

Modificação no Algoritmo Genético SCE-UA e sua Aplicação a um Modelo Hidrossedimentológico

Celso Augusto Guimarães Santos

PROFIX-CNPq, Departamento de Tecnologia da Construção Civil, UFPB - Campus Universitário
58059-900 João Pessoa, PB - celso@ct.ufpb.br

Koichi Suzuki, Masahiro Watanabe

Department of Civil and Environmental Engineering, Ehime University 3 Bunkyo-cho
790-8577 Matsuyama, Japão - Fone/Fax (81) 89-927-9831 - ksuzuki@dpc.ehime-u.ac.jp, nabemasa@dpc.ehime-u.ac.jp

Recebido: 22/12/99 - revisão: 12/03/02 - aceito: 05/11/02

RESUMO

Com o objetivo de providenciar uma ferramenta robusta para ser usada na modelagem da vazão e erosão, o presente artigo introduz novos passos de evolução ao algoritmo genético SCE-UA, o qual é baseado na teoria de simplex. Os novos passos de evolução foram concebidos para melhorar a eficiência de tal algoritmo. Assim, eles teoricamente expandiriam o simplex na direção das condições mais favoráveis, ou o contrairiam se um movimento fosse dado na direção das condições menos favoráveis. Portanto, estes novos passos de evolução permitem o simplex acelerar ao longo de uma trilha bem-sucedida de melhoramento e localizar as condições ótimas. Por isso, ele irá normalmente atingir a região ótima mais rápido do que a versão anterior e localizar os níveis ótimos com mais precisão. O novo algoritmo proposto é testado com funções matemáticas especiais, bem como na otimização dos parâmetros de erosão presentes num modelo físico hidrossedimentológico. Com base nos resultados, os parâmetros médios para a região são propostos, os quais concordam com valores prévios já relatados para a mesma área. Assim, o novo algoritmo pode ser considerado como uma ferramenta promissora para otimizar modelos físicos bem como outros tipos de modelos.

Palavras-chave: otimização; algoritmo genético; modelagem de erosão.

INTRODUÇÃO

Novas técnicas robustas para calibração de parâmetros de modelos físicos de erosão têm sempre sido investigadas devido às dificuldades envolvidas em tal calibração e os algoritmos evolucionários têm provado serem robustos nos processos de otimização. Sendo a evolução natural um processo de otimização baseado na população, simular este processo em computadores resulta em técnicas de otimização que podem freqüentemente ter melhores desempenhos do que métodos clássicos de otimização quando aplicados a problemas difíceis do mundo real.

O algoritmo genético *shuffled complex evolution* (SCE-UA), desenvolvido por Duan et al. (1992), mostrou um desempenho promissor para otimizar os parâmetros de modelos conceituais de chuva-vazão. Santos et al. (1999) testaram o algoritmo e mostraram que o SCE-UA poderia ser usado na otimização de modelos físicos de erosão. Para assegurar que o método possa localizar o ponto ótimo mais rapidamente e mais precisamente, alguns melhoramentos podem ser introduzidos, transformando o método numa ferramenta mais robusta. O método SCE-UA aplica o esquema de procura simplex (Nelder & Mead, 1965) para a evolução de cada comunidade; assim, para melhorar sua eficiência em termo

de como atingir o mínimo global, novos passos de evolução são introduzidos aqui no esquema de procura.

As próximas seções descreverão o esquema de procura simplex presente no método SCE-UA, incluindo os novos passos de evolução, e testes do método modificado são realizados para verificar se o mesmo é capaz de encontrar o mínimo global de funções matemáticas de teste. No final, uma aplicação do método modificado é apresentada para uma microbacia experimental localizada no semi-árido paraibano.

MODIFICAÇÃO DO MÉTODO SCE-UA

O método SCE-UA pode ser considerado uma ferramenta robusta para problemas típicos de otimização porque ele reúne as seguintes desejáveis propriedades: i) convergência global na presença de regiões múltiplas de atração; ii) capacidade de evitar ficar preso em pequenas depressões e inchaços na superfície da função objetivo; iii) robustez em identificar susceptibilidade e interdependência dos parâmetros; iv) não depende da disponibilidade de uma expressão explícita que seja válida para a função objetivo e da existência das derivadas; e v) capacidade de lidar com alta

dimensionalidade dos parâmetros. Estas propriedades caracterizam os problemas encontrados na calibração de modelos, inclusive a calibração de modelos físicos de erosão.

Além de incorporar as propriedades descritas acima, o método SCE-UA também é baseado na síntese de quatro conceitos: i) combinação de abordagens determinísticas e probabilísticas; ii) evolução sistemática, na direção da melhora global, de um complexo (comunidade) de pontos existentes no espaço dos parâmetros; iii) evolução competitiva; e iv) baralhamento de complexos. Os passos do método SCE-UA são a) gerar aleatoriamente uma amostra de s pontos x_1, \dots, x_s no espaço possível $\Omega \subset 3^n$, onde n é o número de variáveis a serem otimizadas, calcular o valor da função f_i em cada ponto x_i , alinhá-los segundo a ordem crescente do critério, e dividir a amostra em p complexos A^1, \dots, A^p , cada um contendo m pontos onde o 1º ponto, o qual tem o menor valor da função, está no 1º complexo, o 2º menor valor está no 2º complexo e assim por diante (Figura 1a); b) evoluir cada complexo independentemente de acordo com o algoritmo CCE (*competitive complex evolution*) (Figura 1b); c) baralhar os complexos (Figura 1c); e d) checar se alguns critérios de convergência pré-especificados foram satisfeitos, caso positivo parar (Figura 1d), senão, checar a redução no número de complexos e continuar a evoluir.

