

IBIS 2017, 11月9日(木):ワークショップ
実社会への機械学習の応用

実社会・実環境におけるロボットの機械学習

高橋 城志 (Kuniyuki Takahashi)
Preferred Networks, Inc.

自己紹介: 高橋城志 (Kuniyuki Takahashi)

<https://sites.google.com/site/kuniyukitakahashi/home>

<経歴>

- 2007.4 - 2017.3

早稲田大学 総合機械工学科 (B.S., M.S., Ph.D.), 菅野研究室 & 尾形研研究室

- 2015.2 - 2016.3, 2017.2-2017.3

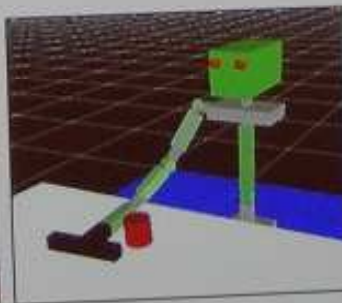
ミュンヘン工科大学, ドイツ; (external Ph.D.), Prof. Gordon

- 2017.4

Preferred Networks, Inc., リサーチャー

<研究内容>

- ロボットの運動生成のための機械学習 (RNN, deep learning)



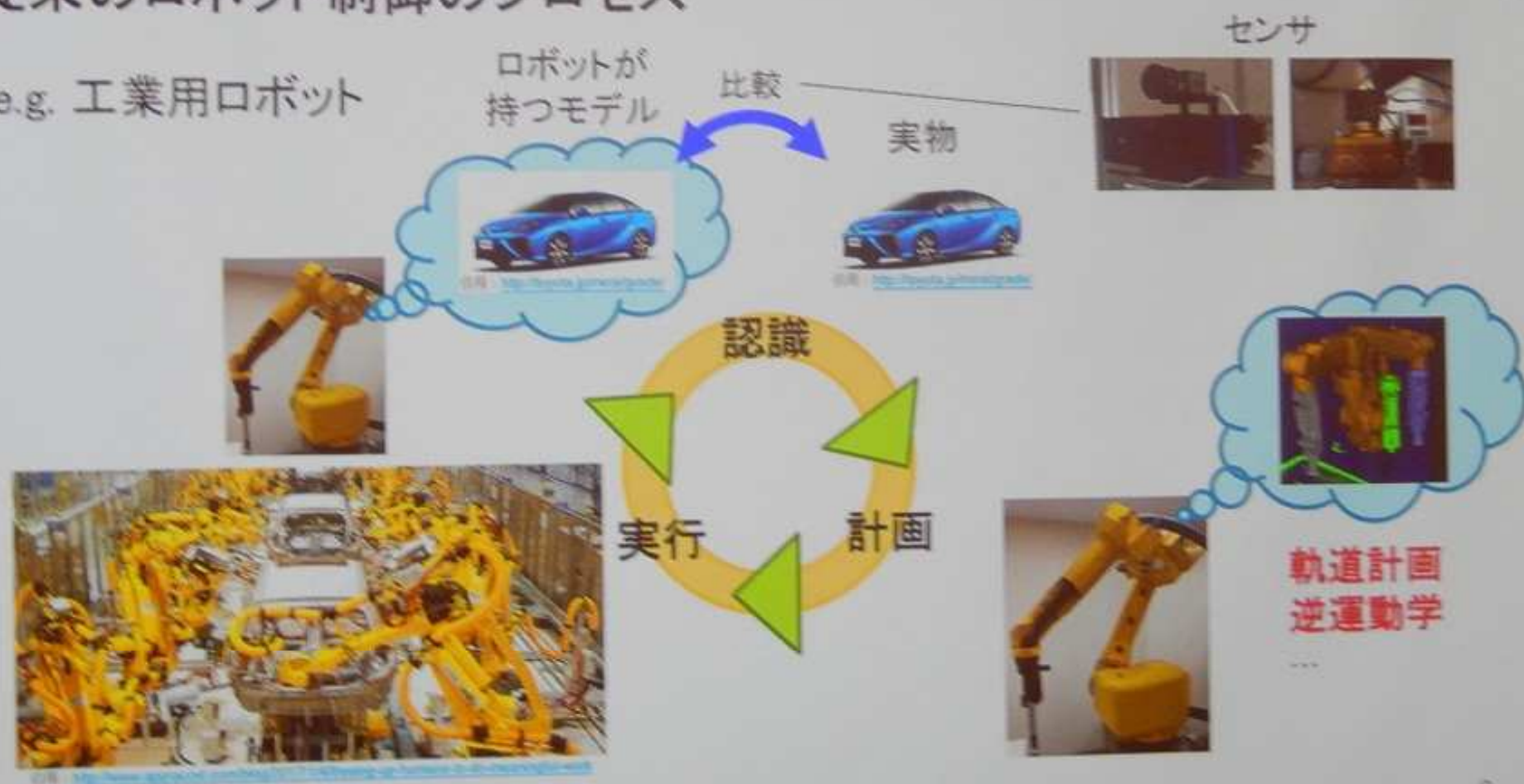
本日の内容

実社会・実環境ロボットにおける機械学習

- これまでのロボット制御
- 機械学習による認識を用いたロボット制御
- 機械学習を用いたロボットの運動生成

従来のロボット制御のプロセス

e.g. 工業用ロボット



物体操作 & 自由度 (Degree of Freedom (DOF))

物体の位置を一意に決める情報:

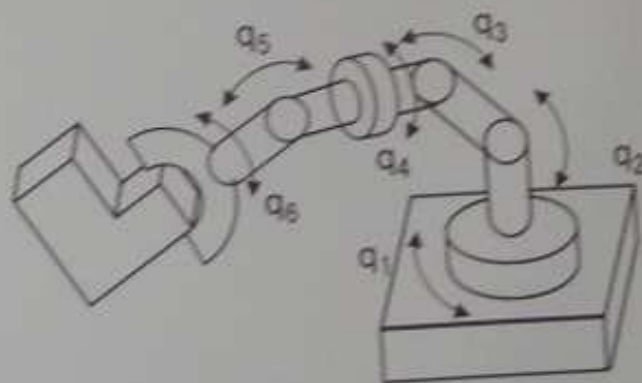
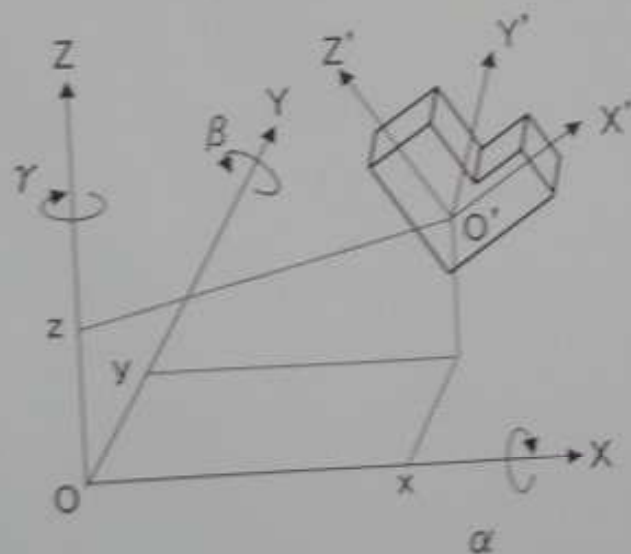
物体の座標: x, y, z

物体の姿勢: α, β, γ



物体を操作するための
最小の自由度は6

($q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6$)



*必要とされる自由度はタスクに依存
e.g. 書字: 3自由度

人間の腕の自由度

人間の腕の自由度はいくつか？



A. 7
肩: 3
肘: 2
手首: 2

必要最低限以上の自由度
= 冗長自由度

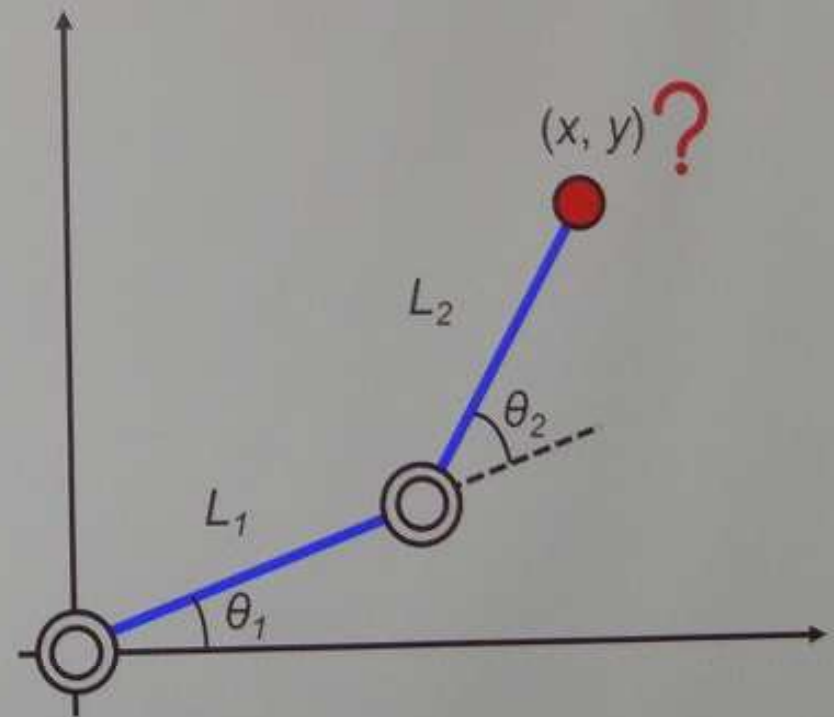
順運動学 (Forward Kinematics)

関節角度 (θ_1, θ_2) \longrightarrow 手先座標 (x, y) ?

$$x = L_1 \cos \theta_1 + L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)$$
$$y = L_1 \sin \theta_1 + L_2 \sin(\theta_1 + \theta_2)$$



三角関数により、一意に定まる



逆運動学 (Inverse Kinematics)

関節角度 (θ_1, θ_2) ? ← 手先座標 (x, y)

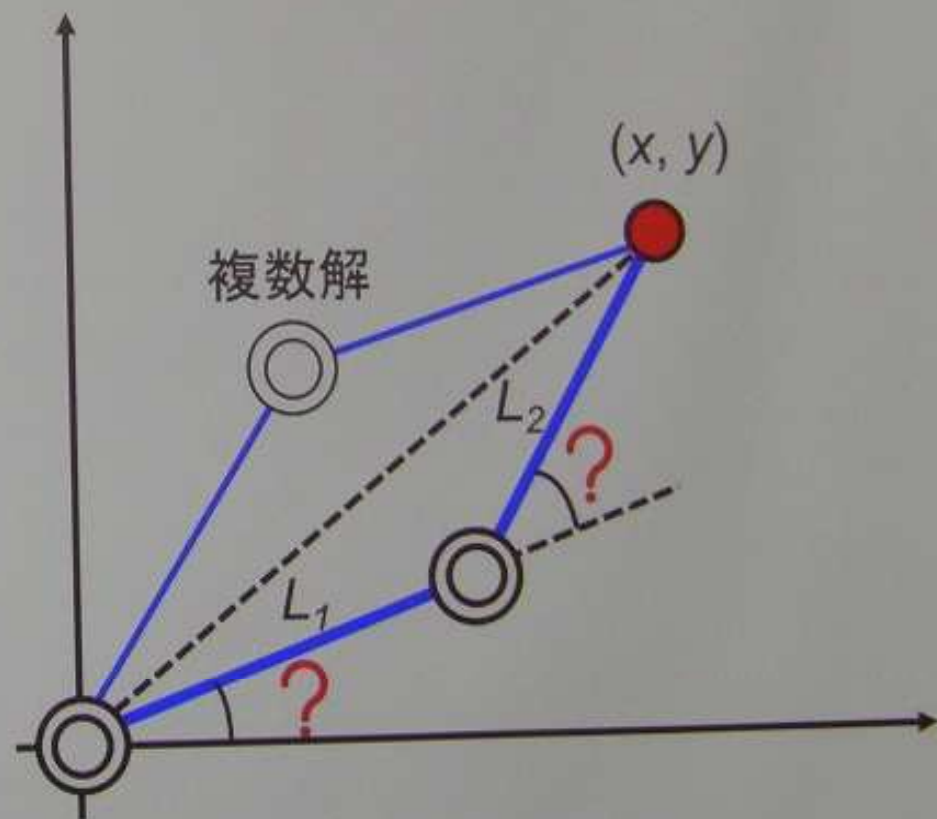
θ_1, θ_2 : 余弦定理で計算可能

$$\theta_1 = \tan^{-1}(y / x) + \beta$$

$$\theta_2 = \pi - \alpha$$

$$\alpha = \cos^{-1}\left(\frac{l_1^2 + l_2^2 - x^2 - y^2}{2l_1l_2}\right)$$

$$\beta = \cos^{-1}\left(\frac{l_1^2 + x^2 + y^2 - l_2^2}{2l_1 \cdot \sqrt{x^2 + y^2}}\right)$$



