

Simultaneous Localization and map buildingによる自律ナビゲーションシステムの開発

樽床, 祐樹 / TARUTOKO, Yuki

(発行年 / Year)

2007-03-24

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2007-03-24

(学位名 / Degree Name)

修士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

2006 年度 修士論文

Simultaneous Localization And Map building による
自律ナビゲーションシステムの開発

Development of Simultaneous Localization And Map building algorithm for
autonomous vehicle navigation

指導教授 渡辺嘉二郎 教授

法政大学大学院工学研究科システム工学専攻

学生証番号 05R6122

氏名 タルトコユウキ
樽床祐樹

Simultaneous Localization And Map building による

自律ナビゲーションシステムの開発

概要

Simultaneous Localization And Map building (SLAM)とは、移動ロボットが時々刻々位置を変えても逐次的に環境マップを生成でき、同時にマップ内での自己位置を正確に求めることを可能にする問題の総称である。

本論では、IGVC Navigation Challenge の環境を対象とし、SLAM による新しいウェイポイントナビゲーションシステムの開発について述べる。IGVC は、屋外自律走行車に関する競技会である。大会競技の一つとして設けられている Navigation Challenge は、GPS の利用を目的とし緯度・経度で与えられた 10 点のウェイポイント座標をすべて通過し、走行タイムを競う競技である。しかし、GPS による屋外ナビゲーションは、計測環境や天候などの誤差要因により生じるばらつきから、測位精度が低下し正確な自己位置計測が困難な場合がある。このため、本論ではコース中に複数点存在する座標が未知な障害物に注目する。障害物はコース上に静止した物体であり、SLAM の実装におけるランドマークとして扱うことができる。ランドマークは、車両に搭載したレーザレーダにより相対位置を計測する。レーザレーダにより計測されたランドマーク座標および車両に搭載した速度計、ジャイロの情報を拡張カルマンフィルタにより融合し、ランドマークのグローバルマップの生成およびマップ内での自己位置推定をリアルタイムで同時に推定する。本論では、拡張カルマンフィルタのための状態方程式、観測方程式の構築およびランドマークのデータ管理方法を提案し、シミュレーションにより精度の検証を行う。また、実車を用いて屋外環境における本手法の妥当性を検討する。

Key Words: Simultaneous localization and map building, 拡張カルマンフィルタ, 移動ロボット

Development of Simultaneous Localization And Map building algorithm for autonomous vehicle navigation

Abstract

This paper describes development of autonomous navigation system based on Simultaneous Localization And Map building (SLAM).SLAM is possible for an autonomous vehicle to start in an unknown location in an unknown environment and, using relative observations only, incrementally build a perfect map of the world and to compute simultaneously a bounded estimate of mobile robot location by extended Kalman filter. This paper describes a new implementation of the SLAM algorithm for a mobile robot operating in an outdoor environment such as IGVC Navigation Challenge, using relative obstacle observation profile from laser rangefinder. The feature of proposed implementation is employing simple map management algorithm and obstacle data association based on the extended Kalman filter. To confirm the proposed SLAM method, an electric wheelchair based mobile robot is used for implementation and testing.

Key Words: Simultaneous localization and map building, extended Kalman filter, Mobile robot

–目次–

第1章	はじめに	- 1 -
1. 1	研究の背景と目的	- 1 -
1. 2	IGVC Navigation Challenge における新しいアプローチ	- 2 -
第2章	SLAM	- 4 -
2. 1	SLAM 解法の枠組み	- 4 -
2. 2	SLAM による自律ナビゲーション	- 4 -
2. 3	移動ロボットと計測システム	- 6 -
2. 4	SLAM 実装における仮定と問題の記述	- 7 -
第3章	SLAM による自律ナビゲーション	- 9 -
3. 1	移動ロボットとランドマークに関する状態方程式の構築	- 9 -
3. 2	観測方程式の構築	- 10 -
3. 3	拡張カルマンフィルタの運用	- 11 -
3. 4	対応関係に伴うランドマークの管理方法	- 13 -
第4章	自律ナビゲーションアルゴリズム	- 15 -
4. 1	走行経路計画	- 15 -
4. 1. 1	ウェイポイントの通過番号の決定	- 16 -
4. 1. 2	ローカル座標における経路計画	- 17 -
4. 2	障害物回避と経路の再計画	- 19 -
4. 2. 1	カテゴリーA および B における障害物回避	- 19 -
4. 2. 2	カテゴリーC における障害物回避	- 22 -
第5章	実験と検証	- 23 -
5. 1	実験システム	- 23 -
5. 2	シミュレーション実験	- 25 -
5. 3	実車による実験	- 31 -
第6章	むすび	- 38 -
参考文献		- 39 -
付録		- 40 -
付録 A	Omnix2006 の制御方法	- 40 -
付録 B	Omnix2006 ベース車体緒言	- 43 -
付録 C	Laser rangefinder 緒言	- 44 -
付録 D	Optical fiber gyro 緒言	- 45 -
付録 E	速度計緒言	- 46 -
謝辞		- 48 -
研究業績		- 50 -

第1章はじめに

Simultaneous Localization And Map building (SLAM)とは,移動ロボットが時々刻々位置を変えても逐次的に環境マップを生成でき,同時にマップ内での自己位置を正確に求めることを可能にする問題の総称である.本論では,IGVC Navigation Challenge の環境を対象とし,SLAM による新しいウェイポイントナビゲーションシステムの開発について述べる.レーザレーダによるランドマークの観測情報をベースにランドマークのグローバルマップおよびマップ内での移動ロボットの自己位置を同時に推定する方法を検討し,実験により推定精度の検証を行なう.

1. 1 研究の背景と目的

移動ロボットによる自律ナビゲーションは,今後の市場拡大が見込まれている清掃ロボットや警備ロボット,コミュニケーションロボットなどの業務用ロボットの基礎技術として解決すべき重要な課題といえる.本論で述べる自律ナビゲーションは,自分自身がおかれた環境で自ら判断し,指定された地点に向けて走行するタスクである.移動ロボットによる自律ナビゲーションは,様々な場所や環境下での動作が要求され,未知の環境での対応が汎用性を考える上で最も重要な課題となる.

未知の環境下において自律ナビゲーションを行うために,移動ロボットは走行する環境中のどこに位置するのかを把握する必要がある.このため,移動ロボットは環境を移動して得たローカルマップを結合し,グローバルマップを生成する.ローカルマップの結合にはそのときの移動ロボットの自己位置を正確に知る必要があるが,移動ロボットの自己位置はグローバルマップがなければ知ることができない.この相反する要求は,グローバルマップとマップ内での自己位置を同時に推定する問題として **Simultaneous localization and map building (SLAM)**と総称されており,移動ロボットのマップ構築の分野で研究が盛んに行われている [1][2].

本論では,自律走行車競技会(IGVC: Intelligent Ground Vehicle Competition)の競技種目である **Waypoint Navigation Challenge** の走行環境を想定し,SLAM の実装による新しい自律ナビゲーションシステムを開発することを目的とする.

IGVC は,屋外自律走行車に関する国際的な競技会であり,国際自律走行車協会(AUVSI: Association for Unmanned Vehicle Systems International)の主催により毎年アメリカで開催されている.競技種目の一つとして設けられている **Navigation Challenge** は,GPS の利用を目的とし緯度・経度で与えられた 10 点のウェイポイント座標を通過させ,通過ウェイポイント数と走行タイムを競う競技である.与えられたウェイポイント座標のすべてを最短距離で結んだ走行経路を計画し,GPS による位置情報をベースに自律走行を実行する手法が一般的なアプローチである.しかし,GPS の利用は計測場所や天候などの誤差要因によるバラ

第1章 はじめに

ツキから、測位精度が低下し正確な位置計測が困難な場合がある。こうした GPS の計測状況に左右されず、様々な環境下で自律ナビゲーションを実行するために、レーザレーダを用いた新しいアプローチとして SLAM による自律ナビゲーションを考える。

Navigation Challenge のコース中には、指定されたウェイポイントの他に複数の静止した障害物がランダムに配置されている。本手法では、障害物が静止しており同一の形状をしていることに注目し、SLAM 実装におけるランドマークとして扱う。ランドマークは、車両に搭載したレーザレーダにより位置を特定することができ、ローカルマップを取得する。取得したローカルマップをもとに車両に搭載した速度計およびジャイロの情報を拡張カルマンフィルタにより融合し自己位置推定およびランドマークのグローバルマップをリアルタイムで生成する。本論では、拡張カルマンフィルタのための状態方程式、観測方程式の構築およびランドマークのデータ管理方法を提案し、シミュレーションにより精度の検証を行う。また、実車を用いて屋外環境における本手法の妥当性を検討する。

1. 2 IGVC Navigation Challenge における新しいアプローチ

IGVC Navigation Challenge におけるアプローチは、GPS による位置情報をベースにナビゲーションを実行する手法が一般的である。しかし、計測環境や状況により GPS の計測データは不安定であり、その計測精度は自律ナビゲーションに大きな影響を与えるものである。Fig.1 に従来の GPS を用いたナビゲーション手法と本論で提案する SLAM によるナビゲーション手法の概要を示す。従来手法では、GPS の計測データおよび内界センサの情報をカルマンフィルタにより融合し自己位置推定を行なう手法を用いた。Fig.1-1 (b) に示す提案手法は、安定した計測結果が得られるレーザレーダを用いて移動ロボットを取り巻く環境のマップおよび自己位置を同時に求めることで、より安定し高精度なナビゲーションを実行することができる。

本論では、IGVC Navigation Challenge における新しいアプローチとして SLAM による自律ナビゲーションシステムの開発について述べる。まず、第2章において SLAM に総称される問題に対し関連する解法について述べ、提案するシステムの概要説明を加える。SLAM を実装するために座標系の定義および各種変数・定数を定義する。本論では、具体的に (P1) SLAM のための状態方程式、観測方程式の構築、(P2) グローバル座標とレーザレーダのローカル座標系でのランドマークの対応関係とデータの管理方法、(P3) 実環境、実車に向けた SLAM 手法実装の検討について以下章で述べる。第3章に問題(P1)および問題(P2)について詳細な説明を加える。本論の提案部分は、Fig. 1-1(b)におけるマスクがかけられた部分であり、観測をベースに自己位置推定とマップのリアルタイム生成について述べる。第4章以降に自律ナビゲーションの各要素技術について説明する。はじめに、経路計画とウェイポイント間の走行方法について述べる。次に障害物回避について説明を加える。Fig.1-2 に IGVC Navigation Challenge のコース風景を示す。図中に示すとおり、コース上には様々な形状の障害物がランダムに配置されている。移動ロボットは、これら障害物をリアルタイムで回

第1章 はじめに

避け走行する必要がある。第5章では、提案手法についてシミュレーションおよび実車を用いた実験により推定精度の検証および妥当性の検討を行なう。最後に第6章に本論のまとめを記述する。付録にて移動ロボットおよび各センサの緒言を加える。

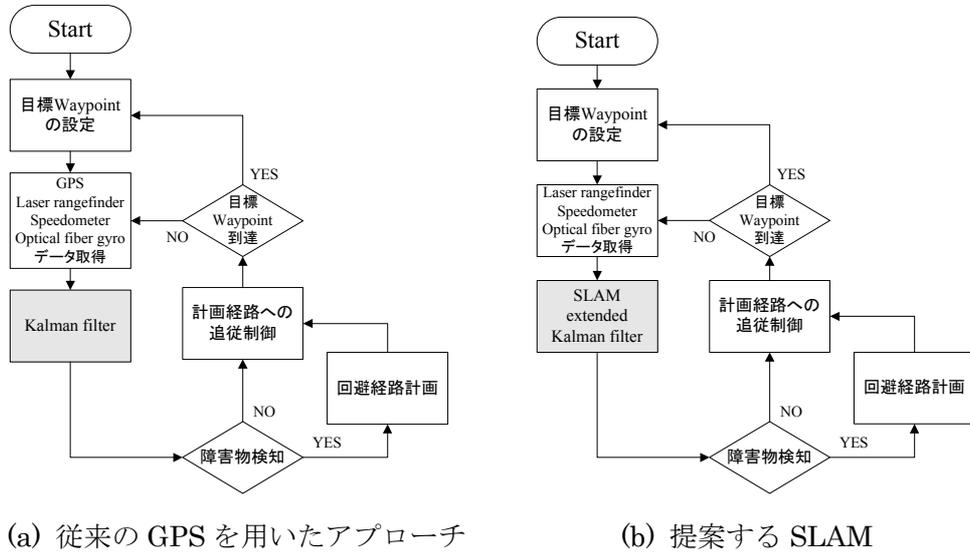


Fig.1-1 従来手法と提案する SLAM による自律ナビゲーション手法の概要



Fig.1-2 IGVC Navigation Challenge のコース状況

第2章 SLAM

SLAM に総称される問題に対し関連する解法は,大きく分けて拡張カルマンフィルタまたはパーティクルフィルタの枠組みによる算出方法が提案されている.本論ではリアルタイム向けである拡張カルマンフィルタにより SLAM の実装を考える.

2.1 SLAM 解法の枠組み

SLAM に総称される問題は,多くの解法と推定アルゴリズムが提案されており,その多くは二つに分類することができる.1つは,カルマンフィルタの枠組みで同時推定する手法であり,二つ目はパーティクルフィルタにより確率的に自己位置推定を行なう手法である[3].

拡張カルマンフィルタ : 前者は SLAM において,カルマンフィルタの定式化によりその解の存在が証明されている[4].システムや観測が非線形の場合に,推定値周りの線形近似を施し状態推定を行なう拡張カルマンフィルタが適用されている.カルマンフィルタは,各種センサからの情報を融合し,最適な状態推定を行なうことができる.

パーティクルフィルタ : 後者のパーティクルフィルタは,ベイズ推定において確率分布を直接計算する代わりに,重み付けられた任意の数の粒子(パーティクル)の集合として確率分布を表現することにより,近似計算を行なう手法である.カルマンフィルタでは,ノイズとして正規分布の仮定が設けられているのに対し,パーティクルフィルタは,非線形あるいは非ガウス型のモデルを扱うことができ,より現実的なフィルタといえる.

自律ナビゲーションの実時間制御を可能にするためには,SLAM の実装における計算コストが重要な課題となる.一般的に,ランドマークの数が N 個のとき,計算時間量は $\sim O(N^2)$ となることが知られている[5].パーティクルフィルタは,非ガウス型のノイズに対応したフィルタとして有用であるが,複数の粒子に対して計算を繰り返すためカルマンフィルタに比べると計算負荷は大きいという欠点がある.一方,カルマンフィルタはリアルタイム向けのフィルタであり自律ナビゲーションの実時間制御を可能とすることができる.さらに,各センサにおけるノイズはカルマンフィルタにより対処できる範囲であり,フィルタの運用において大きな影響はない.本論では,拡張カルマンフィルタの枠組みで SLAM の実装を考える.

2.2 SLAM による自律ナビゲーション

Fig.2-1 および Fig.2-2 に本論で考える自律ナビゲーションとソフトウェア構造の概要を示す.移動ロボットは,指定されたウェイポイントをすべて通過するため,経路計画を行なう.経路付近にはランドマークとなる障害物がランダムに配置されており,移動ロボットに搭載した二次元レーザレーダにより前方 180° のローカルなレンジ情報を得ることができる.これにより,移動ロボットを原点とするローカル座標系において,ランドマークの位置座標を特定することができる.特定されたランドマークの位置情報とジャイロおよび速度計の情報を拡張カルマンフィルタにより融合し,ランドマークのグローバルマップおよび自己位置

第2章 SLAM

を同時に推定する.移動ロボットは,推定された自己位置をベースに計画した経路への追従走行を行なう.なお,計画した経路上に障害物が存在する場合は,障害物回避ルーチンに入り経路が再計画される.レーザレーダによる計測,ランドマーク座標の特定,拡張カルマンフィルタによる最適推定,計画経路への追従制御を繰り返すことで自律ナビゲーションを行なう.

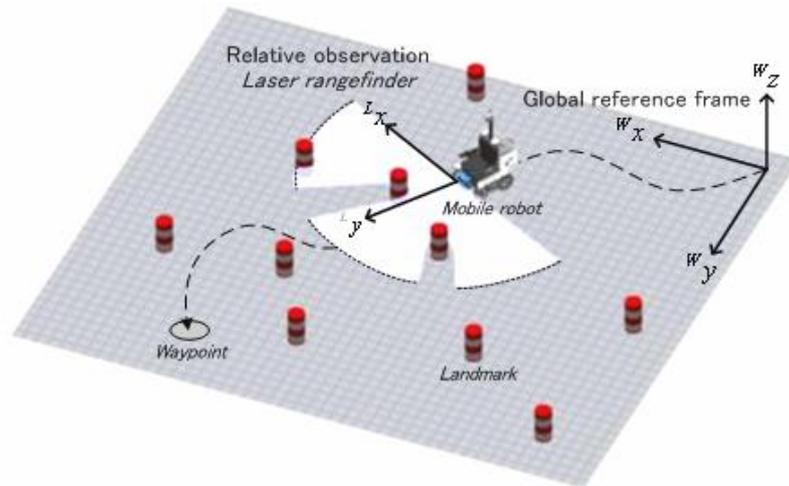


Fig.2-1 SLAM による自律ナビゲーション

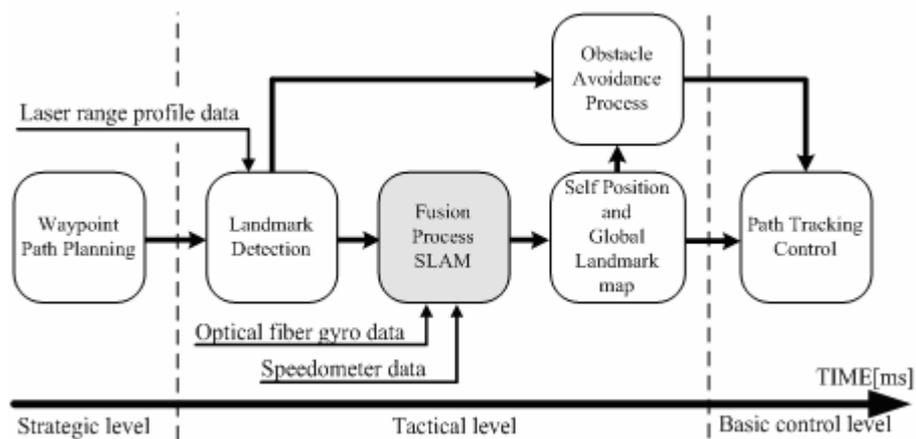


Fig.2-2 SLAM のためのソフトウェア構造

2.3 移動ロボットと計測システム

Fig. 1 に示す移動ロボットのローカル座標系, グローバル座標系および自律ナビゲーションシステムに関する変数, 定数を Table 1 に定義する. レーザレーダは, 移動ロボットの先端部, 地面より 0.25cm の高さに設置し, レーザビーム光はレーザレーダの極座標系で前方に照射される. レーザビーム発射点である移動ロボットの先端をローカル座標系の原点として, 前後の中心軸を相対 ${}^L y$ 座標, 中心軸から直角方向に相対 ${}^L x$ 座標とする. グローバル座標系は, 指定されたウェイポイントのスタート地点を原点とし, 前後垂直軸を絶対 ${}^W y$ 座標, 直角方向に絶対 ${}^W x$ 座標をとる. 原点における初期姿勢は, 絶対 ${}^W y$ 方向を相対 90° とする.

