

人工知能技術による土質推定に基づく埋立管理システム

五洋建設(株)
五洋建設(株)

○ 熊谷 隆宏
白 可

1. はじめに

海域の埋立により港湾や空港を建設する場合、材料として一般に砂が用いられるが、社会の持続的発展の観点からは、航路や泊地の維持浚渫で発生する粘性土や建設発生土を有効利用することが望ましい。一方、軟弱な粘性土を用いて埋立を行う場合、建設中のすべり破壊に対する安定性や将来の圧密沈下が懸念される。これらを検討するためには、用いた粘性土の圧密特性や強度特性を把握する必要があるが、埋立によって形成された地盤に対する詳細な原位置調査や、投入前の土に対する各種土質試験を実施することは現実的でない。

近年、判断や評価の高度化や迅速化、また作業の省力化や自動化を目的として、様々な分野で人工知能 (AI) 技術の活用が図られている。本研究では、画像認識分野で広く適用されている畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) ¹⁾ の手法を用いて、土源情報、湿潤密度、撮影画像等の情報に基づき、埋立を行う土運船上の粘性土の土質定数を効率的に推定する AI モデルを構築した。この土質推定 AI モデルと、土運船から投入した粘性土の堆積形状解析技術および圧密沈下解析技術を統合し、将来沈下の予測が可能な埋立管理システムを提案する。埋立の最適な設計・施工管理の実現に資する管理システムについて、実工事への適用結果を含めて報告する。

2. 埋立管理システムの概要

浚渫粘土や建設発生土等の粘性土の埋立方法として、**図-1**に示すような土運船と押船（または引船）を用いて海中に投入する方法が一般的である。船倉に土を積み込み、目標地点まで運搬した後、船倉底部を開いて海中に土を投入する手順となる。

提案する埋立管理システムは、土運船上の粘性土の土質定数を AI で推定した上で、粘性土の投入によって形成された地盤の堆積形状および地盤内部の層構成を解析し、埋立地盤の将来の圧密沈下を解析する予測機能を有している。**図-2**は、管理システムにおける一連の解析のフローチャートである。第 1 ステップとして、土運船から投入される粘性土の圧密定数や非排水せん断強度などの土質特性を AI モデルにより推定する。次に、推定さ

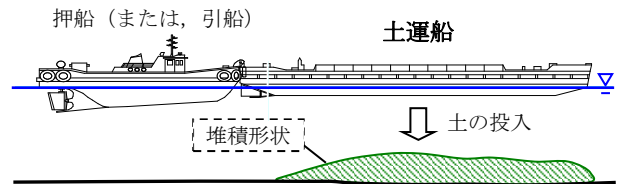


図-1 土運船による埋立方法の概念図

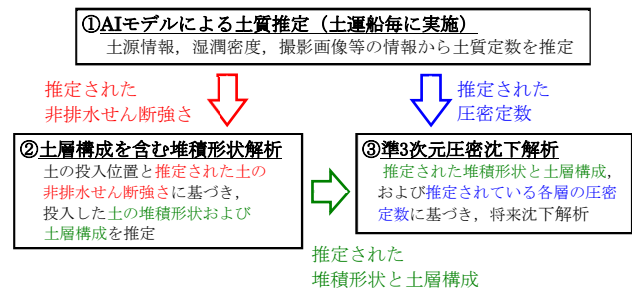


図-2 埋立管理システムにおける解析のフロー

れた土のせん断強度を用いて、海底面での土の堆積形状と内部の層構成を解析し、最終ステップで、推定された土質定数や、堆積形状、地盤内部の層構成に基づいて圧密沈下予測解析を行う。

2.1 土質推定 AI モデル

CNN の手法を用いた AI モデルの構造の概念を**図-3**に示す。用いる粘性土の土源情報、湿潤密度、撮影画像および触感による硬軟情報を入力データ（説明変数）とし、圧縮指数、膨潤指数、圧密係数、液性限界等の土質定数を出力データ（目的変数）として、入出力の相関を機械学習させたモデルである。前半部の処理として、画像データから特徴量を抽出し、その他のスカラー情報と結合した後、後半部では、ディープラーニングにより目的変数の推定を行うフローとしている。前半部の画像データの処理に関しては、画像から有効な特徴量を抽出する処理が重要であり、本研究では、巨大なデータセットを用いて学習済みの既存の VGG16 モデル²⁾を導入する転移学習¹⁾の手法を用いた。

