

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA AMBIENTAL
E RECURSOS HÍDRICOS**

**ANÁLISE DE INCERTEZAS E AVALIAÇÃO DOS FATORES
INFLUENTES NO DESEMPENHO DE MODELOS DE
SIMULAÇÃO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS**

LUCIANA ROBERTA SARMENTO DA SILVA

ORIENTADOR: SÉRGIO KOIDE

**TESE DE DOUTORADO EM TECNOLOGIA AMBIENTAL E
RECURSOS HÍDRICOS**

**PUBLICAÇÃO: PTARH.TD – 07/10
BRASÍLIA-DF: JULHO/2010**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
PÓS-GRADUAÇÃO EM TECNOLOGIA AMBIENTAL
E RECURSOS HÍDRICOS**

**ANÁLISE DE INCERTEZAS E AVALIAÇÃO DOS FATORES
INFLUENTES NO DESEMPENHO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO
DE BACIAS HIDROGRÁFICAS**

LUCIANA ROBERTA SARMENTO DA SILVA

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE DOUTOR EM TECNOLOGIA AMBIENTAL E RECURSOS HÍDRICOS.

APROVADA POR:

Prof. Sérgio Koide, PhD (FT-Unb)
(Orientador)

Prof. Nestor Aldo Campana, Dr. (FT-Unb)
(Examinador Interno)

Prof. Ricardo Tezini Minotti, Dr. (FT-Unb)
(Examinador Interno)

Prof. José Nilson Campos, PhD (CT-UFC)
(Examinador Externo)

Prof. Walter Collischon, Dr. (IPH-UFRGS)
(Examinador Externo)BRASÍLIA/DF, 09 de Julho de 2010.

FICHA CATALOGRÁFICA

SARMENTO, LUCIANA

Análise de incertezas e avaliação dos fatores influentes no desempenho de modelos de simulação de bacias hidrográficas (2010).

xviii, 241p, 210x297mm (ENC/FT/UnB, Doutor, Tecnologia Ambiental e Recursos e Hídricos, 2010).

Tese de Doutorado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Civil e Ambiental

1. Modelagem Hidrológica

2. Análise de Incertezas

3. Calibração

4. Desempenho de modelos chuva vazão

1. ENC/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

Sarmento, L. (2010). Análise de incertezas e avaliação dos fatores influentes no desempenho de modelos de simulação de bacias hidrográficas. Tese de Doutorado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos, Publicação PTARH. TD – 07/10, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 24p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Luciana Roberta Sarmento da Silva

TÍTULO: Análise de incertezas e avaliação dos fatores influentes no desempenho de modelos de simulação de bacias hidrográficas.

GRAU: Doutor

ANO: 2010

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta tese de doutorado e para emprestar tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese de doutorado pode ser reproduzida sem autorização por escrito.

Luciana Roberta Sarmento da Silva
SQN 209 Bloco C apto 107 Asa Norte
CEP.: 70854-030 – Brasília - DF

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Sérgio Koide pela transmissão generosa do seu conhecimento, pelo apoio e pelos estímulos para o aprofundamento das idéias no desenvolvimento desta tese.

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos da Universidade de Brasília pelos ensinamentos durante o período de doutorado e aos funcionários do PTARH pelo apoio e suporte dado.

À CAPES pelo auxílio financeiro durante os dois primeiros anos do período de desenvolvimento do doutorado.

À Professora Ann van Griensven do *Institute for Water Education* (IHE-UNESCO) pelo treinamento do uso dos algoritmos PARASOL e LH-OAT e pelo suporte na resolução de dúvidas quanto ao seu funcionamento.

Ao Dr. Raghavan Srinivasan, do *Texas Agricultural Experiment Station*, pela resolução das muitas dúvidas sobre o funcionamento do SWAT.

Ao Dr. James Almendiger, do *St. Croix Watershed Research Station – Minnesota*, pelo compartilhamento dos seus conhecimentos e experiências na aplicação do SWAT para simulação de bacias .

Aos Engenheiros Augusto Maia, Joviano Fonseca e Sérgio Sampaio da CAESB pelas informações hidrológicas, construtivas e operacionais do Sistema Produtor Descoberto.

Ao Éder de Souza Martins, da EMBRAPA, pela disponibilização de informações sobre o alto curso da bacia hidrográfica do rio Descoberto.

A minha família, que me motivou a começar esse projeto e que, durante o qual, me incentivou constantemente.

Ao Yonaré pelo incentivo constante e pelo suporte que foram fundamentais à consecução desse projeto.

À Rosangela Pontara, grande companheira durante o curso de doutorado, pelas conversas inspiradoras, pelas sugestões e, especialmente, pela amizade.

Aos colegas do PTARH, à Alessandra, Bruno Távora, Bruno Goulart, Fernán, Gustavo, Janaína, Jaqueline, Jazielli, Jussanã, Leonor, Orlandina, Rogério, Ronaldo e Simonelle, que cooperaram, apoiaram e contribuíram de alguma forma para a realização desse trabalho.

Para Helena e Sofia

RESUMO

ANÁLISE DE INCERTEZAS E AVALIAÇÃO DOS FATORES INFLUENTES NO DESEMPENHO DE MODELOS DE SIMULAÇÃO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS

Autor: Luciana Roberta Sarmento da Silva

Orientador: Sérgio Koide

Programa de Pós-Graduação em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos

Brasília, junho de 2010

Os programas de modelagem deixaram de ser utilizados meramente para fins acadêmicos para se tornar também uma ferramenta de suporte a gestão de recursos hídricos. Nessa ampliação de escopo, contudo, a consideração adequada de seus fundamentos e de suas limitações não têm sido amplamente discutidos e incorporados quando da aplicação de seus resultados no suporte a decisão. O presente trabalho investiga os limites que cercam os programas de modelagem e aponta procedimentos desejáveis para a avaliação dos contornos de aplicação dos resultados da simulação. Para isso, foram verificadas as incertezas originadas dos parâmetros, da estrutura e dos dados na modelagem realizada com o auxílio do programa *Soil and Water Assessment Tool* - SWAT. O levantamento dessas incertezas incorpora a idéia da equifinalidade dos parâmetros conferindo aos resultados da simulação uma faixa de valores possíveis e não apenas uma única resposta. Para a análise de incertezas e de sensibilidade foram aplicados os algoritmos PARASOL e LH-OAT que permitiram identificar as incertezas originadas dos parâmetros mais sensíveis utilizados na calibração. A pesquisa investiga a relação entre as incertezas no modelo, a natureza dos dados e os parâmetros calibrados. O conteúdo informativo nos dados de calibração é essencial para a obtenção de uma boa aderência e a identificação de valores de parâmetros mais adequados. A calibração dos parâmetros mais sensíveis influi na obtenção de uma boa superfície de resposta e na consecução de uma boa otimização. A avaliação dos dados e aplicação de um método de calibração adequado é crucial para uma consistente análise de incertezas do modelo e para o sucesso da modelagem.

Palavras-chave: Modelagem hidrológica, análise de incertezas, calibração e desempenho de modelos.

ABSTRACT

UNCERTAINTY ANALYSIS AND EVALUATION OF INFLUENCIAL FACTORS IN THE PERFORMANCE OF WATERSHED MODELS

Author: Luciana Roberta Sarmiento da Silva

Advisor: Sérgio Koide

Graduate Program in Environmental Technology and Water Resources

Brasilia, Brazil June 2010.

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 Assesment 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 research investigates the relationship between the uncertainties in the model, the nature of data and the parameters calibrated. 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: hydrologic modeling, uncertainty analysis, calibration and models performance analysis.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO	1
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO	1
1.2 ANÁLISE DE INCERTEZAS EM MODELOS CHUVA-VAZÃO	3
1.3 AVALIAÇÃO DOS FATORES INFLUENTES NO MODELO	4
1.4 OBJETIVOS DA PESQUISA	5
1.5 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	6
CAPÍTULO 2: FUNDAMENTOS DA MODELAGEM HIDROLÓGICA.....	8
2.1 TEORIA DA MODELAGEM.....	8
2.1.1 Definição de modelo.....	8
2.1.2 Evolução dos modelos	8
2.1.3 A abordagem sistêmica na modelagem	9
2.1.4 Aplicações dos modelos	11
2.1.5 Etapas da modelagem	14
2.2 ASPECTOS EPISTEMOLÓGICOS	17
2.2.1 Equifinalidade dos parâmetros na modelagem	17
2.2.2 Aspectos científicos da confirmação de modelos.....	19
2.3 INCERTEZAS NA MODELAGEM.....	22
2.3.1 Definições de incertezas	22
2.3.2 Complexidade e incertezas nos modelos	24
2.4 FONTES E CLASSIFICAÇÃO DE INCERTEZAS	27
2.5 ABORDAGEM <i>SOFT</i> PARA O USO DE MODELOS.....	32
CAPÍTULO 3: AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE MODELOS.....	38
3.1. INTRODUÇÃO.....	38

3.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE.....	39
3.2.1 Definição e aplicações	39
3.2.2 Classificação	42
3.2.2.1 Método de Seleção de Fatores.....	42
3.2.2.2 Métodos Locais	45
3.2.2.3 Métodos Globais	47
3.3 CALIBRAÇÃO	58
3.3.1 Definição.....	58
3.3.2 Funções Objetivo	59
3.3.3 Otimização	64
3.4 ANÁLISE DE INCERTEZAS	66
3.5 CONFIRMAÇÃO DE MODELOS	70
CAPÍTULO 4: FERRAMENTAS PARA SIMULAÇÃO E AVALIAÇÃO DO MODELO	75
4.1 O PROGRAMA SWAT	75
4.1.1 Características.....	75
4.1.2 Teoria e Estrutura	78
4.1.2.1 Fase terrestre do Ciclo Hidrológico	78
4.1.2.2 Fase de propagação na rede hídrica.....	101
4.1.3 Parâmetros importantes no modelo chuva-vazão	109
4.1.3.1 Parâmetros importantes no processo de Escoamento Superficial ...	111
4.1.3.2 Parâmetros importantes no processo de Evapotranspiração	113
4.1.3.3 Parâmetros importantes no processo de movimentação da água no solo	113
4.1.3.4 Parâmetros importantes no processo de contribuição da Água Subterrânea.....	114
4.2 O ALGORÍTMO LH-OAT	118
4.3 O ALGORÍTMO PARASOL	121

4.3.1 O processo de otimização.....	121
4.3.2 A Análise de Incertezas.....	125
CAPÍTULO 5: DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DE MODELO: APLICAÇÃO À BACIA DO RIO DESCOBERTO.....	127
5.1 DESCRIÇÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA MODELADA.....	127
5.1.1 Uso e Ocupação do Solo no alto curso da bacia do rio Descoberto....	129
5.1.2 Aspectos Climáticos no alto curso da bacia do rio Descoberto	133
5.1.3 Tipos de solos existentes no alto curso da bacia do rio Descoberto ...	136
5.1.4 O reservatório do rio Descoberto	138
5.2. GEOPROCESSAMENTO E DELINEAMENTO DA BACIA	146
CAPÍTULO 6: AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DA MODELAGEM E DOS FATORES INFLUENTES	156
6.1. AVALIAÇÃO DO MODELO	156
6.1.1 Análise de Sensibilidade.....	156
6.1.2 Calibração.....	160
6.1.3 Confirmação do modelo	166
6.1.4 Análise de Incertezas	168
6.2 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MODELO HIDROLÓGICO.....	173
6.2.1 Avaliação da influência da função objetivo na obtenção do modelo	176
6.2.2 Avaliação da sensibilidade do modelo aos dados de simulação.....	184
6.2.2.1 A influência dos dados na calibração e confirmação do modelo	184
6.2.2.2 A influência dos dados na incerteza do modelo.....	196
CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES	206
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	209
APÊNDICE A	221
A1. O MÉTODO BAYESIANO PARA ANÁLISE DE INCERTEZA.....	222

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1: Taxonomia das incertezas e termos sinônimos encontrados na literatura	28
Tabela 2.2: Comparação entre as abordagens <i>Soft</i> e a <i>Hard</i>	37
Tabela 3.1 : Principais funções objetivo utilizadas para calibração	60
Tabela 3.2: Algoritmos para Análise de incertezas	69
Tabela 4.1: Exemplos de aplicações do programa SWAT no Brasil	76
Tabela 4.2: Desenvolvimento das várias versões do SWAT ao longo do tempo	77
Tabela 4.3: Grupos Hidrológicos de solos para definição do valor de CN	83
Tabela 4.4 : Valores do parâmetro CN para algumas situações	84
Tabela 4.5 : Valores típicos de K_{ch}	108
Tabela 4.6 : Informações os principais parâmetros do SWAT para o proceso Chuva- Vazão	110
Tabela 5.1: Estações pluviométricas no alto curso do rio Descoberto	134
Tabela 5.2: Características do lago do Descoberto	140
Tabela 5.3: Volumes anuais precipitados e vertidos na barragem do rio Descoberto	144
Tabela 5.4: Estatísticas descritivas das vazões médias diárias vertidas na barragem do Descoberto	145
Tabela 5.5-a: Características da Sub-bacia Chapadinha	149
Tabela 5.6-a: Características da Sub-bacia Jatobazinho	150
Tabela 5.7-a: Características da Sub-bacia Capão Comprido	151
Tabela 5.7-b: URH's na Sub-bacia Capão Comprido	151
Tabela 5.8-a: Características da Sub-bacia Ribeirão das Pedras	152
Tabela 5.9-a: Características da Sub-bacia Rocinha	153
Tabela 5.9-b: URH's na Sub-bacia Rocinha	153
Tabela 5.10-a: Características da Sub-bacia Olaria	154

Tabela 5.10-b: URH's na Sub-bacia Olaria.....	154
Tabela 5.11-a: Características da Sub-bacia Descoberto.....	155
Tabela 5.11-b: URH's na Sub-bacia Descoberto	155
Tabela 6.1: Resultado da Análise de Sensibilidade dos parâmetros para a calibração do SWAT.....	158
Tabela 6.2: Métodos de ajuste dos parâmetros utilizados na calibração do modelo	163
Tabela 6.3: Valores calibrados do parâmetro <i>Curve Number</i>	163
Tabela 6.4: Intervalo de incerteza nos valores dos parâmetros após a calibração.....	170
Tabela 6.5: Efeito da função objetivo na modelagem	178
Tabela 6.6: Efeito da função objetivo na incerteza do modelo	183
Tabela 6.7 : Relação entre o número de parâmetros calibrados, a quantidade de dados usados e número de boas simulações	198

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Evolução da modelagem de bacias de 1960 a 2004.....	9
Figura 2.2- Fluxo esquemático da modelagem hidrológica	16
Figura 2.3 – Representação esquemática da incerteza em dois resultados obtidos, a partir de modelagens distintas, para um mesmo problema	24
Figura 2.4 Taxonomia das incertezas em modelos hidrológicos e suas principais fontes	31
Figura 3.1 : Fluxograma do Método de Monte Carlo.....	48
Figura 4.1 : Representação esquemática do ciclo hidrológico	81
Figura 4.2: Influência do Surlag e do tempo de concentração na taxa de deflúvio que vai para os canais.....	89
Figura 4.3 : Fluxograma do algoritmo SCE	123
Figura 4.4 : Fluxograma do algoritmo de Evolução Competitiva	124
Figura 5.1: Localização da Bacia do Rio Descoberto	128
Figura 5.2 : Rede hídrica no alto curso do rio Descoberto	129
Figura 5.3: Diagrama de perfil (1) e cobertura arbórea (2) de um Cerrado Típico (a), Cerrado Ralo (b) e Cerrado Rupestre (c)	131
Figura 5.4 : Uso e ocupação do solo no alto curso da bacia do rio Descoberto	133
Figura 5.5: Pluviogramas das estações localizadas no alto curso da bacia do rio Descoberto	135
Figura 5.6. Localização das estações pluviométricas no alto curso do rio Descoberto.....	136
Figura 5.7 : Tipos de solo no alto curso do rio Descoberto	137
Figura 5.8: Vista aérea da barragem do rio Descoberto	138
Figura 5.9: Descarga de fundo da barragem do rio Descoberto	139
Figura 5.10 : Dados de vazão medida na estação jusante da barragem do Descoberto (código 60436000), precipitação média e registros disponíveis de níveis do reservatório no período 1978 a 2002.....	143
Figura 5.11 : Sub-bacias definidas pelo SWAT e a hidrografia existente.....	147

Figura 6.1 -a: Verificação do desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros <i>default</i>	161
Figura 6.1 -b: Verificação do desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros calibrados	161
Figura 6.1-c: Desempenho da calibração frente à simulação com parâmetros <i>default</i> e da vazão observada.....	162
Figura 6.2: Curva de vazões simuladas e de vazões medidas para o vertimento no reservatório do Descoberto	165
Figura 6.3: Desempenho do modelo na previsão de vazão no período de 1992 a 2002....	167
Figura 6.5: Amplitude percentual de variação no valor do parâmetro	171
Figura 6.6: Volumes anuais de vertimento observados na barragem do rio Descoberto ..	175
Figura 6.7: Análise de dispersão entre os valores simulados e observados obtidos com as funções objetivo.....	179
Figura 6.8: Curva de Permanência dos modelos de vertimentos obtidos segundo diferentes funções objetivo comparadas aos valores medidos	180
Figura 6.9: Análise dos resíduos para as funções objetivo SSQ e SSQR.....	181
Figura 6.10: Resultado das Calibrações e respectivo intervalo de confiança para as funções objetivo <i>SSQ</i> e <i>SSQR</i> referente ao período de agosto de 1989 a agosto de 1990.....	183
Figura 6.11: Sensibilidade do modelo à quantidade de parâmetros e aos dados no período de calibração e de confirmação do modelo.	186
Figura 6.12: Incertezas das simulações usando 6 e 20 parâmetros para calibração e diferentes quantidades de dados: (a) 4 anos, (b) 7 anos e (d) 10 anos.....	189
Figura 6.13: Superfícies de resposta para os parâmetros <i>Gwqmn</i> e <i>CN2</i> nas calibrações dos seis parâmetros mais sensíveis.....	193
Figura 6.14: Superfícies de resposta para os parâmetros <i>Chk-2</i> e <i>Esco</i> nas calibrações dos dez parâmetros mais sensíveis.....	194
Figura 6.15: Superfícies de resposta para os parâmetros <i>Slope</i> e <i>Ssubbsn</i> nas calibrações dos 15 parâmetros mais sensíveis.....	195
Figura 6.16: Percentual dos valores ótimos das funções objetivo para a composição das faixas de incerteza	196
Figura 6.17–a: Incertezas paramétricas na calibração com 6 parâmetros e com o subgrupo A de dados	201

Figura 6.17-b: Incertezas paramétricas na calibração com 6 parâmetros e com o subgrupo B de dados	201
Figura 6.18-b: Incertezas paramétricas na calibração com 10 parâmetros e com o subgrupo B de dados	204
Figura 6.19-a: Incertezas paramétricas na calibração com 15 parâmetros e com o subgrupo A de dados	205
Figura 6.19-b: Incertezas paramétricas na calibração com 15 parâmetros e com o subgrupo B de dados	205

LISTA DE SÍMBOLOS

ALPHA_BF	Parâmetro que define a Constante de recessão para o fluxo de base
ARMA	<i>Autoregressive moving average</i>
ARS/USDA	<i>Agricultural Research Service/United States Department of Agriculture</i>
AVSWAT	Arcview SWAT
BIOMIX	Parâmetro que define a Eficiência da mistura biológica do solo
CAESB	Companhia de Saneamento Ambiental do Distrito Federal
CANMX	Parâmetro que define a Quantidade máxima de água interceptada pela vegetação
CH_K2	Parâmetro que define a Condutividade hidráulica efetiva do canal
CH_N	Parâmetro que define a Coeficiente de Manning para a rugosidade do canal
CN1	<i>Curve Number</i> para a condição I de umidade (solos secos)
CN2	<i>Curve Number</i> para a condição II de umidade (os solos apresentam a umidade da capacidade de campo)
CN3	<i>Curve Number</i> para a condição III de umidade (situação em que os solos estão saturados)
CSTV	Valor Limite para o Tamanho das sub-bacias
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EPCO	Parâmetro que define a Fator de compensação da tomada de água pela vegetação

ESCO	Parâmetro que define a Coeficiente de compensação da evaporação do solo
FAST	Fourier Amplitude Sensitivity Test
FOSM	First Order Second Moment
GLUE	Generalised Likelihood Uncertainty Estimation
GW_DELAY	Parâmetro que define a Intervalo de tempo para a recarga do aquífero
GW_REVAP	Parâmetro que define a Coeficiente da Ascensão da água à zona não saturada
GWQMN	Parâmetro que define a Nível Limite da água no aquífero raso para a ocorrência do fluxo de base
HMLE	<i>Heterocedastic Maximum Likelihood Estimator)</i>
IBAMA	Instituto Brasileiro de Meio Ambiente
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
LH-OAT	Latin Hipercube/One Factor at a time
MDE	Modelo Digital de Elevação do Terreno –
MFORM	<i>Mean Value First Order Reliability Method</i>
NS	Nash Sutcliffe
OAT	<i>One factor At a Time</i>
PARASOL	Parameter Solutions
PICAG	Projeto Integrado de Colonização Alexandre de Gusmão
RCHRG_DP	Parâmetro que define a Coeficiente de percolação da água para o aquífero profundo
REVAPMN	Parâmetro que define a Profundidade Limite da água no solo para a ocorrência da Ascensão da água à zona não saturada

RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio
SCE-UA	Schuffle Complex Evolution
SCS	<i>Soil Conservation Service</i>
SICAD	Sistema Cartográfico do Distrito Federal
SLOPE	Parâmetro que define a Declividade média da sub-bacia
SLSUBBSN	Parâmetro que define a Comprimento médio encosta da subbacia
SOL_AWC	Parâmetro que define a Fração do volume de solo disponível para a água demandada pela vegetação
SOL_K	Parâmetro que define a Condutividade hidráulica saturada
SOL_Z	Parâmetro que define a Profundidade da camada de solo
SORM	<i>Mean Value Second Order Reliability Method</i>
SQR	Função Objetivo Soma dos Quadrados dos Resíduos
SQRR	Função Objetivo Soma dos Quadrados da Diferença entre os valores medidos e simulados após ordenamento
SURLAG	Parâmetro que define a Surface Runnoff Lag
SWAT	<i>Soil and Water Assesment Tool</i>
URH	Unidades de Resposta Hidrológica

CAPÍTULO 1: INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A gestão dos recursos hídricos tem como um de seus desafios assegurar à atual e às futuras gerações a necessária disponibilidade de água, em padrões de qualidade adequados aos respectivos usos (Lei Federal 9.433 de 08 de janeiro de 1997).

Para garantir a oferta de água com qualidade e quantidade compatíveis aos diversos usos não se pode prescindir de instrumentos que possibilitem o entendimento dos fenômenos físicos que ocorrem numa bacia hidrográfica, principalmente, daqueles responsáveis pela dinâmica de vazões e pela alteração da qualidade da água.

Não há dúvida de que a resolução de vários problemas na engenharia de recursos hídricos requer o conhecimento dos fenômenos hidrológicos e dos fatores concorrentes que ocorrem na bacia hidrográfica. Exemplos desses desafios são a construção de obras de engenharia – barragens, diques e canais de derivação, interligação de bacias hidrográficas, implantação de sistemas adutores – e, particularmente, a gestão de recursos hídricos.

Até a primeira metade do século XX a ciência necessária para o desenvolvimento dessas obras era proporcionada pela Hidrologia Experimental. A partir de 1950, com o surgimento da hidrologia estocástica e com os avanços computacionais, foram desenvolvidos vários métodos estatísticos de manipulação de dados temporais, e com isso surgiram os programas de simulação de eventos hidrológicos.

Os programas de simulação de bacias foram se tornando mais interessantes à medida que a velocidade da computação foi sendo incrementada. Isso porque foi possível processar com facilidade, e mais rapidamente, várias condições e diferentes cenários para um mesmo sistema hidrológico. Além disso, desenvolveu-se uma diversidade de algoritmos que possibilitam, dentre outras facilidades, a simulação e a integração dos fenômenos que definem as características hidrológicas da bacia que proporcionam uma melhor compreensão do sistema em estudo.

Os programas que funcionam com base no uso e ocupação do solo existente na bacia hidrográfica, em particular, são ferramentas muito úteis para ampliar o conhecimento dos fenômenos hidrológicos, pois eles provêm informações, quando adequadamente aplicados, que podem possibilitar o planejamento e a tomada de decisão para a gestão dos recursos hídricos.

No entanto, 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.

A calibração e a “validação” são procedimentos necessários para o ajuste do modelo, mas não podem constituir indícios de confiabilidade irrestrita dos resultados simulados, pois eles não garantem sua acurácia. De fato, a precisão associada aos resultados precisa, na medida do possível, ser quantificada para que se tenha a noção dos limites que cercam os resultados da modelagem.

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).

1.2 ANÁLISE DE INCERTEZAS EM MODELOS CHUVA-VAZÃO

Uma possível abordagem para lidar com as limitações da modelagem é definir um protocolo de procedimentos que visem avaliar as incertezas no modelo obtido. Esses procedimentos, quando corretamente conduzidos, levam ao aprimoramento do modelo que representa o fenômeno simulado. As etapas necessárias nessa análise é explorada nessa pesquisa.

Na avaliação do modelo duas ferramentas essenciais são a Análise de Sensibilidade e a Análise de Incertezas.

A análise de sensibilidade é uma ferramenta importante no sentido de conduzir mais facilmente a calibração e também de possibilitar a identificação daqueles parâmetros que contribuem mais fortemente para a geração de incertezas. Nesse sentido o conjunto de valores dos parâmetros deve ser avaliado do ponto de vista de como sua incerteza impacta os resultados do modelo, usando como ferramenta a análise de sensibilidade.

No que se refere à análise de incertezas um aspecto da modelagem hidrológica que tem sido conjecturado pelos pesquisadores é que existem várias possíveis representações de um sistema na modelagem hidrológica (Beven, 2005). De modo que a determinação de um

conjunto de valores dos parâmetros que represente adequadamente um dado sistema natural recai num problema com múltiplas respostas (equifinalidade dos parâmetros), todas com algum grau de aceitabilidade uma vez que os modelos gerados a partir desses parâmetros se ajustarão de forma similar aos dados medidos (Aronica e Beven, 1998). É a avaliação das incertezas correspondentes a esses parâmetros que determinará o conjunto mais plausível.

O aprimoramento do modelo é alcançado quando os dados simulados se ajustam aos dados medidos da melhor maneira possível. Isso depende de vários fatores, em especial, de um bom conjunto de dados observados. Evidentemente, quando não se dispõe de um conjunto de dados de campo representativo do sistema em estudo as incertezas são bastante significativas e o modelo obtido possivelmente não é representativo do sistema. Para calibrar o modelo alteram-se os valores dos parâmetros mais sensíveis de modo a ajustar o modelo aos dados medidos.

Os algoritmos que permitem a calibração automática de modelos funcionam a partir de funções objetivo que quando otimizadas derivam o conjunto de valores dos parâmetros que melhor ajusta o modelo. A calibração tem uma grande interferência no desempenho da modelagem, quanto melhor é a calibração, maior a aderência dos resultados do modelo em relação aos dados medidos.

O desempenho da modelagem realizada deve ser analisado por meio de um indicador do desempenho alcançado. Esse indicador, por seu turno, é um meio interessante de comunicar os resultados ao tomador de decisão.

1.3 AVALIAÇÃO DOS FATORES INFLUENTES NO MODELO

Uma significativa parte das incertezas na modelagem está diretamente relacionada aos dados requeridos para simulação e aos valores dos parâmetros obtidos na calibração.

No âmbito dos dados emergem duas questões: em que medida a natureza de dados afeta a confiabilidade da modelagem e qual a relação entre a disponibilidade de dados e a redução das incertezas na previsão do modelo. A verificação do modo pelo qual o conjunto de

dados de calibração agrega verossimilhança aos resultados da simulação é um dos pontos a ser investigado nessa pesquisa.

No que se refere a influencia da calibração outras questões requerem aprofundamento: ao variarmos o método de calibração como são afetados os valores dos parâmetros e conseqüentemente os resultados do modelo e como os métodos de calibração contribuem para o acréscimo ou decréscimo das incertezas. A busca de respostas a essas indagações se constitui num tema a ser discutido no presente trabalho.

Além disso, a calibração por causa do problema da equifinalidade leva a uma solução não-única. Nesse sentido, a questão que será estudada é a relação entre a incerteza associada a essas múltiplas soluções de conjuntos de valores dos parâmetros.

1.4 OBJETIVOS DA PESQUISA

O objetivo geral do presente estudo é investigar o desempenho de modelos de simulação de bacias hidrográficas, seus aspectos limitantes e a aplicação de ferramentas para a avaliação dos modelos obtidos por meio de simulação. Para isso pretende-se alcançar os seguintes objetivos:

- Identificar as fontes de incerteza na modelagem hidrológica;
- Discutir os aspectos científicos relacionados à modelagem do processo chuva-vazão;
- Discutir as idéias correntes para a abordagem de incertezas nos programas de modelagem do processo chuva-vazão;
- Investigar a influência da natureza dos dados na calibração e na determinação de um modelo.
- Investigar os procedimentos necessários à análise de incertezas e a quantificação do desempenho da modelagem;

- Investigar os procedimentos aplicáveis para a redução de incertezas em modelos hidrológicos.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

As idéias acima apresentadas serão discutidas e aprofundadas ao longo dos capítulos que compõem essa pesquisa com vistas a alcançar os objetivos já explicitados.

Nos Capítulos 2, 3 e 4 será apresentada a revisão de literatura acerca das idéias mais recentes relacionadas aos programas de simulação usados na engenharia hidrológica e, mais enfaticamente, no que se refere aos limites da modelagem e as abordagens que estão sendo desenvolvidas no âmbito desse tema.

O Capítulo 2 trata dos conceitos e das definições relacionados ao tema modelagem e traz um arrazoado das idéias correntes sobre incertezas na modelagem hidrológica. Além disso, são descritos os fundamentos da abordagem *soft* para o uso de modelos.

O Capítulo 3 discorre sobre o papel das ferramentas de modelagem na pesquisa e aprofunda a discussão acerca do caráter científico dos fundamentos da simulação. Nesse tópico também é apresentada uma abordagem para a investigação do desempenho de modelos e de suas incertezas.

O Capítulo 4 trata das ferramentas usadas na pesquisa para desenvolver as análises – o programa SWAT, que foi usado na obtenção dos modelos estudados, e os algoritmos PARASOL, para calibração e análise de incertezas, e o LH-OAT, para análise de sensibilidade.

O Capítulo 5 apresenta as etapas utilizadas e os resultados obtidos na modelagem de uma situação real em que foram utilizados dados medidos na bacia do alto curso do rio Descoberto, localizado no Distrito Federal. Esse capítulo tem o propósito de apresentar a aplicação das ferramentas propostas para a análise de incertezas do modelo e discorrer sobre os elementos que influenciam a obtenção do modelo. São verificados o efeito do método de calibração e da natureza dos dados na determinação do modelo simulado.

O Capítulo 6 apresenta uma investigação sobre os fatores influentes no desempenho da modelagem a exemplo da função objetivo e dos dados.

Por fim, o Capítulo 7 traz as conclusões do trabalho e relaciona algumas recomendações para o aprimoramento de modelos hidrológicos.

CAPÍTULO 2: FUNDAMENTOS DA MODELAGEM HIDROLÓGICA

2.1 TEORIA DA MODELAGEM

2.1.1 Definição de modelo

Variadas conceituações para modelos hidrológicos são encontradas na literatura. Há um grupo que conceitua modelo como um conjunto de equações e algoritmos que descreve o sistema real e imita o comportamento do sistema (Viessman e Lewis, 2003). É por essa ótica que pode-se enquadrar os que se referem ao programa de modelagem como modelo de simulação.

Uma outra perspectiva define o modelo como uma formulação idealizada que representa as respostas do sistema aos estímulos externos. Nesse conceito o modelo é dado como uma representação do comportamento do sistema (Chapra, 1997; Tucci, 1998). Ou seja, o modelo nessa abordagem é o que resulta da aplicação de um determinado algoritmo ou programa de modelagem para uma situação em particular. É esse conceito de modelo que será utilizado na presente pesquisa.

Em geral, o sentido principal observado nesses conceitos é o de que o modelo é uma aproximação do mundo real.

Na presente pesquisa, são duas as premissas que ordenam a aplicação de modelos como ferramentas para a tomada de decisão: a primeira é a idéia de que um modelo é uma representação aproximada dos fenômenos reais e, a segunda, é que é imperativo o uso de técnicas para a análise do modelo obtido na simulação.

2.1.2 Evolução dos modelos

Segundo afirma Silberstein (2006), a modelagem começou em 1856 com as equações de fluxo em meio poroso desenvolvidas por Darcy. Sua evolução foi incrementada com o

desenvolvimento das ferramentas computacionais. Uma representação esquemática da evolução da modelagem de bacias, cotejada com a evolução da computação, pode ser visualizada na figura 2.1.

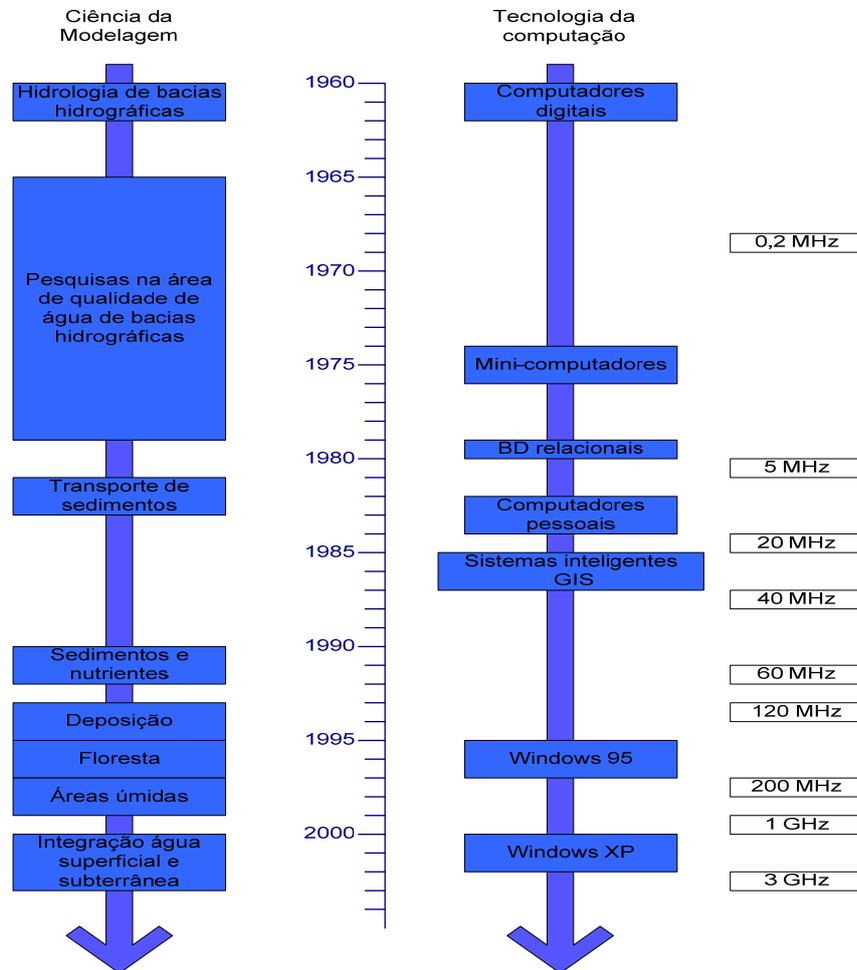


Figura 2.1: Evolução da modelagem de bacias de 1960 a 2004 (baseado em Singh e Frevert, 2006)

A complexidade dos programas de modelagem foi sendo incrementada ao passo em que aumentou a capacidade de processamento dos computadores.

2.1.3 A abordagem sistêmica na modelagem

Uma das bases sobre a qual se desenvolvem as modelagens do comportamento de corpos d'água, sejam rios, reservatórios, lagos ou estuários, é o conceito de Sistema. Sistemas são

estruturas, esquemas ou procedimentos, reais ou abstratos, que num dado tempo de referência se interrelacionam com uma entrada, causa ou estímulo de energia ou informação, e uma saída, efeito ou resposta de energia ou informação (Tucci, 1998).

Em relação a isso, o grande avanço no desenvolvimento da modelagem dos processos hidrológicos tipo chuva-vazão ocorreu quando os hidrólogos passaram a tratar a unidade hidrográfica com uma abordagem sistêmica.

Pidd (1996) adota o conceito de sistemas abertos como aqueles em que há troca com o ambiente. As idéias básicas que cercam o conceito também foram descritas pelo autor. A primeira delas é que um sistema é composto de vários componentes organizados e inter-relacionados, e esses componentes podem ser considerados como subsistemas.

