

「記号過程を内包した動的適応システム設計論の新展開」特集号

解 説

動作認識の記号過程

—記号の解釈系と生成系の構成のための方法論

中西 弘明*

1. 緒言

近年, アンビエント・インテリジェンスに関する研究が盛んに実施されている [1]. これは環境に配置したシステムによる人の行動観察に基づいた動的・適応的な支援提供を目的としている. そのためには, 個人の動作に畳み込まれているさまざまな情報の解釈が必要となる. 以下で述べるように, 人の動作は動作主体の意図や動作主体の個性を表す記号として畳み込まれていると考えられる. このため, 観察した動作から畳み込まれている記号を抽出する必要がある. 一方, さまざまな補助を目的として, ロボットが日常生活に活用されると期待されている. しかし, 人がロボットの状態をすべて認識できるわけではないことから, 人がロボットの行動を観察し, その意図を理解する必要が発生する. 動作認識や動作意図を理解するために人が用いる記号を明らかにすることができれば, その記号をロボットの動作へ畳み込むことにより, ロボットから人へ適切な情報伝達を実現できる.

人間の動作認識および意図理解を対象とした研究が盛んに行われている. Johansson は観察者に人間の主要関節を光点で表した動画を見せたときの認識について研究し, 静止状態ではそれらの光点はランダムな点群にしか見えないが, 運動を開始すると短い時間でそれらが人間の動作を表すことを認識可能であると報告している [2]. Cutting らはそのような点群の動画より, 観察者は動作者が何をしているのかだけでなく, 動作者の性別や動作者が知人かどうかまで認識可能と報告している [3,4]. また, 砂の入った箱を台に運ぶ人の動きを点群の動画として示すと, 観察者はその箱の重さをかなりの精度で見極め可能であるという報告もある [5]. 身体の主要部位のみの動きを示した光点群から動作を識別できるということは, 動作には個人に依存しない型が広く存在していることを示している. 一方, 動作者の性別, 個性が推定可能であるということは光点群の動き自体に個人などによる差異が含まれており, 観察者はそれを認識に利用していることを示唆している. 以上より, 個人の動作は動作の種類に固有であり, 個人間で普遍的に共通する類似成分と, 性別, 個性, 環境などにより変化する差異成分が畳

み込まれることによって形成されていると考えられる.

歩行動作から性別や年齢, 個人を機械的に識別することを目的とするさまざまな特徴量の抽出法が提案されている [6,7]. Torje は観察者が点群の動きからさまざまな情報を読み取れるという知見に基づき, 歩行動作を表す光点の位置データから性別や感情の違いを抽出する研究を行っている [8,9]. 万波らは性別や年齢により変化する歩容特徴を動画像から抽出する方法を提案している [10]. これらの研究では低周波領域で歩行動作の解析を行っており, 動作の特徴量として低次のフーリエ係数, あるいは低周波領域のスペクトル画像が用いられている. このため, 動作の時間変化の詳細な議論は困難である. また, 対象動作には明示的な周期が存在している必要があり, 適用可能な範囲が限定されるという問題点もある. 本稿では特異値分解により動作データから運動特徴を抽出する方法について述べ, それらが動作における個人間の類似と差異に対応することを示す.

キネマティクスの観察により得られる情報は位置, 速度, 姿勢など長さや時間の次元をもつ物理量である. いかにしてこれらの情報から, 質量の次元をもつダイナミクスの情報を特定するかという問題は KSD とよばれている [12]. ダイナミクスの情報はキネマティクスの観察からは直接的には獲得できないが, すでに述べたように, 人間はキネマティクス観察よりダイナミクス情報を抽出できることが報告されている [5]. KSD の中でも, 身体と外部環境との力学的相互作用が身体のキネマティクスからどのように特定されているかについての知見はまだ得られていない. 著者は, 環境との相互作用により自己組織化された身体運動である協応構造がダイナミクス推定に重要な役割を果たしていると考えている. 運動制御における多自由度問題を解決するために, いくつかの筋群, 関節群が互いに拘束し, 一つの機能的単位として結合することにより自由度を制御可能な範囲にまで縮減させる構造を協応構造とよぶ [13]. これは身体内部に閉じたものではなく, 環境との相互作用により自己組織化されたものである. すなわち, 観察した動作における協応構造は, 行為者の身体と外部環境との力学的相互作用の特定に重要な役割を果たす. 協応構造は, 身体各部位における動作変化点の同期や連鎖など出現タイミング構造に現れることから, 本稿では協応構造を表現するために

* 京都大学 大学院 工学研究科

Key Words: behavior recognition, similarities and differences, segmentaion of behavior, coordinated structure.

適した動作変化点の抽出法と、抽出した動作変化点の出現タイミング構造から協応構造を取り出す手法について述べる。また、抽出した協応構造を環境変化に応じて変化する共変部分と変化しない不変部分に分解する。さらに、被験者実験を通じて、協応構造の共変部分が観察者による力学的相互作用の推定に必要であることを示す。

以下、本稿で示す実験では、被験者に対して事前説明を行い、収集したデータの研究目的での使用と論文公表の同意書を得ている。

2. 動作の個人間の類似と差異の抽出

2.1 姿勢角の表現法

動作は下肢部や上腕部など体の要所の姿勢角の時間変化を用いて表現できる。姿勢角の表現法としてよく用いられるものに、Euler角とquaternionがある[11]。

