

# 海馬モデルによる経験の蓄積と想起に基づく ホームサービスロボットの行動生成

水谷 彰伸<sup>†</sup> 川島 一郎<sup>†,††</sup> 田中悠一朗<sup>††</sup> 田向 権<sup>†,††</sup>

立野 勝巳<sup>†,††</sup> 野村 修<sup>†,††</sup> 森江 隆<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup>九州工業大学大学院生命体工学研究科 〒808-0196 福岡県北九州市若松区ひびきの2-4

<sup>††</sup>九州工業大学ニューロモルフィック AI ハードウェア研究センター

〒808-0196 福岡県北九州市若松区ひびきの2-4

E-mail: <sup>†</sup>{mizutani.akinobu515,kawashima.ichiro570}@mail.kyutech.jp,

<sup>††</sup>{tanaka-yuichiro,tamukoh,tateno,nomura,morie}@brain.kyutech.ac.jp

**あらまし** 場所の表現と記憶に関わる脳の機能より着想を得て設計した脳型人工知能モデルの提案とロボットでの検証について述べる。海馬はエピソード記憶にかかわるとされ、ラットの海馬・嗅内皮質から経路に依存して発火する細胞が見つかっており、ナビゲーション機能に用いられているとされる。本稿ではホームサービスロボットが経路情報をオブジェクト情報と結び付けた記憶を獲得し行動を生成することを目指した脳型人工知能モデルを提案する。提案モデルのソフトウェアを用いた検証および提案モデルを搭載した実機ロボットでの検証を行い、このモデルがロボットの獲得した記憶をもとにした行動生成に有効であることを示す。

**キーワード** 海馬, 脳型人工知能, エピソード記憶, ホームサービスロボット

## Action Generation for Home Service Robots by Hippocampus Model with Memory Accumulation and Recall Functions

Akinobu MIZUTANI<sup>†</sup>, Ichiro KAWASHIMA<sup>†,††</sup>, Yuichiro TANAKA<sup>††</sup>, Hakaru TAMUKOH<sup>†,††</sup>,

Katsumi TATENO<sup>†,††</sup>, Osamu NOMURA<sup>†,††</sup>, and Takashi MORIE<sup>†,††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

2-4 Hibikino, Wakamatsu, Kitakyushu, Fukuoka 808-0196 Japan

<sup>††</sup> Research Center for Neuromorphic AI Hardware, Kyushu Institute of Technology

2-4 Hibikino, Wakamatsu, Kitakyushu, Fukuoka 808-0196 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{mizutani.akinobu515,kawashima.ichiro570}@mail.kyutech.jp,

<sup>††</sup>{tanaka-yuichiro,tamukoh,tateno,nomura,morie}@brain.kyutech.ac.jp

**Abstract** This paper proposes a brain-inspired artificial intelligence model inspired by brain functions related to the representation and memory of a place and experiences of a robot. The hippocampus is related to episodic memory; cells that fire depending on the path are found in the hippocampus, and the cells used for navigation are found in the entorhinal cortex of rats. In this paper, we propose the brain-inspired model that aims to acquire path information with object information and generate actions of home service robots. We show the ability of the proposed model using software simulation with the physical robot.

**Key words** hippocampus, brain-inspired artificial intelligence, episodic memory, home service robot

### 1. はじめに

家庭内で私たちの生活を支援するホームサービスロボットの開発が進められている。RoboCup@Home [1] や World Robot

Challenge [2] などの競技会では、家庭環境を模した部屋の中で部屋の片付けや食事の準備などの競技が行われ、ホームサービスロボットの社会実装に向けた開発を促進している。ホームサービスロボットがタスクを遂行するために必要な知識に

は、多くのロボット間で共有可能な「共通の知識」と家庭ごとに異なる「固有の知識」がある。例えば、オブジェクトを見てその種類を判別するための知識が共通の知識に相当する。この知識は You Only Look Once (YOLO)[3] や You Only Look At CoefficientTs (YOLACT)[4], Mask R-CNN<sup>1</sup> [5] などのディープニューラルネットワークをあらかじめ大量のデータセットを用いて学習させることで獲得できる。家庭内でロボットが目にするオブジェクトはあらかじめ想定することができるので、事前にそれらのオブジェクトデータを大量に取得し、オブジェクト認識システムを構築することが可能である。その実現可能性は、ホームサービスロボットの競技会においてすでに示されつつあり [6]~[9], 実環境で稼働するロボットの認識システムも同様の手法で構築できると考える。

