

矩形推進工法における機械学習を用いた推進力予測 モデルの構築

于，渤松
九州大学大学院工学府地球資源システム工学専攻：博士

入口，梨佳
九州大学大学院工学府地球資源システム工学専攻：修士

島田，英樹
九州大学大学院工学研究院：教授

笹岡，孝司
九州大学大学院工学研究院：准教授

他

<https://hdl.handle.net/2324/7183351>

出版情報：月刊推進技術. 38 (4), pp.41-42, 2024-04. LSプランニング
バージョン：
権利関係：



矩形推進工法における機械学習を用いた 推進力予測モデルの構築

ユ ボ ソン
于 渤 松い り ぐ ち り か
入 口 梨 佳し ま だ ひ で き
島 田 英 樹さ さ お か た か し
笹 岡 孝 司は ま な か あ き ひ ろ
濱 中 晃 弘ま つ も と ひ み ひ こ
松 元 文 彦も り た と も
森 田 智

フヒュディ・スゲン

1 はじめに

我が国は国土が狭い上に都市に人口や経済拠点が集中し、過密な都市構造となっている。一方、上下水道、ガス、電力、通信ケーブル等のライフラインの管理設は、この過密化した都市部の地下浅部空間に施工せざるを得ない。このような都市部の管きょ構築現場への適用を目指したものが、発展著しい推進工法である。非開削工法のひとつである推進工法は、発進・到達立坑間において工場で製造された推進管の先端に掘進機・先導体または刃口を取付け、ジャッキ等の推進力によって管を地中に圧入して管きょを埋設する工法であると定義され、交通量の多い道路または地下埋設物の輻湊した道路や、軌道または河川を横断するため地上からの掘削が困難な場合、管きょの埋設位置が深いため地上からの掘削となると工事費が嵩む場合、さらに市街地等の周辺環境や道路占用条件から地上からの開削が適さない場合等に採用される。このような採用条件から、既設都市ライフライン構築物周辺での施工が多い推進工法は、これらの既設周辺構築物に対して、できる限り施工の影響を抑制する必要がある。

我が国の都市部では、アンダーパスやバリアフリー地下通路等といった地下空間の有効活用が進められている。管きょを地下に埋設する工法として、開削工法やシールド工法といった矩形函渠構築工法が挙げられるが、こ

れらの既存の工法は広範囲の施工領域の占有が必要であることや、工期が長く高コストであるといったデメリットがある。そこで都市部における有効な施工方法として、非開削技術である密閉型矩形掘進機を用いた推進工法、通称矩形推進工法が開発され、近年管きょの推進施工が実施されてきている¹⁾。推進工法による管きょの施工は、工事公害が少なく低コストであるため脚光を浴びており、今後、大断面の管きょの推進施工も見込まれている²⁾。さらに、近接構築物による制約や地形条件による制約などから、多様な断面を構築する推進工法の需要が増大している。

施工計画の段階において必要となる推進力予測に関しては、円形推進工法では多数の予測式が提案されているものの、矩形推進工法で推進力の予測式を検討した例は限られている。本研究では、推進力を自動的に予測するためにコンピュータアルゴリズムを現場の実績データから構築する機械学習を適用することで、矩形推進を対象とした新たな推進力の予測に関する種々の検討を行った。

2 矩形推進施工における推進力の予測

矩形推進施工における推進力を正確に予測することは、施工計画の段階において重要である。推進力の正確な予測により、ボックスカルバートや発進立坑の損傷

の抑制や長距離推進・曲線施工における効率的な施工が可能となる³⁾。現在、施工計画の段階において必要となる推進力予測式に関しては、現場データに基づく統計的評価と理論的導出による関係を組み合わせることで推進力を予測している^{4), 5)}。そのため、推進力の予測値と実測値に大きな誤差が生じており、地質と施工条件など現場の経験に基づいた修正が必要とされている。このような理由から、矩形推進施工において、正確な推進力予測モデルの構築は依然として大きな課題となっている。

推進施工において推進力を正確に予測することは、長距離推進・曲線施工における効率的な施工に重要である。例えば、施工効率低下に対応する主要な対策のひとつである中押装置の設置は、一般的に高コストとなるため使用されないことが多いが⁶⁾、推進力を事前に精度よく予測することができれば設置の検討も可能になろう。そこで、矩形推進工法において機械学習を用いた推進力の予測手法としてベイズ統計法を用いた矩形推進の新たな推進力予測モデルを構築し、現場から得られたデータを用いてその適用性に関する検討を行った。

3 矩形推進工法における推進力の算出

矩形推進工法における総推進力 F_t は、前面抵抗力 F_{face} と管周面抵抗力 F_{fric} の和で(1)式により算出される。

$$F_t = F_{face} + F_{fric} \dots\dots\dots (1)$$

矩形推進工法の施工計画の段階においては、推進力の算出には、①理論的導出によるモデル、②現場データに基づく統計的評価によるモデル、の両方が適用される。前面抵抗力に関しては、(公社)日本推進技術協会（以下、JMA）が現場データに基づく統計的評価によるモデルを提案しており⁷⁾、後にShouらは実測値をより正確に算出するためにJMAのモデルを経験的なデータに基づいて調整しており、次の(2)式によって算出される⁸⁾。

$$F_{face} = 13.2 \cdot C_s \cdot N' \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 C_s ：掘進機の外周、 N' ：前面抵抗力係数であり、粘性土の場合は1、砂質土は2.5、砂礫土は3.5の値をとる。

