

# ロボティクス分野における PFNの取り組み

産総研AIセミナー

齋藤真樹 (Preferred Networks, Inc.)

2018/03/18

## 自己紹介（略歴）

---

- 2011-2016 東北大学大学院情報科学研究科（岡谷研究室）
- 2016-現在 株式会社プリファードネットワークス リサーチャー
- 博士（情報科学）

### 昔やっていたこと

- グラフィカルモデルを効率的に解くための理論よりの研究

### 現在やっていること

- 製造業・外観検査に関するコンピュータビジョンの研究
- Chainer / CuPyの開発
- 動画生成モデルの研究

# 会社紹介：Preferred Networks (PFN)

- IoT時代に合わせた分散知能を備えた新しいコンピュータを創造する
- 2014年3月創業
- 東京オフィス, シリコンバレーオフィス
- 従業員：約120人 殆どが研究者、エンジニア

FA&ROBOT&ROBOMACHINE  
**FANUC**

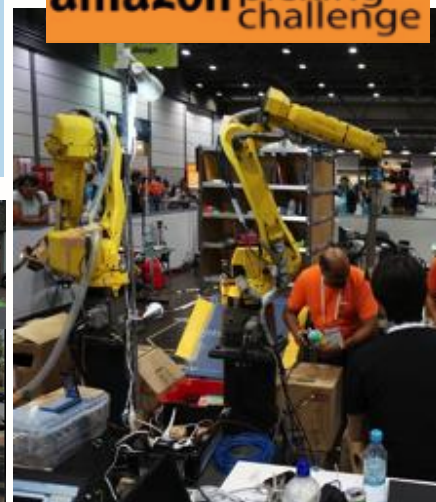
**NTT**  
**Panasonic**

  
**TOYOTA**

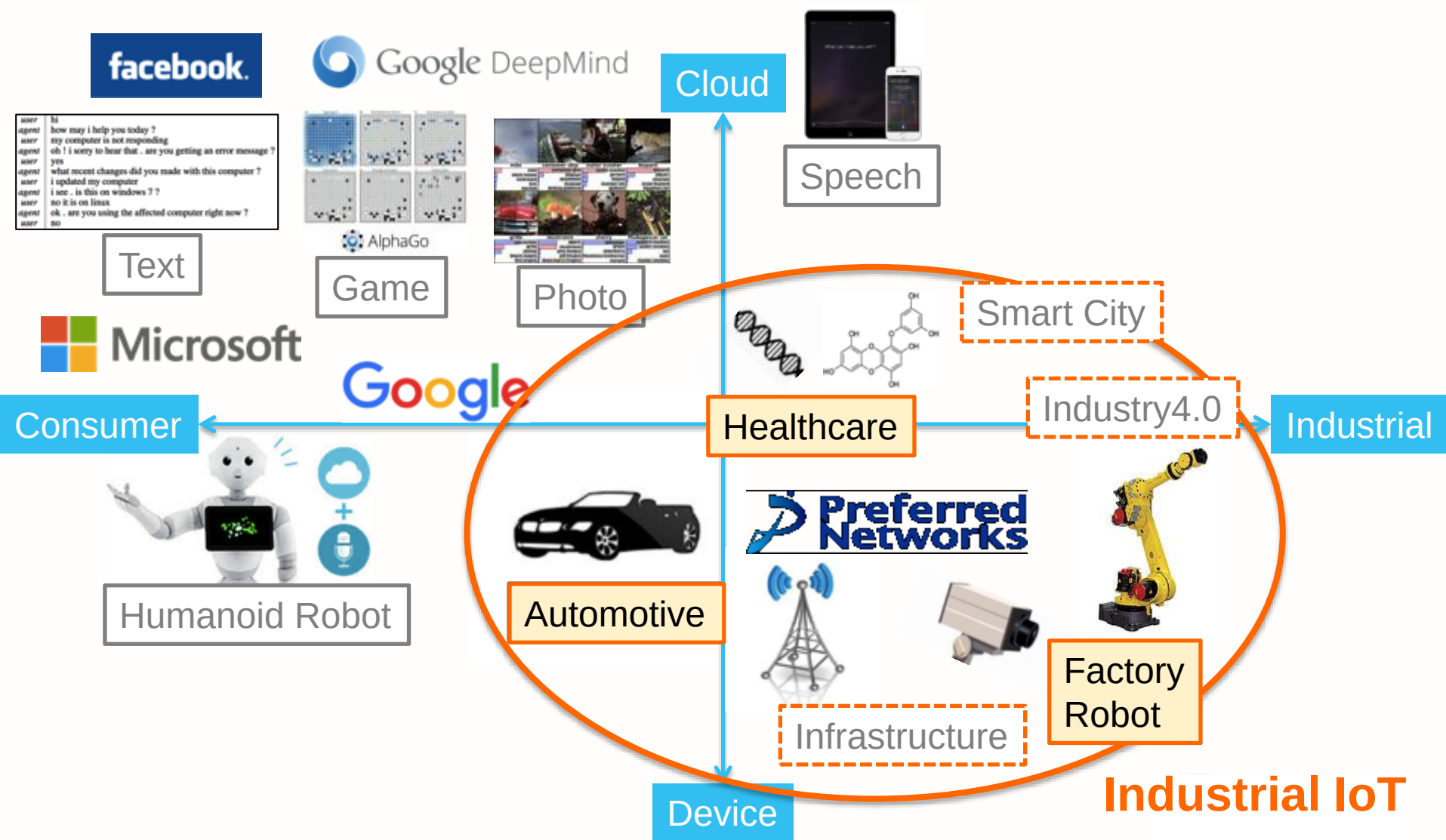
 **NVIDIA**  
 **CISCO**



 **amazon** picking challenge



# PFNの注目領域: Industrial IoTに向けた研究開発





## DLを武器に製造業分野へ参入する企業は多い



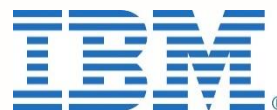
<https://www.youtube.com/watch?v=iaF43Ze1oeI>

## DLを武器に製造業分野へ参入する企業は多い

- 画像認識が「解ける」問題になってきたことが要因
- いままで人が担ってきたビジョンの仕事をロボットで代用できないか？
- 実用化の難易度はタスクによって異なる
  - 容易だと思われるもののほど競争は激しい
- 各企業との綿密な提携・各専門分野のプロで勝負



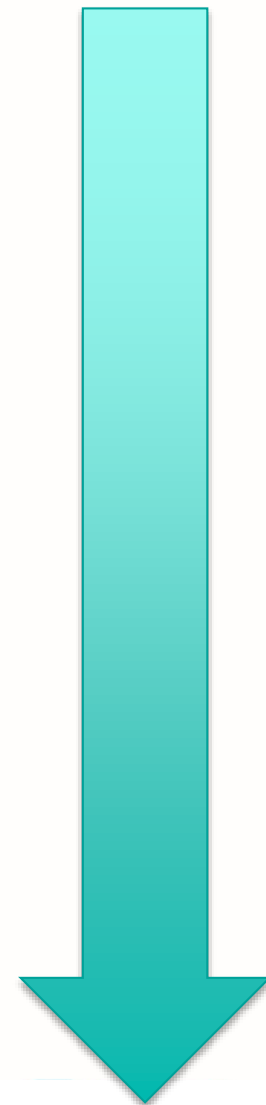
Hakuhodo DY holdings



# アジェンダ

---

1. ソフトウェアからの製造業へのアプローチ
  - 主に応用用途から見たChainer
  - 外観検査・異常検知などの検査系
2. ロボットのピッキング
  - ばら積みロボット
  - 自然言語からのピッキング
3. インテリジェンスロボット
  - 質感認識
  - 2足歩行・6足歩行
  - 高精度な把持位置の学習





ソフトウェアからのアプローチ

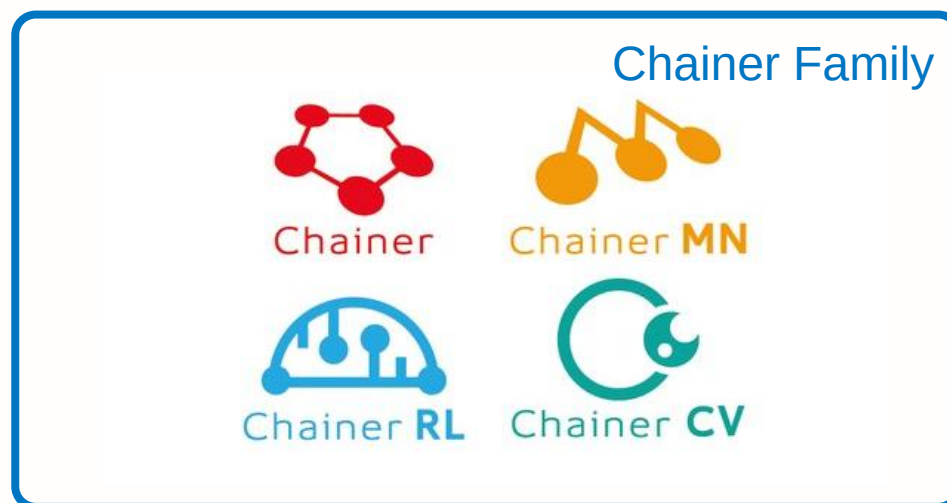


# Chainer

- ディープラーニング用のフレームワークを自社開発
  - 要望に対する迅速な開発, 容易な横展開 (RL / CV / MN)
- Chainerを利用すると何が嬉しいか？
  1. Chainer自体は純粋なPythonライブラリ
    - ◆ GPU関係の処理はCuPyに移譲
  2. Chainerファミリーの存在
    - ◆ NNの各分野の手法を応用したいときに便利

