水文・水資源学会誌
J. Japan Soc. Hydrol. & Water Resour.
Vol. 13, No. 4 (2000) pp. 265-275

並列多目的遺伝的アルゴリズムによる 分布型水循環モデルパラメータの最適化

Parallel Multi-Objective GA Optimization For Distributed Watershed Model Parameters

田村孝廣*・安藤義久* (東京都立大学大学院工学研究科土木工学専攻)

Takahiro TAMURA・Yoshihisa ANDO Faculty of Engineering, Tokyo Metropolitan University

This paper describes an automatic optimization method for the 20 parameters of our distributed watershed model on Kokubunji experimental basin. Because this model simulates not only the groundwater runoff but also the groundwater levels at 6 observation wells, a multi-objective optimization method has to be employed. Even though GA requires more computational load by increasing number of parameters and simulated areas, implementation of parallel computing is expected to reduce the computational time. Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA), an effective global optimization method suitable for parallel computing, is examined in this paper. After calibrating GA parameters by numerical experiments, parallel MOGA is tested with observed data on Kokubunji experimental basin. The result shows its practical utility.

Key Words : Distributed watershed model, Genetic algorithm, Multi-objective optimization, Parallel computing

国分寺試験流域における水循環解析に筆者らが用いてきた分布型モデルに含まれる20個のパラメータの自動最適化を試みた。このモデルは、流出量のみならず、流域内の6つの観測井における地下水位も出力するので、そのパラメータ最適化に際しては、多目的最適化の手法を用いる必要がある。また、パラメータ数・流域離散化領域数の増加に応じて増大する計算負荷に対処するために最適化処理の並列化が有効であると考えられる。そこで、大域的探索能力を持ち、並列処理にも対応しやすい多目的遺伝的アルゴリズムを用いてパラメータの最適化をおこなうことにした。あらかじめ各パラメータの値を適当に設定して生成した仮想観測データを用いてGAの諸設定を調整した後、国分寺試験流域の実測データを用いて並列多目的最適化を実行した結果、その有効性を示すことができた。

キーワード : 分布型水循環モデル、遺伝的アルゴリズム、多目的最適化、並列処理

I. はじめに

集中型の水循環モデルは、パラメータ同定がしやすく、計算負荷が小さいという利点がある一方で、空間的にばらつきのある流域環境を少数のパラメータで代表させてしまうために、流域環境の変化等に対して柔軟性に欠けるといった問題点があった。そこで近年、高速な計算機の普及にともない、水循環の物理機構を織り込んだ分布型水循環モデルの開発が盛んになってきている。

筆者らは、国分寺万葉園湧水の不圧地下水流域(国分寺試験流域)において観測した地下水位、流出

量、雨量等のデータを用いて、地下水流動や地下水浸透の物理機構を含む分布型水循環モデルによる解析をおこなってきた(安藤・高橋・吉田・石川, 1986; 安藤・高橋・田村, 1987; 安藤・長畑, 1989)。その結果、このモデルは、流域の諸条件を表現しやすいため、下水道の整備や不透透面積率の変化といった流域環境の変化に伴う流出様態の変化を予測するような場合において、従来用いてきた集中型モデルよりも有効であることが示された。

しかし、分布型水循環モデルは、こうした利点を持つ反面、透水係数・有効空隙率・初期水分量といったモデルパラメータ値を、流域を離散化した領

*東京都立大学大学院工学研究科土木工学専攻 〒192-0397 東京都八王子市南大沢1-1
Faculty of Engineering, Tokyo Metropolitan University, 1-1 Minami-ohsawa, Hachioji, Tokyo 192-0397, Japan

域ごとに決定しなければならないという扱いにくさも持っている。従来、これらのパラメータは、地質データ等に基づいて求めた探索範囲の中で試行錯誤的に決めていた。しかし、流域の離散化領域数が増えるに従って、この手作業による方法は、現実的には、ほとんど不可能になってくる。

そこで、本研究では、このパラメータ最適化作業の自動化を試み、その有効性について検討することにする。すでにいくつか提案されているモデルパラメータ自動最適化手法の中から、本研究では、遺伝的アルゴリズム(GA)を採用することにした。複数の物理モデルを結合した分布型水循環モデルのパラメータを最適化するためには、目的関数の勾配情報が不要なGAが有利と考えたからである。

