

Avaliação do Algoritmo Evolutivo Mopso na Calibração Multiobjetivo do Modelo SMAP no Estado do Ceará

Luiz Sérgio V. Nascimento, Dirceu Silveira Reis Jr. & Eduardo Sávio P. R. Martins

Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos - Fortaleza – CE

luizsergiovn@gmail.com, dirceu.reis@gmail.com e esm9@secrel.com.br

Recebido: 03/09/07 – revisado: 27/06/08 – aceito: 02/03/09

RESUMO

Este artigo avalia o uso do algoritmo evolutivo Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) para calibrar o modelo conceitual do tipo chuva-vazão SMAP em estações do Estado do Ceará. O artigo investiga a influência da seleção das funções objetivo na definição do conjunto de parâmetros do modelo, bem como a habilidade do algoritmo MOPSO em encontrar o ótimo de cada função, assim como a capacidade do mesmo em definir a frente de Pareto de maneira adequada.

Palavras Chave: Modelos hidrológicos, calibração, otimização multiobjetivo.

INTRODUÇÃO

Modelos hidrológicos têm sido amplamente utilizados no dimensionamento de estruturas de engenharia, no planejamento e gestão dos recursos hídricos. Exemplos de aplicação incluem a extensão de séries hidrológicas, a previsão de afluências, dimensionamento e a operação de estruturas hidráulicas, entre outros.

Apesar do desenvolvimento de modelos de base física, modelos conceituais do tipo chuva-vazão são ainda muito utilizados. Geralmente, os parâmetros destes modelos não podem ser estimados através de medidas diretas, como por exemplo, da taxa de infiltração do solo (pontual) ou definição de tipo de solo ou vegetação. A estimativa dos parâmetros é feita através de um estudo de calibração, que consiste em definir os valores dos parâmetros de modo que os valores simulados de vazão se aproximem das vazões observadas.

A calibração pode ser executada de forma manual ou com base em algum algoritmo de otimização computacional. Na calibração manual, um processo de tentativa e erro é aliado à experiência do hidrólogo para a determinação dos parâmetros. Este processo pode ser extremamente demorado e extenuante, dependendo da dimensão do vetor de parâmetros. Na calibração automática, os parâmetros do modelo são ajustados dentro do espaço de busca, de acordo com um ou mais objetivos, que

mensuram a aderência dos resultados do modelo aos dados observados no campo.

Muitas pesquisas são focadas na calibração através de um único objetivo e na determinação automática dos parâmetros que maximizem ou minimizem uma função matemática que expresse o objetivo a ser alcançado. Uma das maiores dificuldades apresentadas neste tipo de calibração é justamente a escolha de que objetivo utilizar já que, na maioria dos casos, diferentes objetivos levam a diferentes conjuntos de parâmetros. Experiências mostram que a calibração automática utilizando um único objetivo, mesmo que bem escolhido, não consegue determinar adequadamente o melhor conjunto de parâmetros do modelo que mais se adapte aos dados reais (Duan, 2002). Desta forma, faz-se necessário a utilização de múltiplos objetivos para uma calibração mais eficiente.

Uma forma muito promissora de calibrar modelos hidrológicos consiste em empregar medições de fluxos e de variáveis de estado, tais como, umidade do solo, escoamento subterrâneo e vazão superficial, cujos valores são simulados pelo modelo. Esta estratégia implica necessariamente no uso de uma abordagem multiobjetivo. Desta forma, obtém-se um modelo mais robusto no que se refere à representação dos processos hidrológicos. Esta abordagem já vem sendo utilizada, pelo menos a nível de pesquisa, com modelos que simulam o fluxo de água e calor entre o solo e a atmosfera, aplicados a bacias onde são realizadas campanhas intensivas de medição. Neste caso, são utilizadas funções objetivo para

avaliar o ajuste do modelo às séries temporais de fluxo de calor latente, fluxo de calor sensível, umidade na camada superficial do solo etc. [Houser *et al.* (2001), Bastidas *et al.* (2001), Crow *et al.* (2003), Demarty *et al.* (2005), McCabe *et al.* (2005)]. Infelizmente, devido à falta de dados, a calibração de modelos chuva-vazão ainda se limita, em grande parte, ao ajuste da série de vazões observadas. Entretanto, é possível que num futuro relativamente próximo seja possível obter, por exemplo, estimativas confiáveis da umidade superficial do solo através de sensoriamento remoto, o que certamente traria uma maior confiabilidade na calibração desses modelos. Esta perspectiva futura dá uma idéia do potencial da abordagem multiobjetivo em modelagem hidrológica.

No momento, o que se observa mais usualmente no caso de modelos do tipo chuva-vazão é o uso da abordagem multiobjetivo para calibração de diferentes características das séries de vazões observadas (Diskin e Simon, 1977; Gupta *et al.*, 1998), que é o caso deste artigo, ou do uso simultâneo de séries de vazões em diversos locais da bacia de interesse [Madsen(2000); Engeland *et al.* (2006); Bekele *et al.* (2007)].

Uma forma de abordar a questão multiobjetivo é fazer uso dos conceitos de dominância de Pareto, que permitem avaliar as trocas existentes entre os múltiplos objetivos analisados com base na análise das soluções não-dominadas do espaço de busca (Gupta *et al.*, 1998; Yapo *et al.*, 1998; Boyle *et al.*, 2000; Vrugt *et al.*, 2003; Alvarez *et al.*, 2005; Ho *et al.*, 2005; Villalobos-Arias *et al.*, 2005).

Mais recentemente, muitos algoritmos evolutivos têm sido utilizados para a estimativa multiobjetivo dos parâmetros de modelos hidrológicos. Muitos destes algoritmos utilizam os conceitos de dominância de Pareto em sua evolução. Dentre os algoritmos multiobjetivo evolutivos mais utilizados na literatura podem-se citar o NSGA-II (Deb *et al.*, 2002), que utiliza os operadores dos algoritmos genéticos, o MOCOM-UA (Gupta *et al.*, 1998; Yapo *et al.*, 1988, entre outros) e o MOSCEM-UA (Vrugt *et al.*, 2003). Outras alternativas têm surgido na literatura, como o MOPSO (Gill *et al.*, 2006), proposto por diversos pesquisadores como uma extensão multiobjetivo do algoritmo PSO (Particle Swarm Optimization).

Este trabalho tem como objetivo investigar a aplicação de algoritmos evolutivos multiobjetivo na calibração do modelo conceitual de chuva-vazão SMAP (Lopes, 1981) em bacias situadas no semi-árido do Nordeste brasileiro, mais especificamente no Estado do Ceará. Adicionalmente, este trabalho

avalia diferentes funções objetivo e suas influências na determinação dos parâmetros do modelo SMAP. Para a determinação automática dos parâmetros utilizou-se o algoritmo evolutivo de otimização multiobjetivo MOPSO, proposto por Alvarez *et al.* (2005) e investigou-se sua eficiência na determinação dos ótimos das funções testadas. Como forma de avaliar os resultados e determinar a influência do enfoque multiobjetivo, os resultados foram comparados com os obtidos através da calibração automática com um único objetivo ao se utilizar o algoritmo de busca local de Nelder e Mead (1965) para a determinação dos parâmetros.

FUNÇÕES OBJETIVO

A escolha adequada de uma determinada função objetivo não é uma tarefa simples e depende sobremaneira do uso futuro do modelo hidrológico. A literatura apresenta várias sugestões, algumas focadas mais nos picos do hidrograma, outras nas vazões mínimas, outras na forma de ascensão ou recessão do hidrograma etc. Gupta *et al.* (1998) apresentam um conjunto de nove funções objetivo utilizadas pelo *National Weather Service* para a calibração do modelo chuva-vazão SAC-SMA.

