

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 4 年 6 月 15 日現在

機関番号：12601

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2019～2021

課題番号：19K04570

研究課題名（和文）営業車両応答のデータ同化と機械学習による軌道評価システムの実証研究

研究課題名（英文）Track Evaluation from Train Responses by Data Assimilation and Machine Learning

研究代表者

蘇 迪 (Su, Di)

東京大学・大学院工学系研究科（工学部）・特任准教授

研究者番号：40535796

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：軌道の変状による事故の防止のために異常の早期発見が重要であるが、通常の年1回実施の軌道検測は頻度が低く、軌道劣化の進行を適切に把握できないことが指摘されている。本研究では、近年急速に普及した安価な携帯情報端末により観測した、営業車両の車体の振動応答から軌道状態を推定し、簡便かつ高頻度な常時モニタリングシステムの構築を目指す。研究の方法としては、軌道変状が長短波長成分を分類され、データ同化手法と機械学習手法を組み合わせ、数値解析モデルで検証する上、実線路営業車両へ応用検証を行う。数値解析と実車計測によって軌道状態の評価手法の構築でき、手法の実用性および精度が明らかになると考える。

研究成果の学術的意義や社会的意義

軌道の変状特性によって応答への影響が異なる。本研究は対象とする軌道状態を表現するために十分に詳細な、かつ、逆解析に耐える車両モデルを提案する。さらに、長波長変状成分をデータ同化から直接逆推定を適用するとともに、推定困難の短波長成分は機械学習より特徴検出を試みた。本システムでは、営業車両と携帯情報端末を利用するため、特殊な車両と計測機器を必要としないことから、実装は容易である。また、通常営業中に頻繁な計測、データ収集が可能であるため、本研究は地方中小鉄道事業者に低廉かつ簡便なモニタリング手法を提供し、資産価値の維持と向上に資する重要な基礎技術と位置付けられる。

研究成果の概要（英文）：Early detection of rail abnormalities is important to prevent accidents caused by track irregularity. However, track inspections, usually conducted once a year, are infrequent and do not adequately monitor the progress of track deterioration. This study aims to construct a simple and high-frequency monitoring system by estimating track conditions based on vibration responses of car bodies of commercial vehicles observed by inexpensive mobile devices, which have rapidly become popular in recent years. The research method is to classify track irregularity into long- and short-wavelength components, combine data assimilation and machine learning methods, verify the results using numerical analysis models, and apply the results to actual trains. The evaluation method of track conditions is constructed by numerical analysis and actual vehicle measurement, and the practicality and accuracy of the method are clarified.

研究分野：構造工学

キーワード：軌道評価 データ同化 機械学習 携帯情報端末

1. 研究開始当初の背景

鉄道は公共性の高い交通機関であるが、人口減少の社会背景で中小鉄道の多くは現在経営環境が厳しく、老朽化が進む施設に対して十分な維持管理が行われていない状況にあり、安全性の低下が危惧されている。その中、軌道の変状による事故の防止のために異常の早期発見が重要であるが、通常年1回実施の軌道検測は頻度が低く、軌道劣化の進行を適切に把握できないことが指摘されている。上述の問題を解決する技術として、近年発展しつつある移動体センシングを用いた軌道状態評価技術がある。営業車両に簡易計測システムを搭載し、日常の繰り返す営業運転時の計測から異常を発見することを想定しているが、定性的な評価であるため、維持管理の指標として用いるレベルには達していない。そのため、簡便かつ信頼性の高い軌道状態評価技術の開発が期待されている。

