

ニューラルネットワークを用いた地層区分推定

○福岡大学 学生会員 松野 雅
 福岡大学 正会員 村上 哲
 福岡大学 正会員 樋原弘貴

1. はじめに

近年地盤情報データベースが充実するとともに、都市の地盤モデルを作成する技術も発展してきている。地盤モデルを作成するにあたり、まず、地域の層序を考慮し、地層の空間分布を把握する必要がある。しかしながら、地層の判断は、人自らが一本一本層区分を行い、場所によっては判断が難しく時間を要するのが現状である。この地層区分を合理的にかつ迅速に行うことが出来れば、地域地盤モデルの構築が一層進むと思われる。

本論文では、地層区分の簡略化・情報化の迅速を図るため人工知能技術の一つであるニューラルネットワークによる地層区分推定への適用性の検討を行った結果について報告する。ニューラルネットワーク解析では、入力層、中間層、出力層の3つのステップがある。入力層では、実際に解析するための要素を入力する。入力データを用いて、中間層では計算を行う。出力層ではその計算結果を出力する。図-1は、本研究で使用したニューラルネットワーク解析図である。対象地域は、地盤情報が比較的充実している福岡平野を対象として行う。

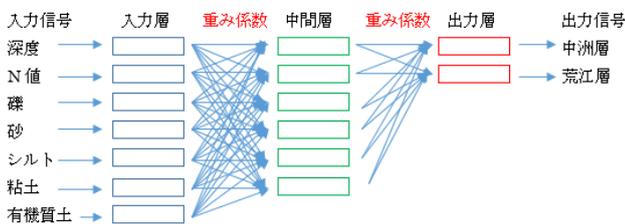


図-1 本研究で使用したニューラルネットワーク解析図

2. 基本となる考え方

ニューラルネットワーク解析には、図-1に示すように入力層、中間層、出力層の3つ層で構成される。入力層には、観測されたデータが、出力層からは結果が出力されることになる。本研究では、地盤情報から各層の地層を決定することを試みることから、入力層に地盤情報を出力層に地層名があてはめられることとなる。

地層区分を人工知能で推定するための最初の試みとして、本研究では、図-2に示す福岡空港周辺の都市孔速道路沿線に存在する図-3に示すボーリングデータ54本（九州地盤情報共有データベース2005および2012¹⁾）を対象として行った。当該地域は、上層から盛土・埋土の人工層、中洲層、荒江層、基盤岩層となっていることが分かっており²⁾、まず、土質、N値等を考慮して、人間の判断で区分を行った。このデータセットを正解値として、あとで述べる人工知能による推定結果との比較

を行うこととした。

人工層、基盤岩層は土質岩種名称で区分できるので、それ以外の層である中洲層と荒江層について推定を行うこととした。入力値に相当するデータは、土質名称、深度、N値の3種とした。なお、入力値は数値である必要があるため土質名称は、砂、粘土、シルト、有機質土、礫、5つに分類し、土質の構成割合を百分率で表し、合計が100%となるように数値化を行った。したがって、入力値の種類は合計7種となる。また、1つの土質層に複数のN値が存在する場合は、N値の個数だけ分割し、決定した。

3. ニューラルネットワークを用いた地層区分推定

ニューラルネットワークによる計算を実行するために、重み係数を決定する必要がある。本研究では、先の54本のデータから、5本を抽出し、ボーリングデータに記録されている中洲層と荒江層の65個を上述した構成土質、深度、N値のデータセットを作成し、学習させた。なお、中間層の数は6で誤差変化比を10、学習定数を0.0001で慣性定数を0.00005とした³⁾。その結果、学習回数400,000回で収束したと判断、これを重み係数の最終値として、以後の解析の検討に用いた。

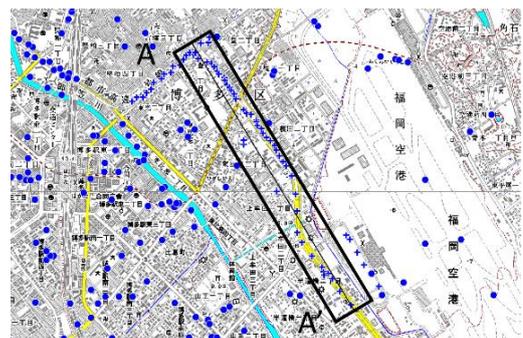


図-2 福岡空港付近のボーリング位置図

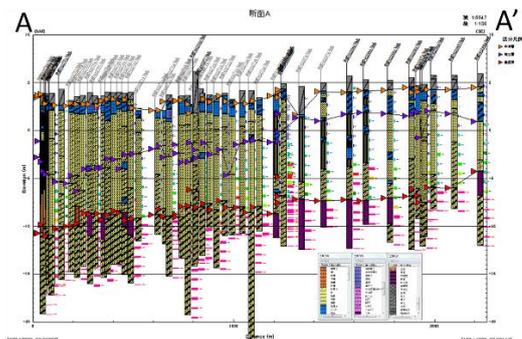


図-3 断面A—A'の柱状図

54本のボーリングデータの地層区分同定を行った結果が表-1である。全データ675個のうち正解625個、不正解50個という結果であった。これらのうち、層の間の11個は各層間に単独に存在し、層序を考え修正可能であると判断した。残り39個は、境界線付近での不正解となる。不正解となったデータを詳しく見た結果、特に深度がGL-6.0mで間違えが多く、構成土質に砂分を含む場合に多くみられた。

