J. Jpn. Soc. Soil Phys.
土壌の物理性
No. 159, p.69～75 (2025)

飽和・不飽和浸透流解析への機械学習の適用とその応用

本間雄亮[1]・黒田清一郎[1]・牧野信夫[1]

Use and application of machine learning to saturated and unsaturated flow analysis

Yusuke HOMMA[1], Seiichiro KURODA[1] and Nobuo MAKINO[1]

Abstract: In this paper, we introduce the application of machine learning and deep learning in the field of soil physics. We then propose using generative AI for saturated and unsaturated flow analysis for artificial embankments such as fill dams and dikes. The generative AI method employed is a generative adversarial network (GAN) model incorporating a U-net. The relationship between hydraulic conductivity distribution and pressure head distribution in a steady state inside the dike is considered as an image-to-image translation problem. For the forward problem of estimating the distribution of pressure head, the accuracy was close to that of the conventional numerical method. On the other hand, for the inverse problem of estimating the distribution of hydraulic conductivity, the estimation accuracy was low. The estimation method using generative AI for the interior of the dike can serve as a means of achieving a digital twin of the dike because the data can be analyzed immediately. This approach is expected to be useful for real time evaluation and anomaly detection in dikes.

Key Words : machine learning, saturated and unsaturated flow analysis, generative adversarial network, U-net

1. はじめに

近年，機械学習や深層学習は急速に発展しており，手書き文字認識（Abu Ghosh and Maghari, 2017），音声認識（Hinton et al., 2012），自律走行（Grigorescu et al., 2020），コンクリート（Cha et al., 2017）や道路（Maeda et al., 2018）の機能診断，除草ロボットへの雑草検知技術の導入（Fan et al., 2023）等，日常的な利用から産業分野にいたるまで幅広く活用されている．本稿では，機械学習および深層学習の土壌物理分野への適用事例を紹介するとともに，著者らが現在取り組んでいるダム・ため池堤体内部を対象とした飽和・不飽和浸透流解析への深層学習の適用とその現場実装に向けた取り組みについて概説する．

[1]Nationa Agriculture and Food Research Organization, 2-1-6, Kannondai, Tsukuba, Ibaraki 305-8609, Japan. Corresponding author: 本間雄亮, 農研機構農村工学研究部門
2024 年 12 月 25 日受稿　2025 年 2 月 13 日受理

2. 土壌物理分野への機械学習および深層学習の適用

機械学習および深層学習はデータ駆動型の推論技術で，入力データと出力データの関係を推定するモデルを構築するために利用されている．深層学習の特徴として，非線形で複雑なモデルを表現するのに優れている．また，深層学習は多次元・大容量のデータを迅速に処理することができるため，数値計算を代替するモデルや現場の観測データをリアルタイムで解析するための手段として期待されている．土壌物理分野においては，現象の予測やパラメータの推定を目的としたモデル化に利用されている．

機械学習の利用事例として，気象データや作物の成長データ等を利用した土壌水分量の予測（Karandish and Šimůnek, 2016），乾燥過程の水分特性曲線と粒径分布，乾燥密度等から湿潤過程における水分特性曲線の推定（Lamorski et al., 2017），機械学習を利用した pedotransfer function の開発による飽和透水係数の推定（Araya and Ghezzehei, 2019）がある．これらは様々な種類のデータを入力し，求めたい出力との関係をデータに基づいて結びつけ，推論を行ってきた．機械学習は分類や回帰，クラスタリング等にも利用されている．初期の機械学習のネットワークでは，Fig. 1(a) に示すようなパーセプトロンという単層のモデルを利用しており，入力値に重みをかけ線形結合した結果に対して，活性化関数による変換を行う．活性化関数は入力から出力を決定するための関数で，パーセプトロンではステップ関数を利用している．一方，深層学習は機械学習技術の内の 1 つではあるものの，その特徴として人間の神経細胞の仕組みを模したニューラルネットワークを多層に用いている（Fig. 1（b））．深層学習の活性化関数には Fig. 1（b）に示すような sigmoid 関数や ReLU 等の非線形関数をニューラルネットワークの各層で組み合わせることで複雑な関数を表現できるようになった．従来の機械学習と深層学習はデータからルールや知識を獲得する点は共通しているが，機械学習は人が特徴量設計（モデルに入力す

