

# 海馬-嗅内皮質の情報処理と移動ロボットのナビゲーション問題との関連性調査とモデル化

A Survey and Modeling of Relation between Hippocampal-Entorhinal System and Mobile Robot Navigation

上田隆一 \*1  
Ryuichi Ueda

水田恒太郎 \*2  
Kotaro Mizuta

山川宏 \*3  
Hiroshi Yamakawa

岡田浩之 \*4  
Hiroyuki Okada

\*1産業技術大学院大学  
Advanced Institute of Industrial Technology

\*2理研 BSI  
RIKEN BSI

\*3株式会社ドワンゴ  
Dowango Co., Ltd.

\*4玉川大学  
Tamagawa University

We compare the current knowledge of spatial information processing around the hippocampal-entorhinal system and some models that are used for implementing self-localization or SLAM (simultaneous localization and mapping) algorithms. This comparison explains information flow in the brain and suggests a novel SLAM architecture for robots.

## 1. はじめに

近年、神経科学分野において、動物の脳嗅内皮質や海馬における空間記憶とその情報処理のメカニズムに関する研究が盛んに行われている。これらの知見は、ある空間をナビゲートする動物がその空間情報をどのように処理しているかという疑問に示唆を与えている [Buzsáki 13, 北西 15]。一方、ロボティクス分野においては自律移動ロボットが自身で地図を作成する SLAM (simultaneous localization and mapping) 技術が確立されつつある [Thrun 05]。

「実世界での空間情報の処理と利用」という点が上記の二つの分野における共通の話題であるが、研究の目的は異なる。前者では脳の機能の解明が重要であるので、特定の脳細胞の働きについて仮説を立て、丹念に検証していくことが求められる。例えば「動物がどのようにナビゲーションを行うか」という議論を行うには各細胞の関係性について既知の事項と未知の事項について整理した上で慎重に行う必要がある。

後者のロボティクスにおいては、まず実世界で提案手法が動作することが重要である。そのため、実世界で一通り動く (例えば SLAM であれば SLAM に不可欠な構成要素が全く欠けていない) ソフトウェア・ハードウェアが準備されて、実験が行われる。このため、一つ一つの手法が、対象が動物ではなくロボットではあるものの、「実世界でのナビゲーション」のマクロな数理モデルになっており、動物の環境認識機能の仮説となりうる。

そこで本稿では、SLAM や自己位置の計算等の数理モデルから、「齧歯類の海馬や嗅内皮質周辺がどのようなナビゲーション問題をどのように解いているか」をトップダウンで考える。これにより、海馬や嗅内皮質周辺が実世界に対してどのように機能しているのか、特に SLAM に相当する機能はどのような構造で実現されているのかを考察する。

関連する取り組みとしては、Milford らの RatSLAM [Milford 08] が挙げられる。これは、名前の通りラットの脳の一部機能を真似た SLAM の実装であるが、脳を説明したり、シミュレートすることは目的とされていない。本稿では、動物の機能の一部をロボティクスに応用するのではなく、動物の海馬や嗅内皮質の働きとロボティクスの知見を比較し、違い等を論じる。また、本稿の議論は人工ニューラルネットワークの研

連絡先: 上田隆一, 産業技術大学院大学産業技術研究科情報アーキテクチャ専攻, 東京都品川区東大井 1-10-40, ueda-ryuichi@aait.ac.jp

究で行われるような実装レベルのものではなく、入出力される情報レベルで行われるものである。

## 2. 2次元平面上での自己位置推定と地図生成問題

本稿の議論では、平面上のナビゲーション問題を考える。齧歯類を使った脳神経の活動の観察実験では、齧歯類を平面の迷路や囲いのある平面で行動させることが多い。また、移動ロボットの研究でも基本的には二次元平面上の移動が扱われる。これらの知見に基づいて議論を進めるため、平面上のナビゲーションを仮定する。また、齧歯類、ロボットを総称するときには「エージェント」という表現を用いる。

