしも予測候補に入力したいものが現れるということはない．しかし、この場合でも「予測が有効に働く箇所が多い」、「学習用ログデータ中の数式を予測するときと同じくらい予測できている」との意見が得られた．これらの意見は、ログデータ中に含まれない数式を入力する際にもある程度の予測精度を得ることができることを示している．また、完全に予測入力のみで入力できなくてもマウスを併用する回数を減少させることで使いやすさが向上す

る可能性を示唆している。しかし、これらの考察は被験者 4 名に 6 つの数式を入力してもらった感想のみに基づいている。我々の数式予測入力システムの有効性を示すためには、より多くの被験者により多くの数式を入力してもらった実験を行う必要がある。また予測精度の評価には、定量的な指標を導入する必要があると考えられる。

一方で「数式表示が洗練されていない」や「カーソルキーでのフォーカス移動する際の移動パターンが直感と異なる」といった感想が得られた。このことから、数式入力インタフェースとしての使いやすさを向上させるためには高い予測精度の実現のみではなく、インタフェースそのものを洗練させる必要があると考えられる。また、「予測入力有りと予測入力無しとの差をあまり感じない」という被験者が 1 名いた。これは個人によっては、マウスを併用することにあまり煩わしさを感じないユーザがいることを示唆している。しかし、このような意見が得られた原因の 1 つとして入力してもらった数式の長さが短いことが挙げられる。入力したい数式が長くなるほど、マウスとキーボードを併用する回数が多くなる。そのため、マウスの併用回数を減らすことの出来る我々の予測入力により有効になると考えられる。

## 5 関連研究

我々が調査した範囲では、数式に対する予測入力を扱う論文は発見できなかった。本章では、5.1 節で数式入力に関する研究、5.2 節で自然言語処理分野における確率的言語モデルを用いた予測に関する研究を紹介する。

### 5.1 数式入力

現在、数式を記述する方法の 1 つとして TeX がよく用いられる。しかし、TeX などのマークアップ言語で数式を記述する際、ユーザは自分の入力した数式を視覚的に確認しながら入力することはできない。そこで、ユーザが自分の入力した数式を視覚的に確認しながら数式を記述するツールとして、数式エディタが存在する。実用化されている数式エディタとしては Microsoft Office の数式エディタやその機能拡張版である MathType および InfyEditor が挙げられる。MathType では、画面上部に配置された数学記号のボタンをクリックすることで、数式を入力することができる。InfyEditor では、マウスとキーボードを併用する煩わしさを取り除くために構造的な部分をコマンドで入力する手法を採用している。しかし、数式入力に不慣れなユーザにとって、コマンドを習得するためには努力が必要であると思われる。

また、数式入力に関する研究としては手書き数式入力と音声認識を用いた数式入力の研究が存在する。手書き数式入力は辞書とのマッチングを用いた文字

認識とストローク開始位置に基づく構造判別で行われる [9]。タブレット PC 等のペンベースのデバイスに対しては非常に有用であるが、一般的な PC で数式を手書きで記述するのは困難である。異なるアプローチでは、前田ら [11] が音声認識を用いた数式入力を行っている。しかし、必ずしも音声認識を行えるハードウェア環境が整っているとは限らない。また、ユーザが発声できない環境ではこの入力方式は用いることができない。これらの数式入力に対するアプローチは、既存の数式エディタの煩わしさを取り除く効果を持つが、必ずしも一般的な PC や一般的な環境で有用ではない。我々の予測入力方式は特別なハードウェア環境を必要とせず一般的な PC で利用できる。

### 5.2 自然言語処理分野における予測

森ら [12] は  $N$ -gram モデルを用いた単語予測のための確率的なコーパスの生成を行っている。 $N$ -gram モデルの予測精度を高めるためには正しく分割されたコーパスが必要である。そのために与えられた生コーパスから単語を正しく分割する手法を提案している。また提案手法により構築された  $N$ -gram 確率の単語に対する予測精度の評価を行っている。蓮井ら [13] は  $N$ -gram と木構造を組み合わせた text model を提案し、平仮名文字列の予測を行っている。彼らの研究においては平仮名一文字を木構造のノードとし平仮名文字列の木構造を構築する。 $N$ -gram の出現回数により各ノードに優先順位を付ける。優先順位に従いユーザが行った入力と木構造内のノードの照合を行い、適合したもののから 10 個を予測候補として提示する手法を提案している。また、中川 [14] は音声認識に関する研究の中で、確率的言語モデルを次単語予測用のモデルとして利用している。彼らの研究の予測対象は我々の研究と異なるが、確率的言語モデルが予測入力に適用できる可能性を示している。

