

# Edge-node Map 及び交差点形状マッチングを用いた ナビゲーションシステムの開発

恩田知弥<sup>\*1</sup>, 大石朋孝<sup>\*1</sup>, 有馬純平<sup>\*2</sup>, 尾崎亮太<sup>\*2</sup>, 隼田駿大<sup>\*2</sup>, 黒田洋司<sup>\*2</sup>

## Development of navigation system using Edge-Node Map and intersection shape matching

Kazuya ONDA<sup>\*1</sup>, Tomotaka OISHI<sup>\*1</sup>, Jumpei ARIMA<sup>\*2</sup>,  
Ryota OZAKI<sup>\*2</sup>, Toshihiro HAYATA<sup>\*2</sup>, and Yoji KURODA<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup> Graduate School of Science and Technology, Meiji University  
1-1-1 Higashimita, Tama-ku, Kawasaki-shi, Kanagawa 214-8571, Japan

<sup>\*2</sup> School of Science and Technology, Meiji University  
1-1-1 Higashimita, Tama-ku, Kawasaki-shi, Kanagawa 214-8571, Japan

Acquiring detailed information on the activity environment in advance is effective for performing autonomous movement. However, in order to acquire the data, it is necessary to run the entire activity environment at least once. When doing activities in a vast range, this will cost a great deal. In addition, systems that depend on such information are very vulnerable to changes in the environment because they depend on the state at the time of acquiring the data. Then, we propose a navigation system using Edge-node map created from electronic map that anyone can use. In this system, localization is performed by comparing an intersection estimated from sensor data acquired in real time with the map to realize autonomous movement independent of the pre-environment map.

**Key Words** : Autonomous navigation, Edge-node map, mobile robot

### 1. 緒 言

近年、自動運転車を中心とした自律移動ロボットの研究開発が盛んに行われている。その中でも警備ロボットや配達ロボットなどの人間に近い環境で活動するロボットへの関心が高まっている。これらのロボットが自律移動を行うためには、環境認識、自己位置推定、経路探索、コントロールの四要素が非常に重要である。現在は、自律移動ロボットが事前に取得した環境のデータから作成した事前地図を所有し、その地図をもとに自律移動を行うことが多い。しかし、都市環境では建物の新造や取り壊し、道路工事などによって事前に取得したデータと実際の環境が異なる可能性が考えられる。このような場合、事前環境地図を利用したナビゲーションシステムでは、システムの安定性は実際の環境との差異に大きく左右されてしまう。そのため、ロバスト性の高い自律ナビゲーションを行うためには、事前環境地図に依存しないシステムが求められる。そこで我々は、一般に公開されている電子地図

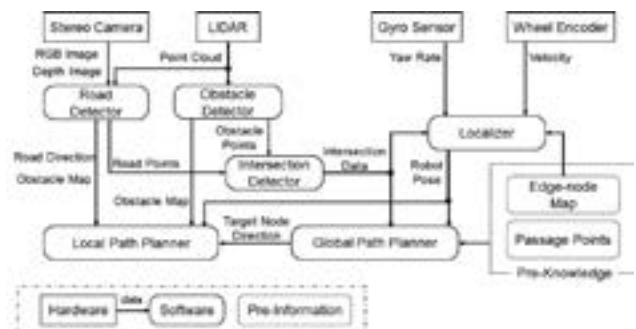


Fig. 1: System architecture

から交差点を node、道を edge とした Edge-node map を作成し、これと通過すべき node のみを事前情報としたナビゲーションシステムを提案する。

本システムでは、レーザセンサ及びステレオカメラから取得したデータから交差点形状推定を行い、事前作成した Edge-node map と比較することにより自己位置推定を行う。また、リアルタイムで取得したセンサデータから走行可能領域検出を行うことにより node 間を道なりに走行することで、周辺環境に則したナビゲーションを実現する。

<sup>\*1</sup> 明治大学大学院理工学研究科機械工学専攻 (〒 214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1) ce182020@meiji.ac.jp

<sup>\*2</sup> 明治大学理工学部機械工学科 (〒 214-8571 神奈川県川崎市多摩区東三田 1-1-1) ykuroda@meiji.ac.jp

