

Interacting Multiple Model (IMM)法を用いた状態推定の有効性に関する検討

日本大学生産工(院) ○宮田 純弥 日大生産工 綱島 均

1. 緒言

車両などの輸送機械の姿勢制御を行うためにはそれらの状態量を知ることが必要となる. それらの計測は様々なセンサにより行われている. しかし, センサによっては車両に搭載することが空間やコストの制約で困難な場合がある. このような場合は, 車両の状態量を加速度情報などから推定することが有効である. 中でも IMM (Interacting Multiple Model) 法⁽¹⁾などの複数のモデルを用い推定を行うマルチモデル推定法が複雑な運動をする対象の推定に有効であるとされる. IMM 法とは, まず複数のモデルを用意し, それらのシステムモード間の遷移をあらかじめ遷移確率として定め, それぞれのモードに対応する推定値から, 推定を行う手法である. この手法は, 状態量の推定に限らず, センサ系の故障診断などに応用した例が報告⁽²⁾され汎用性が高い推定法である. しかし, 用意すべきモデルの数量やモード間の遷移確率などの決定には明確な根拠の存在があるものは少ない. それは, 未知の状態量を推定するという本質から考えると当然ではあるが, あらかじめ IMM 法の効率よいモデリングの手法を検討することは有意義であると考えられる.

そこで本研究では, タイヤ・路面間の摩擦係数(以下, 路面摩擦係数)の複数のモードをモデルとし, 車両の状態推定と同時に路面摩擦係数の推定を行う IMM (Interacting Multiple Model) 法を構築する. その構築したモデルを用いモードのモデル数を変化させ推定値にどのような影響を与えるか検証し効率よいモデリングに関する検討を行う.

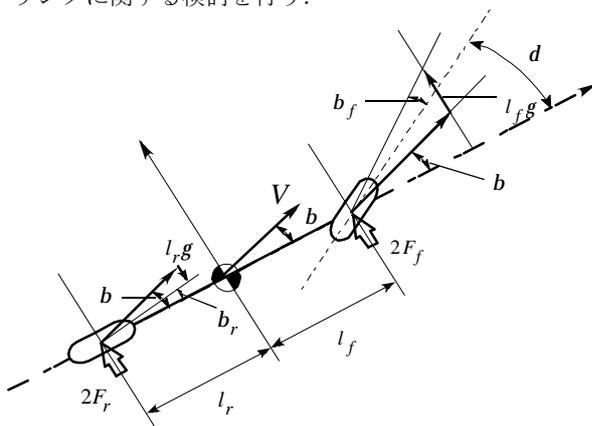


Fig.1 Vehicle model

2. 車両の運動モデル

2.1 車両モデル

車両モデルは図1のような平面2輪モデルとした. 車両の前後輪には白色ノイズとみなせる横方向の外乱 q_f, q_r が入ると仮定し, そのときの車両の運動方程式は次のようになる.

$$mV(\dot{b} + g) = 2F_f + 2F_r \quad (1)$$

$$I\dot{g} = 2l_f F_f - 2l_r F_r \quad (2)$$

2.2 タイヤモデル

タイヤは非線形タイヤモデルとし, 以下のように仮定した⁽³⁾.

$$F_f = -C_f \frac{m}{K_f} \tan^{-1} \left(\frac{K_f}{m} b_f \right) + q_f \quad (3)$$

$$F_r = -C_r \frac{m}{K_r} \tan^{-1} \left(\frac{K_r}{m} b_r \right) + q_r \quad (4)$$

$$b_f = b + l_f g / V - d \quad (5)$$

$$b_r = b - l_r g / V \quad (6)$$

ここで, b は車体の横滑り角, g はヨーレート, b_f, b_r は前後輪の横滑り角, C_f, C_r は前後輪コーナリングパワー, K_f, K_r は係数, m は路面摩擦係数, d は前輪実舵角, V は車両速度, m は車両質量, I は重心回りの慣性モーメントである. このタイヤモデルの特性は図2のようになる.

