解 説

トポロジカルな地図表現を用いた 移動ロボットのナビゲーション

Mobile Robot Navigation using Topological Map Representations

田 崎 勇 一* *名古屋大学
Yuichi Tazaki* *Nagoya University

1. は じ め に

町中や建物の中を移動するとき、自分の正確な位置を x y 座標として常に把握している人は少ないだろう。それよりも「この通りを進めば三叉路に出るので、そこで左に曲がれば…」というように、特徴のある道しるべを基準とした大まかな位置を認識しているだけであろう。環境中の特徴的で見分けのつきやすい地点とそのつながりをグラフ状に表現した地図をトポロジカルマップと呼ぶ。トポロジカルマップに関する研究報告は 90 年代から 2000 年代前半に多く見られる。その理由として当時は高精度な距離センサや慣性計測装置、大量のデータ処理が可能な組み込みコンピュータがまだ現れていなかったために、必要に迫られて抽象的な地図表現が用いられたという側面もあるように思われる。近年では SLAM 技術を用いて高精度なセンサ情報をリアルタイムではめ合わせて大規模なメトリックマップ（計量地図、詳しくは本特集の山崎氏らの解説を参照されたい）を生成する手法が広く知られるようになっていく。しかしながらトポロジカルマップはそのコンパクトさから経路計画をはじめ様々なタスクのプランニングに有用であるだけでなく、環境に定性的な意味づけを行う上でも重要な道具となる。また、一枚絵では表現しづらいような大規模な環境の地図生成において、局所的なメトリックマップをつなぎ合わせるための骨組みとしても用いられる。このような実用上の役割に加え、人間や生物の柔軟な環境認識のメカニズムを解明するという目的においてもトポロジカルマップの研究は多くの興味深いトピックを含んでいるように思える。

本稿では、トポロジカルマップに関する研究を、地図の生成方法やその利用方法などの観点からまとめつつ紹介する。はじめに第 2 章から第 4 章では現在までに提案された様々な種類のトポロジカルマップについて関連研究を引用しつつ説明する。できるだけ広範な研究例を示したつもりであ

るが、筆者の興味の偏りからボロノイ図ベースの手法の比重がやや大きめである。また、第 5 章では筆者らによる研究からトポロジカルマップを用いた大域的能動位置推定について紹介する。最後に第 6 章ではトポロジカルマップに関連する未解決のトピックについて思うところを述べる。

2. トポロジカルマップの定義と分類

数理的にはトポロジカルマップはグラフ（通常は無向グラフ）であるが、グラフのノードやリンクが物理的に何を意味するのかはトポロジカルマップの種類ごとに異なる。ある場合には、各ノードは「共通する特徴を持つひとかたまりの領域」（部屋、廊下など）を表し、各リンクは領域の隣接性を表す。また別の場合には、各ノードはユークリッド空間上の一点を表し、各リンクは点同士を接続する曲線を表す。この場合のトポロジカルマップは単なるグラフではなく、ユークリッド空間に埋め込まれているものと考えることができる。

トポロジカルマップと対極的な存在にメトリックマップがある。メトリックマップとは環境の障害物や自由領域をユークリッド空間上の集合として記憶した地図であり、代表的なものとしては障害物が凸多角形などの幾何学形状で与えられている地図や、占有格子地図（occupancy grid map）がある。メトリックマップは障害物の具体的な形状などを保持するという意味ではトポロジカルマップよりもリッチな情報を含んでいると言える。しかし大規模な環境を単一のメトリックマップで表現することは技術的に困難であるだけでなく、その利用コストも高くなってしまふ。上述の二つの地図表現の長所を組み合わせたものにトポロジカル・メトリックマップがある [1] [2]。これは、環境の大域的な構造をトポロジカルマップで表現しつつ、各領域の精緻な形状をメトリックマップで表現するというものである。

3. トポロジカルマップの生成

トポロジカルマップの生成法を分類する上では、トポロジの定義による分類と、オンラインかオフラインかによる分類が考えられる。ここでオンライン手法とはロボットが環境中を探索しながらセンサ情報からトポロジカルマップ

