

二足歩行ロボットの開発に向けた特異値分解による歩行分析の研究

福岡 貴広^{*1}, 竹澤 聡^{*2}

Study of Analysis Walking by Singular Value Decomposition for Developing the Biped Robot

Takahiro FUKUOKA ^{*1} and Satoshi TAKEZAWA

^{*1}Hokkaido Institute of Technology, Dept. of Mechanical Engineering
Maeda 7-15-4-1, Teine-ku, Sapporo-shi, Hokkaido, 006-8585 Japan

In this study, we describe the analysis of human walking towards the development of biped robot. There are a number of previous studies on the behavior analysis of human. A way to get the skeleton information, an example of using the KINECT developed as a controller for the game available at low cost has increased in recent years. In this study, the examples of motion are normal walking, the left hemiplegia walking, robot walking and walking with operated smartphone. The measurement method, were taken by moving to match the walking speed of a person and the KINECT on the truck. In addition, we analyzed the eigenvalues by the singular value decomposition skeleton information. Result of the analysis were in the robot walking is most stable. As the result, it is possible to analyze feature quantity of the walking is obtained by singular value decomposition. It is believed that the application of this method, it would be utilized for prediction and prevention of falling during walking.

Key Words : Singular Value Decomposition, KINECT

1. 緒 言

近年、二足歩行ロボットの開発に向けて、人の歩行動作の分析が盛んに行われている。先行研究では、人の正常歩行と歩行困難者を想定した歩行との比較分析や、平地での歩行と不整地を想定した歩行との比較分析の研究が行われている⁽¹⁾⁽²⁾。歩行分析を行う為に人の骨格データを取得するが、その取得方法として多く用いられているのが、人体の各骨格にマーカーを取り付け特殊なカメラにより撮影するモーションキャプチャによるものである。しかし、このマーカーを用いる取得方法ではコストが高く、広い実験環境を必要とするため困難である。本研究では、現在こうしたモーションキャプチャシステムに代わり注目が高まってきている、マイクロソフト社によりゲーム機のコントローラとして開発された KINECT を用いて骨格データの取得を行った。KINECT は安価に手に入りまた高い精度での骨格認識が可能であるため非常に有効である。本研究は、二足歩行ロボットの研究に応用するためでなく、近年高齢化が進んでいる現代社会にも応用できるように障害を持った人の歩行を疑似で再現し分析を行う。取得した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主成分分析によって⁽³⁾、歩行の困難度や予備緊張度を推定する。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う。

^{*1} 学生員, 北海道工業大学大学院 工学研究科 機械システム工学専攻 (〒006-8585 北海道札幌市手稲区前田7条15丁目4-1)

^{*2} 正員, 北海道工業大学 創生工学部 機械システム工学科

E-mail: q13102@hit.ac.jp

2. 特異値分解

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。本研究では、四種類の歩行動作の骨格情報を取得し分析を行う。センサーで取得できる骨格は20種類で測定した骨格情報数が膨大な量になってしまうため、特異値分解により低次元化を行う。

特異値分解 SVD (singular value decomposition) とは、線形代数学の一種である。例として行列 A を特異値分解すると

$$A=USV \text{ と求まる。}$$

U を左特異行列、 V を右特異行列、 S を特異値行列と呼ぶ。本研究では特異値行列を用いて分析を行う。

3. 歩行動作の計測

3・1 実験機器

骨格認識には KINECT for Windows, 数値化には Rinions (Real Time Input from NI/NUI and Output to the Network and Shared Memory System)を用いた。KINECT で認識できる骨格は全20種(骨盤・頭部・頸部・左右肩・左右肘・左右手首・左右手・胴体・左右尻・左右膝・左右足首・左右足)である。

3・2 実験手順

- ① 4種類の歩行を行い KINECT によって骨格情報を取得する。
- ② Scilab により特異値分解をして、4種類の歩行の分析を行う。
- ③ 求めた特異行列から固有ベクトルを算出し、グラフ上で比較分析を行う。

3・3 歩行方法

- ① 正常歩行・・・健常者の歩行。
- ② 左半身不随者の歩行・・・左脚を引きずっての歩行(健常者の左膝関節と足首関節を拘束し疑似的歩行困難性の再現。左膝の拘束にはサポーターを、足首の拘束には1kgの重りを用いた)。
- ③ 静歩行(ロボット歩行)・・・ZMPの足裏多角形の保持を意識した体の低重心維持と低速度の歩行。
- ④ スマートフォン歩き・・・近年スマートフォンの普及により増加しているスマートフォンの画面を操作しながらの歩行。下を向きながら歩行する。前方不注意の歩行と同等。

