

地盤物性の逆解析法の研究

亀田 茂* 増井 仁* 東 邦和**

1. まえがき

盛土、掘削、揚水等で生じる地盤の変形や破壊の事前検討には有限要素法等の数値解析にて検討するのが通常である。この際、数値解析に用いる地盤物性については、地質調査結果を基に直接的または間接的に決定する機会が多い。しかしながら、このようにして検討した事前解析結果は、実際の現象を必ずしも適切に表現できないことが多い。これは、解析モデルの選定にも原因はあるが、与えるパラメータの不確かさが大きく関係している。

近年、計測技術の発達により計測データをフィードバックする情報化施工が多く採用されるようになってきている。しかしながら、そこで得られた計測データは日々の施工の管理値との比較のみに使用される事が多く、次期施工の合理化等に活用する有効利用は少ない。この理由として、計測データから得られる情報を基に予測解析を行うためには、パラメータの再設定が必要となり、その数が多いと試行錯誤的な方法では多大な労力が必要になることやその設定されたパラメータの評価が曖昧であることが挙げられる。

本研究では試行錯誤的に行っていた地盤物性のパラメータ値設定を数理的に定式化し系統的に行う方法である逆解析手法を検討する。手法は統計論的手法である拡張カルマンフィルタ理論¹⁾を用い、汎用性の高い数値解析モデルとして有限要素法による逆解析システムを構築した。このシステムによる逆解析事例を数事例示すとともに計測データの異常値に対応する手法としてロバスト推定およびニューラルネットワーク手法の適用性を検討し、実務に適用する場合の基礎的研究を行う。

2. 逆解析手法

地盤解析では有限要素法を用いて解析モデルとする機会が多い。拡張カルマンフィルタをこの解析モデルに組み込み、計測データから地盤物性の同定ができれば次期施工の予測解析に利用できる。基本となる有限要素解析プログラムは自社開発のFEASTで、変形解析の他、浸透流解析、温度応力解析、応力浸透連成解析など幅広い解析分野に適用できる。同定できる物性の種類は、ヤング率やポアソン比の弾性定数、透水係数や貯留係数な

どの滞水層定数、熱伝導率や比熱・熱伝達率などの熱的特性はもちろん、粘着力や内部摩擦角のような強度定数や、種々の非線形パラメータも問題によっては同定可能となる。

逆解析で必要となる観測行列を得るためには、非線形観測方程式の状態ベクトル推定値での接線勾配を求める必要がある。しかしながらこれを直接微分により求めることは困難な場合が多く、影響係数法による近似を行うことが普通であり、ここでもこの手法を用いた。

収束の判定は推定値の変動がなくなった場合とし、収束が困難な場合は設定繰り返し数で打ち切りとした。

3. 逆解析事例

3.1 地表面に荷重が作用した場合

変形解析においては逆解析の対象パラメータは弾性定数が最も一般的である。ここでは図-1に示すような2層モデルの弾性地盤を対象に、ヤング率、ポアソン比の逆解析を行った。観測値は、地表面に分布荷重が作用したときの地表面沈下量とし、順解析の計算沈下量をそのまま用いた場合（ケース1）とその計算沈下量に最大10%の変動を与えた場合（ケース2）の逆解析を行った。

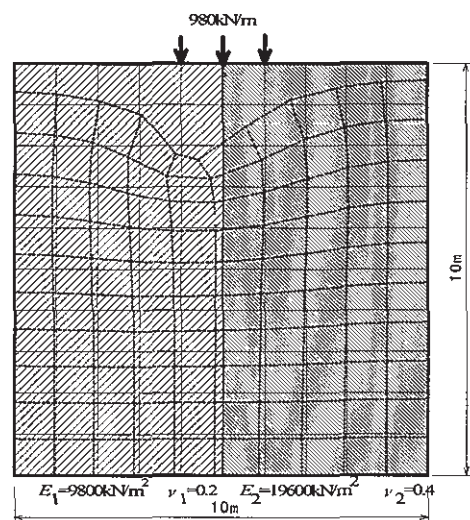


図-1 弾性2層地盤モデル

*土木研究室 **構造研究室

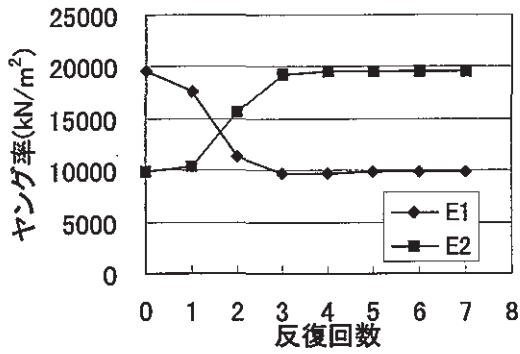


図-2 推定値の収束過程 (ケース1)

