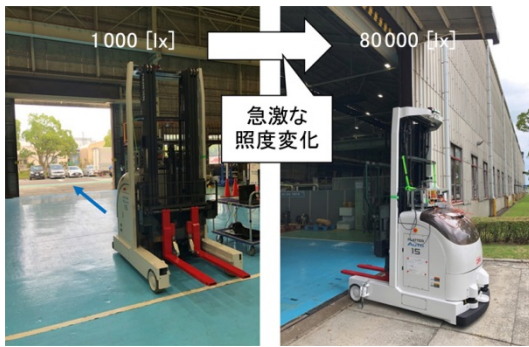


照明条件変動にロバストな高精度自己位置推定技術

Robust and High-Precision Self-Localization Estimation Technology under Varying Lighting Conditions



北島 克将*¹
Katsumasa Kitajima

木内 裕介*²
Yusuke Kinouchi

杉本 喜一*³
Kiichi Sugimoto

産業用無人ビークルの誘導では環境変化に対してロバストな自己位置推定技術が必須である。屋内で利用可能であり、人工ランドマークに依存しない自己位置推定技術として、カメラを用いる Visual SLAM (Visual Simultaneous Localization And Mapping, 以下 V-SLAM) があるが、日照の影響を受ける半屋外環境では照明条件が急激に変動し、自己位置推定処理が不安定化する恐れがある。そこで当社では、多くの産業用無人ビークルで既設の 2D LiDAR と V-SLAM を併用し、更に拡張カルマンフィルタによる内界センサとの融合を行うことによって、照明条件変動にロバストな高精度自己位置推定技術を開発した。

1. はじめに

三菱重工グループでは、災害対応ロボット⁽¹⁾やプラント巡回点検ロボット⁽²⁾、無人フォークリフト⁽³⁾等の移動ロボット製品を開発している。これらの製品では共通して自己位置推定技術、すなわち移動体の位置・姿勢をリアルタイムに推定する技術が必須である。

屋外環境では GNSS (Global Navigation Satellite System) による自己位置推定技術を利用できる。一方、GNSS を利用できない屋内環境では、人工ランドマーク (ビーコンや反射板、画像マーカなど) による自己位置推定技術の利用が多い。しかし人工ランドマークを前提とする技術は設備レイアウトの変更時に再工事を要するなど、運用性に課題がある。

近年、屋内で利用可能であり、人工ランドマークに依存しない自己位置推定技術として、SLAM が注目されている。SLAM は自己位置推定と地図構築を同時に行う技術であり、自然に存在する地形的特徴や画像的特徴を利用するアプローチが主流となっている。産業用無人ビークルが運用される工場や倉庫のような環境で SLAM を適用するためには、環境変化に対するロバスト性が重要となる。産業用無人ビークルは基本的に屋内を移動するが、日照の影響を強く受ける区画 (半屋外環境) でも、安定した自己位置推定を可能とする必要がある。

本報では、多くの産業用無人ビークルで既設の 2D LiDAR と V-SLAM を併用し、更に拡張カルマンフィルタによる内界センサとの融合を行うことによって、照明条件変動にロバストな高精度自己位置推定を実現する SLAM 技術について概説する。

2. 複数センサ融合による自己位置推定処理のロバスト化

2.1 機能構成

本技術では、内界センサとして車輪エンコーダと慣性計測装置 (IMU: Inertial Measurement Unit) を用い、外界センサとして単眼カメラと 2D LiDAR を用いる (図1)。内界センサと 2D LiDAR

*1 ICT ソリューション本部 CIS 部

*2 ICT ソリューション本部 CIS 部 技術士 (機械部門)

*3 ICT ソリューション本部 CIS 部 主席技師 技術士 (情報工学部門)

は照明条件に影響されないセンサである。よって照明条件が急激に変動する状況下でも、内界センサと2D LiDARがV-SLAMを補助することによって、自己位置推定性能を維持することが可能となる。本技術の構成要素に関して、V-SLAMは2.2節、LiDAR SLAMは2.3節、拡張カルマンフィルタ(EKF:Extended Kalman Filter)は2.4節でそれぞれ詳述する。

