



Title	地中熱交換器数値シミュレーションにおけるデータ科学手法の応用に関する研究
Author(s)	小司, 優陸
Citation	北海道大学. 博士(工学) 甲第15376号
Issue Date	2023-03-23
DOI	10.14943/doctoral.k15376
Doc URL	<a href="http://hdl.handle.net/2115/89582">http://hdl.handle.net/2115/89582</a>
Type	theses (doctoral)
File Information	Yutaka_Shoji.pdf



[Instructions for use](#)

地中熱交換器数値シミュレーションにおける  
データ科学手法の応用に関する研究

– Application of data science methods in numerical simulation of ground heat exchanger –

小司 優陸 / Shoji, Yutaka

2023 年 3 月



# Table of Contents

## Table of Contents

---

第 1 章	序論	13
1.1	背景	14
1.2	地中熱利用	16
1.3	地中熱交換器数値シミュレーションの現状と課題	18
1.4	地中熱交換器数値シミュレーションに対する機械学習手法の適用	20
1.5	数値シミュレーションによる予測の不確実性	23
1.6	データ同化	24
1.7	本論文の構成	27
第 2 章	ANN モデルによる地下水流れを考慮した地中熱交換器シミュレーション	29
2.1	移動無限円筒熱源モデル	30
2.2	有限体積法による無限円筒熱源モデルのパラメータスタディ	33
2.3	MICS-ANN モデル	38
2.4	結果及び考察	44
2.5	結論	54
第 3 章	地下水流れを考慮した複層地盤地中熱交換器モデルの開発	55
3.1	MICS-ANN を用いた準 3 次元ボアホールモデル	56
3.2	数値流体モデルとの比較	63
3.3	結果及び考察	69
3.4	結論	83
第 4 章	地中熱交換器数値シミュレーションにおけるデータ同化手法の応用	85
4.1	アンサンブルカルマンフィルタ	86
4.2	地中熱交換器モデル	91
4.3	地中熱交換器シミュレーションに対する EnKF の適用	94

---

4.4	観測システムシミュレーション実験 . . . . .	96
4.5	観測システムシミュレーション実験結果とその考察 . . . . .	99
4.6	In-situ 地中熱交換器利用実験 . . . . .	102
4.7	原位置試験観測データ同化実験の結果および考察 . . . . .	111
4.8	GHE シミュレーションに対するデータ同化手法の応用可能性に関する考察 . . . . .	115
4.9	結論 . . . . .	116
第 5 章	データ同化による地下水流れを伴う複層地盤熱物性推定 . . . . .	119
5.1	準 3 次元ボアホール GHE モデルへの EnKF 適用 . . . . .	120
5.2	観測システムシミュレーション実験 . . . . .	122
5.3	完全モデルによる観測システムシミュレーション実験 . . . . .	127
5.4	CFD 解析データによる観測システムシミュレーション実験 . . . . .	137
5.5	結論 . . . . .	143
第 6 章	結論 . . . . .	145



# Nomenclature

**Latin letters**

<b>H</b>	observation matrix	
<b>I</b>	identity matrix	
<b>K</b>	Kalman gain	
<b>P</b>	state error covariance matrix	
<b>R</b>	observation error covariance matrix	
<b>r</b>	random number vector from <b>R</b>	
<b>T</b>	linear transform matrix	
<b>x</b>	state vector	
<b>y</b>	observation vector	
<b>A</b>	cross-sectional area	m <sup>2</sup>
<b>C</b>	volumetric heat capacity	(J m <sup>-3</sup> K <sup>-1</sup> )
<b>c</b>	specific heat	(J kg <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup> )
<b>D</b>	distance between pipe	m
<b>E<sub>1</sub></b>	exponential integral, $E_1(x) = \int_x^\infty \frac{e^{-t}}{t} dt$	
<b>For</b>	Fourier number, $\alpha t/r^2$	
<b>G</b>	G-function (temperature response function)	
<b>h</b>	convective heat transfer coefficient	(W m <sup>-2</sup> K <sup>-1</sup> )
<b>I<sub>n</sub></b>	modified Bessel function of the first kind	
<b>J<sub>n</sub></b>	Bessel function of the first kind	
<b>k</b>	thermal conductivity	(W m <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup> )
<b>l</b>	borehole length	(m)
<b>M</b>	model operator	
<b>m</b>	ensemble sample size	
<b>N</b>	number of elements of the state vector	
<b>n</b>	number of elements of discretized fluid temperature	
<b>Nu</b>	Nusselt number	
<b>p</b>	number of observation variable	
<b>Pe<sub>r</sub></b>	Peclet number, $ur/\alpha$	
<b>Pr</b>	Prandtl number	

$Q$	heating rate	(W)
$q$	heat transfer rate per length	( $\text{W m}^{-1}$ )
$R$	thermal resistance	( $\text{m K W}^{-1}$ )
$r$	radius	(m)
$Re$	Reynolds number	
$T$	temperature	(K)
$t$	time	(s)
$u$	advection velocity	( $\text{m s}^{-1}$ )
$x, y, z$	coordinate	(m)
$Y_n$	Bessel function of the second kind	

**Greek letters**

$\alpha$	thermal diffusivity	( $\text{m}^2 \text{s}^{-1}$ )
$\beta$	RTPP parameter	
$\delta\mathbf{X}$	state error matrix	
$\delta\mathbf{x}$	state error vector	
$\phi$	velocity potential	( $\text{m}^2 \text{s}^{-1}$ )
$\rho$	density	( $\text{kg m}^{-3}$ )
$\sigma$	standard deviation	
$\Theta$	dimensionless temperature, $2\pi\lambda\Delta T/q$	
$\theta$	model parameter	
$\varphi$	polar angle	(rad)

**Superscripts**

$(j)$	ensemble member index
a	analysis
best	best estimates
ctrl	control run
f	forecast
o/obs	observation
t	true

## Nomenclature

---

wm	layer thickness weighted mean
T	matrix transpose

### Subscripts

0	initial time step
b	borehole
c	cylinder
d	downward
f	fluid
g	grout
inf	inflated value
in	inlet
i	inner
lb	lower bound
m	mean value
out	outlet
o	outer
p	pipe
s	soil
test	test
u	upward
val	validation
<i>i</i>	time step index

### Acronyms

ANN	Artificial Neural Network
CFD	Computational Fluid Dynamics
EnKF	Ensemble Kalman Filter
ETKF	Ensemble Transform Kalman Filter
FVM	Finite Volume Method
GHE	Ground Heat Exchanger

ICS	Infinite Cylindrical Source model
ILS	Infinite Line Source model
MICS	Moving Infinite Cylindrical Source model
MILS	Moving Infinite Line Source model
MSE	Mean Squared Error
OSSE	Observation System Simulation Experiment
RMSE	Root Mean Squared Error
RTPP	Relaxation to Prior Perturbation
RTPS	Relaxation to Prior Spread
STRCM	Simplified Thermal Resistance Capacity Model
TRCM	Thermal Resistance Capacity Model
TRT	Thermal Response Test



# 第 1 章

## 序論

## 1.1 背景

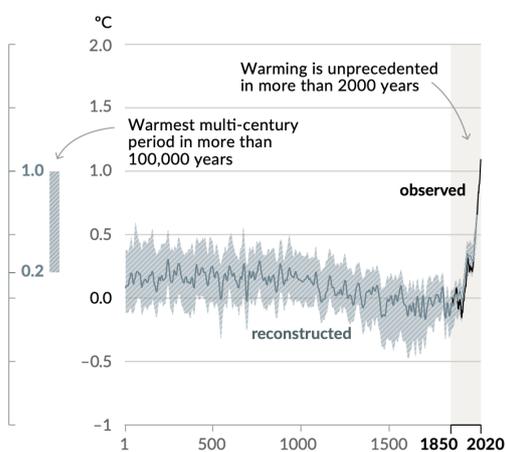
現在の社会において、地球温暖化に起因する気候変動は人類が直面する喫緊の課題である。世界平均気温の上昇はすでに現実のものとして着実に進行し、この温暖化が少なくとも過去 2000 年間に前例がなく、温度上昇は人類活動に起因するものとしてもはや疑いようのないものであると評価されている (figure 1.1) (IPCC, 2021)。世界平均気温の上昇は、生態系への影響や氷床の融解、気象現象の激甚化など様々な領域において表層化する。

2021 年には地球物理学の分野ではじめて、真鍋淑郎氏がノーベル物理学賞を受賞した。氏の研究では、大気中の二酸化炭素による温室効果を数値モデルによって再現し、人為起源による CO<sub>2</sub> 濃度の増加が地上気温の上昇を招くということを明らかにした。現在の地球温暖化が物理プロセスによって説明されうるものであることを示した近年の地球科学における重要な研究の一である。こうした研究にノーベル物理学賞が与えられたことは、現在の地球環境が直面する困難な状況への強いメッセージである。人類社会の持続可能性を考えることは現代に生きる人類にもはや避けられず、その社会の在り方の変革、エネルギーの供給・消費の構造を見直すことを迫られている。

気候変動に関する国際的枠組みとして、COP21 において採択されたパリ協定では、世界の平均気温上昇を産業革命以前に比較して 2.0°C より十分低く保ち、1.5°C に抑える努力を追求するという長期目標を掲げている。この目標の達成に向け、世界では政策や技術開発、企業活動や個人の取り組みに至るまで、持続可能な社会を目指す取り組みが様々に為されており、学術研究においてもその貢献が期待されているものである。このような状況の中で、国際エネルギー機関 IEA による報告では、太陽光や風力あるいはバイオマスなどによる再生可能エネルギーによる発電については一定の普及が見られている一方で、空調や給湯など、建築物における熱エネルギー利用についてはその技術開発がパリ協定による 2 度目標の達成に不足しているとの評価がある (IEA, 2022)。しかしながら、用途別のエネルギー消費量においては日本では家庭部門で 50% 以上を、業務部門においても 4 割を超える割合が暖冷房・給湯といった熱需要となっている (経済産業省資源エネルギー庁, 2022)。直接熱利用は全体のエネルギー消費に占める割合からも重要なパートであり、再生可能エネルギー熱利用技術の開発機運が高まっている。こうした状況において注目されているのが、再生可能かつ地産地消・ユビキタスなエネルギー源としての地中熱利用技術である。

### Changes in global surface temperature relative to 1850–1900

(a) Change in global surface temperature (decadal average) as **reconstructed** (1–2000) and **observed** (1850–2020)



(b) Change in global surface temperature (annual average) as **observed** and simulated using **human & natural** and **only natural** factors (both 1850–2020)

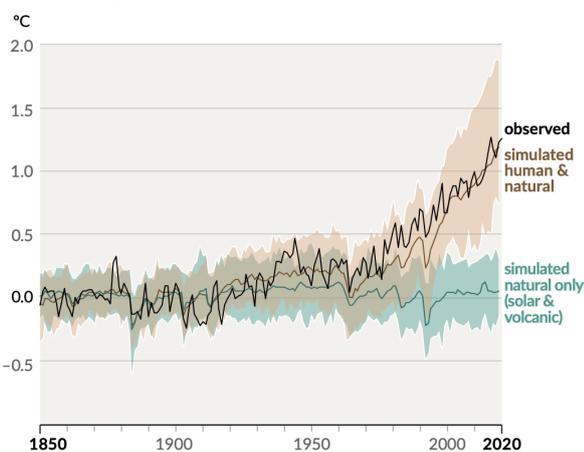


figure 1.1

1850-1900 年を基準とした世界平均気温の変化。

出典: IPCC, 2021: Summary for Policymakers. In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis (Figure SPM.1)

## 1.2 地中熱利用

地中温度は気温と比較して季節間の変動が小さく、安定的な熱源としての側面を持っている。figure 1.2 に季節ごとの地温深度分布例を示す (Larwa, 2018)。概ね深度 10 m 程度までは季節変動が比較的大きいものの、地下 10 m 以深では年間を通じてその温度はほぼ一定である。これによって地中熱は、再生可能エネルギーの中でも太陽光や風力などと異なり天候等による短時間の変動に左右されない安定性を有した熱源として利用することができる。この地中熱を利用した熱源システムである地中熱ヒートポンプは、地下温度の安定した浅層土壌を熱源として熱供給を行う低環境負荷システムであり、エネルギー消費量を削減する技術として認知されている (Haehnlein et al., 2010; Lund & Boyd, 2016; Lund & Toth, 2021)。しかしこのように持続可能な社会の実現への寄与に期待が高まっている一方で、その普及拡大のためにはライフサイクルコストの低減が必要とされており、このために導入コストの大きさを占める地中熱交換器 (Ground Heat Exchanger: GHE) の必要十分な規模を推定する最適設計が求められている。GHE の最適設計を行う上では、GHE およびその周囲地盤の熱移動シミュレーションが不可欠である。

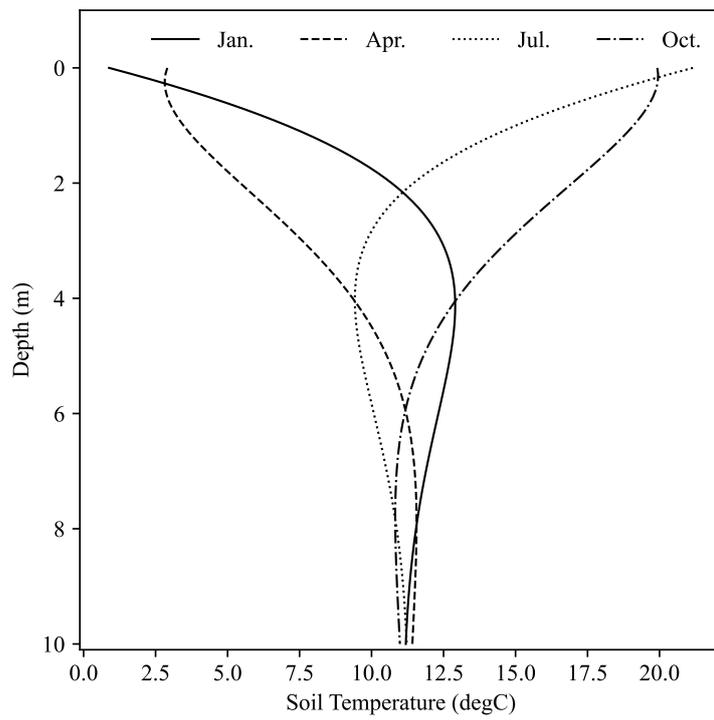


figure 1.2  
季節ごとの地温深度分布例 (アメリカ, イリノイ州). Larwa (2018) をもとに  
作成.

### 1.3 地中熱交換器数値シミュレーションの現状と課題

GHE の最適設計のための GHE 周囲熱移動のシミュレーションでは解くべき問題がシステム最適化問題となるために、差分進化アルゴリズムなどのメタヒューリスティクスの最適化手法が用いられることが多く、GHE モデルを含むエネルギーシステムシミュレーションの反復計算が行われる (Ikeda et al., 2017). あるいは地中熱利用のような長期の運用を前提とするエネルギーシステムのライフサイクルコスト評価のためには長期間のシミュレーションが必要となる。このため、GHE シミュレーションモデルにおいてはその計算の高速性が求められている。

高速計算のための GHE シミュレーションモデルとしては、G-function (Claesson & Eskilson, 1988; Ingersoll et al., 1948) に基づくものが一般的である。G-function は定常単位加熱量に対する地中温度応答であり、非定常加熱量に対する温度応答は時間的重ね合わせを用いて求めることができる (Carslaw & Jaeger, 1959; Hahn & Özisik, 2012). 汎用的な離散要素解析に用いられる有限要素法/有限体積法/有限差分法を全領域で扱うモデルでは、GHE シミュレーションのような半無限媒体を記述する必要があるモデルに対しては十分大きな領域を考える必要があり計算負荷が極端に増大してしまう。空調設備の実際的な設計プロセスを考えた場合、このような手続きは現実的ではない。したがって、GHE 数値シミュレーションにおいては GHE 内部の伝熱過程を熱回路網や離散的な解析により計算し、GHE 外部の土壌中の伝熱過程についてを G-function によって計算する手法が普及してきている (Bauer et al., 2011; De Carli et al., 2010; M. Li & Lai, 2015; Maestre et al., 2015; Minaei & Maerefat, 2017; 長野 & 葛, 2005). 一方でこの G-function に基づく GHE シミュレーションモデルでは一定程度単純化されたモデルに対しては解析解が得られ、大きい領域のシミュレーションを比較的小さい計算負荷で行うことができる。さらに、Marcotte and Pasquier (2008) はこの時間的重ね合わせが高速フーリエ変換とサブサンプリング法を用いてさらに高速に計算できることを示した。G-function の無次元形式は温度応答関数と呼ばれ、この温度応答関数が解析的に解かれている—或いは短時間で解くことができれば、G-function と加熱量の時間的重ね合わせにより GHE 周囲の温度場計算を比較的小さい計算負荷で行うことができる。

しかし、この温度応答関数が解析的に導出され小さな計算負荷で計算可能となっているモデルは一部に限られている。解析解が得られている最も一般的な温度応答関数は無限線源 (Infinite Line Source: ILS) モデルである (Carslaw & Jaeger, 1959; Ingersoll et al., 1948). ILS モデルでは、GHE の直径を無限に小さい、すなわち線熱源であると仮定し、2次元無限媒体中の等方的な熱伝導現象のみを考慮する。GHE 長さの有限性を考慮した3次元モデル、有限線源 (Finite Line

Source: FLS) モデルも提案されている (Lamarche & Beauchamp, 2007a; Zeng et al., 2002). また, 熱源を有限の直径を持つ円筒とみなす無限円筒熱源 (Infinite Cylindrical Source: ICS) モデルは, 杭型地中熱交換器など大口径の GHE を扱うために用いられてきた (Carslaw & Jaeger, 1959; Ingersoll et al., 1948; M. Li & Lai, 2012; Man et al., 2010). 上記の GHE モデルは土壌中の熱伝導のみを考慮し, 地下水流れによる移流効果を考慮していない. Signorelli et al. (2007) は, 地下水流れが卓越した地点において熱応答試験から推定される見かけの有効熱伝導率が時間とともに増加することを指摘し, このような場合熱伝導のみによる設計には疑問が残ることを説明している. 移流による熱輸送の影響を考慮した解析モデルとして, 移動無限線源 (Moving Infinite Line Source: MILS) モデルと移動有限線源 (Moving Finite Line Source: MFLS) モデルがある (Diao et al., 2004; Molina-Giraldo et al., 2011). これらに時間的・空間的重ね合わせを適用することにより実際の地中熱システムのシミュレーションに適用している研究も報告されている (Rivera et al., 2015). さらに, Erol and François (2018) は, MFLS モデルを複層地盤に適用できるように拡張した手法を提案した. また地下水流れを考慮した複層地盤のための GHE モデルとしては葛 et al. (2015) にも報告がある.

このように様々な解析的に解ける GHE モデルが提案されてきているが, 複雑な GHE 形状や土壌条件を考慮したモデルでは解析的な解を得ることは困難なことがほとんどである. このような場合, 一般的には有限差分法 (Finite Differential Method: FDM) や有限体積法 (Finite Volume Method: FVM), 有限要素法 (Finite Element Method: FEM) などの離散要素解析を用いて数値シミュレーションを行われる. これら FDM, FVM, FEM などの離散要素解析は汎用性が高く, 適用範囲が広い. これまで GHE シミュレーションの文脈においても, これらの手法を用いて GHE 周囲の温度場を解析した事例が数多くある (Fan et al., 2007; Fujii et al., 2005, 2011; H. Li et al., 2013; Nam et al., 2008; 新堀 et al., 2002). しかし, これら離散要素解析では計算負荷が膨大になりやすいという問題がある. ライフサイクルコストの評価や大領域の記述が必要となる GHE シミュレーションにおいては, この課題はボトルネックとなりうるものである. また, 地中熱システムの統合的なシミュレーションでは GHE モデルのほか, ヒートポンプやその他サブ熱源システム, あるいは建物を組み合わせたシステム全体をシミュレーションに組み込む必要がある. 通常, FVM などの離散要素解析はそれ単体で商用ソフトウェア等となるため, その複雑性と独立性からシステムシミュレーションにこれらの離散要素解析を組み込むことが困難であることも示唆される.

## 1.4 地中熱交換器数値シミュレーションに対する機械学習手法の適用

以上のような現状に対し、本研究では FVM を用いて得られた温度応答関数を、人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) モデルによって高速かつ高精度に再現し、計算速度を向上する手法を提案する。ANN はその柔軟な関数再現性と汎用性から近年大きく注目を集めた機械学習手法の一種である。ANN は、有限個のユニットを持つただ 1 層のみの隠れ層からなるフィードフォワードネットワークにより、任意の連続関数を近似できることが普遍性定理として示されている (Cybenko, 1989)。ANN 手法についてはその汎用性から応用事例の枚挙に暇がないが、GHE 周囲の温度場シミュレーションへの ANN の応用例として、Pasquier et al. (2018) が熱抵抗・容量モデルの短期間の G-function を ANN で近似したモデルを提案している。解析解の得られないモデルの G-function を ANN によって再現する手法は新規性のあるものであった。一方で当該モデルでは長期の G-function には FLS モデルの解析解を使用している。本研究で提案する手法は、短期・長期に限らず、解析解を得ることが困難なモデルに対し適用することが可能な ANN モデルを示す。

特に本研究では、温度応答関数を ANN により再現する手法を、移流拡散型の無限円筒熱源 (i.e., Moving Infinite Cylindrical Source: MICS) モデルに適用する。MICS モデルは figure 1.3 の右側に示すように、飽和土壌中に有限の直径を持つ円筒熱源を考え、流れ場は円筒周りのポテンシャル流れとして記述される。MICS モデルが上述の MILS モデルと異なる点は、流れ場が円筒からの干渉を受ける点である。この仮定はとくに不透水性のグラウト材を充填した GHE においてその再現性に優位性が期待できる。Piller and Liuzzo Scorpo (2013) は、MICS モデルを FEM によって解析し、このモデルを使用した場合の複数の GHE を含むケースの温度場を解析している。Conti et al. (2018) は FVM 解析によって MICS モデルを詳細に評価し、MILS モデルとの温度応答の差について調べた。W. Zhang et al. (2013) は MICS モデルに対して、Green-function に基づく解析的な解を示した。しかし、この解の形式は多重積分の形で記述されており、数値的に利用するためには依然として計算負荷が大きいことや、数値的安定性にも懸念が残っている。スペクトル解析を用いて MICS モデルを解いている研究も示されている (Al-Khoury et al., 2020, 2021)。しかし、この研究による解析解も多重積分形式となっている。著者らの既往の研究においては、MICS モデルの FDM による解析結果を多項式近似する手法を開発している (Katsura et al., 2020)。この手法では、MICS モデルの温度応答関数計算を高速かつ容易に行うことができるが、モデル式が非

常に複雑であり, また MICS 解を近似できることの理論的背景に乏しい課題があった. 実際 MICS モデルの多項式近似モデルを開発するためには小さくない労力と時間が必要であり, 異なるモデルへの汎用性という面においても難しいものがあった. さらに, 本手法によって近似された MICS 温度応答関数は円筒表面のもののみであり, 円筒から離れた地点の応答は計算することができなかった. 本研究で提案する手法では, ANN による任意の関数に対する再現性が保証されており, より高精度な近似が可能で, かつ円筒から離れた地点の温度応答についても再現可能とすることを試みるものである.

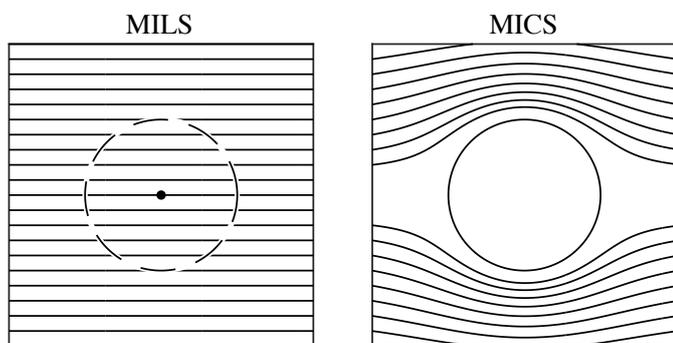


figure 1.3  
移動無限線熱源モデルと移動無限円筒熱源モデルにおける流れ場の差異.  
(左:移動無限線熱源モデル, 右:移動無限円筒熱源モデル)

## 1.5 数値シミュレーションによる予測の不確実性

地中熱利用システムにおける地中熱交換器シミュレーションの重要性についてはこれまでも述べてきており、G-function と内部熱抵抗を組み合わせたモデルや FDM, FVM, FEM などの離散要素解析などによる様々なモデルが研究されている (Carslaw & Jaeger, 1959; Diao et al., 2004; Fan et al., 2007; Fujii et al., 2005; Ingersoll et al., 1948; Lamarche & Beauchamp, 2007a; Molina-Giraldo et al., 2011; Nam et al., 2008; Zeng et al., 2002). 既往の研究によって多くのモデルが提案されており、これらは GHE の形状や顕著な地下水流れの考慮の有無、簡略化の程度など、想定する対象に応じてその精度などは異なるが、いずれも想定する真の現象を概ねよく再現することに成功している。

一方で、これらのモデルが実際の現象をよく再現するためにはモデルパラメータを精度良く推定することが、よいモデルを開発することと同程度に重要である。GHE シミュレーションの文脈においては土壌物性値、とりわけ重要視されるモデルパラメータの一つが土壌有効熱伝導率である。一般的に土壌有効熱伝導率は実際の GHE を用いた原位置定常加熱試験によって推定され、この試験は熱応答試験 (Thermal Response Test: TRT) と呼ばれている (Austin III, 1998; Gehlin, 2002; Spitler et al., 2000). 従来の TRT 解析手法に加えて、例えば離散要素解析との偏差を最適化手法により最小化するもの (Raymond et al., 2011) や、推定値の不確実性を同時に定量化する手法 (M. Li & Lai, 2012; M. Li et al., 2019, 2020) など、改良された推定手法が研究されている。これらの手法は GHE による土壌熱移動現象の典型的な逆問題として捉えることができる。いずれにせよ、数値シミュレーションにおいてよい再現計算を行うためには、適切なモデル、正確な初期値・境界値、そしてモデルパラメータを用いることが求められる。

しかし、数値モデルによる予測計算には限界がある。まず、モデルの複雑さに関わらず、真の現象からある程度の簡略化は避けられないため、「完全な」モデルは実現できない。また、特定の問題に対して完全なモデルを仮定できたとしても、初期条件、境界条件、モデルパラメータを、無限の精度で得ることができない限り予測結果には誤差が含まれる。さらに、モデルによっては初期状態に含まれる僅かな誤差が、大きな誤差に発展することが知られている (Lorenz, 1963). 以上のようなことから、数値モデルによる再現計算には不可避免的に誤差が伴い、数値シミュレーションの分野においてはこの誤差を低減すること、あるいはその不確実性を定量化することが求められてきた。このような実測値と数値モデルとの乖離は、特に非線形性の高いモデルを扱う分野である気象・海洋分野では深刻な問題となる。これに対し、データ同化と呼ばれる手法が開発されこれらの分野に応用されてきた。

## 1.6 データ同化

データ同化とは、観測データを数値シミュレーションに統合し、より正確な状態推定を実現するための統計的手法である。figure 1.4 にデータ同化の概念図を示す。いま対象となる現象について真値 (黒破線) が存在すると仮定する。対象とする物理現象の真値を我々が知ることはできず、真値の周囲にあると期待される数値シミュレーション (青線) や観測データ (赤点) から不完全な状態推定値を得ることしかできず、その推定には不確実性が伴う。このような不確実なモデル予測と観測データが得られる系に対して、データ同化はシミュレーションと観測データそれぞれの定量的な不確実性を考慮しながら、最適な解析値を統計的に推定することができる。数値シミュレーションの立場から見れば、これは観測データを用いた数値シミュレーション結果の修正である。あるいは、観測データの観点からは、データ同化は数値シミュレーションの形式で得られている物理モデルのダイナミクスを考慮した非観測点に対する補間と捉えることもできる。データ同化の手法は、数値天気予報などの分野で開発されてきており、古典的な手法から現在に至るまで、大きな成果を上げている (Evensen, 2009a; Gustafsson, 2007; Navon, 2009)。

近年では、これらデータ同化手法は汎用性が高くまた有効性が高いことから、工学分野を含め様々な分野にも応用されつつある。Vogt et al. (2014) は、アンサンブルカルマンフィルタ (Ensemble Kalman Filter: EnKF) と呼ばれる逐次ベイズフィルタの一種である代表的なデータ同化手法を、Enhanced Geothermal System における透水係数推定に利用した。また、材料科学や水文学の分野での応用も報告されている (Oka & Ohno, 2020; Vrugt et al., 2005)。さらに、制御工学の文脈ではカルマンフィルタなどの逐次ベイズフィルタ系列のデータ同化手法が状態推定器として知られている。地中熱利用の分野では、Cupeiro Figueroa et al. (2019, 2021) が過去の熱負荷履歴が得られない既に運用中の地中熱システムに対して、カルマンフィルタを用いて現在のモニタリングデータからボアホール場における熱負荷履歴を推定する手法を示した。

GHE シミュレーションの分野では、データ同化とは別の文脈として、モニタリングデータを用いたモデルキャリブレーションを行っている研究が報告されている。Tordrup et al. (2017) は、ボアホール蓄熱システムの有限要素シミュレーションモデルを開発し、これに対し実際に観測されたボアホール温度から土壤熱物性値を校正する手法を提案した。Chae et al. (2020) は、卓越した地下水流れが存在する地点における TRT 観測データとこれを再現する MILS モデルを用いた GHE シミュレーションの偏差 (平均二乗誤差) を最小化するような、地下水流速と土壤有効熱伝導率の同時推定を行った。Fernández et al. (2017) は、観測されたボアホール出口流体温度によって TRNSYS によ

る GHE シミュレーションを校正した。この研究では感度分析によって幾つかの重要なパラメータを特定し、モデルキャリブレーションにかかる計算負荷を低減することに成功している。Puttige et al. (2020) は、既に稼働している地中熱ヒートポンプシステムの観測データを用いて土壌熱物性値を校正し、1 年ごとに校正を繰り返すことで長期運用での予測精度が向上することを示している。このように、観測データを用いたモデルキャリブレーションの研究は多く示されているが、ここに示した研究はいずれも汎用最適化アルゴリズムを用いて観測値とモデル計算値の偏差を最小化する手法をとっている。Puttige et al. (2020) は同じ文献において、このような方法で適合させたパラメータは、完全なモデルと無限精度の観測値を用いない限り物理的に意味を持ったものにならない可能性があると述べている。すなわち誤差を含む観測と不完全なモデルの結果が一致するようなパラメータ値が得られるに過ぎず、物理的な妥当性は保証されないということである。また、用いられている汎用最適化手法では一般に計算負荷が大きいことも課題である。これに対し、データ同化手法ではモデルおよび観測の不確実性を陽に扱うため、モデルの不完全性や観測値の誤差の程度を考慮した推定値を得ることができる。また EnKF などのデータ同化の多くは、汎用最適化アルゴリズムに比べ計算負荷は著しく小さい。モデルキャリブレーションの文脈では、データ同化手法応用の優位性は大きいと考えられる。

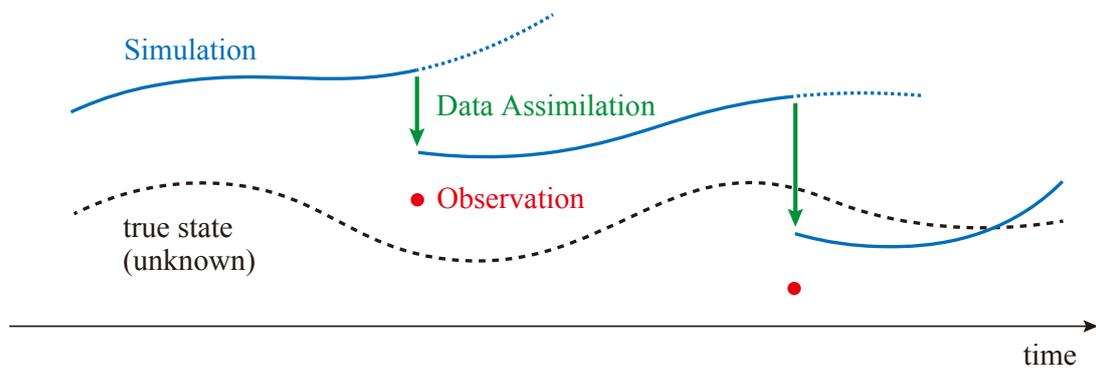


figure 1.4  
データ同化概念図.

## 1.7 本論文の構成

本論文では、以上に示した ANN モデリング手法およびデータ同化手法といったデータ科学的手法を適用することによって地中熱交換器数値シミュレーションの高度化、あるいはその実装の有効性の検討を行う。

本論文は全 6 章で構成される。以下にそれぞれの章の概要を示す。

本章、第 1 章は序論である。本論文の背景として持続可能な社会の実現に寄与する地中熱利用システムについて述べ、地中熱交換器数値シミュレーションの重要性と手法、およびその現状と課題、これに対して本論文で示すデータ科学的手法の適用を提案している。

第 2 章では、高速な地中熱交換器シミュレーションが実現されていないモデル、移動無限円筒熱源モデルに対して ANN による高速・高精度な温度応答関数の再現計算を行う数値解析サロゲートモデルの開発およびその有効性について述べている。

第 3 章では、第 2 章において開発した移動無限円筒熱源の温度応答関数 ANN モデルを用いた、地下水流れを伴う複層地盤を考慮した準 3 次元地中熱交換器モデルを提案している。

第 4 章では、地中熱交換器数値シミュレーションに対してアンサンブルカルマンフィルタと呼ばれるデータ同化手法を適用し、その応用可能性を検討する。データ同化によりシミュレーションの予測精度の向上及びモデルパラメータを事後的に推定する手法について述べる。

第 5 章では第 2, 3 章において開発した複層地盤準 3 次元地中熱交換器モデルに対しデータ同化手法を適用することによる、地下水流速と土壌有効熱伝導率の同時推定可能性の検討を行う。

最後に、第 6 章 結論として本論文の総論を結ぶ。



## 第 2 章

# ANN モデルによる地下水流れを考慮した地中熱交換器シミュレーション

本章では GHE の温度応答関数を ANN により再現する手法を, 移流拡散型の無限円筒熱源 (i.e., Moving Infinite Cylindrical Source: MICS) モデルに適用する. まず MICS モデルの支配方程式系, 詳細について述べる. 次に MICS モデルの FVM による解析手法について説明し, その後用いた ANN モデルの詳細, およびその学習プロセスについて記す. 本研究で提案する, MICS モデルの FVM 解析結果を ANN で再現するモデルを, MICS-ANN モデルとする. 開発された MICS-ANN モデルの再現精度および計算高速性についての結果および考察を示し第 2 章を結ぶ.

## 2.1 移動無限円筒熱源モデル

figure 2.1 に MICS モデルの概念図を示す. MICS モデルは地下水流れ中の地中熱交換器を 2 次元モデルとして単純化したモデルである. 地下水流れを伴う地盤を, 飽和した均質かつ等方的な無限多孔質媒体中の非圧縮性の定常ダルシー流れとして扱う. 円筒から十分遠い地点における流速  $u_\infty$  は  $x$  軸に平行で, 一定であると仮定する. また, 円筒表面は不透水性であり, これにより円筒近傍の地下水流れ場に干渉が発生する. この時の流れ場の記述は, 円筒周囲の二次元・非圧縮性・ポテンシャル流れとして表現される. この流れ場  $\mathbf{u}$  の解析式は以下のように与えられる (Munson et al., 2006).

$$\mathbf{u} = \begin{cases} u_r = u_\infty \cos \varphi \left(1 - \frac{r_c^2}{r^2}\right) \\ u_\varphi = -u_\infty \sin \varphi \left(1 + \frac{r_c^2}{r^2}\right) \end{cases} \quad (2.1)$$

ここで,  $r, \varphi$  は極座標系における座標軸,  $\mathbf{u}$  は流速ベクトル,  $u_r$  は流速ベクトルの  $r$  成分,  $u_\varphi$  は流速ベクトルの  $\varphi$  成分,  $r_c$  は MICS モデルにおける円筒半径である. また円筒表面から発生する定常熱フラックス  $q$  を考える. 局所的な熱平衡を仮定すると, MICS モデルにおける支配方程式は以下のようなになる.

$$\begin{cases} \frac{\partial T}{\partial t} + \mathbf{u}_m \nabla T = \alpha_m \nabla^2 T \\ T(r \rightarrow \infty, \varphi, t) = T_0 \\ T(r, \varphi, t = 0) = T_0 \\ \left. \frac{\partial T}{\partial r} \right|_{r=r_c} = -\frac{q}{2\pi r_c k_m} \end{cases} \quad (2.2)$$

ここで,

$$\alpha_m = \frac{k_m}{c_m \rho_m} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{u}_m = \frac{c_w \rho_w}{c_m \rho_m} \mathbf{u} \quad (2.4)$$

$$k_m = (1 - \varepsilon)k_s + \varepsilon k_w \quad (2.5)$$

$$c_m \rho_m = (1 - \varepsilon)c_s \rho_s + \varepsilon c_w \rho_w \quad (2.6)$$

である.