管周面抵抗力に関しては、既存の文献⁴⁾において、矩形推進工法に特有の経験的な算出方法が不足していることを明らかにしている。図—1に滑材のオーバカットへの充填状況を考慮した場合の管と地山の接触状態を示す。管と地山との接触に関して、管上面と側面は滑材を介して地山と接触しているが、管底面では滑材が充填されている。また、通常、ボックスカルバートの構造は、滑材が注入されたテールボイド内で浮力を保持するように設計されているため、掘進中に滑材を継続して注入することで、不安定なテールボイド内でも浮力が確保できる⁹⁾。これにより、管の底部と地山の接触はある程度抑制され、それらの間の摩擦が無視できるほど小さくなると考えられる¹⁰⁾。したがって、周面抵抗力は(3)式によって算出することができる。

$$F_{fric} = B \cdot L \cdot \tan \delta_v \cdot \sigma_v + 2 \cdot H \cdot L \cdot \tan \delta_h \cdot \sigma_h \quad (3)$$

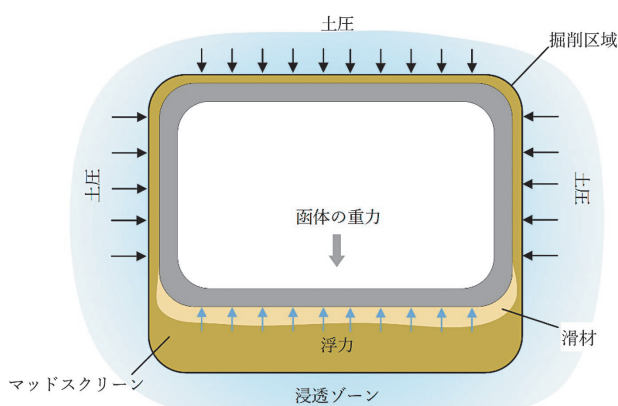


図-1 管と地山の接触状態

ここで、 B ：管の幅、 L ：推進距離、 H ：管の高さである。 $\tan\delta_v$ および $\tan\delta_h$ はそれぞれ管上面、管側壁面の界面摩擦係数である。 σ_v および σ_h はそれぞれ鉛直方向、水平方向の土圧である。さらに、施工深度が大きくなると、管の上面には直土圧ではなく、アーチング効果に伴う土圧が作用することになり、上面に作用する

に精度よく予測することは困難である。そこで、本研究では、 N' 、 $\tan\delta_p$ 、 $\tan\delta_h$ 、 ϕ 、 γ を不確定な変数 θ として取り扱い、施工前に推定した各パラメータを施工中に得られる推進力や推進距離のデータを基に、機械学習を用いて上記のパラメータを更新することで推進力を予測するモデルの構築を検討した（図-3）。

$$\sigma_v = \frac{(B'\gamma - 2c)}{2K \tan \varphi} \left(e^{2K \tan \varphi \frac{h}{B'}} - 1 \right) + q_0 e^{2K \tan \varphi \frac{h}{B'}} \quad (4)$$

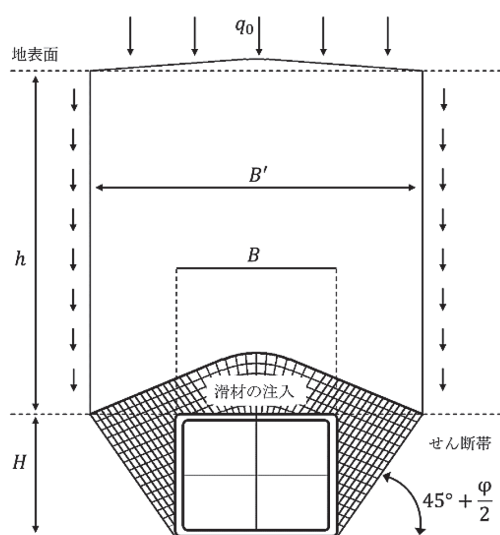


図-2 管と地山の接触モデル

ここで、 c ：粘着力、 ϕ ：内部摩擦角、 γ ：地山の密度、 q_0 ：上載圧、 h ：土被り、 K ：土圧比である。また、アーチング効果の幅 B' は $B+2H \tan (45^\circ - \phi/2)$ で算出される。さらに、この場合の水平方向の土圧 σ_h は、水平方向の土圧係数 K_v を用いて (5) 式で算出される。

$$\sigma_h = K_a \cdot \sigma_p \quad \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 $K_a = \tan^2 (45^\circ - \phi/2)$ は有効土圧係数である。

推進力の予測において、(2) 式～(5) 式の、 N' 、 $\tan\delta_r$ 、 $\tan\delta_h$ 、 ϕ 、 γ を精度よく予測することが重要である。しかしながら、施工状況や現場の地質状況により上記のパラメータは変化する可能性があるため、施工前