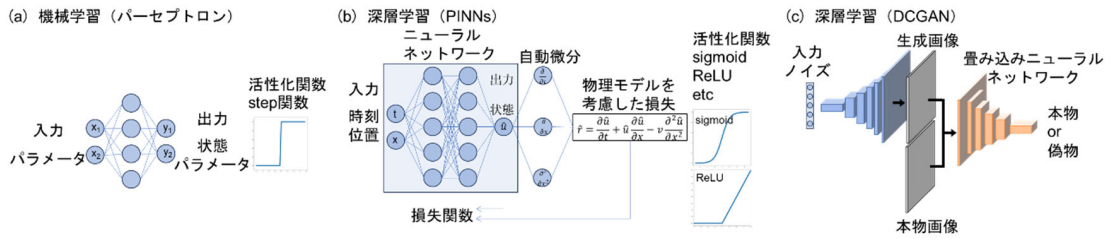


Fig. 1　機械学習および深層学習のモデルイメージ（図中のネットワークの層数やノード数は引用文献通りではない）.

るデータの数値化）を行うのに対して，深層学習はデータそのものから特徴を学習し，人はネットワーク構造の設計を行うという違いがある（岡野原, 2022）．近年，深層学習の手法として Raissi et al.（2019）が考案した Physics-Informed Neural Networks（PINNs）(Fig. 1 (b)) が注目されている．このモデルのネットワーク構造の特徴として，モデルの評価を行う損失関数に支配方程式，境界条件，初期条件を組み込むことで，物理法則を考慮することができる．損失関数に用いられる支配方程式中の各項の偏微分は，誤差関数からニューラルネットワークの層の重みを更新する誤差逆伝播を用いて勾配を計算（自動微分）して得られる．PINNs は土壌中の水移動を対象としても利用されており，飽和浸透流を対象とした透水係数の空間分布の推定と圧力水頭の推定（Tartakovsky et al., 2020) や，均一な土壌における飽和 · 不飽和浸透流を対象とした透水係数と水分特性曲線の推定による浸透流の再現（Bandai and Ghezzehei, 2021)，層構造の土壌への適用（Bandai and Ghezzehei , 2022) 等がある．土壌中の水移動に加えて，溶質移動も考慮した複数の物理現象へも適用されている（Haruzi and Moreno, 2023)．PINNs では損失関数に物理法則を考慮しているが，損失関数に専門的な知識（推定した水頭値は特定の範囲内に収まる）も加えた手法（Wang et al., 2020）が提案されている．PINNs は透水係数等のパラメータを推定するのに利用されるとともに，入力を位置と時刻とすることで，任意の位置と時刻における物理現象のシミュレータとして利用することができる．

深層学習技術は画像や動画といった大容量で多次元のデータを処理することも可能とした．例えば，変分オートエンコーダ（Variational Autoencoder: VAE）(Kingma and Welling, 2013）は学習画像の特徴を捉え，似た画像を生成することができる．敵対的生成ネットワーク（Generative Adversarial Network: GAN）(Goodfellow et al., 2014）はランダムなノイズをもとに画像の生成を可能とした．GAN から派生した画像生成モデルの Deep Convolutional GAN（DCGAN）(Radford et al., 2015）(Fig. 1 (c)) では，後述する画像の生成器および識別器に画像認識で利用される畳み込みニューラルネットワークを利用したことで鮮明な画像生成を可能とした．他に，指定した条件に対応する画像を生成（例えば，指定した数字の画像を生成）する Conditional GAN（Mirza and Osindero, 2014)，画像を入力として画像を生成する pix2pix（Isola et al., 2017）等がある．その他に，低解像度の画像から高解像度の画像に変換（Dong et al., 2015）することも画像生成モデルは可能としている．これらの画像生成モデルの考案により，透水場や圧力水頭場，地下構造等の複雑で空間的な広がりをもつ場の推定を画像生成問題として捉えることが可能となった．Dagasan et al.（2020）は地下の透水場に対する水頭場を計算する順問題に GAN を利用した．画像生成モデルは逆問題にも利用されており，Mo et al.（2019）は畳み込みニューラルネットワークを利用した画像変換により透水場と汚染源の推定を行った．また，帯水層の透水性の推定（Zhan et al., 2022; Laloy et al., 2018; Laloy et al., 2021）や地層構造の推定（Zhang et al., 2021）においても利用されている．2 次元の場の推定に限らず，Laloy et al.（2018）は GAN を 3 次元に拡張させて帯水層の透水性の推定を行った．上記の研究では，画像生成ネットワークを順問題あるいは逆問題として利用していたが，Sun（2018）は GAN を利用した画像 – 画像変換において，地下の圧力水頭場と透水場の双方向の画像変換をネットワークの構造を変えることなく行う手法を提案している．すなわち順問題と逆問題の推定が同じネットワークで行える．GAN のような画像生成ネットワークが考案されたことにより，透水場や圧力水頭場等の関係の推論を画像変換の問題に置き換えることで，複雑な空間を扱うことを可能とした．