本稿では、基準座標系を以下のように定める。直立位状態のときの重心を原点とする。鉛直方向を z 軸とし、頭の方向を正とする。原点を通る前額面、矢状面、水平面を考え、水平面と矢状面および前額面との交線をそれぞれ x 軸、 y 軸とし、正面方向、左方向を正とする。Euler角表現では三つの独立変数を用いて姿勢角を表すため、姿勢を直接的に理解しやすい。しかし、特異姿勢が存在することが問題である。quaternion表現では、基準座標系からある座標系への変換を四つの変数によってあるベクトルの周りの回転として表現する。姿勢角を表すquaternion q にはノルムが1という拘束条件がある。このため、quaternionは姿勢角の冗長表現であり、成分が表す意味を直接的に理解することが困難という短所がある。その一方で、特異姿勢が存在しないという長所がある。

2.2 個人間の運動特徴抽出

個人 α の動作を表現するために、その体の要所に取付けたセンサにより観測した姿勢角時系列 $\mathbf{x}_p^\alpha \in R^N$ ($p=1, 2, \dots, S$) から成る行列 X^α が用いられることが多い。

$$X^\alpha = (\mathbf{x}_1^\alpha \ \mathbf{x}_2^\alpha \ \dots \ \mathbf{x}_S^\alpha) \quad (1)$$

ここで、 N は観測時系列の長さ、 S はセンサによる観測数である。行列 X^α に特異値分解を施すことで運動の低次元化表現を得ることができる。しかし、この表現は他者との動作の比較には適していない。個人間の運動特徴を抽出するには、一個人の全身運動を一つのデータ列として表現するほうが適切である。そこで、(2)式に示すように $\mathbf{x}_p^\alpha$ を縦に並べ、一つの列ベクトル $\mathbf{a}^\alpha$ により個人 α の全身運動を表現する。

$$\mathbf{a}^\alpha = (\{\mathbf{x}_1^\alpha\}^T \ \{\mathbf{x}_2^\alpha\}^T \ \dots \ \{\mathbf{x}_S^\alpha\}^T)^T \quad (2)$$

ある動作における個人間の類似と差異を抽出するために、 M 人の被験者の動作データ $\mathbf{a}^\alpha$ ($\alpha=1, 2, \dots, M$) を横に並べた行列 $D(S \cdot N \times M)$ を作成する。

$$D = (\mathbf{a}^1 \ \mathbf{a}^2 \ \dots \ \mathbf{a}^M) \quad (3)$$

この際、被験者ごとに一動作の開始から終了までの時間が異なるので、最も一動作の時間が長いデータを基準とし、二次補間などによりすべてのデータの時系列方向の長さを揃える。

各個人の動作 $\mathbf{a}^\alpha$ には個人間に共通に存在する類似成分 $\mathbf{a}^*$ が含まれる。それぞれの動作データから類似成分 $\mathbf{a}^*$ を引いたものが個人間の差異を表す。類似成分 $\mathbf{a}^*$ の抽出は、行列 D の近似行列でランクが1である行列 $(\lambda_1 \mathbf{a}^* \ \lambda_2 \mathbf{a}^* \ \dots \ \lambda_M \mathbf{a}^*)$ を求めることで実現できる。これに対して、個人間の差異は $\mathbf{a}^*$ とは独立な成分により構成されると考えられる。そこで、類似成分 $\mathbf{a}^*$ と個人間の差異を構成する成分を求めるために行列 D の特異値分解を施す。行列 D の特異値分解を次式で表す。

$$D = U \Sigma V^T \quad (4)$$

Σ は対角行列であり、その対角要素である特異値を σ_i ($i=1, 2, \dots, M$) とする。ここで、 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_M \geq 0$ とする。 U の各列ベクトルは左特異ベクトル $\mathbf{u}_i \in R^{S \cdot N}$ 、 V の各列ベクトルは右特異ベクトル $\mathbf{v}_i \in R^M$ である。また、 $\mathbf{u}_i$ 、 $\mathbf{v}_i$ はそれぞれ正規直交ベクトルである。 i 番目の特異値とそれに対応する左特異ベクトル、右特異ベクトルを第 i モードとよぶ。被験者 α の動作データ $\mathbf{a}^\alpha$ は

$$\mathbf{a}^\alpha = \sum_{i=1}^M \sigma_i v_{\alpha i} \mathbf{u}_i \quad (5)$$

と表される。ここで、 $v_{\alpha i}$ は第 i モードの右特異ベクトル $\mathbf{v}_i$ の α 番目の要素である。(5)式より、特異値 σ_i は各モードとして抽出された運動特徴の被験者に依存しない寄与の大きさを表す。左特異ベクトル $\mathbf{u}_i$ は各モードの運動特徴を表す。これに対して、右特異ベクトル $\mathbf{v}_i$ は各モードが各被験者に対してどのように寄与するかを示し、その要素である $v_{\alpha i}$ は第 i モードが被験者 α に与える寄与の大きさを表す。

類似成分は個人間で共通する成分であり、行列 D に対する寄与は差異成分よりも大きいと考えられる。つまり、動作に類似成分が存在する場合、特異値が最大である第1モードとして抽出され、特異値は2次以上のモードの特異値と比べて大きくなる。また、第1モードの個人への寄与を表す $v_{\alpha 1}$ は、全被験者においてほぼ等しい値となる。これに対して、差異成分は類似成分とは独立な成分であり、行列 D への寄与は小さくなることから、差異成分は2次以上のモードとして抽出され、個人への寄与を表す $v_{\alpha i}$ ($i \geq 2$)は被験者ごとに異なる値となる。

2.3 抽出された運動特徴を用いた動作の再構成

(5)式より、各個人の動作は各モードの運動特徴を各個人に固有であるそれらの寄与に応じて重みをつけ重畳されたものである。このことから、それぞれのモードの運動特徴の寄与を変化させることにより、その特徴を強

