

特異値分解による運動動作の特徴獲得†

姜 銀来*1・林 勲*2・王 碩玉*1

近年、身体の動作に関与した様々な研究が行われている。川人は、身体を一つのモデルと仮定し、フィードバックとフィードフォワード制御からなる脳と身体間の閉回路で身体内部モデルを構成し、身体動作のしなやかさを説明している。本論文では、内部モデルを入出力データから得られる一つの関数モデルとして捉え、身体に装着した各種センサーから身体動作の時系列データを検出し、特異値分解を用いてその動作の特徴を抽出するモデルを提案する。ここでは、この内部モデルによって得られた知識を身体知と呼ぶ。具体的には、左特異ベクトルを用いた類似度と評価値から2種類の識別モデルを構成し、手招きのジェスチャーを識別した。また、特異値によって構成される3次元の超平面から歩行動作の識別を行った。最後に、本論文での特異値分解を用いた動作解析手法の特徴と意義について、考察を行った。

キーワード：特異値分解，身体知，手招き動作，歩行動作，動作分析

1. はじめに

近年、医療、スポーツ、芸術などの分野で身体に動作に関与した研究が盛んに行われている[1]-[9]。この身体動作の研究には、脳生理学や身体構造学からの観点だけでなく、身体を一つのモデルと仮定し、その振る舞いから身体構造を同定する研究がある。川人[10]はこのモデルを内部モデルと呼び、脳神経と制御モデルの融合モデルとして提案している。内部モデルは、脳と身体間のフィードバック制御とフィードフォワード制御の閉回路からなり、相互間の脳信号がなめらかな身体動作の制御を可能にする。一方、Miallら[11]は、時間遅れのないミス型フィードバック制御系によって、脳から身体へのフィードフォワードモデルを提案している。

しかし、本論文では、内部モデルを脳神経学や制御学から捉えるのではなく、入出力データから得られる一つの関数モデルとして捉え、その入出力データの差異に対するモデルの振る舞いに焦点をあてる。図1に本研究の研究概念を示す。内部モデルは入出力データから同定され、入力に対する出力の感度解析が可能となる。また、同定されたモデルの構造を知識で表現することによって、その振る舞いを解析することができる。ここでは、この内部モデルによって得られた知識を身体知と呼ぶ。ただし、本論文では、身体知研究の

中でも、ジェスチャー解析や歩行動作に特化したモデルのみを取り扱うこととし、動作の時系列データから、特異値分解[12]を用いた提案モデルにより内部モデルを同定する[13]-[16]。具体的には、身体に装着した各種のセンサーから身体動作の時系列データを検出し、それらの時系列データから特異値分解を用いた提案モデルで動作を識別する。

従来から、ジェスチャー動作や歩行動作などの身体動作の解析には、フーリエ変換、判別分析、主成分分析、サポートベクタマシンなど、多くの手法が提案されている。Mitraら[17]は、ジェスチャー動作の研究調査を行い、隠れマルコフモデルを用いたジェスチャー動作の同定法を提案している。Iwaiら[18]は、カラーグローブによって検出された単眼イメージから、ジェスチャーを認識するCAD手法を提案している。Lamarら[19]は、時系列データに対応するニューラルネットワークTemporal-CombNET(T-Comb NET)を提案している。Jerdeら[20]は、計測用グローブを用いて、手書き操作を行う際の関節位置を推定し、その

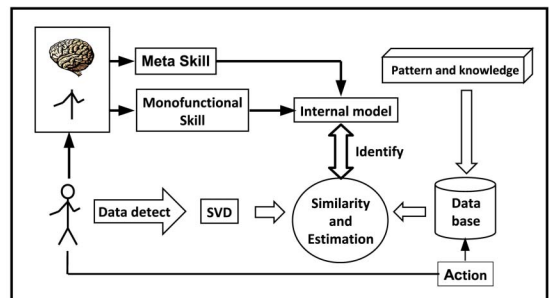


図1 Proposed Model

† Acquisition of Motion Features by Singular Value Decomposition
Yinlai JIANG, Isao HAYASHI and Shuoyu WANG

*1 高知工科大学 システム工学群

School of Systems Engineering, Kochi University of Technology

*2 関西大学大学院 総合情報学研究科

Graduate School of Informatics, Kansai University

位置から主成分分析により動作の識別を行っている。Williamsonら[21]は、加速度計測の歩行データから、機械学習により足取りの分析を行っている。Jakobsenら[22]は、相関係数を用いた誤差最小法により、リハビリテーションにおける膝関節可動域の評価を行っている。その他にも多くの手法が提案されている[23]-[28]。しかし、隠れマルコフモデルはデータ数が多い場合や不連続データの場合には、認識精度が良くないとの報告がある。また、ニューラルネットワークの精度は時系列データの長さに依存する。さらに、主成分分析は、平均値からの偏差によるデータ行列を用い、共分散行列の最適化問題をラグランジュ乗数法で解くが、このデータ行列のデータ数が不足する場合には寄与率が低下し、認識率が低下する。

最近、特異値分解を用いた動作解析法が提案されている[29]-[31]。特異値分解は、時系列データからハンケル行列を構成し、特異値、左特異ベクトル、右特異ベクトルに分解する。左特異ベクトルが時系列データの特徴を抽出し、特異値が左特異ベクトルの重みを表現していることから、特異値の高い左特異ベクトルはその動作の時系列データの特徴を良く表現する。時系列の観測データのデータ長が異なる場合に、正規化によりそのデータ長の違いを吸収する方法も考えられる。しかし、特異値分解は、データを重複してハンケル行列を構成するため、データ長に依存せず、時系列データの個数に対する制約が低いという特徴がある。主成分分析と特異値分解との違いは、特異値分解がデータの重複を許容するハンケル行列を観測データとするのに対して、主成分分析は通常各観測データの平均値からの偏差による観測データ行列を対象とする。一方、主成分分析の第*i*主成分の結合係数は、データ行列の*i*番目に大きな特異値 α に対応する右特異ベクトルとして与えられる[32, 33]。

本論文では、この特異値分解の左特異ベクトルを用いた2種類の識別手法を提案し、手招き動作(ジェスチャー)を解析する。また、特異値を用いた可視化手法を提案し、歩行動作を識別する。なお、ここでの目的は、単なる動作判別を行うことではなく、動作データから得られる知識の表現方法にある。したがって、例えば、手招き動作の解析では、動作開始点を知ることにより手招きの種類を判別することは比較的容易であるが、この観点からではなく識別率と動作表現による類似性の両観点から議論することとする。具体的には、手招き動作では、高速度カメラにより5種類のジェスチャーを測定し、2種類の識別モデルにより識別精度を検分した。また、歩行動作では、装着器具により被験者の歩行に一定の拘束を施し、特異値によ

って構成される3次元での超平面によって歩行困難の識別を行った。この超平面は、理学療法士や医師が、患者の歩行の回復状態を判断する可視化ツールとして利用できる。最後に、特異値分解を用いた本手法の特徴と意義について考察を行った。

