

生活支援ロボットにおける 食器類の教示認識と 適応的操作学習の実現

情報システム工学研究室

48-206554 若林隼平

指導教員：稲葉雅幸 教授 岡田慧 教授

背景・課題

- 生活支援ロボットの家事作業の代替への期待
 - 可変な**生活環境における**多クラス多特徴**の対象物の操作は困難である
 - 例えば，食器類は**大きさ・形状・表面性状・食べ汚れ**が個別に異なる
 - 食器類片付けタスクは課題が多い

- 食器類片付けタスクにおける課題

食器を把持しトレーに載せて運搬し，シンクで洗浄して水切り籠に置く

- 特に把持と洗浄における，従来の幾何力学モデルベース手法の課題
 - 把持：**未知のクラスや個々の状態**に応じて，**環境による姿勢制約**の中で最適な点と姿勢で把持
 - 洗浄：未知の食器類に対して，**落とさず水撥ねせず**に擦りや濯ぎ

⇒**学習型操作への期待**



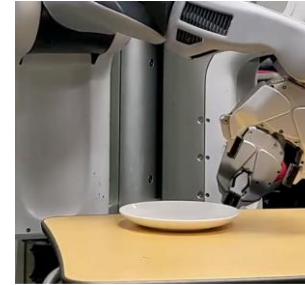
Vision based washing dish task
(Okada et al. 2006)



Introducing TRI Manipulation
for Human-Assist Robots
(Russ et al. 2019)

本研究のアプローチ：教示認識と適応的操作

- 教示認識
 - 視覚：深度画像，点群
 - 力覚：自己教師操作経験，操作教示



自己教師操作経験

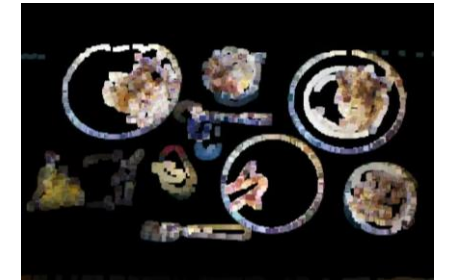


操作教示

- 適応的操作
 - 多種多様な対象物の操作
 - 実行時における人間のヒューリスティックやソフト制約に基づく最適化



多種多様な食器類

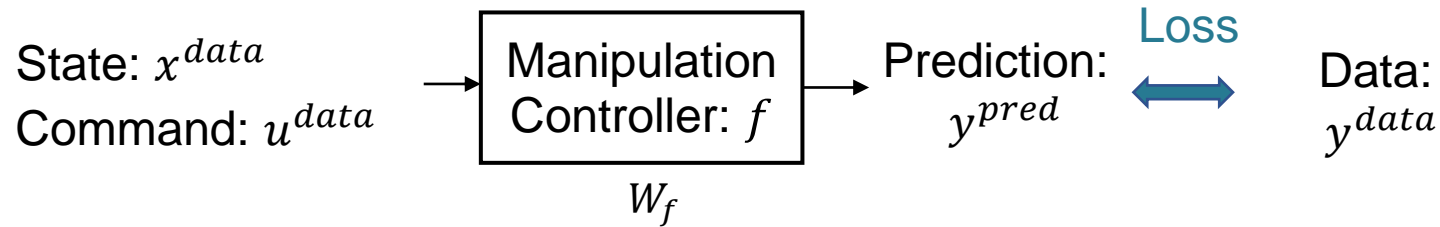


汚れ認識

⇒ 誤差逆伝播による準最適制御の適用

本研究の手法：誤差逆伝播による準最適制御

訓練時：データセットを用いて f の重み W_f の学習

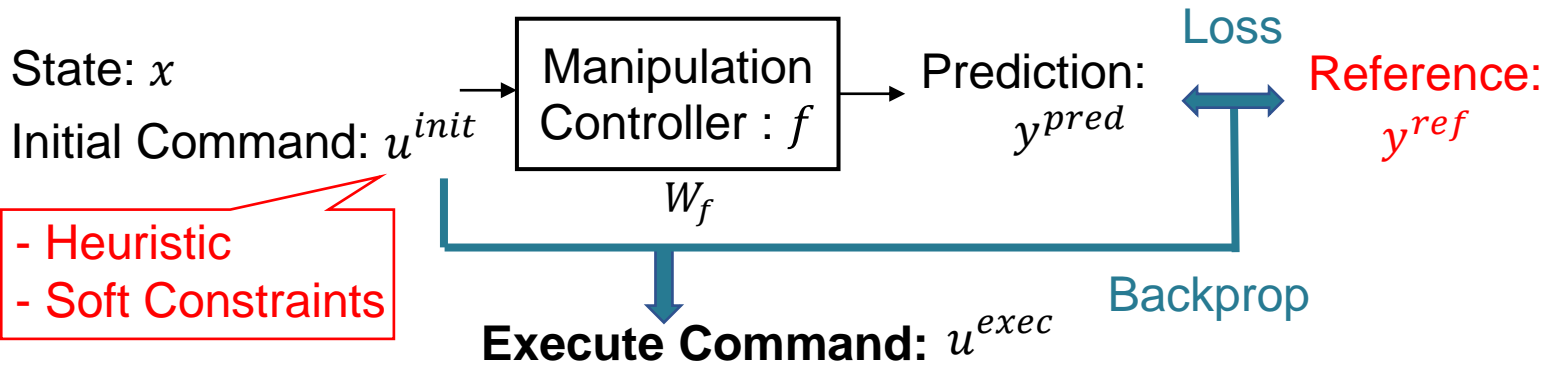


$$y^{pred} = f(x^{data}, u^{data} | W_f)$$

$$g_{W_f} = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{data})}{\partial W_f}$$

