

## 多変量数値データに基づく新しい語彙選択システム

堀口 奈美<sup>†</sup> 羽尻公一郎<sup>††</sup> 相吉英太郎<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 慶應義塾大学工学部

<sup>††</sup> IBM 東京基礎研究所

あらまし 本研究では発話産出の際の心的辞書からの語彙選択に関して新しいアルゴリズムを提案する。従来、心的辞書からの語彙の選択は概念レベルで決定された情報を元にした検索過程として記述されてきたが、本研究では語彙選択の際の類義語や感情表現語などの選択の微細な挙動を数理的に記述することをに焦点を当て、自己組織化を用いた有機的な語彙選択を実現する。本稿ではアルゴリズムの提案と実装、およびその評価を行い、従来の語彙選択機構よりもより有機的な挙動が確立されていることを示す。

キーワード 語彙システム、自己組織化、カオス、感情

## The New Lexicalselection System Based on Multivariate Numerical Data

Nami Horiguchi<sup>†</sup>, Koichiro Hajiri<sup>††</sup>, and Eitaro AiYoshi<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Faculty of Science and Technology, Keio University, Hiyoshi 3-14, Kohoku-ku, Yokohama-shi, Kanagawa, Japan

<sup>††</sup> IBM Tokyo Research Laboratory, 1623-14, Shimotsuruma, Yamato-shi, Kanagawa-ken, Japan

**Abstract** This paper proposes a new lexical selection algorithm for the utterance production from mental lexicon. Until now, lexical selection concerned with the state of mind was described as reference process based on information which was decided come up to conception. The algorithm in this study is based on multivariate numerical data processing and paid attention to context-dependency and waver-traits characteristics of human emotions. In the computation process on the point of synonyms or emotional contexts, and the performance of this system will have autonomous sense achieving much organic performance. Moreover, we have implemented this algorithm and made an evaluation. As the conclusion, we got that our new algorithm has much more organic and autonomous lexical selection behavior more than former models.

**Key words** lexicalselection system, self-organization, chaos, emotion

## 1. はじめに

本稿では、発話産出の際の語彙選択機構の認知モデルとして、任意の状態から感情認知や文脈依存性を考慮した語彙、特に感情表現語の選択過程を自律的に学習する、適応的な語彙選択の認知モデルを提案する。自律性や適応性、文脈依存性を実現するために、非線形操作による自己組織化アルゴリズムを用いる。具体的には非線形写像を用いた演算により、時間発展に際して自律性や適応性を表現する。アルゴリズムの特徴は、単語という記号を実数値ベクトルで多変量表現し、単語の集合に対応するこれらベクトルの集合を語彙の内部状態と定義する。そして、その内部状態は、ユーザによって選択された単語によって規定される写像により状態遷移するとともに、さらにこれら内部状態の写像として何らかの意味で選択単語に関連したいくつかの単語が出力としてユーザに提示されるという動的なシステムにある。以下、2章ではアルゴリズムおよびモデルの概要を述べ、3章では例題を用いたシミュレーションによる、実装したアルゴリズムの評価法について述べる。4章ではシミュレーションの結果について仔細に分析し、モデルの妥当性について検討し、5章をむすびとする。

## 2. モデルの構成

### 2.1 多変量内部状態と入力

まず、添字  $j$  で単語を表現し、これらの添字の相続く  $N$  個の整数値の集合  $\{j | j = 1, 2, \dots, N\}$  を語彙とする。そしてこれらのすべては、意味的に無相関すなわち、すべて独立であるとの仮定の下で、単語ひとつひとつに  $N$  個の正の実数値からなる多変量データを対応付け、それらの単語を  $N$  次元横ベクトルで

$$x^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j), \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

と表現し、語彙がこれら  $N$  個のベクトルで構成されているものとする。これらを語彙の内部状態といい、この内部状態の時間的遷移を考えると、単語  $j$  の第  $k$  時刻における内部状態を  $x^j(k)$  と表現する。したがってこのシステムは  $N$  種の状態からなる多体系であり、 $N$  個の単語の内部状態すべてを記述するときは、行列表現を用いることにする。ただし、これら内部状態に関しては、次の性質や最低限の意味付けを陰的に要求するものとする。