一方、固有の知識は家族の好みや部屋のレイアウトなどが相当する。これらの固有の知識は家庭ごとに異なるゆえ事前に想定することが困難であり、ユーザーとのやり取りや家庭内での経験を通じてロボット自ら獲得する必要がある、大量の学習データを必要とするディープラーニングでは実現できない。こうした固有の知識を獲得するためのアプローチとして、ディープラーニングとは異なる学習パラダイムに対応する、特に記憶を司る脳の機能を模倣した人工知能による手法が提案されている [10]~[12]。

我々が所属するロボット開発チームはトヨタ自動車が開発するホームサービスロボット、human support robot (HSR)[13]を使用している。この HSR は、オブジェクト認識やナビゲーションなど、その処理の大部分をロボットに載せた、graphics processing unit (GPU) を搭載したラップトップコンピュータで行っている [14]。しかしソフトウェアによる処理に関わる GPU の消費電力が高く、1 時間程度でコンピュータのバッテリーが放電しロボットが動作不能になる。低消費電力化のアプローチとして、デジタル回路やアナログ回路を使用したシステムのハードウェア化手法が提案されている [10], [15], [16]。これらの手法はハードウェアの特性を活かし、ロボットの処理の一部を高効率な演算を行う専用ハードウェアでの処理に置き換えている。

我々が最終的に目指すのは、共通の知識と固有の知識の両方を取り扱うことができる脳型人工知能ハードウェアの実現である。共通の知識と固有の知識を組み合わせることにより、ホームサービスロボットは例えば、物が溢れた部屋の中から家族に指定されたオブジェクトを探し、家族へ届けることができるようになる。ここでは、ロボットは自身の経験から得られた固有の知識を使って、その環境に特有な情報である、オブジェクトの保管場所を想起し、その場所まで移動してから、共通の知識を使って指定のオブジェクトを見つけ出す。固有の知識があることで、ロボットはオブジェクトの保管場所の探索を必要とせず、効率的にタスクを遂行することが期待できる。さらに、これらの処理をハードウェアで実行することで消費電力を抑え、ロボットの稼働時間を長くすることができる。

本研究では、脳型人工知能ハードウェア実現への第一段階と

して、場所に関する固有の知識を獲得する人工知能を提案する。特に、場所や経路の情報を効率よく扱うため、場所情報の処理に関わるとされる海馬およびその周辺部位に着目し、それらの機能から着想を得た脳型人工知能モデルを構築する。海馬とその周辺部位の生理学的知見に基づいた場所の情報処理モデルはこれまでに数多く提案されているが、場所の表象機能までの再現にとどまっており、記憶の獲得や想起の機能が備わっていない、あるいは記憶や想起の機能を再現するが計算コストが高く、ハードウェア実装およびロボット実装が困難である。そこで本研究は、場所に関する記憶の獲得や想起の機能を備えるハードウェアと親和性の高いモデルを実現する。このモデルは、経路とロボットが取り扱ったオブジェクトを関連づけて記憶し、獲得した記憶を適宜読み出してロボットの行動生成に活用する。本研究は上記モデルをソフトウェア実装し、実機のロボットに搭載して評価する。

## 2. 関連研究

### 2.1 場所の表現

O'Keefe らはラットの海馬内から、ラットが環境中の特定の地点を通過する時に反応する細胞、場所細胞を発見した [17]。環境内の空間情報を表現する認知地図には海馬が関わっているとされる [18]。ラットの海馬およびその周辺部位は認識記憶 (recognition memory) に関わるとされており、海馬は自己位置の表現のみでなく、空間内のオブジェクトの記憶にも関わるとされる [19]。

