



ニューラルネットワークによる実地盤を対象とした過圧密比の深度分布推定

林, 勇佑
竹山, 智英
飯塚, 敦
橘, 伸也

(Citation)

神戸大学都市安全研究センター研究報告, 27:9-21

(Issue Date)

2023-03

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/0100482488>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/0100482488>



ニューラルネットワークによる 実地盤を対象とした過圧密比の深度分布推定

Estimation of Depth Distribution of Overconsolidation Ratio in Actual Ground Using Neural Network

林 勇佑¹⁾

Yusuke Hayashi

竹山 智英²⁾

Tomohide Takeyama

飯塚 敦³⁾

Atsushi Iizuka

橘 伸也⁴⁾

Shinya Tachibana

概要：地震応答解析する際には、多くの地盤パラメータが必要であるが、経済的・時間的コストの観点から室内試験が実施されることは少なく、現場のデータとして得られる土質区分やN値等のデータしかないことが多い。広域を対象とする解析の際には、これらの数少ないデータから経験式などによりパラメータを決定している。現在、過圧密比はN値から推定する経験式が提案されている。N値は土の硬さを表す値であることに対して、過圧密比は応力履歴を表す値である。このように性質の異なるN値と過圧密比では、相関性を見つけることが難しいと考えられ、より合理的に過圧密比を推定する手法が必要とされている。そこで本研究では、過圧密比をより合理的に推定する手法として、ニューラルネットワークを用いた推定手法を検討した。地震の加速度情報から過圧密比の深度分布を推定するニューラルネットワークを構築し、その推定精度を評価した。

キーワード：過圧密比, ニューラルネットワーク, 弾塑性動的解析, 地震応答

1. はじめに

日本は世界でも有数の地震多発国であるため、地震による被害予測は非常に重要な課題である。地震による被害の予測方法のひとつに地震応答解析がある。地盤の地震応答解析を行う際には多くの地盤情報が必要となるが、経済的・時間的コストの観点から室内試験が実施されることは少なく、現場のデータとして得られる土質区分やN値等のデータしかないことが多い。そのような解

析を広域に行おうとすると、ボーリング調査などの限られた情報から地盤モデルを構築する必要がある。N 値等の限られた情報から解析に必要な材料物性値を推定するための経験式が提案されており、地盤モデルの作成にあたって利用されることが多い。N 値は現在の地盤の強度や剛性とは相関性があると考えられるが、応力履歴を表す過圧密比と相関性があるとは考えにくく、圧密試験結果がない地点での過圧密比を合理的に推定する手法が必要である。本研究では、過圧密比を推定する手法としてニューラルネットワークを用いた手法を検討する。

2. 過圧密比深度分布の推定手順

(1) 過圧密比深度分布の仮定

対象とした地点は、港湾地域強震観測の東京都江東区新木場にある観測地点とした。対象とした地点の地盤情報は国土交通省の運営する港湾地域強震観測の HP¹⁾に公開されているものを用いた。過圧密比の深度分布は、対象とした地盤の地層区分に応じて4層で構成されると仮定した。図1に対象とした地点のボーリングデータを示す。地表面から4要素、15要素、31要素、10要素の4層とした。ただし、過圧密比を設定する上で、図1に示す Sand と Sandy soil は同一の層とした。また、Silt の層の間に Sand の層があるが、これらは層の厚さが薄いため無視し、Silt の層とした。層の名前を地表面から層1、層2、層3、層4とする。

(2) ニューラルネットワークの構造

本研究では、5層（入力層、中間層1、中間層2、中間層3、出力層）構造のニューラルネットワークを設定した。ニューラルネットワークの学習には確率的勾配法を用いた。地表面加速度のフーリエスペクトルの山の部分におけるフーリエ振幅をニューラルネットワークの入力層とした。具体的には、図2に示す地表面加速度のフーリエスペクトルの赤い丸で囲まれた9点を用いた。また、出力層は層1～層4の過圧密比の値とすることで、過圧密比の深度分布を推定した。教師データとして用いる地表面加速度のフーリエスペクトルの山の部分におけるフーリエ振幅を入力層に入力し、ニューラルネットワークにより算出された過圧密比の値と元のデータの値との誤差を平均二乗和誤差により算出し、その誤差の値が小さくなるように学習させる。