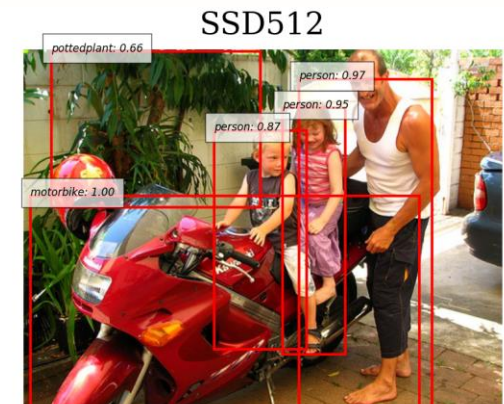
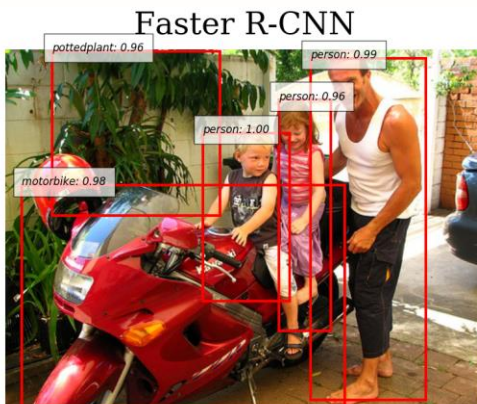


Original developer  
Seiya Tokui



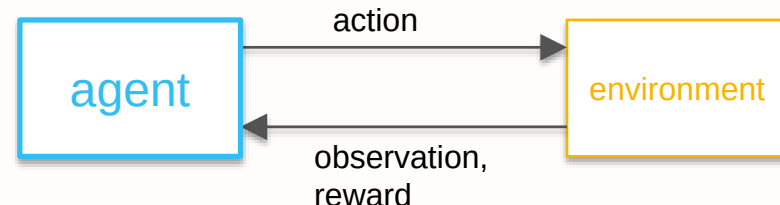
# ChainerCV

- PEの二井谷さん, 小川さんの研究成果 (M2)
- 主要なCVのモデルを統一された扱いやすいインターフェイスで提供
  - 迅速なモデル評価
- 再現性の重要視 (論文と同等程度の精度達成を確認)
  - 学習済みモデルも同時に提供



# ChainerRL

- 藤田, 片岡が主に開発
- 強化学習を簡単に実装できるライブラリ
- 主要なアルゴリズムを同じAPIで利用できる



| Algorithm                       | Discrete Action | Continuous Action | Recurrent Model | CPU Async Training |
|---------------------------------|-----------------|-------------------|-----------------|--------------------|
| DQN (including DoubleDQN etc.)  | ✓               | ✓ (NAF)           | ✓               | X                  |
| DDPG                            | X               | ✓                 | ✓               | X                  |
| A3C                             | ✓               | ✓                 | ✓               | ✓                  |
| ACER                            | ✓               | ✓                 | ✓               | ✓                  |
| NSQ (N-step Q-learning)         | ✓               | ✓ (NAF)           | ✓               | ✓                  |
| PCL (Path Consistency Learning) | ✓               | ✓                 | ✓               | ✓                  |
| PPO                             | ✓               | ✓                 | X               | X                  |

- 分散アプリケーションを効率的に実装するためのライブラリ
  - 最近の研究開発はもう分散環境を使わないと厳しい場合がしばしば
- PFNのインフラを担う
- 一番プレスリリースが打たれやすい分野でもある

## Preferred Networksのプライベート・スーパーコンピュータがTop 500リストのIndustry領域で国内1位に認定

© 2017年11月14日 ■ タグ: MN-01, supercomputer 👤 By preferred

株式会社Preferred Networks (本社: 東京都千代田区、代表取締役社長 最高経営責任者: 西川 徹、以下PFN)が占有利用するプライベート・スーパーコンピュータ「MN-1」が、LINPACK<sup>※1</sup>性能測定の結果、約1.39ペタFLOPS<sup>※2</sup>を記録しました。これにより、2017年11月のスーパーコンピュータ性能ランキングを示すTOP500リスト (<http://www.top500.org>) において、産業領域 (Industry Segment) のスーパーコンピュータにおける世界12位、国内1位として登録されました。研究用等の全てのスーパーコンピュータを含むランキングにおいては、世界91位、国内13位となります。

PFNのプライベート・スーパーコンピュータMN-1の概要<sup>※3</sup>

## Preferred Networks、深層学習の学習速度において世界最速を実現

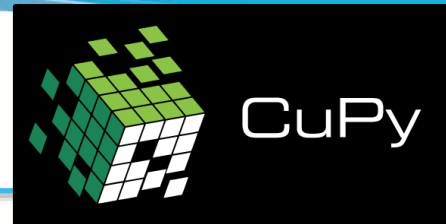
© 2017年11月10日 ■ タグ: Chainer, ChainerMN 👤 By preferred

### 大規模な並列コンピュータを活用し、分散学習パッケージChainerMNでImageNetの学習を15分で完了

株式会社Preferred Networks (本社: 東京都千代田区、代表取締役社長: 西川徹、プリファードネットワークス、以下、PFN) は、大規模な並列コンピュータ「MN-1<sup>※1</sup>」を活用し、深層学習 (ディープラーニング) の学習速度において世界最速を実現しました。

深層学習モデルの精度を向上させるため、学習データのサイズやモデルのパラメータ数が増加し、それとともに計算時間も増大しています。1回の学習に数週間かかることも稀ではありません。複数のコンピュータを

# CuPy



- GPUの計算をPythonで簡単に記述するための数値計算ライブラリ
- NumPyと同じインターフェイスで超高速計算
- 線形代数(QR, SVD), 乱数, 疎行列, FFTなどの機能も同梱

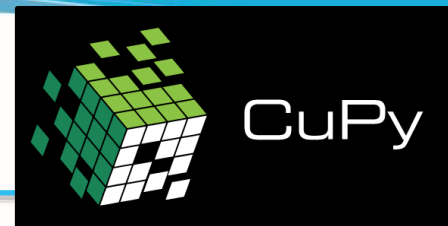
## NumPy

```
import numpy as np
x = np.random.rand(10, 20)
y = np.ones((10, 20))
z = x + y
u, s, vt = np.linalg.svd(z)
```

## CuPy

```
import cupy as cp
x = cp.random.rand(10, 20)
y = cp.ones((10, 20))
z = x + y
u, s, vt = cp.linalg.svd(z)
```

# CuPy



- GPUの計算をPythonで簡単に記述するための数値計算ライブラリ
- NumPyと同じインターフェイスで超高速計算
- 線形代数(QR, SVD), 乱数, 疎行列, FFTなどの機能も同梱

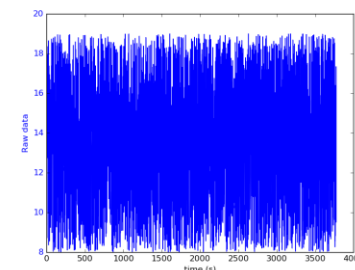
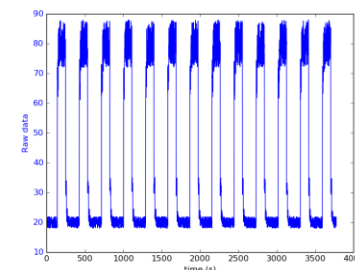
|                            | CuPy                 | PyCUDA | Theano | MinPy |
|----------------------------|----------------------|--------|--------|-------|
| NVIDIA CUDA support        | ✓                    | ✓      | ✓      | ✓     |
| CPU/GPU agnostic coding    | ✓                    |        | ✓      | ✓     |
| Autograd support           | supported by chainer |        | ✓      | ✓     |
| NumPy compatible Interface | ✓                    |        |        | ✓     |
| User-defined CUDA kernel   | ✓                    | ✓      |        |       |