そこで境界線付近での正答率を上げるために不正解のボーリングデータから境界線付近の不正解5本を抜き出し最初の5本と合わせて学習用データを10本とした検討を行った。なお、重み係数の初期値は5本の学習の時の最終重み係数を使用し、収束計算を行った。この時の学習回数は400000回であった。表-2はその正解率と不正解率を表した表である。その結果、675個に対して正解が605個、不正解が70個であった。不正解のうち、層の間に単独で存在するデータは11個であり、これは前回同様、修正可能として修正を行った。

先の5本の結果と比較すると中洲層を荒江層と推定をした不正解の数は、減少している。このことから増やした5本は、中洲層の推定の精度を上げたことが分かる。しかし、荒江層の推定の精度が下がっているため全体の不正解率が上がってしまう結果となった。

なお、修正を行った11個は、中洲層を荒江層と推定したのが2個、荒江層を中洲層と推定したのが9個あった。中洲層を荒江層と推定した2個は、どちらも礫混り砂で2~4mに対してN値が8と7だった。この不正解の要因として、土質が礫まじり砂であったことと、N値の大きさによるものであると仮説を立てて、土質名を砂と変え、ニューラルネットワークによる判別を行ったところ正しく中洲層と判断された。このことから、土質名に礫が含まれていたために荒江層と誤って判断する要因の一つではないかと考えられる。荒江層を中洲層と推定した9個は、上記の土質名とN値の大きさを比較した結果、顕著な違いは見られなかった。

ところで、当該地区の地盤は、中洲層および荒江層の境界部が緩やかに傾斜していることが図-3から認められる。そこで、距離と標高のグラフ上に正解、不正解の結果をプロットしたものが図-4である。なお、図-4は、データを位置で表したものである。X軸は、緯度・経度から算出した公共測地系における位置座標X値と標高の図である。

図-4において中央より右側に位置するデータは、荒江層を中洲層と間違えており、逆に左側では、中洲層を荒江層と間違えていることが分かる。これらは、中洲層と荒江層の層境界が傾斜している地域の地盤の堆積構造の幾何学的な傾向に関する情報が学習データには含まれていない為このような不正解となってしまったものとする。よって、今後、平面的な位置と標高等の入力

表-1 正解率と不正解率(5本の場合)

正解	94.1%	中洲層を荒江層と推定	38%
不正解	5.9%	荒江層を中洲層と推定	62%

表-2 正解率と不正解率(10本の場合)

正解	91.3%	中洲層を荒江層と推定	24%
不正解	8.7%	荒江層を中洲層と推定	76%

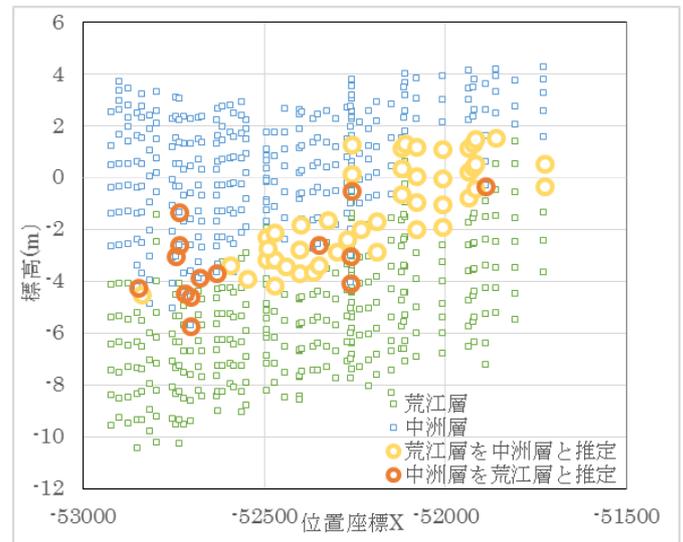


図-4 断面図上での正解と不正解の配置

データ項目を増やすことによって、より精度の高い推定が可能となると思われる。

4. 結論

本報告で得られたことは、以下のとおりである。

- (1) 5本と10本の結果と比較すると不正解は、増えているものの中洲層を荒江層と推定をした不正解の数は減少している。このことから増やした5本は、中洲層の推定の精度を上げたことが分かる。
- (2) 本研究で行った入力データセットでは、境界線付近の推定が難しい。特に深度がGL-6.0mの層で砂分を含む土質での推定精度が悪かった。
- (3) 礫は、荒江層と判断する要因の一つである。よって、学習データに礫が中洲層に含まれるデータを学習させると改善できると考える。
- (4) より正解率を上げるためには、地盤の堆積構造の幾何学的な傾向に関する情報を入れることが考えられる。

【参考文献】

- 1)九州地盤情報共有データベース Ver.1 & 2, 九州地盤情報システム協議会, 2012.
- 2)地盤工学会九州支部: 地盤情報データベースの活用に関する研究報告書, 公益社団法人地盤工学会九州支部, pp.57-58, 2012.
- 3)酒井幸一: VB で学ぶコンピューター応用, 株式会社コロナ社, pp.1-24, 1999.