

地下水挙動への多変量自己回帰モデルの適用

本多 眞¹・鈴木 誠²・百田博宣³

¹正会員 工修 清水建設(株)和泉研究室(〒100 東京都千代田区内幸町2-2-2 富国生命ビル)

²正会員 工博 清水建設(株)和泉研究室

³正会員 工博 清水建設(株)技術開発センター(〒105-07 東京都港区芝浦1-2-3)

観測データから地下水挙動を評価する手法として、多変量自己回帰モデルの適用を提案するとともに、その手法に関する検討を行った。特に降雨量の影響を考慮して、降雨-湧水系の模擬データを用いた数値実験により、湧水量の平均値が変化するケースやノイズの影響について新たな変数の導入を検討した。さらに、本モデルの実データへの適用性を検証するとともに、観測データを変数としたモデルでは評価できない場合のフィルタリング手法について検討したので報告する。

Key Words: AR model, groundwater behavior, precipitation, time series analysis, simulation

1. はじめに

岩盤内燃料備蓄空洞や放射性廃棄物地層処分など地下空間の利用の多様化に伴い、地下水挙動の予測は、設計段階はもとより完成後の保守・管理の段階において非常に重要な役割を担う。設計段階においては、浸透流モデルによるFEM等の解析が行われることが多い。それに対して施工中あるいは完成後の保守・管理の段階においては、観測データの評価により地下水挙動に与える影響の検討が行われている。現象が単純な場合には、特別な手法を用いることなくデータ分析が可能な場合もあるが、地下水挙動が複雑でその変動に関係する要因が多い場合には、何らかの評価手法を用いることが必要になる。一般的には浸透流解析を用いることが多いが、物性値の空間的な分布等の正確な把握がなされていない場合は評価精度が低下する。例えば地下水位により燃料貯蔵を行う岩盤燃料備蓄空洞などの場合、少なくとも降雨の影響を考慮する必要があるが、降雨浸透を取り入れたFEM等の解析は計算はもとより、モデルの構築自体困難を要する。このような場合、統計的手法で簡易に地下水位や空洞内への湧水量の変動を予測することができれば、複雑な物理モデルを考慮する必要がなく有用性は高い。

機械や電気などの分野では、制御システムとして制御系多変量自己回帰モデルによる解析が行われて

いる^{1,2)}。地下水に関連する挙動も、たとえば降雨-湧水系や降雨-水位系のように水収支の関係を見いだすことにより、地下空洞等の構造物を含めた系としての1つのシステムが成り立っていると考えられる。したがって地下水挙動も制御システムとして、制御系多変量自己回帰モデルを適用することが可能である³⁾。特に完成後の保守・管理を目的とした場合には、正常時にシステムをモデル化すれば、モデルのあてはめが悪くなることにより、何か異常が生じたことが検出できる。さらにこのときの状態から新しいモデルをあてはめ、古いモデルとの差から異常の要因を特定できる可能性があり、保守・管理に優れた威力を発揮すると考えられる。

本論文は、地下水関連の時系列データに対して制御系多変量自己回帰モデルをあてはめ、システム変数の選択によるモデル化について検討を行ったものである。はじめに、降雨量の影響を考慮して降雨-湧水系の模擬データを用いた数値実験を行い、平均値が変化するケースやノイズの影響について検討を行った。次に、実データとして石油地下備蓄の技術開発を目的とした菊間実証プラントにおける長期にわたる豊富な地下水関連データに本手法を適用した。ここでは地下水挙動のモデル化および変動要因に関する分析を実施した結果について報告する。

2. 多変量自己回帰モデル

地下水挙動に関連するデータは複数の要因が相互に複雑な相関性を有して変動しているが、降雨-湧水系のように水収支を考えた場合、1つの系(システム)として捉えることができる。湧水量や地下水位の管理あるいは制御を目的とすると、この系(システム)の変数の選定およびモデル化を行う必要がある。ここではこのような複数の時系列データの解析に、多変量自己回帰(AR)モデルを用いる。

いま p 変量の定常時系列 $\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t)\}$; $t=1, \dots, N$ について多変量ARモデルは、 $\mathbf{x}(t)$ を各観測量 $\mathbf{X}(t)$ からそれぞれの平均値 $\bar{\mathbf{x}}$ を差し引いた量を考えると、

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{m=1}^M \mathbf{A}(m)\mathbf{x}(t-m) + \boldsymbol{\varepsilon}(t) \quad (1)$$

と表される。ただし、 $\mathbf{A}(m)$ は $p \times p$ 行列。 $\boldsymbol{\varepsilon}(t)$ は $p \times 1$ ベクトルの確率変数で、各要素は平均値0であり、

$$E[\boldsymbol{\varepsilon}_i(t)\boldsymbol{\varepsilon}_j(t-l)] = \delta\sigma_{ij}^2$$

$$l=0 \text{ のとき } \delta=1, l \neq 0 \text{ のとき } \delta=0$$

となるような p 次元のホワイトノイズである。

ここで M はモデルの次数を表しており、最適次数を決定し、係数行列 $\mathbf{A}(m)$ を推定することがモデルの同定である。

係数行列 $\mathbf{A}(m)$ は、多変量時系列の相互共分散 C_{ij} を推定し、これから導かれる次式のYule-Walker方程式を解くことによって求める。

$$\sum_{m=1}^M \sum_{j=1}^p \mathbf{A}_{mij}^* C_{jk}(h-m) = C_{ik}(h) \quad (2)$$

$$(k=1, 2, \dots, p \quad h=1, 2, \dots, M)$$

今回適用する地下水関連の時系列データの観測量の関係を制御システムとして考えた場合、観測量の集まり(システム変数) $\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_p(t)\}$ は次のように2つの組に分けられる。

$$\mathbf{x}(t) = \begin{matrix} \downarrow r \\ \left\{ \begin{matrix} \mathbf{u}(t) \\ \mathbf{y}(t) \end{matrix} \right\} \\ \downarrow l \end{matrix} \quad (3)$$

