

ヒト移動軌跡データからの比較パターン抽出

梶岡 慎輔^{1,a)} 佐久間 拓人¹ 西 和弥¹ 梅津 佑太¹ 烏山 昌幸¹ 玉木 徹² 前川 卓也³
打矢 隆弘¹ 松尾 啓志¹ 竹内 一郎^{1,4,5}

概要: 名古屋工業大学では大学構内に約 1600 台設置した BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコン発信機を利用してスマートフォンの位置を推定するシステムを運用している。我々は、このシステムを利用してヒトの移動軌跡を収集・分析して特徴的な移動パターンを抽出する試みを行っている。本稿では、被験者 169 名を対象とした大規模な移動軌跡データ収集実験を実施し、収集した移動軌跡データを用いて比較パターン抽出を行った結果を述べる。実験では、被験者がスマートフォンを持ち歩き、画面に表示される目的地までの推定距離を指標として被験者が目的地に辿り着くまでに受信したビーコン情報を移動軌跡データとして収集した。実験で得られたデータを被験者の性別で区分して比較パターン抽出した結果、男女それぞれに特徴的な移動パターンが抽出された。

キーワード: Bluetooth LE, 位置推定, 行動分析, パターンマイニング

Comparative Pattern Mining of Human Trajectory Data

SHINSUKE KAJIOKA^{1,a)} TAKUTO SAKUMA¹ KAZUYA NISHI¹ YUTA UMEZU¹ MASAYUKI KARASUYAMA¹
TORU TAMAKI² TAKUYA MAEKAWA³ TAKAHIRO UCHIYA¹ HIROSHI MATSUO¹ ICHIRO TAKEUCHI^{1,4,5}

Abstract: In Nagoya Institute of Technology, we have developed a localization framework using BLE (Bluetooth Low Energy) beacons to estimate location of students for automated roll call. About 1600 of BLE beacon emitters have been installed in our campus. We are challenging to gather and analyze human trajectory using the localization framework. In this paper, we introduce human trajectory data gathering experiment which is held on Nov. 24–25, 2017 in our campus. 169 subjects participated and 671 trajectory trips are collected during the experiment. Each subject carries around with his/her smartphone during the experiment to receive BLE beacons and send them to a data gathering server. The human trajectory data gathering server receives BLE beacons from smartphones and stores them to its database. We also show results of comparative pattern mining. By segmenting subjects by gender, we have obtained characteristic trajectory pattern from each of male and female groups.

Keywords: Bluetooth LE, position estimation, trajectory mining

1. はじめに

ヒトを含む多くの生物は、環境情報や目的地の近接度を表す指標に基づき適切な経路を選択して目的地まで行動す

る。この移動行動は、ヒトを含む多くの生物に共通する根幹的行動である。我々の研究グループでは、ヒトをはじめとする生物の移動行動の理解・解明を目指す生物移動情報学の体系立てに取り組んでいる。近年、位置情報を収集・蓄積し、さまざまな分野へ活用する重要性が社会的に認知されつつある。デバイスの小型化と省電力化および通信技術の発達により、従来は取得困難であった場面や個体別の位置情報を高精度・高密度に長時間収集できるようになった。このような背景から、ヒト、モノ、生物の移動行動を

¹ 名古屋工業大学 Nagoya Institute of Technology

² 広島大学 Hiroshima University

³ 大阪大学 Osaka University

⁴ 理化学研究所 RIKEN

⁵ 物質・材料研究機構 National Institute for Materials Science

a) kajioka@nitech.ac.jp

計測し、分析する研究が盛んに行われている。生物移動情報学の分野においても、ヒトや生物の移動行動を計測し、分析するために、時系列の位置情報を収集する必要がある。我々は、ヒトの移動行動を計測し、そのデータを分析することで、徘徊や迷子などの社会問題を解決に導く可能性を探っている。

