

RFID タグを用いた科学館来館者の移動軌跡の分析

神 田 崇 行^{†1} 塩 見 昌 裕^{†1,†2} 野 村 竜 也^{†1,†3}
石 黒 浩^{†1,†2} 萩 田 紀 博^{†1}

本稿では、アクティブ型 RFID タグシステムによる科学館の来館者の移動軌跡、行動パターン、人間関係に関する情報抽出を報告する。我々は、科学館で 25 日間にわたり人間型ロボットの展示を行った。この際に、来館者にロボットと相互作用するために RFID タグを身につけるように求めた。RFID タグを所持する来館者の振舞いは、科学館の 1 フロアに設置した 20 台の RFID リーダによって記録された。各リーダは、タグの大まかな距離を検知することが可能である。この 20 台のリーダからの出力を統合することにより来館者の移動軌跡を推定した。さらに、得られた移動軌跡から「空間」「行動パターン」「人間関係」の 3 つの側面に関する分析を行った。空間については、クラスタリングにより科学館のフロアの領域分割を行い、領域ごとの混み具合を可視化することで、空間がどのように利用されたかを分析した。行動パターンについては、DP マッチングとクラスタリングの組合せにより「すべての展示を見て回る」「ロボット展示に直行する」といった典型的行動パターン抽出が可能であることを見出した。さらに、人間関係については、一定距離内の滞在時間率を利用することで、一緒に科学館を来訪したグループ関係について、たとえば再現率 76%、適合率 90%で推定することが可能であった。

Analysis of People Trajectories with RFID in a Science Museum

TAKAYUKI KANDA,^{†1} MASAHIRO SHIOMI,^{†1,†2}
TATSUYA NOMURA,^{†1,†3} HIROSHI ISHIGURO^{†1,†2}
and NORIHIRO HAGITA^{†1}

This paper reports a study that estimated visitor positions, visiting patterns, and inter-human relationships at a science museum using information from RFID readers. In the science museum, we exhibited humanoid robots. Visitors were invited to wear RFID tags to interact with the robots. Visitor behavior was simultaneously observed using 20 RFID readers, distributed throughout the entire floor that roughly measured the distances of nearby tags. We integrated

the outputs from all RFID readers to estimate visitor trajectories that were used to analyze three perspectives: space, visiting patterns, and relationships. Regarding space, we identified crowded and uncrowded areas. We found several typical visiting patterns, such as *visited at every exhibit* and *directly going to robot area*. We also identified atypical visiting behavior. Regarding relationships, for example, we estimated 76% recall of group-member relationships with 90% precision.

1. はじめに

ユビキタスコンピューティングやロボット工学の進展により、人間型ロボットをユビキタスセンサと連動させて自然で直感的なヒューマンインタフェースを実現する「ネットワークロボット」の研究が行われるようになった。ユビキタスセンサからは膨大なセンサ情報を得ることができるが、適切な意味づけを行わないとロボットがその情報を利用することは難しい。これはロボットに限られたことではなく、PDA などを用いた情報提供システムなどにおいても、情報の意味づけがシステム開発をおおいに容易にする。そこで、位置や移動軌跡に関して、ユビキタスセンサから得られる情報から人間の行動を意味づけする「環境情報構造化」の研究が進められている¹⁾。

ロボットが RFID タグなどのユビキタスセンサと連動するシステムはこれまでも研究が進められてきた。小学校や科学館で、ロボットに RFID リーダを搭載し、子供たちが持つ RFID タグを検出することで、名前を呼ぶなどにより相互作用を促進するロボットが実現されている^{2),3)}。しかし、ロボット単体のセンサから読み取れる情報はごく限られたものである。ロボットのサービスを高度化するためには、RFID リーダを環境中に偏在させることで人々の行動を認識し、ロボットがサービス提供に利用可能な情報を取り出すことが必要になる。

また、移動軌跡についての研究に関しても、カメラなどから計測した人物の位置から、移動の軌跡の取得、軌跡の比較、行動パターンの比較などが行われている^{4),5)}。ただし、これらの研究では、数秒から数分の範囲のごく短時間に生じ、また異なる人物の間で共通して起

^{†1} ATR 知能ロボティクス研究所

ATR Intelligent Robotics and Communications Laboratories

^{†2} 大阪大学

Osaka University

^{†3} 龍谷大学

Ryukoku University

きる「局所的行動」を対象としてきた。たとえば、歩いているか、走っているか、まっすぐ歩いているか、曲がっているか、家にいるか、オフィスにいるか、といった行動は局所的行動の例である。このような局所的行動の場合には、あらかじめ起きうるパターンを開発者が想定できる。そこで、解かれるべき主な問題は、新たな入力をもとの想定したパターンに分類するというパターン認識の問題となる。

これに対して、特に博物館や科学館のように多くの展示物があり、多くの人が同時に滞在し、歩き回るような展示環境に我々は着目した。このような環境では、場所や環境に依存して起きる「大局的」な行動パターンが観測される。たとえば、「ロボットの周囲に長く滞在する」「それ以外の展示に長く滞在する」などのような行動である。この大局的行動に関しては、パターン認識よりもむしろ、どのような行動が起きているのか、そのパターンを知ること、抽出すること、つまり「分析」が研究の対象となる。

このように、来館者の移動軌跡から大局的行動を知することは、来館者自身の活動を促進するような情報につながるはずである。大局的な行動パターンが得られると、それぞれのパターンに適した情報提供サービスが可能になる。つまり、移動軌跡から利用者の典型的な行動パターンを取り出すことが、行動パターンに応じたサービスの最適化など、利用者の利便性向上につながり、運営側のサービス向上のためのマーケティング情報にもつながる。また、逆に典型的な行動パターンには該当しない、非典型的行動を抽出できるようになると、道に迷っている人、具合が悪い人、不審者などの発見に役立つ可能性がある。

さらに、人単体の行動だけでなく、人間関係などが検出可能であれば、提供可能なサービスはさらに広がる。ロボットは、複数人と同時に会話を進めることができるのも特徴であるが⁶⁾、このような場合に、ロボットの周囲にいる人が、一緒に来ている集団なのか、たまたま集まっている見知らぬ人同士なのかを判断することができると、それに応じて異なる話し方が可能になる。たとえば、友だち同士でやってきた場合には、その集団全体を巻き込むような話し方をすることが会話を弾ませるが、1人でやってきた人が見知らぬ人の集団の中に混じっているかのように扱われるときまりが悪い思いをすることも多い。

ただし、ロボットのサービス向上の可能性は、同時に、移動軌跡の記録を許すことのプライバシーリスクの増加も意味する。ゆえに、移動軌跡から取得する情報をあらかじめ明らかにし、利用者が移動軌跡の記録を許すかどうかの判断を可能にすることも、重要である。

本研究は、アクティブ型 RFID タグから観測される来館者の移動軌跡から、来館者の大局的な行動についての分析方法を見出し、どの程度の情報が得られるのかを明らかにする。なお、位置計測にアクティブ型 RFID を利用したのは、小型で持ち運びが容易であり、

数 m 以上離れた距離からもタグの観測が可能であり、1 台のリーダーから多数のタグを同時に観測可能であるといった利点があるからである。大阪市立科学館での人間型ロボット展示の際に、25 日間のフィールド実験を行い、希望する来館者に RFID を身につけて館内を見学するように求めたところ、8,091 名の来館者が実験に参加した。以下では、これらの来館者の移動軌跡から、「空間」「行動パターン」「人間関係」の 3 つの側面について行った分析の方法とその結果について報告する。

2. 関連研究

表 1 に、本研究に関連する主な研究の一覧を示す。ユビキタスの関連研究では、人の位置などから文脈を認識し適切なサービスを提供する、コンテキストウェアの研究が多く行われてきている。

ユビキタスセンサを人間の位置推定や移動軌跡抽出に用いる研究が行われてきた^{7)~9)}。さらに、位置のみでなく、あらかじめ与えられた典型的なパターンに分類することで、人間の行動を意味づけする研究が行われている。たとえば、Eagle らは Bluetooth を利用した装置を携帯電話に取り付け、装置どうしの接近が検知できるようにした。これを利用して、家にいる、オフィスにいる、それ以外の場所にいる、といったルーチンワーク的な日常行動を認識できることを明らかにした¹⁰⁾。Liao らは GPS から得られる位置情報を関連マルコフモデルにより処理し、家にいる、オフィスにいる、外食中である、などのように位置に基づく行動を判別できることを明らかにした¹¹⁾。

局所的な行動についても、パターンを抽出する試みも行われている。Demirdjian らは、日常行動の中での位置と速度の違いに注目し、クラスタリングすることで、Activity map と呼ばれる空間分割表現を行い、たとえば、歩く場所、働く場所、休む場所、などのように、場所による生活パターンの違いを抽出できることを明らかにした¹²⁾。

このような個人の行動に関するコンテキストのサービスへの利用例も多い。たとえば、人間の位置に応じて適切な情報を提供するサービスなどが研究されている¹³⁾。脇田らによる RFID Activity store はユーザのコンテキストごとに異なる可視化を行った¹⁴⁾。

これらの研究は、局所的行動に関するものであった。すなわち、個人の中の行動の違いを対象にし、その日常生活の中で、どの行動をとっているか、どのコンテキストにいるか、を位置から推定する研究であるといえる。また、抽出の対象は、ある個人の軌跡であり、そのなかで、同じようなパターン（同じ時間帯に同じ場所にいる、ある場所ですばやく止まっているなど）の出現を検出するものであった。

表 1 位置・軌跡とパターン抽出に関する従来研究
Table 1 Previous studies about trajectories and pattern extraction.

