筑波大学大学院博士課程 理工情報生命学術院 システム情報工学研究群修士論文

複数回走行時の車両振動データを用いた VBI システム 同定の適用性に関する数値的検討

塚田 健人

修士 (工学)

(構造エネルギー工学学位プログラム)

指導教員 山本 亨輔

2023年 3月

#### 概要

我が国には,膨大な数の道路橋があり,大半が高齢橋である.現行制度では,全ての橋梁 が一律一様に点検されているが,今後は,損傷確立に基づいて橋梁を事前に選別し,重点的 に詳細点検や補修を行う合理的な維持管理が求められる.

そこで、橋梁の損傷確率や健全度を評価する一次スクリーニング手法の一つとして、車両の振動と位置データのみから、車両と橋梁の力学パラメータ(質量・減衰・剛性)と路面粗さを同時に推定する VBISI(Vehicle-Bridge Interaction System Identification)法がある. ノイズ無しの理想的な場合、数理モデルにおいて、効率と精度が優れていることが確認されている. 但し、ノイズがある場合、力学パラメータの推定精度は低下する. そこで本研究では、複数回走行時の車両振動データから車両や橋梁の力学パラメータを推定する新しいアルゴリズムを提案し、ノイズに対する推定精度の向上を試みる.

複数回走行時の車両振動データを用いたことにより,先行研究の手法と比較し,推定精度 が改善することが示された.また,一番懸念されていた異なる路面凹凸を走行したケースで も精度が向上したことは本研究において大きな成果となった.今後はさらなる推定精度の向 上と実環境への適用を考えている.

# 目次

第1章	は	じめに
1.1	研究す	华景
1.2	既往の	の研究
1.3	研究	目的
第2章	数值	直実験の概要
2.1	車両∹	モデル
2.2	橋梁	モデル
2.3	車両権	<b>喬梁相互作用システム</b>
2.3.	1	入力プロファイル
2.3.	2 ł	妾地力
2.3.	3 1	Newmark-ß 法
2.4	数值:	シミュレーションの妥当性検証
2.5	線形	カルマンフィルタによる車両システムの入力プロファイル推定 11
2.5.	1	犬態空間モデルの構築
2.5.	2 7	可観測性ランク条件(ORC)分析
2.5.	3 着	泉形カルマンフィルタ
2.6	VBI	システム同定
2.7	最適	'七法
第3章	提到	案手法
3.1	概要	
3.2	複数	回走行データに対応した VBISI 法
第4章	提到	案手法の適用検証
4.1	走行	回数の増加による力学パラメータの推定精度変化
4.2	本手續	去による力学パラメータ推定精度比較
4.3	路面	凹凸推定
4.4	目的	<b>男</b> 数形状
4.5	路面	凹凸の異なる路面を走行したケース
第5章	まる	とめと今後の課題
謝辞	•••••	
参考文南	犬	
付録	•••••	

# 図目次

図 1-1 橋梁スクリーニングを用いた合理的な橋梁維持管理の概念図	4
図 2-1 車両-橋梁相互作用システムの力学パラメータ	7
図 2-2 車両-橋梁相互作用システム(■:センサ位置)	9
図 2-3 橋梁変位計算コードの精度検証	11
図 3-1 Adaptive Nelder-Mead 法による力学パラメータの更新フロー	16
図 4-1 走行回数と力学パラメータの推定精度の比較(i:力学パラメータ)	21
図 4-2 車両・橋梁の力学パラメータ推定結果の比較	23
図 4-3 Adaptive Nelder-Mead 法に基づく同定パラメータによる推定路面凹凸	24
図 4-4 目的関数の形状(横軸:推定値/正解値,縦軸:目的関数値)	26
図 4-5 異なる路面凹凸の推定	28

# 第1章 はじめに

### 1.1 研究背景

我が国の道路橋は、高度経済成長期に集中的に建設された為、大半が高齢橋である.国土 交通省が定める現行制度では、統一的な尺度で健全度の判定区分を設定し、5年に1度、全橋 梁を一律一様に点検している.しかし、限られた予算・人材・技術を最大限に有効活用でき ていないのが現状である.建設後50年を超える橋梁の割合は10年後には約4割、20年後に は約7割となっている一方で、点検・修繕予算は年々減少している.

今後は,損傷確立とその地域における重要度に基づいて橋梁を事前に選別し,重点的に詳 細点検や補修を行う合理的な維持管理が求められる.



図 1-1 橋梁スクリーニングを用いた合理的な橋梁維持管理の概念図

#### 1.2 既往の研究

橋梁スクリーニングを実現する為に、先行研究では車両振動データに基づく橋梁モニタリ ングが提案されている.例えば、Y.B. Yang ら<sup>11</sup>は、橋梁上を走行する車両の振動を計測し、 そのパワースペクトルから、橋梁の固有振動数を推定している.このような方法であれば、 センサ類を橋梁に設置する事無く、低コストに多数の橋梁を評価できる.当初、本技術では、 橋梁の1次固有振動数を大まかに予測することしか出来なかったが、近年は、計測・分析技 術の進展により、精度も向上してきている.例えば、Wang ら<sup>12</sup>は、スマートフォンを普通自 動車に固定し、実橋梁上を走行させることで、橋梁の1次固有振動数を比較的精度良く推定 しており、橋梁損傷検知の可能性も高まっている.他に、K.C. Chang ら<sup>13</sup>も車両振動から橋梁 の固有振動数が抽出できることを解析的に示している.一方、固有振動数だけでなく、モー ド形状も損傷評価指標として有効である.山本ら<sup>14,15</sup>は牽引車両を用いて橋梁モード形状を 推定する方法を提案し、数値的にその有効性を確認した.また、Yang Yang ら<sup>16</sup>は、実環境に おいて2台の牽引車両を用いて、橋梁1次モード形状を推定している.

しかし,固有振動数やモード形状等の振動指標に基づく健全性評価では,予め健全時の値 を計測しておく必要がある.既に老朽化が始まっている現状においては,振動指標に基づく 方法だけでなく,現有性能を直接推定する手法(図 1-1)も求められる.

長山ら<sup>17</sup>は、車両振動から車両の力学パラメータ(質量・減衰・剛性)と路面凹凸を同時推 定する手法を提案している.これは、車両システムをランダムに仮定した上で、車両振動デ ータにカルマンフィルタを適用して,路面凹凸をシステム入力として求める手法である.こ こで,車両が橋梁上を通過する場合,システム入力には橋梁振動成分が含まれる.そこで, 村上ら<sup>[8],[9]</sup>は,長山らの手法を拡張し,車両だけでなく橋梁の力学パラメータも同時に推定 する手法を提案した.

先ず,村上法では、車両・橋梁の力学パラメータ(質量・減衰・剛性)をランダムに仮定す る.次にランダム仮定した力学パラメータと車両振動の計測データを一緒に VBI (Vehicle-Bridge Interaction:車両-橋梁相互作用)システムの運動方程式に代入すれば、前輪と後輪に 入力された路面プロファイルがそれぞれ推定される.路面プロファイルを空間同期すると、 両者は本来、一致するはずなので、その差を最小化するように車両・橋梁の力学パラメータ を更新すれば良い.本手法を VBISI (VBI System Identification: VBI システム同定)法と呼ぶ. 村上らは数値的に車両振動データを再現し、VBISI 法が車両・橋梁・路面の同定に有効である ことを示した.但し、車両振動に観測ノイズが含まれる場合、推定精度は大きく低下する. そこで、井上ら<sup>100</sup>は、この VBISI 技術を用いて、エンジン振動の影響を考慮したモデルを構 築し、計測ノイズが各パラメータ推定値に与える影響を求めた.その結果、観測点数を増や すことで推定精度が改善すると共に、エンジン振動も推定できる事を示した.また、秦ら<sup>101</sup> は入力推定プロセスにカルマンフィルタを用いてロバスト性を高めつつ、パラメータ更新プ ロセスに Adaptive Nelder-Mead 法を適用する事を提案している.この方法は、ノイズ無しの数 値モデルにおいて、効率と精度が最も優れる方法の一つであることが確認された.但し、ノ イズが大きくなると、カルマンフィルタでは処理できなくなり、推定精度が低下する.

類似の方法として, Jennifer Keenahan ら<sup>[12]</sup>は,複数車両を用いて,直接積分アルゴリズムと Cross Entropy 最適化を併用したフリートモニタリングを提案している.本手法は路面凹凸を 高精度に推定できるが,力学パラメータの推定精度は低下する.実環境において,車両振動 データには様々な未知ノイズが含まれると考えられる.複数車両を用いて,ノイズ影響を低 減するアプローチは期待される解決法の一つであるが実現していない.

一つの方法として,先ず,統計的処理の適用が考えられる.つまり,VBISI 法で得られた力 学パラメータを統計処理し,確率変数として扱うことで,大まかに状態把握を行う方法であ る.しかし,VBISI 法は1回の同定に大きな計算コストを要するので,ビッグデータとして 得られた車両振動一つ一つに本手法を適用するのは非現実的である.

#### 1.3 研究目的

そこで、本研究では、複数回走行時の車両振動データに対して、車両・橋梁・路面を効率よく推定するアルゴリズムを新たに提案し、精度改善効果を検証する.精度の改善を確認する為、1回の車両走行から1組の車両・橋梁・路面の推定値を求める従来の目的関数<sup>[8],[9],[10],[11]</sup>を用いた VBISI 法(以下、従来の VBISI 法と称す)と比較する.用いる車両振動データは、数値シミュレーションによって生成する.なお、本検討で用いる VBISI 技術は既往研究<sup>[8],[9],[11]</sup>によって提案された手法を用いる.

## 第2章 数値実験の概要

車両振動データを数値的に再現する為、車両に剛体バネモデルを、橋梁に一次元梁要素から成る有限要素モデルを採用する.ここで、車両と橋梁はどちらも線形システムで記述できるが、車両移動の影響により VBI システムは非線形となる.そこで、Newton-Raphson 法を用いた収束計算により、数値シミュレーションを実現する.

