ヒューマンコンピュータインタラクション特論
第10回

情報理工学部門　複合情報工学分野
Human-Computer Interaction (HCI) 研究室
小野哲雄（8-12室）
tono@ist.hokudai.ac.jp

授業計画 (予定)

1. 10/1(火) 4限 (小野) HCI入門
2. 10/4(金) 3限 (小野) HCI概論
   10/8(火) 4限：**[休講]**
3. 10/11(金) 3限 (小野) HCI概論(2) # 論文発表の説明
4. 10/15(火) 4限 (小野) HCIの構成原理と構成方法(1) # 登録開始
5. 10/25(金) 3限 (小野) HCIの構成原理と構成方法(2)
6. 10/31(木) 4限 <- 火曜授業 (小野) **[論文発表1(1)]**
7. 11/1(金) 3限 (小野) **[論文発表1(2)]**
8. 11/5(火) 4限 (小野) ヒューマンロボットインタラクション(HRI) # 説明
9. 11/8(金) 3限 (小野) ヒューマンエージェントインタラクション(HAI) #登録
10. 11/12(火) 4限 (小野) HRI/HAI & Predicting Human Decision-Making
11. 11/15(金) 3限 (小野) Predicting Human Decision-Making
12. 11/19(火) 4限 (坂本) HCIにおける実験と評価(1)
13. 11/22(金) 3限 (坂本) HCIにおける実験と評価(2)
14. 11/26(火) 4限 (小野) **[論文発表2(1)]**
15. 11/29(金) 3限 (小野) **[論文発表2(2)]**

Predicting Human Decision-Making

- HCI, HAI/HRI におけるPHDMの重要性
- 意思決定におけるモデルとは？
    - モデルとは「行動に依存した状態の変化を予測するもの」
    - 数学的には条件付き遷移確率
      P(next state | current state, action)
      として定義

- 知覚・行動・他者の思考の推論(意識)
    - 自由エネルギー原理 (free-energy principle, Karl Friston)
    - 予測符号化 (predictive coding,Karl Friston)
    - 統合情報理論 (integrated information theory, Giulio Tononi)

↓

ベイズ推定 (確率ロボティクス)

(Human-Agent Interaction (HAI))
Human-Robot Interaction (HRI)

今日の講義の概要

- 人とロボットの共生
  - ロボット(エージェント)が存在する意味

- コミュニケーションロボット
  - なぜ Pepper が街中でうなだれているか？

- 確率ロボティクス
  - フィールドで役に立つロボットの実装

人とロボットの共生
ロボット(エージェント)が存在する意味

“ノイズ”が人間を協調させる!? (1)

- Shirado, H. & Christakis N. A. (2017)

  Locally noisy autonomous agents improve global human coordination in network experiments,

  Nature, Vol. 545, pp. 371-374, May 2017.

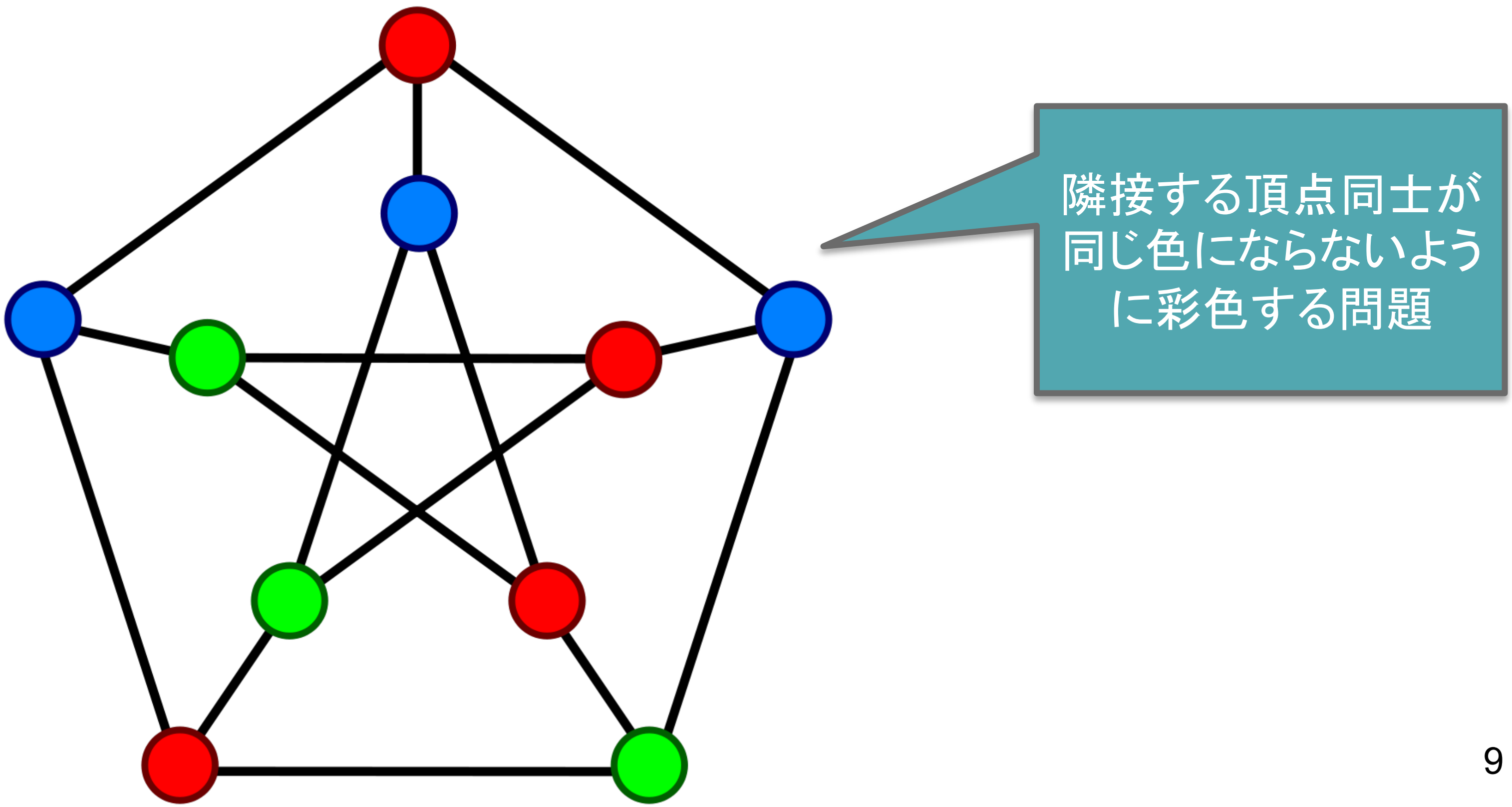
- 概要
  - 人工エージェントのローカルノイズがネットワークの人間の協調を促進させる
  - 局所最適から全体最適を導くためにノイズをシステムに加えるという方法がある ➡ 人同士でも成立
  - 10%ランダムな振る舞いをするボットを、ネットワークの中心に配置した集団が、もっとも早くグラフ彩色問題を解ける

“ノイズ”が人間を協調させる!? (2)

– 社会全体のことを考えたボットのデザインは、個人の満足度を高めるだけではそこに至らない可能性がある
– 重要なことは**人と人のつながり**。社会的ネットワークでも「**触媒**」のような働きを果たすボットをデザインする方法はある

研究の概要 (1)

- 実験では Amazon mechanical turk を使用
- 協調行動の評価➡グラフ彩色ゲームを解く時間

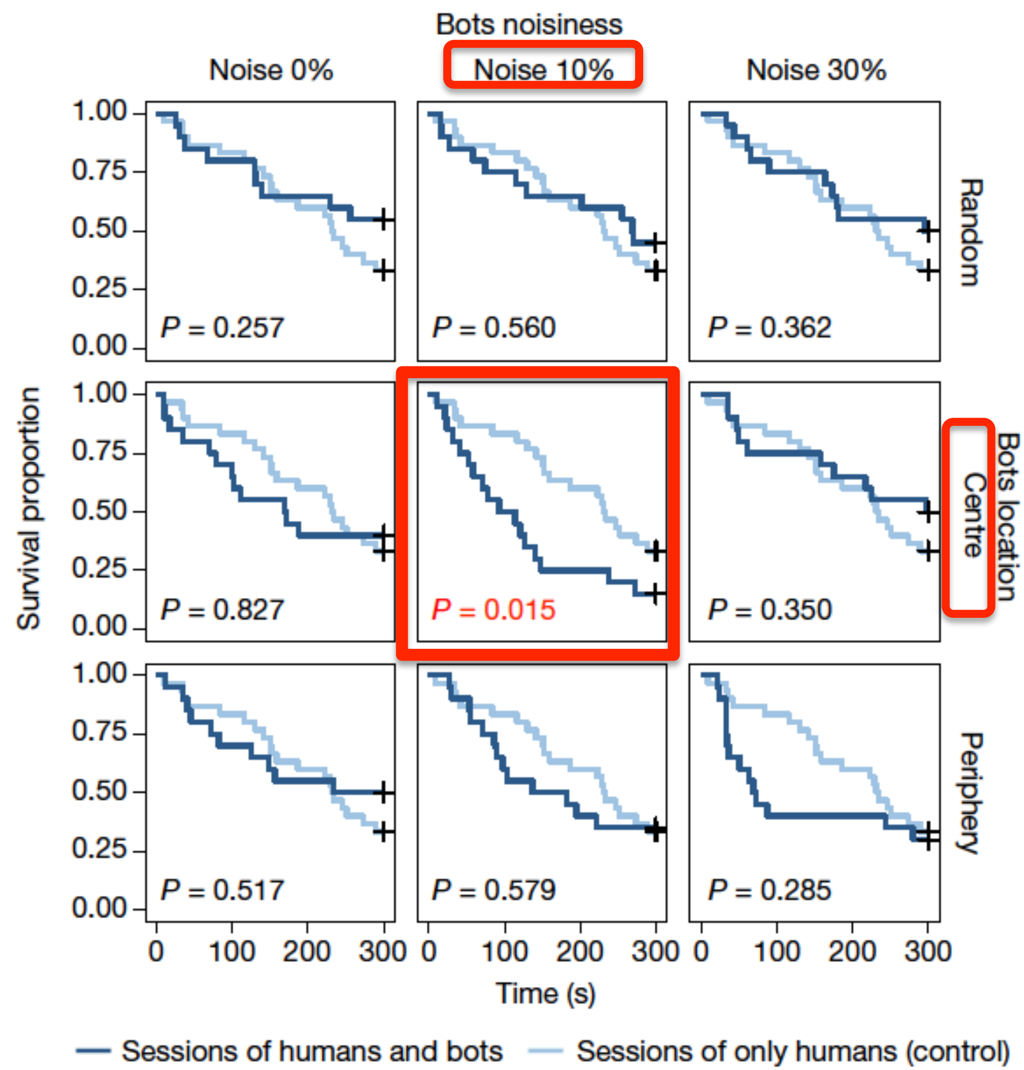


研究の概要 (2)

