学術論文

移動ロボットのための遡及的現在位置推定法 —処理時間を要する外界センサデータの利用—

前 山 祥 一^{*1} 大 矢 晃 久^{*2} 油 田 信 一^{*2}

Retroactive Positioning for a Mobile Robot —To Cope with Time Consuming External Sensors—

Shoichi Maeyama^{*1}, Akihisa Ohya^{*2} and Shin'ichi Yuta^{*2}

We propose a position estimation method for non-stop navigation of an autonomous mobile robot. The proposed method is based on the maximum likelihood estimation. To cope with the time delay in the sensor data process, we introduce a retroactive positioning data fusion method. The proposed technique is implemented on our small size autonomous mobile robot. An experimental result is shown, in which the robot could navigate itself without stopping even when it takes several seconds of processing time to recognize landmark from external sensor data.

Key Words: Mobile Robot Navigation, Sensor Fusion, Positional Uncertainty, Landmark Recognition

1. は じ め に

本論文では、移動ロボットが走行中に、「過去の自分の位置が間違っていると気が付いたとき、現在の自分の位置をどう考え直せばよいか。」について議論する。

移動ロボットが目的地への到達や地図の生成などを目的とした行動を行う場合、自分の現在位置を正しく認識することは非常に重要である。ここでは、移動ロボットがデッドレコニングとランドマーク認識の融合によって現在位置を推定する場合を考える。この方法を用いて移動ロボットの位置を推定する研究は、これまでも多く行われ、その有効性が確認されてきた[1]～[5]。ただし、この方法ではランドマークの認識処理に時間を要すると、その処理結果から得られるロボットの位置は、すでに過去の位置の情報になっているという問題が起こる。なぜなら、ランドマークの認識処理中に、デッドレコニングにより現在位置が更新されてしまうからである。ロボットがゆっくり走行したり、停止したりする場合を除き、ランドマークの認識処理に要する時間が無視できないときに通常の走行速度を維持するには、ランドマークの認識に要する時間を考慮した現在位置の推定が必要である。

障害物の検出を行う場合、センサの処理はリアルタイムでなければならない。しかし、位置の推定を行う場合には、センサの処理は必ずしもリアルタイムである必要はない。むしろ、推定位置の誤差が回復不可能なくらい大きく累積する前に、その

誤差をキャンセルできればよい。現在位置の推定のためのランドマーク認識においては、誤認識を防ぐことが何よりも重要であり、そのために処理に時間を要する場合が少なくない。このような場合にもロボットが通常速度を保ったまま現在位置の推定が行えるようにするには、過去のロボットの位置の推定結果をうまく現在位置の推定に利用できる方法があればよい。

センサデータの処理に時間を要することは本質的な問題でありながら、これまでの移動ロボットの位置推定の研究において、丁寧に扱われた例はあまりない。Kosakaらは、拡張カルマン・フィルタを用いた視覚に基づく移動ロボットの屋内ナビゲーションの研究において同様な問題に直面した。そこで、画像処理中に実効された走行コマンドのヒストリを保存しておき、処理結果が得られた時点で、まず画像処理を始めた時刻の位置を修正し、次に保持しておいた走行コマンドのヒストリを使って現在位置を修正する方法を提案した[6]。これに対して、本論文では、デッドレコニングによって連続的に位置を推定する枠組の上に、認識処理に時間を要するセンサデータを間欠的に利用して、より確からしい位置を推定する方法を構築した。本方法でも、センサデータ処理後に自己位置を遡及的に修正することをベースとしているが、本方法は、走行制御の方法に依存しない独立した位置推定サブシステムとして実装でき、また、複数のセンサが並列にデータを処理する場合にも、適用可能であるという特徴を有する。本論文では、本手法の原理とその実験結果について述べる。

2. 問 題 設 定

本章では、本論文で取り扱う問題の前提条件を整理し、提案する手法の基本的な考え方を述べる。

ロボットは、ロボット本体の速度・角速度を測定する内界セ

原稿受付 1997年2月24日

^{*1}筑波大学大学院博士課程工学研究科

^{*2}筑波大学電子情報工学系

^{*1}Doctoral Program, University of Tsukuba

^{*2}Institute of Information Science and Electronics, University of Tsukuba

ンサを持ち、サンプリング時間間隔 τ ごとに、それらの測定値を用いたデッドレコニングによる位置推定を行えるものとする。ここでは、 τ ごとに行われる 1 回のデッドレコニングのための計算を 1 ステップの計算と呼ぶことにする。また、ランドマークの観測などにより間欠的にロボットの位置に関する外界センサデータが得られ、そのデータを使ってデッドレコニングによる位置が修正できるものとする。本論文では、以上の枠組のなかで、ランドマークの認識処理に要する時間が無視できない場合に、ロボットを通常走行速度に保ったまま走行させる方法について考える。