2. 特異値分解

いま、身体に装着した w 個の計測点 (P_1, P_2, \dots, P_w) で動作 G を観測する。この計測点 P_i での時系列データを $\tau^{i,G} = (X^{i,G}, Y^{i,G}, Z^{i,G})$ と表す。図2に示すように、特異値分解では、時系列データ $\tau^{i,G}$ から m 個の離散データを n 個の重複を許して抽出し、 $n \times m$ のハンケル行列 $M_X^{i,G}, M_Y^{i,G}, M_Z^{i,G}$ を構成する。

$$M_X^{i,G} = (X_1^{i,G}, X_2^{i,G}, \dots, X_n^{i,G})^T \quad (1)$$

$$M_Y^{i,G} = (Y_1^{i,G}, Y_2^{i,G}, \dots, Y_n^{i,G})^T \quad (2)$$

$$M_Z^{i,G} = (Z_1^{i,G}, Z_2^{i,G}, \dots, Z_n^{i,G})^T \quad (3)$$

ここで、 $X_p^{i,G} = (x_{p,1}^{i,G}, x_{p,2}^{i,G}, \dots, x_{p,m}^{i,G})$, $p = 1, 2, \dots, n$ であり、 x は X 軸の時系列データである。 y と z に関しても同様である。

説明を簡単にするため、ハンケル行列を $M_k^{i,G}$, $k = \{X, Y, Z\}$ で表現する。ハンケル行列 $M_k^{i,G}$ は次のように分解できる。

$$M_k^{i,G} = U_k^{i,G} \Sigma_k^{i,G} \{V_k^{i,G}\}^T \quad (4)$$

ただし、 $U_k^{i,G} = (u_{1,k}^{i,G}, u_{2,k}^{i,G}, \dots, u_{m,k}^{i,G})$ は $m \times m$ のユニタリ行列であり、 $\{V_k^{i,G}\}^T = (v_{1,k}^{i,G}, v_{2,k}^{i,G}, \dots, v_{n,k}^{i,G})^T$ は $n \times n$ のユニタリ行列である。また、 $\Sigma_k^{i,G}$ は $m \times n$ で、対角成分以外は零、対角成分は非負となる行列である。

$\Sigma_k^{i,G}$ の対角要素は特異値を示し、 $U_k^{i,G}$ を左特異ベ

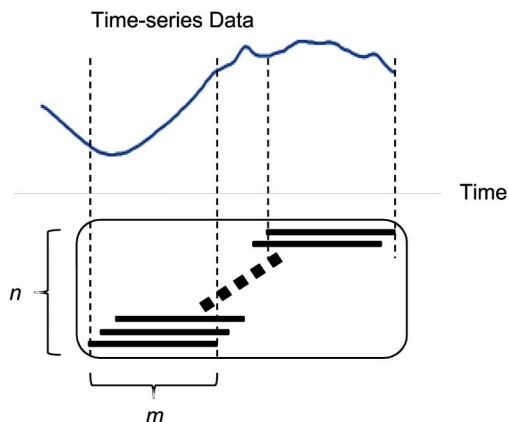


図2 Design of Matrix $M_X^{i,G}$

クトル, $V_k^{i,G}$ を右特異ベクトルと呼ぶ。いま, 左特異ベクトルの個数を l とし, 第 j 番目の左特異ベクトルの要素数を q とする。特異値の大きさの順に左特異ベクトルを並べると, 特異値と左特異ベクトルの組は, $((\sigma_{1,k}^{i,G}, u_{1,k}^{i,G}), (\sigma_{2,k}^{i,G}, u_{2,k}^{i,G}), \dots, (\sigma_{l,k}^{i,G}, u_{l,k}^{i,G}))$, for $u_{j,k}^{i,G} = (\hat{u}_{1,j,k}^{i,G}, \hat{u}_{2,j,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{h,j,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{q,j,k}^{i,G})$ と表される。ただし, $\hat{u}_{h,j,k}^{i,G}$ は, 第 j 番目の左特異ベクトル $u_{j,k}^{i,G}$ の第 h 番目の要素である。左特異ベクトル $U_k^{i,G}$ は, ハンケル行列 $M_k^{i,G}$ の特徴を示し, 特異値 $\Sigma_k^{i,G}$ は, $M_k^{i,G}$ に対する左特異ベクトルの影響の大きさを示している。特異値分解は, 左特異ベクトルが時系列データの特徴を抽出し, 特異値が左特異ベクトルの重みを表現していることから, 特異値の高い左特異ベクトルはその動作の時系列データの特徴を良く表現する。しかし, その一方で, ハンケル行列を構成する際, データ長 m や左特異値ベクトルの個数 l を決定する方法がなく, パラメータ調整は今後の課題といえる。なお, ここでは, 全時系列データは, 動作の特徴を抽出するための学習用データ $\tau_{TRD}^{i,G}$ (TrainingData:TRD) と学習した結果を評価するための評価用データ $\tau_{CHD}^{i,G}$ (CheckingData:CHD) に分割される。

3. 左特異ベクトルを用いた動作認識

動作計測の設備として, (株)ライブラリ社製の高速度カメラGE60/W, 60Hzとそのデータ処理ソフトウェア(Move-tr/3D)を用いた。被験者は20代の男性2名(TWとST)である。動作座標を取得するため, 被験者の指と手首に5つのマーカーを装着した。 P_1 : 右手の親指先端部, P_2 : 右手の中指先端部, P_3 : 右手の小指先端部, P_4 : 右手の手首の親指側, P_5 : 右手の手首の小指側である。動作は50cm×50cm×50cmの立方体の内部で行う。図3に実験風景と計測座標を示す。本来なら, 自然な動作を測定するためには, ジェス

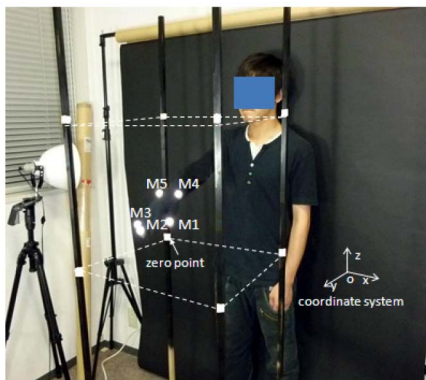


図3 Experiment Environment for Gesture

チャーの大きさに依存して観測空間の大きさを変化させるか, ジェスチャーの大きさを観測空間に依存しないように動作データを正規化すべきである。しかし, 本実験では, 観測空間は, 50cm×50cm×50cmの立方体の内部に限定している。この動作データの正規化は重要な実験因子であると考えられるので, この問題は今後の課題としたい。

計測では, 5種類の動作命令として, 手招きCH (Come Here), 追払いGA (Go Away), 右誘導GR (Go Right), 左誘導GL (Go Left), 沈静化CD (Calm Down) を選択して実測した。ここでは, 各被験者に対して同じ動作を9回測定し, 最初の5回をTRDに設定し, 残りの4回をCHDに設定した。

被験者TWの P_2 で計測された時系列データを図4に示す。GA, CH, CDの動作は上下(Z軸)方向と前後(Y軸)方向に変化が大きく, GR, GLの動作は左右(X軸)方向に変化が大きいことがわかる。また, 5種類の動作を図5に示す。(a)に5種類の動作命令を示し, 被験者はこの5種類の動作命令に対して連続動作を行う。なお, 各動作の開始点と終了点は異なるが, 厳密な動作認識のモデルを求めるよりも, 特異値分解による動作要素の抽出が目的であるので, 開始点と終了点はそのままとした。また, 手招きCHの分解図を(b)に示す。1回の手招きCHの動作を9枚の静止画で表している。