	軌跡による 位置表現	局所的 (個人内の行動の分類)		大局的 (個人間の差異, 個人の分類)		
		行動パターン	サービス利用	行動パターン	非典型的行動	人間関係
位置・軌跡推定 [7][8][9]	○	×	×	×	×	×
Reality Mining [10]	×	○ (HMM)	×	×	×	×
Liao らの手法 [11]	×	○ (RMN)	×	×	×	×
Activity Maps [12]	○	○ (k-means)	×	×	×	×
Cobit [13]	×	×	○	×	×	×
RFID Activity Store [14]	×	△可視化のみ	○	×	×	×
Museum Wearable [16]	×	×	×	△モデル一致	×	×
小磯らの手法 [15]	×	×	×	△動線のみ	×	×
Sociometer [18]	×	×	×	×	×	△可視化のみ
柳沢らの手法 [19]	○	×	×	×	×	×
本手法	○	×	×	○ (k-means)	○	○

これらの従来研究に対して、本研究が注目する人々の集団を対象とするような研究はまだあまり行われていない。個人を対象とする研究との違いは、集団の行動パターンを抽出することが研究の対象となり、またその行動が、人々の大局的な行動であることである。様々な移動軌跡の類似性を比較することで、同じような行動をしている個人のパターンを抽出し、分析する。

集団を対象とする研究として、行動パターンの一部である動線の抽出はこれまでも試みられている。小磯らは家電量販店での実験結果から、頻繁に状態遷移がおきる区間に注目する手法により動線が抽出できることを示した¹⁷⁾。

さらに、行動パターンの抽出に関しては、博物館での人々の行動解析を行った Sparacino の Museum wearable プロジェクトが知られている¹⁵⁾。この研究では、人々の博物館での行動パターンをウェアラブル装置により分類した。ただし、行動パターンはあらかじめ「busy」「selective」「greedy」といった博物館学で知られた基本的パターンを定義しておき、これらのどれにあてはまるのかのマッチングをとるものであった。一方、博物館学の中でも、この基本行動パターン分類が従来から固定的に使われていることが疑問視されている。基本行動パターンは博物館の展示物配置などに利用されるが、たとえ greedy パターンに適した見学ルートを用意したとしても、このパターンにあう人数が少数だとすれば無駄になってしまう¹⁷⁾。むしろ、ユビキタスセンサを利用した自動的な観測により、展示に応じて生じる異なった行動パターンを抽出する必要があると考える。

ユビキタスセンサを利用した研究は、人間同士の関係にも対象が広がりつつある。Choudhury らは「sociometer」と呼ばれるウェアラブル装置を開発し、人々の会話頻度

を可視化することで、人々の人間関係が可視化できることを示した¹⁸⁾。ただし、sociometer の研究では、可視化された関係がどの程度実際の関係に対応しているのかは示されなかった。

また、人々の移動軌跡（位置座標の時系列）から行動を推定する試みはこれまであまり行われてこなかった。従来研究では、「センサ a は展示物 A 付近に取り付ける」といった形で定点に基づく観測を行い、人々がこの定点の周囲に滞在しているかどうかをセンサ情報として用いていた。上記の Museum wearable の研究においても、来館者の行動は「ロボット Cog の前」「ロボット Kismet の前」などのように展示ごとの定点での観測に基づくものであり、移動軌跡を利用したものではなかった。しかし、展示物が多くある環境などの場合には、すべての展示物に RFID リーダなどのセンサを取り付けることは難しく、また取り付けようとしてもセンサの読み取り範囲が互いに重なってしまうため、あるセンサ出力に特定の場所であるという意味づけをすることが困難になる。つまり、環境中のセンサ数が多くなり、センサの読み取り範囲が重なるにつれて、あらかじめセンサの位置に意味を持たせる方法は現実的でなくなる。さらに、今後ユビキタスセンサ技術が進歩し、多数のセンサが取り付けられるなかで、ますますこのような問題が顕著になることが想定される。そこで、我々はより一般化された情報である位置・移動軌跡を利用することを考えた。そこで、定点に基づく観測ではなく、移動軌跡そのものを分析することで、人々の行動から情報を取り出すことを試みる。

なお、移動軌跡に着目する研究は柳沢らによっても試みられ、空間を等間隔に分割した後分割された空間を手動で統合する方法が考案された¹⁹⁾。しかし、移動軌跡や行動パターンの分析には結び付けられていない。Demirdjian らは、人の位置と速度をまとめてクラスタリングすることで、ActivityMap と呼ばれる行動パターンを取り出した¹²⁾。これは、位置と行動が 1 対 1 対応する場合には有効であるが、空間のみを分割する目的には向かない。

3. データ収集

3.1 科学館における実証実験

本研究のデータ収集は、科学館での人型ロボットの実証実験と同時に行われた。本節では、この実験について簡潔に説明する（詳細とその効果については別途文献 3）に報告がある）。図 1 に、実験が行われた科学館の 4 階フロアの地図を示す。このフロアの入口付近には実証実験に関する掲示がされており、来館者らは自由意志で実証実験に参加できた。参加した被験者らには RFID タグが配布された。このとき、参加した来館者らの名前や年齢などの個人情報がデータベースに記録された。合計 400 個の RFID タグが用意され、最大で

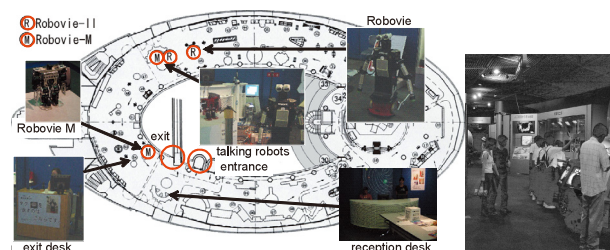


図 1 データ収集の行われた大阪科学館のフロア図

Fig. 1 Floor of Osaka science museum.



図 2 展示案内ロボット Robovie との相互作用

Fig. 2 Interaction with a humanoid robot, Robovie-II.

同時に 172 個の RFID タグが来館者に配布された。

ロボット展示には高さ 120 cm ほどの人型ロボット Robovie が 2 台、高さ 30 cm ほどの Robovie-M が 2 台用いられた。それらの位置を、図 1 に示す。これら 4 台のロボットは 3 種類の役割に用いられた。なかでも最も人気を集めたのが、図の中央部上方に示される Robovie による展示案内ロボットである。このロボットは握手や抱っこ、じゃんけんといった子供の遊びのような振舞いを通じて来館者との相互作用を行った（図 2 左）。また、館内を移動して人々を展示物まで案内し、展示物に応じた説明を行った（図 2 右）。

展示案内ロボットには RFID タグリーダーが取り付けられており、周囲の人々の持つ RFID タグを検出することができた。そのため、RFID タグをロボットが検出したとき、名前を呼んで話しかけるといった、データベースに登録された個人情報を用いての相互作用を行った。また、特定の展示物付近にどの程度滞在していたのかといった情報を用いることで、行動履歴に応じてその振舞いを変化させた。たとえば、RFID タグを身につけた来館者が展示物「磁石の力」付近に一定時間以上滞在していた場合、システムは来館者がその展示物を体



図 3 他の人型ロボットとの相互作用

Fig. 3 Interaction with other humanoid robots.

験したと判断する。その情報を用いて、ロボットが「山田さん、磁石の力を遊んでくれてありがとう。面白かったでしょ？」などと発話した。

もう 1 台の Robovie は Robovie-M とともに、同じく図 1 中の上方やや左付近に配置され、2 台のロボットが互いに話してみせる会話ロボットとして用いられた（図 3 左）。もう 1 台の Robovie-M は図 1 の中央やや左に示される出口付近に設置され、RFID タグを検出したときに名前を呼んでタグを返却するように呼びかけるといった振舞いを行う、挨拶ロボットとして用いられた（図 3 右）。これらのロボットの付近には、それぞれ RFID タグリーダーが設置されており、タグが検知されるとロボットが持ち主の名前を呼びかけて相互作用を働かかけた。図 3 右の場面では、少年が挨拶ロボットにタグをかざした際に、挨拶ロボットがこの少年の名前を呼んで挨拶を行っている様子である。

来館者は最後にこのフロアの出口で RFID タグを返却し、アンケートに回答した。記録された映像やアンケート結果から、来館者らが移動ロボットによる子供の遊びのような相互作用を好意的に評価したことが報告されている。そのなかでも、特に名前を呼ぶ振舞いは、多くの人々から好意的な評価を得たようである。

3.2 RFID タグおよび RFID タグリーダー

本研究では、アクティブ形の RFID タグシステムを用いた（図 4）。実験環境内に配置した 20 台の RFID タグリーダーの位置を図 5 に示す。図中の四角形が天井にアンテナを設置した 18 個の RFID タグリーダーの位置を示し、三角形が RFID タグリーダーを搭載した人型ロボット Robovie 2 台の位置を示す。RFID タグは名札型の容器に埋め込まれ、来館者が容易に持ち運べるようにした。各 RFID タグはそれぞれ個別の ID を持っており、タグリーダーはタグから発せられる電波を検出することでそれらの ID を識別できる。

タグリーダーは、タグの電波を検出する際に、その感度を 8 段階に調節できる。電波強度を検出することにより、タグリーダーとタグ間の距離を大まかに推定することができるが、タグ



図 4 RFID タグリーダ, アンテナ, RFID タグ

Fig. 4 RFID reader, antenna attached to ceiling and tag.

