

# 変動エントロピーによる有声破裂音の順序付けと、 その計算機シミュレーション

鈴木 昇一, 前田 英明

## A Total Ordering of Voiced Affricates by Making Use of a Variation Entropy and its Computer Simulation

Shoichi Suzuki and Hideaki Maeda

### あらまし

1つのカテゴリに帰属するパターンはその帰属するカテゴリを保存したまま、どの程度の変形に耐えられるであろうか？ 最小距離分類器、最大相関分類器、不動点探索形構造受精多段階帰納推理の働きでパターン認識を行うシステム RECOGNITRON などでは、典型としての代表パターンを中心とした緩やかなカテゴリを想定している。第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピー  $VEp(j)$ 、その他の付随量などを予め、求めておくと、各種パターン認識の働きが正常に機能したかどうかを検討できる。

本計算機シミュレーションでは、9個の有声破裂音 /ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/ の波形パターン  $\varphi$  を変換して得られる2値化パターンモデル  $T\varphi$  を用い、その変形の程度を計量できる変動エントロピー  $VEp(j)$  などが求められる。9個の有声破裂音が各  $VEp(j)$  の大小関係でほぼ意味ある順序に並ぶなどの事実が本シミュレーションで得られている。

### キーワード

有声破裂音    変動エントロピー    2値化パターンモデル    全順序  
再帰領域方程式    不動点探索形認識

### Abstract

Something in the shape of a pattern which is not as it should be is problematic. How much an amount of deformation can the pattern permit a recognition system in question that preserves its category to which it belongs? A gentle definition of each category having a prototypical pattern as a centroid must be adopted in a minimum-distance classifier, a maximum-correlation classifier, a nearest neighbor classifier and a multi-stage inductive-inference recognition-system RECOGNITRON using structural-fertilization transformations

of fixed-point searching type. By making use of a variation entropy  $VEp(j)$  of the  $j$ -th category  $\mathcal{C}_j$  and so on suggested here, we can estimate whether or not a performance of these recognitions was satisfactory.  $VEp(j)$  is an index of an allowable amount of within-category deformation of patterns belonging to  $\mathcal{C}_j$ .

We adopt nine voiced affricates (/ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/) as a whole set of categories, and compute a corresponding two-valued pattern-model  $T\varphi$  of the input speech-sound pattern  $\varphi$  by the use of personal computer Macintosh IIcx. For example, a result of its computer simulation indicates that nine voiced affricates have a meaningful total ordering according to variation entropies.

**Key words :** voiced affricates    variation entropy    two-valued pattern-model    total ordering  
reflective domain equation    recognition of fixed-point searching type

## 1. まえがき

変動エントロピーという概念は先ず、文献 [3], [4] で文字パターンの変形について提案され、S.Suzukiによって、パターンから抽出された非負実数値特徴量の組の集合についての変動エントロピーに一般化されている (文献 [2] の第14章)。文献 [3], [4] の変動エントロピーは、方向線素パターンに対し適用され、方向線素変動エントロピーも提案されている [33]。

モデル  $T\varphi$  を見たり聞いたりしたならば、原パターン  $\varphi$  と同じに見えたり、同じに聞こえたりすることだと解釈可能なモデル構成作用素  $T$  は少なくとも、axiom 1 [13] を満たすべきであると、S.Suzukiは主張している [5] ~ [12]。このような写像  $T$  の典型的なものは、本研究で学習で決定される各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の代表パターン  $\omega_j$  の集まり  $\Omega$  を用いて構成される (文献 [8] の定理A1.2, その系1, 定理7.3を参照)。

本論文では、エントロピー (平均情報量)、クロスエントロピーの観点から設定された認識の働きの善し悪しを検討する場面に役立つ変動エントロピー  $VEp$  が提案され、その計算機シミュレーション結果が説明される。

本論文では、有声破裂音パターン  $\varphi$  のパターンモデル  $T\varphi$  を求め、有声破裂音のパターン集合について、その変動エントロピーを計算機シミュレーションで求める。パターンモデルに対し適用したこと、並びに、音声に対し適用したことが本研究の新規性であり、変動エントロピーが有声破裂音の順序付けに役立つ可能性を計算機シミュレーション結果で示したことが本研究の有効性であろう。

**通信の数学的理論** (a mathematical theory of communication) と称して、Claude E.Shannon が1948年、Bell System Technical Journalに発表した論文で採用されている命題

或る系の**秩序** (order) はこの系を表現するのに必要

な**情報量** (amount of information) に等しい

(1.1)

は、現在にいたっても生き生きとした“情報処理原理”である。

情報を運んでいるもの (carriers of information) の離散的な表現 (discrete representation) を可能にする**シンボル** (symbol) の**系列**の、意味に関する側面を無視した通信の手段を取り扱っているのがShannonの情報理論 (information theory) である。一方、S.Suzukiが1984年以來発表し続けている**パターン認識の数学的理論** [5] ~ [8], [13] では、情報を運んでいるものが、変形を全く許さない“シンボル系列”と対比される“意味を失わない程度の変形が存在する**パターン**

(pattern)”の場合であり、パターンの意味に関する側面をも考慮した認識の働きを取り扱おうとしている。

S.Suzukiのパターン認識の数学的理論(SS理論)では、SS公理系(axiom 1~axiom 4) [7]の下で、認識システム RECOGNITRON が処理の対象とする問題のパターン $\varphi$ に関し持つカテゴリ帰属知識が直交分解されることが証明され(SS分解)、不動点探索形多段階構造受精帰納推理の働きによるパターン認識の働きがどの程度、収束しているかの指標としての、カテゴリ帰属知識のポテンシャル(SSポテンシャル)が提案され、システム RECOGNITRON が任意の従来の認識の働きを単認識段階でシミュレート可能なことが証明されている。

このSS理論では、

“獲得された情報量” = “解消された不確定さ” (1.2)

という“シャノン情報理論の基本思想”に従い、認識情報量(1個のパターンを処理したパターン認識システムが獲得する認識エントロピー; recognition entropy)が提案・計算機シミュレーションされ [13], [12]、Kolmogorovの大数の強法則を適用して、多数のパターンの、システムによる認識処理に伴うパターン情報処理量定理が提出されている [8]。

パターン(pattern)  $\varphi$ とは、ヒトの顔画像、ヒトの発した音響波形、言語音声、会話音声、ヒトの描いた文字形、印刷文字形、文書内文章列、静止画像、動画像、幾何学的形状などの総称である。ある程度の変形が許され、冗長性(redundancy)がある情報の表現である。

数理科学(mathematical science)の対象と出来るように、S.Suzukiは予め、パターンと判明しているパターン集合(基本領域; basic domain)  $\Phi_B$ を想定し、認識の働きと関連付けて、このような類のパターンの再帰的定義(recursive definition)が可能なことを初めて明らかにし、再帰領域方程式(reflective domain equation)の解としての“処理の対象とする問題のパターン $\varphi$ の集合 $\Phi(\cap \Phi_B)$ ”が構成的であることを指摘した [7], [13]。

パターン $\varphi$ に対する認識の働き(recognition) [5], [19]とは、

- ①正規化(normalization; パターン整形化を目的とした事前処理)
- ②特徴抽出(feature-extraction; 識別に役立つ示唆的(distinctive)量としての特徴量を求めること)
- ③識別(classification; パターンの表す類概念を決定すること)

なる3つの働きを連動した処理の総称である。

パターン認識技術は当初、人工知能技術の1分野と考えられていたが、その後、記号処理を主目的とする知能工学(intelligence engineering) [32]から離反した存在として、扱われた。人工知能分野が人間の苦手な処理を扱うようになっていったからである。ところが、人間の得意な処理を扱おうという気運が漂うになり、当初から人工頭脳(artificial brain)として扱われていた digital computers の構成原理に疑問を抱き再登場したニューラルネットワーク理論(theory of neural networks) [6]は、記号系列による情報処理体系に依存する人工知能理論では容易に扱えない“知識の獲得技術”の存在をその学習法を介し、明らかにし、併せて、認識技術を再構築する役割を積極的に果たした。最近では、パターン認識学は、知能情報学(intelligence informatics)の1分野として、扱われている [7], [8]。ニューラルネットワークがその学習過程(learning process)を介し、計算要素としての神経細胞、ニューロン(neuron)間のそのシナプス荷重(synaptic-connection weights)の組に記憶し間接的に獲得する不動点形吸引点(attractors as fixed-points)は或るカテゴリの代表パターンに相当するだろう。

S.Suzukiは、各層内のニューロン(neuron; 情報処理をする神経細胞)同士には結合がなく、

前段の層のニューロンからその次の層のニューロンへの結合のみある**前進形多層ニューラルネット** (multi-layer feedforward network)、或いは、**階層形ニューラルネット** (hierarchical network) の逐次学習問題を適応誤差の確率分布を想定して、**最尤法** (method of maximum likelihood) で一般的に取り扱い、これまでの標準的な“適応誤差の確率分布を想定しない (distribution-free) **最小自乗学習法に基づく階層形ニューラルネット**”の誤差逆伝播学習が、**平均値ゼロ・等分散の正規分布を誤差の確率分布とする特別な場合であることを導いた [6]**。

認識技術の総称としての“**認識工学** (recognition engineering)”を初めて提唱したのは、**量子力学的原理** (principles of quantum mechanics) を多少意味を違えて、

$$\begin{aligned} & 2つのノルム規格化パターン間の内積の絶対値の自 \\ & 乗は、一方のパターンが部分的に他方のパターンの \\ & 状態にあることの確率である [20], [9] \end{aligned} \tag{1.3}$$

という解釈が採用して得られた**認識の量子論** (a quantum theory of recognition) [5] を構築した S. Suzukiである [21]。

パターンは座標変換 (a change of coordinates)、歪み、変形 (distortion) に耐え、冗長性ある表現なので、似たパターンの集まりを1つの表象 (代表パターン; prototypical pattern) で指示することは素直なことである。

1つのカテゴリに帰属するパターンはその帰属するカテゴリを保存したまま、その代表パターンからのどの程度の変形に耐えられるであろうか? 変形の程度があまり、大でない場合には変形の程度を解析的に表現できる [30]。

