

令和2年度  
博士論文

加速度データを用いた人の動作への  
特徴付けと身体的特徴との関係分析

Human Motion Characterization using Accelerometer and  
Relation Analysis between Motional and Physical  
Characteristics

名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

所属: 犬塚・武藤研究室

平成28年度入学 28514002 島 孔介



# 目次

図目次	v
表目次	vii
<b>第1章 はじめに</b>	<b>1</b>
1.1 本研究の背景	1
1.2 本研究の目的	2
1.3 関連研究	4
1.4 本論文の構成	7
<b>第2章 ラジオ体操を対象とした動作分析</b>	<b>8</b>
2.1 本章の概要	8
2.2 動作分析の流れ	8
2.3 ラジオ体操に伴う時系列データを用いた動作分析手法	9
2.3.1 時系列データの文字列表現	10
2.3.2 頻出する部分文字列の発見	12
2.3.3 癖の間の共起関係によるルールの発見	12
2.3.4 ルールの中の排他性による動き方のグループ分け	13
2.3.5 動き方のグループに応じた人のグループ分け	16
2.4 実験	16
2.4.1 実験条件	17
2.4.2 動作語生成結果	18
2.4.3 癖の発見結果	19
2.4.4 ルールの発見結果	21

2.4.5	動き方のグループ分け結果	21
2.4.6	動き方に応じた人のグループ分け結果	22
2.5	本章のまとめ	23
<b>第3章</b>	<b>動きの類似度を考慮した動作分析手法の拡張</b>	<b>25</b>
3.1	本章の概要	25
3.2	動作分析手法の拡張	25
3.2.1	文字間の距離と文字列間の距離	25
3.2.2	癖と動作語の距離と類似度	27
3.3	類似度を考慮した癖の共起性を表す指標とルール の関係を表す指標の再定義	27
3.4	実験	28
3.4.1	実験概要	28
3.4.2	実験条件	29
3.4.3	実験結果	30
3.4.4	人のグループ分け結果と人や動き方の 特徴との関係分析	31
3.4.5	本実験に対する考察	32
3.5	本章のまとめ	34
<b>第4章</b>	<b>歩行行動を対象とした動作分析</b>	<b>36</b>
4.1	本章の概要	36
4.2	文字列を用いた動作分析手法	36
4.2.1	文字列生成手法の拡張	36
4.2.2	頻出する文字列の発見とルール生成 手法の再定義	38
4.2.3	データと人のグループ分け	40
4.3	実験	41
4.3.1	実験の概要	41
4.3.2	加速度データ取得条件	43
4.3.3	加速度データのダウンサンプリング	44
4.3.4	その他の実験条件	44

4.3.5	実験1：ラジオ体操の加速度データを用いた，ラジオ体操専用の 手法と汎用化手法の比較実験で用いる人の特徴	45
4.3.6	実験1-1：グループ分け結果の比較実験結果	46
4.3.7	実験1-2：時間方向のノイズに対する検証結果	47
4.3.8	実験2：歩行の加速度データから抽出した動作特徴と人の特徴の 関係分析	48
4.3.9	実験2：実験結果	49
4.4	本章のまとめ	51
<b>第5章</b>	<b>武道における演武競技を対象とした動作分析</b>	<b>54</b>
5.1	本章の概要	54
5.2	形式概念分析	55
5.2.1	形式概念と概念束	55
5.2.2	形式概念間の距離	56
5.3	技能習得支援手法	57
5.3.1	概念束への新しいデータの入力	60
5.4	テコンドーにおける技能習得支援に用いる特徴量の算出	62
5.4.1	チョンジを行った加速度データからのピーク検出	62
5.4.2	加速度データを19個の挙動に分割	64
5.4.3	挙動ごとの特徴量の算出と着目する挙動の組み合わせ	64
5.5	実験	66
5.5.1	加速度データの条件	66
5.5.2	距離計算のためのアンケート	66
5.5.3	決定木による有効特徴の抽出	66
5.5.4	概念束の生成と距離の算出	70
5.5.5	指導者が提示する順序との比較	73
5.6	本章のまとめ	76
<b>第6章</b>	<b>考察</b>	<b>78</b>
6.1	本章の概要	78
6.2	本稿で述べた手法全体を通しての考察	78

6.2.1	ラジオ体操と歩行を対象とした動作分析に対する考察 . . . . .	79
6.2.2	武道における演武競技を対象とした技能習得支援 . . . . .	80
6.3	既存研究との比較 . . . . .	80
<b>第7章</b>	<b>おわりに</b>	<b>83</b>
	謝辞	86
	参考文献	87
	論文一覧	91
<b>付録A</b>	<b>ラジオ体操の構成</b>	<b>93</b>
<b>付録B</b>	<b>チョンジの構成</b>	<b>94</b>

## 目 次

1	動作分析手法の流れ . . . . .	9
2	動作分析手法の概念図 . . . . .	11
3	スマートフォンの持ち方と加速度の軸の方向 . . . . .	17
4	ルール間の関係 . . . . .	22
5	グループ数 2 の場合 . . . . .	23
6	グループ数 3 の場合 . . . . .	23
7	グループ数 4 の場合 . . . . .	24
8	人とグループの関係 . . . . .	24
9	2 章の手法でのルールのグループ分け . . . . .	30
10	類似度を考慮した手法でのルールのグループ分け . . . . .	30
11	2 章の手法での人のグループ分け . . . . .	31
12	類似度を考慮した人のグループ分け . . . . .	31
13	人の特徴を説明変数とした決定木 . . . . .	34
14	動き方の特徴を説明変数とした決定木 . . . . .	35
15	スライディングウィンドウを用いた動作語生成手法 . . . . .	37
16	ラジオ体操の加速度データを用いた比較実験 1 の概要 . . . . .	42
17	ラジオ体操の加速度データを用いた比較実験 2 の概要 . . . . .	43
18	歩数を目的変数とした決定木 . . . . .	50
19	体感気温を目的変数とした決定木 . . . . .	51
20	出身県を目的変数とした決定木 . . . . .	52
21	概念束のハッセ図 . . . . .	57
22	概念束の略記 . . . . .	57

23	データ取得から概念束生成と距離計算までの流れ . . . . .	58
24	技能習得支援手法のイメージ . . . . .	61
25	ピーク検出結果 . . . . .	63
26	極めの評価を目的変数とした決定木 . . . . .	68
27	振りの評価を目的変数とした決定木 . . . . .	68
28	自然の評価を目的変数とした決定木 . . . . .	69
29	得られた形式概念 45 個による概念束のハッセ図 . . . . .	71
30	加速度データ ID:5 を目標者とした経路 . . . . .	72
31	加速度データ ID:6 を目標者とした経路 . . . . .	73
32	加速度データ ID:11, 12 を目標者とした経路 . . . . .	74
33	加速度データ ID:26 を目標者とした経路 . . . . .	75



## 表目次

1	得られた動作語の例 . . . . .	18
2	発見された癖 . . . . .	20
3	発見されたルールの一部 . . . . .	21
4	人の特徴を取得するためのアンケート . . . . .	32
5	動き方の特徴付けのためのチェックリスト . . . . .	33
6	実験で用いた閾値とパラメータ . . . . .	45
7	人の特徴を取得するアンケート項目と値の方 . . . . .	46
8	それぞれの手法で生成された動作語を用いたグループ分け結果の一致度	46
9	それぞれの手法で得られた動作語を用いたグループの分類結果 . . . . .	47
10	時間方向のノイズをかけたデータによる検証結果 . . . . .	48
11	人の特徴を取得するアンケート項目と値の型 . . . . .	49
12	形式文脈の例 . . . . .	56
13	チョンジの加速度データ取得にあわせて取得するアンケート . . . . .	67
14	有効特徴とそれが示す動き方の指標 . . . . .	70
15	それぞれの熟練者を目標とした経路における有効特徴の獲得順序と総 経路長 . . . . .	76
16	本節の手法が提示した順序と指導者が提示した順序の比較 . . . . .	76
17	本稿で述べた動作分析手法と既存研究との比較 . . . . .	81



# 第1章

## はじめに

### 1.1 本研究の背景

近年、スマートフォンやウェアラブルデバイスが広く普及したことで、人の行動に伴う動きのデータを日常的に収集することが可能になっており、人の動きを分析する研究が広く行われている。分析対象となる人の動きには、日常生活において現れる歩行や走行、階段昇降だけでなく、芸術や工芸、スポーツなども含まれる。同じ行動を行う際の動き方の違いは、様々な情報を持っている。日常行動における動き方の違いは、身体的、文化的、世代的な特徴や状態に関連が深く、例えば雪深い土地では滑りにくい歩き方があり、また酩酊状態の人には千鳥足と呼ばれる特徴的な歩き方が現れる。芸術や工芸、スポーツにおける動き方の違いは、経験によって培われた知識と関係があり、熟練者には初心者とは違った動き方が現れることが考えられる。

このような動き方の違いに着目して、人の特徴や状態を分析する分野として、行動認識や動作分析と呼ばれる分野が存在する。近年で広く普及したスマートフォンを用いたものでは、慣性センサを用いて歩数やアクティビティの強度を、さらにウェアラブルデバイスでは健康状態や睡眠の質なども計測することが可能であり、様々な研究がされている。利便性向上を目的とした研究では、生体認証の1つとして歩様認識の研究も行われている。一方で、スマートフォンの普及はスマホ歩きや運転中にスマートフォンを見ろといった問題も抱えており、ながらスマホと呼ばれる移動しながらスマートフォンが操作されたことを検出する研究も行われている。慣性センサに着目した研究には、ものづくりやスポーツなどの目的を達成するために体をどう動かすかを経験によって獲得する身体知や暗黙知と呼ばれる知識を言語化する分野も存在する。この分野では、動きの

熟練度を評価するものや、初心者と熟練者にどのような差異があるのかを分析する研究が挙げられる。

行動認識分野においては、日常生活において歩行や走行、車の運転や電車での移動など、人の行動コンテキストを認識する研究が広く行われており、細かい分類では食事内容の推定などの研究も行われている。行動認識や動作分析において、行動コンテキストの認識、行動中の詳細の推定、歩様認証、人の状態の認識など様々な研究が行われているが、これらの研究はどの行動をしているか、誰が行動しているかといった特定の対象を分類することを目的としている。しかし、本研究では動き方による人の分析において、何を分類するかよりも、同じ行動中において複数の動き方が存在することを示すキーとなる動き方を発見することが重要であると考えられる。本研究は同じ行動中に動き方の派閥とも言える動き方がいくつ存在し、それぞれの動き方の派閥がどのような人の身体的、文化的、世代的な特徴や状態に関連があるのかを調べることで、行動中の動きのメカニズムを解明することが、動作分析で広く行われている特定の対象の分類に対しても貢献が大きいと考えている。

## 1.2 本研究の目的

本研究では、酩酊状態やスマホ歩きの検出、スポーツにおける熟練者の分類など、動きに関するデータを入力として人の状態やスポーツの上手さなどを分類できるのであれば、共通のラベルをもつ人は同じ動き方をしているのではないかという点に着目する。そこで、本研究は人の特徴や状態と関連の深い特徴的な動き方を単語とした辞書とも言えるデータベースの構築を目標とする。辞書に現れる単語にはそれぞれ読みと意味があり、動き方の辞書においては読みを動き方、意味を関連の深い人の特徴や状態と考えている。このような辞書が得られれば、人の行動を観察することで単語である動き方を抽出し、人の特徴や状態を検索することが可能になり、健康状態の観察や酒酔い運転の防止、世代に応じたサービスの提供などの応用が可能になる。芸術や工芸、スポーツにおいては、熟練者に共通して現れる動きを検索し、取り入れていくことで、効率的な技能習得が考えられる。また、動き方と人の心理的な特徴や状態を辞書における意味として関連づけることができれば、ロボットの動きに情動的な振る舞いを与えることで、人に受け入れられやすい動きが可能になるかもしれない。

本稿では、上記の目標に対して、単語の発見と、発見した単語への意味づけを目的とする。すなわち、動き方の辞書における単語として、多くの人に共通して現れる特徴的な動作を発見し、特徴的な動作をもつ人達が共通してもつ特徴や状態との関係分析により、動き方がもつ意味を調べる。本稿は日常行動としてラジオ体操と歩行、スポーツとして武道における演武競技に着目し、それぞれについて以下の考え方で特徴的な動作を発見する。

- 日常行動を対象として、教師なし学習的に特徴的な動き方の発見を行い、動き方によって人のグループ分けが可能であることを確かめる。また、同じ動き方をする人のグループにおいて、共通して持つ人の特徴を調べることで動き方への意味づけを行う。
- 武道における演武競技を対象として、熟練者に共通して現れる動きを特徴的な動きとして発見する。そして、初心者が特徴的な動き方を獲得していくことで熟練者に近づくための地図のような可視化を行う。

本研究は日常行動を対象とした研究と武道における演武競技を対象とした研究の2つを取り上げているが、これらは特徴的な動作の発見という点において目的が共通している。動作分析分野において特に注目されている対象が日常行動とスポーツ科学があり、本研究はどちらの分析においても多くの人に共通して現れる動作を発見することは重要であると考えている。

そこで本研究は、多くの人に共通して現れる特徴的な動作の発見に主眼をおき、発見された特徴的な動作が点在する、言わば動作空間を獲得することを主目的とする。そして、日常行動を対象とする研究においては、特徴的な動作が同じデータに現れているか、排他的に現れているかによって、動作空間中にパーティションを引く。動作空間中に引かれたパーティションによって得られた動きのグループと、その動きを行う人のグループには身体的や文化的な特徴との関係があると考えた研究である。武道の演武競技を対象とした研究では、多くの熟練者に共通して現れる特徴的な動作の空間に着目し、束構造によって空間を可視化することで、熟練度により動作空間にパーティションを引く。つまり、どちらの研究も共通して、多くの人に現れる特徴的な動作を発見することで動作空間を獲得し、日常行動や武道の演武競技という応用対象に応じた空間の分節を与えるという位置付けにおいて共通している。

すなわち本研究は、特徴的な動作の空間を獲得し、同じ人によって行われている動作をまとめていくことでクラスタを成長させていき、最終的に動作空間中にパーティションを引く、動きの階層型クラスタリングと言える技術を提案する研究である。

### 1.3 関連研究

動作分析には、人の動きを原子的なパターンの重ね合わせや遷移によってモデル化する行動素抽出という分野が存在する。行動素抽出の考え方は、人がどのような原子的な動きのパターンを持っているかによって行動認識に用いられており、動き方の発見を行う点において本研究と近いモチベーションをもつ研究である。Moeslundらは行動を原子的に表記することは行動をモデリングすることにおいて重要であると述べている [1]。動きの原子的な表現を用いた人間の行動の認識として、植浦らはビデオデータを用いて人体の動きを局所的な動きの列として表現するモデルを提案し、行動認識に応用しており [2]、Huszらはクラスタリングにより行動を原子的に表記し、行動認識を行うモデルを提案している [3]。岩井らは人間が行動する状況の変化を認識するため、行動素を用いた行動認識と例外検出を行うモデルを提案している [4]。PhamらはKinectを用いて手先の三次元位置と姿勢を認識し、ドアノブやカップなど物を操作する際の原子的な動きについての分析を行った [5]。これらの研究は行動素を用いて行動認識を行うことを主な目的としており、行動認識モデルは主に隠れマルコフモデルを用いた行動素の遷移によって形成されている。近年で広く行われるようになった動きのモデル化の研究として、Zhangらは体の骨格点における動きのパターンを行動素とし、電磁波のように骨格点同士のパターンを重ね合わせることで歩行動作のモデル化を行い、シミュレーションを行った [6]。

ラジオ体操は動きの研究素材として注目されている。ラジオ体操は日本では非常によく知られた運動であり、また正しく行うことで高い運動効果が期待できることから、健康増進のためにラジオ体操を構成する運動の認識や、正しく行えているかの評価を行う研究がされている。本稿でもラジオ体操を分析対象の1つとして取り上げるため、以下にラジオ体操を対象とした研究を挙げる。照元らはラジオ体操の運動効果を自動評価するため、3軸加速度センサによるデータを用いてラジオ体操における体の伸びを評価する手法を提案している [7]。また、Ahadらは複雑な動作に対する認識手法としてDMHI

法を提案し、複雑な動作を行う対象であるラジオ体操に適用している [8]. 野々口らは Kinect を用いてラジオ体操中の手先を追跡し、ラジオ体操を正しく行なっているかを評価する手法を提案した [9].

動作分析では、同じ行動中の動き方の違いに着目し、どの行動をしているか、どのような条件下で行動しているかといった分類を行う研究がされている。これらの研究は、本研究と同じく人の動きを用いて、人の状態や熟練度などといった属性についての分析を行うことを目的としている研究である。杉本らはスマートフォンを用いて人の歩行に伴う加速度を取得し、酩酊状態か否かを認識するための検討を行なっている [10]. 卯田らはズボンのポケットに入れたスマートフォンによってリフティング中の加速度を計測し、ボールリフティングにおける習熟度を計測する手法を提案した [11]. Zhu らはラケットを用いたスポーツにおける動きにおいて、ビデオデータを用いた動作分析手法を提案している [12]. Najafi らは日常行動における高齢者の動きを分析する運動学的なモデルを提案した [13]. Rasmussen はルーチンワーク環境と不慣れな環境において、スキルやルール、知識に関する議論を行なっている [14]. Jaouedi らはジェスチャーや急な動き、また動きの速さに注目し、人の動作をビデオデータの認識を用いて分析している [15]. 以上のような研究は健康増進や見守り技術を目的とした研究も多く、鍋谷らはウェアラブルデバイスを用いて加速度から食事行動を抽出した上で、動き方の特徴量を事前知識と照合することで食事内容を推定する手法を提案している [16]. 以上とは別に、同一の行動においても人によって動き方が異なることから、歩行動作を分析することで個人認識を行う研究も行われている [17]. 動き方の類似度に関する研究として、右田らは個人差がある行動の解析システムを作るためには個人差に影響されない行動特有の特徴を見つける必要があるとし、3軸加速度を用いて行動類似度を評価するシステム MimicMotion を開発している [18]. また動画像による移動軌跡の推定にはユークリッド距離による類似度が用いられており、甲本らは測地距離が関節の動きに対して不変であることに着目し、これを用いた関節位置測定法を提案している [19].

工芸や芸術、スポーツなどにおいては、動き方の違いが熟練度や知識によるものであることから、技能習得支援に関する研究が広く行われている。その中でも、身体知や暗黙知と呼ばれる分野では、言語化が難しい感覚的な体の動かし方を解明することで言語化を行うことが習熟支援に役立つとしており、動き方の解明という点で本研究と目的が一致している。スポーツや芸能など、体の動かし方や力の入れ具合などの言語化が難し

い知識を反復練習によって獲得する対象において、身体知や暗黙知が広く研究されている [20]. 身体知や暗黙知を対象とした研究では、川本らはサッカーにおいて正確な方向へとボールを蹴るために重要なスキルとされているインサイドキックについて、蹴り足や軸足、骨盤の位置や角度をもとにボールを正確に蹴るためのメカニズムを解明し、指導者のアドバイスに科学的根拠を与えている [21]. 小野寺らはモーションキャプチャの入力をもとにスキル獲得支援を目的とした拡張現実的な情報提示を試みた [22]. 松田らは手指関節と手首に装着したモーションキャプチャを用いて、採血実施時の手指運動が熟練者と初心者の中に生じる違いについて考察している [23]. 岩田らはフィギュアスケートにおけるステップシークエンス中に現れるエレメントと呼ばれる様々な技について、演技の審査を正確に行うため、また習熟支援にもつながることから、ディープラーニングを用いた様々な技の分類を試みた [24]. これらの研究はモーションセンサや動画データを用いており、専用の装置や設備を必要とする. そのため常にこのような設備を用いた暗黙知の習熟支援を受けることは難しい. 一方で得られる情報量は多く、より細密な分析を行うことが可能な手段である.

一方、近年のスマートデバイスの普及により、スマートデバイスが一般的に搭載している IMU (慣性測定装置) を用いた手法の研究も行われている. スマートデバイスの利点として、常に加速度データなどの動きに関するデータを収集することが可能な点があり、本研究でも加速度データに着目している. 真鍋らは加速度データを入力として隠れマルコフモデルにより動作モデルを構築し、動作の行い方を識別するだけでなく、動作の習熟度の評価も行っている [25]. 鳥越らは剣道の打突動作の習熟支援のために、竹刀の先端と手元に取り付けた IMU を用いて熟練者と初心者の動きの違いを分析する手法を提案した [26]. 菊池らは盛岡さんさ踊りの質を定量化することで、暗黙知に対する定量化や習熟支援を行っている [27]. 伊藤らはサッカーのペナルティーキックにおいて、Kinect によって得た体の骨格点の 3 次元座標の推移から、ボールをどちらの方向へ蹴るかの認識を行い、その際に認識に大きく寄与した特徴量を発見、動きを言語化することで、ゴールキーパーのセーブ率の向上を行った [28].

加速度センサを用いた研究として、以上では人の動きそのものを分析する研究について挙げたが、人の動きによってデータを収集し、人の動き以外を分析する研究も行われている. 佐藤らは、靴に取り付けた IMU を用いて、足の接地時の角度や滑り検出をもとに路面状況を推定する手法を提案した [29].



## 1.4 本論文の構成

本論文では、2章から4章にかけて日常行動を対象とした特徴的な動作の発見と意味づけについて述べ、5章において武道における演武競技を対象とした熟練者に共通して現れる特徴的な動作の発見を行右ことで技能習得支援を行う手法について述べる。

2章では、4章までの技術において重要となる時系列データの文字列表現手法と、頻出部分文字列の発見による特徴的な動作の発見を行う手法について述べる。また、同一データ中における特徴的な動作間の共起と排他を調べることで動き方のグループ分けを行い、人の動きに伴う時系列データを入力として教師なし学習的に人のグループ分けを行う手法について述べる。

3章では、異なる特徴や状態をもつ人が異なる動き方をすることをより反映するため、特徴的な動作の間に距離を定義する手法について述べる。また3章では、ラジオ体操から発見された動きによって人のグループ分けを行い、グループとそこに属する人がもつ特徴や状態との関係を分析することで、同じ動きをする人の集合であるグループに対して意味づけを行う。

4章では、2章から3章にかけて述べた手法について、日常行動への応用が可能な手法へと汎用化を行うとともに、汎用化手法を用いてラジオ体操専用の手法との比較を行う。そして汎用化手法を用いて、実際の歩行に伴う加速度データに対して分析を行い、動きと人の特徴との関係分析を行う。

5章では武道における演武競技を対象として、熟練者が共通してもつ動きを特徴的な動作として発見するとともに、形式概念分析を用いることで特徴的な動作をもつ者ほど下限に近い位置に位置する概念束を獲得する手法について述べる。また、概念束を地図として可視化するため、形式概念間に距離を定義することで、初心者が熟練者へと到達するための最短経路を提示する手法を述べる。

6章では2章から5章までで述べた手法と実験結果をもとに考察を行い、また既存研究との比較を行う。

7章では本稿で述べた手法や考察などをまとめ、今後の展望について述べる。

## 第2章

# ラジオ体操を対象とした動作分析

### 2.1 本章の概要

本章では、ラジオ体操第一を対象とした行動分析手法と、その手法を用いた実験について述べる。ラジオ体操第一は日本において非常によく知られた運動であり、また運動効果も高いことから、ラジオ体操第一に伴う動き方から運動の質や体調、人の特徴の分析を行うことは、人の健康増進の観点からも非常に有用であると考えられる。

本章は4章にかけて述べる動き方をキーとした人のグループ分けについての枠組みを与える。この手法は時系列データの文字列表現手法、データセット中の多くのデータにおいて頻出する動き方の発見、また動き方同士が同一のデータ中に共起するか、排他的に現れるかを調べる3つの要素が存在し、本章はそれぞれの要素について4章までの基盤となる手法について述べる。

### 2.2 動作分析の流れ

本章から4章までで述べる動作分析手法の流れを図1に示す。本稿で用いる入力データはスマートフォンで取得する加速度データを想定している。本手法はまず加速度データを文字列に変換することで、加速度データ中に現れる部分パターンである特徴的な動作の頻出を調べることを容易にしている。そして、多くの人に現れる特徴的な動作を、加速度データセットから生成された文字列セット中の多くの文字列に共通して含まれる頻出部分文字列として発見する。頻出部分文字列の組が同一データ中に共起するのか、排他するのかを調べることで、同時に現れる特徴的な動作群のグループ分けを行うこと

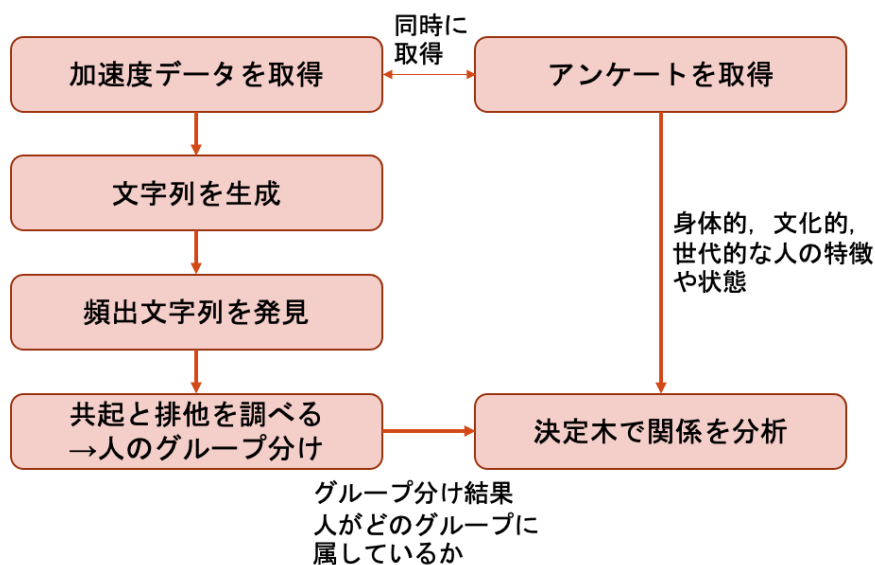


図 1: 動作分析手法の流れ

で、動きをキーとした人のグループ分けを行う。2章における実験では人のグループ分けのみであるが、3章以降では、人のグループ分け結果を用いて、アンケートにより取得した人の特徴や状態との関係分析も行う。

## 2.3 ラジオ体操に伴う時系列データを用いた動作分析手法

本研究では、時系列データを用いて動作分析を行うにあたって、時系列データの文字列表現、頻出部分文字列の発見、ルールの発見とグループ分けの大きく3つの要素で構成されている。まず、時系列データはサンプリング周期に応じた多数のデータ点をもつデータであり、本研究で取り上げる加速度データを例とすると、3軸加速度データを20Hzで3分間取得した場合、データ点は軸ごとに $20 \times 180$ 個ずつのデータ点が得られる。このようなデータを用いてデータ間のパターンがどれだけ一致しているか、また候補パターンを生成していくつのデータに含まれるかなどを分析することが難しい。そこで本研究では時系列データからパターンに応じた文字列を生成することができれば、パターンの比較を容易にすることができ、また特徴的な動作を単語として理解しやすい可視化が得られる。次に、本研究では動き方の違いを分類するにあたり、歩様認識のように人を識別する動きの違いではなく、行動中に現れる動き方の派閥と言えるグループを

発見することを目的としているため、多くの人に共通する動きを発見する。

本研究は人の身体的、文化的、また世代的な特徴や状態によって人の動き方が変化すると考えている。そのため多くの人に共通する特徴的な動きについて、例えばラジオ体操のインストラクターが行う動きには運動効果の高い動きが多数現れ、また覚えてたての子供には不慣れな動きが多数現れることが考えられる。また、ラジオ体操のインストラクターのデータにおいて不慣れな動きが現れるとは考えにくいいため、互いに共起する動きを同じグループ、排他的に現れる動きを異なるグループとすることで、動き方のグループを作り、動き方による人のグループ分けを行う。