場所の表現に関する生理学的知見に基づいたモデルの構築についての研究が進められている。Samsonovich らは場所の内部表現を行う神経活動パケットをアトラクタモデルを用いて構築した [20]。下留らはアトラクタモデル内の結合を隣接結合に限定することで簡略化した場所細胞モデルを提案し、抵抗ネットワークを用いて実装したデジタル回路のシミュレーションを行った [21]。前田らは神経活動パケットをデジタルハードウェアで表現するためさらに簡略化し、二次元格子上に 2bit の離散値で表現した。また、空間内のオブジェクトの記憶を行うモデルを構築し、オブジェクトの位置の学習機能を数値シミュレーションにより示した [22]。川島らは大規模な海馬の場所表現モデルのハードウェア実装のため、軽量の神経活動パケット表現アルゴリズムや高効率なメモリ構造を提案し、場所を表現するレイヤを多数備える回路を field-programmable gate array (FPGA) へ実装した [23]。

### 2.2 記憶の定着

Synaptic eligibility trace はイベント発生から時間的に離れたタイミングで与えられた報酬とそのイベントを結びつける脳の仕組みであり、例えば報酬に近づくための刺激や行動を学ぶために用いられる [24], [25]。

中川らはイベントを短期的に記憶するモデルと、報酬に基づきその記憶を定着させるモデルからなる脳型人工知能を提案した。ここでは、synaptic eligibility trace の要素を取り入れ、学習時はイベントの順序情報を時間減衰させながら一時的に保存し、報酬が与えられた時点で、報酬に関連するイベント情報を記憶

(注1) : Region-based Convolutional Neural Network

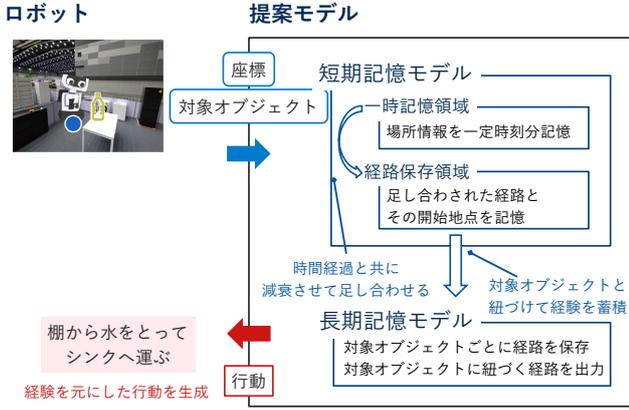


図1 提案モデルの概要

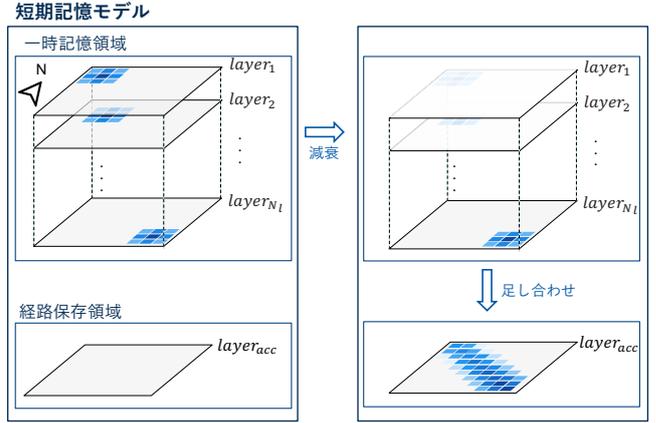


図3 短期記憶モデル

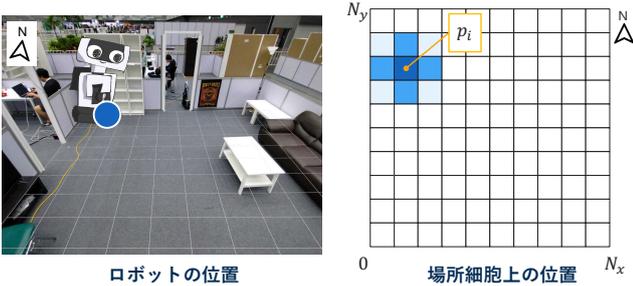


図2 ロボット座標と場所細胞モデルの対応

として定着させる。この仕組みにより、報酬与えられる直前のイベントとの関連付けに留まらず、イベントの経験から一定時間が経過して与えられた報酬との関連付けを行うことができる[26]。ただし、このモデルの計算コストは高く、大規模メモリを必要とするため、ハードウェア実装やロボット実装は容易ではない。

