

TEXT2TRAJ2TEXT: 大規模言語モデルを活用した 段階的データ生成に基づく人物移動軌跡の言語化

浅野 輝^{1,2,3} 米谷 竜³ 関井 大気³ 大内 啓樹^{4,2,5}

¹ 東京大学大学院 ² 理研 AIP

³ サイバーエージェント ⁴ 奈良先端科学技術大学院大学 ⁵ 国立国語研究所
asano-hikaru19@g.ecc.u-tokyo.ac.jp {yonetani_ryo, sekii_taiki}@cyberagent.co.jp
hiroki.ouchi@is.naist.jp

概要

本論文では、実世界における人物の移動の背後にある目的や意図を理解し、その説明文を生成する言語モデルを学習するフレームワーク TEXT2TRAJ2TEXT を提案する。計測・アノテーションコストの高い説明文付き移動データの大量収集を回避するため、提案フレームワークでは既存の学習済み大規模言語モデルを活用し、演繹的・段階的に人物の多様な行動パターンと説明文を生成する。また、生成した説明文をパラフレーズすることでデータを大規模化する。このように構築された学習データを用いて新たに言語モデルをファインチューニングすることで、移動軌跡の説明文生成モデルを獲得する。スーパーマーケットでの買い物題材に評価実験をおこない、ROUGE, BERT Score などの指標を用いて提案モデルの有効性を確認した。

1 はじめに

日常生活のさまざまな場面における人物の「移動」の背後には、しばしば何らかの目的や意図といった行動の動機となる文脈（以降、単に「文脈」）がある。たとえばスーパーマーケットにおいて、それぞれの来店客は「夕飯の買い出しをしたい」といった目的や「できるだけ安いものを選びたい」という意図に基づいて、いくつかの売り場を訪れ、商品を見比べ、購入に至る。店内におけるこのような移動を計測し、背後の文脈を言語化できれば、パーソナライズされた情報推薦や店内広告の効果測定といった小売サービスへの活用が期待できる [1]。より広い観点で、移動をともなう行動の文脈を理解する技術は、美術館やテーマパークでのナビゲーション [2] や移動に困難を抱えるユーザへの支援 [3] な

ど、幅広い応用につながる。

人物活動を対象とした言語化は、自然言語処理・コンピュータビジョンの融合領域において活発に取り組まれている。とりわけ近年の研究では、ウェブ上で収集された大量の画像・テキストペアをもとに大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) を学習するアプローチが主流である [4]。一方で、ウェブ上から得られない実世界のシーンを対象として人物活動を言語化する場合、計測環境のセットアップに費やす人的コスト、プライバシーやセキュリティ侵害のリスクに関する懸念から、モデルの学習に必要なデータを計測・アノテーションする段階からそもそも実施困難となる。

このような課題に対して、ユビキタスコンピューティング領域では WiFi や BLE の信号を用いた電波ベースの移動計測技術が研究されている [5]。同技術は、計測対象の人物がスマートフォンなどの端末で電波を受信できる状況で初めて機能するため、先述したプライバシー・セキュリティの課題に対してデータ収集に関するオプトインの仕組みが導入しやすいためというメリットがある。ただし、その結果得られるのは環境における対象の移動情報のみであり、監視カメラのようなセンサを利用するアプローチと比較して情報量が限定的である。加えて、移動情報の収集が容易になったとしても、その移動の文脈を説明するテキストアノテーションコストの高さは依然として課題である。

以上の問題意識のもと、我々は人物の移動軌跡を入力とし、その背後にある文脈を説明文として言語化するタスク（移動軌跡の言語化）に取り組む。そのための学習フレームワークとして、本研究では TEXT2TRAJ2TEXT を提案する。本フレームワークでは、大量に移動データを収集し、その文脈を説明

文として直接アノテーションするのではなく、既存の学習済み LLM を活用した段階的なデータ生成によって演繹的に大規模なデータセットを構築できる。具体的には、はじめに学習済み LLM を活用することで半自動的に説明文を得る。次に、それらの説明文に即した移動軌跡を機械的に生成しつつ、学習済み LLM を用いて説明文をパラフレーズすることで、移動軌跡と説明文のペアを大量に生成する (TEXT2TRAJ)。最後に、生成された大規模データを用いて言語モデルを新たにファインチューニングすることで、移動軌跡を直接言語化する説明文生成モデルを獲得する (TRAJ2TEXT)。