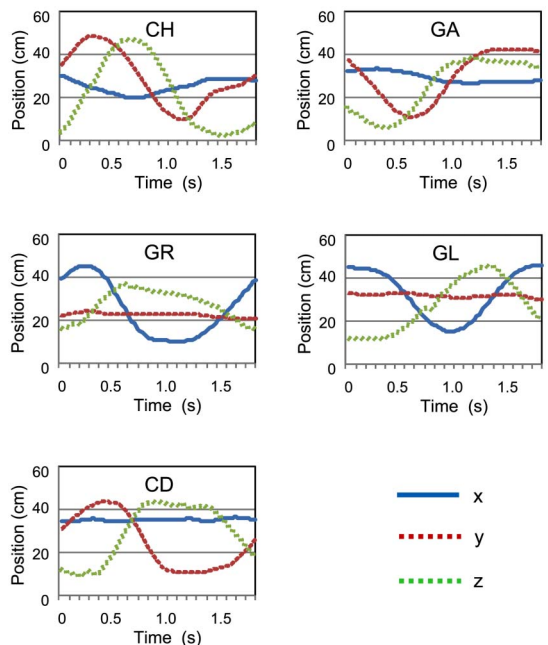
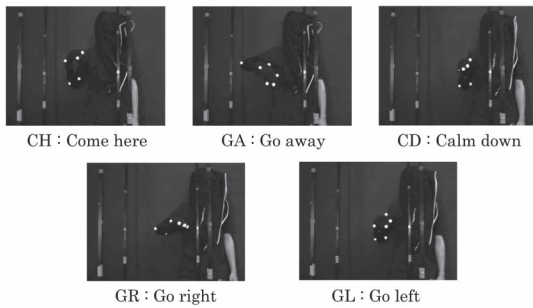
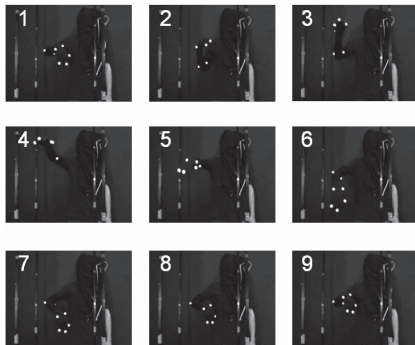


図4 Time-series Data of Gestures



(a) Five Kinds of Hand Gestures



(b) Motion of Hand Gestures CH

図5 Hand Gestures

3.1 動作距離の類似性による手法

動作距離の類似性による手法では、動作を識別するために、TRDとCHD間で左特異ベクトルを用いて定義される次の3種類の類似度を定義する。

$$S_1 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^{i,G}) \\ = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \left| \sum_{h=1}^q \hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \sum_{h=1}^q \hat{u}_{hj,k,CHD}^{i,G} \right| \quad (5)$$

$$S_2 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^{i,G}) \\ = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q \left| \hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \hat{u}_{hj,k,CHD}^{i,G} \right| \quad (6)$$

$$S_3 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^{i,G}) \\ = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q (\hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \hat{u}_{hj,k,CHD}^{i,G})^2} \quad (7)$$

ここで、 $U_{X,TRD}^{i,G} = (u_{1,X,TRD}^{i,G}, u_{2,X,TRD}^{i,G}, \dots, u_{l,X,TRD}^{i,G})$, for $u_{j,X,TRD}^{i,G} = (\hat{u}_{1j,X,TRD}^{i,G}, \hat{u}_{2j,X,TRD}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{hj,X,TRD}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{lj,X,TRD}^{i,G})$ は、TRDの左特異ベクトルであり、 $U_{X,CHD}^{i,G} = (u_{1,X,CHD}^{i,G}, u_{2,X,CHD}^{i,G}, \dots, u_{l,X,CHD}^{i,G})$, for $u_{j,X,CHD}^{i,G} =$

表1 Recognition of Gestures

	Similarity (S_1)	Similarity (S_2)	Similarity (S_3)
Estimation (E_1)	70.0	90.0	80.0
Estimation (E_2)	60.0	80.0	80.0

表2 Comparison of Markers by Gesture Distances

Sub./Ges.	Markers				
TW	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5
CH	4/GA	4/GA	4/CD	4/GA	4/GA
GA	8/GA	9/GA	9/GA	8/GA	8/GA
GR	7/GR	8/GR	8/GR	6/GR	5/GR*
GL	5/GL	4/GL*	4/GL*	5/GL	5/GL
CD	6/CD	5/GA	5/GA	7/CD	8/CD
ST	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5
CH	8/CH	9/CH	11/CH	9/CH	7/CH
GA	7/GA	9/GA	9/GA	9/GA	5/CD
GR	9/GR	10/GR	11/GR	6/GR	9/GR
GL	7/GL	8/GL	10/GL	5/GL	8/GL
CD	4/CD*	5/GL	5/GL	5/CD	6/CD
Accuracy (%)	93.85	80.28	81.58	93.75	86.15

($\hat{u}_{1j,X,CHD}^i, \hat{u}_{2j,X,CHD}^i, \dots, \hat{u}_{hj,X,CHD}^i, \dots, \hat{u}_{lj,X,CHD}^i$) は、CHDの左特異ベクトルである。

式(5)は左特異ベクトルの要素全ての和を求め、その差の絶対値を類似度とする。式(6)は左特異ベクトルの要素で同順位の差を求め、その和の絶対値を類似度とする。式(7)は左特異ベクトルを多次元上の座標と見なし、2点間距離を類似度とする。

全体の類似度は次の2種類の評価指標で計算される。

$$E_1 : G^* = \{G_f | \max_f \sum_{i=1}^w n(G_f^i), \\ \text{for } G_f^i = \{G_f | \min_i r_i(U_{TRD}^{i,G_f}, U_{CHD}^{i,G_f})\}\} \quad (8)$$

$$E_2 : G^* = \{G_f | \min_f \sum_{i=1}^w r_i(U_{TRD}^{i,G_f}, U_{CHD}^{i,G_f})\} \quad (9)$$

ここで、 G_f は f 番目のジェスチャーであり、 $n(G_f^i)$ は計数関数である。

評価 E_1 は各マーカごとに類似度が最小となるジェスチャーを判別し、全マーカで類似度のカウント個数が最大のジェスチャーを推定結果のジェスチャー G^* とする。評価 E_2 は全マーカで類似度の和の最小値を持つジェスチャーを推定結果 G^* とする。

これらの類似度と評価指標の有用性を議論するため、ジェスチャー実験を行った。ハンケル行列の大き

さは、被験者TWとSTの動作の時間的長さから $m=125, n=5$ とした。また、他のパラメータは、 $q=125, l=1, w=5$ とした。計測の結果を表1に示す。結果から、類似度 S_1 と S_2 の認識率は比較的高いことがわかる。特に、類似度 S_2 と評価 E_1 の組み合わせが最も良い結果を示しており、認識率も90.0%と高い。したがって、この類似度 S_2 と評価 E_1 の組み合わせが、ジェスチャーの識別に有用であるといえる。

類似度 S_2 と評価 E_1 の組み合わせに基づいて算出した各マーカのジェスチャーの認識結果を表2に示す。表では、ジェスチャーごとに各マーカで認識されたジェスチャー種別とその回数を a/b で表している。ここで、 b は認識されたジェスチャーを表し、 a はその回数を表す。また、 b^* は b 以外にも他に認識されたジェスチャーが存在することを示す。第1マーカ P_1 での認識率が93.85%と高く、最も重要なマーカとして抽出されている。第1マーカ P_1 は右手の親指先端部を示しているの、このことから、動作を認識するには親指の動作が最も重要な意味を持つことがわかる。