S. Suzukiは、パターンからの特徴抽出の働きに関し複数のパターン (波動関数; wave function) の和はパターンとは限らないという解釈の下で、量子力学的原理を適用して得られたその提案した“**認識の量子論**”に従って、1枚の手書き漢字パターンの、位置ずれに不変な画像情報量 (エントロピー; 平均情報量) をフーリエ変換を使って定義し、

$$\begin{aligned} & 同一カテゴリに帰属するパターンの画像情報量の算 \\ & 術平均値による“カテゴリの、その幾何学的形状の \\ & 複雑さに基づく順序付け” \end{aligned} \tag{1.5}$$

に成功している [9]。

最小距離分類器、最大相関分類器、不動点探索形構造受精多段階帰納推理の働きでパターン認識を行うシステム RECOGNITRONなどでは、**典型としての代表パターンを中心とした緩やかなカテゴリ**を想定している [7]。このような緩やかなカテゴリを想定する認識手法では、各カテゴリの代表パターンを予め、決定しておく必要がある (認識工学 [5] における必要性)。

前研究では、9つの有声破裂音 /ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/ を全カテゴリ集合とする場合の代表パターンの集合  $\Omega$  が、Kohonenなどにより提唱されている**学習ベクトル量子化LVQ** (Learning Vector Quantization) を多少簡単化して得られたアルゴリズムで決定されており、このアルゴリズムで使われる減少関数  $\alpha(t)$  が新しく提案されている。得られた結果は人の耳で聞く限り、大旨良好である。

本研究では、前研究で採録されている9つの有声破裂音の、81個の2式 (2.25), (2.26) の有声破裂音音声波形を用い、9個の各有声破裂音カテゴリを順序付け可能な変動エントロピー  $VEp(j)$  を式 (3.44) の形で提案し、その計算機シミュレーション結果が明らかにされる。

**変動エントロピーという概念の定義は、0, 1の2値をとるパターン $\phi$ の集合に関し、文献 [3],**

[4] で初めて導入された。文献 [2] の14章では、パターンから抽出された非負特徴量の組の集合に関し、情報の量子論 (Quantum theory of information) [5], [9] の観点から、変動エントロピーが定義されている。本節では、定理2.1での2値化パターンモデル  $T\varphi$  の集合を想定し、各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピー  $VEp(j)$  を新たに、クロスエントロピーとして定義する (新規性, 信頼性)。

本論文では、処理の対象となる入力パターン  $\varphi$  の、式 (2.29) の集合  $\Phi_B$  を各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属するパターン集合  $\Psi_j$  に有限分割し、その変動エントロピー  $VEp(j)$ , その他の付随量などを求める手法について、説明される。カテゴリ変動性の計量化機能を備えた変動エントロピー  $VEp(j)$  は3.4節で説明されるが、そのための準備として、 $\Psi_j$  の全エントロピー  $Entr(j)$  が3.3節で説明される。両者  $VEp(j)$ ,  $Entr(j)$  の間に存在する関係も指摘される (定理3.1)。

各変動エントロピー  $VEp(j)$ , その他の付随量などを予め、求めておくと、認識の働きが正常に機能したかどうかを検討できる (有効性)。

マルチメディア時代に突入した現在、音声処理 [15], [16], [18] と自然言語処理 [29] とを統合的な観点から研究しようとする“音声言語処理 (spoken language processing)”の技術 [17] は、マルチメディア時代の後期に重なって到来する知能情報メディア時代に要求される基幹技術の1つである。

電子化され、機械で可読な大量の音声・言語データ、つまり、コーパス (corpus) は、音声言語処理技術の確保に必要不可欠なものになっており、言語現象を把握し、モデル化するのにその威力を発揮している。

例えば、音声データを何らかの属性に従って分類するというクラスタリング (clustering) の手法には、シャノン相互情報量、カルバック・リーブラー情報量 (Kullback-Liebler distance)、クロスエントロピー [31] が用いられ、情報理論の役割が正当に認識されている。

本論文では、S.Suzukiの「パターン認識の数学的理論」[7], [8], [13] で登場し、式 (2.51) で定義される2値化パターンモデル  $T\varphi$  を使って、第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピー  $VEp(j)$  が提案され、9個の有声破裂音に関し、各変動エントロピー  $VEp(j)$  ( $j \in J$ ) を計算機シミュレーションで求め、変動エントロピー  $VEp(j)$  がカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  を保存するパターン変形を特性付ける一面を明らかにする。

本計算機シミュレーションでは、9個の、式 (2.22) の有声破裂音 /ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/ の音声波形  $\varphi$  を変換して得られる2値化パターンモデル  $T\varphi$  を用い、そのカテゴリ内変形の程度を計量できる変動エントロピー  $VEp(j)$  ( $j=1\sim 9$ ) の大小関係で、9個の有声破裂音が意味ある順序にほぼ並ぶなどの事実が指摘される (有効性)。

本論文では、処理の対象となる問題のパターン  $\varphi$  の集まりのなす“再帰領域方程式 (2.18) の解としての誘導領域  $\Phi$  内の基本領域  $\Phi_B$ ”内のパターン  $\varphi$  の、式 (2.51) で定義される2値化パターンモデル  $T\varphi$  を構成した後、式 (2.29) の  $n(j, q)$  を用いて、各変動エントロピー  $VEp(j)$  を式 (3.44) の如く定義した。式 (2.29) の  $n(j, q)$  は、定理2.1を適用すると、式 (3.44) の如く定義される各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピー  $VEp(j)$  は、式 (2.8) のモデル構成作用素  $T$  の下で不変である (新規性)。

## 2. 採用された2値化パターンモデル $T\varphi$ 、並びに、計算機シミュレーション諸条件

本章では、本計算機シミュレーションで使用された音声波形パターン集合  $\Phi_B$ 、並びに、本計算機シミュレーション諸条件が説明された後、採用されたパターンモデル  $T\varphi$  について、説明される。

### 2.1 処理の対象とするパターン $\varphi$ の集合 $\Phi$ と、モデル構成作用素 $T$ との対 $[\Phi, T]$

#### 2.1.1 可分な一般抽象ヒルベルト空間 $\mathfrak{H}$

処理の対象とするパターン  $\varphi$  は可分な (separable) 或る一般抽象ヒルベルト空間 (Hilbert space)  $\mathfrak{H}$  の元とする。 $\varphi$  の集合  $\Phi$  は  $\mathfrak{H}$  の或る部分集合 (subset) であって、一般に  $\Phi$  は  $\mathfrak{H}$  の部分空間 (subspace) ではない。つまり、

$$\begin{aligned} &\text{一般に、}\varphi, \eta \in \Phi \text{ であっても、}\mathbf{a}, \mathbf{b} \text{ を任意の複} \\ &\text{素定数として、一般に、}\mathbf{a} \cdot \varphi + \mathbf{b} \cdot \eta \notin \Phi \text{ である} \end{aligned} \quad (2.1)$$

とする (パターンの帰納的定義 [7] を参照)。ここに、 $\notin$  は not belong to の意である。

可分な一般抽象ヒルベルト空間  $\mathfrak{H}$  について、説明しておこう。

内積、ノルムを各々、

$$(\varphi, \eta), \|\varphi\| \equiv \sqrt{(\varphi, \varphi)} \quad (2.2)$$

とする可分な一般抽象ヒルベルト空間  $\mathfrak{H}$  が可分とは、稠密な (dense) 可算部分集合が  $\mathfrak{H}$  に存在することを指す。 $\varphi, \eta \in \mathfrak{H}$  間のノルム距離  $\|\varphi - \eta\|$  は無論、

$$\|\varphi - \eta\| = \sqrt{(\varphi - \eta, \varphi - \eta)} \quad (2.3)$$

と定義される。

理解を容易にするために、 $\mathfrak{H}$  の1例を挙げておこう。

ヒルベルト空間  $\mathfrak{H} = L_2(M; dm)$  では、内積  $(\varphi, \eta)$  は、

$$(\varphi, \eta) = \int_M dm(x) \varphi(x) \cdot \overline{\eta}(x) \quad (2.4)$$

ここに、 $\overline{\eta}$  は  $\eta$  の複素共役であり、

$$M : q \text{次元ユークリッド空間 } R^q \text{ の可測部分集合} \quad (2.5)$$

$$dm(x) : \text{正值Lebesgue-Stieltjes式測度} \quad (2.6)$$

$$x = \langle x_1, x_2, \dots, x_q \rangle \in M (= R^q) \quad (2.7)$$

と定義される [5], [7], [8]。可分であるように、測度  $dm(x)$  が選定されていなければならない。

可分なヒルベルト空間  $\mathfrak{H}$  の7例については、文献 [7] の2.2.1項にある。

#### 2.1.2 axiom 1 を満たす $[\Phi, T]$

次の axiom 1 [13], [7], [8] を満たす写像

$$T : \Phi \rightarrow \Phi \quad (2.8)$$

を導入する。パターン  $\varphi \in \Phi$  を写像  $T$  で変換して得られるパターン  $T\varphi \in \Phi$  は、パターン  $\varphi \in \Phi$  に対応するパターンモデル [10] と称せられる。

パターンの知覚情報処理は、 $\varphi \in \Phi$  に対応する知覚モデル  $T\varphi \in \Phi$  を形成すること (モデル形成過程) から始まる。

**Axiom 1** (パターン集合  $\Phi$  とモデル構成作用素  $T$  との対  $[\Phi, T]$  の満たすべき公理)

(i) (零元の  $T$ -不動点性; fixed-point property of zero element under mapping  $T$ )  $0 \in \Phi \wedge T0 = 0$ .

(ii) (錐性, 正定数倍吸収性; cone property)

$$\forall \varphi \in \Phi, a \cdot \varphi \in \Phi \wedge T(a \cdot \varphi) = T\varphi$$

for any positive real number a.

