

原著論文

特異スペクトル変換による動作変化点列を用いた 動作解析法[†]

徳永 寿慧^{*1}・金田 さやか^{*2}・中西 弘明^{*1}・榎木 哲夫^{*1}

動作分析において、分節化は重要な役割を果たす。特異スペクトル変換により、筋力変化だけでなく、周辺環境など外力変化によっても発生した動作変化点を抽出できる。このため、動作分析において特異スペクトル変換は有効な手段であるが、抽出した動作変化点列を直接分析することは困難であった。本稿では、動作変化点列の非類似度を定義する。その非類似度に基づいて動作変化点列を低次元空間へ布置することにより、動作変化点列の関係性を可視化できる。さらに、低次元空間における投影点に対して感度解析を用いることにより、動作変化点列の変化を抽出する方法を提案する。歩行動作の分析に適用した結果により、提案手法の有効性を示す。

キーワード：動作分析、特異スペクトル変換、動作変化点列、非類似度

1. 緒言

近年、微細加工技術の進化により様々なMEMSセンサが安価に利用可能となった。これらのMEMSセンサを身体各部に取り付け、人間の動作を計測するウェアラブルセンシング[1]が試みられている。また、環境にセンサを配置するユビキタス型センシング[2]に関しても研究が進んでいる。これらのセンシングシステムにより、日常行動の動作データなどが収集可能となる。収集された動作データを分析することにより、動作認識[2]や個人識別[3]などを行うことができる。

動作分析において、基本動作と呼ばれる小単位に動作を分節化することは有効である。森らは、動作の速度が0となる点でデータを分割し、類似部分は同じ要素とみなすことにより、動作から基本動作へ分節化した[4]。また、高野らは、隠れマルコフモデルにより動作データのモデル化を行い、そのモデルが切りかわる時刻により分節化を行った[5]。これらの方法では身体各部位にかかる力を陽に考慮していないため、抽出される分節点が身体各部位に作用する力が変化した

点であるとは限らない。動作は身体のみに関係して形成されるのではなく、環境との相互作用によっても形成されることが知られている。身体と環境との相互作用により形成される協応構造[6]の抽出を目的として、中西は動作データに対して特異スペクトル変換（SST: Singular Spectrum Transformation）[7]を用いた動作分節化を提案した[8]。この方法によれば、筋力変化だけでなく、周辺環境など外力により発生した動作変化点も抽出できる。動作変化点を変化部位を表すアルファベット1文字に変換し、変化点に対応するアルファベットを出現時刻順に並べて動作変化点列を作成できる。さらに、[8]では、抽出した動作変化点列に対して、マルチプルアラインメント[9]を用いることで、協応構造を表す動作変化点列を抽出可能であり、歩行速度や、持ち上げ荷重など動作パラメータの変化により、協応構造を表す動作変化点列が変化することも示している。しかし、抽出した動作変化点列の分析はできていなかった。

本研究では、SSTにより抽出した動作変化点列の分析方法の確立を目的とする。歩行速度や、持ち上げ動作における荷重など、表出される身体動作に影響するパラメータを力学的パラメータと呼ぶ。同一動作者が同じ種別の動作をする場合であっても、力学的パラメータが異なれば、抽出される動作変化点列は変化する。また、身体が異なることから、異なる動作者からは同じ種別の動作であっても動作変化点列には違いが生じ得る。本稿では、力学的パラメータ変化や動作者の違いに対応する動作変化点列の変化を同定する手法を提案する。まず、動作変化点列間の類似性を定量

[†] A Method for Behavior Analysis using Change-points Sequences Extracted by Singular Spectrum Transformation
Hisato TOKUNAGA, Sayaka KANATA, Hiroaki NAKANISHI and Tetsuo SAWARAGI

^{*1} 京都大学大学院工学研究科機械理工学専攻
Kyoto University, Graduate School of Engineering, Department of Mechanical Engineering and Science

^{*2} 大阪府立大学大学院 航空宇宙工学分野
Osaka Prefecture University, Graduate School of Engineering, Department of Aerospace Engineering

的に評価するため、非類似度を定義する。その非類似度に基づいて、低次元空間内に動作変化点列を布置する。これにより、力学的パラメータの変化などに対応する動作変化点列の変化をとらえることができる。しかし、低次元化した空間から動作変化点列への逆変換は不可能であることから、動作変化点列の変化の直接的な同定はできない。このため、感度解析により、動作変化点列の変化を同定する方法を述べる。提案手法を歩行動作の分析に適用し、同一歩行者の歩行速度の変化に対応して変化する動作変化点や、動作者による動作変化点の差異を抽出した結果を示し、提案手法の有効性を示す。

本稿の構成は以下の通りである。2節ではSSTを用いて動作データから動作変化点列を作成する手法について説明する。3節では提案手法について説明する。4節では歩行動作データの収集方法および提案手法の適用結果について述べる。5節は結言である。動作データ収集に関しては、動作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、論文での公開についての同意書を得ている。

2. 特異スペクトル変換による動作変化点列の抽出

2.1 特異スペクトル変換

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 に関して過去のデータを w 個用意し、それらを並べたベクトル $\mathbf{p}(t-1)$ を式(1)で表す。