O algoritmo CCE, baseado no esquema simplex de procura de Nelder & Mead (1965), usado pelo método original SCE-UA, apresenta apenas três passos de evolução: *reflexão*, *contração* e *mutação*. Os métodos simplex são baseados num cálculo inicial de $n + 1$ tentativas. Assim, visualmente, o simplex é uma figura geométrica num espaço n -dimensional; i.e., um simplex definido por três diferentes condições de tentativas para duas variáveis de controle tem uma forma de um triângulo. Da mesma forma, as formas do simplex num espaço de procura de uma e três variáveis de controle são uma linha e um tetraedro, respectivamente. Por exemplo, observar a Figura 2, a qual mostra um triângulo formado pela seleção de três pontos no espaço bidimensional, já que se trata de duas variáveis de controle. Uma interpretação geométrica é difícil com mais variáveis, mas a abordagem matemática básica empregada e exposta aqui é a mesma. Com o intuito de melhorar o processo de evolução e de fazer o algoritmo atingir a região ótima mais rapidamente e localizar os níveis ótimos mais precisamente, novos passos de evolução são introduzidos neste trabalho. Estas modificações são incluídas no algoritmo CCE, então o novo algoritmo pode ser chamado de *modified competitive complex evolution* (MCCE), ao passo que SCE-UA Modificado ou MSCE-UA seria o melhor termo para denominar o SCE-UA que usa o MCCE, o qual é descrito a seguir e representado no fluxograma da Figura 3:

1. Para iniciar o processo, primeiro selecionar q , α , e β , onde $2 < q < m$, $\alpha > 1$ e $\beta > 1$.

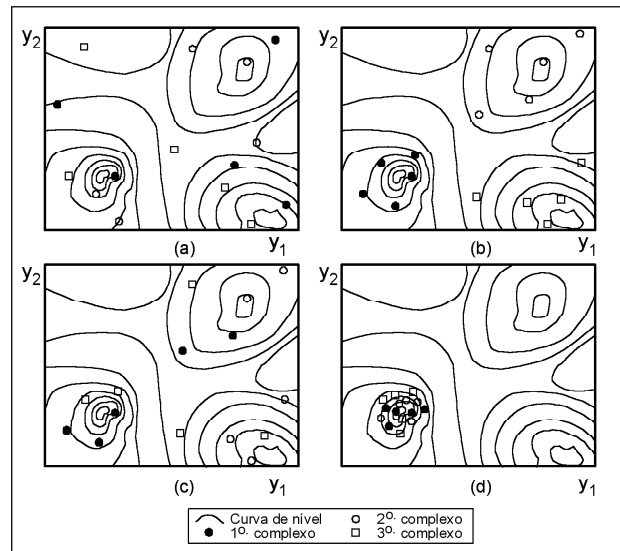


Figura 1. Ilustração do método SCE-UA (*shuffled complex evolution*).

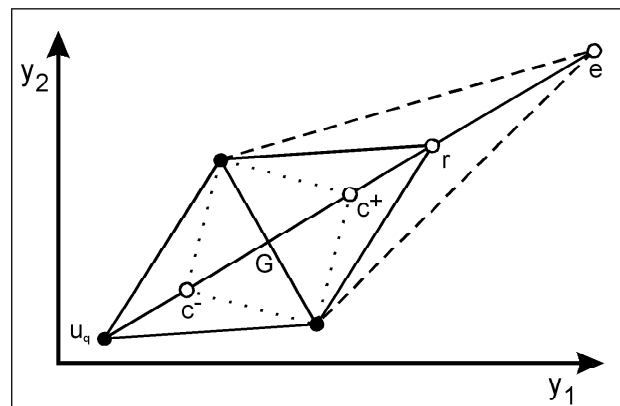


Figura 2. Exemplo dos passos de evolução que podem ser dados por cada complexo num espaço com duas variáveis de controle (y_1 e y_2).

2. Designar pesos como se segue. Designar uma distribuição trapezoidal de probabilidade para A^k , i.e.:

$$\rho_i = \frac{2(m+1-i)}{m(m+1)}, i = 1, \dots, m \quad (1)$$

o ponto x_1^k tem a mais alta probabilidade, $\rho_1 = 2/(m+1)$. O ponto x_m^k tem a mais baixa probabilidade, $\rho_m = 2/m(m+1)$.

3. Selecionar os pais através da escolha aleatória de q pontos distintos u_1, \dots, u_q de A^k de acordo com a distribuição de probabilidade especificada anteriormente. Os q pontos definem um subcomplexo, que funciona como um par de pais, exceto que ele pode ser composto por mais do que dois membros. Guardá-los num *array* $B = \{u_j, v_j, j = 1, \dots, q\}$, onde v_j é o valor da função associado com o ponto u_j .

