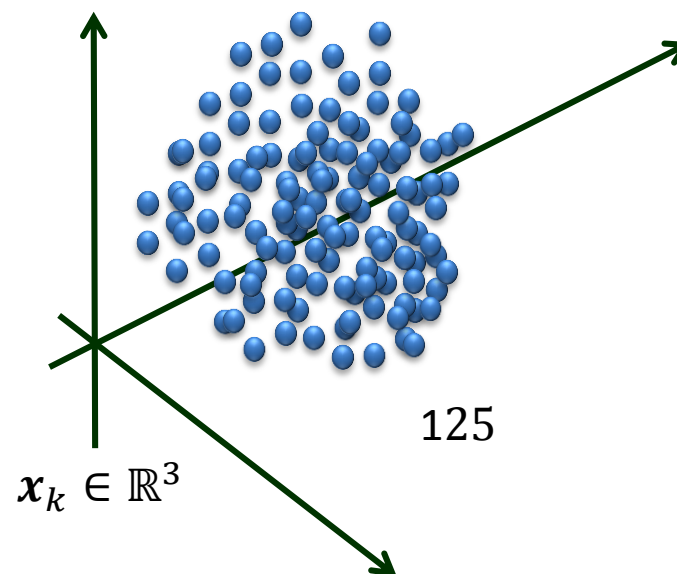
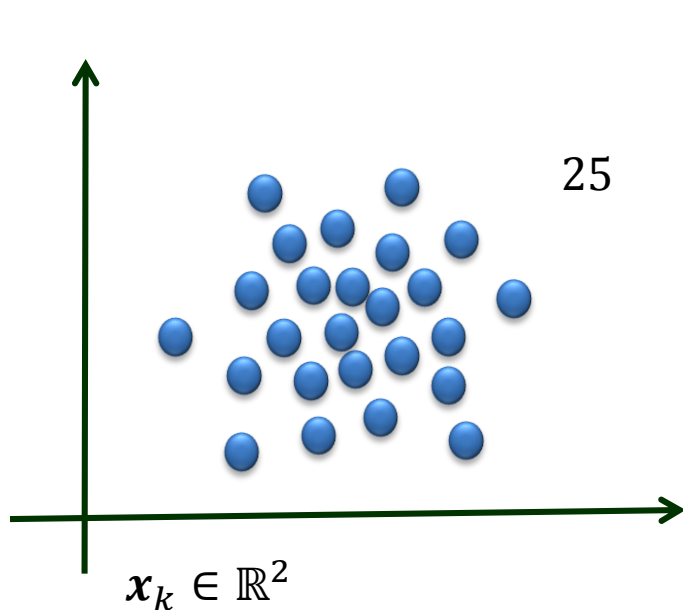
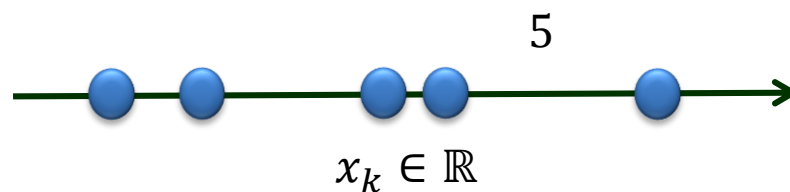


13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

状態変数 x_k の次元が増加すると, PFの粒子数を指数的に増加させる必要がある.



13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

ラオブラックウェル化 [1]

- ① 状態ベクトル x_k を二つの要素に分割する.

$$x_k = \{z_k, \theta_k\}$$

- ② 状態量の確率分布も, 二つに分割して考える.

$$p(x_k) = p(\theta_k) p(z_k | \theta_k)$$

- ③ 分割した状態量の統計的性質は次の通り.

$p(z_k | \theta_k)$: θ_k が分かれば, 解析的に求めることができる関係.

$p(\theta_k)$: PFを利用しなければ求めることが困難な確率分布.

[1] G. Casella, C. P. Robert, "Rao-Blackwellisation of Sampling Schemes," Biometrika, Vol. 83, No. 1, pp. 81-94, 1996.

13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

ラオブラックウェル化パーティクルフィルタ(RBPF)[2]

- ① θ_k をPFによって推定する.

$$\theta_k \sim f_{\theta}(\theta_k | \theta_{k-1})$$

- ② θ_k が与えられた下での線形ガウス状態空間モデルに従い推定を行う.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{A}(\theta_k) \mathbf{z}_{k-1} + \mathbf{B}(\theta_k) \mathbf{v}_k \quad \mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}(\theta_k) \mathbf{z}_k + \mathbf{w}_k \quad \mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$$

SLAM問題に適用するPFアルゴリズムに利用されることもある.

[2] A. Doucet, N. Freitas, K. Murphy, S. Russell, “Rao-Blackwellised Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks,” Proc. Of UAI '00 Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 176–183

13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

ラオブラックウェル化パーティクルフィルタのアルゴリズム

0 時刻 $k - 1$ の重み付き粒子群が与えられている。

$$\left\{ \theta_{k-1}^{(i)}, \hat{\mathbf{z}}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{P}_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)} \right\}_{i=1}^M$$

共分散行列

カルマンフィルタによって推定された中央値

1 提案分布(プロポーザル分布)に従って粒子のサンプリングを行う。

$$\tilde{\theta}_k^{(i)} \sim q_{\theta} \left(\tilde{\theta}_k^{(i)} \middle| \theta_{k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_k \right)$$

プロポーザル分布: 真の分布に近いと考えられる部分に, フィルタ設計者が任意に構成する分布. 例えば, 計測値 \mathbf{y}_k の近くにサンプリングが集中するようにできる. もちろん, モデルを利用して

$$\tilde{\theta}_k^{(i)} \sim f_{\theta} \left(\tilde{\theta}_k^{(i)} \middle| \theta_{k-1}^{(i)} \right)$$

としても問題ない(これは特にモンテカルロフィルタという名を持つ).

13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

2 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}$ ($i = 1, \dots, M$)についてカルマンフィルタを適用する.

