

曖昧な言語指示に対応可能な大規模言語モデルを用いた 動作計画システムの開発

Development of a Task Planning System Using a Large Language Model Capable of Handling Ambiguous Instructions

山尾晃世^{1*} 金岡大樹¹ 磯本航世¹ 田向権^{1,2}

Kosei Yamao¹, Daiju Kanaoka¹, Kosei Isomoto¹, Hakaru Tamukoh^{1,2}

¹ 九州工業大学大学院生命体工学研究科

¹ Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology, Japan

² 九州工業大学ニューロモルフィック AI ハードウェア研究センター

² Research Center for Neuromorphic AI Hardware, Kyushu Institute of Technology, Japan

Abstract: 人の言語指示から適切な動作を行う汎用的なサービスロボットの実現のためには、高精度な動作計画が必要となる。大規模言語モデルを活用した SayCan と呼ばれる動作計画システムは非常に高精度であるが、いくつかの問題を有している。我々は、SayCan の有する問題の中でも、具体的な対象を特定できない抽象名詞を含む曖昧な言語指示に対して、動作計画の精度が低下する問題と、システムが持つスキルの数に伴い推論時間が増加する問題に注目した。我々は、SayCan をベースとし、抽象名詞を聞き返す機能とルールベースでスキルを抽出する機能を導入した動作計画システムを提案する。提案システムは、言語指示の解釈を容易にし、適切な動作計画を可能とした。また、RoboCup@Home と呼ばれるホームサービスロボットの性能を評価する競技会において高い成績を獲得することにより、実環境下でも十分動作することを示した。

1 緒言

昨今、世界的な少子高齢化社会の到来を背景に、家庭内での生活を支援するホームサービスロボットの需要が高まっており、開発・研究が盛んに行われている [1-4]。人の言語指示から適切な動作を行う汎用的なサービスロボットの実現のためには、高精度な音声認識と適切な動作計画が必要となる。動作計画においては、世界の一般的な知識を活用することで、高精度な出力を行うことが可能である。そのため、一般的な知識を用いる動作計画に関する様々な研究がされている。

近年では、大規模言語モデル (Large Language Model: LLM) が注目を集めている [5]。LLM は数十億以上のパラメータを持ち、インターネット上に存在する大規模なデータを学習することで、様々な言語タスクにおいて高い性能を示し、世界の一般的な知識を有していると考えられている [6]。また、LLM は言語タスク以外でも高い性能を発揮しており、物体認識や動作計画システムにも応用されている。LLM を用いた動作計画と

して、Google は SayCan [7] を提案している。SayCan は、Say モジュールと Can モジュールの 2 つで構成されている。ロボットの各動作を表すスキルセットは予め与えており、Say モジュールでは言語指示をもとに各スキルの尤度を推定し、Can モジュールでは現在のロボットの状態をもとに各スキルの尤度を推定する。それぞれのモジュールから出力される各スキルの尤度を基に次に実行するスキルを決定する。SayCan は高い性能を発揮しているが、その課題として、Can モジュールはロボットから得た大量の動作データを用いた強化学習で実装されているため、他のロボットへの応用が困難である。また、fruit や drink などの具体的な対象を特定できない抽象名詞を含むコマンドに対して精度が低下する問題と、システムが持つスキル数に伴い推論時間が増加する問題を有している。

以上より、本研究では、SayCan をベースとし、抽象名詞を聞き返す機能とルールベースでスキルを抽出する機能を導入したホームサービスロボットの動作計画システムを提案する。提案システムは、命令認識では、与えられたコマンドの中に抽象名詞があった場合、その具体的な名称を聞き返し返答結果と抽象名詞を置き

*連絡先：九州工業大学大学院生命体工学研究科人間知能システム工学専攻
〒 808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 2-4
E-mail: yamao.kosei665@mail.kyutech.jp



図 1: HSR の外観と主なデバイス

換えたコマンドを認識結果とする。次に、ルールベースによる制約を用いて、予め用意したスキルセットから、スキル候補を抽出する。コマンドの認識結果から抽出した物体名などのキーワードとスキル候補を組み合わせてタスク候補を生成する。最後に、各タスク候補の尤度を LLM を用いて出力し、最も尤度が高いタスクを実行する。