以上の支配方程式系からまとめると, MICS モデルは以下の 9 の物理量から表現されることがわかる.

$$(T - T_0, t, \mathbf{u}_m, r, r_c, \alpha_m, k_m) \quad (2.7)$$

Buckingham の  $\pi$  定理によれば, これらは 5 つの無次元量に集約して表すことができる (Buckingham, 1914). これは一意に定まるわけではなく様々な形が考えられるが, その一つの形式は以下のようなものである.

$$\Theta = f(For_c, Pe_{r_c}, \varphi, R) \quad (2.8)$$

$$\Theta = \frac{2\pi k_m}{q} (T - T_0) \quad (2.9)$$

$$For_c = \frac{\alpha_m t}{r_c^2} \quad (2.10)$$

$$Pe_{r_c} = \frac{\mathbf{u}_m r_c}{\alpha_m} \quad (2.11)$$

$$R = \frac{r}{r_c} \quad (2.12)$$

このように, 無次元温度  $\Theta$  は以上のような 4 つの無次元量の関数として表現できる. 本章では, このような関数  $f$  を ANN によって近似的に再現する手法を提案する.

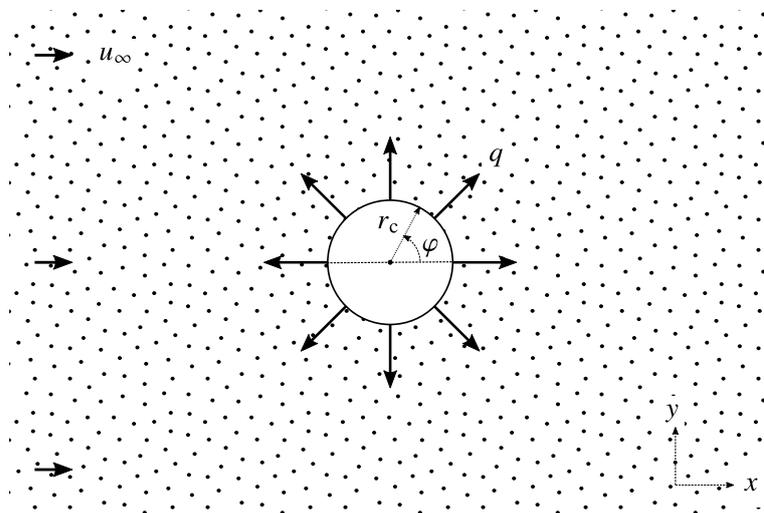


figure 2.1  
移動無限円筒熱源モデル概念図

## 2.2 有限体積法による無限円筒熱源モデルのパラメータスタディ

前節のことを踏まえ、MICS モデルの、 $(Fo_{r_c}, Pe_{r_c}, \varphi, R)$  パラメータ空間における  $\Theta$  の値を得るために、有限体積法 (Finite Volume Method: FVM) によるパラメータスタディを行った。FVM による MICS モデルの解析には、オープンソースの数値流体力学ソフトウェアである OpenFOAM v2006 (OpenCFD Ltd, 2020; Weller et al., 1998) を用いた。figure 2.2 に FVM による MICS モデルの離散解析概念図を示す。計算領域としては、MICS モデルの対称性を考慮し、半径  $r_c$  を中心とした空間を設定した。無次元化を考慮し、 $r_c = 1 \text{ m}$  とし、離散解析において半無限媒体を再現するため計算領域の直径を  $1000 \text{ m}$  と十分大きく設定した。境界条件については、下部対称面と外側円周面には断熱・対称境界条件を適用し、内側の円筒面にはノイマン境界条件として、 $-\frac{\partial T}{\partial r}\bigg|_{r=r_c} = 1$  を与え、定常熱フラックス条件を設定した。figure 2.3 に、FVM 解析に用いた離散メッシュを示す。コントロールボリュームセルの総数は  $19502$  個である。メッシュは内側円筒から外周面に向かって粗くなるよう設定した。また離散化スキームについては、時間微分にオイラスキーム、対流項に 2 次の風上差分法、拡散項には中心差分をそれぞれ用いた。

上記の条件のもと、 $(Fo_{r_c}, Pe_{r_c}, \varphi, R)$  パラメータ空間における  $\Theta$  の値を得るため、パラメータ空間上を網羅するような FVM を用いた非定常離散数値解析によるパラメータスタディを行った。 $Fo_{r_c}$  パラメータ軸は、時間に関する無次元パラメータである。シミュレーション期間を  $0 \leq Fo_{r_c} \leq 10^4$  と設定した。定常熱フラックスによる地盤における温度の発達は概ね対数的な成長をするため、時間ステップ  $\delta Fo_{r_c}$  は、はじめ  $10^{-4}$  から開始し、 $10^{-1}$  まで増加するような可変時間ステップを採用した。また  $Pe_{r_c}$  パラメータ軸についても、同様に  $Pe_{r_c}$  に対して概ね対数的な  $\Theta$  の発達が見られるため、対数間隔で設定された  $100$  ケースの  $Pe_{r_c}$  の値に対して FVM 解析を行った。具体的には、

$$\begin{aligned} Pe_{r_c} &= 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{n-1} \\ n &= 1, 2, \dots, 100 \end{aligned} \quad (2.13)$$

というように  $Pe_{r_c}$  を設定した。 $\varphi$  パラメータ軸については、FVM 解析の領域設定から、 $0 \leq \varphi \leq \pi$  の範囲でメッシュに従って  $\Theta$  の値が得られる。そして、 $R$  パラメータ軸についても、FVM の領域設定 (figure 2.2) から  $1 \leq R \leq 500$  の範囲で解析結果が得られる。MICS モデルと MILS モデルは、熱源 (MICS モデルでは円筒、MILS モデルでは線源) から空間的に十分遠い点ではその解は一致することが期待される。ここで、FVM 解析を行った結果をもとに、得られた無次元温度  $\Theta_{\text{FVM}}$  と、MILS モデルの解  $\Theta_{\text{MILS}}$  を比較した。figure 2.4 に、実施した FVM 解析の全てのケースにおけるこれらの最大絶対誤差、 $\max(|\Theta_{\text{FVM}} - \Theta_{\text{MILS}}|)$  at  $R_{\text{lb}} \leq R \leq 10$  を示した。最大の  $R$  を  $10$  と

設定しているのは、膨大なデータ量を取り扱う上での計算量削減のためである。figure 2.4 からわかるように、MICS モデルと MILS モデルの解の偏差は、期待されたように  $R$  の下限値  $R_{lb}$  の増加に伴い単調に減少している。そして、 $R_{lb} = 6.00 \text{ m}$  においてその差は 0.05 であった。この結果から、 $R > 6.0$  の範囲では MICS モデルと MILS モデルの差は十分小さいと決定した。したがって、本研究における次節以降に述べる ANN モデルの学習に用いる FVM 解析のデータセットについては、 $R \leq 6.0$  の範囲のものを用いることとした。

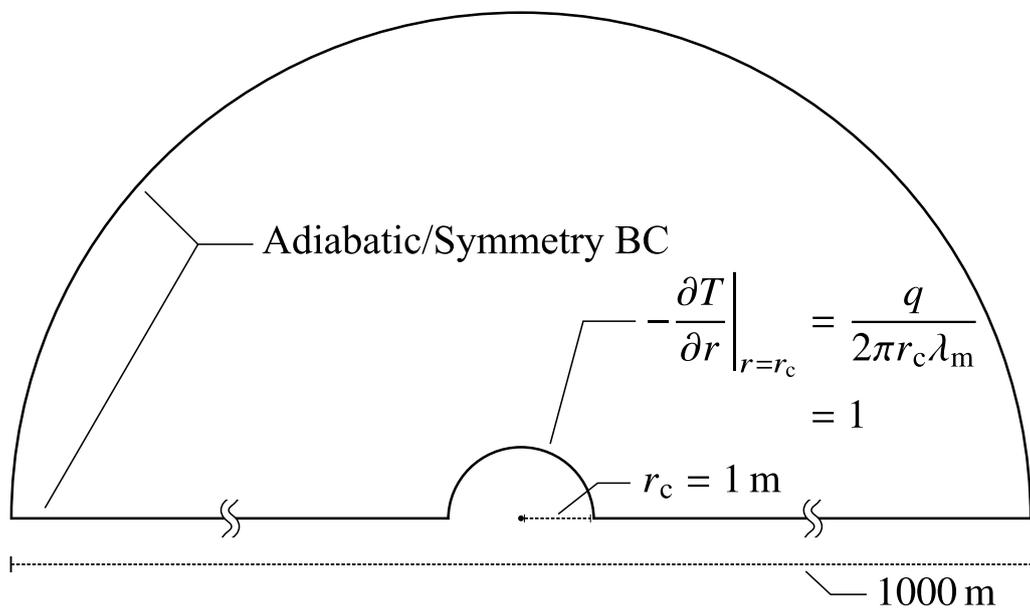


figure 2.2  
有限体積法による MICS モデルの離散的解析における概念図.

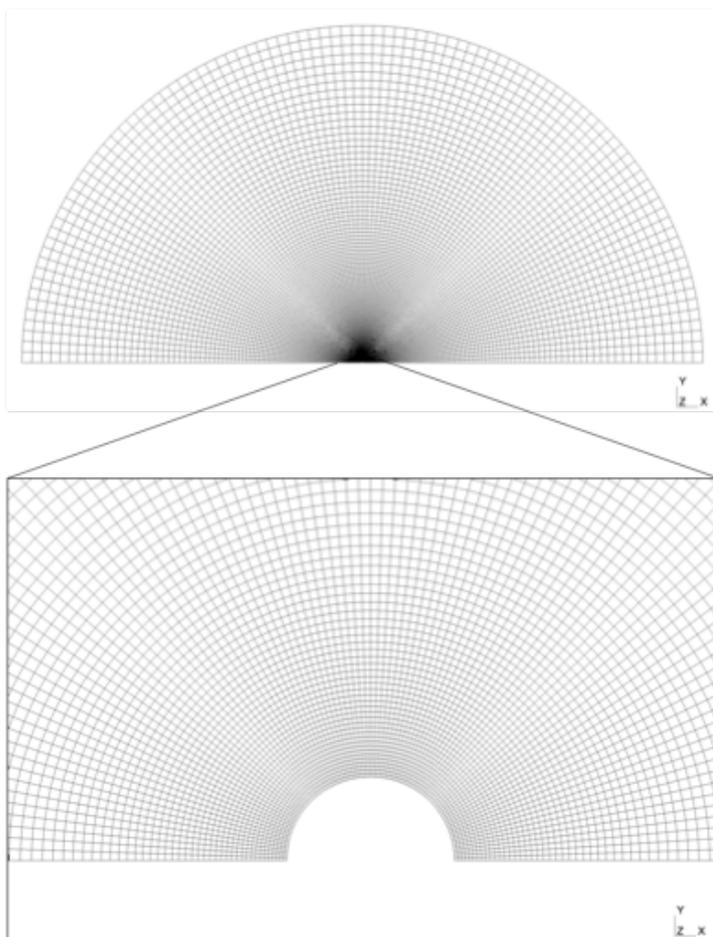


figure 2.3  
有限体積法による MICS モデル計算に用いた離散要素メッシュの概要

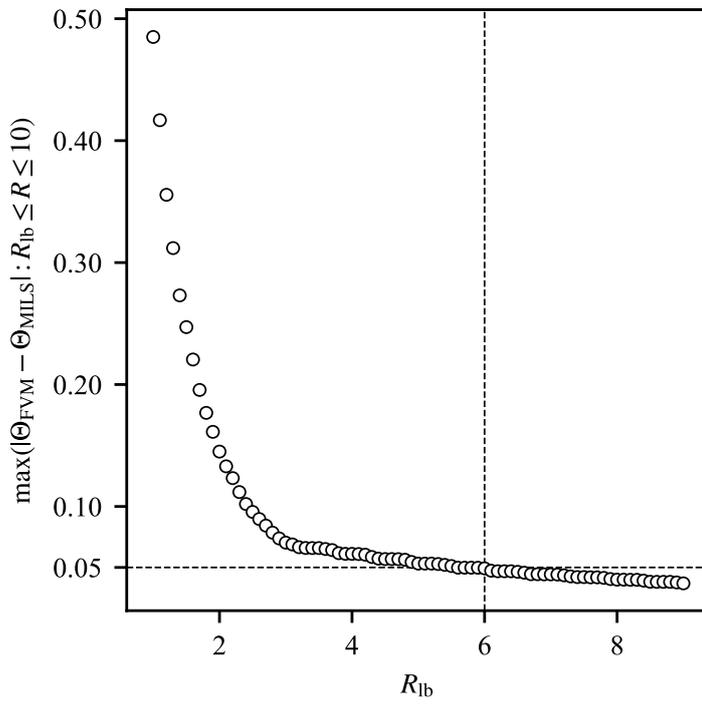


figure 2.4  
MICS モデルと MILS モデルとの最大絶対誤差.  
 $\max(|\Theta_{FVM} - \Theta_{MILS}|)$  at  $R_{lb} \leq R \leq 10$ .

## 2.3 MICS-ANN モデル

FVM 解析によるパラメトリックシミュレーションの結果を用いて ANN モデルを学習させることで MICS モデルの温度応答関数を再現する ANN モデル (MICS-ANN モデル) を構築することを考える。

本研究においては, ANN モデルの学習プロセスにおいて, オープンソースのディープラーニングフレームワークである PyTorch v1.7.1 (Paszke et al., 2017, 2019) を用いた。

figure 2.5 に, MICS モデルの温度応答関数  $\Theta = f(For_c, Pe_{r_c}, \varphi, R)$  の再現に用いた ANN モデルの基本構造を示す。この ANN モデルは全層が全結合層で構成されたフィードフォワードネットワークである。入力パラメータは  $For_c, Pe_{r_c}, \varphi, R$  の 4 変数であり, 出力は無次元温度  $\Theta$  である。隠れ層の活性化関数としては, ReLU 関数を採用している。また, ANN モデルの学習効率の向上のため, 以下の変換により, 入力変数を 0–1 の範囲に正規化した。

$$\begin{aligned}
 For_c &\rightarrow \frac{\ln(For_c) - \ln(For_{c,\min})}{\ln(For_{c,\max}) - \ln(For_{c,\min})} \\
 Pe_{r_c} &\rightarrow \frac{\ln(Pe_{r_c}) - \ln(Pe_{r_c,\min})}{\ln(Pe_{r_c,\max}) - \ln(Pe_{r_c,\min})} \\
 \varphi &\rightarrow \frac{\varphi - \varphi_{\min}}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}} \\
 R &\rightarrow \frac{R - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

ここで,

$$\begin{aligned}
 (For_{c,\min}, For_{c,\max}) &= (5.0 \times 10^{-4}, 1.0 \times 10^4) \\
 (Pe_{r_c,\min}, Pe_{r_c,\max}) &= (1.0 \times 10^{-3}, 1.0 \times 10^3 \times 1.1^{99}) \\
 (\varphi_{\min}, \varphi_{\max}) &= (0, \pi) \\
 (R_{\min}, R_{\max}) &= (1.0, 6.0)
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

である。これらは, FVM 解析によって得られたデータセットにおける各パラメータの最大値と最小値である。なお  $R$  の最小値については前節の解析結果を参照されたい。

これらの値は, 典型的な値を考えると, 熱拡散率  $\alpha_m = 5.0 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$  かつ, 円筒半径  $r_c = 0.060 \text{ m}$  の場合では,  $(For_{c,\min}, For_{c,\max}) = (5.0 \times 10^{-4}, 1.0 \times 10^4)$  が意味する時間の範囲は  $3.60 \text{ s}$  から  $7.20 \times 10^7 \text{ s}$  となり,  $(Pe_{r_c,\min}, Pe_{r_c,\max}) = (1.0 \times 10^{-3}, 1.0 \times 10^3 \times 1.1^{99})$  が示す地下水流速はそれぞれ  $0.263 \text{ m year}^{-1}$  から  $3.29 \times 10^3 \text{ m year}^{-1}$  となり, 十分な範囲をカバーできることがわかる。

またこの正規化処理における最大値および最小値は、今回開発した MICS-ANN モデルにおける入力変数範囲の適用限界をそのまま表している。すなわち、この最大値および最小値の範囲外の入力パラメータによる MICS-ANN モデルの出力 $\Theta$ は、精度的な保証はなされないということである。

機械学習手法では、ANN における隠れ層の数や各層のユニット数など、学習の事前に予め決定する必要のあるハイパーパラメータがある。ハイパーパラメータの値によってモデルの精度は大きく変化するが、それらの最適な値は使用するデータセットやモデルによって様々であり、その設計を行う理論的な手法は現在のところ確立されていない。従ってハイパーパラメータの決定には試行錯誤的なアプローチが必要となる。この最適なハイパーパラメータを効率的に探索する手法として、グリッドサーチやランダムサーチが提案されているが、ブラックボックス関数の確率的最適化手法であるベイズ最適化によるハイパーパラメータの決定が効率的な手法として知られている (Snoek et al., 2012)。そこで本研究におけるハイパーパラメータ決定に、ベイズ最適化手法による探索を用いることとした。ここでは、オープンソースのハイパーパラメータ最適化フレームワークである Optuna v2.3.0 (Akiba et al., 2019) を用いてハイパーパラメータの探索を自動化した。Optuna のアルゴリズムは、ベイズ最適化の一種である Tree-structured Parzen estimator (TPE) に基づいている (Bergstra & Bengio, 2012)。

ベイズ最適化で実際に探索したハイパーパラメータとその探索範囲を table 2.1 に示す。探索するハイパーパラメータとしては、隠れ層の数、各隠れ層のユニット数、学習エポック数、学習率、重み減衰の 5 つを設定した。これらは ANN モデルの柔軟性やデータへの適合性に大きく寄与するパラメータである。データへの適合性を大きくすれば学習データに対しての再現精度は高くなるものの、未知の入力に対応できない過適合の状態に陥ることや、計算負荷が大きくなることなどが考えられるため、良いパラメータセットを選択することは非常に重要である。ベイズ最適化を用いた MICS-ANN モデルの学習手順を figure 2.6 に示す。まず、ベイズ最適化のアルゴリズムにより最適なハイパーパラメータ値の候補が選択される (最初の数回の試行では設定したパラメータ空間からランダムに選択される)。次に、選択されたハイパーパラメータ値を用いて、学習データセットに対し前述の ANN モデルの学習プロセスを実行する。学習プロセスの終了後に、検証データセットを用いて学習された ANN モデルの予測精度を検証する。このプロセスを設定した時間および試行回数内で反復する。その中で検証データセットに対し最良の予測精度が得られたモデルに対して、テストデータセットによる最終的な予測精度を求める。MICS-ANN モデルの検証プロセスにおいては、

FVM 解析で得られたデータセットをランダムに学習データセット/検証データセット/テストデータセットに分割するホールドアウト法を用いた。全データセットに対する学習データセット、検証データセット、テストデータセットの割合はそれぞれ、0.70, 0.15, 0.15 とした。また、MICS-ANN モデルの学習における損失関数として、またハイパーパラメータの最適化において最小化する目的関数には、各データセットに対する ANN モデルの MSE 値を使用した。以上のようにして、MICS-ANN モデルの学習を行い、その再現精度を検証した。

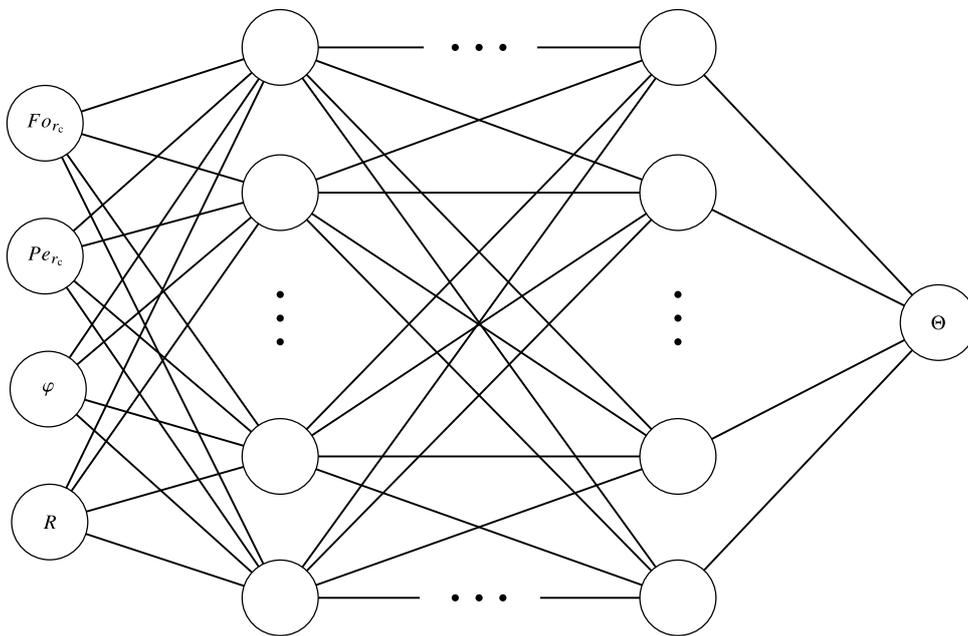


figure 2.5

MICS モデル温度応答関数  $\Theta = f(Fo_{r_c}, Pe_{r_c}, \varphi, R)$  の再現に用いた ANN モデルの基本構造. 入力層では  $Fo_{r_c}, Pe_{r_c}, \varphi, R$  の 4 変数を与え, 出力層で  $\Theta$  を得る構造とし, 隠れ層については全て全結合層のフィードフォワードネットワークとなっている.

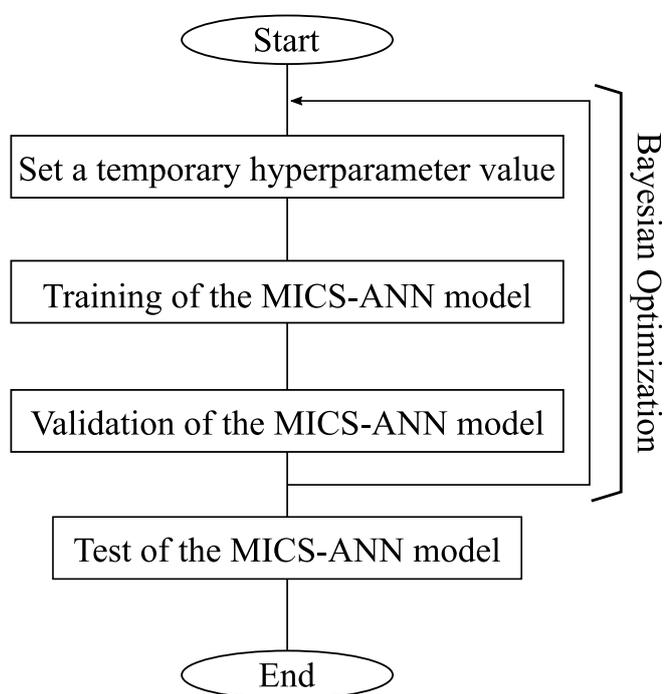


figure 2.6  
ベイズ最適化を用いた MICS-ANN モデルの学習プロセスフローチャート.

table 2.1  
ベイズ最適化におけるパラメータ探索範囲.

Hyper Parameter	Search Range
Number of hidden layer	3 – 7
Number of units	50 – 300
Epoch	20 – 100
Learning rate	$1.00 \times 10^{-5} - 1.00 \times 10^{-2}$
Weight decay	$1.00 \times 10^{-10} - 1.00 \times 10^{-3}$

## 2.4 結果及び考察

MICS モデルの FVM 解析結果を用いて ANN モデルの学習を行い, MICS-ANN モデルを構築した. 以下に, MICS-ANN モデルの学習結果とその再現精度を示す.

### 2.4.1 ベイズ最適化によるハイパーパラメータ最適化結果

まず, ベイズ最適化により決定されたハイパーパラメータについて結果を示す. figure 2.7 に, ベイズ最適化の各試行における検証データセットに対する MSE 値  $MSE_{val}$  (ベイズ最適化の最小化目的関数) を示した. ハイパーパラメータ最適化の試行は設定した範囲内で計 30 回反復し行われた. 各試行において, table 2.1 に示す範囲内で選択したハイパーパラメータセットの設定のもとで MICS-ANN モデルの学習を行い,  $MSE_{val}$  を評価した. 図から, 各試行において MSE 値はそのハイパーパラメータの設定によって大きく変化していることがわかる.  $MSE_{val}$  の最小値は 20 回目の試行における,  $2.158 \times 10^{-6}$  であり, 最大値は  $1.375 \times 10^{-3}$  であった. この結果は, ハイパーパラメータの選択が ANN モデルの予測精度に大きく寄与することを示している. 適切なハイパーパラメータの決定には試行錯誤的なアプローチが必要である現状では, 探索を効率的かつ自動的に行うことのできるベイズ最適化はハイパーパラメータチューニングにおいて有用であることが確認された.

20 回目の試行で得られたハイパーパラメータ最適値を table 2.2 に示す. この最適なハイパーパラメータで学習された ANN モデルを最終的な MICS-ANN モデルとして採用し, このモデルの性能を以下で評価した.

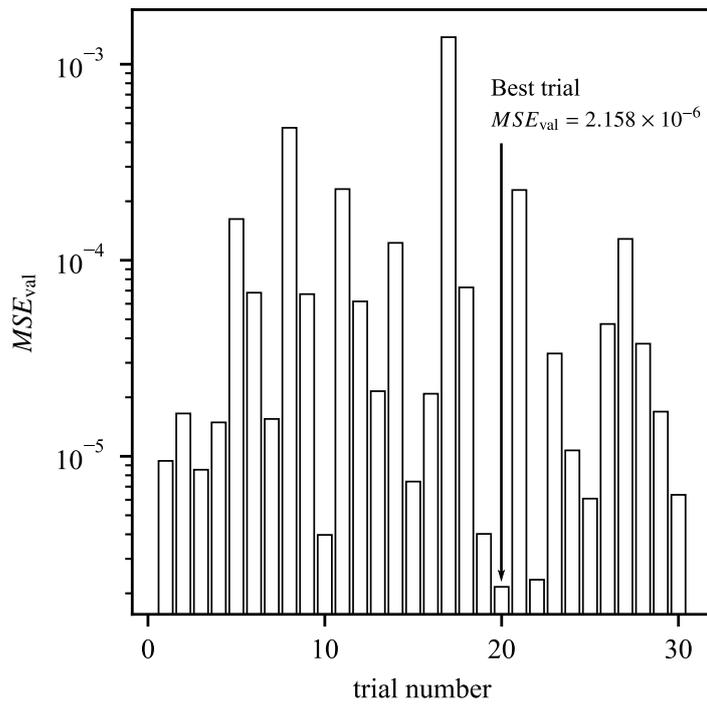


figure 2.7

ベイズ最適化における各試行の検証データセットに対する MSE 値. ベイズ最適化の試行は計 30 回行われ, 最小の検証 MSE は  $2.158 \times 10^{-6}$  であった.

table 2.2

決定された最適ハイパーパラメータ.

Hyper Parameter	value
Number of hidden layer	5
Number of units	298
Epoch	60
Learning rate	$8.99 \times 10^{-4}$
Weight decay	$8.00 \times 10^{-8}$

## 2.4.2 MICS-ANN モデル予測精度

前節で述べたハイパーパラメータのもとで学習され実際の MICS-ANN モデルとして採用された ANN モデルについて、テストデータセットにおける MICS-ANN モデルの出力と FVM 解析結果の MSE 値  $MSE_{\text{test}}$  を検証プロセスにおける  $MSE_{\text{val}}$  と同様に算出し、モデルの予測精度を評価した。 $MSE_{\text{test}}$  の値は  $MSE_{\text{val}}$  と等しい  $2.158 \times 10^{-6}$  であった。テストデータセットに対しても MSE の値は十分に小さく、MICS-ANN モデルが MICS モデルを ANN によって精度良く再現していた。また、テストデータセットと検証データセットに対する MSE 値がともに等しく差が見られなかった。このことから、MICS-ANN モデルは未知の入力に対しても良好な予測精度を示している、すなわち高い汎化性能があることが確認できる。

さらに、MICS-ANN モデルによる出力を、FVM による解析、および MILS モデルの解と比較した。figure 2.8 は、MICS-ANN モデル、MICS-FVM、および解析的に解かれた MILS モデルの解を、それぞれ  $Fo_{r_c}$  軸に沿って図示したものである。 $Fo_{r_c}$  以外のパラメータについては、 $\varphi = 0$ ,  $R = 1.0$ , そして  $Pe_{r_c}$  については、

$$\begin{aligned}
 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{20-1} &= 6.116 \times 10^{-3} \\
 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{40-1} &= 4.114 \times 10^{-2} \\
 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{60-1} &= 2.768 \times 10^{-1} \\
 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{80-1} &= 1.862 \\
 1.0 \times 10^{-3} \times 1.1^{100-1} &= 1.253 \times 10^1
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

という 5 ケースについて評価した。figure 2.8 から、MICS-ANN モデルと MICS-FVM の解がよく一致していることがわかる。この図において評価している MICS-ANN と MICS-FVM それぞれの、 $\Theta$  の最大絶対誤差は 0.0225 であった。以前に開発された多項式による MICS モデルの近似手法では、 $\varphi$  に沿った平均値 (i.e.,  $\frac{1}{\pi} \int_0^\pi \Theta d\varphi$ ) について誤差を評価しているため単純な比較はできないものの、最大絶対誤差が 0.0783 であったとしており、今回の MICS-ANN モデルのおよそ 3.5 倍の値を示している (Katsura et al., 2020)。MICS-ANN モデルは MICS モデルの FVM 解析の結果を既往の手法と比較しても精度良く再現できている。また、MICS モデルと MILS モデルを比較すると、 $Fo_{r_c}$  の小さい部分 (e.g.,  $Fo_{r_c} < 1.0$ ) ではいずれの  $Pe_{r_c}$  のケースにおいても偏差が大きくなっている。これは MILS においては  $r = 0$  の点に存在する線熱源からの加熱による温度上昇が円筒面  $r = r_c$  まで到達するのに時間がかかるためである。さらに、 $Pe_{r_c} = 6.116 \times 10^{-3}$ ,  $4.114 \times 10^{-2}$  のケースでは、大きい  $Fo_{r_c}$  の範囲においては MICS と MILS の解がほとんど一致している一方で、大きい  $Pe_{r_c}$  のケースでは、その増加に伴って大きい  $Fo_{r_c}$  の範囲においても一致しなくなっており、定

常状態における $\Theta$ の値が, MILS の方が小さくなっている. これは熱伝導現象に対して移流による熱移動が顕著になったために, 不透水性円筒周囲の流れ干渉による影響が現れたものであると考えられる. 具体的な値として,  $For_c = 1.0 \times 10^4$ ,  $Pe_{r_c} = 1.253 \times 10^1$ ,  $\varphi = 0$ ,  $R = 1.0$  の点 (figure 2.8 における最下部ケースの右端) における MICS-ANN モデルと MILS モデルの誤差は,

$$\Theta_{\text{MICS-ANN}} - \Theta_{\text{MILS}} = 0.1941 \quad (2.17)$$

であった. 例えば, 典型的な値として加熱量  $q = 60 \text{ W m}^{-1}$ ,  $k_m = 3.0 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  の条件の元では, この誤差は,

$$\begin{aligned} T_{\text{MICS-ANN}} - T_{\text{MILS}} &= \frac{q}{2\pi k_m} (\Theta_{\text{MICS-ANN}} - \Theta_{\text{MILS}}) \\ &= \frac{60 \text{ W m}^{-1}}{2\pi \cdot 3.0 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}} \times 0.1941 \\ &= 0.6178 \text{ K} \end{aligned} \quad (2.18)$$

となる. すなわち, MICS と MILS モデルの誤差が定常状態において約 0.6 K となることがわかる. GHE シミュレーションに求める精度によってはこの誤差は無視できる値ではなく, GHE のシミュレーション条件と要求精度に応じて, 使用するモデルを適切に判断する必要がある.

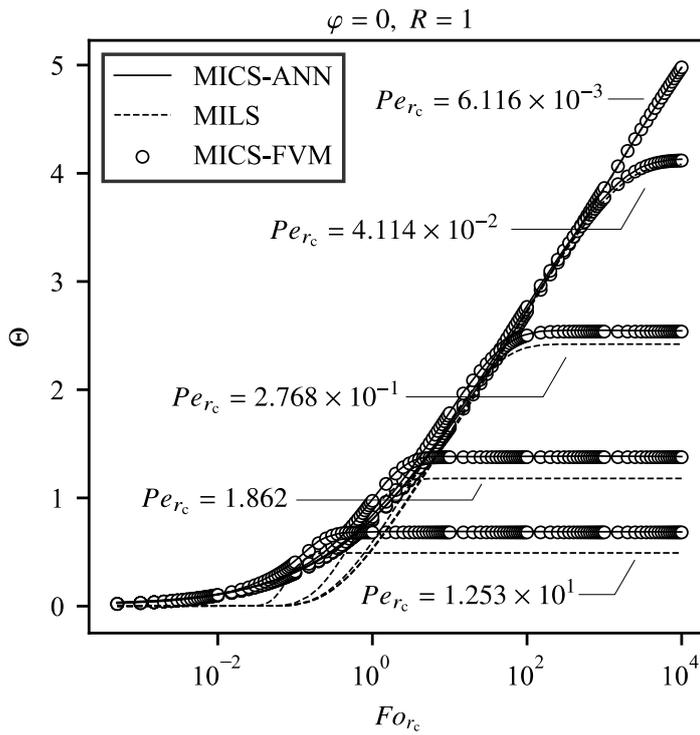


figure 2.8

$\varphi = 0, R = 1.0$  における, MICS-ANN モデル, MICS FVM 解析, および MILS モデルによる無次元温度  $\Theta$  の比較. 実線が MICS-ANN モデルの出力, 破線が MILS モデルの解, 円が MICS FVM 解析の結果. 各プロットは上から順に  $Pe_{rc} = 6.116 \times 10^{-3}, 4.114 \times 10^{-2}, 2.768 \times 10^{-1}, 1.862, 1.253 \times 10^1$  の結果を示した.

### 2.4.3 MICS-ANN モデル計算速度

MICS-ANN モデルによる温度応答関数の計算速度について評価する。1 時間ごとの温度応答に対応する  $\Theta$  を計算期間 1 年, 5 年, 10 年, 20 年の 4 ケースに対して MICS-ANN モデルにより計算し, それぞれのケースに要した計算時間を計測した。入力条件には, 典型的な値として  $r_c = 0.06 \text{ m}$ ,  $\alpha_m = 6.0 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$ ,  $U_m = 100 \text{ m year}^{-1}$  (i.e.,  $For_c = 6.0 \times 10^{-7} \times t/0.06^2$  ( $t = 0, 3600, \dots, s$ ),  $Pe_{r_c} = 3.171 \times 10^{-1}$ ),  $\varphi = 0$ ,  $R = 1.0$  を用いた。table 2.3 に, MICS-ANN モデルの計算速度計測実験に用いた計算機性能の概要を示す。コア数 8 の CPU が 2 基搭載され, 物理メモリは 64 GB の標準的なワークステーションを使用した。計算時間の計測実験は, 各計算期間のケースそれぞれに対して 20 回反復して行われ, その平均値および標準偏差を算出した。

figure 2.9 に, MICS-ANN モデルを用いた温度応答関数の計算時間を示す。また, table 2.4 に各期間の計算時間の平均値と標準偏差を示す。1 年間の温度応答関数の計算時間はわずか  $0.317 \pm 0.013 \text{ s}$  であり, 計算期間が 5 年, 10 年, 20 年と長くなるにつれて概ね線形に増加した。20 年という長期間の計算においても, その時間は  $5.726 \pm 0.003 \text{ s}$  であった。MICS-ANN モデルの計算時間が 1 秒未満から数秒であるのに対し, FVM による解析では, 長期間の非定常シミュレーションでは通常数十分から数時間以上かかることが一般的である。既往の研究において提案した多項式による MICS モデルの近似計算 (Katsura et al., 2020) では, 今回の実験と同じ条件下での 1 年間の計算時間は  $0.022 \text{ s}$  であり, 本研究で提案した MICS-ANN モデルよりも高速であった。一方で, MICS モデルの再現精度としては前節に記したように, MICS-ANN モデルの方が良い性能を示した。いずれにせよ, MICS-ANN モデルによる計算速度は FVM による解析と比較して顕著な優位性が得られている。これらの手法の実際的な応用においては, 適用する GHE シミュレーションにおける要求精度と計算負荷の両者を考慮し選択的に用いるモデルを決定するものである。

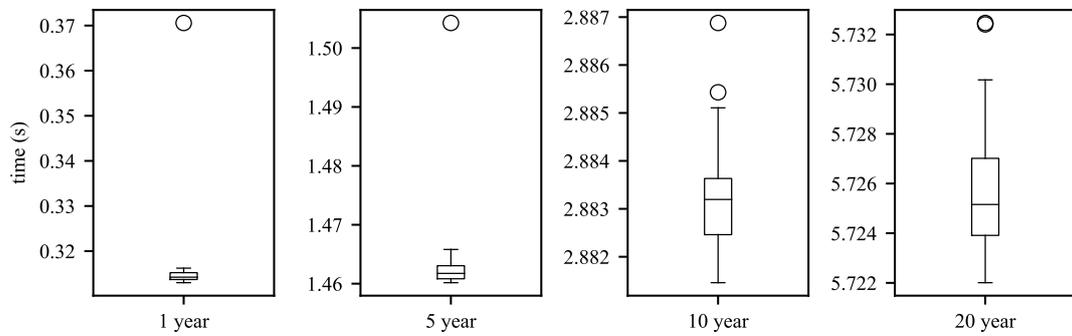


figure 2.9

MICS-ANN モデルによる無次元温度  $\Theta$  の時系列データ計算時間計測結果,  $\Theta$  はそれぞれ 1 年, 5 年, 10 年, 20 年の計算期間に対して 1 時間刻みで計算された. 箱ひげ図はそれぞれの条件に対する 20 回の試行の計算時間. 入力条件は典型的な値として,  $r_c = 0.06 \text{ m}$ ,  $\alpha_m = 6.0 \times 10^{-7} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$ ,  $U_m = 100 \text{ m year}^{-1}$  (i.e.,  $Fo_{r_c} = 6.0 \times 10^{-7} \times t/0.06^2$  ( $t = 0, 3600, \dots$  s),  $Pe_{r_c} = 3.171 \times 10^{-1}$ ),  $\varphi = 0$ ,  $R = 1.0$  を用いた.

table 2.3

MICS-ANN モデルの計算速度計測に用いた計算機性能概要.