$$W_f \leftarrow W_f - \delta_W \frac{g_{W_f}}{\|g_{W_f}\|}$$

推論時：誤差逆伝播によりヒューリスティックやソフト制約を満たす
制御量 u^{init} 周辺の最適値 u^{exec} を参照値に近づくように実行



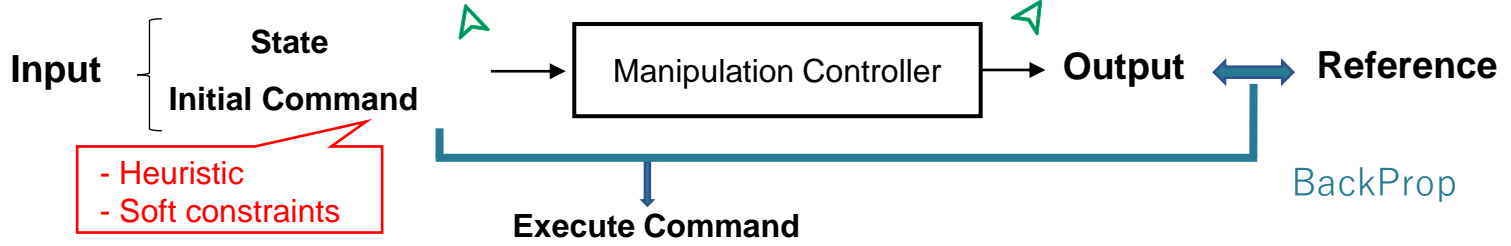
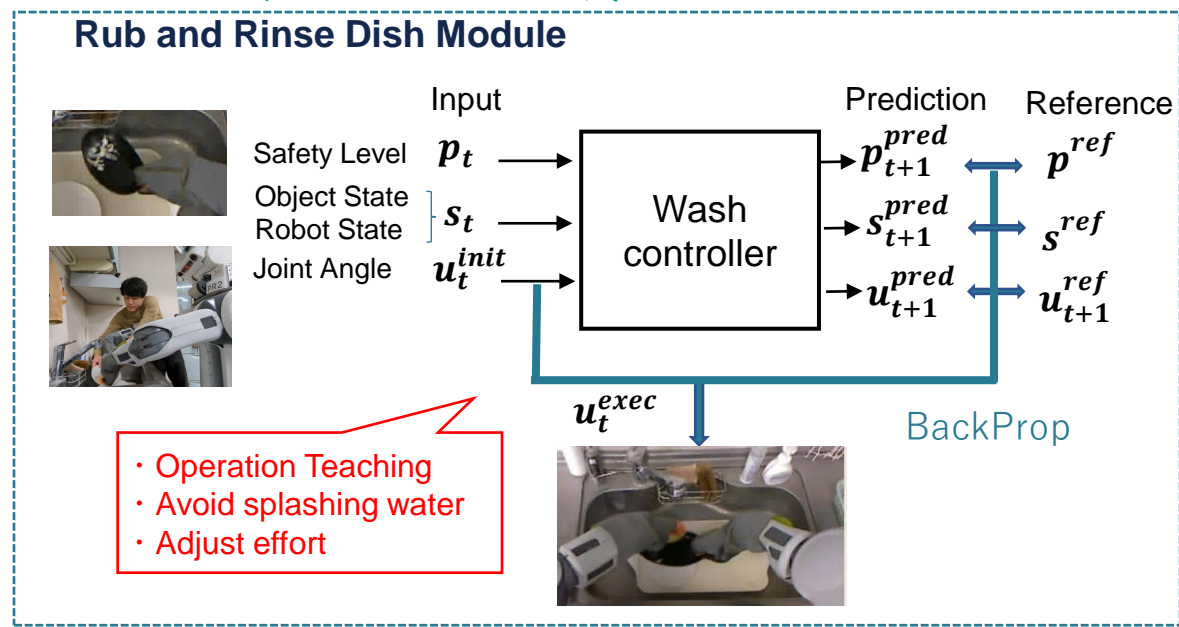
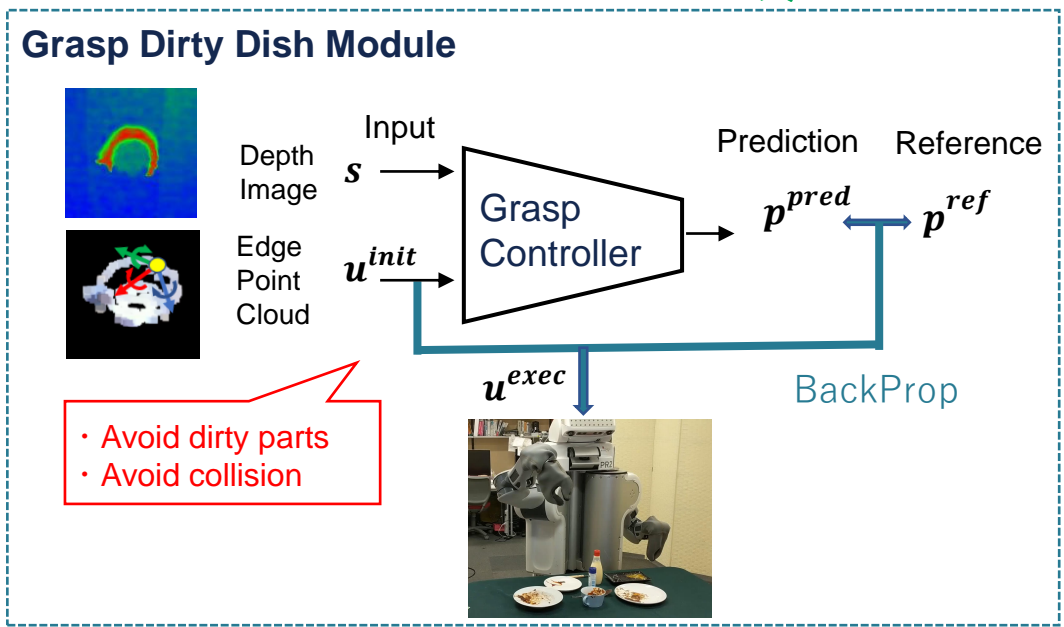
$$y^{pred} = f(x, u^{init} | W_f)$$

$$g_u = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{ref})}{\partial u}$$