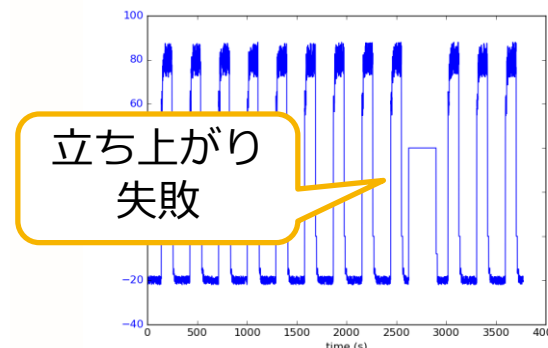
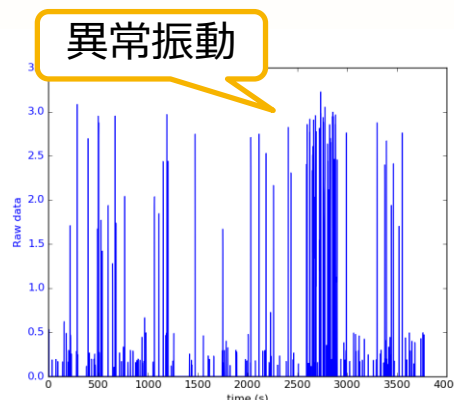
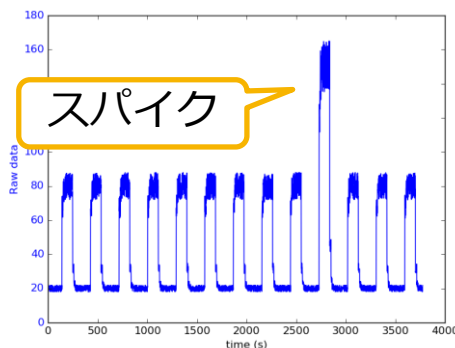
# 異常検知の難しさ：単一手法で様々な種類の正常状態と異なるタイプの異常パターンに対応するのが困難

- 基本：特定の異常を見つけるために手法の選択や設定が必要
  - 注目する特徴量
    - ◆ センサー値の大小、周波数成分の大小、分布
- 人でもセンサの意味を理解したり異常を定義するのは難しい
- 疑問：もっと汎用的に使える異常検知手法はないか？
  - 例：下記異常を全て検出し、右の正常ケースでは無反応

## 正常ケース(2)



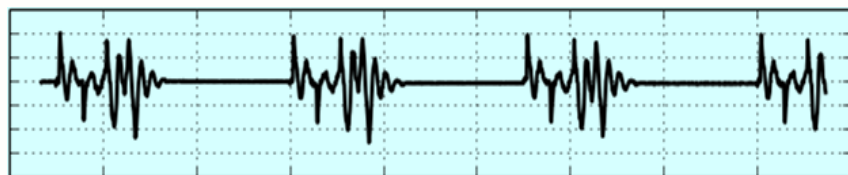
## 異常を含むケース(3)



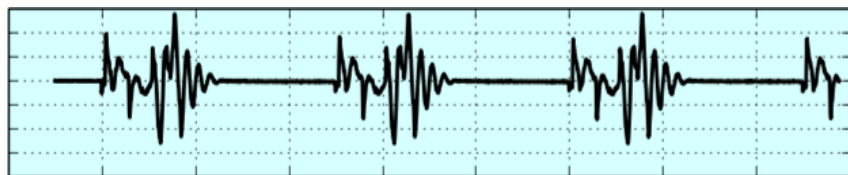
# 提案異常検知手法の特徴

- 正常なデータのみから異常検知モデルを作れる
  - 故障データは必要ない, 教師なし学習
  - 異常を検知後、実際の故障が発生するタイミングを予測するには故障データが必要
- 生の高次元データをそのまま利用可能
  - 人間による特徴設計は必要ない.  
特に周波数解析後のスペクトルや画像などが利用可能
- 正規化された異常度スコア（尤度）を出力する
  - システムが正常だった場合に、そのセンサデータがどのぐらいの確率で観測されるかを出力する
- 複数センサを組み合わせた異常検知が可能

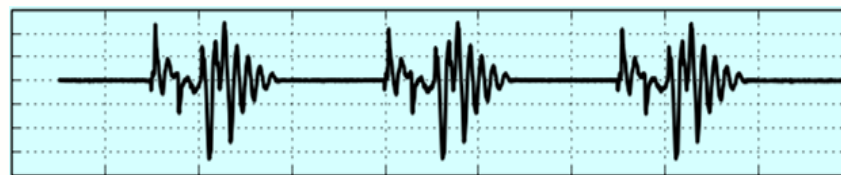
# 実例：FANUC減速器のセンサー異常検知



正常時の波形

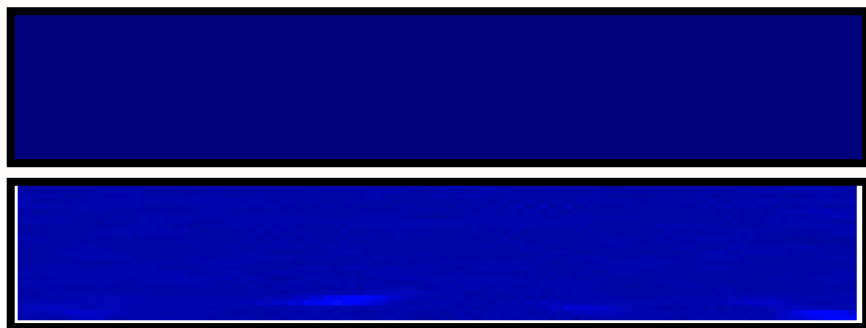


実際の減速機から得られた  
センサデータ

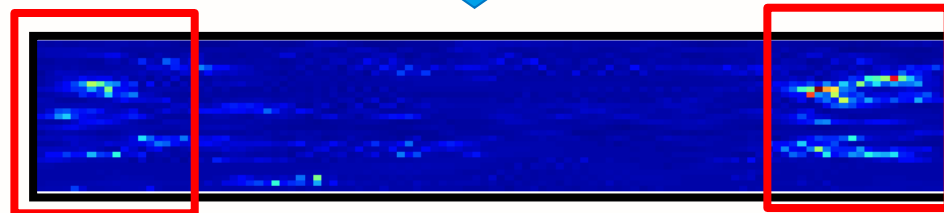


異常時の波形

異常な部分を抽出する  
ディープラーニング技術

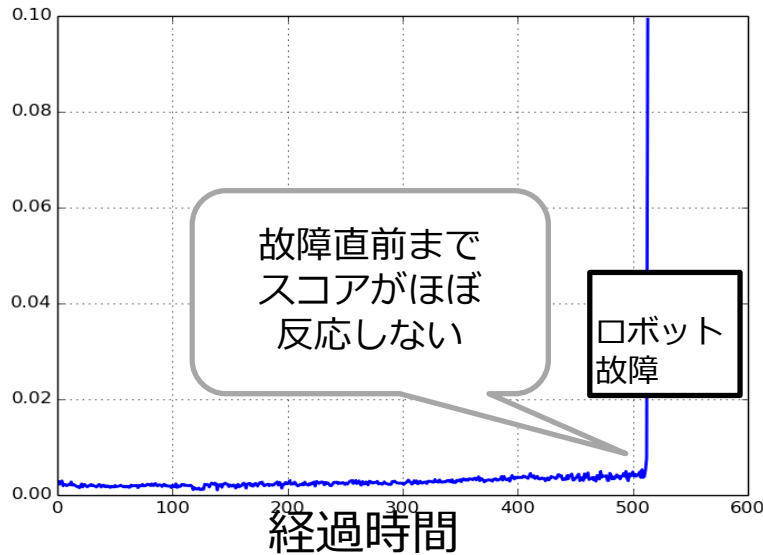


異常は発見されない

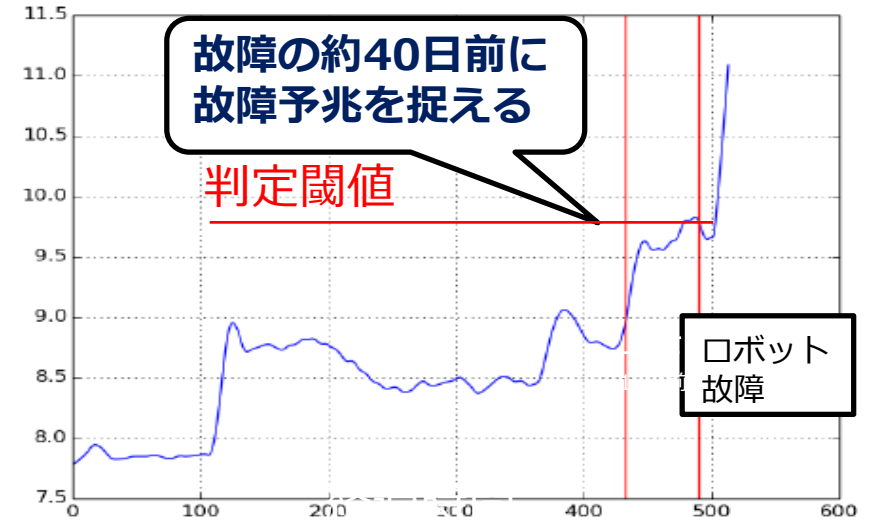


異常を検出

## 既存手法



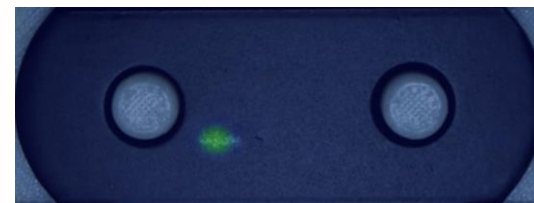
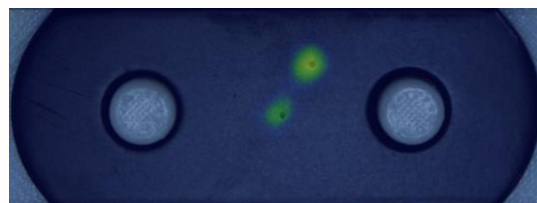
## 提案手法