$\mathbf{u}(t)$ は地下水位や湧水量等の管理すべき観測量で被制御変数(controlled variable), $\mathbf{y}(t)$ は降雨量等の自然影響因子や制御などの人為影響因子で操作変数(manipulated variable)と呼ばれる。ここではそれぞれ r 次元、 l 次元のベクトルとして表している。すなわち各種観測量を制御系としてみた場合、 $\mathbf{y}(t)$ は外部(自然現象や人為的影響)から勝手に操作される量であり、予測することに意味をなさない。したがって、

先の多変量ARモデルの式(1)において、観測量ベクトル $\mathbf{x}(t)$ のうち最初の r 個の $\mathbf{u}(t)$ のみを予測することになり、係数行列 $\mathbf{A}(m)$ の推定値 $\mathbf{A}_M^*(m)$ は最初の r 行目までが予測に関係する部分である。そこで、推定値 $\mathbf{A}_M^*(m)$ を

$$\begin{matrix} \leftrightarrow r & \leftrightarrow l \\ \downarrow r & \left[\begin{matrix} \mathbf{a}_m & \mathbf{b}_m \\ * & * \end{matrix} \right] = \mathbf{A}_M^*(m) \\ \downarrow l & \end{matrix} \quad (m=1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

とおくことで、制御系多変量ARモデルが決まる。ここで「*」は不必要になった部分である。

最適次数 M の決定に際しては、AIC(赤池情報量規準)の最小化による方法も考えられるが、ここではFPE(final prediction error)と呼ばれる推定値 $\mathbf{A}_M^*(m)$ による予測の誤差のうち、操作変数の部分を取り除いた次式のFPEC(M)を最小とする M をモデルの次数として採用する^{4), 5)}。

$$\text{FPEC}(M) = \left(1 + \frac{M \cdot p + 1}{N}\right)^r \left(1 - \frac{M \cdot p + 1}{N}\right)^{-r} |\mathbf{D}_{r,M}| \quad (5)$$

ただし、 $p=r+l$ 、 $\mathbf{D}_{r,M}$ は次式(11)の残差共分散 \mathbf{D}_M の左上隅の被制御変数に対応する部分の $r \times r$ 行列で、 $|\cdot|$ は行列式を示す。

$$\mathbf{D}_M = \mathbf{C}(0) - \sum_{m=1}^M \mathbf{A}_M^*(m)\mathbf{C}(m) \quad (6)$$

以下このような制御系多変量ARモデルを単にARモデルと呼ぶ。

3. 降雨-湧水系の数値シミュレーション

ここでは2.で述べた統計モデルを用いて、降雨-湧水系の模擬データに対してモデルのあてはめを行い、データの質による最適モデルの選択やモデルの妥当性について数値実験により検討した。

(1) 模擬湧水量データの作成

降雨-湧水系の模擬データは、FEMによる断面2次元浸透流解析により、トンネル内湧水のシミュレーション解析を実施して作成した⁹⁾。具体的には、25×25mの断面領域で上下を不透水境界、右側の透水境界に降雨量と相関性を有する水位変動を与えて、左側のトンネル内(透水境界)に侵入する流量を湧水量とした。FEMによる解析結果の降雨量と湧水量の相関関係を示したものが図-1である。a)が湧水量の自己相関関数、b)が降雨量の湧水量に対する相互相関関数である。これから降雨量が15~25日の時間遅れで湧水量に影響を及ぼしていることがわかる。

表-1 模擬湧水量データの作成 (降雨-湧水系モデル)

	SERIES-a	SERIES-b	SERIES-c
データ間隔	1日毎 730日間		
相関特性	図-1	図-2 SERIES-aの時間遅れを1/5に短縮	図-3 降雨との相互相関を時間とともに変化
AR次数	30	30	30
平均値移動(ジャンプ)	t=365において 大きさ $\delta=4\sigma$ の平均値移動を含む		なし
ノイズ	NS00(なし) NS10(10%) NS80(80%)	NS00(なし) NS10(10%) NS80(80%)	NS00(なし)
備考	データ期間中で定常		非定常

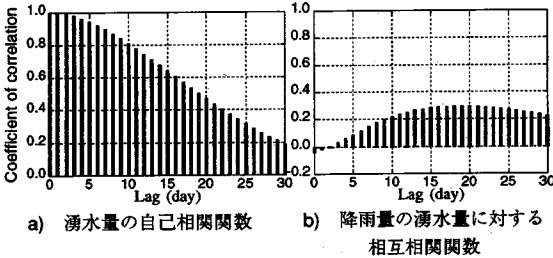


図-1 SERIES-aの相関特性

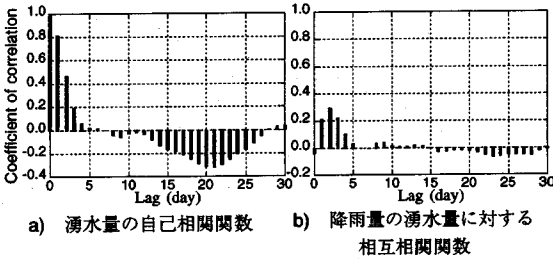


図-2 SERIES-bの相関特性

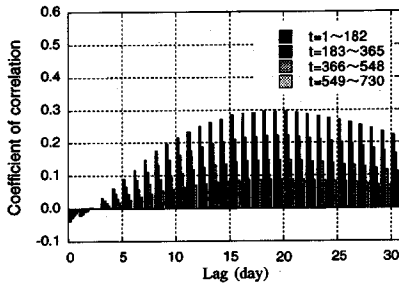


図-3 SERIES-cの相関特性

この相関特性を変えたいくつかの模擬湧水量データを作成した。ここで降雨量および湧水量は模擬的に作成しており、無次元量である。

作成した模擬データは大きくSERIES-a, b, cの3種類である。表-1はそれぞれのデータの作成条件を示したものである。まずSERIES-aは、先の図-1に示した相関特性をそのまま用いたもので、降雨量として図-4に示す模擬データを用いて作成した湧水量であ

