

建物内移動情報の部分マッチングに基づく建物構造生成

梶 克彦¹ 渡辺 穂高¹ 坂 涼司¹ 河口 信夫¹

概要：多人数の建物内移動の情報をウェアラブルセンサによって収集し、それに基づいて建物のネットワーク構造を生成する手法を提案する。提案手法は一般的なスマートフォンで獲得可能な情報のみを用いる。実環境において、人は様々な地点から地点へ移動する。始点・終点・経路の組合せのバリエーションは多く存在する。複数の経路の中には、共通する部分が存在する。このような共通部分を推定し、共通部分を手がかりとして複数の経路同士を統合していく。共通部分の推定には、加速度・角速度センサ情報から推定される右左折ノード、行動の種類、リンク長に加え、無線 LAN 情報を用いる。まずノードの種類（右折・左折）の並びが一致する部分を抽出し、その共通部分の候補に対し、無線 LAN の類似度、行動の種類、リンク長の情報を用いて絞り込みを行う。評価実験として、名古屋大学の3つの隣接する建物を対象とし、40人の建物内移動データを収集し、そのデータを使用して建物ネットワーク構造を生成した。

An Indoor Network Structure Generation Method Based on Partial Identification of Different Route Data

KATSUHIKO KAJI¹ HODAKA WATANABE¹ RYOJI BAN¹ NOBUO KAWAGUCHI¹

1. はじめに

ナビゲーションなどの位置情報サービスを実現するためには、基盤となる情報として歩行者移動ネットワーク構造が必要である。歩行者移動ネットワーク構造とは、人がどのように移動可能であるかを示すノードリンク構造をさす。本稿では特に屋内位置情報サービスを充実させるために必須となる建物のネットワーク構造に着目する。このような構造情報は、かならずしも建物の管理公開してくれるとは限らない。また、提供可能であったとしても、一般に建物管理者が所有している CAD データやフロアマップからネットワーク構造を生成するためにかかる作業コストも問題となる。

そこで本研究では、対象となる建物内における複数人の移動データを統合して、建物ネットワーク構造をボトムアップに生成する手法を提案する。複数人が建物内を移動する場合、始点や終点が異なっていたとしても、経路の一部が一致することがある。そこで、多くの移動データを収集し、その中で部分な経路の一致を推定し、それを手がかり

りとして複数の経路を統合し建物ネットワーク構造を構築する。その建物を移動するユーザは、携帯するスマートフォンでセンサアプリを起動しておき、適宜サーバにアップロードする作業が必要である。しかし一人ひとりの作業コストはフロアプランを人手で生成するよりも低く、一切知的な作業を必要としない。提案手法は加速度センサ、角速度センサ、無線 LAN 情報という一般的なスマートフォンで獲得可能な情報のみを用いるため、実環境での適用可能性は高いと考えられる。

本論文の構成は以下の通りである。まず2章では、行動認識、無線 LAN 位置推定、フロア構造生成等に関する研究を挙げる。3章では、複数ユーザの建物移動データを用いた建物ネットワーク構造推定手法を提案する。4章で提案手法の評価を行い、5章でまとめと今後の課題を挙げる。

2. 関連研究

現在までに多くの行動認識に関する研究が勧められてきた。例えば Bao らは被験者の腰や腕など複数箇所に装着される2軸加速度センサを用いて、歩く・走る・自転車など20種類の行動を識別する手法を提案し、80%を超える認識精度を達成している [1]。このような行動認識結果は、位置

¹ 名古屋大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

推定の分野においても有効な情報である.、移動状態とその経過時間や歩数等を考慮すれば、移動距離や位置を推定可能である。

スマートフォンに内蔵された加速度や各速度センサを用いて相対的な位置推定を実現するデッドレコニングの手法が研究されている [11], [12]. デッドレコニングではセンサ誤差の蓄積により徐々に位置推定誤差が大きくなるため、定期的に絶対位置推定による誤差修正が必要である。これまでに、累積誤差を補正手法として、GPS や RF タグに基づいて誤差が修正される。しかし、GPS は屋内での使用が困難であり、RF タグは環境側に設備を設置するコストが必要である。

従来の無線 LAN を用いた屋内位置推定手法は、基地局からの距離と電波強度に関するモデル(距離関数)を用いて三角測量の要領で位置推定する手法(Triangulation)と、あらかじめ観測されたフロア内の電波情報を用いて現在の位置を推定する手法(Scene Analysis)に大別される [8]. 一般に、障害物の多い屋内では困難であるため、Scene Analysis による位置推定が優位とされているが、事前の無線 LAN 環境の観測にコストがかかるという問題がある。さらに近年では、無線 LAN 環境に関する前提知識を一切必要としない WiFi-SLAM の技術が研究されている [3]. ただし、無線 LAN 位置推定の精度は基地局の分布が大きく影響するため、必ずしもすべての環境で、無線 LAN のみによる高精度な位置推定を実現できるわけではない。

