

写真付き時系列 SNS 投稿データを用いた PoI 位置推定手法の検討

澤野 耕平[†] 松田 裕貴^{†,††} 大内 啓樹[†] 諏訪 博彦^{†,††} 安本 慶一^{†,††}

[†] 奈良先端科学技術大学院大学 〒630-0101 奈良県生駒市高山町 8916-5

^{††} 理化学研究所革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1

E-mail: [†]{kohei.sawano.sh8,yukimat,hiroki.ouchi,h-suwa,yasumoto}@is.naist.jp

あらまし 近年、新型コロナウイルスの行動制限が緩和され、観光需要は回復傾向を見せている。観光地において観光客は SNS を情報発信としてだけでなく、情報収集として用いる動きが増えており、他者が投稿した情報を参考に観光地において目的地を決める例は少なくない。しかし、これらの位置情報が付与された投稿は既存のデータベースに登録された場所を投稿者が投稿にタグ付けするという形であり、未登録の場所はタグ付けできないという問題や、近年の SNS の傾向としてプライバシー保護のために位置情報が秘匿される傾向にある。観光情報サービスにこれらの投稿を活用するには PoI の位置を推定する必要がある。本研究では SNS に投稿された写真・テキストの時系列投稿データに基づく PoI 位置推定手法を提案する。本稿では提案する位置推定手法の有効性を調査するための実験とその実験データへの提案手法の適用を行った。富山県立山町にて被験者 4 名でデータ収集を行い、計 285 件の画像付き投稿を収集した。提案手法の位置推定手法を用いる重みを変えながら適用したところ、最も誤差が小さいもので正解位置との差が約 6.5m となった。

キーワード PoI 位置推定, 時系列分析, 自然言語処理

A PoI Localization Method using Time-series SNS Posts with Photos

Kohei SAWANO[†], Yuki MATSUDA^{†,††}, Hiroki OUCHI[†], Hirohiko SUWA^{†,††}, and Keiichi YASUMOTO^{†,††}

[†] Nara Institute of Science and Technology 8916-5 Takayama-cho, Ikoma, 630-0101 Japan

^{††} RIKEN Center for Advanced Intelligence Project 1-4-1, Nihonbashi, Chuo-ku, Tokyo, 103-0027 Japan

E-mail: [†]{kohei.sawano.sh8,yukimat,hiroki.ouchi,h-suwa,yasumoto}@is.naist.jp

Abstract In recent years, with the easing of COVID-19 movement restrictions, there has been a trend towards the recovery of tourism demand. In tourist destinations, tourists increasingly use social media not only for disseminating information but also for gathering information. It is common for them to decide their destinations based on information posted by others. However, posts with location information typically involve tagging posts with locations registered in existing databases, which means unregistered locations cannot be tagged. This poses a challenge as there is also a trend in social media towards hiding location information for privacy protection. To apply these posts to tourist information services, it is necessary to estimate the Point of Interest (PoI) locations. This study proposes a method for estimating PoI locations based on the temporal sequence of photo and text posts on social media. Experiments were conducted to investigate the effectiveness of the proposed method, particularly the location estimation technique, and applied to experimental data. The data collection was carried out in Tateyama Town, Toyama Prefecture, with four participants, resulting in 285 image-accompanied posts. Applying the proposed location estimation method with varying weights demonstrated that the smallest error in comparison to the actual location was approximately 6.5 meters.

Key words PoI location estimation, Time Series Analysis, Natural Language Processing

1. はじめに

2020 年以降新型コロナウイルスの世界的な流行により、日

本の訪日外国人観光客はそれまでの 8 分の 1 から最大で 100 分の 1 以下まで落ち込んだが、感染が終息し行動制限が緩和された 2022 年末から回復傾向を見せ、2023 年は新型コロナウイルス

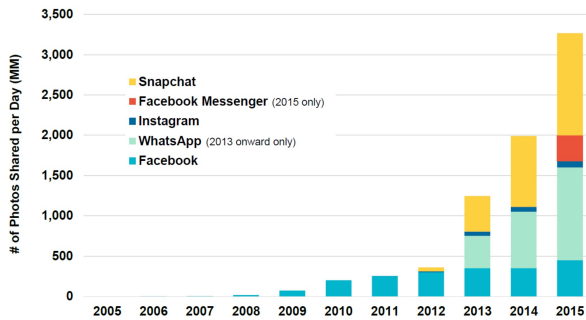


図 1: SNS プラットフォームで毎日更新される写真数 (文献 [3] より引用)