原稿受付 2015 年 9 月 2 日

キーワード: Topological Map

〒 464-8603 名古屋市千種区不老町

*Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi

を逐次生成する手法を指し、他方オフライン手法とは与えられたメトリックマップから一括した計算手続きによりトポロジカルマップを生成する手法を指す。以下では前者の軸で分類しているため、それぞれにオンライン手法とオフライン手法が混在している点に注意されたい。

3.1 教示・手作業による方法

最もシンプルでありながら実用的な方法は教示や手作業による方法である。屋内環境の見取り図などをもとに人間が手作業で領域分けをする場合（文献[3]～[5]）や、手動操縦によりロボットを環境中の（人間から見て）特徴的な場所へ移動させ、その位置をノードとして記憶させる方法（文献[6]）がある。

3.2 観測情報の分類による方法

ロボットに搭載されたセンサから得られる観測量の変化に基づいてトポロジカルマップを生成する方法である。Mataric は音波センサによる「左の壁」「右の壁」「廊下に沿って移動」といった離散的な観測情報を用い、ロボットの走行経路に沿って得られる観測情報の系列をもとに環境のトポロジを抽出している[7]。また、Derenick らは市街地における公衆無線 LAN のアクセスポイントの可視性に基づいてトポロジカルマップを生成している[8]。

カメラ画像やレーザ測域センサ（LIDAR）などのように連続量と見なせるほど高い分解能のセンサを用いる場合は、機械学習の手法によって似通った観測量が得られる部分領域に分割する手法が提案されている。画像特徴量に基づく手法では、全方位カメラなどを搭載したロボットが屋内環境を走行し、得られた動画の各フレームから何らかの低次元特徴量を計算し、その特徴量が急激に変化するポイントにおいて領域をセグメント化する[9][10]。Mozos らはレーザ測域センサから計算した低次元特徴量（最近障害物までの距離など）に基づき AdaBoost によりクラス分類を行い、廊下や部屋などへの分けを行っている[11]。

3.3 グラフ理論的な方法

センサ情報やメトリック地図をもとにグラフ理論の手法を用いて低次のグラフ構造を抽出する方法がある。Choi らは占有格子地図の自由領域に対応するグラフに最小カットを適用することで領域分割を行っている[12]。また Brunskill らはレーザ測域センサの反射点群の点同士を結んで得られる可視グラフに spectral clustering と呼ばれる手法を適用して連結性の疎な部分グラフに分解し、屋内環境の領域分割を行っている[13]。

3.4 幾何学的な方法

障害物や自由領域の幾何学的形状に基づくトポロジカルマップも多く研究されている。Canny らはコンフィギュレーション空間の自由領域の連結性を解析することで、自由領域に埋め込まれた連結なグラフ（ロードマップ）を生成する方法を示している[14]。一般化ボロノイ図（Generalized

Voronoi Diagram, GVD）に基づく方法は特に多くの展開が見られる（文献[15]～[20]）。文献[16]の定義によると、 n 次元空間上の一般化ボロノイ図とは、異なる n 個以上の最近傍障害物から等距離であるような点の集合である。また、一般化ボロノイ図上で n 個の障害物から等距離である点をボロノイ境界、 $n+1$ 個から等距離の点をボロノイ点と呼ぶ。このようなボロノイ境界とボロノイ点で定義されるグラフを一般化ボロノイグラフ（Generalized Voronoi Graph, GVG）と呼ぶ。図 1 に簡単な二次元環境の GVD の例を示す。このように GVD を求めることで環境の自由領域の「骨格形状」だけをうまく抜き出すことができる。GVG にはいくつかの拡張が提案されている。まず Choset らによって三次元以上の空間では仮に自由領域が連結であっても一般化ボロノイ図が非連続となり得る問題が指摘されており、これを考慮した Hierarchical GVG（HGVG）が提案されている[17][18]。また、通常の GVD の問題点の一つに、障害物の少ない開けた領域において、ボロノイ境界と障害物

図 1 異なる手法により計算した一般化ボロノイ図

とが離れすぎてしまう点がある。特にセンサベースでGVDを生成する場合には、最近障害物が距離センサの観測圏内に存在しないとボロノイ境界を検出できない。これを解決するために、ある閾値以上離れてからは障害物の輪郭に沿う境界を持つ Extended Voronoi Graph (EVG) が提案されている [20]。

