

ハーフカーモデルによる軌道形状推定と車両重量差を考慮した浮きまくらぎ検出 (シンポジウム講演概要)

Track profile estimation using a half car model and unsupported sleeper detection considering train vehicle weight difference (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

増田 大地 (東京大・工) 北原 優 (東京大・工) 長山 智則 (東京大・工) 薛 凱 (東京大・工) 蘇 迪 (東京大・工)
Daichi MASUDA, The University of Tokyo
Masaru KITAHARA, The University of Tokyo
Tomonori NAGAYAMA, The University of Tokyo
Kai XUE, The University of Tokyo
Di SU, The University of Tokyo
E-Mail: nagayama@bridge.t.u-tokyo.ac.jp

This study presents an efficient approach to estimate the track profile and detect the unsupported sleeper using train vehicle responses. A half car model is used to represent the bouncing and pitching motions of the train vehicle, and an extended state-space model is defined that includes the track profiles at the front and rear wheels in the state vector. Kalman filter and Rauch-Tung-Striebel smoothing are then employed to estimate the track profiles using the vehicle response observations. In the Kalman filter procedure, both the process noise covariance matrix and observation noise covariance matrix are obtained sequentially using the Robbins-Monro algorithm. The half car model parameters can also be calibrated by solving an optimization problem based on constraints on the estimated track profiles. Furthermore, the unsupported sleeper is detected as a large difference between the track profiles estimated using train vehicles with different weights. A statistical index is proposed to quantitatively identify the unsupported sleeper and distinguish it from random errors between two track profile estimates. The proposed approach is demonstrated on a numerical example.

1. はじめに

浮きまくらぎとは、バラストが崩れてまくらぎが不支持となる軌道不整を指す。浮きまくらぎは列車走行時のみ顕在化するため、巡視による発見が難しい。しかしその発生個所ではバラストとまくらぎが繰り返し衝突し、バラストの破碎や噴泥などより深刻な軌道不整へと進展するため、早期の検出による適切な補修が望ましい。

浮きまくらぎ検出の既往研究として、楠田¹⁾は、軌道検測車により動的軌道形状を測定し、軌道の2次元有限要素モデルを用いて浮きまくらぎ量を算出した。しかし軌道検測車を保有する路線は限られるため、動的軌道形状の測定を高頻度を実施することは困難である。

一方、道路インフラの分野では、スマートフォン等により計測された車両応答から路面形状を推定する簡易手法が提案されている²⁾。そこで本研究では、この手法を鉄道のバラスト軌道に応用することで、列車走行時の車両振動を利用した軌道形状の推定および浮きまくらぎの検出を検討する。ハーフカーモデルを車両モデルとして採用し、車両の加速度・角速度応答を観測量にもち軌道形状を状態量に含むカルマンフィルタを構築して軌道形状を推定する。ハーフカーモデルのパラメータは、独立に求めた前後台車輪の軌道形状に関する物理的な制約条件を考慮した最適化問題を解くことで推定する。さらに、浮きまくらぎ発生個所では車両重量差により軌道形状が異なることを利用し、統計指標に基づく浮きまくらぎ区間の判定基準を提案する。

2. 軌道形状推定の概要

Fig.1 に示すハーフカーモデルの運動方程式は式(1)で与えられる。

$$M\ddot{\mathbf{z}}(t) + C\dot{\mathbf{z}}(t) + K\mathbf{z}(t) = D\mathbf{r}(t) + E\dot{\mathbf{r}}(t) \quad (1)$$

ここに、 M , C , K はそれぞれ質量、減衰、剛性行列、 $\mathbf{z}(t)$, $\mathbf{r}(t)$ は各自由度の上下変位および前後台車輪位置における軌道形状、 D , E はそれぞれ $\mathbf{r}(t)$ と $\dot{\mathbf{r}}(t)$ の係数行列である。

つぎに離散時間状態空間モデルを以下のように定義する。

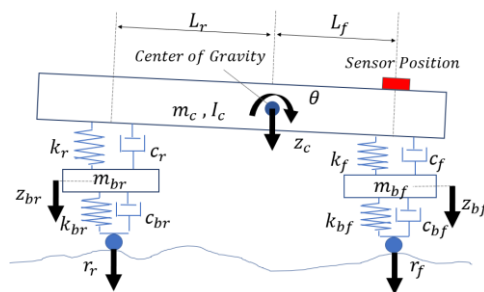


Fig.1 Half car model

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{Z}_k + \boldsymbol{\zeta}_k \quad (2)$$