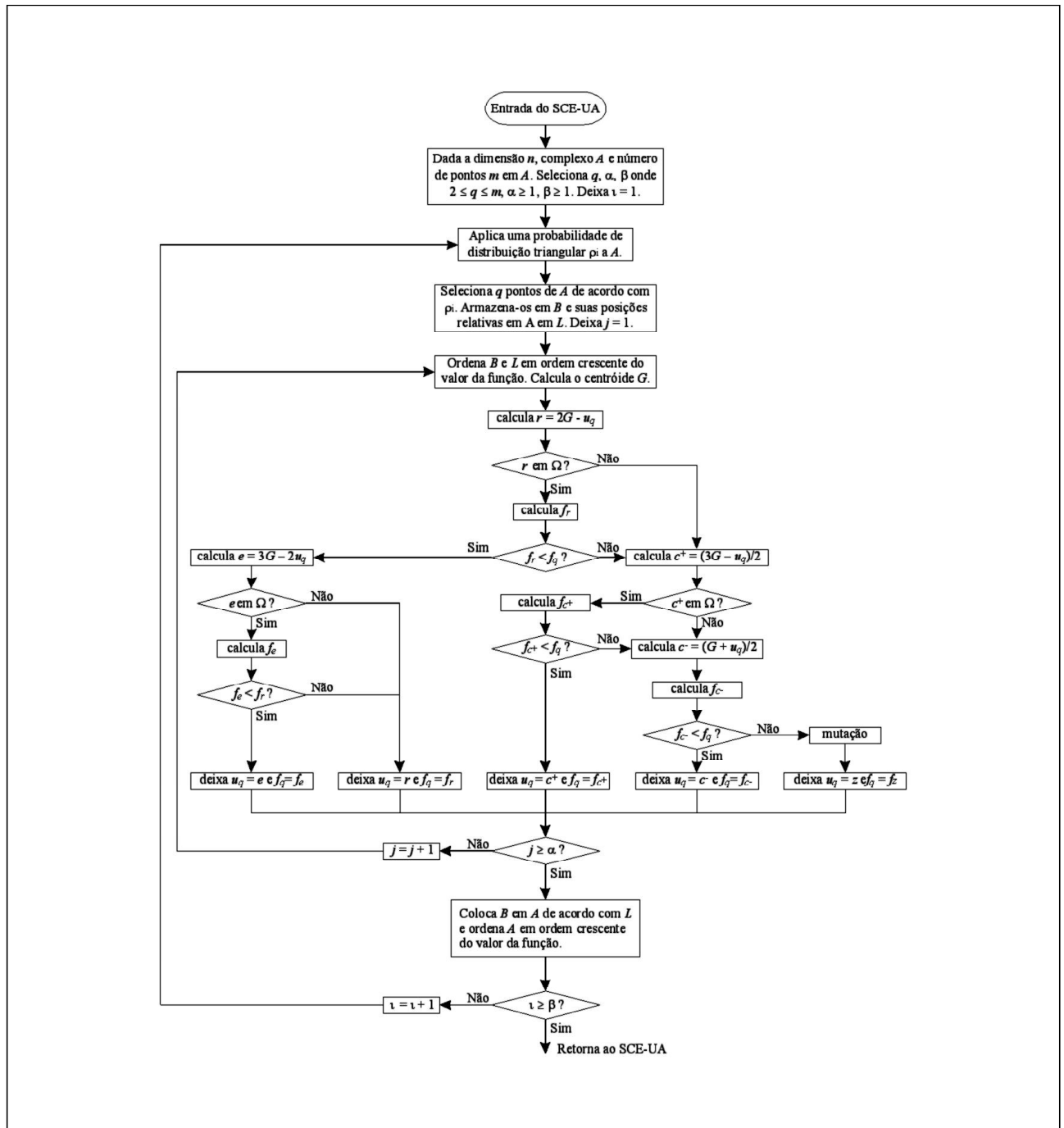


Figura 3. Fluxograma do MCCE para algoritmo MSCE-UA.

- Guardar em L as localizações de A^k que foram usados para construir B.
4. Gerar filhos de acordo com o seguinte procedimento:
- Classificar B e L de forma que os q pontos sejam arranjados na ordem crescente do valor da função e calcular o centróide G usando a expressão:

$$G = \frac{1}{q-1} \sum_{j=1}^{q-1} u_j \quad (2)$$

- Calcular o novo ponto $r = 2G - u_q$ (reflexão). c) Se r estiver dentro do espaço possível Ω , calcular o valor da função f_r e ir para o passo d; senão ir para o passo g. d) Se $f_r < f_q$, calcular $e = 3G - 2u_q$ (expansão); senão ir para o passo g. e) Se e estiver dentro do espaço possível Ω , calcular o valor da função f_e e ir para o passo f. f) Se $f_e < f_r$ substituir u_q por “e” e ir para o passo l; senão substituir u_q por r e ir para o passo l. g) Calcular $c^+ = (3G - u_q)/2$ (contração positiva). h) Se f_{c^+} estiver den-

tro do espaço possível Ω , calcular o valor da função f_{c+} senão ir para o passo j. i) Se $f_{c+} < f_q$ substituir u_q por c^+ e ir para o passo l; senão ir para o passo j. j) Calcular $c^- = (G + u_q)/2$ (*contração negativa*), e calcular f_{c-} . k) Se $f_{c-} < f_q$ substituir u_q por c^- senão calcular o menor hipercubo $H \subset 3^n$ que contém A^k , aleatoriamente gerar um ponto z dentro de H , calcular f_z , deixar $r = z$ e $f_r = f_z$ (*mutação*). l) Repetir os passos a - k α vezes, onde $\alpha \geq 1$ é o número de filhos consecutivos gerados pelo mesmo subcomplexo.

5. Substituir os pais pelos filhos da seguinte maneira: Substituir B em A^k usando as localizações originais guardadas em L . Classificar A^k em ordem crescente dos valores das funções.
6. Repetir os passos 2 - 5 β vezes, onde $\beta \geq 1$ é o número de passos de evolução dado por cada complexo antes dos complexos serem baralhados; i.e., a quantidade que cada complexo pode ser evoluído.

Se a dimensão do subcomplexo é configurada em $n + 1$, o subcomplexo se torna um simplex e a direção do melhoramento local poderá ser estimada razoavelmente pelos passos de evolução acima descritos. A Figura 2 resume os novos passos de evolução (*expansão* e, *reflexão* r, *contração positiva* c^+ e *contração negativa* c^-) incluídos neste artigo para evoluir o ponto mais desfavorável u_q através do centróide G num subcomplexo definido por três condições diferentes de tentativas (pontos pretos) para duas variáveis de controle (y_1 e y_2). Note que, se nenhum dos passos de evolução (pontos brancos), através do centróide, melhorar o valor de critério, ocorrerá uma *mutação*, a qual se dá através da seleção aleatória de um ponto dentro do espaço possível para substituir o pior ponto u_q no subcomplexo. Este ponto mutante é selecionado de acordo com uma distribuição normal, tendo o melhor ponto do subcomplexo como valor médio e usando também o desvio padrão da população.

TESTE COM FUNÇÕES MATEMÁTICAS DO MÉTODO SCE-UA MODIFICADO

Esta secção descreve algumas funções para teste usadas na avaliação do desempenho do algoritmo SCE-UA Modificado (MSCE-UA). Estas funções foram extraídas da literatura sobre algoritmos genéticos, estratégias evolucionárias e otimização global.

Funções matemáticas para teste

Três funções de teste foram selecionadas para serem usadas nos testes: as funções de Rosenbrock, Goldstein & Price (1971) e Six-Hump Camel-Back (Dixon & Szego, 1978).

