

# 群衆の移動履歴に基づく 略地図生成のためのオブジェクト抽出手法

大塚 公貴<sup>†</sup> 北山 大輔<sup>††</sup> 角谷 和俊<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 関西学院大学総合政策学部 〒 669-1337 兵庫県三田市学園 2 丁目 1

<sup>††</sup> 工学院大学情報学部システム数理学科 〒 163-8667 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: <sup>†</sup>{dgd18730,sumiya}@kwansei.ac.jp, <sup>††</sup>kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 本研究では Biased PageRank を用いた、略地図に表示するオブジェクトのランキング手法について提案する。略地図は一覧性が高く空間を把握するのに適した情報リソースであることから、経路案内や地図広告などに用いられる。我々は略地図を自動生成するために、web 上にある略地図をランダムに収集し、出現しているオブジェクトの傾向について調査した。その結果、略地図の作成対象となるオブジェクトと表示オブジェクトには関連があることがわかった。また、表示されるオブジェクトには位置関係の偏りやカテゴリによる偏りも多く見られた。このことから、略地図に表示されるオブジェクトの出現傾向に基づき略地図を自動で生成する手法について検討を行う。

キーワード 地理情報, 人の移動と行動, 情報要約, 空間データベース, 情報推薦

## 1. はじめに

ユーザが地理情報を取得する代表的な情報リソースとして、旅行ブログや SNS などが挙げられる。例えば、観光情報サイトじゃらん<sup>(注1)</sup>ではホテルの予約や観光地のレビューを閲覧することが可能である。また、Instagram<sup>(注2)</sup>では、位置情報やハッシュタグを用いた検索が可能であるため、様々なオブジェクトに対して情報の取得が可能である。これらに代表される地理情報リソースの一つに略地図が存在する。略地図は視覚的に情報を得られるツールとして様々な場面で活用されている。例えば、観光雑誌では、そのエリアで代表的な観光地を推薦するために、観光地が多く表示された観光案内地図が掲載されている。また、スーパーのチラシなどには、ユーザが正しく店舗まで訪れられるように、代表的な経路と認知度の高いオブジェクトが多く表示された地図広告が掲載されている。このように、略地図は地理情報の取得に有用なツールであり、様々な媒体ごとに用途を分けて用いられている。

本研究ではユーザの移動履歴データから略地図を自動生成することを目的とする。我々は仮説として、略地図に表示されるオブジェクトには、表示傾向があるのではないかと考えた。例えば、従来の略地図生成手法で生成された略地図を確認すると、多くの略地図で、コンビニやファミレスなど、一般的にユーザに認知されやすいオブジェクトが表示されていることがわかる。また、そのオブジェクトの位置関係に注目してみると、経路の曲がり角に位置するオブジェクトが多く表示されていることがわかる。これらのオブジェクトはユーザによる視認性が高く、経路案内にも活用できるオブジェクトであるため、地図に表示する優先度は高い。一方で、実際の略地図を確認すると、頻出する二種類

のオブジェクトのほかに、略地図の作成対象の店舗 (以降ターゲットオブジェクト) と関連のあるオブジェクトも多く表示されていることがわかる。例えば、病院の略地図における薬局などがこの例にあたる。これらの二つのオブジェクトは、両者が互いに関連のあるオブジェクト同士であるので、地図上に優先的に表示した方が望ましいと考えられる。しかし、従来手法ではこのような、ターゲットオブジェクトと関連のあるオブジェクトを略地図上に表示するという手法は存在しない。

このように既存のロジックにはない、実際の略地図の表示傾向を基に、優先的に表示するオブジェクトの検討を行った。この点に関しては 3 章で詳しく述べる。

本研究の略地図生成手法を利用するユーザとして、我々は一般ユーザではなく、事業者などの特定のユーザを想定している。一般的なユーザが地理情報の検索を行う際には、多くの場合、Google Map や店舗のホームページなどが活用される。一方で事業者などの特定のユーザにとって、これらのサービスは運用し辛い。本研究は、他の略地図生成手法とは違いユーザの行動履歴データを基にオブジェクトのランキングを行っている。従って、ユーザがターゲットオブジェクトに訪れやすくするためのオブジェクトを地図上に表示することができる。このロジックを応用すると、例えば、来客が起りやすい店舗を表示することによってユーザの集客を促すといった活用が可能となる。

2 章では関連研究から本研究の位置付けを明らかにし、3 章では略地図に表示するオブジェクトについて述べる。4 章では提案手法について述べ、5 章では評価実験について述べる。6 章ではまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 関連研究

