

地図データと LLM の利用に基づく 対話型地理情報推薦システムの提案

田村航太郎[†] 川崎 愛依[†] Siriaraya Panote^{††} Cheng Asaka Lan[†] 中島 伸介[†]

[†] 京都産業大学情報理工学部情報理工学科 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 京都工芸繊維大学 情報工学・人間科学系 〒606-8585 京都府京都市左京区松ヶ崎橋上町

E-mail: [†]{g2353928,g2253370,a007532,nakajima}@cc.kyoto-su.ac.jp, ^{††}spanote@kit.ac.jp

あらまし 大規模言語モデルは高度な自然言語理解能力を持つ一方、最新の地理空間情報の欠如やハルシネーションの問題を抱えている。また、OpenStreetMap(OSM)などのオープンデータは、タグ付けの揺らぎや不備により、キーワードの一致のみでは検索漏れが発生しやすいという課題がある。本研究では、大規模言語モデルを使用して検索クエリを自動で調整し、OSMの検索精度を向上させることを目的としている。本手法では、ユーザの自然言語入力を意味の構造や規則性に合わせて、「検索中心点」と「検索対象」に分離することで、検索時の地名の表記揺れを抑制する。さらに多言語や類義語を考慮したキーワード拡張を行うことにより、タグの不備で本来取得できなかった施設データなどをより広く取得できる可能性を有している。最終的には、チャットボットのような対話型地図検索システムの開発を目指す。

キーワード 地理情報, 対話システム, 生成 AI

1 はじめに

近年、スマートフォンや地図アプリの普及により日常生活や観光における地理情報検索は一般的な行為となっている [1]。Google Maps や OSM(Open Street Map) などの既存の地図検索システムは、位置情報や施設情報を即座に取得できる点で有用である。しかし、Google マップ等の既存の地図アプリではキーワード検索には強い一方で文脈や位置関係を考慮した回答が困難である。また OSM の誰でも編集できるボランティア地理情報という性質上、データの品質や一貫性に問題があることが指摘されている。実際に、瀬戸らは [2] は日本国内の OSM 編集履歴を対象としたデータ品質検証で品質は怪しいと述べている。

具体例として、京都駅から金閣寺へ向かう移動経路でドライブスルーがあるカフェに寄りたい場合を考える。既存の地図アプリでこれを検索するとこれから向かうルートから大きく外れた場所や、ドライブスルーがない店を表示されてしまう問題がある。これらの問題はシステムが入力文の単語の一致に基づいており、ある地点から目的地までの経路上といった「位置関係」や、ドライブスルーがあるなど条件の組み合わせといった「文脈」を十分に考慮できていないことに起因すると考えられる。

また ChatGPT などの大規模言語モデル (Large Language Models) は、言葉のニュアンスは理解できるが最新で正確な地理情報を持っていない場合に存在しない架空のお店を答えてしまうなどのハルシネーションが発生するという課題がある。これは LLM の地理的知識は訓練データの言語バイアスに依存しており、単体では正確な位置関係の把握に限界がある。[3], [4] つまり現状では文脈の理解と地図情報の正確さを両立できる手

段がないのが課題である。

そこで本研究では、この 2 つの課題を解決する対話型地図検索システムを提案する。具体的には、ユーザが入力する経路上や駐車場・ドライブスルーがあるといった複合的な条件を LLM が正しく理解し、それを正確な地図データと照合できるシステムの仕組みを作る。これにより、ハルシネーションが起らず、かつユーザの意図した通りの条件やルートに合った最適なスポットを提案できるシステムの開発を目指す。

本稿の構成は以下のとおりである。2 節では関連研究を紹介する。3 節では提案手法について詳細を説明する。4 節では大規模言語モデルにおける地理情報理解能力の調査について述べる。最後に 5 節ではまとめを記述する。

2 関連研究

LLM を用いた対話型地理情報推薦システムについての研究は、これまでにレビュー分析を用いたものが主に挙げられる。

片山ら [5] は、LLM(BERT) を用いてデートや家族連れといったユーザの抽象的な目的に一致する POI 推薦手法を提案し、さらに理由を提示する手段を提案している。推薦するために使用する情報源としては旅行サイトのオンラインレビューを主としている。実験の結果から提案手法は従来の手法よりも精度が高く、ユーザの目的に適した場所と推薦理由をレビューから抽出できたことが示されている。