A seleção das funções objetivo mais apropriadas para a calibração de modelos hidrológicos tem sido muito discutida na literatura (Diskin & Simon, 1977 e Gupta *et al.*, 1998). Recentemente, observa-se um aumento considerável nos esforços para entender as incertezas inerentes aos resultados obtidos através de modelos hidrológicos, o que vem resultando numa busca de funções objetivo que tenham um apelo ou uma base mais estatística, de modo que seja possível estimar de forma consistente as incertezas na estimativa dos parâmetros. A função objetivo mais utilizada na literatura é aquela associada à minimização da soma dos quadrados dos resíduos, que implicitamente assume que os erros são independentes e possuem a mesma variância ao longo do tempo, premissas essas que dificilmente são verificadas na prática. Yapo (1996) mostra que alguns estudos sugerem o uso do HMLE (*heteroscedastic error maximum likelihood estimation*), que utiliza a função verossimilhança assumindo que a variância do erro do modelo pode variar no tempo (Sorooshian *et al.*, 1993), o que seria um modelo mais apropriado para o problema em questão. Outros autores também vêm trabalhando nesta linha (Kuczera, 1988; Kavetski *et al.*, 2003). De toda forma, este artigo não se propõe a fazer uma análise de incertezas em mode-

los hidrológicos, mas sim mostrar a importância de se utilizar uma análise multiobjetivo no processo de calibração e ilustrar o uso de algoritmos que permitam a realização de calibração automática empregando mais de um objetivo.

Vários estudos mostram que a magnitude dos erros obtidos entre as vazões simuladas e observadas está intimamente ligada à escolha da função objetivo. Por estas razões, faz-se necessária a avaliação de múltiplas funções objetivo (Duan *et al.*, 2002).

No presente trabalho, uma combinação de quatro funções objetivo foi utilizada no estudo de calibração do modelo SMAP mensal para o estado do Ceará. Embora o modelo possa vir a ser utilizado nos mais diversos estudos, o estudo de calibração foi executado com dois objetivos em mente: (1) obter um modelo capaz de realizar previsão de afluência aos principais reservatórios do estado com base em previsão climática; e (2) desenvolver estudo de regionalização dos parâmetros do modelo, a partir de regionalização hidrológica, de modo que se possa fazer previsão em locais onde não há disponibilidade de dados fluviométricos.

A primeira função objetivo avaliada (FO1) buscou maximizar a eficiência definida por Nash e Sutcliffe (1970), formulada através da seguinte expressão:

$$FO1 = \max_{\theta} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \right) \quad (1)$$

em que θ é o conjunto de parâmetros do modelo, Q_{obs} é a série de vazões observadas, Q_{sim} a série de vazões simuladas, n o comprimento da série em meses e \bar{Q}_{obs} é a média mensal das vazões observadas. De certa forma, a FO1 é a famosa função objetivo baseada no somatório dos quadrados dos resíduos, porém neste caso, a função é padronizada pela variância da série observada.

Uma outra forma de avaliar a proximidade das vazões simuladas e observadas está relacionada com o volume total escoado anualmente. A FO2 procura medir a aderência dos volumes anuais simulados aos observados através do somatório dos quadrados dos resíduos e, como no caso da FO1, procurou-se expressar esta medida de forma padronizada, utilizando para isto a mesma idéia de eficiência sugerida por Nash e Sutcliffe (1970), só que agora aplicada aos volumes dos hidrogramas observado e

simulado. Deste modo, a FO2 é obtida pela seguinte expressão:

$$FO2 = \max_{\theta} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (V_{obs,i} - V_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^n (V_{obs,i} - \bar{V}_{obs})^2} \right) \quad (2)$$

em que V_{obs} é a série de volumes anuais observados, V_{sim} a série de volumes anuais simuladas, n o comprimento da série em anos e \bar{V}_{obs} é o volume médio anual observado.

A terceira função objetivo (FO3) baseia-se nos desvios entre a curva de permanência observada e a curva de permanência modelada. Focou-se nos desvios dos percentis de 5 a 95%, com espaçamento de 5%, mais o percentil de 99%. A FO3 procura contornar a maior influência das vazões extremas no resultado da calibração, imposta claramente na FO1. Mais uma vez, a função objetivo é medida em termos de eficiência de forma a padronizar a comparação dos resultados. A FO3 é expressa através da seguinte expressão:

$$FO3 = \max_{\theta} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i}^{Pe} - Q_{sim,i}^{Pe})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i}^{Pe} - \bar{Q}_{obs}^{Pe})^2} \right) \quad (3)$$

em que Q_{obs}^{Pe} é a vazão observada com probabilidade de não-excedência de $Pe\%$, Q_{sim}^{Pe} é a vazão simulada com probabilidade de não-excedência de $Pe\%$, n é o número de pontos da curva de permanência que foram utilizados para o ajuste, $n = 20$, e \bar{Q}_{obs}^{Pe} é a média das vazões observadas associadas aos percentis utilizados na comparação. O uso da curva de permanência, ao invés do uso das séries de vazões mensais, justifica-se em um contexto de regionalização hidrológica. A regionalização de curvas de permanência possibilitaria a estimativa dos parâmetros do modelo em locais sem registros de vazão.

A quarta e última função objetivo adotada neste trabalho procurou minimizar as distâncias entre as vazões máximas observadas e simuladas em cada ano. Mais uma vez utilizou-se uma expressão similar àquela proposta por Nash e Sutcliffe (1970), onde o somatório dos quadrados dos desvios entre as vazões máximas observadas e calibradas é padronizada pela variância dos picos dos hidrogramas

anuais observados. A FO4 é calculada pela expressão apresentada abaixo:

$$FO4 = \max_{\theta} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (q_{\max,i}^{obs} - q_{\max,i}^{sim})^2}{\sum_{i=1}^n (q_{\max,i}^{obs} - \overline{q_{\max}^{obs}})^2} \right) \quad (4)$$

em que q_{\max}^{obs} é a vazão mensal máxima observada em um dado ano, q_{\max}^{sim} é a máxima vazão anual simulada em um dado ano, n o comprimento da série em anos e $\overline{q_{\max}^{obs}}$ é a média das vazões máximas anuais observadas.

MODELO HIDROLÓGICO

O modelo hidrológico utilizado na investigação dos efeitos da calibração multiobjetivo foi o SMAP (Soil Moisture Accounting Procedure), desenvolvido por Lopes et al. (1981). O SMAP é um modelo chuva-vazão do tipo conceitual e concentrado, e a versão utilizada nesta pesquisa possui discretização temporal mensal.

O modelo SMAP, assim como outros modelos conceituais, procura representar o armazenamento e os fluxos de água na bacia através de reservatórios lineares fictícios. O modelo possui uma estrutura relativamente simples, composta por dois reservatórios que tentam representar o armazenamento e os fluxos na camada superior do solo e no aquífero, como pode ser visualizado na Figura 1. O SMAP segue a mesma linha conceitual do modelo ESMA (Explicit Soil Moisture Accounting), desenvolvido por Dawdy e O'Donnel (1965).

A cada evento de precipitação (P), realiza-se um balanço de massa na bacia em estudo. Uma parcela de (P) é transferida como escoamento superficial (ES), estimado por uma equação exponencial que depende de P, da taxa de umidade do solo (TU), e de um expoente Kes.