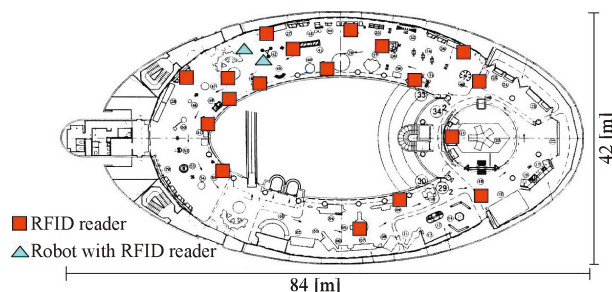


図 5 RFID リーダの配置

Fig. 5 Placement of RFID readers.

リーダのアンテナの位置や電波の反射といった影響によってその精度は変化する。

本研究では、各タグリーダの各感度におけるタグの検出範囲をあらかじめ計測した。その結果、各タグリーダの感度を 5 から 8 に、0.75 秒ごとに切り替えてタグの検出を行うように設定した。感度の切替えには 0.25 秒程度の待機時間が必要であるため、各タグリーダは 4 秒ごとにタグとの大まかな距離を計測することが可能となる。なお、タグリーダ間における感度変更周期の同期は行わなかった。

3.3 複数の RFID タグリーダによるタグ位置推定

本研究では、20 台の RFID タグリーダを用いて、RFID タグの位置推定を行うための手法を提案した。図 6 に、提案手法の処理の流れを示す。複数の RFID タグリーダのタグ検出範囲が重なる領域内であれば、図に示すようにタグの位置を推定することが可能である。

以下に、具体的な位置推定手法を示す。提案手法には Condensation アルゴリズムを利用し、地図画像上の各 pixel 上でタグの存在確率を持つパーティクルを用いて位置推定を行った。本研究で用いた地図画像のサイズは $1,024 \times 512$ [pixel] であり、1 [pixel] は約 $8.2 \text{ [cm}^2\text{]}$ の領域を

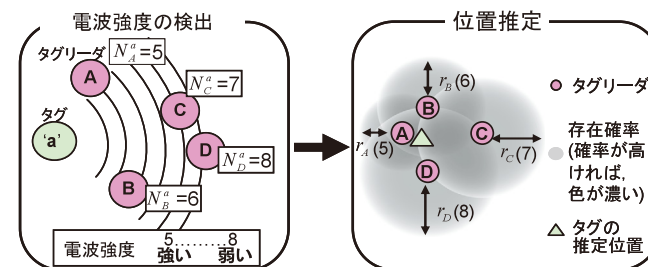


図 6 位置推定方法の概要

Fig. 6 Outline of position estimation method.

示している。各タグの存在確率は、各タグリーダから検出されたタグの電波強度から算出する。

タグの存在確率は、以下の 2 式を満たす 2 次元座標上の各ピクセルに、等しく分配される。

$$(x - cx_A)^2 + (y - cy_A)^2 > r_A(N_A^a - 1)^2 \quad (1)$$

$$(x - cx_A)^2 + (y - cy_A)^2 < r_A(N_A^a)^2 \quad (2)$$

ここで、 (cx_A, cy_A) は RFID タグリーダ “A” の X-Y 座標を示している。 $r_A(n)$ はあらかじめ計測された RFID タグリーダ “A” の、感度 n における読み取り範囲の半径である。 N_A^a は RFID タグリーダ “A” が RFID タグ “a” を検出したときの感度を示している。各 RFID タグリーダから算出された存在確率を足し合わせ、正規化したものが最終的な各タグの存在確率となる。

以下に、Condensation アルゴリズムの簡単な流れを示す。時刻 t における画像の状態ベクトルを v_t 、観測ベクトルを u_t とし、観測ベクトルの履歴を $U_t\{u_1 \dots u_t\}$ とする。状態の推定を行うためには確率密度 $p(v_t | U_t)$ を計算する必要があるが、Condensation アルゴリズムにおいて確率密度は離散的なサンプリング点 $\{(s^{(n)}, \pi^{(n)}), n = 1, \dots, N\}$ によって定義される。 $s^{(n)}$ は状態ベクトルに含まれるランダムにサンプリングされたサンプリング点であり、 $\pi^{(n)}$ はその点が持つタグの存在確率である。 N はサンプリング点の数である。各サンプリング点とその点が持つタグの存在確率は、予測と観測のステップを行い更新される。

- (1) 現在から 1 つ前のフレームより得られたサンプリング点 $(s_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)})$ から確率 $\pi_{t-1}^{(n)}$ に従い、サンプリング点 $s_{t-1}^{(j)}$ を選択する。次に、予測モデル $p(v_t | v_{t-1} = s_{t-1}^{(j)})$ に従い時刻 t におけるサンプリング点 $s_t^{(n)}$ を決定する (予測ステップ)
- (2) 時刻 t における観測ベクトル u_t を取得した後、各サンプリング点 $s_t^{(n)}$ における確率 $\pi_t^{(n)}$ を決定する (観測ステップ)

本研究では、各タグ位置を推定するためのサンプリング数 N をそれぞれ 500 とした。またサンプリング点の移動予測のための予測モデルとして、過去約 5 秒間の推定位置から移動速度を算出し、線形補完を行った。各サンプリング点における確率 $\pi_t^{(n)}$ の算出には、正規化されたタグの存在確率を用いた。なお、サンプリング点 $s^{(i)}$ は画像の座標である x, y で表される 2 次元ベクトルである。

我々は予備実験を通じて、提案手法によるタグ位置推定の精度を検証した。予備実験は、一般来館者らが存在しない時間帯に、実証実験時と同様にロボットを稼働させた状況下で実施された。予備実験では、5 名の被験者にそれぞれ 1 つずつタグを持たせ、時速約 6 [km] で定められたルートを 3 回ずつ移動させた。データ収集時間は 1 人あたり約 5 分であった。各被験者の存在による電波への影響を考慮し、各被験者には他の被験者と直線距離にして約 8 [m] 以上離れるように指示を与えた。推定位置精度の検証を行うために、予備実験時に提案手法を用いて推定された位置と、実際に被験者らが存在した位置との誤差を計測した。実験の結果、各 RFID タグリーダのタグ検出範囲が重なる領域（フロアの上半分）におけるタグ位置推定精度は約 2.8 [m] であった。なお、フロアの下半分におけるタグ位置推定精度は、約 5.4 [m] であった。フロアの下半分における領域では RFID タグリーダの設置数が少なかったために、タグ位置推定精度が低下したと考えられる。

4. 来館者の行動パターンの分析

25 日間のフィールド実験から 8,091 名の来館者の移動軌跡を得た^{*1}。科学館の入場者情報によると、この期間中に 49,091 名の来館者があったため、約 16.5% の来館者が実験に参加して RFID タグを着用し、館内を見学したことになる。タグリーダが検出した RFID タグの読み取り情報はデータベースにリアルタイムに記録された。移動軌跡の計算もリアルタイムに行ったが、実験後に計算プログラムを改善したため、本稿では移動軌跡についても実験後の計算結果を用いた。

ここで、本稿で用いる記号について定義する。各 RFID リーダは非同期に RFID タグを認識する。そこで、すべての来館者の位置を同期させて扱う必要がある。 $P_{t_k}^i$ は X-Y 座標上での来館者 i について、 k 回目の観測時刻 t_k における位置である。来館者 i についての位置は実際には各 RFID が来館者 i の持つ RFID タグを認識するたびに更新される。つまり、

^{*1} フィールド実験は 2 カ月にわたり行われたが、RFID リーダの配置を途中で変えたため、その後の 25 日間のデータのみを用いた。

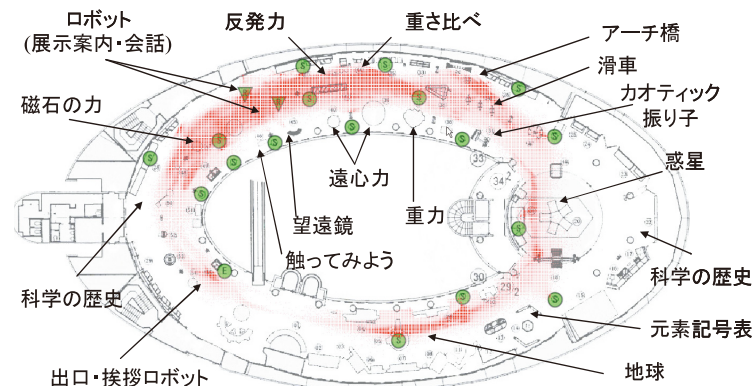


図 7 来館者の滞在が多かった位置の可視化

Fig. 7 Distribution of positions where participants lingered.