機械学習および深層学習を土壌物理分野へ適用した研究の一部を紹介した．これらの研究は，土壌水分や圧力水頭といった状態の推定あるいは透水係数や水分特性曲線等のパラメータの推定を行うためのモデルの構築を目的としながら，用いるデータやネットワーク構造を変化 · 発展させている．

3. ダム · ため池堤体内部の飽和 · 不飽和浸透流解析を対象とした生成 AI の活用

著者らは堤体内部の透水係数分布と圧力水頭分布の双方向の推定を行うために GAN に，畳み込みニューラルネットワークを用いた画像の領域分類で利用される U-net（Ronneberger et al., 2015）を組み込んだ生成 AI モ

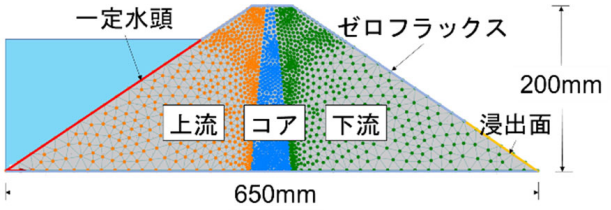


Fig. 2 堤体形状と有限要素メッシュおよび境界条件.

デルを用いた（Isola et al., 2017）．画像生成に代表される生成 AI は，学習データに基づき新たな画像データを生成する能力を有している点が特徴である．本研究で用いたモデルは画像から画像へ変換するフレームワークを採用したことで，ネットワークの構造を変えることなく，入力画像と出力画像を入れ替えるだけで，順問題および逆問題の両方に利用することを可能としている．画像変換の生成 AI モデルに着目した理由として，ダム · ため池では，水利用や洪水調節を目的として貯水や放流などの操作が行われることで，水位は上昇，下降あるいは維持といった状態を人工的に制御することが可能となり，過去の水位の状態を再現し得ると考えたためである．人為的に制御された水位に対して，透水係数分布が圧力水頭分布にどのような影響を与えるか，また逆に現状の浸透現象から推定される透水係数分布が，設計時や過去に推定した際の透水係数に比べて妥当か，あるいは異なるのかを評価できるようにすることが重要である．水位を制御することで，堤体内部の不均一なパラメータである透水係数と浸透現象の応答関係を再現し得ることから，生成 AI を利用し関連性を推定することは現時点で有効なアプローチと考える．

3.1 学習データセットの作成

ため池堤体内部を上流，コア，下流の 3 つのゾーンに分割して透水係数を割り当てた．計算に用いた堤体のサイズを Fig. 2 に示す．設定した透水係数分布に基づいて，飽和 · 不飽和水流解析を HYDRUS-2D（Šimůnek et al., 2012）で定常状態になるまで実行し，各節点の圧力水頭値を取得した．学習データは透水係数 $10^{-1} \sim 10^{-8}$ cm s^{-1} の指数部分を規則的な間隔で 15 分割して，各ゾーンに割り当てることで用意した．堤体の 3 つのゾーン（上流，コア，下流）に対して 15 分割した透水係数を割り当てた 15^3 個を学習データとして与えた．学習済みモデルの精度を評価するための検証データは学習データと重複することのないように抽出した．こちらも，透水係数 $10^{-1} \sim 10^{-8}$ cm s^{-1} の指数部分を 7 分割して各ゾーンに対して組み合わせた 7^3 個を使用した．

画像データを深層学習のネットワークに入力するため，透水係数分布および圧力水頭分布は数値データを画像データ（色調）に変換して利用した．また，本研究で使用したプログラムは，256×256 ピクセルの正方形画像を入力画像として使用しているため，堤体形状をそのまま画像データに使用した場合，余白部が大半を占める．そこで，有限要素メッシュの各節点に対して幾何学的変換を行い，Fig. 3 に示すような堤体形状から 256×256 の正方形となるような画像の変換も行った．