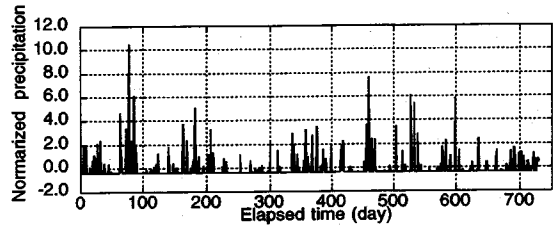


図-4 模擬降雨量データ

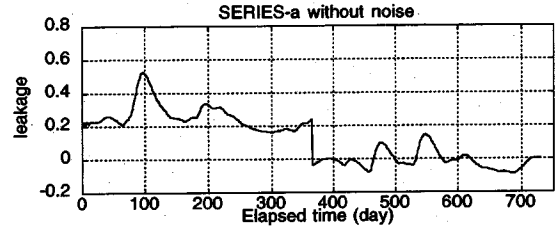


図-5 SERIES-a 湧水量(ノイズなし)

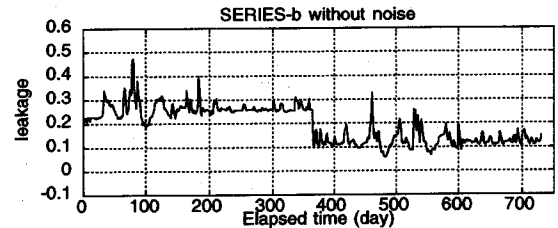


図-6 SERIES-b 湧水量(ノイズなし)

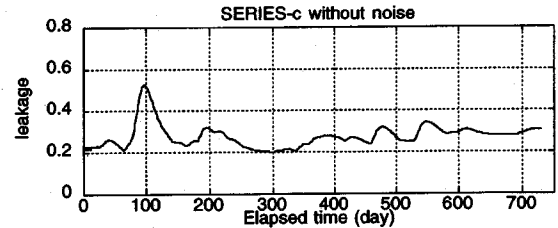


図-7 SERIES-c 湧水量(ノイズなし)

る。時系列の作成には2変量ARモデルを用い、ARモデルの次数 M は30に固定した。

データは1日毎で730日(2年)間の大きさをもつ時系列である。止水グラウト施工等により、湧水量が急減するような現象を想定して、平均値が変化(ジャンプ)する時系列のモデル化の検討を行うため、2変量ARモデルにより作成した時系列データに標準偏差の4倍の大きさの平均値移動(ジャンプ)を $t=365$ 日以降に与えた。作成した湧水量データを図-5に示す。

SERIES-bは、図-2に示すようにSERIES-aの相関特性の時間遅れを1/5に短縮した相関関数を用いて作成したもので、降雨量はSERIES-aと同じ模擬データを用いている。その他の条件はSERIES-aと同様で、標準偏差の4倍の大きさの平均値移動(ジャンプ)を $t=365$ 日以降に与えている。図-6に示すSERIES-bの

表-2 ノイズの大きさ

記号	正規白色ノイズ $w(t)$ の大きさ
NS00	ノイズなし
NS10	正規白色ノイズの標準偏差を 時系列の標準偏差の10%
NS80	正規白色ノイズの標準偏差を 時系列の標準偏差の80%

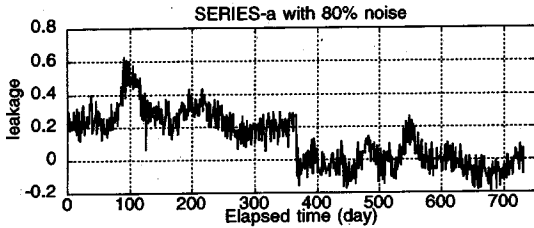


図-8 SERIES-a 湧水量(含80%ノイズ)

湧水量データと図-5に示すSERIES-aの湧水量データを見比べると相関特性の違いがよくわかる。

SERIES-aおよびbは、途中で平均値移動(ジャンプ)が存在するが、全体を1つのARモデルで作成しているため、定常データとみなすことができる。そこで非定常なデータについても検討を行うためにSERIES-cでは、時間とともに相関特性が変化するモデルで湧水量を作成した。湧水量の自己相関関数はSERIES-aと同じものを用い、降雨量との相互相関関数を図-3に示すように、時間とともに相関性が低くなるような相関特性を用いた。作成に際しての条件はSERIES-a, bと同じで、平均値移動(ジャンプ)は含まないものとした。作成した湧水量データを図-7に示す。

また、これらの降雨-湧水系の模擬データに、ノイズの大きさがモデル化に及ぼす影響について検討するために、SERIES-aおよびbについては表-2に示す正規白色ノイズを加えたデータについても検討対象とした。ノイズの大きさは、時系列の標準偏差の10%および80%の標準偏差をもつ正規白色ノイズを設定した。図-8は、SERIES-aに80%のノイズを加えた湧水量データを例示したものである。

(2) ARモデルのあてはめ

本節では模擬湧水量に注目して、これと密接な関係をもつ操作変数を選定し、ARモデルのあてはめを行う。表-3には、ここで検討を行ったモデルの変数を示している。注目すべき被制御変数は、湧水量である。それに対して操作変数は、まず湧水量データの主要な変動要因となる降雨量データである。またSERIES-aおよびbのジャンプを捉えるための操作変数として、図-9、図-10に示す2種類の関数を定義している。前者は $t=365$ 日で値の変化するステップ関数

表-3 AR統計モデル検討ケース

記号	変数名	AR統計モデル			
		Model-I	Model-II(1)	Model-II(2)	Model-II(3)
被制御変数	模擬湧水量データ SERIES-a				
	SERIES-b + ノイズ	○	○	○	○
	SERIES-b				
操作変数	RAIN 模擬降雨量データ	○	○	○	○
	CNTL1 ステップ関数		○		○
	CNTL2 パルス関数			○	○

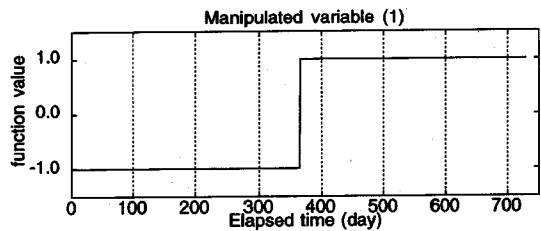


図-9 操作変数CNTL1(ステップ関数)

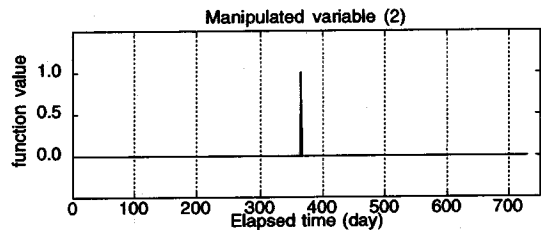


図-10 操作変数CNTL2(パルス関数)

