

# 局所多次元時系列の関係表現としての性質の実験的検討

## Experimental estimation for nature of distribution equivalence groups as relationship representation

山川 宏<sup>\*1</sup>  
Hiroshi Yamakawa

<sup>\*1</sup> (株)富士通研究所  
FUJITSU LABORATORIES LTD.

Inductive inference processes need frame representations suitable for each target task domains. Then general purpose intelligent systems must autonomously acquire these representations. Because frame representations are sets of variables, similarity measure between two relations among variables can help extracting frame representations. I have proposed that distribution equivalent groups (DEGs) can work as these relations. Each DEG expresses the presence of the pattern that appeared in a partial space within a short time. As an idealized natural dynamic scene, a wave of point image is used to explore DEGs properties. All permutations of 3-dimensional subspaces are extracted from the eight dimensional inputs. Then appearance frequency vectors of 256 kinds of DEG states were calculated for all subspaces. Next, these subspaces were clustered by these DEGs states vectors. Finally, an equivalent structure that corresponded to the local image windows, which are conventional for image recognition system, was extracted as a cluster of subspaces.

### 1. まえがき

経験から得られる複数のイベント(事例/レコード)を比較することに基づく帰納推論は、知的情報処理において重要な位置を占める。ここでイベント間の比較を規定する変数集合はフレームとみなせる。フレームは良く知られた宣言的知識表現の一つであり、フレーム名と変数集合およびそれに対するラベルから構成され、さらに変数毎にイベントに対応した変数値を持つ。

現状の知的システムでは人がフレームを設計するため、推論を行える問題領域は想定された範囲に限定されるため、しばしば Narrow AI と呼ばれる。これに対し、人のように経験を積み、事前の想定を超えた問題領域に対応できる、柔軟で汎用な知能システムは Artificial General Intelligence (AGI) と呼ばれることもある。この様なシステムでは多様な問題領域において推論を行うために多様なフレーム表現を持たざるを得ない。

未だ AGI のような知能システムが実現できない理由は、システムが自律的にフレーム表現を生成できないことに大きく起因するだろう。そこで現状の知的処理の限界を打破し、事前に想定した問題領域に限定されない柔軟な知能システムを構築するため、自律的にフレームを生成する技術の開発が望まれる。

一般に、知能システムには、予め何らかの変数やフレームが作りこまれている。こうした既存のフレーム中から有用な変数を選択する特徴選択や、イベントの分類を行うクラスタリングなどの技術は広く普及している。しかしその範囲を超えて、新たなフレームを自動生成するには、フレームを結合する技術が必要となるだろう。今でも異なるフレーム間で共通する変数をキーとして、イベントを同化させる操作は、データベースで良く行われる。

一方、本稿で着目するフレーム生成の操作を、図 1 に示す。ここでは等価構造を用い二つの部分空間上の変数を同化して新たな特徴量としての結合変数集合を得る。ここで等価構造は、等価とみなしうる部分空間の集合を指定する。変数同化の操作により異なるイベントをマージできれば、結合変数集合上での推論では利用可能なイベントが増えるため推論能力を向上しうる。

本稿で着目する等価構造を用いたフレーム生成処理は、画像や音声等のセンサ入力に近いデータにおいて多数のフレームをマージすることでイベント数を増す処理形態である。ここでは、与えられた入力中の構造を読みとくことで、何らかの不変性

連絡先: 山川宏, [ymkw@jp.fujitsu.com](mailto:ymkw@jp.fujitsu.com)

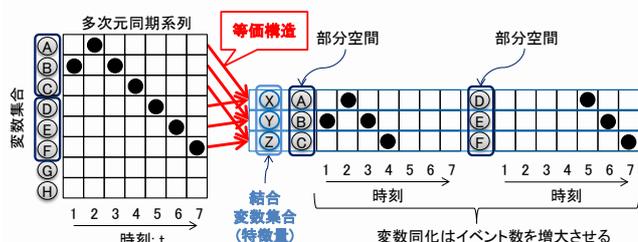


図 1: 等価構造を用いたフレーム生成(二値変数系列の例)  
値は二値(●=1, 空欄=0). 入力の変数は A~H の 8 つ.