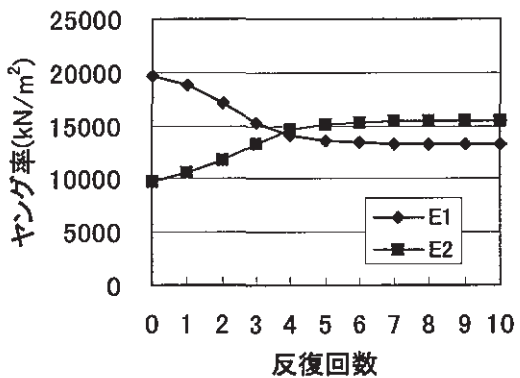


図-3 推定値の収束過程 (ケース2)

推定するパラメータの初期値は $E_{10}=19600\text{kN/m}^2$ 、 $\nu_{10}=0.4$ 、 $E_{20}=9800\text{kN/m}^2$ 、 $\nu_{20}=0.2$ と左右の地盤の求め

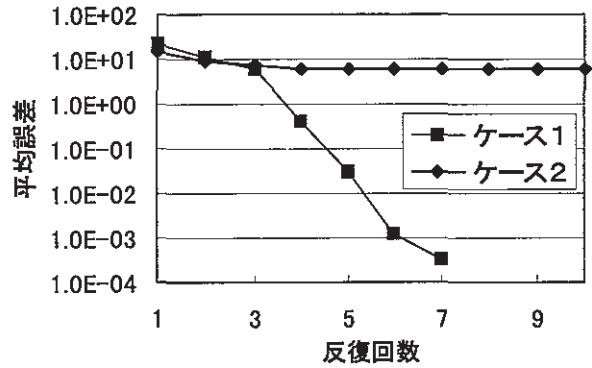


図-4 平均誤差の推移

べき値と逆の値にした。

逆解析した結果として、図-2に計算値を観測データとして用いた場合、図-3に変動を与えたデータを用いた場合についてそれぞれパラメータの収束過程を示す。図-2から明らかなように計算値(正解値)が観測データとして与えられておればパラメータ同定は非常に高い精度で得られた。ある程度ばらつきがあるデータを用いた場合、図-3のようにパラメータの値は収束した。また、図-4に示すように各反復時に推定したパラメータを用いて求めた沈下量と観測値との差の2乗平均(平均誤差)はケース2の場合、推定値の更新による減少量が小さい。このことはばらつきのあるデータを観測値として用いた場合、平均誤差を最小化させるようなパラメータを試行錯誤的に求めることは非常に困難であるが拡張カルマンフィルタの繰り返し計算によれば最も確からしいパラメータが求まることを示している。

3.2 トンネル掘削した場合

トンネル掘削時の逆解析を行った。トンネル工事では、地表面沈下や内空変位その他、支保工の計測が行われることも多く、ここではロックボルトの軸ひずみを観測値として用いた。対称性から1/4にした図-5に示す解析モデルを設定し、半径3mのトンネル掘削を対象として解

