

遺伝的アルゴリズムによる自動キャリブレーションおよび不明水シミュレーションの研究

日本水工設計(株) ○ 程 先雲
井前省吾

1. はじめに

不明水の形成および流下過程は非常に複雑であり、初期条件や不明水集水区域の境界・面積を決定することは困難である。このため、不明水のシミュレーションはこれまで難しいものとなっていた。本研究は不明水形成の集水区域が仮定の降雨洪水流域になるものとして、初期条件や集水面積もすべてパラメータとして考え、水文学モデル、三層タンクモデルを用いてシミュレーションを行ったものである。

キャリブレーションでは、モデルの最適なパラメータの組み合わせを見つけるために遺伝アルゴリズム(GA)を用いた自動キャリブレーション多目的最適化ソフトを開発した(以降 ModelFit と称す)。ModelFit の特徴は、(1) 自動キャリブレーションの時に多くのデータファイルを同時に処理することができる、(2) 特別なパラメータ(例えばタンクモデルの初期貯留量など)を容易に組み込むことができること、である。

2. 検討対象流域と降雨-不明水データ

検討対象流域の概要を図 1 に示す。面積は約 2.7 km² である。A 地点は下水道管内に水位計が設置された場所を示す。使用した観測データは 1998 年 4 月から 9 月までの観測データである。図 2 に観測例を示す。左のグラフは降雨量、晴天時下水道流量及び雨天の日の下水道流量を含む元の観測データで、右のグラフは抽出した降雨と不明水(浸流水)を表す。時間間隔は 1 時間で、流量と降雨単位は m³/hr 及び mm/hr である。

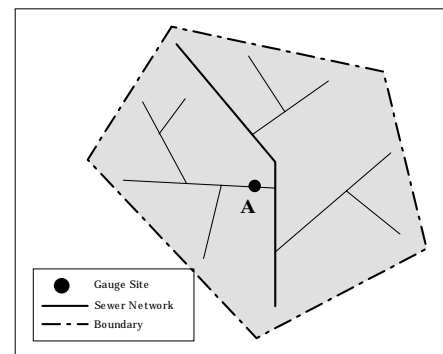


図 1 検討対象流域の概要

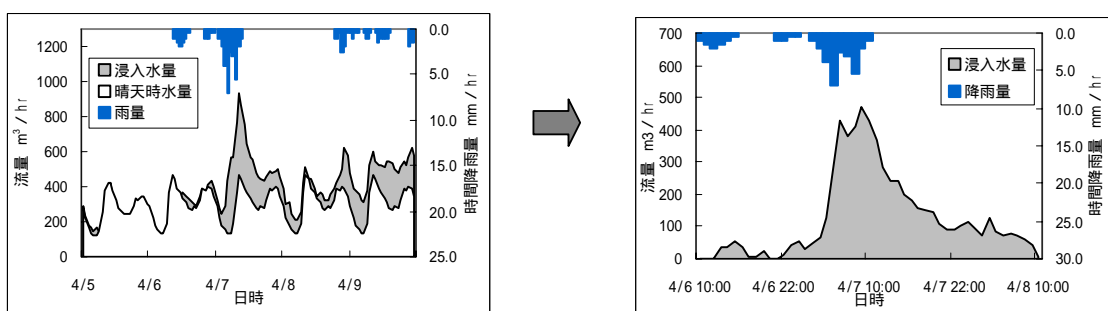


図.2 観測例と抽出する降雨 vs.不明水

3. 遺伝的アルゴリズム (GA-Genetic Algorithm)

遺伝的アルゴリズムとは、生物の進化の過程をまねた最適化を図る手法のひとつである。考え方は、遺伝と自然淘汰を繰り返すことによって、より優秀なアルゴリズムを導き出そうというものである。遺伝的アルゴリズムは、はじめに異なる遺伝子を持ついくつかの初期集団を用意し、そのなかで、選択 (Selection)、交差 (Crossover)、突然変異 (Mutation) の 3 つのプロセスを繰り返す。選択とは、集団の中から優秀なものを選び出すことであり、交差とは、選び出された集団のなかでランダムに遺伝子の一部