Outra idéia importante é que os sistemas têm limites que separam o que está dentro do que está fora, esse último é que se chama de ambiente no qual o sistema está inserido. Num sistema aberto, essa envoltória limitante é permeável nas duas direções havendo, portanto, comunicação através dos limites. Acrescenta-se que um sistema é caracterizado por um comportamento bem definido que o distingue dos demais sistemas em algum aspecto. Esse comportamento é uma consequência da interação e organização das relações internas e externas do sistema. Uma característica de um sistema aberto é que ele tem ferramentas de regulação, controle ou governança que o mantem através do tempo. Entretanto, o sistema equilibrado não é estático, pois nele ocorrem mudanças nas relações internas e externas.

Os sistemas fechados não apresentam intercâmbio com o meio ambiente que o cerca, são herméticos a qualquer influência ambiental. Não recebem nenhum recurso externo e nada produzem que seja enviado para fora de seus limites. A rigor não existem sistemas fechados. Dá-se o nome de sistema fechado àqueles cujo comportamento é determinístico e programado e que opera com pequeno intercâmbio de energia e matéria com o meio ambiente. Aplica-se o termo aos sistemas completamente estruturados, onde os elementos e relações se combinam de uma maneira peculiar e rígida, produzindo uma saída invariável.

A abordagem sistêmica permite que os fenômenos sejam explicados por modelos teóricos que, por um lado, podem admitir que para uma mesma entrada o sistema produz sempre a

mesma saída, nesse caso, pode se dizer que o modelo é determinístico e, por outro lado, que o relacionamento entre uma saída e uma entrada é estatístico, nesse caso diz-se que o modelo é estocástico (Tucci, 1998).

Na modelagem hidrológica, um corpo d'água sob estudo é um sistema que tem seu comportamento diante dos fenômenos explicado por uma teoria consubstanciada num conjunto de equações gerais adequadamente parametrizadas. O equacionamento tem por função reproduzir o fenômeno observado, permitindo ainda que se infira a partir dele o comportamento atual do sistema, e, sobretudo, seu comportamento futuro.

Haag e Kaupenjohann (2001) afirmam que a abordagem sistêmica dinâmica que caracteriza os modelos é conceitualmente definida segundo um sistema fechado que requer um conjunto fixo de valores dos parâmetros, definidos *a priori*. Parte são parâmetros de conveniência que satisfazem necessidades matemáticas, e outra parte é composta por parâmetros residuais que dão conta dos ruídos e do *background* do sistema. Os ecossistemas, contrariamente, são sistemas abertos, que se automodificam produzindo, constantemente, novidades e novos valores de parâmetros.

Segundo Haag e Kaupenjohann (2001), os modelos de simulação têm sido criticados pelo fato de que a abordagem usada na modelagem para a codificação de ecossistemas, baseada em sistemas dinâmicos, não é adequada para a representação de sistemas ecológicos.

Por um lado, a simplificação das suposições é muito usada na modelagem. É o que sucede em relação, por exemplo, aos modelos de qualidade da água por razões relacionadas a facilidade de seu desenvolvimento e aplicação. Mahamah (1998), por exemplo, discutiu a suposição da mistura completa na modelagem da qualidade da água e sua criticidade para o desempenho do modelo.

2.1.4 Aplicações dos modelos

Na modelagem hidrológica dois fatores merecem destaque: as variáveis, que representam aquelas características dos sistemas que podem ser mensuradas e, também, que assumem

diferentes valores quando medidas em tempos diferentes; e os parâmetros, que são quantidades que caracterizam o sistema hidrológico e que permanecem constantes com o tempo (Clarke, 1973).

O papel das variáveis na modelagem é representar alterações nos sistemas hídricos desencadeadas pelos fenômenos, que são aqueles processos físicos, *e.g.* precipitação, que dinamizam os sistemas hídricos (Tucci, 1998).

Por sua vez, os valores dos parâmetros, uma vez calibrados, são quantidades que permitem definir o modelo que representa aproximadamente as características de um sistema hídrico específico.

A complexidade dos processos existentes nos corpos d'água naturais requer o uso de uma ferramenta integradora das relações entre os fenômenos que os caracterizam. Um dos aspectos mais importantes dos modelos, senão o mais importante, é que eles permitem a visão integrada e dinâmica dos processos naturais desencadeados pelos fenômenos inerentes aos sistemas hídricos.

Os programas para modelagem provem, de forma genérica, as equações pertinentes aos processos hídricos que se quer modelar (estrutura) e, também, as ferramentas para resolução dessas equações (algoritmos). Entretanto, o modelo que representa o sistema em estudo, propriamente dito, só se constitui a partir do momento em que os valores dos parâmetros que definem essas equações são especificamente determinados.

Por isso a modelagem de um determinado sistema exige, normalmente, a calibração dos valores dos parâmetros para que se identifique um conjunto de valores que represente da melhor forma possível as características do sistema em estudo.

Assim, o ajuste dos valores dos parâmetros no procedimento de calibração deve ser feito considerando as especificidades de cada sistema, para que esse conjunto de valores permita que a estrutura do programa represente de forma mais aproximada o comportamento dos sistemas modelado.

A observação mais importante, e que deve ser destacada, é que o uso adequado de um programa de simulação requer o conhecimento da essência do fenômeno em estudo, pois é a partir desse conhecimento que se torna possível avaliar os resultados obtidos. No caso contrário, o modelador não saberá criticar ou fazer bom uso dos resultados. Com isso busca-se evitar que os programas de simulação figurem como “caixas pretas”, isto é, que as relações entre entradas e saídas sejam obscuras ou que se recaia em quaisquer dos problemas gerados pelo seu uso inadequado, apontados por Wells (2005), quais sejam:

- aplicação do programa de simulação em um sistema para o qual ele não foi concebido;
- calibração inadequada;
- apreciação equivocada da configuração do programa.

As simulações podem ser ferramentas heurísticas valiosas na hidrologia. Pelo fato de que representam os aspectos essenciais de um hidrosistema, sua principal prerrogativa é incrementar nosso entendimento acerca das relações sistêmicas e das implicações da tomada de decisão.

Segundo Silberstein (2006), o uso de simulação pode ser direcionado para três propósitos: o primeiro, para reunir o arcabouço de conhecimento e explorar as implicações desse conhecimento em relação ao comportamento do sistema; o segundo, como ferramenta para testar dados e checar as inconsistências e erros e preencher as lacunas das informações; e o terceiro, para explorar diferentes cenários a que pode ser exposto o corpo d'água em estudo.

Saloranta (2005) acrescenta que as razões pelas quais os programas de simulação são usados para orientar, informar e prover previsões estão consubstanciadas na capacidade que eles possuem de organizar, sintetizar e apresentar informações baseadas tanto em conhecimento científico quanto em hipóteses.

Rajar e Cetina (1997) são da opinião de que quando se comparam os resultados obtidos em simulações com os dados e observações medidas em campo, obtêm-se uma melhor compreensão e também uma descrição matemática mais acurada dos processos envolvidos.

O alto custo envolvido no levantamento de dados para fundamentar os estudos, projetos e demais subsídios necessários à gestão ambiental e de recursos hídricos é responsável pelo cenário comum onde prevalece a escassez de dados. Nessa situação os valores pontuais, quando existentes, são representativos apenas de uma pequena fração do todo e não permitem a visão da dinâmica dos eventos em estudo.

2.1.5 Etapas da modelagem

Na Figura 2.2 são representadas, esquematicamente, as etapas básicas que compõem a modelagem hidrológica (Martin e McCutcheon, 1998; Chapra, 1997; Thomann e Muller, 1987).

Nesse esquema a etapa de preparação do programa de simulação consiste em fornecer as informações que ele requer para ser acionado, *e.g.* modelo digital de elevação do terreno e uso e ocupação do solo. Além disso, se requer nessa etapa o atendimento de todos os requerimentos de inserção de informações e de escolhas entre as opções que são oferecidas pelo modelo.

Uma vez cumprida essa etapa, passa-se a seguinte, em que o programa é executado utilizando-se valores de parâmetros fornecidos pelo próprio modelo (*default*) ou pelo modelador na etapa anterior. Nessa fase, normalmente, o programa gera resultados ainda não ajustados ao sistema específico que se quer modelar, isto é, os dados simulados usualmente não aderem aos dados medidos.

Na etapa anterior, em que se conduz a primeira rodada do modelo, é quase certo que o erro (diferença entre os resultados simulados e os dados medidos) obtido será bastante significativo, por conseguinte, deverá ser feita a calibração, isto é, o ajuste dos valores dos parâmetros visando a redução do erro e, em consequência, a definição de um conjunto possível de valores para parametrizar as equações que compõem a estrutura do programa.

Antes, porém, é recomendável que se faça uma análise de sensibilidade com o objetivo de identificar aqueles parâmetros que são responsáveis mais fortemente por alterações nos resultados. Além disso, a análise de sensibilidade permite verificar, percentualmente, quais parâmetros contribuem para a incerteza nos resultados obtidos.

Identificados os parâmetros mais sensíveis durante a etapa de análise de sensibilidade, procede-se a calibração tendo como foco, prioritariamente, esses parâmetros mais sensíveis. Na calibração objetiva-se, reduzindo o erro entre os dados medidos e os simulados, estimar os valores dos parâmetros.

Na etapa seguinte, em que se procede a avaliação dos resultados, o que se busca é verificar, preliminarmente, como é o comportamento dos resultados simulados em relação aos dados medidos, isto é, verificar os erros obtidos.

Quando não se consegue obter essa redução de modo adequado é conveniente que se retorne ao início do processo de modelagem, uma vez que pode ter havido algum equívoco na preparação do modelo, isto é, inserção de informações inadequadas, etc.

É muito importante, porém, que os resultados simulados sejam objeto de uma análise de incertezas, o que permitirá que se verifique a faixa de aplicação dos resultados.

Por fim, a apresentação dos resultados deverá primar pela transparência no processo, de modo a deixar nítidas as opções escolhidas pelo modelador e as incertezas dos resultados. Isso permite que o tomador de decisão possa ter clareza dos riscos associados à aplicação, em casos reais, dos resultados obtidos por simulação.

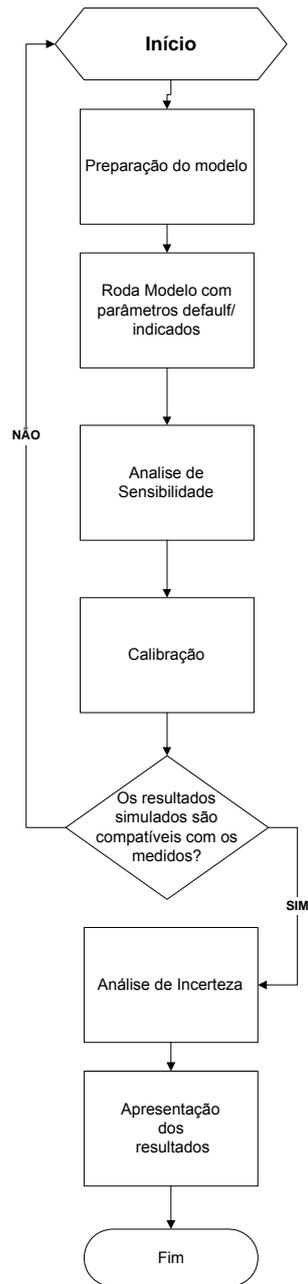


Figura 2.2- Fluxo esquemático da modelagem hidrológica

Desse processo o produto mais importante é o modelo simulado, que permite a avaliação do cenário atual e futuro da qualidade da água sob os aspectos espacial e temporal e, oriundo de técnicas de modelagem inversa, o conjunto de valores dos parâmetros, que permite uma melhor caracterização do sistema em estudo (Yeh, 1986; Panchang e Richardson,1993; Shen e Kuo, 1996).

2.2 ASPECTOS EPISTEMOLÓGICOS

2.2.1 Equifinalidade dos parâmetros na modelagem

Os programas de simulação têm como objetivo maior reproduzir o que acontece nos sistemas reais. Para isso utilizam leis gerais acerca do comportamento dos sistemas simulados que são consubstanciadas sob a forma de equações. Essas, por sua vez, fundamentam os códigos computacionais que estruturam o programa.

A aplicação dessas leis gerais constituintes dos programas de simulação é feita para sistemas específicos, *e.g.* uma determinada bacia hidrográfica, e a adequação dessa estrutura teórica para que o sistema seja simulado adequadamente ocorre com o ajuste dos valores dos parâmetros que definem as equações e o produto obtido é um modelo que representa o sistema específico. A partir disso, o ajuste do modelo é atestado com o auxílio de observações de campo, quando se verifica que os resultados obtidos por meio da modelagem são compatíveis com os dados medidos.

Essa linha metodológica se baseia na noção de ciência como uma atividade hipotético-dedutiva, pensamento fundamental da ciência positivista, em que as observações empíricas são retratadas como uma consequência dedutiva de uma teoria geral ou lei científica (hipóteses).

Nessa abordagem a confirmação das hipóteses pode ser feita por verificação, que é a confirmação da teoria pelos dados, ou refutação das hipóteses, que é a busca de observações que falseiem a teoria proposta.

A confirmação das teorias científicas por meio do verificacionismo supõe que as afirmações empíricas adquirem um significado verdadeiro ou falso se puderem ser verificadas em condições ideais de investigação (Silva, 2006). O "princípio da verificabilidade", isto é, o significado de uma proposição está relacionado diretamente aos dados empíricos que resultam de sua observação e que, uma vez existentes, dão veracidade à

proposição, caso contrário, mostram que ela é falsa. Assim, toda proposição que, a princípio, pode ser transformada em "enunciados protocolares", só tem significado se for verificada empiricamente (Barreto, 2006).

Segundo o princípio da refutabilidade, desenvolvido por Popper (1994), se as observações da realidade reproduzem as hipóteses, então a teoria ou lei hipoteticamente proposta é confirmada por aquelas observações e permanece aceita. Permanece aceita, entretanto, até que a experiência e as observações do mundo real permitam provar a sua falsidade. Esse processo de confronto da teoria com as observações poderá provar a falsidade da teoria em análise. Nesse caso, elimina-se essa teoria que se provou falsa e procura-se uma outra teoria para explicar o fenômeno em análise. Essas idéias formam a base da escola filosófica popperiana que defende que as teorias científicas não podem ser validadas, apenas refutadas.

Para Popper (1994), quanto maior o número e a diversidade das informações que confirmam o modelo ou teoria, mais provável é que a conceitualização envolvida no modelo não seja falha. Entretanto, a confirmação das observações não demonstra a veracidade da hipótese, ela apenas cria o suporte para a sua probabilidade. Isto porque não importa quantos dados estão disponíveis, há sempre a possibilidade de que mais de uma teoria possa explicar as observações realizadas e também que uma observação futura possa refutar essa teoria.

Na modelagem a estrutura utilizada (as hipóteses científicas que explicam os fenômenos hidrológicos) é considerada, em geral, correta, e partindo dessa premissa os quase sempre existentes desacordos entre os resultados da simulação e as correspondentes observações em campo são ajustados com a alteração dos valores dos parâmetros.

Esse é um ponto crucial: as incertezas acerca da estrutura do modelo se propagam para os resultados gerados pela simulação, juntamente com as demais incertezas epistemológicas. Nesse processo vários possíveis modelos podem representar, com graus semelhantes de acurácia, o sistema modelado. Para Oreskes *et al.* (1994) quando conseguimos um ajuste entre dados simulados por um modelo e dados observados, conseguimos também um dilema: mais de uma construção do modelo pode produzir a mesma saída. Os cientistas se referem a isso como não-unicidade.

A idéia da não-unicidade da calibração, isto é, que diferentes conjuntos de valores dos parâmetros, e não apenas um único conjunto ótimo, podem prover, igualmente, simulações aceitáveis para um determinado sistema, sustenta a tese da equifinalidade (Beven, 1993; Beven, 2005). Isso quer dizer também que essas várias possibilidades de se representar um mesmo sistema devem ser consideradas pois elas agregam incertezas às predições do modelo (Aronica e Beven, 1998; Zak e Beven., 1999) e também que várias teorias podem explicar uma mesma observação da realidade. Se isso acontece, isto é, se vários modelos podem representar a realidade, qual deles representa o verdadeiro?

2.2.2 Aspectos científicos da confirmação de modelos

A engenharia hidrológica tem usado os termos verificação e validação que, conforme visto, na metodologia científica têm o significado relacionado à comprovação de uma ou mais hipóteses científicas, para procedimentos relacionados à avaliação do desempenho do modelo.

Nessa área do conhecimento, a validação consiste, correntemente, em etapa subsequente à calibração, utilizando-se dados de campo adicionais para examinar o comportamento do modelo (Viessman e Lewis, 2003). A verificação, na maior parte dos casos, é entendida como a etapa em que se comparam o desempenho do código computacional e suas soluções numéricas frente à solução analítica possível para as equações que compõem o modelo (Martin e Muctcheon, 1998).

Os procedimentos acima descritos tomaram, inadequadamente, termos do jargão da metodologia científica, para denominar procedimentos que pouco tem a ver com seus sentidos originais. E, o que é pior, para alguns “Validação” e “Verificação” tomaram o sentido de testes que garantem por si mesmos a veracidade dos resultados gerados pela modelagem.

Por conta disso, severas críticas quanto ao significado atribuído a esses termos na área da engenharia hidrológica são encontradas na literatura (Beven e Binley, 1992; Chapra, 1997; Oreskes *et al.*, 1994; Konikow e Bredehoeft, 1992; Mroczkowski *et al.* 1997). Esses pesquisadores, adeptos da escola filosófica popperiana e atentos para os aspectos epistemológicos, não acreditam ser possível validar, tampouco verificar, os modelos hidrológicos (Xiong e O'Connor, 2000).

Para Oreskes *et al.*, 1994 dizer que um modelo está verificado significa, em termos epistemológicos, assumir que a veracidade dos resultados foi demonstrada. Por outro dizer, dizer que ele está validado significa que o modelo é legítimo, isto é, que ele não é contradito por ações ou evidências.

Outros motivos pelos quais Oreskes *et al.* (1994) não admitem o uso do termo validação são:

- A aplicação do termo validação sugere que o modelo é uma representação acurada dos processos físicos. Os pesquisadores afirmam que o alcance do ajuste dos resultados simulados com os medidos não garante a validade do modelo por si só em face da inexistência de singularidade em relação ao conjunto de valores dos parâmetros usados para a calibração do modelo.

- Mesmo quando o modelo é consistente com dados presentes e passados observados, não há garantia alguma de que a mesma coisa acontece em relação ao futuro. Primeiro, porque pode haver pequenos erros nos dados de entrada que não impactem o ajuste do modelo com os dados históricos disponíveis, mas que em relação a um espaço de tempo maior possam significar maiores desvios. Segundo, um ajuste entre os resultados do modelo e os dados presentes não é garantia de que futuramente as condições serão similares, por conta de que os sistemas naturais são dinâmicos e podem se alterar em modos que dificilmente podem ser ponderados.

Embora comungue das idéias de Oreskes *et al.* (1994), Silberstein (2006) admite que há na área de engenharia um sentido próprio em relação ao termo validação que se refere à demonstração de que o modelo reproduz observações, isto é, que o termo validação

implica somente que as observações empíricas concordam com os resultados do modelo, contrariando o conceito do termo adotado na filosofia da ciência

Nesse sentido há o clássico debate em que se põem de uma lado Konikow e Bredehoeft (1992), defendendo a visão popperiana acerca da impossibilidade de validar modelos e, de outro lado, Marsily *et al.* (1992), que solicitam uma posição mais pragmática acerca do uso do termo validação.

Na intenção de propor uma solução para o dilema que se construiu em relação ao termo validação, Refsgaard e Henriksen (2004) propõem que a validação do modelo deve ser sempre restrita ao espaço, tempo, condições de contorno e tipos de aplicação. Nesse sentido a validação não é um procedimento para testar teorias científicas ou para certificar a veracidade do conhecimento científico corrente, pelo contrário, é um teste que permite verificar se um modelo é aceitável para o uso ao qual foi aplicado.

Em relação ao uso corrente do termo verificação as críticas se sustentam com base na argumentação de que os modelos não são sistemas fechados (Oreskes *et al.*, 1994). Embora contenham componentes matemáticos que podem ser verificados por esses consistirem, *per se*, em sistemas fechados.

Um dos motivos que os caracterizam como sistemas não fechados é que os modelos requerem valores dos parâmetros que não são conhecidos completamente, outro motivo é o problema de escala: tipicamente a escala dos elementos que são requeridos pelo modelo é bem superior ao que de fato é medido. Um outro motivo é que a medição e a observação das variáveis dependentes e independentes são carregadas de inferências e hipóteses.

Outra questão é proposta por Konikow e Bredehoeft (1992) que argumentam que no processo de verificação a comparação entre soluções analíticas e numéricas é improcedente, uma vez que as últimas, usadas para solucionar as equações diferenciais que constituem a maior parte dos modelos hidrológicos, não levam em consideração as simplificações que são tomadas na resolução analítica dessas equações. Para Oreskes *et al.* (1994) a congruência entre soluções analíticas e numéricas nada informa sobre a correspondência com a realidade.

Por outro lado, há uma distinção entre o modelo conceitual, o código computacional do modelo e o modelo aplicado a um sistema específico. Feita essa distinção, Refsgaard e Henriksen (2004) propõem que ao modelo conceitual sejam aplicadas as idéias de refutabilidade. No entanto, tanto o código do modelo quanto o modelo aplicado a um sistema específico, podem ser, respectivamente, verificado e validado. Os autores defendem que o código do modelo pode ser verificado dentro de intervalos de aplicabilidade e de acurácia, mas nunca verificado universalmente. Similarmente, a validade de um modelo aplicado a um caso particular será sempre limitada em termos de espaço, tempo, condições de contorno e tipos de aplicação (Refsgaard e Henriksen, 2004).

Com a argumentação exposta anteriormente fica claro que os procedimentos conhecidos por validação e verificação se constituem em modos de avaliar o desempenho do modelo, e que, no *strito sensu*, o modelo determinado pelo *software* de simulação não pode ser validado ou verificado. Em função disso, é necessário estabelecer uma linguagem neutra para denominar os procedimentos que compõem a avaliação do desempenho do modelo.

A avaliação de desempenho do modelo está relacionada à determinação da sua acurácia. Dentre as técnicas necessárias para a confirmação da acurácia do modelo estão a análise de sensibilidade, a calibração, a análise de desempenho e a análise de incertezas.

2.3 INCERTEZAS NA MODELAGEM

2.3.1 Definições de incertezas

A importância e utilidade das ferramentas de modelagem hidrológica são incontestáveis no que concerne ao exercício da tomada de decisão que é requerido no planejamento e na gestão de recursos hídricos, no entanto, a existência de incertezas nesse processo não pode ser desconsiderada.

O termo Incerteza na modelagem hidrológica é frequentemente confundido e usado indistintamente com a mesma conotação de “erro”. Tecnicamente eles têm significados

diferentes: o termo Erro, na concepção de James (1997), expressa a diferença entre um valor simulado e um valor observado. O contrário seria a acurácia que, segundo Coleman (1998), é definida como o grau de concordância entre o valor simulado e o valor verdadeiro. Para Taylor (1997), o conceito de incerteza está associado ao sentido probabilístico uma vez que trata da variação nos resultados de um evento aleatório, dos distúrbios derivados de considerações errôneas ou da distribuição de erros associados com as quantidades observadas ou estimadas.

Shrestha (2009) conceitua incerteza de um modelo como o estado ou condição que reflete a falta de certeza acerca da saída de um processo físico ou sistema de interesse e resulta numa potencial diferença entre o resultado obtido e o valor “verdadeiro”. A incerteza num modelo é o estado ou condição em que ele não pode ser analisado unicamente.

McIntyre e Wheater (2004b) destacam como responsáveis pela geração de incertezas o nosso limitado conhecimento acerca dos processos que ocorrem na bacia, a carência de recursos e de tecnologia para observar o que está acontecendo no campo e as dificuldades na tradução das escalas dos processos reais para escalas de modelagem.

Na definição de Tucci (1998) a incerteza refere-se à diferença entre as estatísticas da amostra e da população, que pode ser devido à representatividade ou devido a erros de coleta e processamento dos dados da variável aleatória.

Para ilustrar o significado de incerteza, os gráficos mostrados na Figura 2.3 representam, na forma de um intervalo de resultados possíveis, os resultados estimados e respectivas incertezas para duas simulações diferentes acerca de um mesmo sistema. Observa-se que no caso (a) temos uma estimativa com um alto grau de incerteza comparativamente ao caso (b). Embora o resultado (a) englobe o resultado (b) mostrando que a previsão daquele está correta, a sua aplicabilidade se perde em função das incertezas comparativamente maiores e, por conseguinte, baixa confiabilidade associada à predição. Nesse caso no resultado da simulação (b) deposita-se maior confiabilidade, pois, as incertezas são menores (Taylor,1997).

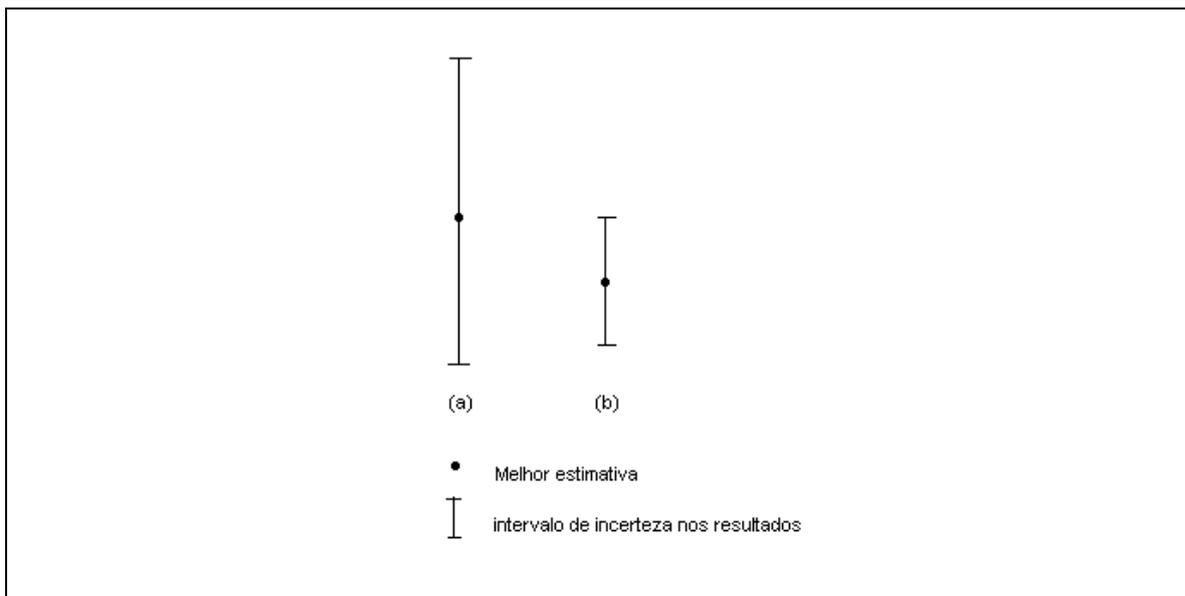


Figura 2.3 – Representação esquemática da incerteza em dois resultados obtidos, a partir de modelagens distintas, para um mesmo problema (Taylor,1997)

2.3.2 Complexidade e incertezas nos modelos

A análise de Incertezas em modelos hidrológicos tem sido objeto de estudo de vários pesquisadores que assinalam a importância de se conduzir esse procedimento para que se tenham modelos que, de fato, representem mais acuradamente a realidade (Beck, 1987; McIntyre e Wheeler, 2004c; Muleta e Nicklow, 2005; Oreskes *et al.*, 1994).

A incerteza na modelagem surge devido às informações incompletas usadas na simulação que estão na estrutura do programa de modelagem, nos parâmetros e nos dados de entrada. Em face disso, os autores sugerem que cada esforço de modelagem seja acompanhado de uma análise de incertezas com o objetivo de se determinar os intervalos de confiança das previsões do modelo, levando em conta as várias fontes de incerteza. Esse procedimento é altamente recomendável quando a modelagem é aplicada, especialmente, para a tomada de decisão em políticas públicas.

Beck (1987) destaca uma questão epistemológica que envolve a análise de incertezas na modelagem. Para o autor os modelos nem sempre tem uma estrutura que consegue prever

adequadamente todos os eventos em estudo pois a matemática precisa das relações é extremamente difícil de identificar para sistemas hidrológicos complexos.

Embora os modelos não consigam imitar fielmente a realidade, há um esforço científico intenso para que a modelagem consiga representar a multiplicidade de aspectos do sistema que está sendo modelado e isso se consubstancia, mais fortemente, quando se utilizam modelos complexos.

Contudo, modelos muito complexos não são necessariamente os melhores, isto porque os graus de liberdade associados aos modelos de maior complexidade são muitos, o que os torna muito sensíveis e, portanto, susceptíveis a maiores incertezas. Por outro lado, os modelos menos complexos não podem simular os sistemas reais apropriadamente uma vez que eles assumem simplificações e, portanto, empregam aproximações para o processo que querem simular, aumentando consideravelmente o erro entre os dados simulados e os medidos.

Snowling e Kramer (2001) verificaram que quanto maior a complexidade de um modelo, dada em termos do incremento de valores dos parâmetros e variáveis, menor é o erro entre simulações e medições e maior é a sensibilidade geral do modelo.

Lindenschmidt (2005) acrescenta que, idealmente, o melhor modelo é aquele em que tanto a sensibilidade quanto o erro são mínimos e, uma vez que a incerteza é função dessas variáveis, infere-se que o melhor modelo é aquele em que as incertezas são mínimas.

Outro aspecto relacionado às incertezas, também de base epistemológica, diz respeito à especificação dos valores dos parâmetros, requisito necessário para se fazer uso de modelos hidrológicos. Beven (1996) e Dooge (1997) alertam para o fato de que a definição de valores que reflitam apropriadamente a heterogeneidade do sistema que se quer modelar e que atendam aos requerimentos exigidos para o desenvolvimento da solução numérica aproximada para as equações usadas nos modelos hidrológicos, encontra sérias limitações uma vez que não há técnicas de medição para estimar as variáveis e parâmetros hidrológicos em escala compatível com a escala de discretização usada no modelo, isto é, a escala de valores do parâmetro ou variável associada ao elemento ou ponto nodal do *grid* usado na solução numérica é, normalmente, bem superior à escala de medição possível.

A busca por valores ótimos globais para os valores dos parâmetros no processo de calibração foi orientada pela idéia de que esses valores não introduziriam incertezas ou erros na previsão dos modelos. Posteriormente verificou-se que essa idéia não era procedente. Além disso, na modelagem hidrológica o processo de determinação dos valores ótimos globais resultantes da função objetivo encontra dificuldades pela complexidade da superfície de resposta (Xiong e O'Connor, 2000).

Xiong e O'Connor (2000) afirmam que a superfície de resposta das funções objetivo usadas na calibração de modelos hidrológicos são, tipicamente, não-suaves ou descontínuas, multi-modais e em relação a elas não há garantia de que um conjunto ótimo de valores dos parâmetros esteja localizado num subespaço particular. Em função desses problemas o uso de técnicas de otimização tradicionais é bastante vulnerável, em consequência, as técnicas de procura direta são mais indicadas pois elas se baseiam, em alguma medida, numa estratégia particular de otimização. Elas se baseiam na busca do mínimo ou máximo de uma função objetivo por meio de um processo de tentativas. Isso é feito através da atribuição de valores aos parâmetros da função objetivo e da comparação sistemática dos resultados obtidos entre si, onde é selecionado o valor que melhor representa a sua minimização ou maximização.

Além disso, há o problema da equifinalidade dos parâmetros: não há um único conjunto de valores de parâmetros adequado para o modelo, diferentes conjuntos de valores de parâmetros podem ser, igualmente, prováveis simuladores do sistema em estudo. Esse tópico tem sido destacado em muitos estudos (Beven, 2005; Beven e Freer, 2001).

Entre os pesquisadores que se dedicam ao estudo de modelos hidrológicos há os que investem no aperfeiçoamento das técnicas para otimização eficiente, *e.g.* Sorooshian *et al.*(1983), e os que tentam implementar o conceito de equifinalidade, *e.g.* Beven e Binley (1992).

A metodologia Generalised Likelihood Uncertainty Estimation – GLUE (Beven, 1998) é um procedimento de calibração fundamentado na tese da equifinalidade que permite a análise de incertezas. Um dos principais argumentos utilizados pelos adeptos da tese da

equifinalidade é que pelo fato de existirem, em algum grau, erros nas estruturas dos modelos, nas medidas e nas observações em que a calibração é baseada, não há razão para esperar que um conjunto particular de valores de parâmetros possa se constituir, para uma estrutura de modelo particular, num conjunto verdadeiro (Beven e Binley,1992).

No método GLUE há o reconhecimento da equivalência de diferentes conjuntos de valores dos parâmetros na calibração de modelos distribuídos. O procedimento é baseado em inúmeras simulações em que são usados diferentes conjuntos de valores de parâmetros escolhidos aleatoriamente a partir de distribuições de probabilidades específicas. Com o propósito de avaliar a probabilidade de cada um dos diversos conjuntos de parâmetros ser um simulador do sistema, é atribuído um peso a cada conjunto de valores usado na modelagem conforme o desempenho obtido. Esta probabilidade pode ser zero, quando é considerado que o conjunto de valores do parâmetro resulta num comportamento não característico do sistema, tomando-se como base a comparação direta com os dados disponíveis ou o conhecimento *a priori* do sistema modelado (Beven e Binley,1992).

Outra questão relevante para a análise de incertezas em modelos hidrológicos está relacionada aos dados e informações que são utilizados para preparar o modelo, isto porque por mais acurado que seja o processo de medição é impossível se ter a medida exata do que se quer medir. O conceito científico de erro está relacionado às inevitáveis incertezas decorrentes do processo de medição. Nesse sentido os erros de medição não podem ser eliminados, apenas minimizados.

2.4 FONTES E CLASSIFICAÇÃO DE INCERTEZAS

É atribuída a seguinte classificação às incertezas presentes na modelagem de fenômenos naturais (CGER, 2000; Beck, 1987): Incertezas Estocásticas e Incertezas Epistemológicas. Outros termos sinônimos podem ser encontrados na literatura (*vide* tabela 2.1).

A Incerteza Estocástica é devida à variabilidade inerente aos processos naturais. No contexto do conhecimento científico relacionado ao estudo dos fenômenos ligados aos recursos hídricos, as incertezas relacionadas à variabilidade natural podem ser

exemplificadas pela vazão, tida como um processo aleatório no tempo, e pela rugosidade dos canais hídricos, que é aleatória no espaço.

A Incerteza Epistemológica é devida, por um lado, à insuficiência de conhecimento dos eventos e processos que determinam o fenômeno em estudo, e por outro, às inferências que normalmente se faz àqueles dados não disponíveis, mas que são necessários para a modelagem do fenômeno.

Tabela 2.1: Taxonomia das incertezas e termos sinônimos encontrados na literatura

Tipos de Incertezas	Termos Sinônimos
Incertezas Estocásticas	Incerteza aleatória
	Incerteza externa
	Incerteza objetiva
Incertezas Epistemológicas	Incerteza do conhecimento
	Incerteza interna
	Incerteza subjetiva
	Incerteza funcional

Fonte: adaptado de CGER (2000)

As incertezas estocásticas, isto é, aquelas derivadas da variabilidade natural, têm sua gênese na heterogeneidade espacial e temporal do sistema. O desenvolvimento de teorias científicas que incorporem adequadamente essa heterogeneidade nos modelos teóricos e computacionais é um dos principais desafios que essa área de conhecimento vem enfrentando.

Na modelagem do processo chuva-vazão são adotados valores médios para representar a heterogeneidade espacial de alguns parâmetros. O meio para diminuir as incertezas decorrentes dessa assunção é maximizar a discretização espacial e isto significa acréscimo de coleta, preparação e processamento dos dados. O incremento na complexidade da modelagem significa, evidentemente, aumento nos custos associados, o que pode tornar proibitivo o seu uso.

As incertezas no conhecimento incluem as incertezas associadas aos parâmetros, dados de entrada e à formulação matemática do modelo. As incertezas resultantes das limitações da estrutura do modelo para representar o sistema decorrem dos erros de assunção, *a priori*, da suficiência da sua capacidade de descrever adequadamente o sistema natural.

