

河川砂防技術研究開発
【成果概要】

		氏名 (ふりがな)	所属	役職	
①研究代表者		若井 明彦 (わかい あきひこ)	群馬大学 大学院理工学 府 環境創生部門	教授	
②研究テーマ	名称	【テーマ名】3次元浸透流解析を用いた地下水排除工の効果検証に関する研究			
③研究経費 (単位: 万円)		令和 2年度	令和 3年度	令和 4年度	総合計
※端数切り捨て。		114 万円	103 万円	123 万円	340 万円
④研究者氏名		(研究代表者以外の研究者の氏名、所属・役職を記入下さい。なお、記入欄が足りない場合は適宜追加下さい。)			
氏名		所属機関・役職 (※令和5年3月31日現在)			
細野 賢一		群馬大学大学院理工学 府 環境創生部門・博士後期課程			
⑤技術研究開発の目的・目標		(様式地砂-1、地砂-2に記載した研究の目的・目標を簡潔に記入下さい。)			
(目的)		2019年に発生した台風19号など、近年、経験を超える降水量によってもたらされる斜面災害は増加傾向にある。このような場合でも、地すべり地域の対策工である抑制工が地下水排水性能として適切に効果を発揮することを検証するためには数値解析を用いることが有効である。しかし、解析モデルの構築に要する労力や時間が課題となり、実績は多くないのが現状である。このような課題を解決するために考案した抑制工のモデリングを行わずとも、その効果を表現することができる新しい浸透流解析手法(仮想ドレーンモデルと称する)について、抑制工の効果検証手段としての適用性を確認する。			
(目標)		1年目: 収集した実測水位データを分析し、特に降雨に対する水位の相関を確認する。該当サイトの初期段階の地質調査データを用いた3次元地質構造および解析モデルを構築し、解析結果と実測水位の比較から、調査初期段階(データが密にない状態)における不確実性を抽出し、今後の課題を挙げる。			
		2年目: 現在までに実施された地質調査データを活用したモデリング(データが密にある状態)を行い、1年目の課題解決を行うとともに、該当サイト全域の地下水挙動に関する解析の再現精度(水位、抑制工からの排水量)の向上を図る。			
		3年目: 実測データを正解値として解析パラメータの同定を行う機械学習の適用を試みる。解析結果や実測データを用いた3次元の可視化を行い、新規地すべり帯または、追加対策工検討の効率化に資する情報を蓄積する。			

⑥研究成果

(具体的にかつ明確に記入下さい。4ページ程度。)

1. 研究の方針

1.1 過年度の成果と課題

本研究の2年目を振り返ると、まず、譲原地すべりの1993年～2019年までのデータを活用し、1年目に構築した地質構造モデル（1993年～1996年のデータを利用）を更新して、浸透流解析モデルを再構築した。この結果、図1.1に示すように対策前の観測水位に対する相関が向上した。特に水位標高が高い箇所における水位の再現精度が向上し、山体上位から下流部にかけての地すべり帯全体の水位分布が実態をとらえる成果を得た。この結果に基づき、仮想ドレーンモデルによって対策工を入力して解析を実施した結果、図1.2に示すように無対策期間（図1.2稼働前）に対して、同図の稼働後に示されるように基底水位が低下する挙動を予測することができた。したがって、抑制工のモデル化を行わずとも、その効果を表現できることを示す仮想ドレーンモデルの適用目的を達成するとともに、BV-8孔については観測水位に対する再現性が高いことも示された。

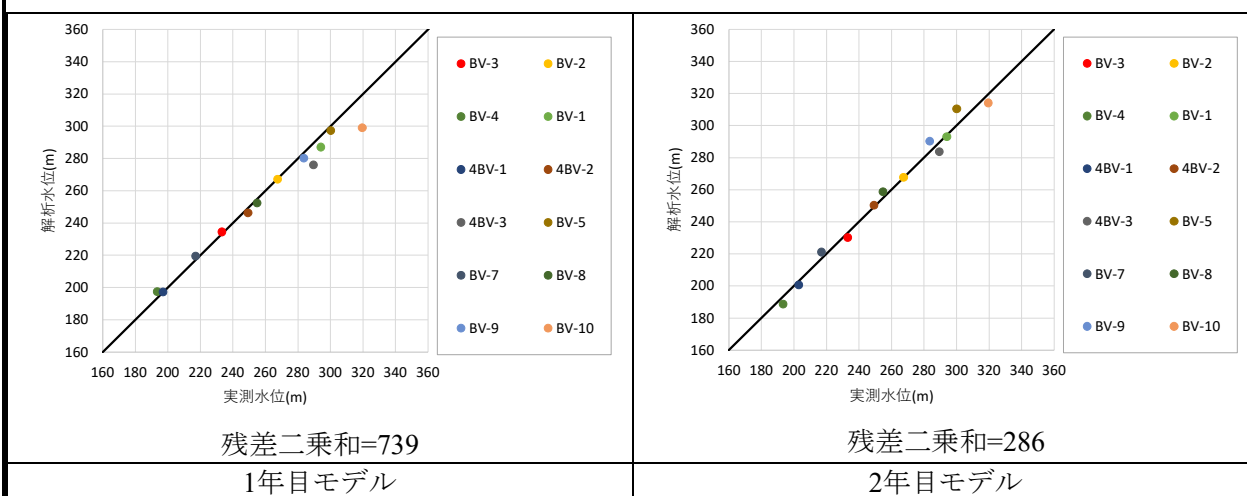


図1.1 初期水位の同定精度

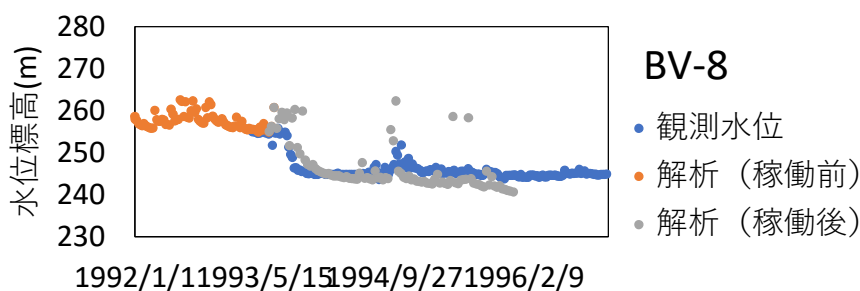


図1.2 仮想ドレーンモデルによる基底水位の低下再現例

しかし、対策事業が進み、それにとまって追加された水位観測箇所も増加されたため、そのデータも踏まえて評価すると、観測箇所によっては、解析水位との乖離が大きい箇所も確認された。図2.2に観測水位の平均値と、解析結果の比較を示す。

