自律移動ロボットの 視覚によるナビゲーションシステム* (環境条件を考慮したランドマーク・センシング計画)

伊藤 茂 則^{*1}, 福田 敏 男^{*2}, 新井 史 人^{*2}
阿部 靖 則^{*3}, 田中 祥 夫^{*4}

Vision Based Navigation System of Autonomous Mobile Robot (Planning of Landmark Sensing Considering Environmental Conditions)

Shigenori ITO, Toshio FUKUDA, Fumihito ARAI,
Yasunori ABE and Yoshio TANAKA

We propose the Planning of Landmark Sensing (PLAS) considering environmental conditions for autonomous mobile robots. When an autonomous mobile robot moves, the robot usually resets the accumulated errors by sensing the landmark. In the previous work, the errors of robots are estimated based on the robot model, and Kalman Filter is used to reset the accumulated error after the landmark sensing. Based on this method, only the relation of robot and landmark position is considered as observation noise. But in actual visual landmark sensing, environmental conditions, like position of lighting, brightness of room and so on, are likely to cause the misrecognition of landmark. Then we consider environmental conditions for the calculation of the observation noise of Kalman Filter. This helps our system to determine the possibility of the misrecognition in case of bad sensing environments. Further, we also calculate sensing reliability based on environmental conditions, and use this sensing reliability in the adaptation of wheel noise of the robot model. As a result of the consideration of environmental conditions, our navigation system can navigate robots precisely, even if the environments are not suitable for landmark sensing.

Key Words: Planning of Landmark Sensing, Kalman Filter, Navigation System, Image Recognition, Autonomous Mobile Robot, Inspection Robot, Learning, Adaptation, Environmental Conditions, Sensing Reliability

1. は じ め に

建設作業現場での作業は、肉体的疲労と精神的苦痛、時には多くの危険を伴うこともあり、ロボット化が強く望まれている⁽¹⁾。しかし、建設現場での作業は運搬、設置、検査とほとんどが移動を伴うものであるにも関わらず、この分野では、工場内のようにロボットが作業しやすいように作業環境が整備できないためロボット化が著しく遅れている⁽¹⁾。そこで、このような建設現場の悪環境下で正確に自己位置認識できるナビゲーションシステムの開発が要求されている。

移動ロボットの自己位置認識法としては、車輪の回転角など内界センサで自己位置推定する方法(デッドレコニング)⁽²⁾⁽³⁾が多く用いられている。しかし、デッドレコニングだけによるナビゲーションでは累積誤差が生じるため、超音波⁽⁴⁾⁽⁵⁾、レーザレンジファイン

ダ⁽⁶⁾⁽⁷⁾、CCDカメラ^{(8)~(10)}などの外界センサを併用することで、ランドマークとロボットの相対関係を計測し、自己位置認識を行うシステムが一般的に用いられている。外界センサの中でも、CCDカメラを用いることは障害物の位置を知るだけでなく、画像認識技術との組合せによりその障害物が何であるかを識別でき

Fig. 1 Air conditioning equipment inspection robot

* 原稿受付 1997年5月16日.

*¹ 名古屋大学大学院 (☎ 464-8603 名古屋市千種区不老町).

*² 正員, 名古屋大学工学部.

*³ 正員, 新菱冷熱工業(株) (☎ 300-4247 つくば市和台 41).

*⁴ 新菱冷熱工業(株).

Fig. 2 Diffusers of air conditioning system (Anemo)

るため多くのロボットに应用されている。

著者らは建設作業現場で作業するロボットの一例として風量検査ロボット(図1参照)の研究を行っている^{(11)~(13)}。ロボットは、建設作業現場での風量検査の自動化を目的とするものであり、図2に示す天井に配置されたエアコン用の空気の吹出し口(アネモ)をロボットの作業環境よりCCDカメラで探しだし、アネモの真下まで移動し、ロボット上部に配置された風量計測用フードをアネモにあて風量検査を行うものである。これまでの論文で著者らはナビゲーションシステムの提案⁽¹¹⁾、アネモの認識方法の提案⁽¹²⁾、風量検査機構の開発⁽¹³⁾を行ってきた。しかし、これまでの著者らのシステムではロボットが移動中に生み出す位置誤差やアネモを認識する際に生じる観測誤差について考慮していなかった。そのためロボットの現在地と検査対象のアネモの位置が遠く離れている場合でも、ロボットはその場でセンシングした後、途中でセンシングを行うことなくアネモの真下に行こうとして、現在地を見失うことがあった。そこで、本論文では、位置誤差や観測誤差を考慮したセンシングポイントの最適配置に関する方法を提案する。