既存手法で検出が遅かった異常を事前に検出

# 製造業のための外観検査

- 製造業からスピンアウトしたプロジェクト
- 競合他社との強み
  1. 少数のサンプルから高精度に微細な傷を検出
  2. (少なくとも) CNNやVAEを単純に使うよりも高精度
  3. 洗練されたユーザーインターフェイス
  4. Microsoft Azure Batch AIの対応



# 洗練されたインターフェイス

## 学習

トレーニング管理画面

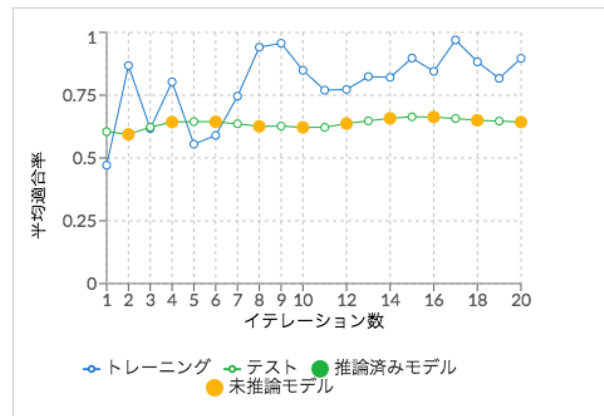
|         |             |                          |
|---------|-------------|--------------------------|
| ネットワーク  | ネットワークバージョン | 抽出モデル                    |
| triplet | 0.2.2       |                          |
| タイムアウト  | イテレーション回数   | スナップショット数                |
| 36000 秒 | 20          | 10                       |
| バッチサイズ  | リサイズ比率      |                          |
| 20      | 0.3         | 2592 x 2048<br>778 x 614 |

▶ 範囲指定

▶ 学習開始

| ID    | ステータス | 回数   | バッチ | 比率  | ネットワーク                         | 作成日時               |
|-------|-------|------|-----|-----|--------------------------------|--------------------|
| ▶ 110 | 成功    | 20   | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/26 12:49:51 |
| 99    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/26 11:03:18 |
| 98    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/26 10:31:23 |
| 97    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/26 10:31:21 |
| 96    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/23 17:59:37 |
| 95    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/23 17:59:37 |
| 94    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/23 17:59:35 |
| 93    | 成功    | 1000 | 20  | 0.3 | <a href="#">triplet v0.2.2</a> | 2018/2/23 17:59:32 |

トレーニング110



07m38s

パラメータをコピー

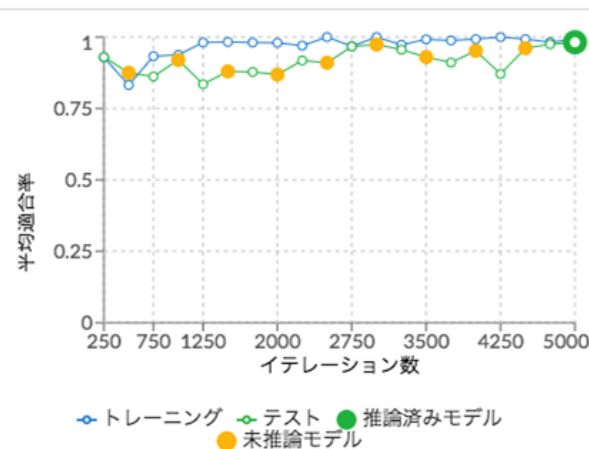
| ID  | ステータス | イテレーション | F値      |        |
|-----|-------|---------|---------|--------|
| 307 | 未推論   | 2       | 0.95506 | ▶ 推論開始 |
| 308 | 未推論   | 4       | 0.94972 | ▶ 推論開始 |
| 309 | 未推論   | 6       | 0.94444 | ▶ 推論開始 |
| 310 | 未推論   | 8       | 0.94972 | ▶ 推論開始 |
| 311 | 未推論   | 10      | 0.95506 | ▶ 推論開始 |
| 312 | 未推論   | 12      | 0.97143 | ▶ 推論開始 |
| 313 | 未推論   | 14      | 0.96591 | ▶ 推論開始 |
| 314 | 未推論   | 16      | 0.96045 | ▶ 推論開始 |
| 315 | 未推論   | 18      | 0.94444 | ▶ 推論開始 |
| 316 | 未推論   | 20      | 0.94444 | ▶ 推論開始 |



# 洗練されたインターフェイス

## 推論

トレーニング103



15m 09s

パラメータをコピー

| ID    | ステータス | イテレーション | F値      |        |
|-------|-------|---------|---------|--------|
| 256   | 未推論   | 500     | 0.97142 | ▶ 推論開始 |
| 257   | 未推論   | 1000    | 0.99269 | ▶ 推論開始 |
| 258   | 未推論   | 1500    | 0.95504 | ▶ 推論開始 |
| 259   | 未推論   | 2000    | 0.99269 | ▶ 推論開始 |
| 260   | 未推論   | 2500    | 0.98346 | ▶ 推論開始 |
| 261   | 未推論   | 3000    | 0.97452 | ▶ 推論開始 |
| 262   | 未推論   | 3500    | 0.99269 | ▶ 推論開始 |
| 263   | 未推論   | 4000    | 0.98346 | ▶ 推論開始 |
| 264   | 未推論   | 4500    | 0.99269 | ▶ 推論開始 |
| ▶ 265 | 成功    | 5000    | 0.99351 | ▶ 推論開始 |

モデル265

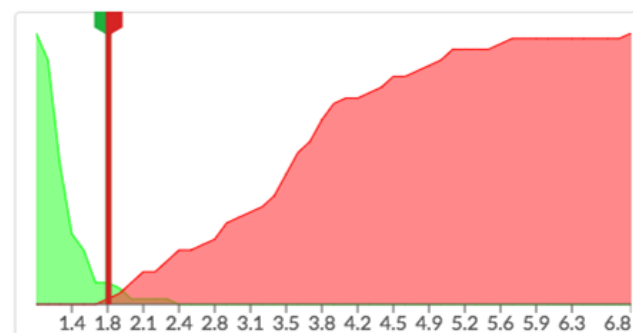
### しきい値調整

良品しきい値

1.77311635017395

不良しきい値

1.77311635017395



● 全て

○ 学習

○ テスト

○ 不使用

| 人 \ 品 | 良品 | 不定 | 不良 | 未 | 全て  |
|-------|----|----|----|---|-----|
| 良品    | 46 | 0  | 4  | 0 | 50  |
| 不良    | 1  | 0  | 49 | 0 | 50  |
| 全て    | 47 | 0  | 53 | 0 | 100 |

デフォルト値に戻す



分類結果一覧



# 製品化に関する障壁



- 研究者が注目する分野と現場が重要視する分野は違う
- 求められているものを適切に把握・研究する
  - 外観検査も考えなければならない事柄は山ほどある
  - 研究で閉じてしまうと気づきにくい

## 研究者が注目する分野

- 世界最高の検出精度
- 超高性能な無教師学習
- ゼロショット学習
- 分散並列学習

## 現場が重要視する分野

- 前処理の自動化
- 間違ったアノテーションの自動除去
- どんなデータセットでもパラメータ調整無しで学習

# ロボットのピッキング

## ばら積みロボット



Bright color shows the areas that the robot predicts to be "successful"