$$u^{exec} \leftarrow u^{init} - \delta_u \frac{g_u}{\|g_u\|}$$

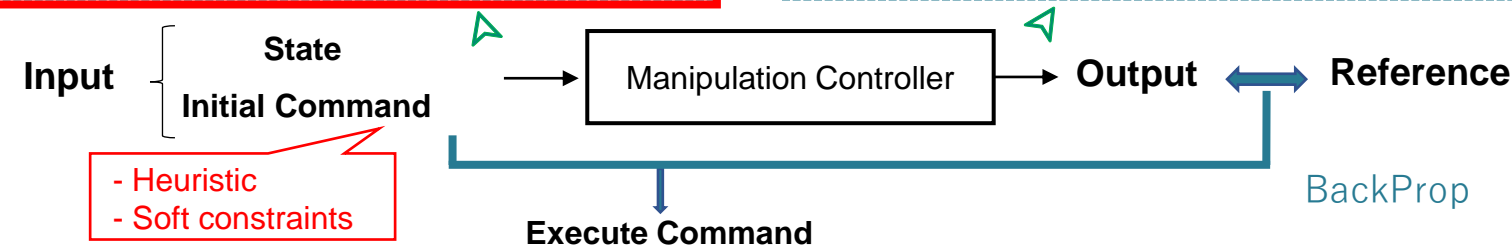
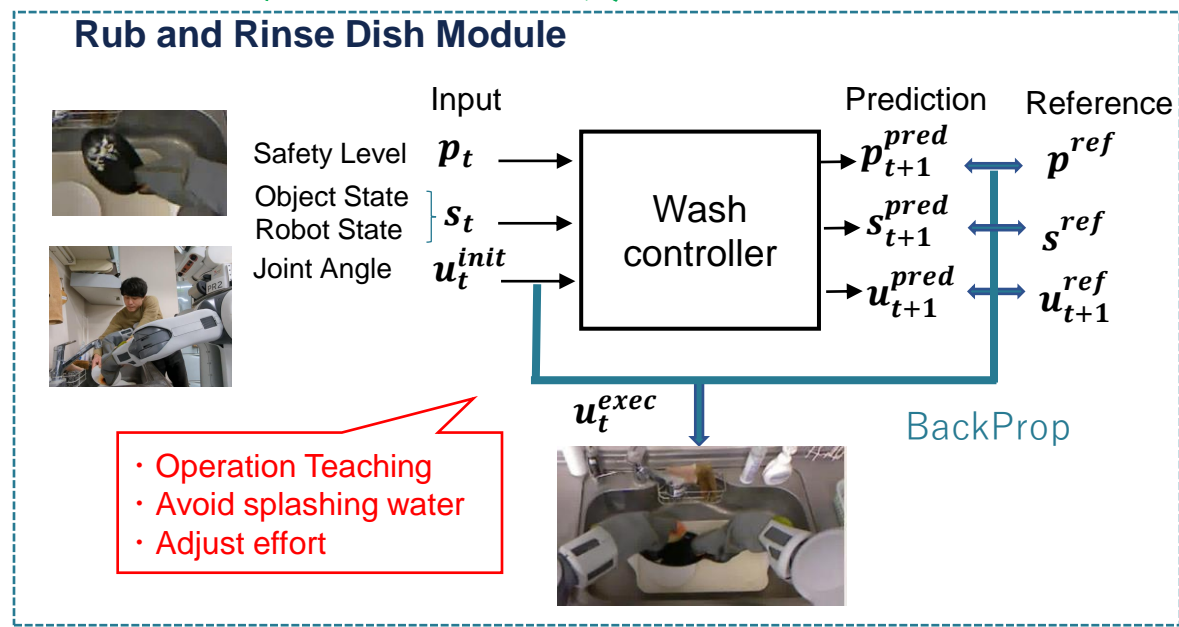
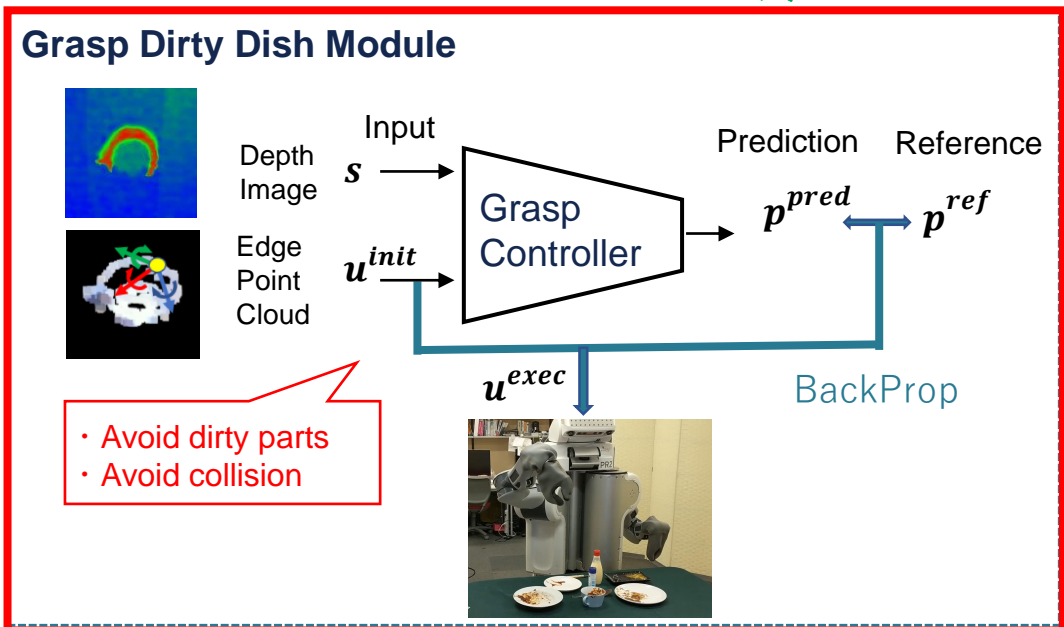
視覚と操作教示に基づく適応的操作学習システム