本研究の貢献は以下である。

- 人間の話し言葉を解釈を容易にし、より高精度な動作計画を可能にした
- ホームサービスロボットの性能を評価する競技会で高い性能を示し、実世界でも十分動作することを明らかにした

2 関連研究

2.1 RoboCup@Home

ホームサービスロボットの技術発展を目的に開催されている RoboCup@Home [8] と呼ばれる国際的な競技会がある。本競技会は、人間とロボットの協調を目標の一つに掲げており、音声認識や物体認識、ナビゲーション、マニピュレーションに関する競技が動的環境下で実施される。そのため、現実に近い家庭環境でロボットの性能を評価することができ、世界中で注目を集めている。RoboCup@Home は、使用するロボットの違いにより複数のリーグに分かれており、Domestic Standard Platform League (DSPL) では、トヨタ自動車株式会社が開発した Human Support Robot (HSR) [9] を標準機として採用し、ソフトウェアの性能のみを評価している。図 1 に、HSR の外観と搭載されている主なデバイスを示す。

RoboCup@Home では、GPSR とより難易度の高い EGPSR という競技がある。GPSR・EGPSR は、実際

のロボットが自然言語による様々なコマンドを聞き、日常生活の環境において適切な行動を実行するというタスクである。ロボットへのコマンドは、RoboCup@Home が公開しているランダムコマンド生成器 [10] から出力されたものを用いる。ランダムコマンド生成器では、“Please find the fruits in the dishwasher” のように “fruits” などの対象を特定できない抽象名詞を含むコマンドが出力される可能性がある。GPSR と EGPSR の違いは、ランダムコマンド生成器から出力されるコマンドの難易度が異なる点である。EGPSR で用いるコマンドは、ドアの開閉などの難易度の高い動作が要求され、GPSR で用いるコマンドと比較して内容が複雑になっている。

2.2 SayCan

SayCan は、ロボットができるスキルを予め設定しており、与えられたコマンドからどのスキルを実行すればいいかを判断する。SayCan は Say モジュールと Can モジュールで構成されている。

Say モジュールは、LLM が持つ文章中の各単語の尤度を出力する機能を用いて、次に実行する可能性の高いスキルを予測する。与えられたコマンドとスキルの説明文を LLM に入力し、各単語の尤度を合算することで、最も尤度の高いスキルを実行する。論文の中では、SayCan は、同じく Google が開発した PaLM [11] と呼ばれる LLM を用いて予測を行っている。

Can モジュールでは、カメラやセンサなどから外界の情報を取得し、どのスキルが実行できる可能性が高いかを予測する。例えば、「リンゴを持ってきて」というコマンドにおいては、カメラの画角内にリンゴがあれば、「リンゴを把持する」というスキルの尤度が高くなり、逆に画角内になければ「リンゴを把持する」の尤度は低くなり、「キッチンに行く」や「リンゴを探す」などの尤度が高くなる。

これら 2 つのモジュールの結果を統合して、次に実行するスキルを予測する。Can モジュールは強化学習を用いて学習を行っており、実際には大量のデータセットを準備する必要があり多くの時間を要するため、実装は非常に難しい。SayCan は、Can モジュールから出力される尤度を使わずに、Say モジュールから出力される尤度だけでも非常に高精度な動作計画を行うことが可能である。

また、“Bring me a fruit” などの具体的な対象を特定できない抽象名詞を含むコマンドに対して精度が低下することが、論文内の実験結果から確認できる。また、システムが持つスキル数に伴い推論時間が増加する問題を有している。

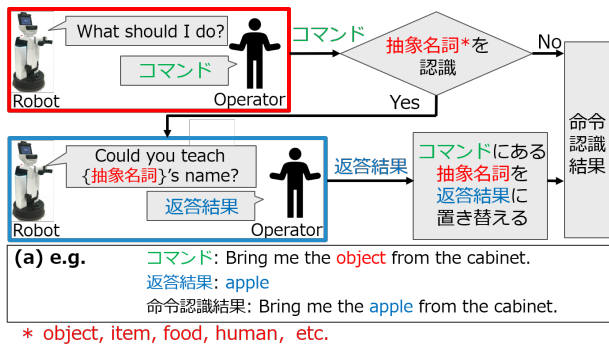


図 2: 命令認識の概略図

2.3 その他の動作計画システム

Obinata らが提案する動作計画システム [12] は、オープンボキャブラリーな物体認識を実現するため、Zero-shot での物体認識が可能なモデルを導入した。このモデルを導入することで、未知物体を認識するスキルをシステムに組み込み、より柔軟な動作計画を可能とした。このシステムは、RoboCup@Home JapanOpen2022 のGPSR タスクにおいて、高得点を獲得し、高い安定性を示している。