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

$\mathbf{p}(t-1-i)$ ($i=0, 1, 2, \dots, n-1$) を式(2)のように並べ、 w 行 n 列のハンケル行列 $P(t)$ を構成する。

$$P(t) = [\mathbf{p}(t-n) \ \mathbf{p}(t-n+1) \ \dots \ \mathbf{p}(t-1)] \quad (2)$$

$P(t)$ の左特異ベクトルは対応する特異値を寄与率として、時刻 $(t-w-n+1)$ から $(t-1)$ における時系列データの変化パターンを近似的に表現している。よって、特異値の大きい順に特異ベクトルは過去の部分時系列を代表しているとみなすことができる。部分時系列から構成したハンケル行列の特異値分解により、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。

過去の場合と同様にして、未来の部分時系列から構成したハンケル行列 $Q(t)$ を作成し、特異スペクトル解析により、未来の時系列データにおける代表パターンを抽出する。 $P(t)$ の左特異ベクトルを本稿では参照ベクトル $\mathbf{u}$ と呼び、特異値の大きい順に l 個とったものを $\mathbf{u}_i(t)$ ($i=1, 2, \dots, l$) とし、それらを用い

て張られる超平面 $U_i(t)$ を時刻 t 以前の時系列データ S を代表するパターンとする。一方、 $Q(t)$ の左特異ベクトルのうち、特異値が最大のものをテストベクトル $\beta(t)$ と呼び、時刻 t 以後の時系列データ S を代表するパターンとする。 S の振る舞いに時刻 t の前後で変化が生じた場合にはテストベクトル $\beta(t)$ は超平面 $U_i(t)$ に含まれず、その変化が大きいほど大きく離れる。よって、超平面 $U_i(t)$ とテストベクトル $\beta(t)$ がなす角度を時系列データの変化を表す指標として用いることができる。 $\beta(t)$ の超平面 $U_i(t)$ への射影 $\alpha(t)$ により、時系列データ S の時刻 t における変化度 $z(t)$ を式(3)のように定義する。

$$z(t) = 1 - \alpha(t)^T \beta(t) \quad (3)$$

$z(t)$ が極大となる時刻 t_* はその前後で時系列データの傾向が最も変化した時刻である。このため、 t_* を時系列データ $x(t)$ の変化点として抽出する。このように、過去および未来の部分時系列データの特異スペクトル解析に基づき、時系列データの変化度を求める手法を特異スペクトル変換 (SST) という。

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 次元の時系列データ $T = \{\mathbf{x}(0), \mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots\}$ を考える。時刻 t 以前のデータを要素とする $\mathbf{r}(t-1)$ を

$$\mathbf{r}(t-1) = [\mathbf{x}^T(t-w) \ \mathbf{x}^T(t-w+1) \ \dots \ \mathbf{x}^T(t-1)]^T \quad (4)$$

のように構成する。 $\mathbf{r}(t)$ を式(2)における $\mathbf{p}(t)$ として扱い、特異スペクトル解析を行うことにより、多次元データの代表パターンを抽出できる。このようにすることで、SSTを多次元データの変化点の抽出に適用できる。

2.2 動作データから動作変化点列の抽出

身体的主要な関節の関節角データを用いることにより、身体姿勢や動作を表現することができる。関節角の時系列データに対してSSTを用いることで、関節の動作変化点を抽出することができる[8]。SSTを適用して抽出した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。本稿で用いた各関節とアルファベットの対応を

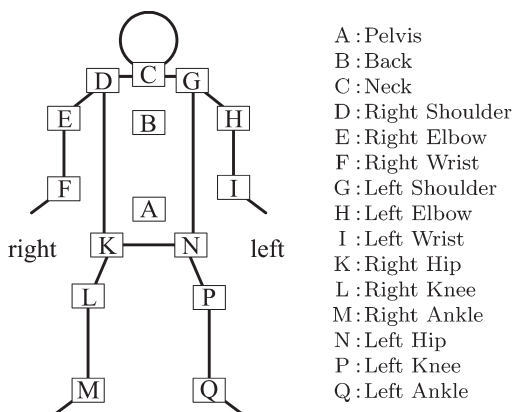


図1 主要関節とアルファベットの対応関係

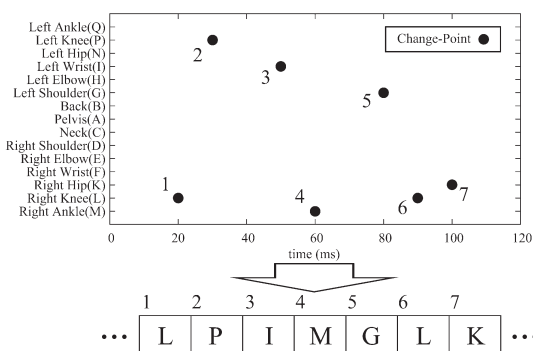


図2 動作変化点列の作成過程

図1に示す。また、動作変化点列を作成する過程を図2に示す。

3. 動作変化点列を用いた動作分析

3.1 動作変化点列間の非類似度

本節では、動作の類似性の評価を目的として、動作変化点列間の非類似度を考える。二つの動作変化点列 i, j の最長共通部分列の長さ c_{ij} は、それぞれの動作変化点列の長さ l_i, l_j が大きくなるにしたがって大きくなる傾向がある。このため、動作の類似性の評価には不適切である。そこで、動作変化点列において最長共通部分列に含まれない点の数を動作変化点列長で除することにより正規化する。動作変化点列 i, j 間の非類似度 s_{ij} を以下のように定義する。

$$s_{ij} = \frac{l_i + l_j - 2c_{ij}}{l_i + l_j} \quad (5)$$

明らかなように、 $s_{ij} = s_{ji}$ である。また、 $0 \leq s_{ij} \leq 1$ であり、動作変化点列 i, j が完全に一致するとき $s_{ij} =$

