

第8回全脳アーキテクチャ勉強会
2014年11月10日, グラントウキョウサウスタワー

深層学習によるロボットの 感覚運動ダイナミクスの学習

尾形哲也

早稲田大学 理工学術院



本発表の内容に関する論文

- Kuniaki Noda, Hiroaki Arie, Yuki Suga, and Tetsuya Ogata: Multimodal Integration Learning of Robot Behavior using Deep Neural Networks, Robotics and Autonomous Systems, Vol. 62, No. 6, pp. 721-736, 2014.
- Wataru Hinoshita, Horiaki Arie, Jun Tani, Hiroshi G. Okuno, Tetsuya Ogata: Emergence of Hierarchical Structure mirroring Linguistic Composition in a Recurrent Neural Network, Neural Networks, Vol.24, No.4, pp.311-320, 2011.
- Shingo Murata, Yuichi Yamashita, Hiroaki Arie, Tetsuya Ogata, Jun Tani, and Shigeki Sugano: Generation of Sensory Reflex Behavior versus Intentional Proactive Behavior in Robot Learning of Cooperative Interactions with Others, The 4th Joint IEEE International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotics (ICDL-EpiRob 2014), pp. 234-240, 2014.

自己紹介

尾形哲也（おがたてつや）

1993 早稲田大学理工学部機械工学科卒業

1999～2001 早稲田大学理工学部 助手
ヒューマノイドロボット

2001～2003 理化学研究所
脳科学総合研究センター 研究員

ロボットとニューラルネットワーク

2003～2012 京都大学大学院情報学研究科
知能情報学専攻 講師&准教授

認知ロボティクス

2012～現在 早稲田大学理工学術院
基幹理工学部表現工学科 教授

E-mail: ogata@waseda.jp

背景

- オープンエンドな実環境下におけるロボットの活動
 - 未知のノイズに頑健な環境認識, 行動生成
 - 環境変化に適応的な行動選択

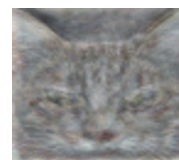


大規模な感覚運動情報の効率的な処理が課題

- Deep learning (深層学習)
 - 深い階層を持ったニューラルネットワークの学習技術
 - 多次元, 大量のデータを効率よく学習可能
 - 精度が高く, 高次の特徴量の自己組織化
 - 画像認識, 音声認識の分野にブレークスルー
 - Large Scale Visual Recognition Challenge 2012 (ILSVRC2012)
 - Meet The Guy Who Helped Google Beat Apple's Siri (Forbes, 2013)



ロボティクスへの応用はこれから



(Google official blog, 2012)

MIT Technology Review
10 BREAKTHROUGH TECHNOLOGIES 2013

Most Downloaded Robotics and Autonomous Systems Articles

ELSEVIER [Advanced search](#) [Follow us: f t in](#) [Help & Contact](#)

[Journals & books](#) [Solutions](#) [Authors, editors & reviewers](#) [About Elsevier](#) [Community](#) [Store](#)



Robotics and Autonomous Systems

- Guide for Authors
- Submit Your Paper
- Track Your Paper

Most Downloaded Robotics and Autonomous Systems Articles

The most downloaded articles from ScienceDirect in the last 90 days.

1. [Multimodal integration learning of robot behavior using deep neural networks](#)
 June 2014
 Kuniaki Noda | Hiroaki Arie | Yuki Suga | Tetsuya Ogata

For humans to accurately understand the world around them, multimodal integration is essential because it enhances perceptual precision and reduces ambiguity. Computational models replicating such human...

Share Article [f](#) [t](#) [in](#) [+](#) [e](#)
2. [A survey of socially interactive robots](#)
 31 March 2003
 Terrence Fong | Illah Nourbakhsh | Kerstin Dautenhahn

This paper reviews "socially interactive robots": robots for which social human-robot interaction is important. We begin by discussing the context for socially interactive robots, emphasizing the relationship...

