

関心を集める街の事物発見のための 位置情報付き写真・テキスト投稿分析手法の検討

Study of a method for analyzing location-based photo and text postings
to discover things in the city that attract interest.

澤野 耕平[†] 松田 裕貴[†] 大内 啓樹[†] 諏訪 博彦[†] 安本 慶一[†]
Kohei Sawano Yuki Matsuda Hiroki Ouchi Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、訪日外国人観光客数は新型コロナウイルスの世界的な流行により減少したが、行動制限が緩和された2022年末から訪日外国人観光客数は上昇しており、2023年は現在まで毎月100万人を超える外国人が日本を訪れており、観光需要が高まっている[1]。観光客が観光を行う際の観光ナビを作成する上でGoogleMap[2]やOpenStreetMap[3]などのデジタル地図サービスは必要不可欠である。無料のオープンなデジタル地図サービスとしては上記2つ以外にもNatural Earth[4]、Geocommons[5]、MapCruzin[6]などがある。

一方、近年、スマートフォンの普及によりSNS(Social Media)の利用者が増加している。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[7]。SNSの利用者が増加することでユーザーが関心のある街の事物を発見した際に、その瞬間を記録し共有するため、写真に撮影しテキスト共にSNSに投稿することが一般的に行われるようになった。図1に示すように2015年時点でソーシャルメディア・プラットフォームにアップロードされた写真は1日あたりおよそ30億枚に上ると推定されている。また、Twitterに限れば、2ヶ月間に全世界で300万件の地理情報付きTweetがされている。観光客は1日の間で訪れた場所をハッシュタグ(#)付きで連続的に投稿している(例えば"#NaraPark"など)。ハッシュタグをつける中で参照されるのがデジタル地図サービスである。観光客が観光対象とするものの多くはこのデジタル地図サービスに登録されている。例えば、建物(神社・仏閣など)や施設(アミューズメントパークなど)、お店など時系列的にあまり変化しない事物である。

一方で、デジタル地図サービスに登録されていない観光対象物(Unregistered Point of Interest: UPoI)も存在している。UPoIの特徴は2つあり、1つは「時系列的に価値が変化する」ということである。この例として、季節により樹木などの事物は人々の関心を集める事物(満開の桜や紅葉など)に変化する。もう1つの特徴

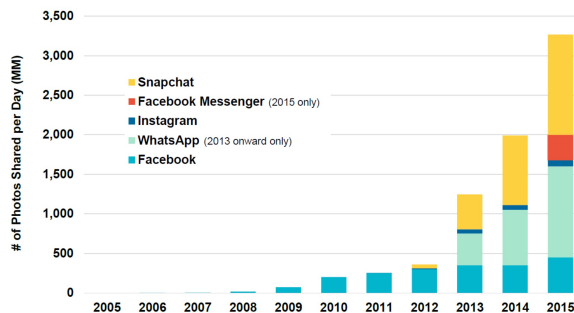


図1: SNSプラットフォームで毎日更新される写真数(文献[7]より引用)

は、「街の至る所に存在はしているものであるが、その中で希少性が高いもの」である。ご当地マンホールやご当地ポストなどがそれにあたる。街中には通常のポストやマンホールは至る所に存在しているが、その地域限定の装飾がされたポストやマンホールが存在しており、希少性が高くなっている。このようなUPoIはその希少性などから人々の関心を集めており、観光ナビでも重要視される情報である。しかし、UPoIはデジタル地図サービスに存在しないことがしばしばある。そこで、本研究は観光ナビでも重要視される情報であるUPoIの位置をSNSの投稿から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、SNSによるユーザの移動パターン自動検出手法、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[8]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が、既存の画像キャプション

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

生成は画像とテキストからの情報のみを参照してキャプションを生成している。そこで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 [3] 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 [9] 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である DBSCAN [10] を行って、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、意味情報をもつ高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 SNS によるユーザの移動パターン自動検出手法