譲原地すべりは結晶片岩を主体とし、風化度合いで地層構成が解釈されている地質構造であるが、地下水位は主に強風化部に分布している。観測水位と解析水位の再現性に対する乖離は、強風化部の水理地質構造の反映が十分でなかったと推察される。つまり、強風化部の透水性は場所によってばらついた不均質な分布となっているが、解析モデルの強風化部は1つの透水係数で表現しているため、観測データの再現性が劣る場所があると考えられる。

1.2 過年度の課題への対応

強風化部の水理地質構造のばらつきを考慮するためには、局所的に透水係数を変更することが求められるが、以下のような想定が必要となる。

- ・ 水理地質構造を変更する範囲
- ・ 変更した範囲に対する透水係数の設定値

上記の必要条件に対し、機械学習を活用した透水係数の設定を試みる。

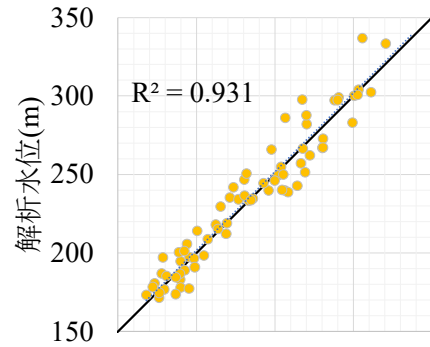


図 2.2 全 73 孔の観測水位平均と解析結果の比較

2. 機械学習

2.1 機械学習の手順

機械学習の目的は、降雨変動量と観測水位の現地取得データから地盤の透水係数を推定することし、この手順を図2.1のように設定した。

- 手順①：順解析による教師データの作成
- 手順②：機械学習プログラムの選定と学習成果の検証
- 手順③：実測水位を用いた原位置透水係数の推定

手順①では、浸透流解析を用いて、入力条件として変動降雨データを与え、透水係数を設定変更した順解析を行い（教師データの作成）、解析結果として得られた水位変動量を取得する。詳細な条件は後述する。

手順②では、手順①で入力した降雨条件と順解析結果として求めた水位変動量から、機会学習の成果として求められた透水係数の妥当性を検証する。（ホールドアウト法、後述）

手順③では、実測の降雨変動データと水変動データを用いて透水係数を推定する。

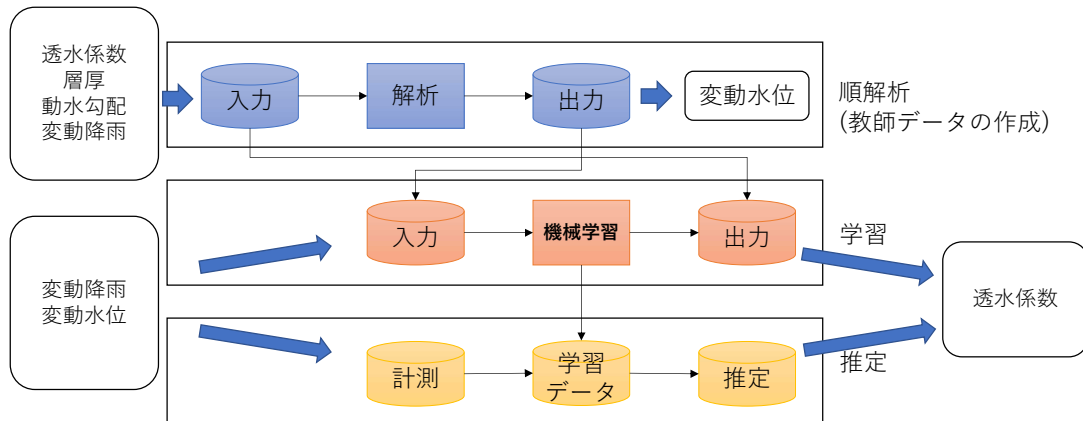


図2.1 機械学習の手順

2.2 教師データの作成

教師データに関しては次のような方法で作成した。

- ・ 原位置の帯水層（本研究では強風化部）を模擬した簡易モデルの構築。
- ・ 簡易モデルに対する境界条件の設定（降雨条件、上下流の水位固定条件）。
- ・ 帯水層（強風化部）の水理パラメータの設定（透水係数、有効間隙率、比貯留係数）。
- ・ 実施ケースごとの帯水層の層厚、雨量条件、水理パラメータ、これらを入力して実施した浸透流解析結果から求められた水位変動量を整理する。

なお、教師データの作成は、設定した境界条件下において、強風化部の水理パラメータの感度を網羅的に検討することが求められるため、計算負荷の小さい簡易モデルを用いて解析を実施する。

ここで、簡易モデルの構築に関する前提は、次のように仮定した。まず、2年目に構築した譲原地すべりの3次元モデルを用いて流線分布を求めた(図2.2a)。流線上の流れは鉛直2次元解析でも表現が可能となるため、流線上に幅50mの局所的な範囲を設け、モデルの中心に水位観測孔があるとした。局所モデルの幅を50mとした水理学的な根拠はないが、ここでは実測においても近接する水位観測孔で、同じ降雨による水位変動が異なる挙動を示していることを考慮し、代表的な距離として選定した。図2.2a)に示した2つのモデルは、上部に強風化部が位置し、下部に健岩部(弱風化部以深)が分布する地層構成である。強風化部の厚みは、3次元地質構造モデルを用いて水位観測孔(全73孔)ごとに取得する。

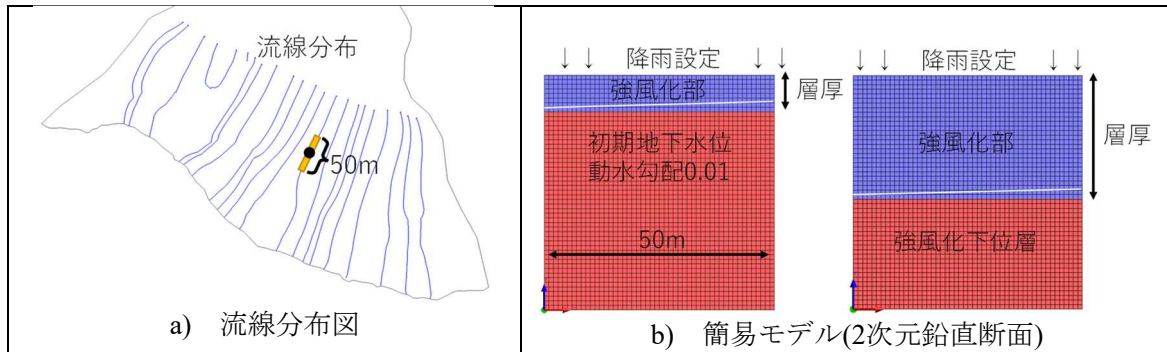


図2.1 教師データ作成のための学習データの構築

境界条件は、降雨条件と、水位固定条件を全てのケースの共通条件として設定する。降雨変動データは譲原地すべりの1999/1/1~1999/12/31までの1年間の実測雨量を利用して解析モデル上端面に設定を行う。また、モデルの上下流面に対し、動水勾配が0.01となるように水頭固定を行った。動水勾配は強風化部底面の傾き(分布)を意識して設定した。

