

屋内外動線解析による歩行者行動の分析と実験的評価

浅原 彰規^{†1} 佐藤 暁子^{†1} 丸山 貴志子^{†1}

本報告では歩行者の動線解析技術を提案する。動線解析とは測位装置を持った歩行者の位置情報に意味づけを行う処理であり、意味づけにより適応的な情報配信などが可能となる。まず本報告では動線解析処理を体系化し、動線解析技術が提供する機能を明らかにする。次に動線解析の実現可能性を検証するため、パーベキューイベントにて13名の動線を収集し、解析した。その結果、誤差10m程度で15秒/回の測位でも、イベントに伴う歩行者行動の変化が検出された。

Indoor and Outdoor Pedestrian Trajectory Analysis and the Experiment

AKINORI ASAHARA,^{†1} AKIKO SATO^{†1}
and KISHIKO MARUYAMA^{†1}

We propose a pedestrian trajectory analysis in this paper. The trajectory analysis, which is defined as a process to discover semantics of the trajectory, enable an adaptive information distribution for the pedestrian's preference.

We classified the analysis methods and their functions in this paper. Then we measured positions of 13 people in a BBQ event in order to prove the possibility of the system with the trajectory analysis. Finally, we obtained that the trajectory analysis is effective even if positioning systems are not so precise.

1. はじめに

1.1 本研究の背景

本研究は移動体端末のもつ測位(位置の計測)機能によって得られる移動軌跡を解析し、意

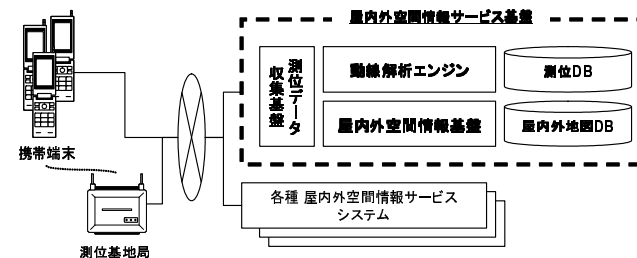


図1 屋内外空間情報サービス基盤
Fig.1 Indoor & Outdoor Spatial Information System

味を抽出する動線解析技術¹⁾に関する研究である。近年、屋外でのGPS(Global Positioning System)測位に加え、無線LAN²⁾やUWB(Ultra Wide Band)通信を用いた測位³⁾、屋内設置型のGPS発信器⁴⁾など屋内でも利用できる多種の測位方式の研究開発が盛んに進められており、将来的にはあらゆる時と場所において、携帯端末の位置を知ることができる環境の整備が進むと想定される。本報告では屋内外の制限なしに位置を測定し、その測位データを利用する位置情報システムを屋内外空間情報システムと呼ぶ。

屋内外空間情報システムには、従来にはなかった新たなアプリケーションが存在する。例えば、屋外にいる歩行者をビル内の会議室まで道案内する詳細なナビゲーションサービスや、LBS(Location Based Services)と呼ばれるユーザ位置を利用した情報検索の屋内適用などである。図1に本研究にて想定される屋内外空間情報システムの構成を示す。本システムでは、主に歩行者が測位機能付きの携帯端末を持ち歩くことを想定している。携帯端末を保有する歩行者の位置は、携帯端末のGPS受信機能や屋内環境向けの測位基地局によって測定され、ネットワークを経由して屋内外空間情報サービス基盤に送付される。屋内外空間情報サービス基盤は、端末と基地局から送付されてきた測位結果を組み合わせることで歩行者の位置を特定する機能や、屋内環境の地図情報を配信する機能を備えており、これを用いることにより、各種屋内外空間情報サービスシステムは歩行者の位置に応じたアプリケーションを実行することができる。

屋内外空間情報サービス基盤には上記の過程にて得られるありとあらゆる場所の歩行者の移動軌跡が蓄積されることとなる。動線解析ではこの蓄積された情報を活用し、混雑情報や推薦情報などの歩行者や施設管理者にとって有用な情報を生成する。これにより、屋内外空間情報サービスシステムがさらに新たなアプリケーションを実行可能となる。

^{†1} 日立製作所
Hitachi co, Ltd.