Share Article [f](#) [t](#) [in](#) [+](#) [e](#)

Share this page:

[+](#) [f](#) [t](#) [in](#) [+](#)

ADVERTISEMENT

Highlight and annotate your PDF files

Access them from anywhere

階層を深くする問題と克服

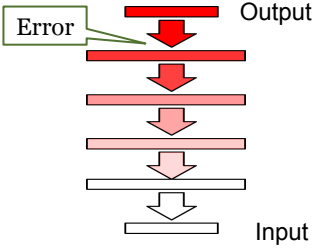
- 深い階層のニューラルネット Deep Neural Network (DNN)

 - 高い表現能力
 - 学習が困難
- 従来の誤差逆伝搬の問題 [Bangio et al., 1994]

 - 入力側の層にいくほど誤差がうまく伝わらない (gradient vanishment)
 - 局所解や過学習に陥りやすい

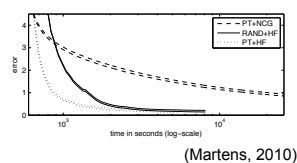
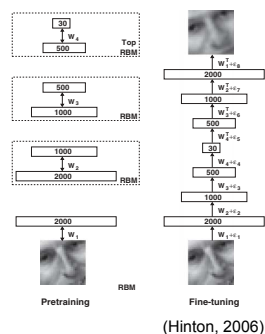
➔
精度が上がらない
- 過学習の克服

 - 学習法の改善 (計算能力の向上)
 - 構造の改良
 - 学習データの増加



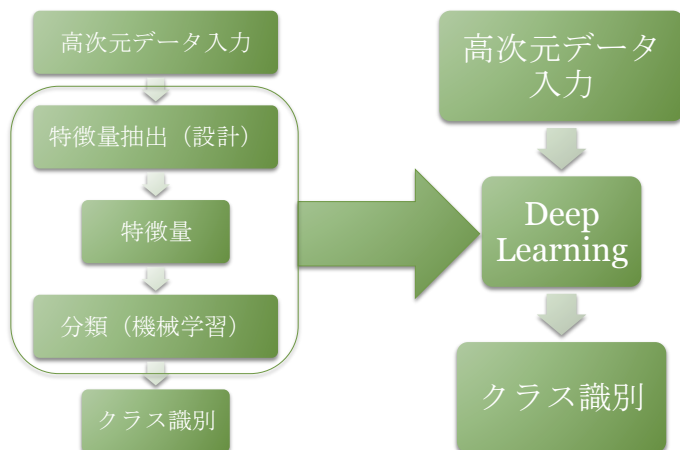
Deep learning

- G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, “Reducing the dimensionality of data with neural networks,” *Science*, 2006.
 - Deep learning の **epoch making** 的な論文
 - RBM によって2階層のネットワークを **pre-training** した後, 階層を連結し **fine-tuning** を行う
- J. Martens, “Deep learning via Hessian-free optimization,” *ICML*, 2010.
 - ネットワークの学習を**2次計画問題**として実現
 - **Pre-training** の必要がない
 - ニュートン法をベース (近似) とし**収束が早い**



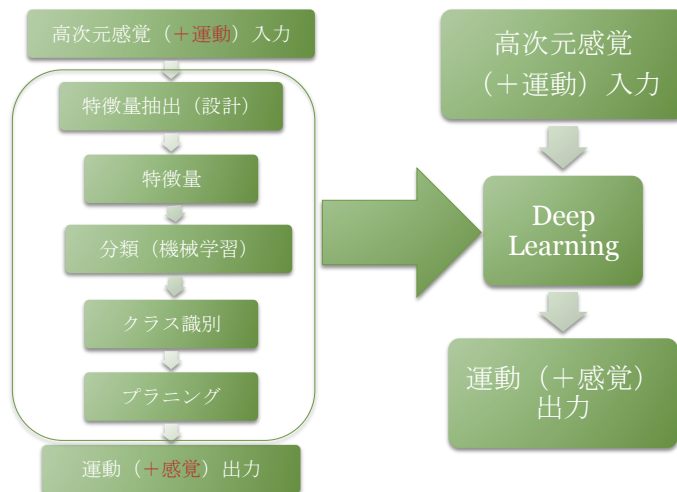
➡ 本研究では, 最適化学習に
Hessian-free optimization を採用