Clean Up Dishes Task



視覚と操作教示に基づく適応的操作学習システム

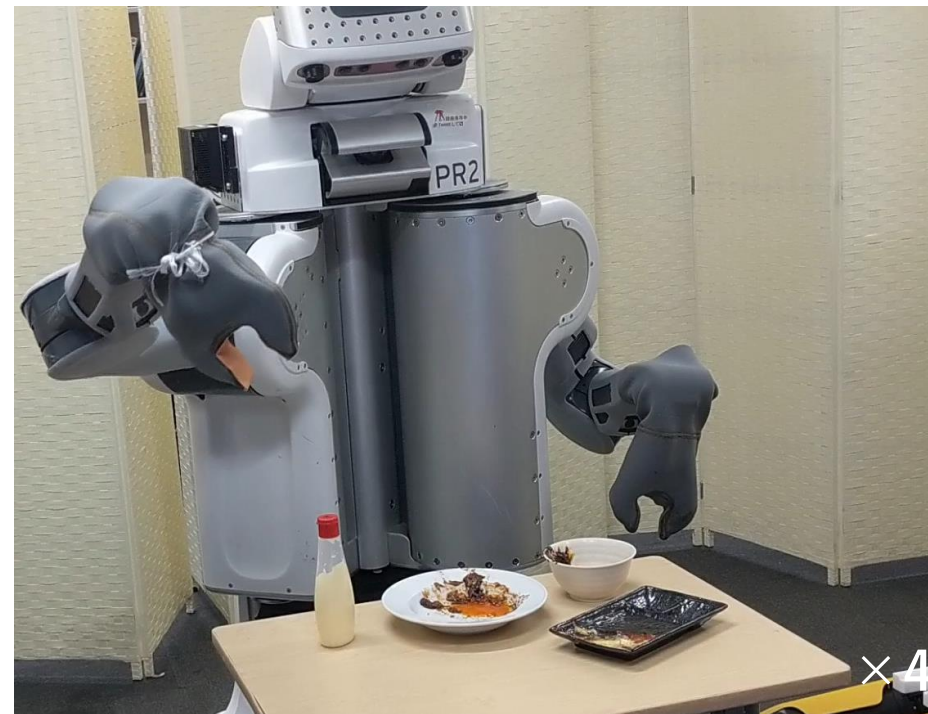
Clean Up Dishes Task



把持実行時におけるソフト制約



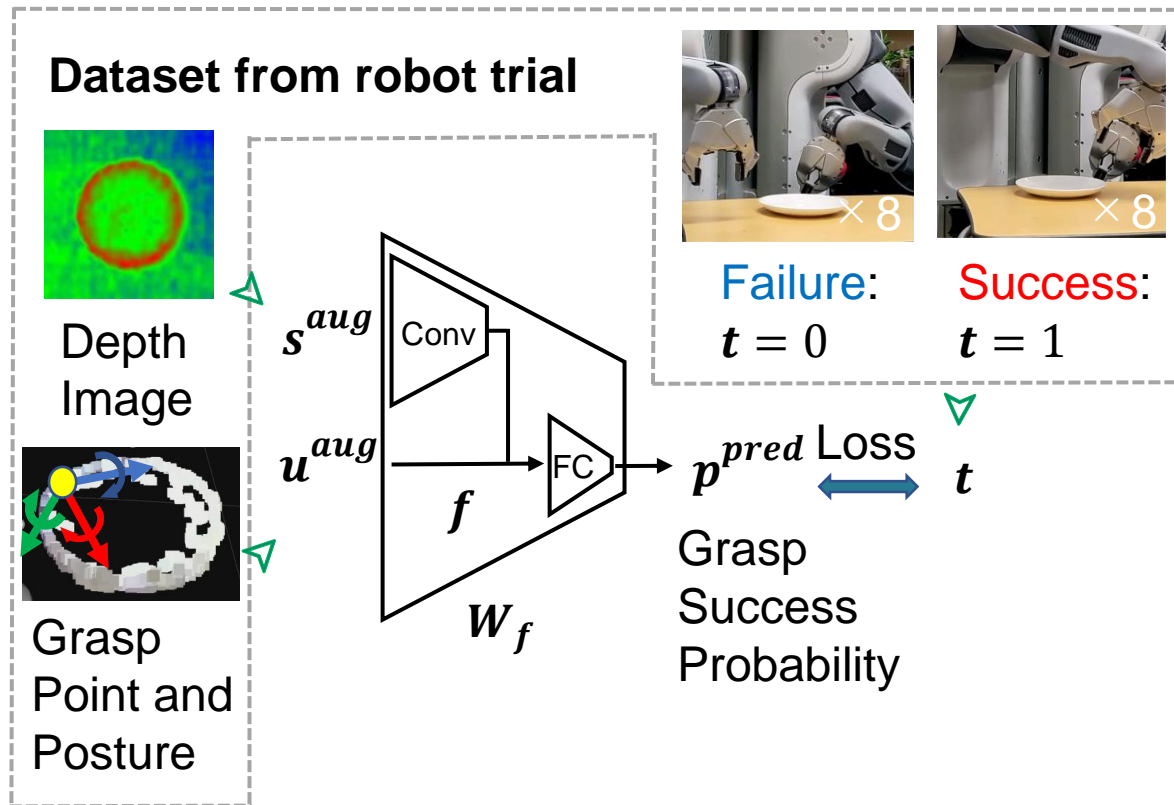
汚れを避けて把持



障害物を回避して把持

視覚情報に基づく制約下における食器類の把持訓練

訓練時：視覚情報と把持実行結果の自動アノテーションによる自己教師あり学習



基本式

$$y^{pred} = f(x^{data}, u^{data} | W_f)$$

$$g_{W_f} = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{data})}{\partial W_f}$$

$$W_f \leftarrow W_f - \delta_W \frac{g_{W_f}}{\|g_{W_f}\|}$$



把持成功確率
推論に基づく
学習

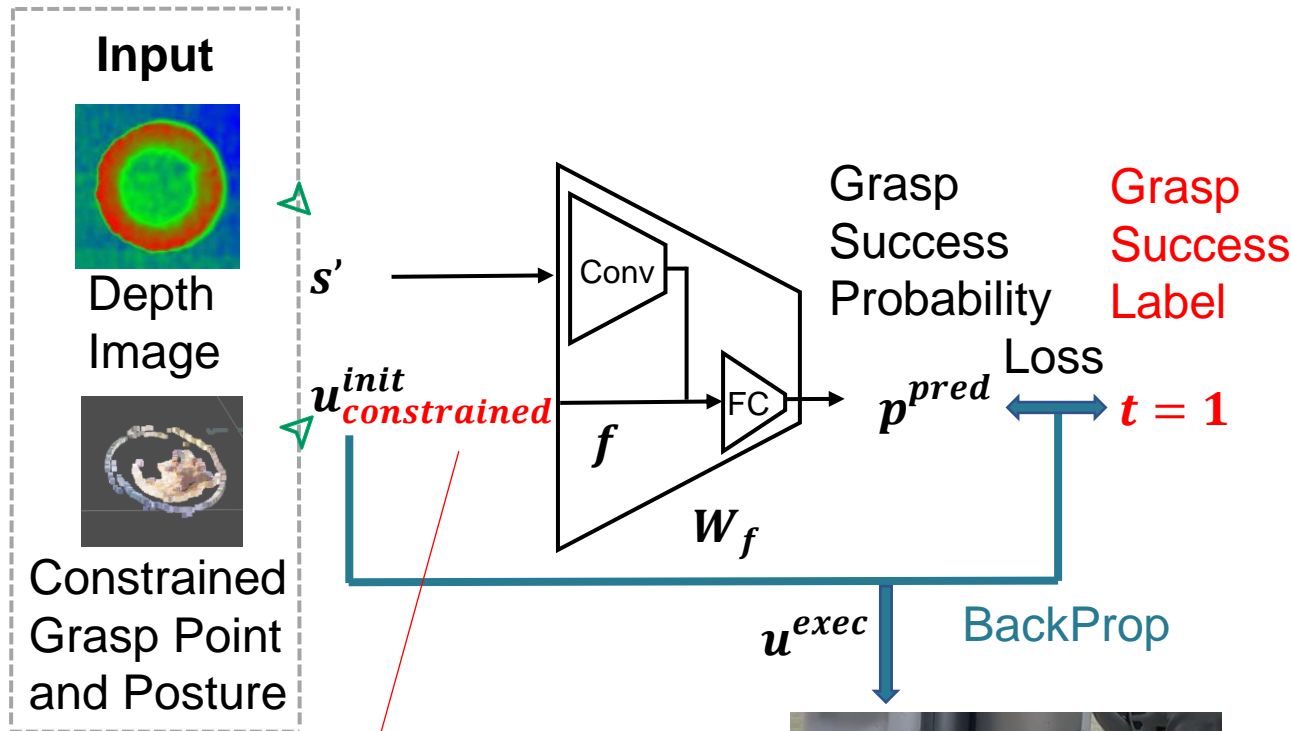
$$p^{pred} = f(s^{aug}, u^{aug} | W_f)$$

$$g_{W_f} = \frac{\partial \text{Loss}(p^{pred}, t)}{\partial W_f}$$

$$W_f \leftarrow W_f - \delta_W \frac{g_{W_f}}{\|g_{W_f}\|}$$

視覚情報に基づく入力制約下における食器類の把持最適化

最適化時：食器の汚れ点や他物体との接触を避けて最適な把持点と把持姿勢の実行



Under Input Constraints: R

- Not Dirty Points
- Collision Free Trajectory



基本式

$$y^{pred} = f(x, u^{init} | W_f)$$

$$g_u = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{ref})}{\partial u}$$

