実数値GA・MOCOM-UAによる山地流域水循環モデルの パラメータ多目的最適化

Multi-Objective Optimization for Mountainous Watershed Model Parameters with Real-Coded GA and MOCOM-UA

田村孝廣*・安藤義久* (東京都立大学大学院工学研究科)

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

This paper describes automatic optimization methods for the parameters of our mountainous watershed model. Because this model simulates not only the groundwater runoff but also the groundwater levels at observation well, multi-objective optimization method has to be employed. Real-coded GA and MOCOM-UA, effective global optimization methods suitable for multi-objective optimization, are examined in this paper. After examining the basic performance of the both method by numerical experiments, we tested the applicability of them with observed data of Shiozawa mountainous experimental basin that has an unconfined aquifer.

Key words : Mountainous watershed model, Real-coded genetic algorithm, MOCOM-UA, Multi-objective optimization

山地流域において筆者らが用いてきた水循環モデルに含まれるパラメータ群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のが望ましい。そこで、大域的探索能力を持ち、多目的最適化が可能な実数値GAおよびMOCOM-UAを用いて最適化をおこない両者の性能を比較した。まず、数学的例題を用いた数値実験を行ない基本性能の評価をした後、山地の不圧地下水流域である塩沢試験流域の実測データを用いて多目的最適化を実行し、その適用性を評価した。

キーワード：山地水循環モデル、実数値GA、MOCOM-UA、多目的最適化

I. はじめに

水循環モデルの適用に際しては、現実の現象を忠実に再現すべくモデルに含まれているパラメータの同定をおこなわなければならない。これらのパラメータは観測値を用いて演繹的に同定されるのが望ましいが、それが不可能な場合や、観測値からでは実用上必要な精度が得られない場合には、従来、試行錯誤的な方法によって同定されていた。しかし、この作業は、パラメータ数が増えるにしたがい、困難が増大してくる。そのため、パラメータ同定を自動化する多くの研究がすでになされてきた。

パラメータ同定に際しては、同定期間の観測値とモデル出力値との誤差を最小にするようなパラメータ値を探索する。水循環モデルの中には、複数の出

力項目を持つものも少なくなく、また、最小にすべき誤差関数を複数採用すべきケースもある。こうした場合は、複数の関数を並行して最小化していく多目的最適化の手法が必要となる。

筆者らはすでに、台地流域の水循環モデルについて、実数値GAによるパラメータ多目的最適化の実流域への適用性を示した(田村ら, 2000b)。本研究では、山地流域の水循環モデルについて、モデルパラメータを実数値GAにより多目的最適化し、その適用性を検討する。また、すでに強力な大域的探索能力が検証されているSCE-UAにパレートランキングを組み合わせて多目的最適化に適用可能にしたMOCOM-UAを同じ問題に適用し、性能の比較をおこなう。

*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

II. 既往の研究

菅原(1972)の直列4段タンクモデルは簡単な構造ながら非線形性を表現できることから長期流出解析に広く用いられてきた。しかし、探索すべきパラメータが16個と多く、その最適化が容易でないため、タンクモデルのパラメータを自動的に最適化する方法については多くの研究がなされてきた。小林・丸山(1976)はパウエル共役方向法、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)はニュートン法、安永ら(1992)は拡張カルマンフィルタによる方法をそれぞれ提示している。

しかし、従来のほとんどの最適化手法には、目的関数が多峰性を持つ場合に探索初期値によっては準最適解に収束してしまうという難点がある。これを克服するため、大域的な最適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るようになった。

大域的な最適解探索法としては、Holland(1975)によって提案されたGA(genetic algorithm, 遺伝的アルゴリズム)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。ただし、その解精度には問題があり、高精度が必要な場合には、GAの解を起点に、従来の局所探索力のある最適化手法に移行する必要があるとしている。また、田中丸(1993)は、直列4段タンクモデルパラメータのGAによる最適化を数値実験的に試み、その有効性を示した。さらに、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SCE-UA(shuffled complex evolution-UA)を用いて概念的雨水流出モデルの6定数を最適化した。田中丸(1995)は、従来の最適化手法とGA、SCE-UAなどの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最適化を数値実験的にこない、解精度と解探索効率におけるSCE-UAの優位性を示した。