(1) すべての単語の内部状態量はベクトル空間の第1象限内の有界な範囲に常に存在する。

(2) 内部状態量に関して原点からの距離が大き

い単語ほど単語の選択頻度が高い。

(3) 内部状態量に関して原点付近に退化する単語ほどユーザによる選択の頻度が低い、いわゆる「死語」となる。

また、初期時刻  $k=0$  での内部状態は、単語ごとにランダムに生成した実数値が無作為に対応付けられ、 $\{x^1(0), x^2(0), \dots, x^N(0)\}$  は互いに独立であるとし、これらの内部状態を初期状態とする。これらの語彙の中から、第  $k$  時刻においてユーザによって選択された単語の添字を  $i(k)$  で表し、その選択単語に対応する現時刻  $k$  における多変量データ  $x^{i(k)}(k)$  を語彙行列の入力と称し、

$$u(k) = x^{i(k)}(k) \quad (2)$$

とおく。このように単語の選択は、あらかじめ与えられた語彙の中から選択される。

以上のように、この語彙選択システムの大きな特徴は、単語という記号を多変量データに無作為に置き換えて処理することであり、しかもそのデータの成分や値そのものは、少なくとも状態遷移の初期段階においては意味論的にも言語論的にも意味を有しない。

### 2.2 自己組織化アルゴリズムの構成

#### (1) 多変量内部状態の分類演算と写像演算

時刻  $k$  における入力単語  $u(k)$  を基準とした、現時点のすべての単語の分類演算と内部状態の次時刻への写像演算を定義する。分類によって複数の単語の間に空間的な結合関係を持たせる一方、次時刻への写像によって時間的な遷移関係を持たせる。

まず、分類については、たとえば入力単語に何らかの意味で関係する単語の添字集合  $J$  とそうでない単語の添字集合  $\bar{J}$  とに分類する。この分類に関しては、単語の内部状態量に依存する形で、たとえばユークリッド距離を用いて、分類集合  $J$  と時刻  $k$  に依存する形で、

$$J(k) = \{j | \|x^j(k) - u(k)\| < r\} \quad (3)$$

としたり、入力単語との内積により、

$$J(k) = \{j | \langle x^j(k), u(k) \rangle > s\} \quad (4)$$

とする場合と、状態量には全く依存せず、単語自体に対してユーザ自身が持つ何らかの判断基準による位相構造を直接導入し、

$$J(k) = \{j | \text{単語 } j \text{ は入力単語 } i(k) \text{ に関係する}\} \quad (5)$$

と分類する場合が考えられる。このように、分類過程では様々な空間的結合関係を規定することができ、ま

た語彙の分類にも単に  $J$  と  $\bar{J}$  との2つの単語の集合に分類するのではなく、複数の集合への分類など様々な分類法が考えられる。

一方、時間的な遷移関係を規定する次時刻への状態遷移の写像は各単語ごとに異なるが、状態ベクトルの成分ごとに同じ関数  $F^j$  で表され、

$$x_i^j(k+1) = F^j(x_i^j(k), x_i^j(k-1), \dots, x_i^j(k-l))$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, N$$

と表現するものとする。この写像を大別すると、線形的な写像と非線形的な写像とに分類することができる。

ここで、非線形写像を用いる場合には、 $l=0$  として過去の状態量の畳み込みがない、たとえばカオス軌道を生じさせるロジスティック写像

$$F^j(x_i^j(k); a^j) = a^j x_i^j(k)(1 - x_i^j(k))$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

を考えることができる。なお、各パラメータに上付添字  $j$  が付されているのは、単語ごとに異なる状態遷移を考慮するためであるが、単語ごとに状態遷移の性質が異なると必ずしも自己組織化が期待されないため、以下では前述の分類写像と組み合わせる形で、分類集合  $J(k)$  に属する単語とそれに属さない単語では、たとえば、(7) 式の場合も

$$a^j = \begin{cases} a_1 & j \in J(k) \\ a_2 & j \in \bar{J}(k). \end{cases} \quad (8)$$

とするように、共通のパラメータとする。

線形写像・非線形写像いずれを用いるにせよ、ここでの状態遷移を規定している写像の特徴をまとめると、

- (1) 単語を表現するベクトル成分間では、まったく干渉がなくて成分ごとに独立であること。
- (2) ひとつの単語の成分はすべて共通の写像によって状態遷移すること。
- (3) 分類集合に属するか否かによるパラメータの差異によってその写像の特性が異なること。