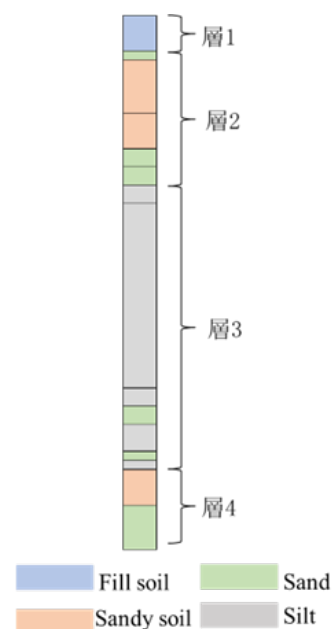


図1 対象地点のボーリング調査から得られた土質区分

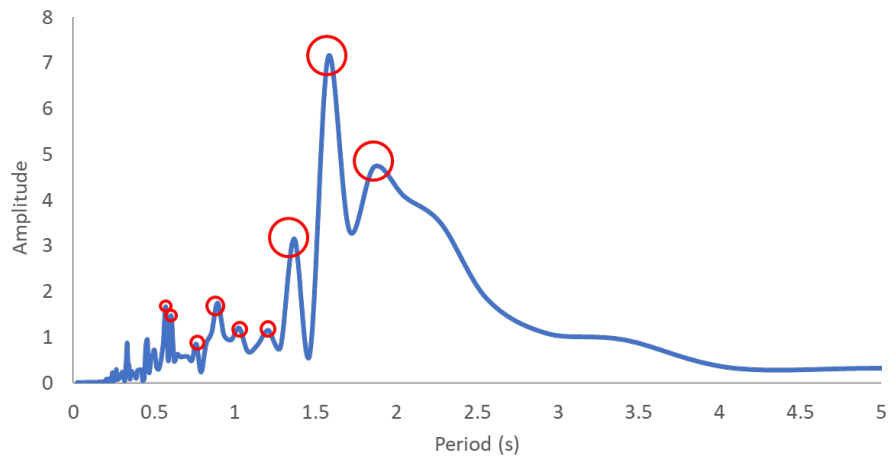


図2 ニューラルネットワークの入力層とした9点

(3) 教師データ作成

層1～層4の過圧密比の組み合わせを2000通り作成し、それらの地盤の地表面加速度を計算する。計算で得られた地表面加速度をフーリエ変換し、ニューラルネットワークの入力とする9点のフーリエ振幅をそれぞれ抽出することで教師データを作成する。教師データ作成の流れのイメージ図を図3に示す。地表面加速度の計算は、地表面加速度の観測データから引き戻し計算で得られる加速度時刻歴を対象とする地盤の基盤面に入力し、土/水連成有限要素解析プログラムDACSAR²⁾を用いて地表面加速度を計算する。

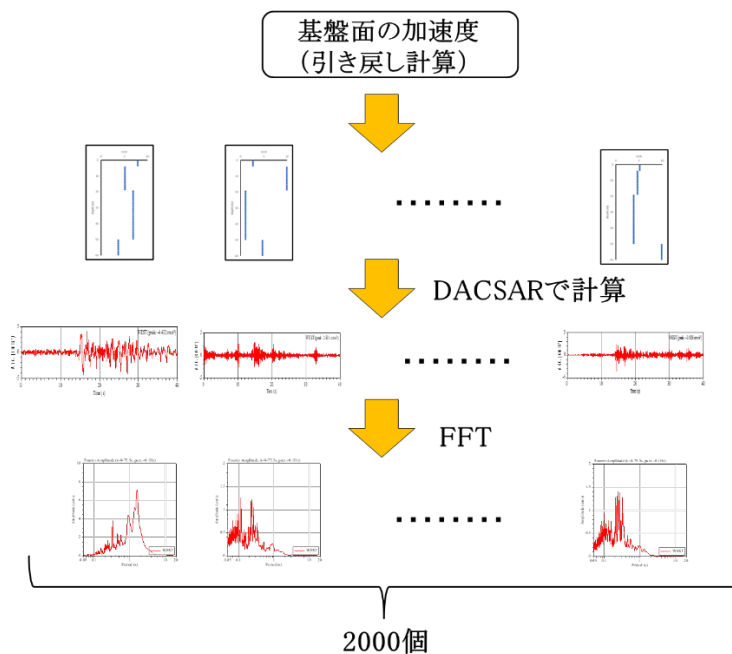


図3 教師データ作成の流れのイメージ図

a) 解析概要

本研究では、新木場にある観測地点での地震波形を対象とする．過圧密比以外の解析パラメータ決定手法は、図4、5に示す、飯塚ら（1987）、宮田（2001）のパラメータ決定フローを基本とし、式(1)に示す本田（2021）の圧縮指数推定式⁵⁾を導入する．ここで、 λ は圧縮指数、 ν' は有効応力のポアソン比、 e_0 は先行圧密時の間隙比、 p_0' は有効土被り圧、 ρ は土の密度、 V_s はせん断波速度を表す．

