

連想形記憶器 MEMOTRON と日本語母音系列の再生に関する計算機シミュレーション

鈴木 昇 一

New Associative Memory System MEMOTRON and Computer Simulation on Recall of Sequence of Isolated Japanese Vowels

Shoichi SUZUKI

Summary

A new associative memory system for time-varying spatial patterns is proposed on the basis of a quantum theory of information suggest by S. Suzuki and is simulated on a digital computer in the case that a sequence of isolated Japanese vowels /a/→/i/→/u/→/e/→/o/→/a/→/i/→... is presented to this system.

The memory system memorizes a sequence of time-varying input patterns by the use of features extracted from the input patterns during the repetition of self-organization. The sequence of extracted features is stored in the variable interconnections as though the features are stacked together in these interconnections. If a part of a sequence experienced in the past is presented to the system, the following part of the sequence is recalled in the same order as it was stored in the past even after the input sequence is stopped half-way.

1. まえがき

詩, 曲, 文章などの暗記, 長く続いた迷路などの学習の場合のごとく, 厳格に順序が定められている学習材料を定められた順序に従って学習することを系列学習 (serial learning) という。記憶の働きは過去の経験, 印象を再生し, 現在の知的プロセスの働きの成就に役立てることにある。一般に, 記憶 (memory) とは過去において経験し, 学習したことを思い出す能力, あるいはその過程をいう。特に思い出そうと努めるとき再生 (recall) といい, 意図せずに思い出すことを想起 (remember) という。

本研究では,

/a/, /i/, /u/, /e/, /o/ と順序が定められた日本語単独母音系列 (パターン系列)⁽⁵⁾なる学習材料を定められた順序に従い学習再生想起するシステム⁽¹⁾, すなわち, 前研究での連想形記憶システム (associative memory system) を MEMOTRON と名付け, 期待通りの動作が確保されているかどうか検証した諸結果⁽³⁾が報告される。

2. 連想形記憶システム MEMOTRON

2.1 システム方程式

パターン系列

$$\dots, \eta_{t-1}, \eta_t, \eta_{t+1}, \dots \quad (2.1)$$

をこの順序に従い、学習記憶し、再生する連想形記憶システム MEMOTRON のシステム方程式が本章では説明される。ここに、 η_t は時刻 t に入れ力されるパターンであり、周期 $p (> 0)$ を

$$\eta_{t+p} = \eta_t \quad (2.2)$$

と持っているとしよう。

時刻 τ で入力パターン η_τ を受け入れ、時刻 t 迄に得られている実数値荷重 $a_{lk}(n;t)$, $l, k \in L, n=1 \sim N^{\dagger}$ の下での、時刻 τ での連想出力パターンを

$$\psi_{t,\tau} \quad (2.3)$$

で表わそう。 $t=\tau$ として、 $\psi_{t,t}$ を考えれば、これが通常の意味での、時刻 t での連想出力パターン ψ_t である。

パターン φ のモデル (構造モデル)

$$\mathfrak{Y}(\varphi) \equiv \sum_{l \in L} \text{sgn}(\mathfrak{F}_l(\varphi) - e_l).$$

$$\theta_l(H) \xi \|\xi\|^{-1} \quad (2.4)$$

を導入すれば^{(6),(7)}、非線形連想形記憶器としての MEMOTRON システム方程式は、不等式

$$\sigma^2 < \inf_{l \in L} \|\theta_l(H) \xi \|\xi\|^{-1}\|^2 \quad (2.5)$$

を満たすある正数 σ^2 を導入し、

$$\begin{aligned} \psi_{t,\tau} &= \mathfrak{Y}(\text{sgn}(\sigma^2 - \|\mathfrak{Y}(\eta_\tau)\|^2) \cdot \mathfrak{Y}(\psi_{t,\tau}) + \mathfrak{Y}(\eta_\tau)) \quad (2.6) \end{aligned}$$

と書ける^{(1),(3)}ここに、

$\|\varphi\|$ は内積 (\cdot, \cdot) から定義される φ のノルムであり、 $\|\varphi\| \equiv \sqrt{(\varphi, \varphi)}$ と書け、また、

$$\text{sgn}(u) = \begin{cases} 0 & \text{if } u < 0 \\ 1 & \text{if } u \geq 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

として、

$$\begin{aligned} \psi_{t,\tau} &\equiv \sum_{l \in L} \text{sgn}(\mathfrak{G}_l(t, \tau) \cdot \theta_l(H) \xi \|\xi\|^{-1}) \quad (2.8) \end{aligned}$$

[†] 正整数 N を MEMOTRON の階数と称してよいことは 3 式 (2.6), (2.8), (2.9) からわかる。

^{††} パターン φ から抽出された第 $l \in L$ 番の特微量 (測度的不変量⁽⁷⁾) $\mathfrak{F}_l(\varphi)$ と第 $l \in L$ 番目のしきい値 e_l とを用いて、パターン φ の第 $l \in L$ 番目の 2 値化特微量 $X_l(\varphi)$ は次のように定義されている：

$$X_l(\varphi) \equiv \text{sgn}(\mathfrak{F}_l(\varphi) - e_l).$$

$$\mathfrak{G}_l(t, \tau)$$

$$\equiv \sum_{n=1}^N \sum_{k \in L} a_{lk}(n;t) \cdot X_k(\psi_{\tau-n}) \quad (2.9)$$

と定義されている[†]。 $\psi_{t,\tau}$, $\mathfrak{G}_l(t, \tau)$ の定義式からわかるように、 $a_{lk}(n;t)$ は過去の時刻 $\tau-n$ の各想起出力パターン $\psi_{\tau-n}$ ($1 \leq n \leq N$) の 2 値化特微量 $X_k(\psi_{\tau-n})$ を $k \in L, n(=1 \sim N)$ につき総和して、パターン $\psi_{t,\tau}$ の 2 値化特微量

$$X_l(\psi_{t,\tau}) \quad (2.10)$$

を得る時の荷重である。何故ならば、

$$X_l(\psi_{t,\tau}) = \text{sgn}(\mathfrak{G}_l(t, \tau)), \quad l \in L \quad (2.11)$$

が成立していることが証明されるからである⁽¹⁾。

次の 2 事実 i, ii の成立も証明されている⁽¹⁾。

(i) 不等式

$$\|\mathfrak{Y}(\eta_\tau)\|^2 > \sigma^2$$

を満たすという意味で、有意味な入力パターン η_τ に対しては、

$$\psi_{t,\tau} = \mathfrak{Y}(\eta_\tau).$$

(ii) 不等式

$$\|\mathfrak{Y}(\eta_\tau)\|^2 \leq \sigma^2$$

を満たすという意味で、無意味な入力パターン η_τ に対しては、

$$\psi_{t,\tau} = \mathfrak{Y}(\psi_{t,\tau}) \quad \square$$

この 2 事実はシステム方程式の性質並びに構造モデル化写像 $\mathfrak{Y}(\cdot)$ の巾等性⁽⁷⁾

$$\mathfrak{Y}(\mathfrak{Y}(\cdot)) = \mathfrak{Y}(\cdot) \quad (2.12)$$

から容易に証明される。

2.2 学習の仕方

時刻 t での連想出力パターン

$$\psi_t \equiv \psi_{t,t}$$

を用い、前節 2.2 で登場したシステム方程式 (2.6) 内の荷重

$$a_{lk}(n;t)$$

$l, k \in L, n = 1, 2, \dots, N$ (2.14) の決定方法 (自己組織化学習方法) を説明しよう。

$|n|, |l-k|$ の単調減少関数としての

$$\Delta_{lk}(n)$$

を

$$\Delta_{lk}(n) \equiv [(|l-k| + 1) \cdot |n| \cdot N \cdot \#(L)]^{-1} \quad (2.15)$$

と選ぶ。ここに、 $\#(A)$ は集合 A 内に含まれる元の総数である。

$a_{lk}(n;t)$ の初期値 $a_{lk}(n;0)$ として、

$$a_{lk}(n;0) = 0 \quad (2.16)$$

を採用し、 $a_{lk}(n;t)$ からその一つ未来の $a_{lk}(n;t+1)$ を

$$\begin{aligned} a_{lk}(n;t+1) &= a_{lk}(n;t) \\ &+ [X_l(\psi_t) - \text{sgn}(\mathcal{G}_l(t,t))] \\ &\cdot X_k(\psi_{t-n}) \cdot \Delta_{lk}(n) \end{aligned} \quad (2.17)$$

