ホーチミン市工科大学(ベトナム) 研修報告書

(研修テーマ)ANN と MOGA を用いた多目的最適化問題に関する研究

先進理工系科学研究科　社会基盤環境工学プログラム　玉置　尊

1. はじめに

2025 年 8 月 1 日から同年 9 月 4 日の間，ホーチミン市工科大学において研究を行った．以下に結果を報告する．

2. 研修/共同研究課題の決定

帯鋼補強土壁やジオテキスタイルなどの補強土壁工法は，地盤材料の安定性や支持力を向上させるために帯状やシート状の補強材を盛土内に水平方向に一定間隔で敷設する工法であり，この工法は盛土構造物の安定性確保や軟弱地盤上に構造物を建設する際に用いられ，地盤工学分野において重要な技術の一つである．

補強層の長さ，層数，深さ，間隔といった設計パラメータの決定において，最大の性能（支持力）と最小の費用（コスト）を両立させるためには複雑なトレードオフが課題となるが，従来の設計では，この最適なバランスを見つけ出す作業は，経験則などによって決定される．そのため，合理的な設計を行うためには，最適化による設計パラメータの決定が必要不可欠である．

私はこれまで，補強土壁の一種である帯鋼補強土壁に関する研究を行ってきた．一方で，共同研究先であるホーチミン市工科大学の Van Qui Lai 准教授の研究室は，機械学習や数値計算を用いた多目的最適化アルゴリズムや構造物の最適化に関する研究をされている．そのため，補強土壁の設計パラメータの最適化という問題に対して，機械学習や多目的最適化アルゴリズムを融合させることで，このような課題を解決できると考えたため，共同研究を行うこととなった．

3. 研修/共同研究スケジュール

8 月 1 日　出国
8 月 4 日～9 月 3 日　研究
9 月 4 日　帰国

4. 研修先/共同研究派遣先の概要

大学名：Ho Chi Minh City University of Technology
所在地：ベトナム　ホーチミン市
指導教官：Associate Prof. Van Qui Lai

5. 研修/共同研究の内容

5.1 研究背景

帯鋼補強土壁やジオテキスタイルなどの補強土壁工法は，地盤材料の安定性や支持力を向上させるために帯状やシート状の補強材を盛土内に水平方向に一定間隔で敷設する工法であり，この工法は盛土構造物の安定性確保や軟弱地盤上に構造物を建設する際に用いられ，地盤工学分野において重要な技術の一つである．

補強層の長さ，層数，深さ，間隔といった設計パラメータの決定において，最大の性能（支持力）と最小の費用（コスト）を両立させるためには複雑なトレードオフが課題となるが，従来の設計では，この最適なバランスを見つけ出す作業は，経験則などによって決定される．そのため，合理的な設計を行うためには，最適化による設計パラメータの決定が必要不可欠である．

本研究では，既往研究 [1)2)]のデータを参考に ANN (Artificial neural network) を用いて機械学習を行い，

MOGA (Multi Objective Genetic Algorithm) を行うことで，設計パラメータの最適解を求めることを目的とした．

5.2 解析概要

5.2.1 ANN (Artificial neural network)の概要

ANN (Artificial neural network)は，人間の脳の神経細胞のネットワーク構造を模倣した数理モデルであり，複雑なパターン認識や予測などに対して AI がデータをもとに機械学習を行うことにより，最適な値を求める解析手法である．

ANN は入力層，隠れ層，出力層の 3 つの層から構成されている．**図-1** に ANN の基本構造を示す．

入力層は，データを受け取る層であり，正規化を行い，データのスケールの違いによる影響をなくす役割がある．

隠れ層は，複雑な計算と特徴抽出を行う層であり，前の入力層からの入力データに対して，入力と隠れ層間で発生した重みを掛け，バイアスを足し合わせます．これらは機械学習を通じて最適な値に調整され，計算結果を，非線形な活性化関数に通すことにより，複雑な計算問題を解くことが可能となる．活性化関数は，(1)式で表す．

$$a^1 = tansig\left(IW_{1,1}p_1 + b_1\right) = tanh\left(IW_{1,1}p_1 + b_1\right) \tag{1}$$