ディープラーニングによる学習

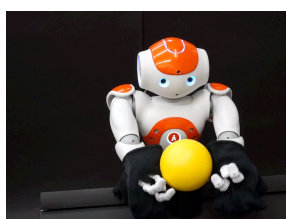


画像認識・音声認識などのデータで有効性が報告
[A. Krizhevsky et al., 2012], [G. E. Dahl et al., 2012]

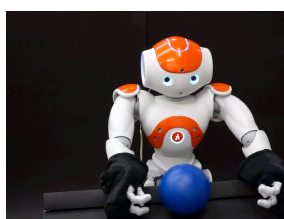
ディープラーニングによるロボット行動学習



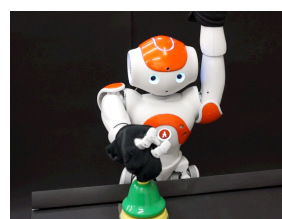
マルチモーダル学習



Ball lift



Ball rolling



Bell ring R



Bell ring L



Ball rolling on a plate



Ropeway

評価実験

- 物体操作行動の感覚運動統合学習
 - 6種類の物体操作行動を直接教示
- 感覚運動データ
 - 20x15のRGB画像：900次元
 - 左右の腕関節角：10自由度
 - 時間ウィンドウの幅：30ステップ

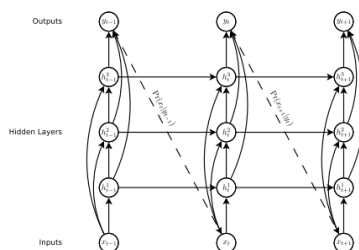
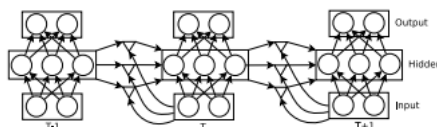
	学習データ	テストデータ	入出力次元	ネットワーク構造
画像特徴学習	8444	948	900	1000-500-250-150-80-30 -80-150-250-500-1000
時系列学習	6848	776	1200	1000-500-250-150-80-30 -80-150-250-500-1000

- GPGPU実装（CUBLAS）による最適化計算
 - 特徴抽出，時系列学習：各約30分

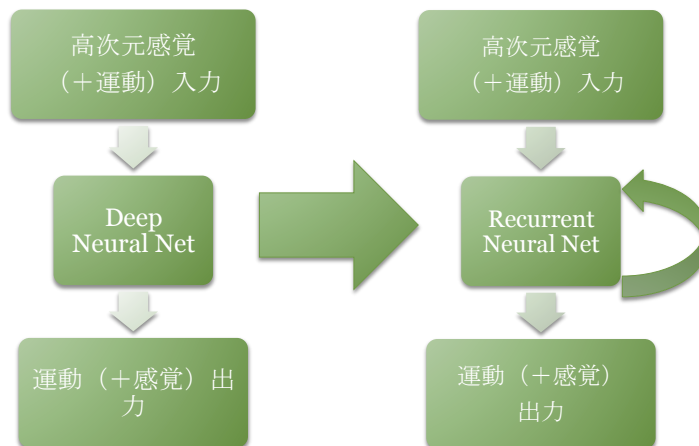


多層型から再帰結合型へ

- Wikipediaの学習
 - [I. Sutskever et al., 2011]
- プログラミング言語の自動解釈（LSTM）
 - [A. Graves, 2014]
- 大量データの処理



