

# 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

KUPAC 第2回フィジカルAI勉強会

2025/10/10



京都大学



# 原 拓己 (Takumi HARA)

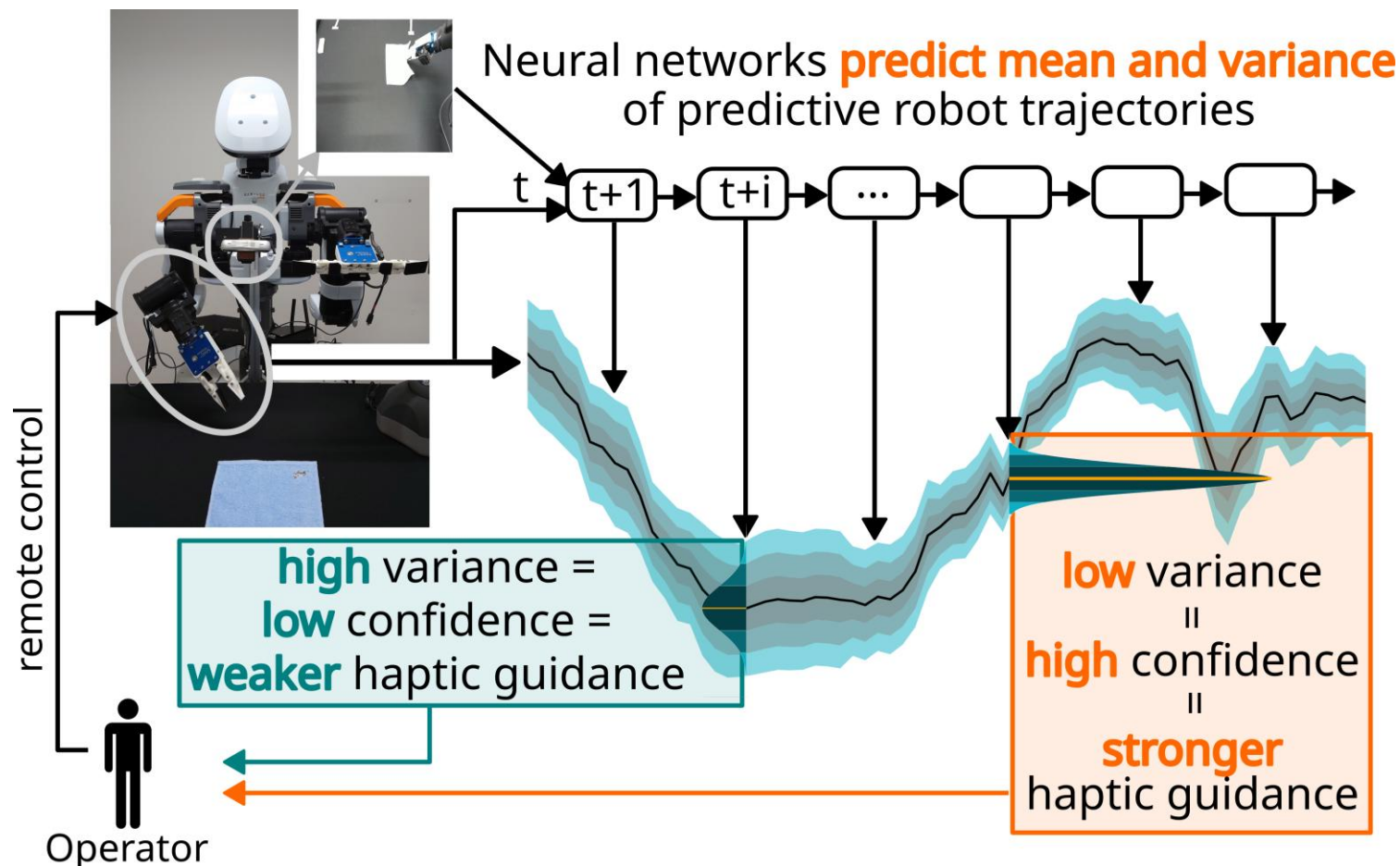


- 情報学研究科 佐藤研究室 博士後期課程 1 年
  - 電気電子工学科出身
- 歴史（？）
  - 学部 4 年の配属後～ 模倣学習の研究
  - 2025.04～ 日本学術振興会特別研究員DC 1
  - 2025.07～ Kyoto University Physical AI Community (KUPAC) 共同副代表
  - 2025.10～ JST ACT-X [次世代AI・数理情報] 個人研究者