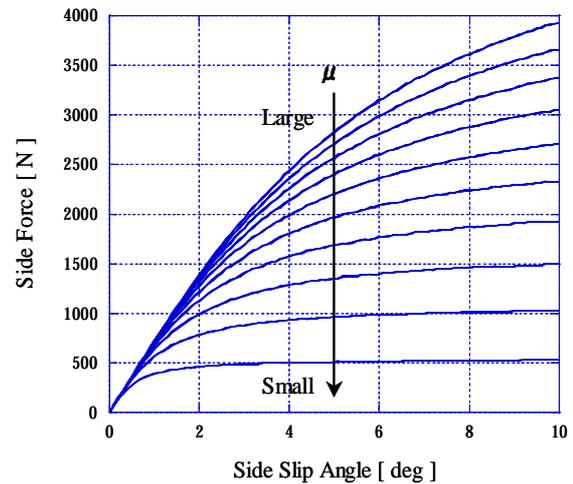


Fig.2 Tire characteristics

Effectiveness of State Estimation Using Interacting Multiple Model Approach

Junya MIYATA, Hitoshi TSUNASHIMA

3. 拡張カルマンフィルタ (EKF) の設計

式(1), (2)を離散時間 Δt で離散化し, 前後輪車軸中央での横加速度を観測するときのシステムは次式で表現できる.

$$x_{t+1} = f_t(x_t) + Gw_t \quad (7)$$

$$y_t = h_t(x_t) + v_t \quad (8)$$

ここで

$$f_t = \begin{bmatrix} b_t + \frac{2}{mV} F_{f_t} \Delta t + \frac{2}{mV} F_{r_t} \Delta t - g_t \Delta t \\ l_t + \frac{2l_f}{I} F_{f_t} \Delta t - \frac{2l_r}{I} F_{r_t} \Delta t \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$h_t = \begin{bmatrix} 2\left(\frac{1}{m} + \frac{l_f^2}{I}\right) F_{f_t} + 2\left(\frac{1}{m} - \frac{l_f l_r}{I}\right) F_{r_t} \\ 2\left(\frac{1}{m} - \frac{l_f l_r}{I}\right) F_{f_t} + 2\left(\frac{1}{m} + \frac{l_r^2}{I}\right) F_{r_t} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} x_t &= [b_t \quad g_t]^T \\ w_t &= [q_{f_t} \quad q_{r_t}]^T \quad G = \begin{bmatrix} \Delta t & \Delta t \\ mV & mV \\ l_f \Delta t & l_r \Delta t \\ I & I \end{bmatrix} \\ v_t &= [v_{f_t} \quad v_{r_t}]^T \end{aligned} \quad (11)$$

とする. このとき, 次のEKFのアルゴリズム⁽⁴⁾を得る. (フィルタ方程式)

$$\hat{x}_{t+1/t} = f_t(\hat{x}_{t/t}) \quad (12)$$

$$\hat{x}_{t/t} = \hat{x}_{t/t-1} + K_t (y_t - h_t(\hat{x}_{t/t-1})) \quad (13)$$

(カルマンゲイン)

$$K_t = P_{t/t-1} \hat{H}_t^T (\hat{H}_t P_{t/t-1} \hat{H}_t^T + R)^{-1} \quad (14)$$

(共分散方程式)

$$P_{t+1/t} = \hat{F}_t P_{t/t} \hat{F}_t^T + Q \quad (15)$$

$$P_{t/t} = P_{t/t-1} - P_{t/t-1} \hat{H}_t^T (\hat{H}_t P_{t/t-1} \hat{H}_t^T + R)^{-1} \hat{H}_t P_{t/t-1} \quad (16)$$

ここで \hat{x} はカルマンフィルタにより計算された推定状態量を示し, \hat{F}, \hat{H} は

$$\hat{F}_t = \left(\frac{\partial f_t(x_t)}{\partial x_t} \right)_{x_t = \hat{x}_t}, \quad \hat{H}_t = \left(\frac{\partial h_t(x_t)}{\partial x_t} \right)_{x_t = \hat{x}_t} \quad (17)$$

で定義される行列である. また, システムノイズ w_t , 観測ノイズ v_t は平均値 0 , 共分散が Q, R のガウス白色雑音とする.

