マルチモデル法に基づく移動ロボットの 内界センサ系の故障診断* (Variable Structure Interacting Multiple-Model 法による ハード/ノイズ故障の診断)

橋本 雅文^{*1}, 川島 洋之^{*2}, 大場 史憲^{*1}

Multiple-Model Based Fault Detection and Diagnosis of Internal Sensors in Mobile Robot (Detection and Diagnosis of Hard/Noise Failures of Sensor via Variable Structure Interacting Multiple-Model Estimator)

Masafumi HASHIMOTO^{*3}, Hiroyuki KAWASHIMA and Fuminori OBA

^{*3} Division of Mechanical System Engineering, Hiroshima University,
1-4-1 Kagamiyama, Higashi-Hiroshima-shi, Hiroshima, 739-8527 Japan

This paper proposes a multi-model based approach to detection and diagnosis of hard/noise failures of internal sensors in mobile robot. Three system modes (normal mode, hard failure mode, and noise failure modes) of each sensor are modeled. Changes of the three system modes are also modeled as switching from one mode to another in a probabilistic manner. The mode probabilities and sensor outputs are estimated based on a bank of Kalman filters, and they are interacted with each other effectively. To provide better fault decision, the model sets are switched according to the robot motion. The proposed fault detection and diagnosis (FDD) algorithm is formulated based on the variable structure interacting multiple-model (VSIMM) algorithm. The FDD algorithm is incorporated into a dead-reckoning system of our mobile robot with five internal sensors (four wheel-encoders and a yaw-rate gyro). Experimental results show that the FDD algorithm gives the correct fault decision of the sensors and the dead-reckoning system allows the robust self-localization of the robot subject to sensor failures.

Key Words: Mobile Robot, Dead Reckoning, Sensor Failure, Fault Detection and Diagnosis, Kalman Filter, Multiple-Model Method, Variable Structure

1. 緒 論

センサ系やアクチュエータ系などの故障診断システムをロボットに備えることは、その安全性や信頼性の向上に不可欠である。本研究はフォルトトレラントな移動ロボット実現に向けての基礎研究として、内界センサ系の故障を診断し、センサ系の一部故障に対しても自己位置推定が可能なデッドレコニング(DR)系を構築するものである。

故障診断法は、(1) 推論ルール、ファジーやニューラルネットなどのソフトコンピューティング、スペクトル解析などに基づくモデルフリー手法と、(2) カルマンフィルタやオブザーバなど、対象のダイナミカルモデルに基づくモデルベース手法とに大別できる

①。比較的低速で走行する移動ロボットに対しては近似度の高い運動学モデルの構築が容易なこと、移動ロボットの自己位置推定の分野ではカルマンフィルタ(KF)を基礎とした手法がよく用いられることから、本研究ではKFに基づくモデルベースな故障診断法を構築する。

さて、車輪エンコーダやジャイロなどの内界センサの故障形態としては、(1) 故障時にセンサ出力がある一定値となる「ハード故障」、(2) 故障時にセンサ雑音の大きさが正常時より増大する「ノイズ故障」、(3) 故障時に出力スケール(ゲイン)が変化する「スケール故障」の3つに大別できる。Roumeliotis らはKFを基礎とした故障診断手法として、マルチモデル法のひとつである Multiple Model Adaptive Estimation (MMAE)法^②を適用して内界センサのハード故障やノイズ故障を診断する方法を示した^④。また、Goel らは内界センサのハード故障とタイヤパンク(機械ハード

* 原稿受付 2002年5月20日。

^{*1} 正員, 広島大学大学院工学研究科(〒739-8527 東広島市鏡山1-4-1)。

^{*2} 広島大学大学院工学研究科(現, 神鋼電機(株))。

E-mail: hasimoto@mec.hiroshima-u.ac.jp

故障)に対する故障診断法を提案した⁹⁾。しかし、故障はロボットのシステム構造やパラメータを変化させるにもかかわらず、MMAE 法ではシステムモード間の遷移はないとの前提で状態を推定することから、故障診断への適用にあたっては様々なアドホックな方法を導入する必要がある¹⁰⁾。