また、本モデルは、流出量のみならず、複数地点の地下水位をも再現する。そこで、パラメータ最適化に際して、複数の目的関数を最適化する、いわゆる多目的最適化(multi-objective optimization)の手法を採用し、その有効性を検討する。

さらに、近年コンピュータ技術の発達により、並列処理が低コストで実現できるようになり、それに対応した並列アルゴリズムの需要が高まってきている。本研究では、複数の個体群を並行して進化させる並列GAを用いた最適化をおこない、単一の個体群を用いた単純GAと比較する。

II. 既往の研究

流出モデルパラメータの単一目的関数による自動最適化については、すでに多くの研究がなされている。小林・丸山(1976)はPowellの共役方向法、菅原ら(1977, 1978)は独自に開発した自動化プログラム、渡辺ら(1989)は感度係数を用いたニュートン法、安永ら(1992)は拡張カルマンフィルターにより、それぞれタンクモデルパラメータの自動最適化をおこなった。また、永井・角屋(1979)は、タンクモデル、貯留関数法、表面流モデルの3つの流出モデルについて、黄金分割法、Powellの共役方向法、DFP法、QG法等を用いてパラメータを最適化し、その結果を比較した上で、基準化形式を導入すると収束性が改善されることを指摘した。

ところで、こうした従来の最適化手法の問題点として、目的関数が多峰性を持つために準最適解にトラップされてしまう、いわゆる局所収束の問題がある。これを克服するため、大域的解探索能力のある最適化手法の導入が近年さかんに試みられている。

大域的解探索法としては、Holland(1975)によって提案された遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)がよく知られている。Wang(1991)は、概念的雨水流出モデルの7つのパラメータをGAにより最適化し、大域的な解探索が可能であることを示した。田中丸(1993)は、直列4段タンクモデルパラメータのGAによる同定を数値実験的に試み、その有効性を示した。さらに、鈴木ら(1998)は、GAによるタンクモデルパラメータ最適化に際して生ずるパラメータの不確定性について統計学的検討をおこなっている。

一方、Duanら(1992)は、進化の概念を取り入れながらも、GAとは異なる仕様の大域的探索法であるShuffled Complex Evolution(SCE-UA)法を用いて概念的雨水流出モデルの6定数を最適化した。

大域的解探索法の比較研究もおこなわれており、田中丸(1995)は、GA、SCE-UA法、マルチスタート法といった大域的探索法を用いて、それぞれタンクモデルパラメータの同定をおこない、解精度と解探索効率におけるSCE-UA法の優位性を示した。

以上は、すべて単一の目的関数によって流出モデルの最適化を試みたものである。しかし、水循環モデルの中には流出量以外にも出力項目を持つものがあり、その最適化には、複数の目的関数を同時に最適化する多目的最適化の手法を導入する必要がある。

多目的最適化の自動化については、水質管理の分野等においては、すでに多くの研究がなされている(Wen and Lee, 1998)。流出解析の分野では、Yapoら(1998)が、SCE-UA法にパレートランキングを組み合わせて拡張したMOCOM-UAを用いて概念的雨水流出モデルパラメータの多目的最適化をおこなった例があるが、まだ一般的であるとはいえない。

また、大域的解探索法は概して計算負荷が大きいですが、これを並列処理によって緩和する方法が近年盛んになっている。しかし、流出解析の分野では、モデルパラメータの最適化に並列処理を用いるのはまだ一般的でない。

そこで、本研究では、分布型水循環モデルのパラメータを多目的GA(複数の目的関数を用いた遺伝的アルゴリズム)によって最適化し、流出量のみならず6地点の地下水位をも再現することを試みた。また、最適化処理を並列化し、解探索能力への影響を検討した。