ス流行前の 2 分の 1 にまで回復している。政府は「全国旅行支援」といった観光産業の回復を後押しする政策を進めており、今後さらに観光需要は高まると考えられる。

観光客が旅行に用いる観光ナビを作成する上での参照データベースとして GoogleMap [1] や OpenStreetMap [2] などのデジタル地図サービスは必要不可欠である。

一方、近年、SNS (Social Media) の利用者数は増加しており、2021 年 7 月の時点で、全世界の人口約 78.7 億人のうちの 56.8% である 44.8 億人が SNS を利用している [3]。このような傾向がある中で、観光中に SNS を利用する人は増加している。直近の旅行でソーシャルメディア投稿を行なった人は 26%、特に 29 歳以下の人限定すると男性が 42.4%、女性が 47.6% となっている [4]。観光地で SNS を利用する目的は大きく二つあり、一つは感情や写真の共有といったマイクロブログとしての使用である。観光客は訪れた場所 (PoI) を連続的に投稿し、複数のマイクロブログからなる旅行記を作り、共有している。

二つ目は情報検索ツールとしての利用である [4]。例えば、Instagram の「地図」機能は現在位置周辺の位置情報付与された投稿を表示することができ、これを用いて観光客が近隣の PoI を検索し、旅程を決定している。

これらの機能は既存のデータベース (Google Map や OSM など) に登録されている位置情報を参照して投稿に位置情報を埋め込んだ物を地図上に可視化しており、データベースに載っていない PoI には対応できないという問題がある。また、プライバシー保護の観点から SNS の投稿に位置情報を付与しないケースも少なくない。例えば、Twitter では投稿の位置情報はユーザーが任意に付与することができ、位置情報の付与されているツイートは全体の 0.4% ほどであると報告されている [5]。

観光地にて SNS に投稿されている場所は多くが観光客によるものであり、これらは同じ観光客にとって PoI である可能性が高い。デジタル地図サービスへの登録の有無や投稿の位置情報に依存せずに観光地での投稿が言及している Poi の位置を推定することで、情報量に富んだ観光ナビを作成できると考えられる。そこで本研究ではこれらの観光地での SNS 投稿のテキストと画像から観光客にとって関心の高い場所である PoI の位置を推定する手法を提案する。

2. 関連研究

本章では本研究に関連する研究として Vision and Language を用いた位置情報コンテキストの分析、SNS の投稿を用いた PoI 抽出、テキストからの緯度経度情報の推定、位置情報推定アルゴリズム、言語・地理的コンテキストを考慮した言語モデルについての既存研究を概観する。

2.1 SNS 投稿写真の周辺の地理情報を考慮した画像キャプション生成

Vision and Language を用いた地理情報に関する画像キャプション生成について Sofia ら [6] が周辺の地理的コンテキストを考慮した画像キャプション生成を提案している。この研究では人間がある地点の画像を見てキャプション生成する際には画像の地点の周囲の情報も加味したキャプションをつけるということを用いてキャプション生成に適用している。この研究で示された手法では画像の位置情報から近傍の OpenstreetMap [2] 上のオブジェクトを取得し、上位 n 個のオブジェクトを画像の地理的コンテキストとしてキャプション生成に利用する手法を示した。

2.2 SNS の投稿を用いた PoI 抽出

牛尼ら [7] は図やイラストを用いて地域の特徴や雰囲気を表現するピクトリアルマップの自動生成手法の提案を行なっている。ピクトリアルマップには多くの人がその地域の面白さや魅力を感じられるような PoI を選択する必要がある。従来の手法では、写真の低レベルの位置情報だけを用いて密度ベースのクラスタリング手法を用いて、密度が高いスポットとして抽出している。しかし、牛尼らの研究では、より人間にとって意味のある PoI を抽出するために、画像の内容を考慮した Semantic-DBSCAN 手法を提案している。画像認識で識別された画像のラベルとその確信度を基にエンベディング処理を行い、意味情報をもつ次元の特徴ベクトルを得るとともに、距離と意味情報の両方から構成した潜在空間内にクラスタリングを行っている。