平面環境において、エージェントの姿勢 (位置  $(x, y)$  と方位  $\theta$ 。移動ロボットの研究では位置も姿勢に含められる。) の3個の状態変数で状態  $\mathbf{x} = (x, y, \theta)$  を定義する。速度や加速度の情報も重要であるが、本稿では準静的な系で議論を行う。時刻を考えるとときは  $\mathbf{x}_t$  と表記する。  $t$  が時刻である。

また、任意の状態  $\forall \mathbf{x}$  で構成される状態空間  $\mathcal{X}_{\text{env}}$  を考える。ロボットの場合、状態空間  $\mathcal{X}_{\text{env}}$  中での姿勢  $\mathbf{x}$  を求める問題は「自己位置同定」、あるいは確率・統計的な側面が強調される場合には「自己位置推定」と呼ばれる。  $\mathcal{X}_{\text{env}}$  を認識して地図にする問題は「地図生成」、自己位置推定しながら地図生成する問題は「SLAM」と呼ばれる。

ロボット用の SLAM や自己位置推定プログラムが定式化・モデル化されるときは、エージェントがある場所にいるときに何かを観測し、そして行動して別の場所に移るといった時系列情報

$$\mathcal{I} = \{\dots, z_{t-1}, u_{t-1}, z_t, u_t, z_{t+1}, u_{t+1}, \dots\} \quad (1)$$

が入力とされる。ここで  $z_t, u_t$  は、それぞれエージェントが時刻  $t$  で観測した情報、時刻  $t$  から  $t+1$  の間の移動に関する情報を抽象的に記号で表したものである。  $\mathcal{I}$  を入力シーケンス、  $z, u$  をそれぞれ観測情報、移動情報と呼ぶ。これらの記号は抽象的なものであるため、動物についても、後述の通り  $z$  や  $u$  に対応するもの考えることができる。

以後の章では、入力シーケンス  $\mathcal{I}$  が与えられた時に、エージェントが姿勢  $\mathbf{x}_t$  と環境  $\mathcal{X}_{\text{env}}$  をどのように求めているかを議論する。動物においては嗅内皮質と海馬がこの機能を担っており、次章、次々章において順に機能を確認し、ロボットで用いられるモデルとの対比を行う。図1に、本稿で想定する嗅内皮質、海馬での位置情報の計算モデルを示す。

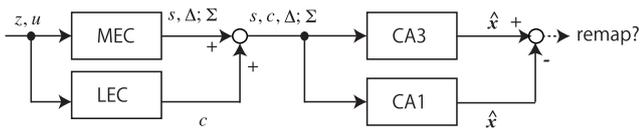


図 1: Proposed Model of Hippocampal-Entorhinal System ( $z$ : observation info.,  $u$ : motion info.,  $s$ : shape info. of environment,  $\Delta$ : calculated displacement,  $\Sigma$ : a local coordinate system,  $\hat{x}$ : an estimated pose)

### 3. 嗅内皮質で生成される情報

本章では齧歯類の嗅内皮質で行われている処理について、ロボットで用いられる手法と共に説明する。先にロボットについて説明し、後に齧歯類の嗅内皮質の機能を考える。

#### 3.1 ロボットにおける入力 $z, u$ の解釈

##### 3.1.1 移動情報 $u$

ロボットの場、移動情報  $u$  にはアクチュエータへの入力やその動作完了の信号、オドメータの出力等が含まれる。オドメータはセンサであるが、[Thrun 05] で説明があるように、ナビゲーションの問題では移動と関連付けられている。

移動情報からは、デッドレコニングを行うことができる。時刻  $t$  のときの推定姿勢を  $\hat{x}_t$  と表し、ロボットが  $u$  と姿勢の変化を関係づける状態方程式  $\mathbf{x}_{t+1} = f(\mathbf{x}_t, u_t)$  を知っているとする、変位のシーケンス

$$\dots, \Delta_{t-1}, \Delta_t, \Delta_{t+1}, \dots \quad (\Delta_t = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1}) \quad (2)$$