と決める。

なお、不等式 (2.5) を満たす正定数 σ^2 は $\sigma^2 = 2^{-1} \cdot \inf_{l \in L} \|\theta_l(H)\xi\| \xi^{1-1} \|^2$ と選ばよ。

式 (2.17) で示される荷重 $a_{lk}(n;t)$

の自己組織化法は、可能な限り

$$\begin{aligned} \forall t (= 0, 1, 2, \dots), \forall l \in L, \\ X_l(\psi_t) = \text{sgn}(\mathcal{G}_l(t;t)) \end{aligned} \quad (2.19)$$

が成立する様に決められており¹⁾、これは式 (2.11) の意味するところに符号する。

2.3 完全収束条件と概収束条件

[完全収束条件]

時刻 τ に期待される正しい連想出力パターンを

$$\psi^t$$

と書くと、式 (2.2) で示される周期 p をもつ式 (2.1) のパターン系列が時刻 t で完全に記憶・再生される事態が終了するためには、

$$\text{error}(t) \rightarrow 0 \quad (t \rightarrow t')$$

が成立すればよい。ここに、 $\text{error}(t)$ は

$$\begin{aligned} \text{error}(t) &\equiv \sum_{\tau=t-(p-1)}^t \sum_{l \in L} |X_l(\psi^t) - \text{sgn}(\mathcal{G}_l(t, \tau))| \end{aligned} \quad (2.22)$$

と定義される量であり、

$$X_l(\psi^t), \text{sgn}(\mathcal{G}_l(t, \tau)), l \in L \quad (2.23)$$

なる両者の間の一周期にわたる違いの量である。

なお、式 (2.21) で示される上記の完全収束条件が満たされる事態が期待され得ない場合には、以下の概収束条件の達成を目標とすればよい。

[概収束条件]

システム方程式 (2.6) 内の $\psi_{i,\tau}$ は 2.1 節の ii からわかるように自由再生連想出力パターンとなり得るものであり、式 (2.8) に示されているが、この $\psi_{i,\tau}$ の 2 値特徴量[†]

$$\text{sgn}(\mathcal{G}_i(t, \tau)) \quad (2.24)$$

内の式 (2.9) の $\mathcal{G}_i(t, \tau)$ をみてわかるように、荷重係数 $a_{lk}(n;t)$ は式 (2.1) で示される周期 p をもつパターン系列をその順序と共に記憶するのに、その一周期分以上の系列を反映させて自己組織化決定するのではなく、

$$N < p \quad (2.25)$$

なるその一部分の N 個のパターンから成る系列

$$\eta_{t-N}, \eta_{t-N+1}, \dots, \eta_{t-1} \quad (2.26)$$

を記憶するべく構造化設定されているので、不等式

$$\text{error}(t) < E \quad (2.27)$$

ここに、

$$E \equiv [p \cdot \text{MIN}_{j,k \in J, j=k} \text{dis}(\omega_j, \omega_k)] \cdot N/p$$

を満たすならば、時刻 t 迄に事実上自己組織化訓練が終了しており、時刻 t より未来の自由再生期間では正しく連想する機能が働くことが期待される。ここに、

[†] 式 (2.11) の成立をみよ。

$$\omega_{i,j} \in J \quad (2.29)$$

なるパターンは式 (2.1) なるパターン系列の一周期分のパターンの集合であり、

$$\text{dis}(\varphi, \eta) \equiv \sum_{l \in L} |X_l(\varphi) - X_l(\eta)| \quad (2.30)$$

はパターン φ, η の 2 値特徴量の組

$$\vec{X}(\varphi) = \{X_l(\varphi) \mid l \in L\}$$

$$\vec{X}(\eta) = \{X_l(\eta) \mid l \in L\} \quad (2.31)$$

の間の距離である。

3. 計算機シミュレーションの概要, 手法

式 (2.6) で示されるシステム方程式でその動作が記述される第 2 章での連想形記憶器 MEMOTRON につき, その計算機シミュレーションを PL/I 言語で実施したが, 本章ではシミュレーションの概要, 手法が述べられ, 次章では結果, 検討が示され, 加えられる。

ただし, 以下の 4 事柄 (イ) ~ (ニ) については各々, 付録 1 ~ 4 を適宜参照されたい:

(イ) 日本語単独母音の採集方法と単独母音のパターン φ への変換方法 (付録 1)

(ロ) 日本語単独母音パターン φ から抽出される第 $l \in L$ 番目の特徴量としての測度的不変量

$$\mathfrak{F}_l(\varphi)$$

$$\equiv (f_l(H)\varphi, \varphi) / (\varphi, \varphi) \quad (3.1)$$

の構造を規定する自己共役作用素 H の決定方法 (付録 2)

(ハ) 日本語単独母音パターン φ の連想形記憶器システム MEMOTRON 内部での簡易表現としての構造モデル

$$\mathfrak{M}(\varphi)$$

$$\equiv \sum_{i \in L} X_i(\varphi) \cdot \theta_i(H) \xi \parallel \xi \parallel^{-1} \quad (3.2)$$

の構成法, 並びに構造化モデル化写像 \mathfrak{M} のもつ重要な性質 (付録 3)

(ニ) 第 $l \in L$ 番目の特徴量 $\mathfrak{F}_l(\varphi)$ を

$$X_l(\varphi) = \begin{cases} 0 & \text{if } \mathfrak{F}_l(\varphi) < e_l \\ 1 & \text{if } \mathfrak{F}_l(\varphi) \geq e_l \end{cases} \quad (3.3)$$

と 2 値化し, 第 $l \in L$ 番目の 2 値特徴量 $X_l(\varphi)$ を得る必要なしきい値 e_l の自己組織化による決定方法 (付録 4) □

詳細な論に入るにあたり, シミュレーション全容の粗筋を述べておこう。

式 (2.1) で示されるパターン系列

$$\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5, \eta_6, \eta_7, \dots \quad (3.4)$$

をその生起順序と共に記憶する一例として, 周期 $p = 5$ をもつ日本語単独母音の集合

$$\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5 \quad (3.5)$$

を繰り返し強制的にある期間 (自己組織化訓練期間) 入力し, システム方程式 (2.6) 内の荷重係数

$$a_{lk}(n; t)$$

$$l, k \in L$$

$$n = 1, 2, \dots, N \quad (3.6)$$

を式 (2.17) を従い, 自己組織化し, 別の期間 (自由再生期間) では, 記憶順序に従い式 (3.4) のパターン系列を正しく[†]想起理想するかどうか確認する。ただし, もし正しく連想しない自由再生期間がある程度続くと, 自己組織化訓練期間に切り換えるという操作を何回か繰り返すものとし, また, 適宜, 強制入力するが自己組織化訓練しない期間 (強制入力形非自己組織化訓練期間) を設け, 自由再生の機能が確保されているかどうかを確認する。

3.1 日本語単独母音 φ_m の収集

試作の音声波形記憶装置を使い, 30 個の日本語単独母音の時間波形

$$x_m(t), m = 1 \sim 30$$

を採集し, これにラプラシアン

$$-d^2/dt^2$$

を施こし, 得られた波形

$$y_m(t) = [-d^2/dt^2] x_m(t)$$

の自己相関関数

$$R_m(\tau)$$

[†] 3.7 節で説明されている最小 2 値化特徴間距離識別法で正しく再生されたかどうかを判定する。

を求め、この $R_m(\tau)$ を

$$\begin{aligned} & \varphi_m(x_1(k_1), x_2(k_2)) \\ & \equiv R_m((k_2-1) \times 32 + (k_1-1)) \end{aligned}$$

という具合に、最終的にヒルベルト空間

$$\mathfrak{H} = L_2(0, 1) \otimes L_2(0, 1)$$

の元 φ_m に変換した。 φ_m は第 $m (= 1 \sim 30)$ 番目の日本語単独母音パターンである。

5個のカテゴリ

$$\mathfrak{C}_1, \mathfrak{C}_2, \mathfrak{C}_3, \mathfrak{C}_4, \mathfrak{C}_5$$

として、各々日本語単独母音

$$/a/, /i/, /u/, /e/, /o/$$

を選んだ

第 $j \in J = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 番目のカテゴリ \mathfrak{C}_j に帰属するパターンの集合 Φ_j は次のようになっている：

$$\Phi_j = \{\varphi_{5 \times (k-1) + j} \mid k=1 \sim 6\} \quad (3.7)$$

3.2 最小自乗法による各カテゴリ \mathfrak{C}_j の代表パターン ω_j の選定

第 $j \in J$ 番目のカテゴリ \mathfrak{C}_j を典型的に代表するパターン (代表パターン) ω_j を選定するには、ノルム距離による“近さの概念”を基準にして次のように最小自乗法を用いた。