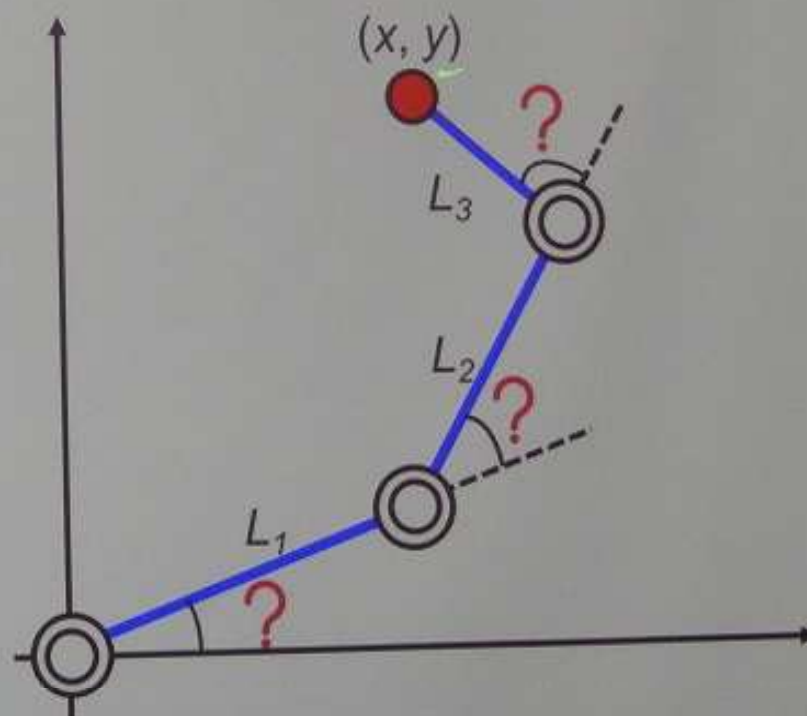
逆運動学 (Inverse Kinematics)

関節角度 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$? ← 手先座標 (x, y)

$\theta_1, \theta_2, \theta_3: ???$



4自由度以上になると解析的に解くのは困難.
特に冗長自由度があると解は定まらない.



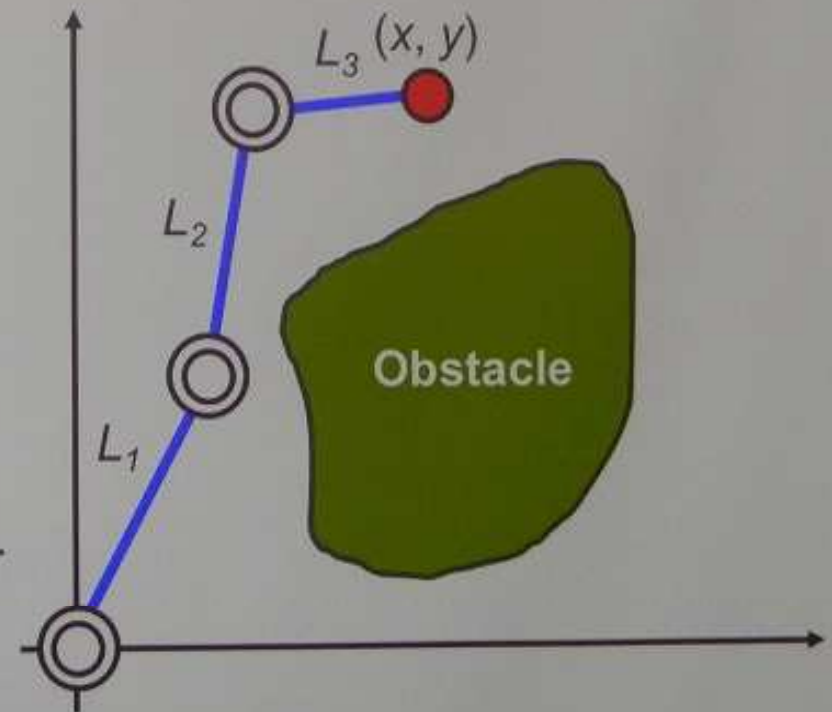
逆運動学 (Inverse Kinematics)

関節角度 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$? ← 手先座標 (x, y)

$\theta_1, \theta_2, \theta_3: ???$



4自由度以上になると解析的に解くのは困難.
特に冗長自由度があると解は定まらない.