AI モデルは、教師データを用いて、推定誤差を最小化するように各パラメータ値を最適化して構築される。構築したモデルに、対象とする粘土の画像や湿潤密度等の情報を入力すると、土質定数の推定値が目的変数として出力される。

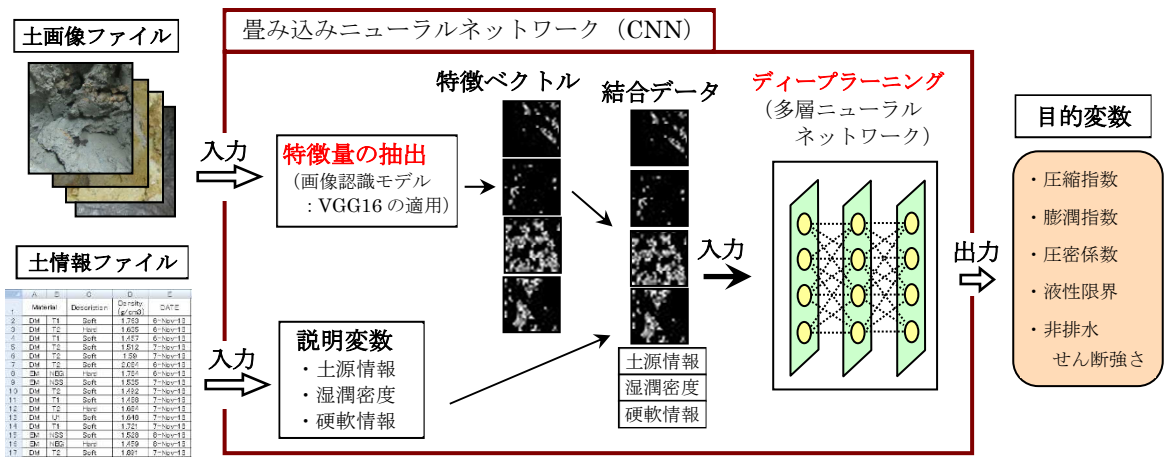


図-3 土質推定 AI のモデル構造

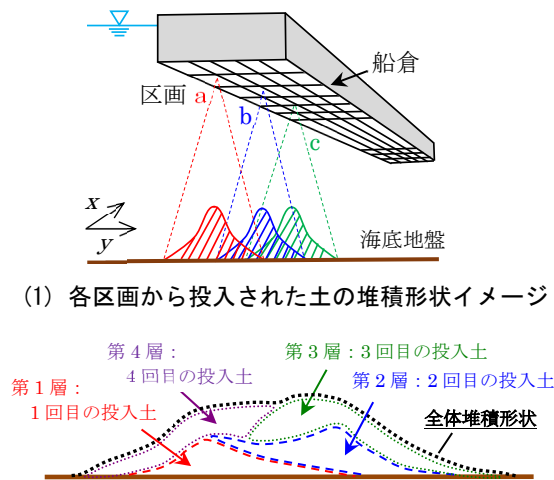


図-4 堆積形状解析の概念図

2.2 堆積形状解析モデル

投入された粘性土の堆積形状の解析については、投入した土が正規確率分布に従って広がることを仮定する松見・岸口³⁾の手法を導入する。この手法では、土運船の船倉を小区画に分割した後、式(1)の確率密度関数 $f(x,y)$ を用いて、各区画から投入された土の分布 (堆積形状) を評価する。そして、投入された土の全体堆積形状は、各区画から投入された土の堆積形状の総和で表現される (図-4)。

$$f(x,y) = \exp [-(x^2 + y^2) / (2\sigma^2)] / (2\pi\sigma^2) \quad (1)$$

ここに、 σ は標準偏差 (拡散係数) である。

砂質土や石材に適用されていた従来の手法に関し、分布形状を規定する標準偏差が粘性土の非排水せん断強さに依存する考え方を新たに導入し、粘性土にも適用できるよう拡張させた。すなわち、AI により推定された非排水せん断強さの値から、入力パラメータである標準偏差 (拡散係数) を評価し、堆積形状解析を実施する流れとなる。

