

時系列信号処理を行う自己組織化マップとその応用： ヒトの意思決定様式の解析

和久屋 寛* ・ 谷川 昌弘*

Self-Organizing Map for Temporal Signal Processing and Its Application: An Analysis of Human Decision-Making Style

By

Hiroshi WAKUYA and Masahiro TANIGAWA

Abstract : Recently, a new architecture of the self-organizing map (SOM) for temporal signal processing is undertaken by a lot of researchers. In order to evaluate its performance, a *Janken* game is adopted in this study. Generally speaking, a game is repetition of decision-making process, i.e., the current action is often determined based on one's experience, so it can be seen as a sort of temporal signal processing. Then, 13 people are chosen and matched each other, and each recorded sequence of their *hand-signs* (rock, scissors and paper) is analyzed. As a result, it is found experimentally that the trained SOM can develop feature maps which reflect subject's personalities successfully.

Key words : self-organizing map, decision-making style, *Janken* game, winner neuron, temporal signal processing

1 はじめに

自己組織化マップ (Self-Organizing Map : SOM) とは、高次元空間から2次元平面への隣接関係を保持した座標変換機である。また、入力信号に潜むデータ構造を特徴マップとして可視化できるという性質を持っている⁽¹⁾。そのため、これまでに多方面で様々な用途に利用されているが、我々の身のまわりに満ち溢れている時間とともに変化する情報 (時系列情報) を本質的に扱えないという構造上の欠点を有していた。そこで、この問題を克服するため、これまでにアーキテクチャの様々な改良が試みられてきた。具体的には、事前に時空間変換に相当する前処理を行うもの、ニューロン素子そのものにダイナミクスを持たせるもの⁽²⁾⁽³⁾、ネットワーク内にフィードバック結合を設けて信号を循環させるもの⁽⁴⁾などに大別できるが、この一連の流

れは、階層型ネットワークからリカレントネットワークを生み出してきた経緯と似ている点が多い。

ところで、我々がある行動の選択に迫られた場合、概して、自分自身の過去の経験と照合して決断することが多い。このように考えると、ヒトの意思決定も過去の履歴情報を基に為される一種の時系列信号処理とみなすことができよう。ここでは、この意思決定に関わるものの一例として、ごく単純であり、かつよく知られたゲームでもあるジャンケンについて検討する。

ジャンケンとは、グー、チョキ、パーの3種類の手を出して勝敗を競うものであり、何度も繰り返せば一種の時系列データである。ゲーム理論によれば、ランダムに各手を出す混合戦略を採用することで、大きく勝ち越す可能性は減るものの、大きく負け越す危険性も抑えることができる⁽⁵⁾。しかし、我々がジャンケンを行う場合は、そこに各人の個性や癖などが反映されているはずであり、また相手に勝つことを強く意識すれば、勝つための戦略も含まれてくるはずである。

そこで本論文では、時系列信号処理を行う SOM の 1

平成16年11月1日受理

* 電気電子工学科

©佐賀大学理工学部

つの応用例として、このようにして得られた一連の対戦経過の解析を取り上げ、ヒトの意思決定様式の解明を試みる(6)–(8)。以下では、まず2.でSOMの構造について概観し、3.でジャンケンの対戦データ取得のための心理物理実験、4.でSOMを用いた解析に関する計算機シミュレーションの結果について言及する。また、5.では本解析手法の現状における問題点と今後の展望について考察し、最後に6.で結論を述べる。

2 フィードバック SOM

2.1 状態遷移則

後述のジャンケンの対戦データの解析には、図1に示すフィードバック SOM⁽⁴⁾を用いた。これは、通常のSOMの競合層まわりに過去の履歴情報を参照できるようにフィードバック結合を付加した構造であり、入力層 x 、競合層 y 、状態層 h の3層から成る。それぞれのニューロン数は、 $(L+M)$ 個、 M 個、 M 個とする。あるいは、先に提案した Elman 型フィードバック SOM⁽⁹⁾ から出力層を除去し、解析に必要な部分のみを残した構成でもある。このとき、時刻 t における状態遷移則を次式で定義する。なお、 x と βh を並べた正味の入力信号 $I = (x, \beta h)$ は事前に規格化しておく。

$$u_j(t) = \sum_{i=1}^L w_{ji}x_i(t) + \sum_{i=1}^M w_{j,L+i}\beta h_i(t) = \sum_{i=1}^{L+M} w_{ji}I_i(t) \quad (1)$$

$$j^* = \arg \max_j u_j(t) \quad (2)$$

$$y_j(t) = \begin{cases} 1, & j = j^* \\ 0, & j \neq j^* \end{cases} \quad (3)$$

$$h_j(t) = (1 - \gamma)y_j(t) + \gamma h_j(t - 1) \quad (4)$$

ここで、 j^* は競合層の勝者ニューロンの番号、 β は入力層において過去の履歴情報を参照する比率、 γ は状態層において過去の情報を保持する比率(1次遅れ特性の時定数に相当)である。

2.2 学習則

学習については、通常のSOMと同様に競合と協調という2つの段階を用意し、これらを交互に繰り返すことで実現する。まず競合段階では、式(3)で算出された競合層ニューロン $y_j(t)$ ($j = 1, 2, \dots, M$) のうち、最大出力を示したものを勝者として求めている。続く協調段階では、この勝者ニューロンとその近傍のニューロ