そこで筆者らは、内界センサ系のハード故障を対象に、システムモード間の遷移を陽に考慮して Interacting Multiple Model (IMM)法¹¹⁾に基づく故障診断法を提案した^{9)~10)}。しかし、そこでは、ロボットに搭載する全てのセンサを一度にまとめて取り扱っていることから、故障診断のために数多くの故障モデルが必要となる欠点がある。具体的には n 個の内界センサのハード故障のみを対象にした場合でも、無故障から全故障まであらゆる故障モードに対応するには、 $({}_nC_0 + {}_nC_1 + \dots + {}_nC_n)$ 個の故障モデルが必要となり、センサの増加やハード故障以外の故障に対応するには膨大な故障モデルが必要となる。マルチモデル法において、大規模なモデルの使用は状態推定の実時間性の問題のみならず、精度劣化をもたらすことが知られている。そこで、本論文では内界センサ系のハード故障とノイズ故障を対象として、小規模な故障モデルによる故障診断を実現するため、センサ毎に独立した故障診断系を構築する。

さて、ロボットの停止時にはセンサ出力が一定値となることからハード故障と誤診する。筆者らはこれまで、IMM 法とルールを併用してこの問題を解決してきたが⁹⁾、ルールが不要なより汎用性、拡張性の高い故障診断アルゴリズムの構築が望まれる。そこで、本論文では、ロボットの走行時、停止時それぞれに対する故障モデル集合を準備し、ロボットの走行状態に応じてモデル集合を動的に切替え、それをもとに故障診断を行う。この実現のため、動的に変化する複数のモデル集合に対しても精度良い状態推定を可能とする Variable Structure Interacting Multiple-Model (VSIMM)法¹¹⁾を適用する。

本論文の構成を以下に示す。2.では故障診断の対象とした実験用ロボットの構成と故障モデルを述べる。3.では VSIMM 法に基づく故障診断法を、4.では DR アルゴリズムを述べる。また、5.では実験により提案手法の有効性を示し、6.では結論を述べる。

2. システムのモデル化

2.1 移動ロボットの構成 図1のロボットは4つの独立駆動輪を持つスキッドステア型移動ロボットで、左右車輪の速度差により直進や旋回を行う。

トレッド長とホイールベースはそれぞれ0.638 [m]、0.457 [m]で、車輪は半径(公称値)0.19 [m]の中空タイヤである。内界センサとして、各車輪には速度計測用のエンコーダ(分解能:4000 [pulse/rev])を、車体には旋回速度計測用レートジャイロ(分解能: 8.522×10^{-4} [rad/s])の計5つを設けている。以後、それらを簡単のためセンサ1~5と記す(図2参照)。

2.2 システムモードとモデル 本論文では、センサの故障形態としてはハード故障とノイズ故障を対象とする。これは、センサの出力ゲインが変化するスケール故障の診断は、本質的に他のセンサ出力との比較を通じてのみ可能であり、センサ毎に独立して故障診断系を構成する本論文の手法とは診断構造が大きく異なるためである。センサのスケール故障の診断法に関しては、別報で報告する。なお、本論文ではハード故障に関しては簡単のため、故障時にセンサはゼロを出力するものとする。しかし、後述するように、非零を出力する場合でも容易に対応できる。

ハード/ノイズ故障診断法はセンサ1~5いずれも同じため、以下、センサ1についてのみ述べる。

センサ1に関する正常(無故障)、ハード故障、ノイズ故障の3モードを以下、それぞれ、モード0,1,2と称し、各モードに対するモデルを構築する。

ロボットは故障時でもフォルトトレラント制御系により一定の並進速度、旋回速度で運動できると仮定すると、車輪1の対地速度に関する離散時間系の状態方程式は式(1)となり、これを各モードに対して適用する。

$$\omega(t) = \omega(t-1) + \tau \Delta \omega(t-1) \quad (1)$$

ただし、 t 、 $t-1$ は時間ステップ、 τ はサンプリング周期である。 $\Delta \omega$ は ω の微小変動で平均値ゼロ、共分散 Q の正規性白色雑音と仮定する。