地盤に設定する水理パラメータは、次のように設定した。

- ・ 透水係数: $1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-7} \text{m/s}$ の範囲とし、図2.2c)に示す一覧に示す54パターンを変更条件とした。
- ・ 有効間隙率: 透水係数 $1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-4} \text{m/s}$ の時、0.1および0.4の2種類、透水係数 $1.0 \times 10^{-5} \sim 1.0 \times 10^{-7} \text{m/s}$ の時、0.1~0.4を0.1ピッチの4種類
- ・ 比貯留係数: 透水係数 $1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-4} \text{m/s}$ の時、 1.0×10^{-1} および 1.0×10^{-5} の2種類、 $1.0 \times 10^{-5} \sim 1.0 \times 10^{-7} \text{m/s}$ の時、 $1.0 \times 10^{-1} \sim 1.0 \times 10^{-5}$ を図2.2c)に示す11種類

上記した水理パラメータの一覧を以下に示す。

表2.1 機械学習に適用した透水係数一覧

透水係数 (m/s)	1.0E-02	2.0E-02	3.0E-02	4.0E-02	5.0E-02	6.0E-02	7.0E-02	8.0E-02	9.0E-02
	1.0E-03	2.0E-03	3.0E-03	4.0E-03	5.0E-03	6.0E-03	7.0E-03	8.0E-03	9.0E-03
	1.0E-04	2.0E-04	3.0E-04	4.0E-04	5.0E-04	6.0E-04	7.0E-04	8.0E-04	9.0E-04
	1.0E-05	2.0E-05	3.0E-05	4.0E-05	5.0E-05	6.0E-05	7.0E-05	8.0E-05	9.0E-05
	1.0E-06	2.0E-06	3.0E-06	4.0E-06	5.0E-06	6.0E-06	7.0E-06	8.0E-06	9.0E-06
	1.0E-07	2.0E-07	3.0E-07	4.0E-07	5.0E-07	6.0E-07	7.0E-07	8.0E-07	9.0E-07

表2.2 機械学習に適用した有効間隙率一覧

有効間隙率 (-)	透水係数 1.0E-02~1.0E-04 の場合	0.1	0.4				
		0.1	0.4				
		0.1	0.4				
	透水係数 1.0E-05~1.0E-07 の場合	0.1	0.2	0.3	0.4		
		0.1	0.2	0.3	0.4		
		0.1	0.2	0.3	0.4		

表2.3 機械学習に適用した比貯留係数一覧

比貯留係数 (1/m)	透水係数	1.0E-05	1.0E-01									
	1.0E-02~1.0E-04 の場合	1.0E-05	1.0E-01									
	透水係数	1.0E-05	1.0E-04	1.0E-03	7.5E-03	5.0E-03	2.5E-03	1.0E-02	7.5E-02	5.0E-02	2.5E-02	1.0E-01
	1.0E-05~1.0E-07 の場合	1.0E-05	1.0E-04	1.0E-03	7.5E-03	5.0E-03	2.5E-03	1.0E-02	7.5E-02	5.0E-02	2.5E-02	1.0E-01
		1.0E-05	1.0E-04	1.0E-03	7.5E-03	5.0E-03	2.5E-03	1.0E-02	7.5E-02	5.0E-02	2.5E-02	1.0E-01
		1.0E-05	1.0E-04	1.0E-03	7.5E-03	5.0E-03	2.5E-03	1.0E-02	7.5E-02	5.0E-02	2.5E-02	1.0E-01

有効間隙率と比貯留係数について、透水係数の大きさにパラメータのふり幅を変えた理由は、 $1.0 \times 10^{-4} \text{m/s}$ 以上の高透水時は透水係数が水位変動に対して支配要因となることから、パラメータの感度が結果に現れにくいためである。なお、水理パラメータを組合わせた解析ケースの総数は1モデル当たり35,344ケースとなる。

解析で求められた水位変動データと入力した降雨量の関係を示した一例を図2.2に示す。同図は地盤の透水係数を $1.0 \times 10^{-3} \sim 1.0 \times 10^{-6} \text{m/s}$ において、降雨条件を与えて順解析を実施した結果による水位変化量の経時変化である。透水係数が小さいほど、降雨による水位の応答性が大きく発現し、透水係数が高いほど、降雨に対する反応は速いが水位変化が小さい傾向となっている。これは、透水性が高い場合、地下水は速やかに下流方向へ流下するためである。

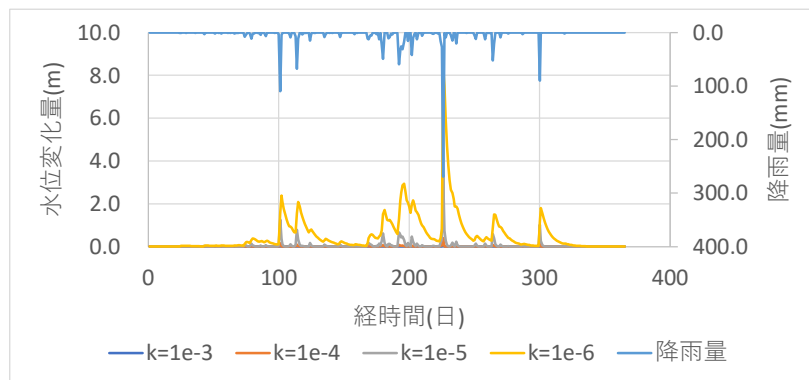


図2.2 解析水位（変化量）と降雨データの一例

2.3 機械学習プログラムの検証

機械学習には、「教師あり学習」、「教師なし学習」、「強化学習」などがある。これらの学習方法はそれぞれ以下のような特性がある。

- ・教師あり学習：コンピューターに正解のラベルがついたデータを学習させる手法
- ・教師なし学習：文字通り教師あり学習とは異なり、正解のラベルがなく、分類などを行う手法
- ・強化学習：人がルールを作成することはせず、コンピューター自身に試行錯誤させ学習させる手法

この中で、本研究では、シミュレーションで得られた結果を用いて行うことから、この特性に適した学習方法である「教師あり学習」を行うこととする。また、「教師あり学習」のタスクにおいては、学習されたデータから、例えば動物の画像を与えた場合に的確に種類を言い当てるような学習成果を示す「分類」と、将来開発する商品の売り上げを予測するような学習成果を示す「回帰」があるが、本研究では、求める目的変数が透水係数などの物理量であることから「回帰」タスクとしている。