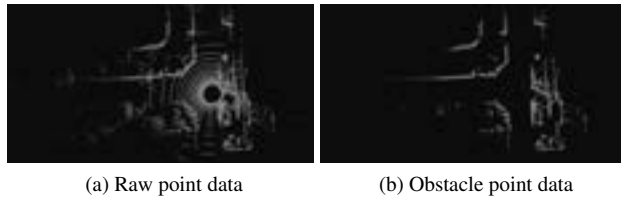


Fig. 2: Drivable area detection

## 2. システム構成

本節では、我々が開発している移動ロボット INFANT (INtegrated Foundations for Advanced Navigation Technology) の構成について述べる。INFANT は 2 輪駆動の差動式、ロッカーボギー構造を有しており、その大きさは 0.60m(W) × 0.85m(D) × 1.45m(H) である。モータ制御のための PC との通信は USB によって行う。センサは、LIDAR (HDL-32e), ステレオカメラ (ZED), AHRs (Xsens MTi-30), ホイールエンコーダが搭載されている。これらのセンサ処理や自律移動に関する演算処理は、ノート PC (Intel® Core i7-6700 HQ 2.60 GHz, RAM 16GB) を 2 台使用する。

## 3. 提案手法

図 1 に我々の提案する自律ナビゲーションシステムの概略図を示す。提案手法では、事前に走行環境の形状情報を保持していないため、リアルタイムに取得したセンサデータが非常に重要である。また、ロボットの状態を常に把握し、ロボットの状態に応じて行動を変化させる必要がある。人がある地点から目的地に向かう場合を考えると、自分が今いる位置を把握したり、向かう方向を変化させたりするとき、交差点をキーポイントとすることが多い。そこで本システムでは、交差点を行動変化のキーポイントに設定し、LIDAR から取得した形状情報とステレオカメラから取得した意味情報を組み合わせることにより、交差点形状推定と走行可能領域検出を行う。これにより、Edge-node map 上での自己位置推定と交差点間の道なり走行を行い、活動環境の事前走行を必要としない自律ナビゲーションシステムを実現する。以下各節では、本システムを構成する上で重要な要素である「環境認識」、「自己位置推定」、「経路計画」の詳細を述べる。

**3.1 環境認識** 提案手法では、活動環境の形状情報を事前に取得していないため、走行時の環境認識が非常に重要な役割を担う。本システムにおいて環境認識は、走行可能領域検出と交差点形状推定の 2 要素で構成されるが、安定した自律走行を行うためにどちらも最も重要な要素のひとつと言える。

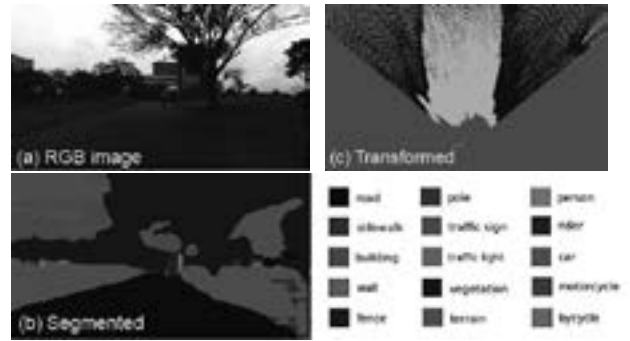


Fig. 3: An example of segmentation

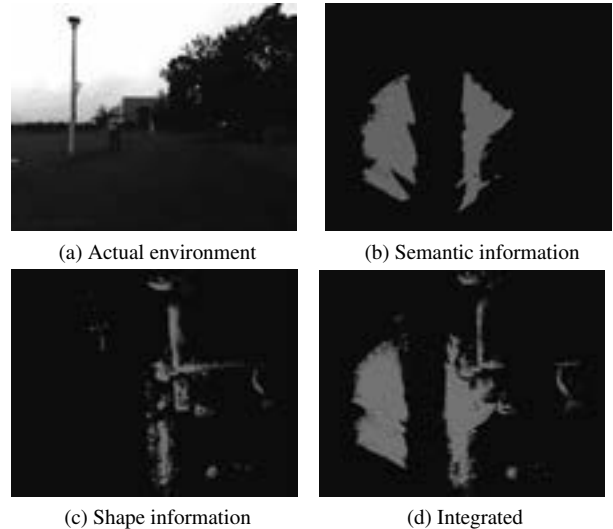


Fig. 4: Integration of shape and semantic information

**3.1.1 走行可能領域の検出** 走行可能領域の検出は、node 間の道なり走行および交差点形状推定を行うために不可欠である。走行不可能な領域は、高さ変化があり物理的に走行ができない領域と芝生などのように高さの変化はないが走行すべきではない領域に大別される。本システムでは、このどちらにも対応すべく高さのある障害物の検出には LIDAR、芝生の検出にはステレオカメラを利用し、これらのデータを統合することにより安全に走行できる領域の検出を行う。