を交換を行うことである。突然変異とは、低い確率で起こり、遺伝子情報の一部をランダムに書き換えることである。図 3 に具体的な流れを示す。

- もともになるアルゴリズムをいくつか用意する。
- 個体ごとに適応度を計算する。
- 条件に合えば終了。合わなければ へ進む。
- 優秀な個体の集団の中でランダムに選んだ個体の遺伝子の交差を行う。
- 突然変異が起きるか判定を行い、それに従って突然変異を行う。
- へ戻る

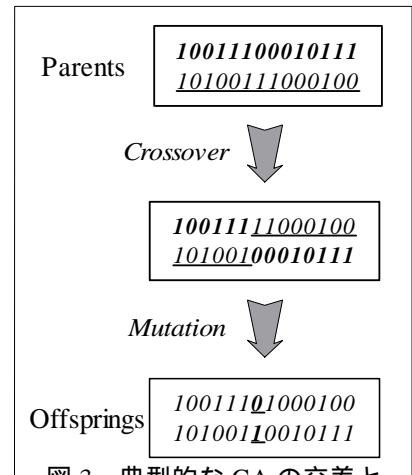


図.3 典型的な GA の交差と突然変異プロセス

初期の集団から自然淘汰と生殖活動を行うことにより、より優秀な遺伝子を持つ個体だけを選び出していくもので、工学的には最適解をランダムかつ速やかに探索する手法となる。遺伝的アルゴリズムの応用範囲は非常に広く、最適化問題、機械の学習問題など実に多岐にわたる。また、他の様々な手法とも相性もよく組み合わせて使うことができる。

4. タンクモデル

タンクモデル法は流出計算法のひとつであり、流出機構をいくつかの貯留型タンクの組み合わせによってモデル化する。タンクの数および各タンクの横穴の数は、実際の適用に従って決定されるべきである。本研究では図 4 のような 3 段に連なったタンクを用いた。モデルへの入力は降雨量であり、蒸発の影響は無視する。モデルからの出力は下水道へ浸入する不明水である。ここでは：

$$Q = Q_1 + Q_3 + Q_5 \quad (1)$$

使用したパラメータ：

- 初期貯留： L_1, L_2, L_3 (総数 3)、単位：mm
- 貯留能力： S_1, S_2, S_3 (総数 3)、単位：mm
- 流量係数： K_1, K_2, K_3, K_4, K_5 (総数 5)

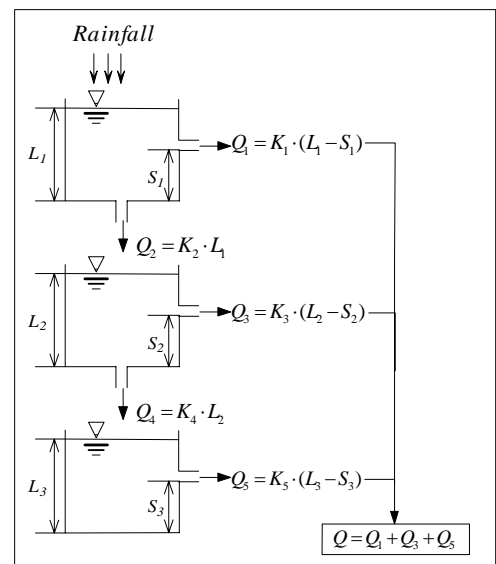


図.4 三層タンクモデル

ここに強調されるべき 2 つのポイントがある。最初のポイントは、タンクモデルで使う流域の面積は排水区域の面積とは異なるということである。図 1 で示されている場所 B の境界条件を決定することは不可能であり面積はひとつのパラメータとなる。2 つめのポイントは、初期貯留(L_1, L_2 及び L_3)の総数が使用される降雨プロセスの数によって増加すべきということである。降雨ごとのプロセス (今回 8 降雨対象) に応じたパラメータで不明水の自動キャリブレ - ションを行う。

初期貯留の総数: $3 \times 8 = 24$ 。パラメータの総数: $24 + 3 + 5 + 1 = 33$

5. 結果と考察

GA 法による自動キャリブレ - ションに使用する適応度は数式(2)のように定義される。 Q は観測の不明水流量； q は：計算するの流量； DC は決定係数と呼ばれる、数値範囲は $-\infty$ から $+1$ まで。