を備えた認識を実現できる。例えば、視覚情報処理において並進・回転・拡大縮小の変換を受けた部分画像を同一とみなしたり、音程の異なるメロディーの同一性を認識したりできる。多くの動物において、センシング状況の変化から独立した形で外界を認識する能力(物体の認識、自己位置定位等)はしばしば生存のために必須である。よってこうした不変性を実現するための情報処理は、比較的多くの動物が備えているだろう。

関連する処理形態として、等価な構造を利用する類推や比喩があり、[Gentner 83]による構造写像理論などの先行研究もある。類推では、知識の不足したターゲット領域のフレームを、習熟したベース領域のフレームに写像する等価構造を見出すことで知識を得ている。これと同様に、事物に新たな関係を見出す創造性[市川 70]や、他者と自己の行動を同一視することに基づく模倣等の能力がある。しかし、こうした高度な情報処理を行える動物は少なく、前記の処理形態とは一線を画している。

等価構造を抽出するには、変数間関係についての類似性を評価する必要がある。これまでの研究で、生体が外部環境から取り込むような多次元同期系列においては、こうした関係を表現するために、データ中の局所シーケンスから得られる DEGs(1.1 節に後述)を用いることが有望であることを、脳の情報処理を参考として示してきたので[Yamakawa 12][山川 12]。現在は単純な入力データに含まれる DEGs を分析し、そこから等価構造を抽出するアルゴリズムの開発に向けた研究を進めている。

そこで本稿では、フレーム候補生成技術の基礎となる分布等価群(DEGs)の関係表現としての性質を検討する第一報として、視覚入力を単純化した点波シーケンスから得られる DEGs の

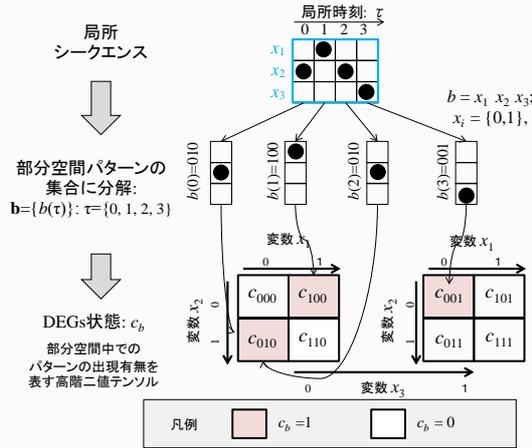


図 2: 局所シーケンスから DEG 状態を得る

性質を分析する。ここでは、入力空間中で隣接する変数群を位置不変な形でまとめあげる等価構造を抽出しうるかについて計算機実験による検証を行う。

### 1.1 分布等価群(Distribution Equivalent Groups: DEGs)

分布等価群(DEGs)は、二値の多次元同期系列での部分空間において出現するパターンの有無を表す高階二値テンソル表現である(階数は部分空間の次元数)。以下、その生成手順を図 2 の例で示す。3 変数 $\{x_1, x_2, x_3\}$ について、局所時刻( $\tau$ )での 4 時刻分の局所シーケンスから、4 つの部分空間パターン  $b(\tau)$  が取り出される。そして DEG 状態  $c_b$  は、 $8(=2^3)$ 個のテンソル成分( $b=000 \sim 111$ )において、局所シーケンス内において、一度以上出現する部分空間パターン  $b$  については  $c_b=1$  とし、それ以外は  $c_b=0$  とする。こうして局所シーケンス中の各部分空間パターンの出現有無を示す DEG 状態が得られる。

DEG 状態毎に内部の関係性を見積もるために相互情報量  $I_v$  を用いる。このために部分空間パターン毎の確率分布を仮定した。  $c_b=1$  であるパターンの数を  $k$  とし、そのパターンに対しては確率変数として  $1/k$  を割り当てる。それ以外の  $c_b=0$  となるパターンの確率変数は 0 とした。なお、情報量の計算に用いる対数の底は 2 とした。