自律移動ロボットのセンシングポイントの決定方法としては、これまでロボットのモデルを基に移動時に蓄積される位置誤差の推定を行い、その位置誤差が許容誤差に達するとセンシングを行って、センシング後の位置誤差を拡張カルマンフィルタ⁽¹⁴⁾を基に計算する方法が提案されている⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾。しかし、従来の方法によると、拡張カルマンフィルタの観測誤差にはロボット・ランドマーク間の位置関係を基に決定した推定値を用いているにすぎない。しかし、実際ロボットがランドマークをセンシングする際、部屋の明るさや照明の位置などの照明条件は観測結果に大きく影響を与えている。そこで著者らはこれら照明条件などの環境条件を考慮して、拡張カルマンフィルタの観測誤差を推定する。ランドマーク・センシング計画(Planning of Landmark Sensing; PLAS)の提案を行う。

今回著者らが提案するシステムでは従来の方法と異なり、環境条件を考慮して拡張カルマンフィルタの観測誤差の推定を行っていることから、観測条件が良い場所においてセンシングを行うように計画することが

Fig. 3 Model of a mobile robot

でき、誤認識の影響を受けず、正確に目的の軌道を進むことができる。さらにPLASでは、センシング結果から各移動環境に応じて車輪誤差モデルの修正を行っている。ロボット移動時の累積誤差が車輪誤差モデルを基に計算されていることを考慮すれば、車輪誤差モデルに適正な値を用いることは非常に大切なことであるが、車輪誤差モデルの修正を行う手法については従来の研究では提案されていない。

2. ロボットモデル化

自律移動ロボットが移動する際、ロボットは内界センサによって車輪の移動量を検出しながらロボットが制御信号にあった移動をするように制御を行っている。しかし、実際のロボットの移動ではロボットの寸法上の誤差やロボットが移動する床面の凹凸などが原因で誤差が生じてくる。本研究ではロボットが生み出す誤差を予測し、センシングポイントの最適配置を目的としているため、ロボットのモデルを基にした正確な誤差の予測が必要となる。そこで、本章ではロボットのモデル化について説明する。

著者らが開発した図1のロボットは左右に独立に制御可能な駆動輪(2輪)と前後にキャスタ輪(2輪)を持つ4輪車である。ロボットのモデル化については小森らの方法を参考にする⁽¹⁵⁾。図3のように、左右の車輪の周速度をそれぞれ u_r, u_l 、車輪の間隔を l とし、システムの入力を u_{rt}, u_{lt} とすればシステムは式(1)のように表現できる。

$$\mathbf{x}_{t+1} = f_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t + \mathbf{v}_t) + \mathbf{w}_t \quad \cdots \cdots \cdots (1)$$

$$\mathbf{x}_t = (x_t, y_t, \theta_t)^T$$

$$\mathbf{u}_t = (u_{rt}, u_{lt})^T$$

ここで、 $\mathbf{v}_t$ は車輪の速度変動から生じる誤差をモデル化したもの、 $\mathbf{w}_t$ はシステム誤差をモデル化したものとする。 $\mathbf{v}_t, \mathbf{w}_t$ はいずれも白色雑音であるものとしその共分散行列を $\mathbf{V}_t, \mathbf{W}_t$ とする。

次に、状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ の推定値 $\hat{\mathbf{x}}_t$ 、および状態ベクトルの推定誤差である共分散行列 $\mathbf{P}_t$ は、それぞれ式(2)、(3)に従って更新される。

$$\hat{\mathbf{x}}_{t+1} = f_t(\hat{\mathbf{x}}_t, \mathbf{u}_t) \quad \cdots \cdots \cdots (2)$$

$$P_{t+1} = A_t P_t A_t^T + F_t V_t F_t^T + W_t \dots\dots\dots (3)$$

$$A_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{u_r + u_t}{2} \sin \theta_t \\ 0 & 1 & \frac{u_r + u_t}{2} \cos \theta_t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$F_t = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cos \theta_t & \frac{1}{2} \cos \theta_t \\ \frac{1}{2} \sin \theta_t & \frac{1}{2} \sin \theta_t \\ \frac{1}{l} & -\frac{1}{l} \end{bmatrix}$$

