



模倣学習のバリエーション

原 拓己

- 1: 情報学研究科 通信情報システムコース 博士後期課程
- 2: 日本学術振興会(JSPS) 特別研究員DC1
- 3: 科学技術振興機構(JST) ACT-X 個人研究者

京都
大学

KUPAC 第2回フィジカルAI勉強会

2025/10/10



原 拓己 (Takumi HARA)

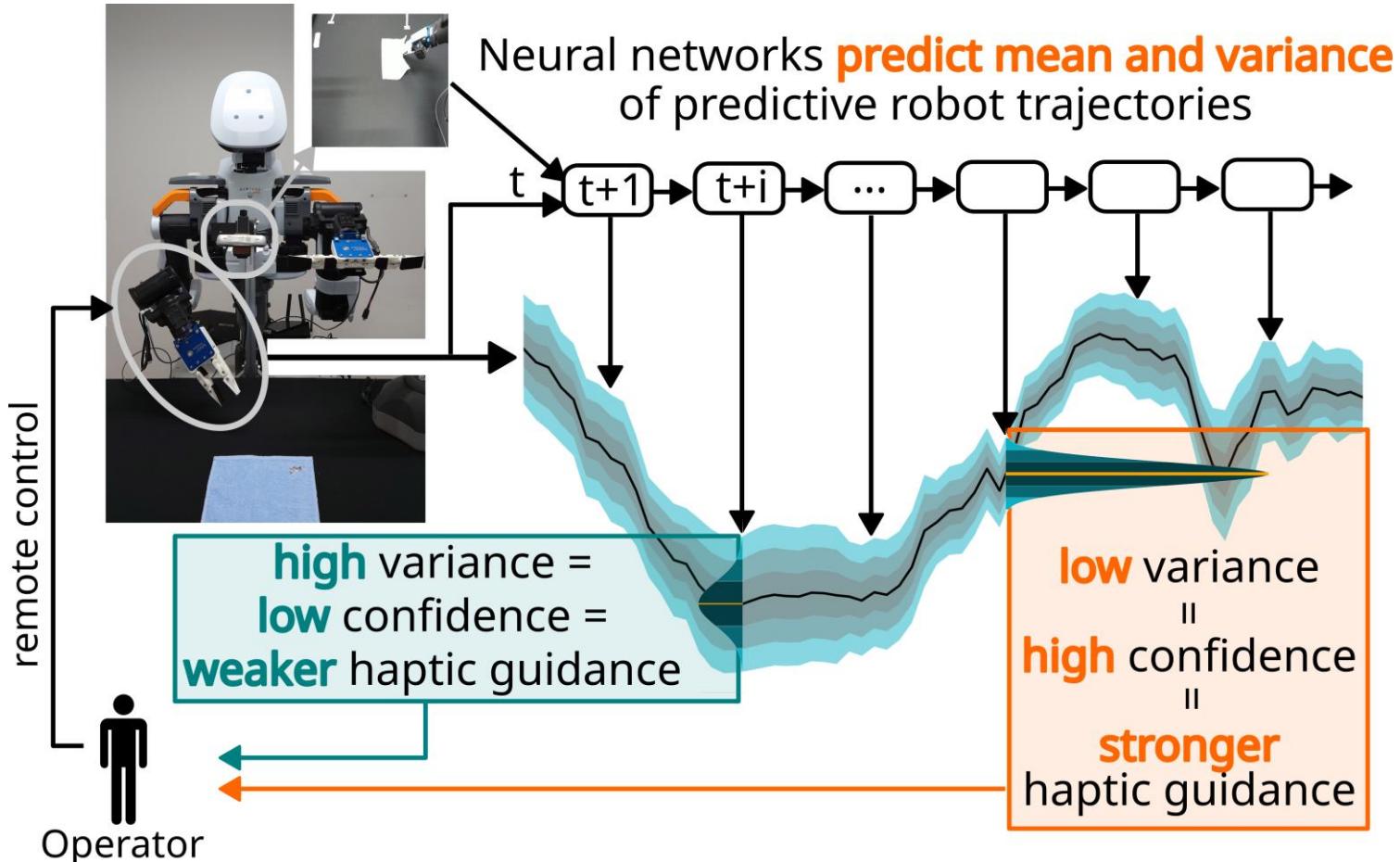


- 情報学研究科 佐藤研究室 博士後期課程 1 年
 - 電気電子工学科出身
- 歴史（？
 - 学部 4 年の配属後～ 模倣学習の研究
 - 2025.04～ 日本学術振興会特別研究員DC 1
 - 2025.07～ Kyoto University Physical AI Community (KUPAC) 共同副代表
 - 2025.10～ JST ACT-X [次世代AI・数理情報]
個人研究者