TEXT2TRAJ2TEXT の性能を検証するため、スーパーマーケットでの買い物を題材に説明文付きの移動データを生成し、そこから学習された説明文生成モデルと既存の学習済み LLM の性能を比較評価した。実験の結果、ROUGE, BERT Score の指標において提案フレームワークの有効性が確認された。

2 準備

スーパーマーケットや美術館といった特定の目的が想定された環境において、人物が移動をとまなう活動（たとえば買い物）を行う状況を考える。本研究では、環境の持つ意味的情報と人物の移動軌跡をもとに、その移動の背後にある文脈を言語化した説明文を生成する。本節では、同タスクに関連する基本的な用語の定義と前提条件について述べる。

人物が移動する環境は、その中に存在するアイテムの集合 $C = \{c_1, \dots, c_N\}$ （たとえばスーパーマーケットに陳列された商品やそのカテゴリ、あるいは美術館に展示された作品）によって意味づけられる。一方で人物の移動軌跡を、近傍に存在したアイテムの系列 $P = (p_1, \dots, p_T)$, $p_t \in C$ として間接的に表現する¹⁾。加えて、 P に含まれるアイテムの集合のうち、同人物が実際に接触・選択したアイテムの集合（接触アイテム集合） $C' \subset P$ は P と区別して既知であると仮定する。実用上は、任意の測位技術によって計測された人物の位置情報と環境の地図情報を照合することによって、アイテム系列 P を機械的に取得できる。また、動き情報に基づく行動認

1) 移動者の最近傍に存在するアイテムの系列は、実際の移動軌跡（位置座標の系列）の近似となっていると仮定する。また、移動軌跡を言語モデルに入力することを考えると（後述する TRA J2TEXT フェーズ）、位置座標のような数値を入力するよりも、各アイテムに該当する文字列を入力するほうが言語モデルとの親和性が高いという利点がある。

識 [6, 7] あるいは人物の購買履歴などのメタデータを活用することで、接触アイテム C' の推定も可能である。

移動軌跡の説明文として、たとえば「商品の品質を重視し、色々な商品を見比べて、より良い商品を購入しようとしている。一度の購入量は少なく、頻繁にお店を訪れている。」のように、移動の背後にある移動者の属性や意図、動機といった文脈を含む簡潔なパラグラフを考える。計算のうえでは、説明文は既存のトークナイザーで変換されたトークン列 $S = (s_1, \dots, s_K)$ として表現される。

以上の準備より、移動軌跡の言語化とは、移動軌跡 P と接触アイテム集合 C' に基づいてその説明文 S を生成するタスクとして定義される。

3 TEXT2TRAJ2TEXT

先述の言語化タスクは、説明文付きの移動データ、すなわち (P, C', S) のタプルを多様な実環境において大量に収集することによって、言語モデルを直接教師あり学習することが可能である。しかしながら、実環境における P, C' の計測あるいは S のアノテーションをおこなうには、いずれも高い人的コストを必要とするため、大規模なデータを得ることは容易ではない。

TEXT2TRAJ2TEXT は上記の問題を解決するためのフレームワークである。具体的には、事前学習済み LLM を活用した段階的なデータ生成 (TEXT2TRAJ) によって大規模な学習データセットを演繹的に構築する。そして同データセットを用いて新たに LLM をファインチューニングすることで、移動軌跡の説明文生成モデルを獲得する (TRAJ2TEXT)。

3.1 LLM を活用した段階的データ生成

指示チューニング (Instruction Tuning [8]) された学習済み LLM に対して指示と事例を対話的に与えることで、段階的に説明文 S とそれに対応する移動軌跡 P および接触アイテム集合 C' を生成する。ここでは具体例として、学習済み LLM に GPT-4 [9] を、また、出力データを所定の形式に整形するために LangChain²⁾ を利用しつつ、スーパーマーケットでの買い物を題材とした場合の指示を示す。