A lâmina restante da precipitação, subtraída do escoamento superficial (P – ES), sofre perda por evaporação (P – ES – EP) e é então adicionada a um reservatório, o qual representa a camada superior do solo. Neste reservatório, a umidade do solo é atualizada ao longo do tempo através das perdas por evapotranspiração real (ER), que dependem do nível do reservatório (RSOLO) e da capacidade de saturação do solo (SAT). Outra saída deste segundo

reservatório representa a recarga do reservatório subterrâneo (REC), estimada com base na TU, no RSOLO e no coeficiente de recarga (CREC). O nível d'água (RSUB) neste segundo reservatório é então deplecionado a uma taxa constante de recessão do escoamento de base (K), resultando no escoamento de base (EB) propriamente dito. A soma de ES com EB fornece a vazão total no ponto de controle da bacia.

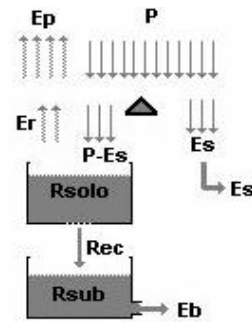


Figura 1 - Esquema do modelo SMAP.

O modelo possui seis parâmetros que precisam ser calibrados, quais sejam: a capacidade de saturação do solo (SAT); expoente relacionado à geração de escoamento superficial (Kes); o coeficiente de recarga do aquífero (CREC), que está relacionado com a permeabilidade da zona não-saturada do solo; a taxa de deplecionamento (K) do nível d'água do segundo reservatório (RSUB), responsável pela geração do escoamento de base (EB); a taxa de umidade inicial do solo (TUin), que determina o nível inicial do segundo reservatório (RSOLO) e o escoamento de base inicial (EBin).

Estudos realizados por Alexandre (2005) mostraram que apenas SAT e Kes possuem sensibilidade para as bacias localizadas no Estado do Ceará. Desta forma, o problema de calibração resume-se em estimar apenas estes dois parâmetros, enquanto que os demais são considerados constantes para o Ceará com os seguintes valores: CREC = 0; K = 3; TUin = 30 e EBin = 0. As faixas de variação dos parâmetros SAT e Kes utilizadas no processo de calibração foram 400 a 5000 e 0,1 a 10, respectivamente. Os dados de entrada do modelo são a precipitação média mensal na bacia (P) e a evapotranspiração potencial mensal (EP), ambas em mm, e a área de drenagem da bacia (A) em km².

ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

O processo de calibração automática de modelos hidrológicos pode ser visto como um problema de otimização, no qual uma ou mais funções objetivo devem ser minimizadas ou maximizadas, estando sujeito a restrições impostas ao espaço de busca dos parâmetros do modelo.

Existem diversos algoritmos de otimização para realizar a calibração automática de modelos hidrológicos. Esses algoritmos são usualmente classificados em dois grupos, os de busca local (Rosenbrock, 1960; Nelder e Mead, 1965) e os chamados de busca global (Algoritmos Genéticos, Simulated Annealing e o Shuffled Complex Evolution) [Duan, 2002].

A dificuldade dos algoritmos de busca local, usualmente observada na calibração de modelos hidrológicos, reside basicamente na complexidade geométrica da função objetivo. Tal complexidade decorre do grau de não-linearidade dos modelos hidrológicos, dos dados, da função objetivo e da existência de multiplicidade de caminhos inerentes à estrutura destes modelos que dependem, de certa forma, de limites impostos aos próprios parâmetros ou a algum componente do sistema, representados nos modelos por estruturas do tipo "if" [Kavestki et al., 2006]. A presença de descontinuidades e ótimos locais dificulta bastante o desempenho destes tipos de algoritmos (Kavestki, 2006), o que acabou motivando o desenvolvimento dos algoritmos de busca global [Gupta e Sorooshian, 1985; Duan et al., 1992]. Entretanto, vale notar a publicação recente de dois artigos [Kavetski et al., 2006 a,b] que exploram a hipótese de que boa parte das dificuldades encontradas por algoritmos de busca local são decorrentes de problemas numéricos de implementação dos modelos, que poderiam ser minimizados, permitindo assim o uso de algoritmos do tipo Newton, que além de serem mais eficientes na busca do ótimo da função objetivo, fornece informações importantes acerca das incertezas na estimativa dos parâmetros, algo que os algoritmos de busca global não fazem.

O algoritmo utilizado neste trabalho é o chamado PSO (*Particle Swarm Optimization*), algoritmo de busca global, desenvolvido por Kennedy e Eberhart (1995) que foi adaptado por Alvarez et al. (2005) de modo que possa ser empregado na calibração multiobjetivo.

Particle Swarm Optimization

Kennedy e Eberhart (1995) propuseram um algoritmo conhecido como colônia de partículas - PSO (*Particle Swarm Optimization*) – que consiste em um método de simulação baseado no comportamento social de bandos, no qual partículas, ou melhor, indivíduos como pássaros, insetos ou peixes fazem uso de suas experiências e da experiência do próprio bando para encontrarem o ninho, alimento, ou outro objetivo. Assim, dispostas de forma aleatória, as partículas seguem em busca de um local que satisfaça um dado objetivo. Inicialmente sem nenhuma orientação prévia, essas partículas se aglomeram até que uma delas consiga encontrar uma melhor posição, do ponto de vista do objetivo escolhido, o que acaba por atrair as partículas que estiverem mais próximas. Desta forma desenvolve-se o que se chama de inteligência social, em que um indivíduo aprende com o acerto do outro.

Fazendo uma analogia com os algoritmos de otimização, o espaço em que os bandos fazem a busca corresponde ao espaço de busca do problema, e o local em que se encontra o ninho ou alimento corresponde ao ótimo, ou seja, o máximo ou mínimo de uma determinada função objetivo. Esse algoritmo modela de forma simplificada a teoria dos enxames (*Swarm Theory*).

Assim como em outros métodos de otimização natural, o PSO trabalha com populações de soluções, em que numa mesma iteração, vários pontos do espaço de busca são avaliados através de uma função de aptidão. Apesar de elevar o esforço computacional, estes métodos possuem uma maior capacidade de percorrer o espaço de busca, reduzindo a probabilidade de obtenção de ótimos locais. Diferentemente dos Algoritmos Genéticos, em que os indivíduos só possuem informações acerca da população atual, no PSO os indivíduos aprendem com suas experiências passadas, o que representa uma vantagem desta metodologia.

Cada partícula (solução) do enxame de N partículas possui uma posição atual (correspondente a cada iteração) e uma dada velocidade, que é atualizada de acordo com a experiência da partícula e do bando. Desta forma, a cada iteração, o vetor posição de todas as partículas da população pode ser formulado através da seguinte expressão (Alvarez et al., 2005):

$$x_n^{(t+1)} = x_n^{(t)} + \chi v_n^{(t)} + \varepsilon^{(t)} \quad (5)$$

em que X = vetor de posições das partículas; V = vetor de velocidade das partículas; χ $[0, 1]$ = fator que controla a magnitude da velocidade; ε = pequena perturbação estocástica, conhecida como "fator de turbulência", introduzido como forma de ajudar as partículas a sair de ótimos locais e melhorar a exploração do espaço de busca.