3.2 学習フレームワーク

本研究で利用した U-net（Ronneberger et al., 2015）および GAN の構造について解説する．U-net は画像の領域分類に使われる技術で，画像から特徴を抽出するエンコーダと抽出された特徴を元のサイズに拡大するデコーダーから構成される（Fig. 3）．画像は配列として扱われ，Fig. 3 中の記号および数字は（バッチサイズ，チャンネル，高さ，幅）を意味する．エンコーダで抽出された特徴を同じスケールのデコーダーと共有するスキップ接続により，局所的な特徴だけではなく位置に関する情報も保持できるため鮮明な画像の生成が可能となる．この技術を後述する敵対的生成ネットワークの生成器に利用した．

敵対的生成ネットワークは，識別器（D）と生成器（G）の 2 つのネットワークから構成される．生成器は入力されたノイズベクトル z から偽の画像 $G(z)$ を生成し，識別器は生成器が生成した画像 $G(z)$ を真か偽か判定する．真の画像 y には 1 のラベルが付けられ，偽の画像 $G(z)$ には 0 のラベルが付けられる．識別器の学習では，真の画像 y が入力されたときは 1 を出力するように，偽の画像 $G(z)$ が入力されたときは 0 を出力するように学習が行われる．一方，生成器の学習では，偽の画像 $G(z)$ が識別器に入力されたときに，識別器の出力 $D(G(z))$ が 1 に近づくように学習が行われる．識別器は真の画像と偽の画像を判別できるように学習する一方で，生成器は識別器が偽の画像を真の画像と誤判別する画像を生成できるように学習することで，生成器は真の画像に近い画像を生成できるようになる（敵対的学習）．GAN では生成器の入力としてノイズベクトルを使用したのに対して，本研究では画像 x とノイズベクトル z の両方を入力とし，画像 $G(x,z)$ を生成する手法を用いた（Isola et al., 2017）．識別器は，学習データのペア画像 (x,y) と生成画像のペア画像 $(x,G(x,z))$ の真偽を判別する．GAN と同様に敵対的学習を行い，入力画像と出力画像の関係が学習される．生成器と識別器の敵対的学習は，（1）式によって表され，L_{cGAN} は敵対的損失を表す．

$$\begin{aligned} &L_{\mathrm{cGAN}}(G,D) \\ &= \mathbb{E}_{x,y}[\log D(x,y)] + \mathbb{E}_{x,z}[\log(1 - D(x,G(x,z))] \end{aligned} \tag{1}$$

敵対的損失だけでは，データセットの画像を無視した極端な画像が生成されやすい（Isola et al., 2017）ため，本物画像 y と生成画像 $G(x,z)$ の平均絶対誤差をとった（2）式の L1 ノルムを加えることで入力画像と生成画像が一致するような学習を行う．