$k (= 1, 2, 3, 4, 5, 6)$ を一つ固定し、仮に、

$$\omega_j = \varphi_{5 \times (k-1) + j}, \quad j = 1 \sim 5$$

と選び、

$$\|\varphi_m - \varphi_m\|^{-1} - \sum_{n=1}^5 q_n \omega_n$$

$$\|\omega_n\|^{-1} \|^2 \rightarrow \text{MIN}$$

となるように、係数 $q_n, n = 1 \sim 5$

を求め、

$$r_n \equiv |q_n|^2 / \sum_{m=1}^5 |q_m|^2$$

として、

$\text{MAX}_{n=1 \sim 5} r_n = r_j$ を満たす最も若いカテゴリ番号 $j \in J = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ を

一つ選び、

$$\varphi \text{ belongs to category } \mathfrak{C}_j$$

と認識推断する認識手法を採用する。

このような認識手法では、30個のパターン集合

$$\Phi = \cup_{j \in J} \Phi_j = \{\varphi_m \mid m = 1 \sim 30\}$$

の内

$$k = 1, 2, 3, 4, 5, 6$$

のとき、各々、

$$15, 13, 18, 15, 12, 13$$

個正認識され、

$$k = 3 \text{ のとき最大個数 } 18 \text{ 個}$$

正認識されることがわかる。よって、結局、

$\omega_j, j = 1 \sim 5$ として、

$$\omega_j = \phi_{10+j}, \quad j = 1 \sim 5 \quad (3.8)$$

を選んだ。

3.3 正規直交系の選定

ヒルベルト空間 $L_2(0, 1)$ の完全正規直交系として、1次元 walsh 関数系

$$\{\text{wal}_n(x)\}_{n=0, 1, 2, \dots}$$

があることに注目する。関数 wal_n は n 回の零交差回数を持っている。

$$\mathfrak{H} = L_2(0, 1) \otimes L_2(0, 1)$$

完全正規直交系として、

$$\{\text{wal}_{\langle m_1, m_2 \rangle}(X_1, X_2)\}_{m_1, m_2=0, 1, 2, \dots}$$

ここに、

$$\text{wal}_{\langle m_1, m_2 \rangle}(x_1, x_2) \equiv \text{wal}_{m_1}(x_1) \cdot \text{wal}_{m_2}(x_2)$$

が選定できる。全カテゴリ集合

$$\mathfrak{C} = \{\mathfrak{C}_j \mid j \in J\}$$

ここに、 $J = \{1, 2, 3, 4, 5\}$

上の平均パターン ξ は

$$\xi \equiv \sum_{j=1}^5 p(\mathfrak{C}_j) \cdot \omega_j, \quad \|\omega_j\|^{-1}$$

ここに、 $p(\mathfrak{C}_j)$ は \mathfrak{C}_j の生起確立で

$$p(\mathfrak{C}_j) = 1/5$$

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| k | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| $m_1(k)$ | 2 | 3 | 3 | 3 | 4 | 4 | 5 | 6 | 19 | 19 | 20 | 20 | 20 | 21 | 22 |
| $m_2(k)$ | 30 | 5 | 9 | 29 | 6 | 10 | 19 | 22 | 0 | 4 | 1 | 3 | 13 | 18 | 13 |
| k | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 | 21 | 22 | 23 | 24 | 25 | | | | | |
| $m_1(k)$ | 22 | 22 | 22 | 26 | 26 | 26 | 27 | 28 | 29 | 29 | | | | | |
| $m_2(k)$ | 17 | 25 | 29 | 17 | 27 | 29 | 4 | 29 | 0 | 2 | | | | | |

Tab. 1 The subscript $u_k = \langle m_1(k), m_2(k) \rangle$ of two-dimensional walsh function $\text{wal}_{u_k}(x_1, x_2) = \text{wal}_{m_1(k)}(x_1) \cdot \text{wal}_{m_2(k)}(x_2)$, $k = 1 \sim 25$

と定義されるが、 $\xi, \text{wal}_{\langle m_1, m_2 \rangle}$ 間の内積形相関の絶対値の自乗(測度的不変量)

$$|(\xi, \text{wal}_{\langle m_1, m_2 \rangle})|^2, m_1, m_2 = 0 \sim 31$$

の値の大きい順に、 $\text{wal}_{\langle m_1, m_2 \rangle}$ を

カテゴリ総数 5 の自乗 $5^2 = 25$

個採り、その添字 $\langle m_1, m_2 \rangle$ を改めて辞書式順序に並べたものを採用する。このようにして採用された 2 次元 wal 関数

$$\text{wal}_{u_k}(x_1, x_2)$$

ここに、 $u_k \equiv \langle m_1(k), m_2(k) \rangle$

の添字 u_k が Tab. 1 に示されている。

3.4 自己共役作用素 H の決定

付録 2 の生起確立 p_r を持つパターンな ψ_r の集合 \mathcal{P} を

$$p_r = 1/30, \psi_r = \varphi_r$$

として決め、付録 2 の平均類似度法を適用し、

付録 2 の式 (A 2. 5) の自己共役作用素

$$H \cdot = \sum_{i \in L} \lambda_i (\cdot, \zeta_i) \zeta_i$$

ここに、 $L = \{1, 2, \dots, 25\}$

を決定した。その際、式 (A2.6) での正規直交系 $\{\sigma_k\}_{k=1 \sim 25}$ として、3.3 節で選定され

| l | λ_l | l | λ_l |
|-------|-------------|-----|-------------|
| 1 | 0.227 | 21 | 0.00272 |
| 2 | 0.152 | 22 | 0.00160 |
| 3 | 0.0926 | 23 | 0.00118 |
| 4 | 0.0769 | 24 | 0.000665 |
| 5 | 0.0710 | 25 | 0.000179 |
| ----- | | | |
| 6 | 0.0583 | | |
| 7 | 0.0527 | | |
| 8 | 0.0461 | | |
| 9 | 0.0369 | | |
| 10 | 0.0346 | | |
| ----- | | | |
| 11 | 0.0315 | | |
| 12 | 0.0248 | | |
| 13 | 0.0233 | | |
| 14 | 0.0204 | | |
| 15 | 0.0183 | | |
| ----- | | | |
| 16 | 0.00808 | | |
| 17 | 0.00697 | | |
| 18 | 0.00514 | | |
| 19 | 0.00386 | | |
| 20 | 0.00330 | | |

Tab. 2 The eigenvalue $\lambda_l, l = 1 \sim 25$

た wal 関数 wal_{u_k} に留意し、

$$\sigma_k = \text{wal}_{u_k}$$

としている。式 (A2. 6) での固有値 λ_l は Tab. 2 に示されている。

3.5 射影作用素 $\theta_l(H)$ の決定と第 $l \in L$ 番目の特徴量 $\mathfrak{F}_l(\varphi)$ の表現

付録 3 の 2 式 (A3.6), (A3.7) での第 $l \in L$ 番目の射影作用素 $\theta_l(H)$ は 3.4 節での H に注目し、

$$\theta_l(H) \varphi = (\varphi, \zeta_l) \zeta_l$$

と設け、非負 Borel 可測関数 $f(\lambda)$ を式 (A 3. 1 2) の如く決めたが、このとき、パターン φ から抽出される第 $l \in L$ 番目の特徴量(測度的不変量) $\mathfrak{F}_l(\varphi)$ は次の様に表わされる:

$$\begin{aligned} \mathfrak{F}_l(\varphi) &= (f_l(H)\varphi, \varphi) / (\varphi, \varphi) \\ &= \lambda_l \cdot (\theta_l(H) \varphi, \varphi) \\ &\quad / \sum_{k \in L} (\theta_k(H)\varphi, \varphi) \\ &= \lambda_l \cdot |(\varphi, \zeta_l)|^2 \\ &\quad / \sum_{k \in L} |(\varphi, \zeta_k)|^2 \end{aligned}$$