3.2 動作ベクトルの類似性による手法

動作ベクトルの類似性による手法では、動作を識別するために、式(1)のTRDの時系列データ $M_X^{i,G}$ の一部をCHDと入れ替える。いま、TRDの第 p 番目のデータ $X_p^{i,G}$ をCHDの X_{CHD}^i と入れ替えることを仮定する。

$$M_{X,CHD}^i = (X_1^{i,G}, \dots, X_{p-1}^{i,G}, X_{CHD}^i, X_{p+1}^{i,G}, \dots, X_n^{i,G})^T \quad (10)$$

この場合、もし、 $X_p^{i,G}$ と X_{CHD}^i が同じ傾向のデータであれば、 X_{CHD}^i が組み入れられた $M_{X,CHD}^i$ の左特異ベクトルは元の $M_X^{i,G}$ の左特異ベクトルと類似する。そこで、 $M_X^{i,G}$ の左特異ベクトル $U_{TRD}^{i,G}$ と $M_{X,CHD}^i$ の左特異ベクトル U_{CHD}^i の類似度を次のように定義する。

$$S_4 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^i) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q |\hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \hat{u}_{hj,k,CHD}^i| \quad (11)$$

$$S_5 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^i) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q |\hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \hat{u}_{hj,k,CHD}^i| \quad (12)$$

$$S_6 : r_i(U_{TRD}^{i,G}, U_{CHD}^i) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q (\hat{u}_{hj,k,TRD}^{i,G} - \hat{u}_{hj,k,CHD}^i)^2} \quad (13)$$

ただし、ここでは、 X_{CHD}^i の位置は、時系列データの最後、すなわち、式(10)の n 番目の $X_n^{i,G}$ とする。

全体の類似度は次の評価指標で計算される。

$$E_3 : G^* = \{G_f | \min_f \sum_{i=1}^w r_i(u_{TRD}^{i,G_f}, u_{CHD}^i)\} \quad (14)$$

計測の結果を表3に示す。結果から類似度 S_5 の認識率が高いことがわかる。類似度 S_5 は、類似度 S_2 と同様の類似指標であるので、類似度 S_2 や類似度 S_5 の計算方法はジェスチャーの識別に有用であるといえる。

動作距離の類似性による手法と同様に、類似度 S_5 と評価 E_3 を用いて、各マーカのジェスチャー認識を調べた。表4に結果を示す。同様に、第1マーカ P_1 が最重要マーカとして抽出された。これらから、第1マーカ P_1 が、動作認識の最も重要な箇所であることがわかる。

最後に、本手法と従来の動作解析手法とを比較した。従来手法として、相関係数と主成分分析を用いた。主成分分析では、計測点 P_i での動作 G の時系列データ $\tau^{i,G} = (X^{i,G}, Y^{i,G}, Z^{i,G})$ に対して、動作種別と (X, Y, Z) の3方向からなる観測データを第3主成分まで軸変換を行い、TRDとCHD間で比較した。主成分分析を用いたクラスタリング手法(PCA Clustering)では、各動作のクラスターの中心からの距離を用いて、また、主成分分析を用いた動作距離法(PCA Distance)では、類似度 S_2 を用いて比較した。結果を表5に示す。動作距離法では、全てのマーカに対して、90.0%と高い値を示しており、各マーカの認識平均値でも87.12%の精度を得た。動作ベクトル法では、全てのマーカに対して、80.0%と高い値を示し、第1マーカでは93.94%の精度を得た。

表3 Results of Method for Similarity between Gesture Vectors

Sub.	Ges.	Similarity (S_4)	Similarity (S_5)	Similarity (S_6)
TW	CH	1	2	1
	GA	3	4	4
	GR	2	3	3
	GL	1	3	3
	CD	0	3	3
ST	CH	2	2	2
	GA	1	4	4
	GR	3	4	4
	GL	0	3	2
	CD	0	4	4
Accuracy (%)		30.3	80.0	75.0

表4 Comparison of Markers by Gesture Vectors

Sub./Ges.	Markers				
	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5
TW					
CH	2/GA	2/GA	2/GA	3/GA	2/GA
GA	4/GA	4/GA	2/GA*	4/GA	4/GA
GR	3/GR	3/GR	3/GR	3/GR	3/GR*
GL	3/GL	3/GL	3/GL	3/GL	3/GL
CD	3/CD	2/GA	3/GA	2/CD	2/CD
ST	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5
CH	2/CH*	2/CH*	2/CH*	2/CH*	2/CH*
GA	4/GA	4/GA	4/GA	4/GA	4/CD
GR	4/GR	4/GR	4/GR	3/GR	3/GL
GL	4/GL	4/GL	4/GL	3/GR	4/GR
CD	4/CD	4/CD	4/CD	3/CD	4/CD
Accuracy (%)	93.94	87.50	83.87	80.00	58.06

表5 Comparison of Methods

Markers	Ges. Dist.	Ges. Vec.	Corre. Co.	PCA Clus.	PCA Dist.
P_1	93.85	93.94	60.0	20.0	60.0
P_2	80.28	87.5	80.0	40.0	80.0
P_3	81.58	83.87	80.0	60.0	40.0
P_4	93.75	80.0	80.0	40.0	40.0
P_5	86.15	58.06	60.0	20.0	40.0
Average	87.12	80.67	72.0	36.0	52.0
All Markers	90.0	80.0	70.0	60.0	40.0

一方、相関係数による判別法では、認識率は悪くはないが、良いとも言えない。また、主成分分析を用いたクラスタリング手法、主成分分析を用いた動作距離法では、良い認識率が得られなかった。これらの考えられる原因として、相関係数と主成分分析は、時系列データの長さ強く依存するので、TRDとCHDでデータ長が異なる場合に、良い認識率が得られなかったと考えられる。この点、特異値分解法はデータ長に依存しない。このため、時系列データの長さが異なる場合でも、良い認識率を確保できていると考えられる。

4. 特異値を用いた動作認識

次に、動作認識として歩行動作を取り上げる。ただし、ここでの歩行動作実験の目標は、理学療法士および医師が患者の歩行回復の状態を推定するためとし、その目標のために患者の歩行困難度を数量化する。そこで、被験者が患者の歩行を模擬するため、被験者の片脚の膝関節と足首関節を拘束し、関節可動域を制限された状態で歩行計測を行う。計測装置として、マイクロストーン(株)製の無線ウェアラブル3軸加速度セ

ンサー(MotionRecorder, MVP-RF8)とそのデータ処理ソフトウェアを用いた。加速度センサーのサンプリングレートは100Hzであり、前後方向(X軸)、上下方向(Y軸)、左右方向(Z軸)の3方向を同時に検出できる。また、拘束には、サンワサプライ(株)製の高齢者疑似セットを用いた。歩行拘束のため、被験者の右足の膝に膝サポーターを装着し、足首に重りバンドを装着した。膝サポーターは被験者の関節可動域を減少させ膝の湾曲を困難にする。また、重りバンドは被験者の筋力の軽減と動作の遅延を発生させ、バランス感覚を欠如させる。

これらの装置により、被験者の歩行は患者の歩行と類似する。実際に、これらの装置を装着した歩行動作を医師に検分してもらった。医師からは「拘束条件がStrongの場合は、障害者の障害第1種(関節可動域の縮小)と類似しているが、しかし、WeakとNormalは、視診からは鑑別できない。したがって、もしこれらの拘束条件の違いがモデルにより判別できるならば、ある意味では、医師の視診と同等の結果を得ることになり、十分に研究の意義はある」とのコメントを得ている。