個人HP



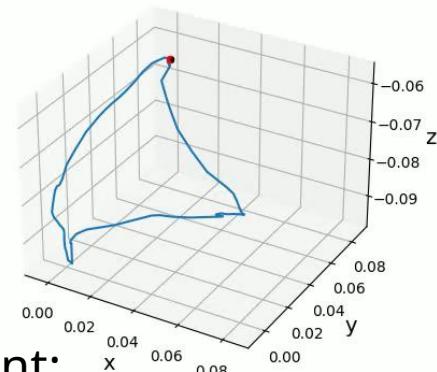
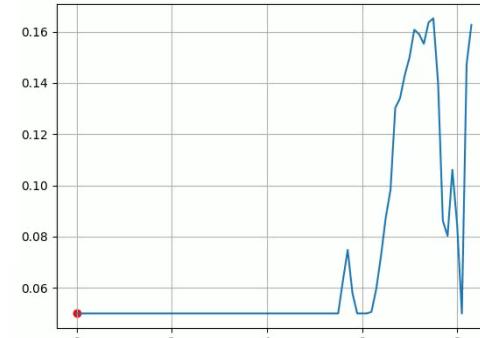
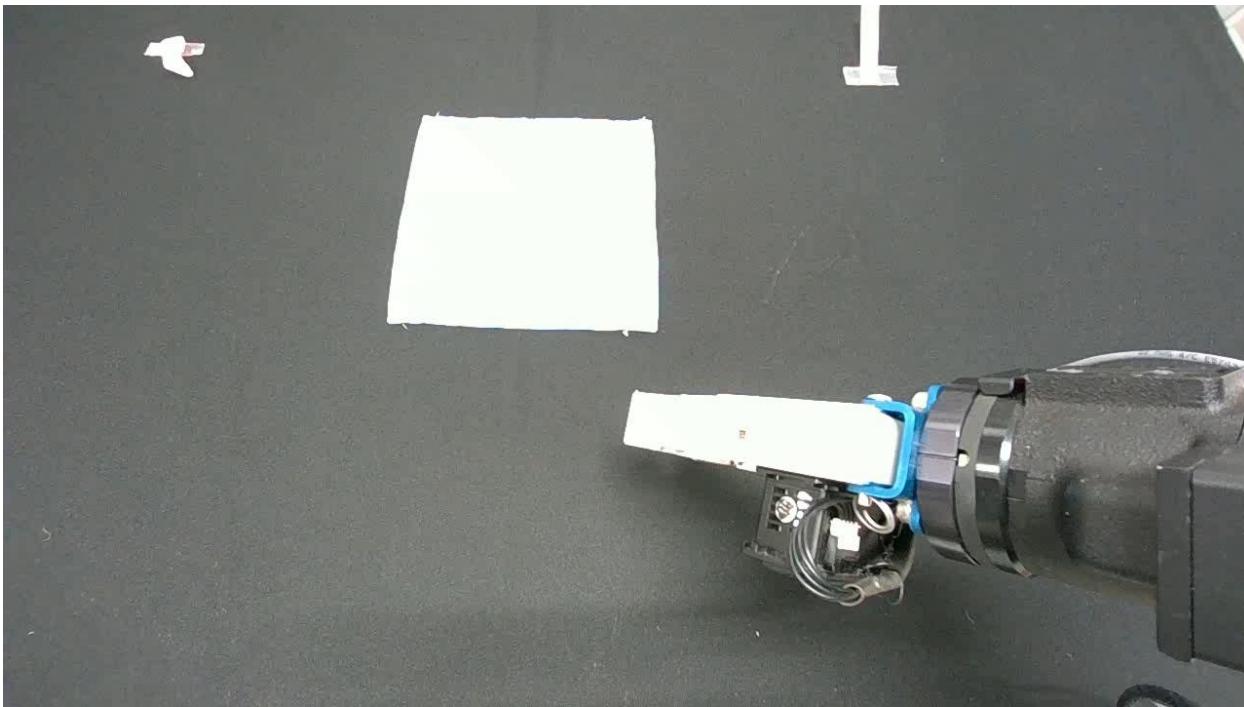
Uncertainty-Aware Haptic Shared Control [1]



Uncertainty-Aware Haptic Shared Control [1]



Please access it via the QR code (restricted access).
The video is available at the bottom of the
corresponding webpage, under “Supplementary Items.”