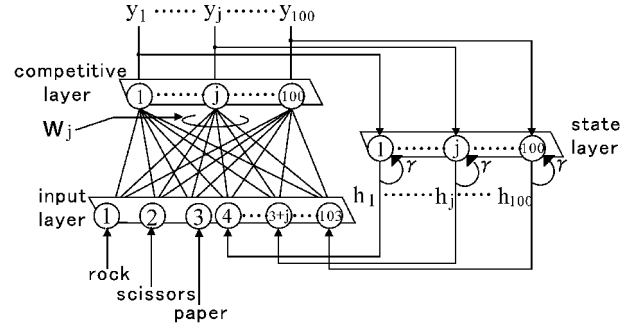


Fig.1 フィードバック SOM (ジャンケンの対戦データ解析用に一部改変)

ンが同一の入力信号 $I(t)$ に対してより強く応答するように、次式に基づいて結合荷重を修正している。

$$Z_j(t+1) = w_j(t) + \eta \Lambda(j, j^*) \{I(t) - w_j(t)\} \quad (5)$$

$$w_j(t+1) = \frac{Z_j(t+1)}{\|Z_j(t+1)\|} \quad (6)$$

ここで、 η は学習率、 $\Lambda(j, j^*)$ は近傍関数を表す。また、 r_j を j 番目のニューロンの格子座標とすると、

$$\eta(n) = \eta(0) \left(1.0 - \frac{n}{n_{max}}\right) \quad (7)$$

$$\Lambda(j, j^*; n) = \exp \left[-\frac{\|r_j - r_{j^*}\|^2}{2\{\sigma_\Lambda(n)\}^2} \right] \quad (8)$$

$$\sigma_\Lambda(n) = \sigma_\Lambda(0) \exp \left[-2\sigma_\Lambda(0) \frac{n}{n_{max}} \right] \quad (9)$$

とおいて、いずれも学習が進むとともに徐々に小さくなるように設定する。なお、 n は結合荷重の更新回数、 n_{max} はその最大値である。

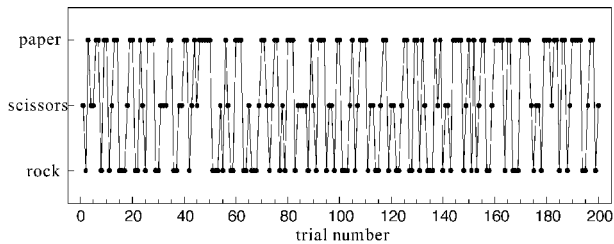
3 心理物理実験：ジャンケンの対戦データの取得

ここでは成年男子13名を被験者として採用し、これを1人(被験者X)と12人(被験者A, B, C, ..., L)の2グループに分けて、ジャンケンの対戦をさせた。したがって、対戦総数は全部で12回である。これは、被験者Xの特性が実験期間中を通して一定であると仮定し、以後の解析では相手方の被験者A~Lの対戦データのみを用いるためである。なお対戦の際には、研究内容を事前に説明して十分に理解してもらい、特に“勝つこと”を意識して連続200回の勝負に臨むように依頼した。表1は、被験者X対被験者Aの対戦例を示したものである。

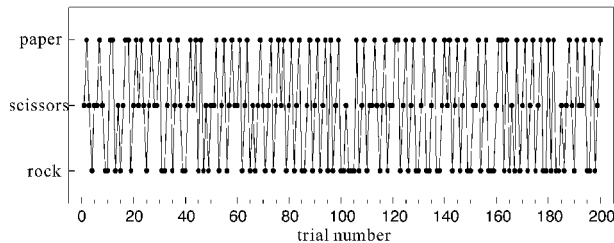
Table 1 ジャンケンの対戦例 (被験者 X 対 被験者 A)

Trial No.	1	2	3	4	5	...	200
Subject X	S	R	P	R	R	...	R
Subject A	S	R	P	S	S	...	S

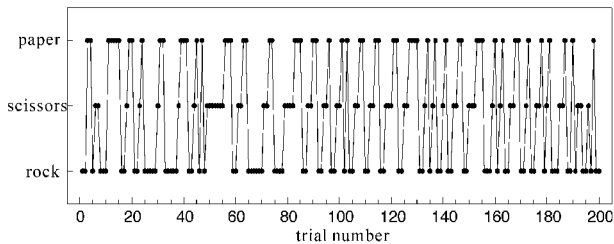
(注) R: グー (rock), S: チョキ (scissors), P: パー (paper)



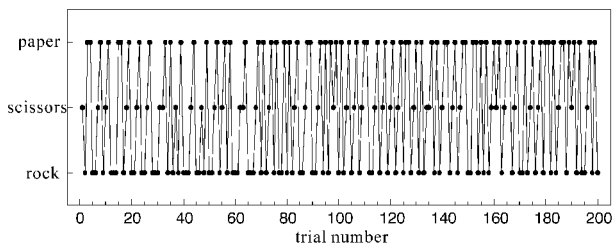
(a) Subject A



(b) Subject B



(c) Subject C



(d) Subject D

Fig.2 ジャンケンの対戦データ

このようにして得られた対戦データを図2に示す。ただし、紙面の制約で代表的な4名(被験者A~D)のみとする(以下同様)。また、各手の出した割合を調べた結果が表2である。これらを一瞥すると、各手をランダムに出そうとした者、同じ手を頻繁に繰り返した者など、様々な傾向が観察された。