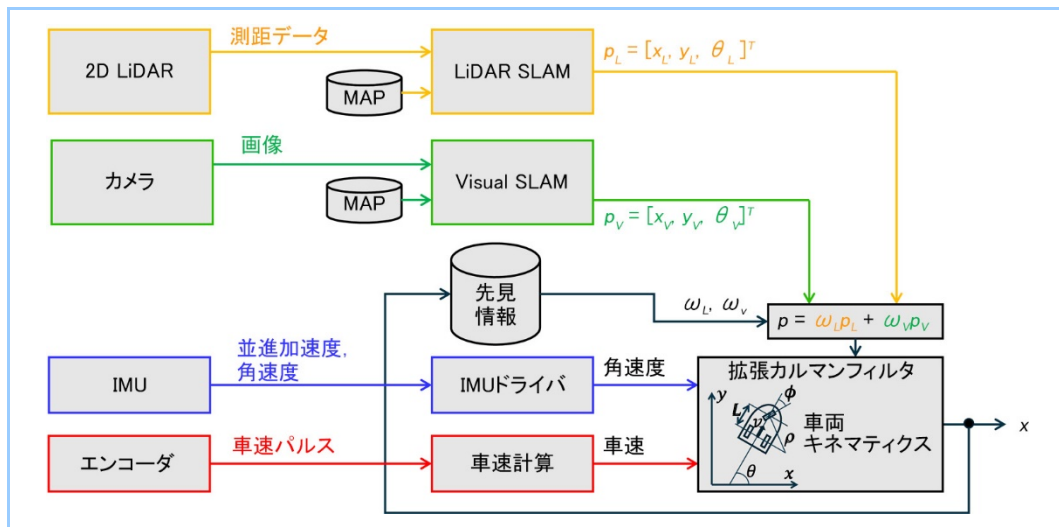


図1 システム構成

2.2 V-SLAM

単眼カメラはLiDARと異なり距離情報を直接取得できない。このため単眼カメラによるV-SLAMでは、現実空間の縮尺(スケール)と整合する地図を得ることが難しく、地図の縮尺誤差に起因する自己位置推定精度の低下が課題となる。そこで、V-SLAMの地図構築時に3D LiDARによる補正を行って、自己位置推定精度を向上させた。3D LiDARは距離情報を直接取得でき、センサの視野が広く、照明条件変動の影響を受けにくい。一方単眼カメラは距離情報を直接取得できず、視野に制限があり、照明条件変動の影響を受けやすい。このため、3D LiDARによるSLAMは、単眼カメラによるV-SLAMよりも高精度な自己位置推定が可能である。そこで、地図構築時にV-SLAMと3D LiDAR SLAMを両方実行し、自己位置推定結果を比較することによって、V-SLAMにより構築された地図誤差の補正量を求めた。

図2に、自己位置推定時の各座標系の関係を図示する。 $\{K\}$ は地図構築時にV-SLAMによって推定されたある瞬間の自己位置(キーフレーム)を示し、 $\{L\}$ はそのキーフレームに対応する3D LiDAR SLAMの自己位置推定結果である。つまり $\{K\}$ と $\{L\}$ の違いがV-SLAMの地図誤差であり、求めるV-SLAMの補正量となる。 $\{C\}$ はキーフレーム $\{K\}$ との相対変位に基づきV-SLAMが推定した自己位置であり、 $\{K\}$ と $\{L\}$ の関係を使って補正すれば、V-SLAMによる高精度な自己位置推定結果 $\{A\}$ が得られる。