# Amazon Picking Challenge



<https://www.youtube.com/watch?v=PgBKvbcZ464>



# Amazon Picking Challenge



4x

[1] <https://www.youtube.com/watch?v=w7NgejZMSsA>

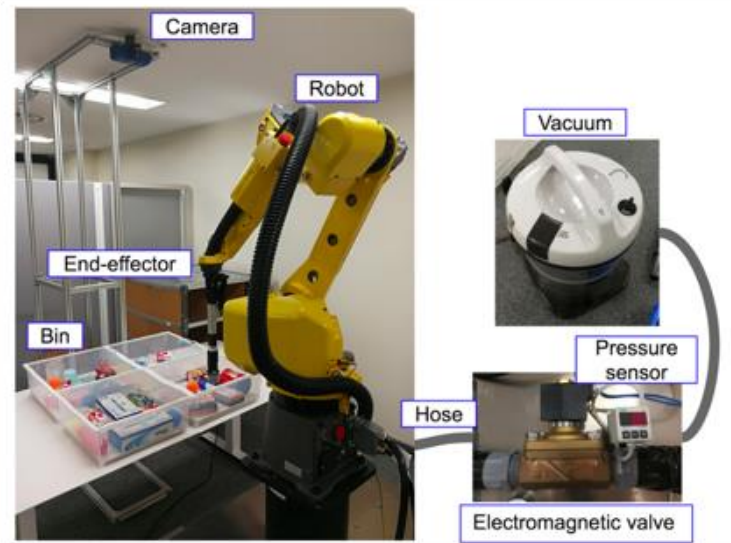


# *Smart Picking Robot*

様々な商品を棚から取り出す  
スマートピッキングロボット

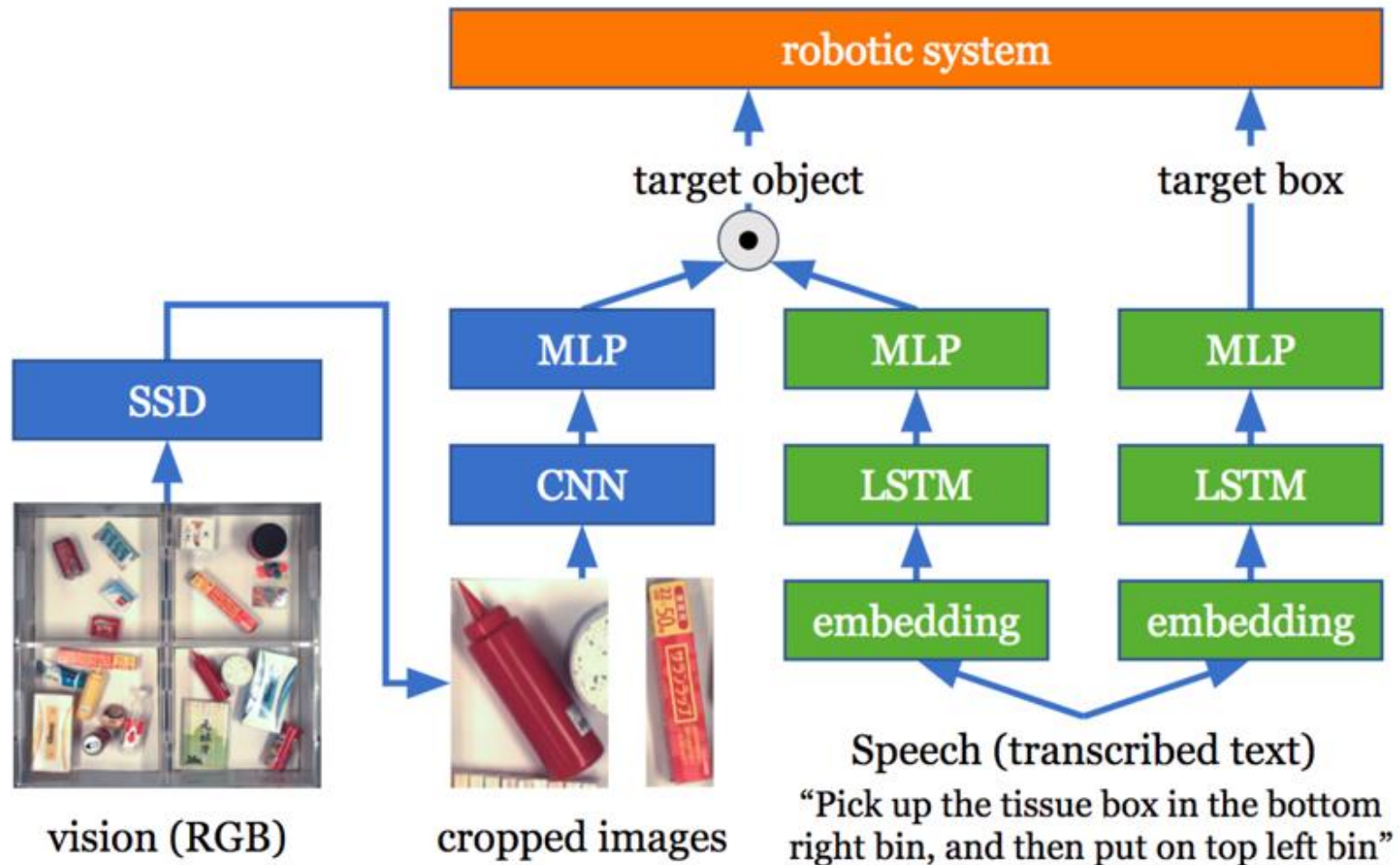
# 自然言語を使ったピッキング

- 実世界での言語指示(&ロボット実行)タスクを提案
- 音声で物理動作する一連のシステムを構築、評価
- 参照表現の曖昧性判定のベースラインも実機評価



「下のボンドを右に運んで」

# 自然言語を使ったピッキング



# Interactively Picking Real-World Objects with Unconstrained Spoken Language Instructions

Jun Hatori\*, Yuta Kikuchi\*, Sosuke Kobayashi\*, Kuniyuki Takahashi\*, Yuta Tsuboi\*, Yuya Unno\*, Wilson Ko, Jethro Tan



\* equal contributions

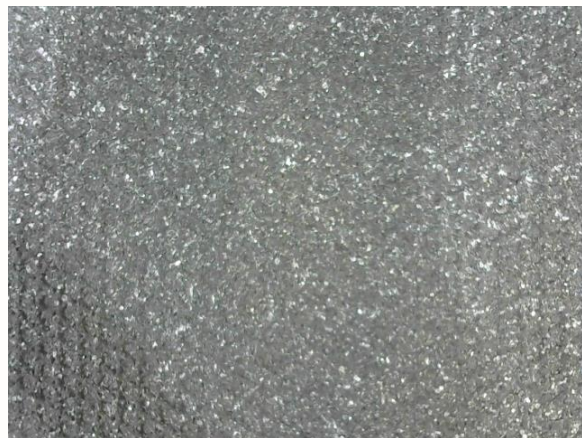


インテリジェンスロボット



# 触覚センサを用いた質感予測 [高橋]

- 画像からの質感予測
  - 分類問題として扱うのではなく、細かい粒度で推定させたい
  - タクタイルセンサからデータを取得、それを画像から推定
- Submitted to IROS2018



(a) abrasive, hard, rough



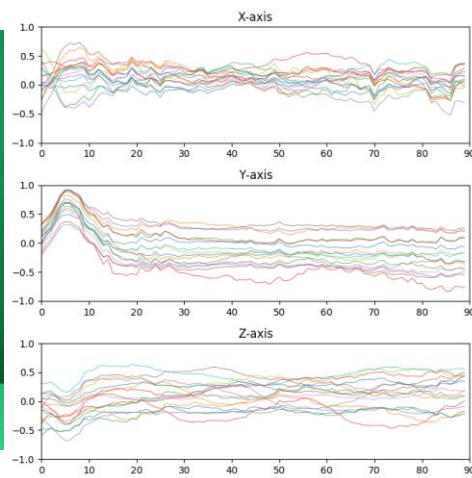
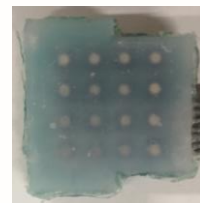
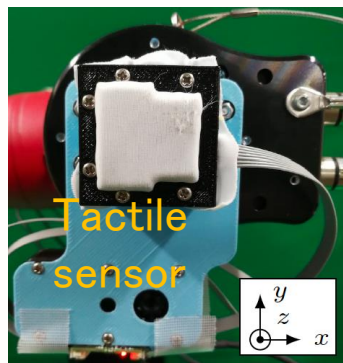
(b) soft, fluffy, furry



