

一般セッション | 一般セッション（第五部門：応用数理問題—計算機科学から社会科学まで）

2026年5月17日(日) 14:45 ~ 16:00 | 会場(環境棟：4階講義室)

第5部門 (1)

座長:古川 愛子(京都大学)

14:45 ~ 15:00

[23011] 確率特性の不確実性を考慮したインフラ維持管理のための\\時間整合的なリスク評価
(シンポジウム講演概要)

*石橋 明香里¹、本田 利器¹ (1. 東京大学)

15:00 ~ 15:15

[23012] GPUスーパーコンピュータによる高速な断層すべりの超並列ベイズ推論（シンポジウム講演概要）

*中尾 魁¹、市村 強¹、藤田 航平¹ (1. 東京大学)

15:15 ~ 15:30

[23013] 高性能波動場解析手法とその内部構造推定への応用（シンポジウム講演概要）

*伊東 秀晃¹、市村 強¹、藤田 航平¹、Lalith Maddeggedara¹、堀 宗朗² (1. 東京大学、2. 海洋研究開発機構)

15:30 ~ 15:45

[23014] 潜在クラスハザードモデルによる異なる劣化要因の分離評価（シンポジウム講演概要）

*神前 真桜¹、松岡 弘大²、貝戸 清之¹ (1. 大阪大学、2. (公財) 鉄道総合技術研究所)

15:45 ~ 16:00

[23015] 軌道高低変位波長と噴泥発生に関する統計分析（シンポジウム講演概要）

*津田 悠人¹、松岡 弘大¹、松本 麻美¹ (1. 公益財団法人鉄道総合技術研究所)

確率特性の不確実性を考慮したインフラ維持管理のための 時間整合的なリスク評価 (シンポジウム講演概要)

Time-Consistent Risk Evaluation for Infrastructure Maintenance under Uncertainty of Stochastic Property (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

石橋 明香里 (東京大・工) 本田 利器 (東京大・新領域)

Akari ISHIBASHI, The University of Tokyo

Riki HONDA, The University of Tokyo

E-mail: ishibashi-akari@g.ecc.u-tokyo.ac.jp

This study proposes a time-consistent risk evaluation framework for infrastructure maintenance under uncertainty of stochastic properties. Conventional maintenance planning relies on expected life-cycle cost (LCC) evaluation, which cannot adequately capture extreme events. Tail risk measures have therefore attracted increasing attention. To incorporate distributional uncertainty, Entropic Value-at-Risk (EVAR) with a Kullback-Leibler (KL) divergence constraint is employed. A nested risk structure is adopted to ensure time consistency in sequential decision-making problems. Numerical simulations of RC slab deterioration demonstrate that the method provides estimates closer to true risk values at the initial decision stage.

1. はじめに

インフラ維持管理では、劣化予測に基づくリスク評価が合理的な意思決定を支える基盤となる。従来の維持管理計画では、期待値に基づく LCC (Life cycle cost) 評価が広く用いられてきた。しかしながら、期待値に基づく評価は極端事象の影響を十分に反映できないという問題を有する。このため、近年ではテイルリスクに着目したリスク評価指標の研究がなされており、数学的にも優れた性質を有する代表的なものとして Conditional Value-at-Risk (CVaR) がある。

実構造物の劣化過程は本質的に不確実であり、劣化モデルにおいて仮定した確率分布が真の分布と乖離する可能性を常に含んでいる。従来のリスク評価手法では、劣化過程の確率特性は特定の確率分布によりモデル化されることが一般的である。しかしながら、実際の劣化挙動との乖離可能性を含む分布の誤差は、評価指標の中で明示的には考慮されていない¹⁾。さらに、インフラ維持管理は逐次的意思決定問題であるため、評価指標には時間的整合性が要求される。すなわち、将来時点から評価した場合にも、過去の意味決定と矛盾しないリスク評価が必要となる。

本研究では、確率特性の不確実性を明示的に考慮可能な時間的整合性を満たす動学的リスク指標の構築を行う。

2. 確率分布の不確実性を考慮した評価枠組み

確率分布の不確実性を扱うため、Entropic Value-at-Risk (EVAR)²⁾ に着目する。損失を表す確率変数 X に対し信頼水準 $\alpha \in (0, 1)$ における EVaR は次式で定義される。

$$\text{EVAR}_\alpha(X) = \inf_{\theta > 0} \left\{ \frac{1}{\theta} \left(\ln \mathbb{E}[e^{\theta X}] - \ln(1 - \alpha) \right) \right\} \quad (1)$$

EVAR は、同一の信頼水準 α において、 $\text{VaR}_\alpha(X) \leq \text{CVaR}_\alpha(X) \leq \text{EVAR}_\alpha(X)$ の関係を満たすことが知られている。すなわち、EVAR は広く用いられているリスク指標である VaR および CVaR と比較して、より保守的なリスク評価を与える。さらに、EVAR は以下の双対表現を持つ。

$$\text{EVAR}_\alpha(X) = \sup_{Q \ll P} \{ \mathbb{E}_Q[X] \mid D_{\text{KL}}(Q \| P) \leq -\ln(1 - \alpha) \} \quad (2)$$

ここで P は想定分布、 Q は真の分布候補、 $D_{\text{KL}}(Q \| P)$ は Q

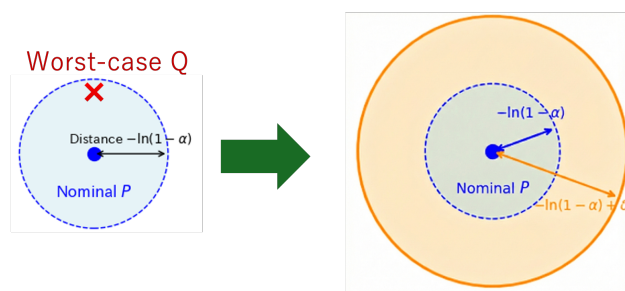


Fig. 1 Description of distributional uncertainty in EVaR

と P の間の Kullback-Leibler (KL) 距離を表す。この双対表現は、EVAR が想定分布から一定の KL 距離内に存在する分布のうちで最大の期待損失を表すことを意味する。

本研究では、上述の双対表現の性質に基づき、確率分布の不確実性を KL 距離として導入する。EVAR の双対表現において、信頼水準 α は、想定分布 P を中心とする KL 距離 $-\ln(1 - \alpha)$ の分布集合を規定する。すなわち、リスク評価は、この分布集合内に存在する最悪分布に対する期待損失として解釈される。ここで、確率分布の不確実性を考慮するため、分布不確実性 δ を導入し、

$$-\ln(1 - \alpha') = -\ln(1 - \alpha) + \delta \quad (3)$$

と定義する。この関係は、Fig.1 に示すように、KL 距離球の半径を拡張する操作に対応する。すなわち、想定分布 P から KL 距離 δ 以内に存在する追加的な分布の揺らぎを考慮することを信頼水準の引き上げ $\alpha \rightarrow \alpha'$ によって達成できることを意味する。

本枠組みにおいて δ は、想定分布と真の分布の乖離許容度を表し、モデル化誤差、環境条件の変動、およびデータ不足に起因する確率特性の不確実性などを統一的に表現する調整パラメータとして機能する。これにより、分布の誤差を明示的に考慮したロバストなリスク評価が可能となる。

ただし、KL 距離は一般的な距離とは異なり、三角不等式を満たさないため、分布不確実性を δ 分だけ追加しても、想定分布と真の分布の乖離許容度を単純に δ だけ増加させることにはならない。つまり、信頼水準を α から α'

