

Bluetooth/Wi-Fi 検出履歴及び GPS 履歴の解析に基づく 属地属人分類手法の提案

定野真志^{†1} 白神大典^{†1} 河野恭之^{†1}

本稿では, Bluetooth デバイスや Wi-Fi デバイスを検出可能な携帯端末を用いて得られた social context と GPS データログを用いて取得した GPS データの解析結果から, 検出された各デバイスを属地/属人に分類する手法を提案する. Bluetooth/Wi-Fi デバイスを検出して得られた social context の解析は, 検出データのノイズ・抜け落ちを考慮したデータ補間を行い, Bluetooth/Wi-Fi デバイスが連続して検出された区間を, ユーザが何らかのイベントに参加していた区間と判定して, イベント同士の類似度や周期から検出された各デバイスを属地/属人に分類した. また GPS 履歴の解析には, GPS データのクラスタリングを行い, ユーザの行動状態を滞在・移動に分類することで, ユーザのイベントに関わっていた時間区間を明確にした.

The proposal of Technique based on the analysis of a Bluetooth/Wi-Fi detection and GPS detection records

MASASHI SADANO^{†1} DAISUKE SHIRAGA^{†1} YASUYUKI KONO^{†1}

This paper suggests that the each detected device is classified into territories or individuals by the system, and the analysis is result from a social context which is stored by using a mobile phone which can detect a Bluetooth device or Wi-Fi device, and also GPS data which is stored by using GPS data logger. The system keeps the social context and checks whether the detected device has a *noise* or a lost data, and from the analysis of the detected social context, the successive detected interval can be when Bluetooth/Wi-Fi users take part in some events when Bluetooth/Wi-Fi devices are located. Therefore we suppose that the each detected device can be classified into territories or individuals by the similarity of some events and cycles. To analyze the GPS record, we define the time interval which is related to users in the way of clustering the GPS data and classifying the user is behavior condition into a stay or a move.

1. はじめに

本研究では, ユーザの周囲に遍在する Bluetooth(以下 BT) や Wi-Fi デバイスを検出して得られる social context と GPS 情報を解析することで, 検出された各デバイスを属地/属人に分類する手法を提案する. センサデバイスの低コスト化・小型化に伴い, 個人の生活に密着したデータを容易に取得できるようになった. BT/Wi-Fi デバイスもスマートフォンなどの携帯端末の多くに搭載されており, それらの普及とともに, BT/Wi-Fi デバイスも爆発的に普及している. そのためユーザが, 自身の周囲の BT/Wi-Fi デバイスを検出可能なデバイスを持ち歩けば, ユーザの生活に密着した BT/Wi-Fi 検出履歴を取得可能である. 近年, このような social context を利用した研究が盛んに行われている. 例えば, GPS の取得できない屋内での位置測位や, 同行者判定などが挙げられる. これらの研究は, BT デバイスが人に付随して動く特徴(属人性)を持ち, Wi-Fi デバイスが場所に依存する特徴(属地性)を持つことを前提に行われている. しかし, 公衆無線 LAN や Wi-Fi スポットの整備に伴う Wi-Fi デバイス数の増加に加え, モバイル Wi-Fi ルータやテザリングの普及により, 属人性を持つ Wi-Fi デバイス数も増加している. また, 初期状態で BT デバイスが探索可能状態

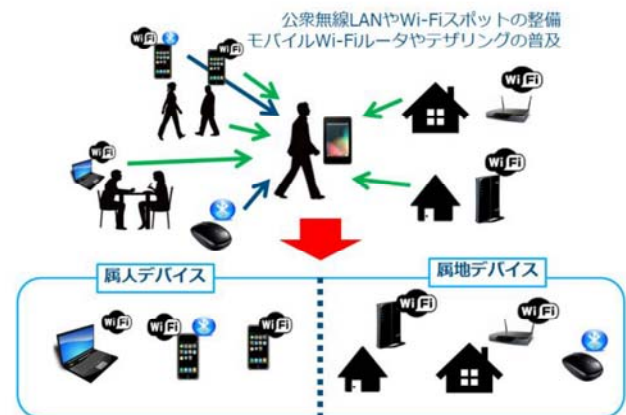


図 1 検出される BT/Wi-Fi デバイスの持つ特徴及び属地/属人分類

になっていない機器も急増しているため, BT 検出履歴に蓄積されない BT デバイスも増加している. 図 1 は, ユーザの周囲に遍在する BT/Wi-Fi デバイスが検出される時の周囲の状況の変化と本研究が目指す BT/Wi-Fi 分類結果である. 図 1 から, BT デバイスは属人性を持ち, Wi-Fi デバイスは属地性を持つ前提が成立しなくなっている, また BT デバイスが探索可能状態になっていないため, 検出されなくなっているなどの問題もあることがわかる. そのため, 検出された BT/Wi-Fi デバイスを属地/属人に分類することで, BT/Wi-Fi デバイスを social context の利用可能な情報にする

^{†1} 関西学院大学
Kwansei Gakuin University.