(iii) (べき等性, 埋込性; idempotency, embeddedness)

$$\forall \varphi \in \Phi, T\varphi \in \Phi \wedge T(T\varphi) = T\varphi.$$

(iv) (写像 T の非零写像性; non-zero mapping property of T)  $\exists \varphi \in \Phi, T\varphi \neq 0.$  □

上述の axiom 1 を発見し、パターンモデルという概念を初めて明らかにしたのは、S.Suzuki である [7], [10], [13]。

### 2.1.3 初期過程と結合過程とからなるモデル形成過程

【 $\Phi, T$ 】が axiom 1 を満たすという意味でモデル構成作用素 (model-construction operator) と呼ばれる式 (2.8) の写像 T を使って得られる **モデル形成過程**

$$\varphi \in \Phi \rightarrow T\varphi \in \Phi \quad (2.9)$$

は、

①対象  $\varphi$  に存在する諸特徴が抽出され、独立に処理される **初期過程**

$$\varphi \in \Phi \rightarrow \underline{u}(\varphi) \equiv \{u(\varphi, \ell) \in Z \mid \ell \in L\} \in Z^{|L|} \quad (2.10)$$

②抽出されたそれらの諸特徴が統合されて1つの知覚モデル  $T\varphi$  が形成される **結合過程**

$$\underline{u}(\varphi) \in Z^{|L|} \rightarrow T\varphi \in \Phi \quad (2.11)$$

からなる。ここに、 $|L|$  は集合 L に含まれる要素の総数 (cardinality) の意である。また、**特徴抽出写像**

$$u: \Phi \times L \rightarrow Z \text{ (複素数の集合)} \quad (2.12)$$

が導入して、パターン  $\varphi \in \Phi$  から抽出された第  $\ell \in L$  番目の特徴量を  $u(\varphi, \ell) \in Z$  と表現している。

### 2.1.4 最小特徴間距離による認識法

パターン  $\varphi \in \Phi$  から抽出された第  $k \in L$  番目の複素数値特徴量を、

$$u(\varphi, k) \in Z \text{ (複素数の集合)} \quad (2.13)$$

と表す。

正・有限条件

$$[\forall k \in L, 0 < w_k \wedge \sum_{k \in L} w_k < \infty] \quad (2.14)$$

を満たす重み  $w_k$  の組  $\{w_k\}_{k \in L}$  を導入して、2つのパターン  $\varphi, \eta \in \Phi$  間の特徴間距離 (feature distance)

$$\begin{aligned} \text{Fdis}(\varphi, \eta) \\ \equiv [\sum_{k \in L} w_k \cdot |u(\varphi, k) - u(\eta, k)|^2]^{1/2} \end{aligned} \quad (2.15)$$

と、各カテゴリ  $\mathcal{C}_i$  の代表パターン  $\omega_i$  のモデル  $T\omega_i$  とを用意して、1つのカテゴリ番号

$$j = \operatorname{argmin}_{i \in J} \text{Fdis}(T\varphi, T\omega_i) \in J \quad (2.16)$$

を求め、

$$\varphi \text{ belongs to the } j\text{-th category } \mathcal{C}_j \quad (2.17)$$

の如く、認識する手法が最小特徴間距離による認識法 (method of minimum feature-distance) である。[21]

## 2.2 動作領域 $\Phi$ を決定する再帰領域方程式

処理の対象とする問題のパターン  $\varphi$  の集合 (認識システム RECOGNITRON の動作領域; operating region)  $\Phi$  について適切な式 (2.8) のモデル構成作用素 T を選定する。 $\Phi, T$  からなる対【 $\Phi, T$ 】は 2. 1. 2 項の axiom 1 を満たさなければならないこと [7] から、パターンであることが判明しているパターン集合 (**基本領域**; basic domain)  $\Phi_B$  を用意すると、 $\Phi$  は集合論的方程式 (再

帰領域方程式; reflective domain equation)

$$\Phi = \Phi_B \cup T \cdot \Phi \cup R^{++} \cdot \Phi \quad (2.18)$$

where

$$T \cdot \Phi \equiv \{T\varphi \mid \varphi \in \Phi\} \quad (2.19)$$

$$R^{++} \cdot \Phi$$

$$\equiv \{a\varphi \mid a \in R^{++} \text{ (正の実数全体の集合)}, \varphi \in \Phi\} \quad (2.20)$$

を満たさなければならない。文献 [7] の定理 2.1 (再帰領域定理) によれば、 $\Phi$  は誘導領域 (derived domain) として

$$\Phi = R^{++} \cdot (\Phi_B \cup T \cdot \Phi_B) \quad (2.21)$$

と、決定される。式 (2.21) の決定された再帰領域方程式 (2.18) の解  $\Phi$  は、構成的集合 (constructible set) であることを示しており、 $\Phi$  は原点 ( $=0 \in \Phi_B$ ) を始点とし、 $\Phi_B \cup T \cdot \Phi_B$  の任意の点を通る任意の半直線を含むような集合 (錐; cone) であることに注意しておく。

### 2.3 音声データの収集と番号付け

音声波形は、時間の関数であり、音素と共に変化している。調音位置によって日本語子音を分類すれば、唇音、歯音・歯茎音、口蓋音、声門音ということになる。破裂音、破擦音、摩擦音、弾音、鼻音、半母音という調音様式の差による分類もある。

微視的には、母音や摩擦音は殆ど一定の波形 (定常的な波形) の繰り返しである。破裂音は閉鎖、破裂、摩擦の連続した波形である。音声全体は、非定常な信号であり、短時間的には、定常信号である。

無声破裂音には、/p/ (唇音)、/t/ (歯音・歯茎音)、/k/ (口蓋音) があり、有音破裂音には、/b/ (唇音)、/d/ (歯音・歯茎音)、/g/ (口蓋音) がある。

有声音とは発声の時に声帯の振動を伴うものである。

有声破裂音

$$/ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/ \quad (2.22)$$

の大学生男 5 人、大学生女 4 人の計 9 人分の音声データ

$$\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{81} \quad (2.23)$$

をテープレコーダに採集し、フロッピイディスクに

振幅を符号なし 8 ビットで表現したキャラクタ表示

$$\text{から } 128 \text{ を差し引いた値 } -128 \sim +127 \quad (2.24)$$

として記録した。1 番目の学生の音声データは、

$$\varphi_1 [ /ba/ ], \varphi_2 [ /be/ ], \varphi_3 [ /bo/ ], \varphi_4 [ /da/ ], \varphi_5 [ /de/ ], \varphi_6 [ /do/ ], \varphi_7 [ /ga/ ], \varphi_8 [ /ge/ ], \varphi_9 [ /go/ ] \quad (2.25)$$

である。以下、この順に 2, 3, ..., 9 人目の音声データが

$$\varphi_{10}, \varphi_{11}, \dots, \varphi_{81} \quad (2.26)$$

の如く番号付けられている。

各パターン  $\varphi_n (n=1 \sim 81)$  は、内積  $(\varphi, \eta)$  を、

$$\begin{aligned} & (\varphi, \eta) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} dx \varphi(x) \cdot \overline{\eta}(x) \\ &= \int_M dx \varphi(x) \cdot \overline{\eta}(x) \end{aligned} \quad (2.27)$$



where

$$M \equiv \{x \mid -\infty < x < +\infty\} \quad (2.28)$$

とする可分な Hilbert 空間  $\mathfrak{H} = L_2(M; dx) (=L_2(-\infty, +\infty))$  の元と見做され、2.2項の基本領域  $\Phi_B$  として、

$$\Phi_B \equiv \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{81}\} \cup \{0\} \quad (2.29)$$

が選ばれた。

## 2.4 カテゴリの番号付け

### 2.4.1 全カテゴリ集合 $\mathfrak{C}$ を表現する全代表パターン集合 $\Omega$

正常なパターン  $\varphi$  はある1つのカテゴリ、例えば、第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathfrak{C}_j$  のみを表現していなければならない。このような  $\mathfrak{C}_j$  の集まり (全カテゴリ集合)

$$\mathfrak{C} \equiv \{\mathfrak{C}_j \mid j \in J\} \quad (2.30)$$

を想定し、 $\mathfrak{C}_j$  の備えている諸性質を典型的に代表している代表パターン (prototypical pattern)  $\omega_j$  ( $\neq 0$ ) を1つ選定する。このような代表パターン  $\omega_j$  の、1次独立であらねばならない集合全体 (全代表パターン集合)

$$\Omega \equiv \{\omega_j \mid j \in J\} \subset \Phi \subset \mathfrak{H} \quad (2.31)$$

を導入し、式 (2.22) の有声破裂音をこの順に

$$\mathfrak{C}_1, \mathfrak{C}_2, \mathfrak{C}_3, \mathfrak{C}_4, \mathfrak{C}_5, \mathfrak{C}_6, \mathfrak{C}_7, \mathfrak{C}_8, \mathfrak{C}_9 \quad (2.32)$$

と、カテゴリ付けた。

式 (2.30) の全カテゴリ集合  $\mathfrak{C}$  での全カテゴリ番号集合  $J$  については

$$J = \{1, 2, \dots, 9\} \quad (2.33)$$

$$J\text{SIZE} = |J| = 9 \text{ (total number of categories)} \quad (2.34)$$

ということになる。確率条件

$$[\forall j \in J, 0 < p(\mathfrak{C}_j) < 1] \wedge \sum_{j \in J} p(\mathfrak{C}_j) = 1 \quad (2.35)$$

を満たす第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathfrak{C}_j$  の、生起確率  $p(\mathfrak{C}_j)$  は、

$$\begin{aligned} p(\mathfrak{C}_j) \\ = |J|^{-1} \text{ (the probability of occurrence of the } j\text{-th category } \mathfrak{C}_j) \end{aligned} \quad (2.36)$$

と設定する。

## 2.5 計算機シミュレーションの諸条件

本計算機シミュレーションでは、音声波形の標本化周波数 (sampling frequency)  $W_0$  として、

$$W_0 = 5500 [\text{HZ}] \quad (2.37)$$

を採用した。

さて、次の命題 2.1 に注目する。

[命題 2.1] (染谷-Shannon の標本化定理)

式 (2.27) の内積を採用した可分な Hilbert 空間  $\mathfrak{H} = L_2(-\infty, +\infty)$  の任意の元  $\varphi = \varphi(x)$  が、角周波数低域制限

$$\exists W \in \mathbb{R}^{++} \text{ (a set of positive real numbers),}$$

$$\forall \lambda \in \{\mu \mid |\mu| > 2\pi W\},$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} dx \varphi(x) \cdot \exp(-\sqrt{-1} \cdot \lambda x) = 0$$

を満たすならば、

$$\| \varphi(x) - \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \varphi(m/(2W)) \cdot [2\pi Wx - \pi m]^{-1} \cdot \sin(2\pi Wx - \pi m) \| = 0. \quad \square$$

上述のShannonの標本化定理により、標本化間隔  $\Delta x$  は、

$$\Delta x = (2W_0)^{-1} [\text{sec}] = 0.0909 [\text{msec}] \quad (2.38)$$

ということになる。

音声波形  $\varphi = \varphi(x)$  は、

$$\varphi(x) \equiv \varphi(q \cdot \Delta x), \quad q=0 \sim \text{TSIZE}-1 \quad (2.39)$$