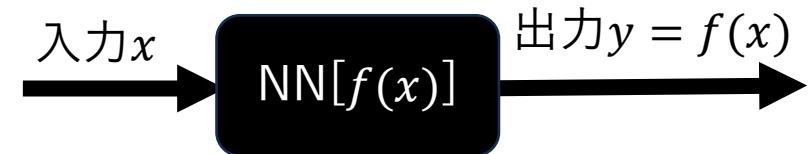
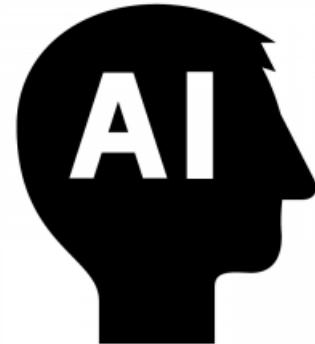
Red point:
Current end-effector pos.
Black arrow:
Force guidance vector

今日の流れ

- 模倣学習とは
- ??? のバリエーション
- ??? のバリエーション
- ??? のバリエーション
- 一個人の意見

AIとニューラルネットワーク

- AI: 人工知能 (Artificial Intelligence)
 - 人間の知的行動をコンピュータで実現する技術
 - 主な応用：
 - データから学習・パターン認識・予測・行動, コンテンツ生成
- ニューラルネットワーク (Neural Network: NN)
 - AIの一種
 - 人間の脳の神経回路を模した情報処理モデル
 - 複数の「層 (layer) 」を通じて入力を処理し、複雑な特徴を自動的に抽出
 - 「ブラックボックス関数」
 - 対比：s領域での伝達関数制御, 状態方程式



模倣学習 (Imitation Learning: IL)

- ・「NNによる」ロボット行動生成手法の1つ
 - ・対比の例：すべての行動を事前プログラム
 - ・利点：NN利用で行動生成にかかるコストを削減
- ・熟練者が採取したデータを再現するようにNNモデルを学習させる手法
 - ・NNにより行動生成
- ・強化学習と比較した利点
 - ・少ないデモ数から動作実現可能
 - ・報酬設計不要



Q.
模倣学習をするには
何が必要か

模倣学習に必要なもの

- ロボット
- 動作のデータ
- NNモデル
- 動作のデータを取るための操作デバイス
- 操作者（人）
- モデルを訓練するPC
- 電気
- お金
- などなど

トークの目的

- ・模倣学習で使われる実際の「モノ」を知ってもらう
 - ・あわよくば模倣学習を始めてもらって…
- ・モノのバリエーションによる良し悪しを知ってもらう
- ・バリエーションが生む問題を知ってもらう

少しでも模倣学習に詳しくなってもらえればOKです

今日の流れ

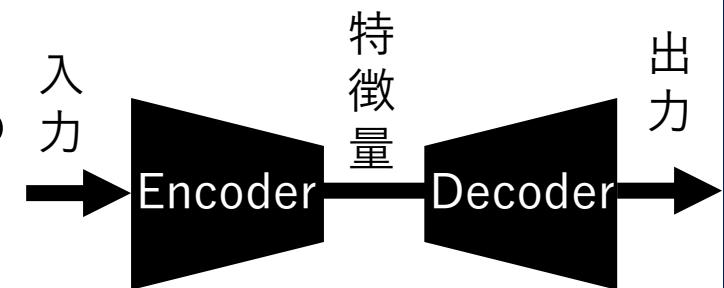
- 模倣学習とは
- モデルのバリエーション
- 遠隔操作デバイスのバリエーション
- ？？？のバリエーション
- 一個人の意見

今日紹介する3つのモデル

1. RNNによるエンコーダデコーダモデル
2. Transformerによるエンコーダデコーダモデル
「ACT」
3. Diffusion Policyによる模倣学習

エンコーダデコーダモデルとは

- 以下の 2 つを組み合わせたモデル
 - Encoder: 入力次元よりも低い次元の特徴量(潜在表現)を抽出
 - Decoder: 特徴量から何かを生成
 - 生成モデルとも
- 学習方策
 - 入出力が一致する学習→Decoderのみを用いた生成モデル
 - 次時刻の入力と出力が一致する学習→予測モデル
- モデルのバリエーションがなぜ生まれるか
 - Encoder / Decoderをどう作るか