歩行距離は各5mで、歩行に要した時間と歩数を計測し表1にまとめる。

②で膝を拘束した様子を以下の図1.2に示す。

Table1 Walking method was used for analysis

歩行方法	歩行距離【m】	歩数【歩】	時間【s】	速度【m/s】	速度【km/s】
正常歩行	5	8	5.5	0.909	3.273
左半身不随	5	9	12.9	0.388	1.395
静歩行	5	17	9.5	0.526	1.895
スマートフォン歩き	5	16	11.1	0.450	1.622

3・4 KINECTによるデータ取得

KINECTによる歩行データの取得は、校内廊下の環境で行った。KINECTを台車の上に設置し、被験者の歩行速度に合わせて台車を手動により同速度で動かし撮影した。

KINECTにより得られる骨格情報は100msごとに取得されるため、膨大なデータ量になる。本研究ではその中から、特徴を表すデータを1つ抽出し解析に用いた。各歩行の抽出データを以下の表2~5に示す。また、各歩行の様子を図3~5に示す。



Figure1. Restraint of left knee, Front View



Figure2. Restraint of left knee, Side View

Table2 Skeleton data of Normal walk

	X	Y	Z
PELVIS	0.05983	-0.235731	-0.007584
TORSO	0.055679	-0.235973	0.055398
NECK	0.060346	-0.235914	0.456872
HEAD	0.099634	-0.095917	0.583016
L_SHLDR	-0.077875	-0.211196	0.337006
L_ELBOW	-0.135047	-0.165853	0.12827
L_WRIST	-0.166608	-0.129114	-0.130156
L_HAND	-0.218562	-0.107559	-0.187108
R_SHLDR	0.161396	-0.295885	0.294043
R_ELBOW	0.214644	-0.366099	0.039453
R_WRIST	0.247157	-0.364796	-0.204297
R_HAND	0.248653	-0.387032	-0.260316
L_HIP	0.000646	-0.21854	-0.072154
L_KNEE	-0.017143	-0.381407	-0.466742
L_ANKLE	0.001932	-0.462224	-0.851605
L_FOOT	0.001394	-0.421499	-0.927193
R_HIP	0.127315	-0.252437	-0.068978
R_KNEE	0.158476	-0.25417	-0.484388
R_ANKLE	0.222817	-0.195236	-0.804595
R_FOOT	0.249778	-0.109877	-0.836934

Table3 Skeleton data of Left bat walk

	X	Y	Z
PELVIS	0.094054	0.299028	-0.200357
TORSO	0.09063	0.300354	-0.160724
NECK	0.071066	0.318401	0.325986
HEAD	0.048136	0.392426	0.480745
L_SHLDR	-0.011297	0.377616	0.200104
L_ELBOW	-0.088576	0.433166	-0.0329
L_WRIST	0.017079	0.614556	-0.060695
L_HAND	-0.021133	0.556748	-0.040586
R_SHLDR	0.207196	0.265408	0.15489
R_ELBOW	0.282174	0.198012	-0.053298
R_WRIST	0.268142	0.387502	-0.128616
R_HAND	0.257708	0.450274	-0.135925
L_HIP	0.062311	0.326731	-0.244236
L_KNEE	0.015937	0.310965	-0.638666
L_ANKLE	0.022159	0.114323	-0.874155
L_FOOT	0.018876	0.174852	-0.836233
R_HIP	0.132644	0.268675	-0.235743
R_KNEE	0.211014	0.422064	-0.517005
R_ANKLE	0.144674	0.311157	-0.820171
R_FOOT	0.132161	0.362507	-0.894983

Table4 Skeleton data of Smart phone walk

	X	Y	Z
PELVIS	0.240646	0.261484	-0.03257
TORSO	0.222566	0.261394	0.056875
NECK	0.176303	0.262468	0.426157
HEAD	0.321326	0.187008	0.355691
L_SHLDR	0.051145	0.349549	0.264143
L_ELBOW	0.0033	0.509054	0.106166
L_WRIST	0.007992	0.749874	0.02934
L_HAND	0.033584	0.832474	0.001667
R_SHLDR	0.307943	0.197211	0.246047
R_ELBOW	0.36536	-0.074009	0.128015
R_WRIST	0.363105	-0.2626	-0.017632
R_HAND	0.349344	-0.322336	-0.052195
L_HIP	0.17472	0.296499	-0.127293
L_KNEE	0.245114	0.259331	-0.511131
L_ANKLE	0.265626	0.138816	-0.859461
L_FOOT	0.253826	0.232573	-0.916772
R_HIP	0.342732	0.226647	-0.116737
R_KNEE	0.35418	0.396024	-0.50359
R_ANKLE	0.448985	0.402902	-0.872715
R_FOOT	0.501408	0.476617	-0.907366