3. 拡張カルマンフィルタによる誤差推定

3・1 拡張カルマンフィルタ 2章で説明したロボットのモデルを基に、ロボットの推定誤差 P_t が蓄積され許容誤差 E_p に達すると、ロボットはセンシングを行う。しかし、センシングの結果は CCD カメラのシステム誤差やカメラ自身の解像度の問題から必ず誤差を含んでいる。そこで、本研究ではセンシング結果に含まれる誤差が白色雑音であることから、観測結果の誤差の推定に拡張カルマンフィルタを利用する。

センシング結果を $y_t (l \times 1)$ とすると状態ベクトル x_t との関係は式(4)のようになる。

$$y_t = h_t(x_t) + q_t \dots\dots\dots (4)$$

q_t : 観測誤差 ($l \times 1$)

ここで、 $h_t(x_t)$ は一次元非線形ベクトル関数であり x_t について微分可能である。そこで、状態ベクトルの推定値 $\hat{x}_t$ の周りで線形近似すると式(5)のようになる。

$$h_t(x_t) = h_t(\hat{x}_{t/t-1}) + H_t(x_t - \hat{x}_{t/t-1}) \dots\dots (5)$$

$$H_t = \left(\frac{\partial h_t}{\partial x_t} \right)_{x_t = \hat{x}_{t/t-1}} \dots\dots\dots (6)$$

$H_t (1 \times n)$: 観測行列

式(5)を式(4)に代入すると、式(7)が得られ、

$$y_t - h_t(\hat{x}_{t/t-1}) + H_t \hat{x}_{t/t-1} = H_t x_t + q_t \dots\dots (7)$$

$$\eta_t = y_t - h_t(\hat{x}_{t/t-1}) + H_t \hat{x}_{t/t-1} \dots\dots\dots (8)$$

式(8)のようにおくと、式(7)は

$$\eta_t = H_t x_t + q_t \dots\dots\dots (9)$$

と書け、線形の場合と同様に位置推定を行うことができる。そこで、拡張カルマンフィルタによる、センシング後の状態ベクトル $x_t (n \times 1)$ と共分散行列 $P_t (n \times n)$ の更新はそれぞれ式(10)、(11)に従って行われる。

$$\hat{x}_{t/t} = \hat{x}_{t/t-1} + K_t [y_t - h_t(\hat{x}_{t/t-1})], \quad \hat{x}_{0/-1} = x_0 \dots\dots\dots (10)$$

$$P_{t/t} = P_{t/t-1} - K_t H_t P_{t/t-1}, \quad P_{0/-1} = P_0 \dots\dots (11)$$

$$K_t = P_{t/t-1} H_t^T [H_t P_{t/t-1} H_t^T + Q_t]^{-1} \dots\dots\dots (12)$$

Fig. 4 Position of robot and landmark

$$Q_t = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\alpha^2 \end{bmatrix}$$

本研究ではカルマンフィルタゲイン K_t の観測誤差の項 Q_t を環境の変化に応じて適切な値に変更させることで、環境条件に応じたセンシングポイントの最適配置を行う。

3・2 観測行列 次に拡張カルマンフィルタで用いる観測行列 H_t について説明する。

ランドマークには通常、観測結果を $ax + by + cz = 1$ で表すことができる廊下や床の端のような線ランドマークと、観測結果を (x, y, z) で表すことができる蛍光灯などの点ランドマークがある。本研究でランドマークとして使用するアネモは天井に配置された点ランドマークである。ロボット・天井間の誤差は微小であるとし、ランドマークをロボットが移動する水平面上に投影して考えると、ロボットとアネモの位置関係は図4に表すとおりである。ロボットの現在地を (x_t, y_t) 、観測対象のアネモを (x_m, y_m) とすると、ロボットからみたアネモの位置 r 、方向 α は式(13)、(14)のように表せる。

$$r = \sqrt{(x_t - x_m)^2 + (y_t - y_m)^2} \dots\dots\dots (13)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \frac{y_t - y_m}{x_t - x_m} - \theta_t \dots\dots\dots (14)$$