ここで、Wang、田中丸は、いずれもバイナリコーディングによるGAを用いた結果を以って、GAの解精度不足を指摘している。一方、最近のGAをめぐる研究は、実数コーディングを採用した実数値GAによる解探索能力の大幅な向上を実証しており(Davis, 1990)、さらに交叉法の工夫による性能アップも報告されている(小野ら, 2000)。とりわけBLX- α (blend crossover, ブレンド交叉)は突然変異によら

ず交叉のみで比較的良好な結果が得られるとされている(Eshelmanら, 1993)。また、BLX- α が、パラメータ間に依存関係のある場合に性能低下をきたすことから、これを克服したUNDX(unimodal normal distribution crossover, 単峰性正規分布交叉)も提案され良好な成果をあげている(小野ら, 1999)。

ところで、水文モデルの中には、エネルギー量や化学物質量といった流出量以外の出力項目を持つものもあり、その場合には、複数の目的関数による最適化、すなわち多目的最適化を実行しなければならない。また、1つの出力項目であっても時系列データの特徴を十分反映するために複数の異なる誤差関数を最小化したい場合があり、その場合にも多目的最適化が必要となる。

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ら, 1998)。流出解析の分野ではまだ一般的であるとはいえないが、Yapoら(1998)は、SCE-UAにパレートランキングを組み合わせる拡張したMO-COM-UA(multi-objective complex evolution-UA, 多目的個体群進化)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。また、筆者らは、台地流域における水循環モデルパラメータの多目的最適化を並列GAによりおこない(田村ら, 2000a)、さらに実数値GAの採用により精度向上を図った(田村ら, 2000b)。そこで、本研究では、山地流域水循環モデルの6つのパラメータについて、実数値GAならびにMOCOM-UAによる多目的最適化をおこない実流域における適用性を比較検討することにする。

III. 本研究の方法

1. 山地流域の水循環モデル

塩沢試験流域は、建設省土木研究所(1981)が1952年から1959年に水文観測をおこなった流域面積12.6 km²の山地流域である。流域の地質は古生層であり、流域の山地は急峻な地形を示している。図-1に示すように、流域内には雨量観測所14ヶ所と流出量・地下水位の観測所がそれぞれ1ヶ所設置されていた。

今回の解析においては、水循環モデルとして、安藤ら(1989)による日単位の長期流出モデルを用いることとし、以下にその概要を示す。

1) 直接流出成分

第 t 日の日降雨量を $P(t)$ (mm/day)と書き、前期降雨 $AP(t)$ (mm)を、 $\Delta t = 1$ (day)として、次のように

図-1 塩沢試験流域の概要
Fig. 1 Shiozawa experimental basin

定義する.

$$AP(t) = P(t - \Delta t) \Delta t + P(t - 2\Delta t) \Delta t$$

$pp_1(\text{mm})$ を1次遷移雨量, $pp_2(\text{mm})$ を2次遷移雨量として,

$$pp_1 = p_1 - AP(t)$$

$$pp_2 = p_2 - AP(t)$$

で得られる $pp_1(\text{mm})$, $pp_2(\text{mm})$ を用いて, 有効降雨 $DT(t)$ (mm/day)は次のように算定される.

$0 \leq AP(t) < p_1$ のとき

$$DT(t) = \begin{cases} r_0 P(t) & 0 \leq P(t) < \frac{pp_1}{\Delta t} \\ r_0 P(t) + r_1 \left(P(t) - \frac{pp_1}{\Delta t} \right) & \frac{pp_1}{\Delta t} \leq P(t) < \frac{pp_2}{\Delta t} \\ r_0 P(t) + r_1 \left(P(t) - \frac{pp_1}{\Delta t} \right) + r_2 \left(P(t) - \frac{pp_2}{\Delta t} \right) & \frac{pp_2}{\Delta t} \leq P(t) \end{cases}$$

$p_1 \leq AP(t) < p_2$ のとき

$$DT(t) = \begin{cases} (r_0 + r_1) P(t) & 0 \leq P(t) < \frac{pp_2}{\Delta t} \\ (r_0 + r_1) P(t) + r_2 \left(P(t) - \frac{pp_2}{\Delta t} \right) & \frac{pp_2}{\Delta t} \leq P(t) \end{cases}$$

$p_2 \leq AP(t)$ のとき

$$DT(t) = (r_0 + r_1 + r_2) P(t)$$

ここで, r_0 は基本流出率, r_1 は1次付加流出率, r_2 は2次付加流出率である.