0、同じ動作変化点を全く含まないとき $s_{ij} = 1$ である。

スカラー x を変数とし、 $0 \leq x \leq 1$ において定義されたスカラー値単調増加関数 $f(x)$ を考える。ただし、 $f(0) = 0$ とする。変換関数 f により非類似度 s_{ij} を変換した

$$d_{ij} = f(s_{ij}) \quad (6)$$

も動作変化点列間の非類似度として用いることができる。変換関数 f の例として、 p を正定数とした x^p がある。 $0 < p < 1$ のとき $f(x)$ は上に凸、 $p > 1$ のとき $f(x)$ は下に凸である。このため、 $0 < p < 1$ のとき、非類似度 s_{ij} が小さい動作変化点列間の非類似度の差は拡大するが、非類似度 s_{ij} が大きい動作変化点列間では非類似度の差を縮小させる。 $p > 1$ のときはその逆となる。 $f(x)$ を適切に選ぶことにより、非類似度 d_{ij} の感度を調整することができる。

3.2 非類似度に基づく動作変化点列の布置

動作変化点列は文字列であることから、複数の動作変化点列間の関係の読み取りは困難である。式(5)、(6)で示した非類似度 s_{ij} 、 d_{ij} によれば、動作変化点列 i, j 間の距離を定義できる。ただし、非類似度 s_{ij} 、 d_{ij} は準ノルムである。 s_{ij} あるいは d_{ij} を要素とする擬似距離行列 D に対して、多次元尺度構成法(MDS: Multidimensional Scaling)を用いることで、動作変化点列間の非類似度に関する情報を最もよく保存する低次元空間に動作変化点列を布置することができる[10]。これにより、動作変化点列間の関係を可視化できる。

3.3 動作変化点列の変化の抽出

同一動作者が同じ種別の動作を行う場合であっても、試行差が存在する。このため、動作変化点列は完全に同一になるとは限らない。同一動作者の同じ種別の動作より抽出した複数の動作変化点列より試行差を取り除くために、マルチプルアラインメント[9]を適用することで、動作者の身体と動作環境との相互作用によりその動作に普遍的に存在する協応構造を、動作変化点の出現タイミング構造として抽出できることが報告されている[8]。よって、この場合はMDSによる動作変化点列の投影点はその動作の協応構造の周りに集まる。一方で、同一人物であっても動作における力学的パラメータが異なる場合は、一般には異なる動作変化点列が抽出される。この場合、投影点を分析することにより、力学的パラメータ変化による動作変化点列の変化をとらえることができる。また、同じ力学的パラメータであっても、動作者が異なる場合は、同じ種別の動作から抽出される動作変化点は異なる可能性

がある。この場合は、投影点を分析することにより、個性による動作変化点列の差異をとらえることができる。

動作変化点列は力学的パラメータ変化や動作者の違いにより、低次元空間の異なる点周りに布置される。このことから、動作変化点列の投影点に対して線形判別分析を用いることにより、力学的パラメータ変化や動作者の違いによる動作変化点列の変化方向を抽出する。ここで、動作変化点列の変化方向は判別軸方向に対応する。しかし、投影された低次元空間から動作変化点列への逆変換は不可能である。そこで、感度解析により、動作変化点列の変化を同定する。感度解析の基準にする動作変化点列を基準列、それに対して摂動を加えた動作変化点列を摂動列と呼ぶ。基準列と摂動列それぞれの投影点を比較することにより、加えた摂動の影響度を求める。

基準列を作成する際、判別軸を中心として一定の厚さの境界層を設ける。その境界層内に含まれる投影点に対応する動作変化点列を、判別軸上の動作変化点列として抽出する。このとき、境界層内に解析に十分な数の投影点が含まれるよう境界層厚さを調整する。本稿で示した例では、10から15個の投影点が含まれるよう境界層厚さを調整した。判別軸上の動作変化点列に対して、マルチプルアラインメントを施す。これにより、判別方向の変化に依らず共通して存在する部分、すなわち、動作変化点列の不変部分を求めることができる。図3に、判別軸上の動作変化点列に対してマルチプルアラインメントを施した例を示す。ここでは、動作変化点列を変化点の出現時刻順に縦に表記し、判別得点の昇順に横に並べた。|は抽出した動作

変化点列にマルチプルアラインメントにより挿入されたギャップを表す。図3では、網掛けを施した動作変化点の集合が動作変化点列の不変部分である。基準列とは不変部分を出現時刻順に並べた動作変化点列であり、動作変化点列の判別軸に対応した変化を特定するための基準となる。

