

周辺地物の機械学習による地物の意味の発見と言語化

羽田野唯人[†] 渡邊 二葉[†] 三林 亮太^{††} 莊司 慶行^{†††} 山本 岳洋^{††}

大島 裕明^{††} 田中 克己[†]

[†] 福知山公立大学 情報学部 〒620-0886 京都府 福知山市 字堀

^{††} 兵庫県立大学 社会情報科学部 〒651-2197 兵庫県 神戸市 西区 学園西町

^{†††} 青山学院大学 理工学部 〒252-5258 神奈川県 相模原市 中央区 淵野辺

E-mail: [†]{32045031,32145103,tanaka-katsumi}@fukuchiyama.ac.jp, ^{††}threeforest8@gmail.com,

^{†††}shoji@it.aoyama.ac.jp, ^{††††}t.yamamoto@sis.u-hyogo.ac.jp, ^{†††††}ohshima@ai.u-hyogo.ac.jp

あらまし 本論文では、地理情報システムにおける「地物」の意味の発見と言語化を行う手法を提案する。具体的には、対象とする地物の周辺にある地物群を機械学習して対象地物の意味を分散表現として求める。さらに、本論文では、分散表現として得られた地物の意味を言語化するために、意味が類似する地物を検索で求める手法を提案する。

キーワード 地理情報システム, 地物, 意味, 機械学習, 意味の言語化

1 はじめに

最近、機械学習技術を用いた AI の開発が急速に進んでいる。このような AI の殆どは大量データを深層型ニューラルネットワークを用いてデータを機械学習するものである。機械学習するデータは、数値データ、文字データ、画像データなど多岐にわたるが、地理情報システムの分野では、世界レベルの地図データの作成・蓄積は進展しているが、地図データの活用と言う立場からの地図の機械学習や AI 開発はあまり進んでいない。この理由の一つとしては、地図データの整備の遅れや地図データの新しい表現技術 (gml など) の浸透が遅れていることが考えられる。また、地図データの表現構造が多層的であることも遅れの一因になっているものと予想される。

本研究は、地図表現の単位となる「地物」に焦点をあて、従来手作業で行われていた「地物の意味」入力を機械学習によって自動化することを目的としている。この目的のために、従来からテキスト分野で使用されてきた「語の意味の計算法」を拡張して、「地物の意味の計算法」を開発する。具体的には、従来の語の意味の計算法として著名な Word2Vec を拡張した、2次元の地物の意味の計算法を提案する。さらに、従来の語の意味の計算法 Word2Vec で生成される語の意味は分散表現であるが、本研究では、地物の意味を、分散表現だけでなく人間にとって分かりやすい言語表現に変換する手法も提案する。

さらに、提案する手法「地物の意味の計算法」、「地物の意味の言語表現」を実証するために、地理情報システム QGIS や OpenStreetMap データを実際に用いて、性能実験を行う。

第2節では、関連研究を紹介し、本研究の位置づけを示す。第3節では、地物の意味の分散表現の求め方や OpenStreetMap データの機械学習について述べる。第4節では、地物の意味の「言語化」の手法を提案する。第5節は結論である。

語の意味(Harrisの分散仮説1954)

語の周辺単語(文脈)によって与えられる
Words that occur in the same contexts tend to have similar meanings

語 iPod の意味：下線を引いた周辺語群

... Apple's popular iPod portable music players, as well as players using windows media player ...

..... audio recordings that can be downloaded to an iPod for portable listening.