ランドマークの認識処理に n ステップ要する場合、つまり、処理時間が $n\tau$ である場合の基本的な処理の流れは、Fig. 1 と Fig. 2 に示すように、

- (1) 時刻 t_0 にランドマークを観測し、認識処理を開始 (Fig. 1 と Fig. 2 の (A))
- (2) $n\tau$ 間、動きながらランドマークの認識処理 (Fig. 1 と Fig. 2 の (B))
- (3) 時刻 $t_0 + n\tau$ のとき、認識処理が終了、現在の位置情報を再考 (Fig. 1 と Fig. 2 の (C))

Fig. 1 The time diagram of retroactive positioning data fusion and re-estimation of positional uncertainty at current time. (A) Landmark observation. (B) Process of a landmark info. (C) Re-estimation of the current position.

Fig. 2 Conceptual figures of retroactive positioning data fusion and re-estimation of positional uncertainty at current time. (A) Landmark observation. (B) Process of a landmark info. (C) Re-estimation of the current position.

という手順になる。ただし、移動ロボットは、二次元平面とみなせる路面を移動するものとする。また、“位置”とは、二次元平面上の位置だけでなくロボットの進行方位も含み、“位置情報”とは、推定位置だけでなく、誤差の共分散行列により表される不確実性の推定量も含むものとする。Fig. 2 中の楕円は、位置の誤差の共分散行列から計算される誤差楕円 [1] [3] であり、ロボットの存在確率が等しい位置を結んだものである。

ここで、時刻 t_0 における位置情報と時刻 t_0 から時刻 $t_0 + n\tau$ までの位置情報の増分をすべて保持しておき、まずランドマークの認識結果から得られる位置情報を用いて時刻 t_0 における位置情報を修正した後、時刻 t_0 から時刻 $t_0 + n\tau$ までの位置計算をもう一度行えば原理的には遡及的に現在位置情報が修正できる。しかし、この計算を何ら工夫をせず行くと、 n ステップ分の計算時間と記憶容量が必要となり現実的でなくなってしまう。

以降、3 章では、ランドマーク認識処理中のデッドレコニングによる位置情報の増分について解析し、ランドマークの認識結果が得られた時に現在位置を再考するために必要なデータについて検討する。4 章では、3 章の解析結果に基づいて、遡及的位置推定法の公式を導く。

3. ランドマークの認識処理時間を考慮した推定位置情報の解析

3.1 ランドマーク認識処理中のデッドレコニングによる位置情報の増分

本節では、時刻 t_0 の位置情報と時刻 $t_0 + n\tau$ の位置情報の二つの位置情報の関係、すなわち、 n ステップ間のデッドレコニングによる位置情報の増分を求める。

まず、時刻 t_0 において、ロボットの並進速度 $v[t_0]$ 、ロボット本体の角速度 $\omega[t_0]$ が得られた場合における、デッドレコニングによる位置とその誤差の不確実性の表現方法、および、それらの推定値の更新方法について述べる。

ロボットの二次元平面上の位置 $(x[t_0], y[t_0])$ とロボットの方位 $\theta[t_0]$ をベクトルにより、

$$\mathbf{P}[t_0] = \begin{bmatrix} x[t_0] & y[t_0] & \theta[t_0] \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

で表す。ここで、“ T ”は転置を表す。サンプリング時間 τ 後の位置は、ロボットの並進速度 $v[t_0]$ とロボット本体の角速度 $\omega[t_0]$ から、

$$\mathbf{P}[t_0 + \tau] = \mathbf{P}[t_0] + \tau \begin{pmatrix} v[t_0] \cos(\theta[t_0]) \\ v[t_0] \sin(\theta[t_0]) \\ \omega[t_0] \end{pmatrix} + \tau \mathbf{n}[t_0] \quad (2)$$

で計算される。ここで、 $\mathbf{n}[t_0]$ は、量子化や計算によって生じる誤差である。 $v[t_0]$ と $\omega[t_0]$ をまとめて、ベクトル $\mathbf{V}[t_0]$ で表す。今、 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ を $\mathbf{P}[t_0]$ の推定値、 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ をその誤差、 $\hat{\mathbf{V}}[t_0]$ を $\mathbf{V}[t_0]$ の測定値、 $\Delta \mathbf{V}[t_0]$ をその誤差とおき、

$$f(\mathbf{P}[t_0], \mathbf{V}[t_0]) = \mathbf{P}[t_0] + \tau \begin{pmatrix} v[t_0] \cos(\theta[t_0]) \\ v[t_0] \sin(\theta[t_0]) \\ \omega[t_0] \end{pmatrix} \quad (3)$$