2-1 予測ステップ

$$\hat{\mathbf{z}}_k^{(i)-} = \mathbf{A}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) \hat{\mathbf{z}}_{k-1}^{(i)}$$

$$\mathbf{P}_k^{(i)-} = \mathbf{A}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) \mathbf{P}_{k-1}^{(i)} \mathbf{A}^T(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) + \mathbf{B}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) \mathbf{Q} \mathbf{B}^T(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)})$$

2-2 尤度の平均と分散を求める

$$\hat{\mathbf{y}}_k^{(i)-} = \mathbf{C}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) \hat{\mathbf{z}}_{k-1}^{(i)}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_k^{(i)-} = \mathbf{C}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) \mathbf{P}_{k-1}^{(i)} \mathbf{C}^T(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) + \mathbf{R}$$

2-3 フィルタリングステップ

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_k^{(i)-} \mathbf{C}^T(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)}) [\boldsymbol{\Sigma}_k^{(i)-}]^{-1}$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_k^{(i)} = \hat{\mathbf{z}}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)} [\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^{(i)-}]$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_k^{(i)} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{C}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^{(i)})] \mathbf{P}_k^{(i)-}$$

13.1 ラオ・ブラックウェル化パーティクルフィルタ

3 重みの更新

$$\tilde{w}_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} \frac{f_{\theta}(\tilde{\theta}_k^{(i)} | \theta_{k-1}^{(i)}) \mathcal{N}(\mathbf{y}_k; \hat{\mathbf{y}}_k^{(i)-}, \Sigma_k^{(i)-})}{q_{\theta}(\tilde{\theta}_k^{(i)} | \theta_{k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_k)}$$

$\mathcal{N}(\mathbf{y}_k; \hat{\mathbf{y}}_k^{(i)-}, \Sigma_k^{(i)-})$: 平均 $\hat{\mathbf{y}}_k^{(i)-}$ で分散 $\Sigma_k^{(i)-}$ の正規分布の \mathbf{y}_k での値

$\tilde{w}_k^{(i)} := \frac{\tilde{w}_k^{(i)}}{\sum \tilde{w}_k^{(i)}}$ 正規化する.

4 リサンプリング

$$(\theta_k^{(i)}, \hat{\mathbf{z}}_k^{(i)}, \mathbf{P}_k^{(i)}) = \begin{cases} (\tilde{\theta}_k^{(1)}, \hat{\mathbf{z}}_k^{(1)}, \tilde{\mathbf{P}}_k^{(1)}) & \text{with prob. } \tilde{w}_k^{(1)} \\ \vdots & \vdots \\ (\tilde{\theta}_k^{(M)}, \hat{\mathbf{z}}_k^{(M)}, \tilde{\mathbf{P}}_k^{(M)}) & \text{with prob. } \tilde{w}_k^{(M)} \end{cases}$$

$$w_k^{(i)} = 1/M$$

13.2 ロボットとは何か

参考図書



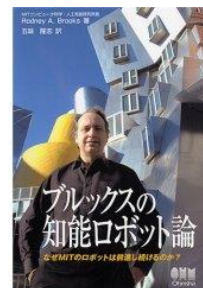
自律ロボット概論

ジョージ A. ベーキー (著),
松田 晃一 (翻訳),
細部 博史 (翻訳)



確率ロボティクス

Sebastian Thrun (著),
Wolfram Burgard (著),
Dieter Fox (著),
上田 隆一 (翻訳)



ブルックスの 知能ロボット論

Rodney A. Brooks (著),
五味 隆志 (翻訳)



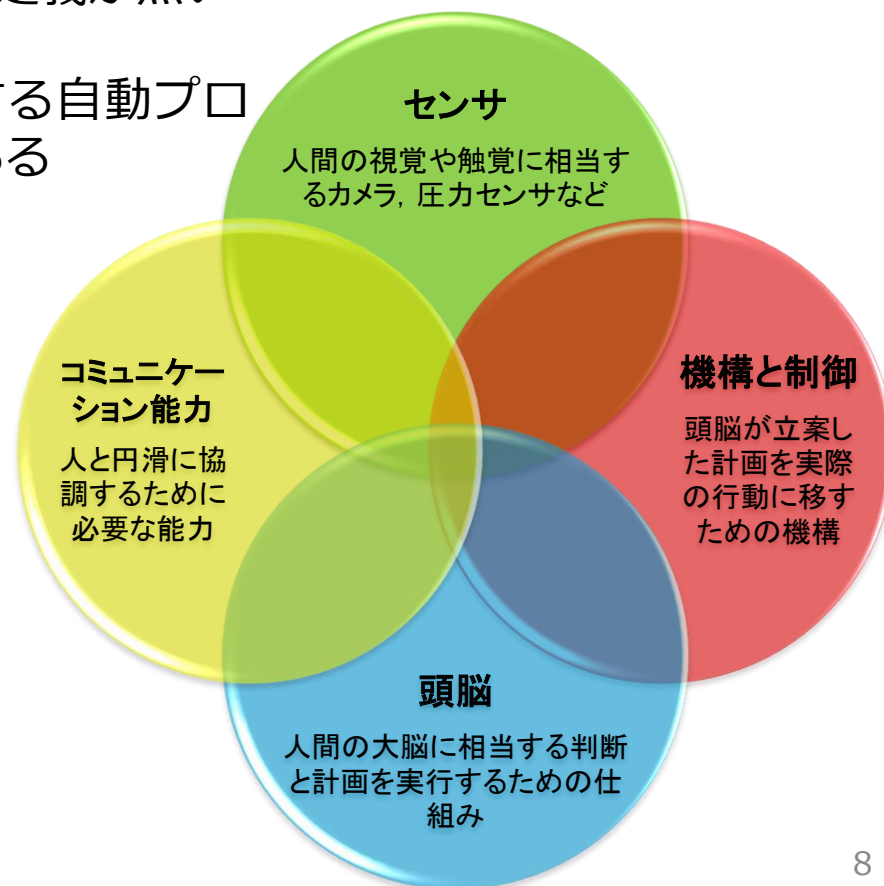
ロボット学創成

安西祐一郎 (著),
瀬名秀明 (著),
井上 博允 (編集),
金出武雄 (編集)

13.2 ロボットとは何か

ロボットの定義にまつわる問題

- 異なる定義が数多く存在する
- 高度な電化製品を区別するロボットの定義が無い
- コンピュータネットワーク内で駆動する自動プログラムもロボットであるとする定義がある



13.2 ロボットとは何か

全自動洗濯機はロボットか？

洗濯物の重さを量り（センサ）、選択手順や時間を計画し（頭脳）、実際にモータを回して洗濯し、排水してすすぎ、最後に脱水し（機構・制御）、終了をブザーで人に知らせる（コミュニケーション）。