Table 1 自律ナビゲーションにおける変数・定数

【共通変数】

k : 内界センサの信号処理における離散時間

【グローバル座標系】

${}^W x_r(k) \quad {}^W y_r(k)$: 時間 k における移動ロボット位置座標
 $\Delta d(k)$: 移動ロボットが時刻 k から $k-1$ に動く距離
 $\Delta \theta(k)$: 移動ロボットが時刻 k から $k-1$ に回る角度
 $\theta(k)$: 移動ロボットが向いている相対角度
 $\xi(k)$: 移動ロボット方位の x 方向成分($\cos \theta(k)$)
 $\eta(k)$: 移動ロボット方位の y 方向成分($\sin \theta(k)$)
 $n_{\Delta \theta}(k)$: $\Delta \theta(k)$ に含まれる誤差
 $n_{\Delta d}(k)$: $\Delta d(k)$ に含まれる誤差
 n : マップに構築されたランドマークの要素番号
 ${}^W x_{ln} \quad {}^W y_{ln}$: n 番目のランドマークの位置座標
 ${}^W \tilde{x}_{ln} \quad {}^W \tilde{y}_{ln}$: 各センサから求めた n 番目の位置座標

【ローカル座標系】

i : 離散角度に伴うレーザ点数 $i=1 \sim 361$
 $\Delta \phi$: 角度分解能
 ϕ_{i+1} : 離散角度 $\phi_{i+1} = \phi_i + \Delta \phi$
 $r(k, i)$: 離散時間 k に計測された i 番目の距離
 r_{\max} : 任意に設ける最大計測距離の設定値
 $[x_i(k, i) \quad y_i(k, i)]$: 離散時間 k における直行座標系成分
 $[x_i(k, i) \quad y_i(k, i)] = [r(k, i) \cos(\phi_i) \quad r(k, i) \sin(\phi_i)]$
 $\Delta \rho(i)$: 時間 k から $k-1$ の直交座標系成分の変化量
 m : ローカルに検知されたランドマークの要素番号
 ${}^L x_{lm}(k) \quad {}^L y_{lm}(k)$: m 番目のランドマーク座標の観測値
 ${}^L \tilde{x}_{lm}(k) \quad {}^L \tilde{y}_{lm}(k)$: 各センサから求めた m 番目の相対座標

第2章 SLAM

レーザレーダにより検知された物体形状の再現性は、距離計測の誤差とレーザレーダの角度分解能に依存する。これよりレーザレーダは、詳細構造の形状認識にはむかない。ここでは、検知された物体がランドマークであるという十分な認識を得るために、計測範囲 r_{\max} を設ける。 r_{\max} は、レーザレーダの離散角度に伴う距離間隔 $\Delta\rho(i)$ を角度分解能 $\Delta\phi$ で除算することで得られる。 r_{\max} は、対象とするランドマークのサイズから求めることができる。

ローカルなランドマークは、設定した計測範囲内で位置座標を特定する。しかし、レーザレーダは物体までの距離を計測することができるが、物体の種別を判別することはできない。このため、レーザレーダのプロファイルデータからクラスタリングにより対象とするランドマークとその位置座標を特定する。 $r(k, i) < r_{\max}$ を満たす要素数が G 個あるとき、(1)式および(2)式により $\{I_1, \dots, I_j, \dots, I_J\}$ の J 個の集合にクラスタリングされる。離散角度について、

$$\phi_{g+1} - \phi_g > \phi_t \quad (g = 1 \sim G-1) \quad (1)$$

および距離に関する(2)式を満たす ($g = 1 \sim G-1$)。

$$|r(k, g+1) - r(k, g)| > r_t \quad (g = 1 \sim G-1) \quad (2)$$

を満たしたとき、 $r(k, g+1)$ は次の物体に移行したと判断し、 g 番目までの要素がクラスター $\{I_j\}$ として生成される。ここで、 ϕ_t および r_t は、任意に設定する閾値を示す。クラスタリングされた集合 $\{I_1, \dots, I_j, \dots, I_J\}$ は、 $r(k, i) < r_{\max}$ による計測範囲内でスキャンしたすべての物体を含む。これより、クラスターに対しランドマークの形状に該当するクラスターを抽出し、位置座標を特定する。

2. 4 SLAM 実装における仮定と問題の記述

Fig.1 におけるシステムについて以下の仮定を設ける。

- (A1) レーザレーダは、ランドマークとなる障害物をスキャンすることができる。
- (A2) ナビゲーションの走行環境は二次元平面とし、障害物は平面上に配置される。
- (A3) ジャイロおよび速度計によるセンサのサンプリング間隔の積分値に含まれる誤差とレーザレーダによる計測誤差は、平均0の正規性ノイズとする。

仮定(A1)は、通常の場合は満たされる。角度分解能による再現性のために設けた計測範囲 r_{\max} 内でランドマークの位置を特定する。SLAM の対象とするランドマークは、直径 50 センチの円柱状の障害物とする。仮定(A2)では、IGVC Navigation Challenge の競技環境を二次元平面と仮定し、レーザレーダが起伏などにより地面をスキャンすることがないものとする。また、障害物は、平面状で静止した物体であり、動的障害物は存在しない。仮定(A3)では、各センサの理論値に加えるノイズである。

ランドマークのグローバルマップと自己位置の同時算出は、レーザレーダによるローカルな観測情報に基づき更新される。ローカル座標で観測されるランドマークは、オクルージョンやレーザレーダの計測範囲によりすべてのランドマークを常に検知できるとは限らない。このため、現在観測されているランドマークは、グローバルマップ上に構築されたどのラン

第2章 SLAM

ドマークと対応しているのか明確に判別する対応付けが必要となる.ランドマークの対応付けに従い,カルマンフィルタを正常に運用するために,ダイナミックに変化する観測システムの更新方法を検討し状態方程式と観測方程式を構築する.以下に,本論で検討する具体的な問題について記述する.

- (P1) SLAMのための状態方程式,観測方程式の構築
- (P2) グローバル座標とレーザレーダのローカル座標系でのランドマークの対応関係とデータの管理方法
- (P3) 実環境,実車に向けた SLAM 手法実装の検討

第3章 SLAMによる自律ナビゲーション

問題(P1)および問題(P2)について考える.移動ロボットの自己位置推定およびランドマークのグローバルマップ生成を同時に算出するため,レーザレーダの観測におけるオクルージョンを考慮し移動ロボットおよびランドマークに関する状態方程式,観測方程式を構築する.拡張カルマンフィルタを正常に運用するために,観測・更新ステップはグローバル座標系およびローカル座標系におけるランドマークの対応付けがベースとなる.

3.1 移動ロボットとランドマークに関する状態方程式の構築

問題(P1)について,状態方程式の構築を考える.SLAMにおける車両の自己位置と環境マップの同時推定は,カルマンフィルタの枠組みで算出される.カルマンフィルタを構成するために,移動ロボットの走行に関する状態方程式は,(3)式の線形モデルで示すことができる.

$$\mathbf{x}_v(k+1) = \mathbf{F}_v(k+1)\mathbf{x}_v(k) + \mathbf{w}_v(k) \quad (3)$$

ここで,離散時刻 k における移動ロボットの状態ベクトル $\mathbf{x}_v(k)$ は,(4)式に示す状態変数

$$\mathbf{x}_v(k) = \begin{bmatrix} {}^w x_r(k) & {}^w y_r(k) & \xi(k) & \eta(k) \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

となる.(4)式において状態変数として, $\zeta(k) = \cos\theta(k)$, $\eta(k) = \sin\theta(k)$ が選ばれている.これは,移動ロボットに関する状態方程式を角速度-角度,速さ-距離の関係と移動体座標の関係と三角関数の加法定理により構築するためのものである[6].(4)式に示す状態ベクトルをとるとき,状態遷移行列 $\mathbf{F}_v(k)$ は,

$$\mathbf{F}_v(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta d(k+1) \cdot \cos\Delta\theta(k+1) & -\Delta d(k+1) \cdot \sin\Delta\theta(k+1) \\ 0 & 1 & \Delta d(k+1) \cdot \sin\Delta\theta(k+1) & \Delta d(k+1) \cdot \cos\Delta\theta(k+1) \\ 0 & 0 & \cos\Delta\theta(k+1) & -\sin\Delta\theta(k+1) \\ 0 & 0 & \sin\Delta\theta(k+1) & \cos\Delta\theta(k+1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

とおくことができる.仮定(A3)より,時刻 k から $k+1$ までのジャイロの出力に含まれるノイズの積分値 $n_{\Delta\theta}(k)$,速度計の誤差の積分値 $n_{\Delta d}(k)$ は,ともに平均0である.これらの標準偏差は小さいため,(6)式のシステムノイズ \mathbf{w}_v は, $n_{\Delta d}(k)$ と $n_{\Delta\theta}(k)$ の線形和で与えられる.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_v(k) &= \begin{bmatrix} \xi(k) & -\Delta d(k+1) \cdot \eta(k) \\ \eta(k) & \Delta d(k+1) \cdot \xi(k) \\ 0 & -\eta(k) \\ 0 & \xi(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_{\Delta d}(k) \\ n_{\Delta\theta}(k) \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{B}_v(k+1)\mathbf{n}_v(k) \end{aligned} \quad (6)$$

第3章 SLAMによる自律ナビゲーション

ランドマークに関する状態方程式は、グローバル座標系で静止していることから、第 n 番目のランドマークの位置座標 ${}^w x_{l_n}(k) \quad {}^w y_{l_n}(k)$ を \mathbf{L}_n としたとき、

$$\mathbf{L}_n(k+1) = \mathbf{L}_n(k) = \mathbf{L}_n \quad (7)$$

となる。これより、移動ロボット $\mathbf{x}_v(k)$ および N 個のランドマーク \mathbf{L} を合わせた状態ベクトル $\mathbf{x}(k)$ は、(8)式に示す縦に並べたベクトルをとる。

$$\mathbf{x}(k) = \left[\mathbf{x}_v^T(k) \quad \mathbf{L}_1^T, \dots, \mathbf{L}_n^T, \dots, \mathbf{L}_N^T \right]^T \quad (8)$$

(8)式の状態ベクトルから、システムの状態方程式は、(9)式に示す線形モデルで記述される。このとき、ランドマークに関するプロセスモデルについて、 \mathbf{I}_{l_n} は $\dim(\mathbf{L}_n) \times \dim(\mathbf{L}_n)$ の単位行列となり、 $\mathbf{0}_{l_n}$ は零ベクトルとしノイズは含まない。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_v(k+1) \\ \mathbf{L}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{L}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v(k+1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_{l_1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{I}_{l_N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_v(k) \\ \mathbf{L}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{L}_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{w}_v(k) \\ \mathbf{0}_{l_1} \\ \vdots \\ \mathbf{0}_{l_N} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k+1)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (10)$$

3.2 観測方程式の構築

レーザレーダにより観測されたローカルな第 m 番目のランドマークの位置座標 $\mathbf{z}_m(k) = [{}^L x_{l_m}(k) \quad {}^L y_{l_m}(k)]^T$ は、離散時刻 $k-1$ の時点で構築されたグローバル座標における第 n 番目のランドマーク座標 \mathbf{L}_n と 1 対の対応関係にあるとき、観測方程式は状態ベクトル $\mathbf{x}(k)$ を用いて、

$$\tilde{\mathbf{z}}_m(k) = \mathbf{H}_n(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v} \quad (11)$$

と記述することができる。ここで、 \mathbf{v} は平均 0、分散 \mathbf{R} の時間に無相関な観測ノイズである。 $\mathbf{H}_n(k)$ は観測行列であり、ランドマークの相対位置座標 $\tilde{\mathbf{z}}_m(k) = [{}^L \tilde{x}_{l_m}(k) \quad {}^L \tilde{y}_{l_m}(k)]^T$ と状態ベクトル $\mathbf{x}(k)$ との関係を示す。(11)式について観測値 $\mathbf{z}_m(k)$ は、移動ロボットの位置座標 ${}^w x_r(k) \quad {}^w y_r(k)$ および相対角度 $\theta(k)$ 、ランドマークの位置座標 ${}^w x_{l_n} \quad {}^w y_{l_n}$ から求めることができる。座標変換に用いる回転角は $\pi/2 - \theta(k)$ となることから、

$$\tilde{\mathbf{z}}_m(k) = \begin{bmatrix} ({}^w x_{l_n}(k) - {}^w x_r(k)) \cdot \eta(k) - ({}^w y_{l_n}(k) - {}^w y_r(k)) \cdot \xi(k) \\ ({}^w x_{l_n}(k) - {}^w x_r(k)) \cdot \xi(k) + ({}^w y_{l_n}(k) - {}^w y_r(k)) \cdot \eta(k) \end{bmatrix} + \mathbf{v} \quad (12)$$

により求めることができる ($\tilde{\mathbf{z}}_m(k) \cong \mathbf{z}_m(k)$)。 (12)式より観測行列 $\mathbf{H}_n(k)$ は、状態ベクトル $\mathbf{x}(k)$ について偏微分すると、

$$\mathbf{H}_n(k) = \begin{bmatrix} -\eta(k) & \zeta(k) & 0 & 0 & \cdots & \eta(k) & -\zeta(k) & 0 & \cdots & 0 \\ -\zeta(k) & -\eta(k) & 0 & 0 & \cdots & \zeta(k) & \eta(k) & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

となる。このとき $\mathbf{H}_n(k)$ は、ランドマークのグローバルとローカル座標における対応関係により、ダイナミックにプロセスモデルが変化する。このため、対応関係において該当しないランドマークの行列要素は 0 となる。

3.3 拡張カルマンフィルタの運用

(10)式の状態方程式および、(11)式の観測方程式を用いてカルマンフィルタを構成する。カルマンフィルタは、予測、観測、更新のプロセスによりグローバルマップと移動ロボットの自己位置を同時に推定する。

(ステップ1：予測) (10,11)式について、離散時間 $k-1$ における状態ベクトル $\mathbf{x}(k-1)$ の推定値を $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ 、共分散行列を $\mathbf{P}(k-1|k-1)$ とするとき、予測ステップは現在の離散時刻 k の状態について、

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F}(k)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (14)$$

となり、 $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ の推定誤差の共分散行列は、

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{F}(k)^T + \mathbf{B}(k)\mathbf{G}(k)\mathbf{B}(k)^T \quad (15)$$

となる。ここで、 $\mathbf{G}(k)$ は $n_{dd}(k)$ と $n_{d\theta}(k)$ の分散を対角要素にもつ 2×2 の行列である。

(ステップ2：観測) 離散時間 $k-1$ の時点でグローバルマップに構築されたランドマーク $[\mathbf{L}_1^T, \dots, \mathbf{L}_n^T, \dots, \mathbf{L}_N^T]^T$ の n 番目の座標値 \mathbf{L}_n^T に対し、レーザレーダにより観測された m 番目のローカルなランドマークと対応関係にあるとき、 $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ に基づく観測値 $\hat{\mathbf{z}}_m(k|k-1)$ は、(13)式の観測行列を用いて式(16)で示される。

$$\hat{\mathbf{z}}_m(k|k-1) = \mathbf{H}_n(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \quad (16)$$

また、 n 番目のランドマークに対応するカルマンゲイン $\mathbf{K}_n(k)$ は、観測ノイズの共分散行列を \mathbf{R} とするとき、(17)式に示される。

$$\mathbf{K}_n(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}_n(k)^T (\mathbf{H}_n(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}_n(k)^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (17)$$

(ステップ3：更新) 予測値 $\hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$ および共分散行列 $\mathbf{P}(k|k-1)$ は、レーザレーダにより観測された m 番目のランドマーク座標 $[{}^Lx_m(k) \ {}^Ly_m(k)]^T$ を $\mathbf{z}_m(k)$ とするとき、(18,19)式により更新される。

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}_n(k)(\mathbf{z}_m(k) - \hat{\mathbf{z}}_m(k|k-1)) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \mathbf{P}(k|k-1) - \mathbf{K}_n(k)\mathbf{H}_n(k)\mathbf{P}(k|k-1) \quad (19)$$

ステップ2およびステップ3は、ランドマークのグローバル座標 \mathbf{L}_n とローカル座標 $\mathbf{z}_m(k)$ が一対の対応関係にある場合を示した。複数のランドマークがランダムに配置されている状況下では、レーザレーダにより観測される個数は常に変化する。観測値が可変の場合でも、正常にカルマンフィルタを運用するために以下に示す場合(Case1~Case3)について考慮する。

(Case : 1) 複数のランドマークが観測された場合を考える。離散時刻 k に観測された M 個のランドマーク、

$$\mathbf{Z}(k) = [\mathbf{z}_1^T(k), \dots, \mathbf{z}_m^T(k), \dots, \mathbf{z}_M^T(k)]^T \quad (20)$$

のすべてが時間 $k-1$ の時点で構築されたマップ上のランドマーク \mathbf{L} にすでに存在し M 個の対応関係にあるとき、(12)式は M 個の方程式が成り立つ。このとき、ステップ2およびステップ3は対応するランドマークについて M 回繰り返され最終的な推定値が最適解となる。

(Case : 2) 離散時間 $k-1$ の段階で推定された N 個のランドマークに対し、時間 k に N 個のどのランドマークとも対応しない新しいローカルなランドマーク $\mathbf{z}_m(k)$ が観測されたとき、状態ベクトル $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ は、 $N+1$ 番目のランドマーク $\tilde{\mathbf{L}}_{N+1}^T$ を

$$\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) = [\mathbf{x}_v^T(k) \quad \mathbf{L}_1^T, \dots, \mathbf{L}_n^T, \dots, \mathbf{L}_N^T \quad \tilde{\mathbf{L}}_{N+1}^T]^T \quad (21)$$

として暫定的に加え、状態ベクトルが拡張される。 $N+1$ 番目のランドマーク $\tilde{\mathbf{L}}_{N+1}^T$ は、 $\mathbf{z}_m(k)$ から離散時間 k における移動ロボットの状態を用いて、

$$\begin{bmatrix} {}^w\tilde{\mathbf{x}}_{N+1} \\ {}^w\tilde{\mathbf{y}}_{N+1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta(k) & -\xi(k) & \Delta d(k) \cdot \xi(k) + {}^w x_r(k-1) \\ -\xi(k) & \eta(k) & \Delta d(k) \cdot \eta(k) + {}^w y_r(k-1) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^L x_m(k) \\ {}^L y_m(k) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

により得られる。このとき、共分散行列 $\mathbf{P}(k-1|k-1)$ およびシステムノイズ $\mathbf{w}(k)$ は、 $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ に追加されたランドマークに対応する各行ベクトルおよび列ベクトルが新たに追加され拡張される。

(Case : 3) レーザレーダに設けた最大計測範囲 r_{\max} の範囲内にローカルなランドマークが観測されなかった場合、つまりクラスタリングによる物体の集合が空集合のとき、同じカルマンフィルタの構造を用いて内界センサからのデータのみで移動ロボットの座標が更新される方式に切り替わる。このときランドマークの座標に関して観測・更新は行われない。

3. 4 対応関係に伴うランドマークの管理方法

問題(P2)について考える.カルマンフィルタの運用は,観測されるランドマークに対し対応関係をベースに観測,更新のステップが計算される.このため,ローバル座標に構築されたランドマーク \mathbf{L} と離散時間 k に観測されたローカルなランドマーク座標 $\mathbf{z}_m(k)$ の対応関係および管理は,カルマンフィルタを正常に運用するうえで重要な要素といえる.対応関係を確実に決定するために, Fig.3-1 および Fig.3-2 に示すシンプルなユークリッド距離による判別方法を考える.