本節では関連研究について紹介し、本研究の位置付けを明らかにする。地理情報に関する研究は数多く行われている。土田ら [7] はマイクロブログ上の位置情報付き投稿から場所を考慮

(注1) : <https://www.jalan.net>

(注2) : <https://www.instagram.com>

した関連語を抽出する手法を提案している。また、李ら [8] は Twitter に投稿されているジオタグ付き Tweets を用いてモニタリングした群衆行動をベクトル化し、地域と群衆行動特徴によって構成した行列を分析することで、特徴的な行動パターンとそれに対応する都市を抽出する手法を提案した。これらの研究はオブジェクト間の関連を分析するという点で参考としている。しかし、これらの研究はその目的を地域特徴の分析に置いているのに対して、我々は略地図の自動生成に目的を置いているため、この点で趣旨が異なっている。また他の代表的な地理情報に関する研究として、経路案内に関する研究が存在する [5] [6] [12]。これらの研究はアウトプットが略地図であるという点で本研究と関連している。しかしこれらの研究は、その主題をユーザの経路案内に置いている。しかし、我々は略地図に表示するオブジェクトについて主題を置いているためこの点で他の研究とは位置付けが異なっている。

略地図の生成に関する研究は数多く行われている。梶田ら [1] は認知地図の分野における「交差点の直交化」という心理モデルに基づき、実際の地図を入力として用いることによって、動的にデフォルメ地図を生成する手法を提案している。萬上ら [2] は略地図は利用するユーザによって様々な表示段階があることに注目し、利用者の目的に応じた略地図の生成を支援する手法について検討している。藤井ら [3] は携帯端末で利用できる略地図を生成するために、既存の略地図の構成要素に注目し、動的に略地図を生成する手法について検討している。他にも様々な手法で略地図の自動生成の研究が行われている。[10] [11] これらの研究は略地図の動的生成という観点で参考になっている。しかし、これらの研究はそれぞれ入力として既存の地図を用いており、主に道路ネットワークから位置関係を保持する形でオブジェクトの抽出を行っている。従って、略地図中に出現するオブジェクトについて評価は行われていない。本研究はユーザの行動履歴を用いることにより、略地図の対象となるオブジェクトと関連のあるオブジェクトを抽出することを目的としているため、先行研究とはこの点で位置付けが異なる。

また、ユーザの行動履歴データを用いた研究も数多く行われている。伊藤ら [4] はユーザの行動履歴データから位置履歴を表示し、ユーザが通ってきた道やオブジェクトを効率的に把握することができるシステムを提案した。Leung ら [17] は、ユーザ、行動、場所からなる三部グラフを構築し、GPS 端末データから協調的に位置推薦を行う手法を提案した。他にも Flickr の位置情報データを用いて、Choudhury [13] [14] や Kurashima ら [15] は旅行ルートの自動生成や推薦を行う手法を提案した。Zheng ら [16] は GPS 端末を通して取得した移動軌跡とメッセージから予測される行動を分析し、ユーザに合わせたスポット推薦を行う手法について提案した。本研究ではユーザの移動データを用いている点で、これらの研究の手法を参考としているが、本研究ではあくまで略地図の自動生成にこれを応用するため趣旨が異なっている。

### 3. 略地図に表示するオブジェクトの検討

略地図は通常の地図とは違い、意匠やデフォルメがなされる



図 1 目印オブジェクトの例

ものであるため、多くの場合、空間が圧縮・変形されている。そのため、略地図は、限られた表示領域内でより空間を把握できるようなオブジェクトが配置されるという特性がある。我々は略地図のこの特性に注目し、既存の略地図のオブジェクトの表示傾向を分析することによって、略地図を動的に生成することが可能であると考えた。このことを検証するため、web 上にある略地図をランダムに 20 枚収集し、オブジェクトに対して分析を行った。その結果、オブジェクトを 3 種類に分類することができた。本章では 3 種類のオブジェクトそれぞれの定義について述べる。