以上の考え方により、本手法では人の動き方を時系列データとして入力し、同じグループ内では同じ動き方を、異なるグループ間では異なる動き方をする人のグループを獲得する。本手法は図2に示す概念図と以下の手順で動き方に伴う時系列データを用いて人のグループ分けを行う。

1. タイムスタンプをもとに時系列データからラジオ体操を構成する13個の運動を抽出する。
2. 運動ごとに時系列データを文字列で表現し、データ数×13個の要素をもつ文字列集合を生成する。
3. 文字列集合中に頻出する部分文字列を発見し、頻出する動き方とする。
4. 頻出する動き方同士の共起を調べ、動き方のルールを作る。
5. 動き方のルール同士の排他性を調べ、動き方のグループを形成する。
6. 動き方のグループに応じて、人のグループ分けを行う。

### 2.3.1 時系列データの文字列表現

人の動きに伴う時系列データとして、本稿では3軸加速度データを取り扱う。3軸加速度データは1件あたり4列（タイムスタンプ、x軸、y軸、z軸）をもつ行列として与えられる。本手法は加速度データ $n$ 件を入力として、以下の手順で $n \times 13$ 件の文字列を生成する。

1. ラジオ体操第一の加速度データ系列1件を $d_i$ として $n$ 件を収集し、データセット $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ を作成する。

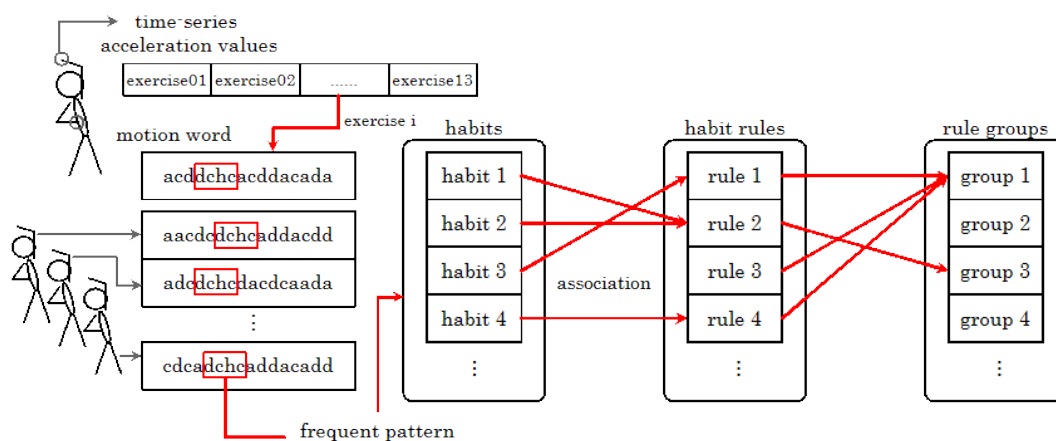


図 2: 動作分析手法の概念図

2. 各データをタイムスタンプを用いてラジオ体操を構成する 13 個の運動ごとに分割し,  $d_i = (e_1^i, e_2^i, \dots, e_{13}^i)$  と表す.
3. 運動ごとの加速度データを定数個の窓に分割し,  $e_j^i = (c_1^{i,j}, c_2^{i,j}, \dots, c_m^{i,j})$  と表す. ここで  $m$  は窓数である.
4. 各窓データについて, 特徴ベクトルを算出する.
5. 全ての窓  $C = \{c | c \in e, e \in d, d \in D\}$  を特徴ベクトルを座標として k-means クラスタリングを行う. ここで,  $|C| = n \times 13 \times m$  である. また  $c \in e, e \in d$  は,  $c$  は  $e$  が窓ごとに分割された系列の要素,  $e$  は  $d$  が運動ごとに分割された系列の要素であることをそれぞれ表す. ここで, クラスタリング結果に応じて, クラスタ中心にはアルファベットを用いて長さ 1 の文字による名前を与える.
6. 各窓  $c_k^{i,j}$  について, その窓が属しているクラスタのクラスタ中心と同じ 1 文字を与えることで, データ  $d_i$  における運動  $j$  の窓列  $e_j^i = (c_1^{i,j}, c_2^{i,j}, \dots, c_m^{i,j})$  を文字列として表現する.

手順 4 における特徴ベクトルには, 以下の特徴量を用いる.

1. 窓内の 3 軸加速度のユークリッドノルムの平均値
2. 窓内の 3 軸加速度から差分法により算出した躍度のユークリッドノルムの平均値
3. 窓をタイムスタンプに応じて前半と後半に 2 分割し, それぞれの加速度ユークリッドノルムの平均値を求め, 差分をとった値

4. 窓内の3軸それぞれの絶対値の平均を求め、x軸が最大なら0、y軸が最大なら0.5、z軸が最大なら1とする値

クラスタリングにおいて、特徴量1と2は $[0, 1]$ に、特徴量3は $[-0.5, 0.5]$ に正規化して用いる。

以上の手順で得られた文字列を動作語と呼び、データ  $d_i$  の運動  $j$  における動作語を  $w_j(d_i)$  と表す。

### 2.3.2 頻出する部分文字列の発見

本節では、特徴的な動き方として、多くの人の動きに現れる動き方の発見を行う。時系列データを対象としたパターン認識において、頻出となる候補パターンを時系列データと照らし合わせるのは計算量的に難しい。そこで本研究では、時系列データを前節の手順により文字列表現を行い、部分文字列として特徴的な動き方の発見を行う。

運動  $i$  における特徴的な動作として、文字列  $r$  が全データ中の運動  $i$  における動作語集合  $W_i = \{w_i(d) | d \in D\}$  に対して以下の条件を満たすとき、文字列  $r$  を運動  $i$  における癖と呼び、 $i:r$  と表す。

- 文字列  $r$  の  $W_i$  における出現頻度が閾値以上である。ここで、データ  $d \in D$  の運動  $i$  における動作語  $w_i(d)$  において、文字列  $r$  が複数回出現していた場合も、1回として数える。すなわち、ここでの出現頻度とは、 $W_i$  中における文字列  $r$  を含む動作語の個数である。
- 文字列  $r$  が文字列の包含関係において極大である。すなわち、文字列  $r$  に任意の1文字を加えた文字列  $r'$  の  $W_i$  における出現頻度は閾値未満である。

ここで、動作語集合中における文字列の出現頻度を表す閾値を  $threshold_1$  と表す。

### 2.3.3 癖の間の共起関係によるルールの発見

共通する特徴をもつ人達は同じ、または似たような動き方をするのであれば、単一の行動だけでなく、複数の行動にわたって同じ、または似たような動きをするはずである。例えば、ラジオ体操を行う際にやる気に満ちた人達が、腕を振って足を曲げ伸ばす運動

において機敏な動き方をした場合について考えてみる．この場合，その他の運動では緩慢な動きをするということは考えにくく，他の運動においても機敏な動きをする方が考えやすい．

そこで本節では，ラジオ体操の異なるタイミングにおいて共起する癖の組を発見し，癖の傾向を強くする手法を述べる．運動  $i$  に現れる癖  $h_1 = i : r$  と，運動  $j$  に現れる癖  $h_2 = j : r'$  の共起性を測る指標  $COC(h_1, h_2)$  を以下のように定義する．

$$COC(h_1, h_2) = \frac{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \sim w_i(d))}{P_{d \in D}(r' \sim w_j(d) | r \not\sim w_i(d))}$$

ここで， $r \sim w_i(d)$  は癖  $h_1 = i : r$  がデータ  $d$  の運動  $i$  における動作語  $w_i(d)$  に部分文字列として含まれていることを表しており，上記の式の分母は癖  $h_1$  を含む動作語に  $h_2$  が含まれている条件付き確率，分子は癖  $h_1$  を含む動作語が  $h_2$  を含む条件付き確率を表している．すなわち，共起性を測る指標  $COC(h_1, h_2)$  は，癖  $h_1$  と  $h_2$  が排他的に現れる確率に対する共起する確率の比であり，癖  $h_1$  と  $h_2$  が互いに独立に出現する場合に 1 となる．指標  $COC(h_1, h_2)$  が閾値を超える場合に，癖  $h_1$  と  $h_2$  は共起するとしてルールと呼び， $h_1 \rightarrow h_2$  と表す．ここで，癖の間の共起性に関する閾値を  $threshold_2$  とする．

### 2.3.4 ルールの間の排他性による動き方のグループ分け

前節において，複数の行動にまたがって頻出する動き方の強い傾向として，ルールを発見する手法を述べた．共通する特徴をもつ人達は同じ，または似たような動き方をするのであれば，異なる特徴をもつ人達は異なる動き方をするはずである．

そこで本節では，ルール間の排他性，すなわち同一の動作語において同時に現れないルールの組を発見することで，同一グループ内にあるルール群は互いに共起し，異なるグループ間のルールの組は互いに排他的に現れるよう，動き方のグループ分けを行う．2つのルール  $R_1 = i : r \rightarrow j : r'$  と  $R_2 = k : s \rightarrow l : s'$  について，ルール間の関係を表す指標  $REL(R_1, R_2)$  を以下のように定義する．

$$REL(R_1, R_2) = P_{d \in D}(s \sim w_k(d) \vee s' \sim w_l(d) | r \sim w_i(d) \wedge r' \sim w_j(d))$$

上記の式はルール  $R_1$  の癖  $i : r$  と  $j : r'$  両方を含む動作語が，ルール  $R_2$  の癖  $k : s$  と  $l : s'$  どちらか片方でも含んでいる条件付き確率を表している．指標  $REL(R_1, R_2)$  が閾値を下回る場合に，ルール  $R_1$  はルール  $R_2$  に対して排他的であるとし，この閾値を  $threshold_3$  とする．

次に、ルールのグループ分けを行う手法について述べる。本手法はラジオ体操における動き方が  $N$  個あると仮定し、Algorithm1 に従い、動き方のルールの集合  $\mathbb{R}$  の要素を  $N$  個のグループに割り当てる。アルゴリズム  $GR(N, \mathbb{R})$  は、仮定するグループ個数  $N$  とルール集合  $\mathbb{R}$  を入力とする。

ここから、Algorithm1 の手順について述べる。2: から 12: では、ルール間の関係を表す指標  $REL$  とその閾値  $threshold_3$  を用いて、グループの中心となるルールを抽出している。ここでは、まずルール集合  $\mathbb{R}$  から無作為に 1 つルールを取り出し、グループ中心とする。次に、グループ中心の集合  $\mathbb{RC}$  に含まれる全てのグループ中心と排他的なルール群から、1 つを無作為に抽出してグループ中心とする操作を、グループ中心集合  $\mathbb{RC}$  の長さが  $N$  になるまで繰り返す。14: から 17: では、ルール集合  $\mathbb{R}$  からグループ中心集合  $\mathbb{RC}$  に抽出されなかった残りのルールを、最も指標  $REL$  が高くなるグループ中心  $RC \in \mathbb{RC}$  と同じグループに入れる操作を、ルール集合  $\mathbb{R}$  が空になるまで繰り返す。ここで、アルゴリズム  $GR(N, \mathbb{R})$  はランダム性を含むアルゴリズムであるため、上記の操作を複数回繰り返した上で、グループ内のルールとグループ中心との関係を表す指標  $REL(RC, R)$  の平均が最も高くなるグループ分け結果を出力とする。



---

**Algorithm 1** グループ分けアルゴリズム  $GR(N, \mathbb{R})$ 

---

**Input:**  $N$  : 仮定するグループ数;  $\mathbb{R}$  : 真の癖のルール of 集合;**Output:**  $\mathbb{G}_1, \mathbb{G}_2, \dots, \mathbb{G}_N$  : 癖のルールのグループ;

RC : 中心ルールリスト; %RC は順序付きのリスト

- 1:  $\mathbb{G}_1 \leftarrow \phi; \mathbb{G}_2 \leftarrow \phi; \dots, \mathbb{G}_N \leftarrow \phi;$
- 2:  $R \leftarrow \mathbb{R}$  からルールを 1 つランダムに選択;
- 3:  $\text{RC} \leftarrow \{R\}$ ; %RC は 4 から 12 で求める中心ルールリスト
- 4: **for**  $i = 2$  to  $N$  **do**
- 5:    $\mathbb{T} \leftarrow \{S \in \mathbb{R} \mid REL(S, \text{RC}) \leq threshold_3, \forall RC \in \text{RC}\}$ ;
- 6:   **if**  $\mathbb{T} \neq \phi$  **then**
- 7:      $R' \leftarrow \mathbb{T}$  からルールを 1 つランダムに選択;
- 8:     RC の末尾に  $R'$  を追加;
- 9:   **else**
- 10:     **Fail** %グループ分けは失敗とする
- 11:   **end if**
- 12: **end for** %RC は  $N$  個の排他的なルールのリストとなる
- 13:  $\mathbb{R} \leftarrow \mathbb{R} - \text{RC}$  %ここでは RC は集合として扱う
- 14: **for all**  $R \in \mathbb{R}$  **do**
- 15:    $j \leftarrow \underset{j=1, \dots, N}{\text{argmax}} REL(\text{RC}[j], R)$ ;  
      %RC[j] は RC の  $j$  番目の要素
- 16:    $\mathbb{G}_j \leftarrow \mathbb{G}_j \cup \{R\}$ ;
- 17: **end for**

---

$GR(N, \mathbb{R})$  を繰り返し,  $\sum_{j=1, \dots, N} \text{average}_{R \in \mathbb{G}_j} REL(\text{RC}[j], R)$  の値が最大となる  $\mathbb{G}_1, \mathbb{G}_2, \dots, \mathbb{G}_N$  をグループ分け結果とする.

---

### 2.3.5 動き方のグループに応じた人のグループ分け

最後に、動き方のグループ分け結果を用いて、人をグループ分けする手法について述べる。本手法は、以下の手順によってまずデータのグループ分けを行い、次に人のグループ分けを行う。

1. データのグループ  $\{\mathbb{D}\mathbb{G}_1, \dots, \mathbb{D}\mathbb{G}_N\}$ , 人のグループ  $\{\mathbb{H}\mathbb{G}_1, \dots, \mathbb{H}\mathbb{G}_N\}$  をそれぞれ用意する。ここで、グループの初期値は空集合である。
2. データ  $d$  がグループ  $\mathbb{G}$  内のルールを含む割合  $|\{R|d \sim R \in \mathbb{G}_j\}|/|\mathbb{G}_j|$  をグループごとに算出する。ここで、 $d \sim R$  はデータ  $d$  がルール  $R$  に含まれる2つの癖の両方を、対応した運動の動作語において含んでいることを表している。上記の割合が最も大きくなるルールのグループが  $\mathbb{G}_j$  であるとき、データ  $d$  はグループ  $j$  に属しているとし、 $d \in \mathbb{D}\mathbb{G}_j$  とする。
3. ある人  $h$  がデータを  $M$  件持っている場合、人  $h$  のデータ群  $\{d_1^h, \dots, d_M^h\}$  の要素がそれぞれ属しているグループの多数決によって人のグループ分けを行う。すなわち、 $h \in \mathbb{H}\mathbb{G}_j$ ,  $j = \operatorname{argmax}_{j=1, \dots, N} |\{d_1^h, \dots, d_M^h\} \cap \mathbb{D}\mathbb{G}_j|$  で表される。

## 2.4 実験

本章では、ラジオ体操を行った際の手先の加速度に対して上で述べた手法を適用し、動き方によって人のグループ分けを行う。本実験では、加速度データから文字列を生成し、文字列から癖の発見を行い、癖が同一データ中に共起するか、排他的に現れるかを調べることで人のグループ分けを行う一連の手法について、基本的な枠組みの性能を確認する。

本実験は一連の分析の流れが正しく行えているかを確認するため、動作語、癖、ルール、そしてルールのグループ分け結果について確認し、人のグループ分け結果を確認する。また、本実験は人のグループ分けが行えるかを確認する実験であるため、人のグループが少なくとも2つ以上現れることを期待している。

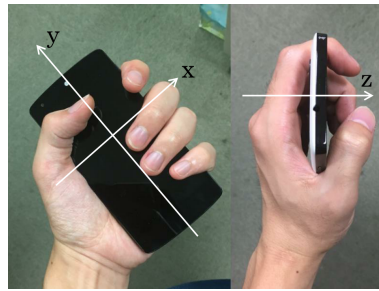


図 3: スマートフォンの持ち方と加速度の軸の方向

### 2.4.1 実験条件

ここでは、実験に用いたデータの取得条件と、上記で述べた手法における閾値について述べる。加速度データは、21歳から25歳まで（データ取得当時）の名古屋工業大学の男子学生36人に、スマートフォンを両手に1つずつ図3のように保持させることで1回のラジオ体操につき2件を取得した。スマートフォンに搭載されている加速度センサは、動作周波数や取得可能な加速度の幅などに違いがあることから、これを統一するためデータ取得にはNexus 5を2台用いることとした。なお、スマートフォンによる加速度データ計測では、計測用のアプリケーションを用いるが、スマートフォン用アプリケーションはオペレーティングシステムよりも優先度が低いため、サンプリング周波数が一定とならない。そこで本実験では、50Hzのタイムスタンプを作成し、タイムスタンプに合わせて線形補間することでダウンサンプリングを行った。以上の条件で参加者にはラジオ体操を2回ずつ行ってもらい、計144件（36人×両手×2回）のデータを取得した。

次に、動作語の生成条件について述べる。ラジオ体操は音楽に合わせて行う運動であり、1つの運動は4拍子4小節の16拍からなる。そこで、1拍を整数個に分割するため、窓分割数は32とした。なお、一番最初にある背伸びの運動のみ、他の運動とは異なり8小節からなるため、実験ではこれを除いて12個の運動を分析対象として用いた。クラスタ中心数はアルファベットを用いるために26とした。

次に、各閾値について述べる。部分文字列を頻出とする閾値  $threshold_1$  は15%とした。すなわち、全体の15%のデータが運動  $i$  の動作語において文字列  $r$  を含むとき、これを頻出として  $i:r$  を癖とする。2つの癖  $h_1$  と  $h_2$  の共起性を表す指標  $COC(h_1, h_2)$  の閾値  $threshold_2$  は4.0とした。すなわち癖  $h_1$  を含むデータが癖  $h_2$  を含む条件付き確率が、

表 1: 得られた動作語の例

---

exc2	pxhpxhwbwbqoqoqoqowoqoqonoqoq
exc3	tqkwiqowawqxhwaxmtwxhtqxmtdxmxnx
exc4	nthtpwbtqxbwonbwbwontnoqoqtnthoq
exc5	ppppppppxovxwoqtqopppppponuqwnult
exc6	pppopoqppoppapppppopopoppppppppp
exc7	pxqwjjwwqvvwzwwgwpwgwxgxwjwgwgxp
exc8	wpgppitpwsbppitpxobppsowxpbhpihw
exc9	ppppoppipihopopbaboppppaipopopobq
exc10	pwhraowpiwpppoqpxhaabowbxnopiqppq
exc11	owbxaxaxppqqpopnononthxotppptpwo
exc12	tpwsnthwiqrnoqtntntntntntnxptntp
exc13	onpppxppxappoqppqoppoqponppppapp

---

癖  $h_1$  と  $h_2$  が独立して現れる場合の4倍となる場合に共起するとした。2つのルール  $R_1$  と  $R_2$  の関係を表す指標  $REL(R_1, R_2)$  において、ルールを排他的とする閾値  $threshold_3$  は0.25とした。すなわち、ルール  $R_1$  に含まれる2つの癖を両方とも含んでいるデータのうち、ルール  $R_2$  に含まれる2つの癖のどちらか一方でも持っているものが25%を下回る場合に、2つのルールを排他的であるとする。

## 2.4.2 動作語生成結果

動作語生成手法により、144個のデータごとにラジオ体操を構成する運動のうち、運動1を除く12個の動作語が得られた。例として表1にデータ1個分の動作語を示す。表1中の exe2 から exe13 は付録に示すラジオ体操の各運動を表している。

### 2.4.3 癖の発見結果

部分文字列を頻出する指標を用いて、表2に示す癖が得られた。運動2と運動12はどちらも同じ動きをする運動であり、表2を確認すると、m, n, t, uなどの共通した文字を含んでおり、また周期的に腕を振る運動であることから、umumといった2つの文字が交互に現れる癖が見られた。また、運動中に手先を静止させる部分を含む運動5, 6, 9, 10, 13において、同じ文字pが多く見られた。運動11は両足で跳ぶ運動であり、他の運動に比べて激しく動く運動であることから、データごとに動作語に差が大きく、多くの癖が見られない結果となった。

表 2: 発見された癖

exc2	mun, noq, ntm, ntn, qrq, rqr, rvr, rvu, tnt, unt, vrv, vum, wbw, wrq, umumum
exc3	muv, mzm, umz, uvu, yaz, ylz, zlz, zmu, zmz, mumu
exc4	mul, ntm, ont, qtn, tnx, umz, unt, vum, mumu, ntnt, rmum, tntn, umum
exc5	aap, aax, apa, opp, pap, ppa, ppx, appp, paaa, qaaa, aaaaaa, ppppppo, ppppppp, qpppppp
exc6	aaj, aja, alr, aop, ara, arl, lal, pal, pap, prl, raa, aal, aaap, alaa, bbbb, laaa, lrla, lrlr, paaa, pppb, rlra, rlrl, opopp, popop, ppopo, aaaaaa, aapppp, ppoppp, pppopp, ppppaa, pppppop, appppppp, oppppppp, popppppp, pppppppa, pppppppo, ppppppppp
exc7	gyy, vzq, www, wwy, wxv, wxy, wyy, xvz, xyy, yww, ywy, yyg, yyw, yyy, yzq, zqw
exc8	aag, aah, aai, aib, haa, qib, wqi, ibaa
exc9	aaj, aal, ajl, ajp, ala, alr, aop, apo, jap, jlr, lap, lja, lop, lrl, paa, paj, pal, pja, pol, ppr, prl, raa, rla, aaaa, aaap, aapp, ajaj, appo, appp, pppa, pppp, rlra, opopp, popop, poppp, ppopo, pppop
exc10	bpo, ojp, opo, opp, pao, pap, pbo, pbp, poj, pop, poq, pow, ppo, ppp
exc11	non, ntp, ptp, pxp, ntnt, ontn
exc12	mtn, mun, ntm, num, nun, tmt, tnu, ulu, umt, unt, unu, vum, rmumu, umumul, ntntntn, mumumumu, umumumum
exc13	aol, aon, apa, apo, app, bpp, nop, oaa, ono, opa, pap, pon, pop, ppo, aaaa, aaao, aaap, aaop, aopp, aoqa, naaa, onaa, oppp, paaa, paao, ppao

表 3: 発見されたルールの一部

2:noq →4:tnx	3:mzm →4:rmum	2:rvr →4:rmum	3:ylz →12:umumul
2:ntn →4:tnx	3:yaz →12:ulu	2:rvu →12:umumumum	3:zlz →2:vum
2:rvr →3:zmu	3:ylz →12:rmumu	2:rvv →3:zmu	3:zlz →4:rmum
2:rvr →12:umumumum	3:zlz →2:rvv	2:rvv →9:ajl	3:zlz →12:mumumumu
2:rvv →3:zlz	3:zlz →4:mumu	2:rvv →12:umumumum	3:zmu →4:mumu
2:rvv →4:rmum	3:zlz →12:ulu	2:vum →4:vum	3:zmu →9:ajl
2:rvv →12:mumumumu	3:zmu →2:rvv	2:umumum →3:yaz	2:ntm →12:ntm
2:vum →3:zlz	3:zmu →4:umum	2:umumum →12:umumul	2:rvr →3:mzm
2:vum →12:ulu	2:noq →12:ntntntn	3:umz →4:mumu	2:rvr →12:vum
2:umumum →12:rmumu	2:qrq →11:ptp	3:ylz →4:umum	2:tnt →4:tnx

#### 2.4.4 ルールの発見結果

表 2 に示した癖について、共起性を表す指標  $COC$  を調べた。共起するとして得られたルールのうち、表 3 に一部を示す。表 3 に示したルールを含めて、実験では 358 個のルールが得られた。

これらのルールについて、ルール間の関係を表す指標  $REL$  を求め、ヒートマップとして表したものを図 4 に示す。図 4 は横軸と縦軸にそれぞれ 358 個のルールを同じ順で置き、セルをルール同士の関係を表す指標  $REL$  が大きいほど白く、0 に近いほど赤く表している。

#### 2.4.5 動き方のグループ分け結果

得られた 358 個のルールについて、グループ数を 2, 3, 4 とした場合のルールのグループ分けを行った。図 5, 6, 7 にグループ分け結果をそれぞれ示す。図 5, 6, 7 は、ルールをグループごとにソートした後に、図 4 と同様にヒートマップとして表したものである。なお、ルールのグループ分けアルゴリズム  $GR(N, \mathbb{R})$  の繰り返し回数は 100,000 回とした。

図 5 に示したグループ分け結果では、黄色い（互いに共起する）部分と赤い（互いに

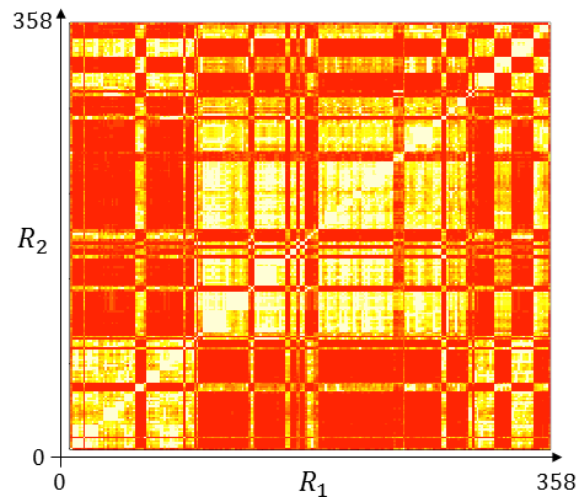


図4: ルール間の関係

排他的な)部分が明確に別れており、ラジオ体操の動き方は少なくとも2つ存在していることを示唆する結果が得られた。しかし、双方のグループにおいて、黄色い部分の中に赤い線が入っており、グループ内にもまだ排他的な部分があることから、まだ動き方がグループ分けが行える可能性も示唆している。

次に、図6を見ると、こちらのグループ分けではあまり明確に3つに別れている結果は得られなかった。アルゴリズム  $GR(N, \mathbb{R})$  でのグループ分けが可能であることから、互いに排他的なグループ中心は3つ存在しているが、グループに属している他のルール間の関係  $REL$  の値は排他的とできるものではないことが考えられる。

図7に示すグループ数を4とした結果では、左下から順に4つのグループが存在していることがわかる。左下から順にグループ1から4とすると、グループ1とグループ3のルール同士に共起関係が見られた。また、グループ4から、非常に少数派ではあるが、他のグループとは排他的な動き方をするグループが存在することを示唆する結果が得られた。

#### 2.4.6 動き方に応じた人のグループ分け結果

図7で得られたグループ数4の場合の結果を用いて、人のグループ分けを行った。図8にグループ分け結果を示す。図8は横軸に44人の参加者を、縦軸に4つのグループを置き、セルの色をルールのグループに含まれるルール群を何割含んでいるかをヒートマッ