調した動作を再構成できる．第1モードの運動特徴の再構成動作 $\mathbf{a}_{1st}$ は以下の式で求められる．

$$\mathbf{a}_{1st} = \sigma_1 v_{1st} \mathbf{u}_1 \quad (6)$$

ここで、 v_{1st} は $v_{\alpha 1}$ の平均値である．また、第 i モードが動作に与える寄与を解析するには、第 i モードの寄与を正、負それぞれに強調した再構成動作 $\mathbf{a}_{i,p}$ 、 $\mathbf{a}_{i,n}$ を

$$\mathbf{a}_{i,p} = \sigma_1 v_{1st} \mathbf{u}_1 + \sigma_i v_{i,p} \mathbf{u}_i, \quad v_{i,p} > 0 \quad (7)$$

$$\mathbf{a}_{i,n} = \sigma_1 v_{1st} \mathbf{u}_1 + \sigma_i v_{i,n} \mathbf{u}_i, \quad v_{i,n} < 0 \quad (8)$$

のように作成する．姿勢角を Euler 角表現した場合は (6), (7), (8) 式により再構成動作を得ることができる．しかし、quaternion 表現した場合は、(6), (7), (8) 式のように構成するだけでは十分ではない． $\mathbf{a}_{1st}$ 、 $\mathbf{a}_{i,p}$ 、 $\mathbf{a}_{i,n}$ より、各時刻においてそれぞれの部位の姿勢を表す quaternion を取り出し、それらに正規化を施す必要がある [14]．

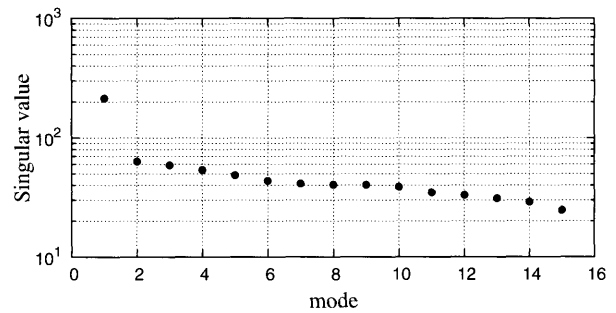
2.4 適用例

歩行動作を対象とした適用例を示す．被験者は男性 11 名、女性 4 名である．ここでは、姿勢角を Euler 角により表し、各被験者のデータに対して、各身体部位の時系列データを平均 0、分散 1 となるように正規化した後、動作データ $\mathbf{a}^\alpha$ 、行列 D を作成し、運動特徴を抽出した．

第 1 図に各モードの特異値 σ_i を示す．図より、第 1 モードの特異値は第 2 モード以降の特異値と比べて卓越しており、第 2 モード以降の特異値の大きさはそれほど変化していないことがわかる．第 1 表に歩行動作における各被験者への各モードの寄与 $v_{\alpha i}$ を示す．この表では縦を各被験者、横を各モードとしてそれぞれに対応する値を示した．また、各セルにはそれぞれ対応する $v_{\alpha i}$ の大きさに応じて濃淡をつけた．ここでは値が正で絶対値が大きくなるほど黒く、反対に負で絶対値が大きくなるほど白く表示した．第 1 表より、第 1 モードの影響の大きさは全被験者でほぼ同じであり、第 2 モード以降の影響の大きさは被験者ごとに大きく異なり、個人間の類似成分と差異成分を抽出できていることがわかる．

第 1 表に基づき、類似と差異の構造を木構造により表した結果を第 2 図に示す．ここでは、各モードにおいて、 $v_{\alpha i}$ の値が正で絶対値が大きいもの (positive)、負で絶対値が大きいもの (negative)、絶対値が小さいもの (zero) の 3 クラスに分類した．この図より、抽出した類似成分に差異成分が畳み込まれることにより各個人の動作が形成される様子がわかる．四角中に示した数字はそのクラスに含まれる被験者の番号であり、第 1 モードから高次モードまで畳み込む過程において個人を分類できる．本節で示した例では、第 6 モードまで用いることにより全被験者を分類可能であった．

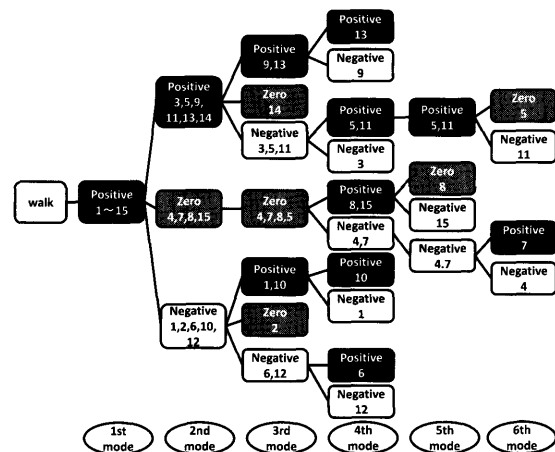
本節で示した結果において、第 2 モードの寄与が正であるときの運動特徴は、支持脚から遊脚に変わるときに



第 1 図 各モードの特異値 (歩行動作)

