

地理座標情報とすれちがい情報を用いた確率的位置情報の特性評価

田畑 亮馬[†] 佐伯 幸郎[†] 中村匡秀^{††}

[†] ^{††} 神戸大学 〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

E-mail: [†]tabata@ai.cs.kobe-u.ac.jp, ^{††}masa-n@cs.kobe-u.ac.jp

あらまし オブジェクトのある時刻における位置を、領域と存在確度の組み合わせで表現することで、様々な系の位置情報を一つの表現にできる柔軟性の高い位置情報として、確率的位置情報を先行研究で提案している [1]。確率的位置情報は、絶対座標系や相対座標系などの様々な系の位置情報から変換できる性質を持ち、サービス間の位置情報の相互参照性や位置情報の再利用性を高めることができる。本稿では、地理座標情報とすれちがい情報による確率的位置情報を算出するアルゴリズム (PLPA-GP) を用いて、計算機シミュレーションによって生成される仮想空間での人間の動きを模した位置情報をもとに、確率的位置情報の算出を行い、確率的位置情報や PLPA-GP の様々な特性について評価する。

キーワード 位置情報, 地理座標情報, すれちがい情報, 確率的位置情報, シミュレーション

Characteristic Evaluations of Probabilistic Location Information using Geographic Coordinate Information and Pass-by Information

Ryoma TABATA[†], Sachio SAIKI[†], and Masahide NAKAMURA^{††}

[†] Faculty of Engineering, Kobe University Rokko-dai-cho 1-1, Nada-ku, Kobe, Hyogo, 657-8501 Japan

E-mail: [†]tabata@ai.cs.kobe-u.ac.jp, ^{††}masa-n@cs.kobe-u.ac.jp

Abstract In our previous study [1], we proposed **probabilistic location information** which expresses a location of a certain object at a certain time by combinations of area and probability of presence. Probabilistic location information is a flexible location information which can be converted from various absolute/relative coordinate system. Thus this enhances reusability and cross-referenced of location information between other services. In this paper, we calculate probabilistic location information based on simulation data, and we evaluate various characteristics of probabilistic location information. For doing it, we implement Probabilistic Location Positioning Algorithm based on Geographic coordinate information and Pass-by information (PLPA-GP). Next, we generate location information which shows movements of humans by computer simulation.

Key words location information, geographic coordinate information, pass-by information, probabilistic location information, simulation

1. はじめに

IoT やセンサ技術などの発展に伴い、モバイルデバイスを活用した位置情報測定の簡易化が進み、その利活用が進められている。位置情報が計測される対象となるユーザ（オブジェクト）の緯度・経度などの絶対的な位置情報を利用したものや、2つのオブジェクト間の距離や方角などの相対的な位置関係を位置情報として用いるものなど、様々な形で位置情報を利用したサービスが既に実現され、広く利用されている。例えば、子供の見守りなどを目的とし、他者の位置情報をいつでも追跡できるサービス [2] や、ユーザの位置情報に基づいて適切なサービ

スを提供するロケーションウェアサービスとして、東京国立博物館では、近くの展示品の解説を自動で行うサービス [3] が提供されている。

位置情報は対象とするサービスによりそれぞれ独自の形式で表現される。これらの位置情報は表現しようとしている位置の種類により、対象区間の絶対的な位置を示す絶対座標系による位置情報 (絶対位置情報) とオブジェクト間の相対的な位置関係によってのみ定義される相対座標系による位置情報 (相対位置情報) に分類できる。位置情報を利用するサービスでは、それぞれが独立にこれらの位置情報系を定義・利用するため、情

報の表現方法の違いや表現可能な時間・空間解像度の違いなどにより、サービス間で位置情報の共有が難しく、結果的に再利用性も低くなる。また同様にサービス間の位置情報に対する相互参照性は極めて低くなる。絶対位置情報と相対位置情報の連携による位置情報の拡張は、Dead Reckoning 技術 [4] やその改善法 [5] などが提案されているが、これらの手法は相対位置情報の扱いについて一般化されてるとはいえず、再利用性や相互参照性の向上を目指したものではない。上記の問題を解決するにはサービスに依らない統一的な位置情報系を構築すればよいが、位置情報に求められる性質は、サービスごとに大きく異なるため一つの表現への統一は困難である。