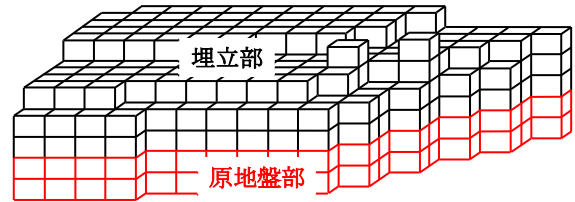


図-5 沈下解析における地盤の3次元要素分割イメージ

2.3 準3次元圧密沈下解析モデル

図-5 のように地盤を3次元要素に分割した後、Boussinesq の弾性理論式を用いて各要素に作用する応力を求め、設計で用いられる計算手法 (c_c 法) に基づく準三次元解析手法を提案する。

以下の方法により、圧密沈下挙動を解析する。

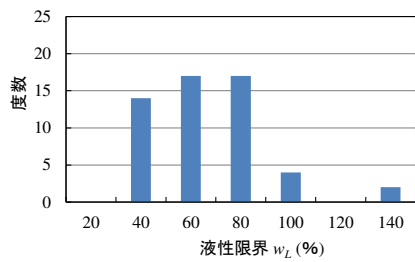
- ① 地盤を3次元要素に分割した後、要素ごとに独立に沈下量を計算する。地表面の沈下量は、各要素の沈下量の総和により評価される。
- ② 各要素に作用する応力は、地盤を弾性体と仮定した Boussinesq 式を用いて求め、各要素の最終沈下量は、 c_c 法により計算する。
- ③ 多層地盤における圧密度は、ドレーンが無い場合は換算層厚法、ドレーンが打設されている場合は Barron の近似式を用いて評価する。

堆積形状解析によって埋立地盤内部の層構成を含む堆積形状を解析した後、原地盤と埋立地盤を3次元要素に分割し、前記の AI により推定されている各要素の圧密定数を入力することにより、圧密沈下解析を実施する流れとなる。

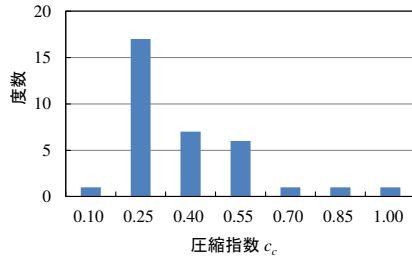
3. 各構成モデルの構築

3.1 土質推定 AI モデル

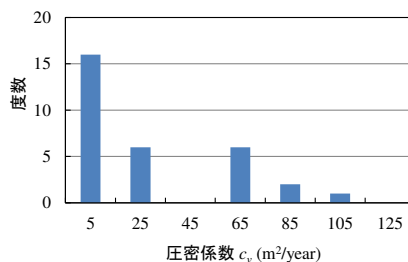
AI モデルの構築に際し、機械学習用の教師データを取得するために各種土質試験 (標準圧密試験 40 ケース、液性限界・塑性限界試験 60 ケース、また、液性限界・塑性限界試験のケースに対応して強度の情報を得るためのベーンせん断試験) を実施した。なお、対象の港湾建設の埋立工事では浚渫



(1) 液性限界



(2) 圧縮係数



(3) 圧密係数 (拘束圧 150kN/m²時)