である。これにより、本来ユーザによる語彙選択とは無関係の内部状態の遷移において、選択単語に何らかの意味で関連する単語とそうでない単語との間の状態遷移に差異が生じ、自己組織化機能が賦与されるものと期待される。たとえば、選択単語からユークリッド距離で分類するとすると、ある選択単語からの距離が一定以下の単語は、集団的に同じような写像パターンで状態遷移するのに対して、その関連単語以外は、その集合から乖離するものもあれば、逆にその集合に

より関連するように近づく動きをするものがあると期待される。

## (2) 多変量内部状態の出力演算

空間的結合関係である分類演算と時間的結合関係である写像演算とによって決まる次時刻の内部状態から、ユーザに提示される単語が決められて出力される。この出力単語を決める演算を出力演算と称し、前時刻での入力単語を基準とした空間的結合関係が、時間的な状態遷移の後でもどれだけ保存されているかを基準として出力が決定される。具体的には、結合関係における分類演算でユークリッド距離を用いて、分類写像を行ったとすれば、これに対応して次時刻での各内部状態量  $x^j(k+1)$  と、第  $k$  時刻で入力された単語の変換後の状態量  $x^{i(k)}(k+1)$  との距離  $d^{ji(k)}(k+1)$

$$d^{ji(k)}(k+1) = \|x^j(k+1) - x^{i(k)}(k+1)\|$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (9)$$

により次時刻における空間的結合関係を評価する。

出力単語の決定は、この  $d^{ji(k)}(k+1)$  を用い、

$$act(x^j(k+1)) = \begin{cases} 1/d^{ji(k)}(k+1), & j \neq i(k) \\ r(>0) & j = i(k) \end{cases} \quad (10)$$

と定義される活性値を計算し、すべての単語の中で、あらかじめ決められた数  $A$  の個数だけ活性値の大きい順に単語が選定され、入力単語  $i(k)$  に対する  $k+1$  時刻におけるシステムの応答として出力され、ユーザに提示される。この場合時刻  $k$  での入力単語  $i(k)$  以外で活性値が  $r$  以上の単語が多いほど、次時刻においてこの入力単語は選択されにくく、また  $r$  以上の単語が少ないほど、入力単語が次時刻に選択されやすくなる傾向がある。

ところで、活性度の定義は、様々なものを考えることができる。そのひとつの例として1時刻前に入力された単語からの距離  $d^{ji(k-1)}(k)$  も活性値で畳み込む形で考慮する方法で

$$act(x^j(k+1)) = \begin{cases} 1/\{d^{ji(k)}(k+1) + \gamma d^{ji(k-1)}(k)\} & j \neq i(k) \\ r(>0) & j = i(k) \end{cases}$$

と定義する。 $\gamma$  は1時刻前の距離をどれだけ重視するかを示す係数である。

## (3) システムの実装

まず、あらかじめ用意された  $N$  個の単語すべてがモニター上にユーザに対して提示され、次にユーザはその中から「現在の自分の感情に最も適した単語」を

選択しテキスト形式で入力する。その入力を受けてシステム内で上記(1),(2)の数値的処理が行われ、モニタ上に「あなたの現在の心境に最もふさわしい単語」が上位からA個出力として示される。さらにこれを受けて、同様の形式でユーザは入力をし、一連の過程をある程度繰り返すことで前の時刻での「ユーザ心情」に最も相応しい語彙を組織化して行く。本論文では、これを自己組織化として定義する。

### 3. シミュレーション例題とパラメータ設定および評価基準

#### 3.1 簡単な例

語彙(単語の集合)は表1のような10個の単語からなるものとし、 $N=10$ とした。また、シミュレーションにおける設定条件は

- (1) (8)式のロジスティック写像の(9)式の $\alpha_1, \alpha_2$ の設定
  - (2) 初期状態 $X(k)$ の乱数による設定
  - (3) (3)式の入力の選び方
- である。