Shirasaka らの提案する動作計画システム [13] は、ロボットが動作を失敗するなどの障害が発生した場合に、対処するための自己回復機能を導入した。また、複数の基盤モデルと呼ばれる大量で多様なデータを用いて訓練され、様々なタスクに適応可能な大規模モデルを活用することで、動作計画の性能を向上させている。このシステムは、GPSR タスクにおいて、RoboCup@Home JapanOpen2023 で優勝し、RoboCup@Home2023 で 2 位を獲得することで非常に高い性能を示している。

3 提案システム

本章では、提案するシステムについて述べる。提案システムは命令認識と動作計画で構成されている。

3.1 命令認識

図 2 に、提案システムにおける命令認識の機能の概略図を示す。提案システムは、与えられたコマンドの中に、事前にデータベースに登録している object や item, food などの抽象名詞があった場合、その具体的な名称を聞き返す。“object” などの抽象名詞を含む曖昧なコマンドでは、ロボットが抽象名詞の対象を認識できない可能性があるため、認識可能な具体的な名称を取得するために行う。例として、図 2-(a) に示すように、抽

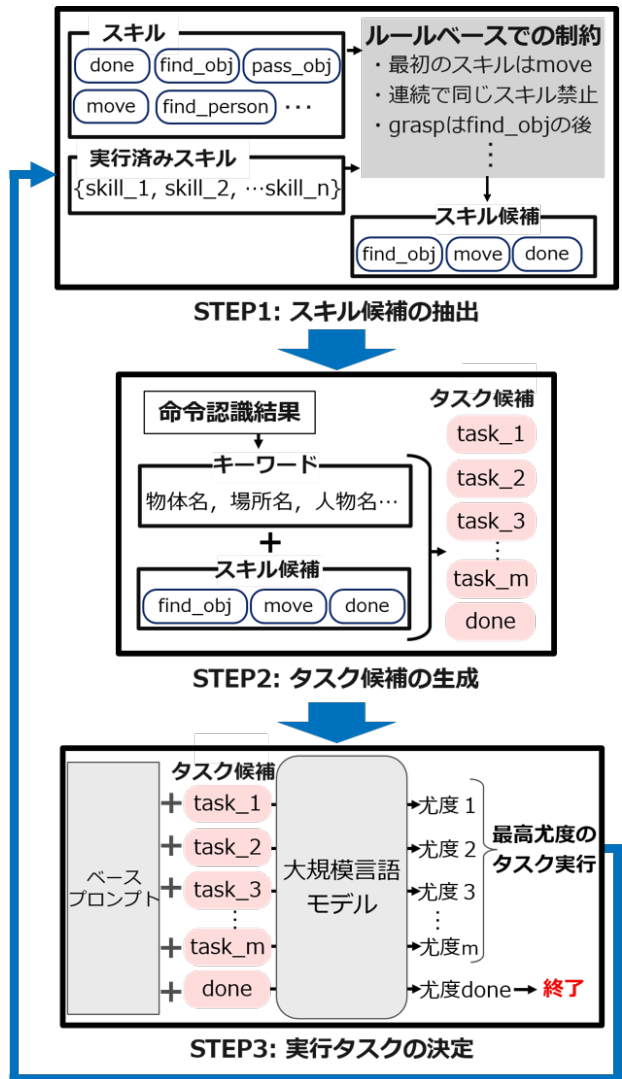


図 3: 動作計画の概略図

象名詞である“object”の具体的な名称を聞き返し、返答結果に応じて、“object”を“apple”に置き換える。

3.2 動作計画

図 3 に提案システムにおける動作計画の機能の概略図を示す。動作計画は大きく 3 つの処理に分けられる。

STEP1: スキル候補の抽出 スキルセットから、ルールベースでの制約により、動作の流れに則したスキル候補を抽出する処理を行う。制約では、“最初に実行するスキルはmove”や“連続で同じスキルは禁止”、“grasp は find_obj の後”などのスキルの順序による制約を行う。これにより、LLM に入力する回数を減らし、推論時間の短縮を行っている。また、極めて可能性の低いスキルを除外することで動作計画の精度向上にも繋がると考えられる。また、使用するスキルセットを表 1

