



生活支援ロボットにおける マルチモーダル検索に基づく 移動マニピュレーション

慶應義塾大学 理工学研究科 杉浦孔明研究室
是方諒介

Kaneda, K., Nagashima, S., Korekata, R., Kambara, M., Sugiura, K.

"Learning-To-Rank Approach for Identifying Everyday Objects Using a Physical-World Search Engine." IEEE RA-L presented at IEEE/RSJ IROS 2024.

背景：言語指示に基づく実世界検索は有用



ユースケース

1. 家庭内でロボットに物体移動を依頼
例：「洗面所からタオルを持ってきて」

2. 公共空間で物体を検索
例：ショッピングモール， 展示会場



<https://www.toyota.com/usa/toyota-effect/romy-robot.html>



デモ：Dubai Mallにおける物体検索 (2025/10)



■ “I’m looking for Christmas ornaments”



■ “Are there any scary skull toys?”



問題設定：Learning-To-Rank Physical Objects



入力

- 参照表現を含む指示文
- 収集済みの画像群

出力

- 対象物体候補をランク付けした画像群
- ⇒ **適切な画像が上位に表示**されることが望ましい



指示文：“Go to the... and bring me **the towel** directly across from the...”

モデル

画像群

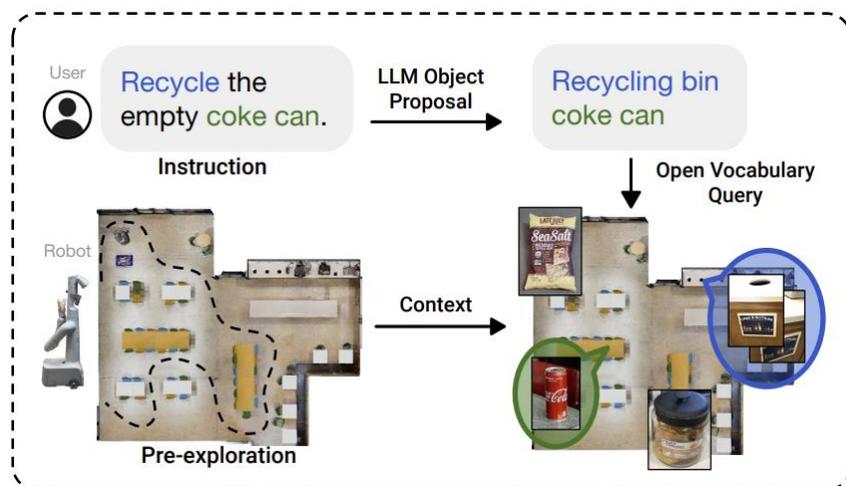


関連研究：検索設定の手法は限定的

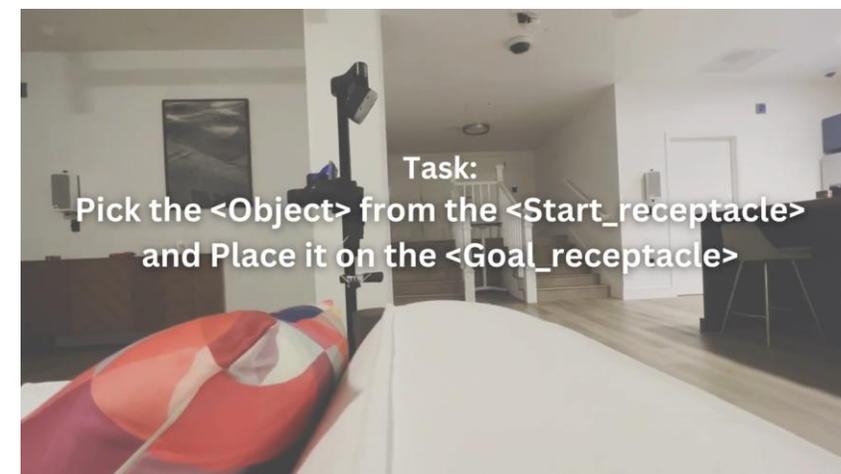


NLMap [Chen+, ICRA23]	収集済み環境画像の検索に基づく mobile manipulation ☹️ 小規模 環境のみが焦点
RREx-BoT [Sigurdsson+, IROS23]	事前探索に基づく Vision-and-Language Navigation ☹️ 物体操作タスクを扱うことが難しい
OVM [Yenamandra+, CoRL23]	Open-Vocabulary Mobile Manipulationタスク ☹️ 最先端手法でも成功率10%程度

NLMap



OVM

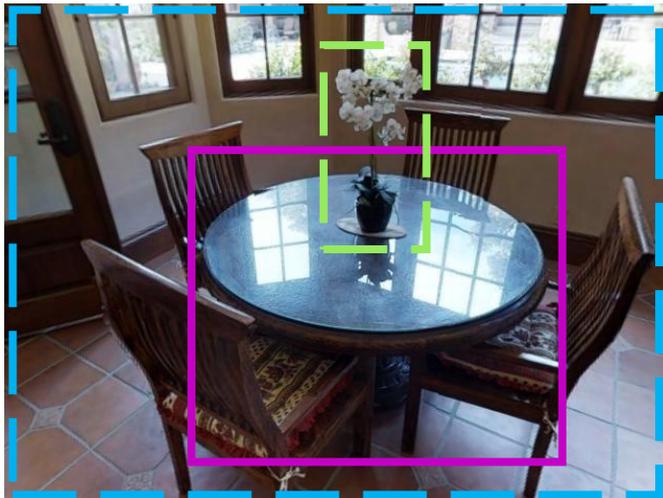


課題：複雑な参照表現を含む指示文理解



- 例：“Please polish **the black round table** **with a vase** **underneath a black chandelier** **in the dining room**”