表1 感情語彙空間の語彙

望む
愛しい
喜ぶ
たのしい
好き
驚き
怒り
恐ろしい
憎い
嫌い

まず、上記3)の入力の選び方を次の5通りとした。

- (1) 一定単語1を入力し続ける入力系列
- (2) 一定単語2を入力し続ける入力系列
- (3) 反対の意味を有する単語を交互に入力する系列
- (4) 同じような意味を有する単語(類義語)の入力系列
- (5) ランダムに単語が選択される入力系列

また、2)の初期状態では、乱数のseedを3通り変化させて設定した。これをシミュレーション1,2,3とする。

#### 3.2 写像演算と出力演算のパラメータ設定

人の感情には絶えず揺らぎがあり、また過去の潜在的な記憶と密接に関連している。そのような過去のある時点での入力の現在に与える影響を表す写像演算が線形写像で与えられるとすると、その推移は常に一定で、ある程度将来の状態の予測が可能となる。その

ため人間の認知活動における揺らぎ特性を表すには適当ではないと思われる。そこで、状態遷移には非線形写像を用いて非線形性と予測不可能性とを与える。シミュレーションでは、(8)式のロジスティック写像を用い、(9)式のパラメータ $(\alpha_1, \alpha_2)$ を15通り選び、その中からシミュレーションによりカオス的な出力応答でバラエティーに富む方から順位付けた。その結果が表2である。

また、出力演算に関する活性値の計算には(11)式を用い、 $r = 1.0, \gamma = 1.0$ とした。

表2  $\alpha_1$ および $\alpha_2$ の適正值

シミュレーション	1		2		3	
カオス度	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_1$	$\alpha_2$
1	3.67	2.27	3.76	2.74	3.88	2.62
2	3.97	2.01	3.07	2.21	3.75	2.52
3	3.44	2.16	4.01	1.84	3.46	2.78
4	3.98	2.29	3.67	2.50	3.39	0.43
5	3.94	2.20	4.01	2.07	4.23	0.80

#### 3.3 自己組織化特性の評価法

自己組織化(self-organization)とは、局所的相互作用を有する多体系かつ非可逆系において、その局所的相互作用により系全体に何らかの秩序的構造が発生することすなわち、「自発的な構造形成」を言う。このような自己組織化された状態を評価するために以下の手法を導入する。

##### (1) 情報エントロピーによる評価

本語彙選択システムの、初期には無秩序な感情語彙空間が、時系列とともにどの程度の秩序をつくり出しているのか、その自己組織化の指標として、次のような評価を導入する。

時刻 $t = k$ での入力単語 $i(k)$ を基準とした次時刻での状態量 $x^{j(k)}(k+1)$ との距離 $d^{j(i(k))}(k+1)$ を最大距離 $\max d^{j(i(k))}(k+1)$ で割り

$$\xi_j(k+1) = \frac{d^{j(i(k))}(k+1)}{\max d^{j(i(k))}(k+1)}$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (12)$$

と正規化する。そして、区間 $[0, 1]$ で $\frac{1}{M}$ の刻み幅で離散化して

$$\frac{1}{M} < \xi_j(k+1) \leq \frac{m}{M} \quad (13)$$

を満たす添字 $j$ の個数を $n_m(k+1)$ とおき、区間 $(\frac{m-1}{M}, \frac{m}{M}]$ にある単語の数 $n_m(k+1)$ の割合

$$p(m, k+1) = \frac{n_m(k+1)}{N} \quad (14)$$

を確率として第  $k+1$  時刻における語彙空間の情報エントロピー  $H(k+1)$  を

$$H(k+1) = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M p(\xi_m, k+1) \log_2 p(\xi_m, k+1) \quad m=1, 2, \dots, (17)$$

と定義する。ここで  $N=10, M=10$  とした。これを時刻  $t$  における自己組織化度の指標として用いる。

シミュレーションでは、ランダムに発生させた数値を初期状態に与えているので、時系列の発展に伴い語彙空間が秩序を持ち始めると、それに応じて情報エントロピーの値が低下すると予想される。

## (2) 主成分分析による評価

乱数により無作為に内部状態として賦与され、空間全体に一樣に分布していた初期状態から、何らかの自己組織化が行われた場合、それらデータの平均値(重心座標)からの特定方向への分散に偏りが生じるものと予想される。状態遷移のもつ自己組織化機能を評価するために、単語の状態量に対して時刻ごとに主成分分析を施すことを考える。