と表され、これを便宜的に、

$$\varphi[q] \equiv \varphi(q \cdot \Delta x), \quad q=0 \sim \text{TSIZE}-1 \quad (2.40)$$

と表すことにする。ここに、

$$x_q = q \cdot \Delta x \quad (2.41)$$

$$\text{TSIZE} = 2048 (\text{maximum of quantized times}) \quad (2.42)$$

と表され、

$$\text{TSIZE} \times \Delta x = 186.1818 [\text{msec}] \quad (2.43)$$

がその継続時間である。

式 (2.27) の内積  $(\varphi, \eta)$  の近似式として、

$$(\varphi, \eta) \doteq \sum_{q=0}^{\text{TSIZE}-1} \Delta x \cdot \varphi(q \cdot \Delta x) \cdot \overline{\eta}(q \cdot \Delta x) \quad (2.44)$$

が採用された。

## 2.6 本計算機シミュレーションで採用されたパターンモデル T $\varphi$

### 2.6.1 音声波形の振幅規格化変換

式 (2.40) の音声波形  $\varphi[q]$  に対し、振幅規格化条件

$$\forall q \in Q, -1 \leq \hat{\varphi}[q] \leq +1 \quad (2.45)$$

ここに、

$$Q \equiv \{q \mid q=0 \sim \text{TSIZE}-1\} \quad (2.46)$$

を満たす“振幅最大値による規格化変換”

$$\hat{\varphi}[q] = \begin{cases} 0 & \cdots \max_q |\varphi[q]| = 0 \text{ のとき} \\ \varphi[q] / \max_q |\varphi[q]| & \cdots \max_q |\varphi[q]| > 0 \text{ のとき} \end{cases} \quad (2.47)$$

を導入し、音声波形変換

$$\varphi[q] \rightarrow \hat{\varphi}[q], \quad q \in Q \quad (2.48)$$

を定義する。

### 2.6.2 モデル構成作用素 T の導入

式 (2.29) の  $\Phi_B$  について式 (2.21) の  $\Phi$  で与えられる axiom 1 を満たす対  $[\Phi, T]$  を具体的に、定義するために、式 (2.8) の写像 T を次のように定義する：

不等式

$$\forall q, 0 \leq \varepsilon(x_q) \leq 1 \quad (2.49)$$

を満たす閾値関数

$$\varepsilon(x_q), \quad q \in Q \quad (2.50)$$

を導入し、

$$\begin{aligned}
 (T\varphi)[q] &= (T\varphi)(x_q) \\
 &\begin{cases} 0 & \text{if } -1 \leq \hat{\varphi}[q] \leq 1 - \varepsilon(x_q) \\ 1 & \text{if } 1 - \varepsilon(x_q) < \hat{\varphi}[q] \leq 1 \end{cases}
 \end{aligned} \tag{2.51}$$

ここに、

$$\begin{aligned}
 \forall q, -1 < -[1 - \varepsilon(x_q)] < 0 \\
 < +[1 - \varepsilon(x_q)] < +1
 \end{aligned} \tag{2.52}$$

を定義する。

[定理2.1] (2値化パターンモデル定理)

式 (2.51) の如く定義された式 (2.8) の写像  $T$  と、式 (2.21) のパターン集合  $\Phi$  とのなす対  $[\Phi, T]$  は、axiom 1 を満たす。

(証明) 明らかに、axiom 1 の (i), (ii), (iii) の3後半と (iv) との成立を示せばよい。何故ならば、

$$\begin{aligned}
 &2\text{式 (2.29)} \text{ から } 0 \in \Phi_B \text{ であり、よって、式 (2.21)} \\
 &\text{の } \Phi \text{ より、} 0 \in \Phi
 \end{aligned} \tag{2.53}$$

を得、axiom 1 の (i) の前半は満たされている。また、式 (2.21) の  $\Phi$  は axiom 1 の (ii) の前半を満たすことは直ちにわかる。最後に、式 (2.21) の  $\Phi$  は axiom 1 の (iii) の前半を満たすことは、axiom 1 の (ii), (iii) の2後半を使えば容易に示される。

よって、axiom 1 の (i), (ii), (iii) の3後半と (iv) との成立を示そう。3定義式 (2.47), (2.51), (2.52) に絶えず、注意しておく。

axiom 1 の (ii) の後半の成立:  $\forall q, \varphi[q] = 0$  とする。

$\max_q |\varphi[q]| = 0$  を得、 $\forall q, \hat{\varphi}[q] = 0$

よって、 $\forall q, (T\varphi)[q] = 0 (= \varphi[q])$

が得られる。

axiom 1 の (ii) の成立:  $a$  を任意の正定数とする。

(1)  $\forall q, \varphi[q] = 0$  とすれば、

$$\forall q, (a \cdot \varphi)[q] = 0$$

を得る。

$\forall q,$

$$\begin{aligned}
 T(a \cdot \varphi)[q] &= 0 \quad \because \text{axiom 1 の (i) の後半} \\
 &= (T\varphi)[q]. \quad \because \text{axiom 1 の (i) の後半}
 \end{aligned}$$

(2)  $\exists q, \varphi[q] \neq 0$  とすれば、 $\max_q |\varphi[q]| > 0$  である。よって、

$$\forall q, \hat{\varphi}[q] = \varphi[q] / \max_q |\varphi[q]|$$

である。また、

$\exists q, (a \cdot \varphi)[q] \neq 0$  であり、 $\max_q |(a \cdot \varphi)[q]| > 0$  である。よって、

$$\forall q, \widehat{(a \cdot \varphi)}[q]$$

$$= a \cdot \varphi[q] / \max_q |a \cdot \varphi[q]|$$

$$= \varphi[q] / \max_q |\varphi[q]|$$

$$= \hat{\varphi}[q] \quad \therefore T(a \cdot \varphi)[q] = T(\varphi)[q].$$

axiom 1 の (iii) の後半の成立：  $\eta \equiv T\varphi$  とおく。

(3)  $\forall q, \eta[q]=0$  とすれば、

$$\forall q, (T\eta)[q]=0. \quad \because \text{axiom 1 の (i) の後半}$$

を得る。

また、 $\forall q, \eta[q]=0$  を書き直せば、

$$\forall q, (T\varphi)[q]=0$$

を得る。よって、

$$\forall q, (T(T\varphi))[q]=(T\varphi)[q]=0.$$

(4)  $\exists q, \eta[q] \neq 0$  とすれば、

$$[\forall q, \eta[q] \in \{0, 1\}] \wedge [\exists q, \eta[q]=1] \wedge \max_q |\eta[q]| = 1 > 0$$

である。よって、

(5)  $\eta[q]=1 \Rightarrow \hat{\eta}[q]$

$$= \eta[q] / \max_q |\eta[q]|$$

$$= 1/1 = 1 \quad \therefore (T\eta)[q]=1 = \eta[q]$$

(6)  $\eta[q]=0 \Rightarrow \hat{\eta}[q]$

$$= \eta[q] / \max_q |\eta[q]|$$

$$= 0/1 = 0 \quad \therefore (T\eta)[q]=0 = \eta[q]$$

である。よって、

$$\forall q, (T(T\varphi))[q]=(T\varphi)[q].$$

axiom 1 の (iv) の成立：

$[\forall q, \varphi[q] \in \{0, 1\}] \wedge [\exists q, \varphi[q]=1]$  とすれば、 $\max_q |\varphi[q]| = 1 > 0$  である。

よって、

(7)  $\varphi[q]=1 \Rightarrow \hat{\varphi}[q]$

$$= \varphi[q] / \max_q |\varphi[q]|$$

$$= 1/1 = 1 \quad \therefore (T\varphi)[q]=1 = \varphi[q]$$

(8)  $\varphi[q]=0 \Rightarrow \hat{\varphi}[q]$

$$= \varphi[q] / \max_q |\varphi[q]|$$

$$= 0/1 = 0 \quad \therefore (T\varphi)[q]=0 = \varphi[q]$$

である。 □

[定理2.1の系1] (2値化パターンモデルの不動点定理)

$$\forall q, \varphi[q] \in \{0, 1\}$$

$$\Rightarrow \forall q, (T\varphi)[q] = \varphi[q].$$

(証明)  $\exists q, \varphi[q]=1$  の場合、本定理の成立は、(5), (6) から明らかである。

また、 $\forall q, \varphi[q]=0$  の場合、本定理の成立は、axiom 1 の (i) の後半の成立の証明から明らかである。 □

本計算機シミュレーションでは、不等式 (2.49) を満たす式 (2.50) の閾値関数  $\epsilon(x_q)$  を

$$\epsilon(x_q) = 1 - (\widehat{\xi + 128})[q] \tag{2.54}$$

と、設定した。

式 (2.54) で登場したパターン  $\xi$  の説明は次の通りである：

式 (2.35) を満たす生起確率分布  $\{p(\mathcal{C}_j) \mid j \in J\}$  と、式 (2.31) の全代表パターン集合  $\Omega$  を用いて定義されるパターン

$$\xi \equiv \sum_{j \in J} p(\mathcal{C}_j) \cdot \omega_j \|\omega_j\|^{-1} \quad (2.55)$$

は、式 (2.30) の全カテゴリ集合  $\mathcal{C}$  上の平均化パターンと称せられるものである。

全代表パターン集合  $\Omega$  は文献 [28] で決定されたものを用いている。 □

### 3. 変動エントロピー $VEp(j)$ , その他の付随量

本章では、処理の対象となる入力パターン  $\varphi$  の、式 (2.29) の集合  $\Phi_B$  を各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属するパターン集合  $\Psi_j$  に有限分割し、その変動エントロピー  $VEp(j)$ , その他の付随量などを求める手法について、説明される。

各変動エントロピー  $VEp(j)$ , その他の付随量などを予め、求めておくと、パターン認識の働きが正常に機能したかどうかを検討できる。

#### 3.1 パターン認識に関連したエントロピー

本節では、エントロピー (平均情報量) の観点から認識の働きを説明してみよう。

或る系の**秩序** (order) はこの系を表現するのに必要な

**情報量** (amount of information) に等しい (3.1)

という命題は、**通信の数学的理論** (a mathematical theory of communication) と称して、Claude E. Shannon が1948年、Bell System Technical Journal に発表した論文で採用されている。この論文では、情報を運んでいるもの (carriers of information) は離散的な表現 (discrete representation) をもたらし、**シンボル** (symbol) の系列の場合であり、意味に関する側面を無視した通信の手段を取り扱っている。一方、S.Suzuki が1984年以來発表し続けている**パターン認識の数学的理論** (a mathematical theory of recognizing patterns) [13], SS理論 [5] ~ [8] では、情報を運んでいるものが意味を失わない程度の変形が存在してもよいパターン (pattern) の場合であり、意味に関する側面をも考慮した認識の手段を取り扱おうとしている。