Ⅲ. 本研究の方法

1. 分布型水循環モデル

国分寺試験流域は、多摩川支川の野川上流部に位置し、武蔵野段丘面と立川段丘面との段丘崖沿いに点在する湧水群の中の1つである国分寺万葉園湧水の不圧地下水流域である。地形は緩勾配の台地面で、流域面積41.1haの中に、1980年代までは多くの生活用の井戸が残っていた。筆者らがこの流域に適用した分布型水循環モデルは、降雨量の時系列データと初期地下水位・人工涵養量を与えれば、任意の時刻の地下水位、地下水流量、流出量を出力する。このモデルの基礎方程式は、次のように導出される。

まず、Darcy則より地下水流量に関する次式が導かれる。

$$Q_i^j = -k_i B_i \frac{h_{i+1}^j - h_i^j}{L_i} \left(\frac{h_{i+1}^j + h_i^j}{2} - \frac{z_{i+1} + z_i}{2} \right) \quad (1)$$

ここに、 Q_i^j (m³/day)は観測井Wiから W_{i+1} への時刻 $j\Delta t$ における地下水流量、 k_i (m/day)は W_i - W_{i+1} 間の透水係数、 B_i (m)は W_i 、 W_{i+1} の中間点における流域幅、 h_i^j (m)は時刻 $j\Delta t$ における W_i の地下水位、 L_i (m)は W_i - W_{i+1} の水平距離、 z_i (m)は W_i の帯水層下端の標高である。なお、解の安定性を考慮し、時間ステップ Δt は0.05(day)と設定した。

次に、地下水涵養については、以下に示すような、安藤による地下水涵養モデル(安藤ら, 1989)を用いる。

第 i 領域、時刻 $j\Delta t$ において、(2)~(5)の各式が成立する。

$$I_i^j = \alpha_i P^j \quad (2)$$

$$E_i^j = 0.14 D_0^2 P^j \alpha_i' \quad (3)$$

$$M_i^{j'} = M_i^j + (I_i^j - E_i^j) \Delta t \quad (4)$$

$$G_i^j = \begin{cases} 0 & (M_i^{j'} < M_n) \\ \beta_i (M_i^{j'} - M_n) & (M_i^{j'} \geq M_n) \end{cases} \quad (5)$$

ここに、 I (mm/day)は浸透量、 P (mm/day)は降雨量、 E (mm/day)は蒸発散量、 D_0 は日照時間を12時間で割った値、 P_i は日平均気温に対する飽和絶対湿度、 α は浸透域面積率、 α' は蒸発散面積率、 M (mm)は表層水分保留量、 M_n (mm)は最小含水量、 G (mm/day)は地下水涵養量、 β (1/day)は地下水涵養モデルの定数である。なお、式(3)では、蒸発散量をHamon式(Hamon, 1961)により求めている。また、蒸発散面積率は、道路面積率と屋根面積率を1から引いた値である。

式(4)と式(5)を次の式(6)に代入することにより時刻

$(j+1)\Delta t$ に進む。

$$M_i^{j+1} = M_i^j - G_i^j \Delta t \quad (6)$$

以上を繰り返し、各時刻の地下水涵養量を得る。

ここで $W_1 \sim W_6$ の6つの観測井と湧水Sp-1の各中線によって区切られた、図-1に示すような7つの領域における水収支を考えることにより、連続式は、次式のように表される。

$$Q_{i-1}^j - Q_i^j + R_i^j + \frac{G_i^j A_i}{1000} = A_i S_i \frac{h_i^{j+1} - h_i^j}{\Delta t} \quad (7)$$

ここに、 R_i (m³/day)は W_i を中心とする領域の時刻 $j\Delta t$ における人工涵養量、 A_i (m²)は W_i を中心とする領域の面積、 S_i は W_i を中心とする領域の有効空隙率である。

図-1 国分寺試験流域の概要
Fig. 1 Kokubunji experimental basin

降雨量の時系列データと初期水位を与えれば、各時間ステップの地下水流量・地下水涵養量・地下水位が、式(1)~(7)から計算できる。

また、流出量 Q (m³/day)は

$$Q = Q_6^j + \frac{G_7^j A_7}{1000} + P^j A_D \quad (8)$$

から求める。ここに、 A_D (m²)は直接流出をもたらす領域の面積である。これは、流出量を測定した水路近傍の飽和域・不浸透域の面積に相当するとし、流出量の実測データから分離した直接流出量を降雨量で除すことによって求めた。