$$\mu = \frac{3(1-2\nu')}{2(1+\nu')} \quad (1)$$

$$\lambda = \frac{\mu(1+e_0)}{\rho V_s^2} p_0' \quad (2)$$

ただし、せん断波速度は道路橋示方書⁶⁾において示される推定式を用いる．せん断波速度 V_s を式(3)、(4)に示す．ただし N は N 値を表す．

$$V_s = 100 N_i^{1/3} \quad (1 \leq N_i \leq 25) \quad \text{粘性土} \quad (3)$$

$$V_s = 80 N_i^{1/3} \quad (1 \leq N_i \leq 50) \quad \text{砂質土} \quad (4)$$

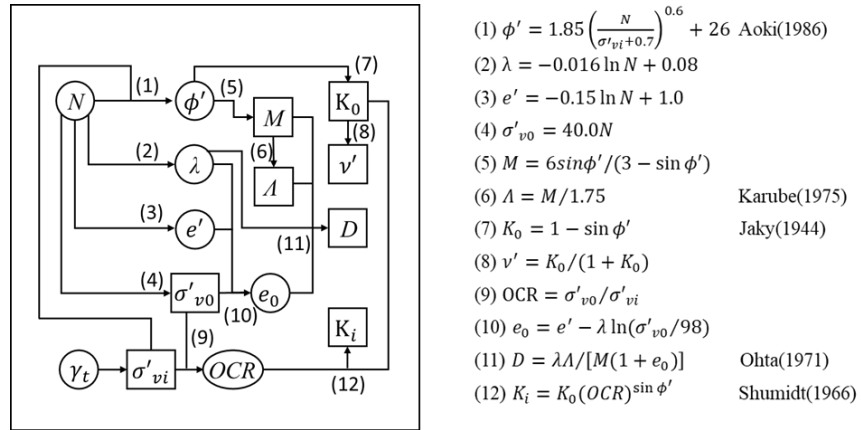


図4 N値からの解析パラメータ決定フロー³⁾

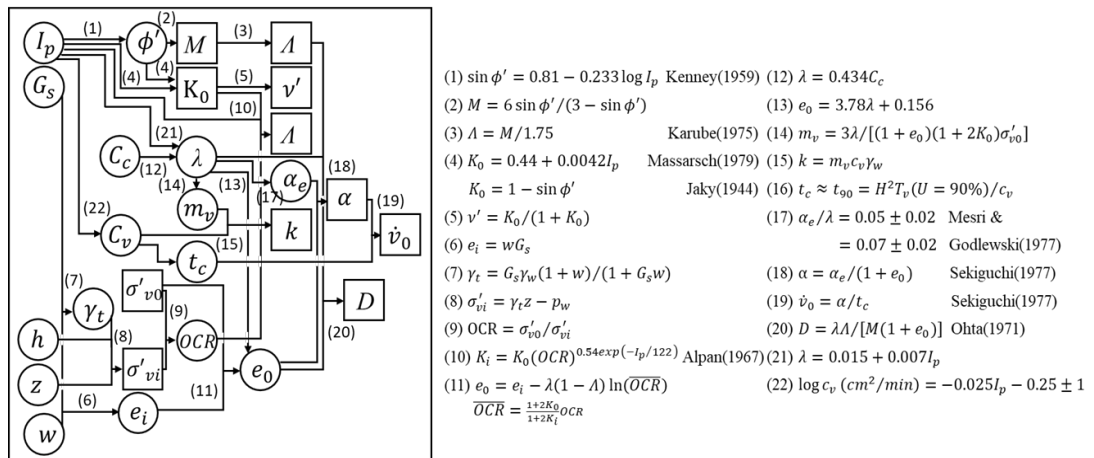


図5 塑性指数からの解析パラメータ決定フロー⁴⁾

また、解析対象の地震動は表 1 に示す事例である．図 6 は N 値の深度分布を示す．本研究で使用している地震動の観測記録や N 値，土質区分などは港湾地域強震観測の HP で公開されているものである．パラメータ決定フローには N 値以外にも単位体積重量，塑性指数，透水係数を指定する必要がある．本研究では，東京都の液状化予測報告書⁷⁾の土質試験結果を参考に表 2, 3 のように土質区分ごとに設定する．透水係数については土質区分ごとの一般的な値を指定している．

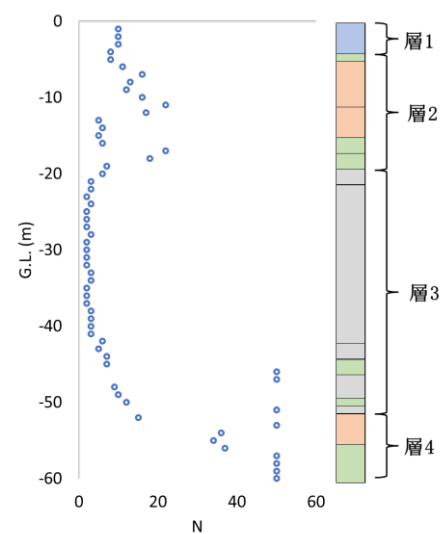


図 6 観測地点の地盤情報

表 1 地震概要

震源地名	発生日時	Magnitude	深さ	最大加速度 (Gal)		
				南北	東西	上下
房総半島南東沖	2019/10/12	5.4	75.3km	4.3	4.4	1.9