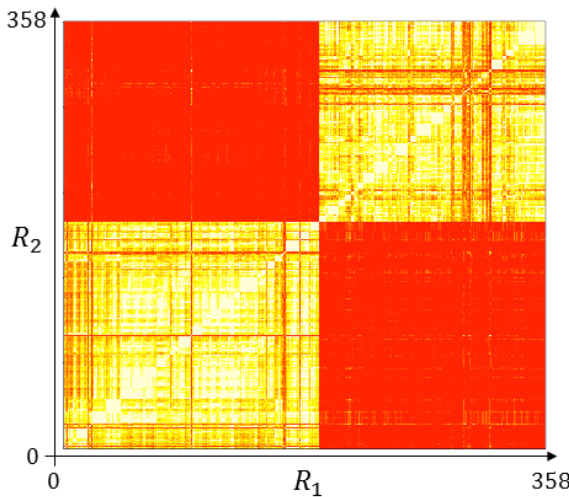


図 5: グループ数 2 の場合

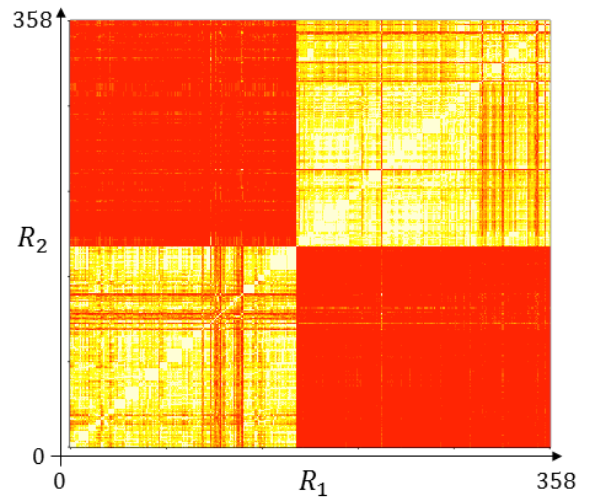


図 6: グループ数 3 の場合

で表している．左側に位置する参加者の多くがグループ 1 またはグループ 3，右側に位置する参加者の多くがグループ 2 に属している結果が得られた．図 7 で示した結果において，グループ 1 とグループ 3 に属するルール間の関係  $REL$  が比較的大きかったことから，人のグループ分けにおいても，グループ 1 に属している人がグループ 3 のルールを多く含んでいることが見られた．

## 2.5 本章のまとめ

本章では，ラジオ体操第一を対象として，時系列データを文字列によって表現し，特徴的な動き方を頻出な部分文字列として発見する手法について述べた．本研究の重要な考え方として，動き方の共起性と排他性を調べ，互いに排他的な動き方に応じて人のグループ分けが可能であれば，そのようなグループは人の特徴との関係があると仮定している．そこで本章では，頻出する癖の共起性を調べることでルールを定義し，ルール間の排他性によって動き方のグループ分けを行う手法について述べた．また動き方のグループ分け結果に応じて人のグループ分けを行う手法について述べた．

実験では，実際のラジオ体操に伴う手先の加速度データを用いて，文字列生成，癖とルールの発見，ルールと人のグループ分けを行った．ラジオ体操の動き方のルールを 2 つのグループ分けを行ったところ，明確に 2 つのグループに別れることが確認できた．また 4 つのグループに分けたところ，2 つのグループ間では排他性が弱かったものの，グ

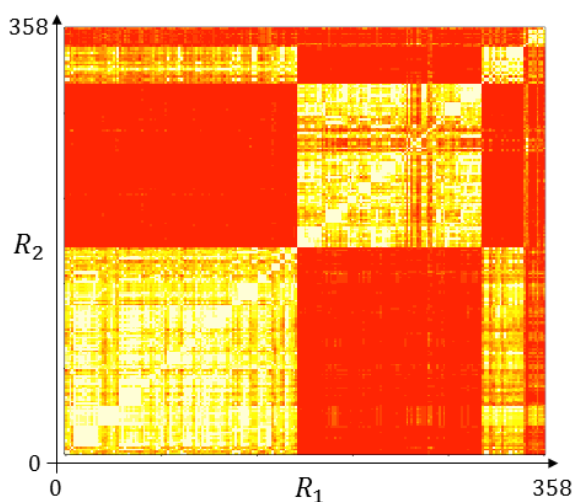


図7: グループ数4の場合

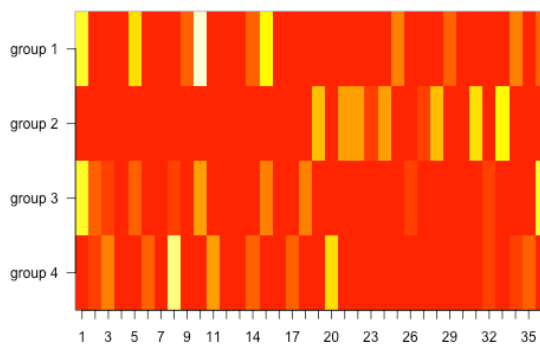


図8: 人とグループの関係

グループ分けが可能であることが確認できた。

以降の章では、本章で述べた手法を基盤として様々な汎用化や拡張を行っていく。また、以降の章における実験では、人のグループ分けだけでなく、人の特徴との関係分析についても行っていく。

## 第3章

# 動きの類似度を考慮した動作分析手法の 拡張

### 3.1 本章の概要

前章では，時系列データの文字列表現を行い，文字列集合中に頻出する部分文字列を発見する手法について述べた．頻出する部分文字列（癖）について，癖の共起性と排他性を調べることで動き方，またデータと人のグループ分けを行う手法を述べた．

ここで，共通する身体的，文化的，世代的な特徴や状態を持っている人達でも，完全に同じ動き方をするとは限らず，似たような動き方に止まる可能性も考えられる．しかし前章で述べた手法は動き方（文字列）の一致度を頻出や共起，排他の指標としており，似たような動き方を考慮していない．そこで本章では，動きとそこに現れる物理量に着目して，文字間，文字列間に類似度を定義し，分析手法の拡張について述べる．

### 3.2 動作分析手法の拡張

#### 3.2.1 文字間の距離と文字列間の距離

本研究における時系列データの文字列表現手法は，時系列データの窓分割を行い，窓をクラスタリングすることによって文字列表現を行っている．すなわち，各文字はクラスタ中心と対応しており，クラスタ中心の座標を持っている．そこで本節では，クラスタ中心の座標を用いて文字間の距離を定義し，文字列間の距離に拡張する．

ここで，前章の繰り返しとなるが，加速度データを文字列によって表現する手法で用

いる特徴量について記しておく。

1. 窓内の3軸加速度のユークリッドノルムの平均値
2. 窓内の3軸加速度から差分法により算出した躍度のユークリッドノルムの平均値
3. 窓をタイムスタンプに応じて前半と後半に2分割し、それぞれの加速度ユークリッドノルムの平均値を求め、差分をとった値
4. 窓内の3軸それぞれの絶対値の平均を求め、x軸が最大なら0、y軸が最大なら0.5、z軸が最大なら1とする値

文字間の距離の定義において、上記の特徴量のうち、特徴量1から3までを用いる。文字  $l_1, l_2$  のクラスタ中心がそれぞれ特徴ベクトル  $(u_1, \dots, u_n)$ ,  $(v_1, \dots, v_n)$  であるとき、文字  $l_1$  と  $l_2$  の距離  $dist_l(l_1, l_2)$  を以下のように定義する。すなわち、文字に対応するクラスタ中心の特徴ベクトルを座標としたユークリッド距離である。

$$dist_l(l_1, l_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2} \quad (1)$$

文字間の距離  $dist_l(l_1, l_2)$  に基づいて、長さが等しい文字数  $m$  の文字列  $w_1 = l_1 \dots l_m$ ,  $w_2 = l'_1 \dots l'_m$  の距離  $dist_w(w_1, w_2)$  を以下のように定義する。

$$dist_w(w_1, w_2) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m dist_l(l_i, l'_i) \quad (2)$$

上記の式は、長さが等しい2つの文字列について、前から順番に1文字ずつ文字間の距離を算出していき、その平均を文字列間の距離としたものである。

以上により、文字間の距離、文字列間の距離は定義したが、実際に動作語に対して頻出部分文字列の類似度を調べる際に、文字数が異なることは考えられるため、長さが異なる文字列間の距離を定義する。2つの文字列  $w$  と  $w'$  について、長さが  $|w| < |w'|$  となっている場合、長い方の文字列  $w'$  から、短い方の文字列  $w$  と長さが等しい部分文字列  $s$  を列挙し、文字列  $w$  と  $s$  の距離  $dist_w(w, s)$  を算出する。そして、列挙された部分文字列  $s$  のうち、文字列  $w$  との距離が最も小さくなる部分文字列との距離を、長さが異なる文字列  $w, w'$  間の距離  $dist(w, w')$  と定義し、以下の式で表す。

$$dist(w, w') = \min_{s \text{ は } w' \text{ の部分文字列}} (dist_w(w, s)) \quad (3)$$

### 3.2.2 癖と動作語の距離と類似度

文字列間の距離  $dist(w, w')$  を用いて、運動  $i$  における癖  $i:r$  とデータ  $d$  の運動  $i$  の動作語  $w_i(d)$  との類似度を定義する。まず、癖  $i:r$  と動作語  $w_i(d)$  の距離は、 $dist(i:r, w_i(d))$  で表される。この値は、癖  $i:r$  が動作語  $w_i(d)$  に部分文字列として含まれていた場合に 0 となる。

次に、癖  $i:r$  と動作語  $w_i(d)$  の類似度は、距離  $dist(i:r, w_i(d))$  が 0 の場合に 1 となり、距離が最大値をとる場合に 0 となる値である。ここで、距離  $dist(i:r, w_i(d))$  の最大値は  $max(dist)$  として表され、特にここで述べる  $max(dist)$  は、各特徴量の定義域の範囲が 1 となるよう正規化された長さ 3 のベクトルを文字の座標として用いているため、 $max(dist) = \sqrt{3}$  である。以上の条件から、癖  $i:r$  と動作語  $w_i(d)$  の類似度  $sim(i:r, w_i(d))$  を以下のように定義する。

$$sim(i:r, d) = \frac{\alpha}{max(dist)} \left( \frac{\alpha + max(dist)}{\alpha + dist(i:r, d)} - 1 \right) \quad (4)$$

ここで、 $\alpha = (0, \infty)$  はパラメータであり、上式の値は  $\alpha$  が 0 に近いほど 2 値に近く、また大きいほど線形に近い振る舞いをする値である。

### 3.3 類似度を考慮した癖の共起性を表す指標とルール関係を表す指標の再定義

前節で定義した癖と動作語の類似度を用いて、本節では癖の間の共起性を表す指標  $COC$  と、ルール間の関係を表す指標  $REL$  の再定義を行う。

まず、癖  $i:r$ 、 $j:r'$  の共起性を表す指標  $COC(i:r, j:r')$  を以下のように再定義する。

$$COC(i:r, j:r') = \frac{\frac{1}{|D_1|} \sum_{d \in D_1} sim(j:r', d)}{\frac{1}{|D_2|} \sum_{d \in D_2} sim(j:r', d)} \quad (5)$$

$$D_1 = \{d \mid r \sim w_i(d)\}$$

$$D_2 = \{d \mid r \not\sim w_i(d)\}$$

上記の式は、癖  $i:r$  を含むデータ群  $D_1$  と、癖  $i:r$  を含まないデータ群  $D_2$  において、データ群ごとに動作語と癖  $j:r'$  との類似度の平均を求め、比をとった値である。この値

は、類似度  $sim$  の式におけるパラメータ  $\alpha$  が 0 に近いほど、従来の共起性の指標  $COC$  と近い値をとる。

次に、ルール  $R_1, R_2$  間の関係を表す指標  $REL(R_1, R_2)$  を、以下のように再定義する。ここで、各ルールは  $R_1 = i : r \rightarrow j : r'$ ,  $R_2 = k : s \rightarrow l : s'$  とする。

$$REL(R_1, R_2) = \frac{\sum_{d \in D} \max\{sim(k : s, d), sim(l; s', d)\}}{|D|}$$

$$D = \{d \mid r \sim w_i(d) \wedge r' \sim w_j(d)\} \quad (6)$$

上記の式は、ルール  $R_1$  に含まれる癖  $i : r, j : r'$  両方を含むデータ群  $D$  の動作語ごとに、ルール  $R_2$  に含まれる癖  $k : s, l : s'$  それぞれとの類似度の最大値を調べ、平均をとったものである。上記の式も指標  $COC$  と同様に、パラメータ  $\alpha$  の値が 0 に近づくほど、前章で述べた従来の指標  $REL$  と等しくなる値である。また、ここで再定義した値は、従来の指標  $REL$  の値よりも必ず大きい値をとるため、グループ分けにおいて排他性の指標として用いられる場合に厳しい指標となる。

## 3.4 実験

### 3.4.1 実験概要

本節における実験では、類似度を適用した手法を用いて人のグループ分けを行い、前節で述べた手法と比較する。また、本章は得られた人のグループを目的変数として、人の身体的特徴を説明変数として決定木学習を行うことにより、人の特徴で動き方によるグループ分け結果を説明できるかどうかを調べる。

本実験はラジオ体操の手先の加速度データセットを用意し、このデータセットは前章の手法と本章の手法、両方で入力として用いる。それぞれの手法を用いて人のグループ分けを行うところまで同様に分析を行い、グループ分け結果を比較する。また、本章で述べた手法を用いて得られたグループ分け結果を目的変数として決定木学習を行う。この際に、アンケートから得られた身長や体重などの人の特徴を説明変数とした決定木と、動画データから事前に設定したチェック項目にしたがって得た動き方の特徴を説明変数とした決定木の2つを作成し、人の特徴や動き方の特徴でグループ分け結果を説明することを試みる。これにより、本実験は加速度データから得られた動き方による人の

グループ分け結果を、人の特徴や動き方の特徴によって一意に説明できることを期待している。

### 3.4.2 実験条件

本実験での実験条件は、前節と同じ条件を用いる。繰り返しになるが、前節に示した実験条件について述べる。加速度データは、21歳から25歳まで（データ取得当時）の名古屋工業大学の男子学生36人に、スマートフォンを両手に1つずつ図3のように保持させることで1回のラジオ体操につき2件を取得した。スマートフォンに搭載されている加速度センサは、動作周波数や取得可能な加速度の幅などに違いがあることから、これを統一するためデータ取得にはNexus 5を2台用いることとした。なお、スマートフォンによる加速度データ計測では、計測用のアプリケーションを用いるが、スマートフォン用アプリケーションはオペレーティングシステムよりも優先度が低いため、サンプリング周波数が一定とならない。そこで本実験では、50Hzのタイムスタンプを作成し、タイムスタンプに合わせて線形補間することでダウンサンプリングを行った。以上の条件で参加者にはラジオ体操を2回ずつ行ってもらい、計144件（36人×両手×2回）のデータを取得した。

次に、動作語の生成条件について述べる。ラジオ体操は音楽に合わせて行う運動であり、1つの運動は4拍子4小節の16拍からなる。そこで、1拍を整数個に分割するため、窓分割数は32とした。なお、一番最初にある背伸びの運動のみ、他の運動とは異なり8小節からなるため、実験ではこれを除いて12個の運動を分析対象として用いた。クラスタ中心数はアルファベットを用いるために26とした。

次に、各閾値について述べる。部分文字列を頻出とする閾値  $threshold_1$  は15%とした。すなわち、全体の15%のデータが運動  $i$  の動作語において文字列  $r$  を含むとき、これを頻出として  $i:r$  を癖とする。2つの癖  $h_1$  と  $h_2$  の共起性を表す指標  $COC(h_1, h_2)$  の閾値  $threshold_2$  は従来の手法を4.0、本章で述べた手法を3.0とした。2つのルール  $R_1$  と  $R_2$  の関係を表す指標  $REL(R_1, R_2)$  において、ルールを排他的とする閾値  $threshold_3$  は0.25とした。すなわち、ルール  $R_1$  に含まれる2つの癖を両方とも含んでいるデータのうち、ルール  $R_2$  に含まれる2つの癖のどちらか一方でも持っているものが25%を下回る場合に、2つのルールを排他的であるとする。また、類似度の算出におけるパラメータ  $\alpha$  を0.001とした。

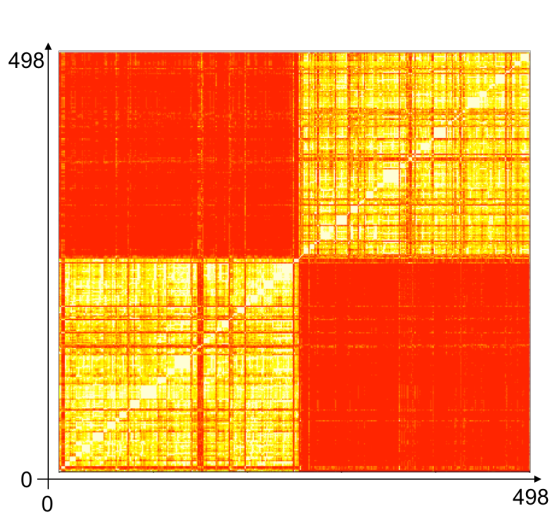


図9: 2章の手法でのルールのグループ分け

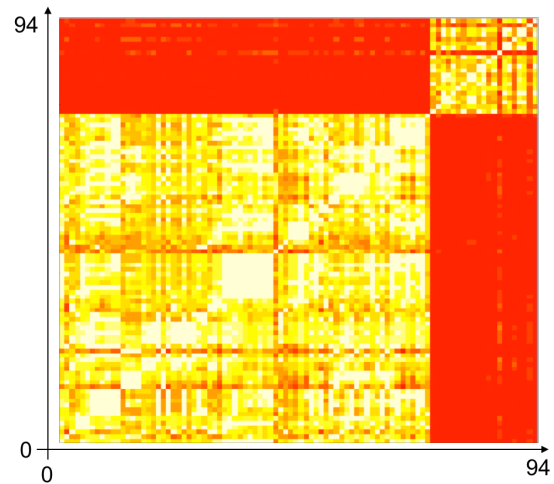


図10: 類似度を考慮した手法でのルールのグループ分け

### 3.4.3 実験結果

前章の手法, 本章の手法により, それぞれ498個, 94個のルールが得られた. 得られたルールを用いて, グループ数を2としたルールのグループ分けを行った. それぞれのグループ分け結果を図9, 図10に示す. 図9, 図10は, 縦軸と横軸にそれぞれ498個, 94個のルールを同じ順で配置し, 各要素に対応するルール間の関係を表す指標  $REL$  の大きさを色で表したヒートマップであり, 値が大きいほど黄色く, 低いほど赤くなるよう表されている. どちらの図も, 黄色く表されていることから, どちらの手法も互いに排他的な2つのグループに別れていることが見てとれた.

次に, 図9, 図10に示したグループ分け結果を用いて, 人のグループ分けを行った. 図11, 図12に, それぞれの人のグループ分け結果を示す. 図11, 図12は, 横軸に人を, 縦軸に2つのグループをおき, 対応するセルの色を人ごとのデータが何件それぞれのグループに属していたかをヒートマップで表したものである. 図11に示した前章の手法を用いたグループ分け結果に比べて, 図12に示した本章の手法を用いたグループ分け結果は, 一方のグループにより強く属している結果が得られた.



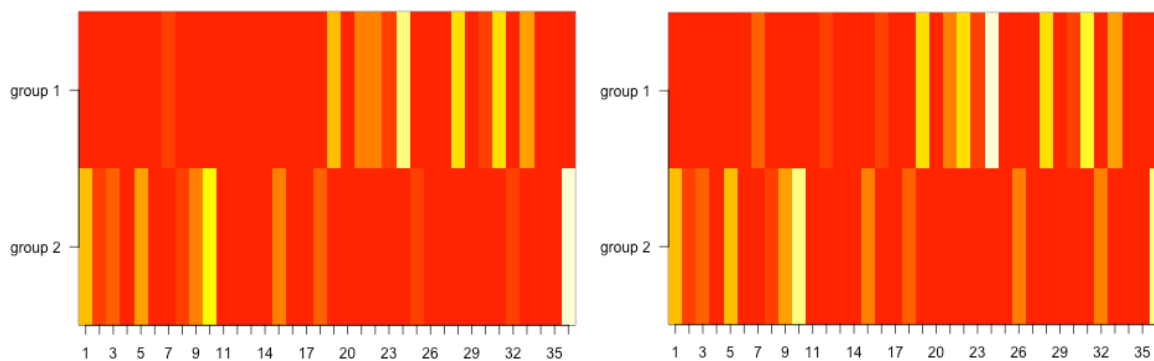


図 11: 2 章の手法での人のグループ分け 図 12: 類似度を考慮した人のグループ分け

### 3.4.4 人のグループ分け結果と人や動き方の特徴との関係分析

本章における実験では、36 人のうち 13 人においてラジオ体操第一に伴う手先の加速度データ収集と同時に、身体的、世代的、また文化的な特徴や状態を表す特徴をアンケートと、ラジオ体操を行っている動画を取得した。表 4 にアンケート項目を示す。アンケートは 107 件を、動画は 30 件を取得した。動き方の特徴として、ラジオ体操の動き方から、表 5 に示す各運動から 2 つずつのチェック項目により定性的に特徴付けを行った。

以上の項目により取得したアンケートと動画は加速度データの取得に合わせて取得しているため、アンケートと動画をデータと紐付け、アンケート結果と動画から観察した動き方の特徴を説明変数、グループ分け結果を目的変数として決定木学習を行った。得られた決定木を図 13、図 14 に示す。

図 13 は、アンケートから得られた人の特徴を説明変数として、アンケート 107 件と対応するデータ 107 件が属するグループを目的変数として決定木学習を行ったものである。以下の特徴の組み合わせによって、グループ分け結果が説明可能であることが確認できた。

- 体重 60kg 未満かつ、愛知または岐阜県出身者はグループ 1 に属する
- 体重 60kg 以上、BMI が 22.2 以上、かつ運動が苦手な者はグループ 2 に属する
- 体重 60kg 未満かつ、三重県出身者はグループ 2 に属する
- 体重 60kg 以上かつ、BMI が 22.2 未満の者はグループ 2 に属する
- 体重 60kg 以上、BMI が 22.2 以上、かつ運動が得意な者がグループ 2 に属する

表 4: 人の特徴を取得するためのアンケート

質問事項	データの型	質問事項	データの型
身長 [cm]	整数	体重 [kg]	整数
BMI	少数	年齢	整数
性別	{男, 女}	出身県	文字列
起きた時間	{1, ..., 24}	データ取得時間	{1, ..., 24}
天気	文字列	体感気温	5L: 寒い (1) 暑い (5)
体調	5L: 悪い (1) 良い (5)	ラジオ体操を覚えて いるか	5L: 覚えていない (1) 覚えている (5)
スポーツの 得意不得意	5L: 不得意 (1) 得意 (5)	得意なスポーツ	文字列

5L は 5 段階のリッカート尺度である

図 14 は、動画から特徴付けを行った動き方の特徴を説明変数として、動画 30 件と対応するデータ 30 件が属するグループを目的変数として決定木学習を行ったものである。12 件のデータにおいて、動き方の特徴からは完全に説明することができなかった。

### 3.4.5 本実験に対する考察

本実験では、前章で述べた基盤となる手法に対して、文字がもつ物理量の座標を用いた文字列間の類似度を考慮した手法を用いた場合の比較を行い、また本章の手法で得られたグループ分け結果を用いて、人の身体的、文化的な特徴との関係分析を行った。前章で述べた手法との比較では、本章で述べた手法はより明確に人をグループ分けできていることが確認できた。これは前章の手法が完全に同じ文字列を含んでいる必要があったことに対して、本章で述べた手法は類似度を考慮しており、完全に同じ文字列を動作語が含んでいなくとも近い文字列を含んでいれば、その類似度が考慮できるためと考えられる。また、類似度を考慮していることから、癖が動作語中に排他的に現れるかを調べる際にはより厳しい条件となっていることから、本章の手法はより明確にグループ分けができたのではないかと考えられる。

表 5: 動き方の特徴付けのためのチェックリスト

CK1	運動 1 : 肘が伸びているか	CK12	運動 6 : 顔が隠れるまで後ろに反っているか
CK2	運動 1 : 腕を伸ばしたときにつま先が伸びているか	CK13	運動 7 : 肘が伸びているか
CK3	運動 2 : 肘が伸びているか	CK14	運動 7 : 背中がみえるまで上体を曲げている
CK4	運動 2 : 膝を曲げ伸ばししている	CK15	運動 8 : 肘が伸びているか
CK5	運動 3 : 肘が伸びているか	CK16	運動 8 : 耳につくまで腕を伸ばしているか
CK6	運動 3 : 腕を伸ばしたときにつま先が伸びているか	CK17	運動 9 : 膝下まで手を伸ばしているか
CK7	運動 4 : 肘が伸びているか	CK18	運動 9 : 胸を反らしているか
CK8	運動 4 : 胸を反らしているか	CK19	運動 10 : 膝下まで手を伸ばしているか
CK9	運動 5 : 腕が反対側の腕の位置まで届いているか	CK20	運動 10 : 胸を反らしているか
CK10	運動 5 : 背中がみえるまで上体を回しているか	CK21	運動 11 : 肘が伸びているか
CK11	運動 6 : 膝下まで手を伸ばしているか	CK22	運動 11 : 静かに着地しているか

運動 12 は運動 2 と同じ運動であり、また運動 13 は動きが決められていない深呼吸であるため、チェックリストでは考慮しない。

アンケートと動画からそれぞれ得られた人の特徴と動き方の特徴を説明変数、グループ分け結果を目的変数とした決定木学習による関係分析では、本手法が動き方によって人をグループ分けする手法であることから動き方の特徴によってグループをより説明で

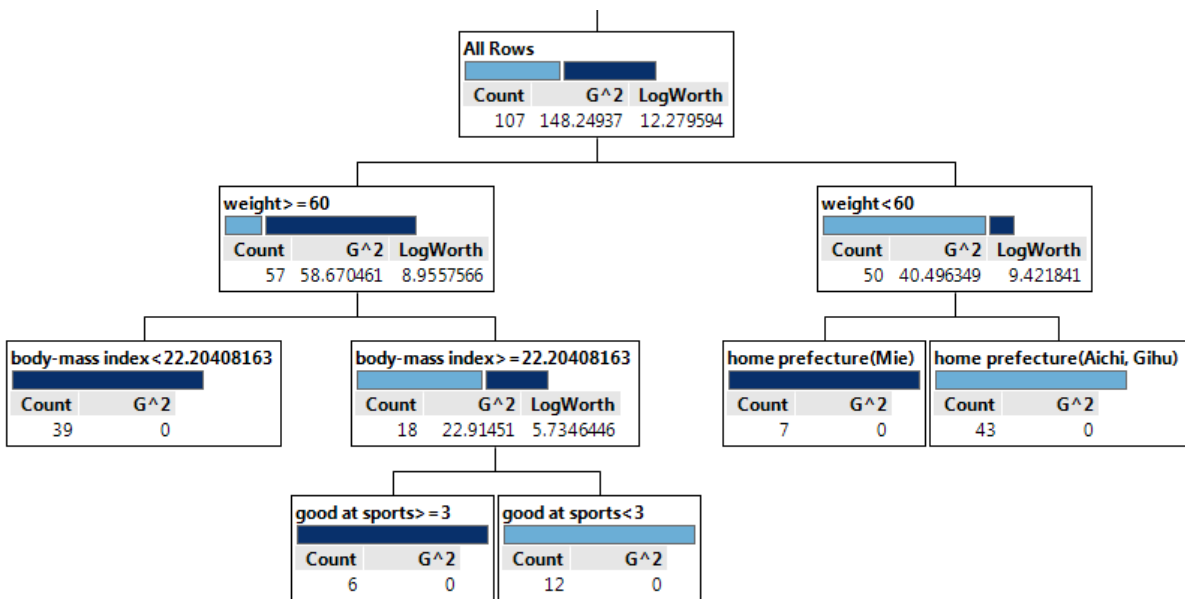


図 13: 人の特徴を説明変数とした決定木

きると予想したが、得られた結果ではアンケートから得られた体重やBMI、出身などの人の特徴によって全てのグループ分け結果が説明されていた。

### 3.5 本章のまとめ

本章では、ラジオ体操を対象とした動作分析手法において、文字がもつ物理量に着目して、動き方の類似度を考慮した動作分析手法について述べた。本章で述べた手法は、クラスタ中心と対応する各文字において、クラスタ中心がもつ座標をもとに文字間のユークリッド距離を定義し、同じ位置にある文字同士の距離の平均をとることで長さが同じ文字列間の距離を定義した。また、長さが異なる文字列間においても、長い方の文字列から短い方の文字列と長さの等しい部分文字列を列挙し、その文字列との距離の最小値を算出することで文字列間の距離と、癖と動作語間の距離、そして類似度を定義した。その後、定義した癖と動作語の類似度をもとに癖の共起性を表す指標 *COC*、ルール間の関係を表す指標 *REL* の再定義を行った。