一般に広く知られている位置推定では、GPS (Global Positioning System) やセルラ網基地局、公衆の無線 LAN 基地局やビーコン送信局の地理的情報を用いて位置を推定している。しかし、大学構内のように建造物が密に並び、電波の反射、回折、干渉、減衰が容易に起こる環境下では、これらのメディアを用いた移動体の位置推定は推定誤差が大きく、構内を移動するヒトの位置を数 m 程度の誤差で計測することは困難である。名古屋工業大学では、学生のスマートフォンがどの教室内にあるか、あるいは教室外のどの廊下にあるかを数秒で判定し、推定位置での打刻による授業の出席確認や夜間の学内残留者確認に利用するシステムを 2016 年度から運用している。このシステムは、名古屋工業大学構内に約 1600 台設置した BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコン発信機から周期的に送信されるビーコンをスマートフォンで受信し、サーバでスマートフォンの位置を推定するもので、名古屋工業大学が独自開発したものである。各発信機の取り付け位置は既知であり、スマートフォンで受信したビーコンの送信元識別子から、どこに取り付けた発信機からどの程度の受信電界強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator) のビーコンを受信したかがわかる。この情報をもとに、教室付近においては数 m 程度の誤差で位置推定が可能である。このシステムを利用することで、位置情報が紐付いたヒトの移動データを収集可能となる。

本稿では、収集したヒト移動データを解析するために比較パターン抽出を行う。比較パターン抽出によってデータに付与されたラベル間の差を表すようなパターンを抽出する。抽出方法として、系列パターンマイニング手法と Westfall-Young 法 [1] を組み合わせた FastWY 法 [2] を用いることで、効率的にラベル間で統計的有意な差を持つパターンを探索する。

本稿では各データに被験者の性別をラベルとして付与し、男女間の比較パターン抽出を行った。結果として、男性は目的地までの距離が減少するように直線的に移動するパターンが多く、女性は迷いながらうろろう移動するようなパターンが多いという特徴が確認された。

以降、2 章で本研究に関連する研究について述べ、3 章でヒト移動軌跡データをどのように収集したかを述べる。続いて 4 章で収集したデータのシンボル化と比較パターン抽出の方法を述べ、5 章で実施したヒト移動軌跡データ収集実験と比較パターン抽出結果を述べ、6 章でまとめる。

2. 関連研究

デバイスの処理能力向上、小型化と省電力化、ならびに通信技術の発達により、さまざまな位置計測システムが開発され、ヒト、モノ、生物の移動軌跡を計測できるようになった。また、計測した移動軌跡データを分析し、移動行動に関する知識抽出を行う試みが数多くなされるようになってきた。

移動行動計測に関する研究

ヒトや生物を対象として移動行動を計測・分析する試みが数多くなされているが、その中でも本稿と同様にヒトを対象とした研究が直接的に社会に有益となることから数多く行われている。

移動行動の計測方法には、移動体を遠隔から認知する方法 [3], [4] と、移動体そのものに計測機器を持たせる方法 [5], [6], [7] がある。移動体を遠隔から認知する方法は移動体の識別および追跡やカメラ撮影画像を処理する技術が必要とし、移動体そのものに計測機器を持たせる方法は位置推定の技術あるいは位置を特定するためのシステムを必要とする。本研究では、名古屋工業大学構内を自由に移動できる被験者の移動軌跡データを収集したい。よって被験者それぞれの位置を遠隔から把握するためにカメラなどのデバイスを死角なく十分に設置することは非現実的であり、名古屋工業大学で運用中の BLE ビーコンを用いた位置推定技術を応用して位置推定を行う方法を探った。