Belcastro ら [11] はソーシャルメディア中で特にジオタグが付けられた投稿に着目し、人々の移動に関する正確なパターンを抽出する手法である AUDESOME (AUto-matic Detection of user trajEctories from SOcial ME-dia) を提案している。AUDESOME には 2 つの新しい教師なしアルゴリズムからなる。まず、テキストマイニングアルゴリズムは、ソーシャルメディアへの投稿を分析し、特定の地域の関心場所 (Places-of-Interest : PoI) を自動的に特定するための主要なキーワードを抽出している。次に、地理空間クラスタリングアルゴリズムでは、ジオタグが付けられた投稿と抽出されたキーワードの両方を活用して、関心地域 (Region of Interest : ROI) を検出する。AUDESOME の性能は、キーワードの識別、ROI の検出、ユーザーの軌跡の抽出を考慮して実験的に評価されている。約 300 万件のジオタグ付き投稿を含む Flickr で公開された実データセットを用いた実験の結果、AUDESOME が既存の手法よりも優れた結果を達成していることが実証された。

2.4 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 [12] 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 [13]、CRF [14] と点予測 [15] を組み合わせたものである。緯度経度の推定には Hara ら [16] 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 [17] 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。

2.5 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 [18] 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。

2.6 先行研究の課題

従来の研究ではいずれも位置情報 (ジオタグ) がついている投稿が分析の対象となっているが、ポケモンマンホールなど、関心を集めつつ位置情報が登録されていない PoI が存在している。このような PoI の位置を特定することは観光ナビなどにおいても重要である。

3. 問題設定

本研究ではデジタル地図サービスに登録されていない街中にある関心物 (Unregistered Point of Interest : UPoI) に関する複数の SNS 投稿から関心物の位置を推定する手法を示す。本研究で取り扱う UPoI は、次のような性質をもつものを想定している。

- デジタル地図サービスに位置情報やその内容が登録されていない
- 人々の関心を集め、SNS の投稿がされやすい



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

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)。

(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[19]。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[20]。1番は岩嶽寺に,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*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はある程度の位置は把握可能であるが,地図サービスに登録されていないため本研究で対象とするUPoIとみなせる。

4. 提案手法

本研究ではデジタル地図サービスに位置情報が登録されていないが人々の関心を集め,SNSに投稿されるよう

な街の事物の位置を複数の時系列のSNS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)UPoI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UPoI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。

- あるユーザが1日の行動の中で,少なくとも1つの「UPoI」に関する投稿と,その前後に訪れた「既知のPoI」に関する投稿の両方を行っているデータであること。
- 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「UPoI」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UPoI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 UPoI周辺のアンカーポイントの位置特定

まず,UPoI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[16]で示されている手法と同様にGeoNames[17]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。その後,推定した緯度経度をNikiforovaら[8]が示した周囲の地理

