

HSRT-X: コミュニティを活用したロボット基盤モデルの構築

○松嶋達也 高波亮介（東京大） 神原元就（慶應大） 野口裕貴 有馬純平（トヨタ自動車）
池田悠也（東京大） 柳田栞吾 岩田健輔（大阪大） 長谷川翔一 エルハフィロトフィ（立命館大）
山尾晃世 磯本航世 山口直紀 小林遼平 柴智也 矢野優雅 水谷彰伸 田向権（九州工業大）
堀井隆斗（大阪大） 杉浦孔明（慶應大） 谷口忠大（京都大・立命館大）
松尾豊 岩澤有祐（東京大）

多様な環境・タスクに利用可能な End-to-End で巨大なロボットの方策モデルをはじめとするロボット基盤モデルを構築するために、モバイルマニピュレータ HSR のユーザコミュニティである HSR コミュニティを活用して、複数の拠点でデータセットを収集し、モデル学習を行う HSRT-X プロジェクトの現況について紹介する。

1. はじめに

大規模言語モデルや視覚言語モデルをはじめとする基盤モデルの発展を背景として、ロボティクス領域でも、多様性の高い環境で多段階のプランの実行を必要とするタスクを実現できるロボットシステムの研究が進んでいる [4]。これらの研究では、おもに、認識やタスクプランニングにおいて、インターネット上のデータを収集して学習された事前学習済みモデル (pretrained model) を活用しており、ロボットの動作生成は事前に作成した動作プリミティブ (スキル) の実行により実現するものが多い。そのため、環境に合わせてできるだけ柔軟な動作生成が可能な動作プリミティブを準備しておくことが重要になる。

一方で、ロボットに動作に関するデータセットを活用して、動作生成までを含めて End-to-End に学習された大規模なモデルを学習することにより、多様で柔軟な動作生成を実現しようとする研究も存在する。これらの研究は、ロボット基盤モデル、Vision-Language-Action (VLA) モデルと呼ばれており、これまでに、Google DeepMind を中心として Transformer ベースのモデルを学習・検証した RT-1 [2], RT-2 [1] や、世界中の 21 研究機関が連携してロボットの動作データセットを統一形式に変換し公開、それに基づき RT-1・2 を学習した RT-X [7] の研究が代表的である。

本研究では、先行研究である RT-X [7] を発展させ、トヨタ自動車製のモバイルマニピュレータである HSR をプラットフォームとして、そのユーザコミュニティである「HSR コミュニティ」(日本ロボット学会インテリジェントホームロボティクス研究会の一部)¹内部の研究機関が連携して、大規模なデータ収集・ロボット基盤モデルの学習・学習されたモデルの検証とさらなるデータ収集という、一連のサイクルを検証する (図 1)。

2. 関連研究

ロボット学習のための物体操作に関する大規模データセットとしては、これまでに遠隔操作によって収集された RoboTurk [5] や、Bridge Data [3, 10] が公開されてきた。本研究は、これらの既存データセットを内部に含む RT-X [7] との互換性を保ちつつ、さらにモバ