ここで，a^1は隠れ層のニューロンの出力であり，隠れ層の数によって変化する．また，$IW_{1,1}$は入力と隠れ層の重みであり，b_1はバイアス，p_1は正規化した入力層のデータである．

出力層は，最終的な結果を出力する層であり，入力データが正規化されているため，元のスケールに戻す逆正規化の処理を行い，線形関数を用いることで，入力された値をそのまま出力する層である．線形関数は，(2)式で表す．

$$a^2 = purelin\left(LW_{2,1}a^1 + b_2\right) = LW_{1,1}a^1 + b_2 \tag{2}$$

ここで，a^2は出力層のニューロンの出力である．また，$LW_{2,1}$は隠れ層と出力層の重みであり，b_2はバイアスである．

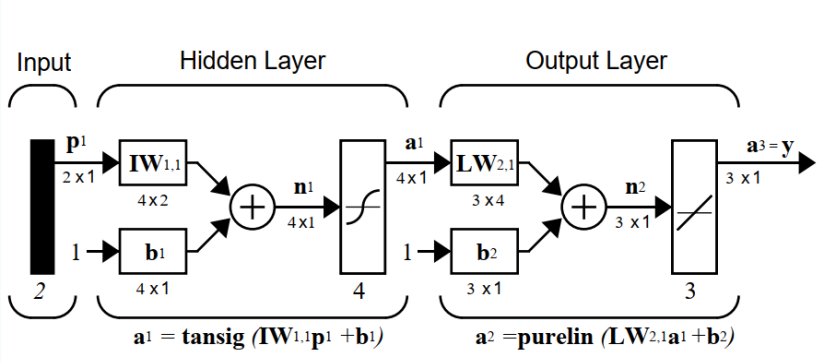


図-1 ANN の基本構造

5.2.2 ANN の解析方法

図-2 に ANN で用いた入力パラメータを示す．これらのパラメータは既往研究 [1]で使用されたパラメータを用いた．入力パラメータは，土の異方性比S_u^P/S_u^A，強度勾配比m，コーン先端角βの 3 種類である．これらの入力パラメータに対し，MATLAB を用いて ANN を行い，最終的な出力として N 値を予測する．構築した ANN モデルの予測値と FEA(Finite element analysis)から予測した N 値 [1]を比較することで，

本モデルの妥当性検証を行った．

また，**図-3** に本解析に用いた ANN の構造図を示す．計 216 個の入力データを用いて ANN を行い，216 個のデータのうち，70%はトレーニング用，15%は検証用，15%はテスト用に使用した．ここで，トレーニングデータはモデルの学習に，検証データは過学習を監視するために，テストデータはモデルの性能を評価するために使用する．また，隠れ層のニューロン数を 3,5,7,8,9 と設定し，計 5 ケースで ANN を行った．