この $DT(t)$ (mm/day)より, 次式により直接流出量

$D(t)$ (mm/day)が求められる.

$$D(t) = d_1 DT(t) + d_2 DT(t - \Delta t) + d_3 DT(t - 2\Delta t) \quad (1)$$

ここで, d_1, d_2, d_3 はそれぞれ降雨当日, 降雨翌日, 降雨翌々日への単位図の配分率である.

2) 浸透成分

まず, 日浸透量 $I(t)$ (mm/day)を次式により得る.

$$I(t) = (1 - c) P(t) - DT(t)$$

ここで, c は樹冠遮断率である.

次に, i 月の日平均蒸発散能 Ep_i (mm/day)をHamon式から求める. すなわち,

$$Ep_i = 0.14 D_0^2 P_i(t) \quad (2)$$

ここに, 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である(Hamon, 1961). この Ep_i に i 月の日数をかけたものを Em_i とすると, 第 t 日の日蒸発散量 $E(t)$ (mm/day)は,

$$E(t) = e \cdot Em_i \cdot \frac{\alpha(t)}{\Sigma \alpha}$$

となる. ここで, e は水収支を考慮した蒸発散の補正係数, $\alpha(t)$ は雨量に応じた係数, $\Sigma \alpha$ はその日が属する月の $\alpha(t)$ の和である.

浸透域からの蒸発散量 $Ei(t)$ (mm/day)は,

$$Ei(t) = (1 - r_0) E(t)$$

と計算される.

$Ms(t)$ (mm)を表層の土壌水分量として,

$$Ms'(t) = Ms(t) + I(t) \Delta t - Ei(t) \Delta t$$

で求められる $Ms'(t)$ (mm)の値を用いて, 地下水涵養量 $G(t)$ (mm/day)が次のように算出される.

$$G(t) = \begin{cases} 0 & 0 \leq Ms'(t) < Mn \\ \beta (Ms'(t) - Mn) & Mn \leq Ms'(t) \end{cases}$$

ここで、 Mn (mm)は最小容水量、 β (1/day)は地下水涵養モデルの定数である。

上記の諸量から次式により時間ステップを進ませる。

$$Ms(t + \Delta t) = Ms'(t) - G(t) \Delta t$$

また、地下水貯留量 $Sg(t)$ (mm)は、次式により計算される。

$$Sg(t + \Delta t) = Sg(t) + G(t) \Delta t - Qg(t) \Delta t$$

ここで、 $Qg(t)$ (mm/day)は地下水流出量であり、

$$Qg(t) = a^2 Sg(t)^2 \quad (3)$$

とする。 a (1/ $\sqrt{\text{mm} \cdot \text{day}}$)は地下水流出の減水定数である。

3) 総流出量

総流出量 $Q(t)$ は式(1)~(3)の各計算値から、次式を用いて算出される。

$$Q(t) = Qg(t) + D(t) - r_0 E(t)$$

ここで、 $Es(t) = r_0 E(t)$ は飽和域からの蒸発散量である。

以上のように、この水循環モデルには a , c , d_1 , d_2 , $d_3 (= 1 - d_1 - d_2)$, e , $a(t)$, r_0 , r_1 , r_2 , p_1 , p_2 , β , Mn と多くのパラメータが含まれている。本研究では、このうち樹冠遮断率 c , 単位図の配分率 d_1 , d_2 , 蒸発散の補正係数 e , 地下水涵養モデルの定数 β (1/day), 最小容水量 Mn (mm)の6パラメータについて自動最適化を試みる。それ以外のパラメータについては既往の研究(安藤ら, 1989)において観測値から演繹的に求める方法で十分な精度の値を得られているのでそれらの値を用いることにする。