O vale de Rosenbrock é um problema clássico de otimização, também conhecido como a função Banana. O ótimo global está dentro de um vale longo, estreito, chato e parabólico (Figura 4). Para encontrar o vale é fácil, entretanto a convergência para o ótimo global é difícil e por isso este problema tem sido repetidamente usado na avaliação do desempenho de algoritmos de otimização. A função f_{Rosen} é definida como:

$$f_{\text{Rosen}}(y_1, y_2) = 100(y_2 - y_1^2)^2 + (1 - y_1)^2 \quad (3)$$

no qual as variáveis de controle estão nos seguintes intervalos $-2,048 \leq y_1 \leq 2,048$ e $-2,048 \leq y_2 \leq 2,048$. O mínimo global está localizado em $(y_1, y_2) = (1, 1)$ onde o valor da função é $f_{\text{Rosen}}(y_1, y_2) = 0$.

A função Goldstein-Price f_{Gold} é também uma função para teste de otimização global usada para teste de técnicas de otimização global, a qual é definida como:

$$f_{\text{Gold}}(y_1, y_2) = \text{Termo}_1 \times \text{Termo}_2 \quad (4)$$

onde:

$$\text{Termo}_1 = 1 + (y_1 + y_2 + 1)^2 \times \text{Termo}_3$$

$$\text{Termo}_3 = (19 - 14y_1 + 3y_1^2 - 14y_2 + 6y_1y_2 + 3y_2^2)$$

$$\text{Termo}_2 = 30 + (2y_1 - 3y_2)^2 \times \text{Termo}_4$$

$$\text{Termo}_4 = (18 - 32y_1 + 12y_1^2 + 48y_2 - 36y_1y_2 + 27y_2^2)$$

na qual as variáveis de controle estão entre os intervalos $-2 \leq y_1 \leq 2$ e $-2 \leq y_2 \leq 2$. O mínimo global está localizado em $(y_1, y_2) = (0, -1)$ onde o valor da função é $f_{\text{Gold}}(y_1, y_2) = 3$.

A função bidimensional Six-hump camel back f_{Sixh} é uma outra função de teste de otimização global. Dentro da região possível existem seis mínimos locais; dois deles são mínimos globais.

$$f_{\text{Sixh}}(y_1, y_2) = \left(4 - 2,1y_1^2 + y_1^{4/3} \right) y_1^2 + \text{Termo}_5 \quad (5)$$

onde:

$$\text{Termo}_5 = y_1y_2 + \left(-4 + 4y_2^2 \right) y_2^2$$

na qual as variáveis de controle estão entre os intervalos $-3 \leq y_1 \leq 3$ e $-2 \leq y_2 \leq 2$. O mínimo global está localizado em $(y_1, y_2) = (-0,0898; 0,7126)$ ou em $(y_1, y_2) = (0,0898; -0,7126)$ onde o valor da função é $f_{\text{Sixh}}(y_1, y_2) = -1,0316$.

Seleção dos parâmetros genéticos

O algoritmo genético contém muitos componentes probabilísticos e determinísticos que são controlados por alguns parâmetros do próprio algoritmo. Para que o método tenha um desempenho ótimo, estes parâmetros devem ser escolhidos cuidadosamente. O primeiro é o parâmetro m , o número de pontos num complexo ($m \geq 2$), o qual deve ser nem tão pequeno, para evitar que a pesquisa proceda como um simplex ordinário, nem muito grande, para evitar um uso excessivo do tempo de processamento do computador sem uma certeza no ganho de eficácia. Então o valor $m = 2n + 1$ foi selecionado. Para o número de pontos num subcomplexo q , ($2 \leq q \leq m$), o valor de $n + 1$ foi selecionado porque ele torna o subcomplexo um simplex; isto define uma aproximação de primeira ordem (hiperplano) para a superfície da função objetivo e dá uma estimativa sensata da direção do melhoramento local. O número de filhos consecutivos α , ($\alpha \geq 1$), gerados por cada subcomplexo foi configurado igual a 1 para evitar que a procura se torne extremamente propensa em favor de uma procura local no espaço. O número de evoluções de cada complexo β , ($\beta > 0$), foi fixado em $2n + 1$ para evitar que os complexos fossem freqüentemente baralhados se fixado em um valor baixo ou para evitar que eles reduzissem a um pequeno grupo se um valor alto fosse usado. O número de complexos p foi fixado em 2, baseado na natureza do problema, e o número mínimo de complexos requerido na população p_{\min} , ($1 \leq p_{\min} \leq p$), foi fixado em p porque este valor forneceu o melhor desempenho em termo de eficácia e eficiência em estudos anteriores.

Já que as funções matemáticas a serem usadas neste estudo possuem duas variáveis de controle, n é igual a 2 e o número de pontos num complexo m é igual a 5 porque $m = 2n + 1$. O número de pontos num subcomplexo q é igual a $n + 1$, assim $q = 3$. O número de filhos consecutivos gerados por cada subcomplexo α é fixado em 1. O número de passos de evolução β dados por cada complexo é igual a 5 porque $\beta = 2n + 1$. O número de complexos p é fixado em 2; portanto, a população se torna igual a 10, e finalmente o número mínimo de complexos requeridos na população p_{\min} é fixo em p .

Resultados

Apesar das dificuldades envolvidas em encontrar os mínimos globais destas funções, o método SCE-UA Modificado mostrou um desempenho promissor em termos de eficácia (a habilidade de localizar o ótimo global) e eficiência (a velocidade para localizar o ótimo global) para localizar cada mínimo global. O intuito do presente trabalho não é de fazer uma comparação entre as duas ver-

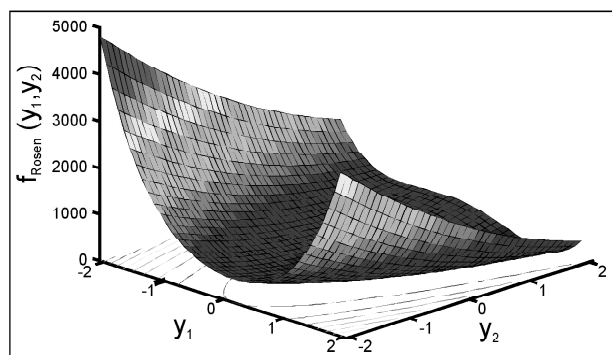


Figura 4. Função Rosenbrock.