ことができる。本研究では、ユーザが常時持つ端末が検出した BT/Wi-Fi デバイスの検出履歴と GPS 履歴の解析結果を基に、検出されたデバイスを属地/属人に分類する。これにより、属地性/属人性を持つ BT/Wi-Fi デバイスを分類できるため、BT/Wi-Fi の属地/属人を前提とした研究に有用であり、探索可能状態になっていない BT デバイスの減少にも対応可能である。

2. 関連研究

BT デバイスはノート PC, PDA, スマートフォンなどに搭載されている。これらの BT 搭載機器は主に属人性を持っている。そのため BT 検出履歴を解析することで、自身と他者のすれ違いである“出会い”あるいは一定時間同じ空間にいる“共在”を認識することにつながる。つまり自身の周辺に存在する BT デバイスを常時探査することで、他者との出会い、共在などの特徴を取得可能である。牛越らは、BT デバイスの検出履歴を用いて半自動的に日記を生成する手法を提案している¹⁾。検出履歴から特定の BT デバイスやその組み合わせとの同期的な共在、すなわちユーザにとって意味のあるイベント区間を検出し、ユーザとのインタラクションにより、そのイベント候補のラベル情報を得ることで日記を生成する。大西らは、BT デバイスの検出履歴を用いて写真を分類する手法を提案している²⁾。写真撮影時の周囲の BT デバイスの共起から写真間の関係性を発見し、写真分類に利用している。しかしこれらの研究は、探索可能な BT デバイスが減少傾向にあることについて考慮していない。本研究では、公衆無線 LAN や Wi-Fi スポットの整備、モバイル Wi-Fi ルータやテザリングの普及により、検出数が急増した Wi-Fi デバイスの属地/属人分類を行うため、探索可能な BT デバイスの減少にも対応できる。

Wi-Fi デバイスは公衆無線 LAN, Wi-Fi スポットなど、無線 LAN ルータのような無線を発信する機器や、携帯ゲーム機、スマートフォンなどに搭載されている。本研究では、ユーザの持つ機器が発信する inquiry 信号に反応し、response 信号を返したデバイスの情報を検出履歴に蓄積している。Wi-Fi の通信方式は、サーバ・クライアント方式なのでユーザの持つ機器の inquiry 信号に response 信号を返すのは Wi-Fi アクセスポイントに限られる。そのため Wi-Fi 検出履歴に、公衆無線 LAN や Wi-Fi スポット、テザリング中のスマートフォンの情報が蓄積される。Wi-Fi AP の属地性を利用したサービスに“PlaceEngine”³⁾と“Locky.jp”⁴⁾がある。どちらのサービスも Wi-Fi AP の位置情報を蓄えたサーバを利用し、ユーザの現在位置をほぼリアルタイムに測定するサービスである。Beauregard らは、歩行者推定航法 (PDR) と GPS 履歴を組み合わせてユーザの位置推定を行った⁵⁾。また Banerjee らは、PDR と BT/Wi-Fi 機器の RSS 情報を組み合わせることで、ユーザの位置推定の精度を向上さ

せた⁶⁾。しかし、上述のサービスと研究では、Wi-Fi の属地性を前提に位置推定を行なっているため、モバイル Wi-Fi ルータやテザリング中のスマートフォンを考慮していない。本研究では、検出された Wi-Fi の属地/属人分類により、これらの研究の前提条件である属地性の特徴を持つ Wi-Fi を分類できるので、さらなるユーザの位置測位精度の向上が考えられる。

GPS は、ユーザの現在地情報を取得することが可能で、蓄積された GPS 履歴を解析することで、ユーザの滞在地情報や移動情報を取得することができる。Marmasse らは、ユーザが何らかの施設に入った時、その施設を滞在地であると考え、ユーザが施設に入ると GPS データが取得不能となることを利用して滞在地を特定している⁷⁾。西野らは DBSCAN により、長時間 GPS データが検出された場所を滞在地として特定している⁸⁾。しかし、GPS 情報のみを用いた滞在地情報は、滞在地内でのユーザの行動を分類することは出来ない。本研究では BT/Wi-Fi 検出履歴も利用することで、滞在地内でのユーザの行動も分類することができる。