### 形状情報による走行可能領域の検出

壁や塀など”高さ変化が大きい障害物”に関しては、従来障害物検出に用いられる手法である Min-Max 法<sup>(1)</sup>を用いて検出を行う。Min-Max 法は水平面を格子状に区切り、式 1 に示すように各格子内に含まれる点群  $P$  の最大値、最小値の差が一定の域値  $V_{dif}$  を超えた場合、その格子に障害物があると判別する手法である。

$$\max P_i - \min P_i > V_{dif} \quad (1)$$

しかしながら屋外環境においては、走行領域の凹

凸による車体揺れによるノイズ等が生じるため、縁石などの”高さ変化が小さい障害物”の検出が困難となる。そこで、ある注目点まわりの近傍点群に対して主成分分析<sup>(2)</sup>を施し、式2を基に曲率 $\sigma$ を推定することで微小な高さ変化を検出する。

$$\sigma = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (2)$$

図2にMin-Max法と曲率推定法を利用し障害物の抽出を行なっている図を示す。図2aがLIDARから得られた情報、図2bが前述した二つの手法より得られた走行不可能な領域(障害物)である。このように障害物を検出することで走行可能な領域の抽出を行う。

#### 意味情報による走行可能領域の検出

芝生や横断歩道などの高さ変化はないが”材質が異なる”ことにより走行可能領域と不可能領域に分けられる環境において、LIDARから得られる情報のみで走行可能領域を検出することは困難である。そこで、我々はステレオカメラから得られた視覚情報により走行環境の認識を行う。画像の分類にはLiang-Chieh Chenらが提唱する手法<sup>(3)</sup>を利用する。今回は、Cityscapes Dataset<sup>(4)</sup>を用いて学習を行い、屋外の走行環境に関連した15クラスの分類を行った。本システムでは、road及びsidewalkと判定された領域を走行可能、terrain及びvegetationと判定された領域を走行不可能領域とする。さらに、3次元空間上での各画素の位置を把握するために、深度画像をもとにセグメントした画像を3次元復元する。画像上の点(u, v)を空間上の点(X, Y, Z)への変換は、以下の式3に基づいて行う。

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_z \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$f$ は焦点距離、 $c_x$ ,  $c_y$ は光学中心、 $R_{ij}$ は回転行列、 $T_i$ は並進ベクトルを示す。本手法の適用例を図3に示す。図3aに対して前述した分類を行った結果が図3cである。さらに、図3bに分類結果に対して走行可能、不可能を基準に二値化を行い、深度画像を用いた3次元復元を行った結果を示す。ここでは、白色の点群が走行可能領域、黒色の点群が走行不可能領域を示している。

#### 形状情報と意味情報の統合

図4に前述した形状情報と意味情報を統合した走

行可能領域検出の結果を示す。図4cと図4dを比較すると、形状情報の乏しい場所でも意味情報の付加を行うことにより走行可能領域の検出が行えていることが分かる。

**3.1.2 交差点検出** 本節では、前節で抽出した走行可能領域から分岐点を検出する手法<sup>(5)</sup>について述べる。まず始めに、仮想LIDARモデルを用いることにより走行可能領域の端点を推定する。仮想LIDARモデルはS. Thrunによって提唱されたビームモデルを使用する<sup>(6)</sup>。このビームモデルは、距離情報を取得している3D-LIDARの位置に設置する。図5aは実際にビームモデルを設置したものである。1フレーム内のフィルタリングされた点は、以下のように定義される。 $P_i = (x_i, y_i, z_i)$ 。ビームモデルはEq.4で表される。ここで、 $Z_k$ は $k$ 番目のビームゾーン領域、 $d_k$ は、ビームゾーン $k$ 内の点 $P_j$ 間の最短距離を表す。 $x_{ini}$ ,  $y_{ini}$ はビームモデルの発射点を意味する。