sões, e sim de apresentar uma nova versão que também consegue localizar os mínimos globais de forma precisa e rápida; e é por isso, que uma abordagem mais ampla de comparação é evitada, tendo em vista que envolveria uma enorme combinação dos valores dos componentes probabilísticos e determinísticos dos algoritmos. Entretanto, com os testes apresentados e usando os valores destes componentes como recomendados aqui, a nova versão apresentou um desempenho melhor em termo de eficácia e eficiência, o que pode ser atribuído à nova capacidade do simplex de se estender e se contrair dependendo da localização do ponto ótimo. Por exemplo, na otimização da função de Rosenbrock, a versão original do SCE-UA necessitou de 23 passos para chegar a um critério final igual a $0,131 \times 10^{-5}$, ao passo que a nova versão, devido à presença dos novos passos de evolução, pôde tentar um passo a mais e com isso reduzir este critério para $0,215 \times 10^{-6}$. De forma geral, é visto que a versão modificada leva menos passos para alcançar o ponto ótimo ou obtém uma precisão maior quando o número de passos é aumentado em apenas alguns passos, ou ainda, há casos em que a diminuição dos passos é acompanhada do aumento da precisão, como mostra o exemplo geral da Figura 5, no qual a versão original levou onze passos (pontos em cinza) para evoluir o ponto mais desfavorável u_q até uma posição satisfatória próxima do mínimo global (ponto em branco), ao passo que na versão modificada foram necessários apenas quatro passos, além de ter sido obtido um ganho na precisão.

MODELO HIDROSEDIMENTOLÓGICO

Um modelo de vazão-erosão físico distribuído chamado WESP (*Watershed Erosion Simulation Program*), desenvolvido por Lopes (1987), é usado para testar o MSCE-UA. Este modelo tem sido usado para simulações na área selecionada, e assim os novos parâmetros otimizados poderão ser comparados aos parâmetros obtidos em estudos anteriores, e.g., Santos et al. (1994). A infiltração é calculada pela equação de Green-Ampt:

$$f(t) = K_s \left(1 + \frac{N_s}{F(t)} \right) \quad (6)$$

onde $f(t)$ é a taxa de infiltração ($m s^{-1}$), K_s é a condutividade hidráulica do solo ($m s^{-1}$), N_s é o parâmetro do potencial de capilaridade na frente de molhamento (m), e $F(t)$ é a altura acumulada de água infiltrada (m).

Fluxo no plano

O fluxo no plano é considerado unidimensional e a equação de continuidade para os planos é então dada por:

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial(uh)}{\partial x} = r_e \quad (7)$$

onde h é a altura do fluxo (m), u a velocidade média local do fluxo ($m s^{-1}$), x a variável espaço (m), t a variável de tempo (s), r_e a intensidade de chuva efetiva ($m s^{-1}$) igual a $I(t) - f(t)$, onde $I(t)$ é a intensidade da chuva ($m s^{-1}$).

A equação de Manning para escoamento turbulento é dada por:

$$u = \frac{1}{n_p} R_H^{2/3} S_f^{1/2} \quad (8)$$

onde n_p é o fator de atrito de Manning para os planos, $R_H(x,t)$ o raio hidráulico (m) e S_f a declividade de atrito. Assim, a equação de velocidade local para os planos pode ser obtida fazendo $R_H = h$ e usando a aproximação cinemática de que a declividade de atrito é igual à declividade do plano ($S_0 = S_f$):

$$u = \alpha' h^{m'-1} \quad (9)$$

onde α' é um parâmetro de rugosidade da superfície igual a $(1/n_p)S_0^{1/2}$ e m' um parâmetro de geometria igual a $5/3$.

O transporte de sedimentos é considerado como a taxa de erosão no plano reduzida pela taxa de deposição no trecho. A erosão ocorre devido ao impacto da chuva bem como à força de cisalhamento do fluxo. A equação de continuidade para os sedimentos nos planos é assim dada por:

$$\frac{\partial ch}{\partial t} + \frac{\partial(cuh)}{\partial x} = e_i + e_r - d \quad (10)$$

onde $c(x,t)$ é a concentração de sedimentos em transporte ($kg m^{-3}$), e_i a taxa de desprendimento de sedimentos pelo impacto da chuva ($kg m^{-2} s^{-1}$), e_r a taxa de desprendimento de sedimentos pela força de cisalhamento ($kg m^{-2} s^{-1}$), e d a taxa de deposição de sedimentos ($kg m^{-2} s^{-1}$). A taxa e_i ($kg m^{-2} s^{-1}$) é obtida pela relação:

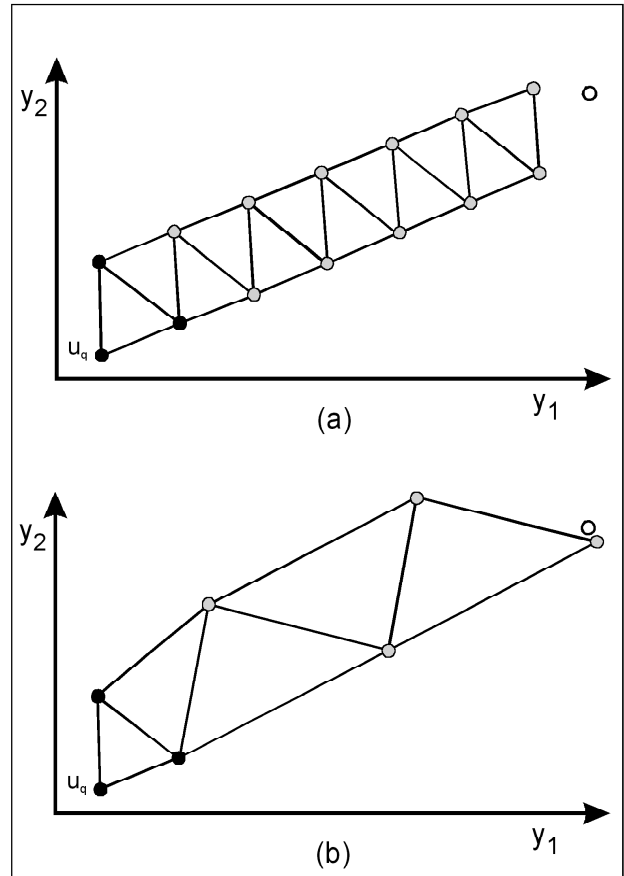


Figura 5. Comparação de como o simplex se evolui a partir dos mesmos pontos de origem até a localização do ponto ótimo a) versão antiga, b) versão modificada.