3.6 しきい値 e_l 決定

付録 4 の式 (A4.7) で与えられるパターン ω_j の 2 値化最小自乗係数 $a_l(\omega_j)$ が決定去れたが、その結果算出可能な二つのカテゴリ $\mathcal{C}_j, \mathcal{C}_k$ の代表パターン ω_j, ω_k の 2 値化最小自乗係数の組

$$\vec{a}(\omega_j) = \{a_l(\omega_j) | l \in L\}$$

$$\vec{a}(\omega_k) = \{a_l(\omega_k) | l \in L\}$$

の間の距離

$$\text{DIS}(j, k)$$

$$= \sum_{l \in L} |a_l(\omega_j) - a_l(\omega_k)|$$

を Tab. 3 に示す。

$\text{DIS}(j, k)$ は二つのカテゴリ $\mathcal{C}_j, \mathcal{C}_k$ がどの程度分離された形式で、しきい値 e_l の組

$$\vec{e} = \{e_l | l \in L\}$$

が自己組織的に決定され得るかに関係していることを付録 4 の式 (A4.8) から理解できる。

| | | | | | |
|-------|----|----|----|----|----|
| k \ j | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 1 | 0 | 15 | 15 | 11 | 18 |
| 2 | 15 | 0 | 12 | 14 | 17 |
| 3 | 15 | 12 | 0 | 16 | 13 |
| 4 | 11 | 14 | 16 | 0 | 13 |
| 5 | 18 | 17 | 13 | 13 | 0 |

Tab. 3 The distance $DIS(j, k) = \sum_{l=1}^{25} |a_l(\omega_j) - a_l(\omega_k)|$ between binarized coefficients of two typical patterns ω_j and ω_k , $j, k = 1 \sim 5$

付録4で説明されている手法で決定されたしきい値 e_l , $l = 1 \sim 25$ が Tab. 4 に示されている。

以上の6節3.1~3.6により

$$\xi, \theta_i(H), X_i(\cdot)$$

が構成され、式(2.4)で示される構造化モデル化写像

$$\mathcal{Y}(\cdot) = \sum_{i=1}^5 X_i(\cdot) \cdot \theta_i(H) \xi \|\xi\|^{-1}$$

が構成可能になった。

なお、第 $j \in J$ 番目のカテゴリ \mathcal{C}_j に帰属するパターンの集合 Φ_j (式(3.7)を参照) と、 \mathcal{C}_j 代表パターン、 $\omega_j = \varphi_{10+j}$ (式(3.2)を参照) との2値化特徴間距離は

$$\begin{aligned} \text{dis}(\varphi_{5 \times (k-1)+j}, \omega_j) \\ = \sum_{l=1}^{25} |X_l(\varphi_{5 \times (k-1)+j}) - X_l(\omega_j)| \end{aligned}$$

の和(sum of feature-distance)

$SFD(j) = \sum_{k=1}^6 \text{dis}(\varphi_{5 \times (k-1)+j}, \omega_j)$ であるが、これを計算すれば、次のようになり、

$$SFD = \sum_{j=1}^5 SFD(j) = 196$$

もわかる：

$$SFD(1) = 42, \quad SFD(2) = 40$$

$$SFD(3) = 33, \quad SFD(4) = 48$$

$$SFD(5) = 33$$

3.7 最小2値化特徴間距離識別法

Tab. 4 で与えられているしきい値 e_l , $l = 1 \sim 25$ の下で、二つのパターン φ, η 間の2値化特徴量間距離 $\text{dis}(\varphi, \eta)$ は

$$= \sum_{l=1}^{25} |X_l(\varphi) - X_l(\eta)|$$

と定義される。

| l | e_l | l | e_l |
|----|-------------|----|---------------|
| 1 | 0.0134 | 21 | 0.00000000884 |
| 2 | 0.0000118 | 22 | 0.000000121 |
| 3 | 0.000914 | 23 | 0.0000000544 |
| 4 | 0.00225 | 24 | 0.000000321 |
| 5 | 0.00124 | 25 | 0.0000000322 |
| 6 | 0.000876 | | |
| 7 | 0.000270 | | |
| 8 | 0.000782 | | |
| 9 | 0.0000862 | | |
| 10 | 0.000290 | | |
| 11 | 0.000945 | | |
| 12 | 0.0000230 | | |
| 13 | 0.00000330 | | |
| 14 | 0.000336 | | |
| 15 | 0.0000547 | | |
| 16 | 0.00000712 | | |
| 17 | 0.00000159 | | |
| 18 | 0.000000210 | | |
| 19 | 0.00000198 | | |
| 20 | 0.000000110 | | |

Tab. 4 The family $\vec{e} = \{e_l | l = 1 \sim 25\}$ of stimulus threshold values

$$\varphi = \omega_j, \quad \eta = \omega_k$$

とした

$$\text{dis}(\omega_j, \omega_k), \quad j, k = 1 \sim 5$$

を Tab. 5 に示す。

| | | | | | |
|-------|----|---|---|---|----|
| k \ j | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| 1 | 0 | 5 | 6 | 6 | 11 |
| 2 | 5 | 0 | 5 | 5 | 8 |
| 3 | 6 | 5 | 0 | 8 | 5 |
| 4 | 6 | 5 | 8 | 0 | 9 |
| 5 | 11 | 8 | 5 | 9 | 0 |

Tab. 5 The distance $\text{dis}(\omega_j, \omega_k) = \sum_{l=1}^{25} |X_l(\omega_j) - X_l(\omega_k)|$ between binarized features of two typical patterns ω_j and ω_k , $j, k = 1 \sim 5$

最小2値化特徴間距離識別法というのは次の様に定義される：

$$\text{MIN}_{k=1 \sim 5} \text{dis}(\varphi, \omega_k) = \text{dis}(\varphi, \omega_j)$$

ならば、この様な最も若いカテゴリ番号 $j \in J = \{1, 2, 3, 4, 5\}$

を選んで

φ belongs to category \mathbb{E}_j

と認識推断する。 □

この識別法で正しい識別・認識されたパターンは次の通りである。

30個のパターン φ_m , $m = 1 \sim 30$ の内、11個が正識別され、その内訳は

／ a ／： 3個 ($\varphi_6, \varphi_{11}, \varphi_{26}$)

／ i ／： 3個 ($\varphi_2, \varphi_7, \varphi_{12}$)

／ u ／： 2個 ($\varphi_{13}, \varphi_{28}$)

／ e ／： 1個 (φ_{14})

／ o ／： 2個 ($\varphi_{10}, \varphi_{15}$) □

3.8 MEMOTRONの階数Nの決定

連想形記憶器MEMOTRONが記憶すべきパターン系列は式(2.1)に示されている通り、

$$\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5, \eta_6, \eta_7, \dots$$

であり、式(2.2のごとく周期Pをもっている。このパターン系列として、カテゴリ \mathbb{E}_j の代表パターン ω_j を導入し、

$$\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_1, \omega_2, \dots$$

を採用した。周期Pは当然

$$p = 5$$

である。各 ω_j ($j = 1 \sim 5$)が不等式

$$\text{MIN}_{j,k=1 \sim 5, j \neq k} \text{dis}(\omega_j, \omega_k) \geq 5 \quad (= \text{カテゴリ総数})$$