近年ではデッドレコニングと WiFi 位置推定を統合し、位置推定をしたり建物ネットワーク構造を生成する手法が提案されている。たとえば Wang らは、Wifi やセンサを統合して現在位置の推定を行っている [7]. また Shin らは、無線 LAN とセンサ群の情報を用いて建物ネットワーク構造を生成する手法を提案している [6]. しかし階段も含めた建物ネットワーク構造の生成はなされていない。多くの建物は複数のフロアで構成される。そのためフロア間の関係を知ることは建物構造の把握の上で重要と考える。ウェアラブルセンサに搭載される気圧センサ等を用いて高度やフロアの推定をする手法が提案されているが [13], まだ気圧センサは現時点ではスマートフォンに一般的に搭載されているわけではないため実用性の点から問題があるといえる。

3. 建物ネットワーク構造生成手法

本研究では、無線 LAN、加速度、角速度という一般的なスマートフォンで収集可能な情報のみを用い、階段も含めた建物ネットワーク構造の生成を実現する。建物ネットワーク構造とは、人が移動可能な経路をノードとリンクで表したグラフ構造である。本研究では簡単のためエレベータやエスカレータでのフロア間移動を含めず、フロア間移動はすべて階段で行う状況を想定する。また、移動中に U ターンしたり迷ったりするような行動は含まれないものと

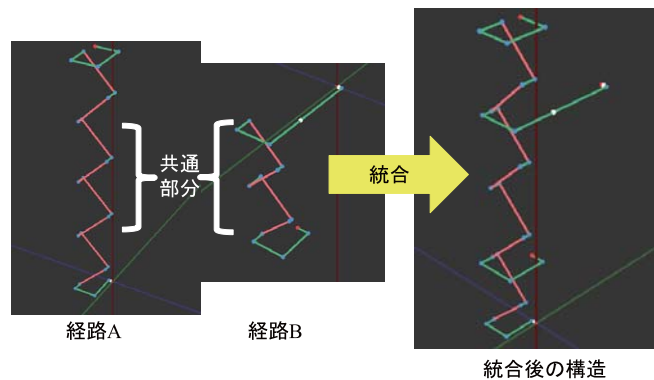


図 1 共通部分を手がかりとした経路同士の統合の例

する。

建物ネットワーク構造生成の概要は以下のとおりである。実環境において、人は様々な地点から地点へ移動する。始点・終点・経路の組合せのバリエーションは多く存在する。複数の経路の中には、共通する部分が存在する。たとえば 1 階のある部屋から 5 階のある部屋までを階段で移動する経路 (図 1 左) と、2 階から 4 階を移動する経路 (図 1 中央) では、2 階から 4 階までの階段移動の部分が共通することになる。このような共通部分を手がかりとして、複数の経路同士を統合していく (図 1 右)。

経路同士の共通部分の推定には、加速度センサ、角速度センサ、無線 LAN 情報を用いる。加速度センサの情報だけでは相対的な情報しか得られないため、例えば 1 階から 3 階までの移動と 4 階から 6 階までの移動を区別できない。それらを区別するために無線 LAN 情報が利用される。無線 LAN 情報には、各地点で受信できる電波の基地局 ID や、受信電波強度の情報が含まれている。1 階から 3 階までの移動で獲得できる無線 LAN 情報と 4 階から 6 階までの移動で獲得できる無線 LAN 情報は異なるため、これらを区別することができる。

3.1 建物内移動データの収集

まず建物ネットワーク構造を生成するために必要となる建物内移動データを収集する。ユーザがスマートフォンを携帯し、建物内のある地点からある地点までを移動する。スマートフォンでは、移動時における加速度、角速度の 2 種類のセンサ情報と、無線 LAN の電波環境情報が記録される。これを様々な経路において実施し、様々な経路の移動データを収集する。またこれとは別に、基本行動の加速度センサデータ (歩行, 階段上がる, 階段下がる, 静止) と、歩行者の身長情報を収集する。これらの情報は行動認識や歩幅推定で利用される。

3.2 ノードリンク構造の生成

次に収集された各移動データをノードリンク構造に変換する。本研究では、右左折地点をノードと定める。ここで、

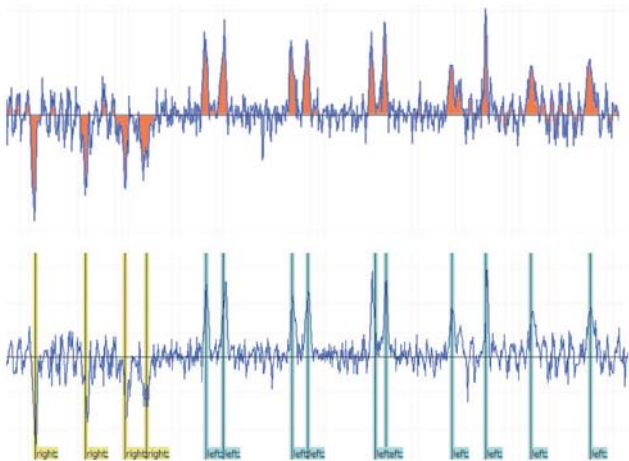


図 2 右左折の検出。上：角速度のゼロ交差点ごとの積分，下：検出された右左折ノード

建物内移動の場合、直角の右左折がほとんどであるため、一回の右左折は 90 度であるとみなす。また廊下は直線である場合がほとんどであるため、1つのリンクは直線であるものとする。