観測された $\mathbf{z}_m(k)$ は, (22)式により $\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$ および時刻 k における車両の状態を用いてグローバル座標におけるランドマークの位置座標を算出することができる. $\mathbf{z}_m(k)$ より (22)式から算出された $\tilde{\mathbf{L}}_n = [{}^w\tilde{x}_n \quad {}^w\tilde{y}_n]^T$ が時間 $k-1$ の時点で構築されたランドマーク座標 $[{}^w x_{ln} \quad {}^w y_{ln}]$ と対応関係にあるとき, 閾値 d_{\min} を設けて,

$$\sqrt{({}^w x_{ln} - {}^w\tilde{x}_n)^2 + ({}^w y_{ln} - {}^w\tilde{y}_n)^2} < d_{\min} \quad (23)$$

を満たす. (23)式は,カルマンフィルタが時間 $k-1$ まで正しく運用され, 時間 k におけるセンサ出力に大きい非線形ノイズが加わらない限り成り立つ. 閾値 d_{\min} は,同一のランドマークであると判断する範囲であり,ランドマーク座標 $\mathbf{z}_m(k)$ の特定精度を考慮し設定される.

(23)式を満たさないランドマークが観測されたとき, (21)式に示す方式で新たにランドマークが追加される.状態ベクトルに追加された順番は,グローバルマップにおけるランドマーク ID としてラベリングする.観測に関しては,レーザレーダにより反時計回りに特定される順番を観測 ID とする. ランドマークの対応関係および管理を容易に行うために,グローバルマップにおけるランドマーク ID を列,離散時刻 k における観測 ID を行とする管理テーブルを Fig3-2 に定義する.SLAM におけるカルマンフィルタは,対応関係を示す管理テーブルを参照し運用がなされる.

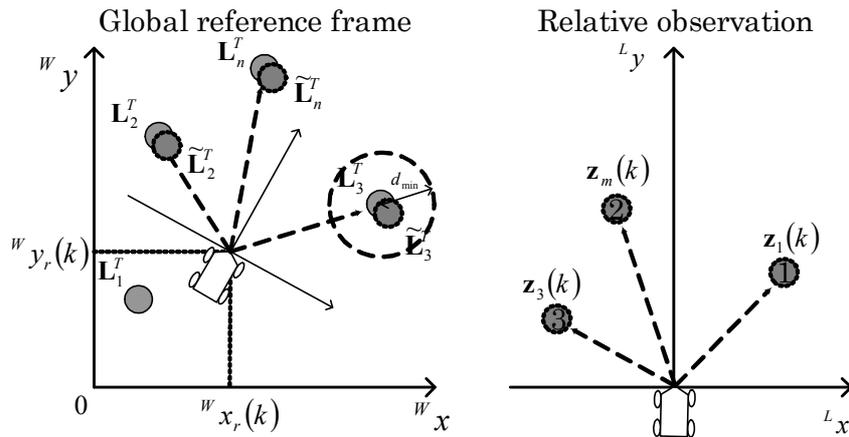


Fig.3-1 2座標間におけるランドマークの対応付け

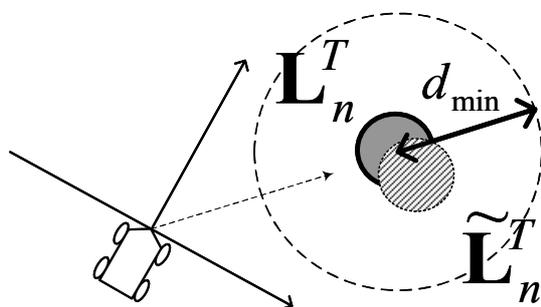


Fig.3-2 対応関係の判別方法

	\mathbf{L}_1^T	\mathbf{L}_2^T	\mathbf{L}_3^T	\mathbf{L}_4^T	\mathbf{L}_5^T	\mathbf{L}_6^T	\mathbf{L}_7^T	\mathbf{L}_8^T	\mathbf{L}_9^T	\mathbf{L}_{10}^T	...	\mathbf{L}_N^T
$\mathbf{z}_1^T(k)$	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0		0
\vdots												
$\mathbf{z}_M^T(k)$	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0		0

Fig.3-3 対応関係を示す管理テーブル

第4章 自律ナビゲーションアルゴリズム

ウェイポイントナビゲーションの基本アルゴリズムについて,走行経路の計画およびウェイポイント間の走行方法について述べる.IGVC Navigation Challenge のコース上には,様々な形状の障害物が配置され,計画した経路上に存在する場合,障害物回避ルーチンに入り経路の再計画を行なう.

4.1 走行経路計画

移動ロボットが指定されたポイントに向けて自律走行するためには,走行経路を計画する必要がある.経路計画として,すべてのウェイポイント間を間隔 Δd により直線やスプライン曲線により線形補間したベクトルを走行経路として用いることが考えられる.この経路を長期経路計画とする.この経路は,Fig.4-1における破線に相当する.このとき,直線による点列補間が最短経路となる.スプライン曲線による補間は,滑らかな経路を生成するが,曲率半径が大きく最適経路とはならない.そこで,すべてのウェイポイントに対し曲率が曲線の長さに比例して変化する滑らかなクロソイド曲線を用いて補間する手法も提案されている[7].しかし,滑らかな走行経路の計画と移動ロボットの経路への追従は別問題であり,移動ロボットの動特性や走行路面の影響で必ずしも滑らかな走行軌跡を得ることができるとは限らない.このため,経路の追従を目的に,経路への軌道追従制御が必要となる.直線または曲線で補完した経路に対し,曲率を考慮した追従法が提案されている[8].曲率が0のとき曲率半径は無限大になり直線とみなすことができることから,曲率を制御し経路への追従を行なう.また,点列補完された経路に対し収束の目標点を定め予見制御により操舵制御を行なう手法が提案されている[9].これらは,移動ロボットのキネマティクスがベースとなり,モデルベースの追従制御が行なわれている.路面が平坦でかつ車輪のスリップがない場合,提案手法による経路への追従性能を確認した.しかし,屋外環境における走行路面は,常に平坦ではなく起伏がある路面での移動ロボットの挙動をモデル化するのは容易ではない.これらの手法による屋外での実験により,移動ロボットの真の挙動とモデルによる姿勢は,誤差を含み経路への追従に対しオフセットが乗ることを確認した.このとき,障害物が存在した場合の経路の再計画は,システムが複雑になるとともに,さらに移動ロボットの挙動を乱しナビゲーションが不安定になると考えられる.

本論で提案する走行経路は,リアルタイムで移動ロボットのローカル座標系に計画され,離散時間 k におけるステアリング角度を得る.以下に,経路計画における変数および定数を定義する.

Table 2 経路計画における変数・定数の定義

p_{wp}	: ウェイポイントを通過する順番を示す番号 $p_{wp} = 1 \sim P_{wp}$
${}^W \mathbf{X}_{wp}(p_{wp}) \quad {}^W \mathbf{Y}_{wp}(p_{wp})$: ウェイポイント番号 p_{wp} のグローバル座標
${}^L \mathbf{X}_{wp}(k, p_{wp}) \quad {}^L \mathbf{Y}_{wp}(k, p_{wp})$: 離散時間 k における番号 p_{wp} のローカル座標
d_p	: 線形補間における間隔
${}^L \mathbf{X}_p(k, q_p) \quad {}^L \mathbf{Y}_p(k, q_p)$: 離散時間 k に線形補間により求められた q_p 番目のローカル経路座標 $q_p = 1 \sim Q_p$
θ_{str}	: ローカル経路より求めたステアリング角

4. 1. 1 ウェイポイントの通過番号の決定

IGVC Navigation Challenge におけるウェイポイントナビゲーションでは,指定された複数のウェイポイント間を最短距離,または障害物の配置に伴う移動ロボットの走行に関する振る舞いを予測し,通過するウェイポイントの通過番号 p_{wp} を決定する.スタート地点に相当するウェイポイント ${}^W \mathbf{X}_{wp}(1) \quad {}^W \mathbf{Y}_{wp}(1)$ は,グローバル座標系における原点(0,0)にとる. Fig.4-1 にウェイポイント座標と通過番号を示す. わかりやすくするために各ウェイポイントを破線でつなぐ.破線をつないだ距離が最小のものが,最短距離となるウェイポイントの順番となる.移動ロボットは,通過番号 p_{wp} から順番に次のウェイポイントを目標点とし,最終的にスタート地点に帰還する.

*IGVC Navigation Challenge において,ウェイポイントの通過する順番の決め方と,障害物の配置に伴うウェイポイントの追加について付録(5) IGVC におけるノウハウに詳細を記載する.

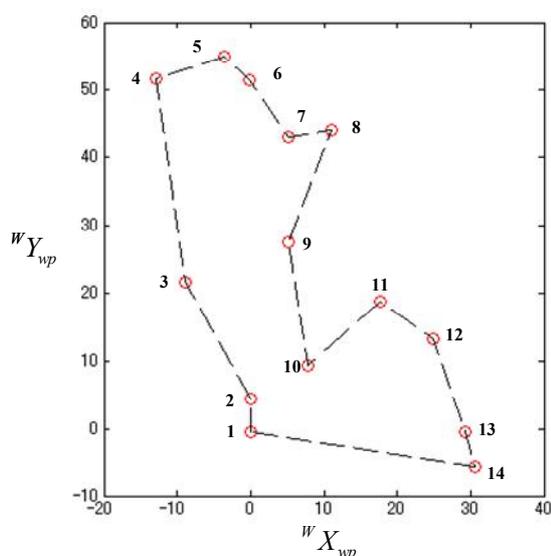


Fig.4-1 ウェイポイントの通過番号

4. 1. 2 ローカル座標における経路計画

各ウェイポイントを通過するために経路を計画する.移動ロボットの挙動を考慮し,移動ロボットのローカル座標系に経路を計画する.ローカル座標系に経路を計画することで,通過目標とするウェイポイントに対しなめらかに収束することができる.

IGVC におけるウェイポイントナビゲーションにおいて, 長期経路を用いて走行する場合,移動ロボットは障害物などの回避により経路を大きく外れた場合,計画経路へ収束するためにステアリング角を大きく切ることになる.これは,移動ロボットの挙動を乱し走行が不安定になる可能性がある.ステアリング角を滑らかに切るとは,ステアリング角に伴う走行速度の減速を極力押さえ,無駄な挙動を抑制することができる.このため本論では,Fig.4-2 に示す移動ロボットを始点とし目標ウェイポイントに向けたローカル経路を計画する.長期経路における経路への追従制御と異なり,ローカル経路は目標ウェイポイントへの収束を目標とする.ローカル経路は,離散時刻 k における移動ロボットの姿勢から目標ウェイポイントへ向けた最短経路であり,目標ウェイポイントへの滑らかな収束を実現することができる.さらに,ローカル座標での経路計画は,レーザレーダと同様の座標系で行なうことで,障害物回避による経路の再計画を容易に行なうことができる,システムを簡略化することができる.

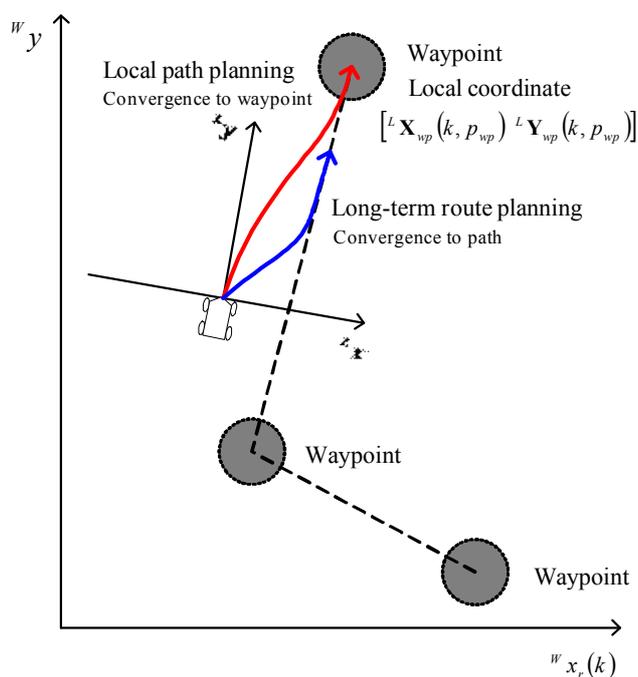


Fig.4-2 ウェイポイントへ収束するローカル経路

第4章 自律ナビゲーションアルゴリズム

ローカル経路の計画方法を Fig.4-3 に示す. 離散時間 k におけるローカル経路は, ローカル座標の原点を始点とし, 目標とするウェイポイント $[{}^L\mathbf{X}_{wp}(k, p_{wp}) \quad {}^L\mathbf{Y}_{wp}(k, p_{wp})]$ および $p_{wp} + 1$ 番目のウェイポイント $[{}^L\mathbf{X}_{wp}(k, p_{wp} + 1) \quad {}^L\mathbf{Y}_{wp}(k, p_{wp} + 1)]$ を通る. さらに, 経路の再計画に伴うステアリング角の変化を緩和し滑らかに対応するために, ローカル ${}^L y$ 座標上に $(0, {}^L Y_1)$ なる点を一点設ける. 以上より, ローカル経路は, 4 点の座標を用いて生成される. ここで, 離散時間 k におけるローカルなウェイポイント座標 $[{}^L\mathbf{X}_{wp}(k) \quad {}^L\mathbf{Y}_{wp}(k)]$ は, グローバル座標で得られた $[{}^w\mathbf{X}_{wp} \quad {}^w\mathbf{Y}_{wp}]$ および移動ロボットの自己位置座標 $[{}^w x_r(k) \quad {}^w y_r(k)]$ と角度 $\theta(k)$ を用いて(24)式に示す座標変換により算出される.

$$\begin{bmatrix} {}^L\mathbf{X}_{wp}(k) \\ {}^L\mathbf{Y}_{wp}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \eta(k) & -\xi(k) \\ \xi(k) & \eta(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^w\mathbf{X}_{wp} - {}^w x_r(k) \\ {}^w\mathbf{Y}_{wp} - {}^w y_r(k) \end{bmatrix} \quad (24)$$

ステアリング角 θ_{str} を決定するために, 4 点の座標を距離 Δd の間隔で線形補間する. 厳密には, 経路への追従を目的としないため, 線形補間における間隔は任意の値 d_p に設定できる. ステアリング角 θ_{str} は, 補完された点列に対し, $[{}^L\mathbf{X}_p(1) \quad {}^L\mathbf{Y}_p(1)]$ から q_{str} 点先の点 $[{}^L\mathbf{X}_p(q_p) \quad {}^L\mathbf{Y}_p(q_p)]$ を用いて,

$$\theta_{str} = \arctan\left(\frac{{}^L\mathbf{X}_p(q_p)}{{}^L\mathbf{Y}_p(q_p)}\right) \quad (25)$$

により算出される.

