



「次世代人工知能・ロボット中核技術開発」
（人工知能分野）中間成果発表会
－人間と相互理解できる人工知能に向けて－

動作の模倣学習手法の研究開発

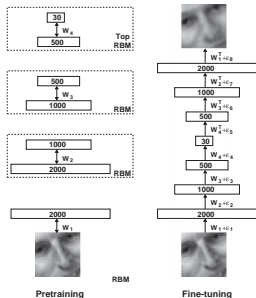
平成29年 3月29日

国立研究開発法人 産業技術総合研究所
早稲田大学 理工学術院
尾形 哲也

国立研究開発法人 産業技術総合研究所

国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構

Deep learning



(Hinton, 2006)



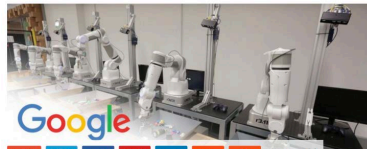
AlphaGo
(D. Silver, D. Hassabis et al. 2016)



(Google official blog, 2012)

Google's hive-mind robot arms learn to negotiate a cluttered world

Martin Anderson Wed 9 Mar 2016 12:08pm



ロボットへのタスク教示と智能化
の必要性

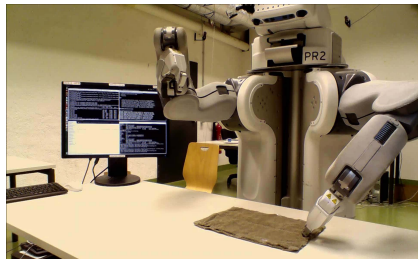


課題1：智能化

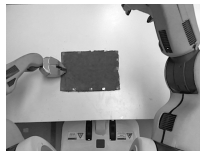
教示データ：接触を伴う動作，
センサと動作パターンの対応
作業対象や環境変化への対
応は難しい

課題2：教示

人間とロボットとの身体構造の
相違
人間作業者の試行錯誤



接触を伴うタスクの例
深層学習による未学習位置でのタオルの
折りたたみ
(鈴木, Gordon, 尾形他, 2015)

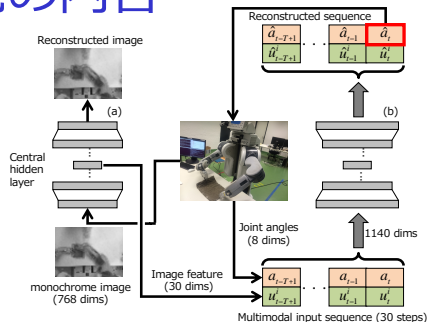


カメラ画像

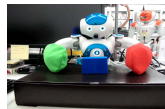


予測生成画像

- 開発内容 1 : 智能化
 - 深層学習モデルにより, ロボットの作業中の動作, 未加工のセンサー値を統合学習
 - モデルフリーで作業対象や環境変化に対応可能



- 開発内容 2 : 教示
 - 神経回路モデルの模倣学習システムを適用
 - 人間の動作映像からロボットがその視点を推定し, 未学習動作を含む学習を行うモデルを構築



self action = 0°



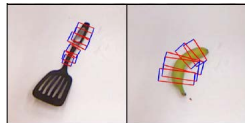
other action = 180°

ロボットビジョン (のみ) への応用

- ① CNNを用いた把持位置を予測
- CNNの出力を**把持位置ベクトル**として学習

■ 課題

- 実ロボットでは見評価
- **RGB-D**画像が使用



[Joseph et al., 2015]

- ② 実ロボットによる教師データ作成と把持

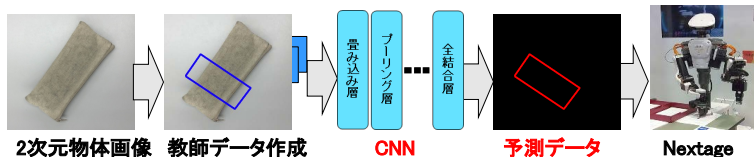
- **教師なし**で把持位置を予測・把持
- 5万回把持を**700時間**

■ 課題

- 膨大な学習時間
- **RGB-D**画像が必要

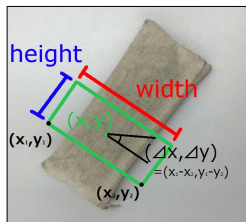


[Lerrel, 2015]