$$e_i = K_i I r_e \quad (11)$$

onde K_i é um parâmetro de destacamento do solo pelo impacto da chuva ($kg s m^{-4}$). A taxa e_r ($kg m^{-2} s^{-1}$) é expressa pela relação:

$$e_r = K_R \tau^{1.5} \quad (12)$$

onde K_R é um fator de destacamento pela tensão de cisalhamento do escoamento ($kg m/N^{1.5}s$), e τ é a tensão de cisalhamento efetiva ($N m^{-2}$) dada por:

$$\tau = \gamma R_H S_f \quad (13)$$

onde γ é o peso específico da água ($N m^{-3}$), e a taxa de deposição d ($kg m^{-2} s^{-1}$) é expressa como:

$$d = \varepsilon V_s c \quad (14)$$

onde ε é um coeficiente do plano que depende das propriedades do solo e fluido (igual a 0,5 neste trabalho), $c(x,t)$ a

concentração de sedimentos em transporte no plano (kg m^{-3}), e V_s a velocidade de queda da partícula (m s^{-1}) dada por:

$$V_s = F_o \sqrt{\frac{(\gamma_s - \gamma)}{\gamma}} g d_s \quad (15)$$

$$F_o = \sqrt{\frac{2}{3} + \frac{36v^2}{gd_s^3 \left(\frac{\gamma_s}{\gamma} - 1\right)}} - \sqrt{\frac{36v^2}{gd_s^3 \left(\frac{\gamma_s}{\gamma} - 1\right)}} \quad (16)$$

onde γ_s é o peso específico do sedimento (N m^{-3}), v a viscosidade cinemática da água ($\text{m}^2 \text{s}^{-1}$), d_s o diâmetro médio dos sedimentos (m), e g a aceleração da gravidade (m s^{-2}).

Fluxo no canal

O fluxo concentrado nos canais também é descrito pelas equações de continuidade e momento. Para os canais a equação de continuidade fica:

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial(UA)}{\partial x} = q_A \quad (17)$$

onde A é a área do escoamento (m^2), U a velocidade média do fluxo no canal (m s^{-1}), e q_A a entrada lateral no canal por unidade de comprimento.

A equação de momento pode ser reduzida para a equação de vazão com a aproximação cinemática:

$$Q = \alpha'' AR_H^{m'-1} \quad (18)$$

onde α'' é igual a $(1/n_c)S_0^{1/2}$ com n_c sendo o fator de atrito de Manning para os canais.

Para os canais a equação de continuidade para os sedimentos é escrita como:

$$\frac{\partial AC}{\partial t} + \frac{\partial(CUA)}{\partial x} = e_r - d_c + q_s \quad (19)$$

onde $C(x,t)$ é a concentração de sedimentos em transporte no canal (kg m^{-3}), q_s a entrada lateral de sedimentos no canal ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$), e_r a taxa de erosão do material do leito ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$), e d_c a taxa de deposição no canal ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$).

A taxa de erosão do material do leito e_r ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$) é calculada pela expressão:

$$e_r = a(\tau - \tau_c)^{1,5} \quad (20)$$

onde a é o parâmetro de erodibilidade do sedimento ($\text{kg m}^2/\text{N}^{1,5}$), e τ_c a força crítica de cisalhamento para entrada de sedimentos (N m^{-2}), a qual é calculada pela relação:

$$\tau_c = \delta(\gamma_s - \gamma)d_s \quad (21)$$

onde δ é um coeficiente (0,047 neste trabalho).

O termo de deposição no canal d_c ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$) é igual a:

$$d_c = \epsilon_c T_w V_s C \quad (22)$$

onde ϵ_c é o parâmetro de deposição para os canais, considerado como sendo igual a 1 no presente caso, e T_w a largura superior do escoamento (m).

EXPERIMENTO DE CAMPO

A Universidade Federal da Paraíba (UFPB), com colaboração da SUDENE e ORSTOM (*French Office of Scientific Research and Technology for Overseas Development*), operou a Bacia Experimental de Sumé, a qual era localizada na região do Cariri paraibano. Várias microparcels agudadas por um simulador de chuva, quatro microbacias, nove parcelas experimentais, uma sub-bacia, e várias microparcels sujeitas a chuvas naturais faziam parte das instalações da bacia experimental. Com o objetivo de avaliar o escoamento superficial e a produção de sedimentos, as condições da superfície, bem como a declividade, para cada microbacia ou parcela experimental foram mantidas diferentes. Quatro pluviômetros e dois pluviógrafos foram instalados próximos às microbacias e parcelas para que dados de chuva fossem coletados. No exutório de cada microbacia, um tanque para a medição da descarga de sedimentos foi instalado, equipado com um vertedor triangular para medição da vazão. Os tanques podiam armazenar todo o escoamento superficial e descarga de sedimentos para a maioria das pequenas e médias chuvas, dessa forma providenciando um meio para uma medição precisa do escoamento e produção de sedimentos (Cadier e Freitas, 1982).

Uma das quatro microbacias desta bacia experimental foi selecionada para ser usada neste trabalho porque a mesma foi sempre mantida desmatada e assim a influência da intervenção humana poderia ser examinada. Sua declividade média, área e perímetro eram 7,1%, 0,48 ha, e 302 m, respectivamente (Figura 6). Baseado no trabalho de Santos et al. (1994), 45 eventos foram selecionados entre os anos de 1987 e 1991, porque este foi o período no qual a superfície foi realmente mantida desmatada.

