

# 占有格子地図に基づく相関モデルを用いた Localizability の推定

INSTRUCTIONS FOR PREPARATION OF CAMERA-READY MANUSCRIPTS  
FOR BULLETIN OF GRADUATE SCIENCE AND ENGINEERING, ENGINEERING STUDIES

近藤 米功

Maiku Kondo

指導教員 中村 壮亮

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻博士前期課程

In the field of autonomous mobile robotics, reliable localization performance is essential. However, there are real environments where localization is a failure. In this paper, we propose a method for estimating localizability based on occupancy grid maps. Localizability indicates the reliability of localization. There are several approaches to estimate localizability, and we propose a method using local map correlations. The covariance matrix of the Gaussian distribution from local map correlations is used to estimate localizability. In this way, we can estimate the magnitude of the localization error and the characteristics of the error. The experiment confirmed the characteristics of the distribution of correlations for each location on occupancy grid maps. And the localizability of the whole map was estimated using an occupancy grid map containing a vast and complex. The simulation experiment results showed that the proposed method could estimate localization error and the characteristics of the error on occupancy grid maps. The proposed method was confirmed to be effective in estimating localizability. **Key Words** : Localizability, Correlation Occupancy grid maps

## 1. はじめに

移動ロボットの自律的なナビゲーションには、定位とマッピングの機能が必要である。この問題は SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) と呼ばれ、盛んに研究されている。SLAM でよく使われるセンサの一種に lidar がある。Iterative Closest Point (ICP) でロボット姿勢の共分散行列を計算し、自己位置推定を行う。共分散が小さければ、自己位置推定の不確実性が小さくなる。

自律移動ロボットが行う SLAM やナビゲーション、探査において、信頼性の高い自己位置推定は必要不可欠である。

しかし実環境では自己位置推定が困難な環境が存在する。例えば、幾何学的な特徴が乏しい平行な壁の廊下やセンサ測定範囲を超える広場は退化が生じやすいため、正確な自己位置推定は困難である。そのため、移動ロボットは自己位置推定の信頼度を考慮して移動する必要がある。

本稿では事前に SLAM で構築された占有格子地図に基づいて localizability の推定を行う。localizability とは自己位置推定の信頼度を表す指標である。例えば、localizability が高ければ自己位置推定の信頼度が高いこ

とを示す。

localizability が低ければ、自己位置推定の信頼度が低いことを示す。地図全体の localizability を推定することで、地図の各位置における自己位置推定の信頼度を推定できる。例えば、退化の問題で自己位置推定に誤差が生じやすい場所を検出することができる。

本稿ではロボットの回転を考慮したガウス分布の共分散行列を導出し、localizability の推定を行う。

また広大で複雑な環境を含む占有格子地図を用いる。本研究の貢献は以下の通りである。

・局所地図関連の分布の共分散行列を用いて、localizability を推定するアルゴリズムの構築

・占有格子地図の各位置における局所地図関連の分布の特徴を示す実験結果

・広大で複雑な環境を含む占有格子地図を用いた提案手法の有効性を示す実験結果

## 2. 関連研究

ベイズフィルタなどの確率的位置推定法では、ロボット姿勢の分布を推定する[1]。分布が大きいと自己位置推定の信頼度が弱く、分布が小さいと信頼度が強くなる。したがって、分布の大きさによって自己位置推定の信頼度

を判断することができる。

その他に、定位が達成可能な精度を求める研究もある[2], [3]。

推定値の共分散は、フィッシャー情報行列の逆行列であるCramer-Rao 下限に基づいて理論的に評価されている。

異なるアプローチとして、ローカライゼーションの信頼性を明示的にモデル化し推定する方法が研究されている[4]。これは信頼性を隠れ変数として加えた定位グラフィカルモデルを定式化し、RBPf (rao-blackwellized particle filter) を用いて、ロボット姿勢と信頼性の同時推定を行う。

提案手法はオンラインローカライゼーション時に同時に信頼性を推定するのではなく、事前にオフラインで地図領域全体の localizability を推定するアプローチである。本手法ではセンサーの計測データを用いず占有格子地図データのみを入力として定位感を推定する。また、localizability を推定する方法はいくつか研究されている。

局在性の初期の研究は、情報エントロピーに基づいている[5]。この手法では、ロボットの姿勢の不確実性を確率関数のエントロピーを用いてモデル化しています。また[6]は[2], [3]の手法を確率的グリッドマップに適用し、レーザービームスキャン計測モデルを使用して、Fisher 情報行列を得ている。