4 推進力予測のための 不確定なパラメータの推定

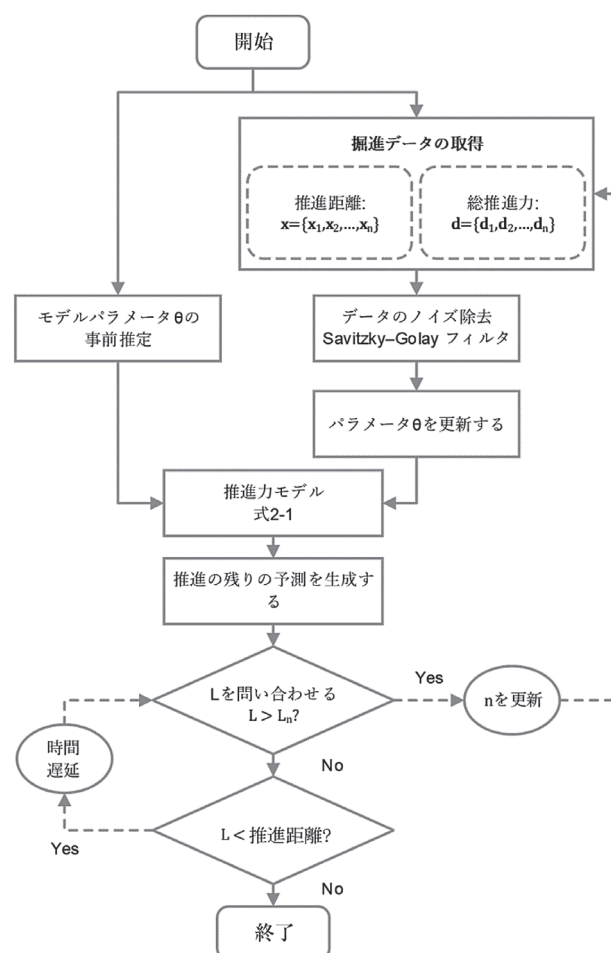


図-3 機械学習による推進力予測モデルのパラメータ更新プロセス

本研究で検討を行うベイズ統計法 (Bayesian Updating) のパラメータ更新プロセスは、推進力予測モデルに内在する不確実性を考慮することから始まる。推進力予測モデルに関して現場の条件を過度に単純化しているため、実測値と予測モデルで大きな誤差が生じる場合が多い¹²⁾。したがって、予測モデルの誤差を

最小限にするために、現場試験や数値モデル解析に基づいた修正を行うことが必要とされている。KellyとZhengらは土質工学モデルのパラメータ更新に関してベイズ統計法を用いた^{13), 14)}。その結果、現場における実測値とモデルの予測値との誤差が小さくなることが明確にされた。

推進力予測モデルでは、①土質特性、②管断面形状、③測定誤差、④計算モデルの不完全性や近似、等によって予測モデルのパラメータが不確実になる¹⁵⁾。一般的に、ベイズ統計法では予測値を生成するためには、決定論的モデルを使用する。決定論的モデルでは、これらの不確実なパラメータは予測値と実測値の誤差を意味するバイアス(切片)ファクター e でまとめて表現される。このため、本研究で使用した推進力予測モデルは、(6)式で定義される。

$$d = f(\theta) + e \quad \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 $d = [d_1, d_2, \dots, d_n]$ は推進距離 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ における記録された推進力の観測値ベクトルである。なお、 n はベイズ更新に使用される推進力の総データ数(個数)である。また、関数 $f(\theta)$ は、(1)式によって計算された推進力の実測値(観測値)、 $\theta = [N', \tan\delta_s, \tan\delta_b, \phi, \gamma]$ は不確実なパラメータのベクトルである。掘進中に更新されるパラメータ θ は、複数のパラメータを内包する同時確率密度関数であり、複数の事象全てが真となる確率が値となる。測定誤差 e は観測値から統計的に独立した関数であり、平均を $\mu_e = 0$ および標準偏差を σ_e とする正規分布にしたがう¹⁶⁾。

ベイズの定理によって事後分布(Posterior Distribution)は事前分布(Prior Distribution)と尤度関数を用いて(7)式で示される。

$$p(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)p(\theta)}{p(x)} \quad \dots\dots\dots (7)$$

ここで、 x : 観測値、 θ : 不確実なパラメータである。

ベイズ推定において、更新されたパラメータは尤度関数が正規分布、ベータ分布、ベルヌーイ分布などの指

数型分布族を示す場合、事前分布として共役事前分布を選んだ場合に簡単に求められる¹⁷⁾。しかしながら、現実的には事後分布は高次元かつ数値解析モデルが非線形となるため、共役対の解析解を求めることは困難である。確率分布が事後分布の共役対を持たない(事後分布の確率関数を直接求められない)場合、マルコフ連鎖モンテカルロ法(Markov Chain Monte Carlo Methods; 以下、MCMC法)といった乱数発生アルゴリズムを利用した手法が不可欠となる。MCMC法は事後分布の確率関数を直接求めることが困難な場合に、サンプリング手法を用いて事後分布の形状を概算することで不確実なパラメータを推定する手法である。MCMC法は、事後分布の複雑さとパラメータ推定能力の両方の観点で優れたサンプリング手法であり、非共役事前分布と尤度関数を用いることで現実的なサンプリングが可能となる。

土質工学におけるほとんどのパラメータは、正規分布、対数正規分布、あるいはその他の理論的な分布に従う確率変数と見なすことができる。対数正規分布は、 $[0, +\infty]$ の範囲において正の平均と標準偏差によって表現されるので、土質工学的パラメータ θ が非現実的な負の値として算出されることを防ぐことができ、土質工学モデルにおいて広く適用されている。したがって、本研究でも不確実なパラメータ θ に関する事前分布を構築するために対数正規分布を採用した。ここでは、事前分布は複数のパラメータを含む多変量正規分布として仮定するとともに、 $p(\theta') = \text{MVN}(\mu_{\theta'}, \sigma_{\theta'})$ と表し、不確実なパラメータ θ の自然対数を θ' 、 θ' の事前平均を $\mu_{\theta'}$ 、 θ の標準偏差を $\sigma_{\theta'}$ とした。確率変数 θ' の事前確率分布は、(8)式で表される。

$$p(\theta'|\mu_{\theta'}, \sigma_{\theta'}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta'}^2}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\theta' - \mu_{\theta'}}{\sigma_{\theta'}}\right)^2\right] \quad \dots\dots\dots (8)$$

