

特異値分解を用いた災害時の歩行困難の評価手法

A Method for Evaluating Gait Disturbance of Evacuees in Disasters Using Singular Value Decomposition

姜 銀来

Y.Jiang

高知工科大学

林 勲

I.Hayashi

関西大学

王 碩玉

S.Wang

高知工科大学

Kochi University of Technology Kansai University Kochi University of Technology

Abstract On-site emergency care is critical in rescue operations in times of disasters or calamities. In order to identify the injured effectively and thus to provide quick rescue, a precise and convenient method is being developed to automatically analyze the sufferers' movements. In this paper, we propose a method for evaluating gait disturbance of evacuees in disasters. Singular value decomposition is used to acquire feature patterns from the time-series acceleration data. In an experiment, in order to verify the usefulness of the proposed method, three levels of walking difficulty in the lower limbs are simulated by constraining the knee joint and ankle joint of the right leg, and the accelerations of the middle of shanks and the back of the waist are measured and analyzed. The results showed that the first singular values inferred from the acceleration data of the shanks decreased with increase of the constraint to the joints. The first singular values of the acceleration data of the shanks were suggested to be reliable criteria to evaluate walking difficulty. A rescue plane, which can provide quantitative visual information of gait disturbance level, is defined by the singular values. The rescue plane can be used by the doctors and nurses as a useful tool for quick and precise diagnosis.

1. はじめに

安全・安心な地域生活(セキュアライフ)を創出するには、安全を脅かす兆候を検知し、その状況を回避するための知識(安全知)を獲得する必要がある。この目的のため、必要な情報を収集する環境モニタリング技術の開発と収集された情報を提示するシステムの開発が不可欠である。例えば、災害発生時に、医師や看護婦に被災者の状況を伝達することは重要な課題の一つである。我々は、災害時の避難・救助の支援ツールとして、被災者の動作を自動的に解析するシステムを開発している。被災者は災害で歩行困難を生じている可能性が高く、早急な救援のため、被災者を瞬時に発見するシステムが求められている。その最も簡便な方法は、被災者の歩行の困難性を定量的に表現することである。

最近、動作の振る舞いを定式化する研究がある[1-5]。その振る舞いが知識で表現され身体知と呼ばれている。例えば、歩行動作の解析では、Williamsonら[6]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[7]は、相関係数を用いた誤差最小法により、歩行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[8-10]。しかし、機械学習の精度は時系列データの長さに依存し、主成分分析も分散が小さい場合や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。

本論文では、特異値分解[11-13]を用いて、歩行動作の時系列データから得られる内部モデル[14]を同定す

る[15-18]。特異値分解とは、時系列データからハンケル行列を構成し、そのハンケル行列を特異値、左特異ベクトル、右特異ベクトルに分解する手法である。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。一般に、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。ここでは、歩行時の時系列データから特異値分解を用いて歩行の特徴成分を抽出し、歩行の困難度を推定する。実験では、被災者を想定して健常者の片足の膝関節と足首関節を拘束して、被災者の歩行困難を擬似的に発生させ、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、医師や看護婦が、被災者の歩行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1に示すように、特異値分解では、この時系列データ $\tau^{i,G}$ からデータの重複を許して $n \times m$ 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.

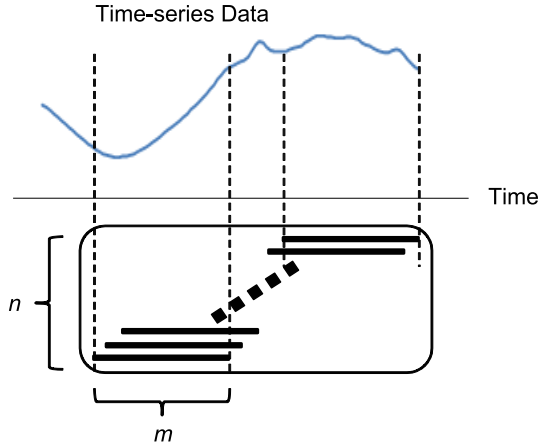


Fig. 1: Design of Matrix $M_X^{i,G}$

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 $u_{j,k}^{i,G} = (\hat{u}_{1j,k}^{i,G}, \hat{u}_{2j,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{h_j,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{qj,k}^{i,G})$ と表される. ただし, $\hat{u}_{hj,k}^{i,G}$ 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.