Processor	Memory
Intel Xeon CPU E5-2687 W 3.10 GHz x 2	64 GB

table 2.4  
MICS-ANN モデルの計算速度計測結果 (Mean  $\pm$  SD)

Period (year)	Mean $\pm$ SD (s)
1	0.317 $\pm$ 0.013
5	1.464 $\pm$ 0.010
10	2.883 $\pm$ 0.001
20	5.726 $\pm$ 0.003

## 2.5 結論

GHE シミュレーションにおいて肝要な温度応答関数の計算において、計算負荷が課題となっているモデルに対し ANN を用いて温度応答関数を高速かつ高精度に再現する手法を提案した。本研究では、中空円筒熱源周りのポテンシャル流れ場における非定常移流拡散モデル (i.e., MICS モデル) の FVM 解析の結果を ANN によって再現する、MICS-ANN モデルを開発した。

無次元化されたパラメータ空間 ( $For_c, Pe_{rc}, \varphi, R$ ) のもと、MICS モデルの FVM による非定常解析を 100 ケースの  $Pe_{rc}$  の条件で実施した。FVM 解析の結果を、( $For_c, Pe_{rc}, \varphi, R$ ) の 4 変数を入力変数、無次元温度  $\Theta$  を出力とするフィードフォワードネットワークに学習させた。ANN の学習プロセスにおいてはハイパーパラメータの値がその性能に大きく寄与するため、このチューニングをベイズ最適化により行った。

開発された MICS-ANN モデルの FVM 解析結果に対する MSE 値は、検証 / テストともに無次元温度にして  $2.158 \times 10^{-6}$  であった。MICS-ANN モデルは十分な再現精度と汎化性能を有していることが確認された。また計算負荷においても、MICS-ANN モデルによる 1 時間ごとの温度応答関数計算において、計算期間を 1 年、5 年、10 年、20 年としたときの所要時間は、それぞれ  $0.317 \pm 0.013$ ,  $1.464 \pm 0.010$ ,  $2.883 \pm 0.001$ ,  $5.726 \pm 0.003$  s であった。長期の非定常シミュレーションにおいては、FVM のような離散要素解析を用いた場合その解析に数十分から数時間程度を要することが一般的であり、これに対し MICS-ANN モデルは顕著な優位性を有しているといえる。

地中熱利用システムの設計段階においては、その設計パラメータを変化させ反復計算を行い、最適値を探索する手法がとられることがある。そのようなケースにおいて、本研究において開発された MICS-ANN モデルは計算負荷を大きく削減する手段となりうる。また、本手法は FVM 解析のような計算負荷の大きい解析を事前に計算しておき、その結果を ANN モデルに学習させることで高速な再現計算を可能とするものと見ることができる。このような手法は本研究で対象とした MICS モデルに限らず、数値シミュレーション一般に応用できる可能性がある。

## 第 3 章

# 地下水流れを考慮した複層地盤地中熱交換器モデルの開発

前章 ANN モデルによる地下水流れを考慮した地中熱交換器シミュレーションにおいて、地下水流れを考慮した有限径 GHE を再現する移動無限円筒熱源モデル (MICS) の温度応答関数を、高速・高精度に計算する ANN モデル “MICS-ANN モデル” を示した。本章では、この MICS-ANN モデルを利用した、卓越した地下水流れを伴う帯水層とその他地盤特性の深度分布を考慮した複層地盤地中熱交換器シミュレーションモデルを提案する。

## 3.1 MICS-ANN を用いた準 3 次元ボアホールモデル

figure 3.1 に本章で想定する GHE および土壌の概念図を示す。土壌はそれぞれに土壌熱特性の異なる地層からなっており、一部の帯水層に卓越した地下水流れの存在がある。そのような地点に埋設された単一のボアホール-U チューブ型 GHE を考える。GHE, 特にボアホール型 GHE は通常その長さが 100 m 前後となるため GHE 周囲の地盤全体に卓越した地下水流れを伴う帯水層があるような状況は考えにくい。したがって、地下水流れによる影響を伴う GHE の採放熱特性をモデル化するには、このような複層地盤を考えることが必要となる。

### 3.1.1 支配方程式系

本章において提案する準 3 次元ボアホール GHE モデルは、Minaei and Maerefat (2017) による STRCM モデルを複層地盤条件に適用するよう拡張したものである。

STRCM モデルは figure 3.2 に示すようにボアホール内部の伝熱過程を定常熱抵抗の組み合わせとして記述する熱回路網モデルで、Bauer et al. (2011) による熱回路網モデルである TRCM を単純化したモデルである。左右の管内流体温度  $T_d, T_u$  およびグラウト温度  $T_g$ 、ボアホール表面温度  $T_s$  について、各点の熱容量および図に示すような点間の定常熱抵抗によって熱伝達が表される。またこの記述は figure 3.3 のような各温度の深度分布を考えることで容易に 3 次元に拡張できる。

$T_d, T_u, T_g$  それぞれの熱収支を考え、支配方程式系は以下のように記述される。

$$C_f \frac{\partial T_d}{\partial t} = -C_f u_f \frac{\partial T_d}{\partial z} - \frac{1}{R_{ff}}(T_d - T_u) - \frac{1}{R_{fg}}(T_d - T_g) \quad (3.1)$$

$$C_f \frac{\partial T_u}{\partial t} = -C_f u_f \frac{\partial T_u}{\partial z} - \frac{1}{R_{ff}}(T_u - T_d) - \frac{1}{R_{fg}}(T_u - T_g) \quad (3.2)$$

$$C_g \frac{\partial T_g}{\partial t} = -\frac{1}{R_{fg}}(T_g - T_d) - \frac{1}{R_{fg}}(T_g - T_u) - \frac{1}{R_{gs}}(T_g - T_s) \quad (3.3)$$

ここで熱容量は以下のようである.

$$C_f = c_f \rho_f \pi r_{pi}^2 \quad (3.4)$$

$$C_g = c_f \rho_f (\pi r_b^2 - 2\pi r_{po}^2) \quad (3.5)$$

U 字管内の往還流体温度  $T_d$ ,  $T_u$  については  $T_d - T_u$  間の  $R_{ff}$  による熱伝達,  $T_{d/u} - T_g$  間の  $R_{fg}$  による熱伝達, および移流による熱の流入出を考える. なお流速は十分早いものとして  $z$  軸方向の拡散項については考慮しない. また, グラウト温度  $T_g$  については  $T_{d/u} - T_g$  間の  $R_{ff}$  による熱伝達および  $T_g - T_s$  間の  $R_{gs}$  による熱伝達を考える.  $T_g$  についても簡単のため  $z$  軸方向の拡散項については考慮されない.

ボアホール表面温度  $T_s$  については前章で示したような G-function を用いて解析的に計算する.

$$T_s = T_{s0} + (q * G)(t) \quad (3.6)$$

$$q = \frac{1}{R_{gs}}(T_g - T_s) \quad (3.7)$$

なお, 記号 \* は関数同士の畳み込み演算を示す.

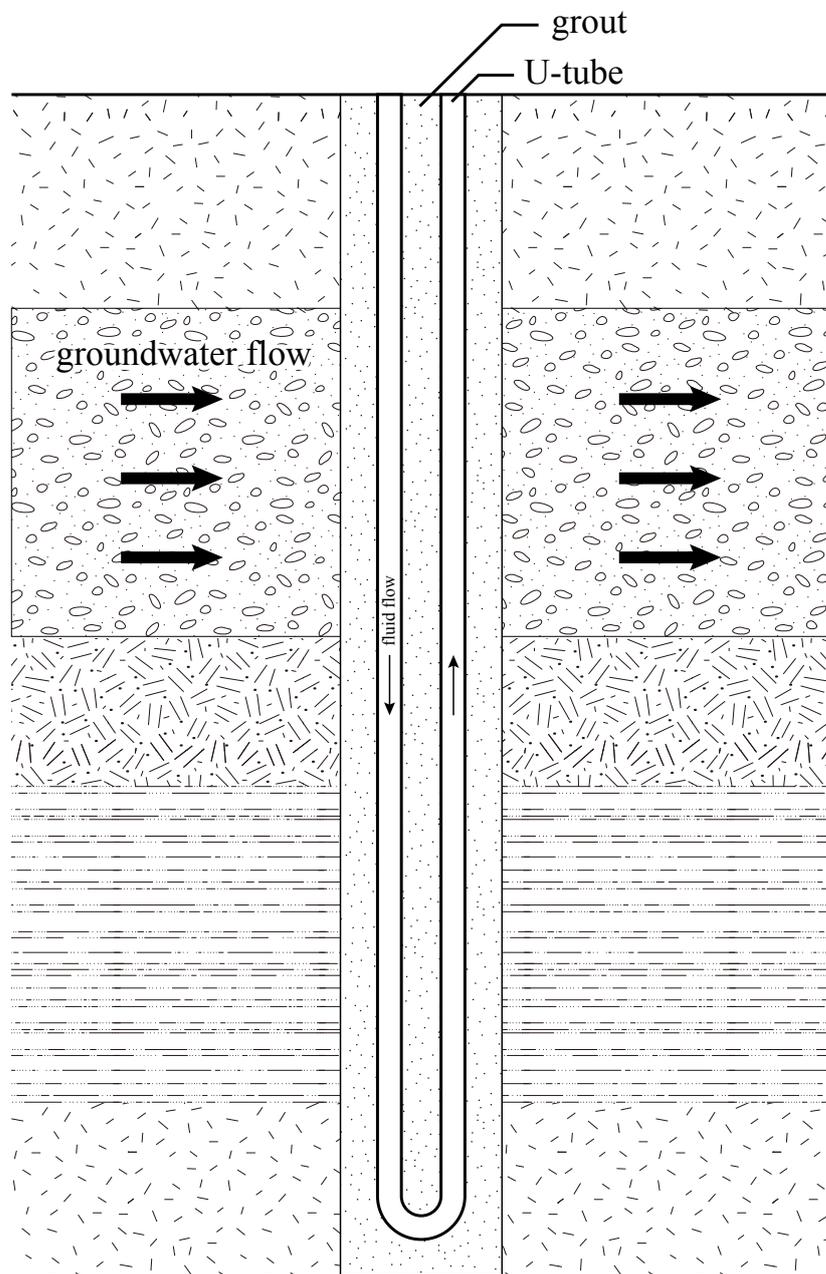


figure 3.1  
地下水流れを考慮した複層地盤地中熱交換器モデル概念図.

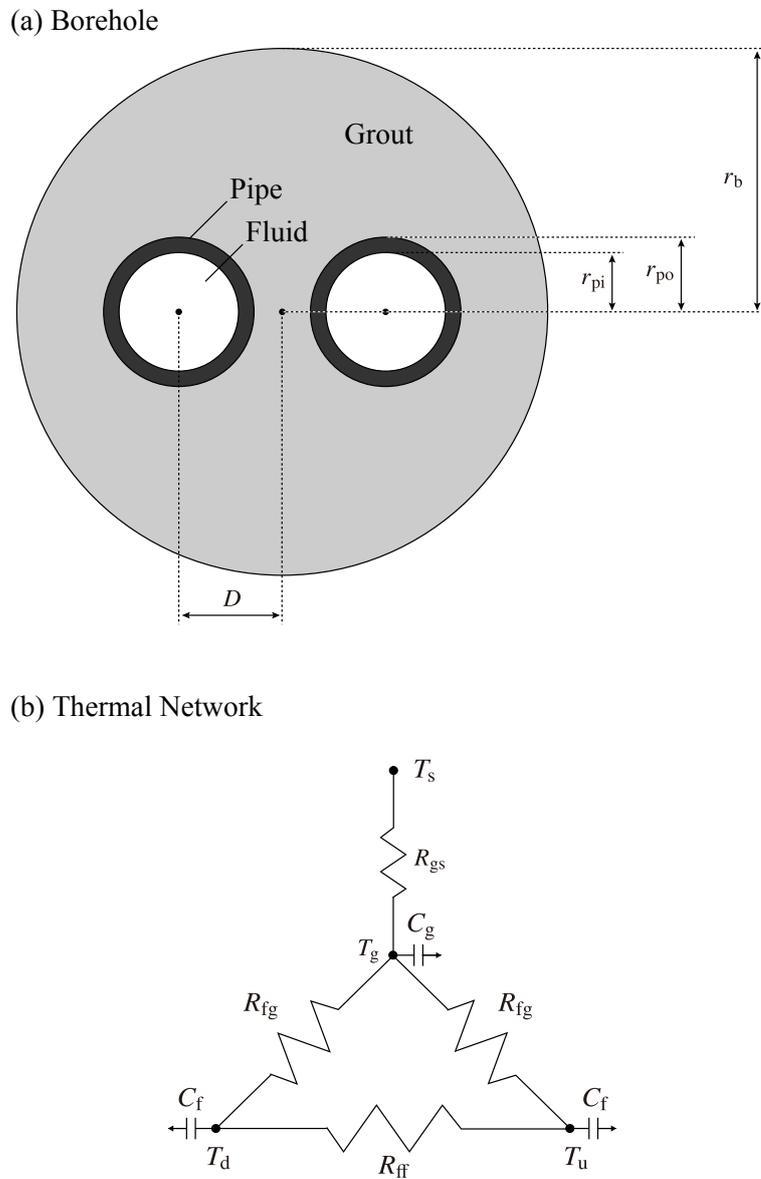


figure 3.2  
 STRCM 概念図 (Minaei & Maerefat, 2017).  
 (a): ボアホール地中熱交換器水平断面図  
 (b): STRCM 熱回路網

3-d STRCM

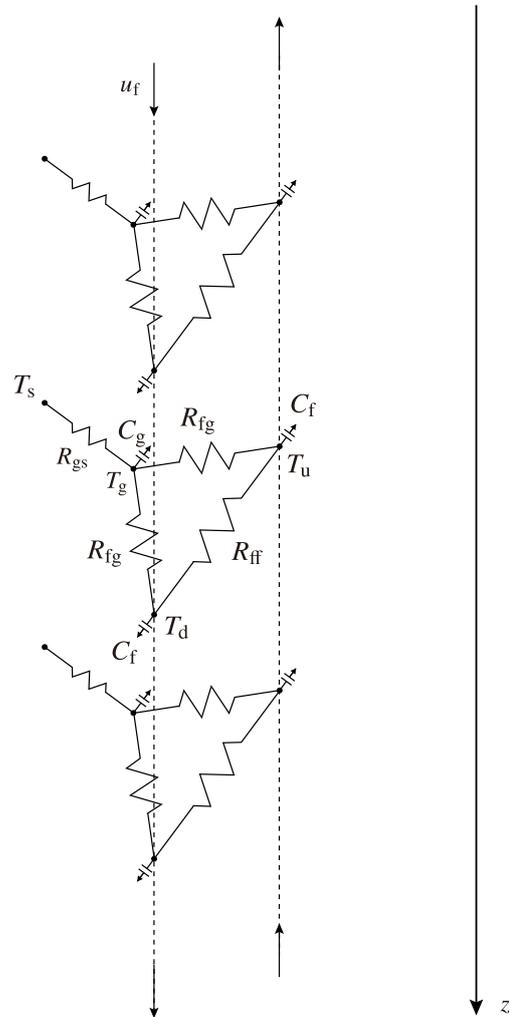


figure 3.3  
3次元 STRCM 概念図.

## 3.1.2 ボアホール表面温度計算における地層考慮

$T_s$  の計算に用いる G-function について, Minaei and Maerefat (2017) では無限円筒熱源モデル (ICS) (Carslaw & Jaeger, 1959; Ingersoll et al., 1948) を用いており, G-function の  $z$  軸方向の分布 —地盤熱物性の深度分布によるものであるが— については考慮しておらず, 全体に一定の G-function を使用している. これに対し, 本研究では熱特性の異なる地層ごとに G-function を評価し  $T_s$  の計算を行う. また, その際地下水流れが卓越した層に関しては, G-function の評価に前章に開発した MICS-ANN モデルを用いるものである.

$$G(t, z) = \begin{cases} G_{\text{ICS}}(t) & \text{if } u_m = 0, \\ G_{\text{MICS-ANN}}(t) & \text{if } u_m > 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

$$G_{\text{ICS}} = \frac{1}{\pi^2 k_s r_b} \int_0^\infty (e^{-\alpha_s u^2 t} - 1) \frac{J_0(ur_b)Y_1(ur_b) - Y_0(ur_b)J_1(ur_b)}{u^2(J_1^2(ur_b) + Y_1^2(ur_b))} du \quad (3.9)$$

$$G_{\text{MICS-ANN}} = \frac{1}{2\pi k_s} \cdot \frac{1}{\pi} \int_0^\pi \Theta_{\text{MICS-ANN}} d\varphi \quad (3.10)$$

なお本モデルではボアホール表面温度の  $\varphi$  方向の分布については考えないため  $\varphi$  方向の平均値を MICS-ANN の G-function として用いる.

また, 初期・境界条件としては, 以下のようである.

$$T_d(t = 0, z) = T_u(t = 0, z) = T_g(t = 0, z) = T_s(t = 0, z) = T_{s0} \quad (3.11)$$

$$T_d(t, z = 0) = T_u(t - \delta t, z = 0) + \frac{Q(t)}{\rho_f c_f u_f \cdot \pi r_{pi}^2} \quad (3.12)$$

$$T_d(t, z = l) = T_u(t, z = l) \quad (3.13)$$

ここで  $Q(t)$  は任意の加熱量である.

以上の定式化を離散的に解けばよい.

## 3.1.3 熱抵抗パラメータ評価

本モデルにおけるモデルパラメータとして流体 – 流体間の熱抵抗  $R_{ff}$ , 流体 – グラウト間の熱抵抗  $R_{fg}$ , グラウト – ボアホール壁間の熱抵抗  $R_{gs}$  をそれぞれ与える必要がある. これらのパラメータについては以下のように評価した.

$R_{fg}$  および  $R_{gs}$  はボアホール熱抵抗  $R_b$  に依存する。 $R_b$  は流体－ボアホール壁間熱抵抗の総和として評価され、解析的あるいは経験的な推定手法が様々に提案されている (Javed & Spitler, 2016; Lamarche et al., 2010). 本研究においては、シングル U-チューブ GHE に対する first-order multipole method による次の評価式を採用した。

まずパイプ熱抵抗  $R_p$  を以下のように記述する。

$$\begin{aligned}
 R_p &= R_{\text{cond}} + R_{\text{conv}} \\
 R_{\text{cond}} &= \frac{1}{2\pi k_p} \ln\left(\frac{r_{\text{po}}}{r_{\text{pi}}}\right) \\
 R_{\text{conv}} &= \frac{1}{2\pi r_{\text{pi}} h_{\text{pi}}} \\
 h_{\text{pi}} &= \frac{Nu_{\text{pi}} k_f}{2r_{\text{pi}}} \\
 Nu_{\text{pi}} &= \frac{(f/8)(Re - 1000)Pr}{1 + 12.7(f/8)^{1/2}(Pr^{2/3} - 1)} \\
 f &= [0.79 \ln(Re) - 1.64]^{-2}
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

ここで、見通しを良くするために以下のパラメータを導入する。

$$\begin{aligned}
 \beta &= 2\pi k_g R_p \\
 \theta_1 &= \frac{D}{r_b} \\
 \theta_2 &= \frac{r_b}{r_{\text{po}}} \\
 \theta_3 &= \frac{r_{\text{po}}}{2D} \\
 \sigma &= \frac{k_g - k_s}{k_g + k_s}
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

このとき、ボアホール熱抵抗  $R_b$  は次のように書ける。

$$R_b = \frac{1}{4\pi k_g} \left[ \beta + \ln\left(\frac{\theta_2}{2\theta_1(1 - \theta_1^4)\sigma}\right) - \frac{\theta_3^2 \left(1 - \frac{4\sigma\theta_1^4}{1 - \theta_1^4}\right)^2}{\frac{1+\beta}{1-\beta} + \theta_3^2 \left(1 + \frac{16\sigma\theta_1^4}{(1 - \theta_1^4)^2}\right)} \right] \tag{3.16}$$

次に、グラウト－ボアホール壁間の熱抵抗  $R_{gs}$  を、等価直径法により次のように与える (Lamarche

& Beauchamp, 2007b).

$$\begin{aligned} r_{\text{eq}} &= \sqrt{2Dr_{\text{po}}} \\ r_{\text{g}} &= \sqrt{(r_{\text{eq}}^2 + r_{\text{b}}^2)/2} \\ R_{\text{gs}} &= \frac{1}{2\pi k_{\text{g}}} \ln\left(\frac{r_{\text{b}}}{r_{\text{g}}}\right) \end{aligned} \quad (3.17)$$

このとき,  $R_{\text{fg}}$  は次のようになる.

$$R_{\text{fg}} = 2(R_{\text{b}} - R_{\text{gs}}) \quad (3.18)$$

また, 内部熱抵抗  $R_{\text{a}}$  は  $R_{\text{b}}$  と同様のパラメータを用いて次のように求められる.

$$R_{\text{a}} = \frac{1}{\pi k_{\text{g}}} \left[ \beta + \ln\left(\frac{(1 + \theta_1^2)^\sigma}{\theta_3(1 - \theta_1^2)^\sigma}\right) - \frac{\theta_3^2(1 - \theta_1^4 + 4\sigma\theta_1^2)^2}{\left(\frac{1+\beta}{1-\beta}\right)(1 - \theta_1^4) - \theta_3^2(1 - \theta_1^4)^2 + 8\sigma\theta_1^2\theta_3^2(1 + \theta_1^4)} \right] \quad (3.19)$$

U チューブの行き還り管が幾何的に対照に配置されていると仮定すると,  $R_{\text{ff}}$  は次のように計算される.

$$\begin{aligned} R_{\text{ff}} &= \frac{2R_{\text{a}}(2R_{\text{b}})}{2 \cdot (2R_{\text{b}}) - R_{\text{a}}} \\ &= \frac{4R_{\text{a}}R_{\text{b}}}{4R_{\text{a}} - R_{\text{b}}} \end{aligned} \quad (3.20)$$

以上により本モデルにおける三種の熱抵抗パラメータを推定し与えることとする.

## 3.2 数値流体モデルとの比較

3.1 に記した準 3 次元ボアホール GHE モデルの再現性を検証するため, 数値熱流体解析によるシミュレーションモデルとの比較を行った.

数値流体解析ソフトウェア ANSYS Fluent を用いて一部の地層に地下水流れが存在する 3 次元ボアホール GHE シミュレーションを行った. 解析の概要図を figure 3.4 に示す. 地下 80 m に埋設されたボアホール GHE を考え, 周囲地盤の条件として熱的特性の異なる 3 つの層からなる地層条件を設定した. 各層の厚さはそれぞれ 11 m, 20 m, 49 m として, 各層の熱物性値については図に示す通りである. 特に第 2 層にのみ卓越した地下水流れが存在すると設定し, その流速を  $200 \text{ m year}^{-1}$  とした. 設定したボアホール GHE の仕様を table 3.1 に示す. 一般的な仕様のボアホール GHE の仕様を想定した値を設定した. 数値流体解析に用いたメッシュ概要を figure 3.5,

figure 3.6 に示す。解析領域については、ジオメトリの有限性による影響を避けるため十分広い領域を設定した。また、解析時間は 200 h として、時間刻み幅は 30 s と設定した。

以上の CFD モデルを用いた非定常数値熱流体解析を行い、その結果を本章で提案する準 3 次元ボアホール GHE モデルの解析結果と比較する。なお提案モデルの離散化においては時間刻み幅を 300 s、 $z$  軸に 1 m とした。また時間微分項の離散化においては 4 次のルンゲクッタ法、移流項の離散化には一次精度風上差分、比例項には台形近似をそれぞれ用いた。

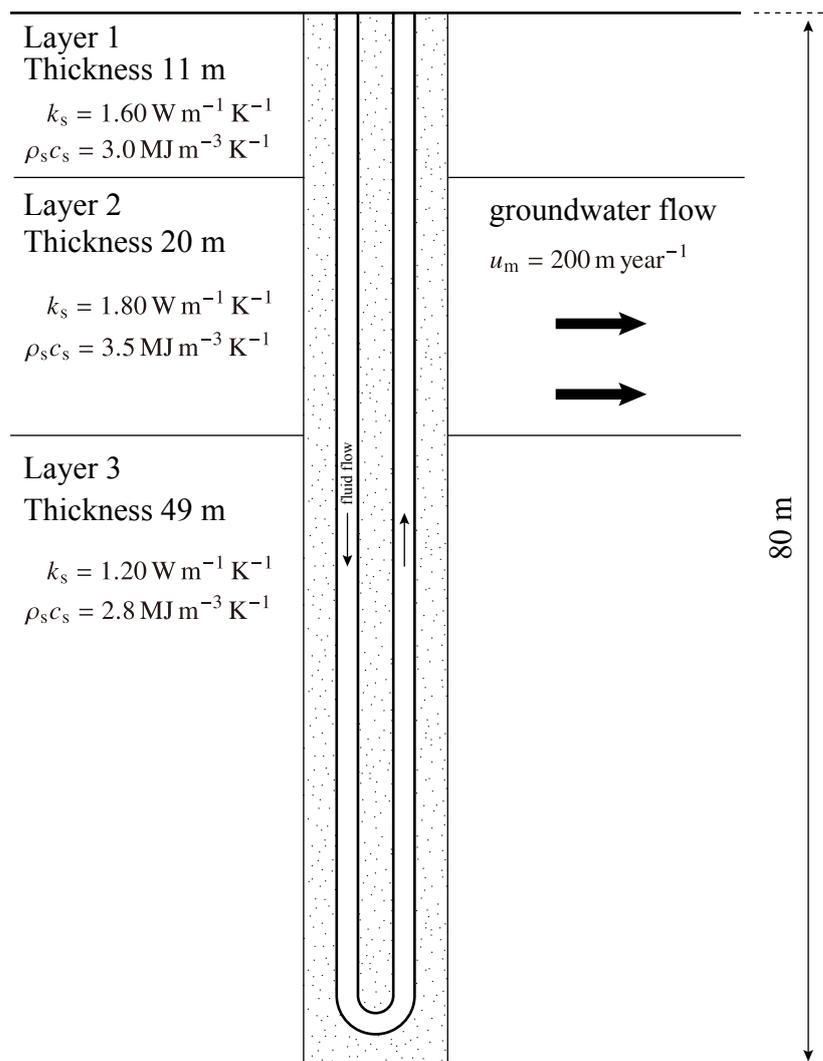


figure 3.4  
数値熱流体解析による複層地盤 GHE 解析概要図.

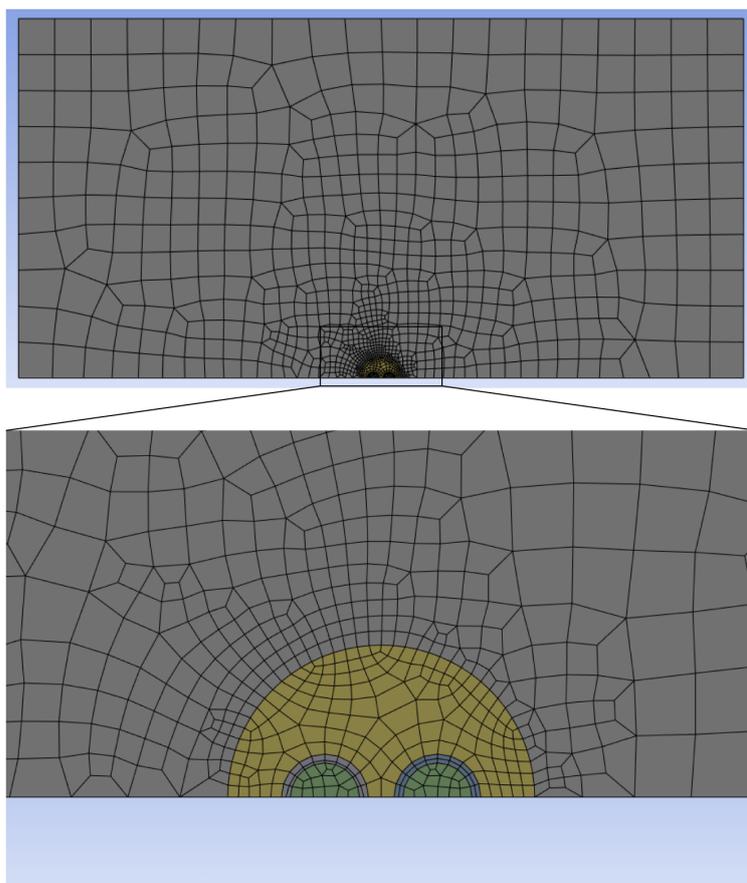


figure 3.5  
数値熱流体解析による複層地盤 GHE 解析. メッシュ上面.

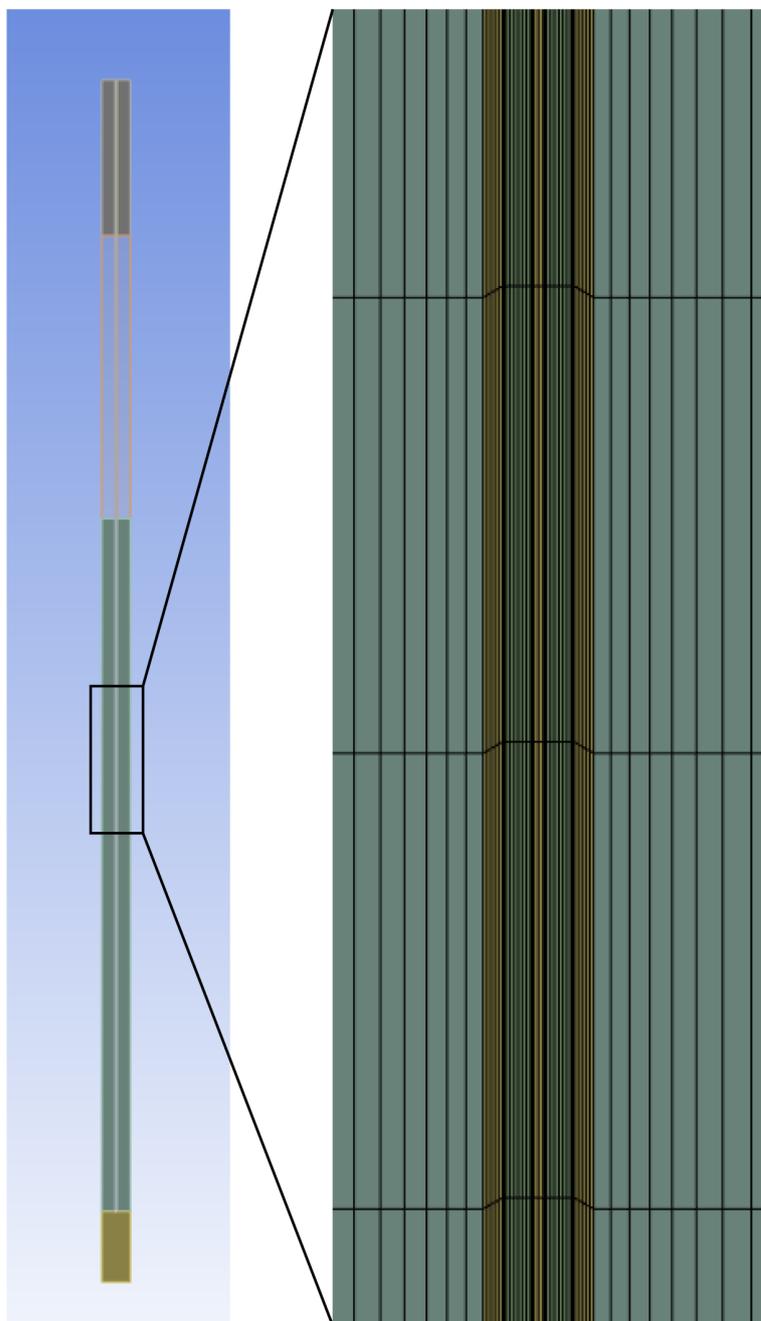


figure 3.6  
数値熱流体解析による複層地盤 GHE 解析. メッシュ対称面.

table 3.1

数値熱流体解析による複層地盤 GHE 解析. GHE 仕様.

Borehole Single U-tube	
Depth	80 m
Diameter	0.12 m
Undisturbed temperature	11.2 °C
Grout	
Thermal conductivity	0.73 W m <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
Volumetric heat capacity	3.8 MJ m <sup>-3</sup> K <sup>-1</sup>
Pipe	
Material	PE100
Thermal conductivity	0.48 W m <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
Volumetric heat capacity	2.0 MJ m <sup>-3</sup> K <sup>-1</sup>
Outer diameter	0.034 m
Inner diameter	0.027 m
Carrier fluid	Water
Flow rate	10 L min <sup>-1</sup>

## 3.3 結果及び考察

### 3.3.1 定常加熱解析

まず, 流体加熱量  $Q$  を一定にした条件での流体温度  $T_d$ ,  $T_u$  の解析結果を比較する. ここでは加熱量  $Q = 4.0 \text{ kW}$  とした.

figure 3.7 に  $T_d$  および  $T_u$  の各層ごと平均温度の比較を示す. 層ごとに第 1 層が赤線, 第 2 層が青線, 第 3 層が緑線となっている. また実線で準 3 次元モデル, 破線で CFD 解析の結果をそれぞれ示した. 両モデルの解析結果はいずれの層においてもよい一致を示していることがわかる. 本研究におけるモデルではボアホール内部のモデリングについてはグラウト温度を一点に代表させておりまたそれぞれの間の熱伝達は定常熱抵抗を用いて記述している. そのためより詳細なモデルである CFD に比べ 24 h 以前の短時間の温度変化についてはわずかに提案するモデルの温度上昇が大きくなっている. figure 3.8 に  $t = 1, 10, 60, 200 \text{ h}$  の流体温度鉛直分布を示す. 本図から, 時間経過によって両モデルの誤差が小さくなっていることがより詳細に見られる. また時間の経過によって地層ごとの熱特性の差に起因する  $z$  軸方向の温度変化の違いが顕著に表れているが, これについても両モデルでほとんど差は見られず提案するモデルの高い再現性が確認できる. figure 3.9 に示す  $T_d$  および  $T_u$  の CFD 解析値との RMSE を見ても, 24 h 以後ではほとんど誤差が見られず,  $t > 6 \text{ h}$  の RMSE 最大値はわずか  $0.22 \text{ K}$  であった.

ここで, 本モデルにおける地下水流れによる効果の記述に使用している MICS-ANN G-function の有効性を示すため, G-function を以下のようにした上で同一条件のシミュレーションを行った結果を示す.

$$G(t, z) = \begin{cases} G_{\text{ICS}}(t) & \text{if } u_m = 0, \\ G_{\text{MILS}}(t) & \text{if } u_m > 0 \end{cases} \quad (3.21)$$

$$G_{\text{MILS}} = \frac{1}{4\pi k_s} I_0 \left( \frac{u_m r_b}{2\alpha_s} \right) \int_{r_b^2/4\alpha_s t}^{\infty} \frac{1}{\psi} \exp \left( -\psi - \frac{1}{\psi} \left( \frac{u_m r_b}{4\alpha_s} \right)^2 \right) d\psi \quad (3.22)$$

figure 3.10, 3.11, 3.12 に, MILS を用いた同様の解析結果を示す. 図から, 初期の時刻における CFD 解析との誤差は MICS-ANN を用いた解析結果と同程度の誤差であるが, 時間の経過に伴い CFD 解析との誤差が大きくなっている. MICS-ANN を用いた解析による  $t > 6 \text{ h}$  の RMSE 最大値は  $0.22 \text{ K}$  であったのに対し, MILS G-function による解析では  $t > 6 \text{ h}$  の RMSE 最大

値は 0.51 K であった。前章の結果から、 $Pe_{rc}$  が大きいほど MICS と MILS の誤差は大きくなる (figure 2.8 参照)。より小さな  $Pe_{rc}$  では MILS モデルによっても大きな誤差は発生しないが、より大きな地下水流速、あるいは大きなボアホール径においては MICS-ANN の有効性が認められる。

また figure 3.13 に  $T_d, T_u$  の温度分布と CFD 解析との誤差分布を示した。全体に両モデルの誤差は非常に小さくなっていることが改めて確認できる一方で、両モデルの誤差に空間的な構造が表れている。まず  $T_d, T_u$  それぞれで、第3層の特に下層部分にあたる点 ( $z \simeq 60$  m 以下) において温度が CFD 解析より低くなっている。これについては、 $T_d - T_u$  間の熱抵抗  $R_{ff}$  が実際より小さく推定されたことにより上層部分での  $T_d - T_u$  間の熱伝達が増加し下層に熱が伝わらなかったと考えられる。また、 $T_u - T_u^{cfid}$  の  $z \simeq 10 - 20$  m 近傍においても負の誤差が見られる。これは、本章で提案するモデルが地盤中における  $z$  軸方向の熱移動を考慮していないためである。第2層では卓越した地下水流れを設定しているため他の層と比較して放熱性が高い。したがって本来の現象としては第2層と第1層、第3層との境界面から第2層への熱流入があると考えられる。しかし、本モデルではその  $z$  軸方向の熱移動を無視しているために第2層での放熱量が CFD モデルに比較して高くなり、結果として第2層の流体温度解析値が低くなったものである。

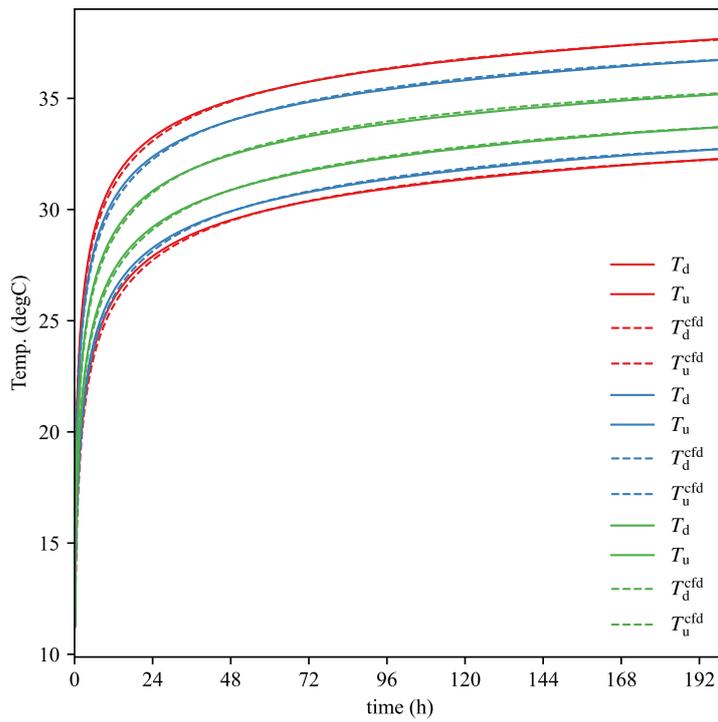


figure 3.7

定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の各層ごと平均値.