主成分分析は、まず各時刻における  $N$  個の  $N$  次元ベクトル量  $x^j(k), j=1, 2, \dots, N$  の重心座標

$$\bar{x}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x^j(k), \quad j=1, 2, \dots, N. \quad (16)$$

を求め、その値から各状態量の偏差を

$$y^j(k) = x^j(k) - \bar{x}(k), \quad j=1, 2, \dots, N. \quad (17)$$

とし、これら  $N$  個のベクトル  $y^j(k), j=1, 2, \dots, N$  による共分散行列  $Q(k)$  の固有値と固有ベクトルを求めることによって行われる。ただし  $N \times N$  の大きさの共分散行列  $Q(k)$  の  $m$  行  $n$  列成分  $q_{mn}(k)$  は

$$q_{mn}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_m^j(k) y_n^j(k) \quad j=1, 2, \dots, N \quad (18)$$

により計算される。この行列の固有値の大きい順に、 $\lambda_1(k), \lambda_2(k), \dots, \lambda_N(k)$  とおき、対応する固有ベクトルを順に  $p_1(k), p_2(k), \dots, p_N(k)$  とおく。このとき、最も大きな分散を与える  $\lambda_1(k)$  と、最も小さい  $\lambda_n(k)$  との比

$$\lambda = \frac{\lambda_1}{\lambda_n} \quad (19)$$

の時間発展を調べることによって自己組織化度を評価することができる。

## (3) レーダーチャートによる評価

入力とそれによって形成された内部状態の座標空間上の特徴(出力のされやすさ)を感情の偏りとして表現し、それ視覚的に捉えることを目的とする。結果の表示方法のひとつとして、1点から放射状に半直線を変数の数  $N$  だけ引き、それを適当に目盛付けし、各変数の値をプロットして多角形を作図するレーダーチャート手法を採用する。

感情(feeling)とは、人があらゆる物事、事象に触れたときに生ずる情感(こころ)の総称である。これらは、個人への依存性が高いだけに、その定量化、定式化は大変な困難を伴う。そのことを考慮した評価方法になるように工夫する必要がある。そこで軸の配置の選択には心理学的な研究を参考にし、全体を快・不快、興奮・鎮静、緊張・緩という3対の方向に分け、それぞれの線の下に、憂鬱・悲嘆・当惑・歓喜・嫌悪・希望・恐怖・不安といった下位情緒を位置付けるような形とした<sup>(注1)</sup>。これにより、あらかじめ用意した10個の感情語彙は、上記の3軸を基調とした図1のような整列が適切と思われた<sup>(注2)</sup>。

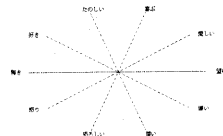


図1 感情レーダーチャート

本研究の表示には、10個の言葉を各半直線に対応させ、各単語の活性値の時間発展を表現することで入力語と出力語との時間的な関係や依存性、変化等を確認する。

## 4. シミュレーション結果

### 4.1 初期状態依存性

初期状態依存性を「好き」を連続して100回入力した後の  $t=101$  における語彙空間の情報エントロピーを指標に用いて確認した結果、初期状態依存性が低い

(注1)：感情の三方向説：感情は快—不快、興奮—鎮静、緊張—緩の三方向ないし次元をもち、あらゆる感情はこの三次元空間内の一点に定位出来るとする説で、ドイツの心理学者 W. ブントが唱えた

(注2)：ただし、前述したが、感情語彙の選択に関しても、語順に関しても主観性が拭えない。

と判断されたため、以後初期乱数制御値は seed=1 に対してのみシミュレーションした。

#### 4.2 評価結果

自己組織化度を情報エントロピー、主成分分析、リーダーチャートにより分析した結果を示す。

##### (1) 情報エントロピーによる評価

表2の15通りのパラメータ、および比較のための  $(a_1, a_2) = (1.00, 1.00)$  の計16通りの  $(a_1, a_2)$  でシミュレーションした結果に対して、式(15)により情報エントロピーの時系列を計算し、横軸に時間(入力STEP)、縦軸にエントロピーを取った。そのうち  $(a_1, a_2) = (3.98, 2.29)$  の場合の結果を図??に示す。