図1 語の意味の分散表現

2 関連研究

図1に示すように、Z.S.Harris は、語の意味はその語の周辺に出現する語群によって与えられるという仮説を提案した[1]。この仮説に基づいて、T.Mikolov らは、語の意味の分散表現をニューラルネットワークの機械学習で求める手法 Word2Vec を提案した[2]。T.Mikolov らは、その後、この手法を拡張して、文や文書の意味の分散表現を求める手法も提案している[3]。

語の意味は時間や時代、空間によって変化する。このため異なる時期・時代・空間に使用されてきた語の意味を機械学習で求める手法が Yating らによって提案されている[4]。

地物の意味の発見に関する研究としては、莊司らの、場所の分散表現を地理タグ付き Blog から求める Location2Vec の研究[5]や、山本・大島らの、自然言語からの緯度経度推定の研究[6]がある。また、地物の意味分析と意味の言語化に関しては、著者の羽田野・渡邊・田中らによる先行研究[7]がある。



図 2 地物の意味の分散表現

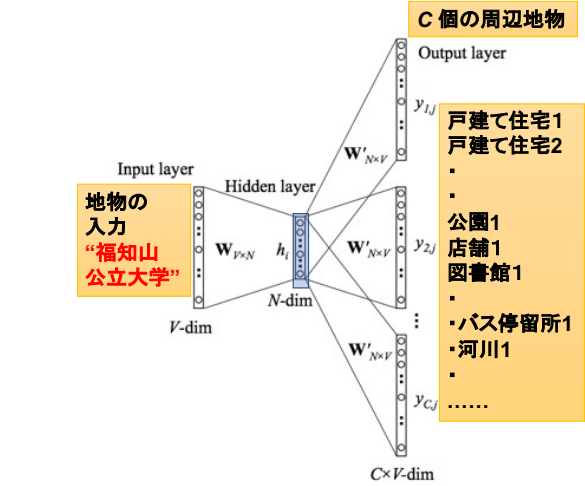


図 3 スキップグラムニューラルネットワークによる地物の意味学習

	true_east_longitude	true_north_latitude	osm_id	amenity	name	way
0	141.937433	45.522049	9906880680	restaurant	てっぺん市場	POINT (15800402.733 5704085.243)
1	141.937549	45.522008	9906880679	restaurant	墨北端	POINT (15800415.690 5704078.729)
2	141.940905	45.520457	9009885855	police	椎内市警察署 谷峠駐在所	POINT (15800789.290 5703832.272)
3	141.879652	45.487013	2669723413	townhall	椎内市役所 宗谷支所	POINT (15793970.592 5698520.387)
4	141.880270	45.486571	2669723412	police	駐在所	POINT (15794039.399 5698450.109)
5	141.880903	45.486276	2669723411	post_office	宗谷郵便局	POINT (15794109.853 5698403.374)
6	141.877106	45.464042	8401628253	fuel	安田石油	POINT (15793687.195 5694873.571)
7	141.879244	45.460585	8401628240	fuel	木村石油ss	POINT (15793925.152 5694324.955)
8	141.752234	45.403851	2615825252	place_of_worship	豊岡神社	POINT (15779786.497 5685325.153)
9	141.814568	45.375091	2681531579	restaurant	さるぼぼ	POINT (15786725.541 5680766.402)

図 4 OSM の DB

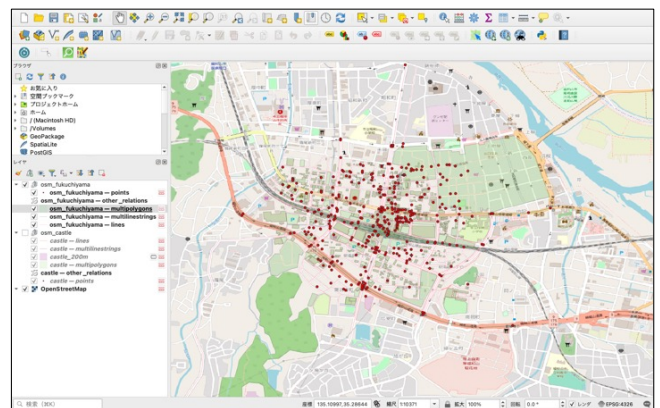


図 5 福知山駅周辺の OSM 地物データ

された属性をあらかじめ持っているため、そのまま機械学習に使用することが可能である。図 4 は OSM DB の一部を表示したものであり、図 5 は実際に OSM を使用した例として、福知山駅周辺の OSM 地物データを QGIS に読み込み表示したものである。次に、この OSM DB を用いて周辺地物の機械学習を行い、対象地物の意味の分散表現を獲得する。図 6 は、福知山城周辺 200m 以内にある OSM 地物データ（点データ、赤丸で表示）を表示したものである。