DEG 状態のバリエーションは、部分空間パターンの出現有無の組み合わせ数の  $256(=2^8)$ 通りだが、その中で後の分析に出現する 14 種類の DEG 状態のみを表 1 に示す。ここで DEG 状態を指定するインデックス( $v$ )は、次式で指定する。

$$v = c(b_1) + 2c(b_2) + 2^2c(b_3) + \dots + 2^7c(b_8)$$

なお相互情報量  $I_v$  を表 1 の中の右端に示した。

$v$	$c_{000}$	$c_{100}$	$c_{010}$	$c_{110}$	$c_{001}$	$c_{101}$	$c_{011}$	$c_{111}$	$I_v$
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.00
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0.00
3	1	1	0	0	0	0	0	0	0.00
4	0	0	1	0	0	0	0	0	0.00
5	1	0	1	0	0	0	0	0	0.00
6	0	1	1	0	0	0	0	0	1.00
7	1	1	1	0	0	0	0	0	0.25
17	1	0	0	0	1	0	0	0	0.00
18	0	1	0	0	1	0	0	0	1.00
19	1	1	0	0	1	0	0	0	0.25
20	0	0	1	0	1	0	0	0	1.00
21	1	0	1	0	1	0	0	0	0.25
22	0	1	1	0	1	0	0	0	1.17
23	1	1	1	0	1	0	0	0	0.43

表 1: DEG 状態とその規格化相互情報量( $I_v$ )

分析中で出現する 14 個の DEG 状態(256 個中)。  $v$ : DEGs の ID,  $c(b_m)$ : セル毎の値の有無,  $I_v$ : DEG 状態の相互情報量。

## 2. 実験設定

### 2.1 入力データ: 点波シーケンス(二値)

DEGs を用いて等価構造の抽出を試みるため入力となる多次元時系列として、自然な動画画像を理想化した二値の一次元画像を用いた。この中で点(1ピクセル)が揺らめくように順次上下に移動する(図 3 参照)。なお点波シーケンスの次元数は 8、シーケンス長を 300 フレームとした。

dim. ID	Time																			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
3	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
4	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0

図 3: 入力データの点波シーケンス(最初の 20 フレーム)

### 2.2 隣接部分空間: 抽出目標となる等価構造

画像処理における基礎的な等価構造として、画像中を移動するウィンドウがある。二次元画像中でのウィンドウは、典型的には  $3 \times 3$  や  $5 \times 5$  ピクセル局所画像領域であり、予め設計される。そこで今回の計算機実験の目標は、前記した 1 次元の二値動画画像から、隣接した 3 ピクセルによるウィンドウを自動抽出することすることである。このウィンドウを隣接部分空間と呼ぶことにし、部分空間 $\{\{0,1,2\}, \{1,2,3\}, \{2,3,4\}, \{3,4,5\}, \{4,5,6\}, \{5,6,7\}\}$ 、などが等価とみなされるべき隣接部分空間である。順列を考慮した隣接部分空間の数は  $36(=(8-2) \times (3 \times 2 \times 1))$ 通りである。

なおデータの分析によって、等価構造としての隣接部分空間が抽出しうるのは、入力データ中に時空間的なまとまりを示唆する連続性が存在するからである。当然ながら、もし入力データがランダムに振る舞えば、そこから隣接部分空間は抽出し得ない。

### 2.3 DEGs 度数行列の計算

部分空間を分類するために用いる DEGs 度数行列  $F$  を導入し、最初に全ての要素  $F_{uv}$  を 0 に初期化する。

そして図 4 の例では、8 次元の変数集合から、3 変数の順列  $\{x_1, x_2, x_3\}$  を部分空間  $u$  として選択する。次に部分空間  $u$  の下で、時間長を 4 とした局所シーケンス(水色枠)を得る。その局所シーケンスから 1.1 節で説明した方法で 256 通りの中から DEG 状態  $v$  を決定し、DEGs 度数行列に対応する要素を 1 つカウントアップする( $F_{uv} = F_{uv} + 1$ )。

そして特定の部分空間  $u$  毎に、局所シーケンスを時刻終端まで 1 時刻ずつスライドしながら、順次 DEG 状態  $v$  を決定して DEGs 度数の要素  $F_{uv}$  を引き続き累積する。