- 局所最適から全体最適を導くためにノイズをシステムに加えるという方法がある

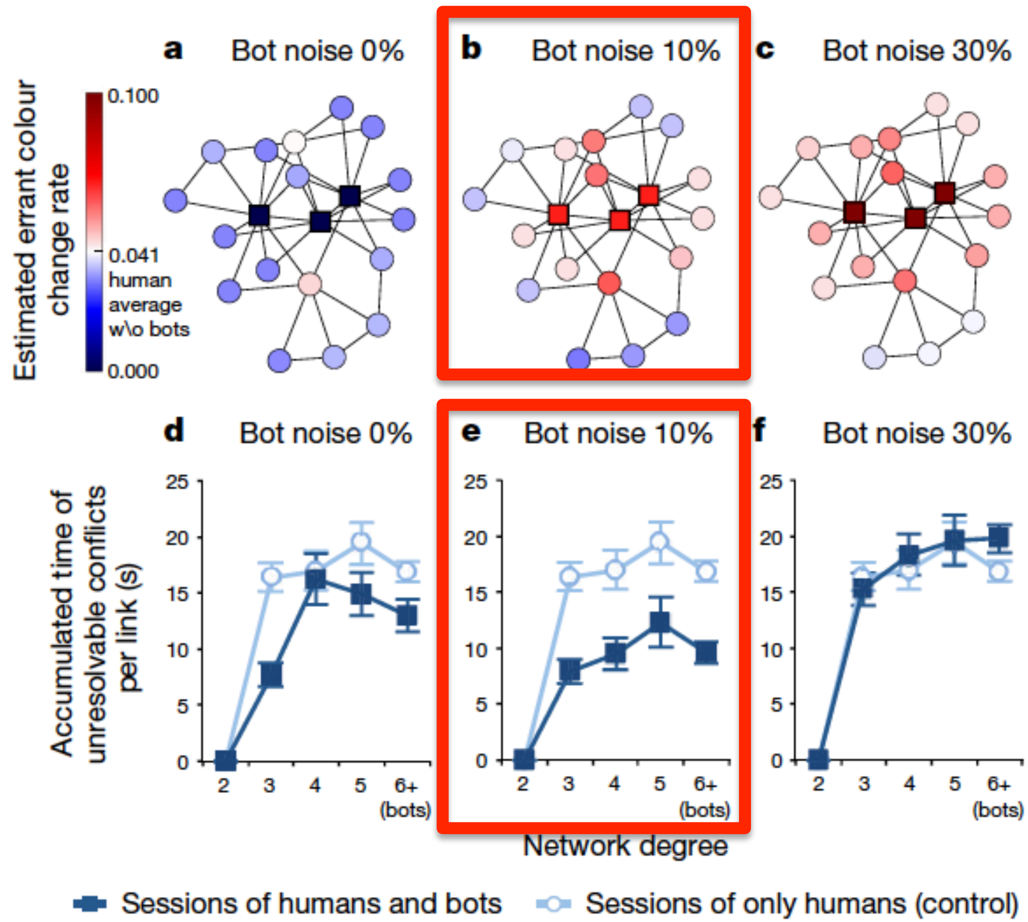
  ➡ 人同士でも成立

- 10%ランダムな振る舞いをするボットを、ネットワークの中心に配置した集団が、もっとも早くグラフ彩色問題を解ける



研究の概要 (3)

- 人工エージェントのローカルノイズがネットワークの人間の協調を促進させる
- 社会全体のことを考えたボットのデザインは、個人の満足度を高めるだけではそこに至らない可能性がある



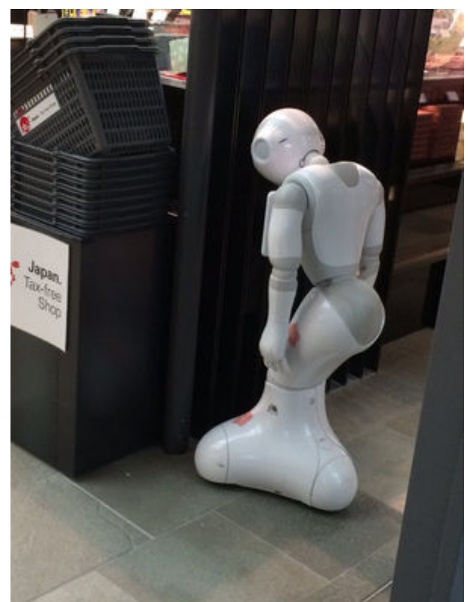
HAI, HRI 研究への示唆

- 重要なことは人-人、人-ボットの「**つながり**」
  - 1対1のインタラクションよりも、社会的な関係性の中でのインタラクション
- 社会的ネットワークでも「**触媒**」のような働きを果たすボットをデザインする方法はある？
  - 現在、ロボットはグローバルな情報を持ち得る (Bot noise 0%) ➡ 協調問題を解決できない
  - 局所最適を解決できるのは何か？ (適度な noise?
  ➡ つまり「設計」できない？

コミュニケーションロボット
なぜ Pepper が街中でうなだれているか？

コミュニケーションロボットの問題点

- 悲惨な状況の Pepper？
- 理由
  - “特定のタスク”だけに対応 ➡ コミュニケーションに飽き
  - 状況 (環境) と乖離した“作り込まれた”動作・応答
  - “自律性”の欠如

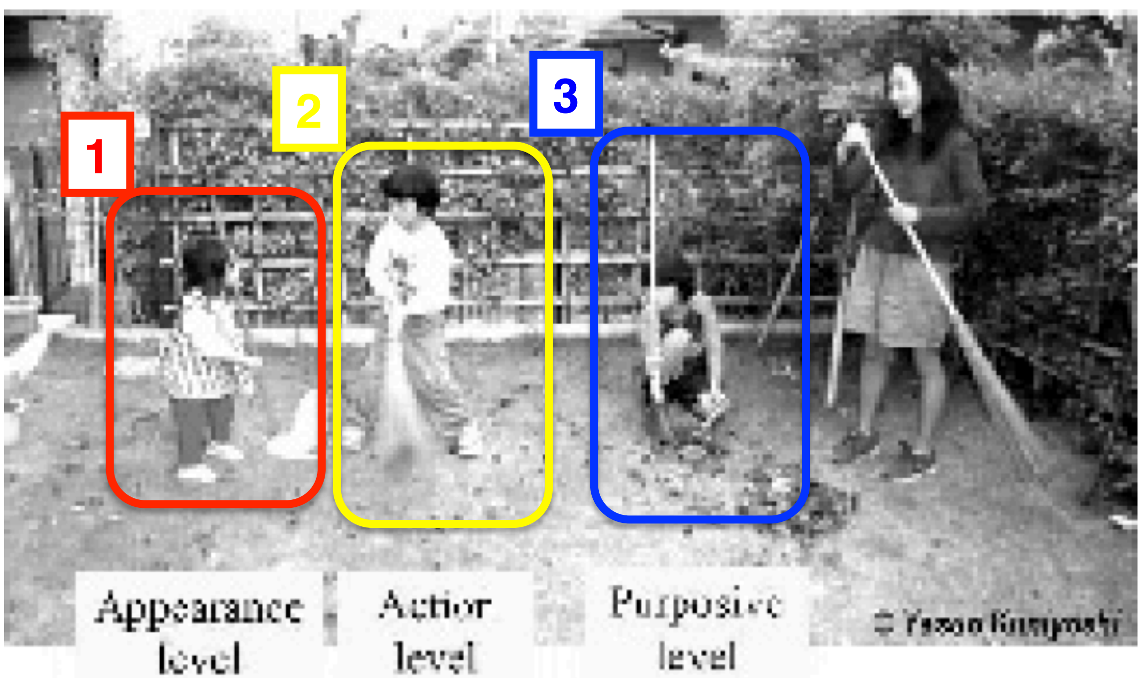


ロボット模倣の創発・発達的構成論 (1)

- 國吉康夫 (2005)
  - ロボット模倣の創発・発達的構成論へむけて、バイオメカニズム学会誌、Vol. 29、No. 1.
- ロボット模倣機能
  - 究極の作業教示法：組立作業、剣玉遊びなど
    ⇐人間がモデル化し、行動生成をプログラム
  - 人間の認知の理解への構成論的アプローチ
    ⇒自律性、概念獲得、他者認知(自他分離)など
    ⇒コミュニケーション・協調へ
- しかし、本当に必要な新奇なタスクや状況(open-endedなタスク)へ適用できていない
- 模倣の創発・発達的構成論 ⇒ 身体性に基づく行動創発と模倣の発生

ロボット模倣の創発・発達的構成論 (2)

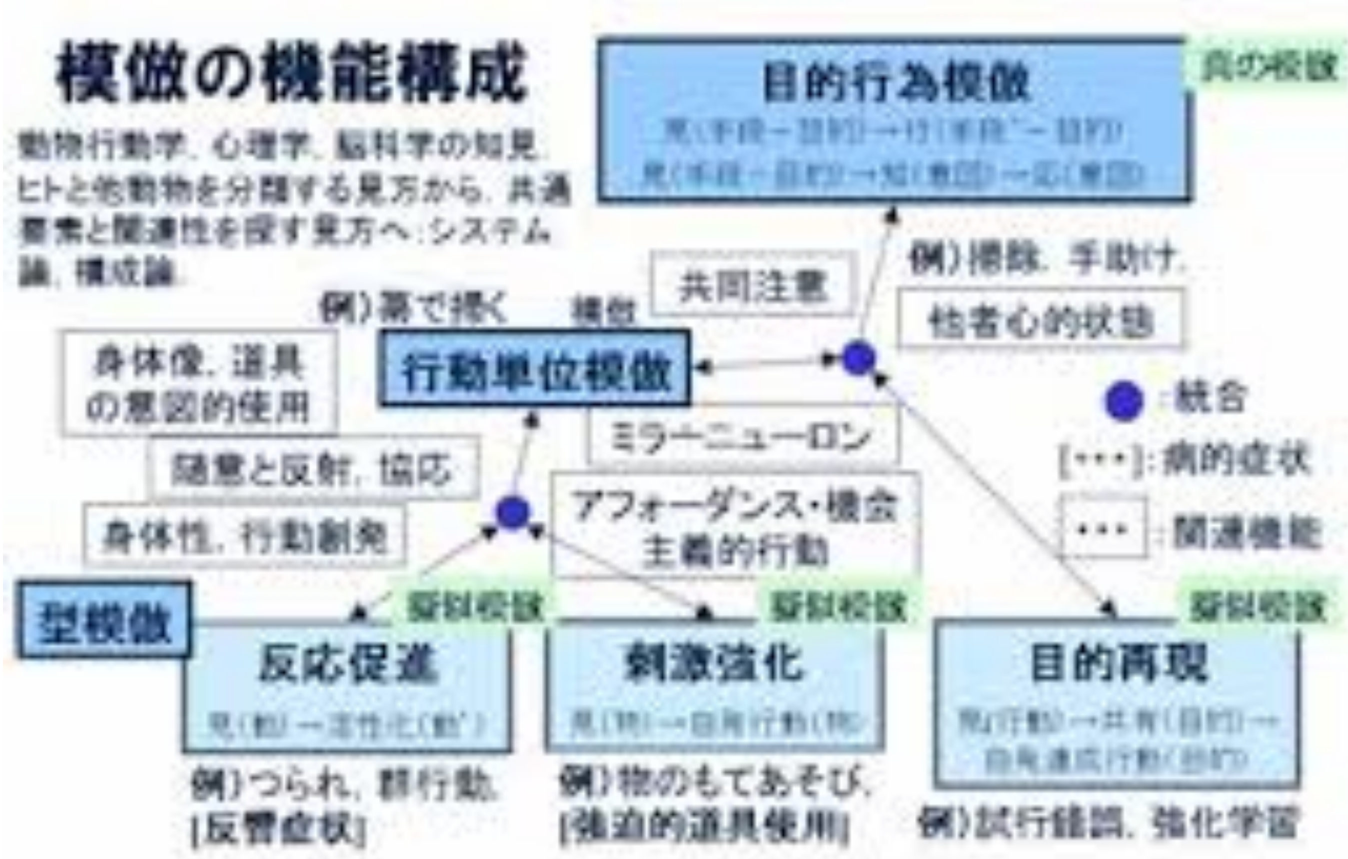
– 模倣のレベル
1. **型模倣**：モップを持って母親の行為のまね
2. **行動単位模倣**：同じ竹箒で同じ動作をするが、落ち葉を掃き散らかすだけ
3. **目的行為模倣**：別の道具で、まったく違う姿勢・動作で目的(落ち葉の掃除)を実現