移動行動の分析は目的に応じて方法が異なる。たとえば文献 [3] では、誤った窓口に訪れた来訪者を適切な窓口へ誘導する目的でレーザーセンサを用いて来訪者の行動が入館か否かを分類している。文献 [4] では、大規模複合施設における適切な避難誘導による避難時間短縮が目的でカメラ映像から顔解析技術を利用して歩行者の識別や移動速度推定を行っている。文献 [6] では、花火大会終了後の運営者による群衆流動制御の影響を明らかにする目的で GPS を用いて事後にどの経路を選択したかを分析している。文献 [7] では、購買行動 (選択経路、停留地点) 分析を行うことが目的で時系列ビーコンデータから端末の位置を推定する手法を提案している。我々も文献 [5] において、収集した移動軌跡データから頻出パターンを抽出したり男女間の移動行動の差異を確認したりするため、パターンマイニングにより被験者の移動行動を分析した結果を報告した。なお、文献 [5] では小規模かつ目的志向でないデータを分析したが、本稿では大規模かつ目的志向のデータを分析する。

パターンマイニングに関する研究

パターンマイニング研究の多くは頻出パターンの抽出を目的としているが、今回は比較パターン抽出を扱う。比較パターン抽出とは、ラベルがついたデータにおいてラベル間の差を表すようなパターンを抽出する手法である。ラベ

ルとは例えば性別，年齢，ある症状の有無などである．また，ラベル間の差とは出現頻度の差であるとする．すなわち，片方のラベルには多く出現するが，もう片方のラベルにはあまり出現しないパターンが存在する場合，そのパターンはラベル間の差を表すものであると考える．出現頻度の差に関して，統計的信頼性を得る技術が最近研究されており [2], [8], 本研究でもこれを利用する．これにより抽出されたパターンは，ラベル間で出現頻度に有意に差があると言える．なお，パターンマイニング分野では，アイテムセットマイニング，グラフマイニング，系列マイニングが主に研究されているが，今回は系列マイニングを対象とする．本稿では系列マイニングにおける頻出パターンマイニング手法の 1 つである PrefixSpan[9] と FastWY[2] を組み合わせて用いることで比較パターン抽出を行う．

3. ヒト移動軌跡データの収集

本章では，ヒト移動軌跡データを収集するにあたり，被験者にどのようなタスクを課したかを述べ，被験者の移動軌跡を収集するためのビーコン収集システム，ならびに収集したビーコン情報から位置を推定する方法を述べる．

3.1 ヒト移動タスク

本研究では目的志向のデータを収集するため，あらかじめ管理者が設定した仮想目的地（以下ゴールと呼ぶ）まで移動するというタスクを被験者に設定した．タスクの開始と終了は被験者が端末を操作して行う．被験者がタスクを開始すると，被験者の端末画面に現在地からゴールまでのおおよその推定距離が表示される．タスク実行中，現在地からゴールまでのおおよその推定距離は管理者が定めた間隔（今回の実験では 2 秒おき）で更新される．なお現在地の推定方法は 3.3 節で述べる．被験者は，端末画面に表示されるゴールまでの推定距離を参考にしてゴールの場所を徒歩で探索する．端末がゴールに近づき，ゴール付近（ゴールから半径 20 m 以内）に入っている間にタスク終了操作が可能となる．このタスクを被験者 1 人につき 5 回行う．ある被験者に課される 5 回のタスクのゴールはそれぞれ異なる．実世界にはゴールであることを示す目印は存在しない．

被験者は行動を制約されず自由に行動できるものとし，タスクの中断や再開，途中放棄を許容される．また被験者には実験中の注意点として歩きながら端末画面を注視しないよう，また周囲の状況を十分考慮して走って移動することのないよう伝えた．

ここで，被験者があるタスクを開始してから終了するまでを 1 トリップと定義し，以降のデータ分析においてトリップ単位で分析する．なお，10 分以上ビーコンを受信しない期間が存在するトリップは収集対象から除外する．