一方、摂動列とは、判別軸上の変化に対応して変化した部分を、限定的に基準列に加えることにより構成した動作変化点列である。基準列と摂動列の布置結果を比較することにより、摂動として加えた変化点の影響度を評価できる。動作変化点列の判別軸に対応した変化とは判別得点の増減に伴って出現する動作変化点列の集合である。判別軸上の動作変化点列に対してマルチプルアラインメントを施した結果より、判別得点の増減に対応して出現する文字を抽出できる。このような動作変化点を共変部分と呼ぶ。図3において、楕円で囲んだ文字K, G, Qは共変部分である。さらに、判別得点の増加に伴って出現する動作変化点を要素とする共変部分を共変部分+、判別得点の減少に伴って出現する動作変化点を要素とする共変部分を共変部分-と呼び、区別する。共変部分+、共変部分-それぞれに含まれる動作変化点のみの組み合わせを考え、それを基準列に摂動として追加したものを摂動列とする。ここで、摂動の追加は、基準列の動作変化点の出現位置とはほかの共変部分の動作変化点の出現位置に対応した位置に行う。図3では、Kは共変部分+、G, Qは共変部分-である。図中には基準列…LNPM…にそれらの点のみからなる摂動により作成した摂動列を示した。

共変部分の抽出方法を以下に示す。動作変化点列を判別得点の昇順に並べたとき、 $y_i = (i-1)/(n-1)$ を $i(=1, 2, \dots, n)$ 番目の動作変化点列の準位とする。ここで、 n は境界層内の動作変化点列の数である。動作変化点列をマルチプルアラインメントにより整列させ、図3のように並べたときの第 m 行における第 i 列の文字を x_{mi} 、最大出現頻度の文字を X_m とする。 x_{mi} と X_m の適合度はマルチプルアラインメントを施した際に各文字間の距離を定義したスコア行列 w を用いて、

$$\delta_i = w(x_{mi}, X_m) \quad (7)$$

と表せる。 δ_i に準位 y_i による重みを付けて和をとった

$$J_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F(y_i) \delta_i \quad (8)$$

により、 X_m が共変部分であるかを判定できる。ここで、 $F(y_i)$ は区間 $[0:1]$ で定義された重み関数であり、共変部分+を抽出する場合には単調増加関数、共

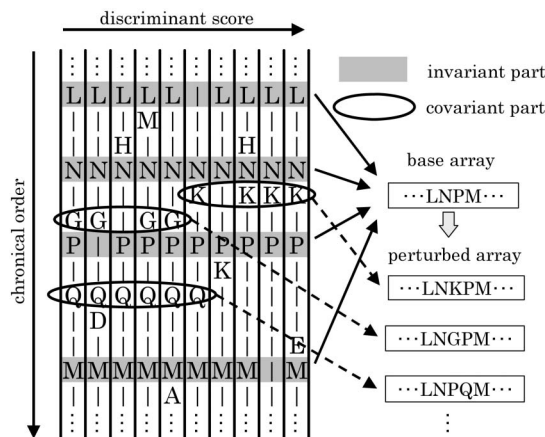


図3 不変部分と共変部分の特定および基準列と摂動列の作成

変部分-を抽出する場合には単調減少関数を用いる。

基準列と摂動列を元の動作変化点列群に加えたものを、MDSにより低次元空間に布置する。摂動列の投影点は基準列のそれと比較すると、加えた摂動の判別得点に対応する方向へ移動する。基準列、摂動列の判別得点をそれぞれ p_0 , p_I とすると、その摂動列に対応する摂動の影響の大きさ q_I は

$$q_I = |p_I - p_0| \quad (9)$$

と表すことができる。

影響の大きい摂動を特定するために、共変部分の動作変化点の一つだけ加えた摂動列をまず作成し、その摂動の q_I を求める。一般に、摂動として共変部分に含まれる動作変化点から一つを選んだだけでは q_I はあまり大きくならない。そこで、 q_I が大きい動作変化点を組み合わせた摂動を作成し、同様の手順により作成した摂動の影響評価を行う。この手順により十分に q_I が大きい摂動を求めることができる。その摂動を構成する動作変化点が、力学的パラメータ変化や動作者の違いに対応する動作変化点列の変化である。

判別軸周りに設けた境界層の厚さが十分でなければ、判別軸上の動作変化点列の数が少なくなり、適切な分析結果が得られない。しかし、境界層が厚すぎると、基準列を適切に定めることが困難になる。また、境界層の厚さが原因となって、抽出した動作変化点列の変化方向に大きな揺らぎが含まれる可能性がある。このため、境界層の厚さを適切に設定しなければならない。

4. 適用結果

4.1 動作データ収集法

本節では、歩行動作を対象として、提案手法を適用した結果を示す。動作データの収集にはXsens社製モーションキャプチャスーツとgreenmaster社製トレッドミルを用いた。動作者はトレッドミル上を一定速度で歩行した。その歩行速度を1.0km/hから7.0km/hまで0.5km/hごとに増加させ、13通りの歩行速度の歩行動作データを取得した。動作者は20代の男性7名であった。動作者は視線運動のために頸部関節を動かすことがある。また、手首関節の運動は歩行に影響を与えることなく、自由に行うことが可能である。これらのことから、頸部と両手首関節から検出された動作変化点は試行差によるものが大半であると考えられる。また、歩行中に動作者の脊椎は大きく屈曲しなかった。よって、本稿で示した分析例ではこれらの関節は分析に含めないこととした。収集した歩行動作データから、腰、肩、肘、股関節、膝、足首の計11箇所の関

