

地下水流れを伴う地中熱交換器周囲温度計算手法の開発
その1 ニューラルネットワークによる温度応答回帰モデル

Development of Calculation Method for Ground Heat Exchangers Field Temperature
involving Groundwater Advection

Part 1 Regression Model of Temperature Response Function using Neural Network

学生会員 ○小司 優陸 (北海道大学) 正会員 葛 隆生 (北海道大学)
正会員 阪田 義隆 (北海道大学) 正会員 長野 克則 (北海道大学)
Yutaka SHOJI*¹ Takao KATSURA*¹ Yoshitaka SAKATA*¹ Katsunori NAGANO*¹

*¹ Hokkaido University

The calculation of the temperature of ground heat exchangers field considering groundwater advection is one of the most noteworthy challenges for the simulation and design of a shallow geothermal system. This research proposes a new method to calculate the temperature of ground heat exchangers field with groundwater flow. The moving infinite cylindrical source problem is numerically calculated in gridded parameters. Then, we trained an artificial neural network with the numerically calculated results in order to regenerate the moving infinite cylindrical source solution. The trained neural network demonstrated 9.67×10^{-4} RMSE in dimensionless temperature.

はじめに

地中熱の利用形態として最も普及している地中熱ヒートポンプ (GSHP) システムは高効率な熱供給システムとして知られている。その導入設備容量は全世界で 50GW に達しているが、しかしその殆どが北米・中国・欧州に占められており、日本での導入容量は 0.1 GW に留まっている¹⁾。その主な原因は地中熱交換器 (GHE) の高い導入コストであり、GSHP システムの普及にはライフサイクルコストを削減する設計が課題となっている。

この課題に対して、GSHP システムの設計段階で地下水流れによる熱輸送を考慮することで導入 GHE 規模を削減できることが考えられる²⁾。しかし現在設計において用いられている GHE 周囲温度場の計算手法としては、熱伝導現象のみを扱うモデルや GHE の径を無限小として、GHE による流れの干渉を考慮しないモデル、或いは計算負荷が大きく長期のシミュレーションに適さない数値解析に限られている³⁾⁴⁾。

本研究では、地下水流れ場における地中熱交換器周囲温度場の非定常高速計算手法として、無限円柱周りのポテンシャル流れ場における移流拡散問題：移動無限円筒 (MICS) 問題⁵⁾について、数値解析により得られた定常加熱条件下での温度応答関数をニューラルネットワークによって回帰したモデルを構築する。

1. 手法

1.1 移動無限円筒問題

MICS 問題の概念図を図-1 に示す。MICS 問題は地中及び地下水流れを飽和・均質・等方的な多孔質媒体中の非圧縮性ダルシー流れとして扱い、GHE を媒体中の中空円筒とみなし流れ場としてはこの周りの二次元非圧縮渦なし流れを考える。MICS は解析解が導かれていないため、まず数値解析を行い、その結果をニューラルネットワークに学習させた回帰モデルを構築する。

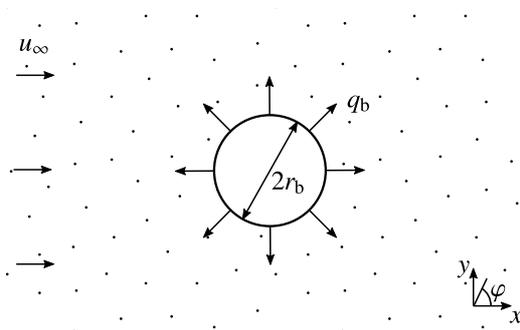


図-1 移動無限円筒問題概念図

1.2 数値解析によるパラメータスタディ

この MICS 問題について、有限体積法を用いたオープンソース CFD ソフトウェアである OpenFOAM (v1812) による数値解析を行った。数値解析の概念図を図-2 に示す。計算対象領域としては、対称性を考え半径 r_b の半円周

囲の空間を考える。また無限媒体を再現するため、十分広い $500r_b \times 1000r_b$ の領域を扱う。境界条件は、対称面に対称境界条件、円筒表面ではノイマン境界として

$$\frac{\partial T}{\partial r} \Big|_{r=r_b} = -\frac{q_b}{2\pi r_b k_m} = -1, \text{ 他の境界では同様にノイマン}$$