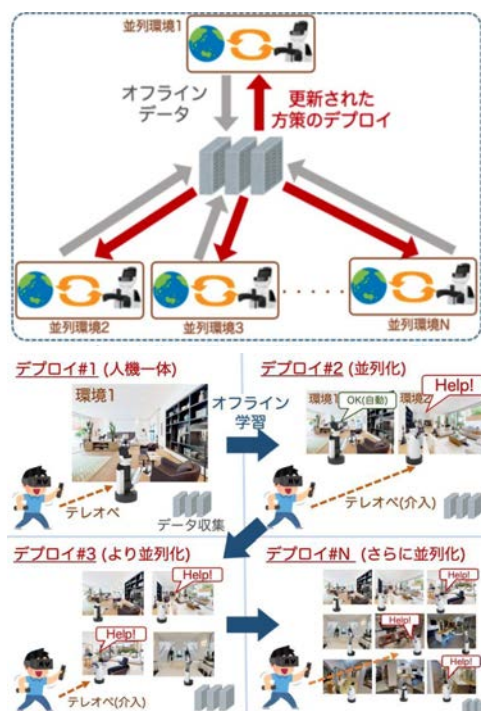


図 1: HSRT-X プロジェクトの全体像。複数の実環境 (HSR コミュニティ拠点) から HSR の動作データセットを収集し、モバイルマニピュレーションタスクに関する大規模モデル (方策) を学習、学習されたモデルを各拠点に配布して評価を行う (上段)。データ収集・モデル学習・学習されたモデルの評価とさらなるデータ収集のサイクルを繰り返すことにより、スケール可能なシステムを目指す (下段)。

イルマニピュレータのデータを追加するものである。

RT-X [7] は、Google DeepMind を主体として、世界各地の研究室から別々のデータセットを収集し、大規模モデルを学習・検証したものであるが、本研究は、同じプラットフォームを共有する研究機関同士でデータセットとそれを利用して学習したロボット基盤モデルを共有しあうという、よりコミュニティを活用した活動がベースとなっている。ただ単に 1 回大規模なロボット基盤モデルを作るだけではなく、データ収集・学習・評価のサイクルに重点を置いた研究を行っている。

¹https://www.i-homerobotics.org/hsr_community

3. データ収集

2024年7月1日時点で、100時間程度のモバイルマニピュレーションに関するタスクの言語指示のアノテーションがついたロボットの軌道のデータセットが作成されている。このデータセットは、既存のデータセットから変換したデータ (3.2 節)、遠隔操作により収集されたデータ (3.3 節)、自動的に集められたデータ (3.4 節) から構成されている。

3.1 データ形式の統一化

本研究では、HSR のプラットフォームから得られる ROSBag データと、そのデータに関する補足情報を記述した JSON 形式のメタデータの組を、先行研究である RT-X [7] と互換性のある RLDS [8] 形式に変換を行うことにより、統一的なデータセットを構築した。

ROSBag 形式のデータでは、ロボットに搭載されたカメラから得られる画像 (カラー・深度) や、2D LiDAR による点群、ロボットの台車やアーム、グリッパーのコマンドや、関節角や力覚センサの値、遠隔操作のコントローラの操作量などがタイムスタンプとともに非同期に記録されている。また、メタデータには、それぞれのデータに関して、対応するデータのパスとタスクの指示、データ収集方法などが記録されている。

これらのデータセットを、先行研究である RT-X 以降、統一的なデータ形式として利用される RLDS 形式に変換を行う。ROSBag から RLDS に変換する際に、各センサや制御コマンドを同期的に扱う必要があるため、それらのタイムスタンプを利用して特定の周波数にダウンサンプルを行っている (本研究では 10Hz に統一している)。

変換前の ROSBag と、変換後の RLDS は、クラウドストレージである AWS S3 に自動でアップロードされるようになっており、参加研究機関が共同で学習に利用できる仕組みになっている。

3.2 既存データセットの活用

本研究では、CREST「記号創発ロボティクスによる人間機械コラボレーション基盤創成」の一環として、大阪大学長井研究室にて収集したデータセット [11] を転用して活用している。本データセットは、複数の実家庭環境でゲームコントローラを使って遠隔操作により ROSBag 形式で収集された数十時間分のデータセットを本プロジェクトで利用する RLDS 形式に変換したものである。

3.3 遠隔操作によるデータ収集

ゲームコントローラ (PlayStation DualShock)、3D マウス (3Dconnexion SpaceMouse)、VR コントローラ (Meta Quest 2) によって手先姿勢と台車の移動の制御が可能なパッケージを用意した。これらの遠隔操作によって得られたデータに、言語によるタスク指示文をメタデータとして付与してデータセットを作成した (図 2)。