逆運動学 -数値解析-

1. 順運動学の計算

$$r = f(q)$$

2. 目標とする r との差分から q を更新

$$q' = q - J(q)^{-1}(r - r_{\text{ref}})$$

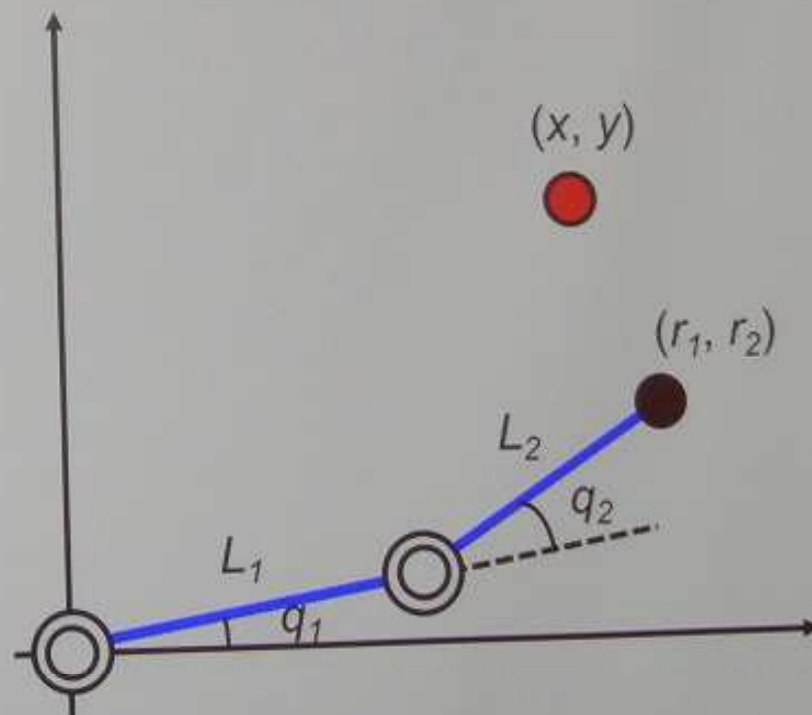
$$J = \partial r / \partial q$$

↑ Jacobian:

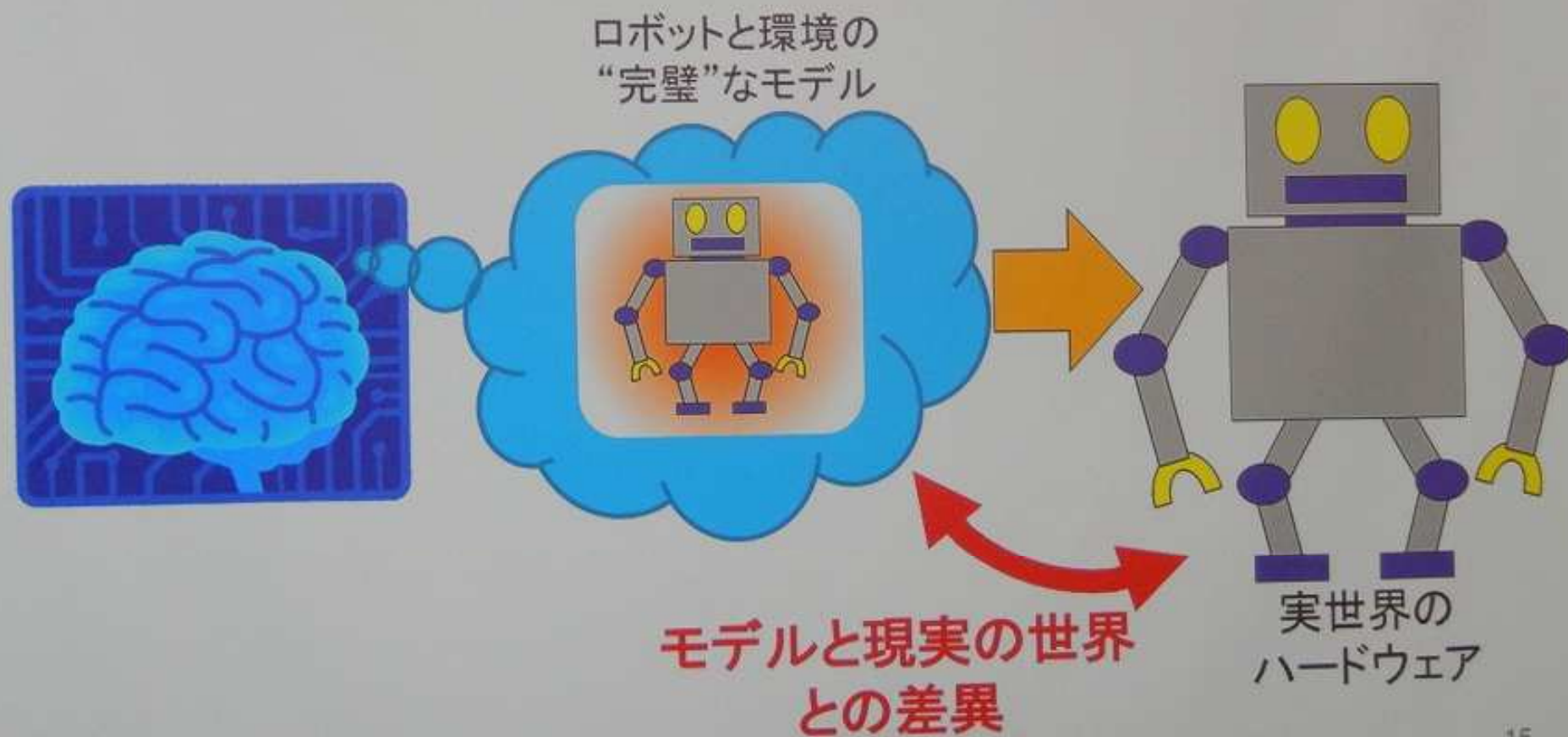
q を微小量動かしたときの r への影響量

3. r が小さくなるまで繰り返し

ダイナミクスを考え始めると...



従来のロボット制御の考え方



従来のロボット制御による課題

＜これまでの工業用ロボット＞

速さ, 正確さ, コスト効率化…



環境のモデル化

環境変化への対応が困難



引用: <http://www.preferred.com/blog/2017/11/4/fixing-up-humans-to-do-meaningful-work>