Table 2 各被験者が出した手およびその割合

	Rock	Scissors	Paper	Total
Sub.A	67 (33.5%)	49 (24.5%)	84 (42.0%)	200 (100%)
Sub.B	71 (35.5%)	68 (34.0%)	61 (30.5%)	200 (100%)
Sub.C	82 (41.0%)	58 (29.0%)	60 (30.0%)	200 (100%)
Sub.D	84 (42.0%)	43 (21.5%)	73 (36.5%)	200 (100%)

4 計算機シミュレーション：ジャンケンの対戦データの解析

ここでは、3.で取得したジャンケンの対戦データの解析を、図1に示すフィードバックSOMを用いて試みる。入力層、競合層、状態層のニューロン数は、それぞれ103個(=3個+100個)、100個(=10個×10個)、100個である。ここでは、新規の入力情報(グー、チョキ、パー)を入力層の最初の3個のニューロンに割り当て、グーであれば(1, 0, 0)、チョキであれば(0, 1, 0)、パーであれば(0, 0, 1)とおいた。また入力データとして、12人のグループの各被験者A~Lの対戦データのうち、31~130番目の合計100個を取り出して、それぞれ異なるSOMに5000回の学習を行わせた。なお、上で言及した各パラメータの値は、 $\eta(0) = 0.1$, $\sigma_A(0) = 10.0$ とおき、 β と γ については次節以降で検討する。

4.1 パラメータの決定法

まず、予備的な実験として、フィードバックSOMで重要なパラメータの影響について検討した。具体的には以下の2つが挙げられる。

- β : 入力層において、過去の履歴情報を参照する程度を表す定数(式(1)参照)
- γ : 状態層において、過去の情報を保持する程度を表す定数(式(4)参照)

本論文では、前者の β を1.0に固定し、モデルの性質上、より重要と考えられる後者の γ についてのみ検討した。制御工学的な観点に立てば、2.1で述べたとおり γ は1次遅れ要素の時定数に相当し、0~1.0の範囲の値をとる定数である。

ここでは、まず被験者Aの対戦データ(31~130番目の合計100個)を用いて、 γ の値を0.1刻みで変化させた全11通りの学習を試みた。この後、学習済みデータを呈示して競合層(10個×10個=100個)の上に出現する勝者ニューロンの分布について調べたところ、その

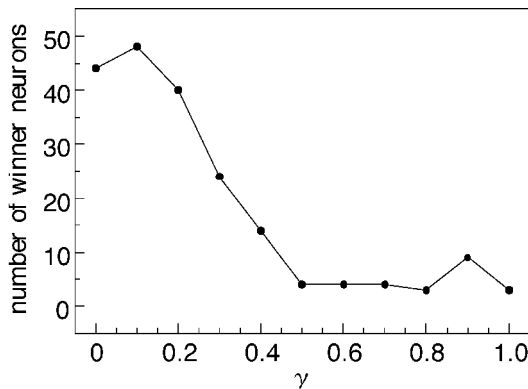


Fig.3 係数 γ に対する勝者ニューロンの出現箇所数の変化 (被験者 A)

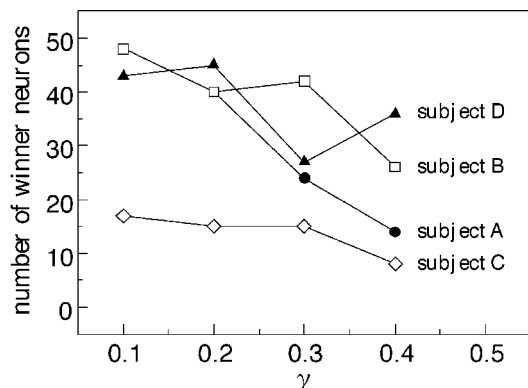


Fig.4 係数 γ に対する勝者ニューロンの出現箇所数の変化 (被験者 A~D)

出現箇所数[†]は図3のように変化した。これによると、 γ が0~0.4の部分で比較的大きな値を示し、勝者ニューロンの出現箇所が競合層上で分散していることが確認できる。また、 γ が大きくなると急激に減少し、小さくなる時もやや減少する傾向が認められる。

この現象は、式(4)を用いて次のような定性的解釈ができる。まず、状態層における自己結合 γ が大きくなった場合、そこに含まれていた情報がそのまま保持される割合が大きくなるため、履歴情報の更新が阻害される。その結果、状態層を持たない従来型 SOM とほぼ等価な構成とみなせて、外部からの新規入力情報のみに対応するような“静的”なマップを形成してしまう。よって、このときに SOM が扱う情報はグー、チョキ、パーの3つにほぼ限定されるであろう。これに対して、状態層における自己結合 γ が小さくなった場合、そこに含まれていた情報がそのまま保持される割合は小さくなるため、履歴情報の更新が促進される。その結果、