Ground Truth



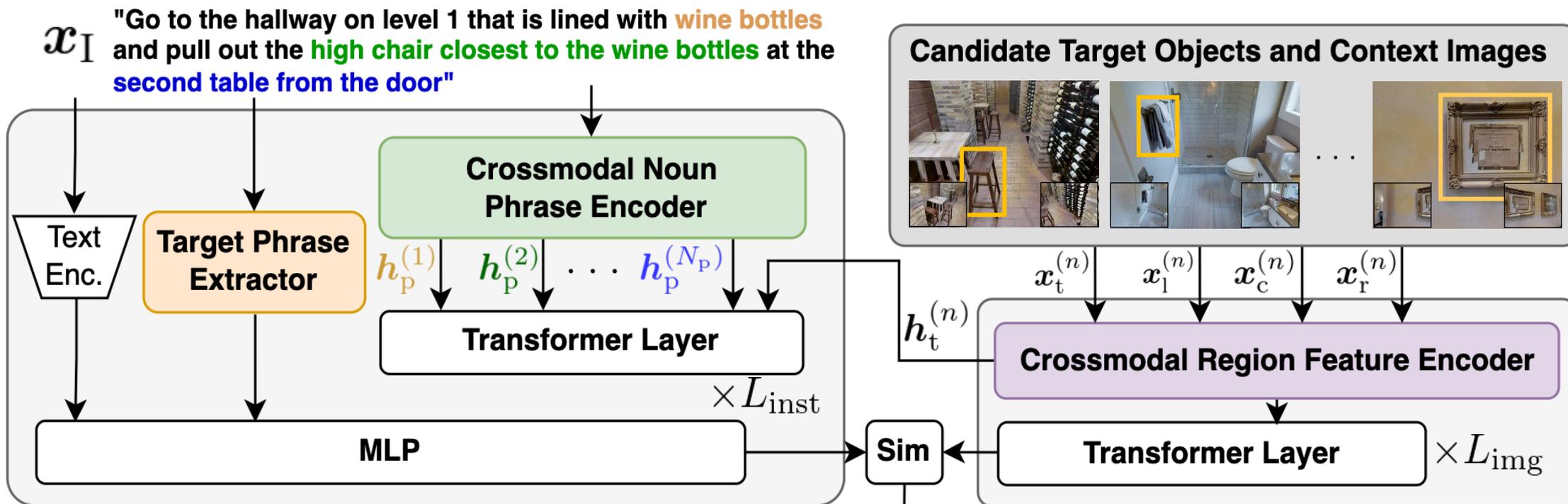
CLIP [Radford+, ICML21]



平均文長：18.78 語
> G-Ref [Mao+, CVPR16]：8.4 語

提案手法：MultiRankIt

ランキング学習に基づき対象物体を特定



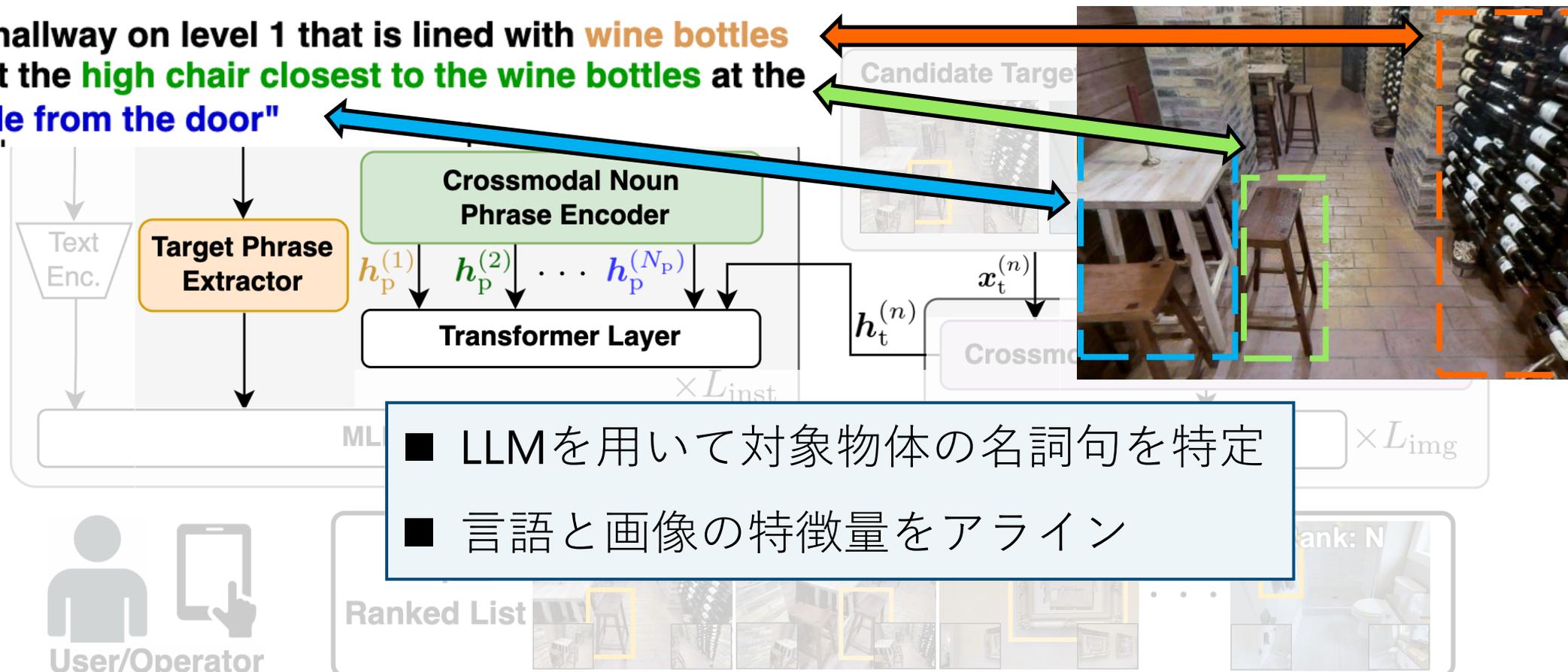
提案手法 (1/2) :