としたとき、 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ 、 $\Delta \mathbf{V}[t_0]$ と $\mathbf{n}[t_0]$ の期待値が 0 とみなせるならば、時刻 $t_0 + \tau$ における位置の推定値は、

$$\hat{\mathbf{P}}[t_0 + \tau] = f(\hat{\mathbf{P}}[t_0], \hat{\mathbf{V}}[t_0]) \quad (4)$$

で与えられる。このとき、 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ 、 $\Delta \mathbf{V}[t_0]$ と $\mathbf{n}[t_0]$ が小さいとみなせると、

$$\begin{aligned} \mathbf{P}[t_0 + \tau] &= f(\mathbf{P}[t_0], \mathbf{V}[t_0]) + \tau \mathbf{n}[t_0] \\ &= f(\hat{\mathbf{P}}[t_0] + \Delta \mathbf{P}[t_0], \hat{\mathbf{V}}[t_0] + \Delta \mathbf{V}[t_0]) + \tau \mathbf{n}[t_0] \\ &\simeq f(\hat{\mathbf{P}}[t_0], \hat{\mathbf{V}}[t_0]) + \mathbf{j}[t_0] \Delta \mathbf{P}[t_0] + \mathbf{k}[t_0] \Delta \mathbf{V}[t_0] \\ &\quad + \tau \mathbf{n}[t_0] \\ &= \hat{\mathbf{P}}[t_0 + \tau] + \Delta \mathbf{P}[t_0 + \tau] \end{aligned} \quad (5)$$

と表される。ここで、

$$\mathbf{j}(t) = \frac{\partial f(\mathbf{P}(t), \mathbf{V}(t))}{\partial \mathbf{P}(t)} \bigg|_{\hat{\mathbf{P}}(t), \hat{\mathbf{V}}(t)} \quad (6)$$

$$\mathbf{k}(t) = \frac{\partial f(\mathbf{P}(t), \mathbf{V}(t))}{\partial \mathbf{V}(t)} \bigg|_{\hat{\mathbf{P}}(t), \hat{\mathbf{V}}(t)} \quad (7)$$

である。したがって、推定位置 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ の誤差は、サンプリング時間間隔 τ ごとに

$$\Delta \mathbf{P}[t_0 + \tau] = \mathbf{j}[t_0] \Delta \mathbf{P}[t_0] + \mathbf{k}[t_0] \Delta \mathbf{V}[t_0] + \tau \mathbf{n}[t_0] \quad (8)$$

と変化する。また、 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ の共分散行列は、

$$\begin{aligned} \Sigma_P[t_0] &= E(\Delta \mathbf{P}[t_0] \Delta \mathbf{P}[t_0]^T) \\ &= \begin{bmatrix} \sigma_x[t_0]^2 & \sigma_{xy}[t_0] & \sigma_{x\theta}[t_0] \\ \sigma_{xy}[t_0] & \sigma_y[t_0]^2 & \sigma_{y\theta}[t_0] \\ \sigma_{x\theta}[t_0] & \sigma_{y\theta}[t_0] & \sigma_\theta[t_0]^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (9)$$

で与えられる。この値は、誤差 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ の大きさの指標である。共分散行列 $\Sigma_P[t_0]$ は、 $\Delta \mathbf{P}[t_0]$ と $\Delta \mathbf{V}[t_0]$ と $\mathbf{n}[t_0]$ が、互いに

無相関であるとみなせる場合、式 (8) より、サンプリング時間間隔 τ ごとに、

$$\Sigma_P[t_0 + \tau] = \mathbf{j}[t_0] \Sigma_P[t_0] \mathbf{j}[t_0]^T + \mathbf{k}[t_0] \Sigma_V[t_0] \mathbf{k}[t_0]^T + \tau^2 \Sigma_N[t_0] \quad (10)$$

で更新される。ここで、

$$\Sigma_V[t_0] = E(\Delta \mathbf{V}[t_0] \Delta \mathbf{V}[t_0]^T) \quad (11)$$

$$\Sigma_N[t_0] = E(\mathbf{n}[t_0] \mathbf{n}[t_0]^T) \quad (12)$$

である。

次に、式 (2) と式 (10) の漸化式を $t_0 + n\tau$ と $t_0 + (n-1)\tau$ の関係式から順々に t_0 まで時間を遡っていき、 n サンプリング離れた推定位置とその誤差の共分散行列の関係を求めると、推定位置は、

$$\hat{\mathbf{P}}[t_0 + n\tau] = \hat{\mathbf{P}}[t_0] + \hat{\mathbf{P}}_n \quad (13)$$