OSM データを用いた周辺地物の機械学習は、次のようなステップを踏んで行った。

3 地物の意味の発見

3.1 地物の意味の分散表現

「地物」とは、地図で表現される建物（建築物）、施設（駅、停留所、公園、図書館、寺社仏閣など）、河川、交通網などを指す。このような地物の「意味」を獲得するために、Harris の分散仮説を拡張して、「地物」の意味は、その地物の周辺に出現する地物群によって与えられるものと考える。本節では、地物の文脈（周辺の地物集合）を機械学習して、「地物」の意味（分散表現）を獲得する手法を提案する [7]。直観的には、図 2 内の地物 X(マンション) の意味は、地物 X の周辺の地物群（駐車場 e、マンション d、会社 c、住宅 a、駐車場 b）を機械学習することで得られるものと考えられる。

ある地物の周辺の地物群を機械学習するためには、従来の Word2Vec を次のように拡張する必要がある。

地物の抽象化 具体的な名称などを有する地物を「一般化」して、戸建て住宅、集合住宅、駅、商業ビル、店舗、鉄道駅、バス停留所などのように抽象化して機械学習を行う必要がある。

周辺地物集合の学習 1 次元的なテキストとは異なり、地図上の地物群は 2 次元的に配置されるものであるため、このような周辺地物集合を 2 次元的に求めて機械学習する必要がある。

周辺地物集合の多層化 周辺地物には多様な種類のものがある（点オブジェクト、線オブジェクト、多角形オブジェクト）ため、機械学習も多層的に行う必要がある。

周辺地物集合の範囲決定 地物は種類によってその大きさ・広さが大きく異なる。このため、周辺地物集合の範囲も対象地物によって決定する必要がある。

3.2 OSM データを用いた周辺地物の機械学習

本論文では、地物データの収集や分析を、OSM（Open-StreetMap）データを利用して行うこととした。OSM データは、誰でも自由に閲覧・使用・編集できるとともに、具体的な地物名称だけでなく「コンビニ」や「学校」といった一般化



図 6 福岡山城周辺 200m 以内にある OSM 地物データ

(1) OSM からの学習用データの抽出

OSM データから点 (Point) 型のオブジェクトを抽出し、さらに、学習に必要な地物タイプの情報を抽出する。OSM では地物タイプが属性名:属性値の形で格納されており、「tourism:hotel」などがある。この際、名前のない地物などは除去する。結果として、各地物の ID、名前、緯度、経度、ジャンル (Key と Tag のタプル)などを抽出。

(2) 各地物の周辺地物の抽出

各地物に対し、その地物から半径 n メートル以内にある周辺地物群を取得する。具体的には、1000 メートル以内で最大 1000 件の周辺地物 (OSM-ID、名前、緯度経度、地物種別)を取得する。取得した周辺地物の地物種が、ある地物 1 件に対する特徴データとなる。

(3) Word2Vec による機械学習

スキップグラムニューラルネットワーク Word2Vec による機械学習を行う。ここで、入力層、出力層の各ニューロンは、694 個の地物種類に対応する。中間層のノード数は 100 ノードとした。周辺地物のジャンルから、中央地物のジャンルを推定するタスクで機械学習を行う。

(4) 地物種別 (ジャンル) ごとのベクトルの算出

学習が終了したモデルは、ノードの重みとして、例えば、「喫茶店」という概念はこのベクトルとして表せる」という情報を持つことになる。これを取り出すと、例えば、「喫茶店と近い店ジャンル」等が計算できる。

4 地物の意味 (分散表現) の言語化

前節までで得られる地物の意味は、分散表現であるため、利用者から見ると理解しがたいものとなる。本節では、機械学習で得られた地物の意味の分散表現に対して、人間にとって分かりやすい言語表現を与える手法を提案する。