A velocidade de cada partícula é modificada a cada iteração através de duas diferentes parcelas: a melhor posição individual, P_n , que explora o melhor resultado encontrado pela partícula, e a melhor posição global, G , que é a melhor solução encontrada por toda a população, introduzindo assim o conhecimento do bando. O vetor velocidade de tamanho N de todas as partículas pode ser formulado através da seguinte expressão:

$$v_n^{t+1} = wv_n^t + c_1r_1(P_n - x_n^t) + c_2r_2(G_n - x_n^t) \quad (6)$$

em que r_1 e r_2 são números aleatórios uniformemente distribuídos entre $[0,1]$. As constantes c_1 e c_2 controlam a influência da velocidade individual e global, e o parâmetro w , definido como inércia, controla a influência da experiência atual na velocidade da partícula no passo seguinte. No presente trabalho foram utilizados os seguintes valores: $c_1 = c_2 = 1$ e w variando entre 0,95 a 0,4 até atingir 70% do máximo de iterações, permanecendo com o menor valor nas iterações seguintes. Observa-se que não foram feitas tentativas no intuito de verificar a influência destes parâmetros no desempenho do algoritmo.

Multi-Objective PSO (MOPSO)

A técnica do PSO tem se mostrado muito eficaz na otimização de problemas com um único objetivo. Mais recentemente, alguns autores vêm propondo modificações no algoritmo de otimização visando a solução de problemas multiobjetivo (Coello e Lechuga, 2002; Hu e Eberhart, 2002, Parsopoulos e Vrahatis, 2002, Fieldsend e Singh, 2002 e Alvarez et al., 2005). No presente trabalho, seguiu-se a metodologia apresentada por Alvarez et al. (2005).

Segundo as metodologias apresentadas para incorporar a questão multi-objetivo ao PSO, a principal dificuldade encontrada é na determinação da melhor forma de selecionar as componentes que irão guiar as partículas. No PSO, a cada iteração, as partículas são modificadas com base no melhor de cada partícula e no melhor global. Se a nova posição de uma partícula é melhor que a melhor posição desta em todas as iterações anteriores, o ótimo individual é trocado. Desta forma, não há compartilha-

mento de informações com as outras partículas da população, a não ser que cada partícula consiga atingir o ótimo global. Para a otimização multiobjetivo, a troca de informações entre todas as partículas é necessária para se construir a verdadeira frente de Pareto. Percebe-se assim, que não há uma definição clara do melhor individual e global quando se trabalha com "D" objetivos.

No algoritmo utilizado para a implementação do MOPSO são utilizados os conceitos de dominância de Pareto. Segundo estes conceitos, sejam os "D" objetivos testados simultaneamente: $y_i = f_i(x)$, em que $i = 1, \dots, D$, e onde cada objetivo depende de um vetor x de K parâmetros ou variáveis de decisão. As variáveis de decisão podem estar sujeitas a J restrições: $e_j(x) \geq 0$ para $j = 1, \dots, J$. Segundo Alvarez et al. (2005), sem perdas de generalidade, pode-se assumir que esses objetivos são de minimização e o problema pode ser expresso da seguinte forma:

$$\text{Minimizar } y = f(x) \equiv (f_1(x), f_2(x), \dots, f_D(x)) \quad (7)$$

$$\text{Sujeito a: } e(x) \equiv (e_1(x), e_2(x), \dots, e_J(x)) \geq 0 \quad (8)$$

Diz-se que o vetor u domina estritamente outro vetor v (simbolizado por $u \prec v$) se $f_i(u) < f_i(v) \forall i = 1, \dots, D$, e que u domina v (simbolizado por $u \preceq v$) se $f_i(u) \leq f_i(v)$ para todo i . Um conjunto de vetores de decisão é dito não-dominado se nenhum membro do conjunto é dominado por outro. Logo, a frente de Pareto verdadeira é o conjunto de soluções não-dominadas por nenhuma outra solução possível do espaço de busca. Assim, o algoritmo proposto por Alvarez et al.(2005) consiste basicamente em montar a frente de Pareto a cada iteração, atualizando-a com as novas soluções dominantes obtidas e eliminando as soluções dominadas da frente até completar o número total de gerações.

O algoritmo inicia com a geração aleatória de um vetor de posições das partículas, correspondente, neste momento, ao vetor de melhores posições. A cada iteração, verifica-se se a nova posição da partícula, obtida pelas equações. 5 e 6, é dominada pela melhor posição até então obtida ao longo das iterações anteriores. Caso não seja dominada, a melhor posição é atualizada.

Diferente do que ocorre em sua versão uni-objetivo, no MOPSO, cada partícula possui, além de sua melhor posição local, uma melhor solução global associada. A determinação da melhor posição global, realizada a cada iteração, é feita através de uma seleção aleatória de todas as soluções da frente de Pareto, caso a partícula pertença à frente, ou

daquelas que a dominam, caso não faça parte da frente.

Como critério de parada para o algoritmo optou-se por utilizar o número de avaliações da função objetivo, fixado no presente trabalho em 10.000 avaliações, com uma população de soluções de 100 indivíduos, o que corresponde a 100 iterações do algoritmo.

ESTUDO DE CASO: ESTADO DO CEARÁ

O algoritmo MOPSO foi utilizado na calibração multiobjetivo do modelo SMAP mensal para 21 bacias hidrográficas situadas no Estado do Ceará, com área de drenagem variando entre 244,9 a 20.608,0 km². Esta seção começa com a descrição dos dados utilizados e continua com uma discussão sobre os resultados obtidos, focando mais no desempenho do algoritmo utilizado e na importância de empregar uma análise multiobjetivo.

Dados utilizados

Os 21 postos fluviométricos utilizados no estudo de calibração foram aqueles utilizados na elaboração do Plano Estadual de Recursos Hídricos (PERH, 1992), Plano de Gerenciamento das Águas da Bacia do Rio Jaguaribe (COGERH, 2000a) e Plano de Gerenciamento das Águas das Bacias Metropolitanas (COGERH, 2000b), de onde os dados de vazão e evaporação foram obtidos.

Postos com menos de 10 anos de dados foram descartados, assim como os anos com falhas, não tendo sido empregado qualquer mecanismo de preenchimento das mesmas. Os períodos de dados sob influência de um grande reservatório também foram excluídos.

Resultados e discussão

O estudo de calibração utilizou as quatro FOs apresentadas na seção 3. A análise multiobjetivo realizada com o algoritmo MOPSO empregou dois pares de funções, quais sejam, FO1-FO3 e FO2-FO4.

O par FO1-FO3 utiliza o conceito de eficiência definido por Nash e Sutcliffe (1970), colocando, no caso de FO1, um peso maior nos desvios das vazões mais altas, uma vez que é proporcional ao somatório dos quadrados dos desvios, enquanto que, no caso da FO3 (curva de permanência), a influência das vazões altas é reduzida, não impondo qualquer penalidade por erros de fase. Embora as funções FO1 e FO3 não sejam independentes, os resultados mostraram uma variação relativamente grande

dos parâmetros na frente de Pareto, como será mostrado na continuação desta seção.

O par FO2-FO4 estabelece o comprometimento entre a capacidade de simular bem as maiores vazões médias mensais em cada ano e manter os volumes anuais observados. Embora a maior vazão mensal em um ano seja um componente importante do volume total anual, a FO2 força o algoritmo de calibração a ajustar bem as vazões mensais mais baixas, embora o ajuste das vazões menores possa ser compensado ao longo de todo ano, visto que o foco da FO2 é o volume total escoado no ano.

Além do algoritmo multiobjetivo MOPSO, o estudo incluiu também o algoritmo de busca local descrito em Nelder e Mead (1965). Com isto, pôde-se avaliar a capacidade deste tipo de algoritmo em achar o ótimo do problema. Obviamente, neste caso, não foi possível determinar a frente de Pareto, mas apenas o conjunto de parâmetros que maximizava cada função objetivo separadamente.

A busca realizada pelos algoritmos foi feita dentro do espaço de busca definido pelos limites das variáveis de decisão apresentadas na seção 3. Como forma de uniformizar a busca, os parâmetros foram padronizados entre [-0.5; 0.5], em torno da média do intervalo.

