

形式概念分析を用いた 武道における型の習熟支援手法の検討

A Support Method Mastering a Kata in Martial Arts Using Formal Concept Analysis

増田 康介	島 孔介	石樽 隼人
Kosuke Masuda	Kosuke Shima	Hayato Ishigure
武藤 敦子	森山 甲一	犬塚 信博
Atsuko Mutoh	Koichi Moriyama	Nobuhiro Inuzuka

名古屋工業大学大学院 工学研究科情報工学専攻
Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering,
Nagoya Institute of Technology

1. はじめに

近年、スマートフォンやウェアラブル端末の普及により場所を選ばずに人間の動きに伴う加速度を収集して、人間の行動の分析に利用する研究が広くされている [3][4][5][6][7][8]。行動には腕を振る動作や体の上下など様々な動作が現れ、腕の振り方やその振れ幅などの個人差があり、これを分析することは、本人認証や健康状態推定など様々な応用が考えられる [4][8]。これらの研究の中に、別の人が同じ行動をした際の質の違いなどを分析をする研究 [3] があるが、行動の上手さに着目した研究は少ない。

そこで本研究では、演武競技において型の上手さに着目する。演武競技とは、武道・武術において学んだ型を披露する競技であり、熟練者の審判の目視による評価が一般的である。演武競技の型は行うべき行動があらかじめ決められており、行動が切り出しやすく、段位、級位等によって型の上手さが存在し、技術力や熟練度などの個人差が現れやすいため行動の分析に良い対象であると考えられる。また、演武者の型の習熟には師範のアドバイスが必要になるが、アドバイスが得られない状況下でも自主的に練習し、効率良く習熟していくことが望ましい。それには、段階を踏んで習熟に必要なコツを掴む練習をしていくことが大事となる。

そこで、本稿では、習熟につながるような動きの特徴を段階的に把握するために形式概念分析を用いる。形式概念分析は、束論の応用として提案されたデータ分析手法である [2]。形式概念分析では、対象と属性の対応関係を表す形式文脈から、数学的に定義された

概念である形式概念を得て、得られた形式概念を利用してデータ分析を行う。また、形式概念がなす束構造 (概念束) の可視化により、データの構造の理解を助けることができ、事象の含意関係などの理解が容易になる。また、概念束は階層構造であり、隣接する概念には包含関係が存在する。したがって、概念に演武競技の習熟に関わる情報を持たせることで、習熟に必要な動きの特徴の関係が段階的に把握できる。

本稿では、動きから得た特徴を属性とした形式文脈から概念束を得て、概念間に距離を定義することで演武者の型の習熟につながる動きの特徴を段階的に提示する手法を提案する。習熟したい演武者 (以降、ユーザーと呼ぶ。) は、熟練者の持つ動きの特徴を持つことができれば習熟につながると考えられることから、提案手法では、ユーザーの持つ動きの特徴により束上でのユーザー自身の位置を定め、熟練者のいる目標概念への最短経路を求めることで、熟練者の特徴を段階的に提示する。そして、ユーザーは提示された特徴を獲得できるように練習をすることで型の習熟につなげる。

実験では演武者の腰にスマートフォンを固定し、型を行う際の加速度を計測する。得られた加速度データから島らの手法 [6] を用いて個人差を表すルールを抽出する。その得られたルールを属性、加速度データの ID を対象とした形式文脈を作成し、概念束を得る。得られた概念束の各概念間に身体的特徴や経験年数などを基にした距離を定義し、熟練者のいる概念への最短経路を求める。本稿で定義した距離を用いた経路と、Blachon らによって定義された概念間の距離 [1] を用いた経路を比較し、ユーザーの型の習熟に必要な動きの特徴を段階的に提示する習熟支援手法を検討する。

本研究は、ユーザーの型の習熟に必要な動きの特徴を段階的に提示し、効率の良い演武の習熟につなげることが目的である。また、応用例の少ない形式概念分析のスポーツ科学の分野への応用の可能性を探る。

