

## (23) 岩盤における透水性の空間分布推定

Estimation of Rock Hydraulic Conductivity with Spacial Randomness

中川貴之<sup>1</sup>・松島 学<sup>2</sup>・吉野尚人<sup>3</sup>・安田 登<sup>4</sup>

Takayuki NAKAGAWA, Manabu MATSUSHIMA, Naoto YOSHINO and Noboru YASUDA

<sup>1</sup>東電設計技術開発本部コンクリート・材料チーム (〒110 台東区東上野3-3-3)

<sup>2</sup>工博 東電設計技術開発本部コンクリート・材料チーム課長 (〒110 台東区東上野3-3-3)

<sup>3</sup>工修 前田建設工業技術本部技術研究所研究員 (〒179 練馬区旭町1-39-16)

<sup>4</sup>工博 東京電力技術研究所土木グループ主管研究員 (〒230 横浜市鶴見区江ヶ崎4-1)

In this paper, neural network system was developed to evaluate the underground geological condition. This system showed that the neural networks can be utilized fully for geological assessment, using appropriate processing of input data such as rock thickness, depth, spacial position and rock weathering and output data namely lugeon value.

**Key Words:** neural network, grouting, lugeon value

### 1. はじめに

近年、ダム施工は、立地点の枯渇化に伴い地質構造ならびに岩盤物性などが複雑な地点で行われる場合が多くなっている。そのような場合、基礎岩盤の止水性向上を目的としたグラウチングの重要性が増大している。

ダム基礎岩盤のグラウト施工<sup>1)</sup>は、グラウチング孔間に新たな追加のグラウチング孔を削孔し、止水性が確保されるまで繰り返し行う、中央内挿法と呼ばれる工法で施工されている。追加のグランチングを行うか否かは、孔内透水試験で得られるルジョン値分布図(ルジョンマップ)、グラウトの注入実績、地質状況などを基づいて判断される。なお、ルジョン値は亀裂性岩盤を対象とする透水性を判定する指標で、土質地盤における透水係数と異なり、ボーリング孔に水を圧入させる透水試験により判定するものである。ルジョン値の定義は、ボーリング孔深度方向 1 m 区間ににおいて  $10\text{kgf/cm}^2$  の水圧で毎分 1000cc の水が浸透する場合を 1 ルジョンとする。また、透水係数との対比は経験的に 1 ルジョンで概略  $10^{-5}\text{cm/sec}$ 、10 ルジョンで  $10^{-4}\text{cm/sec}$  程度とされている。特に、基礎岩盤の透水性、すなわち、基礎岩盤のルジョン値がグラウチングの重要な要素であり、たとえば、ダムの規模などによるがグラウチングによる改良目標を 1~2 ルジョン程度に設定し、グラウチングの終了条件とする場合が多い。また、グラウチングの費用と作業時間は、グラウチング孔の削孔に占められる割合が大きい。このために、初期地山のルジョン値の空間的分布を推定することができるならば、グラウトのボーリング位置、数量を計画することができ、合理

的なグラウト注入計画がたてることが可能であると考えられる。亀裂性岩盤は、各因子の関係が非線形であることと、その物理的関係が予め分かっていないことなどから、物理モデルを介したルジョン値の予測が困難である。このような物理モデルがあてはまらない場合、計測で得られたデータを用いた一種の逆問題から推定を行うことが一般的である。このような推定は、統計的手法である回帰分析や数量化理論の援用に頼っていた。しかし、統計的手法は原理的に線形問題を対象としていることから、多くの説明変数のうち相関の高いものを除去したり、非線形な部分を変数変換などにより擬似的な線形回帰に置き換える必要があった。従来の統計的手法で推定が困難な課題に対して、有効な手段として着目されているのが、ニューラルネットワークシステム<sup>2),3)</sup>である。ニューラルネットワークを土木分野へ実際に適用した例はまだ多くないが、複雑で経験的な判断を代替または分析評価する事例に、景観の評価<sup>4)</sup>、斜面の安定性評価<sup>5)</sup>、構造物の健全度評価の分析<sup>6),7)</sup>あるいは筆者らによる岩盤グラウト注入効果の評価<sup>8)</sup>などがある。