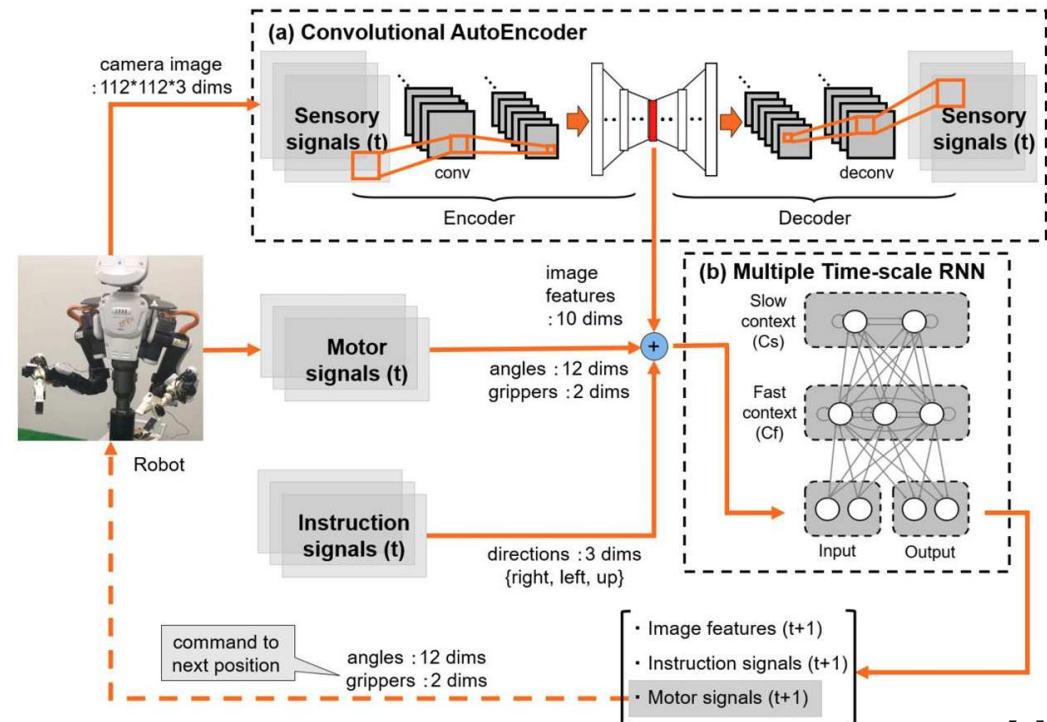


今日紹介する3つのモデル

1. RNNによるエンコーダデコーダモデル
2. Transformerによるエンコーダデコーダモデル
「ACT」
3. Diffusion Policyによる模倣学習

RNNによる エンコーダデコーダモデル [2]

- RNN: Recurrent Neural Network
 - 再帰構造を持つことでNNに記憶を持たせることが可能
- 構造のポイント
 - Encoder入力：画像
 - 次元が大きいので
 - 画像用Decoder
 - 関節角Encoder / DecoderとしてRNN
 - RNNの入力
 - 画像特徴量+関節角度
 - 関節角は次元が小さいためそのまま使用



[2]

RNNによる エンコーダデコーダモデル [2]

<https://www.youtube.com/watch?v=YH1TrL1q6Po>

[2]

RNNによる エンコーダデコーダモデル [2]

- ・深層学習のロボット応用としてほぼ初めての例
- ・タオルという柔軟物を操作可能
 - ・従来のモデリングベースには困難
 - ・柔軟物のモデリングは一般的に難しい
- ・学習していない位置に置かれたタオル畳みを実現
 - ・従来のプログラムベース制御でできなかった事

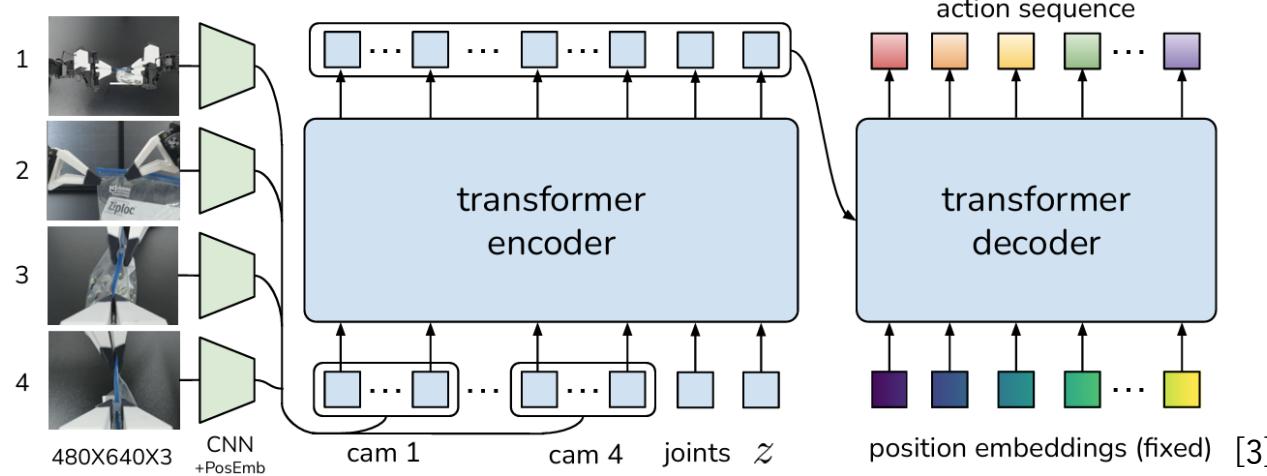
[2]

今日紹介する3つのモデル

1. RNNによるエンコーダデコーダモデル
2. Transformerによるエンコーダデコーダモデル
「ACT」
3. Diffusion Policyによる模倣学習

Transformerモデル「ACT」 [3]

- Transformerを用いたエンコーダデコーダモデル
- 構造のポイント
 - モデルの違いはあるものの先ほどと同様の入出力
 - 画像デコーダはない
 - Transformer / ACT特有の変数があるが今回は省略



Transformerモデル「ACT」 [3]

- 多くの複雑なタスクを高い成功率で達成
 - 電池入れ, テープ切り, ジップロック閉めetc...



