

Análise de Incertezas em modelos hidrológicos

Luciana Sarmento¹; Sergio Koide²

(1)Agência Nacional de Águas – ANA ; (2) Universidade de Brasília

luciana.sarmento@ana.gov.br ; skoide@unb.br

Abstract

The rainfall-runoff models are no longer used purely for academic purposes but as a tool that supports the water resources management. In this expansion of scope, however, adequate consideration of its foundations and its limitations have not been widely discussed and incorporated in the application of its results in decision taking support. This research investigates the limitations surrounding modelling and points desirable procedures for the assessment of the models contours and its application. For that, uncertainties arising from parameters, structure and data modeling were performed with Soil and Water Assessment Tool - SWAT. The setting-up of these uncertainties incorporates the idea of equifinality of parameters giving the simulation results as a range of possible values instead a unique answer. For uncertainty and sensitivity analysis were applied PARASOL and LH-OAT algorithms, respectively, this procedure identified the uncertainties arising from the more sensitive parameters used in calibration. The information content in the data is essential for obtaining good fit and identifying the most appropriate parameter values. The calibration of most sensitive parameters working on getting a good response surface and the success in optimization process. Data evaluation and applying a suitable calibration method is crucial for a consistent uncertainty analysis of the model and the success of the modelling.

Key-words: uncertainty analysis, calibration and models performance analysis.

1. Introdução

Os pesquisadores são enfáticos em relação à afirmação de que os modelos não são representações fidedignas dos sistemas reais. Embora exista um considerável e avançado acervo de conhecimento científico relativo aos processos que ocorrem numa bacia hidrográfica, a extrapolação desse conhecimento para a escala real ainda é insatisfatória (McIntyre et al., 2005). As simplificações que são assumidas na modelagem, e.g. agregações de espaço, aliadas à ausência de conhecimento pleno dos parâmetros e dados de campo que caracterizam o sistema, imprimem incertezas aos resultados que são produzidos pelo modelo. Por esse motivo a confiabilidade nas previsões do modelo é, sem dúvida, o aspecto mais relevante no que concerne a sua aplicação como ferramenta de suporte à tomada de decisão.

O grau de confiabilidade de um modelo hidrológico pode ser investigado por meio das técnicas de análise de incertezas e de sensibilidade as quais permitem quantificar e representar um intervalo possível de valores de parâmetros que caracterizam o fenômeno modelado e os potenciais modelos que representam o evento hidrológico estudado.

As incertezas presentes nos dados de entrada, nos parâmetros e na estrutura do modelo conferem aos resultados da modelagem limites de adoção que devem ser avaliados pelo planejador e/ou pelo gestor da área de recursos hídricos. É evidente a necessidade de se avaliar essas incertezas, não somente para tornar claros os limites de aplicabilidade dos resultados simulados mas, sobretudo, porque pode lhes atribuir maior confiabilidade.

Há muito que se aprimorar no processo de modelagem, por esse motivo os temas de pesquisa se voltam em grande medida para suprir as lacunas existentes nos algoritmos de simulação. Nesse tópico um dos aspectos a serem enfrentados é que os métodos existentes para estimar e propagar incertezas são limitados em sua habilidade em distinguir as diferentes fontes e em usar informações disponíveis para aprimorar a estrutura do modelo analisada.

A estimativa e a propagação de todas as fontes de incerteza na modelagem hidrológica e a identificação de estruturas e métodos de modelagem sob incertezas constituem as questões essenciais que movem a avaliação da confiabilidade dos resultados da modelagem de sistemas naturais (IAHS-PUB, S/D).

2. Metodologia

2.1 A bacia modelada

A análise de sensibilidade, calibração e análise de incertezas, constituem ferramentas para tornar os resultados modelados mais representativos daquilo que se quer simular, bem como prover uma melhor compreensão do evento em estudo.

A utilização dos mecanismos para redução de incertezas na modelagem hidrológica é necessária para a obtenção de melhores resultados e, sobretudo, para se avaliar em que medida esses resultados estão aproximados do fenômeno simulado. Isto porque quando os modelos são utilizados para subsidiar a tomada de decisão devem ser fornecidas todas as informações acerca das limitações da modelagem e a apresentação dos resultados deve ocorrer depois de esgotadas todas as possibilidades de aprimoramento da simulação e, preferencialmente, deve estar acompanhada da indicação da robustez do modelo e de uma análise de incertezas.

Com o objetivo de desenvolver uma simulação hidrológica e avaliar o seu desempenho foi modelado o processo chuva vazão no alto curso da bacia do rio Descoberto, com o auxílio do programa SWAT - *Soil and Water Assessment Tool* (Neitsch et al., 2002a).

A bacia hidrográfica do rio Descoberto pertence à bacia do Paraná e ocupa uma área de 825 Km². Desse total, 14% estão situados no Distrito Federal e 86% no Estado de Goiás. A área é limitada a leste pelo Parque Nacional de Brasília; a oeste pela bacia do rio Verde, onde se localizam os municípios de Santo Antônio do Descoberto e Padre Bernardo, no Estado de Goiás; ao norte, pela bacia do rio Maranhão; e ao sul, pela sub-bacia do rio Melchior (Reatto et al., 2003; Carmo, 2001).

O rio Descoberto nasce no encontro dos córregos Barrocão e Capão da Onça, na cota 1300m, aproximadamente nas coordenadas 15°37'S e 48°10'W, na região noroeste do Distrito Federal. Seu desenvolvimento ocorre inicialmente nos contrafortes da Chapada da Veredinha, no Planalto Central, e segue na direção noroeste após a confluência dos seus formadores: os córregos Capão da Onça e Bucanhão. A contribuição do córrego Barrocão vem na seqüência pela margem direita. Após percorrer cerca de 15Km no sentido sul e receber a contribuição de diversos tributários, isto é, o córrego Chapadinha, o córrego Olaria, o ribeirão Rodeador, o córrego Capão Comprido e o ribeirão das Pedras, o rio Descoberto é represado, constituindo o Lago do Descoberto, aproximadamente nas coordenadas 15°47' S e 48°11' W. O Lago do Descoberto está localizado no limite ocidental do Distrito Federal com Goiás (Carmo, 2001; PTARH, 2005). Ver figura 2.1.