ここで得られた位置 r 、方向 α は、式(4)の $h_t(x_t)$ に相当し、式(15)のようになる。

$$h_t(x_t) = \begin{bmatrix} h_t^{(1)}(x_t) \\ h_t^{(2)}(x_t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \\ \alpha \end{bmatrix} \dots\dots\dots (15)$$

その結果、観測行列は、式(6)によって計算され以下のようになる。

$$H_t = \begin{bmatrix} \frac{\hat{x}_t - x_m}{\sqrt{D}} & \frac{\hat{y}_t - y_m}{\sqrt{D}} & 0 \\ -\frac{\hat{y}_t - y_m}{D} & \frac{\hat{x}_t - x_m}{D} & -1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (16)$$

$$D = (\hat{x}_t - x_m)^2 + (\hat{y}_t - y_m)^2$$

4. ランドマーク・センシング計画(PLAS)

本章では、本論文で著者らが提案する、環境条件を

Fig. 5 System diagram of PLAS

考慮したランドマーク・センシング計画(PLAS)についての説明を行う。PLASは図5のようなネットワーク構造になっており、環境条件が入力層に入力されると、観測信頼度 R と観測誤差 σ_r, σ_a を出力層に出力する。ここで得られた観測信頼度 R と観測誤差 σ_r, σ_a はそれぞれ、車輪の誤差の更新、拡張カルマンフィルタによる観測後のロボットの位置誤差の推定に用いる。

4.1 環境条件 PLASの入力である環境条件としては、照明条件やロボットの現在の位置誤差などのセンシング結果に影響を与える条件を用いる。

本研究で用いるシステムの場合、カメラを用いていることから生じる部屋の明るさ、また天井のランドマークをセンシングすることによる照明の位置がセンシング結果に大きな影響を与えると考えられる。また、その他のカメラ系のシステム誤差などを考慮し、表1に示す10項目を環境条件としてシステムに入力する。ここで、入力 I_8 のFTMの適合度とは、著者らが画像内のランドマークの探索方法として提案している⁽¹²⁾、ファジィ・テンプレート・マッチング(FTM)におけるファジィ・テンプレート(FT)の適合度を指す。FTMによるランドマーク探索では、あらかじめ探索対象をファジィ集合で作成されたFTでモデル化し、画像内でFTの適合度がいちばん大きくなる場所が探索対象のある場所であると判断する方法である。また、その他の環境条件については図6で説明する。

ただし、表1に示す環境条件については、著者らが研究している天井のランドマークを認識するシステムにおいて有効であると考えられる条件であり、他のシステムにおいては他の環境条件が入力されることがある。

4.2 観測信頼度(R)・観測誤差(σ_r, σ_a) 環境条件 $I_1 \sim I_{10}$ が入力されると、PLASでは、まず入力

Table 1 Inputs of PLAS

Input	Environmental Conditions	parameters
I_1	Brightness of Room	B
I_2	Direction of Lighting	θ_l
I_3	Distance of Lighting	d_l
I_4	Tilting Angle of Camera	θ_{l1}
I_5	Target Rotation in Image	θ_{l2}
I_6	Direction of Landmark	θ_v
I_7	Distance of Landmark	d
I_8	Membership Grade of FTM	IM
I_9	Reliability of Present Position	$P_{11}+P_{22}$
I_{10}	Reliability of Present Orientation	P_{33}

Table 2 Reliability function

Input	Reliability Function	Unit
I_1	$\text{if } I_1 < 50 \quad R_1 = 1 - G(1, 25, 50, I_1)$ else $R_1 = 0$	lx
I_2	$\text{if } I_2 < 10 \quad R_2 = 1 - G(1, 3, 10, I_2)$ else $R_2 = 0$	m
I_3	$\text{if } I_3 < 90 \quad R_3 = 1 - G(1, 90, -180, I_3)$ else $\text{if } -90 < I_3 \leq 90 \quad R_3 = G(1, 90, 0, I_3)$ else $R_3 = 1 - G(1, 90, 180, I_3)$	deg
I_4	$R_4 = G(1, 45, 0, I_4)$	deg
I_5	$\text{if } I_5 < -67.5 \quad R_5 = G(1, 22.5, -90, I_5)$ else $\text{if } -67.5 < I_5 \leq -22.5 \quad R_5 = 1 - G(1, 22.5, -45, I_5)$ else $\text{if } -22.5 < I_5 \leq 22.5 \quad R_5 = G(1, 22.5, 0, I_5)$ else $\text{if } 22.5 < I_5 \leq 67.5 \quad R_5 = G(1, 22.5, 45, I_5)$ else $R_5 = 1 - G(1, 22.5, 90, I_5)$	deg
I_6	$R_6 = G(1, 90, 0, I_6)$	deg
I_7	$R_7 = G(1, 10, 3, I_7)$	m
I_8	$R_8 = I_8$	-
I_9	$R_9 = G(1, 0.5, 0, I_9)$	m
I_{10}	$R_{10} = G(1, 30, 0, I_{10})$	deg