Como já foi explicado na seção 3, o estudo limitou-se a calibrar apenas dois dos seis parâmetros do modelo, o expoente relativo à taxa de geração de escoamento superficial (Kes) e a capacidade de saturação do solo (SAT). A redução da dimensão do vetor de parâmetros foi possível graças a um conhecimento a priori acerca da realidade física do semi-árido cearense, bem como da estrutura e comportamento do modelo na região (Alexandre, 2005; Alexandre et al., 2005). A incorporação de conhecimento *a priori* facilita bastante o processo automático de calibração e tende a reduzir as incertezas nas estimativas dos parâmetros. O fato de haver apenas dois parâmetros a serem calibrados permite ilustrar e avaliar de forma gráfica o desempenho do algoritmo utilizado para a definição da frente de Pareto, além de facilitar o entendimento do problema de otimização deste modelo para esta região especificamente.

A Figura 2 apresenta os resultados da calibração multiobjetivo dos parâmetros Kes e SAT para os 21 postos fluviométricos utilizados no estudo. O que a Figura 2 mostra é a variação dos parâmetros associada à frente de Pareto para cada par de funções objetivo. Esta variação é representada, para cada posto e para cada parâmetro, por um par de boxplots, sendo que cada boxplot está associado a um par de FOs.

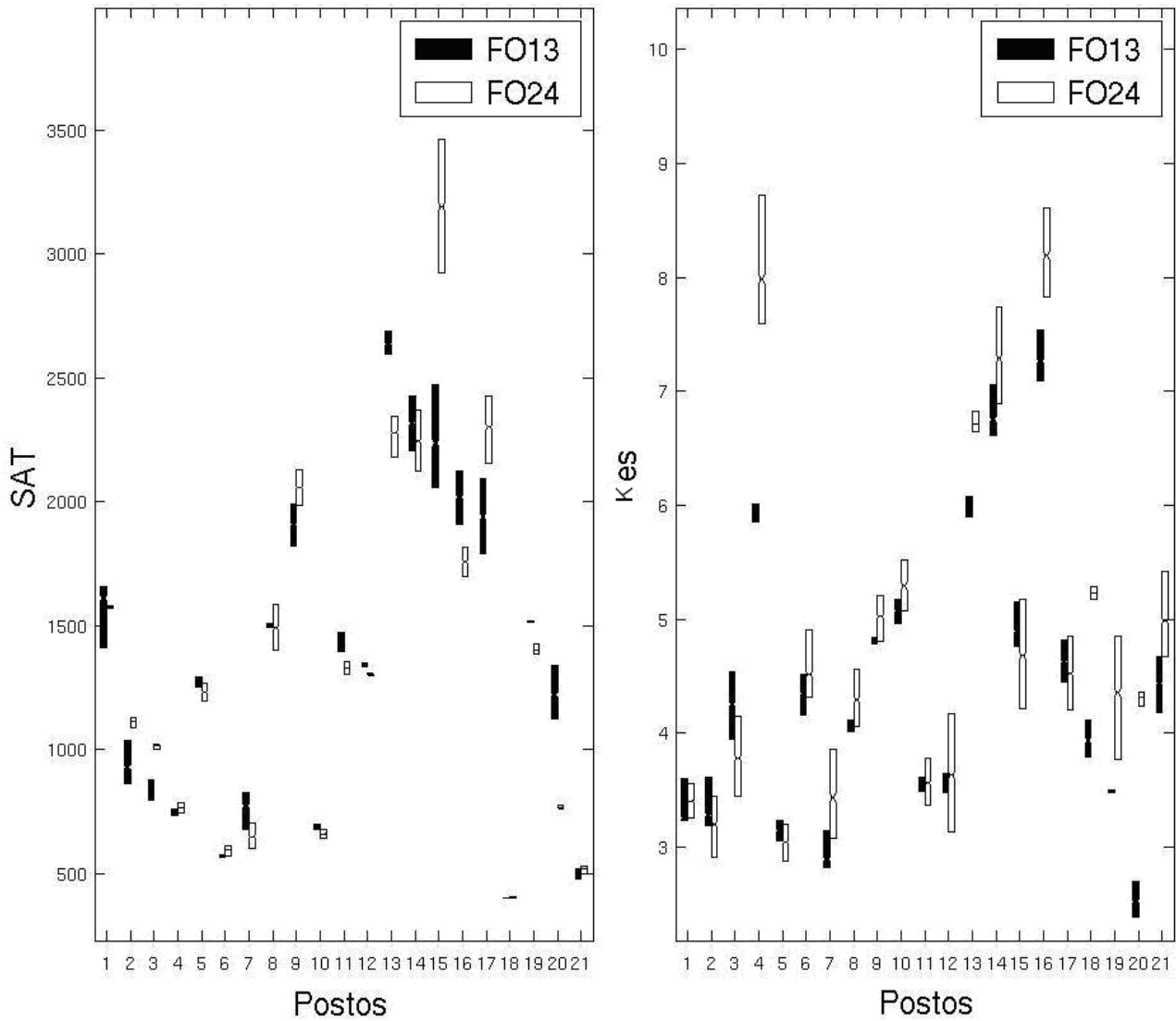


Figura 2 – Resultados da calibração dos parâmetros SAT e Kes para os pares de função objetivo.

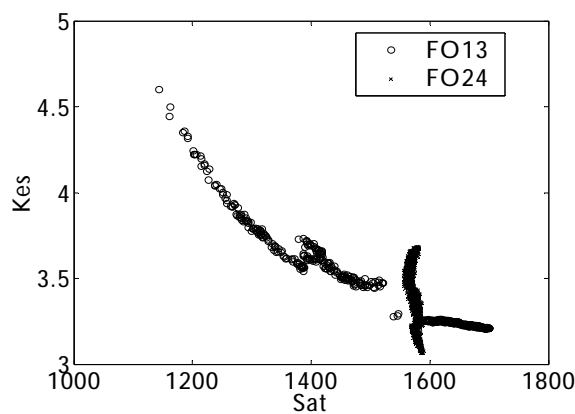
Por exemplo, a Figura 2 mostra que o parâmetro SAT para o posto fluviométrico 1 varia aproximadamente entre 1450 e 1700 mm (FO1-FO3), enquanto que o parâmetro Kes teria uma variação aproximada entre 3.2 e 3.6.

Com base na Figura 2 observa-se uma grande variabilidade espacial dos valores dos parâmetros SAT e Kes no Estado do Ceará. O SAT varia desde 500 mm até 2500 mm (FO1-FO3), sem considerar o posto 15 que apresenta um SAT em torno de 3000 mm, enquanto que o Kes varia aproximadamente entre 3.0 e 5.5, embora quatro postos apresentem valores entre 7 e 9. Entender a variabilidade espacial dos valores dos parâmetros é importante porque

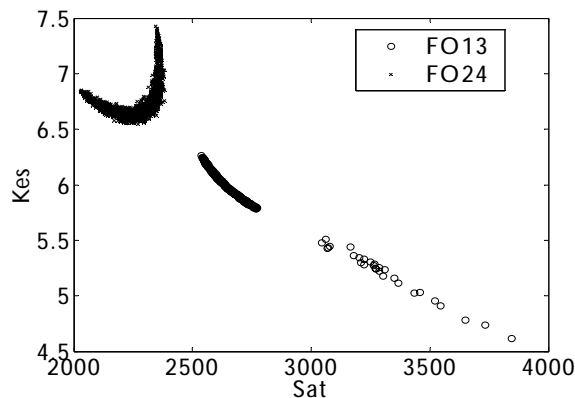
muitos dos locais onde se deseja fazer previsão de aflúncias, um dos principais usos do modelo SMAP para o estado, não dispõe de dados de vazão, o que impede o estudo de calibração. Nestes locais, a estimativa dos valores dos parâmetros é feita através de regionalização. Trabalhos anteriores mostram que grande parte desta variabilidade observada na Figura 2 pode ser explicada por características climáticas e fisiográficas das bacias [Alexandre et al., 2005]. Por exemplo, a porcentagem da área da bacia sobre embasamento cristalino explica mais de 60% da variabilidade espacial observada no parâmetro SAT, enquanto que a precipitação média anual e a capa-

cidade de armazenamento do solo explicam aproximadamente 50% da variabilidade de Kes.