t_k と t_{k+1} の間隔は一定ではなく、実際にはほぼ 0 秒から数秒の場合があった。そこで、任意の時刻 t における来館者 i の位置は以下のような線形補完を行った：

$$P^i(t) = \alpha P_{t_k}^i + (1 - \alpha) P_{t_{k+1}}^i$$

ただし $\alpha = (t - t_k) / (t_{k+1} - t_k)$ かつ $t_k < t < t_{k+1}$ とした（また、 t_k と t_{k+1} の間隔が 30 秒以上となった場合には、 $P^i(t)$ は「データ欠落」と見なした）。

また、来館者 i の移動軌跡 P^i は以下のように定める：

$$P^i = (P^i(t_i), P^i(t_i + \Delta t), P^i(t_i + 2 \cdot \Delta t), \dots, P^i(t_f)),$$

ここで、 t_i と t_f はこの来館者に関する記録開始時刻、記録終了時刻である。また、今回の分析では RFID の観測周期を参考に、 Δt を 4 秒とした。以降の段落では、 P^i のことを移動軌跡と呼ぶ。

4.1 空間

4.1.1 空間利用の分析

得られた全 8,091 移動軌跡を用いて、どのように空間が利用されたのかを分析した。図 7 に来館者が滞在した位置の分布を示す。赤色（白黒画面では最も濃い色）が平均よりも 2σ 以上滞在があった点を示す（ σ は標準偏差）。平均と同時間の滞在の場合にはピンク色、平均よりも 2σ 以上滞在が少なかった場合には白色で点が描画されている。また、2 カ所の緑

色の三角形と 18 カ所の丸型は RFID リーダの位置を示す。

ここから、科学館の中での来館者の動きに関して、以下を読み取ることができる：

- 左上方の領域に多く滞在があった。ここは、ロボットや「触ってみよう」「磁石の力」といった子供向け展示が多く置かれた場所であった。
- 右上の「滑車」「アーチ橋」の周辺で滞が多いが、「カオティック振り子」の周辺で滞在が少ない。
- 右側の「惑星」「科学の歴史」の周辺で滞在が少ない。

ただし、これらの分析については 2 章で述べた位置推定の精度 (2.8 m) の問題に加えて、以下の 2 点の制限を考慮する必要がある：

- RFID リーダに囲まれていない領域での位置精度は不確かである (右側の「惑星」周辺、下側など)。
- 本手法では RFID を用いているため、来館者が一部の鉄製の展示物の上に乗っている場合には位置を正確に推定できない。たとえば、「遠心力」「重力」の展示物では、被験者が乗ることでこれらの力を体験できる。

4.1.2 空間の領域分割

さらに、空間の利用状態の分析を容易にするために、空間の領域分割を行った。また、以後の移動軌跡の分析の際も、この領域分割の結果を用いた。k-means 法によりすべての移動軌跡に含まれる点をクラスタリングして、領域を k 個に分けた。図 8 に異なる k の値ごとの結果を示す。線に囲まれた枠が 1 つの領域を表す。ロボットの展示された場所など、混雑した領域は小さなクラスタになった。これは、より混雑した場所ほどクラスタ中心になりやすく、非混雑領域はクラスタの周辺となりやすいためである。

ここで、大きな k の値の場合には表示結果が複雑になりすぎることを考慮し、以後の可視化には $k = 30$ の結果を用いることにした。図 9 に、この分割した領域ごとの来館者の滞在時間を可視化した結果を示す。開発した分析ソフトでは、各領域に含まれる移動軌跡の点の数、つまり来館者の滞在の多さ、が平均値の場合に灰色、平均よりも 2σ 以上多い場合に濃い灰色、 2σ 以上少ない場合に白色で描画することにより、滞在の多さを可視化した。

4.2 行動パターン

得られた移動軌跡に基づき、来館者がどのように科学館内を移動したかを分析した。本節では、典型的な行動パターンの抽出について報告する。また、この結果を利用した非典型的な行動パターンの分析についても述べる。

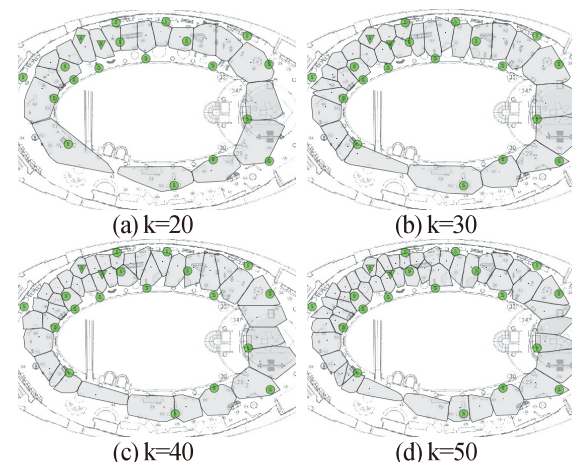


図 8 領域分割の結果

Fig. 8 Spatial partitioning with different k values.

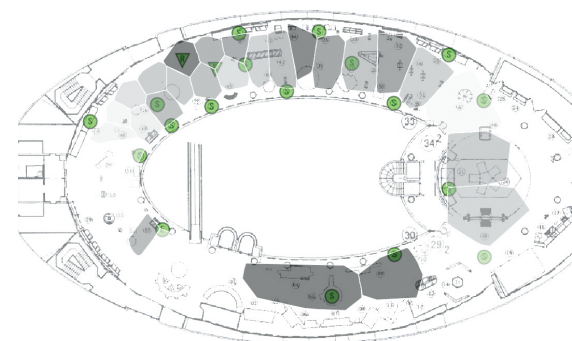


図 9 領域分割結果を用いた滞在時間の可視化

Fig. 9 Distribution based on partitioning.

4.2.1 移動軌跡の状態列モデル

移動軌跡の分析にあたって、移動軌跡どうしの類似性を効率的に行えるように、図 10 に示すような状態列モデルとして移動軌跡を扱った。X-Y 座標上での移動軌跡 P^i を次式のように状態列 S^i に変換した。

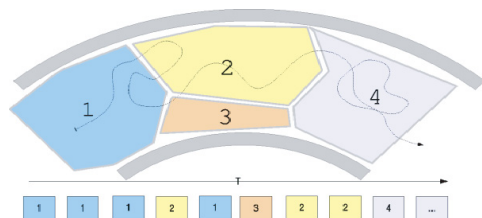


図 10 移動軌跡の状態列によるモデル化
Fig. 10 State-chain model of trajectories.

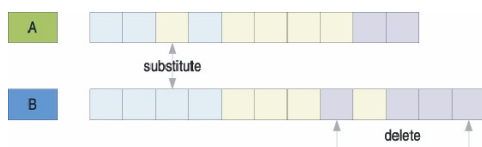


図 11 DP マッチングによる軌跡の比較
Fig. 11 Comparison of trajectories based on DP matching.

$$S^i = \bigcup_{p \in P^i} \{s_t = n \mid p \in A_n\},$$

ここで A_n は移動軌跡 p が含まれる空間領域である。

そして、状態列 S^i と S^j を DP マッチング法により比較することで、移動軌跡の類似度を計算した。図 11 に比較の一例を示す。なお、領域間の距離は、各領域のクラスタ中心点の間の距離として定義した。これにより、DP マッチングの挿入・削除のコストは領域間距離と、空間と時間とのトレードオフを表す定数により計算される。

移動軌跡どうしの類似度は、X-Y 座標を直接比較して DP マッチングを行うことでも可能であるが、いったん状態列に変換して計算する方が高速に計算できる。例として、後述の k-means 法による典型的行動パターン分析を 28 移動軌跡について行った場合に、状態列による方法では 0.53 秒で計算できたが、X-Y 座標を直接比較した場合には 9.56 秒かった。これは、状態列による方法では領域間の距離をあらかじめテーブルに記憶しておくことにより距離計算のコストが少なくなるのに対し、座標を直接比較する場合には多くの浮動小数点演算が生じるためである。

なお、状態列の比較計算の際には領域数 $k = 5,000$ として領域分割したものに基づく状

態列を用いた。なお、計算時の領域数は、各領域の中心点からの標準偏差を指標としたときに、この標準偏差が誤差 2.8 m の半分程度になる $k = 30$ 、1/4 程度となる $k = 150$ など、より少ない領域数を用いることも可能である。今回は本手法の有効性を確認するうえでは、できるだけ誤差が少ない方が望ましいと考え、メモリ展開量が現実的な範囲内で、十分に多い領域数として $k = 5,000$ を選んだ。