が得られる。この変位のシーケンスを足していくとある座標系での初期位置  $\mathbf{x}_0$  に対する姿勢  $\mathbf{x}$  が得られるが、この演算がデッドレコニングと呼ばれる。オフライン SLAM ([Lu 97, Wang 15] 等) や簡易な自己位置推定では、このような変位のシーケンスからのデッドレコニングが用いられる。

ロボットの動作中にデッドレコニングの誤差を考慮しなければならないときは、確率的な演算が行われる。このときに用いられる式 (マルコフ連鎖の式) は、

$$b_{t+1}(\mathbf{x}) = \int_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}_{\text{env}}} p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}, u_t) b_t(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (3)$$

で表される。これは、時刻  $t$  の状態推定結果が確率密度関数  $b_t$  で与えられる時に次の時刻での状態推定結果  $b_{t+1}$  を与えるものである。  $b_t$  は、次のように時刻  $t$  においてある領域にロボットが存在する確率

$$P_t(\mathbf{x} \in X) = \int_{\mathbf{x} \in X} b_t(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (4)$$

を与える。ここで  $X$  は  $\mathcal{X}_{\text{env}}$  の部分集合である。  $b$  はベイズ統計学 [松原 10] 的な解釈ではロボットが持つ主観的な自己位置に関する知識であり、「信念」と呼ばれる。

##### 3.1.2 観測情報 $z$

式 (1) の観測情報  $z$  は、ロボットにおいては搭載されたセンサからの無加工の情報に相当する。カメラからの画像や LIDAR (light detection and ranging) の出力する距離情報、あるいは Microsoft Kinect 等の RGB-D (画像-深度) 情報等、ロボットにおいて利用される情報には定番のものが存在する。

これらの無加工の情報は膨大なデータの羅列であり、自己位置推定や SLAM に利用する情報は、画像中の物体の位置や壁

の形状等を抽出したものとなる。このような環境中の特徴は「ランドマーク」と呼ばれるが、動物のナビゲーション研究においては「cue (手がかり)」と呼ばれる。本稿では「手がかり」で統一する。

$z_t$  から画像処理等を経て手がかり  $c_t$  が得られるという単純なモデルを考えると、  $\mathcal{I}$  から得られる  $z_t$  の列は

$$\dots, c_{t-1}, c_t, c_{t+1}, \dots \quad (5)$$

に変換されると表現できる。ロボットの場、各  $c$  は手がかりが何であるかという情報やそれがどの位置、方で観測されたか等、いくつかのパラメータを含むものとなる。

#### 3.2 齧歯類嗅内皮質における情報処理

##### 3.2.1 内側嗅内皮質での演算

齧歯類の場合にもデッドレコニングに相当する演算が行われており、その様子は内側嗅内皮質 (Medial Entorhinal Cortex, MEC) で観測されている [McNaughton 06]。 MEC には、齧歯類が環境中で特定の場所にいるときに反応する「格子細胞 (grid cells)」 [Moser 08] という細胞が存在する。「特定の位置」は環境中で蜂の巣状に配置される。また、この情報は個体が向いている方向の情報  $\theta$  は与えないが、「頭方位細胞 (head direction cell)」という細胞が存在し、これが  $\theta$  情報を与える。さらに MEC には、壁際にいる際に反応する「ボーダー細胞 (border cells)」等、姿勢と関連した細胞が存在している。

格子細胞への入力、前庭系 (三半規管) からの信号、視覚 (オプティカルフロー) 等である [McNaughton 06]。これらはセンサ情報ではあるが動きで情報が発生するため、ロボットのオドメータと同様、  $u$  と関連付けることができる。