2. 形式概念分析

2.1 形式概念

形式概念分析は、形式文脈と呼ばれるデータから、形式概念と概念束を得ることでデータ分析を行う。形式文脈 $K = (G, M, I)$ は、対象の集合 G と、それが取り得る属性の集合 M の間の二項関係 $I \subseteq G \times M$ から構成される。対象 $g \in G$ 、属性 $m \in M$ に対して、 $(g, m) \in I$ であるとき対象 g は属性 m を持つと言い、 gIm と書く。また K において、 $X \subseteq G$ と $Y \subseteq M$ に対して、式 (1), (2) で写像を定義する。

$$X \mapsto X^I := \{m \in M | gIm \text{ for all } g \in X\} \quad (1)$$

$$Y \mapsto Y^I := \{g \in G | gIm \text{ for all } m \in Y\} \quad (2)$$

対象集合 $A \subseteq G$ 、属性集合 $B \subseteq Y$ に対して、 $A = B^I$ かつ $B = A^I$ である組 (A, B) を K の形式概念と言う。この時、 A を外延、 B を内包と言う。

また、二つの形式概念 (A_1, B_1) 、 (A_2, B_2) に対して式 (3) のように半順序が定義される。

$$(A_1, B_1) \geq (A_2, B_2) \Leftrightarrow A_1 \supseteq A_2 \Leftrightarrow B_1 \subseteq B_2 \quad (3)$$

この順序により K の形式概念全てからなる集合は束を構成する。これを概念束と呼ぶ。

表 1 は四つの対象、三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つことを意味する。表 1 の形式文脈からは 6 つの形式概念が得られる。図 1、2 は表 1 の形式文脈から得られる概念束を表すハッセ図である。図中のノードは形式概念、エッジは順序関係を表す。図 2 は図 1 の略記法である。略記では、概念に新たに追加される対象や属性のみを記してある。ノードの上に記されているアルファベットはその概念に新たに追加される属性、下に記されている数字は対象を表している。上位のノードは下位のノードの対象を併せ持ち、下位のノードは上位のノードの属性を併せ持つ。以下、概念束を表示する際は略記で表示する。

2.2 形式概念間の距離

Blachon らは類似した形式概念のクラスタリングを行うために、形式概念間の距離を定義した [1]。二つ

表 1: 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)			×

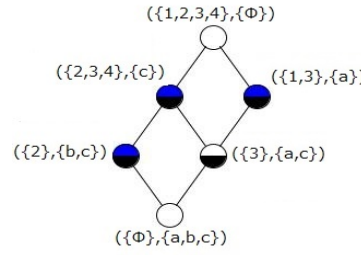


図 1: ハッセ図

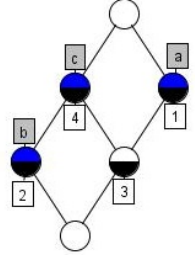


図 2: 略図

の形式概念 $C_1 = (A_1, B_1)$ と $C_2 = (A_2, B_2)$ の距離 $d_1(C_1, C_2)$ は式 (4) のように定義される。

$$d_1(C_1, C_2) = \frac{1}{2} \frac{|A_1 \triangle A_2|}{|A_1 \cup A_2|} + \frac{1}{2} \frac{|B_1 \triangle B_2|}{|B_1 \cup B_2|} \quad (4)$$

ここで、 $S_1 \triangle S_2 = (S_1 \cup S_2) \setminus (S_1 \cap S_2)$ である。すなわち、形式概念間の距離は、外延間の Jaccard 距離と内包間の Jaccard 距離の平均である。この距離は、言わば外延と内包の数をを用いた距離であり、概念同士の関連度を意味している。

しかし、本研究では「動きの特徴」を属性とした形式文脈を扱う。動きは、体型や熟練度に依存し、似たような体型の人同士の方が似たような動きをしやすいため Blachon らの距離を用いても習熟という意味では不十分になる。そこで、身体的特徴や経験年数、師範の評価などの外部的な情報を用いて距離を定義する。

3. 提案手法

3.1 提案手法の流れ

ユーザーは、熟練者の持つ動きの特徴を持つことができれば習熟につながると考えられることから、習熟への要素を段階的に提示する手法を提案する。この手法により、ユーザーは自分に必要な特徴を段階的に把握でき、その特徴を得られるような練習をすることで習熟につながる。