可視化の際には直感的に結果が理解できるよう $k = 30$ としたときの領域を用いた。この可視化の際の領域数は、必要に応じて大きな値を用いてより詳細な分析をすることもできるが、今回の実験結果に関しては $k = 30$ で十分な分析が可能であったと考える。

4.2.2 典型的行動パターンの分析

来館者のうちの RFID タグを着用して館内を見学した 8,091 名の移動軌跡が得られたが、一部の来館者については途中で RFID タグが検出されなかったことが原因でデータ欠落が見られた。これは鉄製の展示物、RFID リーダに囲まれていない領域、フロア出口でタグを返さなかった来館者、期間中に数度起きた記録システムの一時停止などの影響と考えられる。そこで、ノイズの多いデータを省くために、長さ 5 分以上かつデータ欠落が 20% 以下のものを抽出したところ、7,157 移動軌跡が得られた。

この 7,157 移動軌跡に対して、典型的行動パターン抽出のため、k-means 法により移動軌跡のクラスタリングを行った。ここで、移動軌跡間の距離は前節で述べたように DP マッチング法を利用して計算した。図 12 に異なるクラスタ数 k を用いた場合の標準偏差を示す^{*1}。ここではパターンの分離が進む一方でクラスタ数がまだ多くない $k = 5$ の結果と、以後標準偏差の減少が緩やかになる $k = 8$ の結果を例に典型的行動パターンの抽出結果を示す。もちろん、これ以外の k の値を利用して典型的行動パターンを抽出することも可能であり、大きな k の値を用いた場合にはパターン分けがより詳細になる。なお、計算時間は、Xeon 3 GHz の CPU を搭載した計算機を利用した場合、 $k = 5$ で 21,702 秒、 $k = 8$ の場合 18,805 秒であった。

図 13 に $k = 5$ の場合の行動パターンを可視化した結果を示す。図中で、領域の色はその領域での滞在時間を、矢印は領域間の移動の相対的な多さを表す。滞在時間については、各行動パターンに含まれる移動軌跡の平均値について、全行動パターン・領域の平均滞在時間よりも 2σ 以上多い場合に黒色、 2σ 以上少ない場合に白色となるように可視化した。また、

*1 k-means 法には初期値依存性があるため、ここでは異なる 3 つの初期値を与えた場合の最小の標準偏差となったものを示している。

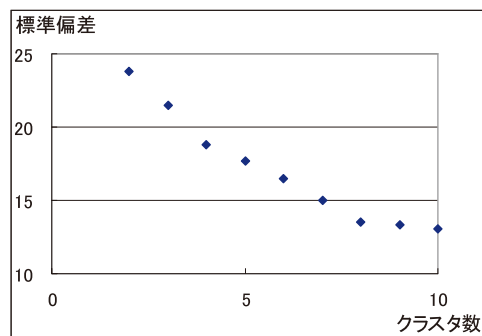


図 12 異なるクラス数 k に対する標準偏差
Fig. 12 Illustration of standard deviations.

領域 i と j の間の矢印は、 N_{ij} を領域 i から j への遷移の量としたときに、 $(N_{ij} - N_{ji})$ が閾値（ここでは 0.2 とした）よりも大きい場合に表示されている．また、 $(N_{ij} - N_{ji})$ が閾値に近い場合には青色、閾値よりも 2.0 以上大きい場合には赤色（白黒画面では明るい色）に表示される．図に示すように、以下の 5 つの典型的行動パターンが抽出された（展示物の位置については図 7 を参照のこと）．

(1) ロボット展示に直行：207 名

この行動パターンでは、来館者は受付から時計回りにロボット展示（図の上方左の逆三角形のマークの示されているあたり）に向かい、ロボットと短時間相互作用した．その後、出口へと向かった．図において、右上から右、下にかけて矢印が表示されておらず、色もほぼ白色になっている．これは、来館者たちがこの領域にほぼ行かなかったことを示している．

(2) 順回りして入口・ロボット展示に滞在：1,485 名

来館者たちは、案内表示のとおり反時計回りに館内を回ったが、図の下部の入口や「地球」展示付近を除いてはあまり展示物に立ち止まらず、ロボット展示に向かった．結果として、ほぼ白色の領域に 1 方向の矢印のみが可視化された．

(3) 逆回り：765 名

パターン 1 と同様に、来館者は受付からまっすぐロボット展示に向かった．その後、さらに時計回りで見学を進めた．

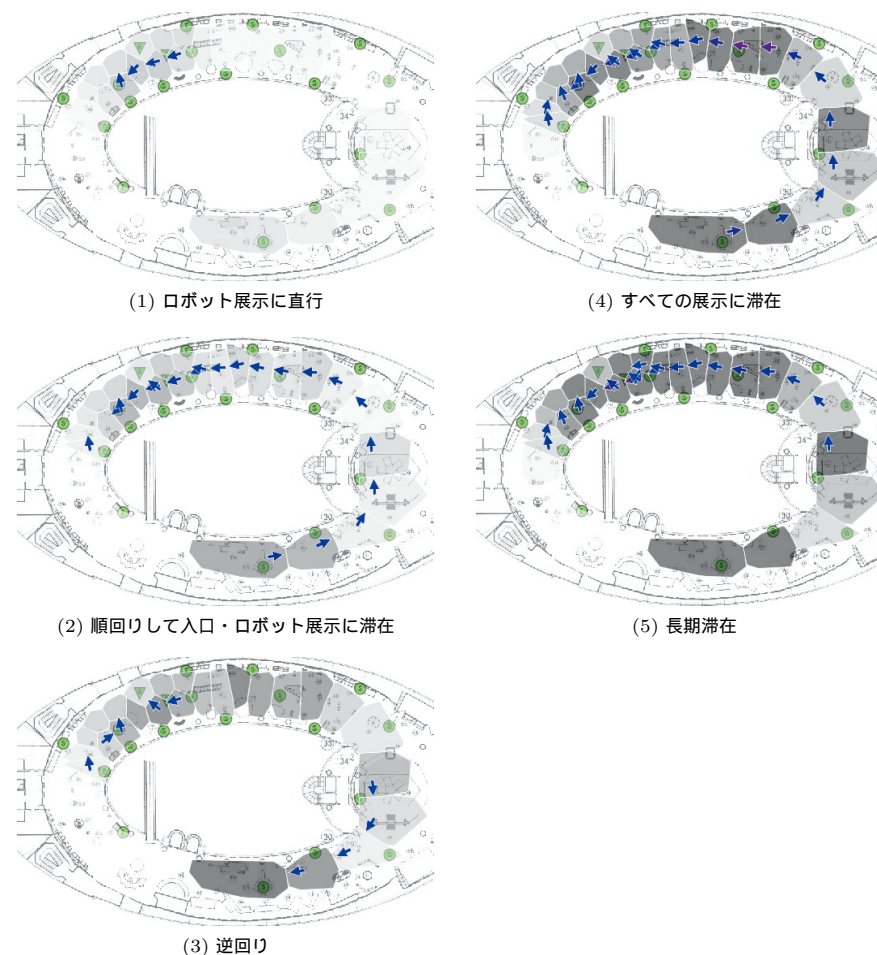


図 13 5 つの典型的行動パターン
Fig. 13 Five typical behavior patterns of visitors.

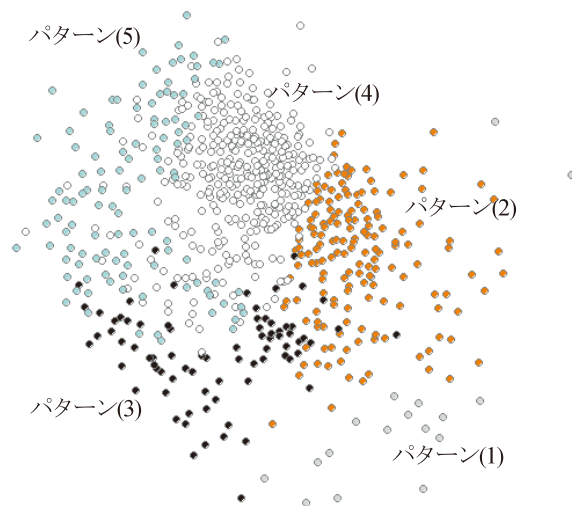


図 14 典型的行動パターン間の関係
Fig. 14 Relationships among typical behavior patterns.