$$Z_k = \left\{ \frac{(k-1)\pi}{n} < \tan^{-1} \left( \frac{y-y_{ini}}{x-x_{ini}} \right) \leq \frac{k\pi}{n}, \right. \\ \left. -40 \leq x \leq 40, -40 \leq y \leq 40, k = 1, 2, 3, \dots, n \right\} \quad (4)$$

$$d_k = \{ \min \sqrt{x_j^2 + y_j^2}, P_j \in Z_k, k = 1, 2, \dots, n \}$$

緑色の線は各ビームゾーンの中央にあり、長さはゾーン内の最短の長さを示す。この緑線の端点を走行可能領域の端点とし、走行可能領域の形状を抽出したものが図5bである。抽出した端点に対してRANSAC<sup>(7)</sup>による直線推定を行う。実際にRANSACによる直線推定を行ったものを図5cに示す。本システムでは、分岐形状を認識するために、法線情報をもとに道を構成する直線のペアリングを行い、2直線の軌道及び長さの平均を有する中心線(図5d)を算出する。複数の直線のペアリングが行われその中心線が交差した場合、交差した点を分岐点の中心とし、そこからの各中心線の角度から分岐形状の推定を行う。

**3.2 自己位置推定** 本節では、提案システムにおける自己位置推定法について述べる。本システムではEdge-node mapとのマッチングを行うため、主成分分析によってオドメトリから直線を抽出し、大まかな移動距離と方位から通過したedgeを推定する。また、前述した分岐点検出により推定された分岐形状とEdge-node mapを比較することで、nodeに到達するごとに自己位置の補正を行う。さらに、抽出したオドメトリと推定したedgeとのマッチングを行うことで、姿勢推定をする。