ユーザの行動分類に有効な屋内での位置情報の取得手段に、佐藤らは BT を用いた手法を提案している⁹⁾。BT デバイスの電波強度と固定された BT 機器の位置関係を考慮し、屋内での位置情報を判定している。しかし、BT 機器の位置関係を把握するために、予め決められた位置に BT 機器を設置しなければならないなどの手間がかかる。大野らは、Wi-Fi デバイスの信号強度を用いた代表的な屋内位置推定手法であるフィンガープリンティングの電波強度情報収集を低コストで行う手法を提案している¹⁰⁾。しかし予め固定された Wi-Fi デバイスの信号強度及び分布情報を登録しなければならない。本研究では、ユーザの周囲に遍在するデバイスを属地/属人デバイスに判定するため、属地デバイスを固定デバイスと考えることができる。

3. BT/Wi-Fi デバイスの属地属人分類手法

本研究では、ユーザの持つ端末が検出した BT/Wi-Fi 検出履歴と GPS 履歴をシステムがそれぞれ解析し、組み合わせることで BT/Wi-Fi デバイスの属地性・属人性を分類する。本研究では、BT/Wi-Fi デバイスの属地性・属人性を分類するために、ユーザのイベントへの関わりに特に着目した。なぜなら、ユーザが何らかのイベントに関わっている時、複数の人が同じ空間に滞在していると考えられ、もしユーザが、過去に参加したイベントと同じイベントに参加した場合、そのイベント参加者達の持つ BT/Wi-Fi デバイスの差分から、検出された BT/Wi-Fi デバイスの属人性分類に役立つと考えられるためである。BT/Wi-Fi 検出履歴と GPS 履歴を用いてイベント区間を検出し、検出された BT/Wi-Fi デバイスを属地・属人に分類する手順について述べる。まず GPS 履歴を解析し、ユーザの行動状態を滞在・移動に分類

する。次に、GPS 履歴の解析結果からユーザの行動状態が滞在と判定された区間について、システムが BT/Wi-Fi 検出履歴を解析する。BT/Wi-Fi 検出履歴の解析では、検出された各デバイスの連続検出区間を取得し、ユーザが何らかのイベントに関わっていたと思われる区間を取得する。しかし、BT/Wi-Fi デバイスは障害物の有無など、ユーザの周辺状況により、検出可能範囲にいても取得失敗することがある。よって、これらの欠落データを補間してから連続検出区間を取得することで、イベント区間を正確に取得する。そして、検出されたデバイス集合同士の類似度とイベントの周期性など、イベント区間同士の関連性を考慮し、イベントを分類し、BT/Wi-Fi デバイスの属地性・属人性を判定する。図 2 に BT/Wi-Fi デバイスの属地属人分類手法の流れを示す。

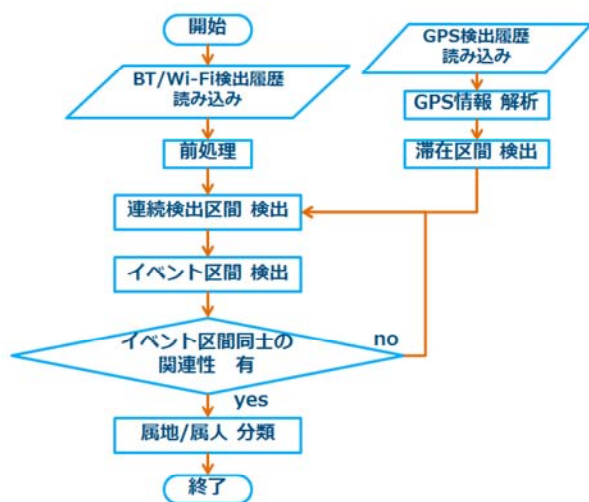


図 2 BT/Wi-Fi デバイスの属地属人分類手法
 処理の流れ

3.1 BT/Wi-Fi 検出履歴の収集方法

本研究で使用する携帯端末について述べる。本研究で使用する携帯端末は、周囲の BT/Wi-Fi デバイスの MAC アドレスとデバイス名を時刻と共に記録していく。ユーザは、周囲の BT/Wi-Fi デバイス検出履歴を収集できる Linux と Android 上で動作するログアプリケーションを実装した携帯端末を持つ。ログアプリケーションは、一定時間毎に周囲の BT デバイスに inquiry 信号を発信する。そして inquiry 信号を受け取った BT/Wi-Fi デバイスが返す response 信号を受信し、検出時刻、デバイス名、MAC アドレスをログファイルへ書きだす。収集される BT/Wi-Fi デバイス検出履歴の一部を図 3 に示す。図 3 は、検出された BT/Wi-Fi デバイスの検出時刻、デバイス名 (SSID), MAC アドレスを左から順に並べている。なお、履歴収集に用いる携帯端末には、SHARP 製の Net Walker, HP 製の iPAQ と、ASUS 製の Nexus 7 を使用している。