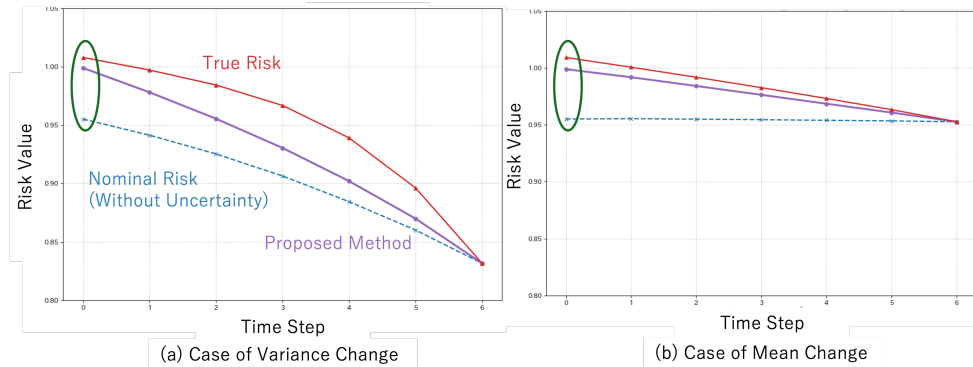


Fig. 2 Risk Trajectories for Different Stochastic Property Cases

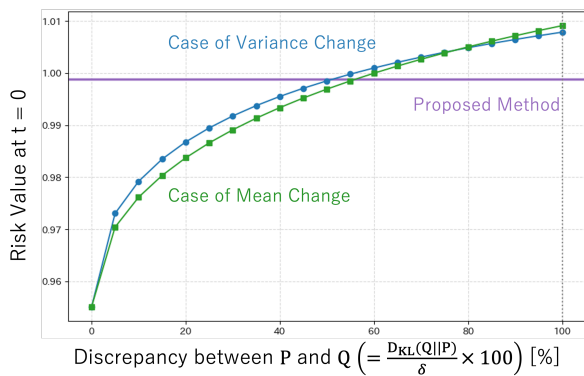


Fig. 3 分布乖離度に対する感度分析

へ調整する操作が、必ずしも全ての δ 乖離ケースを包含することを意味するものではない。本研究では、その妥当性を数値的に検証する。

3. リスク指標における時間的整合性の獲得

一般に期待値の場合とは異なり、単期間で定義されるテイルリスク指標は、逐次的意思決定問題において時間的整合性を満たさない。時間的整合性が成立しない場合、将来時点から評価した際に、過去的意思決定との間に不整合が生じる可能性がある。

そこで本研究では、一期間リスク評価を後ろ向きに反復適用する入れ子構造³⁾を導入する。

$$\rho_t(X) = \text{EVaR}_{\alpha'}(\rho_{t+1}(X)|\mathcal{F}_t) \quad (4)$$

ここで、 $\rho_t(\cdot)$ は時点 t における動学的リスク指標、 $\mathcal{F}_t$ は時点 t までの情報集合を表す。この構造により、分布不確実性を考慮しつつ、時間的整合性を満たす動学的リスク評価が可能となる。本研究ではこの指標を信頼水準 α' における Iterated EVaR と呼ぶ。

4. 数値シミュレーション

提案手法の有効性を検証するため、RC 床版の土砂化の進行過程を対象とした数値シミュレーションを実施した⁴⁾。本解析では、劣化進行が载荷回数に依存するものと仮定し、評価期間を 6 期間として設定した。各期間における载荷回数 N_t の想定分布を $N_t \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ とした。

確率特性の不確実性を表現するため、真の確率特性として $\mathcal{N}(\mu, a\sigma^2)$ 、 $\mathcal{N}(b\mu, \sigma^2)$ を設定した。ここで、各確率特性は想定分布との乖離度が所定の KL 距離 $D_{\text{KL}}(Q||P) = \delta$ を満たすようパラメタ a と b を調整した ($a = 7.68, b = 1, 32$)。

これにより、平均変動および分散変動がリスク評価へ与える影響をモンテカルロシミュレーションで比較した。

評価比較として、真の分布に基づくリスク値 (True Risk: 想定分布を真の分布として信頼水準 α における Iterated EVaR で評価)、想定分布に基づくリスク値 (Nominal Risk: 信頼水準 α における Iterated EVaR で評価)、および分布不確実性 δ を導入した提案手法 (Proposed Method: 信頼水準 α' における Iterated EVaR で評価) によるリスク値を算出した。Fig.2 に想定分布に対しそれぞれ平均・分散が異なる場合のリスク推移を示す。 $t = 0$ 時点に着目すると、Nominal Risk は True Risk と比較して過小評価となる傾向が確認される。これに対し、Proposed Method は True Risk に近い値を与えており、初期意思決定段階におけるリスク評価の補正効果が確認された。

続いて、想定分布と真の分布との乖離度に対する感度分析を実施した。Fig.3 に解析結果を示す。平均あるいは分散が異なるケースでは、乖離度が過度に大きくない領域において、提案手法は真のリスク値を上回る評価を与え、安全側の評価を維持することが確認された。この結果は、分布乖離度が過度に大きくない範囲において、提案手法が分布の乖離の影響を適切に反映し、ロバストなリスク評価が可能であることを示している。

5. おわりに

本研究では、確率特性の不確実性の考慮を信頼水準の操作へ変換する評価枠組み、および時間的整合性を満たす Iterated EVaR を提案した。本手法は、分布の不確実性を明示的かつ操作可能な形でリスク評価へ組み込むことを可能とする。今後は、KL 距離の非距離性の考慮、考慮する分布不確実性の大きさが不確実性評価へ与える影響の分析、および提案手法の実務的意思決定への適用が課題である。

参考文献

- 1) Biondini, F. and Frangopol, D. M.: Life-Cycle Performance of Deteriorating Structural Systems under Uncertainty, Journal of Structural Engineering, Vol.142, No.9, F4016001, 2016.
- 2) Ahmadi-Javid, A.: Entropic Value-at-Risk: A New Coherent Risk Measure, Journal of Optimization Theory and Applications, Vol.155, No.3, pp.1105-1123, 2012.
- 3) Hardy, M. R. and Wirch, J. L.: The Iterated CTE: A Dynamic Risk Measure, North American Actuarial Journal, Vol.8, No.4, pp.62-75, 2004.
- 4) 嘉瀬由葉, 古川智也, 高橋佑弥: 実道路橋梁を対象とした床版土砂化予測に基づく予防保全的維持管理の提案, コンクリート構造物の補修, 補強, アップグレード論文報告集, 22, pp.523-528, 2022.

GPU スーパーコンピュータによる高速な断層すべりの超並列ベイズ推論 (シンポジウム講演概要)

Massively Parallel Bayesian Inference for Fault Slip Estimation Accelerated on GPU Supercomputer (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

中尾 魁 (東大・地震研) 市村 強 (東大・地震研) 藤田 航平 (東大・地震研)

Kai NAKAO, The University of Tokyo

Tsuyoshi ICHIMURA, The University of Tokyo

Kohei FUJITA, The University of Tokyo

E-mail: k-nakao@eri.u-tokyo.ac.jp

We developed a GPU-accelerated method for massively parallel Bayesian inference and used it for estimation of fault slip. Bayesian inference enables robust parameter estimation and uncertainty quantification but requires extensive Monte Carlo sampling resulting in high computational cost. Although massively parallel solutions have been proposed for CPU-based supercomputers, their computational pattern is not well suited for GPU acceleration. In this study, we developed the methodology that works efficiently on GPU-based supercomputers and evaluated its performance on the supercomputer Miyabi. It was shown that the proposed implementation achieved 42.1x speedup per node compared with the CPU version on Fugaku.