s_u^P/s_u^A	m	β 30	60	90	120	150	180
0.4	0	5.668	4.142	3.964	3.930	3.800	3.700
	1	9.320	5.662	4.938	4.594	4.384	4.303
	2.5	14.424	7.574	6.320	5.712	5.422	5.340
	5	23.820	11.150	8.376	7.148	6.560	6.166
	10	41.780	17.602	12.390	9.984	8.580	7.764
	15	59.680	24.220	16.506	12.718	10.486	9.044
0.5	0	6.026	4.480	4.274	4.184	4.107	4.005
	1	9.954	6.040	5.222	4.900	4.834	4.601
	2.5	15.714	8.048	6.692	6.112	5.714	5.712
	5	25.120	11.604	8.950	7.498	7.026	6.730
	10	44.440	18.234	13.312	10.638	9.196	8.318
	15	63.680	25.960	17.662	13.630	11.270	9.684
0.6	0	6.398	4.828	4.596	4.504	4.400	4.300
	1	10.662	6.516	5.698	5.216	5.134	5.000
	2.5	16.878	8.706	7.200	6.528	6.198	6.024
	5	27.200	12.736	9.572	8.128	7.470	7.184
	10	48.060	20.320	14.244	11.426	9.840	8.874
	15	68.900	27.340	18.822	14.536	12.028	10.334
0.7	0	6.912	5.262	4.900	4.856	4.700	4.604
	1	11.476	7.022	6.072	5.664	5.590	5.402
	2.5	18.210	9.370	7.666	6.940	6.600	6.398
	5	29.320	13.610	10.202	8.732	7.986	7.636
	10	51.040	22.060	15.226	12.154	10.456	9.428
	15	73.220	30.300	20.060	15.476	12.780	10.976
0.8	0	7.350	5.612	5.214	5.176	5.002	4.900
	1	12.014	7.490	6.444	5.894	5.838	5.708
	2.5	19.070	10.218	8.150	7.336	6.776	6.650
	5	30.700	14.620	10.838	9.248	8.460	8.088
	10	54.180	23.500	16.174	12.876	11.070	9.982
	15	77.360	32.440	21.360	16.388	13.532	11.616
1	0	8.356	6.306	5.832	5.774	5.700	5.606
	1	13.554	8.462	7.080	6.766	6.404	6.401
	2.5	21.520	11.386	9.070	8.180	7.640	7.550
	5	35.100	16.492	12.098	10.298	9.400	8.984
	10	61.280	26.420	17.974	14.308	12.302	11.092
	15	87.720	36.340	23.800	18.216	15.034	12.906

図-2　入力パラメータ [1)]

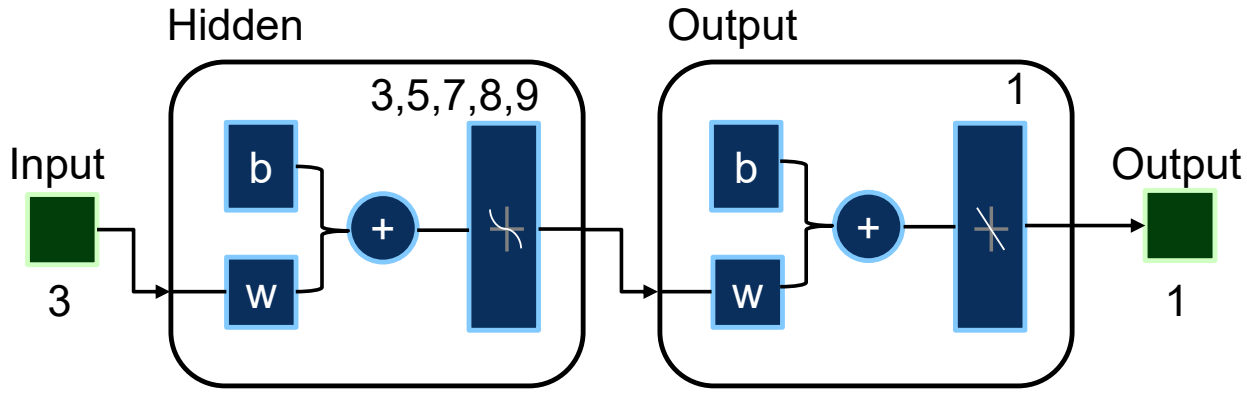


図-3　本解析の ANN の構造図

5.2.3 MOGA (Multi Objective Genetic Algorithm)の概要

MOGA は生物の進化に着想を得た最適化手法で，「自然選択」「遺伝子操作」などを模倣して解を進化させることで，最適解やそれに近い解を得ることができる手法であり，今回は最大の性能（支持力）と最小の費用（コスト）を両立させるという 2 つの目的があるため，GA(Genetic Algorithm) を多目的最適化問題（MOGA）に拡張し，NSGA-Ⅱという Python で MOGA を行うためのアルゴリズムを用いた．また，**図-4** に NSGA-Ⅱのフローチャートを示す．