研究代表者等は、上述の問題を解決するために、スマートフォンを利用した簡易な計測システムを搭載し、車両の振動から軌道の異常を検知する軌道モニタリングシステム(Train Intelligent Monitoring System, TIMS)の開発に取り組んできた。列車の振動応答データの取得が容易な環境を構築できたとともに、GPS電波の利用できない区間においても、加速度と車内音の相互補正による鉄道車両の位置同定手法を開発され、計測環境に関わらず管内の全線路の健全性を評価できる監視システムが開発できたと考えられる。さらに、本研究において、軌道変状が長短波長成分を分類され、データ同化手法と機械学習手法を組み合わせ、数値解析モデルで検証する上、実線路営業車両へ応用検証を行う。本システムは全国120社に及ぶ中小鉄道での利用を想定しており、僅か数万円の経済負担で安全性を向上させ、事故の発生を未然に防ぐと共に、鉄道インフラの維持管理の合理化を図るものである。

2. 研究の目的

本研究は安価で汎用的な携帯情報端末を計測装置に採用し、営業車両においても機器設置が比較的容易である車体と台車の応答を計測する。データ同化の逆解析手法と機械学習の特徴認識手法を組み合わせで応用する。数値解析と実車計測によって軌道状態の評価手法の構築でき、手法の実用性および精度が明らかになると考える。

(1) 逆推定に適切な計測レイアウト・車両モデルの解明

車両応答(出力)を用いた軌道状態(入力)の逆推定の難しさは、車両モデル(システム)に誤差があったり、観測誤差も有する観測量が限られるなかでの逆解析の不確定性もあったり、唯一解に収束しない可能性がある。一般論として、入力の同定は、システムの可観測性やモデルパラメータの正確さに依存する。軌道状態を同定する場合、応答データの測定位置や測定項目、車両モデルの選択と諸元値の分布範囲などが同定結果を支配する。そこで、車上における適切な計測レイアウトや逆推定用の車両モデルの設定等の解明が重要である。

(2) 軌道変状の波長成分に応じる推定手法の開発

車両のサスペンションシステムは、走行時に軌道から伝わる振動や衝撃を車体に伝えないように減衰させる。車体や台車の応答の利用より、センサの設置は簡単になるが、検出しやすい軌道変状の波長成分は違う。長波長の変状成分は影響を受けにくくなっており、逆推定手法が有効だと想定した。一方、短波長成分をフィルターされ、信号雑音比が低いいため、推定し難いと予想されるため、統計分析のような特徴認識手法の適用も検討すると考える。

3. 研究の方法

(1) 軌道変状の可観測性分析より計測レイアウト・車両モデルの解明

移動体中計測のため、加速度計・ジャイロ等による記録と位置同定、車両応答値からの軌道不整、構造物の変状の状況逆解析精度の問題等、解明すべき点が多いが、計測される物理量と設置場所は実車で計測可能なセンサ配置を決まる。

入力変数 x 、出力変数 y 、 n 個の状態変数 u の状態空間表現の一般形は次のようになる。

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (1)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad (2)$$

可観測性(observability)とは、システムの外部出力を観測することでシステムの内部状態を推測可能かどうかの尺度である。システムの可観測性と可制御性は数学的な双対である。連続時不変状態空間モデルが観測可能(observable)であるとは、次が成り立つ場合である。

$$\text{Rank} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N-1} \end{bmatrix} = n \quad (3)$$

この可観測性チェックを列車モデルに適用し、車両振動応答に基づく軌道変状の逆解析において、計測が必要な物理量と設置場所についてを確認する (図-1)。

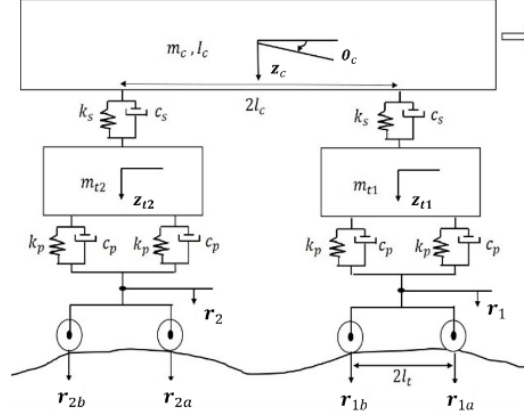


図-1.4 自由度半車モデル

(2) データ同化による長波長の軌道変状成分の逆推定

逆推定手法として、カルマンフィルタを採用した。カルマンフィルタは線形・ガウス型状態空間モデルにおいて、推定すべきデータの真値と推定値の間の RMS を最小にする意味で最適な逐次解法である。まず状態方程式から事前状態推定値 $\hat{Z}_{k+1|k}^a$ と事前誤差分散共分散行列 $P_{k+1|k}$ を求める。