機能を構成する観点からは、**3. 目的行為模倣**の方がより多くの機能単位を統合する

ロボット模倣の創発・発達的構成論 (3)

– 模倣の機能構成



ロボット模倣の創発・発達的構成論 (4)

– 構成的なロボット模倣の創発
1. 身体を駆動して**運動を自律的に発生**
2. 身体と環境の性質により**不変構造が発生**
3. そのような**構造を自律的に探索**
4. 身体性に適合した**複数の行動パタンを発生するメカニズムを獲得**
5. 自己の運動指令と自己身体の視覚像の**時空間パタンの学習**
6. **反応促進を形成**するメカニズムを構築

身体性に起因する“コツ”を自律的につかむ

ロボット模倣の創発・発達的構成論 (5)

– ロボット模倣の具体的な実装

1. 複数のカオス写像を結合すると、各要素がばらけようとする傾向と収束しようとする傾向が競合し、多様な部分的協調パタンが発生

   ⬇

2. ロボット身体の各自由度ごとに、センサ情報を対応するカオス写像に入力 ➡ 出力でモータを駆動

   ⬇

3. 各写像は、身体全体の動力学、つまり時間変化する非線形関数により結合される＝**身体-環境相互作用**

   ⬇

4. **不変構造**の探索

ロボット模倣の創発・発達的構成論 (6)

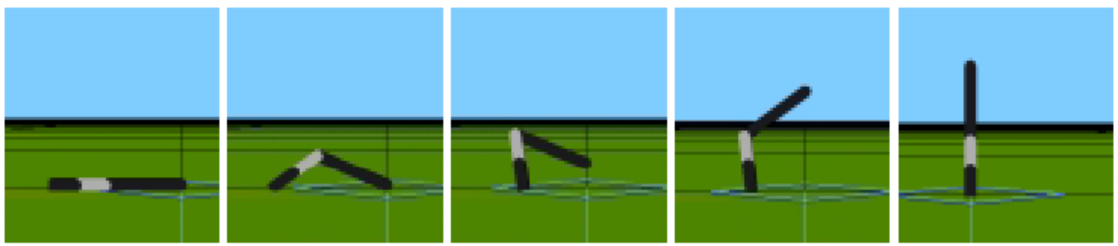
– ヒューマノイドの起き上がり動作

組み込みプリミティブなし、評価関数なし ➡ 純粋に身体性に適合した運動のみを、開放系としての模倣における運動発生機構のみ

強化学習によるロボットの起立動作

[文献] 森本淳，銅谷賢治，階層型強化学習を用いた実ロボットによる起立動作の獲得.

- 階層型強化学習を導入し、内部モデルを用いた仮想的な学習の結果をもとに、実ロボットで学習を行うことで、起立動作を獲得



シュミレーションによる上位階層の行動系列（粗い探索）

実ロボットによる下位階層の行動系列

確率ロボティクス
フィールドで役に立つロボットの実装

確率的アプローチの優位性

– 「実世界で動く知的システム」での優位性
- 自律ロボット(確率ロボティクス)
  - DARPAアーバンチャレンジ、つくばチャレンジ
- 対話システム(確率的対話制御)
  - POMDP (部分観測マルコフ決定過程)
- 自然言語処理
  - 確率的言語モデル、統計的機械翻訳
- 自動運転車
  - Google self-driving car
- AlphaGO
  - 特に、policy networkにおける確率的勾配降下法

AIや認知科学の歴史を振り返ると

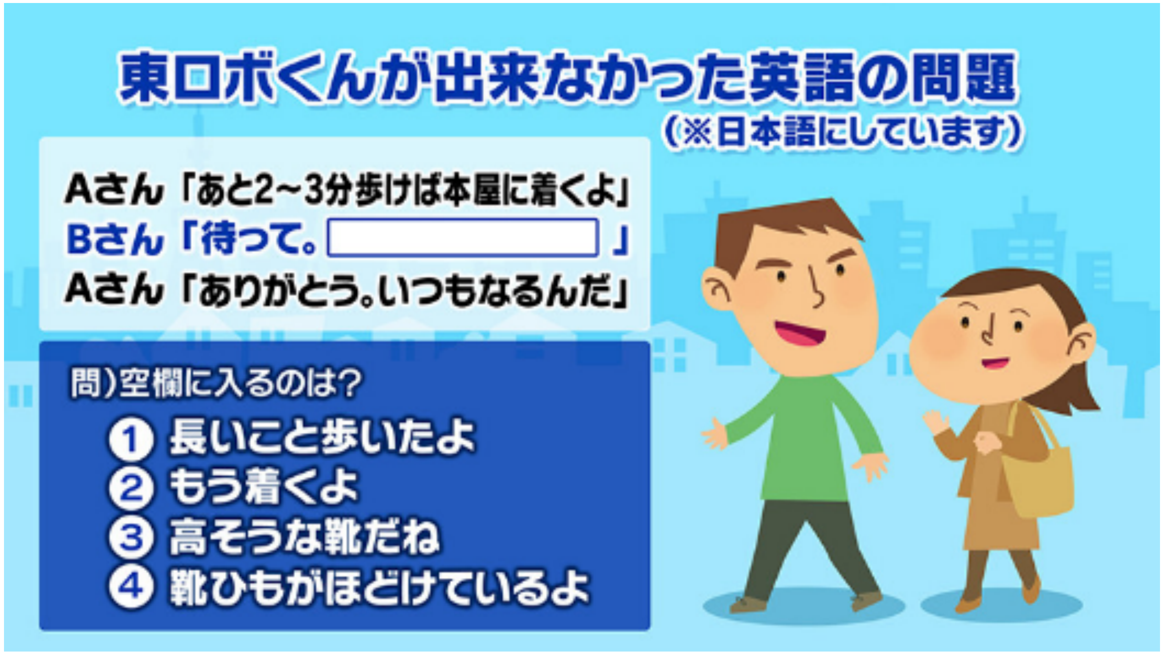
- **情報処理的アプローチ・記号的人間理解**
  - 1950〜1980年代
  - 明示的な記号とアルゴリズムからなる知性
  - 例：探索と記号推論、マイクロワールド、Prolog、エキスパートシステム (知識表現)
  - 問題：環境との相互作用は考慮しない
- **環境との相互作用・身体性認知科学**
  - 1990〜2010年代
  - 身体、行為、環境との相互作用をとおして人の知性の解明と実現へ ➡ 有用なツールの構築
  - 例：機械学習、確率的アプローチ、ビッグデータ
  - 問題：随伴性、期待報酬に基づく動物レベルの知性

今後何が重要なのか？

– “東ロボくん”プロジェクト
  - 2011年に立ち上げられたプロジェクト「ロボットは東大に入れるか」において研究・開発が進められた人工知能の名称
  - 2016年の模試： 5教科8科目で偏差値57.1
  - 2016年11月 東大合格は不可能と判断し開発を断念！
– **「AIは“意味”を理解していない」** (リーダ：新井)
  - 国語や英語の「読解力」の改善は不可能！
  - 現在の会話できるAIは、確率・統計・検索による！

「意味」理解できないとは？

– 例：英語の試験問題



東ロボくんの答：②「長いこと歩いたよ」

確率モデルによる実用化

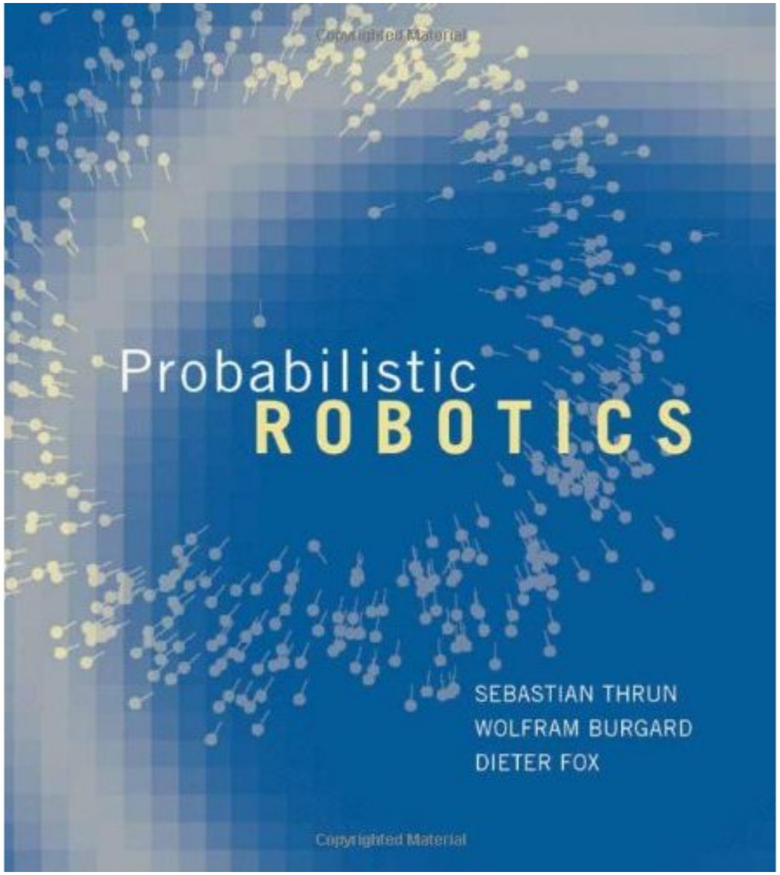
ー『確率ロボティクス』ー

参考文献：確率ロボティクス

“Probabilistic ROBOTICS”（『確率ロボティクス』

Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox

The MIT Press, 2006.