そして上記の手続を全  $336(= 8 \times 7 \times 6)$ 通りの順列変数集合である部分空間  $u$  について実行することにより、最終的な DEGs 度数行列を得る。

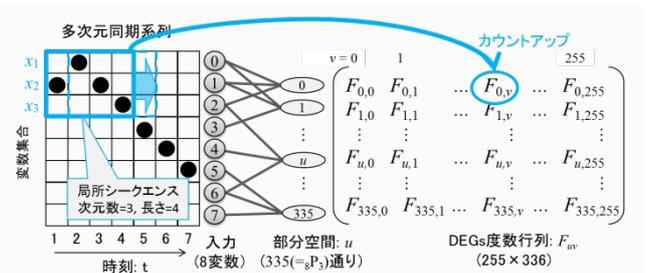


図 4: 局所シーケンスを用いて DEGs 度数行列に計算する

### 3. DEGs 出現度数のクラスタリング分析

既に 2 章で説明したように、入力である 8 次元の点波シーケンズから 3 変数の全ての順序部分空間である 336 個の部分空間を取り出す。そして局所シーケンズ長を適当に調整しながら部分空間毎に 256 通りの DEGs の出現状態を蓄積することで DEGs 度数行列を得る。

#### 3.1 DEGs 度数行列のクラスタリング

2.3 節の処理から得られた DEGs 度数行列に対して、部分空間  $u$  についてのクラスタリングを行うことで、隣接部分空間を等価構造として抽出を可能とする性質を持つか否かを検討する。

DEG 状態は 256 通り存在するが、今回の入力において出現した DEG 状態は、14 個のみで、そのインデックスは  $v=\{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23\}$  であった (表 1 参照)。この DEGs 度数行列に対して階層クラスタリングプログラム [Salomonis 05] を利用して作成したヒートマップを図 5 に示す。