Fig. 6 Environmental conditions

ガウス関数によって表現される信頼度関数(Reliability Function)によって正規化した値 R_i へ変換し、 R_i を1層のネットワークに入力し、出力として観測信頼度 R 、観測誤差 σ_r, σ_a を得る。

ガウス関数は式(17)で表現され、

$$G(a, b, c, I_i) = a \cdot \exp[-\{0.83255(I_i - c)/b\}^2] \quad \dots\dots\dots (17)$$

それぞれのガウス関数は実験的に表2のように定める。

また、ネットワークの出力である観測信頼度 $R(O_i)$ 、観測誤差 $\sigma_r (=O_2)$ 、 $\sigma_a (=O_3)$ は n を入力数、 W_{ij} を $R_i \cdot O_j$ 間の結合の重み、 u_0 を定数とすると、式(18)を基に計算される。

$$O_i = \text{sigmoid} \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} R_j + \text{const} \right) \\ \text{sigmoid}(x) = \{1 + \tanh(x/u_0)\} / 2 \quad \dots\dots\dots (18)$$

(a) In case of near sensing point to landmark

(b) In case of unsuitable sensing point for sensing

Fig. 7 Previous method of decision of sensing point

ただし、ネットワークの荷重 W_{ij} については、あらかじめ様々なセンシング環境において、ロボットにセンシングさせた結果を学習させておくものとする。

ここで計算された観測信頼度 R はセンシングの信頼度を意味し、次節の車輪の誤差の修正で用いられる。また、観測誤差 $\sigma_r (= O_2)$, $\sigma_a (= O_3)$ は拡張カルマンフィルタの観測誤差 Q_t で使用され、この結果、観測誤差 Q_t には環境条件に応じた適切な値が与えられる。

4.3 車輪誤差 V_k の更新 最適なセンシングポイントを設定するためには、ロボットが移動の際に生み出す車輪誤差 V_k に適切な値を選ぶ必要がある。しかし、床とカーペットの上ではスリップの割合が異なるように、移動する環境によって車輪が生み出す誤差は異なってくるため車輪誤差 V_k に固定値は使用できない。特にロボットが自律移動する場合、新しい環境にロボットが導入されるたびに車輪誤差 V_k のモデルをロボットに与えてやるよりは、ロボットが自律的に誤差モデルを獲得することが望ましい。しかし、車輪誤差 V_k をセンシング結果を基に認識しようとする、センシング結果には計測誤差が含まれている。そのため、センシング結果から得られる車輪誤差とセンシング誤差の両方を考慮して車輪誤差 V_k を求める必要がある。

そこで、車輪制御信号に用いたロボット移動量を x_{dt} 、センシング結果から得られる実際のロボットの移動量を x_{at} 、 n をセンシングの回数とすると、本システムではロボットが一定の距離を移動するごとに観測信頼度 R を用いて車輪誤差 V_k を式(19)を基に更新する。

$$V_{k11} = V_{k22} = \sum_{i=1}^n \{R(x_{ai} - x_{di})/x_{di}\}^2 / n \quad \dots\dots (19)$$

4.4 センシングポイントの最適化 従来の手

Fig. 8 Compensation of sensing point

Fig. 9 Flowchart of decision of sensing point

法⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾によると、ロボットは内部で計算している推定誤差が許容誤差に達した時点でランドマークの観測を行っている。この手法によると図7に示すようにロボットは目的地が間近に迫っているが、その位置がセンシングに不向きであろうが推定誤差が許容誤差に達しさえすれば観測を行うことになる。しかし、ロボットは通常、目的地に到達した時点でもう一度センシングをして現在地を確かめるであろうし、また、センシングはなるべく観測条件が良いところで行うのが望ましい。