2.3 テキストからの緯度経度情報の推定

文献中のテキストから地名に対応した緯度経度を推定する方法として大野ら [8] は地名を認識する段階と認識した地名に対応する緯度経度を推定する段階に分け、後半の段階を係り受け構造を利用して精度を向上させる手法を提案している。場所表現の推定には場所表現をアノテーションしたテキストを用いて学習した場所表現推定器を用いている。この推定器は、BERT [9]、CRF [10] と点予測 [11] を組み合わせたものである。緯度経度の推定には Hara ら [12] の研究で提案された手法を用いており、場所表現の文字列を GeoNames [13] で検索し、見出し語または別名のいずれかに一致するデータがあるときは以下のようなスコアリングを行う。

1. 文字列が見出し語の場合: $20 \text{ 点} + \text{別名の数} \times 1 \text{ 点}$
2. 文字列が見出し語ではないが別名に含まれる場合: $\text{別名の数} \times 1 \text{ 点}$

それらの中から下記のスコアが最も高いデータの緯度経度を出力する。

2.4 グラフによる位置情報決定アルゴリズム

グラフ構造 (ノード群) の相対的位置関係からノードの位置

情報を推定する手法が Insung ら [14] によって示されている。ワイヤレスセンサーネットワークにおいて従来の研究では距離情報を利用した測位システムによって決定されるのが一般的であるが、距離情報と角度情報の両方が利用可能であれば距離情報のみの場合よりもノード尾の位置推定精度が向上している。既存の研究ではすべてのノードが互いに直接接続されていることを前提としているが、実世界の無線センサーネットワーク、特に通信範囲が限られた多数のノードでは有効でない可能性があるためローカル座標系上のベクトルをネットワーク全体のグローバル座標系に変換するベクトルの組み合わせによってこの問題を解決している。ここで提案されているアルゴリズムは MDS-MAP(C,R) のような既存の反復レンジベースのアルゴリズムと比較して、最大 70% 高い測位精度を持つことが示されている。

2.5 地理コンテキストを考慮した言語モデル

Li ら [15] は地理的なコンテキストに根拠付けられた言語理解を行うための言語モデル GeoLM を提案している。GeoLM は言語コンテキストと地理コンテキストを同時に学習し、同じ潜在空間にエンベディングすることで地理的参照に基づいた言語理解獲得を行う。ここでいう言語コンテキストとは、自然言語における地理的エンティティの文脈のことであり、そのエンティティに関する環境や文化、歴史などが含まれる。地理的コンテキストはテキストに含まれる地理的エンティティの近傍のエンティティのことであり、これら 2 つのコンテキストからの特徴を提案されている InfoNce 損失関数により対照学習し、言語、地理のデータソースに関わらず同じエンティティには類似した表現を生成し、同じ表現でも違うエンティティを指している場合は区別するように学習し、不安部ディング空間での距離を最大化する。こうして得られた言語モデルは地名認識や地名関係抽出などの下流タスクにおいて既存手法を上回る性能を達成している。

2.6 先行研究の課題

従来の研究では位置情報（ジオタグ）付き投稿を分析対象としているが、近年の SNS ユーザーの多くはプライバシーの観点から位置情報共有をしていない。しかし、観光客は観光地において関心を集める PoI について投稿しており、これらの投稿は地図データベースに未登録の PoI など、観光ナビにおいて重要な情報が含まれている可能性があるため、これらの投稿の位置を特定することは重要である。

3. 問題設定

本研究では位置情報（ジオタグ）が付与されていない複数の SNS 投稿が言及している関心物の位置を推定する手法を示す。本研究で取り扱う PoI は、次のような性質をもつものを想定している。

- 複数のユーザーが同じ地点について投稿している
- 人々の関心を集め、SNS の投稿がされやすい

街中にある関心物の例としては以下の 3 つのようなものが挙げられる（図 2）。



図 2: 左：長野県安曇野市 道祖神，中央：富山県立山市 石仏，右：名古屋の公募デザインマンホール蓋

(1) 長野県安曇野市の道祖神

長野県安曇野市には約 400 体あるとされており、単体の市町村では日本一とされている [16]。道祖神は、村境で悪霊や悪い病が村へ入るのを防ぎ、旅人の安全を守り、五穀豊穡、家内安全、子孫繁栄などの守り神である。