第 1 表 右特異ベクトル $\mathbf{v}_i$ の成分比較 (歩行動作)

		i th mode														
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
subject α	1	0.28	-0.16		-0.44		-0.30		-0.07	0.13	-0.05	0.16	-0.10	0.31	-0.04	
	2	0.28	-0.19	0.04	0.11	-0.61	-0.04	-0.12	-0.10	-0.22	-0.34	-0.19	-0.47	-0.07	-0.08	0.22
	3	0.28		-0.21	-0.34	0.05				-0.32	0.11	-0.04	-0.09	-0.35	-0.27	0.14
	4	0.28	0.04	0.00	-0.32	-0.22	-0.30		-0.21	-0.11	-0.26	-0.08		0.01	-0.03	-0.59
	5	0.28		-0.36		0.13	-0.05	-0.01	-0.09	0.24	-0.42	-0.30		0.02	0.05	
	6	0.28	-0.45	-0.19	0.11	0.16	-0.22	0.75		-0.39	0.02	-0.04	0.14	-0.05		0.07
	7	0.28	0.08	-0.07	-0.24	-0.21		-0.29	-0.12	0.06	-0.02		0.12	0.00		0.05
	8	0.28	0.05	0.04		-0.08	0.08		-0.31	0.23		-0.30	-0.21	0.00	0.33	-0.12
	9	0.28	0.21			-0.20	0.23	-0.35	-0.53	-0.08	-0.17		-0.26	0.04	-0.37	0.08
	10	0.28	-0.40					0.03	-0.25	0.18		-0.20	0.19	0.23	-0.46	-0.25
	11	0.28	0.17	-0.34		0.14	-0.29	-0.04	-0.28	-0.23	0.15		-0.25	0.11	-0.25	-0.08
	12	0.28	-0.37	-0.41	-0.24			-0.32	-0.05	0.23	-0.02	-0.30	-0.25	0.23	-0.13	-0.27
	13	0.28				0.12		-0.04	0.17	-0.28	-0.23	-0.04	-0.13		0.04	-0.21
	14	0.28	0.16	0.04	0.07	-0.14	-0.17	-0.03			-0.02	0.27	-0.20	-0.19	-0.09	-0.24
	15	0.28	-0.10	0.03	0.13	-0.35	0.12	-0.16	0.15	-0.01		-0.04			-0.38	0.15



第 2 図 類似と差異による個人動作の構造化 (歩行動作)

その脚部が体の外側を向き、遊脚を前方に出すときにその脚部を体の内側に向けて歩く、すなわち内旋歩行の傾向であった．反対に、第 2 モードの寄与が負であるときの運動特徴は外旋歩行の傾向であった．このほかの運動特徴も解析したが、紙面の制約のため結果は省略する [15]．また、姿勢角表現に quaternion を用いた場合、および動作の再構成に関する結果は [14] を参照してほしい．

3. 動作の協応構造の抽出

3.1 特異スペクトル変換 (SST: Singular Spectrum Transformation)

1次元の時系列データ $S = \{x(0), x(1), x(2), \dots\}$ を考える. 時刻 t より過去のデータ w 個を並べることににより, ベクトル $\mathbf{p}(t-1)$ を作成する.

$$\mathbf{p}(t-1) = [x(t-w) \ x(t-w+1) \ \dots \ x(t-1)]^T \quad (9)$$

$\mathbf{p}(t-1)$ の要素を過去の方へずらし, それら n 個を式 (10) のように順番に並べ, w 行 n 列ハンケル行列 $P(t)$ を構成する.

$$P(t) = [\mathbf{p}(t-n) \ \mathbf{p}(t-n+1) \ \dots \ \mathbf{p}(t-1)] \quad (10)$$

$P(t)$ の左特異ベクトルは, 時刻 t 以前の部分時系列の変化パターンを近似的に表現し, その特異値はその近似に対する寄与率を表す. このように, 部分時系列から作成したハンケル行列より, その代表パターンを抽出する方法を特異スペクトル解析という.

同様に, 時刻 t より未来のデータを要素とする列ベクトル $\mathbf{q}(t+1)$, w 行 m 列ハンケル行列 $Q(t)$ を

$$\mathbf{q}(t+1) = [x(t+1) \ x(t+2) \ \dots \ x(t+w)]^T \quad (11)$$

$$Q(t) = [\mathbf{q}(t+1) \ \mathbf{q}(t+2) \ \dots \ \mathbf{q}(t+m)] \quad (12)$$

とすると, 時刻 t 以降の部分時系列の代表パターンを特異スペクトル解析により求めることができる.

$P(t)$ の左特異ベクトルを参照ベクトルとよぶ. 参照ベクトルのうち, 特異値の大きい順に l 個とったものを $\mathbf{u}_i (i=1, 2, \dots, l)$ とし, これらを時刻 t 以前の時系列 S を代表するパターンとする. $Q(t)$ の最大特異ベクトルをテストベクトル $\beta(t)$ とよび, 時刻 t 以後の時系列 S の代表パターンとする.

$x(t)$ の振る舞いが時刻 t の前後で変化しない場合, テストベクトル $\beta(t)$ は参照ベクトルが張る超平面 U_l に含まれる. しかし, 時刻 t の前後で振る舞いに変化が生じた場合にはテストベクトル $\beta(t)$ は超平面 U_l に含まれず, 振る舞いの変化が大きいほど U_l と $\beta(t)$ は離れる. よって, 超平面 U_l と $\beta(t)$ の距離を時系列の変化を示す指標として用いることができる. $\beta(t)$ の超平面 U_l への射影 $\alpha(t)$ により, $x(t)$ の時刻 t における変化度 $z(t)$ を (13) 式で定義する.

$$z(t) = 1 - \alpha(t)^T \beta(t) \quad (13)$$

このように, 時刻 t の前後の部分時系列を特異スペクトル解析することにより, 時系列の変化度を求める手法を特異スペクトル変換 (SST) という [16]. SST により得られる変化度の極大点は, その付近でもっとも時系列パターンが変化したことを表す. このため, $z(t)$ が極大となる時刻を $x(t)$ の変化点として抽出する.