図6に実験風景と拘束条件を示す。被験者は年齢21歳~31歳の男性5名(YJ, TK, KT, KS, TF)と女性1名(RT)の合計6名である。4mの直進路での歩行を想定し、各被験者は4回の歩行を行う。歩行動作の加速度を取得するため、3つの加速度センサーを装着した。 P_1 : 腰後方部(B. Waist), P_2 : 右下腿部(R. M. Shank),



Normal Weak Strong

図6 Experiment Environment for Ambulation

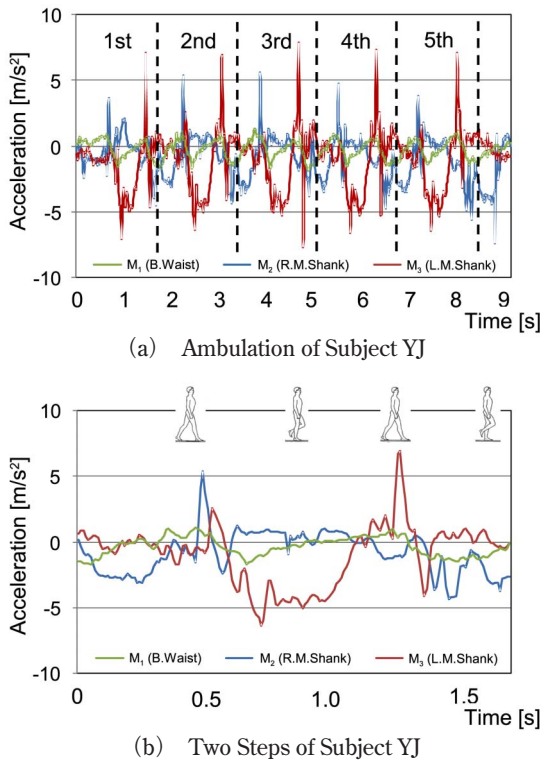


図7 Example of Ambulation

P_3 : 左下腿部(L. M. Shank)である。また、歩行拘束として、正常歩行、弱拘束歩行、強拘束歩行の3種類を設定し、弱拘束歩行では、1個の膝サポーターと1kgの重りを装着し、強拘束歩行では、2個の膝サポーターと2kgの重りを装着した。

被験者YJの弱拘束歩行での X 軸方向の加速度変化の時系列データを図7に示す。図7の(a)から、被験者YJは、4mの直進路を5歩調で歩行し、歩行の際に右足と左足の足踏み時に加速度変化が大きくなっていることがわかる。また、この5歩調の時系列データの1歩調の時系列データを(b)に示す。右下腿部が拘束されているので、 P_2 の右下腿部の加速度変化が、 P_3 の左下腿部より小さいことがわかる。

4.1 特異値による歩行評価

時系列データを抽出する際に、時系列データの切り出しの問題がある。動作の時系列データから特異値分解で分析すべきデータ範囲を決定する問題である。いま、観測された歩行動作の時系列データから、足踏み時前後の加速度変化に特徴が出現していることがわかった。そこで、ここでは、足踏み時の加速度変化に注目してデータを抽出する。被験者は4mの歩行中で4歩～5歩を要しており、歩行開始と歩行終了に関与

しない中間歩行の3歩を切り出した。足踏み時の加速度の最大値の前後0.5秒間を抽出し、加速度センサーのサンプリングレイトの100Hzから100個のデータを抽出した。また、3個の計測点 P_1, P_2, P_3 と3軸 X, Y, Z から、9個のハンケル行列を構成した。これらの結果、データ個数と歩数の 100×3 からなる9種類のハンケル行列が構成された。

特異値は、 $l=1$ として、9個のハンケル行列から第1特異値を抽出し、実験は4回行うので、4回の平均値を計算した。右足の足踏み時の加速度の最大値を基準としたハンケル行列から得られた被験者6名の第1特異値を表6に示す。 P_1 の腰後方部の特異値では特徴的な変化は見られなかった。歩行動作は腰を軸にして進むので、通常、腰は安定していることが予想され、この結果は歩行の安定性を評価していると考えられる。一方、個人に多少の差が認められるが、 P_2 と P_3 の特異値は、右足拘束の強さ(Normal, Strong, Weak)に依存して値が小さくなる傾向が示された。特に、 P_2 では、 X, Y, Z 軸の3軸とも特異値が減少した。この P_2 は、右下腿部の加速度を計測しているため、拘束の強さによって特異値が変化することは良く理解できる。そこで、今後、拘束の程度による歩行困難性は P_2 の特異値から同定することとした。

4.2 歩行のリハビリテーション平面の抽出

ここでは、理学療法士および医師による患者の歩行回復の状態推定をサポートするため、歩行の困難性を定量的に表現する手法を提案する。まず、各被験者の歩行困難性を明示的に検討するため、全被験者の右下腿部 P_2 の拘束歩行の4回実験の特異値を X, Y, Z の3次元上で表示した。結果を図8に示す。拘束歩行は3種類で4回の実験、被験者が6名なので、合計72個のデータが表示されている。これらの各拘束歩行の4回の実験分の平均値を直線で結んだ。図8から、平均値の直線はある傾きをもち、拘束歩行間のクラス識別が可能と思われる。

そこで、拘束歩行の級間変動と級内変動に基づく分散分析を行った。 F 検定の結果を表7に示す。帰無仮説として「 H_0 : 3種類の拘束歩行の特異値平均に差異がない」を仮定し、対立仮説として「 H_1 : 3種類の拘束歩行の特異値平均に差異がある」を仮定した。 X, Y, Z の3軸方向の P 値が、それぞれ、 $6.61E-11, 9.56E-14, 6.93E-08$ となり、有意水準5%よりも小さいので、帰無仮説「 H_0 : 3種類の拘束歩行の特異値平均に差異がない」を棄却し、3種類の拘束歩行は特異値平均に差異があると認められた。これらの結果から、拘束歩行ごとにクラス識別できることがわかる。この結

表6 Singular Value of Ambulation Experiment

Subjects	Restraint Ambulation	P ₁			P ₂			P ₃		
		X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
TF	Normal	17.7	23.4	21.8	57.9	52.7	50.9	46.8	55.6	33.4
	Weak	17.0	23.3	26.9	33.3	34.7	39.4	42.5	48.0	28.4
	Strong	17.6	22.8	27.3	31.7	30.3	37.7	40.4	43.1	27.8
YJ	Normal	11.4	9.4	12.1	45.9	40.5	22.2	47.3	48.2	18.9
	Weak	10.9	8.2	15.4	23.4	11.2	13.9	43.9	33.5	14.7
	Strong	18.3	10.4	18.5	19.5	10.2	13.0	42.0	25.6	13.7
TK	Normal	18.1	19.3	12.6	51.1	34.3	34.0	51.9	47.8	30.1
	Weak	20.6	20.4	17.0	27.5	25.1	26.4	45.7	45.8	27.3
	Strong	20.2	20.0	15.7	25.3	20.1	21.9	42.8	38.5	27.7
KS	Normal	20.2	19.0	12.8	60.4	58.8	36.3	57.3	66.4	25.8
	Weak	19.7	15.8	19.0	36.8	32.0	21.5	52.4	55.0	20.1
	Strong	18.8	15.9	19.2	33.5	29.3	18.9	39.6	34.6	19.3
RT	Normal	28.0	24.5	19.6	70.8	53.7	37.5	58.7	58.0	32.5
	Weak	24.5	22.3	17.8	60.7	34.9	27.3	56.9	58.1	30.4
	Strong	22.5	23.7	19.1	51.5	33.3	20.8	50.3	52.7	26.1
KT	Normal	23.4	27.5	17.9	57.1	65.3	40.3	60.6	74.3	32.0
	Weak	21.6	31.5	24.3	40.3	37.4	25.4	46.0	59.6	22.1
	Strong	18.5	24.3	22.4	38.5	26.8	16.0	38.5	46.4	16.4
Ave.	Normal	19.8	20.5	16.1	57.2	50.9	36.9	53.8	58.4	28.8
	Weak	19.1	20.3	20.1	37.0	29.2	25.7	47.9	50.0	23.8
	Strong	19.3	19.5	20.4	33.3	25.0	21.4	42.3	40.2	21.8