NSGA-Ⅱは以下の手順で行われる．

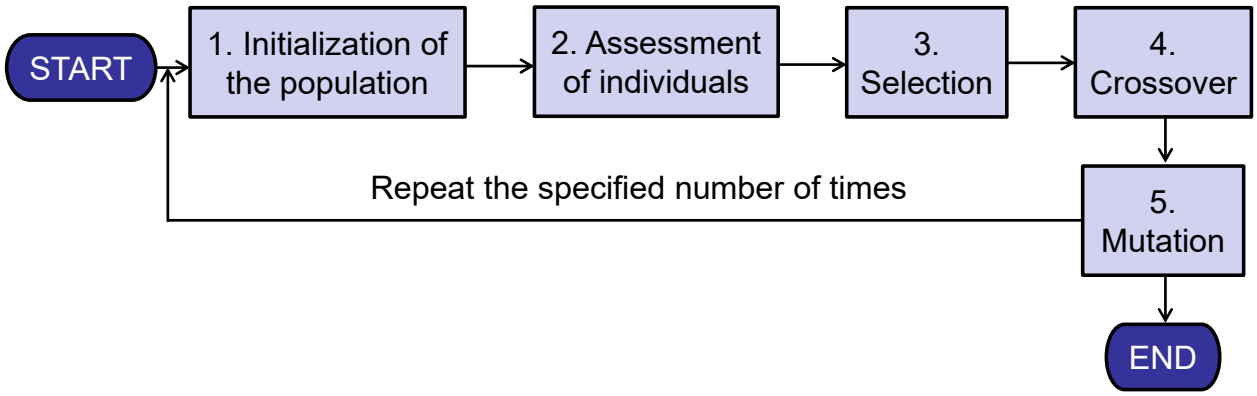
1. 初めに初期集団の生成を行う．これは個体数をランダムに生成する作業である．
2. 個体の評価を，非優越ソートを用いて行う．非優越ソートは，集団の個体に対してランク付けを行い，分類する．ランク付けを行った後，上位半分の個体を選択するが，その際に，同じランクに属する個体数はコントロールできないため，半分の個体を選択することができない場合が生じる．その場合は混雑度ソートを用いてランク内でさらにランキングし，上位半分の個体を設定する．
3. ランクの高い個体群の上位半分を選択することで，次の世代の計算時に使用する．
4. 3.で選択した上位半分の親個体から子個体を生成する．
5. 局所解に陥るリスクを低減するために，ある確率で個体を大きく変化させる操作を行う．

以上の手順を指定回数繰り返すと解析は終了され，十分に世代交代を重ねたとき，個体はパレートフロントという多数の最適解を求めることができる．

また，求めたパレートフロントに対して，線形スカラー化という手法用いて，複数の目的関数を，一つの目的関数に変換することで最適解を求めた．線形スカラー化の式を(3)式に表す．

$$min_{x \in X}\ w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) \tag{3}$$

ここでf_1，f_2はそれぞれ支持力と総費用の関数であり，w_1，w_2はそれぞれの重みである．この重みを設定することにより，決定者が最も重視する組み合わせに応じて最適解を求めることができる．



図−4　NSGA-IIのフローチャート

5.2.4 MOGA の解析方法及び解析条件

表−1 と**表−2** にそれぞれ MOGA で用いた解析条件と GA パラメータを示す．今回はジオグリッドにおいて最適化を行った．解析条件において，ジオグリッドの長さL，ジオグリッドの数N，ジオグリッドの深さU，ジオグリッドの間隔X，支持力q，総費用$Total\ cost$の上限値と下限値および GA パラメータは，既往研究と同じように設定した．また，ジオグリッドの設計パラメータの最適化の際に用いた支持力と総費用の目的関数f_1，f_2は，それぞれ(4)，(6)式で表し，それぞれ支持力の最大化と費用の最小化のために用いた．

$$f_1 = -69.473H_1 + 215.834H_2 + 54.268H_3 - 55.959H_4 - 68.668H_5 + 146.937H_6 \\ -2.331H_7 + 133.836H_8 + 329.913 \tag{4}$$