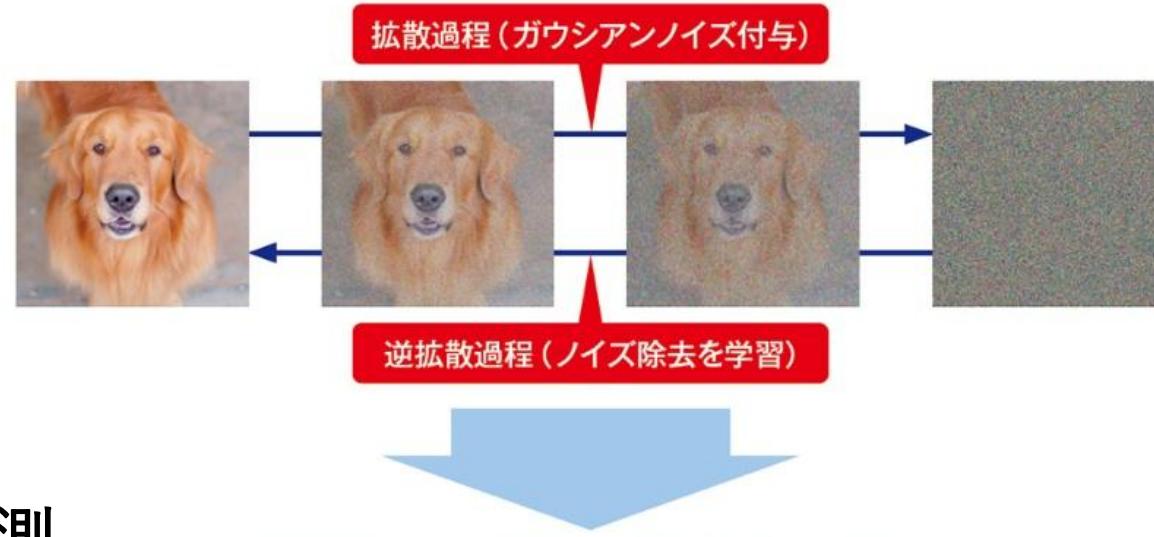
今日紹介する3つのモデル

1. RNNによるエンコーダデコーダモデル
2. Transformerによるエンコーダデコーダモデル
「ACT」
3. Diffusion Policyによる模倣学習

拡散モデルとは

Diffusion(拡散)モデル

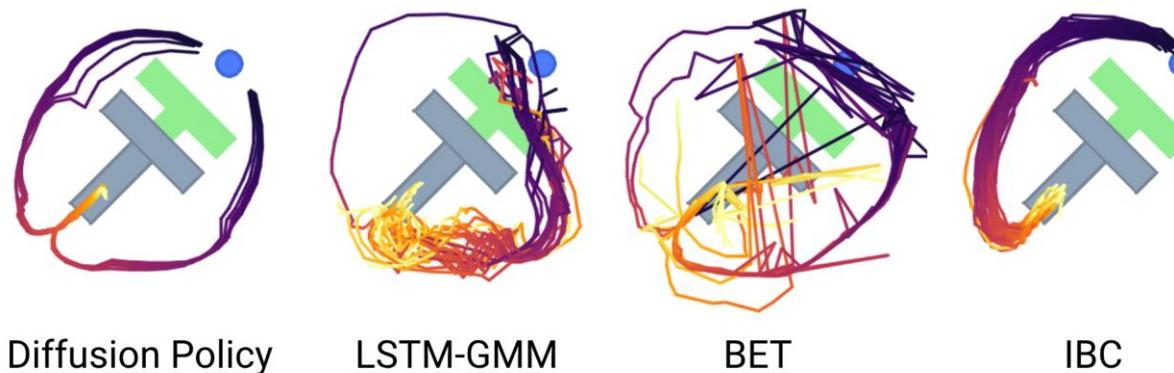
- 拡散過程と逆拡散過程が存在
- NNはロボット指令値や画像ではなく、画像に付加されたノイズを予測
- 行動生成時には完全なガウスノイズからNNが予測したノイズを徐々に除去



潜在拡散モデルで高速に処理できるようになった
(VAEを使うことで、高クオリティな画像生成が可能に)

拡散モデル「Diffusion Policy」 [4]