### 2.1 車両モデル

車両はハーフカーモデルを採用する.数値実験に用いる正解値の車両パラメータ<sup>[12]</sup>を表 2-1 に示す.車両モデルは、質量m<sub>s</sub>の剛体を車体としてバネと減衰器でモデル化されたタイヤ によって地面と接続されている.並進の運動方程式と回転の運動方程式を解き、剛体の重心 位置での変位と前・後輪でのバネ下質点の運動方程式を導出し、まとめると、

$$\mathbf{M}_{\mathbf{v}}\ddot{\boldsymbol{z}}(t) + \mathbf{C}_{\mathbf{v}}\dot{\boldsymbol{z}}(t) + \mathbf{K}_{\mathbf{v}}\boldsymbol{z}(t) = \boldsymbol{f}_{\mathbf{v}}(t)$$
(1)

$$\mathbf{z}(t) = [z_{s1} \quad z_{s2} \quad z_{u1} \quad z_{u2}]^{\mathrm{T}}$$
 (2)

$$\boldsymbol{f}_{\mathbf{v}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & k_{u1}u_1 & k_{u2}u_2 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(3)

である.ここで,

$$\mathbf{M}_{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \frac{d_2 m_s}{d_1 + d_2} & \frac{d_1 m_s}{d_1 + d_2} & & \\ \frac{I}{d_1 + d_2} & \frac{-I}{d_1 + d_2} & & \\ & & m_{u1} & \\ & & & m_{u2} \end{bmatrix}$$
(4)

$$\mathbf{C}_{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} c_{s1} & c_{s2} & -c_{s1} & -c_{s2} \\ c_{s1}d_1 & -c_{s2}d_2 & -c_{s1}d_1 & c_{s2}d_2 \\ -c_{s1} & & c_{s1} \\ & -c_{s2} & & c_{s2} \end{bmatrix}$$
(5)

$$\mathbf{K}_{v} = \begin{bmatrix} k_{s1} & k_{s2} & -k_{s1} & -k_{s2} \\ k_{s1}d_{1} & -k_{s2}d_{2} & -k_{s1}d_{1} & k_{s2}d_{2} \\ -k_{s1} & k_{s1} + k_{u1} \\ & -k_{s2} & k_{s2} + k_{u2} \end{bmatrix}$$
(6)

である.  $\mathbf{M}_{v}$ ,  $\mathbf{C}_{v}$ ,  $\mathbf{K}_{v}$ , はそれぞれ車両の質量, 減衰, 剛性マトリクスである. *I*は慣性モー メントであり,  $I = m_{s}d_{1}d_{2}$ である. また,  $\mathbf{f}_{v}(t)$ は車両への強制入力であり,  $\mathbf{z}(t)$ は車両応答で ある.

パラメータ名称	単位	記号	値
車体質量	[kg]	$m_s$	$1.66 \times 10^{4}$
前輪バネ質量	[kg]	$m_{u1}$	$7.00 \times 10^{2}$
後輪バネ質量	[kg]	$m_{u2}$	$7.00 \times 10^{2}$
前サスペンション減衰	[kg/s]	$c_{s1}$	$1.00 \times 10^{3}$
後サスペンション減衰	[kg/s]	$c_{s2}$	$1.00 \times 10^{3}$
前サスペンション剛性	[N/m]	$k_{s1}$	$4.00 \times 10^{5}$
後サスペンション剛性	[N/m]	$k_{s2}$	4.00×10 <sup>5</sup>
前タイヤ剛性	[N/m]	$k_{u1}$	$1.75 \times 10^{5}$
後タイヤ剛性	[N/m]	$k_{u2}$	$1.75 \times 10^{5}$
車体の慣性モーメント	$[\text{kg m}^2]$	Ι	9.36×10 <sup>4</sup>
ホイールベース長	[m]	d	4.750
重心と前輪軸との距離	[m]	$d_1$	2.375
総質量	[kg]	$M_{total}$	$1.80 \times 10^{4}$

表 2-1 数値実験に用いる正解の車両パラメータ



図 2-1 車両-橋梁相互作用システムの力学パラメータ

#### 2.2 橋梁モデル

橋梁は曲げのみを考慮した1次元オイラーベルヌーイ梁とした.橋梁パラメータは**表 2-2** に示す.橋梁の運動方程式は次式となる.

$$\rho A\ddot{y}(x,t) + \frac{\partial^2}{\partial x^2} \left( EI \frac{\partial^2 y}{\partial x^2} \right) = p(x,t) \tag{7}$$

y(x,t)は橋梁の振動であり、xは位置、 $\rho A$ は単位長さあたりの質量、EIは曲げ剛性、p(x,t)は外力である。外力p(x,t)が位置 $x_i$ に作用する集中荷重 $P_i(t)$ の和で表されるとすると、次式のように表される。

$$p = \sum_{i=1}^{n} \delta\big(x - x_i(t)\big) P_i(t) \tag{8}$$

ここで、δ(x)はディラックのデルタ関数であり、式(7)の重み付き残差式は次式となる.

$$\int_{0}^{L} \omega \left( \rho A \frac{\partial^2 y}{\partial t^2} + E I \frac{\partial^4 y}{\partial x^4} - p \right) dx = 0$$
(9)

ωは重みを表す.弱形式化すると、次式で表せる.

$$\int_{0}^{L} \left( \rho A \omega \frac{\partial^2 y}{\partial t^2} + E I \frac{\partial^2 \omega}{\partial x^2} \frac{\partial^2 y}{\partial x^2} - p \right) \mathrm{d}x = 0 \tag{10}$$

任意のN(x)基底関数と節点における数値解y(t)を用いて,橋梁振動y(x,t)を離散化すると,近 似解は,

$$y(x,t) = \mathbf{N}(x) \cdot \mathbf{y}(t) \tag{11}$$

である.同様に、重みも $\omega(x) = N(x) \cdot \omega$ と離散化して重み付き残差式(式(9))に代入すると、 以下を得る.

$$\boldsymbol{\omega}^{T} \left( \mathbf{M}_{\mathrm{b}} \ddot{\boldsymbol{y}}(t) + \mathbf{K}_{\mathrm{b}} \boldsymbol{y}(t) - \boldsymbol{F}(t) \right) = 0$$
(12)

 $\mathbf{M}_{\mathbf{b}}$ ,  $\mathbf{K}_{\mathbf{b}}$ はそれぞれ橋梁の質量, 剛性マトリクスを示している. 基底関数N(x)がエルミート 基底の時,y(t)は各節点におけるたわみとたわみ角を成分とする変形量ベクトルであり,F(t)は各節点における集中外力と力のモーメントを成分とする外力ベクトルである. さらに減衰 を考慮し、レイリー減衰項 $\mathbf{C}_{\mathbf{b}} = \alpha \mathbf{M}_{\mathbf{b}} + \beta \mathbf{K}_{\mathbf{b}}$ を導入すると、以下の有限要素式が得られる. Ν

$$\mathbf{M}_{\mathrm{b}}\ddot{\boldsymbol{y}}(t) + \mathbf{C}_{\mathrm{b}}\dot{\boldsymbol{y}}(t) + \mathbf{K}_{\mathrm{b}}\boldsymbol{y}(t) = \boldsymbol{F}(t)$$
(13)

表 2-2 数値実験に用いる正解の橋梁パラメータ

パラメータ名称	単位	記号	値
曲げ剛性	$[Nm^2]$	EI	$1.56  imes 10^{10}$
単位長さあたり質量	[kg/m]	$\rho A$	$4.40  imes 10^{3}$
スパン長	[m]	L	30.0
レイリー減衰(質量比)		$\alpha_b$	0.7024
レイリー減衰(剛性比)		$\beta_b$	0.0052
要素数			7

### 2.3 車両橋梁相互作用システム

車両と橋梁の応答は互いの出力を入力とする相互作用によってモデル化される. この相互 作用を考慮した力学モデルを VBI システムという. VBI システムの概要は図 2-2 に示す通り である. VBI システムの数値シミュレーションでは,はじめに,仮定した路面プロファイル と表 2-1 に示す車両パラメータのみを入力し,Newmark-β 法を用いて車両振動を算出する. 得られた車両振動から橋梁への接地力を求め,Newmark-β 法を用いて橋梁振動を算出する. この橋梁振動を路面プロファイルに加えて新たな入力プロファイルを作り,再び車両振動を 算出する.この工程を繰り返すことで,車両と橋梁の変位振動を求める.以下に車両と橋梁 の入力である入力プロファイルと接地力を説明する.



#### 2.3.1 入力プロファイル

本研究における車両のシステム入力u(t)は路面プロファイルr(t)と車両位置における橋梁 振動成分 $\tilde{y}(t)$ の和で与えられ、次式で表される.

$$\boldsymbol{u}(t) = \boldsymbol{r}(t) + \tilde{\boldsymbol{y}}(t) \tag{14}$$

ここでは,路面プロファイルr(t)と路面凹凸R(x)を区別しており,u(t)を入力プロファイル,  $\tilde{y}(t)$ を橋梁プロファイルと呼称する事とする.ここで,車軸位置が $x_i(t)$ である時,

$$r_i(t) = R(x_i(t)) \tag{15}$$

である. $r_i(t)$ はr(t)の第i成分である.同様に、橋梁プロファイル $\tilde{y}(t)$ も次式で表される.

$$\tilde{\boldsymbol{y}}(t) = \boldsymbol{y}(\boldsymbol{x}_i(t), t) \tag{16}$$

ここで、橋梁振動y(x,t)が、基底N(x)を用いて、各節点の振動y(t)に離散化 ( $y(x,t) = N(x) \cdot y(t)$ ) できるならば、橋梁プロファイル $\tilde{y}(t)$ も変換マトリクス $\mathbf{L}(t)$ を用いて、

$$\tilde{\boldsymbol{y}}(t) = \mathbf{L}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{y}(t) \tag{17}$$

と変換できる. ここで,

$$\mathbf{L}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{N}(x_1(t)) & \mathbf{N}(x_2(t)) \end{bmatrix}$$
(18)

である.