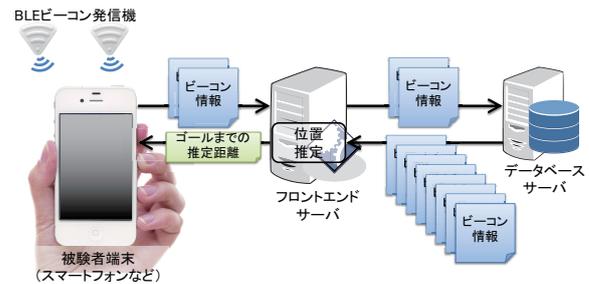


図 1 ビーコン収集システムおよび位置推定システムの構成．大学構内に設置された BLE ビーコン発信機から周期的に送信されるビーコンを被験者端末で受信し，ビーコン情報をサーバへ定期的に送信する．サーバではビーコン情報をデータベースへ格納し，過去に当該端末が送信したビーコン情報を参照して端末の現在地を推定し，ゴールまでの推定距離を端末へ送信する．

3.2 ビーコン収集システム

被験者の移動軌跡データは，これまで我々が採用してきた方法と同じく，名古屋工業大学内に設置された BLE ビーコン発信機から周期的に送信されているビーコンを，BLE 機能を搭載した被験者の移動情報端末（スマートフォンなど）で受信することで収集する．ビーコン収集システムの構成を図 1 に示す．被験者の端末で受信したビーコンは，以下の 2 情報を含むビーコン情報としてまとめられ，まずは端末内に保持される．

- BLE ビーコン発信機ごとに固有のビーコン識別子
- ビーコン受信時刻

被験者の端末は管理者が定めた間隔（今回の実験では 2 秒）で新着ビーコン情報をサーバへ送信する．以上の機能を持った iOS および Android に対応したビーコン収集アプリを，被験者の端末にインストールする．なお，モバイル OS の仕様上，一部の機種で端末がスリープモードになるとビーコンの受信やサーバへのビーコン情報の送信が停止することがあるが，アプリが端末の画面上で動作している間，つまり被験者がゴールまでの推定距離を端末画面の目視により確認している間は確実にビーコンを収集し，サーバへビーコン情報を送信する．またアプリは再送機能を備えており，ビーコン情報の送信が失敗してもアプリが動作している間はサーバへの再送を繰り返し試行する．

ビーコン情報を受信したサーバは，ビーコン情報をデータベースへ格納する．そして BLE ビーコン発信機の設置座標および過去に端末から受信したビーコン情報から端末の現在地を推定し，推定した現在地とゴールまでの距離を端末へ送信する．ゴールまでの推定距離をサーバから受信した端末は，その距離を画面に表示する．

3.3 ビーコン情報からの位置推定

被験者の端末からサーバへ送信されるビーコン情報は，サーバに接続したデータベースへ保存される．サーバでは，

蓄積したビーコン情報を用いて端末の現在地を推定し、推定した端末の現在地とゴールとの距離を端末へ送信する。

ビーコンなどの電波発信源の情報をもとに位置を推定する手法には、フィンガープリント法や既知の座標と受信電波強度を用いた三角測量法、確率的自己位置推定法などが主流である。今回は BLE ビーコン発信機までの距離が近いほど単位時間の受信ビーコン数が多いことに着目 [10] し、単位時間に受信した全ビーコンの設置位置の重心を推定位置とする手法を採用した。重心を求める際、同一の BLE ビーコン発信機から単位時間に複数のビーコンを受信した場合も重複して各ビーコンの設置位置を重心の計算に組み入れる。なお、BLE ビーコン発信機の設置場所の地理的特性により、遠くでもビーコンが受信できる発信機とそうでない発信機が存在するため、重心を計算する際に発信機ごとに事前検証してチューニングした重みを加える。

4. データのシンボル化と比較パターン抽出

比較パターン抽出のためにはデータを系列マイニングが適用できるようシンボル化する必要がある。本章ではデータのシンボル化方法および比較パターン抽出の具体的なアルゴリズムを述べる。4.1 節にて本稿におけるデータのシンボル化について具体的に述べ、4.2 節にて比較パターン抽出方法として用いる FastWY 法について述べる。