Target Phrase Extractor & Crossmodal Noun Phrase Encoder



- 指示文から抽出された**参照表現を含む句と物体領域との関係**をモデル化

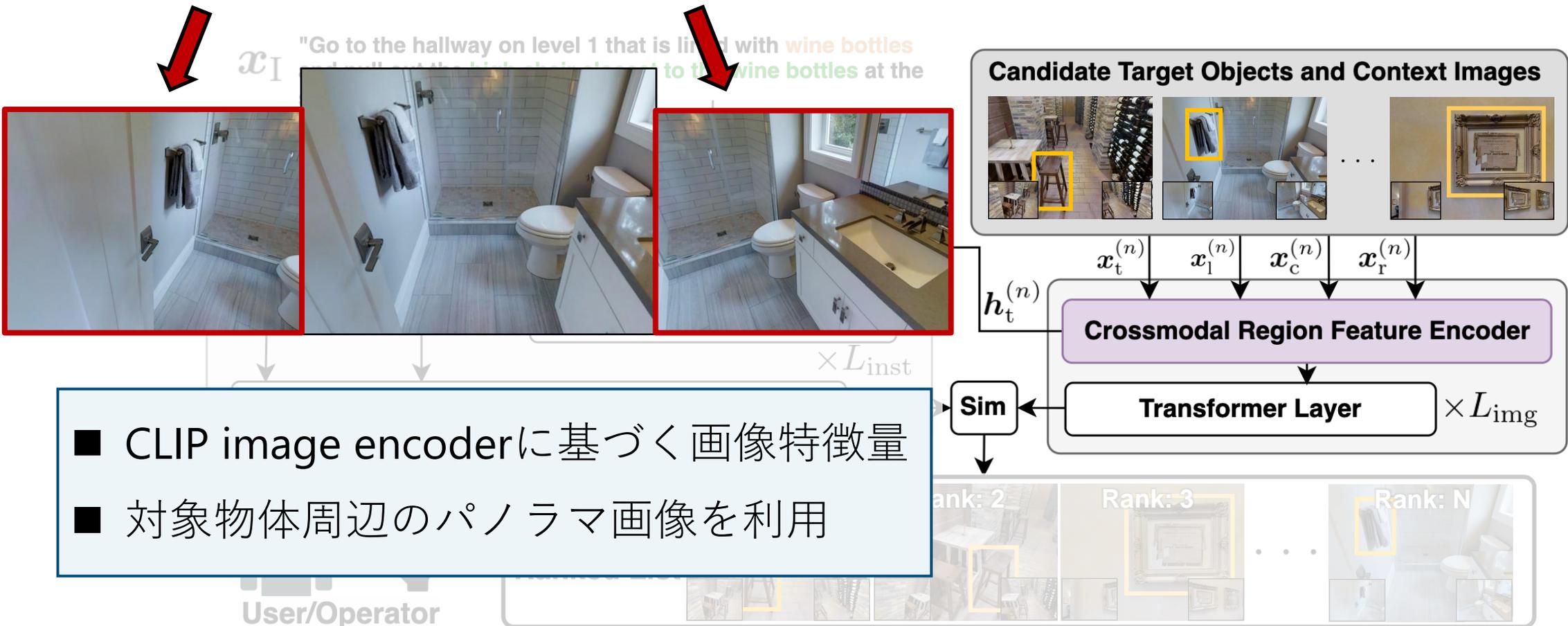
"Go to the hallway on level 1 that is lined with **wine bottles** and pull out the **high chair closest to the wine bottles** at the **second table from the door**"



