

# LandmarkNavi: マイクロブログを用いた効果的なランドマーク発見

## LandmarkNavi: Useful Landmark Detection using Microblogs

若宮 翔子<sup>♡</sup> 森永 寛紀<sup>◇</sup> 岡山 愛<sup>♣</sup> 脇 海晟<sup>◇</sup>  
 Adam JATOWT<sup>♣</sup> 河合 由起子<sup>♡</sup> 秋  
 山 豊和<sup>♡</sup> 川崎 洋<sup>◇</sup>

Shoko WAKAMIYA Hiroki MORINAGA  
 Ai OKAYAMA Kaisei WAKI Adam JATOWT  
 Yukiko KAWAI Toyokazu AKIYAMA  
 Hiroshi KAWASAKI

本稿では、記憶に残る経路推薦システムを構築するために、位置情報付き SNS データと地理データを活用し、有用なランドマークを検出する手法を提案する。具体的には、場所の人気度と可視性に関する 3 つの尺度として、訪問人気度、間接的な可視率、直接的な可視率を測定し、これらの尺度を組み合わせることで点・線・面のランドマークを抽出する。また、抽出したランドマークに基づく経路グラフを生成し、最適な経路探索を行う。提案手法に基づくランドマークベースの経路を評価するために、既存手法による経路と Google Directions により提示される経路を比較対象として、Google Street View を用いた仮想空間ならびに実空間において被験者に経路を辿ってもらった実験を行った。その結果、提案手法は、比較手法と同等かそれより短い移動時間でかつ少ない回数の自己位置や地図参照で移動可能な経路を探索できることが分かった。

### 1 はじめに

従来のナビゲーション・システムは主に自動車を対象としていたが、最近ではスマートフォン等の携帯機器上のサービスとして、二輪車や歩行者にまで一般化しつつある。その結果、移動中にナビゲーション画面を注視することで周辺への警戒が疎かになり、事故の原因を引き起こしかねないとの懸念が指摘されている。その解決策として、音声ガイドによる方法や、記憶しやすい場所（ランドマーク）を用いる方法が提案されている。

前者の方法は、音声聞き取りやすい自動車内等での利用時に効果を発揮するが、歩行者および二輪車での利用時には、周囲の音声情報を遮断することになり安全性に問題がある。さらに、GPS 等の位置認識機能が使えないときや

♡ 正会員 奈良先端科学技術大学院大学  
[wakamiya@is.naist.jp](mailto:wakamiya@is.naist.jp)

◇ 非会員 鹿児島大学  
[{sc110080,sc115087,kawasaki}@ibe.kagoshima-u.ac.jp](mailto:{sc110080,sc115087,kawasaki}@ibe.kagoshima-u.ac.jp)

♣ 非会員, 正会員, 非会員 京都産業大学  
[{g1344270@cse,kawai@cc,akiyama@cc}.kyoto-su.ac.jp](mailto:{g1344270@cse,kawai@cc,akiyama@cc}.kyoto-su.ac.jp)

♣ 正会員 京都大学  
[adam@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp](mailto:adam@dl.kuis.kyoto-u.ac.jp)

道に迷ってしまったときなど、ユーザの位置を特定することが困難な場合には利用できない。後者の方法は、記憶しやすく視認性の高い場所をランドマークとして記憶することで経路案内を行う方法であり、太古より人が地図を使わずに道案内をする際に用いられてきた。現在でも、郵便局、コンビニエンスストアや神社などをランドマークとして利用した店舗等の案内地図が多く見受けられる。さらに周辺を観察しながら進路確認を行うため危険回避にも役立つ。しかし、ユーザはランドマークを記憶する必要があるため、視認性の高い少数のランドマークを示す必要がある。このため、経路の提示に有効な複数のランドマークの組み合わせを、経路自体と同時に探索することが求められる。我々はこれまでの研究 [7] において、点と面のランドマークに加え新たに線のランドマークを定義し、これらを活用することで効率のよいルート・ナビゲーションを実現するシステムを提案してきた。3 つのランドマークは以下の通りである。

- 1) 点のランドマーク (局所的ランドマーク) 郵便局やコンビニエンスストアのように、近くまで行かなければ視認できないが、確認することでユーザの現在位置を高い精度で同定できる場所。
- 2) 面のランドマーク (広域的ランドマーク) 電波塔や高層ビルなどのように、遠方からでも視認できるが、現在位置をおおまかにしか同定できない場所。
- 3) 線のランドマーク (線形的ランドマーク) 電車通りや河川のようにすぐ近くまで行かなければ視認できないが、その範囲が線状に広がりを持つ場所。

線のランドマークを用いることにより、異なる種類のランドマークを同時に用いたナビゲーションが可能になる。例えば「東京タワーに向かって進み、山手線に出たらそれに沿って進み、コンビニエンスストア周辺で左に曲がる」では、面のランドマークである東京タワーに向かう際、ユーザが自由に経路を選択しても到達可能な山手線を線のランドマークとして用いることで、面と点のランドマークを合わせて利用できる。なお、以降の説明では直感的に理解しやすいように、点と面のランドマークのことをそれぞれ局所的ランドマークおよび広域的ランドマークと記述する場合がある。

本研究では、Twitter や Flickr などの SNS データと地理データを分析してランドマークを発見し、記憶に残る経路を推薦する手法を提案する。具体的には、場所ごとに訪問人気度、間接的な可視率、直接的な可視率の 3 つの尺度を算出し、これらの尺度を組み合わせることで点・線・面のランドマークを抽出する。次に、点・線・面のランドマークを用いて、実際の道路ネットワークとは独立した、新たな経路グラフを生成する。そして、経路グラフ上で経路長が短く、利用するランドマークの数が少ない最適経路を探索する。このグラフは元の道路ネットワークよりも大幅に小さいため、探索時間を短縮できるという利点もある。さらに、提案手法を実装し、出発地と目的地を指定すると経路を探