[†]100個の要素から成る系列入力に対して、競合層上の異なるニューロンが勝者となればよいが、実際には重複する場合も多い。そこで、ここでは勝者ニューロンが出現した箇所の多寡のみに注目する。

やはり長期的な情報を保有する機能が低下し、相対的に外部からの新規入力情報に重心をおいた応答をする“準静的”なマップを形成するであろう。したがって、これらの間のいずれかの点で、履歴情報を効率よく保持できる最適値が存在すると思われる。このような経過から、SOMが保持できている履歴情報の減少が、結果的に勝者ニューロンの出現箇所数の減少という形で顕在化しているのではないかと考えられる。

以上のことから、ここでは勝者ニューロンの出現箇所数が大きな値をとる γ の範囲 (0.1~0.4) に限定し、他の被験者 B, C, D についても同様の検討を行った。これは個人差に対するパラメータ依存性を調べるためのものである。その結果を図4に示すが、被験者 D を除いて、いずれの場合も $\gamma = 0.1$ で最大値を記録している。被験者 D については $\gamma = 0.2$ が最大値であるが、 $\gamma = 0.1$ とほぼ同程度であり、条件を統一するという観点から以下では $\gamma = 0.1$ を採用する。

4.2 SOMを用いた解析結果

さて、上述のように定めたパラメータを用いて、ジャンケンの対戦データの解析を行った結果を図5に示す。これは、学習終了後に100時刻分の学習済み対戦データを SOM に入力し、そのとき、競合層上に現れた勝者ニューロンの場所とその頻度を表したものである。ここでいう頻度とは、特定のニューロンがどれだけ多くの異なる入力に対して勝者になったかということであり、勝者ニューロンが同じ座標に多く出現するほど縦棒が長くなるように表現している。なお、図中の x, y は競合層上の座標を示すが、SOM は初期結合荷重に応じて上下左右方向の任意性があるため、お互いの相対的な位置関係のみが重要となる。

この図から、被験者 A, B, D と比較して、被験者 C は特定のニューロンが勝者となる傾向が強いということがわかる。また概観については、被験者 A, B の間に顕著な差異は認められないが、被験者 D はやや勝者ニューロンの出現箇所が少ないようにも見受けられる。

次に、各手 (グー、チョキ、パー) の情報を入力したときの勝者ニューロンの分布に着目したものを図6に示す。これは、ちょうど図5を“真上”から眺めたものに相当する。このとき、各マップ上で勝者となったニューロン数を表3に、各被験者の学習用入力データに占める各手の出現回数を表4にまとめておく。

まず、被験者 A について考えてみよう。表3から勝者ニューロン数を多い順に並べると「グー→パー→チョキ」である。また、表4から各手を出現回数の多い順に並べると「パー→グー→チョキ」となっている。両者