この問題に対し、我々は先行研究 [1] において、統一的な位置情報確立を目指すためではなく、様々な系の位置情報と相互に変換可能な位置情報系を定義し、この位置情報を媒介することで解決を目指す、確率的な位置情報を提案している。確率的な位置情報とは、あるオブジェクトの、ある時刻における位置を、領域と存在確度の組み合わせに変換することで、様々な位置情報を一つの表現にできる柔軟性の高い位置情報である。様々な系の位置情報を媒介することによって、絶対位置情報と相対位置情報を連携させることが可能になり、絶対位置情報を記録していないオブジェクトの絶対位置を推測することができるようになる。

確率的な位置情報で扱うことが可能な異なる系の位置情報の組み合わせには様々なものが考えられるが、先行研究では、一例として、緯度・経度などによって表現される、地理座標系による絶対位置情報と、二つのオブジェクト間の距離によって表現される、すれちがいによる相対位置情報を利用する手法について検討を行っている。そこで本稿では、先行研究において提案した地理座標系とすれちがい情報による確率的な位置情報を算出するアルゴリズム (PLPA-GP) を計算機上で実装し、計算機シミュレーションにより仮想空間での人間の動きを模した位置情報を生成し、この位置情報をもとに、PLPA-GP を利用した確率的な位置情報の様々な特性について評価する。また、実際に得られた結果をもとにアルゴリズムのパラメータ設定や、実際の利用に関する考察を行う。

2. 確率的な位置情報

確率的な位置情報は、あるオブジェクトが、ある時刻において、存在する可能性がある位置を、領域と存在確度の組み合わせで表現する位置情報である。確率的な位置情報は、領域を表現するために複数の絶対位置情報をデータ構造に含み、それぞれの絶対位置情報に対して、そこにオブジェクトが存在する確率を表す情報 (数値、または high/low など) を含んでいる。確率を利用することによって、オブジェクトがある値以上の確率で存在する領域を求めることができる。

確率的な位置情報の利用概略図を図 1 に示す。確率的な位置情報を利用するシステムでは、系の異なる絶対位置情報や相対位置情報を連携することで、確率的な位置情報に位置情報を変換することができる。サービスにとっては、様々な系の位置情報を間

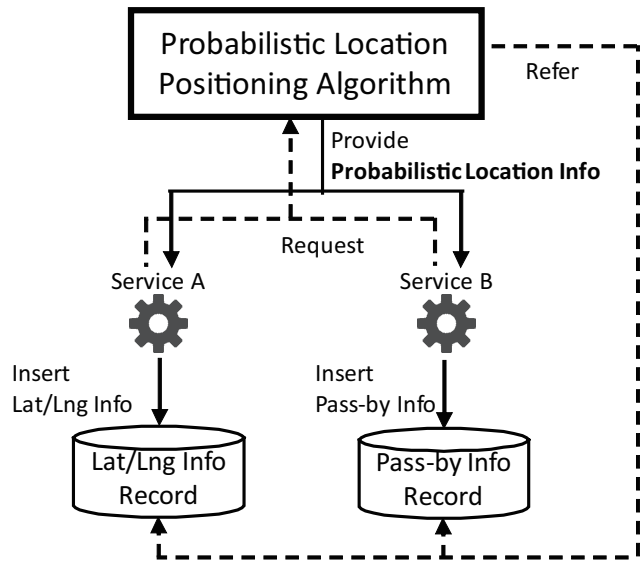


図 1: 確率的な位置情報の利用概略図

接的に参照し、確率的な位置情報を求めることによって、位置情報の測位方法によらず統一的な形式の確率的な位置情報を参照可能になり、情報の時間的・空間的解像度を調整することができるようになる。また、様々なサービスから記録された位置情報を相互に利用可能になり、再利用性が高い。

確率的な位置情報を用いることにより、絶対位置情報の存在しない時間についても、求める時間の近傍時間における絶対位置情報から、オブジェクトの存在するおおよその領域を予測し、表現することができる。さらに、相対位置情報のみを記録するオブジェクトについても、相対座標系の基準となるオブジェクトの絶対位置情報を参照し連携することで、確率的な位置情報に変換することができる。