となる。ここで、

$$\hat{\mathbf{P}}_n = \sum_{i=0}^{n-1} \tau \begin{pmatrix} v[t_0 + i\tau] \cos(\theta[t_0 + i\tau]) \\ v[t_0 + i\tau] \sin(\theta[t_0 + i\tau]) \\ \omega[t_0 + i\tau] \end{pmatrix} \quad (14)$$

である。そして、その誤差の共分散行列は、

$$\Sigma_P[t_0 + n\tau] = \mathbf{J}_n \Sigma_P[t_0] \mathbf{J}_n^T + \mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n \quad (15)$$

となる。ここで、

$$\mathbf{J}_n = \prod_{i=n-1}^0 \mathbf{j}_i = \mathbf{j}_{n-1} \mathbf{j}_{n-2} \cdots \mathbf{j}_1 \mathbf{j}_0 \quad (16)$$

$$\mathbf{K}_n = \sum_{l=0}^{n-1} \left\{ \prod_{i=n}^{l+1} \mathbf{j}_i \cdot \mathbf{k}_l \Sigma_V \left(\prod_{i=n}^{l+1} \mathbf{j}_i \cdot \mathbf{k}_l \right)^T \right\} \quad (17)$$

$$\mathbf{N}_n = \sum_{l=0}^{n-1} \left\{ \prod_{i=n}^{l+1} \mathbf{j}_i \tau^2 \Sigma_N \left(\prod_{i=n}^{l+1} \mathbf{j}_i \right)^T \right\} \quad (18)$$

であり、 $\mathbf{j}_i$ は、 $\mathbf{j}[t_0 + i\tau]$ を意味し、 $\mathbf{k}_i$ は、 $\mathbf{k}[t_0 + i\tau]$ を意味する。ただし、 $i = n$ のときの $\mathbf{j}_i$ 、つまり $\mathbf{j}_n$ は単位行列とする。

3.2 ランドマークの認識処理の開始時刻における位置情報の修正

ここでは、時刻 $t_0 + n\tau$ においてランドマークの認識処理が終わったときの、ランドマークの認識結果に基づいた時刻 t_0 の位置情報の修正方法について述べる。

ランドマークの認識結果から得られる情報をベクトルを用いて

$$\mathbf{s} = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_n]^T \quad (19)$$

で表し、その誤差の共分散行列を Σ_s で表す。また、ランドマークの認識結果から得られるロボットの位置の拘束関係を、

$$\mathbf{g}[\mathbf{P}[t_0], \mathbf{s}] = \mathbf{0}_{m \times 1} \quad (20)$$

で表す。式 (20) は、 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ の推定位置に含まれる誤差が小さいとみなせる場合、 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ まわりで線形化でき、

$$\mathbf{g}[\hat{\mathbf{P}}[t_0], \hat{\mathbf{s}}] + \mathbf{j}_p(\mathbf{P}[t_0] - [\hat{\mathbf{P}}[t_0]]) + \mathbf{j}_s \Delta \mathbf{s} = \mathbf{0}_{m \times 1} \quad (21)$$

と表せる。ここで、 s の測定値を $\hat{s}$ 、その誤差を Δs とすると、 $\mathbf{j}_p$ と $\mathbf{j}_s$ は、

$$\mathbf{j}_p = \left. \frac{\partial \mathbf{g}[\mathbf{P}(t_0), \mathbf{s}]}{\partial \mathbf{P}(t_0)} \right|_{\hat{\mathbf{P}}(t_0), \hat{\mathbf{s}}}, \quad \mathbf{j}_s = \left. \frac{\partial \mathbf{g}[\mathbf{P}(t_0), \mathbf{s}]}{\partial \mathbf{s}} \right|_{\hat{\mathbf{P}}(t_0), \hat{\mathbf{s}}} \quad (22)$$

で与えられる。

式 (21) の両辺を $\mathbf{j}_p$ の各行ベクトルで正規化すると

$$\mathbf{J}_p(\mathbf{P}[t_0] - \hat{\mathbf{P}}[t_0]) = -\mathbf{G} - \mathbf{J}_s \Delta \mathbf{s} \quad (23)$$

となり、ランドマークの認識結果によって拘束される位置情報は、

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_{su} &= \mathbf{J}_p(\hat{\mathbf{P}}_s - \hat{\mathbf{P}}[t_0]) \\ &= -\mathbf{G} \end{aligned} \quad (24)$$

$$\Sigma_{su} = \mathbf{J}_s \Sigma_s \mathbf{J}_s^T \quad (25)$$

で表せる。

次に、 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ とランドマークの認識結果から得られたロボットの位置に関する情報とを融合するために、 $\mathbf{J}_p$ を用いて $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ を $\hat{\mathbf{P}}_{su}$ と同じ座標系に変換する。

$$\hat{\mathbf{P}}_u[t_0] = \mathbf{0} \quad (26)$$

$$\Sigma_u[t_0] = \mathbf{J}_p \Sigma_p[t_0] \mathbf{J}_p^T \quad (27)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{P}}_u[t_0]$ は、座標変換後の $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ であり、 $\Sigma_u[t_0]$ は、その誤差の共分散行列である。