ここで，H_1〜H_8は隠れ層の各ニューロンの出力であり，(5)式で表す．

$$\begin{aligned} H_1 &= \tanh\left(0.5(0.123L + 0.487N + 5.247U - 0.487X - 2.981)\right) \\ H_2 &= \tanh\left(0.5(0.156L + 0.056N - 2.558U - 1.000X - 1.839)\right) \\ H_3 &= \tanh\left(0.5(0.383L - 1.638N + 2.831U + 0.714X - 1.829)\right) \\ H_4 &= \tanh\left(0.5(-0.768L - 1.292N + 9.177U - 4.173X + 5.495)\right) \\ H_5 &= \tanh\left(0.5(0.091L + 3.308N - 5.908U + 7.514X - 11.140)\right) \\ H_6 &= \tanh\left(0.5(-0.368L + 1.343N - 3.795U + 1.118X + 0.113)\right) \\ H_7 &= \tanh\left(0.5(1.092L + 0.357N + 2.585U + 5.875X - 14.242)\right) \\ H_8 &= \tanh\left(0.5(-0.173L + 1.579N + 9.089U - 5.964X + 0.047)\right) \end{aligned} \tag{5}$$

$$Total\ cost = L \times N + U + X(N - 1) \tag{6}$$

表−1　解析条件 [2)]

Parameters	Objective	Lower Limit	Upper Limit
L	Is in range	5.0	9.0
N	Is in range	1	3
U	Is in range	0.25	0.75
X	Is in range	0.5	1.0
q (kPa)	Maximization	140.0	525.0
Total cost (B)	Minimization	5.25	29.75

表−2　GA パラメータ [2)]

Parameters	Value
Number of variables	4
Size of population	100
Number of generations	100

5.3　解析結果

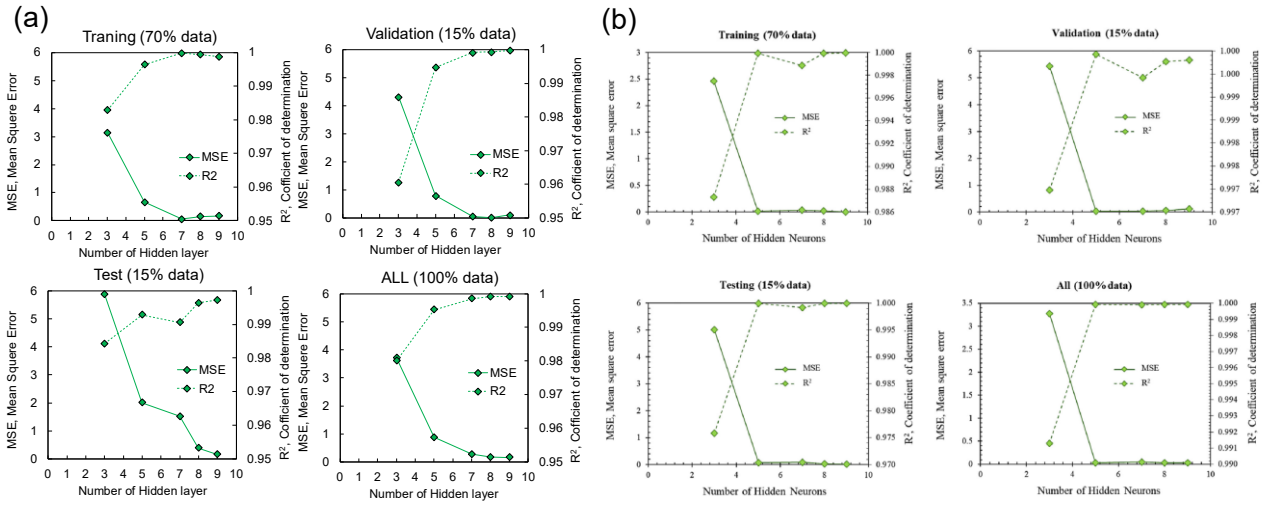
5.3.2　ANN の解析結果

図−5 に本解析と既往研究の ANN の性能を示す．ここでは，トレーニング用，検証用，テスト用，全データセットの結果を示しており，x 軸は隠れ層の数であり，y 軸は誤差の二乗平均である MSE と決定係数 R^2 である．結果から，本解析では隠れ層の数が 8 層の時に MSE が最小値（0 に近くなり）を，R^2 が最大値（1 に近くなっており）を示し，モデルの性能が最も良くなることが確認された．しかし，既往研究の結果では，隠れ層の数が 5 層の時にモデルの性能が最も良くなっていることから，本解析結果は，既往研究の結果と完全に一致しなかった．この要因として，MATLAB の ANN 学習プロセスにおいて，トレーニング用，検証用，テスト用のデータ分割がランダムで行われるため，既往研究と完全に結果が一致しなかったと考える．