#### 2.3.2 接地力

橋梁への入力である接地力は、タイヤ(剛性k<sub>ui</sub>)に働く復元力に相当する.但し、車両の 運動方程式ではつり合い位置を基準としているため、重力による影響を考慮する必要がある. 前輪と後輪のそれぞれの接地力は、

$$V_{1}(t) = \frac{d_{2}m_{s}}{d_{1} + d_{2}}(g - \ddot{z}_{s1}) + m_{u1}(g - \ddot{z}_{u1})$$

$$V_{2}(t) = \frac{d_{1}m_{s}}{d_{1} + d_{2}}(g - \ddot{z}_{s2}) + m_{u2}(g - \ddot{z}_{u2})$$
(19)

である.橋梁に働く外力ベクトルは,

$$\boldsymbol{F}(t) = \boldsymbol{L}(t)[V_1(t) \quad V_2(t)] + \boldsymbol{H}(t)$$
(20)

である. **H**(t)は支点反力を表す.

#### 2.3.3 Newmark- $\beta$ 法

車両振動*z*(*t*),橋梁振動*y*(*t*)は,それぞれの運動方程式に Newmark-β 法を適用して求める. 運動方程式が MCK 系で以下のように表されるとする.

$$\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{s}}(t) + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{s}}(t) + \mathbf{K}\boldsymbol{s}(t) = \boldsymbol{Q}(t)$$
(21)

時間関数であるs(t)を離散化して、 $s_k$ とする. $s_k$ は橋梁または車両の応答変位であり、 $\Delta t$ を時間刻みとして、

$$\boldsymbol{s}_{k} = \boldsymbol{s}(k\Delta t) \tag{22}$$

である. Newmark-β 法では,

$$\dot{\boldsymbol{s}}_{k} = \dot{\boldsymbol{s}}_{k-1} + \Delta t \left( (1-\gamma) \ddot{\boldsymbol{s}}_{k-1} + \gamma \ddot{\boldsymbol{s}}_{k} \right)$$
(23)

$$\boldsymbol{s}_{k} = \boldsymbol{s}_{k-1} + \Delta t \dot{\boldsymbol{s}}_{k-1} + \Delta t^{2} \left( \left( \frac{1}{2} - \beta \right) \ddot{\boldsymbol{s}}_{k-1} + \beta \ddot{\boldsymbol{s}}_{k} \right)$$

$$\tag{24}$$

と仮定する.式(22),(23),(24)を式(21)に代入すると次式を得る.

$$\ddot{\boldsymbol{s}}_k = \mathbf{A}^{-1} \boldsymbol{b}_k \tag{25}$$

ここで,

$$\mathbf{A} = \left[ \mathbf{M} + \frac{\Delta t}{2} \mathbf{C} + \frac{(\Delta t)^2}{4} \mathbf{K} \right]$$
(26)

$$\boldsymbol{b}_k = \boldsymbol{Q}_k + \mathbf{C}\boldsymbol{b}^{(1)} + \mathbf{K}\boldsymbol{b}^{(2)}$$
(27)

$$\boldsymbol{Q}_{k} = \boldsymbol{Q}(k\Delta t) \tag{28}$$

$$\boldsymbol{b}^{(1)} = -\dot{\boldsymbol{s}}_{k-1} - \frac{\Delta t}{2} \ddot{\boldsymbol{s}}_{k-1} \tag{29}$$

$$\boldsymbol{b}^{(2)} = -\boldsymbol{s}_{k-1} - \dot{\boldsymbol{s}}_{k-1} \Delta t - \frac{\ddot{\boldsymbol{s}}_{k-1}}{4} (\Delta t)^2$$
(30)

である.

#### 2.4 数値シミュレーションの妥当性検証

本研究では自作の数値シミュレーション・コードを利用するので, Euler-Bernoulli 梁理論に 基づいて求めた静的たわみと数値解を比較して,計算コードの妥当性を検証する.表 2-2の 諸元を与えた橋梁モデルの中央位置に10[kN]の一定荷重を加え,理論解との比較結果を図2-3に示す.但し,理論解は以下の式で表される.

$$\delta_{\rm C} = \frac{PL^3}{48EI} \tag{31}$$

ここで、 $\delta_{\rm C}$ は中央位置のたわみ、Pは中央位置に作用する集中荷重、Lは橋長、EIは橋梁の曲 げ剛性である、梁の平衡状態時の変位は、 $3.53 \times 10^3$ [m]となり、理論解とよく一致することを 確認した.



図 2-3 橋梁変位計算コードの精度検証

#### 2.5 線形カルマンフィルタによる車両システムの入力プロ

#### ファイル推定

車両の入力プロファイルを推定する為に、長山らが用いた離散時間拡張状態空間モデルを 導入する.ここで、車両システムを状態空間モデルで記述し、カルマンフィルタ<sup>[13]</sup>を適用す る.なお、カルマンフィルタとは、状態ベクトルの推定を、観測データと力学モデルに基づ いて、効率的に行う方法である.

#### 2.5.1 状態空間モデルの構築

車両システムの状態ベクトル $Z_k$ と観測ベクトル $s_k$ を次式で定義する.

$$\boldsymbol{Z}_{k} = \begin{cases} \boldsymbol{z}(k\Delta t) \\ \boldsymbol{\dot{z}}(k\Delta t) \\ \boldsymbol{u}(k\Delta t) \\ \boldsymbol{\dot{u}}(k\Delta t) \end{cases}$$
(32)

$$\boldsymbol{s}_{k} = \begin{cases} \ddot{z}_{s1}(k\Delta t) \\ \ddot{z}_{s2}(k\Delta t) \\ \ddot{z}_{u1}(k\Delta t) \\ \ddot{z}_{u2}(k\Delta t) \end{cases}$$
(33)

また、本研究における離散時間拡張状態空間モデルは次のように定義できる.

$$\boldsymbol{Z}_{k} = \overline{\boldsymbol{\mathbf{V}}} \boldsymbol{Z}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_{k} \tag{34}$$

$$\boldsymbol{s}_k = \mathbf{H}\boldsymbol{Z}_k + \boldsymbol{\epsilon}_k \tag{35}$$

ここで、 $\omega_k, \epsilon_k$ はシステムノイズと観測ノイズを表し、 $\omega \sim N(0, \mathbf{Q}), \epsilon \sim N(0, \mathbf{R})$ である.また、行列指数 $\overline{V}$ は次式で与えられる.

$$\overline{\mathbf{V}} = \exp[\mathbf{V}\Delta t] = \mathbf{U}\operatorname{diag}(\exp(\mathbf{D}))\mathbf{U}^{-1}$$
(36)

但し, Vは

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{O}^{4 \times 4} & \mathbf{I}^{4 \times 4} & \mathbf{O}^{4 \times 2} & \mathbf{O}^{4 \times 2} \\ -\mathbf{M}_{v}^{-1}\mathbf{K}_{v} & -\mathbf{M}_{v}^{-1}\mathbf{C}_{v} & \mathbf{M}_{v}^{-1}\mathbf{F}_{v} & \mathbf{O}^{4 \times 2} \\ \mathbf{O}^{2 \times 4} & \mathbf{O}^{2 \times 4} & \mathbf{O}^{2 \times 2} & \mathbf{I}^{2 \times 2} \\ \mathbf{O}^{2 \times 4} & \mathbf{O}^{2 \times 4} & \mathbf{O}^{2 \times 2} & \mathbf{O}^{2 \times 2} \end{bmatrix}$$
(37)

UおよびDは、V△tを対角化した時のモード行列および対角行列である.また、Hは、

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} -\frac{k_{s1}}{m_s} & 0 & \frac{k_{s1}}{m_{u1}} & 0 \\ 0 & -\frac{k_{s2}}{m_s} & 0 & \frac{k_{s2}}{m_{u2}} \\ \frac{k_{s1}}{m_s} & 0 & -\frac{(k_{s1} + k_{u1})}{m_{u1}} & 0 \\ 0 & \frac{k_{s2}}{m_s} & 0 & -\frac{(k_{s2} + k_{u2})}{m_{u2}} \\ -\frac{c_{s1}}{m_s} & 0 & \frac{c_{s1}}{m_{u1}} & 0 \\ 0 & -\frac{c_{s2}}{m_s} & 0 & \frac{c_{s2}}{m_{u2}} \\ \frac{c_{s1}}{m_s} & 0 & -\frac{c_{s1}}{m_{u1}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{k_{u1}}{m_{u1}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{k_{u2}}{m_{u2}} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(38)

である.システムノイズ $\omega_k$ と観測ノイズ $\epsilon_k$ の分散共分散行列をQ,Rとおく.

$$\mathbf{Q} = \mathbf{E}[\boldsymbol{\omega}_k \boldsymbol{\omega}_k^{\mathrm{T}}] \tag{39}$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{E}[\boldsymbol{\epsilon}_k \boldsymbol{\epsilon}_k^{\mathrm{T}}] \tag{40}$$

#### 2.5.2 可観測性ランク条件(ORC)分析

可観測性とは、システムの内部状態がその出力の測定を通じて推定可能であるかの尺度の ことである.したがって、不変線形車両モデルの可観測性ランク条件(ORC)分析は、車両 内にセンサーを効果的に配置するために必要である.構築した状態空間モデルの可観測性を 調べるための必要十分条件は次式となる.

$$rank\left(\begin{bmatrix}\mathbf{H}\\\mathbf{H}\mathbf{V}\\\vdots\\\mathbf{H}\mathbf{V}^{n-1}\end{bmatrix}\right) = n \tag{41}$$

ここで, *n*は状態ベクトルの自由度であり,本研究では*n* = 8であるため,可観測性を満たしていない.つまり,出力に欠損データが含まれており,全ての入力を辿れないモデルを指す.