を満たすことが望ましいが、Tab. 5によれば、この不等式は満たされていることがわかる。

MEMOTRONの動作は式(2.6)でのシステム方程式で規定されており、2式(2.8),(2.9)でのN、つまりMEMOTRONの階数Nは次のように決定された：

階数Nは何単位時間迄過去に遡ってパターンを記憶するかという数であり、

カテゴリ総数(周期)の半分より小さくない最小の整数

をNとして選び、 $N = 3$ とした □

4. シミュレーション結果, 検討

本章では、前章の設定の下で実施された連想形記憶器MEMOTRONのシミュレーションにつき、その結果が述べられ、その検討がなされる。

4.1 自己組織化期間, 強制入力期間, 自由再生期間

シミュレーションの全期間は時間変数tが $1 \leq t \leq 300$

を満たす間であり、この全期間は

自己組織化期間, 強制入力期間, 自由再生期間

の3種類の期間から成り立っており、各期間の割合は次の通りである。

(a) 自己組織化(訓練)期間の割合

$$120/300 = 0.40$$

(b) 強制入力(形非自己組織化訓練)期間の割合 $44/300 = 0.15$

(c) 自由再生期間の割合

$$(300 - 120 - 44) / 300 = 136/300 = 0.45$$

(c-1) 自由再生期間の内正しく自由再生した期間の割合 $65/136 = 0.48$

なお、(a)の自己組織化訓練期間は具体的には次の4個の期間 $T_1 \sim T_4$ である：

$$(a-1) \quad T_1 \equiv \{t \mid 1 \leq t \leq 30\}$$

$$MA_1 = \text{MAX}_{t \in T_1} \text{error}(t) = 110$$

$$MI_1 = \text{MIN}_{t \in T_1} \text{error}(t) = 8$$

$$ME_1 = [\sum_{t \in T_1} \text{error}(t)] / 30 = 599/30 \approx 20$$

$$(a-2) \quad T_2 \equiv \{t \mid 61 \leq t \leq 90\}$$

$$MA_2 = \text{MAX}_{t \in T_2} \text{error}(t) = 32$$

$$MI_2 = \text{MIN}_{t \in T_2} \text{error}(t) = 4$$

$$ME_2 = [\sum_{t \in T_2} \text{error}(t)] / 30 = 254/30 \approx 9$$

$$(a-3) \quad T_3 \equiv \{t \mid 151 \leq t \leq 180\}$$

$$MA_3 = \text{MAX}_{t \in T_3} \text{error}(t) = 22$$

$$MI_3 = \min_{t \in T_3} \text{error}(t) = 3$$

$$ME_3 = [\sum_{t \in T_3} \text{error}(t)] / 30 = 171/30 \doteq 6$$

$$(a-4) \quad T_4 \equiv \{t \mid 24 \leq t \leq 270\}$$

$$MA_4 = MA_{t \in T_4} \text{error}(t) = 25$$

$$MI_4 = \min_{t \in T_4} \text{error}(t) = 2$$

$$ME_4 = [\sum_{t \in T_4} \text{error}(t)] / 30 = 170/30 \doteq 6$$

4.2 想起能力に関する結果, 検討

前節4.1ではシミュレーション結果を一部述べたが, 本節では更に詳細に結果を述べ, 検討を加えよう。

$$(1) \quad ME_1 > ME_2 > ME_3 > ME_4$$

即ち, 後者の自己組織化期間の方が前者の自己組織化期間より次第に少なくとも, 式(2.22)で定義される一周期分の連想誤差 $\text{error}(t)$ の平均値 ME が小さくなっている。

(2) T_1, T_2, T_3 の自己組織化期間で, つまり, 18 (=90/5) 周期分の訓練が終る $t = 180$ でほぼ自己組織化が完了しており, これ以上自己組織化期間を設けてもその効果が期待できないことは

$$ME_3 \doteq ME_4$$

と, T_3, T_4 の両期間で一周期分の連想誤差の平均値 ME がほぼ同一ということからわかる。

(3) 各自己組織化期間 T_j の最初の一周期期間で, 一周期分の連想誤差 $\text{error}(t)$ が急速に減少してしまう。例えば, T_1 期間では

$$\begin{aligned} \text{error}(1) &= 110 > \text{error}(2) = 92 \\ &> \text{error}(3) = 73 > \text{error}(4) = 46 \\ &> \text{error}(5) = 21 > ME_1 > \text{error}(6) = 18 \end{aligned}$$

となっている。

(4) 自由再生が続くと連想誤差が式(2.9)の中に集積し, 次第に正しく自由再生しなくなり[†], 特に, 自由再生が一周期以上続くと,

[†] これはヒトの記憶の働きにおける忘却に対応していると考えられ, このため, 時々正しいパターンを入力してやる必要がある。この種の役割をもつ期間が強制入力(形非自己組織化訓練)期間である。

^{††} この(7)~(10)の4事実は MEMOTRON のシステム方程式(2.6)がほぼ期待通り機能していることを表わしていると考えられる。

殆んど正しく自由再生しないことがわかった。

(5) 各自己組織化期間 T_j 直後の自由再生の一時点 t では, その自己組織化期間の $\text{error}(t)$ の最小値 MI と同じ $\text{error}(t)$ が得られることがわかった。例えば, T_1 期間では $MI_1 = 8 \geq \text{error}(31) = 8$
 T_2 期間では $MI_2 = 4 \geq \text{error}(91) = 4$
 T_3 期間では $MI_3 = 3 \geq \text{error}(181) = 3$
 T_4 期間では $MI_4 = 2 \geq \text{error}(271) = 2$

(6) 前章2.3節での完全収束条件(2.21)式は $t \leq 300$ では満たされなかった。

概収束条件(2.27)式について検討しよう。

N (システム階数), p (周期), $\min_{j,k \in J, j \neq k} \text{dis}(\omega_j, \omega_k)$ (カテゴリ間2値化特徴間距離の最小値)は各々,

$$3, 5, 5 \quad (\text{Tab. 5を参照})$$

なので, 式(2.28)の E は

$$E = [5 \times 5] \times 3/5 = 15$$

である。不等式

$$\text{error}(t) < E$$

を満たす t の集まりとしての自由再生期間 T では誤まった想起出力が得られる場合が少ないことがわかった。この事実は不等式(2.27)に基づいて自己組織化期間が終了しているかどうかを決めてよいことを意味する。

(7)[†] システムの階数 N は3であるが, 自己組織化期間直後の $N+1$ (=4) 個の時点から成る期間内では正しく自由再生することは例えば, Fig. 1をみてわかる。

(8)^{††} 一時点のみでの強制入力の直後では殆んど正しく自由再生しない。

(9)^{††} 2時点にわたって連続的に強制入力すると, その直後の半周期分位の期間内では正しく自由再生する。

(10)^{††} 3 (=システムの階数 N) 時点にわたって連続的に強制入力すると, その直後の

一周期分位の期間では正しく自由再生する
 ことは Fig.2 からわかる。

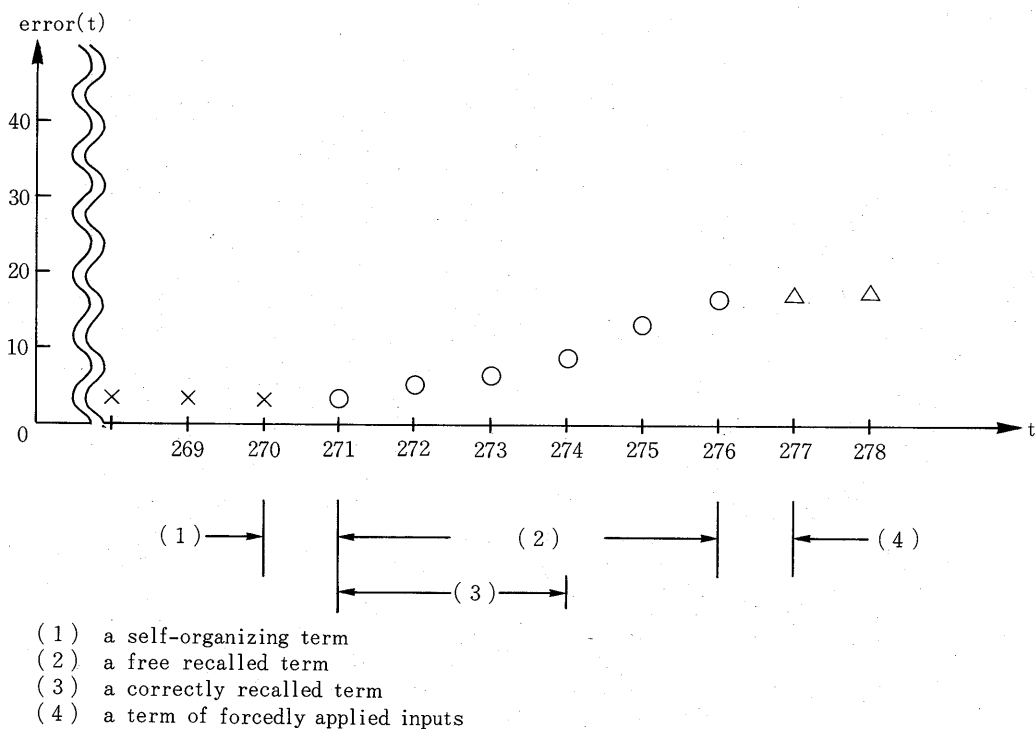


Fig.1 A free recall immediately after a self-organizing term, where error(t) is the association-error at time t all through the past period

