

## 分割時系列型特異値解析を用いた歩行困難の評価

Evaluation of Walking Difficulty Using Singular Value Analysis  
through Divided Time-Series Data

姜 銀来

Y.Jiang

高知工科大学

Kochi University of Technology

林 勲

I.Hayashi

関西大学大学院

Kansai University

王 碩玉

S.Wang

高知工科大学

Kochi University of Technology

*Abstract* Walking difficulty often happens in times of disasters. Identification of the evacuees with walking difficulty will definitely lead to quick rescue and thus improve the efficiency of evacuation. A precise and convenient method is being developed to automatically analyze the evacuees' walking. In this paper, we propose a method for assessing walking difficulty using singular value analysis through divided time-series data (SVA-DTS). In order to verify the usefulness of the proposed method, three levels of walking difficulty in the lower limbs are simulated in an experiment by constraining the knee joint and ankle joint of the right leg. The accelerations of the middle of shanks and the back of the waist are measured. The results showed that the first singular values inferred from the acceleration data of the right shank significantly related to the 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. We visualize the first singular values in a 3D space to provide intuitive information about walking ability which can be used as a tool for identifying the evacuees with walking difficulty.

## 1. はじめに

最近、安全・安心な地域生活(セキュアライフ)への関心が高まっている。安全安心を創出するには、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を獲得する必要がある。特に、災害時の避難と救助を支援するツールとして歩行困難な避難者を自動的かつ速やかに発見するシステムが必要であり、そのためには動作解析法が重要な技術となる。ジェスチャー動作や歩行動作などの身体動作の解析法には、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[1]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。Williamsonら[2]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[3]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。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、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。一方、特異値分解[4-6]を用いて、歩行困難を評価し可視化する手法がある。特異値分解とは、動作の時系列データからハンケル行列を構成し、そのハンケル行列は特異値、左特異ベクトル、右特異ベクトルの3つの行列に分解される。左特異ベクトルは時系列データの特徴を抽出し、特異値は左特異ベク

トルの重みを表現しているため、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している。

本論文では、時系列データを部分データに分割し各部分時系列の特異値を統合的に比較する新たな特異値解析法を提案する。この分割データを用いた特異値解析法を分割時系列型特異値解析(SVA-DTS: Singular Value Analysis through Divided Time-Series Data)と呼ぶ。著者ら[7,8]は、すでに時系列データの中から、例えば、歩行動作における足踏み時前後に注目して、その特異値により歩行困難性を議論している。しかし、より高精度なデータ解析を実現には、分割時系列型特異値解析を用いて、全時系列データを複数区間に分割の上、それらを正規化し、それぞれの部分時系列データ内でハンケル行列を構成して特異値を求める。また、この特異値を各部分時系列データ内で降順に並べ替え、その最大特異値をグループ毎に抽出して、歩行の全時系列データ内におけるその部分時系列データ範囲の特徴的重要度を得る。この分割時系列型特異値解析により、各グループ個数の特異値ベクトルと時系列データとの関係をより特徴化できる。ここでは、特異値分解の適用例として、歩行時の時系列データから特徴成分を抽出し、歩行の困難度を推定する。さらに、歩行時の3軸加速度による時系列データから、特異値分解を用いて歩行動作の特徴量を抽出し、三次元上に可視化することで被災者の歩行困難性を推定する[7-10]。実験では、健康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歩行中の特異値と歩行困難度との関係を議論した。ここでは、これらの実験データから提案手法の有用性を示す。

## 2. 分割時系列型特異値解析 (SVA-DTS)

いま、身体に  $w$  個の計測点 ( $P_1, P_2, \dots, P_w$ ) を装着し、観測された全時系列データを  $K$  個に分割する。次に、この  $K$  個のそれぞれの  $G$  番目の部分時系列データ内で正規化する。各  $G$  における計測点  $P_i$  の部分時系列データを  $\tau^{i,G} = (X^{i,G}, Y^{i,G}, Z^{i,G})$  で表す。分割時系列型特異値解析では、第  $G$  番目の部分時系列データ  $\tau^{i,G}$  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、 $y$  と  $z$  についても同様である。図 1 に分割時系列型特異値解析法における部分データ系列とハンケル行列との関係を示す。