Ainda em relação à Figura 2, pode-se verificar que tanto o grau de variação dos parâmetros na frente de Pareto, quanto os valores dos parâmetros propriamente ditos, podem ser muito dependentes do par de FOs escolhido, embora isso não seja sempre verdadeiro. Corroborando estudos anteriores, estes resultados mostram claramente a importância da escolha destas funções no estudo de calibração, e também a necessidade de utilização de uma abordagem multiobjetivo que seja capaz de incorporar as diferentes nuances inerentes ao problema de calibração de modelos hidrológicos.



(a)



(b)

Figura 3 – Frentes de Pareto plotadas no espaço de busca dos parâmetros SAT e Kes para os postos 34750000 (a) e 36210000 (b).

Os resultados mostram uma maior variação do parâmetro Kes na frente de Pareto quando o segundo par de FOs (FO2-FO4) é utilizado. Isto acontece em praticamente 50% dos casos. Em ape-

nas dois postos observa-se uma variação maior de Kes quando o par FO1-FO3 é empregado, enquanto que nos nove postos restantes não há praticamente diferença. Não está claro o porquê deste comportamento, e uma investigação mais detalhada acerca da relação entre os parâmetros e os pares de funções objetivo utilizados faz-se necessária.

Além de analisar a faixa de variação dos parâmetros na frente de Pareto para cada par de funções objetivo, é interessante observar a geometria da frente no espaço de busca dos parâmetros. Em muitos dos casos estudados, observaram-se geometrias bem peculiares (ver Figura 3), o que permite ilustrar bem, conforme apresentado mais adiante, a influência da forma das funções objetivo na geometria final da frente de Pareto.

A Figura 3 mostra, para duas das vinte e uma bacias estudadas (34750000 e 36210000), todas as soluções da frente de Pareto obtidas pelo algoritmo MOPSO para os dois pares de FOs. É interessante observar a presença de descontinuidades na frente, que são causadas, nestes casos, pela presença de máximos locais e pela forma como as duas funções interagem uma com a outra.

Mais interessante ainda é a presença de geometrias inusitadas da frente de Pareto. A Figura 4, que mostra isolinhas das funções objetivo FO2 e FO4, bem como as soluções da frente de Pareto obtidas pelo MOPSO para o posto 36210000, ajuda a entender o porquê dessas formas.

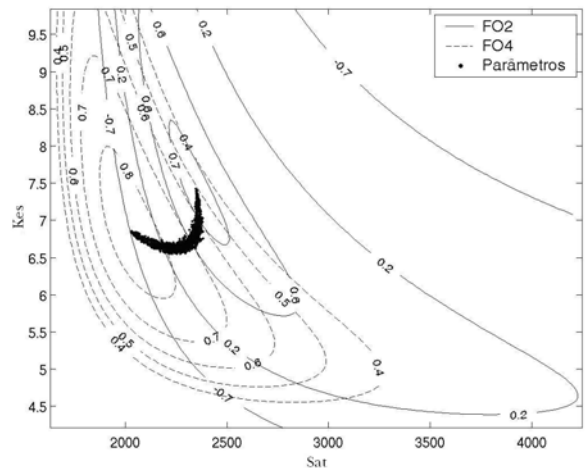


Figura 4 – Isolinhas de FO2 e FO4 para o posto 36210000 e as soluções que pertencem à Frente de Pareto.

Teoricamente, a frente de Pareto deve ir do máximo da FO2 (FO4) para o máximo da FO4 (FO2), passando necessariamente pelos pontos de tangência entre as isolinhas de cada função objetivo. A explicação para isto é simples. Imagine uma solução que não pertence à frente, cujo valor da FO4 é 0.7 e o correspondente valor da FO2 é 0.2 (vide Figura 4). É perfeitamente possível aumentar o valor de FO2 sem comprometer a FO4. Para isto, basta percorrer a isolinha de FO4 (=0.7) no sentido anti-horário. Em um determinado ponto, a isolinha de FO4 (=0.7) tangencia a isolinha de FO2 (=0.6). Neste ponto, não há como melhorar a FO2 sem piorar a FO4, e vice-versa. Por definição, este ponto faz parte da frente de Pareto.

A Figura 4 mostra que o algoritmo MOPSO foi capaz de encontrar o máximo de cada função. Além disso, analisando-se cuidadosamente as isolinhas de cada função objetivo, percebe-se que o algoritmo MOPSO foi capaz também de representar de maneira extremamente satisfatória a verdadeira frente de Pareto.

Pode-se ainda observar através da Figura 4 a alta não-linearidade do problema, embora o grau de não linearidade seja pequeno nas regiões próximas aos máximos das funções.

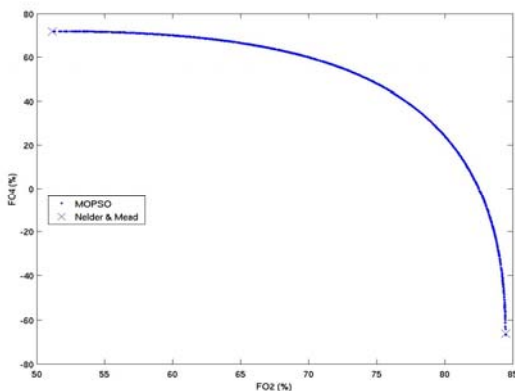


Figura 5 – Frente de Pareto do posto fluviométrico 36210000 (13) para o par FO2 - FO4.

De acordo com esta figura, pode-se supor que algoritmos de busca local não encontrariam problema para achar o ótimo de cada uma das funções. De fato, como se pode observar na Figura 5, que apresenta a frente de Pareto obtida pelo MOPSO, o algoritmo de busca local Nelder-Mead foi capaz de obter o ótimo das funções, aqui representados por uma cruz nos dois extremos da frente de

Pareto. Vale notar a extrema variação das funções objetivo na frente de Pareto. A solução que maximiza a FO2 (~0.85), associada à aderência do modelo às máximas vazões anuais, produz um resultado pífio para a FO4, a qual tenta preservar os volumes totais anuais. O oposto também acontece, porém em menor grau. A solução que maximiza a FO4 resulta numa FO2 de apenas 52%.

Embora este artigo não trate a incerteza na estimativa dos parâmetros, vale notar ainda que, para este caso em particular, as duas funções objetivo são mais sensíveis ao parâmetro SAT, o que indica que há uma maior incerteza à respeito do valor calibrado de Kes.

Discutiu-se até o momento a variação dos valores dos parâmetros Kes e SAT associada à frente de Pareto obtida pelo algoritmo MOPSO para cada par de função objetivo. Estes resultados são por si só importantes, pois um dos objetivos deste trabalho é o de desenvolver um estudo de regionalização destes parâmetros, baseado em regressão regional, de modo que seja possível obter uma estimativa regional de Kes e SAT em locais onde não há disponibilidade de dados fluviométricos.