実験では、ラジオ体操に伴う加速度を用いて、2章で述べた手法と本章で述べた手法を比較し、より明確にグループ分けが可能であることを確認した。また、本章で述べた手法を用いたグループ分けによって得られた人のグループ分けを用いて、アンケートに

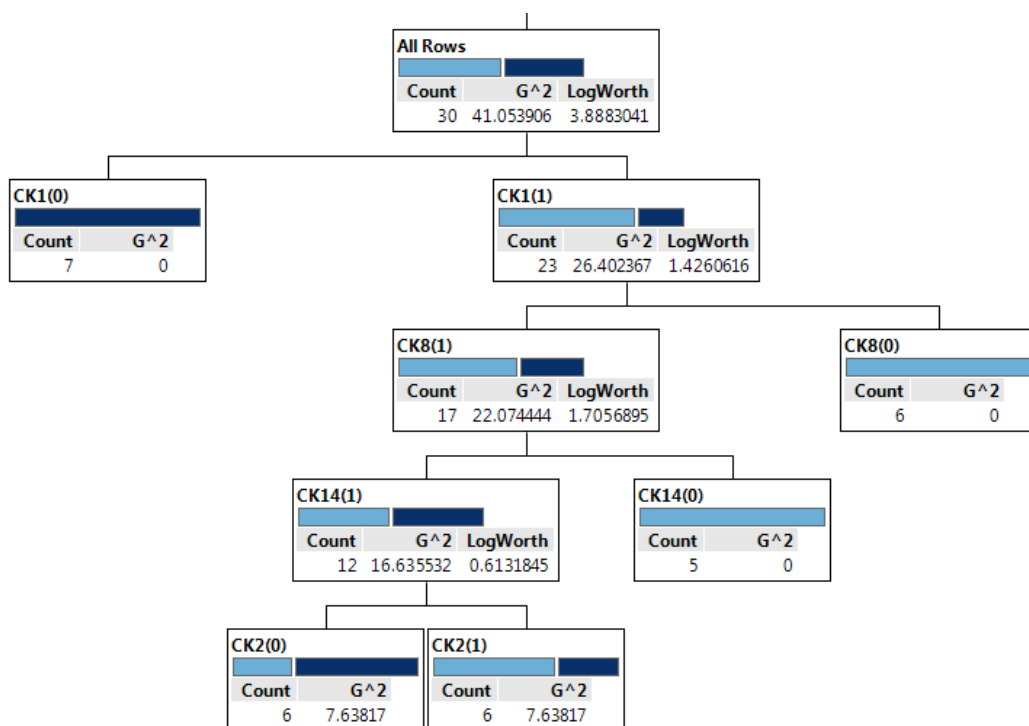


図 14: 動き方の特徴を説明変数とした決定木

より得られた人の特徴，また動画からチェックリストにより特徴付けを行った動き方の特徴によって決定木学習により説明する実験を行った．動き方の特徴から全てのグループ分け結果を説明することはできなかったが，アンケートにより得られた人の特徴を用いて，グループ分け結果を説明することが可能であることを確かめた．

本手法は動き方によって人のグループ分けを行う手法であり，動画から観察された動き方の特徴も人の動き方に着目したものであるため，本来は動き方の特徴によってグループ分け結果は説明されるものであると考えられた．しかし，一方でアンケートから得られた人の特徴がグループ分け結果をより説明できる結果が得られ，興味深い結果が得られたと考える．

## 第4章

# 歩行行動を対象とした動作分析

### 4.1 本章の概要

前章までで、ラジオ体操を対象とした手法について述べた。この手法はラジオ体操に専用化された手法であり、歩行や走行などの日常行動への適用が不可能である。ラジオ体操は決められた動きを音楽に合わせて行うため、前章までの手法は動きが現れるタイミングや長さがあらかじめ決められていることを前提としている。しかし、歩行や走行などの日常行動は、タイミングがあらかじめ決められておらず、また人によって動きのテンポが異なるため、手法の拡張を行う必要がある。

そこで本章では、前章までの手法から、日常行動への適用を考え、区切りを考慮しない文字列生成手法について述べ、その手法で生成された文字列に合わせて分析手法の再定義を行う。

### 4.2 文字列を用いた動作分析手法

#### 4.2.1 文字列生成手法の拡張

本節では、時系列データの文字列生成手法において、ラジオ体操のようにあらかじめ動きが現れるタイミングや長さが決められている対象から、日常行動のように動きのタイミングや長さがあらかじめ決められていない対象に適用できる手法に拡張する。なお、本章で用いる時系列データについても、加速度データを対象として述べる。

汎用化した文字列生成手法の概要を図15に示す。本手法は日常行動への応用を想定

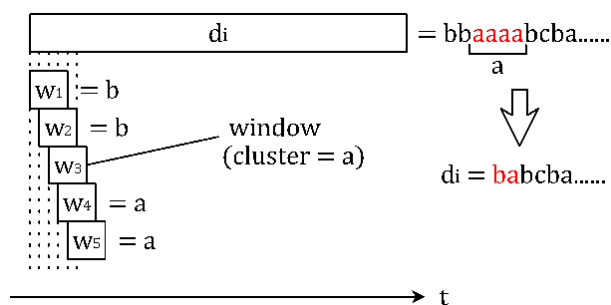


図 15: スライディングウィンドウを用いた動作語生成手法

している．そのため，前章までで対象としたラジオ体操のように，決められた動きを音楽に合わせて行う対象ではなく，動作が現れるタイミングや，動作がどの程度の長さで行われるかがあらかじめ決められていない．そこで本章で述べる手法は，スライディングウィンドウと連続する同一文字の統合によって可変長窓を実現することで，動作が現れるタイミングや長さに対して適用を可能とする．

本手法の手順を以下に示す．ここで，本手法はこれまでの手法と同様に入力を  $N$  個の時系列 3 軸加速度データからなるデータセットとする．前章までの手法と異なるのは，ラジオ体操の運動ごとに分割しないことから，出力が  $N$  個の文字列セットとなる．

1. 加速度データセット  $D = \{d_1, \dots, d_N\}$  中の各データ  $d_i$  について，時間幅  $T$  の窓をスライド幅  $dt$  でスライドさせることで窓の抽出を行い，データ  $d_i$  の窓列を  $\hat{C}_i = (\hat{c}_0^i, \hat{c}_1^i, \dots, \hat{c}_{|\hat{C}_i|}^i)$  とする．ここで，窓  $\hat{c}_j^i$  はデータ  $d_i$  のタイムスタンプ  $t$  が  $j \times dt \leq t \leq T + j \times dt$  となるデータ点を含んでいる．
2.  $\sum_{i=1}^N |\hat{C}_i|$  個の窓それぞれについて，特徴ベクトルを算出する．特徴ベクトルは前章までと同様に，加速度ノルムの平均，躍度ノルムの平均，窓の前半と後半での加速度ノルムの平均の差，加速度の絶対値が最大となる軸の向きである．
3.  $\sum_{i=1}^N |\hat{C}_i|$  個の窓全てを用いて，それぞれの特徴ベクトルを座標として k-means 法によりクラスタリングを行う．クラスタリングに用いる特徴ベクトルは，前章までと同様に正規化して用いる．

ここで，クラスタリング結果に応じて，クラスタ中心にそれぞれ長さ 1 のアルファベットの文字を与え，クラスタに属する窓にも同じ文字を与える．

4. 窓に与えられた文字を用いて，データ  $d_i$  の窓列  $\hat{C}_i$  を長さ  $|\hat{C}_i|$  の文字列として表記する．

5. 得られた文字列について、同一の文字が連続して現れる場合に、1文字として統合する。ここで、統合した際に何文字が統合されたかを重みとして保持しておく。

例として、文字列「aaabbbcbba」を統合した場合、統合された文字列は「abcba」であり、その重みは(3, 3, 1, 2, 1)である。

以上の手順によって得られた動作語は前章までと異なり加速度データ1件につき1つの文字列が得られるため、データ  $d_i$  から得られた動作語は  $w(d_i)$  と表記する。また、動作語  $w(d_i)$  の各文字がもつ重みは動作語の文字数と同じ長さの自然数ベクトルであり、 $\text{weight}(w(d_i))$  と表す。本手法は、動きの長さが非決定的である対象にも動きの順序のみに注目するために文字を統合することとしたため、文字の重みは動作分析においては用いず、歩き方のテンポの違いなど、動きの長さが違う場合に異なる動きとして発見したい場合にのみ用いるものである。

#### 4.2.2 頻出する文字列の発見とルール生成手法の再定義

ここでは、前節で拡張した文字列生成手法によって得られた動作語にあわせて、癖の発見手法とルール生成手法について再定義を行う。まず、動作語中に現れる癖を再定義する。動作語中に頻出する癖の発見では、本章の手法で得られた動作語は運動ごとに分割されておらず、データ1つに対して1つの文字列が対応するため、癖の発見も運動ごとではなく、データ全体に対して含んでいるかを確認する。本手法では、文字列  $r$  が動作語  $w(d)$  中に少なくとも1回含まれる場合に  $\text{have}(w(d), r) = 1$ 、含まれない場合に  $\text{have}(w(d), r) = 0$  とし、以下の条件を満たす場合に文字列  $r$  は頻出であるとする。

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{have}(w(d_i), r) \geq \text{threshold}_1 \quad (7)$$

ここで、頻出な文字列  $r$  に任意の1文字を加えた文字列  $r'$  が頻出な文字列でない場合のみ、文字列  $r$  を癖と呼ぶ。また、癖  $r$  をもつ動作語の対応する部分の重みの平均を癖  $r$  の重みとして  $\text{weight}(r)$  と表し、以下のように定義する。

$$\text{weight}(r) = \frac{1}{|D|} \sum_{d \in D} \text{weight}(r \text{ と一致する } w(d) \text{ の部分文字列}) \quad (8)$$

$$D = \{d \mid \text{have}(w(d), r) = 1\}$$



次に、ルール作成手法の再定義を行う。癖の共起や排他を調べることでルールを作成するが、本手法でも同様に文字間、文字列間の距離を考慮する。文字間、文字列間の距離については前章の手法と同様であるため繰り返すとなるが、距離の算出手法を再度示す。また、重みを考慮する場合の文字列の距離については、ここで新しく定義する。

動作語に含まれる文字はクラスタ中心に対応しており、またクラスタ中心は座標として特徴ベクトルを持っているため、文字間に距離が定義できることから、文字  $l_1$  と  $l_2$  の距離を以下のように定義する。

$$\text{dist}_l(l_1, l_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - v_i)^2} \quad (9)$$

ここで、 $u_i$  と  $v_i$  はそれぞれ  $l_1$ ,  $l_2$  の特徴ベクトルの要素であり、上式の距離は文字がもつ特徴ベクトルを座標としたユークリッド距離である。この距離を用いて、文字数が等しく  $m$  である2つの文字列  $w_1 = l_1 \dots l_m, w_2 = l'_1 \dots l'_m$  の距離を以下のように定義する。

$$\text{dist}_w(w_1, w_2) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{dist}_l(l_i, l'_i) \quad (10)$$

また、文字列  $w, w' (|w| > |w'|)$  のように長さが異なる2つの文字列の距離は、長いほうの文字列から部分文字列  $s$  を列挙し、そのうち短いほうとの距離が最小となる部分文字列  $s$  との距離とし、以下のように定める。

$$\text{dist}(w, w') = \min_{s \text{ は } w \text{ の部分文字列}} (\text{dist}_w(s, w')) \quad (11)$$

重みを考慮する場合の距離は、上式で距離を求める際の部分文字列  $s$  を用いて以下のように定める。ここで、 $\text{sum}(x)$  はベクトル  $x$  の要素の総和を表している。

$$\text{wdist}(w, w') = \sqrt{\text{sum}((\text{weight}(s) - \text{weight}(w'))^2)} \quad (12)$$

重みを考慮する際の文字列  $w, w'$  の距離  $\delta(w, w')$  は、 $\text{dist}(w, w')$  と  $\text{wdist}(w, w')$  をそれぞれ  $[0, 1]$  に正規化した上での重みつき和によって定める。

$$\delta(w, w') = \omega \times \text{dist}(w, w') + (1 - \omega) \times \text{wdist}(w, w') \quad (13)$$

以上で定義した距離を用いて、あるデータ  $d$  の動作語  $w(d)$  と癖  $r$  の類似度  $\text{sim}(w(d), r)$  を以下のように定義する。ここで、 $\max(\delta)$  は  $\delta(w(d), r)$  の最大値を表している。

$$\text{sim}(w(d), r) = \frac{\alpha}{\max(\delta)} \left( \frac{\alpha + \max(\delta)}{\alpha + \delta(w(d), r)} - 1 \right) \quad (14)$$

ここで、 $\alpha$ は範囲を  $(0, 1]$  とするパラメータであり、0に近くなるほど類似度を考慮しない場合の2値に近づき、動作語  $w(d)$  が文字列  $r$  を含んでいない場合に0となる挙動に近くなる。

次に、動作語  $w(d)$  と癖  $r$  の類似度  $\text{sim}(w(d), r)$  を用いて、同一データ中に共起する癖の組を調べ、ルールを作る手法について再定義を行う。2つの癖の組  $r, r'$  について、同一データにおける共起性の高さを表す値  $\text{COC}(r, r')$  を以下のように定義する。

$$\text{COC}(r, r') = \frac{\frac{1}{|D_1|} \sum_{d \in D_1} \text{sim}(w(d), r')}{\frac{1}{|D_2|} \sum_{d \in D_2} \text{sim}(w(d), r')} \quad (15)$$

$$D_1 = \{d \mid \text{have}(w(d), r) = 1\}$$

$$D_2 = \{d \mid \text{have}(w(d), r) = 0\}$$

この値があらかじめ決められた閾値を超える場合に癖  $r, r'$  は共起するとし、癖のルール  $R = r \rightarrow r'$  とする。ここで用いる閾値を  $\text{threshold 2}$  とする。

得られた癖のルールについて、2つのルール  $R_1 = r \rightarrow r'$  と  $R_2 = s \rightarrow s'$  の関係を表す指標を以下のように定義する。

$$\text{relevant}(R_1, R_2) = \frac{\sum_{d \in D} \max\{\text{sim}(w(d), s), \text{sim}(w(d), s')\}}{|D|} \quad (16)$$

$$D = \{d \mid \text{have}(w(d), r) = \text{have}(w(d), r') = 1\}$$

ここで、 $D$  はルール  $R_1$  がもつ癖  $r, r'$  の両方を含む動作語セットであり、上式は  $D$  に含まれる動作語がルール  $R_2$  に含まれる癖  $s, s'$  それぞれとどの程度の類似度を持っているかを調べている。

### 4.2.3 データと人のグループ分け

ルールのグループ分け、データと人のグループ分けについても、前章と異なる点は再定義されたルール間の関係を表す指標を用いる点のみであるが、実験ではグループ分け手法も用いるため、再度述べる。

グループ分け手法はまず、動き方のルール集合  $\mathbb{R}$  のグループ分けを行う。本手法はあらかじめ設定した  $k$  個のルールを抽出する。ここで、抽出された  $k$  個のルールは、どのルール2つの組み合わせにおいても  $\text{REL}$  の値が閾値よりも低くなるように抽出する。この際に参照する閾値を  $\text{threshold 3}$  とする。抽出された  $k$  個のルールをグループ中心とす

る。ルール集合  $\mathbb{R}$  からルールを 1 つ取り出し、グループ中心のルールのうち最も REL の値が最も大きくなるグループ中心と同じグループに入れる操作を、集合  $\mathbb{R}$  が空になるまで繰り返すことで、 $k$  個の動き方のグループ  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_k\}$  が得られる。ここで、動き方のグループは、 $g_i \subseteq \mathbb{R} (i = 1, \dots, k)$ ,  $g_i \cap g_j = \phi (i \neq j)$ ,  $\cup_{i=1, \dots, k} g_i = \mathbb{R}$  を満たしている。本手法のグループ分け結果は、グループ内に属するルール 2 つの関係 REL は大きな値をとり、異なる 2 つのグループに属するルールの関係 REL は小さな値をとる。

動き方のグループが得られた後に、データのグループ分けを行う。データ  $d$  がルール  $R = r \rightarrow r'$  に含まれる癖  $r, r'$  について  $\text{have}(w(d), r) = \text{have}(w(d), r') = 1$  を満たす場合に、 $\text{have}(w(d), R) = 1$  と表し、満たさない場合に  $\text{have}(w(d), R) = 0$  と表すと、データ  $d$  が属するグループは以下の式によって決定される。

$$\text{group}(d) = \underset{g \in G}{\text{argmax}} \frac{\sum_{R \in g} \text{have}(w(d), R)}{|g|}. \quad (17)$$

データのグループ分けを行ったのち、データのグループ分け結果の多数決によって人のグループ分けを行う。例として、ある人が 5 つのデータを持っており、そのうち 3 つがグループ 1 に、2 つがグループ 2 にグループ分けされた場合、多数決によってその人はグループ 1 に属することとする。

## 4.3 実験

### 4.3.1 実験の概要

ここでは、以下に示す 2 つの実験を行う。

実験 1 ラジオ体操に伴う加速度データを用いた、ラジオ体操専用の手法と汎用化手法の比較実験

実験 2 歩行に伴う手先の加速度データから抽出した動作特徴と人の特徴の関係分析

ラジオ体操に伴う加速度データを用いた、ラジオ体操専用の手法と汎用化手法の比較実験では、図 16、図 17 に示す 2 つの実験を行う。

実験 1-1：ラジオ体操第一のデータを用いて、ラジオ体操専用の手法と汎用化手法それぞれでデータのグループ分け、人のグループ分けを行い、汎用化手法のグループ分け結果がラジオ体操専用の手法とどれだけ一致しているかを検証する。加えて、グループ

## 実験 1-1

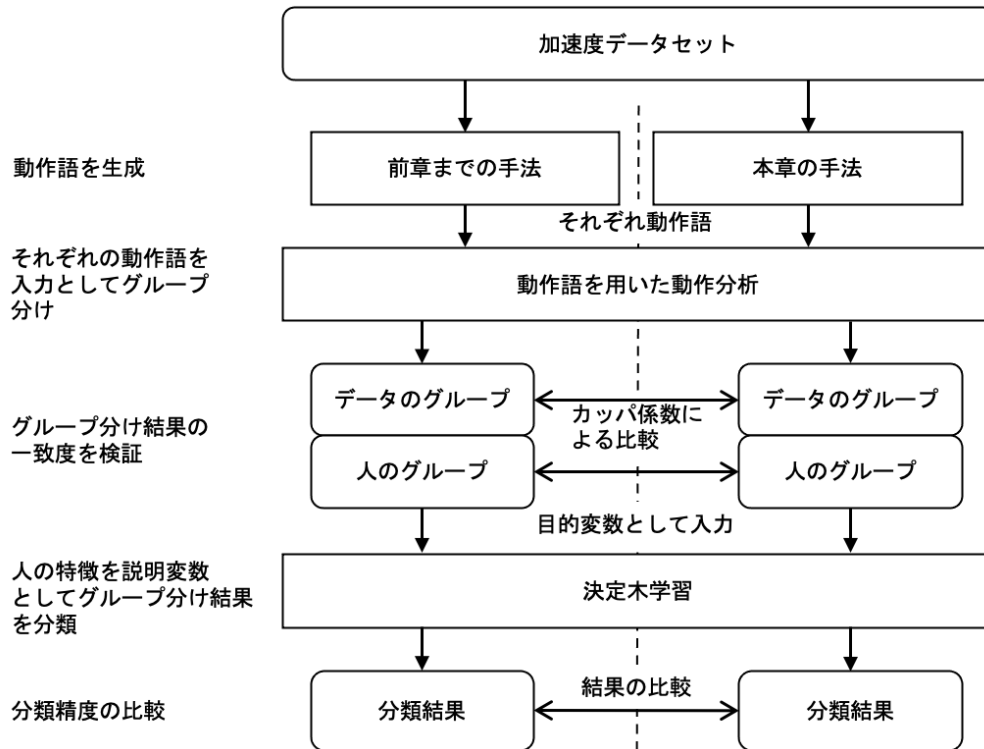


図 16: ラジオ体操の加速度データを用いた比較実験 1 の概要

分け結果を目的変数，アンケートから得た人の特徴を説明変数として決定木学習を行い，分類結果を比較する．ここで，ラジオ体操第一のデータを用いるため，専用化された手法は汎用化手法よりも優れたグループ分け結果が得られ，またグループ分け結果は人の特徴でより説明が可能と考えられる．そのためこの実験では，汎用化手法がラジオ体操専用の手法に対して近い結果が出ることを期待している．

実験 1-2: ラジオ体操第一のデータのタイムスタンプに対してノイズを付加し，時間方向にずれのあるデータセットを作成する．元の加速度データセットとノイズありデータセットを，それぞれの手法でグループ分けを行う．その後，手法ごとに，元データセットとノイズありデータセットでのグループ分け結果の一致度比較を行う．本章で述べた手法は動きが現れるタイミングと長さがあらかじめ決められていない対象に対して分析が可能である手法のため，あらかじめタイミングや長さが決められたことを前提としている前章までの手法よりも，高い一致度が得られると考えられる．

実験 2: 歩行に伴う手先の加速度データから抽出した動作特徴と人の特徴の関係分析で

## 実験 1-2

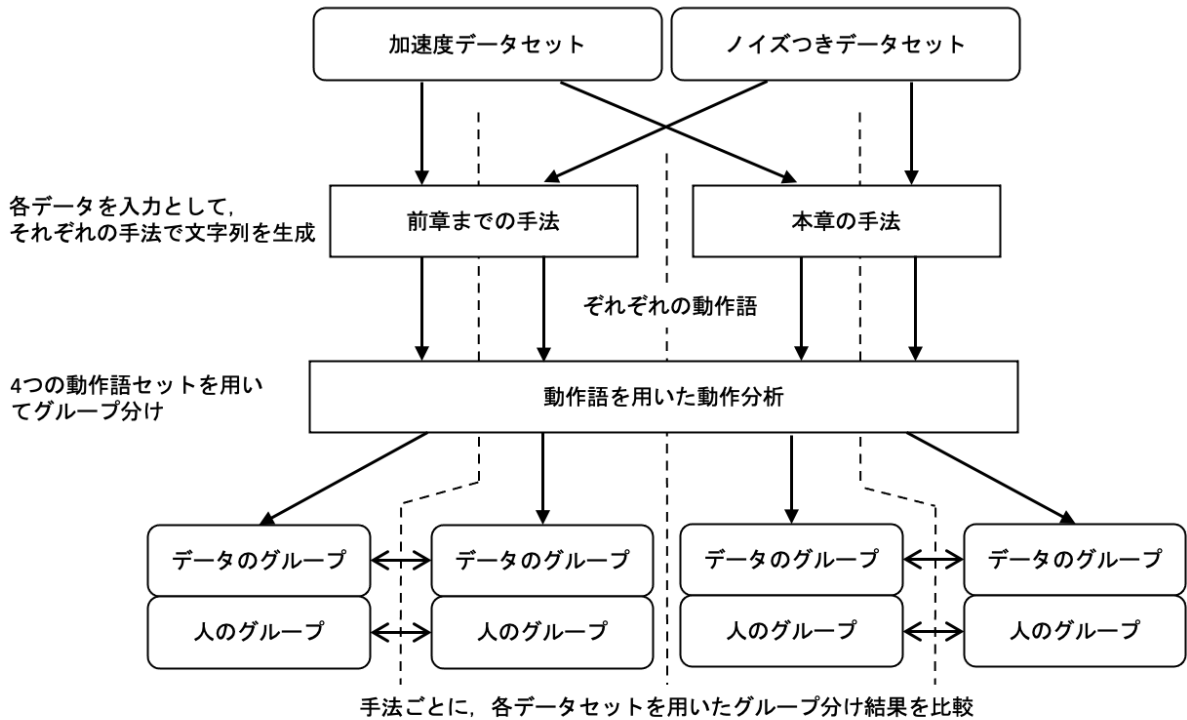


図 17: ラジオ体操の加速度データを用いた比較実験 2 の概要

は、歩行に伴う加速度データの測定にあわせて取得したアンケートによる人の特徴を目的変数、動き方のルールを説明変数として決定木学習を行う。まず、ルール  $R = r \rightarrow r'$  について、データ  $d$  が条件  $\text{have}(w(d), r) = \text{have}(w(d), r') = 1$  を満たす場合に 1、満たさない場合に 0 とし、全データ、全ルールごとにデータ  $d$  がルール  $R$  を満たしているかを 2 値で表したものを説明変数とする。ここで、データ数を  $N$ 、ルールの総数を  $M$  としたとき、説明変数は長さ  $M$  のサンプルが  $N$  件のセットとなる。目的変数はデータを取得した際にアンケートを行うことで収集する。アンケート項目は身体的特徴を表す身長や体重、世代や文化的特徴を表す年齢と出身、状態を表す起床時間、体感気温、体調などを取得する。

## 4.3.2 加速度データ取得条件

本実験に用いるラジオ体操の加速度データは、前章までの実験と同じデータセットを用いる。また、本実験では新しく、歩行に伴う手先の加速度データを取得する。ラジオ

体操のデータ取得条件については繰り返しになるが、データの取得条件を以下に述べる。20代から40代までの男女が両手に1つずつスマートフォンを持ち、実験を1~2回行うことで、ラジオ体操の加速度データを44件（2件×2回×11人）、歩行の加速度データを30件（2件×15回）を取得した。加速度データの取得にはNexus 5を用いて、図3のように保持することで、手先の加速度を取得することとした。

### 4.3.3 加速度データのダウンサンプリング

スマートフォンで加速度データの取得することとしたため、スマートフォンの加速度計測用のアプリケーションが根幹のソフトウェアに対して優先度が低いことから、必ずしも一定周期でデータが取得できるとは限らない。また、加速度センサの特性により、高周波のノイズを取得してしまうことも考えられる。そこで本実験でも、取得した加速度データのダウンサンプリングを行った。ここで、存在しうる高周波のノイズを取り除くことも考え、前章までのように線形補間を用いた手法ではなく、以下の式を定義し、ダウンサンプリングを行った。ここで、元のデータがサンプリングされた際の各サンプルのタイムスタンプを  $T = (t_1, \dots, t_N)$ 、ダウンサンプリング後のタイムスタンプを  $\hat{T} = (\hat{t}_1, \dots, \hat{t}_M)$  とする。

$$\hat{d}(\hat{t}_i) = \frac{\sum_{j=1}^N \{d(t_{j+1})f_{\hat{t}_i}(t_{j+1}) + d(t_j)f_{\hat{t}_i}(t_j)\}(t_{j+1} - t_j)}{\text{sum}_{j=1}^N \{f_{\hat{t}_i}(t_{j+1}) + f_{\hat{t}_i}(t_j)\}(t_{j+1} - t_j)} \quad (18)$$