これに対し本手法はレーザービームを走査せず、相関計測モデルを用いて共分散行列を求める。これは、占有空間だけでなく、自由空間や未知空間の情報も活用できる。また lidar と UWb を用いて、幾何学的な特徴のないトンネル状の環境に対する localizability を推定する手法もある[7]。一方で本手法は、トンネル状の環境だけでなく円弧形状の環境、繰り返シパターン状の環境、センサーの測定範囲よりも大きな環境でも localizability を推定することができる。

提案手法と[6]は2次元地図に対する局在性推定を行うが、3次元地図に対する研究もある。[8]は、3次元形状の表面法線に基づく制約を使用して localizability を計算している。

また、3次元点群のセグメンテーションを行い、法線や固有値などから特徴ベクトルを求め、それを用いて局在性を計算する手法もある[9]。

しかし[7]、[8]、[9]は環境依存性が高く、確実な事前決定が困難である。

この問題を解決するために、1回のスキャンから局在性を推定する学習型手法を提案されている[10]。

また、[11]もディープラーニングに基づく localizability の推定方法を提案している。

localizability を応用した経路計画の手法も[12]、[13]、[14]、[15]によって提案されています。

本手法では相関計測モデルを使用して localizability を推定する。そのため、相関ベースの自己位置推定手法

に似ている。相関ベースのグリッドローカライズは、ヒストグラムフィルターと相関モデルを使用してロボットのポーズを推定する[16]。相関スキャンマッチングは、最小二乗法と相関モデルを使用してロボットのポーズを推定する[17]。これに比べ提案された方法は、ロボット姿勢ではなく、全地図領域のローカライズ性を推定する。

### 3. 提案手法

図3.1に提案手法のアルゴリズムを示す。まず、占有格子地図からテンプレート画像と局所地図を切り出す。次にテンプレート画像を局所地図の上にスライドさせ、SADにより相関分布を計算する。

SADにより計算された相関分布から、ガウス分布の共分散行列を計算する。共分散行列により位置推定の誤差の大きさ、誤差の特徴を推定できる。占有格子地図上の各セルについて共分散行列を計算し、地図領域全体の localizability を推定する。

式(1)にガウス分布の共分散行列を示す。

$$\Sigma_{SAD} = k \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (x_i - \mu_x)^2}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (x_i - \mu_x)(y_j - \mu_y)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (y_j - \mu_y)(z_k - \mu_z)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} \\ \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (x_i - \mu_x)(y_j - \mu_y)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (y_j - \mu_y)^2}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (y_j - \mu_y)(z_k - \mu_z)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} \\ \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (y_j - \mu_y)(z_k - \mu_z)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (z_k - \mu_z)(x_i - \mu_x)}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} & \frac{\sum_{i,j} w_{i,j}^2 (z_k - \mu_z)^2}{\sum_{i,j} w_{i,j}^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)の k は共分散行列のスケールを調整するパラメータである。k は定数として与えられる。

式(1)の w は式(2)に示す。

$$w_{i,j} := \frac{1}{S_{SAD} (x_i, y_j)^2} \quad (2)$$

また式(3)のように共分散行列の行列式を用いることによって、localizability をスカラー値で表現できる。

$$e := \sqrt{\det(\Sigma_{SAD})} = \sqrt{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3} \quad (3)$$

localizability の不確実性値 e は自己位置推定の誤差の大きさを示す。式(3)の  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$  はそれぞれ第一固有値、第二固有値、第三固有値を示す。このように式(1)の共分散行列から localizability の不確実性値 e を導出することで、地図全体の localizability を可視化できる。

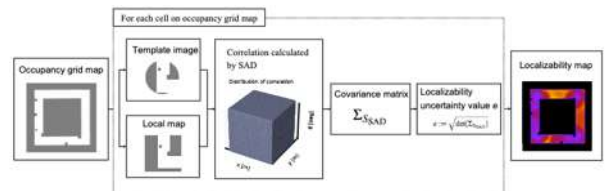


図3.1 Localizability estimation algorithm using correlation model on occupancy grid map.