図 1: LandmarkNavi のインターフェースの例。出発地と目的地を選択すると、ランドマークを用いた経路を探索することが可能である。

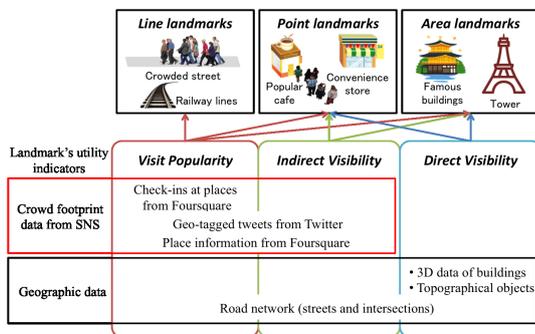


図 2: SNS データと地理データを用いて抽出される 3 種類のランドマーク。

探索するオンライン・デモシステムを開発している。図 1 に提案システムのインターフェースの例を示す。

提案システムの効果を検証するため、実在する都市における SNS データと地理データを用いた提案手法による経路と、既存手法による経路ならびに既存の道路ネットワーク上での Google Directions による経路を比較評価するための被験者実験を行った。具体的には、各経路を Google Street View を用いた仮想空間で辿ってもらいシミュレーション評価と実空間で辿ってもらい現地評価を行い、出発地から目的地までの経過時間、自己位置の参照回数、提示された案内経路の参照回数を評価項目として比較した。その結果、提案手法により、自己位置や案内経路を頻繁に参照することなく、かつ、短時間で目的地に到達可能な、記憶に残る経路推薦を実現できることを確認した。

## 2 関連研究

ランドマークを用いた経路案内方法は、土地勘のある人間が訪問者に道案内をする際によく用いられてきた。これを、個人の知識によらずシステムにより自動化するために、ランドマークの評価方法やランドマークに重点を置いた経路探索手法が提案されている。中澤ら [12] は、より象徴性の高いランドマークを発見するための調査方法を提案している。藤井ら [9, 10] は、システムがランドマークの 3 次元形状を提示することで、案内を受ける者の経路情報に關す

る理解を高めることができることを報告しており、視認性の高いランドマークを案内に用いることの有用性が示されている。しかし、ランドマークをその視認範囲や位置同定能力から区別した例はなく、その特性を利用した経路案内手法も提案されていない。

局所的ランドマークを用いた経路案内システムは数多く提案され、商品化されている。特に搭載されているナビゲーション・システムの多くには、通常導入されている。しかし、音声の補助がなければ何度も携帯端末を見直すことになり、危険を伴う。Drager ら [2] は、スマートフォンにランドマーク画像を表示しながら、その画像と実際のシーンをユーザが比較・確認しながら目的地にたどり着くためのシステムを提案している。しかし、これも頻繁に携帯端末を見直す必要があるため安全性が高いとはいえない。さらに、GPS が利用可能な状況を前提としているため、GPS が使えないときや道に迷ったときのようにナビゲーションが必要とされる場合において、ユーザの位置特定ができず利用できないという欠点がある。

一方で、広域的ランドマークにのみ注目した手法も数多く提案されている。例えば、中澤ら [8] は、ランドマークとして用いる店舗等の昼夜による外観の違いを配慮し、案内時刻により利用するランドマークを切り替える工夫を行っている。また、多賀ら [11] は、広域的ランドマークによる経路案内において問題となるランドマークの切り替えを、携帯端末の GPS を用いて音を出して知らせることで解消する手法を提案している。しかし、この手法には GPS が利用できない状況や音が聞き取りにくい環境での使用が困難であるという課題がある。また、宇戸ら [13] は、ランドマークとなる建物が継続して見えることが、歩行者の安心につながることを報告している。これに基づき、過去の研究 [4] では、面のランドマークの視認性が連続するよう考慮しながら、経路案内に必要なランドマーク数を少なくすることを目指したナビゲーション・システムの開発に取り組んできた。このシステムでは、ランドマークの可視率が高く、かつ案内に使用するランドマークを減らすことで、覚えやすい経路を案内し、ユーザが携帯端末を確認する回数を減らすことに成功している。しかし、ランドマークの切り替え方法が考慮されておらず、実用上の問題がある。

他にも、視認性を考慮した経路探索手法として、河野らが景観の可視性を考慮した経路探索システム [6] を提案している。これは、経路からの景観の可視性を計測し、同じ景観（例えば富士山等）が連続的に見える経路のランク付けを行うことで、ドライブに適した経路を決定するというものである。同様の考え方による経路案内をクラウド・ソーシングにより実現した例もある [3]。

これらの研究に対し、本研究では SNS データと地理データを組み合わせて点・面・線のランドマークを抽出する手法を提案している点、抽出したランドマークに基づく経路グラフの生成により、異なる種類のランドマークからなる経路探索を実現している点に新規性がある。さらに、記憶しやすい経路を探索するために、距離だけでなく経路におけるランドマークの数や可視性を考慮している点が特徴的

である。

### 3 ランドマーク抽出

本章では、SNS データと地理データを活用した有用なランドマーク抽出手法について述べる。具体的な処理の流れは以下の通りである。

1. SNS から対象領域における場所情報の抽出
2. チェックイン・ユーザ数（訪問人気度）に基づく点のランドマークの抽出（3.1 節）
3. 可視率計算による面のランドマークの抽出
  - (a) SNS データを用いた間接的可視率の算出（3.2 節）
  - (b) 地理データを用いた直接的可視率の算出（3.3 節）
4. ツイート数（訪問人気度）に基づく線のランドマークの抽出（3.4 節）