3. 歩行動作の計測

実験では, 被験者が被災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 (Motion Recorder, 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, 被験者の歩行は被災者の歩行と類似する. 図2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. M_1 : 腰後部 (B.Waist), M_2 : 右下腿部 (R.M.Shank), M_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3に示す. 図3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, M_2 の右下腿部の加速度変化が M_3 の左下腿部より小さいことがわかる.

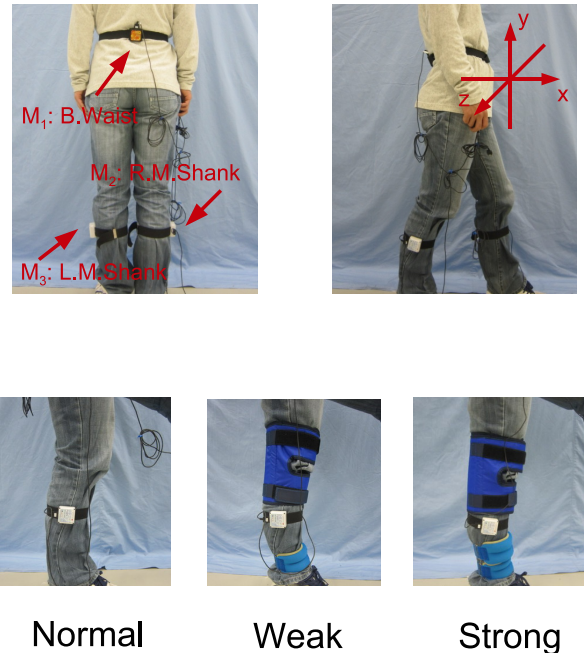
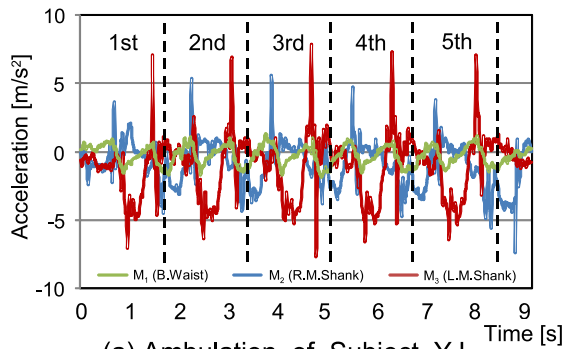
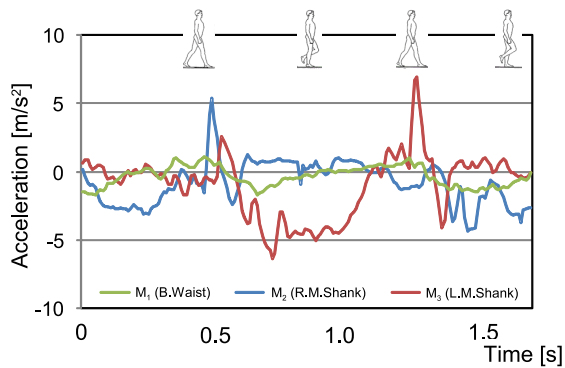


Fig. 2: Experiment Environment for Ambulation



(a) Ambulation of Subject YJ



(b) Two Steps of Subject YJ

Fig. 3: Example of Ambulation

4. 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。観測された時系列データから、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、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ートの100Hzから100個のデータを抽出した。また、3個の計測点 M_1 、 M_2 、 M_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。

$l = 1$ 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1に示す。 M_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、 M_2 と M_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、 M_2 では、 X 、 Y 、 Z 軸の3軸とも特異値が減少した。この M_2 は、右下腿部の加速度を計測しているので、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 M_2 の特異値から同定することとした。