SST は 1 次元の時系列データの変化点を抽出する手法である. しかし, 身体各部位の運動を表す姿勢角は少なくとも 3 次元のデータである. そこで, $\mathbf{x}(t) (t \geq 0)$ を d 次元のベクトルとして, d 次元の時系列 $\{\mathbf{x}(0), \mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots\}$ を考える. 時刻 t 以前のデータを要素とする $\mathbf{r}(t-1)$ を

$$\mathbf{r}(t-1) = [\mathbf{x}^T(t-w) \ \mathbf{x}^T(t-w+1) \ \dots \ \mathbf{x}^T(t-1)]^T \quad (14)$$

のように構成する. $\mathbf{r}(t)$ を (10) 式における $\mathbf{p}(t)$ として扱い, 特異スペクトル解析により多次元データの参照ベクトルを抽出する. 時刻 t 以降のデータからも同様にして特異スペクトル解析を行い, テストベクトルを抽出できる. このようにすることで, SST は多次元データの変化点の抽出に適用できる.

身体各部位の絶対位置や絶対姿勢角は共通の参照座標系を基準とするが, 部位間の依存関係が存在する. 体幹に近い身体部位の動きは遠い身体部位の絶対位置・姿勢角に影響を及ぼす. よって, 絶対位置・姿勢角から動作変化点を抽出すると, 体幹から遠い部位の動作変化点に体幹に近い部位の動作変化に起因する変化点が含まれることがある. つまり, 実際には同期していない動作が抽出した変化点からは同期しているようにみえてしまう. このことは動作変化点から協応構造を抽出する際に問題となる. このため, 隣り合った身体部位のより体幹に近い部分を基準として, 末梢側の姿勢角を算出した相対姿勢角に SST を施すことにより動作の変化点を抽出する [17]. 相対姿勢角とは隣接する部位同士をつなぐ関節の回転角であり, 体幹に近い部位の絶対姿勢角 quaternion の逆を, 体幹に遠い部位の絶対姿勢角 quaternion にかけることにより容易に求めることができる.

3.2 動作変化点の出現タイミング構造から協応構造の抽出

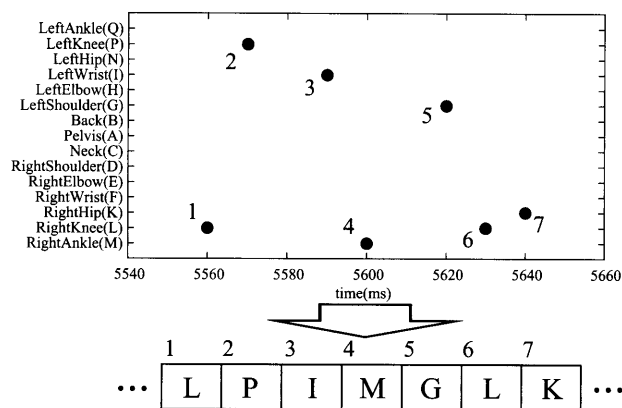
相対姿勢角に SST を適用して抽出した動作変化点列に基づいて, 動作変化点の出現タイミング構造を分析するために, 動作変化点を変化部位を表すアルファベット 1 文字に変換する. 変化点に対応するアルファベットを時刻順に一行に並べた動作変化点列は, その動作における変化点の出現順を表す. ただし, 複数部位の動作変化点が同時刻に出現した場合は辞書式順序で並べる. 動作変化点列を作成する過程を第 3 図に示す. 第 3 図には, 本稿で用いた各関節とアルファベットの対応も示した.

このようにコード化することにより動作変化点の出現する時間間隔に関する情報は取り除かれるが, 動作変化点の出現タイミングの解析が簡単になる. 異なる時刻であっても, 変化が生じた関節が同じであれば, 同じアルファベットを用いて表現される. 実際には, それぞれの変化点が表す動作パターンの変化は異なる可能性があるが, 本解析では対象動作の協応構造を動作変化点の同期や連鎖として抽出することが目的であるため, この表現で十分である.

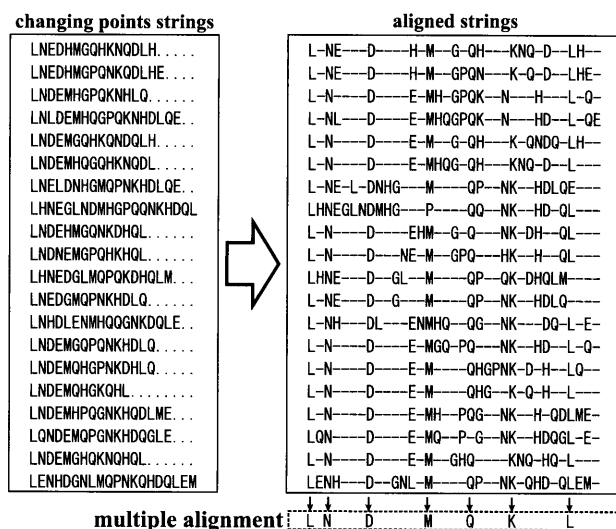
同一人物が同じ環境において同じ動作をする場合であっても、試行差を避けることはできない。また、SST による動作変化点の抽出はセンサの観測誤差による影響を受けるため、誤検出・検出漏れが存在する。これらが原因となって、動作データから抽出した動作変化点列は一般に試行により異なる。しかし、動作における協応構造は、環境と身体との相互作用により決定され、試行によらず共通して存在する構造である。このことから、複数試行に共通して存在する変化点の出現タイミング構造を抽出することにより、その動作における協応構造を抽出する。本節では、動作の協応構造を抽出するために、動作変化点列の集合から試行に依存しない共通した構造を取り出す問題を考える。すでに述べたように、SST には検出漏れが存在することから、協応構造を構成する動作変化点をすべての試行において抽出できているとは限らない。このため、最長共通部分列のようにすべての動作変化点列に共通ではなくても、その大半に共通している構造を取り出す方法が必要である。本研究では複数の動作データから抽出した動作変化点列に対して配列アライメントのアルゴリズムを利用し、動作変化点列に共通する構造の抽出、すなわち、その動作の協応構造を抽出することとした。