このモデルには、上記のように多くのモデルパラメータが含まれており、従来は、これらを手作業による試行錯誤的方法によって決めていた。本研究においては、このうち、透水係数 $k_1 \sim k_6$ 、初期水分量 $M_1^0 \sim M_6^0$ 、地下水涵養モデルの定数 $\beta_1 \sim \beta_7$ の合計20個のパラメータを自動最適化する。一方、有効空隙率 $S_1 \sim S_7$ 、最小含水量 M_n については自動最適化を行わず、既報(安藤ら, 1989)において良い結果をもたらした値を用いることとした。

2. 遺伝的アルゴリズム (GA)

GAは、生物個体群進化の原理に基づく最適化アルゴリズムであり、すでに工学諸分野での応用例が数多く提示されている。アルゴリズムの詳細については、既往の文献(例えば、伊庭, 1994; 田中丸, 1993)で紹介されているので、ここでは省略する。

GAをモデルパラメータの最適化に適用するには、まず、パラメータセットと個体を1対1対応させなければならない。ここでは、各パラメータの探索域を2^L個の点に等間隔で離散化し、各点をLビットの2進数に対応させる。最適化すべきパラメータをn個とすると、Lビットの2進数をn個連結してできたL・nビットの2進数が、1つのパラメータセットに対応した個体となる。

目的関数に応じた適応度を使用してGAを実行すると、各世代の適応度最高の個体に対応した目的関数の値は世代を追うごとに改善されていく。

なお、本研究では、収束性の向上のため、適応度最高の個体を無条件で次世代に残す、エリート保存戦略を用いることにした。

GAによるモデルパラメータの最適化は、交叉や突然変異という遺伝的操作をおこなうため、局所解収束を回避しやすいという特長を持っている。また、最適化する目的関数の勾配情報を必要としないため、複雑な最適化条件にも柔軟に対応できる。今回のように、流出量と6地点の地下水位という複数の時系列データについて各々観測値と計算値を適合させるような場合には、GAは特に有効な手法であると考えられる。

ところで、GAを適用するにあたって、遺伝子長、個体数、交叉確率、突然変異確率といった、いわゆるGAパラメータを決めなければならないが、現時点では確立した理論がないため、問題に応じてその都度決めなければならない。

3. 多目的最適化

複数の評価基準を同時に満足させるような解を探索する問題を多目的最適化問題という。一般には、複数の目的関数を同時に最大(最小)化するような解は存在しない。本研究の例でいえば、流出量の誤差を最小化するようなパラメータの組み合わせは、地下水位の誤差を必ずしも最小化しないはずである。そこでパレート最適性という概念が必要となる。パレート最適解は、数学的には厳密な定義があるが、概念的には「すべての目的関数を同時に改善するよ

うな別の解が存在しないような解」である。パレート最適解は一般には複数存在する(玉置ら, 1995)。

パレート最適解を求める方法としては、従来、複数の目的関数を線形結合して単一の目的関数に縮約する方法が多く採られてきた。また、パレート最適解が最上位になるように一定の規則で解にランキングを施す方法も開発されてきた(Yapoら, 1998)。

本研究では、最適化条件変更の容易さや計算量が比較的少ないことなどを考えて、複数の目的関数を線形結合する方法を採用することにした。

4. 並列GA

個体数が増えるにつれて目的関数の評価回数も増大し、計算時間が増えていく。一方、近年、並列処理が可能なコンピュータが安価になり、これを用いた計算時間短縮が可能になってきている。

GAを並列処理に対応させる方法としては、複数の個体群を並行して進化させ、各個体群中で最も適応度の高い解を出力する、並列(分散)GAという方法がすでに実用化されている(Shonkwiler, 1993)。

本研究では、個体群を4つにした場合と2つにした場合とを、単一個体群の場合と比較した。その際、並列GAでは、各個体群の最良個体を一定の世代間隔で交換する方法(移住)を採用することにした。移住をおこなうと、各個体群の多様性が維持できることが知られている(三木ら, 1999)。