そこで、本論文ではロボットは移動する前に、あらかじめマップ情報を基にセンシングポイントの計画を行っている。計画にあたっては以下の2点に着目する。(図8参照)

- ・センシングポイントがゴールの近く(ゴール・ロボット間の距離が D_g 以下)に存在するときにはセンシングポイントを変更する。
- ・観測前の誤差から観測後の誤差を引いた値が小さければ (ΔE 以下) センシングポイントを変更する。

ただし、センシングポイントの配置計画は、本章でこれまで説明してきた PLAS を基に行うが、環境条件の部屋の明るさと FTM の適合度については計画時には未知であるため定数を用い、マップから得られる情報だけを基にセンシングポイントの計画を行っている。

センシングポイントの修正については、ロボットの位置誤差がなるべく小さいうちにセンシングを行うのが望ましいことから、 E_p を許容誤差、 E_g を許容誤差

とゴールでのロボットの位置誤差の差とすると式(20)に基づき許容誤差を減らすことによって行う。βの値については通常はβ=1を用いるが、修正の結果センシングの回数が修正前よりも増加する際β<1の値を用いて再度修正を行う。ただし、(+)は修正後、(-)は修正前を意味する。

$$E_p^{(+)} = E_p^{(-)} - \beta(E_p^{(-)} - E_g)/n$$

$$(0 < \beta \leq 1) \dots\dots\dots (20)$$

さらに、移動前では環境条件の推定値を基にセンシングポイントを計画しているため、著者らは、移動中にロボットがセンシングを行うごとにセンシングポイントの再計画を行っている。これまで説明したセンシングの最適化のフローチャートを図9に示す。

5. シミュレーション

シミュレーションにおいて著者らは図10に示す17個のランドマークの真下を順次通過していくコースを使用し、環境条件としての照明の位置や部屋の明るさを変えてロボットに移動させる。ただし、ロボットはあらかじめランドマークや照明の位置を記載した地図を持っているものとし、車輪の誤差については $V_{k11} = V_{k22} = 0.000001$ と固定して行った。

図10(a)は平均的な部屋の明るさと照明の配置の場合で、図10(b)が照明の位置がランドマークに近すぎる場合、図10(c)が部屋の明るさが場所によって異なる場合である。図10(a)、(b)については部屋の明るさを一様に1000 lxとして行った。また各シミュレーションでのあるランドマークからの別のランドマークまで移動する間のセンシング回数を表3に示す。

シミュレーションの結果、照明の位置が近すぎる場合や部屋が暗すぎる場合センシングの回数は増加する傾向にあり、部屋の明るさが適正になるにつれセンシング回数が減少する傾向がわかる。この結果より著者らのPLASが照明の位置、部屋の明るさの環境条件の変化に応じてセンシングポイントを最適に配置している様子がわかる。

6. ロボット移動実験

6.1 風量検査ロボット ロボット移動実験は著者らがこれまで開発を行ってきた風量検査ロボット^{(11)~(13)}(図1参照)を用いて行う。本ロボットは図11に示すように駆動系および風量検査システム制御

Table 3 Sensing numbers of each condition

Landmark	(a)Average Environment	(b)Too Near Lighting	(c)Changed Brightness
1	5	5	5
2	2	2	3
3	2	2	3
4	6	8	6
5	2	3	2
6	2	3	2
7	5	5	4
8	3	3	3
9	7	8	6
10	3	3	3
11	3	3	3
12	6	8	7
13	5	6	5
14	3	2	3
15	13	16	10
16	2	2	2
17	2	2	2
Total	71	81	69

(a) In case of usual condition

(b) In case lighting is too near to landmark

(c) In case brightness of room is changed locally

Fig. 10 Simulation results

Fig. 11 System diagram of robot

用のビークル系システム, 視覚系制御およびナビゲーションシステム用のビジョン系システムの二つのシステムによって制御されている。両システムはそれぞれ CPU を有し, 両 CPU 間は RS-232 C によって通信が行われている。以下に本ロボットの機能について説明する。

(i) 画像認識機能(ビジョン系システム)