- 224 x 224 ピクセルのRGB, グレースケールの画像
- 1000枚の画像
(画像元 : <http://pr.cs.cornell.edu/deepgrasping/>)

- 教師データ作成
- 把持位置ベクトルを与える
($x, y, \Delta x, \Delta y, \text{width}, \text{height}$)
 $\arctan(\Delta y / \Delta x)$
- 1000枚の画像を平行移動, 回転させ30000枚に増幅



関連研究①の評価基準Accuracyを利用

- 回転角度誤差が30°以内
- 教師位置Aと予想位置Bの重複部が合計面積の25%以上

⇒既知の教師データに対する予測把持位置を比較

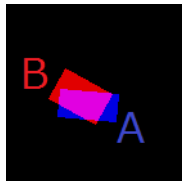
$$Accuracy = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$



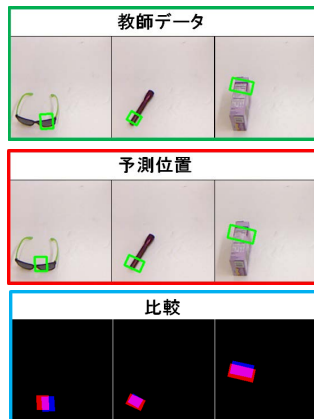
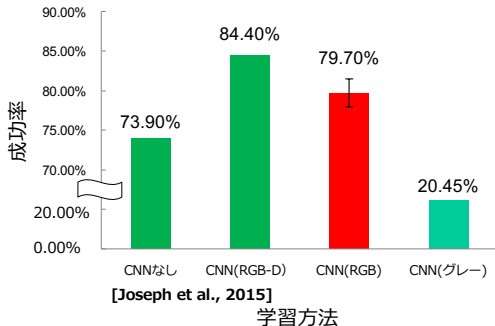
教師位置A



予測位置B



把持位置合成



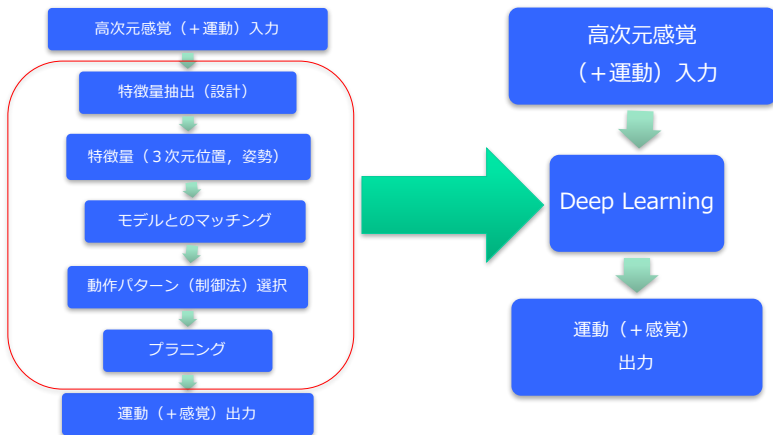
- 本実験の成功率・・・79.7%
- 既知の教師データに対しての予測は高い精度で行うことが可能
- グレースケールの精度は著しく低下（色情報の重要性）

- 成功率はロボットの動作を未評価
- 物体の画像“だけ”を学習しても把持の情報は得られない
 - 把持主体の**身体性**（ロボットの身体構造とそこから生じる動作の可能性）が最重要
 - 把持位置ベクトルは最適な特徴量とはなり得ない。
 - 同じハンドであっても、その開き具合やアプローチの方向（常に上からとる必要はない）によって、多様に変化



デモ映像 (x1)

DNNによるロボット行動学習 (End to End Learning)