2.1 データ構造

一つの確率的な位置情報は、以下の要素で構成されている。

- **objectId** 位置情報の検知者の ID
- **time** 位置情報の検知時間
- **location** 具体的な位置

リスト構造であり、リストの各要素は以下の要素を持つ。

- ★ **place** 位置情報が示す領域
円などの形として定義される。
- ★ **score** 領域にオブジェクトが存在する確度の高さ
(数値、または high/low など)

2.2 計算方法

オブジェクト A の、時刻 t における確率的な位置情報の計算手順は、大きく 2 段階に分けられる。まず、オブジェクト A の時刻 t の近傍時間における絶対位置情報の遷移から位置情報を推測する。次に、オブジェクト A と別のオブジェクト B の相対位置情報と、オブジェクト B の絶対位置情報を連携する。二つの方法で領域を求め、求めた領域を合算し確率的な位置情報とすることで、より確実性の高い位置の推測が可能になる。

以降、位置情報の表記法として、オブジェクト A が時刻 t に絶対位置 P にあるという絶対位置情報を $\langle A, t, P \rangle$ と表記し、オブジェクト A と B が時刻 t に R という相対位置にあるとい

う相対位置情報を $\langle\langle A, B, t_2, R \rangle\rangle$ と表記する。

2.2.1 絶対位置情報の遷移に基づく推測

あるオブジェクトの絶対位置情報の遷移から、確率的な位置情報を用いることによってそのオブジェクトがある時間において存在する可能性がある領域を推測することができる。例として、オブジェクト A の時刻 t_3 における位置情報を調べるため、既知の位置情報として $\langle A, t_1, P_1 \rangle$ と $\langle A, t_2, P_2 \rangle$ (ただし、 $t_1 \leq t_2 \leq t_3$) の二つの絶対位置情報を利用する場合の推測方法について述べる。二つの絶対位置情報間の距離と時間差を求め、 A の移動速度 v_A を推測できるため、 A の t_3 における位置情報は、“ P_2 を起点に、速度 v_A 、時間 $(t_3 - t_2)$ で移動できる場所にいる”と表現でき、確率的な位置情報として表すことができる。

2.2.2 相対位置情報と絶対位置情報に基づく推測

あるオブジェクトのある相対位置情報から絶対位置情報を推測する場合、その相対位置情報に含まれるもう一つのオブジェクトについて、絶対位置情報が存在するとき、これらの情報を連携することで、相対位置情報からオブジェクトの絶対座標系における位置情報を推測することができる。例として、オブジェクト A の時刻 t_3 における位置情報を調べるために、既知の位置情報として、絶対位置情報 $\langle B, t_1, P \rangle$ と、相対位置情報 $\langle\langle A, B, t_2, R \rangle\rangle$ (ただし、 $t_1 \leq t_2 \leq t_3$) を利用する場合の推測方法について記述する。まず、 $t_1 = t_2$ の場合、時間 t_1 において B は A のいる地点 P を基準として、 R という位置関係にあるものと推測できる。よって、 A の t_3 における位置情報は、 A の移動速度 v_A が推測できる場合、“ P から R という位置関係にある場所から、速度 v_A 、時間 $(t_3 - t_2)$ で移動できる場所にいる”と表現でき、確率的な位置情報として表すことができる。また $t_1 < t_2$ の場合、絶対位置情報が既知である B について速度 v_B が計算できる場合、“ P から R という位置関係にある場所から、速度 v_B 、時間 $(t_2 - t_1)$ で移動し、さらに速度 v_A 、時間 $(t_3 - t_2)$ で移動できる場所にいる”と拡張することによって、確率的な位置情報として表すことができる。