3.4 自動的なデータ収集

前節で述べた遠隔操作による実データの収集は、質の高い遠隔操作データが得られるもの、常に人間が操

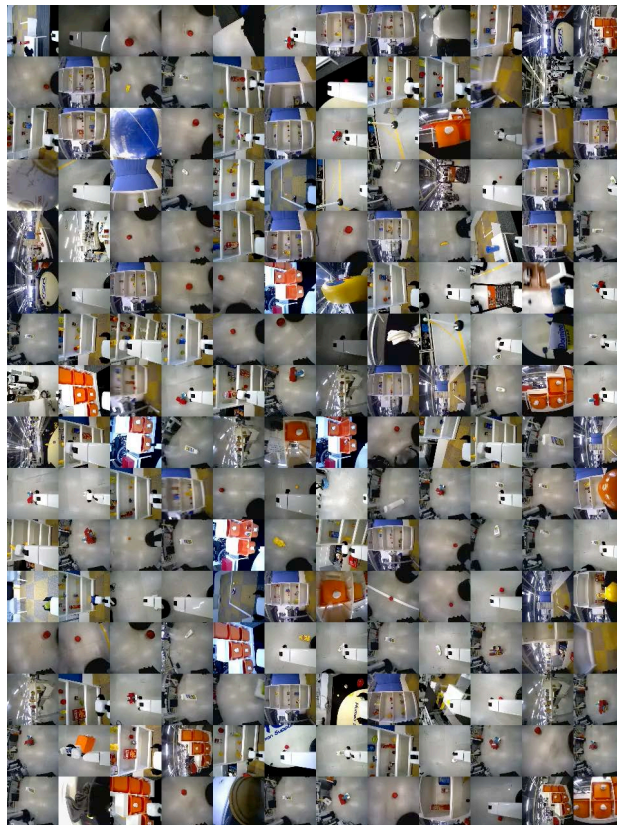


図 2: HSRT-X プロジェクトで遠隔操作により多様な環境・タスクで収集されたデータセットの例。

作コマンドを送る必要があり、また、言語によるタスク説明文も人間が付与する必要がありコストが高い。

そのため、ロボットの動作の質はある程度犠牲にしつつも、低コストにデータを収集する仕組みとして、自動でロボットがタスクを実行している際に、言語アノテーション付きのデータを収集する方法も遠隔操作と合わせて採用した。具体的には、RoboCup@Home ジャパンオープン競技として採用されている、WRS Tidy-Up タスクと GPSR (General Purpose Service Robot) タスクのプログラムにデータ収集のコードを追加することにより、自動的にロボットが動作しそのデータに言語指示分を付与するパッケージを用意した。本パッケージのベースとなっているプログラムは、2023 年・2024 年の RoboCup@Home ジャパンオープンでの優勝チームのコードやその派生研究のコードをもとにしたものを、HSR コミュニティに対して公開したものであり、ロボカップに参加するチームがこれらのコードを利用するインセンティブを高めている。

3.4.1 WRS Tidy-Up タスクによるデータ収集

WRS Tidy-Up タスクは、模擬家庭環境内で、ロボットが床や机の上に置かれたさまざまな物体 (既知・未知両方を含む) を把持し、その物体のカテゴリに合わせて正しい場所に片付けるタスクである。本研究では、上記のタスクのために東京大学で開発したシステムを使って、ある 1 つの物体に関して、把持直前から物体を片づけ終わった直後までを 1 エピソードとして記録した。本システムでは元々物体の正しい配置場所を推論するために視覚言語モデルを用いているため、その

認識結果を用いて物体の名称と配置先を含んだ言語指示を自動で生成可能であり、言語アノテーションを外部から付与しなくても自動で生成できる。

3.4.2 GPSR タスクによるデータ収集

GPSR タスクは、ロボットが人間の発話により指示されるタスク（例えば，“Pick up an apple and give it to me”）を順序通りに実行するタスクである。本研究では、大規模言語モデルや視覚言語モデル、音声言語モデルを組み合わせて東京大学で構築したシステム [9] を用いて、与えられたコマンドを大規模言語モデル（GPT-4）を用いてサブタスクの系列に分解し、それぞれを実際に実行した際のデータを収録した。コマンドは、人間が発話もしくはテキストによってロボットに与えるか、コマンドの自動生成器により生成されたテキストを直接入力することで入力される。