Googleのロボット制御

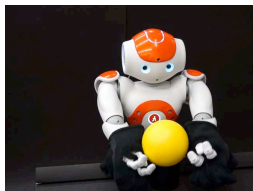
- 一般家庭やオフィスにある様々な物体の**把持**を、画像特徴量、計画なしで実現
- **Deep Q-Learning (深層強化学習)** に類似した手法
Q-function → **画像ピクセル**と把持状態から把持成功確率を予測
政策 (Policy) → 把持動作制御
- 14台のロボットマニピュレータで、計**80万回**の把持動作を**2ヶ月**かけて収集



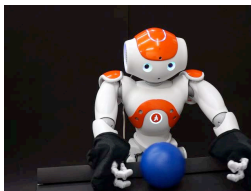
マルチモーダル学習

K. Noda, H. Arie, Y. Suga, and T. Ogata, RAS, Vol.62, No.6, 2014

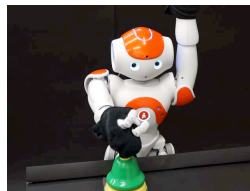
2014年8月~2015年2月, Top download



Ball lift



Ball rolling



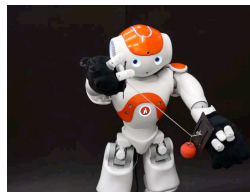
Bell ring R



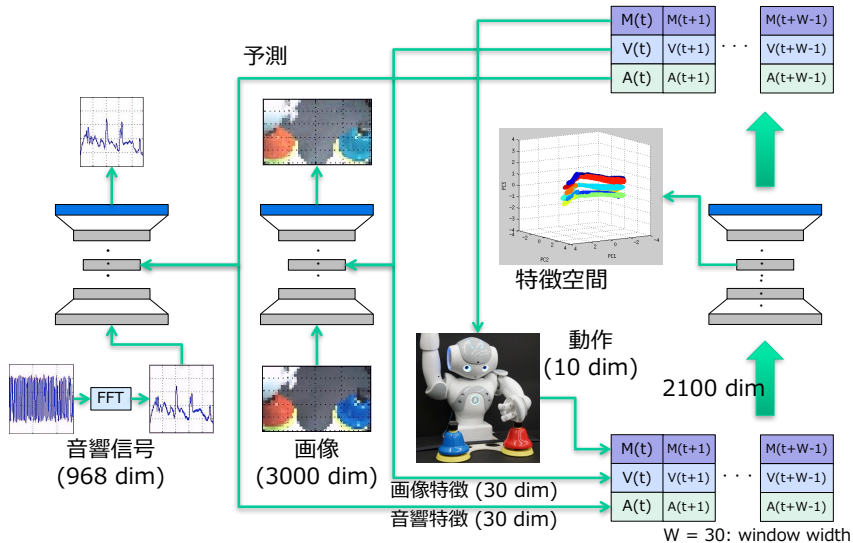
Bell ring L



Ball rolling on a plate



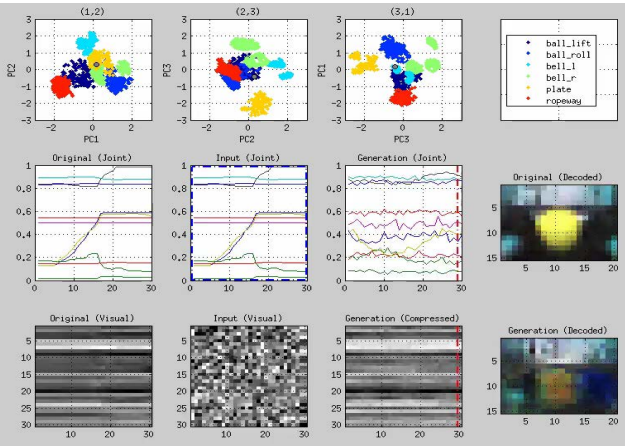
Ropeway





Ropeway → Bell ring R → Bell ring L → Bell ring R

DNNによるマルチモーダル空間