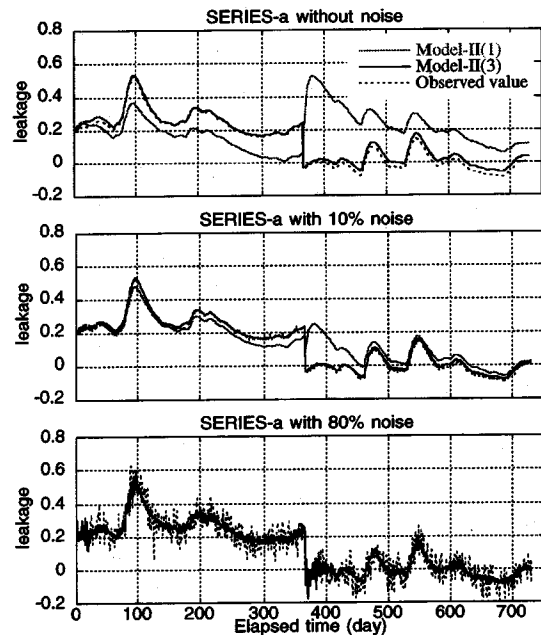


図-11 SERIES-aのARmodelあてはめ

a)上:ノイズなし b)中:含10%ノイズ c)下:含80%ノイズ

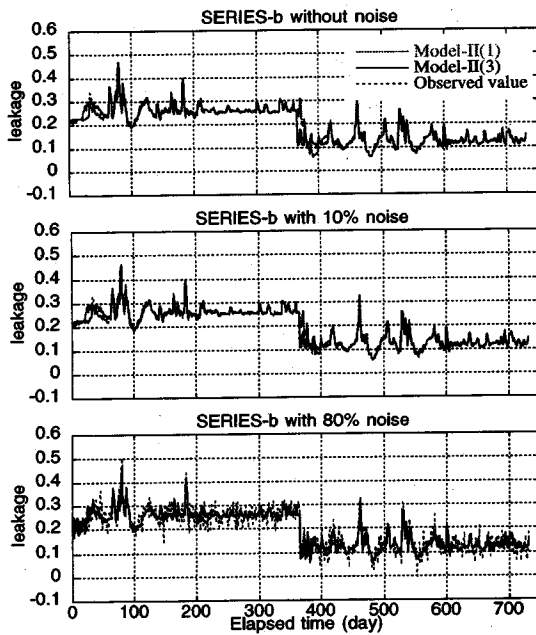


図-12 SERIES-bのARmodelあてはめ

a)上:ノイズなし b)中:含10%ノイズ c)下:含80%ノイズ

で、後者は $t=365$ 日にパルスを与えた関数である。これらの操作変数の組合せにより表-3に示すModel-I, Model-II(1), (2), (3)の4種類のモデルを設定した。

以下にARモデルのあてはめ結果を示す。まず、SERIES-aについてModel-II(1)およびModel-II(3)をあてはめた結果が図-11である。図のa)はノイズのない模擬湧水量でb)が標準偏差の10%ノイズ、c)が標準偏差の80%ノイズを含むケースである。これを見るとa),b),c)どのケースも $t=365$ 日のジャンプを最も良く捉えているのは、Model-II(3)すなわち操作変数として降雨量の他に2つの操作変数(CNTL1,CNTL2)を加えたモデルである。またModel-II(1)すなわち操作変数に降雨量とステップ関数(CNTL1)のみを加えたモデルでは、ノイズを含まないケース(図a)の推定値は大きく異なった変動を示している。10%のノイズを含むケース(図b)はジャンプ時の挙動は捉えきれないが、その前後はある程度変動を追従できている。80%のノイズを含むケース(図c)はModel-II(1)とModel-II(3)との差が小さく、ジャンプの挙動を良く追えている。

SERIES-bについても同様の検討を行った。図-12がModel-II(1)およびModel-II(3)をあてはめた結果である。SERIES-aと同じく、a),b),c)どのケースも $t=365$ 日のジャンプを最も良く捉えているのは、Model-II(3)である。またModel-II(1)では、SERIES-aほどの大きな差はないが、やはりノイズが大きなケースほど、よりジャンプの挙動を捉えることができている。言

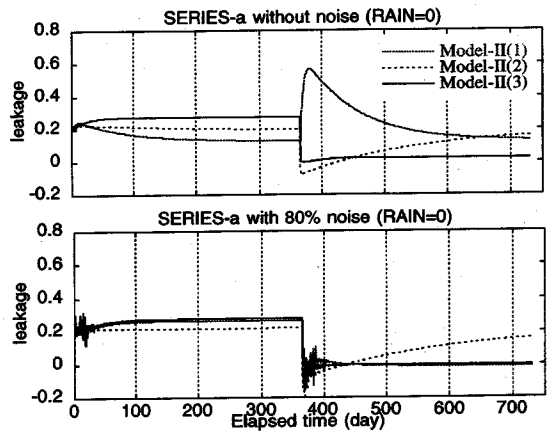


図-13 降雨の影響を除いたSERIES-aのあてはめ

a)上:ノイズなし b)下:含80%ノイズ

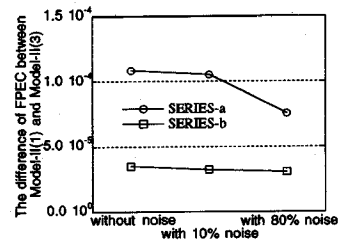


図-14 Model-II(1)とModel-II(3)のFPEC値の差

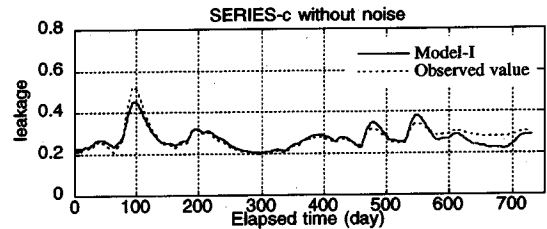


図-15 SERIES-cのARmodelあてはめ

い換えればノイズの小さなケースでは、ジャンプの挙動を捉えるモデルとして、ステップ関数(CNTL1)の他にパルス関数(CNTL2)を操作変数に加えたものが良く合っているのに対して、ノイズの大きなケースではステップ関数のみ操作変数に加えたモデルでもジャンプの挙動を捉えることができる。