APLICAÇÃO COM DADOS DE CAMPO

Seleção dos parâmetros genéticos

Os parâmetros do algoritmo genético usado para esta aplicação são fixos com os mesmos valores usados na aplicação do método às funções matemáticas como descrito na

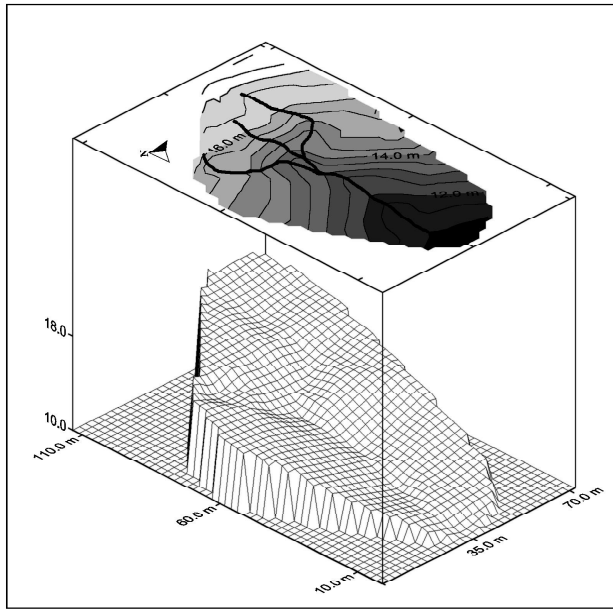


Figura 6. Visão tridimensional da microbacia.

respectiva secção. Ou seja, n fica igual a 3 porque existem três variáveis de controle. O número de pontos m num complexo fica como 7 porque $m = 2n + 1$. O valor de q , que é o número de pontos num subcomplexo, fica fixo em $n + 1$, então $q = 4$. O número de filhos consecutivos α gerados por cada subcomplexo fica fixo em 1. O número de passos de evolução β dado por cada complexo fica igual a 7 porque $\beta = 2n + 1$, e o número de complexos p fica fixo em 2, e assim a população torna-se igual a 14. Finalmente, o número mínimo de complexos requeridos na população p_{\min} fica fixo em 2, o que é igual ao número de complexos p .

Otimização do modelo físico

Primeiramente, um esquema de planos e canais é selecionado para representar a área estudada. A discretização da microbacia em 10 elementos (Figura 7) foi descrita por Santos et al. (1994) como sendo a melhor maneira de representar a área, assim esta discretização é selecionada neste estudo. Os dados referentes a cada elemento podem ser visto na Tabela 1, onde as secções transversais dos canais têm 0,25:1 de declividade lateral (relação das dimensões verticais sobre as horizontais).

Alguns parâmetros no modelo WESP podem ser determinados a priori, os quais são o γ igual a $9,779 \text{ kN m}^{-3}$, γ_s igual a $2,591 \times 10^4 \text{ kN m}^{-3}$, v igual a $0,894 \times 10^{-6} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$, g igual a $9,81 \text{ m s}^{-2}$, n_c igual a 0,03 e n_p igual a 0,02, estes dois últimos baseados no tipo de solo, sua composição granulométrica e característica da superfície. Além desses, dois parâmetros podem ser baseados em testes de campo: d_s que é assumido ser igual ao d_{50} , o qual apresentou valor médio de 0,5 mm e K_s igual a $5,0 \text{ mm hr}^{-1}$. Dessa forma, restam

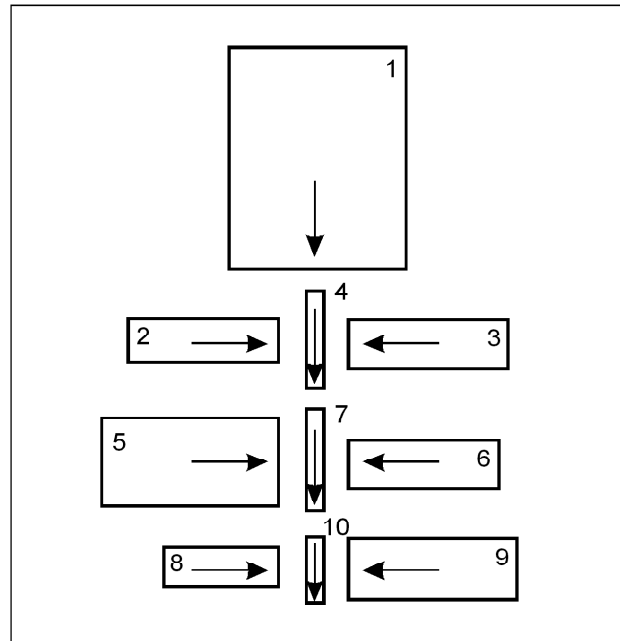


Figura 7. Discretização da microbacia em 10 elementos.

quatro parâmetros para ser determinados através de otimização. O primeiro é o parâmetro do potencial de capilaridade na frente de molhamento N_s da Equação (6), o qual pode ser calibrado simplesmente pelo ajustamento da altura do escoamento calculado com o valor observado.

Os outros três parâmetros são relacionados ao processo de erosão, então a otimização é feita de acordo com o ajustamento da produção de sedimentos calculada e observada. Como existem três parâmetros de erosão (a , K_R e K_I) para serem calibrados, o método SCE-UA Modificado é então usado. A superfície de resposta do tipo apresentado na Figura 4 não é apresentada por se tratar da otimização de três parâmetros, apesar da representação gráfica ser difícil, a abordagem matemática apresentada anteriormente é a mesma.

Os valores iniciais destes parâmetros são configurados como $a = 0,0144 \text{ kg m}^2$, $K_R = 2,174 \text{ kg m/N}^{1,5}\text{s}$ e $K_I = 5,0 \times 10^8 \text{ kg s m}^{-4}$, e a função objetivo J para ser minimizada é:

$$J = \left| \frac{E_o - E_c}{E_o} \right| \quad (23)$$

onde E_o é a produção de sedimentos observada (kg) e E_c é a calculada (kg). Santos et al. (1994) selecionaram os eventos com produção de sedimentos acima de 100 kg, e com as médias obtidas dos valores dos parâmetros de erosão ($a = 0,015 \text{ kg m}^2$, $K_R = 2,217 \text{ kg m/N}^{1,5}\text{s}$, e $K_I = 4,0 \times 10^8 \text{ kg s m}^{-4}$) realizaram uma simulação para todos os eventos selecionados entre 1987 e 1988 com o intuito de revalidar os valores obtidos. Dessa forma, optou-se neste trabalho por otimizar os 45 eventos e com-

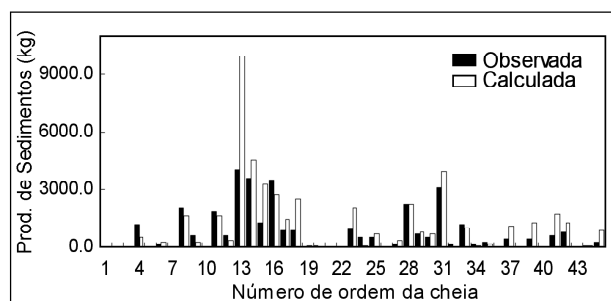
Tabela 1. Dimensões dos elementos da representação da microbacia em 10 elementos.