右左折は次のように推定する。角速度の y 軸方向成分をゼロ交差点ごとに区切り、区間ごとに積分する（図 2 上の赤い部分）。積分値が 70 度以上を左折、-70 度以下を右折と判定し積分区間の中心をノードとする。積分値が 150 度以上、-150 度以下の場合は 2 回分の右左折と判定し、区間の前から 1/4, 3/4 の 2 箇所をノードとする（図 2 下）。

次に 2 つのノードに挟まれるリンクの情報を求める。リンクが保持する情報は、行動の種類、リンク長、無線 LAN 環境、始点と終点ノードの種類である。

行動の種類は以下のように推定する。静止、歩行、階段上、階段下の 4 種類の基本行動データの 3 軸加速度データを用いて機械学習によって行動の種類を推定する。さらに、1つのリンク内では単一の動作をしているものとみなす。右左折判定によるノードを基に、ノード間の各行動の合計時間を算出し、最も時間の長いものをそのノード間の行動と推定する（図 3）。本研究では、フロアを上下する階段の多くは折り返し階段であり、90 度の転回が短い期間に 2 階連続する場合は階段の可能性が高いという知識を用いて、行動の種類を推定精度を向上させる。

リンクの長さは、一般的に使われる身長から導かれる一歩の歩幅に歩数を掛けて算出する。歩数は以下のアルゴリズムを用いて推定する。係数 0.1 の IIR フィルタを適用した 3 軸加速度のノルムを使い、加速度の大きさが 0.9G 以下になった時点から 1 秒以内に 1.1G 以上になったら一歩とカウントし、ノード間の歩数を求める。被験者の身長*0.37 を歩幅として、歩幅*歩数で移動距離を算出する。屋内の廊下の多くは直線的であるため、一つのリンクは直線であるとみなす。ただし、多くの場合階段の長さは等しいとい

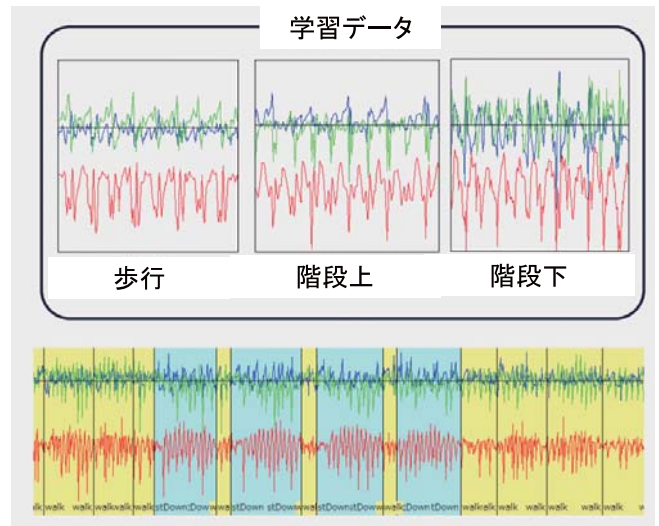


図 3 行動認識

う知識を導入する。行動の種類が階段上る、階段下がるの場合は、全階段の推定距離の平均を用いて階段の長さを定数に定める。

ここまでの情報を用いれば、図 1 左のように 1 つの経路を 3 次元的な相対的移動軌跡として表現可能になる。しかし、これまでの情報では絶対的な位置を表す情報を保持していない。そこで、それらを区別可能にするために無線 LAN 環境を導入する。無線 LAN 環境は、リンク内で観測された複数の無線 LAN 環境を統合して、そのリンクの無線 LAN 環境とみなす。リンク内では複数回無線 LAN 情報が観測される。1 回の観測で、複数の基地局 ID と電波強度の組が得られる。各基地局ごとに、そのリンク内での受信電波強度の中央値を算出し、電波強度の強い順にソートしたリストを生成する。

3.3 ノードリンク構造同士の共通部分の推定

建物ネットワーク構造は、異なる経路の中で部分的な共通区間を発見し、そこを手がかりとして経路同士をマージさせる処理を繰り返しながらボトムアップに生成する。以下の手続きにより異なる経路同士の共通部分を発見する。

右左折のパターンがある程度の長さ等しくなる場合、そこは共通の経路である可能性が高いと考えられる。そこで、まず全経路同士を比較し、ノードの種類（右折・左折）の並びが一致する部分を抽出する（図 4）。比較する右左折のパターンが短ければ共通でない経路も多く抽出されてしまうため、最小経路長の閾値を設け、その閾値以上の長さで右左折パターンが一致する部分を抽出する。本研究ではこの閾値を経験的に 5 と設定した。以降ではここで抽出した共通経路候補を絞り込んでいく。