2.3 PLPA-GP

確率的な位置情報の実現に向け、緯度・経度による地理座標系で表す絶対位置情報と、二つのオブジェクト間のすれちがいを表す相対位置情報から、あるオブジェクトの、ある時間における確率的な位置情報を算出するためのアルゴリズム (Probabilistic Location Positioning Algorithm based on Geographic coordinates and Pass-by, 以下、**PLPA-GP**) について述べる。例として、オブジェクト A の時刻 t の位置 $P(A, t)$ が未知であり、その位置情報を調べる場合について考える。ただし、 A が直近で別のオブジェクト (B_1, B_2, \dots, B_n) とそれぞれ t_1, t_2, \dots, t_n においてすれちがったことを示す相対位置情報があるとする。このとき、位置 $P(B_1, t_1), P(B_2, t_2), \dots, P(B_n, t_n)$ が既知の情報であるならば、各 t_i から t の経過時間と A の移動速度 v_A を考慮して $P(A, t)$ を推測できる。図 2 に、PLPA-GP により算出された確率的な位置情報を可視化した例を示す。 A は $P(B_i, t_i)$ ($1 \leq i \leq n$) から距離 $v_A(t - t_i)$ の範囲内にいると推測でき

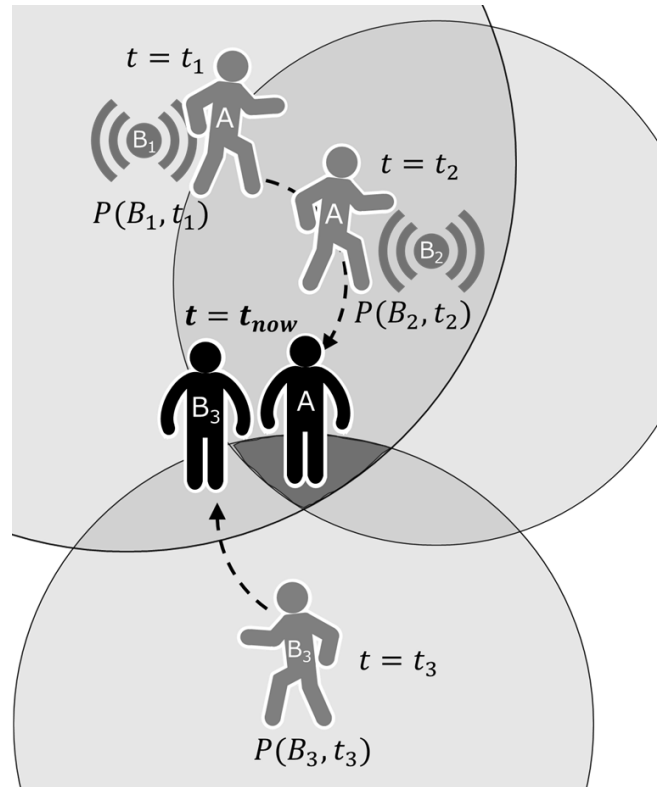


図 2: PLPA-GP により算出された確率的な位置情報の例

るため、各位置から半径 $v_A(t - t_i)$ の円を描く。この円の重なりの多い領域に、 $P(A, t)$ が含まれる可能性が高いということになる。これらの円の集合によって表される領域を確率的な位置情報 $\text{ProLoc}(A, t)$ と定義する。この方法で算出される領域において、一つの円領域内のあらゆる地点において存在する確率は一様である。しかし、円が大きいほど、その中の任意の点に存在する確率は小さくなる。そこで、オブジェクトが任意の点に存在する確率を確認するために、確率的な位置情報の領域内の任意の点について、重みを示すスコアという値を計算することができる。スコアが大きければ大きいほど、その円の内部に存在する確率が高い。スコアの計算は、その点を包含する円すべてについて、面積の逆数を足し合わせることで求めることができる。

このように円の重なりに基づいて確率的な位置情報 (ProLoc) を計算するアルゴリズム PLPA-GP の疑似コードを **Algorithm 1** に示す。アルゴリズム中で PLPA-GP を再帰呼び出しするため、呼び出しの深さを制限するホップ数 (hop) も開始時に設定する。アルゴリズム中、時刻 t において A が別のオブジェクト B_i との、距離 l_i ですれちがったことによって生成される相対位置情報を $\langle\langle A, B, t, l_i \rangle\rangle$ と表現する。

疑似コードの L3~L8 では、 A の t における絶対位置を調べ、存在した場合には絶対位置を返して計算を終了する。L9~L13 では、 A の過去の位置情報を調べ、そこからの移動可能範囲を円として確率的な位置情報の領域に追加する。ここでは、計算時に利用する過去の時刻の範囲を制限するため、参照時間間隔として δ を設定し、 $t - \delta$ から t までの位置情報を調べる。L14~L27 では、 A と時間 t_i ですれちがった B_i ($i = 1, 2, \dots$) について