また、学習を行う際に、手順①で実施したシミュレーション条件および結果から収集したすべての関連データを教師データとして使用すると、機械学習の最終目的である透水係数の推定精度を適切に評価できなくなる恐れが生じる。これは過学習といった学習データのみの特化してしまう学習モデルが作成されるような事象が起こりうるためである。したがって、手順②のような選定した学習プログラムの妥当性を検証するステップを設けることが必要となる。これに対し本研究では、教師データ総数の90%のケースを学習データとして機械学習プログラムに学習させ、残り10%のケースを評価データとして正答状況を確認するホールドアウト法により妥当性の検証を行った。学習データと評価データの割合は任意に指定することができるが、学習データと評価データの割合は、教師データのデータセットのサイズ（数量）やデータの分布（ばらつき）に応じて調整する必要がある。ここでは、デー

タセットが非常に多いという理由で9：1とした。

本研究で適用する「教師あり学習」を含む機械学習のアルゴリズムは図2.4に示すように様々な計算手法が提案されている。この中から、門脇ら(2019)が述べている機械学習プログラムの選定方法(図2.3)を参考に、とりあえずの初手として紹介されている勾配ブースティング決定木(GBDT: Gradient Boosting Decision Tree、以下GBDT)を用いた。「決定木」とはデータを分割することによって、目的変数を予測するといった方法(考え方)で、機械学習プログラムの推定値を求めさせる方法であり、GBDTは、この「決定木」にアンサンブルする手法(前の決定木の誤差に対して勾配降下法を使用して次の決定木をトレーニングする)を加え拡張した、高精度かつ高速な予測モデルである。GBDTはKaggle(機械学習・データサイエンスに携わる人が集まるコミュニティ)などの世界的に知られるコンペティションでもよく使用される手法の一つである。同手法のメリットとして、以下の点が挙げられる。

- ①精度が比較的高い
- ②欠損値を扱える
- ③不要な特徴量を追加しても精度が落ちにくい
- ④汎用性が高い。

学習プログラムの比較として、図2.4にある多様性を求める方法として位置づけられている「ニューラルネット」による学習試算も行ったが、GBDTの精度が高かったことから、本検討では、GBDTを学習プログラムとして採用した。

GBDTの学習成果の検証として、先に示したホールアウト法による学習9：評価1に分割したデータによる検証の結果、得られた透水係数を図2.5に示す。横軸(Test)が正解値、縦軸(Pred)は機械学習プログラムが算出した予測値である。高透水部から低透水部に至るまでの予測と正解値の精度は高く、決定係数 R^2 が0.99と高い相関を示した。

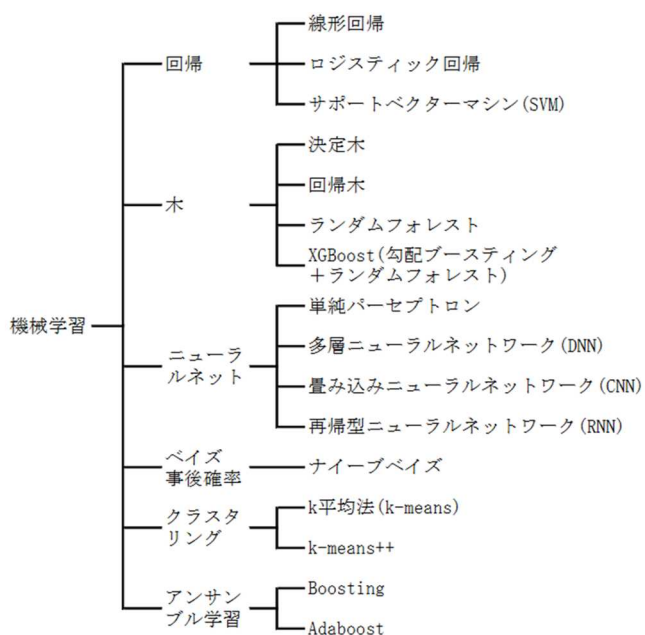


図 2.3 機械学習アルゴリズムの種類



図2.4 評価順序

(引用元：門脇大輔、阪田隆司、保坂佳祐、平松雄司(2019)『Kaggleで勝つデータ分析の技術』技術評論社(230)

2.4 学習成果（実地盤への適用）

前節で検証した学習プログラムを利用して、実測雨量と水位を入力データとして透水係数を推定する。ここで、透水係数を推定するためには、実測データは雨量、水位ともに1年間継続して1日単位で観測されていることが必要条件となる。譲原地すべりの水位観測データから前述の条件を満たす観測孔および期間を抽出した。

表2.4に上述の必要条件を満たす観測孔の一覧を示す。層厚は強風化部の厚さを示しており、同じ層厚の観測孔も併記した。また、これらの観測孔における降雨および水位の連続観測データの一例を図2.6に示した。このデータを入力条件として機械学習プログラムを用いて透水係数を推定した。

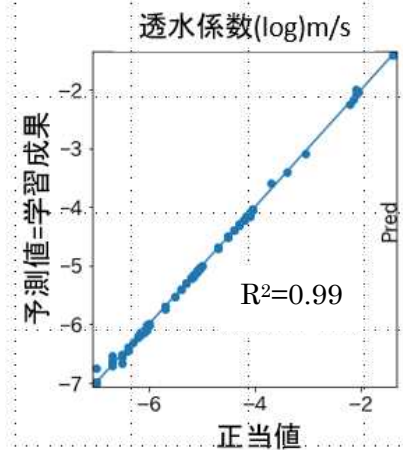
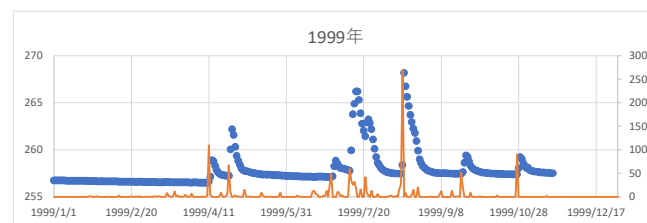


図 2.5 プログラムの検証結果

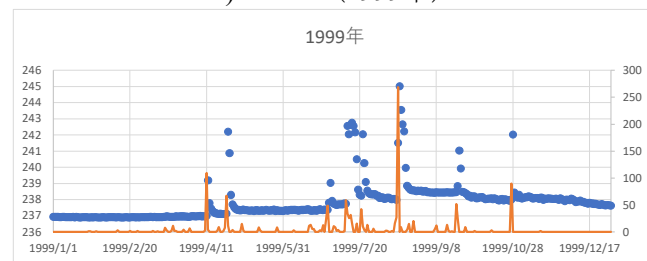
表2.4 必要条件を満たす観測孔

	層厚	同じ層厚の観測孔
No.2	48	BV-7
No.3	27	BV-4
No.5	47	BV-2
7H-1	19	
No.7	41	BV-1
4BV2-2	47	BV-2
No.8	10	7H-3
No.9	11	7H-2
17H-3	9	11BV-24
C-BV-3	15	
26H-5	6	17H-1
26H-6	9	
26H-7	6	
28H-1	22	
28H-2	11	7H-2
28H-3	10	7H-3
No.6	59	
28I-1w	57	
28I-2w	56	12BV-25