## 4. 実験

### (1) 全体地図に対しての localizability の推定

図 4.1, 図 4.2 の占有格子地図を用いて、地図全体の localizability を推定する。

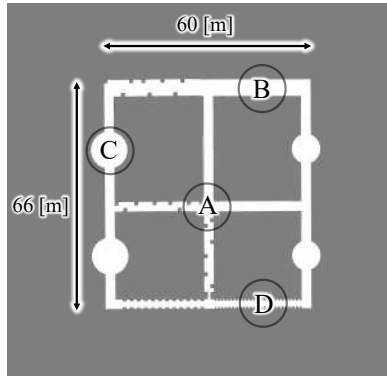


図 4.1 Occupancy grid map containing complex shapes, simple shapes, circular arc shapes, and repeating pattern shapes.

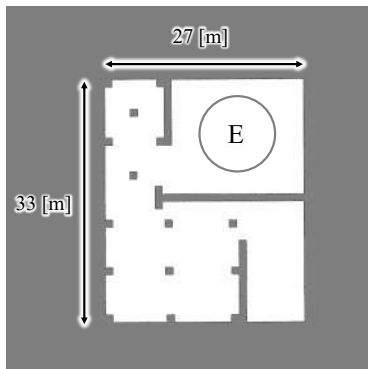


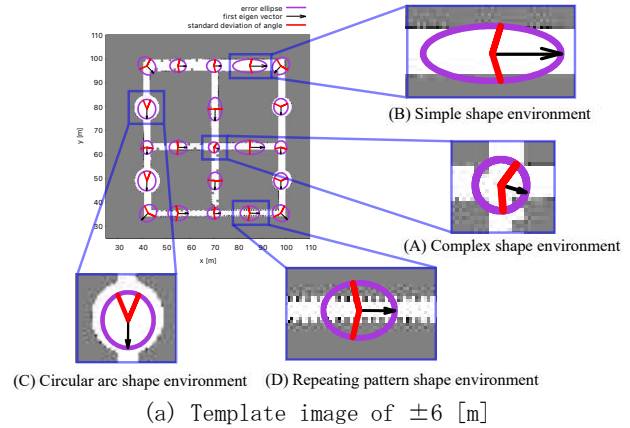
図 4.2 Occupancy grid map containing the environment larger than the sensor measurement range.

まず、図 4.1, 図 4.2 の占有格子地図の各セルに対して相関分布を計算する。ここではロボットが未知空間や占有空間に侵入しないと仮定し、自由空間に対応する位置のみ相関分布を計算する。またこの時テンプレート画像は視野角  $360^\circ$ 、測距範囲  $\pm 6$  [m]、 $\pm 8$  [m] の 2d-lidar に基づき、円形にしたものを使用し実験結果の比較を行った。

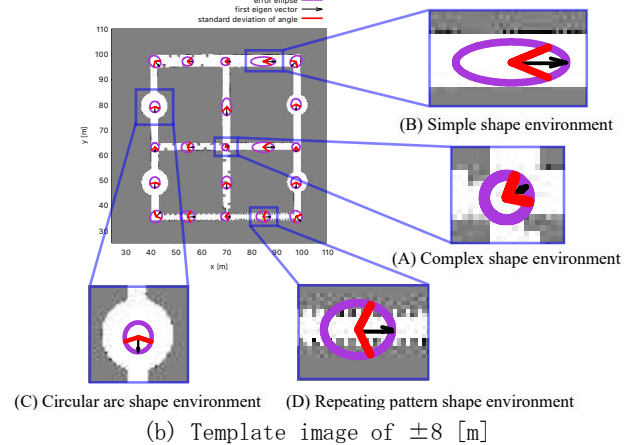
局所地図のサイズはそれぞれ  $\pm 8$  [m],  $\pm 10$  [m] にした。テンプレート画像のスライド範囲は  $\pm 2$  [m] /  $0.2$  [m],  $\pm 60$  [deg] /  $10$  [deg] とし、相関を計算した。次に得られた相関分布から共分散行列を導出する。共分散行列から誤差楕円、第一固有ベクトル、回転成分の標準偏差をプロットしたものを図 4.3, 図 4.5 に示す。ここでは青で誤差楕円を、黒で第一固有ベクトルを、赤で回転成分の標準偏差をプロットしている。また localizability の不確実性値  $e$  を用いて、地図領域全体の

localizability を可視化したものを図 4.4, 図 4.6 に示す。

図 4.4, 図 4.6 の未知空間、占有空間における  $e$  の値は 0 としている。また図 4.6 の (a), (b) の  $e$  は最大値が非常に高くなるため、それぞれ 100 と 20 の制限値を設けている。