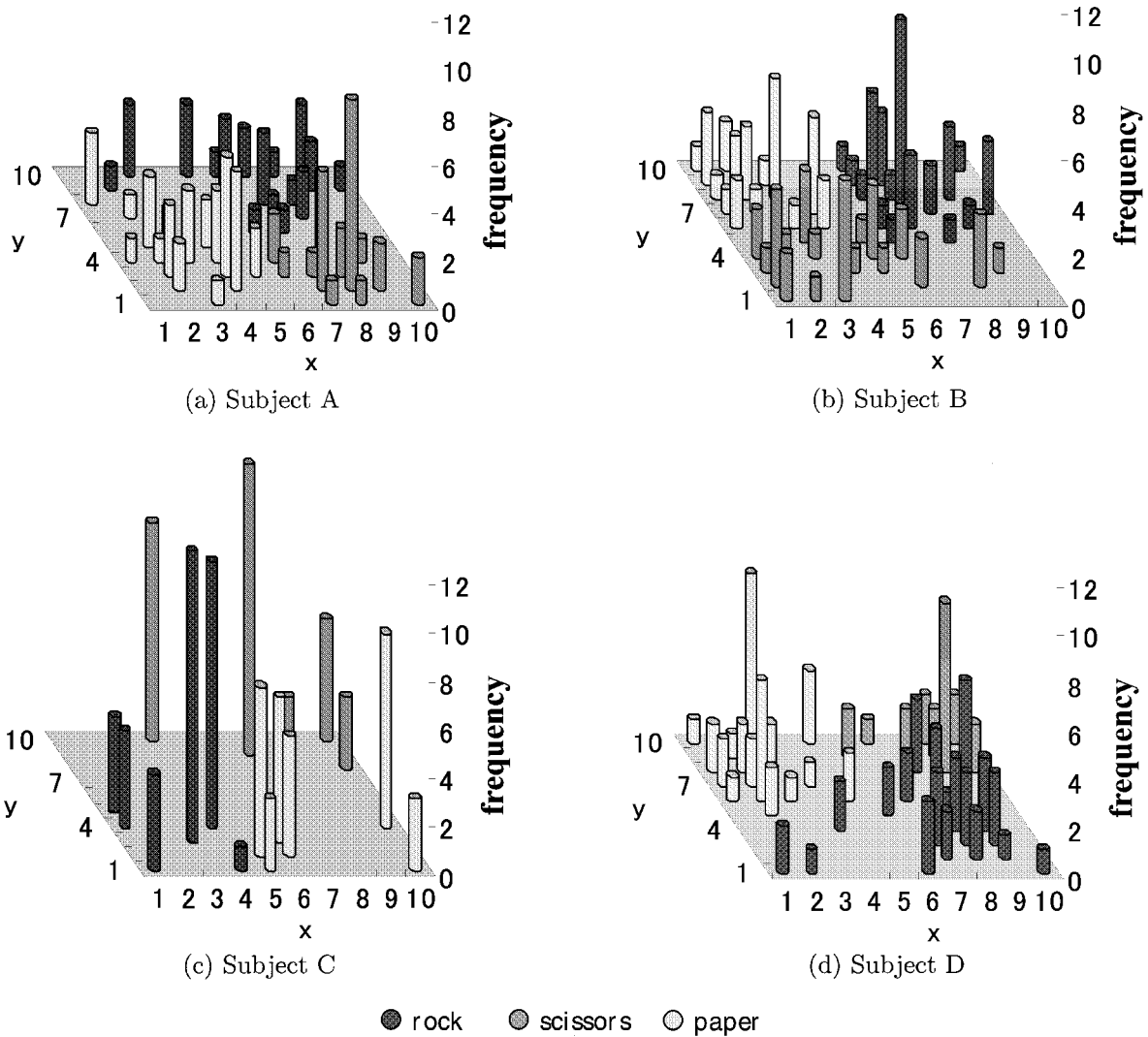


Fig.5 SOMによるジャンケンの対戦データの解析結果 (1)

—— 勝者ニューロンの出現場所とその頻度に着目 ——

を比較すると、どちらもチョキが最も少ない点では一致しているものの、残りのグーとパーは順番が異なっている。入力データの多いものほど学習が進行し、特徴マップ上で広い領域を獲得するというSOMの性質を考えると、これは矛盾しているように思える。そこで、この原因が過去の履歴情報にあるとみなすことにした。すなわち、ジャンケンでは現在の手のみを考えると3通りだけであるが、1時刻前まで考慮すると $3^2 = 9$ 通り、2時刻前まで考慮すると $3^3 = 27$ 通り、...、 n 時刻前まで考慮すると 3^{n+1} 通りとなって、履歴系列の組合せが増えていく。そこで、最も単純な場合として、現在と1時刻前の手の関係を状態遷移表という形でまとめたものが表5である。被験者Aの場合、表(a)から現在の手がグーであれば1時刻前の各手はほぼ均等の出現回数

なのに対し、現在の手がパーであれば1時刻前もパーであることが多い。また、オートマトンのような考え方をすれば、フィードバックSOMは過去の履歴系列に応じて異なる“内部状態”をとることでそれぞれを区別するため、履歴系列の種類が多い場合は、競合層上に現れる勝者ニューロン数を増やすこと（分布範囲も広くすること）で対処していると思われる。以上のことから、被験者Aはパーを出す回数自体は多かったものの、それまでの履歴に“多様性”が少なかったため、勝者ニューロン数ではグーの方が逆転して多くなったのではないかと考えられる。