本研究は、ニューラルネットワークを用い、ルジョン値の空間分布の推定を行うシステムを構築し、その有効性を明らかにし、実用性を検証するものである。システムの入力項目は、現場で通常簡単に手に入る因子として、ルジョン値、土被り、深度、地質区分、岩級区分とした。

### 2. グラウチング施工

亀裂のある複雑な岩盤に対するグラウチングの施工は、その

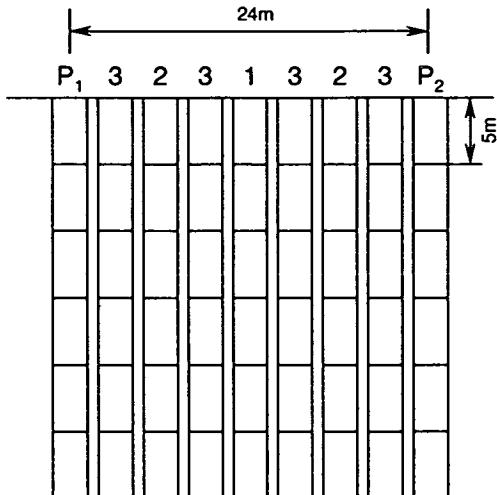


図-1 グラウチング孔の配置

目的や手法により数種類に分類され、今回検討の対象としたものは、岩盤内に鉛直方向の薄い壁状の不透水層を構築して、上流側の地下水の流れを遮断するカーテングラウチングである。カーテングラウチングは、直線上に配置されたボーリング孔口より通常以下の手順で行われる。図-1に示すとおり、①適当な間隔に設けたパイロット孔( $P_1, P_2$ )と呼ばれるグラウチング孔をボーリングにより削孔し、深度方向にステージと呼ばれる区分分けを行い、セメントミルクの濃度を変化させながら、所定の注入圧になるまでグラウチングを行う。②パイロット孔の中間地点に1次孔(図中の1)と呼ばれるグラウチング孔を削孔し、ルジオン試験を行いルジオン値が目標値に達しているか否かを確認する。その後パイロット孔と同様にグラウチングを行う。③1次孔とパイロット孔の中間地点に2次孔(図中の2)を削孔し、1次孔と同様の作業を行う。④ルジオン値が目標に達するまで3次孔(図中の3)、4次孔と間隔を詰めながらグラウチングを繰り返す。

### 3. システムの構築

#### 3. 1 システムの入出力項目

本ニューラルネットワークは、地山の初期ルジオン値を推定するものである。地山の初期ルジオン値は、種々の要因が関係していると考えられるが、現場で通常簡単に手に入るグラウト箇所の位置、岩級区分、地質区分、土被り、ルジオン値を用いてシステムを構築することとした。ルジオン値、岩級区分、地質区分のデータは、深度5m間隔の1ステージ毎に得られており、これら1ステージ毎に得られているデータに基づいてニューラルネットワークの入出力データを作成した。入出力項目の一覧は表-1に示す通り、全5項目とした。入力項目のうちブロックとステージは、グラウト箇所の位置を示すものである。岩級区分、地質区分は、岩盤の性質を示す指標として入力項目に採用した。土被りは、ルジオン値に影響すると考えられるため、土被りと深度の和を入力項目に含めた。出力項目は透

表-1 システムの入出力項目

入出力項目		データの範囲
入力	1. ブロック	5~45 ブロック
	2. ステージ	1~76 ステージ
	3. 深度+土被り	15.0~283.5m
	4. 岩級区分	D, CL, CLm, CMl, CM, CMh, CMm, CH
	5. 地質区分	安山岩, 角礫岩
出力	1. ルジオン値	0~1000Lu(入力時 0~20Lu)

水試験から得られるルジオン値とした。

ニューラルネットワークの精度は、学習データの質に依存するため、得られたデータに対して吟味を行いデータの質を確保する必要がある。しかしながら、本研究は初期地山におけるルジオン値の空間分布の推定を行うことを目的としており、座標上でのデータの欠損を避けるため、得られた全データを用いることとした。

岩級区分は順序を有する定性的データであり、地質区分は順序の無い定性的データである。ルジオン値、ブロック、ステージおよび土被りは定量的データである。これらのデータ項目の特性を階層型ニューラルネットワークに反映させるため、データの分類を行った。各入力データの作成方法について以下に詳しく述べる。