4.1 地物意味検索クエリ

地物の意味の言語表現を次のように定義する。

地物を含む周辺領域の名称 + ”の” + 地物の種別名

例えば、大学周辺にある喫茶店という地物 X を考えよう。この地物 X を含む周辺領域の名称として「学生街」、この地物 X の種別名として「喫茶店」が適当であるとする、この地物 X の意味の言語表現は、以下のようなものになると考えられる。

地物 X の意味の言語表現 \equiv 学生街 の 喫茶店

別の例として、海辺にあるカフェという地物 Y を考えよう。この地物 Y を含む周辺領域の名称として「海辺」、この地物 Y の種別名として「カフェ」が適当であるとする、この地物 Y の意味の言語表現は、以下のようなものになると考えられる。

地物 Y の意味の言語表現 \equiv 海辺 の カフェ

次に、周辺領域の名称を複数持つような地物 Z の例を考える。例えば、大学周辺にあり、かつ、海辺にあるカフェという地物 Z を考えよう。この地物 X を含む周辺領域の名称としては「学生街」、「海辺」が適当である。この地物 Z の意味の言語表現は、以下のようなものになると考えられる。

地物 Z の意味の言語表現 \equiv 学生街 かつ 海辺 の カフェ

以上のような地物の意味の言語表現を検索で得るために、「地物意味検索クエリ」を導入する。地物意味検索クエリは、以下の仕様に基づく検索質問である。

<地物意味検索クエリ> ::= <周辺領域記述> <地物記述>
 <周辺領域記述> ::= <街区名> | <修飾句> <周辺領域記述>
 <街区名> ::= 学生街 | 商店街 | 住宅街 | 駅近 | 駅前 |
 田園地帯 | 海辺 | 川沿い | ... \\
 <地物記述> ::= <地物種別> | <修飾句> <地物記述>
 <地物種別> ::= 喫茶店 | カフェ | レストラン |
 アパート | マンション | ホテル | ...
 <修飾句> ::= 閑静な | 賑やかな | 緑豊かな |
 野中の | ...

例えば、次の地物意味検索クエリとその実行結果は以下のようになる。

"学生街 の 喫茶店"
 "駅前|駅近 の カフェ|レストラン"
 "住宅街 の カフェ|喫茶店|レストラン"
 "海辺 の カフェ|レストラン"
 "商店街 の 本が読める カフェ|喫茶店"

地物意味検索クエリ “学生街 の 喫茶店” の実行結果を図 7 に示す。早稲田大学近辺の喫茶店が多く検索されており、これらの喫茶店の意味が「学生街の喫茶店」という意味に合致していることを示唆している。

次に、地物意味検索クエリ “駅前 | 駅近 の カフェ | レストラン” の実行結果を図 8 に示す。駅前あるいは駅近にあるカフェや喫茶店やレストランが検索されている。

