

# 特異値分解による避難命令動作からの知識発見

## Knowledge Acquisition from Motion of Evacuation Instruction Using Singular Value Decomposition

林 勲<sup>1</sup>, ○姜 銀来<sup>2</sup>, 原 正直<sup>1</sup>, 王 碩玉<sup>2</sup>

Isao Hayashi<sup>1</sup>, ○Yinlai Jiang<sup>2</sup>, Masanao Hara<sup>1</sup> and Shuoyu Wang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>関西大学

<sup>1</sup>Kansai University

<sup>2</sup>高知工科大学

<sup>2</sup>Kochi University of Technology

**Abstract:** During emergency evacuation, the local geographical information and evacuation route are extremely important for the victims to shelter. However, in the case of disasters such as earthquakes, fires and tsunamis, sometimes it is difficult to transmit information to the victims because of smoke or darkness. It is necessary to use cameras or robots in these cases to collect information of evacuation from the instructors and send it to the victims. Therefore, in this paper, an algorithm is proposed to extract knowledge from the motion of evacuation instructions using singular value decomposition, thus to recognize evacuation instruction. Furthermore, an experiment, in which five evacuation instructions are measured with a 3D motion measurement system, is conducted. The algorithm is used to extract knowledge from the motions and recognize the evacuation instructions. The experiment results indicate that the proposed algorithm is applicable for knowledge acquisition from motion of evacuation instructions.

### 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。そのためには、状況に応じて必要な情報を収集する環境モニタリング技術の開発とモニタリングによって収集された環境情報と当該地域の地理情報とを共有するシステムの開発が不可欠である。災害時の避難路確保を例にとれば、火災や黒煙によってその経路を確保することが困難な場合、避難者は緊急命令者の避難命令を的確に認識する必要がある[1]。しかし、視界を確保できない中での命令動作の認識は困難であり、この命令行動を自動認識できるシステムの開発が急務である。

本研究では、避難する際に、視界が悪い中で指示者が指示した動作をカメラや災害ロボットが感知し、その指示内容を避難者にアナウンスするための知識獲得手法を開発する。具体的には、特異値分解を用

いて避難時における緊急命令者の指示を獲得する新たな手法を提案する。特異値分解とは、線形代数学における行列分解の一手法であり、時系列データからなる行列の特徴成分とその特異値の重みを抽出する手法である。その結果、連続した時系列データからその傾向成分を抽出できる。ここでは、左特異ベクトルと特異値を用いて、あらかじめ学習した教示的避難命令と災害時に与えられる命令動作との類似性を測定する2手法を提案する。提案手法は動作距離の類似性と動作ベクトルの類似性から構成され、動作の時系列データ間を比較するのではなく、時系列データから抽出された知識間で比較する。ここでは、事例として避難の5動作に対して、3次元の避難命令動作の識別実験を行い、本手法の有用性について議論する。

## 2. 避難命令動作の3次元計測

実験設備として、(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、避難命令動作の3D計測を行った。被験者は20代男性2名 (SW と ST) であった。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 (M1: 右手の親指先端部, M2: 右手の中指先端部, M3: 右手の小指先端部, M4: 右手の手首の親指側, M5: 右手の手首の小指側) を設置する。図1に実験風景と計測座標を示す。

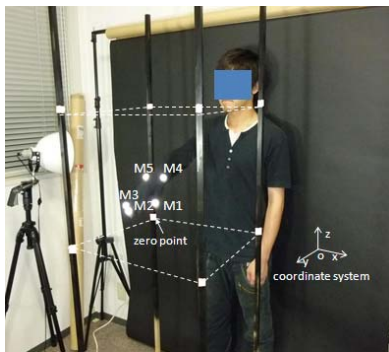


図1 避難命令動作の3次元計測

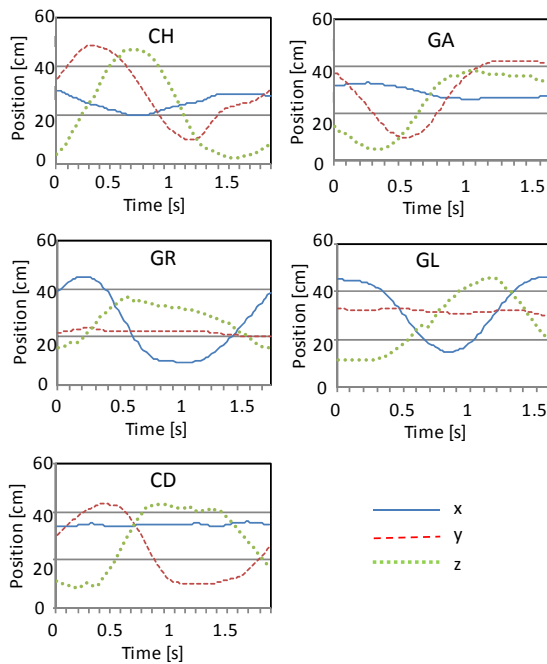


図2 計測結果(被験者 SW の M2)