[BT_SCAN]		
2012-11-15 15:06:53	SH004	BC:B1:81:E9:11:11
2012-11-15 15:07:15	F001	5C:9A:D8:52:68:5A
2012-11-15 15:07:16	SH004	BC:B1:81:E9:11:11
2012-11-15 15:07:31	SH004	BC:B1:81:E9:11:11
2012-11-15 15:07:35	F001	5C:9A:D8:52:68:5A
[WIFI_SCAN]		
2012-11-15 15:06:50	0024A5AE0C5D	00:24:A5:AE:0C:5D
2012-11-15 15:06:50	0024A5C74B1F	00:24:A5:C7:4B:1F
2012-11-15 15:06:50	GL01P-10C61FEA4F56	10:C6:1F:EA:4F:56
2012-11-15 15:07:10	0024A5AE0C5D	00:24:A5:AE:0C:5D
2012-11-15 15:07:31	0024A5AE0C5D	00:24:A5:AE:0C:5D
2012-11-15 15:07:31	GL01P-10C61FEA4F56	10:C6:1F:EA:4F:56
2012-11-15 15:07:31	0024A5C74B1F	00:24:A5:C7:4B:1F

図 3 BT/Wi-Fi デバイス検出履歴の一部

3.2 GPS 履歴の行動分類

システムは、ユーザが何らかのイベントに関わっていると考えられる区間を検出し、その区間で検出された BT/Wi-Fi デバイスを属地/属人に分類する。本研究では、同じ空間に複数人と一定時間滞在している時、ユーザが何らかのイベントに関わっていると判断する。そのため、ユーザが 1 つの場所に滞在している区間を検出することが求められる。本研究では、GPS 履歴を解析することでユーザの滞在区間を検出する。GPS 履歴解析による屋外滞在区間を検出できれば、GPS データの取得が不能である区間を足し合わせることで BT/Wi-Fi デバイス検出履歴を調べる区間を導くことが可能である。以下に GPS 履歴の解析について述べる。

3.2.1 GPS 履歴

GPS 履歴は、GPS データログを用い、一定時間毎に計測された位置情報を蓄積している。GPS による位置情報は、ユーザが屋外にいる時、誤差数 m の精度で取得可能である。しかしユーザが屋外にいても、建築物の影響や、測位のために取得した衛星が入れ替わるなどの変化により、誤差を含んだ位置情報を取得する場合もある。また、ユーザが屋根のある建物内にいる場合、基本的に GPS による位置情報は取得不能であり、位置情報は蓄積されない。しかし、屋根のある場所でも誤差を含んだ位置情報を取得できる場合がある。これらのことを考慮して GPS 履歴を解析し、ユーザの状況を滞在区間と移動区間に分類する必要がある。

3.2.2 GPS データのクラスタリング

本研究では、ユーザの滞在区間検出に DBSCAN¹¹⁾を用いた GPS データのクラスタリングを利用する。DBSCAN は、

入力データ中のデータ密度の高いデータを1つのクラスタに分類し、いずれのクラスタにも属さないデータをノイズとし、除去するアルゴリズムである。つまり、ユーザの集積したGPS履歴にDBSCANを適用することで、ユーザが滞在した場所を抽出することができる。代表的なクラスタリングアルゴリズムであるk-means法と比べ、クラスタ数を予め決めなくても良いこと、ノイズを除去できるというメリットがある。

DBSCANアルゴリズムは、2つのパラメータ ϵ とNumを決定し、入力されたGPSデータ間の距離に基づいてクラスタリングを行う。以下に手順を説明する。まず、入力データであるGPSデータから無作為に1点を選択し、選択された点から距離 ϵ 以内の点集合を抽出する。抽出された点集合の個数がNum以上あるならば、選択された点と距離 ϵ 以内の点集合の全てを1つのクラスタとし、そうでない場合は、選択された点はノイズとして除去し、別のGPSデータの1点を選択し、処理を続ける。この処理を繰り返し、全ての入力データがクラスタに含まれるかノイズであるかが判断された時点で処理を終了する。こうして得られたクラスタ群から、ユーザの位置毎の滞在時間を検出することができる。図4は、DBSCANを用いたクラスタリングの概要図である。