#### 3.1 訪問人気度の算出

先行研究 [7] では、郵便局、コンビニエンスストアやガソリンスタンドのようなキーワードでカテゴリ検索し、見つかった場所を点のランドマークとして利用していた。これは、これらのカテゴリに分類される場所は、目につきやすく、社会的な認知度も高いと考えられるためであった。しかし、カテゴリに関わらず多くの人々が訪れるような場所も、ナビゲーションにおいて重要なランドマークになると考えられる。

そこで、本研究では、多くの人々が訪れる人気のある場所をランドマークとして抽出する。具体的には、Foursquare のような位置ベース SNS を利用して、各場所の訪問人気度を測定する。まず、場所に関する情報や統計データを取得する。場所に関する情報として、名称（施設名など）、位置情報（住所や緯度経度）、カテゴリなどがある。なお、同一の場所について複数の名称を持っている場合（略称などの表記の揺らぎ）や異なる位置情報が割り当てられている場合（複合施設など）が存在する。これらに対応するために、近似した位置情報が一致し、かつ名称の類似度が高いものは同一の場所とみなして処理している。詳細な場所の同定に関しては、今後さらに検討していく計画である。統計データは、累積のチェックイン数やユニークなチェックイン・ユーザ数である。図 4 はサンフランシスコ市のダウンタウンにおける場所の地理的分布である。図において、点の色はチェックイン頻度によって青色（低い）から赤色（高い）が割り当てられている。多くのチェックインがなされている場所であっても、同一ユーザが繰り返しチェックインしている可能性がある。そのため、各場所の訪問人気度として、ユニークなチェックイン・ユーザ数を用いる。訪問人気度が高く、間接的可視率（3.2 節）あるいは直接的可視率（3.3 節）が低い場所を点のランドマークとして抽出する。

#### 3.2 SNS データを用いた間接的可視率の算出

直接視認することができない場所であっても、周囲から得られる情報（看板での案内など）に基づき、その場所の方角



図 3: SF 市の地理データに  
よる通りと交差点。

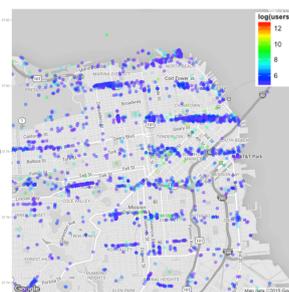


図 4: SF 市における各場所  
でのチェックイン割合。

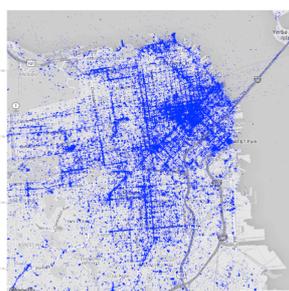


図 5: SF 市におけるツイートの  
地理的分布。



図 6: 近傍交差点におけるツイートの  
割合。

を間接的 (Implicit) に知覚可能な場合もある。このようなタイプの場所もまた、ナビゲーションにおける重要なランドマークになると考えられる。このような場所は、訪問しているユーザからだけでなく、異なる場所にいるユーザからも参照されると考えられる。例えば、ヒルトン福岡シーホークに関するツイートは、ヒルトン福岡シーホークを訪問中のユーザ（想定されるツイート例、「ヒルトン福岡シーホークにチェックインしました。」）からだけでなく、博多駅など異なる場所にいるユーザ（想定されるツイート例、「今からヒルトン福岡シーホークに向かいます。」）からも発信される。

そこで、本稿では、その場所においてだけでなく、異なる場所からもよく参照される場所を判定するための尺度として、間接的可視率を算出する。間接的可視率は、ある場所について、その場所とは異なる場所から参照しているツイート数に基づき算出される。具体的には、3.1 節で抽出した訪問人気度が高い場所について、コンテンツ中で発言しているツイートの位置情報と場所の位置情報との平均距離を求める。平均距離が大きいとき、その場所は地理社会的に注目度の高い場所であると判定され、面のランドマークに分類される。なお、詳細なアルゴリズムについては文献 [5] を参考されたい。

#### 3.3 地理データを用いた直接的可視率の算出

背の高い建物や高い地点に立っている建物など、地理的に広い範囲から視認される建物を抽出する。3.1 節で抽出された訪問人気度の高い場所および高さに基づき抽出された建物に対し、直接的な可視率を算出する。

高さに基づく建物の抽出では、街全体を対象として建物の高さが上位の建物を選択すると、街の中心部にばかり集

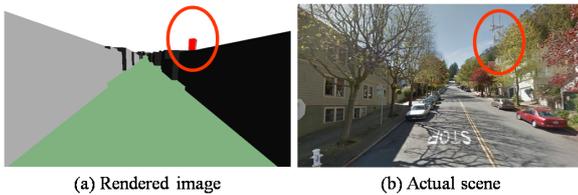


図 7: サンフランシスコの地理データを用いて描画した画像 (a) と実際の景色 (b).

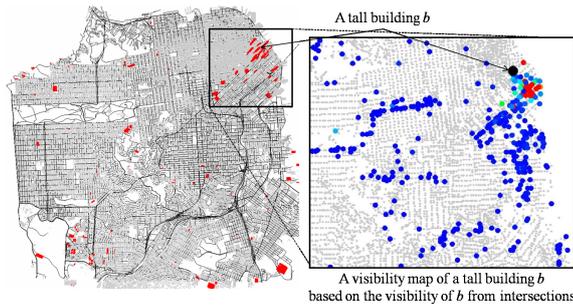


図 8: 高い建物とその可視マップ. 右図: 相対的な高さによって抽出された高い建物 (赤). 右図: ある建物 (黒) の可視マップ. 灰色の点は交差点であり, 黒の建物を視認することができる場合, 可視率を青から赤で表している.