(2) 富山県の立山石仏

富山県立山町の立山山道には約 30km に渡って西国三十三か所観音をまねて石仏が安置されている [17]。1 番は岩崎寺に、33 番は室堂に存在しているが、番号のない石仏も存在している。いずれも、屋根付き石柱の正面に刻んだ観音像で、登山道の道しるべとなっている。

(3) ご当地マンホール蓋

都市に点在するマンホールの蓋には、自治体ごと・地域ごとに特有の意匠を取り入れた模様が描かれていることがあり、一種の観光名所となることもある。同じ地域には複数の同じマンホールが存在することが多いが、多種多様なデザインを限定的に採用している地域も存在する（例えば、名古屋市の公募デザインマンホール蓋¹⁾など）。

これらについては、ピクトリアルマップ（図やイラストを用いて、ある地域の特徴や雰囲気を分かりやすく表現する地図）といった簡単なマップに位置が示されている場合が多くユーザーはある程度の位置は把握可能で観光の道中で投稿されやすいものである。

4. 提案手法

本研究では観光地において任意の TPoI (Target PoI) の位置をその TPoI について複数のユーザーが言及したジオタグ付きでない投稿とその前後の投稿から推定することを目的としている。

図 3 に提案手法の流れを示す。提案システムは、1) 時系列 SNS 投稿の収集、2) TPoI 周辺のアンカーポイントの位置特定、3) アンカーポイントとの相対的位置に基づく TPoI の位置推定、の 3 つの手順から構成される。

4.1 時系列 SNS 投稿の収集

まず、SNS に投稿されている時系列の投稿を収集する。本研究で取り扱う時系列の SNS データとしては、以下のようなものを想定する。

(注1) : <https://www.water.city.nagoya.jp/category/manhole/143209.html>

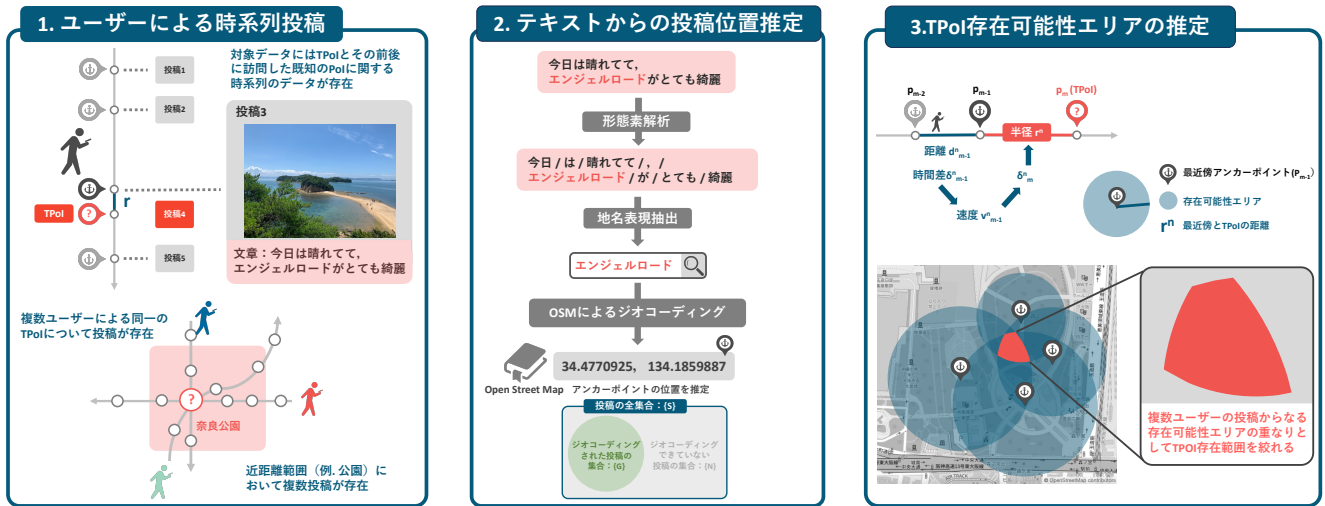


図 3: 提案手法の流れ

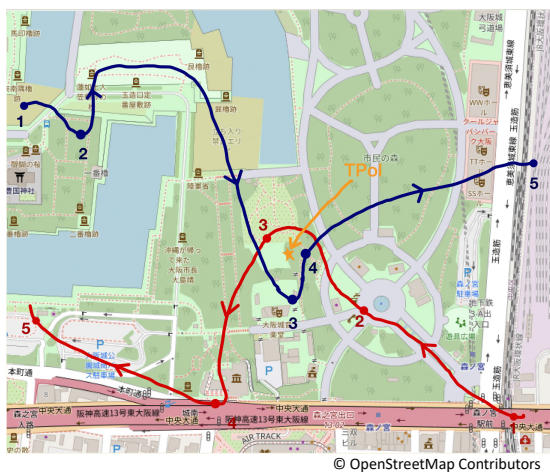


図 4: SNS のデータ例 (大阪城公園)