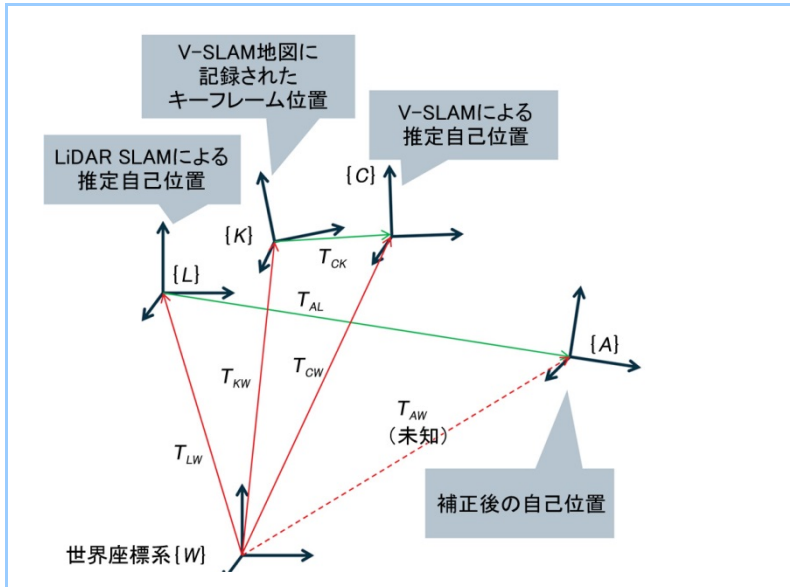


図2 各座標系間の関係

2.3 LiDAR SLAM

多くの産業用無人ビークルでは衝突防止目的の 2D LiDAR が設置されている。この既設 2D LiDAR を用いて、LiDAR SLAM による自己位置推定を行った。V-SLAM と同様に、LiDAR SLAM でも事前に構築済みの地図とセンサデータを照合して自己位置を得る手法が一般的である。しかし、既設の 2D LiDAR は車体の低い場所に設置されることが多く、動的障害物等によって視野が遮られやすい。2.2 節で述べたとおり、本技術の V-SLAM ではカメラを天井に向けているため、視界を常に安定して確保できるが、既設 2D LiDAR による SLAM では視界を常に確保できるとは限らず、既知の地図との照合が困難な状況が想定される。そこで、既設 2D LiDAR による SLAM では、既知の地図との照合を前提とする粒子フィルタを用いる手法⁽⁴⁾⁽⁵⁾と、既知の地図との照合無しに地形パターンの位置合わせを逐次最適化処理によって行うスキャンマッチング手法⁽⁶⁾の両方を利用可能とした。

2.4 拡張カルマンフィルタによるセンサ融合

内界センサによる無人ビークルの運動モデル計算(オドメトリ)により、計算周期が短く分散の小さい自己位置推定結果を得られるが、積分演算が含まれるため、時間経過に伴い誤差が累積してしまう。一方、外界センサによる自己位置推定(V-SLAM と LiDAR SLAM)では累積誤差の影響は軽微だが、計算周期が長く分散が大きい。そこで、EKF を用いて内界センサと外界センサの情報を融合し(センサ融合)、両者の長所を組み合わせることによって、計算周期が短く、分散が小さく、累積誤差の小さい自己位置推定を可能とした。

図1に示すとおり、LiDAR SLAM と V-SLAM の自己位置推定結果は、EKF 入力前に重み係数 ω_L と ω_V をそれぞれ乗じて平均をとる。ここで、 ω_L 、 ω_V は、無人ビークルの現在位置に応じて変化させるパラメータであり、地図上で場所ごとにあらかじめ設定しておく。例えば日照の影響を強く受ける半屋外環境では 2D LiDAR を用いた自己位置推定結果を重視し、地形特徴の乏しい場所や障害物に囲まれやすい場所では V-SLAM の結果を重視するなど、各場所で安定して測位可能な外界センサの重みを増すことで、場所の特性に応じたセンサ融合処理が可能となる。

3. 検証試験

本技術の有効性検証のため、無人ビークル実機を用いた自己位置推定試験を実施した。誤差評価のための正解値は、無人ビークルに設置したターゲットマーカをレーザートラッカで追尾することによって計測した。試験は屋内環境と半屋外環境で実施した。各試験の結果を 3.1 節と 3.2 節で述べる。

3.1 屋内自己位置推定試験

屋内自己位置推定試験の結果を図3～図5に示す。図3は、無人ビークルの移動経路と試験時のカメラ及び2D LiDARのセンシング状況を示す。無人ビークルはスタート位置を出発し、A地点やB地点を経由して、再び元の場所に戻る経路を移動させた。また移動中、複数回の繰り返し動作を行わせ、内界センサによる自己位置推定誤差が累積しやすい条件とした。本試験では、動的障害物や一時的に仮置きされた物体によって2D LiDARの視野が頻繁に遮られる状況を想定し、既知の地図との照合を前提としないLiDAR SLAM(スキャンマッチング)を用いた。