節角の時系列データを算出した。関節角はEuler角を用いて表した。人間の歩行動作は2歩で1周期を形成する周期的な動作である。このため、歩行1周期中に出現する動作変化点列を抽出した。歩行周期の起点は左脚が遊脚期から立脚期に切り換わる瞬間とした。マルチプルアラインメントを施す際に、スコア行列は単位行列、ギャップペナルティは0とした。また、共変部分+, および共変部分-を抽出するための重み関数としてそれぞれ $F(y_i) = 1 - \cos(\pi y_i)$, $F(y_i) = \cos(\pi y_i) + 1$ を用い、 $J_m > 0.35$ であったとき、 X_m をそれぞれの共変部分として抽出した。

4.2 非類似度に基づく動作変化点列の布置

本節では、同一動作者の異なる歩行速度の動作データから抽出した動作変化点列を布置した結果を示す。図4に、式(5)で定義した非類似度 s_{ij} を用いて、歩行速度1.0km/h, 7.0km/hの動作データより抽出した動作変化点列を2次元平面に布置した結果を示す。図の横軸と縦軸はそれぞれMDSによる第一主成分と第二主成分である。図4より、同一歩行速度から抽出した

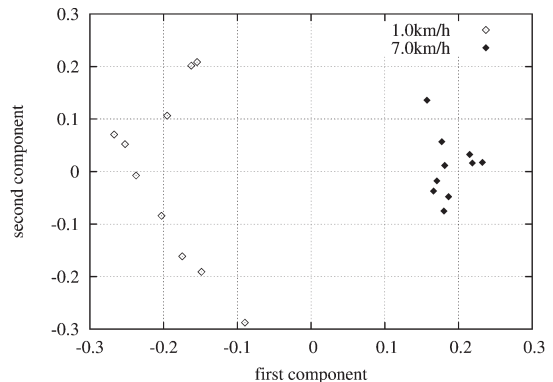


図4 非類似度 s_{ij} に基づく動作変化点列の布置

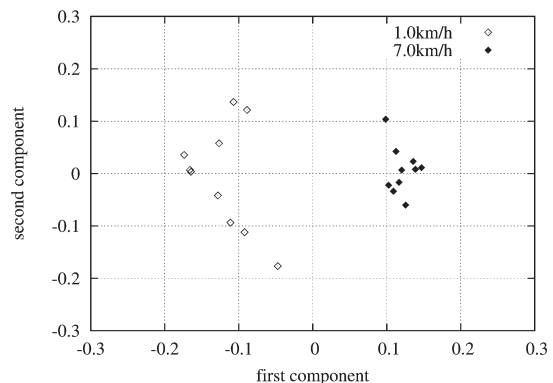


図5 非類似度 d_{ij} に基づく動作変化点列の布置

動作変化点列の投影点の第一主成分値は互いに近接して分布しており、異なる歩行速度の投影点は離れて分布していることが分かる。さらに、歩行速度が小さい動作変化点列の投影点は広い領域に分布しているが、歩行速度が大きい動作変化点列の投影点は狭い領域に分布している。これは、歩行速度が小さいときは試行差が大きく、動作変化点列の非類似度が大きかったが、歩行速度が大きくなると試行差が小さく、動作変化点列の非類似度も小さくなったことを示している。

次に、同じ動作変化点列を式(6)で定義した非類似度 d_{ij} を用いて2次元平面に布置した結果を図5に示す。ここでは変換関数 $f(x) = x^2$ を用いた。このとき、変換関数は下に凸であるため、図4と比較すると、同一歩行速度の動作変化点列はより近傍へ投影されたことが分かる。この例では $d_{ij} \leq s_{ij}$ であり、動作変化点列の非類似度 s_{ij} にあまり大きな差がなかったために、投影点全体の分布も狭まった。また、図4と比較すると、図5では判別軸近傍に多くの投影点が分布したことも分かる。本例の場合、非類似度 s_{ij} を用いた場合と比較して、非類似度 d_{ij} を用いるほうが、変化方向の抽出する際の境界層を薄く設定できる。一般に、3.3節で示した動作変化点列の分析を適切に行うには非類似度を適切に定義することは有効である。

4.3 歩行速度の変化による動作変化点列の変化

本節では、同一動作者において歩行速度の変化による動作変化点列の変化を抽出した結果を示す。ある動作者において、異なる歩行速度の動作データより10個の動作変化点列を抽出し、式(5)で定義した非類似度 s_{ij} に基づいて分析した。

前節で示したように、動作変化点列は歩行速度ごとに異なる点周りに布置された。また、歩行速度の差が大きくなると、投影点間の非類似度は大きくなった。そこで、歩行速度の大小により歩行動作を2クラスに分類した。この動作者の場合は、3.0km/h以下、3.5km/h以上とクラス分けしたとき、投影点のクラス内分散とクラス間分散の比が最大となった。以下、3.0km/h以下の動作データを slow class、3.5km/h以上の動作データを fast class と呼ぶこととする。

3.3節で示したように、判別軸に設けた境界層内に含まれる投影点より、その不変部分である基準列と共変部分である動作変化点を抽出した。共変部分の動作変化点を一つのみ基準列に加えた摂動列、基準列および動作データより抽出した動作変化点列を2次元平面へ布置したものを図6に示す。ただし、図6は fast class に対応する摂動のうち、 q_I が最も大きかった摂動列のときの結果である。この図では、横軸が二つの