表 2 設定物性値（塑性指数からパラメータを決定）

土質区分	単位体積重量 $\gamma_t(kN/m^3)$	塑性指数 I_p	透水係数 $k(m/s)$
粘性土，粘土，泥など	15.7	31	1.0×10^{-8}
粘土質砂，シルト質砂，砂質シルト， 砂質粘土など	17.5	15	1.0×10^{-6}
有機質土，泥炭など	12.9	90	1.0×10^{-6}
火山灰，ロームなど	13.6	54	1.0×10^{-4}

表 3 設定物性値（N 値からパラメータを決定）

土質区分	単位体積重量 $\gamma_t(kN/m^3)$	塑性指数 I_p	透水係数 $k(m/s)$
砂質土，砂など	19.0	—	1.0×10^{-4}
礫質土，礫など	20.1	—	1.0×10^{-2}
表土，埋土，盛土，廃棄物など	17.8	—	1.0×10^{-6}

b) 入力地震動

港湾地域強震観測では地表面の加速度の観測データと地中での加速度の観測データを
得ることができる．地表面で観測される加速度データは進行波のみが含まれるが，一方で，
地中で観測される加速度データには進行波と後退波の二つが含まれている．進行波とは，
地中から地表面に進む波のことを言い，後退波とは，地震波が一度地表面に達した後に反
射して、地中に戻っていく波のことを言う．すなわち，地中で観測される加速度のデー
タには，入射する波の成分だけでなく，地表面で反射された成分も含まれており，観測位置
より上の地盤の影響を受けた波形となっている．そのため，地表面で観測された加速度デ
ータから引き戻し計算をすることで，解析の入力とする加速度波形を決定する．本研究で
は，日中コンサルタント株式会社が無料で公開している引き戻し計算のプログラム⁸⁾を使
用した．本研究で扱った地震波は表 1 の通りであり，東西方向の加速度データを扱った．
また，観測された地表面の加速度と，引き戻し計算で得られた DACSAR の入力とした加速
度の概形をそれぞれ図 7 に示す．

c) 解析条件

本研究では土粒子と間隙水との相互作用を考慮した弾塑性動的解析を行う．解析プログ
ラムには土/水連成弾塑性有限要素解析プログラム DACSAR を使用する．解析に使用する構
成モデルは大野らの考案する EC モデルを基本としている．EC モデル⁹⁾に橋口らの拡張下
負荷面モデル¹⁰⁾¹¹⁾，回転硬化モデル¹⁰⁾¹¹⁾，せん断硬化/軟化モデル¹²⁾を組み合わせること
で動的挙動を表現可能なモデルとしている．本解析で使用する降伏関数を以下に示す．

$$f = MD \ln \frac{\bar{p}'}{p_0'} + \frac{MD}{n_E} \left(\frac{\bar{\eta}^*}{M} \right)^{n_E} - H - MD \ln R = 0 \quad (5)$$

ここで， M は限界応力比， D はダイレイタンシー係数， p' は有効主応力， p_0' は圧密降伏応
力， H は硬化パラメータ， n_E は EC モデルのダイレイタンシー応答を実験結果にフィッテ
ィングさせるためのパラメータ， $\bar{\eta}^*$ は修正一般化応力比である． R は下負荷面と正規降伏
面との相似比を表す．各塑性硬化モデルに固有のフィッティングパラメータは経験的に表
4 のように設定する． m は下負荷面が正規降伏曲面に近づく速さ， c は相似中心の動きやす
さを制御するパラメータ， b_r は降伏曲面の回転しやすさを制御するパラメータ， M_r は降伏
曲面の回転限界を指定するパラメータ， μ_s はせん断が硬化/軟化に寄与する程度を制御す
るパラメータ， M_d は硬化/軟化の境界を定めるパラメータである．