#### (1) ブロック

パイロット孔間(24m)を1ブロックとし、基準点からの位置を表す定量的なデータであるため、数値を入力データとして作成した。

#### (2) ステージ

深度5m間隔で1ステージとし、グラウト孔口から対象ステージまでの深さを表す定量的なデータであるため、数値を入力データとして作成した。

#### (3) 深度+土被り

深度+土被りは、地表から対象ステージまでの深さを表す定量的なデータであるため、数値を入力データとして作成した。

#### (4) 岩級区分

岩級区分の範囲境界は、ステージ毎に区分した領域の範囲境界とは一致していないため、最も面積を占有している岩級区分により代表させた。また、岩級区分は、強度の大きい順にCH、CM、CL、D級であるが、CH、CM、CLそれぞれの区分の間にさらに2つの岩級を細分化しており、合計8段階の岩級区分とした。岩級区分は、順序のある定性的データとして取り扱えるため、1ユニットのニューロンを設定し、表-2に示す通り、岩級区分を0~1の範囲で分割する値に変換した。

#### (5) 地質区分

地質区分の設定も、岩級区分と同様に1ステージ毎の領域で最も面積を占有している地質区分により代表させる。地質区分は、順序の無い定性的データであるため、使用するデータを「安

表-2 岩級区分の変換結果

岩級区分	変換結果
D 級	0
CL 級	0.33
CLm 級	0.44
CmI 級	0.56
CM 級	0.67
CMh	0.78
CHm	0.89
CH 級	1

表-3 地質区分の変換結果

地質区分	変換結果
安山岩	0 1
角礫岩	1 0

山岩、角礫岩の2区分としたことから、2ユニットのニューロンを設定し、表-3に示す通り、安山岩(0 1)、角礫岩(1 0)と変換した。

#### (6) ルジオン値

透水試験から得られるルジオン値(Lu)は、定量的データであるため、数値を入力データとして作成した。ルジオン値は0～1000 ルジオンの範囲でデータが採取されたが、20 ルジオン以上のデータは20 ルジオンとして入力することとした。20 ルジオンを上限としたのは、ルジオン値の測定機器は、せいぜい10 数ルジオンまでしか実測できなく、その値以上は、外挿によるものである。したがって、20 ルジオンまでは、信頼がおけるとして、上述のように決めた。

### 3. 2 ニューラルネットワークのシステム構成

ニューラルネットワークは、脳神経細胞におけるニューロンとシナプスを数学的にセルとネットワークによってモデル化したシステムで、良く吟味された入出力の組み合わせデータを学習させることにより、複雑な非線形性の強いモデルに対しても適応能力が優れている<sup>9)</sup>。本研究では、図-2に示す教師付きの学習法である階層型ニューラルネットワークを採用した。中間層は一般的に最もよく用いられている1層モデルを採用している。中間層のニューロン数はそれを決定する一般的な考え方はないが、経験的に入力層の1.0～2.0倍の範囲が適切<sup>10)</sup>とされている。本研究で採用した中間層のニューロン数は、入力層の1.0倍の6個であり、事前のケーススタディで最も学習効率の高いことが明らかとなっている。また、シグモイド関数の温度Tは、0.2～2.0の範囲が適切<sup>10)</sup>とされており、本研究では温度1.0とした。

### 3. 3 学習に利用したデータ

ダム基礎岩盤の止水性の観点からの改良を目的としたグラウト施工は、グラウチング孔間に新たな追加のグラウチング孔を削孔し、止水性が確保されるまで繰り返し行う、中央内挿法と呼ばれる工法を採用しており、パイロット孔、1次孔、2次孔、