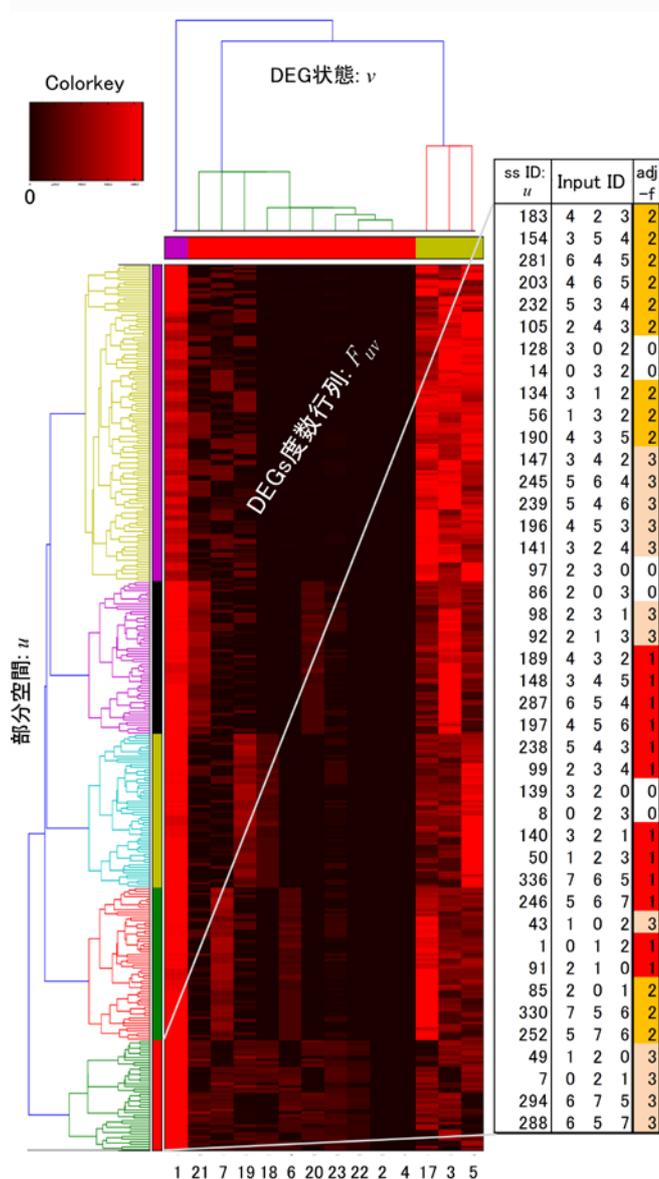


図 5 DEGs 度数行列のクラスタリング結果

ヒートマップ上の DEGs 度数  $F_{uv}$  は黒が 0 で赤くなるほど大きな値。右側への吹き出し表は、隣接部分空間を含む着目クラスタについての部分空間のプロファイルである。ss ID: 部分空間の ID, Input ID 入力次元の ID, adj-f: 隣接行列であることを示すフラグ。

ここで DEG 状態  $v$  についてはユークリッド距離についての群平均法を、部分空間  $u$  についてはユークリッド距離についての最短距離法を用いてクラスタリングを行った。

結果としてデンドログラムの最下部にある 42 個 ( $v = \{183, \dots, 288\}$ ) の部分空間を含むクラスタ内に、隣接部分空間 36 個全てが含まれた。このクラスタ内の部分空間のプロファイルを図中で右側の吹き出し表に示している。表中における隣接フラグ (adj-f) は、3 つの変数が隣接する場合に 1 以上の値を持ち、その順序関係を  $\text{adj-f} = \{1, 2, 3\}$  の値によって示している。例えば変数 ID が  $\{0, 1, 2\}$  と並ぶかもしくはその逆の  $\{2, 1, 0\}$  という順序では隣接フラグは  $\text{adj-f} = 1$  であり、ここから後半の二変数を入れ替えた  $\{0, 2, 1\}$  に類する順序での隣接フラグは  $\text{adj-f} = 2$ 、さらに前半の変数を入れ替えた  $\{1, 0, 2\}$  に類する順序では  $\text{adj-f} = 3$  とする。各フラグ値に属する順序は  $12 (= (8-2) \times 2)$  個ずつ存在する<sup>1</sup>。

以上の解析結果より、隣接部分空間を部分空間のクラスタとして抽出する可能性が見えてきた。しかし着目したクラスタには 6 個の非隣接順列を含んでしまう。また隣接フラグを見ると 3 種類の順序が混在している。よって DEGs 度数行列に対してそのままクラスタリングを行ったこの解析結果では、順序の揃った隣接部分空間の集合を抽出することには難がある。

解析結果 (図 5) から隣接部分空間をクラスタとして分離できない理由を考察する。すると、全て OFF の DEG 状態  $\{1\}$ , 1 変数のみ ON 状態がある DEG 状態  $\{3, 5, 17\}$  などは、着目クラスタの分類には有効と思われない挙動を示している、にも関わらず出現度数が高い。よってこれら DEG 状態がノイズとなることで、望ましいクラスタの抽出を阻害しているように見える。

#### 3.2 相互情報量で荷重した DEGs 度数行列のクラスタリング

前節の解析においてノイズのように見えた DEG 状態の性質を調べると、その部分空間の内部において変数間の関係性が弱い。そこでクラスタリングに用いる DEG 状態の適切さを表す指標として、DEGs 内部の相互情報量  $I_v$  を用いる (1.1 節参照)。

DEGs 度数行列  $F_{uv}$  を DEG 状態ごとの相互情報量  $I_v$  で重み付けすることで、新たに修正 DEGs 度数行列  $G_{uv}$  の各要素を次式で算出する。

$$G_{uv} = I_v F_{uv}$$

表 1 に示したように、DEG 状態  $v = \{1, 2, 3, 4, 5, 17\}$  の相互情報量  $I_v$  は 0 であり、ここから生ずるクラスタリングに対するノイズを除去できる。結果として 0 以上の値をもつ DEG 状態は  $v = \{6, 7, 18, 19, 20, 21, 22, 23\}$  の 8 個である。

前節と同様にクラスタリングを行いヒートマップ (横軸: DEGs, 縦軸: 部分空間) を図 6 に示した。今回の結果では図中で左側デンドログラムにおける最下部に 36 個の部分空間を含むクラスタが抽出された。これが正に、ターゲットとしている隣接部分空間である。吹き出し拡大されたクラスタ内部について詳細に見ると、3 種類の隣接フラグ (adj-f) 毎に重なりなく分離された、それぞれ 12 個の隣接部分空間を含んでいる。