3.3.1 共通経路候補の端側からの検証

複数経路の共通部分同士を結合させる際、共通部分の終端同士の一致は非常に重要である。言い換えると、共通部

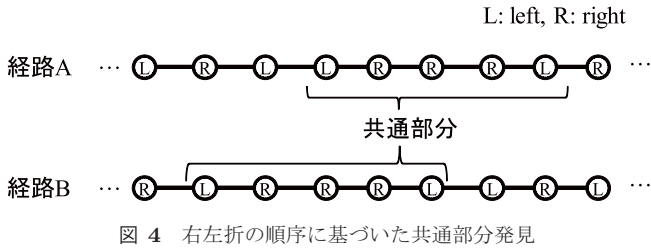


図 4 右左折の順序に基づいた共通部分発見

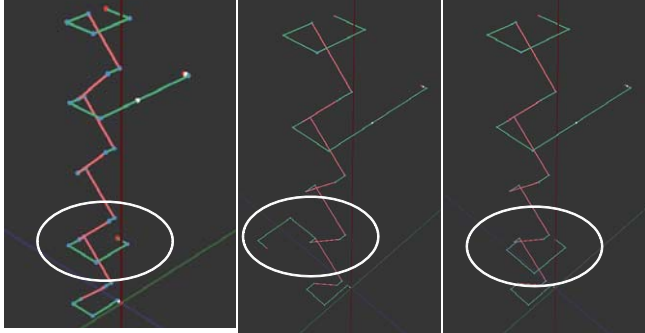


図 5 左: 正解の統合, 中央: 共通部分を 1 多く誤推定した場合の統合, 右: 共通部分を 1 少なく誤推定した場合の統合

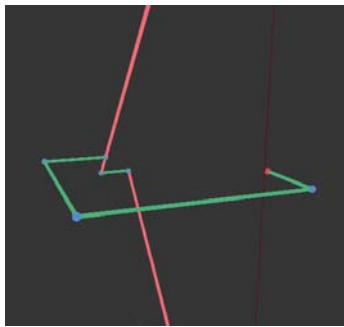


図 6 共通部分を 1 少なく誤推定した場合の統合の拡大図

分の抽出には高い再現率よりも高い適合率が求められる。抽出された共通部分が実際の共通部分よりも 1 ノードでも長く含んでしまうと、本来の構造と異なるトポロジの構造が生成されてしまう。逆に共通部分として抽出された部分が実際の共通部分よりも少ない場合、推定リンク長のずれによって実際とは異なる地点で分岐が発生してしまう。その結果複数の類似する構造が生成される。しかし大局的な構造は正解に近いものとなる。共通部分が正確な場合の経路統合の結果である図 5 左に対し、図 5 中央と図 5 右は推定共通部分が実際よりも 1 長い場合と 1 短い場合の統合の結果である。実際よりも長い部分を共通部分と推定した場合は、2 階の廊下の方向が正解とは異なってしまっているが、実際よりも短い部分を共通部分と推定した場合は、大きな方向の誤りはないのがわかる。しかし、図 5 右の円内を拡大した図 6 に示すように、階段の推定リンク長の違いによって、階段の途中から分岐して閉まっていることがわかる。

そこで、共通経路の端部のノードリンク同士が正確に一致しているかを検証する。検証には行動の種類、リンク長、

無線 LAN の情報を用いる。行動の種類による検証では、端部のリンク同士が同一の行動の種類となるところまで、推定共通部分を端から縮めていく。リンク長による検証では、対応するリンク長が閾値以上の倍率で異なる場合に推定共通部分を端から縮める。リンク長倍率の閾値は 1.5 とした。無線 LAN による検証では、端側のリンクで観測された無線 LAN 情報同士を比較し、類似度が閾値を下回った場合にはそのリンクを共通部分から除外するという処理を繰り返す。大きな建物を対象としている場合、同一経路以外でも右左折のパターンが一致する部分が多く存在する。無線 LAN の検証により、絶対位置に近いもの同士に候補を絞ることができる。無線 LAN 類似度の指標は JSD[9] や Tanimoto 係数 [10] など複数の手法が既存研究で使用されているが、本研究では予備実験に基づきケンドールの順位相関係数 [5] を一般化した手法を採用した [2]。それぞれの無線 LAN 情報を基地局 ID を電波強度の強い順にソートし、そのリスト間の相関を比較する。ケンドール順位相関係数とは、任意の要素対の順位の上下が双方のリスト内で一致しているかどうかを判定するものである。完全に一致する場合に 1 の値をとり、完全に逆の順序となる時に -1 となる。通常ケンドール順位相関係数の算出式では両方のリストに含まれる要素が共通している必要があるが、ここで使用している算出式ではリスト内の要素が完全一致していなくても相関係数を算出できる。類似度の閾値は 0 と設定した。

3.3.2 共通経路候補の内側からの検証

端側からの絞り込みが完了した後は、共通経路の候補を内側から再検証する。内側からの再検証にも、行動の種類、リンク長、無線 LAN の 3 種類の情報を用いる。比較する 2 つの部分経路間の距離を求め、閾値以上一致しているものを最終的な共通経路として出力する。経路間距離 $D(r_x, r_y)$ は、対応するリンク l_i と l_j 同士の類似度 $S(l_i, l_j)$ の総和をリンク数で割った値として定める。

$$D(r_x, r_y) = \sigma S(l_i, l_j) / \text{Size}$$

また、リンク l_i, l_j 間の類似度 $S(l_i, l_j)$ は、リンクが保持する各特徴量の類似度を乗算した値とする。

$$S(l_i, l_j) = S_l(l_i, l_j) \cdot S_w(l_i, l_j) \cdot S_a(l_i, l_j) \cdot S_n(l_i, l_j)$$