$$u^{exec} \leftarrow u^{init} - \delta_u \frac{g_u}{\|g_u\|}$$



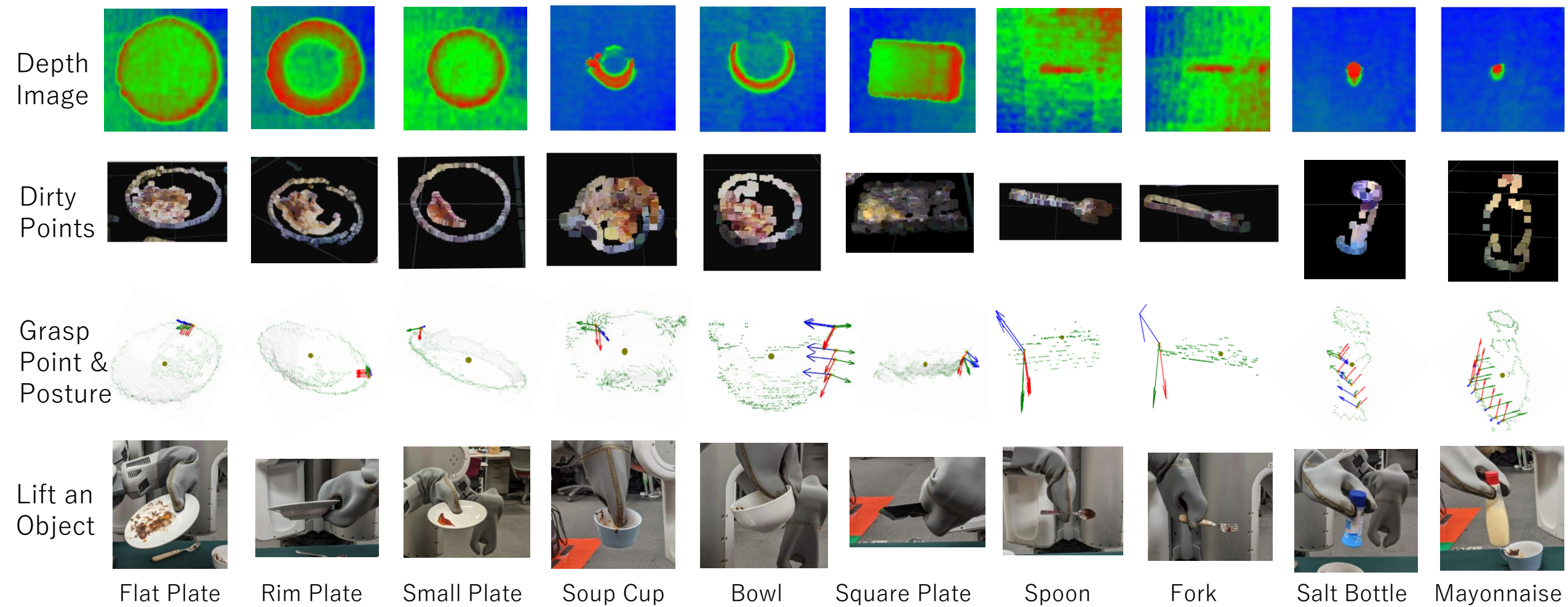
入力制約下における最適な把持点と姿勢の実行

$$y^{pred} = f(s', u^{init}_{constrained} | W_f)$$

$$g_u = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, \mathbf{1})}{\partial u}$$

$$u^{exec} \leftarrow u^{init}_{constrained} - \delta_u \frac{g_u}{\|g_u\|}$$

把持点と姿勢の制約下における 把持点と姿勢の最適化推論と実行結果



把持成功率におけるベースライン比較

比較対象

- ランダムな把持
- 物体縁の法線方向からの把持
- 提案手法の学習型把持

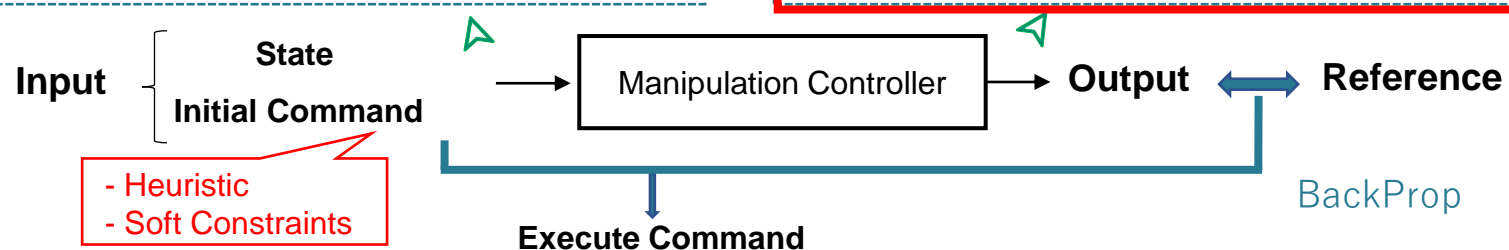
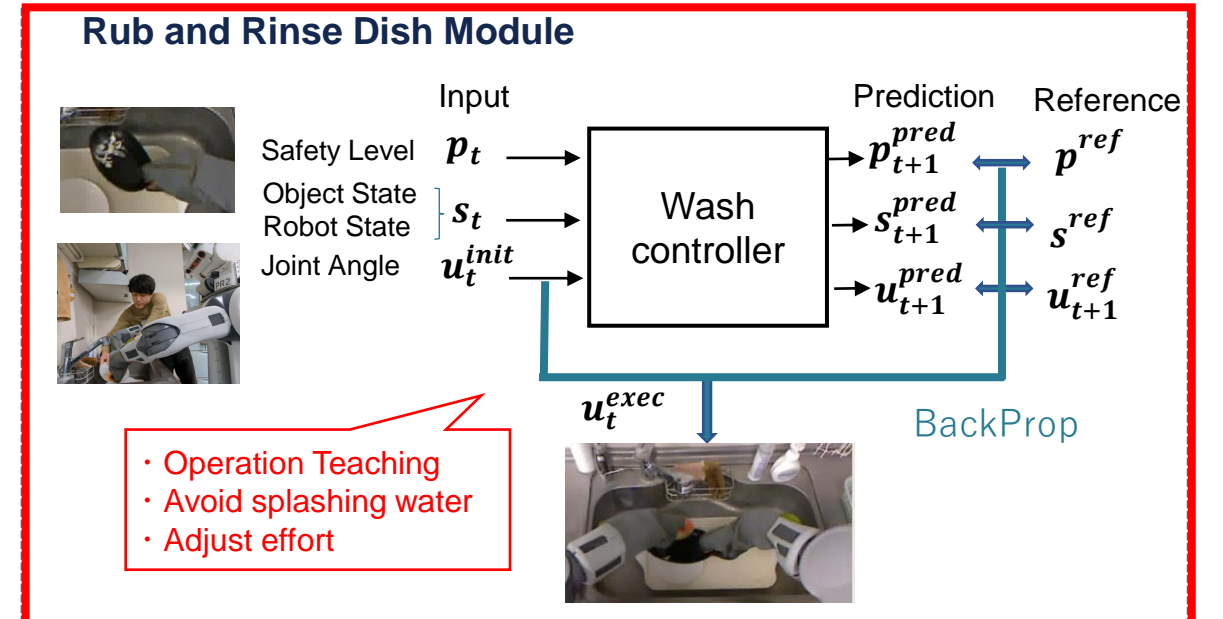
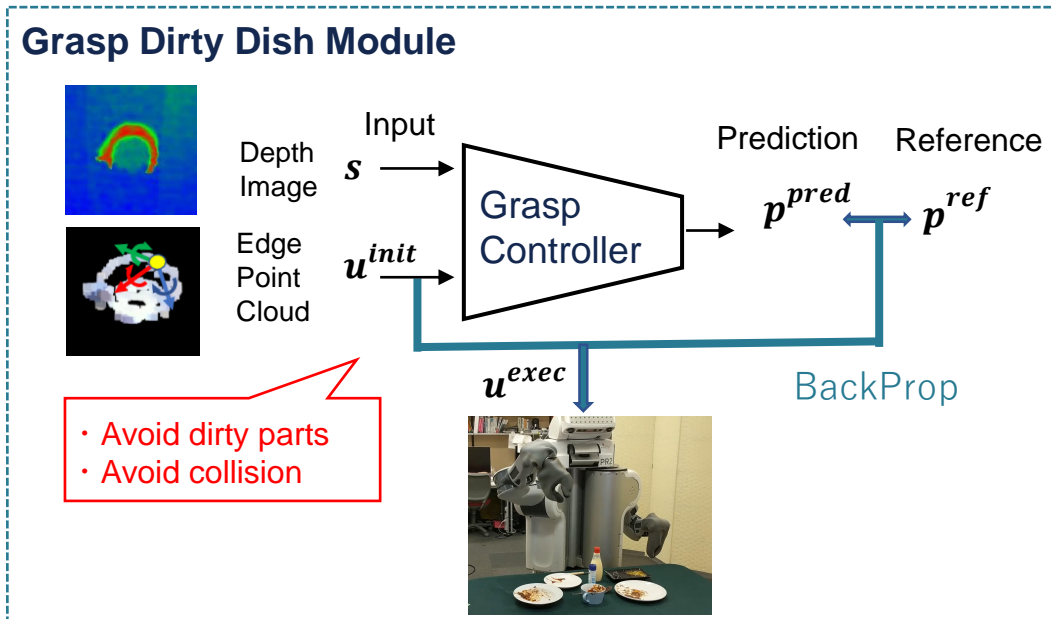