4. IMM 法による推定

IMMのアルゴリズムを図3に示す. 横すべり角の推定には, 前後の車軸中央における横加速度を計測したとし, EKFを設計し推定を行った. システムモードは路面摩擦係数の違いにより m 個のモードを考える. モード間の遷移確率を表す遷移行列 p_{ij} の (i, j) 要素はモード $i \rightarrow j$ の遷移確率を表すとする.

4.1 ミキシング

時刻 $t (t=0, 1, 2, \dots)$ のときのモード $i (i=1, \dots, m)$ におけるEKFによる推定値を \hat{x}_t^i , 推定共分散行列を P_t^i とする. このとき, 混合推定値 \hat{x}_t^{0j} , 混合推定共分散行列 P_t^{0j} は次式となる.

$$\hat{x}_t^{0j} = \sum_{i=1}^m \hat{x}_{t-1}^i r_{ij,t-1} \quad j=1, \dots, m \quad (18)$$

$$P_t^{0j} = \sum_{i=1}^m r_{ij,t-1} \left\{ P_{t-1}^i + [\hat{x}_{t-1}^i - \hat{x}_t^{0j}] [\hat{x}_{t-1}^i - \hat{x}_t^{0j}]^T \right\} \quad (19)$$

ただし $r_{ij,t}$ は時刻 t の混合確率であり次式で表される.

$$r_{ij,t-1} = \frac{1}{\bar{c}_j} p_{ij} r_{i,t-1} \quad i, j=1, \dots, m \quad (20)$$

$$\bar{c}_j = \sum_{i=1}^m p_{ij} r_{i,t-1} \quad j=1, \dots, m \quad (21)$$

4.2 モード生起確率の計算

モード $j (j=1, \dots, m)$ における観測推定値は

$$\hat{y}_t^j = h_t(\hat{x}_t^{0j}) \quad (22)$$

となり, そのときの観測推定値の誤差共分散行列を S_t^j とするとそのとき, 尤度関数は

$$\Lambda_{jt} = |2pS_t^j|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (y_t - \hat{y}_t^j)^T S_t^{j-1} (y_t - \hat{y}_t^j) \right\} \quad (23)$$

となる. したがって, 時刻 t におけるモード j の生起確率は

$$r_{jt} = \frac{\Lambda_{jt} \bar{c}_j}{\sum_{i=1}^m \Lambda_{it} \bar{c}_i} \quad (24)$$

となる.

ここで求めた生起確率はノイズなどにより振動的となることから, 推定精度の向上を図るために生起確率 r_{jt} に対して時間窓を設け, 時間窓内での平均値を算出し生起確率の平滑化を行う.

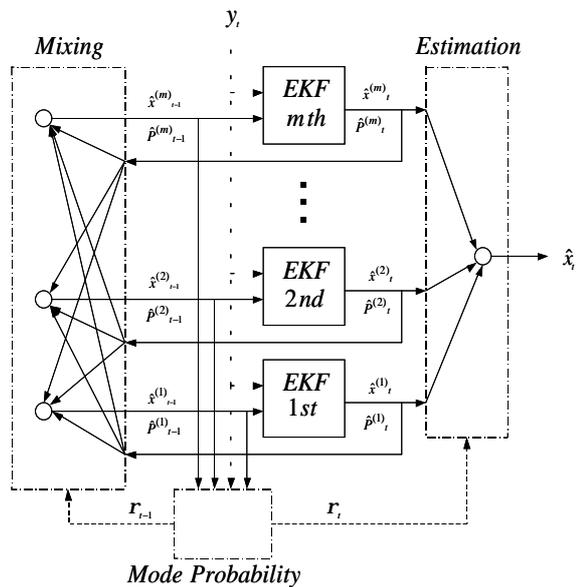


Fig.3 IMM algorithm

4.3 推定

各モードにおける状態推定値 \hat{x}_t^i および観測推定値 \hat{y}_t^i に生起確率で重みをつけ、最終的に時刻 t における状態推定値 \hat{x}_t 、観測推定値 \hat{y}_t が次式により得られる。