個人HP



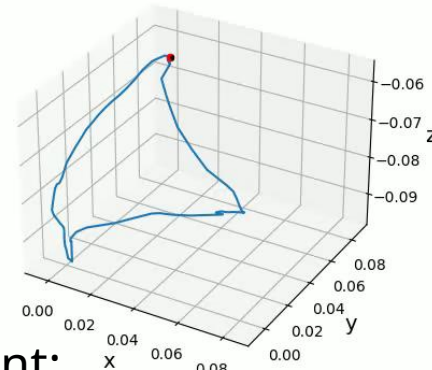
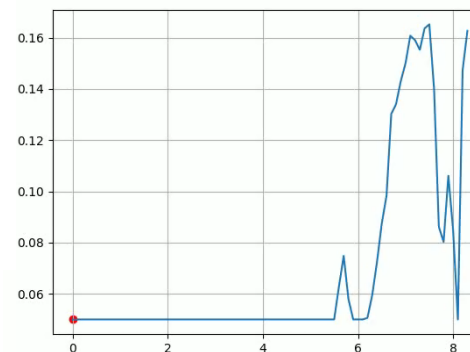
# Uncertainty-Aware Haptic Shared Control [1]



# 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

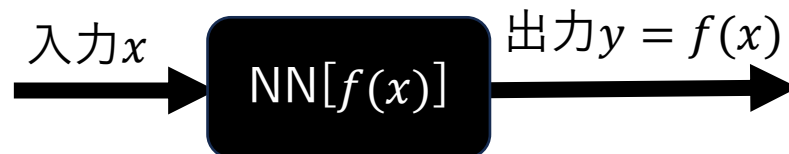
# 今日の流れ

- 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

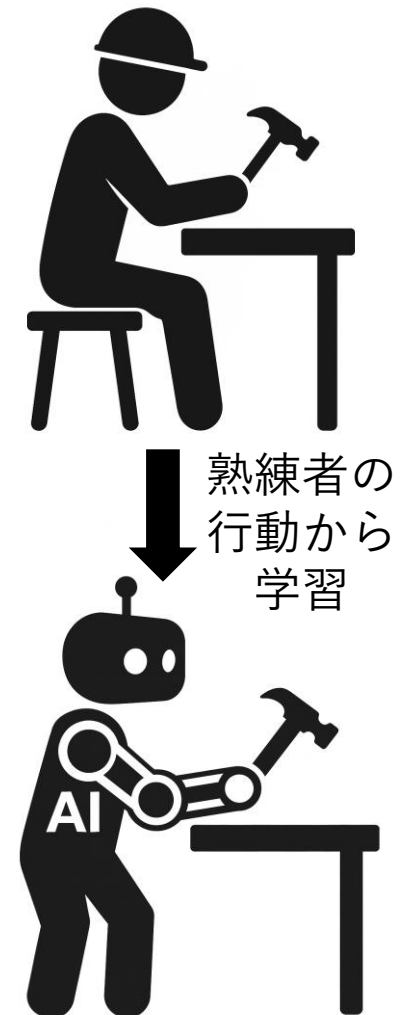


- AI: 人工知能 (Artificial Intelligence)
  - 人間の知的行動をコンピュータで実現する技術
  - 主な応用：
    - データから学習・パターン認識・予測・行動, コンテンツ生成
- ニューラルネットワーク (Neural Network: NN)
  - AIの一種
  - 人間の脳の神経回路を模した情報処理モデル
  - 複数の「層 (layer)」を通じて入力を処理し、複雑な特徴を自動的に抽出
  - 「ブラックボックス関数」
    - 対比：s領域での伝達関数制御, 状態方程式