S.Suzuki のパターン認識の数学的理論では、

“獲得された情報量” = “解消された不確定さ” (3.2)

という“シャノン情報理論の基本思想”に従い、**認識情報量** (1個のパターンを処理したパターン認識システムが獲得する認識エントロピー; recognition entropy) [12] が提案され、多数のパターンの、システムによる認識処理に伴う**パターン情報処理量**に関する定理がKolmogorovの大多数の強法則を適用して、提出されている [8]。

#### 3.2 エントロピーの基本的3性質

本節では、エントロピーの持つ3つの基本的性質について、説明される。

##### 3.2.1 a 者択一操作の平均回数とエントロピーとの関係

$$\lim_{x \rightarrow 0} -x \cdot \log_e x = \lim_{x \rightarrow 1} -x \cdot \log_e x = 0 \quad (3.3)$$

が成立しているエントロピー関数

$$-x \cdot \log_e x \quad (0 \leq x \leq 1) \quad (3.4)$$

に先ず、注意する。

事象 (event) が複数回の  $a$  者択一 (互いに同等に確からしい  $a$  個の内から1つを選択する操作) を繰り返して確定するとしよう。  $a$  者択一の各操作が  $1/a$  の確率で実施されると想定するのは自然である。  $a$  者択一の操作が非負整数  $n_j$  の回数で実施され、第  $j$  ( $=1 \sim n$ ) 番目の事象  $e_j$  が確定すると判明した場合、  $e_j$  の確率  $p_j$  は

$$p_j = a^{-1} \cdot a^{-1} \cdots a^{-1} \text{ (} n_j \text{ 回の積)} = a^{-n_j} \quad (3.5)$$

であったと考えることができる。

よって、起こりうる可能性のある事象が多数回生起して、この内の任意の1つの事象の生起を知る場合、

$$M = \sum_{j=1}^n p_j \cdot n_j \quad (3.6)$$

は、1つの任意の事象を選択し確定させるために必要な“ $a$ 者択一操作の平均回数”を表している。この  $M$  を1事象当たりのエントロピー (entropy)、或いは、平均情報量 (average amount of information) という。

式 (3.5) から、等式

$$-\log_a p_j = n_j \quad (3.7)$$

が成立しているが、この非負量

$$-\log_a p_j = \log_a p_j - 1 \quad (3.8)$$

を  $a$  者択一操作から眺めた事象  $e_j$  の情報量という。

$a$  者択一操作の平均回数としての平均情報量  $M$  は、

$$M = -\sum_{j=1}^n p_j \cdot \log_a p_j \quad (3.9)$$

と再表現されるが、各事象  $e_j$  の確率  $p_j$  が式 (3.5) の形に表現され得ない場合でも、確率事象  $e_j$  の系を表す確率列ベクトル

$$\begin{aligned} \underline{p} &= \text{col}(p_1 \ p_2 \ \cdots \ p_n) \\ &\text{, where } [\forall j, 0 \leq p_j \leq 1] \wedge \sum_{j=1}^n p_j = 1 \end{aligned} \quad (3.10)$$

のエントロピー、平均情報量  $H(\underline{p})$  の定義式 (3.12) として採用される。

対数の底の変換公式

$$\log_b a = \log_c a / \log_c b \quad (b \neq 1 \wedge c \neq 1) \quad (3.11)$$

から、わかるように、式 (3.12) のエントロピー  $H(\underline{p})$  の諸性質は対数の底に依存するものではない。

次の3補助定理3.1~3.3が成り立つが、下の命題3.1の成立は補助定理3.1を適用すれば、明らかであり、 $H(\underline{p})$  は  $a$  者択一操作の平均回数  $M$  を越えないことがわかる。

[命題3.1] ( $a$  者択一操作の平均回数  $M$  の下限としてのエントロピー  $H(\underline{p})$ )

$$H(\underline{p}) \equiv -\sum_{j=1}^n p_j \cdot \log_a p_j \quad (3.12)$$

$$\leq M \equiv \sum_{j=1}^n p_j \cdot n_j \quad (3.13)$$

ここに、等号の成立はすべての  $j=1 \sim n$  につき  $p_j = a^{-n_j}$  の成立する場合に限る。 □

確率的情報源から生成される事象を特定するために必要な情報量としてのエントロピー  $H(\underline{p})$  は確率的情報源から生成される事象を特定するために必要な回数に関係しており (命題3.1)、補助定理3.3の (ii) からわかるように、最大

$$a^{H(\underline{p})} = |K| \quad (3.14)$$

通りの選択の分岐数があり、或る1つの事象の後に平均して生起可能な事象の個数と考えられる量

$$a^{H(p)} \tag{3.15}$$

はパープレキシティ (perplexity) と呼ばれるものである [17]。

1個のパターンから抽出された特徴量の分布をエントロピー化すると、パープレキシティはそのパターンに含まれている1次独立なパターン形状素の個数を表しているという解釈が可能である [10]。

### 3.2.2 クロスエントロピーの下限としてのエントロピーの減少性, 最小値, 最大値

次の3補助定理3.1~3.3が成り立つ。

[補助定理3.1] (エントロピー関数の最小性)

$$x_k > 0 \wedge \sum_{k \in K^+} y_k \leq \sum_{k \in K^+} x_k \tag{3.16}$$

$$\text{を満たす添字 } k \text{ の集合 } K^+ (\subseteq K) \tag{3.17}$$

を導入すると、2つの数列  $\{x_k\}_{k \in K}$ ,  $\{y_k\}_{k \in K}$  に関し、不等式

$$-\sum_{k \in K^+} x_k \cdot \log_e x_k \leq -\sum_{k \in K^+} x_k \cdot \log_e y_k \tag{3.18}$$

が成り立つ。ここで、等号は、

$$\begin{aligned} & [\forall k \in K^+, y_k/x_k = 1] \\ & \wedge [\sum_{k \in K^+} y_k = \sum_{k \in K^+} x_k] \end{aligned} \tag{3.19}$$

が成立するとき、且つ、その時に限る。 □

補助定理3.1に登場した非負量は

$$-\sum_{k \in K^+} x_k \cdot \log_e y_k \tag{3.20}$$

はクロス・エントロピー (cross-entropy) [31] と呼ばれることがある。エントロピー

$$-\sum_{k \in K^+} x_k \cdot \log_e x_k \tag{3.21}$$

はクロス・エントロピーの下限であることを、補助定理3.1は指摘している。

[補助定理3.2] (エントロピーの減少定理)

確率条件

$$[\forall q \in K, 0 \leq x_q \leq 1] \wedge \sum_{q \in K} x_q = 1 \tag{3.22}$$

の下では、

相異なる  $k, m \in K$  に対し、ある非負実数  $\delta$  が存在して、

$$0 \leq x_k \leq x_m \leq 1 \wedge \tag{3.23}$$

$$0 \leq x'_k \equiv x_k - \delta \leq x'_m \equiv x_m + \delta \leq 1 \tag{3.24}$$

$$\wedge [\forall q \in K - \{k, m\}, x'_q \equiv x_q] \tag{3.25}$$

であれば、不等式

$$-\sum_{q \in K} x'_q \cdot \log_e x'_q \leq -\sum_{q \in K} x_q \cdot \log_e x_q \tag{3.26}$$

が成り立つ。等号が成り立つのは、 $\delta = 0$  のときに限る。 □

次の補助定理3.3は補助定理3.2を使えば、容易に証明される。

[補助定理3.3] (エントロピーの最小値・最大値定理)

確率条件

$$[\forall q \in K, 0 \leq x_q \leq 1] \wedge \sum_{q \in K} x_q = 1 \tag{3.27}$$

の下では、不等式

$$0 \leq -\sum_{q \in K} x_q \cdot \log_e x_q \leq \log_e |K| \tag{3.28}$$

が成り立ち、

$$(i) 0 = -\sum_{q \in K} x_q \cdot \log_e x_q$$

$$\Leftrightarrow [\exists q \in K, x_q = 1] \wedge [\forall r \in K - \{q\}, x_r = 0].$$

$$(ii) \log_e |K| = - \sum_{q \in K} x_q \cdot \log_e x_q$$

$$\Leftrightarrow \forall q \in K, x_q = 1 / |K|. \quad \square$$

### 3.3 第 $j \in J$ 番目のカテゴリ $\mathcal{C}_j$ の全エントロピー $\text{Entr}(j)$

カテゴリ変動性の計量化機能を備えた変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  は次節で説明されるが、本節では、そのための準備として、 $\Psi_j$  の全エントロピー  $\text{Entr}(j)$  が説明される。

第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属する音声波形パターンの有限集合を  $\Psi_j$  とする。定理2.1のモデル構成作用素  $T$  を使って、非負整数値

$$n(j, q) \equiv \sum_{\varphi \in \Psi_j} (T\varphi)(x_q) \quad (3.29)$$

を定義する。 $(T\varphi)(x_q) \in \{0, 1\}$  であるから、

有限パターン集合

$$T\Psi_j \equiv \{T\varphi \mid \varphi \in \Psi_j\} \quad (3.30)$$

に注目すると、 $(T\varphi)(x_q) \in \{0, 1\}$  ( $\because$  式 (2.51)) であるから、

$n(j, q)$  は、 $T\Psi_j$  内の、 $(T\varphi)(x_q) = 1$  となる

(つまり、2値化パターンモデル  $T\varphi$  の2つの値  $0, 1$  の内、

その1つの値が整数値座標  $x_q$  で1となる) パターン

$\varphi \in T\Psi_j$  の個数である

$$(3.31)$$

という解釈を得、不等式

$$0 \leq n(j, q) \leq |\Psi_j| \quad (3.32)$$

が成り立っている。 $|\Psi_j|$  は有限集合  $\Psi_j$  に含まれる要素の総数 (cardinality) である。

$$N(j) \equiv \sum_{q \in Q} n(j, q) \quad (3.33)$$

は、

整数値座標  $x_q$  で2値化パターンモデル  $T\varphi$  の値

が1となるようなパターン  $\varphi \in \Psi_j$  の個数  $n(j, q)$

を  $q \in Q$  にわたって総和した値

$$(3.34)$$

であり、不等式

$$0 \leq N(j) \leq |Q| \cdot |\Psi_j| \quad (3.35)$$

が成り立っている。

第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属する音声波形パターン  $\varphi \in \Phi_B$  の集合は  $\Psi_j$  であるが、このようなパターン  $\varphi$  の総数を  $m(j) (= |\Psi_j|)$  と表し、

$$b(j) \equiv N(j) / m(j) \quad (3.36)$$

を導入する。 $b(j)$  は、

パターン集合  $\Psi_j$  内の1個のパターン当りの、

2値化パターンモデル  $T\varphi$  の値が各整数値座標

$x_q$  で1となるパターン  $\varphi \in \Psi_j$  の個数  $n(j, q)$  を

$q \in Q$  にわたって総和した値  $N(j)$

$$(3.37)$$

であり、本計算機シミュレーションでは、式 (2.29) の  $\Phi_B$  からわかるように、パターン集合  $\Psi_j$  は、

$$\Psi_j \equiv \{\varphi_i \mid t = j + k \cdot |J|, k = 0 \sim 8\} \subset \Phi_B \quad (3.38)$$