ここで、 $f_{\hat{t}_i}(t)$  は平均を  $\hat{t}_i$ 、標準偏差をダウンサンプリング周期の6倍とする正規分布の密度関数である。すなわち、時刻  $\hat{t}_i$  を中心とし、 $t_{i-2} \leq t \leq t_{i+2}$  の範囲を面積の99%とする正規分布を元データにカーネルとして用いている。また、元データに対して上記のガウシアンカーネルを適用した波形を台形近似した面積を、ガウシアンカーネルを台形近似した面積によって正規化することで、データ  $\hat{d}$  の時間  $\hat{t}_i$  におけるサンプルが得られる。

### 4.3.4 その他の実験条件

実験で用いた閾値とパラメータを表6に示す。文字列  $r$  を頻出とする閾値 threshold 1 は25%とした。これは全ての動作語のうち25%の動作語が少なくとも1回ずつは文字列  $r$  を含んでいることを意味している。2つの癖  $r, r'$  の共起性を表す指標  $\text{COC}(r, r')$  の閾

表 6: 実験で用いた閾値とパラメータ

文字列 $r$ の頻度 [%]	癖 $r, r'$ の共起性	$R_1, R_2$ の関連
25	6	0.25
窓幅 [ms]	窓のスライド幅 [ms]	クラスタ中心数
400	40	26
パラメータ $\alpha$	重みつき和の重み $\omega$	
0.001	0.5	

値 threshold 2 は 6 とした。これは癖  $r, r'$  が独立して現れる確率に比べて、共起する確率が 6 倍であることを表している。動き方のグループ分けにおいて、グループ中心を抽出する際に用いる動き方のルール  $R_1, R_2$  の関係を表す指標  $REL(R_1, R_2)$  が排他的であるとする閾値 threshold 3 は 0.25 とした。これはルール  $R_1$  に含まれる癖の両方を含んでいる動作語と、ルール  $R_2$  に含まれる癖 2 つそれぞれとの類似度の平均が 0.25 を下回っている場合に排他的としている。

クラスタ中心の数は、動作語に現れる文字の種類数と同じであり、小文字のアルファベットのみを用いるために 26 とした。また、ラジオ体操の加速度データを用いた実験 1 では文字の重みを考慮せず、歩行の加速度データを対象とした実験 2 では文字の重みを考慮することとした。そのため、重みつき和で用いる重み  $\omega$  は、ラジオ体操を対象とした実験 1 では用いず、歩行を対象とした実験 2 のみで用いる。

#### 4.3.5 実験 1: ラジオ体操の加速度データを用いた、ラジオ体操専用の手法と汎用化手法の比較実験で用いる人の特徴

ここでは、データのグループ分け結果を用いて、グループを目的変数、人の特徴を説明変数とした決定木学習を行うことで関係を分析する。ここで用いる人の特徴は、ラジオ体操のデータを取得した際にアンケートを用いて、表 7 に示す特徴を計 22 件取得した。このとき加速度データは両手に 1 つずつスマートフォンを把持していることで 2 件のデータが得られているため、アンケート 1 件を 2 件に複製し、それぞれに右手、左手の

表 7: 人の特徴を取得するアンケート項目と値の方

特徴	型	特徴	型
身長	整数	天気	文字列
体重	整数	体感温度	{1, 2, 3, 4, 5}
BMI	小数	体調	{1, 2, 3, 4, 5}
年齢	整数	ラジオ体操の習熟	{1, 2, 3, 4, 5}
出身	文字列	運動の得意不得意	{1, 2, 3, 4, 5}
起きた時刻	整数	好きなスポーツ	文字列
データ取得時刻	整数		

表 8: それぞれの手法で生成された動作語を用いたグループ分け結果の一致度

	データのグループ分け	人のグループ分け
カッパ係数	0.4271	0.7048

データのグループ分け結果を目的変数として対応づけた。決定木学習には、機械学習用ソフトウェア Weka を用い、J48, Random Forest の 2 手法で 10 分割交差検証を行なった。

#### 4.3.6 実験 1-1 : グループ分け結果の比較実験結果

前章の手法で生成した文字列を用いたデータおよび人のグループ分けに対する、本章で述べた手法で生成した文字列を用いたデータおよび人のグループ分け結果の一致度を調べた。時間方向のノイズをかけたデータセットを用いた実験と同じく、一致度の指標にはカッパ係数を用いる。ここでは、前章の手法によるグループ分け結果を正解として、本章で述べた手法によるグループ分け結果が前章の手法で得られた結果とどの程度一致しているかを調べる。表 8 に示した結果では、データのグループ分けにおけるカッパ係数では中程度の一致、人のグループ分けにおいてはかなりの一致となった。

また、それぞれの手法により得られた動作語を用いたグループ分け結果を目的変数として、表 7 に示したアンケート結果を説明変数とした決定木学習を行った結果を表 9 に



表 9: それぞれの手法で得られた動作語を用いたグループの分類結果

	従来手法		提案手法	
	J48	Random Forest	J48	Random Forest
TP rate	0.773	0.773	0.750	0.818
FP rate	0.278	0.278	0.293	0.194
Precision	0.773	0.773	0.748	0.818
Recall	0.773	0.773	0.750	0.818
F 値	0.773	0.773	0.745	0.818

示す。表に示す結果から、J48, Random Forest 共に、提案手法がラジオ体操に専用化された前章の手法と同程度の結果が得られていることがわかった。

#### 4.3.7 実験 1-2 : 時間方向のノイズに対する検証結果

前章の手法と本章で述べた手法をそれぞれ用いて、データに時間方向のノイズが加わった際のグループ分け結果への影響を調べた。本章で述べた手法はデータによって同じデータの出現タイミングがずれることを想定し、スライディングウィンドウを用いて窓分割を行った上で文字列生成を行っているため、要件として従来手法よりも高い時間方向へのノイズ耐性が求められる。そこで、元データの各サンプル点のタイムスタンプ  $T = (t_1, \dots, t_N)$  に対して、以下の漸化式を用いてノイズ付きのタイムスタンプ  $T' = (t'_1, \dots, t'_N)$  を生成する。

$$\begin{aligned} t'_{i+1} &= t'_i + (t_{i+1} - t_i) \times \text{rand}(0.5, 1.5) \\ t'_1 &= 0 \end{aligned} \quad (19)$$

ここで、 $\text{rand}(0.5, 1.5)$  は  $[0.5, 1.5]$  の一様乱数である。

上記の漸化式を用いて作成するノイズありデータセットを用いて、以下の手順で検証実験を行う。

1. ノイズなしのデータセットを用いて従来手法, 提案手法それぞれで文字列生成を行い、データおよび人のグループ分けを行う。これをノイズありのデータセットでグ

表 10: 時間方向のノイズをかけたデータによる検証結果

	データのグループ分け		人のグループ分け	
	平均	標準偏差	平均	標準偏差
従来手法	0.6399	0.1110	0.8831	0.1070
提案手法	0.8269	0.0628	0.9369	0.0899

グループ分けまでを行った際の比較対象とする。

- 上記の漸化式を用いてノイズ付きデータセットを作成し、ダウンサンプリングを行い、分析対象の元データとする。
- 従来手法、提案手法それぞれで文字列生成を行い、データおよび人のグループ分けを行い、(1)で得られたグループ分け結果との一致度をカッパ係数を用いて調べる。ここで、従来手法を用いた結果は(1)の従来手法を用いた結果と、提案手法を用いた結果は(2)の提案手法を用いた結果とそれぞれ比較する。
- (2), (3)の手順を100回繰り返し、カッパ係数の平均と標準偏差を調べた。

以上の手順で比較した結果を表10に示す。表10から、データのグループ分け、人のグループ分けの両方において、本章で述べた手法は、前章の手法よりもカッパ係数の平均が高く、かつ標準偏差が小さくなっており、時間方向のノイズがあるデータセットに対して頑健性の高いグループ分けができることが確かめられた。

#### 4.3.8 実験2: 歩行の加速度データから抽出した動作特徴と人の特徴の関係分析

次に、歩行データを用いて動き方のルールを抽出し、動き方のルールを説明変数、人の特徴を目的変数として、動き方によって人の特徴を説明することができるか実験を行った。表11に、アンケートにより取得する人の特徴の項目と値の型を示す。ここで、表11の体にもつ違和感については複数回答可とし、2値の5項目としてデータ化した。人の特徴を取得するアンケートは、1回の加速度データ計測にあわせて1件を取得する。この時、加速度データは右手と左手で2件が得られていることから、アンケート結果を

表 11: 人の特徴を取得するアンケート項目と値の型

特徴	型	特徴	型
実験時の歩数	整数	ヒールの有無	2 値
実験での経過時間	小数	体にもつ違和感	{ 肩, 腰, 股関節, 膝, 足首 }
身長	整数	1 日あたりの平均歩数	整数
体重	整数	週の運動日数	整数
年齢	整数	起床時刻	整数
性別	2 値	体感気温	寒い {1, 2, 3, 4, 5} 暑い
出身県	文字列	体調	悪い {1, 2, 3, 4, 5} 良い

2 件に複製して加速度データ 2 件と対応づける。

動き方のルールを説明変数，人の特徴を目的変数として決定木学習を行う際に，表 11 において値の型が整数，少数，また 5 段階のリッカート尺度となっている特徴については，分類された葉ノードに属するデータの分布を箱ひげ図で表し，値の型が文字列となっている特徴は棒グラフで表すこととした。

#### 4.3.9 実験 2 : 実験結果

30 件の加速度データとそこから得られた動作語を用いて，48 個の癖と 126 個の動き方のルールが得られた。得られた 126 個のルールについて，そのルールを動作語が含んでいるかを 2 値で表したものを説明変数とした。すなわち，126 次元の 2 値のデータを説明変数，アンケート結果を目的変数として，アンケート項目ごとに決定木学習を行った。ここで，アンケート結果が極端に偏ったものを除き，歩数，体感気温，そして出身県を目的変数とした決定木をそれぞれ図 18，19，20 に示す。

それぞれの図は葉ノードでないノードが分岐条件となるルールを表しており，葉ノードがそれぞれのノードに含まれる人がもつ人の特徴の分布を表している。また葉ノードの上に示されている括弧内の ( $n = \dots$ ) はノード内にあるデータ数を表しており，総和が 30 となる。図 18，19 はそれぞれ歩数と体感気温を目的変数としており，目的変数が順序つきの値を持っていることから，葉ノードに属するデータの特徴は箱ひげ図によっ

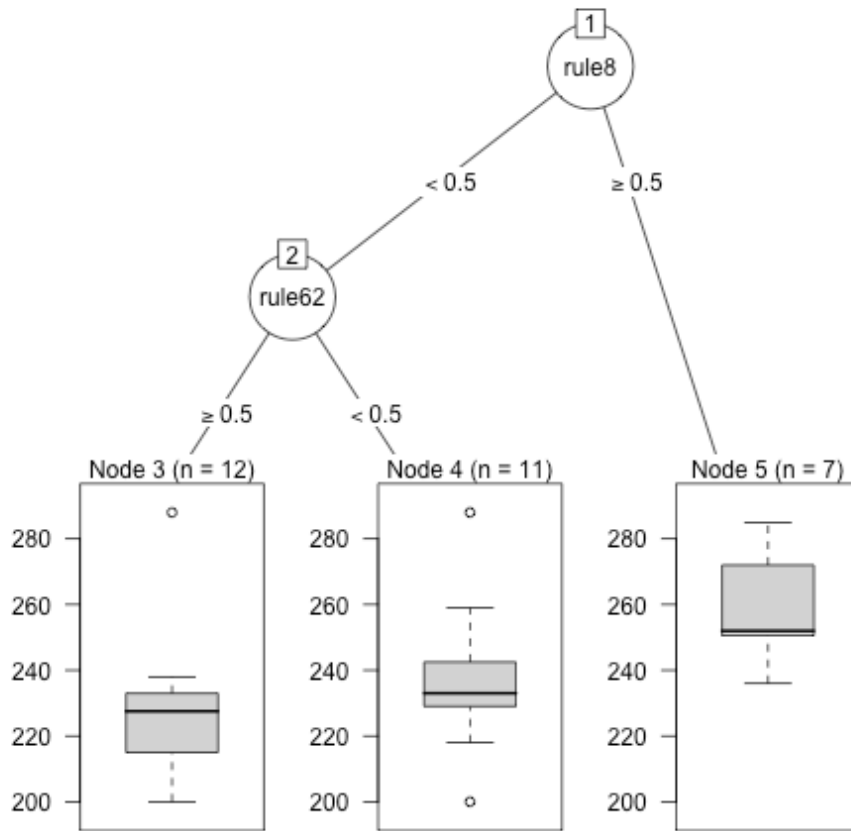


図 18: 歩数を目的変数とした決定木

て表されている。図 20 の決定木は出身県を目的変数としており、型に順序を持たないため棒グラフで表している。棒グラフの縦軸は、ノード内に含まれるデータのもつ特徴の割合を表している。

図 18 に示した決定木では、一番左のノードと一番右のノードを見ると、外れ値を除いてほぼ別れていることがわかる。しかし、中央のノードが左右のノードと被る部分を持っている結果となった。傾向として中央値や四分位点を見ると、大まかに歩数が別れていることがわかる。

図 19 に示した決定木では、両端の葉ノードにおいて体感気温が暑いと感じている者と、寒いと感じている者に別れている結果となった。どちらでもないと答えている者が多いことで、体感気温が 3 となっているデータが被っている結果となったが、体感気温によって動き方が異なることを示唆する結果が得られた。

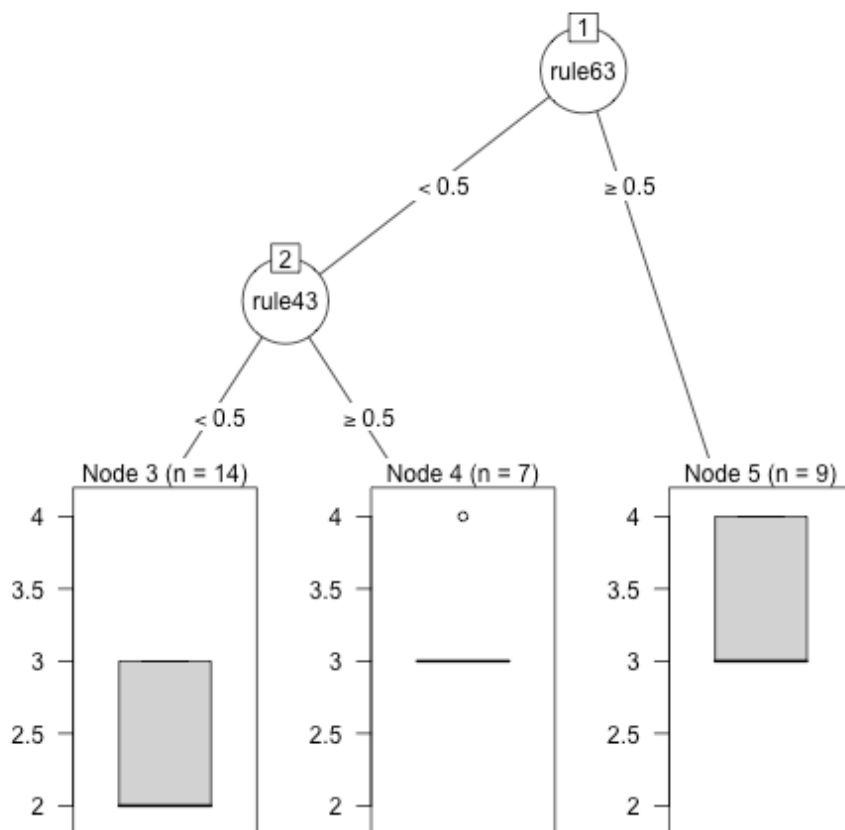


図 19: 体感気温を目的変数とした決定木

20 に示した決定木は出身県を目的変数としており、愛知県出身者、静岡県出身者と、三重県出身者が明確に別れる結果となった。岐阜県出身者はどちらの葉ノードにも存在しており、岐阜県出身者のみ動き方のルールで分類することはできなかった。しかし、それ以外の3県は一意に分けられていることから、出身県によって動き方が変わっていることがわかる。

## 4.4 本章のまとめ

本章では、ラジオ体操に専用化された前章までの手法を拡張し、歩行や走行などの日常行動を対象とした手法について述べた。文字列生成手法では、スライディングウィンドウによって窓分割を行い、特徴ベクトルの算出とクラスタリングを行うことで文字列

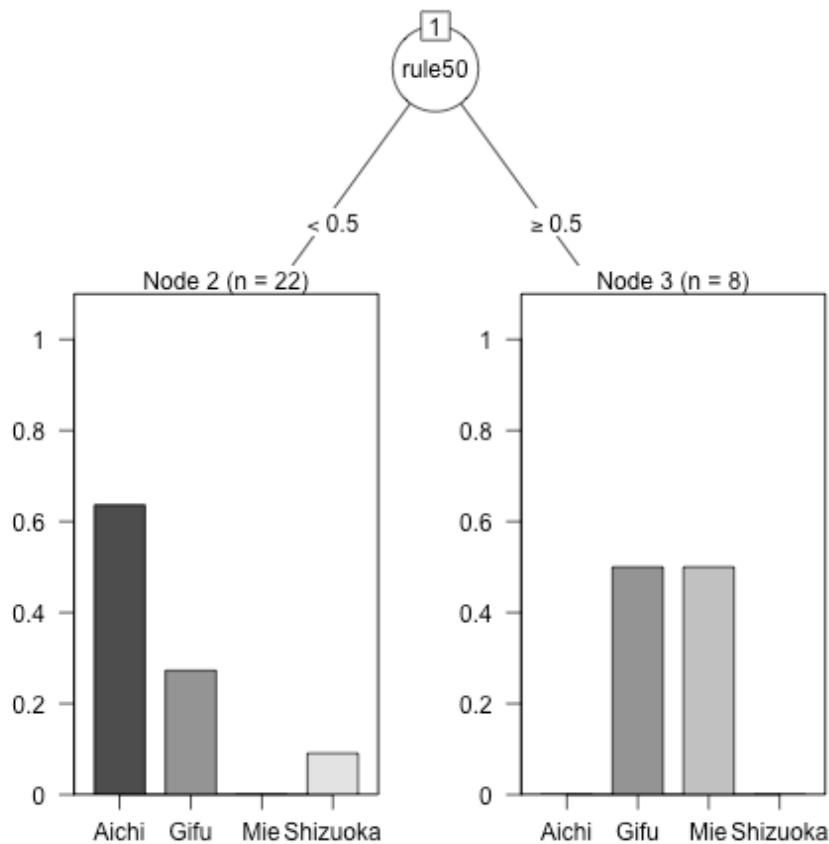


図 20: 出身県を目的変数とした決定木

生成を行う。さらに、生成された文字列において連続して同じ文字が現れる場合に1文字とした。これにより、スライディングウィンドウを用いることでデータ中に動きが現れるタイミングにかかわらず、動きに対して文字を与えることができ、また連続する同じ文字を統合することで、動きの長さが異なる場合にも動きの順序列として文字列生成を行うことが可能となった。上記の文字列生成手法に合わせて、ラジオ体操のように行動の区切りを考慮しない癖の発見や癖の間の共起性の指標 *COC*、ルール間の関係を表す指標 *REL* の再定義を行った。

ラジオ体操に伴う手先の加速度データを用いた実験では、ラジオ体操に専用化された前章までの手法に対して、汎用化された手法でも近い分析結果が得られることを確認した。また、加速度データに時間方向のノイズを付加したデータセットにおいて、本章で述べた汎用化手法が前章までの手法に比べてより頑健なグループ分け結果が得られてお

り、動きが現れるタイミングや長さにかかわらず分析可能であることを確かめた。

歩行に伴う手先の加速度データを用いた実験では、動きが現れるタイミングや長さがあらかじめ決められていない歩行データにおいても同様に動作語生成をすることが可能であり、発見された動き方のルールが歩数，体感気温，出身県と関連があることを示唆する結果が得られた。

本章までで、時系列データから文字列生成を行うことで人の動作分析を行う手法について述べた。この手法は、動き方を加速度データとして取得し、教師なし学習的に特徴的な動き方を抽出することで人をグループ分けする手法である。本手法によって、あらかじめ分類したい人の特徴や状態を必要とせずに、動き方のみでグループ分けを行っておくことで、グループを目的変数とした決定木分析や動き方のルールを説明変数とする決定木分析など、動き方と人の特徴の関係を分析することが可能となった。

## 第5章

# 武道における演武競技を対象とした動作分析

### 5.1 本章の概要

動作分析において、歩行や走行など、日常に現れるさまざまな動きに着目して分析することで、動き方と身体的、文化的、世代的な特徴との関係を調べたり、また健康状態と動き方の関係を分析することは重要である。本論文では前章までで、人の動き方を表す時系列データを文字列によって表現し、頻出する動き方を発見することで、教師なし学習的に人を互いに異なる動き方をするグループに分ける手法について述べた。また、得られたグループや動き方のルールと、人の身体的、文化的、また世代的な特徴との関係の分析を行った。

一方で、動作分析においては、スポーツや芸能における上手い動き方を言語化することにより、習熟支援を行う分野が存在する。スポーツや芸術、工芸における熟練者の動きは、長い時間をかけた訓練や経験によって得られた知識であり、言語化が難しい。このような知識を暗黙知、身体知といい、これを言語化できることは、効率的な習熟に繋がり、スポーツにおける有力な選手層の増強や、伝統工芸の継承支援への効果が期待できる。

そこで本章では、武道の1つであるテコンドーに着目し、演武競技における上手さと関連する指標について議論するだけでなく、テコンドーにおいて習熟支援となる可視化手法について述べる。



## 5.2 形式概念分析

本章で述べる手法では、特徴的な点として、動作分析に形式概念分析を用いることで習熟支援を行う。そのため、まず Ganter ら [30] が提案した形式概念分析について紹介する。

### 5.2.1 形式概念と概念束

形式概念分析では、対象の集合  $G$  と、対象が取りうる属性の集合  $M$  の間の二項関係  $I \subseteq G \times M$  から構成される形式文脈  $K = (G, M, I)$  を入力として分析を行う。対象  $g \in G$  が属性  $m \in M$  をもつとき、 $(g, m) \in I$  であるとし、 $gIm$  と表す。また、対象集合  $G$  と属性集合  $M$  それぞれの部分集合  $X \subseteq G, Y \subseteq M$  に対して、以下のように写像を定義する。

$$X \mapsto X^I := \{m \in M \mid gIm \text{ for all } g \in X\} \quad (20)$$

$$Y \mapsto Y^I := \{g \in G \mid gIm \text{ for all } m \in Y\} \quad (21)$$

上記の式において、1つ目の式は、 $X^I$  は対象集合  $X \subseteq G$  に含まれる対象  $g \in X$  の全てにおいて  $gIm$  を満たす属性  $m$  の集合であることを表している。すなわち、集合  $X^I$  は対象  $g$  全てが等しく持つ対象の集合であり、一般的に属性集合  $X$  と同じ文字を用いて表されるが対象の集合であることを注意してほしい。2つ目の式は同様に、属性集合の部分集合  $Y \subseteq M$  に含まれる属性  $m \in Y$  の全てにおいて  $gIm$  を満たす、すなわち属性  $m$  全てを持つ対象  $g$  の集合を  $Y^I$  として表している。

上記の写像を用いて、対象集合  $X \subseteq G$  と属性集合  $Y \subseteq M$ 、その写像  $X^I$  と  $Y^I$  について、 $X = Y^I$  かつ  $Y = X^I$  を満たす組  $(X, Y)$  を形式文脈  $K$  における形式概念と呼ぶ。また、形式概念  $(X, Y)$  において、 $X$  を外延、 $Y$  を内包と呼ぶ。このとき、2つの形式概念  $(X_1, Y_1)$ 、 $(X_2, Y_2)$  に対して、以下のように半順序が定義できる。

$$(A_1, B_1) \geq (A_2, B_2) \Leftrightarrow A_1 \supseteq A_2 \Leftrightarrow B_1 \subseteq B_2 \quad (22)$$

上記の半順序により、形式文脈  $K$  における全ての形式概念によって形成される集合は束構造をもつ。形式概念の集合がもつ束構造を概念束と呼ぶ。

形式文脈と形式概念について、表 12 に示す形式文脈を用いて述べる。表 12 は4つの対象、3つの属性からなる形式文脈である。形式文脈中の「×」は、対象がその属性を持

表 12: 形式文脈の例

名前	卵生 (a)	言葉 (b)	母乳 (c)
ハト (1)	×		
ヒト (2)		×	×
カモノハシ (3)	×		×
ネコ (4)			×

つことを意味しており、例として対象「ハト (1)」は属性「卵生 (a)」を、対象「ヒト (2)」は属性「言葉 (b)」と「母乳 (c)」を持つことを表している。ここで、対象集合  $X = \{\text{ハト}, \text{カモノハシ}\}$  と属性集合  $Y = \{\text{卵生}\}$  に着目すると、ハトとカモノハシが共通してもつ属性は卵生のみであり、また卵生をもつ対象はハトとカモノハシのみである。つまり  $X = Y^I$  かつ  $Y = X^I$  が成り立ち、 $(\{\text{ハト}, \text{カモノハシ}\}, \{\text{卵生}\})$  は形式概念である。同様にして、表 12 に示す形式文脈から、6 つの形式概念が得られ、概念束が形成される。

図 21 は概念束をハッセ図として表したものである。図 21 のハッセ図において、上限に位置する概念は全ての対象が共通してもつ属性が存在しないことを、下限に位置する概念は全ての属性をもつ対象が存在しないことを表している。また、図 22 は概念束を略記したものである。図 22 のハッセ図において、上限に位置する概念は属性を持っておらず、線を辿って下の概念に移動した際に追加される属性が、概念の上側に記してある。同様に、下限に位置する概念は対象を持っておらず、線を辿って上の概念に移動した際に追加される対象が、概念の下側に記してある。本稿では以下、概念束は略記にて表記することとする。

### 5.2.2 形式概念間の距離

形式概念分析において、概念の間には距離も定義されている。Blachon らは類似した形式概念のクラスタリングを行うため、概念間の距離を定義した [31]。2 つの形式概念  $C_1 = \{X_1, Y_1\}$ 、 $C_2 = \{X_2, Y_2\}$  の距離  $d(C_1, C_2)$  は以下のように定義されている。

$$d_1(C_1, C_2) = \frac{1}{2} \frac{|X_1 \Delta X_2|}{|X_1 \cup X_2|} + \frac{1}{2} \frac{|Y_1 \Delta Y_2|}{|Y_1 \cup Y_2|} \quad (23)$$

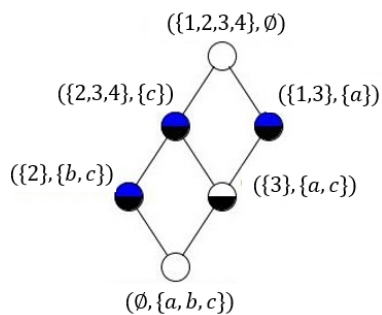


図 21: 概念束のハッセ図

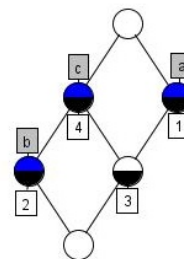


図 22: 概念束の略記

ここで、 $X_1 \triangle X_2 = (X_1 \cup X_2) \setminus (X_1 \cap X_2)$  である。すなわち、上記の式は概念がもつ外延間、内包間それぞれの Jaccard 距離の平均の和を求めたものである。

