

覚えやすい経路案内文生成を目的とする 交差点を分かりやすく表現可能な地物のウェブ投稿からの抽出

木下 俊哉[†] 莊司 慶行[†] 大島 裕明^{††} Martin J. Dürst[†]

[†] 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

^{††} 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

E-mail: [†]kinoshita@sw.it.aoyama.ac.jp, ^{††}{shoji,duerst}@it.aoyama.ac.jp, ^{†††}ohshima@ai.u-hyogo.ac.jp

あらまし 本論文では、画面を見ながらの案内が困難な自転車ナビなどを想定して、短期的に覚えやすい道案内文を生成する手法について提案する。そのために、右左折や直進といった案内の対象になる交差点について、ある地物はその交差点をどれだけ分かりやすく説明可能であるかを判定した。具体的には、Web投稿から道案内表現をしている文を、言語パターンを用いて網羅的に収集した。そして、道案内に含まれる地物が、案内に用いられなかった地物に対して、どのような特徴があるかを、機械学習による分類を通して分析した。実際に案内に適していると推定された地物を使って作成した案内文と交差点に近い地物を並べただけの案内文を、被験者実験で比較する。実験結果から、地物の種類や地物の周辺、経路内の他の地物が、地物の道案内におけるランドマークとしての適性にどのような影響を与えるかを明らかにする。

キーワード 地理情報検索, ナビゲーション, 記憶, 自転車

1 はじめに

近年では、インターネットや携帯端末の普及によって、地図などの位置情報を用いたサービスを利用する機会が増加している。移動手段も、歩行や自動車、自転車や電動キックボードの種類やシェアリングサービスの登場により、移動手段の多様化が進んでいる。様々な交通手段を利用する中で、経路案内システムの利用者が増加している。移動手段の多様化に伴い歩行者や自動車向けのものに加えて、自転車向けのナビゲーションサービスが登場している。

一方で、運転中に携帯端末の操作が困難な二輪車において、ナビゲーションを利用しているにも関わらず経路の確認不足や設定の誤りによって高速道路へ侵入するといった事案が発生している。¹ このように自転車等の走行中に誤った経路へ侵入することを防ぐために、スマートフォンの画面を見続けることなく経路を把握できる案内が必要である。現在提供されているナビゲーションでは、目的地までの経路において方向転換が必要な場面で「300m先の、青山一丁目という交差点を右折。」といった案内をする。右左折の直前に、音声による通知を繰り返して目的地まで移動を促す、「ターンバイターン方式」を採用している。しかし、案内に登場した交差点や道路の名称が、現地に大きく書いてあるとは限らない。この案内方法では、直近の方向転換する地点までは把握できるが、すべての地点の名称や距離を把握することが困難である。未知の地名に対しての音声案内では把握しきれず、右左折を行うべき地点を通り過ぎてしまうことも考えられる。直感的に経路全体の概要を把握できなければ、

スマートフォン画面を定期的に確認することが必要になる。二輪車等の走行中では端末の操作や確認が、危険な運転に繋がるため困難である。人間の会話で用いられる道案内では、「コンビニを過ぎた次の角を曲がる」、「病院のある交差点を右折」等のように周辺の地物を右左折の方向を一組として説明する。方向転換を行う地点を地物と合わせることで、簡潔な説明で経路全体を覚えやすくなると考えられる。しかし、交差点等の右左折を行う地点を説明する効果的な地物の情報が経路案内上には存在しない。右左折を行う直接の地点名の他に、簡潔に経路上の地点を表現できる存在が必要である。また、コンビニや信号機が狭い範囲に多数位置している都心部や、それらが比較的少ない住宅地や郊外部では地物の分布が大きく異なり、経路に応じて効果的な地物が異なることが考えられる。

例として、図1の経路をもとに、案内文を生成する場合を考える。もっとも原始的な、ターンバイターン形式のナビゲーション向けの案内では、「200メートル先を右折し、50メートルで左折し、70メートルで右折し、30メートル先が目的地」という案内になる。このような案内では、まず第一に、歩行者や自転車などで移動している人たちにとって、距離は体感的にあまりないものであるため、自分が何メートル移動したか把握しづらい。また、具体的な数字を、複数同時に覚える必要がある。