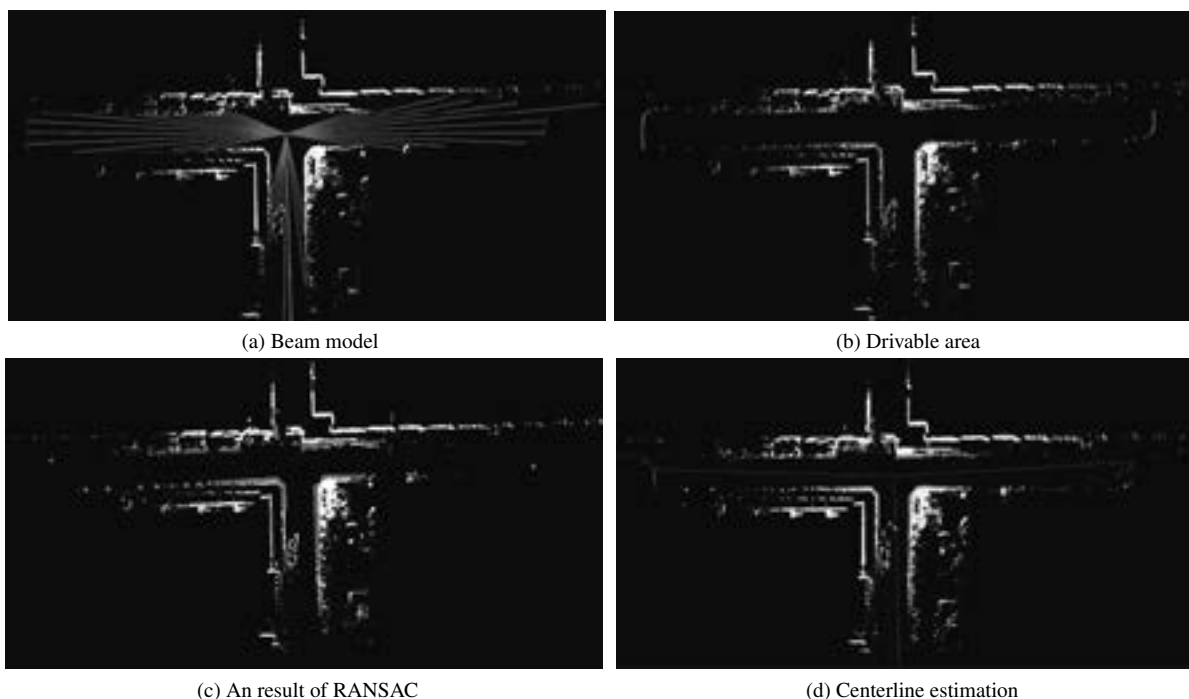


Fig. 5: Intersection detection

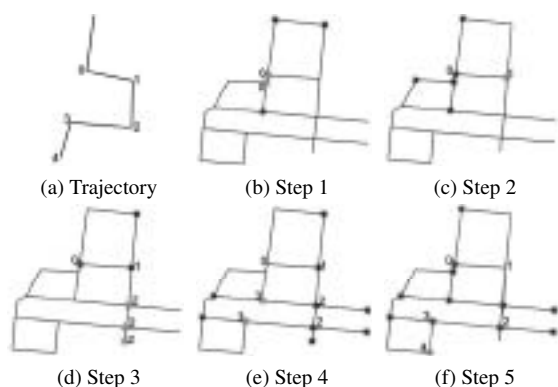


Fig. 6: Process of localization

**3.2.1 Edge-node 推定** 一定数保存したオドメトリ軌跡に対して、主成分分析を行う。分散共分散行列から固有値を算出し、曲率を推定する。ここで曲率は  $x$  軸、 $y$  軸方向の分散を意味する。曲率の値によって、直線的走行と曲線的走行とを分類し、直線を抽出する。抽出した直線に対して、連続性と傾きをもとにクラスタリング処理を行う。そして抽出した直線の長さとお進んだ方位をもとに自己位置を推定する。

図 6 に本手法の例を示す。図 6a は得られた軌跡、図 6b~図 6f において黄緑と緑のノードはそれぞれ各ステップで到達可能なノードを示している。ステップ  $i$  番目に推定されたノード  $N_i$  をステップ  $i+1$  番目での初期位置とし、到達確率の高い  $N_{i+1}$  が存在しないとき、 $N_i$  の確率の重みを下げる。これを繰り返すことで、

自己位置の推定を行う。

**3.2.2 姿勢補正** 前述した手法により抽出したオドメトリに対して、連続性と傾きをもとにクラスタリング処理を行う。各直線の交点  $B$  を算出し、これと通過したと推定された node の座標  $N$  を保存する。直線  $B_{i-1}B_i$  と直線  $N_{i-1}N_i$  のなす角を  $\theta$  とし、点  $B$ 、 $N$  へのベクトルを  $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{N}$  とする。また、任意の点を  $x$  平行移動させる行列を  $T(x)$ 、 $B_i$  を中心に  $\theta$  回転させる行列を  $R(\theta)$  とすると、オドメトリの補正值  $C$  は式 5 により求められる。ここで、 $w$  は式 6 により算出されるもので、それぞれ  $w_0$ 、 $r$  は正の定数、 $l$  は線分  $B_{i-1}B_i$  の長さである。

$$C = T(N)R(w\theta)T(w(\mathbf{B} - \mathbf{N})) \quad (5)$$

$$w = \frac{1}{1 + \frac{1-w_0}{w_0} e^{-rl}} \quad (6)$$

**3.3 経路計画** 本節ではロボットが走行する上での指針となる大域経路計画 (Global Path Planning) 及び道なり走行システム、局所的経路計画 (Local Path Planning) について述べる。

**3.3.1 道なり走行** 道なり走行する際には、道の検出だけでなく、検出された道のどの方位に進むべきなのかを知る必要がある。本システムでは作成した Edge-node map から通行する node を選択することで大域経路計画 (Global Path Planning) を行う。この node より、ロボットが進行すべき大まかな方位を決定し、

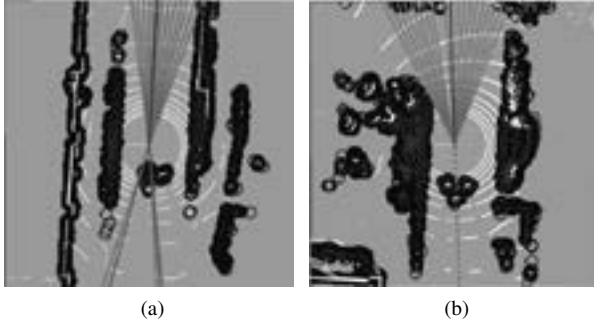


Fig. 7: Local goal decision

交差点が検出されると次の node へ目標方位を更新する。また前節で述べた手法を用いて、図 5 に赤色の線で示すロボットから見た道の続く方位，緑色の線で示すロボットから見たロボットが走行可能な方位を算出する。基本的に道なり走行を行う際には図 7a に示すように進行方向は，算出された道の続く方位に従っている。一方で，車等の障害物や丁字路等への接近により，前方に道の続く方位が算出できなくなった場合やロボットの進行方向から離れた方向に道の方位が算出された場合には，図 7b に赤色の点線で示すようなロボットの走行してきた軌跡から道の方位を推定する。算出された道の方位  $\phi_{ri}$  の中から式 7 より進行方向に最も近い道  $\phi_r$  を選択する。