(4) すべての展示に滞在：3,602 名

パターン 2 と同様に、案内表示どおりの反時計回りで見学を進めた。「地球」の展示や、上方の「重さ比べ」などの置かれたエリア、ロボット展示の周辺で多く滞在が見られた。最も平均的な滞在パターンであり、半数の来館者がこのパターンに分類された。平均滞在時間は 2,419.2 秒であった。

(5) 長期滞在：1,098 名

パターン 4 と類似しているが、多くの展示物付近で立ち止まり、パターン 4 よりも全般に滞在が長かった。平均滞在時間は 3,443.4 秒であった。

図 14 にこれら 5 つの典型的行動パターン間の関係を示す。これは、来館者の軌跡間の距離を反発力としたバネモデルによって、各行動パターンの来館者を表示したものである。計算コストの問題と、表示した際の複雑さの問題から、各パターンの軌跡のうちの 10% のみをこの計算には用いた。図に示されるように、たとえば行動パターン 2 と 4 は隣接しており互いに似ているが、1 と 4 は両端に位置して隣接しておらずまったく異なっている、といった関係が可視化されている。

なお、可視化結果は省略するが、 $k = 8$ の場合には、

- (1) ロボット展示に直行 (529 名)
- (2) 順回りでロボット展示に滞在 (981 名)
- (2') 順回りでロボット展示に行き、逆回りで帰る (42 名)
- (2'') 順回りで入口・「地球」付近に滞在し、ロボット展示は素通り (165 名)
- (3) 逆回り (1,421 名)
- (4) すべての展示に滞在、平均滞在 2,191.8 秒 (2,833 名)
- (5) 長期滞在、平均滞在 3,827.9 秒 (1,072 名)
- (5') さらに長期滞在、平均滞在 4,433.0 秒 (114 名)

といった $k = 5$ の場合を詳細化した典型的行動パターンが得られた。

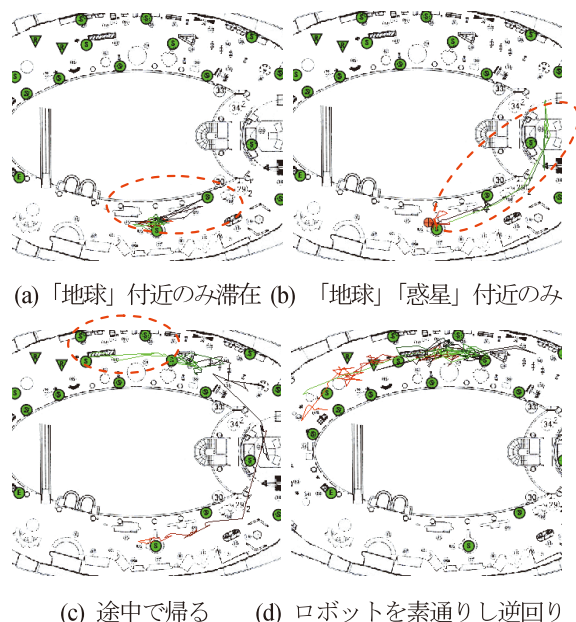
今回の実験では、科学館の構造上、案内どおりの反時計回りに順回りするパターンが最も典型的なものとして得られた。さらに、順回りのなかでも入口・「地球」付近、ロボット展示付近といった特徴的な滞在箇所とそれに対応する行動パターン、それら行動パターンに属する人の比率といったものを抽出することができた。また、それ以外にロボット展示に直行したり、直行後に逆回りしたりするといった行動パターンも抽出された。

4.2.3 非典型的行動の分析

典型的行動パターンで得られたクラスタの中心から離れた点を抽出することにより、非典型的行動の推定を試みた。なお、移動軌跡に関する非典型的行動の抽出は、局所的行動に関してこれまでも試みられてきている^{4),5)}。また、最近行われた鈴木らの研究では、HMM を利用した店舗内動線に関する逸脱行動の抽出が実現されている²⁰⁾。本稿での非典型的行動の分析の目的は、本稿で用いた DP マッチングによる軌跡どうしの類似性の比較基準が、大局的な行動についての非典型的行動抽出につながることを確認するためである。

ここでは、より例外的な非典型的行動が抽出されるように $k = 8$ の場合の典型的行動パターンの結果を用い、各移動軌跡についてそれぞれ最近傍のクラスタの中心からの距離を計算に用いた。なお、全移動軌跡の最近傍クラスタ中心からの平均距離は 12.7、標準偏差 4.7 であった。

図 15 に得られた非典型的行動パターンの例を示す。たとえば、(a) は最も大きい距離を示したもので、最近傍のクラスタ中心からの距離は 41.2 であった。入口付近、「地球」の展示付近にのみ滞在した移動軌跡である。他にも入口付近のみで滞在がみられた類似の軌跡が 10 例ほどあった。(b) は (a) と類似のものであるが、入口から「惑星」の展示付近まで進んだ後に引き返すようなパターンである。距離は 34.7 であった。これも類似の軌跡が数例あった。



図のパスは赤（濃色）から緑（淡色）へと向かう移動軌跡を示す

Path materialized by a ranging from red (darker color) to green (lighter)

図 15 非典型的行動パターンの例

Fig. 15 Examples of non-typical visiting behaviors.

(c) は距離 31.1 のもので、入口から上中央のロボット展示付近まで進んだ後に軌跡が消えているものである。ロボット展示の際に、この付近にロボット操作のための端末がおかれ、係員が滞在していた。この係員に直接 RFID タグを返した例が報告されているため、この軌跡はそのような行動をした人のものと考えられる。(d) は距離 29.2 のもので、入口付近から逆回りして進んだものの、典型的パターンと異なりロボット展示を素通りし、上部の展示付近で長期滞在した後に順回りで帰ったものである。

これらの例に示されるように、典型的行動パターンから離れた移動軌跡を取り出すことで、非典型的行動をした人を推定できる可能性が示されたと考えられる。

ただし、今後の課題として、豊島らが示したように、移動軌跡をクラスタリングした結果に対してクラスタごとに One Class SVM を適用する手法⁵⁾などを適用し、軌跡間の類似

性よりも複雑な軌跡情報を利用することで、より安定して非典型的な行動が抽出できる可能性が考えられる。

5. 来館者の人間関係の推定

3 章で扱った行動パターンは人単体の行動に関する情報であったが、人同士の関係に関する情報も RFID タグから得ることができる。人間関係を RFID タグから推定する研究として、子供たちと長期的に相互作用するなかで、ロボットが周囲の子供たちの人間関係を同時滞在率から推定する方法が提案されている²¹⁾。ただし、単独のロボットが、ロボットの周囲に同時にやってくる子供たちの同時滞在情報を収集するために、2 週間から 1 カ月以上の長期的な観測が必要であった。

我々は、科学館のように広い範囲で人々の行動を観測した場合には、より短時間の観測で人間関係が推定できるのではないかと考えた。そこで、館内での同時行動を観測することにより、科学館と一緒にやってきたという「グループ関係」の推定を試みた。なお、来館者への RFID タグ貸し出し時に 1 グループにつき 1 枚の登録用紙に名前の記入を求めた。そこで、同じ登録用紙に名前の書かれた人々の間の関係をグループ関係として推定を試みた。

来館者 A と B の間のグループ関係を $(Group(A, B))$ として、次式により関係の推定を試みた：

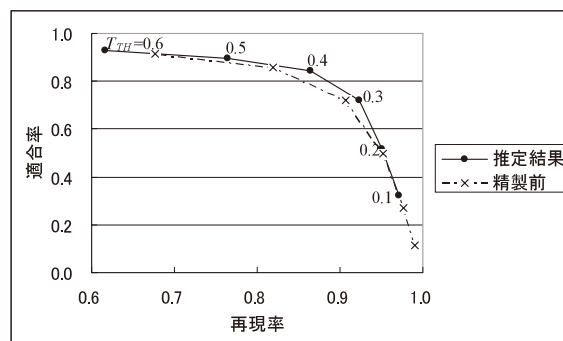
$$Group(A, B) = \text{if}(T_{AB}/\min(T_A, T_B) > T_{TH}),$$

$$T_A = \sum \text{if}(\text{obs}(A)) \cdot \Delta t,$$

$$T_{AB} = \sum \text{if}(\text{obs}(A) \text{ and } \text{obs}(B) \text{ and } \text{dist}(A, B) < D_{TH}) \cdot \Delta t,$$

ここで、 $\text{obs}(A)$ はいずれかの RFID リーダが A の RFID タグを観測した場合に真となり、 $\text{dist}(A, B)$ は時刻 t において、 $|P^A(t) - P^B(t)|$ として計算される。また、 $\text{if}()$ は括弧内の論理式が真のときに 1 となり、それ以外の場合には 0 となる。2 つの閾値 T_{TH} および D_{TH} が設けられている。 T_{TH} は A と B の同時滞在時間に関する閾値であり、 D_{TH} は A と B が近傍にいると見なす距離に関する閾値である。これらの手続きにより個別の人間関係の推定を行った後、全体的なグループ関係の整合性をとるために、推定された関係に最も近い完全部分グラフが得られるように、自動的に推定関係を精製した。なお、今回の実験では、 Δt は RFID タグの観測周期である 4 秒、 D_{TH} は科学館のフロアの外側の楕円と内側の楕円の間の距離の半分程度である 5 [m] とした。

図 16 「推定結果」に、様々なパラメータ T_{TH} を用いた場合の推定結果を示す。対象とした来館者全員 (7,157 名) がとりうるグループ関係に対して、実際のグループ関係の数



(推定結果の線上の数値は T_{TH} の値である．例えば， $T_{TH}=0.5$ のとき，再現率 76%，適合率 90%で推定ができた.)