次に、愚直に直前の地物名を上げる場合を考える。この場合、「ファミマを右、ラーメン 形而上学的なひも状物質を化学物質に浸して食べる店を左、ファミマを右、法律事務所瀧を左」となる。

ここで、実際に、道案内のうまい人間だったらどう案内するかを考える。一つ目の交差点(図1中の1)では、周囲に2件のコンビニがあり、そのどちらを使っても、この交差点を言い表すことができる。一方で、片方のコンビニ(ファミマ)は、

¹: 首都高ドライバーズサイト 首都高速道路への歩行者や自転車等の進入禁止:
<https://www.shutoko.jp/use/safety/keepout/>

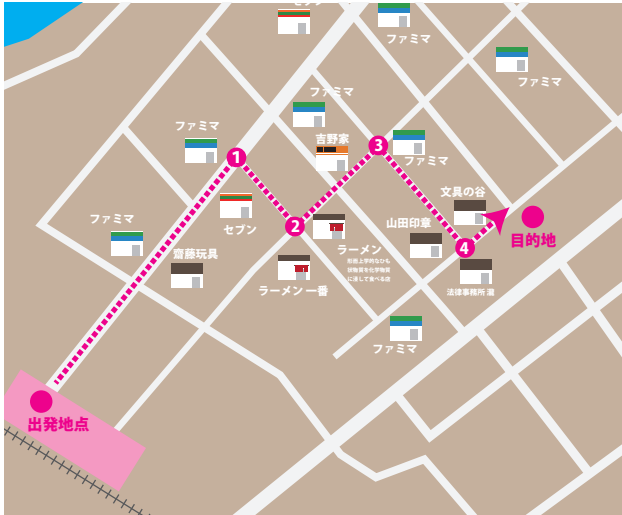


図1 案内を要する4つの交差点を含む経路の例。

同一の店舗がそこまでの経路に含まれている。そのため「ファミマを右」といった場合には、間違えて一つ手前の交差点を曲がってしまう可能性がある。次に、2つ目の交差点(図1中の2)では、2件のラーメン屋が周囲に存在する。これらのラーメン屋の名前が「ラーメン 一番」と、「ラーメン 形而上学的なひも状物質を化学物質に浸して食べる店」だとする。この2点のうち、覚えやすいのは「一番」の方であろう。同様に、3つ目の交差点(図1中の2)について考える。この交差点では、交差点の最寄りにコンビニ(ファミマ)があるが、周辺にほかのファミマがあり、「ファミマを右折」のように言われると、混乱する。この場合、直前の地物名を使うよりは、「吉野家の次の交差点を右」といったほうが良いかもしれない。最後に、4つ目(図1中の2)の交差点について考える。この交差点の周りには、チェーン店などではない、なじみの薄い店が3件並んでいる。この場合、印章店、文具店、法律事務所であれば、文具店がまだいちばん一般の利用者にとってなじみが深いかもしれない。これらを踏まえると、この経路は「セブンを右、一番を左、吉野家の次を右、文具屋を左」と説明することができる。

そこで我々は、経路上に存在する地物の情報から、経路上の一定地点に対して表現することに適した地物を推定する方法を提案する。

移動経路を一定地点で方向の変化する線分の集合と解釈し、線分の交わる交差点に対して、説明に適した地物を提示する。出発地点と目的地を結ぶ経路を入力すると「ローソン 十日市場店を右、モスバーガー 十日市場駅前店を左」という案内文が生成される。

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、提案手法を説明する。第4節では、評価について記す。第5節では、評価実験の結果から考察する。第6節では、本論文の内容をまとめる。

2 関連研究

本研究は、覚えやすい経路案内文を生成するために、それぞ

れの地物がどれだけある交差点を説明するのに適しているかを推定する研究である。こういった際に、地物がどれだけ目立つかを顕著性(salience)と呼び、多くの研究が行われているので、第2.1節で紹介し、本研究との位置づけを述べる。また、ナビゲーションと道案内一般に関して第2.2節で、MaaS(Mobility as a Service)とそれに伴う情報技術について第2.3節で述べ、本研究との関連と、本研究の位置づけを示す。

2.1 顕著性(Salience)