2) <https://github.com/langchain-ai/langchain>

STEP 1: 移動軌跡の文脈に関する説明文 S を生成するための指示

```
System:
Your task is to generate descriptions of various customer intentions within a supermarket environment, elucidating their purchasing preferences and habits meticulously.

Human:
Kindly generate {samples} unique descriptions of customer intentions, ensuring each one is varied, embodying a range of customer profiles and shopping objectives. Every description should be comprehensively structured to include the following components:

- Outline the overarching characteristics defining the customer's shopping intention.
- Identify the categories of products the customer is likely to purchase or abstain from, such as a preference for meat over seafood, or vegetables over fruits.
- Clarify whether the customer arrives with a predetermined list of purchases or if they are likely to explore and decide while shopping.
- Elaborate on the customer's family structure, such as being a single individual, a couple, or part of a larger family, and how this influences their purchasing decisions.
- Highlight customer's preferences regarding the price and quality of products, specifying if they lean towards high-end items, discounted quality goods, or more affordable, lower-quality products.
- Describe the customer's preferences concerning the state of the products, such as pre-cut, seasoned, etc.
- If there is a dish the customer would like to cook, describe it. If not, please state that you do not.
- It is imperative to maintain strong consistency between the customer's "intention" and "num_item_to_buy". For example, a family of five might buy a lot of items at once. These customers usually buy in bulk, getting many products in one visit. On the other hand, some customers come to the supermarket often, but they only buy a few things each time.
- Ensuring a close alignment between a customer's "intent" and their "purchase_consideration" is crucial. For instance, customers who are uncertain about their purchase choice or who explore various options typically exhibit a higher level of "purchase_consideration". In contrast, customers who have a pre-determined purchase decision before visiting the store usually show lower "purchase_consideration".

Rule:
Ensure all responses maintain the prescribed format and diversity in customer intentions is robustly represented!
You must persist in generating sentences without cessation until you have produced at least {samples} intentions in total!!!

Example:
{"intention": "Single customer, engaged in exploratory shopping, showing a preference for a diverse array of items such as dairy, grains, and fresh produce. Customer usually don't pre-decide purchases, engaging in in-store decision-making. Customer are more inclined towards quality and are attracted to discounts and special offers, often opting for bulk purchases for efficiency. Preferences lean towards natural, unprocessed goods, shying away from items that appear overly processed or artificially preserved. No specific meal plan dictates their shopping choices", "num_item_to_buy": 17, "purchase_consideration": "5"}
...
```

STEP 2: 説明文 S と整合性のある抽象的な行動計画を生成するための指示

```
System:
As an adept AI, your task is to create a shopping plan for a customer, using their stated intentions, the total number of items they intend to purchase, and a provided list of product categories.

Human:
Your role is to allocate the total number of items the customer plans to purchase across the given product categories. This allocation should form a cohesive plan that aligns with the customer's intentions and preferences.

Rule:
Ensure all responses maintain the prescribed format!
The total number of items in the shopping plan should be approximately {num_items}.
The distribution of products across categories must closely align with the customer's intention.

# Customer's intention
{intention}

# category List
{category_list}

{format_instructions}
```

STEP 3: 移動軌跡 P を構成するアイテム候補 C と接触アイテム集合 C' の生成のための指示

```
System:
As a proficient AI assistant, your task is to curate two lists of products that align with the customer's intentions. You have access to detailed information, including the customer's intentions, product descriptions, the quantities they plan to purchase, and their level of purchase consideration.

Human:
Your goal is to create two lists based on the provided information:
1. "inclined_to_purchase": Products that the customer is highly likely to purchase.
2. "show_interest": Products the customer might consider purchasing or show interest in, taking into account both the customer's intentions and their "purchase_consideration" score.

Guidelines:
- Purchases are planned only for products in the {category} category.
- Ensure that the total number of products in the "inclined_to_purchase" list for the {category} category is approximately {num_purchase_items}.
- Ensure that the total number of products in the "show_interest" list for the {category} category is less than {num_purchase_items}.
- Align the "inclined_to_purchase" items in the {category} category with the customer's intentions.
```

```
- Generate the "show_interest" list by carefully considering both the customer's intentions and their "purchase_consideration" score, which ranges from 1 to 5. If the purchase_consideration score is low, focus on a smaller "show_interest" list. Conversely, if the score is high, the "show_interest" list can be more extensive but should remain below {num_purchase_items} in total.

Tips:
- Pay close attention to the item descriptions and customer intentions provided.

### Customers intention
{intention}

### "purchase_consideration" (1-5)
{purchase_consideration}

### Item description
{item_description}

{format_instructions}
```

さらに、STEP 3 で得られたアイテム候補 C からランダムにアイテムをサンプリングすることによって、移動軌跡 P を生成する。

3.2 説明文のパラフレーズングによるデータ拡張

学習データのうち移動軌跡 P は、先述のサンプリングによって比較的多様なパターンを生成できる。さらに提案フレームワークでは、別途 LLM を利用することで、STEP 1 で得られた説明文 S をパラフレーズングして多様化する。これにより、移動軌跡とその説明文の組み合わせをパラフレーズ数分だけ拡張した、より大規模なデータセットを構築できる。³⁾