### 5.3 技能習得支援手法

本節では初心者が熟練者の動き方を獲得することが技能習得につながると仮定し、身につけるべき熟練者の動きを段階的に提示する手法について述べる。本手法は熟練者のみが持つ動き方を属性として形式概念分析を行うことで、図 22 に示した概念束において、下限に位置する概念が熟練者のみに現れる動き方を全てもつ概念となる。これにより、属性を獲得することで概念束を下へ下へ辿ることで熟練者へと近づくことが可能な地図としての可視化を目的としている。加えて、概念間と対象間に新しく距離を定義することで、初心者に対して目指すべき熟練者とそこへ至る最短経路、また獲得すべき動き方を提示することを目的とする。

習熟支援手法のデータ取得から概念束の生成と距離計算までの流れを図 23 に示す。図 23 に示した習熟支援手法は、手順の手順によって行う。

1. 動き方を表す時系列データを取得し、データセットを作成する。本稿の手法においては、スマートフォンにより取得した加速度データを用いることとする。  
また、データ取得に合わせて、指導者からデータ取得対象者の動きの評価を、データ取得対象者から身長や体重などの身体的特徴に関するアンケートを取得する。
2. 加速度データセットの各データにおいて、特徴量を算出する。
3. 特徴量を説明変数、指導者により与えられた熟練度を目的変数として決定木学習を

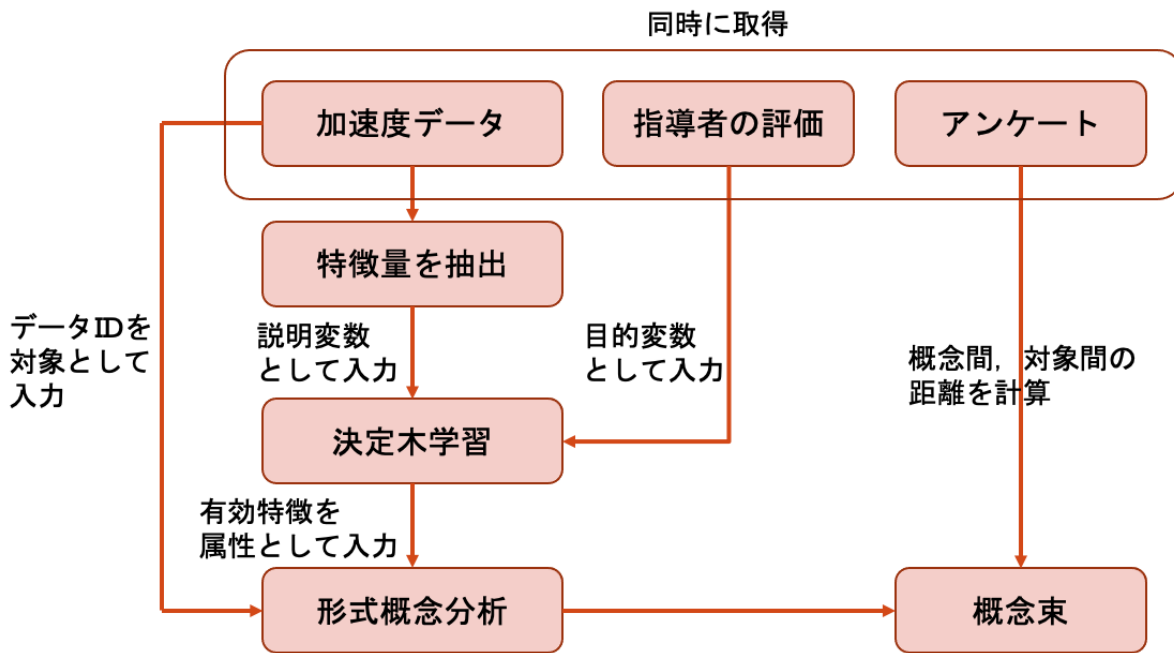


図 23: データ取得から概念束生成と距離計算までの流れ

行い、熟練者かどうかを分類する。ここで、熟練者を分類する際に選択された特徴を有効特徴として抽出する。

4. データの通し番号を対象，有効特徴を属性として形式文脈を作成し，概念束を得る。
5. 形式文脈に対して対象間の距離，概念束における概念間の距離を，アンケートから取得した身体的特徴によって求める。

以上の手順により，熟練者の動き方を属性としているため，属性を獲得することで概念束の下限へと辿るほど熟練者に近づくことができ，初心者が上手くなるための地図としての概念束が得られる。以下に，重要となる手順についてより詳しく述べる。

## 2. 決定木による熟練者の分類と有効特徴の抽出

加速度データセットに含まれる各データにおいて，特徴量ベクトルを算出し，説明変数とする。加速度データを取得した際の動きを指導者に評価してもらい，熟練者かどうかを目的変数とする。以上の条件で決定木学習を行った際に，分岐に用いられた条件を有効特徴とする。

以上のようにして得られた属性を用いて，対象であるデータが属性である有効特徴の

条件を満たしているかどうかを2値で表すことで、形式文脈を作成する。

#### 4. 概念間の距離，対象間の距離の算出

例えばスポーツを始めたばかりの女兒が，身長が180cmを超える大人の熟練者と同じ動きを目指すのは無理があり，身体的特徴が近い熟練者を目指す方が適切だと考えられる．そこで本手法では対象間，概念間にアンケートから取得した身体的特徴によって距離を定義することで，目指すべき熟練者とそこへ至る最短経路を自動的に算出でき，また概念束の略記には概念束を下へ辿る際に追加される属性が示されているため，獲得すべき動き方も提示される．

概念間の距離については Blachon らにより定義された距離が存在するが，Blachon らにより定義された距離は概念の外延と内包がどの程度一致しているかによって定められる距離である．本研究で用いる形式文脈中の属性は動き方であり，Blachon らが定義した距離によって得られるのは隣接する概念間で，概念内に人や動き方がどの程度共通して含まれているかに着目しているため，上記で述べた身体的特徴を考慮できない．

本手法では形式文脈の対象である人の特徴を用いて距離を定義する．ここで，人の特徴とは身長や体重などの身体的特徴，経験年数，年齢など，形式文脈が属性として保持していない情報を用いる．以下に，2つの形式概念  $C_1 = (A_1, B_1)$  と  $C_2 = (A_2, B_2)$  間の距離  $d_2(C_1, C_2)$  を，概念間の人の特徴による距離と属性の類似度の重み付き和として定義する．

$$d(C_1, C_2) = w \times d_{chara}(C_1, C_2) + (1 - w) \times d_{attr}(C_1, C_2) \quad (0 \leq w \leq 1) \quad (24)$$

$$d_{chara}(C_1, C_2) = \sqrt{\sum_{e \in E} \frac{(\text{mean}_e(A_1) - \text{mean}_e(A_2))^2}{V_{e,ex}}} \times \text{score} \quad (E \text{ は人の特徴の集合}) \quad (25)$$

$$d_{attr}(C_1, C_2) = \frac{|B_2| - |B_1|}{|B_2|} \quad (26)$$

ここで，形式概念  $C_1$  は上位概念， $C_2$  は下位概念である．概念間の人の特徴による距離  $d_{chara}(C_1, C_2)$  は，概念  $C_1$  における外延  $A_1$  の特徴  $e \in E$  における平均と，概念  $C_2$  における外延  $A_2$  の特徴  $e \in E$  における平均の誤差の二乗を，特徴  $e$  における全対象の分散  $V_{e,ex}$  で割った値を特徴ごと算出し，和をとったものである．ここで， $E$  は特徴の項目であり，身長や体重などのアンケートから得られる情報である．すなわち，外延の距

離  $d_{chara}(C_1, C_2)$  はアンケートから取得した人の特徴を座標，形式文脈の対象を座標点，形式概念をクラスタと考えた際のクラスタ中心間のユークリッド距離に近い距離と言える．また， $score$  は下位概念の外延  $A_2$  の各対象における指導者の  $m$  段階評価の平均を求めたものであり，以下のように表される．

$$score = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} 1 (A_2 \text{ の } i \text{ 番目の評価} = 1 \text{ 番良い評価}) \\ 2 (A_2 \text{ の } i \text{ 番目の評価} = 2 \text{ 番目の評価}) \\ \vdots \\ m (A_2 \text{ の } i \text{ 番目の評価} = m \text{ 番目の評価}) \end{cases} \quad (n = |A_2|) \quad (27)$$

属性間の距離  $d_{attr}$  は Blachon らが定義した概念間の距離のうち，属性間の距離のみを用いたものである．隣接する概念間において  $C_1(A_1, B_1)$  を上位概念， $C_2(A_2, B_2)$  を下位概念としているため， $B_1 \cup B_2 = B_2$ ， $B_1 \triangle B_2 = B_2 \setminus B_1$  である．

次に，対象間の距離を定義する．2つの対象  $D_1, D_2$  は対応するアンケート結果をもつデータであるため，外延の距離と同様に，以下の式によって距離を計算する．

$$d_{chara}(D_1, D_2) = \sqrt{\sum_{e \in E} (\text{mean}_e(D_1) - \text{mean}_e(D_2))^2} \quad (E \text{ は人の特徴の集合}) \quad (28)$$

### 5.3.1 概念束への新しいデータの入力

ユーザとなる初心者のデータを新しく入力した場合，加速度データから特徴量を算出することで，初心者のデータが有効特徴を持っているかどうかを調べる．次にデータを対象，データが持つ有効特徴を属性として概念束に入力する．ここで，入力できる概念がない，すなわち概念束を作った際に存在しなかった属性の組み合わせを持っていた場合には，データを形式文脈に入力し，再度概念束を獲得する．最後にデータと各熟練者との距離を計算することで目指すべき熟練者と，データを含む概念の上限をスタート地点，目指すべき熟練者を含む概念の下限をゴール地点として最短経路を算出し，経路上に獲得すべき属性とともに提示する．

図24に技能習得支援手法のイメージを示す．新しいユーザの加速度データから特徴抽出を行い，有効特徴との照らし合わせを行った結果，動き方5を有していたとする．その場合，動き方5のみを内包として持っている概念に入力が可能であるため，上から2

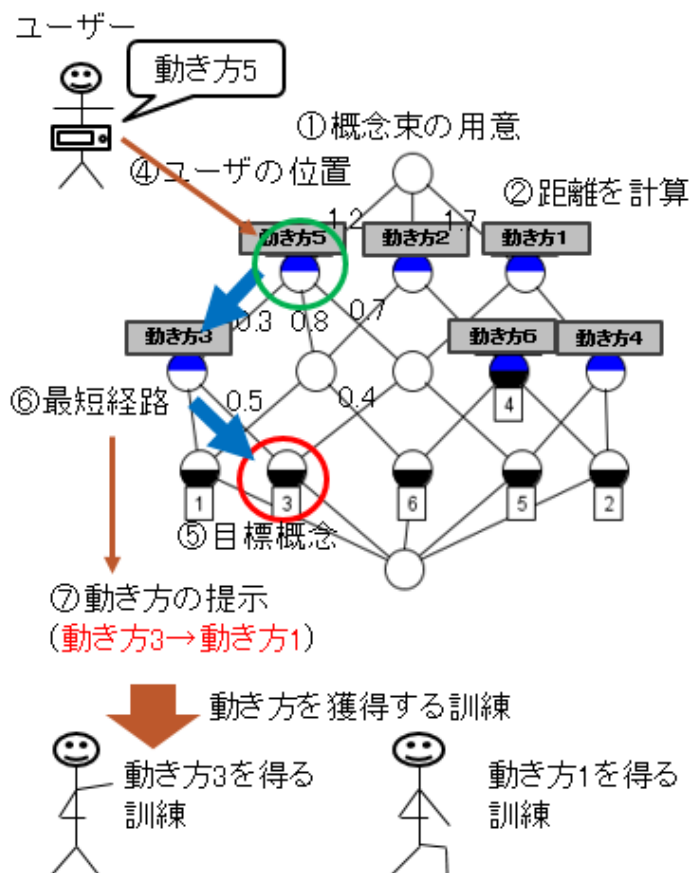


図 24: 技能習得支援手法のイメージ

段目の一番左に位置する概念にユーザは入力される．ここで，対象間の距離により，対象3が目標とする熟練者として指定されたとすると，対象3が外延として含まれている下限の概念が下から2段目，左から2番目の概念にあるため，この形式概念をゴール地点として設定する．そして，本節で定義した概念間の距離により，隣接する概念間の距離が得られているため，青い矢印で示した最短経路を提示できる．このとき，動き方3を獲得することでスタート地点の1つ下の概念へ，またそこから動き方1を獲得することでゴール地点へと到達できることから，技能習得手段として「動き方3→動き方1」を提示する．

ここで例外として，ユーザと熟練者の対象間の距離が同値となる熟練者が複数人存在した場合，それぞれが外延として含まれる下限の概念をゴール地点の候補として，それぞれの最短経路とその経路長を計算する．そして，経路長が最短であった経路を目指す

べき経路とし、そのゴール地点に存在する対象を目標とする熟練者とする。

## 5.4 テコンドーにおける技能習得支援に用いる特徴量の算出

本項では、技能習得支援を行う対象として、武道の1つであるテコンドーにおける基本的な演武であるチョンジに着目する。テコンドーには段位や級位が存在しており、習熟の指標として用いることが可能な対象である。テコンドーに着目する理由として、テコンドーだけでなく武道には型と呼ばれる演武競技が存在し、極めと呼ばれる急制動が存在する。極めにおける急制動の強さを測る指標として加速度センサは非常に向いており、また急制動の強さは力の強さと加速の効率の良さの両方を測ることができ、加速度センサを用いた動作分析として有効な対象と考えられる。また、テコンドーではサインウェーブと呼ばれる動作中に上半身を滑らかに上下させる動作も重要視されるため、加速度を用いた動作分析対象としては着目できる点が多い対象である。チョンジに着目する理由としては、チョンジがテコンドーにおいて最も基本的な型であることから、習熟支援の観点から有用と考えられるためである。

決定木を用いた有効特徴の抽出のため、以下の手順で特徴量を算出する。

1. チョンジを行った際の加速度データを19個のピークを検出する。
2. チョンジを行った際の加速度データを19個の窓に分割する。
3. 窓ごとに特徴量を算出し、着目する挙動ごとに平均をとる。

### 5.4.1 チョンジを行った加速度データからのピーク検出

チョンジは挙動と呼ばれる動きのセクションが19個存在し、それぞれの挙動は約2秒をかけて行われる。また、チョンジにおける挙動は、動き始めから滑らかに加速していき、挙動の最後に急制動をして終わるものである。すなわち、急制動のパターンを検出することで、チョンジは19個の挙動に分割することが可能と考えられる。

チョンジにおける挙動の極めのピークを、以下の手順で抽出する。

1. 加速度データの各サンプル点において、加速度のユークリッドノルムを計算する。
2. 加速度のユークリッドノルムの最大値と、最大値をとるタイムスタンプを取り出し、



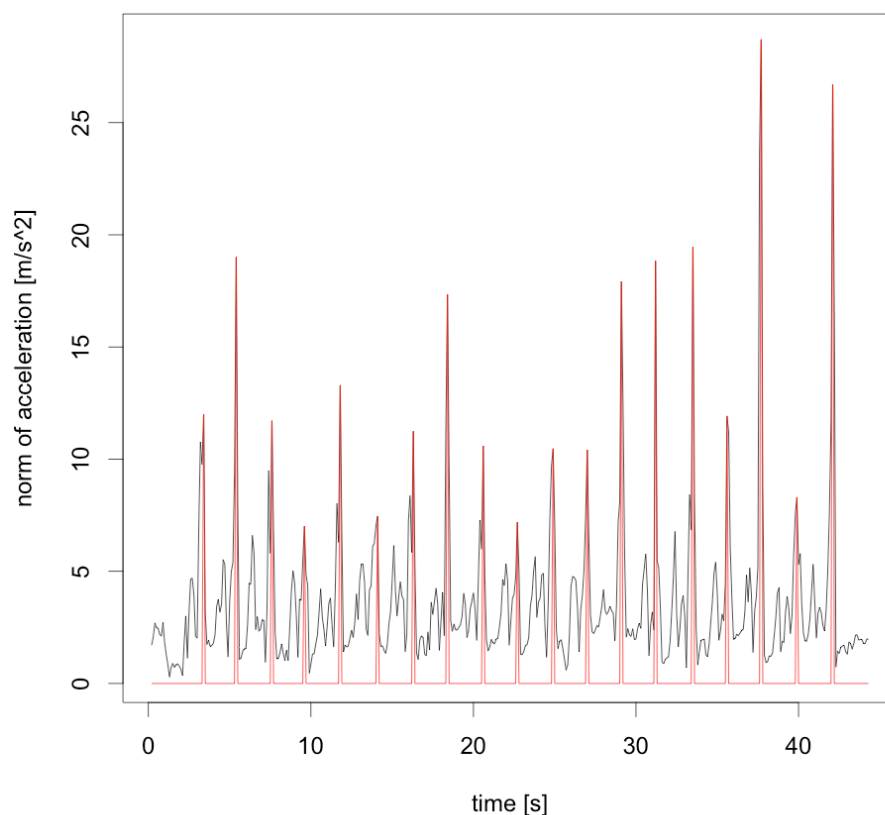


図 25: ピーク検出結果

取り出したタイムスタンプの前後1秒の加速度ノルムに対してマスクをかける。すなわち、最大値をとったのち、その前後1秒の値を全て0にする。

3.2を残り18回繰り返す。

極めのピークが19挙動全てにおいて1サンプル点にのみ現れているのであれば、上位19個の加速度ノルムとその時のタイムスタンプを撮れば良いが、必ずしも極めのピークが1サンプル点にのみ現れているとは限らない。そこで、各挙動が約2秒かけて行われることから、加速度ノルムの最大値を取り出した際に、前後1秒の値を0にすることで、誤検出を防いでいる。図25に予備実験としてチョンジを行った際の加速度に対してピーク検出を行った結果を示す。図25の横軸は時間、縦軸は加速度のユークリッドノルムを表しており、黒い線が元データ、赤い線が抽出されたピークを除いたデータ点を0としたデータを表している。図から、等間隔に立っているピークが検出できており、

また他の挙動のピークに比べて低いピークも正確に検出できていることがわかる。

#### 5.4.2 加速度データを19個の挙動に分割

チョンジの挙動は約2秒かけて行われること、また極めのピークは挙動の最後に行われる急制動によって現れるものであることから、前節で検出した極めのピークを基準として挙動分割を行う。本手法では、以下の手順で挙動分割を行う。

1. 検出したピークのうち、ピークが現れるタイムスタンプが最も小さいものを1挙動目のピークとし、1挙動目のピークから1.8秒以上前にある最後のサンプル点を1挙動目の開始点とする。
2. 1挙動目のピークから0.2秒以上後にある最初のサンプル点を1挙動目の終了点とし、その次のサンプル点を2挙動目の開始点とする。
3. 2と同様に、 $i$ 挙動目のピークから0.2秒以上後にある最初のサンプル点を $i$ 挙動目の終了点とし、その次のサンプル点を $i+1$ 挙動目の開始点とする。この操作を $i=19$ となるまで繰り返す。ただし、19挙動目の終了点が得られた時点で終了し、その次のサンプル点については考慮しない。

以上の手順によって、チョンジにおける加速度データのサンプル点に各挙動の開始点、終了点が得られたため、3軸加速度データのサンプル点に適用することで、データが19挙動に分割される。

#### 5.4.3 挙動ごとの特徴量の算出と着目する挙動の組み合わせ

チョンジは19個の挙動によって構成される型であり、突きや受けを除いた移動のみに着目すると、前進、後退、90度回転、180度回転の4種類の移動が現れる。なお、チョンジを構成する19個の挙動の構成は、付録に示す。チョンジは1歩前進する動作や後退する動作、回転する動作など4種類の移動動作によって構成されており、動作によって難易度が異なる。例えば前進しながら加速して急制動するよりも、後退しながら加速して急制動する方が難しく、また体の前方向に回転するよりも、体の後ろ方向に回転する方が難しい。そこで、特徴量の算出にあわせて、チョンジの挙動を以下の5種類の挙動区分に分類する。

- i. 90度回転して極める動作
- ii. 180度回転して極める動作
- iii. 前進(前に一步踏み出す)して極める動作
- iv. 後退(後ろに一步下がる)して極める動作
- v. 型の一連の動作(19 拳動全体)

また、3軸加速度の各軸に対して、体の上下方向、前後方向、回転方向にあたる軸があり、またそれぞれの軸に対して重視する点が想定される。体の上下方向はサインウェーブと呼ばれる特徴的な動き、前後方向は体の移動、回転方向は上体によって突きや受けと言われる技を出す際に動きが現れる軸であり、3軸全てを総合したユークリッドノルムのみでは見られない特徴があることが考えられる。以上の理由から、特徴量は  $x$  軸、 $y$  軸、 $z$  軸、そしてユークリッドノルムのそれぞれにおいて算出することとする。

テコンドーの動きは滑らかな動きと拳動終盤の急峻な極めによって構成されており、急制動の力強さや緩急の大きさが熟練度に現れることが考えられる。そこで本節では、拳動ごとの特徴量を以下のような2つの指標について求める。

- 拳動中の加速度の絶対値の最大値
- 拳動中の加速度の絶対値の最大値と、最大値をとるデータ点の前後0.2秒以内に存在するデータ点を除いた拳動中の加速度の絶対値の平均との差

上記の指標を拳動ごと、軸ごとに算出し、5種類の拳動区分について平均をとる。例えば、90度回転して極める動作における  $x$  軸の最大値を求める場合には、 $x$  軸のみを用いて、拳動ごとに最大値を求め、19拳動のうち90度回転して極める動作について最大値の平均をとる操作をデータごとに行う。

以上によって、5種類の拳動区分、4種類の軸、2種類の指標を用いて、 $5 \times 4 \times 2 = 40$  種類の特徴量を算出する。算出された特徴量を説明変数、指導者による型の評価を目的変数として決定木学習を行い、決定木の分岐条件である特徴量の条件を有効特徴として形式文脈の属性として利用する。ここで、決定木の分岐条件から形式文脈の属性として2値にする際に、本節の特徴量は力強さや緩急の大きさであり、大きいほど熟練度が高いことを示唆していると仮定しているため、分岐条件の値よりも大きい値をもつデータを1、小さい値をもつデータを0とする。

## 5.5 実験

本節では、形式概念分析を用いた技能習得支援手法にテコンドーの型であるチョンジの特徴抽出手法を適用し、実際の加速度データを用いた分析を行う。

### 5.5.1 加速度データの条件

加速度データの収集には、加速度センサの性質の違いによるデータの変化を防ぐため、富士通製の arrows M03 のみを使用し、「一定ビットレート加速度ロガー」というアプリケーションを使用した。上記の加速度計測アプリケーションはデータのサンプリング周期を可能な限り一定とするものであるが、アプリケーションはオペレーティングシステムによる優先度の影響を受けるため、完全に一定周期でデータを取得できるとは限らない。そのため本実験では 10Hz にダウンサンプリングを行うこととした。

加速度データ取得のためのスマートフォンは、演武者の腰に固定した。スマートフォンを横向きにし、背面を腹部に当てる形で装着し、体の上下方向が  $x$  軸、体の横方向が  $y$  軸、前後方向が  $z$  軸となるように固定した。

以上の条件により、15名の参加者に複数回チョンジの加速度計測を行ってもらい、計30件の加速度データを取得した。

### 5.5.2 距離計算のためのアンケート

形式概念分析により概念束が得られた際に、対象間の距離と概念間の距離を算出するため、アンケートにより人の身体的特徴や経験歴などを取得した。アンケートで取得する項目とその値の型は表13に示すとおりである。表13に示したアンケート項目について、2値をとる項目について距離を計算する際、一方を1、もう一方を0として計算に用いる。

### 5.5.3 決定木による有効特徴の抽出

前節で述べたテコンドーの型チョンジを対象とした特徴抽出手法により得られた説明変数を用いて分類する熟練者の情報として、加速度データを取得した際の型の上手さを

表 13: チョンジの加速度データ取得にあわせて取得するアンケート

項目	型	項目	型
性別	{男, 女}	利き手	{右, 左}
年齢	整数	利き足	{右, 左}
身長 [cm]	整数	競技歴 [年]	整数
体重 [kg]	整数	現級	整数

指導者の評価により取得した。指導者の評価は、極め、振り、自然、総合の4項目でそれぞれAからDまでの4段階評価によって構成されている。以下に、それぞれの評価項目についての概要を述べる。

極め 拳動の終わりに急制動する直前の動作の速さと急制動にかかった時間の短さ、またその姿勢

振り 技を出す際の振りかぶり動作が大きく取れているか、またその動作を滑らかに行っているか

自然 体全体が滑らかな曲線の軌跡を描くように動いているか、ぎこちなくないか

総合 以上3項目を総合して、型全体をどれだけ習熟しているか

上記の項目について、Aが最も熟練度が高く、またDが最も熟練度が低くなる評価である。本実験では加速度データを同一人物から複数回取得しているが、同じ参加者が毎回同じ評価を得られるとは限らないため、同じ参加者のデータであっても、計測ごとに指導者の評価をあわせて取得した。本実験で扱うデータセットは、総合評価Aが5件(加速度データID:5, 6, 11, 12, 26)、総合評価Bが16件(加速度データID:3, 4, 7, 8, 9, 10, 14, 15, 16, 18, 22, 23, 24, 25, 28, 29)、総合評価Cが8件(加速度データID:1, 2, 13, 17, 19, 20, 27, 30)、総合評価Dが1件(加速度データID:21)となった。

本実験では極め、振り、自然それぞれを目的変数として決定木を3つ作成した。この条件により、それぞれの評価を目的変数とした際の決定木を図26、図27、図28に示す。図の決定木において、ノードの1行目に示される文字は、そのノードにおいて最も多くを占めるラベルであり、それぞれ根ノードにおいてB評価が最も多くを占めている。2