赤: 第1層. 青: 第2層. 緑: 第3層.

実線: 準3次元モデル. 破線: CFD解析.

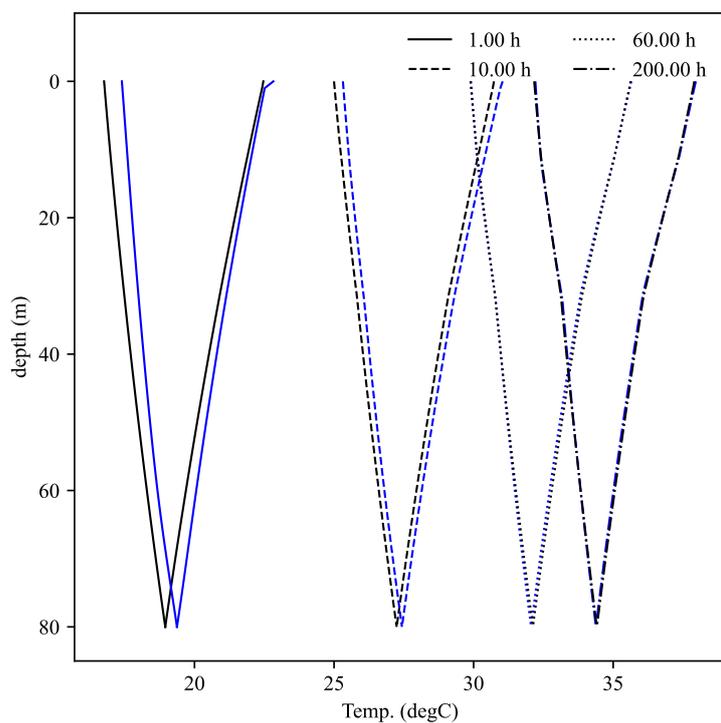


figure 3.8  
 定常加熱解析における比較.  $t = 1, 10, 60, 200$  h の  $T_d$  および  $T_u$  の温度鉛直分布.  
 青: 準3次元モデル. 黒: CFDモデル

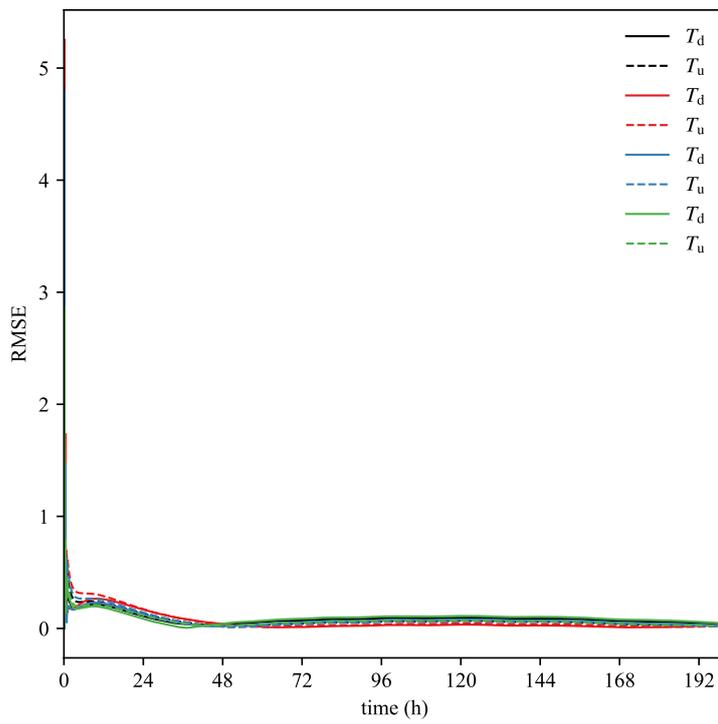


figure 3.9

定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の CFD との RMSE.

赤: 第 1 層. 青: 第 2 層. 緑: 第 3 層. 黒: 深度平均.

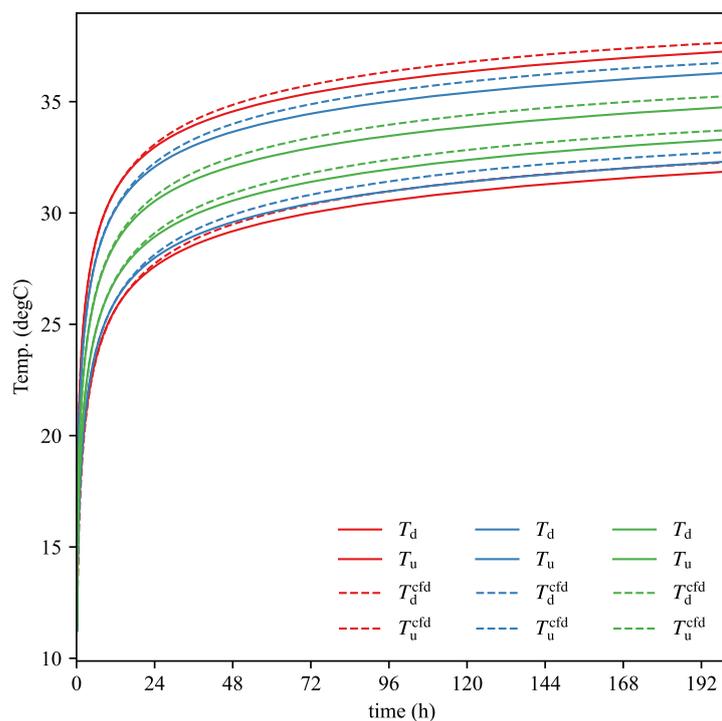


figure 3.10  
MILS による解析結果.  $T_d$  および  $T_u$  の各層ごと平均値.  
赤: 第1層. 青: 第2層. 緑: 第3層.  
実線: 準3次元モデル. 破線: CFD解析.

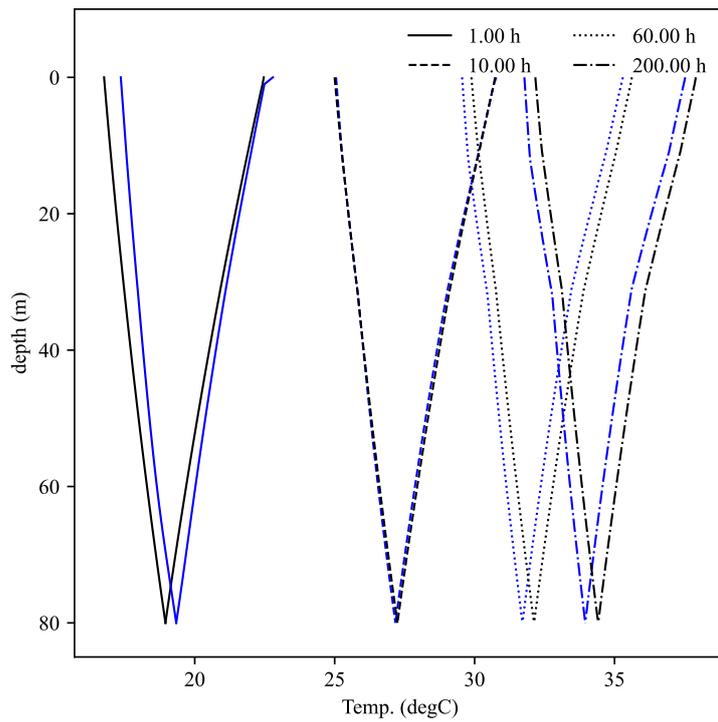


figure 3.11

MILS による解析結果. 定常加熱解析における比較.  $t = 1, 10, 60, 200$  h

の  $T_d$  および  $T_u$  の温度鉛直分布.

青: 準 3 次元モデル. 黒: CFD モデル

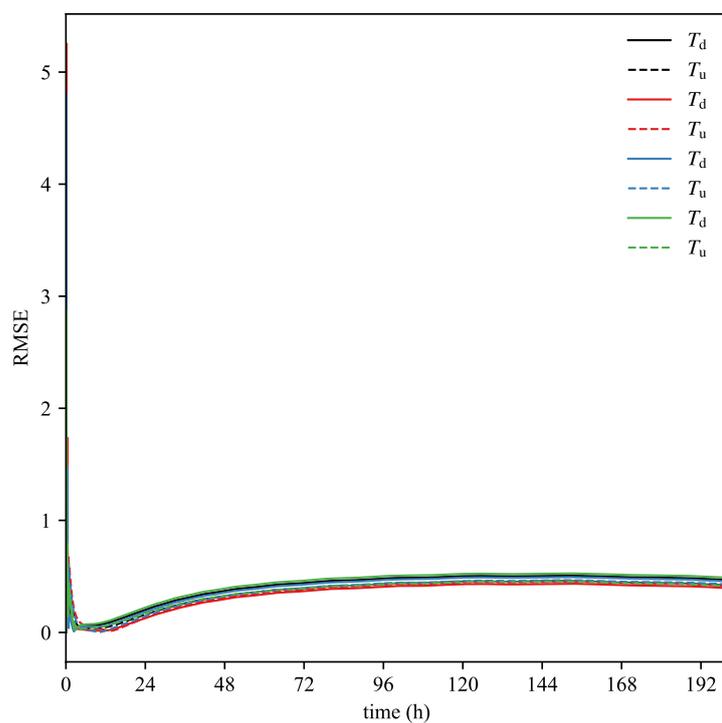


figure 3.12

MILS による解析結果.  $T_d$  および  $T_u$  の CFD との RMSE.

赤: 第1層. 青: 第2層. 緑: 第3層. 黒: 深度平均.

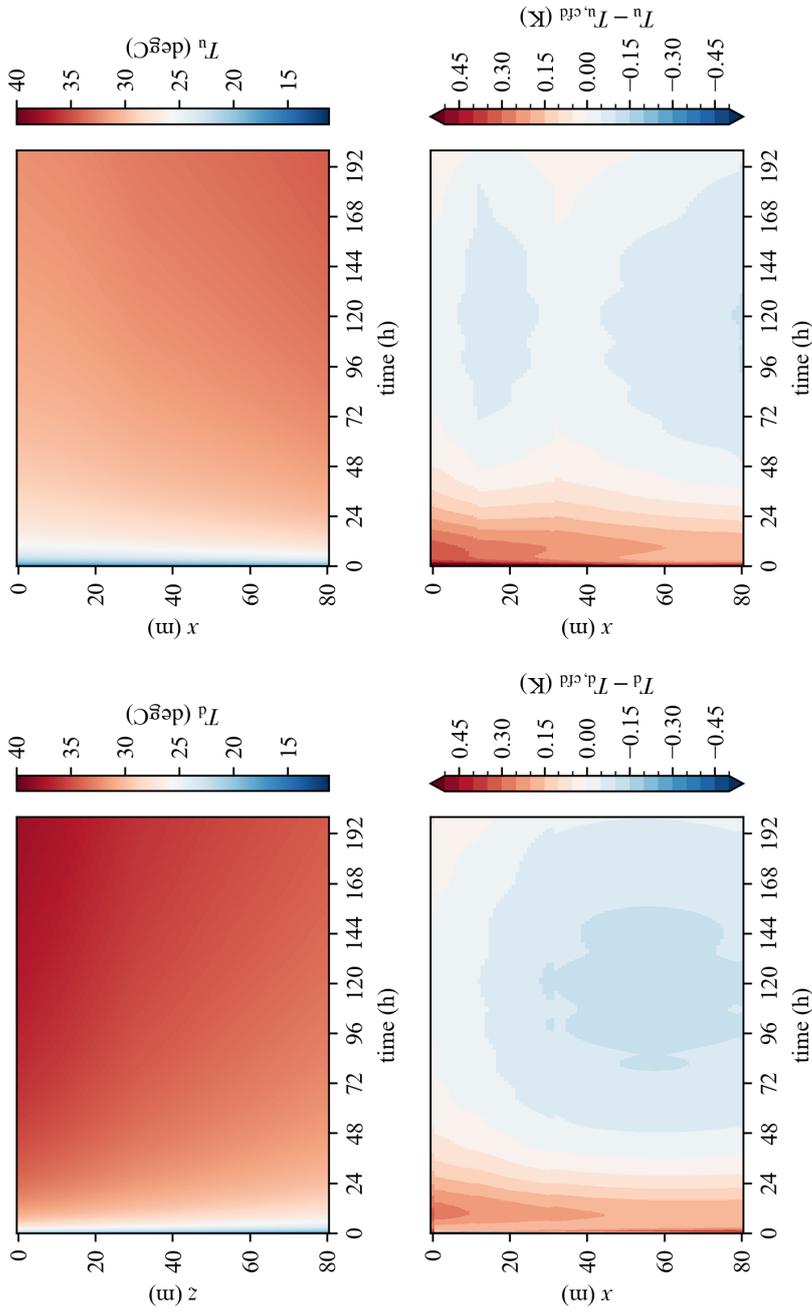


figure 3.13  
定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の温度分布および CFD 解析との誤差分布.

### 3.3.2 非定常加熱解析

次に、実際の GHE 利用を考え、非定常加熱条件における比較を示す。ここでは  $Q(t) = 4.0 \text{ kW} + 4.0 \text{ kW} \times \sin(2\pi t/48 \text{ h})$  と設定した。

figure 3.14, figure 3.15, figure 3.16, figure 3.17 に定常加熱解析の図と同様の図をそれぞれ示す。figure 3.14,  $T_d$  および  $T_u$  の各層ごと平均温度の比較では、非定常加熱条件でも前節と同様良好な解析値の一致を見ることができる。ただし、figure 3.15 流体温度鉛直分布では、時間経過による両モデルの誤差の現象が定常加熱時ほど見られず一定の誤差が長時間確認できる。figure 3.16 に示す  $T_d$  および  $T_u$  の CFD 解析値との RMSE を見ると、加熱量の変動周期に追従する形で RMSE が変動していることが確認できる。このことから、加熱量の変化によるボアホール内部の短時間熱伝達の記述に CFD 解析ほどの精度が得られていないことが裏付けられる。しかし、 $t > 6 \text{ h}$  以降の RMSE 最大値は  $0.43 \text{ K}$  であり、GHE シミュレーションとして誤差は十分に小さいと言える。また、figure 3.17 の誤差分布から、特に  $T_u$  の上層部分での正の誤差が大きくなっている。このことから熱抵抗パラメータ  $R_{ff}$  が過小に推定されていることに起因して  $T_u$  の温度が大きく計算されていることが考えられる。

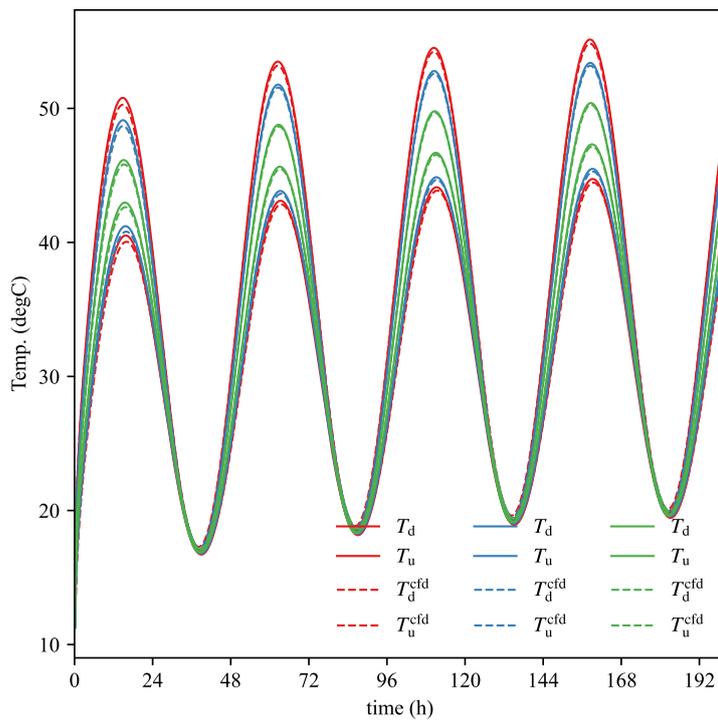


figure 3.14

非定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の各層ごとと平均値.

赤: 第1層. 青: 第2層. 緑: 第3層.

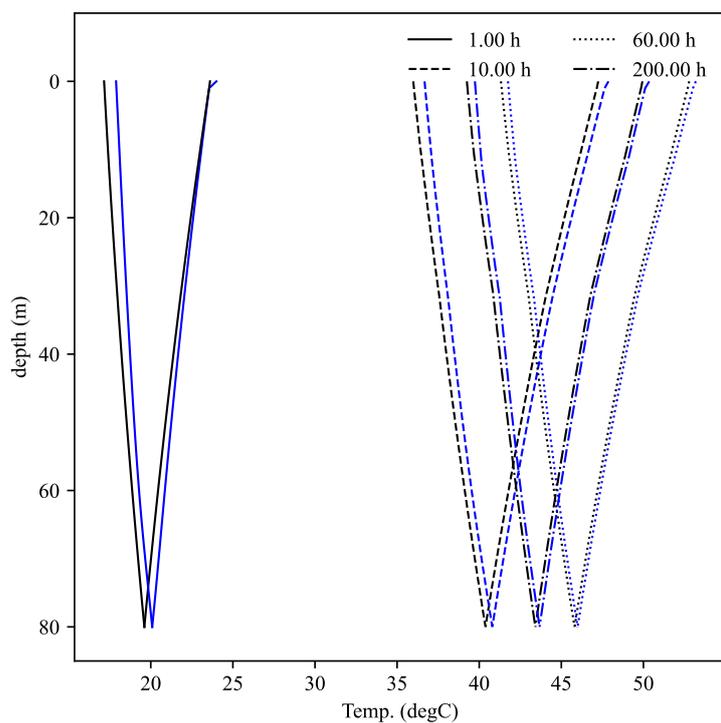


figure 3.15

非定常加熱解析における比較.  $t = 1, 10, 60, 200$  h の  $T_d$  および  $T_u$  の温度鉛直分布.

青: 準3次元モデル. 黒: CFDモデル

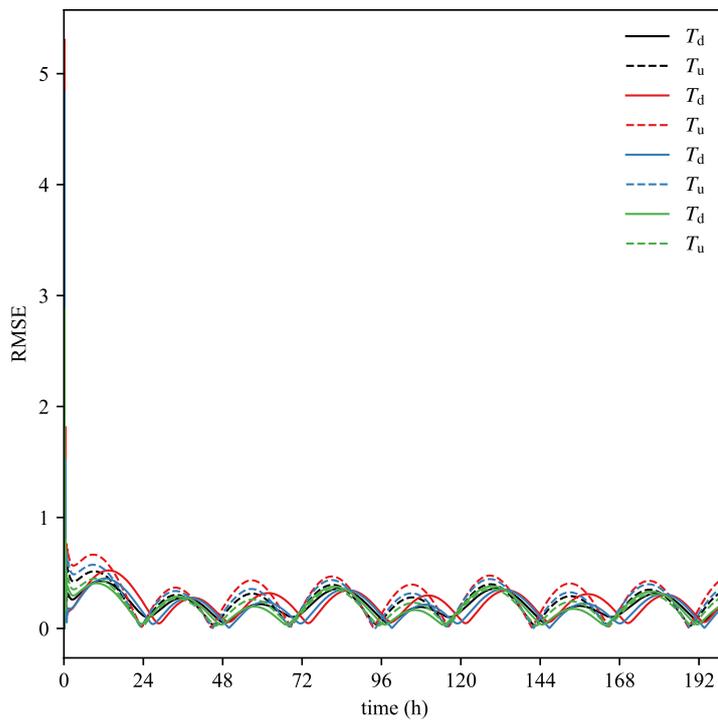


figure 3.16

非定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の CFD との RMSE.

赤: 第 1 層. 青: 第 2 層. 緑: 第 3 層. 黒: 深度平均.

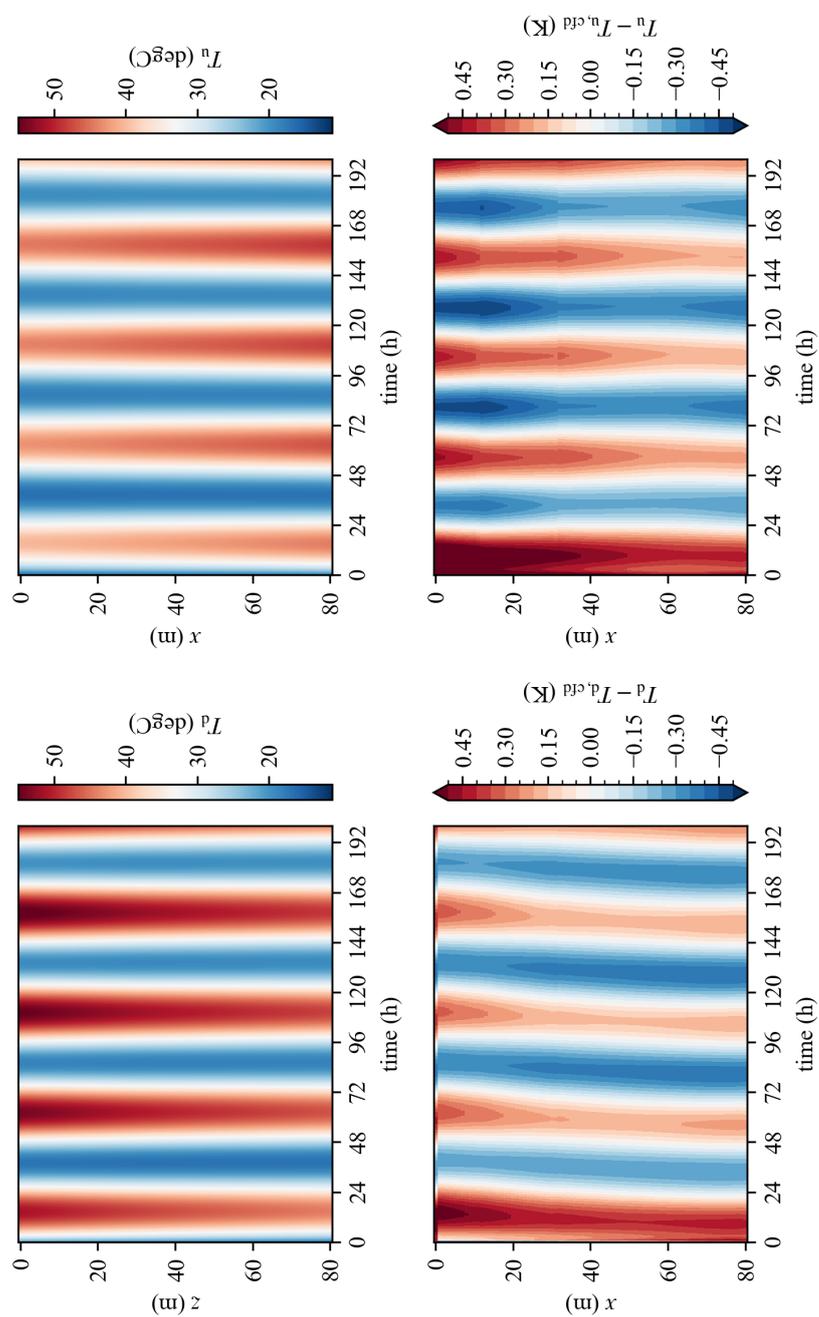


figure 3.17  
非定常加熱解析における比較.  $T_d$  および  $T_u$  の温度分布および CFD 解析との誤差分布.

### 3.4 結論

本章では, 第 2 章 ANN モデルによる地下水流れを考慮した地中熱交換器シミュレーションにおいて記した MICS-ANN モデルを活用した, 熱的特性の異なる複層地盤からなる土壤に埋設されたボアホール GHE を再現する準 3 次元 GHE モデルについて述べた.

本章で提案したモデルは Minaei and Maerefat (2017) による STRCM を地層ごとの熱物性値を考慮できるよう自然に拡張し, さらに地下水流れの卓越した地層の地中温度計算に MICS-ANN モデルを利用したものである. このモデルによる解析を, 対応する条件設定のもとで行われた数値熱流体解析と比較した. その結果, 両モデルの誤差は定常加熱条件では 6 h 以降の最大 RMSE で 0.22 K であり, 非定常加熱条件においても 0.43 K と非常に高い再現性が確認された. 加熱量の変動によるボアホール内部の短時間の熱伝達の記述においてわずかに誤差が大きくなるものの, シミュレーションの誤差としては十分な精度が得られていた. 本モデルでは地盤中の鉛直方向熱移動については考慮していなかったが, 3 次元の数値熱流体解析と比較してもその誤差はわずかであったことから, この影響を無視することは妥当な仮定であると結論することができる.

完全な 3 次元数値熱流体解析を実行するためには時間的/費用的あるいは計算資源的なコストも大きい. 本モデルによって, より簡便に地下水流速や地盤の複層性を考慮した GHE シミュレーションを行うことができるものである.



## 第4章

# 地中熱交換器数値シミュレーションに おけるデータ同化手法の応用

本章では, GHE シミュレーションの分野へのデータ同化手法の応用可能性を示すことを目的とする. 詳細は以降手法についての節で記すが, データ同化ではモデルパラメータを状態変数のひとつとみなすことで状態変数とモデルパラメータの修正を同時に行うことができる. 任意のモデルと観測データからより尤もらしい解析値を, 定量化された不確実性とともにも得ることができる. このデータ同化手法を GHE シミュレーションに応用することで, TRT などの標準化された試験を用いずに任意の観測データからより信頼性の高い状態・モデルパラメータを推定する手法を示す.

本章の以降では, まずこの研究に用いたデータ同化手法である EnKF の概念と詳細な手順について述べている. 次に, 本研究で用いた GHE 数値シミュレーションモデルの詳細について示す. そして, データ同化の有効性を検証するために行った実験について記し, この実験の結果及び考察を述べ, 最後に本章の論を結ぶ.

## 4.1 アンサンブルカルマンフィルタ

アンサンブルカルマンフィルタ (Ensemble Kalman Filter: EnKF) はカルマンフィルタ (Kalman, 1960) を非線形モデルに対して適用できるようモンテカルロ近似によって拡張された逐次ベイズフィルタ手法の一つである. EnKF は Evensen (1994) によって提案され, Burgers et al. (1998) によって修正された. figure 4.1 および figure 4.2 に EnKF の概念図, EnKF アルゴリズムのフロー図をそれぞれ示す. EnKF のプロセスは大きく, 予測・観測・解析の 3 段階から構成される.

### 4.1.1 予測

まず, 初期値の不確実性を考慮しばらつきを与えたサイズ  $m$  の初期状態ベクトルサンプル  $\mathbf{x}_0^{a,(j)}$  ( $j = 1, 2, \dots, m$ ) ( $N \times 1$  列ベクトル) を定義する. 状態ベクトルの成分は対象とする数値モデルの状態変数, 典型的には数値モデルにおける各格子点の温度や流速などの変数である. サンプル中のそれぞれの  $\mathbf{x}^{(j)}$  はメンバーと呼ばれる. 予測のプロセスでは, 時刻  $t_{i-1}$  において, 次時刻ステップまで時間発展した予測状態ベクトル  $\mathbf{x}_i^{f,(j)}$  が各メンバーに対して次のように計算される.

$$\mathbf{x}_i^{f,(j)} = M_{i-1} \left( \mathbf{x}_{i-1}^{a,(j)} \right) \quad (4.1)$$

ここで,  $M_{i-1}$  は時刻  $t_{i-1}$  におけるモデル演算子 (数値シミュレーションモデルに相当する) である.

次に状態ベクトルのサンプル平均  $\bar{\mathbf{x}}_i^f$  (アンサンブル平均) および予測誤差共分散行列  $\mathbf{P}_i^f$  を計算

する.

$$\bar{\mathbf{x}}_i^f = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_i^{f,(j)} \quad (4.2)$$

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{x}_i^f &= \mathbf{x}_i^f - \mathbf{x}_i^t \\ &\simeq \mathbf{x}_i^f - \bar{\mathbf{x}}_i^f \end{aligned} \quad (4.3)$$

$$\delta \mathbf{X}_i^f = (\delta \mathbf{x}_i^{f,(1)}, \dots, \delta \mathbf{x}_i^{f,(m)}) \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^f &= \langle \delta \mathbf{x}_i^f (\delta \mathbf{x}_i^f)^\top \rangle \\ &\simeq \frac{1}{m} \delta \mathbf{X}_i^f (\delta \mathbf{X}_i^f)^\top \end{aligned} \quad (4.5)$$

ここで  $\langle x \rangle$  は  $x$  の期待値を表す. また  $\delta \mathbf{x}$  は  $N \times 1$  列ベクトル,  $\delta \mathbf{X}$  は  $N \times m$  行列,  $\mathbf{P}$  は  $N \times N$  行列である.

#### 4.1.2 観測

時刻  $t_i$  において観測ベクトル  $\mathbf{y}_i$  が得られ, これが任意の正規分布に従う不確実性を伴うと仮定する.

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i &= \mathbf{H}_i \mathbf{x}_i^t + \mathbf{r}_i \\ \mathbf{r}_i &= \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_i) \end{aligned} \quad (4.6)$$

ここで,  $\mathbf{y}_i$  および  $\mathbf{r}_i$  は  $p \times 1$  列ベクトル,  $\mathbf{H}$  は  $p \times N$  行列,  $\mathbf{R}_i$  は  $p \times p$  行列である.

#### 4.1.3 解析

解析のプロセスにおいては EnKF の中でもいくつかのバリエーションが提案されている (Anderson, 2001; Bishop et al., 2001; Burgers et al., 1998; Hunt et al., 2007; Whitaker & Hamill, 2002). 本研究では Bishop et al. (2001) が提案した EnKF アルゴリズムの中でも良好な性能を示しているアンサンブル変換カルマンフィルタ (Ensemble Transform Kalman Filter: ETKF) を用いる (Tippett et al., 2003). 具体的な手順は以下のようなものである.

ETKF ではカルマンゲイン  $\mathbf{K}_i$  および解析状態ベクトル平均  $\bar{\mathbf{x}}_i^a$  を以下のように計算する.

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{P}_i^f \mathbf{H}_i^\top (\mathbf{H}_i \mathbf{P}_i^f \mathbf{H}_i^\top + \mathbf{R}_i)^{-1} \quad (4.7)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_i^a = \bar{\mathbf{x}}_i^f + \mathbf{K}_i (\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \bar{\mathbf{x}}_i^f) \quad (4.8)$$

ここで,  $\mathbf{K}$  は  $N \times p$  行列である. eqn. 4.8 右辺の第 2 項は解析インクリメントと呼ばれ, データ同化による予測状態ベクトルへの修正量と考えることができる. この修正量の統計的最適性について

では既往の文献で詳細に議論されているためこれらを参照されたい (Bishop et al., 2001; Burgers et al., 1998; Evensen, 1994; Kalman, 1960).

解析誤差共分散行列  $\mathbf{P}_i^a$  については, 以下のように  $\delta\mathbf{X}_i^a$  が  $\delta\mathbf{X}_i^f$  の線形変換によって得られるとする.

$$\delta\mathbf{X}_i^a = \delta\mathbf{X}_i^f \mathbf{T} \quad (4.9)$$

カルマンフィルタの式より  $\mathbf{P}_i^a$  は以下の式を満たす. これを線形変換行列  $\mathbf{T}$  について解けばよい.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^a &= \frac{1}{m-1} \delta\mathbf{X}_i^a \delta\mathbf{X}_i^{a\top} = \frac{1}{m-1} \delta\mathbf{X}_i^f \mathbf{T} \mathbf{T}^\top \delta\mathbf{X}_i^{f\top} \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{H}_i) \mathbf{P}_i^f \end{aligned} \quad (4.10)$$

導出については文献を参照されたいが, ETKF において変換行列  $\mathbf{T}$  は次のように求められる (Bishop et al., 2001).

$$\begin{aligned} \mathbf{T} \mathbf{T}^\top &= \mathbf{I} - (\mathbf{H} \delta\mathbf{X}^f)^\top \left( \mathbf{H} \delta\mathbf{X}^f (\mathbf{H} \delta\mathbf{X}^f)^\top + (m-1) \mathbf{R} \right)^{-1} \mathbf{H} \delta\mathbf{X}^f \\ &= \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{U}^\top \\ \mathbf{T} &= \mathbf{U} \mathbf{D}^{1/2} \mathbf{U}^\top \end{aligned} \quad (4.11)$$

ここで,  $\mathbf{U}$  は固有ベクトルを要素とする行列,  $\mathbf{D}$  は対角要素に固有値を持つ行列 (i.e., 固有値分解) である.

以上より  $\delta\mathbf{X}_i^a$  が得られ,  $\mathbf{x}_i^a$  に  $\delta\mathbf{X}_i^a$  を加え  $i$  ステップの解析アンサンブル  $\mathbf{x}_i^{a,(k)}$  とする. この手順を各時間ステップで繰り返すことで, EnKF は観測と数値モデルの両者の情報から統計的に最適な状態を推定する.

EnKF による状態およびモデルパラメータの同時推定については, 状態ベクトル  $\mathbf{x}$  に任意のモデルパラメータ  $\theta$  を付加した, 以下のような拡張ベクトル  $\tilde{\mathbf{x}}$  を考え, これを EnKF における状態ベクトルとして定義すればよい.

$$\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \mathbf{x} \\ \theta \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

このようにすることで, EnKF の解析ステップにおいてモデルのパラメータがそのほかの状態変数と同様に修正されることがわかる. 本研究は EnKF アルゴリズムを主題としないため文献を挙げるに留めるが, EnKF アルゴリズムの詳細とその解釈, パラメータの同時推定については (Evensen, 2009a, 2009b) に詳しい.

以上の手法を用いて, 本章では土壌の有効熱伝導率等の GHE シミュレーションにおけるモデルパラメータを推定する.

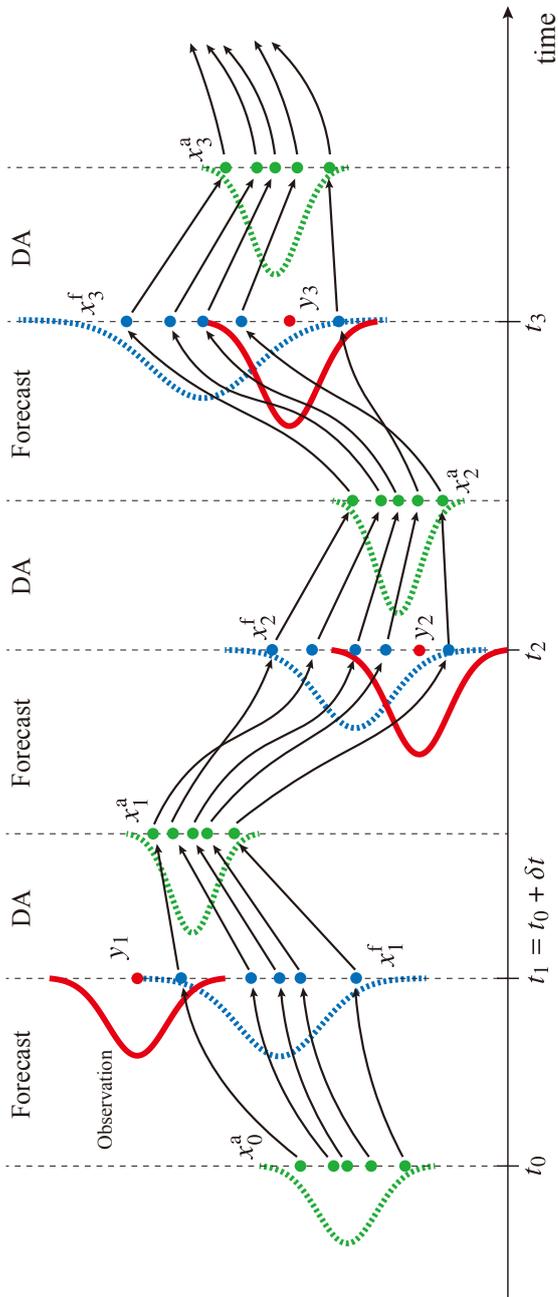


figure 4.1  
EnKF 概念図.