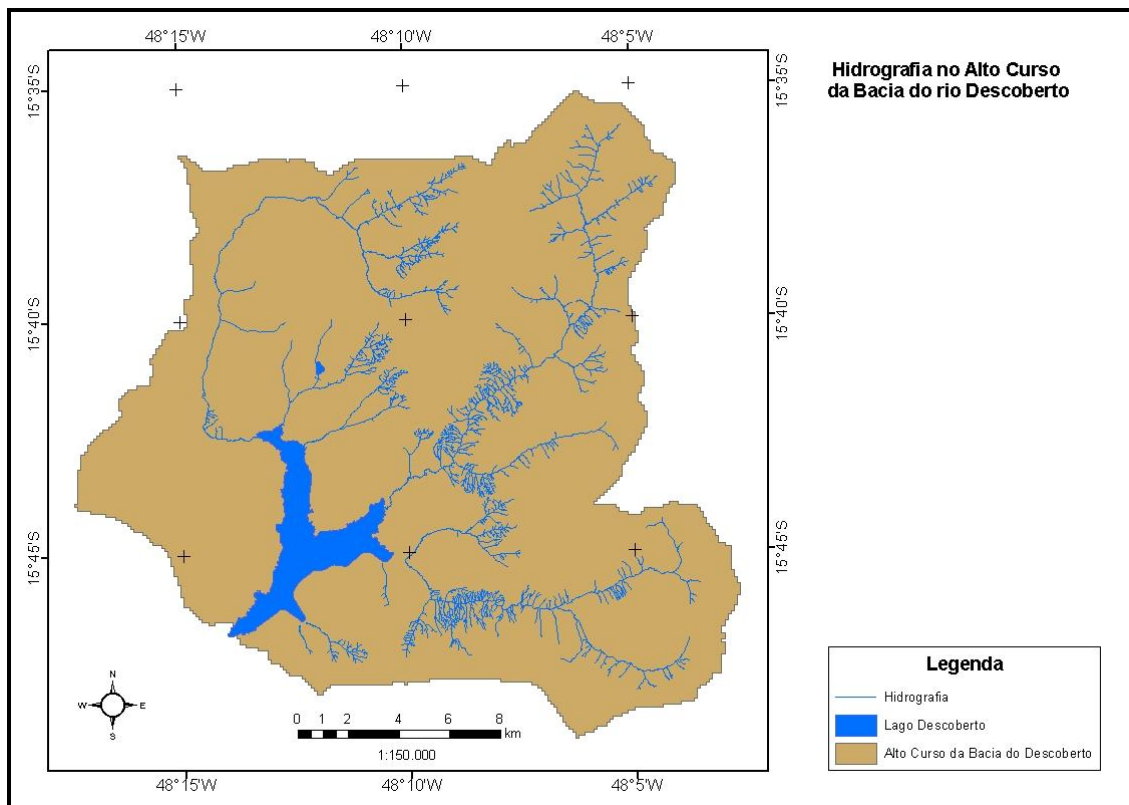


Figura 2.1: Hidrografia no alto curso da bacia do rio Descoberto

Nesse estudo, somente o alto curso da bacia do rio Descoberto é de interesse para a modelagem. Essa área está situada desde as nascentes até a barragem formadora do lago do Descoberto, compreendendo uma área de 452 km², que é equivalente a 54,79% do total da bacia do rio Descoberto (Reatto *et al.*, 2003).

O reservatório do Descoberto é de grande importância no abastecimento público de Distrito Federal. No que se refere às vazões captadas no reservatório, a que se destina ao abastecimento público corresponde ao maior percentual. O sistema de produção de água do Descoberto, atende cerca de 60% da demanda do Distrito Federal. Porém, há também captação para fins de irrigação em um montante avaliado em até 1,00 m³/s.

2.2 As ferramentas utilizadas para modelagem e análises do desempenho do modelo

O software SWAT – *Soil and Water Assessment Tool* é um programa que permite que um número significativo de diferentes processos físicos que ocorrem em bacias hidrográficas possam ser simulados. Ele é baseado em uma estrutura de comandos que permite propagar o escoamento superficial e subterrâneo e quantificar a geração de sedimentos e poluentes, inclusive os de origem agroquímica, na bacia hidrográfica (Neitsch *et al.*, 2002a).

O modelo é semi-distribuído, portanto, capaz de considerar a variabilidade espacial e temporal dos tipos e usos do solo, da feição topográfica e dos parâmetros climatológicos, nas subbacias. Isso permite a simulação apropriada do efeito da variação espacial das propriedades da bacia.

O programa SWAT tem base física, isto é, os processos físicos associados com o movimento d'água e de sedimentos, crescimento da vegetação, ciclo de nutrientes, dentre outros, são diretamente modelados usando dados relativos às condições climáticas, propriedades do solo, topografia, vegetação e considerando práticas de manejo do solo existentes na bacia hidrográfica (Neitsch *et al.*, 2002a).

Para a análise de sensibilidade foi utilizado o algoritmo LH-OAT (van Griensven *et al.*, 2002; van Griensven, 2006) cuja estrutura é baseada no método de Morris, exceto no que se refere à forma de amostragem. Nesse algoritmo a amostragem aleatória de Monte Carlo foi substituída pela amostragem estratificada conforme o método do Hipercubo Latino, técnica que permite que se realizem amostragens de forma tão

robusta quanto quando se utiliza a tradicional amostragem aleatória mas com a vantagem de explorar mais adequadamente todo o intervalo de valores do parâmetro.

No algoritmo a abordagem OAT assegura que as mudanças nas saídas em cada simulação do modelo possam ser atribuídas a uma variação em um parâmetro específico provendo um índice que possibilita a integração desses efeitos individuais e que permite a análise comparativa. A técnica do Hipercubo Latino é utilizada para determinar os pontos iniciais que vão ser utilizados na abordagem OAT.

Na Análise de Sensibilidade segundo o algoritmo LH-OAT devem ser definidos, *a priori*, a quantidade de parâmetros que serão analisados (p), o percentual de perturbação do valor do parâmetro para ser utilizado na técnica OAT (f) e a quantidade de subdivisões do intervalo de valores dos parâmetros (n).

Inicialmente, o algoritmo realiza a amostragem LH em que seleciona amostras de pontos nos n intervalos (extratos) previamente definidos. Após, varia-se cada amostra de pontos p vezes, pela mudança de cada um dos parâmetros, um por vez, segundo o modo OAT.

O método funciona por ciclos, cada ciclo é composto por $p+1$ rodadas do modelo e resulta no cálculo de um efeito parcial (S_{ij}) para cada um dos parâmetros. O efeito parcial S_{ij} dado em percentagem para cada parâmetro x_i é calculado por meio da seguinte equação:

$$S_{ij} = \frac{100 * \left(\frac{M(x_1, \dots, x_{i*}(1+f_i), \dots, x_p) - M(x_1, \dots, x_i, \dots, x_p)}{\left[M(x_1, \dots, x_{i*}(1+f_i), \dots, x_p) + M(x_1, \dots, x_i, \dots, x_p) \right] / 2} \right)}{f_i} \quad \text{Equação 2.1}$$

Em que $M(.)$ são as funções do modelo, f_i é a fração pela qual cada parâmetro x_i é alterado (uma constante predefinida) e j se refere ao valor do parâmetro no intervalo LH (van Griensven *et al.*, 2002; van Griensven, 2006).

O parâmetro i é incrementado com a fração f_i mas pode ser decrescido uma vez que o sinal da mudança é definido aleatoriamente. O efeito final é calculado pela média dos efeitos parciais (S_{ij}) de cada ciclo para todos os pontos LH, isto é, para n ciclos. Segundo van Griensven (2006), o método requer um total de $n(p+1)$ rodadas, onde p é o número de parâmetros.

Os resultados são então organizados atribuindo-se ao maior efeito final a posição 1 e ao menor efeito a posição igual ao número de parâmetros analisados. A rotina do Hipercubo Latino no algoritmo de análise de sensibilidade, para a amostragem, segue os passos seguintes:

- Divide-se cada um dos intervalos de valores dos parâmetros considerados na análise de sensibilidade em n extratos.
- Formam-se j conjuntos de valores de parâmetros com p elementos cada, considerando apenas um valor por extrato considerado, conforma a seguir:

$$\begin{aligned} j = 1 & \rightarrow (x_1^1, x_2^1, \dots, x_p^1) \\ j = 2 & \rightarrow (x_1^2, x_2^2, \dots, x_p^2) \\ & \dots \\ j = n & \rightarrow (x_1^n, x_2^n, \dots, x_p^n) \end{aligned}$$

Após isso, a rotina para a análise de sensibilidade global é realizada segundo os seguintes procedimentos:

- Determina-se o efeito parcial S_{ij} para cada parâmetro, $1 \leq i \leq p$ e $1 \leq j \leq n$. O efeito parcial é calculado por meio da equação 4.63, em que o valor f_i foi previamente determinado. Cada parâmetro tem um ciclo em que o programa é executado n vezes. Um ciclo de rodadas do programa tem como resultado os efeitos parciais, num total de n efeitos para um parâmetro determinado.