配列アライメントとは、DNA やタンパク質の配列に潜む特徴的な構造を発見するためよく用いられている手法である。三つ以上の配列を整列させることをマルチプルアライメントという。マルチプルアライメントの作成は、スコア行列 $w(x,y)$ とギャップペナルティ d に基づいて算出される評価値を最大にする問題として定式化される。スコア行列 $w(x,y)$ とは、文字 x, y の近さを表す実数値で、近いほど高い値をとる。ギャップペナルティ d とは、ギャップ一つを挿入したときのペナルティを非正の実数値で表したものである。文字列から2文字を取り出した全組合せに対して、スコア行列によって定義されたスコアを足し合わせ、さらにギャップペナルティを足し合わせたものを列ごとのスコアとする。すべての列について、列ごとのスコアを足し合わせたものが評価値であり、マルチプルアライメントはその評価値を最大にする。本稿で示した適用例では、マルチプルアライメントの作成に ClustalX を用いた [18]。また、本稿で示した例ではスコア行列 $w(x,y)$ に単位行列を用い、ギャップペナルティ d を 0 とした。

第4図にマルチプルアライメント作成による協応構造の抽出過程を示す。図中の文字列は歩行動作から抽出した動作変化点列である。第4図の左側には動作変化点列を縦に並べている。動作変化点列に対してマルチプルアライメントを作成した結果は第4図の右側に示している。各文字列に適宜ギャップ(-)が挿入されるが、共通している文字が縦に並ぶように整列され、動作変化点列に共通する構造を抽出できることがわかる。本研究では、75%以上同じ列として整列した文字を時間的に前から順番



第3図 動作変化点列の作成過程



第4図 マルチプルアライメントによる協応構造の抽出過程

に並べて得られる文字列を協応構造であると定義した。第4図では抽出された協応構造を図の右下に示した。

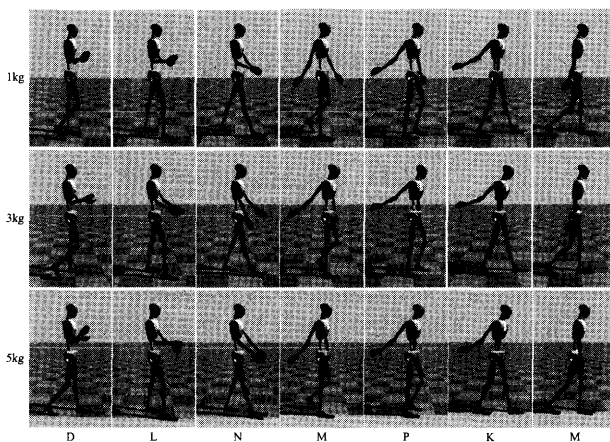
3.3 力学的相互作用の変化に対する協応構造の変化

本稿では、力学的相互作用の変化を動作において扱う物体の重量の変化とする。扱う物体の重量の違いにより、身体に加わる外力と身体が生み出す筋力が互いに変化し、これらの相互作用から組織化される協応構造も変化する。しかし、同種の動作では、協応構造が全く異なるものとはならない。このため、協応構造は物体重量を変化させたとしてもその影響を受けない部分と、物体重量を変化させたときにそれに応じて変化する部分に分類できる。本稿では、前者を不変部分、後者を共変部分とよぶ。この定義より、不変部分のキネマティクスの観察結果には重量の変化に関する情報、すなわちダイナミクスに関する情報は含まれていないが、共変部分のキネマティクスの観察結果よりダイナミクスに関する情報を抽出できると考えられる。以下、協応構造の不変部分・共変部分のそれぞれを抽出する方法について述べる。

不変部分とは、物体重量を変化させたときに現れるそれぞれの協応構造における類似成分にあたる。これに対

して、共変部分はそれぞれの協応構造の差異部分にあたる。このことから、扱う物体の重量を段階的に変化させたときに現れる協応構造に対して、マルチプルアライメントを施すことにより、協応構造の不変部分を抽出できる。ただし、ここではすべての重量において共通して並んだ文字を協応構造の不変部分とする。共変部分はそれぞれの協応構造から不変部分を除いたものである。共変部分は物体重量により変化することから、物体が軽い、あるいは重いときそれぞれに現れる動作変化点を共変部分として抽出する必要がある。ただし、重量の増加あるいは減少により共通して出現した変化点のみを共変部分とし、重量の増減において不規則に出現したり消失する変化点は共変部分に含めないこととした。