なお、今回は、最適化処理の並列化によって、どの程度、解の精度に影響が出るかを調べるにとどめ、計算処理速度の変化については別の機会にゆずることにする。

IV. モデルパラメータ最適化の実際

1. 仮想観測データを用いた最適化

1) 最適化の諸設定

探索範囲内の特定の値に設定したパラメータを用いて、流出量と6地点の地下水位を日単位で1年分計算し、この計算値を仮想的な観測データとみなして最適化をおこなう。ここで設定したパラメータ値は、いわば真値となるので、この最適化作業を通じてGAパラメータ(個体ビット長、個体数、交叉確率、突然変異確率など)のキャリブレーションやプログラムのチェックをおこなうことができる。

なお、GAパラメータのすべてを調整するのは、大変な手間となるので、既往の研究事例により推奨値の定まっているものや、適用条件から演繹的に値

を決定できるものは、その値を採用することにする。ただし、個体数については、何通りか値を変えて最適化を実行し、結果を比較することにする。

まず、要求されるパラメータ値の精度や計算負荷を考慮し、1つのパラメータに対応させる2進数のビット長 L は7とする。最適化するパラメータの個数 m は20なので、遺伝子長は $7 \times 20 = 140$ ビットとなる。また、予備的な計算と伊庭(1994)による推奨値とを参考に、交叉確率は0.6、突然変異確率は0.8とする。交叉方法は1点交叉に比較して良好な結果を得られるとされる2点交叉を採用する。

各パラメータの探索範囲は、当試験流域において以前おこなわれたボーリング調査、揚水試験やモデル解析の結果を踏まえ、次のように設定した。

透水係数 $k_1 \sim k_6: 100 \sim 3000 (\text{m/day})$

地下水涵養モデル定数

$\beta_1, \beta_4 \sim \beta_7: 0.5 \sim 1.0 (1/\text{day})$

$\beta_2, \beta_3: 0.1 \sim 1.0 (1/\text{day})$

初期水分量 $M^0 \sim M^9: 100 \sim 200 (\text{mm})$

予備的な計算での解の収束状況を考慮し、世代数上限は100世代とし、この世代数に達した段階で計算を打ち切ることにする。

誤差評価方法については、既往の研究事例における実績等を考慮し、流出量には、観測値に対する計算値の相対誤差、地下水位には、観測値に対する計算値の絶対誤差を用いる。 $j = 1, 2, \dots, n$ の各時刻で誤差を評価し、その平均値を目的関数とする。すなわち、流出量については、

$$J_q = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{|Q_{o,j} - Q'_{o,j}|}{Q_{o,j}} \quad (9)$$

を目的関数とし、第 i 地点の地下水位については

$$J_h = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |h'_j - h_{o,j}| \quad (10)$$

を目的関数とする。ここで、 Q, h においては、添え字 o は観測値、添え字 o のないものは計算値であることを示す。

上の7つの目的関数 J_q と $J_h (i = 1, 2, \dots, 6)$ を同時に小さくするようなパラメータの組み合わせをGAによって求めるために、各目的関数を線形結合して次に示す1つの目的関数 J に縮約する。

$$J = w_q J_q + \sum_{i=1}^6 w_i J_{h_i} \quad (11)$$

$w_q, w_1 (1/m), \dots, w_6 (1/m)$ は次元調整を兼ねた重み係数であるが、予備的な計算の結果により、すべて1に設定した。この目的関数 J を最小化するた

めに次のような適応度関数 FIT を作る。

$$FIT = SWS - J \quad (12)$$

ここで、定数 SWS から目的関数 J を引いた値を適応度関数値とすることにより解近傍でも淘汰圧がかかるようにするスケーリングウィンドウ技法(伊庭, 1994)を用いている。 SWS はスケーリングウィンドウサイズと呼ばれ、ここでは直前の世代における目的関数 J の最大値とした。

単純GAによる最適化においては、個体群を1つだけ生成し、これを式(12)の適応度関数によって進化させていく。並列GAによる最適化においては、複数の個体群を生成し、その各々を式(12)の適応度関数により別々に進化させる。ここでは、生成する個体群が2つの場合と4つの場合を試みた。その際、個体の多様性を維持するために移住をおこなうことにし、移住の頻度は、5世代に1回とした。移住の方法は、個体群が2つの場合は、最良1個体の交換とし、個体群が4つの場合は、最良1個体ずつの円環的な交換(個体群1→個体群2→個体群3→個体群4→個体群1)とした。なお、収束性向上のため、最良の個体を無条件で次世代に残す、いわゆるエリート保存戦略を全てのケースにおいて使用することにする。