- ➡️ すでに数多くのロボットが生活の中に存在する
- ➡️ 全自動洗濯機はロボットではないとする研究者も多い

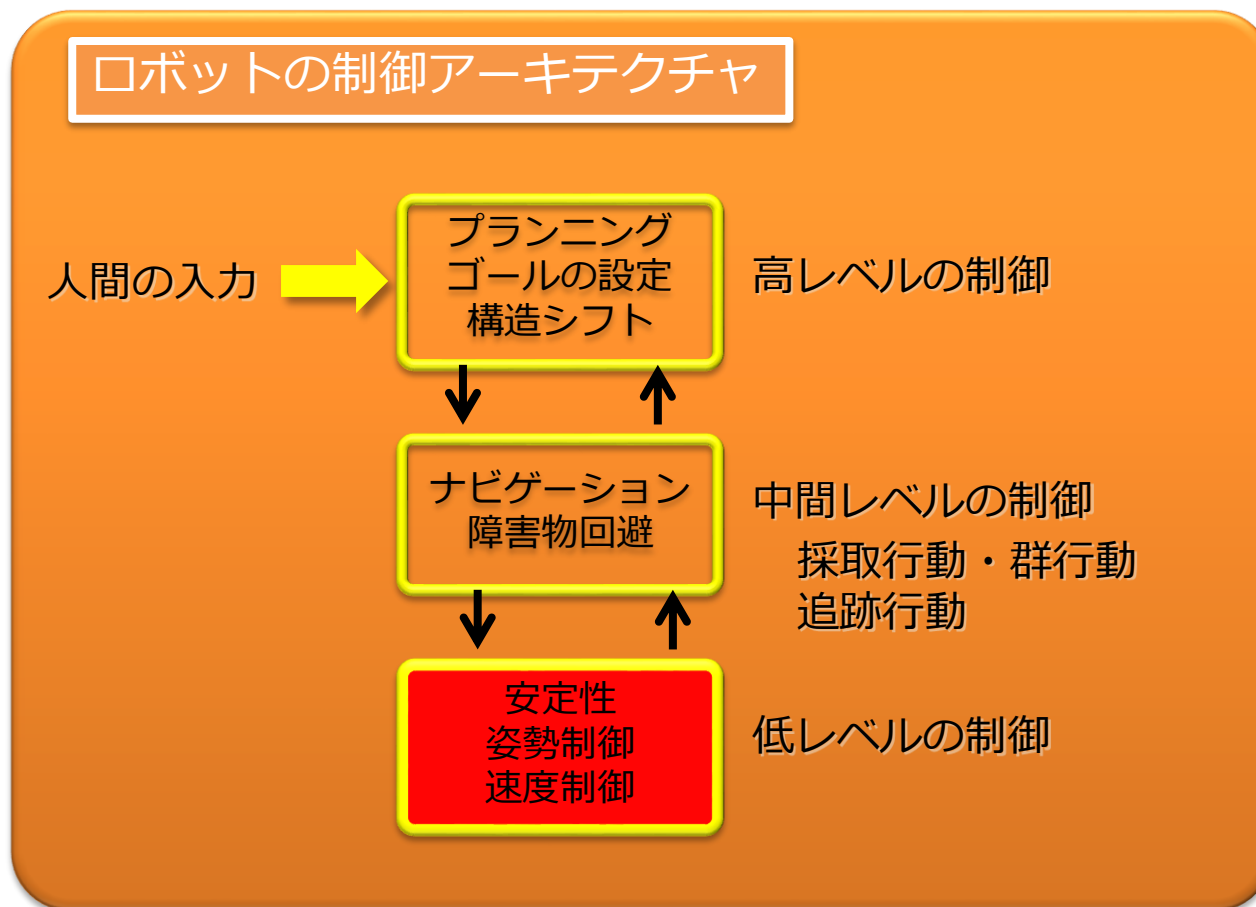
からくり人形はヒューマノイドロボットか？



R. A. Brooksは著書の中で、これらは人間の形状をしているロボットであり、ヒューマノイドであると述べている。

駆動力がモータと電力でなくとも、自動で定められた動作を行うものは、ロボットたり得るという例である。

13.3 ロボットの制御アーキテクチャ

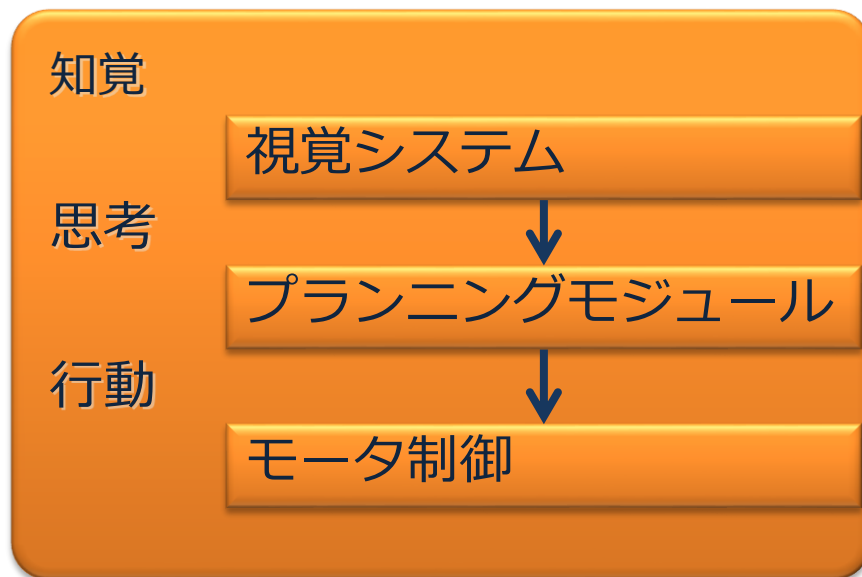


■人間の入力、高いレベルのロボットの制御に含まれている。

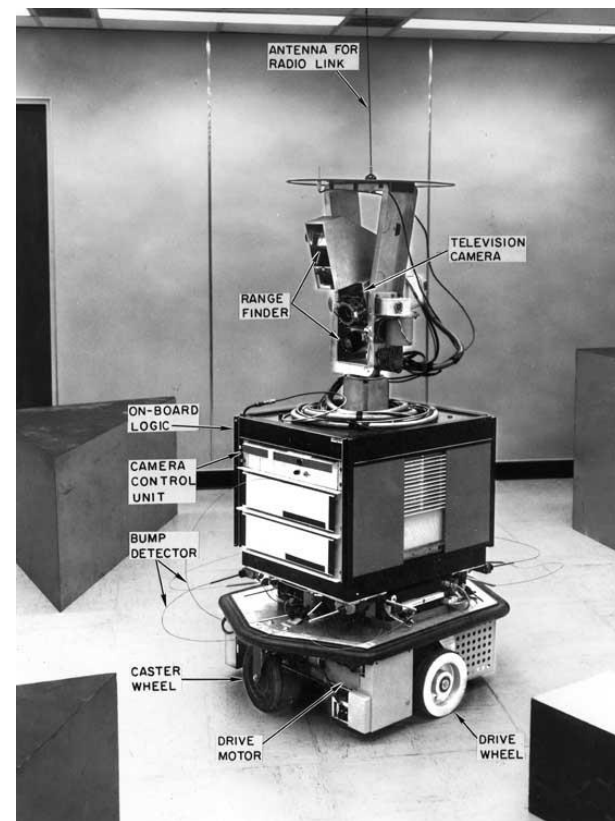
■中間レベルの制御は現在研究が最も盛んな分野である。

■人間による入力も含まれる場合がある。

階層型・熟考型アーキテクチャ



Shakeyの知覚-思考-行動アーキテクチャ



Shakey
スタンフォード研究所, 1969

- 初期のロボット研究で用いられたアーキテクチャである。
- 他の階層型アーキテクチャにMASREM(NASA/NIST Standard Reference Model)がある。
- このアーキテクチャでは、制御システム設計はサーボレベルだけで行われる。