提案把持手法は把持成功率が最も高い

Object name	Average success rate		
	Random Grasp	Visual Grasp	Trained Grasp
Flat Plate	10 %	85 %	90 %
Rim Plate	10 %	50 %	95 %
Small Plate	20 %	85 %	100 %
Soup Cup	10 %	100 %	100 %
Bowl	20 %	100 %	100 %
Square Plate	5 %	45 %	80 %
Spoon	5 %	40 %	45 %
Fork	0 %	50 %	50 %
Salt Bottle	30 %	80 %	95 %
Mayonnaise	35 %	80 %	90 %
Total	13.5 %	71.5 %	84.5%

視覚と操作教示に基づく適応的操作学習システム

Clean Up Dishes Task



視覚と操作教示に基づく食器類の濯ぎと擦り操作学習

操作教示を含めた訓練により，安全度を考慮して濯ぎと擦り操作を獲得する



水を飛ばす



強く擦りすぎて落とす

操作教示



濯ぎと擦り軌道修正

- ・水を飛ばさない皿の角度
- ・擦る強さ調整



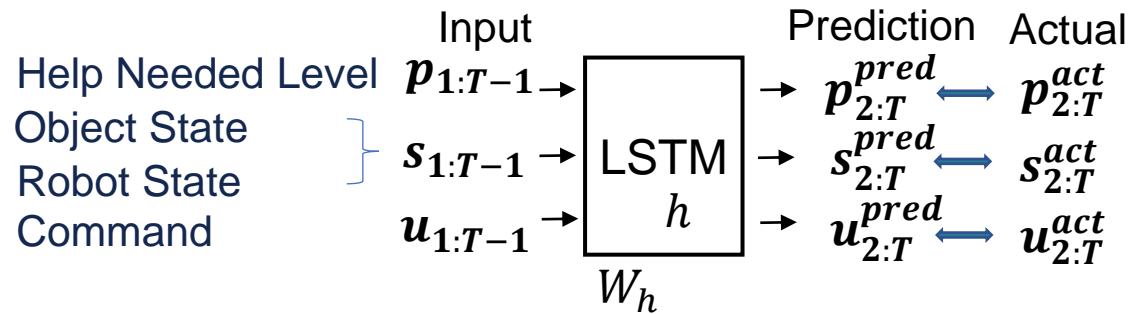
Scrub dish



Rinse dish

視覚と操作教示に基づく安全度を考慮した食器類の 濯ぎと擦り操作訓練

訓練時: 視覚と教示操作に基づくダイナミクスモデルの学習



$$y^{pred} = f(x^{data}, u^{data} | W_f)$$

$$g_{W_f} = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{data})}{\partial W_f}$$

$$W_f \leftarrow W_f - \delta_W \frac{g_{W_f}}{\|g_{W_f}\|}$$

基本式



ダイナミクスモデルの学習

$$s_{2:T}^{pred}, u_{2:T}^{pred}, p_{2:T}^{pred} = h(s_{1:T-1}, u_{1:T-1}, p_{1:T-1} | W_h)$$

$$g_{W_h} = \frac{\partial \{ \text{Loss}(s_{2:T}^{pred}, s_{2:T}^{act}) + \text{Loss}(u_{2:T}^{pred}, u_{2:T}^{act}) + \text{Loss}(p_{2:T}^{pred}, p_{2:T}^{act}) \}}{\partial W_h}$$