$$\hat{Z}_{k+1|k}^a = A_a \hat{Z}_{k|k}^a \quad (4)$$

$$P_{k+1|k} = A_a P_{k|k} A_a^T + Q_k \quad (5)$$

Q_k はプロセスノイズの分散共分散行列である。次にカルマンゲイン (カルマン利得) L_k を次式によって計算する。カルマンゲインは観測値と推定値の予測誤差を用いて、推定値をどの程度補正するかを表す重みであり、観測方程式による必然性と状態方程式による可能性を考慮し 0~1 の値をとる量である。

$$L_{k+1} = P_{k+1|k} C_a^T (C_a P_{k+1|k} C_a^T + R_{k+1})^{-1} \quad (6)$$

R_k は観測ノイズの分散共分散行列である。最後に計算されたカルマンゲインと得られた観測値から観測方程式を用い、事前推定値を補正した事後状態推定値 $\hat{Z}_{k+1|k+1}^a$ と事後誤差分散共分散行列 $P_{k+1|k+1}$ を求める。

$$\hat{Z}_{k+1|k+1}^a = \hat{Z}_{k+1|k}^a + L_{k+1} (u_{k+1} - C_a \hat{Z}_{k+1|k}^a) \quad (7)$$

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - L_{k+1} C_a P_{k+1|k} \quad (8)$$

(3) 機械学習による短波長の軌道変状成分の検知

短波長軌道変状の一つである、浮きまくらぎとは、レールを支えるまくらぎの下のバラストが、衝撃などにより掘れてしまい、まくらぎが浮いた状態のことである。

時系列データにおける異常検知の手法の一つとして、正常なデータを用いて、ある時点の値を予測するモデルを作成し、テストデータを入力したときの予測値からの観測値の外れの大きさを異常度とする手法がある。予測するモデルとしては、時系列データを予測する手法ならば、基本的にどのようなものでも利用することができる。時系列データを予測する代表的な手法としては、自己回帰モデルや状態空間モデルがある。車両は空気ばねやストッパーなどを含む複雑な構造をしており、車体の振動は非線形性が強いと考えられるため、本研究では、非線形性の強い時系列の予測においても有効な Long Short-Term Memory (LSTM) をベースとしたリカレントニューラルネットワークを採用した。また、一般に全ての時点で予測の不確実さは一定ではない。そこで本研究では、モンテカルロドロップアウトを用いて、予測の不確実さも推定する。

異常度 a は、予測分布を $p^*(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 、テストデータの入力を \mathbf{x}' 、出力を \mathbf{y}' とし、 $a = -\ln p^*(\mathbf{y}'|\mathbf{x}')$ と定義する。モンテカルロドロップアウトを用いたときの異常度は、尤度関数を $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \mathbf{w})$ 、近似事

後分布を $q(\mathbf{w})$ ，近似事後分布からのサンプルを $\mathbf{w}^{(i)}$ ，サンプリング回数を S とすると，

$$a = -\ln p^*(\mathbf{y}'|\mathbf{x}') = -\ln \int p(\mathbf{y}'|\mathbf{x}', \mathbf{w})q(\mathbf{w})d\mathbf{w} \approx -\ln \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S p(\mathbf{y}'|\mathbf{x}', \mathbf{w}^{(i)}) \quad (9)$$