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{C}\mathbf{Z}_k + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

ここに、 $\mathbf{Z}_k$ は車両応答 $\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{z}(t)^T \dot{\mathbf{z}}(t)^T]^T$ に加えて軌道形状 $\mathbf{r}(t)$ とその微分 $\dot{\mathbf{r}}(t)$ を成分とする拡張状態ベクトル、 $\mathbf{u}_k$ は観測ベクトル、 $\mathbf{A}$, $\mathbf{C}$ はそれぞれ状態行列および観測行列、 $\boldsymbol{\zeta}_k$, $\mathbf{v}_k$ はそれぞれガウス分布に従うプロセスノイズおよび観測ノイズである。なお観測ベクトルについて、スマートフォンで計測した車両の鉛直加速度およびピッチング角速度に加えて、可観測性を満たすために、これらを数値積分して求めた鉛直変位およびピッチング角を考慮した。

上記の拡張状態空間モデルにカルマンフィルタを適用する。 k ステップまでの観測量に基づく $k+1$ ステップの事前状態推定量 $\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}$ および事前誤差共分散行列 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ は次式で与えられる。

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{Z}}_{k|k} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k|k}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \quad (5)$$

ここに、 $\mathbf{Q}_k$ はプロセスノイズ共分散行列である。 $k+1$ ステップの観測量に基づく事後状態推定量 $\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k+1}$ および事後誤差共分散行列 $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$ は以下の通りである。

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k} + \mathbf{G}_{k+1}(\mathbf{u}_{k+1} - \mathbf{C}\hat{\mathbf{Z}}_{k+1|k}) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_{k+1}\mathbf{C})\mathbf{P}_{k+1|k} \quad (6)$$

Table 1 Half car model parameters and their estimates.

Parameter	l_c	m_{bf}	m_{br}	k_f	k_r	k_{bf}	k_{br}	c_f	c_r	c_{bf}	c_{br}	L_f
Estimate/Target value	1.08	0.67	0.62	2.04	0.79	0.24	0.48	1.91	1.93	0.82	1.52	0.63

ここに、 $\mathbf{G}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{C}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1}$ は観測ノイズ共分散行列 $\mathbf{R}_{k+1}$ に基づくカルマンゲインである。プロセスノイズ共分散行列 $\mathbf{Q}_k$ および観測ノイズ共分散行列 $\mathbf{R}_k$ はRobbins-Monro アルゴリズムを用いて逐次的に推定する。得られた事後状態推定量に Rauch-Tung-Striebel 平滑化を適用することで、前後台車輪位置における軌道形状推定量 $\hat{r}_f$, $\hat{r}_r$ を得る。

ハーフカーモデルの $\mathbf{M}$, $\mathbf{C}$, $\mathbf{K}$ を構成する 12 個のパラメータを Table 1 に示す。これらを変数 θ とすると、軌道形状推定量 $\hat{r}_f$, $\hat{r}_r$ が実質的に同一の物理量であり、そのパワースペクトル密度 (Power spectrum density: PSD) 関数が両対数軸上ではほぼ直線となることから、以下の目的関数を設定し、これを最小化する θ の組を遺伝的アルゴリズムにより同定する。

$$F(\theta) = w \left[\frac{\int_{\omega'_a}^{\omega'_b} |P_{r_f}(\omega') - P_r(\omega')| d\omega'}{\int_{\omega'_a}^{\omega'_b} \frac{P_{r_f}(\omega') + P_r(\omega')}{2} d\omega'} \right] - (1-w) [(1-R_f^2)(1-R_r^2)] \tag{7}$$

ただし、空間周波数 ω について $\omega' = \log_{10}\omega$ である。ここに、 $P_{r_f}(\omega')$, $P_r(\omega')$ はそれぞれ前後台車輪位置で求めた軌道形状の PSD の対数値、 ω'_a , ω'_b は積分の上下限、 R_f^2 , R_r^2 はそれぞれ $P_{r_f}(\omega')$ および $P_r(\omega')$ を線形回帰したときの決定係数、 w は重み係数である。