提案手法 (2/2) : Crossmodal Region Feature Encoder



- **画角外**の視覚的コンテキストと物体領域との関係をモデル化



実験設定： 指示文・実画像を含む大規模屋内環境データセットを構築

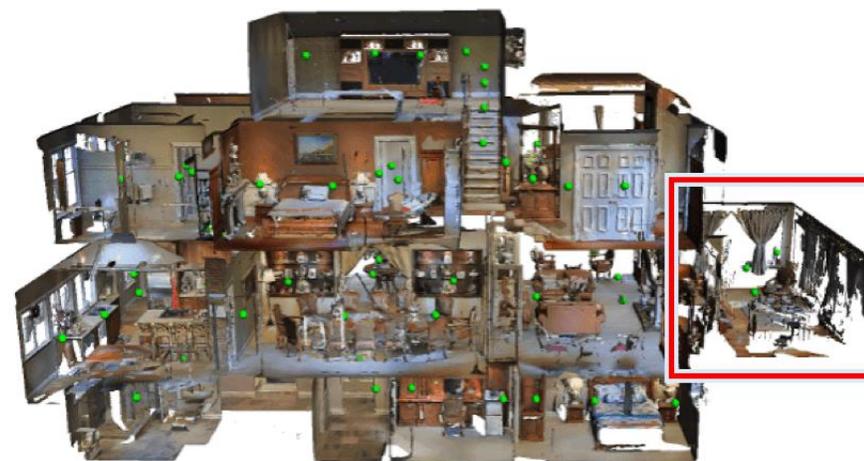


- REVERIE [Qi+, CVPR20], MP3D [Chang+, 3DV17] に準拠

環境数	58
物体数	4,352
語彙サイズ	53,118
指示文数	5,501
平均文長	18.78



https://yuankaiqi.github.io/REVERIE_Challenge/static/img/demo.gif



建物規模の屋内環境

定量的結果：

画像検索における標準的な評価指標で既存手法を上回った



[%]	MRR ↑	Recall@5 ↑	Recall@10 ↑	Recall@20 ↑
CLIP (ext.) [Radford+, ICML21]	41.5±0.9	45.3±1.7	63.8±2.5	80.8±2.0
Ours	50.1±0.8	52.2±1.4	69.8±1.5	83.8±0.6
Ours (ext.)	56.3±1.3	58.7±1.1	77.7±1.1	90.0±0.5

■ 評価指標

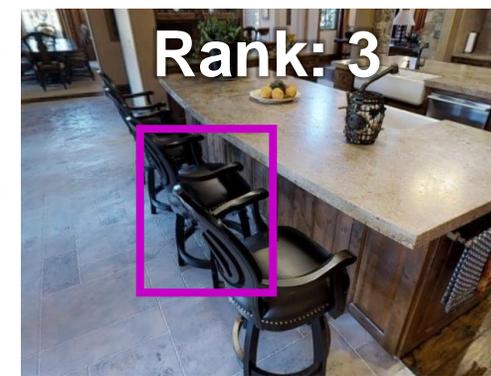
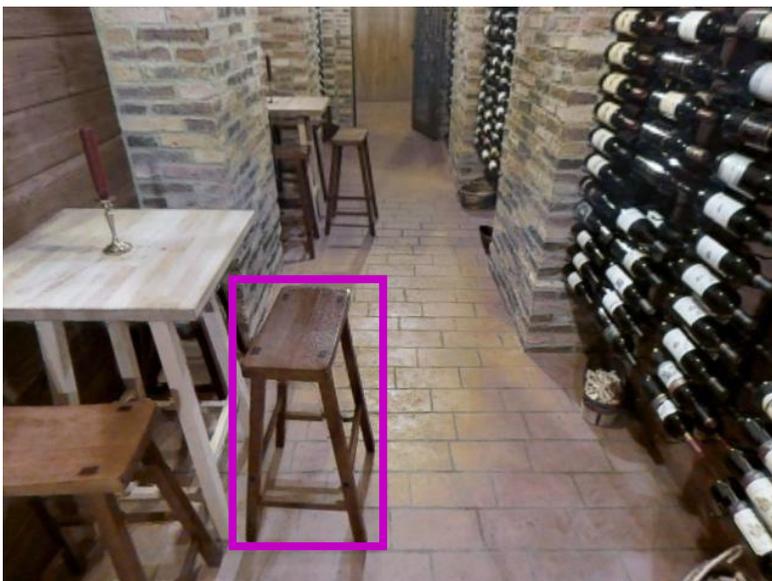
1. Mean Reciprocal Rank (MRR)
2. Recall@K (K=1,5,10,20)

定性的結果：複雑な参照表現を理解



“Go to the hallway on level 1 that is lined with wine bottles and pull out **the high chair** closest to the wine bottles at the second table from the door”