同様に被験者Bでは、勝者ニューロン数は多い順に「チョキ→グー→パー」となっているのに対して、各手の出現回数は「グー→チョキ→パー」となっている。こ

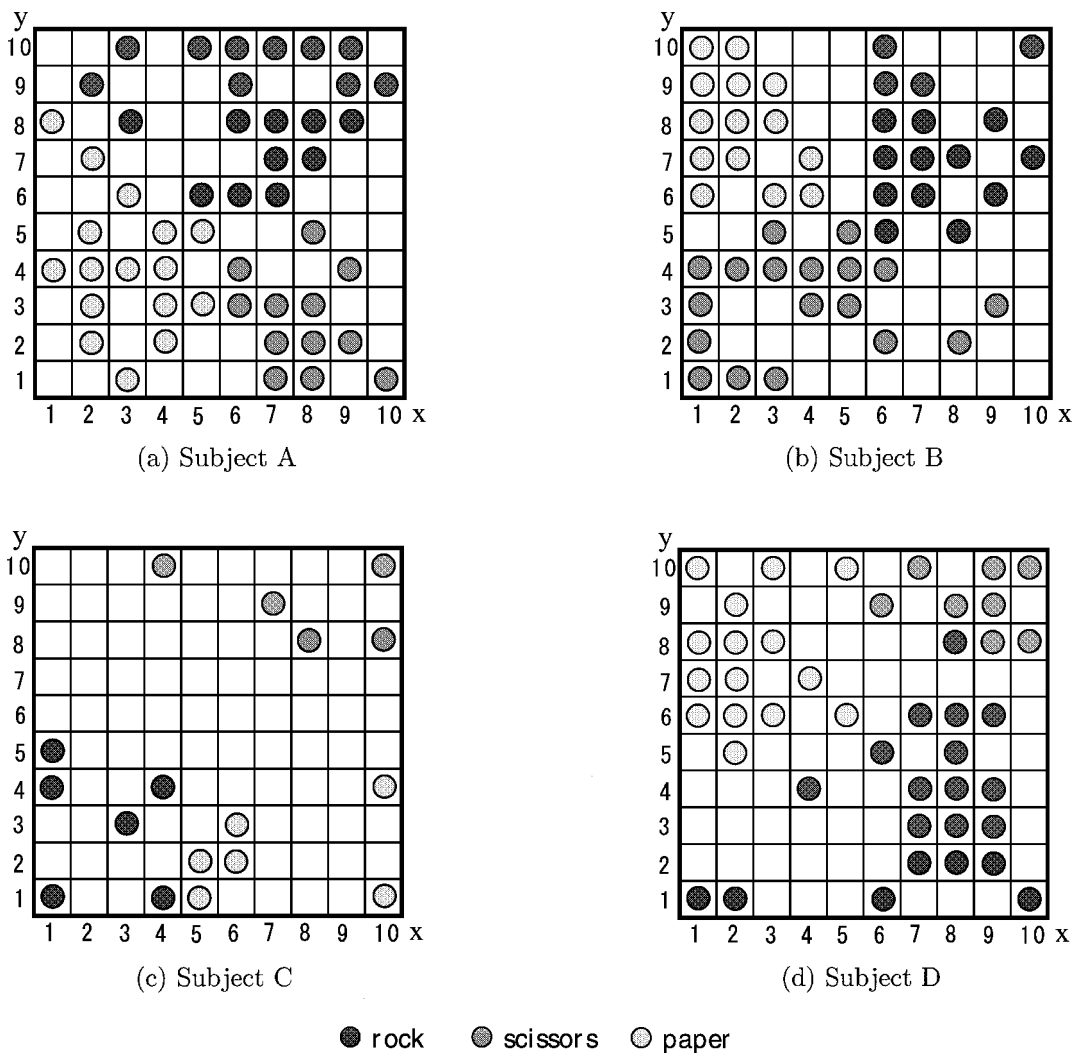


Fig.6 SOMによるジャンケンの対戦データの解析結果 (2)
 —— 各手に対応する勝者ニューロンの出現領域に着目 ——

ここでは、チョキとグーの順番が入れ替わっているが僅差であり、実際にはほぼ同等とみなしてよいだろう。

一方、被験者Cでは、表5(c)から明らかなように同じ手を繰り返すことが多く、「チョキ→グー」、「パー→チョキ」の順で出したものは1回もなかった。つまり、被験者Cは出す手のパターンが非常に偏っていたと言える。その結果、競合層上のマップは他の3人に比べ、勝者ニューロンの分布が小さな範囲に限定されてしまったと考えられる。

被験者Dでは、勝者ニューロン数は多い順に「グー→パー→チョキ」、出した手の出現回数も「グー→パー→チョキ」となっている。これは、各手の出現回数の差が当初から大きかったため、各手を出すまでの履歴系列の多様性がある中に埋没してしまった特別な場合

と考えられる。

このようにして得られた結果をまとめると、以下の2点に集約できる。

- (i) 各手の出現回数が増すほど、対応する勝者ニューロンの分布範囲は広くなる。
- (ii) 各手を出すまでの履歴系列の多様性が増すほど、対応する勝者ニューロンの分布範囲は広くなる。

一般に、多岐にわたる手を出す被験者ほど意思決定様式は複雑であり、特徴マップ上で勝者ニューロンの出現場所は分散するが、そうでなければ単純なものとなり、集中してしまうと考えられる。

Table 3 学習済みSOMの各手に対する特徴マップ上の勝者ニューロン数

	Rock	Scissors	Paper	Total
Subject A	20	12	16	48
Subject B	16	18	14	48
Subject C	6	5	6	17
Subject D	20	8	15	43

Table 4 学習用入力データに占める各手の出現回数

	Rock	Scissors	Paper	Total
Subject A	34	29	37	100
Subject B	36	35	29	100
Subject C	36	32	32	100
Subject D	43	23	34	100

4.3 統計的解析手法との対応

これまでSOMによって獲得された特徴マップを定性的に解析したが、ここでは従来からある統計的な解析手法との対応について、定量的な視点を一部交えて検討する。

さて上述のように、特徴マップ上の勝者ニューロン数（領域の広狭）は各手の出現確率の偏りと関係がありそうである。情報通信工学の分野では、すべてを確率的な現象と仮定し、情報の価値をその出現頻度に基づいて定めるという学問が“シャノンの情報理論”として体系化されている[†]。ここでは、この考え方を参考にして、上で得られたSOM解析の結果と比較を行ってみる。

以下、必要に応じて、現在の手がグー、チョキ、パーの場合を記号で ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 、1時刻前の手がグー、チョキ、パーの場合を ψ_1, ψ_2, ψ_3 と表記する。まず被験者Aの場合であるが、表5(a)に示す結果を利用すると、次のようになる。

- 現在の手がグー (ϕ_1) のとき：

$$p(\psi_1|\phi_1) = \frac{12}{34}, p(\psi_2|\phi_1) = \frac{10}{34}, p(\psi_3|\phi_1) = \frac{12}{34}$$

$$H_A(\Psi|\phi_1) = -\sum_{j=1}^3 p(\psi_j|\phi_1) \log_2 p(\psi_j|\phi_1)$$

[†] 生起確率が均等な事象ほど、次に何が起るかを当てにくいため、そのような情報には価値があるとされる。エントロピーという尺度を用いる。単位はビット。

Table 5 学習用入力データを与えた際の現在と1時刻前の手の関係

(a) Subject A

		Previous			
		Rock ψ_1	Scissors ψ_2	Paper ψ_3	Total
Present	Rock ϕ_1	12	10	12	34
	Scissors ϕ_2	16	9	4	29
	Paper ϕ_3	7	10	20	37
	Total	35	29	36	100