5. 歩行困難平面の抽出

ここでは、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 M_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4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4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。

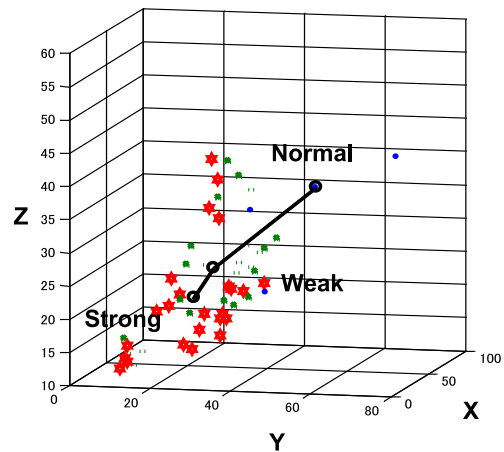


Fig. 4: Singular Value of Ambulation Experiment

Table 2: 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			

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2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

Table 1: Singular Value of Ambulation Experiment

Subjects	Restraint Ambulation	M_1			M_2			M_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

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．この結果を用いて， X, Y, Z の3次元上で，被災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（被災者）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（被災者）の歩行状態を判別する．ここでは，平面を用いて被災者の歩行困難を推定し救助（レスキュー）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．

$$n_x(x - \sigma_x^N) + n_y(y - \sigma_y^N) + n_z(z - \sigma_z^N) = 0 \quad (5)$$

R 平面の概念図を図5に示す．被験者 A (被災者 A) の3次元上での座標 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z)$ が R 平面の座標 (σ_i^R, σ_j^R) に投影され，拘束歩行（被災者の歩行困難度）の平均値からなる直線への座標点 $(\sigma_i^*, \sigma_j^*) = (\sigma_x^*, \sigma_y^*, \sigma_z^*)$ と各拘束歩行（被災者の歩行困難度）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 (被災者 A) の歩行困難度を判別する．

いま，被験者 TK を被災者 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6に示す． R 平面は5名の被験者から次のように得られた．

$$-0.810x + 0.532y + 0.246z + 9.284 = 0 \quad (6)$$

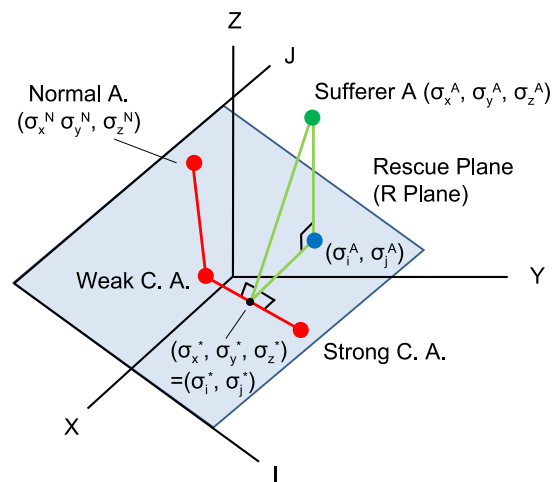


Fig. 5: Rescue Plane

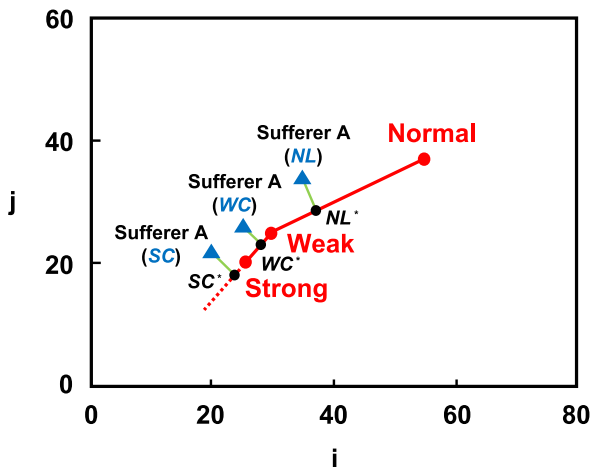


Fig. 6: Example of Rescue Plane

被験者 TK(被災者 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, 被災者の被災の状態推定を医師や看護婦へ視覚的に提示できる。