A observação e o entendimento da natureza do sistema que se quer estudar são dificultadas pela freqüente inexistência de dados que possam permitir essa análise. A qualidade da simulação depende, particularmente, das características das formulações e da capacidade do modelo de representar os processos envolvidos. Para a redução das incertezas, nesse caso, requer-se a estruturação adequada do modelo para representar os principais processos envolvidos na simulação e, para isso, é fundamental o conhecimento do sistema natural pelo modelador, pois, os erros estruturais no modelo resultam, principalmente, da inadequada descrição ou falha em levar em conta processos relevantes.

As incertezas epistemológicas podem ser reduzidas, o que é mais difícil de ser feito com as incertezas estocásticas. Para a consecução da redução das incertezas epistemológicas é necessário incrementar o conhecimento do fenômeno que se quer simular, contudo, cada sistema é peculiar e o conhecimento dos seus fenômenos intrínsecos requer significativo dispêndio financeiro, o que nem sempre é possível.

Aspecto normalmente não incluído na taxonomia das incertezas mas, sobremaneira importante, é sublinhado em James (1997) e está relacionado a pós-modelagem quando ocorre que usuários incautos interpretam inadequadamente os resultados simulados pelo modelos, não considerando seus erros inerentes e confiabilidade.

O fluxograma da figura 2.4 (Sarmiento e Koide, 2007) apresenta a taxonomia e as principais fontes das incertezas discutidas anteriormente. Nela pode-se observar que as prováveis fontes das incertezas epistemológicas que estão associadas aos resultados obtidos por um modelo são devidas a:

- a) Incertezas na estimativa dos valores dos parâmetros do modelo;
- b) Erros de medição e não representatividade dos dados de entrada;
- c) Limitações da estrutura do modelo para representar o sistema.

O procedimento de calibração dos modelos e as metodologias para análise de incertezas, em geral, não levam em conta a incerteza total dos modelos pois o foco da avaliação é nos parâmetros. Normalmente não são levadas em conta as incertezas decorrentes dos erros estruturais do modelo e os erros introduzidos durante o processo de calibração do modelo, especialmente porque os métodos estatísticos para determinar a incerteza assumem, em geral, que a estrutura do modelo e os dados de entrada são corretos e que apenas os parâmetros do modelo necessitam ser ajustados.

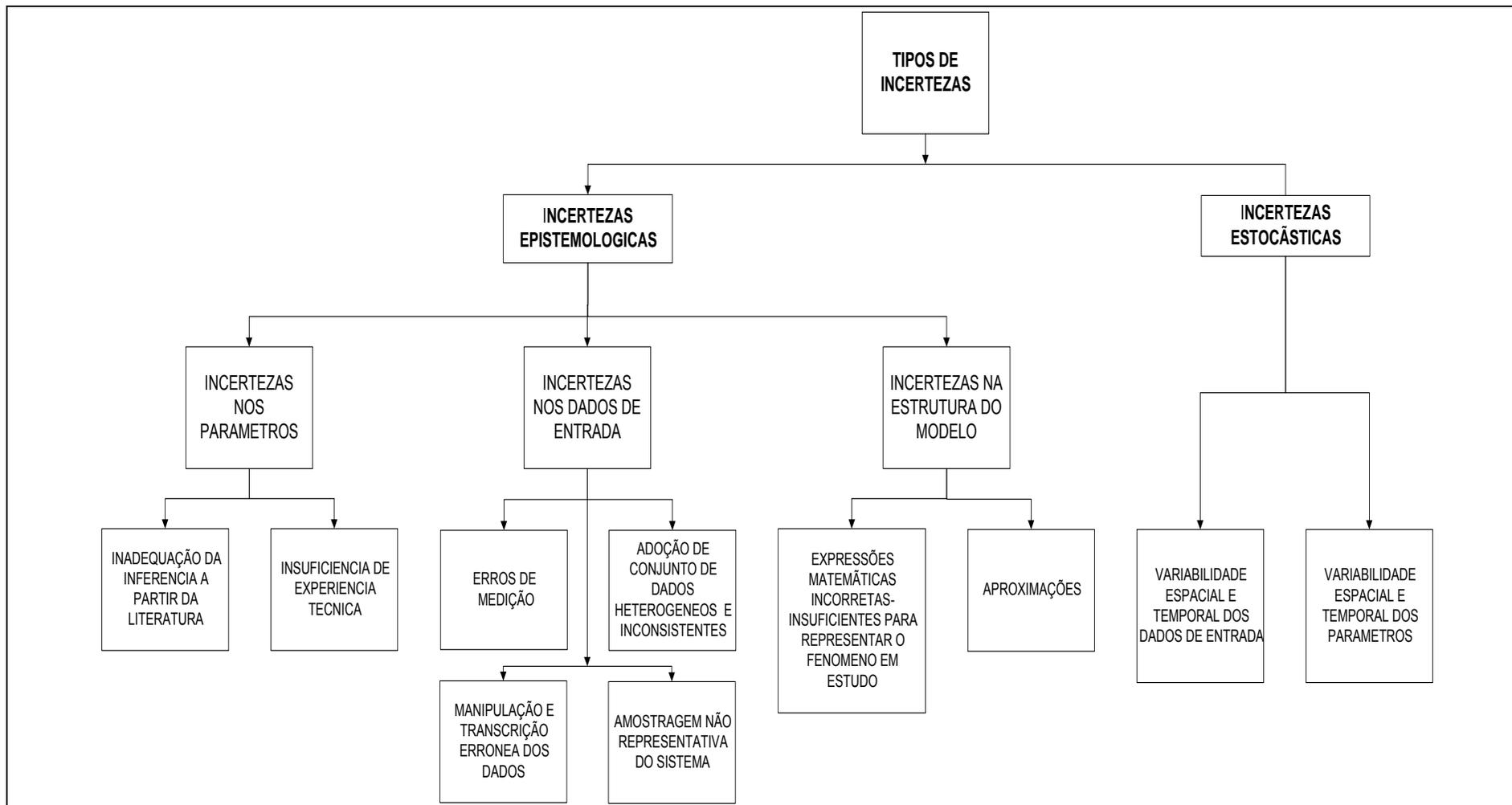


Figura 2.4 Taxonomia das incertezas em modelos hidrológicos e suas principais fontes (Sarmiento e Koide, 2007)

2.5 ABORDAGEM *SOFT* PARA O USO DE MODELOS

A gestão de recursos hídricos tem que lidar com problemas complexos que reúnem além da dimensão física, as dimensões social, política, ambiental, legal e suas interações. Quando modelos de simulação são usados para dar suporte à gestão e à tomada de decisão nessa área, esses temas devem ser considerados uma vez que não estão dissociados dos aspectos puramente técnicos.

Muitas decisões relacionadas à gestão ambiental, tomadas com base em modelos, cujo conhecimento e embasamento científico acredita-se serem sólidos, geram surpresas quando as previsões desses modelos não se aproximam da realidade. Esse tipo de problema ocorre, em geral, quando há desconhecimento ou ainda, o que é mais grave, quando não se consideram as limitações que cercam o modelo (Harremoes, 2003).

Um desses limites, aponta van der Sluijs (2002), é a natureza carregada de juízo de valor do modelo. Quer dizer, a construção de um modelo envolve escolhas subjetivas e isso, freqüentemente, permanece implícito, pois estão escondidas nos códigos computacionais, na documentação científica do modelo ou nas mentes dos modeladores. Em síntese, as seleções empregadas na construção de um modelo são sujeitas à crítica precisamente pelo fato de que elas são opções, isto é, de que existem outras alternativas possíveis.

Outra limitação indicada por Haag e Kaupenjohann (2001) diz respeito ao fato de que os modeladores selecionam, de acordo com sua própria noção de relevância, os fenômenos e valores dos parâmetros do modelo, ignorando outras perspectivas acerca do que se quer modelar. Acrescentam a isso que, convencionalmente, os modelos seguem uma razão puramente técnica, são opacos a olhares externos, quer sejam de outros cientistas quer sejam do público não especialista.

Ravetz (2004) afirma que diferentes formas de incerteza estão no cerne da tomada de decisão nas áreas de proteção ambiental, dentre elas a incerteza epistemológica, que aparece quando as formas disciplinares normais de redução da incerteza fracassam levantando o debate em relação a utilização dos meios adequados de lidar com essas falhas no conhecimento.

O Princípio da Precaução foi introduzido em 1992 pela Declaração do Meio Ambiente e Desenvolvimento - Eco 92 que afirma “Para que o ambiente seja protegido, serão aplicadas pelos Estados, de acordo com as suas capacidades, medidas preventivas. Onde existam ameaças de riscos sérios ou irreversíveis não será utilizada a falta de certeza científica total como razão para o adiamento de medidas eficazes em termos de custo para evitar a degradação ambiental”.

O Princípio da Precaução tem sido acionado em situações em que a incerteza, a desconhecimento e a indeterminação dominam as relações de causa e efeito (Harremoes, 2003).

A principal ferramenta do Princípio da Precaução é o elemento preventivo que pode ser invocado até em relação à prevenção de um perigo apenas potencial. Nele há a antecipação, no julgamento político, da presença de sinais de causalidade mesmo quando não são precisos. Isso, no entendimento de Tallacchini (2005), faz com que o Princípio da Precaução trabalhe na direção de uma posição crítica e pro-ativa ou conforme afirmam Haag e Kaupenjohann (2001) o Princípio da Precaução é uma orientação que se adiantam à prova científica.

Segundo van der Sluijs (2007) a precaução difere da prevenção uma vez que a última está relacionada com riscos conhecidos e para os quais existe um modo adequado para quantificar a sua probabilidade.

Ravetz (2004) esclarece que há um novo paradigma no método científico que é a chamada ciência Pós-Normal. Ele sublinha que enquanto a postura científica normal, de caráter positivista, tem estilo reducionista, pois busca encontrar leis gerais que caracterizem o fenômeno observado, ao contrário, a postura da ciência Pós-Normal depende do debate público e requer a inclusão da percepção da comunidade. A ciência Pós-Normal é baseada no recente reconhecimento da influência dos valores em toda a pesquisa. Segundo o autor, é a metodologia apropriada quando incertezas nos sistemas ou decisões são altas.

A ciência positivista busca relacionar os fenômenos observados a princípios que permitem combinar observações isoladas. Ela investiga os fenômenos buscando suas relações

constantes de concomitância e sucessão, isto é, suas leis. Baseia-se, portanto, na construção de uma hipótese e conseqüente dedução. Quer dizer, seu método prevê a observação dos fatos, procurando raciocinar sobre eles e descobrir as relações constantes entre os fenômenos observados, isto é, as leis que regem essas relações (Souza, 1995).

Kuhn (2003) caracterizou a ciência positivista como um tipo de pesquisa que é direcionada a resolução de quebra-cabeças nos moldes e diretrizes estabelecidos pelo paradigma vigente. Os problemas científicos transformam-se em *puzzles*, enigmas com um número limitado de peças que o cientista - qual jogador de xadrez - vai pacientemente movendo até encontrar a solução final. Aliás, a solução final, tal como no enigma, é conhecida antecipadamente, apenas sendo desconhecidos os pormenores do seu conteúdo e do processo a ser atingido.

Em contraste com a ciência normal, de caráter positivista, a ciência Pós-Normal lida com problemas mal definidos em sistemas concretos e complexos, freqüentemente, envolvendo interações globais-locais, grandes escalas, escopos abertos e alto grau de incerteza de todos os tipos, notavelmente, incerteza epistêmico-ética.

Tallacchini (2005) argumenta que quando a ciência tem que lidar diretamente com políticas públicas, seus propósitos devem ser diferentes da ciência pura ou da ciência aplicada. A ciência pura é guiada, principalmente, pela curiosidade científica, já a ciência aplicada é guiada por um projeto e seu objetivo é alcançar soluções particulares. Em contraste, a ciência relacionada às políticas públicas deve ajudar a definir problemas que, são ligados a julgamentos externos e que, eventualmente, demandam uma escolha política até quando eles aparentam ser puramente científicos ou problemas técnicos.

Para Ravetz (2004) a substituição da ciência normal pela Pós-Normal constitui a mudança de paradigma que Kuhn (2003) associou ao seu conceito de revolução científica e, por isso, a ciência da precaução, que fundamenta a ciência Pós-Normal, pode ser considerada revolucionária.

Haag e Kaupenjohann (2001) afirmam que novas formas de produção do conhecimento, tais como, o conceito de ciência Pós-Normal, em conjunção com o princípio da precaução, muda a autoridade estabelecida da ciência e pode levar a uma separação institucional do

método científico em um ramo acadêmico e um ramo gerencial, este relacionado às políticas públicas.

Para van der Sluijs (2002) a ciência Pós-Normal é uma estratégia de lidar com o problema em que não há o estabelecimento da verdade final ou da resolução final do quebra-cabeças científico. Isso porque quando se considera que as incertezas científicas são altas e o suporte a decisão necessário, tal objetivo, em princípio, é inalcançável e indesejável.

A consequência fundamental de aceitar os aspectos filosóficos da ciência Pós-Normal é o reconhecimento de que, em tais casos, o discurso científico e técnico não é mais restrito às comunidades de especialistas, mas necessita do envolvimento de leigos, sejam os decisores ou cidadãos.

Para Ravetz (2004) a abordagem científica segundo o paradigma Pós-Normal propõe uma mudança nos dogmas centrais do método científico normal positivista, em que se supõe perfeita objetividade e certeza. Na tradicional prática científica normal, o comprometimento com valores é ocultado ao ponto de serem desconhecidos para a maior parte dos praticantes, e as incertezas são reconhecidas somente se elas podem ser dominadas por técnicas estatísticas.

De acordo com Haag e Kaupenjohann (2001), a ciência Pós-Normal é transdisciplinar, participativa e sensível ao contexto em que objetiva produzir conhecimento para os problemas concretos do mundo real.

De forma análoga, a modelagem para propósitos científicos teóricos e a modelagem para a tomada de decisão podem seguir separadamente. A modelagem para a tomada de decisão deve levar em conta requerimentos de transparência e participação. Os produtos do modelo podem ser julgados de acordo com a capacidade de eles proverem conhecimento sensível ao contexto para decisão de problemas específicos (Haag e Kaupenjohann, 2001).

Para Haag e Kaupenjohann (2001) os modelos de simulação são ferramentas heurísticas, especialmente quando aplicados academicamente, que quando usadas convenientemente, podem permitir descobertas em relação aos processos naturais. Nesses casos, eles podem

ser usados, por exemplo, para revelar propriedades dos ecossistemas ou para examinar diferentes teorias ecológicas.

Segundo Haag e Kaupenjohann (2001) para o propósito de fornecer suporte à tomada de decisão, os modelos devem ser mais transparentes, isto é, a estruturação, a escolha e a avaliação de modelos devem envolver também os atores envolvidos no processo.

Para van der Sluijs (2007) os decisores podem contribuir para a modelagem de formas variadas. Isso inclui o fornecimento de informações sobre condições locais que podem determinar quais dados são importantes e relevantes, qual resposta é mais adequada e ainda fornecer provisão de observações pessoais do risco e seus efeitos.

O discurso técnico e científico pode se beneficiar da inclusão do conhecimento não especialista, da experiência e perspectivas dos tomadores de decisão em relação ao problema em mãos. Segundo van der Sluijs (2002) a participação de diversos grupos proverá informação essencial e discernimento acerca dos riscos ambientais. A participação da comunidade também é fundamental para o exame, consideração e avaliação dos valores sociais, políticos e éticos que não podem ser endereçados somente por técnicas analíticas, mas que requerem a deliberação participativa externa.

Nessa linha que defende a utilização de modelos mais transparentes para os tomadores de decisão e para a comunidade, que poderiam ser chamadas caixas brancas, por analogia contrária a idéia dos modelos caixa preta, inclui-se Pidd (1996), que também defende uma abordagem heurística para a aplicação dos modelos. Segundo o autor a interpretação de uma modelagem pode ser enquadrada, conforme suas características, na abordagem dita *soft* e naquela dita *hard*, esta normalmente adotada pela expertise tecnológica. A idéia principal da abordagem *soft* é levar as interpretações pessoais da modelagem ao escrutínio do público alvo.

A Tabela 2.2 a seguir mostra um contraponto entre as abordagens *hard* e *soft*.

Tabela 2.2: Comparação entre as abordagens *Soft* e a *Hard*

	Abordagem <i>Hard</i>	Abordagem <i>Soft</i>
Definição do problema	Visto como direto, unitário	Visto como problemático, pluralístico
A organização	Tomada como certa	Tem que ser negociada
O modelo	Uma representação do mundo real	Um modo de gerar debate e estabelecer critério acerca do mundo real
Saídas do modelo	Produto ou recomendação	Progresso por meio do conhecimento

Fonte: Pidd (1996)

A abordagem *Soft* na utilização dos modelos é um forte contraponto à abordagem *Hard*, paradigma dominante que entende os programas de simulação como ferramentas geradoras de informações diretamente aplicáveis na resolução de problemas na engenharia de recursos hídricos. Na abordagem *Hard*, em que os programas geram produtos ou recomendações para a tomada de decisão, as incertezas e as limitações do modelo são, em geral, insuficientemente consideradas, haja vista que o requerimento de uma solução precisa e única é dominante nesse cenário de utilização dos programas de simulação.

A abordagem *Soft* reconhece amplamente as limitações e incertezas na modelagem, por esse motivo enfatiza a utilidade do modelo para o aprofundamento do conhecimento da bacia hidrográfica e seus resultados são acompanhados de informações acerca das incertezas existentes.

CAPÍTULO 3: AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO DE MODELOS

3.1. INTRODUÇÃO

A validação e a verificação são as ferramentas utilizadas, correntemente na engenharia hidrológica, para se atestar a confiabilidade de um modelo. Todavia, a conotação que se atribui a esses termos está envolta em severas críticas e, apesar de não haver negação de seu uso, têm sido observadas na literatura proposições de se atribuir aos termos validação e verificação, apenas uma idéia de identificação da robustez do modelo.

Não obstante, não há dúvidas em relação ao fato de que algumas etapas da modelagem, quais sejam 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.

A avaliação do desempenho do modelo pode ser considerada uma das etapas mais relevantes da modelagem uma vez que ela consiste em se averiguar a confiabilidade dos resultados que são gerados e sua aplicabilidade para predições quanto ao comportamento futuro do sistema (Chapra, 1997).

As ações que visam aprimorar o modelo resultante da simulação, analisar sua adequação para representar um fenômeno real e quantificar o seu desempenho para representar as observações são importantes para a obtenção de um modelo mais representativo do evento em estudo.

Na avaliação do modelo utilizam-se ferramentas conhecidas, de forma sistemática e programada, para uma melhor aplicação dos resultados. Essas ferramentas são a Análise de Sensibilidade, a Calibração, a Análise de Incertezas e a Quantificação do Desempenho.

3.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

3.2.1 Definição e aplicações

A Análise de Sensibilidade é o estudo de como um modelo responde, quantitativa e qualitativamente, a diferentes variações nas informações que o alimenta. Portanto, a análise de sensibilidade estuda as relações entre os fluxos de informações que entram e que saem do modelo. Por conta disso, permite verificar a natureza da relação de dependência entre os resultados simulados e as incertezas existente nos dados de entrada usados na modelagem.

A análise de sensibilidade tem como principal objetivo investigar como um modelo computacional responde a variações nos valores dos parâmetros. A análise de sensibilidade permite identificar os parâmetros que influem significativamente nos resultados, ao tempo em que, torna possível verificar o reflexo das incertezas dos valores dos parâmetros nos resultados simulados.

Nesse sentido, se as incertezas relacionadas aos resultados providos pela simulação são consideradas significativas é preciso identificar, por meio de uma análise de sensibilidade, quais são os maiores contribuintes para a geração das incertezas que afetam o desempenho do modelo (Hofer, 1999; Keppler, 1997).

A priorização dos parâmetros sensíveis durante a calibração, por outro lado, se presta a um melhor entendimento do processo em estudo e a uma melhor estimativa dos seus valores provendo, desse modo, a redução das incertezas, isto é, quando não se conhece a sensibilidade dos parâmetros perde-se tempo com aqueles que não são sensíveis levando-se mais tempo para se conseguir a aproximação dos dados simulados aos dados medidos (Lenhart *et al.*, 2002).

Segundo Saltelli *et al.* (2001), os modeladores conduzem a análise de sensibilidade para:

- 1) Determinar se o modelo representa o sistema em estudo

O modelo não representa o sistema em estudo se ele exibe forte dependência nos supostos fatores não influentes ou se o intervalo de previsão do modelo não é adequado. Frequentemente acontece de um modelo estar fortemente sintonizado com um parâmetro específico até o ponto de suscitar modificações que resultam em previsões inaceitáveis fornecidas pelo modelo. Quando isso acontece é evidente que, na tentativa de otimizar a simulação, alguns valores dos parâmetros foram escolhidos erroneamente. Nesse caso a análise de sensibilidade aponta para a necessidade de rever o modelo.

- 2) Verificar quais os parâmetros que mais contribuem para a variação nos resultados simulados pelo modelo e que, por isso, sugerem pesquisa adicional para fortalecer a base de conhecimento;

Em relação a isso a análise de sensibilidade pode auxiliar o modelador a inferir quais estimativas de valores dos parâmetros devem ser suficientemente precisas para que o modelo possa proporcionar previsões acuradas. Nesses casos maiores esforços deverão ser despendidos para melhorar a qualidade das informações e/ou formulações tendo-se como propósito reduzir as incertezas no modelo. Se a sensibilidade do modelo é congruente com o nosso conhecimento do sistema em estudo, a análise de incertezas aponta para a necessidade de incrementar a modelagem por meio da priorização daqueles parâmetros mais influentes, com isso o impacto das incertezas nos resultados do modelo pode ser minimizado.

- 3) Determinar os parâmetros (ou partes) do modelo que são pouco influentes e que podem ser eliminados do modelo final

Os parâmetros pouco influentes, nesse caso, são os que não afetam as previsões do modelo. Os modelos não devem ser mais complicados do que o necessário e os fatores e processos que não são relevantes devem ser eliminados.

4) Verificar se e quais grupos de dados interagem entre si

Freqüentemente os fatores têm efeitos combinados que vão além da simples soma dos efeitos de cada um. Considerando o exposto anteriormente é possível concluir que a análise de sensibilidade identifica, num sentido estrito, onde o conhecimento do fenômeno simulado deve ser incrementado no modelo. Num sentido amplo, fornece as diretrizes concernentes ao desenvolvimento de modelo que melhor representa o fenômeno em estudo.

Exemplo de aplicação da análise de sensibilidade é encontrado em Pastres e Ciavatta (2005) que utilizaram técnicas de análise de sensibilidade global e local para estimar as incertezas da modelagem tridimensional da dinâmica sazonal do oxigênio dissolvido e do fósforo e das comunidades de fitoplâncton e zooplâncton na lagoa de Veneza. A análise de sensibilidade local foi inicialmente usada para determinar os parâmetros mais sensíveis e também para prover uma estimativa inicial da incerteza, nesse caso, devido ao conhecimento precário da dinâmica do sistema. Destaca-se nesse trabalho o fato de que os autores usaram a análise de sensibilidade para definir os percentuais de incertezas devida à diferentes fontes.

A importância do trabalho de Pastres e Ciavatta (2005) reside no fato de que o conhecimento das fontes de incertezas, sejam associadas às cargas de poluentes lançadas no ecossistema ou ao processo de autodepuração, pode permitir não meramente o conhecimento acadêmico do fenômeno mas, principalmente, possibilitar que, em se tratando do primeiro caso, se implante mecanismos adequados de controle do lançamento dessas cargas e, no segundo caso, se saiba determinar o grau de efetividade das medidas tomadas.

Os requerimentos essenciais para uma análise de sensibilidade são segundo Saltelli (2000):

- a) A Análise de Sensibilidade deve ser realizada de forma interativa com a Análise de Incertezas. O objetivo é corroborar a modelagem, mostrando que os elementos ignorados, isto é, a simplificação das suposições, não são relevantes.
- b) A Análise de Sensibilidade não está relacionada com a saída do modelo, *per si*, mas com a questão que o modelo tem de responder. Um modelo é relevante quando suas entradas

causam variação no objeto de simulação em análise. A pouca sensibilidade de um modelo pode sinalizar um modelo ruim ou desnecessariamente complexo.

c) Todas as fontes de incertezas devem ser adequadamente conhecidas e as ações de análise delas devem atuar simultaneamente para assegurar que o espaço de incertezas nas entradas seja completamente explorado e que as possíveis interações sejam capturadas pela análise. De fato, o papel de uma Análise de Sensibilidade não é, apenas, quantificar, em ordem de importância, as fontes de incerteza na predição, mas, identificar os elementos, parâmetros, suposições, estruturas etc, que são responsáveis pelo desempenho do modelo para um intervalo aceitável.

d) O conceito de importância deve ser definido rigorosamente antes da análise propriamente elaborada. A Análise de Sensibilidade pode mensurar a adequação do modelo e sua relevância, identificar regras críticas no espaço de entrada, descobrir interações entre os fatores, estabelecer prioridade de pesquisa e simplificar modelos.

3.2.2 Classificação

As estratégias existentes para conduzir uma análise de sensibilidade podem ser classificadas, conforme sua forma de aplicação, em método de seleção de fatores, e conforme a maneira como tratam os parâmetros, em métodos locais e métodos globais (Saltelli *et al.*, 2000).

3.2.2.1 Método de Seleção de Fatores

O método de seleção de fatores é apropriado quando se tem muitos parâmetros e se quer selecionar aqueles que têm um efeito significativo sobre o modelo (Saltelli *et al.*, 2000). Na seleção de fatores têm-se medidas qualitativas de sensibilidade, isto é, se determina os valores dos parâmetros em ordem de importância, mas não se quantifica quanto um dado fator é mais importante do que outro.

Um procedimento típico na seleção de fatores é aquele em que o impacto da mudança de valores para cada parâmetro do modelo é avaliado, técnica denominada *One-At-a-Time* (OAT). Essa abordagem também é conhecida como *Ceteris Paribus*.

O procedimento OAT padrão usa um valor nominal para o parâmetro de controle, geralmente, esse valor é fornecido da literatura. Então as magnitudes das diferenças entre os valores resultantes do modelo, calculados com valor adicionado ou reduzido do valor de controle, e o próprio valor de controle são então comparadas para achar aqueles parâmetros que afetam significativamente o modelo.

O Método de Morris (Morris, 1991) é um exemplo de método de seleção de fatores. Nesse caso, diferentemente do que ocorre na abordagem *Ceteris Paribus* padrão, em que apenas um parâmetro é modificado enquanto todos os outros permanecem inalterados, o procedimento OAT é aplicado para analisar a sensibilidade global do modelo.

O Método de Morris tem por objetivo o estudo das interações lineares entre os parâmetros, determinando a ordem de importância dos valores dos parâmetros em termos de seus efeitos médios na variância dos resultados simulados, como também, determina aqueles parâmetros com efeito aditivo linear e interações não lineares (Francos *et al.*, 2003; Saltelli *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2000; Tomlin, 2006).

É possível verificar a sensibilidade global do modelo usando o Método de Morris. Nesse método considera-se que em um dado modelo determinístico $Y = Y(x_1, x_2, \dots, x_n)$, x_1, x_2, \dots, x_n são os valores iniciais dos parâmetros. Cada valor de parâmetro x_i , $1 \leq i \leq n$, é selecionado aleatoriamente, um por vez, e o modelo é executado obtendo-se Y . Assume-se que cada x_i é escalado no intervalo $\{0, 1/(p-1), 2/(p-1), \dots, 1-\Delta\} (LS_i - LI_i) + LI_i$, em que p é dado e define a extratificação do intervalo, Δ é um fator de perturbação, LS_i e LI_i são, respectivamente, os limites superior e inferior do intervalo de variação do parâmetro i .

Numa segunda rodada, o valor do parâmetro é incrementado pelo fator de perturbação Δ_i , obtendo-se agora Y^* . Essas duas rodadas levarão então a um efeito elementar e_i , qual seja :

$$e_i = \frac{Y^* - Y}{\Delta_i} \quad \text{Equação 3.1}$$

Em que:

$$Y^* = Y_i(x_1, \dots, x_{j-1}, x_j \pm \Delta, x_{j+1}, \dots, x_n)$$

$$Y = Y_i(X)$$

Δ_i é a variação no parâmetro i e X é o vetor $(x_1, \dots, x_{j-1}, x_j, x_{j+1}, \dots, x_n)$.

Os intervalos de valores de Δ_i são arbitrários, entretanto, Morris (1991) demonstrou a conveniência de usar certos valores que se situam para $\Delta = \frac{P}{\lceil 2(p-1) \rceil}$, dado p .

Observa-se que $(x_1, \dots, x_{j-1}, x_j \pm \Delta, x_{j+1}, \dots, x_n)$ é igual ao vetor X exceto por seu j -ésimo componente que tem sido incrementado por Δ_i , isto é, que tem sido amostrado em níveis sucessivos.

O processo se repete r vezes até que estatísticas estáveis da saída sejam obtidas. Ao final, serão executadas um número de rodadas igual a $2rn$ (r é número de rodadas e n é a quantidade de parâmetros considerados).

Com os valores dos efeitos elementares e_i calculados para os diferentes parâmetros, $i=1, 2, \dots, n$, é calculada a média dos efeitos elementares, \bar{e}_i , e seu respectivo desvio padrão $\sigma^2(e_i)$, que são medidas globais de sensibilidade.

O efeito médio para cada parâmetro que foi alterado, após as r repetições é dado por:

$$\bar{e}_i = \frac{\sum_{i=1}^r |e_i|}{r} \quad \text{Equação 3.2}$$

E a variância por:

$$\sigma^2(e_i) = \frac{r \sum_{i=1}^r e_i^2 - \left(\sum_{i=1}^r e_i \right)^2}{r(r-1)} \quad \text{Equação 3.3}$$

Um valor alto de \bar{e}_i indica um parâmetro com significativa importância nos resultados do modelo Y, enquanto que um valor alto de $\sigma^2(e_i)$ significa que os efeitos causados pelas variações dos parâmetros dependem fortemente dos valores dos outros parâmetros.

Isto é, aqueles parâmetros que geram as maiores variâncias têm um significativo impacto sobre a variância geral dos resultados simulados. Se a variância obtida é baixa então o efeito é dito linear ou aditivo. Parâmetros com alta variância exibem efeitos não lineares ou interativos, que são importantes uma vez que isso indica que os parâmetros apresentam níveis de sensibilidade que podem ser alterados se outros intervalos de parâmetro mudarem (van Griensven, SD).

3.2.2.2 Métodos Locais

A Análise de Sensibilidade local avalia a sensibilidade do modelo em um ponto no espaço parametral, isto é, os valores dos parâmetros variam apenas nas proximidades de seus valores nominais e os resultados dependem da escolha desses valores. Esse ponto pode ser definido por valores *default* ou por uma calibração manual. A sensibilidade pode, usualmente, ser definida pela computação de derivadas parciais das funções de saída com respeito aos valores dos parâmetros.

Na abordagem OAT (*One factor At a Time*), a Análise de Sensibilidade local é realizada do seguinte modo: cada valor do parâmetro em análise é perturbado, ao tempo em que, todos os outros são fixados em seu valor nominal. Quando o propósito da Análise de

Sensibilidade é verificar a importância relativa dos fatores de entrada na presença de incertezas, essa abordagem só é justificada para os modelos lineares. Nesse sentido, Saltelli *et al.* (2006) afirmam que, em geral, o procedimento OAT não permite o aparecimento do efeito interativo de várias fontes de incerteza, tornando a análise da robustez do modelo indefensável, exceção feita para o caso dos modelos lineares. Exemplos de métodos de Análise de Sensibilidade Local são os FOSM, MFORM e SORM.

O método FOSM (*First Order Second Moment*) estima a média (primeiro momento) e a variância (segundo momento) da saída de um modelo por meio do cálculo da derivada da saída do modelo em relação a uma entrada num ponto singular.

O primeiro passo na análise FOSM é aproximar a solução de saída do sistema de interesse numa Série de Taylor. Na forma simplificada, uma Série de Taylor de primeira ordem requer o cálculo da saída do modelo em um ponto singular e a determinação da derivada, isto é, a mudança na saída do modelo devido a uma mudança nos dados de entrada, dada por:

$$M(e) = M(\bar{e}) + \sum_{i=1}^p \frac{\delta M}{\delta e_i} (e_i - \bar{e}_i) \quad \text{Equação 3.4}$$

Em que $e = \{e_1, \dots, e_p\}$ são as variáveis de entradas aleatórias com médias $\bar{e} = \{\bar{e}_1, \dots, \bar{e}_p\}$,

$\frac{\delta M}{\delta e_i}$ são as derivadas calculadas para a os valores médios \bar{e} .

A média da função de saída M e o desvio padrão são calculados por:

$$\begin{aligned} \bar{M} &= M(\bar{e}) \\ \sigma_M^2 &= \sum_{i=1}^p \left(\frac{\delta M}{\delta e_i} \sigma_{e_i} \right)^2 \end{aligned} \quad \text{Equação 3.5}$$

Em que $\sigma_{e_i} = \{\sigma_{e_1}, \sigma_{e_p}\}$ são os desvios padrões para as variáveis de entrada.

Técnicas Especiais FOSM, tais como, MFORM (*Mean Value First Order Reliability Method*) e SORM (*Mean Value Second Order Reliability Method*) proveem um eficiente método para estimar a probabilidade de ocorrerem falhas no modelo. Esses métodos procuram por regiões de falha que são matematicamente expressas como uma excedência do limite do valor de saída.

O método MFORM aproxima a superfície de falha por um hiperplano e essa superfície é estimada a partir do desenvolvimento da função de saída do modelo próximo de um ponto de valor médio no espaço dos valores dos parâmetros. A verossimilhança dessa estimativa decresce para os valores de saída longe do valor médio e é uma função da característica não linear do modelo.

Quando os parâmetros são correlacionados, resultados mais acurados podem ser obtidos pelo SORM do que pelo MFORM. O SORM é baseado na expansão de segunda ordem da Série de Taylor para a função resposta do modelo no valor médio do espaço parametral.

3.2.2.3 Métodos Globais

Um método global leva em conta todo o intervalo de variações dos parâmetros e busca alocar a incerteza na saída à incerteza dos fatores de entrada. Os métodos globais procuram, de forma aleatória ou sistemática, o intervalo inteiro de valores possíveis para os parâmetros. Os conjuntos de valores dos parâmetros amostrados podem fornecer ao usuário uma boa idéia da importância de cada parâmetro. Esses, por sua vez, podem ser usados para quantificar a sensibilidade global do parâmetro ou a incerteza dos valores dos parâmetros e saídas.

Exemplos de métodos globais de análise de sensibilidade são o método de Monte Carlo, os métodos baseados na variância e o método LH-OAT. Os dois primeiros serão considerados a seguir e método LH-OAT, que será aplicado na presente pesquisa será visto adiante.

Método de Monte Carlo

No método de Monte Carlo, um dos mais aplicados na hidroengenharia, a amostragem aleatória e a amostragem estratificada são as mais usuais. Na amostragem aleatória uma amostra (x_1, x_2, \dots, x_N) de dimensão N é gerada a partir de uma distribuição acumulada dos valores iniciais dos parâmetros. A amostragem aleatória é também designada como pseudo-aleatória uma vez que os números aleatórios são gerados pelo computador por meio de um processo determinístico. A amostra estratificada tem como propósito cobrir todo o espaço de amostragem dos valores iniciais dos parâmetros. Exemplo de amostragem extratificada é o hipercubo latino.

Uma grande vantagem do método de Monte Carlo é a combinação lógica da calibração, análise de sensibilidade e de incerteza dentro de uma única estrutura. A figura 3.1 apresenta o fluxograma do Método de Monte Carlo.

A seleção da função distribuição de probabilidade que representará o intervalo de valores dos parâmetros é o primeiro passo na metodologia.

Em seguida a avaliação do modelo é realizada suprimindo-se o modelo com os valores dos parâmetros obtidos pela amostragem. Isso resulta em uma sequência de resultados na forma $y_i = f(x_i)$, $i=1, \dots, N$.

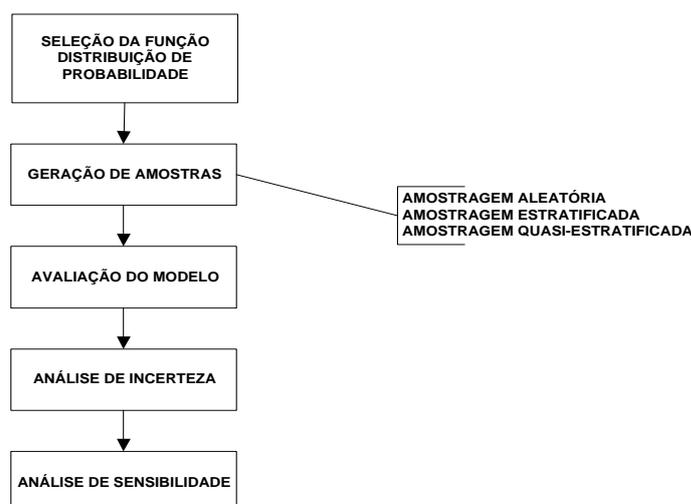


Figura 3.1 : Fluxograma do Método de Monte Carlo

A análise de incertezas é calculada com base no valor esperado $\hat{E}(y)$ e na variancia $\hat{V}(y)$ da variavel de saída estimada por :

$$\hat{E}(y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad \text{Equação 3.6}$$

$$\hat{V}(y) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{E}(y)]^2 \quad \text{Equação 3.7}$$

Para a análise de sensibilidade existem várias técnicas de relacionar a variação nas saídas às diferentes fontes de variação no sistema que resultam em diferentes medidas de sensibilidade.