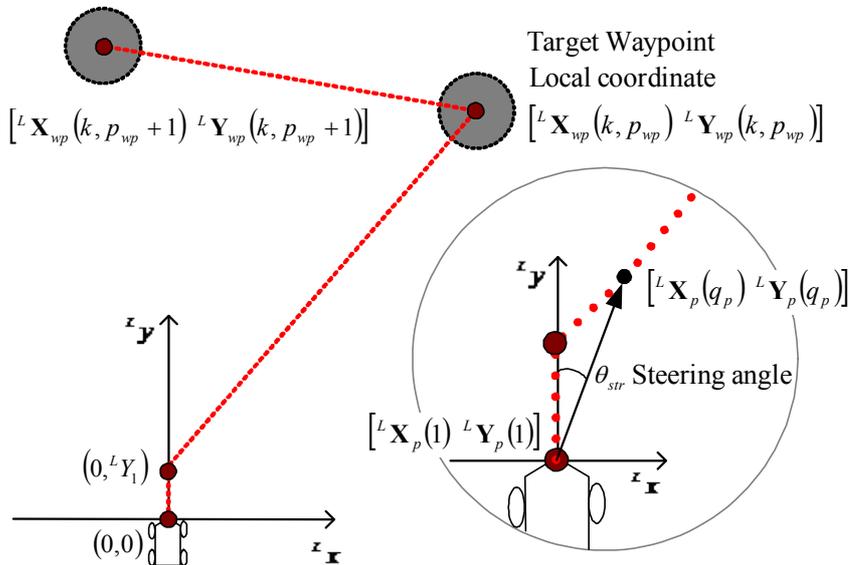


Fig.4-3 ローカル経路の計画

4. 2 障害物回避と経路の再計画

レーザレーダにより，前方領域の物体の探索を行い車両の進行の妨げになる物体に対しては回避処理を行う．この際，回避経路として経路が再計画される．車両前方におけるレーザレーダの探索範囲は，Fig.4-4に示すバーチャルセーフティーバリアーにより定義する．セーフティーバリアーは，3つのカテゴリーに対し障害物回避方法が定義されている．カテゴリーAに物体が出現した場合，円柱状の障害物などを検知し障害物回避ルーチンに移る．さらに，カテゴリーBでは，コース上に配置されたネットやフェンスに対し回避行動を行なう．ネットやフェンスは，その形状から地面をキャッチしたものと誤認識する可能性があり，ある程度の距離まで近づき確実に検知する．最後にカテゴリーCでは，AおよびBで回避できなかった場合など障害物と衝突する危険性がある場合，車両を停止し進行方向を変える．

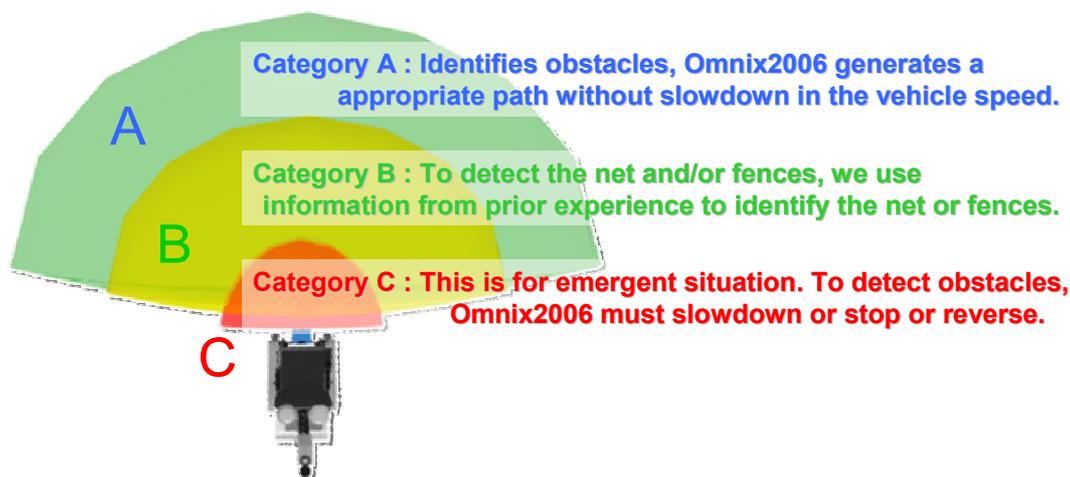
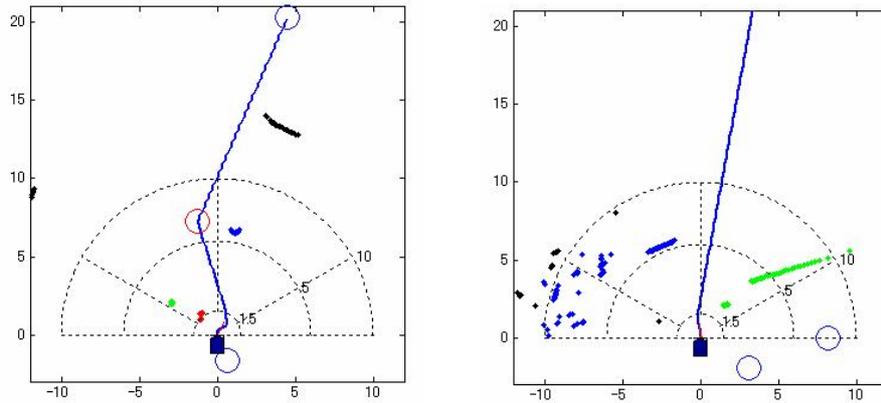


Fig.4-4 バーチャルセーフティーバリアー

4. 2. 1 カテゴリーA および B における障害物回避

コース上に配置されている障害物および回避経路を Fig4-5に示す．クラスタリングにより障害物を特定し，円柱状の障害物，フェンスおよびネットに対して障害物回避を行なう．障害物回避における経路の再計画は，計画したローカル経路上に障害物が存在する場合，また経路付近に存在する場合を考慮し，目標ウェイポイントに最も近くまた他の障害物が存在しない方向に経路を再計画する．最も手前の障害物のみを回避の対象とすると，手前の障害物がレーザレーダにより検知できなくなったとき初めて次の障害物に対し回避行動を行なうことになる．これは，回避動作の遅れにつながり障害物へ衝突する危険性がある．これに対しカテゴリーCを定義しているが，車両の緊急停止は走行タイムに大きな影響を及ぼす．このため，複数の障害物を同時に認識し走行速度をなるべく落とさずに滑らかに回避することを考える．以下に障害物回避を考える上で考慮すべき点をまとめる．



(b) 円柱状の障害物およびフェンスに対する回避経路

Fig.4-6 コース上に存在する障害物と回避経路

(2) 最も手前に回避が必要な障害物が存在し,その後方にも回避が必要な障害物が存在する場合

Fig.4-7 に最も手前に回避が必要な障害物が存在し,その後方にも回避が必要な障害物が存在する場合における経路の再計画を示す.Step1 では,手前の障害物に対し経路を再計画するが,後方の障害物に衝突する危険性がある.このため,Step2 において後方の障害物を含めた回避経路を生成する.滑らかな回避走行を実現するために Step3 で最適な経路に計画する.このとき前方および後方の障害物が経路に対し右側,左側,中央に存在する場合で経路の再計画を考える.

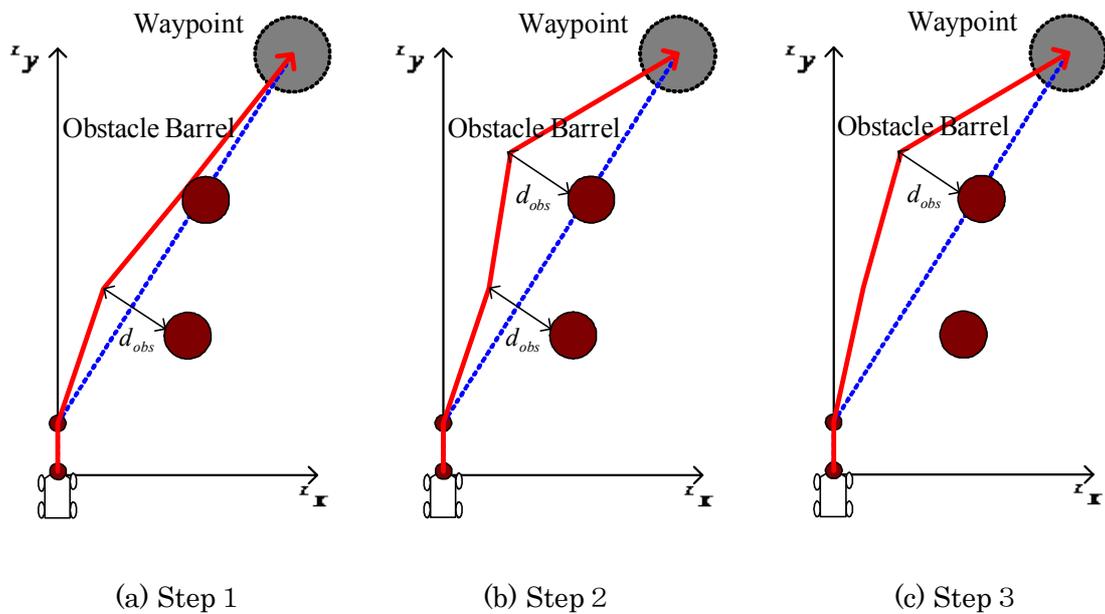


Fig.4-7 コース上に二つ存在する障害物と回避経路

(3) 回避の必要がない障害物が最も手前に存在し,その後方に回避が必要な障害物が存在する

Fig.4-8 に回避の必要がない障害物が最も手前に存在し,その後方に回避が必要な障害物が存在する場合の回避経路の再計画を示す.Step 1 では,後方の経路に対し回避経路を再計画する.しかし前方の障害物に衝突する危険性がある.このため,Step 2において前方の障害物に対する回避ポイントを決出し,経路を計画する.さらに Step3において最適な経路を計画するために,左への回避に切り替え経路を再計画する.

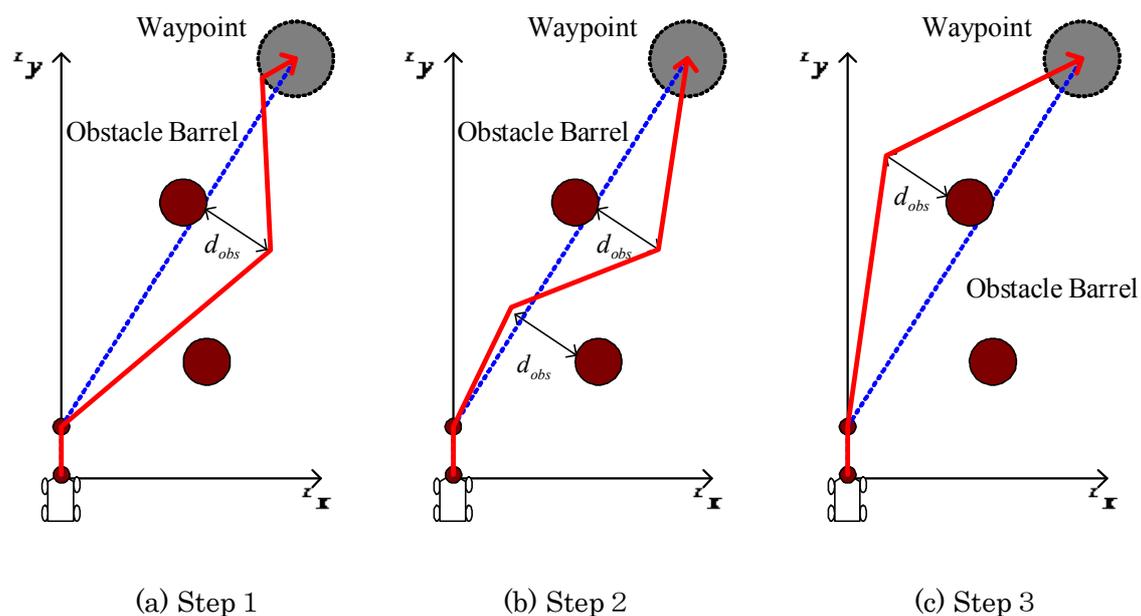


Fig.4-8 コース上に二つ存在する障害物と回避経路

4. 2. 2 カテゴリーCにおける障害物回避

Fig.4-4 バーチャルセーフティーバリアーにおけるカテゴリーC に障害物が存在した場合,移動ロボットはゼロラジアンターンにより前方障害物を回避する[10].カテゴリーA およびBは,障害物を回避する相対経路を計画したが,カテゴリーCでは車両の方角を強制的に変更するものであり経路は計画せず障害物を回避する.

カテゴリーC に障害物が観測されたとき,車両は緊急停止ししたのちゼロラジアンターンに入る.移動ロボットの相対 ${}^L y$ 軸上を中心に対して障害物全体および障害物の重心の位置の反対側に回避するように回転する. 車両を停止させるゼロラジアンターンは,緊急回避のためであり,走行速度を落とさず滑らかにナビゲーション走行を行なうために,カテゴリーA およびB の段階で確実に障害物を検知し回避経路を計画することが望ましい.

第5章 実験と検証

問題(P3)について考える. 本論で提案した SLAM による自律ナビゲーションシステムについて,シミュレーションによりデッドレコニングと推定精度の比較を行なう.次に,2006th IGVC に出場した Omnix2006 を用いて屋外環境における本手法の妥当性を検証する.

5.1 実験システム

問題(P3)について移動ロボットのシミュレーションおよび実車を用い実験的に検討する.シミュレーションでは,各センサデータにノイズを加えた場合のSLAMによるランドマークのグローバルマップおよび移動ロボットの自己位置推定結果とデッドレコニングによる結果を移動ロボットの真の走行軌跡と比較し推定精度の検証を行なう.また,屋外における実環境にて本手法の妥当性を検討する.Fig.5-1 にシミュレーションのモデルとなる実験システム(Omnix2006 : 2006th IGVC 参加車両)を, Fig.5-2 にシミュレーション環境を示す.

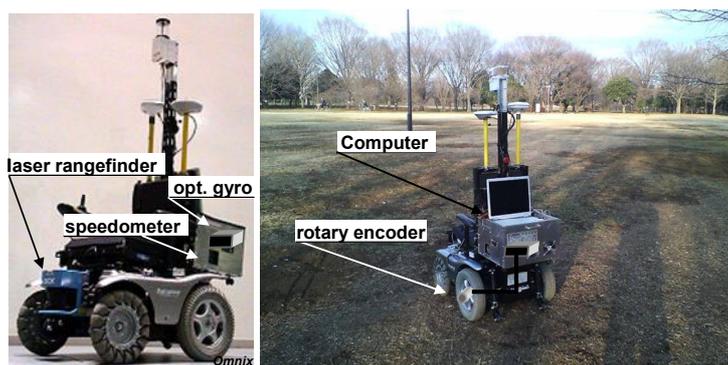
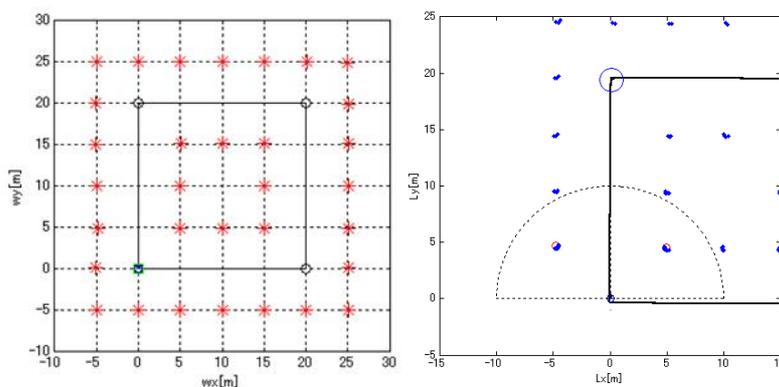


Fig.5-1 シミュレーションおよび実車走行のための実験システム



(a) グローバル座標 (b) ローカル座標

Fig.5-2 シミュレーション環境

第5章 実験と検証

移動ロボットは、電動車いすをベースとした自律走行車を用い、車両前方にレーザレーダ、左右の車輪に速度計、車両中心部にジャイロを搭載する。レーザレーダは、SICK 社製 LMS200 を用い、角度分解能 0.5 度でローカルなレンジ情報の取得が可能である。ランドマークは IGVC で用いられる円柱状の障害物を対象とし、規定サイズからレーザレーダの最大計測距離を $r_{\max} = 10m$ と定めることで、仮定(A1)が成り立つ。レーザレーダによる計測は、物体の表面形状を再現するため、取得された距離データからランドマーク座標 $\mathbf{z}_m(k)$ を特定する。Fig.5-3 にランドマーク座標 $\mathbf{z}_m(k)$ の特定方法を示す。ランドマークは円形であることからクラスター $\{I_j\}$ の要素 $r(k, g)$ が最小値をとるとき、座標 $[x(k, g) \ y(k, g)]$ を円の接線との交点とし、その法線上に円の中心を取りランドマーク座標 $\mathbf{z}_m(k)$ とする。

車両の制御周期は、レーザレーダおよび速度計、ジャイロからのデータ取得時間を含め、サンプリング間隔 0.15s とする。車両の直進時における最大速度はシミュレーションでは、6km/h とし実車による屋外実験では 3km/h に設定する。なお、設定速度は、最大速度であり入力ステアリング角度により変速する。

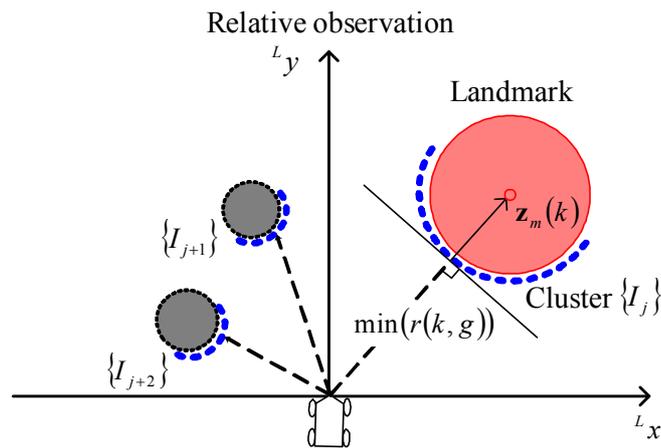


Fig.5-3 ランドマーク座標の特定方法

* Fig.5-3 は、円柱状のランドマーク(点ランドマーク)に対する座標の特定方法を示す。レーザレーダは、物体の形状を距離データにより再現することができるが、物体の位置座標の決定は、距離データから特定しなければならない。本論では、Fig.5-3 に示す手法で座標を特定した。この特定された座標がカルマンフィルタへの直接の観測入力となるため、位置座標の特定は高い推定精度を維持するために非常に大きなウェイトを持つ重要な処理である。本論では、点ランドマークを対象としたが、壁などの直線で構成される屋内の廊下環境などでは、レーザレーダにより再現された空間の距離データに対して角や端の点(クラスタリングをベースに抽出可能)をランドマークとして抽出することで本論に示したSLAMアルゴリズムを用いて屋内のグローバルマップを構築可能である。さらに、点ランドマークとしてではなく、直線として観測する方法も考えられる。この応用として、グリッドマップの適用も考えられる。この場合、IGVC Navigation Challengeにおいてフェンスやネットにも対応可能と考えられる。