Ground Truth



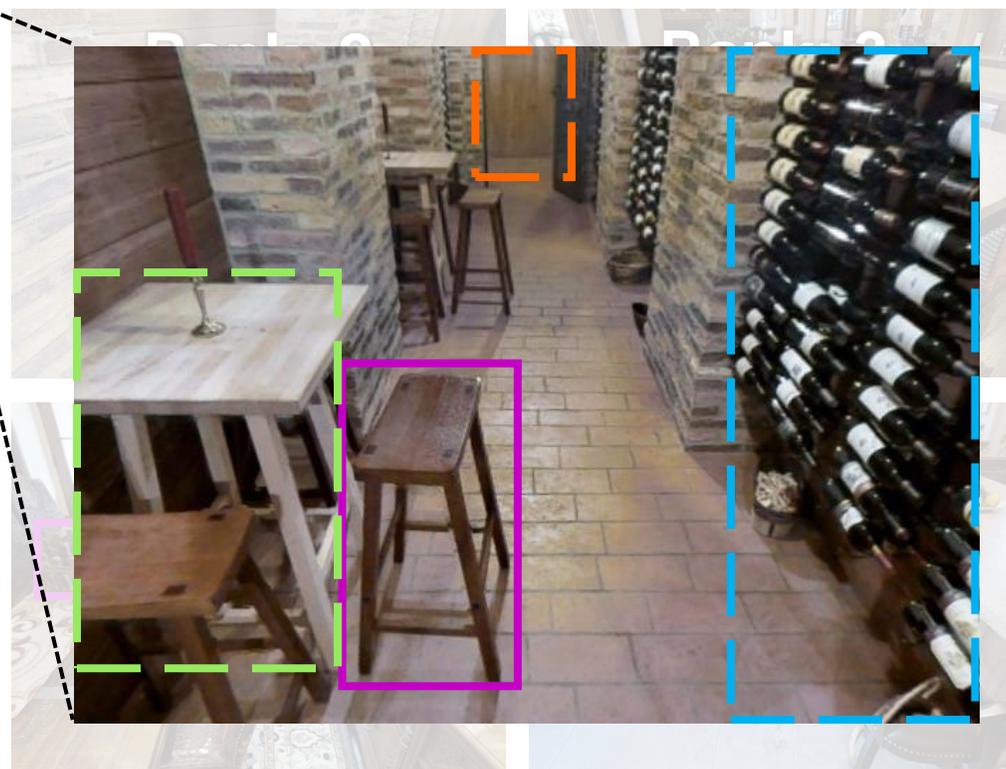
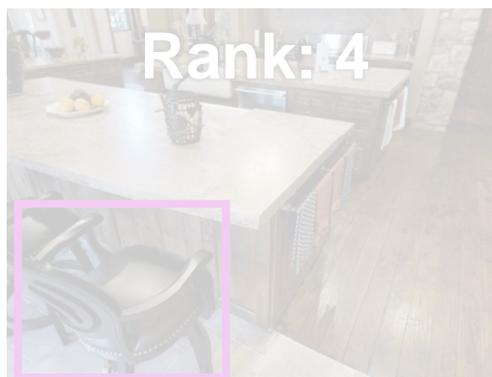
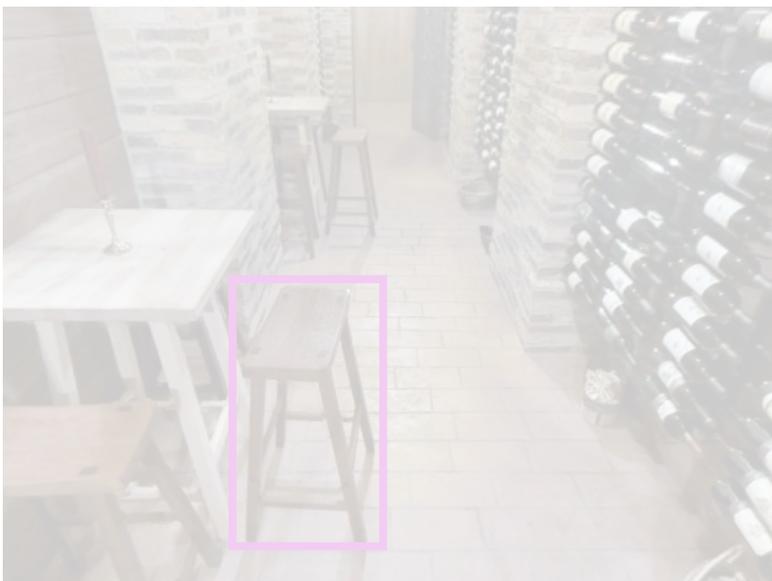
...