コンテキストを利用した ロボット行動学習

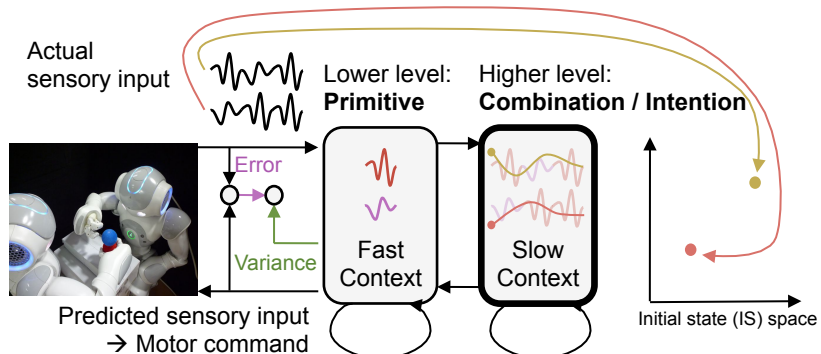


MTRNN (Y. Yamashita et. al, 2008)

Multiple Timescale Recurrent Neural Network

低次のネットワークがプリミティブを表現し、
高次ネットワークはその組み合わせを表現

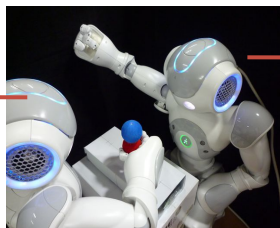
- 多様なシーケンスを回路の初期状態に埋め込める



階層間のバランス：トップダウンとボトムアップ

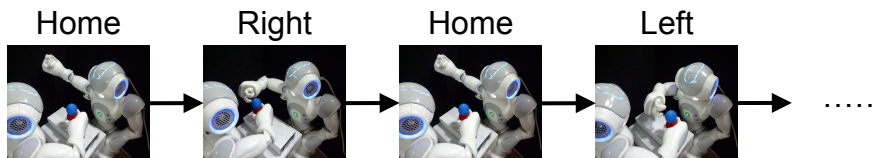
ロボットNAOが相手のロボットの手が左右のどちらにいくかをあてる課題

実験者のロボット
固定プログラムで制御



学習するロボット
S-MTRNNで制御

5つの分岐を含む
32種類のシーケンス



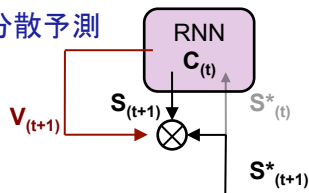
S-CTRNN

Namikawa et. al., 2011

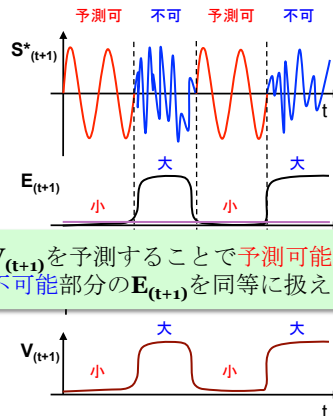
BPTTで学習パラメータを変更

尤度関数：
$$P(t) = \sum_i \frac{1}{\sqrt{2\pi v_i(t)}} \exp\left\{-\frac{(y_i^{teach}(t) - y_i(t))^2}{2v_i(t)}\right\}$$

分散予測



時系列データの予測しにくさ
(予測精度)を予測値の分散と
いう形で内部で表現

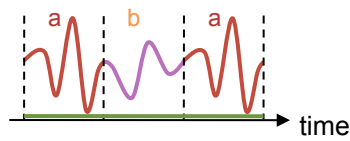


$V_{(t+1)}$ を予測することで予測可能・不可能部分の $E_{(t+1)}$ を同等に扱える

S-CTRNNの2つの振る舞い

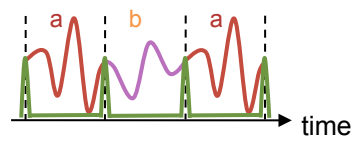
Deterministic modeling
(トップダウン型)