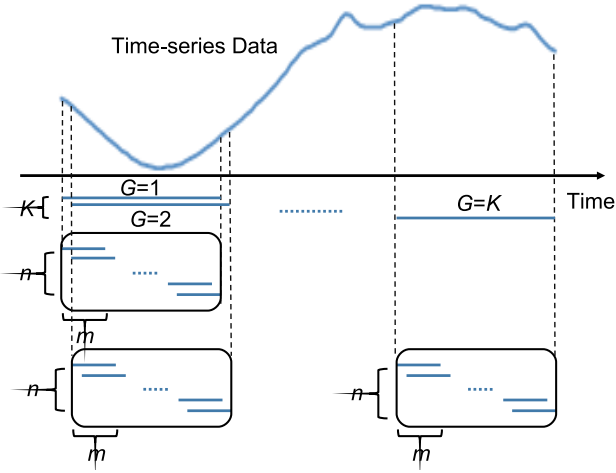


Fig. 1: Design of Matrix  $M_X^{i,G}$  in SVA-DTS

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。特異値分解では、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、 $\{V_k^{i,G}\}^T = (v_{1,k}^{i,G}, v_{2,k}^{i,G}, \dots, v_{n,k}^{i,G})^T$  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ており、 $U_k^{i,G}$  は左特異ベクトルと呼ばれる。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。各  $G$  内で、特異値を降順に並べると、特異値と左特異ベクトルの組は、 $H_G = ((\sigma_{1,k}^{i,G}, u_{1,k}^{i,G}), (\sigma_{2,k}^{i,G}, u_{2,k}^{i,G}), \dots, (\sigma_{l,k}^{i,G}, u_{l,k}^{i,G}))$ , for  $u_{j,k}^{i,G} = (\hat{u}_{1j,k}^{i,G}, \hat{u}_{2j,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{hj,k}^{i,G}, \dots, \hat{u}_{qj,k}^{i,G})$  と表される。ただし、 $\hat{u}_{hj,k}^{i,G}$  は、第  $G$  番目時系列データにおける第  $j$  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。この  $U_k^{i,G}$  はハンケル行列  $M_k^{i,G}$  の特徴を示し、 $\Sigma_k^{i,G}$  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。

$K$  個の時系列データ内で、それぞれの  $G$  における第  $j$  番目の特異値と左特異ベクトルの組を降順に並べる。

$$H = \{H_G | \sigma_{j,k}^{i,G} \geq \sigma_{j,k}^{i,G+1}, \sigma_{j,k}^{i,G} \in H_G, \sigma_{j,k}^{i,G+1} \in H_{G+1}\} \quad (5)$$

$H_1$  の  $\sigma_{j,k}^{i,1}$  は、 $K$  個の部分時系列データの中で、全時系列データの特徴を最も表す特異値と左特異ベクトルの組  $H_1$  の第  $j$  番目の特異値を表し、 $H_G$  の  $\sigma_{j,k}^{i,G}$  は、全  $K$  個の中で第  $G$  番目の特徴を表す第  $j$  番目の特異値を表している。また、各  $G$  内では、第 1 番目の特異値と左特異ベクトルの組はその  $G$  内の時系列データの特徴を最も表現しており、第  $j$  番目の特異値と左特異ベクトルの組は、その  $G$  内の第  $j$  番目の重要な特徴を表している。

## 3. 歩行動作の加速度計測

ここでは、分割時系列型特異値解析を用いて患者の歩行困難度を数量化する。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て関節可動域を制限した。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  $100\text{Hz}$  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。被験者が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。その医師からは「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 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。 $P_1$ : 腰後方部 (B.Waist),  $P_2$ : 右下腿部 (R.M.Shank),  $P_3$ : 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  $1\text{kg}$  の重りを装着し、強拘束歩行では、2 個の膝サポーターと  $2\text{kg}$  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(a) に示す。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。図