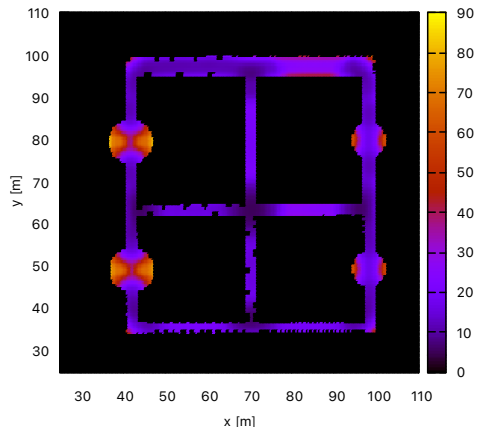


(a) Template image of  $\pm 6$  [m]

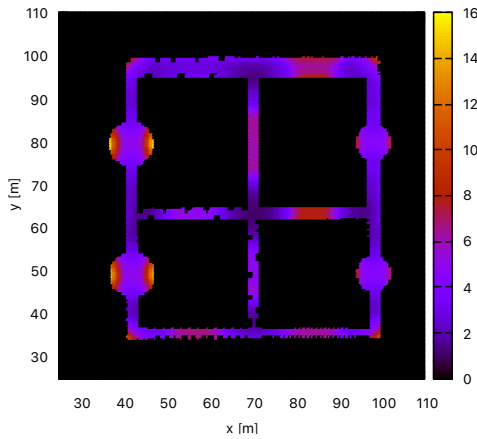


(b) Template image of  $\pm 8$  [m]

図 4.3 Error ellipses, first eigen vector, and standard deviation of angle at sampled robot poses on the occupancy grid map containing complex shapes, circular arc shapes, simple shapes, and repeating pattern shapes.

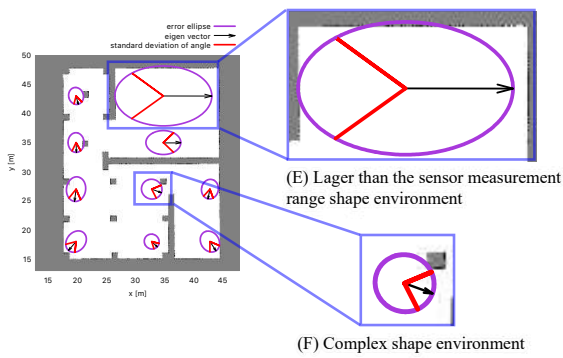


(a) Template image of  $\pm 6$  [m]

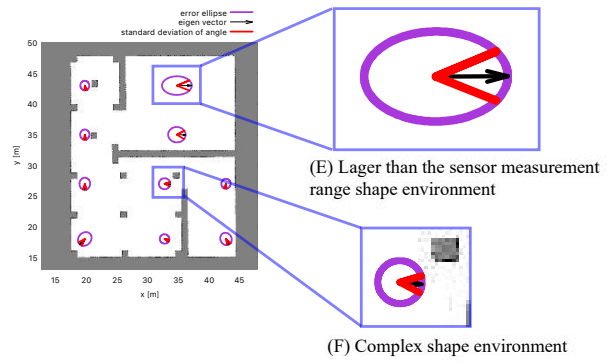


(b) Template image of  $\pm 8$  [m]

图 4.4 Localizability map of Fig 4.3: The localizability uncertainty value  $e$  represents the estimated magnitude of the localization error.

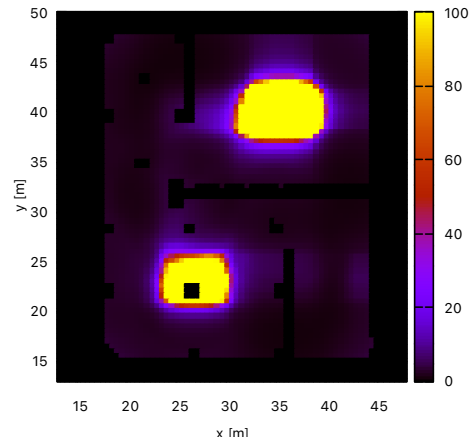


(a) Template image of  $\pm 6$  [m]

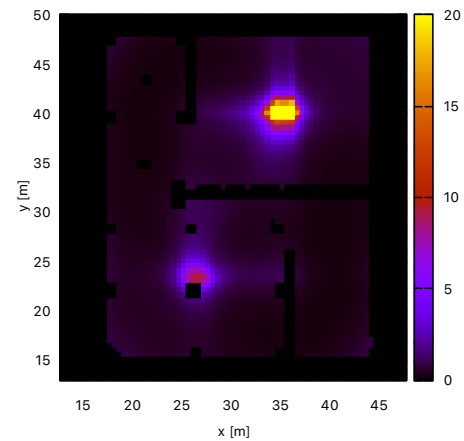


(b) Template image of  $\pm 8$  [m]

图 4.5 Error ellipses, first eigen vector, and standard deviation of angle at sampled robot poses on the occupancy grid map of the environment larger than the sensor measurement range.