自律ロボットの動作事例

- 移動ロボットの位置推定（Mobile Robot Localization）
- 地図生成（Mapping）
- 計画と制御（Planning and Control）

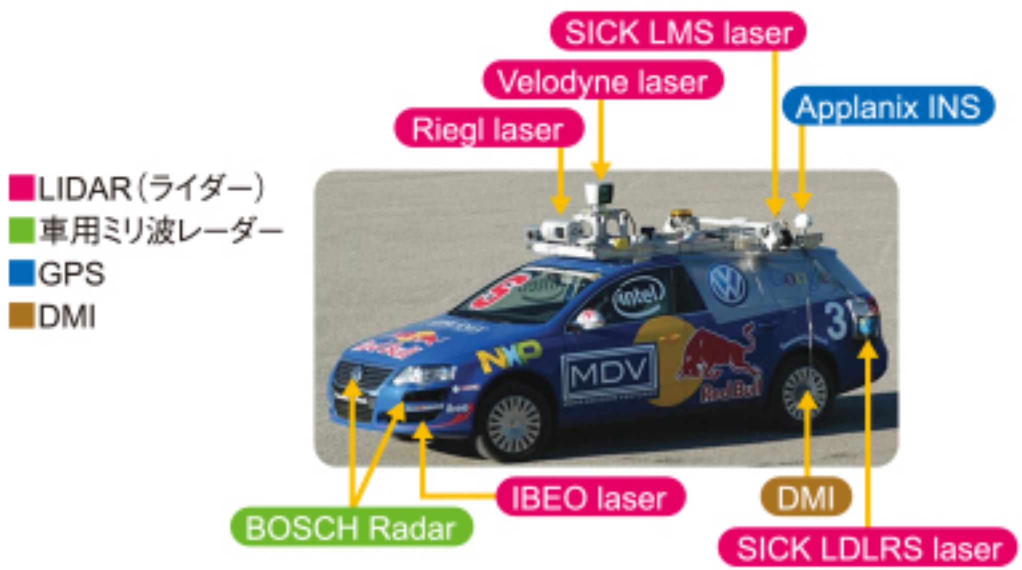
MINERVA
Carnegie Mellon's Robotic Tourguide Project

スミソニアン博物館のツアーガイドロボット

MINERVA (CMU)

Google Self-Driving Car

- 公道での試験運転を許可（2012年5月ネバダ州、現在はフロリダ州、カリフォルニア州、ミシガン州が許可）
- 技術的な特徴
  - Google Chauffeur：自動運転を制御するソフトウェア
    GPS＋環境認識(レーザースキャナ、センサなど）＝自動運転
  - LIADER：レーザーレーダー(15万ドルの機器のうち7万ドル)
    64個のビームレーザーで環境の3Dマップを生成



Google Self-Driving Car

「確率ロボティクス」の概要

(ざっくりとした)概要 (1)

- 確率ロボティクス (probabilistic robotics)
  - ベイズの定理、マルコフ過程、最適制御理論を土台として自律ロボットの知覚と行動を扱う研究分野
  - Thrunらの“Probabilistic ROBOTICS” でさらに注目
  - 現在、SLAMライブラリ (Cartographerなど) によりオープンソース化 (コモディティ化)
- 確率ロボティクスのポイント！
  - マルコフ過程の導入

  ➡ 連続系を扱う**「制御理論」**＋離散系を扱う**「人工知能研究」**
    - » 例：チェスを制御として捉える、アクチュエータの制御をマルコフ連鎖で捉える
  - つまり、単に「確率」を扱うロボティクスの一分野ではない

⬇

制御工学と計算機科学の別々の研究を確率過程で再記述するための道具

(ざっくりとした)概要 (2)

- 確率ロボティクスの課題
  - 想定外の事象（誘拐ロボットの問題）
    - マルコフ過程の式を大きく超えて遷移するような場合、解決法がなくなる
    - つまり、$p(x_t|u_t, x_{t-1})$ に滅多に起こらない事象を反映できない
  - 尤度の設定に関する問題
    - 尤度関数 $p(y|x)$ はユーザが勘と経験で決める？
  - 「次元の呪い」(Bellman)
    - 空間の次元が増えると問題の算法が指数関数的に増大
    - 価値反復を解く際に計算量が爆発する POMDPを解くためのアルゴリズムをえることができる？
    - 身体性の制約が計算量の問題を解決する？

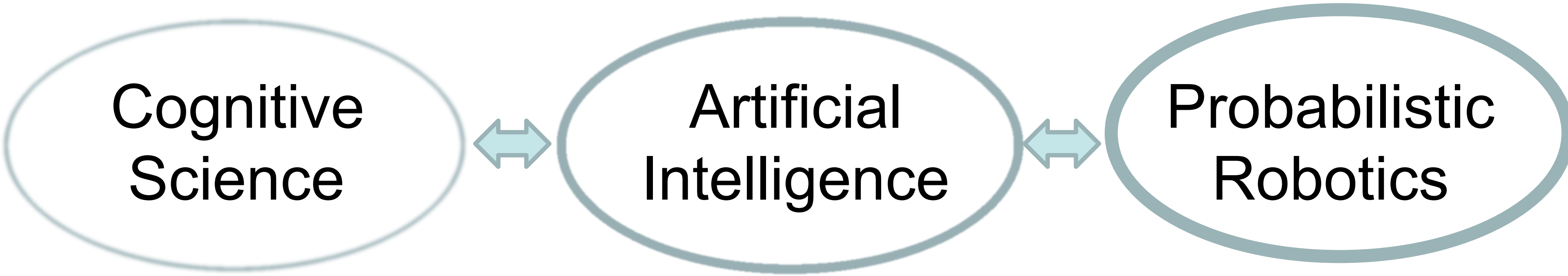
『確率ロボティクス』とは？

– 確率ロボティクスの特徴:
  - 知覚と制御に関するロボティクスの一分野
  - 情報の記述や行動決定のために確率・統計を駆使

– 参考文献 “*Probabilistic ROBOTICS*”の特徴:
  - アルゴリズムの説明に重点を置く
  - すべてのアルゴリズムは、**1つの基礎理論（ベイズ則およびベイズフィルタ）**に基づく

(1) 疑似コードによる実装例の記述
(2) 公理からの数式展開
(3) 多くの実験結果とそれらに対する議論

“確率”ロボティクスの有用性



人間の“知能”を実現

- 「ロボット」を研究対象としている人 ⇒ ロボットシステムを設計する際の基礎に！
- 「実世界」を研究対象としている人 ⇒ センシング、位置推定など不確かさを含むシステムの設計・解析に！
- 「理論」に近い分野を研究している人 ⇒ 重要！
- 「シミュレーション」に基づく研究をしている人 ⇒ 物理シュミレーション？

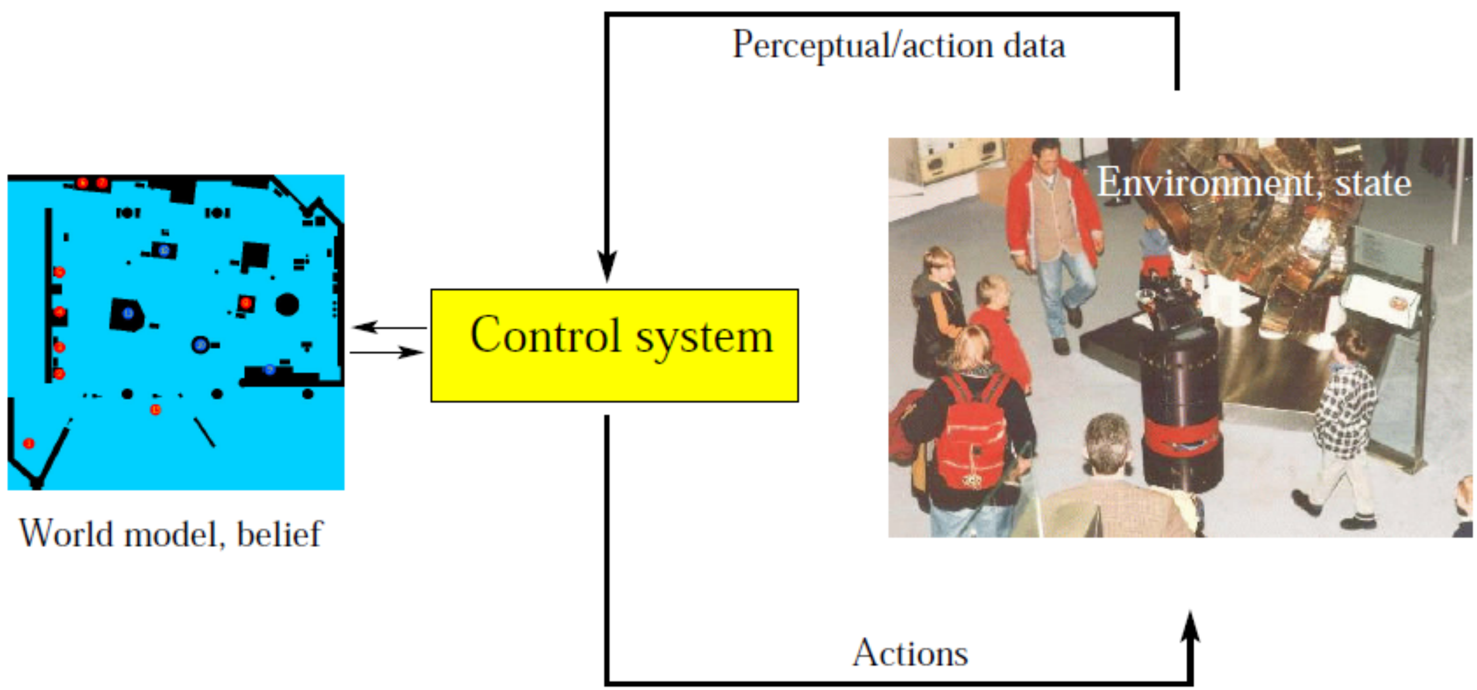
ロボティクスにおける不確実さ
（*1.1 Uncertainty in Robotics*）

– ロボットシステムは物理世界にあり、センサを通じて環境を知覚し、物理的な力で操作を行う
– 不確実性の要因
  - ロボットの環境: 工場の組み立てラインではない
  - センサ: 有効範囲や分解能の問題
  - ロボットの動き: 制御ノイズ、故障など
  - 内部モデル: 抽象化による近似の誤差
  - アルゴリズムの近似: 実時間の制約

– 不確実さへの対処 ⇒ 確率ロボティクス ⇒ <u>ロバストな実世界ロボットシステムの実現</u>

ロボットと環境の相互作用

– 環境との相互作用 ⇒ 不確かさ ⇒ 世界モデル(world model)と信念(belief)を維持・更新
  - 環境のセンサ計測(*Chapter 6*)
  - 制御動作(*Chapter 5*)