事前対数正規分布は、現場から得られた実測値に基づいて更新され、不確定なパラメータ θ に関する事後分布が構成される。このため、推進力データ d は尤度関数 $p(d|\theta, x)$ を介して事後分布に影響を及ぼす。

尤度関数は、(9) 式のように観測値に基づいてパラメータの各値が尤もらしい確率を示す。

$$p(d|\theta, x) = \prod_i p(d_i|\theta, x) \quad \dots\dots\dots (9)$$

さらに、事後分布は $p(d|\theta, x)$ で表され、ベイズの定理 (7) 式によって (10) 式のように算出できる。

$$p(\theta|x, d) = \frac{p(d|\theta, x)p(\theta|x)}{p(d|x)} \quad \dots\dots\dots (10)$$

(10) 式において、右辺の分母 $p(d|x)$ は規格化定数あるいは周辺尤度と呼ばれ、周辺化する変数の積分によって (11) 式のように求められる。

$$p(d|x) = \int p(d|\theta', x)p(\theta'|x)d\theta' \quad \dots\dots\dots (11)$$

なお、 θ ではなく、 θ' と記したのは (10) 式の分子にある θ と区別するためである。一般的に (11) 式を解析的に解くことはほとんどの場合不可能である。この問題に対応するために乱数発生アルゴリズムを利用したMCMC法が適用される。土質工学の分野においては、メトロポリス・ヘイスティングス法 (Metropolis-Hastings Method、以下M-H法) が適用されてきた¹⁸⁾。しかしながら、M-H法では収束時間の長さや受容率が小さくなるという課題が挙げられる。その一方で、Betancourtはハミルトニアンモンテカルロ法 (Hamiltonian Monte Carlo Method、以下、HMC法) を提案した¹⁹⁾。HMC法は多数のパラメータを含む高次元空間に適しており、より効率的に事後分布を把握することが可能である。そこで本検討では、Python (Ver 3.8) のPyMC (Ver 5.6.1) プログラミングライブラリを使用して²⁰⁾、MCMC法の一種であるHMC法によりパラメータを推定した。

た。図-4に推進施工の平面図を、表-1に施工概要を示す。本施工は、外郭寸法：4,700mm×2,200mm、内空寸法：4,100mm×1,500mmのボックスカルバートを全長150mにわたり、埋設する施工であった。ボックスカルバートの上下面にはそれぞれ25mm、15mmの余掘りが形成されており、掘進時の切羽の安定性維持、地山と推進管の摩擦力低減のために、余掘り部には高濃度テールボイド材およびその後方から二液性の固結型滑材が連続的に注入された。図-5に掘進機が通る経路に位置した3つのボーリング孔 (BH5、BH6、BH7) の柱状図および標準貫入試験 (N値) の結果を示す。現場には地表面から0.4～0.8mの盛土層があり、その下に細砂層 (1.4～3.0m)、中砂層 (2.0～3.3m)、砂礫層 (2.0m以上) が続いている。現場の地層は粘着力が小さいが、礫により内部摩擦角が大きく、地下水面

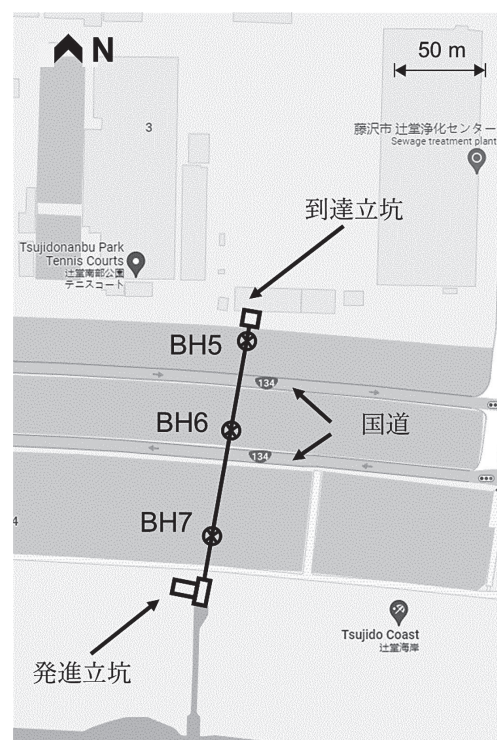


図-4 推進施工の平面図

表-1 施工概要

施工距離 (m)	管の長さ (m)	土被り (m)
149	1.5	10～1.9

5 実施工データを用いた推進力の予測

5.1 施工概要および施工データ

本研究では、泥土圧式密閉型掘進機による矩形推進の現場データをもとに推進力予測モデルの評価を行っ

は平均海面より2.0m 高いという特徴を有していた。図-5に示すように、掘進は砂質土層で行われた。図-6に推進距離に対する推進力の変化を示す。掘進機からの推進力データは2分間隔で記録された。同図より、推進距離10m 以前で推進距離の増大に伴い推進力が急激に増大していることがわかる。これは、施工初期において、滑材が不足していたためである。また、推進力が一定時間ごとにピーク値を示しているが、これは、推進停止後に施工再開する際の影響によるものである。