本節で述べた方法を適用した例を示す。ここでは、対象とした動作を以下のような物体投げ動作とした。鉛製の物体を右手に持ち、1分間に90歩のペースで4歩助走した後、その物体を2.5m離れた目標地点に投げ落とした。物体の重量は1, 2, 3, 4, 5kgと変化させ、それぞれ20試行分測定した。動作者は20代の男子大学生である。同一の重量の動作データからそれぞれ協応構造を抽出し、それらから協応構造の不変部分、共変部分の抽出を行った。第2表に、それぞれの重量を扱う動作における協応構造を表す動作変化点列を示す。表中において太字は不変部分である。また、共変部分に対応するセルをグレーに着色した。不変部分の変化点における動作者のスナップショットを第5図に示す。このスナップショットは動作データより作成したCGであり、第5図ではそれぞれの重量における変化点のスナップショットを時刻順に左から横に並べている。また、各列の下には動作が変化した関節を表すアルファベットを記した。この図より、不変部分はこの動作における主要な動作変化点であることがわかる。次節において、抽出した協応構造と観察者による動作認識の関係について述べる。



第5図 物体投げ動作の不変構造のスナップショット

3.4 協応構造によるダイナミクス推定

提案手法により抽出した協応構造のダイナミクス推定における役割を調べる。このために、動作を表す動画より、動作者が扱っている物体の重量の大小を推定する実験を行った結果を示す。実験時に、動作者の表情、周辺環境、扱っている物体が見えることを防止するために、身体動作データと人体モデルによりCGを作成した。CG作成の際、カメラは動作者の右方向に存在し、動作者とともに平行移動するとした。提案手法により協応構造として抽出された動作変化点の時刻のスナップショットを順送りに表示再生する動画を作成した。不変部分と共変部分の役割を比較するだけでなく、時間の影響を確認するために、以下の4通りの動画を用いて実験を行った。

- I1:** 不変部分に対応するフレームのみを一定時間間隔で再生する動画
- I2:** 不変部分に対応するフレームのみを実際の時間間隔で再生する動画
- C1:** 不変部分と共変部分に対応するフレームを一定時間間隔で再生する動画
- C2:** 不変部分と共変部分に対応するフレームを実際の時間間隔で再生する動画

I1, I2, C1, C2は動画のIDである。I1とC1ではフレームを0.1秒ごとに更新した。被験者には、同一動作者が異なる重量を扱っている2種類の動画を提示した。提示された二つの動画より、被験者は動作者が扱っている物体の重量の大小を推定し、その結果を回答した。被験者は20名であった。前節で示した物体投げ動作を提示したときの各動画における正答率を第6図に示す。第6図には表示フレームを制限しない、つまり、すべてのフレームを表示する動画をIDをAとし、そのときの正答率も示した。第6図より、I1, I2, C1を提示した場合、正答率はチャンスレベルであったことがわかる。これに対して、C2を提示した場合の正答率は、有意差 $p < 0.01$ でチャンスレベルよりも大きかった。Aを提示した場合も、C2と同様に正答率は有意差 $p < 0.01$ でチャンスレベルよりも大きかった。

さらに、フレーム数の増加による影響を調べるために、以下の2通りの動画を用いて実験を行った。

- F:** 不変部分と共変部分と同じ数のフレームを一定時間間隔で取り出し、実際の時間間隔で再生する動画
- R:** 不変部分と共変部分と同じ数のフレームをランダムに取り出す、実際の時間間隔で再生する動画

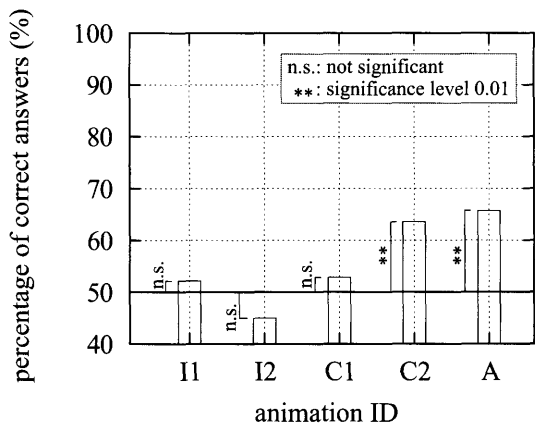
このときの被験者は10名であった。各動画における正答率を第7図に示す。第7図にはC2を用いて実験を行ったときの正解率も示した。第7図より、F, Rいずれを提示した場合であっても正答率はチャンスレベルであったことがわかる。

以上のことから、

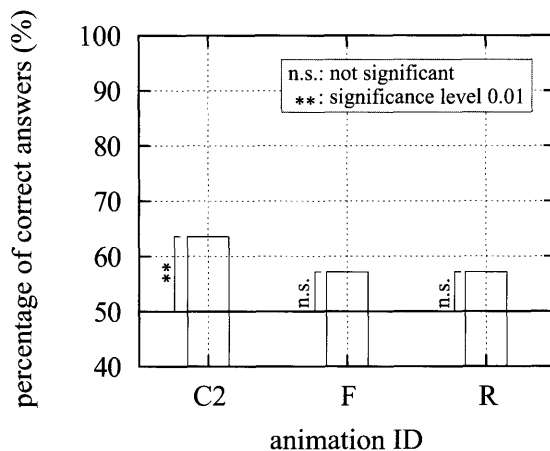
- 不変部分には重量を推定するために必要な情報が含

第 2 表 物体投げ動作の不変部分と共変部分

weight	aligned coordinated structures																			
1kg	D	Q	L	-	N	-	-	N	Q	M	P	-	L	-	K	D	M	F	N	D
2kg	D	F	L	Q	N	-	-	-	D	Q	L	M	P	-	L	M	K	-	E	-
3kg	D	Q	L	Q	N	-	G	N	P	Q	L	M	P	-	N	-	K	D	E	-
4kg	D	-	L	Q	N	-	-	N	P	-	L	M	P	-	L	-	K	D	-	-
5kg	D	Q	L	-	N	-	G	N	Q	M	P	-	L	-	K	D	-	-	M	F