- あるユーザが 1 日の行動の中で複数の PoI に関する投稿をしており、そのうちにジオコーディング可能なテキストを持つ投稿が複数存在するという事。
- ある程度の近距離範囲 (例えば、同じ施設内、公園やテーマパークなど) において、複数回の投稿がなされていること。
- それらの投稿には、画像と文章が含まれていること。
- 複数ユーザがそれぞれ任意の位置から同じ PoI について言及していること。

その具体例を図 4 に示す。この例では、大阪城公園内にて 2 人の SNS ユーザが移動した軌跡と SNS 投稿地点を表している。図中の赤と青の●と → (矢印) はそれぞれユーザ 1・ユーザ 2 による移動軌跡と SNS 投稿地点を示している。また、図中央付近の黄色の★が対象の TPoI である。ここで、ユーザ n ($n \in N$) による時系列の投稿を $P(n) = (p_1^n, p_2^n, \dots, p_M^n)$ と定義する。各地点での投稿 p_m^n (ユーザ n が m 番目に行った投稿) には、それぞれ投稿時刻 (t_m^n)、投稿画像 (i_m^n)、投稿文章 (s_m^n) が含まれると想定する。

4.2 TPoI 周辺のアンカーポイントの位置特定

分析対象の全投稿に対してジオコーディングを行い、緯度経度が得られたものはアンカーポイント、得られなかったものは推定対象として TPoI とする。まず、TPoI の周囲に存在する PoI (=アンカーポイント) の位置を特定する。図 4 で示したような時系列の SNS 投稿から場所に関する固有表現を抽出し、緯度経度を推定する場合、ユーザが特定の場所を示しているテキストであっても「コンビニ」、「病院」などの一般名詞では一意に位置を特定できない。そこで、本研究ではある程度のエリア内で一連の時系列投稿がされているという仮定のもとで位置の推定を行う。まずユーザが各 PoI 通過時の SNS 投稿の中の文章から地名に関する固有表現を抽出し、原ら [12] で示されている手法を応用して OpenStreetMap [2] に登録されている地名を参照して一致している場合、辞書的に緯度経度を推定する。

4.3 アンカーポイントとの相対的位置に基づく TPoI の位置推定

特定されたアンカーポイントの情報を元に TPoI が存在する可能性のあるエリアを推定し、この手順を複数ユーザのデータに対して適用することによって、TPoI の位置を絞り込む。

- (1) ユーザ n の一連の時系列投稿 $P(n)$ のうち、 p_m^n を TPoI とした時の前 2 投稿 p_{m-2}^n, p_{m-1}^n の投稿時間の差から移動時間 δ_{m-1}^n を計算する。
- (2) 4.2 節で推定したアンカーポイント p_{m-2}^n, p_{m-1}^n 間の移動距離 d_{m-1}^n を算出し、その距離を (1) で求めた δ_{m-1}^n で割り、歩行速度 v_{m-1}^n を求める。
- (3) TPoI に最近傍のアンカーポイントを p_{nearest}^n としたときに、 p_{nearest}^n と TPoI の投稿時間の差 δ_m^n と v_{m-1}^n から、2 地点間の距離 r^n を推定。
- (4) p_{nearest}^n を中心として、(3) で求めた r^n を半径とした円領域 a^n (TPoI 存在可能性エリア) を推定する。