本研究では、ある交差点を言い表すのに適した地物を推定することで、覚えやすい経路案内を作成することを目的としている。この目的に類似した分野として、ある地物がどれだけ「目立つ」かどうかを表す、Salienceに関する研究が挙げられる。ある地物が持つ複数の特徴他の特徴と比べて明確な特徴を顕著性(SalienceまたはSaliency)としてCaduffら[1]は定義している。地物におけるSalienceは、認知的顕著性(Cognitive Salience)、視覚的顕著性(Perceptual Salience)、構造的顕著性(Contextual Salience)の3次元で表現することで、ある地物が周辺環境においてどのように容易に認識できるかを示すことに用いられる。特に認識されやすい地物をランドマークと定義され、Sorrowsはランドマークの特性を視覚的、意味的、構造的の3つの次元で表現することを提案しており[2]、象徴性、記号性、場所性と日本語では表現されている[3]。これらの研究では、東京タワーのような強い特徴を持った地物をランドマークとして分類しているが、本研究で用いる地物は「この経路内では限定的に目印になる」程度の特徴を持つ地物を想定しており、ランドマークとして用いられる地物より小さい粒度での環境を想定している。色や形状などの視覚的特徴は、地物のSalienceに強く影響すると考えられており[4][5]、Kettenbeck[6]はSalienceの要素間において視覚的顕著性が大きく影響していることを示している。Samanyら[7]は地物のジオタグのついた写真をもとにランドマークの抽出を行う手法を提案しているほか、森永ら[8]は地物の視認性をもとに、それぞれの地物が持つ位置情報の粒度ごとに分類して組み合わせる経路案内の手法を提案している。これらの研究は、移動時に視覚的顕著性が高い地物ほど認識が容易であると考えており、視覚的に優れた特徴を持つほど目印として機能するとしている。本研究は、案内文を見続けることが困難な状況を想定している。そのため地物の外観情報等の視覚情報よりも、案内文に登場する地物の覚えやすさや、地物名を手掛かりとして具体的に参照可能な地物を推定する方法をとっている。

2.2 経路案内とナビゲーション

経路案内は出発地点から目的地までの経路探索を行い、地図上に経路や案内文の表示を行っている。しかし、目印として適切かを判断するために地物、経路、利用者の3要素に対して評価が必要であり、それぞれが相互に影響するため複雑な問題であるとgolledgeは論じており[9]、経路案内時に提示される情報は、移動手段ごとに異なる。今村らは現在地と目的地の距離に依りて、情報の粒度を変化させる手法を提案している[10]。ま

た、近年の移動手段の増加に伴い、経路案内アプリケーションの機能として自転車での経路検索機能を追加する事で、自動車と歩行者以外の移動方法に対するサービスの拡充が行われており、ヤフーMAP²やNAVITIME³等が対応している。これらは、自動車や歩行者用の道路情報を流用しており、自転車に適した地図データは徐々に拡充していくとしている。そのため、経路案内の際に提示される案内文は「300m先を右」や「二子橋交差点を左」といった案内のため、該当地点までの距離や現在地を確認する必要がある場面が多い。本研究では、出発時に経路全体の案内文を確認し、曲がるべき地点を地物を用いて覚えやすくすることを目的としている。また、地図アプリと連動して自転車のシェアリングサービスの情報を表示するなど、経路に応じた広告の表示の取り組み⁴も行われており、地図やナビゲーションから提供される情報の改善が進められている。

2.3 MaaS (Mobility as a Service)

MaaS (Mobility as a Service) とは、移動の規模を問わずに、出発地から目的地までの移動や道中のサービスなど、複数の交通手段を使用しつつもシームレスなサービス提供を指す。スマートフォン等の携帯端末上で、電車やバスの交通、移動先での観光や食事などのサービスのすべてを一括して行うものである。既に沖縄 MaaS⁵ のようにサービスとして提供され始めている。