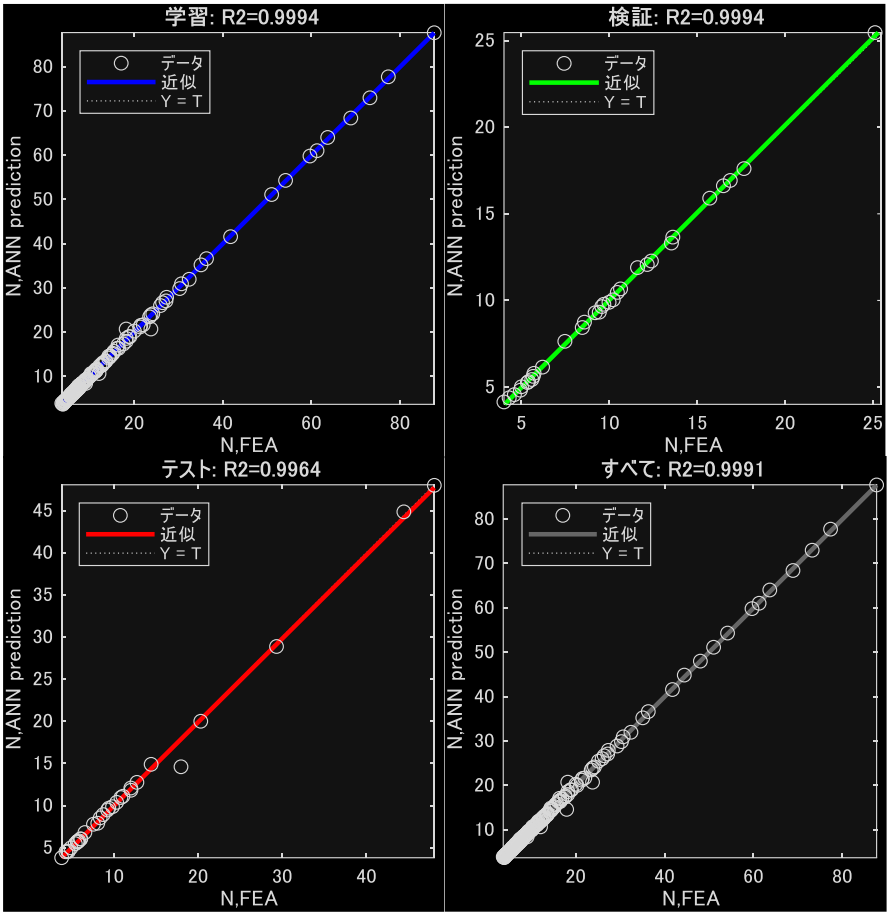
また，**図−6** に隠れ層の数が 8 層モデルを用いた場合の相関図を示す．ここで，x 軸は FEA から予測した N 値であり，y 軸はと ANN から予測した N 値である．結果から，全データにおいて，R^2 値は 1 に近くなっているため，ANN モデルが予測した N 値 は FEA の結果と非常に高い精度で一致していることが確認された．この結果から、構築した ANN モデルは、入力パラメータと N 値の関係を良好に学習し，高い妥当性を有している．

さらに，**図−7** に本解析と既往研究おける相対重要度 RI を示す．RI は，入力パラメータが出力（N 値）に与える影響を定量的に示す指標である．また，この指標は，入力層と隠れ層の間の重みと，隠れ層から出力層の重みを考慮して計算される．結果から，コーン先端角βの RI が 61.5%と最も大きく，N 値に大きな影響を与えることが確認された．一方，mとS_u^P/S_u^Aは，それぞれ 28.0%と 10.5%となり，影響度が比較的低いことが確認された．