- Low variance at branch point



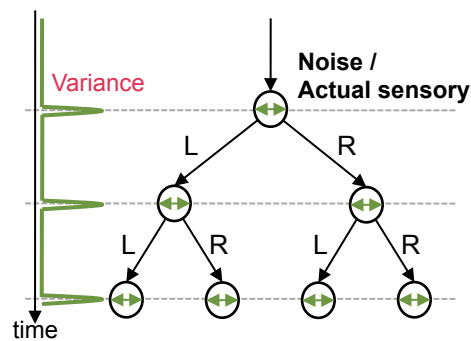
Stochastic modeling
(ボトムアップ)

- High variance at branch point

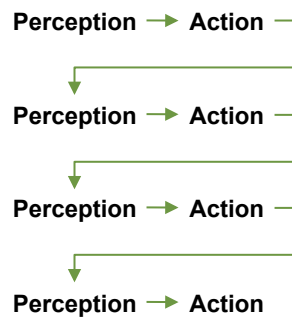


ボトムアップ型行動

知覚→行動のサイクルが繰り返される



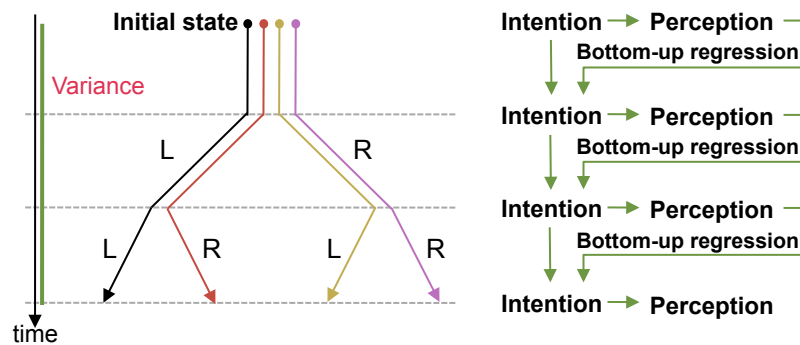
Perception-action cycle



トップダウン型行動

行動（意図）→知覚（の修正）のサイクルが繰り返される

Intention (action)-perception cycle

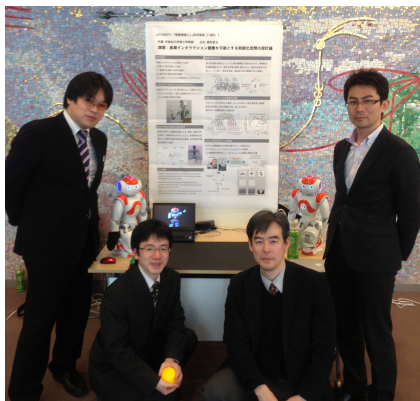


まとめ

- ディープラーニングのロボットへの応用
 - 実ロボットへの応用は萌芽段階
 - クラス認識より生成，プランニングへの応用が重要
 - “認識”の為ではなく”行動生成”の為の特徴量の自己組織化
- 再帰結合型神経回路のロボット認知への応用
 - 音声，映像等のリカレントネットの拡張
 - スケーラビリティの拡大
 - 階層構造の機能バランス
 - トップダウン，ボトムアップ，
- ロボット応用への課題
 - 大量の”行動”学習データ
 - マルチモーダルな**身体経験**としてのデータ

研究メンバー

菅佑樹
早稲田大学
HRI
招聘研究員



野田邦昭
早稲田大学
日本学術振興会特別研究員

有江浩明
早稲田大学
理工学術院
助教



谷淳
KAIST教授
早稲田大学
理工学術院
客員教授

おわり

ogata@waseda.jp