4.1 データのシンボル化

データに系列マイニングを適用するため、シンボル化を行う。まず経緯度情報から各点における進行方向と速度を算出し、移動状態(停止, 直進, 方向転換)に分類する。速度が 0.2m/s 未満の場合は「停止」、速度が 0.2m/s 以上かつ進行方向が一つ前の点から 90 度以上変化した場合は「方向転換」、それ以外を「直進」とする。この移動状態を用いて 2 つの状態に分類する。まず、「直進」が 4 秒以上続いている場合、「直進」である間は全て「通常 (Normal)」状態とする。それ以外を「迷い (Wandering)」状態とする。これによって被験者が目的地探索のために方向転換を繰り返している動きや停止していることを表現する。

また、被験者は手元の端末に表示される目的地までの距離を参考に行動を決定しているため、目的地までの距離もシンボル化する。本稿では各点における目的地までの距離を算出し、一つ前の点と比べて「増加」しているのか「減少」しているのかの二値を用いることとする。

上記の状態および目的地までの距離の増減を合わせて一つのシンボルとし、取得されたビーコンデータを変換することでシンボルの系列データとする。表 1 に元データの例とそれをシンボル化したものを示す。シンボルの表記として状態は N (Normal) または W (Wandering) で表し、目的地までの距離の増減を U (Up) または D (Down) で表したうえで、表 1 の Symbol 列にて示したように表記する。

Algorithm 1 FastWY method

Require: Dataset \mathcal{D} : N individuals including N_{case} cases and a set of sequential patterns \mathcal{S}

R : the number of permutations. α : FWER upper limit.

Ensure: δ : the adjusted significance level.

```
1: procedure fastWY
2:  $Q \leftarrow \{\}$  // An array of the minimum P-values
3: for  $t = 1, \dots, R$  do
4:   Generate a dataset  $\mathcal{D}^t$  whose associations of the individuals with the trait in  $\mathcal{D}$  are randomly permuted.
5:    $P_{\min} \leftarrow 1$ 
6:   for  $\forall$  singleton pattern  $t$  do
7:     Project( $t$ )
8:   end for
9:   Add  $P_{\min}$  to  $Q$ 
10: end for
11: Sort  $Q$  in ascending order.
12:  $\delta \leftarrow \max(Q[x] \mid Q[x] < Q[\alpha R + 1])$ 
13: return  $\delta$ 
14:
15: function Project( $t$ )
16: if  $P_{\min} < f(x(t))$  then
17:   return
18: end if
19: if  $P_{\min} > P(t)$  then
20:    $P_{\min} \leftarrow P(t)$ 
21: end if
22: for Pattern  $t'$  extended from  $t$  do
23:   Project( $t'$ )
24: end for
25: return
26: end function
```

4.2 比較パターン抽出方法

本稿では二つのラベル間における出現頻度の差が統計的に有意であるかどうかを検定することによってラベル間の違いを表現しうるパターンの探索を行う。しかし、考えうるパターンが膨大であり、その全てに対して検定を行うことは明らかに困難である。そのため、系列情報を木構造として取り扱う系列パターンマイニング手法と検定を組み合わせた手法を用いることで効率的に探索を行う。

FastWY 法 [2] は頻出パターン列挙アルゴリズムを活用し効率よく計算を行う Westfall-Young 法 [1] である。Westfall-Young 法は多重検定を考慮した有意水準補正を行う手法の一つである。多重検定を解決する手法として広く利用されている Bonferroni 法などの理論的に Family-Wise Error Rate (FWER) の上限を用いた制御手法では、変数間に従属性が見られる場合に FWER を過剰に抑制してしまう問題がある。特に系列パターンマイニングにおいて検

表 1 元データおよびシンボル化例

Time	Longitude	Latitude	GOAL distance	Symbol
2017-11-24 11:54:20.176	136.924149	35.156740	52	(N, D)
2017-11-24 11:54:22.210	136.924157	35.156749	51	(N, D)
2017-11-24 11:54:24.240	136.924193	35.156742	47	(N, D)
2017-11-24 11:54:26.289	136.924186	35.156772	47	(W, D)
2017-11-24 11:54:28.262	136.924299	35.156746	37	(W, D)
2017-11-24 11:54:30.305	136.924408	35.156769	26	(N, D)
2017-11-24 11:54:32.335	136.924538	35.156815	15	(N, D)
2017-11-24 11:54:34.375	136.924497	35.156782	19	(W, U)
2017-11-24 11:54:36.443	136.924563	35.156845	12	(W, D)
2017-11-24 11:54:38.500	136.924561	35.156825	14	(W, U)