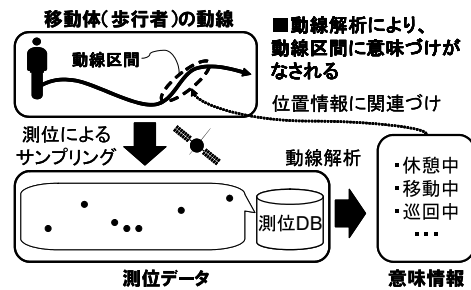


図2 動線解析の位置づけ
Fig.2 Role of Trajectory Analysis

1.2 関連研究

動線解析によると、例えば歩行者の平均的な行動パターンや、歩行者行動の予測などが得られる。動線解析から得られる情報を施設管理者や機器類に配信することにより、店舗内の店員配置を変更したり、歩行者が近づく前に機器を起動させたりするなど、種々のアプリケーションが期待できる。

歩行者の動線解析の例としては、神田ら⁵⁾のロボット制御のための動線解析に関する研究がある。この研究は、博物館内の各地点における、歩行者が立ち止る、移動する、うろつくなどの歩行者行動の特性を認識することにより、ロボットに適切な行動をさせることを目的としており、歩行者の位置を k-means によってクラスタリングし、クラスタ間遷移を記号列と見なして比較することにより、類似行動にまとめる方式が提案されている。

豊島ら⁶⁾は店舗内における顧客行動を把握するため、動線にパターン認識の手法を適用することにより、歩行者の行動判別を行う方式を提案し、歩行者行動を把握することによる意志決定支援の実用性を示した。なお、動線解析を用いた店舗内顧客行動把握技術としては、スプリーム・システムコンサルティング社⁷⁾や日本 IBM 株式会社⁸⁾が店舗の歩行者動線を活用するシステムを実用化している。

他方、動線解析を用いたセキュリティ技術についても報告がある。鈴木ら⁹⁾は店舗内の歩行者行動を目視で動線データに変換し、HMM(Hidden Markov Model; 隠れマルコフモデル¹⁰⁾)により異常行動を検出する方式を提案した。また、青木ら¹¹⁾により、人物の宅内における日常行動の動線を集積し、それを HMM に当てはめて異常行動を検知する方式が提案されるなど、多くの方式が提案されている。

1.3 本研究の位置づけ

上述の通り、動線解析によりこれまでにないさまざまなアプリケーションがあり、アプリケーションによって必要な動線解析方式はそれぞれ異なる。これらが動作する汎用的なプラットフォームである屋内外空間情報サービス基盤を設計するには、動線解析からどのような情報がどのような形式にて得られるかを整理する必要がある。そこで本報告では、動線解析技術による解析結果を動線解析の定義に基づき体系化する。この体系にもとづいたインタフェースを設計することにより、屋内外空間情報サービス基盤はより多くのアプリケーションに対応できるようになる。

一方で、実際のアプリケーション環境においては必ずしも十分な測位精度や地図情報が得られるとは限らない。また、測位が可能な歩行者の数も条件によって異なり、そこから得られる情報も十分であるとは限らない。したがって、実環境を想定して屋内外空間情報サービス基盤の有用性を検証する必要がある。そこで、比較的精度や安定性の低い携帯電話の GPS 測位を用いて、実際にイベント会場にて多数の歩行者の測位データを収集する実験を実施した。本報告では、この実験の概要と得られた測位データからどの程度の情報が得られたかを評価し報告する。

2. 動線解析の体系

2.1 動線解析のプラットフォーム

本研究の目標は、歩行者の移動軌跡を集積し統計解析により新たな知識を得ることにあり、そのためにはプラットフォームが必要となる。図1に示した屋内外空間情報サービス基盤が動線解析のためのプラットフォームとしての役割を果たすこととなる。屋内外空間情報サービス基盤は、測位データ収集基盤、動線解析エンジン、屋内外空間情報基盤の3つからなる。

屋内外空間情報基盤は屋内外の地図情報を管理するシステムであり、よく知られている地理空間情報システム (GIS) などが用いられる。

測位データ収集基盤は、移動体の測位結果を連続的に収集し、移動軌跡として蓄積するシステムである。測位方式には移動体自身が位置を取得可能である場合と環境側でしか取得できない場合があるため、この測位データ収集基盤においてその統合を図ることとなる。本報告では、この統合が完了した移動体端末の位置を表すデータを測位データと呼ぶ。測位データは移動体端末の現在地としてナビゲーションなどのアプリケーション機能を持った屋内外空間情報サービスシステムにも送付され、アプリケーションの動作に用いられる。また、屋

内外空間情報サービスにて屋内外の地図情報が必要となった場合、屋内外空間情報サービスシステムは地理空間情報エンジンに地図情報を要求する。

動線解析エンジンは、測位データを測位 DB に蓄積し、定期的に測位 DB 内の測位データを統計解析する。この結果が屋内外空間情報サービスにおいて使用される。

本システムの動線解析で得られた情報には、大きく 2 種類の利用方法がある。1 つは、環境側である施設管理者などによる活用である。例えば、店舗内の顧客動線から顧客の行動傾向を抽出し、商品配置やスタッフ配備を最適化するなどである。他方、移動体側、すなわち歩行者への情報提供に対する活用である。例えば、行動履歴をもとに端末保有者の特徴を推定し、歩行者が欲している情報を提示するなどである。以降の節では、動線解析の利用方法を想定し、動線解析によってどのような結果が得られるかについて議論する。