Algorithm 1 円領域に基づく確率的位置情報の計算

```
1: //A の t での確率的位置情報を計算
2: function PLPA-GP(A, t, hop)
3:   //円領域の集合
4:   Set(Circle) circleSet_A;
5:   if P(A,t) != null then
6:     // A の t での絶対位置を return
7:     return P(A, t);
8:   end if
9:   if P(A, t') (s.t. (t - t') < δ) != null then
10:    //直近の A の絶対位置からの移動可能範囲を候補に追加
11:    Circle c = new Circle(P(A, t'), v_A(t - t'));
12:    push(circleSet_A, c);
13:   end if
14:   if hop > 0 then
15:     //直近で A とすれ違った B_i を取得
16:     pbSet = {B_i | ⟨⟨A, B_i, t_i, l_i⟩⟩ AND (t - t_i) < δ}
17:     for B_i in pbSet do
18:       //B_i の t_i での確率的位置情報を取得 (再帰的)
19:       proLocBi = PLPA-GP(B_i, t_i, hop-1);
20:       //B_i の確率的位置情報のそれぞれの円について
21:       for Circle c : proLocBi.getCircleSet() do
22:         //すれちがった時間からの移動距離を半径に加算
23:         c.addRadius(v_A * (t - t_i) + l_i);
24:         push(circleSet_A, c);
25:       end for
26:     end for
27:   end if
28:   //円集合を確率的位置情報として return
29:   return circleSet_A;
30: end function
```

それぞれ $P(B_i, t_i)$ を調べ、そこからの移動可能範囲を円集合 circleSet_A に追加する。L19において、 A とすれ違った B_i の位置情報 $P(B_i, t_i)$ を求める際、 $\text{ProLoc}(B_i, t_i)$ を再帰呼び出しする。ホップ数 (hop) が 1 以上の場合のみ、すれちがった他のオブジェクトについての位置情報の計算を行い、再起呼び出しの引数の hop の値は呼び出し元より 1 減らす。これにより、 B_i の t_i における位置は、絶対位置情報ではなく確率的位置情報として算出される。 $P(A, t)$ は、 $P(B_i, t_i)$ から $v_A(t - t_i)$ 以内の距離の領域に存在すると推測できる。この存在領域を計算するために、計算した $\text{ProLoc}(B_i, t_i)$ の確率的位置情報を表す円集合のそれぞれの円について、半径に $v_A(t - t_i) + l_i$ を加えることによって円の内部に $P(A, t)$ が存在するようにし、 circleSet_A に追加する。同様の手順を、すべての $B_i (i = 1, 2, \dots, \text{すれちがった人数})$ について行う。最終的に求めた円集合 circleSet_A によって示された領域を、確率的位置情報 $\text{ProLoc}(A, t)$ として返す。

3. 評価実験

PLPA-GP を用いた確率的位置情報により、調べる対象のオブジェクトが地理座標情報を記録していない場合においても、

すれちがい情報を利用して間接的に周囲のオブジェクトの地理座標情報を利用することで、位置情報の推測ができる。

PLPA-GP の実用性の確認や課題の発見を行うため、オブジェクトに関する位置情報の数やホップ数の設定が、PLPA-GP による確率的位置情報の算出結果にどのように影響するのか検証・考察を行う。本章では、PLPA-GP を用いて確率的位置情報の算出を行い、算出面積などの観点から評価を行い、各種パラメータの変化が算出結果に与える影響について調べる。

3.1 評価項目

実験では、複数の条件における地理座標情報やすれちがい情報を生成した上で、それぞれの確率的位置情報を算出し、以下の項目について評価する。

- 検知回数
- 領域内における最大スコアの平均値
- 最大スコア領域 (=円の集合が最も重なり合う領域) の面積の平均値

最大スコアとは、確率的位置情報で示される領域の中で、最大のスコアを示す値である。最大スコアが高ければ高いほど、確度の高い位置情報となる。PLPA-GP によって算出される領域では、円が最も重なる領域において最大スコアを記録する。また、“最大スコア領域”は、確率的位置情報として算出された円をもとに、その円が最も重なる領域について面積を m^2 の単位で算出する数値である。