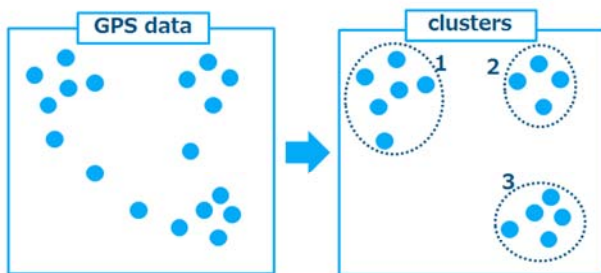


図4 DBSCAN クラスタリングの概要図

3.3 BT/Wi-Fi 検出履歴のイベント区間検出

本研究では、ユーザが何らかのイベントに参加している区間を推定し、イベント同士の関連性から、検出されたBT/Wi-Fiデバイスの属地性/属人性を判定する。ここでは、システムがユーザの関係するイベント区間を検出する処理の流れと、そのために必要な前処理について述べる。

3.3.1 BT/Wi-Fi 検出履歴の検出漏れのあるデバイスの補間及びノイズ除去

BTデバイスは、BDA交換する際inquiryを行い、inquiryを受け取ったBTデバイスはユーザが初期値として設定した識別子(SSID)とBDAをresponseとして返す。Wi-Fiデバイスも同様の処理を行っている。本研究で使用する端末は自身の周囲に30~40秒の間隔でinquiryを行い、responseを検出履歴に蓄積する。ここで、BT/Wi-Fi検出履歴の補間処理

及びノイズ除去、イベント区間認識の処理を簡易化するため、システムはBT/Wi-Fi検出履歴を分単位に補正する。30



図5 補間処理及びノイズ除去

~40秒の周期での検出結果なので、分単位に補正することにより、BT/Wi-Fi検出履歴から消去されるデバイスはない。しかしながら、以下の理由により記録漏れ(検出漏れ)が発生する可能性がある。

- ・ 次のinquiryまでにresponseが返ってこない。
- ・ 建造物などの遮蔽物によりinquiryまたはresponseが届かない。
- ・ 通信可能圏外にあるためinquiryまたはresponseが届かない。

このような検出漏れは、1つのイベント区間内でも発生する。本研究ではイベント区間を、複数のBT/Wi-Fiデバイスが、一定時間検出され続ける時間を基に判定する。そのため、検出漏れのあるBT/Wi-Fiデバイス検出履歴をシステムが解析し、イベント区間の検出を行うことは困難である。また、イベント参加者がトイレなどの私用で短時間BT/Wi-Fiデバイスの電波の届く範囲にいなかった場合、検出漏れと同様、1つのイベント区間として検出することが困難となる。本研究では、この問題には検出漏れと同様の補間処理を施すことで対処した。また、ユーザの周辺を通りかかるなどで1,2度だけ検出されてしまうようなデバイス(ノイズ)もある。このようなデバイスは、イベントには関係のないデバイスであると考えられる。そのため、除去する処理を施す必要がある。以上のことから、本研究ではイベントに関係すると考えられるデバイスの検出漏れとノイズ除去に対応するために、ガウス関数を基に作成した重み付け係数を用い、BT/Wi-Fiデバイス検出履歴に畳み込み演算を行うことで補間処理を行う。図5に、検出漏れのあるデバイスの補間及びノイズ除去を施す前と施した後のBT/Wi-Fi検出履歴を示す。縦軸に“検出したBTデバイスに検出順に付与したID番号”、横軸に“時刻”を示している。抜け落ちたデバイスの補間処理及びノイズ除去できていることがわかる。

3.3.2 BT/Wi-Fi 検出履歴のイベント区間の検出

本研究では、BT/Wi-Fi デバイスの検出履歴を解析することによって取得できる連続検出区間を利用して、ユーザがイベントに関わった区間を検出する。なお、本研究では大学の講義など複数の人が一定時間同じ空間にいることをイベントと定義する。すなわち、複数のBT/Wi-Fi デバイスが、一定時間以上継続して観測された場合、ユーザがイベントに関わっていると判断する。以下にシステムがユーザに関わったイベント区間を検出する手順を示す。まず、システムは3.3.1節で述べた補間処理を施したBT/Wi-Fi 検出履歴からデバイス毎の連続検出区間を取得する。次に、連続検出区間が最も長いデバイスから順にイベント候補区間と選択する。そして選択したデバイスのイベント候補区間の開始時間と長さが同様の他のデバイスがあるか調べる。他に同様のデバイスがないなら、そのデバイスはイベントに関係のないデバイスに決定し、BT/Wi-Fi 検出履歴から除去する。他に同様のデバイスがあるなら、そのイベント候補区間をイベント区間と決定する。そして決定したイベント区間内で連続検出されている他のデバイスを、そのイベントに関わっているデバイスであるとし、デバイス集合(イベント関連デバイス集合)を作成する。連続検出されているデバイスが全てイベント区間のデバイス集合に含まれるか、BT/Wi-Fi 検出履歴から除去されれば、処理を終了する。図6にBT/Wi-Fi 検出履歴からイベント区間検出する処理の流れを示す。