MEC で行われている演算は、ロボットの自己位置推定のように詳細な地図が与えられて行われるものではなく、粗い局所的な SLAM、あるいは SLAM のための情報生成であると考えられる。格子細胞や頭方位細胞の活動パターンは、後に述べる場所細胞と異なり環境にあまり依存しないので、特定の地図は利用していないと考えるのが妥当である。格子細胞の活動で見られるデッドレコニングと、ボーダー細胞のような環境の形状に反応する細胞の情報が内で統合されるとすれば、それは SLAM である。

前節で使ったロボティクスで用いられる数式や記号で MEC で生成される情報を表現する。少なくとも格子細胞では、頭方位細胞とある瞬間の姿勢  $\mathbf{x}_0$  を原点として決まる局所座標系  $\Sigma$  と、  $\Sigma$  で定義される変位のシーケンスが生成されている。また、ボーダー細胞等が環境の形状情報を与えるとする、 MEC で生成される情報シーケンスは、

$$\mathcal{I}_{\text{MEC}} = \{\dots, s_{t-1}, \Delta_{t-1}, s_t, \Delta_t, s_{t+1}, \Delta_{t+1}, \dots; \Sigma\} \quad (6)$$

と表現できる。ここで  $s_t$  は時刻  $t$  に得られた環境の形状情報を表す。このシーケンスの持つ情報は、 MEC では「ある局所座標系が決まっており、環境の形状が分かり、その中でエージェントがどう動いたか」というものである。この表現だと  $\Sigma$  と変位  $\Delta$  の関係が  $\mathbf{x}_0$  でしか結びついておらず、デッドレコニングの誤差が蓄積されていくが、環境の形状情報  $s$  で補正がかかっている可能性がある。

##### 3.2.2 外側嗅内皮質での演算と内側嗅内皮質の情報との統合

観測情報  $z$  はロボットと同様、手がかり  $c$  に変換されると考えられ、外側嗅内皮質 (Lateral Entorhinal Cortex, LEC) がこの変換処理を担っていると考えられている [Hargreaves 05]。例えば迷路実験の際に外部に見える手がかりを認識し、視覚や

触覚で得た環境の形状を認識する。これらの情報は、 $\mathcal{I}_{MEC}$  と合わせて海馬に送られる。LEC の出力シーケンスは

$$\mathcal{I}_{LEC} = \{\dots, c_{t-1}, c_t, c_{t+1}, \dots\} \quad (7)$$

で表すことができる。

$\mathcal{I}_{LEC}$  が MEC の出力シーケンスと統合されると、

$$\mathcal{I}_{EC} = \{\dots, s_{t-1}, c_{t-1}, \Delta_{t-1}, s_t, c_t, \Delta_t, s_{t+1}, c_{t+1}, \Delta_{t+1}, \dots; \Sigma\} \quad (8)$$

というシーケンスが生成される。本稿では  $\mathcal{I}_{EC}$  が海馬に送られて後述の場所細胞で利用されるというモデルを考える。

ところで、式 (8) の  $\mathcal{I}_{EC}$  は無限のデータ列ように記述されているが、動物が覚えていられるシーケンスは有限である。また、例えばラットが人間の手で移動されて別の環境に移された場合、SLAM の問題として考えるとシーケンスは別の環境への移動の際に処理しやすい。直接の関係は不明であるが、[Kitamura 14] では、嗅内皮質第二層から「アイランドセル」が発見され、これが嗅内皮質第三層から海馬への入力を抑制することが示されている。この抑制には時間的に離れすぎている出来事が過度に関連することを防ぐ働きがあるとしている。この働きが記憶の単位を作っている可能性があるが、本稿で扱っているナビゲーションの問題との直接の関係は不明である。