#### 2.5.3 線形カルマンフィルタ

状態ベクトルの推定値を $\hat{Z}_k$ と置く. $\hat{Z}_{k-1}$ が得られた場合,式(34)から $\hat{Z}_k$ の候補Xは事前分 布 $\mathbf{P}_{k-1}$ に従い,その平均 $\mu_a$ は,分散 $\Sigma_a$ の正規分布と仮定する.一方, $s_k$ が得られた時,式 (35)から導出される $\hat{Z}_k$ の候補Yも同様に平均 $\mu_b$ ,分散 $\Sigma_b$ の正規分布に従うとする.つまり,

$$\mu_a = \overline{\mathbf{V}} \hat{\mathbf{Z}}_{k-1} \tag{42}$$

$$\Sigma_{a,k} = \overline{\mathbf{V}} \mathbf{P}_{k-1} \overline{\mathbf{V}}^{\mathrm{T}} + \mathbf{Q}$$
(43)

$$\mu_b = \mathbf{H}^{-1} \boldsymbol{s}_k \tag{44}$$

$$\Sigma_b = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{R} \mathbf{H}^{-\mathrm{T}} \tag{45}$$

である. 初期値として,

$$\hat{\boldsymbol{Z}}_0 = \boldsymbol{Z}_0 \tag{46}$$

$$\mathbf{P}_{0} = (\mathbf{Z}_{0} - E[\mathbf{Z}_{0}])(\mathbf{Z}_{0} - E[\mathbf{Z}_{0}])^{\mathrm{T}}$$
(47)

を与える. 状態ベクトル $\hat{\mathbf{Z}}_k$ は, 正規分布に従う2つの候補X, Yに対して, 最尤値を推定値とする.

$$\hat{\boldsymbol{Z}}_{k} = (\boldsymbol{\Sigma}_{a}^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_{b}^{-1})^{-1} (\boldsymbol{\Sigma}_{a}^{-1} \boldsymbol{\mu}_{a} + \boldsymbol{\Sigma}_{b}^{-1} \boldsymbol{\mu}_{b})$$
$$= [\mathbf{I} - \mathbf{G}_{k} \mathbf{H}] \{ \overline{\mathbf{V}} \hat{\boldsymbol{Z}}_{k-1} \} + [\mathbf{G}_{k} \mathbf{H}] \{ \mathbf{H}^{-1} \boldsymbol{s}_{k} \}$$
(48)

 $\mathbf{I} = [\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}] ig\{ \overline{\mathbf{V}} \hat{oldsymbol{Z}}_{k-1} ig\} + \mathbf{G}_k oldsymbol{s}_k$ 

ここで,

$$\mathbf{G}_k = \boldsymbol{\Sigma}_a \mathbf{H}^{\mathrm{T}} (\mathbf{H} \boldsymbol{\Sigma}_a \mathbf{H}^{\mathrm{T}} + \mathbf{R})^{-1}$$
(49)

$$\mathbf{P}_{k} = (\boldsymbol{\Sigma}_{a,k}^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_{b}^{-1})^{-1} = [\mathbf{I} - \mathbf{G}\mathbf{H}]\boldsymbol{\Sigma}_{a}$$
(50)

である.

#### 2.6 VBI システム同定

車両振動が計測データとして得られたものとする.先ず,車両振動データとランダムに初 期値を仮定した車両・橋梁の力学パラメータを VBI システムに代入する.

次に、カルマンフィルタを用いて車両の状態ベクトル $Z_k$ を推定し、入力プロファイル  $u(k\Delta t)$ を抽出する.車両振動データと仮定した車両の力学パラメータから接地力を算出し、 接地力を求める.車両同様、橋梁の力学パラメータもランダムに仮定し、Newmark- $\beta$ 法を適 用して、橋梁振動y(t)を算出する.変換マトリクス $\mathbf{L}(t)$ を用いると、ここで再現された橋梁振 動y(t)は橋梁プロファイル $\tilde{y}(t)$ に変換できる.

入力プロファイル $u(k\Delta t)$ と橋梁プロファイル $\tilde{y}(k\Delta t)$ の差を取ると,路面プロファイル $r(k\Delta t)$ が得られる.さらに $r(k\Delta t)$ を位置同期すれば,前輪と後輪の推定路面凹凸  $R_f(x), R_r(x)$ がそれぞれ得られる.下添字は前輪f, rは後輪を表す.車両が直進していれば,前輪と後輪は同じ路面凹凸上を走行するため,車両と橋梁の力学パラメータを正しく与えていれば,推定路面凹凸は一致するはずである.しかし,実際には,車両と橋梁の力学パラメータの初期値をランダムに与えているため,前輪と後輪の推定路面凹凸は一致しない.そこで,前輪と後輪で推定される路面凹凸の二乗誤差を最小化する最適化問題を考える.以下に目的関数を示す.

$$J(x) = \sum |R_f(x) - R_r(x)|^2$$
(51)

カ学パラメータを適切に更新できれば、カ学パラメータの収束値が正解値に近づくと期待できる.以上のプロセスが VBISI 法である.

表 2-1, 表 2-2 に示す車両と橋梁の力学パラメータのうち, 19 個について同定する. なお,  $d_1$ 以外のパラメータは車両総質量 $M_{total}$ により正規化した.

#### 2.7 最適化法

力学パラメータは非負条件と等号制約を持つため、本研究では、制約付き非線形最適化問題をペナルティ法により、制約なし非線形最適化問題に変換し、Nelder-Mead法<sup>[14], [15]</sup>により 最適解を探索する.

$$J'(X) = J(X) + \mu P(X) \tag{52}$$

$$P(X) = \sum_{i=1}^{N} g_i(X)$$
(53)

$$g_i(X) = \begin{cases} 0, & X \in S \\ \infty, & X \notin S \end{cases}$$
(54)

ペナルティ関数を用いた新たな目的関数を式(52)とし、これを元問題のペナルティ問題と呼ぶ.ペナルティ関数法では、徐々にµを大きくし、繰り返しペナルティ問題の最適解を探索する.

Nelder-Mead 法<sup>[14]</sup>は解を含むn次元空間をn + 1個の頂点からなる単体で囲い、反射・膨張・ 縮小の3種類を繰り返しながら解空間を探索することで最適化問題の近似解を発見すること ができる.一般に、Nelder-Mead 法は高次元で低速化することが知られており、今回取り扱っ ている探索領域の次元数はこれに該当する.そこで探索効率を改善した Adaptive Nelder-Mead 法[15]を採用する.以下にアルゴリズムを示す.

- Step: 1 先ず, 先ず, ランダムにn + 1点の変数 $X_i$ を生成する. 変数 $X_i$ それぞれにおいて, 目的関数 $J'(X_i)$ を計算し, 昇順に並べる. この時,  $J'(X_{n+1})$ は一番後ろに来るように設定する. また,  $X_{n+1}$ を除き重心 $X_G$ を計算する.
- Step: 2 最悪点 $X_{n+1}$ の重心に対する鏡像点 $X_{ref}$ を計算する.  $J'(X_1) \leq J'(X_{ref}) < J'(X_{n+1})$ ならば、 $X_{ref} \delta X_{n+1}$ とする.  $J'(X_{ref}) < J'(X_1)$ ならば、 $\sim$ に対する $\sim$ の拡大点 $X_{exp}$ を計算する.  $J'(X_{exp}) < J'(X_{ref})$ ならば、 $X_{exp} \delta X_{n+1}$ とし. それ以外では $X_{ref} \delta X_{n+1}$ とする.
- Step: 3  $J'(X_n) \leq J'(X_{ref}) < J'(X_{n+1})$ の場合、 ~の~に対する外部収縮点 $X_{oc}$ を計算する. こ こで、  $J'(X_{oc}) < J'(X_{ref})$ ならば、  $X_{oc} \in X_{n+1}$ とする. そうでない場合、 Step: 4 に進む.
- Step: 4  $J'(X_{n+1}) \leq J'(X_{ref})$ の場合、 ~の~に対する内部収縮点 $X_{ic}$ を計算する. ここで、  $J'(X_{ic}) < J'(X_{ref})$ を満たす場合、 $X_{ic} \in X_{n+1}$ とし、そうでない場合、Step: 5 に進む.
- Step: 5  $2 \le i \le n+1$ に対し、 $X'_i = X_1 + \delta(X_i X_1)$ を元に次の収縮点を計算する.この時、  $\delta = 1 - \frac{1}{n}$ とする.また、値の更新が十分小さくなるか、 $X_i$ を 100 回、更新した時、ア ルゴリズムを終了する.

# 第3章 提案手法

#### 3.1 概要

本研究では、複数回走行時の車両振動データに対して車両・橋梁・路面を効率よく推定するアルゴリズムを新たに提案し、精度改善効果を検証する.精度の改善を確認する為、1回の車両走行から1組の車両・橋梁・路面の推定値を求める従来の目的関数を用いた従来のVBISI 法と比較する.複数回の走行によって得られる車両振動データから、車両と橋梁の力学パラ メータを更新する新しい計算フローを図 3-1 に示す.ここでは、複数回走行データが手に入 ったとし、走行回数が増加した時の力学パラメータの推定精度を検証する.



図 3-1 Adaptive Nelder-Mead 法による力学パラメータの更新フロー

### 3.2 複数回走行データに対応した VBISI 法

従来の VBISI 法では、1 回の走行データに依存しており、ノイズを付与した場合、力学パラメータの推定精度にばらつきが生じ、信頼性に欠ける. そこで、複数回の走行データを VBI システムに入力し、各推定路面凹凸を一つの目的関数として集約することで、効率的な力学パラメータの更新ができると考えた.

車両と橋梁は同一で、走行回毎に変化しないものとする.また、想定しているのは熟練の 技術を持ったバスや物流トラックであるため、車両は同一の路面を走行すると仮定する.各 回の走行速度は8m/s~9m/s (28.8km/h~32.4km/h)の範囲でランダムに設定する.車両振動デー タと位置情報は計測データとし、車両・橋梁の力学パラメータをランダムに仮定した上で、 VBI システムに代入して、各走行回の路面プロファイルを推定する.続いて、推定路面プロ ファイルを位置同期し、空間周波数1/L(cyc./m)のハイパスフィルタ(以下、HPFと称す)を 適用する. HPF は、トレンドの原因となる低周波ノイズを取り除きつつ、橋梁の静的たわみ 成分は除去されないように定めた.本検討では、1組の力学パラメータ仮定値に対して100回 分、前・後輪合わせて計200種類の路面凹凸が推定される.各位置における推定路面凹凸の 平均と推定値との差を求め、その総和を以下のように目的関数として集約する.

$$J(x) = \sum_{i} \left\{ \left( R_{ik}^f(x) - \overline{R}(x) \right)^2 + \left( R_{ik}^r(x) - \overline{R}(x) \right)^2 \right\}$$
(55)

ここで、kはパラメータの組み合わせ番号、iは走行回、上添字のfは前輪、rは後輪を表す.  $\overline{R}$ は平均値である. 力学パラメータの更新には Adaptive Nelder-Mead 法を用い、十分に収束した時の値を力学パラメータ同定値とする.