(a) Template image of  $\pm 6$  [m]



(b) Template image of  $\pm 8$  [m]

图 4.6 Localizability map of Fig. 4.4: The localizability uncertainty value  $e$  represents the estimated magnitude of the localization error.

テンプレート画像±6 [m]時の実験結果を図 4.3 (a)、図 4.4 (a)、図 4.5 (a)、図 4.6(a) に、テンプレート画像±8 [m]時の実験結果を図 4.3 (b)、図 4.4 (b)、図 4.5 (b)、図 4.6 (b)に示し比較を行う。図 4.3 (a)、図 4.3 (b)の誤差楕円の大きさを比較すると F 図 4.3 (b)の誤差楕円が小さいことがわかる。また図 4.4 (a)と図 4.4 (b)の  $e$  を比較すると、図 4.4 (b)が小さいことがわかる。図 4.5 (a)、図 4.5 (b)の誤差楕円の大きさを比較すると図 4.5 (b)の誤差楕円が小さいことがわかる。また図 4.6 (a) と図 4.6 (b)の  $e$  を比較すると、図 4.6 (b)が小さいことがわかる。これらの結果からテンプレート画像を大きくすると自己位置推定の信頼度が高くなることが確認できた。

図 4.3 (A) より形状が複雑な環境は、他の環境と比較すると誤差楕円が小さくなることがわかる。これは退化が生じにくいことを示している。また、図 4.4 から形状が複雑な環境は他の環境と比較して  $e$  が低いことがわかる。これは他の環境と比較して自己位置推定の信頼度が高いことを示している。これらの結果から、提案手法によって占有格子地図から退化が生じにくい位置を推定できることが確認できた。

図 4.3 (B) より幾何学的に特徴が乏しい平行な壁のみの環境は、廊下の長手方向に誤差楕円が大きくなることがわかる。これは廊下の長手方向に退化が生じやすいことを示している。また、図 4.4 から幾何学的に特徴が乏しい平行な壁のみの環境の  $e$  が高いことがわかる。これは自己位置推定の信頼度が低いことを示している。これらの結果から、提案手法によって占有格子地図から廊下の長手方向に退化が生じやすい位置を推定できることが確認できた。

図 4.3 (C)より円弧形状がある環境は、回転成分の標準偏差が他の環境と比較して大きいことがわかる。これは回転方向に退化が生じやすいことを示している。また、図 4.4 から円弧形状がある環境は  $e$  が高いことがわかる。これは自己位置推定の信頼度が低いことを示している。これらの結果から、提案手法によって占有格子地図から回転方向に退化が生じやすい位置を推定できることが確認できた。

図 4.3(D)より繰り返しパターンがある環境は、形状が複雑な環境の誤差楕円(図 4.3 (A))と比べて誤差楕円が大きいことがわかる。これは退化が生じやすいことを示している。また図 4.4 から形状が複雑な環境の  $e$  が高いことがわかる。これは自己位置推定の信頼度が低いことを示している。これらの結果から、提案手法によって占有格子地図から退化が生じやすい繰り返しパターンがある位置を推定できることが確認できた。

図 4.5 (E)よりセンサ測定範囲を超える大きさの広場環境は、図 4.5 (F)と比較して誤差楕円が大きいことがわかる。これは退化が生じやすいことを示している。また図 4.6 からセンサ測定範囲を超える大きさの広場環境の  $e$  が高いことがわかる。これは自己位置推定の信頼度が低

いことを示している。これらの結果から、提案手法によって占有格子地図からセンサ測定範囲を超える退化が生じやすい位置を推定できることが確認できた。以上の結果から、SAD による局所地図関連の分布の共分散行列を *localizability* の推定に用いることが有効であることが確認できた。

## 5. 結論

本稿では占有格子地図に基づき、局所地図の相関からガウス分布の共分散行列を計算し、*localizability* を推定する方法を提案した。まず *localizability* の推定に最適なテンプレートマッチング手法を選択するためにいくつかの相関モデルを比較する実験を行った。その結果、SAD を選択した。提案手法は、占有格子地図の各セルについてテンプレート画像と局所地図を切り抜き、局所地図の相関を計算する。そして局所地図の相関からガウス分布の共分散行列を計算し、*localizability* を推定する。