Uma delas é plotar os valores de saída contra os valores de entrada, o que revela relações entre as entradas do modelo e as predições resultantes. Entretanto, as plotagens oferecem somente uma medida qualitativa da sensibilidade.

Medidas quantitativas de sensibilidade são dadas pelo Coeficiente de Pearson, para modelos lineares, e pelo Coeficiente de Spearman, para modelos não lineares. Esses coeficientes mensuram a correlação existente entre as predições do modelo Y e os parâmetros de entrada X_i , $i = 1, \dots, N$.

Medidas de importância do parâmetro X_i também são utilizadas na análise de sensibilidade em conjunção com o Método de Monte Carlo (Saltelli *et al.*, 2006), tais como:

$$I_i = \frac{Var_{x_i} [E(\log Y | X_i = x_i)]}{Var(\log Y)} \quad \text{Equação 3.8}$$

Em que I_i é a medida de importância do parâmetro, X_i $E(\log Y | X_i = x_i)$ denota a expectativa do valor de $\log Y$ condicionada a um valor fixo de X_i e $Var(\log Y)$ significa a variância relativa a todos os valores de X_i .

Outra importante medida de importância parametral (Saltelli *et al.*, 2006) é dada por :

$$HIM(X_j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_i^j \quad \text{Equação 3.9}$$

Em HIM é a medida de importância do parâmetro, N é o número de simulações, cada uma correspondendo a um diferente conjunto de valores de parâmetros de entrada, y_i é a saída relativa a i ésima simulação e y_i^j é a saída gerada pela i ésima simulação quando todas as variáveis exceto X_j tiverem sido reamostradas. A influência do parâmetro X_j cresce com o aumento do valor de HIM .

Método de Monte Carlo com amostragem aleatória

Para uma análise de incertezas com base na simulação de Monte Carlo é necessário inicialmente definir as distribuições D_1, D_2, \dots, D_n que caracterizam a incerteza epistemológica nos elementos x_1, x_2, \dots, x_n do conjunto de valores dos parâmetros \mathbf{X} . A definição da função distribuição de probabilidade deve ser feita, preferencialmente, com base em conhecimento do sistema que se quer modelar. A etapa seguinte consiste na geração de valores para x_1, x_2, \dots, x_n com base nos seus respectivos intervalos de definição e em consistência com suas distribuições D_1, D_2, \dots, D_n . Após isso, as estimativas de x_1, x_2, \dots, x_n são usadas para computar as simulações do modelo obtendo-se ao final $\mathbf{y}(\mathbf{x})$. Esse processo é repetido usualmente de 500 a 2000 vezes até que os resultados formem uma distribuição de probabilidade contínua. Essa distribuição de probabilidade forma o domínio de valores a partir da qual as incertezas da modelagem podem ser estimadas (Chapra, 1997; Helton *et al.*, 2006; Martin e McCutcheon, 1998; Perera e Ng, 2001; Tucci, 1998).

Método de Monte Carlo com amostragem por Hipercubo Latino

Esse método baseia-se na divisão do domínio de cada parâmetro em k intervalos disjuntos, com igual probabilidade de ocorrência. Cada intervalo é representado por uma amostra cujo valor tomado correspondente ao seu centro de gravidade, definido de acordo com a

função densidade de probabilidade. Cada intervalo é considerado apenas uma vez, sendo por isso, o número de simulações (N) igual ao número de intervalos considerado ($N = k$). A escolha do intervalo interveniente em cada simulação é feita aleatoriamente.

A aplicação deste método pode ser resumida nos seguintes passos (Laranja e Brito, 2003):

- i) divisão do domínio de cada valor aleatório em k regiões (intervalos), com igual probabilidade de ocorrência;
- ii) geração de k amostras de cada valor aleatório, uma amostra em cada região;
- iii) geração de k combinações aleatórias dos valores das diferentes variáveis. Cada valor é utilizado apenas uma vez e todas as amostras são contempladas;
- iv) avaliação do modelo para cada combinação.

O conceito da simulação do hipercubo latino é baseado na simulação de Monte Carlo mas usa uma amostra estratificada que permite a estimativa eficiente da estatística da saída. Ele subdivide a distribuição de cada parâmetro em N estratos com probabilidade de ocorrência igual a $1/N$. Para distribuição uniforme, o intervalo de valores dos parâmetros é subdividido em N intervalos iguais. Os valores aleatórios dos parâmetros são gerados de tal maneira que para cada parâmetro p , cada intervalo é amostrado apenas uma vez. Essa abordagem resulta em N não sobrepostas realizações e o modelo é executado N vezes.

Os resultados são analisados tipicamente com regressão linear multivariada ou métodos estatísticos de correlação. A amostragem do hipercubo latino é comumente aplicada em modelagem da qualidade da água devido a sua eficiência e robustez.

A desvantagem para análise estatística é a assunção da linearidade, isto é, que as saídas do modelo são linearmente relacionadas às mudanças nos valores dos parâmetros. Se isso não for verdadeiro resultados tendenciosos podem ser obtidos.

Métodos baseados na variância

Se considerarmos que para um dado modelo a função f que representa os resultados simulados é dada por $Y = f(X)$, em que $X = (X_1, \dots, X_p)$ são p parâmetros independentes, é

possível verificar como funcionam os métodos de Análise de Sensibilidade baseados na variância (Jacques *et al.*, 2006; Saltelli *et al.*, 2000; Saltelli *et al.*, 2006).

Uma maneira de se avaliar a importância de uma entrada X_i pode ser baseada em qual seria a variância de Y se fixarmos X_i em seu valor verdadeiro x_i^* , ou seja $V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)$. O valor condicional é tomado para todo X_j , $j \neq i$ com X_i fixado para um dado valor x_i^* .

Essa quantidade denota a variância de Y condicionado a $X_i = x_i^*$. Mas em muitos casos o valor verdadeiro x_i^* de X_i não é conhecido. Para solucionar esse problema, a média da variância condicional para todos os valores possíveis de x_i^* , isto é, $E\left[V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right]$ é estudada.

Usando a propriedade dada pela expressão:

$$V(Y) = V\left[E\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right] + E\left[V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right] \quad \text{Equação 3.10}$$

Utiliza-se $V\left[E\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right]$ como um indicador da importância de X_i na variância de Y , ou ainda, na sensibilidade de Y em relação a X_i . Essa quantidade chamada variância do valor condicional esperado é geralmente denotada por $V\left[E\left(\frac{Y}{X_i}\right)\right]$.

Um fator X_i influente será associado com um pequeno valor de $V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)$, isto é, fixando X_i em x_i^* reduz-se significativamente a variância de Y , como também para um pequeno valor de $E\left[V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right]$ a redução esperada da variância pode ser alcançada se X_i puder ser fixado.

De outro modo, um pequeno valor de $E\left[V\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right]$ é equivalente a um grande valor de $V\left[E\left(\frac{Y}{X_i = x_i^*}\right)\right]$ e esse último pode ser usado como uma medida de sensibilidade pelo fato de expressar, de fato, o efeito principal de X_i em Y .

Para ter um indicador normalizado entre 0 e 1, o índice usual de sensibilidade é dado por $\frac{V\left[E\left(\frac{Y}{X_i}\right)\right]}{V(Y)}$, que é chamado de índice de sensibilidade de primeira ordem, razão de correlação ou medida de importância.

Esse índice é uma medida mais geral da sensibilidade do modelo uma vez que ele funciona também para modelos não-lineares. Embora, essa medida não leva em conta as interações entre os fatores. Ele mede o principal efeito de X_i sobre Y .

Se decomposermos a função f que representa o modelo em parcelas de dimensionalidade crescente teremos:

$$f(x_1, \dots, x_p) = f_0 + \sum_{i=1}^p f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq p} f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + f_{1, \dots, p}(x_1, \dots, x_p) \quad \text{Equação 3.11}$$

Essa decomposição leva a seguinte decomposição da variância de Y :

$$V = \sum_{i=1}^p V_i + \sum_{1 \leq i < j \leq p} V_{ij} + \dots + V_{1, \dots, p} \quad \text{Equação 3.12}$$

Em que:

$$V_i = V \left[E \left(\frac{Y}{X_i} \right) \right]$$

$$V_{ij} = V \left[E \left(\frac{Y}{X_i, X_j} \right) - E \left(\frac{Y}{X_i} \right) - E \left(\frac{Y}{X_j} \right) \right]$$

$$V_{ijk} = V \left[E \left(\frac{Y}{X_i, X_j, X_k} \right) - E \left(\frac{Y}{X_i, X_j} \right) - E \left(\frac{Y}{X_j, X_k} \right) \right]$$

E assim por diante.

A variância parcial V_i representa a principal, ou de primeira ordem, que reflete o efeito da entrada i na saída e que corresponde a variância quando outras entradas são mantidas constantes. Efeitos de ordens superiores, $V_{1,2,\dots,P}$, combinam os efeitos de duas ou mais entradas na saída do modelo..

A partir dessa decomposição, o índice de sensibilidade de primeira ordem é definido por

$$S_i = \frac{V_i}{V(Y)}, \text{ o índice de sensibilidade de 2ª ordem por } S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V(Y)} \text{ e assim por diante.}$$

O índice de segunda ordem S_{ij} expressa a sensibilidade do modelo para a interação entre X_i e X_j , a parte da variância de Y devido a X_i e X_j que não é incluída no efeito individual de X_i e X_j . Do mesmo modo é possível definir índices de ordem superior.

A soma dos índices de todas as ordens é igual a 1, se todas as variáveis de entrada são independentes. Nesse caso os valores do índice são fáceis de interpretar: quanto maior é o valor do índice, maior é a importância da variável ou do grupo de variáveis, ao qual está relacionado o índice.

As medidas de sensibilidade expressam as contribuições fracionárias devidas às entradas para a variância de Y , isto é, permitem estimar o efeito individual dos valores de entrada, como também, o efeito relativo às interações entre esses.

As interações serão maiores e mais largas a medida que o número de fatores e seus intervalos de variação crescem.

Um método que lida apropriadamente com esse fato é o FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test). O índice de sensibilidade total S_{Ti} , definido como a soma de todos os efeitos (primeira e maiores ordens) que envolvem o fator X_i . Por exemplo, para um modelo de grau de liberdade 3, o efeito total dos três fatores é :

$$S_{T1} = S_1 + S_{12} + S_{13} + S_{123}$$

$$S_{T2} = S_2 + S_{12} + S_{23} + S_{123}$$

$$S_{T3} = S_3 + S_{13} + S_{23} + S_{123}$$

Equação 3.13

Em que, cada S_{i_1, i_2, \dots, i_n} é simplesmente $\frac{V_{i_1, i_2, \dots, i_n}}{V}$.

Cada S_i pode ser definido como a redução fracionaria esperada da variância que pode ser alcançada se X_i for indeterminada. Se chamarmos o vetor formado por todos os valores x_j com $j \neq i$, e x_{-i}^* um valor específico de X_{-i} , pode ser provado que

$$S_{Ti} = \frac{E \left[V \left(\frac{Y}{X_{-i} = x_{-i}^*} \right) \right]}{V}, \text{ valor que é chamado de variância inclusiva.}$$

Saltelli *et al.* (2000) asseguram que os métodos baseados na variância contêm um conjunto de características interessantes para a análise de sensibilidade, quais sejam:

- Levam em consideração todo o intervalo de variação das entradas e o formato de sua função densidade de probabilidade. Os métodos locais somente procuram na vizinhança de x^0 .

- O efeito de X_j é proporcional a todo o intervalo de X_j , como também sobre X_{-j} ; isto é o espaço de todos os fatores exceto X_j . Por contraste, na abordagem local o efeito da variação de X_j é mensurado quando todos outros $X_r, r \neq j$, são mantidos constantes sob seus valores nominais.

- Essas medidas podem identificar efeitos de interação (como na ANOVA padrão) e levá-los em conta quando analisam a influência total de X_j sobre Y .
- Essas medidas são independentes do modelo no sentido de que, diferentemente da regressão linear, sua performance não é condicionada a características de aditividade ou linearidade do modelo.
- Eles podem levar em conta os graus de liberdade do modelo.

Essencial para os métodos globais é a estratégia de amostragem dos valores dos parâmetros. Os procedimentos de geração de amostras podem ser dos tipos: amostragem aleatória, amostragem estratificada ou amostragem quasi-estratificada.

Na amostragem aleatória, um conjunto de valores (x_1, x_2, \dots, x_N) de dimensão N é gerado a partir de uma distribuição acumulada dos valores dos parâmetros de entrada. Na verdade a amostragem aleatória é pseudo-aleatória uma vez que os números aleatórios são gerados pelo computador por meio de um processo determinístico.

Para a amostragem aleatória é necessário inicialmente definir as distribuições D_1, D_2, \dots, D_n que caracterizam a incerteza epistemológica nos elementos x_1, x_2, \dots, x_n do conjunto de parâmetros X . A definição da função distribuição de probabilidade deve ser feita, preferencialmente, com base em conhecimento do sistema que se quer modelar. A etapa seguinte consiste na geração de valores para $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$ com base nos seus respectivos intervalos de definição e em consistência com suas distribuições D_1, D_2, \dots, D_n . Após isso, as estimativas de $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$ são usadas para computar as simulações do modelo obtendo-se ao final $\mathbf{y}(\mathbf{x})$. Esse processo é repetido usualmente de 500 a 2000 vezes até que os resultados formem uma distribuição de probabilidade contínua. Essa distribuição de probabilidade forma o domínio de valores a partir da qual as incertezas da modelagem podem ser estimadas (Chapra, 1997; Helton *et al.*, 2006; Martin e McCutcheon, 1998; Perera e Ng, 2001; Tucci, 1998).

A amostra estratificada tem como propósito cobrir todo o espaço de amostragem dos fatores de entrada.

Na amostragem estratificada destaca-se a técnica do Hipercubo Latino. Esse procedimento baseia-se na divisão do domínio de cada valor aleatório em k intervalos disjuntos, com igual probabilidade de ocorrência. Cada intervalo é representado por uma amostra cujo valor tomado corresponde ao seu centro de gravidade, definido de acordo com a função densidade de probabilidade. Cada intervalo é considerado apenas uma vez, sendo por isso, o número de simulações (N) igual ao número de intervalos considerado ($N = k$). A escolha do intervalo interveniente em cada simulação é feita aleatoriamente.

A aplicação deste método pode ser resumida nos seguintes passos (Laranja e Brito, 2003):

- i) divisão do domínio de cada valor aleatório em k regiões (intervalos), com igual probabilidade de ocorrência;
- ii) geração de k amostras de cada valor aleatório, uma amostra em cada região;
- iii) geração de k combinações aleatórias dos valores das diferentes variáveis. Cada valor é utilizado apenas uma vez e todas as amostras são contempladas;
- iv) avaliação do modelo para cada combinação.

Os métodos globais podem permitir a dedução de interessantes informações acerca das entradas do modelo, mas o custo computacional é, freqüentemente, muito alto quando eles são aplicados aos modelos complexos. Por sua vez, os métodos locais são eficientes em termos de requerimento computacional, entretanto, não provêm nenhuma medida global de sensibilidade para todo o espaço parametral como também não constituem uma abordagem robusta e segura para modelos complexos uma vez que as saídas são freqüentemente não linearmente relacionadas com os valores dos parâmetros.

Os modelos complexos tipicamente têm muitos parâmetros dos quais apenas um limitado número é de importância para a calibração e predição do modelo para uma bacia hidrográfica em particular. Nesses casos a aplicação de uma ferramenta hábil para separar os parâmetros mais importantes daqueles menos importantes é benéfica para a modelagem. Essa ferramenta deve ser preferencialmente aliada a um método de triagem eficiente.

O Método de Morris (método global) visa identificar os parâmetros mais sensíveis do modelo, mas a amostragem aleatória de Monte Carlo, que compõe originalmente o método OAT de Morris, necessita de muitas amostras para cobrir o intervalo total dos parâmetros,

o que tem um significativo custo computacional. A substituição da amostragem aleatória, característica do método de Monte Carlo, pela amostragem estratificada que compõe o método do Hiper-cubo Latino pode ser um incremento positivo ao método de Morris, pois permite que o usuário controle o número total de simulações enquanto uma representação ótima do espaço parametral é estabelecida.

3.3 CALIBRAÇÃO

3.3.1 Definição

Uma definição prática de Calibração, adaptada a partir de Viessman e Lewis (2003), descreve o termo como o processo de modificação dos valores dos parâmetros, dentro de um aceitável intervalo, para obtenção de um modelo que replique condições previamente conhecidas do processo natural modelado.

É a partir da calibração que o conjunto de equações e os algoritmos que compõem o *software* para simulação vão gerar um modelo que descreve heurísticamente o sistema real e imita o comportamento do sistema.

A calibração pode ser feita manual ou automaticamente. No primeiro caso, o conhecimento do sistema que se quer modelar, bem como da estrutura que compõe o modelo, são condições necessárias para o sucesso do ajuste. Quando se trata de um modelo complexo, a calibração manual é bastante trabalhosa e, por vezes, infrutífera. A calibração automática, por sua vez, pode lidar mais rapidamente com grande número de parâmetros, embora nem sempre o ajuste seja alcançado idealmente.

Na calibração automática utiliza-se a técnica da modelagem inversa em que os valores dos parâmetros são obtidos usando-se processos estatísticos que ajustam os valores simulados aos valores observados do fenômeno em análise.

A modelagem inversa permite que a estrutura do modelo descreva de forma mais adequada os fenômenos em estudo e que os algoritmos, em conseqüência, trabalhem na direção da geração de um modelo para o sistema real. As aplicações da modelagem inversa são

inúmeras na hidrologia, exemplos podem ser encontradas em Almeida e Koide (1993) e Koide (1990, 1992).

Antes da calibração, o modelo gerado tem como base valores iniciais de parâmetros, geralmente fornecidos no próprio programa (*default*) ou obtidos em literatura, ou ainda, adotados de acordo com critérios estabelecidos a partir do conhecimento do modelador acerca do sistema que está sendo simulado pelo modelo. Este modelo, portanto, pode não ser o mais adequado para representar o sistema real. Com a modelagem inversa, valores mais apropriados para os parâmetros podem ser obtidos e o modelo inicial, em decorrência do ajuste dos valores dos parâmetros, vai ser alterado permitindo que se determine um modelo que melhor represente a realidade.

A busca do conjunto de parâmetros que melhor ajusta os dados simulados aos dados medidos permite avaliar várias combinações de valores de parâmetros. No caso da calibração automática isso é alcançado por meio de uma função objetivo ou de um conjunto de funções objetivo que são submetidos à otimização.

3.3.2 Funções Objetivo

Variadas funções objetivo têm sido usadas na calibração de modelos. A tabela 3.1 relaciona as que são mais utilizadas e cita alguns trabalhos em que elas foram aplicadas.

Há muitos registros na literatura acerca das limitações observadas nas funções objetivo que têm sido utilizadas para calibração de modelos hidrológicos. O principal deles diz respeito ao fato de que cada uma dessas funções tem particularidades que determinam diferentes conjuntos de valores de parâmetros.

Tabela 3.1 : Principais funções objetivo utilizadas para calibração

Descrição	Função Objetivo
Soma dos quadrados dos erros	$\min \left[\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2 \right]$
Função Inversa	$\min \left[\sum_{j=1}^n \left(\frac{1}{Q_{obs,j}} - \frac{1}{Q_{sim,j}} \right)^2 \right]$
Soma dos quadrados da diferença entre os valores simulados e observados após ordenamento	$\min \left[\sum_{j=1}^n (Q_{sim,j} - Q_{obs,j})^2 \right]$
Raiz quadrada do erro médio	$\min \left[\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2} \right]$
Índice de Eficiência de Nash-Sutcliffe	$\max \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \right]$
HMLE (<i>Heterocedastic Maximum Likelihood Estimator</i>)	$\min \left[\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i(\lambda) (Q_{sim,i} - Q_{obs,i})^2}{\left(\prod_{i=1}^n w_i(\lambda) \right)^{\frac{1}{n}}} \right]$ $w_i(\lambda) = Q_{obs,i}^{2(\lambda-1)}$

Na tabela 3.1, Q_{sim} é a vazão simulada, Q_{obs} é a vazão observada, n é a quantidade de dados na série de vazões e λ é um parâmetro de transformação que estabiliza a variância.

As funções objetivo baseadas na otimização da Soma dos Quadrados do Erro, por exemplo, tendem a enfatizar a minimização dos resíduos localizados nos picos da hidrógrafa. Além disto, essas funções, em geral, assumem que os erros medidos são homocedásticos e não são correlacionados, o que raramente acontece na prática.

A natureza heterocedástica nos erros existentes no modelo, isto é a variância não constante, pode ser reduzida nas funções objetivo utilizando-se uma transformação Box-Cox (Box e Cox, 1982).

A função objetivo HMLE utiliza a transformação Box-Cox de modo a estabilizar a variância dos resíduos. A HMLE tende a prover um desempenho mais consistente para a calibração (Yapo *et al.*, 1996; Yapo *et al.*, 1998).

Cada função objetivo tem um aspecto a ser considerado, por exemplo, enfatizar os picos da hidrográfa ou ajustar as recessões, que a tornam adequada para o atendimento de um determinado objetivo (Gupta *et al.*, 1998). O que em geral ocorre, entretanto, é que na calibração de modelos hidrológicos precisamos atender múltiplos objetivos.

Por esse motivo a tendência crescente que se observa é utilizar uma abordagem que utiliza várias funções objetivos, simultaneamente, na calibração automática. Este procedimento pode ser verificado na calibração manual em que os multiaspectos do ajuste da hidrógrafa são enfrentados.

Para Gupta *et al.* (1998) a limitação acima relatada acerca do processo tradicional de calibração requer a construção de um novo paradigma.

Beven (2001) lembra que o conceito de conjunto ótimo de valores de parâmetros na modelagem hidrológica é precário, isto porque, há muitos conjuntos que ajustam igualmente bem o modelo, por outro lado, é muito pouco provável que um conjunto ótimo de valores de parâmetros para determinado período de calibração, seja o mesmo para outro diferente período. Para o pesquisador esses fatos conferem um certo grau de arbitrariedade na escolha do parâmetro ótimo.

Por outro lado, os valores calibrados dos parâmetros são válidos apenas no âmbito da estrutura do modelo em que foram gerados. Não é apropriado, portanto, usar esses valores em outros modelos ou em diferentes bacias hidrográficas.

Um relevante aspecto referente aos valores dos parâmetros na modelagem é que eles são, por causa da escala, muito diferentes dos que são encontrados no campo. A medição dos

valores dos parâmetros é feita em escalas muito menores do que aquelas usadas na modelagem, de modo que, os valores medidos em pequena escala e os valores efetivos requeridos na escala do modelo são quantidades diferentes (Beven, 2001; Dooge, 1997).

Além disso, as condições iniciais do modelo devem ser informadas na simulação para se reduzir os erros de modelagem. Porém, é comum o desconhecimento das condições iniciais na modelagem de sistemas hidrológicos (*e.g.* umidade do solo e armazenamento de água no aquífero). Quando isso acontece, a simulação é realizada com valores iniciais transientes, que requerem algum tempo para alcançar o estado permanente. Esse problema é chamado de Erro de Inicialização e tem como consequência o aumento das discordâncias entre valores medidos e simulados no início da simulação. Além disso, os resultados obtidos podem afetar a avaliação do desempenho do modelo se o estado transiente durar por um longo período de tempo.

Uma forma de contornar esse problema é realizar a simulação por um período de tempo T , chamado de período de aquecimento do modelo. É necessário reestabelecer todas as estatísticas depois do tempo T e iniciar os registros de simulações no período $m-T$, onde m é o período de simulação (Mahajan e Ingalls, 2004).

O período de aquecimento numa modelagem é uma parcela preespecificada do tempo de simulação, durante o qual os dados resultantes da simulação não são considerados, haja vista o estado de transiência das condições iniciais. O propósito do período de aquecimento é isolar o período inicial de simulação (no qual as condições iniciais ainda não estão estabelecidas) e com isso reduzir o erro sistemático nas estimativas estatísticas. Isso permite também que sejam utilizados os dados após a simulação ter atingido o estado permanente.

A identificação do período de aquecimento mais apropriado é a chave para a eliminação desse tipo de erro. O método mais comum para determinar o tamanho do período de aquecimento é por experimentação.

Robinson (2002) classificou os métodos para determinação do período de aquecimento em:

- Métodos gráficos, os quais envolvem inspeção visual;

- Abordagens heurísticas, que aplicam algumas simplificações;
- Métodos estatísticos, são baseados nos princípios de estatística para determinar o período de aquecimento;
- Testes de Erro de Inicialização, esses identificam quando há algum erro de inicialização nos dados e permitem verificar se o método de avaliação do período de aquecimento é adequado;
- Métodos Híbridos, combinam os métodos gráficos e heurísticos utilizando o suporte do teste de erro de inicialização.

Dentre esses os mais utilizados na prática são os métodos gráficos tais como a inspeção visual das séries temporais e o Método de Welch (Welch, 1983).

A definição do período de aquecimento depende do tamanho da bacia, da cobertura do solo e da precipitação anual. As bacias maiores e mais secas necessitam de um maior tempo para o aquecimento da simulação, igual modo, a simulação da qualidade da água, cujos parâmetros podem requerer bastante tempo para chegar ao equilíbrio.

Neitsch *et al.* (2002b), salientam que quanto menor o período de simulação mais importante é o tempo necessário para se obter o equilíbrio dos valores iniciais. Os autores recomendam pelo menos um período de um ano para o aquecimento do modelo obtido por meio do SWAT. As experiências de simulação com esse programa utilizam diversos valores para o período de aquecimento: Tolson e Shoemaker (2004) usaram um período de 2 anos, Flay (2001) usou um período de 5 anos e James Almendinger¹ (em comunicação pessoal) sugere entre 2 e 5 anos para o aquecimento da simulação, tomando como base sua experiência em bacias de 700 km² de área e precipitação anual média de 800mm.

¹ Dr. James E. Almendinger , Cientista Sênior do St. Croix Watershed Research Station – Minnesota – EUA.

3.3.3 Otimização

Segundo Beven (2001), as técnicas de otimização automática são classificadas em três grupos: *Hill-Climbing*, *Simulated Annealing* e Algoritmos Genéticos.

Nos estudos hidrológicos a técnica *Hill-Climbing* se consubstancia mais fortemente nos algoritmos de procura direta, por exemplo, o método Simplex (Nelder e Mead, 1965). Essa técnica funciona bem nos casos em que a superfície de resposta dos parâmetros é suave. Para os modelos hidrológicos complexos a visualização do formato total da superfície é impraticável haja vista o número de parâmetros, mas sabe-se que a maioria possui reentrâncias e achatamentos em que a técnica *Hill-Climbing* não funciona bem.

Por esse motivo, as técnicas do tipo *Hill-Climbing* requerem uma checagem do desempenho do algoritmo na consecução do ótimo global. É comum combinar essa técnica com outras em que a consecução do ótimo global é altamente provável, tais como em *Simulated Annealing* e Algoritmos Genéticos.

A técnica do *Simulated Annealing* é uma analogia ao processo térmico de resfriamento de um material a uma alta temperatura. Nesse processo, para uma lenta e gradativa diminuição de sua temperatura, o material apresenta para cada configuração atingida um nível de energia. O processo termina quando o ponto de solidificação é atingido, apresentando uma configuração de energia mínima.

A técnica de otimização baseada no *Simulated Annealing* imita o processo acima descrito, começando com conjuntos de valores aleatoriamente distribuídos no espaço de parâmetros. Definido o conjunto de valores iniciais, uma perturbação em ou mais valores de parâmetros é efetuada e uma nova medição da performance é avaliada. Se essa avaliação resultar num resultado melhor do que o anterior, o novo modelo é aceito. Se não for melhor, ele também será aceito com uma probabilidade baseada na função exponencial da diferença da medida de desempenho multiplicada por um valor a “temperatura”. Ao passo em que os valores de temperatura durante as iterações, a probabilidade também é reduzida.

Os algoritmos genéticos, classe de técnicas de procura que simula o processo de seleção natural durante a evolução, também têm sido muito utilizados para calibração automática de modelos tais como modelos chuva-vazão (Wang *et al.*, 1999) e dimensionamento de tubulações de sistemas de distribuição de água (Gupta, 1997), dentre outras aplicações.

Wang *et al.* (1999) afirmam que as vantagens do uso de algoritmos genéticos estão no fato de que a busca do valor ótimo pode encontrar dificuldades devidas ao fato de existir alta dimensionalidade levar as funções objetivo a produzir descontinuidades, múltiplos valores ótimos, funções constantes, etc. Para Gupta (1997) os algoritmos genéticos se constituem numa técnica de otimização estocástica que requer modesta disponibilidade computacional.

Nos algoritmos genéticos uma população aleatória é escolhida inicialmente para ser então submetida a “evolução” durante sucessivas gerações ou iterações de um modo que o ajuste do modelo é impulsionado até que a aderência ótima seja alcançada.

A calibração é tanto mais criteriosa quanto mais complexo é o modelo, nesse caso, é recomendável identificar os parâmetros responsáveis pelas maiores alterações dos resultados, os chamados parâmetros sensíveis.

A priorização dos parâmetros sensíveis durante a calibração se presta a um melhor entendimento do processo em estudo e a uma melhor estimativa dos seus valores. Isto porque, conforme afirmam Lenhart *et al.* (2002), quando não se conhece a sensibilidade dos parâmetros perde-se tempo ajustando aqueles que não são sensíveis levando-se, portanto, mais tempo para se conseguir a aproximação dos dados simulados e dados medidos

Alguns hidrólogos sugerem que o ajuste do modelo seja feito em duas etapas: primeiro os valores dos parâmetros do modelo devem ser determinados de forma a reproduzir parte dos dados disponíveis para as variáveis dependentes, em seguida, o modelo é executado e os resultados são comparados com a segunda parte dos dados utilizados. Nesse esquema, a primeira etapa é conhecida como calibração e a segunda como validação. Contudo, para Oreskes *et al.* (1994) essa segunda parte é, meramente, uma parte da calibração.

Haag e Kaupenjohann (2001) afirmam que apesar de a calibração poder adaptar modelos aos conjuntos de dados passados, ela não assegura com isso a capacidade preditiva nem a

validade desse modelo. Na perspectiva de oferecem funções heurísticas e teóricas, os modelos podem registrar o espaço do possível comportamento do ecossistema, no entanto, eles podem ser instrumentos deficientes para a predição do comportamento futuro do sistema.

3.4 ANÁLISE DE INCERTEZAS

A análise de incertezas na modelagem permite que se estime o valor esperado e o intervalo de confiança dos resultados simulados em função das incertezas existentes no processo e na estimativa dos valores dos parâmetros.

Um dos objetivos primordiais da análise de incertezas na modelagem da qualidade da água é contribuir para a avaliação segura do comportamento presente e futuro do sistema em estudo. No primeiro caso, a análise de incertezas pode ser usada como uma interessante ferramenta para o desenvolvimento do conhecimento acerca do comportamento de sistemas ambientais complexos. Já no segundo caso, o objetivo da análise de incertezas está associado com predições sobre o comportamento futuro do sistema em estudo.

O planejamento da gestão de recursos hídricos pode e deve ter nos modelos de simulação uma ferramenta de suporte à tomada de decisão, entretanto, aos planejadores que utilizam as informações geradas pelos modelos computacionais, devem ser fornecidos esclarecimentos em relação às incertezas presentes nos resultados, bem como, a descrição dos seus intervalos de confiança, para que as decisões a serem tomadas considerem o grau de incerteza da informação gerada.

A importância da análise das incertezas associadas aos resultados simulados por um modelo de qualidade da água reside no fato de que, quanto maiores forem as incertezas, menos confiabilidade e aplicabilidade no suporte à tomada de decisão terão os resultados simulados. Dependendo dos níveis de confiança dos resultados, sua aplicabilidade deverá ser adequadamente restringida sob pena de que decisões importantes tomadas irrestritamente com base nos resultados modelados poderão estar sujeitas a graves falhas.

Além de prover informações a respeito das incertezas dos valores dos parâmetros, a análise de incertezas pode também ser uma ferramenta útil para a priorização das incertezas mais representativas, permitindo focar os esforços na redução das suas fontes. Isso pode ser útil, por exemplo, na preparação de campanhas de coleta de dados e na elaboração de diretrizes para o encaminhamento de futuras ações.

Não é prática comum a promoção da análise de incertezas na modelagem em recursos hídricos apesar da sua relevância na eficácia da aplicação dos resultados gerados por um modelo de simulação, especialmente quando se considera que a condição habitual de aplicação da modelagem é aquela em que se tem escassez de dados. Isso se deve, em parte, às dificuldades inerentes a esse procedimento e, também, à crescente complexidade dos modelos (Mailhot e Villeneuve, 2003).

A capacidade de predição dos modelos é seriamente limitada pelas dificuldades de se identificar e parametrizar os complexos processos ambientais. A elaboração de modelos mais complexos precisa ser acompanhada de um desenvolvimento compatível da redução das incertezas a eles concernentes.

A análise de incertezas nos modelos matemáticos desenvolvidos para simulação do comportamento atual e a predição do comportamento futuro na área hidrológica está intensivamente revisada no artigo escrito por Beck (1987). Nesse artigo o autor atribui a primeira manifestação direta de preocupação com o assunto a O'Neill que escreveu, em 1973, um artigo sobre análise de erros em modelos ecológicos. Ao longo dessas mais de três décadas de pesquisas houve uma evolução considerável em relação às técnicas computacionais que permitem a análise de incertezas. O estado da arte sobre o assunto pode ser encontrado em McIntyre e Wheeler (2004b).

Bowen (1997) avaliando a incerteza nos resultados da simulação da qualidade da água gerados pelo modelo bidimensional vertical CE-QUAL-W2 (Cole e Wells, 2003) utilizou uma metodologia em que constam, na ordem apresentada, os seguintes procedimentos:

- calibração do modelo;
- determinação de um conjunto de valores dos parâmetros base por meio da calibração;

- estabelecimento de medidas e critérios para avaliar a aderência dos dados simulados aos dados medidos;
- seleção de parâmetros para realizar a análise de sensibilidade;
- estabelecimento de conjuntos de valores dos parâmetros candidatos a serem usados para modelagem;
- avaliação do grau de aderência dos resultados simulados aos dados medidos proporcionados por cada conjunto candidato;
- exame da incerteza naqueles conjuntos de valores dos parâmetros plausíveis, isto é, que melhor aderem os resultados simulados aos dados medidos;
- determinação do intervalo de valores para os parâmetros plausíveis e o intervalo de confiança das respostas do modelo.

As incertezas relacionadas a um valor estocástico podem ser expressas por meio de intervalos de confiança, dos momentos associados às quantidades sujeitas a incerteza (em particular a variância e o desvio padrão) e também por meio da função densidade de probabilidade (Tung e Yen, 1993). Esta última, afirma Tung (1996), é a forma ideal e completa de descrever o comportamento dos valores sujeitos a incerteza.

A distribuição de probabilidade pode ser entendida como a descrição da probabilidade associada aos valores possíveis de uma variável aleatória (Ang e Tang, 1975).

Por meio da abordagem probabilística é possível empregar a distribuição de probabilidade para caracterizar a incerteza e/ou variabilidade dos valores estocásticos que usamos como entradas num modelo (Thongsri, 2004), nessa abordagem, a premissa é que para um dado modelo $y = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$, as incertezas existentes em x_i , $i=1,2,\dots,n$, resultam em correspondentes incertezas em y .

Conforme Tung (1996), as várias técnicas existentes para a análise de incertezas podem ser classificadas em duas categorias: as técnicas analíticas e as técnicas de aproximação. Essas

técnicas permitem a derivação de funções densidade de probabilidade e/ou de momentos estatísticos associados à quantidade sujeita a incerteza. Dentre as técnicas analíticas podemos citar: Transformada de Fourier, Transformada de Melin, Transformada de Laplace, estimativa de probabilidades e quantis usando os momentos, dentre outras.