5.2 シミュレーション実験

自律ナビゲーションにおける自己位置について、理論値との精度比較をするために、移動ロボットの走行およびレーザレーダに関するシミュレーターを作成した。シミュレーションにおけるウェイポイントおよび障害物の配置を Fig.5-2(a)に示す。図中の*印は、設定した障害物の配置位置であり、丸印はウェイポイント、実線は計画された経路である。移動ロボットは、グローバル座標 $({}^w x, {}^w y) = (0, 0)$ を原点およびスタート地点としコース上を 5 周する。Fig.5-2(b)にスタート地点 $({}^w x, {}^w y) = (0, 0)$ における相対座標を示す。ドットは、レーザレーダによりスキャンされた障害物を示し、 $r_{\max} = 10m$ 内の障害物を観測する。

カルマンフィルタの運営のために、システムノイズの分散 $\sigma^2\{n_{Ad}(k)\}$ は、ギヤ比より求めた速度計のパルスの最小間隔(距離分解能)から、

$$\sigma^2\{n_{Ad}(k)\} = (2\pi \times 0.175 \times 0.017 / 182 \times 0.055) m^2 = 1.8 \times 10^{-3} m^2$$

となり、 $\sigma^2\{n_{A\theta}(k)\}$ は、ジャイロの最小分解能から

$$\sigma^2\{n_{A\theta}(k)\} = (0.03 \times \pi / 180 \times 0.5)^2 rad^2 = 6.854 \times 10^{-9} rad^2$$

と求めることができる。観測ノイズの分散 \mathbf{R} は、経験的に $diag(3.5 \times 10^{-3})$ とする。また、推定値の共分散の初期値 $\mathbf{P}(0)$ は $diag(5)$ とし、新たなランドマークが観測され追加されたときの初期の共分散は、 1.0×10^{-3} とした。

速度計、ジャイロおよびレーザレーダにランダムなノイズを加え、それぞれの場合について検証を行なう。各センサに加えるノイズは、MATLAB の randn 関数を用いて正規分布の乱数を用いる。速度計およびジャイロは、離散時間 k におけるセンサ出力に加算するため、ジャイロおよび速度計によるセンサのサンプリング間隔の積分値に含まれる誤差が平均 0 の正規ノイズとは限らない。レーザレーダは、時間に無相関なセンサであり計測される距離データ $r(k, i)$ にランダムなノイズを加える ($i = 1 \sim 361$)。ノイズに関して以下の状況をシミュレーションにより検証する。

(Case1) 各センサにランダムなノイズを加算した場合

速度計に $-1.0 \sim 1.0m/s$ 程度、ジャイロに $-1.0 \times 10^{-3} \sim 1.0 \times 10^{-3} rad$ 程度、レーザレーダに $-1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-2} m$ 程度のノイズを加えた。速度計およびジャイロには、大きめなノイズを設定した。レーザレーダに関しては、センサ内部の回転機構により微小な振動を生じているため、厳密な誤差の定義は難しい。設定した誤差は、レーザレーダの計測距離(物体までの距離)に関係なくすべての距離データ $r(k, i)$ に加算するものとする。

Fig.5-4 にシミュレーションによる実験結果を示す。Fig.5-4(a)および(b)にグローバル座標系に推定された移動ロボットの走行軌跡を示す。Fig.5-4(c)にランドマークの真の設定値を*印で、推定されたランドマーク座標を丸印で示す。Fig.5-4(a)は、移動ロボットの理論値を実線で、SLAM により推定された自己位置を点線で、ランドマーク座標を丸印で示す。丸印の右

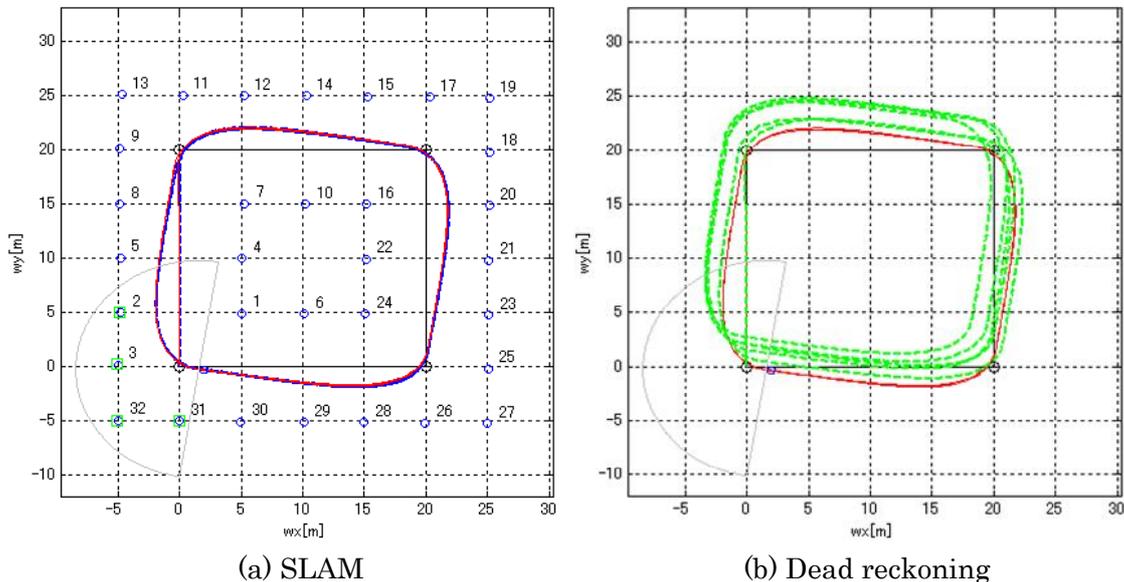
第5章 実験と検証

肩添え字は、ランドマーク ID であり、状態ベクトルに追加された順番である。Fig.5-4(b)は、デッドレコニングによる走行軌跡を点線で示す。Fig.5-3(b)について、Fig.5-4(d)に示すようにデッドレコニングでは ${}^w x$ 軸および ${}^w y$ 軸方向共に誤差が累積していることがわかる。理論値と比較して ${}^w x$ 軸方向に最大 2.2m、 ${}^w y$ 軸方向に最大で 2.5m の誤差が確認できた。一方で Fig.5-4(a)の SLAM では、Fig.5-4(d)に示すように誤差の累積がキャンセルされ理論値とほぼ一致している。 ${}^w x$ 軸方向、 ${}^w y$ 軸方向ともに最大で 0.25m の誤差であり、高い精度での自己位置推定が行なわれていることがわかる。Fig.5-4(c)においても生成されたランドマークの座標は、同様に極めて真の値に近く最大で 0.25m 程度の誤差が確認できた。

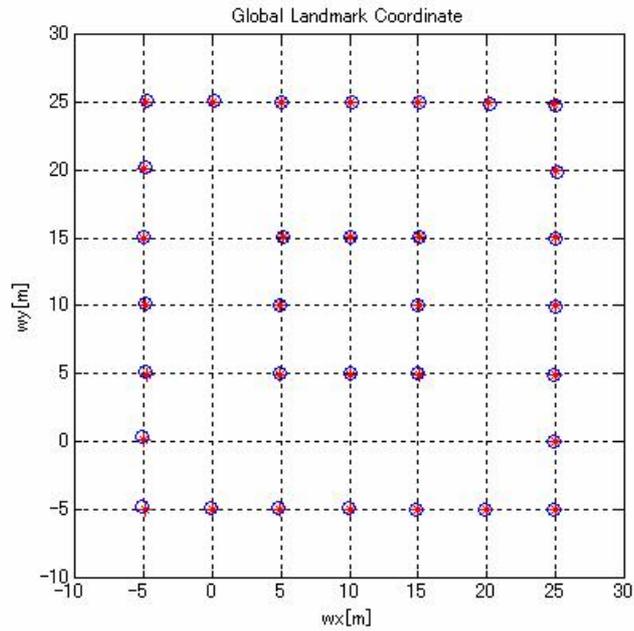
Fig.5-4(d)の下図は、カルマンフィルタの収束の様子を示す。収束は、 $\sqrt{\xi(k)^2 + \eta(k)^2}$ から判断することができ、

$$\sqrt{\xi(k)^2 + \eta(k)^2} = 1 \quad (26)$$

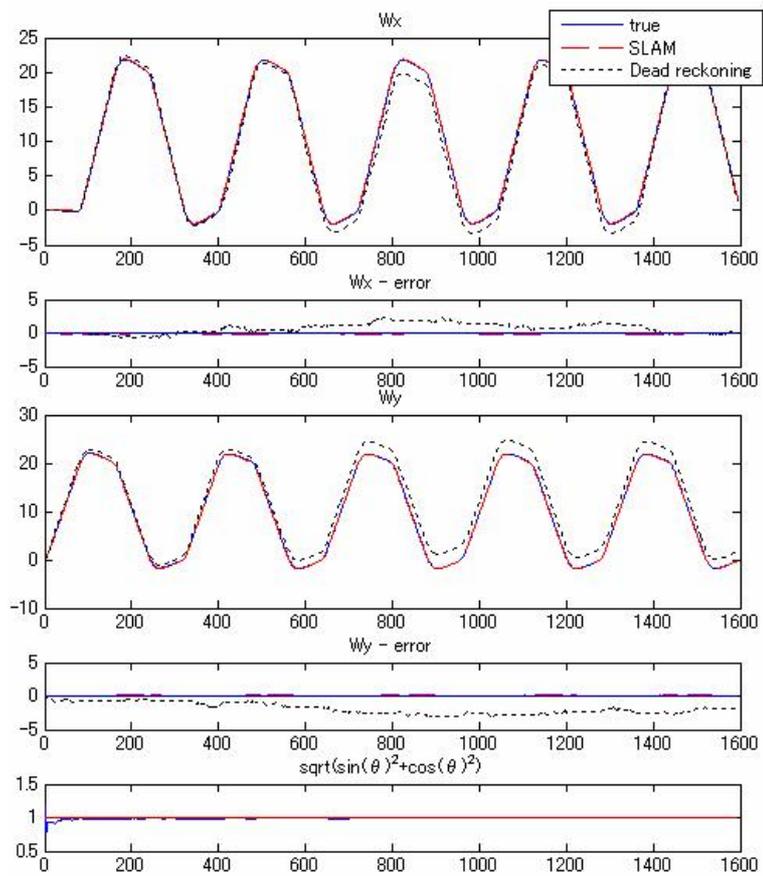
のとき、完全に収束したといえる。Fig.5-4(d)では、走行を開始してしばらく $\sqrt{\xi(k)^2 + \eta(k)^2}$ の値が 1 から離れ、わずかに誤差が含まれていることがわかる。これ以降は、 $\sqrt{\xi(k)^2 + \eta(k)^2} \cong 1$ となり正常に推定が行なわれたことを示す。また、システムノイズの分散および観測ノイズの分散は、1桁違う値に設定してもカルマンフィルタの収束にほとんど影響はなく、グローバルマップおよび自己位置推定は、高い精度を維持することができた。



* (a)は SLAM によるランドマークのグローバルマップと推定された走行軌跡を示す。ランドマークの右肩添え字はランドマーク ID を示し、2周目以降は同様のランドマークとして判断し新たに追加されるランドマークはない。スタート地点における初期の状態では、レーザーレーダにより 1～3 番のランドマークが観測されている。カルマンフィルタの運営する上で、初期状態にレーザーレーダによる観測が必要という制限はなく、観測されない場合はカルマンフィルタの構造を利用して車両の自己位置が推定される。新たにランドマークが観測された時点で、SLAM による推定に切り替わる。



(c) ランドマークに関する真の設定値と SLAM により推定された座標の比較

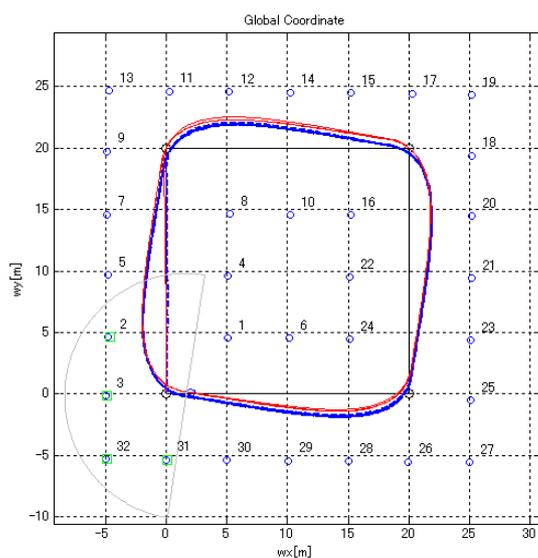


(d) ${}^w x$ 軸および ${}^w y$ 軸方向の誤差

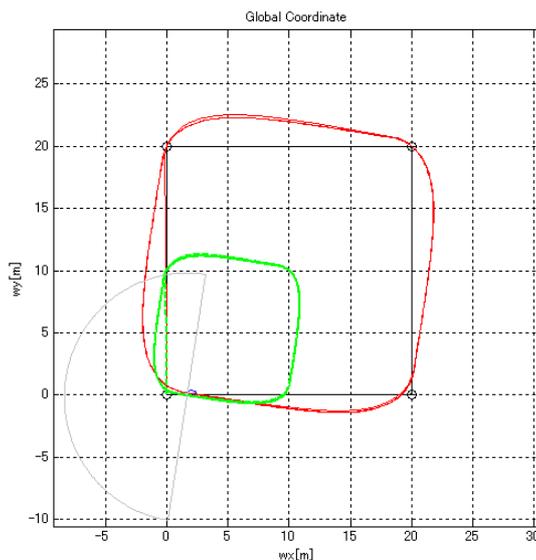
Fig.5-4 シミュレーション結果

(Case2) 速度計の出力が半分の場合

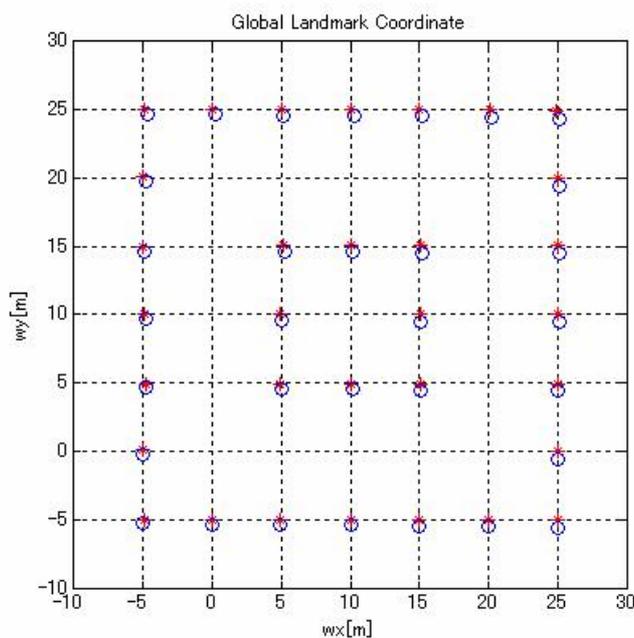
車両に搭載している速度計は,車両の左右の車輪に対してそれぞれ独立に設置されている.速度計の出力は,左右の速度の平均を車両の走行速度として得ている.Case2 では,速度計の片方が何らかの原因で出力が低下した場合を考える.速度は,片方のみの出力となり2で除算した値がセンサ出力として取得される.ジャイロおよびレーザレーダに加算するノイズはCase1と同様である.



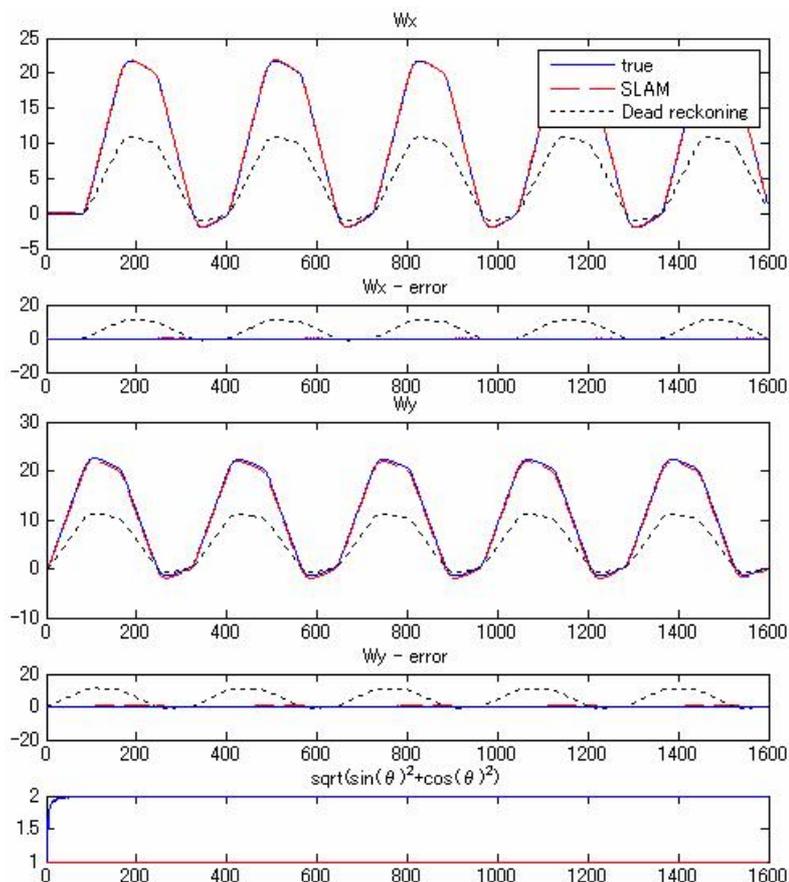
(a) SLAM



(b) Dead reckoning



(c) ランドマークに関する真の設定値と SLAM により推定された座標の比較



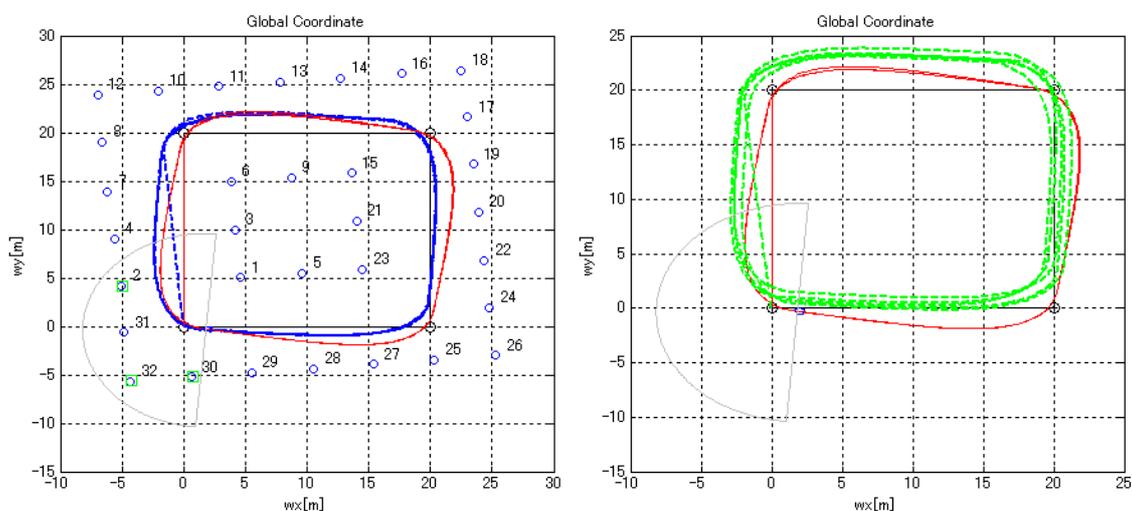
(d) ${}^w x$ 軸および ${}^w y$ 軸方向の誤差

Fig.5-5 シミュレーション結果

Fig.5-5に結果を示す. Fig.5-5(a)にSLAMによる推定結果を, Fig.5-5(b)にデッドレコニングを示す. 速度計の出力が半分のために Fig.5-5(b)に示す結果は, 大きく真の値からずれていることがわかる. 一方, SLAM では速度計による誤差がキャンセルされ高い推定精度を維持している. しかし, Case1の結果と比較し, SLAMの推定精度が低下していることがわかる. Fig.5-5(d)の下図は, カルマンフィルタの収束の様子を示す. $\sqrt{\xi(k)^2 + \eta(k)^2} \cong 1$ となり 1 に収束するのが望ましいが, Case2では大きく発散し最終的に 2 に落ち着いている. 速度計の出力が半減していることに起因し, 大きく誤差を含んだことがわかる. Fig.5-5(c)にランドマークに関する真の設定値と SLAMにより推定された座標の比較を示す. 推定精度の低下から, 最大で 0.5m 程度のずれがあり, Fig.5-5(a)でも同様の誤差が確認できる.