センサベースの方法として、Kuipers ら [15] や Choset ら [19] は距離センサを用いて環境のボロノイ点間を移動しつつトポロジカルマップを生成する手法を提案している。基本的には最近2障害物から等距離を維持することでボロノイ境界を追従することができ、また最近3障害物から等距離となった時点でボロノイ点への到達を判断できる。このようにセンサ情報や移動則と直接結びついている点も GVG の利点である。

与えられたメトリックマップから GVD を計算し、トポロジカルマップを生成する研究例も多い。この場合、メトリックマップは SLAM 手法や環境の見取り図などから別途生成しておく必要がある。Thrun らは占有格子からボロノイ図を計算し、さらにボロノイ境界上で障害物への距離が極小となる点上に定義される critical line で領域を分割することでトポロジを抽出している [21] [22]。また近年では計算機の処理能力が向上しているため、測域センサの観測点群から実時間の幾何学計算によってロボット周辺のトポロジを抽出する方法もとられている。具体例としては一般化ボロノイ図を計算する方法 [23] や、ドロネー三角形分解を用いる方法 [24] がある。以下では一般化ボロノイ図の計算法を例を交えて紹介する。グラフ構造（ノードとリンク）を抽出するには、ボロノイ図の分岐部分を検出する処理が必要となるが、ここでは割愛する。障害物形状として多角形を想定している例 [25] もあるが、より現実的かつ一般的な状況を扱うために占有格子地図を用いた例が多い。定義に直接従って占有格子上で GVD を計算するには二つの問題がある。第一に、格子の各セルに対して近接障害物までの距離を計算する必要がある。非常に高コストである。第二に、障害物があらかじめ凸形状の集まりに分解されている必要がある。これに対して、占有格子上では動的計画法に基づいて効率的に近似的な GVD を計算できることが知られている [26]。この手法は、障害物（占有セル）から波面を伝搬させるようにして各セルへの最短経路距離を計算するもので、その振る舞いから Wavefront アルゴリズムや Brushfire アルゴリズムと呼ばれる。本来は最短経路を計算するためのものであるが、異なる二つの最短経路が得られたセル（異なる波面が同時に到達したセル）をボロノイ境界と判定することで GVD の計算に用いることができる。ただし、この手法により得られるボロノイ図は本来の定義のユークリッド距離ではなく格子上的経路距離に基づいているため、あくまで近似的である点に注意しなければなら

ない。また、格子の隣接性をどのように定めるか（二次元の場合、上下左右の四つとするか、斜めも含めた八つとするか）でも結果が異なる。

図1は上で紹介した計算法を人為的に作成したメトリック地図のサンプルに適用した結果である。まず図1(a)は占有セルを連結性に基づいて個別の障害物に分割し、ユークリッド距離に基づいて計算したGVDである。図左上のように連結だが非凸な障害物のある箇所においてボロノイ境界が生成されないことが分かる。定義上は凸形状を想定しているため仕方がないが実用上は問題である。一方図1(b)はBrushfire アルゴリズムにより計算したGVDである。非凸領域にも境界が現れているだけでなく、経路距離を用いたにもかかわらず(a)のGVDと形状は見かけ上ほとんど変わらないことが分かる。ところが図1(c)のようにノイズを付加して障害物形状をいびつにすると、その影響を受けてGVDに細かな境界が多数生まれる。このように壁面に向けて伸びる不必要な境界の除去については文献[19][20]などで議論されている。簡単な除去方法として最近2障害物が近すぎる場合は境界と見なさないというフィルタ処理を加えた結果が図1(d)である。図1(e)はEVG(文献[20])の例である。EVGも前述のアルゴリズムを微修正することで計算可能である。図から明らかなように障害物からある程度以上離れた場所には境界が現れなくなるが、その副作用として境界が非連結となっている。

4. トポロジカルマップの利用

4.1 経路計画、誘導制御

トポロジカルマップを用いた移動ロボットのナビゲーションは、グラフ上でスタートノードからゴールノードまでの経路計画を行う上位レベルと、センサ情報に基づくフィードバック制御によってロボットを計画した経路に沿って誘導する下位レベルの階層系を成す。例えば Nourbakhsh らは屋内環境を廊下の交差部やドアの前などの特徴的な領域に人為的に分割し、ソナーからの観測情報により現在の滞在領域を推定しつつ移動する戦略をとっている [3]。