#### 3.1 目印オブジェクト

略地図は通常の地図とは違い表示するサイズに制約があるため、すべてのオブジェクトを表示することができない。この制約の中でユーザの空間認知を支援するには、一般的にユーザに認知されているオブジェクトが表示されていることが望ましい。図 1<sup>(注3)</sup> はある地域の略地図である。図 1 を見ると、出現しているオブジェクトは銀行や飲食店、コンビニなどの一般的にユーザに認知されやすいオブジェクトが多いことがわかる。このことから、チェーン展開しているオブジェクトは、ユーザによる認知度が高く、略地図に表示することによってユーザの空間認知を支援することが可能であると考えられる。また、略地図に表示するオブジェクトの認知度に関しては藤井らもすでに分析を行っており、銀行やレストラン、商店などに該当するオブジェクトは略地図中に出現しやすい傾向があると述べている [3]。従って、ユーザの本研究ではこの定義に基づき、一般的にユーザの認知度の高いオブジェクトのことを目印オブジェクトと呼ぶ。

#### 3.2 曲がり角オブジェクト

略地図の曲がり角に位置するオブジェクトは空間認知を支援するうえで重要なオブジェクト群であると考えられる。本研究ではこれらのオブジェクトのことを曲がり角オブジェクトと定義する。

略地図はその特性上、道路情報が省略されることが多い。この省略の問題点として、略地図を利用するユーザが感覚的に道路情報を認識することが困難であることが挙げられる。実際の地図であれば、「曲がり角を 2 本いった先を曲がる」などといった道路情報から空間を認知し、行動することが可能である。しか

(注 3) : <https://www.tsurumi-u.ac.jp>



図 2 曲がり角オブジェクトの例



図 3 共起オブジェクトの例

し略地図では道路が省略されているため、このような空間認知は行えない。このような問題を解決するため、多くの略地図では重要な経路上の曲がり角に位置するオブジェクトを表示する傾向がある。図 2<sup>(注4)</sup>を見ると略地図中に出現しているオブジェクトの位置は曲がり角に集中していることがわかる。このように略地図において曲がり角に位置するオブジェクトは通常の地図での曲がり角のオブジェクトよりも重要であることが考えられる。このことから、我々は曲がり角に位置するオブジェクトを曲がり角オブジェクトと定義し、略地図に優先的に表示することを検討する。

### 3.3 共起オブジェクト

目印オブジェクトや曲がり角オブジェクト以外に略地図上に表示されるオブジェクトとして共起オブジェクトが考えられる。共起オブジェクトとは略地図の対象となるオブジェクトと共に利用される傾向が強いオブジェクトのことを指す。共起オブジェクトの代表的な例として最寄り駅が挙げられる。多くの略地図ではユーザーの移動手段が徒歩であることを想定しているため、その移動の開始点として最寄り駅を表示している。図 1, 図 2, 図 3<sup>(注5)</sup>を見ると、全ての略地図で最寄り駅が表示されていることがわかる。本研究ではこのような略地図の対象オブジェクトとの間で移動が頻出するオブジェクトのことを共起オブジェクトと定義し、略地図上に優先的に表示することを検討する。

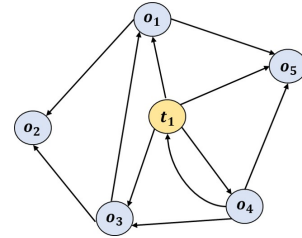


図 4 有向グラフの例

## 4. 提案手法

我々はこれまでに定義した表示優先度の高いオブジェクト群を、上位にランキングさせる手法として、Biased PageRank をベースとしたランキングアルゴリズムが適切であると考えた。通常の PageRank では全ての Web ページに対して、同一のランクソースを与えるのに対し、Biased PageRank では、ユーザーの興味・関心に合わせて、このランクソースベクトルの成分を変更する。この考えを本研究に用いると、ランクソースベクトルにターゲットオブジェクトと共によく利用されるオブジェクトのベクトル成分を用いることにより、領域内でユーザーに頻繁に利用されかつ、ターゲットオブジェクトと関連のあるオブジェクトを上位にランクさせることが可能となる。従って、3章で定義した目印オブジェクトと共起オブジェクトを抽出することが可能となる。また、本研究では曲がり角オブジェクトを上位にランクさせるため、交差点の距離を用いてオブジェクトに対して重み付けを行った。他にも、主要道路の判定をユーザーの行動履歴データから行い、精度の向上を図った。以下使用データ、ランキング手法、重み付け手法と抽出結果について述べる。