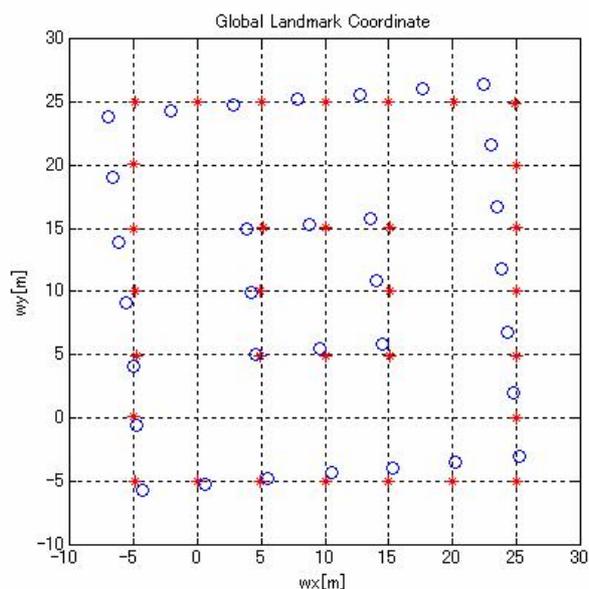
(Case3) ジャイロにオフセットをのせた場合

Fig.5-6 にジャイロにオフセットをのせた場合のシミュレーション結果を示す。オフセット値は、 0.1rad でありスタート地点におけるジャイロのイニシャライズ後、 0.1rad 程度ずれてスタートした状況である。速度計およびレーザレダに関するノイズは、Case1 と同様の値を用いる。Fig.5-6 に示す結果より、SLAM およびデッドレコニング共に真値から大きくずれていることがわかる。SLAM では、グローバル座標およびローカル座標間の座標変換にジャイロの出力を直接用いているため、ジャイロ出力に加えたオフセットが影響し大きなずれを生じる結果となった。

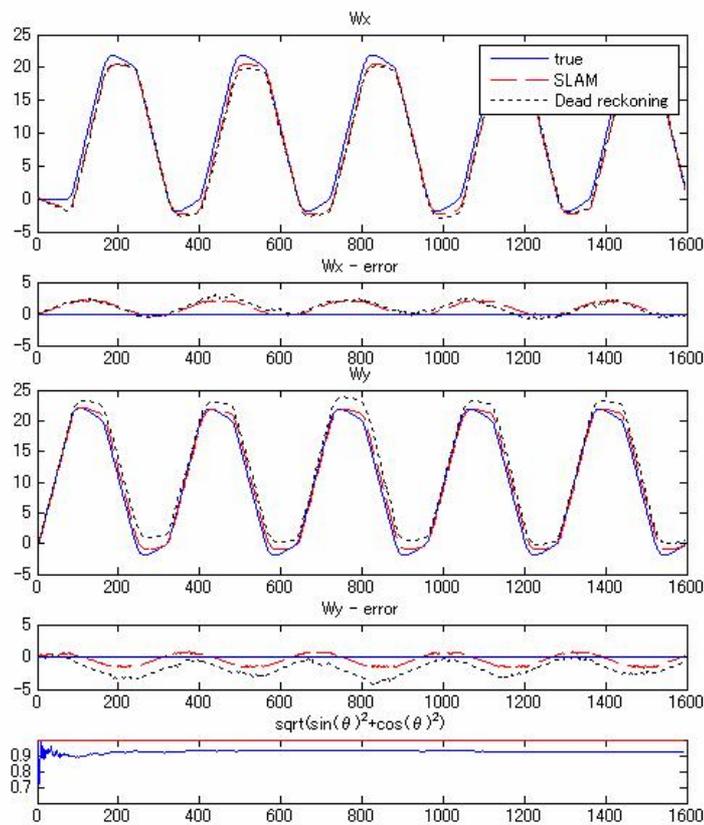


(a) SLAM

(b) Dead reckoning



(c) ランドマークに関する真の設定値と SLAM により推定された座標の比較



(d) W_x 軸および W_y 軸方向の誤差

Fig.5-6 シミュレーション結果

5.3 実車による実験

Fig.5-1 に示す移動ロボットを用いて,実環境における本手法の妥当性を検証する.実験環境は,Fig.5-7 に示す林であり,ランドマークとする樹木の直径は IGVC Navigation Challenge に用いられる障害物とほぼ同型とみなせる.



Fig.5-7 屋外における実験環境

第5章 実験と検証

任意に印したウェイポイントに対し、移動ロボットを手動により走行させる。このとき得たデータからSLAMにより移動ロボットの走行軌跡を計算する。得えられた走行軌跡上からウェイポイント座標を指定し、地面に任意に設定したウェイポイントの座標として獲得する。Fig.5-9に地面に任意に設定したウェイポイントの座標値を示す。

次に、得られたウェイポイント座標を自律ナビゲーションシステムのウェイポイントとして入力し、リアルタイムでSLAMによる自律ナビゲーションを行い、手動による走行結果を自律ナビゲーションにより再現することができるかを検証する。移動ロボットの最大速度は3km/h、サンプリング間隔は0.15sとし、カルマンフィルタに関するパラメータはシミュレーション時と同様の値を採用した。

Fig.5-10に自律ナビゲーション実験の様子を示す。Fig.5-11およびFig.5-12に走行結果を示す。破線はSLAMによる自己位置推定結果であり、実線はデッドレコニングによる結果である。スリッしやすい環境のためデッドレコニングは大きく誤差が累積しているのに対し、SLAMでは高精度に自己位置を推定しスタート地点に帰還することができた。手動により走行させた軌跡を正しく再現できたことを確認した。さらに、提案したシンプルなユークリッド距離による対応付けおよび管理テーブルを用いたマップ管理は、実環境においても適用可能であり、Fig.5-11に示す推定結果から86個のランドマークに対し正しく対応付けがなされたことがわかる。Fig.5-13に離散時間 k に伴うシステムの処理時間を示す。



Fig.5-10 自律ナビゲーション実験の様子

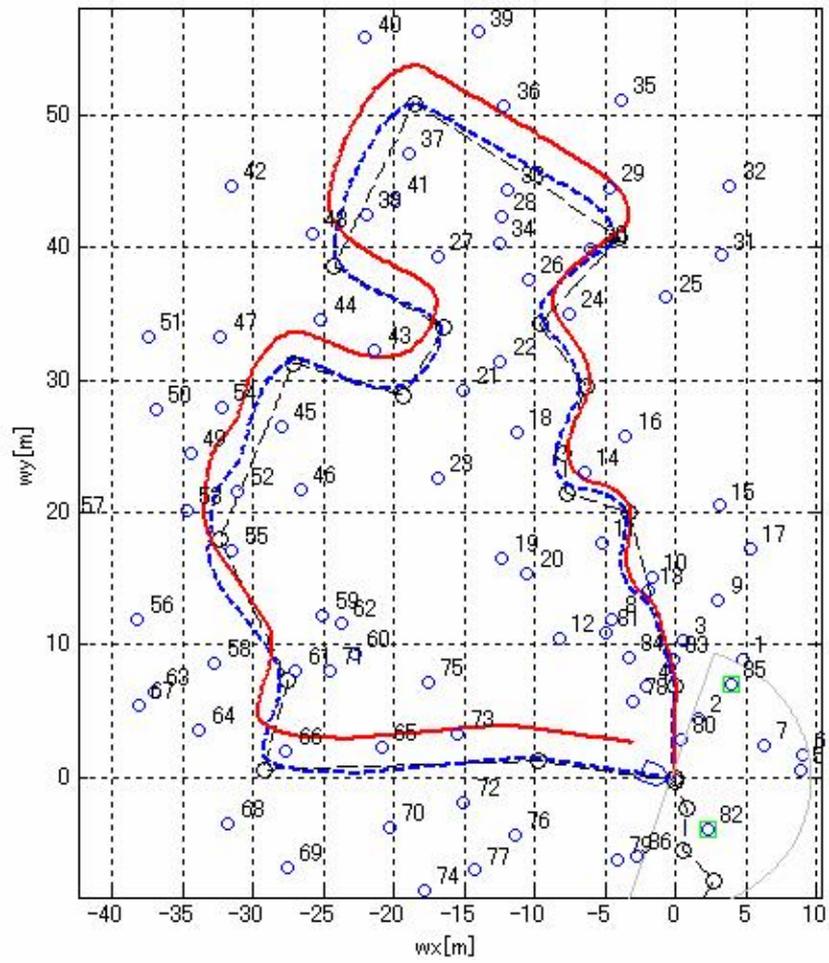
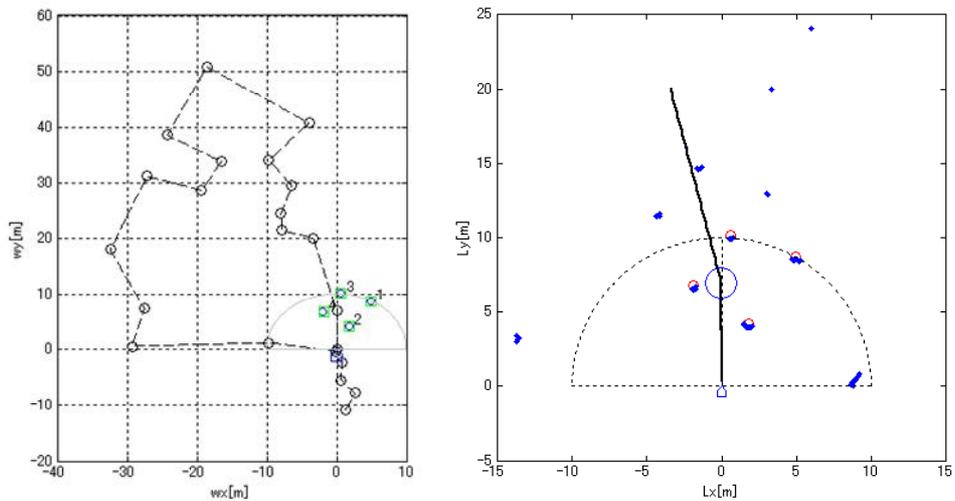
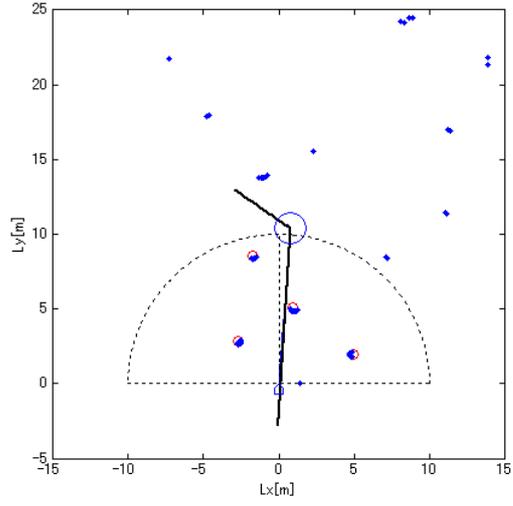
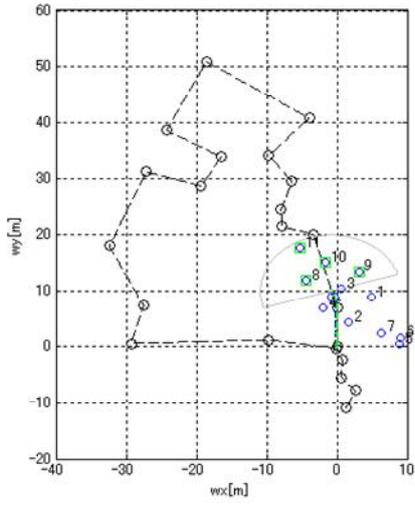


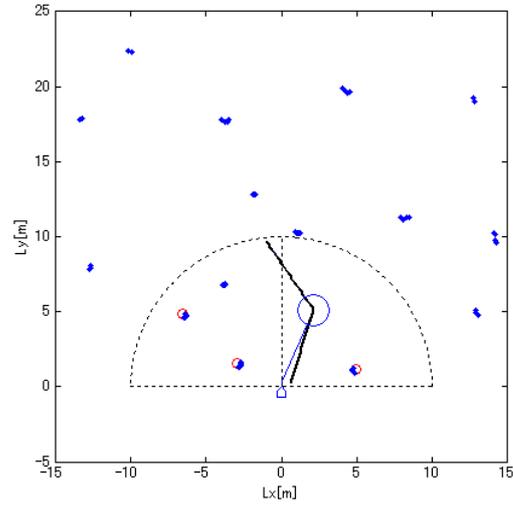
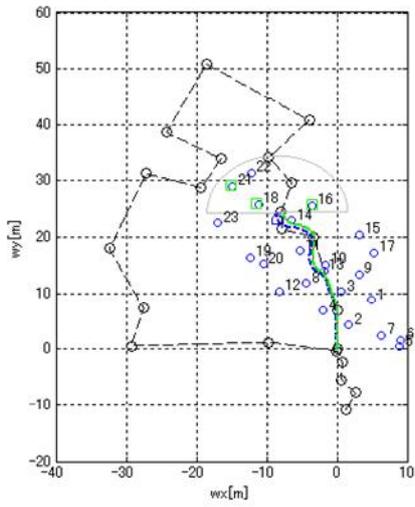
Fig.5-11 屋外における自律ナビゲーションの実験結果



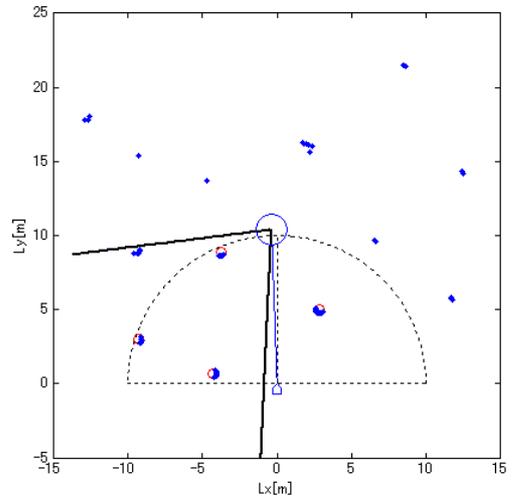
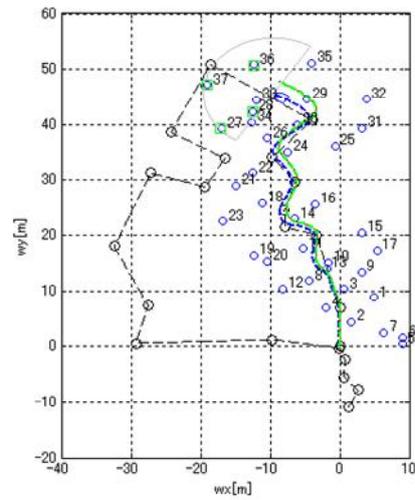
(a) 離散時間 $k=1$ スタート地点