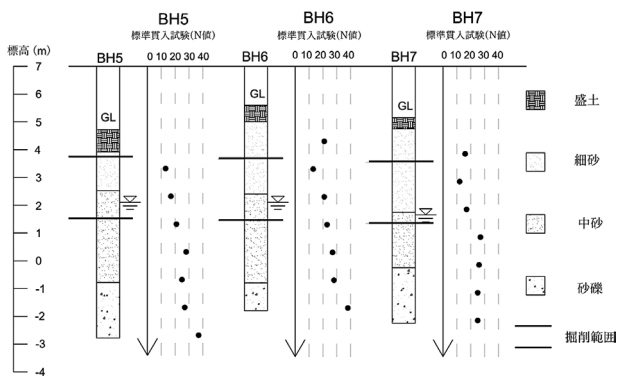


図-5 ボーリング柱状図と関連する標準貫入試験N値

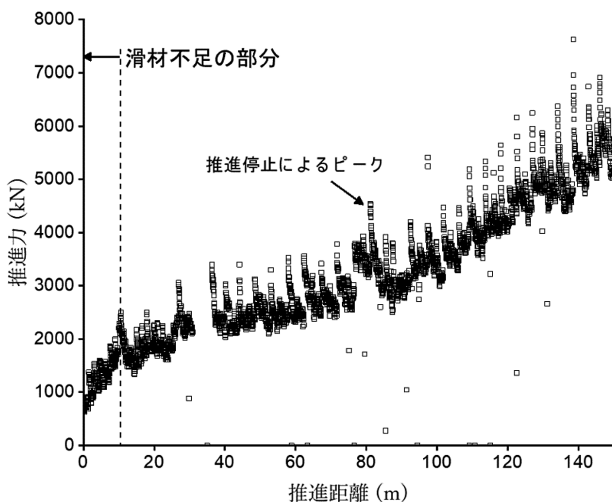


図-6 推進距離に対する推進力の変化

5.2 結果および考察

表-2に、推進力モデルの不確実なパラメータ θ (8)式および誤差 e の平均 μ 、変動係数CVの事前推定値(事前分布)を示す。内部摩擦角 ϕ および地山の密度 γ の平均は現場で計測された値であり、CVはHarrと

Kulhawyの研究に基づいて仮定した^{21), 22)}。前面抵抗係数 N' の平均およびCVは、Shouの研究を参考にして⁸⁾、界面摩擦係数 $\tan\delta$ の平均およびCVは、Staheli、Shou、Namliらの研究を参考にして導出した^{8), 23), 24)}。実測値と予測値の誤差 e の平均およびCVは、O'Dwyerの研究を参考に決定した⁹⁾。

表-2 推進力モデルにおけるパラメータの事前推定値

パラメータ	平均 μ	CV	分布
土の内部摩擦角 ϕ (°)	35	0.075	対数正規分布
土の単位体積重量 γ (kN/m ³)	20	0.05	対数正規分布
先端抵抗係数 N'	3.5	0.2	対数正規分布
界面摩擦係数 $\tan\delta$	0.15	0.86	対数正規分布
実測値と予測値との誤差 e	100	0.2	正規分布

図-7はMCMC法を使用して更新されたパラメータを、実線はMCMC法によってパラメータ θ を更新した平均値の結果を表しており、影付きの領域はMCMC法によって更新されたパラメータの90%信頼区間(90%CI)を示している。また、図-8は異なる推進距離における不確実なパラメータの確率分布を示しており、破線は各パラメータの事前分布を、実線は異なる推進距離で更新されたパラメータの事後分布を示している。図-7(a)、(b)より、MCMC法によって更新された内部摩擦角 ϕ と土の密度 γ は推進距離が増大しても大きな変化が認められず、図-8(a)、(b)の確率分布で事前分布と事後分布で大きな相違がないことがわかる。これは、事前分布が土質特性を正確に表現できていることを示しており、推進施工中に地山の土の内部摩擦角や密度が大きく変化しなかったためと推察される。図-7(c)において、MCMC法では掘進が進行するに伴って前面抵抗係数 N' の平均が初期値の3.5から8まで徐々に増加しており、図-8(c)の確率分布で事後分布は更新データ数の増加に伴って大きく変化し、標準偏差が減少して、ある一定の値に収束する傾向が認められる。この原因は定かではないが、本結果は推進力の予測には前面抵抗係数 N' を精度よく推定することが肝要であることを示している。図-7(d)、(e)では、摩擦係数 $\tan\delta$ は推進距離が10mまでは増大傾向を示すものの、推進距離の増大に伴い値が低減し、収束する傾向を示している。