- Após ter os resultados dos efeitos parciais dos parâmetros determinados em cada ciclo, calcula-se a média dos efeitos parciais para cada um dos parâmetros, conforme a seguir:

$$i=1 \rightarrow \bar{S}_1 = \frac{\sum_{j=1}^n S_{1,j}}{n}$$

$$i=2 \rightarrow \bar{S}_2 = \frac{\sum_{j=1}^n S_{2,j}}{n}$$

.....

$$i=p \rightarrow \bar{S}_p = \frac{\sum_{j=1}^n S_{p,j}}{n}$$

- Hierarquizam-se as sensibilidades ordenando os valores de efeitos parciais médios. O parâmetro que obtiver o maior efeito parcial médio será o mais sensível. O parâmetro que obtiver o segundo maior efeito parcial médio será o segundo mais sensível e assim por diante.

Segundo afirma van Griensven (2006), no método de análise de sensibilidade LH-OAT, o parâmetro que alcança o primeiro lugar no *ranking* de sensibilidade é muito importante, os que alcançam as posições de 2 a 6 no ranking são importantes e os que estão nas posições 7 a 20 são pouco importantes.

Para a calibração e análise de sensibilidade foi utilizado o algoritmo PARASOL– *Parameter Solutions* (van Griensven *et al.*, 2006). O algoritmo PARASOL utiliza um método de otimização e de cálculo estatístico que determina a incerteza paramétrica de modelos complexos (van Griensven *et al.*, 2006). Na otimização o PARASOL minimiza a função objetivo usando o algoritmo SCE-UA e desenvolve a análise de incertezas provendo duas possíveis abordagens estatísticas : o Método do χ^2 e o Método bayesiano.

Duas funções objetivo estão disponíveis no código do algoritmo PARASOL (van Griensven *et al.*, 2006), são elas: a soma dos quadrados dos resíduos (SQR) e a soma dos quadrados da diferença entre os valores medidos e simulados após ordenamento (SQRR).

A função SQR objetiva aproximar a série simulada a série observada, enquanto que a SQRR objetiva aproximar a distribuição de frequência da série simulada a da série observada. Na função SSQR o tempo de ocorrência não é considerado, como acontece na função SQR, o que é levado em conta é a frequência de ocorrência.

A função soma dos quadrados dos resíduos é dada por:

$$SQR = \sum_{i=1,n} [x_{i, sim} - x_{i, obs}]^2 \quad \text{Equação 2.2}$$

Em que n é o número de pares de valores medidos ($x_{i, obs}$) e simulados ($x_{i, sim}$).

E a função SQRR é

$$SSQR = \sum_{j=1,n} [x_{j, sim} - x_{j, obs}]^2 \quad \text{Equação 2.3}$$

Na equação 2.2 os pares de valores medidos e simulados são obtidos após ordenamento independente de cada série, de forma que j representa a ordem do novo par de valores.

O algoritmo SCE - *Shuffled Complex Evolution* (Duan *et al.*, 1992) é usado para procurar o mínimo da função objetivo. É uma ferramenta de otimização global que combina a técnica de Algoritmos Genéticos com a técnica *Hill-Climbing*. Nesse algoritmo diferentes pesquisas *simplex* são desenvolvidas paralelamente para cada população inicial.

Essa ferramenta combina o procedimento SIMPLEX que utiliza o conceito de procura controlada de Nelder e Mead (1965), a evolução sistemática dos pontos na direção do aperfeiçoamento global e o conceito de mistura complexa (*complex shuffling*).

Na primeira etapa, o SCE-UA seleciona uma população inicial de “s” pontos por amostragem aleatória no espaço de parâmetros possíveis. Para p parâmetros a serem otimizados (dado o intervalo de parâmetros), a população é distribuída em comunidades (complexo ou conjunto) que consistem de 2p+1 pontos.

Cada complexo se desenvolve independentemente, de forma que o espaço de pesquisa dos parâmetros é explorado em diferentes direções. Os sistemas são periodicamente misturados para formar novos complexos de forma a se repartir a informação ganha, considerando-se que um membro da comunidade tem potencial para participar no processo de reprodução. Um subconjunto extraído do complexo forma um casal. Aos melhores membros, isto é, a aqueles pontos que resultam em menores valores da função objetivo, é dada maior chance de forma a assegurar a competição.

O algoritmo SIMPLEX é aplicado a cada subcomplexo para produzir melhores descendentes. Nesse processo, descendentes são substituídos por outros, gerados aleatoriamente, para garantir que a evolução não ocorra fora do espaço possível de busca, analogamente à mutação genética, aumentando a quantidade de informações contidas na amostra. Os novos descendentes substituem os piores pontos do subcomplexo, garantindo que cada ponto tenha pelo menos uma chance de contribuir para o processo de reprodução, antes que seja descartado ou substituído, assim nenhuma informação na amostra é ignorada.

Ao passo que há o progresso da procura, a população tende a convergir em direção à vizinhança do ótimo global (Duan *et al.*, 1994).

Na análise de incertezas são retomadas as simulações resultantes da otimização desenvolvida no SCE-UA. As simulações geradas pelo SCE-UA são valiosas na medida em que esse algoritmo amostra todo o espaço dos parâmetros com foco nos resultados das simulações próximos da solução ótima. Estes resultados são classificados em simulações boas e simulações ruins (van Griensven *et al.*, 2008).

Há duas técnicas de separação para selecionar as boas simulações. Ambas são baseadas num valor limite para a função objetivo (ou critério de otimização global caso seja utilizada a otimização multiobjetivo). Todas as simulações que resultam numa função objetivo abaixo do limite estabelecido são selecionadas.

O valor limite pode ser definido pelas estatísticas de χ^2 , em que as simulações selecionadas correspondem a região de confiança, ou pelas estatísticas bayesianas que são hábeis em identificar a região de densidade de probabilidade alta para todos os parâmetros de saída do modelo.

Dada uma função mono objetivo para a calibração, o SCE-UA encontra um conjunto de parâmetros θ^* que consiste de p parâmetros ($\theta_1^*, \theta_2^*, \dots, \theta_p^*$) que correspondem ao mínimo da função objetivo (FO). De acordo com o método χ^2 são selecionados os conjuntos de parâmetros que resultam num valor de função objetivo maior do que o valor mínimo e menor do que o valor dado pela seguinte equação:

$$c = FO(\theta^*) \left(1 + \frac{\chi_{p,0,975}^2}{n-p}\right) \quad \text{Equação 2.4}$$

Em que $FO(\theta^*)$ é o valor mínimo da função objetivo calculada para os valores dos parâmetros θ^* encontrados pelo SCE-UA, n o número de pontos medidos e simulados, p é o número de parâmetros e $\chi_{p,0,975}^2$ é o valor de qui-quadrado para o grau de liberdade tomado. Em que $\chi_{p,0,975}^2$ tende a um maior valor quando cresce o número de parâmetros (p).

Para uma calibração multiobjetivo, a seleção é realizada com base no valor do Critério de Agregação Global – GOC.

Nesse caso o valor de c torna-se:

$$c = GOC(\theta^*) \left(1 + \frac{\chi_{p,0,975}^2}{nobs1 + nobs2 - p}\right) \quad \text{Equação 2.5}$$

O resultado da análise de incertezas é obtido como os limites de confiança para os resultados simulados que são determinados a partir dos valores dos parâmetros obtidos na otimização que atendam ao critério dado pela equação 2.5, tomando-se o valor máximo e mínimo dessas simulações.

3. Descobertas e Discussões

Considerando a complexidade do modelo SWAT é imprescindível para a sua adequada utilização a realização de uma análise de sensibilidade com o objetivo de encontrar os parâmetros mais influentes na obtenção dos modelos. O método LH-OAT foi utilizado para a consecução desse objetivo.

Com base nessa metodologia foi obtido o *ranking* de sensibilidade dos parâmetros relacionados ao modelo hidrológico para o alto curso do rio Descoberto (tabela 3.1). De acordo com a classificação de van Griensven (2006), a gradação de sensibilidade dos 20 parâmetros submetidos à análise mostra diferentes níveis. O parâmetro considerado mais importante para a calibração foi o *Curve Number* – CN2. Os seis primeiros parâmetros – CN2, Surlag, Rcharg_dp, Gwqmn, Sol_z e Gw_revap – são considerados muito importantes e os demais são considerados pouco importantes.