### 3. 提案モデル

本研究はホームサービスロボットが家庭内でのタスクを遂行する過程で得た自身の行動に関する経験をその対象オブジェクトと共に記憶し、オブジェクト情報に紐づく経路を読み出すことで、自身の新たな行動生成に活用するモデルを提案する。

本提案モデルは中川らのモデル[26]がもつ記憶獲得機能を川島らのモデルで実行できるように簡易化して実現する。このモデルは川島らの回路をわずかに改変するだけで実現可能であるため、ハードウェア実装が容易である。

図1に示すように、提案モデルは場所の移動履歴を保存する一時記憶領域と経路を保存する領域からなる短期記憶モデル、保存した経路を対象オブジェクトと紐づけて保存するための長期記憶モデルから構成される。ロボットから取得した座標をタスク遂行時の対象オブジェクトと共に記憶し、与えられたオブジェクト情報に紐づく経路を出力することで、経験を元にしたロボットの行動を生成する。

#### 3.1 場所細胞モデル

ロボットの自己位置推定機能を用いて取得した場所情報は大きさ  $N_x \times N_y$  の二次元平面上に表現される。図2に示すよう

に、ロボットが保持しているマップとの位置関係が幾何学的に対応するように場所細胞モデルが等間隔に並んでおり、各細胞は割り当てられた領域およびその周辺に場所情報が存在する尤度を出力する。場所細胞モデルの  $i \in \mathbb{Z}$  番目の出力  $p_i$  を式(1)に示す。

$$p_i = \exp\left(-\frac{d_{i,j}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

ここで、 $d_{i,j}$  は  $i$  番目の場所細胞モデルとロボットが取得した座標に相当する場所細胞モデル  $j \in \mathbb{Z}$  との距離、 $\sigma$  はガウス関数の広がり表現するパラメータである。本モデルではこのようにガウス関数を用いて神経パケットを表現することで、場所のズレを許容できるようにする。

#### 3.2 短期記憶モデル

ロボットが通過した場所情報を一時的に保存するため図3に示すように、場所細胞モデルのレイヤ  $layer$  を  $N_l \in \mathbb{Z}$  個もつ一時記憶領域と経路保存領域  $layer_{acc}$  からなる短期記憶モデルを構築する。

ロボットが通過した場所情報が一時記憶領域のレイヤへ順に記憶される。この時、各レイヤをリングバッファのように活用し、書き込まれてからある一定の時間が経過した場所情報が順に上書きされるようにする。場所情報を書き込むレイヤのインデックス  $i_{cur} \in \mathbb{Z}$  は一時刻前のインデックス  $i_{prev} \in \mathbb{Z}$  により、式(2)に従って決定する。

$$i_{cur} = \begin{cases} 1 & \text{if } i_{prev} = N_l \\ i_{prev} + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

つまり、このモデルは最新の  $N_l$  時刻分の場所情報を蓄積することができる。

このモデルに報酬が与えられると、それまで蓄積した場所情報が式(3)に従って、過去に獲得した情報ほど減衰して足し合わされ、 $layer_{acc}$  へ保存される。ここで、報酬はあらかじめ指定されたタスクを完了した際に与えられる、経路を学習させるためのトリガとする。ただし、 $\Delta t_i (0 \leq \Delta t \leq N_l - 1)$  は  $i$  番目のレイヤに場所情報が書き込まれてから報酬が与えられるまでの時間である。また、開始地点の座標(蓄積した場所情報のうち、