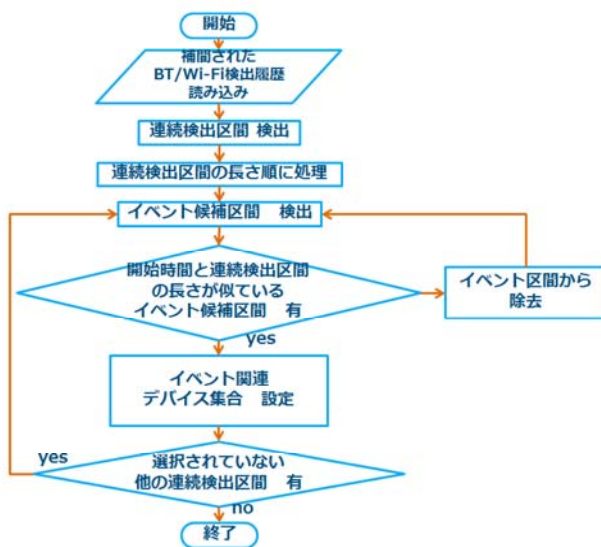


図 6 BT/Wi-Fi 検出履歴から
イベント区間を検出する流れ

3.4 イベント同士の関連性による属人分類手法

本研究では、BT/Wi-Fi 検出履歴からユーザがイベントに関わっていたとされるイベント区間を検出し、イベント区間同士の関連性から検出された BT デバイスを属人に分類する。本研究では、イベント区間同士の関連性を測るため

にイベントの周期性とイベント関連デバイス集合の類似度に着目する。イベントの周期性とイベント同士の類似度から、同じイベントであると考えられるイベント区間を検出し、イベント関連デバイス集合同士の差分を取ることで属人デバイスを判定する。

3.4.1 イベントの周期性による同一イベント判定

本研究のイベントは、大学の講義や会議など、BT/Wi-Fi デバイスを持つ複数の人が一定時間同じ空間にいており、イベント区間中は、BT/Wi-Fi 検出履歴には複数のデバイスの共起が連続的に検出されている。ここで、大学の講義や会議などの繰り返すようなイベントにユーザが参加した場合、BT/Wi-Fi 検出履歴には、似た組み合わせの共起が、日を変えて観測される。特に定期的に繰り返すイベントでは、その共起が周期的に観測される。実際に、システムはBT/Wi-Fi 検出履歴からイベント区間を検出した時、そのイベント区間の開始時刻と終了時刻が似たイベント区間を、1週間毎に検出していることがある。このようなイベント区間の検出は、実際に周期性を持つイベント区間の検出である。このことから、ある一定の周期を持って繰り返されるイベント区間は、周期性を持つ同じイベントにユーザが参加している可能性が高いと言える。そのため本研究では、イベントの周期性に着目し、同じイベントである可能性が高いイベント区間を抽出する。その上で、イベント関連デバイス集合の類似度を計算し、同一イベント判定を行う。

3.4.2 イベント関連デバイス集合の類似度による同一イベント判定

3.4.1節において、イベントの周期性を用いて同じイベントである可能性の高いイベント区間を抽出するが、周期性を持たないイベントであっても、日を変えて同じ時間帯で行われるイベントもある。このような周期性を持たないイベント区間を検出し、別のイベントに分類するために、イベント関連デバイス集合同士の類似度を計算する。これは、イベント参加者の顔ぶれは、同じイベントなら大きな変化はないが、違うイベントであれば、大きく変化する可能性があるからであり、イベント参加者の変化に伴い変化するイベント関連デバイス集合同士の類似度の高低により、別のイベントか判断できると考えたためである。本研究では、イベント関連デバイス集合同士の類似度の計算には、自然言語処理等で用いられる文章中の単語の共起頻度を測る手法の一つである Jaccard 係数を用いる。Jaccard 係数は、2 集合間の全要素に対する共通要素の割合を表すため、イベント関連デバイス集合同士の類似度の計算に適している。値域は 0~1 である。あるイベント区間にあるデバイス集合と他のイベント区間にあるデバイス集合とで、Jaccard 係数を表すと、同じデバイスが多ければ高い値を示し、同じデ

デバイスが少ない, または同じデバイスがないならば, 低い値を示す. よって, Jaccard 係数の高い値を持つイベント同士は, 同じイベントである可能性が高い. 本研究では, 3.4.1 節においてイベントの周期性を用いて同じイベントである可能性の高いイベント区間を抽出した後, Jaccard 係数を用いたイベント関連デバイス集合同士の類似度を計算し, 閾値を上回るイベント区間同士を同一イベントであると判定する. そして同一イベントと判定されたイベント同士の関連デバイス集合の差分を属人デバイスとする.