図-6 試験で得られた土質定数の度数分布

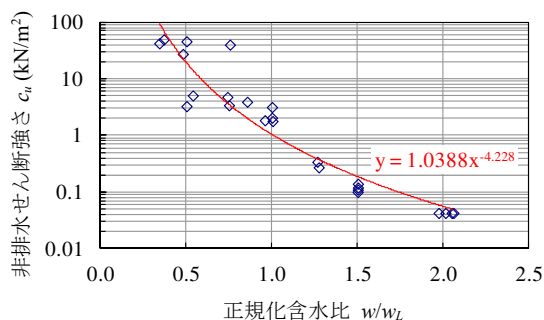


図-7 正規化含水比と非排水せん断強さの関係

粘土と陸上の掘削粘土が用いられるため、試験の試料として、浚渫粘土、陸上掘削粘土の2種類を選定している。

図-6は、各試験で得られたコンシステンシーと圧密に関する土質定数の度数分布を示す。また、図-7は、含水比 w を液性限界 w_L で除した正規化含水比 w/w_L と、ペーンせん断試験で得られた非排水せん断強さ c_u の関係を示す。これらの定数の間には式(2)のような相関が得られており、粘性土の液性限界の値が得られれば、湿潤密度から含水比を算出し、正規化含水比を用いて非排水せん断強さを評価することが可能である。

$$c_u = 1.039 (w/w_L)^{-4.228} \quad (2)$$



(1) 浚渫粘土



(2) 陸上掘削粘土

図-8 機械学習に用いた粘土の画像データの例

表-1 ニューラルネットワークのハイパーパラメータ

パラメータ名	設定値
データのスケール変換手法 ¹⁾	最大・最小値による正規化
中間層の階層数	4
中間層のニューロン数	200
活性化関数 ¹⁾	ReLU 関数
最適化問題の解法 ¹⁾	Adam
Dropout 率 ¹⁾	0.1

また、機械学習の画像データとして、1,000万画素数程度の一般的なデジタルカメラにより50cm程度の距離から撮影した画像を用いた(図-8)。

AIの構築に向けて機械学習を行うにあたっては、教師データ数の確保が重要であるため、データ数の拡張を図った。画像に関しては、トリミング箇所の複数化、回転、上下・左右反転、彩度・明度調整、コントラスト調整、ぼかし、シャープ化等により画像数を増加させた。また、画像に紐付けられる湿潤密度や土質試験結果の数値データに対しては、ノイズを加えることによりデータ数の増加を図った。数値データに対するノイズの加え方として、試験で得られた真値を平均値に設定し、変動係数を0.1に設定した正規分布に従うように、ばらつきを与える手法を用いた。

上記の加工処理によりデータ数を400倍の16,000に増加させた後、土源情報、湿潤密度、画像、および触感による硬軟情報を入力データに設定し、圧縮指数、膨潤指数、圧密係数、液性限界を出力データに設定して、機械学習を行った。

最適値として決定したニューラルネットワークのハイパーパラメータの一覧を表-1に示す。機械学習にあたっては、教師データのうちのランダムに抽出した80%をパラメータ最適化のための学習用、残りの20%をモデルの検証用に用いた。

代表的な土質定数として圧縮指数と液性限界に着目したAIの推定結果と真値の比較を図-9に示すように、AIが高い精度で土質定数を推定できることが分かる。図中、RMSEは二乗平均平方根誤差で

