ISSN 2186-5647

2-102

車両モデルを用いた高低狂いの推定に関する研究

日大生産工（院）　○小林　尊仁　　日本機械保線　　永沼　泰州
日大生産工　　綱島　均

1. 緒言

鉄道車両を安全でかつ快適に走らせるためには，万全な軌道状態の維持管理が不可欠であり，高頻度で軌道の状態監視をすることが望ましい． 現在，新幹線の軌道は，軌道検測車と複数の営業車両によって状態監視が行われている．軌道検測車による検測は精密な軌道測定が可能になっているものの，コストや維持管理などの点から走行頻度は10日に1回程度に留まる．これを補完するため，複数編成の営業車両に搭載した自動動揺測定装置（車体振動加速度および軸箱加速度計）を用いて1日に数回，軌道状態の監視が行われる．もしも将来，全列車に装置を搭載して軌道状態を常時監視できるなら，適切な保全時期，保全内容の計画によってより確実な予防保全の実現が期待できる．そこで著者らは，安価かつシンプルで省メンテナンスな軌道状態監視装置の実現を目指し，測定が容易な車体振動加速度を用いて軌道狂い（変位）を推定する手法を開発中である．

本稿では，車体上下加速度（出力）から高低変位（入力）を推定する逆解析手法に，カルマンフィルタを用いた結果と推定精度の評価について紹介する．

2. 車両モデルの構築と妥当性の検証

2.1. 車両モデル

車両モデルは直線走行（270km/h）を想定した 1 車両の線形モデルとし，車体 2 自由度（上下動，ピッチ），各台車 2 自由度（上下動，ピッチ）を考慮した合計 6 自由度モデルを使用した（図 1）．ここで，z_b は車体の上下変位，z_{t1} は前台車，z_{t2} は後台車の上下変位を表す．また，θ_b は車体のピッチ角，θ_{t1} は前台車，θ_{t2} は後台車のピッチ角を表す．$r_{1a}, r_{1b}, r_{2a}, r_{2b}$ は各輪軸に与えられる鉛直方向の入力である．

2.2. 車両特性の推定とシステム同定

走行中の車両を動的なシステムとみなすと，入力はその大半が軌道変位であり，出力は車体動揺等の車両運動と考えられる．これらの入出力関係が線形システムとして近似されるならば，周波数応答を考える事ができ，車両振動現象を見通しよく把握することが可能となる．軌道検測車により実測した高低変位，営業車両により実測した車体上下加速度のコヒーレンスを図 2，周波数応答関数を図 3 に示す．図 3 には車両モデルの理論値を併記した．図 2 よりコヒーレンスは一部を除いて高い値を示しており，車体上下加速度はそのほとんどが高低変位に起因し，入出力の関係はほぼ線形であることが確認できた．また，図 3（a）（b）より同定したパラメータを使用した理論値は振幅，位相とも推定値をよく再現しており，理論モデルと同定したパラメータの妥当性を示している．

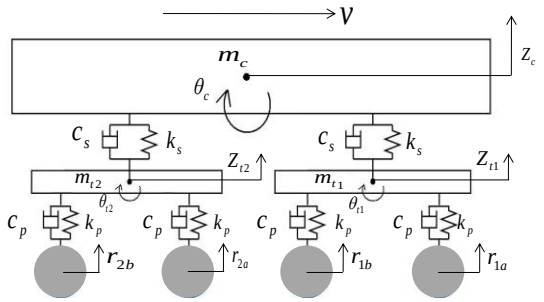


Fig.1 Vehicle model

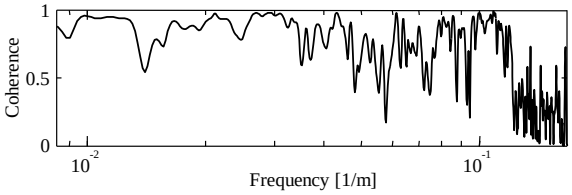
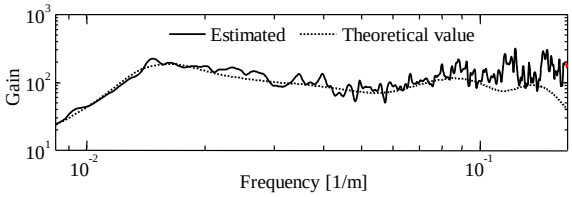
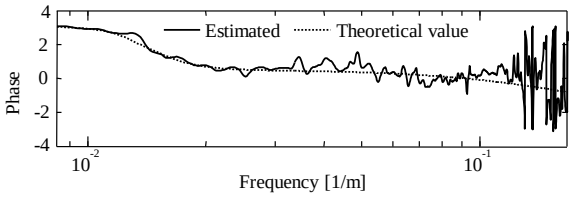


Fig.2 Coherence



(a) Gain



(b) Phase

Fig.3 Frequency response functions

Estimation of longitudinal track level irregularity using Vehicle model

Takahito KOBAYASHI, Hitoshi TSUNASHIMA and Yasukuni NAGANUMA

3. カルマンフィルタによる高低変位の推定

本研究では，車体上下加速度から高低変位を推定する，いわゆる「逆問題」に，代表的な状態推定手法であるカルマンフィルタを利用する．逆解析のため，車両モデルを状態空間モデルで表現して状態推定を行う．状態空間モデル（状態方程式と観測方程式）を次式に示す．