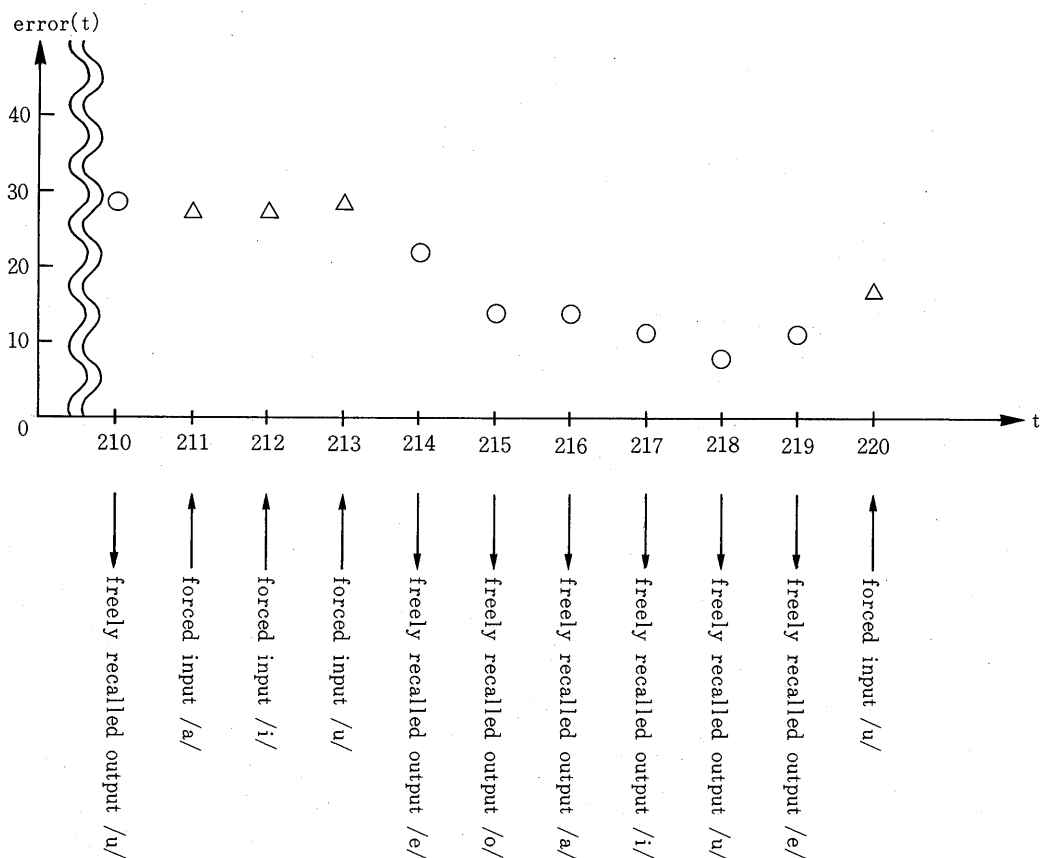


Fig.2 An example of correctly freely-recalled /e/→/o/→/a/→/i/→/u/→/e/ that is a pattern-sequence of periodical isolated Japanese vowels, where error(t) is the association-error at time t all through the past period

5. むすび

パターン φ に関し

2 値特徴抽出過程: $\varphi \rightarrow X_i(\varphi), i \in L$

構造再生過程: $\varphi \rightarrow \mathcal{Y}(\varphi)$

などを陽に含んだ形で、システム方程式(2.6)でその動作が記述される新しい連想形記憶器 MEMOTRON に関し、

自己組織化、自由再生、強制入力後の自由再生

の計算機シミュレーションを行ない[†]、その結果を簡略的に述べ、その検討を行なった。

システム階数 N は次の意味をもつことが判明したことが本シミュレーションの主な収穫であった: 自己組織化は約 18 周期でほぼ完了し、自己組織化直後においては、 $N+1$ 個の時点において正しく自由再生する。また、 N 個の時点にわたって連続的に強制入力した直後においては、一周期分位の期間にわたり正しく自由再生することがわかった。

更に、不等式(2.27)が満たされているという意味で概収束条件が成立している期間では正しく自由再生する傾向が強いことも判明した。ただ、自由再生期間の内約半分弱の期間しか正しく自由再生しなかったので案外期待外れであったが、この正しい自由再生期間は $1/5$ (5 はカテゴリ総数であることに注意) より大なので、そんなに落胆すべきことではないかも知れない。

文 献

- (1) 鈴木昇一: 連想形記憶器内荷重関数の最小自乗法、自己組織化法による決定、情報研究, 5, 16-28, 1984-12
- (2) 鈴木昇一: 線形連想形記憶器内の荷重係数の解析的決定、電子通信学会技術研究報告 [パターン

認識と学習], 80, 77, PRL80-18, 9-16, 1980-07

- (3) 鈴木昇一: 新しい連想形記憶システム、電子通信学会技術研究報告 [パターン認識と学習], 81, 20, PRL81-5, 33-40, 1981-05
- (4) 鈴木昇一: 心理状態を内部に持つ新しい自己想起システム MEMOTRON、電子通信学会技術研究報告 [パターン認識と学習], 81, 166, PRL81-53, 33-40, 1981-11
- (5) 鈴木昇一, 大槻膳樹: カテゴリ間の親近性の決定方法 (日本語単母音の場合)、情報処理学会第 22 回 (昭和 56 年前期) 全国大会講演論文集, p. 631, 1981-03
- (6) 鈴木昇一: パターン認識における構造化モデルの 4 性質とその応用、電子通信学会論文誌 (D), 60-D, 9, 710-717, 1977-09
- (7) 鈴木昇一: 測度的不変量検出形認識系の構成理論、電子通信学会論文誌 (D), 55-D, 8, 531-538, 1972-08
- (8) 鈴木昇一: 認識工学 (上)、柏書房, 1975
- (9) 鈴木昇一: 情報の量子論と平均類似度を保持するあるいは単調的に変換する作用素、情報研究, 3, 11-26, 1982-12
- (10) 鈴木昇一: パターン情報処理における構造化パターン、最良類似構造化パターンと簡約構造化モデル、情報研究, 2, 13-31, 1981-12

付録 1 (30 個の日本語単独母音波形の収集⁽⁹⁾)

マイク入力・スピーカ出力形式のマイコン制御形音声波形記憶装置を 3 条件

最小変換周期 $45\mu\text{s}$, 再現最大周波数 11.1KHz, 符号なし 12bit の AD 変換分解能の下で試作した。この装置によって、

標本化周期 $125\mu\text{s}$ (再現最大周波数 4KHz) なる条件下で、各々カテゴリ

$$\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2, \mathcal{C}_3, \mathcal{C}_4, \mathcal{C}_5 \quad (\text{A1.1})$$

と名付けた各日本語単独母音

$$/a/, /i/, /u/, /e/, /o/ \quad (\text{A1.2})$$

[†] 理論は発表済⁽¹⁾であり、本論文は文献(3)にも述べられているものと一部重複する。

の波形

$$x_m(t), t=0, 1, 2, \dots, 1023 \quad (\text{A1.3})$$

を6人分(芝浦工業大学通信工学科昭和54年度卒論学生), 計30個($m=1\sim 30$)を採集した。各 $x_m(t)$ は, 継続時間として, 約 $125\mu\text{s}\times 1024\text{個}=128\text{ms}$ (A1.4)

を持つ標本化波形である。なお, 採集の際, 発声時刻, 発声時刻から記録開始までの時間, 唇とマイクとの間距離, 発声強度, 周囲環境などについては, 発声者に全く指示を与えなかった。

第 k 番目の発声者から得られた5個の単独母音波形 $/a/$, $/i/$, $/u/$, $/e/$, $/o/$ は順に

$$x_{5\times(k-1)+j}(t) \quad (\text{A1.5})$$

であるごとく, 番号づけられた。

ある時間区間内の音声波形 $x(t)$ の, 凸から凹への, あるいはその逆への変化回数

は
 $y(t) \equiv - (d^2/dt^2) x(t)$ (A1.6)
 の零点の総数であることに注目して, $x_m(t)$ は $x_m(t)$ の2次導関数に -1 を乗じた $y_m(t)$ に変換され, 更に, $y_m(t)$ の自己相関関数

$$R_m(\tau) \equiv \sum_{t=0}^{1023-\tau} [y_m(t) - \bar{y}_m] \cdot [y_m(t+\tau) - \bar{y}_m], \tau=0, 1, \dots, 1023$$

ここに,

$$\bar{y}_m \equiv \sum_{t=0}^{1023} y_m(t) / 1024 \quad (\text{A1.7})$$

へと変換された。最終的に, 相関関数 $R_m(\tau)$ は, 単位面積の平面領域

$$[0, 1] \otimes [0, 1], \\ \equiv \{ \langle x_1, x_2 \rangle \mid 0 \leq x_j \leq 1, j=1,2 \}$$