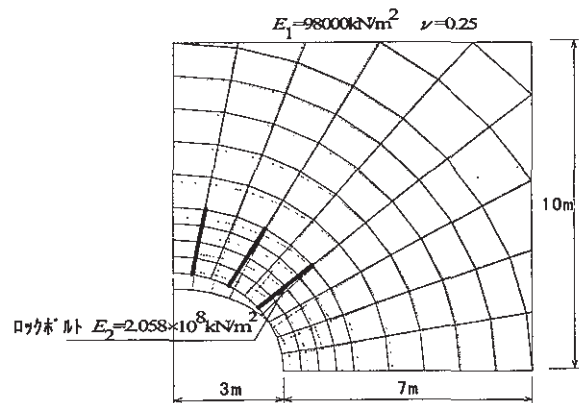


図-5 トンネル掘削モデル

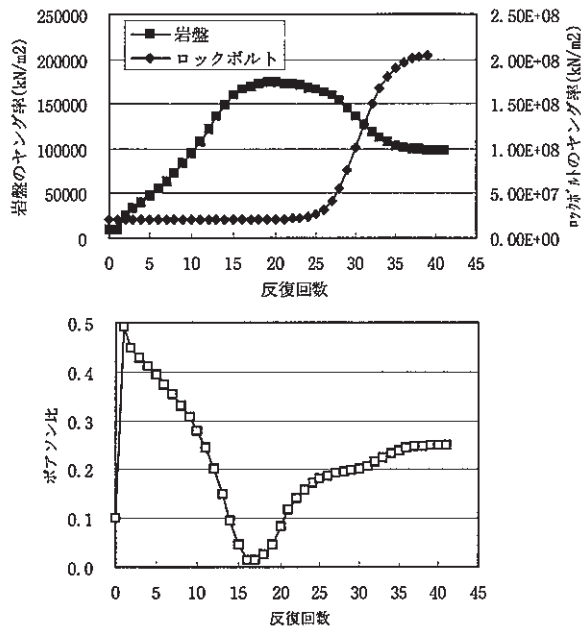


図-6 推定値の収束状況 (ケース3)

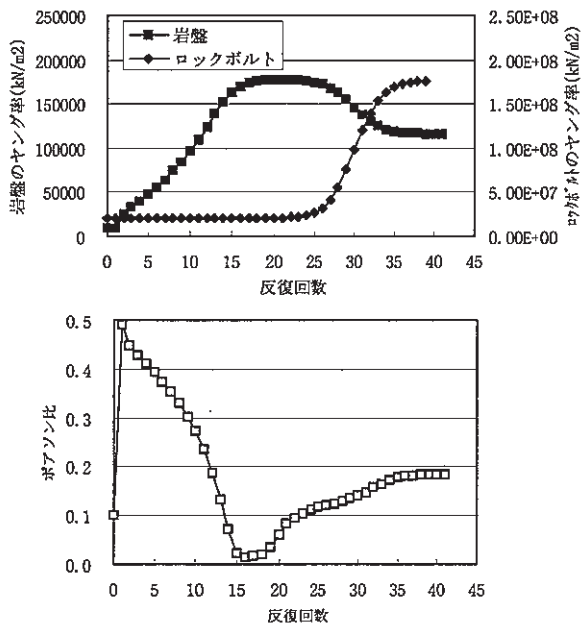


図-7 推定値の収束状況 (ケース4)

析を行った。観測データはロックボルト 12 点の軸ひずみ (1本当たり 4カ所の軸ひずみ) とし、その値は岩盤の物性値を $E_1=98000\text{kN/m}^2$ 、 $\nu=0.25$ 、ロックボルトの物性値を $E_2=2.058 \times 10^8\text{kN/m}^2$ とした順解析結果の計算値を用いた場合 (ケース3) とその計算値に最大 10%の変動を与えた場合 (ケース4) の2ケースとした。

推定するパラメータは岩盤、ロックボルトのヤング率および岩盤のポアソン比とした。推定するパラメータの初期値は岩盤の物性値を $E_{10}=9800\text{kN/m}^2$ 、 $\nu_0=0.1$ 、ロ

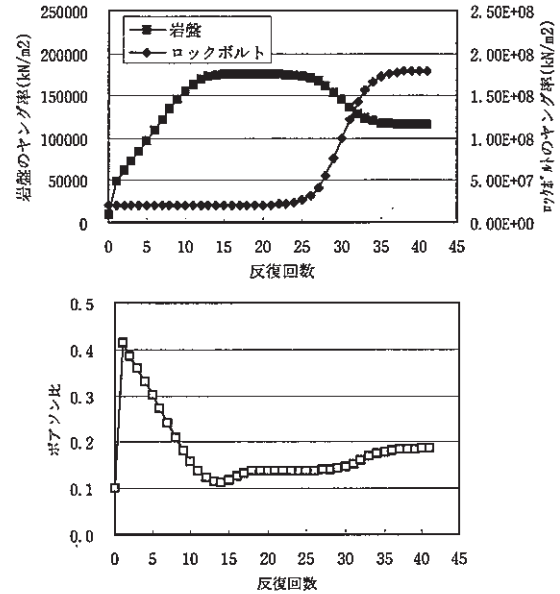


図-8 推定値の収束状況 (壁面変位データ追加)