- CNNベース, Transformerベースモデル共に存在
- 完全なガウスノイズ→ロボット関節角の流れで予測
 - 数十～数百回, NNの予測ノイズを除去することで行動生成
- 利点
 - 複数の行動選択肢があるタスクに強い



今日の流れ

- 模倣学習とは
- モデルのバリエーション
- 遠隔操作デバイスのバリエーション
- ？？？のバリエーション
- 一個人の意見

[事前知識] ロボットアームの自由度

- ロボットアーム手先の自由度
 - 位置 (x, y, z)
 - 姿勢 (3次元)
- ロボットは少なくとも 6 自由度操作可能であってほしい
 - 最近のロボットアームはモータが 6 個あるものが多い
 - これに加えて、グリッパなどがあれば自由度が増加



キーボード操作

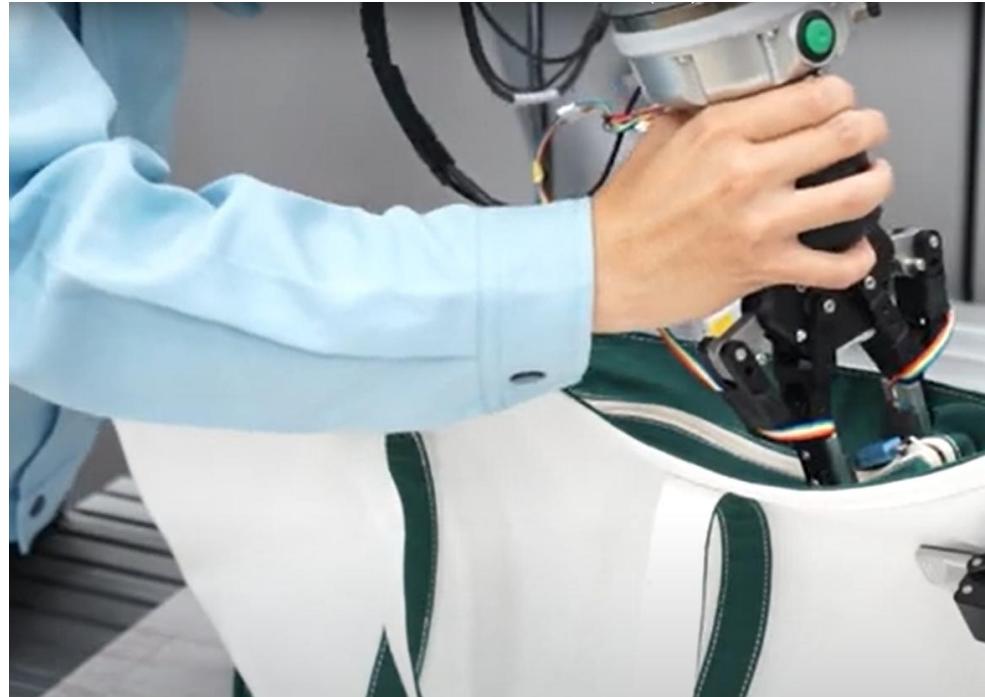


- キーボードの←↑→↓などで操作
- 利点
 - 導入が簡単
- 欠点
 - ロボットは6次元の自由度を持つが、
そのままだと2次元までしか操作できない



Direct Teaching

- 名前の通り、そのままロボットを操作
- 利点
 - 6次元分の操作が直感的に可能
 - 遅延がない
- 欠点
 - カメラに人が映る



Spacemouse

- 右図、xy方向と押し込みでz方向の制御を実施
- 利点
 - (キーボードと比べ)
3次元操作可能
 - カメラに映らない
- 欠点
 - 直感的ではない
 - 結局3次元