ところで、局所解収束を回避するには、個体群の多様性が維持されているのが望ましいが、その多様性の目安として、ここでは次式で与えられるビット多様性 V_{bi} を採用する。

$$V_{bi} = \frac{1}{NL} \sum_{j=1}^L \left(N - \left| 2 \sum_{i=1}^N n_{ij} - N \right| \right) \quad (13)$$

ここに、 n_{ij} は第 i 遺伝子第 j ビットの値(0または1)、 N は遺伝子数、 L は遺伝子長である。この V_{bi} は全遺伝子において、0、1がどれほど偏りなく分布しているかを示している。

2) 最適化の結果

最適化は、以下の各ケースについて、乱数の種を変えて10回ずつ実行した。

単純GA、個体群1つ：個体数20, 40, 60, 80, 100

並列GA、個体群2つ：個体数10, 20, 30, 40, 50

並列GA、個体群4つ：個体数5, 10, 15, 20, 25

図-2に示すように、100世代まで進化させると、総個体数60以上では、流出量の相対誤差 J_q は5%以下となり、また、地下水位の絶対誤差 $J_{h_i} (i = 1, 2,$

図-2 (a) 総個体数と J の関係Fig. 2 (a) Objective function J values against population size 図-2 (c) 総個体数と J_q の関係Fig. 2 (c) Objective function J_q values against population size 図-2 (e) 総個体数と J_{h2} の関係Fig. 2 (e) Objective function J_{h2} values against population size 図-2 (g) 総個体数と J_{h4} の関係Fig. 2 (g) Objective function J_{h4} values against population size

図-2 (b) 総個体数とビット多様性

Fig. 2 (b) Bit variation against population size

図-2 (d) 総個体数と J_{h1} の関係Fig. 2 (d) Objective function J_{h1} values against population size 図-2 (f) 総個体数と J_{h3} の関係Fig. 2 (f) Objective function J_{h3} values against population size 図-2 (h) 総個体数と J_{h5} の関係Fig. 2 (h) Objective function J_{h5} values against population size

図-2 (i) 総個体数と J_{h6} の関係

Fig.2 (i) Objective function J_{h6} values against population size

…、6)もわずかの例外を除き5cm以下となった。総個体数が同じ場合、 V_{hi} については、単純GAの方が並列GAをやや上回るものの、各目的関数値については、個体群数による差はほとんど認められない。

したがって、並列化による解の収束性の顕著な悪化は認められず、むしろ並列処理可能な環境での計算時間短縮が期待できるといえる。実際、三木ら(1999)によれば、並列GAにおいては、各個体群に1プロセッサを与えた場合、計算時間は個体群数にほぼ反比例するという。

仮想観測データを用いた最適化では、データ生成時のモデルパラメータ値がそのまま真値となる。

図-3は総個体数100、個体群数4、世代数100の並列GAによりモデルパラメータ値を最適化した結果である。これを見ると、透水係数は、真値近傍に収束しているが、地下水涵養モデルの定数 β と初期水分量は、真値から離れた値に収束しているケースが見られる。適応度が真値とさほど変わらない局所解が、後二者については複数組存在すると推測される。

2. 実測データを用いた最適化

1) 最適化の諸設定

次に、国分寺試験流域における実測データに基づくパラメータの最適化を行なうことにする。

使用するデータの観測期間は1984年1月1日から12月31日までの1年間とする。仮想観測データを用いた最適化結果をふまえて、交叉確率は0.6、突然変異確率は0.8とし、交叉方法は2点交叉を採用する。目的関数、適応度関数も、式(9)~(12)をそのまま使用する。また、仮想観測データによる最適化の結果、並列GAは単純GAとほぼ同等の解探索能力を示すことがわかった。一方、並列GAは並列処理可能な処理系での計算の高速化が期待できる。そこで、