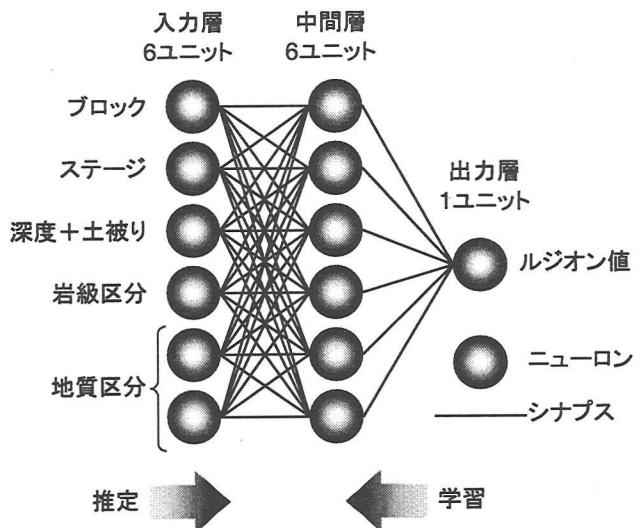


図-2 ニューラルネットワークの構造

表-4 学習および検証データ

データの種類	学習データ	検証データ
パイロット孔	1874	0
1次孔	657	632
計	2531	632

3次孔、…の順で施工される。施工の進行に伴い、孔間距離は短くなり、2次孔程度になると、先に施工された近隣孔のグラウト注入効果の影響により、測定されるルジオン値は本来地山の持っているルジオン値より小さくなることは現場技術者の経験から知られている。本研究は、地山の初期ルジオン値の推定が目的であるので、パイロット孔および1次孔のデータのみを用いることとした。学習が終了したシステムの検証用に、学習に利用しないデータが必要である。本研究では、表-4に示す通り、パイロット孔の全データ 1874 個と 5～23 ブロックの1次孔のデータ 657 個を学習に用い、24～45 ブロックの1次孔のデータ 632 個を予め検証用に確保した。ニューラルネットワークは、一般にデータ数が多いほど良いとされており、最小自乗法の評価関数が用いられる一般の線形回帰モデルと同様である。実データには誤差が含まれているため、使用するデータが母集団を適切に代表していることが重要であり、既往の研究<sup>11)</sup>よりこの程度の個数があれば母集団を適切に推定できると判断した。

### 3. 4 学習および検証結果

一般に複雑な問題をニューラルネットワークで学習する場合、学習回数の増加とともに認識誤差は小さくなるが、過学習になると汎化性が無くなり、未学習データの推定誤差に問題が生ずると言われている<sup>9)</sup>。過学習を回避するために、学習回数毎の誤差の推移を算定した。学習データの認識誤差と未学習データの推定誤差を図-3に示す。学習回数が増加するとともに認識誤差は単調な減少傾向を示すが、推定誤差ははじめ減少しその後増加する傾向を示す。過学習の明確な定義は存在しないが、

過学習が生じる要因としては学習回数以外に、中間層の層数やニューロン数などのシステムの構造に起因する要因と、学習に用いたデータや入力項目の選定などの対象とする問題の性質に起因する要因が考えられる。本研究では、①いくらかの感度解析を行い、各因子が十分な納得のいく感度があること、②学習が安定していることを考慮して、学習回数を10000回に設定した。

学習結果ならびに学習が終了したシステムに未学習データを推定させた検証結果を図-4ならびに図-5に示す。それぞれ実測値に対するシステムの出力値の関係であり、学習および検証はあまり良好ではない。この理由として、説明因子の不足が考えられる。学習および検証結果の精度を表-5に示す。システムの精度は、学習回数10000回時では平均認識誤差から4ルジオン程度と考えられる。4ルジオンの誤差を許容した時の正解率は、学習および検証結果でそれぞれ88.6%、77.9%であり、本問題では妥当な精度であると考えられる。

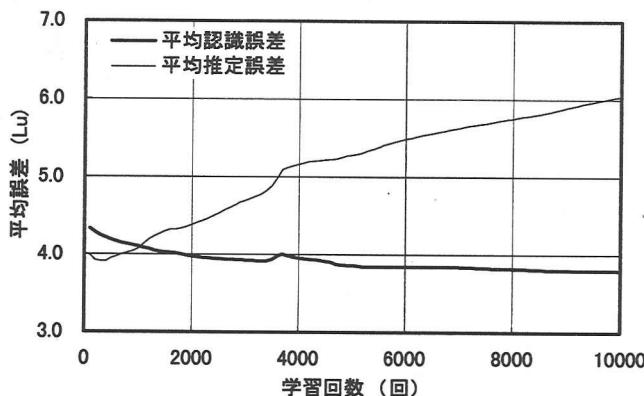


図-3 学習における誤差の推移

表-5 学習および検証結果の精度

項目	学習結果	検証結果
データ数	2447	614
正解率 <sup>*)</sup>	86.6%	77.9%
誤差の平均値	0.05 ルジオン	-0.98 ルジオン
誤差の標準偏差	3.21 ルジオン	5.35 ルジオン
相関係数	0.52	0.15