ックボルトの物性値を $E_{20}=2.058 \times 10^7\text{kN/m}^2$ とした。逆解析結果として図-6、図-7に推定パラメータの収束過程を示す。前節と同様にどちらのケースもパラメータの同定は可能であった。パラメータの収束過程はケース3とケース4は非常によく似たものとなっている。このようにロックボルトの軸ひずみだけの観測データでも3つの推定値を逆解析することが可能であった。

観測データとして壁面変位もよく観測されるデータであるのでこのデータを追加した場合の逆解析を実施した。ケース4で用いたロックボルト軸ひずみの観測データに順解析で得られたトンネル壁面変位 10 点の値を追加し逆解析を行った。図-8に推定値の収束過程を示す。壁面変位データを追加したことで反復の初期にポアソン比のふらつきが少なくなったものの最終的な同定値はどの推定値とも変化がなかった。

各推定値の収束状況を見るとどのケースの場合もポアソン比は反復の初期に一旦大きな値をとり、その値から徐々に正解値へ収束している。

3.3 コンクリート温度解析に適用した場合

前章で述べたようにFEASTを用いてヤング率やポアソン比の弾性定数のみならず熱伝導率や比熱・熱伝達係数などの熱的特性も同定可能である。また、上記2例の解析事例は観測値を順解析から求めていることから、観測データは保証されていたものであり、同定値の収束すべき正解値が分かっているものであった。

本事例では、大型ボックスカルバート構造物築造現場で得られた底版温度測定データを用いてコンクリートの熱物性値の逆解析を実施し、実データによる逆解析の適用性を検討した。

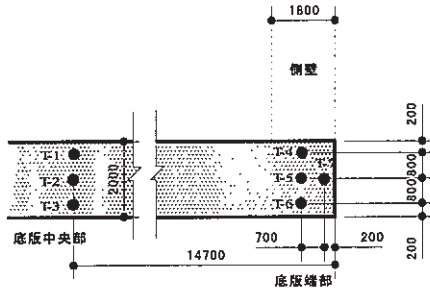


図-9 温度測定点位置 (断面)

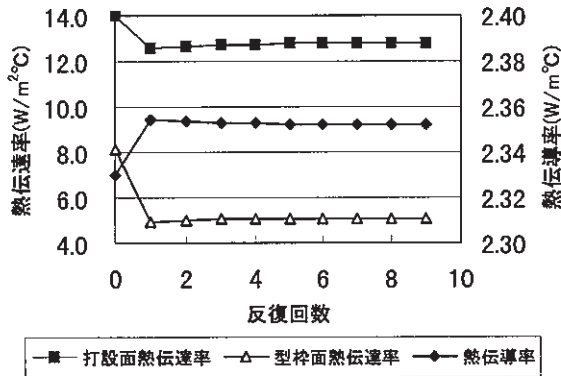


図-10 推定値の収束過程

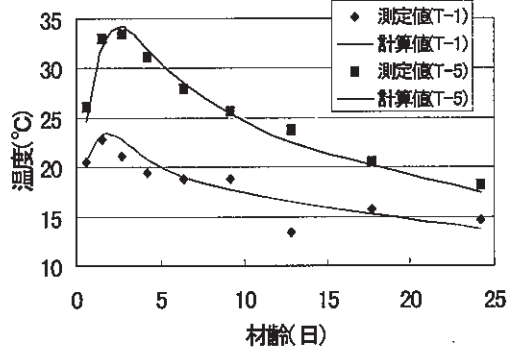


図-11 測点の実測値と計算値

観測値は図-9に示す底版部中央3カ所及び端部4カ所の7点で得られる材齢毎の9つの測定値で計63測定値を用いた。同定するパラメータの初期値はいわゆる先験情報となり、収束性や安定性に大きな役割をする。そこで土木学会コンクリート標準示方書²⁾による値を参考にコンクリートの熱伝導率を $\lambda=2.33 \text{ W/m}^\circ\text{C}$ 、打設面の熱伝達率を $\alpha_a=14 \text{ W/m}^2\text{C}$ 、型枠面の熱伝達率を $\alpha_b=8 \text{ W/m}^2\text{C}$ として初期値を定めた。

熱物性値の逆解析結果を図-10に示す。それぞれの同定値が $\lambda=2.35 \text{ W/m}^\circ\text{C}$ 、 $\alpha_a=12.8 \text{ W/m}^2\text{C}$ 、 $\alpha_b=5.09 \text{ W/m}^2\text{C}$ となった。