(Numbers besides the line represents threshold T_{TH} . For example, at $T_{TH}=0.5$, it estimated 76% of group relationships with 90% precision)

図 16 グループ関係の推定結果

Fig. 16 Estimation of group relationship.

(3,067 グループ，のべ 6,930 グループ関係) は少ないため，web 検索などと同様に適合率 (precision)・再現率 (recall) を用いた．また，図中の「精製前」の線は，上記手法において完全部分グラフが得られるように関係を精製する前の結果である．

$$\text{再現率} = \frac{\text{グループ関係推定の正解数}}{\text{すべての正しいグループ関係}}$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{グループ関係推定の正解数}}{\text{グループ関係推定の回答数}}$$

ここで，正しいグループ関係とは，RFID タグ貸し出し用紙に書かれたグループ関係のことを示す．また，グループ関係推定の回答とは，本推定法により得られた結果である．また，グループ関係推定の正解数とは，本推定法により得られた結果のうちの，正しいグループ関係の数である．

図中の線は複数の異なる T_{TH} による推定結果を結んだものである．明らかに，適合率と再現率は T_{TH} によって定まるトレードオフの関係にある．たとえば， $T_{TH}=0.3$ の場合には 92%の再現率と 72%の適合率で推定が行われ， $T_{TH}=0.5$ の場合には 76%の再現率と

90%の適合率で推定ができた．これは，来館者の 76%が 50%以上の時間をグループのメンバーと過ごしていた (距離 D_{TH} 以内に滞在していた) ともいえる．

例として，図 17 に期間中のある 1 日の来場者に関するグループ関係推定結果と実際の関係の比較を示す．図中のノードが来館者を，エッジがグループ関係を示す．(a) が本手法により得られた結果であり，(b) が実際のグループ関係である．図 (a)，(b) で同一人物はそれぞれ同じ位置に描画されている．グループ関係は部分完全グラフであるが，図中では内側のエッジの描画は省略している．たとえば，図の (a)，(b) それぞれ中心右上付近に 7 角形があるが (図中の波線で囲んだ領域 ①)，これは上下で得られた関係が等しい，つまりこの 7 名の間にグループ関係があり，本推定法によりグループ関係推定に成功している．一方，そのすぐ上に (b) では三角形と直線が示されているが (図中の波線で囲んだ領域 ②)，(a) では五角形となっている．これは，本来 2 つのグループが 1 つのグループと誤って推定されたことを意味する．

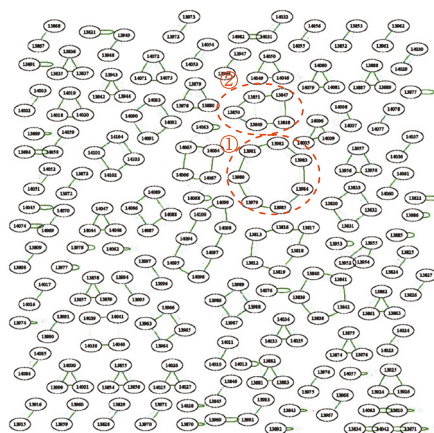
このような誤推定がところどころ見られるものの，再現率・適合率の値は，本研究のねらいとするロボットの会話への利用という目的に対して，十分な結果となった．冒頭の例に示した，ロボットが会話する際にみんなにまとめて話しかけるかどうか，といったアプリケーションでは，間違いは致命的な結果にはつながらないが，適切に動作すれば利用者のロボットとの会話を促進できる．たとえば $T_{TH}=0.5$ の場合の結果を利用すると，76%の利用者に対して，グループと見なしてまとめて話しかけた場合に，90%の場合に実際に正しくグループに対して話しかける結果となる．

なお，文献 21) の研究では，単一の RFID リーダからの情報をもとに，同時滞在率から友だち関係を推定し，たとえば再現率 5%のときに 80%の適合度といった結果を得た．これ以外に，実空間上での人間関係に関して比較できる事例はないため，あえて比較するとすれば，本研究での移動軌跡からのグループ関係推定では，この結果と比べてかなり良い推定結果が得られた可能性もある．ただし，小学校の教室内での子供たちの間の友だち関係は複雑なネットワーク形状となるのに対して，科学館での来場者に関して，一緒に来場したというグループ関係は，各グループがごく少数のメンバーからなる，など特徴が大きく異なるため，一概に性能が向上したかどうかを議論することは難しい．

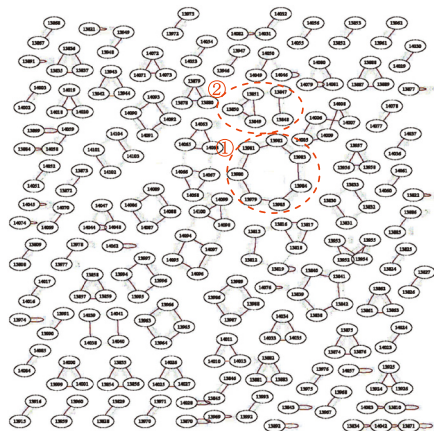
6. 考 察

6.1 移動軌跡分析法

本稿では，RFID タグシステムを用いて人々の移動軌跡を推定し，移動軌跡のクラスタリ



(a) 推定された関係



(b) 実際の関係

図中のノードが人々、エッジがグループ関係を示す。部分完全グラフの内側のエッジの描画は省略した

Circles represent a person, and links between persons represents a relationship

図 17 ある 1 日の来場者のグループ関係の推定結果
Fig. 17 Example of estimated group relationship.

ングと可視化により人々の行動を分析する方法を示した。クラスタリングについては、移動軌跡を状態列に変換し、DP マッチングにより軌跡どうしの類似性を計算し、k-means 法によりクラスタを抽出した。また、可視化については、分割領域ごとに平均滞在時間と領域間の遷移頻度を表示することにより、行動パターンを直感的に理解できるようにした。

このように、シンプルな計算方法である DP マッチングと k-means 法との組合せにより有用な結果を得ることができた。k-means 法は計算量が多いものの、今回の分析はオフラインで行ったため、今回の計算量は許容範囲内だったといえる。

ただし、リアルタイム性が求められる場合には、より高速なアルゴリズムの利用が将来課題である。時系列の分析には、ほかにもマルコフ連鎖モデルに基づくページアンクラスタ法²²⁾なども知られている。しかし、本研究で扱ったデータでは分析対象領域の大きさに対して位置精度が 2.8 [m] とやや荒く、結果として領域分割を行った場合に領域間を行き来する遷移が多く生じた。このため上記手法では状態遷移に多くのノイズが生じたため適切な結果を得ることができなかった。

6.2 応用可能性

本手法から得られる知見の利用例としては、PDA を用いた展示案内システム開発など、様々なものが考えられる。ここでは、対話型ロボットを利用する場合の応用例を示す。ロボットの対話行動の開発段階において、人々の行動パターンを知っておくことで、ロボットの対話行動を効率的に準備することができる。たとえば、ロボットの展示にまっすぐ来るような行動パターンの人々には主にロボット自身について説明を行い、また科学館全体に長時間滞在している来館者にはロボットについての説明のみでなく科学館についての説明もする、などの振舞いをさせることができるだろう。さらに、非典型的行動をしている人は、迷っていたり、セキュリティ上の問題があったりと、特別なサービスを必要としている可能性があるため、このような人に近づいて声をかける、といった対話行動も有効である。

グループ関係の推定も、人口ロボット対話の促進に有用である。たとえば、ロボットはグループでやってきたと推定される人々に「今日は友だちと一緒に来たのですか？」などと、話しかけることができる。これらの例に示されるように、本研究の手法を利用することで、ロボットに必要な対話行動をあらかじめ用意することが可能である。

6.3 プライバシ

本研究は人々の移動軌跡からどの程度の情報が取得できるのかについて科学的な目的で行った研究であり、プライバシー侵害を強制しようとするものではない。つまり、科学館の「すべて」の来館者にこのような RFID タグを無理に身につけさせることで、プライバシーを

公開させることは、決して意図していない。実験の際には、データを記録していることを掲示し、来館者のうちの希望者にのみ参加同意書に記入の上 RFID タグを渡した。また、実験結果も、個人が特定される形での公表は行わないようにしている。

もちろん、この種のシステムが実用的に利用される際には、プライバシー侵害の懸念と、システムから得られるメリットを比較して、来館者が自ら利用するかどうか選択できるようにする、といった仕組みが必要であろう。そのためにも、RFID タグを用いて軌跡を観測することがどのような情報につながるのかを明らかにすることが重要であると考えられる。

6.4 一般性

本研究は特定の科学館で、特定の人間型ロボットが展示された際に行われたものであり、見いだされた特定の行動パターンなどの具体的な結果には一般性はない。しかし、提案手法は他の展示環境にも適用可能なものである。さらに、多くの展示環境では今回の展示でのロボットに位置づけられるような人気展示物があるため、類似の傾向が発見できる可能性も期待できる。