$$L_{\mathrm{L1}}(G) = \mathbb{E}_{x,y,z}[\|y - G(x,z)\|_1] \tag{2}$$

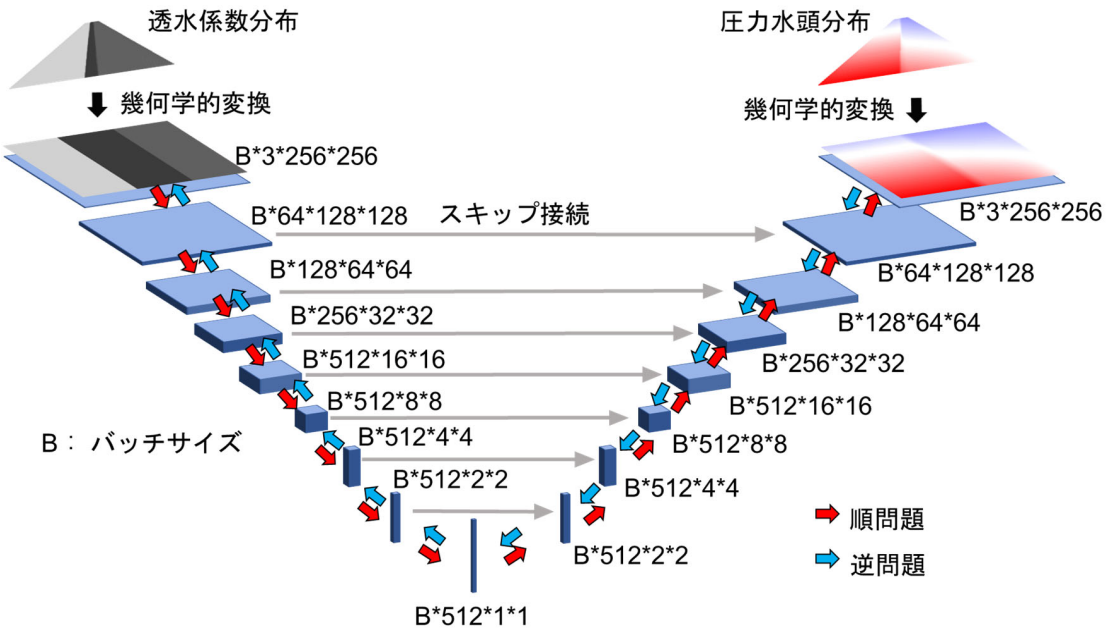


Fig. 3　生成器に利用した U-net の構造.

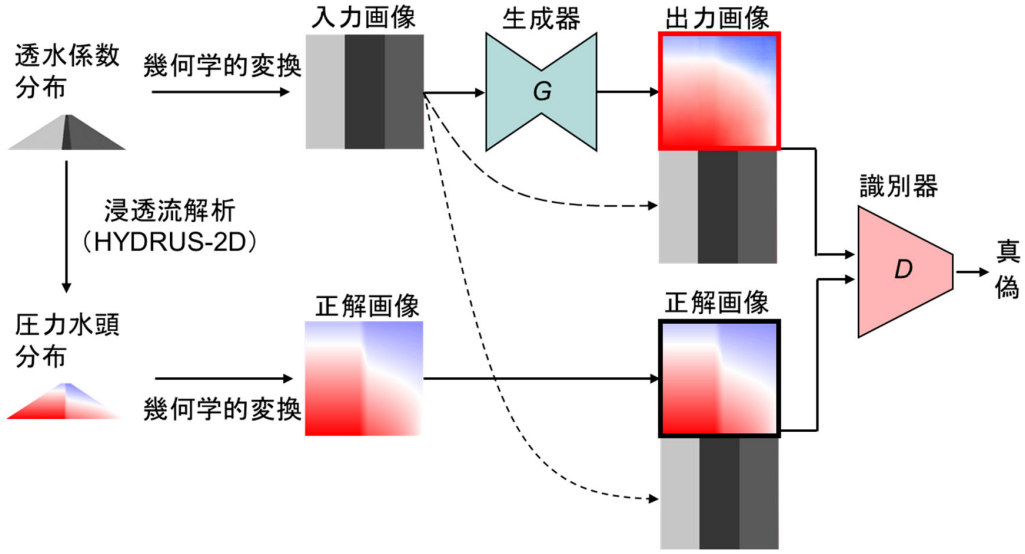


Fig. 4　透水係数分布から圧力水頭分布を推定する際のモデル構造.

敵対的損失 L_{cGAN} に L_{L1} を加えた（3）式が損失関数である．損失関数は生成器の学習では最小化，識別器の学習では最大化される．

$$G* = \arg\min_{G}\max_{D} L_{\mathrm{cGAN}}(G,D) + \lambda L_{\mathrm{L1}}(G) \qquad (3)$$

Isola et al.（2017）を参考にして作成された，本研究で用いたネットワークの構造を Fig. 4 に示す．入力を透水係数分布画像，出力を圧力水頭分布画像とする順問題と，入力画像と出力画像を入れ替えた逆問題についてそれぞれの推定精度を検証した．学習エポック数は 1000 エポックとした．ネットワークの訓練には NVIDIA Geforce RTX 2080 Ti GPU を使用した．

3.3 順問題および逆問題による生成画像の結果

Fig. 5 は，生成ネットワークを利用して生成された画像の一部を示している．各画像は左から順に入力画像，生成画像，および正解画像を表示している．学習には約 13.9 時間を要したものの，全ての検証データに対する推論は 18 秒で完了した．順問題では，Fig. 5 に示した結果以外にも，生成画像と真の画像の間に明らかな違いはみられなかった．一方，逆問題では生成画像が真の画像と大きく異なる結果も見られた．逆問題では同じ圧力水頭分布となる透水係数の分布が存在することで，解の一意性が満たされずに不良設定問題となることから推定精度が低い結果となった．