### 4.1 使用データについて

本研究では株式会社 CyberAgent から提供された、匿名化済み位置情報データを用いて、オブジェクトのランキングを行う。データ数はオブジェクトデータが 150 件、ユーザーの移動データが約 100 万件である。また、それぞれのデータの範囲はあるスーパーマーケット A の半径 600m 以内にあるオブジェクトと一日のユーザーの行動履歴である。また、ユーザーの移動データにはスーパーマーケット A に来訪したかどうかを判定する情報があり、こちらを用いてオブジェクトへの来訪を判定する。データは二値データであり、もしユーザーが訪れていた場合には 1、訪れていない場合には 0 が登録されている。また、移動データには滞在時間のカラムがあり、ユーザーがその地点 (緯度経度) に何分間滞在したかを測定したデータが登録されている。

### 4.2 Biased PageRank を用いたオブジェクトのランキング

次に Biased PageRank を用いたオブジェクトのランキング手法について述べる。本研究ではオブジェクトをノードとし、ノード間に閾値以上のユーザーの移動があった場合、エッジを張るという形で有向グラフを作成し、PageRank の算出を行う。また、どのノードともエッジを持たないオブジェクトはこの時点で削除する。図 4 はそのイメージである。

$t_1$  はターゲットオブジェクトを表しており、オブジェクト集

(注4) : <https://www.pearlhotels.jp/yaesu/map/>

(注5) : <https://travel.rakuten.co.jp/HOTEL/5584/5584.html>

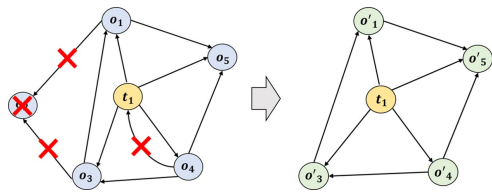


図5 リンクとノードの削除

合  $O = \{o_1, o_2, \dots\}$  はエッジを持つオブジェクトのことを指す。図5はターゲットオブジェクトとの間にエッジを持つノードのみを残した有向グラフである。

このグラフから作成される隣接行列を PageRank のランクソースにバイアスとして用いることにより、目印オブジェクトと共起オブジェクトを上位にランクさせることが可能となる。

Biased PageRank の算出には以下の式を用いる。

$$\mathbf{G} = \alpha \mathbf{O} + (1 - \alpha) \mathbf{t} \quad (1)$$

ここでの  $\mathbf{O}$  は、図4の有向グラフ  $\mathbf{O}$  の遷移確率行列を表しており、 $\mathbf{t}$  は、有向グラフ  $\mathbf{O}$  のうち、ターゲットオブジェクト  $t_1$  に関するエッジとそれに接続するノードのみを残した有向グラフから算出した pagerank 値のベクトルである  $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_n]$ 。  $\alpha$  はダンピングファクタであり、本研究では 0.85 を用いている。計算の実装にはグラフとネットワーク作成によく使用されている Networkx を使用した。

#### 4.3 ユーザの移動データを用いたオブジェクトへの来訪判定

ここまでの提案モデルからユーザの移動データをオブジェクトデータに紐づける必要がある。そこで我々はユーザデータ中の緯度経度情報を用いて各オブジェクトへの来訪判定を行った。判定は以下の手順で行った。

- (1) ユーザの移動データをユーザ ID、時間情報の順に降順ソート
- (2) オブジェクトの半径 100m 以内にユーザの緯度経度情報があった場合来訪したとみなす。
- (3) 訪れたオブジェクトを配列に順に格納する
- (4) (2) と (3) を繰り返す

この処理を行うことにより、ユーザがどの順序でオブジェクトに対して来訪を行ったのかという情報が取得できる。このデータから遷移確率行列を作成し、PageRank の算出に用いる。尚、図5の移動データを得る場合には、ユーザデータ中の来訪判定カラムに 1 が格納されているデータのみに対して上記の処理を適応する。これにより、遷移確率行列  $\mathbf{T}$  を取得可能である。

#### 4.4 各種重み付けについて

4.2章で定義した Biased PageRank のモデルでは、3章で定義した曲がり角オブジェクトに対して、重み付けを行っていない。従って、ランキングの上位に曲がり角オブジェクトを抽出することはできない。そこで、本研究では曲がり角にあるオブジェクトに対して重み付けを行うために、交差点からの距離を用いて重み付けを行った。また、曲がり角オブジェクトや共起オブジェクトであっても、入り組んだ場所にあたり、ユーザがあまり訪れない場所にあるオブジェクトは略地図に優先的に表示するべきではないと考えられる。従って、ユーザの移動デー