状態方程式

$$\begin{bmatrix} x_n \\ x_{n-1} \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{n-L+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 1 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{n-1} \\ x_{n-2} \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{n-L} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} (u_n + w_n) \qquad (1)$$

観測方程式

$$\begin{bmatrix} y_n \\ y_{n-1} \\ \vdots \\ \vdots \\ y_{n-L+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(L) & h(L-1) & \cdots & \cdots & h(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_n \\ x_{n-1} \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{n-L+1} \end{bmatrix} v_n \qquad (2)$$

ここで，x_n は高低変位，y_n は車体上下加速度の観測値，v_n は観測ノイズである．

通常のカルマンフィルタでは，外部入力である高低変位 u_n は既知の確定入力として扱われるので，これを求めることはできない．そこで，（1）式のように高低変位をランダムウォークで表現した．そのためシステムノイズは外部入力 u_n とプロセスノイズ w_n を加算して構築する．車両モデルは観測方程式で表現される．観測行列中の h は図 1 のモデルに単位インパルスの高低変位を入力した場合の車体振動加速度である．L は単位インパルス応答の総数を示す．カルマンフィルタのアルゴリズムを式（3）～（7）に示す．

一期先予測

$$\hat{\mathbf{x}}_{n+1|n} = \mathbf{F}_n \mathbf{x}_{n|n} + \mathbf{G}_n \mathbf{u}_n \qquad (3)$$

$$\mathbf{P}_{n+1|n} = \mathbf{F}_n \mathbf{P}_{n|n} \mathbf{F}_n^T + \mathbf{Q} \qquad (4)$$

フィルタ

$$\mathbf{K}_n = \mathbf{P}_{n|n-1} \mathbf{H}_n^T \left(\mathbf{H}_n \mathbf{P}_{n|n-1} \mathbf{H}_n^T + \mathbf{R} \right)^{-1} \qquad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{n|n} = \hat{\mathbf{x}}_{n|n-1} + \mathbf{K}_n \left(\mathbf{y}_n - \mathbf{H}_n \hat{\mathbf{x}}_{n|n-1} \right) \qquad (6)$$

$$\mathbf{P}_{n|n} = \mathbf{P}_{n|n-1} - \mathbf{K}_n \mathbf{H}_n \mathbf{P}_{n|n-1} \qquad (7)$$

ここで $\mathbf{Q}$ はプロセスノイズ，$\mathbf{R}$ は観測ノイズの共分散行列である．上式のアルゴリズムによって推定した高低変位 x_n は，状態変数の推定値の一成分として逐次的かつ安定的に与えられる．

4. 高低変位の推定結果

軌道の状態監視での目的から考えると，走行安全性に影響を与える波長域について推定すれば，軌道の保守管理における目的は十分達せられる．

本研究では，走行安全性に影響を与える 10m 波長付近の高低変位（10m 弦正矢）に着目して比較と評価を行った．図 4 に 10m 弦正矢のグラフを示す．また，図中には軌道検測車の実測データを併記した．図 4 より，振幅の小さい場所では局所的に実測値と異なる波形が観測されるが，全体的には軌道を管理する上で十分な推定が出来ていると考えられる．

5. 推定結果の評価

Sprague & Geers Metrics を用いて推定結果の評価を行った．本手法は波形の振幅と位相に着目して相関性を評価する手法である．算出方法と結果を表 1 に示す．また，表中には先行研究である逆フィルタを用いた高低変位の推定結果 [2]を表記した．ここで，e は推定値，m は実測値となる．各値は 0 に近いほど相関性が高いことを示す．表 1 より，カルマンフィルタによる推定結果の方が逆フィルタを用いた時より，実測データと高い相関があることが分かる．

6. 結言

本研究では，測定が容易な車体上下加速度による軌道状態監視の実現を目的として，カルマンフィルタを用いた逐次的な高低変位の推定を試みた．状態空間モデルを逆解析に適用させた結果，軌道を管理する上で十分な推定が行えることが分かった．

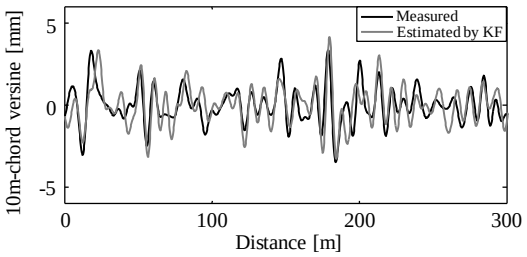


Fig4. Simulation result

Table 1 MPC metrics

	Magnitude	Phase	Combination
Equations	$M = \sqrt{\frac{\sum e_i^2}{\sum m_i^2}} - 1$	$P = \frac{1}{\pi} \cos^{-1} \frac{\sum e_i m_i}{\sqrt{\sum e_i^2 \sum m_i^2}}$	$C = \sqrt{M^2 + P^2}$
Inverse filter	0.2592	0.2506	0.3605
Kalman filter	0.1313	0.2913	0.3195

参考文献

1) Takahito, K., Yasukuni, N., Hitoshi, T., Condition Monitoring of Shinkansen Tracks Based on Vehicle Model, STECH, 2012