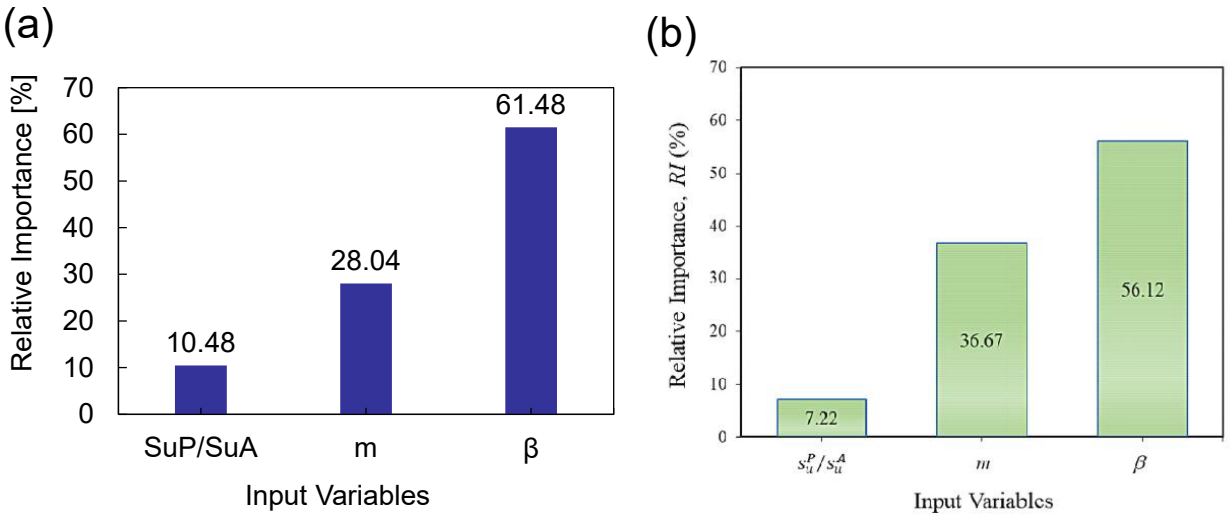
RI の定量的な値についても，既往研究の結果と完全に一致しなかったが，これは前述のデータ分割のランダム性に起因する重みの差異によるものであると考える．しかしながら，コーン先端角 β が最も大きな影響を与えるという RI の定性的な傾向は既往研究と一致しており、本モデルの計算結果が妥当であることを裏付けていると考える．



図−5　ANN の性能: (a)本解析，(b)既往研究 [1)]



図−6　FEA と ANN の相関図



図−7　相対重要度: (a)本解析，(b)既往研究 [1)]

5.3.2 MOGA の解析結果

図-8 に多目的最適化の結果として得られたパレートフロントおよび線形スカラー化にとって求めたパレート最適解を示す．ここで，x 軸は最小化を目的とする総費用であり，y 軸は最大化を目的とする支持力である．また，**図-8** (a)はw_1=0.2，w_2=0.8 とし，総費用を重視した場合であり，**図-8** (b)はw_1=0.5，w_2=0.5 とし，支持力と総費用どちらも重視した場合であり，**図-8** (c)はw_1=0.8，w_2=0.2 とし，支持力を重視した場合である．結果から，重みを変化させることにより，決定者が最も重視する組み合わせに応じてパレートフロント上の最適解を定量的に見つけ出すことが可能であることを確認した．

また，表-3 に**図-8** (a)，(b)，(c)の各ケースで特定された最適解の設計パラメータ (L, N, U, X)，および対応する支持力と総費用の値を示す．設計パラメータの結果に着目すると，重視する目的にかかわらず，ジオグリッドの数N以外のパラメータ（L=5.0, U=0.25, X=0.5）は，最適解として選択される値が変動しなかった．一方で，ジオグリッドの数Nにコスト重視の 1.0 から性能重視の 2.31 へと大きく変化している．そのため，支持力と総費用の両目的関数は主にジオグリッドの数 (N) に依存して変化することが確認された．