3.3 説明文生成モデルの学習

以上に述べた方法で生成されたデータセットを用いて、移動軌跡 P および接触アイテム集合 C' を入力とし、説明文 S を生成する言語モデルを学習する。具体的には、一定のルールにしたがって P, C' を言語モデルに入力可能な文章に変換する。この入力文を、T5 [10] をはじめとする系列変換モデルの入力として用いて、説明文 S を出力するタスクを学習する。ここでは単純に、 $P = (p_1, \dots, p_T), C' = \{c_1, \dots, c_M\}$ を “Trajectory is Stay at p_1 .</s> ... </s>Stay at p_T . And customer purchases item list is [c_1 ”, ..., “ c_M ”]” という形式に変換した。

4 実験

TEXT2TRAJ2TEXT の有効性を検証するため、スーパーマーケットにおける買い物を想定した実験設定においてデータ生成・学習結果の性能評価をおこなった。

3) 実装の工夫として、説明文およびアイテム候補の段階的生成には GPT-4 をはじめとした高機能・高コストの LLM が必要となる一方、パラフレーズングには GPT-3.5 など性能が限定されたモデルが利用できる。両者を併用することで、より低コストで大規模データセットの構築が可能となる。

4.1 実験設定

3.1 節の方法に基づき、合計 100 ペアの説明文付き移動軌跡データを生成した。これを学習データに用い、説明文生成モデルとして T5-small⁴⁾と T5-base⁵⁾ [10] をそれぞれファインチューニングした。学習にあたり、これら 100 ペアのサンプルを訓練・検証 (訓練中の性能評価)・テストの 3 種類に分割し評価に用いた。また、訓練・検証データに対してパラフレーズによるデータ拡張をおこなった。実際には、元のサンプル数を基準として、2 倍、4 倍、8 倍、16 倍、25 倍にパラフレーズの総量を増加させたサブセットを用意し、それぞれの性能を比較評価した。モデルパラメータの最適化には AdamW を用い、学習率を $5.6e-5$ 、バッチサイズを 8、総エポック数を 50 に設定した。各エポック終了時に検証データで BERT Precision Score [11] を計算し、同スコアが最高となるエポック時点での性能を最終的なモデル性能として評価に採用した。

4.2 評価方法

比較対象のベースライン手法として GPT-3.5⁶⁾ [12] および GPT-4 [9] を選択した。GPT-3.5, GPT-4 では Maynez ら [13] に倣い訓練データからランダムに選択された数サンプルを例示として与えた上で、説明文を対話的に生成した。評価指標は要約タスクにおける標準的な自動評価である ROUGE (R-1, R-2, R-L) [14] と BERT Score (BS-precision, recall, f1 score) [11] を採用した。

4.3 実験結果

表 1 にベースラインと提案手法の定量評価結果を示す。提案手法によって学習されたモデルは、データ拡張におけるパラフレーズ数が増加するにつれてすべての評価指標で性能を改善することが確認された。特に、25 パラフレーズによって拡張されたデータから学習された T5-base の性能は、GPT-4 において 4 サンプルを提示した場合と比較して、BERT Score recall に関してほぼ同等、それ以外のスコアに関しては上回る結果となっている。それぞれの手法によって生成された説明文の例については、付録表 2 を参照されたい。

4) <https://huggingface.co/t5-small>

5) <https://huggingface.co/t5-base>

6) <https://chat.openai.com>

Model	R-1	R-2	R-L	BS-p	BS-r	BS-f1
GPT-3.5	0.21	0.020	0.12	0.82	0.86	0.84
+ 1 examples	0.33	0.054	0.20	0.88	0.88	0.88
+ 2 examples	0.36	0.064	0.21	0.88	0.89	0.89
+ 4 examples	0.39	0.092	0.24	0.89	0.89	0.89
GPT-4	0.19	0.03	0.12	0.82	0.86	0.84
+ 1 examples	0.35	0.06	0.20	0.87	0.88	0.88
+ 2 examples	0.37	0.070	0.21	0.88	0.89	0.88
+ 4 examples	0.41	0.11	0.25	0.89	0.90	0.89
T5-small	0.024	0.0027	0.023	0.36	0.38	0.37
+ 2 Paraphrases	0.0018	0.00	0.0018	0.35	0.37	0.36
+ 4 Paraphrases	0.14	0.017	0.13	0.75	0.77	0.76
+ 8 Paraphrases	0.24	0.032	0.20	0.83	0.84	0.83
+ 16 Paraphrases	0.32	0.070	0.25	0.87	0.86	0.87
+ 25 Paraphrases	0.36	0.10	0.27	0.88	0.88	0.88
T5-base	0.15	0.018	0.14	0.81	0.82	0.82
+ 2 Paraphrases	0.29	0.060	0.23	0.86	0.86	0.86
+ 4 Paraphrases	0.40	0.12	0.29	0.89	0.89	0.89
+ 8 Paraphrases	0.42	0.13	0.30	0.90	0.89	0.89
+ 16 Paraphrases	0.42	0.14	0.31	0.90	0.89	0.89
+ 25 Paraphrases	0.46	0.16	0.33	0.91	0.90	0.90