センサ1の出力(車輪回転速度)に車輪径公称値を乗ずることで得られる車輪の対地速度を z とすると、モード0~2に対応する観測モデル $m^{(0)} \sim m^{(2)}$ は、以

Fig. 1 Experimental robot

Fig. 2 Notations related to the robot

下で記述できる.

$$\left. \begin{aligned} m^{(0)} : z(t) &= \omega(t) + \Delta z^{(0)}(t) \\ m^{(1)} : z(t) &= \Delta z^{(1)}(t) \\ m^{(2)} : z(t) &= \omega(t) + \Delta z^{(2)}(t) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

ただし, $\Delta z^{(i)}$ ($i=0,1,2$)は観測雑音で平均値ゼロ, 分散 $R^{(i)}$ の正規性白色雑音と仮定する. ノイズ故障時には観測雑音が増大することから $R^{(0)} < R^{(2)}$ となる. なお, ハード故障時にセンサ出力がバイアス値を有する場合は, 式(2)の第2式の右辺にバイアス値を加えたものを故障モデルとすることで対応できる.

3. 故障診断アルゴリズム

式(1), (2)をもとに3つのモードの生起確率を推定し, それが最大となるモードを知ることで, センサが正常か故障かを判定する. しかし, ロボット停止時にはセンサ出力はほぼゼロとなるためハード故障が生じっていると誤診する⁽¹⁰⁾. そこで, ロボットの走行状態によらず精度よい故障診断を実現するため, 次式の2つのモデル集合を考える.

$$\left. \begin{aligned} \text{MG}_1 &= \{m^{(0)}, m^{(2)}\} \\ \text{MG}_2 &= \{m^{(0)}, m^{(1)}, m^{(2)}\} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

そして, 4章の DR 系で推定するロボットの速度・角速度情報をもとにロボットの状態を判定し, ロボットが停止していると判断した場合は MG_1 を, 走行中と判断した場合は MG_2 を選択して, それをもとに故障を診断する. このような, ロボットの走行状況に応じてモデル集合を動的に切替え, それをもとに精度よく故障を診断するため, VSIMM 法⁽¹¹⁾を基礎とした故障診断アルゴリズムを構築する.

VSIMM 法では KF の情報を用いることから, 故障診断アルゴリズムの説明に先立って, 式(1), (2)をもとに KF を用いて車輪1の速度 ω を推定するアル

ゴリズムを要約しておく. モデル $m^{(i)}$ ($i=0, 1, 2$) において時刻 $t-1$ で算出した速度推定値を $\hat{\omega}^{(i)}(t-1)$, その誤差分散を $P^{(i)}(t-1)$ とすると, 時刻 t での $\hat{\omega}^{(i)}(t)$, $P^{(i)}(t)$ は以下のアルゴリズムで算出できる.

[状態予測アルゴリズム]

$$\left. \begin{aligned} \hat{\omega}^{(i)}(t/t-1) &= \hat{\omega}^{(i)}(t-1) \\ P^{(i)}(t/t-1) &= P^{(i)}(t-1) + t^2 Q(t-1) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

[観測更新アルゴリズム]

$$\left. \begin{aligned} \hat{\omega}^{(i)}(t) &= \hat{\omega}^{(i)}(t/t-1) + K^{(i)}(t) \tilde{z}^{(i)}(t/t-1) \\ P^{(i)}(t) &= P^{(i)}(t/t-1) - K^{(i)}(t) H^{(i)} P^{(i)}(t/t-1) \\ K^{(i)}(t) &= P^{(i)}(t/t-1) H^{(i)} S^{(i)-1}(t/t-1) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

ただし, $H^{(0)} = H^{(2)} = 1$, $H^{(1)} = 0$ で, $\tilde{z}^{(i)}$, $S^{(i)}$ はそれぞれ次式で示す観測予測誤差とその分散である.

$$\left. \begin{aligned} \tilde{z}^{(i)}(t/t-1) &= z(t) - H^{(i)} \hat{\omega}^{(i)}(t/t-1) \\ S^{(i)}(t/t-1) &= P^{(i)}(t/t-1) H^{(i)2} + R^{(i)}(t) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

