

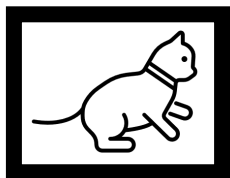
海馬体の脳参照アーキテクチャに 基づく空間認知モデルの作成

中島 毅士（立命館大学）

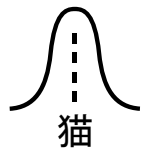
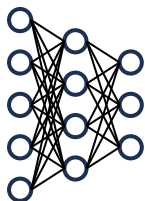
はじめに

深層ニューラルネットワークは、複雑な関数(mapping)をデータから学習

画像認識



$$x_i \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$$

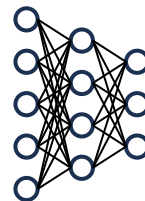


$$p(C|x_i)$$

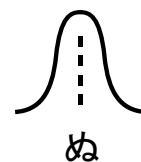
言語モデル

吾輩 は 猫 である
。 w_0 w_1 w_2 w_3 w_4 w_5

... w_{t-3} 見当も w_{t-2} か



$$p(w_t|w_{<t-1})$$



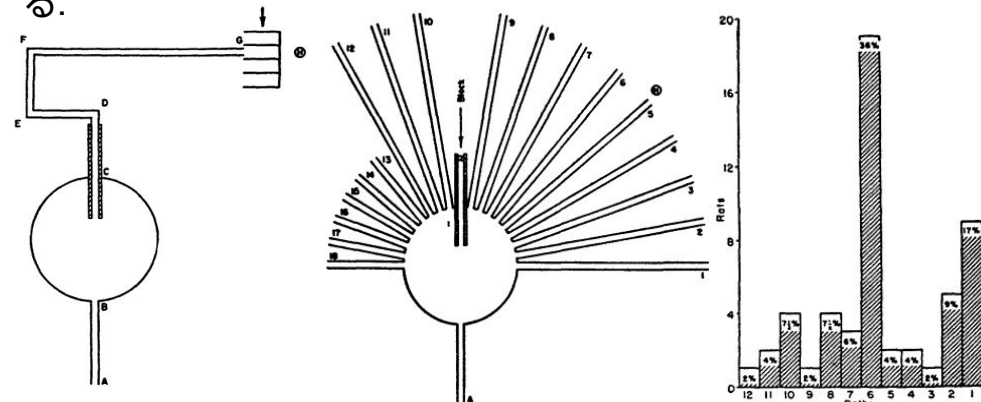
環境や状況の変化に応じて、認識結果や出力が適応する必要があるのでは？

はじめに

環境の変化に対して柔軟な行動を可能にする認知地図

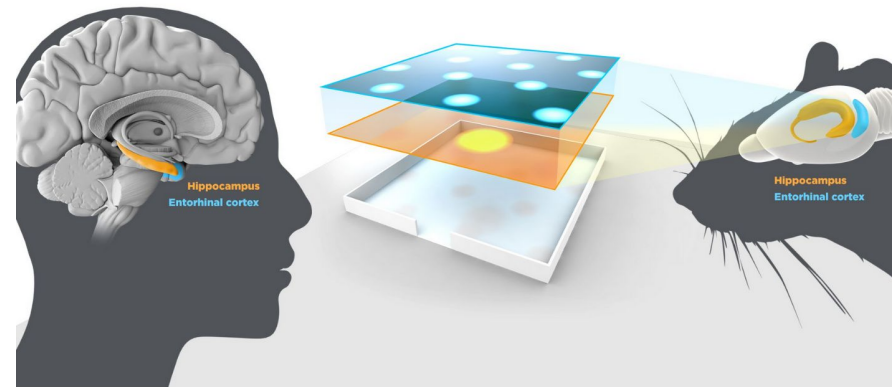
• 認知地図 (Cognitive map) [1]

環境をラットは、刺激-反射の対応を学習しているというよりも、柔軟な行動を可能にする空間の脳内表象を獲得している。



• Place cell と Grid cell [2]

脳における位置システムを構成する細胞 (Place cell と Grid cell) が海馬体で発見された。
(2014 年ノーベル生理学・医学賞)