定の対象となるパターンは多くが相互に従属性を持つことが容易に想定されるため、Westfall-Young 法を用いたほうがより適切に FWER を抑えることが出来る。しかし、Westfall-Young 法は全仮説を列挙する必要があり、系列データの全部分系列を列挙することは現実的な計算時間で終わらない可能性が考えられる。そのため、不要な仮説は列挙せず、効率的に探索を行うために従来のパターンマイニング手法と組み合わせることで高速化を実現した手法が FastWY 法である。寺田ら [2] はアイテムセットマイニングを対象としているが、本稿では系列パターンマイニングを対象としているため、PrefixSpan[9] と Westfall-Young 法を組み合わせることで高速化する(アルゴリズム 1)。また、検定にはフィッシャーの正確確率検定を用いる。

5. 実験および比較パターン抽出結果

2017 年 11 月 24 日から 25 日の 2 日間にわたり開催された名古屋工業大学の学祭において、名古屋工業大学公式クラブ C0de の企画として位置当てゲームが行われた。なお、位置当てゲームの詳細は別途発表を参照されたい [10]。位置当てゲーム参加者の同意を得て、位置当てゲーム参加中のヒト移動データを本研究で分析するためにサーバに収集・蓄積した。学祭実施期間中の被験者は 169 名、取得したトリップ総数は 671 であった。

5.1 比較パターン抽出の概要

取得したデータに対してなんらかのラベルを付与することでラベル間の比較パターン抽出を行う。本稿ではラベルとして被験者の性別を付与し、性別間の比較パターンを抽出する。なお、ラベル間のトリップ数の偏りをなくし、男性 162 トリップ、女性 162 トリップを用いた。有意水準は 0.05 とし、FastWY 法によって補正された P 値が有意水準を下回っているパターンを有意に出現頻度に差があるパターンとする。トリップがあるパターンを含むことをサポートと呼び、出現頻度はサポートの数とする。そのため、一つのトリップに複数回パターンが出現したとしてもサポートとしては 1 つとカウントされる。サポート数をラ

表 2 男女間の比較パターン抽出結果。表中の *adjusted P* とは FastWY 法によって補正された P 値を表し、*support*(Male) とは男性のラベルが付いたトリップにおけるサポートの総数を表す。*support*(Female) は女性のラベルが付いたトリップにおけるサポートの総数である。なお、パターンの表記として $(N, D) \times 8$ は、 (N, D) が 8 個繋がっていることを表している。

Pattern	<i>adjusted P</i>	<i>support</i> (Male)	<i>support</i> (Female)
$\langle (W, D), (N, D) \times 8 \rangle$	0.000657	125	81
$\langle (N, D) \times 11 \rangle$	0.001559	112	68
$\langle (N, D) \times 12 \rangle$	0.001814	105	61
$\langle (N, D) \times 14 \rangle$	0.002491	91	48
$\langle (N, D) \times 13 \rangle$	0.005369	98	56
$\langle (W, U), (N, U), (W, D) \rangle$	6.637E-06	3	36
$\langle (W, U), (W, D), (N, D), (N, U) \rangle$	1.259E-05	34	84
$\langle (W, D), (N, D), (W, U) \rangle$	1.857E-05	4	37
$\langle (W, D) \times 2, (W, U) \times 2 \rangle$	2.174E-05	89	136
$\langle (N, D), (W, U) \times 3 \rangle$	2.183E-05	63	114