Em relação aos mais influentes na determinação do modelo, verifica-se que os dois primeiros (CN2 e Surlag) são incisivos no cálculo da geração de escoamento superficial e, os quatro últimos (Rcharg_dp, Gwqmn, Sol_z e Gw_revap), afetam a formação do aquífero e a geração de fluxo de base.

Dentre os demais parâmetros, aqueles considerados pouco importantes, estão alguns que são citados na literatura como importantes para o ajuste dos picos do hidrograma, quais sejam, Ch-K2 E Alpha-bf, esses parâmetros são importantes na regulação das perdas de água e da recessão do fluxo de base, respectivamente. Inclui-se nessa lista o parâmetro Revapmn, de importância para o ajuste do fluxo de base, bem como o Sol-Awc e Esco, importantes no ajuste do fluxo superficial.

Os manuais de utilização do programa SWAT (Neitsch, 2002a; Neitsch, 2002b) recomendam, quando necessário ajustar o fluxo superficial, alterar os valores dos parâmetros CN2, Sol-awc e Esco. Em relação ao fluxo de base, o ajuste deve ser feito alterando-se, principalmente, os valores dos parâmetros Gwqmn, Gw-revap e Revapmn. Para reduzir um eventual descompasso entre os hidrogramas medido e simulado indica-se ajustar os parâmetros Slope, Ch-n e Ssubbsn.

Tabela 3.1: Resultado da Análise de Sensibilidade dos parâmetros para a calibração do SWAT

Classificação da sensibilidade	Gradação de Sensibilidade	Parâmetro	Intervalo do valor do parâmetro	Unidade	Processo relacionado
Muito importantes	1	CN2	0-100	-	Escoamento superficial
	2	Surlag	0 a 10	Dias	Escoamento superficial
	3	rcharg_dp	0 a 1	mm	Água Subterrânea
	4	Gwqmn	0 a 5000	mm	Água subterrânea
	5	sol_z	0 a 3000	mm	Água subterrânea
	6	Gw_revap	0,02 a 0,2	-	Água subterrânea
Pouco importantes	7	Esco	0 a 1	-	Evaporação
	8	Gw_delay	0 a 50	Dias	Água subterrânea
	9	Sol_awc	0 a 1	mm água /mm solo	Solo

10	Ch_k2	0 a 150	mm/h	Solo
11	Alpha_bf	0 a 1	Dias	Água subterrânea
12	canmx	0 a 10	mm	Evaporação
13	Ssubbsn	10 a 150	m	Escoamento superficial
14	Slope	0 a 0,6	m/m	Escoamento superficial
15	Biomix	0 a 1000	-	Solo
16	sol_k	0 a 100	mm/h	Solo
17	Epc0	0 a 1	-	Água subterrânea
18	ch_n	0,01 a 0,5	-	Escoamento superficial
19	Revapmn	0 a 500	mm	Água subterrânea
20	sol_alb	0 a 0,1	-	Água subterrânea

A simulação do vertimento com valores de parâmetros *default* gerou resultados que superestimam as vazões observadas, especialmente para os eventos com valores mais altos (figura 3.1-a e 3.1-c). Uma avaliação da aderência entre o hidrograma gerado pelo modelo com parâmetros *default* e a curva de valores medidos resulta em *NS* igual a -0,97, revelando uma aderência muito precária, onde a média dos valores observados é um indicador melhor para o comportamento do que o modelo gerado.

Observando a dispersão dos pontos de valores medidos e dos valores obtidos da simulação com os parâmetros *default*, mostrada na figura 3.1-a, é possível inferir que a simulação do fluxo durante as condições de baixa vazão, comparativamente com as condições em que há alto fluxo, gerou melhores resultados. Isso é evidenciado pelo fato de que a dispersão de pontos em torno da reta $y=x$ é pouco acentuada, especialmente para valores abaixo da média de valores observados, que se situa em $4,5 \text{ m}^3/\text{s}$.

Para calibrar automaticamente o modelo foram escolhidos os parâmetros influentes na simulação, de acordo com a Análise de Sensibilidade realizada previamente (tabela 3.1). No total foram calibrados automaticamente 15 parâmetros importantes no processo chuva-vazão, sendo quatro deles relacionados ao equacionamento do escoamento superficial, seis ligados aos mecanismos relacionados à água subterrânea, dois ao fenômeno de evaporação e três referentes aos processos que ocorrem no solo. Os valores dos parâmetros podem ser calibrados de acordo com a subbacia e Unidade de Resposta Hidrológica – URH.

As observações hidrológicas usadas para a calibração do SWAT nessa etapa foram obtidas da série de vazões diárias correspondentes ao período de 12/1982 a 11/1992, aproximadamente 10 anos de dados, medidas na Estação Jusante Barragem Descoberto – código 60436000.

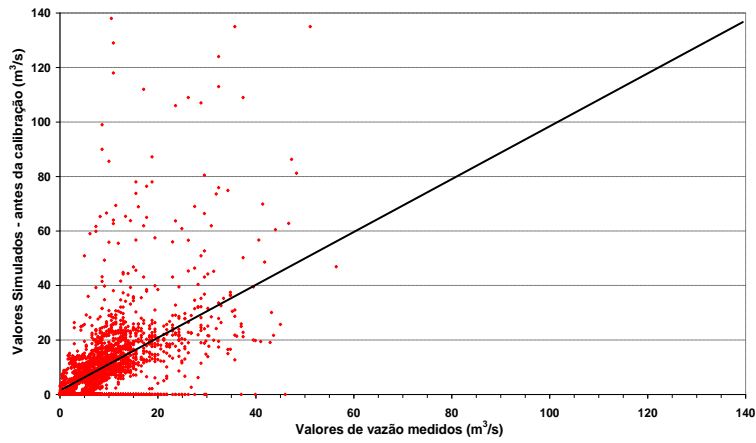


Figura 3.1 -a: desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros *default*

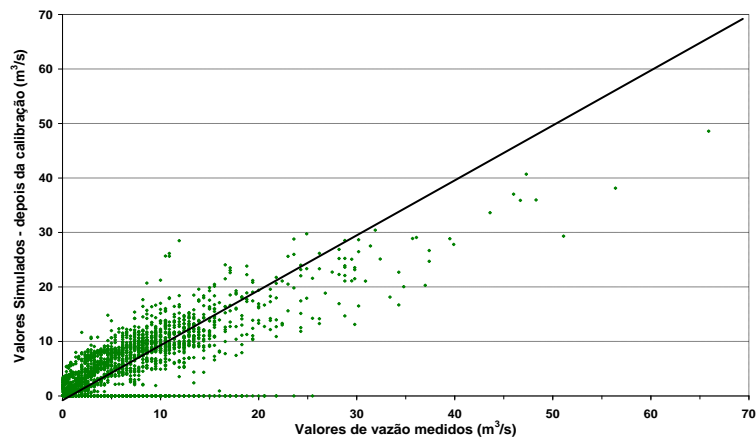


Figura 3.1 -b: desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros calibrados

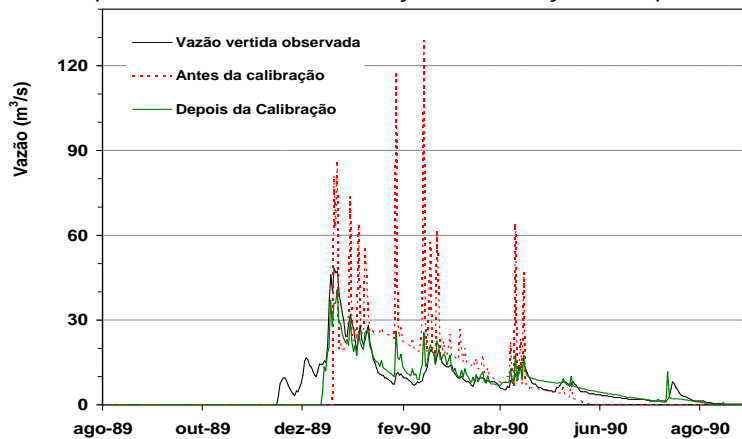


Figura 3.1-c: Desempenho da calibração frente à simulação com parâmetros *default* e da vazão observada

Após a calibração usando a função SSQ, que tem por objetivo minimizar os resíduos, a aderência da curva de valores simulados à curva de valores medidos resultou num valor de *NS* igual a 0,62. Considerando-se o valor de *NS* alcançado, o ajuste do modelo pode ser classificado como satisfatório (Motovilov *et al.*, 1999). No entanto, verifica-se, observando-se a análise de dispersão que após a calibração o modelo obtido tende a subestimar as vazões medidas mais altas e o ajuste obtido para valores reduzidos de vazão é melhor (figura 6.1-b).