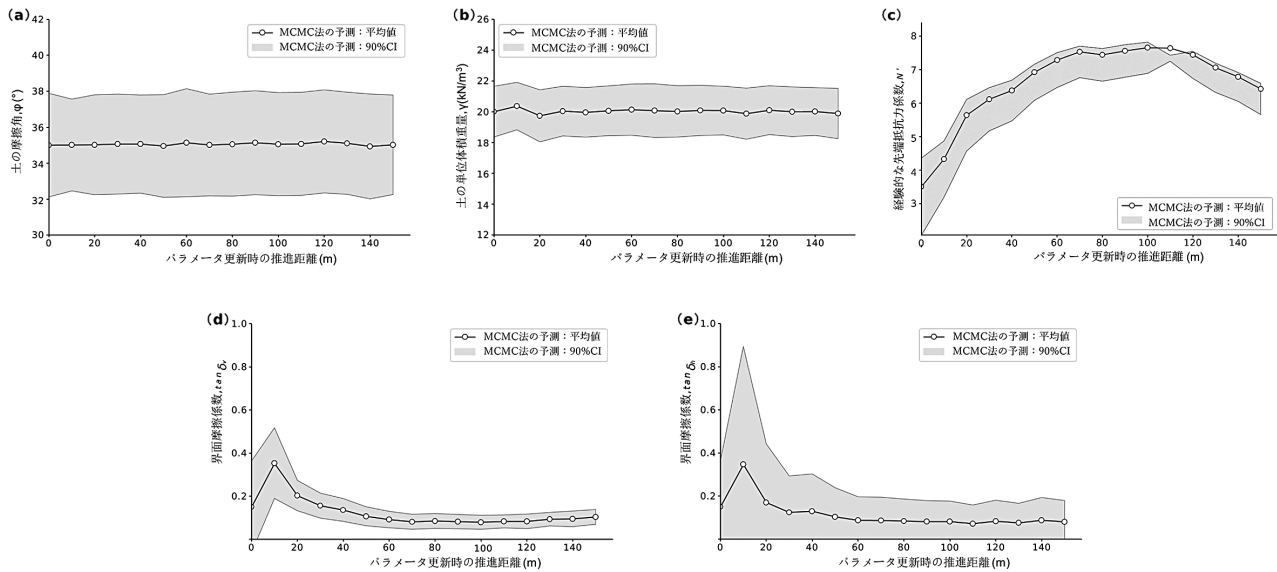


図-7 MCMC法を使用して更新されたパラメータ
(a) 内部摩擦角、(b) 土の密度、(c) 前面抵抗係数、(d) 管上面の摩擦係数、(e) 管側壁面の摩擦係数

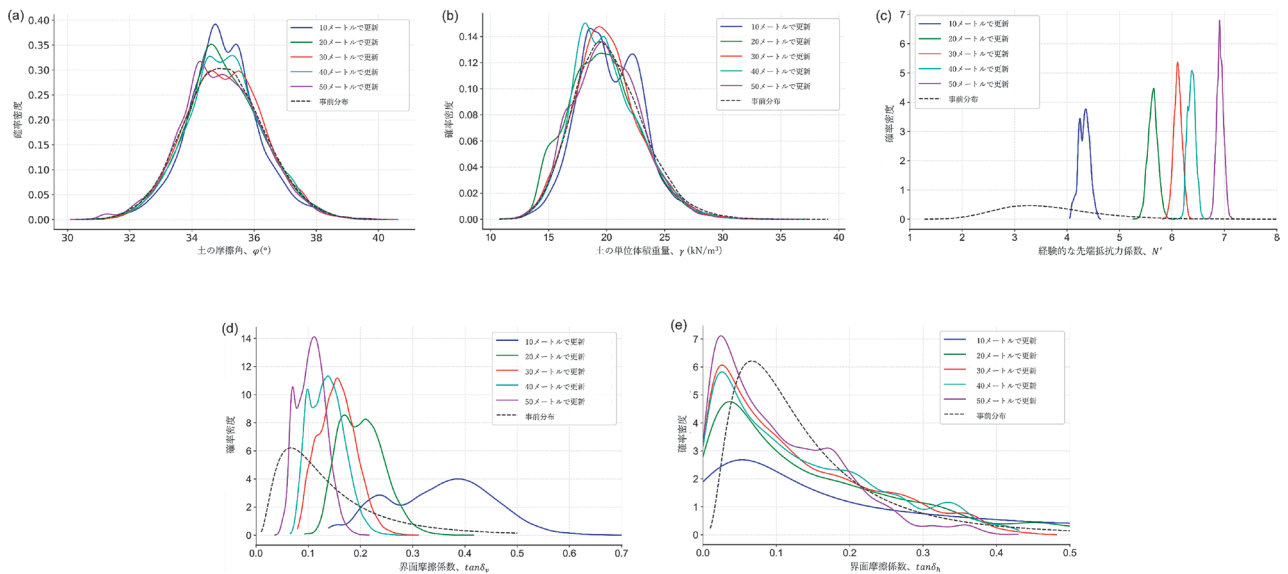


図-8 異なる推進距離における不確実なパラメータの確率分布
(a) 内部摩擦角、(b) 土の密度、(c) 前面抵抗係数、(d) 管上面の摩擦係数、(e) 管側壁面の摩擦係数

これは、掘進の初期段階においては、滑材不足による管と地山の接触が顕著であったことに起因し、管と地山の間に大きな摩擦力が生じていたためであると考えられる。さらに、図-7 (d)、(e) において、管側壁面の摩擦係数 $\tan\delta_h$ の90%CIは管上面の摩擦係数 $\tan\delta_v$ の90%CIよりも範囲が広い。また、図-8 (d)、(e) の確

率分布においても、管上面の摩擦係数 $\tan\delta_v$ は推進距離の増大に伴うパラメータの更新により平均値および標準偏差が減少して値が収束する傾向が確認される。さらに、管側壁面の摩擦係数 $\tan\delta_h$ は平均値が低減する傾向は確認されるものの、標準偏差が大きいことがわかる。これは、管上面に作用する鉛直方向の摩擦力と比