(b) Subject B

		Previous			
		Rock ψ_1	Scissors ψ_2	Paper ψ_3	Total
Present	Rock ϕ_1	7	6	23	36
	Scissors ϕ_2	25	4	6	35
	Paper ϕ_3	3	25	1	29
	Total	35	35	30	100

(c) Subject C

		Previous			
		Rock ψ_1	Scissors ψ_2	Paper ψ_3	Total
Present	Rock ϕ_1	21	0	15	36
	Scissors ϕ_2	13	19	0	32
	Paper ϕ_3	2	14	16	32
	Total	36	33	31	100

(d) Subject D

		Previous			
		Rock ψ_1	Scissors ψ_2	Paper ψ_3	Total
Present	Rock ϕ_1	12	2	29	43
	Scissors ϕ_2	20	2	1	23
	Paper ϕ_3	12	19	3	34
	Total	44	23	33	100

$$= -\frac{12}{34} \log_2 \frac{12}{34} - \frac{10}{34} \log_2 \frac{10}{34} - \frac{12}{34} \log_2 \frac{12}{34} \approx 1.580 \text{ [ビット]} \quad (10)$$

- 現在の手がチョキ (ϕ_2) のとき：

$$p(\psi_1|\phi_2) = \frac{16}{29}, p(\psi_2|\phi_2) = \frac{9}{29}, p(\psi_3|\phi_2) = \frac{4}{29}$$

$$H_A(\Psi|\phi_2) = -\sum_{j=1}^3 p(\psi_j|\phi_2) \log_2 p(\psi_j|\phi_2)$$

$$= -\frac{16}{29} \log_2 \frac{16}{29} - \frac{9}{29} \log_2 \frac{9}{29} - \frac{4}{29} \log_2 \frac{4}{29} \approx 1.391 \text{ [ビット]} \quad (11)$$

- 現在の手がパー (ϕ_3) のとき：

$$p(\psi_1|\phi_3) = \frac{7}{37}, p(\psi_2|\phi_3) = \frac{10}{37}, p(\psi_3|\phi_3) = \frac{20}{37}$$

$$\begin{aligned} H_A(\Psi|\phi_3) &= -\sum_{j=1}^3 p(\psi_j|\phi_3) \log_2 p(\psi_j|\phi_3) \\ &= -\frac{7}{37} \log_2 \frac{7}{37} - \frac{10}{37} \log_2 \frac{10}{37} - \frac{20}{37} \log_2 \frac{20}{37} \\ &\approx 1.444 \text{ [ビット]} \end{aligned} \quad (12)$$

以上のことから、被験者Aの条件付きエントロピーは、

$$\begin{aligned} H_A(\Psi|\Phi) &= \sum_{i=1}^3 p_A(\phi_i) H_A(\Psi|\phi_i) \\ &= \frac{34}{100} \times 1.580 + \frac{29}{100} \times 1.391 + \frac{37}{100} \times 1.444 \\ &\approx 1.47 \text{ [ビット]} \end{aligned} \quad (13)$$

で表される。また被験者B~Dの場合は、表5(b)~(d)に示す結果を利用して、同様に、

$$\begin{aligned} H_B(\Psi|\Phi) &= \sum_{i=1}^3 p_B(\phi_i) H_B(\Psi|\phi_i) \\ &= \frac{36}{100} \times 1.303 + \frac{35}{100} \times 1.141 + \frac{29}{100} \times 0.691 \\ &\approx 1.07 \text{ [ビット]} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} H_C(\Psi|\Phi) &= \sum_{i=1}^3 p_C(\phi_i) H_C(\Psi|\phi_i) \\ &= \frac{36}{100} \times 0.980 + \frac{32}{100} \times 0.974 + \frac{32}{100} \times 1.272 \\ &\approx 1.07 \text{ [ビット]} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} H_D(\Psi|\Phi) &= \sum_{i=1}^3 p_D(\phi_i) H_D(\Psi|\phi_i) \\ &= \frac{43}{100} \times 1.103 + \frac{23}{100} \times 0.678 + \frac{34}{100} \times 1.308 \\ &\approx 1.07 \text{ [ビット]} \end{aligned} \quad (16)$$

と求められる。

この結果からは、被験者Aのみ1.47ビットと大きな値を示したが、他の3名についてはいずれも1.07ビットと同一であった。換言すると、被験者B~Dはいずれもジャンケンの各手を出す際に同程度の“偏り”があったことを意味する。これに対して、被験者Aは彼ら3名よりも各手を出すときの偏りが小さかったことになる。しかし、これは図5~6に示す特徴マップとは明らかに傾向が異なっている。そこで、表5に基づいて再考すると、被験者Cについては確かに対角線上の値が大きくなっており、同じ手を頻繁に繰り返していることが確認できる。これに対して、被験者B, Dについては