表 1 移動軌跡の言語化タスクの定量評価

5 おわりに

人物の移動軌跡を入力とし、その背後にある文脈を説明文として言語化する言語モデルを効率的に学習するフレームワークとして TEXT2TRAJ2TEXT を提案した。学習済み LLM を用いた演繹的かつ段階的なデータ生成およびパラフレーズに基づくデータ拡張をおこなうことにより、同言語化タスクにおいて GPT-3.5 や GPT-4 と比肩する性能のモデルを学習できることを確認した。今後は、生成された文章をエキスパートを通じて厳密に定量評価することにより、提案フレームワークの実用性を検証する。

参考文献

- [1] Anindya Ghose, Beibei Li, and Siyuan Liu. Mobile targeting using customer trajectory patterns. **Management Science**, Vol. 65, No. 11, pp. 5027–5049, 2019.
- [2] Alexandros Kontarinis, Claudia Marinica, Dan Vodislav, Karine Zeitouni, Anne Krebs, and Dimitris Kotzinos. Towards a better understanding of museum visitors' behavior through indoor trajectory analysis. In **Proceedings of the International Conference on Digital Presentation and Preservation of Cultural and Scientific Heritage (DiPP)**, Vol. 7, pp. 19–30, 2017.
- [3] Eshed Ohn-Bar, João Guerreiro, Kris Kitani, and Chieko Asakawa. Variability in reactions to instructional guidance during smartphone-based assisted navigation of blind users. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**

- (IMWUT), Vol. 2, No. 3, 2018.
- [4] Muhammad Awais, Muzammal Naseer, Salman Khan, Rao Muhammad Anwer, Hisham Cholakkal, Mubarak Shah, Ming-Hsuan Yang, and Fahad Shahbaz Khan. Foundational models defining a new era in vision: A survey and outlook. **ArXiv e-prints (arXiv:2307.13721)**, 2023.
 - [5] Faheem Zafari, Athanasios Gkelias, and Kin K Leung. A survey of indoor localization systems and technologies. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, Vol. 21, No. 3, pp. 2568–2599, 2019.
 - [6] Yair Poleg, Chetan Arora, and Shmuel Peleg. Temporal segmentation of egocentric videos. In **Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)**, June 2014.
 - [7] Yu-Chuan Su and Kristen Grauman. Detecting engagement in egocentric video. In **Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)**, pp. 454–471. Springer, 2016.
 - [8] Jason Wei, Maarten Bosma, Vincent Zhao, Kelvin Guu, Adams Wei Yu, Brian Lester, Nan Du, Andrew M. Dai, and Quoc V Le. Finetuned language models are zero-shot learners. In **International Conference on Learning Representations**, 2022.
 - [9] OpenAI. GPT-4 technical report. **ArXiv e-prints (arXiv:2303.08774)**, 2023.
 - [10] Colin Raffel, Noam Shazeer, Adam Roberts, Katherine Lee, Sharan Narang, Michael Matena, Yanqi Zhou, Wei Li, and Peter J. Liu. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. **The Journal of Machine Learning Research**, Vol. 21, No. 1, 2020.
 - [11] Tianyi Zhang*, Varsha Kishore*, Felix Wu*, Kilian Q. Weinberger, and Yoav Artzi. BERTScore: Evaluating text generation with bert. In **International Conference on Learning Representations**, 2020.
 - [12] OpenAI. ChatGPT General FAQ. <https://help.openai.com/en/articles/6783457-chatgpt-general-faq>, 2023. Accessed: March 3, 2023.
 - [13] Joshua Maynez, Priyanka Agrawal, and Sebastian Gehrmann. Benchmarking Large Language Model Capabilities for Conditional Generation. In Anna Rogers, Jordan Boyd-Graber, and Naoaki Okazaki, editors, **Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 9194–9213. Association for Computational Linguistics, 2023.
 - [14] Chin-Yew Lin. ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries. In **Text Summarization Branches Out**, pp. 74–81. Association for Computational Linguistics, 2004.