$$W_h \leftarrow W_h - \delta_W \frac{g_{W_h}}{\|g_{W_h}\|}$$

No teaching $p_t^{act} = 1$



No teaching $p_{t+1}^{act} = 1$



Teaching $p_t^{act} = 0$



Teaching $p_{t+1}^{act} = 0$

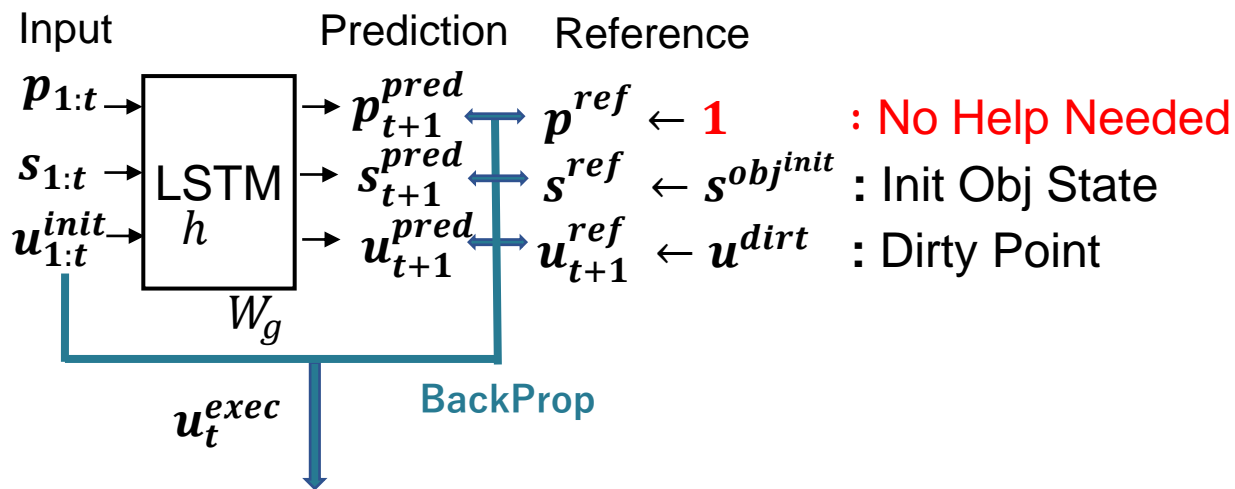


Time : t

Time : t + 1

視覚と操作教示に基づく安全度を考慮した食器類の 濯ぎと擦り操作最適化

最適化時: 推論値と実行時目標値との誤差逆伝播による準最適化解の実行



Help Needed Level : p
 Object State } : s
 Robot State }
 Command : u

基本式

$$y^{pred} = f(x, u^{init} | W_f)$$

$$g_u = \frac{\partial \text{Loss}(y^{pred}, y^{ref})}{\partial u}$$

$$u^{exec} \leftarrow u^{init} - \delta_u \frac{g_u}{\|g_u\|}$$

↓
 ダイナミクスモデルを用いた最適化

$$s_{t+1}^{pred}, u_{t+1}^{pred}, p_{t+1}^{pred} = g(s_{1:t}, u_{1:t}, p_{1:t} | W_h)$$

$$g_{u_t} = \frac{\partial \{ \text{Loss}(s_{t+1}^{pred}, s^{ref}) + \text{Loss}(u_{t+1}^{pred}, u_{t+1}^{ref}) + \text{Loss}(p_{t+1}^{pred}, p^{ref}) \}}{\partial u_t}$$

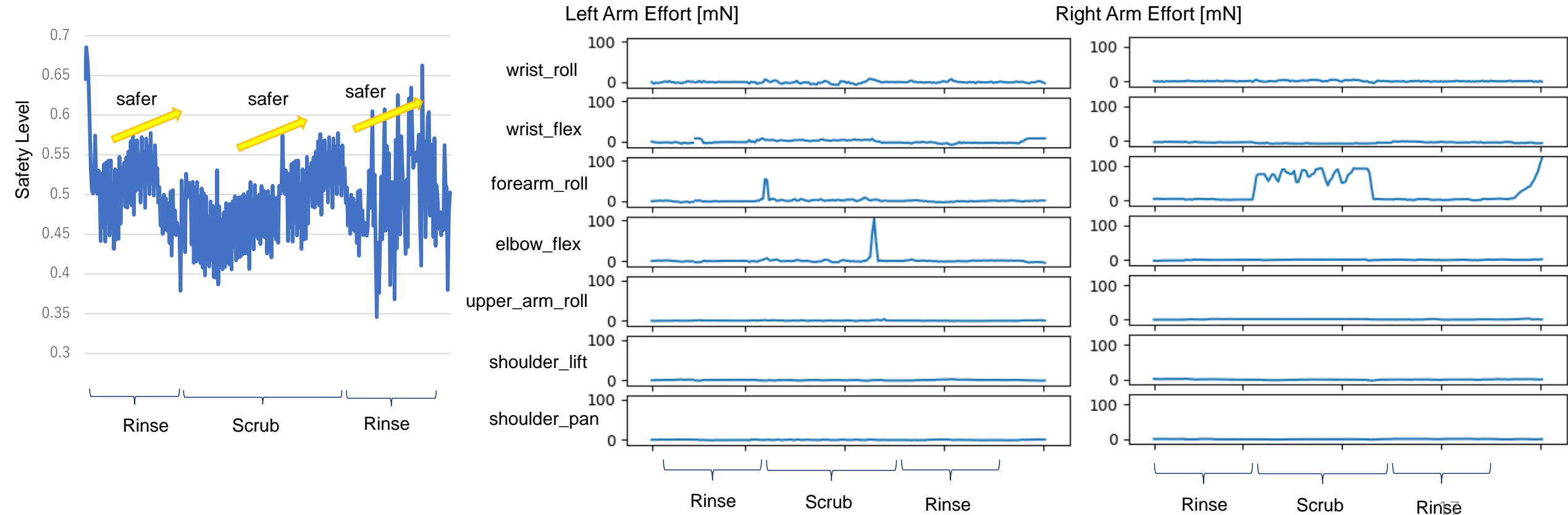
$$u_t^{exec} \leftarrow u_t^{init} - \gamma_u \frac{g_{u_t}}{\|g_{u_t}\|}$$