*<https://www.water.city.nagoya.jp/category/manhole/143209.html>

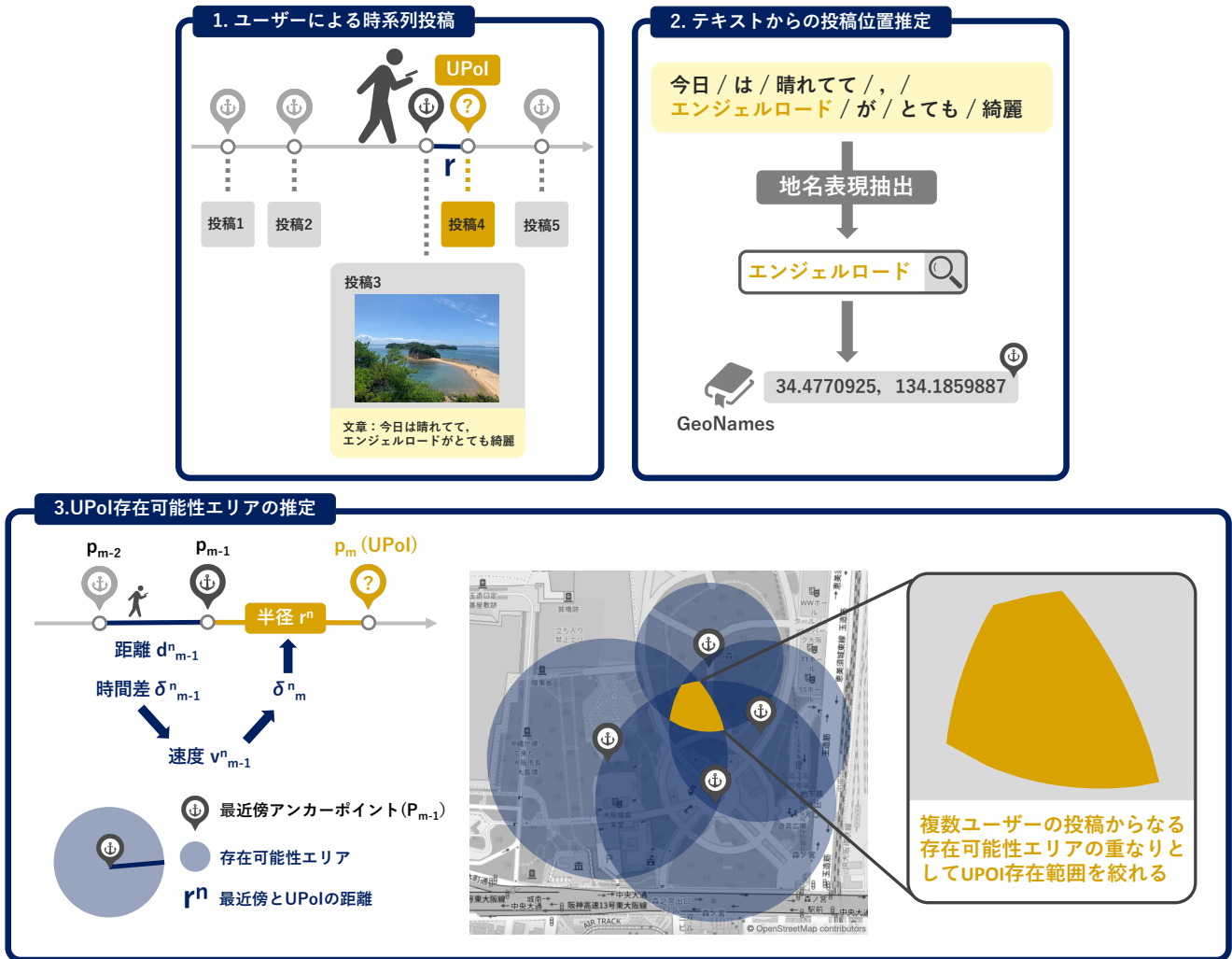


図 3: 提案手法の流れ

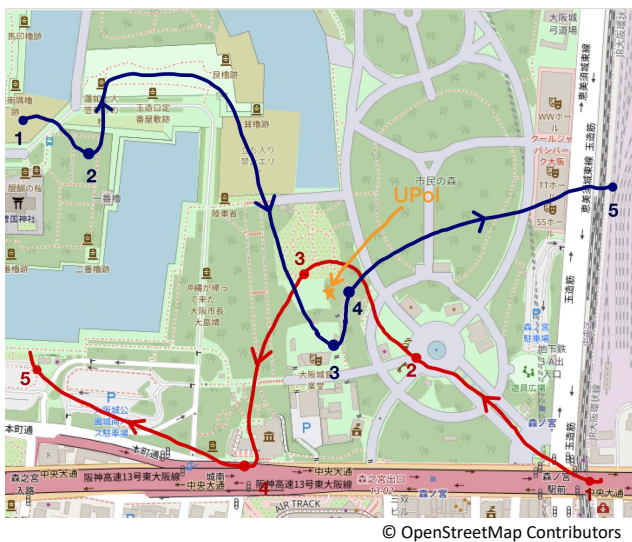


図 4: SNS のデータ例 (大阪城公園)

的コンテキストを考慮し、アンカーポイントの推定位置情報が周囲の地理コンテキストと矛盾しないかを検証する。このようにして、UPoI の周辺のアンカーポイントの位置を一意に定める。

4.3 アンカーポイントとの相対的位置に基づく UPoI の位置推定

特定されたアンカーポイントの情報を元に UPoI 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、UPoI 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、UPoI (p_m^n) 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) UPoI 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 UPoI 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 (UPoI 存在可能性エリア) を推定する。

多数のユーザが共通のUPoI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 ($n = 1, 2, \dots, N$) が計算されるため、これらの共通部分がUPoI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UPoI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. おわりに