以下に、提案する習熟支援手法の流れを示す。

- ① 加速度のデータセットから動きの特徴を属性とした概念束を作成する。
- ② 概念束の各概念間に定義した距離 (3.2 で説明) を求める。
- ③ ユーザーの加速度を計測し、属性を抽出する。
- ④ ユーザーの持つ属性が一致する概念束中の概念の位置を特定。ただし、当てはまらない場合は最も多くの属性が共通する概念とする。
- ⑤ ユーザーと身体的特徴が最も似ている熟練者を目標者とし、概念束において目標者が外延に含まれる概念の内、下限の概念 (内包が目標者の属性と一致する概念) を目標概念とする
- ⑥ ユーザーの概念束の位置から目標概念への最短経路を求める。ここで、目標概念が複数ある場合、目標概念への総距離が最も短い経路を最短経路とする。
- ⑦ 最短経路の各概念の内包で表されている動きの特徴を目標概念への経路順にユーザーに提示する。

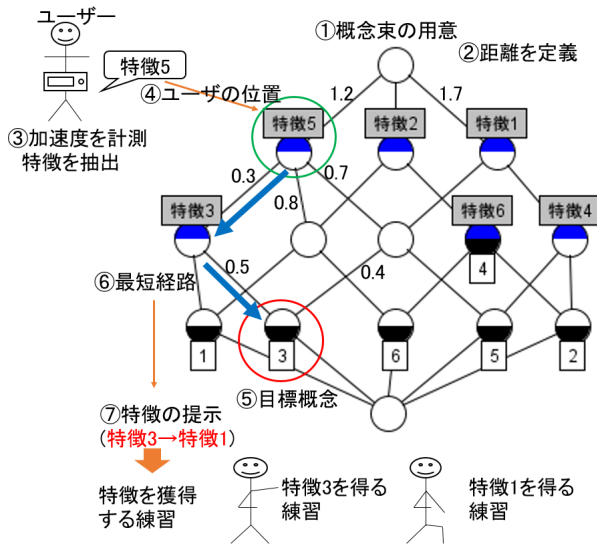


図 3: 提案手法のイメージ図

図3に例を用いた提案手法のイメージ図を示す。ユーザーが特徴5を持つとすると、緑丸の概念に位置する。ユーザーと身体的特徴の似ている ID3(目標者) を外延に含む概念の内、下限の概念 (赤丸の概念) を目標概念とする。この場合、ユーザーは特徴3→特徴1の順に特徴を獲得すれば ID3 の人のようにすることができる。

3.2 形式概念間の距離の定義

本稿では、熟練者のいる概念への最短経路を求めるために、身体的特徴や経験年数などを用いて概念間に距離を新たに定義する。そこには、演武者の身体的特徴や経験年数、師範の目視による評価などの形式文脈以外の情報を用いる。この情報を要素と呼ぶ。式 (5) に二つの形式概念 C_1 と C_2 の距離 $d_2(C_1, C_2)$ を定義する。ただし C_1 は上位概念、 C_2 を下位概念とする。

$$d_2(C_1, C_2) = \sqrt{\sum_{e \in E} \frac{(\text{mean}_e(C_{1,ex}) - \text{mean}_e(C_{2,ex}))^2}{V_{e,ex}}} \times \text{score} \quad (5)$$

$$(E = \{ \text{要素 1, 要素 2, } \dots, \text{要素 } m \})$$

$C_{1,ex}$ は C_1 中の外延、 $C_{2,ex}$ は C_2 中の外延を表す。 $\text{mean}_e(C_{1,ex})$ は要素 e においての C_1 中の外延の平均値である。 $V_{e,ex}$ は、要素 e における全対象の分散値である。また、式 (5) 中の score は、下位概念中の外延 ($C_{2,ex}$) の師範の三段階評価に基づいて評価の高い人が多いほど値が小さくなるように重みづけをした値である式 (6)。ここで評価は A、B、C の三段階で A、B、C の順に評価が高いものとする。

$$\text{score} = \sum_{i=1}^n \begin{cases} \frac{1}{3} & (C_2 \text{ の外延で } i \text{ 番目の対象の評価} = A) \\ \frac{3}{3} & (C_2 \text{ の外延で } i \text{ 番目の対象の評価} = B) \\ 1 & (C_2 \text{ の外延で } i \text{ 番目の対象の評価} = C) \end{cases} \quad (6)$$

($n = C_2$ の外延数)