各特徴量の類似度は 0 から 1 の値をとり、リンク間類似度も 0 から 1 の値となる。リンク同士の特徴量が完全に一致していれば 1 となり、特徴量が異なるほど 0 に近づく。

リンク長の類似度 $S_l(l_i, l_j)$ は、比較するリンク長 d_1 と d_2 を用いて以下の式で求める。

$$\max(1 - \text{abs}(d_1 - d_2) / \text{avg}(d_1, d_2), 0)$$

一致している場合は 1 となり、0 が最小の類似度となる。

無線 LAN 情報の類似度 $S_w(l_i, l_j)$ は、端側からの検証でも用いたケンドールの順位相関係数を一般化した相関値を用いる。ただしここでは -1 から 1 の値を 0 から 1 の値に正規化する。

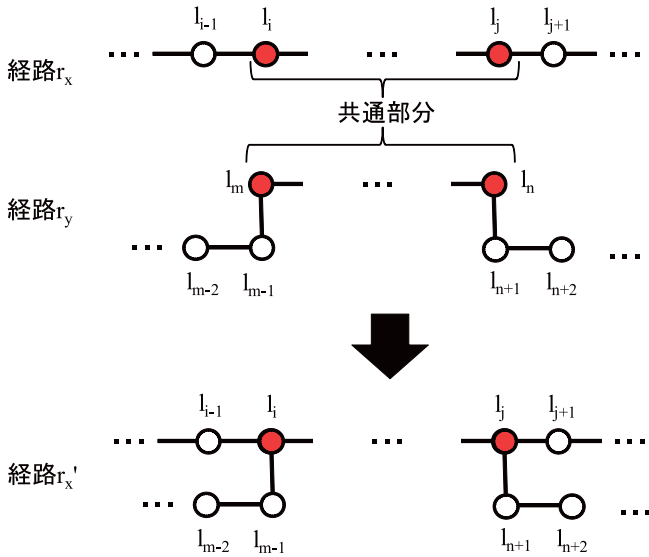


図 7 2つのノードリンク構造の統合

行動の種類類似度 $S_a(l_i, l_j)$ は、以下のように求める。行動の種類が一致している場合は1とする。異なっている場合は、事前にテスト用データを用いて求めた行動認識精度に基づいて類似度を設定する。行動の種類推定には誤りが生じる可能性があるが、その場合でも誤りやすい行動の種類同士であればある程度の類似度を付与する。具体的には、行動の種類が A と B であった場合、A を B として推定する確率と、B を A として推定する確率を比較し、小さい方を行動の種類類似度とみなす。

ノードの類似度 $S_n(l_i, l_j)$ は以下のように求める。比較する互いの始点ノードと終点ノードの種類が同じであれば類似度を1とする。どちらか一方が同じであれば0.5とする。両方が異なっている場合は0とする。

3.4 共通部分の統合

経路間距離 $D(r_x, r_y)$ がある閾値 D_t を下回った場合、その2つの部分経路は同一であるとみなす。本論文ではこの閾値を0.5と定める。ある2つの経路での一部同士が同定された場合、その一部を共通部分とみなして統合する(図7)。経路 r_x の $l_i - l_j$ 、 r_y の $l_m - l_n$ が一致しているとみなした場合、一方の経路 r_x を基準経路と定め、 r_y のリンク系列 $l_1 - l_n$ を経路 r_x の l_i に連結させ、 r_y のリンク系列 $l_n - l_N$ (末端リンク)を経路 r_x の l_j に連結させる。こうして2経路が統合された新たなネットワーク構造 r'_x が生成される。推定された共通部分をすべて統合してゆき、全体的なネットワーク構造を得る。

4. 評価実験

提案手法によって建物構造を実際に生成可能であることを検証するため、実環境での評価実験を実施した。評価項目は、ノードリンク構造の生成精度、共通部分の推定精度、生成された建物ネットワーク構造の形状である。実験