境界として断熱条件をそれぞれ与えた。また離散化スキームに関して、時間項についてはオイラー法、対流項については二次精度風上差分、拡散項については中心差分をそれぞれ用いた。

ここで移動無限線源理論と同様に、移動無限円筒理論に対しても同様の無次元化ができると考え、無次元温度 $\Theta = 2\pi k_m(T - T_0)/q_b$ 、フーリエ数 $Fo = \alpha_m t/r^2$ 、ペクレ数 $Pe = u_{m,\infty} r/\alpha_m$ 及び角度 φ によって、以下の様に表せるとする。

$$\Theta = f(Fo, Pe, \varphi) \quad (4)$$

OpenFOAMによる非定常数値解析は上記の Fo, Pe, φ の3変数に対するパラメータスタディを目的とする。フーリエ数に関しては、 $Fo \leq 10^4$ の範囲で計算を行った。また、ペクレ数に関しては、 Pe に対して対数的に温度場が変化することがわかっているため、 $Pe = (1.0 \times 10^{-3}) \times 1.1^{n-1}$ として、 $n = 1, 2, \dots, 99$ のケースで計算を行った。数値解析結果の一例を図-3に示す。これは、上側：流れなし条件と下側：流れの存在する条件における、 $Fo = 10^4$ の時の GHE 近傍 ($5r_b \times 10r_b$) の温度分布であり、円筒周囲に流れ場が形成されることによって円筒周囲の熱輸送がなされ、熱蓄積が抑えられていることがわかる。

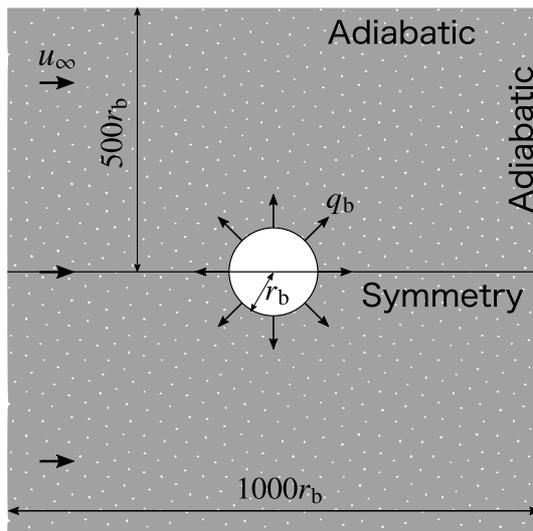


図-2 数値解析概念図

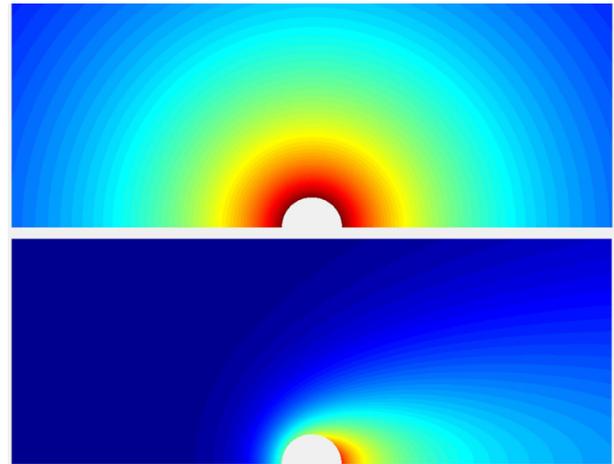


図-3 MICS 数値解析計算結果一例

(上：流れなし，下：流れあり)