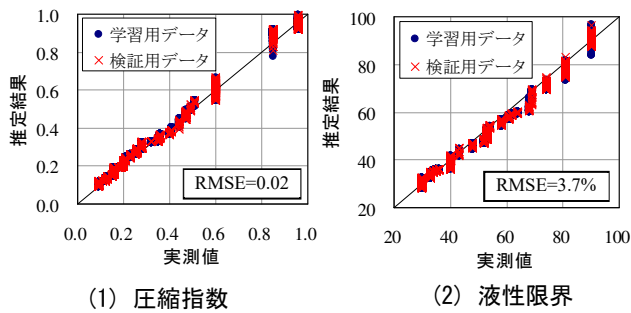


図-9 土質推定 AI による推定結果と真値の比較例

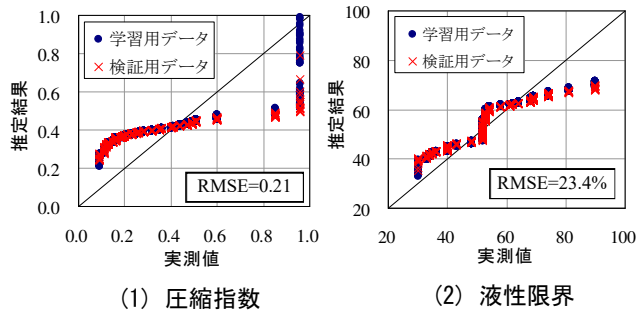


図-10 画像を使用しないモデルの推定結果と真値の比較

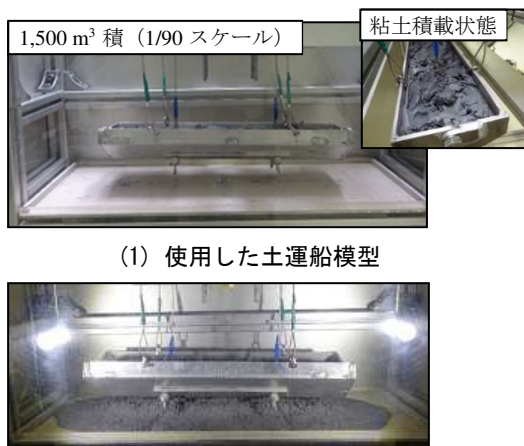


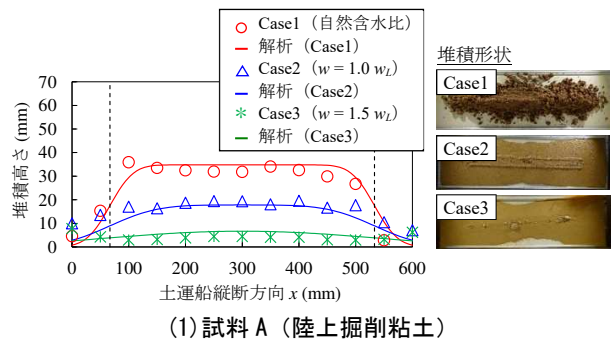
図-11 遠心模型実験実施状況

あり、推定誤差の大きさの指標である。また、画像を使用せず、土源情報や潤滑密度等の変数のみで学習したモデルの推定結果例を図-10に示す。画像を使用しないモデルでは推定精度は低く、画像情報が推定精度に大きく影響することが分かる。

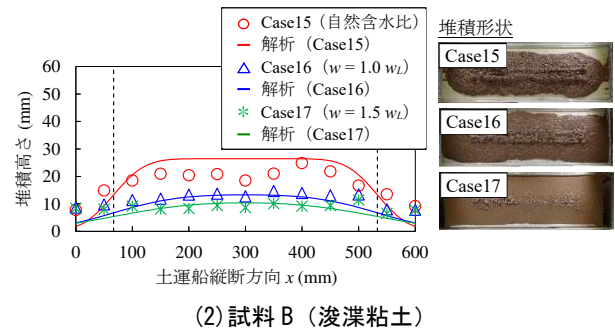
3.2 堆積形状解析モデル

堆積形状解析モデルの構築のために、土運船から投入した粘性土の堆積形状を調べる遠心模型実験を実施した。実験の実施状況を図-11に示す。積載量 1,500 m³ を想定した土運船の 1/90 模型に 90G の遠心加速度を与えることにより、実施工を模擬した実験である。また、粘性土の投入を模擬するため、土運船の底部を開閉できる装置を用いた。

実験条件として、浚渫粘土 2 種類、陸上掘削粘土 2 種類の計 4 種類の粘土を用い、3 ケースの含水比条件と 2 ケースの投入高さ条件を与えた。



(1) 試料 A (陸上掘削粘土)



(2) 試料 B (浚渫粘土)

図-12 実験で得られた堆積形状に対する再現解析結果

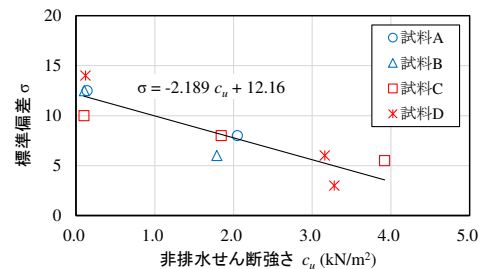


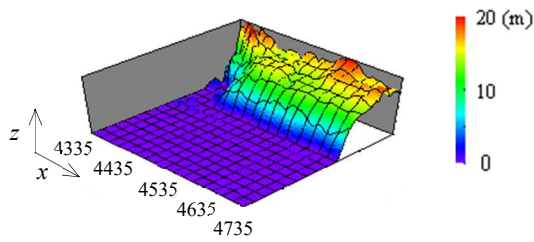
図-13 非排水せん断強さと標準偏差の関係

実験後、レーザー変位計を使用して土運船の横断方向及び縦断方向の堆積高さを計測することにより、粘土の堆積形状を評価した。実験の結果、堆積形状は、粘土の含水比（非排水せん断強さ）に大きく依存するが、投入高さはほとんど依存しないことが分かった。すなわち、粘土を投入した場合、海底での堆積形状は、自重による土圧と粘土の強度により概ね定まることを明らかにした。