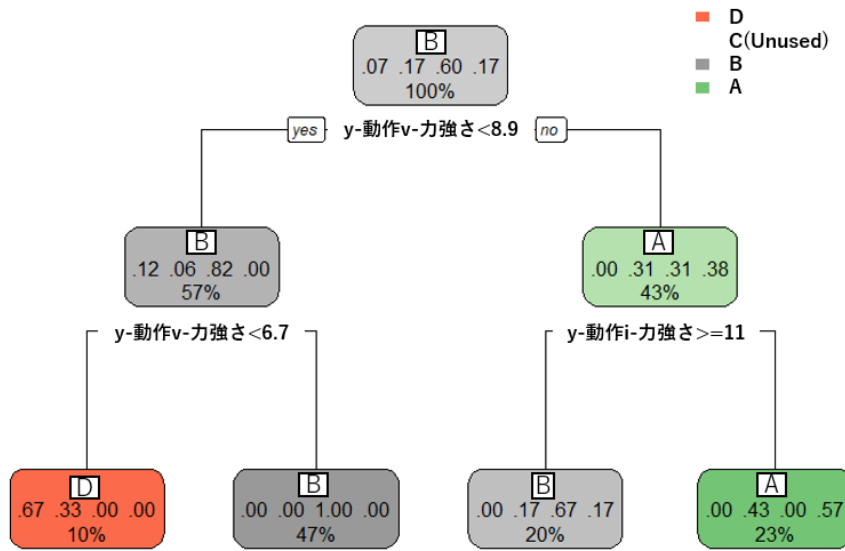


図 26: 極めの評価を目的変数とした決定木

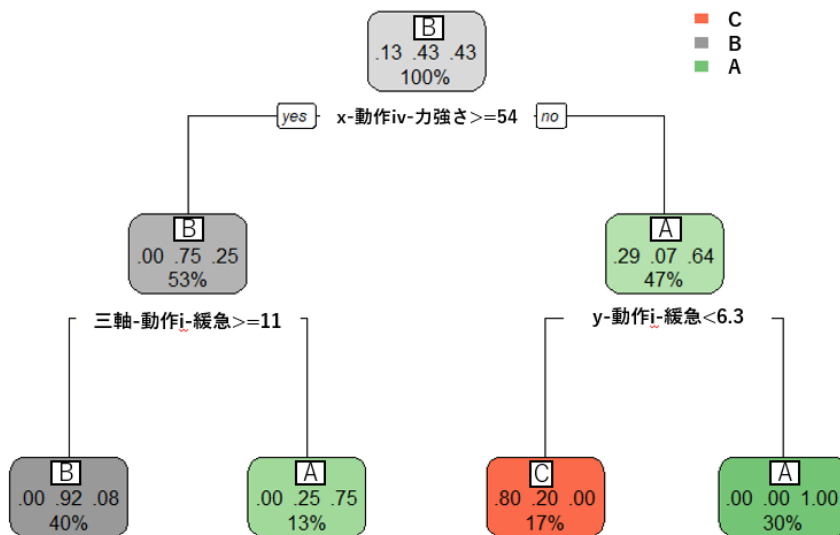


図 27: 振りの評価を目的変数とした決定木

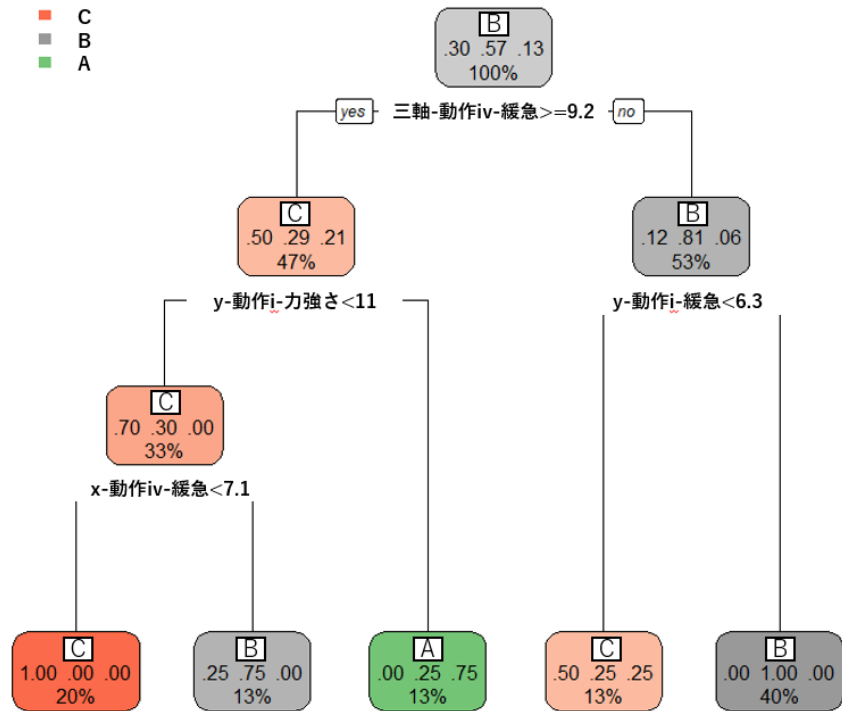


図 28: 自然の評価を目的変数とした決定木

行目はそれぞれの評価の割合を表しており、図 26 を例とすると、右から順に A, B, C, D 評価の順に割合を示している。3 行目はそのノードが全体の何%のデータを含んでいるかを表しており、図 26 を例とすると、根ノードが全体の 100%を含んでおり、そこから分岐したノードがそれぞれ全体の 57%, 43%を含んでおり、これらは同じ高さに位置するノードの値を全て合算すると 100%となる値である。

図 26, 図 27, 図 28 に示した決定木から、10 個の分岐条件が得られた。この 10 個の分岐条件のうち、重複して現れる条件をまとめて、8 個の分岐条件が得られた。得られた 8 個の分岐条件を有効特徴として考え、表 14 に有効特徴と、有効特徴が示す動き方の指標を示す。表 14 に示す有効特徴を形式文脈の属性として入力する。データの通し番号を形式文脈の対象として、各データがもつ特徴量について、表 14 に示す有効特徴を満たしているかを調べ、満たしていれば 1, 満たしていなければ 0 として形式文脈を作成する。

表 14: 有効特徴とそれが示す動き方の指標

有効特徴 (形式文脈の属性)	動き方の指標
y-動作 v-力強さ $\geq 8.9$	a.19 挙動を平均的に見て, 極めの時の捻転方向 (腰の横回転) を力強くする
y-動作 v-力強さ $\geq 6.7$	b.19 挙動を平均的に見て, 極めの時の捻転方向 (腰の横回転) を力強くする
y-動作 i-力強さ $\geq 11$	c.90 度回転する挙動において極めの時の捻転方向 (腰の横回転) を力強くする
x-動作 iii-力強さ $\geq 54$	d. 前に踏み込む挙動において極めの時の上下方向 (ダウンの動き) を力強くする
三軸-動作 i-緩急 $\geq 11$	e.90 度回転する挙動において平均的に腰の動き全体に緩急をつける
y-動作 i-緩急 $\geq 6.3$	f.90 度回転する挙動において捻転方向 (腰の横回転) に緩急をつける
三軸-動作 iv-緩急 $\geq 9.2$	g. 後ろに下がる挙動において平均的に腰の動き全体に緩急をつける
x-動作 iv-緩急 $\geq 7.1$	h. 後ろに下がる挙動において上下方向 (アップダウンの動き) に緩急をつける

#### 5.5.4 概念束の生成と距離の算出

以上で示した実験条件と決定木により得られた形式文脈を用いて形式概念分析を行ったところ, 45 個の形式概念が得られた. 得られた 45 個の形式概念を概念束としてハッセ図としたものを図 29 に示す. 図 29 に示した概念束は, 属性を持たず対象 21 と 30 のみをもつ形式概念を上限とし, 隣接する下位概念の上に表されている属性を獲得することで下方向へと辿ることが可能な概念束である. また, ノードである形式概念の上半分が青く塗られているものは, 上からたどった場合にその概念において初めて新しい属性が現れたことを表しており, また下半分が黒く塗られているものは, 下からたどった場



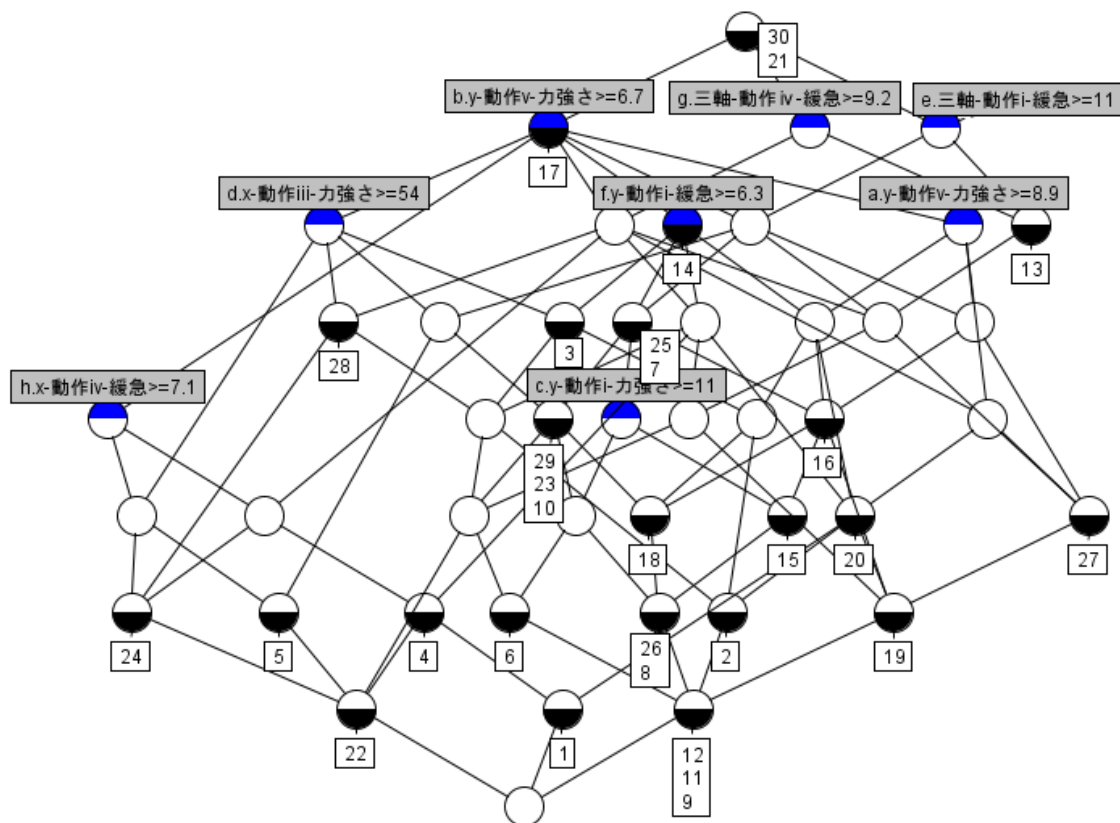


図 29: 得られた形式概念 45 個による概念束のハッセ図

合にその概念において初めて新しい対象が現れたことを表している。そして、色が塗られていない概念においては、隣接する概念において既出の対象または属性を組み合わせた形式概念となっている。すなわち下位概念の上に獲得すべき属性が表記されていない場合、その下位概念に隣接する上位概念の属性を持っていることを表している。例として上から 3 段目の一番左の形式概念をスタート地点として、その隣接下位概念である対象 28 が現れる形式概念をゴールとして移動する場合を考える。この概念は属性 b と属性 d をもつ形式概念であり、その隣接下位概念は属性 b と属性 d だけでなく、隣接上位概念をたどっていくと上から 2 段目、左から 2 番目の形式概念と繋がっていることがわかり、属性 g も持っていることになる。そこで、スタート地点の形式概念からゴール地点の形式概念に移動するためには、属性 g を獲得する必要がある。

図 29 に示した概念束について、アンケート結果を用いた距離を算出した。ここでは、

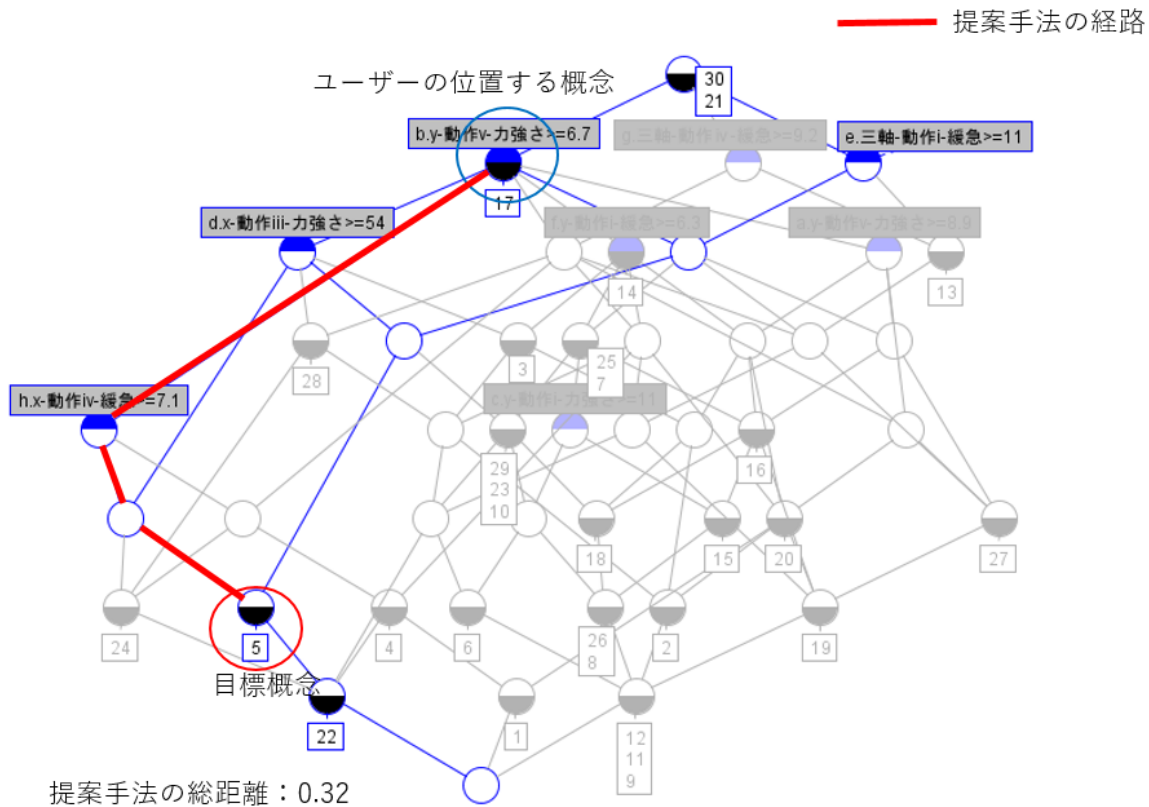


図 30: 加速度データ ID:5 を目標者とした経路

技能習得を行うユーザーを加速度データ 17, 熟練者を総合評価が A の加速度データ 5 件 (ID: 5, 6, 11, 12, 26) とした場合の距離と最短経路を求めた。なお, 本節で述べた概念間の距離において, 外延のアンケート結果を考慮した距離  $d_{chara}$  と内包の距離  $d_{attr}$  の重み付き和を求める際の重み  $w$  は 0.5 とした。すなわち, Blachon らが定義した概念間の距離に対して, 外延の距離をアンケート結果の距離に置き換えた形となる。

以上の条件によりまず到達目標となる熟練者を決定するため加速度データ 17 と熟練者のデータ 5 件との対象間の距離を計算したところ, 全て同じ距離となったため, 最短経路が最も短いものをユーザーに提示する経路とする。それぞれの熟練者のデータが存在する形式概念 4 つをゴール地点とした概念束とその経路を図 30 から図 33 までに示す。

図 30 から図 33 に示した概念束は, スタート地点からゴール地点までに通る経路を青線で表し, その中でも最短であった経路を赤線で表したものである。それぞれの経

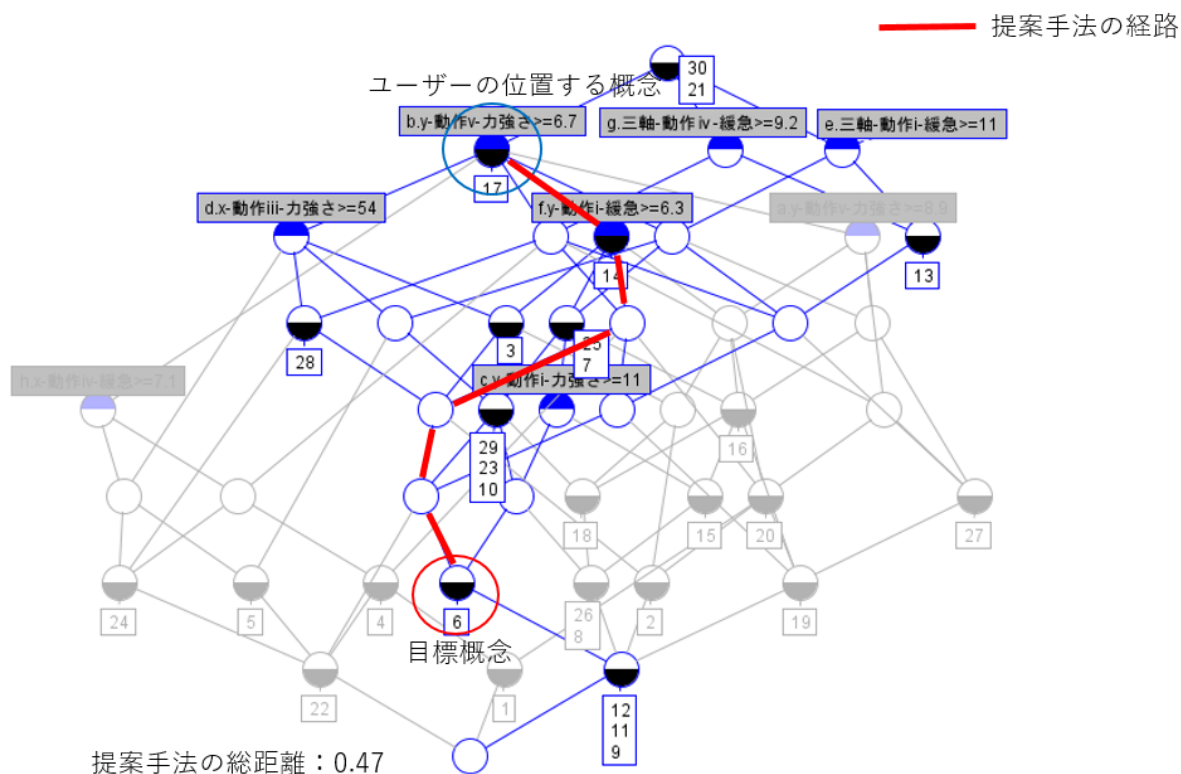


図 31: 加速度データ ID:6 を目標者とした経路

路を比較したところ、図 30 に示した経路が総距離が最も短くなり、この経路と熟練者のデータ 5 を最も習得しやすい経路であるとした。また、表 15 にそれぞれの経路における獲得すべき有効特徴の順序と総経路長を示す。表 15 に示したそれぞれの有効特徴の獲得順序から、属性 d と属性 e はどの経路においても獲得される非常に重要な有効特徴であることがわかる。すなわち、前に進む動作においては力強さを、90 度回転する動作においては緩急を意識することが技能習得につながるということが考えられる。

### 5.5.5 指導者が提示する順序との比較

本節で述べた手法を用いて得られた概念束と距離によって得られた技能習得のための有効特徴獲得順序について、指導者への質問形式で比較を行った。ここでは、加速度データ 17, 27, 30 の 3 つを技能習得対象とした場合の熟練者までの経路を出力し、指導者に対して聞き取りを行った。ここで、指導者に伝える情報はそれぞれの加速度データをも

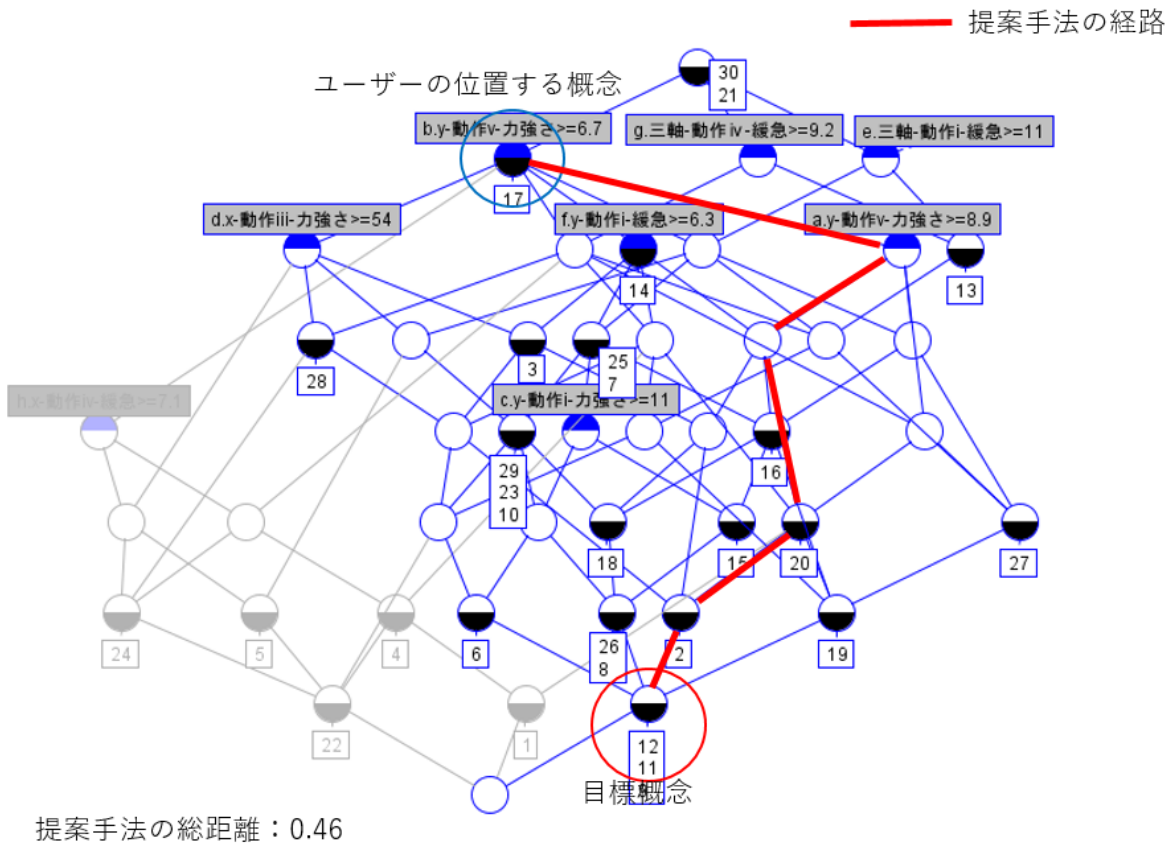


図 32: 加速度データ ID:11, 12 を目標者とした経路

ユーザーの名前と、経路上に現れた獲得すべき有効特徴のみであり、本節の手法で得られた獲得順序は伝えず、指導者からみてどの順序で獲得すべきかを確認した。この条件は人ごとに獲得すべき要素を適切な順序で提示するものであり、指導者においても本実験で得られた順序と同じ条件であると考え。以上の条件にて得られたそれぞれのデータに対する本節の手法が提示する順序と、指導者により提示された順序を、表 16 に示す。表 16 に示した比較から、本節の手法が提示した順序、指導者が提示した順序ともに、属性 f または属性 h を習得した後に、属性 d を習得する点において共通していた。繰り返しになるが、それぞれの属性について以下に示す。

属性 f 90 度回転する挙動において腰の回転に緩急をつける

属性 h 後ろに下がる挙動において上下方向への緩急をつける

属性 d 前に踏み込む挙動の極めにおいて上下方向の動きを強くする

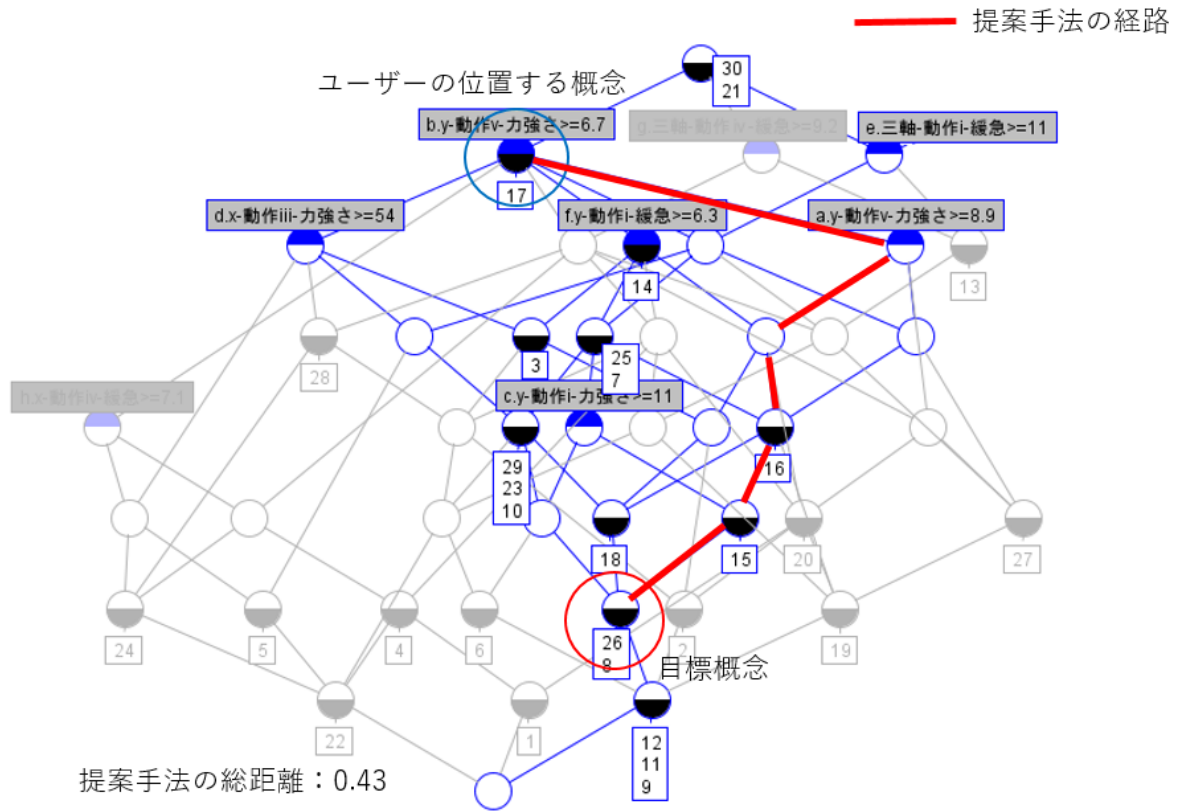


図 33: 加速度データ ID:26 を目標者とした経路

どちらが提示した順序でも属性fと属性hが表す緩急についてを先においており、極めにおける力強さをその後に置く結果となった。また、本節の手法においてどの順序においても属性dが現れており、指導者が提示した順序では属性dが全てのユーザーの場合においても最後となっていた。このことから、属性dが表す上下方向の動きの強さは習得において非常に重要な動きであり、また習得が非常に難しい動きであることがわかった。

次に、加速度データ30について着目すると、習熟には序盤に属性aの後に属性fを獲得するという点で指導者が提示した順序と一致していた。また、指導者が提示した順序では属性cを最初に習得すべきとしており、この点についてはデータ27についても同様であった。そこで、属性aと属性cに着目するため以下に属性の表す動きを再度示す。

属性 a 19 挙動を平均的に見て極めの際の捻転方向（腰の横回転）を強くする

属性 c 90 度回転する挙動において極めの際の捻転方向（腰の横回転）を強くする

以上の属性を見てみると、どちらも極めの際の捻転方向、腰の横回転についての属性を

表 15: それぞれの熟練者を目標とした経路における有効特徴の獲得順序と総経路長

図番号	有効特徴の獲得順序	総経路長
図 30	$h \rightarrow d \rightarrow e$	0.32
図 31	$f \rightarrow g \rightarrow d \rightarrow e \rightarrow c$	0.47
図 32	$a \rightarrow f \rightarrow g \rightarrow d \rightarrow c, e$	0.46
図 33	$a \rightarrow f \rightarrow e \rightarrow c \rightarrow d$	0.43

表 16: 本節の手法が提示した順序と指導者が提示した順序の比較

ユーザー	本節の手法が提示した順序	指導者が提示した順序
ID:17	$h \rightarrow d \rightarrow e$	$e \rightarrow h \rightarrow d$
ID:27	$f \rightarrow c, d$	$c \rightarrow f \rightarrow d$
ID:30	$g \rightarrow a \rightarrow f \rightarrow d \rightarrow c, e$	$c \rightarrow a \rightarrow f \rightarrow e \rightarrow g \rightarrow d$

最初に獲得すべきとしていた。極めの瞬間とは体の移動や上下運動だけでなく、拳による突きや受けなどの技についても最も速度が出ている瞬間であり、それを急制動する必要がある。そのため腕の力で腕を止めるのではなく、腰の回転により上体全体の力で腕に急制動をかけるのが重要であるが、チョンジにおいてはこの点を基礎として最初に習得するのが良いという結果となった。本節の手法が提示した順序では、属性 a は最初に獲得すべき動きとしていたが、属性 c については最後に習得すべき難しい動きとしており、この点についてはさらなる実験による検証が必要と考えられる。