2. 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。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しパレート解集合をなす(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(重みパラメータ法)が多く採られてきた。しかし、この方法で得られる解はパレート解集合中の1つの解にすぎず、集合全体を求めるには重みを変えながら何度も解探索を繰り返す必要がある。

そこで、パレート解集合を直接的に求める方法として、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(パレートランキング法)が開発された。パレートランキング法によるランク付けは次のようにしておこなう。

まず、解候補個体の中で他のいかなる個体にも優越されない個体、即ち、パレート最良個体(non-dominated individuals, 非劣個体)をランク1とする(上記のようにパレート最良個体は1つとは限らない)。次にそのパレート最良個体を除外した残りの個体群中のパレート最良個体をランク2とする。すべての個体にランクが付けられるまでこれを繰り返す。

MOCOM-UAは、パレート最適解集合を直接求めることができるようパレートランキング法を採用している。また、GAにおいても、パレートランキング法を用いて得られたランクに対応した適応度を与えることにより、多目的最適化問題に適用可能となる。

3. 実数値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。バイナリGAについては多くの文献ですでに紹介されているので、ここでは省略し、実数値GAによるモデルパラメータの多目的最適化法の手順を以下に示す。ここで、交叉法にはBLX- α (blend crossover, ブレンド交叉)を用いている。

Step 1: 初期個体の生成。 p 個のパラメータ値を探索範囲内の一様乱数によって生成し、これを成分とする p 次元実数ベクトルを作る。このベクトルを1つの個体とみなし、これを同様の方法で N 個体作る。

Step 2: 適応度の計算。各個体の表現するパラメータセットを用い、モデルによる出力値を求め、この再現性に対応したパレートランキングをおこなう。このランクをもとに適応度を計算する。

Step 3: 選択。適応度に比例した確率で親となる2個体を選択する。

Step 4: 交叉。交叉確率に従って交叉するか否かを決め、交叉しない場合は両親をそのまま2個体の

子として次世代に送る。交叉する場合は、両親それぞれの第 i 成分 $X_{1,i}$, $X_{2,i}$ から次式により区間 $[x_{\min,i}, x_{\max,i}]$ を得て、この区間内の一様乱数によって2個体の子それぞれの第 i 成分を生成、それぞれ p 個の成分がそろったところで次世代に送る。

$$x_{\min,i} = \min(X_{1,i}, X_{2,i}) - \alpha s_i$$

$$x_{\max,i} = \max(X_{1,i}, X_{2,i}) + \alpha s_i$$

$$s_i = |X_{1,i} - X_{2,i}|$$

子が親と同じ個体数になるまで、これを続ける。

ここで α はあらかじめ設定した定数とする。

Step 5: 世代交代。終了条件を満たした場合は、子個体群の表現するパラメータセットの集合を解として出力する。終了条件を満たさない場合は、子個体群を親個体群として、**Step 2**に戻る。

この実数値GAによって得られた解はパレート最良個体(non-dominated individuals, 非劣個体)またはそれに近い個体の集合であり、各々の解に対応する目的関数の値などから最終的に採用するパラメータセットを決定する。個体総数 N や定数 α については、計算負荷なども考慮しながら予備的な計算を試行した上で決定する。

以上のように実数値GAでは、各個体の実数値ベクトルであり、表現型空間であるパラメータの実数空間の位相構造が遺伝子型空間の位相構造と同一になっている。このため、ともに有望な領域にある両親から交叉によって得られる子が、実数空間上で両親の近傍に生成されるので、一度把捉した有望な領域を見失うことがなく、探索の後半でも探索効率が悪くならない(小野ら, 2000)。なかでもBLX- α は突然変異によらず交叉のみによって比較的良好な結果を得られるといわれている(Eshelmanら, 1993)。

4. MOCOM-UA

MOCOM-UA(multi-objective complex evolution, 多目的個体群進化)によるモデルパラメータ最適化法を以下に示す。なお、ここでは便宜的に各ベクトルを個体、個体の集団を個体群と呼ぶことにする。

Step 1: 初期個体の生成。 p 個のパラメータ値を探索範囲内の一様乱数によって生成し、これを成分とする p 次元実数ベクトルを作る。このベクトルを1つの個体とみなし、これを同様の方法で N 個体作る。