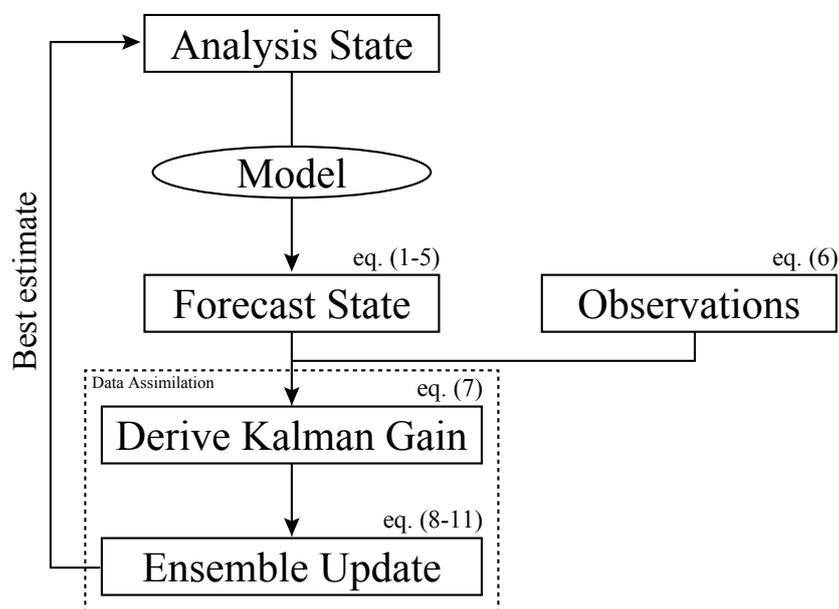


figure 4.2  
EnKF アルゴリズムフロー図.

## 4.2 地中熱交換器モデル

EnKF は、一般の数値モデルに対し適用することが可能である。本研究では、EnKF を GHE シミュレーションに応用する。以下に、EnKF におけるモデル演算子  $M$  として用いる GHE シミュレーションモデルについて述べる。figure 4.3 は、使用した GHE モデルの概念図である。このモデルにおいては典型的な垂直型クローズドループ地中熱交換器である U-チューブ・ボアホール GHE を想定している。U 字管内の流体の流れに平行に一次元座標軸を設定し、U 字管を直線形状に単純化している。管内流体の支配方程式については、移流および U 字管とボアホール壁間の定常熱抵抗を考え、以下のように定義した。

$$\rho c A \frac{\partial T_f}{\partial t} = -\rho c A u \nabla T_f - \frac{1}{R} (T_f - T_s) \quad (4.13)$$

ここでの  $R$  は TRT によって推定された一般的なボアホール熱抵抗とは、密接に関連した値ではあるものの同一の量ではないことに留意する必要がある。TRT の解析におけるモデルと異なるモデルを想定しているため一致するものではない。

ボアホール表面温度  $T_s$  は、無限線源モデルとその時間的重ね合わせによって計算する (Carslaw & Jaeger, 1959; Ingersoll et al., 1948)。簡単のため、 $T_s$  については深さ方向の温度分布を考慮しない。

$$T_s = T_{s,0} + \left( q * \frac{dG}{dt} \right) (t) \quad (4.14)$$

$$G(t) = \frac{1}{4\pi k_s} E_1 \left( \frac{r_b^2}{4\alpha_s t} \right) \quad (4.15)$$

ここで、 $(q * dG/dt)(t)$  は単位長さあたりのボアホール表面からの熱流量  $q(t)$  と G-function の時間微分  $dG/dt$  の畳みこみ積を示す。また、 $E_1$  は指数積分である。 $\alpha_s = k_s/C_s$  は土壌の熱拡散率である。

$q(t)$  は、座標軸方向の平均熱流量として以下のように表される。

$$q = \int_0^{2l} \frac{T_f - T_s}{R} dx \quad (4.16)$$

また、GHE 出口温度が時刻  $t_i$  において任意の加熱量  $Q_i$  によって加熱され、次ステップの GHE

入口温度となる.

$$T_{f,i+1}|_{x=0} = T_{f,i+1}|_{x=2l} + \frac{Q_{i+1}}{\rho c A u_{i+1}} \quad (4.17)$$

本研究で行った数値シミュレーションでは, このモデルを  $\delta t = 1 \text{ min}$ ,  $\delta x = 10 \text{ m}$  の間隔で離散化した有限差分法によって解いている. 離散化スキームについては, 時間微分項にクランクニコルソン法, 移流項に一次精度風上差分法, 熱抵抗の項に台形近似をそれぞれ用いた. 本研究においては単純化の程度が大きいシンプルなモデルを採用しており, このモデルには一定程度の誤差があることが考えられる. しかし EnKF はモデルの誤差を明示的に扱うため, ある程度の誤差のあるモデルであっても, 大きなバイアスがなければ妥当な状態推定を行うことが可能である. そのため, 計算量の削減や実装の容易さなどを考慮し上記のモデルを用いることとした.

この GHE モデルを EnKF におけるモデル演算子  $M$  として, EnKF による GHE シミュレーションの状態推定精度向上, およびモデルパラメータである土壌物性値の推定を試みる.

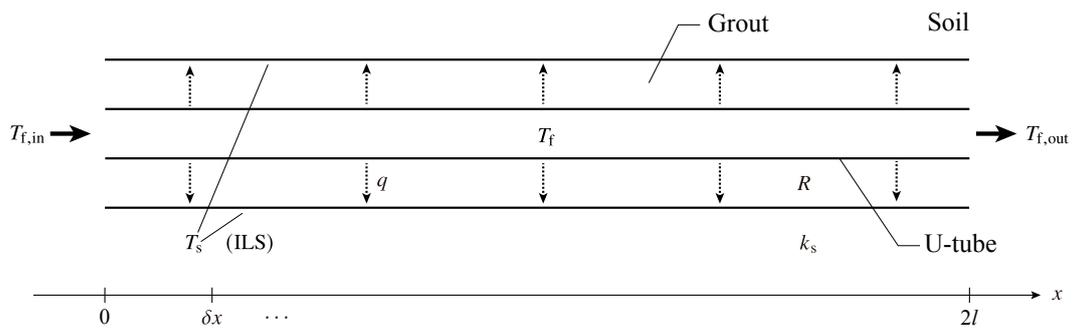


figure 4.3  
 地中熱交換器モデル概念図.

### 4.3 地中熱交換器シミュレーションに対する EnKF の適用

前節の GHE モデルに対して EnKF を応用する。まず状態ベクトル  $\mathbf{x}$  の要素について、状態空間モデルとして記述できるよう次のような形式とした。

$$\mathbf{x}_i = \begin{pmatrix} T_{f,i}|_{x=0} \\ T_{f,i}|_{x=\delta x} \\ \vdots \\ T_{f,i}|_{x=2l} \\ T_{s,i} \\ Q_i \\ u_i \\ q_0 \\ \vdots \\ q_i \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

ここで、 $\mathbf{x}$  は  $N \times 1$  の列ベクトルである。  $T_f$  は座標軸に沿って  $\delta x$  の間隔で  $n$  分割されている。また、ボアホール表面からの単位長さ熱流量  $q$  については、過去の履歴、すなわち  $t = t_0$  から  $t = t_i$  までの全時刻ステップの量を状態ベクトルに含む必要があることに注意する。これは用いる GHE モデルにおいて畳み込み演算が必要なことから、状態空間モデルのマルコフ性を満足するためである。

上の状態ベクトルに、推定するモデルパラメータを加えた拡張ベクトル  $\tilde{\mathbf{x}}$  を考える。本研究では土壌有効熱伝導率  $k_s$  と、熱抵抗  $R$  を推定するモデルパラメータとして設定した。

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_i \\ k_{s,i} \\ R_i \end{pmatrix} \quad (4.19)$$

モデルパラメータについても添字  $i$  が記されているが、もちろん実際の現象においてこれらのパラメータが時間的に変化することを想定しているわけではない。これはあくまで EnKF によって時々刻々とこれらのパラメータが修正されていき、推定量が観測量が得られるたびに更新されていくことを意味している。

そして、サイズ  $m$  の初期アンサンブルを、初期値の最良推定値にそれぞれの変数の不確実性を考慮したばらつきを与え生成する。ばらつきの与え方については様々な手法が考えられる。典型的なものとしては、温度の条件について、初期時刻に観測した温度に観測機器の精度に基づく誤差 (測定誤差) を加えることである。ただし、考慮しなければならない不確実性は観測機器による測定誤差だけでなく、その観測量とモデルとの隔たりについても考えなければならない。モデルによる表現誤差と

測定誤差の両者を考えたアンサンブルのばらつきを設定する必要がある。

次に、観測システムについて考える。GHE を用いた実際のシステムでは、GHE の出入口温度を観測することが一般的である。この時観測システムは以下のように表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_i &= \begin{pmatrix} T_{i,i}^o|_{x=0} \\ T_{i,i}^o|_{x=2l} \end{pmatrix} = \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}_i^t + \mathbf{r}_i \\ \mathbf{H} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots \end{pmatrix} \\ \mathbf{r}_i &\sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_i) \end{aligned} \quad (4.20)$$

この時、 $\mathbf{y}$  および  $\mathbf{r}$  は  $2 \times 1$  の列ベクトル、 $\mathbf{R}$  は  $2 \times 2$  正方行列である。また、 $\mathbf{H}$  は  $2 \times (N + 2)$  の行列で、1 行 1 列目および 2 行  $n$  列目の要素が 1 で、そのほかの要素が 0 となる。また観測誤差共分散行列  $\mathbf{R}$  についても、測定誤差とモデル不完全性を考慮した設計をする必要がある。

さらに、EnKF はあくまでカルマンフィルタのモンテカルロ近似であり、しばしば誤差共分散  $\mathbf{P}$  が不正確な値を取る。典型的には  $\mathbf{P}$  は過小に推定されることが多く、このために EnKF の処理が発散することがあり、これは filter divergence と呼ばれる。この過小な  $\mathbf{P}$  の推定を防ぐため、EnKF では共分散膨張 (Covariance Inflation) と呼ばれる実用上の処理が行われる。共分散膨張の手法には、additive inflation / multiplicative inflation, relaxation-to-prior perturbation (RTPP), relaxation to prior spread (RTPS) など様々なものが提案されている (Anderson & Anderson, 1999; Mitchell & Houtekamer, 2000; Whitaker & Hamill, 2012; Ying & Zhang, 2015; F. Zhang et al., 2004)。本研究においては、実装が容易かつよい性能が報告されている RTPP を用いた。

F. Zhang et al. (2004) は予測誤差共分散と解析誤差共分散を一定の割合で重み付け平均する RTPP 手法を提案した。

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{X}_{i,\text{inf}}^a &= (1 - \beta) \cdot \delta \mathbf{X}_i^a + \beta \cdot \delta \mathbf{X}_i^f \\ 0 &< \beta < 1 \end{aligned} \quad (4.21)$$

上式により過小に推定された  $\delta \mathbf{X}_i^a$  が再度わずかに膨張する。重みとなるパラメータ  $\beta$  の値は適用する問題によって最適値が異なるチューニングパラメータである。

## 4.4 観測システムシミュレーション実験

GHE シミュレーションに対する EnKF の有効性を検証するため、データ同化による状態推定実験を行った。

まず、4.2 で述べた GHE モデルに対して EnKF による状態推定が有効であるかを確かめるため、figure 4.4 に示すような観測システムシミュレーション実験 (Observation System Simulation Experiment: OSSE) を行った。OSSE では、EnKF による状態推定が真の値をよく推定できるか検証するため、予め真の値として設定したモデルパラメータのもとで数値シミュレーションを行い、この結果を真値とする (Nature run)。そして、この真値の中の観測変数に対応する変数に数値乱数を加えたものを観測データとし、これを EnKF によって同化する。この EnKF による状態推定の結果が Nature run の真値を再現できるかを見るものである。OSSE では通常得られない真値との比較が得られるため、EnKF の推定の妥当性を評価することができる。

OSSE の詳細な条件については以下のようにした。

計算期間は1週間とし、GHE 加熱量については実際に地中熱利用システムが運用されている建物熱負荷をダウンスケーリングしたものを利用した。GHE および土壌条件については日本における一般的な GHE 仕様および土壌を想定した条件とした。特に土壌有効熱伝導率については、真値を  $2.0 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  と設定した。観測変数は GHE 出入口温度を観測しているものとして、以下のように観測データを生成した。

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \begin{pmatrix} T_{f,\text{in}}^t \\ T_{f,\text{out}}^t \end{pmatrix} + \mathbf{r} \\ \mathbf{r} &\sim \mathcal{N}\left(\mathbf{0}, \begin{pmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}\right) \end{aligned} \quad (4.22)$$

また EnKF の条件として、メンバー数  $m$  を 32 とし同化間隔は 1 min、観測誤差共分散行列  $\mathbf{R} = 0.5^2 \mathbf{I}$  とした。さらに、EnKF における土壌有効熱伝導率の初期分布として、 $k_s \sim \mathcal{N}(2.3, 0.5^2)$  を与えた。これはすなわち、事前の  $k_s$  の最良推定値が  $2.3 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  であり、不確実性として標準偏差が 0.5 と見積もられていることを想定している。この値は設定した真の値  $2.0 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  とは乖離があり、EnKF によってこの乖離が減少し推定値が真の値に近づけば EnKF による状態推定の GHE シミュレーションへの有効性が示される。

なお EnKF との比較のため、EnKF run の初期値設定と同条件のもとでデータ同化を行わない通

常のシミュレーション (control run) も行った.

## Observation System Simulation Experiment

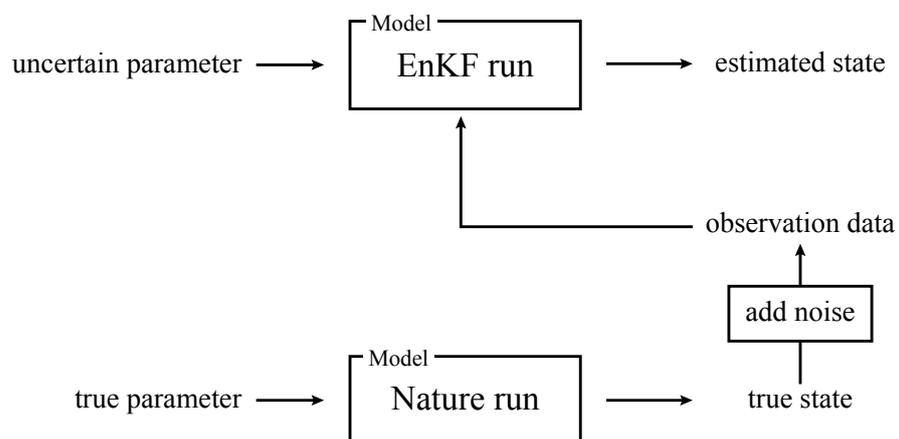


figure 4.4  
観測システムシミュレーション実験概念図.

## 4.5 観測システムシミュレーション実験結果とその考察

figure 4.5 は, EnKF, コントロールラン, 真値の比較を示したものである. 赤線が EnKF, 青線がコントロールラン, 黒線が真値を, それぞれ示している. 観測データがある (a):  $T_{f,in}$ , (b):  $T_{f,out}$  については, 観測値を合わせて緑点で示している. EnKF の結果として示しているプロットは, 具体的にはアンサンブル平均値である. また, figure 4.6 に EnKF およびコントロールランの結果と真値との誤差を示した. figure 4.6 の Spread は EnKF の文脈においては正規化されたアンサンブル標準偏差を示す. 単一変数の場合は単にその変数のアンサンブル分散の平方根となる. 観測値がある figure 4.5 (a):  $T_{f,in}$ , (b):  $T_{f,out}$  については EnKF の結果が真値にほとんど重なっている. figure 4.6 に示す誤差についても, 初期分布では大きな誤差があるがデータ同化により急速に減少していることがわかる. コントロールランでは最大でおよそ 1.0 K の誤差がある一方で, EnKF において誤差が安定化した後の平均誤差は  $T_{f,in}$  で 0.033 K,  $T_{f,out}$  で 0.007 K であった. この誤差はコントロールランに比較して有意に小さく, データ同化による状態変数修正の有効性を確認できる結果となった.  $T_{f,in}$  の誤差が  $T_{f,out}$  に比べやや大きいのは, 境界条件である加熱量の不確実性がより強く影響するためであると考えられる. また, EnKF の推定結果と真値との誤差が観測データの不確実性として設定した標準偏差 0.5 を大きく下回っていることも特筆すべき点である. データ同化は, シミュレーション側の観点ではモデルに対し観測の情報を取り入れることであるが, 観測側からの視点では観測値をモデルのダイナミクスを考慮して修正, 補間することと見ることができる. 適用する問題によっては不確実性の大きい観測データから, より尤もらしいデータを得ることができる可能性があり, データ同化の幅広い応用性が考えられる.

また, 観測値の得られない, figure 4.5 (c):  $T_s$  および (d):  $k_s$  についても (a):  $T_{f,in}$ , (b):  $T_{f,out}$  と同様にデータ同化によって真値に近づいていることがわかる. これらの変数についての EnKF が安定化した後の平均誤差はそれぞれ,  $T_s$  で 0.004 K,  $k_s$  で  $0.001 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  であった. 特に本研究の目的としているモデルパラメータの推定結果としては,  $k_s$  の最終的な推定値が  $2.001 \pm 0.001 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  となり, EnKF によって土壌有効熱伝導率の推定精度が大幅に改善された. 誤差のない完全モデルに対しては, GHE シミュレーションにおいて EnKF によるデータ同化が posteriori なモデルパラメータ推定に大きく寄与できることが示された.

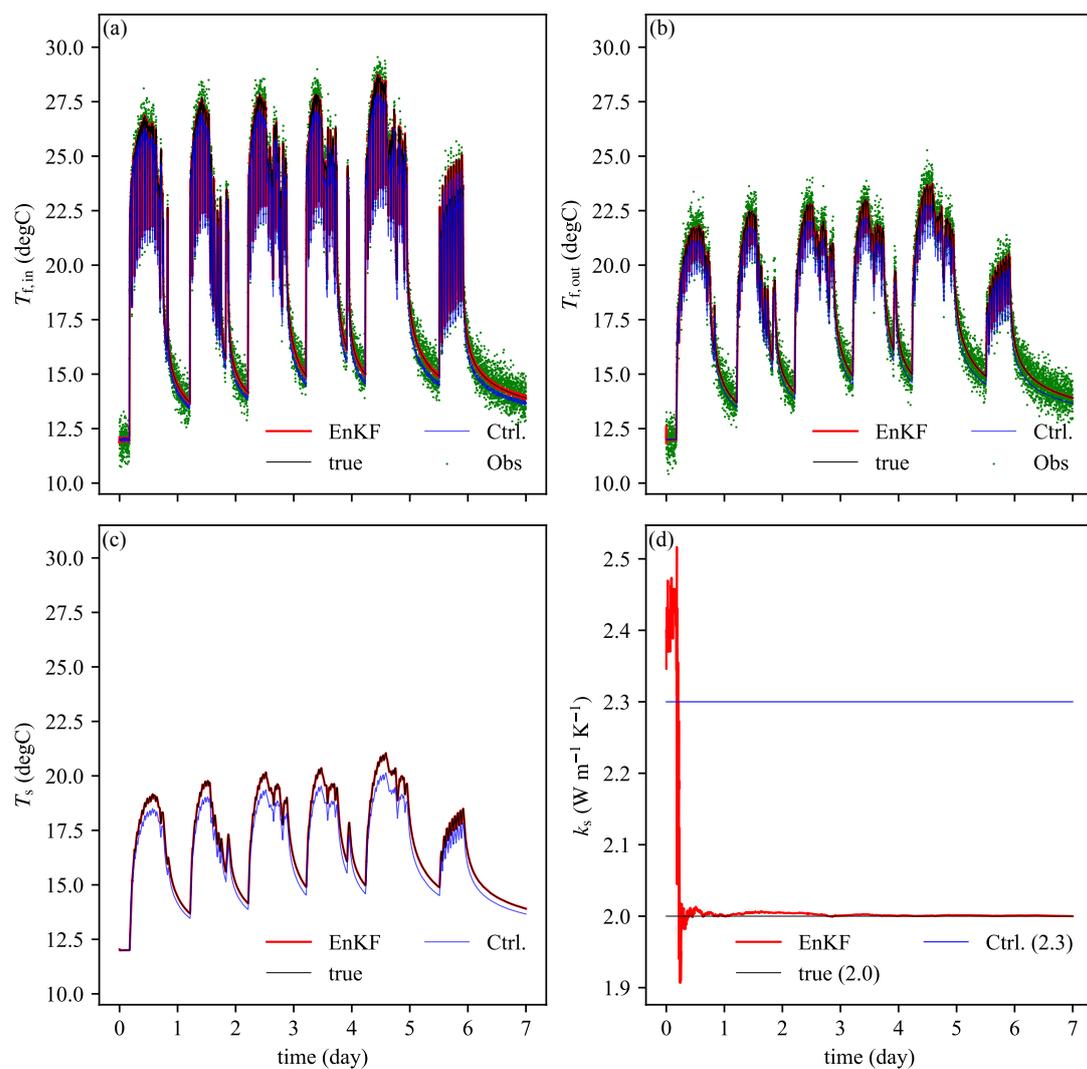


figure 4.5

OSSE における EnKF, 真値, およびコントロールランの比較. (a): GHE 入口温度. (b): GHE 出口温度. (c): ボアホール表面温度. (d): 土壌有効熱伝導率.

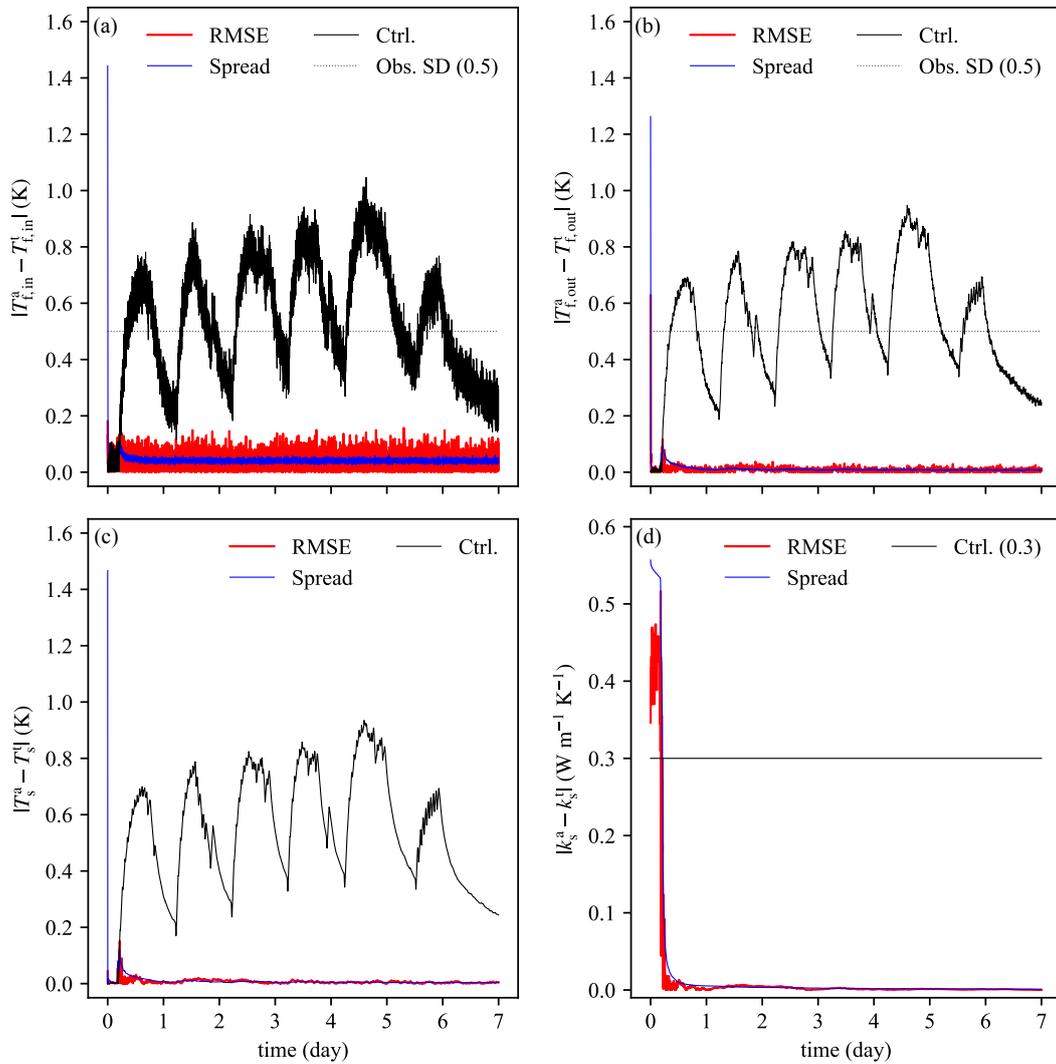


figure 4.6

EnKF, およびコントロールランの真値との誤差. (a): GHE 入口温度. (b): GHE 出口温度. (c): ボアホール表面温度. (d): 土壌有効熱伝導率.

## 4.6 In-situ 地中熱交換器利用実験

前節ではモデル誤差のない完全モデルを想定した観測システムシミュレーション実験によって、GHE シミュレーションに対して EnKF による状態変数およびモデルパラメータ推定が理論的に有効であることを示した。今節では実際の地中熱交換器を用いた実験データを観測データとして用いたデータ同化実験を行う。

### 4.6.1 原位置試験

まず対象とする実際の地中熱交換器を利用した非定常加熱試験の詳細を述べる。この原位置試験は北海道大学構内の地中熱交換器を用いて行われた。試験日程を table 4.1 に示す。実際の地中熱利用システムを想定し、日中に加熱を行い、夜間には停止する設定とした。実際の試験における観測加熱量を figure 4.7 に示す。

figure 4.8 に実施した原位置試験の系統図を示す。試験に使用した GHE は単一のボアホール-U チューブ型 GHE である。総長 80 m、グラウト材としては珪砂を使用している。GHE 仕様の詳細を table 4.2 に示す。また GHE には標準的な熱応答試験機を接続した。この試験機は電気ヒーターおよびポンプが内蔵されており、また Pt-100 温度センサーによりヒーター加熱前後の温度を計測している。後述するデータ同化実験において使用する  $T_{f,in}$ ,  $T_{f,out}$  の観測データとしては、これらのデータを用いる。

figure 4.9 に試験地点の地質柱状図を示す。複雑な地層であり、特に礫層の部分に帯水層が確認されている。しかし、試験地点は導水勾配の小さな平野であり地下水移流による熱輸送は無視できる程度であるためこの影響については考慮しなかった。この地点の土壌有効熱伝導率を、地質柱状図からそれぞれの地層の熱伝導率文献値 (Dalla Santa et al., 2020) の層厚さ加重平均  $k_s^{wm}$  として推定した。

$$k_s^{wm} = 1.19 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1} \quad (4.23)$$

table 4.1  
地中熱交換器利用原位置試験日程.

Date	Heating start	Heating stop
19-Apr-22	9:30	18:00
20-Apr-22	8:30	18:00
21-Apr-22	8:30	18:00

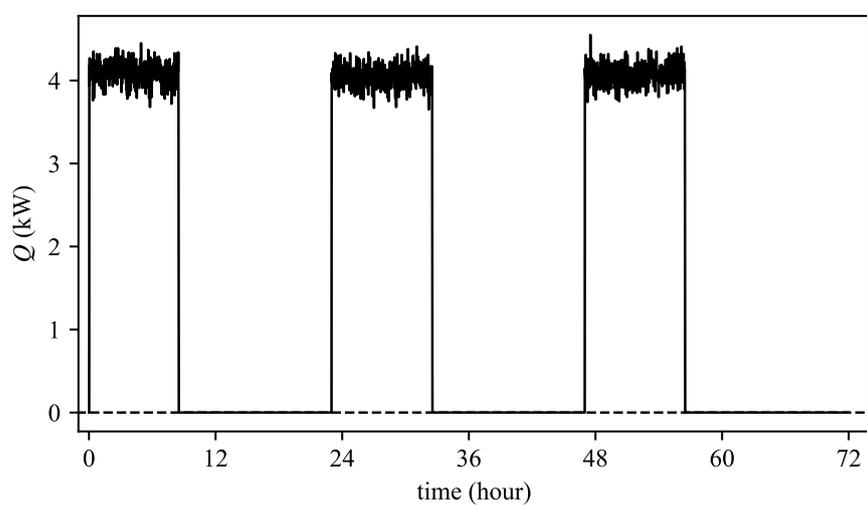


figure 4.7  
地中熱交換器利用原位置試験における加熱量.

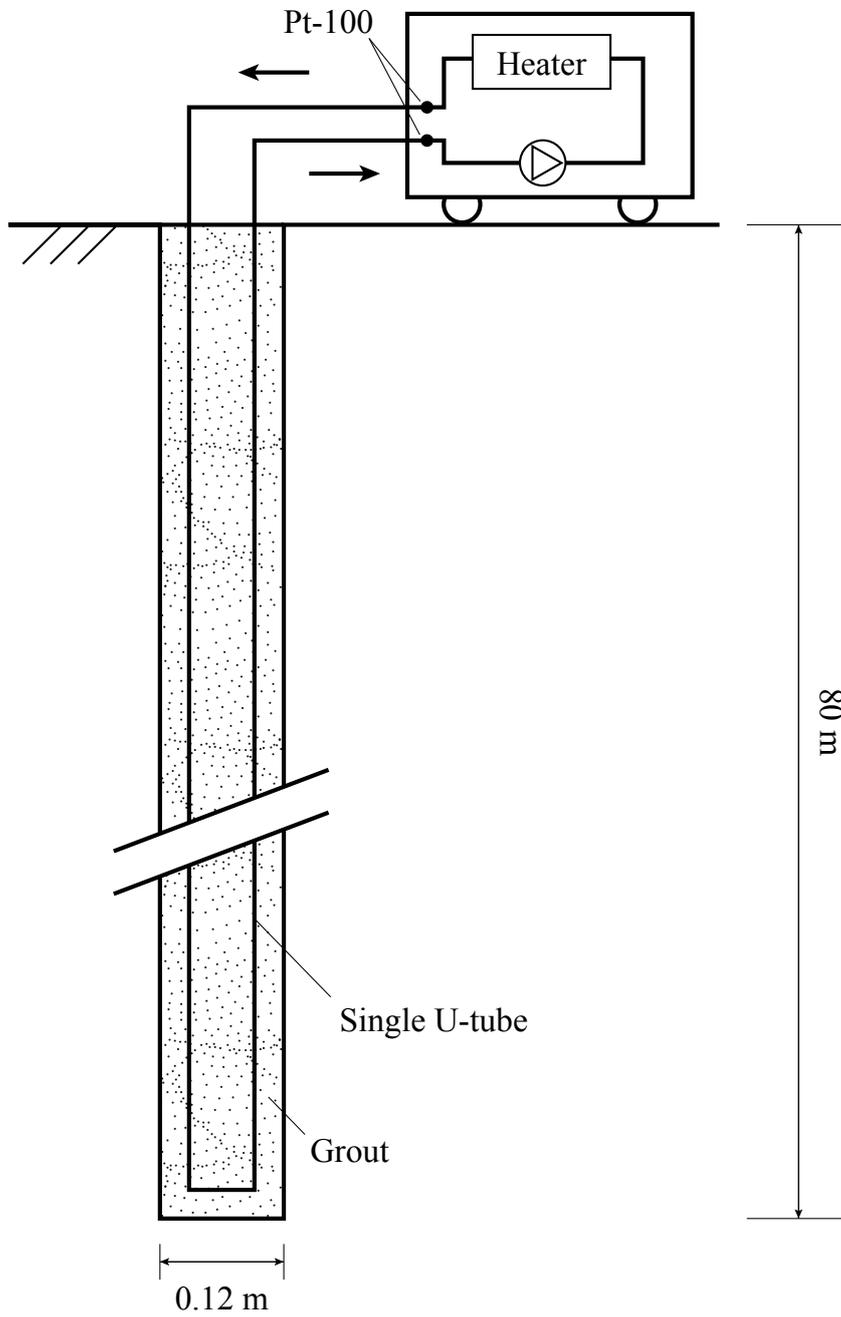


figure 4.8

地中熱交換器原位置試験系統図. 標準的な熱応答試験機およびボアホール-U チューブ  
地中熱交換器を使用した.

table 4.2  
地中熱交換器仕様.

Borehole	
Depth	80 m
Diameter	0.12 m
Grout	Silica sand
Undisturbed temperature	11.2 °C
U-tube	
Type	Single
Material	PE100
Outer diameter	0.034 m
Inner diameter	0.027 m

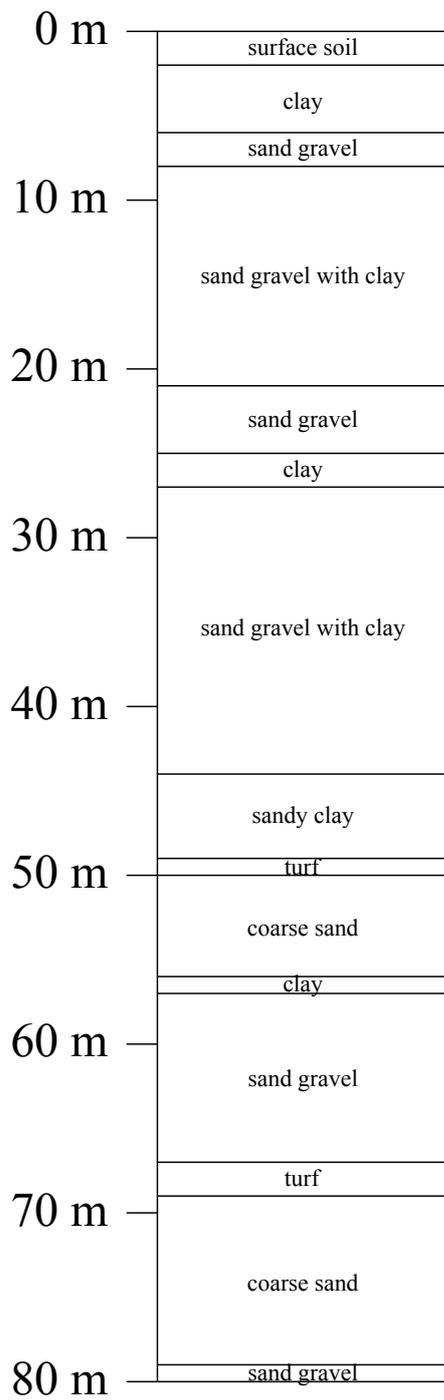


figure 4.9  
 試験実施地点柱状図.

#### 4.6.2 熱応答試験

データ同化によるモデルパラメータ推定手法の検証のため、土壤有効熱伝導率推定の標準的な手法である TRT を同じ GHE に対して標準的な TRT 試験の手順に従い実施した。figure 4.10 に TRT の結果を示す。加熱量は試験期間中設定値 5 kW で安定しており、加熱量の平均値  $Q_m$  は 5.08 kW であった。加熱による GHE 出入口温度を figure 4.10(b) に、出入口温度の平均値を figure 4.10(c) に示す。12 時間経過後の出入口平均温度の対数時間に対する線形近似は以下のようであった。

$$\frac{T_{f,in} + T_{f,out}}{2} \simeq 3.00 \ln(t/s) - 5.93 \quad (4.24)$$

GHE 長は 80 m であるため、TRT による土壤有効熱伝導率推定値  $k_s^{\text{TRT}}$  は次のようになる。

$$\begin{aligned} k_s^{\text{TRT}} &= \frac{5.084 \times \frac{10^3}{80}}{4\pi \times 3.00} \\ &= 1.69 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1} \end{aligned} \quad (4.25)$$

TRT から推定した土壤の有効熱伝導率  $k_s^{\text{TRT}}$  は  $1.69 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  であった。一方で、地質柱状図から層厚さ加重平均によって求めた  $k_s^{\text{wm}}$  は  $1.19 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  であった。ここには無視できない推定値の乖離があり、本研究では、 $k_s^{\text{wm}}$  のような誤差の大きい推定値をデータ同化により事後的に修正、更新することを試みる。

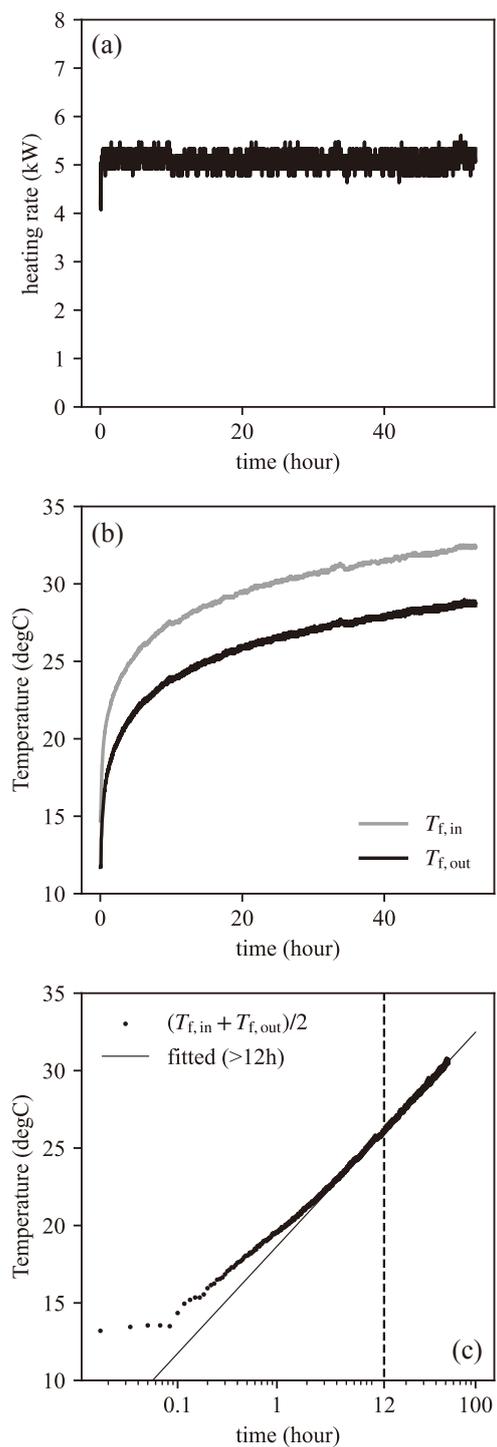


figure 4.10  
試験地点における熱応答試験結果. (a): 加熱量. (b):  
GHE 出入口温度. (c): 熱応答試験解析結果.