\*)  $\pm 4$  ルジオンの誤差を許容した時の正解率

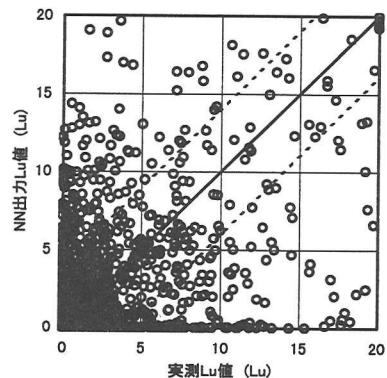


図-4 学習結果 (N=10000回)

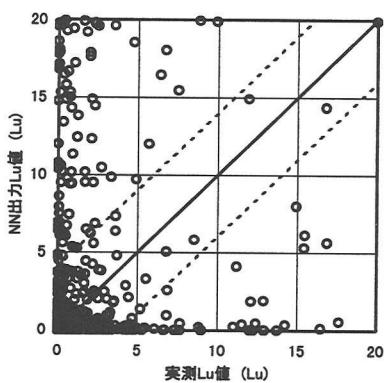


図-5 検証結果 (N=10000回)

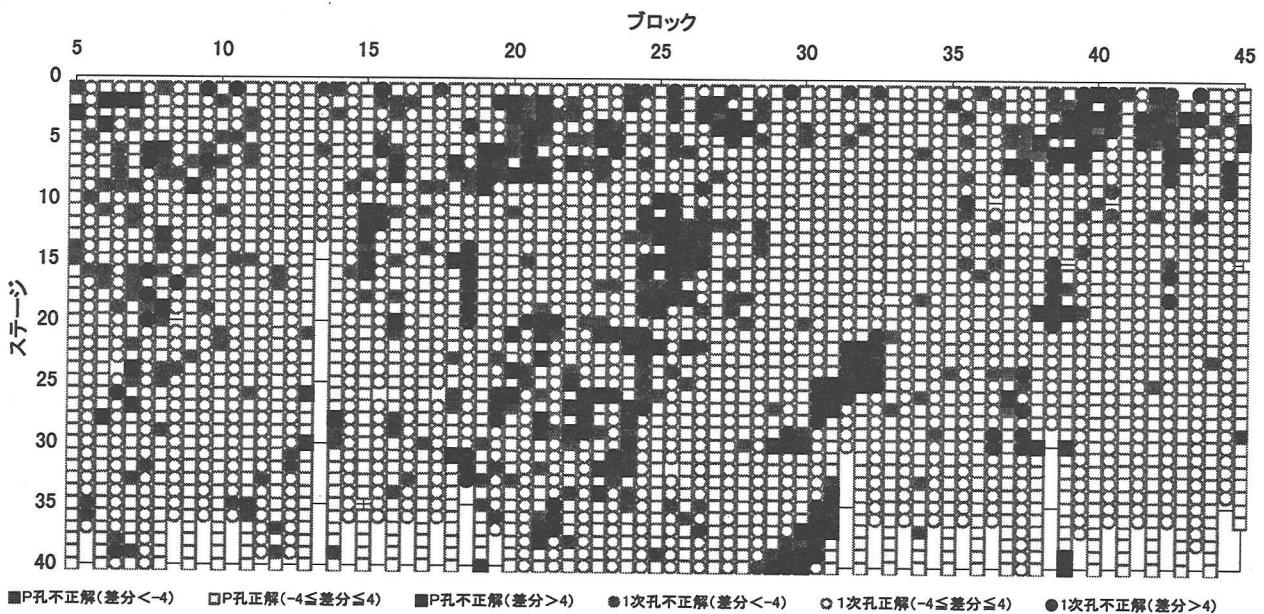


図-6 ルジオンマップ

## 4. 考察

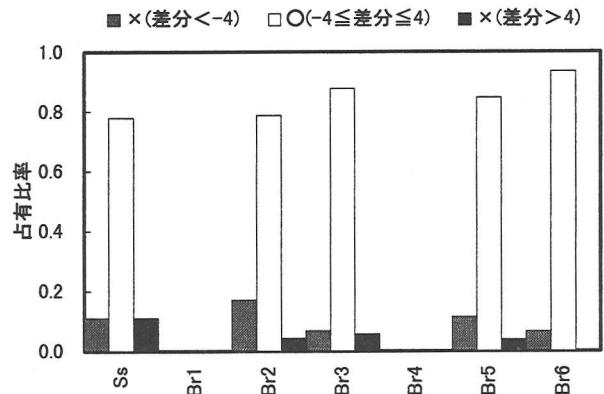
### 4. 1 推定値と実測値の比較

図一6に本システムで出力されたパイロット孔および1次孔のニューラルネットワークの出力ルジオント値と実測ルジオント値の差分についてマッピングした結果を示す。本システムの平均認識誤差が約4ルジオントであることから、 $|(\text{NN出力値}) - (\text{実測値})| \leq 4$ ルジオントを正解とした場合、個々の箇所において正解・不正解が特別な傾向なく分布していることが分かる。

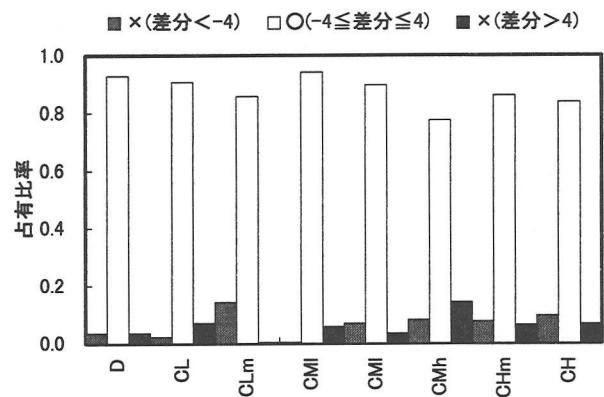
パイロット孔について、各地質および各岩級の正解・不正解箇所に対する占有率を表した図を図一7～9に示す。