ここでジャンプをモデル化するために導入した2つの操作変数(CNTL1,CNTL2)がそれぞれどのような変動を与えるのかを検討するために、Model-II(1),(2),(3)の各モデルについて降雨量を0とした変動を求めた。図-13はその結果で、SERIES-aを対象として、a)がノイズなし、b)が80%のノイズを含むケースである。これからノイズを含まないケースでは、ステップ関数(CNTL1)だけでは、全く異なる挙動を示している。またパルス関数(CNTL2)は、パルスを与え

たその時点では、値を移動する効果があるが、徐々に一定の平均値に戻る。それに対して、両方加えたモデルでは平均値移動をうまく捉えていることがわかる。ただし80%のノイズを含むケースでは、ステップ関数(CNTL1)のみでも平均値移動を捉えることができていくことがわかる。

図-14はModel-II(1)とModel-II(3)についてモデルの妥当性を示すFPEC値の差を、ノイズの大きさごとに示したグラフである。これからも明らかなようにSERIES-a,bともにノイズが大きくなるにしたがって、モデルの差が小さくなっている。特にSERIES-bよりaの方がより顕著である。このようにノイズの大きさにより、あてはめに最適なモデルが異なるのは、ジャンプの挙動の特異性がノイズにより薄められて、パルスを入れないモデルでもあてはめが良いものと考えられる。

次にSERIES-cをモデル化した結果を示す。図-15はModel-Iすなわち操作変数として降雨量のみを加えたモデルをあてはめたものである。これを見ると大きな変動傾向は追えているが、降雨量との相関性が高いデータの前半部分は、推定値の変動は小さく見積もられており、逆に相関性の低い後半部分は推定値の変動は大きく見積もられているのがわかる。すなわち相関特性が時間とともに変化するような非常データモデル化する限界と考えられる。

(3) まとめ

得られた結果をまとめると次の通りである。

- (1) SERIES-aおよびbの湧水量に対して、ステップ関数とパルス関数を操作変数として組み合わせたモデルを設定してあてはめを行った。その結果、SERIES-a,bともにModel-II(3)の全ての変数を加えたモデルが、平均値移動(ジャンプ)を最もよく追従できた。
- (2) ジャンプをモデル化するために導入した2つの操作変数が与える変動は、データに含まれるノイズの大きさにより異なる。またパルス関数は与えたその時点では値を移動する効果があるが、徐々に一定の平均値に戻る。
- (3) SERIES-a,bともに含まれるノイズが大きくなるにしたがい、ジャンプの挙動を捉えるためのシステム変数として、パルス関数の寄与率が小さくなる。
- (4) 相関特性が時間とともに変化するSERIES-cについて、操作変数として降雨量を加えたモデルをあてはめた結果、ある程度変動を追うことはできるが、変動の大きさを正確に捉えられない。これは非常データを定常に置き換えているため、このような場合、データ期間を短く区切るなどして局所定常化を図る必要があると考えられる。

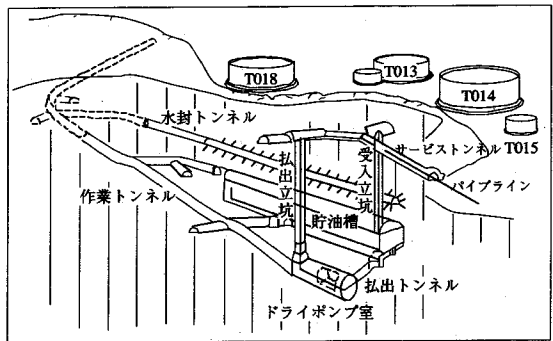


図-16 菊間実証プラントの鳥瞰図

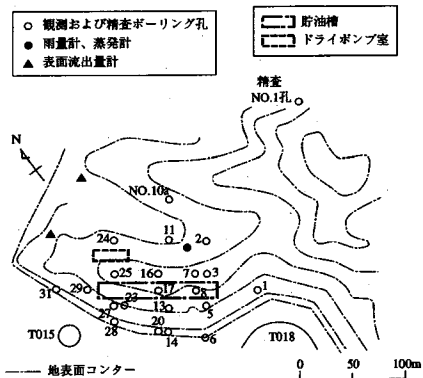


図-17 地下水位・水文量測定位置図

4. 菊間実証プラントにおける地下水挙動観測データへの適用

地下水挙動の変動要因やモデル化のためのシステム変数の検討等を行うことを目的として、実際の地下水関連の計測データである、図-16に示す菊間実証プラントにおける地下水関連調査結果への適用を行った。菊間実証プラントは、石油公団がわが国における石油地下備蓄技術の開発を目的として、愛媛県菊間町に建設したパイロットプラントである⁹⁾。貯油槽の大きさは、高さ20m、幅15m、長さ112mで、深さは海面下-42m~-62mである。対象とするデータは、1983年1月1日~1985年12月31日の3年間の地下水関連の調査観測結果である。本期間中は、人工的に水を供給するのを停止し、水封機能を人工水封から自然水封に切り替えた条件下である。したがって、水収支は降雨浸透、空洞湧水および周辺地下水補給で成り立っている。また期間中、原油の受払い等の実験も行われている。