しかし、片山らの手法ではレビューを情報源として依存しているため、ユーザが求める「駐車場」や「営業時間」といった施設情報を取得できないといった問題点がある。そこで、本研究は OSM を主な情報源として、ユーザがほしいと思った施設情報も取得できるようにする。

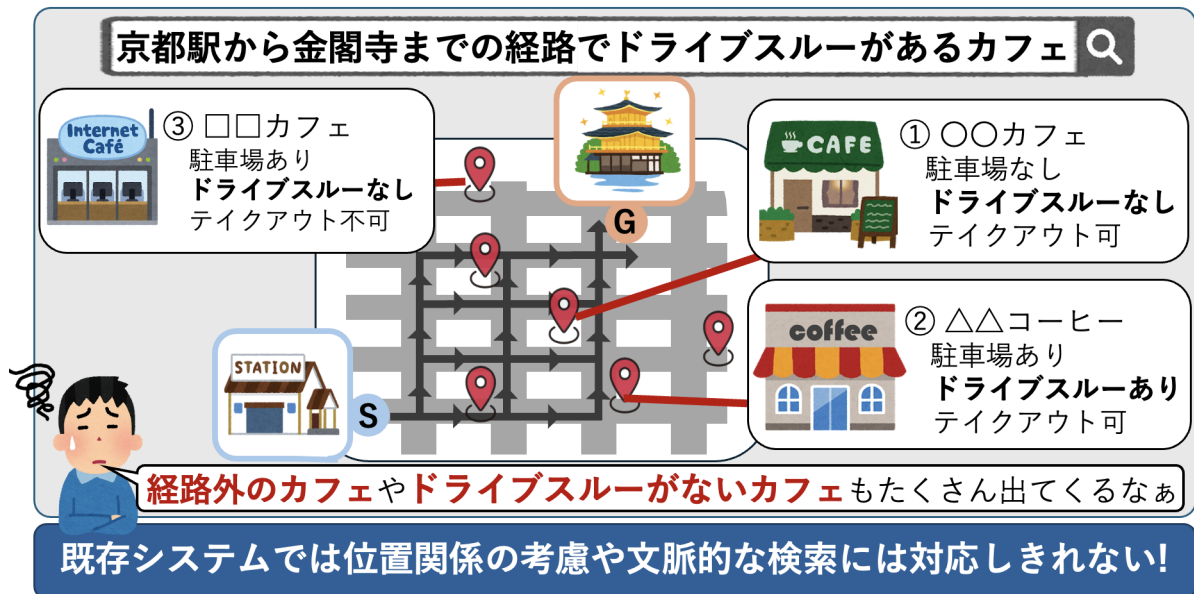


図 1 既存の地理情報アプリによるスポット検索

小柳ら [6] は、地図画面にチャット欄を併設し、LLM を用いてユーザの自然言語入力から地物検索や経路検索といった検索意図を抽出することで、単一の入力欄で実行可能な地図検索 UI を提案している。この手法により、ユーザは UI を切り替えることなく、複数の検索意図を扱え、地図検索を行うことが可能になった。しかし、主にキーワードの補完や検索範囲の限定といった履歴の継承に主眼を置いているため、経路上やこれから向かう方向などの空間的文脈を考慮した検索には十分に対応できていないという課題がある。

以上の課題を踏まえ、本研究では OSM を用いる。これにより、LLM がユーザの入力から地図空間クエリへ変換し、更に多言語や類義語を考慮したキーワード拡張を行うことが可能となるのではないかと考える。

また、林ら [7] はクエリの細かなニュアンスや情報を捉えにくいなどの課題解決を目的とした、LLM を用いて検索クエリを反復的に最適化する手法を提案している。この手法では LLM を用いてキーワード生成、回答生成、解答検証の 3 つのステップを繰り返し、検索拡張生成 (RAG) を最適化している。

福地ら [8] は、不動産サイトなど居住者レビューと地理オブジェクトをカテゴリごとに分けて、色分けした地図画像を対照学習させることで子育てをしやすい地域や閑静な住宅街といった地域特徴に基づく検索手法を提案している。この手法は LLM を用いて膨大なレビューを要約し、画像情報と結び付けることでテキストデータだけではわからない地域検索を可能にしている。

上記の通り、対話型インターフェースを用いた地図検索の利便性向上や、LLM による主観的な目的に基づく POI 推薦は行われつつあるが、その多くはキーワードの単純な補完や、過去の会話履歴からの継続、レビュー情報の活用にとどまっている。