計測ノイズはエンジン振動等を想定し,秦ら<sup>[11]</sup>の既往の研究と同様に比較的大きな値を加 える.具体的には,観測データであるセンサ位置での鉛直加速度のRMS値に対して,15%, 35%のRMS値を持つ白色ガウスノイズを付加した.

## 第4章 提案手法の適用検証

式(48)で示される VBISI 法の従来の目的関数は、ノイズによる影響で力学パラメータの同 定値が正解値から乖離するという課題があった.一方、本提案手法では、式(55)のように、複 数回走行データに対応した目的関数へと変更する事で精度が改善するか検証する.

ここでは、先ず、適切な走行回数を設定する為、走行回数と力学パラメータの推定精度の 関連性を検証する.次に、本手法を用いた力学パラメータの推定精度と先行研究の手法を用 いた結果と比較しながら、考察する.さらに複数回走行データから求められる推定路面凹凸 を確認する.そして、Adaptive Nelder-Mead 法による最適解探索が十分か検証するため、目的 関数形状を確認する.最後に路面凹凸の異なる路面を走行したケースについて検討する.

### 4.1 走行回数の増加による力学パラメータの推定精度変化

車両と橋梁の力学パラメータの推定では、車両と橋梁が未知であるため、初期値の仮定パ ラメータは正解値に対して 80%~120%とし、一様分布により初期値を設定した. 但し、d<sub>1</sub>は 10%~90%、αおよびβは 50%~150%とする. ここで、車両と橋梁の各パラメータの真値に対 する範囲設定は概ね予想できるとする. パラメータ同定に使用した Adaptive Nelder-Mead 法 による結果は試行ごとに同様の結果が得られるとは限らない為、20 回試行する. ここでは、 走行回数による力学パラメータの推定精度変化を確認する為、10~100 回までの 10 回走行ご との推定精度を確認する. 例えば、100 回走行データを用いた場合、20 回試行したとすると、 必要なデータ数は計 2000 回分の走行データとなる. また、走行回数の増加と計算コストの増 加は比例関係にある為、走行回数による精度検証が必要である. 推定精度の変化を明確にす る為、白色ガウスノイズは 15%、35%とした.

走行回数による力学パラメータの推定精度変化を表 4-1, 4-2, 4-3, 4-4 に示す. ここで, 誤差 0.100 未満を太字で表示する.推定パラメータとして得られた $d_1$ の代わりに $m_{si}$ の推定結 果を示す.また,各走行回数における全パラメータの推定精度を1つの数値で表し,グラフ 化したものを図 4-1 に示す.図 4-1 は表 4-1~4-4のデータを元に作成している.但し,レイ リー減衰 $\alpha_b$ , $\beta_b$ は誤差の重みが大きい為,含まない.データ点は各パラメータの平均の二乗 和,誤差範囲は各パラメータの標準偏差の平均を表している.

図 4-1 より、15%のケースでは、走行回数を増やしても精度が高くなる結果ではないことがわかる. 走行回数 10~20 回にかけて精度が向上し、30 回以降は精度がほとんど横ばいになっていることが分かる. 精度にばらつきがあるのは、極端に悪い試行が 1, 2 回ほど含まれていることが原因だと考えられる. その結果を考慮すると、20 回の走行データを用いた時に精度が限界に達し、20 回以上の走行データを用いてもその精度以上の成果は期待できないと考えられる. また、表 4-1、4-2 より、各力学パラメータと走行回数の関係についても精度は安定していないことがわかる. さらに後サスペンション剛性k<sub>s2</sub>、タイヤ剛性(k<sub>u1</sub>、k<sub>u2</sub>)の平均値の精度が悪いことが分かる. これは、数値積分プロセスの影響だと考えられる.

図4-1より,35%のケースでは、15%と比較し、さらに精度が不安定になっていることが 分かる.また、走行回数が増加するに伴い、精度が悪くなっていることが分かる.これはノ イズが増加したことにより数値積分プロセスの影響がより顕著になったことと、目的関数の 形状がより複雑になったためだと考えられる.この問題を解決する為に、走行データをより 有効活用できるような目的関数や状態空間モデルの構築が今後の課題として挙げられる.

走行回数	10 回		20 回		30	30 回		日	50 回	
	$\mu$	$\sigma$								
$m_{u1}$	1.019	0.082	1.027	0.070	1.020	0.072	1.017	0.064	1.026	0.059
$m_{u2}$	0.944	0.092	0.910	0.072	0.954	0.048	0.926	0.069	0.918	0.079
$m_{s1}$	0.946	0.063	0.971	0.040	0.945	0.045	0.952	0.058	0.954	0.045
$m_{s2}$	1.053	0.063	1.028	0.040	1.054	0.045	1.047	0.058	1.045	0.045
$c_{s1}$	1.068	0.071	1.071	0.078	1.089	0.081	1.115	0.121	1.089	0.112
$c_{s2}$	0.981	0.100	0.969	0.102	0.995	0.096	1.049	0.086	0.989	0.081
$k_{s1}$	0.998	0.081	1.026	0.051	0.988	0.061	1.001	0.077	1.002	0.063
$k_{s2}$	1.175	0.077	1.146	0.047	1.161	0.064	1.163	0.075	1.163	0.062
$k_{u1}$	1.154	0.089	1.148	0.078	1.132	0.086	1.132	0.073	1.142	0.074
$k_{u2}$	1.124	0.109	1.071	0.088	1.113	0.056	1.084	0.076	1.074	0.089
$EI_1$	1.015	0.118	0.995	0.070	0.948	0.125	0.978	0.147	0.988	0.117
$EI_4$	0.945	0.116	0.989	0.107	0.960	0.153	0.962	0.135	1.001	0.114
$\rho A$	0.981	0.116	1.003	0.121	1.005	0.081	1.007	0.091	1.041	0.125
$\alpha_b$	1.045	0.300	0.934	0.324	0.922	0.320	1.075	0.349	0.957	0.230
$\beta_b$	0.916	0.248	0.958	0.277	1.031	0.351	1.023	0.350	0.831	0.289

表 4-1 走行回数の増加によるカ学パラメータの推定精度変化 (15%ノイズ,太字:誤差 0.100 未満,10 回-50 回)

表 4-2	走行回数0	D増加によ	る力学パラメ・	ータの推定精度変	变化
(15	%ノイズ	太字:誤	差 0.100 未満.	60 回 — 100 回)	

走行回数	60	) 回	70	) 回	80	) 回	90	) 回	10	回回	
	$\mu$	$\sigma$									
$m_{u1}$	1.019	0.067	1.029	0.089	1.013	0.075	0.984	0.052	1.006	0.090	
$m_{u2}$	0.934	0.074	0.947	0.065	0.907	0.054	0.962	0.067	0.954	0.074	
$m_{s1}$	0.964	0.058	0.955	0.045	0.962	0.036	0.949	0.063	0.955	0.053	
$m_{s2}$	1.036	0.058	1.044	0.045	1.037	0.036	1.050	0.063	1.044	0.053	
$c_{s1}$	1.097	0.082	1.076	0.094	1.075	0.104	1.069	0.118	1.087	0.075	
$c_{s2}$	1.031	0.064	0.969	0.108	1.003	0.080	0.985	0.103	0.996	0.102	
$k_{s1}$	1.014	0.075	1.000	0.060	1.014	0.041	1.002	0.080	1.007	0.069	
$k_{s2}$	1.143	0.067	1.152	0.064	1.157	0.050	1.157	0.089	1.152	0.067	
$k_{u1}$	1.131	0.077	1.142	0.095	1.125	0.087	1.091	0.061	1.119	0.099	
$k_{u2}$	1.092	0.086	1.103	0.077	1.059	0.062	1.119	0.076	1.117	0.091	
$EI_1$	1.034	0.114	1.006	0.084	1.007	0.101	1.021	0.116	1.002	0.100	
$EI_4$	0.963	0.133	0.951	0.092	0.956	0.129	0.973	0.098	0.920	0.107	
$\rho A$	0.987	0.104	1.011	0.108	1.020	0.095	1.006	0.101	1.032	0.133	
$\alpha_b$	1.001	0.269	0.970	0.258	1.136	0.327	1.085	0.221	0.976	0.228	
$\beta_b$	1.059	0.292	1.044	0.266	1.025	0.384	0.947	0.273	0.956	0.285	

走行回数	10 回		20 回		30	回	40	日	50 回	
	$\mu$	$\sigma$								
$m_{u1}$	0.859	0.152	0.909	0.161	0.881	0.142	0.830	0.163	0.850	0.140
$m_{u2}$	0.817	0.146	0.761	0.137	0.831	0.129	0.883	0.189	0.830	0.160
$m_{s1}$	0.942	0.147	1.021	0.112	0.981	0.156	0.922	0.121	0.989	0.119
$m_{s2}$	1.057	0.147	0.978	0.112	1.018	0.156	1.077	0.121	1.010	0.119
$c_{s1}$	1.279	0.351	1.280	0.278	1.264	0.354	1.335	0.296	1.386	0.326
$c_{s2}$	1.152	0.274	1.147	0.196	1.232	0.292	1.245	0.317	1.288	0.316
$k_{s1}$	1.189	0.247	1.291	0.148	1.233	0.230	1.147	0.163	1.248	0.175
$k_{s2}$	1.412	0.207	1.327	0.175	1.363	0.262	1.436	0.219	1.342	0.182
$k_{u1}$	1.352	0.214	1.438	0.244	1.372	0.214	1.283	0.249	1.327	0.223
$k_{u2}$	1.392	0.234	1.289	0.240	1.385	0.221	1.457	0.336	1.379	0.274
$EI_1$	1.037	0.314	1.053	0.231	0.942	0.381	0.985	0.399	1.055	0.320
$EI_4$	0.964	0.231	1.059	0.246	0.934	0.270	0.977	0.410	1.024	0.337
$\rho A$	1.034	0.286	1.103	0.231	1.014	0.341	1.003	0.308	1.076	0.350
$\alpha_b$	1.234	0.712	0.932	0.568	1.020	0.946	1.093	1.044	0.881	0.879
$\beta_b$	0.909	0.641	0.881	0.661	0.549	0.586	0.630	0.809	1.064	0.641

表 4-3 走行回数の増加によるカ学パラメータの推定精度変化 (35%ノイズ,太字:誤差 0.100 未満,10 回-50 回)