## 4. 海馬で処理される情報

齧歯類の海馬や歯状回では、情報  $\mathcal{I}_{EC}$  からの地図作成や、地図を用いた自己位置推定が行われていると考えられている。

### 4.1 ロボットの自己位置推定

ロボットの自己位置推定においては、環境の地図が既知として位置計算が行われる。自己位置推定では一般的に、ロボットが移動するときに適用される式 (3) と共に、手がかり  $c$  も用いられる。手がかり  $c$  からは、信念を

$$b(\mathbf{x}|c) = \eta^{-1} L(c|\mathbf{x})b(\mathbf{x}), \quad (9)$$

$$b(\mathbf{x}) \leftarrow b(\mathbf{x}|c) \quad (10)$$

と更新できる。ここで、

$$\eta = \int_{\mathbf{x}'} L(c|\mathbf{x}')b(\mathbf{x}')d\mathbf{x}' \quad (11)$$

である。 $L(c|\mathbf{x})$  が尤度関数で、姿勢  $\mathbf{x}$  で手がかり  $c$  が観測されることがどれだけ尤もらしいかを与えている。尤度はセンサ特性から決まり、ロボットには事前に実装される。

ここでは手がかり  $c$  に対して尤度関数を考えたが、環境の形状情報  $s$  に対する尤度関数を考えることもできる。 $c$  と  $s$  はロボットにおいてどちらも「ランドマーク」として同一視されるが、脳との対応を取る場合、脳では別の細胞や部位が処理するため、ここでは別のものとして考えた。

また、実用される自己位置推定アルゴリズムは、「誘拐ロボット問題 (kidnapped robot problems)」[Thrun 05, 上田 11] を解決する仕組みを持っていなければならない。誘拐ロボット問題は、SLAM や自己位置推定中のロボットが突然別の場所に移動させられた後、自身の位置を推定しなおして作業ができるかどうかを考えるために提唱されているものである。ベイズ推定を用いた自己位置推定では、式 (11) の  $\eta$  が非常に小さくなることをトリガにして推定をやり直す「リセット」という方法が用いられる [上田 05, Lenser 00]。

## 4.2 齧歯類の自己位置推定と場所細胞

### 4.2.1 場所細胞の活動に見られる自己位置推定

齧歯類では、自己位置推定する様子が海馬の「場所細胞 (place cells)」の観察で確認されている [O'Keefe 71]。マウスやラットをある環境に慣れさせると、海馬のある部分の細胞の活動パターンが、その環境のいくつかの場所とほぼ一対一対応するようになる。この細胞が「場所細胞」と呼ばれている。

もし海馬でマルコフ自己位置推定が行われているとするならば、嗅内皮質からの情報シーケンス  $\mathcal{I}_{EC}$  から座標系  $\Sigma$  における推定姿勢  $\hat{\mathbf{x}}$  への変換が行われ、これが場所細胞の活動として観察されていると考えられる。この場所細胞の活動を入力としてラットの位置をマルコフ自己位置推定で求めることができるが、Barbieri らによって示されている [Barbieri 05]。

格子細胞や頭方位細胞と異なり、場所細胞が場所ごとに決まったパターンを示すようになるには時間がかかる。つまり環境の学習が必要で、現在得ている情報 ( $\mathcal{I}_{EC}$ , あるいはその中の  $c$  と考えられる) と、学習中に蓄積された情報 (過去の  $\mathcal{I}_{EC}$  と考えられる) の比較が行われ、その結果、場所細胞が特定の場所で特定のパターンを示すようになるということである。これを式 (9) で解釈すると、過去の  $\mathcal{I}_{EC}$  からその環境の座標系の各姿勢において何が観測されるか (つまり尤度関数  $L(c|\mathbf{x})$  のセット) を記した「地図」ができ、地図に基いて自己位置推定が行われている可能性があるということである。

もう一点重要なことは、地図は複数存在していると考えられることである。 $\mathcal{I}_{EC}$  が局所座標系  $\Sigma$  で得られていることと、次に述べる「リマップ」の発生がそれを示唆している。