図-3 (a) 透水係数(k)最適化結果

Fig.3 (a) Parameter k obtained by parallel GA

図-3 (b) 地下水涵養モデル係数(β)最適化結果

Fig.3 (b) Parameter β obtained by parallel GA

図-3 (c) 初期水分量($M0$)最適化結果

Fig.3 (c) Parameter $M0$ obtained by parallel GA

並列GAを総個体数100、個体群数4として実行する。

2) 最適化の結果

最適化は、乱数の種を変えて10回実行した。

図-4は、GAの世代が進行するにつれて各目的関数の値が減少していく様子を示している。100世代まで進化させると、流出量の相対誤差 J_o は15%以下となり、また、地下水位の絶対誤差 J_{hi} ($i=1, 2, \dots, 6$)もわずかの例外を除き10cm以下となった。

図-5は、100世代まで進化させたときのパラメータの収束状況を示す。これによると、かなり広い探索範囲を設定したにもかかわらず、透水係数はほぼ1つの値に収束している。一方、地下水涵養モデルの係数 β と初期水分量はかなり広い範囲にばらついている。このばらつきは、世代数を増やしたり、

図-4 (a) 目的関数 J の値の推移Fig. 4 (a) Objective function J values against generation 図-4 (b) 目的関数 J_q の値の推移Fig. 4 (b) Objective function J_q values against generation 図-4 (c) 目的関数 J_{h1} の値の推移Fig. 4 (c) Objective function J_{h1} values against generation 図-4 (d) 目的関数 J_{h2} の値の推移Fig. 4 (d) Objective function J_{h2} values against generation 図-4 (e) 目的関数 J_{h3} の値の推移Fig. 4 (e) Objective function J_{h3} values against generation 図-4 (f) 目的関数 J_{h4} の値の推移Fig. 4 (f) Objective function J_{h4} values against generation 図-4 (g) 目的関数 J_{h5} の値の推移Fig. 4 (g) Objective function J_{h5} values against generation 図-4 (h) 目的関数 J_{h6} の値の推移Fig. 4 (h) Objective function J_{h6} values against generation

図-5 (a) 透水係数(k)最適化結果

Fig. 5 (a) Parameter k obtained by parallel GA

図-5 (b) 地下水涵養モデル係数(β)最適化結果

Fig. 5 (b) Parameter β obtained by parallel GA

図-5 (c) 初期水分量($M0$)最適化結果

Fig. 5 (c) Parameter $M0$ obtained by parallel GA

目的関数を線形結合する際の重み係数を変化させても変わらない。原因の詳細は不明だが、適応度が真値とさほど変わらない局所解が、後二者については複数組存在すると推測される。

図-6 は、10回の最適化のうち、目的関数 J の100世代目における値が最も小さかったものの計算値、実測値を示す。これを見ると流出量のみならず

6地点の地下水位も、かなり良く再現できている様子がわかる。以前のように試行錯誤的方法でパラメータを調整していたのでは、ここまで適合させるのは大変な苦勞であったろう。この程度の精度があれば、例えば、不浸透面積率の変化による流出模態の変化予測などには十分である。

図-6 (a) 流出量の実測値と計算値

Fig. 6 (a) Comparison of discharge

図-6 (b) 地下水位(h_1)の計算値と実測値

Fig. 6 (b) Comparison of groundwater level h_1

図-6 (c) 地下水位(h_2)の計算値と実測値

Fig. 6 (c) Comparison of groundwater level h_2

図一 6 (d) 地下水位(h3)の計算値と実測値
Fig. 6 (d) Comparison of groundwater level h3

図一 6 (e) 地下水位(h4)の計算値と実測値
Fig. 6 (e) Comparison of groundwater level h4

図一 6 (f) 地下水位(h5)の計算値と実測値
Fig. 6 (f) Comparison of groundwater level h5

図一 6 (g) 地下水位(h6)の計算値と実測値
Fig. 6 (g) Comparison of groundwater level h6

V. 結 論

本研究では、分布型水循環モデルパラメータの多目的GAによる最適化を試み、その適用性について検討した結果、以下のような成果を得た。

- (1) パラメータを適当に設定して作成した仮想的な観測データを用いて、多目的GAによる最適化を実行した結果、流出量のみならず地下水位を、精度良く再現することができた。
- (2) GAを並列化しても、解の収束性はわずかに悪化しないことが確認された。
- (3) 国分寺試験流域における実測データを用いて、並列多目的GAによる最適化を実行した結果、流出量は相対誤差15%程度、地下水位は誤差10cm程度の精度で再現できた。