そのとき、その最尤推定量は、

$$\hat{\mathbf{P}}_{fu} = \Sigma_{fu} \Sigma_{su}^{-1} \hat{\mathbf{P}}_{su} \quad (28)$$

$$\Sigma_{fu} = (\Sigma_u[t_0]^{-1} + \Sigma_{su}^{-1})^{-1} \quad (29)$$

で表される。

最後に式 (28) (29) を元の $xy\theta$ の座標系に戻すと、

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{P}}_f[t_0] &= \hat{\mathbf{P}}[t_0] + \mathbf{J}_p^{-1} \hat{\mathbf{P}}_{fu} \\ &= \hat{\mathbf{P}}[t_0] + \Sigma_f \mathbf{J}_p^T \Sigma_{su}^{-1} \hat{\mathbf{P}}_{su} \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_f[t_0] &= \mathbf{J}_p^{-1} \Sigma_{fu} (\mathbf{J}_p^T)^{-1} \\ &= \{\Sigma_p[t_0]^{-1} + \mathbf{J}_p^T \Sigma_{su}^{-1} \mathbf{J}_p\}^{-1} \end{aligned} \quad (31)$$

となる。したがって、センサデータの処理開始時のロボットの位置 $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ は、式 (30) より、 $\Sigma_f \mathbf{J}_p^T \Sigma_{su}^{-1} \hat{\mathbf{P}}_{su}$ だけ修正される。また、修正後の誤差の共分散行列は、式 (31) で与えられる。

3.3 現在位置情報の再計算

本節では、時刻 t_0 の位置情報が、前節の公式で修正されたときに、現在時刻 $t_0 + n\tau$ の位置を再計算する方法を導く。

ここで、単に式 (13) の $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ を式 (30) の $\hat{\mathbf{P}}_f[t_0]$ に、また、式 (15) の $\Sigma_p[t_0]$ を式 (31) の $\Sigma_f[t_0]$ に置き換えることを考えてみる。この置き換えたものを逆行列の補助定理[7]を用いて式変形すると、ランドマークの認識処理の結果が得られた後の現在時刻 $t_0 + n\tau$ の位置情報は、

$$\hat{\mathbf{P}}_f[t_0 + n\tau] = \hat{\mathbf{P}}[t_0] + \hat{\mathbf{P}}_n + \Sigma_f \mathbf{J}_p^T \Sigma_{su}^{-1} \hat{\mathbf{P}}_{su} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \Sigma_f[t_0 + n\tau] &= \mathbf{J}_n \Sigma_f[t_0] \mathbf{J}_n^T + \mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n \\ &= \mathbf{J}_n \{\Sigma_p[t_0]^{-1} + \mathbf{J}_p^T \Sigma_{su}^{-1} \mathbf{J}_p\}^{-1} \mathbf{J}_n^T \\ &\quad + \mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n \\ &= \mathbf{J}_n \Sigma_p[t_0] \mathbf{J}_n^T + \mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n - \mathbf{J}_n \Sigma_p[t_0] \mathbf{J}_p^T \\ &\quad \times (\mathbf{J}_p \Sigma_p[t_0] \mathbf{J}_p^T + \Sigma_{su})^{-1} \mathbf{J}_p \Sigma_p[t_0] \mathbf{J}_n^T \end{aligned} \quad (33)$$

と書ける。式 (32) の第 1 項と第 2 項の和は、まさしく、ランドマークの観測結果を利用する前の現在位置であり、式 (33) の第 1 項から第 3 項までの和は、まさしくランドマークの観測結果を利用する前の現在位置の誤差の分散であり、一見、現在の位置情報とランドマークの認識結果による位置情報の修正分は、分離できるかに見える。しかしながら、これらの式中の $\hat{\mathbf{P}}_n$, $\mathbf{J}_n$, $\mathbf{K}_n$, $\mathbf{N}_n$ の各項は、時刻 t_0 のロボットの方位 $\theta[t_0]$ に依存するため、 $\theta[t_0]$ が $\theta[t_0] + \alpha$ に修正されたとき、実際には、これらの項も修正されなければならない。

これらの項の修正は、回転行列

$$\mathbf{R}(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) & 0 \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (34)$$