次に、地物意味検索クエリ “住宅街 の カフェ | 喫茶店 | レス

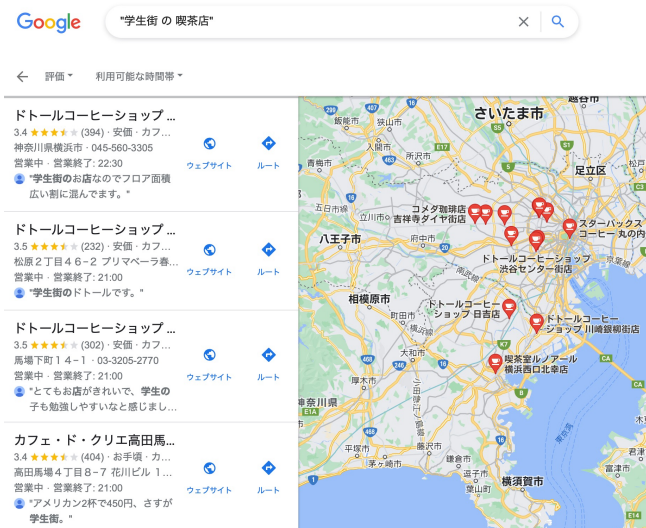


図 7 学生街の喫茶店



図 9 住宅街のカフェ・喫茶店・レストラン



図 8 駅前・駅近のカフェ・喫茶店・レストラン

「住宅街のカフェ」は、住宅街にあるカフェや喫茶店やレストランを検索するもので、図 9 のように良好な検索結果を得ている。

次に、地物意味検索クエリ「海辺のカフェ|喫茶店」の実行結果を図 10 に示す。このクエリは、場所記述に「海辺」という用語を用いてカフェや喫茶店を検索するものであるが、実行結果を見ると、瀬戸内海沿岸部にある多くのカフェや喫茶店が検索されており、良好な検索結果と言える。

最後に、地物意味検索クエリ「商店街の本が読めるカフェ|喫茶店」の実行結果を図 11 に示す。商店街にあり、「本が読める」カフェや喫茶店が検索されており、これも良好な検索結果と言える。

4.2 地物の意味の機械学習

前節で提案した方法を適用すると、いくつかの地物の意味の言語表現が得られる。言語表現を持つ地物の意味特徴ベクトルを言語表現を持たない地物の意味特徴ベクトルと比較して、意味特徴ベクトルが最も類似している地物の意味の言語表現を対象地物に継承させることで、地物の意味の言語表現を増やすことができる。図 12 にこのアイデアを示す。

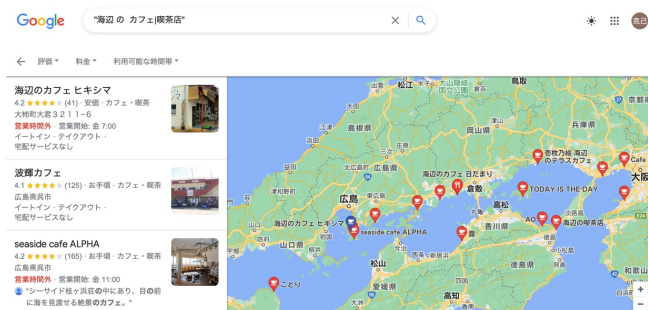


図 10 海辺のカフェ・喫茶店

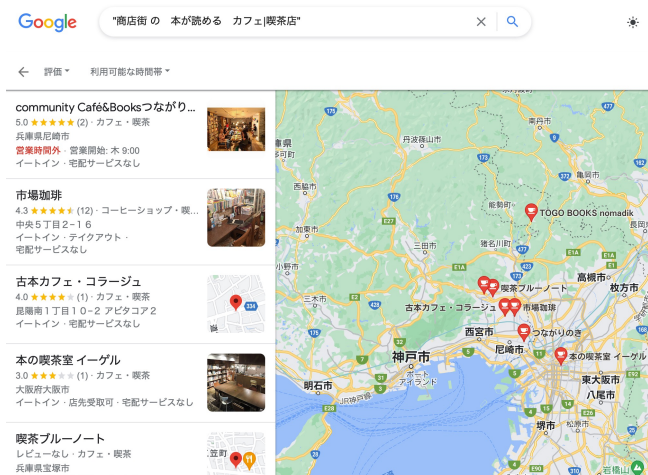


図 11 商店街の本が読めるカフェ・喫茶店

地物の意味の言語表現の継承は、以下の手順で行う。

- (1) 地図上の各地物を抽象化する (例えば、「光明寺」という寺は「寺社 1」というように抽象化)。
- (2) 地図上の抽象化された地物に対して周辺地物を求め、この周辺地物集合を Word2Vec の入力として機械学習を行う。
- (3) 対象地物 g (例えば、「寺社 1」) の意味特徴ベクトル $vector(g)$ を得る。
- (4) 言語表現が発見された地物 g' の意味特徴ベクトル