脳内における世界 (外界) の表象を対象とする研究の先駆け

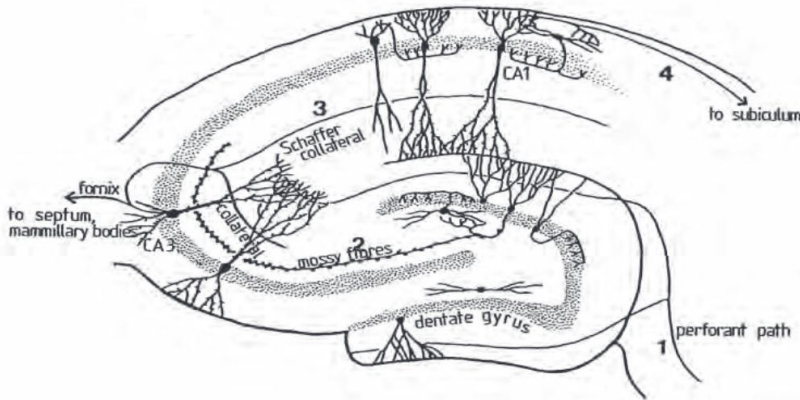
[1]Edward C Tolman, "Cognitive maps in rats and men.", Psychological review, Vol. 55, No. 4, p. 189, 1948.

[2]The Nobel Prize in Physiology or Medicine 2014. NobelPrize.org.. <<https://www.nobelprize.org/prizes/medicine/2014/summary/>>

アプローチ - 脳参照アーキテクチャ -

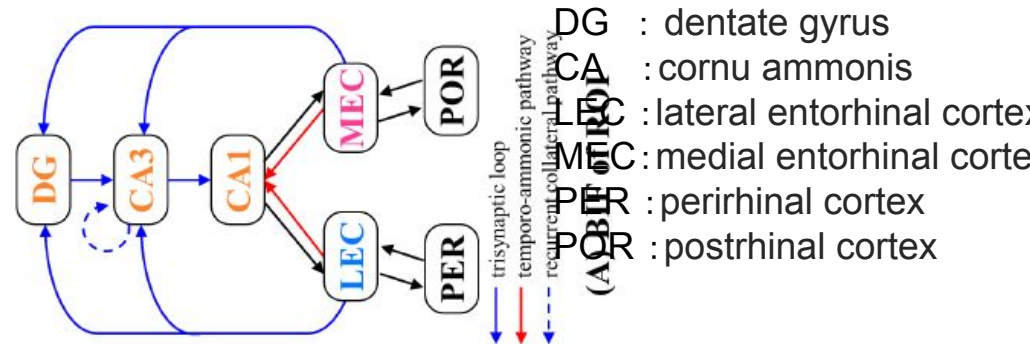
脳参照アーキテクチャ(BRA)駆動開発手法を用い、
海馬体の脳情報フロー(BIF)に基づいた空間認知モデルの作成。

海馬の断面図



Connections within the hippocampus [3] .

海馬体の脳情報フロー
(Brain Information Flow)



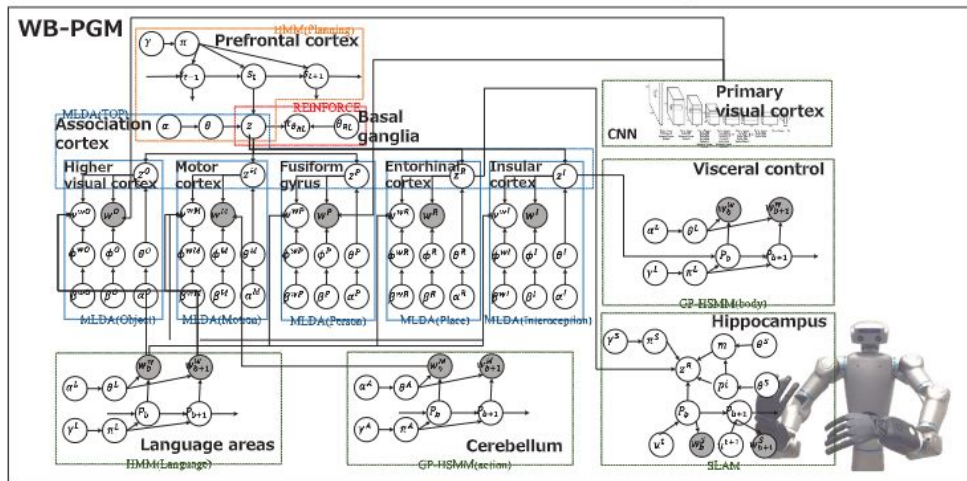
アプローチ - WB-PGM -

WB-PGM (whole brain probabilistic generative model) [4]