定性的結果：複雑な参照表現を理解



“Go to the hallway on level 1 that is lined with wine bottles and pull out **the high chair** closest to the wine bottles **at the second table from the door**”

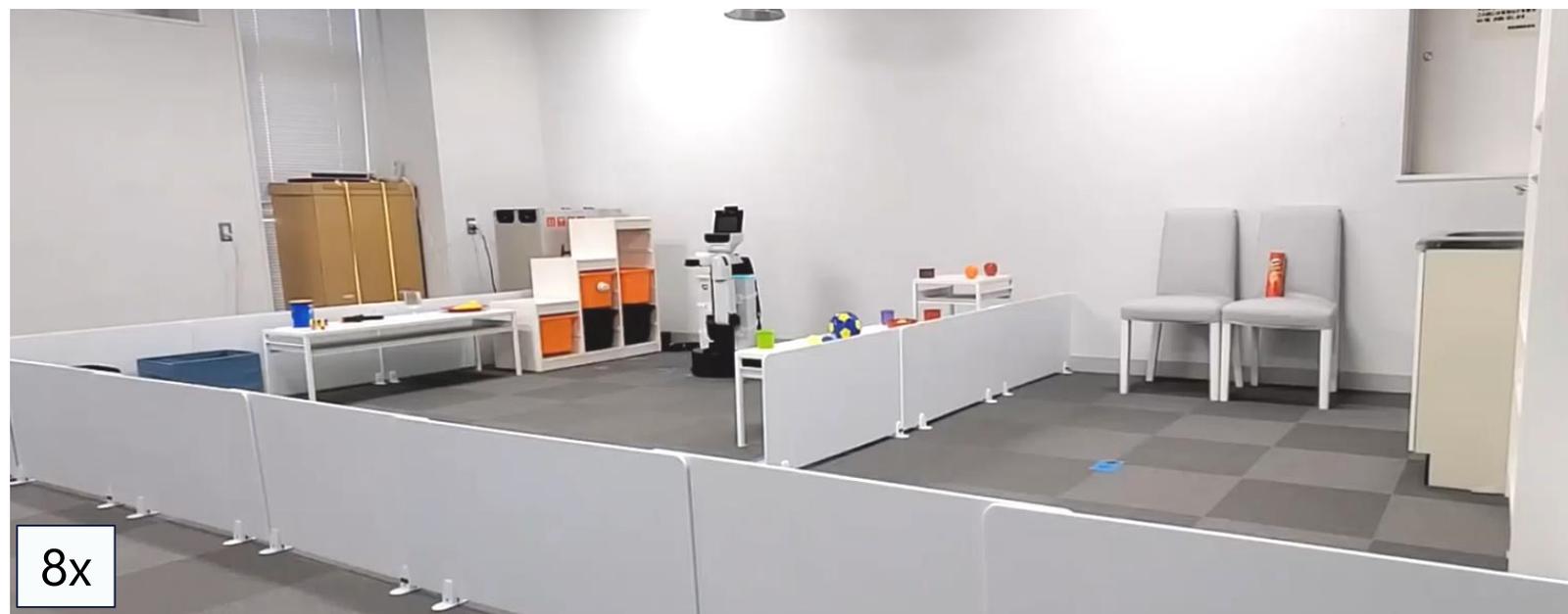
Ground Truth



実験設定（実機）：ゼロショット転移条件



- 環境：WRS 2020 Partner Robot Challengeの**標準環境**に準拠
- 実機：HSR by Toyota
- 物体：YCB
- 評価指標：**SR** [%]



実験手順（実機）： 実世界検索に基づく Open-Vocabulary Mobile Manipulation



Step 1: 事前探索



8x

Step 2: 指示文入力

Chat for RSE(Real-world Search Engine)

Could you bring me a green cup?

Send Instruction

Instruction:
"Could you bring me a green cup?"

Step 3: 画像選択



Select

Step 4: 物体操作



8x

定量的結果（実機）：既存手法を成功率において上回った



😊 **ゼロショット転移**条件において**成功率80%**を達成

Method	SR ↑ [%]
CLIP (ext.) [Radford+, ICML21]	60 (12/20)
NLMap (reprod.) [Chen+, ICRA23]	70 (14/20)
Ours (ext.)	80 (16/20)

+10





背景

- 言語指示に基づく実世界検索の応用性
(例：**生活支援ロボット**)