図-11に測定ポイントT-1及びT-5の測定値と同定された熱物性値を用いて計算した値を示す。この図から明らかなように計算値は観測値の挙動をよく表現できており同定結果は妥当なものであるといえる。

4. 観測データの選択手法

観測データの観測誤差がガウス分布で与えられる場合は、推定値が安定して求められることが前章の逆解析事例では確認できた。しかしながら観測データには計測機器の異常や処理のミスなどで異常値データが混入する 경우가多々ある。このような異常データが混入した場合、推定値がどのような振る舞いを示すかを検討し、異常値データの対応についてロバスト (頑強) 推定法³⁾やニューラルネットワーク⁴⁾を利用した方法を検討する。

4.1 異常データ混入時の推定値挙動

逆解析によるパラメータの推定において、観測値に異常データを混入させた場合を検討する。図-12に示す被圧地下水の掘抜き井戸モデルを用い貯留係数と透水量係数を推定する。

観測データは揚水井から10m離れた地点の水位を用い、揚水開始からの時間を追って7時点とした。

貯留係数 $S=0.1$ 、透水量係数 $T=0.2 \text{ m}^2/\text{s}$ とした順解析の計算値に $\pm 5\%$ の変動を与えた場合 (ケース5) と7時点のデータのうち1時点のみ $+50\%$ の変動を与えた場合 (ケース6) を検討した。推定パラメータの逆解析結果を図-13および図-14に示す。

異常データの混入のないケース5の場合は $S=0.08$ 、 $T=0.21$ となり、異常データが1つだけ混入したケース6の場合は $S=0.05$ 、 $T=0.23$ となった。どちらの場合もパラメータは収束して推定できるがケース6においては異常データに大きく影響されて推定値が変化している。

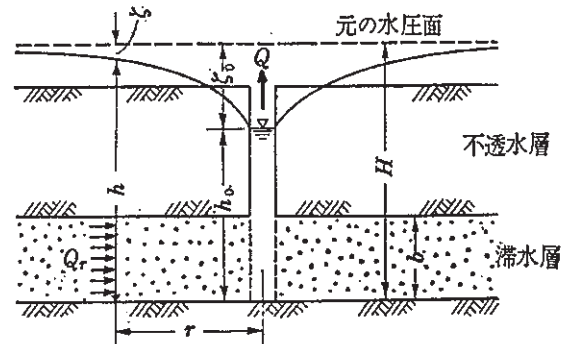


図-12 掘抜き井戸モデル

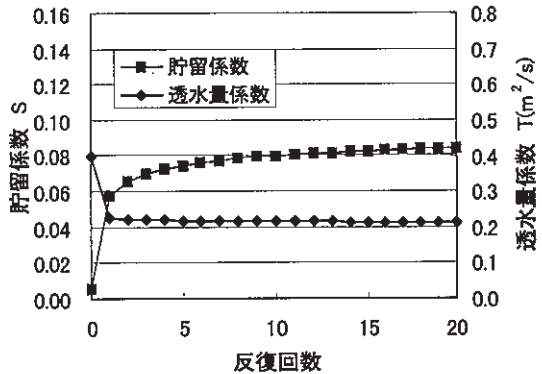


図-13 推定値の収束状況 (ケース5)

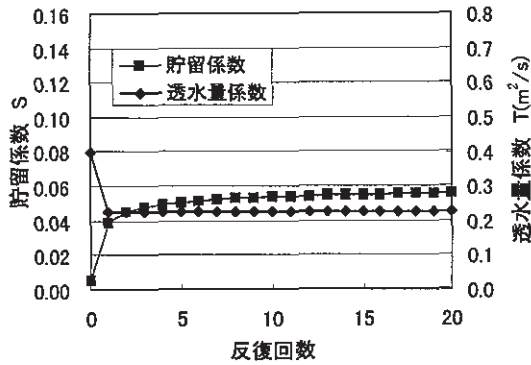


図-14 推定値の収束状況 (ケース6)