Table5 Skeleton data of Robot walk

	X	Y	Z
PELVIS	0.033458	-0.0477	-0.05061
TORSO	0.02769	-0.04632	0.014755
NECK	0.008093	-0.03508	0.433601
HEAD	0.007052	0.132417	0.542099
L_SHLDR	-0.12028	0.036567	0.297338
L_ELBOW	-0.22669	-0.10621	0.081479
L_WRIST	-0.29834	0.004701	-0.17435
L_HAND	-0.22169	0.005396	-0.21486
R_SHLDR	0.139329	-0.10076	0.281607
R_ELBOW	0.241506	-0.13428	0.081792
R_WRIST	0.12513	0.109639	0.170942
R_HAND	0.113102	0.169471	0.190479
L_HIP	-0.0189	-0.01844	-0.12496
L_KNEE	-0.01963	0.022292	-0.51874
L_ANKLE	0.024343	0.072347	-0.84239
L_FOOT	0.060519	0.146246	-0.89231
R_HIP	0.097348	-0.07974	-0.10697
R_KNEE	0.115642	-0.12576	-0.4897
R_ANKLE	0.102885	-0.20652	-0.83762
R_FOOT	0.091881	-0.10838	-0.8858



Figure 3 Left bat walk



Figure 4 Smart phone walk



Figure 5 Robot walk

4. 実験結果と考察

4・1 特異値分解によるデータ解析

Scilab を用いて抽出したデータを特異値分解し、各データの特異値行列を求め、さらに各固有ベクトルを求め解析を行った。例として、あるデータを取得し、特異値分解をして特異行列 S を求める。次に、特異行列の絶対量を求め、さらに、各主成分を絶対量で割ることで、固有ベクトルを算出する。以下に算出する式を示す。式 (1) は求めた特異行列、(2) は特異行列の絶対値、(3)~(5) は第一主成分ベクトル、第二主成分ベクトル、第三主成分ベクトルを算出する式である。

式に当てはめ求めた各歩行の特異値固有ベクトルを表 6 にまとめる。 V_{p1} は第一主成分ベクトル、 V_{p2} は第二主成分ベクトル、 V_{p3} は第三主成分ベクトルを表している。その固有ベクトルをグラフ上に表示し、ベクトル線図によって比較をする。まず 3 次元のグラフを作成し、さらに 平面のグラフ上で比較分析を行う。グラフは、図 6~8 に示す。

$$S = \begin{matrix} p_1 & 0 & 0 \\ 0 & p_2 & 0 \\ 0 & 0 & p_3 \end{matrix} \quad (1)$$

$$|P| = \sqrt{p_1^2 + p_2^2 + p_3^2} \quad (2)$$

$$V_{p1} = \frac{p_1}{|p|} \quad (3)$$

$$V_{p2} = \frac{p_2}{|p|} \quad (4)$$

$$V_{p3} = \frac{p_3}{|p|} \quad (5)$$

Table6 Each principal component data

	正常歩行	ロボット歩行	左半身不随歩行	スマホ歩き
V_{p1}	0.79493	0.83393	0.87441	0.94203
V_{p2}	0.39089	0.52275	0.42911	0.27136
V_{p3}	0.32503	0.17686	0.22648	0.19736