近年では、自家用車を所有していない場合でも、電車やバスの公共交通機関の他に、自動車や自転車、電動キックボード等のシェアリングが台頭しており、移動手段は多岐に渡る。日常生活では、これらの移動手段を「最寄駅までは自転車に乗る」「駅からは電車に乗る」のように組み合わせて利用する機会が多い。しかし現在のシステムではこれらのサービスごとの乗り換えがスムーズでない場合があり、鉄道とバスのように、運航において連携していないサービスではこの不便さが顕著である⁶。交通手段ごとに電車やバスの乗り換え案内や自動車向けのナビゲーションは既に存在しているものの、それらの連携はされていない。そのため旅行等に行く際には、目的地までの移動手段を選択し、選択した移動手段に応じて自動車や電車等に特化したサービスを横断して使用する必要がある。それぞれの手段に特化させたサービスは、情報の粒度が大きく異なり、MaaSの実現に必要なとされる詳細な情報を広く網羅できている状態ではない。このように、現在の交通システムやサービスではMaaSの実現は難しいため、交通情報やサービスの改革が急がれている。Heikkilä [11] はヘルシンキにおける交通システムは変革が必要だとして2025年までの交通サービスの再編成を提案して

いる。また、Bothosらは、ブロックチェーンを用いて、単一のプラットフォームへの統合を提案している [12]。本研究では、ナビゲーションが提示する情報の粒度をより細分化することで、自転車をはじめとする、個人が多様な移動手段を利用する状況に、対応する情報を提示することを目的としている。

3 手 法

本節では、Web上から収集した道案内のテキストに登場した地物とそうでない地物について、ランダムフォレスト分類機を用いて分類することで、道案内に適した地物の特徴を明らかにする方法について提案する。そのために、正解データの作成について第3.1節、道案内の文脈内での地物の特徴化について第3.2節で、実際の特徴量の値の計算について第3.3節で、ランダムフォレスト分類機の学習について第3.4節でそれぞれ説明する。

3.1 正解データの作成

はじめに、覚えやすい道案内文生成において、実際に案内の対象となる交差点を表す地物について、データセットを作成する。そのために、正解データとしてWeb上の道案内文を収集し、道案内に用いられた地物名を収集する。そして、交差点についてOSM (Open Street Map) から、地物についてFourSquareから、それぞれの特徴として使える情報を収集する。

正解データとして使用した道案内文は、言語パターンを用いてWeb上から収集した。具体的には、検索エンジンにおいてワイルドカードを表す「* (アスタリスク)」を含み、クォーテーションで囲まれたフレーズ検索によって、道案内の文を収集した。「*を過ぎたら右」、「*の先を左に曲がる」等の道案内に用いられる頻度の高い文字列を、言語パターンとして55種類、手動で作成した。これらの言語パターンを検索クエリとし、道案内の文章データを各クエリごとに最大100件ずつ収集した。これらの文章データは多くの場合で口語的表現を文章にしたものであったため、「ファミマ」と記述されている情報を「ファミリーマート 渋谷道玄坂店」のように整形を行った。

収集した道案内データでは、経路上の右左折地点に関する位置情報や交差点名称などの直接的な記載が存在しないことが多いため、人手により道案内において言及された右左折を行う地点の特定を行った。

3.2 地物と交差点の特徴量化

ある経路が与えられた際に、経路上の各地物に対してナビゲーションで使用する事に適しているかを推定する、ランダムフォレスト分類器を学習する。経路上に存在している任意の1つの地物は、大別して、

- 地物そのものが持つ特徴、
- 交差点が持つ特徴、および、
- 地物と経路の関係が持つ特徴

という3種類の特徴によって表現することができる。

一つ目の特徴は、地物そのものが持つ特徴である。例えば、地物のカテゴリや、地物の外観情報が特徴として用いられる。

2: Yahoo!MAP プレスリリース: <https://about.yahoo.co.jp/pr/release/2022/06/02b/>

3: 自転車 NAVITIME: <https://touring.products.navitime.co.jp/cycle>

4: マップボックス・ジャパンが国内初の「マップアドネットワーク」を地図サービス事業者7社と立ち上げ: <https://www.mapbox.jp/news/map-ads-network-20210826>

5: 沖縄 MaaS: <https://service.paycierge.com/okinawa-maas/>

6: 内閣府 公共交通に対する世論調査:

<https://survey.gov-online.go.jp/h28/h28-kotsu/2-1.html>

外観情報に特徴がある地物や、より大きい地物は認識が容易なため、案内文に適していると考えられる。また、移動している人間が地物に対して持っている印象や認知度を考慮する必要がある。地物の名称の印象や認知度は、経路を口頭で人に説明するとき使用するかの重要な指標になる。例えば、形状が特異かつ大きい地物としてタワーマンションと呼ばれる地物は目に入りやすいが、案内文に登場した際には名称からの判別は難しい。チェーン店のコンビニや飲食店等の日常的に利用する地物であれば、大きさに関係なく名前から外観がある程度想像でき、認識が容易である。地物に投稿されたレビュー内容は、地物に対する印象を含んでおり、レビューの数が多いほど、利用者が多く認知度が高いと考えられる。

二つ目の特徴は、交差点が持つ特徴である。例えば、交差点付近の経路上に同じコンビニが存在している場合、本来の経路から外れてしまう可能性がある。印象的で認知度が高いされる地物でも、同じ地物が交差点周辺に存在する場合はナビゲーションで使用するには不適切であると考えられる。また、交差点付近の地物がそれぞれ持っているカテゴリや印象によって、交差点付近の環境が変わると考えられる。ある1つの交差点は、周辺に存在する地物の特徴を総合した特徴を持つと考えられる。

三つ目の特徴は、地物と経路の関係が持つ特徴である。例えば、曲がりたい交差点に対して、その角に存在する地物は説明に適していると考えられる。交差点からの距離を特徴として用いる。

既存のナビゲーション文章を収集し、文中に登場する地物を正解、登場しない地物は不正解としてラベル付けを行う。これらの特徴から、その1つの地物がナビゲーションに適しているか、分類機で分類する。

このように学習した分類器は、入力された経路上と各交差点という細粒度な環境で地物の分類を行うことができる。また、特徴量の分類への寄与度から、地物の認知や印象がどのように影響するか分析ができる。

3.3 特徴量の算出

収集したデータから、地物と交差点の特徴量化を行った。地物はカテゴリとレビュー文を特徴量化した。レビュー文のベクトル化には、日本語ウィキペディアで事前学習をした Doc2Vec のモデル⁷を使用した。地物ごとに有しているカテゴリをそれぞれ特徴量とし、有する場合は値を1、有していない場合は0とした。また地物に対応するレビュー文を Doc2Vec を用いて300次元でのベクトル化を行い、各ベクトルを特徴量の値とした。この時、レビュー文が存在する地物のみを使用し、1つの地物にレビュー文が複数存在する場合は連結させて1つの文章とした。交差点から距離の近い地物のカテゴリとレビュー文を交差点の特徴量化を行った。交差点付近に存在する地物の数をカテゴリ毎に集計した数値、各地物に存在するレビュー文をすべて連結した文章をベクトル化を行った分散表現を交差点の特

7: OUT-OF-THE-BOX 日本語 WIKIPEDIA で学習した DOC2VEC モデル:

https://yag-ays.github.io/project/pretrained_doc2vec_wikipedia/

表 1 実験に使用した経路

出発地	到着地	移動距離 (km)	方向転換数 (回)
渋谷駅	東京都渋谷区鉢山町 14-10	1.4	3
品川駅	東京都港区白金台 2 丁目 6-11	1.4	4
板橋駅	東京都豊島区池袋本町 3 丁目 25	0.6	4
東京駅	東京都港区虎ノ門 1 丁目 1-11	2.2	4

微量とした。

交差点から各地物の距離を、PostGIS を用いて緯度経度情報から算出し特徴量とした。

3.4 ランダムフォレスト分類機の学習

これらの特徴量を用いて、「現在の経路において、この地物は案内文に用いることに適しているか」を判別する分類器を作成した。地物を表す特徴量として、「地物カテゴリの 1-hot 表現」、「地物に投稿されたレビューの分散表現」を用いた。交差点を表す特徴量として、「交差点周辺の各カテゴリの地物数」、「交差点付近に存在する地物に投稿されたレビューの分散表現」を用いた。経路を表す特徴量として、「交差点と地物のユークリッド距離」を用いた。これらの特徴から、「この地物は経路案内の案内文に登場するか」の判別を行った。

4 評価

Google ストリートビューを用いた仮想環境において被験者実験を行った。実際に経路検索で提示された経路に対して、4種の手法で案内文を作成した。案内文を確認した被験者が、自転車移動を想定した仮想環境での移動を行う。被験者実験では、