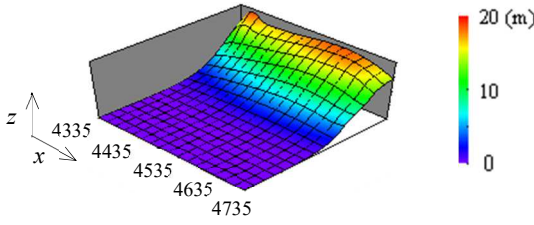
解析において、堆積の広がり程度を規定する標準偏差がパラメータであるため、実験で得られた堆積形状を解析で再現できる標準偏差の値を検討した。標準偏差を適切に設定することにより、図-12のように実験で得られた堆積形状を解析で再現できることが分かった。また、標準偏差の値は、図-13 から得られる式(3)により、非排水せん断強さから推定可能であることが分かった。

$$\sigma = -2.189 c_u + 12.16 \quad (3)$$

含水比と液性限界の比に基づき粘土の非排水せん断強さを推定した後に、標準偏差の値を評価して、堆積形状解析を実施することができる。



(1) 深浅測量結果 (実測値)



(2) 解析結果

図-14 堆積形状に関する解析結果と実測値の比較

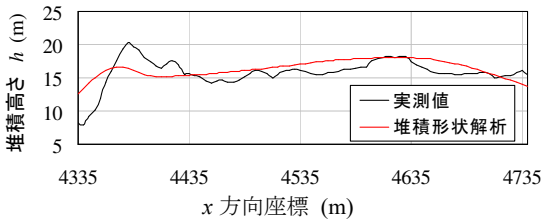


図-15 堆積高さに関する解析結果と実測値の比較

4. 埋立管理システムの現場適用性の検証

提案するシステムを港湾建設の埋立工事に導入し、工事で得られる深浅測量結果（粘性土の堆積形状）、地盤調査結果、沈下計測結果を検証データとして、システムの妥当性を検証する。浚渫や陸上での掘削に由来する様々な粘性土が用いられ、工事を再現する解析の結果と現地調査結果の比較により、各構成モデルの精度を評価する。

4.1 堆積形状

浚渫粘土 50 万 m^3 と陸上掘削粘土 75 万 m^3 の計 125 万 m^3 を用いた埋立を再現する堆積形状解析を行う。埋立においては、積載量 1,000 m^3 と 1,500 m^3 の土運船による 1,000 回の土の投入が行われた。投入管理として、投入時の船の位置座標と船首方向、土源、土の画像、計測された湿潤密度、触感による硬軟の情報が記録される。これらの情報に基づき、用いる粘性土の液性限界の値が AI により推定され、得られた正規化含水比より非排水せん断強さが評価される。解析の入力パラメータである標準偏差を式(3)により設定し、解析を行う。

埋立開始後 6 ヶ月経過した時点の測量結果と解析結果の比較を図-14 に示す。図-15 は、最大堆積高さ位置での分布を示す。解析により、実際の堆積形状を精度良く再現できることが分かる。