- Neuro-SERKETフレームワークを用いて、様々な脳機能が関与する認知アーキテクチャを確率的生成モデルを用いて構築するアプローチ

Neuro-SERKET (neuro-symbol emergence in the robotics toolkit) [5]

- 複数の確率的生成モデルが潜在変数を互いに共有することで、モデルの分解・統合を可能にするフレームワーク
- 潜在変数の推論手法 (ex. 変分推論, ギブスサンプリング等) の方法を問わず、既存のモデルを統合が可能



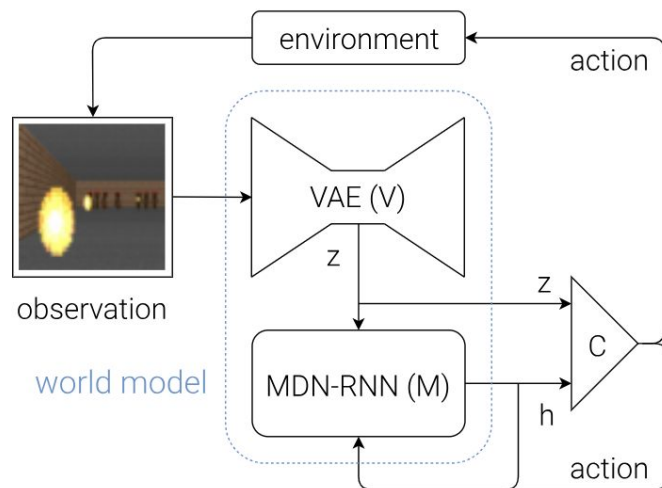
[4] Taniguchi, T., et al., "A whole brain probabilistic generative model: toward realizing cognitive architectures for developmental robots.", *Neural Netw.* 150, 293–312. (2022)

[5] Taniguchi, T., et al., "Neuro-SERKET: development of integrative cognitive system through the composition of deep probabilistic generative Models", *New Generation Computing* 38, 23–48. (2020).

関連研究 - 世界モデル -

世界モデル (World Model) [6]

- エージェント内部に、外界の表現やダイナミクスのモデル (世界モデル) を保持する計算モデル.
- 自律的にゲームをプレイすることが示されている

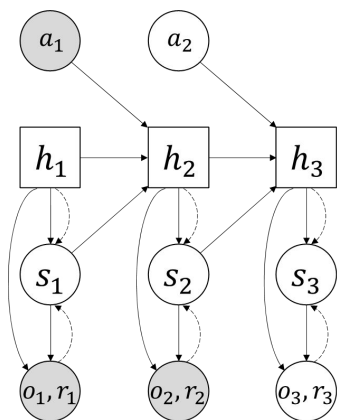


深層ニューラルネットワークを用いて、データ系列から外界のモデルを学習する

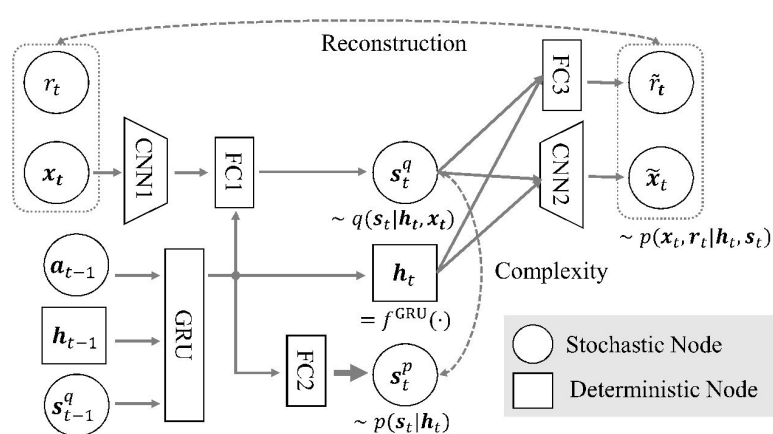
準備 - RSSM -

Recurrent State-Space Model (RSSM)^[7]