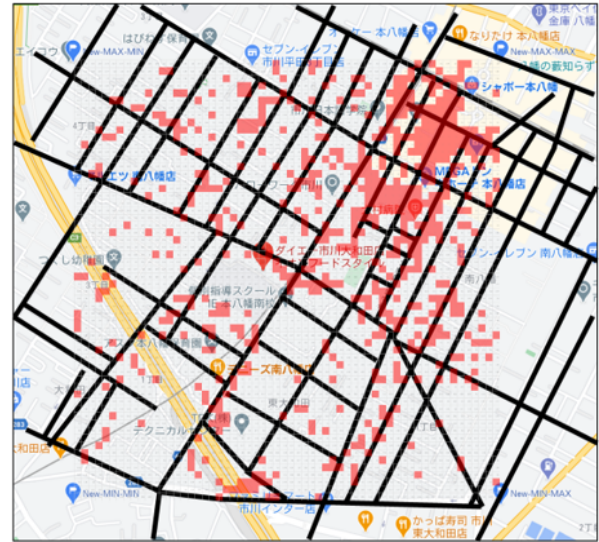


図6 主要道路の判定

タを用いて主要道路を判定することによって、オブジェクトに重み付けを行う。これにより、より精度の高いランキングを行うことが可能であると考えられる。以下それぞれの判定手法について述べる。

##### 4.4.1 主要道路重みについて

本節では主要道路の判定手法について述べる。主要道路の判定にはユーザの移動履歴データを用いる。まず、スーパーマーケット A を中心とした半径 600m 四方を分析領域と仮定し、 $60 \times 60$  のセルに分割する。次にユーザの緯度経度情報を用いて各セルの範囲内に位置情報があった場合カウントするという方法で、ユーザの移動情報を集計する。次にカウントしたセルの正規化を行う。正規化は、閾値以上の移動情報を持つセルを 1 とし、それ以外のセルを 0 とするという方法で行った。最後に 1 の立っているセルから一つ離れば 1/2 と 2 つ離れば 1/3 となるような減少関数を用いて各セルにスコアを与える。図6は作成したヒートマップである。

赤が濃い地点がユーザの移動が集まりやすいポイントであり、薄ければ薄いほどユーザの移動が集まりにくいポイントとなる。地図の右上側に赤いポイントが集中しているが、これは、駅が周辺にあるためである。また、駅から伸びる道路線上に多くの濃い赤のポイントが集まっていることから正しく主要道路の判定が行えていることがわかる。

##### 4.4.2 曲がり角重みについて

本節では曲がり角オブジェクトに対する重み付け手法について述べる。曲がり角オブジェクトに対しては、交差点の中心座標からの距離を用いて重み付けを行う。ここでの交差点の中心座標は、スーパーマーケット A の半径 600m 以内にある交差点の緯度経度を手動で取得し、分析に用いた。この部分の自動化は今後の課題である。次に、具体的なイメージを図7に示す。  $O_1, O_2, \dots$  はオブジェクトを表している。本研究では交差点の中心座標から半径 30m 以内にあるオブジェクトを曲がり角オブジェクトと定義し重み付けを行う。従って、図7の左図にある  $O_4$  は曲がり角オブジェクトとして重み付けを行う対象から外

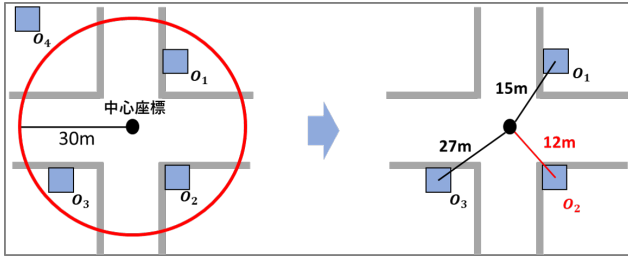


図 7 曲がり角オブジェクトの重み付け

表 1 提案手法の上位 5 件

| ランキング | オブジェクト名 | Road() | Cross() | Result |
|-------|---------|--------|---------|--------|
| 1     | 駅 A     | 0.25   | 0.00    | 0.061  |
| 2     | 塾 A     | 0.5    | 0.27    | 0.052  |
| 3     | コンビニ A  | 0.25   | 0.54    | 0.031  |
| 4     | 駐車場 A   | 0.5    | 0.59    | 0.030  |
| 5     | 飲食店 A   | 1.00   | 0.03    | 0.029  |