1. はじめに

観測データから観測不可能なモデルパラメータを推定する逆解析は、多くの分野に見られる重要な解析である。パラメータを確率変数として扱い、その確率分布を求めるベイズ推論は、観測データと事前情報を統合した安定な推定を可能とし、さらに不確実性定量化により信頼性の高い解を得ることができる有用な手法である。一方、パラメータ空間全体の探索にはモンテカルロサンプリングが必要であり、多数（しばしば10万以上）の順解析を要するため計算コストが極めて大きいという課題がある。この計算コストに対処するため、多数のサンプルの尤度評価を並列に実行する手法が提案されている。筆者らはこれまで、並列計算に適したアルゴリズムに基づき、スーパーコンピュータ富岳の高い解析能力を活用した「超並列ベイズ推論」を提案し、複雑な断層モデルのベイズ推定において、その有効性を示している¹⁾。

近年および次世代のスーパーコンピュータでは、CPUと比較してさらに高い演算性能を持つGPUの採用が主流となり、GPUの性能を活用した、さらに高速なベイズ推論の実現が期待される。しかし、富岳のCPU用に開発された超並列ベイズ推論の既往手法では、計算粒度が小さく不均一であり、GPUへの単純な移植では高効率な実行が困難であった。そこで本研究では、GPUに適合した手法を設計し、GPUスーパーコンピュータMiyabiにおいてその性能を検証する。

2. 手法

対象問題は、地殻変動データ d から断層ジオメトリ θ および断層面上のすべり分布 s を推定するベイズ逆解析である。サンプリング計算は2層の階層構造を持ち、外側ループで θ のサンプリングを行い、 θ の尤度評価が必要な際には、内側ループで θ を固定した s のサンプリングを行って周辺尤度を評価する。両者のサンプリングには、並列計算に適したSequential Monte Carlo (SMC; Alg. 1)を用い、 θ のサンプリングはMPIプロセス間で、 s のサンプリングはGPUスレッド間で並列化する。

主な計算コストは、 s のmutationにおいて、各サンプルをHamiltonian Monte Carlo (HMC)により更新する処理にかかる。Alg. 2に、Ching & Chen (2007)²⁾に基づく既往のCPU実装のアルゴリズムを示す。ここで、 p_i は s_i に共役な運動量

Algorithm 1: Sequential Monte Carlo

input : Samples from the prior distribution

output: Samples from the posterior distribution

$\gamma \leftarrow 0$;

while $\gamma < 1$ **do**

 Resampling according to likelihood;

for each sample do

 Mutation by MCMC (in parallel);

 Synchronize processes;

$\gamma \leftarrow \gamma + \Delta\gamma$;

ベクトル、 N_{move}^i は s_i のHMC更新回数、 N_r は1回のHMC更新におけるステップ数である。 N_{move}^i は、総和がサンプルサイズ N_s となるように、各サンプルの尤度に応じて割り当てられる。主要な計算カーネルは $G's_i$ の密行列-ベクトル積である。この方法では N_{move}^i がサンプルごとに異なるため、スレッド間の負荷不均衡により、GPUでは s_i に関して並列計算を行うことが難しい。そこでGPU向けの実装では、全サンプルで N_{move} を統一したアルゴリズム³⁾を採用した。この場合、 s_i のループを j, k のループの内側に移動でき、ブロック変数 $S = [s_1 \cdots s_{N_s}]$ 、 $P = [p_1 \cdots p_{N_s}]$ 、 $D' = [d' \cdots d']$ を導入することで、Alg. 3のように表される。この変更により負荷不均衡が解消され、主要カーネルは密行列-行列積 $G'S$ となり、GPUに適した密な計算構造へ変換される。 N_{move} の値は、実際のアプリケーション条件において、精度が既往アルゴリズムと同等であることを確認したうえで、 $N_{\text{move}} = 3$ に設定した。この変更により総演算回数は約3倍に増加するが、GPUの高い並列性を活かした実行時間の短縮が期待される。

実アプリケーションにおいて S および G' のサイズはそれぞれ (1000×200) 、 (200×200) 程度と比較的小さく、単一プロセスではGPUの計算資源を十分に活用できない。そこで、複数プロセスのカーネルを同一GPU上で同時実行するMulti Process Service (MPS)を導入してGPU利用率を向上させた。

Algorithm 2: Original HMC for CPU

```

for each sample  $s_i$  do
  for  $j = 1, \dots, N_{\text{move}}^i$  do
    for  $k = 1, \dots, N_\tau$  do
       $s_i \leftarrow s_i + C p_i \Delta\tau$ ;
       $p_i \leftarrow p_i + (d' - G' s_i) \Delta\tau$ ;

```

Algorithm 3: Modified HMC for GPU

```

for  $j = 1, \dots, N_{\text{move}}$  do
  for  $k = 1, \dots, N_\tau$  do
     $S \leftarrow S + C P \Delta\tau$ ;
     $P \leftarrow P + (D' - G' S) \Delta\tau$ ;

```

3. 性能評価

提案手法の性能を評価するための数値実験について述べる。すべての数値実験はスーパーコンピュータ Miyabi で実施した。Miyabi は各ノードに NVIDIA GH200 Superchip を1基搭載する GPU ベースのスーパーコンピュータである。真の断層ジオメトリとすべり分布を仮定して地殻変動の合成データを生成し、その逆解析を行った。

まず、MPS による 1GPU あたりの最適なプロセス数を調べるため、Miyabi の1ノードを用いて、 θ に関する SMC を10反復だけ行う Mini application で性能評価を行った。ここで、SMC のサンプルサイズは $N_\theta = 960$, $N_s = 1000$, HMC カーネルの設定は $N_{\text{move}} = 3$, $N_\tau = 50$ とした。Fig. 1 に、プロセス数を1から32まで変化させた場合の計算時間および実効性能を示す。実効性能は主要カーネル $G'S$ の演算回数を総実行時間で除することで算出した。プロセス数16において最大の性能13.40 TFLOPS が得られ、Tensor Core を用いた倍精度理論演算性能の20.0%に相当する高性能が確認された。

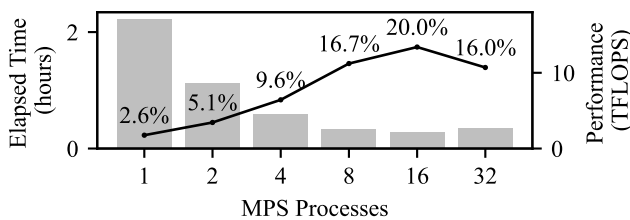


Fig. 1 Mini-application performance on one Miyabi node.

Gray bars indicate the total elapsed time. Black lines indicate the effective GPU performance and its ratio to the FP64 Tensor Core peak performance.

続いて、多数ノードを用いた超並列環境で性能が維持されるかを検証するため、実アプリケーション条件において Weak scaling テストを実施した。Mini application の結果に基づき、1ノードあたり16プロセスで並列化し、サンプルサイズを $N_\theta = 960 \times \text{ノード数}$, $N_s = 1000$ とした。Fig. 2 に、ノード数を1から128まで変化させた場合の計算時間と、1ノードを基準とした並列化効率を示す。128ノードまで92.3%の並列化効率を維持しており、 $N_\theta = 122880$ に達

する大規模サンプリングにおける有効性が確認された。

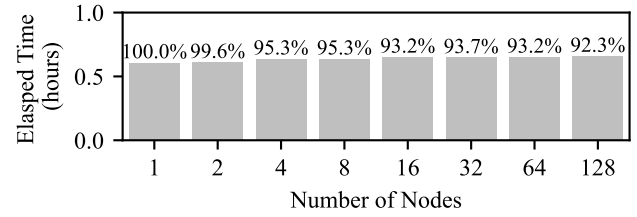


Fig. 2 Weak scaling from 1 to 128 nodes on Miyabi. Gray bars indicate the total elapsed time. The numbers above the bars indicate the parallel efficiency relative to the 1-node case.