試験結果より、本技術による自己位置推定結果は、正解値(レーザトラッカ)との比較で誤差70[mm]以下を達成した(図4)。またV-SLAMとLiDAR SLAMの精度比較より(図5)、照明条件の変動が小さければ、2.2節で述べたV-SLAM高精度化手法により、LiDAR SLAMと同等の自己位置推定精度が得られることを確認できた。

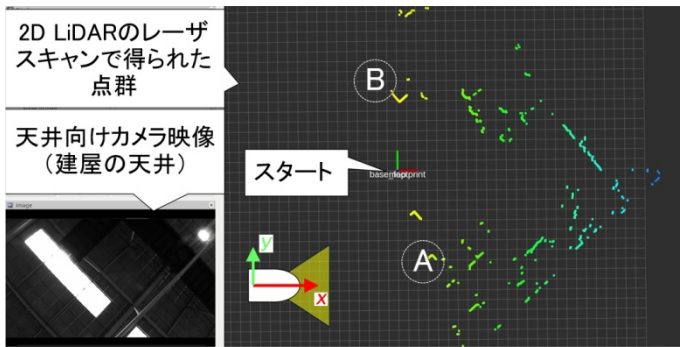


図3 屋内自己位置推定試験

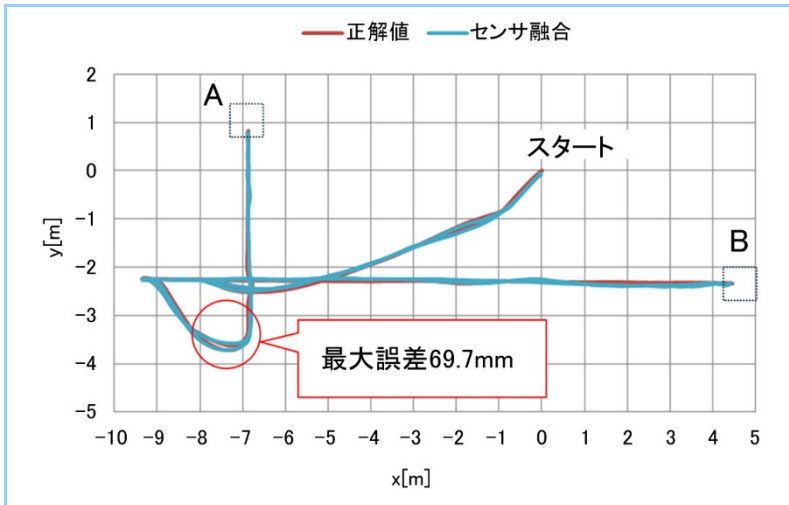


図4 屋内自己位置推定試験結果(1/2)

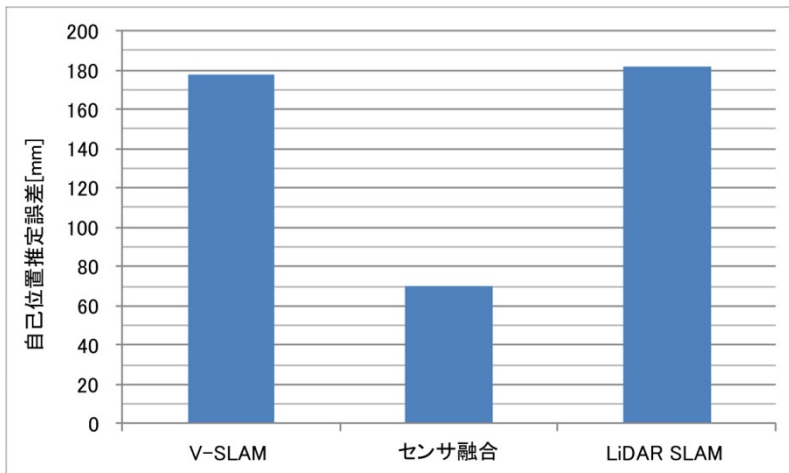


図5 屋内自己位置推定試験結果(2/2)