＜これからのロボット＞

環境のモデル化が困難なもの



センサ情報との融合

複雑なモデル, 少量多品種



＜課題＞

モデル化が困難なもの & センサ情報をどのように扱うか

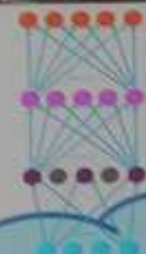
e.g.) 不定形物体, 高次元なセンサデータ

機械学習による認識を用いたロボット制御プロセス

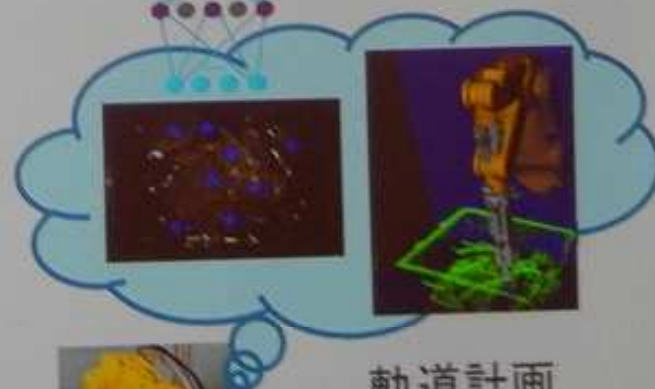
e.g. ビンピッキング



センサ



経験による
把持箇所の獲得

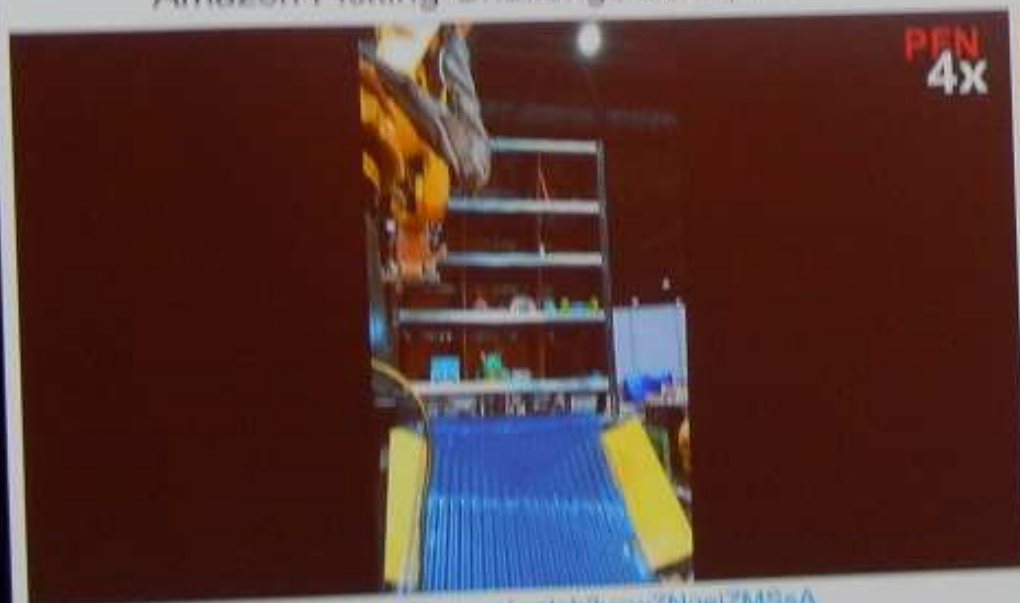


軌道計画
逆運動学



認識部分の機械学習

Amazon Picking Challenge 2016, 7月

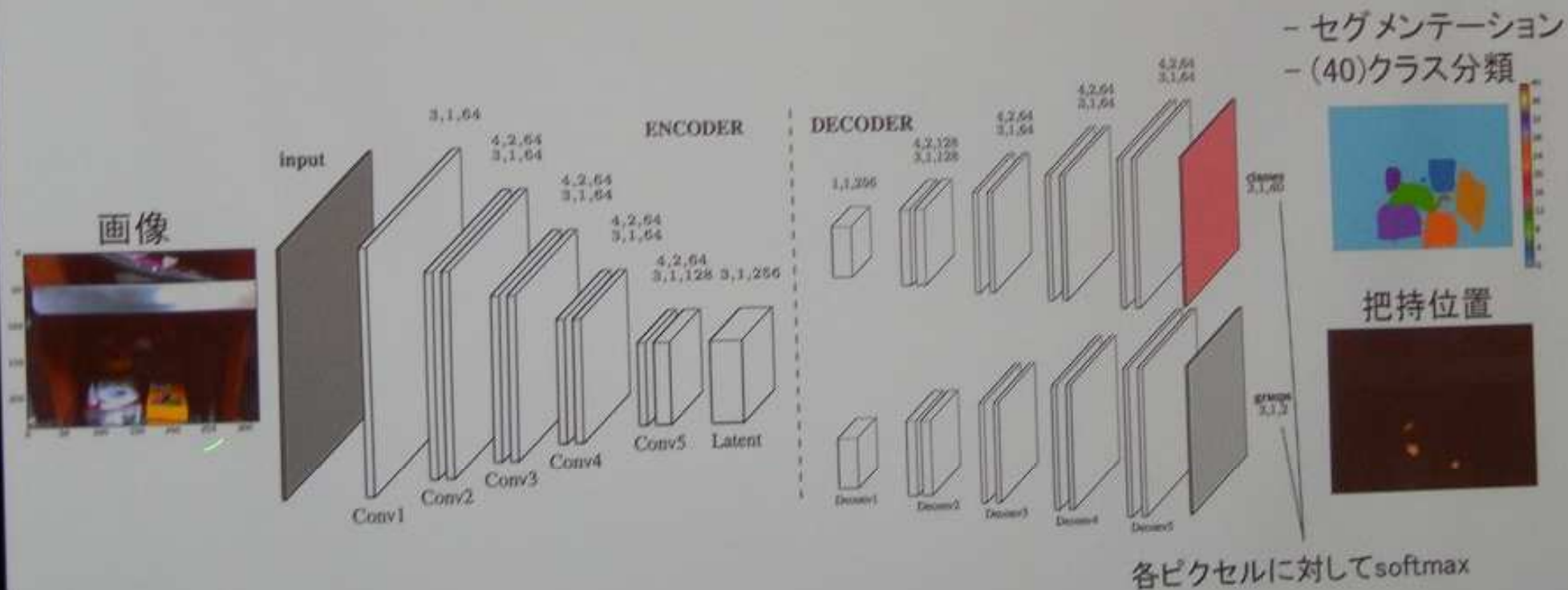


<https://www.youtube.com/watch?v=w7NaejZM9sA>

ICRA 2017, 6月



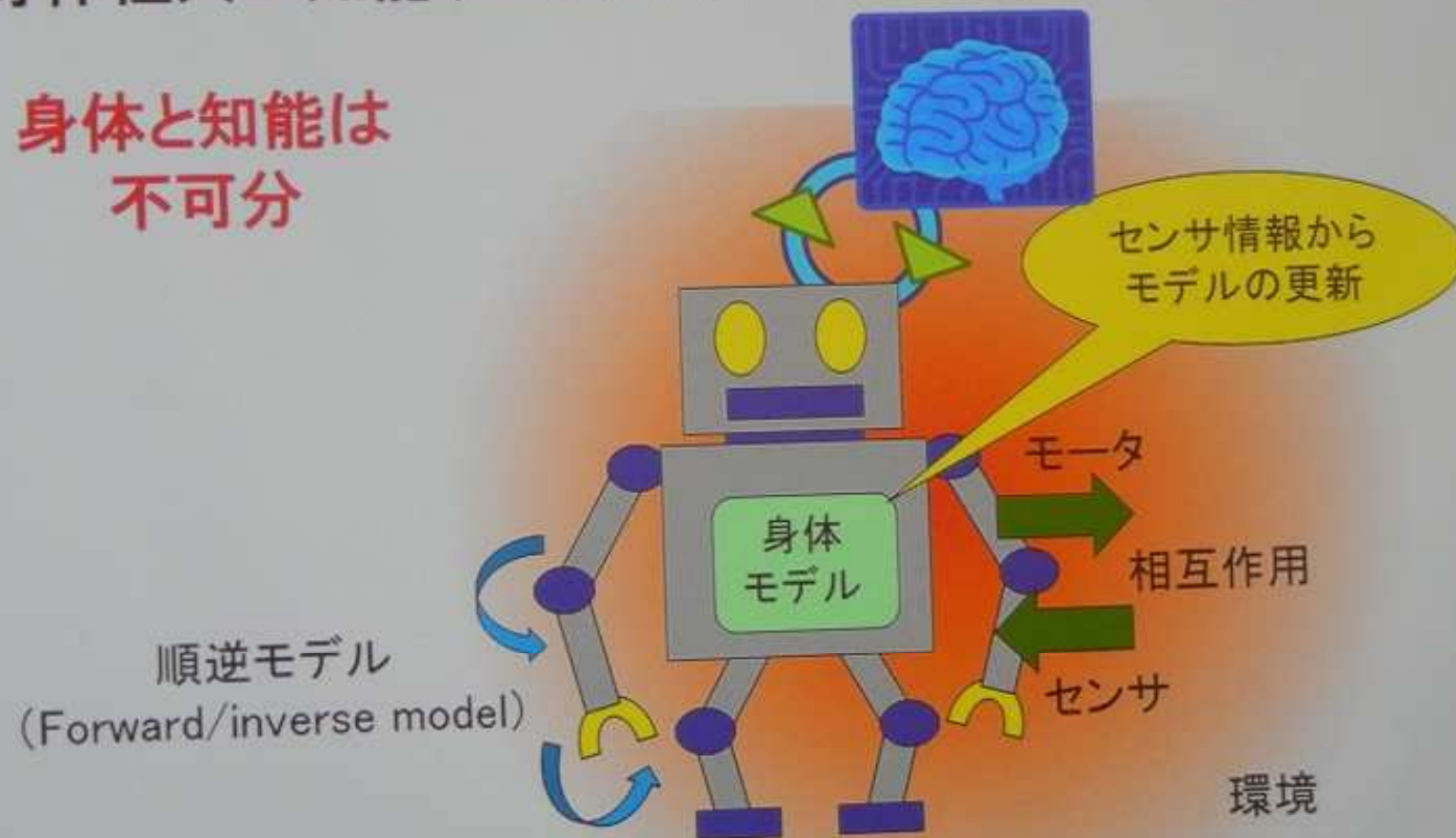
認識部分の機械学習: 複数の物体 (モデル概要)