Miyabi の128ノードと同条件の解析を既往のCPU実装で行うと、富岳の1024ノードを用いて3.5時間を要した。この結果と比較すると、本GPU実装はノードあたり42.1倍の高速化を達成している。Miyabi と富岳の間で1ノードの倍精度理論演算性能比は19.7倍であり、GPU向けの手法開発により、理論性能比を上回る高速化が実現された。

4. おわりに

本研究では、断層すべりのベイズ推定を対象に、GPUスーパーコンピュータ上で超並列ベイズ推論を行う手法を提案し、Miyabi を用いてその性能を評価した。計算が均一かつ密になるようにアルゴリズムを設計し、MPSを活用してGPU利用率を向上させることで、富岳のCPU実装と比較して、ノードあたり42.1倍の高速化を達成した。これにより、従来はGPU計算に不向きであった超並列ベイズ推論をGPU上で高効率に実行できることを示した。本手法は、ベイズ推論の他の応用に加え、アンサンブルデータ同化や集団的最適化など、多数の小規模な順解析を反復する解析のGPU実行に有効であると考えられる。

謝辞: 本研究は、最先端共同HPC基盤施設(JCAHPC)が提供するスーパーコンピュータMiyabiの計算資源を用いて実施されました。本研究は、文部科学省「富岳」成果創出加速プログラム「富岳」による地震の大規模シミュレーションの基礎拡充と社会実装へ向けた展開(JPMXP1020230213)の一環として実施されたものです。また、本研究の一部は、スーパーコンピュータ「富岳」の計算資源の提供を受け、実施しました(課題番号: hp230203, hp240217, hp250230)。本研究はJSPS科研費23H00213, 25K21686の助成を受けたものです。本研究は、JST次世代研究者挑戦的研究プログラムJPMJSP2108の支援を受けたものです。

参考文献

- 1) Nakao, K., Ichimura, T., Munekane, H., Kobayashi, T., Hori, T. and Fujita, K.: Simultaneous Bayesian estimation of multisegment fault geometry and complex slip distribution: application to the 2024 Noto Peninsula earthquake, *Geophysical Journal International*, Vol.242, No.2, ggaf231, 2025.
- 2) Ching, J. and Chen, Y.-C.: Transitional Markov Chain Monte Carlo Method for Bayesian Model Updating, Model Class Selection, and Model Averaging, *Journal of Engineering Mechanics*, Vol.133, No.7, pp.816-832, 2007.
- 3) Del Moral, P., Doucet, A. and Jasra, A.: Sequential Monte Carlo Samplers, *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, Vol.68, No.3, pp.411-436, 2006.

高性能波動場解析手法とその内部構造推定への応用 (シンポジウム講演概要)

Fast and Energy-efficient Multi-wavefield Analysis Method and its Application to Internal Structure Estimation (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

伊東 秀晃 (東京大・地震研) 市村 強 (東京大・地震研)
藤田 航平 (東京大・地震研) Lalith Maddegadara (東京大・地震研)
堀 宗朗 (海洋開発研究機構)
Hideaki ITO, The University of Tokyo
Tsuyoshi Ichimura, The University of Tokyo
Kohei Fujita, The University of Tokyo
Lalith Maddegadara, The University of Tokyo
Muneo Hori, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology
E-mail: hideakiito@eri.u-tokyo.ac.jp

We developed a multi-wavefield analysis method for a densely coupled CPU-GPU environment, achieving 7.81 times faster than conventional methods. By training a neural network using the results, we built a surrogate model capable of evaluating 3D structural characteristics. This approach enables 3D inverse estimation 39 times faster than direct simulation, making high-resolution digital twin construction practically feasible.

1. はじめに

都市のレジリエンスと生産性を高めるため、高詳細なデジタルツイン構築が求められている。デジタルツイン構築を推進するには、地盤や社会基盤構造物のような巨大な系における3次元内部構造の推定が不可欠である。特に、表面加振への応答の観測値と、数値モデル上での計算値とを照査して内部構造を推定する手法が一般的である。このような巨大かつ不均質な系の内部構造の推定には複雑形状や不均質構造の表現に優れた3D有限要素法(FEM)の適用が有効である。しかし、高周波帯域まで精度を保証した波動場解析には十分な離散化が必要であり、計算コストの観点から高解像度な内部構造推定は極めて困難である。例えば、1km四方のモデルで5Hzまでの精度保証をする場合、数千万自由度の解析を数千タイムステップに渡って実行しなければならない。さらに、入力波の特性に依存しない固有の振動特性(e.g. 卓越振動スペクトル)を抽出するためには、多数の入力ケースを用いた解析が必要となる。また、単一モデルでの解析時間が十分短縮されたとしても、逆解析において膨大な数のモデルを探索することも計算コストをさらに増大させる要因となる。これらの課題を踏まえ、本研究では以下のアプローチで解析コストの削減を図る。
i) 近年の計算機の開発進展により可能になったCPU-GPU間的高速なデータ転送を活用し、CPUとGPUの協調計算により多入力ケースに対する応答の計算を高速に行う。
ii) i)により得られた解析データからニューラルネットワーク(NN)ベースのサロゲートモデルを構築し、内部構造の推定を効率的に行う。

2. 密結合 CPU-GPU 環境における高速な多ケース同時波動場解析

本研究では、以下の線形弾性体の支配方程式に対し、表面加振のパターンを変化させた多ケースの解析を効率的に実行する:

$$\rho \frac{\partial^2 u_i}{\partial t^2} - \frac{\partial}{\partial x_j} \left(c_{ijkl} \frac{\partial u_k}{\partial x_l} \right) = f_i. \quad (1)$$

ここで、 ρ は密度、 u_i は変位ベクトル、 t は時間、 x_j は空間

座標、 c_{ijkl} は4階の弾性テンソル、 f_i は外力ベクトルを表す。空間離散化には、複雑な幾何形状のモデル化や応力自由境界条件の再現に適した四面体二次要素によるFEMを用いる。また、時間積分には、CFL条件に起因する時間刻みの制約を緩和するため、Newmarkの β 法を採用する。

上記の計算は、各タイムステップで線型方程式を共役勾配(CG)法により反復的に解くことで行われる。解析のボトルネックとなる反復ソルバーの加速には、CPU-GPU間的高速なデータ転送が可能な計算環境を活用したアルゴリズム¹⁾を導入した。この計算アルゴリズムでは、CPU上でのCG法の初期解予測とGPU上の効率的な反復ソルバーとを同時実行することで高速かつ高エネルギー効率な解析が可能になる。特に、反復ソルバー内ではElement-by-Element法を用いてメモリアクセスを効率化し、単一入力ケースあたりの解析時間を短縮する。実際、不均質地盤を模した3層の地盤モデルに対してこの計算手法を適用したところ、従来手法と比較して1ケースあたり7.81倍の高速化を達成した。

3. サロゲートモデルへの応用と内部構造推定の適用例

まず前節の手法により生成した解析データを学習させ、NNベースのサロゲートモデルを構築する方法について述べる。次いで、構築したサロゲートモデルを用いて実地盤を模した3次元内部構造の逆解析を行い、本手法により現実的な計算コストで内部構造推定が実行可能となることを示す。なお、内部構造を表す物理量として地表面で観測される卓越振動スペクトルを用いる。卓越振動スペクトルは、変位応答から抽出される自由振動に対応する波形をFDD法²⁾により周波数領域で特異値分解することで得られる。この際、アンサンブル平均が十分収束したスペクトルを得るため、32ケースの入力に対する応答を評価に用いている。

3.1. NNベースのサロゲートモデルの構築

地盤構造と卓越振動スペクトルの非線形な対応関係を学習させ、卓越振動スペクトルを高速に評価可能なサロゲートモデルを構築した。地盤の振動特性は、観測点周りの局

所的な地盤構造に強く依存するため、本研究では局所的な3次元地盤構造をNNの入力とする。しかし、入力となる3次元グリッド構造と出力である卓越振動スペクトルとの間には大きな次元の乖離があり、これが学習の不安定化や過学習を招く懸念がある。そこで、まず Encoder-Decoder 構造を用いて入力データの再構成を行い、出力次元と同程度の次元数をもつ潜在空間を構築した。この潜在空間上の特徴量と卓越振動スペクトルを対応付けることにより、安定的な学習と高精度な予測を両立させている。