提案：MultiRankIt

- **ランキング学習**に基づき対象物体を特定

結果

- 標準的な家庭環境で**成功率80%**を達成



Personal
Website





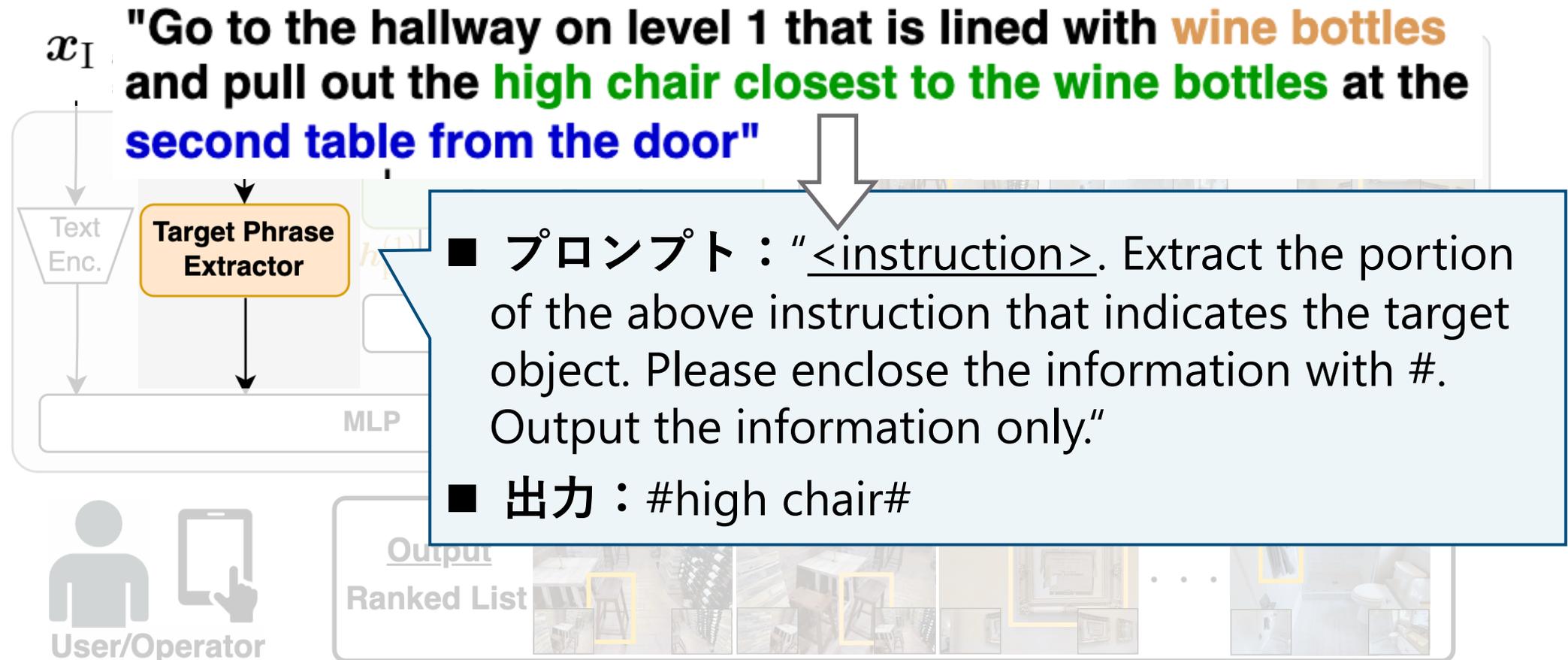
Appendix



提案手法：Target Phrase Extractor



- LLMを用いて複雑な参照表現を含む指示文から**対象物体の名詞句**を特定



Ablation Studies : CRFEの導入が最も性能向上に寄与



[%]	MRR ↑	Recall@1 ↑	Recall@5 ↑	Recall@10 ↑
w/o CRFE	37.3±1.5	12.1±0.5	39.6±1.4	56.1±1.1
w/o CNPE	42.6±0.4	14.6±0.4	45.3±0.5	66.1±1.7
Ours (ext.)	50.1±0.8	18.3±1.0	52.2±1.4	69.8±1.5

Performance differences from w/o CRFE (indicated by brackets and boxes):

- MRR: +12.8
- Recall@1: +6.2
- Recall@5: +11.6
- Recall@10: +13.7

😊 すべての新規モジュールが有効

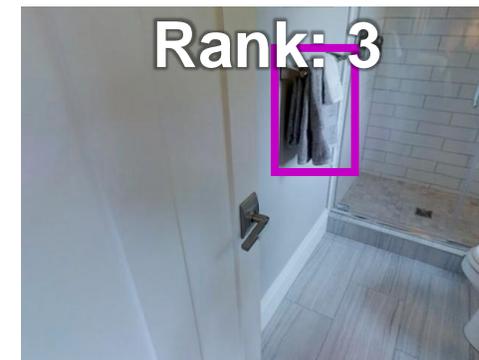
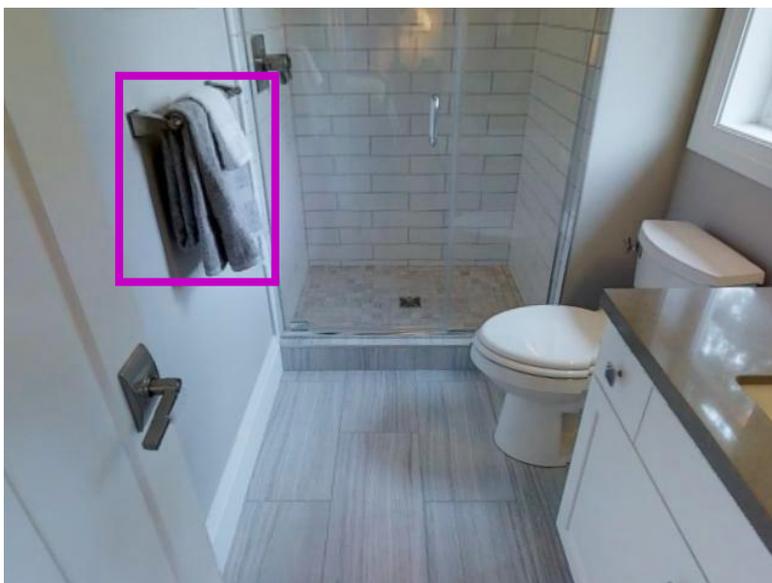
→ **画角外**の視覚的コンテキストを扱うCRFEの導入が最も性能向上に寄与