ランドマーク兼, 風量計測の対象であるアネモの認識は2台のカメラを用いて行われる。カメラの1台はロボット前方に旋回台と共に取り付けられ, 仰角, 回転角の制御が可能で, 環境からランドマークを探し出す役目を果たす。またロボット中央に配置されたカメラは風量センサと一緒にセンサフード内に鉛直方向上向きに固定され, ロボットがランドマーク真下にいるとき位置, 姿勢の誤差を補正する役割を持つ。アネモの認識方法についてはファジィ・テンプレート・マッチング法⁽¹²⁾を用い, 1回のアネモの認識・距離計測はトランスペュータ2機を用いて4s程度で行われる。画像認識の誤差は画像内で平均4画素程度とかなり小さいものである。

(ii) ナビゲーションシステム(ビジョン系システム)

本ロボットは前もって, 作業フィールドの地図を有しており, アネモの認識結果から地図上での現在地, 姿勢の照合を行う。地図内には, ロボットの可動範囲以外にアネモや照明の位置が記述されており, ナビゲーションシステムは地図に従って, 作業フィールド内すべてのアネモの検査が終わるまでロボットを誘導し続ける。本ロボットではナビゲーションシステムが移動や風量検査などの全体のシーケンスを管理している。

(iii) 移動機能(ビークル系システム)

本ロボットは左右に駆動輪を2輪有し, 前後にキャスタ2輪を有する4輪車で, その場合回転, 前後進の組合せで最高2 km/h で移動することができる。

Fig. 12 Experimental course

(iv) 風量検査機能(ビークル系システム)

本ロボットはロボット上部のセンサフード内に風量センサ・温度センサを有し, ロボットがアネモの真下に到着すると, リフティング機構によってセンサフードを持ち上げ, 天井のアネモにセンサフードを押し当てアネモから吹き出す空気の流れ・温度を測定する。

6.2 実験方法 移動実験においてはロボットに

図12に示すコースを用い, (i) PLASを用いたナビゲーションシステム, (ii) 従来のナビゲーションシステムについてそれぞれランドマーク真横(50 cm)に配置された照明をつけた状態, 消した状態でロボットを周回させた。それぞれのシステムで誘導されるロボットはLandmark 0をスタートしLandmark 1-6を通過し, 再びLandmark 0へ帰って次の周回へ移る。ロボットは各ランドマークの真下でセンシングを行い位置・姿勢の補正を行ってから次のランドマークを目指す

(a) In case of navigation by PLAS (Lighting on)

(b) In case of navigation by PLAS (Lighting off)

(c) In case of navigation by previous system (Lighting on)

Fig. 13 Robot trajectories

Table 4 Alternation of sensing numbers and wheel noise

round	Main Camera Sensing (Times)	Small Camera Sensing (Times)	Total Sensing (Times)	Image Recognition Accuracy	Average of Error (mm)	Wheel Noise V_k
1	11	34	45	0.795	76.43	0.0020
2	23	19	42	0.785	57.86	0.0053
3	22	20	42	0.89	54.07	0.0040
4	22	19	41	0.905	44.66	0.0047

Fig. 14 Alternation of sensing numbers and wheel noise

し移動する。

6.3 実験結果 図13に実験においてロボットが描いた軌跡を示す。PLASによるナビゲーションでは照明 on, off にかかわらず正確に誘導しているのに対し、従来のナビゲーションシステムでは照明 on で Landmark 5 の真下でランドマークを見失いコースアウトしてしまった。また図13(b)では照明を消しているにもかかわらずランドマーク間で行っているセンシングの回数が減少している。これは、実験を日中に行っていたことから照明なしでもセンシングに十分な明るさが得られていたこと、またランドマークに近すぎる照明が消えていたためにセンシングの際の観測誤差が小さかったことによるものである。

従来のシステムではロボットが移動の際に生じる累積誤差について考慮していなかったため、あるランドマークから別のランドマークへ移動する途中でセンシングを行っていなかった。しかし、PLASでは累積誤差を考慮し誤差が許容誤差に達した時点でセンシングを行うため、ランドマーク間の移動中でもセンシングを行っている。

表4および図14はロボットを図12のコース上を連続して周回させた際のセンシング回数、車輪誤差 V_k の移り変わりを示す。実験ではロボットが1周ごとに照明 on, off の条件で周回するものとし、車輪の誤差 V_k は2周(1 Round, 照明 on, off の条件を1周ずつ)ごとに修正を行う。実験の結果、車輪の誤差 V_k が修正され収束していくに従い、センシング回数の合計は減少しているようすがわかる。この結果、ロボットが