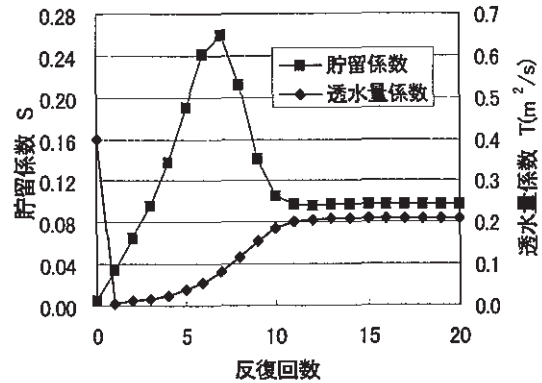


図-16 推定値の収束状況 (ロバスト推定)

4.2 ロバスト推定法による異常データの除去

拡張カルマンフィルタを適用して求めた推定値を順解析に適用し再計算した値と観測値を比較して異常観測データを特定することは可能であるが多くの手順が必要であるとともに異常データの判断基準が曖昧という問題がある。これらの問題に対処するための推定法をロバスト推定法というが、この目標としているのは以下の2点である。

- ・データの一部に誤りがある場合にもパラメータの推定値にずれが生じにくい
- ・誤差の分布が非正規型分布でも推定値の分散が十分小さくなる

これらの目標を実現するロバスト推定手法の中で最も素直な性質を持つといわれるものに Biweight 推定³⁾がある。これは図-15 および下式に示すような各測定値の残差に対応した重みを調整しながら繰り返し計算で推定していく方法である。ここで検討すべき事項として閾値の設定と繰り返し回数設定がある。

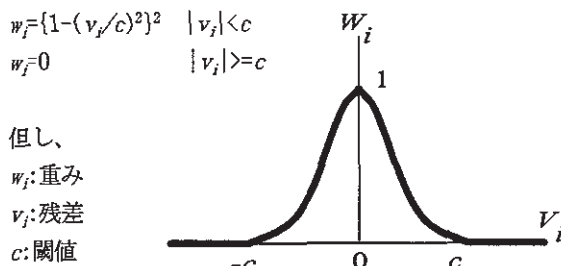


図-15 残差と重み

Biweight 推定を組み込み前節のケース6について逆解析を実施した。閾値の設定は残差の中央値の5~9倍程度の値を設定すればよい³⁾とされており、今回は7倍とした。繰り返し回数については繰り返し回数が多くなるにつれて閾値の値が小さくなるため異常データ以外のデータの重みが小さくなり過ぎる。これを防ぐ方法として繰り返しサイクルを定める方法、閾値の最小値を定め

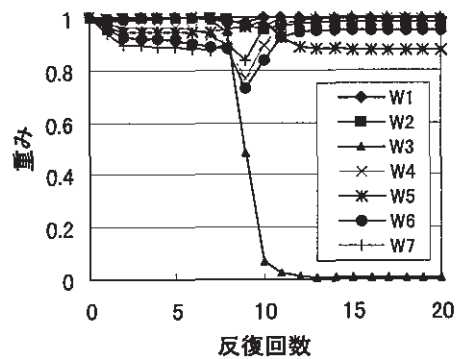


図-17 観測値の重み係数の変化

る方法が考えられる。ここでは後者の方法で重みが小さくなり過ぎるのを防止した。

ロバスト推定法を用いて逆解析した推定値の収束状況を図-16に、各データの重み係数の変化を図-17に示す。図-16からパラメータの推定値が一旦大きく変化するものの $S=0.1$ 、 $T=0.2$ に収束し正解値を得ていることがわかる。図-17より反復回数が7回を越えるころから異常値データの重み(ここでは W_3)が減少し、13回でこのデータを除去していることがわかる。すなわちこの重みの変化に伴いパラメータの推定値も変化したことになる。

このように異常値の混入が考えられる場合はロバスト推定法を導入することで異常データを排除することができ、パラメータの推定値精度が上がることを確認された。

4.3 ニューラルネットワークの利用

ニューラルネットワークは人間の合理的判断を模した手法として期待されている技術であり、各種判別システムに応用されている。ここでは、教師データによる学習システムに代表される階層型ニューラルネットワーク⁴⁾を適用した判別システムを構築し、その適用性を検討する。階層型ニューラルネットは、図-18に示すように入力と出力の結びつきを中間層を介して決めるものであり、その結びつきの程度(結合荷重)は教師データを利用して設定される。