- 画像とアクションのデータ系列から環境の表現とダイナミクスを学習する世界モデル手法の一つ。
- 決定論的と確率論的な2種類の状態変数を用いることで長期的な予測が可能。



graphical model



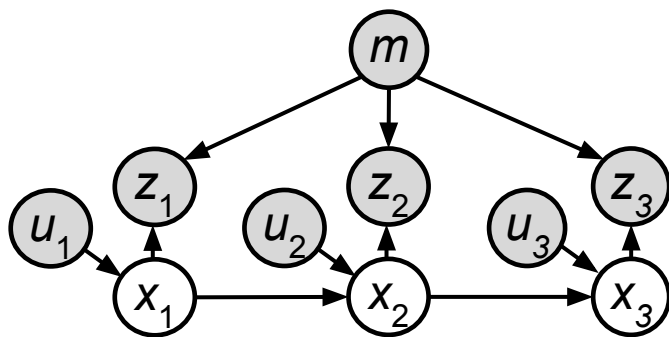
architecture

ダイナミクスは Gated Recurrent Unit (GRU), 表現の学習は Variational Auto Encoder (VAE) でモデル化

準備 - MCL -

Monte Carlo localization(MCL)^[8]

- 既知の環境で自己位置を逐次的に推定する手法.
- 自己位置分布(信念)はパーティクルセットによって近似される.
- 信念は動作モデルと観測モデルによって逐次的に更新される.



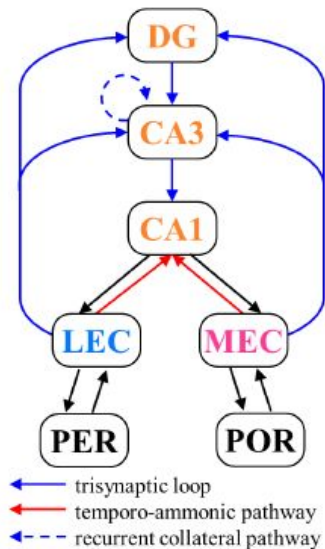
graphical model



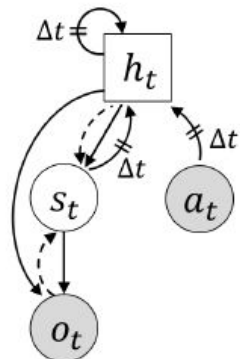
提案手法

海馬体を参照した空間認知モデル [9]

- RSSMとMCLをNeuro-SERKETフレームワークで統合することで構築
- 脳情報フローの制約の基で、仮説的に2種類のモデルを構築

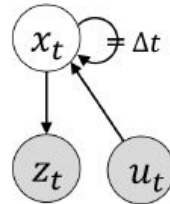


(A) BIF of ROI



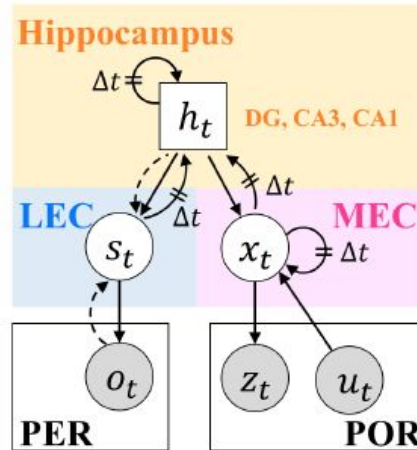
h_t : deterministic hidden states
 s_t : stochastic hidden states
 o_t : image observation
 a_t : action