表 1: 提案システムで用いたスキルセット

スキル	タスク	動作説明
move	go to the {PLACE}	{PLACE} に移動
follow	follow the target	人を追跡
find_obj	find the {OBJECT} on the {PLACE}	{PLACE} の {OBJECT} を探索
find_person	find {PERSON}	{PERSON} を探索
observe_obj	look at the {PLACE} to check objects	{PLACE} にある物体の名前などを取得
observe_person	look at the {PLACE} to check people	{PLACE} にいる人の位置などを取得
grasp_obj	grasp the {OBJECT}	{OBJECT} を把持
put	take the {OBJECT} to the {PLACE}	{PLACE} に {OBJECT} を置く
pass_obj	pass the {OBJECT}	{OBJECT} を渡す
answer_question	answer a question	人からの問いに答える
say	say {}	LLM から出力された文章を発話
done	done	動作計画を終了

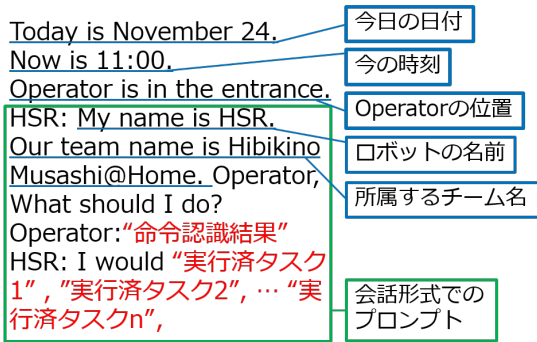


図 4: ベースプロンプトの内容

に示す。このスキルセットには、ホームサービスロボットが家庭内での様々なタスクを遂行するための基本的なスキルを有している。say スキルでは、LLM で発話する内容を生成し補完する。

STEP2: タスク候補の生成 命令認識結果から、事前にデータベースに登録している物体名や場所名、人物名をキーワードとして抽出する。その後、キーワードとスキル候補を組み合わせて、タスク候補を生成する。タスクは表 1 で示す形式で、生成される。

STEP3: 実行タスクの決定 図 4 に示すベースプロンプトと、タスク候補を組み合わせて LLM に入力することで、各タスク候補の尤度を求める。その後、最も高い尤度であるタスクを採用し実行する。ベースプロンプトでは、日付や時刻などの情報に加え、会話形式のプロンプトを通して、命令に従い実行する役割を LLM に与えている。

第 3.1 節で述べた命令認識の処理とこれら 3 つの処理を実施することで、抽象名詞を含む曖昧な言語指示に対応可能な動作計画が実現できる。

4 実験

4.1 概要

本研究では以下に示す実験を行い、提案システムの評価を行った。

1. コマンド生成器を用いて出力したコマンドによる評価実験
2. RoboCup@Home2023 で行われた実際の競技を用いた評価実験

実験 1 では、まず、RoboCup@Home の提供するコマンド生成器を用いて GPSR と EGPSR のコマンドをそれぞれランダムに 100 個ずつ生成した。本実験は、RoboCup@Home2023 を想定しており、生成されたコマンドに含まれる物体名や場所名は、RoboCup@Home2023 で使用されたものである。生成したコマンドを提案システムに入力し、その出力として得られた動作計画が、与えられたコマンドを実現可能であるかを評価した。具体的には、動作計画に含まれるスキルの順序や対象が、対応するコマンドを達成できるかどうかを判定した。

実験 2 では、2023 年 7 月にフランス・ボルドーで開催された RoboCup@Home2023・DSPL に Hibikino-Musashi@Home (HMA) として参加し、GPSR・EGPSR 競技において、提案システムを動作させ評価を行った。