4. 実験

実験では, 本研究の提案手法の精度を評価するため, 2 種類の評価実験を行う. 実験 I は, 3 章で説明したイベントの周期性とイベント関連デバイスの類似度を用いた同一イベント判定の精度を評価する. 実験 II は, 実験 I の結果から同一イベントに判定されたイベント同士が持つそれぞれの関連デバイス集合の差分を取得し, 得られたデバイス集合に属人デバイスが含まれる割合を求める.

4.1 実験方法

実験は, 日々周囲に遍在する BT/Wi-Fi デバイスの検出結果を蓄積する端末を持つ大学教員の BT/Wi-Fi 検出履歴と GPS 履歴を用いて行う. 実験に使用した期間は, 2012 年 1 月 1 日~2012 年 12 月 31 日の 1 年間であり, イベント名とイベント区間の正解データと比較して正誤判定を行う. なお実験を行うために, 予め本研究で提案した GPS 履歴のクラスタリングによるユーザの滞在区間の検出と, BT/Wi-Fi 検出履歴の補間処理とノイズ除去を行い, 連続検出区間を抽出した BT/Wi-Fi 検出履歴をシステムは利用している.

4.2 実験結果と考察

実験 I : 周期性を持つイベントの取得及び同一イベント判定の精度評価

実験 I は, ユーザの関わった周期性を持つイベント区間を全て正確に取得できるか調べ, その上でイベント同士の類似度から, 同一イベント判定を行い, その精度を確かめる. 被験者は大学教員であるため, 周期性を持つイベントは, 被験者が担当する講義もしくはゼミである. そのためまず, 被験者が担当する講義もしくはゼミがある区間をシステムが正確に取得できるかを調べる. その結果, 検出されたイベント区間に多少の誤差は含まれるものの, 全ての周期のあるイベント区間を取得できていることがわかった. そして, イベント同士の類似度を用いて周期性を持つイベント区間と関係のないイベント区間を除去し, 同一イベント判定が正確に行われているか調べた. システムが同一イベントと判定したイベント区間の数は表 1 のようになった.

表 1 は月毎に同一イベントに判定されたイベント区間の数と周期性を持つイベント区間の数を示している. 表 1 から, どの月においても周期性を持つイベント区間以外の箇所でも同一イベントに判定されていることがわかる. 正解データと照らし合わせると, このような同一イベント判定は, ユーザがよく滞在する場所で行われていることがわかった. つまり職場の机や, 自宅である. しかしこれらのイベント区間は周期性を持たないイベント区間なので除外する必要がある. そこで本研究ではユーザに, よく滞在する場所でのデバイス集合を予め登録させることで, この問題に対処した. こうすることで, 検出されたイベント区間で発見されたデバイス集合と登録されたデバイス集合との類似度を計算した時に高い数値を示すため, 周期性を持たないイベント区間であるとし, イベント区間から除去できる. この手法により周期性を持たないイベント区間を除去した結果を表 2 に示す. 同一イベントに判定されている数と周期性を持つイベントの数がほぼ一致していることがわかる.

表 1. 月毎の周期性のあるイベント数及び同一イベント判定数

月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
周期性のあるイベント数	0	0	0	3	3	3	2	1	1	2	4	5
同一イベント判定数	14	16	12	29	22	22	15	26	22	15	13	22

表 2. 登録されたイベント区間数を除去した周期性のあるイベント数及び同一イベント判定数

月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
周期性のあるイベント数	0	0	0	3	3	3	2	1	1	2	4	5
同一イベント判定数	0	0	0	3	2	3	2	0	1	2	4	3