生物から発想を得た制御方法

プラントの数理モデルの利用可能性に基づく手法

工業用ロボットなどに数値的アルゴリズムによって実装される

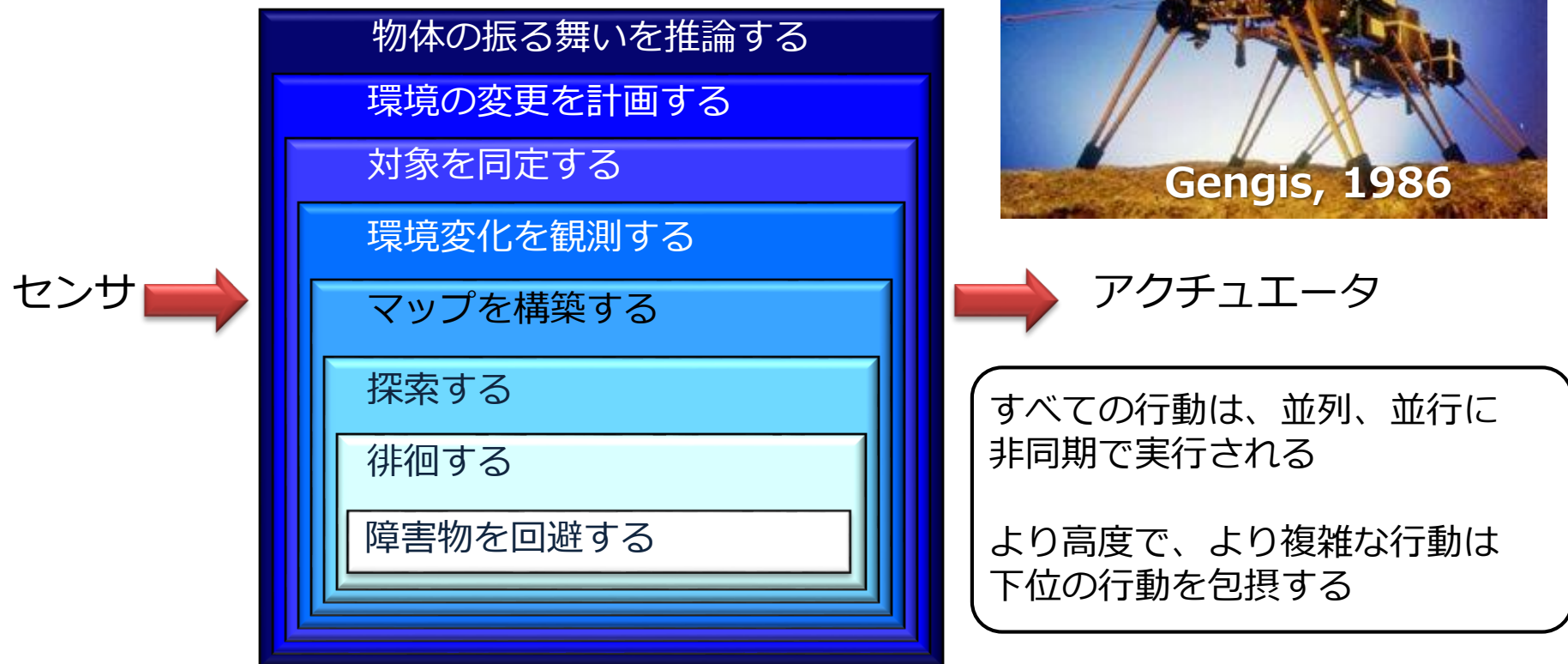


生物システムでは運動方程式が明示的に脳内に現れて解かれることはない

生物規範型コントローラは「非アルゴリズム的である」と表現される。
人間の手足の動作などは、次の6原理を基礎として動作していると考えられる。

1. 階層的組織化：運動はいくつかのレベルでプランニングされ実行される。
2. 問題の単純化：感覚入力が必要に応じて単純化される。
3. クラスタ化：感覚入力は比較的少数の同等クラスタにクラスタ化される。
4. 反射制御：制御の最下位レベルに現れ、感覚入力によって駆動される自動的に進む運動を制御する。
5. 運動制御のヒューリスティック：機能運動の制御が経験から得られたヒューリスティックに基づくことが多い。
6. 運動エネルギーの最小化：様々な評価を最小化するモデルがあるが、何らかのエネルギーを最小化するように身体運動は制御されていると考えられる。

反応型・行動規範型アーキテクチャ



すべての行動は、並列、並行に
非同期で実行される

より高度で、より複雑な行動は
下位の行動を包摂する

1. ロボットが環境に対して反応する方法を記述する。
2. ロボットの行動を、観測可能で、互いに素である行動に分解する。
3. これらの行動をロボットのアクチュエータに適用可能な形式で連結する。