以上より、相互情報量で重み付けした修正 DEGs 度数行列において部分空間についてのクラスタリングを行えば、隣接部分空間を抽出できることが明らかになった。これは同時に、等価構造に付随した特徴量の抽出手法として機能する可能性を示唆している。例えば図 6 最下段の隣接フラグが 1 のクラスタでは、出現度数の大きな DEG 状態  $\{6, 20, 22\}$  だが、この等価構造に固有の特徴量とみなせるであろう。

<sup>1</sup> 8 次元入力から隣接する 3 次元を選ぶ組み合わせは  $(8-2)$  通りで、順序の正方向/負方向を考慮して 2 倍するので、12 通りとなる。

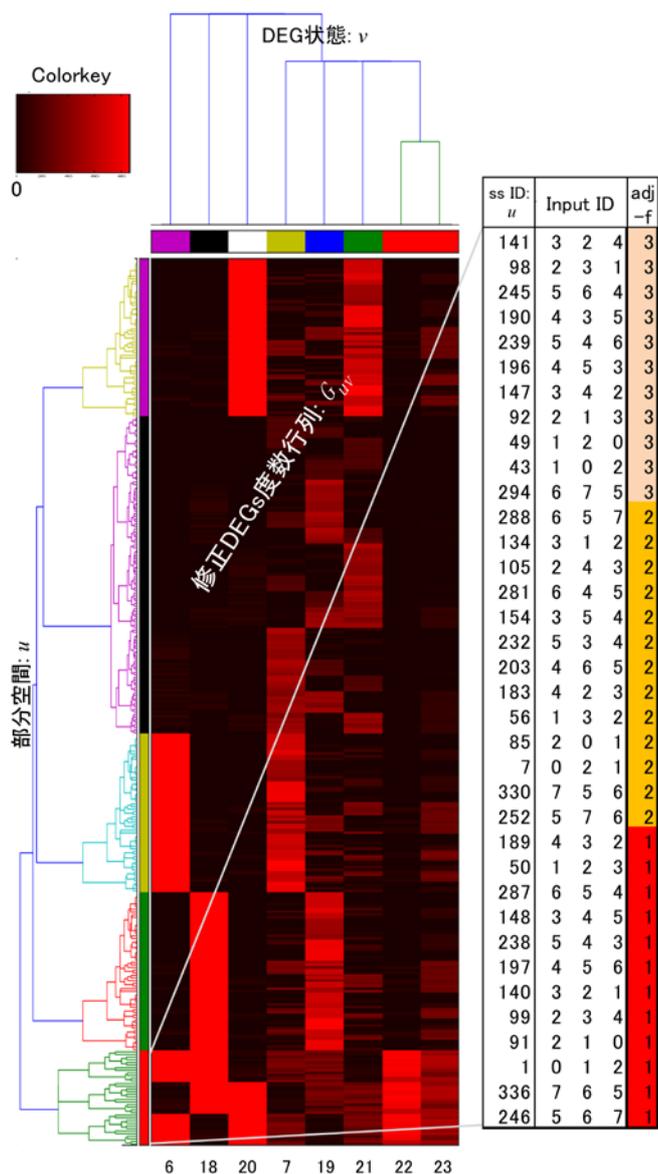


図6 修正 DEGs 度数行列のクラスタリング結果

ヒートマップ上の修正 DEGs 度数  $G_{uv}$  は黒が0で赤くなるほど大きな値。右側への吹き出し表は、隣接部分空間を含む着目クラスタについての部分空間のプロファイルである。ss ID: 部分空間の ID, Input ID 入力次元の ID, adj-f: 隣接行列であることを示すフラグ。

## 4. 考察

### 4.1 対称性についての考察

本実験の部分空間は順列であるため、に属する6種類(3種の隣接フラグ×順/逆方向)の隣接部分空間を区別して扱っている。例えば、同じ内部相互情報量30.2の値をとる{(0,1,2), (2,1,0), (0,2,1), (2,0,1), (1,0,2), (1,2,0)}を区別している。