3.2 半屋外自己位置推定試験

半屋外自己位置推定試験の結果を図6～図8に示す。本試験では、2D LiDAR による自己位置推定のため、格子地図(Grid Map)を事前に作成し(図6)、得られた地図との照合により自己位置推定を行った。図7は、格子地図とレーザスキャンの照合により自己位置推定処理をリアルタイムに実行している状況を示す(図中の色が付いている部分が、2D LiDAR によるレーザスキャンで得られた点群である)。

自己位置推定精度を評価した結果を図8に示す。本試験で無人ビークルは、屋内からスタートして屋外まで移動しており、日照の影響によって照度は約1000[lx]から80000[lx]まで急激に変化した。このような条件下でも、本技術による自己位置推定結果は誤差 70[mm]以下を達成した。

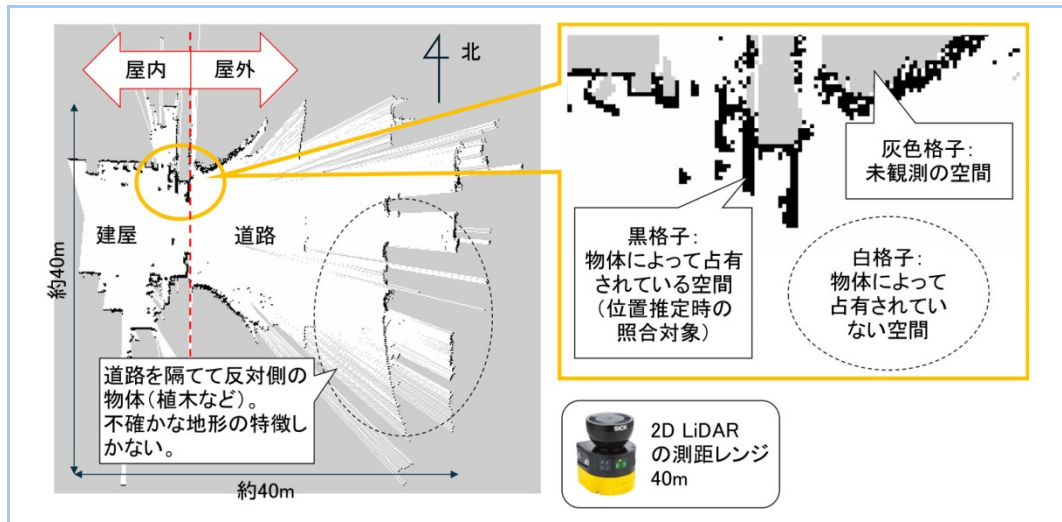


図6 LiDAR SLAM による格子地図

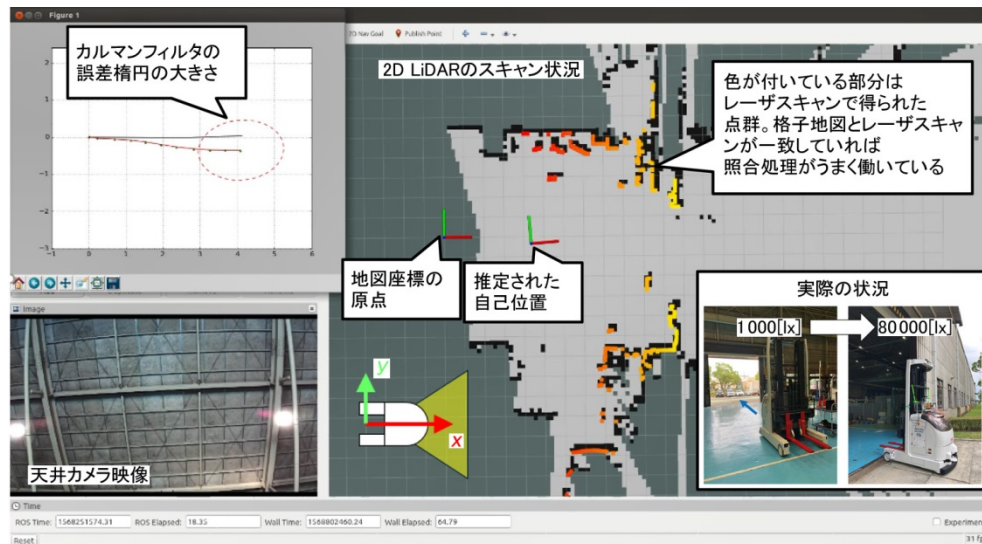


図7 半屋外自己位置推定試験

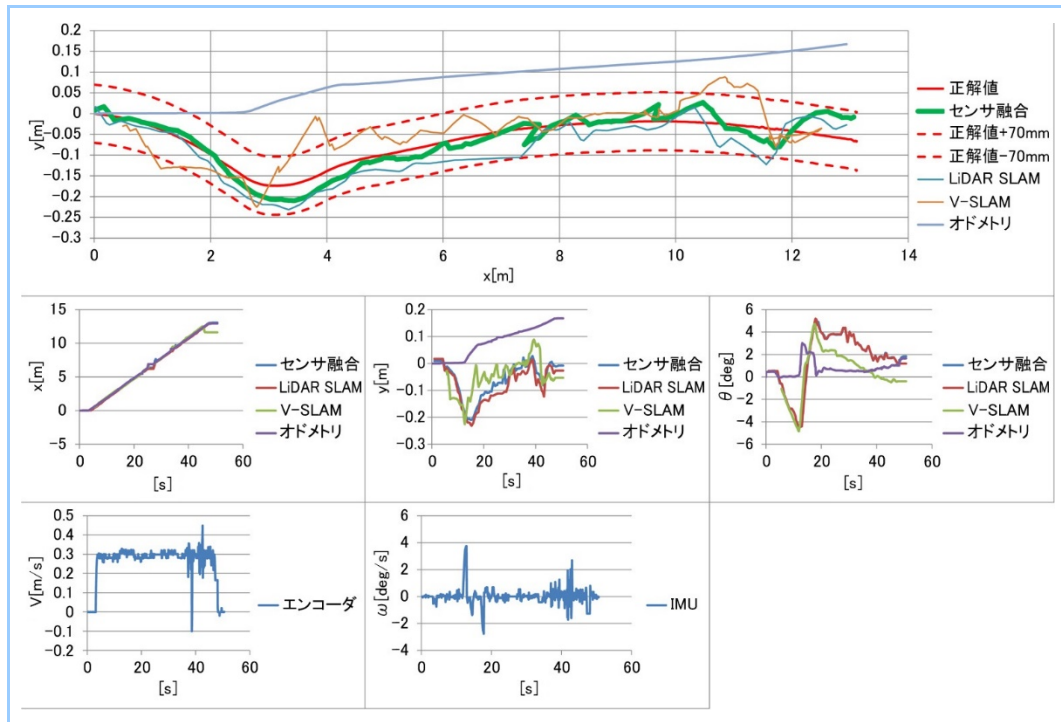


図8 半屋外自己位置推定試験結果

4. まとめ

本報では、多くの産業用無人ビークルで既設の 2D LiDAR と V-SLAM を併用し、さらに拡張カルマンフィルタによる内界センサとの融合を行うことによって、照明条件変動にロバストな高精度自己位置推定を可能とする SLAM 技術について概説した。本技術の有効性は無人ビークル実機を用いた評価試験で検証し、屋内及び半屋外環境で高精度かつロバストな自己位置推定が可能であることを確認した。

今後も様々な環境変化に適応可能なセンサ融合技術を開発し、自己位置推定技術のさらなる信頼性向上を図る予定である。

参考文献

- (1) 木内裕介ほか, 三菱重工における ROS/Gazebo を活用したロボット, 日本ロボット学会誌, Vol.35 No.4 (2017), p.8-11
- (2) 大西献, 石油ガスプラントなどでガス爆発災害の予防と対応に貢献するロボット技術, 日本ロボット学会誌, Vol.38 No.3 (2020), p.235-238
- (3) 岡田清高, 物流システムのソリューション展開～モノ売りから仕組み売りへ, 自動化から無人化へ, 三菱重工技報, Vol.54 No.1 (2017), p.6-10
- (4) Grisetti, G. et al., Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters, IEEE Transactions on Robotics (2007), Vol.23, p.34-46
- (5) Dellaert, F. et al., Monte Carlo Localization for Mobile Robots, IEEE International Conference on Robotics and Automation (1999), p.1322-1328
- (6) Takeuchi, E. et al., A 3D Scan Matching using Improved 3D Normal Distributions Transform for Mobile Robotic Mapping, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (2006), p.3068-3073