3 地図データと LLM の利用に基づく対話型地理情報推薦システム

3.1 提案手法の概要

本研究では、地図データと LLM を統合し、ユーザの入力から複合的・文脈的な検索条件を理解し、最適な地点を案内する対話型地理情報推薦システムを構築の目指す。また地図データと LLM の利用に基づく対話型地理情報推薦システムの概要を図 2 として示す。既存の Google map などの地図検索システムでは「○○駅から△△駅までの経路沿いにある、特定の設備や特定の条件がある」といった場所的制約と施設情報が組み合わさったクエリに対して、経路から大きく離れた施設や条件を満たさない施設も表示されてしまうという課題がある。本手法では文脈理解能力と OSM の大量の地理データを組み合わせることでシステムの実現を目指す。

3.2 システム処理過程

本システムの処理過程は以下の 5 つのステップで構成する。

1. 検索クエリの入力：ユーザが行きたい場所やほしい条件など、複数の条件や地理情報を含む自然言語を入力する。例えば、「京都駅から金閣寺の経路上で駐車場があって夜遅くまで勉強できるカフェ」等がある。
2. LLM によるクエリ解析・変換：chatGPT 等の LLM を用いて入力分から単語分割を行う。例えば、「京都駅 (現在地)」, 「金閣寺 (目的地)」, 「駐車場 (施設情報)」, 「カフェ (施設カテゴリ)」, 「夜遅く (営業時間)」等といった要素を抽出する。
3. API 用タグへの変換：抽出された要素を OSM で検索できる OverpassAPI 用タグに変換する。例えば、「amenity =

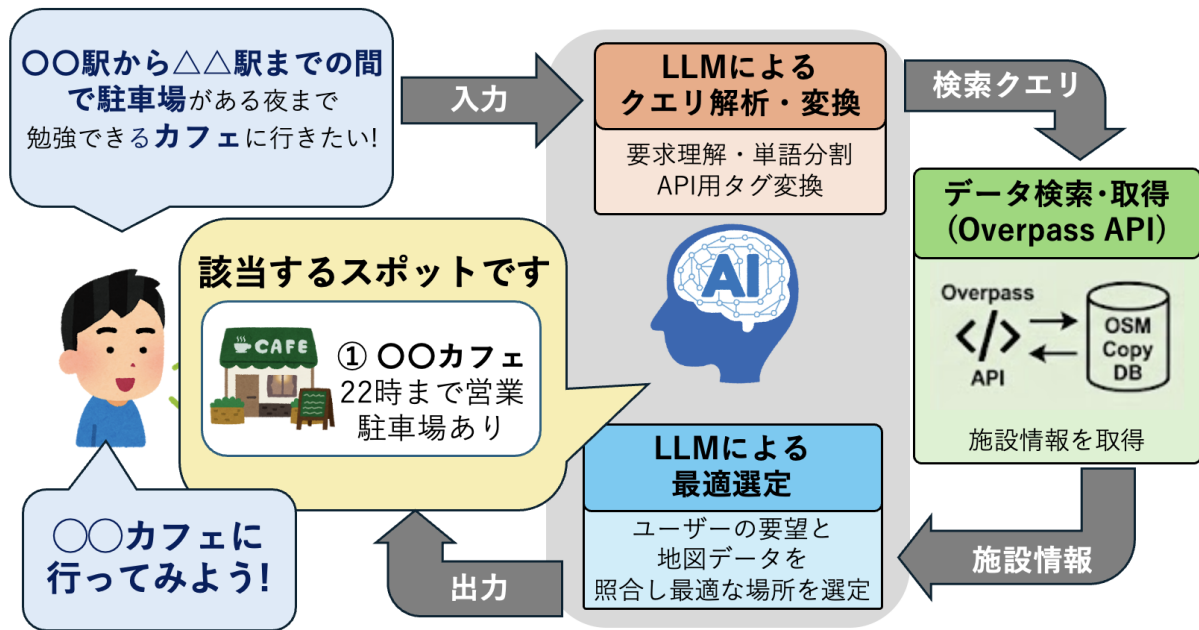


図 2 地図データと LLM の利用に基づく対話型地理情報推薦システムの概要図

parking, amenity = cafe」等のように変換を行う。

4. OSM データの検索・取得：変換されたクエリに基づき、OverpassAPI を通じて OSM のデータベースからクエリに該当する施設情報・地理情報を取得する。
5. LLM による最適な場所の選定と提示：取得した施設情報、地理情報とユーザの夜遅くまでといった要望や経路上といった空間的制約を LLM が理解し、最適なスポットをユーザに提示する。