Entretanto, a maior parte dos modelos usados na engenharia de recursos hídricos é não-linear e complexa, por conta disso, a derivação da função densidade de probabilidade ou, ainda, dos momentos estatísticos associados, usando técnicas analíticas, é proibitiva. O que se faz, então, é usar as técnicas de aproximação, tais como: o Método de Aproximação de Primeira Ordem para a Variância e o Método de Simulação de Monte Carlo (Tucci, 1998; Tung, 1996; Tung e Yen, 1993).

Há uma significativa disponibilidade de algoritmos que auxiliam a análise de incertezas. Entre eles são mostrados na Tabela 3.2 alguns que são de domínio público (IAHS-PUB, 2004):

Tabela 3.2: Algoritmos para Análise de incertezas

Nome do Algoritmo	Características	Referência
Generalised Likelihood Uncertainty Estimation – GLUE	Usa simulação de Monte Carlo. Rejeita o conceito de modelo ótimo tratando os parâmetros como conjuntos de valores que provem simulações adequadas ou não	Beven (1998)
UCODE	Usa o método Modificado de Gauss-Newton Desenvolve modelagem inversa usando regressão não-linear	Poeter e Hill (1998)
PEST	Usa o método de Gauss-Marquardt-Levenberg Elaborado para estimativa de parâmetros	Doherty (1994)
Parameter Solutions – PARASOL	Usa o Método Bayesiano. Desenvolve otimização e análise de incerteza para modelos complexos, aplicável a problemas com multi-objetivo.	IAHS-PUB (2004)
NLFIT	Usa regressão não linear bayesiana. Determinação de parâmetros e incerteza dos parâmetros	IAHS-PUB (2004)

3.5 CONFIRMAÇÃO DE MODELOS

A avaliação da adequação do modelo para representar a hidrologia de uma bacia pode ser realizada por meio da verificação do desempenho do modelo em reproduzir os dados observados referentes a um cenário escolhido. Na prática isso é realizado utilizando-se, por exemplo, um grupo de dados independentes, não utilizados durante a calibração do modelo, para mensurar a aderência dos resultados da simulação a essas condições. Essa técnica é chamada de *split sample* (Klemes, 1986).

A etapa de calibração é essencial para a obtenção de um modelo apto a simular as condições da bacia modelada. A calibração de modelos conceituais chuva-vazão, no entanto, enfrenta um dilema que se traduz pela necessidade de obter um conjunto de valores de parâmetros que seja único e conceitualmente apropriado e, ao mesmo tempo, proporcione um bom ajuste para o modelo obtido. No entanto, a maioria dos métodos de calibração privilegia a obtenção de um modelo que tenha uma boa aderência com os dados observados. Nisso reside o problema de que, uma vez que os valores dos parâmetros obtidos são determinados para representar as características do período de calibração, a simulação de eventos para um cenário diferente (temporal ou espacial) pode ter um resultado insatisfatório (Sorooshian e Gupta, 1983).

Por esse motivo a representatividade dos dados de calibração é essencial para a capacidade de previsão do modelo. Os dados de calibração devem conter o máximo de informações possíveis sobre o comportamento da bacia em condições secas, chuvosas e médias (Gan *et al.*, 1997). Se os dados de calibração não são suficientemente abrangentes, a capacidade de predição do modelo não contemplará, *e.g.*, eventos de vertimento máximos ou mínimos que possam ocorrer na bacia.

Dados não informativos na calibração não ativam os parâmetros necessários para uma construção adequada do modelo, levando a obtenção de superfícies de resposta com forte correlação entre os parâmetros e fraca convergência (Rode *et al.*, 2007 ; Sorooshian e Gupta, 1983).

A obtenção de valores adequados para o modelo também é influenciada negativamente pela existência de erros sistemáticos e heterocedásticos. Yapo *et al.* (1996) e Yapo *et al.* (1998) sugerem a utilização de uma função objetivo que lide adequadamente com esse tipo de problema como a função objetivo HMLE que, utilizando uma transformação Box-Cox (Box e Cox, 1982), remove a heterocedasticidade dos resíduos. No entanto, as funções objetivo mais utilizadas são baseadas nos mínimos quadrados e têm como premissas que os resíduos possuem variância constante e média zero, são independentes no tempo e são normalmente distribuídos. Kuczera (1983) propõe que a distribuição dos resíduos seja avaliada com o objetivo de verificar a validade das suposições feitas sob pena de que as estimativas dos parâmetros sejam ineficientes e sua análise de incertezas errônea.

Kuczera (1983) e Clarke (1973) informam que a violação das suposições de homocedasticidade, independência e normalidade nos resíduos requerem ações corretivas. Para reduzir a heterocedasticidade dos resíduos é indicado, conforme visto, que os dados sejam modificados usando, por exemplo, a transformação Box-Cox (Box e Cox, 1982). A violação da suposição de que os resíduos sejam independentes pode ser corrigida ajustando os erros a um modelo tipo ARMA (*autoregressive moving average*).

A determinação da acurácia de um modelo, isto é, a comparação entre os valores simulados e os observados após a calibração, é etapa relevante para a confirmação de um modelo.

Há vários índices relatados na literatura usados com esse propósito. Entre eles estão o Coeficiente de Eficiência de Nash Sutcliffe – *NS*, o Coeficiente de Determinação – R^2 , o Erro Percentual – *E* (Geza e McCray, 2008; Hall, 2001), a raiz do erro quadrático médio – *RMSE*, o critério de balanço de água – *B* – e o Estimador Máximo provável para o erro heterocedástico – HMLE (Sorooshian *et al.*, 1983; Yapo *et al.*, 1998).

Um dos critérios mais usados (Holvoet *et al.*, 2005; Yapo *et al.*, 1996; Bouraoui *et al.*, 2005; Eckhardt e Arnold, 2001) para avaliar a aderência dos dados simulados aos dados de campo é o coeficiente adimensional de eficiência de Nash Sutcliffe, dado pela Equação 3.4.

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad \text{Equação 3.14}$$

em que :

X_i e Y_i representam os dados observados e simulados, respectivamente para cada evento i , sendo que $1 < i < n$ e \bar{X} é a média dos dados observados.

O coeficiente de eficiência de Nash Sutcliffe – NS – determina a magnitude da variância do resíduo comparada a variância dos dados medidos. O NS varia de $-\infty$ e 1, valores negativos indicam que a média dos valores observados é um melhor preditor do que o valor simulado, o que indica uma performance inaceitável para o modelo. Uma eficiência igual a um ($NS = 1$) corresponde a uma perfeita aderência entre a variável modelada e a observada e uma eficiência igual a zero ($NS = 0$) indica que a predição do modelo é tão acurada quanto a média dos dados observados.

Segundo Motovilov *et al.* (1999) os resultados da simulação são considerados bons para valores de $NS \geq 0,75$, enquanto que para valores de NS entre 0,75 e 0,36 os resultados da simulação são considerados satisfatórios. Moriasi *et al.* (2007) recomendam, após verificar os diversos desempenhos do modelo SWAT registrados na literatura, que $NS < 0,50$ são insatisfatórios, $0,50 < NS < 0,65$ são satisfatórios, $0,65 < NS < 0,75$ bom e $NS > 0,75$ muito bom.

Outro índice bastante utilizado (van der Perk, 1997; Bouraoui *et al.*, 2005) é o coeficiente de Determinação – R^2 , dado por:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{medida,i} - \bar{Q}_{medida})(Q_{simulada,i} - \bar{Q}_{simulada})}{\left[\sum_{i=1}^N (Q_{medida,i} - \bar{Q}_{medida})^2 \right]^{0.5} \left[\sum_{i=1}^N (Q_{simulada,i} - \bar{Q}_{simulada})^2 \right]^{0.5}} \quad \text{Equação 3.15}$$

O R^2 varia de 0 a 1, define a proporção da variância nos dados medidos que é explicada pelo modelo. Valores próximos de 1 indicam menor variância do erro. Moriasi *et al.* (2007) consideram que apenas valores de R^2 maiores do que 0,5 são considerados

aceitáveis. O Coeficiente de determinação R^2 é bastante sensível aos valores altos e pouco sensível às diferenças aditivas e proporcionais entre as predições do modelo e os dados medidos.

O Erro Percentual – E, que em geral é utilizado em conjunto com outro índice (Yapo *et al.*, 1996; van Griensven *et al.*, 2008), mede a tendência média dos dados simulados serem maiores ou menores do que os dados observados. O valor ótimo de E é zero, os valores próximos de zero indicam mais acurácia do modelo. Valores positivos indicam que o modelo subestimou as vazões medidas e valores negativos indicam que o modelo superestimou as vazões medidas. Na simulação os resultados são considerados satisfatórios quando E é inferior a 10% e excelentes quando E é menor do que 5%. O Erro Percentual é dado por:

$$E = \frac{\sum_{t=1}^n Q_{simulada} - \sum_{t=1}^n Q_{medida}}{\sum_{t=1}^n Q_{medida}} * 100 \quad \text{Equação 3.16}$$

A Raiz do Erro Quadrático Médio – *RMSE* foi utilizado por, dentre outros, Geza e MacCray (2008) e Willmott *et al.* (1985). Este indicador mede em termos médios, a diferença entre os valores medidos e os valores simulados. O indicador é dado por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Q_{simulado} - Q_{medido})^2}{n}} \quad \text{Equação 3.17}$$

Nas equações anteriores $Q_{simulado}$ e Q_{medido} são os valores calculados e observados, respectivamente, e n é o número de dados na série.

Os índices anteriormente descritos tem, cada qual, características que dependendo do propósito, podem torná-los inadequados como indicador do ajuste do modelo. O importante, então, é ter em mente o que cada um destes índices comunicam em relação ao comportamento do modelo.

Willmot (1982) acredita que a relação entre o valor de R^2 e a performance do modelo não são consistentes e, portanto, essa medida não deve ser utilizada como indicador do ajuste do modelo.

O Coeficiente NS , considera as diferenças entre as médias e variâncias dos valores simulados e observados, entretanto, também é muito sensível aos valores extremos devido a segunda potência que o define, e pouco sensível aos valores perto da média (Legates e McCabe, 1999).

Os valores mais expressivos para os resíduos são observados normalmente nos picos da hidrógrafa. Uma vez que o NS e o R^2 utilizam o quadrado do erro isto resulta num maior peso dado aos valores mais altos da hidrógrafa do que aos mais baixos.

Schaefli e Gupta (2007) lembram, ainda, que o indicador de eficiência NS , não é uma medida de desempenho absoluta, uma vez que ele compara o desempenho da simulação com a variância dos dados medidos.

Legates e McCabe (1999) afirmam que uma análise adequada do desempenho do modelo deve incluir pelo menos um indicador relativo do ajuste do modelo (eles sugerem uma modificação de NS) e, pelo menos, uma medida absoluta do ajuste do modelo (e.g. $RMSE$).

No que se refere à análise de incertezas, o indicador global que será utilizado para avaliar o grau de incerteza no modelo obtido será dado por :

$$I_{inc} = \sqrt{\frac{\sum_1^n (Q_{max} - Q_{min})^2}{n}} \quad \text{Equação 3.19}$$

em que Q_{max} e Q_{min} são, respectivamente, os valores máximos e os valores mínimos de vazão que definem o intervalo de incerteza obtido na análise de incertezas e n o número de observações. Esse critério será aplicado quando o intervalo estiver definido para um mesmo nível de confiança. Quanto maior o valor de I_{inc} maior é a incerteza obtida.

CAPÍTULO 4: FERRAMENTAS PARA SIMULAÇÃO E AVALIAÇÃO DO MODELO

4.1 O PROGRAMA SWAT

4.1.1 Características

O SWAT – *Soil and Water Assesment Tool* foi desenvolvido pelo *Agricultural Research Service/United States Department of Agriculture (ARS/USDA)* com o objetivo geral de possibilitar a análise dos efeitos decorrentes do manejo do solo, especialmente no que concerne às práticas agrícolas, em grandes bacias hidrográficas (Neitsch *et al.*, 2002a).

O programa 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).

Segundo seus formuladores, o programa SWAT tem como principais características:

- Os dados requeridos são mínimos e, quase sempre, são de fácil acesso;
- É computacionalmente eficiente, não requerendo excessivos investimentos de tempo e, em consequência, de dinheiro;
- Permite avaliar impactos de longo prazo.

O SWAT surgiu de aprimoramentos e da reunião de outros modelos também desenvolvidos com o objetivo de simular bacias hidrográficas, em particular, quanto aos efeitos de poluição de origem difusa.

No Brasil foram desenvolvidas várias pesquisas utilizando o programa SWAT , conforme relacionado na tabela 4.1.

Tabela 4.1: Exemplos de aplicações do programa SWAT no Brasil

Referência	Local do Estudo	Características
Oliveira, 1999	Bacia hidrográfica do rio Joanes (Estado da Bahia)	Avaliação das conseqüências das alterações no uso da terra e construção de represas nas características hidrossedimentológicas da BH e repercussões na zona costeira. Utilização da versão SWAT 96.2. Realizou calibração da vazão líquida.
Machado, 2002; Machado e Vettorazzi, 2003; Machado <i>et al.</i> 2003	Microbacia hidrográfica do ribeirão dos Marins (Piracicaba/SP)	Simulação do escoamento superficial e da produção de sedimentos na MBH. Compararam valores simulados aos observados. Simulação de cenários de uso da terra. Utilização da versão SWAT-2000.
Garrido, 2003	Bacia hidrográfica do rio Jiquiriçá (Estado da Bahia)	Avaliação da aplicabilidade do modelo para a simulação do comportamento hidrológico da BH comparando valores simulados aos observados. Utilização da versão SWAT-2000.
Prado, 2005	Bacia hidrográfica do rio Jundiá-Mirim (Jundiá/SP)	Estimativa da produção de sedimentos e simulação de cenários frente às mudanças de uso da terra na BH nas últimas décadas. Utilização da versão SWAT-2000.
Neves, 2005	Microbacia hidrográfica do rio Bonito (Descalvado/SP)	Estimativa da produção de sedimentos relacionando-os com dejetos animais e potencial contaminação dos corpos aquáticos. Utilização da versão SWAT-2000.
Silva, 2005	Microbacia hidrográfica do ribeirão Canchim (São Carlos/SP)	Estimativa da produção de sedimentos em uma sub-bacia hidrográfica experimental. Utilização da versão SWAT-2000.
Silva, 2006	Microbacia hidrográfica do ribeirão Canchim (São Carlos/SP)	Estimativa da produção de sedimentos relacionando-os com a qualidade de água de corpos aquáticos em uma sub-bacia hidrográfica experimental. Utilização da versão SWAT-2000.

Fonte: Minoti (2006)

O modelo tem sido objeto de várias revisões e de expansão de sua capacidade desde que foi criado em 1990. Novas facilidades para a utilização do modelo têm sido desenvolvidas, a exemplo do AvSWAT, que é uma interface entre os programas SWAT e ArcView como objetivo de facilitar a entrada de dados, sua edição e visualização dos resultados. Mais recentemente foi desenvolvida a interface ArcSWAT , que permite a integração com o

programa de geoprocessamento Arcgis. Os mais significativos incrementos no modelo geraram as versões mostradas na Tabela 4.2.

Uma das formas de agregação de informações que o SWAT utiliza são as Unidades de Resposta Hidrológica – URH. Elas formam um conjunto de áreas, isto é, uma fração de uma sub-bacia, no qual há uma única combinação de tipo de solo e de uso do solo.

No SWAT a modelagem é realizada de acordo com as seguintes etapas: primeiramente, o programa calcula os fluxos de cada URH por unidade de área. Na seqüência esses resultados são agregados para computar o que foi gerado pela sub-bacia, de acordo com as frações de URH existentes. Em seguida, as respostas geradas pelas sub-bacias são então direcionadas para as calhas dos rios de acordo com a rede hídrica existente na bacia.

A concepção utilizada pelo SWAT distingue os fenômenos hidrológicos que ocorrem na bacia hidrográfica em duas partes. Na primeira, estão aqueles que pertencem à fase terrestre do ciclo hidrológico. Nessa fase são definidas as quantidades de água, sedimentos, nutrientes e cargas de pesticidas que serão carregadas para a calha principal do rio em cada sub-bacia. Na segunda, a chamada fase aquática, estão aqueles processos que se referem ao movimento da água e sedimentos através da rede hídrica, do ponto de lançamento até o exutório da bacia.

Tabela 4.2: Desenvolvimento das várias versões do SWAT ao longo do tempo

VERSÃO	CARACTERÍSTICAS
SWAT94.2	Incorporação de múltiplas Unidades de Resposta Hidrológica (URH's).
SWAT96.2	Auto irrigação e auto-fertilização adicionadas como opções de manejo; incorporação de ferramenta para quantificar o acúmulo de água no dossel; adição de um componente de CO ₂ ao modelo de crescimento das culturas agrícolas para estudos de mudanças climáticas; incorporação do fluxo lateral de água no solo baseado no modelo de acumulação cinemático; adição a partir do QUAL2E das equações de qualidade de água quanto aos nutrientes no rio; propagação dos pesticidas no rio.
SWAT98.1	Melhoria das rotinas de derretimento de gelo; melhoria da análise da qualidade da água do rio; expansão das rotinas do ciclo de nutrientes; pastagem, aplicação de esterco e vazão de drenagem de telhados adicionados como opção de gestão; modificação do modelo para uso no hemisfério sul.
SWAT99.2	Melhoria das rotinas da ciclagem de nutrientes; melhoria das rotinas de cultivo de arroz em áreas úmidas; adição de remoção de nutrientes por sedimentação em reservatório/açudes/áreas úmidas; adição de acúmulo de água nas margens de tributários; adição da propagação de metais através dos

	tributários; alteração de todas as referências anuais no modelo, de 2 para 4 dígitos anuais; incorporação de equações oriundas do SWMM para construções urbanas e drenagem, em conjunto com equações de regressão obtidas da USGS.
SWAT2000	Adição de rotinas de transporte de bactérias; adição do método Green & Ampt para infiltração; melhoria do gerador de clima; inserção da leitura ou geração diária de radiação solar, umidade relativa e velocidade do vento; inserção de leitura ou cálculo de valores de ET potencial para a bacia; revisão de todos os métodos de ET potencial; inserção da simulação de um número ilimitado de reservatórios; adição do método de Muskingum; modificação dos cálculos para apropriada simulação em áreas tropicais.
SWAT2005	Melhoria das rotinas de transporte de bactéria; adição de cenários de previsão de tempo; adição do gerador sub-diário de precipitação; incorporação do parâmetro de retenção usado no cálculo diário do CN como uma possível função do conteúdo de água no solo ou evapotranspiração.

Fonte: Neitsch *et al.* (2002a)

Atualmente já existe a versão SWAT2009 do programa disponível em <http://swatmodel.tamu.edu/software/swat-model>.

A seguir será apresentada a estrutura do programa SWAT2005, versão utilizada no desenvolvimento do presente trabalho, no que se refere a modelagem do processo chuva-vazão. Não obstante, o SWAT simular outros processos existentes numa bacia hidrográfica, o enfoque na presente pesquisa será direcionado a simulação hidrológica.

4.1.2 Teoria e Estrutura

4.1.2.1 Fase terrestre do Ciclo Hidrológico

Na fase terrestre do ciclo hidrológico o clima é considerado o principal agente indutor. Portanto, nessa fase são consideradas a precipitação, temperatura, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa.

Também fazem parte da fase terrestre do modelo SWAT as simulações do crescimento e de demanda por água e nutrientes das culturas agrícolas. Nesses processos, obviamente, as práticas de manejo interferem de forma direta.

A concepção do ciclo hidrológico utilizada no SWAT considera que quando a chuva alcança a superfície terrestre, parte dela é retida pela vegetação. Da parte remanescente, um percentual infiltra e outro escoar pela superfície. A parte que infiltra será redistribuída pelo perfil do solo, podendo ser utilizada pela vegetação, evapotranspirar, contribuir com o fluxo lateral, percolar para camadas inferiores do solo ou, ainda, ser armazenada no aquífero. A água estocada no aquífero pode fluir para o rio, permanecer num aquífero profundo ou evaporar.

A fase terrestre do ciclo hidrológico é simulada pelo SWAT com base na equação do balanço hídrico dada por:

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - w_{seep} - Q_{gw}) \quad \text{Equação 4.1}$$

Em que SW_t é a quantidade de água no solo da camada da zona radicular simulada no tempo t (mm); SW_0 é a quantidade inicial de água no solo no dia i (mm), t é a duração do ciclo hidrológico simulado (dias); R_{day} é a quantidade de água precipitada no dia i (mm); Q_{surf} é a quantidade de escoamento superficial no dia i (mm); E_a é a quantidade de água evapotranspirada no dia i (mm); w_{seep} é a quantidade de água que percola da camada simulada para a camada inferior, no dia i (mm) e Q_{gw} é a quantidade de água que retorna ao curso d'água no dia i devido ao escoamento sub-superficial (mm).

A simulação do escoamento superficial é realizada para cada URH separadamente e, na seqüência, os resultados são agregados para obter o escoamento total para a bacia.

A subdivisão da bacia para efeito de simulação permite considerar os diversos tipos de evapotranspiração associados às diferentes culturas agrícolas e aos solos existentes na bacia.

Condições Climáticas

As condições climáticas numa bacia hidrográfica determinam a umidade do ar e a energia, forças motrizes que controlam o balanço hídrico e determinam a importância relativa dos diferentes componentes do ciclo hidrológico.

O SWAT requer para seu funcionamento as seguintes informações relativas às variáveis climáticas: dados diários de precipitação, temperaturas do ar máxima e mínima, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa do ar. O programa também permite que essas mesmas variáveis sejam simuladas. Nesse caso, os valores diários para cada sub-bacia são gerados a partir de valores médios mensais. O SWAT produz um conjunto de dados climatológicos independente para cada sub-bacia.

Para gerar as precipitações, ou preencher falhas, o SWAT usa o modelo de primeira ordem de Markov para definir o dia como seco ou chuvoso. No último caso, a quantidade precipitada é gerada a partir de uma distribuição assimétrica ou exponencial.

As temperaturas máxima e mínima do ar e a radiação solar são geradas a partir de uma distribuição normal. A equação da continuidade é incorporada no gerador para explicar variações de temperatura e radiação causadas pelas condições seca e chuvosa. A temperatura máxima do ar e a radiação solar são ajustadas para as condições de chuva e condições secas.

Uma equação exponencial modificada é usada para gerar a média diária do vento dada a velocidade do vento média mensal. O modelo de umidade relativa do ar utiliza uma distribuição triangular para simular a umidade relativa média diária a partir da média mensal. Tal como acontece com a temperatura e radiação, a umidade relativa média diária é ajustada para simular as condições secas e chuvosas.

A temperatura do solo interfere no movimento da água e na taxa de decaimento de resíduos no solo. É calculada a partir da temperatura da superfície que, por sua vez, é função da cobertura do solo, temperatura do solo exposto, temperatura do solo no dia anterior e no centro de cada camada de solo. A temperatura no centro de cada camada de solo é função da temperatura da superfície, da temperatura média anual do ar e da profundidade da camada do solo em que não há mais variação da temperatura devido às condições climáticas. Essa profundidade é definida em função da densidade e teor de água no solo.

Hidrologia

A Hidrologia no SWAT é equacionada segundo quatro processos principais: escoamento superficial, evapotranspiração, movimento da água no solo e água subterrânea (figura 4.1). A seguir serão descritas a estrutura do SWAT no que se refere a esses processos.

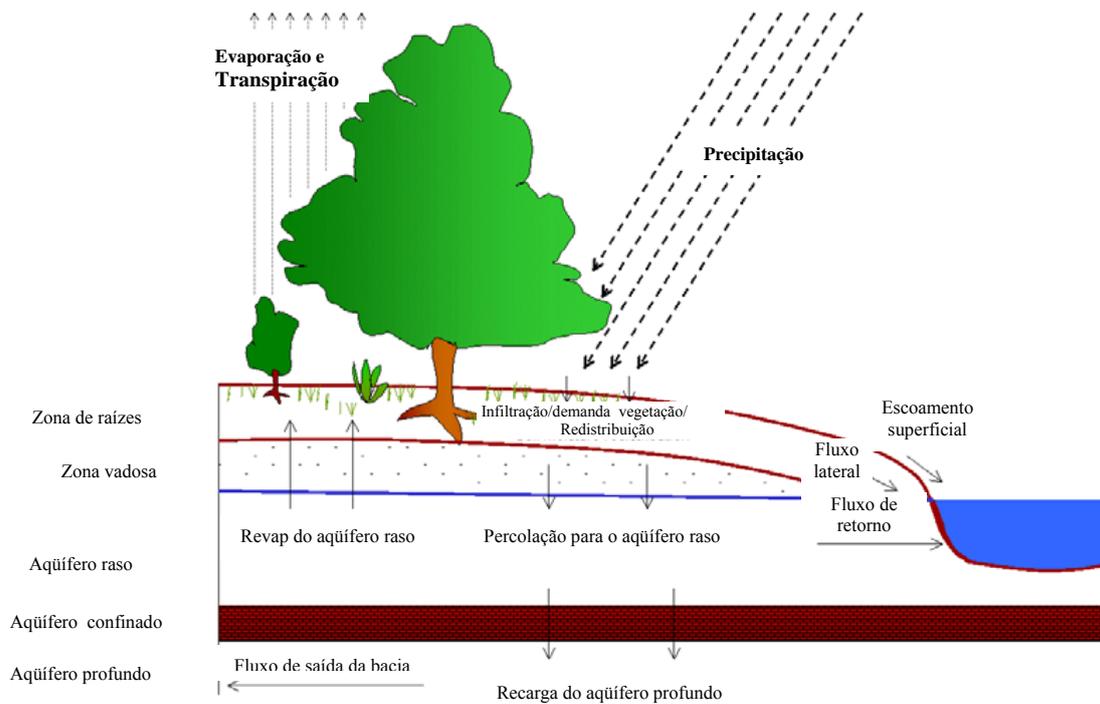


Figura 4.1 : Representação esquemática do ciclo hidrológico

Escoamento Superficial

O modelo SWAT provê dois métodos para a estimativa do escoamento superficial: o procedimento do SCS - *Soil Conservation Service*, chamado *Curve Number*, e o Método de Green & Ampt. Na presente pesquisa foi utilizado o primeiro método que será descrito a seguir.

A equação do escoamento superficial do SCS é um modelo empírico, desenvolvido a partir de mais de 20 anos de estudos envolvendo os processos chuva-vazão em pequenas bacias rurais nos EUA (Neitsch *et al.*, 2002a). A equação do SCS é dada por :

$$Q_{\text{sup}} = \frac{(P_{\text{diária}} - I_a)^2}{P_{\text{diária}} - I_a + S} \quad \text{para } P_{\text{diária}} > I_a \quad \text{Equação 4.2}$$

Em que Q_{sup} é o escoamento acumulado ou o excedente da chuva (mm), $P_{\text{diária}}$ é a lâmina de água precipitada no dia (mm), I_a são as interceptações iniciais que incluem armazenamento superficial, interceptação e infiltração anterior ao escoamento (mm) e S , o parâmetro de retenção, que varia espacialmente devido a mudanças nos solos, no uso da terra, manejo e declividade e, temporalmente, devido a mudanças no conteúdo de água no solo.

O parâmetro de retenção S é dado por:

$$S = 25,4 \left(\frac{1000}{CN} - 10 \right) \quad \text{Equação 4.3}$$

O valor de CN é o *Curve Number* para um dado dia. No método, o *Curve Number* varia não-linearmente com o conteúdo de umidade do solo. O valor do *Curve Number* se aproxima de 100 à medida que o solo atinge a saturação.

Para os valores do *Curve Number* são consideradas três condições:

CN1: corresponde ao *Curve Number* para a condição I de umidade, situação em que os solos estão secos;

CN2: corresponde ao *Curve Number* para a condição II de umidade, ou seja, a situação média em que os solos apresentam a umidade da capacidade de campo;

CN3: corresponde ao *Curve Number* para a condição III de umidade, situação em que os solos estão saturados.

Os valores de CN1 e CN3, estão relacionados com o CN2 por meio das seguintes equações:

$$CN1 = CN2 - \frac{20(100 - CN2)}{100 - CN2 + EXP[2,533 - 0,0636(100 - CN2)]}$$

Equação 4.4

$$CN3 = CN2EXP[0,00673(100 - CN2)]$$

Equação 4.5

Tabela 4.3: Grupos Hidrológicos de solos para definição do valor de CN

Grupos Hidrológicos	Características do Solo
A	solos arenosos, com baixo teor de argila total (inferior a 8%), sem rochas, sem camada argilosa e nem mesmo densificada até a profundidade de 1,5m. O teor de húmus é muito baixo, não atingindo 1%
B	solos arenosos menos profundos que os do Grupo A e com menor teor de argila total, porém ainda inferior a 15%. No caso de terras roxas este limite pode subir a 20% graças a maior porosidade. Os dois teores de húmus podem subir, respectivamente, a 1,2% e 1,5%. Não pode haver pedras e nem camadas argilosas até 1,5m, mas é quase sempre presente uma camada mais densificada que a camada superficial
C	solos barrentos, com teor de argila de 20 a 30%, mas sem camadas argilosas impermeáveis ou contendo pedras até a profundidade de 1,2m. No caso de terras roxas, estes dois limites máximos podem ser de 40% e 1,5m. Nota-se, a cerca de 60cm de profundidade, camada mais densificada que no Grupo B, mas ainda longe das condições de impermeabilidade
D	solos argilosos (30 a 40% de argila total) e com camada densificada a uns 50cm de profundidade ou solos arenosos como B, mas com camada argilosa quase impermeável ou horizonte de seixos rolados

Fonte: Neitsch *et al.* (2002a)

Tabela 4.4 : Valores do parâmetro CN para algumas situações

Tipos de uso do solo/Tratamento/ Condições hidrológicas		Grupo			
		A	B	C	D
Uso Residencial					
Tamanho médio do lote	% impermeável				
Até 500 m ²	65	77	85	90	92
1000 m ²	38	61	75	83	87
1500 m ²	30	57	72	81	86
Estacionamentos pavimentados, telhados		98	98	98	98
Ruas e estradas:					
Pavimentadas com guias e drenagem		98	98	98	98
Com cascalho		76	85	89	91
De terra		72	82	87	89
Áreas comerciais (com 85% de impermeabilização)		89	92	94	95
Distritos industriais (com 72% de impermeabilização)		81	88	91	93
Espaços abertos, parques, jardins:					
Boas condições, cobertura de grama >75%		39	61	74	80
Condições médias, cobertura de grama >50%		49	69	79	84
Terreno preparado para plantio, descoberto		77	86	91	94

Fonte: Neitsch *et al.* (2002a)

No programa SWAT, os usuários podem escolher entre dois métodos para calcular o parâmetro de retenção. Um deles, o mais tradicional, possibilita que o parâmetro de retenção varie de acordo com conteúdo de água no perfil de solo. Alternativamente, é possível que o parâmetro de retenção varie de acordo com a evapotranspiração acumulada da vegetação. O cálculo do valor do CN diário em função da evapotranspiração da vegetação porque o método anterior pode prever muito escoamento superficial em solos rasos. O cálculo do CN diário em função da evapotranspiração é menos dependente do armazenamento no solo e mais dependente do clima antecedente.

Quando o parâmetro de retenção varia com o conteúdo de água existente no perfil do solo, a seguinte equação é utilizada:

$$S = S_{\max} \left(1 - \frac{SW}{[SW + \exp(w_1 - w_2 \cdot SW)]} \right) \quad \text{Equação 4.6}$$

Em que S é o parâmetro de retenção para um dado dia (mm), S_{\max} é o valor máximo que o parâmetro de retenção pode alcançar em qualquer dia (mm), SW é o conteúdo de água no em todo o perfil de solo excluía a quantidade de água no ponto de murcha (mm), w_1 e w_2 são coeficientes de forma. O valor de S_{\max} é calculado pela equação 4.3 usando o valor de CN1.

Os coeficientes de forma são obtidos com a solução da equação 4.6 , assumindo que :

- O parâmetro de retenção para o CN2 está relacionado ao conteúdo de água no solo correspondente ao ponto de murcha;
- O parâmetro de retenção para o CN3 está relacionado ao conteúdo de água correspondente a capacidade de campo;
- O solo tem um CN igual a 99 ($S = 2,54$) quando completamente saturado.

$$w_1 = \ln \left[\frac{FC}{1 - S_3 \cdot S_{\max}^{-1}} - FC \right] + w_2 \cdot FC \quad \text{Equação 4.7}$$

$$w_2 = \frac{\ln \left[\frac{FC}{1 - S_3 \cdot S_{\max}^{-1}} - FC \right] - \ln \left[\frac{SAT}{1 - 2,54 \cdot S_{\max}^{-1}} - SAT \right]}{(SAT - FC)} \quad \text{Equação 4.8}$$

Em que w_1 é o primeiro parâmetro de forma, w_2 é o segundo parâmetro de forma, FC é a quantidade de água no perfil de solo para a capacidade de campo (mm), S_3 é o parâmetro de retenção calculado com o CN3, S_{\max} é o parâmetro de retenção calculado com o CN1, SAT é a quantidade de água no perfil de solo quando completamente saturado (mm) e 2,54 é o parâmetro de retenção para o valor de CN igual a 99.

O valor do parâmetro CN diário é ajustado rearranjando a equação 4.3 e inserindo o valor do parâmetro de retenção calculado.

$$CN = \frac{25400}{S + 254} \quad \text{Equação 4.9}$$

Em que CN é o Curve Number para um dado dia e S é o parâmetro de retenção calculado para a umidade do solo naquele dia.

As intercepções iniciais (Ia) são costumeiramente tomadas com 0,2S, portanto a equação 4.2 pode ser reescrita do seguinte modo:

$$Q_{\text{sup}} = \frac{(P_{\text{diária}} - 0,2S)^2}{P_{\text{diária}} + 0,8S} \quad \text{Equação 4.10}$$

O SWAT simula os volumes de escoamento superficial e as taxas de pico do escoamento para cada URH usando dados diários ou de frações do dia.

Para um dado evento chuvoso, a taxa máxima de escoamento superficial é calculada pelo método racional modificado. O método racional é baseado na premissa de que se uma chuva de intensidade i começa no tempo $t = 0$ e continua indefinidamente, a taxa de escoamento será incrementada até o tempo de concentração T_{conc} . A fórmula racional é dada por:

$$q_{\text{pico}} = \frac{CiA}{3,6} \quad \text{Equação 4.11}$$

Em que q_{pico} é a taxa de pico do escoamento (m^3s^{-1}), C é o coeficiente de deflúvio, i é a intensidade de chuva (mm/h), A é a área da sub-bacia (km^2).

O cálculo do tempo de concentração é feito com o auxílio da fórmula:

$$T_{\text{conc}} = \frac{L_{\text{slp}}^{0,6} n^{0,6}}{18,8 \text{slp}^{0,3}} + \frac{L_c}{3,6 \cdot v_c} \quad \text{Equação 4.12}$$

Em que T_{conc} é o tempo de concentração do fluxo na bacia (h), S_{lp} é a média da declividade da sub-bacia (m/m), n é o coeficiente de rugosidade de Manning e L_{slp} é o comprimento

médio da encosta da bacia (m), L_c é o comprimento médio do canal na sub-bacia (km), v_c é a velocidade média do canal (m/s). A primeira parcela da equação 4.12 se refere ao tempo de concentração necessário para o escoamento atingir o canal e a segunda parcela é o tempo necessário para o fluxo atingir o exutório da bacia.

O parâmetro S_{lp} pode ser ajustado na calibração, onde ele é denominado S_{lsubsn} .

O tempo de concentração é usado no cálculo de i (intensidade da chuva).

$$i = \frac{R_{fc}}{T_{conc}} \quad \text{Equação 4.13}$$

Em que R_{fc} (mm) é a quantidade de chuva que cai durante o tempo de concentração T_{conc} (h).

Assim,

$$q_{pico} = \frac{\alpha_{tc} Q_{sup} A}{3,6 T_{conc}} \quad \text{Equação 4.14}$$

Em que q_{pico} é a taxa de pico do escoamento superficial (m^3/s), α_{tc} é a fração da chuva diária que ocorre durante o tempo de concentração, Q_{sup} é o escoamento superficial (mm), A é a área da sub-bacia (km^2), T_{conc} tempo de concentração para a sub-bacia (horas) e 3,6 é o fator de conversão de unidades.

Em grandes bacias, quando o tempo de concentração é superior a um dia, somente uma porção do escoamento superficial alcançará o canal principal no dia em que é gerado.

Em decorrência disso, a quantidade de escoamento superficial liberada para o canal principal é dada por:

$$Q_{sup} = (Q'_{sup} + Q_{est,i-1}) \cdot (1 - \exp[-\frac{surlag}{t_{conc}}]) \quad \text{Equação 4.15}$$

Em que Q_{sup} é a quantidade de escoamento superficial liberada para o canal principal num dado dia (mm), Q'_{sup} é a quantidade de escoamento superficial gerado no sub-bacia num dado dia (mm), $Q_{est,i-1}$ é a quantidade de escoamento superficial armazenado no dia anterior (mm), Surlag é o coeficiente de intervalo do escoamento superficial e t_{conc} é o tempo de concentração na sub-bacia (h).