さて, 3つのモード間の移行はマルコフ過程に従って確率的に遷移するものと仮定し, これら3モードの遷移を次式の遷移行行列で表現する.

$$T = \begin{pmatrix} * & * & * \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

ただし, 行列 T の $(i+1, j+1)$ 要素 T_{ij} は, 時刻 $t-1$ でモード i ($i=0,1,2$) にあるセンサが時刻 t でモード j ($j=0,1,2$) へ遷移する確率を表す. 遷移確率が(*)はモード $0 \rightarrow j$ の遷移が起こることを, (0)はモード遷移がないことを表す. ここで, T_{0j} は $\sum_{j=0}^2 T_{0j} = 1$ となるよう定める先験情報である. なお, 本論文では, 一度故障したセンサは正常とはならない, 他の故障モードへは遷移しないことを想定する.

いま, 時刻 $t-1$ で選択したモデル集合を $M_{(t-1)}$ ($= \text{MG}_1$ or MG_2) とおく. そのとき時刻 t での故障診断は以下の手順で行われる.

[Step 1] ロボットの走行状態の判定: ロボットの走行状態を判定し, 停止中と判断したときは MG_1 を, 走行中と判断したときは MG_2 を選択する. 選択したモデルグループを $M_{(t)}$ ($= \text{MG}_1$ or MG_2) と記す.

[Step 2] フィルタの初期化: 時刻 $t-1$ で推定したモード i の生起確率 $\hat{\mu}^{(i)}(t-1)$ をもとに, 時刻 t における $M_{(t)}$ の各モードの生起確率を次式で予測する.

$$\hat{\mu}^{(i)}(t/t-1) = \sum_{m^{(j)} \in M_{(t-1)}} T_{ji} \hat{\mu}^{(j)}(t-1) \quad (8)$$

また、各モードの速度推定値 $\hat{\omega}^{(i)}(t-1)$ と誤差分散 $P^{(i)}(t-1)$ を次式で混合する。

$$\bar{\omega}^{(i)}(t-1) = \sum_{m^{(j)} \in M(t-1)} c_{ij} \hat{\omega}^{(j)}(t-1) \quad (9)$$

$$\bar{P}^{(i)}(t-1) = \sum_{m^{(j)} \in M(t-1)} c_{ij} [P^{(j)}(t-1) + (\bar{\omega}^{(i)}(t-1) - \hat{\omega}^{(j)}(t-1))^2] \quad (10)$$

ただし、 c_{ij} は次式で定義される混合確率

$$c_{ij} = \frac{T_{ji} \hat{\mu}^{(j)}(t-1)}{\hat{\mu}^{(i)}(t/t-1)} \quad (11)$$

[Step 3] KF による状態推定：式(9)、(10)の

$\bar{\omega}^{(i)}(t-1)$ 、 $\bar{P}^{(i)}(t-1)$ を式(4)右辺の $\hat{\omega}^{(i)}(t-1)$ 、 $P^{(i)}(t-1)$ とし、KF により各モードでの速度推定値 $\hat{\omega}^{(i)}(t)$ とその誤差分散 $P^{(i)}(t)$ を求める。

[Step 4] 生起確率の推定：各モードの観測予測誤差 $\tilde{z}^{(j)}(t/t-1)$ とその分散 $S^{(j)}(t/t-1)$ を式(6)より求め、各モードの生起確率を次式で推定する。

$$\hat{\mu}^{(i)}(t) = \frac{\hat{\mu}^{(i)}(t/t-1) L^{(i)}(t)}{\sum_{m^{(j)} \in M(t)} \hat{\mu}^{(j)}(t/t-1) L^{(j)}(t)} \quad (12)$$

ただし、 $L^{(i)}(t)$ は次式で定まるモード i の尤度値。

$$L^{(i)}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi S^{(i)}(t/t-1)}} \exp\left[-\frac{\tilde{z}^{(i)2}(t/t-1)}{2S^{(i)}(t/t-1)}\right] \quad (13)$$