第 6 図 協応構造における不変部分と共変部分がダイナミクス推定に与える影響



第 7 図 フレーム数増加がダイナミクス推定に与える影響

まれていない

- 共変部分には重量を推定するために必要な情報が含まれているが、正しい時間間隔で提示しなければ、ダイナミクスの推定を行うことができない

ことがわかる。

4. 結言

本稿では、人間の表出する動作に関して、類似と差異の構造に着目し、それらを特異値分解により抽出することができることを述べた。個人間における共通部分である類似成分とはその動作自体の基本的な型であり、差異成分とはその人の個性を表出するものである。動作より個人が識別できるということは、その認識過程には差異

成分が大きく役割を果たしていることを意味し、本稿で述べた方法によりそれを抽出できるだけでなく、差異成分を強調して動作を再構成することができる。また、環境との相互作用により自己組織化される動作の協応構造を抽出する手法について説明した。とくに、力学的相互作用の違いによる協応構造の変化について述べ、不変部分と共変部分を抽出する方法を示した。さらに、認知実験の結果より、重量推定のために協応構造の不変部分は必要な情報を含まないこと、不変部分は必要な情報を含むが、時間も重要な情報となっており、正しい時間で提示しなければダイナミクスの推定はできないことを示した。

本稿で述べた方法と結果は、環境に置かれたセンサやロボットによる観察において、動作者の振る舞いに重畳されている「記号」に解釈を与える基礎となるだけでなく、ロボットが行為主体となった場合には人間にとって解釈が容易な記号を含んだ動作を生成する能力を付与するためにも貢献すると考えている。

(2010 年 7 月 21 日受付)

参考文献

- [1] E. Aarts: Ambient intelligence: a multimedia perspective; *Multimedia, IEEE*, Vol. 11, No. 1, pp. 12-19 (2004)
- [2] G. Johansson: Visual perception of biological motion and a model for its analysis; *Perception and Psychophysics*, 14, pp. 201-211 (1973)
- [3] J. E. Cutting and L. T. Kozlowski: Recognizing friends by their walk: Gait perception without familiarity cues; *Bulletin of the Psychonomic Society*, 9, pp. 353-356 (1977)
- [4] J. E. Cutting and L. T. Kozlowski: Recognizing the sex of the walker from a dynamic point-light display; *Perception and Psychophysics*, Vol. 21 (6), pp. 575-580 (1977)
- [5] S. Runeson and G. Frykholm: Visual perception of lifted weight; *Journal of Experimental Psychology, Human Perception and Performance*, Vol. 7, No. 4, pp. 733-740 (1981)
- [6] M. S. Nikson and J. N. Carter: Automatic recognition by gait; *Proc. IEEE*, Vol. 94, No. 11 (2006)
- [7] J. E. Boyd and J. J. Little: Biometric Gait Recognition; *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 3161,

- pp.19-42 (2005)
- [8] N. F. Troje: Decomposing biological motion: a framework for analysis and synthesis of human gait patterns; *Journal of Vision*, Vol. 2, No. 5, pp. 371-387 (2002)
- [9] N. F. Troje: Retrieving information from human movement patterns; *Understanding Events: How Humans See, Represent, and Act on Events* (Eds. T. F. Shipley and J. M. Zacks), Oxford University Press, pp. 308-334 (2008)
- [10] 万波, 横原, 八木: 歩容における性別・年齢の分類と特徴解析; 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J92-D, No.8, pp. 1373-1382 (2009)
- [11] J. R. Wertz et al.: *Spacecraft Attitude Determination and Control*, Kluwer Academic Pub (1978)
- [12] S. Runeson and G. Frykholm: Kinematic specification of dynamics as an informational basis for person and action perception: Expectations, gender recognition, and deceptive intention; *Journal of Experimental Psychology: General* 112, pp.585-615 (1983)
- [13] N. Bernstein: *The Co-ordination and Regulation of Movements*, Pergamon Press (1967)
- [14] 三嶋, 金田, 中西, 榎木: 特異値分解を用いた非周期動作における運動特徴の解析; ロボティクス・メカトロニクス講演会 2010 講演論文集 (CDROM), 2A1-A26 (2010)
- [15] 榎木: 記号過程を内包した動的適応システムの設計論; 学術創成研究研究成果報告書 (平成 19 年度～平成 21 年度) (2010)
- [16] 井手, 井上: 非線形変換を利用した時系列データからの知識発見; 第 4 回データマイニングワークショップ, 日本ソフトウェア科学会データマイニング研究会, 研究会資料シリーズ ISSN 1341-870X, No.29, pp. 1-8 (2004)
- [17] 服部, 中西, 堀口, 榎木: 特異スペクトル変換を用いた動作解析による力学的相互作用の抽出; 計測自動制御学会 SI 部門学術講演会講演論文集 (CDROM), pp. 620-623 (2009)
- [18] M. A. Larkin et al.: ClustalW and ClustalX version 2.0; *Bioinformatics*, Vol. 23, Issue 21, pp.2947-2948 (2007), Epub Sep. 10 (2007)

著者略歴

なかにし ひろあき
中西 弘明 (正会員)



1968年7月24日生。1994年3月京都大学大学院工学研究科航空工学専攻修士課程修了, 同年4月日本電気(株)入社, 1996年4月京都大学大学院工学研究科助手, 2006年8月同大学講師となり現在に至る。システム制御工学, インテリジェントシステムの学習, 自律型無人ヘリコプタとその安全・防災活動, 動作解析における記号過程に関する研究に従事。計測自動制御学会, 日本機械学会, ヒューマンインタフェース学会, 電気通信情報学会, IEEE の会員。