A expressão $(1 - \exp[\frac{-surlag}{t_{conc}}])$ na Equação 4.15 representa a fração da água disponível que alcançará o canal num dado dia. Para um dado tempo de concentração, se o valor do coeficiente Surlag decresce, menos escoamento superficial alcança o rio, isto é, um menor valor do parâmetro Surlag suaviza o hidrograma simulado. A relação do valor do parâmetro Surlag, o tempo de concentração e a fração do escoamento superficial que chega nos canais é mostrado no gráfico da figura 4.2.

As perdas por transmissão se referem às perdas no fluxo superficial via percolação através do leito. Ocorre em rios intermitentes ou efêmeros em que a contribuição de água subterrânea ocorre apenas em certas épocas do ano. O SWAT utiliza o método de Lane para estimar as perdas por transmissão. Essas perdas são funções da largura e da profundidade do canal e da duração do fluxo. Ambos, o volume de escoamento superficial e a taxa de pico, são ajustados quando as perdas por transmissão ocorrem nos canais tributários.

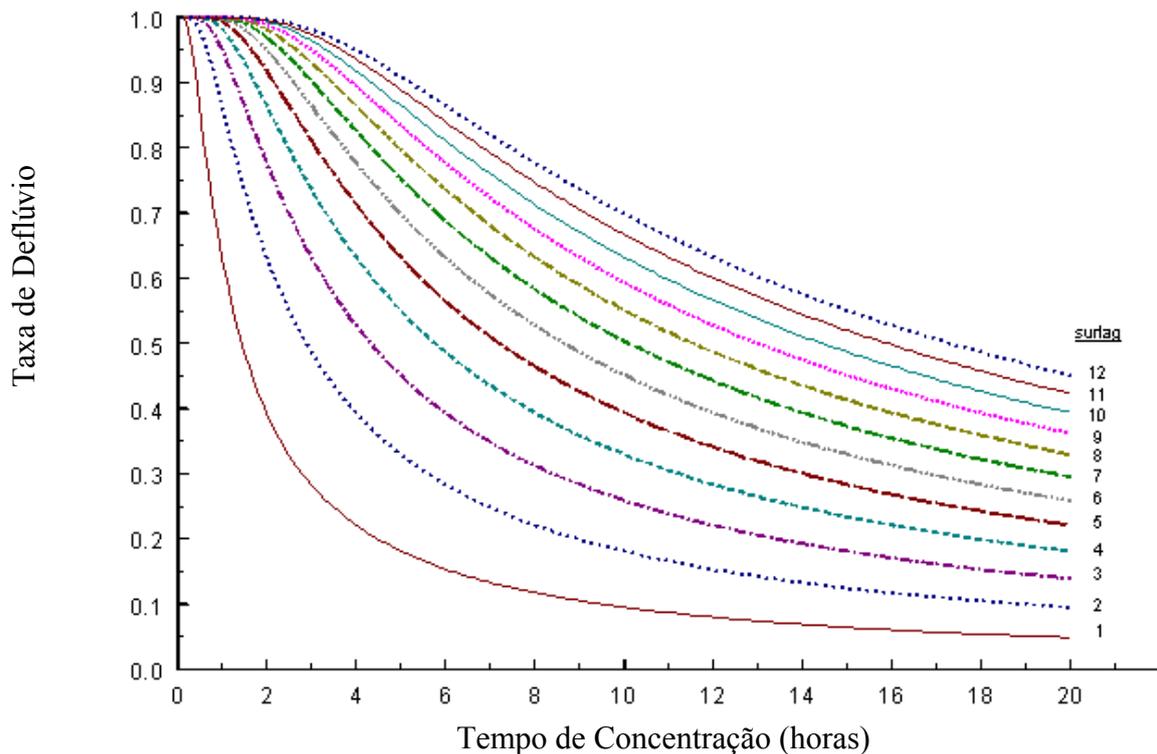


Figura 4.2: Influência do Surlag e do tempo de concentração na taxa de deflúvio que vai para os canais. Fonte: Neitsch et al. (2002a).

Evapotranspiração

A interceptação da água da chuva é feita pelas superfícies vegetais onde ela fica armazenada e, posteriormente, evapora.

O SWAT permite que o usuário entre com a quantidade máxima de água que pode ser interceptada pela vegetação, dado um índice de superfície foliar máxima e para uma dada cobertura do solo. Esses valores são usados pelo modelo para computar o estoque máximo, em qualquer tempo, no ciclo de crescimento da área de cultivo. Quando a evaporação é calculada, a água é primeiramente removida do estoque interceptado.

A equação que permite esse cálculo é dada por:

$$can_{dia} = can_{mx} \cdot \frac{LAI}{LAI_{mx}} \quad \text{Equação 4.16}$$

Em que can_{dia} é a quantidade máxima de água que pode ser interceptada pela vegetação num dado dia (mm), can_{mx} é a quantidade máxima de água que pode ser interceptada pela vegetação quando elas estão totalmente desenvolvidas (mm), LAI é o índice de área foliar para um dado dia e LAI_{mx} é o índice máximo de área foliar.

A evapotranspiração no SWAT inclui evaporação de rios e lagos, do solo nu ou vegetado e da evaporação originada de folhas (transpiração).

O programa SWAT oferece três opções para estimar a evapotranspiração potencial. Elas são baseadas nos métodos de Penman-Monteith, Priestley-Taylor e Hargreaves.

A equação de Penman-Monteith combina componentes que levam em conta a energia necessária para sustentar a evaporação, a força do mecanismo requerido para remover o vapor d'água e os termos aerodinâmicos e de resistência da superfície.

A equação que é utilizada no método de Penman-Monteith é dada por:

$$\lambda E = \frac{\Delta(H_{net} - G) + \rho_{ar} c_p [e_z^o - e_z] / r_a}{\Delta + \gamma(1 + r_c / r_a)} \quad \text{Equação 4.17}$$

Em que λ é a densidade do fluxo de calor latente ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$), E é a profundidade da taxa de evaporação (mm d^{-1}), Δ é a inclinação da curva pressão de saturação do vapor x temperatura, de/dT ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), H_{net} é a radiação ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$), G é a densidade do fluxo de calor para o solo ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$), ρ_{ar} é a densidade do ar (kg m^{-3}), c_p é o calor específico a temperatura constante ($\text{MJ kg}^{-1} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$), e_z^o é a pressão de saturação do vapor do ar na altura z (kPa), e_z é a pressão do vapor da água no ar a altura z (kPa), γ é a constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), r_c é a resistência do dorcel da vegetação (s m^{-1}), and r_a é a resistência da difusão da camada do ar (resistência aerodinâmica) (s m^{-1}).

No método de Priestley e Taylor, uma versão simplificada em relação ao método anterior foi desenvolvida. O componente aerodinâmico foi removido e a componente de energia é

multiplicada por um coeficiente $\alpha_{pet} = 1.28$, quando as imediações gerais estão molhadas ou sob condições de umidade.

$$\lambda E_o = \alpha_{pet} \frac{\Delta}{1 + \gamma} (H_{net} - G) \quad \text{Equação 4.18}$$

Em que λ é o calor latente de vaporização (MJ kg^{-1}), E_o é a evapotranspiração potencial (mm d^{-1}), α_{pet} é um coeficiente, Δ é a inclinação da curva da pressão de saturação do vapor *versus* temperatura, de/dT ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), γ é a constante psicrométrica ($\text{kPa } ^\circ\text{C}^{-1}$), H_{net} é a radiação ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$) e G é a densidade do fluxo de calor para o solo ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$).

A equação usada no método de Hargreaves é dada por:

$$\lambda E_o = 0,0023 H_o (T_{mx} - T_{mn})^{0,5} (\bar{T}_{av} + 17,8) \quad \text{Equação 4.19}$$

Em que λ é o calor latente de vaporização (MJ kg^{-1}), E_o é a evapotranspiração potencial (mm d^{-1}), H_o é a radiação ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$), T_{mx} é a temperatura máxima do ar para um dado dia ($^\circ\text{C}$), T_{mn} é a temperatura mínima do ar para um dado dia ($^\circ\text{C}$) e \bar{T}_{av} é a média da temperatura do ar para um dado dia ($^\circ\text{C}$).

A quantidade de evaporação de uma camada de solo é determinada pela diferença da demanda evaporativa calculada entre as camadas superior e inferior de solo.

$$E_{solo,ly} = E_{solo,zl} - E_{solo,zu} \cdot esco \quad \text{Equação 4.20}$$

Em que $E_{solo,ly}$ é a demanda evaporativa de uma determinada camada de solo ly (mm), $E_{solo,zl}$ é a demanda evaporativa da camada inferior de solo (mm), $E_{solo,zu}$ é a demanda evaporativa da camada superior de solo (mm) e $esco$ é o fator de compensação de evaporação do solo. Valores reduzidos do parâmetro $Esco$ permitem mais evaporação da camada inferior de solo.

Fluxo da água no solo

A quantidade de água no solo pode variar de zero, quando o solo está seco, até um valor máximo, quando o solo está saturado. Nas interações entre plantas e solo há dois estágios

intermediários que são a capacidade de campo e o ponto permanente de murcha. A capacidade de campo é definida como o conteúdo de água num solo encontrada quando um solo totalmente molhado foi drenado durante dois dias. O ponto permanente de murcha é o conteúdo de água encontrado num solo quando as plantas murcham e não se recuperam quando suas folhas são mantidas numa atmosfera úmida durante a noite.

Para possibilitar a quantificação mais facilitada desses dois estágios, eles foram redefinidos em termos de tensão necessária para manter a água no solo.

Assim, a capacidade de campo é a água mantida no solo sob uma tensão de 0.033 MPa e o ponto de murcha é a água mantida no solo sob uma tensão de 1,5 MPa. A água que se mantém no solo entre esses dois estágios é dita capacidade de água disponível no solo para retirada pela vegetação (AWC).

$$AWC = FC - WP \quad \text{Equação 4.21}$$

Em que AWC é o conteúdo de água disponível para a vegetação expresso como uma fração do volume total de solo, FC é a capacidade de campo e WP é o ponto de murcha.

O ponto de murcha para um dada camada de solo é calculado por:

$$WP_{ly} = 0.4 \cdot \frac{m_c \cdot \rho_b}{100} \quad \text{Equação 4.22}$$

Em que WP_{ly} é o conteúdo de água correspondente ao ponto de murcha expresso como uma fração do volume total de solo, m_c é o percentual de argila da camada de solo (%) e ρ_b é a densidade da camada de solo (Mg/m^3).

A capacidade de campo é estimada por:

$$FC_{ly} = WP_{ly} + AWC_{ly} \quad \text{Equação 4.23}$$

Em que FC_{ly} é a quantidade de água para a capacidade de campo expressa como uma fração do volume total do solo, WP_{ly} é a quantidade de água para o ponto de murcha expressa como uma fração do volume total do solo e AWC_{ly} é fornecido pelo usuário.

A infiltração da água ocorre ao longo do perfil do solo, começando a partir da sua superfície. Durante o processo de infiltração, o solo vai se tornando crescentemente molhado e a taxa de infiltração decresce com o tempo até que alcance um valor estável. A taxa inicial de infiltração depende do teor de umidade do solo antes da introdução de água na superfície e a taxa final de infiltração é equivalente à condutividade hidráulica do solo saturado.

No SWAT a redistribuição é considerada como o movimento contínuo da água no perfil de solo após o cessar da sua entrada pela superfície. A redistribuição é causada por diferenças no conteúdo de água ao longo do perfil de solo. Quando o conteúdo de água no perfil atinge a uniformidade, o processo de Redistribuição cessa.

A componente para modelagem da Redistribuição no SWAT usa uma formulação que permite prever o fluxo através da camada de solo na zona radicular.

O fluxo descendente ou a percolação da água ocorrem quando a capacidade de campo de uma camada de solo excede e a camada abaixo não está saturada. O movimento da água de uma camada inferior para uma camada superior pode ocorrer quando o conteúdo de água de camada mais baixa excede a capacidade de campo. O movimento ascendente é regulado pela razão entre a quantidade de água no solo e a capacidade de campo das duas camadas.

A taxa de fluxo depende fundamentalmente da condutividade da camada do solo. A Redistribuição da água no solo é também afetada pela temperatura do solo. Se a temperatura numa camada particular é 0°C ou menor, nenhuma Redistribuição é permitida a partir daquela camada.

O fluxo descendente de água entre as camadas de solo é dado por:

$$\omega_{perc,ly} = SW_{ly,excess} \left(1 - \exp\left[\frac{-\Delta t}{TT_{perc}}\right]\right) \quad \text{Equação 4.24}$$

Em que $\omega_{perc,ly}$ é a quantidade de água que percola para a camada inferior de solo num dado dia (mm), $SW_{ly,excess}$ é o volume drenado de água na camada de solo num dado dia (mm), Δt é o tempo (h), e TT_{perc} é a duração da percolação (h).

O tempo de viagem para a percolação (TT_{perc}) é único para cada camada e é calculado por:

$$TT_{perc} = \frac{SAT_{ly} - FC_{ly}}{K_{sat}} \quad \text{Equação 4.25}$$

Em que TT_{perc} é o tempo de viagem para a percolação (h), SAT_{ly} é a quantidade de água no solo quando completamente saturado (mm), FC_{ly} é o conteúdo de água na camada de solo para a capacidade de campo (mm), e K_{sat} é a condutividade hidráulica saturada para a camada ($mm \cdot h^{-1}$). Esse último parâmetro pode ser ajustado no processo de calibração, onde é conhecido como Sol-k.

Os Vertisolos, também conhecidos como Cambissolos, são solos compostos por argilas contráteis que se expandem durante o período chuvoso e se contraem durante períodos mais secos do ano, formando fissuras e tornando-se quebradiços.

Para calcular corretamente o escoamento superficial e infiltração em áreas onde existem solos desse tipo a mudança temporal no volume de solo deve ser investigada.

O movimento vertical da água ao longo dos macro poros através dos horizontes não saturados do solo podem ocorrer nas seguintes condições:

- No final do período seco e início do período chuvoso, quando as rachaduras no solo atingem seu tamanho máximo.
- durante o crescimento das rachaduras no solo, período em que a culturas ativas necessitam de água para seu crescimento.

Quando o SWAT simula o escoamento superficial nessas condições de solo, o volume da fissura é calculado diariamente.

O cálculo da fissura na camada de solo é dado por :

$$crk_{ly,i} = crk_{max,ly} \cdot \frac{coef_{crk} \cdot FC_{ly} - SW_{ly}}{coef_{crk} \cdot FC_{ly}} \quad \text{Equação 4.26}$$

Em que $crk_{ly,i}$ é o volume inicial da fissura na camada de solo num dado dia expressa em profundidade (mm), $crk_{max,ly}$ é o máximo volume possível da fissura para uma camada de solo (mm), $coef_{crk}$ é o coeficiente de ajuste para o fluxo na camada, FC_{ly} é o conteúdo de água na camada de solo para a capacidade de campo (mmH₂O), SW_{ly} é o conteúdo de água da camada de solo num dado dia (mmH₂O). Em geral, o valor de $coef_{crk}$ é tomado igual 0,10.

O volume fissural para um dado dia é dado por :

$$crk_{ly} = l_{crk} \cdot crk_{ly,d-1} + (1 - l_{crk}) \cdot crk_{ly,i} \quad \text{Equação 4.27}$$

quando $SW < 0.9 \cdot FC$ e $crk_{ly,i} > crk_{ly,d-1}$

e

$$crk_{ly} = crk_{ly,i} \quad \text{Equação 4.28}$$

quando $SW \geq 0.9 \cdot FC$ e $crk_{ly,i} \leq crk_{ly,d-1}$

Em que crk_{ly} é o volume da fissura na camada de solo num dado dia expressa em profundidade (mm), l_{crk} é o coeficiente de intervalo de tempo para o desenvolvimento da fissura durante o período seco, $crk_{ly,d-1}$ é o volume da fissura na camada de solo no dia prévio expressa em profundidade (mm), $crk_{ly,i}$ é o volume inicial da fissura na camada de solo num dado dia expressa em profundidade (mm) FC é o conteúdo de água na camada de solo para a capacidade de campo (mm), SW é o conteúdo de água da camada de solo num dado dia (mm). O valor de l_{crk} é tomado como 0,99.

O volume fissural total do solo é dado por :

$$crk = \sum_{ly=1}^n crk_{ly} \quad \text{Equação 4.29}$$

Em que crk é o volume total de fissuras no solo num dado dia (mm), crk_y é o volume de fissuras na camada i (mm) e n é o número de camadas de solo.

Depois que o escoamento superficial é calculado por meio do método do *Curve Number*, essa quantidade de escoamento é reduzida considerando o volume das fissuras presentes naquele dia.

$$Q_{sup} = Q_{sup,i} - crk \quad \text{se} \quad Q_{sup,i} > crk \quad \text{Equação 4.30}$$

$$Q_{sup} = 0 \quad \text{se} \quad Q_{sup,i} \leq crk \quad \text{Equação 4.31}$$

Em que Q_{sup} é o escoamento acumulado ou excedente de chuva no dia (mm), $Q_{sup,i}$ é o escoamento acumulado ou excedente inicial de chuva no dia calculado pelo método *Curve Number* e crk é o volume total de fissuras no solo num dado dia (mm).

O fluxo subsuperficial lateral é a contribuição para o fluxo fluvial, que se origina abaixo da superfície, mas acima da camada saturada. No perfil de solo, essa contribuição é calculada simultaneamente com a Redistribuição. O modelo de armazenamento cinemático é usado para prever o fluxo lateral em cada camada de solo. O modelo leva em conta a variação na condutividade, declividade e conteúdo de água no solo.

O modelo cinemático usa a equação de continuidade de massa tomando o perfil integral de solo como volume de controle. A equação da continuidade de massa na forma de diferenças finitas para o modelo de armazenagem cinemática é dado por:

$$\frac{S_2 - S_1}{t_2 - t_1} = iL - \frac{q_{lat,1} + q_{lat,2}}{2} \quad \text{Equação 4.32}$$

Em que S é o volume drenado de água armazenada na zona saturada m/m (água acima da capacidade de campo), t é o tempo em horas, q_{lat} é o fluxo lateral em m³/h, i é a taxa de água que entra na camada saturada em m²/h, L é o comprimento da encosta em m, e os subscritos 1 e 2 se referem ao início e ao fim do tempo considerado, respectivamente.

Água subterrânea

Para cada sub-bacia o SWAT considera dois aquíferos: o raso e o profundo. O primeiro é um aquífero não confinado que contribui para o fluxo no canal principal do tributário na sub-bacia. O aquífero profundo é um aquífero confinado, a água que entra no aquífero profundo é assumida como contribuinte para o fluxo fluvial em algum lugar fora da bacia.

Em adição ao fluxo de retorno, a água armazenada no aquífero raso pode devolver a umidade ao perfil do solo em condições muito secas ou ser diretamente removida pelas demandas da vegetação (na estrutura do SWAT apenas árvores podem captar água dos aquíferos rasos). A água no aquífero raso pode também infiltrar no aquífero profundo ou ser removida por bombeamento.

O balanço d'água para o aquífero raso é:

$$aq_{sh,i} = aq_{sh,i-1} + w_{rchrg,sh} - Q_{gw} - w_{revap} - \omega_{pump,sh} \quad \text{Equação 4.33}$$

Em que $aq_{sh,i}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero raso no dia i (mm), $aq_{sh,i-1}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero no dia $i-1$ (mm), $w_{rchrg,sh}$ é a quantidade de recarga que entra no aquífero raso no dia i (mm), Q_{gw} é o fluxo subterrâneo, ou fluxo de base, dentro do canal principal no dia i (mm), w_{revap} é a quantidade de água que se move dentro da zona de solo em resposta as deficiências de água no dia i (mm), e $\omega_{pump,sh}$ é a quantidade de água removida do aquífero raso por bombeamento no dia i (mm).

Já para o aquífero profundo, o balanço hídrico é dado por:

$$aq_{dp,i} = aq_{dp,i-1} + w_{deep} - \omega_{pump,sh} \quad \text{Equação 4.34}$$

Em que $aq_{dp,i}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero profundo num dia i (mm), $aq_{dp,i-1}$ é a quantidade de água armazenada no aquífero profundo num dia $i-1$ (mm), w_{deep} é a quantidade de água que percola do aquífero raso para o profundo num dia i (mm), e $\omega_{pump,sh}$ é a quantidade de água removida do aquífero profundo por bombeamento no dia i (mm).

A água que recarrega os aquíferos raso e profundo se move no solo por percolação ou por meio das fissuras quando o solo é do tipo vertisol.

A recarga para os aquíferos raso e profundo é dada por :

$$w_{rchrg,i} = (1 - \exp[-1/\delta_{gw}]) \cdot w_{seep} + \exp[-1/\delta_{gw}] \cdot w_{rchrg,i-1} \quad \text{Equação 4.35}$$

Em que $w_{rchrg,i}$ é a quantidade de recarga que entra no aquífero num dia i (mm), δ_{gw} é o tempo de drenagem da formação geológica (dias), w_{seep} é a quantidade total de água que existe na base do perfil do solo no dia i (mm), e $w_{rchrg,i-1}$ é a quantidade de recarga que entra no aquífero no dia $i-1$ (mm). O coeficiente δ_{gw} , conhecido por parâmetro Gw-delay, é calibrável.

A quantidade total de água que existe na base do solo no dia i (w_{seep}) é dada por:

$$w_{seep} = w_{perc.ly=n} + w_{crk,htm} \quad \text{Equação 4.36}$$

Em que w_{seep} é a quantidade total de água que existe na base do perfil do solo no dia i (mm), $w_{perc.ly=n}$ é a quantidade de água que percola por meio da camada mais baixa, n , o perfil de solo no dia i (mm), e $w_{crk,htm}$ é a quantidade de fluxo de água decorrente dos limites inferiores do perfil de solo devido a infiltração por meio das fissuras no dia i (mm).

Uma fração de recarga de água vai compor o aquífero profundo e é dada por:

$$w_{deep} = \beta_{deep} \cdot w_{rchrg} \quad \text{Equação 4.37}$$

Em que w_{deep} é a quantidade de água que vai compor o aquífero profundo num dia (mm), β_{deep} é o coeficiente de percolação do aquífero e w_{rchrg} é a quantidade total de recarga (mm).

O fluxo de base é definido como o volume de fluxo fluvial originado da água subterrânea. O fluxo de base ocorre quando a água armazenada no aquífero raso excede um valor limite especificado pelo usuário, qual seja, $aq_{shthn,q}$.

O fluxo de água subterrânea pode ser descrito pela seguinte fórmula:

$$Q_{gw} = \frac{8000 \cdot K_{sat}}{L_{gw}^2} \cdot h_{wtbl} \quad \text{Equação 4.38}$$

Em que Q_{gw} é o fluxo de água subterrânea, ou fluxo de base, dentro do canal principal no dia i (mm), K_{sat} é a condutividade hidráulica do aquífero (mm/day), L_{gw} é a distância a partir da divisão do talvegue ou sub-bacia para o sistema aquífero em relação ao canal principal (m), e h_{wtbl} é a profundidade do lençol freático (m).

Assumindo que o corpo d'água subterrâneo (aquífero raso) é recarregado por infiltração a partir de canais hídricos, reservatórios e perfil do solo (chuva ou irrigação) e é deplecionado pelo retorno do fluxo para os rios, variações do nível de água são estimados usando a equação:

$$\frac{dh_{wtbl}}{dt} = \frac{w_{rchrg,sh} - Q_{gw}}{800 \cdot \mu} \quad \text{Equação 4.39}$$

Em que $\frac{dh_{wtbl}}{dt}$ é a variação no nível do lençol freático com o tempo (mm/dia), $w_{rchrg,sh}$ a recarga para o aquífero raso (mm), Q_{gw} é o fluxo de água subterrânea dentro do canal no dia i (mm) e μ é o rendimento específico do aquífero raso (m/m).

Assumindo que a variação no fluxo de água subterrânea com o tempo é também linearmente relacionada com a taxa de mudança da profundidade do nível d'água, tem-se que:

$$\frac{dQ_{gw}}{dt} = 10 \cdot \frac{K_{sat}}{\mu \cdot L_{gw}^2} \cdot (w_{rchrg,sh} - Q_{gw}) = \alpha_{gw} \cdot (w_{rchrg,sh} - Q_{gw}) \quad \text{Equação 4.40}$$

Em que Q_{gw} é o fluxo de água subterrânea no canal principal no dia i (mm H₂O), K_{sat} é a condutividade hidráulica do aquífero (mm/dia), μ é o rendimento específico do aquífero raso (m/m), L_{gw} é a distância a partir da divisão do talvegue ou sub-bacia para o sistema de água subterrânea em relação ao canal principal (m), $w_{rchr,sh}$ é a quantidade da recarga que entra no aquífero raso no dia i (mm H₂O) e α_{gw} é a constante de recessão do fluxo de base ou constante de proporcionalidade.

A integração da equação anterior leva a solução para Q_{gw} :

$$Q_{gw,i} = Q_{gw,i-1} \cdot \exp[-\alpha_{gw} \cdot \Delta t] + w_{rchr,sh} \cdot (1 - \exp[-\alpha_{gw} \cdot \Delta t])$$

$$\text{se } aq_{sh} > aq_{shthn,q} \text{ e}$$

Equação 4.41

$$Q_{gw,i} = 0$$

$$\text{se } aq_{sh} \leq aq_{shthn,q}$$

Em que $Q_{gw,i}$ é o fluxo de água subterrânea no canal principal no dia i (mm), $Q_{gw,i-1}$ é o fluxo de água subterrânea no canal principal no dia $i-1$ (mm), α_{gw} é a constante de recessão do fluxo de base, Δt é a variação do tempo (1 dia) e $w_{rchr,sh}$ é a quantidade de recarga que entra no aquífero raso no dia i (mm), aq_{sh} é a quantidade de água armazenada no aquífero raso no início do dia i (mm) e $aq_{shthn,q}$ é o limite do nível de água no aquífero raso para que ocorra a liberação do fluxo de base.

A *Revap* é definida como a água que se move de um aquífero raso para o perfil de solo e é perdida para a atmosfera pela evaporação do solo ou pela captura pelas raízes. A *Revap* ocorre somente se a quantidade de água armazenada no aquífero raso exceder um valor limite especificado pelo usuário, $aq_{shthr,rvp}$, que é o limite do nível de água no aquífero raso para que a *Revap* ocorra. A quantidade máxima de água que pode ser removida do aquífero por *Revap* num dado dia é:

$$w_{revap,mx} = \beta_{rev} \cdot E_o$$

Equação 4.42

Em que $w_{revap, mx}$ é a quantidade máxima de água que se move na zona do solo em resposta a deficiências de água (mmH₂O), β_{rev} é o coeficiente *Revap* e E_o é a evapotranspiração potencial num dia (mmH₂O). O coeficiente β_{rev} , denominado parâmetro Gw-revap é possível de ser ajustado para a obtenção do modelo.

A quantidade de *Revap* que ocorrerá num dado dia é dada por:

$$w_{revap} = 0 \quad \text{se} \quad aq_{sh} \leq aq_{shthr, rvp}$$

$$w_{revap} = w_{revap, mx} - aq_{shthr, rvp} \quad \text{se} \quad aq_{shthr, rvp} < aq_{sh} < (aq_{shthr, rvp} + w_{revap, mx}) \quad \text{Equação 4.43}$$

$$w_{revap} = w_{revap, mx} \quad \text{se} \quad aq_{sh} < (aq_{shthr, rvp} + w_{revap, mx})$$

Em que w_{revap} é a quantidade atual de água que se move na zona do solo em resposta a deficiências de água (mm), $w_{revap, mx}$ é a quantidade máxima de água que se move na zona do solo em resposta a deficiências de água (mm), aq_{sh} é a quantidade de água armazenada no aquífero raso no início do dia i (mm) e $aq_{shthr, rvp}$ é o limite do nível de água no aquífero raso para que a *Revap* ocorra (mm).

No SWAT pode também ser modelada a água que é retirada por bombeamento para irrigação ou outros usos em área fora da bacia hidrográfica modelada.

4.1.2.2 Fase de propagação na rede hídrica

Propagação nos canais

A medida que o fluxo de água ocorre, uma porção pode ser perdida devido a evaporação e por transmissão através do leito do canal. Outra perda potencial é devida a captação da água do canal para uso humano ou agrícola. O fluxo pode ser suplementado pela

precipitação direta no canal ou a adição de água a partir de descargas pontuais no SWAT. O fluxo é propagado por meio do canal usando o método de Williams ou de Muskingum.

O modelo assume que o canal tem uma seção trapezoidal com declividade lateral igual a 0.5. Ao usuário é solicitado que sejam definidas a largura e a profundidade do canal, como também, o comprimento do canal, a sua declividade e o valor “*n*” de Manning.

O SWAT usa a equação de Manning para definir a vazão e a velocidade no canal:

$$q = A.v \quad \text{Equação 4.44}$$

$$v = \frac{R^{2/3} . S^{1/2}}{n} \quad \text{Equação 4.45}$$

Em que *q* é a vazão do canal (m³/s), *A* é a área da seção transversal do canal, *R* é o raio hidráulico (m), *S* é a declividade ao longo do canal (m/m), *n* é o coeficiente de rugosidade de Manning e *v* é a velocidade do fluxo no canal (m/s).

No método de Williams para um dado trecho de rio o volume de água é obtido da equação:

$$V_{sai,2} = SC.(V_{entra} + V_{trecho}) \quad \text{Equação 4.46}$$

Em que *V_{sai,2}* é o volume que sai do trecho (m³), *V_{entra}* é o volume que entra, *V_{trecho}* e *SC* é o coeficiente de armazenamento dado por:

$$SC = \frac{2.\Delta t}{2.TT + \Delta t} \quad \text{Equação 4.47}$$

Em que Δt é a duração do tempo (s), *TT* é o tempo de viagem (s).

No método de Muskingum o volume armazenado no canal é dado por:

$$V_{armazenado} = K.(X.q_{entrada} + (1 - X).q_{saida}) \quad \text{Equação 4.48}$$

Em que $V_{\text{armazenado}}$ é o volume armazenado (m^3 de água), q_{entrada} é a vazão admitida (m^3/s), $q_{\text{saída}}$ é a vazão liberada (m^3/s), K é uma constante de armazenagem (s), X é um fator de peso.

Propagação nos reservatórios

O balanço hídrico nos reservatórios inclui fluxos de entrada, fluxos de saída, precipitação sobre o reservatório, evaporação, percolação pelo fundo do reservatório e por desvios. A fórmula a seguir representa esse equacionamento:

$$V = V_{\text{armazenado}} + V_{\text{entra}} - V_{\text{sai}} + V_{\text{precipitado}} - V_{\text{evaporado}} - V_{\text{percolado}} \quad \text{Equação 4.49}$$

Em que V é o volume de água armazenado no reservatório no fim do dia (m^3), $V_{\text{armazenado}}$ é o volume de água armazenado no início do dia (m^3), V_{entra} é o volume de água que entra no reservatório durante o dia (m^3), V_{sai} é o volume de água que sai do reservatório durante o dia (m^3), $V_{\text{precipitado}}$ é o volume de água precipitado durante o dia (m^3), $V_{\text{evaporado}}$ é o volume removido do reservatório por evaporação (m^3), $V_{\text{percolado}}$ é o volume de água perdido do reservatório por percolação (m^3).

A área superficial do reservatório é necessária para o cálculo da quantidade de precipitação que cai no reservatório e também para os cálculos dos volumes evaporado e percolado. As mudanças na área superficial do reservatório variam com o volume e são determinadas por:

$$SA = \beta_{sa} \cdot V^{exsa} \quad \text{Equação 4.50}$$

Em que SA é área superficial do reservatório (ha), V é o volume de água no reservatório (m^3). O coeficiente β_{sa} e expoente $exsa$ da equação são calculados por:

$$exsa = \frac{\log_{10}(SA_{em}) - \log_{10}(SA_{pr})}{\log_{10}(V_{em}) - \log_{10}(V_{pr})}$$

Equação 4.51

$$\beta_{sa} = \left(\frac{SA_{em}}{V_{em}} \right)^{exsa}$$

Em que SA_{em} e V_{em} são, respectivamente, a área superficial (ha) e o volume do reservatório (m^3) no nível do vertedor de emergência e SA_{pr} e V_{pr} são, respectivamente, a área superficial (ha) e o volume do reservatório (m^3) no nível do vertedor principal.

O volume de água precipitado no reservatório, num dado dia, é calculado por:

$$V_{pcp} = 10 \cdot R_{dia} \cdot SA$$

Equação 4.52

Em que V_{pcp} é o volume aduzido ao reservatório num dado dia pela precipitação (m^3), R_{dia} é a quantidade de água precipitada num dado dia (mm) e SA é a área superficial do reservatório (ha).

O volume de água perdido no reservatório por evaporação é calculado por:

$$V_{evap} = 10 \cdot \eta \cdot E_o \cdot SA$$

Equação 4.53

Em que V_{evap} é o volume perdido no reservatório por evaporação, η é o coeficiente de evaporação (valor adotado igual a 0,6), E_o é a evaporação potencial para um dado dia (mm) e SA é a área superficial do reservatório (ha).

O volume de água perdido por percolação através do fundo do reservatório num determinado dia é dado por:

$$V_{perc} = 240 \cdot K_{sat} \cdot SA$$

Equação 4.54

Em que V_{perc} é o volume de água perdido no reservatório por percolação (m^3), K_{sat} é a condutividade hidráulica saturada do leito do reservatório (mm/h) e SA é a área superficial do reservatório (ha).

O modelo oferece quatro alternativas para estimar os fluxos de saída do reservatório.

Se o usuário dispuser de uma série diária de vazões liberadas pelo reservatório, o volume extravasado poderá ser calculado por:

$$V_{liber} = 86400 \cdot q_{saida} \quad \text{Equação 4.55}$$

Em que V_{liber} é o volume extravasado diariamente do reservatório (m^3) e q_{saida} é a vazão liberada pelo reservatório (m^3/s).

Se não existem dados diários de vazão extravasada no reservatório, mais existem dados quanto as vazões médias mensais liberadas, o volume também é calculado pela equação acima.

Se apenas uma estimativa da vazão média diária está disponível, o SWAT considera que o reservatório libera água sempre que o nível do reservatório é superior cota do vertedor principal (NA normal).

Se o nível do reservatório é superior ao nível do vertedor principal mas inferior ao nível do vertedor de emergência (*máximo maximorum*), então a quantidade de água liberada é dada por:

$$V_{liber} = V - V_{pr} \quad \text{se } V - V_{pr} < 86400 \cdot q_{liber}$$

Equação 4.56

$$V_{liber} = 86400 \cdot q_{saida} \quad \text{se } V - V_{pr} > 86400 \cdot q_{liber}$$

Se o volume do reservatório excede o nível do vertedor de emergência (*máximo maximorum*) então,

$$V_{liber} = (V - V_{em}) + (V_{em} - V_{pr}) \quad \text{se } V_{em} - V_{pr} < 86400 \cdot q_{liber}$$

Equação 4.57

$$V_{liber} = (V - V_{em}) + 86400 \cdot q_{liber} \quad \text{se } V_{em} - V_{pr} > 86400 \cdot q_{liber}$$

Em que V_{liber} é o volume liberado pelo reservatório (m^3), V é o volume de água armazenado no reservatório (m^3), V_{pr} é o volume do reservatório na cota do vertedor principal (m^3), V_{em} é o volume do reservatório na cota do vertedor de emergência (m^3) e q_{liber} é a vazão média diária liberada pelo reservatório (m^3/s).

Há ainda uma abordagem para a contabilização do volume liberado que considera quantidades pré-determinadas de acordo com regras de operação do reservatório. Nesse caso, o modelo requer informações sobre o mês de início e o de fim da estação chuvosa.

O volume mensal armazenado no reservatório pode ser especificado pelo usuário ou pode ser calculado como uma função da estação chuvosa e do conteúdo de água no solo. Se o volume armazenado for especificado então:

$$V_{arm} = V_{esp}$$

Equação 4.58

Em que V_{arm} é o volume armazenado (m^3) e V_{esp} é o volume especificado para um dado mês (m^3).