4 LLM を用いたスポット推薦における地理情報認識能力の評価

現状の LLM において、詳細な位置情報の把握には限界がある。したがって、本研究では OSM から得られる地理情報を適切に LLM に提供することで、スポット推薦における LLM の地理情報認識能力を向上させることを目指している。そこで本実験の目的は、大規模言語モデル (LLM) に対して OpenStreetMap(OSM) から取得した地理情報、施設情報を正しく入力することで、LLM の地理情報の理解度がどのように変化し、スポット推薦の妥当性が向上するかを分析することである。そこで本実験では、LLM に OSM のデータを入力することで、デフォルトの LLM と比較して、どの程度、地理情報認識能力が向上するのかを検証する。また、その結果を踏まえて、さらに地理情報認識能力を向上させるための OSM データの入力方法について考察する。

4.1 実験方法

本実験の対象エリアは京都市北区北大路駅を中心とした半径 500m とし、使用データには OverPassAPI を用いて取得した対象エリア内の全スポットデータを用いる。クエリ生成、解答

生成には OpenAI 社が提供する大規模言語モデル GPT-5-mini を使用した。本モデルを使用した理由は複雑な指示や理解能力を保有しているながら、上位モデルと比べてコストパフォーマンスに優れているためである。評価タスクは、ユーザが入力する「コーヒーが飲めるカフェや喫茶店を知りたいです」など複数の条件を含む自然言語による質問に対し、システムが適切な施設を提示できるかを評価する。本実験で使用した質問集と予測解答の一覧を表 1 に示す。抽象的な表現や地理情報をどの程度理解できるかを測るため、質問文は以下の条件でレベル分けを行った。Lv1 の質問文はキーワード検索が目的で、ブランド名や特定の単語で検索すればヒットする問題である。Lv.2 の問題はカテゴリ分けができるか確認する問題で shop(店) や amenity(施設) タグの適切な分類能力を問う問題である。Lv.3 は抽象的な質問が理解できるかの確認で、「肉」や「和食」といった包括的な概念を具体的な店に変換する問題である。

4.2 評価方法

本実験では、システムが提示した回答の正確性と網羅性を評価するために適合率 (Precision) と再現率 (Recall) を算出する。ここで、システムが提示したスポットの集合を S 、ユーザの意図を満たす正解スポットの集合を G と定義する。

まず適合率 (Precision) はシステムが提示する全スポットのうち、ユーザに適切な正解スポットの割合と定義する。これはシステムの回答に誤りやハルシネーションが含まれているかを確認する指標である。適合率の計算式を以下の式 (1) に示す。

$$\text{Precision} = \frac{|S \cap G|}{|S|} \quad (1)$$

ここで $|S|$ はシステムが提示したスポットの総数で、 $|S \cap G|$ はシステムが提示したスポットのうち正解データの集合に含まれるスポットの数を示している。次に再現率は本来提示されるべ

表 1 本実験で使⽤した質問セツとと予想解答Ⓐ覧

Lv.	ID	質問文 (User Query)	予想解答 (Ground Truth)
1	Q1	北大路駅周Ⓐで、ハンバーガーやフライドチキンなどのファストフーピが食べられる店を教えてください。	マクドナルド、ケンタッキー、ミスタードーナツ
	Q2	コーヒーが飲めるカフェや喫茶店を知りたいです。	スターバックス、コメダ珈琲店、BANANA LIFE、ハンデルスベークン 北山店
	Q3	お金を下ろしたいのですが、銀行や信用金庫はありますか？	京都中央信用金庫、滋賀銀行
2	Q4	自炊をするので、食材が買えるスーパーマーケットを教えてください。	KOHYO, Jupiter, オーガニックプラザ
	Q5	体調が悪いです。病院を教えてください。	京都警察病院、京都博愛会富田病院
	Q6	北大路駅周Ⓐで利用できる公共交通機関（乗り物）の種類を教えてください。	地下鉄（烏丸線）、バス（市営バス・京都バス）
	Q7	自転車に関連する店（販売、修理、レンタル）を探しています。	栄輪、Bike Laboratory、京都中央信用金庫（シェアサイクル）、チャリバ烏丸北大路（シェアサイクル）
3	Q8	「ガツツリ肉が食べたい」気分です。おすすめの店はありますか？	いきなり！ステーキ、ケンタッキー
	Q9	家具を買う店はありますか？	ニトリ EXPRESS、無印良品
	Q10	和食（寿司、そば、定食など）が食べられるお店をリストアップしてください。	大戸屋ごはん処、小木曾製粉所、市場小路、千鳥寿司、みなとや