れる。次にオブジェクトデータの緯度経度と交差点の緯度経度から二点間の直線距離を算出する。本研究では交差点の座標に近ければ近いほど曲がり角オブジェクトとしての価値が高いという風に考えたため、以下の式を用いて重み付けを行った。

$$Cross(O_i) = 1 - dist(C_j, O_i)/30 \quad (2)$$

ここでの  $O_i$  は重み付けを行うオブジェクトを表しており、 $C_j$  は交差点を表している。

ここでの  $C_j$  は  $O_i$  の最も近傍にあるものを選択し、計算を行う。この式を用いた理由として、交差点から離れた位置にあるオブジェクトは 30m 以内であっても、「このオブジェクトを見たら右に曲がる」というような、曲がり角オブジェクト本来の特徴を生かせない可能性があるからである。従って交差点から距離が離れば離れるほど重みが減少する式を定義した。

#### 4.5 抽出結果

ここまで述べた重み付け手法を用いてオブジェクトの Biased PageRank 値に重み付けを行う。式は以下の形で定義した。

$$Score(O_i) = BiasedPageRank(O_i) \times (1 + w \times \max(Road(O_i), Cross(O_i))) \quad (3)$$

この式によってオブジェクトの持つ Biased PageRank 値に主要道路重みもしくは曲がり角重みのどちらか高い方のスコアを掛け合わせ、重み付けを行う。提案手法によるオブジェクトのランキング結果を表 3 に示す。表 3 は提案手法の上位 5 件を表している。また、Road() と Cross() はそれぞれオブジェクト  $O_i$  に対する主要道路重み、曲がり角重みを表している。表 3 を見ると駅やコンビニなど、目印オブジェクトを抽出できていることがわかる。また、コンビニ A は主要道路重みよりも曲がり角重みの方がスコアが高いため曲がり角オブジェクトとして抽出ができていくことがわかる。

次に図 8 に提案手法の上位 10 件をプロットした地図を示す。

本研究では出力のイメージを手動で作成した。この部分の自動化は今後の課題である。図 8 を見ると、曲がり角に位置して

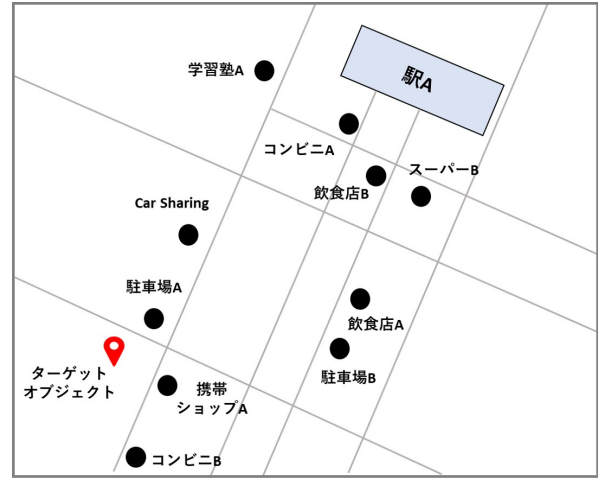


図 8 提案手法の出力イメージ

いるオブジェクトや主要道路に面しているオブジェクトを上位にランクできていることがわかる。

## 5. 評価実験

本節では評価実験について述べる。評価実験では提案手法によって抽出したオブジェクトがユーザにとって有用であるのかを検証する。検証にはクラウドソーシングを利用し、被験者 30 人に対してアンケートを実施した。精度の比較は以下の二種類で行う。

- PageRank
- Biased PageRank( $w=0.0-1.0$ )

なお、 $w=0.0$  の場合は、式 3 の重み部分が 1 となるため、重み付けを用いない Biased PageRank となる。次にアンケートの実施形式について述べる。アンケートはクラウドソーシングを用いて、被験者 30 人に対して行った。質問は「あなたが略地図を作成するときに必要であると感じるオブジェクトを 5 件選択してください」という文言で、Google My Maps 上にプロットした、オブジェクトのリストの中からユーザに選択してもらった。ここで、アンケート実施時のオブジェクトのリストの作成方法について述べる。オブジェクトデータには計 120 件のオブジェクトデータが入っているが、これを Google My Maps 上にプロットすると、地図上のピンが膨大になり、ユーザが正しく回答できない可能性がある。そこで、我々は以下の 4 種類のランキング手法とランダムを用いた、合計 5 種類の手法を用いてオブジェクトのリストを作成した。

- PageRank
- Biased PageRank( $w=0.0$ )
- Biased PageRank( $w=0.3$ )
- 重みを直接乗算した Biased PageRank