となる．モンテカルロドロップアウトでは，尤度関数を分散が $\gamma^{-1}\mathbf{I}$ (\mathbf{I} は単位行列) の正規分布と仮定するため，

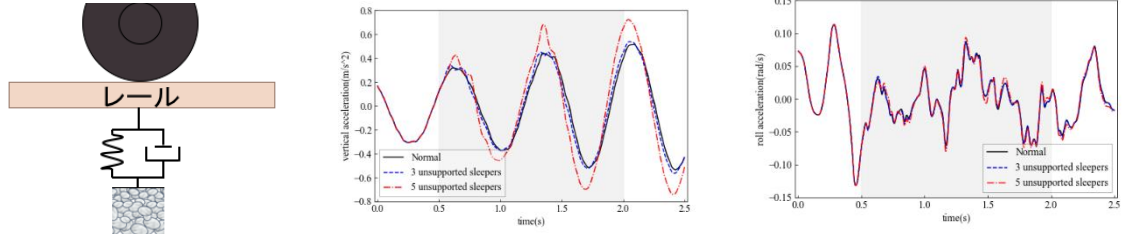
$$a = -\ln \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \exp\left(-\frac{\gamma}{2} \|\mathbf{y}' - f(\mathbf{x}', \mathbf{w}^{(i)})\|^2\right) + \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln \gamma \quad (10)$$

となる．ここで， $f(\mathbf{x}', \mathbf{w}^{(i)})$ は，入力を \mathbf{x}' ，重みを $\mathbf{w}^{(i)}$ としたときのニューラルネットワークの出力であり， d は出力の次元である．

提案手法をまとめると，以下である．

1. バンドパスフィルタをかけた上下加速度を対象として，正常なデータ，もしくは，異常なデータがほとんど含まれていないデータを用いて，ある時点の値を予測するモデルを学習させる．
2. 重みをサンプリングし，テストデータを入力することで，式(10)を用いて，各時点での異常度を算出する．
3. 区間幅を定め，区間幅内で異常度を平均化する．
4. 平均化した異常度を用いて，異常部位を判定する．

また，マルチボディシミュレーション (Multibody Simulation, MBS) と呼ばれる，列車の動的応答解析に適した数値シミュレーション手法を用いて，浮きまくらぎを近似的に再現し，生成したシミュレーションのデータを用いて，提案手法の性能を評価する．軌道モデルは移動支持ばねモデルを採用した．このモデルは，計算コストが低いため，手法検証用の大量のデータセットの作成にも適している．浮きまくらぎが発生した区間では，バラストからの支持がなくなるため，移動支持ばねモデルの剛性と減衰定数を局所的に減少させることで，浮きまくらぎを再現した (図-2)．



(a) 移動支持ばねモデル

(b) 車両上下振動

(c) 車両左右振動

図-2. マルチボディシミュレーションのモデルと結果

4. 研究成果

(1) データ同化による長波長の軌道変状成分の逆推定

逆推定問題には，拡張状態空間モデルとカルマンフィルタ技術が採用されている．可観測性の問題を解決するために，拡張状態空間モデルの拡張として，新しいアプローチを提案する．ここで，軌道プロファイルの2次微分関数が加速度測定からのみ観測可能であるのに対し，プロファイルとその1次微分関数は観測不可能であるという考えに基づいている．本研究の提案手法では，状態変数をプロファイルの2次微分関数で拡張し，カルマンフィルタから推定する．プロファイルは，拡張された状態変数の二回積分として推定され，ハイパスフィルタにより積分の誤差が除去される．新しい状態ベクトルは以下のように表される．

$$\tilde{\mathbf{x}}_v^a = [\mathbf{z}_c \ \boldsymbol{\theta}_c \ \mathbf{z}_{t1} \ \mathbf{z}_{t2} \ \dot{\mathbf{z}}_c \ \dot{\boldsymbol{\theta}}_c \ \dot{\mathbf{z}}_{t1} \ \dot{\mathbf{z}}_{t2} \ \mathbf{r}_1 \ \mathbf{r}_2 \ \dot{\mathbf{r}}_1 \ \dot{\mathbf{r}}_2 \ \ddot{\mathbf{r}}_1 \ \ddot{\mathbf{r}}_2]^T \quad (11)$$