$$\hat{x}_t = \sum_{j=1}^m \hat{x}_t^j r_{jt} \quad (25)$$

$$\hat{y}_t = \sum_{j=1}^m \hat{y}_t^j r_{jt} \quad (26)$$

また、各モードの路面摩擦係数 m^j に、生起確率で重みをつけることで時刻 t における路面摩擦係数の推定値 \hat{m}_t が次式により得られる。

$$\hat{m}_t = \sum_{j=1}^m m^j r_{jt} \quad (27)$$

5. シミュレーション

この方法ではあらかじめ複数個のモデルを用意する。モデルの数は推定精度に大きく影響する可能性がある。そこでモデル数により推定精度がどのように変化するか、車両の走行シミュレーションにより検証した。共通の条件は次の通りである。時速80[km]で走行している車両に対し、前輪実舵角を3[deg]緩やかなステップ状の入力を与えJ-turnをさせる。サンプリング周期 Δt は0.03[s]として、タイヤには共分散 $Q = \text{diag}(400, 400)$ のプラントノイズが加わり、観測値には共分散 $R = \text{diag}(0.25, 0.25)$ の観測ノイズが生じるとする。J-turn中に μ が変化(シミュレーション開始後0~6秒間は $\mu = 0.8$ (アスファルト乾燥路面を想定)、6~12秒間は $\mu = 0.55$ (アスファルト湿潤路面を想定)、12~18秒間は $\mu = 0.3$ (アスファルト水膜路面を想定))する。また、各モードの推定状態量、推定共分散行列、生起確率の初期値を $\hat{x}_0^i = [0 \ 0]^T$ 、 $P_0^i = I_{2 \times 2}$ 、 $r_{i0} = 1/m$ ($i=1, \dots, m$)とする。 $I_{2 \times 2}$ を 2×2 の単位行列とする。タイヤモデルの路面摩擦係数 μ は1.0~0.0の値をモデル数に応じて均等に分割したモデルを設定した。時間窓は0.6[s]とした。シミュレーションで用いた車両諸元を表1に示す。以上でモデル数を3, 7, 10の3通りについて検証を行った。遷移確率はモデル数3では

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} 0.55 & 0.35 & 0.10 \\ 0.25 & 0.50 & 0.25 \\ 0.10 & 0.35 & 0.55 \end{bmatrix} \quad (28)$$

とし、モデル数7, 10の遷移行列 p_{ij} の (i, j) 要素は $j=i$ (遷移なし)では0.5, $j=i \pm 1$ では0.2とし、それ以外は $0.1/(m-3)$ とした。ただし $(1, 2)$, $(m, m-1)$ 要素は0.3とする。以上の条件でシミュレーションを行い、モデル数ごとに横滑り角の真値と推定値、前輪車軸中央部の横加速度の計測値と推定値、路面摩擦係数の真値と推定値、モード生起確率の順で図に示した。図4にモデル数3の結果を示す。モデル数が少ない場合は、精度のよい状態推定が行われていないことがわかる。

Table1 Vehicle parameters

| Symbol | Value | Unit |
|--------|-------|------------------|
| m | 1562 | kg |
| I | 2630 | kgm ² |
| l_f | 1.104 | m |
| l_r | 1.42 | m |
| C_f | 42000 | N/rad |
| C_r | 64000 | N/rad |
| V | 80 | km/h |