Table 1: Singular Values

Subjects	Restraint Ambulation	$P_1$			$P_2$			$P_3$		
		$X$	$Y$	$Z$	$X$	$Y$	$Z$	$X$	$Y$	$Z$
TF	Normal	6.66	6.75	5.01	5.15	3.70	5.97	4.35	8.03	5.76
	Weak	7.87	7.57	4.89	5.05	3.25	4.94	4.67	7.81	5.27
	Strong	8.19	7.89	4.60	4.33	4.59	3.96	6.58	7.81	4.94
YJ	Normal	8.17	8.43	7.21	6.47	4.65	7.90	6.50	6.78	7.84
	Weak	8.59	8.81	6.82	7.28	6.00	7.12	6.57	7.17	7.72
	Strong	8.72	9.13	6.63	7.62	4.74	5.13	6.37	6.94	8.01
TK	Normal	8.08	7.31	6.95	5.38	4.83	8.33	5.91	6.19	8.22
	Weak	8.66	7.78	7.35	6.92	5.77	7.73	6.10	6.88	7.25
	Strong	8.92	7.86	5.77	7.10	6.12	5.60	6.85	6.18	7.81
KS	Normal	8.52	7.11	5.70	4.83	3.74	7.02	6.98	7.22	7.26
	Weak	8.06	7.66	5.77	5.57	4.32	5.39	6.64	7.72	5.72
	Strong	8.62	7.11	5.24	5.50	4.58	4.54	5.91	7.34	5.34
RT	Normal	8.07	6.66	6.36	6.03	5.53	6.99	5.89	7.26	6.01
	Weak	8.45	6.49	5.58	7.19	6.98	5.13	5.41	7.17	6.46
	Strong	8.02	6.33	5.83	8.33	6.32	4.31	5.51	6.95	7.06
KT	Normal	7.94	7.96	4.53	5.97	4.69	6.39	5.06	6.74	6.70
	Weak	8.11	7.25	4.35	6.57	4.82	4.08	4.62	6.01	6.23
	Strong	8.19	7.03	4.47	7.94	6.24	4.59	5.40	4.60	6.04
Ave.	Normal	7.91	7.37	5.96	5.64	4.52	7.10	5.78	7.04	6.97
	Weak	8.29	7.59	5.79	6.43	5.19	5.73	5.67	7.13	6.44
	Strong	8.44	7.56	5.42	6.80	5.43	4.69	6.10	6.64	6.53

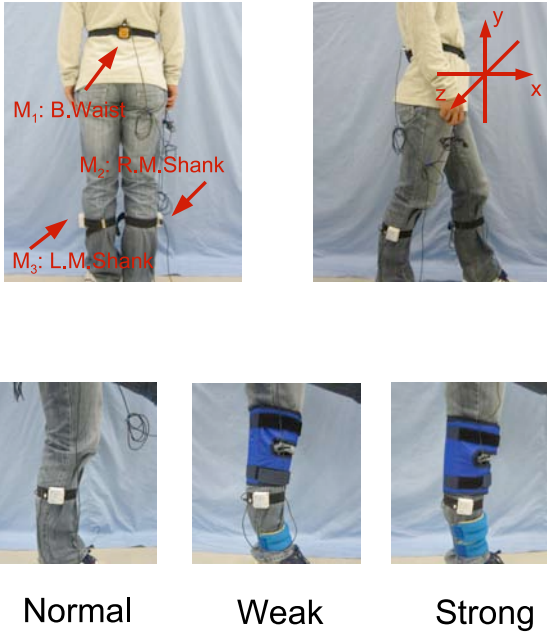


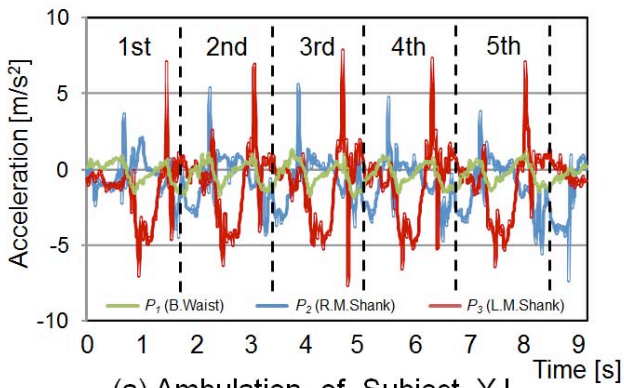
Fig. 2: Experiment Environment for Ambulation

3 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。

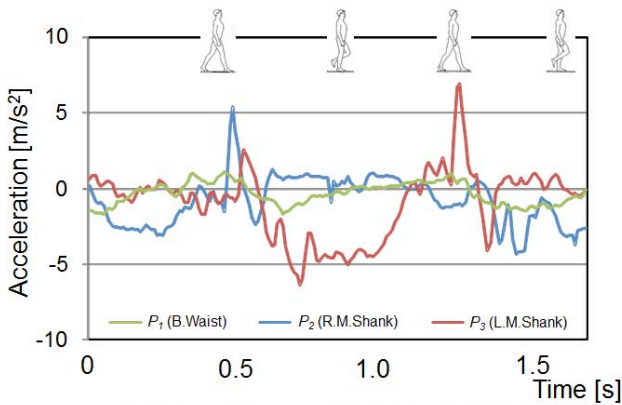
#### 4. 分割時系列型特異値解析による歩行評価

分割時系列型特異値解析を適用する前に、まず、図 3 の被験者 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検分した。その結果、足踏み時前後の加速度変化が非常に大きいことがわかった。特に、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。前回の報告 [7,8] では、我々はこの時系列データの足踏み時前後に注目し、この足踏み時前後の加速度を解析した。しかし、特異値が加速度の絶対値に影響され十分な結果が得られているとは言えない。そこで、今回は、全時系列データを  $K$  個の部分時系列データに分割し、それぞれの  $G$  内でハンケル行列を構成して歩行動作を識別した。