Case 1 (Input)	Trajectory is Stay at fruit.</s>Stay at vegetable.</s>Stay at vegetable.</s>Stay at vegetable.</s>Stay at vegetable.</s>Stay at vegetable.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at meat.</s>Stay at dairy.</s>Stay at dairy.</s>Stay at dairy.</s>Stay at dairy.</s>Stay at household goods.</s>Stay at household goods.</s>Stay at seasoning.</s>. And customer purchases item list is ['Toilet Paper', 'Beef', 'Luxury Lamb', 'Premium Steak', 'Premium Bacon', 'Premium Ground Turkey', 'Luxury Apples', 'Salt', 'Mozzarella Cheese', 'Organic Milk', 'Greek Yogurt', 'Luxury Asparagus', 'Luxury Mushrooms', 'Luxury Broccoli', 'Carrots'].
Case 1 (Ground Truth)	A fitness enthusiast who focuses on high-protein, low-carb foods. They usually have a predetermined list of purchases, including meats, dairy, and vegetables. They give priority to quality over price and prefer fresh, unprocessed items. They often shop with a specific meal plan, typically a high-protein recipe.
GPT-3.5 + 4 examples	The customer is a meat lover who enjoys cooking various meat dishes. They prioritize quality and are willing to pay a higher price for premium cuts of meat. They also purchase dairy products such as cheese and milk. In addition to meat and dairy, they buy fruits and vegetables to balance their meals. They also purchase household goods and seasonings to complete their shopping list.
GPT-4 + 4 examples	The customer is a meat lover who prefers high-quality, premium cuts of meat. They also enjoy dairy products and fresh vegetables, suggesting they may enjoy cooking elaborate meals at home. They also purchase household goods, indicating they value convenience. Their shopping habits suggest they may be preparing a hearty meat and vegetable stew or a gourmet meat dish.
T5-small + 25 Paraphrases	A family who is a vegetarian and a vegetarian is a vegetarian who is interested in cooking a variety of vegetables and vegetables. They have a predetermined list of items to buy, including meat, dairy, and dairy. They are attracted to a variety of options and prefer fresh and unprocessed items. They are attracted to a specific meal plan and prefer fresh and unprocessed items.
T5-base + 25 Paraphrases	A customer who is interested in cooking a specific dish. They have a predetermined list of items to buy, including meat, dairy, and grains. They prioritize quality over price and prefer fresh and unprocessed items. They have a preference for high-quality items and are willing to pay a premium for high-quality items. They enjoy cooking a specific dish and prefer unprocessed items.
Case 2 (Input)	Trajectory is Stay at drink.</s>Stay at snack.</s>. And customer purchases item list is ['Discounted Coffee', 'Luxury Chocolate'].
Case 2 (Ground Truth)	A coffee lover who enjoys trying different types of coffee beans. The customer usually arrives with a fixed list of purchases, focusing on a variety of coffee beans and coffee-making accessories. They prefer high-quality products and are willing to pay a premium for them. They do not have a specific meal plan and usually buy a small number of items per visit.
GPT-3.5 + 4 Examples	A customer who enjoys indulging in luxury items and treats themselves to high-quality coffee and chocolate. They prioritize their enjoyment and are willing to spend more on premium products. They may have a preference for gourmet snacks and beverages.
GPT-4 + 4 Examples	A casual shopper who is not in a rush and enjoys exploring the store. They are likely to be a coffee lover and have a sweet tooth, indulging in luxury chocolates. They are not particularly budget-conscious and are willing to spend on premium items. They may be shopping for a relaxing evening at home, perhaps planning to enjoy a cup of coffee paired with high-end chocolate.
T5-small + 25 Paraphrase	The customer is a coffee enthusiast who is a coffee enthusiast who has a specific meal plan and focuses on making a coffee. They have a specific shopping list and are willing to pay a premium for a coffee-free meal. They have a specific meal plan and prefer to buy a coffee-free coffee.
T5-base + 25 Paraphrase	The customer is a coffee lover who enjoys exploring new flavors and styles. They have a predetermined list of coffees to buy, and they are willing to pay extra for chocolates and other chocolates. They have a preference for high-quality items and are willing to pay a premium for them. They enjoy exploring new flavors and styles and often choose chocolates for their coffee.

表2 付録：移動軌跡の言語化タスクの定性評価