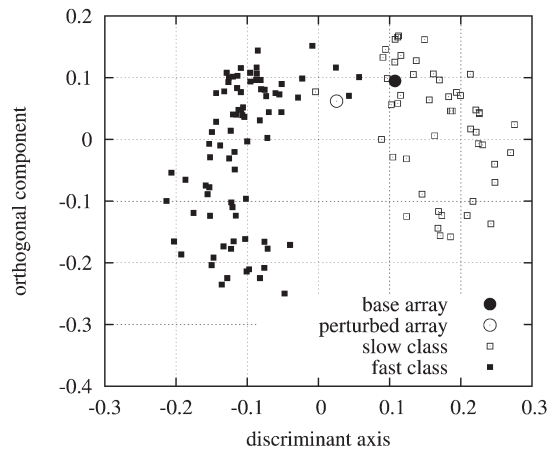


図6 異なる歩行速度における動作変化点列および基準列、摂動列を2次元平面へ布置した結果：摂動を動作変化点一つとしたときの場合

クラスの判別方向となるよう座標回転を施した。図6において、動作データより抽出した動作変化点列の投影点の分布は、歩行速度が1.0km/hから7.0km/hまで変化するに従い、第4象限から反時計回りに遷移した。基準列の投影点は判別軸から離れており、slow classとfast classの境界付近に布置された。基準列は判別軸上の動作変化点列の不変部分であるが、その投影点は判別軸から離れる場合もある。これは、投影点の分布とその変化に依存するためと考えられる。次に、摂動列と基準列の投影点を比較すると、摂動列の投影点は基準列のそれに対して fast class の近くに移動したことが分かる。しかし、摂動列の投影点は fast class に含まれたとはいえないことも分かる。よって、共変部分の動作変化点を一つ加えただけでは、fast class に対応する動作変化点列の変化を十分に表さなかったことが分かる。

次に、共変部分の動作変化点を二つを基準列に加えた摂動列を用いて同様の分析を行った。このとき、一つの動作変化点を摂動としたときの影響の大きさ q_I に基づいて加える動作変化点の組み合わせの候補を絞り込んだ。摂動列、基準列および動作データより抽出した動作変化点列を2次元平面へ布置した結果を図7に示す。ただし、図7は fast class に対応する摂動のうち、 q_I が最も大きかった摂動列のときの結果である。この図でも、横軸が二つのクラスの判別方向となるよう座標回転を施した。図6と比較すると、図7では摂動列の投影点は fast class にさらに接近したことが分かる。さらに、摂動として加える動作変化点を三つに増加させたが、図7と比較して、摂動列の投影点

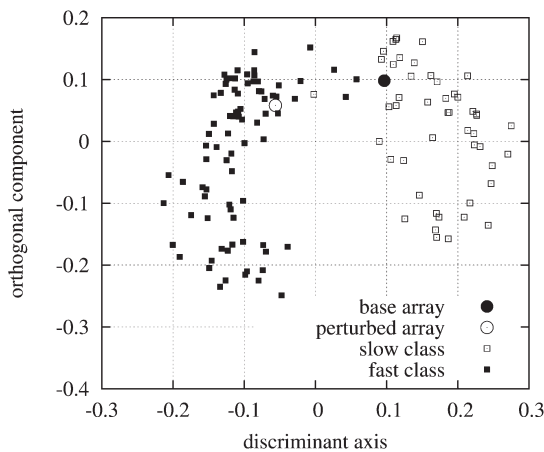


図7 異なる歩行速度における動作変化点列および基準列, 摂動列を2次元平面へ布置した結果: 摂動を動作変化点二つの組み合わせとしたときの場合

はあまり移動しなかった。以上より, 図7に示した摂動がfast classに対応する動作変化点列の変化を十分に表しているといえる。

この動作者において, 提案手法により抽出された動作変化点列の変化をまとめると以下の通りであった。slow classでは, 左足接地直後(4.1%)の左股関節と, 右脚が遊脚となった直後(17.3%)の左肘の動作変化点が追加される。fast classでは, 左足が接地した直後(2.3%)の左足首と, 右腕を後方に振り戻し始めた瞬間(91.9%)の右膝の動作変化点が追加される。()内に示した割合は, 動作変化点の出現時刻を歩行周期で除した割合で示したものである。時刻0%は左脚が遊脚期から立脚期に移移した瞬間とした。あるクラスに対応して追加された動作変化点は, もう一つのクラスでは消滅した考えることができる。このように, 提案手法により, 力学的パラメータの変化による動作変化点列の変化を同定できる。

4.4 動作変化点列の個人間差異の抽出

本節では, 同じ歩行速度において動作者による動作変化点列の差異を抽出した結果を示す。動作者ごとに4.5km/hの歩行速度の動作データより20個の動作変化点列を抽出し, 分析に用いた。また, 動作変化点列の非類似度として式(5)で定義した非類似度 s_{ij} を用いた。

動作変化点列を2次元平面へ布置した結果を図8に示す。図の横軸と縦軸はそれぞれMDSによる第一主成分と第二主成分である。図8より, 同一動作者の動作変化点列は異なる点の周りに布置されたことが分かる。また, 動作者A, Cの動作変化点列と他の動作者の動