本研究では，敵対的生成ネットワークを利用している

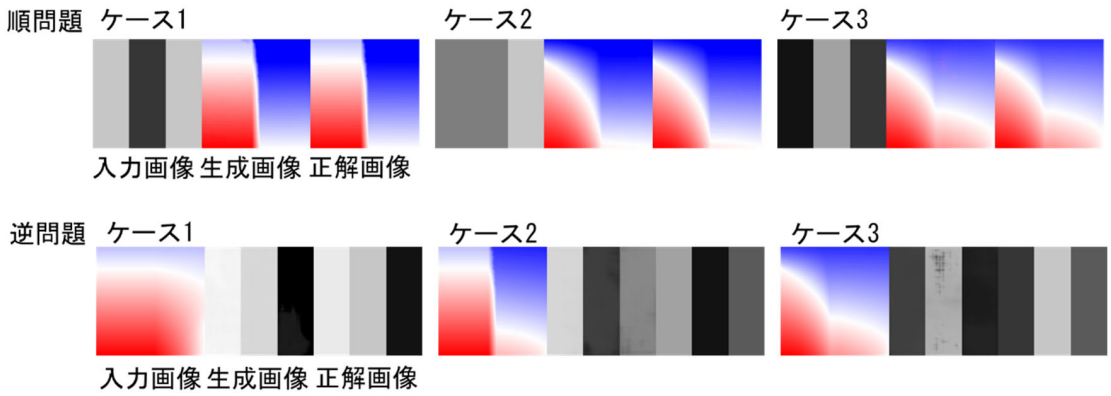


Fig. 5　順問題および逆問題のモデルで生成した画像の一部.

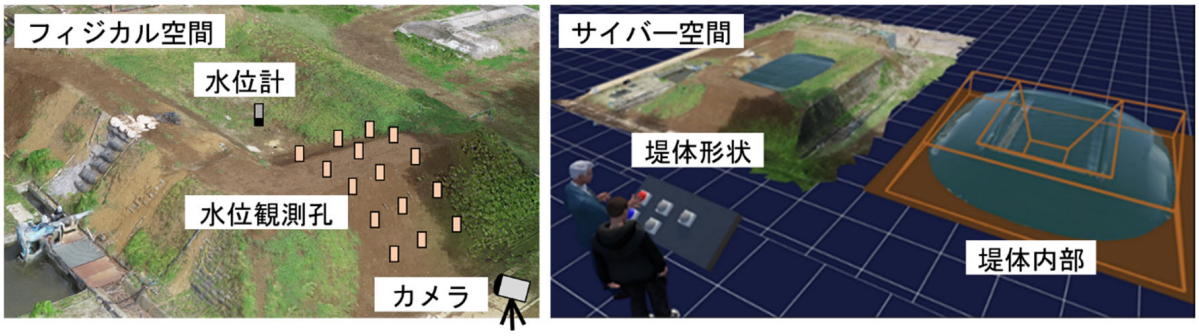


Fig. 6　構築したため池のデジタルツイン.

が，近年の生成 AI 技術の発展は著しく，画像生成技術は大きな進化を遂げている．その中でも拡散モデル（Ho et al., 2020）は注目される技術で，文章から複雑な画像の生成を可能としたことで話題となった Stable Diffusion のベースとして利用されている．生成 AI を利用した画像生成技術の物理現象への適用は今後も注目である．

4. 生成 AI を利用した堤体内部の推定技術の適用

生成 AI は通常の数値解析と比較して，計算に要する時間が少ないことが特徴である．数値解析の高速化・高頻度化を可能とした生成 AI は観測データをリアルタイムで解析するための手段として有効である．この技術は，サイバー空間に現実空間を再現するデジタルツインを実現するための手段になり得る．現在，先に紹介した生成 AI 技術を実装すべく，著者らはため池を対象にデータ駆動型デジタルツインの構築を試みている（本間ら，2024）．この背景として，ため池は豪雨や地震によって損傷や決壊することがあるものの，農家戸数の減少によりため池の管理および監視体制が弱体化しているという課題がある．そこで，ため池の遠隔監視，堤体の健全性の評価，浸潤現象の予測機能を有するデジタルツインの構築を行った．Fig. 6 には構築したデジタルツインを示しており，実際のため池で取得した 3 次元形状，観測孔の水位データ，赤外線カメラ画像を利用してサイバー空間にため池堤体の外形および内部の浸潤状況を反映している．ため池堤体の 3 次元モデルについても生成 AI の一種である NeRF（Neural Radiance Fields）（Mildenhall et al., 2021）を利用した．先に紹介した生成 AI による堤体内部の推定技術は，観測データから堤体内部の評価と異常発生箇所の推定を瞬時に行うことへ利用を想定している．これにより，堤体の安全性を早期に確保する技術の開発へとつなげていくことを目指している．