中してしまう. このような偏りを防ぐために, 対象となる都市の矩形領域を一定サイズブロックに分割し, 各ブロックに含まれる建物のうち, 高さ上位  $n$  件の建物を選択する.

直接的な可視率の算出には, 地理データと 3 次元コンピュータグラフィクス (3DCG) を用いる. 具体的には, 各交差点から全周を見渡した景観画像を 3 次元コンピュータグラフィクス (3DCG) により描画し, その画像に含まれているランドマークのピクセル数に基づき直接的な可視率を計算する (図 7). 図 8 は特定の場所に対する各交差点からの可視率に基づき生成した可視マップである. 3.1 節で抽出された訪問人気度が高くてかつ直接的な可視率が高い場所, ならびに, 高さに基づき抽出された建物のうち直接的な可視率が高いものを面のランドマークとして抽出する.

### 3.4 線のランドマークの抽出

経路案内では, 線のランドマークに一度到達すれば, その後はそれに沿って進むことになるため, 道に迷いにくいというメリットがある. 先行研究では, 高速道路, 線路沿いの道路, 河川や海岸沿いの道路などのいわゆる“大通り”を線のランドマークとして抽出した. 地理データから, 道幅が一定以上のものを選択し, 多少不連続な箇所は接続し, さらに曲率が一定値より小さいものは同じ道路が続いているとして自動抽出した.

これに加え, 道幅は狭いが有名な通りや人通りの多い通りも線のランドマークとして利用できると考えられる. そこで, SNS データの地理的分布から線のランドマークを判定する. まず, ツイートを緯度経度に基づき最近傍の交差点に割り当てる. そして, 各交差点に割り当てられたツイート数に基づき通りを重み付けしてランク付けし, 上位の通りを線のランドマークとして抽出する. 図 3 はサンフラン

シスコの地理データを用いて交差点と通りを描画したものである. 図 5 はサンフランシスコで発信されたツイートの地理的分布を表し, 図 6 はツイートを最近傍の交差点に割り当てた結果である.

## 4 経路探索

### 4.1 ランドマークに基づく経路グラフの生成

経路グラフの生成アルゴリズムを図 9 を用いて説明する. まず, 出発地と目的地を設定し, この 2 地点を含む **Bounding Box** を生成する. そして, システムは **Bounding Box** に含まれる点のランドマーク, 線のランドマークおよび面のランドマークをデータベースから抽出する (図 9(a)). このとき, 出発地と目的地に最も近い点のランドマークを, 以降の探索における出発地と目的地とし, 実際のナビゲーションでは, 本来の出発地から出発時の点のランドマークまで移動し, 探索によって得られた経路に従い目的の点のランドマークまでの経路を提示する. ここで示される赤色の透過円は, 面のランドマークの可視領域を示す. ただし, この円内の点のランドマークであっても, 可視率が低い点からは面のランドマークを視認することが困難であると考えられるため, 経路グラフ作成時には可視領域から除く. 次に, 点と面のランドマークから新しい経路探索用のノードとエッジを生成する. 新しい経路探索用のエッジとは, ユーザが選択する可能性のある複数の経路を一本にまとめた仮想的なパスであり, 面のランドマークの可視領域内に存在する点のランドマークから面のランドマークに向かう有向辺である (図 9(b) の破線). 新しい経路探索用のエッジとは, ユーザが選択する可能性のある複数の経路を一本にまとめた仮想的なパスであり, 面のランドマークと, その可視領域内に存在する点のランドマークとを線で繋ぐことで生成される (図 9(b) におけるマゼンタの実線と破線). 新しい経路探索用のエッジと既存のランドマークが交わる点をランドマークを切り替えるノードとして追加する (図 9(b) の三角). この新しいノードは, 点のランドマークとは異なり, 目印としては使用できないが, 経路探索では使用される.

### 4.2 ランドマーク数を最小化する最適経路探索

前節で 3 種類のランドマークをベースに生成された経路グラフ上で経路探索を行う. 本論文では, 経路長を短くしながら, 利用するランドマーク数を減らし, かつ面のランドマークの可視率を考慮するという複数の条件を満たす経路を探索するために, Wook らが提案した遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた [1]. 本論文では, スタート  $S$  からゴール  $G$  までの経路  $T = \{S, \dots, T_p, \dots, G\}$  を, 経由する  $N$  点のノードのリストにより表現する. すなわち, 可変長の染色体を利用することとなる. また, その評価関数  $Cost(T)$  を以下のように定義し,  $Cost(T)$  を最小にする  $T$  を求める.  $Cost(T) = \sum_{p=1}^{N-1} \delta(V(p-1, p), V(p, p+1)) + \lambda \sum_{p=0}^{N-1} Dist(T_p, T_{p+1})$  なお,  $V(p, p+1)$  はノード  $p, p+1$  間において使用されるランドマークの ID を表し,  $\delta$  は 2 つのランドマーク ID が異なっていれば 1, 等しければ 0 を返す関数であり,  $Dist(p, p+1)$