また、実験条件として提案システム中の LLM は OpenAI 社の text-davinci-003 [14] を用いた。

4.2 実験 1: 動作計画の評価結果

結果として、GPSR においては、61 個のコマンドにおける動作計画が実現可能であり、EGPSR において

表 2: 動作計画に失敗したコマンドの例と原因

コマンド	原因
Tell me which are the three biggest objects on the desk	three biggest objects に対応できない
Deliver drinks to everyone in the kitchen	命令の対象が複数では対応できない
Go to the desk, look for the mug, and place it on the sink	grasp が明示されていない
Could you please close the entrance door	ドアを開け閉めするスキルがない
Hand me some coke in a mug	液体などを注ぐスキルがない
Place a mug on the desk and a knife on its left	物の横に置くことができない

は、27 個のコマンドにおける動作計画が実現可能であることを確認した。特に、コマンドにある抽象名詞を聞き返すことで対象となる具体的な名称を獲得し、動作計画を成功させることを確認した。例えば、“Please bring me the fruit on the desk” というコマンドでは、fruit という抽象名詞を聞き返し、apple という返答を得ることで、抽象名詞を置換させ、動作計画を成功させていることを確認した。動作計画が誤っていたコマンドの例と考えられる原因を表 2 に示す。

4.3 実験 2: RoboCup@Home2023 での競技結果

GPSR では、“bring me the object behind the lemon from the cabinet” というコマンドが出題された。このコマンドに対して、ロボットは抽象名詞である object の具体的な名称を聞き返した。Operator から tropical juice という返答がきたが、音声認識に失敗してしまい、抽象名詞の置換がされなかった。そのため、Operator に渡す物体を lemon であると判断し、動作計画に失敗した。これは、物体を Operator に持ってくるという点は成功しているため、部分的に点数を獲得した。

EGPSR では、“get acquainted with Morgan at the exit, then find him in the living room please” というコマンドに対して、指示通り、exit で Morgan を発見した。その後、Morgan に対して、“Hello, Morgan. I’m HSR from Hibikino Musashi@Home. Nice to meet you.” と発話した。最後に living room に移動し Morgan を発見した。このコマンドは成功したと判断され点数を獲得した。

表 3 に RoboCup@Home2023 での GPSR と EGPSR における上位 3 チームと点数を示す。結果的に HMA は、GPSR では 3 位、EGPSR では 1 位の成績を獲得し、実環境下でも十分動作することを示した。

5 考察

GPSR のコマンドにおいては、61 個の動作計画を成功した。Obinata らの動作計画システム [12] における

表 3: RoboCup@Home2023 の結果

	GPSR		EGPSR	
	チーム名	点数	チーム名	点数
1 位	Tidyboy	400 点	HMA	700 点
2 位	TRAIL	300 点	TRAIL	400 点
3 位	HMA	200 点	Tidyboy	300 点

同様の実験では、59 個のコマンドにおいて実行可能な正しい動作計画が出力された。僅かに我々の実験結果が上回り、提案システムの有効性を示した。EGPSR のコマンドにおいては、成功した数が 27 個と非常に少なかった。EGPSR のコマンドでは、ドアの開閉や液体を注ぐ動作、相対的な位置に対して物体を置くといった難易度の高いスキルを要求され、内容もより複雑であるため、動作計画の成功率が著しく低下したと考えられる。

また、表 2 に示すようなコマンドにおける動作計画の失敗が多かったことが確認できた。動作計画に失敗した原因は大きく 3 つに分けられる。1 つ目は、既存のスキルの不完全さである。“Tell me which are the three biggest objects on the desk” というコマンドにおいては、現在のスキルでは最も大きな object の情報を 1 つを取得し、伝えることは可能だが、複数を対象にすることは対応できていない。2 つ目は、必要な動作が明確に含まれていないコマンドでは、動作計画に失敗する点がある点である。“Go to the desk, look for the mug, and place it on the sink” というコマンドにおいては、place という指示があるため、grasp_obj を行わなければいけない。しかし、コマンドに明示的に grasp を促す文章がないため grasp の尤度が高くならず、誤った動作計画を出力した。3 つ目は、必要なスキルの欠如である。“Could you please close the entrance door” というコマンドにおいては、ドアを開閉するスキルを作成していないため、動作計画に失敗した。