### 4.6.3 原位置試験観測データ同化実験

原位置試験の観測データを用いた EnKF によるデータ同化を行う。観測データは前述のように3日間の非定常加熱試験において1分間隔で計測された GHE 出入口温度である。

EnKF アンサンブルのサイズ  $m = 32$  とした。アンサンブルサイズは理論的には決定できず適用する問題によって必要な値は異なる。ただしアンサンブルサイズを小さくするとサンプリング誤差が大きくなるためモンテカルロ近似の精度が低下し良い性能が得られない。本実験では試行錯誤的にアンサンブルサイズは 32 で十分であると決定した。

初期アンサンブル  $\mathbf{x}_0^{a,(j)}$  は次のように設定した。温度の状態変数 ( $T_f, T_s$ ) については、不易層温度である  $11.2^\circ\text{C}$  に  $\mathcal{N}(0, 3.0^2)$  の分布に従う擬似正規乱数を加えたものとした。土壌有効熱伝導率  $k_s$  については、地質柱状図からの加重平均推定値  $1.19 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  に  $\mathcal{N}(0, 0.70^2)$  の乱数を加えた。なおこの  $0.70^2$  の分散は、土壌有効熱伝導率が 2.5 を超えることは日本の地質条件では稀であり、また 0.5 以下の値を取ることも現実的でないという仮定から設定した。熱抵抗  $R$  は標準的な初期分布として  $\mathcal{N}(0.20, 0.05^2)$  とした。土壌の熱容量については不確実性がそのほかのパラメータと比較して不確実性ないしそのばらつきに対する感度が小さいためボーリングデータからわかっている  $C_s = 3.0 \times 10^6 \text{ J m}^{-3} \text{ K}^{-1}$  を固定値として扱った。熱拡散率については土壌有効熱伝導率と土壌熱容量との比として、各時間ステップにおける  $k_s$  の更新と共に修正した。また、加熱量  $Q$  および流速  $u$  については得られた実験データを直接用いた。共分散膨張には RTPP を用い、パラメータ  $\beta$  は試行錯誤的に 0.7 と設定した。

モデルの不完全性および観測精度を考慮した観測誤差共分散  $\mathbf{R}$  は以下のように設定した。

$$\mathbf{R} = 2.5^2 \mathbf{I} \quad (4.26)$$

これは、GHE 出入口温度におけるモデル、観測データ間の標準誤差がおおよそ  $2.5^\circ\text{C}$  であるということに相当する。

以上の設定で EnKF によるデータ同化実験を実施した。データ同化の効果を検証するため、前節同様観測データによって拘束されないコントロールランを並行しておこなった。

## 4.7 原位置試験観測データ同化実験の結果および考察

前述の原位置非定常加熱試験を再現する GHE シミュレーションを行い、これに得られた GHE 出入口温度の観測データを同化した。

figure 4.11 に土壤有効熱伝導率  $k_s$  および熱抵抗  $R$  の解析結果を示した。(a) は EnKF 解析値,  $k_s^{\text{TRT}}$ , コントロールランの土壤有効熱伝導率 (i.e.,  $k_s^{\text{wm}}$ ) を示している。データ同化を行わないコントロールランでは,  $k_s^{\text{wm}}$  と信頼性の高い推定値である  $k_s^{\text{TRT}}$  の間に常に  $0.5 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  の差がある。この差は後述するように, 流体温度の計算において大きな誤差を引き起こすものとなる。しかし, EnKF の手続を繰り返すことで解析値が  $k_s^{\text{TRT}}$  に近づいている。最終的な推定値として, EnKF 解析値が安定した 36 時間後の  $k_s^a$  の時間平均値を採用した。この値は  $1.70 \pm 0.05 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  で, TRT による標準推定値  $1.69 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$  をよく再現している。

また, EnKF 解析によって不確実性を示す灰色の領域が減少していく様子も見られる。これはアンサンブルスプレッドと呼ばれ, 解析誤差共分散  $\mathbf{P}^a$  の対角成分の平方根, すなわちアンサンブル標準偏差  $\sigma_x$  を示している。

$$\mathbf{P}^a = \begin{pmatrix} \sigma_{T_{f,\text{in}}}^2 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \sigma_{k_s}^2 & & \\ & & & \sigma_R^2 & \\ & & & & \sigma_R^2 \end{pmatrix} \quad (4.27)$$

figure 4.11(b) はこのアンサンブルスプレッドおよび EnKF 解析値と  $k_s^{\text{TRT}}$  の偏差,  $k_s^{\text{wm}}$  と  $k_s^{\text{TRT}}$  の偏差を示している。アンサンブルスプレッドは EnKF による解析が繰り返されることで減少しており, この減少と調和的に  $|k_s^a - k_s^{\text{TRT}}|$  も減少している。 $k_s$  の真値を知ることはできないが,  $k_s^{\text{TRT}}$  が真値に近いと仮定すると,  $|k_s^a - k_s^{\text{TRT}}|$  とアンサンブルスプレッドの減少が調和的であることから, EnKF による不確実性の定量化が妥当な推定を行なっているといえる。figure 4.11(c), (d) に示す熱抵抗については TRT による推定のような客観的な標準推定値は得られないが, 同様に良い  $R$  の推定が得られていると考えられる。

GHE の出入口温度の解析結果を figure 4.12 に示す。(a), (c) にはそれぞれ  $T_{f,\text{in}}$ ,  $T_{f,\text{out}}$  の EnKF 解析値とその標準偏差 (i.e., アンサンブルスプレッド), コントロールラン, 原位置試験の観測値を示した。また figure 4.12 (b), (d) にはそれぞれ  $T_{f,\text{in}}$ ,  $T_{f,\text{out}}$  のアンサンブルスプレッド,  $|T_{f,\text{in/out}}^a - T_{f,\text{in/out}}^{\text{obs}}|$ ,  $|T_{f,\text{in/out}}^{\text{ctrl}} - T_{f,\text{in/out}}^{\text{obs}}|$  を示した。 $T_{f,\text{in}}$ ,  $T_{f,\text{out}}$  とともに,  $k_s^{\text{wm}}$  を用いた通常のシミュレー

シミュレーションであるコントロールランは、観測値と無視できない誤差があることがわかる。figure 4.12(b), (d) に示すように、 $|T_{f,in/out}^{ctrl} - T_{f,in/out}^{obs}|$  はそれぞれ最大で 2.0 K 程度の偏差となっていることがわかる。一方で、EnKF 解析値と観測値との偏差は非常に小さく、アンサンブルスプレッドも調和的に小さい値を示している。EnKF 解析が安定した 36 時間後以降のアンサンブルスプレッド平均値は  $T_{f,in}$ ,  $T_{f,out}$  ともに 0.08 K であった。原位置試験から得られた実際の観測データを用いた EnKF データ同化においても、モデルパラメータを含む状態変数の修正によって GHE シミュレーションの流体温度推定精度を大幅に向上させることができることが確認された。またアンサンブルスプレッドは  $|T_{f,in/out}^a - T_{f,in/out}^{obs}|$  と調和的であった。観測データおよびモデルの精度が十分良いと仮定すれば、GHE 流体温度についての定量化された不確実性指標として用いることができるものである。なお、figure 4.12(b) では GHE 入口温度の誤差  $|T_{f,in/out}^a - T_{f,in/out}^{obs}|$  および  $|T_{f,in/out}^{ctrl} - T_{f,in/out}^{obs}|$  が瞬間的に増加している部分がある (24, 48 h 近傍)。これは、使用した GHE モデル (4.2) がボアホール内部の熱容量を考慮していないことに起因する。ボアホール内部熱容量を考慮していないため、本モデルでは加熱量が即座に温度の上昇として現れる傾向がある。このため、加熱開始時間である 24, 48 h 近傍において大きな誤差が生じたものである。このモデル不完全性は EnKF による修正によっても十分に吸収できずに解析誤差として現れた。これは内部熱容量を考慮したより詳細なモデルを用いることで改善できることが考えられるが、計算負荷と要求する精度とのトレードオフとなるため、適用する問題に応じてモデルの選択を決定することが重要である。

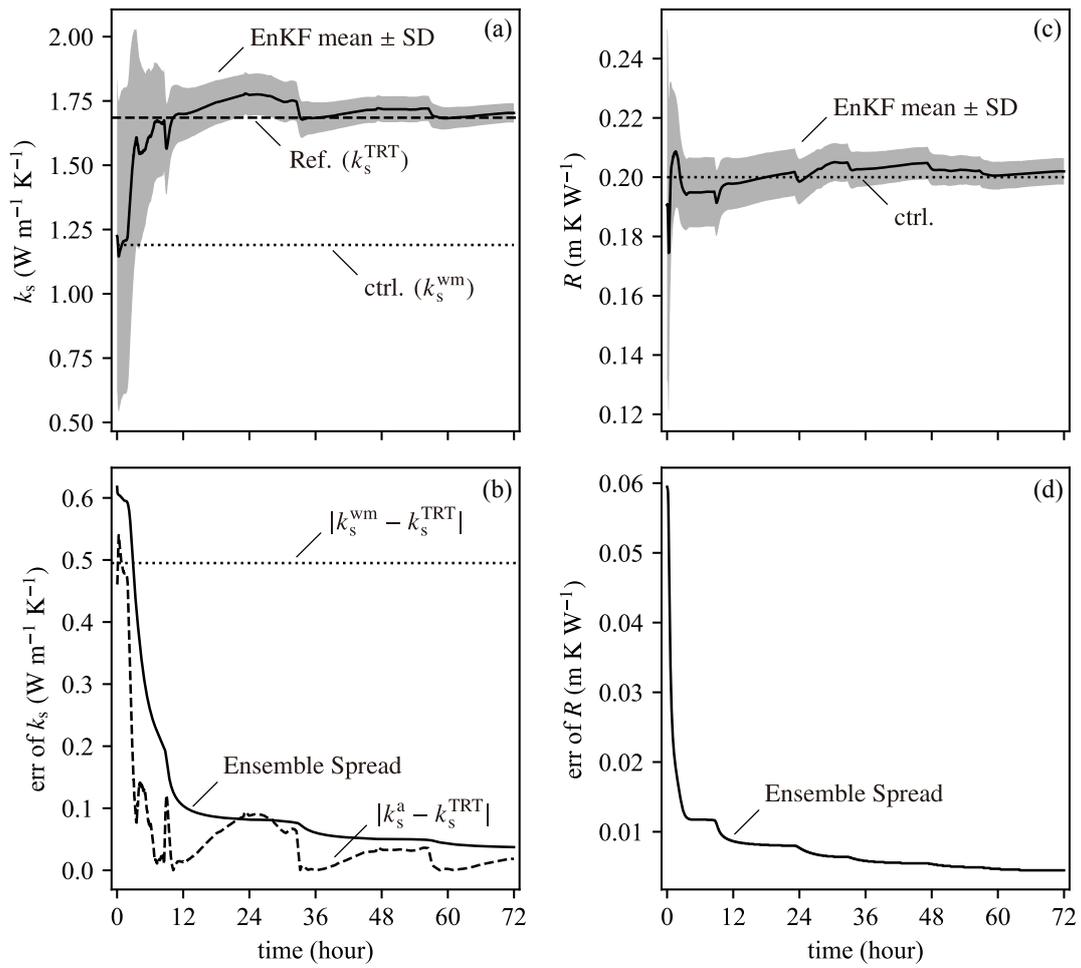


figure 4.11

EnKF によるデータ同化結果. 土壌有効熱伝導率, 熱抵抗 (a): 土壌有効熱伝導率の EnKF, 加重平均値, TRT 推定値の比較. (b): 土壌有効熱伝導率の推定誤差およびアンサンブルスプレッド. (c): 熱抵抗の EnKF 推定結果. (d): 熱抵抗のアンサンブルスプレッド.

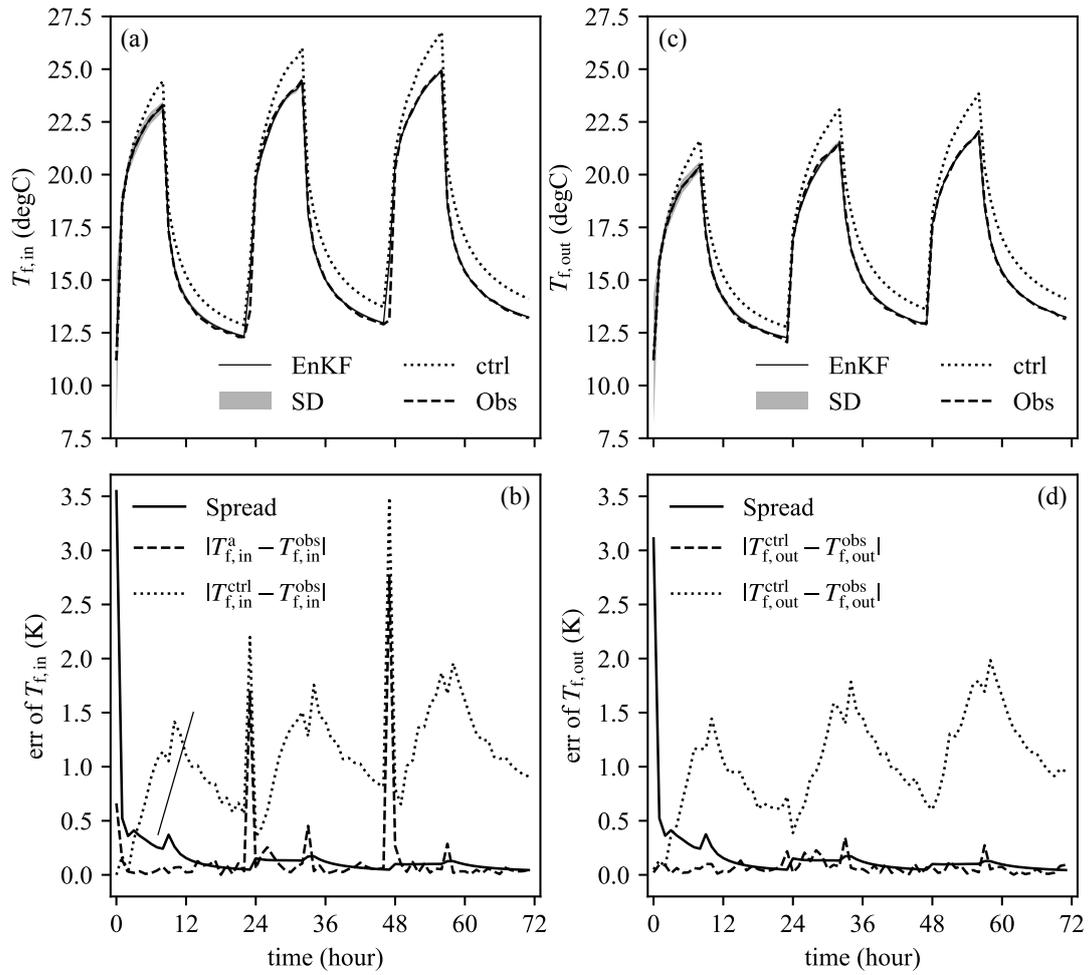


figure 4.12

EnKFによるデータ同化結果. GHE 出入口温度 (a, c): GHE 出入口温度の EnKF 推定結果, コントロールラン, 観測値. (b, d): GHE 出入口のアンサンブルスプレッド, EnKF 解析値と観測値の偏差, コントロールランと観測値の偏差.

## 4.8 GHE シミュレーションに対するデータ同化手法の応用可能性に関する考察

以上において GHE シミュレーションモデルに対して代表的な逐次データ同化手法である EnKF を状態変数およびモデルパラメータの推定精度向上に応用する手法について示し、その有効性を、完全モデルを考慮した OSSE および実際の GHE を用いた原位置試験観測データを用いたデータ同化実験により検証した。得られた結果から、EnKF によるデータ同化を GHE モデルに適用することでシミュレーションの精度を大幅に向上させることができることを示している。観測値として用いた  $T_{f,in}^{obs}$ ,  $T_{f,out}^{obs}$  の情報がモデルのダイナミクスを通して他の非観測変数に伝播し修正される。これは時間発展しない変数であるモデルパラメータの修正にも有効に働き、EnKF は土壌の有効熱伝導率などの事後推定に利用できることが示された。

本研究では観測変数を  $T_{f,in}^{obs}$ ,  $T_{f,out}^{obs}$  の 2 変数としているが、より観測変数を増やせば推定精度はさらに向上する、あるいは収束に必要なデータ量が小さくなると考えられる。本章では既に十分な精度が得られているため考慮しなかったが、推定するモデルパラメータを増やすなどモデルの自由度を大きくした場合、観測データを増やすことが必要となることも考えられる。

本研究で提案した手法は、境界条件となる加熱量  $Q$  に仮定を置いておらず、GHE 実運用データのような任意の非定常加熱条件による観測データからでもモデルパラメータを推定することができる。TRT のような標準化された試験を実施せずに推定することが可能であるため、その応用性は幅広い。また、本章においては推定するモデルパラメータを  $k_s$  および  $R$  のふたつとしたが、状態ベクトルに含まれるパラメータを変更するだけで他の変数を推定することも可能である。観測とシミュレーションの間に乖離がある場合、不確実性が大きいと考えられる変数を状態ベクトルに加えることで理論的背景をもったオートパラメータチューニングを実現することが可能である。また、状態変数の不確実性をアンサンブル分散の形で近似できるため、不確実性の定量化という観点からも有効性の高い手法である。

一方で、データ同化手法の適用にはいくつかの課題が残されている。ひとつは、観測誤差共分散行列  $R$  の決定手法である。今回のデータ同化実験では、観測データはモデル計算値からおよそ 1–5 K 程度の誤差があると想定し、 $\mathbf{R} = 2.5^2 \mathbf{I}$  という値を試行錯誤的に決定した。しかし、これらの値は適用するモデルおよび観測機器や観測手法によって変わるものであり、これらのパラメータのチューニングプロセスの効率とそのパラメータへの感度を考慮する必要がある。H. Li et al. (2009)

は、EnKFにおいて観測誤差共分散のスケールを適応的に推定する手法を提案している。しかし、本手法は予測状態ベクトルと観測値および解析状態ベクトルと観測値の間の偏差から統計的に $\mathbf{R}$ を推定する手法であり、観測ベクトルが2変数と少ない本章のシステムでの適用は困難であると予想される。また、共分散膨張の手法とそのパラメータのチューニングについても同様のことが言える。本研究では簡易な実装であるRTPPを用い、またそのパラメータは試行錯誤的に $\beta = 0.7$ と決定した。しかし、これも最適な値は適用する系によって異なるものである。共分散膨張には様々な手法が提案されており、データ同化研究の文脈においては、共分散膨張の手法およびそのスケールの適応的推定が研究対象となっている (Anderson, 2007; Desroziers et al., 2005; Kotsuki et al., 2017; H. Li et al., 2009; Miyoshi, 2011)。

また、実用的な応用についても発展を考えることが期待される。本研究ではGHEモデルへのデータ同化手法の適用の第一段階として単一GHEを用いたデータ同化実験を行った。しかし、例えば実運用段階のGHE利用システムにデータ同化を適用するためには、複数本のGHEからなるGHEフィールドのシミュレーションモデルに対する応用を考える必要がある。EnKFはほとんどの数値モデルに適用することができるため、これを実施することが望まれ、今後の研究の発展として挙げられる。

### 4.9 結論

本章では、GHEシミュレーションモデルに対する推定精度向上および不確実性定量化手法としてEnKFによるデータ同化の適用可能性を検討した。代表的な逐次データ同化手法であるEnKFの手順について示し、これをGHEシミュレーションモデルへ適用する手法について述べた。データ同化の有効性を検証するため、完全モデルを想定したOSSEおよび原位置試験の観測データを同化する実験を行った。ふたつの実験では単一ボアホール-UチューブGHEの非定常加熱実験から得られるGHE出入口温度の2変数を、これを再現するGHEシミュレーションに同化した。

データ同化実験の結果、EnKFによるデータ同化はGHEシミュレーションの推定精度を大きく向上できることが示された。特に実際の原位置試験観測データを用いた実験においてはモデルパラメータである土壌有効熱伝導率を1分間隔で72時間観測したデータを同化した結果、ギャップのある初期値である $1.19 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ から、最終的な推定値は $1.70 \pm 0.05 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ にアップデートされた。標準的な土壌有効熱伝導率推定試験である熱応答試験による推定値は $1.69 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ であり、この結果をよく再現する結果を示し、EnKFによるモデルパラメータの事後的推定が十分実

用可能であると結論できる結果を得た。また、状態変数の修正についても良好な結果が得られた。データ同化を行わないコントロールランでは、 $T_{f,in}$  および  $T_{f,out}$  と観測値の間におよそ 2.0 K の偏差が見られた。しかし、EnKF による解析地ではデータ同化の結果は観測値とほぼ一致しており、 $T_{f,in}$  と  $T_{f,out}$  の推定標準偏差はともに 0.08 K となった。この推定標準偏差は EnKF 解析値と観測値との間の絶対誤差と一致し、EnKF によるシミュレーションの精度向上性ともに不確実性定量化の観点からも有効であると確認された。

本手法は、多くの応用が期待できる。例えば、小規模な GHE 利用システムなどでは TRT を実施せずに参考値を基にシステムを設計、導入するケースがある。このような地点に対し、システムの実運用データが記録されていれば、そのデータから土壌特性を推定し、以降の運転計画の改善に寄与するコミッショニングに利用することができる。モデルと観測値の偏差を、統計的背景をもって補正しその不確かさを定量化することができるデータ同化は非常に強力かつ応用性の幅広い手法である。データ同化は考慮する現象に関わらずほとんどの数値モデルに適用することが可能であり、今後の研究の発展が期待される。



## 第 5 章

# データ同化による地下水流れを伴う複層地盤熱物性推定

これまでに、第 2 章では ANN モデルを利用した地下水流れを伴う地中熱交換器周囲地盤の温度応答関数高速計算手法—MICS-ANN モデルについて、第 3 章では MICS-ANN を利用した地下水流れを伴う複層地盤を考慮した準 3 次元ボアホール GHE モデルについて述べた。また第 4 章では従来の GHE シミュレーション—周囲地盤の熱物性空間分布を考慮しないモデル—に対して観測情報をモデル計算値に取り込み状態推定の統計的修正を行うデータ同化手法の応用性を検討し、GHE シミュレーションにおける予測精度およびモデルパラメータ推定値の高精度化/不確実性定量化が可能であることを示した。本章では以上前章までの研究を応用し、開発した準 3 次元ボアホール GHE モデルに対しデータ同化手法を適用することで地下水流れを伴う複層地盤の熱物性深度分布を推定する手法を示す。

## 5.1 準 3 次元ボアホール GHE モデルへの EnKF 適用

第 3 章に記した準 3 次元ボアホール GHE モデルに対して、第 4 章で示した適用を拡張し EnKF によるデータ同化を行う。

まず状態ベクトル  $\mathbf{x}$  の要素については、以下のような構成を考える。

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} T_d \\ T_u \\ T_g \\ T_s \\ Q \\ u_f \\ q \\ k_s \\ u_m \\ R_a \\ R_b \end{pmatrix} \quad (5.1)$$

ここで  $T_d, T_u, T_g$  は  $z$  軸方向の離散化刻み幅に応じた要素数、 $T_s, k_s, u_m, R_a, R_b$  はモデル設定上の地層区分の要素数をそれぞれがもつことに注意する。

対象とするモデル状態変数に加え、推定するモデルパラメータとして土壌有効熱伝導率  $k_s$ 、地下水流速  $u_m$ 、そして熱抵抗パラメータ  $R_a, R_b$  を設定した。実際にモデル内で計算に使用される熱抵抗パラメータは  $R_{ff}, R_{fg}, R_{gs}$  であるが、これらは  $R_a, R_b$  およびボアホール内部の幾何学的配置と熱物性値によって定まり、その中で不確実性が大きいと考えられるのが直接測定することができない

$R_a, R_b$  である. そのため推定する熱抵抗パラメータは  $R_a, R_b$  とした.

いま,  $\mathbf{x}$  の全要素数 (列ベクトルの次元) を  $N$ ,  $T_d, T_u, T_g$  それぞれの要素数を  $n_z, T_s, k_s, u_m, R_a, R_b$  それぞれの要素数を  $n_l$  とおくこととする.

また観測システムについて, 今回は地層ごとの熱物性深度分布を推定する必要があることから, 流体温度  $T_d$  及び  $T_u$  の深度分布を観測することを考える. 実際の運用においても光ファイバー温度センサー等を使用した流体温度深度分布の測定は行われており, この仮定は妥当なものである. このとき観測システムは次のように書ける.

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} T_d^o|_{z=0} \\ T_d^o|_{z=\delta z} \\ \vdots \\ T_d^o|_{z=\delta l} \\ T_u^o|_{z=0} \\ T_u^o|_{z=\delta z} \\ \vdots \\ T_u^o|_{z=\delta l} \end{pmatrix} = \mathbf{H}\mathbf{x}^t + \mathbf{r} \quad (5.2)$$

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} = (\mathbf{I}_{2n_z \times 2n_z} \quad \mathbf{0}_{2n_z \times (N-2n_z)}) \quad (5.3)$$

$$\mathbf{r} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}) \quad (5.4)$$

ここで,  $\mathbf{y}, \mathbf{r}$  は  $2n_z \times 1$  の列ベクトル,  $\mathbf{R}$  は  $2n_z \times 2n_z$  正方行列である.  $\mathbf{H}$  は  $2n_z \times N$  の行列で, モデルの  $z$  軸解像度と同じ間隔で観測できることを想定し, 左側  $2n_z \times 2n_z$  の成分は単位行列, 残りの右側  $2n_z \times (N - 2n_z)$  の要素がゼロの行列となる.

予測誤差共分散膨張の処理については第4章と同様 RTPP (F. Zhang et al., 2004) による実装を用いることとした.

また EnKF 応用における実装上の問題として, EnKF によるアンサンブルアップデートの過程では状態ベクトルの修正はあくまで統計的な解析による. したがって, 解析プロセスにおいて変数のとりうる値域を考慮することができないことがある. わかりやすい例としては, EnKF のフィルタリングの結果が負の熱伝導率を返すことが起こりうるということである. 第4章のデータ同化システムにおいては不確実性がそれほど大きくなく自然な解析で変数の値域を超えることはなかったためこの問題は無視できた. しかし本章の適用では地下水流速を同時に推定することとなる. 地下水流速は負の値をとることはあり得ないが, 0 に近い値を取ることは十分に考えられる. したがってこのことに対し

何らかの実装上の対策を行う必要がある。そこで本研究では以下のような手続きを採用した。

まず任意の時刻において通常の EnKF 解析処理を実施し、解析アンサンブル  $\mathbf{X}^a$  およびアンサンブル平均  $\bar{\mathbf{x}}^a$  を得る。

$$\mathbf{X}^a = (\mathbf{x}^{a,(1)} \quad \dots \quad \mathbf{x}^{a,(m)}) \quad (5.5)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^a = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \mathbf{x}^{a,(k)} \quad (5.6)$$

このとき状態ベクトルの中のいずれかの要素において設定する値域を越える要素をもつ状態ベクトルを特定する。ここでは値域を超えた状態ベクトルを  $\mathbf{x}^{a,(i)}$  とする。ここから、値域を超えなかった状態ベクトルの中から任意の数 ( $n_{in}$  とする) の状態ベクトルをランダムに抽出しそれぞれ  $\mathbf{x}^{a,(j_1)}$ ,  $\mathbf{x}^{a,(j_2)}$ , ...,  $\mathbf{x}^{a,(j_{n_{in}})}$  とおく。このときに値域を超えた状態ベクトル  $\mathbf{x}^{a,(i)}$  を次のように代替する。

$$\mathbf{x}^{a,(i)} \leftarrow \frac{1}{n_{in} + 1} (\bar{\mathbf{x}}^a + \mathbf{x}^{a,(j_1)} + \mathbf{x}^{a,(j_2)} + \dots + \mathbf{x}^{a,(j_{n_{in}})}) \quad (5.7)$$

もちろん更新された後の分布はもとの分布よりも分散が小さくなるが、単純な上下限值へのクリッピングに比較して全体のアンサンブル分布の正規性およびその性質を大きく損なうことなく修正することができる。

$n_{in}$  の設定については、全体のアンサンブルサイズや値域をこえる状態ベクトルの割合などによると考えられるが、あまり大きすぎると  $\bar{\mathbf{x}}^a$  に近づきすぎてしまうことが予想される。本研究においては  $n_{in} = 2$  として設定した。また上下限值の設定として、現実的な物性値の範囲を考え土壌有効熱伝導率の値域を  $0.5 - 5.0 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ 、地下水流速の値域を  $0 - 700 \text{ m year}^{-1}$  と設定した。

## 5.2 観測システムシミュレーション実験

準 3 次元ボアホール GHE モデルに対し EnKF を応用することによる各地層熱物性値分布の推定可能性を検討するため、第 4 章にも示した観測システムシミュレーション実験 (OSSE) を実施した。真のモデルパラメータから生成されるシミュレーション結果にノイズを付加したものを観測データとし、これを誤差の伴うモデルパラメータを初期分布とするシミュレーションに同化することで真のモデルパラメータが推定可能かを検証する。

OSSE におけるモデル設定としては、地層構造および GHE 仕様については第 3 章に示したもの

と同様の条件 (figure 5.1, table 5.1) を用いることとし,  $\delta t = 300 \text{ s}$ ,  $\delta z = 1 \text{ m}$  の間隔で離散化を行った. 解析時間は  $200 \text{ h}$  として, モデルの時間解像度と同じく  $300 \text{ s}$  ごとに観測が得られているものとした. また地層構造(各層厚さ)および地下水流れが存在する深度については柱状図などから事前に分かっているものと仮定する.

また EnKF の条件として, メンバー数  $m$  は状態ベクトルの次元数が大きくなっているため  $128$  とし, RTPP パラメータ  $\beta$  は試行錯誤的に  $0.6$  と設定した. データ同化における初期分布としては, 温度条件に対しては不易層温度  $11.2 \text{ }^\circ\text{C}$  に  $\mathcal{N}(0, 1.0^2)$  の乱数を加えた. またモデルパラメータについて, 第 1 層および第 2 層の有効熱伝導率は平均  $1.5$  分散  $0.5^2$  の, 第 3 層の有効熱伝導率は平均  $1.0$  分散  $0.5^2$  の, 前節で示した値域を上下限值とする切断正規分布にそれぞれ従うものとした. また第 2 層の地下水流速については, 前節で説明した値域を上下限值とする, 平均  $350$  分散  $150^2$  の切断正規分布とした. また熱抵抗パラメータは第 3 章で示した式によって推定される値を用いた. モデルパラメータの初期アンサンブル分布ヒストグラムを figure 5.2 に示す. 上段が土壌有効熱伝導率  $k_s$ , 中段が地下水流速  $u_m$ , 下段左/右がそれぞれ熱抵抗  $R_a, R_b$  を示す. なお以降では特に断らない限り, 図では赤が第 1 層, 青が第 2 層, 緑が第 3 層の変数を表すものとする.

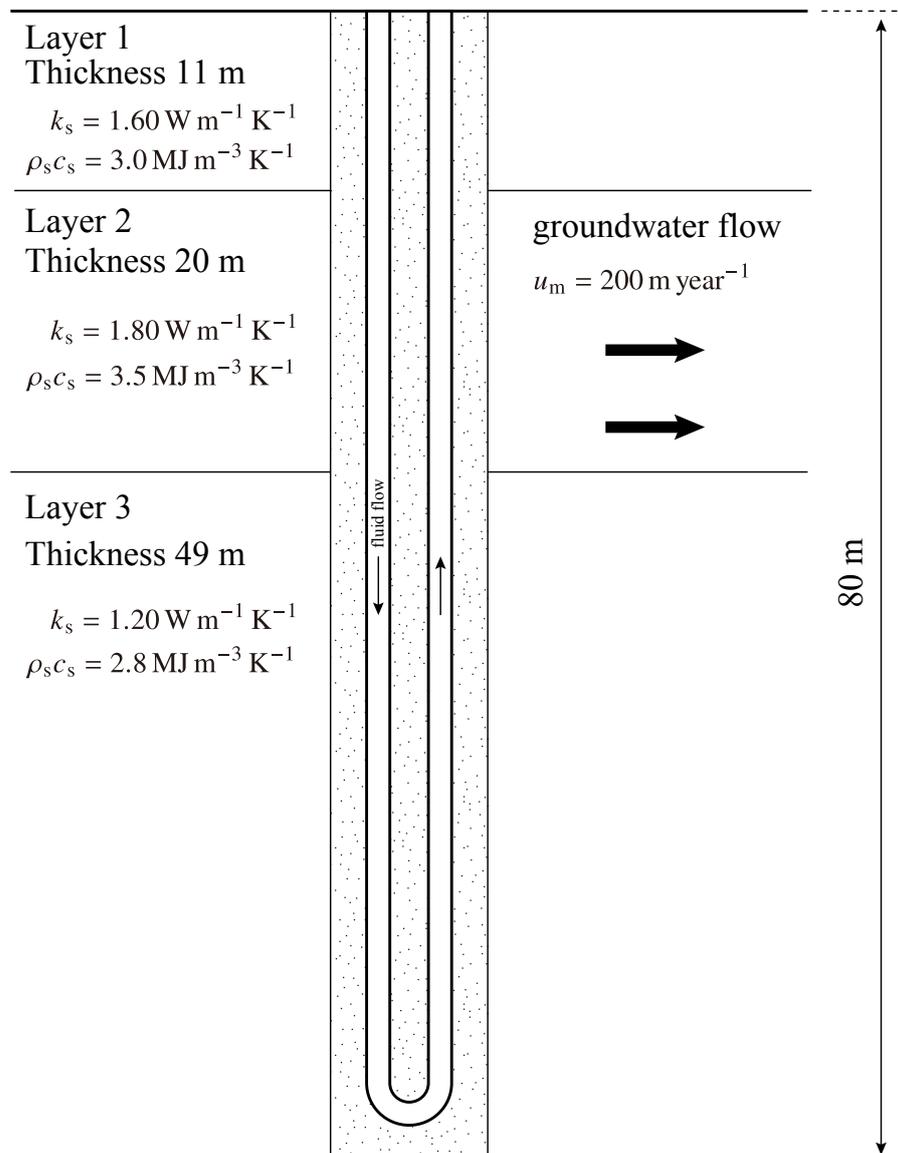


figure 5.1  
OSSE における複層地盤 (真値) 設定条件.

table 5.1  
OSSE における GHE 仕様設定条件.