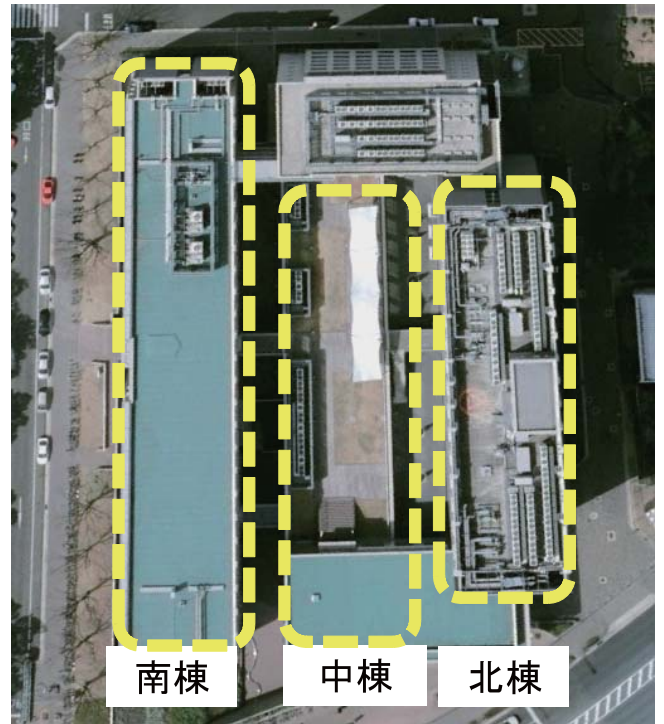


図 8 実験環境の建物

環境は名古屋大学 IB 電子情報館の北棟 (1 F-3F)、中棟 (B1F-2F)、南棟 (B1F-4F) の3つの隣接する建物である(図8)。

4.1 データ収集

被験者は腰後ろのホルダにスマートフォン (Nexus 4) を装着し、基本行動データを収集するため、静止、歩行、階段上る、階段下がるという3種類の行動を各100秒間行う。次に、建物内あるいは建物間のある地点からある地点へと歩いて移動する。一人につき同一建物内の往復、異なる建物間の往復の合計4種類の経路に関する移動データを収集した。ノード(右左折とドア通過)と行動の種類(歩行・階段上る、下がる)が正確にラベリングされたデータ(データA)と、すべてを自動推定によってラベリングしたデータ(データB)の2種類を用いて精度評価を行う。センサの設定は以下のとおりである。加速度センサ:100Hz、各速度センサ:100Hz、無線LAN:1Hzで情報を収集した。

本論文の評価実験で用いるデータの被験者数は40人、総経路数は60種類である。各被験者は、同一建物内の移動の往復、異なる建物間の移動の往復の合計4経路を移動する。これらの経路には、経路の一部がループするような構造は含まれていない。被験者には、直進時や角を曲がる際に、なるべく通路の中央を歩行するように努めてもらった。また、被験者は迷わずスムーズに移動するものとし、途中で迷うような動作はデータ中に含まれていない。収集データの統計情報は表1の通りである。

建物構造の正解データとして、図9に示す建物ネット

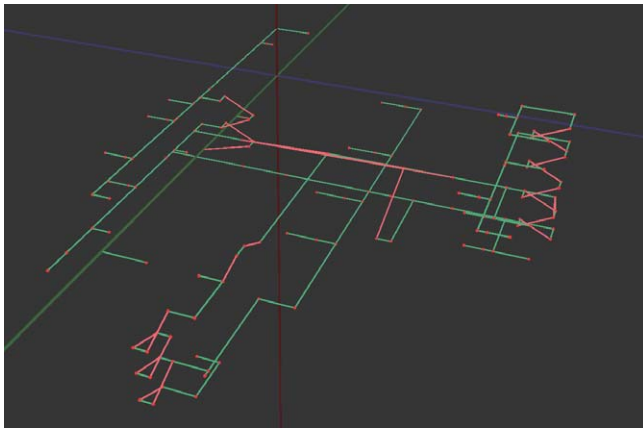


図 9 実験環境の建物ネットワーク構造

表 1 収集データの統計情報

被験者数	40 人
経路データ数	160 個
経路の種類	60 種類
経路あたりのノード数	平均 17.53 個, 標準偏差 7.33 個
経路あたりの長さ	平均 82.56m, 標準偏差 30.72m
リンクあたりの長さ	平均 5.00m, 標準偏差 5.35m
リンクあたりの移動時間	平均 6.62 秒, 標準偏差 6.62 秒
リンクあたりの無線 LAN 観測回数	平均 6.62 回, 標準偏差 4.91 回
観測あたりの基地局数	平均 33.73 個, 標準偏差 3.38 個

ワーク構造を作成した。また、各移動データに対して人手でラベル付を行い、右左折のノード、各リンクの長さ・行動の種類に関する正解データを用意した。

このデータは HASC corpus [4] の一部として公開する予定である。本実験にはデータ整理の完了した 40 人分の建物移動データを使用しているが、実際には 100 人分のデータ収集を完了している。従来の HASC corpus は、大学や企業の協力者より収集されたデータが主体であるため、年齢や性別の割合が偏っているという問題があった。しかし本データは年齢と性別に関してバランスされたデータとして収集している。20 歳から 65 歳まで、5 歳区切りで男女 5 人ずつ、合計 100 人の被験者からのデータを収集している。

4.2 ノードリンク構造生成精度

ノードリンク構造の生成精度を検証するために、ノード分割の精度と行動認識精度を評価した。ノード分割に関する精度は表 2 の通りである。正解データのノードの前後 1 秒以内に推定ノードがあれば、ノード検出成功とし、個数基準で適合率と再現率を算出したところ表の通りの結果を得た。85%程度の精度でノード分割が可能であることが確認された。

行動認識では、3 軸加速度信号に対し、256sample(2.56 秒)の各軸ごとの平均、分散、4 周波数帯のエネルギー(5-8,9-16,17-32,33-64Hz)、ハイパスフィルタ適用後のゼロ