また、ロボットが有するスキルと対象となる物体名や場所名の組み合わせは非常に多く、全てを LLM に入力すると推論時間が大きくなる。ルールベースの制約を導入することで、LLM に入力するスキル数を減ら

すことができ、推論時間の短縮が可能であると考えられる。

6 結言

本研究では、SayCan をベースとし、抽象名詞を聞き返す機能とルールベースでスキルを抽出する機能を導入したロボットの動作計画システムを提案した。提案システムは、抽象名詞を含むコマンドに対し、対象となる具体的な名称を聞き返すことで、より高精度な動作計画を実現した。また、ルールベースの制約を設け、LLM に入力するタスク数を減らすことで、推論時間の短縮を行った。我々は、提案システムを用いた実験や競技会での評価を通して、システムの有効性を示した。また、提案システムの課題として、既存スキルの不完全さや、必要なスキルの欠如、必要な動作が明確に含まれていないコマンドでは、動作計画に失敗する点がある点が挙げられた。より高精度な動作計画システム実現に向けて、ドアの開閉を行うスキルなどの開発や、LLM の有効性を最適化するためのプロンプトの工夫 [15]、カメラ画像などの外界の情報を取り入れた動作計画が必要であると考えられる。また、実際の家庭環境で動作する上では、LLM が有する一般的な知識だけでなく、各家庭が持つ家族の好みや習慣などの固有の知識も必要である。この固有の知識を獲得し、将来の動作に組み込むことを目指した研究も行われている [16,17]。今後の展望として、固有の知識を今回の提案システムに組み込むことで、抽象名詞をその都度聞き返すことなく、ロボットが以前に獲得した固有の知識を基に動作することを目指す。

謝辞

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務 (JPNP16007) の結果得られたものです。また、本研究は JSPS 科研費 23H03468, 23K18495 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 株式会社富士経済：2023 年版 ワールドワイドロボット関連市場の現状と将来展望 サービスロボット編 (2023).
- [2] Yano, Y., Isomoto, K., Ono, T. and Tamukoh, H.: Autonomous Waiter Robot System for Recognizing Customers, Taking Orders, and Serving Food, in *Proceedings of the 26th RoboCup International Symposium* (2023).
- [3] Ono, T., Kanaoka, D., Shiba, T., Tokuno, S., Yano, Y., Mizutani, A., Matsumoto, I., Amano, H. and Tamukoh, H.: Solution of World Robot Challenge 2020 Partner Robot Challenge (Real Space), *Advanced Robotics* (2022).
- [4] Isomoto, K., Yano, Y., Tanaka, Y. and Tamukoh, H.: Robust Trash Can Lid Opening System, in *Proceedings of the 2023 International Workshop on Smart Info-Media Systems in Asia (SISA)* (2023).
- [5] Zhao, W. X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., Min, Y., Zhang, B., Zhang, J., Dong, Z., Du, Y., Yang, C., Chen, Y., Chen, Z., Jiang, J., Ren, R., Li, Y., Tang, X., Liu, Z., Liu, P., Nie, J. and Wen, rong J.: A Survey of Large Language Models, *arXiv preprint arXiv:2303.18223* (2023).
- [6] Petroni, F., aschel, T. R., Riedel, S., Lewis, P. S. H., Bakhtin, A., Wu, Y. and Miller, A. H.: Language models as knowledge bases?, in *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 2463–2473 (2019).
- [7] Ahn, M., Brohan, A., Brown, N., Chebotar, Y., Cortes, O., David, B., Finn, C., Fu, C., Gopalakrishnan, K., Hausman, K., Herzog, A., Ho, D., Hsu, J., Ibarz, J., Ichter, B., Irpan, A., Jang, E., Ruano, R. J., Jeffrey, K., Jesmonth, S., Joshi, N. J., Julian, R., Kalashnikov, D., Kuang, Y., Lee, K.-H., Levine, S., Lu, Y., Luu, L., Parada, C., Pastor, P., Quiambao, J., Rao, K., Rettinghouse, J., Reyes, D., Sermanet, P., Sievers, N., Tan, C., Toshev, A., Vanhoucke, V., Xia, F., Xiao, T., Xu, P., Xu, S., Yan, M. and Zeng, A.: Do As I Can, Not As I Say: Grounding Language in Robotic Affordances, *arXiv preprint arXiv:2204.01691* (2022).
- [8] RoboCup@Home, <https://www.robocup.org/domains/3>(Accessed on 29/08/2023).
- [9] Yamamoto, T., Terada, K., Ochiai, A., Saito, F., Asahara, Y. and Murase, K.: Development of Human Support Robot as the research platform of a domestic mobile manipulator, *ROBOMECH Journal*, Vol. 6, No. 1, pp. 1–15 (2019).