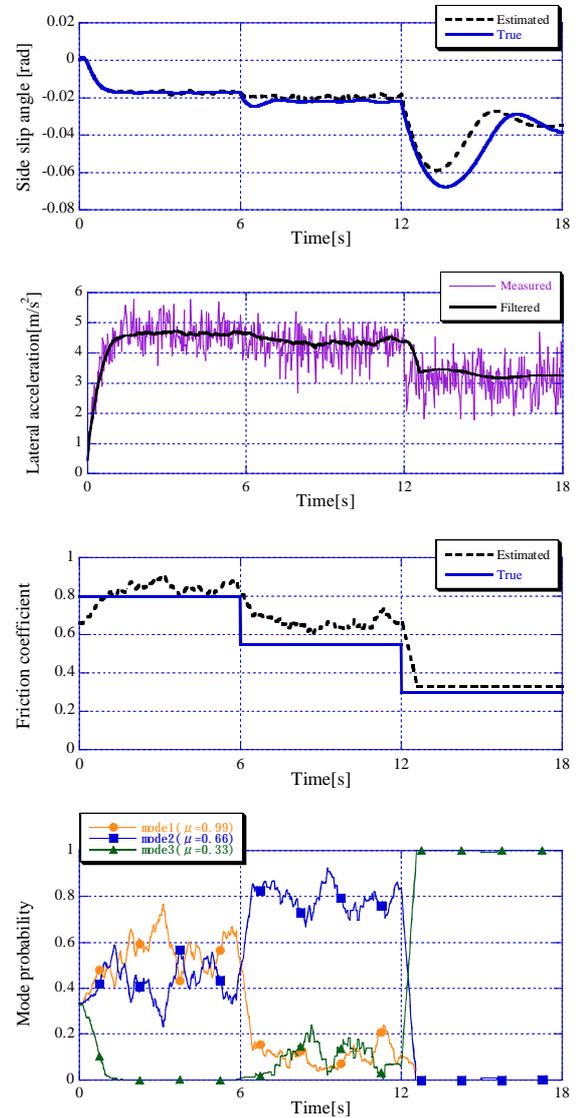


Fig.4 Simulation results (3 models)

しかし、生起確率に変動が生じているため、路面摩擦係数に変化が生じたことを検知することが可能である。次にモデル数7の結果を図5に示す。低い μ の場合には横滑り角の推定精度が悪いことがわかる。一方、路面摩擦係数の推定は良好に行われていることがわかる。図6にモデル数10の結果を示す。この場合は、車両の状態推定も路面の状態推定も良好に行われていることがわかる。

6. 結言

モデル数を変えてシミュレーションを行い、モデル数の推定値に与える影響について検討を行った。その結果、車両の状態推定はモデル数に影響されることがわかった。路面摩擦係数の推定は状態が変化したことを検知するためにはモデル数が少なくても可能である