「グー→チョキ」、「チョキ→パー」、「パー→グー」の欄の値が大きくなっており、これらをつなげると「グー→チョキ→パー→グー→…」というループを形成することがわかる。要するに、1状態から成るループが3つ（初期状態は各1つ）と3状態から成るループが1つ（初期状態は3つ）の比較となっている。上で計算したエントロピーの場合、極論すれば、「グー→グー」（同一状態間）と「グー→チョキ」（異状態間）という2種類の状態遷移を区別せず、ただ単に数値を求めているだけということになり、“同一状態を繰り返す”という現象の意味合いを全く考慮していないことになる。そこで、この部分を勘案して、

- (iii) 同一状態に戻ってくるループを含むものについては、その周期の長いもの（状態数の多いもの）ほど、勝者ニューロンの分布範囲は広がる。

として、先のルールに追加する。

5 考察

本研究では、SOMの応用例の1つとしてヒトの意思決定様式の解明を掲げ、その第1段階としてジャンケンの対戦データの解析へ適用した。今回は、被験者から取得した対戦データ（グー、チョキ、パーから成る系列）のみをSOMに与えて学習させたが、現実問題として我々がジャンケンを繰り返す場合、過去に自分が出した手だけに基づいて次の手を決定している訳ではない。これ以外にも、直前に相手が出した手やそのときの勝敗も密接に関わっているはずである。むしろ、相手の戦略を対戦系列から読み取り、自分にとって有利となるように戦略を変えていく方が自然であろう。したがって、このような状況を考慮すると、次の段階では、これらに相当する情報もSOMに与えて特徴マップを作成することが必要と思われる。

ところで、対象システムの特性を同定することと、その将来の挙動を予測することは一般に別物といわれている⁽¹⁰⁾。これはいずれに重点をおくかという問題意識以外に、モデルが将来の挙動を正確に予測できても、現象のメカニズムを明示的に説明できない場合があることや、過去の振る舞いを明確なルールで説明できても、将来の予測には結び付かない場合のあることを意味している。しかし、まず前段でシステム同定を行い、その結果に基づいて後段が将来予測を行うというように、ネットワークの構造化が実現できれば、両者を同時に実現できる可能性がある。そのような観点に立てば、ここで行ったフィードバックSOMを用いた解析が前段の

処理に合致するため、別途、後段に相当する信号変換層を設ければよいとも考えられる。最終的に、どのような構造がよいかを特定するには更なる検討が必要であるが、先に我々が提案したElman型フィードバックSOM⁽⁹⁾もその候補となりそうである。

6 おわりに

本論文では、自己組織化マップ(SOM)が有するデータ構造の可視化機能に着目し、その1つの応用例としてヒトの意思決定様式の解析に適用した。具体的には、ヒトの意思決定を過去の履歴情報に基づく一種の時系列情報をみなし、ごく単純でよく知られたゲームであるジャンケンを取り上げた。その結果、各被験者の意思決定様式を反映した特徴マップが形成されることを明らかにした。また、それぞれのマップの定性的な解釈を行い、従来の統計的解析手法との共通点・相違点についても言及した。今後は、5.でも触れたような課題を整理し、1つずつ解決していくことで、より現実的な解析手法としての確立を目指す予定である。

参考文献

- [1] T.Kohonen : “Self-organizing maps, 3rd Edition”, Springer, 2001
- [2] G.T.Chappell and J.G.Taylor : “The temporal Kohonen map”, *Neural Networks*, Vol.6, pp.441-445, 1993
- [3] T.Koskela, M.Varsta, J.Heikkonen, and K.Kaski : “Temporal sequence processing using recurrent SOM”, *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems*, Vol.1, 2B-1, pp.290-278, 1998
- [4] K.Horio and T.Yamakawa : “Feedback self-organizing map and its application to spatio-temporal pattern classification”, *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, Vol.1, pp.1-18, 2001
- [5] 中山幹夫 : “はじめてのゲーム理論”, 有斐閣, 1997
- [6] 谷川昌弘, 和久屋 寛 : “自己組織化マップによるヒトの意思決定様式の解析”, 平成15年度日本ME学会九州支部学術講演会論文集, 1F3, p.28, 2004
- [7] 和久屋 寛, 谷川昌弘 : “ジャンケンに見られるヒトの意思決定様式のSOM解析”, 第5回自己組織化マップ研究会2004講演論文集, SOM2004-08, pp.37-42, 2004
- [8] 和久屋 寛, 谷川昌弘 : “ジャンケンに見られるヒトの意思決定様式のSOM解析 ——第2報 特徴マップの解釈を巡って——”, 第20回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 4A4-3, pp.267-272, 2004
- [9] 和久屋 寛, 原田浩之, 信太克規 : “時系列信号処理を行う自己組織化マップのアーキテクチャと点字認識課題への応用”, 電子情報通信学会論文誌(D-II), Vol.J87-D-II, pp.884-892, 2004
- [10] N.A.Gershenfeld and A.S.Weigend : “The future of time series: Learning and understanding”, *In Time Series Prediction: Forecasting the Future and Understanding the Past* (eds. A.S.Weigend and N.A.Gershenfeld), pp.1-70, Addison-Wesley, 1993