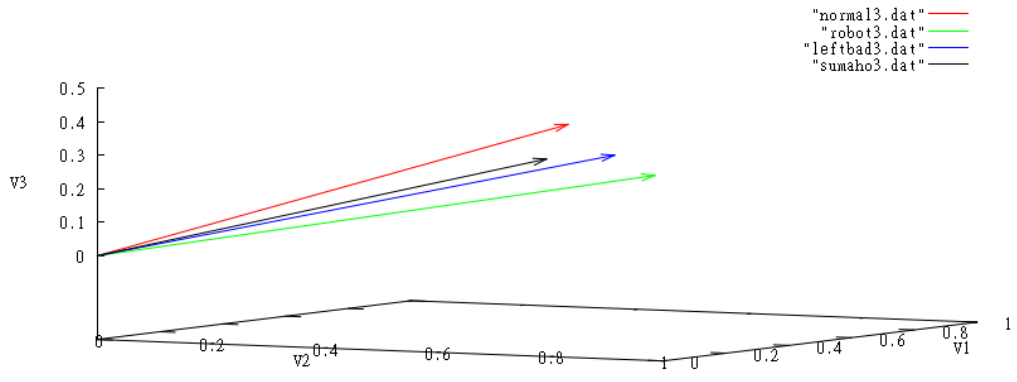


Figure 6 Each principal component 3D graph

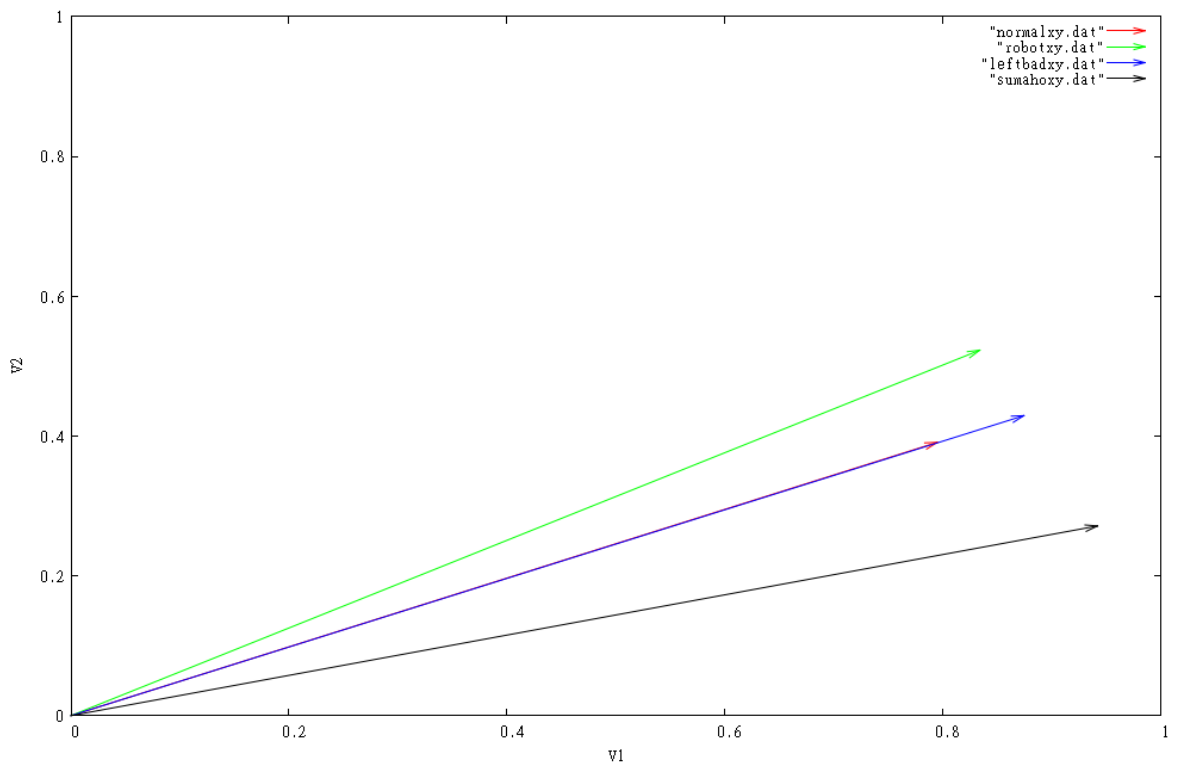


Figure 7 Each principal component Vp1- Vp2

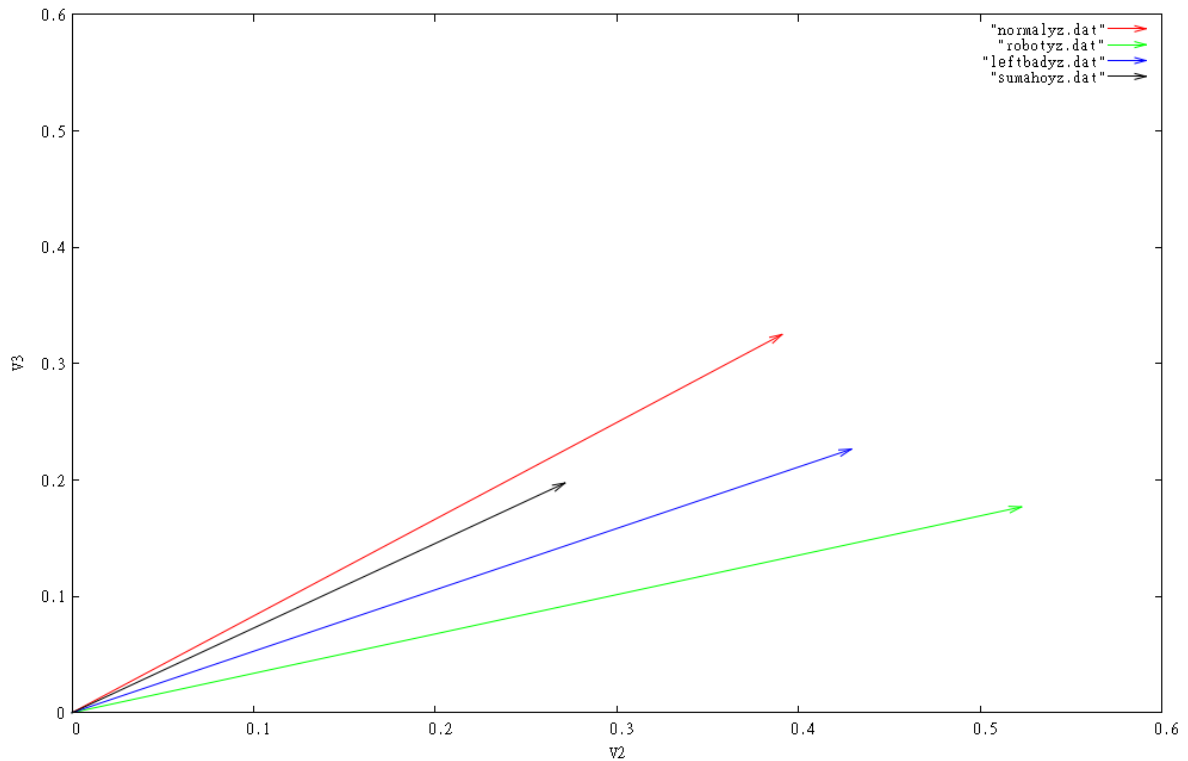


Figure 8 Each principal component Vp2- Vp3

4・2 考察

三次元図上で比較するとばらつきが見られることから各歩行の特徴を導き出せていることが確認できる。第一主成分は x 軸方向，第二主成分は y 軸方向，第三主成分は z 軸方向の動きに関与していると考えられ， x 軸が進行方向を表している。次に， $Vp1$ - $Vp2$ 平面上で比較を行う。四種類の歩行の中で，ロボット歩行が 45 度に近い線図になっている。これはロボット歩行が x - y 方向に対しブレの少ない安定した歩行であると考えられる。他の歩行を見ると，スマートフォン歩きの偏りが大きく見られるため，最も不安定な歩行であると考えられる。また，正常歩行と左半身不随歩行では線図の傾きが重なり，長さが異なっている。 $Vp2$ - $Vp3$ 平面上でこの2つの歩行を比較すると，左半身不随歩行は z 方向の傾きが小さく，正常歩行が z 方向に大きく傾いている。