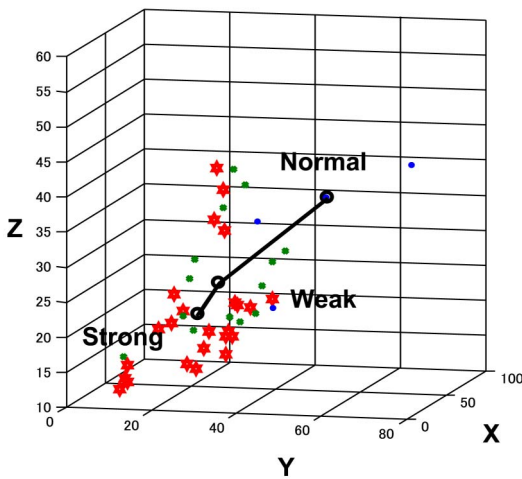


図8 Singular Value of Ambulation Experiment

果を用いて、X, Y, Zの3次元上で、患者の歩行状態を明示する手法を提案した。

いま、特異値の平均値を含む超平面を構成し、この平面内で、被験者(患者)の歩行状態から平均値の直線へ垂線を下ろす。その直線上の座標点によって、被験者(患者)の歩行状態を判別する。平面を用いて患者の

表7 Result of F Test on Restraint Ambulation

Variation Factor		Sum of Sq.	df	Mean Sq.	F Val.	P Val.
X	Be.Gr.	7902.4	2	3951.2	33.56	6.61E-11
	With.Gr.	8123.9	69	117.7		
	Total	16026.3	71			
Y	Be.Gr.	9263.1	2	4631.5	47.76	9.56E-14
	With.Gr.	6690.9	69	97.0		
	Total	15954.0	71			
Z	Be.Gr.	7902.4	2	1536.8	21.13	6.93E-08
	With.Gr.	8123.9	69	72.7		
	Total	16026.3	71			

歩行回復(リハビリテーション)を推定するので、この平面をR平面と呼ぶ。R平面の法線ベクトルを $\vec{n} = (n_x, n_y, n_z)$ で表し、正常歩行の特異値の平均値の座標を $(\sigma_x^N, \sigma_y^N, \sigma_z^N)$ で表すと、平面Rは次のように表される。

$$n_x(x - \sigma_x^N) + n_y(y - \sigma_y^N) + n_z(z - \sigma_z^N) = 0 \quad (15)$$

R平面の概念図を図9に示す。被験者A(患者A)の3次元上で座標 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z)$ がR平面の座標 (σ_x^R, σ_y^R) に投影され、拘束歩行(患者の歩行困難度)の平均値からなる直線への座標点 $(\sigma_x^*, \sigma_y^*) = (\sigma_x^*, \sigma_y^*, \sigma_z^*)$ と各拘束歩行(患者の歩行困難度)の平均値への距離を求め

る。この座標点と距離から、被験者A(患者A)の歩行回復度を判別する。

いま、被験者TKを患者Aと仮定し、残りの5名の被験者から作成したR平面を図10に示す。R平面は5名の被験者から次のように得られた、

$$-0.810x + 0.532y + 0.246z + 9.284 = 0 \quad (16)$$

被験者TK(患者A)の正常歩行、弱拘束歩行、強拘束歩行は図上でそれぞれ、点(NL, WC, SC)と描かれ、特異値の平均値からなる直線へは、点(NL*, WC*, SC*)として描かれている。正常歩行への識別が良いとは言えないが、弱拘束歩行と強拘束歩行は正しく識別されている。これらの結果から、R平面によって、歩行の困難性が定量的に表現され、患者の歩行回復の状態推定を理学療法士および医師へ視覚的に提示できる。

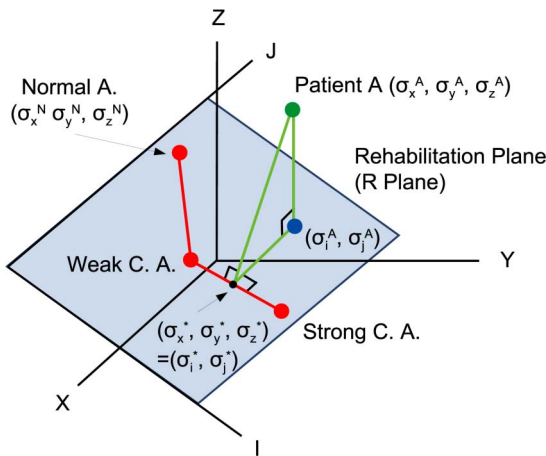


図9 Rehabilitation Plane

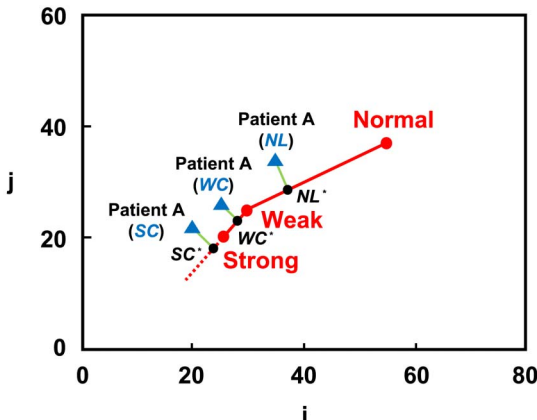


図10 Example of Rehabilitation Plane

5. 考察

本論文では、特異値分解を用いて、動作を計測した時系列データから、その特徴を抽出する手法を提案した。特異値分解でも、特に、左特異ベクトルと特異値が有用であるという観点から、それぞれの手法を提案し、左特異ベクトルに関しては手招き動作を識別し、特異値に関しては歩行動作を識別した。これらの手法は、特異値分解を用いているので、その認識精度は時系列データの長さ依存しない。実際、左特異ベクトルを用いた動作距離法と動作ベクトル法の2種類の判別法では、従来手法である相関係数の判別法や主成分分析を用いた2種類の判別法よりも、その認識率が良い。なお、動作距離法も動作ベクトル法も類似度 S_2 と評価 E_1 の組み合わせが最も良い結果を得た。類似度 S_2 は左特異ベクトルの要素の同順位の差の和の絶対値から計算され、評価 E_1 は各マーカで類似度が最小となるジェスチャーを求め、全マーカでのカウント個数でジェスチャーの解を求めている。これらは、左特異ベクトルの順序がデータ特徴を良く表現していることを示しており、また、ジェスチャー動作の決定には、マーカごとの多数決が効果的であることを示している。これは、ジェスチャー動作の場合の手首や歩行動作の腰椎部のように、計測点によっては全ての動作に共通の動きを示す箇所があり、動作解析法では、計測点の加重平均よりも多数決の方が効果的であることを示唆している。この示唆は今後の研究課題としても興味深い。