実験 II : 属人デバイスの分類精度評価

本研究では, 実験 I において同一イベントと判定されたイベント同士で, イベントに関わっていたとされるデバイス集合の差分を取得し, 得られたデバイス集合を属人デバイスと仮定している. 実験 II では, このようにして得られたデバイス集合での属人デバイスの割合を示す. 表 3 に実験結果を示した. なお, デバイスが属人性を持つかの判定は, 筆者が MAC アドレスや SSID, 検出のされ方等を考慮して, 判定している. 表 3 から, システムが同一イベントと判定したイベント同士で, イベントに関わっていたとされるデバイス集合の差分を取得し, 得られたデバイス集合が属人である割合は約 59%であった. 誤ってシステムが属人と判定したデバイスは, ほとんどが場所に固定されている Wi-Fi ルータである. またこれらの Wi-Fi ルータは, イベントを行っている空間とは別の空間に設置されていた. こ

のことから、ユーザがイベントに参加している時に、別の部屋に設置されていた Wi-Fi ルータの電波がイベントの行われている空間に届きユーザの持つ携帯端末に検出される、また Wi-Fi ルータの電波が届かず、ユーザの持つ携帯端末に検出されなかったためであると考えられる。本研究のイベント区間は、1つのイベント区間で5分以上 BT/Wi-Fi デバイスが連続検出された場合、イベント関連デバイスとする。そのため、実験で同一イベントと判定した2つのイベント区間のうち、片方にのみ検出されてしまったと考えられる。このような問題の対処にはイベント区間内での連続検出のされ方にも着目し、イベントに関するデバイスかの判定を行う必要があると考えられる。

表 3. システムが属人判定したデバイス数の内訳

	属人デバイス数	属地デバイス数	合計
属人判定されたデバイス	34	20	54(約59%)

4.3 おわりに

本研究では、ユーザが携帯する端末が検出した BT/Wi-Fi デバイスの検出履歴と GPS 履歴を解析することで、検出された BT/Wi-Fi デバイスを属地/属人に分類する手法を提案した。また、本研究の BT/Wi-Fi 検出履歴解析手法を用いることで、BT/Wi-Fi 検出履歴から、ほぼ正確にイベント区間を検出することができる。そして実験結果より、周期性を持つイベント区間を取り出すこともできた。

今後の課題は、実験 I においては周期性のあるイベントにのみ焦点をあてた実験となってしまう、周期的に起きるイベントでもイレギュラーなイベント発生には対応できないなどの問題がある。そこで、周期性のあるイベント区間を先に検出するのではなく、イベント区間同士の類似度を先に計算するなどの手法を組み合わせることで、ロバストなイベント区間推定、並びに同一イベント判定が行えると考える。実験 II においては、システムが属人判定したデバイス中で、実際に属人デバイスに分類できた割合が約 59% の割合を示した。属人デバイスに分類する精度を高めるためにも、イベント区間中に検出された BT/Wi-Fi デバイスがそのイベントに関するデバイスかを判定する必要がある。また、GPS 履歴解析によるユーザの滞在地推定なども利用してイベント区間の検出を行うことで、さらに高い精度で BT/Wi-Fi デバイスを属地/属人に分類することが可能であると考えられるため、その手法も検討したい。

参考文献

- 1) 牛越達也, 河野恭之. “AirDiary: Bluetooth デバイス検出履歴を用いた半自動日記生成ツール”, 情処研報, Vol. 2011-HCI-142(7), 2011.
- 2) T. Onishi, R. Tokuami, Y. Kono, S. Nakamura. “Personal Photo Browser that can Classify Photo by Participants and Situations”, p.798-799, AVI'12, 2012.

- 3) PlaceEngine, <http://www.placeengine.com>
- 4) Locky.jp, <http://locky.jp>
- 5) S. Beauregard, H. Haas, Pedestrian dead reckoning: a basis for personal positioning, pp.27-35, Navigation and Communication-WPNC, 2006.
- 6) N. Banerjee, S. Agarwal, P. Bahl, R. Chandra, A. Wolman, and M. Corner. “Virtual Compass: Relative Positioning to Sense Mobile Social Interactions”, LCNS, 2010.
- 7) N. Marmasse and C. Schmandt, Location-aware information delivery with commotion, pp.157-171, HUC, 2000.
- 8) 西野正彬, 山田智広, 瀬古俊一, 茂木学, 武藤伸洋, 阿部匡伸: 時刻情報を含む特徴滞在パターンを用いた行動予測方式の検討, 2009 年電子情報通信学会総合大会, 2009.
- 9) 佐藤智美, 小宮山哲, 下田雅彦, 劉渤海, 横田一正: Bluetooth の電波強度を用いた位置推定方式の検討, DEIM, 2011.
- 10) 大野宇宙, 前川卓也: 電波強度変化を考慮した Wi-Fi 屋内位置推定モデルの低コストな構築手法, 2013 年情報処理学会, 2013.
- 11) M. Easter, H.P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu: A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise, pp.226-231, KDD'96, 1996.