"End-to-End Learning of Object Grasp Poses in the Amazon Robotics Challenge," ICRA2017 workshop

身体性人工知能(Embodied Artificial Intelligence)

身体と知能は
不可分



身体性人工知能(Embodied Artificial Intelligence)

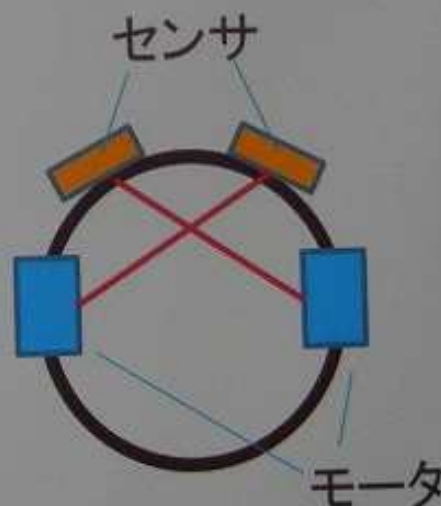
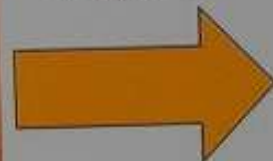
Subsumption architecture^[1] (行動規範型A. I.)

e.g. Roomba



Credit: iRobot Corporation

単純化



[1] R. Brooks, "A robust layered control system for a mobile robot," 1986.

機械学習をロボットに適応するときの課題

- 方策を獲得するまでの**試行回数**の多さ
→実際のロボットで行うと壊れる
- シミュレーションと実機との**差異**
→シミュレーション後の再学習の必要性
- 未知な環境への**低適応性**
→再学習では即時対応が困難

深層学習を用いた動作生成(模倣学習)