多数のユーザが共通の TPoI を含んだ時系列投稿をしている場合、ユーザ数に対応する円領域 a^n ($n = 1, 2, \dots, N$) が計算さ

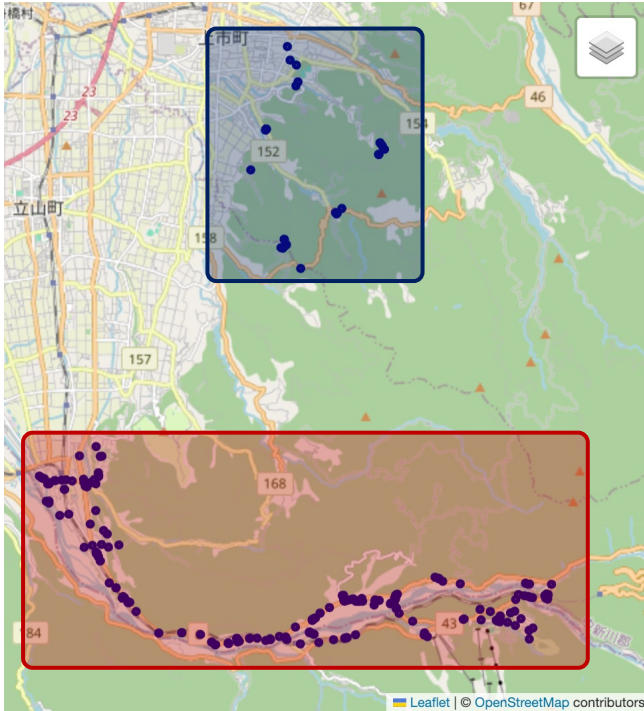


図 5: 富山県立山町における実験を行ったエリア（青いエリア：10月12日の実験エリア，赤いエリア：10月13日の実験エリア，マーカー：投稿位置）。

れるため，これらの共通部分が TPoI 存在可能性範囲であり，ユーザが増えれば増えるほど範囲を限定し，実際の TPoI の位置を特定することが可能になる。

なお，ユーザは必ずしも関心物を目の前にして写真撮影や SNS 投稿を行うとは限らず，少し離れた位置から投稿する可能性は考慮しなければならない。この問題に対処するために，各投稿 p_m^n に含まれる投稿画像 i_m^n や投稿文章 s_m^n の分析に基づいて対象物との距離感や方角などを算出した上で r^n を補正する方法論について合わせて検討する。

5. 実験

本研究で提案している手法のうち，位置推定部分の有効性を検証するために富山県立山町において 2023 年 10 月 12, 13 日に実験を行った。今回の実験は立山町の山中で電動自転車に乗り移動しながら被験者が関心を寄せた地点 (PoI) についての投稿をレポート [18] を用いて行った。

5.1 実験設計

実験対象エリアは富山県立山町の図に示すエリアである。青い枠で囲われた部分が 10 月 12 日に行動した範囲，赤い枠で囲われた部分が 10 月 13 日に行動した範囲である。1 日目は山間部を電動自転車を用いて回る観光ツアーに被験者の 4 人全員で参加し，そこでの PoI である。2 日目は，1 日目に使用した電動自転車と同車種を用いて立山町の麓の施設から立山駅をゴールとして被験者 4 人がそれぞれ自由に道順を選択して，PoI を投稿していった。今回の実験で投稿に含まれるデータはテキスト，写真，投稿時間，正解確認用としての緯度経度である。本研究では位置推定手法の有効性を調査するために，ジオコーディン

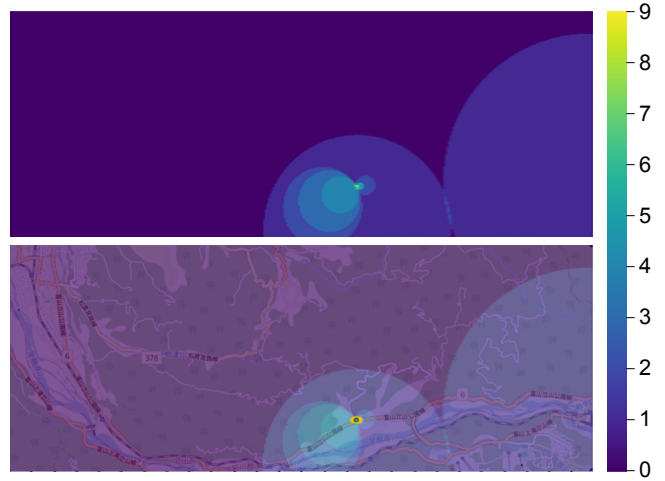


図 6: PoI 推定に用いる共通部分のヒートマップによる可視化（上：TPoI 存在可能性エリアを示したもの，下は地図を重ねたもの）

表 1: 重み別の推定エリアから正解位置の距離の最小値，最大値，中央値，標準偏差（単位：m）

重み	最小値	中央値	最大値	標準偏差
カウント	0.458	6.462	247.164	43.049
半径	0.497	17.673	320.986	77.082
面積	0.497	13.081	1150.552	202.131