入力STEP数  $t = 20$  までの多くの場合、情報エントロピーはそれまでより小さな値を取った後は、また大きな値へ戻り、あるパラメータでは周期的に、またあるパラメータでは無周期的にエントロピーの値は変化を繰り返すことが分かる。入力によって一度組織化が行われても、その秩序が生成と崩壊を繰り返しているといえる。

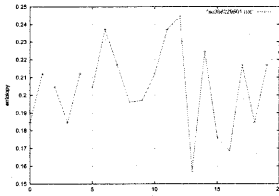


図2 Entropy of the lexical space for random inputs with  $(a_1, a_2) = (3.98, 2.29)$

次に、第3.1節で述べた5種類の入力に対して、ある時系列区間で情報エントロピーが最小となる施行回数を調べることにした。

各入力種類ごとに、時刻  $t$  でエントロピーが最小となるシミュレーション試行回数の総計  $z(t)$  を求めて、ある時間区間  $T$  の中でそれらの総和

$$\sum_{t \in T} z(t) \quad (20)$$

をとり、その全施行回数  $Z$  に対する割合を求めると表3ようになった。ただし、 $T = 5, 6, \dots, 10$  とした。

表3 自己組織化成功率

	同語1	同語2	反語	類義語	無秩序	平均
$\sum_{t \in T} z(t)$	13	10	11	8	11	-
$p_s(\%)$	76.5	58.8	64.7	44.4	57.9	65.9

以上より、平均的には、情報エントロピーはシステムに入力を与え始めた直後より、有る程度入出力を繰り返した時刻において、その最小値をとる傾向がよい。つまり、ランダムに発生させた情報エントロピーの比較的高い初期状態が、時系列の発展に伴い入力によりある秩序を自律的に形成して、エントロピーの値が小さくなったと言える。

##### (3) 主成分分析の評価結果

主成分分析による自己組織化度を5通りの  $(a_1, a_2)$  に対するシミュレーションにより確認する。(18)式の共分散行列の最大固有値と最小固有値の比を  $t = 10$  において求めると表4のようになり、パラメータの値が適正とされるものは  $\lambda$  の値が大きいことが分かる。

表4 自己組織化度  $\lambda = \lambda_1/\lambda_n$

$a_1$	$a_2$	$\lambda$
1.00	1.00	2.495
3.44	2.16	2.643
3.88	2.82	5.576
3.97	2.01	3.759
3.98	2.29	21.953

##### (4) レーダーチャートの評価結果

入力とそれによって形成された内部状態の座標空間上の特徴(出力のされやすさ)を感情の偏りと表現し、それらの関係を比較するため、時間発展を追って状態を表したレーダーチャートの代表例を図3に示す。

内部状態の初期値はいずれも乱数で与えているため、 $t = 0$  においては偏りはなく、原点が中心にある回数対象な多角形であるが入力を受けることによってひずみが成長し、それぞれ性質の異なる感情の活性度を大きくする傾向が確認された。

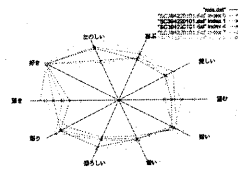


図3  $(a_1, a_2) = (3.94, 2.20)$  における感情の偏り

#### 4.3 シミュレーション結果の検討

##### (1) 最適パラメータについて

本システムは、「過去の入力を考慮した上で、いかにバリエーション豊かな出力が出来るか」により入出力関係を評価して適切なパラメータを決定する。例

えば、同一の言葉を連続して入力したときには、語彙空間内に存在する単語は空間上のある一ヶ所に留まる傾向が、また、時系列における入力内容が途中で大きく変わるような場合は、それに応じた対応ができることが求められる。さらに、類義の単語が入力されたときには、それらの言葉の内部状態は空間内においてユークリッド距離的に近くに存在し、全く任意の入力のときには、出力が単調でないことが期待される。

実際には、ロジスティック写像の変換係数を適当に与えることで、バリエーションに富んだ出力が期待できることが確認でき、さらにパラメータごとの出力結果を比較したとき、入力との対応関係が