13.3 ロボットの制御アーキテクチャ

ハイブリッド型 反応-熟考型アーキテクチャ

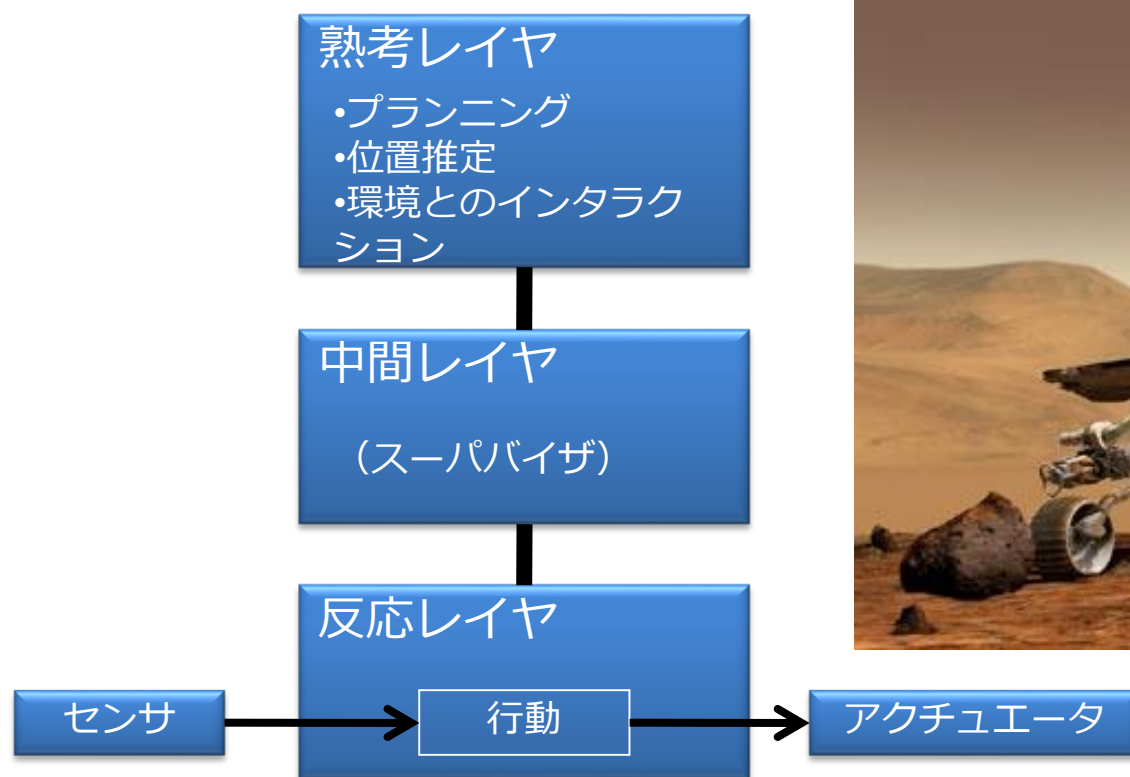
熟考型（知覚-マップ-計画-行動アプローチ）

+

反応型（包摂アーキテクチャ）

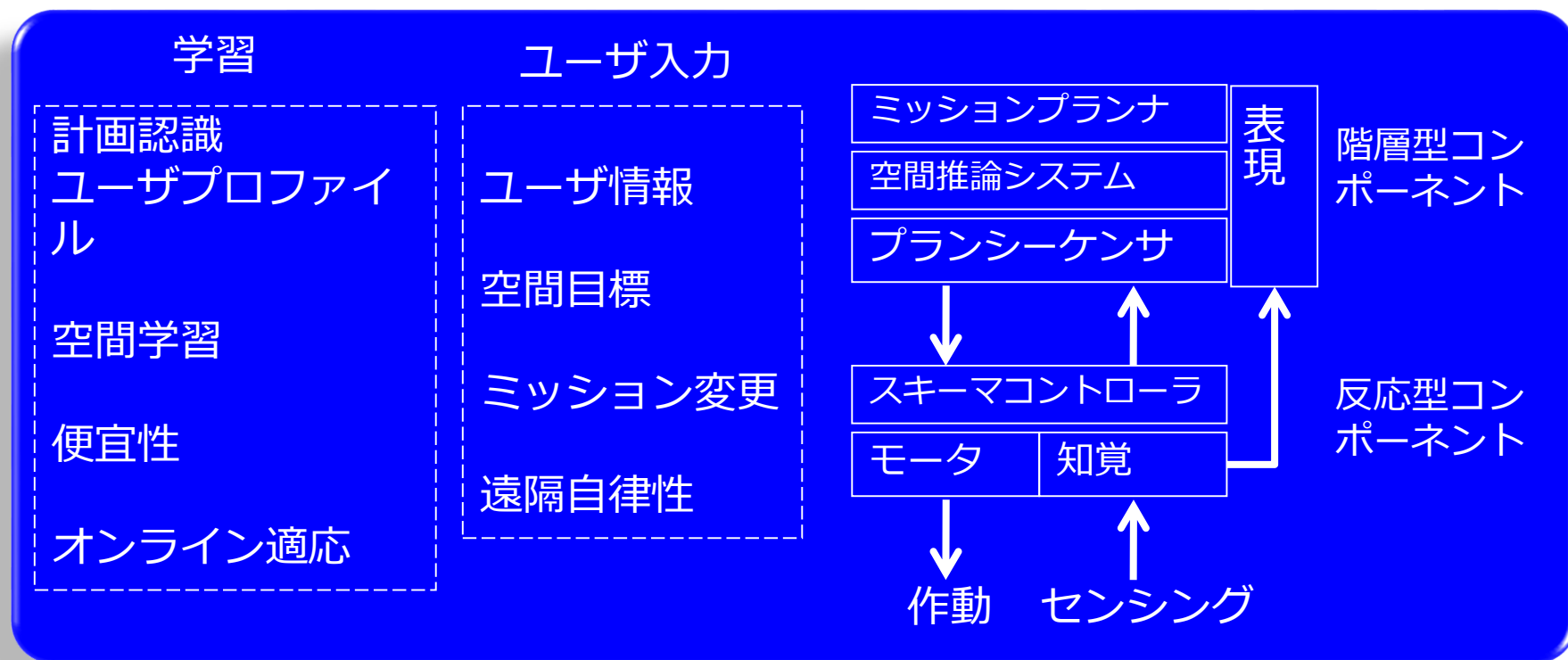
=

ハイブリッド型
（反応-熟考型アーキテクチャ）



13.3 ロボットの制御アーキテクチャ

ハイブリッド型 反応-熟考型アーキテクチャ



短期プランニングは、局所的に、迅速に反応する必要があり、環境に関する正確な知識を必要とする。一方で、環境の急激な変化に適応しやすい。

グローバルプランナは、全体的な行動に関する戦略に関連し、プランの立案には時間がかかり、その行動決定は短期プランナほどの正確さは必要でない。一方で環境モデルの正確さを必要とする。