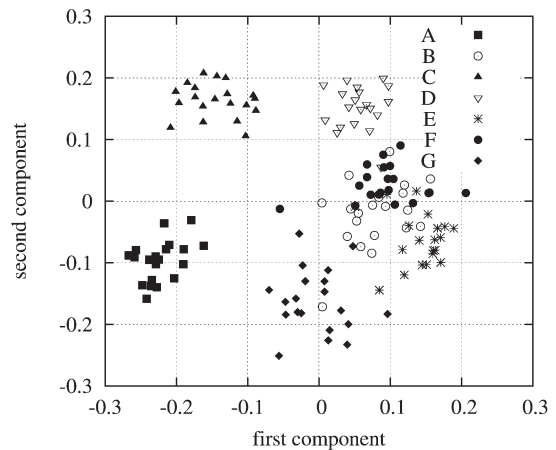


図8 異なる被験者の動作変化点列を2次元平面へ布置した結果 (歩行速度が4.5km/hのとき)

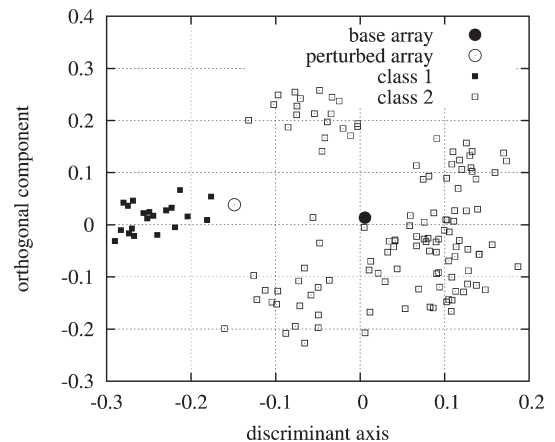


図9 異なる被験者の動作変化点列および基準列, 摂動列を2次元平面へ布置した結果 (歩行速度が4.5km/hのとき)

作変化点列の投影点の比較より, 動作者A, Cの動作変化点列は他の動作者のそれと大きく異なるが, 動作者A, C間にも大きな違いがあることが分かる。

ここでは, 動作者Aとその他の動作者の差異を抽出した例を示す。そのため, 動作者Aの動作変化点列の投影点をclass 1, その他の動作者の動作変化点列の投影点をclass 2と分類した。動作データより抽出した動作変化点列, 基準列, 提案手法により特定したclass 1に対応する摂動を加えた摂動列を2次元平面に投影した結果を図9に示す。ここでも, 横軸がclass 1, 2の判別方向となるよう座標回転を施した。

class 1, 2それぞれに特有に現れた動作変化点は以下の通りであった。ここでも, ()内に動作変化点の出

現時刻を歩行周期で除した割合を用いて示した。class 1, すなわち動作者 A の動作では、左足が接地した直後(3.3%)における左足首、右足のつま先が左足のつま先より前方に出た直後(30.8%)における左膝、右足が接地する直前(46.2%)における右膝に動作変化点が出現するのが特徴的であった。また、class 2 では、右脚が遊脚になる直前(12.1%)における左股関節、右脚が接地する直前(45.5%)における右膝に動作変化点が出現するのが特徴的であった。逆に言えば、class 2 に特有に現れた動作変化点は存在しないことも動作者 A の特徴といえる。このように、提案手法により、個人による動作変化点列の差異を同定することができる。

5. 結言

本稿では、SSTにより抽出した動作変化点列を分析するために、動作変化点列間の非類似度を定義した。定義した非類似度に基づいて、動作変化点列を2次元平面など低次元空間内に布置することができるため、動作変化点列間の関係を可視化することができる。力学的パラメータや動作者の違いによる動作変化点列の違いは、投影した空間において異なる領域に投影点が分布することに現れる。この投影点の変化は、力学的パラメータや動作者の違いに対応して生じる動作変化点列の違いによるものである。投影された低次元空間から動作変化点列への逆変換は不可能であるため、基準列と摂動列を用いて感度解析を行うことにより、力学的パラメータや動作者の違いに対応して生じる動作変化点列の違いを同定する方法を提案した。提案手法を歩行動作に対して適用した結果より、提案手法の有効性を明らかにした。

動作変化点列は動作者ごとに異なる点の周りに投影されることから、提案手法の動作者の機械識別への適用が考えられる。このほか、リハビリテーション中の動作データに提案手法を適用することによる治療効果の確認などにも利用できると考えている。リハビリテーションへ応用の際には、抽出した動作変化点の変化により、どのように動作が変化するかが重要となる。本稿では、提案した方法により、動作変化点列の変化を同定できることを示したが、その変化がどのような動作変化をもたらすのかは言及しなかった。これは、抽出した動作変化点に対応する部位の運動の観察結果を述べるだけでは、動作解析としては不十分と考えたためである。提案手法により抽出した動作変化点列の変化により引き起こされる動作変化を客観的に分析するには、著者らが参考文献[11, 12]にて提案した方法による分析結果との複合が有効であると考えてお