トポロジカルマップが GVG である場合、ノードやリンクの定義が距離センサ情報と密に結びついていることから、移動のための制御則を自然に導くことができる。Choset らはボロノイ境界の接線に沿ってロボットを誘導する制御則を導出している [16]。Ok らは小型無人飛行機 (UAV) の誘導制御において樹木などを母点とするボロノイ図から経路を生成し、ボロノイ点からの引力ポテンシャルと母点からの斥力ポテンシャルによって障害物回避飛行を実現する方法をシミュレーション上で検討している [27]。

4.2 自己位置推定

トポロジカルマップ上で自己位置を見失わずに移動するためには自己位置推定が重要な要素となる。メトリックマッ

プを用いた自己位置推定ではロボットの正確な x, y 座標を推定するが、これに対してトポロジカルな位置推定では「どの領域近傍に滞在しているか」という大雑把な推定を行う場合が多い。前述のクラス分類に基づくトポロジカルマップの場合、現在の観測量がどのクラスに分類されるかを判定することで滞在中のノードを推定することができる[5]。分類結果からは一意に特定できない場合は、過去の系列から隠れマルコフモデル (HMM) を用いて滞りノードを推定する方法がとられている[11]。

GVG 上の自己位置推定手法としては、ボロノイ点上で得られる特徴量 (最近障害物までの距離、分岐数、分岐の角度など) をもとに位置推定を行う手法が示されている[19]。

4.3 環境の意味づけ

人間にとって意味のある地図を作成したり、ロボットが人間を案内するような場合は、地図中の各地点の意味づけ (semantic labeling) を行う必要がある。トポロジカルマップの生成はこのようなラベリングの前処理としても有用である。Friedman らは占有格子地図から抽出されたボロノイグラフの各ノードにおいて求められる特徴量をもとにラベリング (部屋、廊下、分岐など) を行っている[28]。また Mozos らは測域センサのスキャンデータから得られる低次元特徴量をもとに領域分割を行った上で同様のラベル付けを行っている[11]。

5. 適用例：トポロジカルマップ上の大域的能動位置推定

本章ではトポロジカルマップを用いた大域的能動位置推定について紹介する[29]。大域的位置推定とは環境中の自己位置を事前知識なしに特定する問題である。環境中に似通った場所が複数存在する場合、一箇所から得られる観測情報では自己位置を一意に絞り込めない。この場合、ロボット自身が環境中を積極的に移動して効果的な地点で観測を行う能動位置推定を考える必要がある。メトリックマップ上で能動的位置推定を行うには何らかの規範により状態の候補数を削減する工夫が必要となる。これに対してトポロジカルマップは有限個の状態環境を大域的に表現するため、大域的位置推定問題との親和性が良いと言える。

トポロジカルマップとしてはGVGを用い、そのうえでベイズ推定に基づく確率的位置推定を行う。ボロノイ点間を移動するたびにカウントアップされる離散時間系を考え、状態 x_t 、制御入力 u_t 、観測量 y_t を以下のように定義する。ここで状態と制御入力は離散値であるが、観測量は連続値である点に注意されたい。

状態 滞在しているボロノイ節点と直前の移動に用いたボロノイ境界の対を状態と定義する。図2(a)に示す個々の矢印が状態を表す。時刻 t における状態を確率変数 x_t とすると、 x_t の実現値の集合は $\{s_0, s_1, \dots, s_{N-1}\}$ である (N

(a) 離散状態の定義

(b) 制御入力

(c) 観測量

図2 GVGに基づく状態、観測量、制御入力の定義

は状態の総数)。

制御入力 図2(b)に示すように、ある状態においてロボットから見えるボロノイ境界を反時計回りに $u_0, u_1, \dots, u_{M-1}$ とし、これを制御入力値の集合とする。ただし M はボロノイ節点に接続されたボロノイ境界の本数であり、ここでは簡単のためにすべての節点について $M = 3$ とする。より一般には十字路 ($M = 4$) などの扱いに注意を要する。