き予測回答のうち、システムが実際に提示出来たスポットの割合と定義する。これは検索漏れがないかを確認するための指標であり、再現率の計算式を以下の式 (2) に示す。

$$\text{Recall} = \frac{|S \cap G|}{|G|}$$

(2)

ここで $|G|$ は予想解答に含まれる正解スポットの総数を示している。

4.3 実験結果

本実験におけるシステムの出力結果と評価指標である適合率と再現率の算出結果を表 2 に示す。実験の結果、具体的なキーワード検索やカテゴリを含む質問においては高い適合率と再現率で回答が得られた。しかし、「ガツツリ肉がたべたい」といった抽象的表現を含む検索においては OSM のタグ付けの精度に依存して、適合率や再現率が低下する傾向が見られた。

4.3.1 Lv.1 と Lv.2 における出力結果

Q1〜Q7 における特定のブランドやカテゴリを含む質問では、OSM の amenity や shop といったタグが適切に理解し、ほぼすべて予想と等しい回答が出力された。例えば Q1 のファストフード店を探す質問ではマクドナルドやケンタッキーフライドチキン、ミスタードーナツといったスポットが提案された。また備考欄に takeaway = yes(テイクアウト可能) といったタグ情報も出力されていて、ユーザの意図を読み取った回答が得られた。また Q7 の自転車関連の店を探す質問では、自転車販売店 (shop:bicycle) だけでなく、シェアサイクル (amenity:bicycle_rental) の店も提示することに成功しており、適合率は 1.00 であった。これは LLM が自転車というキーワードから販売以外にもレンタルという複数の利用方法を考慮し、関連するタグを正しく探索できたことを示している。しかしデータ上に存在する中古サイクルショップである栄輪は提案されなかったため適合率は 0.75 となった。Q3 の銀行では再現率は 1.00 であったが、適合率は 0.67 という結果になった。これは「京都信用金庫」と「中央信用金庫」の同一の信用金庫が異なる名前で二重に提案されたためであり、実在しない施設を答えたわけではないが、同じ施設を提案したのが数値に影響

を与えた。

4.3.2 Lv.3 における出力結果

抽象的な言葉を含む質問では、LLM による柔軟なタグを探索できていることが確認できた一方で、OSM のデータに関する問題が見られた。Q8 ではガツツリ肉が食べたいという質問に対し、LLM は「steak_house」タグをもつ、いきなりステーキを最初に提案した。これは文脈理解は出来ていると確認できるが、Q1 で出力された、ケンタッキーフライドチキンは肉料理とみなされず、提案されなかった。一方で肉料理がありそうな、大戸屋、市場小路といった飲食店が提案された。その結果適合率は 0.34、再現率は 0.50 となった。Q10 の和食という質問に対しては japanese タグを持つ店舗を全て出力した。出力結果には日本料理店や寿司や以外にもカレーやラーメンなども含まれていた。その結果適合率は 0.71 となった。

4.4 考察

本実験で得られた結果と今後の課題を述べる。まず、Q3 の実験結果から同一施設が複数回提示されるケースが確認された。これは OSM 上のデータに銀行としての情報と銀行に関連しない施設に名前が二重に登録されていることに起因する。OSM は有志によるデータ登録という避けられない問題である。そのためシステム上で位置情報が近く、名前が似ている施設は事前または事後に距離や名称類似度を用いたフィルタリング処理を導入することが課題の一つであると考えられる。また、Q8 の「ガツツリ肉が食べたい」というクエリに対して、ステーキ店を優先的に推薦した。これは「肉 = ステーキ」という LLM の文脈理解としては正しいが、人によっては選択肢の多様性があったほうが良いという意見もある。例えば人によっては「ケンタッキーフライドチキン」も肉が食べる場所として推薦するには LLM のプロンプトに主要な食事カテゴリ (肉) と店舗属性 (ファストフード店、レストラン) の両方を同時に検索し提案する指示が必要であるとする。したがって、プロンプトの調整によってこの解釈の幅を制御することで、ユーザの思考にあった検索結果のパーソナライズにつながる可能性があると考えられる。また、Q10 の結果から OSM のタグ情報はタグ登録者の