可観測性の解析結果から，車体の加速度と角速度計測を組み合わせると，軌道プロファイルの微分を観測することができることをわかった．本研究では，車体にセンサの設置が容易を前提に，軌道変状の監視を行うため，車体上で加速度および角速度を測定する．プロファイルは，ハイパスフィルタをかけるうえ，二回積分によって得られる．ハイパスフィルタのカットオフ周波数は，トラックプロファイルの波長域を考慮して設定されている．同様の分析に，水平方向の軌道プロファイル推定も可能になる．

提案した手法はまず詳細な車両解析モデルを用いてマルチボディダイナミクス解析ツール Simpack から検討を行い，既存のカルマンフィルタ方法より精度を大幅に改良したことを解明した (図-3)．

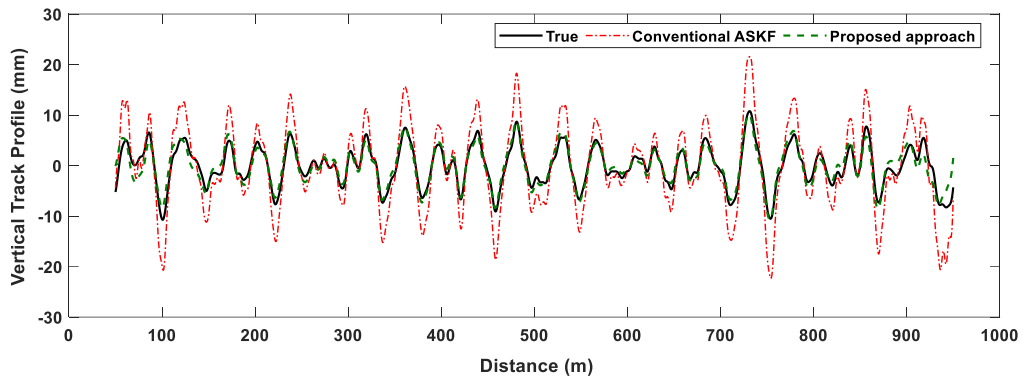
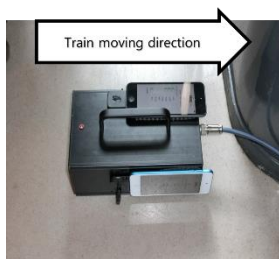
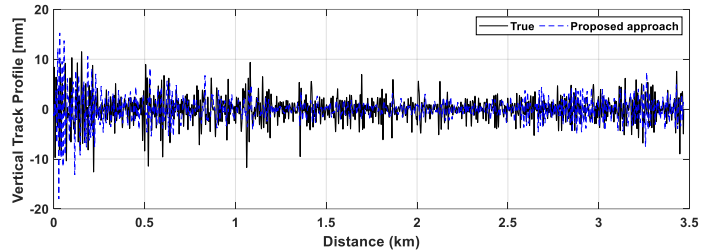


図-3.4 自由度車両モデルによる鉛直軌道プロファイル

提案手法を検証するために、営業車両から応答を計測するフィールドテストを実施した。フィールドテストに使用した線路は、日本のローカル線で、全長約 80 km、6 駅である。軌道の状態は軌道検測車を用いて測定された。スマートフォンは運転室内の床面に取り付け、逆推定した軌道プロファイルと軌道検測車の数値を比較したところ、短い波長成分 (10 m 以下) の誤差は若干大きいものの、長い波長成分をよく推定できた (図-4)。