5. おわりに

本稿では，数値計算（飽和・不飽和浸透流解析）を代替する手法として生成 AI を利用したアプローチを紹介した．定常状態における堤体内部の状態（圧力水頭分布）とパラメータ（飽和透水係数分布）の関係を画像変換の枠組みで捉えることで，両者の関係を双方向に推定し得る技術となっている．実務面への適用として，観測データからリアルタイムで堤体の現状評価や異常発生箇所の推定への活用が見込まれる．また，パラメータである透水係数を自由に変化することができるため，ため池堤体の改修時における補強土の透水係数や補強土の位置等の設計にも利用が期待できる．深層学習は，入力から出力に至る複雑なプロセスを学習データに基づいて推定する技術であり，土壌物理分野においても現象の予測に有効

な手段となり得る．今後の展望として，堤体を対象に透水係数の不均一性や水みち等の異常検知に本手法を発展させること検討している．

謝辞

本研究の一部は農研機構 NARO イノベーションプログラムおよび 科研費（21H04750）の助成により実施した．記して謝意を表す．

引用文献

Abu Ghosh, M.M. and Maghari, A.Y. (2017): A comparative study on handwriting digit recognition using neural networks. 2017 International Conference on Promising Electronic Technologies (ICPET), Deir El-Balah, Palestine, 77–81, doi:10.1109/ICPET.2017.20.

Araya, S.N. and Ghezzehei, T.A. (2019): Using machine learning for prediction of saturated hydraulic conductivity and its sensitivity to soil structural perturbations. Water Resources Research, 55: 5715–5737. doi:10.1029/2018WR024357.

Bandai, T. and Ghezzehei, T.A. (2021): Physics-informed neural networks with monotonicity constraints for Richardson-Richards equation: Estimation of constitutive relationships and soil water flux density from volumetric water content measurements. Water Resources Research, 57: e2020WR027642. doi:10.1029/2020WR027642.

Bandai, T. and Ghezzehei, T.A. (2022): Forward and inverse modeling of water flow in unsaturated soils with discontinuous hydraulic conductivities using physics-informed neural networks with domain decomposition. Hydrology and Earth System Sciences, 26(16): 4469–4495. doi:10.5194/hess-26-4469-2022.

Cha, Y.-J., Choi, W. and Büyüköztürk, O. (2017): Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 32(5): 361–378.

Dagasan, Y., Juda, P. and Renard, P. (2020): Using generative adversarial networks as a fast forward operator for hydrogeological inverse problems. Groundwater, 58(6): 938–950.

Dong, C., Loy, C.C., He, K. and Tang, X. (2015): Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 38(2): 295–307.

Fan, X., Chai, X., Zhou, J. and Sun, T. (2023): Deep learning based weed detection and target spraying robot system at seedling stage of cotton field, Comput. Electron. Agric. 214 108317.

Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y. (2014): Generative adversarial nets. In Advances in neural information processing systems, Montreal, Quebec, Canada, 2672–2680.

Grigorescu, S., Trasnea, B., Cocias, T. and Macesanu, G. (2020): A survey of deep learning techniques for autonomous driving. Journal of Field Robotics, 37(3):362–386.

Haruzi, P. and Moreno, Z. (2023): Modeling water flow and solute transport in unsaturated soils using physics-informed neural networks trained with geoelectrical data. Water Resources Research, 59: e2023WR034538. doi:10.1029/2023WR034538.

Hinton, G., Deng L., Yu, D., Dahl, G., Mohamed, A.-r., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen, P., Sainath, T. and Kingsbury, B. (2012): Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. IEEE Signal Processing Magazine, 29(6): 82–97.

Ho, J., Jain, A. and Abbeel, P. (2020): Denoising diffusion probabilistic models, Advances in Neural Information Processing Systems, 33: 6840–6851.

本間雄亮, 牧野信夫, 黒田清一郎 (2024): ため池のデータ駆動型デジタルツイン構築の試み, 水土の知, 92(2): 23–26.

Isola, P., Zhu, J.-Y., Zhou, T. and Efros, A.A. (2017): Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 5967–5976.

Karandish, F. and Šimůnek, J. (2016): A comparison of numerical and machine learning modeling of soil water content with limited input data. Journal of Hydrology, 543: 892–909.