表 2 実験結果の詳細および適合率・再現率

ID	質問概要	システムの主な出力	適合率	再現率
Q1	ファストフード	マクドナルド, ケンタッキー, ミスタードーナツ	1.00	1.00
Q2	カフェ	スターバックス, コメダ珈琲店, BANANA LIFE, ハンドルスベーゲン	1.00	1.00
Q3	銀行・信用金庫	京都中央信用金庫, 中央信用金庫, 滋賀銀行	0.67	1.00
Q4	スーパー	KOHYO, Jupiter, オーガニックブラザ	1.00	1.00
Q5	病院	京都警察病院, 京都博愛会富田病院	1.00	1.00
Q6	公共交通機関	地下鉄烏丸線, 市営バス・京都バス	1.00	1.00
Q7	自転車関連	Bike Laboratory, 京都中央信用金庫 (シェアサイクル), チャリパ烏丸北大路 (シェアサイクル)	1.00	0.75
Q8	ガッツリ肉	いきなり！ステーキ, 大戸屋, 市場小路	0.34	0.50
Q9	家具	ニトリ EXPRESS, 無印良品	1.00	1.00
Q10	和食	大戸屋, 小木曾製粉所, 市場小路, 千鳥寿司, みなとや, 100 時間カレー, ラーメンふくちあん	0.71	1.00

設定に依存することがあり、必ずしもユーザの意見と一致しないことも明らかになった。例えばカレーやラーメンは人によっては和食と捉える人もいれば、洋食や中華と考える人もいる。料理のジャンル分けは個人差が大きいため、システム側で排除を行うのではなく、質問に応じて推薦結果の幅を調整したり、システム側が「ラーメンは含めますか？」などユーザの意図を確認する対話的な質問を取り入れることが重要である。

5 おわりに

本研究では、大規模言語モデル (LLM) の高度な文脈理解能力と OpenStreetMap(OSM) の構造化された地理情報と施設情報を統合した、対話型地理情報推薦システムを提案した。

今後は、評価実験を行い、LLM が地理情報を理解できるかの調査を行う。また地図データと LLM の利用に基づく対話型地理情報推薦システムの開発を行う。適合率、再現率といった指標を用いて評価を行った結果、簡単なブランド名やカテゴリを含む質問は高い精度が確認できた一方で抽象的な言葉を含む問題は OSM のデータ構造に起因する問題があることが確認できた。今後は今回発見した問題点などを改善し、よりユーザの意図にあったスポットを推薦できるシステムの構築を目指す。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費（課題番号：25K03226）および京都産業大学先端科学技術研究所（人間情報学研究センター）共同研究プロジェクト（M2301）の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

また本研究の一部は、京都産業大学学部教育活性化支援制度（情報理工学部デジタル製作・研究共創チャレンジプログラム）の支援を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

[1] 総務省. ICT 基盤の高度化とデジタルデータ及び情報の流通に関する調査研究. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r05/html/datashu.html>, 2023.

[2] 瀬戸寿一. データ品質検証ツールを用いた openstreetmap における編集傾向と特徴. 地理情報システム学会 第 34 回地理情報システム学会学術研究発表大会, 2024.

[3] 大竹 啓永 and 大内 啓樹. 大規模言語モデルにおける地理表現

の形成と訓練データの影響. 人工知能学会 第 39 回人工知能学会全国大会 発表論文集, 2025.

[4] Ledge.ai. 地図を読み取り、目的地までのルートを言語で説明できる ai は誕生するか, 新ベンチマーク mapbench が明らかにした大規模視覚言語モデル (lvlm) の限界. https://ledge.ai/articles/mapbench_lvml_navigation_benchmark, 2025.

[5] 片山 一 and 牛尾 剛聡. 大規模言語モデルを用いたユーザの目的に基づく説明性を有する POI 推薦手法. DEIM Forum, 2023.

[6] 小柳 慶真, 小竹 神, and 北山 大輔. チャット付き地図における会話・検索履歴に基づく地図検索手法. DEIM Forum, 2024.

[7] 林和樹, 上垣外英剛, 幸田慎也, and 渡辺太郎. Iterkey: Llm を用いた反復的キーワード生成による検索拡張生成の最適化. 言語処理学会 第 31 回年次大会 発表論文集, 2025.

[8] 福地 湧, 牛尾 剛聡, 田中 克己, and 角谷 和俊. 居住者レビューと地図画像を用いた対照学習に基づく自然言語による地域検索手法. 第 17 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2025), 2025.