[Step 5] 故障診断：各モードの生起確率 $\hat{\mu}^{(i)}(t)$ に基づき、次式のロジックによりセンサの状態を判定する。

$$\mu^{(j)} = \max_i \hat{\mu}^{(i)}(t) \quad (14)$$

$$\begin{cases} j=0 \Rightarrow \text{Normal} \\ j=1 \Rightarrow \text{Hard failure occurs.} \\ j=2 \Rightarrow \text{Noise failure occurs.} \end{cases}$$

なお、センサのハード故障を検出した後は、そのモードを常に励起させておくため、ロボットが停止しても、対応するセンサに対しては MG_2 から MG_1 への切替えを行わないようにする。

4. デッドレコニングアルゴリズム

図2に示すように、車体の並進、旋回速度をそれぞれ $V, \dot{\psi}$ とする。センサ故障時でもフォルトトレラント制御系により車体は(ほぼ)一定の速度、旋回速度で運動すると仮定していることから、ロボットの速度に関する離散時間系の状態方程式は次式となる。

$$\begin{pmatrix} V(t) \\ \dot{\psi}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V(t-1) \\ \dot{\psi}(t-1) \end{pmatrix} + \tau \begin{pmatrix} \Delta V(t-1) \\ \Delta \dot{\psi}(t-1) \end{pmatrix} \quad (15)$$

ただし、 $\Delta V, \Delta \dot{\psi}$ は微小変動で、ともに平均値ゼロ、分散が $Q_V, Q_{\dot{\psi}}$ の正規性白色雑音と仮定する。

センサ k ($k=1 \sim 4$) の出力を z_k とすると観測方程式は以下となる。

$$\begin{pmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ z_3(t) \\ z_4(t) \\ z_5(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & d \\ 1 & d \\ 1 & -d \\ 1 & -d \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V(t) \\ \dot{\psi}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta z_1(t) \\ \Delta z_2(t) \\ \Delta z_3(t) \\ \Delta z_4(t) \\ \Delta z_5(t) \end{pmatrix} \quad (16)$$

ただし、 Δz_k はセンサ k の観測雑音で平均値ゼロ、分散 R_k の正規性白色雑音とする。また、 $d = T / \sin \alpha$ である。

式(15)、(16)より KF を適用することで、車体の速度、角速度の推定値 $\hat{V}, \hat{\dot{\psi}}$ が得られる。世界座標系でのロボットの位置・方位ベクトルを $\mathbf{x} = (x, y, \psi)^T$ とすると、運動学式

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}(t) + \begin{pmatrix} V(t)\tau[\cos \psi(t) - \frac{1}{2}\dot{\psi}(t)\tau \sin \psi(t)] \\ V(t)\tau[\sin \psi(t) + \frac{1}{2}\dot{\psi}(t)\tau \cos \psi(t)] \\ \dot{\psi}(t)\tau \end{pmatrix} \quad (17)$$

が成立することから、 $\hat{V}, \hat{\dot{\psi}}$ を上式右辺の $V, \dot{\psi}$ とすることで、ロボットの自己位置と方位が推定できる。

式(16)の観測方程式はいずれのセンサもハード／ノイズ故障が生じていない場合である。それらに故障が発生した場合は、そのセンサ情報は DR に利用しないようにする。そのため、センサ k にハード故障が生じると、観測行列中のセンサ k に対応する第 k 行をゼロとする。また、ノイズ故障が生じた場合は、センサ k に対応する観測雑音の分散を大きく設定する。