ロボットが研究室から非構造的な実世界に出て行くときに 「ロボットは何を学ぶべきか？」

1. プログラムが困難な知識

ロボットはプログラムすることが難しい身体的技能を、できれば人間から直接もしくは模倣により学習できるべきである。

2. 未知の情報

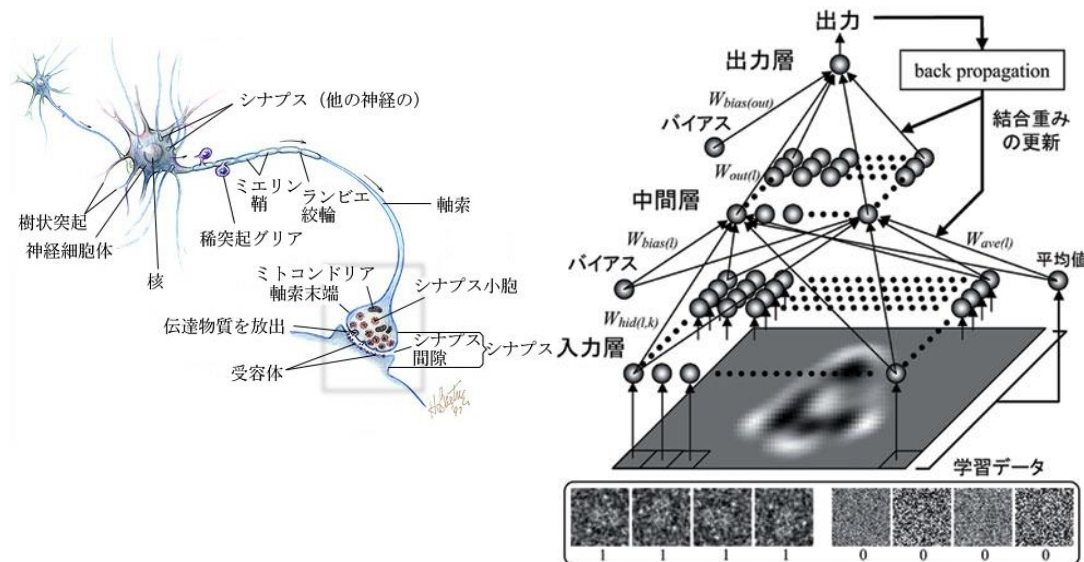
未知の環境を探索する場合、ロボットが移動によって周囲の地図を学習する能力は有用である。

3. 環境の変化

学習によって環境の変化に適応する必要がある。

Connell and Mahadevan, 1993

機械学習



機械に学習機能を持たせるための研究は広く行われており、今までに数多くの成果をもたらした。機械学習によって人間の学習の模倣、人間の学習の原理の追求などが行われている。



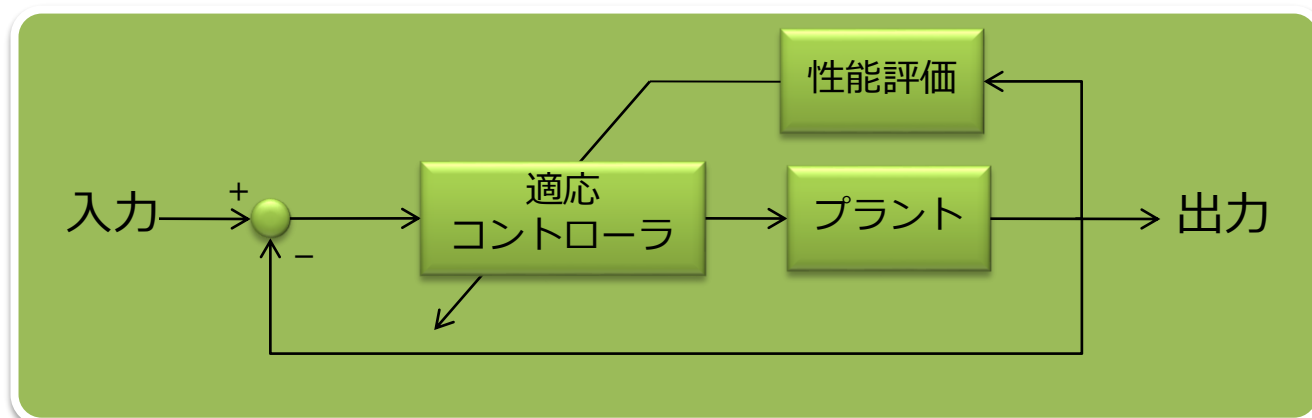
ニューラルネットワーク

機械学習とロボット学習は異なる

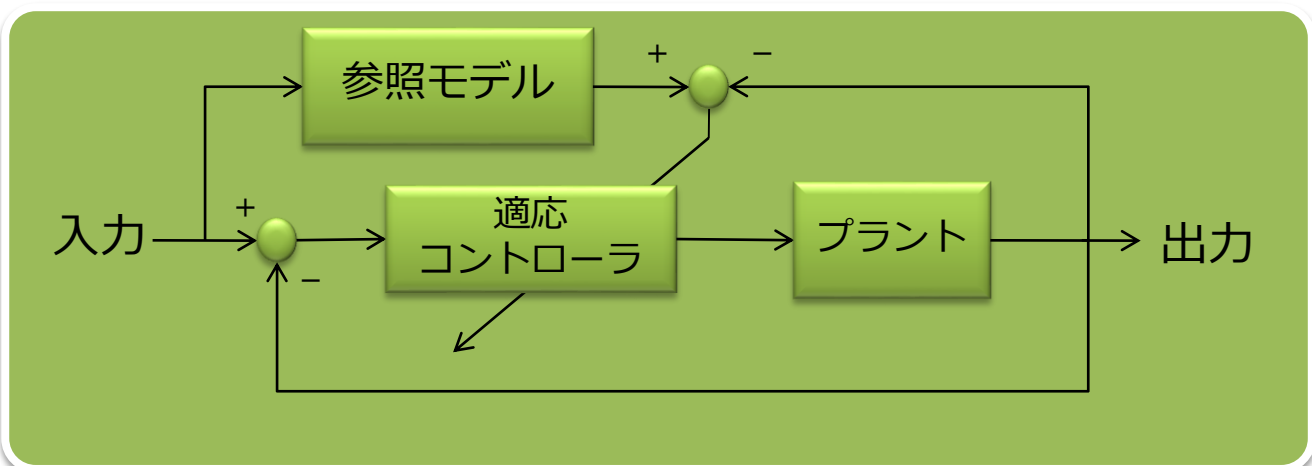
機械学習はコンピュータ上で行われるが
ロボット学習はコンピュータと外部環境が
影響を及ぼしあう

Deep Blue (人工知能)