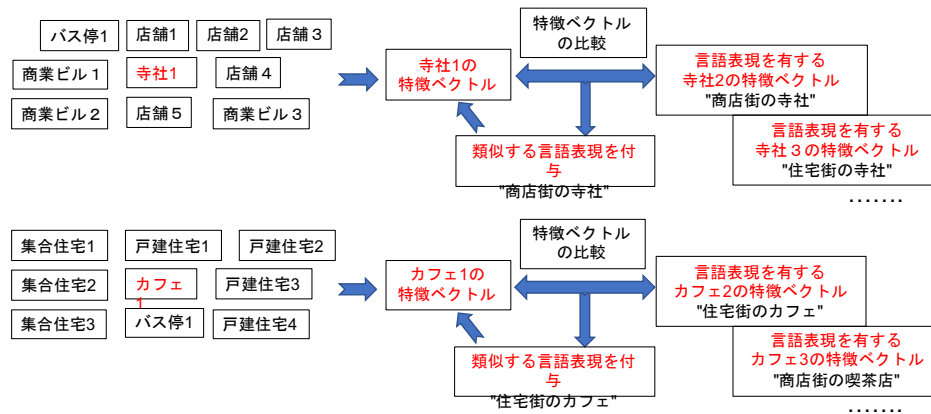


図 12 地物の意味の言語表現の継承

$\text{vector}(g')$ と対象地物 g の意味特徴ベクトル $\text{vector}(g)$ を比較し、最も類似度が高い地物 g' を検索する。

(5) 地物 g' の言語表現を地物 g に継承させる。

5 ま と め

本論文では、地理情報システムにおける「地物」の意味の発見と言語化を行う手法を提案した。具体的には、対象とする地物の周辺にある地物群を機械学習して対象地物の意味を分散表現として求める。さらに、本論文では、分散表現として得られた地物の意味を言語化するために、意味が類似する地物を検索で求める手法を提案した。

本稿での地物の意味の機械学習には、スキップグラムニューラルネットワークモデルを用いた (図 3 参照)。地図の 2 次元性を考慮すれば、スキップグラムニューラルネットワークでは 2 次元的な周辺地物群を正確には表現出来ないのため、今後は、2 次元スキップグラムニューラルネットワークを構築し、これを用いて機械学習を行う予定である。

謝 辞

本研究は、令和 4 年度科研費基盤研究 (B)(一般)「機械学習による情報の意味獲得と意味類似情報の検索・生成」(代表：田中克己，課題番号 22H03905) によるものである。

文 献

- [1] Zellig S. Harris. Distributional structure. *WORD*, Vol. 10, No. 2-3, pp. 146–162, 1954.
- [2] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In C.J. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K.Q. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 26 (NIPS 2013)*, Vol. 26. Curran Associates, Inc., 2013.
- [3] Quoc Le and Tomas Mikolov. Distributed representations of sentences and documents. *Proc. of 31st Int'l. Conf. on Machine Learning*, pp. 1188–1196, 2014.
- [4] Yating Zhang, Adam Jatowt, Sourav S. Bhowmick, and Katsumi Tanaka. The past is not a foreign country: Detecting semantically similar terms across time. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 28, No. 10,

pp. 2793–2807, 2016.

- [5] Yoshiyuki Shoji, Katsurou Takahashi, Martin J. Dürst, Yusuke Yamamoto, and Hiroaki Ohshima. Location2vec: Generating distributed representation of location by using geo-tagged microblog posts. In *Proc. of the 10th International Conference on Social Informatics (SocInfo 2018)*, part2, pp. 261–270, 2018.
- [6] 坂根和光, 山本岳洋, 澤田祥一, 大塚一路, 山本光穂, 大島裕明. 電子情報通信学会, 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2021), H33-2, 2021.
- [7] 羽田野唯人, 渡邊二葉, 田中克己. 周辺地物の機械学習による地物の意味分析と意味の言語化. 東海関西データベースワークショップ 2022, p. <https://sites.google.com/mil.doshisha.ac.jp/dbws2022>, 2022 年 9 月.