Se o volume armazenado no reservatório não for especificado, então:

$$V_{arm} = V_{em}$$

se o mês for da estação chuvosa

Equação 4.59

$$V_{arm} = V_{pr} + \frac{1 - \min\left[\frac{SW}{FC}, 1\right]}{2} \cdot (V_{em} - V_{pr})$$

se o mês não for da estação chuvosa

Em que V_{arm} é o volume armazenado (m^3), V_{em} é o volume mantido no reservatório no nível do vertedor de emergência (m^3), V_{pr} é o volume mantido no reservatório no nível do vertedor principal (m^3), SW é o conteúdo médio da água no solo da sub-bacia (mm) e FC é o conteúdo de água no solo da sub-bacia para a capacidade de campo (mm).

Definido o volume armazenado (V_{arm}), a vazão liberada é calculada por:

$$V_{liber} = \frac{V - V_{esp}}{ND_{esp}} \quad \text{Equação 4.60}$$

Em que V_{liber} é o volume armazenado extravasado do reservatório no dia (m^3), V é o volume mantido no reservatório (m^3), V_{esp} é o volume mantido especificado para um dado mês (m^3), ND_{esp} é o número de dias necessários para atingir o volume especificado.

O volume liberado calculado pode ser comparado com o intervalo de variação (valores mínimo e máximo) previamente definido pelo usuário. Se o valor calculado não estiver compreendido entre os valores máximo e mínimo, o valor é alterado para se enquadrar nos critérios definidos. De modo que:

$$V_{liber} = V'_{liber} \quad \text{se } 86400 \cdot q_{liber,min} \leq V'_{liber} \leq 86400 \cdot q_{liber,max}$$

$$V_{liber} = 86400 \cdot q_{liber,min} \quad \text{se } V'_{liber} < 86400 \cdot q_{liber,min} \quad \text{Equação 4.61}$$

$$V_{liber} = 86400 \cdot q_{liber,max} \quad \text{se } V'_{liber} > 86400 \cdot q_{liber,max}$$

Em que V_{liber} é o volume extravasado do reservatório num dado dia (m^3), V é o volume mantido no reservatório (m^3), V'_{liber} é o volume extravasado do reservatório inicialmente estimado num dado dia (m^3), $q_{liber,min}$ é a vazão média diária mínima extravasada no mês (m^3/s), $q_{liber,max}$ é a vazão média diária máxima extravasada no mês (m^3/s).

Perdas por Transmissão no canal

Durante os períodos em que os canais não recebem contribuição de água subterrânea é possível que aconteçam perdas por transmissão no leito do rio. As perdas por transmissão são estimadas como:

$$t_{loss} = K_{ch} \cdot TT \cdot P_{ch} \cdot L_{ch} \quad \text{Equação 4.62}$$

Em que t_{loss} são as perdas por transmissão no canal ($m^3 H_2O$), K_{ch} é a condutividade hidráulica do leito do rio (mm/h), TT é o tempo de viagem do fluxo (h), P_{ch} é o perímetro molhado (m), L_{ch} é o comprimento do canal (Km). O parâmetro K_{ch} é conhecido como Ch-k2 na calibração.

Valores típicos de K_{ch} são dados na tabela 4.5.

Tabela 4.5 : Valores típicos de K_{ch}

Grupo	Características do leito	Condutividade Hidráulica	
Taxa de perda muito alta	Pedregulho limpo e areia grosseira	127	mm/h
Taxa de perda alta	Areia e pedregulho limpo	51-127	mm/h
Taxa de perda moderadamente alta	Mistura de areia e pedregulho com baixo teor de material silto- argiloso	25-76	mm/h
Taxa de perda moderada	Mistura de areia e pedregulho com alto teor de material silto- argiloso	6 - 25	mm/h
Taxa de perda de baixa a insignificante	Leito de material consolidado alto teor de material silto-argiloso	0,025- 2,5	mm/h

Fonte: Neitsch *et al.* 2002a

4.1.3 Parâmetros importantes no modelo chuva-vazão

Um procedimento inicial que se configura da maior importância para a análise de desempenho do modelo, pois otimiza esforços subsequentes na modelagem, é a identificação dos parâmetros que são mais influentes no processo de simulação. O resultado disso se reflete, especialmente, no procedimento de calibração, em que a identificação desses parâmetros é muito importante para o bom ajuste dos valores simulados aos valores medidos.

No SWAT os parâmetros de importância para a análise de sensibilidade, calibração e análise de incertezas são 61, sendo que 50 deles podem variar seus valores de acordo com o a sub-bacia a que se referem, enquanto que os outros assumem valores uniformes sobre toda a bacia (van Griensven, SD; Muleta e Nicklow, 2005).

Devido ao fato de que nessa pesquisa será analisado um modelo chuva-vazão para a verificação do desempenho, os parâmetros de interesse específico são no total de 20, selecionados de um total de 28. A diferença se refere aos parâmetros que não se aplicam ao processo chuva-vazão na região modelada, como por exemplo, parâmetros referentes a influência do gelo na hidrologia. São parâmetros que controlam a movimentação da água no solo, a contribuição da água subterrânea, o escoamento superficial, a evapotranspiração, as perdas de água e o manejo do solo. Esses parâmetros, seus intervalos de variação e os processos que representam serão mostrados na tabela 4.6, e uma discussão de suas funções nos cálculos dos processos simulados é apresentada a seguir.

Tabela 4.6 : Informações os principais parâmetros do SWAT para o proceso Chuva- Vazão

Processo	Parâmetro	Denominação no SWAT	Limite inferior	Limite superior	Unidades
AGUA NO SOLO	Condutividade hidráulica saturada	Sol_k	0	100	mm/h
	Fração do volume de solo disponível para a água demandada pela vegetação	Sol_awc	0	1	mm H2O/mm solo
ÁGUA SUBTERRANEA	Constante de recessão para o fluxo de base	Alpha_bf	0	1	Dias
	Nível Limite da água no aquífero raso para a ocorrência do fluxo de base	Gwqmn	0	5.000	mm
	Coefficiente da Ascensão da água à zona não saturada	Gw_revap	0,020	0,200	Adm
	Profundidade Limite da água no solo para a ocorrência da Ascensão da água à zona não saturada	Revapmn	0	500	mm
	Intervalo de tempo para a recarga do aquífero	Gw_delay	0	50	Dias
	Coefficiente de percolação da água para o aquífero profundo	Rchrg_dp	0	1	mm
	Fator de compensação da tomada de água pela vegetação	Epc0	0	1	Adm
	Profundidade da camada de solo	Sol_z	0	3.000	mm
ESCOAMENTO SUPERFICIAL	<i>Curve Number</i>	CN2	0	100	Adm
	Surface Runnoff Lag	Surlag	0	10	Dias
	Coefficiente de Manning para a rugosidade do canal	Ch_n	0,01	0,5	Adm
	Declividade média da sub-bacia	Slope	0	0,6	m/m
	Comprimento médio encosta da subbacia	Slsbbsn	10	150	m
EVAPO-TRANSPIRAÇÃO	Coefficiente de compensação da evaporação do solo	Esco	0	1	Adm
	Quantidade máxima de água interceptada pela vegetação	Canmx	0	10	mm
PERDA DE ÁGUA POR TRANSMISSÃO	Condutividade hidráulica efetiva do canal	Ch_k2	0	150	mm/h
MANEJO DO SOLO	Eficiencia da mistura biológica do solo	Biomix	0	1000	Adm

Fonte: van Griesnven (SD)

4.1.3.1 Parâmetros importantes no processo de Escoamento Superficial

Parâmetro Curve Number – CN2

Esse parâmetro é importante no cálculo do volume de escoamento superficial quando é utilizado o método do SCS. O *curve number* é um número adimensional que é função da permeabilidade, do tipo de uso e das condições antecedentes de água no solo. O valor de CN2 é requerido para o cálculo do escoamento superficial.

Na calibração do componente hidrológico do modelo, o ajuste do *Curve Number* otimiza o escoamento superficial, isto é, os valores de deflúvio na bacia são proporcionais ao parâmetro CN.

Parâmetro Surlag

Em grandes bacias, quando o tempo de concentração é superior a um dia, somente uma porção do escoamento superficial alcança o canal principal no dia em que é gerado.

O parâmetro Surlag é o coeficiente do intervalo do escoamento superficial de forma que, quanto menor o valor de Surlag, mais água é mantida em estoque e, quanto maior o Surlag, mais água é liberada para o canal principal aumentando, proporcionalmente, a geração de fluxo. O parâmetro Surlag é necessário na equação 4.15.

Parâmetro Ssubbsn

O parâmetro Ssubbsn, que se refere ao comprimento médio da encosta da sub-bacia, é usado no cálculo do tempo de concentração. Quanto maior o valor do parâmetro, maior é o tempo de concentração necessário para o deflúvio atingir o canal principal. Na equação 4.12 o parâmetro é identificado como L_{slp} .

Por sua vez, o tempo de concentração é um parâmetro importante para o cálculo da taxa máxima de escoamento superficial. A vazão de pico do deflúvio é inversamente proporcional ao parâmetro S_{subbsn} .

O ajuste desse parâmetro é importante, por exemplo, quando há uma defasagem temporal entre os hidrogramas simulados e medidos, isto é, aumentando-se o valor de S_{subsn} aumenta-se em consequência o tempo de concentração e vice-versa.

Parâmetro Slope

Corresponde à declividade média da subbacia, esse valor é usado no cálculo da velocidade do escoamento superficial que é requerido para o cálculo do tempo de concentração na bacia. Na equação 4.12 esse parâmetro é identificado como slp .

Parâmetro Ch-n

A velocidade com que a água escoar no solo e nos canais depende do valor do coeficiente de Manning (equações 4.44 e 4.45), por sua vez, a velocidade importa no cálculo da vazão que escoar para o canal.

O coeficiente Ch_n , que representa o coeficiente de Manning, tem importância no cálculo do tempo de concentração que, por sua vez, interfere de forma proporcional no cálculo da taxa de pico do escoamento superficial. Assim, quanto maior Ch_n , menor a taxa máxima do escoamento superficial (equação 4.12).

4.1.3.2 Parâmetros importantes no processo de Evapotranspiração

Parâmetro Canmax

O parâmetro Canmax controla o volume de água interceptado pela vegetação. Esse parâmetro permite calcular a quantidade de água interceptada pelas plantas num dado dia, sendo que seu ajuste afeta diretamente a quantidade de fluxo gerada, de modo que quanto maior o valor do parâmetro menor é o volume disponível na bacia. Ver equação 4.16 .

Parâmetro Esco

O parâmetro Esco é o fator de compensação da evaporação da água do solo. Esse parâmetro é importante para o cálculo da demanda de evaporação para uma determinada camada de solo. Os valores de Esco representam um percentual aplicado à evaporação da camada superior solo, de modo que percentuais maiores significam maior evaporação na camada superior do solo. Por outro lado, valores reduzidos de Esco permitem mais evaporação da camada inferior do solo. A evaporação total da camada de solo é determinada pela diferença entre as demandas evaporativas entre as camadas inferior e superior do solo. Ver equação 4.20.

4.1.3.3 Parâmetros importantes no processo de movimentação da água no solo

Parâmetro Sol-awc

Esse parâmetro é usado para calcular o conteúdo de água no solo disponível para a vegetação, é dado pela diferença entre a capacidade de campo e o ponto de murcha. Valores desse parâmetro são requeridos na equação 4.21, onde ele é identificado como Awc.

O parâmetro Sol-awc tem uma relação inversamente proporcional com vários componentes do balanço hídrico, tais como, fluxo de base e escoamento superficial. Por exemplo,

quando o valor do parâmetro é aumentado, o fluxo de base e o escoamento superficial diminuem.

Parâmetro Sol-k

Esse parâmetro representa a condutividade hidráulica saturada do solo. É um parâmetro necessário para calcular o tempo de percolação da água numa dada camada de solo e a quantidade de água que percola para a camada de solo inferior. Quanto maior o valor do parâmetro menor é o tempo de percolação. Ver equação 4.24, onde Sol-k é chamado K_{sat} .

A condutividade hidráulica saturada tem relação direta com o fluxo fluvial. O fluxo de base, por sua vez, aumenta quando o parâmetro está entre valores baixo e médio e diminui quando Sol-K está entre médio e alto. O efeito desse parâmetro no escoamento superficial é pequeno. Em geral, esse parâmetro não é tão sensível quanto $Gwqmn$, $Esco$ e Awc .

4.1.3.4 Parâmetros importantes no processo de contribuição da Água Subterrânea

Parâmetro Gw-delay

O parâmetro Gw-delay é importante no cálculo da recarga do aquífero. Esse depende do tipo de formação geológica existente. Quanto maior o valor do parâmetro, menor é a recarga, conforme pode ser verificado na equação 4.35, onde esse parâmetro é identificado por δ_{gw} .

Parâmetro Gwqmn

Esse parâmetro é a profundidade limite do nível de água acima do qual o fluxo de base é liberado para o canal.

Quando o parâmetro profundidade limite da água no aquífero raso (Gwqmn) é alto, uma considerável porção do fluxo de base é retardada. Para valores baixos deste parâmetro é produzido mais fluxo de base. Por outro lado, um baixo valor de Gwqmn gera alto fluxo fluvial. Na equação 4.41 o parâmetro Gwqmn é identificado como $aq_{shthr,q}$. Só ocorre fluxo de base se o nível de água no aquífero supera o valor de estabelecido para Gwqmn.

Parâmetro Alpha-bf

É a constante de recessão do fluxo de base ou constante de proporcionalidade. Esse valor é diretamente proporcional ao fluxo de água subterrâneo no canal principal, isto é, aumentando-se o valor do parâmetro será aumentado a recarga do aquífero e diminuído o fluxo de base. Portanto, seu ajuste implica em modificações na quantidade das descargas líquidas no corpo d'água. Ver equação 4.40, onde o parâmetro Alpha-bf é identificado como α_{gw} .

Parâmetro Gw-revap

Para o cálculo da quantidade máxima de água que se move na zona de solo em resposta às deficiências de água (processo designado no SWAT como *Revap*) é definida uma constante de proporcionalidade designada por Gw-revapca maior quantidade de água no solo. Na equação 4.42 ela é identificada como β_{rev} . Um maior valor do parâmetro significa maior quantidade de água no solo para suprir as deficiências existentes.

Parâmetro *Revap_{mn}*

Esse parâmetro controla o limite do nível de água no aquífero raso para que a *Revap* ocorra. É usado para calcular a máxima quantidade de água que se move dentro do solo em resposta as deficiências de água (*Revap*). É utilizado no cálculo da quantidade de água que será removida do aquífero num dado dia. Ver equação 4.43, parâmetro $aq_{shthr, rvp}$. Esse parâmetro é, portanto, o limite quantitativo do nível de água no aquífero raso para que a *Revap* ocorra.

Parâmetro *Rcharg-dp*

É usado para calcular a quantidade de água de recarga que vai para o aquífero profundo. Esse parâmetro define o percentual da recarga que não fica disponível na bacia e é encaminhada para o aquífero profundo. Na equação 4.37 o parâmetro *Rcharg-dp* corresponde a β_{deep} .

Parâmetro *Sol-z*

O parâmetro define a profundidade da camada de solo. Esse parâmetro é necessário nos cálculos de temperatura do solo, fator importante para a movimentação da água no solo e para a evaporação.

Parâmetro Epc0

O parâmetro Epc0 é o fator que permite controlar a tomada de água no solo pela vegetação. O intervalo do Epc0 é 0,01 a 1,00. Quando o Epc0 se aproxima de 1, o modelo permite que um percentual maior da água do solo seja destinado ao suprimento das demandas da vegetação.

Parâmetro Ch-k2

Esse parâmetro controla a condutividade hidráulica do leito do rio. O parâmetro Ch- k2 , identificado na equação 4.62 como K_{ch} , determina as perdas de água por transmissão, numa relação diretamente proporcional. Os valores de Ch-k2 estão relacionados com as características do leito do rio.

Parâmetro Biomix

A mistura biológica (Biomix) é a redistribuição dos constituintes como um resultado da atividade de microorganismos no solo. A mistura é tanto mais significativa quanto menos o solo é perturbado. Quando há uma mudança de cultivo convencional para um cultivo menos agressivo ou para um não cultivo do solo, há um incremento no parâmetro.

4.2 O ALGORÍTMO LH-OAT

Conforme visto no item 3.2, o Método de Morris para análise de sensibilidade é composto método de Monte Carlo, aplicado para a obtenção de uma amostragem aleatória, e pela abordagem OAT, aplicada para a análise de sensibilidade global do modelo.

O método de amostragem aleatória de Monte Carlo, apesar de robusto, requer muitas simulações e, em consequência, grande esforço computacional para realizar a amostragem aleatória de todo o espaço dos valores dos parâmetros.

O algoritmo LH-OAT (van Griensven *et al.*, 2002; van Griensven, 2006) tem estrutura 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 extratificada 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:

$$S_{ij} = \frac{100 * \left(\frac{M(x_1, \dots, x_i * (1 + f_i), \dots, x_p) - M(x_1, \dots, x_i, \dots, x_p)}{[M(x_1, \dots, x_i * (1 + f_i), \dots, x_p) + M(x_1, \dots, x_i, \dots, x_p)] / 2} \right)}{f_i} \quad \text{Equação 4.63}$$

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:

$$j = 1 \rightarrow (x_1^1, x_2^1, \dots, x_p^1)$$

$$j = 2 \rightarrow (x_1^2, x_2^2, \dots, x_p^2)$$

.....

$$j = n \rightarrow (x_1^n, x_2^n, \dots, x_p^n)$$

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.

4.3 O ALGORÍTMO PARASOL

O algoritmo PARASOL – *Parameter Solutions* – 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 algoritmo 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.

4.3.1 O processo de otimização

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:

$$SQR = \sum_{i=1,n} [x_{i,sim} - x_{i,obs}]^2 \quad \text{Equação 4.64}$$

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

E a função SQRR é

$$SSQR = \sum_{j=1,n} [x_{j,sim} - x_{j,obs}]^2 \quad \text{Equação 4.65}$$

Na equação 4.65 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 (Diniz, 1999; Duan *et al.*, 1994). O Fluxograma do algoritmo SCE é mostrado nas Figuras 4.3 e 4.4.

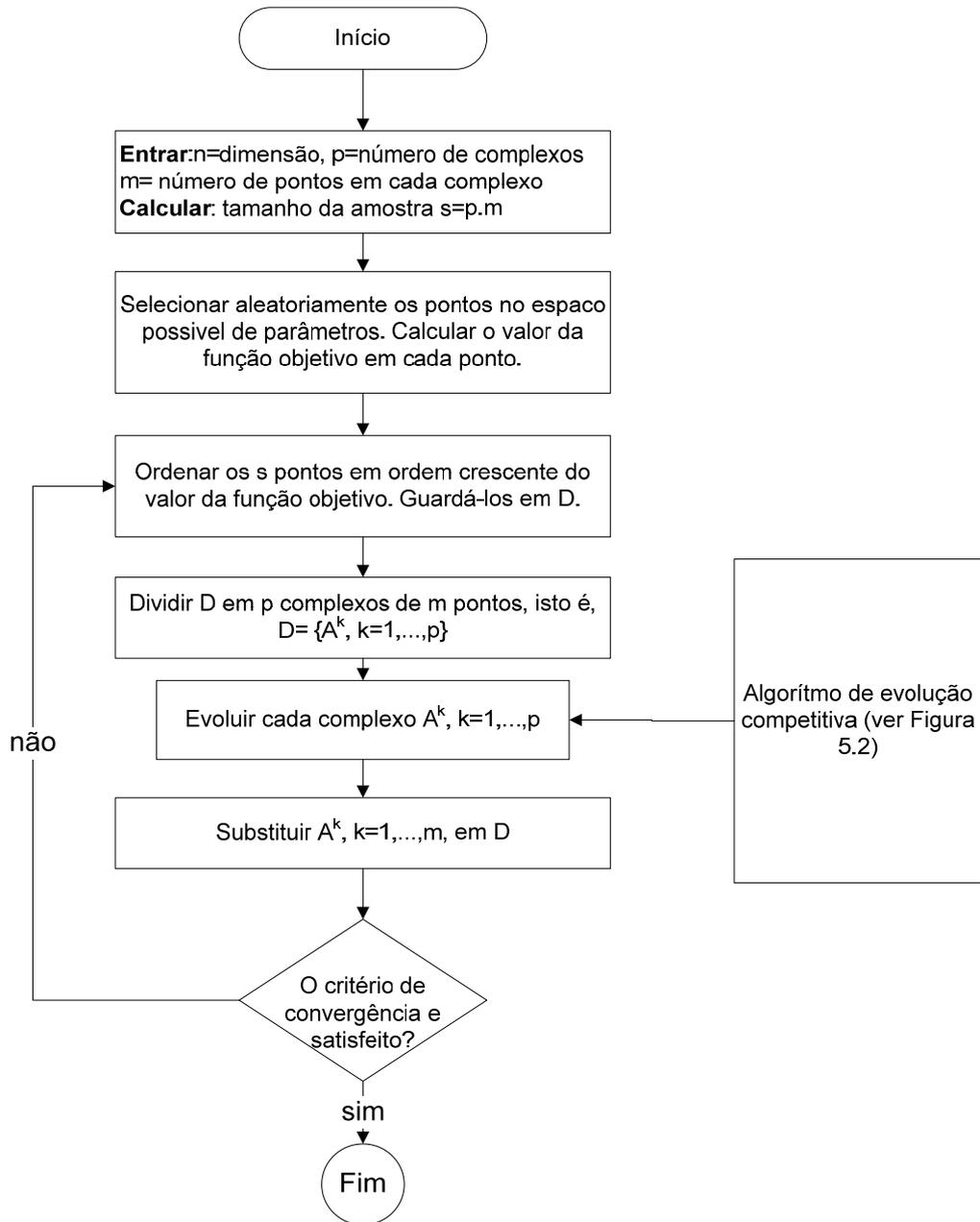


Figura 4.3 : Fluxograma do algoritmo SCE (Duan *et al.*, 1994)

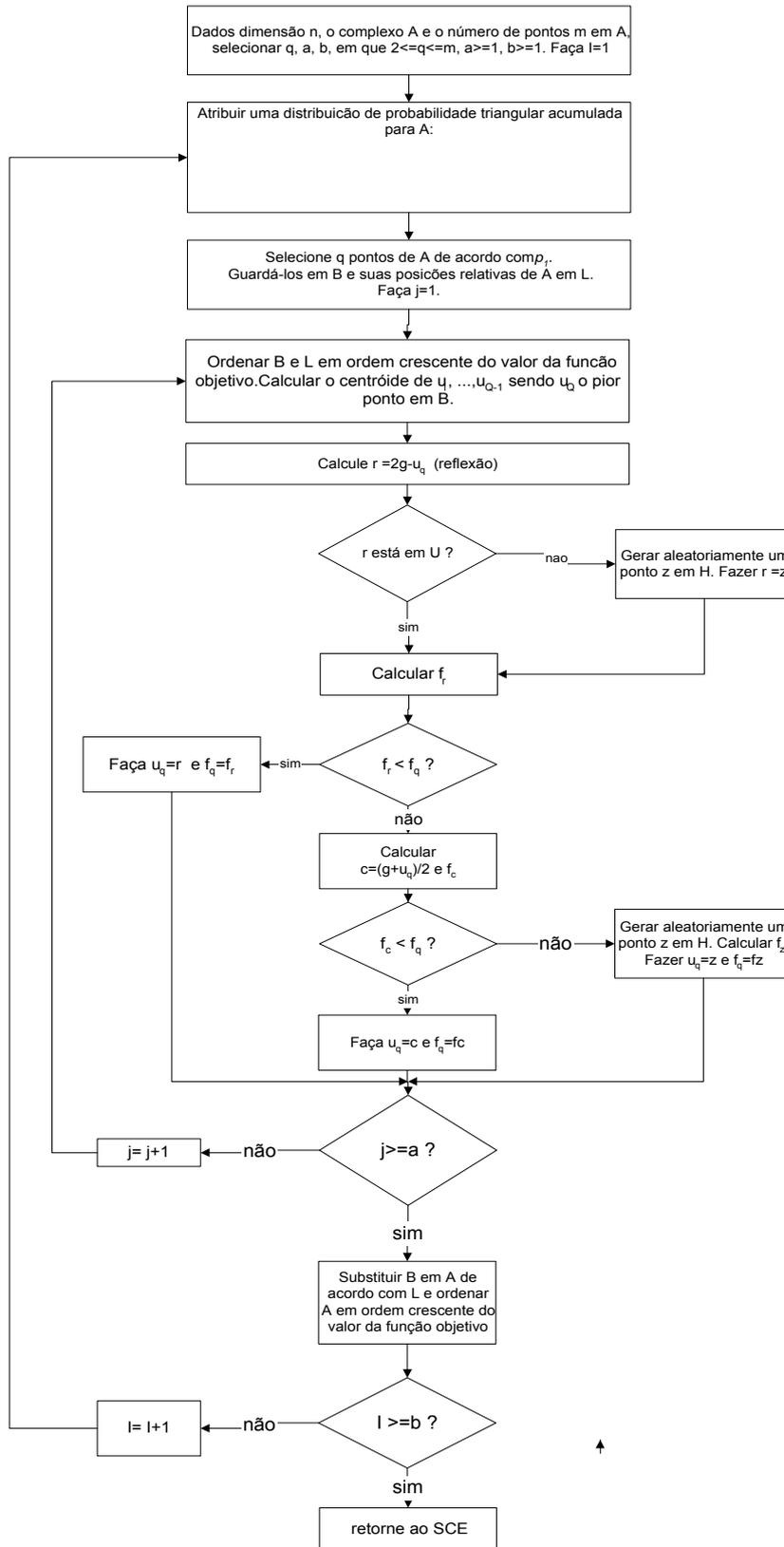


Figura 4.4 : Fluxograma do algoritmo de Evolução Competitiva (Duan *et al.* , 1994)

4.3.2 A Análise de Incertezas

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:

$$c = FO(\theta^*) \left(1 + \frac{\chi^2_{p,0,975}}{n - p}\right) \quad \text{Equação 4.66}$$

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 $\chi^2_{p,0,975}$ é o valor de qui-quadrado para o grau de liberdade tomado. Em que $\chi^2_{p,0,975}$ 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:

$$c = GOC(\theta^*) \left(1 + \frac{\chi_{p,095}^2}{nobs1 + nobs2 - p} \right) \quad \text{Equação 4.67}$$

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 c dado pela equação 4.66, tomando-se o valor máximo e mínimo dessas simulações.

O SWAT permite uma outra opção de análise de incertezas baseada no método bayesiano (van Griensven, SD) mostrada no apêndice A1.

CAPÍTULO 5: DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DE MODELO: APLICAÇÃO À BACIA DO RIO DESCOBERTO

5.1 DESCRIÇÃO DA BACIA HIDROGRÁFICA MODELADA

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.

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 (figura 5.1). 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.*, 2003a; Carmo, 2001).

A bacia hidrográfica do rio Descoberto define uma Área de Proteção Ambiental – APA– criada com o objetivo de “proporcionar o bem-estar futuro das populações do Distrito Federal e de parte do Estado de Goiás, bem como assegurar condições ecológicas satisfatórias às represas da região” (Decreto 88.940, de 07 de novembro de 1983).

As cotas altimétricas na bacia do rio Descoberto variam entre 900m e 1300m, situando-se numa altitude média em torno de 1100m (PTARH, 2005).

O rio Descoberto nasce no encontro dos córregos Barroirão 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 Barroirão 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 5.1.



Figura 5.1: Localização da Bacia do Rio Descoberto (Lima, 2004)

Vários estudos acadêmicos têm sido realizados na bacia do rio Descoberto. O Programa de Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos – PTARH, em particular, mantém uma rede de monitoramento de dados hidrológicos que tem permitido a produção de várias pesquisas de pós-graduação aplicadas àquela área. Citamos, a título de exemplo, os trabalhos desenvolvidos por Bicalho (2006), Ferreira (2005) e Lima (2004).

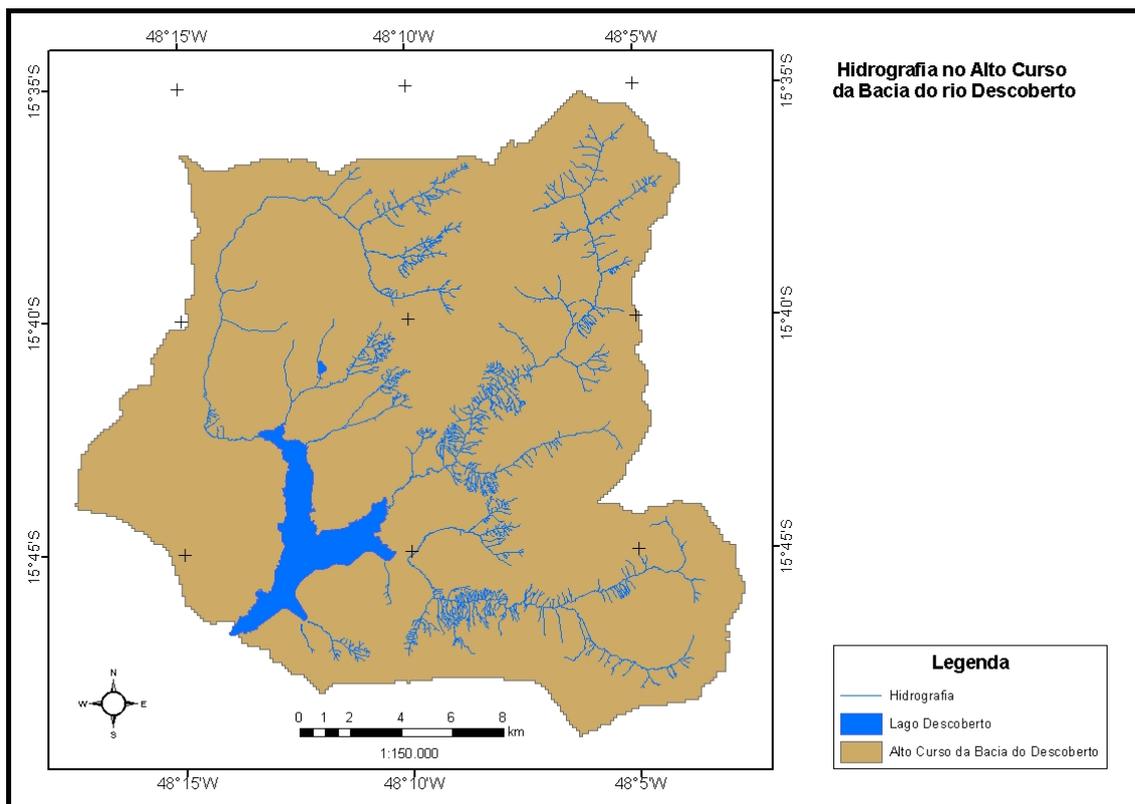


Figura 5.2 : Rede hídrica no alto curso do rio Descoberto
(Reatto *et al.*, 2003a)

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.*, 2003a).

5.1.1 Uso e Ocupação do Solo no alto curso da bacia do rio Descoberto

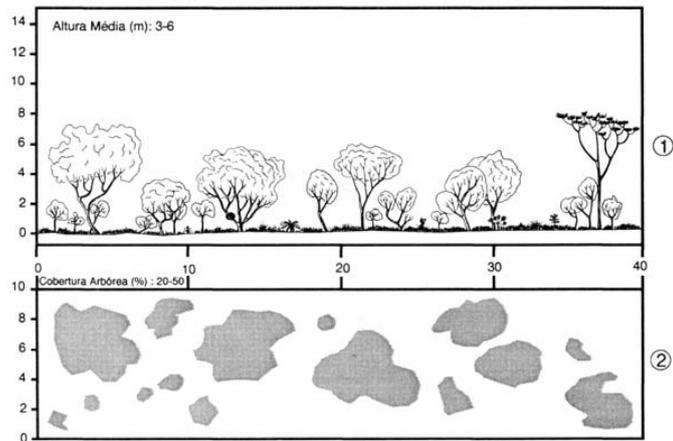
A APA do Descoberto faz fronteira com a APA de Cafuringa e o Parque Nacional de Brasília os quais abrigam os diferentes tipos fisionômicos de vegetação do bioma Cerrado (IBAMA, 1998).

Ocorre na bacia vegetação do tipo Savana-Parque e Savana Arbórea Aberta, além de mata de galeria. Essa última forma de vegetação é observada nos fundos dos vales, ou nas cabeceiras de drenagem (PTARH, 2005).

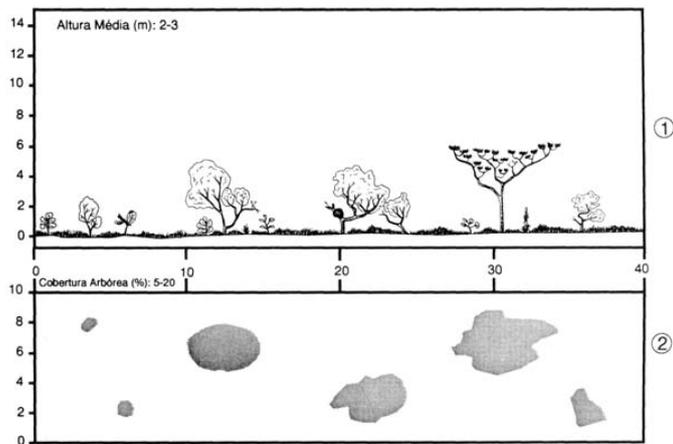
O levantamento das classes de vegetação na área do alto curso do rio Descoberto, feito pela EMBRAPA, resultou nas seguintes fitofisionomias na área: cerrado típico 43,02%, cerrado ralo 31,97%, cerrado rupestre 5,04%, campo limpo 3,67%, vereda 1,47%, campo sujo com murundus 1,47%, campo sujo 1,28%, mata de galeria 1,15%, cerrado ralo e cerrado rupestre 0,32%, floresta tropical subcaducifólia 0,89% e cerradão com 0,10% (Reatto *et al.*, 2003-b).

A vegetação predominante na bacia hidrográfica do alto curso do rio Descoberto, portanto, é o cerrado sentido restrito, em suas três categorias cerrado típico, cerrado ralo e cerrado rupestre, que totaliza um percentual de 80%. Os perfis e as coberturas arbóreas típicas no Cerrado são mostrados na figura 5.3.

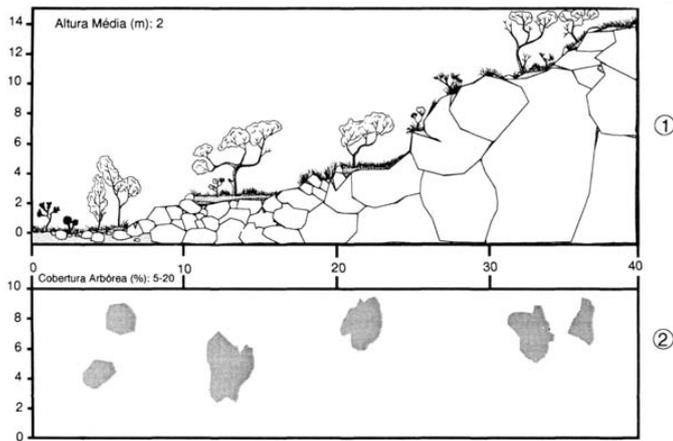
O cerrado típico é uma forma intermediária entre o cerrado ralo e o cerrado denso. Apresenta cobertura arbórea de 20% a 50% e altura média de 3 a 6 m. O cerrado ralo é constituído por árvores e arbustos, representando a forma mais baixa e menos densa de cerrado sentido restrito. Ocorre em solos com características variadas de coloração e textura e graus variados de permeabilidade. O cerrado rupestre abriga vegetação arbóreo-arbustiva e ocorre em ambientes rochosos. A densidade arbórea é variável e dependente do volume de solo, em geral pouco espessos, e localizados entre os afloramentos de rocha (EMBRAPA, 2009).



(a)



(b)



(c)

Figura 5.3: Diagrama de perfil (1) e cobertura arbórea (2) de um Cerrado Típico (a), Cerrado Ralo (b) e Cerrado Rupestre (c) representando uma faixa de 40 m de comprimento por 10m de largura (Ilustração de Wellington Cavalcanti, disponível em <http://www.agencia.cnptia.embrapa.br>).

Na região estudada o solo é também ocupado com reflorestamentos de pinus e eucalipto; criadouros e abatedouros de aves, porcos e gado; áreas urbanas com assentamentos irregulares; chácaras com os mais variados tipos de culturas, tais como cenoura, maracujá, tomate, abóbora, pimentão, alho, morango, feijão, batata, citros, vagem, milho, beterraba, repolho, couve, goiaba, café, banana, frutíferas, melancia, berinjela, bata doce; além de áreas de pastagens (IBAMA, 1998).

Na margem esquerda do lago Descoberto, já no Distrito Federal, encontra-se uma predominância de chácaras produtivas às margens e ao longo dos tributários. Próximo à nascente do rio Descoberto, na altura do córrego Capão da Onça, verificam-se usos do solo do tipo rural (chácaras do Projeto Integrado de Colonização Alexandre de Gusmão - PICAG) e reflorestamento de Pinus e Eucaliptos (PTARH, 2005). Segundo o IBAMA (1998), o PICAG é o maior empreendimento agrícola existente na Bacia do Descoberto.