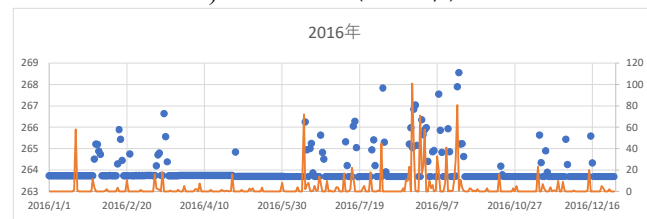
縦軸左：水位標高(m)、縦軸右：降雨量(mm)



a) No.2 (1999年)



b) 4BV2-2 (1999年)



c) 26H-5 (2016年)

図2.6 連続データの一例

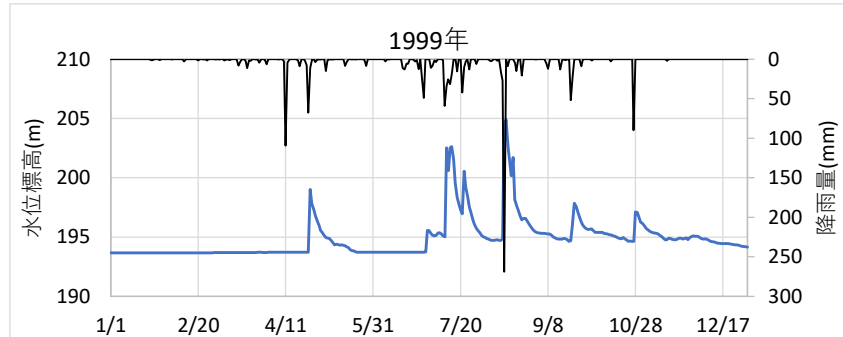
表2.5に機械学習プログラムが算出した各観測孔の透水係数を示す。変更前の強風化部の透水係数は $2.0 \times 10^{-7} \text{m/s}$ を導出していたが、学習成果が求めた範囲は 10^{-4} オーダーから、 10^{-7} オーダーまでの広い範囲でばらつきを示した。この中から、最大透水係数値 $1.05 \times 10^{-4} \text{m/s}$ が求められたNo.9孔の雨量および水位観測データと、最小透水係数 $2.44 \times 10^{-7} \text{m/s}$ が求められた28H-3孔の実測データを図2.7に示した。No.9孔は1999年の降雨データに対する水位変動が示されているが、50mmを上回る降雨発生時には敏感な反応を示し、水位変化が起きているものの、それよりも雨量が小さい場合には水位変化はほとんど起きていない。一方、28H-3孔は、2018年の降雨データに対する水位変動でありNo.9孔とは異なる条件であるが、比較的少量の降雨にも水位が反応している点、降雨発生後の基底水位への低下速度が緩慢である点が特徴的である。

このような特徴に対して、機械学習プログラムは、No.9孔は小さい雨量に対する水位の応答性の低

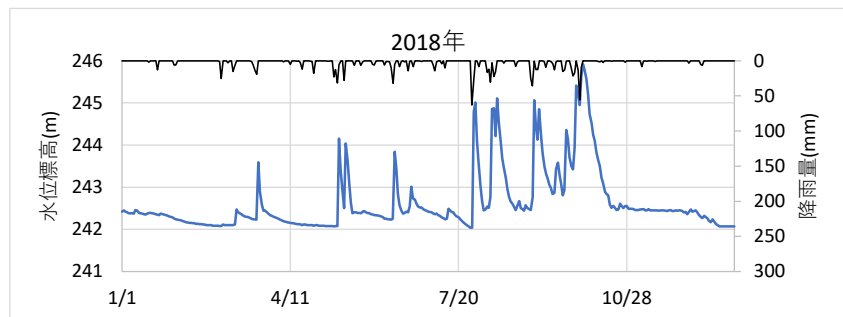
さと高強度の雨量が発生した際に急上昇した水位が基底水位に戻る低下速度の速さから、高い透水性を有すると判断し、一方の28H-3は、少量の雨量でも水位応答を示す傾向から低い透水性を有すると判定したと考えられる。

表2.5 学習プログラムによる透水係数の推定値

	AI予測値 (m/s)
No.2	1.51E-06
No.3	7.37E-07
No.5	1.30E-07
7H-1	1.51E-06
No.7	1.54E-07
4BV2-2	7.31E-07
No.8	1.40E-06
No.9	1.05E-04
17H-3	5.85E-06
C-BV-3	7.32E-06
26H-6	8.06E-06
26H-7	3.80E-06
28H-1	4.21E-07
28H-2	5.19E-06
28H-3	2.44E-07
No.6	6.23E-07
28I-1w	1.68E-06
28I-2w	1.31E-04
変更前	2.00E-07



a) 最大透水係数となったNo.9孔の降雨および水位観測データ



b) 最小透水係数となった28H-3の降雨および水位観測データ

図2.7 透水係数予測値が最大-最小値となった観測孔のデータ

3. 譲原モデルへの反映

3.1 機械学習成果のモデルへの反映

2.4節の学習成果を譲原地すべりの3次元モデルへ反映を行った。反映方法は、まず、構築した3次元モデルの強風化部に対し、図3.1に示すように各観測孔を中心として、教師データ作成時の範囲を考慮しておよそ50m×50mの領域に細分化した。

この細分化された各領域に対して局所的な水理地質構造として、表2.5に示した透水係数を入力する。

3.2 譲原モデルによる非定常解析

前述の不均質モデルを用いて、2017年の実績雨量を入力した1年間の非定常解析を実施した。2017年は水理地質構造を変更した観測孔の水位観測データが比較的揃っている期間として選定した。

2017年時は譲原地すべりの抑制工が建設済みであるため、全ての抑制工を仮想ドレーンモデルで表現した上で、初期水位解析および、2017年の降雨設定による非定常計算を実施した。

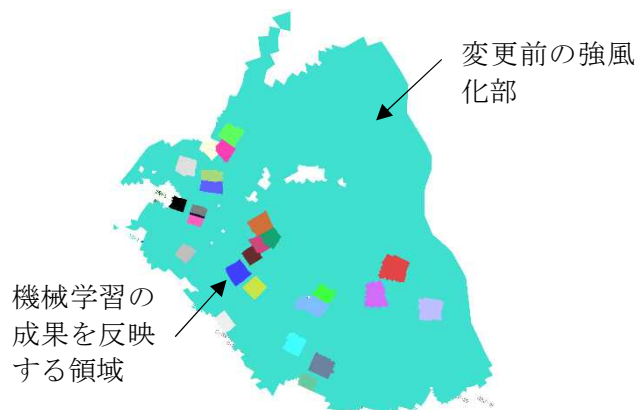


図 3.1 水理地質構造の変更

3.2 解析結果

3.2.1 水位に関する比較

強風化部を均質な透水係数として入力したケース（変更前）と学習成果として得られた局所透水係数を反映したケース（変更後）の初期水位の比較を図3.2に示す。全体的に変更後の実測に対する近似度は向上しており、散布図から求めた線形近似による決定係数 R^2 は約0.9から0.95に上昇した。また、残差二乗和も