Como os valores iniciais dos parâmetros CN2, Sol_z, Sol_awc, Ssubbsn e Slope são determinados a partir das características da bacia informadas nos mapas temáticos de uso e ocupação do solo, por meio do procedimento de delineamento da bacia, foi indicado o método 3 para o ajuste desses valores, ou seja, o valor inicial do parâmetro foi ajustado com base em alterações percentuais. Por exemplo, o valor do parâmetro CN2 pode variar entre metade (-50%) e uma vez e meia (+50%) seu valor inicial. Os valores obtidos para o parâmetro CN2, o mais importante na calibração, de acordo com a subbacia e a URH discretizadas na simulação são mostrados na tabela 3.2.

Tabela 3.2: Valores calibrados do parâmetro *Curve Number*

	VALORES DE CN2 NAS UNIDADES DE RESPOSTA HIDROLÓGICA - URH										
SUBBACIAS	URH 1	URH 2	URH 3	URH 4	URH 5	URH 6	URH 7	URH 8	URH 9	URH 10	URH 11
SUBBACIA 1	67	87	69	49	84	60	36	79	36		
SUBBACIA 2	69	49	84	60	36	79					
SUBBACIA 3	69	49	84	36	79	73					
SUBBACIA 4	69	49	84	79	73	62	81	60	36	79	73
SUBBACIA 5	66	83	81	55	25	77	70	69	49	84	79
SUBBACIA 6	69	49	49	60	36						
SUBBACIA 7	69	49	49	60	36	36	36	49	49		

A análise dos valores do CN2 relativos às URH e subbacias definidas pelo SWAT (tabela 3.2) mostra que os valores obtidos após a calibração refletem, em grande medida, as características de tipo, uso e ocupação do solo encontrados naquelas unidades de análise. As Subbacias 1, 4 e 5 tem algum grau de urbanização e apresentam valores altos para o parâmetro CN. As subbacias 2, 3, 6 e 7, por sua vez, apresentam pouca urbanização (em termos relativos a suas áreas) e, valores, em geral, mais baixos de CN.

O hidrograma ajustado, correspondente ao período 1983-1992, obtido após calibração dos 15 parâmetros mais sensíveis com uma série temporal de 10 anos (com vazões diárias medidas entre 1983-1992 na estação Jusante Descoberto), é apresentado na figura 3.2.

Na análise do modelo obtido após a calibração, observa-se que nele há uma subestimação sistemática dos valores de vazão observados que se reflete na dificuldade da simulação contemporizar o início do vertimento no reservatório em relação aos dados observados. Isso ocorre, por exemplo, em janeiro de 84, em fevereiro de 85 e em fevereiro de 86. Além disso, a calibração não foi plenamente eficaz no que se refere ao ajuste do tempo de concentração na bacia, haja vista o que ocorreu no período de 1987/1988, onde se observa um deslocamento no tempo dos picos de vertimento (figura 3.2).

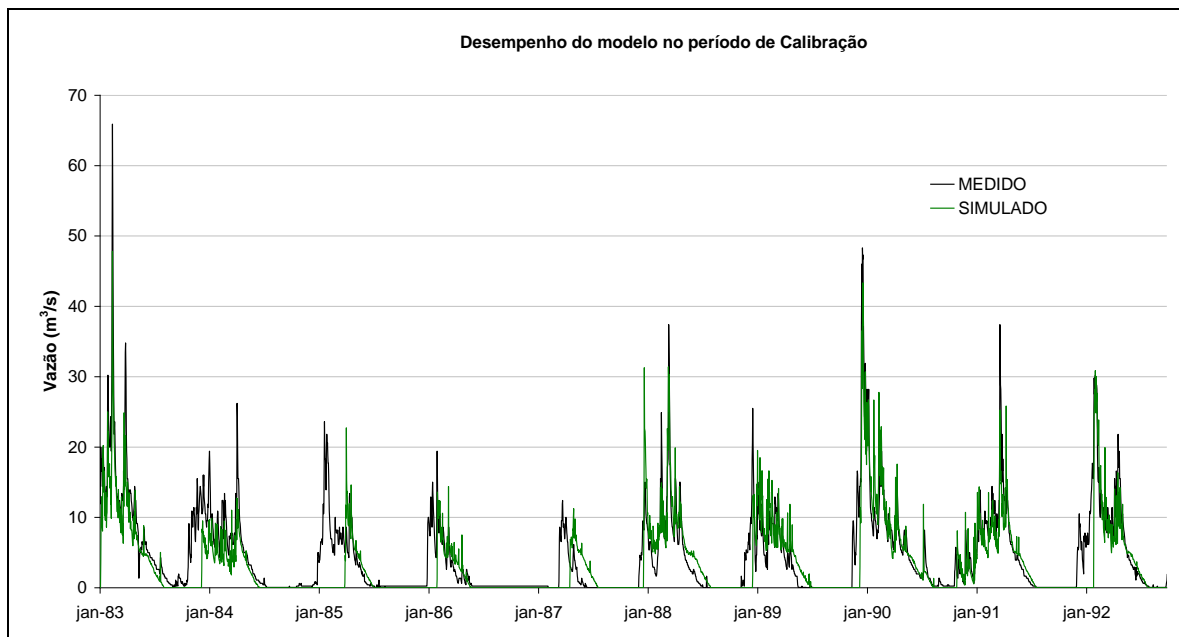


Figura 3.2: Curva de vazões simuladas e medidas para o vertimento no reservatório do Descoberto

A investigação da adequação do modelo obtido para a previsão de eventos futuros na bacia simulada foi realizada por meio da técnica de *split sample* em que foram utilizados para mensuração do seu desempenho os dados de vazões diárias referentes ao período de 1992 a 2002. Os resultados podem ser vistos no gráfico da figura 3.3.

A avaliação do desempenho do modelo no período de confirmação foi realizada por meio do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NS) que resultou num valor igual a $NS=0,34$. Considerando que no período de calibração (1983 a 1992) o resultado obtido foi $NS=0,62$, a obtenção de $NS=0,34$ no período de confirmação indica a baixa capacidade do modelo obtido de prever o fluxo para um período equivalente ao período de calibração.