### 4.2.2 リマップ

齧歯類では、環境の変化をきっかけに場所細胞の活動パターンがあるパターンからあるパターンへ切り替わることがある。この現象は「リマップ」と呼ばれ、齧歯類を別の環境に移動したり、同じ環境でも手がかりを変えると場所細胞の活動パターンが変化するというものである。

この処理は、複数の地図からなんらかの処理を経て一つ地図を選ぶというものである。多くの候補から一つ地図を選ぶ計算は、あるいは多くの写真から人物を選ぶための手法 [Wright 09] に似た最適化が用いられるか、ベイズフィルタになるか、あるいはそれが混在したものが考えられる。また、今までの地図の使用を一旦やめて、新しい地図を持ちだして姿勢を再度推定する処理は、誘拐ロボット問題を解く処理と等価である。

[Lee 04] によると、 $\mathcal{I}_{EC}$  は海馬の CA1 野と CA3 野に配信されており、どちらも場所細胞が活動している。CA1 の方が CA3 よりも環境が少し変わったときに過去の  $\mathcal{I}_{EC}$  を棄却しやすいことが分かっている。ここから考えると地図と呼べるものは CA3 で管理されており、つまり環境が変わったときには CA1 が CA3 と異なる結果を出力するということになる。[Buzsáki 13] では、嗅内皮質がリマップを司っていることを示唆している。また、場所細胞とこれら嗅内皮質の細胞との関係は一方的ではなく相互作用があると [Moser 08] に記述がある。

## 5. 考察

4.2.2 項で、齧歯類ではリマップが頻繁に行われると述べた。これは、ある一つの地図が継続して利用できる範囲が限定的であることを示唆している。これは、一つの大きな地図が用いられるロボットの場合とは異なる。

この違いは、ロボットの生成した地図を人間等が利用するという目的の違いの他に、これまでの SLAM の研究の際にロボットに搭載されていたセンサが貧弱であったこと、[Wright 09]

顔識別の例で用いられているような強力な画像識別アルゴリズムが存在しなかったことから生じていると考えられる。多くの動物は、ロボットよりも視覚が優れており、一方で、あまり長い入力シーケンスをそのまま覚えていることができない。そのため、動物では「小さな地図の作成」、「地図の選択」、「小さな地図内での自己位置推定」を構成要素とする SLAM が発達しているのではないかと考察できる。

この方式にはもうひとつの利点がある。SLAM では閉路のとじ込み（口の字型の環境を一周したときに、過去の行動と観測の履歴から一周前後の同じ地点を同一と理解して地図に閉路を作ること）が重要な課題とされてきた [Kawewong 13]。しかし、元の位置に戻ったときに、例えば視覚でそれを理解できるのであれば、過去の履歴が不要である。また、閉路のとじ込みは「同じ平面上でロボットが移動する」という前提がないと、環境がスパイラル状の場合はどうするのかという根本的な議論が解決しない。また、一旦間違った地図のとじ込みを行ってしまったロボットが、その間違いに気づくには相当の追加情報が必要である。一方、動物の場合は、比較的短時間である場所が過去に既に訪れたかどうかを識別するため、もし環境中がスパイラル状で、しかも上の階と下の階で風景が全く同じでも、「perceptual aliasing」が起こるだけで地図に矛盾が起こるわけではない。これが、動物は行動を間違いこそすれ、長期にわたって地図を破綻させないことに寄与すると考えられる。

## 6. おわりに

海馬-嗅内皮質周辺の脳細胞の働きと、ロボティクスで用いられる理論の枠組みや具体的なアルゴリズムとの対応を考えた。その後、議論を行い、動物が小さい地図を強力な空間識別能力で切り替えているのではないかと考察した。

今後は本稿で提案したモデルで、齧歯類を用いたいくつかの実験の結果を説明できるか調査する。考察で述べた「識別能力」は、現在研究が盛んなディープラーニング [Hinton 06] やその周辺の技術で研究されていることである。ロボットへの応用を考えた場合、これらの研究が進めば、トップダウンながらも海馬周辺の一部でなく広範囲の部分を実世界で機能する可能性があり、そのようなアルゴリズムの実装へ挑戦することは価値があると考えられる。