計測では、5種類の避難命令として、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。ただし、1被験者に対して1種類の避難命令を合計9回測定した。

計測結果の例を図2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。

## 3. 特異値分解による動作解析

いま、時系列データを観測したとする。観測した時系列データには、 $M$ を $m \times n$ の行列とすると、次式分解が存在する。

$$M = U \Sigma V^T \quad (1)$$

ただし、 $U = [u_1, u_2, \dots, u_m]$ は $m \times m$ のユニタリ行列であり、 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ は $n \times n$ のユニタリ行列である。 $\Sigma$ 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。

一般に、 $u_1, u_2, \dots, u_m$ を左特異ベクトル、 $\Sigma$ の対角要素を特異値、 $v_1, v_2, \dots, v_n$ を右特異ベクトルと呼ぶ。左特異ベクトル $u_1, u_2, \dots, u_m$ は $M$ の代表的な特徴を示し、特異値は $M$ に対する左特異ベクトルの影響の大きさを示している[2]。

ここでは、命令動作の時系列データ $M$ が構成された場合、特異値分解[3,4]により動作の特徴を抽出するための2手法を提案する。

### 3.1. 動作距離の類似性による手法

動作計測において、身体に装着したマーカーを $w$ 個 $\{P_1, P_2, \dots, P_w\}$ とする。図3のように、マーカー $P_i$ における命令動作 $R$ の時系列データ $\tau^{i,R}$ が得られたとする。この動作の時系列データに対して、 $m$ 個の部分データを抽出して、行列 $M$ の列ベクトルを構成する。次に、式(1)の特異値分解により、行列 $M$ の左特異ベクトルを求める。

類似性の測定は、まず、 $\tau^{i,R}$ を教示的避難命令用のデータ $\tau_{TRD}^{i,R}$ と災害時に与えられる命令動作用の

データ $\tau_{CHD}^{i,R}$ に分割する。行列 $M$ の左特異ベクトル

をそれぞれ  $u_{j,TRD}^{i,R} = (u_{1j,TRD}^{i,R}, u_{2j,TRD}^{i,R}, \dots, u_{qj,TRD}^{i,R})$  と

$u_{j,CHD}^{i,R} = (u_{1j,CHD}^{i,R}, u_{2j,CHD}^{i,R}, \dots, u_{qj,CHD}^{i,R})$  とする。

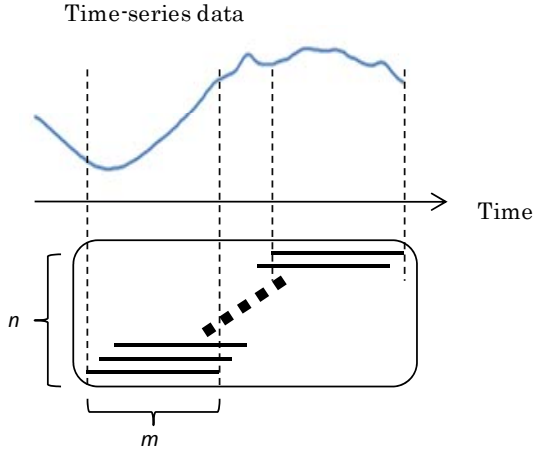


図3 行列  $M$  の構成方法 (動作距離法)

命令動作の類似性として、ここでは、次の3種類の  $P_i$  での動作の類似性  $r_i$  を定義する。

$$r_i(u_{TRD}^{i,R}, u_{CHD}^{i,R}) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \left| \sum_{h=1}^q u_{hj,TRD}^{i,R} - \sum_{h=1}^q u_{hj,CHD}^{i,R} \right| \quad (2)$$

$$r_i(u_{TRD}^{i,R}, u_{CHD}^{i,R}) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \sum_{h=1}^q \left| u_{hj,TRD}^{i,R} - u_{hj,CHD}^{i,R} \right| \quad (3)$$

$$r_i(u_{TRD}^{i,R}, u_{CHD}^{i,R}) = \frac{1}{3lq} \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^l \sqrt{\sum_{h=1}^q (u_{hj,TRD}^{i,R} - u_{hj,CHD}^{i,R})^2} \quad (4)$$