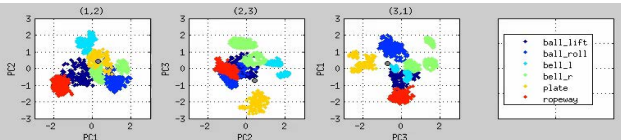
関節角度系列

正解画像

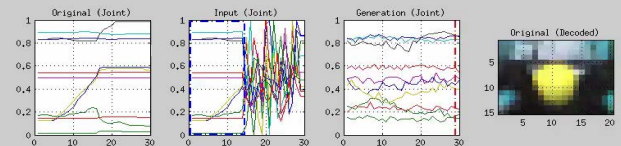
DNN画像特徴系列

想起画像

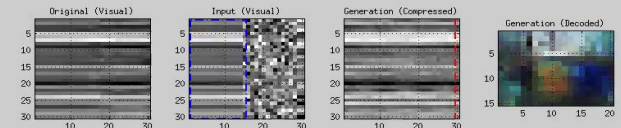
DNNによるマルチモーダル空間



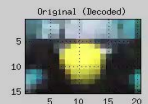
関節角度系列



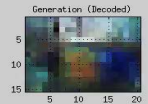
DNN画像特徴系列



正解画像

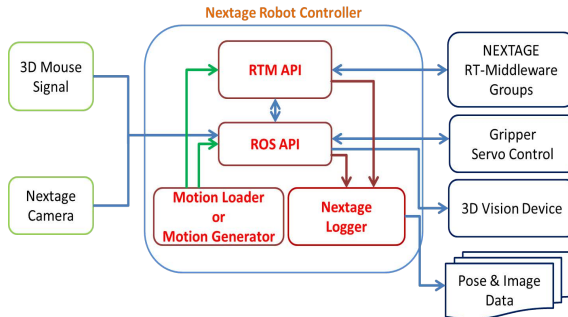


想起画像

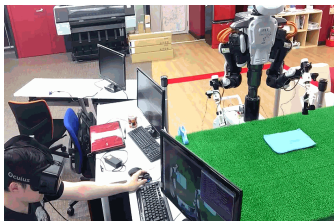


Programming by Demonstration

P. Yang, K. Sasaki, K. Suzuki, K. Kase, S. Sugano, and T. Ogata, IEEE Robotics and Automation Letter, 2016.



マニュアル
教示モード



コマンド
教示モード



折りたたみタスク

- 対象物体：
 - 学習データ：4種類の布
 - テストデータ：3種類の布
- 動作：
 - 無造作に置かれた布の把持と折畳み
 - ホームポジションへの戻る動作を含む
- 学習データ：
 - 右カメラ：112x112x3 (37632次元)
 - 2腕 + 2ハンド (14次元)
 - サンプリングレート 10FPS
(35動作, 平均70秒)