り、それについては今後の課題である。

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金学術創成研究費(19GS0208)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 寺田努:実世界センシングで変わる情報処理の世界:センシングとウェアラブルコンピューティング,電気学会誌, Vol.129, No.3, pp.152-155 (2009)
- [2] 森武俊, 野口博史, 佐藤知正:センサネットワークと生活行動,電子情報通信学会誌 89(5), pp. 430-435(2006)
- [3] 万波秀年, 横原靖, 八木康史: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)
- [4] 森隆規, 上原邦昭:動作データからの基本動作の抽出と相関ルールに基づく動作認識,電子情報通信学会技術研究報告, AI, 人工知能と知識処理 102(91), pp.7-12 (2002)
- [5] 高野渉, 中村仁彦:統計的相関に基づく動作パターンの分節化,第19回人工知能学会全国大会, 3F1-02(2005)
- [6] 岡田美智男:協応構造, 人工知能学会誌 10(5), pp.810-811 (1995)
- [7] 井手剛, 井上恵介: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)
- [8] Hiroaki Nakanishi, Sayaka Kanata, Hirohumi Hattori, Tetsuo Sawaragi and Yukio Horiguchi: Extraction of Coordinative Structure and Segmentation of Behavior Using Singular Spectrum Transformation, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.15, No.7, pp.1019-1029, 2011
- [9] Carrillo H, Lipman DJ: The Multiple Sequence Alignment Problem in Biology. SIAM Journal of Applied Mathematics, Vol.48, No.5, 1073-1082 (1988)
- [10] Borg I, Groenen P: Modern Multidimensional Scaling: theory and applications (2nd ed.), Springer-Verlag. (2005)
- [11] 三嶋賢一, 金田さやか, 中西弘明, 榎本哲夫, 堀口由貴男:特異値分解を用いた動作における個人間の類似と差異の抽出, 電子情報通信学会論文誌 A, vol. J94-A, No.4, pp.285-302 (2011)
- [12] 三嶋賢一, 金田さやか, 中西弘明, 榎本哲夫, 堀口由貴男:動作における力学的パラメータの認知指標の抽出, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2011 講演論文集, 2P2-K15 (2011)

(2011年6月16日 受付)

(2011年12月7日 採録)

[問い合わせ先]

〒606-8501 京都市左京区吉田本町
京都大学大学院工学研究科機械理工学専攻
徳永 寿慧
TEL: 075-753-5044
E-mail: h.tokunaga@kx4.ecs.kyoto-u.ac.jp

著者紹介



とくなが ひろき
徳永 寿慧 [非会員]

2011年京都大学物理工学科機械システム学コース卒業。同年、同大学大学院機械理工学専攻修士課程入学。現在に至る。動作解析に関する研究に従事。



かなた さやか [非会員]

2006年東京大学大学院工学系研究科電子工学専攻修士課程修了。同年旭化成エレクトロニクス(株)入社。2010年京都大学大学院工学研究科機械理工学専攻博士課程修了。2009年-2011年日本学術振興会特別研究員。2011年大阪府立大学大学院工学研究科助教となり現在に至る。システム制御工学、宇宙ロボットの位置同定、自律型ロボット、小型宇宙機に関する研究などに従事。日本ロボット学会、計測自動制御学会、日本航空宇宙学会の会員。京都大学博士(工学)。



なかし ひろあき
中西 弘明 [非会員]

1994年京都大学大学院工学研究科航空工学専攻修士課程修了。同年日本電気(株)入社。1996年京都大学大学院工学研究科助手。2006年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、レスキューロボットに関する研究に従事。計測自動制御学会、システム制御情報学会、日本機械学会、IEEEの会員。京都大学博士(工学)。



さわらぎ てつお
榎木 哲夫 [正会員]

1983年京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。1986年同大学院博士課程指導認定退学。同年京都大学工学部精密工学教室助手。1994年同大学院工学研究科精密工学専攻助教授。2002年同教授。2005年改組により機械理工学専攻教授。2010年京都大学理事補(研究・国際担当)。現在に至る。その間、1991-1992年米国スタンフォード大学客員研究員。現在、人間-機械共存環境下での協調システムの設計・解析と知的支援ならびにインタラクション設計等に関する研究に従事。京都大学工学博士。計測自動制御学会、ヒューマンインタフェース学会、システム制御情報学会、日本機械学会、IEEE等の会員。

A Method for Behavior Analysis using Change-points Sequences Extracted by Singular Spectrum Transformation

by

Hisato TOKUNAGA, Sayaka KANATA, Hiroaki NAKANISHI and Tetsuo SAWARAGI

Abstract :

Segmentation plays an important role in behavior analysis. Singular Spectrum Transformation (SST) can extract change-points of human's motion caused not only by changes of muscle forces, but also by those of external forces, and it is effective to transform human's motion data into motion change-points sequences. However, it is difficult to analyze change-points sequences to extract motion pattern changes directly from extracted sequences. In this paper, dissimilarity between two arrays of change-points is defined and a method to visualize the similarity of multiple arrays of change-points is described. Moreover, a method to extract the differences of change-points between two classes of change-points sequences based on sensitivity analysis is proposed. The proposed method was applied to analyze walking motion of different walking speed or different identities. The results prove the effectiveness of the proposed method.

Keywords : Behavior Analysis, Singular Spectrum Transformation, Change-Points Sequences, Dissimilarity

Contact Address : **Hisato TOKUNAGA**

*Kyoto University, Graduate School of Engineering, Department of Mechanical Engineering and Science
Yoshidahonmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501, JAPAN*

TEL : 075-753-5044

E-mail : h.tokunaga@kx4.ecs.kyoto-u.ac.jp