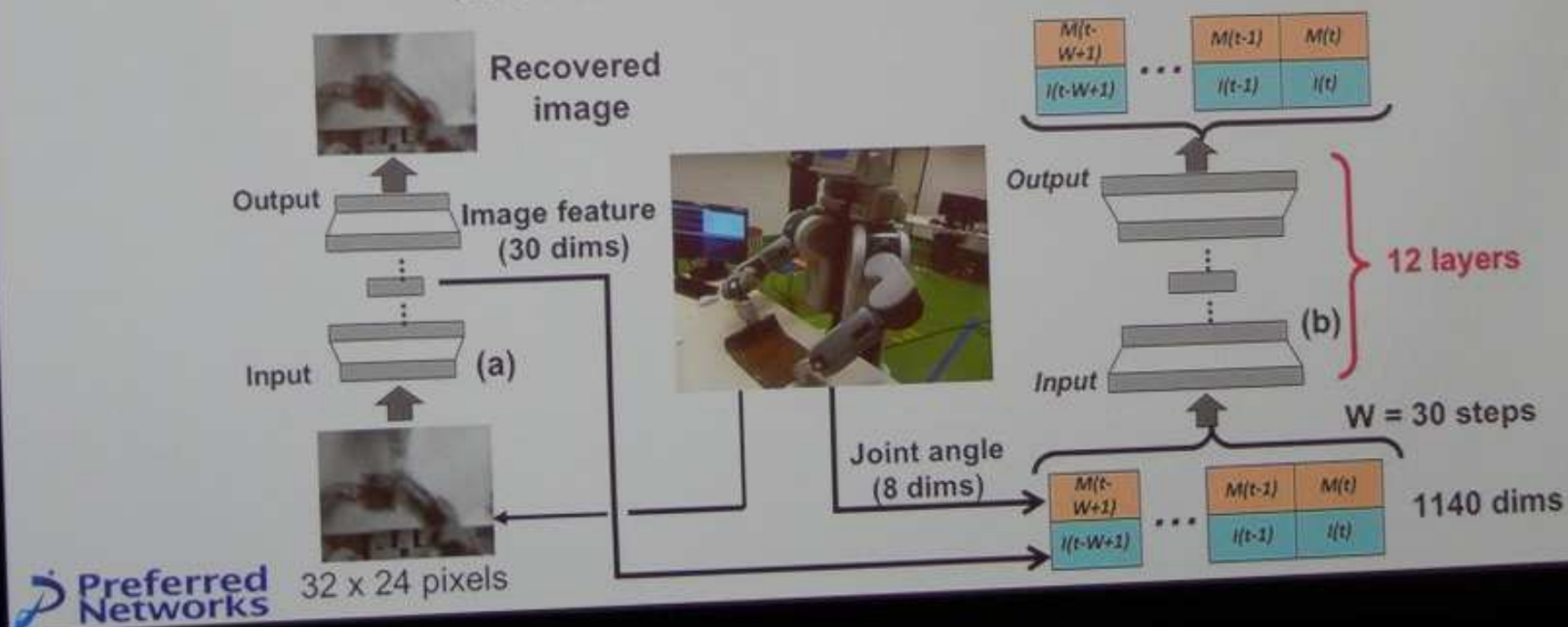
- Deep Autoencoder ... (a)

⇒画像特徴量の抽出

⇒画像特徴量から画像の復元

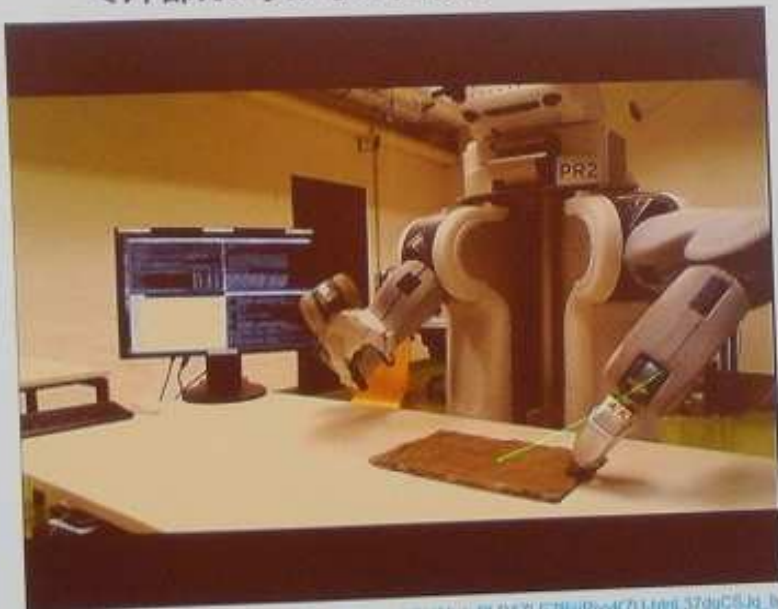
- Deep Time-Delay Autoencoder ... (b)

⇒関節角度と画像特徴量の関係性の学習



PR2を用いた実験結果

＜外部カメラからの画像＞



https://www.youtube.com/watch?v=U3n5zrG5U&list=PLD1ZLE2BajPvygK7U-tvri_37duC8Ud_8

＜実際の画像＞



＜予測画像＞

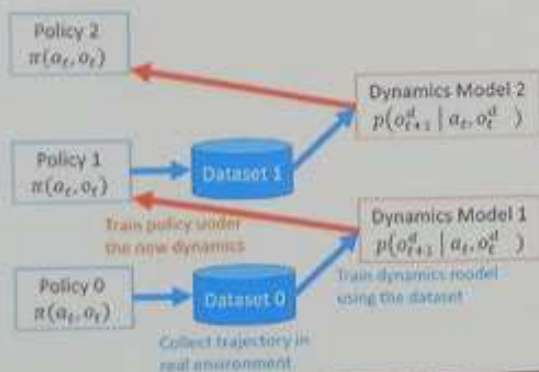


“深層学習を用いた多自由度ロボットによる柔軟物の折り畳み動作生成,” IPSJ2016
“Repeatable Folding Task by Humanoid Robot Worker using Deep Learning,” RA-L2017

実機での試行回数の削減(シミュレーション+実機)

@CEATEC2016

実機とシミュレーションを交互に学習することで、実機での試行回数を大幅に削減



https://www.youtube.com/watch?v=9R_pXpKbUhU

試行回数の削減(教師あり+強化学習)