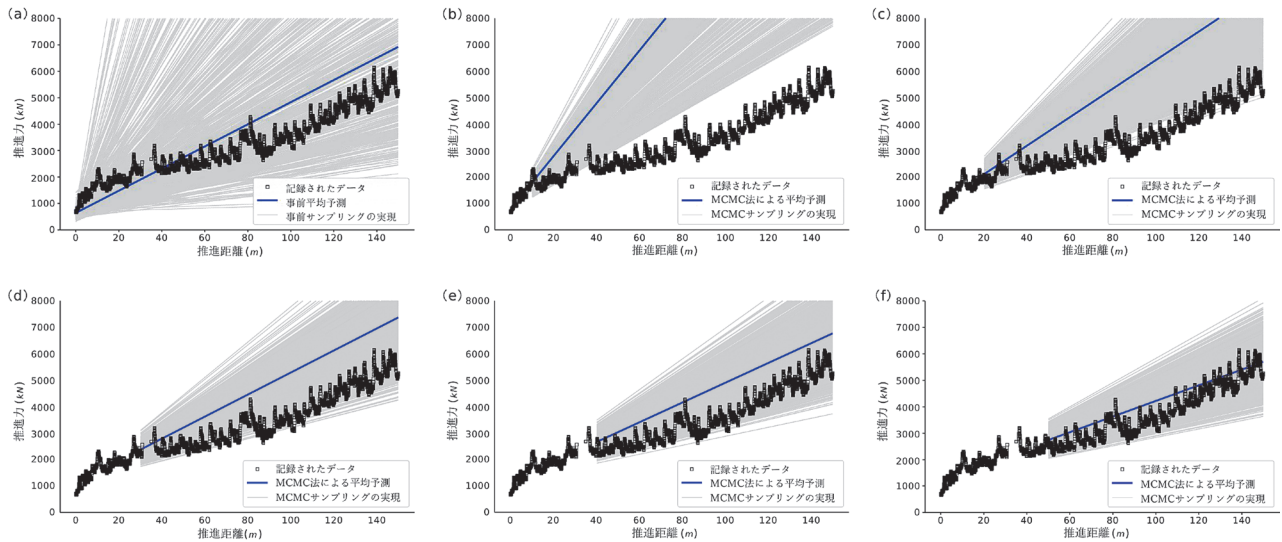


図-9 推進力予測モデル：(a) 0m事前分布、(b)～(f) 10m～50mにおける10mごとの事後分布

較して、管側壁面に作用する水平方向の摩擦力が安定した値を取らないことを示しており、管側壁面の滑材の賦存状況により摩擦係数が変化する矩形推進工法の特徴を捉えていると考えられる。

図-9にMCMC法で推定されたパラメータを用いて作成した推進力予測モデルを示す。同図において、丸印は推進力の現場測定値、影付きの領域は各パラメータの事後分布からサンプリングした値を実測値モデルに入力して推進力予測モデルを1,000個作成したものであり、推進力予測のバラツキを示したものである。また、実線はMCMC法による推進力の平均予測値を表している。図-9 (a) はパラメータの事前分布から予測された推進力、図-9 (b)～(f) はそれぞれ推進距離10～50mにおける各パラメータ更新後の推進力の予測を示す。図-9 (a) より、パラメータの事前分布から予測された推進力の事前平均は、推進力の実測値を著しく過大評価しており、予測のバラツキが大きいことが認められる。図-9 (b) より、掘進初期段階の10mの推進力データ取得後、MCMC法による予測値のバラツキが徐々に減少するが、推進力平均値は依然として著しく過大評価されている。これは掘進初期（10m以前）の推進力は滑材の注入不足の影響を大きく受けているため、10m以後の掘進に必要な推進力が過剰に算出されたことに起因していると考えられる。図-9 (c)～(f)

において、推進距離の増大による推進力データの蓄積により不確定なパラメータを更新することで、MCMC法による平均予測値と現場測定値との間の整合性が向上している。さらに、図-9 (f) に示すように、事後分布からサンプリングによって推定した推進力予測モデルにより、推進停止による推進力のピーク値に関しても予測することが可能になると考えられる。これらの結果より、矩形推進工法を対象とした推進力のMCMC法による推進力予測モデルの適用性が示され、実際の同様な推進工法の施工において、本研究で更新および最適化されたパラメータが推進力の予測に有用であることが明らかとなった。

6 おわりに

本研究では、矩形推進工法において機械学習を用いた推進力の予測手法を構築するために、ベイズ統計法を用いて矩形推進を対象とした新たな推進力予測モデルを提案し、現場から得られたデータに基づきその適用性に関する検討を行った。その結果、MCMC法を用いたベイズ統計法により、現場施工中に得られる推進力データから土の内部摩擦角、密度、前面抵抗係数、摩擦係数を更新することで、推進力の予測精度を向上できることが明らかとなった。さらに、事後分布からサン

プリングによって推定した推進力予測モデルでは、推進停止による推進力のピーク値も予測することが可能であることが確認された。以上のことから、新しく導入したMCMC法による推進力予測モデルの適用性および推進工法に機械学習が適用できる可能性が示され、実際の推進工法の施工において、推進力を予測することが可能になることが明らかとなった。