での関数

$$\varphi_m(x_1(k_1), x_2(k_2)) \\ = R_m((k_2-1)\times 32 + (k_1-1)),$$

ここに,

$$x_j(k_j) \equiv (n_j-1) \times (1/32) + (1/64) \\ = (2n_j-1)/64, n_j=1\sim 32 \quad (\text{A1.8})$$

へと変換された。

各日本語単独母音波形パターン $\varphi_m(x_1, x_2)$

は内積, ノルムを各々

$$(\varphi, \eta) \\ = \int_0^1 dx_1 \int_0^1 dx_2 \varphi(x_1, x_2) \cdot \overline{\eta(x_1, x_2)}, \\ \|\varphi\| = \sqrt{(\varphi, \varphi)}, \quad \overline{\eta} \text{は } \eta \text{の複素共役} \quad (\text{A1.9})$$

とする可分な Hilbert 空間

$$\mathfrak{H} = L_2(0, 1) \otimes L_2(0, 1)$$

の要素であるとみなされる。内積 (φ, η) の近似式として

$$(\varphi, \eta) \\ = (1/32)^2 \cdot \sum_{k_1=1}^{32} \sum_{k_2=1}^{32} \varphi(x_1(k_1), x_2(k_2)) \\ \cdot \eta(x_1(k_1), x_2(k_2)) \quad (\text{A1.10})$$

を採用した。

なお, 第 $j \in J = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 番目のカテゴリ \mathfrak{C}_j に帰属するパターンの集合を Φ_j と表わせば,

$$\Phi_j = \{ \varphi_{5\times(k-1)+j} \mid k=1\sim 6 \} \quad (\text{A1.11})$$

である。

付録2 (平均類似度法^{(7),(8),(9)})

生起確率 p_r を持つパターン $\psi_r \in \mathfrak{H}$ の集合

$$\Psi = \{ [\psi_r, p_r] \mid \sup_{r \in R} \|\psi_r\| < \infty, \\ 0 \leq p_r, \sum_{r \in R} p_r = 1, r \in R \} \quad (\text{A2.1})$$

と, ある一つのパターン φ との間の平均類似度 (Average Similarity Measure) ASM

$$(\Psi, \varphi) \text{は} \\ \text{ASM}(\Psi, \varphi) \\ \equiv \sum_{r \in R} p_r \cdot |(\varphi \parallel \varphi \parallel^{-1}, \psi_r \parallel \psi_r \parallel^{-1})|^2 \quad (\text{A2.2})$$

と定義される。ここに, (\cdot, \cdot) , $\|\cdot\|$ は各々, Hilbert 空間 \mathfrak{H} で規定されている内積, ノル

ムである。

$$\text{ASM}(\Psi, \varphi) = (H\varphi, \varphi) / (\varphi, \varphi) \quad (\text{A2.3})$$

を満たす作用素Hが有界正值自己共役作用素として存在することが知られている。ここに

$$(H\varphi, \varphi) / (\varphi, \varphi) \quad (\text{A2.4})$$

は自己共役作用素Hと Hilbert 空間 \mathfrak{H} の要素 φ との規定する測度的不変量である。

有界正值自己共役作用素Hは

$$H\varphi = \sum_{n=1}^{\infty} \lambda_n (\varphi, \xi_n) \xi_n \quad (\text{A2.5})$$

とスペクトル表現される。 ξ_n は固有値 λ_n に属するノルム規格化固有ベクトルである。

$$\forall n, \lambda_n \geq 0$$

が成立しており、 $\{\xi_n\}_{n=1, 2, \dots}$ は \mathfrak{H} での完全正規直交系である。

鈴木 of 提唱した平均類似度法によれば、固有値 λ_n 、固有ベクトル ξ_n は

$$\lambda_n = \mu_n, \xi_n = \sum_{k=1}^{\infty} x_{nk} \sigma_k \quad (\text{A2.6})$$

と与えられる。ここに、 $\{\sigma_k\}$ は \mathfrak{H} での任意の完全正規直交系であり†,

$$\begin{aligned} b_{jk} &= \sum_{r \in R} p_r (\varphi, \sigma_j) \cdot (\psi_r, \sigma_j) \cdot (\overline{\psi_r}, \overline{\sigma_k}) \\ &= \sum_{s=1}^{\infty} |(\psi_r, \sigma_s)|^2 \end{aligned} \quad (\text{A2.7})$$

を第j行第k列の要素とする行列

$$B = (b_{jk}) \quad (\text{A2.8})$$

の固有値、ノルム規格化固有ベクトルが各々

$$\mu_n, \vec{x}_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots)^t \quad (\text{A2.9})$$

であるとしている。—, tは各々、複素共役、転置を意味する記号である。固有値 μ_n 、固有ベクトル \vec{x}_n については

$$\mu_n \geq 0, \sum_{k=1}^{\infty} |x_{nk}|^2 = 1, B \vec{x}_n = \mu_n \vec{x}_n \quad (\text{A2.10})$$

が成立している。

付録3 (構造モデル⁽⁹⁾の構成)

処理対象なるパターン φ は、カナゴリの有限集合

$$\mathfrak{C} = \{\mathfrak{C}_j \mid j \in J\} \quad (\text{A3.1})$$

のいずれかの要素(例えば、第j \in J番目のカテゴリ \mathfrak{C}_j)に帰属しているとする。本シミュレーションでは、5個のカテゴリ $\mathfrak{C}_1, \mathfrak{C}_2, \mathfrak{C}_3, \mathfrak{C}_4, \mathfrak{C}_5$ を考えており、各々、日本語単独母音/a/, /i/, /u/, /e/, /o/である。 \mathfrak{C}_j の生起確率を $p(\mathfrak{C}_j)$ とすれば

$$0 < p(\mathfrak{C}_j), \sum_{j \in J} p(\mathfrak{C}_j) = 1 \quad (\text{A3.2})$$

が成り立っている。 \mathfrak{C}_j の持つ諸性質を典型的に代表しているパターンを

$$\omega_j \in \mathfrak{H} \quad (\text{A3.3})$$

と選び、 \mathfrak{C}_j の代表パターンという。ここに、 \mathfrak{H} は付録1の式(A1.9)で示されている内積、ノルムを持つ可分な Hilbert 空間である。

本シミュレーションでは

$$p(\mathfrak{C}_j) = 1/5, \omega_j = \varphi_{10+j}, j = 1 \sim 5 \quad (\text{A3.4})$$

と選んでいる。 φ_m は付録1の式(A1.8)で与えられている第m(=1~30)番目のパターンである。

$$\xi = \sum_{j \in J} p(\mathfrak{C}_j) \cdot \omega_j \|\omega_j\|^{-1} \quad (\text{A3.5})$$

を、 \mathfrak{H} 上の平均化パターンという。

ある一つの自己共役作用素Hを選び(付録2の式(A2.5)), Hの関数としての射影作用素 $\theta_l(H)$ の系

$$\vec{\theta}(H) = \{\theta_l(H) \mid l \in L\}$$

ここに、

$$\theta_l(H) \neq O \text{ (零作用素)}, \neq I \text{ (恒等作用素)} \quad (\text{A3.6})$$

を導入する。各射影作用素 $\theta_l(H)$ は

$$\theta_k(H) \cdot \theta_l(H) = O \text{ (} k \neq l \text{)} \quad (\text{直交性})$$

$$\sum_{l \in L} \theta_l(H) = I \text{ (Iの射影分解)} \quad (\text{A3.7})$$

を満たしているように、選ばれているとする。

本シミュレーションでは、付録2の平均類似度法で求められた自己共役作用素Hの規格化固有ベクトル ξ_n を用い、

† 計算機シミュレーションでは、 $\{\sigma_k\}$ として、2次元 Walsh 関数系を選んだ。

$\theta_i(H) \varphi = (\varphi, \xi_i) \xi_i$ (A3. 8)
と選んでいる。また、集合Lはカテゴリ総数が5であることに注目し、

$$L = \{1, 2, \dots, 25\} \quad (\text{A3. 9})$$

と選んでいる。

実変数 λ の Borel 可測関数

$$f(\lambda) \geq 0, \quad \forall \lambda \in \sigma(H) \quad (H \text{ のスペクトル系}) \quad (\text{A3. 10})$$

を選び、Hの関数としての正值自己共役作用素 $f(H)$ を考える。 $f(H)$ の定義域

$$\begin{aligned} \mathfrak{D}(f(H)) \\ \equiv \{ \varphi \mid \| f(H) \varphi \| < \infty, \varphi \in \mathfrak{H} \} \end{aligned} \quad (\text{A3. 11})$$