図からデータ数が多いものに限ってみると、若干ではあるが、安山岩系は+4ルジオント以上（実測値に対して推定値が大きい）が多く、角礫岩系は反対に-4ルジオント以下（実測値に対して推定値が小さい）が大きい傾向にあることが伺える。同様な結果は、1次孔でも見られた。しかしながら、これらの結果はシステムの傾向を示しているに過ぎず、システムの精度向上には、今回採用した因子以外の因子が関係していることを示しているものと考えられる。

### 4. 2 現行の評価手法との比較

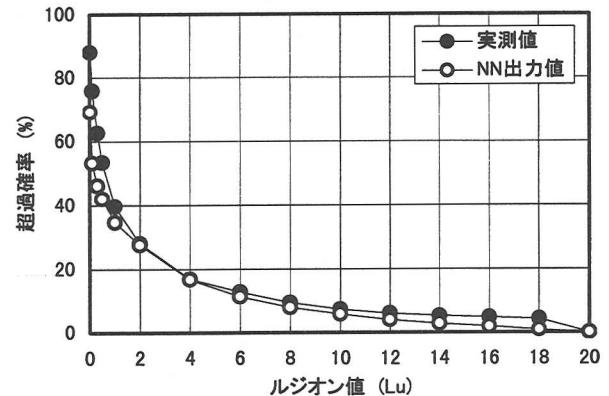
本ニューラルネットワークの出力値と実測値を個々の点で比較した結果、正解・不正解が点在しており、正確な出力でなかつたことは4. 1で説明した。通常のデータ整理として実務でよく用いられる超過確率図での比較を実施した（図一10、11）。超過確率図はルジオント値を対数で表示するが、本システムでは、20ルジオントを超える実測値も入力の際に20ルジオントとしたため、ニューラルネットワークの出力値は0～20ルジオントの間に限定されていることを考慮し、実数表示とした。実際のルジオント値の管理を考えると、低透水性では2ルジオント、高透水性では10ルジオントを管理の指標としている。2ルジオント超過確率および10ルジオント超過確率とステージの関係を図一12～15に示す。1次孔の深部はデータが少ないため、ニューラルネットワークの出力値と実測値に違いが見られるが、それ以外については整合性があると言える。