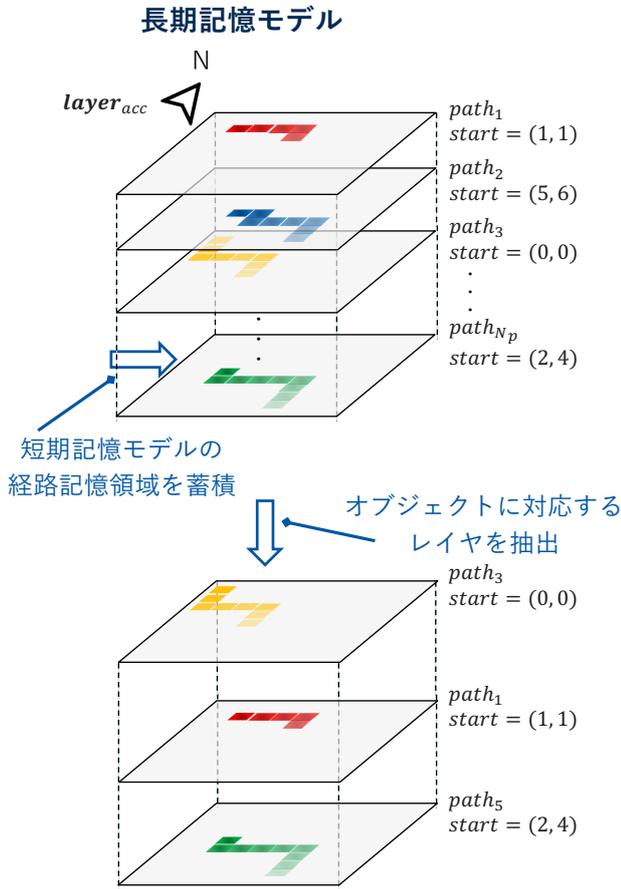


図4 長期記憶モデル

最初に獲得したもの) もレイヤとともに記憶する。

$$layer_{acc} = \sum_{i=1}^{N_l} layer_i \cdot \frac{N_l - \Delta t_i}{N_l} \quad (3)$$

### 3.3 長期記憶モデル

長期記憶モデルは、図4で示すように、経路情報を保存する  $N_p \in \mathbb{Z}$  個のレイヤで構成される。短期記憶モデルの  $layer_{acc}$  へ足し合わされた経路はそのタスクの対象オブジェクトに対応したレイヤ  $path_k$  ( $k \in \mathbb{Z}$ ) へ保存される。ただし、すでに経路が書き込まれている場合はそのレイヤに保存された値が削除され  $layer_{acc}$  の値が書き込まれる。  $N_p$  記憶可能なオブジェクトの数である。

長期記憶モデルに保存された経路情報は、特定のオブジェクトを取り扱うタスクを達成するための行動として適宜読み出して活用する。イベントの読み出し時、取り扱うオブジェクト情報をキーとして与えて、そのオブジェクトに紐づくレイヤを取り出す。長期記憶モデルの各レイヤには経路情報が個別の経験として蓄積されるが、複数のオブジェクト情報を順に与えることにより、複数の経路を取り出し、一連のエピソードとして個別の経験を統合することができる。

### 3.4 経路の読み出し

ある経路  $path$  について、大きい値を持つ方向へ向かって、保存された値を開始地点から順に読み出すことで、過去に記憶された場所から順に場所情報を読み出す。読み出しの例を図5に

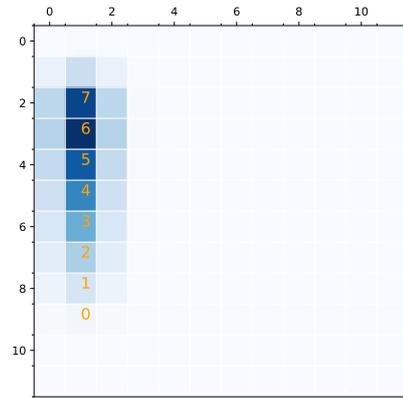


図5 経路の読み出し



図6 モデルを搭載した HSR

示す。読み出しは以下の手順で行う。なお、読み出した場所細胞モデルの座標は先入れ先出しリスト  $places$  に保存する。

- Step 1: 開始地点の座標を  $place_{cur}$  とし、  $places$  へ追加する
- Step 2:  $place_{cur}$  の4近傍の値の最大値を求め、最大値を持つ場所細胞モデルの座標を  $place_{next}$  とする
- Step 3:  $place_{next}$  が  $places$  に含まれる時、探索を終了する
- Step 4:  $place_{next}$  を  $place_{cur}$  とし、  $places$  へ追加する
- Step 5: Step 2: へ戻る