観測量 ある状態において観測される量は、その状態に対応するボロノイ境界の幾何学的情報 (図2(c)参照) である。これらの情報は、ロボットの車輪回転量などに基づくオドメトリにより算出できる。

ベイズフィルタとは、時刻 0 における状態に関する事前分布 $p(x_0)$ を種とし、各時刻に加えた制御入力 u_t と取得した観測量 y_t を用いて条件付確率分布 $p(x_t | u_{1:t}, y_{1:t})$ を逐次的に計算する手法である。時刻 t において、前時刻までに得られた条件付き分布 $p(x_{t-1} | u_{1:t-1}, y_{1:t-1})$ ($t = 1$ の場合は事前分布 $p(x_0)$) が得られているとする。これに対し、 u_t を用いた移動による確率分布の更新は

$$p(x_t | u_{1:t}, y_{1:t-1}) = \sum_{x_{t-1}} p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_{t-1} | u_{1:t-1}, y_{1:t-1})$$

と書ける。次に、観測量 y_t を用いた更新は、ベイズ則より

$$p(x_t | u_{1:t}, y_{1:t}) = \eta p(y_t | x_t) p(x_t | u_{1:t}, y_{1:t-1})$$

と書ける。ただし η は正規化定数である。移動モデル $p(x_t | u_t, x_{t-1})$ は、所定の確率 P で選択したボロノイ境界とその先にある節点とで定義される状態に遷移し、確率

$1 - P$ で任意の状態へ等確率で遷移する確率分布とする．通常， P は 1 に近い値（例えば 0.9）に設定する．観測モデル $p(y_t | x_t)$ は，状態 x_t に対応するボロノイ境界の幾何学的情報（図 2(c)）を期待値とし，これに適当な外乱を加えた正規分布として定義する．

より少ない移動回数で自己位置の不確かさを低減するには，各時刻の制御入力を適切に選ぶ必要がある．直感的には，移動後の状態ごとに異なる観測量が得られるような制御入力を選択すれば，実際に得られた観測量に基づいて状態を「絞り込む」ことができる．逆に，どの状態に移動しても似たような観測量が得られるような入力は望ましくない．より難しいケースでは，複数回の移動と観測を繰り返してはじめて不確かさが低減される場合がある．このような場合には複数ステップの制御入力列をひとまとめに考える必要がある．そこで， n 回立て続けに移動した後に 1 回観測するという手続きを考え，観測更新後の状態の不確かさが最小となるような n ステップの制御入力列を考える．時刻 t における推定状態を表す確率変数を x_t とし，入力列 $u_{t:t+n}$ により移動した後に予測される状態を $\hat{x}_{t+n}$ ，その状態において予測される観測量を $\hat{y}_{t+n}$ とする．また， $\hat{y}_{t+n}$ がしたがう確率分布を $p(\hat{y}_{t+n} | u_{t:t+n})$ ， $\hat{x}_{t+n}$ と $\hat{y}_{t+n}$ の同時分布を $p(\hat{x}_{t+n}, \hat{y}_{t+n} | u_{t:t+n})$ と書く．すると，観測更新後に期待される状態の不確かさは条件付エントロピーを用いて

$$H(\hat{x}_{t+n} | \hat{y}_{t+n}) = -E \left[\log \frac{p(\hat{x}_{t+n}, \hat{y}_{t+n} | u_{t:t+n})}{p(\hat{y}_{t+n} | u_{t:t+n})} \right]$$

と定量的に評価できる．この評価指標を最小化する制御入力列を採用し，ロボットの移動に用いる．考えるべき入力列の個数は M^n 個であるが， $M = 3$ ， $n = 5$ 程度であれば十分に全列挙が可能である．

屋内環境において，手法の検証を行った．使用したロボットは iRobot 社の Roomba 500 で，北陽電機の Top-URG 測域センサを前後向きに二つ搭載し，計算および制御はラップトップ PC で行う．環境は図 3(a) に示す大学の講義室で，大きさは $13[\text{m}] \times 6[\text{m}]$ である．座席や机はロボットよりも高い位置にあるので，ロボットの測域センサには主に机の足や講義室の壁が映る．部屋の間取りをもとに手描きで占有格子地図を作成し，そこから GVD を計算することでトポロジカルマップを生成した．比較的小さな環境ではあるが，全状態数は 368 である．また机が規則的に並ぶため，見分けのつきにくい位置が多数存在し，大域位置推定が困難な環境である．