ベイズフィルタ

– すべてのアルゴリズムは、1つの基礎理論（ベイズ則およびベイズフィルタ）に基づく

World model, belief

Actions

Perceptional/action data

Algorithm Bayes_filter($bel(x_{t-1}), u_t, z_t$)**:**

  for all x_t do

    $\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t \mid u_t, x_{t-1})\, bel(x_{t-1})\, dx_{t-1}$

    $bel(x_t) = \eta\, p(z_t \mid x_t)\, \overline{bel}(x_t)$

  endfor

  return $bel(x_t)$

“確率ロボティクス”

(1.2 Probabilistic Robotics)

- 確率ロボティクスの鍵:
  - 確率論の演算を用いて不確実さを陽に表現すること
    ⇒ 不確実さを「考慮」、もしくは「減少」させる
- 例:移動ロボットの自己位置推定(次のスライドも参照)
  - 外界の座標系 ⇔ ロボット座標を推定

移動ロボットの自己位置推定の例

信念（確率密度関数）

一様分布

センシングデータ
⇒ 信念の更新

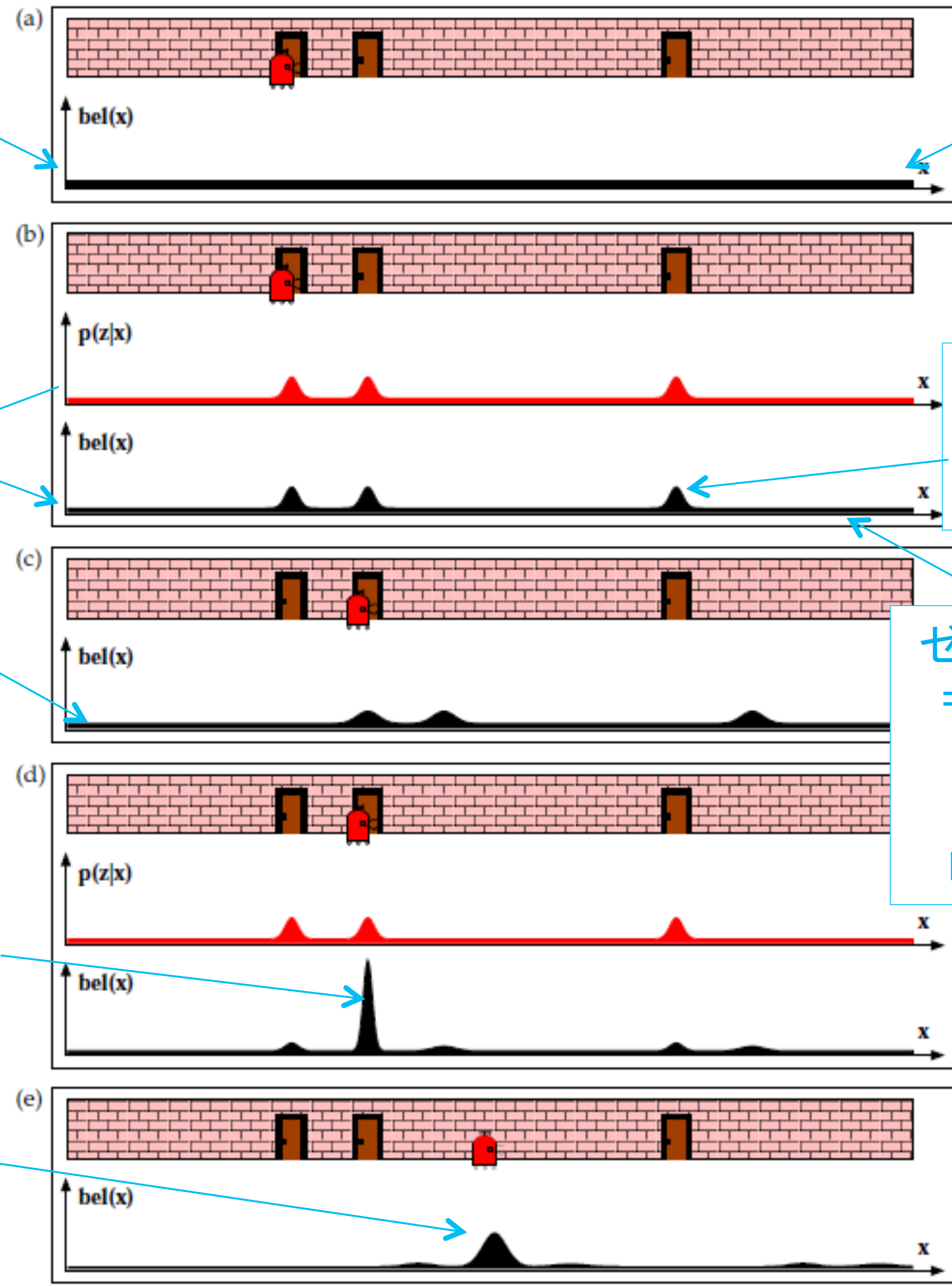
自己位置に対する3つの仮説

ロボットの移動の不確実さ

ゼロではない
＝センサの不確実性
↓
ロバスト性

1つのドアに高い確信度
⇒ 自己位置推定

自己位置推定可能



ベイズフィルタ

- ベイズフィルタはロボティクスにおいて「信念」を計算するための原理的アルゴリズム
  - 例：時刻t-1の信念$bel(x_{t-1})$ から時刻 t の信念$bel(x_t)$を計算

状態　制御

信念　計測

予測

Algorithm Bayes_filter($bel(x_{t-1}), u_t, z_t$**):**

時刻 t-1 の信念

for all x_t do

$\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t \mid u_t, x_{t-1})\, bel(x_{t-1})\, dx_{t-1}$

$bel(x_t) = \eta\, p(z_t \mid x_t)\, \overline{bel}(x_t)$

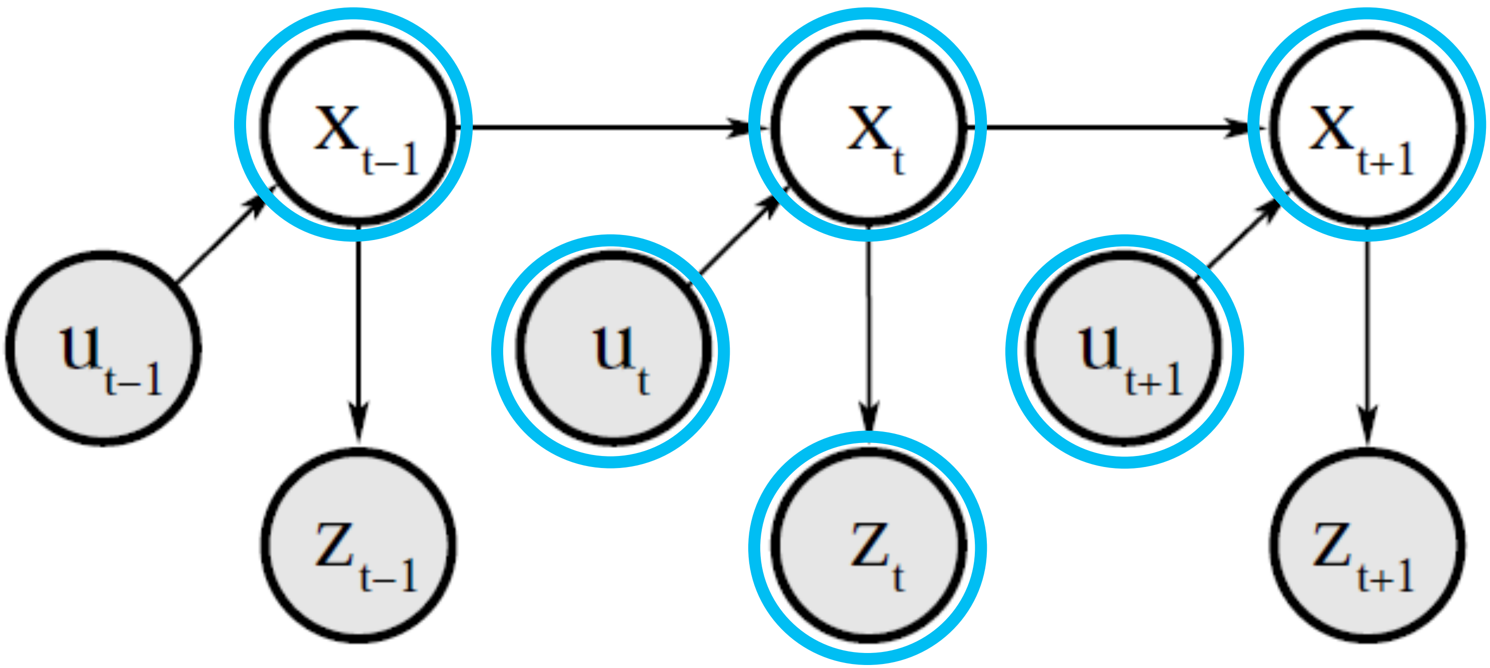
endfor

return $bel(x_t)$

計測更新

ダイナミックベイズネットワーク

– 制御 u_t、状態 x_t、計測 z_t の推移特性を表現
– マルコフ性を利用 ⇒ 音声認識などに用いられる隠れマルコフモデル（HMM; Hidden Markov Model）と同様



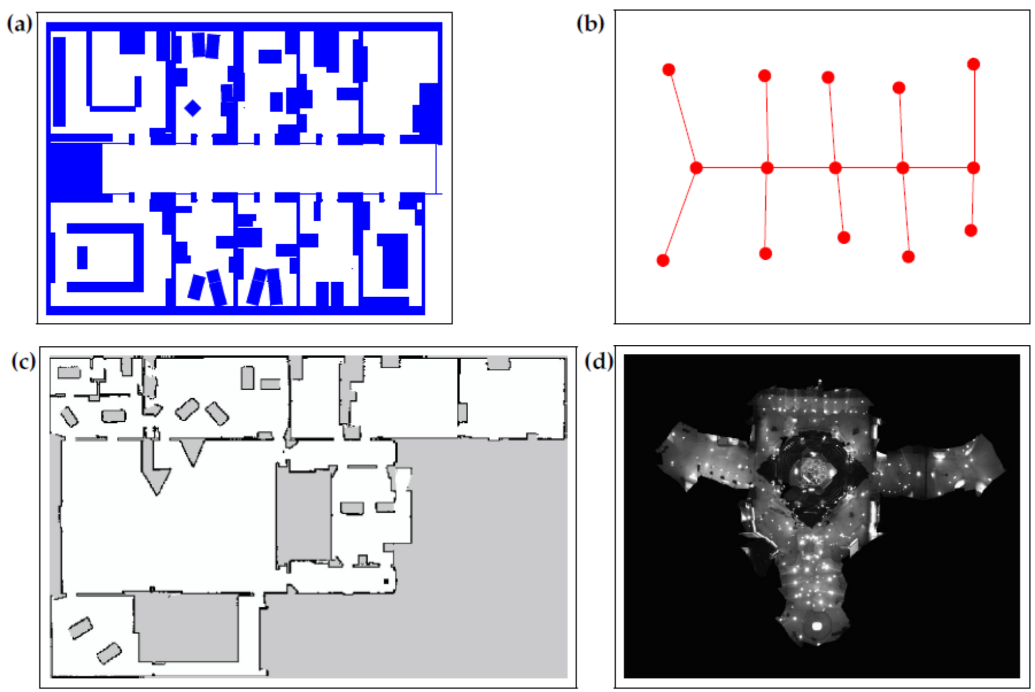
位置推定

(*Chapter 7-8 Localization*)