2.2 動線解析の定義

本研究では、動線解析を以下のように定義する。

- 「時系列測位データ群を用いて動線区間群に意味づけすること、および、その結果を組み合わせて他の意味を派生させること」

以下では、動線とは実際の移動体の移動軌跡全体を指し、動線区間とは動線の一部区間を指す。また、時系列測位データ群とは移動体の位置を計測した座標値の時系列を意味する。一方、意味づけとは測位データを測位データ以外の情報と関連づけること意味している。図 2 に移動体の位置情報、測位データ、意味づけの関連を示す。以下では、それぞれについて詳しく説明する。

2.2.1 動線区間と時系列測位データ群

解析の対象となる動線は、以下の 2 種類に分類できる。

(1) 1 つの移動体の動線

移動体 1 つの動線に対する意味づけ。例)「ユーザ A は歩き疲れている」、「ユーザ B は迷っている」など

(2) 複数移動体の動線

特定の条件を満たす複数の移動体に対する意味づけ。例)「建物内の何割の人が休憩中か」

意味づけは、これらの動線から切り出した区間である動線区間に対して行われる。例えば、特定の建物内の歩行者全体の動線や、ある時刻における歩行者動線など、動線区間は時間的な条件に基づき切り出され、意味づけ対象の動線区間となる。

測位データは移動体の動線をサンプリングして得られる誤差を含んだデータであり、測位対象を一意に示す ID、測定を実行した時刻、および測定結果の組で表現される。測位デー

表 1 測位データの表現形式
 Table 1 Expression of a position datum

名称	意味
1 移動体 ID	測位対象を 1 意に示す ID。ユーザの ID と同等。
2 時刻	軌跡上の一点を表す時刻。
3 座標値	空間上の 1 点を表す座標値。

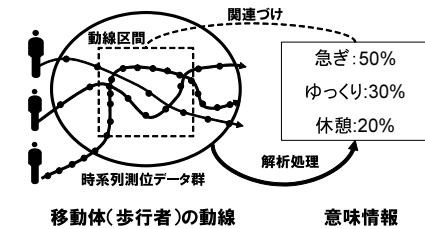


図 3 動線区間と測位データの関係
 Fig. 3 Relationship between trajectory and position data

タのデータ形式を表 1 に示す。また、時系列測位データとは、単一の移動体に対する測位データを時間順に並べて得られるものを指す。

通常の動線解析では、意味づけ対象の動線をサンプリングした時系列測位データを処理して動線区間に意味づけを実施する。ただし、処理対象の測位データは必ずしも意味づけ対象の動線区間に含まれているとは限らない。図 3 に動線区間と処理対象となる測位データの関係を示す。この例では、実線の円で囲まれた測位データを用い、破線で囲まれた動線区間に対し、「急ぎ」などの意味情報が関連づけられている。この例のように、動線区間外の測位データを利用することによって、例えば「施設に入ってくる前にレストランに立ち寄った顧客は空腹ではない」など、意味づけ対象となる動線区間以外の情報を元にした意味づけが可能となる。なお、意味づけ対象の動線に対する測位データ以外の情報、例えば地図情報やイベントスケジュール、過去の測位データから得られる統計情報などを用いることもある。

2.2.2 意味づけ

ここでいう意味づけとは、動線区間に対して、測位データ以外の情報を関連づけることを指す。したがって、動線区間を一意に特定すれば、それに対応する意味づけ結果が得られる。動線区間と関連づけされる情報としては以下のようなものが想定される。

(1) ラベル

動線区間の状態を示すラベル。歩行者が急いでいる、休憩しているなど

(2) 潜在パラメータ

動線区間に関する、明示的に観測されていないパラメータ。展示ブースへの平均的な滞在時間、商品への興味の度合いなど

図 4 はラベルによる意味づけの一例である。図中の黒線は歩行者の動線である。(a)の地

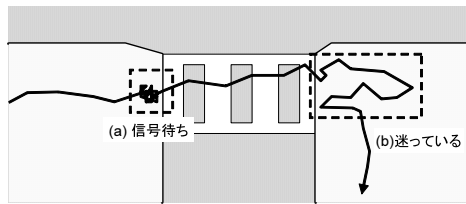


図 4 測位データに対する意味づけの例
Fig. 4 Relating semantics to measured position data.