5. 実験

ロボットをジョイスティックにより手動操作して図3に点線で示す経路に沿って反時計回りに1周させた。直線部での速度は約 0.5 [m/s] で、曲路部ではロボット

Fig. 3 Experiment setup

Table 1 Robot motion

Time [s]	Motion	Time [s]	Motion
0.0 - 1.0	Stop at start	32.3 - 32.6	Stop
1.0 - 8.0	Forward (A)	32.6 - 37.8	Pivot turn
8.0 - 8.3	Stop	37.8 - 38.0	Stop
8.3 - 13.5	Pivot turn	38.0 - 41.6	Forward (D)
13.5 - 13.9	Stop	41.6 - 41.8	Stop
13.9 - 17.0	Forward (B)	41.8 - 47.0	Pivot turn
17.0 - 17.4	Stop	47.0 - 47.3	Stop
17.4 - 22.4	Pivot turn	47.3 - 50.7	Forward (E)
22.4 - 22.7	Stop	50.7 - 60.0	Stop at goal
22.7 - 32.3	Forward (C)		

をいったん停止させ、約 0.3 [rad/s]でその場旋回させた。表1に走行状態を示す。

走行中に観測したセンサ情報を計算機に保存し、そのデータに対して擬似的な故障を発生させた。ハード故障に関しては、センサ観測情報を強制的にゼロとし、ノイズ故障では平均値ゼロ、分散はセンサ 1～4 に関しては $0.09 [\text{m}^2/\text{s}^2]$ 、センサ 5 に関しては $0.09 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ の正規乱数をセンサ観測値に付加した。

プラント雑音と観測雑音に関する分散は試行錯誤で与えた。プラント雑音の分散 Q はセンサ情報に重きをおくよう、センサ観測雑音の分散に比べて非常に大きな値、すなわち、センサ 1～4 に関しては $0.64 [\text{m}^2/\text{s}^2]$ 、センサ 5 に関しては $0.64 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ を与えた。他方、センサの観測雑音の分散 $R^{(i)}$ に関しては次のように設定した。センサ 1～4 による観測値は実際のセンサ出力（車輪回転数）に車輪径（公称値）を乗ずることと得る車輪対地速度のため、車輪径変動や車輪スリップも観測値に不確実性をもたらす。観測値の不確実性の全ては車輪径変動に集約でき、 $0.01[\text{m}]$ の変動が発生しているものと仮定し、それより定まる車輪対地速度の変動 $9.0 \times 10^{-4} [\text{m}/\text{s}]$ をセンサ 1～4 の正常時における観測雑音の分散とした。また、センサ 5 に関してはその分解能に近い値 $1.0 \times 10^{-6} [\text{rad}/\text{s}]$ を与えた。ハード故障時にはセンサ出力はゼロの値に固着することから、非常に小さな値 $1.0 \times 10^{-10} [\text{m}/\text{s}]$ 、 $1.0 \times 10^{-10} [\text{rad}/\text{s}]$ を観測雑音の分散とした。ノイズ故障時のセンサ雑音の分散に関しては計算機内で発生させる分散と同じ大きさ $0.09 [\text{m}^2/\text{s}^2]$ 、 $0.09 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ を与えた。

式(7)で示した遷移行列中の第 1 行の要素に関しては、正常モードから故障モードへ遷移する確率は微小で等確率であるとの前提で、 $T_{00} = 0.988$ 、 $T_{01} = T_{02} = 0.001$ とした。また、初期時刻においてセンサは正常と仮定し、各モードの生起確率は $\hat{\mu}^{(i)}_{(0)} = 1$ 、 $\hat{\mu}^{(1)}_{(0)} = \hat{\mu}^{(2)}_{(0)} = 0$ とした。なお、初期生起確率の大きさは故障診断結果には影響を与えないことは確認し

ている。また、推定値の初期共分散に関して、3つのモードいずれもセンサ 1～4 に対しては $1.0 [\text{m}^2/\text{s}^2]$ 、センサ 5 に対しては $1.0 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ とした。

以下の7つの条件下で実験を行った。

Case 1) 無故障、

Case 2) 停止時($t=22.5[\text{s}]$)にセンサ 1 にハード故障が発生、

Case 3) 直進時($t=25[\text{s}]$)にセンサ 1 にハード故障が発生、

Case 4) 直進時($t=25[\text{s}]$)にセンサ 1 に分散の大きさが

$0.09 [\text{m}^2/\text{s}^2]$ の突発的なノイズ故障が発生、

Case 5) 初期時刻より時間とともに分散の大きさが増大（単位時間あたりの変化率： $2.67 \times 10^{-4} [\text{m}^2/\text{s}^2]$ ）するノイズ故障がセンサ 1 に発生。