– 移動ロボットの位置推定：

- 位置推定は、地図の座標系とロボットの局所座標系を関連させる過程 ⇒ 時系列データの統合が必要
- 地図表現方法：

(a) 人間が描いた二次元のメトリックレイアウト、(b) グラフ状のトポロジカルマップ、(c) 占有格子地図、(d) 天井のモザイク画像



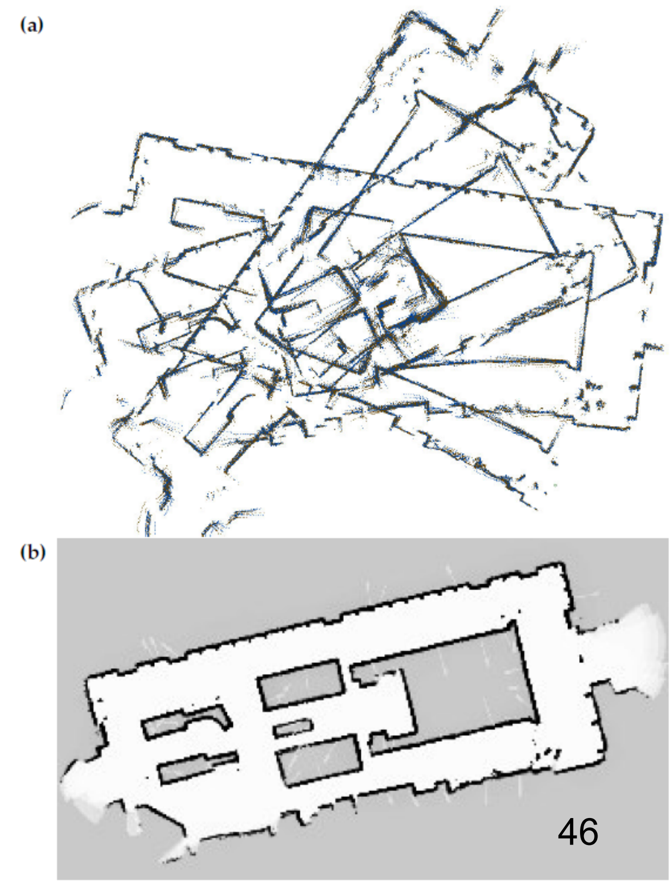
地図生成

(*Chapter 9-13 Mapping*)

- 地図の生成:
  - 地図生成はロボットにとって、真に自律的になるための重要な能力
  - 地図作成に関わる要因:
    - サイズ、知覚や動作の雑音、知覚の多様性、ループ
  - 地図作成の例:

    (a) 生のオドメトリ情報とレーザレンジファインダにより作られた地図

    (b) 占有格子地図



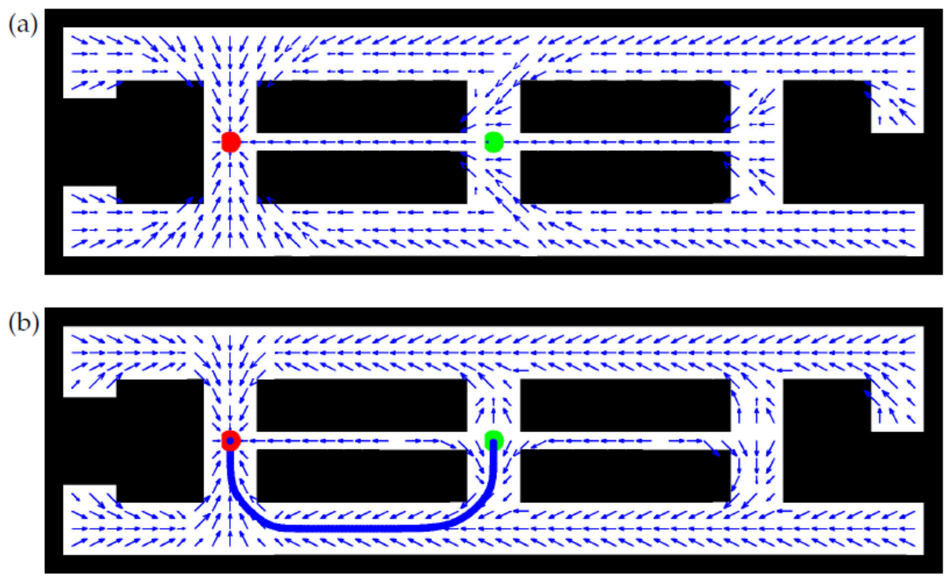
計画と制御

(*Chapter 14-17 Planning and Control*)

- 確率的な計画と制御:
  - 動作の結果生じる不確かさ
  - 知覚の不確かさ
  - 計画と制御の事例:

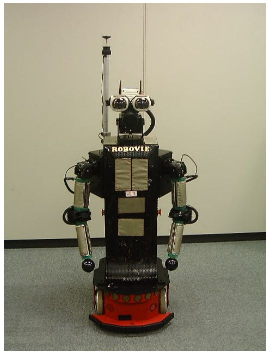
    (a) 決定論的:狭い経路であっても最短の経路

    (b) 非決定論的:行動に不確かさがあるため、壁への衝突するリスクを回避して遠回りの経路



矢印:MDPの価値関数

移動ロボットの確率的な
自己位置推定と地図構築



Robovie
by ATR

Floor mapping robot
by Penobscot Bay

確率の基本的な概念

確率の基本的な概念（1）

- 確率ロボティクス：センサデータから状態推定
- センサ、制御、状態などの値を、すべて確率変数としてモデル化
- X ：確率変数、x：ある値とするとき、確率は以下で表現される（離散値の場合）

$$p(X = x)$$

$$\sum_x p(X = x) = 1 \qquad (p(X = x) \geq 0)$$

確率の基本的な概念（2）

- 連続値：確率密度関数（probability density functions, PDFs）
- 正規分布のPDF（ガウス関数）（平均 μ、分散 σ^2）

$$p(x) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}\right\}$$

厳密な一般化

xがスカラで $\Sigma = \sigma^2$ ならば等価

- 正規分布の略記：$N(x;\mu,\sigma^2)$
- 多変量正規分布：x が多次元ベクトルのとき

$$p(x) = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \sum^{-1}(x-\mu)\right\}$$

- ここで、μ：平均ベクトル、Σ：半正定値対称行列（共分散行列）、転置：上付き文字 T

確率の基本的な概念（3）

- 二つの確率変数 X、Y の結合確率

$$p(x, y) = p(X = x \; and \; Y = y)$$

- XとYが独立ならば

$$p(x, y) = p(x)p(y)$$

- 条件付き確率：$Y = y$であるとき、$X = x$である確率

$$p(x \mid y) = p(X = x \mid Y = y)$$

- 上式は、$p(y) > 0$であるとき

$$p(x \mid y) = \frac{p(x, y)}{p(y)}$$

- さらに、X と Y が独立ならば

$$p(x \mid y) = \frac{p(x)p(y)}{p(y)} = p(x)$$

独立性とその一般化された条件付き独立性は重要！

確率の基本的な概念（4）

– 全確率の定理：条件付き確率の定義と確率測度の公理から導かれる（ $p(y)=0$ であればゼロ）

$$p(x)=\sum_{y} p(x|y)p(y)$$

（離散系の場合）

$$p(x)=\int p(x|y)p(y)dy$$

（連続系の場合）

確率の基本的な概念（5）：ベイズ則

重要！

– <u>ベイズ則：確率ロボティクスでは支配的な役割を果たす</u>
– 条件付き確率 $p(x \mid y)$ をその「逆」$p(y \mid x)$ と関連付ける（ $p(y) > 0$ ）

$$p(x \mid y) = \frac{p(y|x)\,p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x)\,p(x)}{\sum_{x'} p(y|x')\,p(x')}$$ （離散系）

$$p(x \mid y) = \frac{p(y|x)\,p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x)\,p(x)}{\int p(y|x')\,p(x')\,dx'}$$ （連続系）

確率の基本的な概念(6):ベイズ則

- x の値を y から推測 ⇒ y :データ(センサの測定値など)
- 確率 $p(x)$ の分布:事前確率分布(y が考慮される前の X に関する知識)
- 確率 $p(x \mid y)$ の分布:事後確率分布
  - センサデータ y から x を推測したい
    ⇒ 逆確率 $p(y \mid x)$ を用いて計算可能
    (生成モデル)

重要!

状態変数 X が、どのようにセンサ計測値 Y の原因になるかを記述

確率の基本的な概念（7）:
ベイズ則の正規化

– ベイズ則の分母$p(y)$ がx に依存しないことは重要
– この理由から、$p(y)^{-1}$をベイズ則の正規化の記号η

$$p(x \mid y) = \eta p(y \mid x) p(x)$$

– η は計算結果を1に正規化するための記号

確率の基本的な概念（8）

– 他の確率変数 $Z=z$ による条件付け（ $p(y\mid z)>0$ ）

$$p(x\mid y,z)=\frac{p(y|x,z)\,p(x|z)}{p(y|z)}$$

– 独立確率変数の結合確率も同様（条件付き独立性）

$$p(x,y\mid z)=p(x\mid z)\,p(y\mid z)$$

以下も上式と等価

$$p(x\mid z)=p(x\mid z,y)$$
$$p(y\mid z)=p(y\mid z,x)$$

– （*一般に*）条件付き独立性は（絶対的な）独立性を意味しない（逆も同様）

$$p(x,y\mid z)=p(x\mid z)\,p(y\mid z)\ not\Rightarrow p(x,y)=p(x)\,p(y)$$

確率の基本的な概念（９）

– 確率変数 X の期待値

$$E[X] = \sum_x xp(x)$$ （離散系）

$$E[X] = \int xp(x)dx$$ （連続系）

– 期待値は確率変数に対して線形（a, bは任意の数値）

$$E[aX + b] = aE[X] + b$$

– X の共分散

$$Cov[X] = E[X - E[X]]^2 = E[X^2] - E[X]^2$$

確率の基本的な概念(10)