3.2 実験条件

縦 2000m, 横 2000m の正方形のフィールド内で検知された地理座標情報及びすれちがい情報を利用する。

フィールド内に、以下の 2 種類のオブジェクトを配置する。

- Person

人を表すオブジェクト。位置情報測定開始時点で、フィールド内に一定の数の Person オブジェクトが一様に配置されている。位置情報の測定が開始されると、それぞれ異なる方向に一定の速度 (時速 3.0km) で直進する。周囲のオブジェクトからのすれちがいの通知を検知できる。しかし、直接地理座標情報を検知することはできない。

- Beacon

ビーコンを表すオブジェクト。位置情報測定開始時点でフィールド内に等間隔で格子状に配置されている。また、移動することはない。周囲のオブジェクトに向けてすれちがいの通知ができる。また、地理座標情報を記録している。

本実験ではすれちがいを検知できるオブジェクト間の距離を 10m とする。これは、すれちがいを検知することのできる技術として、多くのスマートフォンに搭載されている Bluetooth の “Class 2” を想定し、“Class 2” のおおよその通信距離はおおよそ 10m とされているためである。

3.3 パラメータ

本実験では、フィールド上のオブジェクト数のパラメータとして、以下の C1~C4 の 4 条件を設定して、それぞれ評価項目について計算する。

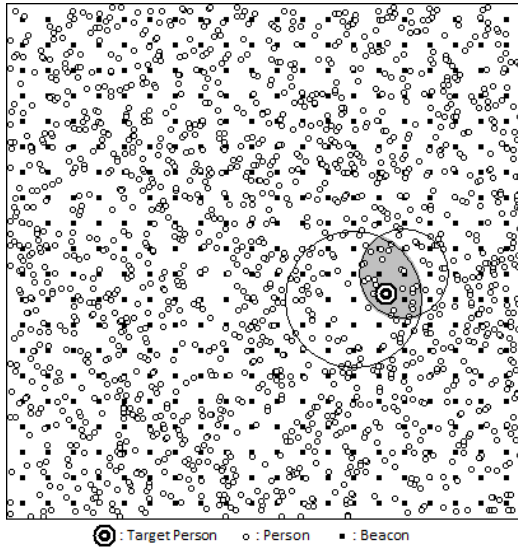


図 3: 仮想フィールド上のオブジェクトと確率的な位置情報の例

- C1 Person の数:400, Beacon の数:400
- C2 Person の数:400, Beacon の数:1600
- C3 Person の数:1600, Beacon の数:400
- C4 Person の数:1600, Beacon の数:1600

また、ホップ数 (Algorithm 1 における *hop*) を上げることによる算出結果への影響を検証するため、上記の各パターンにおいてホップ数が 1~3 の場合についてそれぞれ評価する。

3.4 実験方法

3.4.1 データ生成

確率的な位置情報の算出に必要な地理座標情報及びすれちがい情報を生成、収集する。本実験では、オブジェクトの数を変化させながら何度も試行する必要があるため、現実空間においてデータを収集するのは困難である。そこで、仮想空間上に人などを模したオブジェクトを配置し、地理座標情報及びすれちがい情報の記録が可能なシミュレータを計算機上で開発し、計算機シミュレーションによってデータを生成する。

オブジェクトが配置された仮想フィールドのイメージを図 3 に示す。

本実験において、測定のタイミングによってオブジェクトのすれちがいを検知する環境が大きく変化しない様に、フィールド内のオブジェクトの密度を常に一定に保つ必要がある。しかしながら、Person オブジェクトは直進するため、いずれフィールド外まで到達してしまう。そこで、フィールド外に到達した時点でその Person オブジェクトについてのすれちがい情報の記録を終了し、新たな別の Person オブジェクトがフィールド内に存在するように設定することで、フィールド内の Person の数 (密度) が一定になるように設定する。

本実験では、データを検知する時間間隔をステップという単位として定義し、1 ステップ=30 秒ごとに地理座標情報またはすれちがい情報の記録を 1 時間 (=120 ステップ) 分行き、実験に必要な位置情報を生成する。