- 案内文の違いが経路進行の速度に差を生むか、
- 提示された案内文や、登場した地物名を覚えているか、
- この案内文に用いられた地物は、あなたがこの道を誰かに案内するときを目印として使用すると思うか、
- 提示された地物は、名前から外観が想定できる程度の認知度だったか

を評価する。

経路上で誤った経路に侵入した回数と、移動にかかった時間を計測し、被験者へのアンケートと合わせて評価する。評価実験では、4種類の手法を用いた。具体的には、

提案手法： 作成した特徴量をすべて用いたランダムフォレスト分類器にて地物を分類し、案内文を作成する、

地物の特徴量のみ： 地物のカテゴリとレビューデータから作成した特徴量をすべて用いたランダムフォレスト分類器にて地物を分類し、案内文を作成する、

最寄り地物を用いた案内法： Foursquare 内にレビューデータを含む地物の中で、右左折を行う交差点に最も近い地物を用いて案内文を作成する、

距離を使用した案内法： 右左折を行う交差点ごとの距離を用いて案内文を作成する、

の4手法である。今回の実験では、4経路を組み合わせ使用した。出発地と到着地を Googlemap に入力した際の結果を経路として用いている。

経路ごとに異なる手法を用いて案内文を作成し、Google ス

表 2 各経路ごとの被験者の平均誤り回数（低い方がよい）。

経路	手法	平均秒数	誤り回数
経路平均	提案	381	1.0
	最寄りの地物	583	3.5
	地物のみ	446	2.5
	m 表記	364	2.0
板橋	提案	146	0.0
	最寄りの地物	198	2.0
	地物のみ	215	0.5
	m 表記	310	2.0
品川	提案	328	0.5
	最寄りの地物	860	5.0
	地物のみ	357	2.3
	m 表記	144	0.0
渋谷	提案	313	1.5
	最寄りの地物	712	3.0
	地物のみ	735	3.0
	m 表記	370	3.0
東京	提案	736	2.0
	最寄りの地物	561	4.0
	地物のみ	475	4.0
	m 表記	631	3.0

トリートビューを使用して経路の進行を行う。実際に自転車に乗っている状況を想定して、被験者には案内文の提示後、5 分間エアロバイクによる運動をさせた後に経路の進行を開始する。移動開始の直前に、提示された案内文や、文中に登場した地物名を覚えているかを、被験者に聞いて評価する。経路上の右左折地点ごとに移動時間と誤り回数を計測する。

4.1 実験結果

本節では、被験者実験の結果について述べる。経路の進行において、地物名、具体的な数値、左右どちらに曲がるか、という案内文の内容は、全ての実験において被験者が記憶していた。被験者実験の結果は表 2 に示す。結果から、比較手法と比べて、誤りの回数において差が認められた。これより、画面を見続けることが困難な場合を想定すると、地物を用いて案内を提示することで、既存の距離を提示する案内文と比べてより正確に移動できることがわかった。

5 考 察

本章では、提案手法の有用性と課題点について考察する。はじめに、実験を行った経路ごとの環境が持つ特徴について考察する。東京駅出発のルート前半は地物数が少なく、皇居周辺を通るルートであった。そのため、歴史的な価値のある地物が多く存在し、認知度や人から見た印象以外の情報がレビューに多く存在した。その結果、提案手法において案内文に「アーク灯」という一見すると「少し古い外観の街灯」のような地物が登場していた。今回はレビュー文をすべて連結させる方法をとったが、それぞれのレビュー文に対して、事前に地物への印象や認知を示す内容であるかを評価することで、精度の改善が

可能であると考えられる。

品川駅出発のルートの 4 番目に提示された地物が「ローソン 白金台二丁目店」であったが、その直前に「ローソン 高輪三丁目店」が存在しており、この案内文を提示された被験者は 6 名すべてが誤った経路へ進行した。提案手法の分類器が同名地物の加味ができなかった理由の一つに、データ不足が考えられる。正解データ内で登場したコンビニエンスストアの頻度に対し、コンビニを負例とするデータが少なく、対応できなかったと考えられる。

特徴量として使用した情報が、各地物のカテゴリ、レビュー、右左折を行う交差点からの距離であり、レビューの占める次元数が多いため、レビューの内容や文章量によって結果が大きく影響を受けていることが考えられる。