周回を重ねるに従い、車輪の誤差は環境に適正な値に近づくように修正され、センシングポイントがより最適な位置に配置されていっていることがわかる。

これらの実験の結果、PLASではセンシングに不向きな環境においても、センシングの回数を増やすことで、正確に誘導することができると証明された。

7. ま と め

本論文では自律移動ロボットにおけるランドマークのセンシングポイント最適配置方法として環境条件を考慮したランドマーク・センシング計画(PLAS)の提案を行った。

PLASの特徴としては(i)観測誤差の計算に照明位置などの環境条件を考慮していること、(ii)ロボットのモデルと拡張カルマンフィルタを基にセンシング・ポイントの最適配置を行っていること、(iii)ロボットの移動誤差のモデルをロボット走行中に自律的に更新していることがあげられる。この結果、PLASによるナビゲーションでは、環境に応じたセンシングポイントの配置が可能となっている。

現在、環境条件としているのは実質的に照明の位置と部屋の明るさだけであるため、今後、さらにセンシングに影響を与える条件を考慮しPLASの入力として追加していく必要がある。

文 献

- (1) 長谷川幸男, 建設作業システムロボット化実現のための諸課題について, 第1回建設ロボットシンポジウム論文集, (1990), 23-28.
- (2) 渡辺豊・油田信一, 車輪型移動ロボットのデッドレコニングシステムにおける位置データ誤差, 日本ロボット学会第6回学術講演会予稿集, (1988), 347-350.
- (3) 小森谷清・谷和男, デッドレコニングとランドマーク認識によるロボットの移動制御, 日本ロボット学会第8回学術講演会予稿集, (1987), 953-954.
- (4) Curran, A. and Kyriakopoulos, K. J., Sensor-Based Self-Localization for Wheeled Mobile Robot, *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics Autom.*, 1 (1993), 8-13.
- (5) J. M., Maja, Integration of Representation Into Goal-Driven Behavior-based Robots, *IEEE Trans. Robotics Autom.*, 8-3 (1992), 304-312.
- (6) 越智達之, 線対称な巡回レーザ光を用いた移動ロボットの位置検出システム, 日本ロボット学会誌, 5-5(1987), 7-10.
- (7) Hirano, T. ほか2名, Laser Beam Range Finder and Its Application to Mobile Robot Navigation, *Proc. JSPE spring*, pt. 3 (1984), 835-836.
- (8) 臼井俊一・藤岡健彦, 車輪式移動ロボットの定位における累積誤差推定と視覚による修正, 日本ロボット学会第7回学術講演会予稿集, (1986), 45-46.
- (9) Graefe, V., An Approach to Obstacle Recognition for Autonomous Mobile Robots, *Proc. IEEE Int. Workshop Intelligent Robots Syst.*, (1990), 151-158.
- (10) 森英雄, 道路環境認識とナビゲーション, 計測と制御, 30-

- 1(1991), 21-26.
- (11) 福田敏男・ほか6名, 自律移動ロボットの視覚によるナビゲーションシステム(天井のランドマーク認識による自律移動ロボットのナビゲーションと位置補正実験), 機論, **61**-582, C(1995), 670-677.
- (12) 福田敏男・ほか5名, 自律移動ロボットの視覚によるナビゲーションシステム(ファジィ・テンプレートマッチングによるランドマーク探索), 機論, **61**-582, C(1995), 670-677.
- (13) 伊藤茂則・ほか5名, 空調用吹出空気検査自動化のための風量検査ロボットの試作・評価実験, 日本ロボット学会論文集, **14**-5(1996), 720-732.
- (14) 片山徹, 応用カルマンフィルタ, (1983), 69-90, 朝倉書店.
- (15) Komoriya, K., Oyama, E. and Tani, K., Planning of Landmark Measurement for the Navigation of a Mobile Robot, *Proc. IEEE/RSJ Conf. Intelligent Robots Syst.*, (1992), 1476-1481.
- (16) Harbert, O. and Pruski, A., Dynamic Modeling of an Indoor Environment, *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics Autom.*, **1** (1996), 751-756.
-