(1) 調査観測データ

地下水関連調査としては、水文調査(降雨量、蒸発量、表面流出量)、地下水調査(地下水位、間隙

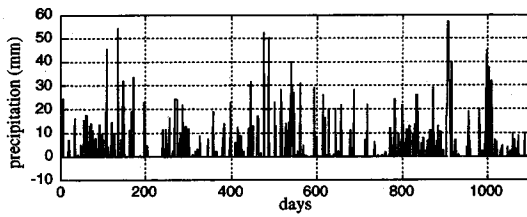


図-18 降雨量

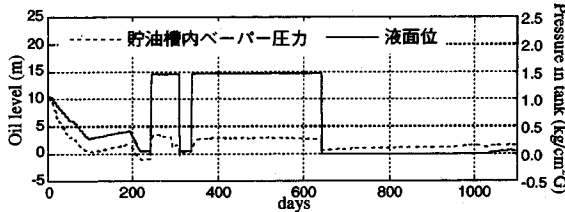


図-19 貯油槽内ベーパー圧力と液面位

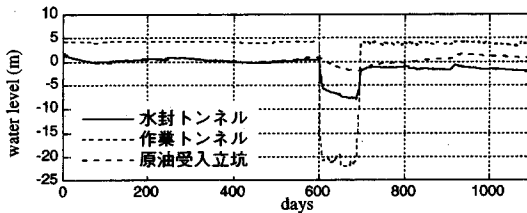


図-20 水封・作業トンネル・原油受入立坑水位

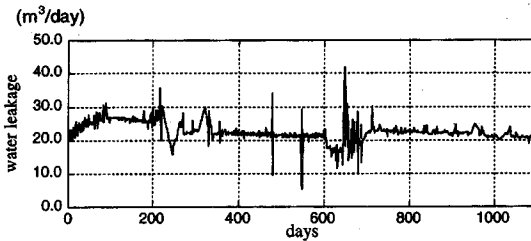


図-21 貯油槽内湧水量

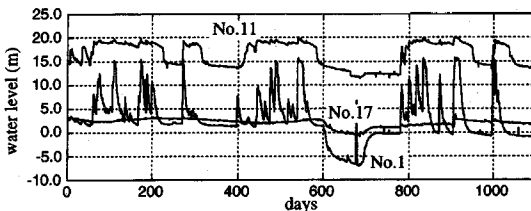


図-22 観測ボーリング孔水位

水圧) および空洞湧水量調査などが実施されている。以下にここで用いるデータについてまとめる。

図-18は降雨量の観測データを示したものである。図から季節変動が顕著であることがわかる。図-19は貯油槽内ベーパー圧力と液面位を示したものである。この図からも対象期間中に原油の受払い実験を行っているのがわかる。また図-20は水封トンネル、作業トンネルおよび原油受入立坑における水

表-4 ARモデルのシステム変数

	記号	変数名
被制御変数	DTANK	貯油槽内湧水量
	No1	観測ボーリング孔水位 (No.1)
	No11	観測ボーリング孔水位 (No.11)
	No17	観測ボーリング孔水位 (No.17)
操作変数	RAIN	降雨量
	HPUMP	貯油槽内液面位
	PPUMP	貯油槽内ベーパー圧力
	HTs	水封トンネル水位
	HTw	作業トンネル水位
	HTsf	原油受入れ立坑水位

位を示したものである。この中で1984年8月中旬~11月下旬(600~690日)に極端な水位低下期間があるが、これは同期間に試験坑で実験用工事のために強制排水を行ったことに起因するものである。

図-21には貯油槽内の湧水量測定結果を示している。日単位で大きな変動が見受けられるが、これは貯油槽の水平断面が大きいことにより液面位のわずかな読み取りに起因した測定誤差と考えられる。

最後に図-22には観測ボーリング孔における地下水位変動をまとめたものである。実際には観測孔は多数存在し測定を行っているが、ここでは変動パターンが顕著な3孔(No.1孔・No.11孔・No.17孔)を対象としている。

図-17には対象とする水位測定用の観測ボーリング孔(No.1, No.11, No.17)と水量測定位置の平面配置を示している。

(2) 空洞内湧水量および周辺地下水位のモデル化

水封機能の保守・管理を目的とした場合に、われわれが管理の対象とする状態量は、周辺地下水位および空洞内湧水量である。したがってこれを制御するシステムの変数を選定して、最適なモデルの構築が必要となる。

水封機能の制御という目的でシステム変数を考えた場合、先に示した各種観測データは表-4のように分類される。注目する変数、すなわち制御の対象とする状態量は貯油槽内湧水量(DTANK)および観測ボーリング孔水位(No1, No11, No17)である。それに対して、これと密接な関係をもつと考えられる操作変数として、降雨量(RAIN)、貯油槽内液面位(HPUMP)、貯油槽内ベーパー圧力(PPUMP)、水封トンネル水位(HTs)、作業トンネル水位(HTw)、原油受入立坑水位(HTsf)を選定した。以上をシステム変数として、ARモデルのあてはめを行った。

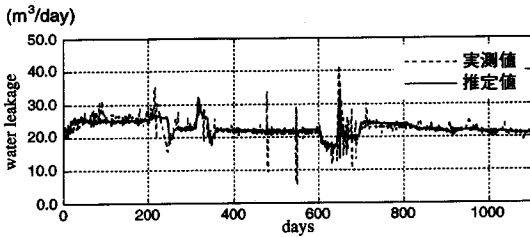


図-23 湧水量のARmodelあてはめ

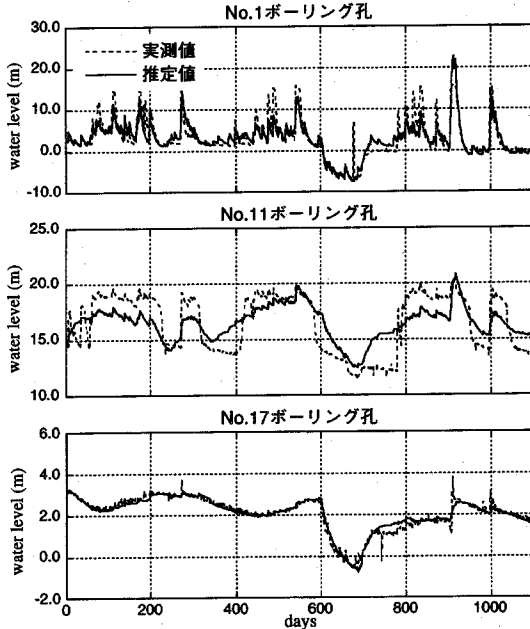


図-24 観測ボーリング孔水位のARmodelあてはめ
a)上: No.1孔 b)中: No.11孔 c)下: No.17孔

図-23は貯油槽内湧水量について上記のモデルをあてはめて推定した結果である。測定誤差と考えられる日単位の大きな変動を取り除くことができ、強制排水による水位低下に関係する変動や原油の受払いに関係する変動を、精度良く追従できている。