これは，左膝を拘束した歩行では， x - y 平面の動きに拘束されるため， z 方向へのエネルギーを持っていないことを示していると考えられる。反対に，正常歩行は z 方向にも均等にエネルギーを持った歩行であることがわかる。ロボット歩行は， z 方向の傾きが最も小さくなっているが，これは低重心を維持して歩行した影響であるとわかる。本実験により，ロボット歩行が最も安定した歩行であり，スマートフォンを操作しながらの歩行は不安定な歩行であることが確認できた。この結果から，視覚が歩行に与える影響の大きさが伺える。

5. 結 語

本研究では，四種類の歩行の特徴量を特異値分解により算出し解析した。その結果，特異値分解で得られる固有ベクトルにより，動作の特徴量を取得でき分析できることが分かった。また，この手法を応用することにより，目では見えない物理量を抽出し歩行の安定性を評価でき，さらに転倒の予防や予知に活用できる可能性がある。

文 献

- (1) 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”, 27th Fuzzy System Symposium (Fukui, September 12-14, 2011), pp. 625-630.
- (2) 小川拓也, 山添大丈, 満上育久, 渡部齊, 八木康史, “膝関節固定による歩容の時間的变化の解析” 情報処理学会研究報告書, Vol.2012-CVIM-182 NO.20
- (3) 上田尚一, “主成分分析”, 朝倉書店, pp.133-143