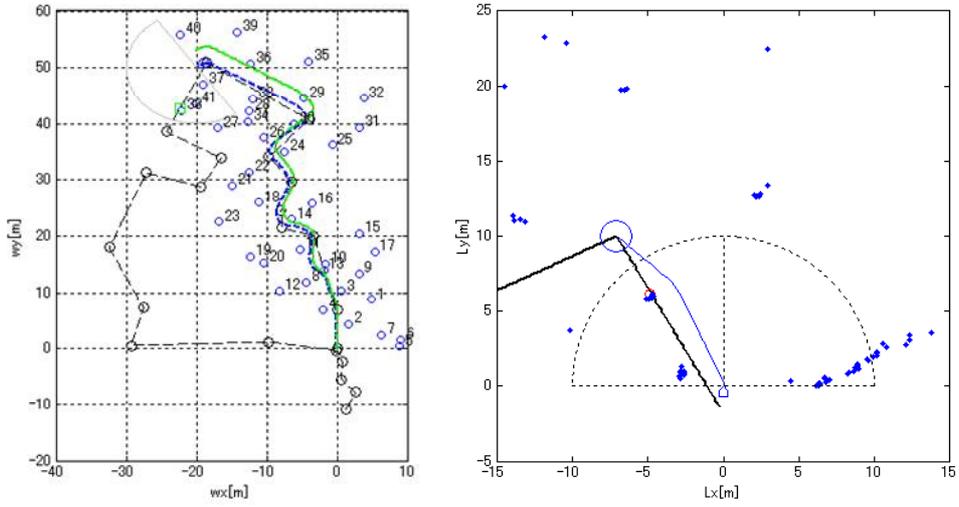
(b) 離散時間 $k = 15$



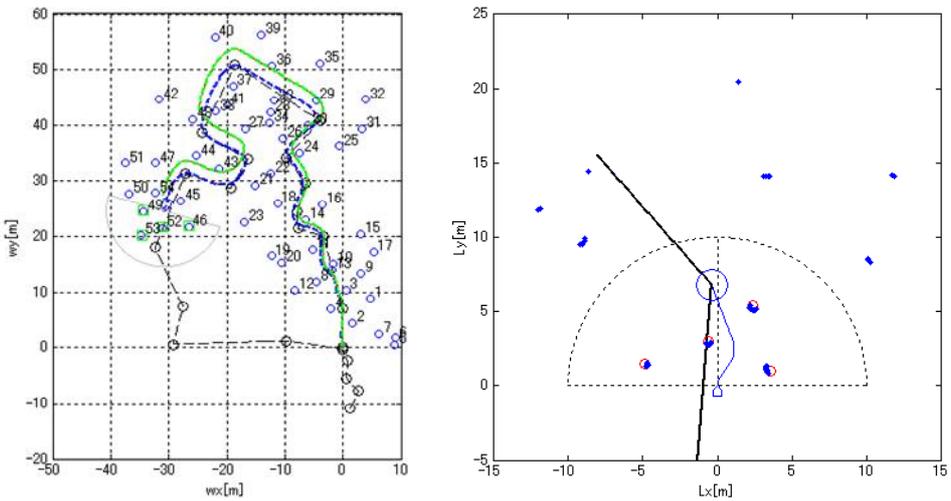
(c) 離散時間 $k = 30$



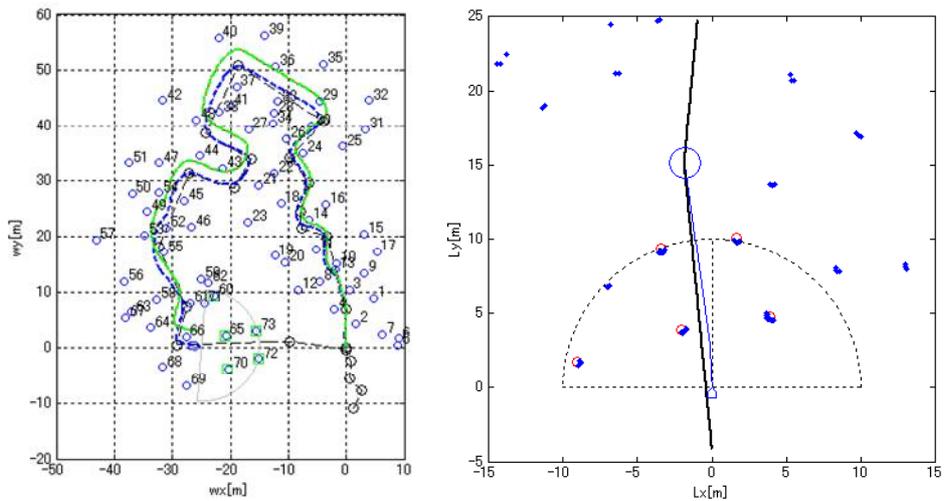
(d) 離散時間 $k = 60$



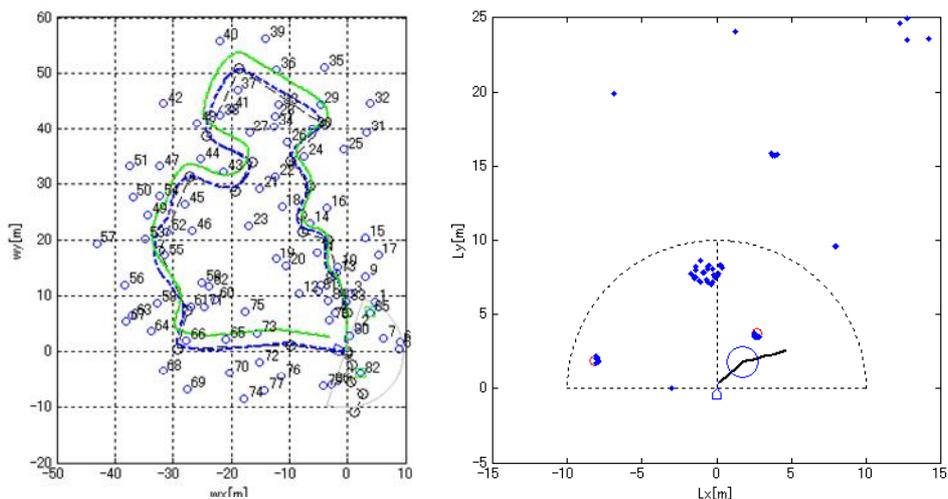
(e) 離散時間 $k = 70$ 障害物回避による経路の再計画



(f) 離散時間 $k = 100$ 障害物回避による経路の再計画



(g) 離散時間 $k = 125$



(h) 離散時間 $k = 145$ スタート地点への帰還

Fig.5-12 グローバルマップのリアルタイム生成と自律ナビゲーション結果

* 地面に設定した任意のウェイポイント座標とシステムに入力したウェイポイント座標および自律ナビゲーションにおける走行軌跡の真値(手動により走行させたときの軌跡)との誤差の比較は実験的に困難であるが,スタート地点から走行し帰還した際の誤差は,50cm 程度かそれ以下であることを確認した。

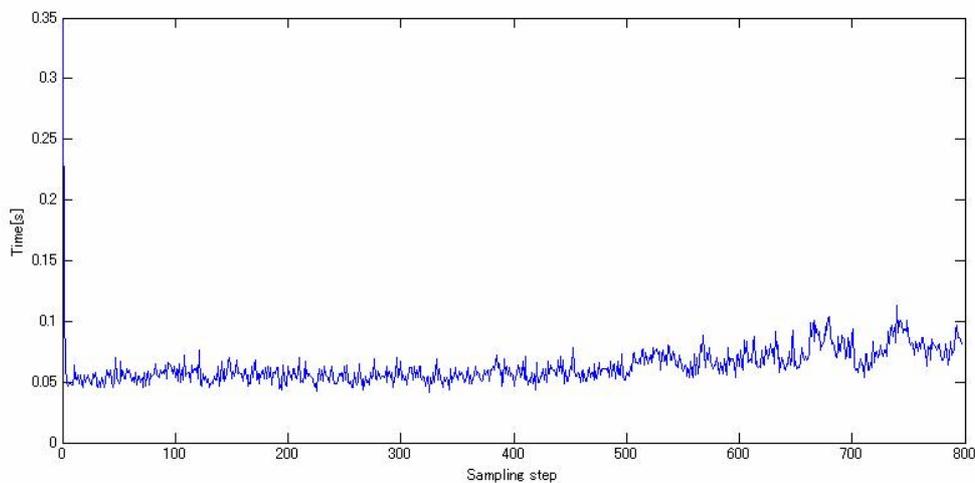


Fig.5-13 離散時間 k に伴うシステムの処理時間変異

Fig.5-13 に示す処理時間は,GUIDE 結果表示をなくしたシステムの処理時間である.なお,各センサからデータ取得にかかる時間を含まない. 離散時間 $k = 1$ の時点は,SLAM の初期設定に伴う処理により大きな値をとっている.それ以降は,およそ 0.05sec 付近を維持している.ナビゲーション後半は,ランドマーク数の増加に伴い処理時間に増加が見られる.さらに,障害物回避に伴う処理時間が加わるため一時的に増加した様子が見られる。

第6章 むすび

本論では, IGVC Navigation Challenge における新しいアプローチとして SLAM による自律ナビゲーションシステムの開発について述べた.対象とする Navigation Challenge において,不安定な要素である GPS データを使わずにコース中に複数点在する未知な障害物をランドマークとし,レーザレーダにより観測することで移動ロボットの自己位置推定およびランドマークのグローバルマップをリアルタイムで生成する方法を提案した.シミュレーションにより,速度計とジャイロ情報およびレーザレーダから得たデータを拡張カルマンフィルタにより融合することで,より高精度な自律ナビゲーションが可能であることを確認した.さらに,実車による屋外環境で提案する方式の妥当性を検討し,実環境において適用可能であることを確認した.

参考文献

- [1] J. Castellanos, M. Devy, and J. Tardos, “Simultaneous localization and map building for mobile robots: a landmark based approach” in IEEE Conf. Robot. Automat Workshop, W4, San Francisco, CA, Apr, 2000.
- [2] J.E. Guivant and E. Nebot: “Optimization of the Simultaneous Localization and Map-Building Algorithm for Real-Time Implementation,” IEEE Transactions on Robotics and Automation, 17(3), 242–257, 2001.
- [3] T. Bailey. Mobile robot localisation and mapping in extensive outdoor environments. Australian Center for Field Robotics, University of Sydney, August 2002.
- [4] M.W.M.G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H.F. Durrant-Whyte, and M. Csorba: “A solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem,” IEEE Transactions on Robotics and Automation, 17(3), 229–241, 2001.
- [5] P. Motarlier and R. Chatila, “Stochastic multi-sensory data fusion for mobile robot location and environmental modeling” in Fifth Symp.Robot. Res., Tokyo, 1989, pp. 85–94.
- [6] 渡辺嘉二郎, 小林一行, 宗像史生, 村西理, “差動GPSを用いた複合車両航法について”, 計測自動学会論文集, VOL.31,NO.7,pp.880-888, 1998.
- [7] S. Qiu, H. Makino, H. Suda, Y. Yokoyama: “Free Curve Interpolation Using Clothoid”, JRSJ, Vol. 8 No. 6, pp. 40~47
- [8] 金山裕, C. Thomas Wu, “プログラマブルパーソナルロボットのための移動ロボット用標準言語”, Interface Apr.1999 pp.158-163.
- [9] 大前学, 藤岡健彦, “DGPS を利用した絶対位置情報に基づく自動車の自動運転システムに関する研究”, 日本機械学会論文集(C編) 65巻 634号(1999-6), 論文 No.98-1358. pp.211-218.
- [10] Charles F. Reinholtz, “2005th Intelligent Ground Vehicle Competition Virginia tech Design Report”, Intelligent Ground Vehicle Competition (2005)

付録

本論で提案した SLAM による自律ナビゲーションの検証実験に用いた Omnix2006 について述べる. Omnix2006 は, 2006th Intelligent Ground Vehicle Competition に向けて開発した自律走行車の名称である. 車両のベースは, 関東自動車株式会社製の 4WD 車いすを用い, 各種センサを搭載することで様々なアプリケーションを実行可能である.

付録 A Omnix2006 の制御方法

Omnix2006 は, 関東自動車株式会社製の 4WD 車いす *patrafour* をベースとし, オムニディレクショナルカメラ, レーザレーダ, D-GPS, ジャイロ, 速度計, 磁気方位センサを搭載した自律走行車である. 各センサへの電源供給と接続を Fig.A-1 に示す.

車両の制御方法は, PC に接続した D/A コンバータ (CONTEC DAI12-4 USB GY) によりアナログ信号を車両コントローラに入力することで走行制御が可能となる. 入力電圧に対する車両の振る舞いは, *Patrafour* の仕様であり Fig.A-2 に示す. Fig.A-2 はマニュアル値であり, 実際は若干のずれがある. その差は 0.1V 程度であるが, 車両の動作は大きく変わってくる. Fig.A-2 より *Patrafour* への入力信号は 3 系統あり, 前後進信号, 左右進信号, 中立電圧である. 車両の制御は, PC に適切な電圧値を指定することで行うことができる. ここでは, 車両の速度 V_{in} とステアリング角 θ_{in} を入力することで適切な電圧値に変換し車両を制御する方法を示す. なお, 指定する電圧値に Fig.A-2 と異なる場合があるが, 実験的に確認した値である.

(Step 1) 入力速度 V_{in} と電圧 V_{spd} の関係式

入力速度 V_{in} と電圧 V_{spd} に関する関数を定義する. Fig.A-2 より前進電圧 V_{spd} の最小値は 2.7V, 最大電圧は 4.8V であることから, これらに入力速度 V_{in} (0~1.7m/s) を割り当てる. 車両コントローラ内部での計算式が不明なため, 割り当ては実験的に走行させ試行錯誤することで関係式を割り出す. 今回は, 二次関数 f_{spd} により関係式を定義する. x 軸を速度, y 軸を電圧値としたとき,

$$V_{spd} = f_{spd}(V_{in}) \quad (\text{A-1})$$

となる. (A-1) 式は, (0, 2.7), (1.2, 4.5), (1.7, 4.7) を指定し多項式近似により係数を求める. ここで, (0, 2.7) は, 速度 0 m/s のとき 2.7V, (1.2, 4.5) は速度 1.2 m/s のとき 4.5V, (1.7, 4.7) は速度 1.7 m/s のとき 4.7V であることを示す. なお, 中間の値 (1.2, 4.5) は調整可能である. これより二次関数 f_{spd} は,

$$V_{spd} = -0.6471 \cdot V_{in}^2 + 2.2765 \cdot V_{in} + 2.7 \quad (\text{A-2})$$

となる.

(Step 2) 入力ステアリング角度 θ_{in} と電圧 V_{theta} の関係式

入力ステアリング角度 θ_{in} と電圧 V_{theta} に関する関数を定義する.関数の導出方法は Step1 と同様である.右折と左折に関する関数を f_{theta} として一つの関係式に定義することもできるが,車両の特性上,右折に関する式と左折に関する式が対象とは限らない.このため,右左折別に関数を定義する.右折に関する一次関数 f_{Rtheta} ,左折に関する一次関数 f_{Ltheta}

$$V_{Rtheta} = f_{Rtheta}(\theta_{in}) \tag{A-3}$$

$$V_{Ltheta} = f_{Ltheta}(\theta_{in}) \tag{A-4}$$

を定義する. (A-3)式は,(0, $\pi/2$), (2.2,0.3)を指定し, 多項式近似により係数を求める. これより右折に関する関数 f_{Rtheta} は,

$$V_{Rtheta} = -1.2096 \cdot \theta_{in} + 2.2 \tag{A-5}$$

(A-3)式は,(0, $-\pi/2$), (2.8,4.7)を指定し,関数 f_{Ltheta} は,

$$V_{Ltheta} = -1.2096 \cdot \theta_{in} + 2.8 \tag{A-6}$$

となる.

(Step 3) 電圧 V_{spd} と電圧 V_{theta} の関係

Step 1 で求めた電圧 V_{spd} は,直進時における最大速度である.前進電圧 V_{spd} に固定のままステアリング電圧 V_{theta} を入力すると,車両を正常に制御することができない.このため,ステアリング電圧 V_{Rtheta} および V_{Ltheta} に比例し電圧 V_{spd} を決定する.例えば,右折電圧のレンジの最大値は 2.2V であるから,求めた V_{Rtheta} で除算することで比率(%)を求める.このとき, 前進電圧 V_{spd} に対して同じ比率を乗算し求めた値を電圧 V_{Rtheta} に対する電圧 V_{spd} とする.左折に関しても同様に求める.

以上により車両を制御する入力信号を決定することができる.

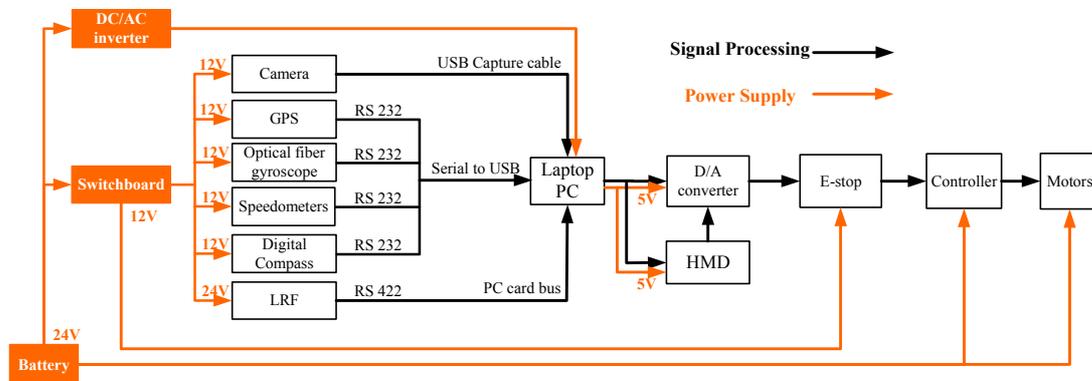


Fig.A-1 Omnix2006 の内部システム概要

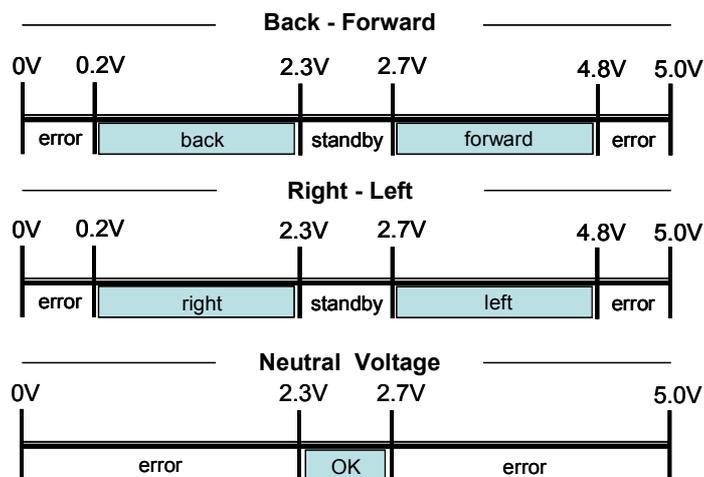


Fig.A-2 Omnix2006 の制御信号(マニュアル値)