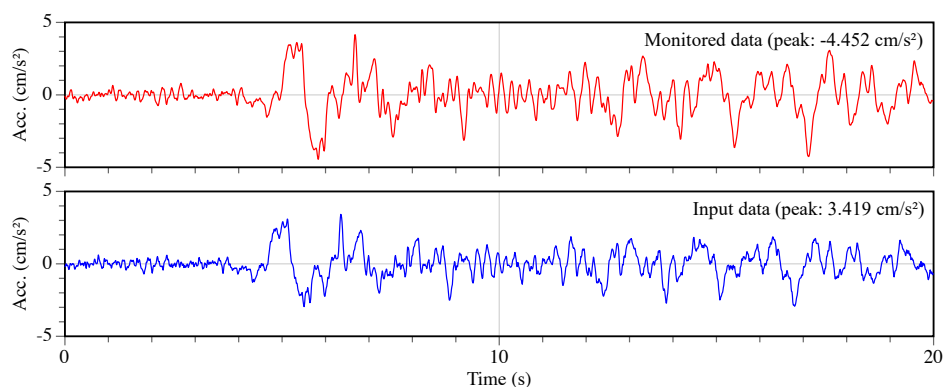


図 7 加速度データの概形

(上：地表面加速度，下：引き戻し計算で得られた加速度)

表 4 塑性硬化パラメータ

土質区分	n_E	m	c	μ_s	M_d	b_r	M_r
粘性土	1.5	0.1	10	—	—	1.0	0.5
砂質土	1.2	0.1	30	2.0	0.8	1.0	0.5

解析メッシュは一次元の鉛直柱とし、深さ方向に 1.0m 間隔のメッシュとする．一次元の条件を表現するために、鉛直柱の両側面を周期境界条件とする．地震時の挙動は極めて短い時間に生じるものであり、その間に水の移動は生じないと仮定し、両側面および底面を非排水条件とする．上端面については地表面を想定するため、排水条件とする．底面に引き戻し計算で得られた加速度波形を境界条件として与え、入力深度以浅の挙動を表現する．また、底面での地震波の反射を抑制するため、粘性境界条件を設定する．本解析手法では、計算の安定性を高めるため、レイリー減衰を導入する．レイリー減衰パラメータは $\alpha, \beta = 0.005$ としている．

3. ニューラルネットワークによる学習と推定

(1) 学習方法

作成した教師データをもとにニューラルネットワークにミニバッチ学習という手法で学習させた．2000 個の教師データのうち、1600 個を訓練用データとして、400 個を検証用データとして用いた．地表面加速度のフーリエスペクトルの山の部分におけるフーリエ振幅を入力層に入力し、ニューラルネットワークにより算出された過圧密比の値と元のデータの値との誤差を平均二乗和誤差により算出し、その誤差の値が小さくなるように学習させる．学習率やバッチサイズなど指定したパラメータは次の表 5 の通りとした．

表5 ニューラルネットワークの指定したパラメータ

訓練用データ	1600 個
検証用データ	400 個
バッチサイズ	16 個
エポック数	1000
学習率	0.001

(2) 検証用データにおける推定結果

訓練用データで学習したニューラルネットワークを用いて検証用データで推定を行った。表6には検証用データにおける平均二乗誤差を示し、図8には検証用データのうちの1つのデータで、元のデータと推定された過圧密比深度分布の概形の比較を表す。表6や図8を見ると層3の推定精度が高いことが確認できる。次に、層2の推定精度が高くなっており、一方で層1の精度が一番低いことが分かる。推定精度の高さの傾向として、層の厚さが厚いほど、推定精度が高い傾向にある。検証用データにおいて層1以外の概形は概ね一致していることから、ニューラルネットワークの学習はうまくできていることが考えられる。

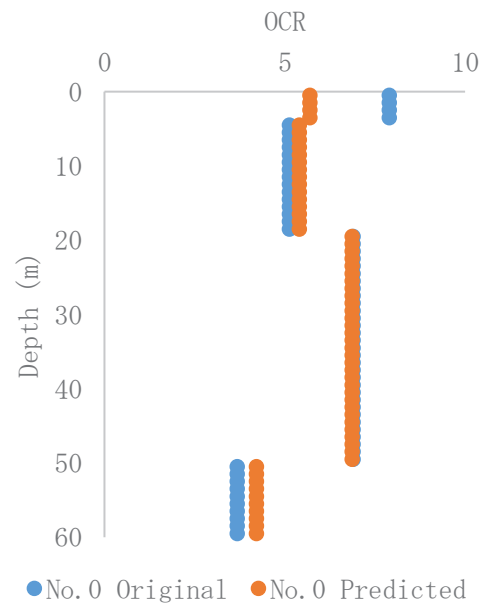


図8 過圧密比深度分布

表6 検証用データにおける平均二乗誤差

層1	6.20
層2	0.16
層3	0.03
層4	0.48

(3) ニューラルネットワークの検証

この学習したニューラルネットワークを用いて実際の地盤の過圧密比深度分布の推定することで検証した。具体的には、港湾地域強震観測で観測された地表面地震波形をフーリエ変換し、ニューラルネットワークの入力層とした9点の周期のフーリエ振幅を抽出する。次に、この9点のフーリエ振幅をニューラルネットワークの入力とすることで、過圧密比が算出される。この算出された過圧密比を物性値とした地盤の地表面加速度を、DACSARを用いて計算する。ここで得られた地表面加速度と観測された地表面加速度を比較することで精度を検証する。また、東京都建設局が公開する土質試験の結果から得られる過圧密比と推定された過圧密比を比較することで精度を検証する。検証に用いる地震の加速度波形は図7の地表面加速度の波形を用いる。また、DACSARに必要な解析パラメータとしては、過圧密比はニューラルネットワークで推定されたものを使い、それ以外の解析パラメータは2章の3節の教師データ作成時のパラメータ決定と同様である。