Case 6) 直進時($t=25[\text{s}]$)にセンサ 5 に分散の大きさが $0.09 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ の突発的なノイズ故障が発生。

Case 7) 初期時刻より時間とともに分散の大きさが増大（単位時間あたりの変化率： $2.67 \times 10^{-4} [\text{rad}^2/\text{s}^2]$ ）するノイズ故障がセンサ 5 に発生。

なお、Case 5), 7)において、経時劣化するセンサ雑音の分散が観測モデルで設定した雑音の分散 ($0.09 [\text{m}^2/\text{s}^2]$, $0.09 [\text{rad}^2/\text{s}^2]$) と一致する時刻は $t=33.7[\text{s}]$ である。

各条件下でのセンサの診断結果を図 4～10 の(a)、DR によるロボットの走行軌跡を(b)に示す。比較のため、(b)の図中には故障診断系を有さない DR、すなわち、故障の有無に依らず式(15)、(16)により推定した速度情報をもとに自己位置を推定した場合の結果を破線で示している。図 5, 6, 7, 9 の(b)中の○は故障の発生地点を表し、図 8, 10 に関しては初期時刻より故障が発生することから○を省略している。

図 5 (a), 6 (a)よりセンサ 1 のハード故障は正確に検出できるのが分かる。しかし、ロボット停止時にはハード故障モデルを含まない MG_1 が起動することから、Case 2 のようにロボットの一旦停止時にハード故障を生じると、ハード故障が検出できない。そのため、ロボットが走行を開始する $t=22.8[\text{s}]$ まで約 0.3 秒の故障の検出が遅れる。なお、ここでは、ロボット停止時と直進時におけるセンサ 1 のハード故障の診断結果のみを示したが、ロボット旋回時にセンサ 1 にハード故障が発生した場合でも、正確に診断ができることを確認している。また、センサ 1 以外のセンサにハード故障が発生した場合でもセンサ 1 と同様な結果となる。

次に、ノイズ故障について検討する。図 7(a), 9(a)よりセンサ 1 や 5 の突発的なノイズ故障に対しては正確に診断できるのが分かる。しかし、図 8(a)や 10(a)ではノイズ故障の検出の前後でモデル生起確率が振動的になるため、センサ 1 や 5 の診断結果も振動的になる。これはセンサの経時劣化によりセンサ雑音が徐々

(a) Sensor state

(b) Estimated path of robot

Fig. 4 Experimental result (Case 1). In subfigure (a), 'N', 'Fh', and 'Fn' stand for 'Normal', 'Hard failure' and 'Noise failure', respectively. In subfigure (b), the solid line and dashed line are the paths estimated by the dead reckoning with FDD system and one with no FDD system, respectively.

(a) Sensor state

(b) Estimated path of robot

Fig. 5 Experimental result (Case 2)

(a) Sensor state

(b) Estimated path of robot

Fig. 6 Experimental result (Case 3)

(a) Sensor state

(b) Estimated path of robot

Fig. 7 Experimental result (Case 4)

(a) Sensor state

(b) Estimated path of robot

Fig. 8 Experimental result (Case 5)

Fig. 9 Experimental result (Case 6)

Fig. 10 Experimental result (Case 7)

に増大する場合は、センサ雑音がある程度大きくなり、ノイズ故障として検出できないことを意味する。従って、経時劣化を伴うノイズ故障診断では、ノイズ故障と判断したい基準を設け、それをもとにノイズ故障モデルの観測雑音の分散を設定する必要がある。なお、故障診断はセンサ毎に独立して行うことから、ノイズ故障モデルの生起確率推定値の振動が他のセンサの故障診断には影響を与えない。本実験結果はロボット直進時に突発的なノイズ故障が発生する場合のみを示したが、ロボット停止時や直進時に突発的なノイズ故障が生じた場合でも直進時と同様な診断結果となる。