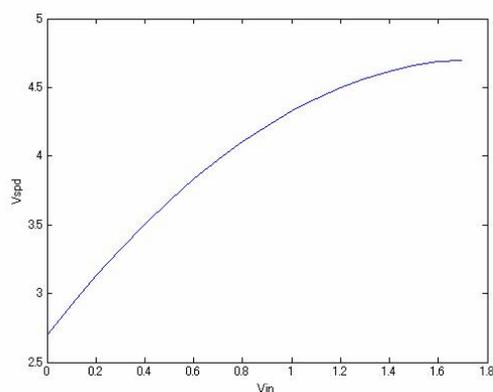


Fig.A-3 入力速度 V_{in} と電圧 V_{spd} の関係

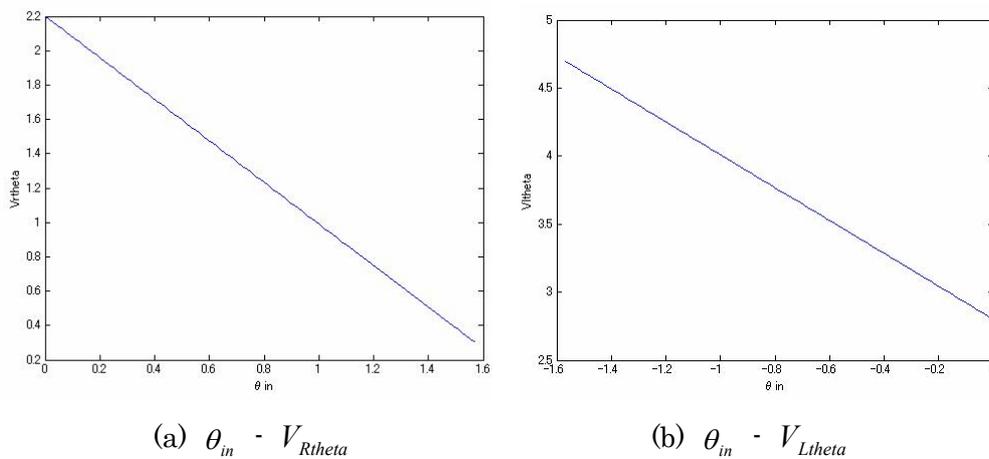


Fig.A-3 入力ステアリング角度 θ_{in} と電圧 V_{theta} の関係

付録 B Omnix2006 ベース車体緒言

関東自動車株式会社製 4WD 電動車いす Patrafour

Table B-1 Patrafour 緒言

形式・種類		KMC-0001 型・KMC
寸法 (mm)	前兆×全幅×全高	長 980×幅 625×高 930
	アームレストクッション高さ	シート上面より 150 から 300 5 段階調節
重量 (Kg)	本体	70
	バッテリー含む	100
前輪径(前後輪空気入りタイヤ) (mm kpa)		後輪 3.00-8-4PR (径 350 空気圧 294~314)
フレーム構造及び寸法(mm)		上下分割式:シート、アームレスト、レッグパイプ着脱 シート幅 390 シート奥行き 400 バックレスト高さ 435
リクライニング		5 段階調節機構(85~105 度)
駆動方式		4 輪駆動
制動方式		モータ発電及び電磁ブレーキによる制動方式
制御方式		ジョイスティックコントローラによる全方向電子制御方式
駆動モータ		DC ブラシレス 24V 280W×2(30 分定格)
バッテリー		LC-XC1238AJN 形鉛蓄電池
充電器		電子タイマー付自動充電方式(車載可能)
受電時間		8~12 時間
速度		最高速 6km/h 速度切り替え 3 段階:3.0、4.5、6.0 (4.5~6.0 変更可)
連続走行距離(km)		算出条件:常温で乗車重量 75kg、最高速度、平坦路 直進時、バッテリー新品満充電から 70%放電まで 30km
実用登坂角度(度)		10
段差乗越高さ:前進時		80
溝乗越幅(mm)		100
最小回転半径(mm)		測定条件:フットレストの最も外側の軌跡 790
使用者最大体重(kg)(積載物含)		100 以下

付録 C Laser rangefinder 緒言

Table C-1 レーザレーダ緒言

角度分解能	0.25 度/0.5 度/1 度 設定可能
外形寸法	155×210×156mm (W×H×L)
インタフェース	RS232/RS422
レーザ保護クラス	1(本質的に安全)
最大角度	180 度
使用周囲温度	0 度～+50 度
保護構造	IP65
測定距離(m)	80
分解能(mm)	10
応答時間	53ms/26ms/13ms 角度分解能による
保管周囲温度	-30 度～+70 度
電源電圧	24V DC±15% (最大リップル 500mV)
スイッチング出力	PNP3 点;代表値 24V DC
システム誤差	代表値±15mm
伝送速度	9.6/19.2/38.4/500 kbps
重量	約 4.5kg
備考	<ul style="list-style-type: none"> * LMS 200 は, レーザレーダのように周囲を 2 次元的にスキャンする, 非接触レーザ測定システム. * 温度範囲 0 度～50 度で作動し, アクティブ・スキャニング・システムのため, パッシブの機器のようにターゲットを必要としない. * レーザを照射するため, 照射部分の汚れなどは計測不可能とみなしエラーが返される. 具体的に, 太陽光による西日, 至近距離による計測, 粉塵による汚れ, 雨水による水滴などは, 計測を妨げエラーが返される. なお, レーダレーダのレーザビームはガラス等の物体は反射せず通過するため計測は不可能.

付録 D Optical fiber gyro 緒言

Table D-1 Optical fiber gyro 緒言

項目	単位	規格
外観寸法	mm	88×88×65
インタフェース	—	RS232C
角速度測定範囲	deg/s	±100
角度測定範囲	deg	±360
電源電圧	V	+10～+18
最小検出感度	deg/s	0.05 以下
角速度直線性	%	±1.0 以内
零点ドリフト	deg/h	10 以下
起動時間	min	1 以内
電源消費電流	mA	500 以下
使用温度	°C	-10～70
使用湿度	%	20～80RH, 結露しないこと
保存温度	°C	-20～70
保存湿度	%	10～80RH, 結露しないこと

付録 E 速度計緒言

1. 一定時間あたりのパルスの検出

一定時間(0.008 秒)につきロータリーエンコーダから,

82 48 48 32 76 48 49 10 13 (意味 ; R00 L01)

となるアスキーコードが出力される.コンピュータ上でのサンプリング時間をロータリーエンコーダのサンプリング時間以上に設定した場合,

82 48 48 32 76 48 49 10 13 82 48 48 32
 76 48 49 10 13 82 48 48 32 76 48 48 10
 13 ... 49 10

というように複数のパルス信号が出力される.そのため,まず“R”である“82”の位置を検出する.“R”から“R”までの間を新しいデータと置く.求めたデータの場所から1~2ずれた部分を符号判別,十進数変換した数を右のパルス,5~6ずれた部分を符号判別,十進数変換した数を左のパルスとする.求められたパルスデータの位置において検出された数を繰り返し,得られたパルスの合計を右の合計パルス,左の合計パルスとする.

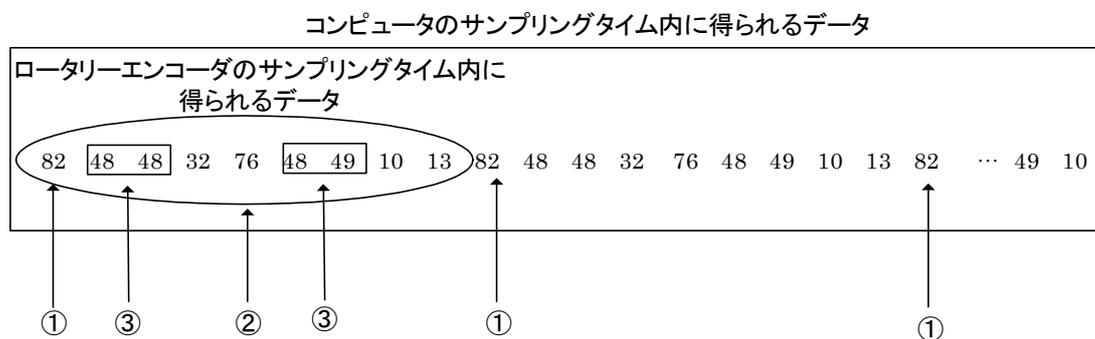


Fig.E-1 出力されるパルスデータ形式

2. パルスからの速度変換

後輪の外輪 A の半径を $a(m)$,後輪の内輪 B の半径を $b(m)$,ゴム C の半径を $c(m)$ とした場合,後輪の内輪 B が 1 回転する時ゴム C は b/c 回転する.そのためゴム C が 1 回転する時後輪の内輪 B は c/b 回転する.ここで後輪の内輪 B が 1 回転する時 $2\pi a$ (m)進むので,ゴム C が 1 回転した時 $2\pi a \cdot c/b$ (m)進むことになる.

ここでゴム C が 1 回転した時に発生するパルス数を測定した結果,左が 182(パルス/回転),右が 184(パルス/回転)となる.そこで 1 パルスあたり左は $2\pi ac/182b$ (m), 右は $2\pi ac/184b$ (m)進む.よって,

$$\text{左速度} = \text{平均パルス} \times \frac{2\pi a \times c}{182 \times b} \times \frac{1}{0.008}$$

$$\text{右速度} = \text{平均パルス} \times \frac{2\pi a \times c}{184 \times b} \times \frac{1}{0.008}$$

となる(0.008(s) ; ロータリーエンコーダのサンプリングタイム). ここで $a=0.175(\text{m})$, $b=0.055(\text{m})$, 左のゴムの半径 $c=0.0165(\text{m})$, 右のゴムの半径 $c=0.017(\text{m})$ なので

$$\text{左速度} = \text{平均パルス} \times \frac{2\pi \times 0.175 \times 0.0165}{182 \times 0.055} \times \frac{1}{0.008}$$

$$\text{右速度} = \text{平均パルス} \times \frac{2\pi \times 0.175 \times 0.017}{184 \times 0.055} \times \frac{1}{0.008}$$

となる (実際には実験値である 182、184 を実験により変化させて精度を増す).

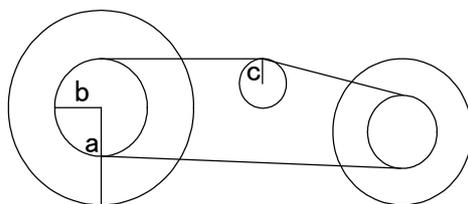


Fig.E-2 ゴム,後輪の内輪,外輪の半径

謝辞

本研究を進めるにあたり終始懇切なる御指導ならびに御鞭撻を賜りました渡辺嘉二郎教授,小林一行助教授に深く感謝申し上げます.渡辺先生には,実験方法の提案,論文の構成など一から丁寧に御教示いただきました.そして,小林先生には不勉強な筆者を技術的な面でサポートしていただき,本研究の遂行ならびに本論文の作成にあたり多大な有益なる御指摘,御助言を頂きました.また,両先生方には学部4年から3年間,Intelligent Ground Vehicle Competition というすばらしいチャンスを与えて頂き,また大会出場に当たり多方面からサポートして頂きました.IGVC への出場を通じて得た経験や知識は,自分自身の糧となり自信となりました.また,'優勝'という目標を共有できる多くの個性豊かな才能溢れる友人と出会い,切磋琢磨し合う関係を築くことができたのは何事にも代え難い財産であります.この場を借りて心より深く御礼申し上げます.

このIGVCと自律ロボット実験室を通じて,学部4年から卒業されてからも今なお,大会に向けた準備の進捗状況やプライベートに至るまでお気遣い頂きました伊東洋介先輩をはじめ,吉田森之介先輩,森来世先輩,宮崎良裕先輩,雨宮美和子先輩,飯倉裕樹先輩,今村光宏先輩にこの場を借りて深く感謝申し上げます.

そして,ナビリーダーとして研究における良き理解者でありまたムードメーカーとして楽しく盛り上げてくれた天野心君,ならびに常に適切な指摘と飽くなきこだわりで刺激を与えてくれた佐々木健義氏,チームリーダーである私を支え冷静な判断と助言をしてくれた清水学君は,友人として公私共に楽しく有意義な時間をみんなで共有できたことに心より感謝しております.

大会出場において製作段階から多大なサポートをして頂いた,安藤幹大君,久保田淳一君,ならびに先輩として力量不足な私に,後輩ながら厳しく適切な指摘や御指導をして頂いた小竹亮太郎君には,心より感謝するとともに,次期チームリーダーとして小竹君のますますのご活躍とご発展を心より期待しております.貴殿の迅速な対応と何事にも意欲的に取り組む姿勢は,尊敬に値します.そして,OmniX2006 の活躍は,大西将君,後藤善孝君,坂崎栄信君,佐藤文哉君,杉浦実君,鳥飼庸介君,加藤雅崇君,窪田秀一君,柴田諭君,御園祐介君の大会に向けた直向な努力の賜物だと確信しております.

最後に大学生活という自由な時間を与えて頂き,そして勉学に集中できる環境を提供して頂いた両親に何よりも感謝し,心より深く御礼申し上げます.

諸先生方ならびにビークルメンバーのさらなる発展を願い,そして益々の御健康と御活躍を祈願し,謝辞とさせていただきます.

法政大学大学院工学研究科システム工学専攻 渡辺研究室
樽床 祐樹

謝辞



研究業績

2004年(学部4年)

【国際会議】

1.”12th Intelligent Ground Vehicle Competition Design Competition AMIGO2004“

AMIGO2004 team, Yosuke Ito, Hiroki Iikura, Miwako Amemiya, Shinnosuke Yoshida, Mitsuhiro Imamura, Raise Mori, Yoshihiro Miyazaki, Shin Amano, Takeyoshi Sasaki, Manabu Shimizu, Kazuyuki Kumakura Yuki Tarutoko

第10回 2004 国際自律走行車競技大会デザインコンペティション (Detroit) : 4位

2005年(修士1年)

【国内会議】

2.”移動ロボットの人物追従アルゴリズムの開発”

樽床 祐樹、伊東 洋介、渡辺 嘉二郎、小林 一行

第24回 ファジィ・ワークショップ(筑波大学東京キャンパス)

3.”移動ロボットの人物追従アルゴリズムの開発”

樽床祐樹, 渡辺嘉二郎, 小林一行

第21回 ファジィシステムシンポジウム2005(電気通信大学)

4.”JAUSを用いた自律走行車の開発”

佐々木健義、樽床祐樹、天野心、渡辺嘉二郎、小林一行

第48回知的制御研究会 日本知能情報ファジィ学会(筑波大学)

【国際会議】

5. “Development of a dynamic robust human tracking algorithm”

Yuki Tarutoko, Yosuke Ito, Shin Amano, Kajiro Watanabe and Kazuyuki Kobayashi

5th Annual Intelligent Vehicle Systems Symposium & Exhibition (Traverse City, Michigan)

6. “13th Intelligent Ground Vehicle Competition Navigation Challenge Competition”

AMIGO2005 team, Raise Mori, Yoshihiro Miyazaki, Shin Amano, Takeyoshi Sasaki, Manabu Shimizu, Mikihiro Ando, Yuki Tarutoko, Ryotaro Kotake, Shota Takiguchi, Yoko Yamauchi

第13回 国際自律走行車競技大会ナビゲーションチャレンジ(Traverse City) : 6位

研究業績

7. “A study of topological map generation method for cruise-assist system by mobile robot”

Yuki TARUTOKO, Kajiro WATANABE, Kazuyuki KOBAYASHI

SICE Annual Conference 2005 (Okayama University, Okayama, JAPAN)

2006年(修士2年)

【国内会議】

8. “JAUS を用いた自律走行車の開発 その2”

杉浦 実, 樽床祐樹, 渡辺嘉二郎, 小林一行

第 49 回知的制御研究会 日本知能情報ファジィ学会 知的制御研究部会 (法政大学)

9. “GPS ナビゲーションへの Particle Filter の適用”

後藤善孝, 樽床祐樹, 小竹亮太郎, 渡辺嘉二郎, 小林一行

第 50 回知的制御研究会 日本知能情報ファジィ学会 知的制御研究部会 (筑波大学)

10. “横加速度を考慮した Waypoint Navigation 走行制御法の提案”

宮崎良裕, 樽床祐樹, 天野心, 柴田諭, 小林一行, 渡辺嘉二郎

第 26 回ファジィ・ワークショップ (筑波大学東京キャンパス)

11. “自律走行車への JAUS の実装”

樽床祐樹, 杉浦実, 渡辺嘉二郎, 小林一行

日本知能情報ファジィ学会 合同シンポジウム 第 27 回ファジィ・ワークショップ, 第 15 回北信越支部シンポジウム (富山勤労総合福祉センター, 富山市)

【国際会議】

12. “14th Intelligent Ground Vehicle Competition Navigation Challenge Competition”

“14th Intelligent Ground Vehicle Competition JAUS Requirements”

Yuki Tarutoko, Ryotaro Kotake Manabu Shimizu, Takeyoshi Sasaki, Shin Amano, Zyuniti Kubota, Mikihiro Ando, Yoshitaka Goto, Hidenobu Sakazaki, Makoto Sugiura, Satoshi Sibata, Yusuke Misono, Masaru Onishi, Masataka Kato, Syuiti Kubota, Humiya Sato, Yousuke Torikai

第 13 回 国際自律走行車競技大会ナビゲーションチャレンジ : 6 位

第 13 回 国際自律走行車競技大会 JAUS 部門 : First Requirements 賞

13. “A study of topological map generation method based on laser ranging data for mobile robot”

研究業績

Yuki Tarutoko, Kazuyuki Kobayashi, Kajiro Watanabe

SICE-ICASE International Joint Conference 2006 (Busan, Korea)

14. “A study of topological map generation based on laser ranging data for mobile robot”

Yuki tarutoko, Kazuyuki Kobayashi, Kajiro Watanabe

SCIS&ISIS 2006 (東京工業大学)

研究および研究室活動に関する記事の掲載

15. “The 12th Annual Intelligent Ground Vehicle Competition-国際競技会で得た経験”

樽床祐樹

法政大学クリエイト 69号/学術工学部

(http://www.hosei.ac.jp/adm/k/stu/createno/createno69/create69_2.html)

16. “学生主体で開発した自律走行車を携え,アメリカでの競技会に出場”

樽床祐樹

2006年法政大学 大学案内 システム制御工学科

17. “各分野で活躍する学生たち -Omnix2006の健闘-”

樽床祐樹

雑誌「法政」 2006年11月号 後援会だより