Train Data



Test Data



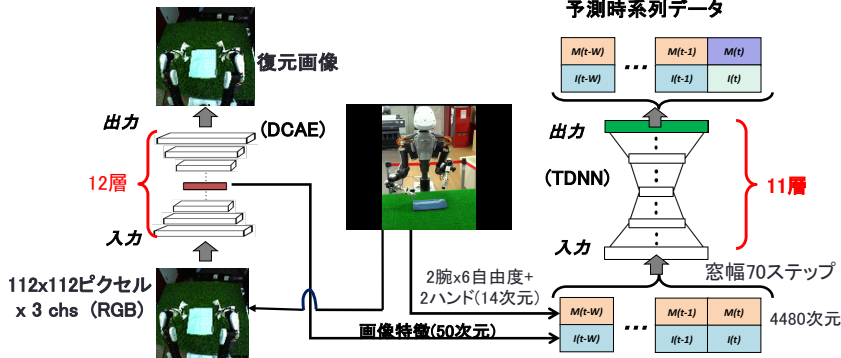
構築モデル

< Deep Convolutional Autoencoder(DCAE) >

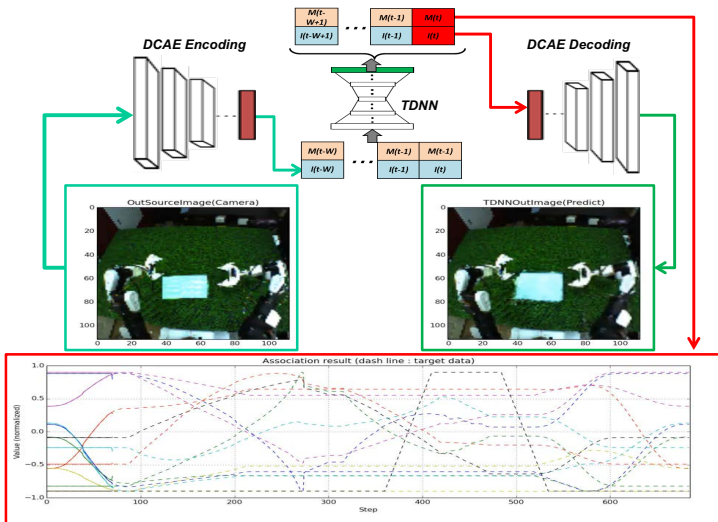
- > 次元圧縮
- > 画像特徴の保存

< Time-Delay Neural Network(TDNN) >

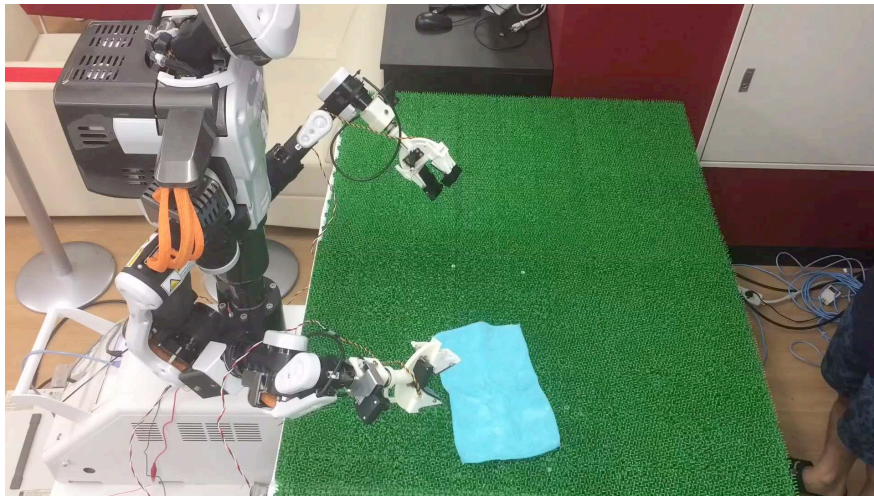
- > データの抽象化
- > TDNNの汎化能力によってデータ予測



連想結果 (未学習データ)



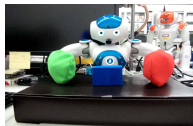
オンラインインタラクティブ動作生成 (with Multiple Timescale RNN)



模倣モデル

R. Nakajo, S. Murata, H. Arie, and T. Ogata, ICDL-EpiRob 2015.

● 操作者



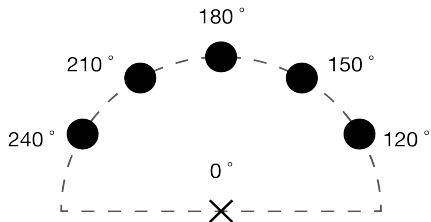
self action = 0°



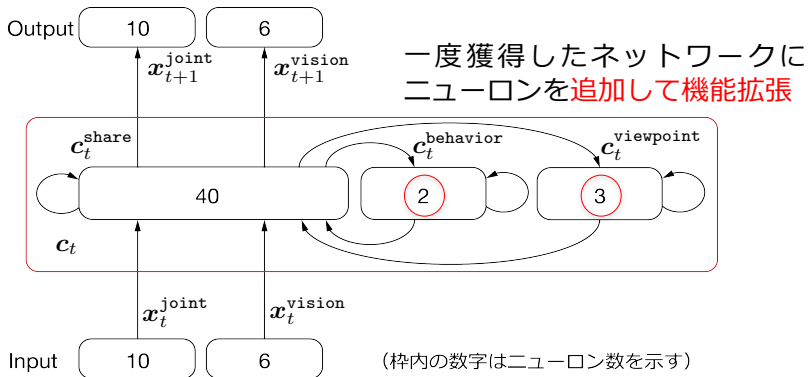
other action (180°)