4.2 土質定数および圧密沈下挙動

堆積形状解析は、土運船からの土の投入毎に行

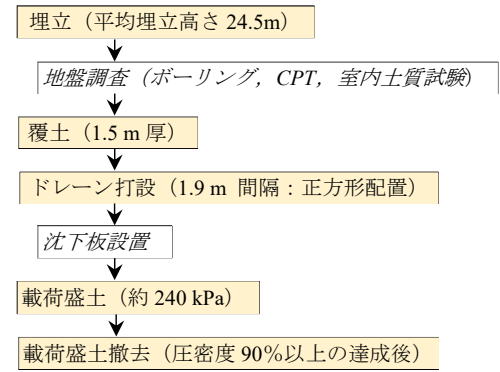


図-16 埋立および地盤改良の施工手順

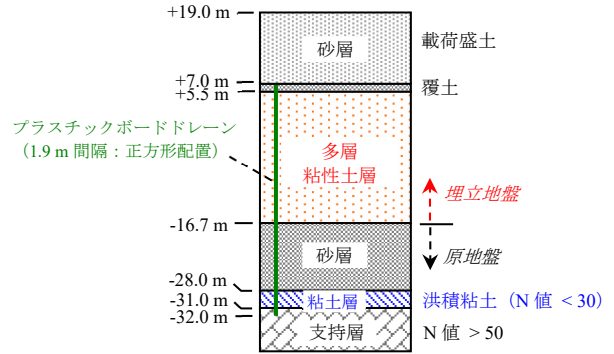


図-17 载荷盛土完成時の土層断面

われ、それぞれに ID 番号が付与されるため、図-4(2)に示すような層構成を把握できる。また、各投入土に関して、AI によって推定された含水比、液性限界、圧縮・膨潤指数、圧密係数、非排水せん断強さの属性情報が堆積形状解析結果に紐付けられ、3次元座標で記録される。その後、図-5のように地盤を3次元要素に分割し、想定荷重に対して準3次元圧密沈下解析を行うことができる。

図-16 に埋立および地盤改良の施工手順、図-17 に载荷盛土完成時の土層断面をそれぞれ示す。約 10,000 m^2 のモニタリング区画において、埋立完了後の圧密沈下を計測するために SP-01~SP-06 の 6 箇所に沈下板を設置した。また、地盤改良前の埋立地盤内の土質定数を調べるために、SP-03 の位置で、ボーリング調査、および深度 5m 間隔で試料をサンプリングして標準圧密試験を実施した。

図-18 は、解析結果とサンプリング試料の試験結果の比較例を示す。圧縮指数と圧密係数に代表される圧密定数について、解析結果は試験結果に概ね一致することが確認され、AI による土質推定と堆積形状解析の妥当性が検証された。

なお、埋立地盤における圧密降伏応力は、自重圧密の影響を受ける。地盤改良前のサンプリング試料の圧密試験結果より、埋立地盤は自重圧密により正規圧密状態になっていることが確認されたため、圧密沈下解析の入力パラメータである圧密降伏応力は、正規圧密状態の値を設定した。

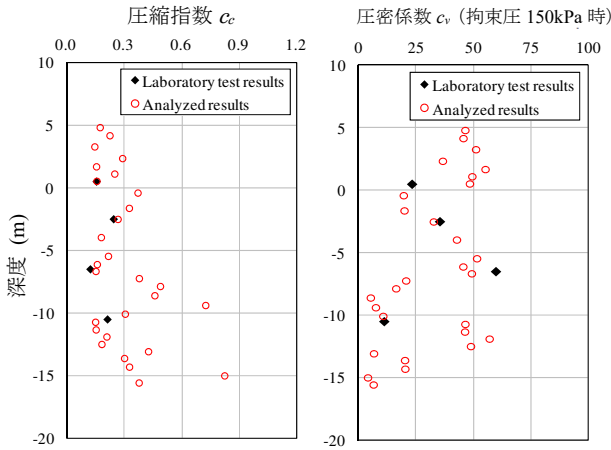


図-18 土質定数に関する試験結果と解析結果の比較例

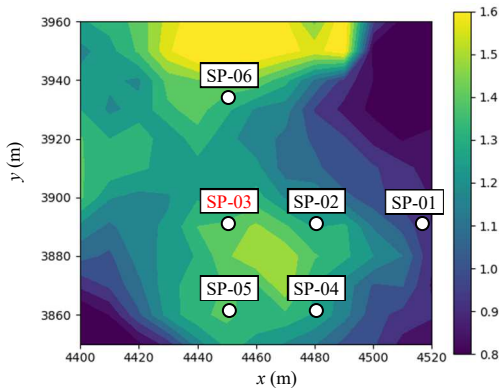


図-19 最終沈下量分布の解析結果

最終沈下量の平面分布の解析結果を図-19に示すように、様々な粘性土が投入された埋立地盤では沈下量のばらつきが大きいことが分かる。また、土質定数に関して試験結果と解析結果を比較したSP-03地点を含め、実測と解析の沈下曲線の比較例を図-20に示す。実測に比べて解析は圧密の進行が若干遅い傾向があるが、これはAIによる圧密係数の推定値が若干小さいことが原因と考えられる。ただし、実測と解析結果は概ね一致しており、一連の解析の妥当性が確認された。