グにより緯度経度が判明しているものと，そうでないものがすでに得られていると仮定する。

図中の紺色のポイントが実際に今回の実験で投稿された投稿の位置である。

本研究で提案している手法は複数の投稿で同じ PoI について言及されているものを対象としているのでこれらの投稿をラベリングし，PoI の位置を推定する対象とした。

5.2 位置推定結果

本研究では提案手法の位置推定部分を次のように実装している。まず，複数の言及があるとラベリングされた投稿の前 2 投稿，後ろ 2 投稿を用いて提案手法で示したような円を描くための半径と中心の緯度経度のペアを算出する。この半径と緯度経度をで扱うために緯度経度座標から XY 座標に変換した上で，全ての今回の実験で得られた全ての点の緯度と経度を含むような範囲の四角形を考え，この四角形内に擬似的な 1m メッシュを作成した。このメッシュが投影されている XY 座標系に緯度経度と半径を投影しその円の範囲内のメッシュの値は円が持つ重みで加算することで，円の重なりを表現している。このメッシュをヒートマップにより可視化した図と，実際の地図上で推定対象の正解位置を重ね合わせたものが図 6 である。

この図で最も明るい部分が提案手法での共通部分であり，このエリア内が PoI が存在すると推定できるエリアである。この推定エリアの妥当性を評価するために正解データの位置と推定エリアとの距離を計算した結果が表 1 である。

円が持つ重みとして，3 種類の重みを考えた。単純なカウントベース，半径に反比例した円の信頼度による重み，円の面積に反比例した信頼度での重みである。円が重なったメッシュの

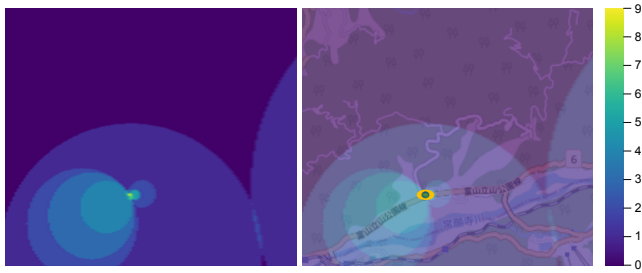


図7: 図6のTPoI周辺を拡大したもの

グリッドに対してカウントベースでは1, 半径に反比例する場合は $\frac{1}{R_{PoI-ID}}$, 円の面積に反比例する場合は $\frac{1}{\pi R_{PoI-ID}^2}$ をそれぞれ重みとして加算した。

5.3 考察

表1から, 単純なカウントでの重み付けが最も頑健かつ精度が良いことがわかる。半径の逆数での重み付けでは, 半径の小さい円の影響力が大きくなり, 小さい円が点在する場合, 推定エリアが大きくなってしまふということが考えられる。面積の逆数の重みについても同様のことが言えるが, 半径の2乗に反比例するためより小さい円の影響力が強くなるので, 半径の重みよりもさらに大きな推定エリアになっている。

最も精度が高く, ばらつきの少ないカウントによる重みを用いてPoIの位置を推定した結果である図6の結果を拡大したものを図7に示す。このPoI推定における誤差が最小値が2.55, 最大値が35.5, 平均値が10.3, 標準偏差が80.4であった。図中の黄色の楕円が正解位置であり, 推定エリアがヒートマップ上の明るい色の部分である。これらの結果から, 本研究の提案手法である共通部分がPoIの位置推定に有効であることが示唆された。

6. まとめ

本稿では, 位置情報を持たないSNS投稿から, 地図データベースに登録されているかどうか依存せずに投稿で言及されているPoIの位置推定を行う手法を提案した。自然言語処理によるジオコーディング後に位置情報が判明した投稿と判明できていない投稿ができるが, これらの投稿は時系列的に投稿されたものなので, 判明した投稿をアンカーとして, 移動可能範囲の重ね合わせにより, 図形的に存在可能性エリアを絞った。重ね合わせにより絞られていくエリアに信頼スコアを付与するために重ね合わせの回数のカウント, 重なる円の半径の逆数, 面積の逆数を重みとして用いた結果, カウントによる信頼性スコアが最も精度が高く, 推定エリアの面積も小さくなることが示唆された。