4. 学習

本研究では、オープンソースのロボット基盤モデルの一種である Octo [6] をベースとして、small (27M パラメータ) と base (93M パラメータ) の 2 種類のサイズの学習済みモデルの finetuning を行った。この事前学習済みモデルは、RT-X のデータセットで事前学習され、Octo のプログラムとともに公開されているものである。

Octo の事前学習済みモデルとして配布されているモデルの行動は手先姿勢（6 次元）とグリッパの状態（1 次元）の差分として定義されたものであるが、本研究ではモバイルマニピュレータの制御を扱っているため、アームの関節（5 次元）、頭の関節（2 次元）、台車の速度（3 次元）、グリッパの状態（1 次元）の計 11 次元を行動空間として扱った。また、物体操作時のオクルージョンに対処するため頭部とハンドに取り付けられたカメラの両方を入力に用いた。そのために、Octo の観測を入力ヘッドを 2 つの画像観測に対応するように、行動を出力するヘッドを 11 次元に拡張するように変更を行なった。学習は、small モデルについて 8 x Nvidia V100、base モデルについて 16 x Nvidia A100 を用いて行った。訓練時間は、それぞれ約 10 時間及び約 5 時間であった。

5. 検証

トヨタ自動車社内で集めたデータセット（10 時間程度）と、それに加えて研究機関から集めたデータセット（大阪大）を合わせたデータセットを用いて、Octo の学習を行った。

事前学習に用いた RT-X に含まれるデータセットに近い、上からの物体を把持する動作は失敗時のリトライを含め多くのケースで学習できていたものの、背景が大きく変わるような棚からの把持やコンテナの移動タスクでは、タスクの遂行に失敗する傾向があった。また、床からの物体把持の場合でも、床のテクスチャが大きく変わるような環境（例えば、違う色のカーペット）では、失敗する回数が増加していた。この現象は、データセットの多様性の不足によるものであると考えられ、より多くの環境でのデータ収集や、画像変換を用いた背景のドメインランダム化などによって低減できると考えられる。

6. まとめ

本研究では、モバイルマニピュレータのユーザコミュニティである「HSR コミュニティ」を活用して、プロジェクトに参加する複数の研究機関の協力のもと環境下で大規模にデータを収集し、End-to-End なロボット基盤モデルを学習し、実環境での検証を行なった。

研究の性質上、大規模なマルチモーダルデータと多くのロボティクス・機械学習双方のプログラムとデータを扱う必要があり、開発の効率化がプロジェクトの成果に直結する。そのため、データドリブンなロボティクスにおける開発工程の改善 [12] が重要になる。例えば、現在、収集したデータの質の管理に多くのコストがかかっており、収録したデータを再生して言語アノテーションを付け直す作業が生まれている。これに対しては、大規模視覚言語モデルを用いたアノテーションツールの開発により効率の改善を図れると考えられる。

最後に、2024 年 7 月現在、ロボット学習領域で実ロボットに関する最大のデータセットである RT-X やその派生のデータセットを合計すると 242 万エピソードである。本研究で収集したデータセットは 1 エピソードあたり 10 秒から 30 秒であることを考慮すると、約 2 万時間のデータを集めるとエピソード数のスケールとして一致する。プロジェクトに参加する研究機関が各々の研究を行う一方で、さらなるデータ収集への協力を呼びかけるにはデータ収集・検証へのインセンティブ設計が課題になると考えられる。

謝 辞 本研究は JST【Moonshot R&D – MILLENNIA Program】課題番号 JPMJMS2011, JST SPRING 課題番号 JPMJSP2101 の一部支援を受けた。