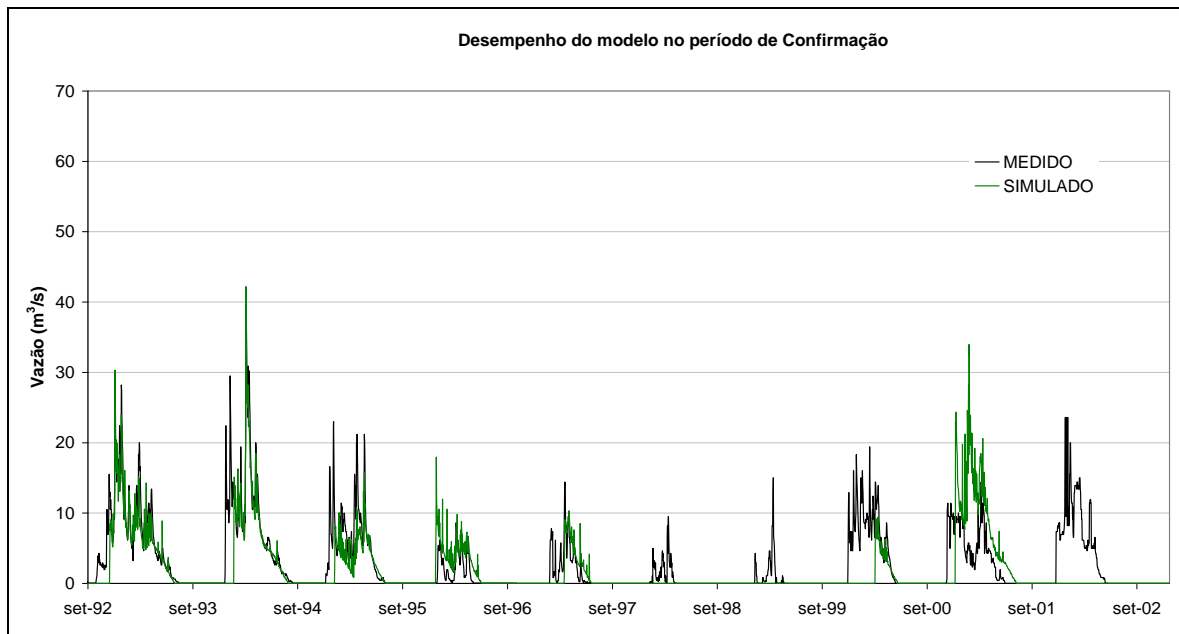


Figura 3.3: Desempenho do modelo na previsão de vazão no período de 1992 a 2002

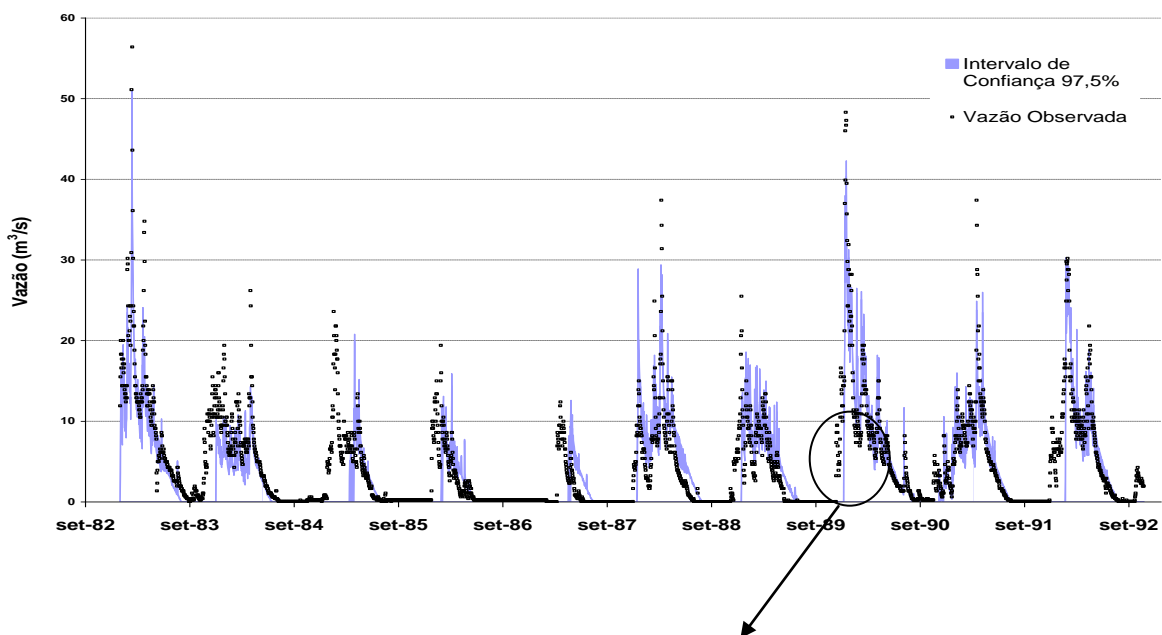
Mesmo considerando que a série temporal usada para a calibração, composta de 10 anos de dados de vazões diárias, é suficiente para o ajuste, uma vez que um mínimo de 8 anos é necessário para que se reduza a sensibilidade da calibração ao período de dados selecionados, conforme Yapo *et al.* (1996) esclarecem, ela não foi suficiente para a determinação de um modelo capaz de prever condições futuras na bacia, conforme pode ser observado no período de confirmação (fig. 3.3).

No período de confirmação o desempenho do modelo para a previsão dos picos de vertimento é insuficiente, a subestimação dos volumes vertidos leva a significativas falhas na simulação dos vertimentos, particularmente observadas nos anos hidrológicos de 97/98 e 98/99.

O algoritmo PARASOL - *Parameter Solutions* (van Griensven, 2002) - ao tempo em que otimiza a função objetivo escolhida, permite também a identificação daquelas simulações e respectivos valores de parâmetros que resultam em valores próximos do valor ótimo da função objetivo. Para isso o algoritmo seleciona as simulações, durante a otimização, que resultam num valor de função objetivo inferior a uma constante (cujo valor é dado pela equação 2.4), de modo a permitir a construção de um intervalo de confiança para o modelo.

No presente estudo foram avaliados na análise de incertezas os níveis de confiança de 97,5% e de 95%, ou seja, as simulações selecionadas tem apenas 2,5% e 5%, respectivamente, de probabilidade de não serem próximas daquela que obteve o valor ótimo.

No gráfico apresentado na figura 3.4, o modelo obtido na simulação é mostrado na forma de intervalos de confiança. Conforme se observa, o intervalo de confiança para o modelo envolve, em alguns trechos, o que foi observado. Em outros trechos, porém, falha no que se refere à correspondência com os valores observados. No modelo obtido isso ocorre mais acentuadamente na representação do início do processo de vertimento. Também se verifica que os valores mais altos de vazões também estão mais sujeitos a incertezas do que os períodos de baixo fluxo. No detalhamento da figura 6.4, observa-se os intervalos de confiança da simulação para 97,5 % e 95%.



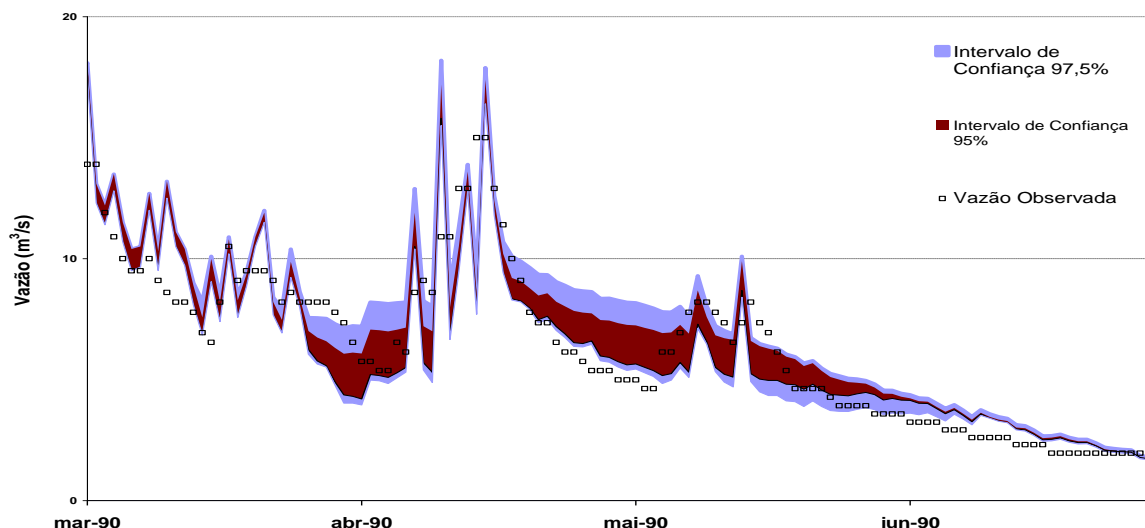


Figura 3.4: Incerteza do modelo de vertimento na barragem do rio Descoberto para o período de agosto de 1989 a agosto de 1990.