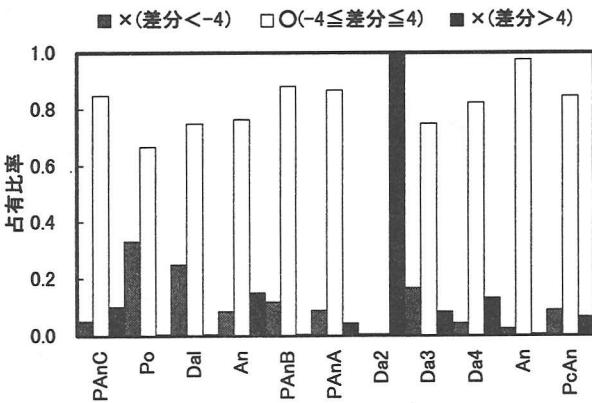
図一8 正解・不正解の角礫岩系各地質別の占有率



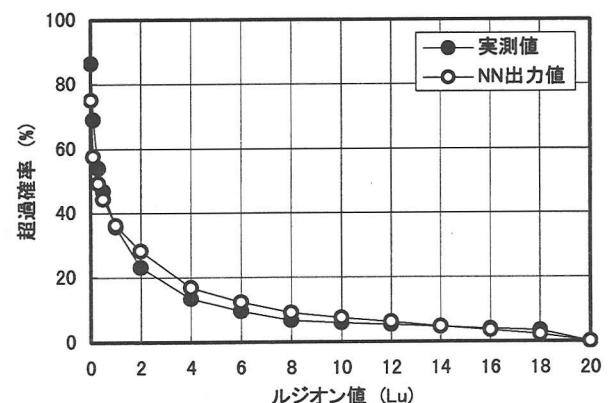
図一9 正解・不正解の各岩級の占有率



図一10 超過確率図（パイロット孔）



図一7 正解・不正解の安山岩系各地質別の占有率



図一11 超過確率図（1次孔）

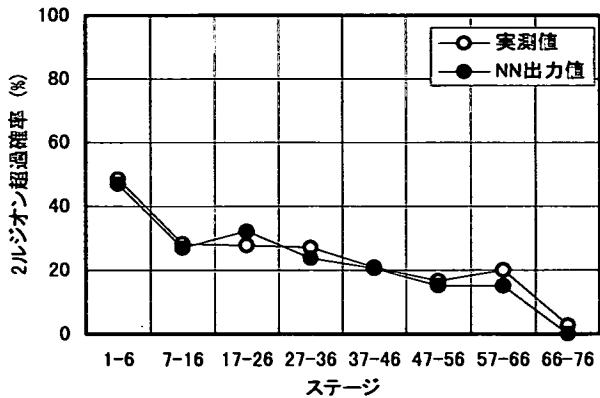


図-1 2 ルジオン超過確率 (パイロット孔)

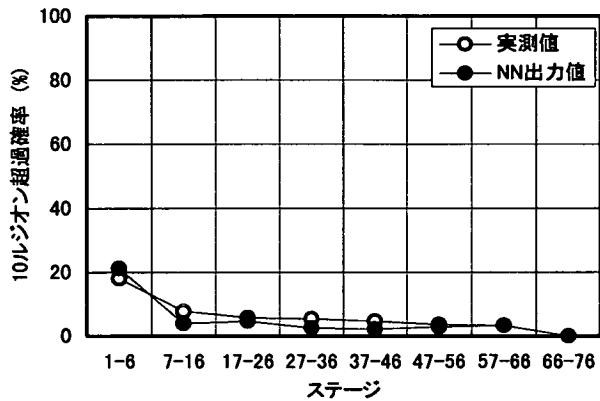


図-1 3 10ルジオン超過確率 (パイロット孔)