る。次に、結果を示す。表7に推定された過圧密比を示す。また、図9は推定された過圧密比の深度分布の概形を示す。また、層3の推定された過圧密比の値が0.997と算出されたが、DACSARにおける計算においてはOCR=1とした。図10と図11は推定データと観測データを比較したものである。

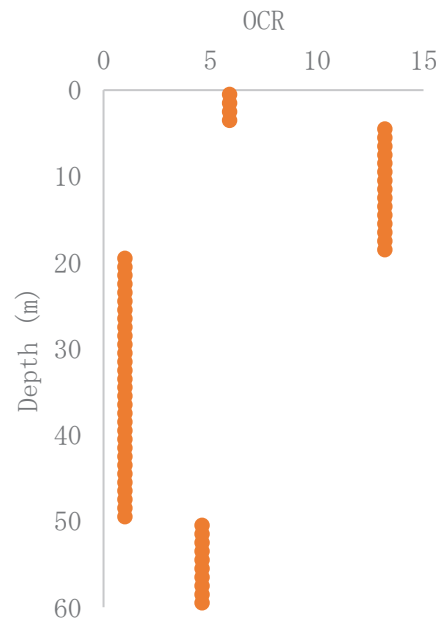


図9 推定された過圧密比深度分布

表7 推定された過圧密比

	層1	層2	層3	層4
推定結果	5.912	13.175	0.997	4.615

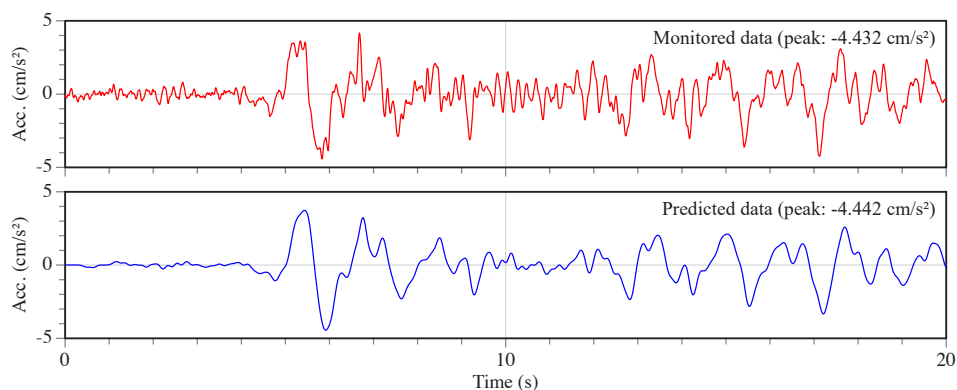


図10 地表面加速度の概形（上：観測データ，下：推定データ）

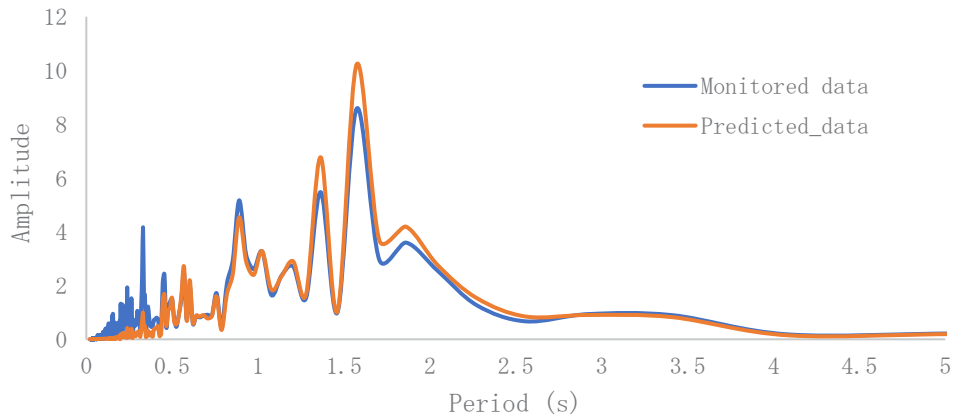


図 11 地表面加速度のフーリエスペクトル（青：観測データ，橙：推定データ）

図 10 が示す結果より，地表面加速度の概形はおおよそ同じ形をしていることが確認できる．また，図 11 に示すフーリエスペクトルの結果においても，概形がおおよそ一致しており，推定された過圧密比により，実際の地震の応答を概ね再現できることが分かった．