図-24は観測ボーリング孔水位をモデル化したものである。a)No.1孔およびc)No.17孔は非常に良く追従できている。それぞれの変動を見ると明らかであるが、No.1孔水位は降雨量との相関性が高く、No.17孔水位は降雨量の影響をあまり受けていないと考えられる。しかしながらb)No.11孔については、大まかな変動傾向はあっているが急激な変化(ジャンプ)には追従できていない。そこで以下には、No.11孔のモデル化のための新たな操作変数導入に関する検討について示す。

No.11孔の水位変動を大局的に見れば、降雨量が関係しているのは明らかである。そこで新たな操作変数として、降雨量を基にしたフィルタリングにより検討を行った。3.での検討結果から明らかなよう

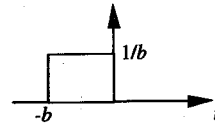


図-25 片側矩形移動平均フィルタ

表-5 パラメータ設定値

	b	p
正のジャンプ	80	1.23
負のジャンプ	30	1.70

に、No.11孔の水位変動のようなジャンプを含む時系列では、ステップ関数およびパルス関数を操作変数としてモデルに導入することで挙動を捉えることが可能となる。そこで一般的によく用いられる積分による線形変換フィルタ⁹⁾を降雨量にあてはめる。ここでは次式で示される片側矩形移動平均を用いる。

$$y(t) = \int_0^{\infty} h(s)x(t-s)ds$$

ここで、

$$h(t) = \begin{cases} 1/b & (-b \leq t \leq 0) \\ 0 & (t < -b, 0 < t) \end{cases}$$

これは図-25に示すように過去**b**日間の積分による線形変換である。これにより離散的な降雨量データが連続的なデータに変換される。さらにステップ関数への変換のため境界値**p**を決めて、最終的に降雨量データの二値化を行う。2段階の変換で必要なパラメータは、**b**および**p**である。

いまNo.11孔の水位変動と降雨量を分析すると定性的ではあるが、正のジャンプは過去60~100日間の降雨量が多い時に生じており、逆に負のジャンプは過去20~30日間の降雨量が少ない時に生じていると考えられる。そこで正のジャンプと負のジャンプを分けてフィルタリングを行うこととし、それぞれの**b**および**p**を試行錯誤により決定した。その結果最も良くあてはまるパラメータは表-5に示すとおりとなった。これはすなわち水位上昇のジャンプは過去80日間、水位降下のジャンプは過去30日間の降雨量に影響されることを示唆している。図-26はそれぞれのフィルタリング結果を示したものである。それぞれ図中の下は積分による線形変換後のデータであり、上は二値化後のデータである。導入すべき最終的な操作変数は、この2つの積として求める。図-27は求められた操作変数である。

この新たな操作変数を導入したモデルを用いて、No.11孔水位のモデル化を行った結果が図-28である。前のモデル化に比べて、ジャンプの挙動をかなり良く追従できているのがわかる。

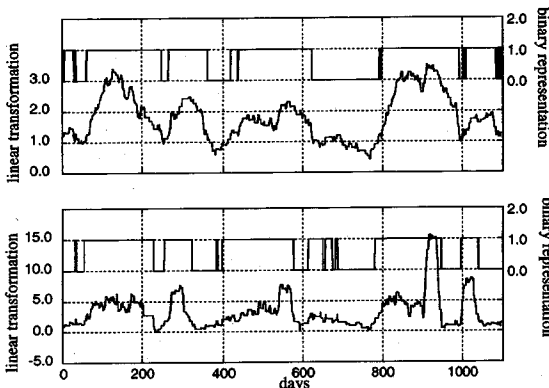


図-26 フィルタのあてはめ
a)上：正のジャンプ b)下：負のジャンプ

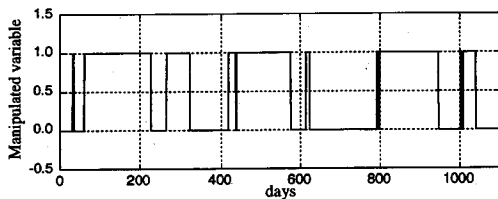


図-27 フィルタリングによる新たな操作変数

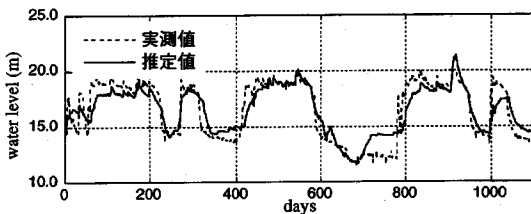


図-28 No.11ボーリング孔水位のARmodelあてはめ

(3) 変動要因分析

このように湧水量や水位観測データを各種操作変数によるシステムとしてモデル化することにより、その変動要因を分離することができる。ここでは(2)でモデル化した湧水量データや観測ボーリング孔水位データの変動要因について次の検討を行った。

Case-1：降雨量を0として変動を検討（降雨量の影響）

Case-2：液面位およびベーパー圧力を640日以降一定とした検討（貯油量の影響）

Case-1は文字どおり、降雨量の影響を分析するためのものである。Case-2は、実際には640日付近で原油の払出しのため液面位およびベーパー圧力が下がっているが、これを払出しを行わなかったと仮定した検討を行ったものである。

図-29はCase-1の検討結果である。湧水量は全く変化が認められず、降雨量の影響を受けていないことがわかる。No.17孔水位もほとんど影響を受けていないと考えられる。No.1孔水位で降雨量の影響を取