要素 1、要素 2、 $\dots$ 、要素 n それぞれにおいて、 C_1 中の外延 ($C_{1,ex}$) の値平均と C_2 中の外延 ($C_{2,ex}$) の値の平均の差の二乗を求め、各要素ごとの全対象の分散 $V_{i,ex}$ で割って標準化する。そして、全要素分足し合わせて二乗根を取った値に score を掛けた値が $d_2(C_1, C_2)$ の定義である。

2.2 で説明した Blachon らの距離では概念の外延、内包のみで距離を定義しており、概念同士の類似度を表していたが、提案手法では概念同士の身体的近さ、熟練度などの外部的情報を考慮した近さを表している。

4. 実験

4.1 実験方法

実験で扱う演武競技はテコンドーとした。テコンドーには、段位や級が存在するため熟練度の分析において良い対象であると言える。テコンドー選手 9 名に、腰にスマートフォンを固定した状態でチョンジという型を行ってもらい、加速度を計測する。チョンジは、19 個の技から構成され、初歩に習う基本的な型であり、

個人差が大きく表れるとされる。個人差とは、技術力や熟練度からなる上手さである。計測には「一定ビットレート加速度ロガー」というアプリを用いた。同じ選手に複数回型を行ってもらったため、加速度データは合計 23 個であった。同じ選手であっても型の動きは計測の度に変化するため、本稿で扱う形式文脈の対象数は 23(=ID 数) とする。

次に、島らの手法 [6] を用いて得られた加速度から特徴を抽出する。この手法は、ラジオ体操の加速度データを対象に、以下の流れで動きの特徴を抽出する。

- 時系列の加速度データから窓を用いた平均値や分散値により文字列 (動作語と呼ぶ) を生成する
- 全ての文字列中に頻出する部分文字列から特徴的な動きを求める
- その特徴的な動きの組について共起関係と排他的関係によって動きのルールを求める

図 4 は島らの手法のイメージ図である。

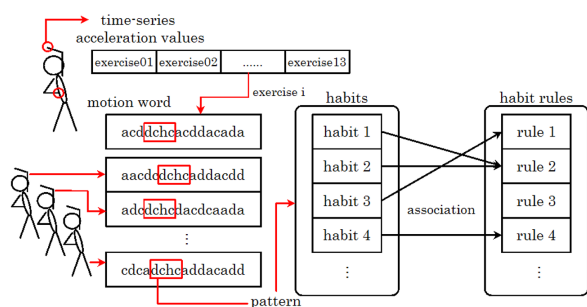


図 4: 島らの手法のイメージ図 ([5][6] 参考)

本稿では、計測した加速度データから特徴である「動きのルール」を抽出し、形式文脈の属性とする。各加速度データが「動きのルール」を持つかどうかで形式文脈 (表 2) を生成する。

表 2: 実験で扱う形式文脈

	rule1	rule2	rule3	...	rule25
1			×		
2			×		×
3	×	×	×		
...					
21			×		
22					×
23					

また、選手 9 名に対して年齢、身長、体重、テコンドー歴を問うアンケートを実施し、これを要素として

各概念間に 3.2 で定義した距離を求める。そして、チョンジを行っている際には師範の目視による三段階の評価をもらう。加速度データ数 (ID 数) 23 の内、評価 A が 4 件 (加速度 ID : 5、6、11、12)、評価 B が 14 件 (加速度 ID : 3、4、7、8、9、10、13、14、15、17、20、21、22、23)、評価 C が 5 件 (加速度 ID : 1、2、16、18、19) であった。

提案手法により、ユーザーは目標者のように習熟するために必要な「動きのルール」を段階的に把握できる。

4.2 実験結果

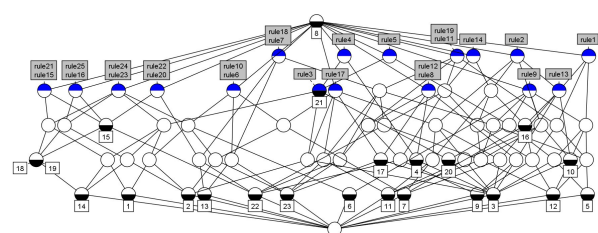


図 5: 表 2 の概念束

図 5 に実験により作成された概念束を示す。そして、図 5 の各概念間に、選手の年齢、身長、体重、テコンドー歴を要素として 3.2 で定義した距離を求め、ユーザーの位置する概念から目標概念への最短経路を求めた。ここで、属性を 1 つも持っていない ID8 をユーザーとした場合の結果を図 6 から図 9 に示す。ユーザーには目標者が複数存在したため、その目標概念への経路を全て示す。図中の青丸で囲ってある概念がユーザーの位置する概念であり、赤丸が目標概念である。また、赤線が提案手法による経路、緑線が Blachon の距離による経路である。