位置関係

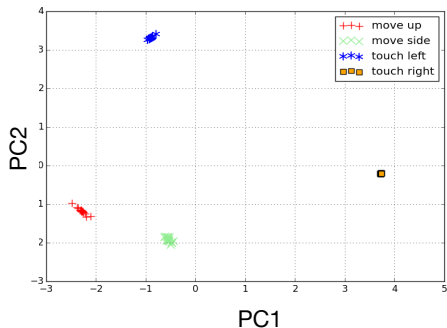
他者の位置: 5種類



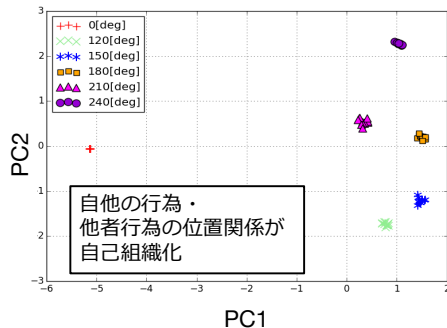
再起結合型神経回路モデルの "転移学習"



動作と視点の神経回路中での表現

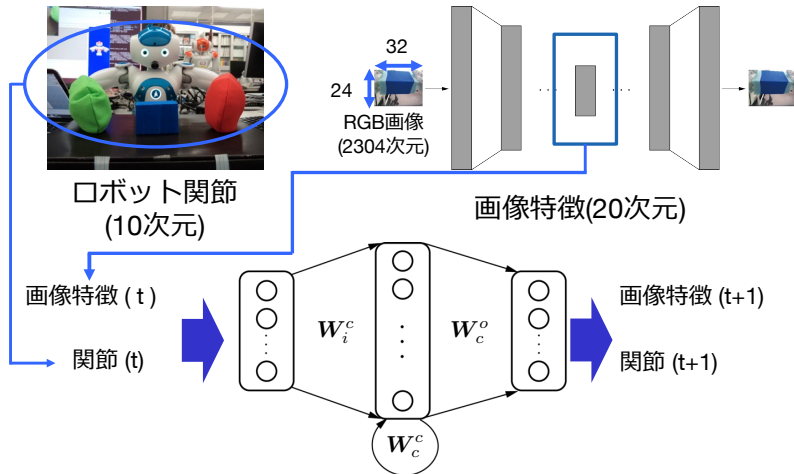


内部状態 behavior の初期値
(PC1- PC2)

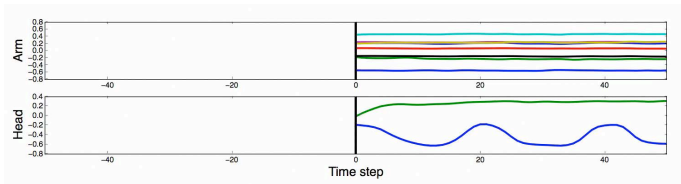
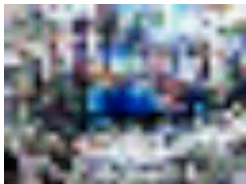
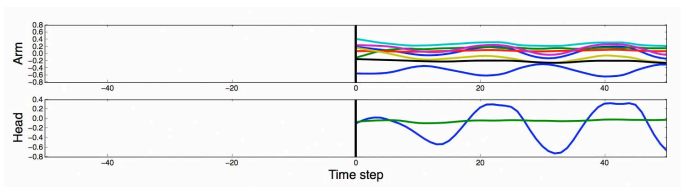
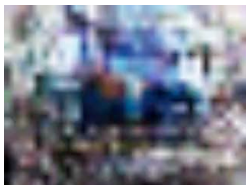


内部状態 viewpoint の初期値
(PC1- PC2)

AEによる入力次元の拡張



RNNによる画像連想



1. タスクの拡張
 - 折りたたみ動作の拡張
 - 複数動作の組み合わせ学習
2. モーションキャプチャによる動作教示システム開発
3. 3Dプリンタによるハンドプロトタイプの開発
 - 多指ハンドモデルの検討
4. 他者視点獲得モデルの基礎実験
 - 転移学習の利用