5. おわりに

社会の持続的発展の観点から、港湾建設のために粘性土を有効利用して埋立を行うことを想定し、用いる粘性土の土質定数を迅速に推定する人工知能技術を導入するとともに、投入された粘性土の堆積形状解析と準3次元圧密沈下解析を統合した埋立管理システムを構築した。港湾建設の埋立工事に本システムを適用し、実測データと各構成モデルの解析結果を比較することにより、解析の精度と妥当性を検証した。

従来の原位置地盤調査方法としてはコーン貫入試験 (CPT) が一般的であるが、調査に要する日数やコストのため、特定の箇所での離散的調査に

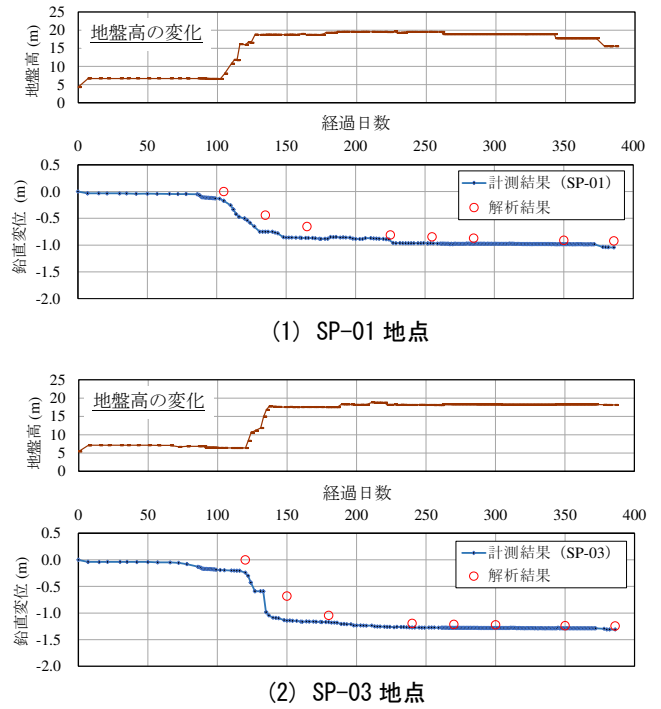


図-20 圧密沈下挙動に関する実測値と解析結果の比較例

なる点や、先端抵抗値や周面摩擦値等から土質定数に換算する経験式の精度に依存する点で課題がある。特に、調査速度は日あたり深度30~45m程度⁴⁾であり、調査箇所数に応じて日数がかかる。

構築した本システムにより、詳細な原位置地盤調査や室内土質試験を行うことなく、施工と並行して迅速かつ高精度に土質定数の3次元分布を密に評価できるため、埋立品質および生産性の向上を期待できる。特に、任意のタイミングで圧密沈下解析を実施できるため、地盤調査結果を待たずに、投入する粘土の適地選定、最適な埋立仕上げ高や地盤改良等の検討を行うことができる。今後は、建設中のすべり破壊に関する安定解析もシステムに統合して、より高度な設計・施工管理を実現できるよう、システムの改良を図る所存である。

参考文献

- 1) 斎藤康毅：ゼロから作るディープラーニング-Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装-，pp.165-273，オライリー・ジャパン，2016
- 2) Simonyan, K. and Zisserman, A. : Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, In 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015), pp.1-14, 2015
- 3) 松見吉晴，岸口孝文：捨石マウンド築造時のバージ船の配船位置について，海岸工学論文集，37巻，pp.769-773，1990
- 4) CPT技術協会：コーン貫入試験 (カタログ)，2016