ただし、 $k$  は考慮する特異ベクトルの数である。

式(2)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(3)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(4)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。

ただし、被験者に装着したマーカーは  $w$  個あるので、類似度も  $w$  個算出され、全体の動作の類似度  $R^*$  は次の2評価で求める。

**評価1:** マーカーごとに類似度が最良 (最小) となる動作を判別し、全マーカーで最良のマーカーを出力する。ただし、動作  $R_j$  が同値となった場合には、同数マーカー  $P_{equal}$  において

$\sum_{i \in P_{equal}} r_i(u_{TRD}^{i,R_j}, u_{CHD}^{i,R_j})$  が小さい動作を解とする。

$$R^* = \left\{ R_i \left| \max_i \left\{ \text{count} R_i \left| \min_j r_i(u_{TRD}^{i,R_j}, u_{CHD}^{i,R_j}) \right. \right\} \right. \right\} \quad (5)$$

**評価2:** 全マーカーの類似度の和を求め、その値の最小のものを出力とする。

$$R^* = \left\{ R_i \left| \min_j \sum_{i=1}^k r_i(u_{TRD}^{i,R}, u_{CHD}^{i,R}) \right. \right\} \quad (6)$$

### 3.2. 動作ベクトルの類似性による手法

動作計測において、マーカー位置は動作距離の類似性による手法と同じとし、計測データも同様のものを使用する。ただし、同一避難命令であるが複数の動作試行をそれぞれ列ベクトルとする時系列データ  $M$  を構成して、特異値分解により時系列データ行列の左特異ベクトルを求める[5]。

いま、時系列データ  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}^T$  を  $x$  座標のデータとし、避難命令  $G$  の一回の試行における1個のマーカーの軌跡とする。また、 $X_j, j=1..n$  を第  $j$  回目に観測した時系列データとする。行列  $M_X$  は避難命令の  $n$  回の動作の1個のマーカーの  $x$  座標から構成される。

$$M_X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \quad (7)$$

ここで、もし行列  $M_X$  の一列  $X_p$  を別の時系列データ  $X^*$  と交換すれば、左特異ベクトルは行列の特徴を示しているため、行列  $M_X^*$  の特異値と左特異ベクトルは  $M_X$  の特異値と左特異ベクトルと異なる。

$$M_X^* = [X_1, X_2, \dots, X_{p-1}, X^*, \dots, X_n] \quad (8)$$

本手法では、この  $M_X$  と  $M_X^*$  の左特異ベクトルの差を行列に含まれている  $X^*$  と他の時系列データとの差に依存すると考える。したがって、本手法では、 $M_X$  と  $M_X^*$  の左特異ベクトルの差によって、 $X^*$  が教示的避難命令  $G$  と一致した動作であるか否かを判別する。

まず、代表特徴とその特異値を特異値の大きい順に  $\{(\delta_1, u_1), (\delta_2, u_2), \dots, (\delta_k, u_k)\}$  とおき、行列  $M_X$  と時系列データ  $X^*$  との差を次式で定義する。

$$D(M_X, X^*) = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l d(u_j, u_j^*) \quad (9)$$

ただし、 $d(u_j, u_j^*)$  はベクトル  $u_j$  と  $u_j^*$  の差である。

いま、 $u_j$  を  $\{u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jq}\}$  で表し、類似度

$d(u_j, u_j^*)$  を次式の 3 種類で定義した. これらの類似度は動作距離の類似性による手法と同じである.

$$d(u_j, u_j^*) = \frac{1}{q} \left| \sum_{h=1}^q u_{jh} - \sum_{h=1}^q u_{jh}^* \right| \quad (10)$$

$$d(u_j, u_j^*) = \frac{1}{q} \sum_{h=1}^q |u_{jh} - u_{jh}^*| \quad (11)$$

$$d(u_j, u_j^*) = \frac{1}{q} \sum_{h=1}^q \sqrt{(u_{jh} - u_{jh}^*)^2} \quad (12)$$