次に，東京都建設局が公開する土質試験の結果¹³⁾との比較を示す．図 12 に示す赤色の点の地点が本研究で推定した地点であり，今回使用した土質試験の結果は図 12 の青色の点である．青色の点における圧密試験の結果と有効土被り圧は以下の図 13（左）のようになる．ただし，有効土被り圧は表 2，表 3 に示した物性値と青色の点におけるボーリングデータを参考に計算したものである．また，この圧密試験の結果から得られる過圧密比の実験値と推定された過圧密比を比較したものは図 13（右）に示す．この結果より，層 3 のシルト層における実験値と推定結果がおおよそ一致していることが確認できる．層 2 や層 3 の砂層や砂質土層においては，一般的に圧密試験は行われない．また，本研究で使用した構成モデルは粘性土の挙動を表現するためのモデルである．そのモデルを砂層や砂質土層にも適用させているため，解析に用いる砂層や砂質土層の過圧密比は応力履歴を表す値ではない．そこで本研究における砂層や砂質土層の過圧密比というのは地震応答解析に用いるための過圧密比とし，観測データと推定された地盤の地震応答を比較することで，ニューラルネットワークの精度を検証した．

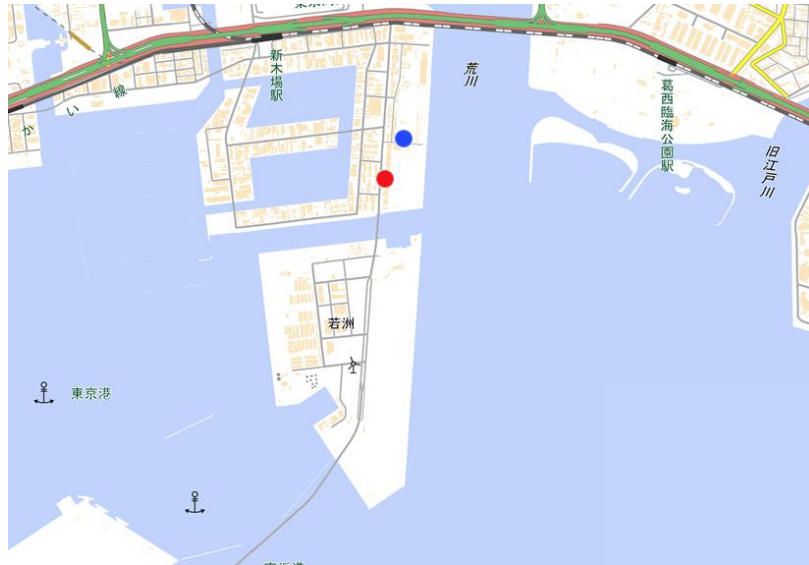


図 12 推定地点と試験結果の地点を示した地図¹⁴⁾

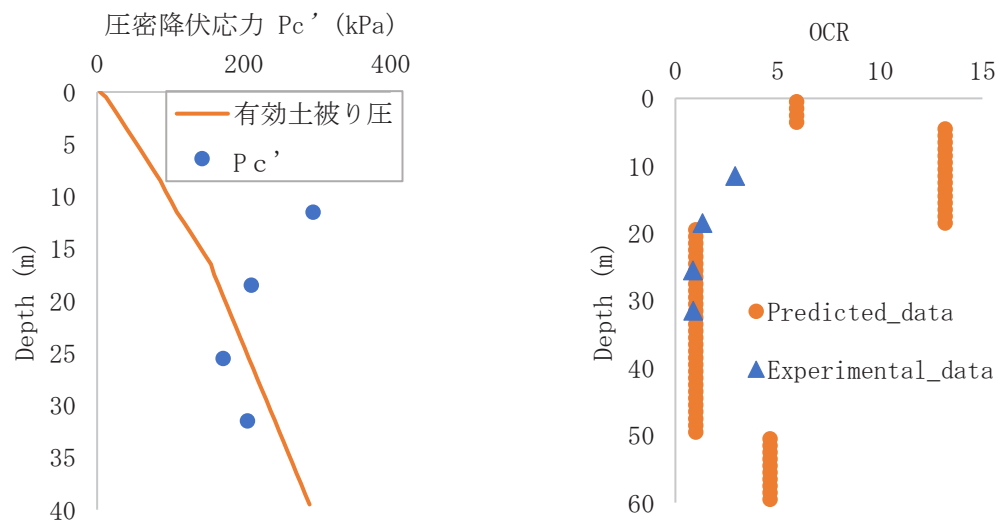


図 13 圧密降伏応力と過圧密比

4. まとめ

地層区分に応じて4層に分けた過圧密比において、シルト層などの粘性土は圧密試験の結果より得られる過圧密比の実験値と推定された過圧密比を比較した。砂層や砂質土層においては、推定された過圧密比を物性とする地盤の地震応答と観測データを比較することでニューラルネットワークの検証とした。圧密試験の結果による実験値と推定値の結果がおおよそ一致することが確認できた。また、推定された過圧密比の地表面加速度と観測されたデータと比較より、地表面加速度の波形の結果としては、細かい波は表現できていなかったが、概形と最大加速度はとても近いものとなった。フーリエスペクトルにおいても、概形は概ね一致している。このことから、本研究を通してニューラルネットワークを用いた過圧密比の推定の可能性を示していると考えられる。

参考文献

- 1) 国土交通省港湾局「港湾地域強震観測」：<https://www.mlit.go.jp/kowan/kyosin/eq.htm>
(最終閲覧日:2023 年 3 月 20 日)
- 2) Takeyama, T., Tachibana, S., Furukawa, A. : A finite element method to describe the cyclic behavior of saturated soil, International Journal of Material Science and Engineering, Vol.2, No.1, pp.20-25, 2015.
- 3) 宮田智博 : Deformation and Stability of Sandy Soil During Excavation Work, 東京工業大学修士論文, 2001.
- 4) A.Iizuka, H.Ohta : A determination procedure of input parameter in elasto-viscoplastic finite element analysis, Soils and foundations, Vol.27, No.3, pp.71~87, 1987.
- 5) 本田和也 : 地震情報に基づく被害規模と地盤災害の予測に関する基礎的研究, 神戸大学博士論文, 2021.
- 6) 日本道路協会 : 道路橋示方書・同解説, V 耐震設計編, 1996.
- 7) 東京都土木技術支援・人材育成センター : 東京の液状化予測 (平成 24 年度改訂版) 報告書, 2013.
- 8) 成層地盤の地震応答計算プログラム (エクセルマクロ) について:
http://www.jecon.co.jp/_src/7088356/earthquake_response_of_the_soil_layer.pdf?v=1672799489336 (最終閲覧日:2023 年 3 月 20 日)
- 9) 大野進太郎, 飯塚敦, 太田秀樹 : 非線形コントラクタンシー表現式を用いた土の弾塑性構成モデル, 応用力学論文集, Vol.9, pp.407~414, 2006
- 10) Hashiguchi, K. : Constitutive equations of elastoplastic materials with elastic-plastic transition, Journal of Applied Mechanics ASME, Vol.47, No.2, pp.266-272, 1980.