しかし，この最適化結果は相対密度 D_r が 35%と比較的緩い地盤条件に基づく結果であるため，D_r を高く設定した密な地盤条件でも同様の結果を得られるか，またその際の設計パラメータの最適値がどのように変化するのかは，今後の検討課題であると考える．

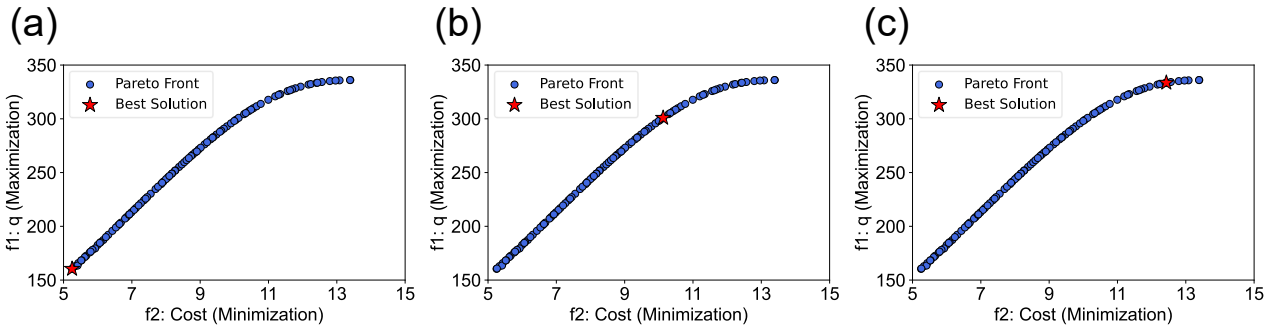


図-8　パレートフロントとパレート最適解: (a)支持力を重視，(b)支持力・総費用どちらも重視，(c)総費用を重視

表-3　最適化結果

Parameters	Optimize result (a)	Optimize result (b)	Optimize result (c)
L	5.0	5.0	5.0
N	1.0	1.89	2.31
U	0.25	0.25	0.25
X	0.5	0.5	0.5
q (kPa)	160.4	300.9	333.6
Total cost (B)	5.25	10.13	12.4

6. まとめ

今回の海外共同研究を通じて，異国の地で慣れない環境であったが，現地の研究室の人のサポートもあり，無事に約 1 ヶ月間生活することができた．研究おいては，ANN と MOGA などの機械学習や多目的最適化問題について，理解と技術を習得することができた．これらの手法は，国内の研究のみでは習得が困難であった可能性が高く，今回の経験は，今後の研究の幅を大きく広げる極めて貴重な経験となった．一方で，英語でのコミュニケーションに大きな課題を感じ，自身の英語力の不足を痛感したが，分からない点は理解できるまで質問し，図や絵を積極的に活用した．また，どうしても伝達が難しい場合にのみ翻訳アプリを使用するという方針を徹底した．この経験から，国際的な環境では，自分の意思を伝えるためのチャレンジ精神と創意工夫が何よりも重要であることを感じることができた．

7. 謝辞

本研究を行うにあたり貴重なご意見をいただいた Van Qui Lai 准教授，現地での生活や研究を支えてくださった研究室の皆様にお礼申し上げます．また，このような貴重な機会を与えてくださった広島大学先進理工系科学研究科木戸隆之祐准教授に厚くお礼申し上げます．最後に，海外共同研究プログラムをサポートしていただきました実行委員会の諸先生をはじめとする学生支援グループ国際事業担当の皆様に心よりお礼申し上げます．

参考文献

1) Van Qui Lai, Jim Shiau, Chung Nguyen Van, Huynh Duc Tran and Suraparb Keawsawasvong.: Bearing capacity of conical footing on anisotropic and heterogeneous clays using FEA and ANN, Marine Georesources & Geotechnology, 2022.
2) Brahim Lafifi, Ammar Rouaiguia and El Alia Soltani.: A Novel Method for Optimizing Parameters influencing the Bearing Capacity of Geosynthetic Reinforced Sand Using RSM, ANN, and Multiobjective Genetic Algorithm, Studia Geotechnica et Mechanica, 45 (2), pp.174-196, 2023.