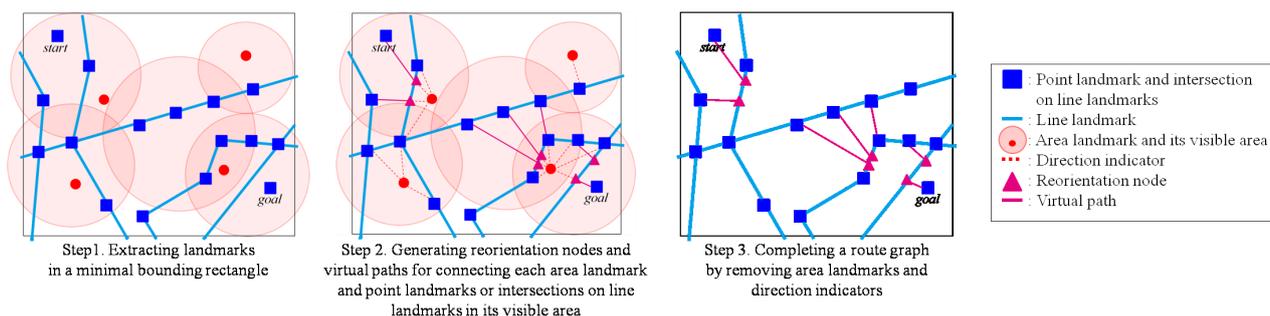


図 9: 抽出したランドマークを用いた経路グラフの生成.

表 1: 2つの都市のデータセット.

		SF	鹿児島
地理データ	通り	1,233	61,075
	交差点	9,649	30,703
	建物	85,116	66,189
SNS データ	位置情報付きツイート 場所 (Foursquare)	0.6M 25,256	98K 383

表 2: 抽出したランドマークの総数.

	実験データ 1	実験データ 2
	SF	鹿児島
点のランドマーク	179	452
面のランドマーク	549	11
線のランドマーク	45	290

は隣接する2つのノード  $p, p+1$  間のユークリッド距離を表す。この評価関数により、同じランドマークを使い続けながら、経路長ができるだけ短い経路を選ぶことができるため、移動距離が短く、記憶しやすい経路を選択できる。また、重み  $\lambda$  を変更することで、経路長とランドマーク数のいずれを重視するかのバランスを調整することができる。

GA を用いた経路探索は計算コストが高いが、既存の道路ネットワークと比べて、提案手法により新たに生成したランドマークに基づく経路グラフは大幅にコンパクトであるため、複雑な評価コストを用いても短時間で最適経路を見つけることができる。

## 5 システムの評価

本章では、提案手法により生成した経路グラフ上で探索された経路を評価する。比較対象として、先行研究 [7] の既存手法による経路ならびに Google Directions による経路を用いる。なお、既存手法では、Google Maps API を用いたカテゴリ検索により抽出された点のランドマーク、建物の高さに基づき抽出された面のランドマーク、道幅により手動で決定した線のランドマークを用いている。

### 5.1 実験データ

提案システムを評価するにあたり、2つの異なる都市（サンフランシスコ市のダウンタウン、鹿児島市）のデータセットを用いた。各データの詳細および使用したランドマークや生成した経路グラフについて説明する。表 1 にデータセットの統計を示す。

#### 5.1.1 実験データ 1 (サンフランシスコ市のダウンタウン)

提案システムが実用的な規模の都市 GIS データに対して適用可能であることを示すために、DataSF が公開しているサンフランシスコ市の全域の GIS データ<sup>1</sup>を用いて、面のランドマークの可視マップを作成した。本 GIS データには、都市にあるほぼ全ての建物および経路の情報が含まれている。具体的には、85,116 件の建物の 3 次元形状情報と 12,188 件の道路データから構成されている。表 2 に抽出した点、線、面のランドマークの総数を示す。これらのランドマークを使用して生成した経路グラフを図 10(a) に示す。

#### 5.1.2 実験データ 2 (鹿児島市)

国内（鹿児島市）の GIS データを用いた実験を行うために（株）ゼンリンが整備している住宅地図データベース Zmap-TOWNII<sup>2</sup> の建物形状データと国土地理院が整備している数値地図（国土基本情報）<sup>3</sup> の道路中心線を用いた。これらの GIS データには、鹿児島市内および周辺の全ての建物の形状（階高情報を含む）および道路の情報が含まれている。今回は、主要な道路が集中し、建物が密集している鹿児島市内中心部の縦 10km、横 5km を切り出し実験対象領域とした。表 2 に抽出した点、線、面のランドマークの総数を示す。これらのランドマークを使用して生成した経路グラフを図 10(b) に示す。

## 5.2 評価方法

Google Street View を用いて仮想空間を移動するシミュレーション評価と、実空間を移動する現地評価を行った。

#### 5.2.1 仮想空間での Google Street View を用いた評価

提案システムにより探索された経路を評価する際、実際にユーザに道案内を提示し、記憶した経路をもとにゴールまで徒歩や二輪車で辿ってもらい、地図の参照回数や経過時間等を調査する方法が望ましい。しかしながら、様々な都市を対象に提案手法を適用して探索した経路を評価すると

<sup>1</sup>San Francisco Data in SFGOV <https://data.sfgov.org/>

<sup>2</sup>住宅地図データベース Zmap-TOWNII <http://www.zenrin.co.jp/product/gis/zmap/zmaptown.html>

<sup>3</sup>数値地図（国土基本情報） <http://www.gsi.go.jp/kibanjoho/kibanjoho40027.html>

き、全ての都市において多くの被験者に実際に複数の経路を辿ってもらうことは難しい。さらに、一度使用したルートは被験者が学習してしまうため、似たような経路で同じ被験者に繰り返しテストすることも避ける必要がある。このような条件で、実地によるテストを行うことは現実的には容易ではない。そこで、本論文では1つの評価方法として Google Street View を使用し、実際にスタートからゴールまで被験者にブラウザ上で辿ってもらい、経路案内をもとに仮想空間で移動体験してもらうシミュレーション評価を採用した。