- [10] RoboCup@Home Command Generator, <https://github.com/kyordhe1/GPSRCmdGen>(Accessed on 29/08/2023).
- [11] Chowdhery, A., Narang, S., Devlin, J., Bosma, M., Mishra, G., Roberts, A., Barham, P., Chung, H. W., Sutton, C., Gehrmann, S., Schuh, P., Shi, K., Tsvyashchenko, S., Maynez, J., Rao, A., Barnes, P., Tay, Y., Shazeer, N., Prabhakaran, V., Reif, E., Du, N., Hutchinson, B., Pope, R., Bradbury, J., Austin, J., Isard, M., Gur-Ari, G., Yin, P., Duke, T., Levskaya, A., Ghemawat, S., Dev, S., Michalewski, H., Garcia, X., Misra, V., Robinson, K., Fedus, L., Zhou, D., Ippolito, D., Luan, D., Lim, H., Zoph, B., Spiridonov, A., Sepassi, R., Dohan, D., Agrawal, S., Omer-nick, M., Dai, A. M., Pillai, T. S., Pellat, M., Lewkowycz, A., Moreira, E., Child, R., Polozov, O., Lee, K., Zhou, Z., Wang, X., Saeta, B., Diaz, M., Firat, O., Catasta, M., Wei, J., Meier-Hellstern, K., Eck, D., Dean, J., Petrov, S. and Fiedel, N.: PaLM: Scaling Language Modeling with Pathways, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 24, No. 240, pp. 1–113 (2023).
- [12] Obinata, Y., Kanazawa, N., Kawaharazuka, K., Yanokura, I., Kim, S., Okada, K. and Inaba, M.: Foundation Model based Open Vocabulary Task Planning and Executive System for General Purpose Service Robots, *arXiv preprint arXiv:2308.03357* (2023).
- [13] Shirasaka, M., Matsushima, T., Tsunashima, S., Ikeda, Y., Horo, A., Ikoma, S., Tsuji, C., Wada, H., Omija, T., Komukai, D., Matsuo, Y. and Iwasawa, Y.: Self-Recovery Prompting: Promptable General Purpose Service Robot System with Foundation Models and Self-Recovery, in *Conference on Robot Learning 2023 Workshop on Towards Generalist Robots: Learning Paradigms for Scalable Skill Acquisition* (2023).
- [14] OpenAI GPT-3.5 API [text-davinci-003], <https://platform.openai.com/docs/models/gpt-3-5>(Accessed on 07/09/2023).
- [15] Wei, J., Wang, X., Schuurmans, D., Bosma, M., Ichter, b., Xia, F., Chi, E., Le, Q. V. and Zhou, D.: Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models, in *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, Vol. 35, pp. 24824–24837 (2022).
- [16] Tanaka, Y., Tamukoh, H., Tateno, K., Katori, Y. and Morie, T.: A Brain-inspired Artificial Intelligence Model of Hippocampus, Amygdala, and Prefrontal Cortex on Home Service Robots, in *Proceedings of the 2020 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (NOLTA)*, pp. 138–141 (2020).
- [17] 水谷 彰伸, 田中 悠一郎, 田向 権, 立野 勝巳, 野村 修, 森江 隆: 大規模言語モデルと海馬モデルによるホームサービスロボット向け知識獲得システム, 電子情報通信学会スマートインフォメディアシステム研究会 (SIS) , 第 123 巻, pp. 13–18 (2023).