点で、この歩行者は一時滞留している。この地点は横断歩道の直前であり、歩行者は信号待ち、あるいは自動車が通り過ぎるのを待っていたものと推定される。他方、(b)の地点では(a)よりもやや広い範囲で移動している。この地点は横断歩道を過ぎて2つの方向へ道が分岐する点であると考えられるので、どちらへ進むかを迷っているものと推定される。この例のように、ある動線区間の測位データに処理を加えるとともに、周囲の地図情報と関連づけることにより、歩行者の行動が推定できると考えられる。

2.2.3 意味の派生

意味づけの結果を複数組み合わせることで処理することにより、他の意味を表す値やラベルを導き出すことができる。前述の通り、動線解析では動線に対する意味づけを行うが、この意味づけ結果は動線区間と対応づけられている。他方、意味づけ結果を組み合わせることで得られる情報は必ずしも動線区間と対応付いているとは限らない。そこで本報告では、動線区間と対応付いている情報を組み合わせることで動線区間と対応付いていない情報を得ることを、意味を派生させる、と表現する。

図5に情報の派生の例を示す。この例では、まず歩行者の動線である(a)に意味づけすることにより、(b)の状態遷移を生成する。次に状態遷移の類似度から(c)に示すように歩行者が2つにグループ分けされた。この例では、(c)の派生情報生成の結果、グループ分け、すなわち意味づけられているのは歩行者であり、意味情報の派生とみなせる。

なお、意味づけられているのは歩行者ではなく、その歩行者を特徴づける動線区間群であるという見方もできる。図5の例では歩行者A, B, Cをグループ分けしているだけでなく、(a)の動線区間群をグループ分けしているとも見なすこともできる。本例のように、直接意味づけがなされている対象が動線でない場合でも、意味づけ対象を特徴づける情報が動線である場合には、間接的に動線に意味づけがなされていると見なせる。以上が、本報告では直接には動線と関連付かない派生情報の生成処理であっても、広義には動線解析に含むこと

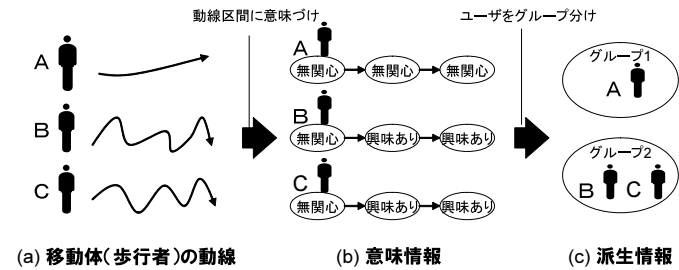


図 5 派生情報の位置づけ
Fig. 5 Derived information

とした理由である。

2.3 動線解析の処理方式

以下では、動線解析の処理方式について検討する。

2.3.1 ラベルの付与

ラベルとは、動線区間群に付与される、動線区間群の状態を示す属性値である。例えば、横断歩道の前で立ちどまっている歩行者には「信号待ち」というラベルが付与される。ラベルを付与する方法として、一般的に多変量解析の判別分析と呼ばれる手法を用いることが多い。判別分析は、複数の値の列である多変量データをいくつかの種別に分類する手法である¹⁰⁾。よく知られている手法としては、線形判別分析、ニューラルネットワーク、サポートベクタマシンなどがある。

1つの移動体の1点の測位データは多変量ではないので、判別分析は困難である。そこで動線区間内外の測位データを用いることにより、移動・停留などのラベル付けが可能となる。実際の方式としては、測位データ群から特徴量を算出してそれを多変量データとして扱うことにより、歩行者の行動にラベル付けができると考えられる。他方で、多数の移動体の測位データは多変量であり、判別分析にかけられる可能性がある。以下に、移動体数ごとのラベルについて示す。

1 動線に対するラベル

一つの動線区間に対するラベルは、移動体がある時間帯にどのような状態であったかを示す値となる。例えば、現在、歩行者が展示に興味を持っているか、などの判別である。複数動線に対するラベル

特定の条件を満たす多数の動線区間に対し、移動体がどのような状態であったかを示す

値である．例えば，特定施設内を対象とし，通常時の状態の動線と異常発生時の動線の判別結果などが該当する．

移動体の各時刻における判別分析を実行すると，ラベルを時系列データとして扱える．前述の例でいえば，11:20～11:21 は信号待ち，11:21～11:25 は歩行，11:25～12:00 レストランにて食事，などのように時間帯ごとのラベルが付与できる．この状態遷移をモデル化し，例えば DP マッチング⁵⁾ によりユーザ行動間の類似性を抽出するなど，後述する情報の派生ができると思われる．