また、各マーカのジェスチャー動作の認識結果から、動作距離の類似性による手法も動作ベクトルの類似性による手法も、右手の親指先端部の第1マーカ P_1 の認識率が93.85%と高く、最も重要なマーカとして抽出されている(図11参照)。この理由の一つとして、親指が体の中心軸に近いこと、あるいは、顔に近いことが理由にあるのではないかと推測できる[34, 35]。ヒトは、ジェスチャー動作を判別する際に、体の中心軸からの偏差として手の位置や速度、回転等を観測することで、そのジェスチャー動作の認識を高めることができる。あるいは、ジェスチャー動作の際に、親指がヒトを判別する際の重要因子の顔に近いことで、親指の動作が自然と良く記憶している動作と考えることもできる。しかしながら、これらの仮説はまだ推測の域を出ず、この検証は今後の課題としておきたい。

一方、特異値を用いた歩行動作の解析では、歩行に拘束を科して実験を行い、その有用性を検討した。3点のみの計測であったが、特異値の3次元計測の分散

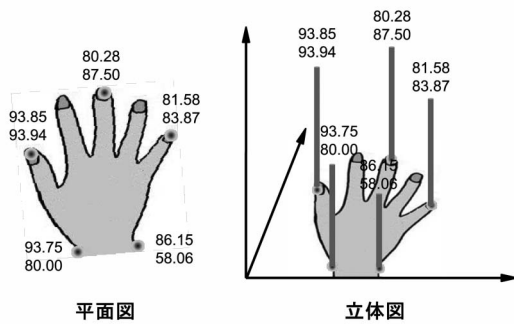


図 11 Recognition of Markers

分析から、正常歩行、弱拘束歩行、強拘束歩行の3種類のグループが有意的に識別できることを示した。特に、拘束を科した右足の特異値のみで拘束性を判別できることを示したのは有用である。また、歩行の困難性を定量的に表現する方法として R 平面を定義した。 R 平面により、容易に被験者(患者)の歩行状態が推定できる。したがって、この R 平面は、将来、理学療法士や医師が患者の歩行回復を判断する際のツールとして期待できる。ただ、今後、多くの被験者を用いて実験を行い、 R 平面の有用性をさらに検討する必要がある。

ここでは、動作の入出力データから身体の内部モデルを得るための解析モデルの一例を示した。我々が日々行っている動作は、脳生理や身体構造的観点から見た場合、どのような諸機能によって成り立っているかは良くはわかっていない。しかし、ヒトは、手招き動作などの簡単な動作の学習に長い時間を必要とせず、また、理学療法士や医師は患者の病理状態を一瞥ただけで識別できる。これらのヒトの判断機能は、脳生理学や身体構造的知見を必要としなくても、その判断決定の構造化は可能である。ここで得られた知識が身体知といえるには、まだ本モデルは完全ではないが、本手法のように入出力データから内部モデルを同定する手法も存在してよいと考えられる。

6. おわりに

本論文では、特異値分解を用いて動き計測の時系列データから、その動きの特徴を獲得する手法を提案した。事例として、左特異ベクトルを用いたジェスチャー認識と特異値を用いた歩行機能の評価を取り上げた。ジェスチャー認識では、従来手法との比較において、本手法の有用性が示された。また、歩行の困難性評価では、新たな R 平面の活用法を提案した。今後、さらなる多くの実験により、本手法の有用性を検

討する必要がある。

なお、本研究の一部は、文部科学省私立大学戦略的研究基盤形成支援事業「セキュアライフ創出のための安全知循環ネットワークに関する研究」(2008年～2012年)と関西大学先端科学技術推進機構社会基盤情報学応用研究グループ「社会基盤情報学に基づくメンテナンス技術開発」(2010年～2012年)の助成を得た。また、文部科学省科学研究助成金(基盤研究(B))課題番号21300212および(基盤研究(A))課題番号20240058の助成を得た。

参考文献

- [1] 古川康一, “スキルサイエンス”, 人工知能学会誌, Vol.19, No.3, pp.355-364 (2004).
- [2] J.K.Aggarwal, and Q.Cai, “Human Motion Analysis: A Review,” *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.73, No.3, pp.428-440 (1999).
- [3] A.Kendon, *Gesture: Visible Action as Utterance*, Cambridge University Press (2004).
- [4] R.Bowden, “Learning Statistical Models of Human Motion,” *IEEE Workshop on Human Modelling, Analysis and Synthesis (CVPR2000)*, pp.10-17 (2000).
- [5] K.Furukawa, S.Igarashi, K.Ueno, T.Ozaki, S.Morita, N.Tamagawa, T.Okuyama, and I.Kobayashi, “Modeling Human Skill in Bayesian Network,” *Electric Transaction of Artificial Intelligence (ETAI)*, Linkoping University Electronic Press (2002).
- [6] 五十嵐創, 植野研, 尾崎知伸, 森田想平, 古川康一, “ベイジアンネットワークによるチェロ演奏スキルモデリング”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.102, No.709, pp.1-6 (2003).
- [7] R.Balasubramanian, and M.T.Turvey, “Coordination Modes in the Multisegmental Dynamics of Hula Hooping,” *Biological Cybernetics*, Vol.90, pp.176-190 (2004).
- [8] S.Furuya, and H.Kinoshita, “Organization of the Upper Limb Movement for Piano Key-depression Differs between Expert Pianists and Novice Players,” *Experimental Brain Research*, Vol.185, No.4, pp.581-593 (2008).
- [9] S.Furuya, R.Osu, and H.Kinoshita, “Effective Utilization of Gravity During Arm Downswing in Keystroke by Expert pianists,” *Neuroscience*, Vol.164, No.2, pp.822-831 (2009).
- [10] M.Kawato, “Internal Models for Motor Control and Trajectory Planning,” *Current Opinion in Neurobiology*, Vol.9, Vol.6, pp.718727 (1999).
- [11] R.C.Miall, D.J.Weir, D.M.Wolpert, and J.F.Stein, “Is the cerebellum a Smith predictor?,” *Journal of Motor Behavior*, Vol.25, pp.203216 (1993).
- [12] D.B.Skillicorn, *Understanding Complex Datasets: Data Mining with Matrix Decompositions*, CRC press (2007).
- [13] Y.Jiang, I.Hayashi, M.Hara, and S.Wang, “Three-dimensional Motion Analysis for Gesture Recognition Using Singular Value Decomposition,” *Proceedings of*