表 4-4	走行回数の増	加による力学パラ	メータの推定精度変化
	(35%ノイズ.	太字:誤差未満.	60 回 — 100 回)

走行回数	60	回	70 回		80	回	90	回	10	0回
	$\mu$	$\sigma$								
$m_{u1}$	0.975	0.211	0.959	0.185	0.872	0.176	0.943	0.148	0.939	0.236
$m_{u2}$	0.877	0.186	0.807	0.187	0.923	0.153	0.861	0.168	0.889	0.210
$m_{s1}$	0.987	0.154	1.000	0.174	0.907	0.101	0.905	0.125	0.947	0.171
$m_{s2}$	1.012	0.154	0.999	0.174	1.092	0.101	1.094	0.125	1.052	0.171
$c_{s1}$	1.439	0.355	1.359	0.216	1.370	0.342	1.341	0.206	1.315	0.323
$c_{s2}$	1.280	0.237	1.360	0.454	1.238	0.329	1.329	0.339	1.288	0.350
$k_{s1}$	1.203	0.224	1.230	0.246	1.112	0.149	1.087	0.182	1.161	0.233
$k_{s2}$	1.313	0.226	1.319	0.231	1.425	0.157	1.455	0.211	1.374	0.218
$k_{u1}$	1.502	0.320	1.470	0.279	1.350	0.275	1.448	0.230	1.444	0.360
$k_{u2}$	1.454	0.307	1.326	0.302	1.528	0.264	1.413	0.273	1.469	0.354
$EI_1$	1.030	0.325	1.089	0.358	1.060	0.415	1.043	0.307	0.896	0.368
$EI_4$	0.803	0.275	0.892	0.387	0.987	0.370	1.162	0.351	0.862	0.366
$\rho A$	1.211	0.260	1.024	0.256	1.129	0.305	1.029	0.285	1.087	0.341
$\alpha_b$	0.995	0.947	1.045	0.813	1.304	0.803	0.870	0.549	0.875	0.940
$\beta_b$	0.987	1.053	0.946	0.728	0.820	0.905	0.958	0.715	0.941	0.841



図 4-1 走行回数と力学パラメータの推定精度の比較(i:力学パラメータ)

### 4.2 本手法による力学パラメータ推定精度比較

車両・橋梁の力学パラメータ推定条件は、4.1節と同様である.パラメータ同定に使用した Adaptive Nelder-Mead 法による結果は試行ごとに同様の結果が得られるとは限らないことと 従来の VBISI 法との違いを視覚的に見やすくする為、40 回試行する.先行研究により、適用 されている手法と本提案の VBISI 法との主な違いは、本提案の VBISI 法が複数回走行データ から集約的に車両・橋梁・路面を同定できるのに対して、従来の VBISI 法では走行データ毎 に同定を行う点である.走行回数については、4.1節の結果を考慮し、20 回分の走行データ を用いる.また、各手法において、40 回試行し、平均と標準偏差について比較した結果を表 4-5 に示す.また、図 4-2 には、1 回走行データから1 組の車両・橋梁パラメータおよび路面 凹凸を推定する従来の VBISI 法(赤)のパラメータ推定結果と、40 回の走行データから集約 的に1 組の車両・橋梁パラメータおよび路面凹凸を推定する提案手法(青)のパラメータ推 定結果をヒストグラムで示し比較する.

先ず,ノイズ15%のケースでは,従来のVBISI法の平均は0.506~1.391,標準偏差は0.163 ~0.486に対し,本手法の平均は0.913~1.164,標準偏差は0.058~0.152と全体として推定精 度が改善していることが分かる.また,レイリー減衰についても改善していることが分かる. これは複数回走行データを統計的に処理したことにより,1回の走行データのみに依存しな いパラメータ更新が行われたと考えられる.このことから,複数回走行 VBISI 法の有効性が 示された.特に重要な橋梁パラメータ(*EI*<sub>1</sub>, *EI*<sub>4</sub>, *pA*)の推定精度が改善されており,橋梁ス クリーニング技術としても有効性が示された.図4-2(1),(2)より,従来の VBISI 法と比 較し,全てのパラメータにおいてばらつきが大幅に向上していることが分かる.

次にノイズ 35%のケースでは、従来の VBISI 法の平均は 0.341~1.628、標準偏差は 0.185~ 0.658 に対し、本手法の平均は、0.828~1.434、標準偏差は 0.127~0.342 と 15%のケースと同様に従来の VBISI 法と比較し、特に車両質量に関するパラメータにおいて推定精度が改善された. 但し、ノイズが増加したことによる数値積分プロセスの影響がより顕著となり、ノイズ 15%よりも推定精度が低下している. 推定結果が悪化する原因として、従来の VBISI 法と 複数回走行の VBISI 法ではどちらにも極端に推定精度の悪い試行がある. これは、走行速度 やノイズの加わり方によっては、稀に路面プロファイルの推定精度が極端に低下する場合も あると考えられる.また、本研究では白色ガウスノイズのみを検討しており、VBISI 法の有効 性を論じるには、有色ノイズについての検討も必要である.さらに、同一の路面を走行して いない場合の推定精度の影響も検証する必要がある.

以上の結果は数値的な検討によるものである.実環境ではエンジン振動やその他の未知外 乱によるノイズがより卓越する可能性がある.また、単純化された計算モデルに比べて、実 車・実橋の挙動はより複雑であり、モデル精度の問題も生じると懸念される.

		ノイン	ズ 15%		ノイズ 35%				
王计	従来	来の	複数回	走行の	従习	来の	複数回	走行の	
于伝	VBI	SI 法	VBI	SI 法	VBI	SI 法	VBISI 法		
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	
$m_{u1}$	0.539	0.213	1.010	0.091	0.359	0.185	0.923	0.127	
$m_{u2}$	0.506	0.253	0.913	0.085	0.341	0.217	0.828	0.170	
$m_{s1}$	0.974	0.163	0.960	0.058	1.006	0.213	0.997	0.129	
$m_{s2}$	1.026	0.163	1.039	0.058	0.993	0.213	1.002	0.129	
<i>c</i> <sub><i>s</i>1</sub>	1.105	0.304	1.087	0.103	1.237	0.526	1.271	0.250	
<i>c</i> <sub><i>s</i>2</sub>	0.976	0.386	1.007	0.110	1.097	0.507	1.154	0.219	
<i>k</i> <sub><i>s</i>1</sub>	1.059	0.229	1.017	0.081	1.307	0.480	1.231	0.175	
k <sub>s2</sub>	1.159	0.218	1.164	0.087	1.309	0.379	1.327	0.200	
$k_{u1}$	1.391	0.291	1.133	0.113	1.565	0.404	1.434	0.221	
$k_{u2}$	1.380	0.418	1.075	0.099	1.628	0.558	1.379	0.287	
EI1	0.996	0.394	1.010	0.152	0.996	0.589	0.954	0.329	
$EI_4$	1.020	0.434	0.968	0.136	1.006	0.632	0.995	0.342	
ρΑ	1.041	0.486	1.021	0.106	1.073	0.658	0.989	0.280	
$\alpha_{\rm b}$	0.965	1.000	1.010	0.367	1.123	1.443	1.179	0.735	
$\beta_{\rm h}$	1.230	0.868	1.013	0.302	1.327	1.307	1.076	0.855	

表 4-5 カ学パラメータ推定結果による比較(太字:誤差 0.100 未満)





#### 4.3 路面凹凸推定

Adaptive Nelder Mead 法により力学パラメータを同定した時のノイズ無し、ノイズ 15%、ノ イズ 35%の車両振動データに対する推定路面凹凸を図 4-3 に示す. ここでは代表として、本 手法により同定したパラメータを用いた際に推定された前・後輪の路面凹凸を示す. ノイズ 無しの場合は推定路面凹凸への影響を考慮し、カルマンフィルタを適用しない. ノイズあり では、推定される 20 回の路面凹凸の内、3 回分の推定路面凹凸を示す.

先ず,ノイズなしの場合においては,正解値と各推定路面凹凸が非常に良く一致している ことが分かる.数値計算においては,システムを順的に解いて得られる車両振動データから, システム入力である路面凹凸が復元できる事を示している.

一方,ノイズを付与した場合,推定精度は低下する.また,本検証では空間周波数1/L[cyc./m] の HPF を使用している為,全体に誤差が分散している様子も見られる. この傾向は,ノイズ が 15%から 35%へ大きくなるとより顕著である. さらに,橋梁の 0~10m 地点で正解値より 上にずれ,20~30m 地点で下にずれていることがわかる. ノイズが一様であることからこの 傾向は走行回毎に変わらない.

HPF を適用したことで,ノイズによるトレンドが分散している.結果,推定路面凹凸の平均を求める際に,精度が向上したと考えられる.



図 4-3 Adaptive Nelder-Mead 法に基づく同定パラメータによる推定路面凹凸 (黒:正解値,赤:前輪,青:後輪)

#### 4.4 目的関数形状

次に、一つの力学パラメータに着目し、ゼロから正解値の2倍まで変化させて目的関数の 形状を明らかにする.着目するパラメータ以外は正解値を与える.但し、タイヤ剛性 $k_{ui}$ と曲 げ剛性 $EI_i$ については、 $10^{-1.5}$ から $10^{1.5}$ の範囲で値を変化させる.また、曲げ剛性 $EI_1$ は端部の、  $EI_4$ は中央部の曲げ剛性である.走行回数20回の車両振動データに対して、式(55)によって算 出された目的関数形状を図4-4に示す.図4-4(a)はノイズ15%、図4-4(b)はノイズ35%の結 果を示す.横軸は正解値が1になるように正規化を行っている.図中の赤丸は目的関数の最 小値、つまり最適解の位置を示す.

先ず、図 4-4 (a) のノイズ 15%のケースでは、ほとんどの車両パラメータに対して、最適 解は正解値付近にある.また、橋梁パラメータについては、橋梁の単位長さあたり質量 $\rho$ Aの 最適解が正解値付近にある一方で、曲げ剛性 $EI_i$ の最適解は正解値から乖離していることが分 かる.曲げ剛性 $EI_1$ は橋梁端部であり、橋梁振動の振幅が小さく、車両振動に影響しない為、 上手く推定できないと考えられる.一方、曲げ剛性 $EI_4$ は橋梁中心部であり、振幅も大きい事 から、精度は $EI_1$ より比較的良くなっていると考えられる.但し、車両パラメータと比べると、 誤差は比較的大きい.