7. おわりに

本稿では、科学館での来館者の移動行動を RFID タグによって明らかにする方法とその結果を報告した。20 台の RFID リーダの出力を組み合わせることで、リーダを十分に配置した領域では誤差 2.8 [m] で位置推定が可能であった。さらに、得られた移動軌跡を状態列に変換することで、DP マッチングと k-means クラスタリングにより行動パターンの分析を行った。

これらの手法により、科学館で 25 日間にわたってフィールド実験を行い収集した 7,157 名の移動軌跡を以下の 4 つの側面から分析した。

1. 移動軌跡の分析により、どの領域が混んでいたか、といった空間利用について分析した。たとえば、「地球」やロボット展示のエリアは混雑していたが、「惑星」エリアではあまり混雑していなかった。
2. 移動軌跡のクラスタリングにより大局的行動について典型的行動パターンを抽出することができた。たとえば、約半数の人はすべての展示を見て回ったが、一方で 1/4 ほどの人が多くの展示物を素通りしながら順回りし、「地球」やロボット展示付近で少々滞在した。
3. 典型的行動パターンから離れた移動軌跡を抽出することで、クラスタリングに用いた軌跡距離と同じ特徴量から非典型的行動を抽出することができた。たとえば、逆回りし、

さらにロボット展示を素通りした人を検出することができた。

4. 移動軌跡をもとに来館者のグループ関係推定を行い、たとえば再現率 76%、適合率 90% で推定することができた。

これらの発見は、本稿で提案する手法の有効性を示す一例であると考えられる。今後、ユビキタスセンサによりさらに高精度で人間行動に関する情報が取得されるようになると、ますます本提案の移動軌跡に基づく大局的行動についての行動解析が有用になるとともに、案内ロボットなど、得られた結果を利用したサービス提供システムの開発が進むと考えられる。

謝辞 本研究は、文部科学省の平成 18 年度科学技術振興調整費による「科学技術連携施策群の効果的・効率的な推進」の一環として実施したものである。また、実験場所をご提供いただいた大阪市立科学館、科学館でのデータ収集や分析にご協力いただいた ATR の寺内氏、Perrin 氏、柴田氏、林氏、垣尾氏、田近氏、山岡氏、Eaton 氏、田崎氏、菅原氏、Noorani 氏に感謝する。

参考文献

- 1) 萩田紀博, 宮下敬宏, 神田崇行, 山崎達也: 室内外を移動する人にサービスを提供するための環境構造化プロジェクト—施設内外の人計測と環境情報構造化の研究, 第 24 回日本ロボット学会学術講演会, pp.33–34 (Sep. 2006).
- 2) Kanda, T., Hirano, T., Eaton, D. and Ishiguro, H.: Interactive Robots as Social Partners and Peer Tutors for Children: A Field Trial, *Human Computer Interaction*, Vol.19, No.1-2, pp.61–84 (2004).
- 3) 塩見昌裕, 神田崇行, ダニエル・イートン, 石黒 浩, 萩田紀博: RFID タグを用いたコミュニケーションロボットによる科学館での展示案内, 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.4, pp.489–496 (2006).
- 4) 中村克行, 邵 肖偉, 趙 卉菁, 柴崎亮介: レーザスキャナを用いた歩容解析に基づく非定常歩行の認識, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.127, No.4, pp.537–545 (2007).
- 5) 豊島伊知郎, 服部可奈子, 板倉豊和, 榎原孝明, 馬場賢二, 折原良平: クラスタリング結果を用いた外れ値検出による, 歩行軌跡データからの行動識別手法, 情報処理学会研究会報告 CVIM 研究会, 2007-CVIM-158 (2007).
- 6) Shiomi, M., Kanda, T., Koizumi, S., Ishiguro, H. and Hagita, N.: Group Attention Control for Communication Robots, *ACM 2nd Annual Conference on Human-Robot Interaction (HRI2007)*, pp.121–128 (2007).
- 7) Letchner, J., Fox, D. and LaMarce, A.: Large-Scale Localization from Wireless Signal Strength, *Proc. National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-05)* (2005).

- 8) Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People Tracking with Anonymous and ID-sensors Using Rao-Blackwellised Particle Filters, *Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI-03)* (2003).
- 9) Madhavapeddy, A. and Tse, A.: A study of Bluetooth propagation using accurate indoor location mapping, *Int. Conf. Ubiquitous Computing (UbiComp2005)*, pp.105–122 (2005).
- 10) Eagle, N. and Pentland, A.: Reality Mining: Sensing Complex Social Systems, *Personal and Ubiquitous Computing*, online first (Nov. 2005).
- 11) Liao, L., Fox, D. and Kautz, H.: Location-Based Activity Recognition using Relational Markov Networks, *Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence (IJCAI-05)* (2005).
- 12) Demirdjian, D., Tollmar, K., Koile, K., Checka, N. and Darrell, T.: Activity maps for location-aware computing, *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision* (2002).
- 13) 西村拓一, 伊藤日出男, 中村嘉志, 山本吉伸, 中島秀之: 位置に基づくインタラクティブ情報支援のための無電源小型情報端末, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No.11, pp.2659–2669 (2003).
- 14) 脇田 玲, 梅島真樹, 川喜田佑介: RFID Activity Score: HF 帯及び UHF 帯の RFID を用いたユーザアクティビティの可視化システム, 情報処理学会エンタテインメントコンピューティング第 1 回研究会 (2005).
- 15) Sparacino, F.: The Museum Wearable, *Proc. Museums and the Web (MW2002)* (2002).
- 16) Serrell, B.: The question of visitor styles, *Visitor Studies: Theory, Research and Practice*, Vol.7, No.1, pp.48–53 (1996).
- 17) 小磯貴史, 服部可奈子, 吉田琢史, 今崎直樹: 歩行者動線分析システムを用いた大型家電量販店での行動分析, 情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会研究報告, 2003-UBI-2, pp.61–66 (2003).
- 18) Choudhury, T. and Pentland, A.: Modeling Face-to-Face Communication using the Sociometer, *Int. Conf. Ubiquitous Computing (UbiComp2003)* (2003).
- 19) 柳沢 豊, 山田辰美, 佐藤哲司: 実世界中で行動する人間の移動軌跡データからの特徴抽出, 情報処理学会ユビキタスコンピューティングシステム研究会研究報告, 2003-UBI-2, pp.43–48 (2003).
- 20) 鈴木直彦, 平澤宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野陽三: 人物動線データ分析による逸脱行動人物の検出, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 2006-CVIM-158-15 (2007).
- 21) 神田崇行, 石黒 浩: 対話型ヒューマノイドロボットからの日常生活の中の友達関係の推定, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.8, pp.2098–2104 (2004).
- 22) Sabastian, P., Ramoni, M. and Cohen, P.: Sequence Learning via Bayesian

Clustering by Dynamics, *Sequence Learning*, LNAI 1828, pp.11–34, Springer-Verlag (2001).

(平成 19 年 1 月 29 日受付)

(平成 20 年 2 月 5 日採録)



神田 崇行 (正会員)

1998 年京都大学工学部情報工学科卒業。2000 年同大学大学院情報学研究科社会情報学専攻修士課程修了。2003 年同専攻博士課程修了。博士 (情報学)。現在, ATR 知能ロボティクス研究所上級研究員。ヒューマンロボットインタラクション, 特にロボットの自律対話機構や社会的能力, 人間型ロボットの身体を利用した対話に興味を持つ。



塩見 昌裕 (正会員)

2003 年和歌山大学システム工学部卒業。2004 年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻博士前期課程修了。2007 年同専攻博士後期課程修了。博士 (工学)。現在, ATR 知能ロボティクス研究所研究員としてコミュニケーションロボットの研究に従事。ネットワークロボット, コミュニケーションロボット, 集団とロボットの相互作用に興味を持つ。



野村 竜也

1989 年大阪大学大学院理学研究科修士課程修了。現在, 龍谷大学理工学部情報メディア学科准教授および ATR 知能ロボティクス研究所非常勤客員研究員。工学博士。主に, Human-Robot Interaction, 複雑系の研究に従事。日本知能情報ファジィ学会, 日本数学会, 日本グループ・ダイナミックス学会, 数理社会学会, 日本家族心理学会, 日本心理学会, 日本認知科学会, 日本教育工学会, IEEE 各会員。



石黒 浩（正会員）

1991 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士課程修了．工学博士．同年山梨大学工学部情報工学科助手，1992 年大阪大学基礎工学部システム工学科助手．1994 年京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻助教授．2001 年和歌山大学システム工学部情報通信システム学科教授．現在，大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻教授，ATR 知能ロボティクス研究所客員室長．視覚移動ロボット，能動視覚，パノラマ視覚，分散視覚に興味を持つ．日本ロボット学会，電子情報通信学会，IEEE，AAAI 各会員．



萩田 紀博（正会員）

1978 年慶應義塾大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了．同年日本電信電話公社（現，NTT）武蔵野電気通信研究所に入所．文字認識や画像認識等の研究に従事．NTT 基礎研究所等を経て，現在，ATR 知能ロボティクス研究所所長．工学博士．IEEE，電子情報通信学会，人工知能学会各会員．