ベル毎に算出し、サポート数が大きい方のラベルを、そのパターンが有意に多く出現したラベルであるとする。

5.2 比較パターン抽出結果

表 2 に比較パターン抽出結果の一部を示す。総抽出パターン数は 91 であり、表 2 に示したものは各ラベルの P 値昇順ソートにおける上位 5 個ずつを抜粋したものである。表 2 より、男性に多いパターンは (N, D) が繋がったもの、すなわち、ゴールまでの距離が減少するような動きを迷わずに連続して行っていると考えられる。一方、女性に多いパターンは (W, U) が繋がったもの、あるいは (W, D) と (W, U) が出て来るものが抽出されており、男性と比べて迷っているような動きが多かったことが伺える。

図 2, 3 に男性及び女性のトリップ例を示す。どちらも同じ開始位置、ゴールが設定されたトリップである。図 2, 3 を見ると男性は女性と比べて直線的でかつ着実にゴールへ近づくような動きであることが見て取れる。一方で女性は行ったり来たりしているような動きが多く見て取れる。このような違いが多くの男性女性間でも現れたため、表 2 に示したようなパターンが抽出されたと考える。

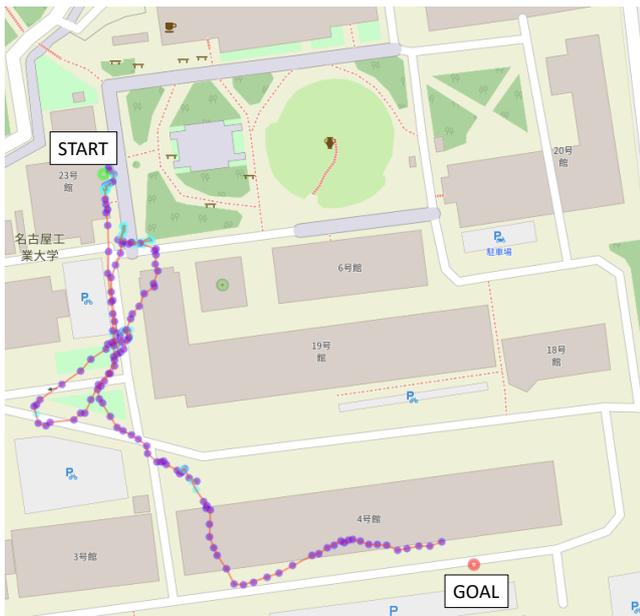


図 2 男性のトリップ例．緑丸は開始位置，赤丸は目的地，紫および水色の点は推定位置を表す．紫の点は 4.1 節にて定義した通常状態，水色の点は迷い状態であることを表す．途中迷っている様子もあるが，基本的に目的地に向かって通常状態で進んでいる様子が見取れる．

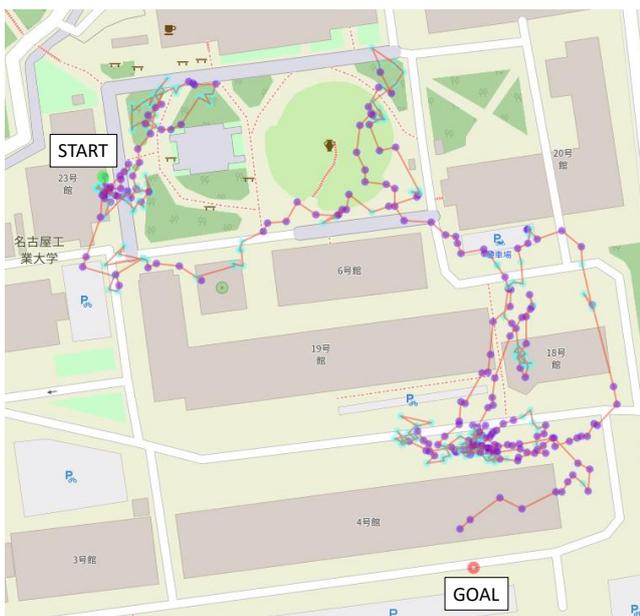


図 3 女性のトリップ例．各点の意味は図 2 のキャプションを参照．大きく目的地から遠ざかる動きや迷い状態（水色の点）が頻繁に現れていることが見て取れる．

6. おわりに

本稿では，ヒトの移動行動を収集・分析するために構築したヒト移動軌跡データ収集システムを紹介し，被験者の協力を得て 169 名，671 のトリップを収集するという大規模な移動軌跡データ収集実験について述べた．実験で収集したヒト移動軌跡データから一部のデータを抽出して比較パターン抽出を行った結果，男性はゴールまでの距離が減