被験者には最初に、スタートの位置情報、ゴールの位置情報および経路情報の記載された案内地図（ランドマークに基づく経路の場合にはランドマークの写真を含む）を印刷した資料を与える。本実験では、歩行者や二輪車のユーザを想定しており、被験者には出発前にできるだけ案内地図の情報を記憶するように指示し（2分間）、出発後は Google Street View 上での自己位置や案内地図はできるだけ参照しないように指示した。ただし、途中で自己位置が分からなくなったり、経路を失念したりして、ゴールまで辿りつけない可能性があるため、被験者は必要に応じて自己位置や案内地図を参照できるものとし、それらの参照回数を記録した。また、Google Street View 操作中は、ミスを防ぐためにパソコンのキーボードの矢印キーのみを用いるように指示した。

### 5.2.2 実空間での評価

実際の経路案内では、信号待ちや横断歩道の有無など、前述の Google Street View を用いた仮想空間では考慮できない要因が多数存在する。そこで、被験者に実際に街中を徒歩で移動してもらい、実空間での有効性の評価および仮想空間でのシミュレーション評価の結果との差を調査した。

被験者には、仮想空間での評価の場合と同様に、スタート位置情報、ゴール位置情報、および経路情報の記載された案内地図を印刷した資料を与え、出発前にできるだけ案内地図の情報を覚え、移動中はできるだけ地図を参照しないように指示した。経路を失念した場合は案内地図を取り出して参照し、自己位置が分からなくなった場合は携帯電話の GPS などを利用して自己位置を参照できるようにし、それらの参照回数を記録した。

### 5.3 評価実験結果

実験データ 1（サンフランシスコ市）について仮想空間での Google Street View を用いたシミュレーション評価を、実験データ 2（鹿児島市）については仮想空間におけるシミュレーション評価に加え、実空間移動による現地評価を行った。評価基準として、スタートからゴールに到達するまでの i) 経過時間、ii) 案内地図の参照回数（一定距離あたり）、iii) Google Street View や GPS での自己位置参照回数（一定距離あたり）の 3つの項目を設定した。なお、実空間での歩行中には案内地図と自己位置の参照の区別がつかずらかったため、鹿児島市の評価では i) 経過時間と ii)+iii) 案内地図/自己位置参照回数（一定距離あたり）の 2つの

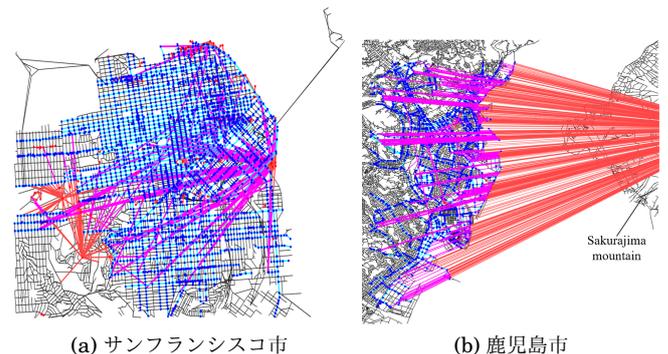


図 10: 地図上に重ねた経路グラフ。青色の点は点のランドマーク、シアン色の線は線のランドマーク、赤色の点は面のランドマーク、マゼンタの線は仮想的なエッジを示す。

項目を用いることとした。

さらに、各被験者の結果に個人の方向認知能力や Google Street View 操作の熟練度が影響する可能性があるため、被験者にはそれぞれ異なる経路を複数与え、それぞれを提案手法によるランドマークに基づく経路 (LP)、先行研究の既存手法による経路 (VP) と Google Directions による経路 (DP) で試行させた。その際、同じ被験者が同じ経路を辿ることはないようにした。なお、VP は建物の可視性のみを考慮して探索される経路であることから、提案手法との比較により SNS データを活用することの効果の評価することになる。また、DP は経路長よりも移動にかかる時間や実際の道路の特徴（道幅など）を考慮して探索される経路であるため、より実際的なルートに対して、ランドマークを使用することの効果の評価することになる。

#### 5.3.1 データ 1（サンフランシスコ市）に対する仮想空間での評価

サンフランシスコ市を対象としたシミュレーション実験では、サンフランシスコを訪問したことのない大学生および大学院生 36 名（男性 28 名、女性 8 名）に対し、3つのスタートとゴールの組 (S, G) を設定し、3つの手法 (LP, VP および DP) により探索された計 9 経路の中から 2 経路ずつを割り当てて試行を行った。図 11 にサンフランシスコ市のシミュレーション実験で用いた経路例を示す。

図 12 に 3つの評価指標に関する結果を示す。提案手法の経路の目的地までの平均所要時間は他の 2つの手法の経路よりも短い傾向にあることが分かった。さらに、案内経路参照回数に関しても少ないことが分かった。また、従来手法に比べて、自己位置参照回数が少ないことが分かった。さらに、提案手法の案内経路参照回数と自己位置参照回数のばらつきは、他の 2つの手法の経路よりも少ないことが分かった。提案手法と Google Directions について t 検定により検証したところ、案内経路参照回数と自己位置参照回数に有意差が認められた ( $p < 0.05$ )。

また、LR, VR, GR により探索された経路における案内地点の平均を求めたところ、それぞれ 3.0, 4.0, 6.3 であった。このことから、LR は記憶する必要のある地点が最も

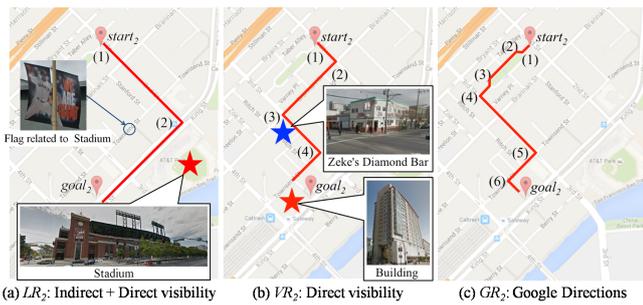


図 11: 3つの手法 (LR, VR, GR) により探索された  $start_2$  から  $goal_2$  までの経路の例. (a) では面のランドマークとして、遠くから視認することができなくてもその位置や方向を把握することができるスタジアムを含む経路が探索された. 実際にこの周辺にはスタジアムで開催されるスポーツイベントのチラシや旗など、スタジアム関連の様々な目印があることが分かった.