人の実演データから次の動作を真似るポリシーを学習し、そこから強化学習すると学習時間と試行回数を大幅に削減



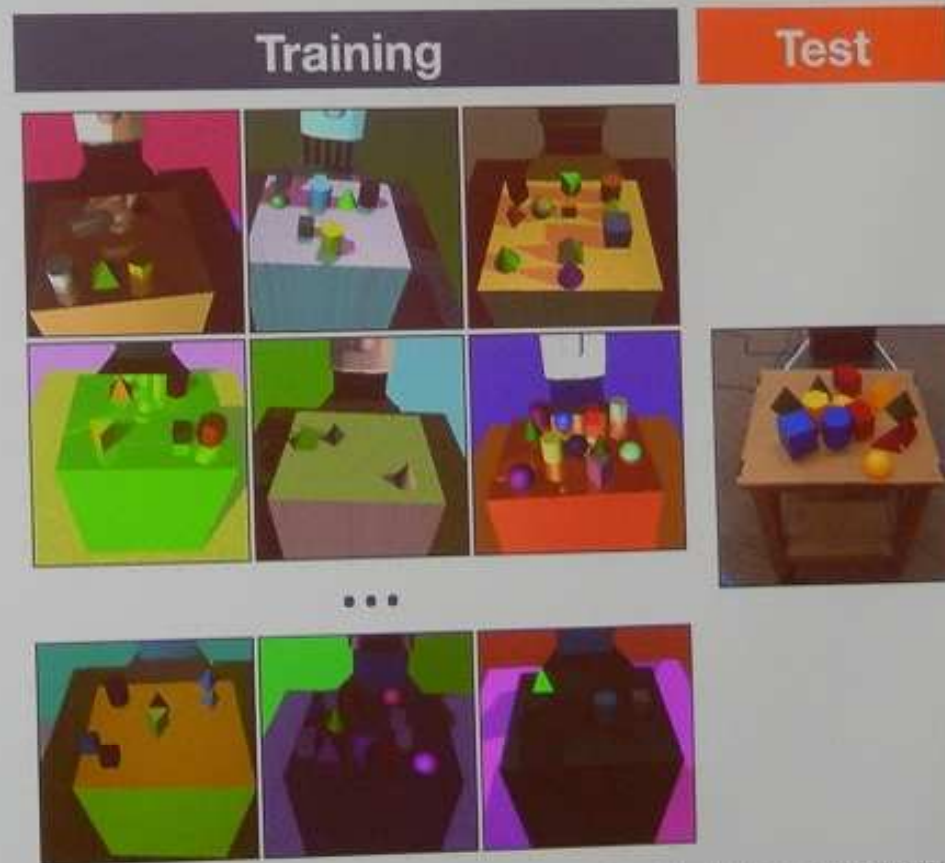
"Learning Complex Dexterous Manipulation with Deep Reinforcement Learning and Demonstrations," 2017
<https://arxiv.org/abs/1709.10087>

シミュレーションと実験との差異の低減

シミュレーション時に画像の色情報を複数変更することで、実世界でも対応

課題：
環境との相互作用を行うようなものではシミュレーションとの差異が顕著に出る

e.g. 把持, 二足歩行



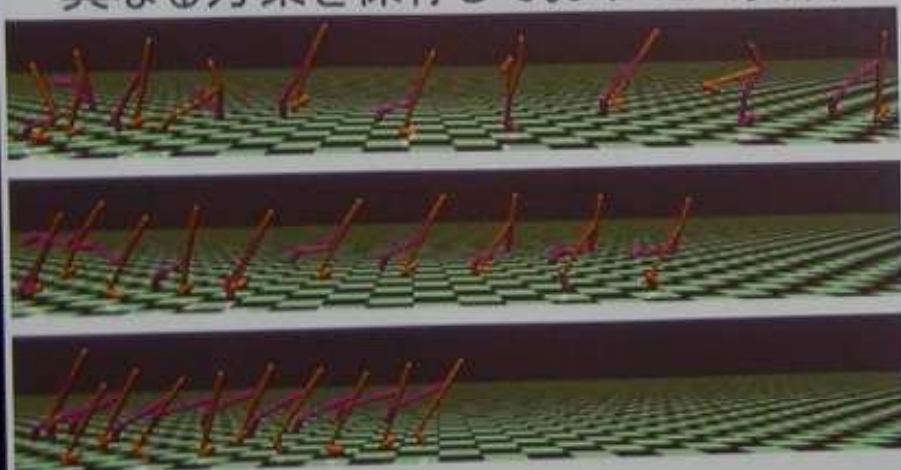
"Domain Randomization for Transferring Deep Neural Networks from Simulation to the Real World," IROS2017

未知な環境への即時対応能力

未知な環境, 身体モデルの
変更に対して即時に対応



異なる方策を保存しておくことで実現



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.



<https://www.youtube.com/watch?v=qgCepAKI32U>

まとめ

＜これまでの工業用ロボット＞

速さ, 正確さ, コスト効率化...



環境のモデル化

環境変化への対応が困難



＜これからのロボット＞

環境のモデル化が困難なもの



センサ情報との融合

複雑なモデル, 少量多品種



ソフトウェアとハードウェアは不可分(身体性)

- 認知部分に機械学習への適応(工業でのホットピック)
- 制御部分に機械学習への適応(研究でのホットピック)
- マルチモーダル学習(今後の展望)

e.g. 触覚, 音, 自然言語, ...

今後の展望: マルチモーダル学習

e.g. 自然言語+ロボット

曖昧な言語指示に対して、
聞き返しを行うアプローチ



Human:
hey move that brownish fluffy
stuff to the lower right bin.

Robot:
which one?
(two objects highlighted in )

Human:
the one next to the green and
blue box.

Robot:
I got it.
(one object highlighted in )

We propose a robotic system that can
perform an object picking task with
natural language instructions.

PFN



<https://www.youtube.com/watch?v=Uyx1OUqhk&t=13s>

"Interactively Picking Real-World Objects with Unconstrained Spoken Language Instructions," 2017,

<https://arxiv.org/abs/1710.06280>

Under review in ICRA2017

今後の展望: マルチモーダル学習

e.g. 自然言語+ロボット

曖昧な言語指示に対して、
聞き返しを行うアプローチ



Human:
hey move that brownish fluffy
stuff to the lower right bin.

Robot:
which one?
(two objects highlighted in )

Human:
the one next to the green and
blue box.

Robot:
I got it.
(one object highlighted in )

We propose a robotic system that can
perform an object picking task with
natural language instructions.

PFN



<https://www.youtube.com/watch?v=UwT3XUjgk&t=13s>

"Interactively Picking Real-World Objects with Unconstrained Spoken Language Instructions," 2017,
<https://arxiv.org/abs/1710.06280>
Under review in ICRA2017

Thank you!! 36