本研究ではデジタル地図サービスに登録されていないPoI (Unregistered Point of Interest: UPoI) の位置情報特定に向けて、複数のユーザが時系列で連続投稿されたSNSの投稿を分析し、他の投稿箇所との相対的な位置関係から位置を特定する手法を提案した。位置情報のないSNSの連続した投稿からUPoI周辺のPoI (デジタル地図サービスに登録されている) をアンカーポイントとし、最近傍のアンカーポイントからの距離からUPoI存在可能性エリアを計算し、複数ユーザの投稿から同様のエリアを計算して、重なりを考慮することで、存在可能性エリアを限定し、位置を推定することができる。今後の展望としてはまず、本研究で提案した手法を正解データの存在する対象物に対して適用し、位置情報推定精度を評価する。その後、発展として最近傍PoIからの投稿に含まれる画像から、撮影時刻、撮影地点における太陽の影の方向を分析し、UPoIをどの方角から撮影した投稿なのかを特定することで、更に地点の推定精度向上を図る予定である。

謝辞

本研究の一部は、JST さきがけ (JPMJPR2039) および JSPS 科研費 (JP22H03648) の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] 日本政府観光局. 国籍/月別 訪日外客数 (2003-2023年). https://www.jnto.go.jp/statistics/data/since2003_visitor_arrivals_June_2023.pdf, 2023. Accessed: 2023-7-18.
- [2] Google. GoogleMap. <https://www.google.com/maps/>. (Accessed on 2023-07-19).
- [3] OpenStreetMap Foundation. OpenStreetMap. <https://www.openstreetmap.org/>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [4] Map Update Committee. NaturalEarth. <https://www.naturalearthdata.com/>. (Accessed on 2023-07-19).
- [5] GeoCommons. <http://geocommons.com/>. (Accessed on 2023-07-19).
- [6] MapCruzin. <https://mapcruzin.com/>. (Accessed on 2023-07-19).
- [7] Xiao Xiang Zhu, Yuanyuan Wang, Mrinalini Kochupillai, Martin Werner, Matthias Häberle, Eike Jens Hoffmann, Hannes Taubenböck, Devis Tuia, Alex Levering, Nathan Jacobs, Anna Kruspe, and Karam Abdulahad. Geo-Information Harvesting from Social Media Data. *arXiv:2211.00543*, pp. 1–26, 2022.
- [8] Denis Paperno Sofia Nikiforova, Tejaswini Deoskar and Yoad Winter. Geo-Aware Image Caption Generation. In *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 3143–3156, 2020.
- [9] 周文トウ, 牛尼剛聡. ピ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.
- [10] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, and Xiaowei Xu. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD'96*, pp. 226–231, 1996.
- [11] Loris Belcastro, Fabrizio Marozzo, and Emanuele Perrella. Automatic detection of user trajectories from social media posts. *Expert Systems with Applications*, Vol. 186, p. 115733, 2021.
- [12] 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.
- [13] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT: Pre-training of Deep

Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv:1810.04805*, pp. 1–16, 2019.

- [14] John D. Lafferty, Andrew McCallum, and Fernando C. N. Pereira. Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data. In *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning, ICML '01*, pp. 282–289, 2001.
- [15] Tetsuro Sasada, Shinsuke Mori, Tatsuya Kawahara, and Yoko Yamakata. Named Entity Recognizer Trainable from Partially Annotated Data. In *International Conference of the Pacific Association for Computational Linguistics*, Vol. 593, pp. 148–160, 2015.
- [16] Shoichiro Hara, Akira Kubo, Masato Matsuzaki, Hirota Kameko, and Shinsuke Mori. Development of Methods to Extract Place Names and Estimate Their Places from Web Newspaper Articles. In *2021 Pacific Neighborhood Consortium Annual Conference and Joint Meetings (PNC)*, pp. 1–6, 2021.
- [17] GeoNames Team. GeoNames. <https://www.geonames.org/>, 2023. (Accessed on 2023-07-19).
- [18] Haewoon Nam Insung Kang. Robust localization system using vector combination in wireless sensor networks. *IEEE Access*, Vol. 10, pp. 73437–73445, 2022.
- [19] 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).
- [20] 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).