# 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

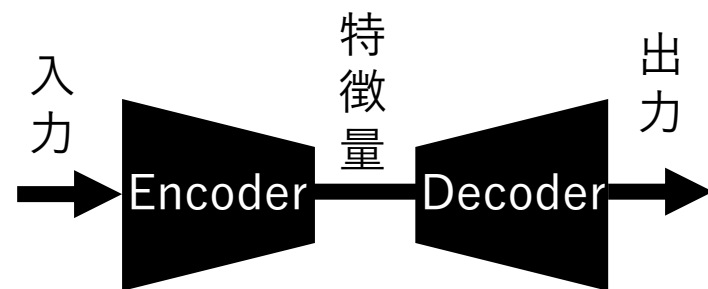
# 今日紹介する 3 つのモデル

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

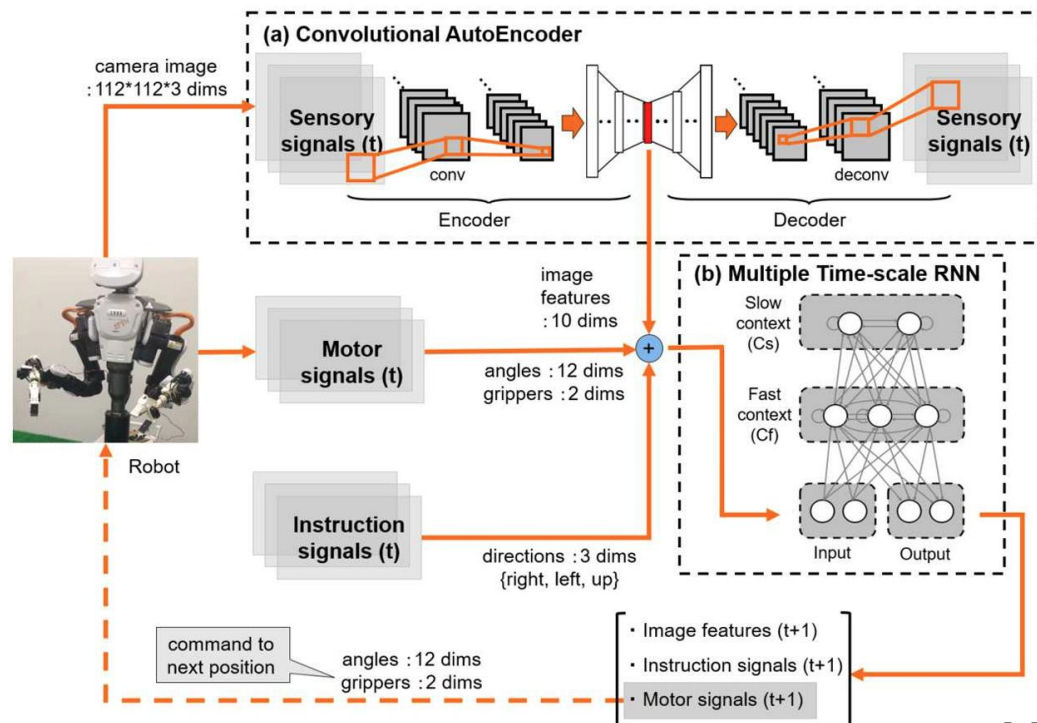
- Encoder / Decoderをどう作るか

# 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
  - 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>

# RNNによる エンコーダデコーダモデル [2]

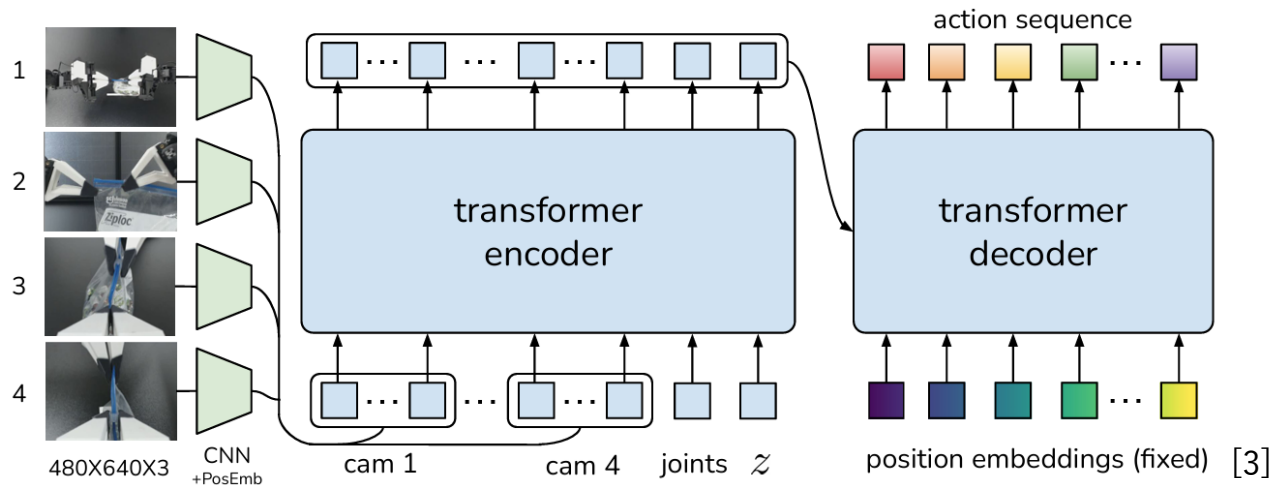
- 深層学習のロボット応用としてほぼ初めての例
- タオルという柔軟物を操作可能
  - 従来のモデリングベースには困難
    - 柔軟物のモデリングは一般的に難しい
- 学習していない位置に置かれたタオル畳みを実現
  - 従来のプログラムベース制御でできなかった事