2.3.2 潜在パラメータの推定

ユーザの移動は，測位データ以外の観測されないパラメータ（潜在パラメータ）が要因になって起こっていると考えられる．例えば，空腹の歩行者がレストランに入るという行動を選択するとき，歩行者の空腹度（空腹なら近くを選ぶ）や歩行者の好み（好みのレストランを探す）が要因となって，どのレストランに入るかが決まる．したがって，測位データからこれらの潜在パラメータを推定（見積もり）できれば，動線に対して意味づけができたことになる．

このような潜在パラメータを移動軌跡から推定する方法としては，移動軌跡を説明変数とし他の意味を持つ連続尺度を目的変数とした回帰分析などがある．また，潜在パラメータを隠れ状態と見なした HMM や，潜在パラメータを含むベイジアンネットワークにてモデル化し，EM 法 (Expectation-maximization algorithm) や変分ベイズ法にて隠れ状態を推定する方式¹²⁾ も考えられる．

これにより，複数の軌跡データから他の意味を持つ数値を算出できる．例えば，測位データと店舗の売り上げの相関が判明すれば，測位データから売り上げが推定できるようになる．

2.3.3 解析結果と情報の派生方式

動線解析による意味づけでは，動線区間とその意味づけ結果が一意に対応する．動線区間はその選択条件によって決定されるため，動線区間を一意に表現するには選択条件を用いればよい．その例を表 2 に示す．

意味づけからの情報を派生させるとは，表 2 の選択条件，ひいては動線区間群と関連付いた意味づけ結果を組み合わせ，動線区間と関連付いていない情報を生成する処理である．動線区間に関連付かない場合，関連づく対象は他の情報になる．以下に例を示す．

- 移動体，例えば歩行者の分類など⁶⁾⁵⁾⁹⁾
- 地物，例えば展示物に対する種別の判定など

情報を派生する処理の方式は，よく知られているだけでも多岐にわたる．特に，移動体を

表 2 動線区間の選択条件

Table 2 Condition to select trajectory periods

項番	名称	意味
1	時刻条件	時刻を限定する条件． 時間帯（始時刻-終時刻），日種（曜日/祝祭日/年末年始など），期間（開始月日～終了月日），上記の組み合わせ．例えば 2008/1/1～2008/9/31 の期間の夕方（16:00-18:00）に得られた測位データなど．
2	空間条件	空間領域を限定する条件． 空間領域，特定の属性を持つ領域（道路の上のみなど），特定の地点データ（POI）の周辺（ポスターの周囲など）など．
3	属性条件	測位データに付与された属性に関する条件．等号や不等号の組み合わせにて表現できる． 年齢が 50 以上などの範囲条件や，属性値が 1 である（例えば男性は 1）などの等号で表現できる条件

グループ分けする，地物をグループ分けする，といった処理は，協調フィルタリングの分野にてそれぞれユーザベースのフィルタリングおよびアイテムベースのフィルタリングとして，よく知られている¹³⁾．これらの詳細については，本報告では省略する．

2.3.4 動線解析処理の実行時期

動線解析処理が実行されるのは意味情報を使う時点であっても，それよりずっと以前であってもよい．一般的には，多くの情報を高精度に抽出しようとすると処理時間が必要となるので，なるべく事前に処理を終えておくことが望ましい．しかしながら，用途によってはリアルタイム性が重視される場合があり，その場合は，意味情報を使用する時点で処理が実行されることになる．したがって，動線解析処理はその実行タイミングによってバッチ処理とリアルタイム処理の 2 つに分類できる．バッチ処理は意味情報を利用する過程とは別個に解析処理が動作する方法を指す．例えば，Web サイトに歩行者の滞留密度を表示する場合，1 時間おきに画像を更新するようにして，次の更新までは同じ画像が利用されるという方式が考えられる．この場合，1 時間おきに歩行者の滞留密度を計算しておき，表示の際はその結果だけを取得することになり，バッチ処理に相当する．この方式では，解析の処理内容は動的に変更できない．処理負荷は定期的に行われる時のみ発生し，常にほぼ一定である．

リアルタイム処理はアプリケーションによる意味情報の要求後に解析を実施する方式である．例えば，施設内の歩行者人数を歩行者の種別毎に集計して表示する機能を実現するためには，アプリケーションからの要求に応じて集計の仕方を動的に変えるというような機能が実現できる．ただし，解析に処理負荷がかかる場合，負荷が集中することがある．したがって，処理負荷が小さい集計処理を，ごく限られたユーザ（管理者など）だけが実行する場合

表 3 簡易実験の環境
 Table 3 Experiment environment

項目	実験環境
1 イベント	屋外バーベキューイベント
2 場所	敷地内芝生 図 6 を参照
3 実験対象人数	13 名
4 測位手段	携帯電話の GPS
5 その他	ステージイベントが実施