制御工学におけるロボットの学習



性能評価に基づく適応制御系



参照モデルを用いる適応制御系

現代制御理論では、「適応制御理論」の枠組みでロボットの学習を扱ってきた。

しかし、これらは生物学的ではない。自律ロボットの学習方式として適切か？

コントローラが適切なパラメータ設定を学習して望ましい適応を達成する。

ロボット学習の一般化

教師あり学習と教師なし学習

教師あり学習： 教師または評価器が存在し、ロボットが取った行動のそれぞれの成功に関する即座のフィードバックがロボットに与えられる。

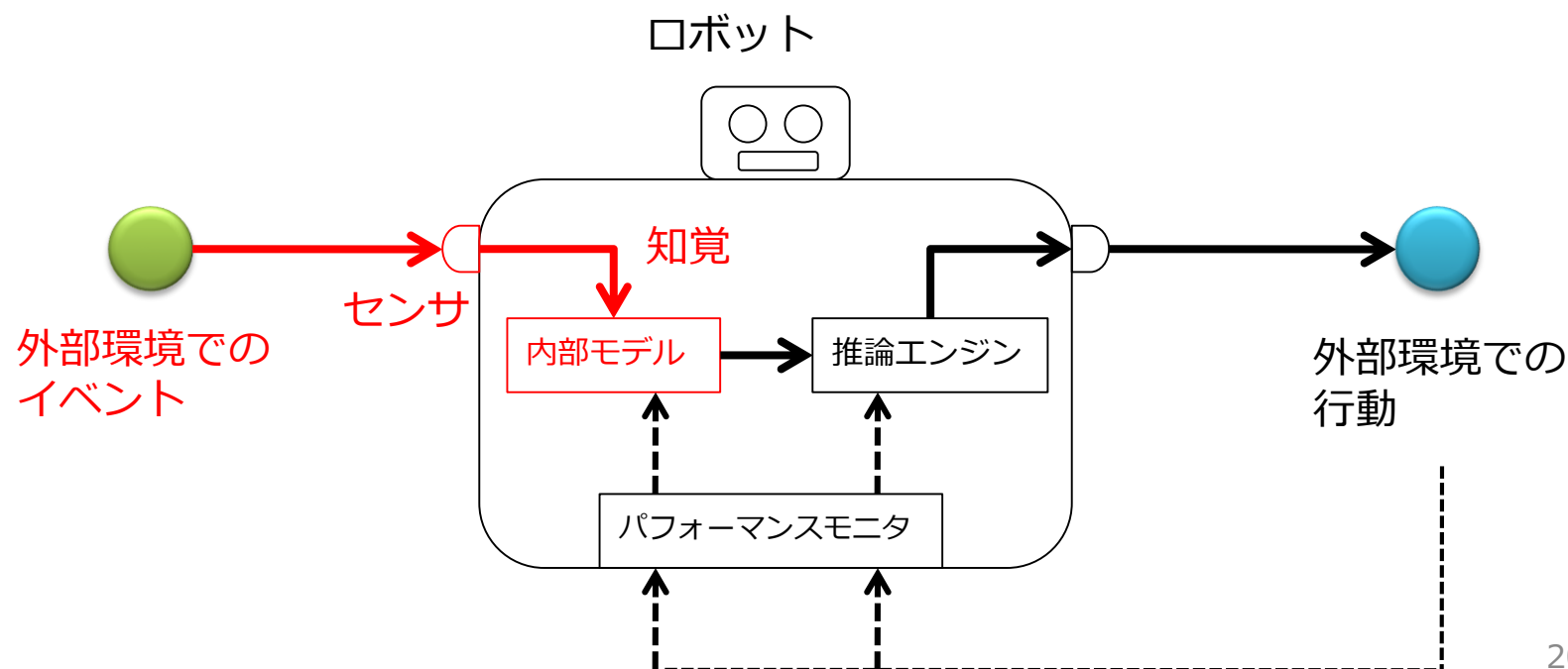
教師なし学習： 即座のフィードバックは無く、ロボットは自分でデータ内の分類やパターンを発見する必要がある。

強化学習

- ◆ロボットは一連の行動を通じて報酬が最も多く得られるような方策(policy)を学習する。
- ◆ロボットは行動を選択することで環境から報酬を得る。
- ◆代表的な手法としてTD学習やQ学習が知られている。

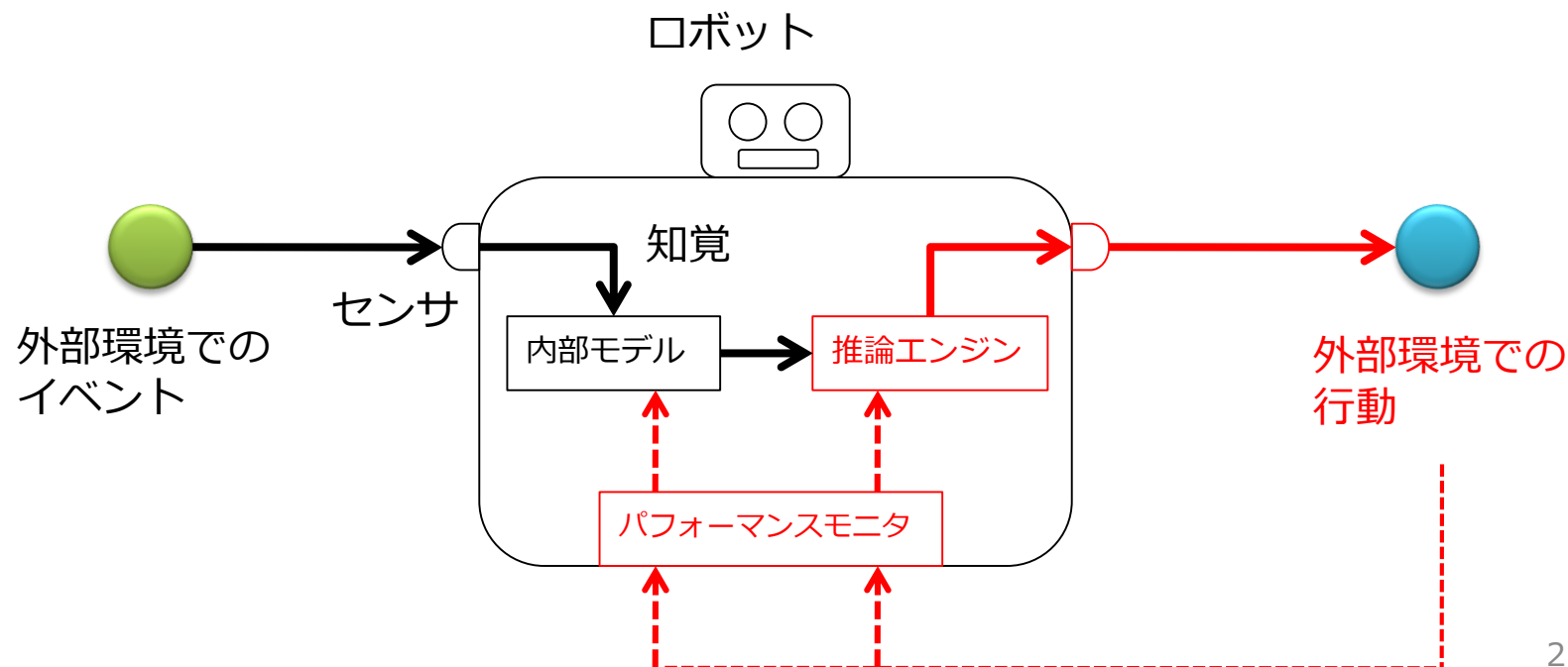
ロボットの学習に必要なもの

- ロボットに何かを教えるということは、基本的に外部環境の知覚からその環境での行動への写像を伴う。
- 学習のために、ロボットは動作タスク、状況、環境のすべてまたは一部に関する内部モデルを持つ必要がある。
- ロボットは、実行タスクの内部モデルや内部表現を持たない場合、実験（もしくは内部のシミュレーション）の反復を通してそれを学習する。