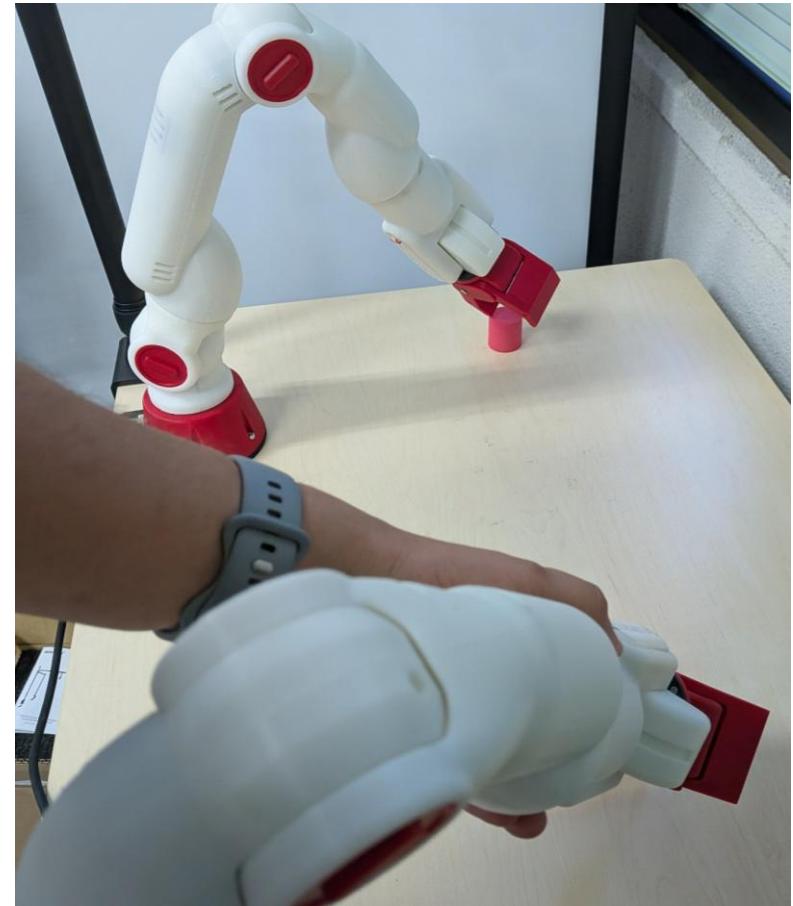
Touch

- 右図. xyzに関する力を返す事が可能.
- 利点
 - 直感的な操作
 - (一応) 6次元取れる
 - グリッパ (7軸目) 操作可能な2つのボタン
- 欠点
 - 姿勢に関しては直感的でない
 - 7軸目の操作はON/OFFのみ



同じロボットを使った遠隔操作

- ・同じロボットを2台使い、リーダフォロワ遠隔操作を実施。
- ・利点
 - ・ここまで欠点をカバー
- ・欠点
 - ・導入コストがここまで一番高い



ALOHA [3]

- ・従来よりは安くて、まあまあのクオリティ
 - Dynamixelモータを使用
 - グリッパ・操作用グリッパは3Dプリンタ製
 - 筐体はアルミフレーム
- ・ACTと同じ論文で発表



今日の流れ

- 模倣学習とは
- モデルのバリエーション
- 遠隔操作デバイスのバリエーション
- ？？？のバリエーション
- 一個人の意見

今日の流れ

- 模倣学習とは
- モデルのバリエーション
- 遠隔操作デバイスのバリエーション
- 人のバリエーション
- 一個人の意見

自律ロボットの研究を すれば人は不要か？

私の考え方「今はNo」

- ・ずっと長い先、我々の動作全てがロボットに置き換わる未来がくる「かもしれない」
- ・しかし、しばらくは人がロボットを操作する時期があるだろう
 - 遠隔医療
 - 廃炉ロボット
 - エラーを吐いた自律ロボットの復帰

人のバリエーション

- ロボットは同じでも人が同じことはない
 - 腕の長さ, 身長, ロボット操作への習熟度
- 環境も異なることがある
 - 通信遅延, 照明条件 (朝・夜 etc...)
- 最初に紹介した我々の研究：遠隔操作者への補助
 - 補助手法にバリエーションはないか？
 - 研究テーマなので意見をください
- このスライドの目的
人のバリエーションに気づいてもらえばOK

今日の流れ

- 模倣学習とは
- モデルのバリエーション
- 遠隔操作デバイスのバリエーション
- 人のバリエーション
- 一個人の意見

Q.
ALOHA/ACTはなぜ
大ヒットしたか？

ALOHA/ACTはなぜ大ヒットしたか

- デバイス(ALOHA)として
 - 位置・姿勢併せて 6 +1次元分の操作およびデータ取得可能な初めてのデバイス
- モデル(ACT)として
 - (当時ロボットでは性能が出なかった)Transformerモデルを使用して難易度の高いタスクを実現した初めてのモデル
- この 2 点の両立が大ヒットを生んだと考える