重みを直接乗算した Biased PageRank とは、式 3 中の  $1+w$  の部分を用いずに二種類の重みどちらか高い方を直接掛け合わせる手法のことを指す。尚、こちらの手法は精度の評価には直接関係はなく、このオブジェクトリストを作成するためだけに使用した。次にこの 4 手法の上位 10 件のオブジェクトを重複無しで取得し、オブジェクトリストとする。今回はオブジェク

表 2 アンケート結果の上位 10 件

| ランキング | オブジェクト名   |
|-------|-----------|
| 1     | 交番        |
| 2     | ファミレス     |
| 3     | 駅         |
| 4     | ショッピングモール |
| 5     | 駐車場 A     |
| 6     | 飲食店       |
| 7     | 学習塾       |
| 8     | コンビニ      |
| 9     | 駐車場 B     |
| 10    | スーパー      |

表 3 nDCG@10

| 手法              | nDCG  |
|-----------------|-------|
| PageRank        | 0.620 |
| Biased PageRank | 0.628 |
| w = 0.1         | 0.510 |
| w = 0.2         | 0.466 |
| w = 0.3         | 0.618 |
| w = 0.4         | 0.466 |
| w = 0.5         | 0.466 |
| w = 0.6         | 0.437 |
| w = 0.7         | 0.435 |
| w = 0.8         | 0.437 |
| w = 0.9         | 0.437 |
| w = 1.0         | 0.437 |

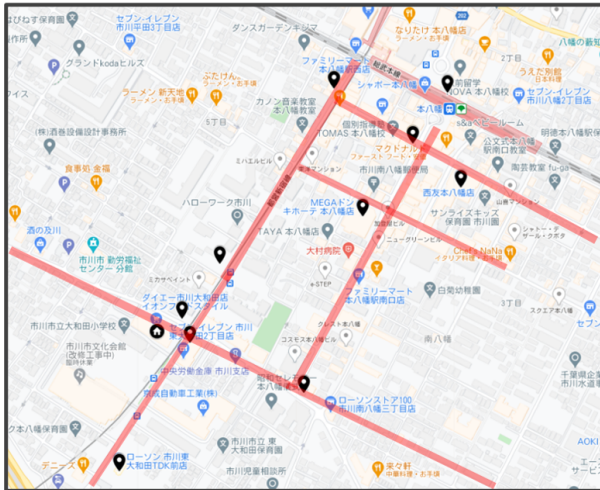


図 9 正解データのプロット

## 6. まとめと今後の課題

本研究ではユーザの移動履歴データから Biased PageRank を用いてオブジェクトをランキングする手法の提案を行った。また、曲がり角重みや主要道路重みを考慮することでオブジェクトのランキングの精度向上にも取り組んだ。結果としては、重みを用いない Biased PageRank が最も良い評価となった。今後の課題として、分析領域の少なさとオブジェクトへの来訪判定の粗さが挙げられる。前者に関しては、分析を行った領域がスーパー A の一店舗のみであるため、他の地域で実装を行った場合に、正しく評価できるのは未知数である。また、後者に関しては、ユーザがオブジェクトの一律 100m 以内に入った場合に、来訪をしたとしてカウントを行っている。しかし、この手法ではむやみに来訪のカウントを増やし過ぎるため、誤差が大きくなるということが考えられる。この問題に関しては、オブジェクトごとの面積を考慮し、来訪判定判定の半径を決定する手法について検討している。以上の二点に対応し、ロジックの安定稼働と更なる精度向上を目指す。

トの重複が多く見られたため、計 16 件のオブジェクトが抽出された。また、ランダムに抽出したオブジェクトも 10 件中 2 件のオブジェクトが重複したため、計 24 個のオブジェクトリストとなった。こちらのオブジェクトリストを用いてアンケート実施した。

アンケートの結果を表 2 に示す。

表 2 を見ると、駅やファミレスなど、ユーザによる認知度が高いオブジェクトが上位にランクしていることが確認できる。また、アンケート結果の上位 10 件のオブジェクトを地図上にプロットすると、その位置関係は主要道路に面する形でオブジェクトが表示されていることがわかる (図 9)。

これらのアンケート結果から、初期の仮説である、曲がり角におけるオブジェクトの重要性や、主要道路に面するオブジェクトの重要性が確認された。次に、アンケート結果を用いた手法の評価を行う。評価にはランキングの評価に一般的に用いられる nDCG を使用した。尚、今回はアンケートで得られたオブジェクトごとの選択回数を relevance として算出している。