であり、



$$m(j) = 9 \quad (3.39)$$

である。

確率分布

$$\{n(j, q)/N(j) \mid q \in Q\} \quad (3.40)$$

が、一様確率分布

$$\{n(j, q)/N(j) = 1/|Q| \mid q \in Q\} \quad (3.41)$$

に近づけば近づくほどその最大値  $\log_2 |Q|$  に近くなる“非一様性の指数”としてのエントロピー (entropy)

$$\begin{aligned} \text{Entr}(j) \\ \equiv - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \\ \cdot \log_2 [n(j, q)/N(j)] \end{aligned} \quad (3.42)$$

を導入する。この  $\text{Entr}(j)$  は第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$ 、或いは、第  $j \in J$  番目のパターン集合  $\Psi_j$  の全エントロピー (total entropy) と呼ばれる。

### 3.4 カテゴリ $\mathcal{C}_j$ の変動エントロピー $\text{VEp}(j)$

変動エントロピーという概念の定義は、0, 1 の2値をとるパターンの集合に関し、文献 [3], [4] で初めて導入された。文献 [2] の14章では、パターンから抽出された非負特徴量の組の集合に関し、変動エントロピーが定義されている。本節では、定理2.1での2値化パターンモデル  $T\varphi$  の集合を想定し、各カテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  を新たに、定義する。

更に、

対象となる第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属する入力パターン集合  $\Psi_j$  の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$ 、その他の付随量などを予め、求めておくと、5種類の、“**単段階**”で認識の働きを実現する認識法 [5], [7]

- (一) 最小距離認識法
- (二) 最大相関認識法
- (三) 最近傍認識法
- (四) 最大事後確率認識法
- (五) 最大類似度認識法 ((一) ~ (四) の一般化)

と、  
(六) “**多段階**”にわたって構造受精変換を使って、不動点を探索する形式を採用した認識法 (任意の認識の働きをシミュレート可能な認識システム **RECOGNITRON** での、不動点探索形構造受精多段階帰納推理の働きで得られるパターン認識法) [7], [8]

などにおいて、認識の働きが正常に機能したかどうかを検討できる。

第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属する音声波形

パターン  $\varphi \in \Phi_B$  の第  $j \in J$  番目の部分集合  $\Psi_j$

の変動エントロピー (variation entropy)

$$(3.43)$$

と称される非負量

$$\begin{aligned} \text{VEp}(j) \\ \equiv - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \\ \cdot \log_2 [n(j, q)/m(j)] \end{aligned} \quad (3.44)$$

$$= -[b(j)]^{-1} \cdot \sum_{q \in Q} [n(j, q)/m(j)] \cdot \log_2 [n(j, q)/m(j)] \quad (3.45)$$

を導入しよう。VEp(j) は第 j ∈ J 番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  の変動エントロピーと呼ばれる。

式 (3.42) の各全エントロピー Entr(j) (j ∈ J) は式 (3.44) の変動エントロピー VEp(j) と、文章表現式 (3.37) の意味を持つ式 (3.36) の b(j) の対数との和に分解されると指摘するのが、次の定理 3.1 である。

[定理 3.1] (全エントロピー Entr(j) の、変動エントロピー VEp(j) への和分解定理)

$$\forall j \in J, \text{Entr}(j) = \text{VEp}(j) + \log_2 b(j).$$

(証明) 式 (3.42) の各全エントロピー Entr(j) を変形してゆけば、

$$\begin{aligned} \text{Entr}(j) &= - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \cdot \log_2 [n(j, q)/N(j)] \\ &= - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \cdot \log_2 [n(j, q)/\{m(j) \cdot b(j)\}] \quad \because \text{式 (3.36)} \\ &= - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \cdot [\log_2 n(j, q)/m(j) + \log_2 1/b(j)] \\ &= - \sum_{q \in Q} [n(j, q)/N(j)] \cdot [\log_2 n(j, q)/m(j)] - \log_2 1/b(j) \quad \because \text{式 (3.33)} \\ &= \text{VEp}(j) + \log_2 b(j) \quad \because \text{式 (3.44)} \end{aligned}$$

を得、証明が終わった。 □

### 3.5 変動エントロピー VEp(j) の 3 性質

変動エントロピー VEp(j) の 2 定義式 (3.44), (3.45) によれば、VEp(j) は非負量である。VEp(j) が最小値  $-\log_2 b(j)$ , 中間値 0, 最大値をとる場合を明らかにしよう。

#### 3.5.1 如何なる場合に変動エントロピー VEp(j) が零となるか?

第 j ∈ J 番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に所属する m(j) 個のパターン集合  $\Psi_j$  が、式 (2.51) で定義されたモデル構成作用素 T によって変換されて得られる式 (3.30) の集合  $T\Psi_j$  が

[ $T\Psi_j$  内の各パターンモデルの同一性]

$$\begin{aligned} \exists \varphi \in \Phi_B, \forall T\psi \in T\Psi_j, \\ \forall q \in Q, (T\psi)[q] = (T\varphi)[q] \end{aligned} \quad (3.46)$$

を備えているとしてみよう。例えば、 $\Psi_j$  が、同一パターン  $v$  の、m(j) 個からなっている場合、式 (3.46) が満たされる。

次の定理 3.2 は、VEp(j) が 0 をとる場合を明らかにしている。第 j ∈ J 番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に所属する同一の音声波形パターン  $\varphi$  を m(j) 個重ねたとき、VEp(j) が 0 をとることを指摘している。

[定理 3.2] (変動エントロピー VEp(j) の零定理)

式 (3.46) が満たされているような空集合でない  $\Psi_j$  については、

$$\text{VEp}(j) = 0. \quad (3.47)$$

(証明) 式 (3.46) が満たされているとしよう。

先ず、時間座標軸  $x_q$  の添字 q の、式 (2.46) の全集合 Q の部分集合 Q(j) を

$$Q(j) = \{q \in Q \mid (T\varphi)[q] = 1\} \quad (3.48)$$

と定義する。

①  $Q(j) \neq \phi$  (the empty set) の場合

パターン  $\varphi$  の定義式 (2.40) を考慮した  $n(j, q)$  の定義式 (3.29) から、

$$n(j, q) = \begin{cases} m(j) & \text{if } (T\varphi)[q] = 1 \\ 0 & \text{if } (T\varphi)[q] = 0 \end{cases} \quad (3.49)$$

が成り立つことがわかる。よって、

$$n(j, q)/m(j) = \begin{cases} 1 & \text{if } (T\varphi)[q] = 1 \\ 0 & \text{if } (T\varphi)[q] = 0 \end{cases} \quad (3.50)$$

である。

また、 $N(j)$  の定義式 (3.33) から、

$$N(j) = |Q(j)| \cdot m(j) \quad (3.51)$$

であることもわかる。従って、 $b(j)$  の定義式 (3.36) から、

$$b(j) = |Q(j)| \quad (3.52)$$

である。

定義式 (3.3) を考慮し、2式 (3.49), (3.52) を式 (3.45) の  $VEp(j)$  に代入すると、 $VEp(j) = 0$  を得る。

②  $Q(j) = \phi$  (the empty set) の場合

式 (3.49) については、

$$\forall q \in Q, n(j, q) = 0 \quad (3.53)$$

であり、式 (3.50) については、

$$\forall q \in Q, n(j, q)/m(j) = 0 \quad (3.54)$$

を得る。式 (3.51) については、

$$N(j) = 0 \quad (3.55)$$

である。式 (3.52) については、

$$b(j) = 0 \quad (3.56)$$

である。 $0/0 = 0$  と約束すると、式 (3.44) から

$$\forall q \in Q, n(j, q)/N(j) = 0 \quad \because \text{式 (3.55)} \quad (3.57)$$

であることもわかる。

定義式 (3.3) を考慮し、2式 (3.57), (3.54) を式 (3.44) の  $VEp(j)$  に代入すると、 $VEp(j) = 0$  を得る。□

次の定理3.2の系1は、

$\log_2 b(j)$  が、第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathbb{C}_j$  に  
 帰属する同一の音声波形パターン  $\varphi$  を  $m(j)$  個  
 重ねたときの全エントロピー  $\text{Entr}(j)$  である

$$(3.58)$$

ことを指摘している。ここで、

$b(j)$  は、この  $\varphi$  に関し、 $(T\varphi)(x_q) \neq 0$  であるような

時間座標軸値  $x_q$  の添字  $q$  の総数 (音声波形パターン1個当りの

平均非零時間座標軸値  $x_q$  の添字  $q$  の総数) である

$$(3.59)$$

ことに注意しておく。

[定理3.2の系1] (全エントロピー  $\text{Entr}(j)$  の、 $\log_2 b(j)$  への還元定理)

式 (3.46) が満たされているような空集合でない  $\Psi_j$  については、

$$\text{Entr}(j) = \log_2 b(j). \quad (3.60)$$

(証明) 式 (3.47) を定理2.1に考慮すればよい。  $\square$

### 3.5.2 如何なる場合に変動エントロピー $\text{VEp}(j)$ が最小値をとるか?

次の定理3.3は、変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  が最小値  $-\log_2 b(j)$  をとる場合を明らかにしている。

[定理3.3] (変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  の最小値定理)