1.3 ニューラルネットワークモデル

上述の数値解析によるパラメータスタディの結果を ANN に学習させ回帰モデルを構築した。ANN 学習においては、MATLAB 及びそのアドオンである Deep Learning Toolbox, Machine Learning Toolbox を用いた。ANN の構成図を図-4に示す。モデルには入力層、隠れ層、出力層の各層が全結合し順伝播するフィードフォワードネットワークを用い、各々の隠れ層に活性化関数として ReLU 関数を設定した。また入力パラメータは上述の様に無次元化を考え (Fo, Pe, φ) の3変数を与え、出力 (教師データ) として無次元温度 Θ を与えた。尚、入力データの内 Fo, Pe に関しては正規化のため対数変換を行った。移動無限円筒理論は、円筒表面から十分に遠い地点では移動無限線源理論の解と一致する。従って、本研究で ANN による回帰の対象とするのは円筒表面 $r = r_b$ の地点のみとした。この時、数値解析によって得られたデータセットは、 Fo について 128、 Pe について 99、 φ について 991 の、総データ長 $128 \times 99 \times 991 = 12557952$ の (Fo, Pe, φ) 及び Θ の教師データである。このデータセットに対して ANN による回帰を行う。

機械学習においては、ANN におけるレイヤー数やユニット数の様に、学習に際して事前に決定するハイパーパラメータが存在する。ハイパーパラメータはその値によってモデルの精度が大きく変動するものの、用いるデータセットやモデルによって最適な値は異なり、理論的にこれらを実験的に設計する手法は確立されていない。ハイパーパラメータを決定する手法としてはグリッドサーチやランダムサーチなどがあるが、近年では確率的なブラックボックス関数の最適化手法であるベイズ最適化を用いたハイパーパラメータ決定が効率的な手法として知られている。本研究においても、ハイパーパラメータの決定手法としてベイズ最適化を用いることとした。ベイズ最適化によって決定するハイパーパラメータとしては、ANN にお

ける隠れ層の数 n_{Hidden} , 各隠れ層におけるユニット数 n_{Unit} , 及び L2 正則化係数 λ の 3 パラメータとした. 隠れ層の数, 隠れ層ユニット数は ANN における表現能力を決定し, これらが増加するほど教師データへの適合性は向上するが, 同時に与えたデータへ過適合することが考えられる. L2 正則化係数は, この過適合を抑制する L2 正則化に用いられるパラメータであり, L2 正則化係数が大きいほど教師データへの過適合を抑制する. それぞれの探索範囲を表-1 に示す. また, ベイズ最適化における最大評価時間は 72 時間, 最大評価回数は 50 回とした. 移動無限円筒問題の数値解析結果を学習した ANN 回帰モデルの性能検証方法としては, 総データ数が大きいことからデータセットを一定の比率でランダムにトレーニングデータセットと検証データセット及びテストデータセットに分割する, Hold-out 法による検証を行う. 本研究での各々の比率は, Training: Validation: Test = 8: 1: 1 とした. なお, ANN の学習過程における損失関数については RMSE 値を用いた. ベイズ最適化及び ANN の学習と性能評価の流れを図-5 に示す. ベイズ最適化のアルゴリズムによって与えられたパラメータ設定においてトレーニングデータセットによる学習が行われ, その後学習された ANN の検証が検証データセットによって行われる. これを最大評価時間・回数 の範囲内で反復し, 最終的に検証結果の RMSE が最小となったケースについてテストデータセットに対する RMSE を計算し, 最終的な, 移動無限円筒問題に対する ANN 回帰モデルの性能とする.

表-1 ベイズ最適化におけるパラメータ探索範囲

Parameters	Range	
n_{Hidden}	1-5	(Integer)
n_{Unit}	100-2000	(Integer)
λ	10^{-18} - 10^{-9}	