評価の結果を表 3 に記す。

今回の評価実験では、提案手法の一つである Biased PageRank のスコアが最も高くなるという結果となった。今回、重み付けを行った Biased PageRank のスコアが低くなった理由として、主要道路の重み付けの粗さが原因であると考えられる。この点の改善は今後の課題である。

## 謝 辞

本研究の一部は、令和二年度科研費基盤研究 (B) (課題番号: 19H04118) 及び、株式会社サイバーエージェント・関西学院大学の共同研究「ユーザーの行動履歴を踏まえた簡易地図によるルート推薦」によるものです。ここに記して謝意を表します。分析を担当頂いた、株式会社サイバーエージェントの藤田和司氏、後藤伸氏、宗政一舟氏に謝意を表します。

## 文 献

- [1] 梶田健史, 山本一徳, 長谷川純一, デフォルメ地図自動生成システムの開発, 情報処理学会論文誌, 第 37 巻, No.9, pp.1736-1744, 1996
- [2] 萬上裕, 高倉弘喜, 上林弥彦, 多様な利用目的に応じた略地図の生成手法, 情報処理学会第 55 回全国大会論文集, pp481 - 482, 1997
- [3] 藤井憲作, 杉山和弘, 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, 第 41 巻, No.9, pp2394 -2403, 2000
- [4] 伊藤昌毅, 徳田英幸, ユーザの行動を反映した位置履歴表示システムの構築, 情報処理学会シンポジウム論文集, pp477-480, 2003
- [5] 篠田 裕之, 竹内 亨, 寺西 裕一, 春本 要, 下條 真司, 行動履歴に

基づく協調フィルタリングによる行動ナビゲーション手法, 情報処理学会研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), 2007, 91(2007-DPS-132), pp87 - 92

- [6] 山本浩司, 安村禎明, 片上大輔, 新田克己, 相場亮, 宮城政雄, 桑田仁, ユーザの投稿情報に基づく経路ナビゲーション, 人工知能学会全国大会論文集, pp1-4, 2004
- [7] 土田 崇仁, 加藤 大受, 莊司 慶行, 廣田 雅春, 石川 博, マイクロブログにおける投稿場所を考慮した語の関連性の分析, 第9回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2017), P2-6, 2017
- [8] 李 龍, 岩宮翔子, 角谷和俊: Tweet 分析における群衆行動を用いた地域特徴抽出, 情報処理学会論文誌データベース (TOD54), Vol.5, No.2, pp.36-52(2012).
- [9] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd. The pagerank citation ranking : Bringing order to the web, In Proc. of the 7th International World Wide Web Conference , page 161-172. Brisbane, Australia, (1998)
- [10] F. Grabler, M. Agrawala, R. W. Sumner, and M. Pauly. Automatic generation of tourist maps, In Proc. of SIGGRAPH 2008, pages 100:1–100:11, August 2008.
- [11] M. Agrawala and C. Stolte. Rendering effective route maps: improving usability through generalization. In Proc. of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, volume 1, pages 241–249. ACM, 2001
- [12] R. Yonekura, Y. Akagi, S. Ono, Y. Kawai and H. Kawasaki. Navigation system which uses visibility map of landmarks to reduce reference count of the map. In Proc. of IEVC2014 4B-3, 2006.
- [13] Choudhury, M.D., Feldman, M., Amer-Yahia, S., Golbandi, N., Lempel, R. and Yu, C.: Constructing Travel Itineraries from Tagged Geo-Temporal Bread-crumbs, In Proc. of International Conference on World Wide Web(WWW), pp.1083-1084(2010).
- [14] Choudhury, M.D., Feldman, M., Amer-Yahia, S., Golbandi, N., Lempel, R. and Yu, C.: Automatic Construction of Travel Itineraries Using Social Breadcrumbs, In Proc. of ACM Conference on Hypertext and Hypermedia(HT), pp.35-44(2010).
- [15] Kurashima, T., Iwata, T., Irie, G. and Fujimura, K.: Travel Route Recommendation Using Geotags in Photo Sharing Sites, In Proc. of ACM Conference on Information and Knowledge Management(CIKM), pp.579-588(2010).
- [16] Zheng, V.M, Zheng, Y., Xie, X. and Yang, Q.: Collaborative Location and Activity Recommendations with GPS History Data, In Proc. of International Conference on World Wide Web(WWW), pp.1029-1038(2010).
- [17] Leung, K.W.-T., Lee, D.L and Lee, W.-C.: CLR: A Collaborative Location Recommendation Framework based on Co-Clustering, In Proc. of ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR), pp.305-314(2001).