を使って以下のように計算できる。まず、 $\hat{\mathbf{P}}_n$ は、 $\hat{\mathbf{P}}'_n = \mathbf{R}(\alpha) \hat{\mathbf{P}}_n$ で修正される。次に、 $\mathbf{J}_n$ の修正値 $\mathbf{J}'_n$ は、 $\mathbf{J}_n$ の 3 列目の列ベクトルを $\mathbf{R}(\alpha) \mathbf{J}_{n3}$ で置き換えることで得られる。また、 $\mathbf{K}_n$ は、 $\mathbf{K}'_n = \mathbf{R}(\alpha) \mathbf{K}_n \mathbf{R}(\alpha)^T$ で修正できる。なお、 $\mathbf{N}_n$ は $\mathbf{R}(\alpha)$ を使っても修正できないが、 $\mathbf{N}_n$ は小さい値なので、後の式の導出の便宜上、 $\mathbf{N}'_n \simeq \mathbf{R}(\alpha) \mathbf{N}_n \mathbf{R}(\alpha)^T$ で置き換えておく。

4. 遡及的現在位置推定法の公式

前章の解析結果から、ランドマークの認識処理の開始時点での位置情報である $\hat{\mathbf{P}}[t_0]$ が $\hat{\mathbf{P}}_f[t_0]$ に、 $\Sigma_p[t_0]$ が $\Sigma_f[t_0]$ に修正されたとき、処理の終了時点での位置情報である $\hat{\mathbf{P}}_f[t_0 + n\tau]$ を得る遡及的現在位置推定法の公式は、

$$\hat{\mathbf{P}}_f[t_0 + n\tau] = \hat{\mathbf{P}}_f[t_0] + \hat{\mathbf{P}}'_n, \quad (35)$$

$$\Sigma_f[t_0 + n\tau] = \mathbf{J}'_n \Sigma_f[t_0] \mathbf{J}'_n^T + \mathbf{K}'_n + \mathbf{N}'_n. \quad (36)$$

で与えられる。

ここで、 $\hat{\mathbf{P}}'_n$ は、 $\mathbf{R}(\alpha) \hat{\mathbf{P}}_n$ であり、 $\mathbf{J}'_n$ は $\mathbf{J}_n$ の 3 列目の列ベクトルを $\mathbf{R}(\alpha) \mathbf{J}_{n3}$ で置き換えたものであり、

$$\mathbf{K}'_n + \mathbf{N}'_n = \mathbf{R}(\alpha) \{ \mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n \} \mathbf{R}(\alpha)^T \quad (37)$$

である。ただし、 α はロボット方位 $\theta[t_0]$ の修正量であり、 $\mathbf{R}(\alpha)$ は式 (34) で与えられる回転行列である。また、 $\hat{\mathbf{P}}_n, \mathbf{J}_n, \mathbf{K}_n, \mathbf{N}_n$ は、ランドマークの認識処理中のデッドレコニングによる位置情報の増分で式 (14) と式 (16)~式 (18) で与えられる。

この公式を適用するために保存しなければならないデッドレコニングによる位置情報は、

$$\hat{\mathbf{P}}[t_0], \Sigma_P[t_0], \hat{\mathbf{P}}_n, \mathbf{J}_n \quad (38)$$

の四つとなる。ここで、 $\mathbf{K}_n + \mathbf{N}_n$ については、式 (15) を用いて、 $\Sigma_P[t_0], \Sigma_P[t_0 + n\tau], \mathbf{J}_n$ とから逆算できることを考慮した。

5. 複数のランドマークの並列認識が可能な場合への拡張

本章では、複数のランドマークの認識処理を並列に認識できる場合について議論する。

もし、複数のランドマークの認識処理が時間軸上で重なり合わなければ、前章で述べた計算方法は、そのまま用いることができる。しかし、もし複数のランドマークの認識処理が時間軸上で重なり合う場合、その複数のランドマークの認識結果を有効に使って現在位置情報を計算するには、計算の順序を考慮しなければならない。例えば、二つのランドマークの認識処理が時間軸上で重なりあった場合を考えると、Fig. 3 に示すような 2 種類の場合が考えられる。ここで、 S_i は、時刻 T_i に処理を開始し時刻 T'_i に処理を終了するランドマークの認識処理を表す。CASE 1 は、二つのランドマークの認識処理が部分的に重なりあった場合である。CASE 2 は、二つのランドマークの認識処理が完全に重なりあった場合である。いずれの場合も問題は、過去の位置情報を修正した後で通常どおりに直接現在位置情報を修正すると、その前にすでに処理を終えていたほうのランドマークによる修正の意味がなくなってしまうことである。

この問題を解決するために、過去のある時刻から現在時刻までの位置情報の増分を、ランドマークの認識処理の開始ごとに

Fig. 3 Overlapping of two landmark recognition processes on time axis. (S_i, S_j : Processes for landmark recognition, T_i, T_j : Time when the processes are started, T'_i, T'_j : Time when the processes are finished.)