推論時における濯ぎと擦り操作の様子



濯ぎと擦り操作における安全度の変化と関節推定力の変化

- ・ 濯ぎと擦り操作において、安全度は次第に向上した。
- ・ 擦り操作区間において、食器を把持した右手は連続的な負荷がforearm roll関節に生じた。

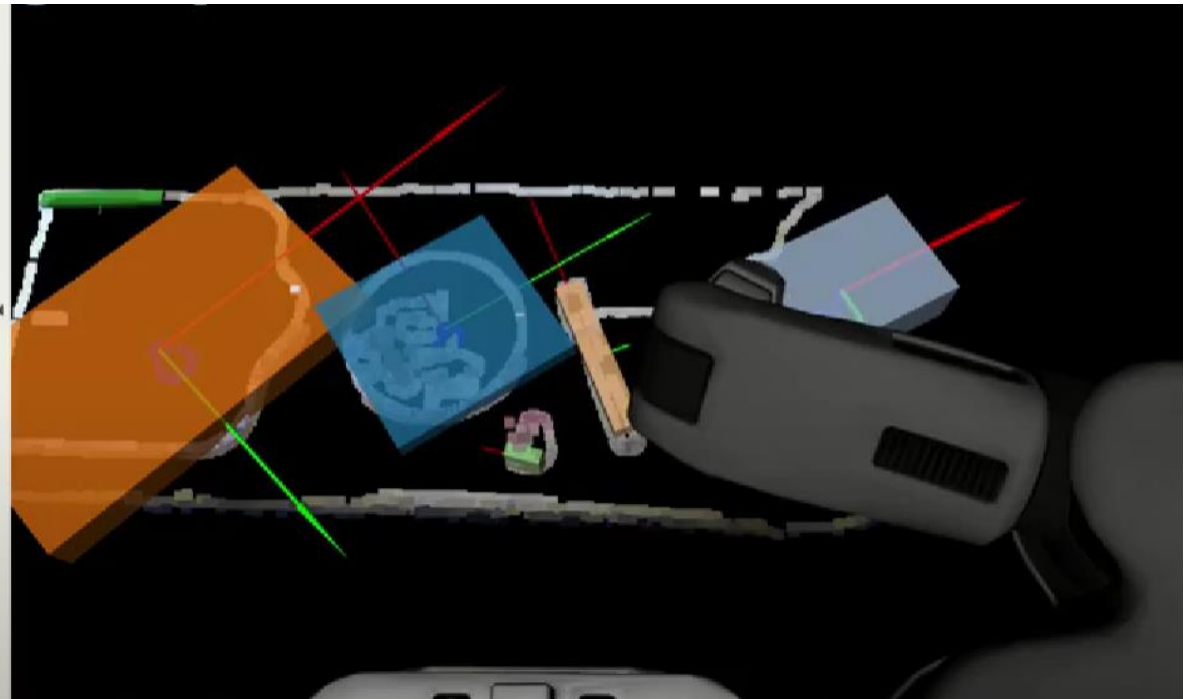


統合実験

使用済み食器類の回収



Robot Camera View



Dirty Dish Detection

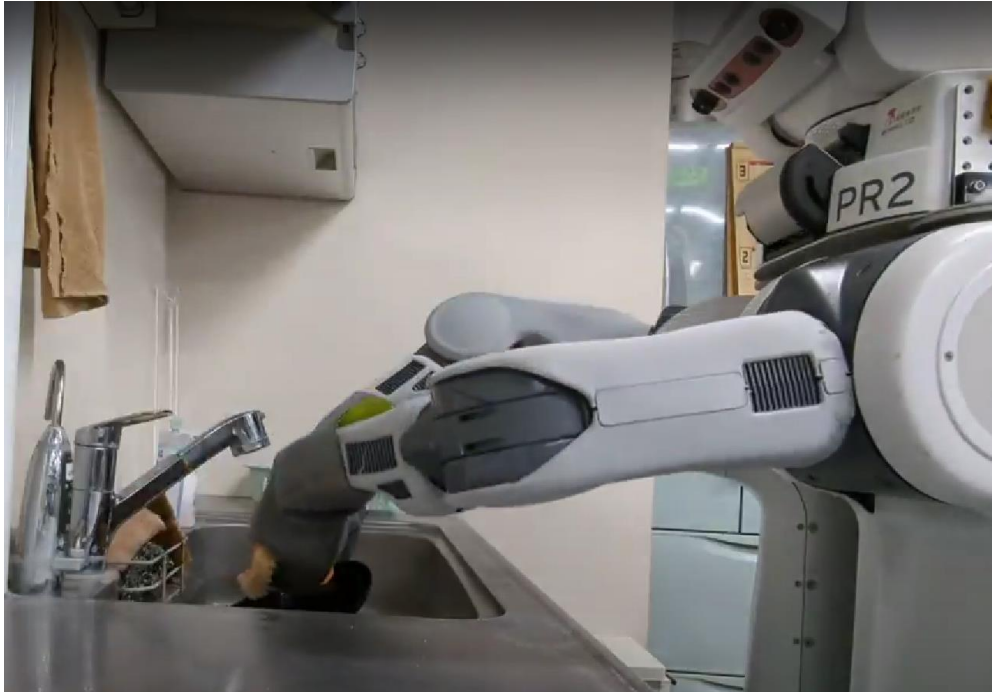
統合実験

使用済み食器類を載せたトレーの運搬



統合実験

使用済み食器類の洗浄し
水切り籠に置く



Robot Camera View



Dirty Dish Detection

結論

- 教示認識に基づく適応的操作学習の実現
 - ✓視覚と操作教示による訓練
 - ✓実行時制約・目的下での準最適化
 - ⇒未知の形状や性質の食器類に対応
- 食器類の片付けタスク
 - ✓把持：汚れや他物体を避けて最適な把持点と姿勢で把持
 - ✓洗淨：汚れに対して落下や水撥ねの安全度を考慮した擦りと濯ぎ操作
 - ✓それ以外は幾何モデルベースに基づく操作
- 展望
 - 食器類以外の物体操作への汎用性とより可変な環境への適応性の向上

Appendix

把持訓練における試行回数と学習対象の食器類分類

- 把持においては計180回，データセットはこれらにノイズを加えて100倍に拡張している。
- 様々なクラス，大きさ，形状の食器類で訓練
- 分類
 - 平皿型 : 主菜皿，小皿
 - カップ型 : 椀，コップ
 - 縁無し型 : 箸，スプーン，調味料



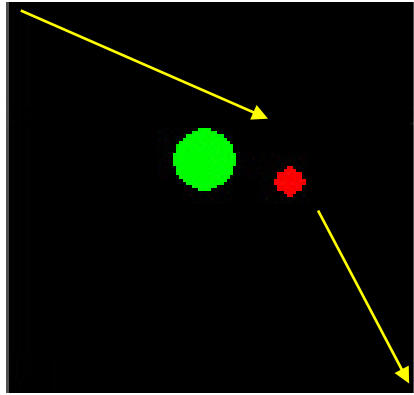
洗浄訓練における試行回数と学習対象の食器類分類

- 洗浄においては計90回試行.
データセットはこれらにノイズを加えて100倍に拡張している.
- 様々なクラス, 大きさ, 形状の食器類で訓練
- 分類
 - 平皿型 : 主菜皿, 小皿
 - カップ型 : 椀, コップ
 - カトラリー型 : スプーンフォーク

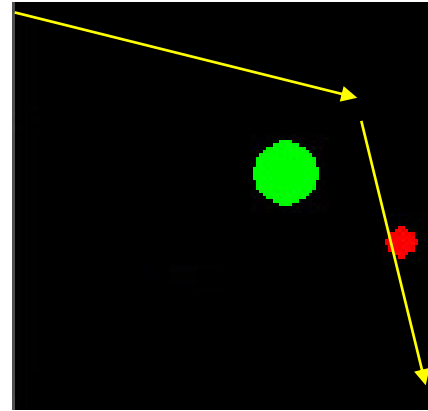


食器洗淨の予備実験

Path Planning with Avoiding Obstacle



学習済みダイナクスモデルに基づいた軌跡



人間の介入なしの状態を目標に逆伝播をさせた場合の軌道

PR2のハードウェア