提案手法の有効性を確認するために形状が複雑な環境、形状が単純な環境、円弧形状がある環境、繰り返しパターンがある環境、センサ測定範囲より広い広場環境について局所地図関連の分布を計算しそれぞれの分布の特徴を確認した。実験の結果、環境計上によって相関分布の特性が異なることがわかった。そして、複雑な環境を含む占有格子地図上で *localizability* を推定する実験を行った。実験の結果、占有格子地図から形状が複雑な環境、形状が単純な環境、円弧形状がある環境、繰り返しパターンがある環境、センサ測定範囲より大きい広場環境に対する自己位置推定の誤差と誤差の特徴を推定することができた。そして地図全体の *localizability* を推定することができた。その結果、提案手法が *localizability* の推定に有効であることが確認された。

## 謝辞

本研究に取り組むに当たり、お忙しい中ご指導してくださった指導教員の中村壮亮先生に感謝申し上げます。千葉工業大学未来ロボット技術センターの原祥亮さんには、専門的な助言をいただき、より深く研究を掘り下げることができました。ここに感謝申し上げます。

## 参考文献

- 1) Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox: Probabilistic Robotics, The MIT Press, 2005.
- 2) Andrea Censi: On Achievable Accuracy for Range-Finder Localization, Proc. of IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA), 2007.
- 3) Andrea Censi: On Achievable Accuracy for Pose Tracking, Proc. of IEEE Int Conf on Robotics and Automation (ICRA), 2009.
- 4) Naoki Akai and Luis Yoichi Morales and Hiroshi Murase: Reliability Estimation of Vehicle Localization Result, Proc.

- of IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)}, 2018.
- 5) Jose-Luis Blanco and Juan-Antonio Fdez-Madrigo and Javier Gonzalez: An Entropy-Based Measurement of Certainty in Rao-Blackwellized Particle Filter Mapping, Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)}, 2006.
  - 6) Zhe Liu, Weidong Chen and Yong Wang and Jingchuan Wang: Localizability Estimation for Mobile Robots based on Probabilistic Grid Map and its Applications to Localization, Proc. of IEEE Int. Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)}, 2012.
  - 7) Weikun Zhen and Sebastian Scherer: Estimating the Localizability in Tunnel-like Environments using LiDAR and UWB, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2019.
  - 8) Weikun Zhen and Sam Zeng and Sebastian Soberer: Robust Localization and Localizability Estimation with a Rotating Laser Scanner, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 2017.
  - 9) Ying Liu and Jingchuan Wang and Yi Huang: A Localizability Estimation Method for Mobile Robots Based on 3D Point Cloud Feature, Proc. of IEEE Int. Conf. on Real-time Computing and Robotics (RCAR)}, 2021.
  - 10) Julian Nubert and Etienne Walther and Shehryar Khattak and Marco Hutter: Learning-based Localizability Estimation for Robust LiDAR Localization, Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2022.
  - 11) Zhaojian Li and Yang Gao, Shuqi Wang and Jiang Liu: Localizability of Laser SLAM Robot Based on Deep Learning, Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2019.
  - 12) Yong Wang and Weidong Chen and Jingchuan Wang and Hesheng Wang: Action selection based on localizability for active global localization of mobile robots, Proc. of IEEE Int. Conf. on Mechatronics and Automation (ICMA), 2012.
  - 13) Zhe Liu and Weidong Chen and Jingchuan Wang and Hesheng Wang: Action selection for active and cooperative global localization based on localizability estimation, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2014.
  - 14) Chen Hu and Weidong Chen and Jingchuan Wang and Hesheng Wang: Optimal Path Planning for Mobile Manipulator based on Manipulability and Localizability, Proc. of IEEE Int. Conf. on Real-time Computing and Robotics (RCAR), 2016.
  - 15) Behnam Irani and Jingchuan Wang and Weidong Chen: A Localizability Constraint-Based Path Planning Method for Autonomous Vehicles, Proc. of IEEE Int. Conf. on Intelligent transportation systems (T-ITS), 2018.
  - 16) Kurt Konolige and Ken Chou: Markov Localization using Correlation, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 1999.
  - 17) Edwin Olson: Real-Time Correlative Scan Matching, Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)}, 2009.