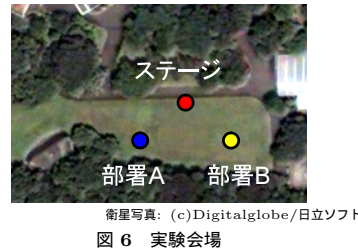
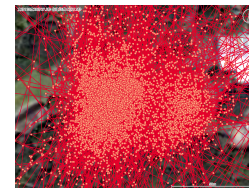
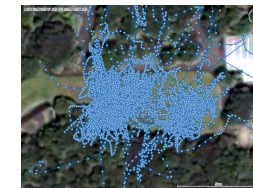


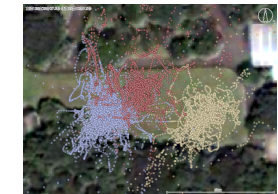
Fig. 6 Experiment field



(a) 測位データ



(b) フィルタ後の測位データ



(c) 状態判別の結果

衛星写真: (c)Digitalglobe/日立ソフト

図 7 収集された測位データ
 Fig. 7 Collected positioning data

に適している。

3. 実験

3.1 実験の目的と実験環境

前節までの議論により、動線解析によって動線に意味情報を付与できることが明らかになった。しかしながら、実際の測位環境では、必ずしも上述の例にて示したほど詳細な情報が取得できるとは限らない。例えば、測位データを取得できる移動体が少ない場合、測位データの精度が低い場合、測位のサンプリングレートが低い場合など、詳細な状態判別ができない場合が想定できる。そこで今回、測位環境が良好でない場合、歩行者行動に関する情報がどの程度得られるかを実験にて検証する。

実験環境を表 3 に示す。この実験ではアプリケーションの候補として考えられる店舗での動線解析を想定し、日立製作所の社内イベントにおいて、参加者の測位データの収集を行った。図 6 にイベント会場の写真を示す。本イベントは日立敷地内の芝生にて実施され、会場内で部署毎の食事場(図 6 では青丸, 黄丸)にて 17:30 から 20:30 までの 3 時間程度バーベキューを行う形式をとっている。この会場にはステージ(図 6 では赤丸)が設置されており、このステージではいくつかのイベントが実施される。通常、参加者は自部署に割り当てられた食事場に滞在すると考えられるが、イベントが開催されるとそれに合わせて移動するものと予測される。本実験では、イベント参加者の振る舞いを店舗等の顧客に見立て、歩行者行動のイベント集客効果による変化を検知できるか評価する。

本報告執筆時点で、測位機能と通信機能を兼ね備えており、最も普及している端末は GPS 機能付きの携帯電話であった。また、本イベントの会場は屋外であり、GPS による計測がしやすい。そこで、本実験では携帯電話に搭載されている GPS を用い測位を行った。本実

験の参加者は全員携帯電話を保有しており、各携帯電話が定期的に GPS 測位の測位データをサーバへと送信する。送信された測位データは実験サーバに蓄積され、動線解析の処理対象となる。

本実験では Web ブラウザのリロード機能を用いて定期的に測位を行った。リロードにかかる時間はおよそ 15 秒程度であったため、サンプリングレートは約 15 秒に 1 回となった。本実験では、イベント開催中の 3 時間、測位データを収集し続け、その後、収集できた測位データに対し解析処理を試みた。

3.2 測定データと状態判別

図 7(a) に本実験にて得られた測定データを示す。実際に計測できたデータ数は 5232 点あり、図 7(a) のとおり非常に誤差が大きいデータであった。そこで、座標値に関し 5 点分の移動平均処理をかけ、2 次曲線近似によって座標値を補間した。図 8 にこのノイズフィルタの効果を示す。(a) は図中の白線に沿って歩いた場合の測位データであり、(b) はその測位データに上記のフィルタをかけた結果である。この結果から、このフィルタによりおおむね誤差が 10m 程度に抑えられていることがわかる。このフィルタにより、図 7(b) に示すとおり、誤差が低減できた。

次に、このデータに対し状態判別を実行することを検討した。今回の使用した測位の精度は低いため、状態判別の方式は簡易なものを用いた。前述の通り、本イベントの参加者の多くは自部署の食事場に滞在しており、イベントにあわせてステージ付近に移動すると想定される。そこで、歩行者の状態を自部署にいる状態と、ステージ付近にいる状態に分類する。今回の実験参加者の大部分は部署 A と部署 B のいずれかの部署に所属しているため、部署 A の食事場にいる状態、部署 B の食事場にいる状態、ステージ付近にいる状態、の 3 つに