(B) RSSM

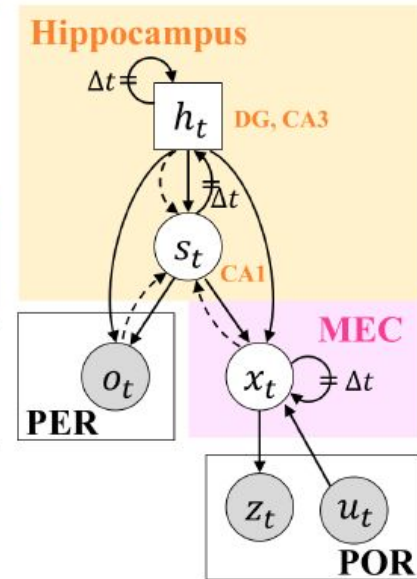


x_t : pose
 u_t : control
 z_t : range measurement

(C) MCL



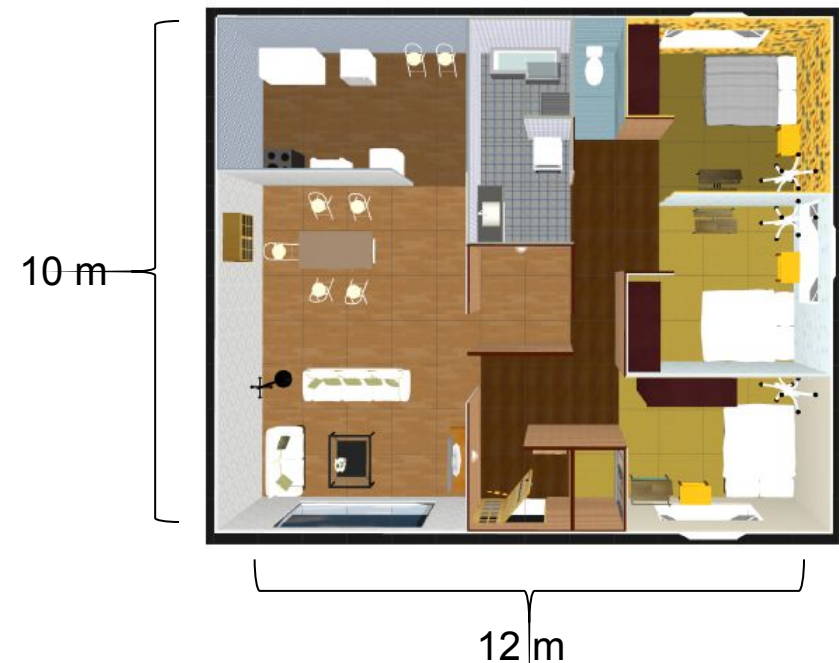
(D) Model 1



(E) Model 2

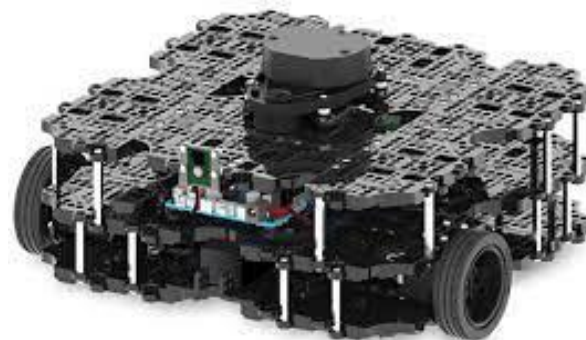
実験

Gazebo/ROS simulator environment



186 minutes of exploration data for training

turtlebot3 waffle pi



Sensor

RGB Camera: set at 1 m height virtually.

LiDAR: range ~ 3.5m(360)

Odometry

結果 - Accuracy of Localization -

- Criteria : 評価用エピソードのroot mean squared absolute error (RMSE)