- 2010 *IEEE International Conference on Information and Automation*, pp.805-810 (2010).
- [14] Yinlai Jiang, Shuoyu Wang, and I.Hayashi, "Classification Accuracy Enhancement for an fNIRS Brain-Computer Interface Using Singular Spectrum Transformation," *ICIC Express Letters*, Vol.4, No.6 (A), pp.2195-2199 (2010).
- [15] 林勲, 姜銀来, 原正直, 王碩玉, "特異値分解による避難命令動作からの知識発見", 第26回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.824-829 (2010).
- [16] I.Hayashi, Y.Jiang, and S.Wang, "Embodied Knowledge of Gesture Motion Acquired by Singular Spectrum Analysis," *Proceedings of the First International Conference on Vulnerability and Risk Analysis and Management (ICVRAM2010) and the Fifth International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis (ISUMA2010)*, pp.45-52 (2011).
- [17] S.Mitra, and T.Acharya, "Gesture recognition: a survey," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Part C, Vol.37, No.3, pp.311-324 (2007).
- [18] Y.Iwai, K.Watanabe, Y.Yagi, and M.Yachida, "Gesture Recognition Using Colored Gloves," *Proceedings of IEEE International Conference on Patter Recognition (ICPR96)*, Vol.A, pp.662-666 (1996).
- [19] M.V.Lamar, M.S.Bhuiyan, and A.Iwata, "Hand Gesture Recognition Using T-CombNET: A New Neural Network Model," *IEICE transactions on information and systems*, Vol.E83-D, No.11, pp.1986-1995 (2000).
- [20] T.E.Jerde, J.F.Soechting, and M.Flanders, "Biological Constraints Simplify the Recognition of Hand Shapes," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.50, No.2, pp.265-269 (2003).
- [21] R.Williamson, and B.J.Andrews, "Gait Event Detection for FES Using Accelerometers and Supervised Machine Learning," *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol.8, No.3, pp.312-319 (2000).
- [22] T.L.Jakobsen, M.Christensen, S.S.Christensen, M.Olsen, and T.Bandholm, "Reliability of Knee Joint Range of Motion and Circumference Measurements after Total Knee Arthroplasty: Does Tester Experience Matter?," *Physiotherapy Research International*, Vol.15, No.3, pp.126-134 (2010).
- [23] H.I.Suk, B.K.Sin, and S.W.Lee, "Hand Gesture Recognition Based on Dynamic Bayesian Network Framework," *Pattern Recognition*, Vol.43, pp.3059-3072 (2010).
- [24] C.Uras and A.Verri, "Hand gesture recognition from edge maps", *Proceedings of International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp.116-121 (1995).
- [25] Y.Fang, K.Wang, J.Cheng and H.Lu, "A Real-Time Hand Gesture Recognition Method," *Proceedings of International Conference on Multimedia and Expo (ICME2007)*, pp.995-998 (2007).
- [26] W.H.Wu, A.A.Bui, M.A.Batalin, D.Liu, and W.J.Kaiser, "Incremental Diagnosis Method for Intelligent Wearable Sensor Systems," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol.11, No.5, pp.553-562 (2007).
- [27] M.J.Mathie, A.C.Coster, N.H.Lovell, and B.G.Celler, "Accelerometry: Providing an Integrated, Practical Method for Long-term, Ambulatory Monitoring of Human Movement," *Physiological Measurement*, Vol.25, No.2, R1-20 (2004).
- [28] H.Lau, and K.Tong, "The Reliability of Using Accelerometer and Gyroscope for Gait Event Identification on Persons with Drooped Foot," *Gait and Posture*, Vol.27, No.2, pp.248-57 (2008).
- [29] M.E.Wall, A.Rechtsteiner, and L.M.Rocha, "Singular Value Decomposition and Principal Component Analysis." in *A Practical Approach to Microarray Data Analysis*, D.P. Berrar, W. Dubitzky, and M.Granzow, eds. pp.91-109, Kluwer (2003).
- [30] T.Ide, and K.Inoue, "Knowledge Discovery from Heterogeneous Dynamic Systems Using Change-point Correlations," *Proceedings of 2005 SIAM International Conference on Data Mining (SDM05)*, pp.571-576 (2005).
- [31] 三嶋賢一, 金田さやか, 中西弘明, 堀口由貴男, 榎木哲夫, "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", 第53回自動制御連合講演会, pp.409-410 (2009).
- [32] 伊理正夫, "線形代数汎論", 朝倉書店 (2009).
- [33] 杉原正顕, 室田一雄, "線形計算の数理", 岩波書店 (2009).
- [34] 原島博, "顔学への招待", 岩波書店 (1998)
- [35] 山根茂, 菅生康子, 松本有央, 岡田真人, "顔の持つ多彩な情報の脳内表現と連想記憶モデル", 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.103, No.452, pp.37-40 (2003)
- (2011年6月14日 受付)
(2011年12月26日 採録)
- [問い合わせ先]
〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2-1-1
関西大学 総合情報学部
林 勲
TEL: 072-690-2448
E-mail: ihaya@cibii.kutc.kansai-u.ac.jp

著者紹介



じゅん いんらい
姜 銀来 [正会員]

2002年中国東北大学情報工学専攻卒業。2005年同大学大学院修士課程情報工学専攻修了。2008年高知工科大学大学院博士後期課程基盤工学専攻修了。同年高知工科大学助教、現在に至る。博士(工学)。動作解析、ヒューマン・ロボット・インタラクション(HRI)、視覚認知の研究に従事。IEEE、日本知能情報ファジィ学会、日本ロボット学会、日本生体医工学会の会員。



はやし いさお
林 勲 [正会員]

1981年大阪府立大学工学部経営工学科卒業後、シャープ(株)入社。1985年大阪府立大学大学院工学研究科経営工学専攻博士前期課程修了。松下電器産業(株)(現パナソニック(株))中央研究所を経て、1993年阪南大学商学部経営情報学科講師、1997年経営情報学部教授、1997年南オーストラリア州立大学KES招聘研究員。1999年米国ボストン大学大学院CNS招聘研究員。2010年米国ボストン大学大学院CNS招聘教授。2004年より関西大学総合情報学部総合情報学科教授。現在に至る。神経回路モデルを用いた視覚モデル、ファジィインタフェースによる脳とロボットとの相互結合モデルの研究に従事。工学博士。米国電気電子学会(IEEE)、日本知能情報ファジィ学会、日本神経回路学会、日本視覚学会、日本基礎心理学会、システム制御情報学会等の会員。



おう せいぎょく
王 碩玉 [正会員]

1983年中国瀋陽工業大学自動制御工学専攻卒業。1988年同大学院修士課程自動制御工学専攻修了。1993年北海道大学大学院博士後期課程電気工学専攻修了。同年、山形大学工学部助手。1996年同大学助教授。1997年高知工科大学工学部助教授。2001年同大学教授、現在に至る。博士(工学)。ファジィ推論、ロボット制御、リハビリテーションロボット、生活支援ロボットなどの研究に従事。日本機械学会、日本知能情報ファジィ学会、ライフサポート学会、日本ロボット学会、日本生体医工学会、バイオメデカル・ファジィシステム学会、IFSA等の会員。

Acquisition of Motion Features by Singular Value Decomposition

by

Yinlai JIANG, Isao HAYASHI and Shuoyu WANG**Abstract :**

Recently, various methods that analysed physical movement have been proposed. Kawato has argued that internal model with closed loop between feedback control and feedforward control is useful for sinuous movement as a model for motor control. In this paper, we consider internal model as a function model identified from observed data, and propose a model to extract the characteristic of human movement with singular value decomposition from the time-series data of various sensors. We call the knowledge acquired by the internal model embodied knowledge. In particular, we categorized gesture motions by two kinds of models with the indexes of similarity and estimation using left singular vectors. In addition, the ambulation movement is distinguished by hyperplane of three-dimension constructed by singular value. Finally we discussed characteristic and significance of the movement analysis using singular value decomposition proposed in this paper.

Keywords : Singular Value Decomposition, Embodied Knowledge, Gesture Motion, Ambulatory Motion, Motion Analysis

Contact Address : **Isao HAYASHI**

Graduate School of Informatics, Kansai University
2-1-1, Ryozenji-cho, Takatsuki, Osaka, 569-1095, JAPAN
TEL : 072-690-2448
E-mail : ihaya@cbii.kutc.kansai-u.ac.jp