また、図3.3に2017年1月1日から1年間の水位変化を示す。変更前の解析結果は、降雨応答による水位変動の幅が大きいことが特徴的であるが、変更後の解析結果は水位変化が小さくなっており、実測の変動幅に近づく結果となった。また、26H-6や28H-1は変更前よりも実測に対する再現精度が大幅に向上した。

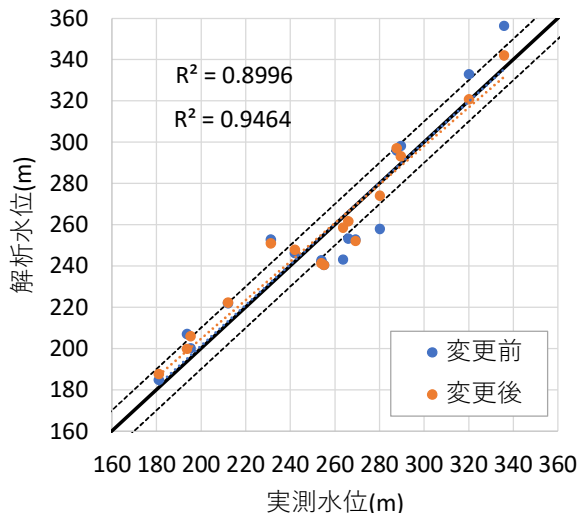
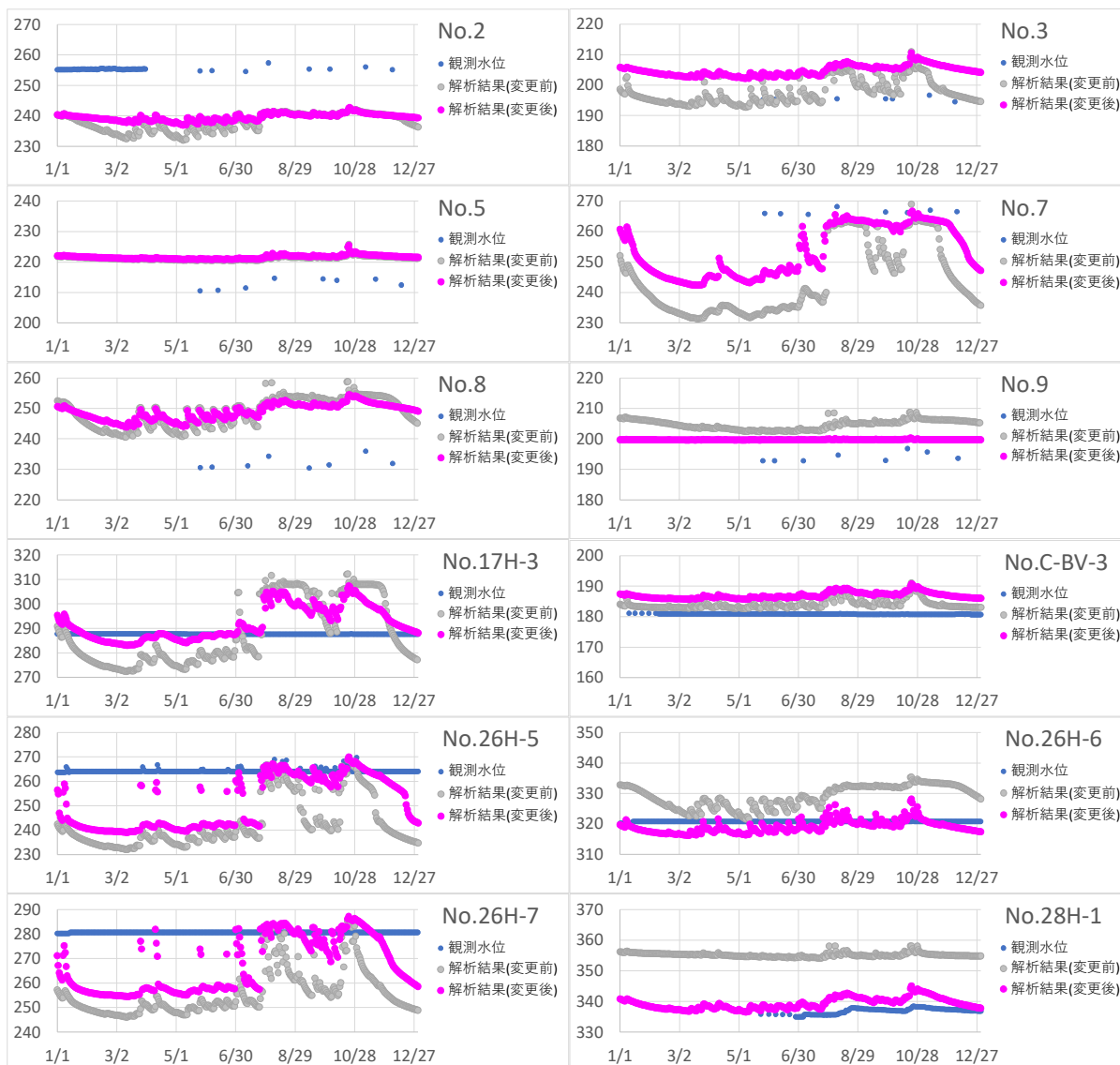


図 3.2 透水係数変更前後の初期水位比較



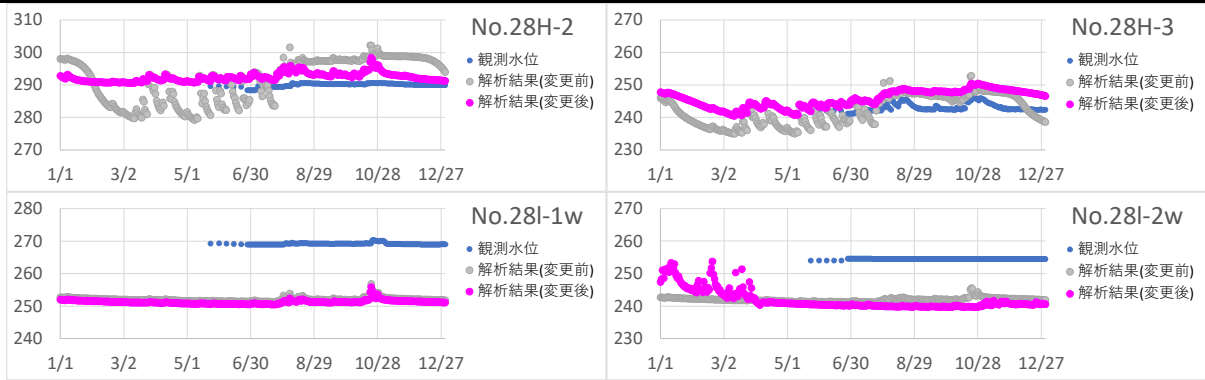


図3.3 各観測孔の水位変化の比較 (2017年1月1日から12月31日)