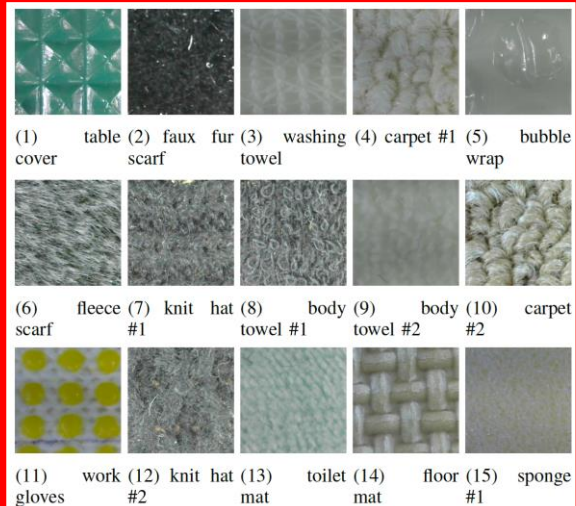
(c) soft/hard, fluffy, hairy



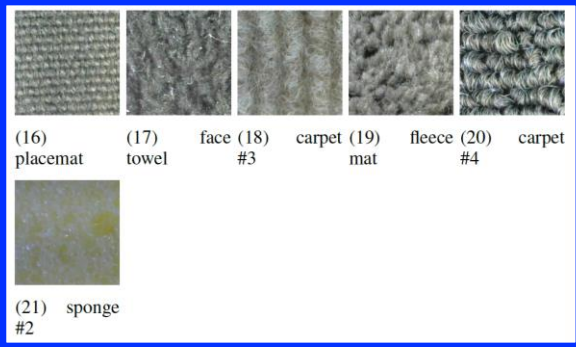
# 触覚センサを用いた質感予測 [高橋]