ここでは、 $H_G$  を構成するにあたり、 $G$  と  $G+1$  とは、1 個の時系列データのみを入れ替えて構成した。したがって、 $K(\text{Normal}) = (2638 - 19)/1 = 2619$ 、 $K(\text{Weak}) = (3021 - 19)/1 = 3002$ 、 $K(\text{Strong}) = (3176 - 19)/1 = 3157$  となる。まず、加速度データの各  $G$  内で、最も大きい加速度  $a_{max}$  を 1 にし、最も小さい加速度  $a_{min}$  を 0 にして、 $a_{nl} = (a_{max} - a)/(a_{max} - a_{min})$  として正規化を行った。次に、各  $G$  内において、 $n = 10$ 、 $m = 10$  として、 $10 \times 10$  のハンケル行列を構成した。さらに、 $l = 1$  として、各  $G$  から第 1 特異値のみを抽出し、第 1 特異値のみによる降順ベクトル  $H$  を得た。最後に、この  $H$  において、大きい特異値から順に 50 個のみを抽出し、50 個の第 1 特異値を構成した。加速度データは、3 個の計測点  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$  と 3 軸  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  から構成されている。



(a) Ambulation of Subject YJ



(b) Two Steps of Subject YJ

Fig. 3: Example of Ambulation

るので、被験者の歩行動作は9種類×50個の第1特異値の時系列データによって規定されている。

表1に降順で抽出した50個の特異値の平均値を示す。腰後部 $P_1$ の値は、拘束の強さ(Normal, Strong, Weak)とともに顕著な変化は見られない。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。左下腿部 $P_3$ では、被験者ごとに拘束の強さに伴った特徴的な増加現象が見られたが、6人の被験者の共通の特徴は見られなかった。これは、片足の歩行困難性が他の片足の動作へ影響する度合いが個人差によって異なると思われる。一方、右下腿部 $P_2$ では、拘束の強さに依存して特徴的な変化が示された。明らかに、前後方向( $X$ 軸)と左右方向( $Y$ 軸)の特異値は増加傾向であり、上下方向( $Z$ 軸)の特異値は減少傾向にある。特に、上下方向の減少傾向は顕著である。この $P_2$ では、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。

これらの結果の示唆から、 $P_2$ に関して、拘束歩行の級間変動と級内変動に基づく分散分析(ANOVA)を行った。 $F$ 検定の結果を表2に示す。 $Z$ 軸方向の $P$ 値は0.003となり、有意水準5%よりも小さいので、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る。したがって、この $Z$ 軸方向の特異値を用いて拘束のクラスを識別することが可能といえる。

表1の結果を $X, Y, Z$ の3次元上に示す(図4)。また、

Table 2: Results of ANOVA on  $P_2$

Variation Factor	Sum of Sq.	df	Mean Sq.	F Val.	P Val.	
X	Be.Gr.	4.247	2	2.123	1.739	0.209
	With.Gr.	18.311	15	1.221		
	Total	22.558	17			
Y	Be.Gr.	2.656	2	1.328	1.317	0.297
	With.Gr.	15.125	15	1.008		
	Total	17.781	17			
Z	Be.Gr.	17.554	2	8.777	8.528	0.003
	With.Gr.	15.438	15	1.029		
	Total	32.992	17			

各3次元における $P_2$ での特異値の差分を表3に示す。図4の $P_2$ では、それぞれの歩行困難性の平均特異値が異なっている。また、表3では、 $P_2$ の3次元の特異値の差分が $Z$ 軸と $X$ 軸の差分値( $Z-X$ )と $Z$ 軸と $Y$ 軸の差分値( $Z-Y$ )でともに減少傾向となった。まだ十分な検討を行っていないが、これらの結果から、拘束間のクラス識別が可能と思われる。

なお、その他の拘束間識別ツールとしては、先行研究[7,8]において提案したR-平面により、6名の被験者(被災者)の歩行困難度を表示することもできる。このR-平面も活用することにより、より多面的に歩行困難度を議論することができる。