Porém, é importante entender o que esta variação dos parâmetros representa em termos de variação das vazões simuladas. Com base nos resultados dos 21 locais estudados, não é possível descrever um retrato homogêneo do que acontece com os hidrogramas. Em alguns casos, apesar de haver variação dos valores dos parâmetros na frente de Pareto, a variação dos hidrogramas simulados foi pequena. Em outros postos, porém, a variação foi importante. A Figura 6 apresenta os resultados para o posto fluviométrico 36210000, o mesmo a que a Figura 4 se refere.

A área hachurada representa a faixa de variação do hidrograma simulado associada a todas as soluções da frente de Pareto obtida pelo MOPSO para o par FO2-FO4. As vazões observadas estão representadas pelos pontos pretos.

De uma forma geral, através de inspeção visual, a calibração pode ser considerada satisfatória. Alguns autores consideram a área hachurada como a representação da incerteza relativa às funções objetivo empregadas ou à frente de Pareto. De certa forma a expressão é correta, porém os autores deste artigo possuem uma certa restrição ao termo, pois pode gerar uma falsa idéia de descrição de incerteza num âmbito maior. Deve-se ressaltar que esta descrição de incerteza está intimamente ligada a maneira pela qual o algoritmo evolui. As fontes de incerteza em resultados de modelos hidrológicos incluem erros nos dados de entrada, erros na estrutura do

modelo, e erros na estimativa dos parâmetros. A “incerteza” em relação à função objetivo ou à frente de Pareto é apenas parte da incerteza na estimativa dos parâmetros.

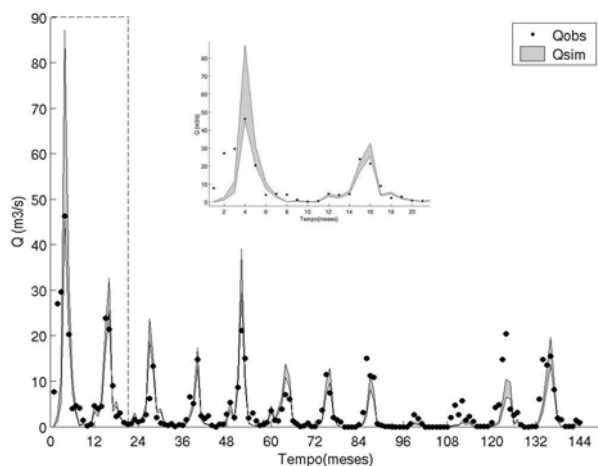


Figura 6 – Comparação entre hidrogramas simulado e observado para o posto 36210000.

A definição final dos valores dos parâmetros a serem utilizados nos estudos de previsão de afluência e de regionalização dos parâmetros vai depender, de certa forma, de uma análise *a posteriori* da frente de Pareto.

CONCLUSÕES

O modelo SMAP mensal está sendo utilizado para fazer a previsão de afluências em diversos locais no Estado do Ceará na escala mensal e sazonal, com base na previsão numérica de clima resultante dos modelos RAMS e RSM (Reis *et al.*, 2006; Reis *et al.*, 2007). Tendo em vista a forte dependência dos resultados de calibração à escolha da função objetivo, optou-se por refazer a calibração do modelo adotando uma abordagem multiobjetivo.

Este trabalho teve o objetivo de mostrar a importância de se utilizar uma análise multiobjetivo no processo de calibração e de investigar e ilustrar o uso de algoritmos que permitam a realização de calibração automática empregando mais de um objetivo.

Os resultados obtidos neste estudo, baseados em quatro funções objetivo, corroboram estudos

anteriores mostrando claramente a importância e sensibilidade da escolha destas funções nos resultados da calibração, o que justifica a utilização de uma abordagem multiobjetivo.

O algoritmo MOPSO, empregado neste estudo, foi capaz de representar de forma extremamente satisfatória a frente de Pareto. Este fato pôde ser observado através da plotagem das soluções pertencentes à frente, obtidas pelo algoritmo, no mesmo gráfico onde estavam representadas as isolinhas das duas funções objetivos empregadas. Ficou claro que as soluções da frente ligavam o máximo de cada função através do caminho que representa o lugar geométrico dos pontos de tangência entre as isolinhas das funções objetivo.

REFERÊNCIAS

- ALEXANDRE, A.M.B. (2005). “Regionalização de vazões máximas, médias e parâmetros de modelos hidrológicos no Estado do Ceará”. 101p Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil, área de concentração em Recursos Hídricos, Universidade Federal do Ceará.
- ALEXANDRE, A.M.B., MARTINS, E.S., CLARKE, R.T., REIS, D.S. JR (2005). Regionalização de Parâmetros de Modelos Hidrológicos. In: Anais do XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, ABRH, João Pessoa – PB, 2005.
- ALVAREZ-BENITEZ, J.E.; R. M. EVERSON; e J. E. FIELDSEND. (2005). A MOPSO algorithm based exclusively on pareto dominance concepts, In Evolutionary Multi-Criterion Optimization, Proceedings of Third International Conference, EMO 2005, Guanajuato, Mexico, March 9-11, pp. 459-473.
- BASTIDAS, L.A., H.V. GUPTA, S. SOROOSHIAN (2001). Bounding Parameters of Land-Surface Schemes Using Observational Data, In: Lakshimi, V., J. Albertson, J. Schaake (Eds.), Land Surface Hydrology, Meteorology and Climate: Observations and Modeling, Water Science and Application, Vol. 3, pp 65-76, American Geophysical Union, Washington D.C..
- BEKELE, E.G., J.W. NICKLOW (2007). Multi-objective Automatic Calibration of SWAT Using NSGA-II. Journal of Hydrology, 341, pp.165-176.
- BOYLE, D. P., GUPTA, H.V. E SOROOSHIAN, S. (2000). Toward improved calibration of hydrological models: Combining the strengths of manual and automatic methods, Water Resources Research, 36(12), 3663–3674.
- COELLO, C.A.C. E LECHUGA, M.S. (2002). MOPSO: A proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimiza-