## Known materials

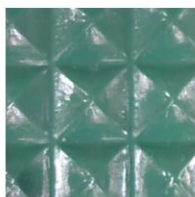


## Unknown materials

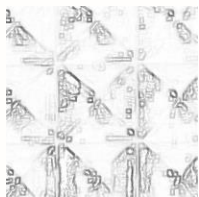


# 触覚センサを用いた質感予測 [高橋]

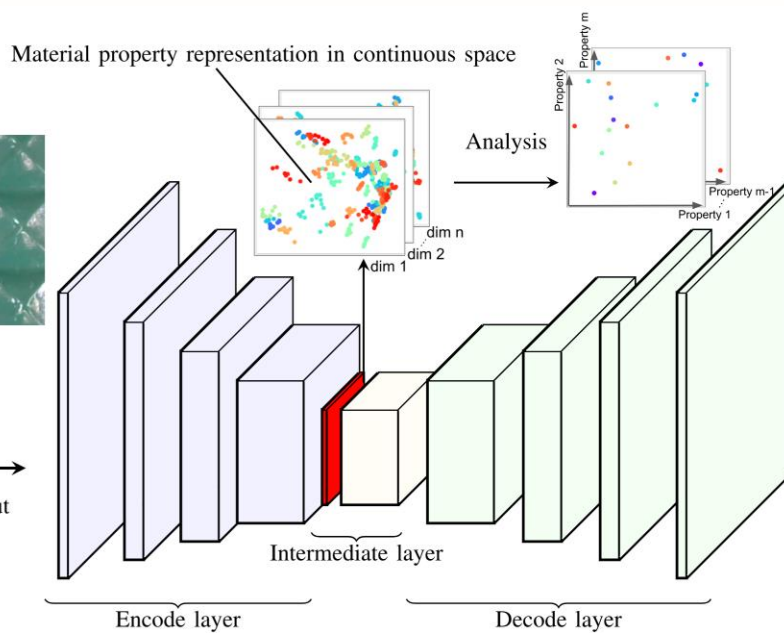
Cropped image  
200 x 200 pixels



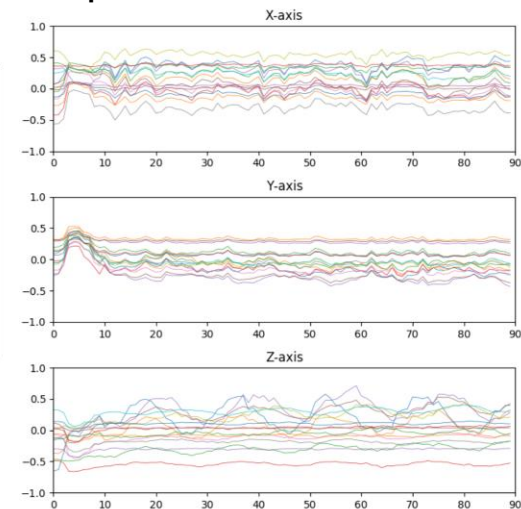
Edge image



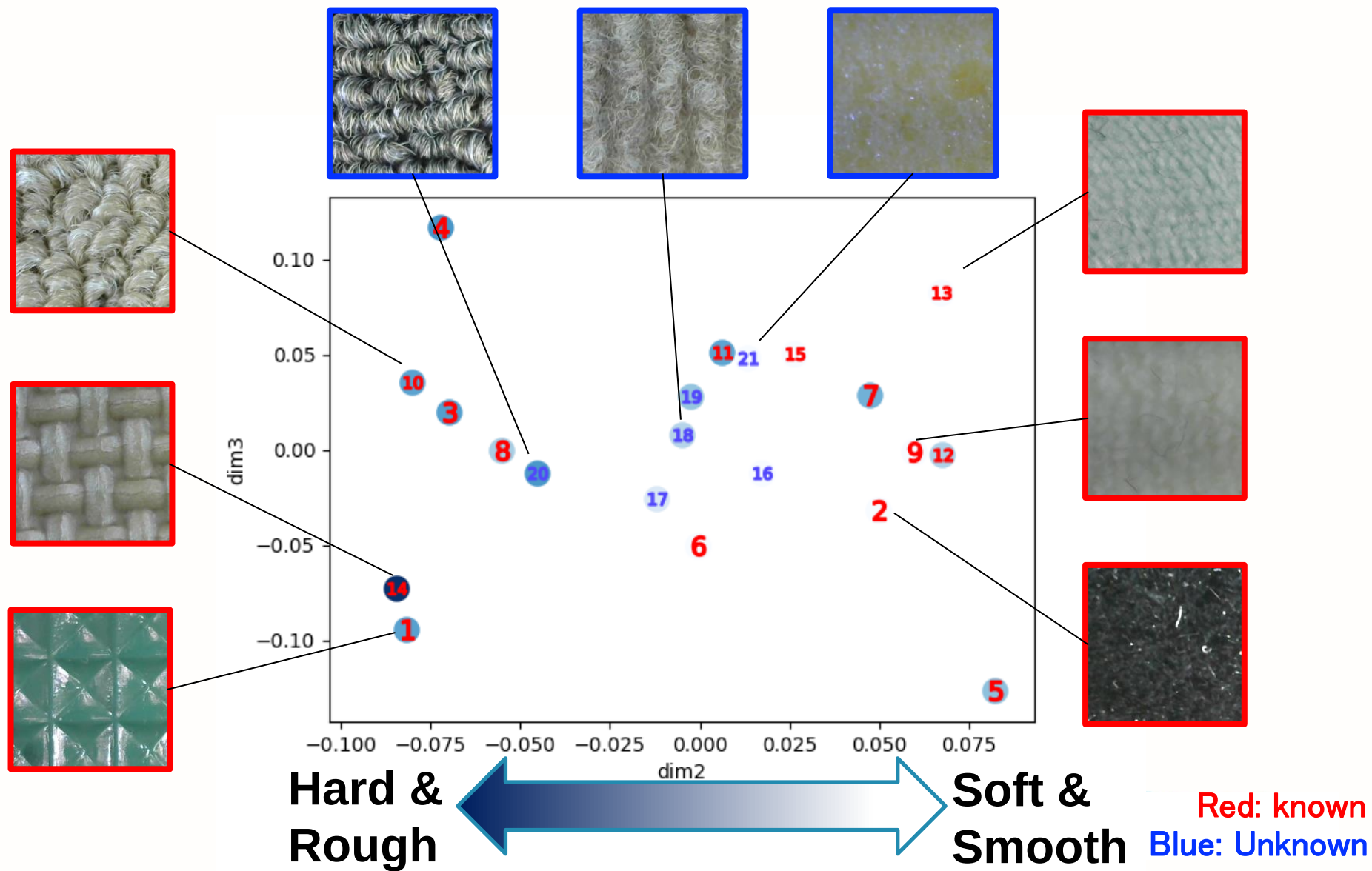
Preprocess input



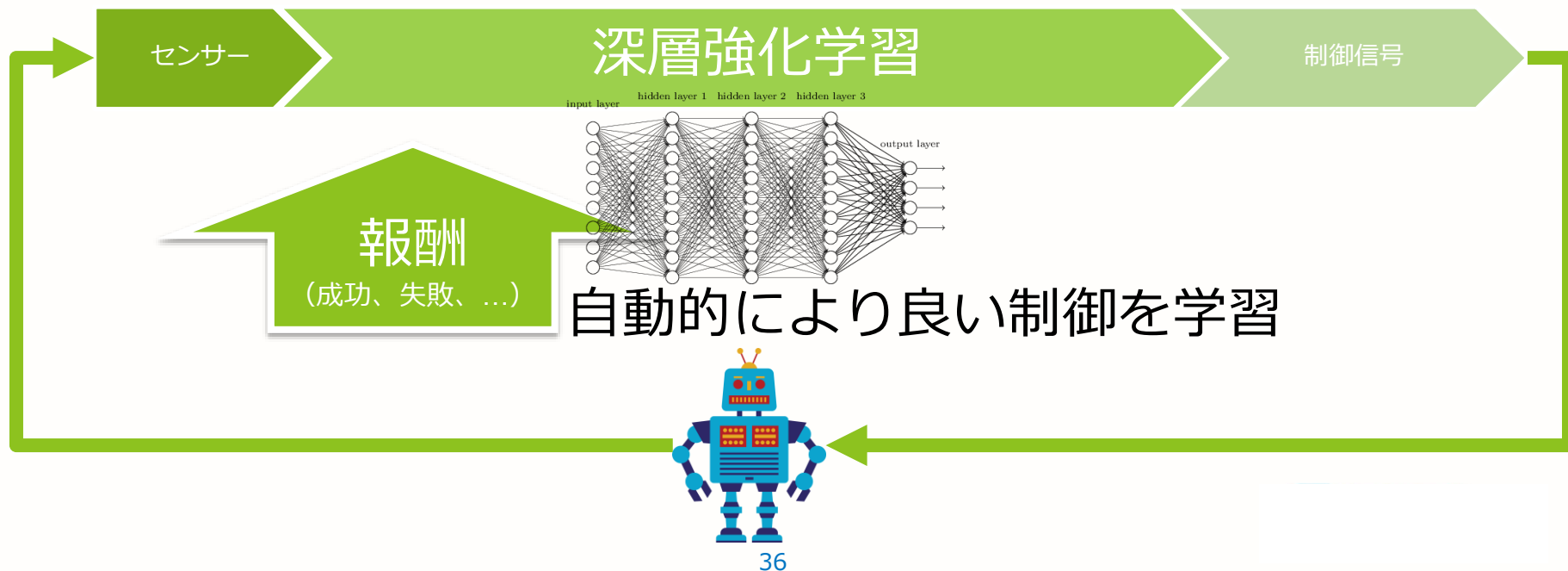
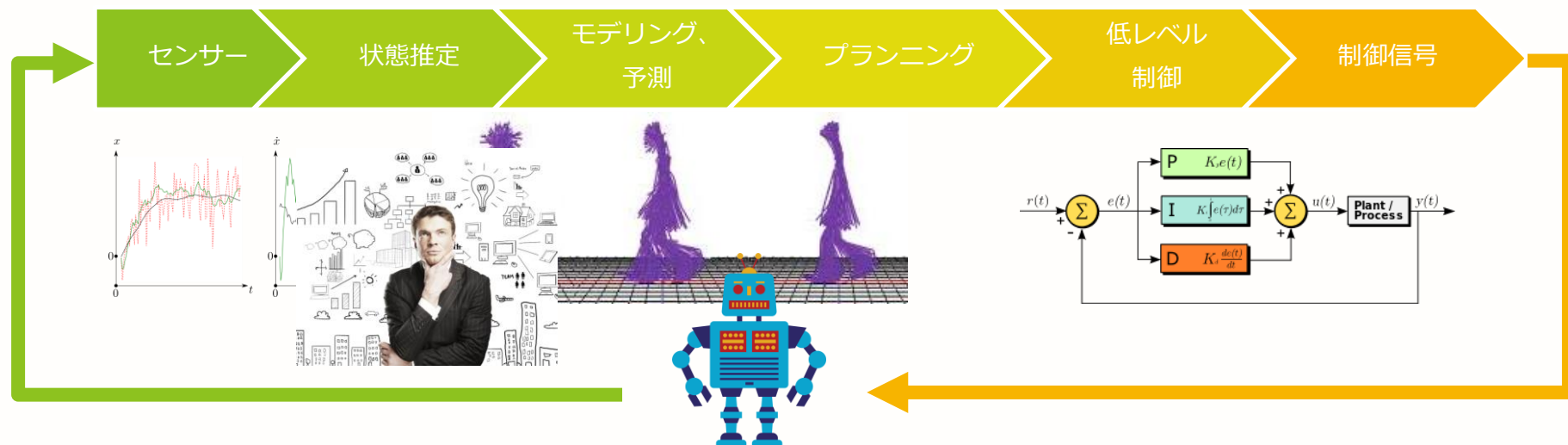
Sequence data of Tactile



# 触覚センサを用いた質感予測 [高橋]



# 強化学習を用いた二足歩行は依然として困難な問題



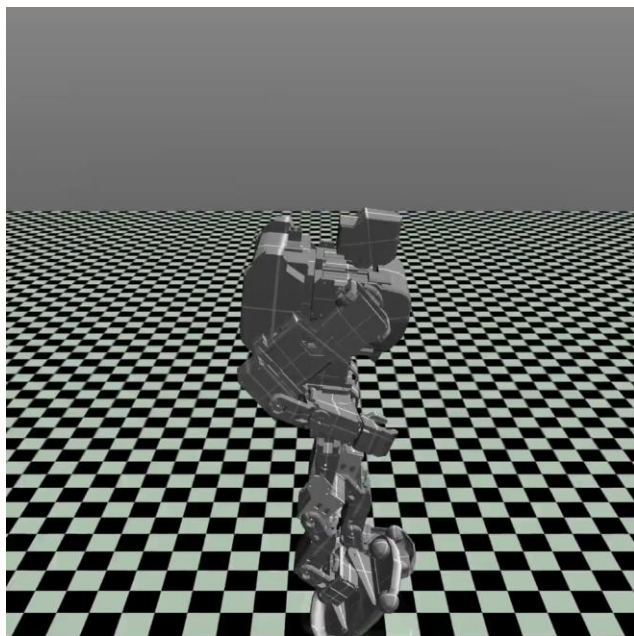
# DARPA Robotics Challenge 2015

---

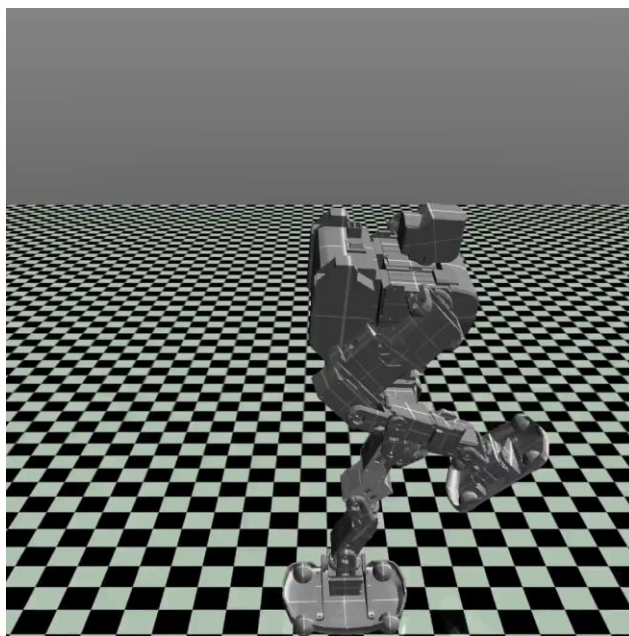




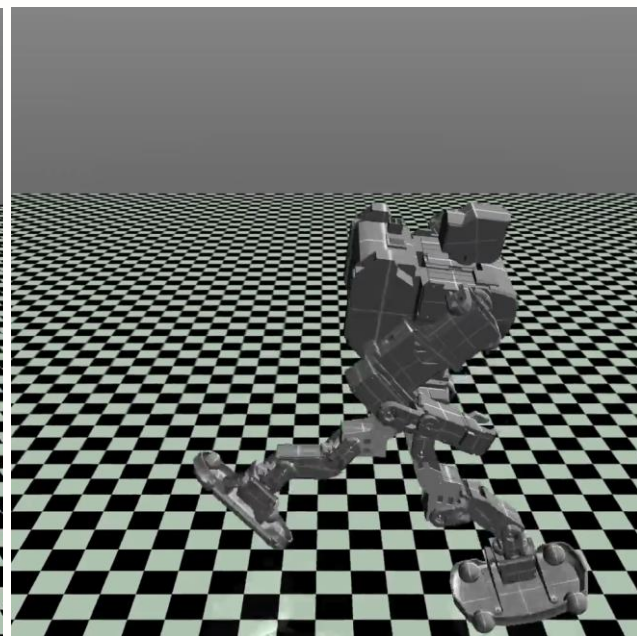
# シミュレータを用いた歩行の学習 [久米]