- 11) Hashiguchi, K. : Subloading surface model in unconventional plasticity, International Journal of Solids and Structures, Vol.25, No.8, pp.917-945, 1989.
- 12) Hashiguchi, K., Chen, Z.P. : Elastoplastic constitutive equation of soils with the subloading surface and rotational hardening, International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, Vol.22, No.3, pp.197-227, 1998.
- 13) 東京都建設局「東京都の地盤 (GIS 版)」：<https://doboku.metro.tokyo.lg.jp/start/03-jyouhou/geo-web/geo-webmap.aspx> (最終閲覧日:2023 年 3 月 20 日)
- 14) 電子地形図 (国土地理院) を加工して作成:
<https://maps.gsi.go.jp/#13/35.633093/139.812012/&base=std&ls=std&disp=1&vs=c1glj0h0k0l0u0t0z0r0s0m0f0> (最終閲覧日:2023 年 3 月 20 日)

筆者:1) 林 勇佑, 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻, 学生; 2) 竹山 智英, 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻, 教授; 3) 飯塚 敦, 神戸大学都市安全研究センター, 教授; 4) 橘 伸也, 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻, 教授

Estimation of Depth Distribution of Overconsolidation Ratio in Actual Ground Using Neural Network

Yusuke Hayashi
Tomohide Takeyama
Atsushi Iizuka
Shinya Tachibana

Abstract

Although many geotechnical parameters are required for seismic response analysis, laboratory tests are rarely conducted due to economic and time costs, and often only stratigraphic classification data and N-value data are available as field data. For analyses covering a wide area, parameters are determined from these few data using empirical formulas. Currently, an empirical formula has been proposed to estimate the overconsolidation ratio from the N value, whereas the N value represents the hardness of the soil, and the overconsolidation ratio represents the stress history. It is difficult to find a correlation between N value and overconsolidation ratio, which have different characteristics, and a more rational method for estimating overconsolidation ratio is needed. In this study, we examined an estimation method using a neural network as a method to estimate the overconsolidation ratio more rationally. We constructed a neural network to estimate the depth distribution of the overconsolidation ratio from earthquake acceleration information, and evaluated its estimation accuracy.