# 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...

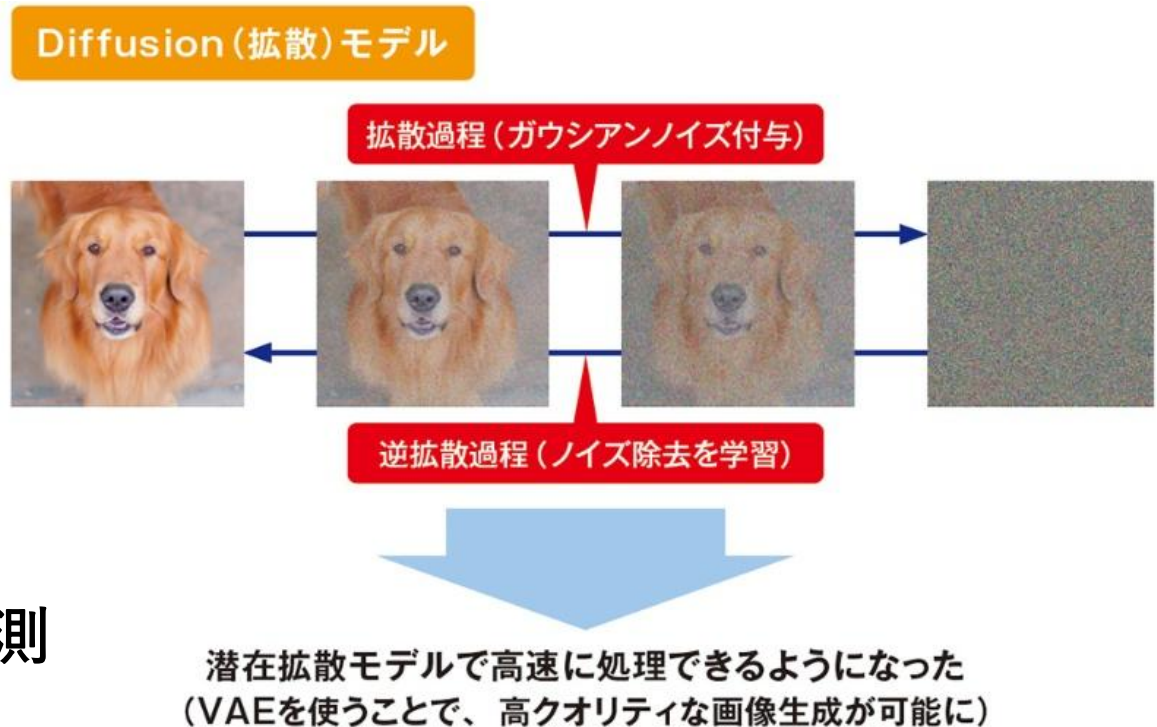


# 今日紹介する 3 つのモデル

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

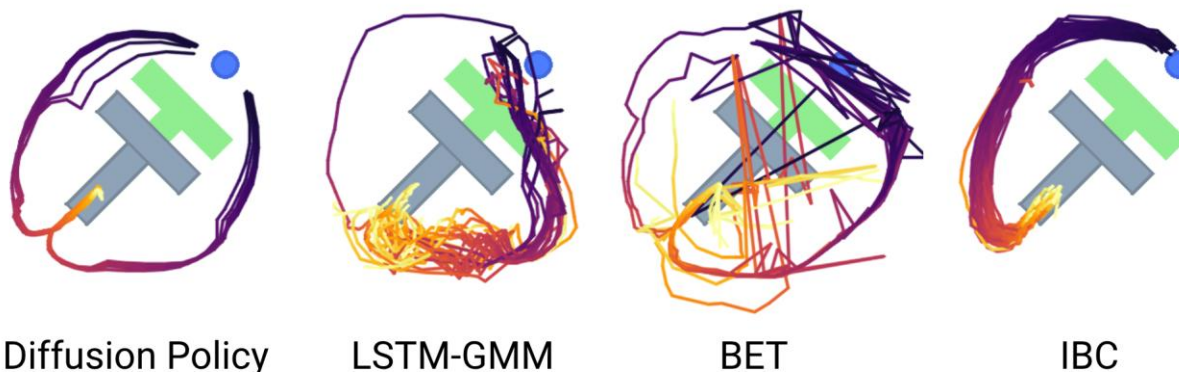
# 拡散モデルとは

- 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