$$\phi_r = \operatorname{argmin}(|\phi_{ri} - \theta_t|) \quad (7)$$

ここで  $\theta_t$  は node 間を走行しているロボットの走行軌跡である。式 8 より道が続いている方位  $\theta_T$  を推定する。

$$\theta_T = \begin{cases} \phi_r - \theta_{robot} (|\theta_t - \phi_r| < \alpha) \\ \theta_t - \theta_{robot} (|\theta_t - \phi_r| > \alpha) \end{cases} \quad (8)$$

ここで  $\alpha$  は任意の定数である。走行可能領域  $\phi_{ci}$  と推定した  $\theta_T$  を用いて，式 9 ロボットの進行すべき方位  $\phi_{goal}$  を求める。

$$\phi_{goal} = \operatorname{argmin}(|\phi_{ci} - \theta_T|) \quad (9)$$

算出された  $\phi_{goal}$  を図 7 に青色の線として示す。

**3.4 局所的経路計画** 局所的経路計画 (Local Path Planning) ではロボットの運動モデルを考慮した Feruguson や Haward らが提案する手法<sup>(8)(9)(10)</sup>を用いて軌道生成を行う。前節で算出した  $\phi_{goal}$  の方位に目標地点を生成し，軌道上の各点において，式 10 に示す状態パラメータを考慮しロボットが目標状態へと追従するように経路計画を行う。軌道を算出する過程で考慮される運動モデルパラメータは，最大加速度，追従可能な軌道の最大曲率，最大曲率変化である。

$$\mathbf{x}_t = [x_t \ y_t \ \theta_t \ \kappa_t \ v_t] \quad (10)$$

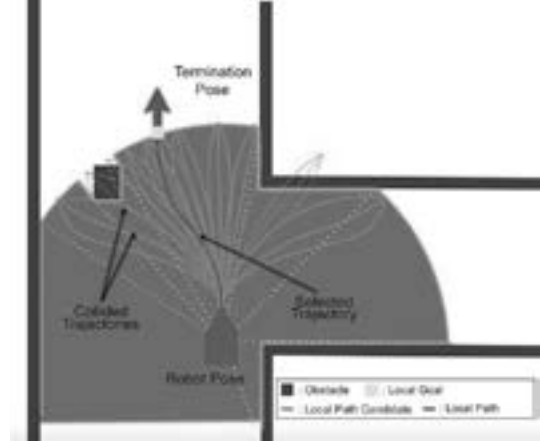


Fig. 8: Local path planning

ここで  $\mathbf{x}_t$  は時刻におけるロボットの状態を表し， $x_t$ ， $y_t$ ， $\theta_t$  はロボットの位置と姿勢， $\kappa_t$  は軌道曲率， $v_t$  は前進速度を表している。

運動モデルを考慮して生成される軌道候補群から以下の式 11，式 12，式 13 において算出されるコストを最小にする経路を選択する。

$$P = \sqrt{\delta x^2 + \delta y^2} \quad (11)$$

$$H = |\delta \theta| \quad (12)$$

$$\text{Cost} = aP + bH \quad (13)$$

ここで， $P$  及び  $H$  は目標となる終端姿勢との変化量， $a$ ， $b$  は任意の定数である。図 8 に概略図を示す。

#### 4. 実験・結果

**4.1 つくばチャレンジ本走行結果** つくばチャレンジ 2018 の本走行において，確認走行区間の突破はできたが，その後の直線の交差点手前で街路樹根元の石に乗り上げてしまい，走行距離 350m という結果になった (図 9)。今回このような結果となった要因としては，道幅を考慮しなかったことにより自己方位の推定が破綻したことが考えられる。3.2 で述べたようにオドメトリから edge の推定を行っているが，道幅の広い箇所では方位がずれていても直線に走行することができるため，間違った補正が掛かってしまいこのような結果となった。