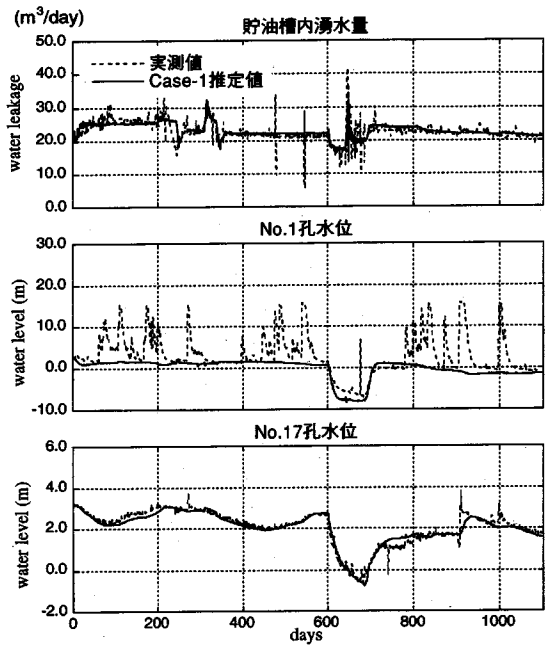


図-29 変動要因分析結果Case-1（降雨量の影響）
a)上：貯油槽内湧水量 b)中：No.1孔水位 c)下：No.17孔水位

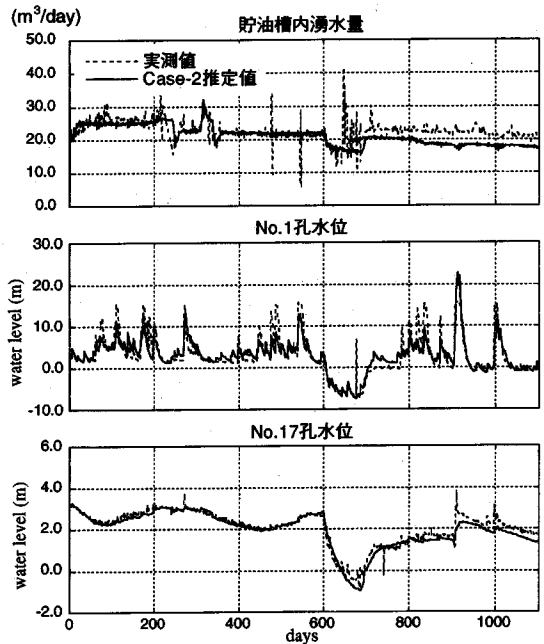


図-30 変動要因分析結果Case-2（貯油量の影響）
a)上：貯油槽内湧水量 b)中：No.1孔水位 c)下：No.17孔水位

り除いた後の変動は、ほぼ水封トンネル水位あるいは作業トンネル水位に類似しているのがわかる。

図-30はCase-2の検討結果である。640日(1983年

10月2日)の原油払出し以降をみると、湧水量は20%程度低下しているのがわかる。No.1孔水位はほとんど影響を受けていない。No.17孔水位もわずかに低下が認められるが、ほとんど影響を受けていない。

(4) まとめ

菊間実証プラントにおける実測データに対してモデル化を行った結果をまとめると次の通りである。

(1) 貯油槽内湧水量およびNo.1, No.17ボーリング孔水位は、操作変数として調査観測項目である降雨量、貯油槽内液面位、貯油槽内ベーパー圧力、水封トンネル水位、作業トンネル水位、原油受入立坑水位を用いることで表現できる。

(2) No.11ボーリング孔水位は、上記の操作変数だけではジャンプする挙動を捉えきれず、降雨量を基にした線形フィルタにより求めた新たな操作変数を導入することで、挙動を捉えることが可能となる。

(3) 変動要因分析として、降雨量の影響を取り除いた検討を行った結果、貯油槽内湧水量およびNo.17孔水位は降雨量の影響を受けていない。

(4) 貯油量の影響検討として、原油払出しを行わないと仮定すると貯油槽内湧水量は、約20%程度小さくなっている。観測ボーリング孔水位にはほとんど影響を及ぼさない。

5. おわりに

本研究では、降雨の影響を考慮した地下水挙動の把握を目的として、地下水挙動に関連するデータを対象として多変量ARモデルのあてはめについて検討を行った。検討内容は大きく、降雨-湧水系の模擬データを用いたシミュレーションに関する検討および実データを用いた地下水関連データへの適用の2つに分けられる。その結果、定常データに対しては多変量ARモデルによりかなり高精度に評価できることがわかった。また平均値移動(ジャンプ)を含むデー

タにも、操作変数を加えることで評価が可能であることが検証できた。さらに実データに対する適用では、提案したフィルタリング手法により、新たな操作変数を導入することで水位変動を表現できることが検討できた。

おわりに、本論文の執筆にあたり、菊間実証プラントの貴重なデータを提供していただいた通商産業省資源エネルギー庁および石油公団の関係各位に感謝を表する次第である。

参考文献

- 1) 赤池弘次, 中川東一郎: ダイナミックシステムの統計的解析と制御, サイエンス社, 1972.
- 2) 中村秀雄, 内田主幹: 統計モデルによる火力発電プラントの解析と制御, システム/制御/情報, Vol.34, No.1, pp.9-15, 1990.
- 3) 松本則夫, 高橋誠, 北川源四郎: 地震にともなう地下水変動の定量的な検出法の開発-多変量線形回帰モデルの地下水水位時系列への適用-, 地質調査所月報, Vol.40, pp.613-623, 1989.
- 4) Akaike, H.: Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *2nd Int. Symp. on Information Theory*, pp.267-281, 1973.
- 5) 坂元慶行, 石黒真木夫, 北川源四郎: 情報量統計学, 共立出版, p.236, 1983.
- 6) 本多眞, 鈴木誠, 奥野哲夫: 自己回帰モデルを用いた地下水挙動の時系列予測に関する数値実験的考察, 第38回土質工学シンポジウム講演論文集, 1993.
- 7) 百田博宣, 藤城泰行, 青木謙治, 花村哲也: 降雨浸透を考慮した岩盤中の地下水挙動に関する解析的検討, 土木学会論文集 No.379/VI-6, pp.74-82, 1987.
- 8) 宮下国一郎, 青木謙治, 花村哲也, 田島孝也: 岩盤内原油備蓄タンクの計測技術, 土木学会論文集, No.355/VI-2, pp.30-37, 1985.
- 9) 砂原善文: 確率システム理論I 基礎編, 朝倉書店, p.85, 1981.

(1995.1.12 受付)

APPLICATION OF MULTIVARIATE AUTOREGRESSIVE MODEL TO GROUNDWATER BEHAVIOR

Makoto HONDA, Makoto SUZUKI and Hironobu MOMOTA

It is very important to grasp the groundwater behavior not only on the design of underground structures but on their maintenance. This paper presents an application of multivariate regressive model to the groundwater system including structure, precipitation and other influential factors. First, we describe the modeling by selecting and newly adding manipulated variables with the use of simulated data. Second, we have applied the modeling method to the observed data of the Kikuma Test Plant for underground oil storage. We have also found this method is applicable for the groundwater system including natural factors.