標準的な GA では、まずすべての可能な答えはバイナリの形式にエンコードされ、選択、交差および突然変異プロセスは応用となる。本研究では、新しい実数形式のアプローチ(RGA)を提案した。元の GA

と比較して、RGA の最も大きい利点は以下の通りである：

- 二進データのエンコード、デコードが必要ない。この結果、計算時間が短くなる。
- 各パラメータの境界値を事前に定義する必要はない。そのため使いやすくなる。
- 適応度関数の収束は非常に速い。

$$DC = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2 - \sum_{i=1}^n (Q_i - q_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (2)$$

$$\begin{cases} P_1 = G_1 + Rend \cdot (G_{best} - G_2) \\ P_2 = G_2 + Rend \cdot (G_{best} - G_1) \end{cases} \quad (3)$$

RGA の主要な概念は親染色体の組み換え(Recombination)が、数式(3)のように定義される。 P_1 と P_2 は新しい子染色体、 G_1 と G_2 は親染色体、 G_{best} は最もよい適応度の染色体、 $Rend$ は 0 から 1 までのランダム数である。

結果は表 1 で説明された通り、平均決定と相関係数が 0.8984 と 0.959 と、再現性が非常に高いものとなった。図 5 は GA と RGA 間の決定係数 DC 変化の比較、図 6 はシミュレーションされたハイドログラフの例である。

表.1 自動キャリブレ - ションによって得たパラメータ, 初期条件及び決定, 相関係数

降雨と不明水の過程		ケース 1	ケース 2	ケース 3	ケース 4	ケース 5	ケース 6	ケース 7	ケース 8	平均
共通の パラメータ		面積: 0.307 (km ²) 流量関数: $K_1 = 0.1359, K_2 = 0.511, K_3 = 0.060, K_4 = 0.137, K_5 = 0.927$ 貯留能力: $S_1 = 2.026, S_2 = 44.736, S_3 = 21.634$ (mm)								
初期条件	L_1	0.0013	2.106	2.664	5.228	2.167	6.388	7.415	8.756	
	L_2	7.7156	3.434	14.427	2.899	8.293	1.357	1.571	1.641	
	L_3	0.1607	13.112	8.313	12.162	2.954	17.250	1.584	13.661	
決定, 相関係数	DC	0.9498	0.8558	0.9223	0.9308	0.9462	0.9117	0.9635	0.7068	0.8984
	R	0.9766	0.9341	0.9653	0.9715	0.9748	0.9619	0.9829	0.9026	0.9587

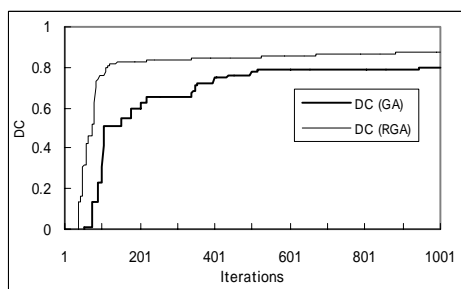


図.5 GA と RGA の結果の比較

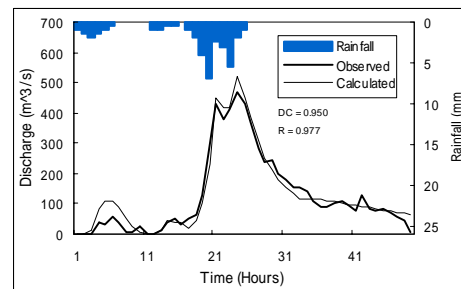


図.6 不明水シミュレーション

6. 終わりに

この研究で得られた成果は、タンクモデルは構造が簡単でわかりやすく、降雨と不明水のシミュレーションに適している。提案されたRGAは自動キャリブレ - ションに有効な最適化アルゴリズムである。これらにより初期条件を含む最適パラメータを見つけることができた。今後は様々なモニタリングデータの分析への応用が期待される。

問い合わせ先：〒104-0054 東京都中央区勝どき3-12-1 日本水工設計株式会社 Tel: 03-3534-5526