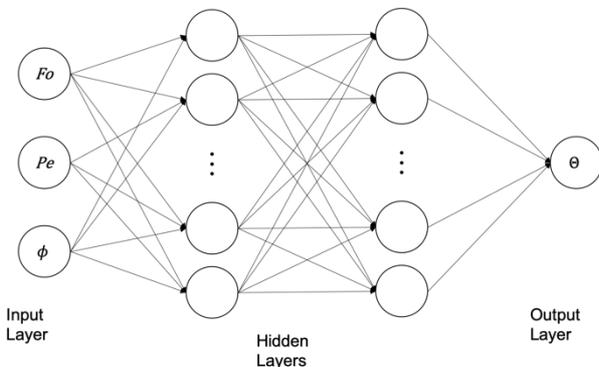


図-4 ANN 構成図

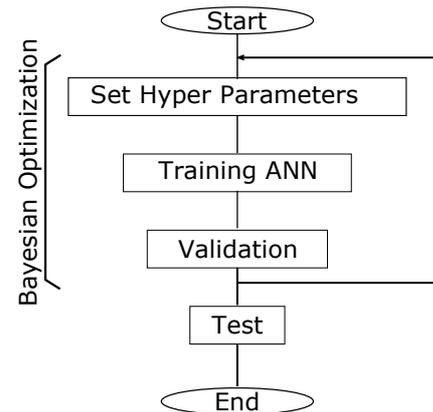


図-5 ベイズ最適化及び ANN 学習と性能評価フローチャート

2. 結果及び考察

移動無限円筒問題の数値解析値を ANN によって回帰した. はじめにベイズ最適化によって決定された ANN ハイパーパラメータについて示す. ベイズ最適化の結果, 数値解析値に対する ANN 回帰モデルの RMSE が最小となったハイパーパラメータの値は表-2 の様であった.

n_{Hidden} , n_{Unit} に関しては, 設定した探索範囲で最大の値を取る結果となった. このことから, 学習された ANN モデルはトレーニングデータセットに対してアンダーフィッティングの状態にあり, さらに隠れ層数とユニット数を増加することで RMSE を ANN モデルの回帰誤差をより小さく出来ることが考えられる. しかしこのハイパーパラメータにおける ANN の性能としての RMSE は表-3 の様であり, テストデータセットに対する RMSE が 9.67×10^{-4} と回帰モデルとして十分に小さい値が得られている. 隠れ層の数とユニット数を増加させることで, ANN 回帰モデルによる計算時間が増大することも考えられるため, 本研究における ANN ハイパーパラメータはこの値を用いることとした. 図-6 に数値解析値と ANN 回帰モデルそれぞれの $\varphi = 0, P_e = (1.0 \times 10^{-3}) \times 1.1^{n-1}$ (上から $n = 9, 18, \dots, 99$) における温度応答関数を示す. 見かけ上にも数値解析値と ANN 回帰モデルによる計算結果はよく一致している. また検証データセットに対しての RMSE は 9.70×10^{-4} , テストデータセットに対しての RMSE は 9.67×10^{-4} と, その差は 0.03×10^{-4} と十分に小さい値である. このことから, 学習された ANN において教師データへの過適合は発生しておらず, 汎化性能についても良好であると言える. 図-7 に示す様に, ANN 回帰モデルの数値解析値に対する最大絶対誤差は, 数値解析での無次元温度 $\theta = 1.576$ の点における 0.0212 と十分に小さい値である. また, 図-8 に数値解析値に対する ANN 回帰モデルの相対誤差を示す. 数値解析値がごく小さい点において相対誤差が大きくなっているが, 最大でも相対誤差は 7.76% であり, 数値解析値が 0.1 以上の範

困では、相対誤差は最大で2.78%であった。学習された移動無限円筒問題の ANN モデルは十分な回帰性能を示した。またこの図から、トレーニングデータセット・検証データセット・テストデータセットそれぞれに対する ANN 回帰モデルの残差の分布に著しい差がないことがわかり、これによっても ANN 回帰モデルの汎化性能が得られていることが示されている。

表-2 ベイズ最適化結果

Parameters	Value
n_{Hidden}	5
n_{Unit}	2000
λ	4.95×10^{-18}

表-3 ANN 性能 RMSE

	RMSE
Validation	9.70×10^{-4}
Test	9.67×10^{-4}

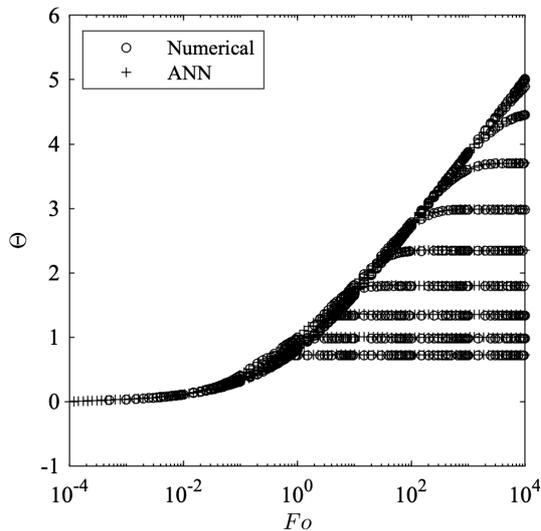


図-6 数値解析値と ANN モデルの温度応答関数比較

$\varphi = 0, Pe = (1.0 \times 10^{-3}) \times 1.1^{n-1}$ (上から $n = 9, 18, \dots, 99$)