## 5.6 本章のまとめ

本章では、動作分析分野において重要なものの1つであるスポーツ科学分野のアプローチとして、武道の1つであるテコンドーの演武競技を対象として、上手さを測る指標を発見し、習熟支援を行う手法について述べた。本手法はまずテコンドーにおいて基本の演武とされるチョンジに着目し、チョンジを構成する19個の挙動に分割し、加速度データの各軸とノルムそれぞれを用いて、5種類の動作分類について、2種類の指標

を調べることで40次元の特徴量を算出する。次に特徴量を説明変数、師範の評価を目的変数として決定木学習を行い、師範から高い評価を得た熟練者を分類できる有効特徴を発見する。そして、データを対象、上記で得られた有効特徴をデータが満たしているかを属性として形式概念分析を行うことで、下へ行くほど高評価を得るための有効特徴を多く所有する熟練者となる概念束が得られる。この概念束には対象がもつ特徴間の距離を定義しており、初心者が概念束上に入力された場合に、最も身体的特徴が類似する熟練者を自動的に選択肢し、最短経路を提示することが可能である。

実験では、チョンジを行った際の腰部の加速度データを入力として形式概念分析を行い、高評価を得た熟練者を下限の1つ上の層に持つ概念束が獲得できた。また、概念間の距離により、概念束上の対象を選択することで、目標となる熟練者を抽出し、最短経路と獲得すべき有効特徴を提示することが可能であることを確認した。しかし、獲得すべき有効特徴と獲得順序を師範に確認したところ、師範の提示した習熟順序とは異なるものとなった。この点については今後の課題である。

## 第6章

### 考察

#### 6.1 本章の概要

ここでは、本稿で述べた手法についての考察を行い、また既存の手法との比較を行う。動作分析における既存研究では、酩酊状態やスマホ歩きなど特定の状態を認識する研究や、スポーツにおける特定の動きの認識や評価を目的としている。行動から特徴的な動き方を発見する研究は本研究の独自の点であり、他の既存研究との直接的な比較ができないため、対象とする行動や目的などを比較する。

#### 6.2 本稿で述べた手法全体を通しての考察

本稿では、人の動き方を分析することを目的として、ラジオ体操と歩行についての動作分析手法と、武道における演武競技を対象とした技能習得支援手法について述べた。これらの手法は共通して、身体的、文化的、また世代的な特徴や状態について同じ要素をもつ人達は同じ動き方をするという仮定に基づき、特徴的な動作を発見する点を重要な技術としている。ここで、特徴的な動作は多くの人に共通して現れる動きであるが、以下のように特徴的な動作を使い分けた。

- ラジオ体操、歩行の分析では、多くの人に現れる特徴的な動きを教師なし学習的に発見し、動き方の違いによって人のグループ分けを行った。

この手法では、発見された特徴的な動きを全て用いることで、動き方と人の身体的、文化的、世代的な特徴や状態との関係について調べた。



- 演武競技の技能習得支援では、多くの人に現れる特徴的な動きという点では共通しているが、技能習得支援に特徴的な動きを用いるため、熟練者に現れる動きに着目した。

熟練者に共通して現れる動きとは、すなわち熟練者を分類しうる動き方であるため、こちらは指導者の評価をもとに教師あり学習によって特徴的な動きを発見した。

### 6.2.1 ラジオ体操と歩行を対象とした動作分析に対する考察

ラジオ体操と歩行を対象とした動作分析において、本稿では加速度データを文字列によって表現し、多くの文字列が共通して含む部分文字列を発見することで、特徴的な動きを発見した。また、特徴的な動きの組について、同じ文字列中に同時に現れる組を発見することで、傾向の強い動き方のルールを作成した。そして動き方のルール同士の排他性を調べることで、同じグループ内では同じデータに現れる動き方、異なるグループ間では同じデータに現れない動き方となる動き方のグループ分けを行い、動き方のグループを用いて人のグループ分けを行った。

動き方による人のグループ分け結果や、発見された動き方を用いて、動き方と人の身体的、文化的、また世代的な特徴や状態との関係の分析も行った。これにより、文化的な特徴と関連の深い出身県との関係が見られ、他にも身体的特徴である体重やBMI、運動の得意不得意との関係も見られた。

本稿で述べた動作語について、語がもつ読み意味について考えると、読みはどのような動きをするものかを表し、意味はどのような身体的、文化的、世代的な特徴や状態と関係があるかを表していると考えている。本稿では動作語において単語となる特徴的な動作を発見し、意味にあたる身体的などの特徴や状態との関係を分析するための枠組みを作り、実際のデータを用いて分析を行った。

一方で、読みにあたるどのような動きをするのかについては今後の課題である。本研究では時系列データについて、加速度データを対象として用いたが、加速度データのみを用いた分析は利点として、特殊な設備を必要とせず、スマートフォンやウェアラブルデバイスを用いて常にデータを取得することが可能であるが、欠点として加速度データから元の動きを復元することが難しい点がある。一方、動作分析分野において広く用いられる Kinect やモーションキャプチャを用いた分析は、利点として元の動きを復元することが容易であるが、欠点として設備を必要とすることから日常的にデータ取得を行う

ことができない。そこで、方針として、Kinect やモーションキャプチャと慣性センサ両方を用いたデータ分析を行うことで、慣性センサから動作語を発見し、モーションキャプチャなどから対応するタイミングの動きを与えることで、読みにあたる動き方と意味にあたる人の特徴との関係について紐付けを行うことが考えられる。これにより動き方の辞書とも言えるデータベースが得られれば、スマートフォンやウェアラブルデバイスを用いた慣性センサによって人の健康状態の見守りなどが可能になると考えられる。

## 6.2.2 武道における演武競技を対象とした技能習得支援

武道における技能習得支援では、テコンドーを対象として特徴抽出を行い、決定木学習を行うことで熟練者を分類し、分類に用いられた条件を有効特徴として発見した。有効特徴は熟練者を分類しうる動きであるため、すなわち熟練者に共通して現れる動きである。本手法の特徴的な点として、熟練者に共通して現れる有効特徴を属性として形式文脈を作成し、熟練者がもつ有効特徴を多くもつ対象ほど下限に近づく概念束が得られる。加えて、形式概念間の距離と対象間の距離を定義することで、ユーザに対して目指すべき熟練者と、そこへ至る最短経路を提示することができる。

実験では対象の1人をユーザとして決定した場合に、目指すべき熟練者とそこへ至る最短距離を提示することができることを確認したが、獲得すべき有効特徴の順序は、一部の順序において指導者の提示する順序と一致しなかった。指導者が納得するような習得順序が提示できるよう、更なる改良が必要と考えられるが、本手法の目的である特徴的な動作の発見とその習得順序の提示を行うための枠組みは作ることができた。

## 6.3 既存研究との比較

次に、本稿で述べた手法について、既存の手法との比較を行う。ラジオ体操と歩行を対象とした分析は、あらかじめ分類する対象を設定せず、特徴的な動き方を発見し、発見した動きに意味づけを行うことを目的としているため、既存の研究との直接的な比較が難しいため、入力として用いるデータや分析手法、着目する点において比較を行った。これに合わせて、武道を対象とした技能習得支援手法についても、同様に近年の研究との比較を行う。表17に近年の研究との比較を示す。日常行動に着目している研究とし

表 17: 本稿で述べた動作分析手法と既存研究との比較

	分析対象と する動作	用いるデータ	動作分析手法	日常行動に 着目してい るか	特徴的な動 作に着目し ているか
菊池ら [27]	盛岡さんさ 踊り	加速度データ	ヒストグラム	×	×
鳥越ら [26]	剣道	加速度, ジャ イロデータ	Random Forest	×	×
岩田ら [24]	フィギュア スケート	映像データ	Deep Learning	×	×
伊藤ら [28]	サッカー	Kinect	サポートベクタマ シン	×	○
Zhang ら [6]	歩行	シミュレーシ ョン	Micro motion fea- ture extraction	○	×
本稿の手法 1	ラジオ体操 と日常行動	加速度データ	クラスタリング	○	○
本稿の手法 2	武道の演武 競技	加速度データ	決定木, 形式概念 分析	×	○

て, Zhang らは歩行を対象として, 肩や肘, 手先などの骨格点に発生する周期運動と歩行による移動を考慮して, 骨格点における動きの波形をドップラー効果を考慮して生成し, 骨格点間の距離によって電磁波のように重ね合わせることで歩行動作のモデリングを行った [6]. この研究は日常行動を対象としている点において本研究と共通しているだけでなく, 歩行の動きをモデリングすることで, ウェアラブルデバイスから取得できる手先の軌跡から全身の動きをフーリエ変換的に抽出できるようになるかもしれない, 動作分析において非常に重要な研究と考えられる. この研究と本研究との相違点として, Zhang らは人の動き方が異なる原因となる特徴的な動きについては着目していない.

特徴的な動作に着目している研究として, 伊藤らはサッカーにおけるペナルティキッ

クを対象として、ボールを左右どちらに蹴り出すかを分類しうる動きの発見を行っている [28]。ボールを左右どちらに蹴り出すかを分類しうる動きとは、すなわち例えば右側に蹴る場合に共通して現れる動きであり、本稿で述べた特徴的な動きを発見している研究であると言える。また、入力データとして Kinect を用いていることから、特定の設備を必要とする反面、発見された特徴的な動きをゴールキーパーに伝えることで、セーブ率の向上にも成功しており、動作語としての読みと意味の両方を獲得していると言える。一方で本研究との相違点として、上でも述べた特殊な設備を必要とすること、また日常行動には着目していない。

武道における演武競技を対象とした技能習得支援手法においては、熟練度をラベルとして教師あり学習を行っている点について既存の研究と共通している。また、特徴的な動作を発見する点においても、伊藤ら [28] の手法と着目点は共通していると言える。一方で、本稿で述べた手法は特徴的な動作を発見するだけでなく、形式概念分析を用いて技能習得のための地図と言える可視化を行っている点で異なった手法である。

## 第7章

### おわりに

近年のスマートフォンやウェアラブルデバイスの普及により、普段から人の行動に伴うデータを取得することが可能となった。これにより、取得が容易な加速度データを用いて、行動コンテキストの識別や個人の認証、食事内容の推定などさまざまな研究が行われている。また、加速度データを用いた動きの分析として、スポーツや芸術、工芸における暗黙知や身体知と呼ばれる経験や訓練によって得られた知識に関する研究も行われている。

本論文では、人の動きに伴う時系列データを文字列により表現し、頻出する動き方の共起性と排他性を調べることで、人を動きによってグループ分けする手法について述べた。本研究では、人の身体的、文化的、また世代的な特徴や状態によって動き方は変化すると考えている。例えば、酩酊状態での歩行は平常時とは異なる振る舞いをし、スマートフォンを見ながら歩いた際にはスマートフォンに搭載されている加速度センサから異なる時系列パターンが得られる。そこで本研究では、多くの人が行う動きを特徴的な動きとして癖として発見し、癖の間の共起関係を調べることで、特徴的な動き方のルールを発見する。加えて、動き方のルールの中に排他性を定義し、行動において複数の動き方があることを示す。互いに排他的な動き方によって人のグループ分けを行うことで、同じ行動において異なる動き方をする人のグループを作る。これにより得られた人のグループと人がもつ身体的、文化的、また世代的な特徴や状態との関係を分析した。

実験では、ラジオ体操の加速度データ、歩行に伴う加速度データを入力として、動き方と人の特徴の関係分析を行った。ラジオ体操の加速度データを用いた実験では、人の2つのグループに教師なし学習的に分け、体重とBMI、出身県によりグループ分け結果を説明可能であることを確かめた。また、歩行や走行などの動き方が現れるタイミング

や長さがあらかじめ決められていない日常行動に対して汎用化された手法において、ラジオ体操に専用化された手法と同様に分析が可能であることを確かめ、また時間方向にノイズがかけられたデータに対しても同様に分析が可能であることを確かめた。歩行の加速度データを用いた実験では、動き方のルールを発見し、ルールを説明変数としてアンケートから取得した人の特徴を分類した。発見されたルールと歩数、体感気温、出身県に関係が見られた。

本論文ではまた、スポーツにおける動き方の分析として、武道の1つであるテコンドーの初歩とされる演武競技を対象として、形式概念分析を用いた習熟支援手法について述べた。本手法はテコンドーにおける型であるチョンジを、構成する19個の挙動に分割し、テコンドーの上手さを表すと考えられる特徴量を抽出し、特徴量を説明変数、師範により与えられた型の熟練度を目的変数として決定木学習を行うことで有効特徴を発見した。有効特徴は熟練者のみが特徴であるため、データを対象、有効特徴を属性として形式概念分析を行うことで、熟練者ほど下限へ近づく概念束を得る手法について述べた。加えて概念間、対象間に距離を定義することで、初心者が目指すべき熟練者を提示するとともに、概念束を地図として熟練者へ至るための最短経路を提示する手法について述べた。

実験ではスマートフォンを腰部に装着することで測定した加速度データを用いて形式概念分析を行い、概念束を得るとともに、対象を選択した際に目指すべき熟練者と、そこへ至る最短経路、獲得すべき有効特徴を提示できることを確認した。しかし、提示した有効特徴の獲得順序は、師範への質問により得られた順序とは異なる結果となり、この点については今後の課題である。

本研究の今後の展望として、本研究では人の動き方とそれを計測する加速度データに着目したが、人の行動を観察して同じ動きをする人達、異なる動きをする人達をグループ分けし、特徴との関係を分析する考え方は、動き方だけでなく、日常の行動パターンに対しても分析可能な考え方である。昨今、身の回りにも通信機能をもつ物が増え、人の行動パターンを分析することは、健康増進や見守りの観点でも非常に有用であると考えられる。

本論文で述べた手法についても、文字がどのような動きを表しているのかを分析し、人の特徴と関係がある重要な動き方を可視化することで、人の特徴や状態によって動きがどのように変わるのかを調べることは重要である。例えば歩行などの日常行動を観察

することで、動き方の変化により体に生じている異変を察知することができれば、健康状態の管理において重要な役割となる。また、性格の違いによる同じ行動中の仕草の違いを分析することで、ロボット工学において人に対する親和性の高い仕草に応用することが期待できる。以上のように、特徴的な動き方を発見し、どのような動き方か、どのような人の特徴と関係があるのかを分析することで、動き方の辞書とも言えるデータベースを作成することは、様々な発展が考えられる。

## 謝辞

まずは、本研究の機会を与え、数々の適切な御指導を頂いた犬塚信博教授に深く感謝致します。

学位審査を勤めて頂き、貴重なアドバイスをして頂いた、犬塚信博教授，武藤敦子准教授，森山甲一准教授，片山喜章教授，中京大学の加納政芳教授に深く感謝致します。

本研究を進めるにあたり，丁寧かつ熱心なご指導と数多くの貴重なアドバイスをして頂いた，武藤敦子准教授，森山甲一准教授に深く感謝致します。

ゼミ等で多大なるご意見，ご指摘をしていただきました中部大学の松井藤五郎講師にも，心より御礼申し上げます。

行動分析に関する最先端の技術に関するアドバイスを頂いた有限会社来栖川電算の山口陽平様，大矢悠泰様に深く感謝いたします。

ラジオ体操や歩行の行動量の取得に協力して頂いた方々にも，厚く御礼申し上げます。

テコンドーにおける加速度データの取得に協力して頂いた，岐阜テコンドークラブの岸玄二様，並びに道場生の皆様にも，厚く御礼申し上げます。

また，本研究を進めるにあたり多くの助言を頂き，多大なる御協力を頂いた犬塚・武藤研究室，森山研究室の皆様にも感謝し，厚く御礼申し上げます。



## 参考文献

- [1] T. B. Moeslund, A. Hilton, V. Kruger, and L. Sigal: Learning Action Primitives, in *Visual Analysis of Humans*, Springer, ch. 17, pp. 333-353 (2011).
- [2] 植浦総一郎, 岩井儀雄, 谷内田正彦: 準教師有りクラスタリングによる行動素抽出, 情処研報, CVIM-163, No. 36, pp. 29-36 (2008).
- [3] Z. L. Husz, A. M. Wallace, and P. R. Green: Human activity recognition with action primitives, in *Proc. 2007 IEEE Int'l Conf. Advanced Video and Signal-based Surveillance (AVSS 2007)*, pp. 330-335 (2007).
- [4] 岩井儀雄, 青木康洋, 石黒浩: 行動素の混合分布に基づく行動認識と例外行動の検出, 電気学会論文誌 C, Vol. 130, No. 4, pp. 546-556 (2010).
- [5] N. H. Pham, T. Yoshimi: A proposal of extracting of motion primitives by analyzing tracked data of hand motion from human demonstration, in *Proc. 47th Int'l Symposium on Robotics (ISR 2016)*, pp. 1-6 (2016).
- [6] P. Zhang, W. Xie, J. Ou, J. Zhang, K. Liu, and G. Wang: Research on human micro-motion feature extraction technology, in *Proc. 2019 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conf. (IMCEC 2019)*, pp. 762-767 (2019).
- [7] A. Terumoto, S. Inoue, and Y. Hattori: Benchmarking 'Radio Exercises' Recognition with a Tree-axis Accelerometer, in *Proc. 2011 IEEE Int'l Conf. Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2011)*, pp.41-45 (2011).
- [8] A. R. Ahad, T. Ogata, J. K. Tan, H. S. Kim, and S. Ishikawa: 人の動作の分割と認識のための DMHI 法, 情処研報, AVM-58, No. 96, pp.55-60 (2007).

- [9] 野々口誠人, 田中雅博: Kinect を用いたラジオ体操自動評価システムにおける手の追跡, ロボティクス・メカトロニクス講演概要集, 3P1-J02, pp. 1-3 (2014).
- [10] 杉本広大, 平嶋崇大, 前川卓也: スマートフォン慣性センサを用いた酩酊状態の歩行検出に関する検討, 情処研報, UBI-44, No. 18, pp. 1-7 (2014).
- [11] 卯田駿介, 馬場哲晃, 串山久美子: スマートフォンを用いたボールリフティングスキル自動評価手法の検討, 情処研報, MUS-106, No. 15, pp. 1-5 (2015).
- [12] G. Zhu, Q. Huang, C. Xu, L. Xing, W. Gao, and H. Yao: Human Behavior Analysis for Highlight Ranking in Broadcast Racket Sports Video, in *2007 IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 9, pp. 1167-1182 (2007).
- [13] B. Najafi, K. Aminian, A. P. Ionescu, F. Loew, C. J. Bula and P. Robert: Ambulatory System for Human Motion Analysis Using a Kinematic Sensor: Monitoring of Daily Physical Activity in the Elderly, in *2003 IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, pp. 711-723 (2003).
- [14] J. Rasmussen: Skills, Rules, and Knowledge; Signals, Signs, and Symbols, and Other Distinctions in Human Performance Models, in *1983 IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 13, pp. 257-266 (1983).
- [15] N. Jaouedi, N. Boujnah, O. Htiwich, and M. S. Bouhlel: Human Action Recognition to Human Behavior Analysis, in *Proc. 2017 IEEE Int'l Conf. Science of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT 2016)*, pp. 263-266 (2016).
- [16] 鍋谷俊輔, 岩本健嗣, 松本三千人: ウェアラブルデバイスによる食べる動作に着目した食事内容推定の研究, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集 (5), pp.160-167 (2014).
- [17] 今野慎介, 中村嘉隆, 白石陽, 高橋修: ウェアラブルセンサを用いた歩行動作による本人認証法の検討, 情処研報, MBL-74, No. 25, pp. 1-8 (2015).
- [18] 右田尚人, 服部祐一, 田中翔太, 井上創造: 動画像と加速度データを用いた行動類似度評価システム MimicMotion の開発と評価, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム 2013 (DICOMO2013), pp. 1207-1216 (2013).

- [19] 甲本亜矢子, 岩崎正宏, 登一生: 関節動きに不変な移動軌跡の測地的類似度に基づく関節位置推定, 情処研報, CVIM-176, No. 18, pp. 1-8 (2011).
- [20] 古川 康一, 植野 研, 尾崎 知伸, 神里 志穂子, 川本 竜史, 渋谷 恒司, 白鳥 成彦, 諏訪 正樹, 曾我 真人, 瀧 寛和, 藤波 努, 堀 聡, 本村 陽一, 森田 想平: 身体知研究の潮流 –身体知の解明に向けて–, 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 2, pp.117-128 (2005).
- [21] 川本 竜史, 古川 康一: サッカーにおけるインサイドキックスキルの解明, 人工知能学会全国大会論文集, JSAI04 巻, pp.230-230 (2004).
- [22] 小野寺 貴司, 栗山 寛子, 高村 直也, 青木 駿介, 入江 寿弘, 丸茂 美恵子: ベテラン技術者の技能継承支援システムに関する研究, 日本知能情報ファジィ学会ファジィシステムシンポジウム講演論文集, 29 巻, pp. 947-950 (2013).
- [23] 松田 健, 野口 俊樹, 真嶋 由貴恵: 手指運動データに基づく看護暗黙知解析の一考察, 情処研報, MPS-105, No. 11, pp. 1-2 (2015).
- [24] 岩田あきほ, 川島寛乃, 大越匡, 中澤仁: 深層学習モデルを用いたフィギュアスケートにおけるステップシークエンスのエレメント認識, 情処研報, UBI-67, No. 27, pp. 1-8 (2020).
- [25] 真鍋 周平, 三明 幸太郎, 畠中 利治, 魚崎 勝司: 加速度センサによるモーションデータに基づく動作習得の支援に関する検討, 第2回横幹連合コンファレンス, 横幹連合コンファレンス予稿集 2007, pp. 137-138 (2007).
- [26] 鳥越庸平, 高田将志, 中村優吾, 藤本まなど, 荒川豊, 安本慶一: 剣道上達支援のための IMU を用いた打突動作認識, 情処研報, MBL-90, No. 37, pp. 1-7 (2019).
- [27] 菊池直樹, 松田浩一: ヒストグラムを用いた盛岡さんさ踊りにおける質の違いの分析法の提案, SIG-SKL-25, No. 06, pp. 29-35 (2018).
- [28] 伊藤慶明, 小嶋和徳, 千葉康汰, 林慶亮: ペナルティーキックの自動方向予測における重要特徴点とゴールキーパーの予測精度向上, 情処学論デジタルプラクティス, Vol. 1, No. 1, pp. 1-7 (2020).

- [29] 佐藤匠, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫: 靴型ウェアラブルセンサによる通行路状況推定手法の提案, 情処研報, GN-93, No. 9, pp. 1-8 (2015).
- [30] B Ganter, R Wille: Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations, Springer (1999).
- [31] S. Blachon, R. G. Pensa, J. Besson, C. Robardet, J. F. Boulicaut, and O. Gandrillon: Clustering Formal Concepts to Discover Biologically Relevant Knowledge from Gene Expression Data, in *Silico Biology*, Vol.7, No.4-5, pp. 467-483 (2007).

## 論文一覧

### 研究会論文，ワークショップ，全国大会論文

- [1] 島孔介：スマートフォンを用いたラジ体操の行動認識に関する検討，情報処理学会全国大会講演論文集，Vol. 2016, No. 1, pp. 141-142 (2016), 査読無.
- [2] 島孔介，犬塚信博，山口陽平：ラジ体操に現れる特徴的動作の発見とその関係の分析，情処研報，ICS-183, No. 20, pp. 1-7 (2016), 査読無.
- [3] 島孔介，森山甲一，武藤敦子，犬塚信博：加速度データの文字列表現と動き方の類似度に基づく人のグループ分け，第15回情報学ワークショップ (WINF 2017), 査読無.
- [4] 島孔介，森山甲一，武藤敦子，犬塚信博：ラジ体操の区切りを利用しない加速度データの文字列表現と人の動作分析，情処研報，UBI-61, No. 26, pp. 1-6 (2019), 査読無.
- [5] 島孔介，武藤敦子，森山甲一，犬塚信博：加速度データの文字列表現を用いた歩行行動の動作分析，人工知能学会全国大会論文集，Vol. JSAI2020, pp. 1-4 (2020), 査読無.

### 国際会議論文

- [1] K. Shima, A. Mutoh, K. Moriyama, Y. Yamaguchi, N. Inuzuka: Analysis of Characteristic Motions and Their Relations in Radio Gymnastic Exercises, in *Proc. IEEE Global Conf. Consumer Electronics (GCCE 2016)*, pp. 1-4 (2016), 査読有.
- [2] K. Shima, K. Moriyama, A. Mutoh, N. Inuzuka: Physical and Behavioral Characterization of Human Groups Classified Using Symbolic Pattern Analysis, in *Proc. Int'l. Conf. Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems (KES 2018)*, Vol.

126, pp. 1206-1215, 査読有.

## 論文誌

- [1] 島孔介, 森山甲一, 武藤敦子, 犬塚信博: 加速度データの文字列表現に基づく行動中の動き方に着目した人のグループ分け, 情処学論, TOM-10, No. 2, pp. 51-58 (2017).
- [2] K. Shima, A. Mutoh, K. Moriyama, N. Inuzuka: Human Motion Analysis Using Expressions of Non-Separated Accelerometer Values as Character Strings, in *Journal of Artificial Life and Robotics*, 査読有 (掲載決定) .

## 共著論文

- [1] 諫山隆平, 島 孔介, 石樽隼人, 武藤敦子, 森山甲一, 犬塚信博: 加速度データの記号的表現を用いた演武競技の評価, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 2019, No. 1, pp. 359-360 (2019).
- [2] 小島世大, 島孔介, 武藤敦子, 森山甲一, 犬塚信博: 非負値多重行列因子分解を用いた行動変化パターンの抽出, 第17回情報学ワークショップ (WINF 2019).
- [3] 増田康介, 島孔介, 石樽隼人, 武藤敦子, 森山甲一, 犬塚信博: 形式概念分析を用いた武道における型の効率的な習熟支援手法の検討, 身体知研究会予稿集, SIG-SKL-30, pp. 1-6 (2019).
- [4] S. Kojima, K. Shima, A. Mutoh, K. Moriyama, N. Inuzuka: Analysis of Changes in Behavior Patterns of Workers Using Non-negative Multiple Matrix Factorization, in *Proc. Int'l. Symp. Artificial Life and Robotics (AROB 2020)*, pp. 192-197 (2020).
- [5] 増田康介, 島孔介, 石樽隼人, 武藤敦子, 森山甲一, 犬塚信博: 形式概念分析を用いた技能習得支援手法の提案, データ指向構成マイニングとシミュレーション研究会 (DOCMAS 2020).

## 付録A

### ラジオ体操の構成

本研究で取り上げたラジオ体操第一は以下の12種類、13個の運動によって構成されている。

- exc1: 背伸びの運動
- exc2: 腕を振ってあしをまげのぼす運動
- exc3: 腕をまわす運動
- exc4: 胸をそらす運動
- exc5: からだを横にまげる運動
- exc6: からだを前後にまげる運動
- exc7: からだをねじる運動
- exc8: 腕を上下にのぼす運動
- exc9: からだを斜め下にまげ、胸をそらす運動
- exc10: からだをまわす運動
- exc11: 両あしでとぶ運動
- exc12: 腕を振ってあしをまげのぼす運動
- exc13: 深呼吸の運動

## 付録 B

### チョンジの構成

本研究で取り上げたテコンドーの型であるチョンジは以下の 19 挙動によって構成されている。

- 挙動 1 90 度回転して下段を受ける挙動
- 挙動 2 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 3 180 度回転して下段を受ける挙動
- 挙動 4 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 5 90 度回転して下段を受ける挙動
- 挙動 6 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 7 180 度回転して下段を受ける挙動
- 挙動 8 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 9 90 度回転して中段を受ける挙動
- 挙動 10 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 11 180 度回転して中段を受ける挙動
- 挙動 12 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 13 90 度回転して中段を受ける挙動
- 挙動 14 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 15 180 度回転して中段を受ける挙動
- 挙動 16 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 17 前進して中段を拳で突く挙動
- 挙動 18 後退して中段を拳で突く挙動
- 挙動 19 後退して中段を拳で突く挙動