現在のところ, 最も重なり合う部分を推定エリアとして考えているが, もう少し範囲を広げて重なり回数の最大値からある閾値までの間の重なり部分をすべて推定エリアとすることで, ある程度の幅を持たせた推定に応用できると考えている。また, 本研究で最も良いとされていたのは重みがカウントのものであるが, この手法の場合, 離れた場所に2つの同程度の信頼性スコアを持つ推定エリアが存在する場合に, どちらを信頼す

るかなど問題が生じる。これには, 複数の同程度の推定エリアが出た場合にそれらの重心を取ることや, 円の半径への依存が小さい離散的でない信頼性スコアの検討を行なっていく予定である。

謝辞

本研究の一部は, JST さきがけ (JPMJPR2039), および JSPS 科研費基盤研究 (JP22H03648) の助成を受けたものである。

文献

- [1] Google, "GoogleMap," <https://www.google.com/maps/>. (Accessed on 2023-07-19).
- [2] O. Foundation, "OpenStreetMap," <https://www.openstreetmap.org/>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [3] X.X. Zhu, Y. Wang, M. Kochupillai, M. Werner, M. Häberle, E.J. Hoffmann, H. Taubenböck, D. Tuia, A. Levering, N. Jacobs, A. Kruspe, and K. Abdulahad, "Geo-Information Harvesting from Social Media Data," arXiv:2211.00543, pp.1–26, 2022.
- [4] 株式会社 JTB 総合研究所, "スマートフォンの利用と旅行消費に関する調査 (2023 年度版)," <https://www.tourism.jp/wp/wp-content/uploads/2024/01/smartphone-travel-consumption.pdf>. (Accessed on 2024-02-01).
- [5] 桐村 喬, ツイッターの空間分析, 古今書院, 2019.
- [6] D.P. Sofia Nikiforova, Tejaswini Deoskar and Y. Winter, "Geo-Aware Image Caption Generation," Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, pp.3143–3156, 2020.
- [7] 周文トウ, 牛尼剛聡, "ビクトリアルマップの自動生成のための SNS 上の投稿写真の位置情報と意味情報を考慮した POI 抽出," 第 21 回日本データベース学会年次大会 最終論文集, pp.1–6, 2023.
- [8] 大野けやき, 西村太一, 亀甲博貴, 森信介, "テキスト中の場所表現認識と係り受けに基づく緯度経度推定ツールの開発," 言語処理学会 第 29 回年次大会 発表論文集, pp.2666–2671, 言語処理学会, 2023.
- [9] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," arXiv:1810.04805, pp.1–16, 2019.
- [10] J.D. Lafferty, A. McCallum, and F.C.N. Pereira, "Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data," Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning, pp.282–289, ICML '01, 2001.
- [11] T. Sasada, S. Mori, T. Kawahara, and Y. Yamakata, "Named Entity Recognizer Trainable from Partially Annotated Data," International Conference of the Pacific Association for Computational Linguistics, vol.593, pp.148–160, 2015.
- [12] S. Hara, A. Kubo, M. Matsuzaki, H. Kameko, and S. Mori, "Development of Methods to Extract Place Names and Estimate Their Places from Web Newspaper Articles," 2021 Pacific Neighborhood Consortium Annual Conference and Joint Meetings (PNC), pp.1–6, 2021.
- [13] G. Team, "GeoNames," <https://www.geonames.org/>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [14] H.N. Insung Kang, "Robust localization system using vector combination in wireless sensor networks," IEEE Access, vol.10, pp.73437–73445, 2022.
- [15] Y.-Y.C.M.C. Zekun Li, Wenxuan Zhou, "Geolm: Empowering language models for geospatial grounded language understanding," Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, p.5227–5240, 2023.
- [16] 長野県安曇野建設事務所, "安曇野の道祖神," <https://www.pref.nagano.lg.jp/azumiken/jimusho/mamechishiki/dousojin.html>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [17] 富山県立山市, "富山の文化遺産," <https://toyama-bunkaisan.jp/search/2671/>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [18] 松田裕貴, 河中祥吾, "Web ブラウザ上で動作する市民参加型写真収集アプリの開発と運用," 第 27 回社会情報システム学シンポジウム (ISS27), pp.1–5, 2021.