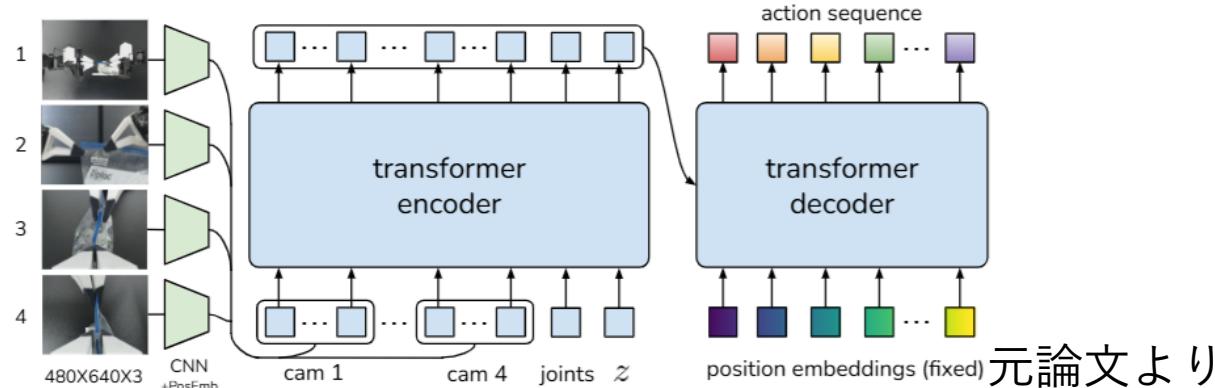
ALOHAデバイスを作るのは 難しいのか？

- ALOHAの構成
 - Dynamixelモータ：売ってる
 - 3Dプリントされたグリッパ：できる人はいる
 - アルミ筐体：やってた人はいたはず
 - 外側のアルミフレーム：ロボット固定用途では一般的
- やる人がやれば難しくないんだろう



ACTモデルを作るのは難しいのか？

- ACTの構成
 - 正直ただのTransformer
 - 言語モデルで使用されたモデルとの差分はほぼない
 - ロボットに適した手法の提案は存在：Action Chunking
- やる人がやれば難しくないんだろう



日本の勝ち筋？足りないこと？

- 認識違いを生まないための前置き
 - ALOHA論文を貶したいわけじゃない。あれはすごい。
 - 「日本」というには主語がでかい気がする。人によると思う。
- ALOHA作成を難しくないと思う人：いわゆるメカ屋
- ACT作成を難しくないと思う人：Transformer屋
 - 当時の私はいわゆるモデル屋であったがTransformerに詳しくなくACTはできなかつたのでTransformer屋
- 日本の勝ち筋？足りないところ
 - メカ屋とTransformer屋が交わる場所

融合領域人材を増やそう

- ・自分がやってきたことを当たり前だと思わないで発信
 - ・「誰かの常識は誰かの非常識」
 - ・私は指揮ができるがあなたに指揮ができますか？
 - ・独学よりも聞いたほうが早いこともある
 - ・ここまで来て誰かの非常識を持っていない人なんていない
- ・ロボティクスについて
 - ・京都大学ではどの学科も学部ではやらない
 - ・自分で学ぶかコミュニティに出るしかない

Physical AIも融合領域

- 発表者募集！運営にコンタクトしてください！
 - あなたがやってきたことを教えてください
 - 誰かの非常識を常識にしませんか
- Physical AIに必要なもの = なんでも！
 - Physical
 - ロボット, 通信部, セキュリティ, 自動運転車...
 - AI
 - モデル, モデル実現アーキテクチャ...
 - 社会実装
 - 品質保証, マーケティング...

質疑応答のネタ

- 模倣学習 or 強化学習 or other methods
- ACT or 深層予測学習 or other methods
- 自律ロボット or 遠隔操作 or 共有制御 or other methods
- 人のバリエーションを克服するには？

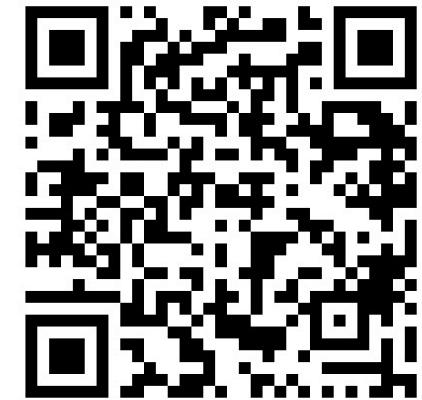
個人HP



*Link to IEEE Xplore®
Digital Library*



LinkedIn®



References

- [1] T. Hara, T. Sato, T. Ogata and H. Awano, "Uncertainty-Aware Haptic Shared Control With Humanoid Robots for Flexible Object Manipulation," in *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 8, no. 10, pp. 6435-6442, Oct. 2023, doi: 10.1109/LRA.2023.3306668.
- [2] K. Suzuki, H. Mori and T. Ogata, "Motion Switching With Sensory and Instruction Signals by Designing Dynamical Systems Using Deep Neural Network," in *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 4, pp. 3481-3488, Oct. 2018, doi: 10.1109/LRA.2018.2853651.
- [3] T. Z. Zhao, V. Kumar, S. Levine, and C. Finn, "Learning Fine-Grained Bimanual Manipulation with Low-Cost Hardware," *arXiv preprint arXiv:2304.13705*, 2023.
- [4] C. Chi, Z. Xu, S. Feng, E. Cousineau, Y. Du, B. Burchfiel, R. Tedrake, and S. Song, "Diffusion policy: Visuomotor policy learning via action diffusion," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 44, no. 10–11, pp. 1684–1704, 2025, doi: 10.1177/02783649241273668.