3.2. 地盤構造逆解析への応用

実地盤を模擬して生成した水平方向の不均質性をもつ3層の地盤構造を参照モデルとし、ランダムなサンプル地点における層厚データから参照モデルを再現する地盤モデルを提案手法により推定可能であることを示す。ここでは、500m×500mの範囲のランダムな80地点で得られた層厚から、逆距離荷重法の補間により120の候補モデルを生成し、この中から尤もらしいモデルを選択するものとした。120のモデルから地盤構造の観点から最も異なる3つのモデルを選び、これらに対して2節のアルゴリズムを用いて32ケースの入力に対する応答を計算した。この際、5Hzまでの精度保証を目指し、空間離散化幅は2.5m時間離散化幅は0.005秒とし、8192ステップに渡って計算を行った。3つのモデルから一辺100mの立方体で表される局所構造と卓越振動スペクトルのペアを取得し、62,000のデータセットを構築した。なお、入力データの立方体グリッドは2.5mの解像度で各点の物性値が格納されている。

学習済みのNNの汎化性能を評価するために、学習データ生成には用いていないモデルからテストデータセットを構築した。図1に予測誤差が最小・最大であったケースの予測スペクトルを真値とともに示す。およそスペクトルの形状は良好に予測できていることが確認された。

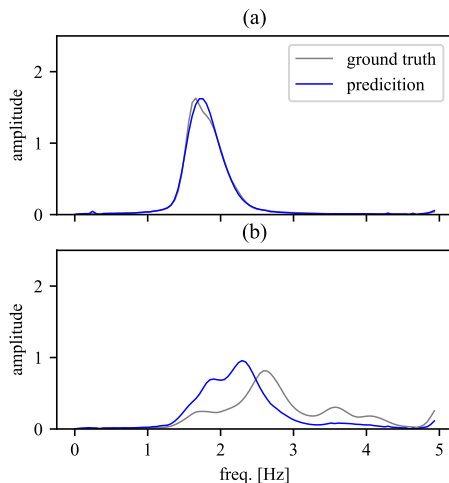


Fig. 1 Comparison of predominant frequency spectra between ground truth and NN prediction: (a) minimum error and (b) maximum error in test dataset.

図2には、サロゲートモデルにより評価されたモデルのうち卓越振動スペクトルの疑似観測値との乖離が最小、最大であったモデルと参照モデルを示す。サロゲートモデルの汎化性能により地盤モデルの振動特性の評価が可能になり、その結果参照モデルを再現する地盤モデルを選択可能であることが示された。

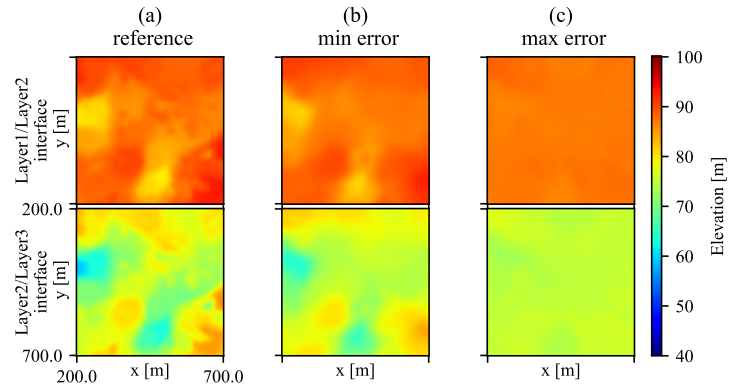


Fig. 2 Comparison of models: (a) reference model, (b) model with minimum error, and (c) model with maximum error.

最後に、本適用例での計算コストについて整理する。NVIDIA GH200 1台を用いて、2節で示した高速な波動場解析手法を適用することで学習データの生成を行った。1モデルあたり32ケース必要となる波動解析が約26時間で可能になった。結果、3モデル分で $26 \times 3 =$ 約78時間所要した。NNの学習には2.5時間かかり、1つの候補モデルの卓越振動スペクトルの評価に要した時間は約0.5秒であった。よって、120の候補モデルについて観測点に対応する地点での卓越振動スペクトルを評価するのに必要な時間は、約80.5時間である。サロゲートモデルを用いていない場合には、波動解析を全モデルに対して実施することになるため、計算時間は3120時間となる。結果的に、高速解析手法と少数のモデルにおける計算結果を利用するサロゲート化手法を併用することで、 $3120/80.5 \approx$ 約39倍高速に地盤構造の逆解析が可能であることが示された。

4. 結論

本研究では、不均質性を持つ巨大系における3次元内部構造の逆推定を高速化するため、CPU-GPU協調計算による高速波動場解析手法とNNベースのサロゲートモデルを組み合わせた方法を提案した。CPU-GPU間の高速データ転送環境を活かしたアルゴリズムを用いることにより、1ケースあたりの解析を従来比約7.8倍高速化した。さらに少数の解析結果から構築したサロゲートモデルを用いることで、全モデルを直接計算する場合と比較して約39倍の効率で地盤構造の逆解析が可能であることを示した。膨大な計算コストが課題であった高詳細なデジタルツイン構築において、実用的な解析時間で高精度な推定が可能にするアプローチであることを確認した。

参考文献

- 1) Ichimura, Tsuyoshi, et al. "Heterogeneous computing in a strongly-connected CPU-GPU environment: fast multiple time-evolution equation-based modeling accelerated using data-driven approach." SC24-W: Workshops of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis. IEEE, 2024.
- 2) Brincker, Rune, Carlos E. Ventura, and Palle Andersen. "Damping estimation by frequency domain decomposition." 19th International Modal Analysis Conference. Vol. 9. 2001.

潜在クラスハザードモデルによる異なる劣化要因の分離評価（シンポジウム講演概要）

Separation and Evaluation of Different Deterioration Factors using Latent Class Hazard Model (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

神前 真桜（大阪大・工） 松岡 弘大（鉄道総研） 貝戸 清之（大阪大・工）

Mao KOZAKI, The University of Osaka
Kodai MATSUOKA, Railway Technical Research Institute
Kiyoyuki KAITO, The University of Osaka
E-mail: m.kouzaki@civil.eng.osaka-u.ac.jp

In infrastructure systems where the failure of any single component results in the loss of functionality of the entire system, the system-level failure risk follows a series structure. In such systems, understanding and managing the characteristics of rapidly deteriorating locations is particularly important. This study develops a statistical deterioration prediction method that explicitly incorporates characteristics affecting only rapidly deteriorating components as explanatory variables. Specifically, focusing on rail bonds in the railway field, two different deterioration processes are represented using a mixture exponential hazard model with latent classes, and the model parameters are estimated from inspection records.