読み出した場所情報  $places$  をロボット台車の座標系に変換し、ロボットのナビゲーションシステムの経由地点として指定することで、ロボットは読み出された場所情報に従って移動する。

## 4. ロボット応用実験

実機のホームサービスロボットを用いて、家族がインスタントコーヒーを作るために必要なオブジェクトを持ってくるという動作を、過去に経験し蓄積した経路を与えられたオブジェクトをキーとして取り出すことで生成する実験を行なった。実験で使用したトヨタ HSR と部屋の写真を図6に示す。また、部屋のレイアウトを図7に示す。

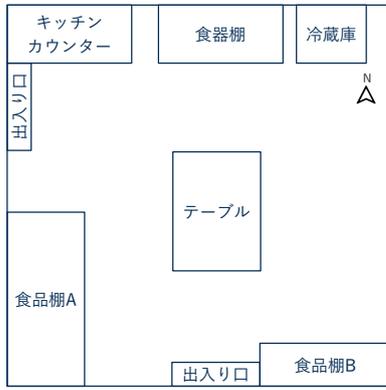


図7 部屋のレイアウト

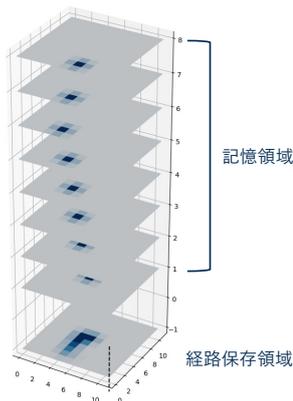


図8 場所の記憶と足し合わせ

#### 4.1 記憶の獲得

ロボットに以下の4つ経験から得られる記憶を獲得させた。ロボットはあらかじめ部屋の地図を獲得しており、自身が今この部屋にいるのかわかっている状態とする。

- ペットボトルに入った水を食品棚 A からキッチンカウンターへ運ぶ
- コーヒーの粉を食品棚 B からキッチンカウンターへ運ぶ
- ジュースを冷蔵庫からキッチンカウンターへ運ぶ
- マグカップを食器棚からキッチンカウンターへ運ぶ

なおこの時に使用したモデルの場所細胞の大きさは  $N_x = N_y = 12$ 、ガウス関数のパラメータは  $\sigma = 0.65$ 、短期記憶モデルのレイヤ数は  $N_l = 8$ 、長期記憶モデルのレイヤ数は  $N_p = 4$  である。

ペットボトルの水を食品棚 A からキッチンカウンターへ運ぶ過程で蓄積された場所情報と、ペットボトルの水をキッチンカウンターへ配置し報酬が与えられた時に足し合わされた経路情報を図8に示す。

4つの経験を終えた後、獲得した経路情報は図9左側に示すように、オブジェクトごとに各レイヤに保存された。

#### 4.2 行動の生成

ロボットは獲得した経験の中から必要なものを選択し、適切

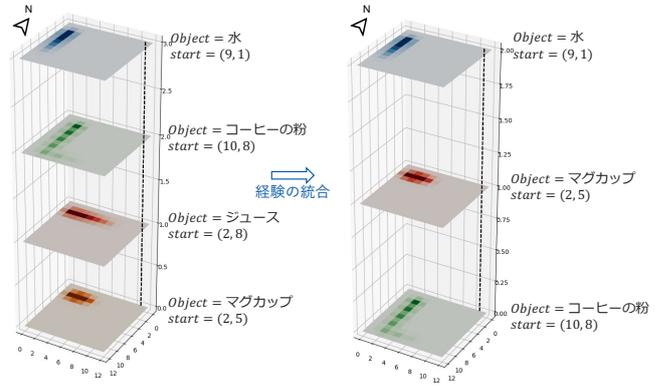


図9 経験の統合

な順序で実行することで、指示されたタスクを遂行する。

実験では、家族がインスタントコーヒーを作るために、ロボットへ「水、マグカップ、コーヒーの粉をとってきて」と指示したという状況を想定した。モデルは指示された3つのオブジェクトに紐づく経路を長期記憶モデルから順に取り出し、図9右側のように抽出した。つづいて、オブジェクトごとに場所情報を読み出し、座標情報としてロボットへ与えた。ロボットは与えられた座標情報を経由地点として移動を行った。なお、ロボットは開始地点でオブジェクトを把持し、そのオブジェクトを把持したまま目的地へ移動し、移動が完了したら開始地点で把持したオブジェクトを配置するようにプログラムされている。