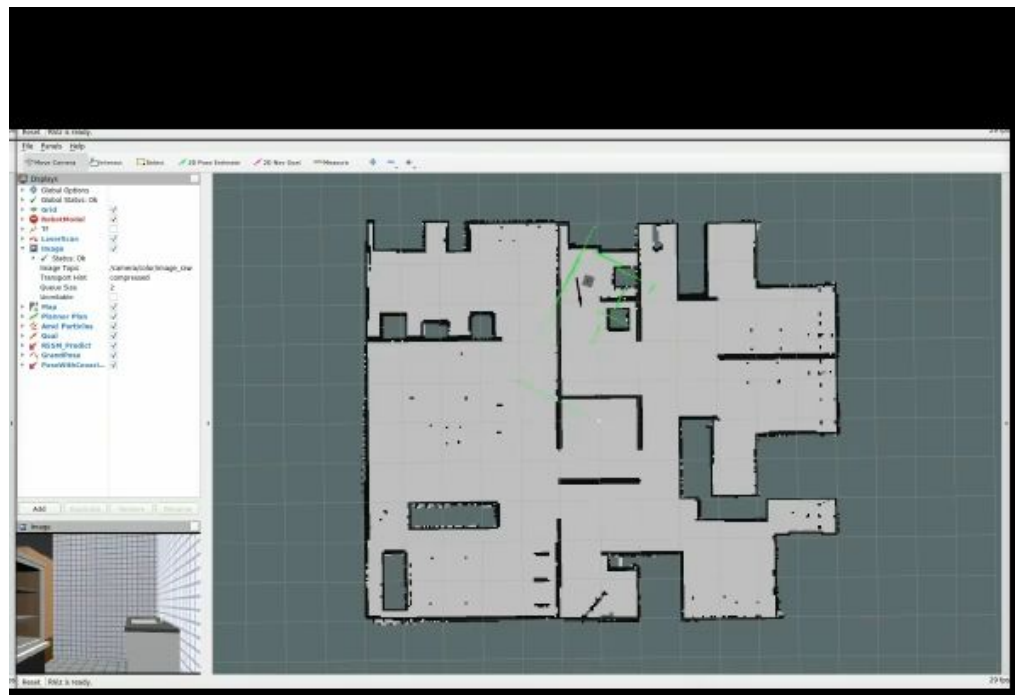
$$rmse_t = \sqrt{(\bar{x}_t - x_t)^2 + (\bar{y}_t - y_t)^2 + (\cos \bar{\theta}_t - \cos \theta_t)^2 + (\sin \bar{\theta}_t - \sin \theta_t)^2}$$

| | Episodes | MCL | Model 1 | Model 2 |
|-------------------|----------|-----------|------------------|------------------|
| Normal episode | 1 | 1.26±1.08 | 0.26±0.05 | 0.37±0.04 |
| | 2 | 1.16±1.01 | 0.22±0.05 | 0.26±0.03 |
| | 3 | 0.66±0.8 | 0.20±0.02 | 0.41±0.05 |
| | 4 | 1.6±1.33 | 2.11±0.66 | 0.55±0.06 |
| | 5 | 1.01±1.19 | 1.73±0.66 | 0.42±0.14 |
| Kidnapped episode | 6 | 2.16±0.44 | 1.57±0.07 | 0.40±0.04 |
| | 7 | 1.57±0.33 | 1.57±0.19 | 0.31±0.02 |

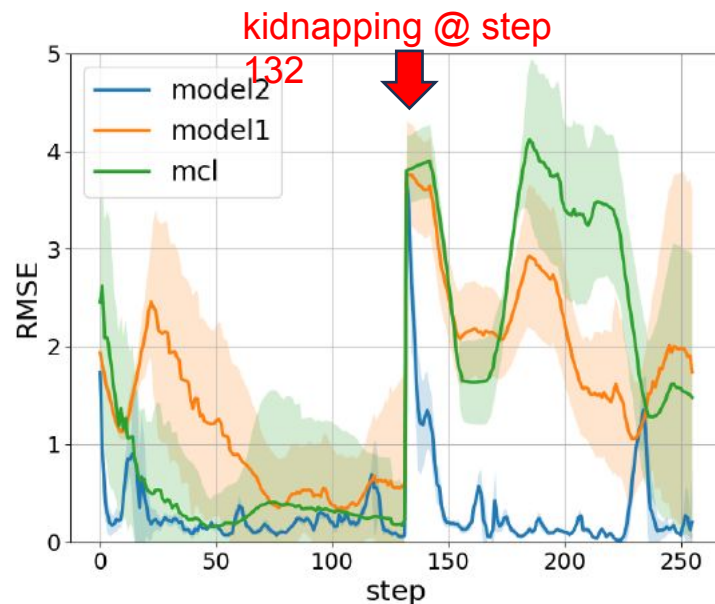
結果 - Accuracy of Localization -

Kidnapped episode (episode 6)の結果詳細

- movie



- RMSE during episode



提案手法(Model2)は、Kidnappingによる自己位置認識の誤りから素早く回復できる

まとめと今後の展望

■まとめ

- BRA駆動開発手法を用いて、海馬体の構造を参考にした空間認知モデルを構築した.
- 環境が突然変化するkidnapエピソードにおいても、自己位置の認識を早く回復した.

■今後の展望

- 近似的にMECのモデルとしてMCLを用いたが、深層学習ベースのモデルでMECをモデル化する.
- Grid CellやPlace Cellの特性がどのような要因に起因しているかを計算モデルで解析を行う.