トポロジカルマップ上のロボットの移動軌跡を図 3(b) に示す．実験の結果，ロボットは計 12 ステップの移動の後に自己位置を一意に特定することに成功した．ロボットは状態 s_{149} から出発し，そこで最初の入力系列を $\{u_2, u_2, u_1\}$

(a) 屋内環境

(b) トポロジカルマップ上の移動軌跡

図 3 実験環境および移動軌跡

と決定した．それに従って移動した後， s_{59} ， s_{21} ， s_{27} ， s_{33} において順次新たな入力系列を計算した．状態 s_{81} に到達した時点で，その状態の滞在確率が 0.989 に達したため能動位置推定を終了した．直感的に考えてもこの環境では二つの壁を順次訪れることで自己位置を特定できることが分かるため，その観点からもロボットの動きは理に適っていると言える．

6. ま と め

本稿では抽象的な地図表現であるトポロジカルマップについて，その生成や利用に関する研究例を紹介した．トポロジカルマップにまつわる未解決課題としては，屋外環境での適用に向けたロバスト性の向上が挙げられる．現在までの研究例のほとんどは屋内環境に限られており，トポロジをかく乱するような小物体や移動物体への対処方法を明言した文献は少ない．このような外乱のもとでも安定して検出可能な特徴量に基づくトポロジ抽出法の検討が望まれる．

参 考 文 献

- [1] S. Simhon and G. Dudek: "A Global Topological Map Formed by Local Metric Maps," IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.1708–1714, 1998.
- [2] B. Lisien, D. Morales, D. Silver, G. Kantor, I. Rekleitis and H. Choset: "The Hierarchical Atlas," IEEE Tran. Robotics, vol.21, no.3, pp.473–481, 2005.
- [3] I. Nourbakhsh, R. Powers and S. Birchfield: "DERVISH An Office-Navigating Robot," AI Magazine, vol.16, no.2, pp.53–60, 1995.
- [4] I. Ulrich and I. Nourbakhsh: "Appearance-based Place Recognition for Topological Localization," IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, vol.2, pp.1023–1029, 2000.
- [5] T. Krajník, J.P. Fentanes, O.M. Mozos, T. Duckett, J. Elekrantz and M. Hanheide: "Long-Term Topological Localization for Service Robots in Dynamic Environments Using Spectral Maps," IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Sys-