分割して保持しておくことにする。そして、あるランドマークの認識処理が終了したら、そのランドマークを観測したときから現在までに保持されたすべての位置情報を順々に修正しながら現在位置の修正を行うことにする。このようにすれば、現在の位置情報は、これまでに処理が終了したランドマークの情報をすべて反映した上で推定されていることになる。

このアルゴリズムは、二つ以上のランドマークの認識処理が時間軸上で重なりあった場合においても同様である。

6. 位置推定サブシステムの設計

本章では、適応的現在位置推定法を用いて位置を推定する、独立したサブシステムとしての位置推定システムの設計方法について述べる。

Fig. 4 は、そのシステムの構成を示したものである。まず、内界センサで測定されたロボット本体の速度・角速度を常に測定しデッドレコニング法により位置情報を更新する機能を用意する。そして、ランドマーク認識システムから提供される位置情報を最尤推定法を用いてデッドレコニングと融合を行う機能を用意する。また、ランドマーク認識システムからの認識処理の開始・終了の指示に基づいて、適応的現在位置推定に必要なデータを管理する機能を用意する。このような機能を Fig. 4 に示すように統合すると適応的現在位置推定機能を有する位置推定サブシステムが実現できる。

本位置推定システムは、ランドマーク認識システムからランドマーク認識の開始・終了、そして、その認識結果から得られる位置情報などをコマンドとして入力すれば、ブラックボックスとして利用できる。また、その出力である推定現在位置情報は、走行制御、動作計画、そして、ランドマークの探索範囲の制限など様々な目的で他のサブシステムから利用できる。

次に、本設計方法に基づき、トランスピュータ T805 を CPU

Fig. 4 Position estimation sub-system using retroactive positioning data fusion

とするコントローラ上に独立した位置推定サブシステム POEM III を実装した [8]. POEM III では、デッドレコニングの計算のためのサンプリング時間間隔 τ は、5 [ms] である。また、内外界センサデータの融合と 4 章の公式を用いた適時的再計算の 1 回分の計算時間は、約 1 [ms] であった。デッドレコニングの計算、コマンド入力の解析、出力情報の提示などの他の計算に要する時間を含めて、総計算時間は、約 3.5 [ms] であった。したがって、複数のランドマーク認識処理が時間軸上で多重に重なり合う場合を除き、1 ステップのデッドレコニングのサンプリング間隔のなかですべての計算が行えるシステムが実現できた。また、POEM III をブラックボックスとして使うためのコマンドとして、ランドマークの認識処理を開始したことを POEM III に伝えるコマンドやランドマークの認識処理結果を用いた適時的位置推定を要求するコマンドなどを用意した。

7. 実 験

筆者らが有する自律移動ロボット「山彦ナビ」に前述した POEM III を実装し、Fig. 5 に示す環境で通常速度 (25 [cm/s]) を落とさずに走行させる実験を行った。この環境では、木や生け垣がランドマークとして利用できる。生け垣は、超音波距離

Fig. 5 Experimental environment for the non-stop self-guidance of the mobile robot using trees and hedges land-marks

センサを用いて瞬時に検出できるが、木の認識は、画像処理と超音波距離センサの融合による街路樹検出センサ SONAVIS [5] を用いて検出するのに約 2 秒の処理時間を要する。また、これらのランドマークの認識処理は、独自の CPU を有する別々のモジュール上で並列に行われる。ロボットには、木や生け垣をランドマークに利用して位置を推定しながら 43 [m] 直進し右に曲がって 30 [m] 直進するという経路を走行させた。その結果の一例を Fig. 6 に示す。Fig. 6 の合成画像は、一定時間間隔のロボットの画像を同じ背景の上に重ねたものである。これにより、ロボットは、一定速度を保ちつつ走行していることが確認できた。

次に、ロボットの内部で行われている計算の様子を示すために、木と生け垣をランドマークに利用したナビゲーションのシミュレーション結果の一例を Fig. 7 に示す。Fig. 7 の (A) は、木を観測した時点でのロボットの位置情報を示している。(C) は、木の認識処理中に生け垣による位置の修正を行っている様子を示しており、(B) は、木の認識処理が終わったときに、その処理結果を利用して木を観測した時点でのロボットの位置情報を修正した結果である。そして、(E) は、木の認識処理が終わったときに、その処理結果と生け垣による修正結果も含めて現在位置情報を修正した結果である。ただし、本シミュレーションでは、複数のランドマーク認識処理が時間軸上で重なり合った場合の計算例を示すため、木の認識処理に要する時間を 10 [s] にしている。その点だけが実機実験と条件が異なる。(C) は、木の認識処理時間中に生け垣を使った修正が行われ、その結果ロボットの位置が修正され推定位置の精度が向上し、誤差楕円の大きさが縮小していることが分かる。その後生け垣が途切れてから、再び、(D) のようにいったん誤差楕円が増大するが木の認識処理が終了したことによって、木の認識処理開始時の位置情報 (A) が (B) に修正され、現在位置が途中の生け垣による修正も考慮した上で (E) のように修正されている。誤差楕円 (E) がその一つ前の誤差楕円 (D) よりも小さいことは、生け垣だけによる位置推定よりも生け垣と木の両方を用いた位置推定のほうがより精度が高いことを示している。