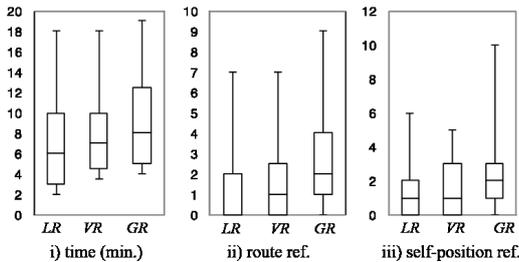


図 12: サンフランシスコ市のダウンタウンにおける経路での実験結果.

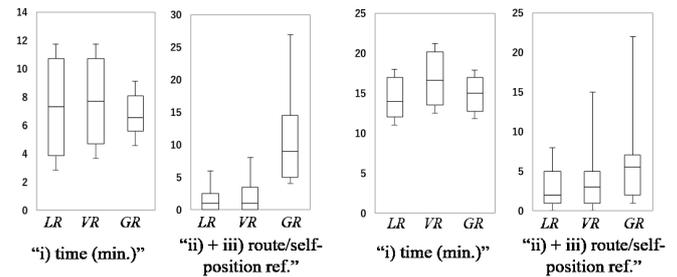
少なく、最も記憶しやすい経路を探索する手法であるといえる.

総じて、土地勘のない都市を対象としたシミュレーション実験においては、提案手法は他の2手法よりも自己位置や案内地図を頻繁に参照することなく、同程度かそれより短い時間でゴールまで到達できる経路を抽出できたといえる.

### 5.3.2 データ2 (鹿児島市) に対する仮想空間および実空間での評価

実験データ2 (鹿児島市) を対象としたシミュレーション評価と現地評価では、鹿児島市在住の被験者30名に対し、6つのスタートとゴールの組 ( $S, G$ ) を設定し、提案手法 (LP), 既存手法 (VP) および Google Directions (DP) により探索された計18経路の中から2経路ずつを割り当て、それぞれ試行した.

図13に結果を示す. 図13(a)のシミュレーション評価の結果より、Google Directionsによる経路での平均所要時間は他の2つの手法よりも短いことが分かった. ただし、t検定による検証では有意差が認められなかった ( $p < 0.05$ ). 一方、Google Directionsによる経路では案内地図/自己位置の参照回数が他の2手法よりも増加していることが分かった. これに関してt検定により検証したところ、提案手法とGoogle Directionsならびに既存手法とGoogle Directions



(a) 仮想空間 (b) 実空間  
図 13: 鹿児島市における経路での実験結果.

でそれぞれ有意差が認められた ( $p < 0.05$ ).

なお、仮想空間 (図13(a)) と実空間 (図13(b)) の実験結果に同様の傾向や有意差などが観察されたことから、Google Street Viewを用いたシミュレーション実験を、実空間実験の代用として利用できる可能性が示唆された. 実空間実験は非常にコストがかかるため、代用できればメリットは大きく、今後も調査を続ける予定である.

## 6 考察

実験データ1と2を用いて行った仮想空間でのGoogle Street View移動と現地での実空間移動の評価結果より、提案手法は比較対象とした既存手法とGoogle Directionsに対し、同等あるいはより少ない案内経路や自己位置の参照回数でかつ短時間で移動可能な経路を提示できることがわかった. サンフランシスコ市では抽出された面のランドマークと見間違えるような高層の建物が多く存在するのに対し、鹿児島市では他と見間違えるような場所が少なく、提案手法がより有効に働いた. このような都市の特徴の違いを考慮した面のランドマーク抽出手法について、さらに検討する余地がある. また、現在のシステムでは、面のランドマークに切り替える際に、ユーザから見てどちらの方向に面のランドマークがあるのかを考慮していない. そのため、場合によってはそれまでの進行方向と逆側にあることも起こり得る. ただし、ランドマークを切り替える位置は点のランドマークとなっているため、それを見落とさなければ、進行方向にランドマークが無くても問題はないといえる. 一方、進行方向に面のランドマークがあれば、点のランドマークを見落とした場合でも、正しい経路に復帰できる可能性が高まる. ユーザの進行方向に応じて選択する面のランドマークの優先度を設定することで、より分かりやすい経路案内をできる可能性がある. この点については今後の課題として検討する予定である.

さらに、鹿児島市での仮想空間と実空間で同じ経路を用いた評価結果を比較したところ、同様の傾向が認められた. このことから、Google Street Viewを用いたシミュレーション実験は、現地実験が難しい場合の代替手段として利用できる可能性が示唆された.