次に、ノイズ 35%のケースでは、サス減衰*c<sub>si</sub>とタイヤ質量m<sub>ui</sub>については精度が低下する* ものの、他の車両パラメータについては精度低下が限定的であることが確認できる. 橋梁パ ラメータについては、15%の時同様、曲げ剛性*El<sub>i</sub>においては精度が低い.* また、橋梁の単位 長さあたり質量*p*Aの精度もいくらか低下している. いずれの場合でも重心と前輪軸との距離 *d*<sub>1</sub>は精度が良い. 以上より、ノイズ 35%と大きなノイズを加えた場合でも、提案手法は精度 良く車両の力学パラメータを推定できることが示唆された. 一方、橋梁パラメータについて は精度が低く、今後の課題となる.

なお,先行研究によると,従来の目的関数に正解パラメータを与えると,ノイズ無しの場 合のみ目的関数の値が最小となる.本提案の複数回走行に対応した目的関数も同様であるこ とを確認している.

また,実際には,VBISI 法の目的関数は 19 個の力学パラメータを持つ多変数関数であり, 目的関数値の軸を加えた 20 次元空間超曲面を描く.但し,ここでは簡単の為,1つの力学パ ラメータのみを変化させた点に注意を要する.



図 4-4 目的関数の形状(横軸:推定値/正解値,縦軸:目的関数値)

### 4.5 路面凹凸の異なる路面を走行したケース

これまでの結果は、第3章で述べている通り、同一の路面を走行したケースを仮定し、考察してきたが、実環境において、数十回も同じ路面を走行するのは稀である.そこで本節では、異なる路面を走行した場合に複数回走行の VBISI 法を適用し、検証する.路面凹凸のパワースペクトル密度を次式<sup>[16]</sup>で与える.

$$S(\Omega) = \frac{\alpha}{\Omega^n + \beta^n} \tag{56}$$

ここで、 $\Omega$ は空間周波数、 $\alpha$ は路面の平坦性を表す平滑度パラメータ、nは周波数によるパワーの分布を表す指数、 $\beta$ は $\Omega \rightarrow 0$ の際に $S(\Omega)$ が無限大に発散しない為の分布形状を表す形状パラメータを表す。異なる路面凹凸の生成には、 $\alpha$ の値を変化させている。その他の条件は、第3章と同様である。

異なる路面凹凸による力学パラメータ推定結果の比較を表 4-6 に示す.また,異なる路面 凹凸の推定を図 4-5 に示す.ここでは,推定された 20 個の路面凹凸の内,3 個の路面凹凸を 示す.先ず,ノイズ 15%のケースでは,同一の路面を走行したケースの平均は 0.913~1.164, 標準偏差は 0.058~0.152 に対し,異なる路面を走行したケースの平均は 0.970~1.111,標準偏 差は 0.049~0.099 と全体として推定精度が改善していることがわかる.また,異なる路面を 走行したケースにより推定された路面凹凸は(1-a)のように高精度に推定された試行や(1-b), (1-c)のように正解値から鉛直方向にずれがある試行があることが分かる.これらのことから, 目的関数に含まれる平均化が功を奏し,路面凹凸の推定が改善された可能性が考えられる. 図 4-3 のように同一の路面を走行したケースの推定路面凹凸は HPF の影響により,橋梁位置 の 0~10m 地点と 20~30m 地点で鉛直方向の誤差が観測できる.この傾向は走行データ毎に 変わらず,パラメータの推定に悪影響を及ぼしており,ノイズが一様であることが精度の限 界に繋がったと考えられる.つまり,異なる路面を走行したケースでは,走行データ毎に異 なる路面を推定している為,効率的にパラメータの更新が行われたと考えられる.

以上の結果より,異なる路面を走行したケースにおいても本提案手法は高精度に力学パラ メータの推定が可能だということが分かった.

		ノイス	ズ 15%		ノイズ 35%				
作中	同-	ーの	異大	よる	同-	ーの	異な	異なる	
拟花	路面を走行		路面を走行		路面を走行		路面を走行		
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	
$m_{u1}$	1.010	0.091	1.035	0.061	0.923	0.127	0.989	0.109	
$m_{u2}$	0.913	0.085	1.006	0.059	0.828	0.170	0.991	0.115	
$m_{s1}$	0.960	0.058	0.970	0.049	0.997	0.129	0.965	0.109	
$m_{s2}$	1.039	0.058	1.029	0.049	1.002	0.129	1.034	0.109	
<i>c</i> <sub><i>s</i>1</sub>	1.087	0.103	1.082	0.099	1.271	0.250	1.163	0.157	
<i>c</i> <sub><i>s</i>2</sub>	1.007	0.110	1.059	0.085	1.154	0.219	1.163	0.211	
k <sub>s1</sub>	1.017	0.081	0.997	0.063	1.231	0.175	1.018	0.135	
k <sub>s2</sub>	1.164	0.087	1.075	0.064	1.327	0.200	1.104	0.142	
<i>k</i> <sub><i>u</i>1</sub>	1.133	0.113	1.111	0.069	1.434	0.221	1.216	0.141	
<i>k</i> <sub><i>u</i>2</sub>	1.075	0.099	1.072	0.070	1.379	0.287	1.202	0.150	
EI1	1.010	0.152	1.007	0.088	0.954	0.329	1.047	0.166	
$EI_4$	0.968	0.136	0.993	0.083	0.995	0.342	1.045	0.179	
ρΑ	1.021	0.106	0.992	0.090	0.989	0.280	1.024	0.170	
$\alpha_{\rm b}$	1.010	0.367	0.976	0.235	1.179	0.735	1.076	0.354	
$\beta_{\rm b}$	1.013	0.302	0.984	0.249	1.076	0.855	1.007	0.510	

表 4-6 カ学パラメータ推定結果による比較(太字: 誤差 0.100 未満)





# 第5章 まとめと今後の課題

本研究では、複数回走行時の車両振動データに対して車両・橋梁・路面を推定するアルゴ リズムを新たに提案し、先行研究と比較することで精度改善効果を検証した.

本提案手法は先行研究の手法と比較し,推定精度の改善効果が得られ,複数回走行データを用いた VBISI 法の有効性が示された.得られた結果から,ノイズ 15%のケースでは平均 0.913~1.164,標準偏差は 0.058~0.152 と高精度に推定できることがわかった.一方で,ノイズ 35%のケースではノイズ 15%と比較し,精度が低下しているものの,高精度に推定できていることが分かる.

本検証で使用したモデルでは 20 回の走行データ数を用いた際に精度の限界を迎え,30 回 以降はそれ以上の解を探索できていない結果が得られた.つまり,20 回ほどを境に精度が 限界に達していることが分かる.これは,20 回ほどで本手法の有効性の限界を迎え,それ 以上にデータ数を増やすと目的関数の形状がより複雑化する可能性があると考えられる.ノ イズ 35%のケースでは,その傾向がより顕著となる.但し,異なる路面を走行したケースで は,同一の路面を走行したケースと比較し,高精度に力学パラメータを推定できていること が分かる.これは同一の路面を走行したケースでは,走行データ毎に推定される路面凹凸の 傾向が変わらない為,異なる路面を走行したケースの方が効率的な力学パラメータの更新が 行われたと考えられる.

目的関数の形状について、ノイズ 15%のケースでは、車両に関するパラメータの精度が 良く頂点が正解値付近となることが分かった.しかし、橋梁の剛性値に関するパラメータの 精度は悪く、正解値から乖離していることが分かった.目的関数の形状は全パラメータにお いて、頂点が正解値と一致していないと力学パラメータの推定が困難となる.したがって、 橋梁の剛性値に関するパラメータの最適解の精度が悪いことによって、全ての力学パラメー タの同定精度に影響を与える.

今回,複数回走行データに対して VBISI 法を適用することで同定精度の改善に繋がり,異なる路面を走行したケースでも本提案手法の有効性が示された.一番懸念されていた異なる路面凹凸を走行したケースでも精度が向上したことは本研究において大きな成果となった. さらなる精度の向上には、カルマンフィルタによる路面プロファイルの推定精度の向上や目的関数の改善が必要である.また、実環境への適用に向けて、車両モデルや橋梁モデルを3次元へ拡張する必要がある.

# 謝辞

本研究に際して、丁寧なご指導を頂きました山本亨輔先生と松島亘志先生に深謝いたしま す.加えて、日々の生活から研究活動までお世話になりましたフロンティア工学研究グルー プの皆様には感謝の念に堪えません。そして生活を支えてくれた家族に心よりお礼申し上げ ます.