1. はじめに

設備群全体で得られた点検データに基づく統計的劣化予測手法の高度化が進められてきた。例えば、設備の特性変数で表現しきれない劣化傾向を異質性パラメータによって表現することで、設備全体の傾向を把握しつつ、設備個々の予測精度向上が可能となっている¹⁾。このような方法論は設備全体の管理施策の最適化において多大な効力を発揮してきた。一方、各設備の劣化や故障で生じる設備群全体の機能喪失リスクが並列ではなく、どこか一か所でも故障すると全体の機能が喪失するような設備群では、最も劣化が速い一部の設備の特性の把握と管理が重要となる。既存モデルは劣化の一部の速い設備よりも設備全体への影響が大きい特徴を特性変数として採択するため、一部の劣化の速い設備の劣化要因がほか大多数と異なる場合、有効な特性変数を統計的に検出できない可能性が存在する。

そこで本研究では、劣化の速い一部の設備群のみに影響する特徴を特性変数として明示的に考慮可能な潜在クラスモデルを用いた分析手法を構築する。具体的には、鉄道分野のレールボンドを対象とし、2つの潜在クラスを有する混合指数ハザードモデルにより異なる二つの劣化過程を表現し、これを検査記録から推定する手法を構築する。

2. 分析対象の概要：レールボンド

レールボンドは隣接するレール同士を電氣的に接続する鉄道設備である。列車検知の機能を担う軌道回路や電化区間における変電所への帰線など、レールを介した電気回路の構成において重要な役割を果たす。レールボンドが脱落するなどして継目部の電氣的連続性が失われると、列車検知ができなくなり、運行障害に発展する。軌道回路中に複数存在するレールボンドのどこか一箇所の異常で、その軌道回路全体が機能不全に陥るため、レールボンドは代表的な直列系のリスク構造を有する部材でもある。障害を未然に防ぐため検査や修繕が実施されているが、レールボンドは数が多く検査頻度も高いため、保守業務の負担も大きい。そのため、安全性を向上させつつも、検査周期や箇所、修繕方法を合理化していくために、異常発生頻度の高い箇所に共通する特徴の把握が求められている。

筆者らは、検査記録に基づく統計分析により、異常発生までの期間やそのばらつき、影響因子の特定などを進めてきた²⁾。一方、1章でも述べた理由により、点検記録全体に

対して推定した既存分析モデルは異常が生じやすい一部のレールボンドの要因を十分に説明できないといった課題があった。

3. 潜在クラス混合指数ハザードモデルと推定法

レールボンドの異常発生期間が指数分布に従うと仮定する。加えて、異常発生頻度が高いレールボンド群と異常発生頻度が低いレールボンド群が存在すると仮定する。平均の異なる2つの指数分布 k の混合モデルとして考えると、検査結果が得られたときの尤度関数は式(1)で表される。

$$\mathcal{L}(\mathbf{t}, \delta | \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\pi}) = \prod_{i=1}^I \sum_{k=1}^2 \pi_k \prod_{n=1}^{N_i} \{1 - \exp(-\lambda_{ik} t_n)\}^{\delta_n} \exp(-\lambda_{ik} t_n)^{1-\delta_n} \quad (1)$$

ここで、 I はレールボンド数、 N_i は各レールボンドの検査サンプル数、 t_n は検査間隔期間、 δ_n は当該検査間隔で異常が発生した場合は1、発生していない場合は0をとるダミー変数、 π_k は指数分布 k の混合比である。また、 λ_{ik} は異常の発生しやすさを表すパラメータであり、特性変数ベクトル $\mathbf{x}_i$ と未知パラメータベクトル $\boldsymbol{\beta}_k$ の線形結合で表される。

式(1)の尤度関数を用いて、未知パラメータベクトル $\boldsymbol{\beta}_k$ と混合比 π_k を最尤法により検査記録から推定する。式(1)の尤度関数を対数変換し β_{kj} と π_k で偏微分すると、式(2)(3)が導かれる。

$$\frac{\partial \ln \mathcal{L}}{\partial \beta_{kj}} = \sum_{i=1}^I \left[\gamma_{ik} x_{ij} \sum_{n=1}^{N_i} \left\{ \frac{\exp(-\lambda_{ik} t_n)}{1 - \exp(-\lambda_{ik} t_n)} t_n \right\}^{\delta_n} (-t_n)^{1-\delta_n} \right] \quad (2)$$

$$\frac{\partial \ln \mathcal{L}}{\partial \pi_k} = \frac{1}{\pi_k} \sum_{i=1}^I \gamma_{ik} \quad (3)$$

ここで、 γ_{ik} は負担率と呼ばれ、式(4)で表される。

$$\gamma_{ik} = \frac{\pi_k \prod_{n=1}^{N_i} \{1 - \exp(-\lambda_{ik} t_n)\}^{\delta_n} \exp(-\lambda_{ik} t_n)^{1-\delta_n}}{\sum_{m=1}^2 \pi_m \prod_{n=1}^{N_i} \{1 - \exp(-\lambda_{im} t_n)\}^{\delta_n} \exp(-\lambda_{im} t_n)^{1-\delta_n}} \quad (4)$$

この負担率は、各レールボンドにおける尤度のうち、指数分布 k が負担する成分を表したものである。

β_{kj} の最尤推定値は、式(2)が0となる条件下で与えられるが、式(2)は解析的に閉じた形の解を得ることができない。そこで、EMアルゴリズム³⁾を用いて推計を行う。まず、 π_k と β_{kj} に対して設定された初期値を、式(4)に代入して負担

Table 1 Estimation results.

	Class 1 (high-anomaly)	Class 2 (low-anomaly)
π_k : Mixing ratio	0.0844	0.9156
β_{k1} : Constant term	0.0399 (0.84)	0.0526 (5.56)
β_{k2} : CV55-280	0.0594 (1.26)	-0.0408 (-4.26)
β_{k3} : CV55-500	0.0484 (1.02)	-0.0458 (-4.81)
β_{k4} : CL100-1000	-0.0354 (-0.72)	-0.0447 (-4.62)
β_{k5} : CL70-1200	0.0476 (0.88)	-0.0358 (-3.62)
β_{k6} : Track irregularity	0.0290 (0.44)	0.0095 (1.01)
β_{k7} : Transition curve	-0.0444 (-1.90)	-0.0024 (-1.04)
β_{k8} : Curvature	0.1194 (3.95)	0.0222 (7.42)
AIC	9460	

Wald statistics are shown in parentheses.

率を計算する (E ステップ). それを式(2)(3)に代入して, 負担率を固定した際に求まる条件付きの最尤推定値を計算する (M ステップ). その後, 未知パラメータと混合比の推定値を用いて負担率を再計算する (E ステップ). この E ステップと M ステップの繰り返しにより, 対数尤度関数の単調増加が理論的に保証される. したがって, 各ステップにおけるパラメータ変化量が 0 に収束した際の β_{kj} と π_k の値を最尤推定値とすることができる.

4. レールボンド点検記録への適用

Table 1 に約 14 年間 55km の路線における 2090 本のレールボンドの検査記録に提案手法を適用し, EM アルゴリズムにより推定されたパラメータの最尤推定値と赤池情報量規準 (AIC) を示す. 未知パラメータ β_{kj} の推定値は, 特性変数 x_{ij} を最大値 1 に標準化して用いているため, レールボンドの異常発生傾向に対するその特徴の感度を表す. 例えば, 正であれば異常が発生しやすい方向に, 負であれば異常が発生しにくい方向に影響する. また, 絶対値が大きいほどその影響は顕著となる.

Table 1 より, 高頻度の異常発生を表現するクラス 1 (以下, 異常多モデル) と低頻度の異常発生を表現するクラス 2 (以下, 異常少モデル) の 2 つの指数分布の組み合わせでレールボンドの異常発生傾向を表現した場合, クラス 1 と 2 では特性変数の影響の仕方が異なることがわかる. 例えば, $\beta_{k2} \sim \beta_{k5}$ はレールボンド種別の影響力を示しているが, 異常少モデルでは種別間の推定値の差が比較的小さい. また, 軌道変位や緩急曲線, 曲率の影響に関しても, 異常少モデルでは推定値の絶対値が比較的小さい. つまり, 異常少モデルでは, レールボンドの種別や軌道状態, 線形などに対して異常発生頻度があまり影響を受けていないクラスであることがわかる. 実際に異常少モデルは各種特性変数の中で定数項の感度がもっとも高い. これは対象レールボンドの検査記録の期間 (約 14 年) の中で 1 度も脱落などの異常が生じていないレールボンドが 7 割を占めるため, 今回の対象期間内では異常発生因子を十分に絞り切れなかったものと推察される.