少するように迷いなく直線的に移動するパターンが多く見られ，女性は行ったり来たり迷いながらうろうろ行動するパターンが多く見られるという特徴が確認された．

今回の分析では性別でラベルを付与して移動パターンを比較抽出したが，本来的に，被験者の行動はさまざまな要因により決定されるものである．今後さまざまなラベルを付与して知識抽出を試みるとともに，ヒト移動行動のシンボル化の工夫による抽出パターンの変化を検証したい．

謝辞 データ収集にご協力いただいた名古屋工業大学クラブ C0de，データ入力にご尽力いただいた藤原陽子氏，竹尾静枝氏，矢野恭子氏に感謝する．本研究の一部は，科学研究費（17H00758，16H06538），JST CREST（JPMJCR1302，JPMJCR1502），理化学研究所革新知能統合研究センター，および JST イノベーションハブ構築支援事業・情報統合型物質・材料開発イニシアティブの補助を受けて行われた．

参考文献

- [1] Westfall, P. H. and Young, S. S.: *Resampling-based multiple testing: Examples and methods for p-value adjustment*, Vol. 279, John Wiley & Sons (1993).
- [2] Terada, A., Tsuda, K. and Sese, J.: Fast Westfall-Young permutation procedure for combinatorial regulation discovery, *Proceedings of Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, IEEE, pp. 153–158 (2013).
- [3] 金子弘幸，大佛俊泰：レーザセンサによる行動モニタリングデータを用いた機械学習による歩行者軌跡分類法，日本建築学会環境系論文集，Vol. 82, No. 742, pp. 1051–1059 (2017).
- [4] 寺西裕一，地引昌弘，西永 望：映像解析による大規模避難誘導システム，情報処理学会論文誌，Vol. 58, No. 2, pp. 557–567 (2017).
- [5] 梶岡慎輔，岸本 薫，中川和也，梅津佑太，鳥山昌幸，藤原陽子，打矢隆弘，松尾啓志，竹内一郎：BLE ビーコンによる移動情報計測と頻出移動パターンの抽出，情報処理学会第 35 回サイバーワールド (CW) 研究会研究報告 (2017).
- [6] 三島嵩晃，藤原裕樹，石黒陽介，山下晃弘，山下倫央：GPS データを用いた屋外大規模イベント終了後の人流解析，情報処理学会第 78 回全国大会，Vol. 2016, No. 1, pp. 451–452 (2016).
- [7] 酒井瑞樹，森田裕之：BLE ビーコンを活用した巡回行動ログデータの取得と移動軌跡推定手法の提案，経営情報学会全国研究発表大会，Vol. 2017, pp. 14–17 (2017).
- [8] Terada, A., Okada-Hatakeyama, M., Tsuda, K. and Sese, J.: Statistical significance of combinatorial regulations, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 110, No. 32, pp. 12996–13001 (2013).
- [9] Han, J., Pei, J., Mortazavi-Asl, B., Pinto, H., Chen, Q., Dayal, U. and Hsu, M.: Prefixspan: Mining sequential patterns efficiently by prefix-projected pattern growth, *Proceedings of the 17th international conference on data engineering*, pp. 215–224 (2001).
- [10] 富永聡司，田口雄規，大堀良介，落合智生，牛丸恭佑，大森夢拓，梶岡慎輔，松尾啓志：SpyGame: BLE ビーコンを用いた位置情報利用型ゲームシステムの開発と運用，情報処理学会第 40 回インターネットと運用技術 (IOT) 研究会研究報告（発表予定）(2018).