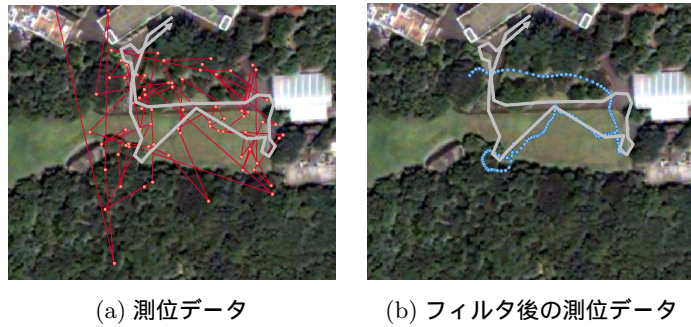


図 8 ノイズフィルタの効果
Fig. 8 Effect of a noise fileter

衛星写真: (c) Digitalglobe/日立ソフト

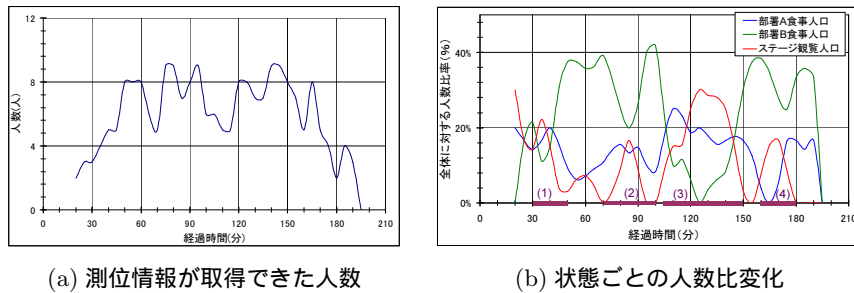


図 9 歩行者行動の時間変化
Fig. 9 Temporal derivation of pedestrians' actions

歩行者の状態を分類した。

状態判別の方法として、今回は NN 法 (Nearest-Neighbor 法) を用いた。この方法は、各状態の代表点を定義しておき、最も距離の近い代表点を判別結果として利用する方法である。NN 法を用いるには代表点を決める必要がある。今回は判別する状態は 3 種類あると仮定しているため、k-means 法によって測位データを 3 つにクラスタリングし、各クラスターの重心を用いて、状態 r の代表点 m_r とした。ただし、今回は測定誤差が大きいので、1 点ごとに判別を行うと、適切な状態判別が行えない。そこで、動線 S を 5 分ごとの動線区間 s_i に分割し、各動線区間に対しての状態判別を実施した。その処理手順は以下の通りで

ある。まず、各動線区間内の測位データ m_{s_i} に対し、ユークリッド距離が最も近い代表点 m_r (ただし r は $\min |m_{s_i} - m_r|$) を選ぶ。次に、代表点毎に測位データ数 N_r を数える。この n_r が最大となる状態 r をその動線区間の状態とした。この手順による状態判別の結果を図 7(c) に示す。歩行者の状態がステージ付近に滞在 (赤)、部署 A の食事場で食事 (青)、部署 B の食事場で食事 (黄) の 3 種類に分類できた。

3.3 実験参加者行動傾向の抽出

状態判別の結果を元に実験参加者の行動傾向を抽出するため、各状態にある歩行者の人数を計算した。図 9(a) に測位データを取得できた歩行者全体の人数の変遷を示す。このグラフの縦軸は測位データを取得できた歩行者の人数、横軸はイベント開始からの時間を示している。イベント開始時点では会場に歩行者が十分集まっていないが、人数が少ない。イベント開始時刻を 30 分程度経過した頃から人数が増え、ほぼ常時 7~8 名の測位データが取得できるようになっている。

次に各状態にある歩行者数を算定した。ただし、全体の人数が一定ではないため、それを勘案する必要がある。そこで、各状態が全体に占める割合を用いた。各状態 r の人数を n_r とおくと、

$$p_s(t) = \frac{n_r(t)}{\sum_{r'} n_{r'}(t)} \quad (1)$$

にて定義される人数比 p_s をもって時刻 t における歩行者状態の傾向とする。ただし、この計算にて得られる歩行者状態は測定誤差の影響で変動が著しく、理解が困難であったため、2 区間ごとの移動平均をとった。図 9(b) にその結果をグラフを用いて示す。このグラフは横軸が 17:00 からの経過時間、縦軸は人数比を表している。ステージ付近に滞在している比率が赤、部署 A の食事場で食事をしている比率が青、部署 B の食事場で食事をしている比率が黄で表現されている。グラフ中の時間軸上に描かれている (1)(2)(3)(4) の時間帯は、ステージにてイベントが行われている時間帯である。グラフから、イベントが行われている時間帯にはステージに滞在している歩行者数が多くなっている。ここから、歩行者行動とステージイベントに相関があることが見て取れる。この結果は、ステージの集客効果がイベントの有無によって異なることを意味している。すなわち、地図情報と測位の関連づけによって、地物の集客効果を定量評価できると見込まれる。