- tems, pp.4537–4542, 2014.
- [6] S. Thrun, J. Gutmann, D. Fox, W. Burgard and B. Kuipers: “Integrating Topological and Metric Maps for Mobile Robot Navigation: A Statistical Approach,” AAAI 15th National Conf. Artificial Intelligence, 1998.
 - [7] M.J. Mataric: “Integration of Representation into Goal-Driven Behavior-Based Robots,” IEEE Tran. Robotics and Automation, vol.8, no.3, pp.304–312, 1992.
 - [8] J. Derenick, A. Speranzon and R. Ghrist: “Homological Sensing for Mobile Robot Localization,” IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.572–579, 2013.
 - [9] H. Lin, Y. Lin and J. Yao: “Scene Change Detection and Topological Map Construction Using Omnidirectional Image Sequences,” Int. Conf. Machine Vision Applications, pp.57–60, 2013.
 - [10] M. Liu and R. Siegwart: “Topological Mapping and Scene Recognition with Lightweight Color Descriptors for an Omnidirectional Camera,” IEEE Tran. Robotics, vol.30, no.2, pp.310–324, 2014.
 - [11] Ó. Martínez-Mozos, R. Triebel, P. Jensfelt, A. Rottmann and W. Burgard: “Supervised Semantic Labeling of Places Using Information Extracted from Sensor Data,” Robotics and Autonomous Systems, vol.55, no.5, pp.391–402, 2007.
 - [12] J. Choi, M. Choi, S.Y. Nam and W.K. Chung: “Autonomous Topological Modeling of a Home Environment and Topological Localization using a Sonar Grid Map,” Autonomous Robots, vol.30, no.4, pp.351–368, 2011.
 - [13] E. Brunskill, T. Kollar and N. Roy: “Topological Mapping Using Spectral Clustering and Classification,” IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.3491–3496, 2007.
 - [14] J.F. Canny and M.C. Lin: “An Opportunistic Global Path Planner,” Algorithmica, vol.10, no.2-4, pp.102–120, 1993.
 - [15] B. Kuipers and Y. Byun: “A Robot Exploration and Mapping Strategy Based on a Semantic Hierarchy of Spatial Representations,” Robotics and Autonomous Systems, vol.8, no.1-2, pp.47–63, 1991.
 - [16] H. Choset, I. Konukseven and A. Rizzi: “Sensor Based Planning: A Control Law for Generating the Generalized Voronoi Graph,” IEEE Int. Conf. Advanced Robotics, pp.333–338, 1997.
 - [17] H. Choset and J. Burdick: “Sensor-Based Exploration: The Hierarchical Generalized Voronoi Graph,” Int. J. Robotics Research, vol.19, no.2, pp.96–125, 2000.
 - [18] H. Choset, S. Walker, K. Eiamsa-Ard and J. Burdick: “Sensor-Based Exploration: Incremental Construction of the Hierarchical Generalized Voronoi Graph,” Int. J. Robotics Research, vol.19, no.2, pp.126–148, 2000.
 - [19] H. Choset and K. Nagatani: “Topological Simultaneous Localization and Mapping (SLAM): Toward Exact Localization without Explicit Localization,” IEEE Tran. Robotics and Automation, vol.17, no.2, pp.125–137, 2001.
 - [20] P. Beeson: “Towards Autonomous Topological Place Detection Using the Extended Voronoi Graph,” Int. Conf. Robotics and Automation, pp.18–22, 2005.
 - [21] S. Thrun and A. Bücken: “Integrating Grid-Based and Topological Maps for Mobile Robot Navigation,” AAAI 13th National Conf. Artificial Intelligence, 1996.
 - [22] S. Thrun: “Learning Metric-Topological Maps for Indoor Mobile Robot Navigation,” Artificial Intelligence, vol.99-1, pp.21–71, 1998.
 - [23] D. Van Zwynsvoorde, T. Simeon and R. Alami: “Incremental Topological Modeling Using Local Voronoi-Like Graphs,” IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.897–902, 2000.
 - [24] D. Silver, D. Ferguson, A. Morris and S. Thayer: “Feature Extraction for Topological Mine Maps,” IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.773–779, 2004.
 - [25] N. Rao, N. Stoltzfus and S. Iyengar: “A Retraction Method for Learned Navigation,” IEEE Tran. Robotics and Automation, vol.7, no.5, pp.699–707, 1991.
 - [26] B. Lau, C. Sprunk and W. Burgard: “Efficient Grid-based Spatial Representations for Robot Navigation in Dynamic Environments,” Robotics and Autonomous Systems, vol.61, no.10, 2013.
 - [27] K. Ok, S. Ansari, B. Gallagher, W. Sica, F. Dellaert and M. Stilman: “Path Planning with Uncertainty: Voronoi Uncertainty Fields,” IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.4596–4601, 2013.
 - [28] S. Friedman, H. Pasula and D. Fox: “Voronoi Random Fields: Extracting the Topological Structure of Indoor Environments via Place Labeling,” Int. Joint Conf. Artificial Intelligence, 2007.
 - [29] 長澤哲弥, 田崎勇一, 鈴木達也: “メトリックトポロジカルマップによる自律移動ロボットの能動的位位置推定”, 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2013.

田崎勇一 (Yuichi Tazaki)

2008 年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻博士課程修了。工学博士。2007 年～2009 年日本学術振興会特別研究員。2008 年 Honda Research Institute Europe (Germany) 客員研究員。2009 年より名古屋大学大学院工学研究科助教、現在に至る。ハイブリッドシステム理論や動的システムの離散抽象化、多自由度ロボットの動作計画等に関する研究に従事。計測自動制御学会、IEEE 会員。
(日本ロボット学会正会員)