3. 浮きまくらぎ検出手法

本研究では重量の異なる 2 車両について走行時の車両振動を計測し、上記の手法で軌道形状を推定する。前後台車輪の軌道形状推定量の平均値 $\hat{r} = (\hat{r}_f + \hat{r}_r)/2$ について、位置 x における軽重車両間の差分値 $r_{diff}(x)$ を求め、その標準得点を次式により算出する。

$$Z_r(x) = \frac{r_{diff}(x) - \mu}{\sigma} \tag{8}$$

ここに、 μ , σ はそれぞれ r_{diff} の平均および標準偏差である。

健全区間において r_{diff} が正規分布に従うと仮定すると、標準得点 Z_r の 99.7 % 以上は信頼区間 $[-3, 3]$ に含まれる。一方、浮きまくらぎ区間では Z_r はこの信頼区間に対して有意に大きな値をとると考えられる。そこで本研究では、 $|Z_r| \geq 5$ となる区間を浮きまくらぎ区間と判定することとした。

4. 数値シミュレーションによる検証

マルチボディー解析により生成した列車の動的応答データを用いて提案手法を検証する。解析には商用ソフトの Simpack を利用し、総質量 33.8 ton と 55.8 ton の 2 車両が延長 3 m (まくらぎ 6 本分) の浮きまくらぎ区間を有する 3000 m の軌道を走行した際の車両応答を生成した。

重車両について遺伝的アルゴリズムで同定したハーフカーモデルのパラメータと真値との比を Table 1 にまとめる。2 車両それぞれについてハーフカーモデルを用いて軌道形状を推定した。浮きまくらぎ区間を含む一部区間における推定結果 $\hat{r}$ を Fig.2 に示す。健全区間では 2 車両の軌道形状推定結果はよく一致しているのに対して、浮きまくらぎ区

間では重車両のほうが沈下量が大きくなっていることがわかる。

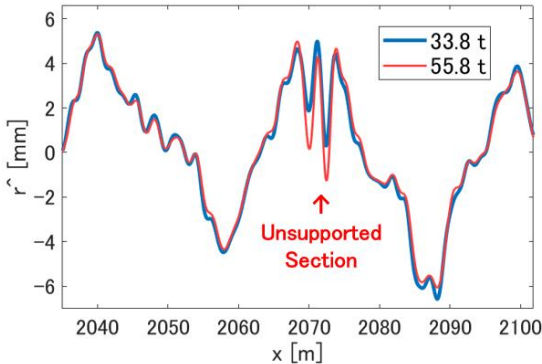


Fig.2 Track profile estimation results

また、2 車両の推定軌道形状の差分値 r_{diff} および標準得点 Z_r を Fig.3 に示す。なお、 $x = [0, 500]$ と $x = [2900, 3000]$ の区間は除外して検討した。図より、健全区間では概ね $Z_r \leq 3$ であるのに対して、浮きまくらぎ区間では $Z_r = -9.10$ となり、提案指標 $|Z_r| \geq 5$ を用いた浮きまくらぎ検出が可能であることを示せたものと考えられる。

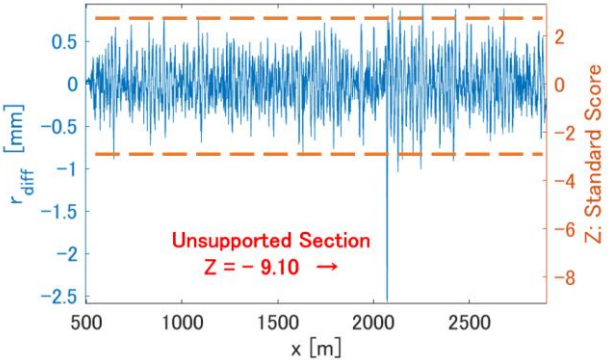


Fig.3 Track profile differences and standard scores

5. 結論

本研究では、列車走行時の車両振動を利用したハーフカーモデルによる動的軌道形状の推定手法と、車両重量差を考慮した浮きまくらぎ検出手法を構築し、数値シミュレーションを用いてその有用性を示した。今後は営業路線で実際にスマートフォン等で取得した車両応答データを用いて、本手法の妥当性を検討する予定である。

参考文献

1) 楠田将之, 松本麻美, 片岡宏夫: 軌道変位データに基づく浮きまくらぎ検出手法, 土木学会論文集 A2 (応用力学), Vol. 74, No. 2 (応用力学論文集 Vol. 21), I_543-I_551, 2018.
2) 長山智則, 趙博宇, 薛凱: 走行時の車体振動を利用したハーフカーモデルの同定と路面縦断形状の推定, 土木学会論文集 E1 (舗装工学), Vol. 75, No. 1, 1-16, 2019