最適な符号化を用いた
場合に必要なビット数

xの出現確率

- 確率分布のエントロピー

$$H_p(x) = E[-\log_2 p(x)]$$

$$H_p(x) = -\sum_x p(x) \log_2 p(x) \qquad \text{(離散系)}$$

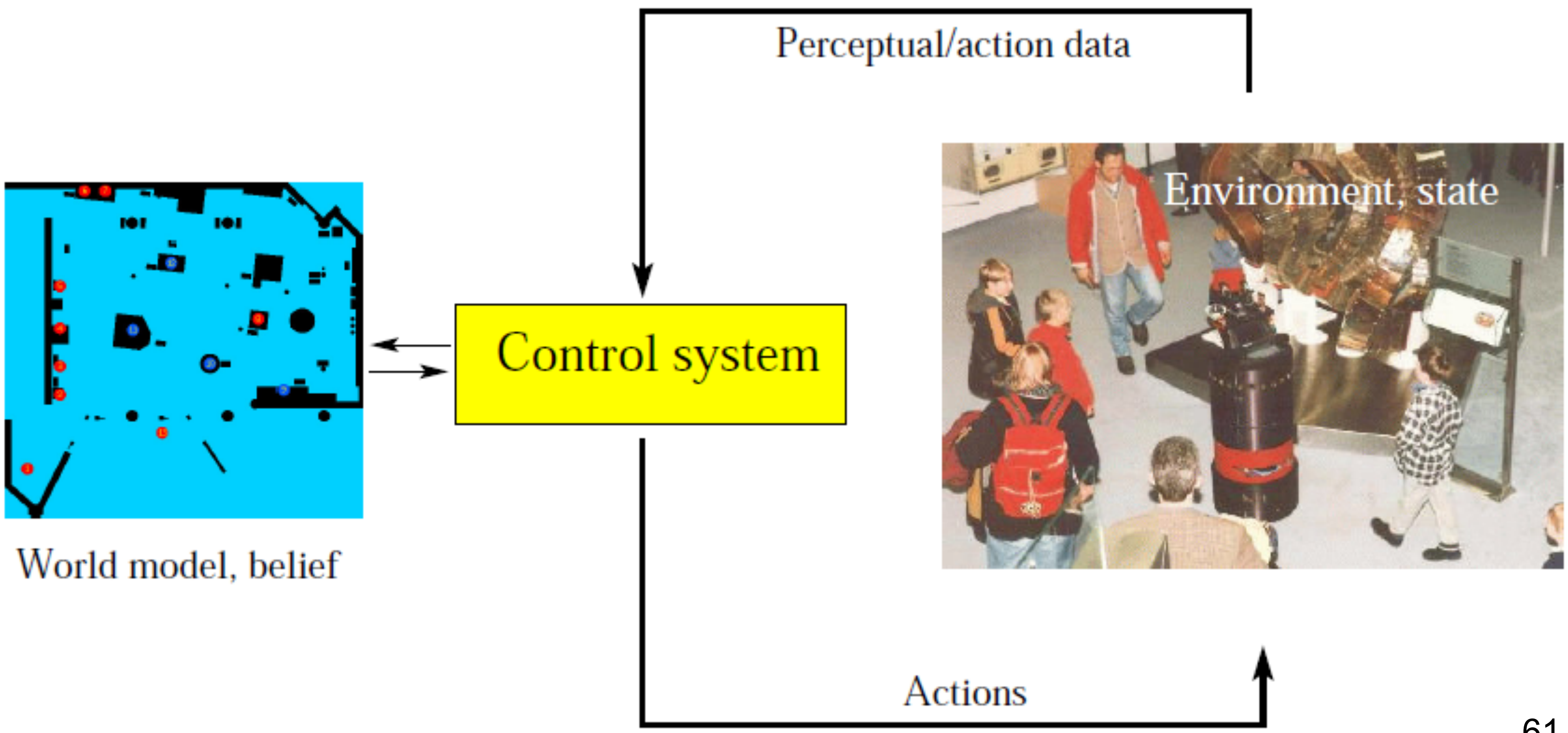
$$H_p(x) = -\int p(x) \log_2 p(x) dx \qquad \text{(連続系)}$$

- エントロピー: xの値が持つと期待される情報量
- 確率ロボティクスでは: ロボットが特定の行動を実行すると、受けるであろう情報量を表現

ロボットと環境の相互作用

ロボットと環境の相互作用

– ロボットは環境の状態に関する内部信念(Internal belief)を維持・更新していく



状態

- 動的状態：時間経過とともに変化
- 静的状態：建物の壁のように不変
- 定式化：
  - 状態：x、時刻tの状態：x_t
  - 完備(complete)：状態x_tが将来を予測するために最善である（他の変数を加えても有益な情報が増えない）
  - マルコフ連鎖(Markov chains)：将来の状態は確率的に遷移するが、影響を与える変数がx_tの他にない
  - 実際のロボットシステムは完備状態を特定することは不可能 ⇒ 計測可能な変数を抜き出す ⇒ 不完備状態(incomplete state)
  - 本書では時間は離散的に扱われる

環境との相互作用

- 環境のセンサ計測（環境計測データ）
  - 計測値、観測、知覚
  - 時刻 t の計測データ z_t
  - 時刻 t_1 から t_2 までに得られたすべての計測値の集合

    $$z_{t_1:t_2} = z_{t_1}, z_{t_1+1}, z_{t_1+2}, \ldots, z_{t_2} \quad (t_1 \leq t_2)$$
- 制御動作（制御データ）
  - ロボットは「常に」制御動作を実行している
  - オドメータ：ロボットの車輪の回転量を計測するセンサ
  - 制御データ u_t：時間 $(t-1; t]$ での状態変化

    $$u_{t_1:t_2} = u_{t_1}, u_{t_1+1}, u_{t_1+2}, \ldots, u_{t_2} \quad (t_1 \leq t_2)$$

確率的発生法則（1）

- 状態 x が完備、制御動作 u の後に計測 z を行うとき

$$p(x_t \mid x_{0:t-1}, \cancel{z_{1:t-1}}, u_{1:t}) = p(x_t \mid x_{t-1}, u_t)$$

完備性ゆえ
u_t だけを考慮

- 上式は、条件付き独立性の例。計測も同様に

$$p(z_t \mid x_{0:t}, z_{1:t-1}, \cancel{u_{1:t}}) = p(z_t \mid x_t)$$

- つまり、ばらつきのあり得る計測値 z_t を予測するためには x_t だけわかればよい
- x_t が完備であれば、過去の計測、制御、状態は関係ない

条件付き独立性は重要

アルゴリズムが計算機と相性がよくなる

確率発生法則(2)

– 条件付き確率 $p(x_t \mid x_{t-1}, u_t)$ は、状態遷移確率
– 決定論的な関数ではなく、確率分布

ロボット環境は
決定論的ではない！

– 条件付き確率 $p(z_t \mid x_t)$ は、計測確率

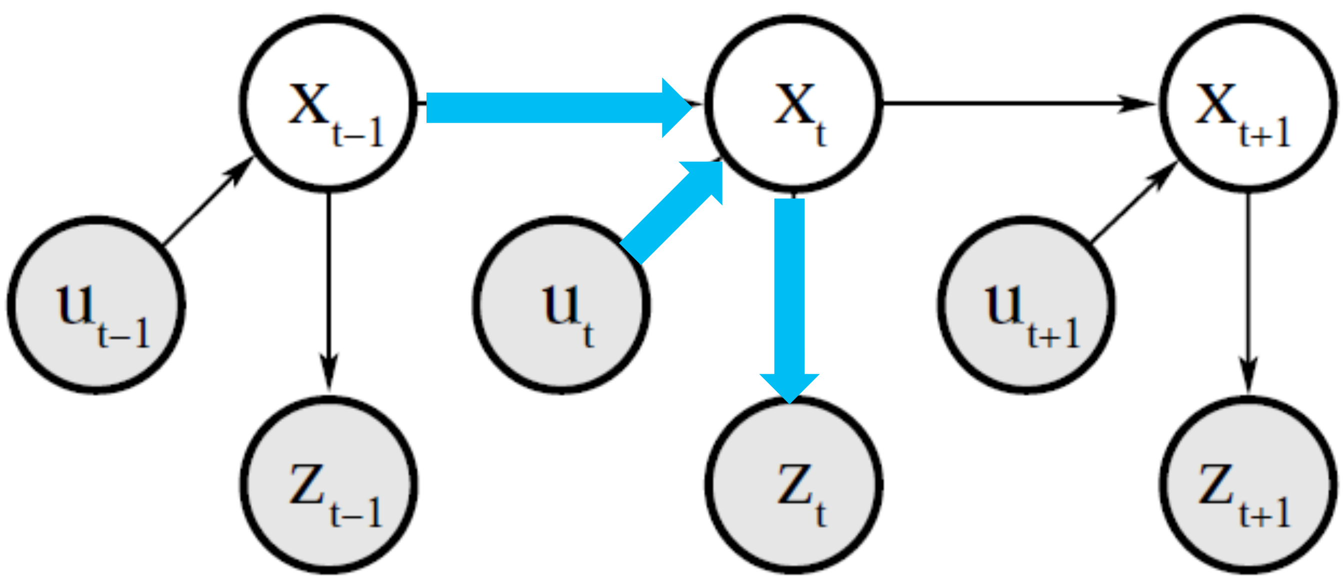
– 状態遷移確率と計測確率は、ロボットの環境に対する力学系を表現

力学系

制御 $p(x_t \mid u_t, x_{t-1})$ $p(z_t \mid x_t)$ 知覚

隠れマルコフモデル（HMM）（ダイナミックベイズネットワーク（DBN））

- 状態 x_t は、状態 x_{t-1} と制御 u_t に確率的に依存
- 計測値 z_t は、状態 x_t に確率的に依存
- このような時間発生モデル（temporal generative model）は、hidden Markov model (HMM)、dynamic Bayes network (DBN)とも呼ばれる



信念分布（Belief Distributions）

- 確率ロボティクスでは、条件付き確率分布によって信念が表現される
- ある状態 x_t 上の信念 $bel(x_t)$ は以下である

$$bel(x_t) = p(x_t \mid z_{1:t}, u_{1:t})$$

- つまり、すべての計測値 $z_{1:t}$、制御 $u_{1:t}$ で条件付けられた、時刻 t における状態空間上の確率分布
- また、制御 u_t の直後の（z_t を反映する前）の信念は

$$\overline{bel}(x_t) = p(x_t \mid z_{1:t-1}, u_{1:t})$$

予測

- 予測 $\overline{bel}(x_t)$ から $bel(x_t)$ の計算 ⇒ 計測更新 修正

ベイズフィルタ（Bayes Filters）

– ベイズフィルタアルゴリズム（BFA）
  - 信念を計算する一般的なアルゴリズム
  - 時刻 $t-1$ における信念 $bel(x_{t-1})$ から、時刻 t における信念 $bel(x_t)$ を計算

Algorithm Bayes_filter($bel(x_{t-1}), u_t, z_t$)**:**
    for all x_t *do*
        $\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t \mid u_t, x_{t-1})\, bel(x_{t-1})\, dx_{t-1}$
        $bel(x_t) = \eta\, p(z_t \mid x_t)\, \overline{bel}(x_t)$
    endfor
    return $bel(x_t)$

ベイズフィルタアルゴリズム(BFA)