定性的結果：画角外の視覚的コンテキストを考慮



“Go to the bathroom with a picture of a wagon and bring me **the towel directly across from the sink**”

Ground Truth



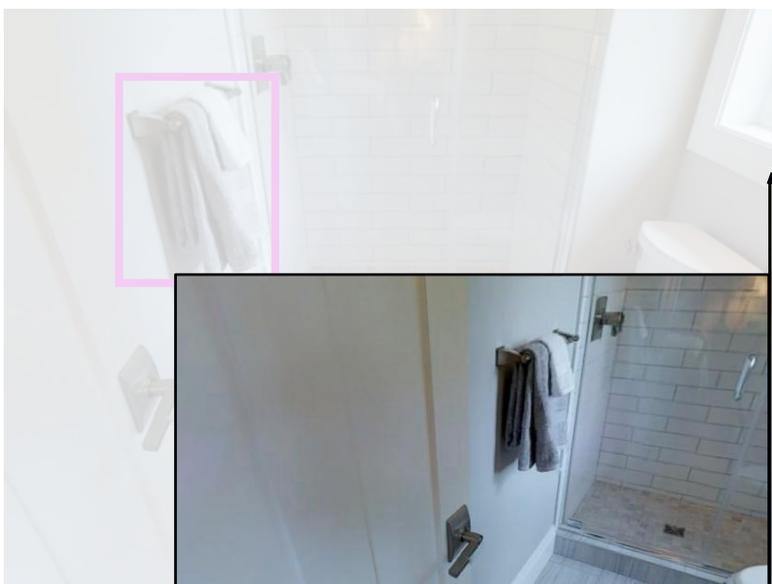
...

定性的結果：画角外の視覚的コンテキストを考慮



“Go to the bathroom with a picture of a wagon and bring me **the towel directly across from the sink**”

Ground Truth



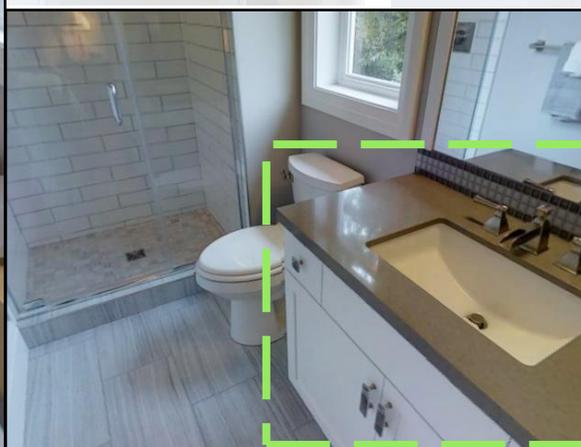
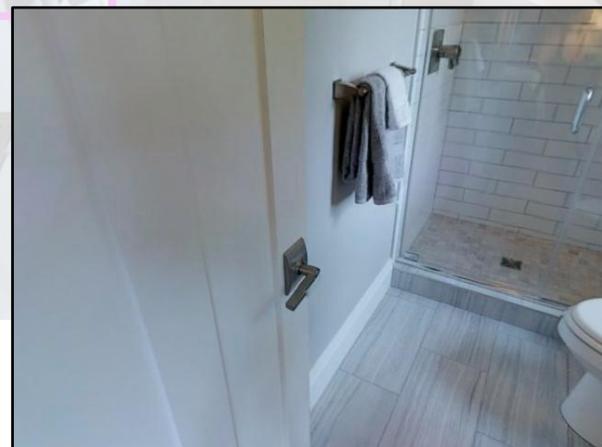
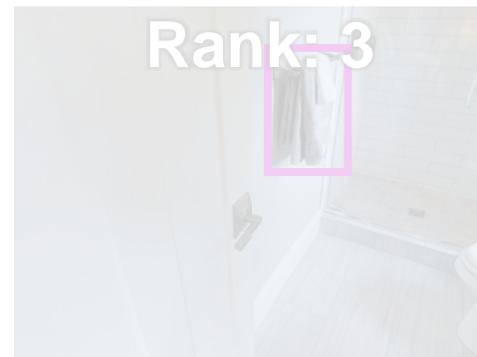
Rank: 1



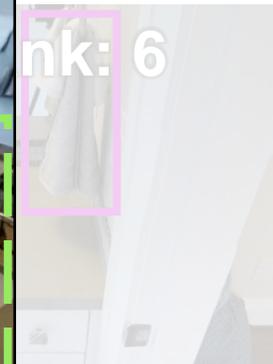
Rank: 2



Rank: 3



Rank: 6



...

エラー分析： 現状のボトルネックは参照表現理解に関する誤り



- 最も MRR が低かった 20 サンプルについて分析
 - ☹ 参照表現理解に関する誤りが最多
 - ⇒ 今後：**地図情報**を扱うモジュールの導入を検討

エラー内容	サンプル数
参照表現理解に関する誤り	6
目的語選択に関する誤り	5
Object Groundingに関する誤り	3
アノテーションに関する誤り	2
曖昧な指示文	2
その他	2
合計	20

指示文：“Proceed to the hallway on level 2 with the basketball and level painting above the open book”

Ground Truth



提案手法 (Rank 1)