A adoção de um intervalo de confiança de 95% significa um risco de 5% de que o modelo adequado esteja no intervalo adotado, enquanto que no intervalo de confiança de 97,5% temos um risco de 2,5% de não determinar o modelo adequado. Em consequência disso, verifica-se que um maior intervalo de confiança significa um risco menor mas, por outro lado, a incerteza na representação do modelo é maior.

Os resultados da incerteza paramétrica obtidas para os níveis de confiança de 95% e de 97,5%, podem ser visualizados na tabela 3.3.

Tabela 3.3: Intervalo de incerteza nos valores dos parâmetros após a calibração

<i>Parâmetro⁽¹⁾</i>	<i>Unidade</i>	<i>Incertezas dos valores dos parâmetros</i>		<i>Melhor valor</i>	
		95%	97,5%	95%	97,5%
CN2	-	-39,01 a -30,49	-33,54 a -30,49	-31,23	-30,49
Surlag	Dias	0,10 a 0,12	0,10 a 0,11	0,11	0,11
Rchrg_dp	mmH ₂ O	0,08 a 0,09	0,08 a 0,09	0,08	0,09
Gwqmn	mm	415,6 a 485,23	415,6 a 485,23	415,60	440,84
Sol_z	mm	-50,00 a -49,75	-49,89 a -48,80	-49,80	-49,88
Gw_revap	-	0,16 a 0,20	0,17 a 0,20	0,19	0,19
Esco	-	0,02 a 0,09	0,02 a 0,05	0,04	0,07
Gw_delay	Dias	99,89 a 100	99,92 a 100	100,00	99,96
Sol_awc	mm H ₂ O/mm solo	-50,00 a -49,58	-49,77 a -49,58	-49,58	-49,86
Ch_k2	mm/h	138,50 a 150,00	145,25 a 150,00	150,00	143,95

Alpha_bf	Dias	0,87 a 0,94	0,87 a 0,94	0,87	0,90
CANMX	mmH ₂ O	0,08 a 0,25	0,19 a 0,25	0,21	0,16
Slsubsn	m	-6,34 a 16,68	-2,00 a 0,79	-2,00	-0,86
Slope	m/m	31,40 a 45,43	37,40 a 43,09	37,94	43,95
Biomix	-	0,84 a 1,00	0,95 a 1,00	0,95	0,93

(1) Os parâmetros em negrito são considerados muito importantes para a obtenção do modelo na análise de sensibilidade

Na tabela 3.3 e figura 3.4 observa-se que a escolha do nível de confiança para a obtenção do modelo influi na incerteza dos parâmetros, isto é, um menor nível de confiança, significa maior risco assumido e, portanto, uma maior variação nos valores dos parâmetros que definem o modelo. Quanto maior o intervalo de confiança, são menores a probabilidade de erro e a amplitude de variação nos valores dos parâmetros.

Dentre os parâmetros muito importantes na obtenção do modelo, os que apresentam maior amplitude de variação são o Gw-revap e o CN2, sendo que essa incerteza é maior para o nível de confiança de 95% do que para o nível de confiança de 97,5% (figura 3.5).

Além dos parâmetros Gw-revap e do CN2, quando se considera todos os parâmetros calibrados para um dado nível de confiança, têm incertezas significativas os parâmetros Slsubsn, Slope, Ch_k2, Alpha-bf e Esco.

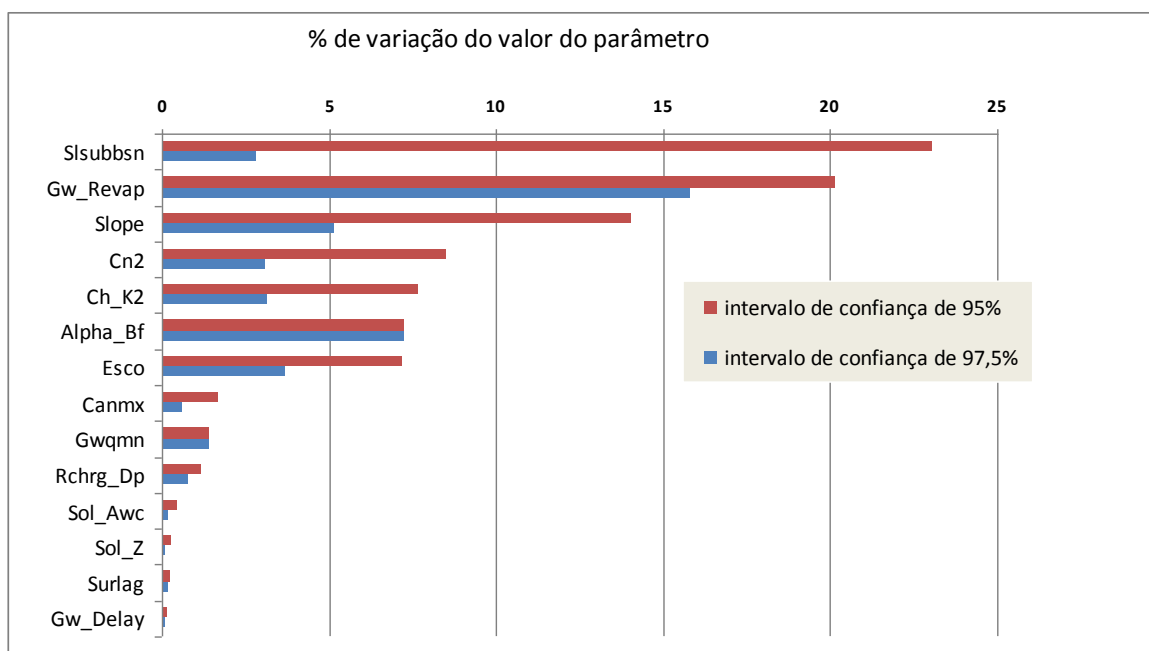


Figura 3.5: Amplitude percentual de variação no valor do parâmetro

4. Conclusões

De acordo com a análise de sensibilidade, se mostra mais influente para a calibração o parâmetro CN2, que é o *Curve Number* do método SCS para a condição de umidade II. O valor do parâmetro CN2 é função da permeabilidade do solo, do uso do solo e da condição antecedente de saturação do solo. Seu valor influi na quantidade de deflúvio gerado na bacia.

Também determinante para a construção do modelo, é o parâmetro de controle do volume de escoamento superficial que é mantido na bacia, o parâmetro Surlag é decisivo nesse processo. Seu valor é diretamente proporcional ao escoamento superficial que é liberado para a bacia.

Em relação aos processos de contribuição da água subterrânea, são sensíveis os parâmetros Rcharg-Dp, Gwqmn, Sol-Z e Gw-revap.

O parâmetro Rcharg-Dp define o percentual da recarga que será conduzida para o aquífero profundo e que, portanto, não fará parte de balanço hídrico da bacia simulada. Quanto maior o valor desse parâmetro, mais água contribui para o aquífero profundo e menor é o volume de água proveniente do fluxo de base contribuinte para o reservatório.

Nos resultados da análise de sensibilidade, outro parâmetro sensível na simulação do vertimento é o Gwqmn, que controla o fluxo de base na bacia. O parâmetro Gwqmn estabelece o valor limite do nível de água armazenada no aquífero raso a partir do qual há liberação do fluxo de base, fator importante para o balanço hídrico na bacia.