前述のように, ここまでは, 1 個のマーカの  $x$  座標における避難命令用の時系列データ  $X^*$  と教示的避難命令用の時系列データ  $G$  との類似性を定義した. 同様に, 3 次元でのマーカ  $P_1, P_2, \dots, P_w$  における類似性  $D$  を次式で定義する.

$$D(G, G^*) = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w D_{P_i}(G, G^*) \quad (13)$$

$$D_{P_i}(G, G^*) = \frac{D_{P_i}(M_X, X^*) + D_{P_i}(M_Y, Y^*) + D_{P_i}(M_Z, Z^*)}{3} \quad (14)$$

なお,  $G^*$  が教示的避難命令  $\{G_1, G_2, \dots, G_s\}$  の中に一つでも存在すれば,  $G^*$  は  $G^*$  との差が最小となる避難命令として判別する.

$$G^* = \{G_i \mid D(G_i, G^*) = \min_{1 \leq j \leq s} D(G_j, G^*)\} \quad (15)$$

## 4. 結果と考察

### 4.1. 動作距離の類似性による手法

実験では, 各避難命令の 9 回の試行の内, 前半 5 回を教示的避難命令用データとして, 後半 4 回を評価用データとした. 3 種類の類似度定義と 2 評価と組み合わせて計 6 種類の識別方法で, 評価用データを識別した. パラメーター  $m$  は 50 であった. 3 種類の類似度と 2 評価を組み合わせて避難命令動作の判別を行った. 結果を表 1 に示す. 結果から, 高精度で命令動作が教示的避難命令に判別されていることがわかる. 特に, 式(3)の類似度と式(5)の評価との組み合わせが最も良い結果を示しており, 認識率も

90%と高いので, 本手法の有用性が確認できる.

式(3)の類似度と式(5)の評価について, 表 2, 3 に各命令動作同士比較の結果, 検出されたマーカの個数を示す.

表 1 手法 1 の認識率

	Similarity (S <sub>1</sub> )	Similarity (S <sub>2</sub> )	Similarity (S <sub>3</sub> )
Estimation (E <sub>1</sub> )	70.0%	90.0%	80.0%
Estimation (E <sub>2</sub> )	60.0%	80.0%	80.0%

実験では, 各避難命令の 9 回の試行の内, 前半 5 回を教示的避難命令用データとして, 後半 4 回を評価用データとした. 3 種類の類似度定義と 2 評価と組み合わせて計 6 種類の識別方法で, 評価用データを識別した. パラメーター  $m$  は 50 であった. 3 種類の類似度と 2 評価を組み合わせて避難命令動作の判別を行った. 結果を表 1 に示す. 結果から, 高精度で命令動作が教示的避難命令に判別されていることがわかる. 特に, 式(3)の類似度と式(5)の評価との組み合わせが最も良い結果を示しており, 認識率も 90%と高いので, 本手法の有用性が確認できる.

式(3)の類似度と式(5)の評価について, 表 2, 3 に各命令動作同士比較の結果, 検出されたマーカの個数を示す. 式(3)の類似度と式(5)の評価による組み合わせが最も良い理由として, 式(3)の類似度が特異値の順位間で比較していることに起因すると考えられる. 同じ動作ならば, 特異値と変化度の大きい時点は同じとなるはずであり, したがって, 類似している可能性が高い. 逆に, 異なる動作ならば, 一致する動作間の類似度値が低くなり, これらの差が高い認識率を示したと考えられる.

また, 被験者 ST が, 被験者 SW より認識率が良い理由として, 被験者 ST は大きなゆっくりはつきりと動作を行ってもらったこと, 動作を開始する際の腕の位置を一致させたことが考えられる. GR と GL の意味は逆であるが, 動作は類似しているので, 開始位置が同じならば区別しにくいこととなる.