3.4.2 確率的な位置情報の算出

本実験では、フィールド内に存在した時間が 80 ステップ以

上の Person オブジェクトをランダムに 100 個抽出し、オブジェクトがフィールド内に存在した全ステップ時間において、PLPA-GP を用いて確率的な位置情報を算出する。また、今回は参照時間間隔 δ を 10 分間 (20 ステップ) と設定する。本実験においては、上記の確率的な位置情報における“円の全てが重なり合う領域”に、“オブジェクト X が時間 t に実際に存在した位置 P ”が含まれるとき、推測は成功したものとす。

図 3 に描かれている円は、二重丸で示されている Person オブジェクトの確率的な位置情報を可視化したものである。塗りつぶされている領域は円が最も重なっている領域であり、Person オブジェクトの座標が含まれているため、図 3 の状況においては位置情報の推測は成功している。

3.5 評価

確率的な位置情報を算出された 100 個の Person オブジェクトについて、上記の 3 つの評価項目についてそれぞれ計算し、C1~C4 それぞれについて、ホップ数が 1~3 の場合のそれぞれの平均を求め比較する。

4. 評価と考察

4.1 評価概要

オブジェクト数とホップ数を変化させてシミュレーションを行った結果として、検知回数の変化量を図 4 に、平均最大スコアの変化量を図 5 に、最大スコア領域の面積の変化量を図 6 にそれぞれ箱ひげ図で示す。(図中の×印はそれぞれの平均値を示す。)

3 つの評価項目の測定結果に共通する傾向として、ホップ数 1 とホップ数 2 の変化量と比較して、ホップ数 2 とホップ数 3 の変化量は減少した。

検知回数の変化 (図 4) について着目すると、ホップ数が 1 の時、C2 の検知回数は C1 および C3 の検知回数のほぼ倍の値になった。

最大スコア (図 5) について着目すると、C1~C4 それぞれの場合において、ホップ数を上げれば上げるほど平均最大スコアが小さくなっていることが分かった。

最大スコア領域の面積の平均 (図 6) について着目すると、C1 および C3 ではホップ数が増加すると最大スコア領域が増加したが、C2 および C4 ではホップ数が増加するとわずかに減少するという違いが見られた。

4.2 考察

4.2.1 検知回数と最大スコア領域の面積の関係

図 6 を参照すると、ホップ数の上昇によって C1 と C3 の最大スコア領域の面積が増加しているのに対し、C2 と C4 では最大スコア領域の面積が減少しているという違いがみられる。前者と後者ではビーコンの密度が異なる。ここで図 4 を参照して検知回数の違いを確認すると、C1 と C3 ではホップ数の上昇と共に検知回数が増えているが、C2 と C4 ではホップ数を上げることによる検知回数の変化はあまり見られない。このことから、C1 及び C3 ではホップ数を上げることによって最大スコア領域面積の大きな位置情報が多く検知されており、C2