また、ステージイベント時には部署 A 滞り者数が減少していることもわかる。ここから、ステージイベントに影響を受ける歩行者の多くが、普段部署 A に滞在していると推定できる。他方、部署 B の滞り者数はステージイベントへの相関があまりなく、部署 A の滞り者

と傾向が異なることがわかる。

今回、歩行者の属性を取得していないため、この行動傾向に差が現れた原因は不明のままである。しかしながら、両者の傾向の差異は明確に現れており、15秒に1回程度、誤差10m程度の測位データからでも歩行者のたまかな行動傾向が取得できる見込みが得られた。

3.4 実験結果のまとめ

今回の実験により、以下のことが検証できた。

- 測位データを地図と関連づける状態判別によって、地物の集客効果を計測できる。
 - 粗い測位データ(精度10m程度,15秒/回)であっても、歩行者の行動傾向は得られる。
- 以上から、動線解析によって歩行者行動のたまかな傾向を取得できる見込みが得られた。したがって、本報告にて示した動線解析技術を利用したアプリケーションを実現できる可能性があると判明した。

4. おわりに

本報告では、移動体の位置計測によって得られる測位データに処理を加えることによって、位置以外の情報を得る動線解析について議論した。最初に動線解析のためにシステム構成について示し、次に動線解析処理について体系化し、応用の可能性について整理した。その後、13名、3時間規模の実験によって測位データを収集し、実際にどの程度の情報抽出が可能であるかを評価した。その結果、実験会場における歩行者の行動傾向がたまかに取得できることが判明した。したがって、より高精度な測位や大規模なデータ収集を行えば、より有用な情報が得られると考えられる。

本報告の実験では動線解析の有用性を検証するため、簡易な解析手法を用いたが、今後は処理手法の改善が必要となる。他方、今回の実験で用いた測位はごく簡易なものであり、データの精度やサンプリングレートが著しく低い。また、時間や会場が限定されたイベント内での少人数のデータのみ用いた。しかし、処理手法を改善するにはより実環境に近い測位データが多数必要となる。そこで今後は、より実環境に近い測位方式を用いて今回よりも規模の大きい測位データ収集実験を実施するとともに、実用的な情報を精度よく高速に抽出できる方式を開発していく予定である。

参 考 文 献

1) Asahara, A., Sato, A. and Maruyama, K.: Evaluation of Trajectory Clustering Based on Information Criteria for Human Activity Analysis, *Mobile Data Manage-*

ment, IEEE International Conference on, Vol.0, pp.329–337 (2009).

2) 日立ワイヤレスインフォベンチャーカンパニー: Hitachi Air Location™, <http://www.hitachi.co.jp/wirelessinfo/airlocation/index.html> (2007).

3) 日立ワイヤレスインフォベンチャーカンパニー: Hitachi Air Sence™, <http://www.hitachi.co.jp/wirelessinfo/airsense/index.html> (2007).

4) 株式会社日立製作所: 2009年2月18日ニュースリリース, <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2009/02/0218.html> (2009).

5) 神田崇行, 塩見昌裕, 野村竜也, 石黒浩, 萩田紀博: RFID タグを用いた科学館来館者の移動軌跡の分析, *情報処理学会論文誌*, Vol.49, No.5, pp.1727–1742 (2008).

6) 豊島伊知郎, 服部可奈子, 吉田琢史, 板倉豊和, 小磯貴史: 多段階のパターン認識を用いた歩行軌跡データからの顧客行動判別, *情報処理学会研究報告 2006-CVIM-153(25)* (2006).

7) スプリームシステムコンサルティング: <http://www.supreme-system.com/>.

8) 日本アイ・ピー・エム株式会社: 2007年10月12日プレスリリース, <http://www-06.ibm.com/jp/press/20071012001.html> (2007).

9) 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, *情報処理学会研究報告 2007-CVIM-158(15)* (2007).

10) Bishop, C.M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York (2006).

11) 青木茂樹, 大西正輝, 小島篤博, 福永邦夫: HMMによる行動パターンの認識, *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol.J85-D-II, No.7, pp.1265–1270 (2002).

12) Finn V.Jensen, T. D.N.: *Bayesian Networks and Decision Graphs*, Springer, New York (2001).

13) Segaran, T., 當山仁健(訳), 鴨澤眞夫(訳): *集合知プログラミング, オライリー・ジャパン* (2008).