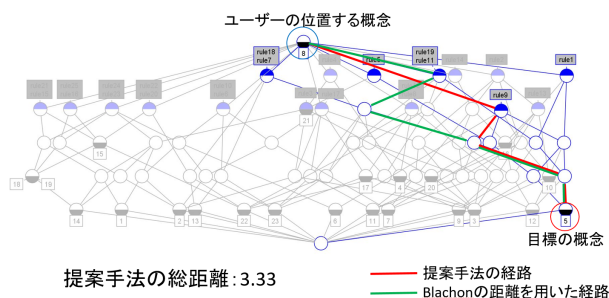


図 6: 加速度データ ID:5 を目標者

図 6 より、加速度 ID5 を目標とする場合、提案手法では rule9→rule7、11、18、19→rule1→rule5 の順に動きのルールを獲得していくことが望ましいことがわか

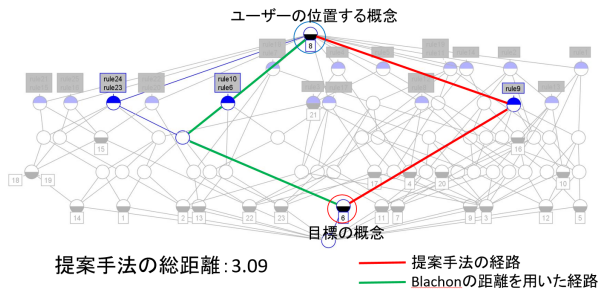


図 7: 加速度データ ID:6 を目標者

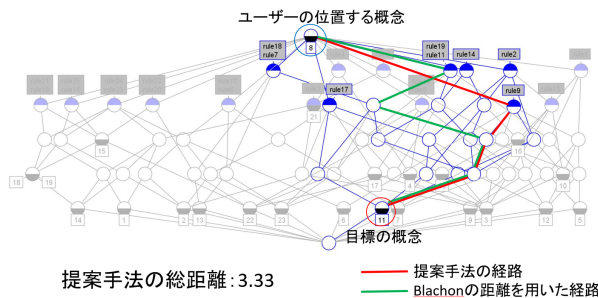


図 8: 加速度データ ID:11 を目標者

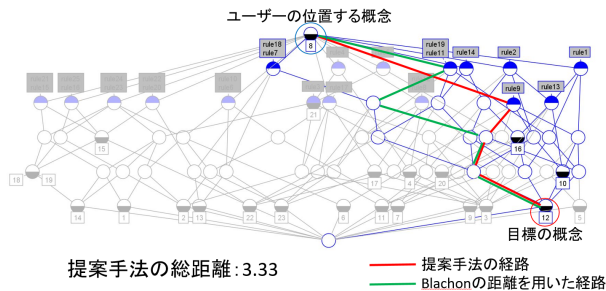


図 9: 加速度データ ID:12 を目標者

る。一方、Blachon らの距離を用いた経路では、rule11、19→rule7、18→rule9→rule1→rule5 の順となった。同様に図 7 より、加速度 ID6 を目標とする場合、提案手法では、rule9→rule6、10、23、24 の順で特徴の獲得が望ましく、Blachon らの距離を用いた経路では、rule6、10→rule23、24→rule9 の順となった。また、図 8 より、加速度 ID11 を目標とする場合、提案手法では rule9→rule7、11、18、19→rule2、14→rule1、13 の順に対し、Blachon らの距離を用いた経路では、rule11、19→rule7、18→rule9→rule2、14→rule1、13 であった。最後に図 9 より、加速度 ID12 を目標とする場合、提案手法では rule9→rule7、11、18、19→rule2、14→rule1、13 の順に対し、Blachon らの距離を用いた経路では rule11、19→rule7、18→rule9→rule2→rule1、13 であった。