Step 2: ランク付け。各個体の表現するパラメータセットを用い、モデルによる出力値を求め、この

再現性によってパレートランキングをおこなう。

最悪個体のランクを $R_{\max}$ とおく。

Step 3: 進化。最悪個体($R_{\max}$ の個体)をcomplex evolution(個体群進化)によって進化させる。

Step 3-1: $R_{\max}$ の個体を重複なしに1個体選ぶ。

Step 3-2: $R_{\max}$ 以外の個体の中から重複を許して m 個の個体を選び、これに**Step 3-1**で選んだ1個体を付加し、 $(m+1)$ 個体からなるcomplex(個体群)を構成する。

Step 3-3: $R_{\max}$ のすべての個体がいずれかの個体群に属していたら**Step 3-4**に進む。そうでなければ**Step 3-1**に戻る。

Step 3-4: 各個体群でMOSIM(multi-objective downhill simplex evolution)によって $R_{\max}$ の個体を改善する。すなわち、個体群中から $R_{\max}$ の個体を除いて重心を計算し、重心について $R_{\max}$ の個体と対称な位置に新しい個体を生成する(鏡像ステップ)。もし、これで改善されないようならば重心と $R_{\max}$ の個体との中点に新しい個体を生成する(収縮ステップ)。

Step 4: 収束判定。 $R_{\max} = 1$ ならば個体群の表現するパラメータセットの集合を解として出力する。

$R_{\max} > 1$ ならば**Step 2**に戻る。

このMOCOM-UAによって得られた解はパレート最良個体(non-dominated individuals, 非劣個体)の集合であり、各々の解に対応する目的関数の値などから最終的に採用するパラメータセットを決定する。個体総数 N と個体群を構成するために最悪個体に追加する個体数 m については、計算負荷なども考慮しながら予備的な計算を試行した上で決定することにする。

IV. 最適化の結果

1. 数値実験による性能評価

以下に示す2目的関数最適化問題を使用した数値実験により、実数値GA, MOCOM-UA, ならびにバイナリGAの性能評価をおこなう。なお、これらの例題は多くの文献(例えば、玉置ら, 1995)で使用されているものと同じである。

(例題1) 次の目的関数を最小化する。

$$\text{目的関数} \quad f_1 = \frac{1}{4}x_1^2, \quad f_2 = x_1(1 - x_2) + 5$$

$$\text{束縛条件} \quad -x_1 + 1 \leq 0, \quad x_1 - 4 \leq 0, \quad -x_2 + 1 \leq 0, \quad x_2 - 2 \leq 0$$

(例題2) 次の目的関数を最大化する。

目的関数 $f_1 = 2x_1 - x_2$, $f_2 = -x_1$

束縛条件 $(x_1 - 1)^3 + x_2 \leq 0$, $-x_1 \leq 0$, $-x_2 \leq 0$

1) 最適化の諸設定

個体数はいずれの最適化手法でも100個体とする。また、MOCOM-UAは全個体のランクが1になった時に終了する仕様である。最適化計算時のボトルネックとなっている関数評価の回数をそろえるために、MOCOM-UAの終了世代数を以て実数値GA、バイナリGAの終了世代数とする。

実数値GA・バイナリGAの交叉確率は伊庭(1994)による推奨値0.6に、また実数値GAで交叉法として用いるBLX- α (blend crossover, ブレンド交叉)の α はEshelmanら(1993)が用いた0.5とする。MOCOM-UAで最悪個体に付加する個体の数は10個体とする。

2) 最適化の結果

実数値GA, MOCOM-UAおよびバイナリGAによって例題1, 2を解いた際の最終世代全個体に対応する各目的関数値を図-2, 3に示す。ここで、点線は与えられた束縛条件に対応する目的関数値の存在可能領域界をあらわす。なお、終了世代数は例題1が269世代, 例題2は1949世代であった。

例題1, 2ともに、実数値GA, MOCOM-UAがバイナリGAよりも広い範囲で一様にパレート最適解を得ていることがわかる。また、実数値GAとMOCOM-UAを比べると、実数値GAの方がわずかながらより広い範囲のパレート最適解を得ている。