Table 3: Difference between Singular Values on  $P_2$

		$Z-X$	$Z-Y$			$Z-X$	$Z-Y$
TF	N <sup>a</sup>	0.82	2.26	KS	N	2.18	3.28
	W	-0.11	1.69		W	-0.18	1.07
	S	-0.36	-0.63		S	-0.96	-0.04
YJ	N	1.43	3.26	RT	N	0.96	1.46
	W	-0.16	1.13		W	-2.06	-1.86
	S	-2.49	0.39		S	-4.02	-2.01
TK	N	2.95	3.50	KT	N	0.42	1.70
	W	0.81	1.96		W	-2.49	-0.75
	S	-1.50	-0.52		S	-3.35	-1.65

<sup>a</sup>N: Normal, W: Weak, S: Strong

## 5. おわりに

本論文では、分割時系列型特異値解析を用いて、歩行時系列データから、歩行の特徴を獲得する手法を提案した。その結果、特異値を用いて歩行困難度が識別できること、及び、特異値の差分やR-平面など、今後の新たな展開についても議論した。今後、より多くの実験により、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22300197および(基盤研究(A))課題番号23240088の助成を得た。

参考文献

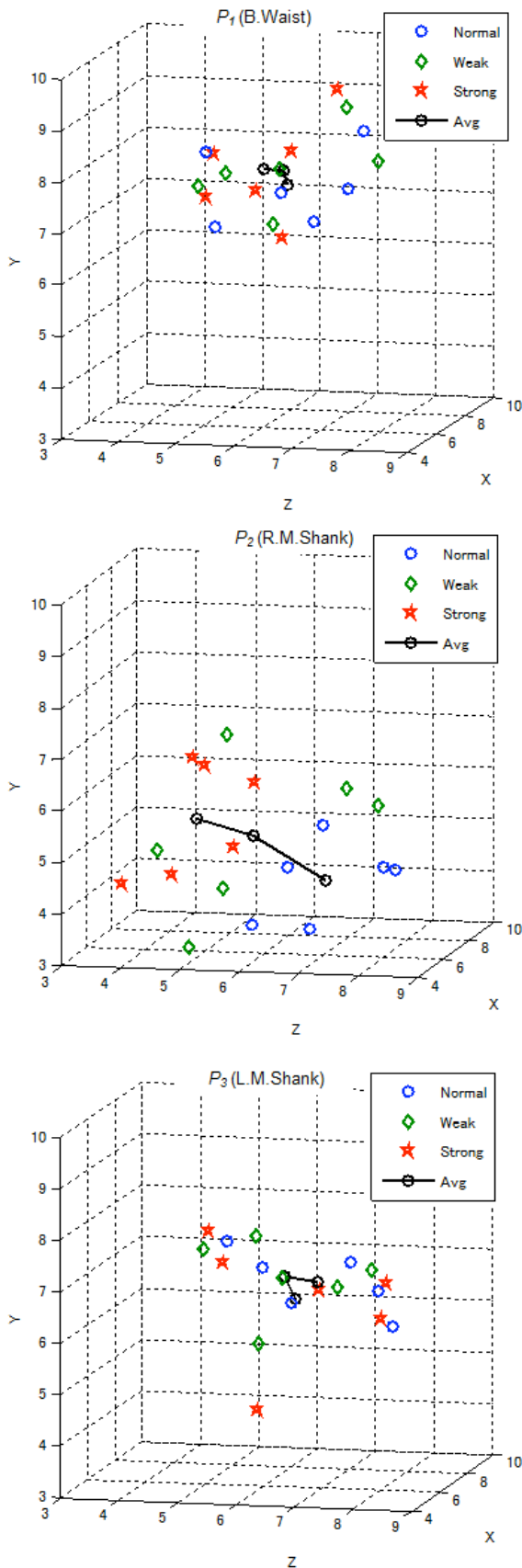


Fig. 4: Singular Values in 3D Space

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集, pp.409-410, 2009.
- [7] 姜 銀来, 林 勲, 王 碩玉, 特異値分解を用いた災害時の歩行困難の評価手法, 第27回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS2011), pp.625-630, 2011.
- [8] 姜 銀来, 林 勲, 王 碩玉, 特異値分解による身体知の知識獲得とその応用, 知能と情報, Vol.24, No.1, pp.513-525, 2012.
- [9] 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.
- [10] I.Hayashi, Y.Jiang, S.Wang, Acquisition of Embodied Knowledge on Gesture Motion by Singular Spectrum Analysis, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.15, No.8, pp.1011-1018, 2011.