# 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
  - 複数の行動選択枝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

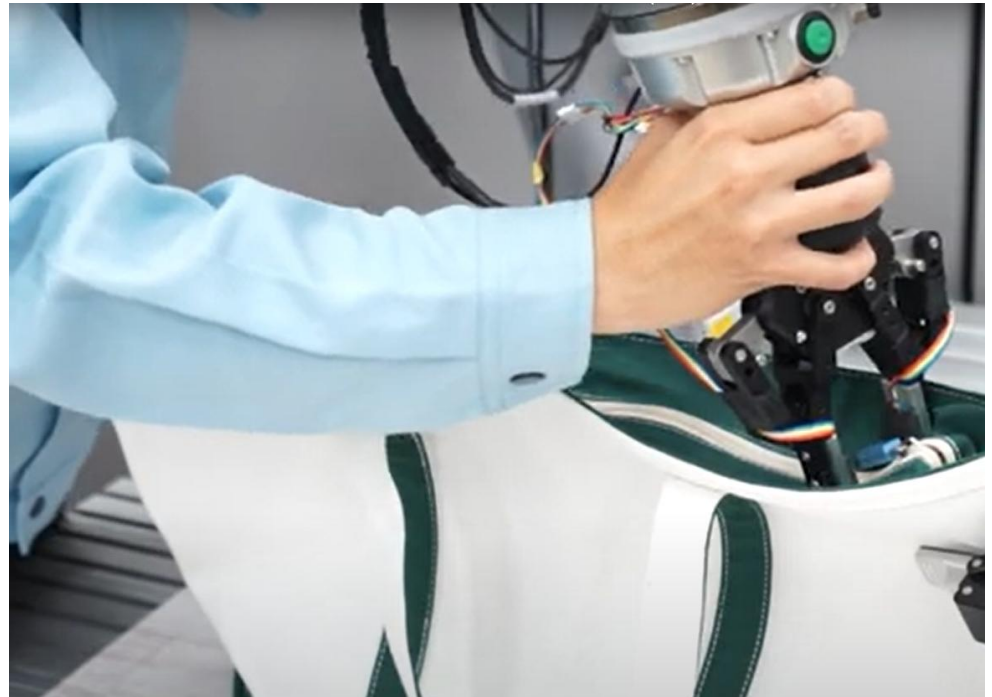


- キーボードの← ↑ → ↓などで操作
- 利点
  - 導入が簡単
- 欠点
  - ロボットは6次元の自由度を持つが、そのままだと2次元までしか操作できない