Kingma, D.P. and Welling, M. (2013): Auto-encoding variational bayes. arXiv preprint arXiv: 1312.6114.

Laloy, E., Hérault, R., Jacques, D. and Linde, N. (2018): Training-image based geostatistical inversion using a spatial generative adversarial neural network. Water Resources Research, 54: 381–406. doi:10.1002/2017WR022148.

Laloy, E., Linde, N. and Jacques, D. (2021): Approaching geoscientific inverse problems with adversarial vector-to-image domain transfer networks. Advances in Water Resources, 152: 103917.

Lamorski, K., Šimůnek, J., Sławiński, C. and Lamorska, J. (2017): An estimation of the main wetting branch of the soil water retention curve based on its main drying branch using the machine learning method, Water Resources Research, 53: 1539–1552, doi:10.1002/2016WR019533.

Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiyama, T. and Omata, H. (2018): Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone mages. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 33(12): 1127–1141.

Mildenhall, B., Srinivasan, P.P., Tancik, M., Barron, J.T., Ramamoorthi, R. and Ng, R. (2021): Nerf: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. Com-

munications of the ACM, 65(1): 99–106.

Mirza, M. and Osindero, S. (2014): Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint arXiv:1411.1784.

Mo, S., Zabaras, N., Shi, X. and Wu, J. (2019): Deep autoregressive neural networks for high-dimensional inverse problems in groundwater contaminant Source identification. Water Resources Research, 55: 3856–3881. doi:org/10.1029/2018WR024638.

岡野原大輔 (2022): ディープラーニングを支える技術「正解」を導くメカニズム［技術基礎］p.26, 技術評論社, 東京.

Radford, A., Metz, L. and Chintala, S. (2015): Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1511.06434.

Raissi, M., Perdikaris, P. and Karniadakis, G.E. (2019): Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. Journal of Computational Physics, 378: 686–707.

Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015): U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI International Conference, 234–241.

Šimůnek, J., van Genuchten, M.Th. and Šejna, M. (2012): The HYDRUS software package for simulating the two- and three-dimensional movement of water, heat, and multiple solutes in variably-saturated porous media. Technical Manual Version 2.0.

Sun, A.Y. (2018): Discovering state-parameter mappings in subsurface models using generative adversarial networks. Geophysical Research Letters, 45(20):11,137–11,146. doi:10.1029/2018GL080404.

Tartakovsky, A.M., Marrero, C.O., Perdikaris, P., Tartakovsky, G.D. and Barajas-Solano, D. (2020): Physics-informed deep neural networks for learning parameters and constitutive relationships in subsurface flow problems. Water Resources Research, 56: e2019WR026731. doi:10.1029/2019wr026731.

Wang, N., Zhang, D., Chang, H. and Li, H. (2020): Deep learning of subsurface flow via theory-guided neural network. Journal of Hydrology, 584:124700, doi:10.1016/j.jhydrol.2020.124700.

Zhan, C., Dai, Z., Samper, J., Yin, S., Ershadnia, R., Zhang, X., Wang, Y., Yang, Z., Luan, X. and Soltanian, M. R. (2022): An integrated inversion framework for heterogeneous aquifer structure identification with single-sample generative adversarial network. Journal of Hydrology, 610:127844. doi:10.1216/j.jhydrol.2022.127844.

Zhang, C., Song, X. and Azevedo, L. (2021): U-net generative adversarial network for subsurface facies modeling. Computational Geosciences, 25(1): 553–573.

This article is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY-NC-ND) license (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

要　　旨

土壌物理分野への機械学習 · 深層学習の利用について紹介するとともに，フィルダムやため池を対象とした飽和 · 不飽和浸透流解析への生成 AI の利用について紹介する．生成 AI の手法には敵対的生成ネットワークに U-net を組み込んだモデルを用いた．堤体内部の定常状態における透水係数分布と圧力水頭分布の関係を画像変換問題として捉えた．圧力水頭分布を推定する順問題では，従来の数値計算法に近い結果が得られた．一方，透水係数の分布を推定する逆問題では，推定精度は低い結果となった．生成 AI を利用した堤体内部の推定技術は，データを瞬時に解析できることから，ダム · ため池のデジタルツインを実現するための手段となり得る．この技術を活用して，ダム · ため池堤体におけるリアルタイムでの評価 · 異常検出箇所の推定へと活用が期待できる．

キーワード：機械学習，飽和 · 不飽和浸透流解析，敵対的生成ネットワーク，U-net