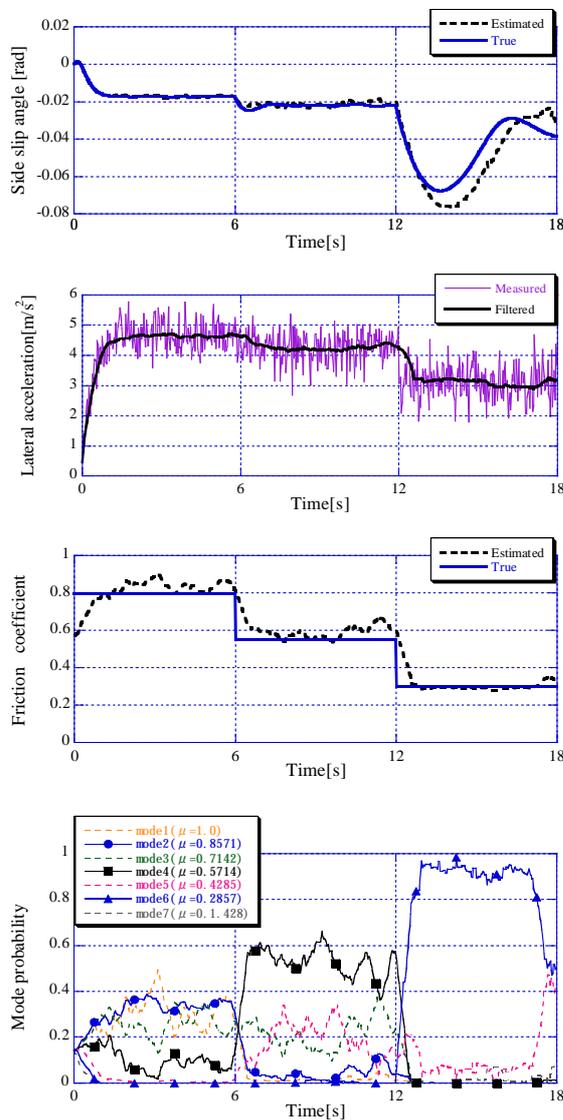


Fig.5 Simulation results (7 models)

ことがわかった。今後はモデル数以外に遷移確率等が推定結果に及ぼす影響を検討し、IMMの汎用性を高めていく予定である。

参考文献

- 1) 山口裕之ほか, 「車体横すべり角推定法の開発」, 日本機械学会論文集(C編), 67巻659号, (2001)
- 2) 橋本雅文, 川嶋洋之, 大場史憲, 「マルチモデル法に基づく移動ロボットの内外界センサ系の故障診断」, 日本機械学会論文集(C編), 69巻677号, (2003)
- 3) 永井ほか, 「非線形領域における車両横滑り角の推定に関する研究」, 日本機械学会第5回交通・物流部門大会講演論文集, No. 96-51, (1996)
- 4) 片山徹, 応用カルマンフィルタ, (2000), 朝倉書店

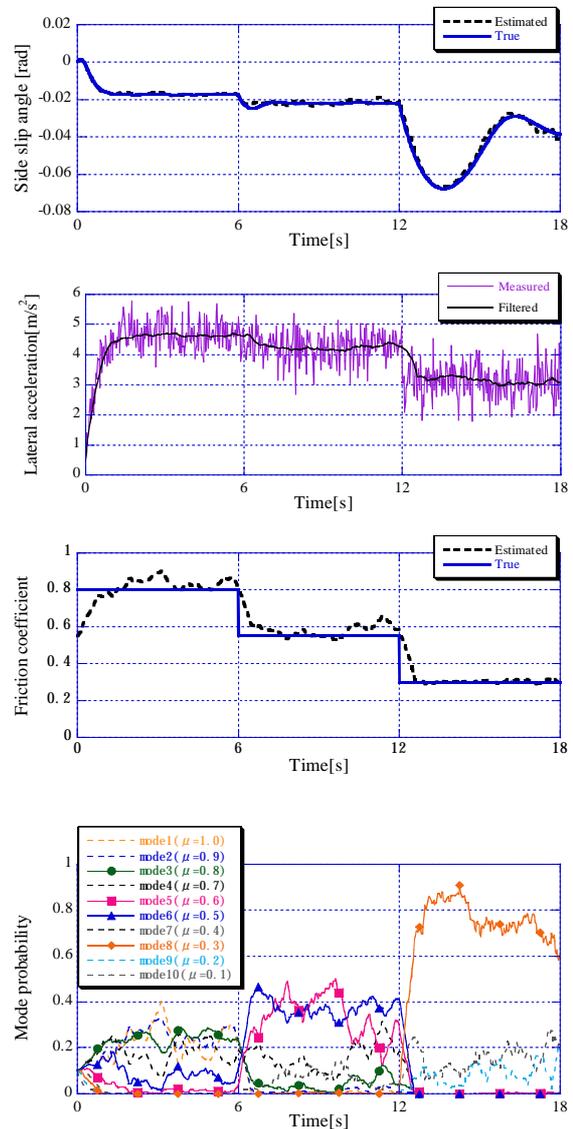


Fig.6 Simulation results (10 models)