Borehole Single U-tube	
Depth	80 m
Diameter	0.12 m
Undisturbed temperature	11.2 °C
Grout	
Thermal conductivity	0.73 W m <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
Volumetric heat capacity	3.8 MJ m <sup>-3</sup> K <sup>-1</sup>
Pipe	
Material	PE100
Thermal conductivity	0.48 W m <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
Volumetric heat capacity	2.0 MJ m <sup>-3</sup> K <sup>-1</sup>
Outer diameter	0.034 m
Inner diameter	0.027 m
Carrier fluid	Water
Flow rate	10 L min <sup>-1</sup>

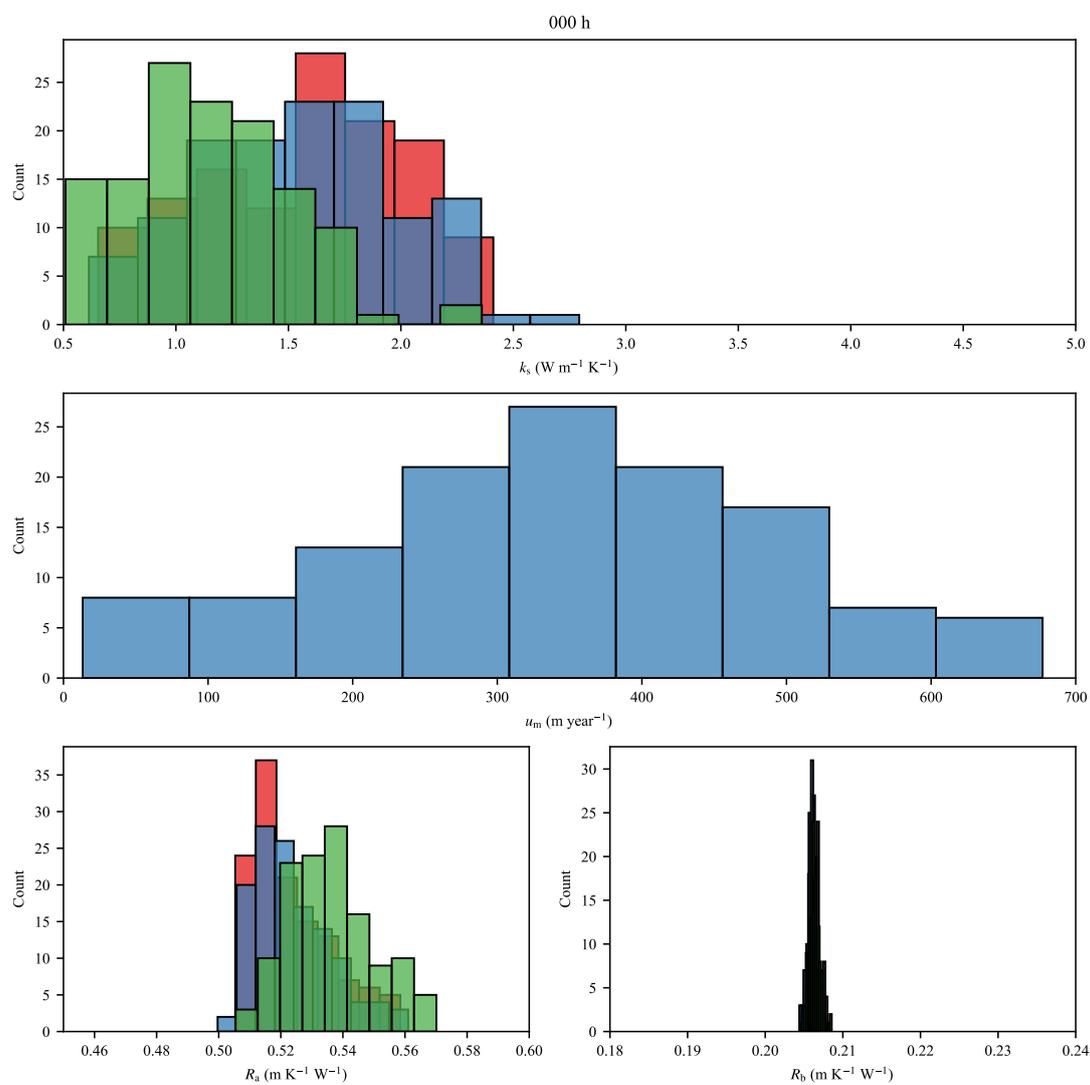


figure 5.2

OSSE におけるモデルパラメータ初期 ( $t = 0$  h) アンサンブル分布. 上段が土壌有効熱伝導率  $k_s$ . 中段が地下水流速  $u_m$ . 下段左/右がそれぞれ熱抵抗  $R_a$ ,  $R_b$ . また赤が第 1 層, 青が第 2 層, 緑が第 3 層のパラメータをそれぞれ示す.

### 5.3 完全モデルによる観測システムシミュレーション実験

完全モデルに対する OSSE を実施する. 準 3 次元ボアホールモデルによる真のモデルパラメータからの計算結果を真値とし, 観測誤差としては, 流体温度  $T_d$ ,  $T_u$  を光ファイバー温度センサーで測定することを想定しこの計測誤差を考え,  $\mathcal{N}(0, 0.25^2)$  の正規分布に従う乱数を加えた.

まず加熱量  $Q$  を一定値 4.0 kW とした設定について実験を行った. figure 5.3 に Nature run および擬似観測流体温度データの 1, 10, 60, 200 h 経過時点鉛直温度分布を示す. この観測データを用いて EnKF によるデータ同化を行った.

EnKF によるデータ同化の結果として, はじめに観測変数である流体温度  $T_d$ ,  $T_u$  について, 鉛直温度分布と真値との RMSE をそれぞれ figure 5.4, figure 5.5 に示す. 鉛直温度分布では,  $t = 1$  h の短時間の部分でわずかに誤差が見られるのみで, EnKF 解析値は真値とほとんど重なっている. また RMSE を見てもその値はほとんどの部分で 0.01 から 0.02 K 程度の値をとっており, EnKF による流体温度の修正は良く機能していることがわかる.

一方で, figure 5.6 にモデルパラメータ推定値の推移を示す. 解析の最後 50 h の推定値の平均を見ると,  $k_s$  については第 1 層から順に  $1.56 \pm 0.06 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.51 \pm 0.08 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.20 \pm 0.01 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $u_m$  については  $254 \pm 11 \text{ m year}^{-1}$  であった. 第 1 層および第 3 層については  $k_s$  を精度よく推定できていたのに対し, 地下水流れを設定した第 2 層の  $k_s$  および  $u_m$  については真値に収束しなかった.

土壌有効熱伝導率  $k_s$  および地下水流速  $u_m$  は, 考えている数値モデルにおいてはボアホール表面温度  $T_s$  を計算するための MICS-ANN による G-function の評価に用いられるパラメータである. ここで真値  $(k_s, u_m) = (1.80 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}, 200 \text{ m year}^{-1})$  のときの G-function と,  $(k_s, u_m) = (1.50 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}, 250 \text{ m year}^{-1})$  のときの G-function および加熱量との畳み込み結果, すなわちボアホール表面温度の初期温度からの変位について figure 5.7 に示す. 2 つのパラメータセットから算出される G-function は 20 から 30 時間程度でその値にほとんど差がなくなり定常状態に達していることがわかる. ここに一定の加熱量関数  $q(t) = 50 \text{ W m}^{-1}$  との畳み込み演算を行っても,  $(q * dG/dt)(t)$  の値はやはり長時間経過後にはほとんど差が見られなくなってしまう. すなわち両者のパラメータセットにおいてボアホール表面温度変化として現れる部分における差異は, 比較的短時間にしか現れず, 実際の問題におけるモデル誤差や観測誤差なども考慮すれば, 一定加熱による温度変化のみから背景にある土壌有効熱伝導率と地下水流速を同時に推定することは困難である

と考えられる。

しかし、非定常加熱条件においてはどうかであろうか。figure 5.8 に  $q(t) = 50 \text{ W m}^{-1} + 50 \text{ W m}^{-1} \cdot \sin(2\pi t/48 \text{ h})$  とした時の figure 5.7 と同様の図を示す。加熱量の時間変化を与えることにより、畳み込み演算によって短期の G-function の影響が温度変化として現れることがわかる。

そこで、非定常加熱量を与える設定のもとで同様の OSSE を再度実施した。

加熱量  $Q(t) = 4.0 \text{ kW} + 4.0 \text{ kW} \cdot \sin(2\pi t/48 \text{ h})$  とした時の同様の OSSE の結果を、figure 5.9 —RMSE—, figure 5.10 —モデルパラメータ推定値推移— にそれぞれ示す。  $T_d$ ,  $T_u$  の真値との RMSE は周期的に上昇するようになってはいるが、モデルパラメータについては真値の近傍に収束していることがわかる。  $t \geq 150 \text{ h}$  の推定値の平均としては、  $k_s$  については第 1 層から順に  $1.59 \pm 0.02 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.78 \pm 0.08 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.210 \pm 0.003 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $u_m$  については  $198.3 \pm 1.5 \text{ m year}^{-1}$  であった。いずれもモデルパラメータ真値をよく推定できている結果となった。

地下水流れを伴うボアホール GHE においては、長時間経過後には一定加熱による温度上昇は見られなくなり定常状態に達する。この定常状態の部分からのみでは背景にあるモデルパラメータの組み合わせは一意に定まらない。加熱量を時間的に変化させることにより背景モデルパラメータの差異による温度挙動の差異を顕著に得ることができる。このため、非定常加熱条件を設定することによって地下水流速と土壌有効熱伝導率をボアホール周囲の温度挙動から同時推定することができる。

非定常加熱条件の設定については、今回は周期的な加熱条件を設定しているが背景モデルパラメータの差が温度挙動の差として同定可能である程度に表出していればよいことになる。変化の大きさや速さについては EnKF の収束速度によっても同定可能な条件は異なると考えられるため具体的な条件を一般に規定することは現段階では難しい。今後の検討課題として発展が期待されるものである。

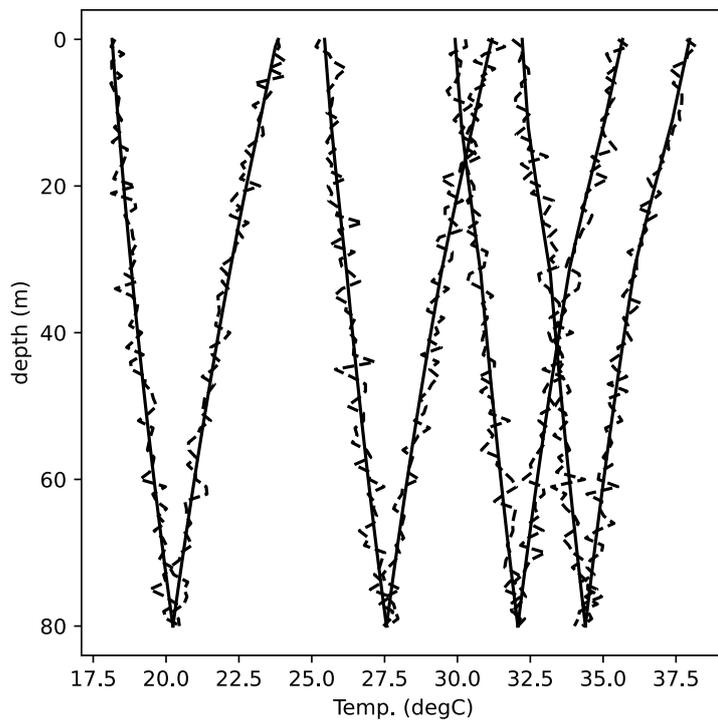


figure 5.3

Nature run に数値乱数を付加した擬似観測流体温度データ. 実線: Nature run, 破線: 観測データ, 左から 1, 10, 60, 200 h 経過時点.

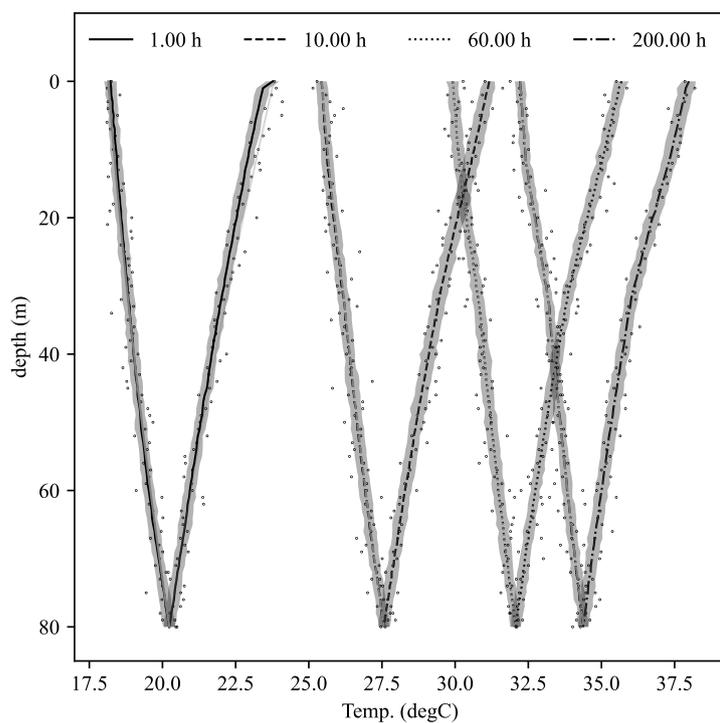


figure 5.4

完全モデルによる定常加熱 OSSE 結果. 鉛直流体温度分布. 左から 1, 10, 60, 200 h 経過時点. 黒線および周囲の領域が EnKF アンサンブル平均と  $3\sigma$  値, 灰線が真値, 点が模擬観測値を示す.

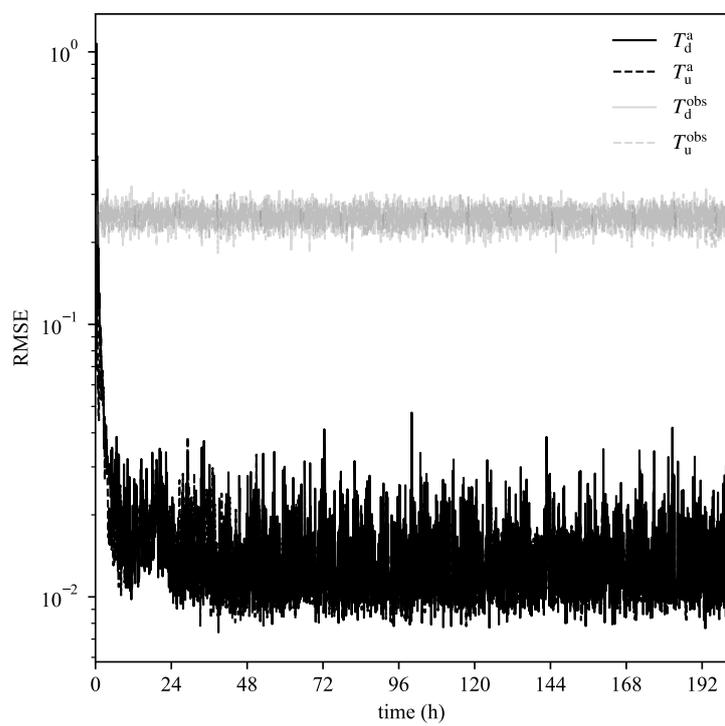


figure 5.5

完全モデルによる定常加熱 OSSE 結果. 流体温度の真値との RMSE. 黒線が EnKF アンサンブル平均, 灰線が観測値.

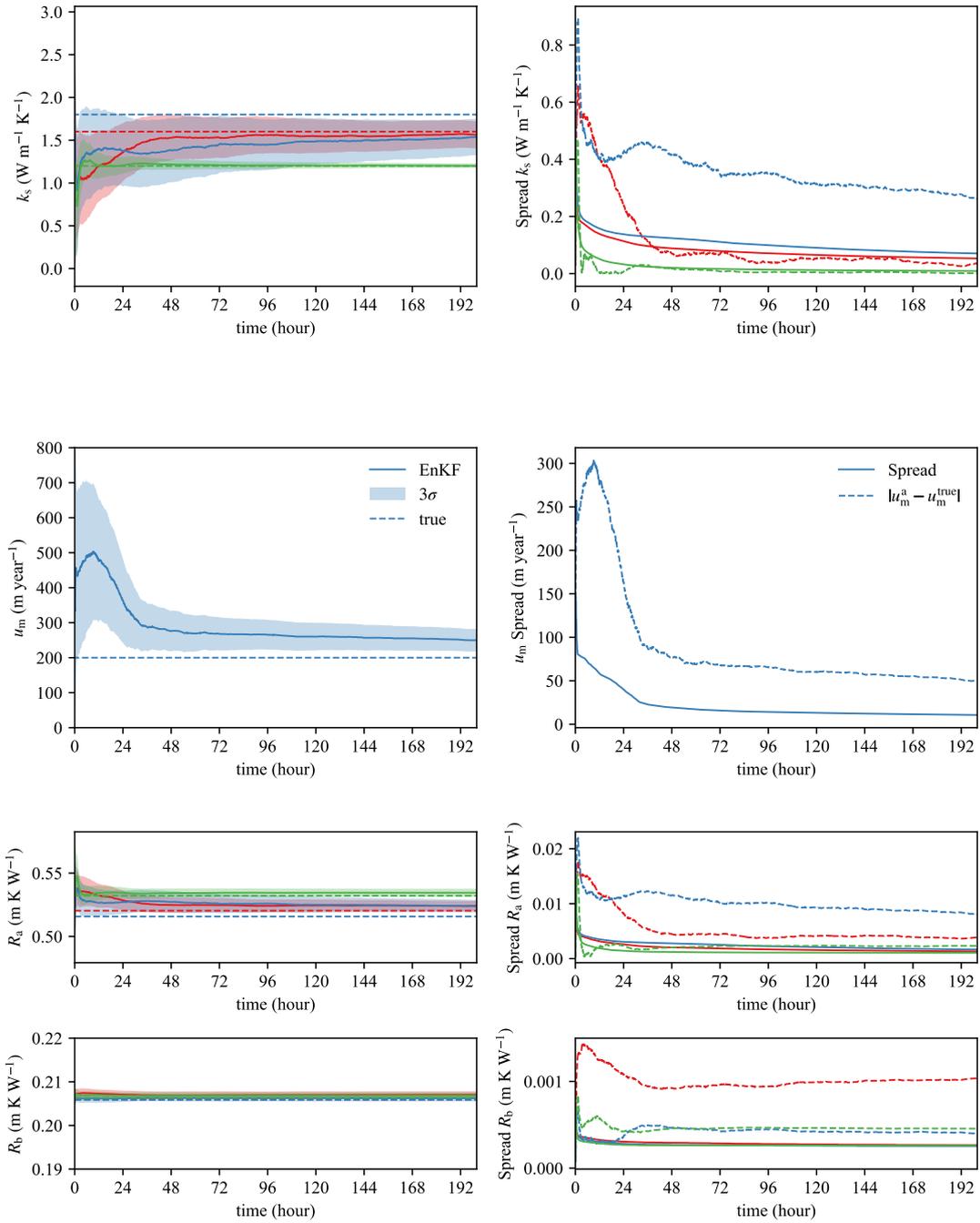


figure 5.6

完全モデルによる定常加熱 OSSE 結果. モデルパラメータ推定値の推移. 実線が EnKF アンサンブル平均, 破線が真値を示す. 赤が第 1 層, 青が第 2 層, 緑が第 3 層のパラメータをそれぞれ示す.

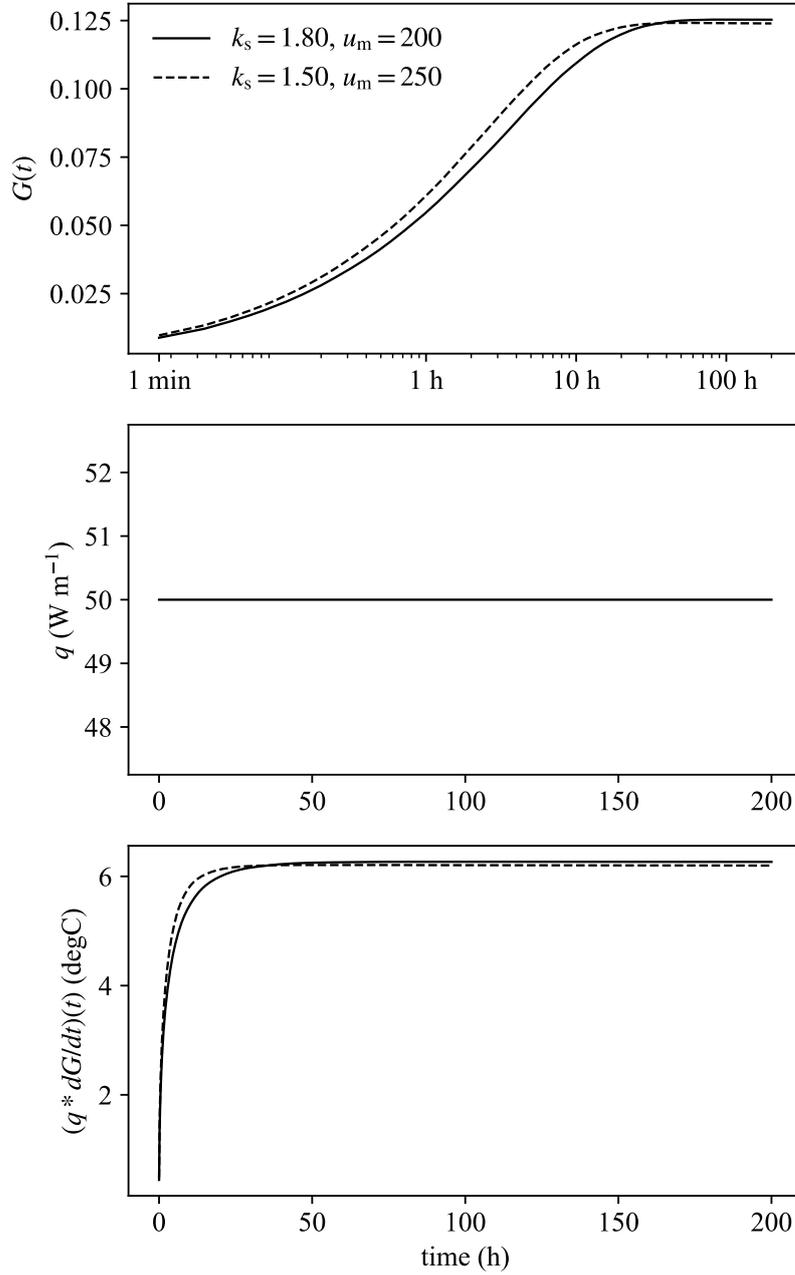


figure 5.7  
 熱伝導率および地下水流速の組み合わせと G-函数 および地盤温度変位の対応. 一定加熱時.

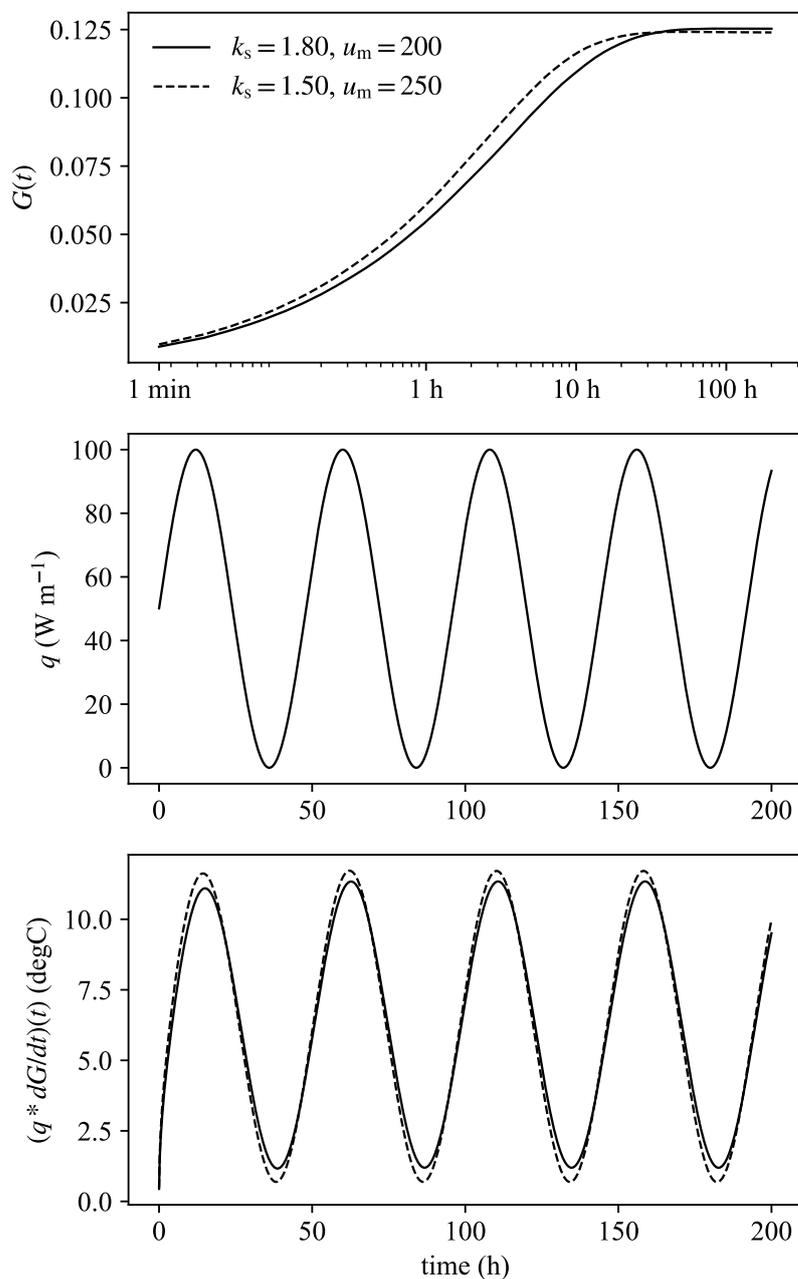


figure 5.8  
熱伝導率および地下水流速の組み合わせと G-function および地盤温度変位の対応. 非定常加熱時.

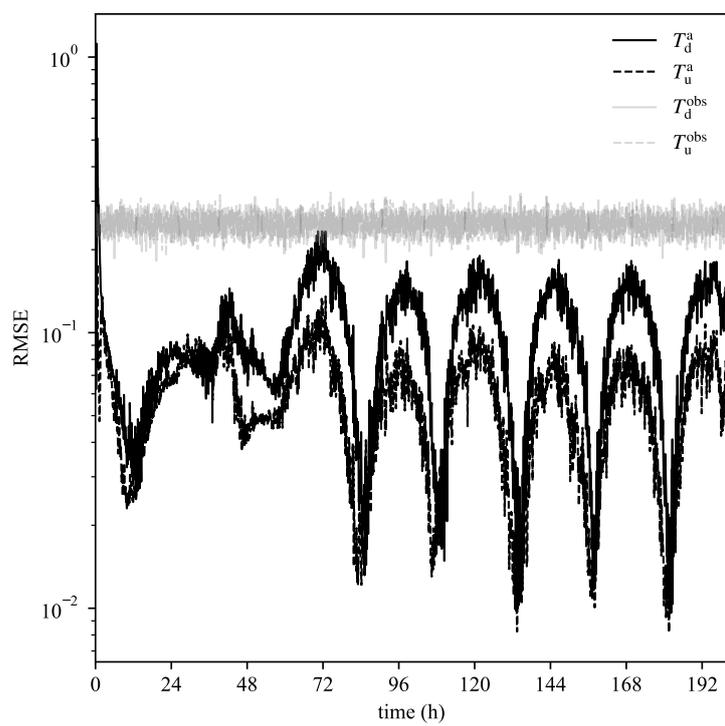


figure 5.9

完全モデルによる非定常加熱 OSSE 結果. 流体温度の真値との RMSE.  
黒線が EnKF アンサンブル平均, 灰線が観測値.

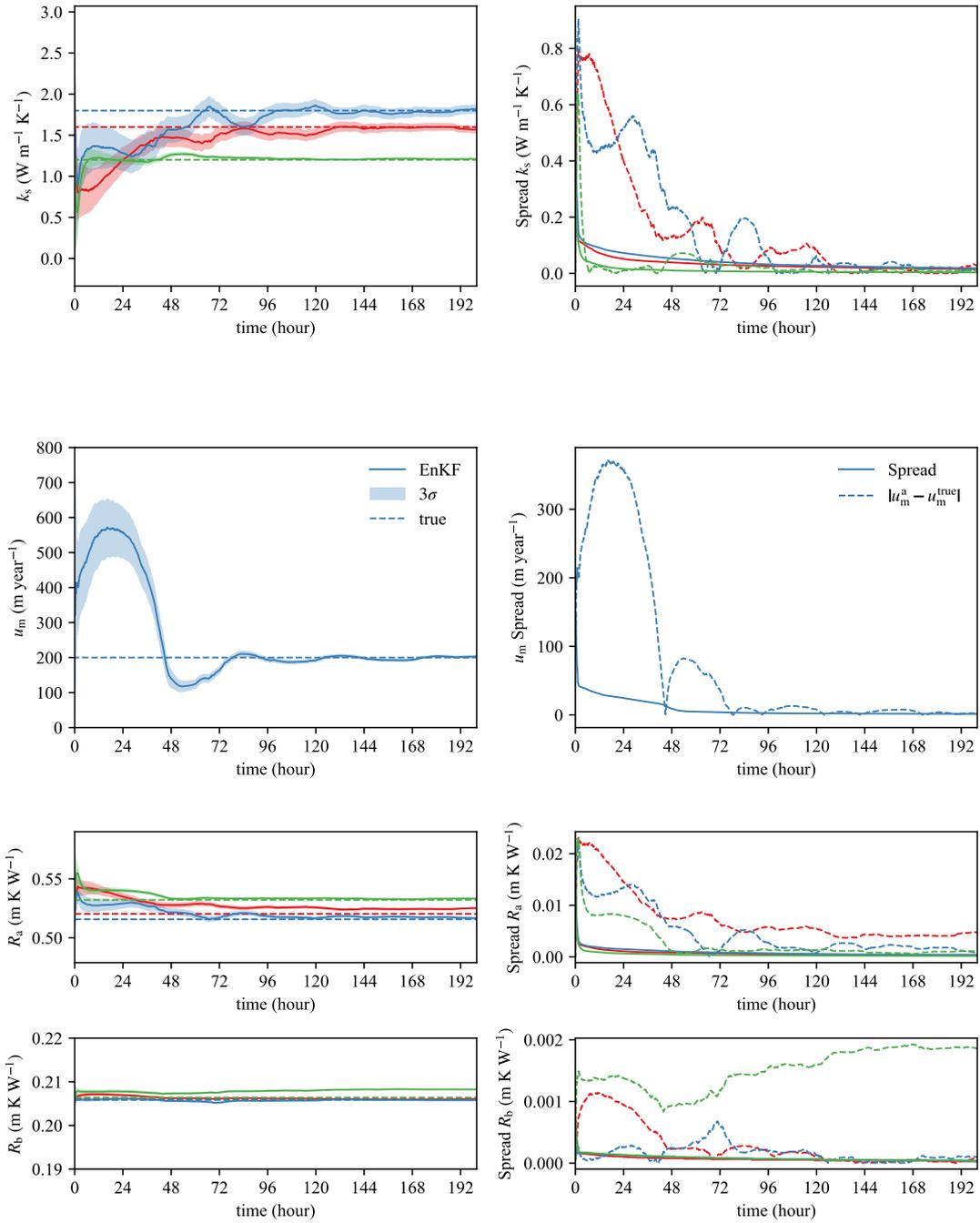


figure 5.10

完全モデルによる非定常加熱 OSSE 結果. モデルパラメータ推定値の推移. 実線が EnKF アンサンブル平均, 破線が真値を示す. 赤が第 1 層, 青が第 2 層, 緑が第 3 層のパラメータをそれぞれ示す.

## 5.4 CFD 解析データによる観測システムシミュレーション実験

前節において完全モデル — モデル誤差がないという仮定のもとで、OSSE により土壌有効熱伝導率の深度分布および地下水流速の EnKF を用いた同時推定可能性を示した。次に、モデル誤差の存在する条件での推定を試みる。今節では OSSE の観測データとして、第 3 章にも示した、対応する CFD 解析の結果に前節と同様の数値乱数を加えた  $T_d$ ,  $T_u$  観測値を使用する。なお前節の結果を受けて、加熱量  $Q(t)$  については  $4.0 \times 10^3 + 4.0 \times 10^3 \cdot \sin(2\pi t/48 \text{ h})$  の非定常加熱条件を設定した。

EnKF 解析の結果と真値 (CFD 解析値) との流体温度 RMSE を figure 5.11 に示す。完全モデルの時と同様に周期的な誤差の上昇が見られるものの、その RMSE は解析初期のわずかな部分を除き 0.2 以下となっており、流体温度の状態推定修正は良く行われている。一方でモデルパラメータ推定値については figure 5.12 に示すように、 $k_s$  に関しては第 1 層と第 2 層の推定値の不確実性が完全モデルによる OSSE 結果と比べ大きく、また地下水流速  $u_m$  については真値  $200 \text{ m year}^{-1}$  の近傍であるとはいえずやや下回った値に収束した。最終推定値としての  $t \geq 150 \text{ h}$  の解析値平均は、 $k_s$  の第 1 層から順に  $1.75 \pm 0.04 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.67 \pm 0.03 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $1.19 \pm 0.01 \text{ W m}^{-1} \text{ K}^{-1}$ ,  $u_m$  は  $172.9 \pm 2.8 \text{ m year}^{-1}$  であった。第 3 層では  $k_s$  を良く推定できているが、第 1 層では  $k_s$  は真値より高く、第 2 層では  $k_s$ ,  $u_m$  は真値より低く推定されている。すなわち、第 1 層での放熱性能がより高く、第 2 層での放熱性能をより低く見積もっているということである。これは用いている準 3 次元ボアホール GHE モデルでは、CFD 解析と異なり鉛直方向の地盤内熱移動を考慮していないためであると考えられる。第 3 章にも述べたが、今回の擬似観測データの背景値を与える CFD 解析では 3 次元的な熱移動現象が考慮されている。このため、より放熱性能が高い地下水流れの存在する第 2 層に対して、第 1 層および第 3 層から熱流入が発生する。したがって、水平方向のみ、すなわち GHE からの熱移動のみを考慮している準 3 次元モデルと比較して、第 2 層の地盤温度はより高く、第 1,3 層の地盤温度はより低く評価されるこのモデル間の不一致、すなわちモデル誤差が、モデルパラメータ  $k_s$  および  $u_m$  に吸収されたと考えられる。第 3 層の  $k_s$  推定値にこの影響が現れなかった原因としては、第 3 層は全体の深度 80 m のうち 49 m を占めており、地層境界面の熱移動量が層全体として相対的に小さく影響がわずかだったためと考えられる。

実際、上記の OSSE によって推定された代替モデルパラメータ値を用いてデータ同化を行わない free run を行い、真値モデルパラメータによる free run とともに、CFD 解析との一致を比較した。figure 5.13 に両シミュレーションの CFD 解析との流体温度誤差を、figure 5.14 に同 RMSE を示

す。いずれの図からも、OSSE により推定された代替モデルパラメータ値を用いたシミュレーション結果の  $T_d^{\text{alt}}$ ,  $T_u^{\text{alt}}$  の方が、真値によるシミュレーション結果より CFD との結果の一致が良いことがわかる。データ同化による推定値はあくまでも得られた観測データを適用するモデル空間のもとで最もよく説明できる値が得られるものである。そのモデルを用いたシミュレーションの再現・予測精度の向上のためにはこのことは何ら問題にはならないが、モデル計算とは別の文脈のためにその推定値を利用する際にはこのことに注意し、直接の物性値測定とは区別して考える必要がある。

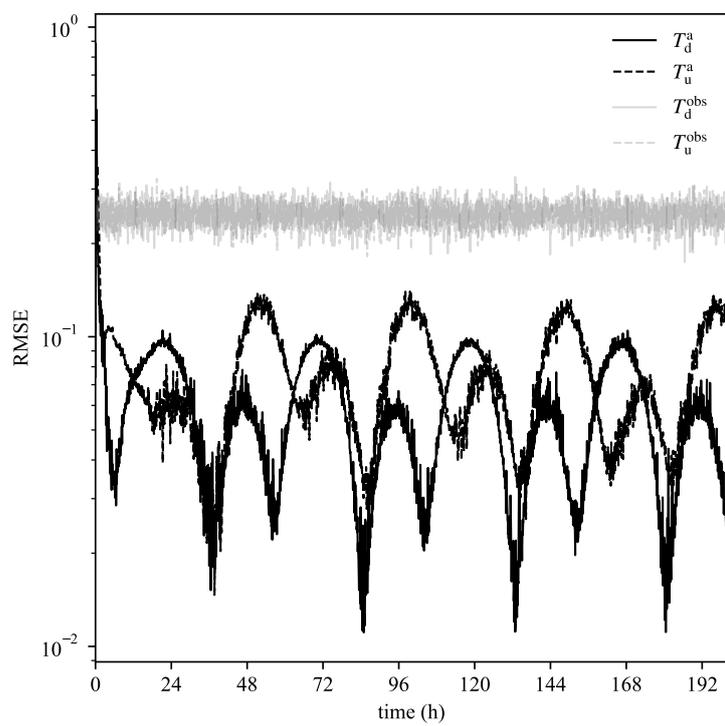


figure 5.11

CFD 解析データによる非定常加熱 OSSE 結果. 流体温度の真値との RMSE. 黒線が EnKF アンサンブル平均, 灰線が観測値.