#### 4.2. 動作ベクトルの類似性による手法

実測では、避難命令により動作の長さ（データ数）が異なり、同じ避難命令であっても、試行の度毎に動作データの大きさが異なってくる。そこで、本手法では、各動作のデータの大きさを平均値（125個）に統一した。なお、平均値より大きい動作は一定の間隔で均一的にデータを取り除き、平均値と同じ大きさにした。また、平均値より小さい動作は二次補間により一定の間隔で均一的にデータを挿入した。

いま、避難命令の9個の内、前半の5回を教示的避難命令用のデータとして、また、後半4回を命令動作用のデータとする。したがって、パラメーター  $n$  は5となり、避難命令の平均値  $m$  は125である。また、 $p$  を5に設定した。つまり、行列の最後の列が交換される。さらに、マーカーの数  $w$  は5であり、 $k$  を1に設定した。つまり、最大特異値に対応する左特異ベクトルだけを考慮する。教示的避難命令は被験者別とし、パターン数は10である。教示的避難命令を SW\_CH, SW\_GA, SW\_GR, SW\_GL, SW\_CD, 及び、ST\_CH, ST\_GA, ST\_GR, ST\_GL, ST\_CD として表記した。

表2 被験者 SW における識別結果

Estimated Gesture	Gesture of SW				
	CH	GA	GR	GL	CD
CH	12	1	4	4	4
GA	0	10	2	2	4
GR	0	0	0	4	0
GL	2	1	9	5	0
CD	1	3	0	0	7
Result	CH	GA	GL	GL	CD

表3 被験者 ST における識別結果

Estimated Gesture	Gesture of ST				
	CH	GA	GR	GL	CD
CH	8	2	3	2	0
GA	1	9	1	0	2
GR	0	0	11	1	0
GL	3	2	0	10	2
CD	3	2	0	2	11
Result	CH	GA	GR	GL	CD

表4 両被験者の避難命令の識別結果

Estimated Gesture	Similarity (10)		Similarity (11)		Similarity (12)	
	Correct	Others	Correct	Others	Correct	Others
SW_CH	1	3	2	2	1	3
SW_GA	3	1	4	0	4	0
SW_GR	2	2	3	1	3	1
SW_GL	1	3	3	1	3	1
SW_CD	0	4	3	1	3	1
ST_CH	2	2	2	2	2	2
ST_GA	1	3	4	0	4	0
ST_GR	3	1	4	0	4	0
ST_GL	0	4	3	1	2	2
ST_CD	0	4	4	0	4	0
Correct Rate	30.3%		80.0%		75.0%	

判別結果を表4に示す。正しい判定とその他の判定を示している。例えば、式(10)の類似度によって、SW\_GAの4回の動作の内、正しくSW\_GRと3回が判別され、1回は間違っている。結果から、式(11)と式(12)の類似度で高い識別率が得られることがわかる。ただし、避難命令には個人による差が大きい。つまり、同じ避難命令でも人により動作が異なり、また、同じ人でもいつでも同じ動作を行うとは限らない。表4に示したように、式(4)の類似度では、SWとSTの避難命令は認識されなかった。なお、5つの避難命令において、CH、GA、CDは主に上下の動作で、GRとGLは主に左右の動作で表現されるため、相互に誤認識されやすい。本手法においても動作認識の有用性が確認できた。しかし、本手法はデータの大きさの補正や数理的な証明に対する課題があり、これらは今後の課題としたい。具体的には、 $X^*$ と他の時系列データの差をどのように $M_X$ と $M_X^*$ の左特異ベクトルの差に反映するか、その定量的なアルゴリズムについて考えたい。また、時系列データの交換位置( $p$ )と左特異ベクトル数( $k$ )についても検討する必要がある。

## 5. おわりに

本論文では、災害時の避難情報を収集するために、具体的に特異値分解を用いて避難時における緊急命令者の指示を獲得する新たな2手法を提案した。また、3次元の避難命令動作の判別実験によりそれぞれの手法の有用性を検証した。今後、追加実験を行い、提案手法のさらなる精度やパラメーターの設定法について検討する必要がある。

## 謝辞

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(平成20年度～平成24年度)」によって行われた。

## 参考文献

[1] 林勲, 三輪亮太, 福島邦彦, 堀雅洋, 脳信号と強化学習による災害時経路探索の基礎的研究,

安全工学シンポジウム 2009 講演論文集, pp.172-173, 2009.

- [2] 太田快人, "システム制御のための数学(1)", コロナ社, 2000.
- [3] 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, 日本ソフトウェア科学会データマイニング研究会第4回データマイニングワークショップ, No.29, pp.1-8, 2004.
- [4] 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.
- [5] Yinlai Jiang, Isao Hayashi, Masanao Hara, Shuoyu 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.

## 【連絡先】

569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1

関西大学大学院 総合情報学研究科

林 勲

電話 : 072-690-2448

FAX : 072-690-2491

Email: ihaya@cpii.kutsc.kansai-u.ac.jp