Fig. 6 Trajectory of a mobile robot on the experiment of non-stop self-guidance using trees and hedges

Fig. 7 Simulation result of the retroactive positioning data fusion using tree and hedge landmarks. (A) Positional uncertainty before fusing tree info. when tree is sensed, (B) After fusing tree info. when tree is sensed, (C) After fusing hedge info., (D) Before fusing tree info., (E) After fusing tree and hedge info.

8. ま と め

本論文では、デッドレコニングとランドマーク認識の融合による位置推定における遡及的現在位置推定法を提案した。本法

は、不確実性を考慮した複数センサ情報の融合において、各センサの処理に要する時間の相違を考慮してセンサ融合するための一手法である。本手法により、ランドマークの認識処理に時間を要する場合においても、ロボットは通常の走行速度を維持したまま走行できるようになった。本法は、ランドマークの観測時刻の位置情報とその後の位置情報の増分だけを保持しておく。そして、ランドマークの認識処理が終了した時点で、処理を開始した時点の位置情報を修正し、次いで、現在位置情報が修正できる。本法は、計算方法も比較的簡単であり、記憶すべき容量も少ない。さらに、本手法は、複数のランドマークが時間的に重なりあって処理される場合にも適用可能である。

参 考 文 献

- [1] Y. Watanabe and S. Yuta: "Position Estimation of Mobile Robots with Internal and External Sensors Using Uncertainty Evolution Technique," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.3, pp.2011-2016, 1990.
- [2] J.J. Leonard and H.F. Durrant-whyte: "Mobile Robot Localization by Tracking Geometric Beacons," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.7, no.3, pp.376-382, 1991.
- [3] K. Komoriya, E. Oyama and K. Tani: "Planning of Landmark Measurement for the Navigation of a Mobile Robot," Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, vol.2, pp.1476-1481, 1992.
- [4] K. Kimoto and S. Yuta: "Sonar Based Outdoor Navigation," Proceedings of International Conference on Advanced Robotics, pp.239-244, 1993.
- [5] S. Maeyama, A. Ohya and S.Yuta: "Positioning by tree detection sensor and dead reckoning for outdoor navigation of a mobile robot," Proceedings of Int. conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent systems, pp.653-660, 1994.
- [6] A. Kosaka, M. Meng and A.C. Kak: "Vision Guided Mobile Robot Navigation Using Retroactive Updating of Position Uncertainty," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2 pp.1-7, 1993.
- [7] 有本卓：カルマン・フィルター。産業図書，1977.
- [8] S. Maeyama, A. Ohya and S. Yuta: "Non-stop outdoor navigation of a mobile robot —Retroactive positioning data fusion with a time consuming sensor system—," Proceedings of Int. conference on Intelligent Robots and Systems, vol.1, pp.130-135, 1995.

前山祥一 (Shoichi Maeyama)

1971年2月10日生。1993年 筑波大学第三学群情報学類卒業。現在、同大学大学院博士課程工学研究科在学中。移動ロボットの屋外ナビゲーションの研究に従事。ランドマークの認識および現在位置の認識のための複数センサ情報の融合に興味を持つ。(日本ロボット学会学生会員)

油田信一 (Shin'ichi Yuta)

1948年3月23日生。1975年慶應義塾大学大学院(電気工学専攻)修了。工学博士。現在筑波大学電子情報工学系教授。知能移動ロボット、ロボットセンサ、ロボット用コントローラなどの研究に従事。自動制御や信号処理の理論と応用に興味を持つ。IEEE、計測自動制御学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)

大矢晃久 (Akihisa Ohya)

1965年3月16日生。1992年 慶應義塾大学大学院理工学研究科電気工学専攻修了。博士(工学)。現在、筑波大学電子情報工学系講師。1995年～1996年米国パデュー大学訪問研究員。自立移動ロボットのためのセンシングシステムとその応用に関する研究に従事。IEEE、計測自動制御学会、日本音響学会、電子情報通信学会などの会員。(日本ロボット学会正会員)