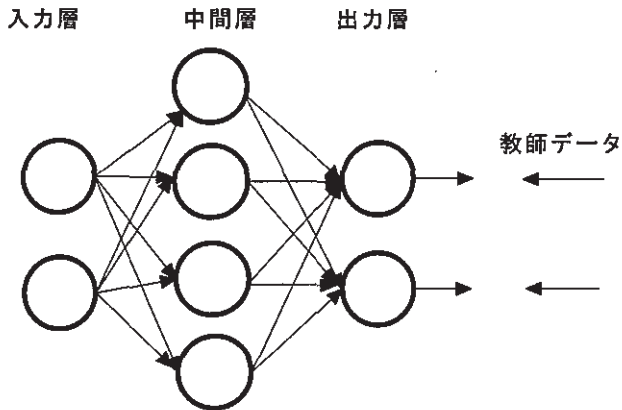


図-18 階層型ニューラルネットワークの構造

学習のアルゴリズムはネットワークの出力と教師データとの差が極力小さくなるように出力層より逆方向に伝えていく誤差逆伝播法（BP法）⁴⁾がよく用いられており、今回の検討もBP法を用いており収束を早める目的で前回の修正量を考慮するモーメント法⁴⁾を組み込み、中間層が1層の3階層型モデルとしている。なお、応答関数には、シグモイド関数⁴⁾を用いている。入力層のユニットは時間と水位低下量の2ユニット、出力層は貯留係数と透水量係数の2ユニットとし、中間層のユニットは4つとしている。計算モデルにて $S=0.05\sim 0.2$ 、 $T=0.1\sim 0.25$ の24組で各時刻ごとに水位を計算し、それを教師データとしてニューラルネットワークに学習させた。結合係数の初期値には一様乱数を与え、その他の設定としてシグモイド関数の勾配を0.6、モーメント係数を0.9、学習係数を1としている。

構築されたニューラルネットワークを用いて観測データを入力層に与え、その出力値を表-1に示す。出力結果を見てみると4番目のデータの出力値が他の出力値と大きく異なっており、このデータが異常値である可能性が高いことがわかる。

表-1 ニューラルネットワークによる出力

入力		出力	
時刻	水位低下量	S	T
114	0.68	0.124	0.18
214	0.93	0.131	0.17
330	1.02	0.115	0.19
512	1.60	0.067	0.12

多くのパラメータを網羅するようにニューラルネットワークを構築するには学習完了までは非常に多くの時間を要する。しかし、今回のようにパラメータの範囲を定め、簡単なニューラルネットワークを構築しておけば、データの前処理にこの手法を適用し異常データを排除することが可能である。

5. まとめ

拡張カルマンフィルタによる逆解析手法は観測値が順解析で得られたような正確な値では推定値の同定が精度よく、かつ収束回数も少なく求められることが確認できた。観測データがガウス分布で表されるようなばらつきを持っている場合にも推定値を同定でき、多くのパラメータを推定する場合でも観測データに信頼性があれば推定値の同定が可能であることも確認できた。

実現場で得られた観測データのような観測データの信頼性が不明な場合であっても本事例では逆解析が可能であった。

実現場での観測データには異常データが混入していることが多く、その場合異常データによって推定パラメータ値が大きく変化することは4.1節でも確認できているが、観測データに重み付けをしてその重みを繰り返し計算の中で調整するロバスト推定法を用いることは異常データを排除するために有効であった。また、この手法を拡張カルマンフィルタの処理の繰り返し計算に組み込めば、推定パラメータの信頼性が大幅に向上することも確認できた。

ニューラルネットワークを用いた観測データの前処理も可能であるが、教師データの与え方などまだ検討すべき課題も残っている。

6. あとがき

計算機の性能が大幅に向上し、その価格も廉価になってきた現在、有限要素法を用いた解析は、今後実務で盛んに用いられ、情報化施工も多く採用されてくると思われる。それに伴って逆解析の重要性はますます高くなってくると考えられる。

今後、今回検討した手法を情報化施工の実務で用いるためには、実観測データを数多く用いた逆解析の蓄積を進めるとともに、先験的情報の収集という観点からも観測データのデータベース化を進めることが重要になってくるであろう。

【参考文献】

- 1) 片山 徹、「応用カルマンフィルタ」、朝倉書店、1983
- 2) コンクリート標準示方書 [施工編]、土木学会、1996
- 3) 中川 徹、小柳義夫、「最小二乗法による実験データ解析」、東京大学出版社、1986、pp.163~176
- 4) 中野 馨ほか、「入門と実習ニューロコンピュータ」、技術評論社、1989、pp.38~84