表 2 ノード分割精度

正解ノード数	1811
推定ノード数	1916
検出成功数	1602
適合率	0.84
再現率	0.88
F 値	0.86

表 3 行動認識精度

	歩行	階段上	階段下
歩行	0.86	0.10	0.03
階段上	0.19	0.78	0.02
階段下	0.19	0.02	0.78

点交叉率、各 2 軸間の相関係数、3 軸ノルムの積分値 (ハニング窓使用) の 25 の特徴量を使用した。実験で収集し基本行動データの加速度信号をすべて使い J48 決定木で学習した。

行動認識精度は表 3 のとおりである。推定した行動 (歩行, 階段上, 階段下) の種類が正解であるかを、時間を基準として算出した。全体的な認識率は約 84%であった。

4.2.1 建物ネットワーク構造生成精度

ノードリンク構造から共通部分を推定する精度に関する評価を行った。ここでは共通部分推定の精度評価のため、右左折ノードと行動の種類は人手でラベル付けしたものを使用し、リンク長は自動推定した結果を用いている。評価の対象は以下の 5 つである。処理の手順が (1) から (5) に対応しており、共通部分候補を徐々に絞り込んでいく過程での精度の変化を調査する。

- (1) 右左折ノードのみから推定した共通部分候補
- (2) 無線 LAN により絞り込み結果
- (3) リンク長による絞り込み結果
- (4) 行動の種類により絞り込み結果
- (5) 共通経路候補間の距離推定による絞り込み結果

共通部分推定の適合率、再現率、F 値を表 4 に示す。ここでの適合率とは、共通部分と推定された 2 つの部分経路の各ノード対が、実際に共通している割合である。また再現率は、正解の共通部分を全体として、そのうち何割を共通部分として推定できているかを表す。表 4 より、無線 LAN による絞り込みで大幅な絞り込みに成功していることがわかる。また、最終的な処理である (5) の共通経路候補間の距離推定による絞り込みでは、大幅に再現率を下げているが、その一方で適合率は 99%を達成している。

推定された共通部分の情報に基づいて建物ネットワーク構造を生成した結果を図 10 に示す。北棟、中棟、南棟の 3 つの隣接する建物の階段を含む構造が生成されることが確認された。正解の各棟の階層はそれぞれ北棟 5 階、中棟 2 階、南棟 3 階であり、生成した構造でもフロア構成に誤

表 4 共通部分推定精度

	適合率	再現率	F 値
(1) 右左折のみ	0.27	0.79	0.40
(2) 無線 LAN による絞り込み	0.80	0.72	0.76
(3) リンク長による絞り込み	0.85	0.66	0.74
(4) 行動の種類による絞り込み	0.85	0.65	0.74
(5) 経路間距離推定による絞り込み	0.99	0.15	0.25

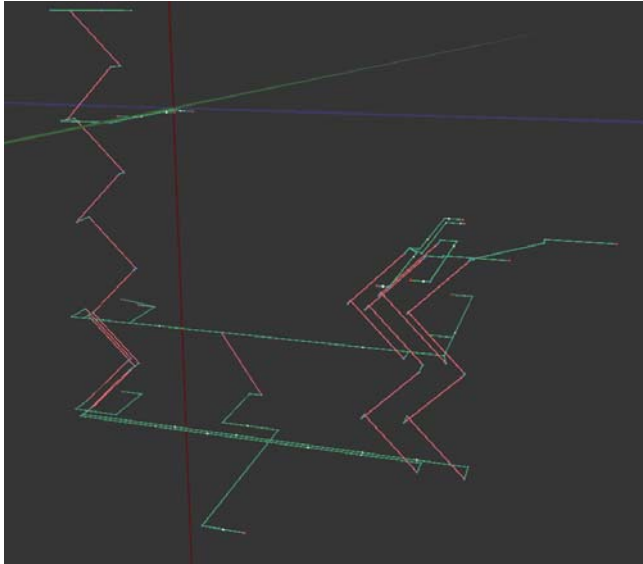


図 10 生成された建物ネットワーク構造

りが無いことがわかる。また、正解構造である図 9 と比較しても、廊下や階段の向きが大きく誤ってはいない。ただし、図 10 の構造は正解構造よりも小さな構造となっている。これは再現率が低いため、全体の構造について共通部分を発見できなかったことが原因である。また、階段が複数生成されていることがわかる。3.3.1 節でも述べたとおり、現在の手法では複数の通路や階段が生成されてしまうという問題が残されている。

最後に、右左折ノードと行動の種類を自動推定し、人手を一切介さずに自動生成した建物構造を図 11 に示す。全く正解のネットワーク構造からかけ離れた構造が生成された。前節で述べたとおり、右左折ノードの生成精度と行動認識精度はどちらも 85% 程度であったが、この認識精度では現状の手法では不十分であることがわかった。建物ネットワーク構造の生成には、限りなく高い精度で右左折ノードと行動の種類を推定を行う必要がある。

5. おわりに

本論文では、多人数の建物内移動の情報をウェアラブルセンサによって収集し、それに基づいて建物のネットワーク構造を生成する手法を提案した。提案手法は加速度センサ、角速度センサ、無線 LAN 情報という一般的なスマートフォンで獲得可能な情報のみを用いる。現時点では、自動的に生成した建物ネットワーク構造は正解の構造と比べ