学習初期



獲得しはじめ



洗練



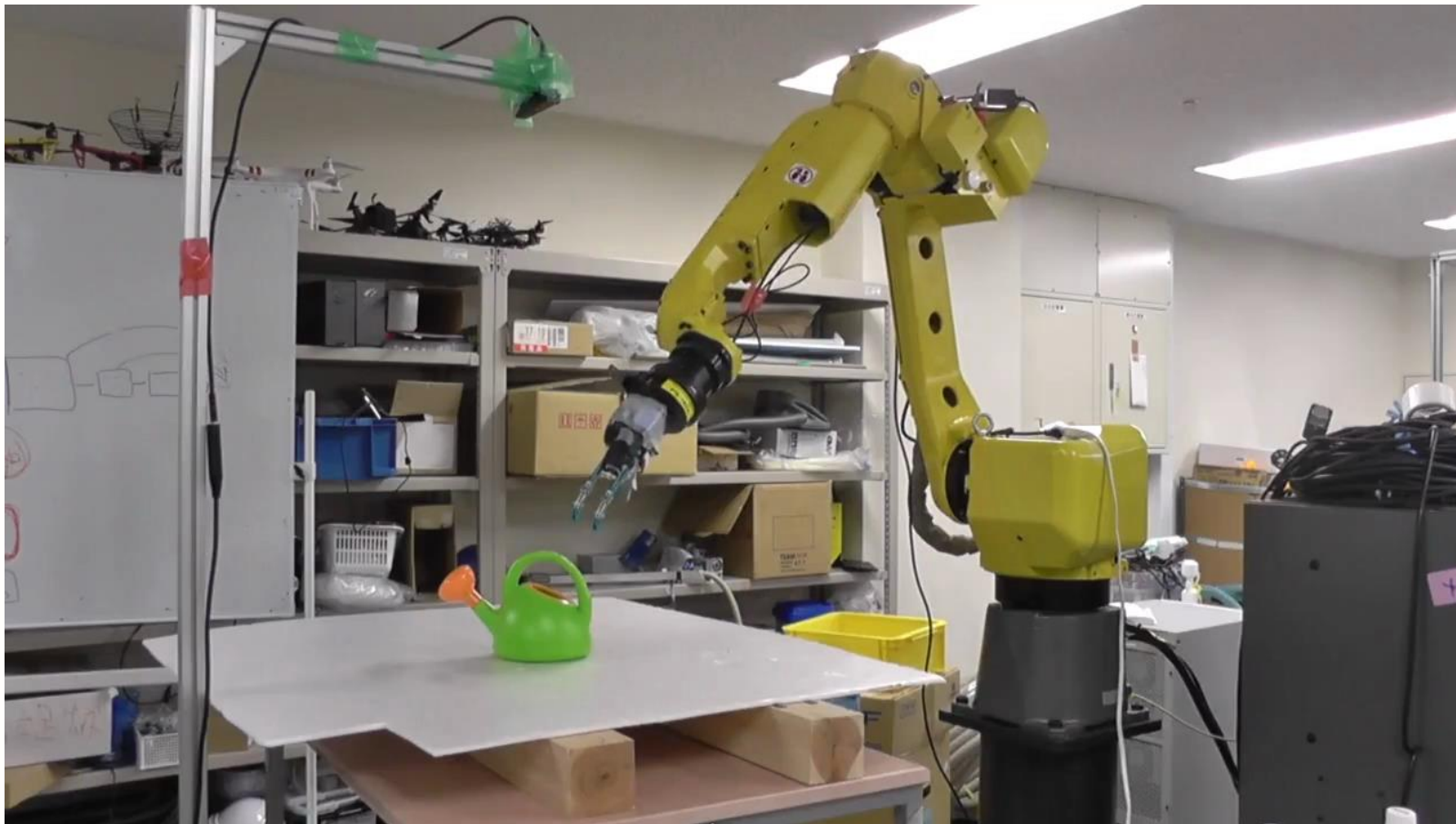


# Map-based Multi-Policy Reinforcement Learning: Enhancing Adaptability of Robots by Deep Reinforcement Learning

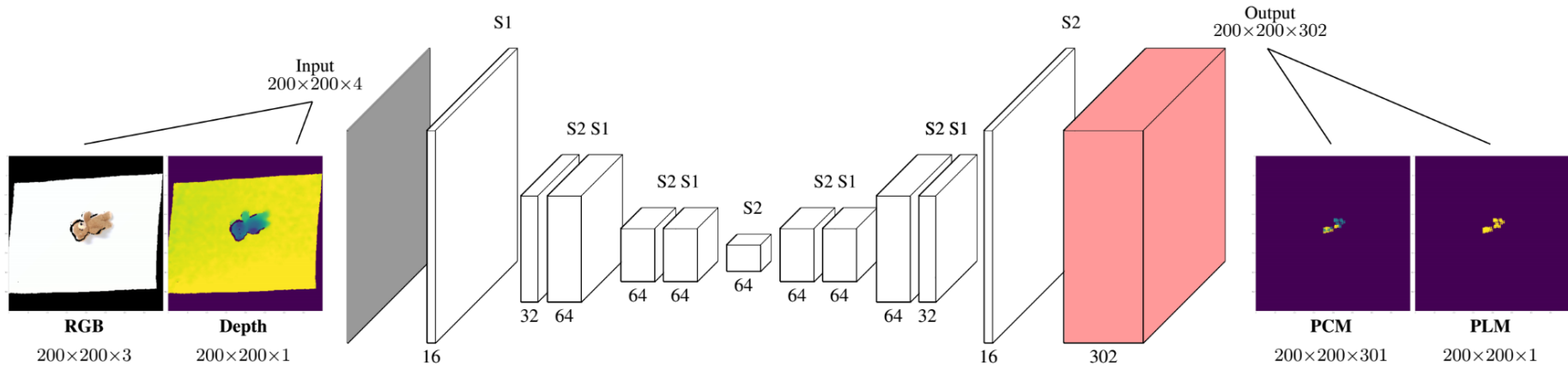
Ayaka Kume, Eiichi Matsumoto, Kuniyuki Takahashi, Wilson Ko and Jethro Tan  
Preferred Networks Inc.



## 効率的な把持位置の学習 [草野]



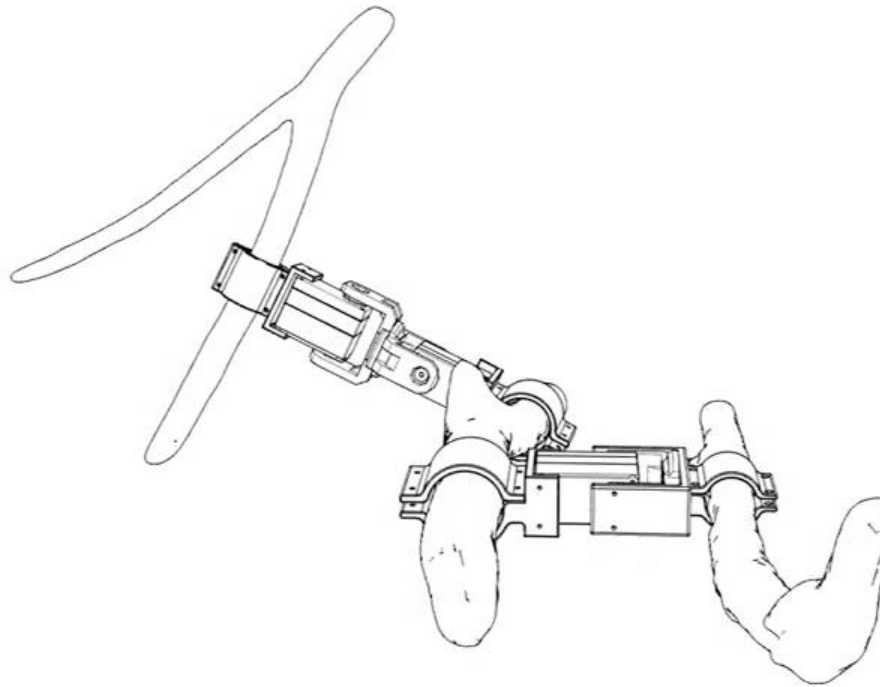
# 効率的な把持位置の学習 [草野]



- An extension for **Fully Convolutional Networks**
- Outputs two maps with scores: **Location Map** for graspability per pixel, and **Configuration Map** providing end-effector configurations (**z, w, p, r**) per pixel
- For **Configuration Map**, this network **classifies valid grasp configurations** to 300 classes, **NOT regression**

# 強化学習 × アート [東京大学制作展, 前川]

## System Overview



# Summary

---

## 1. ソフトウェアからの製造業へのアプローチ

- 主に応用用途から見たChainer
- 外観検査・異常検知などの検査系

## 2. ロボットのピッキング

- ばら積みロボット
- 自然言語からのピッキング

## 3. インテリジェンスロボット

- 質感認識
- 2足歩行・6足歩行
- 高精度な把持位置の学習



Copyright © 2014-2018

Preferred Networks All Right Reserved.