モデルにオブジェクト情報を与えることで、個別に獲得した記憶を読み出し、オブジェクトに紐づく経路情報をロボットの経路地点として指定することで、獲得した記憶を元にした行動を生成することができた。

## 5. おわりに

本稿では、記憶に関わる脳の部位である海馬、及びその周辺部位の機能を取り入れ、報酬をトリガとして短期記憶である場所の系列からなる経路を長期記憶として記憶するモデルを提案し、ロボットに備えられた機能と組み合わせて処理することでロボットへ応用した。なお、脳の処理方法を厳密に模倣するのではなく、場所の処理や記憶に関わる脳の機能を取り入れることで、ロボットが固有の知識を獲得し効率の良い行動生成に活かすための人工知能の構築を目的とした。

提案モデルは、オブジェクト情報と共に蓄積した経験をオブジェクト情報をキーとして読み出し、ロボットの行動を生成する機能を有する。多くのオブジェクトで溢れ、移動経路が制限されることが予想される家庭内では、必ずしも最短経路で移動することが適しているとは言えない。例えば、開閉により経路が塞がれてしまう冷蔵庫の前を避けた方が効率的に移動できる場合があるだろう。オブジェクト情報や開始地点に加え、行動から得られる経路を記憶することで、このようにそれぞれの家庭環境に固有の知識を獲得し、ロボットの効率的な行動生成に活用することができる。

本稿で提案したモデルは、川島らが設計した海馬モデルの回路[23]を基に、ロボットの行動経験を記憶する機能をハード

ウェア実装することを目指し、その第一段階としてソフトウェアによるモデルの実装を行なった。今後は浮動小数点数の固定小数点数や除算のシフト演算への変換など、モデルをハードウェア指向アルゴリズムに変換し、FPGA に実装することでロボットシステムの省電力化を目指す。

## 謝 辞

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の委託業務 (JPNP16007) の結果得られたものです。また、本研究は JSPS 科研費 21K21318, 22K17968 の助成を受けたものです。