また、目標概念への総距離が最も短い経路は図 7 であった。したがって、提案手法ではユーザーへの習熟支援として、rule9→rule6、10、23、24 を順に獲得するように提示する。

4.3 考察

提案手法では、評価 A の誰を目標者としても、目標概念への最短経路を辿る際に動きの特徴 rule9 は最初に獲得することが望ましいという結果であった。したがって、rule9 の動きはこの型を習熟するための第一歩の動きであると言える。また、多くの場合で rule1 は最後の方に獲得すべき特徴ということが分かることから、rule1 は熟練してこないと身に付けることのできない特徴である可能性がある。しかし、どの結果も似たような経路であった。これは目標者である評価 A の 4 人が同一人物であり、データ量の少なさが問題であるからと考える。

一方で、Blachon の距離を用いた経路では繋がる概念同士の距離が小さい、つまり概念同士の類似度が大きいと言っても、ユーザーが経路を辿った時、その rule が習熟につながるとは限らない。また、身体的特徴などにより獲得できない特徴もあると考える。

したがって、身体的特徴や経験年数、評価を考慮する提案手法により、ユーザーは目標者により近づくための段階的な動きの特徴の把握ができ、より効率的な型の習熟につながると言える。しかし、動きの特徴である rule が実際どのような動きであるかは分からないため、rule の可視化や別の分かりやすい特徴を属性とすることが必要だと考える。

5. まとめ

本稿では、演武競技において習熟を目指す演武者は、目標とする人の動きの特徴を持つことができれば、習熟につながると考えた。そして、加速度から抽出した動きの特徴を属性とした概念束の各概念間に身体的特徴や経験年数、評価を考慮した距離を定義し、目標とする概念への最短経路を求め、段階的に動きによる特徴を示す習熟支援手法を提案した。

その結果、習熟したい演武者の目標とする選手への必要となる動きの特徴が段階的に提示できた。また、演武者が習熟するためにまず必要となる動きの特徴や、逆に熟練していかないと身に付かないであろう動きの特徴が存在することがわかった。

しかし、評価 A の人のデータが少ないため、似たような経路が出てしまうというデータ量の少なさが問題となった。今後は、A、B、C の評価の人数が等しくなるようにデータを増やすことが課題である。また、

本稿では動きの特徴である rule の理想の獲得順は分かったが、それが具体的にどのような動きがわからなかった。したがって、rule の可視化や分かりやすい別の特徴を用いた同様な実験が必要である。また、今回 Blachon らの距離を用いた経路と比較したが、別の指標を用いた評価方法の検討が今後の課題として挙げられる。

謝辞

本研究を行うにあたり、ご協力頂いた岐阜テコンドークラブの岸師範、選手の皆さまに感謝致します。

参考文献

- [1] Blachon, S., Pensa, R. G., Besson, J., Robardet, C., Boulicaut, J. F., and Gandrillon, O.: Clustering Formal Concepts to Discover Biologically Relevant Knowledge from Gene Expression Data, In *Silico Biology*, Vol. 7, No. 4, 5, pp. 467-483 (2007)
- [2] Ganter, B. and Wille, R.: *Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations*, Springer (1999)
- [3] 菊池直樹、松田浩一；腰部の加速度に着目した地域伝統舞踊の質の違いに関する分析法、人工知能学会全国大会論文集 (2017)
- [4] 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、情報処理学会研究報告、MBL-74 No.25(2015).
- [5] 島孔介、犬塚信博、山口陽平；ラジオ体操に現れる特徴的動作の発見とその関係の分析、情報処理学会研究報告、ICS-183 No.20(2016)
- [6] 島孔介、森山甲一、武藤敦子、犬塚信博；ラジオ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、情報処理学会研究報告、UBI-61 No.26(2019)
- [7] 樋口雄大、山口弘純、東野輝夫；スマートフォン内蔵センサを用いた鉄道乗車コンテキストの推定、情報処理学会研究報告モバイルコンピューティングとユビキタス通信、2015-MBL-75 No.35, pp.1-8(2015)
- [8] 細井悠貴、松下宗一郎；日常生活における特徴的歩行分析に関する研究、情報処理学会全国大会論文集、No.1、297-298(2011)