3.2.2 排水量に関する比較

各抑制工からの排水量については、各抑制工について排水量を整理した上で、図3.4に示すようにグループ分けを行い、グループごとの集計量を用いて比較する。グループ分けは、図2.1a)に示した流線分布より、山体上位からの流路に關係する範囲を念頭に設定した。

図3.4に実測および変更前後の各グループの排水量総量の変化の比較を示す。変更前後に顕著な挙動の差異はないが、変更前の排水量が全体を通してわずかではあるが大きな排水量を算出している。

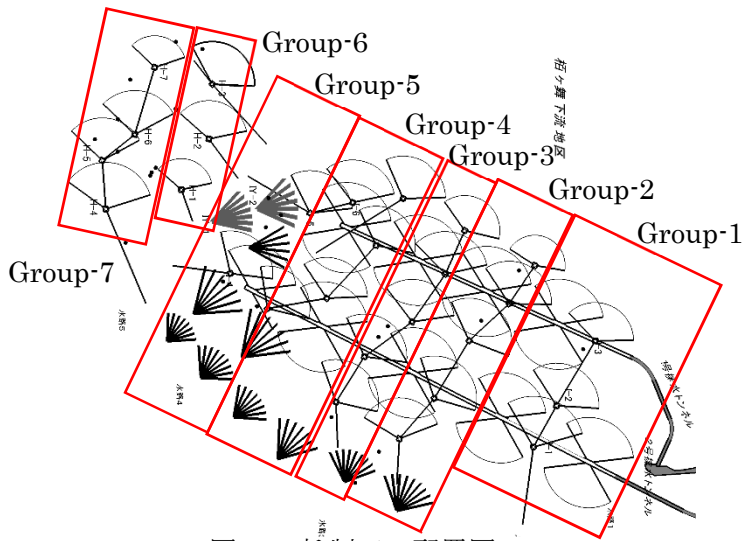


図3.4 抑制工の配置図

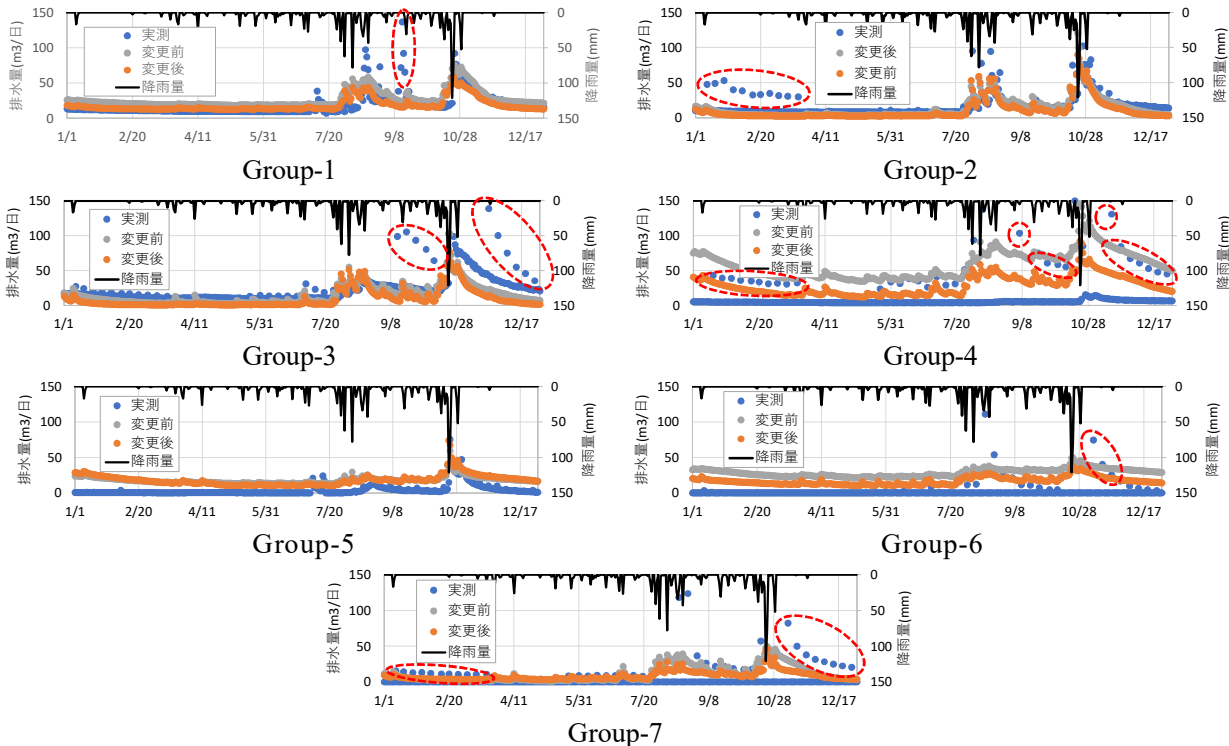


図3.5 各抑制工からの排水量の比較 (2017年1月1日から12月31日)

排水量の実測については、一部、降雨が発生していない期間で排水量の大きな上昇を記録している箇所があり（図3.5の赤丸部）、実測の信ぴょう性を確認する必要がある。これらを除外して実測と解析結果を対比すると、実測の再現性に対してよい近似を示している。

4. まとめと展望

4.1 まとめ

本研究では、従来より地下水流動を解析する手法として確立している浸透流解析に、仮想ドレーンモデルと称する抑制工をメッシュレスとしても、これをモデル化した場合と同等の解析解が得られる解析手法を組み合わせ、地すべり地での実用性を確認することを目的として、譲原地すべりを対象とした検討を実施した。

2年目までの検討で、調査で得た地質情報を反映したモデルを活用することで、地下水位の再現精度が向上する結果を得ることができた。しかし、実測との水位差が大きい箇所もあり、これは、地すべり帯の自然地下水が存在する強風化部の水理地質構造が不均質であるためと考察した。

本年度は、上記した課題に対し、強風化部の水理地質構造の不均質性を局所的に変更し、解析精度の向上を得る目的で、機械学習を導入した局所部の透水係数の推定を行い、推定結果を反映した浸透流解析を実施した。機械学習によって地盤の透水係数を推定するためには学習データが必要となるが、本研究では、各観測孔の強風化部の層厚を調べ、この厚みを反映した簡易な2次元鉛直モデルを構築して、透水係数を $1.0 \times 10^{-2} \sim 1.0 \times 10^{-7} \text{m/s}$ という広範囲を細分化し、合わせて有効間隙率や比貯留係数も変更パラメータとして設定し、降雨変動に対する水変動量を求めた。この時、構築した教師データの90%を学習データとして採用し、残りの10%の透水係数を未知として、学習プログラムの妥当性を検証するホールドアウト法を適用した。この結果、学習プログラムが推定した透水係数は、正解値に対して高い相関を示した。