2. 実測データによる最適化

次に実数値GA, MOCOM-UAによって塩沢試験

図-2a 実数値GAを用いた例題1の最適化によって得られた目的関数値の分布

Fig. 2a Pareto solution on objective space obtained by application of real-coded GA to the example 1

図-2b MOCOM-UAを用いた例題1の最適化によって得られた目的関数値の分布

Fig. 2b Pareto solution on objective space obtained by application of MOCOM-UA to the example 1

図-2c バイナリGAを用いた例題1の最適化によって得られた目的関数値の分布

Fig. 2c Pareto solution on objective space obtained by application of binary GA to the example 1

図-3a 実数値GAを用いた例題2の最適化によって得られた目的関数値の分布

Fig. 3a Pareto solution on objective space obtained by application of real-coded GA to the example 2

図-3b MOCOM-UAを用いた例題2の最適化によって得られた目的関数値の分布
Fig. 3b Pareto solution on objective space obtained by application of MOCOM-UA to the example 2

図-3c バイナリGAを用いた例題2の最適化によって得られた目的関数値の分布
Fig. 3c Pareto solution on objective space obtained by application of binary GA to the example 2

流域の実測データを用いた水循環モデルパラメータ最適化をおこなう。

1) 最適化の諸設定

個体数はいずれの最適化手法でも500個体とする。また、MOCOM-UAは全個体のランクが1になった時に終了する仕様である。最適化計算時のボトルネックとなっている関数評価の回数をそろえるために、MOCOM-UAの終了世代数を以て実数値GAの終了世代数とする。

実数値GAの交叉確率は伊庭(1994)による推奨値0.6に、また実数値GAで交叉法として用いるBLX- α の α はEshelmanら(1993)が用いた0.5とする。

各パラメータの探索範囲は、既往の研究の結果を踏まえ、次のように設定した。

樹冠遮断率 c : 0.00~1.00

単位図の配分率 d_1, d_2 : 0.00~1.00

(ただし、 $d_3 = 1 - d_1 - d_2 > 0$)

蒸発散の補正係数 e : 0.00~1.00

図-4a 実数値GA, MOCOM-UAを用いたモデルパラメータ最適化によって得られた目的関数値の分布
(ADRE: 日流出量相対誤差の年間平均値-YRE: 年間総流出量の相対誤差)

Fig. 4a Pareto solution on objective space obtained by application of real-coded GA and MOCOM-UA
(ADRE-YRE)

地下水涵養モデルの定数 β : 0.50~1.00

最小容水量 Mn : 100~250

また、最小化する目的関数としては、1年間の日流出量相対誤差の平均値(ADRE)、1年間の総流出量の相対誤差(YRE)、日々の地下水位誤差絶対値の年平均値(AHE)の3つを採用した。

2) 最適化の結果

実数値GA, MOCOM-UAによる最適化をおこなった後の最終世代全個体に対応する各目的関数値を図-4に示す。なお、終了世代数は12,912世代であった。

図-4aによるとMOCOM-UAから得られる目的

図-4b 実数値GA, MOCOM-UAを用いたモデルパラメータ最適化によって得られた目的関数値の分布
(ADRE: 日流出量相対誤差の年間平均値-AHE: 地下水位誤差絶対値の年平均値)

Fig. 4b Pareto solution on objective space obtained by application of real-coded GA and MOCOM-UA
(ADRE-AHE)

図-4c 実数値GA, MOCOM-UAを用いたモデルパラメータ最適化によって得られた目的関数値の分布
(YRE: 年間総流出量の相対誤差-AHE: 地下水位誤差絶対値の年平均値)

Fig. 4c Pareto solution on objective space obtained by application of real-coded GA and MOCOM-UA
(YRE-AHE)

表-1 採用したパラメータセットと目的関数値
Table 1 Best parameter set and objective function value

	β	Mn	c	$d1$	$d2$	θ	ADRE	YRE	AHE
実数値 GA	0.943	189.77	0.214	0.217	0.530	0.392	0.151	-8.81E-02	57.6
MOCOM-UA	0.942	190.64	0.195	0.191	0.567	0.417	0.152	-7.93E-02	57.7