参 考 文 献

- [1] A. Brohan, N. Brown, J. Carbajal, Y. Chebotar, X. Chen, K. Choromanski, T. Ding, D. Driess, A. Dubey, C. Finn, et al. RT-2: Vision-Language-Action Models Transfer Web Knowledge to Robotic Control. *arXiv preprint arXiv:2307.15818*, 2023.
- [2] A. Brohan, N. Brown, J. Carbajal, Y. Chebotar, J. Dabis, C. Finn, K. Gopalakrishnan, K. Hausman, A. Herzog, J. Hsu, et al. RT-1: Robotics Transformer for Real-World Control at Scale. *arXiv preprint arXiv:2212.06817*, 2022.
- [3] F. Ebert, Y. Yang, K. Schmeckpeper, B. Bucher, G. Georgakis, K. Daniilidis, C. Finn, and S. Levine. Bridge Data: Boosting Generalization of Robotic Skills with Cross-Domain Datasets. In *The Robotics: Science and Systems (RSS)*, 2022.
- [4] K. Kawaharazuka, T. Matsushima, A. Gambardella, J. Guo, C. Paxton, and A. Zeng. Real-World Robot Applications of Foundation Models: A Review. *arXiv preprint arXiv:2402.05741*, 2024.
- [5] A. Mandlekar, Y. Zhu, A. Garg, J. Booher, M. Spero, A. Tung, J. Gao, J. Emmons, A. Gupta, E. Orbay, et al. Robo Turk: A Crowdsourcing Platform for Robotic Skill Learning through Imitation. In *The Conference on Robot Learning (CoRL)*, pp. 879–893, 2018.
- [6] Octo Model Team, D. Ghosh, H. Walke, K. Pertsch, K. Black, O. Mees, S. Dasari, J. Hejna, T. Kreiman, C. Xu, et al. Octo: An Open-Source Generalist Robot

- Policy. In *The Robotics: Science and Systems (RSS)*, 2024.
- [7] A. Padalkar, A. Pooley, A. Jain, A. Bewley, A. Herzog, A. Irpan, A. Khazatsky, A. Rai, A. Singh, A. Brohan, et al. Open X-Embodiment: Robotic Learning Datasets and RT-X Models. *arXiv preprint arXiv:2310.08864*, 2023.
- [8] S. Ramos, S. Girgin, L. Hussenot, D. Vincent, H. Yakubovich, D. Toyama, A. Gergely, P. Stanczyk, R. Marinier, J. Harmsen, O. Pietquin, and N. Momechev. RLDS: an Ecosystem to Generate, Share and Use Datasets in Reinforcement Learning. *arXiv preprint arXiv:2111.02767*, 2021.
- [9] M. Shirasaka, T. Matsushima, S. Tsunashima, Y. Ikeda, A. Horo, S. Ikoma, C. Tsuji, H. Wada, T. Omija, D. Komukai, et al. Self-Recovery Prompting: Promptable General Purpose Service Robot System with Foundation Models and Self-Recovery. *arXiv preprint arXiv:2309.14425*, 2023.
- [10] H. R. Walke, K. Black, T. Z. Zhao, Q. Vuong, C. Zheng, P. Hansen-Estruch, A. W. He, V. Myers, M. J. Kim, M. Du, et al. BridgeData v2: A Dataset for Robot Learning at Scale. In *The Conference on Robot Learning (CoRL)*, pp. 1723–1736, 2023.
- [11] 記号創発ロボティクスによる人間機械コラボレーション基盤創成. <https://www.jst.go.jp/kisoken/crest/project/1111083/15656632.html>.
- [12] 松嶋達也, 野口裕貴, 有馬純平, 原田憲旺, 青木俊樹, 沖田祐樹, 池田悠也, 石本幸暉, 谷口尚平, 山下優樹他. サービスロボットシステムにおけるデータドリブンな開発工程の検討—World Robot Summit 2020 Partner Robot Challenge—での事例を踏まえた考察—. 日本ロボット学会誌, 42(2):189–192, 2024.