- 3行目：制御更新、もしくは予測(cf. 全確率の定理)
- 4行目：計測更新、正規化変数η(積分しても1にならないので)
- 単純な推定問題にのみ適用可能

・3, 4行目が厳密に実行可能
・3行目の積分が有限回の加算になる状態空間

信念　状態　制御　計測

予測

時刻 *t-1* の信念

1: **Algorithm Bayes_filter**($bel(x_{t-1}), u_t, z_t$):
2: *for all* x_t *do*
3: $\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t \mid u_t, x_{t-1})\, bel(x_{t-1})\, dx_{t-1}$
4: $bel(x_t) = \eta\, p(z_t \mid x_t)\, \overline{bel}(x_t)$
5: *endfor*
6: *return* $bel(x_t)$

計測更新

BFAの実行例（１）

– 初期状態（事前確率）

$$bel(X_0 = \mathbf{is\_open}) = 0.5$$
$$bel(X_0 = \mathbf{is\_closed}) = 0.5$$

ドアが空いているか
閉じているかの2状態
最初、ロボットはドアの状態を知らない

– 計測：センサに雑音が生じる

$$p(Z_t = \mathbf{sense\_open} \mid X_t = \mathbf{is\_open}) = 0.6$$
$$p(Z_t = \mathbf{sense\_closed} \mid X_\mathbf{t} = \mathbf{is\_open}) = 0.4$$

$$p(Z_t = \mathbf{sense\_open} \mid X_t = \mathbf{is\_closed}) = 0.2$$
$$p(Z_t = \mathbf{sense\_closed} \mid X_\mathbf{t} = \mathbf{is\_closed}) = 0.8$$

- 閉じたドアの検知は比較的信頼できるが、開いたドアの検知はあまり信頼できない

BFAの実行例(2)

– 制御:ドアを開ける動作

$$p(X_t = \textbf{is\_open} \mid U_t = \textbf{push}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_open}) = 1$$

$$p(X_t = \textbf{is\_closed} \mid U_t = \textbf{push}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_open}) = 0$$

$$p(X_t = \textbf{is\_open} \mid U_t = \textbf{push}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_closed}) = 0.8$$

$$p(X_t = \textbf{is\_closed} \mid U_t = \textbf{push}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_closed}) = 0.2$$

– 制御:何もしない

$$p(X_t = \textbf{is\_open} \mid U_t = \textbf{do\_nothing}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_open}) = 1$$

$$p(X_t = \textbf{is\_closed} \mid U_t = \textbf{do\_nothing}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_open}) = 0$$

$$p(X_t = \textbf{is\_open} \mid U_t = \textbf{do\_nothing}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_closed}) = 0$$

$$p(X_t = \textbf{is\_closed} \mid U_t = \textbf{do\_nothing}, \mathbf{X_{t\text{-}1}} = \textbf{is\_closed}) = 1$$

BFAの実行例（3）

– 時刻$t=1$、ロボットの制御動作なし、ドアが開放、状態空間が有限

$$\overline{bel}(x_1) = \int p(x_1 \mid u_1, x_0)\, bel(x_0)\, dx_0$$

BFAの3行目（予測）の実行

$$= \sum_{x_0} p(x_1 \mid u_1, x_0) bel(x_0)$$

状態空間が有限

$$= p(x_1 \mid U_1 = \textbf{do\_nothing}, X_{\mathbf{0}} = \textbf{is\_open}) bel(X_0 = \textbf{is\_open})$$

$$+\, p(x_1 \mid U_1 = \textbf{do\_nothing}, X_{\mathbf{0}} = \textbf{is\_closed}) bel(X_0 = \textbf{is\_closed})$$

BFAの実行例（4）

– 仮説 $X_1 = \textbf{is\_open}$ のとき

$$\overline{bel}(X_1 = \textbf{is\_open}) =$$
$$p(X_1 = \textbf{is\_open} \mid U_1 = \textbf{do\_nothing}, X_0 = \textbf{is\_open}) bel(X_0 = \textbf{is\_open})$$
$$+ p(X_1 = \textbf{is\_open} \mid U_1 = \textbf{do\_nothing}, X_0 = \textbf{is\_closed}) bel(X_0 = \textbf{is\_closed})$$
$$= 0 \cdot 0.5 + 1 \cdot 0.5 = 0.5$$

– 同様に、$X_1 = \textbf{is\_closed}$ のとき（*Quiz 1*）

$$\overline{bel}(X_1 = \textbf{is\_closed}) = 0.5$$

当然！

– つまり、信念 $\overline{bel}(x_1)$ と事前信念 $bel(x_0)$ が同じ値

BFAの実行例（5）

– しかし、計測により信念は変化 注意！

$$bel(x_1) = \eta p(Z_1 = \mathbf{sense\_open} \mid x_1)\overline{bel}(x_1)$$

– $X_1 = \mathbf{is\_open}$ の場合

$$bel(X_1 = \mathbf{is\_open}) = \eta p(Z_1 = \mathbf{sense\_open} \mid X_1 = \mathbf{is\_open})\overline{bel}(X_1 = \mathbf{is\_open})$$

$$= \eta 0.6 \cdot 0.5 = \eta 0.3$$

– 同様に、$X_1 = \mathbf{is\_closed}$ の場合（*Quiz 2*）

$$bel(X_1 = \mathbf{is\_closed}) = \eta 0.1$$

– 正規化の記号 η

$$\eta = (0.3 + 0.1)^{-1} = 2.5$$

– ゆえに

$$bel(X_1 = \mathbf{is\_open}) = 0.75 \qquad bel(X_1 = \mathbf{is\_closed}) = 0.25$$

BFAの実行例(6)

– 次のステップ($u_2 = \textbf{push}$ 、$z_2 = \textbf{sense\_open}$)の場合も同様に

$$\overline{bel}(X_2 = \textbf{is\_open}) = ?$$

$$\overline{bel}(X_2 = \textbf{is\_closed}) = ?$$

– したがって

$$bel(X_2 = \textbf{is\_open}) = ?$$

$$bel(X_2 = \textbf{is\_closed}) = ?$$

– この時点で、ロボットは確率 0.??? でドアが開いていると信じている

– この確率か高いか?低いか?

BFAの実行例（6）

- 次のステップ（$u_2 = \mathbf{push}$ 、$z_2 = \mathbf{sense\_open}$）の場合も同様に

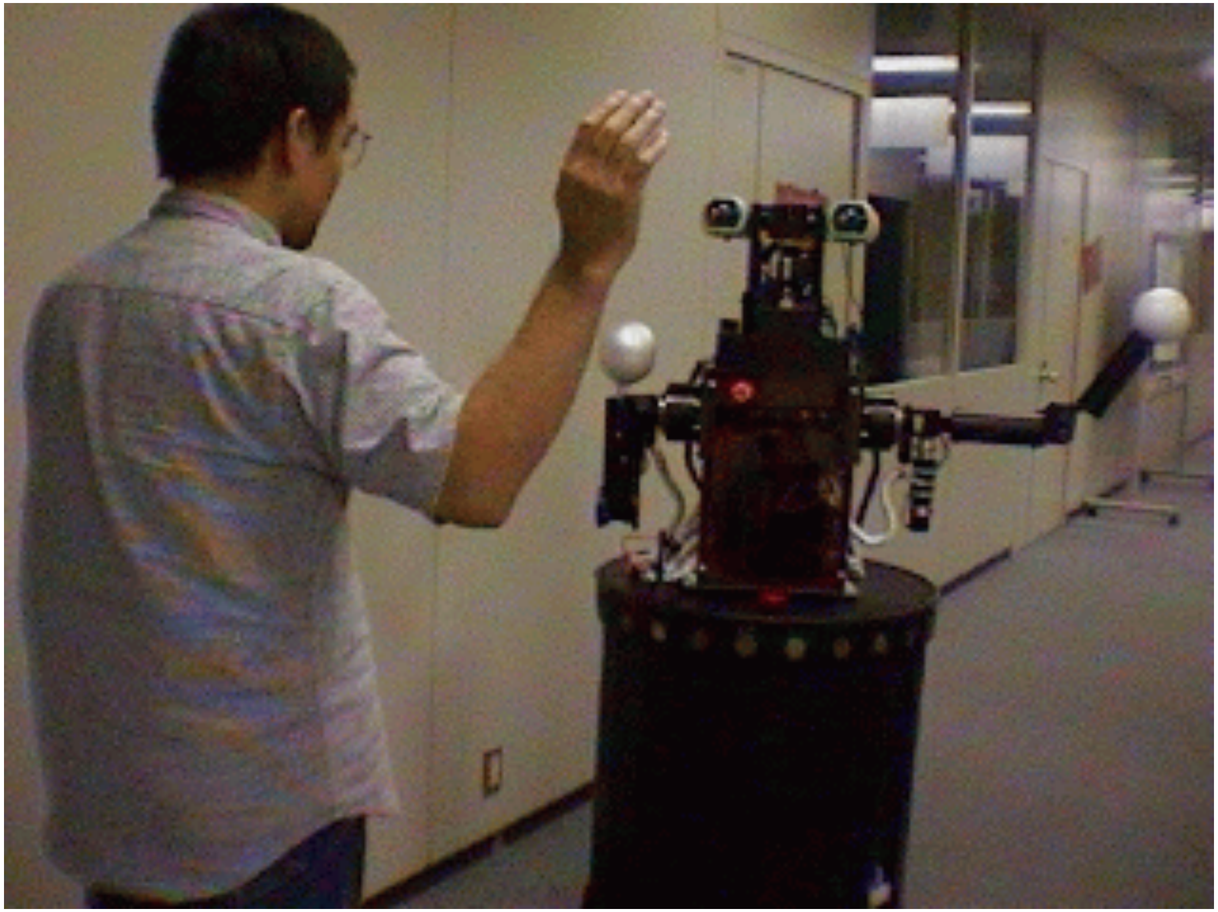
$$\overline{bel}(X_2 = \mathbf{is\_open}) = 1 \cdot 0.75 + 0.8 \cdot 0.25 = 0.95$$
$$\overline{bel}(X_2 = \mathbf{is\_closed}) = 0 \cdot 0.75 + 0.2 \cdot 0.25 = 0.05$$

- したがって

$$bel(X_2 = \mathbf{is\_open}) = \eta 0.6 \cdot 0.95 \approx 0.983$$
$$bel(X_2 = \mathbf{is\_closed}) = \eta 0.2 \cdot 0.05 \approx 0.017$$

- この時点で、ロボットは確率0.983でドアが開いていると信じている
- この確率か高いか？低いか？

研究所長を殴ったロボット（？）



前半のまとめ

前半のまとめ

- ロボットと環境の相互作用:ロボットは制御で環境を操作し、センサを通じて知覚する ⇒ 力学系
- 具体的には、状態遷移確率分布と計測確率分布で定式化
- ロボットの信念:過去のすべての計測と制御から与えられる環境の状態に関する事後確率分布
- ベイズフィルタ:信念を計算するための原理的アルゴリズムで再帰的に計算
- マルコフ性:状態は過去の完全な集約である

力学系

制御 $p(x_t \mid u_t, x_{t-1})$ $p(z_t \mid x_t)$ 知覚