(1) 変換後の活性値の大きい上位4単語の中に入力語が存在するか

(2) 出力語が変化に富んだ組合せであるか

(3) 過去の入力が考慮されているか

の3つの基準により、最も適切であると思われるロジスティック写像のパラメータを挙げると、

$(a_1, a_2)$  =  $(3.88, 2.62), (3.94, 2.20), (3.97, 2.01), (3.98, 2.29)$

となり、一般に  $a_1$  はロジスティック方程式のカオスを発生させる領域でなるべく大きい値、 $a_2$  はロジスティック方程式のカオスを発生させない領域でなるべく大きい値であるといえる。

(2) 情報エントロピーによる自己組織化度について

出力より判断された4組の適正パラメータでの情報エントロピーの時系列変化を見ると、いずれもカオス的な変化を示していることが分かる。つまり、時刻  $t \approx \infty$  まで、エントロピーがカオティックに変化する場合に所望の出力が得られていると言うことになる。

さらに情報エントロピーのみを考えたとき、システムの内部の状態量間に、なんらかの秩序が見出されると、エントロピーは低くなることが予想された。よって、最終的にエントロピーが低い状態で収束する  $(a_1, a_2)$  を例に、その入力語と出力語との関係を取り上げると、各々、収束にかかる時間に多少のばらつきは見られるものの、時系列の発展に伴いエントロピーが小さい値に収束しているときは、出力語の組合せも画一的であり、次時刻の入力に関わらず、同じ出力を繰り返していることが確認される。なお、シミュレーションごとに、入力する言葉によって、出力される言葉は異なっており、このことから、入力語によってある秩序状態が構築されているとはいえる。ただし、この条件下における出力では、期待する結果が得られないことになる。

つまり、本研究における最適なシステムを創り出すには、組織化のための秩序の生成と崩壊の繰り返しが重要であったといえる。

(3) 主成分分析による自己組織化度について

次に、主成分分析より得られた語彙空間内に点在する  $N(N = 10)$  個の単語全体の動向から、その内部状態は

(1) 「好き」「嫌い」等、入力語の種類による内部状態量の変化よりも、時刻  $t$  にかなる入力量を与えたかによる変化の方が大きいことから、システム内の変換には、時刻が特に大きく反映されている。

(2) 状態を写像演算により畳み込むことで、単語の内部状態量は時間的な遷移をし、ある  $a$  においては、空間内のある点に収束してしまったり、またある  $a$  においては、絶えず変化を繰り返すものもある。これは、最初に与えた多変量内部状態量ベクトルが、その多くは互いに従属関係をもつことはないが、変化を繰り返すことで独立性を保てなくなる場合が生じることを表している。

(3) 入力に一貫性をもたせなかった場合、恣意的な入力を与えたときに比べて語彙空間内の多変量状態量間の関係は疎になる傾向が強い。つまり入力によって外部環境との相互作用を行えるようなパラメータ  $a$  も存在し、内部状態量は、自律的な組織化の過程が順調に行われる場合もある。

(4) 多変量内部状態量の間、ユークリッド距離が近いものとそうでないものが生じ、交換アルゴリズムは有効に機能しているが、単語間の相関を意味的な近さと同期させることは、決定的には有効でない。

また、多変量内部状態ベクトルの共分散行列の固有値から自己組織化の度合を評価した結果、写像演算パラメータが適正值であるときの方が、その度合は高く、自己組織化機能が優れているという結果を得た。

(4) レーダーチャートによる自己組織化度について

最後に最適と判断された4組の写像演算のパラメータでのレーダーチャートからは、入力の系列ごとに

(1) 同一語 … 出力語には、入力した言葉が最も選ばれやすい

(2) 反対の意味の言葉  $A$  と  $B$  …  $A$  と  $B$  を長軸の頂点とした楕円形

(3) 類義語 …  $t = 5$  を除き、入力語の意味に傾倒した多角形

(4) ランダム …  $a$  や時刻  $t$  によって、変化が大きい

といった結果を得る。

すべての評価に共通して、写像演算の変換パラメータが大きく影響しているということは、本システムの数値的処理のアルゴリズムが、カオス性を有していることから導かれた結果であり、その中から本研究の目的をもって、語彙選択システムに最適なパラメータを決定することが出来たことは、本研究におけるひとつの成果である。