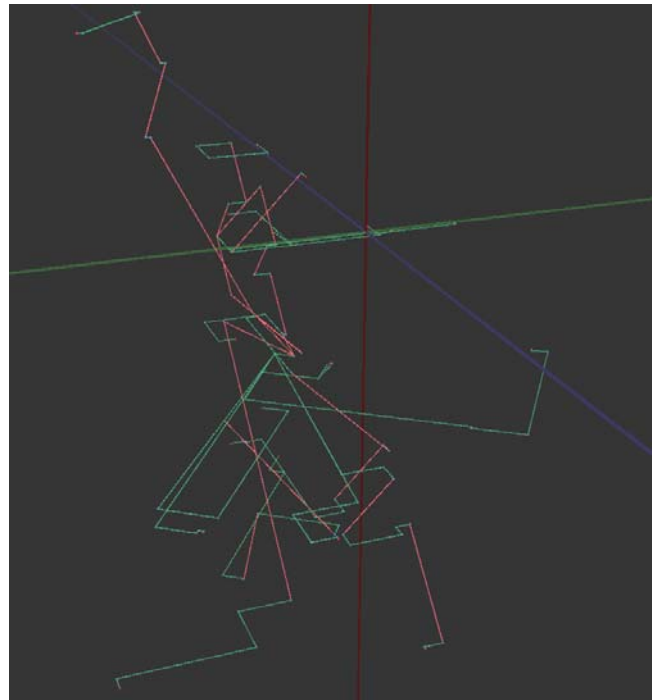


図 11 右左折ノードと行動の種類を自動推定結果に基づき生成された建物ネットワーク構造

て誤りが多いため、すぐに実環境で利用可能ではない。

しかし、他の建物知識の導入によって、構造を修正することは可能であると考えられる。例えば、ある階段の近くには、同じフロアへ向かう階段は存在しないという知識を導入すれば、複数に分裂して現れている近くの階段を一つに統合可能であろう。また、生成された建物ネットワーク構造を手動で修正すれば一から構造情報を生成するよりは手間を低減できると考える。また、建物ネットワーク構造の生成には、限りなく高い精度で右左折ノードと行動の種類を推定を行う必要があるため、これらをより高精度に推定する手法を検討する必要がある。

参考文献

- [1] Bao, L., Intille, S.S. Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data. In *Proceedings of Second International Conference on Pervasive Computing*, pp. 1-17, 2004.
- [2] Fagin, R., Kumar, R., Sivakumar, D. Comparing top k lists. In *Proceeding of the fourteenth annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms (SODA'03)*, pp. 28-36, 2003.
- [3] Ferris, B., Fox, D., Lawrence N. WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models. In *Proceedings of the 20th international joint conference on Artificial intelligence (IJCAI'07)*, pp. 2480-2485, 2007.
- [4] Kawaguchi, N, Yang, Y., Yang, T., et al. HASC2011corpus: Towards the Common Ground of Human Activity Recognition. In *Proceedings of 13th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (Ubicomp'11)*, pp. 571-572, 2011.
- [5] Kendall, M. A New Measure of Rank Correlation. *Biometrika*, Vol. 30, pp. 81-89, 1938.

- [6] Shin, H., Chon, Y., Cha, H. Unsupervised Construction of an Indoor Floor Plan Using a Smartphone. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, Vol. 42, Issue.6, pp. 889–898, 2012.
- [7] Wang, H., Sen, S., Elgohary, A. et al. No Need to War Drive: Unsupervised Indoor Localization. In *Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys'12)*, pp. 197–200, 2012.
- [8] 伊藤誠悟, 河口信夫. アクセスポイントの選択を考慮したベイズ推定による無線 LAN ハイブリッド位置推定手法とその応用. *電気学会論文誌 C*, Vol. 126, No. 10, pp. 1212–1220, 2006.
- [9] 伊藤誠悟, 佐藤弘和, 河口信夫. 無線 LAN の受信電波強度分布間類似度による方向推定手法. *情報処理学会論文誌*, Vol. 47, No. 1, pp. 51–62, 2012.
- [10] 梶克彦, 河口信夫. 無線 LAN 環境特異点に基づくゲート通過検出手法. *マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2012) シンポジウム*, pp. 340–348, 2012.
- [11] 興梠正克, 酒田信親, 大隈隆史, 蔵田武志. 屋内外歩行者ナビのためのデッドレコニング/GPS/RFID を統合した組み込み型パーソナルポジショニングシステム. *信学技報*, Vol. 106, No. 234, pp. 109–114, 2006.
- [12] 上坂大輔, 村松茂樹, 岩本健嗣, 横山浩之. 手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案. *情報処理学会論文誌*, Vol. 52, No. 2, pp. 558–570, 2011.
- [13] 渡邊孝文, 上坂大輔, 村松茂樹, 小林亜令, 横山浩之. 気圧センサを利用した昇降状態を含む移動状態推定. *電子情報通信学会技術研究報告. MoMuC, モバイルマルチメディア通信 111(296)*, pp. 19–23, 2011.