Elemento	Área (m ²)	Comprimento (m)	Largura (m)	Declividade
1	2.166,66	41,18	52,60	0,0896
2	349,12	34,87	10,02	0,0936
3	434,45	34,67	12,52	0,0998
4	—	23,04	—	0,0554
5	931,36	41,33	22,54	0,0806
6	447,00	35,67	12,52	0,0903
7	—	23,04	—	0,0466
8	278,85	27,85	10,02	0,0791
9	592,56	39,43	15,03	0,0878
10	—	16,53	—	0,0665

parar os valores médios dos parâmetros de erosão obtidos com os valores médios de Santos et al. (1994), e verificar se uma distorção entre os valores era observada ou não. A otimização dos 45 eventos selecionados entre 1987 e 1991 forneceu os seguintes valores médios dos parâmetros de erosão: $a = 0,008 \text{ kg m}^2$, $K_R = 2,524 \text{ kg m/N}^{1,5}\text{s}$, e $K_I = 5,632 \times 10^8 \text{ kg s m}^{-4}$, como estes valores médios estão próximos dos valores obtidos por Santos et al. (1994), considera-se que uma nova revalidação seja desnecessária e que estes novos valores médios possam representar melhor a região. Tais valores foram então usados para novas simulações, e a Figura 8 mostra os resultados das simulações para as produções de sedimentos com um bom grau de ajustamento entre as produções observadas e calculadas, exceto para alguns poucos eventos.

CONCLUSÕES

Com o intuito de desenvolver uma ferramenta robusta para ser usada na calibração de modelos físicos de erosão, novos passos de evolução foram introduzidos no algoritmo genético SCE-UA, o qual evolui os pontos de uma comunidade de acordo com o esquema de procura simplex. Estes novos passos de evolução foram intencionados para expandir o simplex, teoricamente, numa direção de condições mais favoráveis, ou contrai-lo se um movimento for dado numa direção menos favorável. Por isso, estes passos possibilitam o simplex acelerar ao longo de uma trilha bem-sucedida de melhoramentos e parar próximo às condições ótimas. Por conseguinte, alcançará normalmente a região ótima rapidamente e localizará os níveis ótimos com mais precisão. Os testes usando funções matemáticas especiais mostraram que o novo algoritmo pôde encontrar seus ótimos globais, provando dessa forma que o mesmo poderia ser usado na otimização de modelos físicos. Por isso, testes finais foram feitos na otimização dos principais parâmetros de erosão do

**Figura 8. Produção de sedimentos observada e calculada.**

modelo WESP, o qual é um modelo físico distribuído hidrossedimentológico, e os resultados mostraram que o método SCE-UA Modificado pode ser considerado como uma ferramenta promissora para futuras otimizações.

AGRADECIMENTOS

Os autores desejam agradecer ao Dr. Q. Duan da NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*, EUA) e ao Prof. Vicente L. Lopes da Universidade do Arizona (EUA) pelo fornecimento do algoritmo genético original e do programa WESP, respectivamente. Os dados de campo aqui usados foram providenciados pela UFPB, os quais tiveram colaboração da SUDENE e ORSTOM (França), e o primeiro autor é bolsista PROFIX do CNPq.

REFERÊNCIAS

- CADIER, E. & FREITAS, B. J. (1982). *Bacia Representativa de Sumé, primeira estimativa dos recursos de água*. Recife, PE - SUDENE.
- DIXON, L. C. W. & SZEGO, G. P. (1978). The optimization problem: An introduction. In: Dixon, L. C. W. & Szego, G. P. (Eds.), *Towards Global Optimization II*, New York, North Holland.
- DUAN, Q.; SOROOSHIAN, S. & GUPTA, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, vol.28, n°4, p.1015-1031.
- GOLDSTEIN, A. A. & PRICE, I. F. (1971). On descent from local minima. *Math. Comput.*, vol.25, n°115.
- LOPES, V. L. (1987). *A numerical model of watershed erosion and sediment yield*. Ph.D. Thesis. University of Arizona. Tucson, Arizona.
- NELDER, J. A. & MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Comput. J.*, vol.7, n°4, p.308-313.
- SANTOS, C. A. G.; SUZUKI, K.; WATANABE, M. & SRINIVASAN, V. S. (1994). Scale effects of basin elements on coefficients in runoff-erosion modeling. *Annual J. of Hydraulic Engineering JSCE*, vol.38, p.83-88.
- SANTOS, C. A. G.; SUZUKI, K.; WATANABE, M. & SRINIVASAN, V. S. (1999). Optimization of a runoff-erosion model through a genetic algorithm. *Annual J. of Hydraulic Engineering JSCE*, vol.43, p.557-561.

Modification of the SCE-UA Genetic Algorithm and its Application to a Runoff-Erosion Model

ABSTRACT

To provide a robust tool for use in runoff-erosion modeling, the present paper introduces new steps in the evolution of the SCE-UA genetic algorithm, which is based on simplex theory. The new steps were conceived in order to improve the efficiency of such an algorithm. Thus, they will theoretically expand the simplex towards more favorable conditions, or contract it if a move is taken towards less favorable conditions. Hence, these new evolutionary steps enable the simplex both to accelerate along a successful track of improvement and to home in on the optimum conditions. Therefore, it will usually reach the optimum region quicker than the previous version and pinpoint the optimum levels more closely. The new algorithm proposed is tested with special mathematical functions, as well as in the optimization of the erosion parameters presented in a physically-based runoff-erosion model. Based on these simulation results, the mean erosion parameter values are given, which agree with previous values reported for the same area. Thus, the new algorithm can be considered as a promising tool to optimize physically-based models as well as other kinds of models.

Key-words: optimization; genetic algorithm; erosion modeling.