図-5a 実数値GAにより最適化されたパラメータを用いた流出量の計算値と実測値
Fig. 5a Discharge calculated with the best parameter sets obtained for the real-coded GA and the observed data

図-5b 実数値GAにより最適化されたパラメータを用いた地下水位の計算値と実測値
Fig. 5b Groundwater level calculated with the best parameter sets obtained for the real-coded GA and the observed data

図-6a MOCOM-UAにより最適化されたパラメータを用いた流出量の計算値と実測値
 Fig. 6a Discharge calculated with the best parameter sets obtained for MOCOM-UA and the observed data

図-6b MOCOM-UAにより最適化されたパラメータを用いた地下水位の計算値と実測値
 Fig. 6b Groundwater level calculated with the best parameter sets obtained for MOCOM-UA and the observed data

関数値の方が小さい値のものが多く、流出量の誤差関数であるADRE, YREに限れば、MOCOM-UAの方が実数値GAよりも良い結果を得ていることがわかる。一方、図-4b, cでは実数値GAから得られる目的関数値の方が小さい値のものが多く、地下水位の誤差関数であるAHEも含めると、実数値GA

の方が良い結果を得ていることがわかる。

また、実数値GA・MOCOM-UAの解集合の中から各目的関数値がバランス良く最適化されているパラメータセット(表-1)を選び出し、それらを用いて計算した流出量・地下水位をそれぞれの実測値と比較した(図-5, 6)。これを見ると、流出量につ

いては両手法とも実用上十分な適合度を実現しているといえる。地下水位については適合度が良くない箇所もあるが、パラメータの最適化は充分おこなわれていると考えられるので、むしろ、モデル性能の限界と見るべきであろう。

V. 結 論

本研究では、実数値GAとMOCOM-UAを用いた山地流域水循環モデルのパラメータを多目的最適化し、次のような結論を得た。

1. 2目的関数最適化問題を使用した数値実験においては、実数値GAの解探索能力がMOCOM-UA、バイナリGAを上回っていた。
2. 塩沢試験流域の実測データを用いた水循環モデルパラメータ最適化においては、実数値GA、MOCOM-UAは同程度の性能を示し、いずれも実用上十分な精度の解を出力した。

引用文献

- 安藤義久・折坂芳彦(1989)：山地流域の水循環機構，土木学会水理講演会論文集，33，pp. 37-42.
- Davis, L. (1990)：The Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, New York, 1990.
- 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.
- Eshelman, L.J. and Schaffer, J.D. (1993)：Real-coded genetic algorithms and interval-schemata, Foundation of Genetic Algorithms, 2, pp. 187-202, Morgan Kaufmann Publishes, San Francisco.
- Hamon, W.R. (1961)：Estimating potential evapotranspiration, Journal of the Hydraulics Division, ASCE, 87 (HY3), pp. 107-120.
- Holland, J.H. (1975)：Adaptation in natural and artificial systems, University of Michigan Press.
- 伊庭斉志(1994)：遺伝的アルゴリズムの基礎，オーム社。
- 建設省土木研究所河川部水文研究室(1981)：塩沢小試験地水文観測資料，土木研究所資料1698.
- 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.
- 小野 功・山村雅幸・喜多 一(2000)：実数値GAとその応用，人工知能学会誌，15(2)，pp. 259-266.
- 小野 功・佐藤 浩・小林重信(1999)：単峰性正規分布交叉UNDXを用いた実数値GAによる関数最適化，人工知能学会誌，14(6)，pp. 1146-1155.
- 菅原正巳(1972)：流出解析法，共立出版。
- 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.
- 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，31(8)，pp. 1185-1192.
- 田村孝廣・安藤義久(2000a)：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，水文・水資源学会誌，13(4)，pp. 265-275.
- 田村孝廣・安藤義久(2000b)：実数値GAを用いた分布型水循環モデルパラメータの多目的最適化，土木情報システム論文集，9，pp. 83-90.
- 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.
- 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.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (1998)：Multi-objective global optimization for hydrologic models, J. Hydrol., 204, pp. 83-97, 1998.
- 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.

(受付：2001年11月27日，受理：2002年8月22日)