その他、実験後のインタビューより、国外 (サンフランシスコ市) の都市を対象にした仮想空間では、各都市の特徴 (建物密度の違いなど) や標識言語の違いなどから、国

内よりも難しいと感じた被験者が多いことが分かった。また、いずれの手法でも特異的に好成績をおさめた被験者が少数存在したが、彼らは自らランドマークを設定していたとのことであった。

## 7 おわりに

本研究では、SNS データと地理データを分析し、人気度と可視性を求めることにより、点・線・面のランドマークを抽出した。さらに、抽出したランドマークを組み合わせて経路グラフを生成し、ランドマークベースの経路を推薦するシステムを実装した。提案手法により、SNS により直接的な可視率のみに基づく手法や Google Directions に比べ、参照回数が減る傾向が見られた。このことから、二輪車による移動や歩行中、GPS を利用できない状況、道に迷ってしまったときや災害などで目的地に向かっていない間に自己位置や案内地図を確認することが困難な場合などに特に有効であるといえる。

今後の課題としては、建物密度や地理的形状が異なる（あるいは類似する）複数の都市を対象としたランドマークの抽出を行う。さらに、ナビゲーション以外のアプリケーションについても検討する予定である。

## 謝辞

本研究の一部は、総務省 SCOPE (ICT イノベーション創出型研究開発)、JSPS 科研費基盤研究 (B) (26280042)、基盤研究 (C) (15K00162)、および若手研究 (B) (16K16057) によるものです。ここに記して謝意を表します。

## [文献]

- [1] Chang Wook Ahn and R.S. Ramakrishna. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 6, pp. 566–579, Dec 2002.
- [2] Markus Dräger and Alexander Koller. Generation of landmark-based navigation instructions from open-source data. In *Proc. of the 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, EACL '12, pp. 757–766, 2012.
- [3] Daniele Quercia, Rossano Schifanella, and Luca Maria Aiello. The shortest path to happiness: Recommending beautiful, quiet, and happy routes in the city. In *Proc. of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media*, HT '14, pp. 116–125, 2014.
- [4] Yonekura Rina, Akagi Yasuhiro, Ono Satoshi, Kawai Yukiko, and Kawasaki Hitoshi. Navigation system which uses visibility map of landmarks to reduce reference count of the map. In *Proc. of the Image Electronics and Visual Computing Workshop*, IEVC '14, 2014.
- [5] Shoko Wakamiya, Hiroshi Kawasaki, Yukiko Kawai, Adam Jatowt, Eiji Aramaki, and Toyokazu Akiyama. Lets not stare at smartphones while walking: Memorable route recommendation by detecting effective landmarks. In *Proc. of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '16, pp. 1136–1146, 2016.
- [6] 河野亜希, 谷村孟紀, 崔楊, 河合由起子, 川崎洋. 景観の可視性を考慮したルート探索システムの提案. *情報科学技術レターズ*, Vol. 6, No. LK-005, pp. 351–354, 2007.
- [7] 森永寛紀, 若宮翔子, 谷山友規, 赤木康宏, 小野智司, 河合由起子, 川崎洋. 点と線と面のランドマークによる道に迷いにくいナビゲーション・システムとその評価. *情報処理学会論文誌*, Vol. 57, No. 4, pp. 1227–1238, 2016.
- [8] 中澤啓介, 岡田謙一. ランドマークの視認性に基づいた動的な案内地図作成. *情報処理学会論文誌*, Vol. 49, No. 1, pp. 233–241, 2009.
- [9] 藤井憲作, 東正造, 荒川賢一. 携帯端末向け案内地図生成システムの開発. *情報処理学会論文誌*, Vol. 41, No. 9, pp. 2394–2403, 2000.
- [10] 藤井憲作, 東正造, 荒川賢一. 経路案内情報がナビゲーションに及ぼす影響. *電子情報通信学会論文誌 A*, Vol. J87-A, No. 1, pp. 40–49, 2004.
- [11] 多賀大泰, 高橋直久. ランドマーク視認マップを用いた位置特定システムの実現. In *DEWS2006*, 4B-o6, 2006.
- [12] 中澤優一郎, 山本隆徳, 細川宜秀. 象徴性と相対的場所性に基づく強いランドマーク検索システムの実現方式. In *DEIM Forum 2012*, B2-4, 2012.
- [13] 宇戸裕人, 古川宏. ランドマークの定量的評価に基づく歩行者の不安を軽減する経路探索アルゴリズム (自動車運転/位置情報/通信技術). *シンポジウムモバイル研究論文集 2010*, 27-32, 2010.

## 若宮 翔子 Shoko WAKAMIYA

奈良先端科学技術大学院大学 博士研究員。博士 (環境人間学)。主にソーシャル・コンピューティングに関する研究に従事。情報処理学会会員。

## 森永 寛紀 Hiroki MORINAGA

鹿児島大学大学院理工学研究科情報生体システム工学修士。コンピュータビジョンの研究に従事。

## 岡山 愛 Ai OKAYAMA

京都産業大学コンピュータ理工学部在学中。ソーシャルメディアデータの分析・応用に関心を持つ。

## 脇 海晟 Kaisei WAKI

鹿児島大学工学部情報生体システム工学科在学中。コンピュータビジョンの研究に関心を持つ。

## ヤトフト アダム Adam JATOWT

京都大学大学院情報学研究所社会情報学専攻特定准教授。博士 (情報学)。主にウェブ検索、ウェブアーカイブマイニングの研究に従事。情報処理学会、ACM 等各会員。

## 河合 由起子 Yukiko KAWAI

京都産業大学コンピュータ理工学部准教授。博士 (工学)。主に情報推薦、Web マイニング、信憑性分析の研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会等各会員。

## 秋山 豊和 Toyokazu AKIYAMA

京都産業大学コンピュータ理工学部准教授。博士 (工学)。主に分散システム・インターネットミドルウェア (セキュリティ、大規模分散処理)、キャンパス情報システム (認証・認可基盤) の研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、IEEE CS 等各会員。

## 川崎 洋 Hiroshi KAWASAKI

鹿児島大学理工学研究科情報生体システム工学専攻教授。博士 (工学)。主にコンピュータビジョン、グラフィックスの研究に従事。電子情報通信学会、情報処理学会、VR 学会、IEEE 等各会員。