式 (3.40) の確率分布に関し、

$$\exists q \in Q, n(j, q)/N(j) = 1 \quad (3.61)$$

$$\wedge [\forall q \in Q, n(j, q)/N(j) = 0] \quad (3.62)$$

が成り立つとき、かつ、その時に限り、 $\text{VEp}(j)$  は最小値  $-\log_2 b(j)$  をとる、つまり、

$$\begin{aligned} \text{VEp}(j) &= -\log_2 b(j) \\ &= \min \text{VEp}(j) \end{aligned} \quad (3.63)$$

が成り立つ。

(証明) 2式 (3.61), (3.62) が成り立つとき、かつ、その時に限り、

$$\text{Entr}(j) = 0 \quad (3.64)$$

が成り立つことは、補助定理3.3の (i) よりわかる。

ここで、定理3.1を適用すれば、本定理3.3が成り立つことがわかる。  $\square$

### 3.5.3 如何なる場合に変動エントロピー $\text{VEp}(j)$ が最大値をとるか?

式 (3.42) の全エントロピー  $\text{Entr}(j)$  は、各座標値  $x_q$  での、第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  に帰属する各音声波形パターン  $\varphi_k$  の振幅値の変動が一樣であり、式 (3.40) の確率分布が、

$$n(j, q)/N(j) = 1/|Q|, q \in Q \quad (3.65)$$

であれば、最大値

$$\max \text{Entr}(j) = \log_2 |Q| \quad (3.66)$$

をとる (補助定理3.3)。

従って、定理3.1を適用して、

$b(j)$  を一定に保つとき、

$$\max \text{VEp}(j) = \max \text{Entr}(j) - \log_2 b(j)$$

$$= \log_2 [|Q|/b(j)] \quad (3.67)$$

が得られる。

以上を整理して得られる次の定理3.4は、 $\text{VEp}(j)$  が最大値をとる場合を明らかにしている。

[定理3.4] (変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  の最大値定理)

式 (3.65) が成り立つとき、 $m(j)$  を一定に保てば、式 (3.67) が成り立つ。

(証明) 式 (3.65) が成り立つとき、

$$\exists c, \forall q \in Q, n(j, q) = c > 0$$

とおけるから、式 (3.36) の  $b(j)$  は、

$$\begin{aligned} b(j) &\equiv N(j)/m(j) \\ &= \sum_{q \in Q} n(j, q)/m(j) \quad \because (3.33) \\ &= |Q| \cdot c/m(j) \end{aligned}$$

と表され、

$b(j)$  を一定に保つ  $\Leftrightarrow m(j)$  を一定に保つ

がわかる。よって、本定理3.4が成り立つことがわかった。 □

#### 4. 計算機シミュレーション結果

式 (2.30) の全カテゴリ集合  $\mathcal{C}$  として9個の有声破裂音を採用した場合、3式 (3.42), (3.44), (3.36) の対数である全エントロピー  $\text{Entr}(j)$ , 変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$ ,  $\log_2 b(j)$  の間には、定理3.1で指摘されている等式が成り立っている。本章では、personal computer Macintosh IIcx 上の言語Cでかかれたプログラムによる計算機シミュレーションで得られたこの3量の計算結果が示され、その検討がなされる。

##### 4.1 9個の有声破裂音の変動エントロピーの算出結果

9個の、式 (2.22) の有声破裂音の、式 (3.44) の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  ( $j=1\sim 9$ ) が算出されたが、その結果が表1に示されており、その棒状グラフが図1に表されている。

voiced affricates	variation entropy $\text{VEp}(j)$ [bit]
be	0.862
de	0.893
do	0.902
bo	0.904
go	0.906
ge	0.909
da	0.936
ga	0.95
ba	0.995

Table 1. 9個の有声破裂音 /ba/ ( $j=1$ ), /be/ ( $j=2$ ), /bo/ ( $j=3$ ), /da/ ( $j=4$ ), /de/ ( $j=5$ ), do/ ( $j=6$ ), /ga/ ( $j=7$ ), /ge/ ( $j=8$ ), /go/ ( $j=9$ ) の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  ( $j=1\sim 9$ )

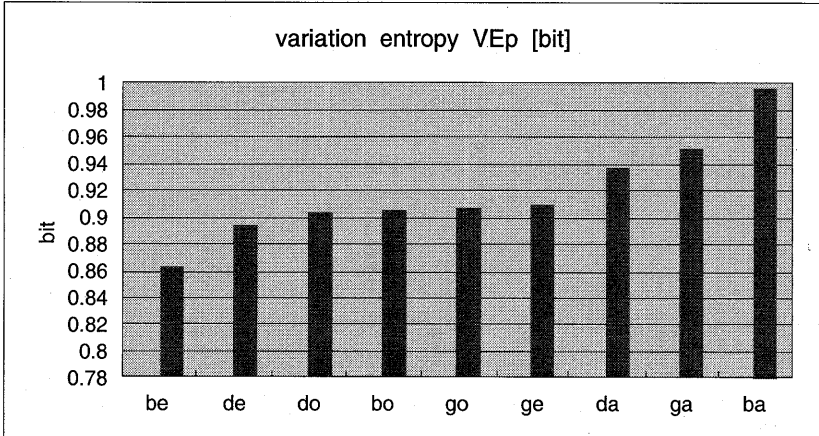


Figure 1. 9個の有声破裂音 /ba/ (j=1), /be/ (j=2), /bo/ (j=3), /da/ (j=4), /de/ (j=5), do/ (j=6), /ga/ (j=7), /ge/ (j=8), /go/ (j=9) の変動エントロピー VEp(j) (j=1~9)

表1, 図1によると, 次の3事項1-①~1-③が指摘される:

1-① 9個の有声破裂音の変動エントロピーVEp(j) (j=1~9) は, 何れも, 1 [bit] 以下であり, 最小値 0.862 を与えているのが/be/であり, 最大値 0.995 を与えているのが/ba/である。

1-② 3個の有声破裂音/də/, /gə/, /bə/は残りの6個の有声破裂音/be/, /de/, /ge/, /do/, /bo/, /go/から変動エントロピー VEp で分離されている。

1-③ /ge/を除いて, ほぼ, 母音/e/, /o/, /a/の順に変動エントロピー VEp が並んでいる (母音の順序付け)。

#### 4.2 9個の有声破裂音の全エントロピー Entr(j) の算出結果

9個の, 式 (2.22) の有声破裂音の, 式 (3.42) の全エントロピーEntr(j) (j=1~9) が算出され

有声破裂音の全エントロピー Entr [bit]	
voiced affricates	total entropy Entr
da	10.859
go	10.863
ga	10.873
do	10.874
ge	10.878
ba	10.88
bo	10.88
de	10.88
be	10.881

Table 2. 9個の有声破裂音 /ba/ (j=1), /be/ (j=2), /bo/ (j=3), /da/ (j=4), /de/ (j=5), do/ (j=6), /ga/ (j=7), /ge/ (j=8), /go/ (j=9) の全エントロピー Entr(j) (j=1~9)

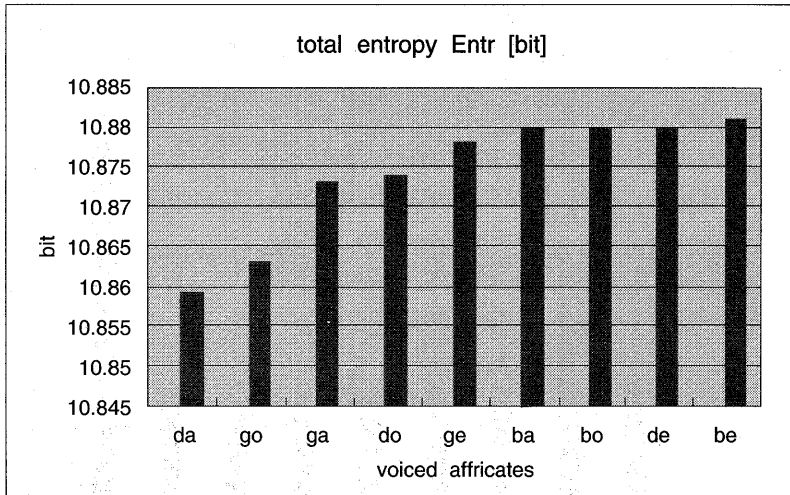


Figure 2. 9個の有声破裂音 /ba/ (j=1), /be/ (j=2), /bo/ (j=3), /da/ (j=4), /de/ (j=5), do/ (j=6), /ga/ (j=7), /ge/ (j=8), /go/ (j=9) の全エントロピー Entr(j) (j=1~9)

たが、その結果が表2に示されており、その棒状グラフが図2に表されている。

表2, 図2によると、次の2事項2-①, 2-②が指摘される:

2-① 9個の有声破裂音の全エントロピー Entr(j) (j=1~9) は、10.859[bit]から10.881[bit]の範囲にあり、最小値 10.859 を与えているのが /da/ であり、最大値 10.881 を与えているのが /be/ である。

2-② 9個の有声破裂音の全エントロピー Entr(j) (j=1~9) は、ほぼ、一定であると考えてよい。

#### 4.3 9個の有声破裂音の $\log_2 b(j)$ の算出結果

9個の、式 (2.22) の有声破裂音の式 (3.36) の  $b(j)$  の対数  $\log_2 b(j)$  (j=1~9) が定理3.1で指摘されている等式に従って、算出されたが、その結果が表3に示されており、その棒状グラフが図3

voiced affricates	$\log b(j)$ [bit]
ba	9.885
da	9.923
ga	9.923
go	9.957
ge	9.969
do	9.972
bo	9.976
de	9.987
be	10.019

Table 3. 9個の有声破裂音 /ba/ (j=1), /be/ (j=2), /bo/ (j=3), /da/ (j=4), /de/ (j=5), do/ (j=6), /ga/ (j=7), /ge/ (j=8), /go/ (j=9) の  $\text{Entr}(j) - \text{VEp}(j) = \log_2 b(j)$  (j=1~9)