(a) センサ設置様子

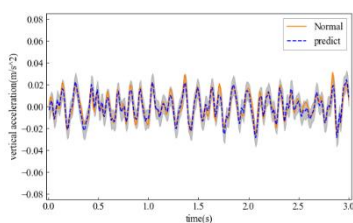


(b) 推定した鉛直方向軌道プロファイル (10 m 弦正矢法結果)

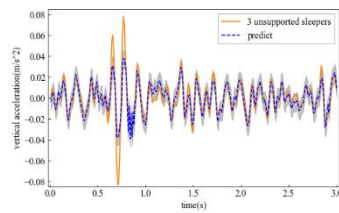
図-4. 営業車両において計測結果

(2) 機械学習による短波長の軌道変状成分の検知

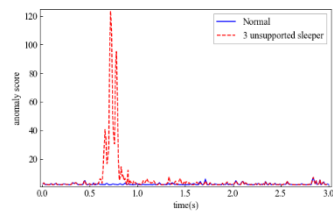
図-5(a)に浮きまくらぎが発生していないときの、図-5(b)に3本の浮きまくらぎが発生しているときの、振動データとその3期先の予測と95%ベイズ信用区間を示し、図-5(c)に、正常時と3本の浮きまくらぎが発生しているときの異常度を示した。浮きまくらぎ発生区間において、異常度が急激に大きくなっていることが分かる。95%ベイズ信用区間については、予測分布を正規分布と仮定し示した。これらの図から、正常な振動データに対しては観測値がほぼ95%ベイズ信用区間に収まっているのに対し、浮きまくらぎが発生しているデータでは観測値が95%ベイズ信用区間から大きく外れている箇所があることが分かる。そして、その箇所、異常度が急激に大きくなっていることが分かる。結果的に、既往手法に比べ、提案手法の性能がわずかに上回っており、2本以上の浮きまくらぎならば、高精度で検知ができた。



(a) 正常な振動



(b) 3本の浮きまくらぎ



(c) 正常時と3本の浮きまくらぎ

図-5. 95%信用区間付き予測と異常度

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件/うち国際共著 1件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Jothi Saravanan Thiyagarajan, Di Su, Hirofumi Tanaka, Boyu Zhao and Tomonori Nagayama	4. 巻 27
2. 論文標題 Response based track profile estimation using observable train models with numerical and experimental validations	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 Smart Structures and Systems	6. 最初と最後の頁 267-284
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.12989/sss.2021.27.2.267	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 該当する

1. 著者名 久野元、蘇迪、長山智則	4. 巻 1
2. 論文標題 LSTMとモンテカルロドロップアウトに基づく浮きまくらぎ検知手法の数値的検討	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 AI・データサイエンス論文集	6. 最初と最後の頁 536～544
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.11532/jsceiii.1.J1_536	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件/うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Swapnil Chaurasia, Di Su
2. 発表標題 Experimental and numerical evaluation of longitudinal vehicular forces on bridges of Indian railways
3. 学会等名 9th International Conference on Experimental Vibration for Civil Engineering Structures (EVACES2021) (国際学会)
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Swapnil Chaurasia, Di Su
2. 発表標題 Experimental and numerical evaluation of longitudinal forces on bridges of Indian railways
3. 学会等名 第76回土木学会年次学術講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 中村俊敬, 蘇迪, 長山智則
2. 発表標題 継ぎ目を考慮した浮きまくらぎ検知手法の数値的検討
3. 学会等名 第77回土木学会年次学術講演会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 田中博文, 梶原和博, 神野響一, 川西直, 蘇迪, 長山智則
2. 発表標題 振動モニタリングによるレール波状摩耗の進展把握システムの開発
3. 学会等名 令和2年度土木学会全国大会第75回年次学術講演会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 久野元, 蘇迪, 長山智則
2. 発表標題 車体振動を用いた浮きまくらぎ検知手法の数値的検討
3. 学会等名 第74回土木学会年次学術講演会
4. 発表年 2019年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関			
インド	RDSO	Ministry of Railways		