# 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



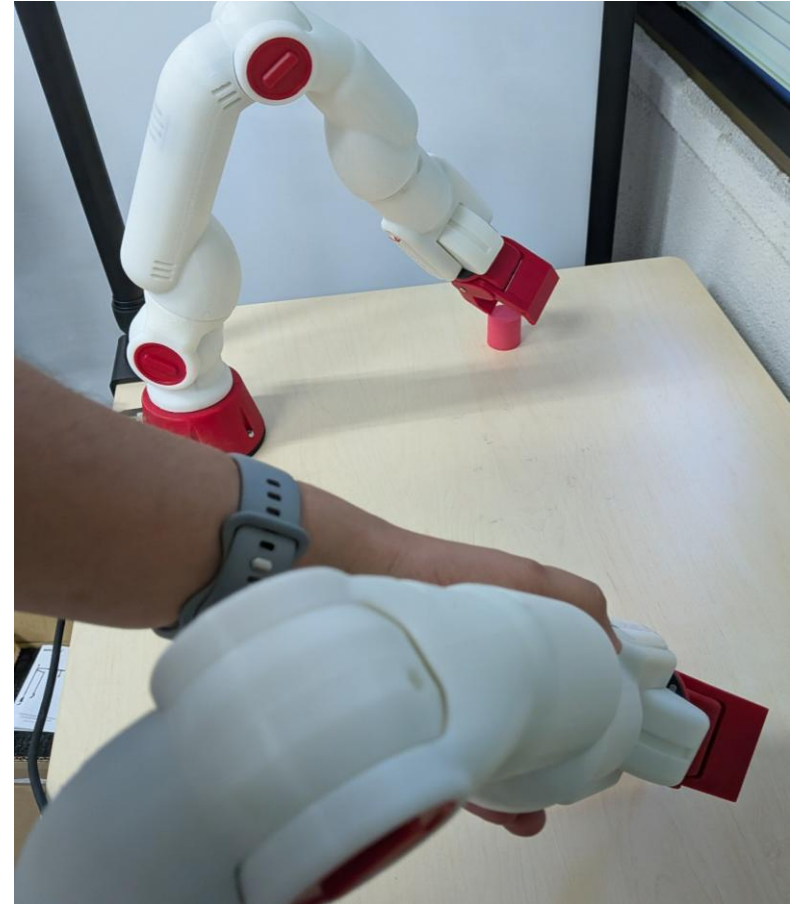
# Touch

- 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
  - ここまでの欠点をカバー
- 欠点
  - 導入コストがここまでの一番高い



# 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「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れば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

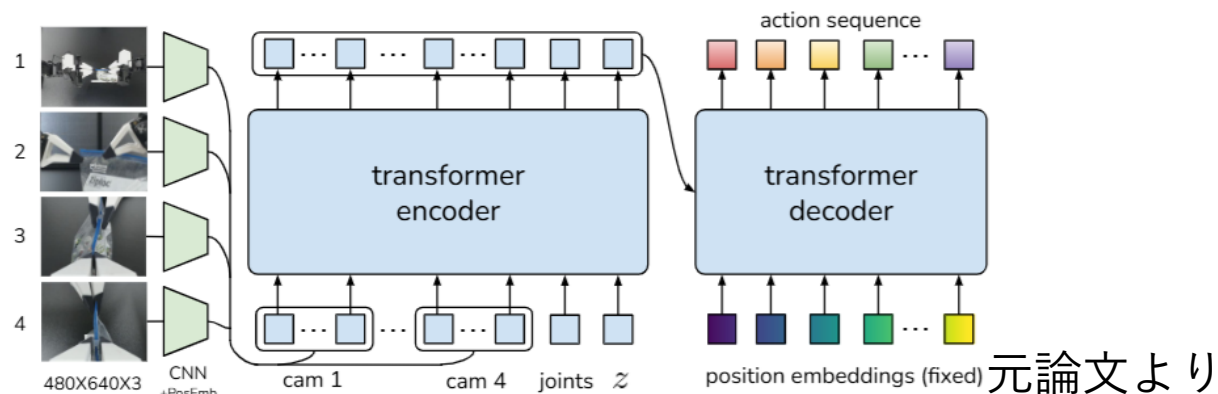
# ALOHAデバイスを作るのは難しいのか？

- 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はできなかったので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
- ロボティクスに関して
  - 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...

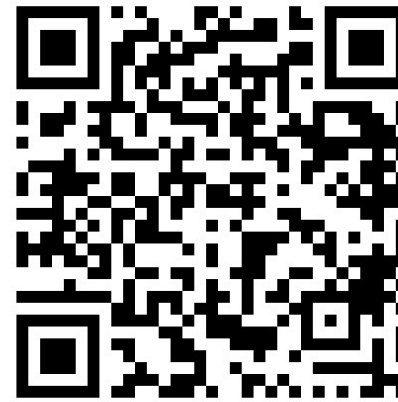
# 質疑応答のネタ

- 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<sup>®</sup>**  
*Digital Library*

**LinkedIn<sup>®</sup>**



# 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.