ロボットの学習に必要なもの

- 推論エンジンは、ロボットによって用いられる特定の学習アルゴリズムを指す。
- 学習のために、ロボットはその動作結果を評価または測定する方法を備える必要がある。何を学んでいるか、どの程度学んでいるかを評価する方法が必要である。
- ロボットが環境から獲得するデータは不確実性や不完全性が伴う。



13.5 ロボット制御の問題

自律性

実世界環境の中で、システムが長時間外部からの制御なしに動作可能である性質。



生物は自律型システム

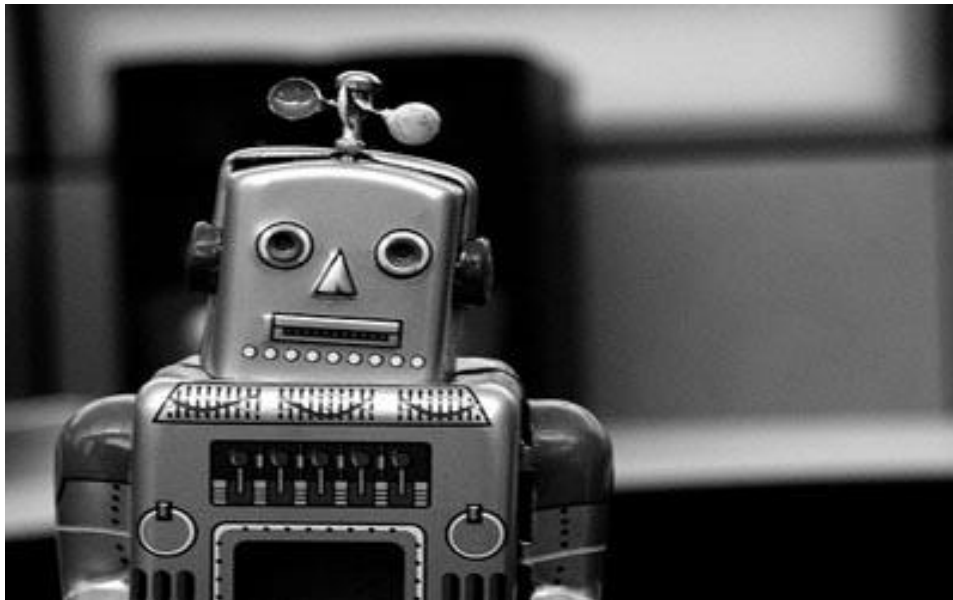
- ✓動的な環境の中で長時間生存できる
- ✓内部構造や内部処理を維持し
- ✓栄養補給のための物質の位置同定・獲得のために環境を利用する
- ✓様々な行動（摂食、採取、交配など）を行うことができる
- ✓環境変化に適応することができる。

現在のロボットは完全な自律性を持たない

ほとんどのロボットは、高度に構造化された状況以外では長時間、実世界で稼働し有益なタスクを実行する能力を持たない。

ロボットに対する人間の要求

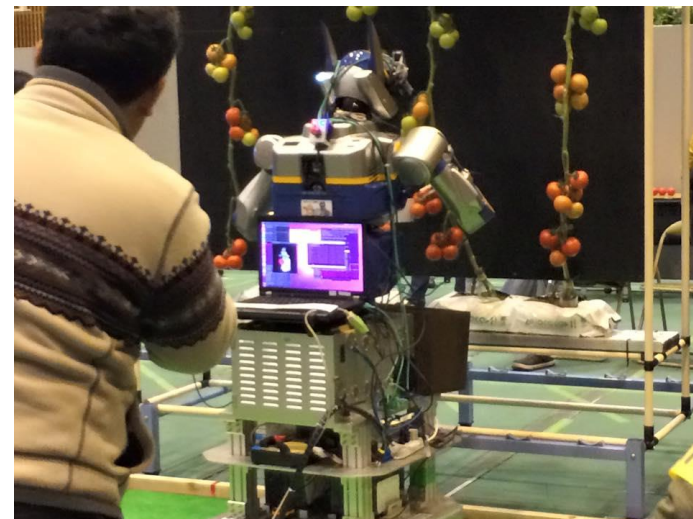
- 1) 精神的苦痛を代行してほしい、人間の尊厳を守る存在がほしい
- 2) ちょっと便利な手伝いがほしい…家事の手伝い
- 3) 自分の仕事を楽にしてくれる道具がほしい…身体性の拡張



- 4) 自分の分身を別の時空間で操作したい…テレロボティクス
- 5) 自分を豊かにしてくれる存在がほしい…癒しロボット
- 6) 人間を知るための有効なツールがほしい…知能研究ロボット

ロボティクス（ロボット工学）

- コンピュータで制御された機器を通じて物理世界を知覚し操作する事象を扱う
- ロボットは物理世界に存在する非常に多くの不確実さに対処しなければならない



ロボット環境（robot environment）



- 本質的に予測不可能である.
- 組み立てラインのような限定的な環境では不確実さが小さいが、屋外環境や人間が周囲に存在するような環境では様々な情報が予測不能になる.

センサの不確実性

- センサは何でも感知できるわけではない.
- センサの有効範囲や分解能は物理的限界に支配される.
- 雑音の影響を受ける.
- センサは壊れる場合がある
(センサの欠陥を検知することは難しい問題である) .



アクチュエータの動作の不確実性

- モータなどの駆動系には予測不能な要素がある.
- 制御ノイズ, 経年劣化, 故障などが要因で不確実性が生ずる.



実装ソフトウェアの不確実性

- 実世界のモデルにはすべて近似を伴う.

- ロボットに実装される内部モデルは, 実世界の限定的な抽象化に過ぎないためモデル化されない事象に対する不確実性が存在する.

- アルゴリズムの近似によっても不確実性は生ずる.

例えばロボットは実時間システムであるが, アルゴリズムの多くは離散時間で実装される. ロボットに実装されるアルゴリズムの多くは近似計算を含み, 正確さを犠牲にして実時間応答性能を得ている.

確率ロボティクスとは

- ④ 「**ロボットの知覚と行動に関する不確実性**」に特に注目する
比較的新しいロボット工学の取り組みの一つ.
- ④ 確率論の演算を用いて「**不確実性**」を陽に表現する.
- ④ ある推定に対して、結果を「最も妥当な一つの推定値」で表すのではなく確率分布として推定情報が表される.
→ 「**あいまいさ**」や「**信頼度**」を数学的に表すことができる.
- ④ 「**不確実性**」を考慮することによって、行動を慎重にしたり、不確実性を減らすようにロボットを行動させることができる.
- ④ ロボットが不確実さに直面した時に「**きわどい行動**」を回避させることができる.