**4.2 明治大学生田キャンパスにおける実験結果** 提案システムの有用性を示すために明治大学生田キャンパスにおいて自律走行実験を行った。作成した Edge-node map を利用して，ルート上の合計 33ヶ所の交差点と道の検出を行うことで，図 10 に示すルート (1020[m]) を 3 回自律走行させた。自律走行時に推定された自己位置の軌跡を図 11 に示す。自律走行は

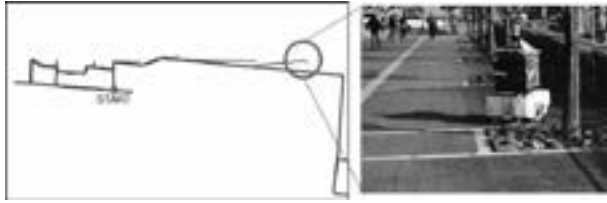


Fig. 9: Result of Tsukuba Challenge 2018



Fig. 10: Experimental driving route

3 回行ったが、いずれも完走に成功している。また、1020[m] という長距離の自律走行において、自己位置推定の破綻を起こすことなく安定した走行を行うことができた。

## 5. 結 言

本研究では、電子地図から作成した Edge-node map と交差点形状推定を用いることにより、事前形状地図を必要としないナビゲーションシステムを提案した。明治大学生田キャンパスにおける自律走行実験により、LIDAR、ステレオカメラを用いた走行可能領域検出及び交差点形状推定、Edge-node map を利用した自律ナビゲーションシステムの有用性を示した。

## 謝 辞

本研究の一部は、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、次世代人工知能・ロボット中核技術開発事業による支援を受けた。ここに御礼申し上げる。

## 参 考 文 献

- (1) S. Thrun, et al. "Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge." Proc. of the *JFR*, vol. 23, no. 9, pp. 661-692, 2006.

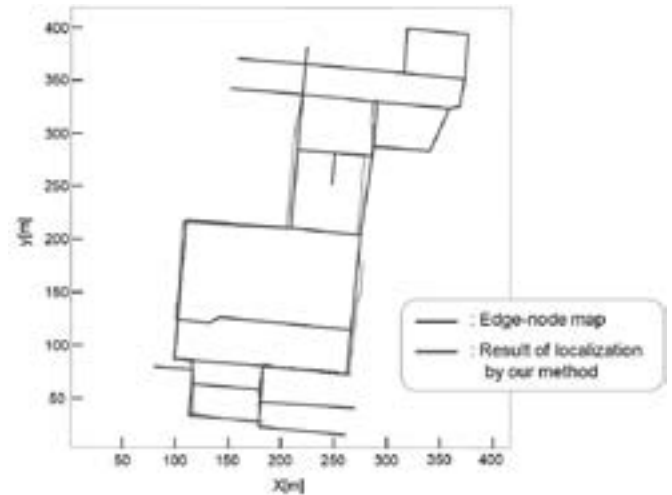


Fig. 11: Result of autonomous driving

- (2) Neuhaus, Frank, et al. "Terrain drivability analysis in 3D laser range data for autonomous robot navigation in unstructured environments." Emerging Technologies and Factory Automation(ETFA), pp. 1-4, 2009.
- (3) Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam, "Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation." arXiv:1706.05587 (2017).
- (4) Marius Cordts, et al. "The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding." arXiv:1604.01685 (2016).
- (5) C. Tongtong, D. Bin, L. Daxue, and L. Zhao, "LiDAR-based long range road intersection detection," in Image and Graphics (ICIG), 2011 Sixth International Conference on.IEEE, 2011, pp.754- 759.
- (6) S. Thrun, and W. Burgard, Probabilistic Robotics, The MIT press, Massachusetts, 2005, pp. 153-153.
- (7) M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," Communications of the ACM, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, 1981.
- (8) D.Ferguson, T.M.Howard, and M.Likhachev, "Motionplanning in urban environments," Proc. of the JFR, vol. 25, pp. 939-960, 2008.
- (9) T. M. Howard, A. Kelly, "Optimal rough terrain trajectory generation for wheeled mobile robots," Proc. of the IJRR, vol. 26, pp. 141-166, 2007.
- (10) T. M. Howard, C. J. Green, "State space sampling of feasible motions for high- performance mobile robot navigation in complex environments," Proc. of the JFR, vol. 25, pp. 325-345, 2008.