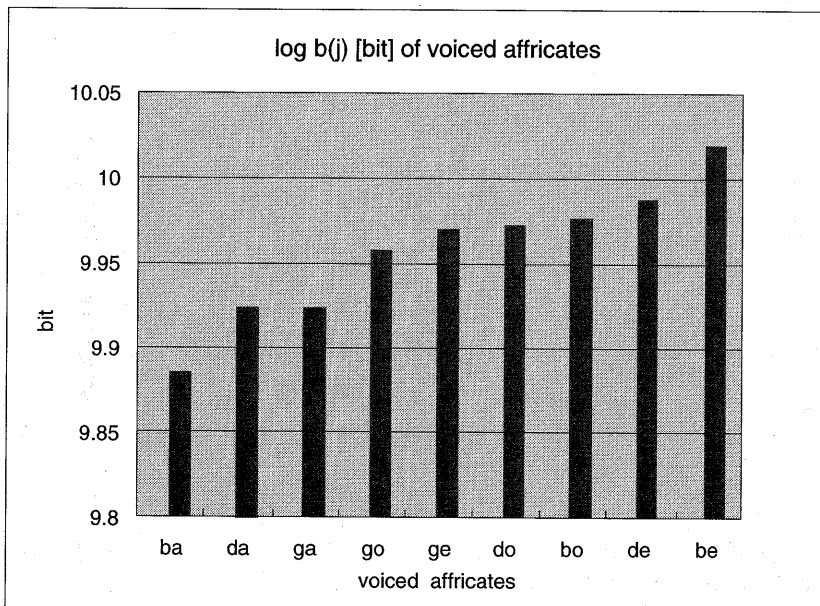


Figure 3. 9個の有声破裂音 /ba/ (j=1), /be/ (j=2), /bo/ (j=3), /da/ (j=4), /de/ (j=5), do/ (j=6), /ga/ (j=7), /ge/ (j=8), /go/ (j=9) の  $\text{Entr}(j) - \text{VEp}(j) = \log_2 b(j)$  (j=1~9)

に表されている。

表3, 図3によると, 次の事項③-①が指摘される:

3-① 9個の, 式 (2.22) の有声破裂音の  $\log_2 b(j)$  (j=1~9) による順序付けは, 変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  (j=1~9) による順序付けとほぼ, 逆になっており, 最小値 9.885 を与えているのが /ba/ であり, 最大値 10.019 を与えているのが /be/ である。

## 5. むすび

パターンは変形に耐え, 冗長性ある表現なので, 似たパターンの集まりを1つの表象 (代表パターン) で代表することは素直なことである。

1つのカテゴリに帰属するパターンはその帰属するカテゴリを保存したまま, その代表パターンからどの程度の変形に耐えられるであろうか? 変形の程度があまり, 大でない場合には変形の程度を解析的に表現できる [30]。

本論文では, 3.1, 3.2両節で簡単に解説された “Shannonの流れを組むクロスエントロピー” の形で, 解析的に表現できないパターン変形の程度を, 式 (3.44) の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  で捉えることが, 前研究 [2] の14章のIに引き続いて研究された。

第  $j \in J$  番目の変動エントロピー  $\text{VEp}(j)$  をカテゴリ番号  $j \in J$  にわたって予め, 求めておくと, 典型としての代表パターンを中心とした緩やかなカテゴリを想定している各種パターン認識システム, 例えば, 最小距離分類器, 最大相関分類器, 不動点探索形構造受精多段階帰納推理の働き



でパターン認識を行うシステム RECOGNITRON が正常に機能したかどうかを検討できる。何故ならば、 $VEp(j)$  は第  $j \in J$  番目のカテゴリ  $\mathcal{C}_j$  内パターン変形 (パターンの持つ意味としてのその帰属するカテゴリを保存するパターン変形) の程度を計量できるからである [2]。本論文では、処理の対象となる問題のパターン  $\varphi$  の集まりのなす “再帰領域方程式 (2.18) の解としての誘導領域  $\Phi$  内の基本領域  $\Phi_B$ ” 内のパターン  $\varphi$  の、式 (2.51) で定義されるパターンモデル  $T\varphi$  を構成した後、式 (2.29) の  $n(j, q)$  を用いて、各変動エントロピー  $VEp(j)$  を式 (3.44) の如く定義した。式 (2.29) の  $n(j, q)$  は、定理 2.1 を適用すると、

$$n(j, q) \equiv \sum_{\varphi \in \mathcal{V}_j} (T(T\varphi))(x_q) \quad \because \text{2.1.2項の axiom 1 の (iii) の後半} \quad (5.1)$$

と再表現されるから、 $VEp(j)$  は式 (2.8) のモデル構成作用素  $T$  の下で不変であることに注意しておこう。

本計算機シミュレーションでは、9個の、式 (2.22) の有声破裂音 /ba/, /be/, /bo/, /da/, /de/, /do/, /ga/, /ge/, /go/ の音声波形  $\varphi$  を変換して得られる2値化パターンモデル  $T\varphi$  を用い、そのカテゴリ内変形の程度を計量できる変動エントロピー  $VEp(j)$  ( $j=1 \sim 9$ ) の大小関係で、9個の有声破裂音が意味ある順序にほぼ並ぶなどのその効果が指摘された。

2値化パターンモデル  $T\varphi$  ではなく、多値化パターンモデル (multi-level pattern-model) [8] を用いて、変動エントロピー  $VEp(j)$  を定義すれば、一層精密にカテゴリ内変形の程度を計量できると思われるが、この種の研究は将来に持ち越された。

## 文 献

- [1] 青木利夫, 高橋渉: “集合・位相空間要論”, 培風館, Sept.1979
- [2] 鈴木昇一: “新しい情報の測度とパターン情報処理”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.13, pp.273-358, Dec.1992
- [3] 長谷博行, 米田政明, 酒井充, 吉田順作: “変動エントロピーによる文字変動の評価”, 電子通信学会論文誌, vol.J71-D, no.6, pp.1048-1056, June 1988
- [4] 米田政明, 長谷博行, 酒井充: “文字の変動評価に関する一考察”, 電子通信学会論文誌 D-II, vol.J75-D-II, no.1, pp.103-110, Jan.1992
- [5] 鈴木昇一: “認識工学 (上)”, 柏書房, Feb.1975
- [6] 鈴木昇一: “ニューラルネットの新数理”, 近代文芸社, Sept.1996
- [7] 鈴木昇一: “パターン認識問題の数理的一般解決”, 近代文芸社, June 1997
- [8] 鈴木昇一: “認識知能情報論の新展開”, 近代文芸社, Aug.1998
- [9] 鈴木昇一: “画像情報量とその手書き漢字への応用”, 画像電子学会誌, vol.4, no.1, pp.4-12, Apr.1975
- [10] 鈴木昇一: “パターンのエントロピーモデル”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), vol.J77-D-II, no.10, pp.2220-2238, Nov.1994
- [11] 鈴木昇一: “多変量解析に基づく大分類関数の決定とその計算機シミュレーション”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.10, p.p.35-49, Dec.1989
- [12] 鈴木昇一: “帰属係数法に基づく類似度、帰属関係あいまい度、認識情報量の計算機シミュ

- レーション”、情報研究 (文教大学・情報学部), vol.11, p.p.51-68, Dec.1990
- [13] 鈴木昇一: “パターン認識の数学的理論”, 電子情報通信学会技術研究報告 [パターン認識と学習, パターン認識と理解], PRL84-6 (第1部), PRL84-30, PRL84-38, PRL85-27, PRU86-8, PRU86-35, PRU86-69, PRU87-1, PRU87-28, PRU88-30, PRU89-1, PRU89-27, PRU89-40, PRU89-66, PRU89-77, PRU89-136, PRU90-5, PRU90-15, PRU90-29, PRU90-125, PRU91-1, PRU91-29, PRU91-42, PRU92-1, PRU92-18, PRU92-25, PRU92-89, PRU92-102 (第28部), May 1984~Jan.1993
- [14] 長尾真: “パターン情報処理 (電子通信学会大学シリーズ I-4)”, コロナ社, Mar.1983
- [15] 斎藤収三, 中田和男: “音声情報処理の基礎”, オーム社, Nov.1981
- [16] 今井聖: “音声信号処理 (音声の性質と聴覚の特性を考慮した信号処理)”, 森北出版, Nov.1996
- [17] 北研二, 中村哲, 永田昌明: “音声言語処理 (コーパスに基づくアプローチ)”, 森北出版, Nov.1996
- [18] 工藤育男, 白井克彦他: “特集「音声処理技術とその応用」”, 情報処理 (学会誌), vol.38, no.11, pp.970-1018, Nov.1997
- [19] Luc Devroye, László Györfi and Gábor Lugosi: “A probabilistic theory of pattern recognition”, Springer-Verlag New York, Inc., 1996
- [20] 鈴木昇一, 奥野治雄: “パターン認識系の特徴抽出構造に関する解析”, 電子通信学会インホームーション理論研究会, IT68-9, May 1968
- [21] 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), vol.55-D, no.8, pp.513-538, Aug.1972
- [22] 鈴木昇一: “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”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.7, pp.17-29, Dec.1986
- [23] 鈴木昇一, 佐久間拓也, 釈氏孝浩, 前田英明, 下平丕作士: “不動点探索形構造受精変換多段階認識の、確率過程論的取り扱い”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.18, pp.53-103, Dec.1997
- [24] 鈴木昇一: “構造受精法と日本語単独母音の認識”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.18, pp.17-51, Dec.1997
- [25] 鈴木昇一: “高次認知機能における論理表現の要素”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.19, pp.29-82, Mar.1998
- [26] 鈴木昇一: “類似度関数の選定に関する適切さの検証法”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.19, pp.83-120, Mar.1998
- [27] 鈴木昇一: “類似度関数を用いた確率的緩和法”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.20, pp.23-75, Mar.1998
- [28] 鈴木昇一, 前田英明: “有声破裂音の代表パターンの学習的決定と、その計算機シミュレーション”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.20, pp.77-95, Mar.1998
- [29] 東条敏: “自然言語処理 (コンピュータサイエンス大学講座19)”, 近代科学社, July 1988
- [30] 鈴木昇一, 前田英明: “パターンの変形理論”, 情報研究 (文教大学・情報学部), vol.19, pp.209-267, Dec.1995
- [31] Nikhil R.Pal: “On minimum cross-entropy thresholding”, Pattern Recognition, vol, 29, no, 4,

pp.575-580, 1996

- [32] Elaine Rich and Kevin Knight : “Artificial intelligence (Second edition)”, McGraw-Hill, Inc., 1991
- [33] 但島文昭, 呉健 : “方向線素パターンを用いた手書き文字の変動評価の手法”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), vol.J81-D-II, no.6, pp.1115-1122, June 1998

(鈴木昇一・前田英明, 文教大学・情報学部・情報システム学科, “文教大学・情報学部・情報研究 no.21” 投稿論文, 論文題目 変動エントロピーによる有声破裂音の順序付けと、その計算機シミュレーション, 投稿年月日 1999年1月6日 (水))