品川駅出発のルートでは雑居ビルが多く、考慮しきれていなかったため、提示された地物がすぐに見つからないことがあった。地物自体の立地環境のデータの収集を行うことができれば、対応可能であると考えられる。

このように、経路が含まれる地域ごとに環境が大きく異なることが考えられるため、より多くの経路と地物の正解データを使用することが必要だと考えられる。今回は言語パターンによる検索結果からの取得を行ったが、ウェブサイトによっては、画像で情報を補足することで交差点の角に存在する地物を、案内文に登場させている場合もあった。加えて交差点に存在する地物は、認識が容易であると考えられるため、距離が制度に大きく影響したと考えられる。

今回提案手法で用いた分類器は、5 分割交差検証での分類精度が最大でも 0.8 程度と、十分ではない。今後、より多くの特徴と、正解データを用意することで、精度を向上する必要があると考えられる。

また、実際のナビゲーション向けの文を生成するうえでは、様々な工夫が必要になる。例えば、覚えやすさに関する認知特性も考慮する必要がある。

6 ま と め

本研究では Foursquare 内のデータを用いて、ウェブ上で実際に道案内に用いられた地物を抽出し、Foursquare 内のカテゴリとレビュー文のデータを使用することで道案内に適した地物の判別を行った。周辺環境や経路の構成によって、案内に適した地物が異なる。経路上の地物において、地物、交差点、経路の三要素から案内に適した地物の判別を行うことで、覚えやすい経路案内に登場する地物を提示する手法を提案した。今後の課題として特徴量として用いるデータの追加、各地物のレビューを評価したのち特徴化すること、レビューの分散表現として説明可能な表現を用いることが挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 21H03775, 21H03774, 22H03905 による助成、ならびに 2022 年度国立情報学研究所共同研究 22S1001 の助成を受けたものです。ここに記して謝

意を表します。

文 献

- [1] David Caduff and Sabine Timpf. On the assessment of landmark salience for human navigation. *Cognitive Processing*, Vol. 9, No. 4, pp. 249–267, Nov 2008.
- [2] Molly E. Sorrows and Stephen C. Hirtle. The nature of landmarks for real and electronic spaces. In Christian Freksa and David M. Mark, editors, *Spatial Information Theory. Cognitive and Computational Foundations of Geographic Information Science*, pp. 37–50, Berlin, Heidelberg, 1999. Springer Berlin Heidelberg.
- [3] 由井義通. 津川康雄著, 『地域とランドマーク-象徴性・記号性・場所性-』, 古今書院, 2003, 225p., 3,800 円 (本体), isbn4-7722-5078-6. 地理科学, Vol. 58, No. 3, pp. 213–217, 2003.
- [4] Clark C. Presson and Daniel R. Montello. Points of reference in spatial cognition: Stalking the elusive landmark*. *British Journal of Developmental Psychology*, Vol. 6, No. 4, pp. 378–381, 1988.
- [5] Kevin Lynch. *The image of the city*. MIT press, 1964.
- [6] Markus Kattenbeck. Dissertation abstract: Empirically measuring salience of objects for use in pedestrian navigation. *KI - Künstliche Intelligenz*, Vol. 31, No. 2, pp. 173–177, May 2017.
- [7] Najmeh Neysani Samany. Automatic landmark extraction from geo-tagged social media photos using deep neural network. *Cities*, Vol. 93, pp. 1–12, 2019.
- [8] 寛紀森永, 翔子若宮, 友規谷山, 康宏赤木, 智司小野, 由起子河合, 洋川崎. 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, 04 2016.
- [9] Reginald G Golledge, et al. *Wayfinding behavior: Cognitive mapping and other spatial processes*. JHU press, 1999.
- [10] 今村忠芳, 島川博光, 佐藤慎也. 距離に応じて情報粒度を変化させる歩行者ナビゲーションシステム. 自動制御連合講演会講演論文集, Vol. 48, pp. 184–184, 2005.
- [11] Sonja Heikkilä. Mobility as a Service - A Proposal for Action for the Public Administration, Case Helsinki. Master's thesis, Aalto University. School of Engineering, 2014.
- [12] Eftimios Bothos, Babis Magoutas, Konstantina Arnaoutaki, and Gregoris Mentzas. Leveraging blockchain for open mobility-as-a-service ecosystems. pp. 292–296, 10 2019.