【参考文献】

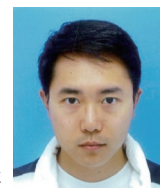
- 1) Kaushal, V., Najafi, M., and Serajiantehrani, R. : Environmental Impacts of Conventional Open-Cut Pipeline Installation and Trenchless Technology Methods : State-of-the-Art Review, J. Pipeline Syst. Eng. Pract., Vol. 11, No. 2, 2020.
- 2) Chen, X., Ma, B., Najafi, M., and Zhang, P. : Long Rectangular Box Jacking Project : A Case Study, Underground Space, Vol. 6, No. 2, pp. 101-125, 2021.
- 3) Shou, K. J., Jiang, J. M. : A Study of Jacking Force for a Curved Pipejacking, J. Rock Mech. Geotech. Eng., Vol. 2, No. 4, pp. 298-304, 2010.
- 4) Ma, P., Shimada, H., Sasaoka, T., Hamanaka, A., Moses, D. N., Dintwe, T. K. M., Matsumoto, F., Ma, B., and Huang, S. : A New Method for Predicting the Friction Resistance in Rectangular Pipe-Jacking, Tunnelling Undergr. Space Technol., Vol. 123, 104338, 2022.
- 5) Wen, K., Shimada, H., Zeng, W., Sasaoka, T., and Qian, D. : Frictional Analysis of Pipe-Slurry-Soil Interaction and Jacking Force Prediction of Rectangular Pipe Jacking, Eur. J. Environ. Civ. Eng., Vol. 24, No. 6, pp. 814-832, 2020.
- 6) Bergeson, W. (2014) . Review of Long Drive Microtunneling Technology for Use on Large Scale Projects. Tunnelling and Underground Space Technology, 39, 66-72.
- 7) JMA (Japan Microtunneling Association) : Pipe-Jacking Application, JMA, Tokyo, 2000.
- 8) Shou, K., Yen, J., and Liu, M. : On the Frictional Property of Lubricants and Its Impact on Jacking Force and Soil-Pipe Interaction of Pipe-Jacking, Tunnelling Undergr. Space Technol., Vol. 25, No. 4, pp. 469-477, 2010.
- 9) O'Dwyer, K. G., McCabe, B. A., and Sheil, B. B. : Interpretation of Pipe-Jacking and Lubrication Records for Drives in Silty Soil, Underground Space, Vol. 5, No. 3, pp. 199-209, 2020.
- 10) Zhang, Y., Feng, X., Zhou, H., Zhang, P., Ma, B., Tan, L., and Wang, J. : Pressure Characteristics of Rectangular Box Jacking Considering Box-Soil-Lubricant Interaction, Tunnelling Undergr. Space Technol., Vol. 126, 104569, 2022.
- 11) Yu, B., Shimada, H., Sasaoka, T., Hamanaka, A., Matsumoto, F., and Morita, T. : A Jacking Force Study Based on Interpretation of Box Jacking Records : A Case Study of Curved Rectangular Box Jacking in Soft Soil in Saitama, Japan, Tunnelling Undergr. Space Technol., Vol. 139, 105228, 2023.
- 12) Zhang, J., Zhang, L. M., and Tang, W. H. : Bayesian Framework for Characterizing Geotechnical Model Uncertainty, J. Geotech. Geoenviron. Eng., Vol. 135, No. 7, 2009.
- 13) Kelly, R., and Huang, J. : Bayesian Updating for One-Dimensional Consolidation Measurements, Can. Geotech. J., Vol. 52, No. 9, 2015.
- 14) Zheng, D., Huang, J., Li, D-Q., Kelly, R., and Sloan, S. W. : Embankment Prediction Using Testing Data and Monitored Behaviour : A Bayesian Updating Approach, Comput. Geotech., Vol. 93, pp. 150-162, 2018.
- 15) Li, J., Hu, P., Uzielli, M., and Cassidy, M. J. : Bayesian Prediction of Peak Resistance of a Spudcan Penetrating SandOver-Clay, Géotechnique, Vol. 68, No. 10, pp. 905-917, 2018.
- 16) Jaynes, E. T., and Bretthorst, G. L. : Probability Theory : The Logic of Science, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2003.

- 17) Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A., and Rubin, D. B. : Bayesian Data Analysis, CRC Press, London, 2013.
- 18) Qi, X-H., and Zhou, W-H. : An Efficient Probabilistic Back-Analysis Method for Braced Excavations Using Wall Deflection Data at Multiple Points, Comput. Geotech., Vol. 85, pp. 186-198, 2017.
- 19) Sheil, B. B. : Hybrid Framework for Forecasting Circular Excavation Collapse : Combining Physics-Based and Data-Driven Modeling, J. Geotech. Geoenviron. Eng., Vol. 147, No. 12, 2021.
- 20) Abril-Pla, O., Andreani, V., Carroll, C., Dong, L., Fannesbeck, C. J., Kochurov, M., Kumar, R., Lao, J., Luhmann, C. C., Martin, O. A., Osthege, M., Vieira, R., Wiecki, T., and Zinkov, R. : PyMC : A Modern, and Comprehensive Probabilistic Programming Framework in Python, PeerJ Comput. Sci., Vol. 9, e1516, <https://doi.org/10.7717/peerjcs.1516>, 2023.
- 21) Harr, M. E. : Reliability-based design in civil engineering, North Carolina State Univ., Raleigh, NC, 1984.
- 22) Kulhawy, F. H. : On the evaluation of static soil properties, ASCE Geotech., Vol. 31, pp. 95-115, 1992.
- 23) Staheli, K. : Jacking Force Prediction : An Interface Friction Approach Based on Pipe Surface Roughness, Georgia Institute of Technology, Atlanta, 2006.
- 24) Namli, M., Guler, E. : Effect of Bentonite Slurry Pressure on Interface Friction of Pipe Jacking, J. Pipeline Syst. Eng. Pract., Vol. 8, No. 2, 04016016, 2017.

執筆者紹介

ユ ボ ソン
于 渤 松

九州大学大学院工学府
地球資源システム工学専攻博士3年



いりぐち り か
入口 梨佳

九州大学大学院工学府
地球資源システム工学専攻修士2年



しまだ ひで き
島田 英樹

九州大学大学院
工学研究院教授



ささおか たかし
笹岡 孝司

九州大学大学院
工学研究院准教授



はまなか あきひろ
濱中 晃弘

九州大学大学院
工学研究院助教



まつもと ふみひこ
松元 文彦

(一)ボックス推進工法技術協会
会長 (技術士 RCCM)



もりた とも
森田 智

(株)アルファビルエンジニアリング
技術部長



ワヒューディ・スゲン

日特建設(株)
技術開発本部課長