参考文献

安藤義久・高橋裕・吉田秀樹・石川比呂志(1986)：台地の試験流域における地下水流動を含む水循環

解析，土木学会水理講演会論文集，30，pp. 127-132.

安藤義久・高橋裕・田村孝廣(1987)：台地の試験流域における平面2次元モデルによる地下水流動流出解析，土木学会水理講演会論文集，31，pp. 89-94.

安藤義久・長畑範明(1989)：台地の試験流域における地下水流動を含む水循環機構のモデル化とその応用，水文・水資源学会誌，2(1)，pp. 33-40.

Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V.K. (1992)：Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models, Water Resource Research, 28(4), pp. 1015-1031.

Hamon, W.R. (1961)：Estimating potential evapotranspiration, Amer. Soc. Civ. Eng., J. Hydraul. Div. 87 (HY 3), pp. 107-120

Holland, J.H. (1975)：Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan Press.

伊庭育志(1994)：遺伝的アルゴリズムの基礎，オー

- ム社。
- 小林慎太郎・丸山利輔(1976): Powellの共役方向法によるタンクモデル定数の探索, 農業土木学会論文集, 65, pp. 42-47.
- 三木光範・廣安知之・中村康範(1999): 遺伝的アルゴリズムの分散並列化に関する研究(踏み石モデルによる分散遺伝的アルゴリズムの検討), 日本機械学会論文集(A編), 65(638), pp. 2177-2183.
- 永井明博・角屋睦(1979): 流出モデル定数の最適化手法, 京大防災研究所年報, 22(B-2), pp. 209-224.
- Shonkwiler, R. (1993): Parallel genetic algorithms, Proc. of 5th International Conference on Genetic Algorithms '93, pp. 199-205.
- 菅原正巳・尾崎睿子・渡辺一郎・勝山ヨシ子(1977): タンク・モデルの構造を自動的に定める計算機プログラムの開発(第1報), 国立防災科学技術センター研究報告, 17, pp. 43-89.
- 菅原正巳・渡辺一郎・尾崎睿子・勝山ヨシ子(1978): タンク・モデルの構造を自動的に定める計算機プログラムの開発(第2報), 国立防災科学技術センター研究報告, 20, pp. 157-216.
- 鈴木誠・百田博宣・神野健二・河村明(1998): GAを用いたタンクモデル同定に関する統計的検討, 水工学論文集, 42, pp. 115-120.
- 田中丸治哉(1993): 遺伝的アルゴリズムによるタンクモデル定数の同定, 京大防災研究所年報, 36(B-2), pp. 231-239.
- 田中丸治哉(1995): タンクモデル定数の大域的探索, 農業土木学会論文集, 178, pp. 103-112.
- 玉置 久, 森 正勝, 荒木光彦(1995): 遺伝的アルゴリズムを用いたパレート最適解集合の生成法, 計測自動制御学会論文集, vol. 31, No 8, pp. 1185-1192.
- Wang, Q.J. (1991): The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models, Water Resource Research, 28(9), pp. 2467-2471.
- 渡辺和好・館谷清・松本賢治・星清(1989): タンクモデル定数の最適化手法の改良, 土木学会水理講演会論文集, 33, pp. 55-60.
- Wen, C. -G. and Lee, C. -S. (1998): A neural network approach to multiobjective optimization for water quality management in a river basin, Water Resource Research, 34(3), pp. 427-436.
- 安永武英・神野健二・河村明(1992): 宅地開発にともなう農業用溜池への流入量の変化について, 水工学論文集, 36, pp. 629-634.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (1998): Multi-objective global optimization for hydrologic models, J. Hydrol., 204, pp. 83-97.

(受付: 1999年11月29日, 受理: 2000年4月10日)