- tion. In. Proceedings of Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), Vol. 2, IEEE, pag. 1051-1056.
- COGERH (2000a). Planos de Gerenciamento das Águas da Bacia do Rio Jaguaribe.
- COGERH (2000b). Planos de Gerenciamento das Águas das Bacias Metropolitanas.
- CROW, W.T., E.F. WOOD, M. PAN (2003). Multiobjective Calibration of Land Surface Model Evapotranspiration Predictions using Streamflow Observations and Spaceborne Surface Radiometric Temperature Retrievals, *Journal of Geophysical Research*, Vol. 108, No. D23, 4725, doi: 10.1029/2002JD003292.
- DAWDY, D.R. e O'DONELL, T. (1965). Mathematical Models of Catchment Behaviour. *Journal of Hydraulics Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers*, 91(HY4), 123-127.
- DEB, K., PRATAP, A., AGARWAL, S. e MEYARIVAN, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2), 182-197.
- DEMARTY, J., C. OTTLÉ, I. BRAUD, A. OLIOSO, J.P. FRANGI, H.V. GUPTA, L.A. BASTIDAS (2005). Constraining a Physically Based Soil-Vegetation-Atmosphere Transfer Model with Surface Water Content and Thermal Infrared Brightness Temperature Measurements Using a Multiobjective Approach, *Water Resources Research*, Vol. 41, W01011, doi:10.1029/2004WR003695.
- DISKIN, M.H., E. SIMON (1977). A Procedure for the Selection of Objective Functions for Hydrologic Simulation Models, *Journal of Hydrology*, 34, 129-149.
- DUAN, Q., SOROOSHIAN, S., GUPTA, V.K. (1992). Effective and Efficient Global Optimization for Conceptual Rainfall-Runoff Models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015-1031.
- DUAN, Q. (2002). Global Optimization for Watershed Model Calibration. In: *Calibration of Watershed Models*, 89-104 Eds.: Q. Duan, H.V. Gupta, S. Sorooshian, A.N. Rousseau, R. Turcotte. Washington D.C., American Geophysical Union.
- DUAN, Q., GUPTA, H.V., SOROOSHIAN, S., ROUSSEAU, A.N. e TURCOTTE, R. (eds.). (2002). *Calibration of Watershed Models*, AGU, Water Science and Applications, Vol 6. Washington D.C.
- ENGELAND, K., I. BRAUD, L. GOTTSCHAL, E. LEBLOIS (2006). Multi-objective Regional Modelling. *Journal of Hydrology*, 327, pp. 339-351.
- FIELDSEND, E. E SINGH, S. (2002). A Multi-Objective Algorithm based upon Particle Swarm Optimization, an Efficient Data Structure and Turbulence. In. Proceedings of the 2002 U.K. Workshop on Computational Intelligence, Birmingham, UK. pag. 37-44.
- GILL, M. K., Y. H. KAHEIL, A. KHALIL, M. MCKEE, e L. BASTIDAS (2006). Multiobjective particle swarm optimization for parameter estimation in hydrology, *Water Resources Research*, 42, W07417, doi:10.1029/2005WR004528.
- GUPTA, V.K., SOROOSHIAN, S. (1985). The Automatic Calibration of Conceptual Catchment Models Using Derived-Based Optimization Algorithms. *Water Resources Research*, 19(1), 269-276.
- GUPTA, H. V., SOROOSHIAN, S., E YAPO, P.O. (1998). Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information, *Water Resources Research*, 34(4), 751-763.
- HO, S.L.; Y. SHIYOU; N. GUANGZHENG, E. W.C. LO; e H.C. WONG. (2005) A particle swarm optimization based method for multiobjective design optimizations". *IEEE Transactions on Magnetics*, 41(5):1756-1759, May 2005.
- HOUSER, P.R., H.V. GUPTA, W. J. SHUTTLEWORTH (2001). Multiobjective Calibration and Sensitivity of a Distributed Land Surface Water and Energy Balance Model, *Water Resources Research, Journal of Geophysical Research*, Vol. 106, No. D24, pp 421-433.
- HU, X. E EBERHART, R. (2002). Multiobjective Optimization using Dynamic Neighbourhood Particle Swarm Optimization. In. Proceedings of the IEEE World Congress Computational Intelligence, Havaí.
- KAVETSKI, D., FRANKS, S.W., KUCZERA, D. (2003). Confronting Input Uncertainty in Environmental Modeling. In: *Calibration of Watershed Models*, 49-68, Eds.: Q. Duan, H.V. Gupta, S. Sorooshian, A.N. Rousseau, R. Turcotte. Washington D.C., American Geophysical Union.
- KAVETSKI, D., KUCZERA, D., FRANKS, S.W. (2006a). Calibration of Conceptual Hydrological Models Revisited: 1. Overcoming Numerical Artefacts. *Journal of Hydrology*, 320, 173-186.
- KAVETSKI, D., KUCZERA, D., FRANKS, S.W. (2006b). Calibration of Conceptual Hydrological Models Revisited: 2. Improving optimisation and analysis. *Journal of Hydrology*, 320, 187-201.
- KENNEDY, J. E EBERHART, R.C. (1995). Swarm Intelligence. In. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pag. 1942-1948.
- KUCZERA, G. (1988). On Validity of First-Order Prediction Limits for Conceptual Hydrological Models, *Journal of Hydrology*, 103, 229-247.
- LOPES, J.E.G., BRAGA, B.P.F. E CONEJO, J.G.L. (1981). Simulação Hidrológica: Aplicações de um Modelo Simplificado, In: *Anais do III Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, v.2, 42-62, Fortaleza.

- NELDER, J. A. E MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308-313.
- MADSEN, H. (2000). Automatic Calibration of a Conceptual Rainfall-Runoff Model Using Multiple Objectives. *Journal of Hydrology*, 235, pp. 276-288.
- McCABE, M.F., S.W. FRANKS, J.D. KALMA (2005). Calibration of a Land Surface Model Using Multiple Sata Sets. *Journal of Hydrology*, 302, pp. 209-222.
- NASH, J. E. E J. V. SUTCLIFFE (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10 (3), 282-290.
- PARSOPOULOS, K.E. E VRAHATIS, M.N. (2002). Particle Swarm Optimization Method in Multiobjective Problems. In. *Proceedings of the 2002 ACM Symposium on Applied Computing (SAC'2002)*, pag. 603-607.
- PERH (1992). *Plano Estadual de Recursos Hídricos*, Fortaleza.
- REIS, D.S.Jr, MARTINS, E.S.P.R e NASCIMENTO, L.S.V. e COSTA, A.A. Previsão Sazonal de Vazões no Estado do Ceará. In: VIII Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, 2006, Gravatá - PE. *Anais do VIII Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste*, 2006.
- REIS, D. S. Jr., MARTINS, E.S.P.R., NASCIMENTO, L.S.V.; COSTA, A.A. ; ALEXANDRE, A.M.B. Monthly streamflow forecasts for the State of Ceará, Brazil. In: XXIV IUGG Assembly, 2007, Perugia, Itália. *Quantification and Reduction of Predictive Uncertainty for Sustainable Water Resources Management (Proceedings of Symposium HS2004 at IUGG2007, Perugia, July 2007)*. IAHS Publ. 313, 2007. Wallingford : IAHS Press, 2007. p. 158-166.
- ROSENBROCK, H. H. (1960). An automatic method for finding the greatest or least value of a function. *Computer Journal*, v. 3, 175-184.
- SOROOSHIAN, S., DUAN, Q. E GUPTA, V.K. (1993). Calibration of rainfall-runoff models: application of global optimization to the Sacramento Soil Moisture Accounting Model. *Water Resources Research*, 29(4), 1185-1194.
- VILLALOBOS-ARIAS, M. A.; G. T. PULIDO; e C. A. C. COELLO. (2005) A proposal to use stripes to maintain diversity in a multi-objective particle swarm optimizer. In *Proceedings of the 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium*, pages 22-29, Pasadena, California, USA, June 2005. IEEE Press.
- VRUGT, J. A., GUPTA, H.V., BASTIDAS, L.A. BOUTEN, W. E SOROOSHIAN, S. (2003). Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models, *Water Resources Research*, 39(8), 1214-1232.
- YAPO, P.O., GUPTA, H.V., SOROOSHIAN, S. (1996). Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of Hydrology*, 181, 23-48.
- YAPO, P. O., GUPTA, H.V. E SOROOSHIAN, S. (1998). Multi-objective global optimization for hydrologic models, *Journal of Hydrology*, 204, 83- 97

Evaluation of Multiobjective Particle Swarm Optimization (MOPSO) in the Multiobjective Calibration of the SMAP Model in the State of Ceara

ABSTRACT

This paper presents an evaluation of a multi-objective optimization procedure for calibration of watershed models in the State of Ceara, Brazil. We employ the Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) algorithm to calibrate the conceptual rainfall-runoff model SMAP with two different pairs of objective functions. The paper investigates the role of the choice of objective functions in the definition of the parameter set and the ability of MOPSO to both find the optimum of each object function and represent the Pareto front properly.

Keywords: *Hydrologic Models, Calibration, Multiobjective Optimization.*