# 参考文献

- [1] Y.B. Yang, C.W. Lin and J.D. Yau : Extracting bridge frequencies from the dynamic response of a passing vehicle, *Journal of Sound and Vibration*, 272(3-5), pp.471-493, 2004.
- [2] Wang, H., Nagayama, T., Nakasuka, J., Zhao, B., & Su, D. (2018). Extraction of bridge fundamental frequency from estimated vehicle excitation through a particle filter approach. *Journal of Sound and Vibration*, *428*, 44-58.
- [3] Yang, Y.B., and Chang, K.C.: Extraction of bridge frequencies from the dynamic response of a passing vehicle enhanced by the EMD technique, *Journal of Sound and Vibration, 322*, pp.718-739, 2009.
- [4] 山本亨輔,大島義信,杉浦邦征,河野広隆:車両応答分析に基づく橋梁モード形状推定手法の開発,土木学会論文集,土木学会論文集A1, Vol.67, pp.242-257, 2011.
- [5] Yoshinobu Oshima, Kyosuke Yamamoto and Kunitomo Sugiura: Damage assessment of a bridge based on mode shapes estimated by responses of passing vehicles, *Smart Structures and Systems*, pp.731-753, 2014.
- [6] Yang Yang, Huicheng Lu, XiaokunTan, Hwa Kian Chai, Ruiqiong Wang, Yao Zhang: Fundamental mode shape estimation and element stiffness evaluation of girder bridges by using passing tractortrailers, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 169, 2022.
- [7] 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, 75(1), pp.1-16,2019.
- [8] 村上翔: 粒子群最適化に基づく複数車両の振動データを用いた車両・橋梁・路面のパラメ ータ同定, 筑波大学, 学士論文, 2019.
- [9] 村上翔:車両振動へのカルマンフィルタ適用による VBI システム同定の可能性に関する 数値的検討,筑波大学,修士論文, 2021.
- [10] 井上潤:移動センシングを用いたシステム同定において計測ノイズが各パラメータの推 定精度に及ぼす影響の数値的検討,筑波大学,修士論文,2021.
- [11] 秦涼太,岡田幸彦,山本亨輔:移動センシングを用いたシステム同定におけるパラメー タ推定精度の数値的検討,構造工学論文集 Vol. 68A, pp.298-309, 2022.
- [12] Jennifer Keenahan, Yifei Ren, and Eugene J. Obrien: Determination of road profile using multiple passing vehicle measurements: *Structure and Infrastructure Engineering > Maintenance, Management, Life-Cycle Design and Performance*, Vol.16, 2020 issue 9.
- [13] Kalman, R. E. : A new approach to linear filtering and prediction problem, *Journal of basic Engineering*, Vol.82, No.1, pp.35-45, 1960.
- [14] Rauch, H.E. Tung, F., and Striebel, C.T.: Maximum likelihood estimates of linear dynamics system, *AIAA Journal*, Vol.3, No.8, pp.1445-1450, 1965.
- [15] Nelder, J.A., and Mead, R. : A simplex method for function minimization, *The computer journal*, 7(4), 308-313, 1965.
- [16] 川谷充郎,小林義和,今枝拓也:道路橋における歩行者の振動感覚に関する使用性の確率論的考察,土木学会論文集 No.661/I-53, 243-250, 2000.10.

# 付録

#### 付録 A 可観測性に関する検討

可観測性とは、システムの内部状態がその出力の測定を通じて推定可能であるかの尺度の ことである.本論文では、可観測性を満たしていないモデルでの検証であり、システムの内 部状態を知るうえでは可観測性を満たすモデルでの検証も必要である.ここでは、従来の目 的関数と本提案手法による目的関数の両者により力学パラメータの推定精度の比較を行う. 可観測性を満たすモデルと満たさないモデルの違いを付録 A-1 に示す.状態方程式と観測方 程式を以下に示す.

$$\dot{\boldsymbol{Z}}(t) = \boldsymbol{V}\boldsymbol{Z}(t) + \boldsymbol{\omega}(t)$$

$$\boldsymbol{s}(t) = \boldsymbol{H}\boldsymbol{Z}(t) + \boldsymbol{\epsilon}(t)$$
(57)
(58)

カルマンフィルタでは、状態空間モデルを用いた状態変数の推定を観測変数を用いて効率化 する.可観測性を満たすには状態変数に含まれる変位振動を推定する為に観測変数にも変位 振動を入れる必要がある. そのため、可観測性を満たすモデルとして観測変数にはバネ下の 加速度振動と変位振動を使用した.観測変数の変更に伴い、観測行列 H も変更した.



付録 A-1 可観測性を満たすモデルと満たさないモデルの違い

#### 付録 B 可観測性に関する検討結果

先ず,従来の目的関数(式(48))による力学パラメータの推定精度について比較する.従来の目的関数による比較結果を付録 B-1 に示す. 但し,試行回数は 20 回とする. その他の条件は,本論文と同様である.

従来の目的関数を使用した場合,可観測性を満たすモデルの方が満たさないモデルと比較 し,精度が良いことが分かる.これは観測変数に変位振動を加えたことにより,状態変数の 推定が効率的に行われた為だと考えられる.

次に、本提案手法による比較を行う. なお、ここでは、ノイズ 15%による比較とする. 可 観測性を満たすモデルの走行回数による力学パラメータ推定精度変化を付録 B-2, B-3 に示 す. また、可観測性に関する走行回数と力学パラメータ推定精度比較を付録 B-4 に示す. な お、付録 B-4(a)は図 4-1 を参照した. 可観測性を満たすモデルは、可観測性を満たさないモ デルよりも走行回数による力学パラメータの推定精度が不安定になっていることが分かる. さらに走行回数毎に比較しても精度が悪くなっていることが分かる. 観測変数に含まれる変 位振動z<sub>ui</sub>は加速度振動<u>z</u>uiを 2 回数値積分して得られる値であり、ノイズによる影響をより顕 著に受けた為、精度が不安定になった考えられる.

		ノイス	ズ 15%		ノイズ 35%				
モデル	可観	測性	可観	測性	可観測性		可観測性		
	×		(	$\supset$	>	<	$\bigcirc$		
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	
$m_{u1}$	0.556	0.223	0.607	0.258	0.319	0.183	0.476	0.241	
$m_{u2}$	0.555	0.257	0.600	0.223	0.309	0223	0.513	0.205	
$m_{s1}$	0.933	0.141	1.017	0.142	0.994	0.179	1.137	0.329	
$m_{s2}$	1.066	0.141	0.982	0.142	1.005	0.179	0.862	0.329	
$c_{s1}$	1.149	0.280	1.026	0.268	1.367	0.496	1.187	0.352	
$c_{s2}$	1.060	0.411	1.000	0.276	1.206	0.530	0.992	0.361	
$k_{s1}$	1.028	0.229	0.998	0.140	1.363	0.569	0.939	0.265	
$k_{s2}$	1.212	0.202	0.982	0.177	1.372	0.338	1.001	0.174	
$k_{u1}$	1.405	0.313	1.447	0.295	1.651	0.486	1.686	0.360	
k <sub>u2</sub>	1.484	0.445	1.493	0.382	1.739	0.640	1.700	0.389	
EI <sub>1</sub>	0.987	0.400	1.025	0.390	1.055	0.671	1.061	0.398	
EI4	0.995	0.433	0.982	0.327	1.057	0.758	1.037	0.536	
ρΑ	1.074	0.486	1.078	0.260	1.229	0.690	0.968	0.387	
$\alpha_{\rm b}$	0.811	0.914	0.867	0.858	1.022	1.480	0.965	1.091	
$\beta_{\rm b}$	1.197	0.914	1.669	0.877	1.166	1.268	1.347	0.757	

付録 B-1 従来の目的関数による比較

付録 B-2 可観測性を満たすモデルの走行回数によるカ学パラメータ推定精度変化 (15%ノイズ、太字:誤差 0.100 未満、10 回-50 回)

走行回数	10 回		20 回		30 回		40 回		50 回	
	$\mu$	$\sigma$								
$m_{u1}$	1.142	0.167	1.145	0.147	1.155	0.139	1.203	0.222	1.171	0.165
$m_{u2}$	1.083	0.112	1.122	0.166	1.053	0.101	1.191	0.217	1.138	0.175
$m_{s1}$	0.998	0.079	0.978	0.055	1.026	0.090	1.009	0.075	1.006	0.091
$m_{s2}$	1.001	0.079	1.021	0.055	0.973	0.090	0.990	0.075	0.994	0.091
$c_{s1}$	0.981	0.133	1.013	0.147	1.050	0.148	1.098	0.184	0.974	0.218
$c_{s2}$	0.969	0.167	1.084	0.268	0.993	0.148	1.098	0.175	1.050	0.226
$k_{s1}$	0.948	0.080	0.925	0.070	0.976	0.089	0.947	0.077	0.951	0.091
$k_{s2}$	0.978	0.083	0.995	0.050	0.948	0.099	0.947	0.084	0.962	0.103
$k_{u1}$	1.256	0.218	1.264	0.200	1.267	0.166	1.331	0.281	1.290	0.210
$k_{u2}$	1.231	0.140	1.272	0.221	1.192	0.132	1.370	0.282	1.297	0.231
$EI_1$	0.971	0.120	1.037	0.179	0.895	0.233	0.997	0.342	1.030	0.183
$EI_4$	0.982	0.200	0.961	0.230	0.996	0.118	1.010	0.241	0.989	0.220
$\rho A$	0.988	0.150	0.986	0.172	1.064	0.145	1.083	0.220	1.074	0.182
$\alpha_b$	0.939	0.353	0.975	0.366	0.853	0.306	0.953	0.685	1.016	0.408
$\beta_b$	0.944	0.413	0.947	0.492	0.890	0.260	1.042	0.702	0.931	0.268

走行回数	60 回		70 回		80 回		90 回		100 回	
	$\mu$	$\sigma$								
$m_{u1}$	1.233	0.179	1.096	0.081	1.156	0.193	1.125	0.101	1.145	0.142
$m_{u2}$	1.146	0.158	1.060	0.079	1.142	0.160	1.101	0.115	1.149	0.142
$m_{s1}$	1.019	0.086	1.012	0.053	0.988	0.051	1.002	0.077	0.996	0.076
$m_{s2}$	0.980	0.086	0.987	0.053	1.012	0.051	0.997	0.077	1.003	0.076
$c_{s1}$	1.069	0.224	1.021	0.133	0.979	0.143	0.965	0.142	1.033	0.172
$c_{s2}$	1.125	0.174	1.016	0.145	0.959	0.166	1.054	0.159	0.969	0.249
$k_{s1}$	0.954	0.091	0.970	0.056	0.933	0.055	0.955	0.081	0.942	0.073
$k_{s2}$	0.945	0.089	0.968	0.056	0.980	0.067	0.971	0.081	0.970	0.089
$k_{u1}$	1.366	0.238	1.185	0.103	1.272	0.252	1.226	0.129	1.257	0.182
$k_{u2}$	1.313	0.204	1.186	0.102	1.300	0.215	1.243	0.146	1.312	0.194
$EI_1$	0.981	0.290	0.985	0.113	0.984	0.180	0.995	0.139	0.980	0.201
$EI_4$	0.995	0.250	0.961	0.106	0.946	0.229	0.924	0.118	0.924	0.172
$\rho A$	1.061	0.223	0.964	0.140	1.046	0.126	0.995	0.075	1.047	0.211
$\alpha_b$	1.060	0.666	1.127	0.381	0.973	0.536	1.019	0.367	0.926	0.500
$\beta_b$	0.989	0.484	0.898	0.266	0.961	0.407	0.887	0.531	1.085	0.523

付録 B-3 可観測性を満たすモデルの走行回数による力学パラメータ推定精度変化 (15%ノイズ、太字:誤差 0.100 未満,60 回-100 回)