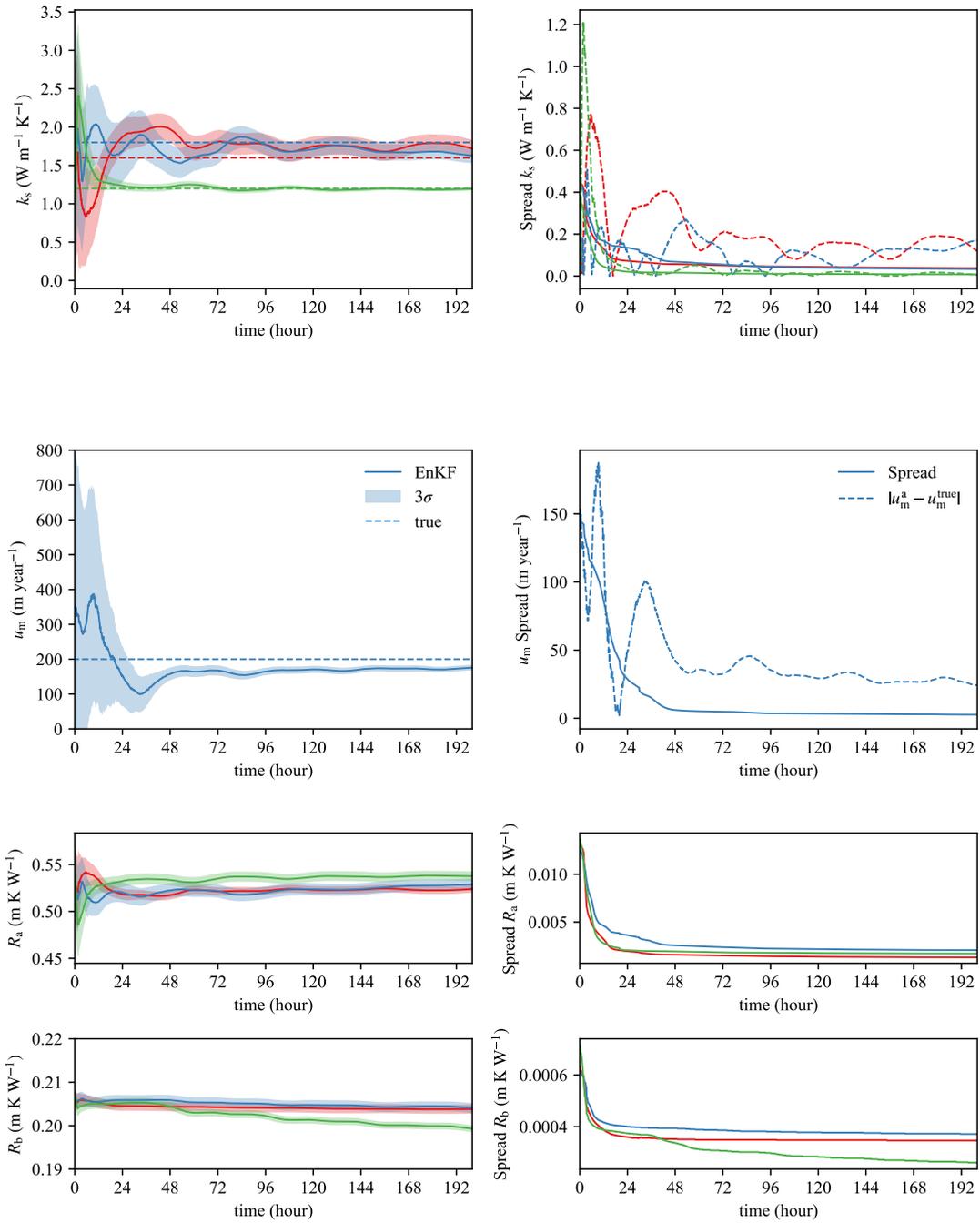


figure 5.12

CFD 解析データによる非定常加熱 OSSE 結果. モデルパラメータ推定値の推移. 実線が EnKF アンサンブル平均, 破線が真値を示す. 赤が第 1 層, 青が第 2 層, 緑が第 3 層のパラメータをそれぞれ示す.

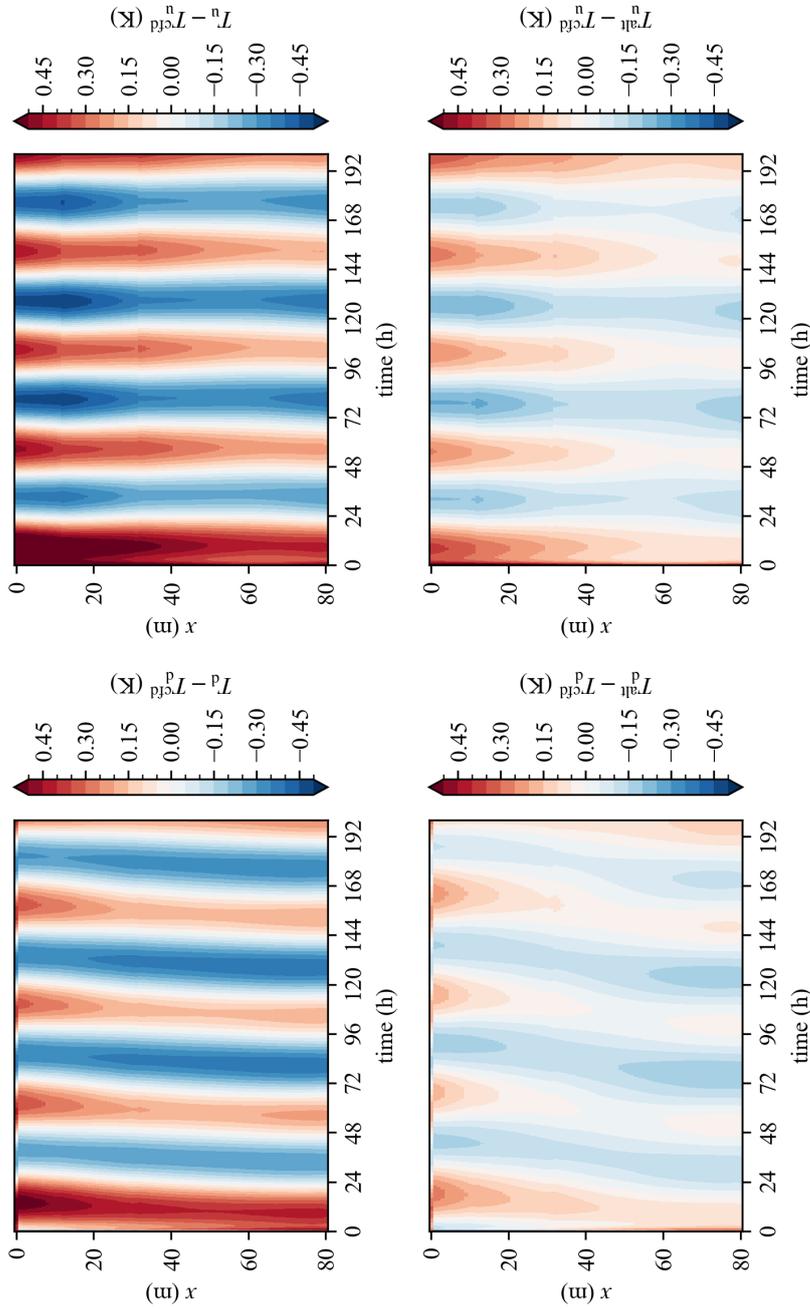


figure 5.13  
モデルパラメータ真値および OSSE により推定された代替モデルパラメータ値を用いた計算結果の CFD 解析との流体温度誤差比較.

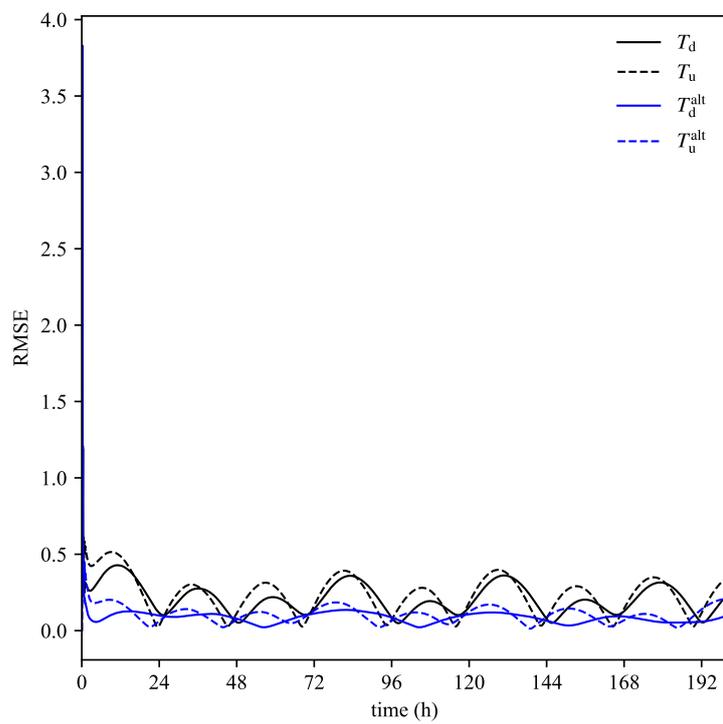


figure 5.14  
モデルパラメータ真値および OSSE により推定された代替モデルパラメータ値を用いた計算結果の CFD 解析との流体温度 RMSE 比較.

## 5.5 結論

本章ではこれまでに述べた MICS-ANN を利用した地下水流れを伴う複層地盤を考慮した準 3 次元ボアホール GHE モデルに対し EnKF によるデータ同化を適用することで地下水流れを伴う複層地盤の熱物性深度分布を推定する手法を提案した。

完全モデルを仮定した OSSE の結果, TRT のような定常加熱による温度変化は, 一定時間経過後には複数の土壌有効熱伝導率と地下水流速の組み合わせで説明できてしまうためパラメータの同時推定が困難であることを示した. そこで, 非定常加熱による温度変化を観測しこれを同化することにより土壌有効熱伝導率と地下水流速の組み合わせが同時推定できることを確認した.

次に, モデル誤差を伴う状況を想定し, 異なるモデルからの出力 (CFD 解析値) に乱数を加えたものを観測値として用いた OSSE を行った. この結果, モデルパラメータ推定値は概ね真値の周辺に収束したものの, 一定の偏差が残された. CFD 解析と開発した準 3 次元モデルでは, 鉛直方向の地盤内熱移動考慮の有無という差異があり, このモデル誤差がモデルパラメータに吸収された結果としてこの偏差が現れたものである. データ同化による推定値は, 得られた観測データが適用するモデル空間のもとで最もよく説明できる値が得られるものである. 適用したモデルを用いたシミュレーションの精度向上等のためには問題になるものではないが, 直接の物性値測定とは区別して考える必要がある.



## 第 6 章

### 結論

本論文では近年再生可能エネルギー熱として注目される地中熱利用において重要な要素技術となる地中熱交換器シミュレーションにおいて、ANN モデリング手法およびデータ同化手法といったデータ科学的手法を適用することによって、地中熱交換器数値シミュレーションの高度化、あるいはその実装の有効性を検討した。

以下に本研究で得られた知見を総括する。

地中熱交換器数値シミュレーションにおける温度応答関数の計算において、高速な計算が実現されていないモデルに対し ANN を用いて温度応答関数を高速かつ高精度に再現する手法を提案した。本研究では、中空円筒熱源周りのポテンシャル流れ場における非定常移流拡散モデルの有限体積法による解析結果を ANN によって再現する、MICS-ANN モデルを開発した。開発した学習済みモデルは非常に良好な再現精度を小さい計算負荷によって実現した。

また、ANN モデルによる地下水流れを考慮した地中熱交換器シミュレーションにおいて記した MICS-ANN モデルを活用した、熱的特性の異なる複層地盤からなる土壤に埋設されたボアホール GHE を再現する準 3 次元ボアホール GHE モデルを提案した。本章で提案したモデルは地下水流れの卓越した地層の地中温度計算に上記の MICS-ANN モデルを利用したものである。本モデルは汎用数値熱流体解析に対して非常によい再現性を示し、本モデルによってより簡便に地下水流速や地盤の複層性を考慮した GHE シミュレーションが可能となる。

GHE シミュレーションモデルに対する推定精度向上および不確実性定量化手法として EnKF によるデータ同化の適用可能性を検討した。EnKF によるデータ同化によって GHE シミュレーションの状態およびモデルパラメータの推定精度が向上することが確認された。また不確実性定量化の観点からも、データ同化手法の応用は有効であるとの結論を得た。

MICS-ANN を利用した地下水流れを伴う複層地盤を考慮した準 3 次元ボアホール GHE モデルに対し EnKF によるデータ同化を適用することで地下水流れを伴う複層地盤の熱物性深度分布を推定する手法を提案した。特に地下水流れを伴う地層の土壤有効熱伝導率と地下水流速の同時推定を行う場合には、定常加熱条件では困難になる場合があることが示された。またモデル誤差を考慮したケースでは推定された熱物性値に一定の誤差が確認されたものの、シミュレーションにおける再現計算の精度向上という観点からは非常に有効であることが示された。

本研究によって示した結果によって、地中熱交換器シミュレーションにおいてより高精度なシミュレーション、あるいはより簡便なシミュレーションの実現可能性を示すことができた。また、本研究で

---

用いたデータ科学的手法は応用範囲が非常に幅広く考えられる。特にデータ同化手法については本研究分野での応用事例は非常に限られており、今後の発展が期待される。



# 謝辭

## 謝辞

---

本研究の遂行にあたり、多くの方々にお世話になりました。ここに御礼申し上げます。

まず私の指導教員であり本論文の主査を担当していただいた北海道大学准教授 葛隆生先生に感謝申し上げます。葛先生の高い専門性と深い見識により、研究を遂行することができました。常に優しくご指導いただき、私の研究に対する熱意を引き出してくださったことに心から感謝しております。葛先生のご指導の下研究を進めることができたことは、私にとって非常に意義深いものであり、今後の人生においても大きな力となることと感じています。

また副査を担当していただいた北海道大学教授 長野克則先生は、所属研究室の長として私の研究に対して熱心に関心を寄せてくださり、的確なアドバイスを与えてくださいました。ご自身の知見を惜しみなく教えてくださり、私の研究の質を向上させることができました。長野先生が率いる研究室に所属し学生時代を過ごしたことは、大きな経験となりました。

森太郎先生、石井一英先生には、お忙しい中本論文の審査において副査を担当していただき、研究に対して熱心なご指摘、議論をいただきました。また審査委員をお引き受けいただいた先生方にも様々な視点からの質疑をいただき、本研究をよりよいものとすることができました。

本研究におけるデータ同化手法の応用に関しては、日本海洋科学振興財団の支援によって長年開催されている「データ同化夏の学校」および理化学研究所データ同化研究チームが講師を務める「理研データ同化オンラインスクール」においてその基礎を学ばせていただきました。

また、2021年度より日本学術振興会特別研究員 DC2 として採用していただきました。本研究の一部は JSPS 科研費 JP21J11799 の助成を受けたものです。この研究課題に対する研究費と同時に、生活に係る経済支援をいただきました。本制度へ採用していただいたことで、経済的な不安を軽減し研究に励むことができました。

環境システム工学研究室のスタッフ・先輩・同期・後輩には、博士後期課程進学以前から研究室生活において支えていただきました。一緒に研究を進める中で、切磋琢磨し、時には研究室外での交流も含め、多くの刺激、助力をいただきました。研究を通じて、後輩たちにもまた何か残すことができていたら幸いです。

最後に、博士後期課程への進学を応援してくださり、私を支えてくれた家族に感謝申し上げます。この場を借りて、心より感謝の意を表します。

# Bibliography

## Bibliography

---

- Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., & Koyama, M. (2019). Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework, 2623–2631. <https://doi.org/10.1145/3292500.3330701> (cit. on p. 39).
- Al-Khoury, R., BniLam, N., Arzanfudi, M. M., & Saeid, S. (2020). A spectral model for a moving cylindrical heat source in a conductive-convective domain. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *163*, 120517–120517. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2020.120517> (cit. on p. 20).
- Al-Khoury, R., BniLam, N., Arzanfudi, M. M., & Saeid, S. (2021). Analytical model for arbitrarily configured neighboring shallow geothermal installations in the presence of groundwater flow. *Geothermics*, *93*, 102063–102063. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2021.102063> (cit. on p. 20).
- Anderson, J. L. (2001). An ensemble adjustment kalman filter for data assimilation. *Monthly Weather Review*, *129*(12), 2884–2903. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2001\)129<2884:AEAKFF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2001)129<2884:AEAKFF>2.0.CO;2) (cit. on p. 87).
- Anderson, J. L. (2007). An adaptive covariance inflation error correction algorithm for ensemble filters. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, *59*(2), 210–224. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2006.00216.x> (cit. on p. 116).
- Anderson, J. L., & Anderson, S. L. (1999). A monte carlo implementation of the nonlinear filtering problem to produce ensemble assimilations and forecasts [Place: Boston MA, USA Publisher: American Meteorological Society]. *Monthly Weather Review*, *127*(12), 2741–2758. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1999\)127<2741:AMCIOT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1999)127<2741:AMCIOT>2.0.CO;2) (cit. on p. 95).
- Austin III, W. A. (1998). *Development of an in situ system for measuring ground thermal properties* [Doctoral dissertation, Oklahoma State University]. (Cit. on p. 23).
- Bauer, D., Heidemann, W., Müller-Steinhagen, H., & Diersch, H.-J. G. (2011). Thermal resistance and capacity models for borehole heat exchangers. *International Journal of Energy Research*, *35*(4), 312–320. <https://doi.org/10.1002/er.1689> (cit. on pp. 18, 56).
- Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, *13*, 281–305 (cit. on p. 39).

- Bishop, C. H., Etherton, B. J., & Majumdar, S. J. (2001). Adaptive sampling with the ensemble transform kalman filter. part i: Theoretical aspects [Place: Boston MA, USA Publisher: American Meteorological Society]. *Monthly Weather Review*, *129*(3), 420–436. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2001\)129<0420:ASWTET>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2001)129<0420:ASWTET>2.0.CO;2) (cit. on pp. 87, 88).
- Buckingham, E. (1914). On physically similar systems; illustrations of the use of dimensional equations. *Phys. Rev.*, *4*(4), 345–376 (cit. on p. 31).
- Burgers, G., Jan van Leeuwen, P., & Evensen, G. (1998). Analysis scheme in the ensemble kalman filter [Place: Boston MA, USA Publisher: American Meteorological Society]. *Monthly Weather Review*, *126*(6), 1719–1724. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1998\)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1998)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2) (cit. on pp. 86–88).
- Carslaw, H. S., & Jaeger, J. C. (1959). *Conduction of heat in solids*. (Cit. on pp. 18, 19, 23, 61, 91).
- Chae, H., Nagano, K., Sakata, Y., Katsura, T., & Kondo, T. (2020). Estimation of fast groundwater flow velocity from thermal response test results. *Energy and Buildings*, *206*, 109571. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109571> (cit. on p. 24).
- Claesson, J., & Eskilson, P. (1988). Conductive heat extraction to a deep borehole: Thermal analyses and dimensioning rules. *Energy*, *13*(6), 509–527. [https://doi.org/10.1016/0360-5442\(88\)90005-9](https://doi.org/10.1016/0360-5442(88)90005-9) (cit. on p. 18).
- Conti, P., Testi, D., & Grassi, W. (2018). Transient forced convection from an infinite cylindrical heat source in a saturated darcian porous medium. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *117*(915), 154–166. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.10.012> (cit. on p. 20).
- Cupeiro Figueroa, I., Cimmino, M., Drgoña, J., & Helsen, L. (2021). Fluid temperature predictions of geothermal borefields using load estimations via state observers. *Journal of Building Performance Simulation*, *14*(1), 1–19. <https://doi.org/10.1080/19401493.2020.1838612> (cit. on p. 24).
- Cupeiro Figueroa, I., Drgoña, J., & Helsen, L. (2019). State estimators applied to a white-box geothermal borefield controller model. *Proceedings of International Building*

## Bibliography

---

- Simulation Conference 2019*, 830–837. <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210226> (cit. on p. 24).
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2(4), 303–314. <https://doi.org/10.1007/BF02551274> (cit. on p. 20).
- Dalla Santa, G., Galgaro, A., Sassi, R., Cultrera, M., Scotton, P., Mueller, J., Bertermann, D., Mendrinós, D., Pasquali, R., Perego, R., Pera, S., Di Sipio, E., Cassiani, G., De Carli, M., & Bernardi, A. (2020). An updated ground thermal properties database for GSHP applications. *Geothermics*, 85, 101758–101758. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2019.101758> (cit. on p. 102).
- De Carli, M., Tonon, M., Zarrella, A., & Zecchin, R. (2010). A computational capacity resistance model (CaRM) for vertical ground-coupled heat exchangers. *Renewable Energy*, 35(7), 1537–1550. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2009.11.034> (cit. on p. 18).
- Desroziers, G., Berre, L., Chapnik, B., & Poli, P. (2005). Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space [Publisher: Wiley Online Library]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society: A journal of the atmospheric sciences, applied meteorology and physical oceanography*, 131(613), 3385–3396 (cit. on p. 116).
- Diao, N., Li, Q., & Fang, Z. (2004). Heat transfer in ground heat exchangers with groundwater advection [Publisher: Elsevier Masson]. *International Journal of Thermal Sciences*, 43(12), 1203–1211. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2004.04.009> (cit. on pp. 19, 23).
- Erol, S., & François, B. (2018). Multilayer analytical model for vertical ground heat exchanger with groundwater flow. *Geothermics*, 71, 294–305. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2017.09.008> (cit. on p. 19).
- Evensen, G. (1994). Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using monte carlo methods to forecast error statistics [Publisher: John Wiley & Sons, Ltd]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 99, 10143–10162. <https://doi.org/10.1029/94JC00572> (cit. on pp. 86, 88).

- Evensen, G. (2009a). *Data assimilation*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-03711-5> (cit. on pp. 24, 88).
- Evensen, G. (2009b). The ensemble kalman filter for combined state and parameter estimation. *IEEE Control Systems*, 29(3), 83–104. <https://doi.org/10.1109/MCS.2009.932223> (cit. on p. 88).
- Fan, R., Jiang, Y., Yao, Y., Shiming, D., & Ma, Z. (2007). A study on the performance of a geothermal heat exchanger under coupled heat conduction and groundwater advection. *Energy*, 32(11), 2199–2209. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2007.05.001> (cit. on pp. 19, 23).
- Fernández, M., Eguía, P., Granada, E., & Febrero, L. (2017). Sensitivity analysis of a vertical geothermal heat exchanger dynamic simulation: Calibration and error determination. *Geothermics*, 70, 249–259. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2017.06.012> (cit. on p. 24).
- Fujii, H., Itoi, R., Fujii, J., & Uchida, Y. (2005). Optimizing the design of large-scale ground-coupled heat pump systems using groundwater and heat transport modeling. *Geothermics*, 34(3), 347–364. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2005.04.001> (cit. on pp. 19, 23).
- Fujii, H., Nomoto, T., Ohshima, K., Ishikami, T., Taniguchi, S., & Yamaguchi, M. (2011). Evaluation of enhanced heat exchange rates by groundwater pumping in vertical ground heat exchangers. *Journal of the Geothermal Research Society of Japan*, 33(2), 67–76. <https://doi.org/10.11367/grsj.33.67> (cit. on p. 19).
- Gehlin, S. (2002). *Thermal response test: Method development and evaluation* [Doctoral dissertation, Luleå tekniska universitet]. (Cit. on p. 23).
- Gustafsson, N. (2007). Discussion on ‘4d-var or EnKF?’ *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 59(5), 774–777. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2007.00262.x> (cit. on p. 24).
- Haehnlein, S., Bayer, P., & Blum, P. (2010). International legal status of the use of shallow geothermal energy [Publisher: Elsevier Ltd]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(9), 2611–2625. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.07.069> (cit. on p. 16).

## Bibliography

---

- Hahn, D. W., & Özisik, M. N. (2012). *Heat conduction*. John Wiley & Sons. (Cit. on p. 18).
- Hunt, B. R., Kostelich, E. J., & Szunyogh, I. (2007). Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform kalman filter. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 230(1), 112–126. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2006.11.008> (cit. on p. 87).
- IEA. (2022). *Buildings, IEA, paris* <https://www.iea.org/reports/buildings>, license: CC BY 4.0. (Cit. on p. 14).
- Ikeda, S., Choi, W., & Ooka, R. (2017). Optimization method for multiple heat source operation including ground source heat pump considering dynamic variation in ground temperature [Publisher: Elsevier]. *Applied Energy*, 193, 466–478. <https://doi.org/10.1016/J.APENERGY.2017.02.047> (cit. on p. 18).
- Ingersoll, L. R., Zobel, O. J., & Ingersoll, A. C. (1948). *Heat conduction, with engineering and geological applications*. McGraw-Hill Book Co. (Cit. on pp. 18, 19, 23, 61, 91).
- IPCC. (2021). Summary for policymakers [Type: Book Section]. In V. Masson-Delmotte, P. Zhai, A. Pirani, S. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J. Matthews, T. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, & B. Zhou (Eds.), *Climate change 2021: The physical science basis. contribution of working group i to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change* (3–32). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157896.001> (cit. on p. 14).
- Javed, S., & Spitler, J. (2016, January 1). 3 - calculation of borehole thermal resistance. In S. J. Rees (Ed.), *Advances in ground-source heat pump systems* (pp. 63–95). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-100311-4.00003-0> (cit. on p. 62).
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), 35–45. <https://doi.org/10.1115/1.3662552> (cit. on pp. 86, 88).
- Katsura, T., Shoji, Y., Sakata, Y., & Nagano, K. (2020). Method for calculation of ground temperature in scenario involving multiple ground heat exchangers considering groundwater advection [Publisher: Elsevier B.V.]. *Energy and Buildings*, 220, 110000–110000. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110000> (cit. on pp. 20, 47, 50).

- Kotsuki, S., Ota, Y., & Miyoshi, T. (2017). Adaptive covariance relaxation methods for ensemble data assimilation: Experiments in the real atmosphere. *QUARTERLY JOURNAL OF THE ROYAL METEOROLOGICAL SOCIETY*, 143(705), 2001–2015. <https://doi.org/10.1002/qj.3060> (cit. on p. 116).
- Lamarche, L., & Beauchamp, B. (2007a). A new contribution to the finite line-source model for geothermal boreholes. *Energy and Buildings*, 39(2), 188–198. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.06.003> (cit. on pp. 19, 23).
- Lamarche, L., & Beauchamp, B. (2007b). New solutions for the short-time analysis of geothermal vertical boreholes. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 50(7), 1408–1419. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2006.09.007> (cit. on p. 62).
- Lamarche, L., Kaji, S., & Beauchamp, B. (2010). A review of methods to evaluate borehole thermal resistances in geothermal heat-pump systems. *Geothermics*, 39(2), 187–200. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2010.03.003> (cit. on p. 62).
- Larwa, B. (2018). Heat transfer model to predict temperature distribution in the ground. *Energies*, 12(1), 25. <https://doi.org/10.3390/en12010025> (cit. on pp. 16, 17).
- Li, H., Kalnay, E., & Miyoshi, T. (2009). Simultaneous estimation of covariance inflation and observation errors within an ensemble kalman filter. *QUARTERLY JOURNAL OF THE ROYAL METEOROLOGICAL SOCIETY*, 135(639), 523–533. <https://doi.org/10.1002/qj.371> (cit. on pp. 115, 116).
- Li, H., Nagano, K., Lai, Y., Shibata, K., & Fujii, H. (2013). Evaluating the performance of a large borehole ground source heat pump for greenhouses in northern japan. *Energy*, 63, 387–399. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.09.009> (cit. on p. 19).
- Li, M., & Lai, A. C. K. (2012). Heat-source solutions to heat conduction in anisotropic media with application to pile and borehole ground heat exchangers. *Applied Energy*, 96, 451–458. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.02.084> (cit. on p. 19).
- Li, M., & Lai, A. C. (2012). Parameter estimation of in-situ thermal response tests for borehole ground heat exchangers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 55(9), 2615–2624. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2011.12.033> (cit. on p. 23).

- Li, M., & Lai, A. C. (2015). Review of analytical models for heat transfer by vertical ground heat exchangers (GHEs): A perspective of time and space scales. *Applied Energy*, *151*, 178–191. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.04.070> (cit. on p. 18).
- Li, M., Zhang, L., & Liu, G. (2019). Estimation of thermal properties of soil and backfilling material from thermal response tests (TRTs) for exploiting shallow geothermal energy: Sensitivity, identifiability, and uncertainty. *Renewable Energy*, *132*, 1263–1270. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.09.022> (cit. on p. 23).
- Li, M., Zhang, L., & Liu, G. (2020). Step-wise algorithm for estimating multi-parameter of the ground and geothermal heat exchangers from thermal response tests. *Renewable Energy*, *150*, 435–442. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.12.140> (cit. on p. 23).
- Lorenz, E. N. (1963). Deterministic nonperiodic flow [Place: Boston MA, USA Publisher: American Meteorological Society]. *Journal of Atmospheric Sciences*, *20*(2), 130–141. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0130:DNF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2) (cit. on p. 23).
- Lund, J. W., & Boyd, T. L. (2016). Direct utilization of geothermal energy 2015 worldwide review [Publisher: CNR-Istituto di Geoscienze e Georisorse]. *Geothermics*, *60*, 66–93. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2015.11.004> (cit. on p. 16).
- Lund, J. W., & Toth, A. N. (2021). Direct utilization of geothermal energy 2020 worldwide review. *Geothermics*, *90*, 101915–101915. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2020.101915> (cit. on p. 16).
- Maestre, I. R., Gallero, F. J. G., Gómez, P. Á., & Pérez-Lombard, L. (2015). A new RC and g-function hybrid model to simulate vertical ground heat exchangers. *Renewable Energy*, *78*, 631–642. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.01.045> (cit. on p. 18).
- Man, Y., Yang, H., Diao, N., Liu, J., & Fang, Z. (2010). A new model and analytical solutions for borehole and pile ground heat exchangers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2010.03.001> (cit. on p. 19).
- Marcotte, D., & Pasquier, P. (2008). Fast fluid and ground temperature computation for geothermal ground-loop heat exchanger systems. *Geothermics*, *37*(6), 651–665. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2008.08.003> (cit. on p. 18).

- Minaei, A., & Maerefat, M. (2017). Thermal resistance capacity model for short-term borehole heat exchanger simulation with non-stiff ordinary differential equations. *Geothermics*, 70, 260–270. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2017.06.011> (cit. on pp. 18, 56, 59, 61, 83).
- Mitchell, H. L., & Houtekamer, P. L. (2000). An adaptive ensemble kalman filter. *MONTHLY WEATHER REVIEW*, 128, 18 (cit. on p. 95).
- Miyoshi, T. (2011). The gaussian approach to adaptive covariance inflation and its implementation with the local ensemble transform kalman filter. *Monthly Weather Review*, 139(5), 1519–1535. <https://doi.org/10.1175/2010MWR3570.1> (cit. on p. 116).
- Molina-Giraldo, N., Blum, P., Zhu, K., Bayer, P., & Fang, Z. (2011). A moving finite line source model to simulate borehole heat exchangers with groundwater advection [Publisher: Elsevier Masson SAS]. *International Journal of Thermal Sciences*, 50(12), 2506–2513. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2011.06.012> (cit. on pp. 19, 23).
- Munson, B. R., Young, D. F., Okiishi, T. H., & Huebsch, W. W. (2006). Fundamentals of fluid mechanics. hoboken. *John Wiley & Sons, Inc*, 69, 520–520 (cit. on p. 30).
- Nam, Y., Ooka, R., & Hwang, S. (2008). Development of a numerical model to predict heat exchange rates for a ground-source heat pump system. *Energy and Buildings*, 40(12), 2133–2140. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.06.004> (cit. on pp. 19, 23).
- Navon, I. M. (2009). Data assimilation for numerical weather prediction: A review. In S. K. Park & L. Xu (Eds.), *Data assimilation for atmospheric, oceanic and hydrologic applications* (pp. 21–65). Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-540-71056-1\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-540-71056-1_2) (cit. on p. 24).
- Oka, Y., & Ohno, M. (2020). Parameter estimation for heat transfer analysis during casting processes based on ensemble kalman filter. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 149, 119232. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.119232> (cit. on p. 24).
- OpenCFD Ltd. (2020). *OpenFOAM® - official home of the open source computational fluid dynamics (CFD) toolbox*. Retrieved March 24, 2021, from <https://www.openfoam.com> (cit. on p. 33).

- Pasquier, P., Zarrella, A., & Labib, R. (2018). Application of artificial neural networks to near-instant construction of short-term g-functions. *Applied Thermal Engineering*, *143*, 910–921. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2018.07.137> (cit. on p. 20).
- Paszke, A., Gross, S., Chintala, S., Chanan, G., Yang, E., DeVito, Z., Lin, Z., Desmaison, A., Antiga, L., & Lerer, A. (2017). Automatic differentiation in pytorch (cit. on p. 38).
- Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., ... Chintala, S. (2019). PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library. <http://arxiv.org/abs/1912.01703> (cit. on p. 38).
- Piller, M., & Liuzzo Scorpo, A. (2013). Numerical investigation of forced convection from vertical boreholes. *Geothermics*, *45*, 41–56. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2012.10.001> (cit. on p. 20).
- Puttige, A. R., Andersson, S., Östin, R., & Olofsson, T. (2020). Improvement of borehole heat exchanger model performance by calibration using measured data. *Journal of Building Performance Simulation*, *13*(4), 430–442. <https://doi.org/10.1080/19401493.2020.1761451> (cit. on p. 25).
- Raymond, J., Therrien, R., Gosselin, L., & Lefebvre, R. (2011). Numerical analysis of thermal response tests with a groundwater flow and heat transfer model. *Renewable Energy*, *36*(1), 315–324. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2010.06.044> (cit. on p. 23).
- Rivera, J. A., Blum, P., & Bayer, P. (2015). Analytical simulation of groundwater flow and land surface effects on thermal plumes of borehole heat exchangers. *Applied Energy*, *146*, 421–433. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.02.035> (cit. on p. 19).
- Signorelli, S., Bassetti, S., Pahud, D., & Kohl, T. (2007). Numerical evaluation of thermal response tests. *Geothermics*, *36*(2), 141–166. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2006.10.006> (cit. on p. 19).
- Snoek, J., Larochelle, H., & Adams, R. P. (2012). Practical bayesian optimization of machine learning algorithms, 2951–2959 (cit. on p. 39).

- Spitler, J. D., Austin III, W. A., & Yavuzturk, C. (2000). Development of an in-situ system and analysis procedure for measuring ground thermal properties [Publisher: American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers] (cit. on p. 23).
- Tippett, M. K., Anderson, J. L., Bishop, C. H., Hamill, T. M., & Whitaker, J. S. (2003). Ensemble square root filters. *MONTHLY WEATHER REVIEW*, *131*(7), 1485–1490. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2003\)131<1485:ESRF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2003)131<1485:ESRF>2.0.CO;2) (cit. on p. 87).
- Tordrup, K., Poulsen, S., & Bjørn, H. (2017). An improved method for upscaling borehole thermal energy storage using inverse finite element modelling. *Renewable Energy*, *105*, 13–21. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.011> (cit. on p. 24).
- Vogt, C., Klitzsch, N., & Rath, V. (2014). On self-potential data for estimating permeability in enhanced geothermal systems. *Geothermics*, *51*, 201–213. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2014.01.008> (cit. on p. 24).
- Vrugt, J. A., Diks, C. G. H., Gupta, H. V., Bouten, W., & Verstraten, J. M. (2005). Improved treatment of uncertainty in hydrologic modeling: Combining the strengths of global optimization and data assimilation: TREATMENT OF UNCERTAINTY IN HYDROLOGIC MODELING. *Water Resources Research*, *41*(1). <https://doi.org/10.1029/2004WR003059> (cit. on p. 24).
- Weller, H. G., Tabor, G., Jasak, H., & Fureby, C. (1998). A tensorial approach to computational continuum mechanics using object-oriented techniques [Publisher: AIP Publishing]. *Computers in Physics*, *12*(6), 620–620. <https://doi.org/10.1063/1.168744> (cit. on p. 33).
- Whitaker, J. S., & Hamill, T. M. (2002). Ensemble data assimilation without perturbed observations [Place: Boston MA, USA Publisher: American Meteorological Society]. *Monthly Weather Review*, *130*(7), 1913–1924. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2002\)130<1913:EDAWPO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2002)130<1913:EDAWPO>2.0.CO;2) (cit. on p. 87).
- Whitaker, J. S., & Hamill, T. M. (2012). Evaluating methods to account for system errors in ensemble data assimilation. *MONTHLY WEATHER REVIEW*, *140*, 12 (cit. on p. 95).
- Ying, Y., & Zhang, F. (2015). An adaptive covariance relaxation method for ensemble data assimilation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, *141*(692), 2898–2906. <https://doi.org/10.1002/qj.2576> (cit. on p. 95).

## Bibliography

---

- Zeng, H. Y., Diao, N. R., & Fang, Z. H. (2002). A finite line-source model for boreholes in geothermal heat exchangers. *Heat Transfer-Asian Research*, 31(7), 558–567. <https://doi.org/10.1002/htj.10057> (cit. on pp. 19, 23).
- Zhang, F., Snyder, C., & Sun, J. (2004). Impacts of initial estimate and observation availability on convective-scale data assimilation with an ensemble kalman filter. *MONTHLY WEATHER REVIEW*, 132, 16. [https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/132/5/1520-0493\\_2004\\_132\\_1238\\_ioieao\\_2.0.co\\_2.xml](https://journals.ametsoc.org/view/journals/mwre/132/5/1520-0493_2004_132_1238_ioieao_2.0.co_2.xml) (cit. on pp. 95, 121).
- Zhang, W., Yang, H., Lu, L., & Fang, Z. (2013). The analysis on solid cylindrical heat source model of foundation pile ground heat exchangers with groundwater flow. *Energy*, 55, 417–425. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.03.092> (cit. on p. 20).
- 新堀, 雄., 岩田, 宜., 森下, 可., & 深谷, 滋. (2002). 坑井を用いた地中熱利用 HP の設計と地下水流動との関係についての一考察. *日本地熱学会誌*, 24(4), 339–348. <https://doi.org/10.11367/grsj1979.24.339> (cit. on p. 19).
- 経済産業省資源エネルギー庁. (2022). 令和 3 年度エネルギーに関する年次報告(エネルギー白書 2022). (Cit. on p. 14).
- 葛, 隆., 長野, 克., & 中村, 靖. (2015). 複層地盤を考慮した地中熱交換器のシミュレーションツールの開発とその応用. *日本冷凍空調学会論文集*, 32(3), 335–344. <https://doi.org/10.11322/tjsrae.15-24RE> (cit. on p. 19).
- 長野, 克., & 葛, 隆. (2005). 土壌熱源ヒートポンプシステム設計・性能予測ツールに関する研究 : 第 1 報-単独垂直型地中熱交換器の設計・性能予測ツールの開発. *空気調和・衛生工学会論文集*, 30(101), 11–20. [https://doi.org/10.18948/shase.30.101\\_11](https://doi.org/10.18948/shase.30.101_11) (cit. on p. 18).