変数の順序を入れ替えた場合の数は、着目する部分空間の次元数の階乗であるため、特にこの次元数が大きくなるほど、表現を圧縮するために対称な順序は統合したい。一方で、この順序が必要になる処理がこの後に存在する可能性もあるだろう。

隣接フラグの異なる部分空間を区別したままで扱うか、それとも統合して扱うべきかについては、脳内のメカニズムとして自然に実装しうるか等の観点も含め、今後検討すべき課題である。

### 4.2 Physical AI: 物理法則に根ざす人工知能として

この等価構造の抽出技術では、物理世界から得られるセンサ情報の一般的な性質を制約としている。まず変数集合に横串を刺せる同時性が、局所シーケンスを得るための前提である。また時空間の連続性を前提とすることで、入力として点波シーケンスが仮定され、隣接部分空間としての等価構造が意味を持つ。

一方で、計算論的に万能な知能を創ろうとすると、有限時間での計算は不可能となるため、より汎用的な知能の構築を目指すとしても、広い意味での外部環境のクラスに特化する必要がある[Adams 12]。そこで本稿の等価構造抽出のように、基本的な制約としての物理法則に根ざした形で汎用性を目指す Physical AI とも言うべき研究が今後は重要となりうるだろう。

### 4.3 高次視覚特徴量のための等価構造

視覚の神経回路モデル研究においては、工学的に実現できる範囲は未だ入力に近い浅いレベルに留まっている。近年は Deep learning の研究も進展しつつも、まだ本格的な解決には至らないように見える[Zeiler 11][Le 12]。この理由は、人が設計する画像処理で一般的な等価構造が外界の空間構造(レチノトピー)のみに依拠せざるを得ないからではないかと推察している。

よって本提案技術を発展させることで、それ以外の多様な等価構造を自動獲得できれば、脳の高次視覚野に存在する複雑な高次特徴量を生成できるかもしれない。

## 5. 結論

本稿では、一次元上の点波シーケンス入力に対し、分布等価群(DEGs)の出現頻度行列を算出し、これに対するクラスタリングを用いたデータ解析を行った。その結果、位置不変な隣接変数をまとめ上げる等価構造およびそれに固有な特徴量を抽出できる可能性を示した。

実験に用いた点波シーケンスは単純であるため、ここから隣接部分空間を抽出する手段は他にも考えうるかもしれない。しかしながら本成果の価値は、DEGs を用いたデータ解析を基盤とした一般性のある等価構造抽出の技術を提案することにより、フレーム候補生成技術への見通しを得た点にある。

ただし現状では理想的な小規模データを用いた試行に留まっている。そこで今後は、より多様な性質を持つ入力データに適用できるように解析手法の改良(最適なパラメータ調整、クラスタリング手法の選択等)を進めつつ、この技術の性質を探りたい。

## 参考文献

[Gentner 83] Gentner, D.: Structure-mapping: Theoretical framework for analogy, *Cognitive Science*, Vol. 7, No. 2, pp.155-170, 1983.

[市川 70] 市川亀久彌, 創造性の科学. 東京: 日本放送出版協会 1970.

[山川 12] 山川宏, 反転分布に対称性を仮定した関係縮約, *JSAI2012*, 3N1-OS-21-1, 2012.

[Yamakawa 12] Yamakawa, H., "Hippocampal formation mechanism will inspire frame generation for building an artificial general intelligence," *Proc. 5th conf. Artificial General Intelligence*, 2012.

[Salomonis 05] Salomonis, N., Hierarchical Clustering Heatmaps in Python, <http://altanalyze.blogspot.jp/2012/06/hierarchical-clustering-heatmaps-in.html>

[Zeiler 11] Matthew D., et. al., Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning. *ICCV 2011: 2018-2025*

[Le 12] Quoc L., et. al., Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning, *Int. Conf. Machine Learning (2012)*

[Adams 12] Adams, S., et. al.: Mapping the Landscape of Human-Level Artificial General Intelligence. *AI Magazine(2012)*