次に、譲原地すべりの実際の観測水位と雨量データを説明変数として、各観測孔の透水係数を推定した。この結果、同じ強風化部であっても透水係数は $10^{-4} \sim 10^{-7} \text{m/s}$ のオーダーにばらつく結果が示された。この推定結果を利用して、3次元モデルの強風化部に対し、観測孔を中心とする $50\text{m} \times 50\text{m}$ の範囲の透水係数を学習成果に基づいて入力を行い、浸透流解析を実施した。

この結果、初期地下水位について、強風化部を均質な透水係数として実施した検討結果（変更前）よりも、学習成果を入力した検討結果（変更後）は高い相関を示した。また、2017年を対象として実施した非定常解析においても、実測に近づく傾向を示すことができた。仮想ドレーンモデルで表現した各抑制工からの排水量に関しては、変更前と明瞭な差異は認められなかったが、変更前から比較的精度よく再現していた傾向を損なうことはなかった。以上の検討から、風化履歴を追った不均質性に富む地質の水理地質構造を推測するための方法として機械学習を適用することの有効性を示すことができた。

4.1 今後の展望

本検討の成果に基づき、図4.1に示すような地すべり地の抑制工の効果検証や水位上昇の維持管理に対する予測結果を提示するまでのフローが提案できると考えた。これは本研究3年間で実施した解析作業の工程を整理したものである。

近年、ICT技術の発展により、計測技術の自動化が進んでいることを活用し、本研究で示した解析手法と結びつけることで予測値を算出するまでの自動化が可能になると考えられる。再現精度が検証された最新モデルを常に更新することで、予測精度が高い雨量予報のデータを条件とした予測解析を実施し、災害発生の可能性を事前に感知するシステム運用として、地すべり事業に貢献することが今後の展望である。

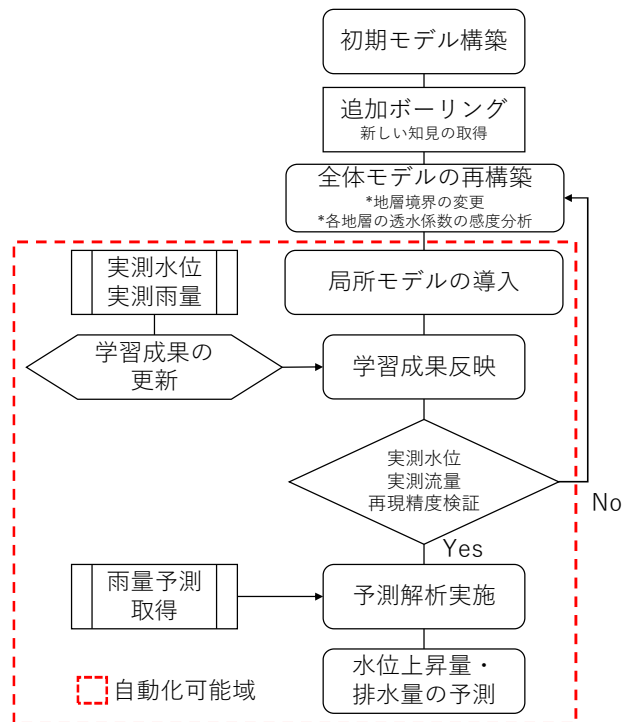


図 4.1 地下水管理のフロー

⑦研究成果の発表状況・予定

(本技術研究開発の成果について、論文や学会への投稿等又はその予定があれば記入して下さい。)(以下記入例)

発表状況

- ・第56回地盤工学研究発表会「タイトル：仮想ドレーンモデルを用いた3次元浸透流解析による抑制工の効果予測」,2021.
- ・第61回日本地すべり学会研究発表会「タイトル：仮想ドレーンモデルによる地すべり地の排水ボーリングの効果予測」,2022.

学術誌への投稿

- ・日本地すべり学会誌(査読付き論文)「タイトル：仮想ドレーンモデルを用いた地すべり地における抑制工の効果予測のための3次元浸透流解析」,2023.(掲載決定)

その他

- ・群馬大学学位論文「タイトル：3次元浸透流解析による地下水排水影響の予測手法の高度化に関する研究」,2023.

⑧研究成果の社会への情報発信

(ウェブ、マスメディア、公開イベント等による研究成果の情報発信について記入下さい。ウェブについてはURL、新聞掲載は新聞名、掲載日等、公開イベントは実施日、テーマ、参加者数等を記入下さい。)

なし

⑨表彰、受賞歴

(単なる研究成果発表は⑦⑧に記載して下さい。大臣賞、学会等の技術開発賞、優秀賞等を記入下さい。)

なし

⑩技術研究開発の今後の課題・展望等

(研究目的の進捗状況・達成状況や得られた研究成果を踏まえ、技術研究開発の更なる発展や砂防政策の質の向上への貢献等に向けた、技術研究開発の今後の課題・展望等を具体的に記入下さい。)

仮想ドレーンモデルは、抑制工としての低下効果は示し、水位再現に対する成果は得れたものの、集水工ごとの排水量の挙動を適切に再現するまでには至っていない。

繰り返し試行による感度解析は、携わる技術者が、求めた解析結果から、透水係数の予測を立てて入力を行い、誤差を小さくしていく方法であるため、確実な方法ではあるが、効率のいい作業とは言えない。3年目には、これまで蓄積したデータなどを活用して、パラメータ同定の自動化を進める予定である。

⑪研究成果の河川砂防行政への反映

(本技術研究開発で得られた研究成果の実務への反映等、砂防政策の質の向上への貢献について具体的かつ明確に記入下さい。)

本研究の成果として、原位置の情報が乏しい場合でも事前水位などを用いた水理パラメータの精査を行うことで、抑制工の効果予測に対する不確実性は低減される可能性があることは示された。情報が追加された際に、速やかに予測モデルを更新できることが望ましいことを述べさせて頂いた。本検討に用いた手法は、影響範囲を可視化できること、さらには、今後の対策工の設置位置の優先度を検討する一資料として、砂防行政の質の向上への支援となると考えられる。

また、パラメータ同定の自動化が行えれば、現場の計測データが更新されたことを受けて、場の最適な透水係数を常に最新状態で持つことができるため、地すべり地が台風の予想進路に入っているような場合に、想定雨量を用いた予測計算を実施し、水位上昇の予測や排水設備の負荷などを事前に予測することができるため、危険度のチェックなどに活用できる可能性がある。