## 文 献

- [1] M. Matamoros, V. Seib and D. Paulus: “Trends, challenges and adopted strategies in RoboCup@Home”, 2019 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC) (2019).
- [2] H. Okada, T. Inamura and K. Wada: “What competitions were conducted in the service categories of the world robot summit?”, *Advanced Robotics*, **33**, 17, pp. 900–910 (2019).
- [3] J. Redmon and A. Farhadi: “YOLOv3: An incremental improvement”, arXiv:1506.02640 (2018).
- [4] D. Bolya, C. Zhou, F. Xiao and Y. J. Lee: “YOLACT: Real-time instance segmentation”, 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 9156–9165 (2019).
- [5] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar and R. Girshick: “Mask R-CNN”, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2017).
- [6] Y. Ishida and H. Tamukoh: “Semi-automatic dataset generation for object detection and recognition and its evaluation on domestic service robots”, *Journal of Robotics and Mechatronics*, **32**, 1, pp. 245–253 (2020).
- [7] T. Ono, D. Kanaoka, T. Shiba, S. Tokuno, Y. Yano, A. Mizutani, I. Matsumoto, H. Amano and H. Tamukoh: “Solution of world robot challenge 2020 partner robot challenge (real space)”, *Advanced Robotics*, **36**, 17–18, pp. 870–889 (2022).
- [8] T. Matsushima, Y. Noguchi, J. Arima, T. Aoki, Y. Okita, Y. Ikeda, K. Ishimoto, S. Taniguchi, Y. Yamashita, S. Seto, S. S. Gu, Y. Iwasawa and Y. Matsuo: “World robot challenge 2020 – partner robot: a data-driven approach for room tidying with mobile manipulator”, *Advanced Robotics*, **36**, 17–18, pp. 850–869 (2022).
- [9] T. Kang, D. Song, J.-B. Yi, J. Kim, C.-Y. Lee, Y. Yoo, M. Kim, H.-J. Jo, B.-T. Zhang, J. Song and S.-J. Yi: “Team Tidyboy at the WRS 2020: a modular software framework for home service robots”, *Advanced Robotics*, **36**, 17–18, pp. 836–849 (2022).
- [10] Y. Tanaka, T. Morie and H. Tamukoh: “An amygdala-inspired classical conditioning model implemented on an FPGA for home service robots”, *IEEE Access*, **8**, pp. 212066–212078 (2020).
- [11] Y. Tanaka, H. Tamukoh, K. Tateno, Y. Katori and T. Morie: “A brain-inspired artificial intelligence model of hippocampus amygdala and prefrontal cortex on home service robots”, 2020 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (NOLTA2020), pp. 138–141 (2020).
- [12] A. Mizutani, Y. Tanaka, H. Tamukoh, Y. Katori, K. Tateno and T. Morie: “Brain-inspired neural network navigation system with hippocampus, prefrontal cortex, and amygdala functions”, 2021 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS) (2021).
- [13] T. Yamamoto, K. Terada, A. Ochiai, F. Saito, Y. Asahara and K. Murase: “Development of human support robot as the research platform of a domestic mobile manipulator”, *ROBOMECH Journal*, **6**, 1 (2019).
- [14] T. Ono, Y. Tanaka, Y. Ishida, Y. Abe, K. Kanamaru, D. Kamimura, K. Nakamura, Y. Nishimura, S. Tokuno, Y. Mii, M. Yamauchi, Y. Uemura, T. Hashimoto, Y. Nakamura, I. Uchino, D. Kanaoka, T. Hanyu, K. Tsukamoto, T. Morie and H. Tamukoh: “Hibikino-Musashi@Home 2020 team description paper”, arXiv:2005.14451 (2020).
- [15] M. Yamaguchi, G. Iwamoto, Y. Abe, Y. Tanaka, Y. Ishida, H. Tamukoh and T. Morie: “Live demonstration: A VLSI implementation of time-domain analog weighted-sum calculation model for intelligent processing on robots”, 2019 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) (2019).
- [16] Y. Tanaka and H. Tamukoh: “Hardware implementation of brain-inspired amygdala model”, 2019 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) (2019).
- [17] J. O’Keefe and J. Dostrovsky: “The hippocampus as a spatial map. preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat”, *Brain Research*, **34**, 1, pp. 171–175 (1971).
- [18] J. O’Keefe and L. Nadel: “The Hippocampus as a Cognitive Map”, Oxford University Press (1978).
- [19] G. R. I. Barker and E. C. Warburton: “When is the hippocampus involved in recognition memory?”, *Journal of Neuroscience*, **31**, 29, pp. 10721–10731 (2011).
- [20] A. Samsonovich and B. L. McNaughton: “Path integration and cognitive mapping in a continuous attractor neural network model”, *Journal of Neuroscience*, **17**, 15, pp. 5900–5920 (1997).
- [21] 下留諒, 川内聖士, 高田健介, 立野勝巳, 田向権, 森江隆: “家庭用サービスロボットののための海馬-嗅内皮質の集積回路モデル”, ニューロコンピューティング研究会, 第 118 巻, pp. 5–10 (2019).
- [22] 前田優輔, 立野勝巳, 森江隆: “家庭用サービスロボットののための海馬-嗅内皮質モデルにおける場のオブジェクト表現と統合”, ニューロコンピューティング研究会, 第 119 巻, p. 75 (2020).
- [23] I. Kawashima, K. Tateno, T. Morie and H. Tamukoh: “A memory-based entorhinal-hippocampal model and its FPGA implementation by on-chip RAMs”, *IEEE International Symposium on Circuit and Systems* (2022).
- [24] A. H. Klopff: “The hedonistic neuron: A theory of memory, learning, and intelligence”, Hemisphere Pub (1982).
- [25] R. Sutton and A. Barto: “Reinforcement learning: An introduction”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, **9**, 5 (1998).
- [26] H. Nakagawa, K. Tateno, K. Takada and T. Morie: “A neural network model of the entorhinal cortex and hippocampus for event-order memory processing”, *IEEE Access*, **10**, pp. 43003–43012 (2022).