6. 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。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に依存しない。動作の時系列データを取り扱う手法として, 主成分分析や相関係数を用いた誤差最小法などがある。しかし, これらの手法は分散が小さい場合やデータ数が不足する場合には, 認識率が低下する。実際, ここでの実験では, 被験者は 6 名とデータ数がかなり少ない。しかし, 特異値分解では, 正常歩行, 弱拘束歩行, 強拘束歩行の 3 種類の拘束性の判別に対して, 分散分析の結果から良好に識別できることを示した。また, 計測点としては, 3 点のみであったが, この計測点の量的な制限に関わらず, 分散分析から, 拘束性を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(被災者)の歩行困難性が推定できる。この R 平面は, 医師や看護婦が歩行困難性を識別できるだけでなく, 被災者の療養の際に, その歩行回復(リハビリテーション)を判断する際のツールとしても期待できる。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, 簡単な動作の学習に長い時間を必要とせず, また, 医師や看護婦は被災者の状態を一瞥し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学の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。これらの観点から, ここでは, 身体動作の入出力データからヒトの判断基準を同定する手法を提案した。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。

7. おわりに

本論文では, 特異値分解を用いて歩行計測の時系列データから, その歩行の特徴を獲得する手法を提案した。事例として, 拘束条件を科した被験者の時系列データから, 特異値を用いて歩行困難を識別した。特に, 新たな R 平面を定義し, その活用法を提案した。ただ, 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] R.Bowden, “Learning Statistical Models of Human Motion, *IEEE Workshop on Human Modelling, Analysis and Synthesis (CVPR2000)*, pp.10-17 (2000).
- [4] S.Igarashi, K.Ueno, T.Ozaki, S.Morita, and K.Furukawa, “Skill Modeling in Cello Performance by Bayesian Networks,” *Technical Report of IEICE*, Vol.102, No.709, pp.1-6 (2003).
- [5] 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).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] H.Lau, and K.Tong, "The Reliability of Using Accelerometer and Gyroscope for Gait Event Identification on Persons with Dropped Foot," *Gait and Posture*, Vol.27, No.2, pp.248-57 (2008).
- [11] 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).
- [12] T.Ide, and K.Inoue, "Knowledge Discovery from Heterogeneous Dynamic Systems Using Change-point Correlations," *Proc. 2005 SIAM International Conference on Data Mining (SDM05)*, pp.571-576 (2005).
- [13] K.Mishima, S.Kanata, H.Nakanishi, Y.Horiguchi, and T.Sawaragi, "Extraction of Similarities and Differences in Human Behavior Using Singular Value Decomposition," *Proc of the 53rd annual conference of the Institute of Systems, Control and Information Engineers (SCI09)*, pp.409-410 (2009) [in Japanese].
- [14] M.Kawato, "Internal Models for Motor Control and Trajectory Planning." *Current Opinion in Neurobiology*, Vol.9, Vol.6, pp.718727 (1999).
- [15] Y.Jiang, I.Hayashi, M.Hara, and S.Wang, "Three-dimensional Motion Analysis for Gesture Recognition Using Singular Value Decomposition," *Proc of 2010 IEEE International Conference on Information and Automation*, pp.805-810 (2010).
- [16] 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).
- [17] I.Hayashi, Y.Jiang, M.Hara, and S.Wang, "Knowledge Acquisition from Motion of Evacuation Instruction Using Singular Value Decomposition," *Proc. of the 26th Fuzzy System Symposium*, pp.824-829 (2010) [in Japanese].
- [18] I.Hayashi, Y.Jiang, and S.Wang, "Embodied Knowledge of Gesture Motion Acquired by Singular Spectrum Analysis," *Proc. 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).

[連絡先]

姜 銀来 高知工科大学 システム工学群
 〒 782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口 185
 tel. 0887-57-2013
 fax. 0887-57-2013
 e.mail jiang.yinlai@kochi-tech.ac.jp