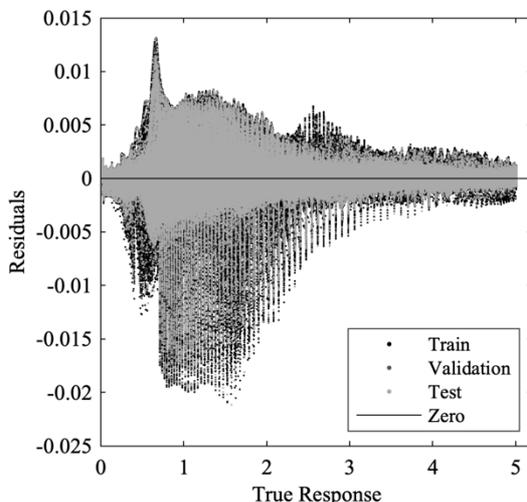


図-7 真値（数値解析値）に対する ANN モデルの残差

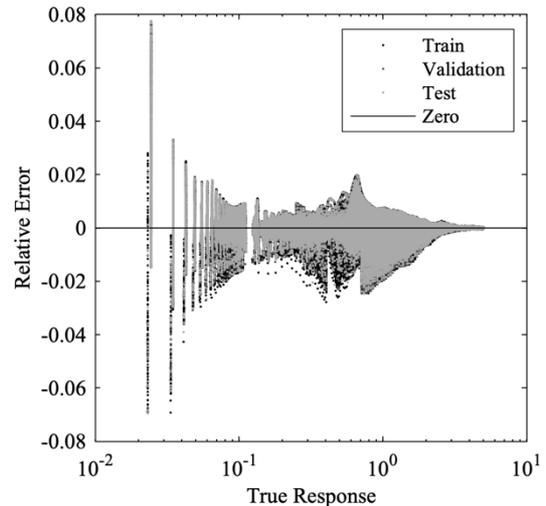


図-8 真値（数値解析値）に対する ANN モデルの相対誤差

結論

地下水流れによる影響を考慮した地中熱交換器周囲温度の高速計算を行うため、移動無限円筒問題の有限体積法による数値解析を行い、この数値解析計算結果を人工ニューラルネットワークによって回帰したモデルを構築した。

人工ニューラルネットワークによる移動無限円筒問題の回帰モデルは、数値解析結果に対する RMSE が無次元温度にして 9.67×10^{-4} であり、また最大絶対誤差は 0.0212、数値解析値が 0.1 以上の範囲では最大相対誤差は 2.78% であった。

参考文献

- 1) J. Lund and T. Boyd: Direct Utilization of geothermal energy 2015 worldwide review, *Geothermics*, 60 (2016), p.66
- 2) J. Hecht-Mendez et al.: Optimization of energy extraction for vertical closed-loop geothermal systems considering groundwater flow, *Energy Conversion and Management*, 66 (2013), p.1
- 3) H. Carslaw and J. Jaeger: *Conduction of heat in solids* (1959), Oxford: Clarendon Press
- 4) N. Diao et al.: Heat transfer in ground heat exchangers with groundwater advection, *International Journal of Thermal Sciences*, 43 (2004), p.1203
- 5) P. Conti et al.: Transient forced convection from an infinite cylindrical heat source in a saturated Darcian porous medium, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 117 (2018), p.154

記号

Fo : フーリエ数, k : 熱伝導率 [$\text{W m}^{-1} \text{K}^{-1}$], n_{Hidden} : ANN 隠れ層数, n_{Unit} : ANN 隠れ層ユニット数, Pe : ペクレ数, q : 単位長さあたり放熱量 [W m^{-1}], r : 半径 [m], T : 温度 [K], t : 時間 [s], u : 流速 [m s^{-1}], α : 熱拡散率 [$\text{m}^2 \text{s}^{-1}$], λ : L2 正則化係数, θ : 無次元温度, φ : 角度 [rad]