を導入し、以後、これを \mathfrak{D} と書こう。

本シミュレーションでの、式 (A2. 5) で与えられるHはそれ自体、正值自己共役作用素なので、次の様に $f(\lambda)$ を選んだ。

$$f(\lambda) = \lambda \quad (\text{A3. 12})$$

正值自己共役作用素 $f(H)$ 、射影作用素 $\theta_i(H)$ を用いた正值自己共役作用素

$$f_i(H) \equiv f(H) \cdot \theta_i(H) \quad (\text{A3. 13})$$

を定義し、測度的不変量⁽⁷⁾としての、パターン φ から抽出される第 $i \in L$ 番目の特徴量

$$\begin{aligned} \mathfrak{F}_i(\varphi) \\ \equiv (f_i(H) \varphi, \varphi) / (\varphi, \varphi) \end{aligned} \quad (\text{A3. 14})$$

が導入される。

第 $j \in J$ 番目のカテゴリ \mathcal{C}_j の代表パターン ω_j を $\omega_j \in \mathfrak{D}$ であるように選んでおくと、式 (A3. 5) の平均化パターン ξ は

$$\xi \in \mathfrak{D} \quad (\text{A3. 15})$$

を満たす。ここで、 $\theta_i(H)$ 、 ξ に関し

$$\forall i \in L, \theta_i(H) \xi \neq 0 \quad (\text{A3. 16})$$

の成立も要請しておく。

今、付録4に説明する考え方で、不等式 $0 < e_i \leq \mathfrak{F}_i(\xi \| \xi \|^{-1})$ (A3. 17) を満たす一つの正定数 e_i を選んでおく。

第2章で導入された関数 $\text{sgn}(u)$ を用い、 e_i をしきい値として、

$$X_i(\varphi) \equiv \text{sgn}(\mathfrak{F}_i(\varphi) - e_i)$$

$$(\text{A3. 18})$$

を定義する。 $X_i(\varphi)$ はパターン φ から抽出される第 $i \in L$ 番目の2値化特徴量と呼ばれる。

次の定理 A3. 1 は、第 (A3. 21) で与えられるパターン η の、第 $i \in L$ 番目の2値化特徴量 $X_i(\eta)$ は η 内の第 $i \in L$ 番目の素パターン $\theta_i(H) \xi \| \xi \|^{-1}$ (A3. 19) の係数 a_i であることを指摘している。

[定理 A3. 1]⁽⁸⁾ (2値特徴量定理)

3条件 (A3. 15), (A3. 16), (A3. 17) の下で、

$$\forall i \in L, a_i = 0 \text{ or } 1 \quad (\text{A3. 20})$$

であるとすれば、パターン

$$\eta \equiv \sum_{i \in L} a_i \cdot \theta_i(H) \xi \| \xi \|^{-1} \quad (\text{A3. 21})$$

に関し、 $\eta \in \mathfrak{D}$ かつ

$$\forall i \in L, X_i(\eta) = a_i. \quad \square$$

[定理 A3. 2]⁽⁹⁾ (構造モデル定理)

3条件 (A3. 15), (A3. 16), (A3. 17) の下で、

$$\begin{aligned} \mathfrak{Y}(\varphi) \\ \equiv \sum_{i \in L} X_i(\varphi) \cdot \theta_i(H) \xi \| \xi \|^{-1} \end{aligned}$$

に関し、

$$\begin{aligned} \forall \varphi \in \mathfrak{D}, \forall i \in L \\ X_i(\mathfrak{Y}(\varphi)) = X_i(\varphi) \end{aligned}$$

が成立し、構造化写像

$$\mathfrak{Y}(\cdot) : \mathfrak{D} \rightarrow \mathfrak{D}$$

の中等性

$$\forall \varphi \in \mathfrak{D}, \mathfrak{Y}(\mathfrak{Y}(\varphi)) = \mathfrak{Y}(\varphi) \in \mathfrak{D}$$

が成り立つ。 \square

付録4 (しきい値 e_i の決定法⁽¹⁰⁾)

本付録3での、不等式 (A3. 17) を満たすしきい値 e_i は、パターン φ から抽出された特徴量 $\mathfrak{F}_i(\varphi)$ を2値化するとき用いられ、その結果、式 (A3. 18) で定義される2値特徴量 $X_i(\varphi)$ が得られる。

本付録4では、この刺激しきい値 e_i の組 $\vec{e} = \{e_i \mid i \in L\}$ (A4. 1)

の自己組織化的決定法が説明される。

カテゴリ \mathcal{C}_j に帰属することが判明している標本パターン φ の有限集合 Φ_j は付録1の式(A1.11)に示されている。

$$\Phi_j \text{同志は互いに素であり,} \quad (\text{A4. 2})$$

$$\Phi_j \cap \Phi_k = \phi \quad (\text{空集合}) \quad (j \neq k)$$

を満たしている。 Φ_j の和集合

$$\Phi = \cup_{j \in J} \Phi_j \quad (\text{A4. 2})$$

を考えると,

$$\forall j \in J = \{1, 2, 3, 4, 5\}, \#(\Phi_j) / \#(\Phi) = p(\mathcal{C}_j) \quad (\text{A4. 4})$$

が成立している。 $\#(\Phi_j)$, $\#(\Phi)$ は各々, 集合 Φ_j , Φ に含まれる要素の総数であり, $p(\mathcal{C}_j)$ は第 $j \in J$ 番目のカテゴリ \mathcal{C}_j の生起確率である。

$$\| \sum_{i \in L} \theta_i(\mathbf{H}) \varphi \| \varphi \|^{-1} - \sum_{i \in L} a_i \cdot \theta_i(\mathbf{H}) \xi \| \xi \|^{-1} \rightarrow \text{MIN}$$

$$\text{ここに, } a_i = 0 \text{ or } 1 \quad (\text{A4. 5})$$

を満たすように選ばれた2値量 a_i の組

$$\vec{a} = \{a_i | i \in L\} \quad (\text{A4. 6})$$

を考え, この a_i を φ の2値化最小自乗係数と呼び, $a_i(\varphi)$ と書けば,

$$a_i(\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\theta_i(\mathbf{H})[\varphi \| \varphi - \xi \| \xi \|^{-1}]\|^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{A4. 7})$$

であることが示される¹⁰⁾。

しきい値 e_i の組

$$\vec{e} = \{e_i | i \in L\}$$

は, 不等式(A3.17)を必ず満たすように, 然も, 可能な限り

$$\text{sgn}(\mathcal{F}_l(\varphi) - e_i) = a_i \quad (\omega_j) \quad (\text{A4. 8})$$

が \mathcal{C}_j の代表パターン ω_j と同じカテゴリに帰属するパターン $\varphi \in \Phi_j$ に対し成立するように, 標本パターン集合 $\Phi = \cup_{j \in J} \Phi_j$ にわたって自己組織化するアルゴリズム¹⁰⁾を用いて決定された。□

情報研究第7号に掲載された「連想形記憶器 MEMOTRON と日本語母音系列の再生に関する計算機シミュレーション」における誤りを下記正誤表によって訂正いたします。

正 誤 表

| 場 所 | 誤 | 正 |
|--------------|--|---|
| 17頁左上から6行目 | $X_{11}(\varphi)$ | $X_1(\varphi)$ |
| 21頁左下から14行目 | 周期P | 周期P |
| 25頁左上から12行目 | システム階数Nは | システム階数(=3)は |
| 25頁左上から14行目 | 約18周期で | 約18(=6N)周期で |
| 28頁右下から15行目 | $\forall \varphi \in \mathcal{D}$ | $\forall \varphi \in \mathcal{D}$ |
| 28頁右下から10行目 | $\epsilon \in \mathcal{D}$ | $\epsilon \in \mathcal{D}$ |
| 29頁左上から8行目 | $\cup_j \in J$ | $\cup_j \epsilon_j$ |
| 29頁右上から4,5行目 | $\ \theta_i(\mathbf{H})[\varphi \ \varphi - \xi \ \xi \ ^{-1}]\ ^2$ (A4.7) | $\ \theta_i(\mathbf{H})[\varphi \ \varphi - \xi \ \xi \ ^{-1} - \xi \ \xi \ ^{-1}]\ ^2$ (A4.7) |
| 29頁右上から9行目 | $\vec{e} = \{e_i i \in L\}$ | $\vec{e} = \{e_i i \in L\}$ |
| 29頁右上から12行目 | $\mathcal{F}_i(\varphi)$ | $\mathcal{F}_i(\varphi)$ |