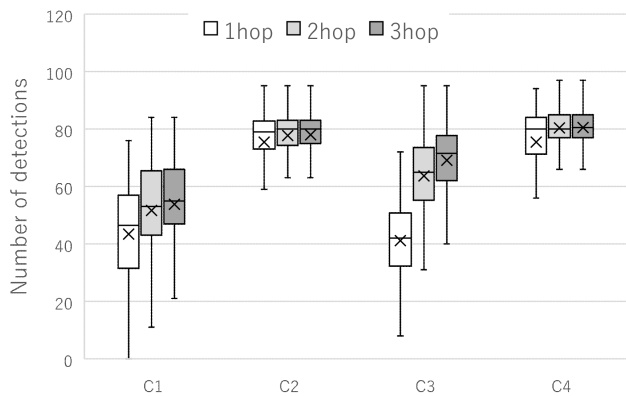


図 4: 各条件における検知回数



図 5: 各条件における最大スコアの平均

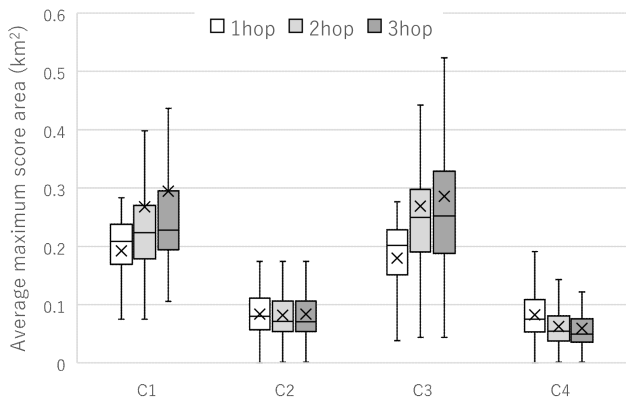


図 6: 各条件における最大スコア領域の面積の平均

及び C4 ではホップ数を上げて検知回数はあまり変化しないが、最大スコア領域はより狭くなり、確度の高い確率的位置情報になると考えられる。

4.2.2 最大スコアの変化

図 5 を参照すると、ホップ数が増えるほど最大スコアの平均が減少しているのは、ホップ数を上げることで最大スコアの低い確率的位置情報が新しく検知されることが原因だと考えられる。また、C2 や C4 の最大スコアが比較的大きいのは、ビーコンの密度が多いほど少ないホップ数でビーコンの持つ地理座標

情報にたどり着ける可能性が高まることが原因だと考えられる。

4.2.3 地理座標情報を持たないオブジェクトの速度

本実験において、Person オブジェクトは地理座標情報を記録していないため、一般的な人間の歩行速度と考えられる時速 3km/h を速度として確率的位置情報の計算を行っている。しかし、現実世界においてこの方法を適用した場合、実際の人間はそれぞれ異なる速度で移動しているため、速度計算の乖離が推測精度の低下を招く。そのため、指定時間から参照時間間隔 δ 以内の時間ですれちがった Beacon オブジェクトの地理座標情報をもとに、速度の計算を行うことで、推測精度の向上が可能となると考えられる。しかし、その計算方法を適用した場合、 δ 直近で Beacon オブジェクトとのすれちがいが検知できない場合、速度を求めることができない。この問題への対応として、速度についてのみ参照時間間隔を超えて、可能な限り直近の移動速度を利用することが考えられる。

4.2.4 仮想空間と現実空間の差異

本実験では各 Person オブジェクトはランダムな方向に向かって一定速度で直進していたが、現実空間の人間は道路に沿って動き、向きや速度を変化させながら移動する。PLPA-GP においては過去の位置情報の遷移から平均速度を計算して、円領域の拡張に利用しているため、急激な速度変化が起きた場合に推測成功率が下がる可能性があると考え、速度の上昇にも対応できるようにアルゴリズムの改良が必要な可能性がある。

5. おわりに

本研究では、地理座標情報とすれちがい情報から確率的位置情報を計算する手法 (PLPA-GP) を実装を行い、シミュレータによって地理座標情報とすれちがい情報を生成・収集し、PLPA-GP により確率的位置情報の計算を行うことで、確率的位置情報の諸特性を確認した。今後の課題として、PLPA-GP を実環境に適用する機構を整え、確率的位置情報を活用したサービスを試作し、実用性などの観点で評価を行う。

謝辞 この研究の一部は、科学技術研究費（基盤研究 B 16H02908, 15H02701, 基盤研究 A 17H00731, 萌芽研究 15K12020）、および、立石科学技術振興財団の研究助成を受けて行われている。

文 献

- [1] 田畑亮馬, 林亜梨沙, 佐伯幸郎, 中村匡秀, “絶対・相対位置情報を活用した確率的位置情報の検討,” 電子情報通信学会技術研究報告, 第 116 巻, pp.13–18, March 2017.
- [2] “Life360 - 家族で位置情報を共有、いつでも確認できる無料アプリ #life360,” <http://life360.yahoo.co.jp/>.
- [3] “東京国立博物館 - アプリ「トーハクナビ」について,” http://www.tnm.jp/modules/r_free_page/index.php?id=1467.
- [4] “Dead reckoning (dr/デッドレコニング/自律航法)とは | フルノ製品情報,” http://www.furuno.com/jp/gnss/technical/tec_dead.
- [5] 亮小河原, 裕之羽多野, 雅弘藤井, 篤 伊藤, 裕 渡辺, “Gps 測位情報とセンサ情報に基づく位置推定システムに関する研究,” 情報処理学会論文誌, vol.56, no.1, pp.2–12, Jan. 2015.