## 参考文献

- [Barbieri 05] Barbieri, R., et al.: An Analysis of Hippocampal Spatio-Temporal Representations Using a Bayesian Algorithm for Neural Spike Train Decoding, *IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 13, No. 2, pp. 131–136 (2005)
- [Buzsáki 13] Buzsáki, G. and Moser, E. I.: Memory, navigation and theta rhythm in the hippocampal-entorhinal system, *Nature Neuroscience*, Vol. 16, No. 2, pp. 130–138 (2013)
- [Hargreaves 05] Hargreaves, E. L., et al.: Major Dissociation Between Medial and Lateral Entorhinal Input to Dorsal Hippocampus, *Science*, Vol. 308, pp. 1792–1794 (2005)
- [Hinton 06] Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol. 313, No. 5786, pp. 504–507 (2006)
- [Kawewong 13] Kawewong, A., et al.: A speeded-up online incremental vision-based loop-closure detection for long-term SLAM, *Advanced Robotics*, Vol. 17, No. 27, pp. 1325–1336 (2013)
- [Kitamura 14] Kitamura, T., et al.: Island Cells Control Temporal Association Memory, *Science*, Vol. 343, No. 6173, pp. 896–901 (2014)
- [Lee 04] Lee, I., et al.: A Double Dissociation between Hippocampal Subfields: Differential Time Course of CA3 and CA1 Place Cells for Processing Change Environments, *Neuron*, Vol. 42, pp. 803–815 (2004)
- [Lenser 00] Lenser, S. and Veloso, M.: Sensor Resetting Localization for Poorly Modelled Robots, in *Proc. of IEEE ICRA*, pp. 1225–1232 (2000)
- [Lu 97] Lu, F. and Milios, E.: Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping, *Autonomous Robots*, Vol. 4, No. 4, pp. 333–349 (1997)
- [McNaughton 06] McNaughton, B. L., et al.: Path integration and the neural basis of the ‘cognitive map’, *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 7, No. 8, pp. 663–678 (2006)
- [Milford 08] Milford, M. J. and Wyeth, G. F.: Mapping a Suburb With a Single Camera Using a Biologically Inspired SLAM System, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 24, No. 5, pp. 1038–1053 (2008)
- [Moser 08] Moser, E. I. and Moser, M.-B.: A Metric for Space, *Hippocampus*, Vol. 18, No. 12, pp. 1142–1156 (2008)
- [O’keefe 71] O’keefe, J.: *The hippocampus as a spatial map. Preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat*, Vol. 34, No. 1, pp. 171–175 (1971)
- [Thrun 05] Thrun, S., et al.: *Probabilistic ROBOTICS*, MIT Press (2005)
- [Wang 15] Wang, Y., et al.: A pose pruning driven solution to pose feature GraphSLAM, *Advanced Robotics (online)*, doi: 10.1080/01691864.2014.998707 (2015)
- [Wright 09] Wright, J., et al.: Robust Face Recognition via Sparse Representation, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 31, No. 2, pp. 210–227 (2009)
- [上田 05] 上田 隆一 他：パーティクルフィルタを利用した自己位置推定に生じる致命的な推定誤りからの回復法, *日本ロボット学会誌*, Vol. 23, No. 4, pp. 84–91 (2005)
- [上田 11] 上田 隆一：確率ロボティクスの展望, *日本ロボット学会誌*, Vol. 29, No. 5, pp. 404–407 (2011)
- [北西 15] 北西 卓磨, 松尾 直毅：海馬体-嗅内皮質における空間認知システム, *領域融合レビュー*, Vol. 4, p. e001 (2015)
- [松原 10] 松原 望：ベイズ統計学概説, 培風館 (2010)