また, $\beta_{k2} \cdot \beta_{k3} \cdot \beta_{k5}$ の推定値は, 異常多モデルと異常少モデルで正負が反対 (異常多が正, 異常少が負) になっており, これらの種別は高頻度で異常が生じるレールボンドにおいて, その異常発生頻度をさらに高める方向に影響している. そのほか, β_{k8} は曲線部の場合の影響度を示すが異常多モデルで特に影響が大きく, 異常多モデルで表現されるレールボンドの多くが曲線部で異常が生じていることが

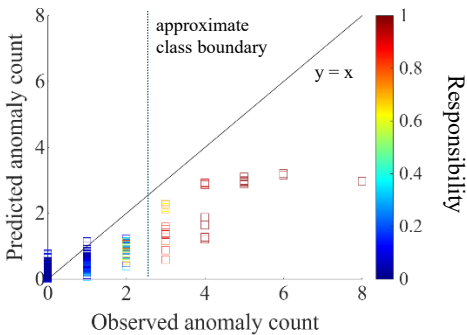


Fig. 1 Observed and predicted numbers of anomalies.

わかる.

Fig.1 に各レールボンドの異常発生数の実績値と予測値の比較結果を示す. 各プロットは異常多モデルの負担率に応じて色付けされている. これより, 異常発生回数の実績値が 2 回以下のレールボンドに関しては主に異常少モデルで表現され, 3 回以上のものに関しては主に異常多モデルで表現されていることがわかる. この境界で異常発生頻度が高いレールボンド群と頻度が低いレールボンド群に分類することで, Table 1 に示した異常発生頻度の高いレールボンド群に特有の (全体とは異なる) 特性変数とその感度を評価できている. なお, 負担率の計算結果より, 異常多モデルに分類されるレールボンドは全体の 3%程度 (全 2090 本中 65 本) であるため, 当初目的とした一部の劣化の速い設備群に相当することがわかる. 一方, 依然として異常発生回数の実績値と予測値の間には多少の差が存在し, 推定精度の面で改善の余地が残っている. 実績値として 4 回以上異常が生じているレールボンドが複数あるものの, 潜在クラスを用いて高頻度の異常を分類した本モデルでも, 4 回以上の異常発生は予測できていない. この点は今後の課題である.

なお, 異質性パラメータを用いた既存手法の推定結果についても Fig.1 と同様の図を作成し, 本研究の提案手法との比較を行った. 実績値として 3~4 回異常が生じているレールボンドに対しては, 本研究の提案手法の方が精度が高いことを確認している. 一方, 5 回以上の場合, 両手法の間で明確な違いは確認できなかった. 以上を踏まえ, より高頻度の異常発生をモデル化できるよう, 指数分布の設定数の増加や異質性パラメータとの組み合わせを検討する必要があると考える.

5. おわりに

本研究では劣化の速い一部の設備群のみに影響する特徴を特性変数として明示的に考慮可能な潜在クラスモデルを用いた分析手法を構築し, レールボンドの異常発生傾向の分析への適用を通じて, 提案手法の有効性と限界を示した.

参考文献

1) 貝戸清之, 小林潔司, 青木一也, 松岡弘大: 混合マルコフ劣化ハザードモデルの階層ベイズ推計, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.68, No.4, pp.255-271, 2012.
2) 神前真桜, 松岡弘大, 稲場亘, 高橋和樹, 貝戸清之: 分野横断的な設備保守データ統合による統計的劣化予測の高度化, 鉄道工学シンポジウム論文集, Vol.29, No.1, pp.85-92, 2025.
3) 元田浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田昇: パターン認識と機械学習 下, 丸善出版, 2012.

軌道高低変位波長と噴泥発生に関する統計分析（シンポジウム講演概要） A Study on Factors Influencing Mud Pumping Occurrence Using Logistic Regression (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

津田 悠人（鉄道総研） 松岡 弘大（鉄道総研） 松本 麻美（鉄道総研）

Yuto TSUDA, Railway Technical Research Institute
Kodai MATSUOKA, Railway Technical Research Institute
Mami MATSUMOTO, Railway Technical Research Institute
E-mail: tsuda.yuto.56@rtori.or.jp

The minimum of vertical track geometry data was decomposed into wavelength bands using continuous wavelet transformation to examine components related to mud pumping. The relationships between mud pumping and amplitude of vertical track geometry for each wavelength, train velocity, rank, and track alignment (tangent/curved) were examined. Logistic regression analysis was conducted to evaluate the effects of vertical geometry, train velocity, alignment, and rail joint presence on mud pumping occurrence. The minimum of vertical track geometry, train velocity for each 25 m segment, and rail joint presence were confirmed to be statistically significant for mud pumping.

1. はじめに

鉄道バラスト軌道で路盤の泥が水分とともに線路表面に吹き出る噴泥は、代表的な軌道劣化事象の一つであり、軌道の沈下による安全性の低下や乗り心地の悪化を招くため、適切な管理が求められる。現在、多くの鉄道事業者では保線係員による徒歩巡視等により噴泥有無の確認を行うほか、年数回の軌道検測車により計測される軌道変位の値から、噴泥の悪化傾向を予測し、管理を行う場合が多い。軌道変位など日常の軌道管理のために得られる計測値から噴泥発生を予測できれば、弱点箇所の抽出や今後の管理の合理化に活用できるが、軌道変位が大きい箇所でも必ずしも噴泥が生じるわけではないなど、噴泥発生または悪化傾向の予測のための軌道変位の活用には課題が残っている。噴泥と軌道変位の関連は、軌道変位のうち上下方向の相対変位を示す高低変位が利用される。在来線では軌道管理の観点から高低変位の中でも波長 10m を主成分とする 10m 弦正矢値が主に利用される。また、より短波長の影響を検討する場合には 5m 弦正矢値を用いる場合もある。一方、高低変位のどの波長が噴泥発生または悪化傾向に対して最も感度が高いのかは明確ではない。

以上を踏まえ、高低変位など日常の軌道管理のために取得しているデータから軌道保守において噴泥発生を予測する手法の構築を最終目標とし、本研究では、連続ウェーブレット変換 (Continuous Wavelet Transform : CWT) により高低変位データを波長帯別に分解したうえで、過去の噴泥発生記録と比較し、噴泥発生に感度の高い波長帯を分析した。また、波長以外の影響因子として、列車速度、線形 (直線・曲線)、継目有無も含め、ロジスティック回帰による噴泥発生への影響度分析を行った。

2. CWT による波長帯別の高低変位の抽出

本研究では、既存の 10m 弦や 5m 弦などに限らず噴泥発生と関連性の高い波長帯成分を抽出することを目的として、CWT を用いて高低変位を波長成分ごとに分解したり。

距離軸 x 上で等間隔 Δx でサンプリングされた位置 $x_n = (n-1)\Delta x$ ($n = 1, \dots, N$) における高低変位を $z(x_n)$ とする。CWT では、この高低変位 $z(x_n)$ をマザーウェーブレットにより中心波長 λ_0 に対応する波長帯成分 $z_{\lambda_0}(x_n)$ に分解する。本研究では、マザーウェーブレットとして複素モルレーウェーブレット (式(1)) を用いた。

$$\phi(n) = \frac{1}{\sqrt{a}} \pi^{-1/4} \exp\left(i\omega_0 \frac{x_n - b}{a}\right) \exp\left(-\frac{(x_n - b)^2}{2a^2}\right) \quad (1)$$

ここで、 i は虚数単位、 ω_0 は無次元中心周波数であり、本検討では DC 成分を概ね無視可能な $\omega_0 = 6$ とした。また、 b は中心位置、 a はスケールである。このとき、スケール a 、中心位置 b における CWT 係数は式(2)で定義される。

$$W(a, b) = \Delta x \sum_{n=1}^N z_n \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{x_n - b}{a}\right) \quad (2)$$