O parâmetro Sol-z, que define a espessura da camada de solo, influencia o movimento da água no solo, nos processos de Redistribuição e de evaporação da água do solo.

O parâmetro Gw-revap é o coeficiente de ascensão da água à zona não saturada. Ele determina o valor limite de água no aquífero raso a partir do qual ocorre a movimentação da água para o perfil de solo, processo denominado no programa SWAT de *Revap*.

Os resultados do desempenho do modelo no período de confirmação estão fortemente relacionados aos dados usados para a calibração. O baixo desempenho obtido ocorre, em parte, pelo fato de que os dados de calibração não são plenamente representativos das condições hidrológicas que ocorrem na bacia em estudo e, de forma mais específica, no período usado para a confirmação do modelo. Exemplo disso, são os eventos secos ocorridos nos anos hidrológicos (97/98 e 98/99), com baixos volumes vertidos na ordem de 6 e 5 hm³, respectivamente, que não foram adequadamente representados nos dados de calibração.

A incorporação de condições representativas de períodos chuvosos, secos e médios nos dados de calibração é importante uma vez que essas diferentes condições hidrológicas fazem com que os parâmetros calibrados sejam mais representativos dos eventos que podem ocorrer na bacia e, em consequência, se obtenha um modelo mais adequado (Gan *et al.*, 1997).

Alguns aspectos da estrutura do modelo SWAT são apontados como possíveis razões para a existência de discrepâncias entre a simulação e as observações.

Van Liew *et al.* (2004), por exemplo, indicam entre as simplificações no SWAT a estrutura utilizada para descrever o fluxo subterrâneo e as perdas por transmissão nos canais. Além disso, explicam Lee *et al.* (2005), o programa tem limitações para descrever temporal e espacialmente a distribuição dos níveis freáticos e dificuldades para considerar o impacto dos aquíferos profundos na resposta da bacia.

No programa SWAT as perdas por transmissão são contabilizadas da seguinte forma: para rios perenes que recebem contribuição de água subterrânea para a formação do fluxo, o fluxo de base ocorre pelas laterais e pelo leito do canal, levando a condutividade hidráulica efetiva do canal para perdas de água igual a zero; a condutividade hidráulica do canal só é maior que zero quando o rio é efêmero ou não recebe contribuições subterrâneas continuamente (Neitsch *et al.*, 2002a).

Além disso, conforme Arnold *et al.* (1998), a estrutura do programa SWAT é restrita no que diz respeito a modelagem da hidrologia em reservatórios. O lento tempo de resposta do modelo para o vertimento pode ser atribuído, em parte, ao fato de que o SWAT não leva em conta os dispositivos de drenagem de águas pluviais, sejam em áreas urbanas ou agrícolas que aumentam a velocidade de transporte da água para os canais e reservatórios.

Por outro lado, eventuais erros na medição e transcrição dos dados também podem ter ocasionado as discrepâncias assinaladas. Por exemplo, o fato de que foi necessário estimar a vazão correspondente a descarga de fundo da barragem durante a modelagem.

No que se refere ao processo de calibração, cabe sublinhar que a obtenção do modelo para a bacia em estudo é diretamente afetada pelo método de calibração (função objetivo utilizada) e pelos dados usados. A aplicação de uma função objetivo deve considerar os fins a serem atingidos e, em particular, a natureza

dos dados utilizados. O uso de uma função objetivo inadequada pode levar a resultados tendenciosos e dificultar o processo de otimização.

5. Referências

- Arnold, J.G., Srinivasan, R., Muttiah, R.S. e Williams, J.R. 1998. Large area hydrologic modeling and assessment Part I: model development. *Journal of the American water resources association*. Vol. 34, No 1. pp 73 -89.
- Carmo, M. S. 2001. Geoquímica de águas e Sedimentos de Corrente da Bacia do rio Descoberto. Dissertação de Mestrado nº 161. Instituto de Geociências. Universidade de Brasília. DF. 100p.
- Duan, Q. Sorooshian, S. Gupta, V. K. 1994. Optimal use of SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of Hydrology*. Vol. 158. pp 265-284.
- Gan, T. Y , Dlamini, M. E., Biftu, F. G. 1997. Effects of model complexity and structure, data quality and objective functions on hidrologic modelling. *Journal of Hidrology*, 192, pp 81-103.
- IAHS-PUB. SD. International Association of Hydrologic Sciences- Predictions in Ungauged Basins Working Group on Uncertainty Analysis in Hydrologic Modelling. Homepage disponível em <http://www.hwr.arizona.edu/uncertainty>.
- Lee, D.H., Kim N.W, Chung, I.M. 2005. Comparision of runoff responses between and sequentially coupled SWAT-Modflow model. International SWAT 2005 Conference. Disponível em http://www.brc.tamus.edu/swat/3rdswatconf/PDF/Session_VII/Lee.pdf
- McIntyre, N. Jackson B. Wade. A. J., Butterfield D., Wheeler H. S. 2005. Sensitivity analysis of a catchment-scale nitrogen model. *Journal of Hydrology*. Vol.315. pp. 1-22.
- Motovilov, Y. G, Gottschalk, L, Engeland, K, Rodhe, A. 1999 Validation of a distributed hydrological model against spatial observations. *Agricultural and Forest Meteorology*. Vol98-99 pp 257-277.
- Neitsch, S.L. Arnold, J.G. Kiniry, J.R. Williams, J.R. King, K.W. 2002 (a). Soil and Water Assessment Tool – Theoretical Documentation. Version 2000. Grassland. Soil And Water Research Laboratory. Agricultural Research Service. Temple. Texas.
- Neitsch, S.L. Arnold, J.G. Kiniry, J.R. Williams, J.R. Srinivasan, R. 2002 (b). Soil and Water Assessment Tool – User Manual. Version 2000. Grassland. Soil And Water Research Laboratory. Agricultural Research Service. Temple. Texas.

- Nelder, J.A. and Mead, R. 1965. A simplex method for function minimization. *Comput. J.*, 7, pp. 308–313.
- PTARH, 2005. Definição de requerimentos de resolução espacial e temporal para monitoramento da quantidade e da qualidade da água em bacias hidrográficas: Relatório Técnico Parcial. FNDCT/CT-Hidro.Convênio FINEP-FINATEC.
- Reatto, A., Martins. E.S., Cardoso. E.A., Spera. S.T., Carvalho Jr., O.A.C., Silva. A.V. e Farias. M.F.R. (2003). *Levantamento de reconhecimento de solos de alta intensidade do Alto Curso do Rio Descoberto. DF/GO. escala 1:100.000. Boletim de pesquisa e Desenvolvimento N^o 92. EMBRAPA Cerrados. Distrito Federal. Brasil.*
- van Griensven, A. Meixner. T., Grunwald. S., Bishop. T., Diluzio. M., Srinivasan. R.2006. A global Sensitivity analysis tool for the parameters of multi-variable catchment models. *Journal of Hydrology*. Vol. **324** . pp. 10–23.
- van Griensven, A. Meixner. T., Srinivasan. R ,Grunwald. S., Bishop.2008. Fit-for-purpose analysis of uncertainty using split-sampling evaluations. *Hydrological Sciences*. Vol. **53** . pp. 10–23.
- van Griensven, A., Francos. A., Bauwens W. 2002. Sensitivity analysis and auto-calibration of an integral dynamic model for river water quality. *Water Science and Technology* . Vol. **45** . No 5. pp. 321–328.
- Van Liew, M. W., Veith, T. L. Bosh, D.D. Arnold. J.G. 2004. Problems and Potential of autocalibrating a Hydrologic Model. *Transactions of the ASAE*. Vol. 48(3): 1025–1040.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S. 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of Hidrology*. Vol. 181. pp 23-48.