#### (5) 一定単語選択の場合

一定単語(同じ言葉)の入力のもとでは、出力される言葉も必然的に入力語と重なる場合が多いと思われる、さらに、空間の状態が入力語に偏るために情報エントロピーは低くなることが予想された。

結果は、毎時選定される4つの出力語の中には、やはり入力語と同じ単語が含まれる確率が高いことが確認され、語彙空間は入力単語方向に偏っていることがレーダーチャートからも明らかとなった。しかし、情報エントロピーに関しては、予想とは大きく異なり、一定単語の入力を継続させることで必ずしも最終的に小さい値に収束してしまうというわけではなく、長時間で捉えたときのエントロピーの変動は、写像演算のパラメータ依存性が大変強く、また複雑であるといえる。

#### (6) 周期的単語選択の場合

反語(意味的に相対する言葉)では、入力語の変化に伴い、それまでの空間の状態が大きく動き、一度偏った空間が、再び散らばるような挙動となり、情報エントロピーは一度低くなった後、再び高くなるものと予想された。また、同義語に付いては、類似的な意味の語彙と相対的な意味の語彙とにある程度分類されると思われた。

意味的に異なる単語を周期的に入力した場合、出力単語は1時刻前の入力に、より強く影響を受けることが確認された。これは、システムの計算アルゴリズムから見て、妥当であると思われる。類似的な言葉を入力に選択した場合に付いては、レーダーチャートは期待するように入力語方向に活性値を大きくしており、選定される出力単語にも反映されている。また、長時間での情報エントロピーの変動を見てみると、多くは予想に反して無秩序な結果となっているが、写像演算のパラメータによっては、入力単語の変化に追従して、その値が周期的に2値をとっているものも確認される。

#### (7) ランダムな単語選択の場合

ランダムな入力では、前後関係に一貫性が無いため、その結果形成される空間や出力語についてもやはり秩序のない状態になるものと予想された。

出力単語には、恣意性をもたせた入力語のとき以上のバラエティー性が確保されており、これによって、本システムが、本来の目的から大きく外れていないという重要な確認も出来た。情報エントロピーについても、周期的変動等は見られず、写像演算のパラメータによっては、変動の状況がこれまでとは性質の異なった、まったく無秩序な結果が得られた。

## 5. おわりに

本論文では、本来自律的な記号である単語を多変量の内部状態量として実数値に対応させ、数理的な演算により、有機的な語彙選択システムを提案した。システムを通して、単語と単語との相互作用を意味を付与する一連の過程と見做し、自己組織化アルゴリズムとして実装した。さらにそのモデルの評価手段として、情報エントロピーと主成分分析等を用い、客観的な視点からの解析、指標付けを試みた。自己組織化アルゴリズムにより、文脈依存性や感情認知状態の変遷などの有機的な語彙選択挙動を実現できた。これにより、より精緻な発話産出システムの構築の実現可能性を示した。

今後の研究課題としては次のようなことが挙げられる。

1. 主成分分析の視点からの解析
2. 環境(ユーザー・対話相手)との相互作用の影響を拡大させるシステム設計
2. 線形・非線形系の2つの変換を部分的に並行に採用する等の新しい変換アルゴリズムの検討
4. 語彙空間の単語数の増加とその解析

本研究では、システム内部で閉じた処理による自己組織化を主としたため、外部環境の影響を積極的に取り込むには至らなかった。これに関しては今後、入力から出力までの変遷において、特に変換部分に改良を施し、環境との相互作用を生み出すようにシステムを改良し、実世界とのインタラクション(対話など)を視野に入れたモデリングを行いたい。

### 文 献

- [1] 金子,津田 著、『複雑系のカオスのシナリオ』(朝倉書店,1996)
- [2] 堀部 著、『情報エントロピー論』(北森出版,1989)
- [3] 堀部 著、『ブレインサイエンスシリーズ6 脳と情動-感動のメカニズム』(共立出版,1991)
- [4] T.Kohonen 著,徳高,岸田,藤村 訳、『自己組織化マップ』(シュプリンガー・フェアラーク東京,1996)
- [5] 中村 編、『感情表現辞典』(東京堂出版,1995)
- [6] 人工知能学会 編,『人工知能ハンドブック』(オーム社,1990)
- [7] 笠原 著,『多次元空間における日常語の概念表現の最適化』(自然言語処理シンポジウム,1997)