図 5(b)～10 (b)に示すように、提案手法を用いることで、故障診断系を有さない DR に基づく手法に比べてセンサ故障時でもロボットの自己位置推定の劣化を軽減できる。故障診断系を有さない DR では、センサ 1 にハード故障が生じると進行距離を短く認識することになるため、図 5(b), 6(b)に破線に示すような結果となる。図 7 (b), 8 (b)に示すセンサ 1 のノイズ故障発生時には、故障診断系を有さない従来手法でも自己位置推定結果はそれほど劣化しない。これはセンサ 1 のノイズ故障による並進速度推定の劣化が正常なセンサ 2～4 により軽減されるためである。また、センサ 5 の故障時には正確な方位情報が得られないことから図 9(b), 10(b)の走行軌跡は図 4(b)～8(b)に比べて歪んだものとなる。

なお、実験ではひとつのセンサのみの故障診断の結果を示したが、提案手法ではハード/ノイズ故障の

診断はセンサ毎に独立していることから、複数のセンサ故障時にも対応可能である。

6. 結 論

本論文では、内界センサ系のハード故障とノイズ故障を診断し、センサ系の一部故障に対しても自己位置推定を可能とする移動ロボットのデッドレコニング系を構築した。主な結果を以下に示す。

- (1) 故障モデルの増加を軽減するため、センサ毎に独立した故障診断系を構築し、小規模な故障モデルで故障を診断する方法を示した。
- (2) 故障モデル集合をロボットの走行状態に応じて動的に切り替えて、故障を信頼性高く診断するアルゴリズムを VSIMM 法を基礎に構築した。
- (3) ロボットの実走行中に観測したセンサデータをもとに故障診断と自己位置推定を行う実験を行い、提案手法の有効性を確認した。

内界センサ系のスケール故障に対する診断法は追って報告する予定である。

参 考 文 献

- (1) J.Chen, and R.J.Patton, "Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems", Kluwer Academic Publishers (1999)
- (2) A.S.Willsky, "A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems", Automatica, 12, pp. 601-611 (1976)
- (3) D.T.Magill, "Optimal Adaptive Estimation of Sampled Stochastic Processes", IEEE Trans. on Automatic Control, AC-10, pp. 434-439 (1965)
- (4) S.I.Roumeliotis, G.S.Sukhatime, and G.A.Bekey, "Sensor Fault Detection and Identification in a Mobile Robot", Proc. of

- 1998 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1383-1388 (1998)
- (5) P.Goel, G.Dedeoglu, S.I. Roumeliotis, and G.S. Sukhatme, "Fault Detection and Identification in a Mobile Robot using Multiple-Model Estimation and Neural Network", Proc. of 2000 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.2302-2307 (2000)
- (6) P.S. Maybeck, and P.D.Hanlon, "Performance Enhancement of a Multiple Model Adaptive Estimator", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, **31-4**, pp.1240-1254 (1995)
- (7) H.A.P.Blom, and Y.Bar-Shalom, "The Interacting Multiple Model Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficient", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, **33-8**, pp. 780-783 (1988)
- (8) M.Hashimoto, H.Kawashima, F.Oba: Robust Dead Reckoning System with Interacting Multiple Model Based Sensor Fault Diagnosis for Mobile Robot, Proc. of the fourth IFAC Symp. on Intelligent Autonomous Vehicles (IAV01), pp.157-162 (2001)
- (9) M.Hashimoto, H.Kawashima, T.Nakagami, F.Oba: Sensor Fault detection and Identification in Dead-Reckoning System of Mobile Robot: Interacting Multiple Model Approach, Proc. of the 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS 2001), CD-ROM (2001)
- (10) 橋本, 川島, 中上, 大場: センサ系の故障診断機能を有する移動ロボットのロバストデッドレコニング, 日本機械学会論文集中編, **68-666**, pp.476-482 (2002)
- (11) X.R.Li: Engineer's Guide to Variable-Structure Multiple-Model Estimation for Tracking, Multitarget-Multisensor Tracking: Application and Advances Volume III (Y. Bar-Shalom and W.D.Blair, Eds.), Artech House, pp. 499-568 (2000)