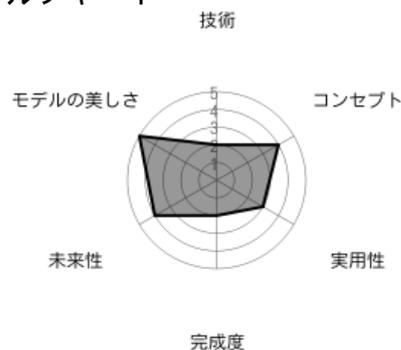
## 6 おわりに

本研究では入力された数式に対して次にユーザが行うであろう入力を予測する数式入力方式を提案した。自然言語処理の分野でよく用いられている確率的言語モデルの中から  $N$ -gram モデルを数式に適用した。数式のもつ構造の情報をモデルに組み込んだ階層  $N$ -gram モデルを提案し、そのモデルから出力される確率を予測入力に用いた。また、数式予測入力のためのインタフェースを設計し、実装した。予測入力をを用いることで、よりスムーズな数式入力を実現し、インターネットコンテンツ上での数式の普及に貢献することを期待する。今後は、予測システムの予測能力の評価および数式入力インタフェースとしての有用性を検証する予定である。

## 参考文献

- [1] 数学ナビゲーター, <http://www.crossroad.jp/mathnavi/>
- [2] H. Hashimoto, Y. Hijikata, and S. Nishida: Incorporating Breadth First Search for Indexing MathML Objects, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 3519-3523, (2008).
- [3] 中西崇文, 岸本貞弥, 村方衛, 大塚透, 櫻井鉄也, 北川高嗣: 数式データを対象とした複合連想検索の実現, 日本データベース学会 Letters(DBSJ Letters), Vol. 4, No. 1, pp. 29-32, (2005).
- [4] 増井俊之: インターフェイスの街角(6) POBoxの予測手法と辞書の作成, UNIX MAGAZINE, (1998).
- [5] 青島史郎, 森健策, 末永康仁: 実時間手書きストローク解析による数式入力システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83, No. 5, pp. 1232-1245, (2000).
- [6] 北研二: 言語と計算 - 確率的言語モデル, 東京大学出版会, (1999).
- [7] K.-F. Chan and D.-Y. Yeung: Mathematical expression recognition: A survey, International Journal on Document Analysis and Recognition, Vol. 3, No. 1, pp. 3-15, (2000).
- [8] 三宅敏恒: 入門微分積分, 培風館, (1992).
- [9] 豊住健一, 鈴木隆広, 森健策, 末永康仁: オンライン手書き数式認識システムにおける行列要素の位置関係に基づく行列認識機構, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J86-D-2, No. 9, pp. 1278-1285, (2003).
- [10] G. Labhan, S. Maclean, M. Mirette, I. Rutherford, D. Tausky: Mathbrush: An experimental pen-based math system, Challenges in Symbolic Computation Software, No. 06271, (2006).
- [11] 前田秋吐, 鈴木昌和: 音声認識を用いた日本語による数式インタフェース, 数理解析研究所講義録, Vol. 1286, pp. 170-177, (2002).
- [12] 森信介, 宅間大介, 倉田岳人: 確率的単語分割コーパスから単語  $N$ -gram 確率の計算, 情報処理学会論文誌, Vol. 48, No.2, pp. 1-8, (2007).
- [13] 蓮井洋志, 西野順二, 小高知宏, 小倉久和: 日本語入力における平仮名文字列の予測, 全国大会講演論文集 第53回平成8年後期(2), pp. 125-126, (1996).
- [14] 中川聖一: 自然な連続会話音声認識: その挑戦と限界, フェロー&マスターズ未来技術研究会資料, FM05-4-2, pp. 2-3, (2006).

## アピールチャート



## 未来ビジョン

携帯電話での文字入力に代表されるように、自然言語の予測入力は広く普及している。しかし、数式の予測入力を試みた研究は、自然言語処理の分野においても存在しない。本研究は、初めて数式の予測入力に本格的に取り組んだものである。特に、自然言語にはない数式の特徴としては、数式は表現上において構造を持っている点と、キーボードとマウスを併用して入力しなければならない点である。本研究でのチャレンジは、表現上構造を持ったデータに対しても予測入力が適用可能であるかどうかを明らかにすることと、異なる入力デバイスを併用しなければならない問題をどれだけ緩和できたかを明らかにすることである。これらに関しては今後、システムの評価実験を通して明らかにしていきたい。

本研究では数式に特化した予測入力を提案しているが、構造を持ったデータの入力は、他にも存在する。例えば、HTML 文書や XML 文書の作成である。これらは、オーサリングツールを用いた場合でも、構造をボタンなどを利用して入力しなければならない。提案した予測入力は、数式に対して有効であれば、他の構造化データに対しても適用できる可能性がある。

また我々は、本予測入力の機能を、我々が開発している数式の検索システムに適用したいと考えている。このシステムは、数式をクエリとして、その数式を含む(あるいは構造上同一の数式を含む)文書を検索するものである。数式の検索エンジンはまだ存在しないため、これが実現できれば、Web 文書の新たな検索スタイルを提案できる可能性がある。