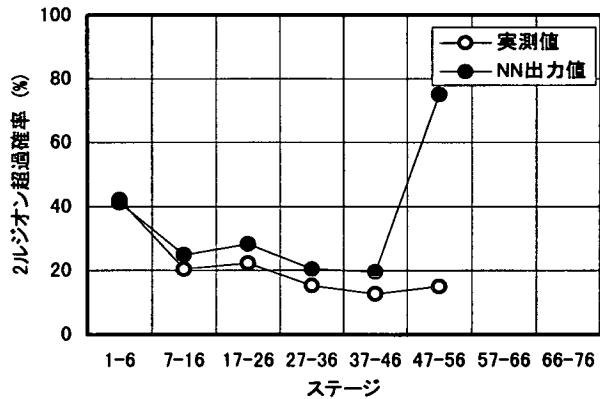


図-1 4 2ルジオン超過確率 (1次孔)

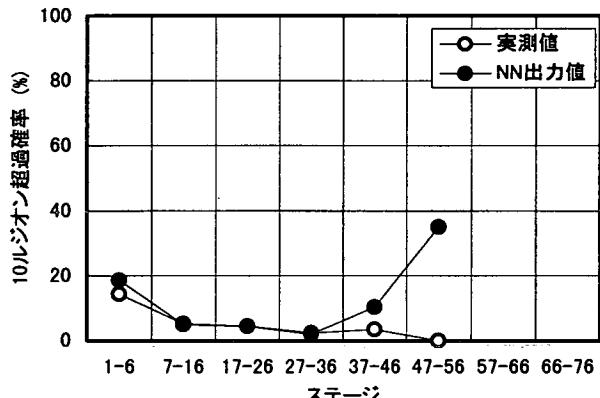


図-1 5 10ルジオン超過確率 (1次孔)

## 5. まとめ

ニューラルネット・ワークを用い、グラウト効果の判定および推定を行うシステムを構築し、その有効性を明らかにし、実用性を検証した。本研究により明らかとなったことをまとめると、以下の通りである。

- (1)  $|(\text{NN出力値}) - (\text{実測値})| \leq 4$  ルジオンが正解とした場合、個々の箇所において正解・不正解が特別な傾向なく分布している。
- (2)  $|(\text{NN出力値}) - (\text{実測値})| \leq 4$  ルジオンの正解箇所と不正解箇所における地質および岩級のデータ分布には明確な違いはなく、システムの精度向上にはそれ以外の因子が関係していると考えられる。
- (3) パイロット孔および1次孔で超過確率図を作成し、推定ルジオン値と実測ルジオン値を比較するとほぼ整合性がある。
- (4) それぞれの超過確率図での2ルジオン超過確率、10ルジオン超過確率を算出すると、全体的に傾向は整合している。

## 参考文献

- 1) 寺戸康隆：ダム基礎グラウチング(I)～(IX)、ダム日本 N0.443～452、1981.9～1982.6
- 2) 合原一幸：ニューロコンピュータ、東京電機大学出版局、1988.
- 3) 高木英行：ニューラルネットワークの学習およびファジーと境界、日本ファジー学会ファジー推論とエキスパートシステムに関するワークショップ資料、1989.
- 4) 渡邊英一、古田 均、森本浩之、利根川太郎：ニューラルネットワークを用いたダム構造物の景観設計支援システム、土木学会構造工学論文集、Vol. 38、No. 2、pp. 617-624、1992.
- 5) 白木渡、松保重之：ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測に関する研究、土木学会第3回システム最適化に関するシンポジウム講演論文集、pp. 153-158、1993.12.
- 6) 安田 登、白木 渡、松島 学、堤 知明：ニューラルネットワークによるコンクリート構造物の劣化評価、コンクリート工学年次論文報告集、第15巻1号、pp. 847-852、1993.6.
- 7) 安田 登、白木 渡、松島 学、堤 知明：ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価、土木学会論文集、No. 496/V-24、pp. 76-85、1994.8.
- 8) 安田 登、松島 学、安田 武、飯島 健：ニューラルネットワークを用いた岩盤グラウト注入効果の評価システムの構築、構造工学論文集 Vol. 42A、pp. 433-438、1996.3.
- 9) 矢川元基編：計算力学とCAEシリーズ12「ニューラルネットワーク-計算力学・応用力学への応用」、培風館、pp. 146-148、1992.5.
- 10) 市川 紘：階層型ニューラルネットワーク-非線形問題解析への応用、共立出版株式会社、1993.6.
- 11) 松島 学、松井邦人：採取個数から母集団の推定誤差に関する考察、土木学会第47回年次学術講演会概要集第I巻、pp. 1224-1225、1992.9.