抽出対象の中心波長 λ_0 とし、対応する空間周波数の $\pm 10\%$ 帯域に含まれる CWT 係数を用いて波長成分を抽出した。選択した周波数帯域に含まれる CWT 係数を周波数方向に積分することで、中心波長 λ_0 に対応する高低変位の波長帯成分 $z_{\lambda_0}(x_n)$ を近似的に復元した。元の高低変位との振幅の整合を図るため、スケール係数は別途計算した値を用いた。波長 λ_0 に対応する高低変位波形は、復元された波長帯成分 $z_{\lambda_0}(x)$ にスケール係数を乗じたものとして求めた。

なお、実際の適用に際しては、元の高低変位から軌道検測車の検測特性の影響を除去したうえで CWT 処理を行っている。具体的には日本の代表的な検測方式である 2 台車検測車で得られる偏心矢高低変位を波長 3m~30m の帯域で利得 1、距離遅れ 0 となるようフィルタ処理²⁾、検測車固有の周波数応答を除去することで実軌道変位を近似した波形である復元波形を求めた。この復元波形に対して CWT を適用し複数の波長帯成分に分解した。

3. 波長帯別の高低変位と噴泥有無の感度分析

ここではある在来線 (単線区間) 全長約 126km、列車速度 0~120km/h を対象とし、2024 年度に計測された高低変位データに対して上記の CWT を用いた分析を行った。

各位置での噴泥有無に関しては、同区間・同時期に実施された道床検査の記録を整理して利用した。道床検査の記録には、噴泥の発生地点の位置 (始点と終点位置)、噴泥延長、ランクなどがまとめられている。ランクは、巡回および検査時の目視・目測により以下の基準で判定される。

ランク B : 異常が有り、監視が必要である。

ランク C：異常が有り，計画的に処置（材料交換や軌道整備）が必要である。

また，軌道分野では路線延長を便宜的に 100m ごとに区切った 100m ロットでの評価が一般的である．本研究では，レールの単位延長が 25m であることを踏まえ，各波長帯成分 z_{λ_0} の 25m ロット内での下側振幅最大値（25m ロット最小値）を指標とし，当該ロットでの噴泥有無と比較した．

Fig. 1 に波長 3m, 5m, 7m, 10m, 15m を主成分とする各波長帯成分の高低変位の 25m ロット最小値と噴泥有無の関係を示す．各ロット内において，噴泥箇所（ランク B および C）が含まれる場合は噴泥有り，そのほか（記録なし）を非噴泥とした．図中では，各波長で各点の重なりを避けるため，波長方向に微小なノイズを加えて図化している．当該線区では，ランク B および C で分布に明確な違いは確認できない．短波長帯である波長 3m や 5m，長波長帯である波長 15m では，振幅が 0 付近の領域でも噴泥と非噴泥が混在しており，噴泥有無への感度はほぼないと考えられる．一方，波長 7m および波長 10m の波長帯では，比較的変位振幅の大きい領域での噴泥発生が多く，逆に変位の小さい領域では非噴泥が多い．ただし，比較的感受度が高い波長 7m 成分でも振幅が -0.002m 程度の領域から噴泥が生じており，波長成分だけで噴泥発生を説明できるわけではないことがわかる．そこで，ほかの要因も含めた複合的な影響についても検討した．

Fig. 2 に比較的噴泥発生への感度が高かった波長 7m の波長帯成分の 25m ロット最小値と列車速度の関係を示す．また，プロットの色により噴泥有無を合わせて示す．列車速度は，当該区間を最も高速で走行する特急列車の 25m ロット内の平均値を代表値とした．列車速度が 70km/h 以下の領域では噴泥発生数は少ない．また，70km/h 以上の速度域におけるランク B および C の分布に明確な違いは確認できなかった．

4. 二項ロジットモデルによる影響因子分析

高低変位や列車速度を含めて様々な因子の噴泥発生への影響度を定量的に評価するため，説明変数を含めた二値分類モデルであるロジスティック回帰による各ロットの噴泥発生率の評価を行った．25 m ロット i の噴泥発生の有無を $y_i \in \{0 \text{ 非噴泥}, 1 \text{ 噴泥有り}\}$ ，説明変数ベクトルを $\mathbf{x}^T = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4})^T$ としたとき，噴泥発生率 p_i を以下の二項ロジットモデルで表す．

$$p_i = \frac{U}{1 + \exp(-(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \beta_4 x_{i4}))}$$

(3)

ここで， U は上限確率であり，0.8 とした． x_{i1} は波長 7m における 25m ロット最小値， x_{i2} は 25m ロット列車速度， x_{i3} は線形ダミー（直線 0，曲線 1）， x_{i4} は継目ダミー（無し 0，有り 1）， $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ は重みパラメータである．各パラメータは BFGS 法を用いて推計した．

Table.1 に各パラメータの推定値，標準偏差および P 値を示す．25m ロット最小値，25m ロット列車速度，継目ダミーの P 値は 0.05 未満で統計的有意であった．噴泥発生に対して，少なくともこれらの変数（波長 7m の振幅，列車速度，継目）の影響は無視できないことを確認できる．ただし，感度として切片である β_0 が最も大きく，噴泥発生の主要要因を捉えているとまでは言えない．この点は今後の課題である．

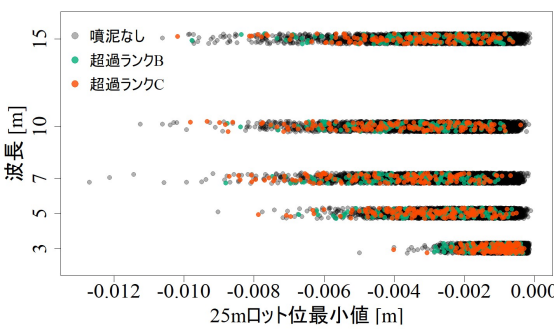


Fig. 1 Distribution of 25 m segment minimum track geometries with/without mud pumping for each wavelength.

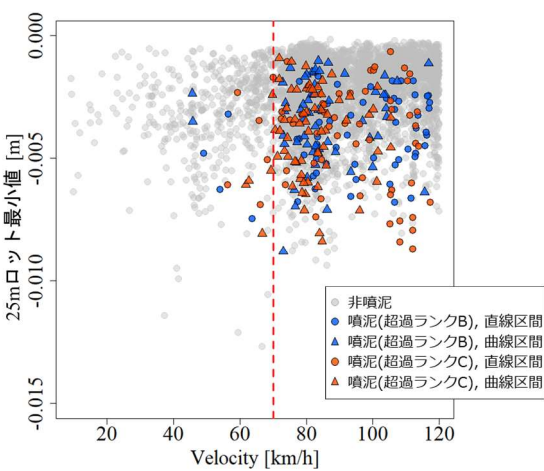


Fig. 2 Relationship between train velocity and the minimum track geometries with/without mud pumping.

Table.1 Hyperparameter estimation results by maximum likelihood and p-values.

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4
推定値	-2.91	-0.83	0.22	0.27	-0.65
標準偏差	0.12	0.06	0.08	0.15	0.19
P 値	0	0	0	0.07	0

5. まとめ

本研究では，高低変位を CWT により各波長成分に分解し，波長 7m および 10m の波長帯で噴泥発生に比較的感受度が高いことを示した．また，ロジスティック回帰により高低変位の波長 7m 成分のほか，列車速度や継目有無が噴泥発生率に無視できない影響を及ぼすことを示した．ただし，主要な要因を特定できたとは言えず，引き続き関連情報の収集と検証を続ける予定である．

参考文献

1)

Torrence, C. and Compo, G. P.: A practical guide to wavelet analysis, Bulletin of the American Meteorological Society, 79(1), pp.61-78, 1998.

2)

服部ら：軌道変位に基づく桁たわみ推定のための桁たわみ-軌道変位変換プログラムの構築，土木学会論文集, Vol.80, No.15, 2024.