Embora a área seja predominantemente rural, a dinâmica populacional na região é intensa, basta observar que no período de 1980 a 1995 a cidade de Brazlândia duplicou seu número de habitantes. Isso se deve ao aparecimento de novos agrupamentos populacionais naquela cidade, como novos loteamentos. Por outro lado, na margem direita do lago Descoberto, estado de Goiás, encontra-se a cidade de Águas Lindas de Goiás, que registrou crescimento superior a 20% ao ano (IBAMA, 1998).

Os principais problemas ambientais detectados na APA do descoberto pelo IBAMA (1998) são: retirada da cobertura vegetal, problemas fundiários devidos às ocupações irregulares, uso do solo para produção agropecuária e hortifrutigranjeira com altos índices de perdas de água, exploração irregular de cascalheiras, lançamento inadequado de lixo (especialmente de origem agrícola), problemas urbanos, uso abusivo de agrotóxicos, captação de água irregular, prática inadequada de piscicultura, falta de infraestrutura de apoio às equipes de combate ao fogo, informações científicas insuficientes para subsidiar a gestão e educação ambiental na área, necessidade de recursos, assoreamento dos ribeirões e do lago do Descoberto (IBAMA, 1998).

A figura 5.4 mostra o mapa com as classes de uso do solo inventariadas pela EMBRAPA (Reatto, 2003a) no alto curso do rio Descoberto.

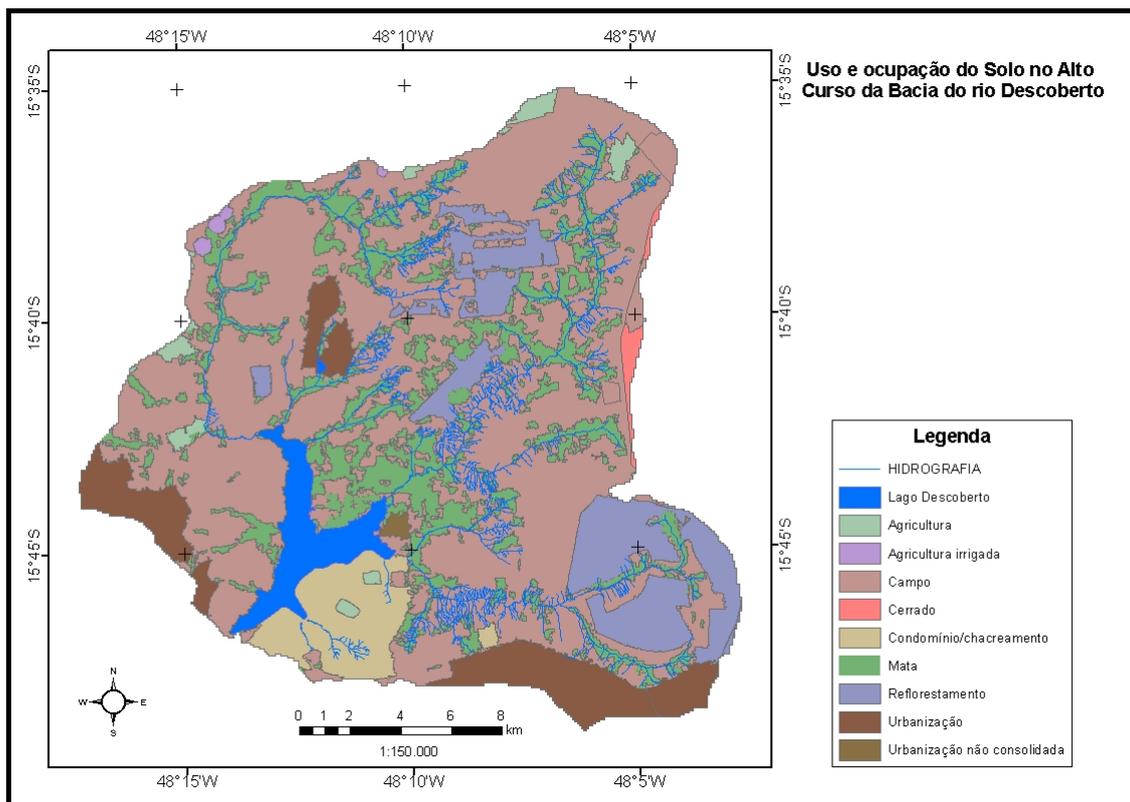


Figura 5.4 : Uso e ocupação do solo no alto curso da bacia do rio Descoberto (Reatto *et al.*, 2003a)

5.1.2 Aspectos Climáticos no alto curso da bacia do rio Descoberto

O clima dominante na região da bacia hidrográfica do rio Descoberto é tropical (Aw) e tropical de altitude (Cwa, Cwb), segundo a classificação de Köppen, com uma estação fria e seca no inverno, e outra chuvosa e quente no verão (IBAMA, 1998).

A estação seca é bastante rigorosa e se estende de maio a setembro. A estação chuvosa vai de outubro a abril. As precipitações mais intensas ocorrem nos meses de novembro, dezembro e janeiro e os valores médios anuais são de 1.600mm. A temperatura média anual se situa entre 18°C e 22°C. Os valores mais altos de temperatura ocorrem nos meses de setembro e outubro, em que se pode observar médias superiores a 22°C, e as temperaturas mais baixas ocorrem em Julho quando observam-se temperaturas médias

entre 16°C e 18°C. A umidade relativa apresenta-se por volta de 70% na época chuvosa e de 30% a 70% nos períodos secos (Lima, 2004).

No alto curso do rio Descoberto existem pelo menos quatro estações pluviométricas cujos dados servirão para o estudo aqui apresentado. As informações sobre essas estações são apresentadas na tabela 5.1.

Tabela 5.1: Estações pluviométricas no alto curso do rio Descoberto

Estação	Código	Latitude	Longitude	Elevação (m)
Taguatinga	01548006	15 ⁰ 47' 34''	48 ⁰ 07' 03''	1269
Descoberto	01548008	15 ⁰ 46' 49''	48 ⁰ 13' 49''	1061
Brazlandia	01548000	15 ⁰ 40' 50''	48 ⁰ 12' 08''	1100
Jatobazinho	01548009	15 ⁰ 42' 43''	48 ⁰ 05' 33''	1205

Fonte: Base de Dados da CAESB

Os gráficos das precipitações diárias registradas pelas estações pluviométricas da CAESB existentes no alto curso da bacia do rio Descoberto, relativas ao período de 1978 a 1992, são mostradas nas Figuras 5.5.

As localizações das estações pluviométricas cujos registros de dados serão utilizados no presente trabalho são mostradas na figura 5.6.

Já os parâmetros climatológicos médios (temperatura, umidade, radiação solar, vento etc) foram obtidos da estação meteorológica do Cruzeiro (Brasília), que é operada pelo Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. A estação meteorológica do INMET está localizada nas coordenadas 165000 S e 8250000 W, com elevação de 1159,54 m (figura 5.6).

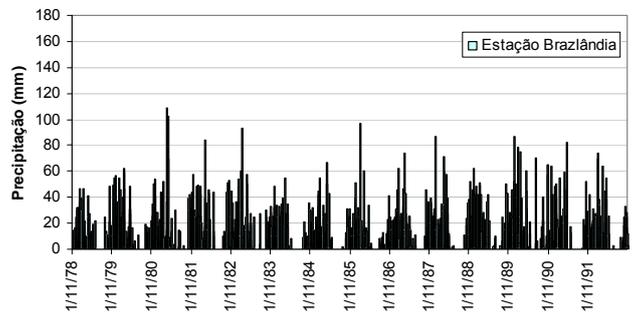
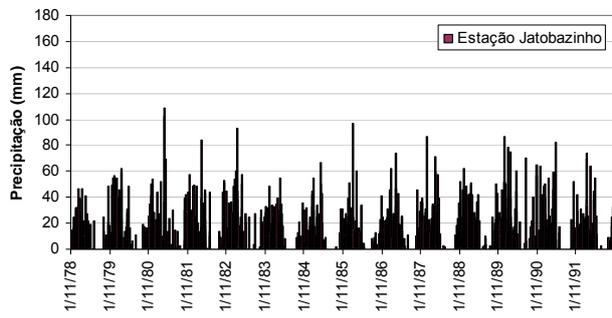
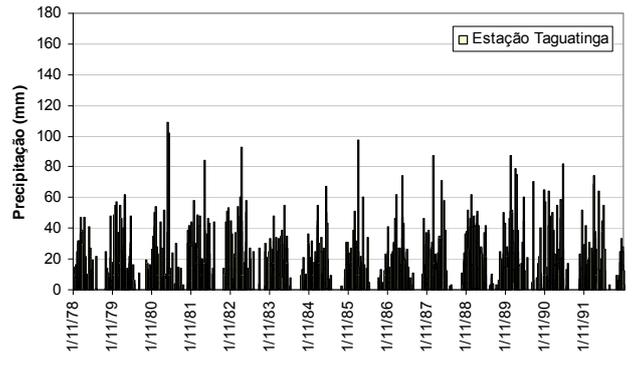
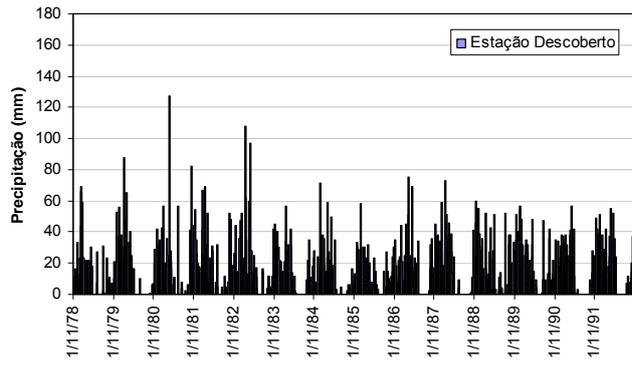


Figura 5.5: Pluviogramas das estações localizadas no alto curso da bacia do rio Descoberto

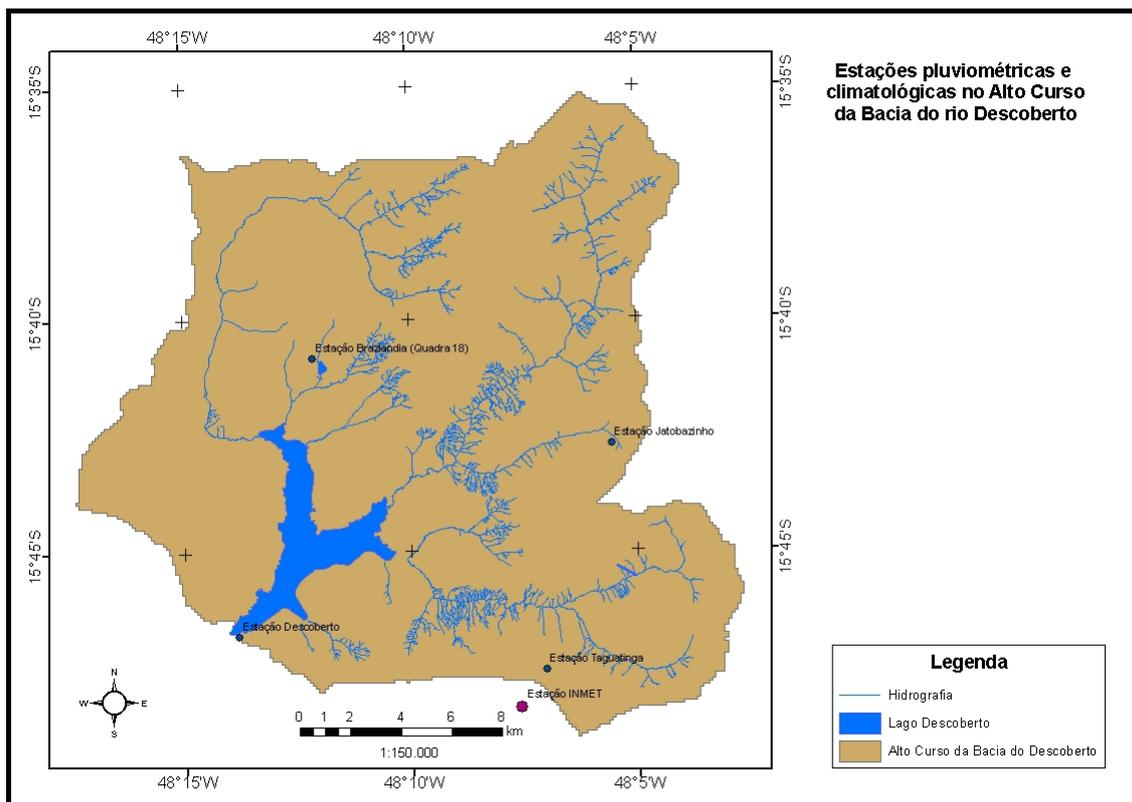


Figura 5.6. Localização das estações pluviométricas no alto curso do rio Descoberto (Reatto *et al.*, 2003a)

5.1.3 Tipos de solos existentes no alto curso da bacia do rio Descoberto

A área de estudo é composta por rochas metassedimentares do Grupo Paranoá formadas, predominantemente, por metarritmitos argilosos caracterizados por apresentar um espesso manto de intemperismo que pode atingir a profundidade de 84 metros. Nesse contexto, podem ser diferenciados dois grandes grupos de aquíferos que são o domínio poroso e o domínio fraturado. Esses dois sistemas encontram-se hidraulicamente conectados (Zoby e Duarte, 2007).

O levantamento de solos no alto curso do rio Descoberto realizado pela EMBRAPA inventariou os seguintes tipos: latossolo vermelho-amarelo (LVA) representando 36,58% da área da bacia; latossolo vermelho (LV), 34,095%; cambissolo (CX) 13,8%; gleissolo háplico (GX) 3,38%; gleissolo melânico (GM) 1,58%; plintossolo (FX) 1,11%; neossolo flúvico (RU) 0,50%; nitossolo hálico (NX) 0,24%; neossolo quartzarênico (RQ), 0,17%; o restante da área corresponde a espelho d'água, 3,00% e área urbana, 5,54% da área da

bacia (Reatto *et al.*, 2003-a). A distribuição espacial desses tipos de solo no alto curso da bacia do Descoberto é mostrada na Figura 5.7

Os latossolos ocupam cerca de 71% da área da bacia do alto curso do rio Descoberto. Esse tipo de solo é altamente intemperizado com formas de relevo plana a suave-ondulado. Os latossolos vermelho são acentuadamente drenados, com alta permeabilidade. São caracterizados por terem mais de 1,5 m de profundidade. Os cambissolos apresentam horizonte sub-superficial submetido a pouca alteração físico-química. No alto curso da bacia do rio Descoberto, os cambissolos ocupam as porções mais elevadas. Os gleissolos são solos hidromórficos que ocupam, em geral, as áreas sujeitas a inundações. Esses solos foram formados de sedimentos aluviais, com presença de lençol freático próximo a superfície na maior parte do ano. A principal característica dos plintossolos é que possuem séria restrição a percolação da água..

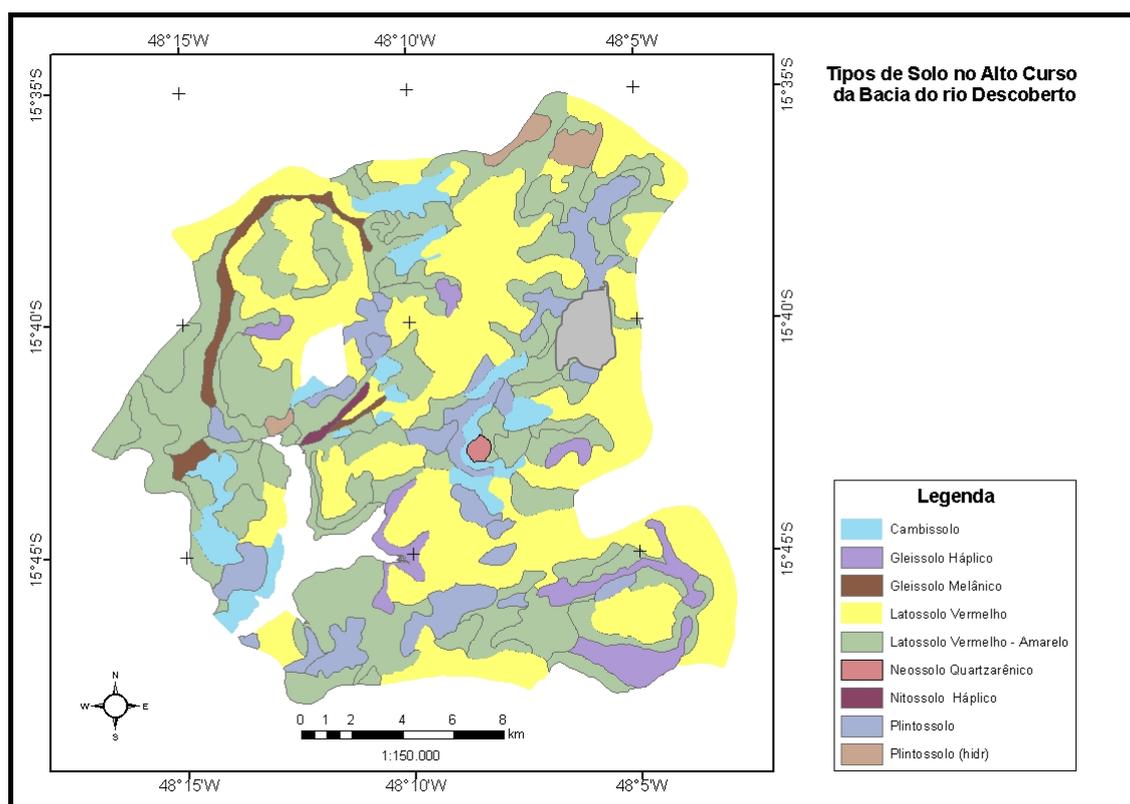


Figura 5.7 : Tipos de solo no alto curso do rio Descoberto (Reatto *et al.*, 2003-a)

5.1.4 O reservatório do rio Descoberto

Segundo informações fornecidas pela Companhia de Saneamento do Distrito Federal - CAESB², o represamento do rio Descoberto foi realizado por barramento construído entre os anos de 1971 e 1973. O enchimento do reservatório foi concluído no ano de 1975.

O lago formado pelo represamento possui profundidade máxima de 20m junto à barragem para o nível de água normal situado na cota de 1030 m. A estrutura, feita em concreto, tem 265m de comprimento e coroamento na cota 1034 m. O vertedouro, de soleira livre e perfil tipo *Creager*, tem 55m de comprimento no sentido do eixo da barragem e sua capacidade projetada de descarga é de cerca de 336 m³ /s (figura 5.8).

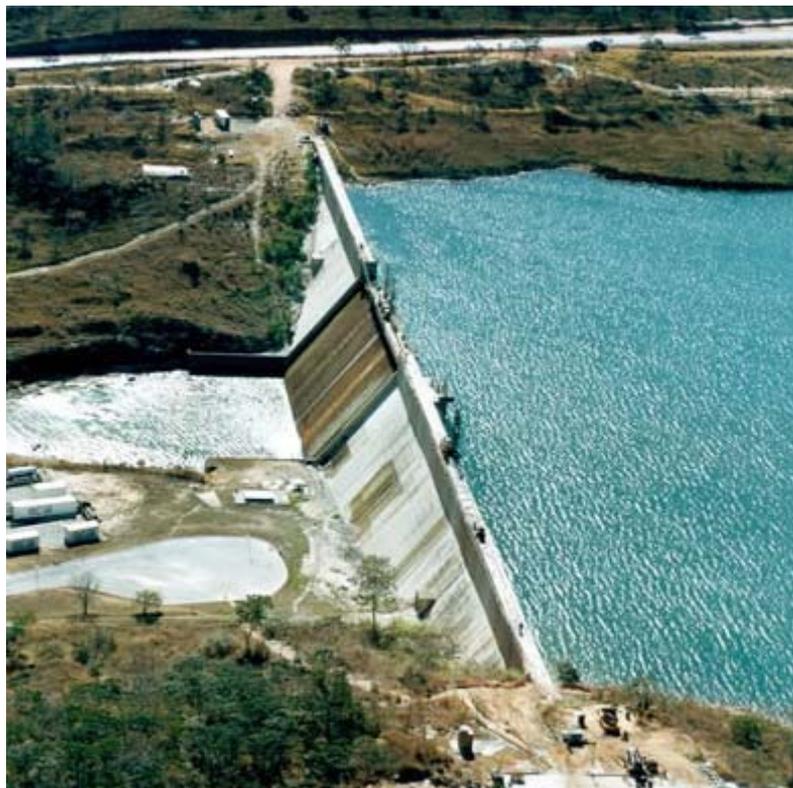


Figura 5.8: Vista aérea da barragem do rio Descoberto
(Fonte: www.eclengenharia.com.br)

²As informações foram fornecidas pelo Eng. Joviano Fonseca (CAESB) por meio de e-mail

Na barragem existe descarga de fundo que perpassa o corpo da barragem com DN 2.000mm. Fora da estrutura, a seção do tubo da descarga de fundo é reduzida de modo a ser controlada na saída por um registro de DN 500 mm (figura 5.9).



Figura 5.9: Descarga de fundo da barragem do rio Descoberto³

Dados topobatimétricos de 2002 revelam que em 28 anos, contados desde o início da operação do reservatório, o lago do Descoberto teve uma perda aproximada de 16% na área superficial e de 16% na capacidade volumétrica. Os valores de cota, área e volume do reservatório são apresentados na tabela 5.2.

No que se refere às vazões captadas no reservatório, a que se destina ao abastecimento público corresponde ao maior percentual, porém, há também captação para fins de irrigação em um montante avaliado em até 1,00 m³/s⁴.

O sistema de produção de água do Descoberto, implementado pela CAESB para atender cerca de 60% da demanda do Distrito Federal, está dimensionado para operar com até 6,00 m³/s na estação das chuvas, enquanto que na estação da seca, a vazão regularizada permite captar de 4,76 a 5,10 m³/s.

³ A imagem (datada de outubro de 2009) foi cedida pelo Eng. Augusto Maia (CAESB)

⁴ Informação fornecida pelo Eng. Augusto Maia da CAESB.

Tabela 5.2: Características do lago do Descoberto

	Nível de água (NA)		
	Normal		<i>Maximo Maximorum</i>
	1974 (Época do enchimento do reservatório)	2002	
Cota (m)	1030,00	1030,00	1032,00
Área (km²)	14,90	12,55	17,66
Volume (hm³)	102,90	86,00	140,13

Fonte: Fonsêca (2008)⁵

A estimativa da vazão que passa pelo vertedor tem sido feita com base nos dados da estação fluviométrica localizada a jusante da barragem, na medição dos níveis de reservatório e no controle da vazão da descarga de fundo da barragem.

A estação fluviométrica que fornece os dados de vazão para estimativa do vertimento, denominada Estação Jusante Barragem Descoberto – código 60436000, fica localizada a cerca de 100m da barragem.

A figura 5.10 mostra a precipitação média no alto curso da bacia do rio Descoberto, os valores de vazão medidos na Estação Jusante Barragem Descoberto e os registros das cotas do reservatório relativos ao período de 1978 a 2002.

No quadro existente na figura é possível ainda verificar os valores anuais precipitados e o volume anual vertido no reservatório correspondentes aos períodos dedicados ao aquecimento, calibração e confirmação do modelo.

Os registros dos níveis diários do reservatório são datados a partir de abril de 1987. Nessa série de dados a cota máxima alcançou 1030,68m, em dezembro de 1989, enquanto que o valor mínimo observado foi de 1026,00m, ocorrido em outubro de 1996.

No período de 1978 a 1983 houve uma expressiva variabilidade nas vazões liberadas pela descarga de fundo da barragem do rio Descoberto durante os períodos secos. Isso foi

⁵ Informação pessoal enviada por e-mail pelo Eng. Joviano Fonsêca da CAESB

ocasionado pelo fato de que o registro na saída da tubulação existente, por estar danificado e sem possibilidade de manobra, não permitia o controle da quantidade de água liberada. A partir do ano de 1984, houve o reestabelecimento do controle da vazão remanescente em valores aproximados de $1,6 \text{ m}^3/\text{s}$, segundo informa a CAESB⁶ (figura 5.10).

O estudo do vertimento do reservatório do rio Descoberto foi baseado nos registros dos níveis do reservatório, nas séries de precipitação diária e na série temporal de vazões, referentes ao período de 1978 a 2002. Para fins de estimativa das vazões vertidas, nos valores medidos na Estação Jusante Barragem Descoberto foi considerado que uma parcela de $1,6 \text{ m}^3/\text{s}$ é devida a vazão liberada pela descarga de fundo da barragem.

Uma das características do hidrograma de vazões vertidas observado é a redução de vertimento no período do ano que vai, aproximadamente, de julho a novembro, um reflexo da estação seca, que ocorre geralmente no Distrito Federal entre maio e setembro.

Na série temporal, o período de 1978 a 1983 se destaca dos demais em face de que os volumes vertidos anualmente se situaram entre 75 e 112 hm^3 valores, em geral, superiores aos volumes vertidos no restante do período (figura 5.10). Eles refletem o descontrole na operação do reservatório no que se refere à descarga de fundo, em face dos problemas anteriormente citados. Nessa ocasião, a vazão liberada por esse dispositivo alcançou valores superiores do que a média de $1,6 \text{ m}^3/\text{s}$ informada pela CAESB, suscitando ruídos nos valores estimados de vazão vertida pelo reservatório, uma vez que foi considerado que a descarga de fundo liberada nesse período foi de $1,6 \text{ m}^3/\text{s}$.

As maiores vazões vertidas no período de 1978 a 2002 tem valores, em geral, variando entre $20 \text{ m}^3/\text{s}$ e $40 \text{ m}^3/\text{s}$ e ocorrem nos meses de dezembro a abril. Foram observados também no período mencionado valores maiores do que $40 \text{ m}^3/\text{s}$ que ocorreram nos anos de 1979, 1980 e 1989. A maior vazão no período de estudo ocorreu no ano hidrológico de 1982/1983, o mais chuvoso do período estudado, e corresponde a um valor de $65,9 \text{ m}^3/\text{s}$ (figura 5.10).

⁶ Informação fornecida pelo Eng. Augusto Maia da CAESB.

A série temporal de vazões vertidas correspondente ao período de 1978 a 2002 foi fracionada em subconjuntos de modo a atender aos requisitos de dados para aquecimento, calibração e confirmação do modelo em estudo, de acordo com os seguintes critérios:

- Período de Aquecimento: de 11/1978 a 11/1982
- Período de Calibração: 12/1982 a 11/1992
- Período de Confirmação: 12/1992 a 11/2002

As séries de dados observados utilizadas para a calibração e confirmação do modelo têm, aproximadamente, o mesmo tamanho de 10 anos.

O conjunto de dados da série temporal disponível utilizado para calibração contém informações representativas de diferentes condições hidrológicas na bacia, isto é, de anos chuvosos, secos e médios. O vertimento anual da ordem de 13 hm^3 , ocorrido no ano hidrológico de 1986/1987, decorreu das baixas precipitações ocorridas no período. Já no ano 1989/1990 houve um vertimento de 81 hm^3 , face o transcurso dos anos chuvosos ocorridos. Eventos representativos de condições hidrológicas médias também podem ser observadas nos dados (tabela 5.3).

As vazões vertidas observadas no período de confirmação alcançam valores inferiores às observadas no período de calibração, por exemplo, há registros de volumes de 5 e 6 hm^3 no período, enquanto que na calibração o valor mínimo foi de 13 hm^3 .

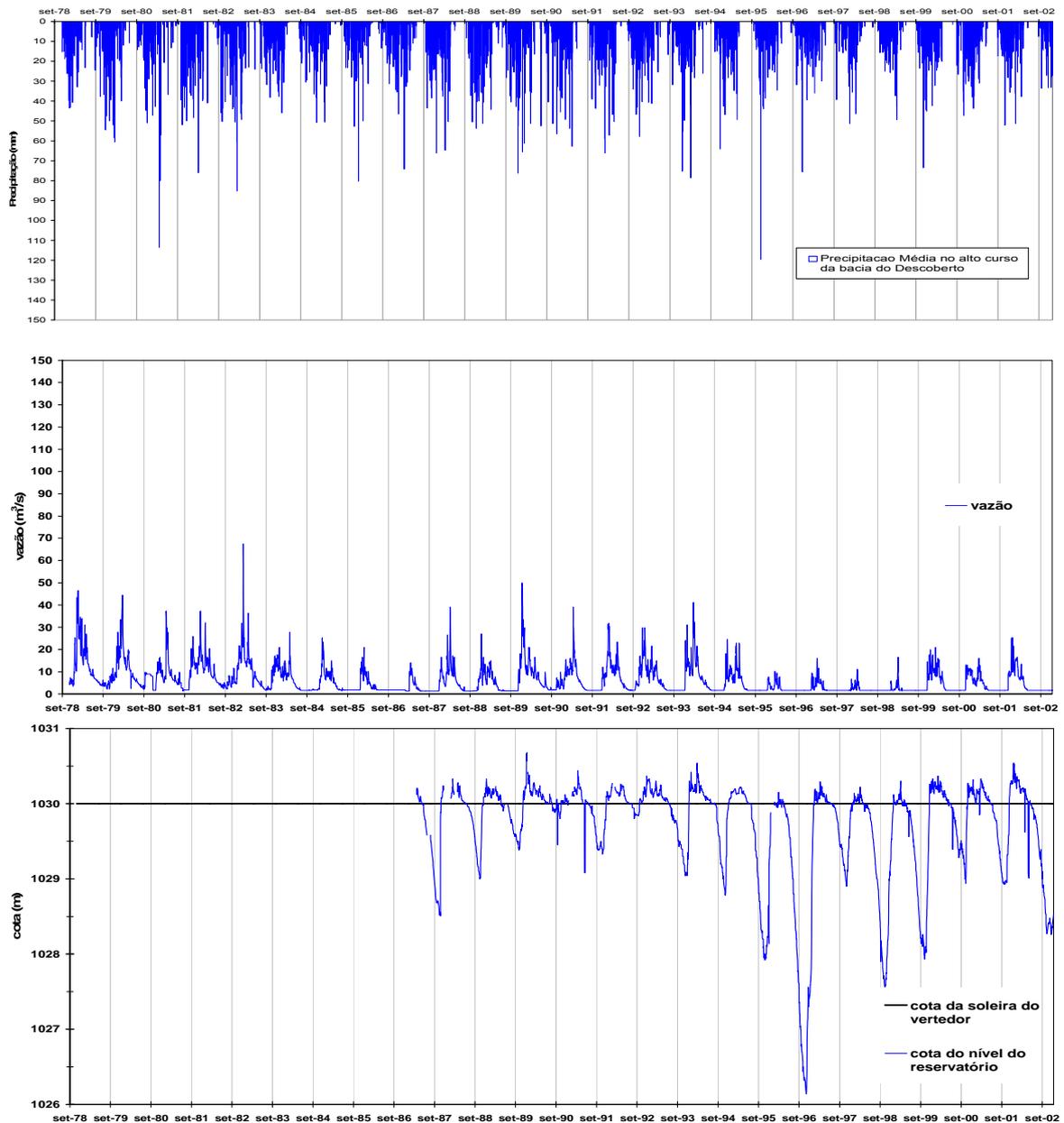


Figura 5.10 : Dados de vazão medida na estação jusante da barragem do Descoberto (código 60436000), precipitação média e registros disponíveis de níveis do reservatório no período 1978 a 2002 (Fonte: Base de dados da CAESB).

Tabela 5.3: Volumes anuais⁷ precipitados e vertidos na barragem do rio Descoberto

Anos hidrológicos	Precipitação anual (mm)	Volume anual vertido (hm³)	Período
1978/1979	1406	112	Aquecimento
1979/1980	1640	97	
1980/1981	1423	75	
1981/1982	1891	99	
1982/1983	1758	99	
1983/1984	1409	62	Calibração
1984/1985	1361	38	
1985/1986	1228	25	
1986/1987	1455	13	
1987/1988	1695	48	
1988/1989	1550	40	
1989/1990	1943	81	
1990/1991	1534	55	
1991/1992	1704	64	
1992/1993	1618	68	
1993/1994	1663	68	Confirmação
1994/1995	1296	43	
1995/1996	1304	11	
1996/1997	1365	14	
1997/1998	1015	6	
1998/1999	1105	5	
1999/2000	1451	41	
2000/2001	1707	35	
2001/2002	1266	44	

⁷ Considerado o ano hidrológico

As estatísticas da série de vazões médias diárias registradas no período de 1978 a 2002 para as amostras usadas na fase de calibração e de confirmação são apresentadas na tabela 5.4. Essas estatísticas mostram as diferenças entre os conjuntos de dados utilizados os períodos de mencionados.

Tabela 5.4: Estatísticas descritivas das vazões médias diárias vertidas na barragem do Descoberto

<i>Estatística Descritiva</i>	<i>Período de Calibração (1982-1992)</i>	<i>Período de Confirmação (1992-2002)</i>
Média (m ³ /s)	4,51	2,83
Mediana (m ³ /s)	1,81	0,05
Desvio padrão (m ³ /s)	6,24	4,79
Variância da amostra (m ⁶ /s ²)	38,89	22,93
Mínimo (m ³ /s)	0,00	0,00
Máximo (m ³ /s)	65,90	39,50
Curtose	10,70	6,38
Assimetria	2,52	2,25
Frequência de valores abaixo da média	63%	71%
Primeiro Quartil (m ³ /s)	0,22	0
Terceiro Quartil (m ³ /s)	7,35	4,63

As medidas de tendência central obtidas mostram que as vazões vertidas no período de calibração são superiores as que ocorreram no período de confirmação. Por sua vez, as medidas de dispersão mostram uma maior variabilidade nos dados contidos no conjunto utilizado na calibração comparativamente ao de confirmação. Por outro lado, os valores de assimetria e de curtose das amostras indicam o afastamento de ambos os conjuntos de dados da distribuição normal.

A existência de tendências temporais nas observações de vazões diárias no período de 1998 a 2002 foi avaliada por meio do teste não-paramétrico de *Spearman* e, como consequência, verificou-se que a hipótese de que as observações para o período de calibração e de confirmação são estacionárias é rejeitada.

Essa avaliação do conjunto de dados é importante na medida em que eles refletem as diferenças entre os dados usados no período de calibração do modelo e os dados que foram utilizados para confirmar a adequação do modelo.

5.2. GEOPROCESSAMENTO E DELINEAMENTO DA BACIA

Na versão utilizada (AVSWAT 2005), o *Soil and Water Assesment Tool* - SWAT funciona como uma extensão do programa de geoprocessamento *Arcview*. Esse último provê as ferramentas necessárias às etapas em que há o processamento dos mapas temáticos fornecidos. Informações características da área a ser modelada tais como topografia, tipo e uso do solo, rede hídrica e outras, são processadas pelo programa *Arcview* e alimentam os algoritmos de modelagem de bacias hidrográficas do SWAT.

A etapa de delineamento da bacia, primeira a ser realizada e que leva à definição de sub-bacias, utiliza o Modelo Digital de Elevação do Terreno – MDE – da área a ser modelada. Nessa pesquisa o MDE referente à área correspondente ao alto curso da bacia do rio Descoberto foi obtido a partir dos planos de informação com curvas de nível originadas do Sistema Cartográfico do Distrito Federal – SICAD.

No delineamento das bacias o parâmetro chave é o Valor Limite para o Tamanho das sub-bacias, no SWAT chamado CSTV, que define a área de drenagem a montante. Um valor do CSTV igual a 800 ha foi escolhido, isso permitiu representar adequadamente a configuração da rede de drenagem existente no alto curso da bacia do Descoberto, uma vez que o valor do CSTV controla o grau de detalhamento da hidrografia da bacia.

O delineamento automático do alto curso da bacia hidrográfica do rio Descoberto por meio do SWAT resultou em 7 sub-bacias. O lago do Descoberto ficou posicionado na sub-bacia 7 que contem também o rio Descoberto. As demais sub-bacias (1 a 6) delimitam os outros cursos de água afluentes ao lago do Descoberto. Ver figura 5.11.

Os mapas temáticos de uso e ocupação do solo e do tipo de solo são necessários para a consecução da etapa de definição do uso e tipo de solo no SWAT. O Plano de Informação de uso e ocupação do solo e o plano de informação contendo os tipos de solos que ocorrem na área modelada foram obtidos em estudo realizado pela EMBRAPA e estão na escala 1:100.000. Os dados físico-químicos relativos aos tipos de solos que ocorrem na área modelada também foram obtidos na mesma fonte (Reatto *et al.*, 2003-a).

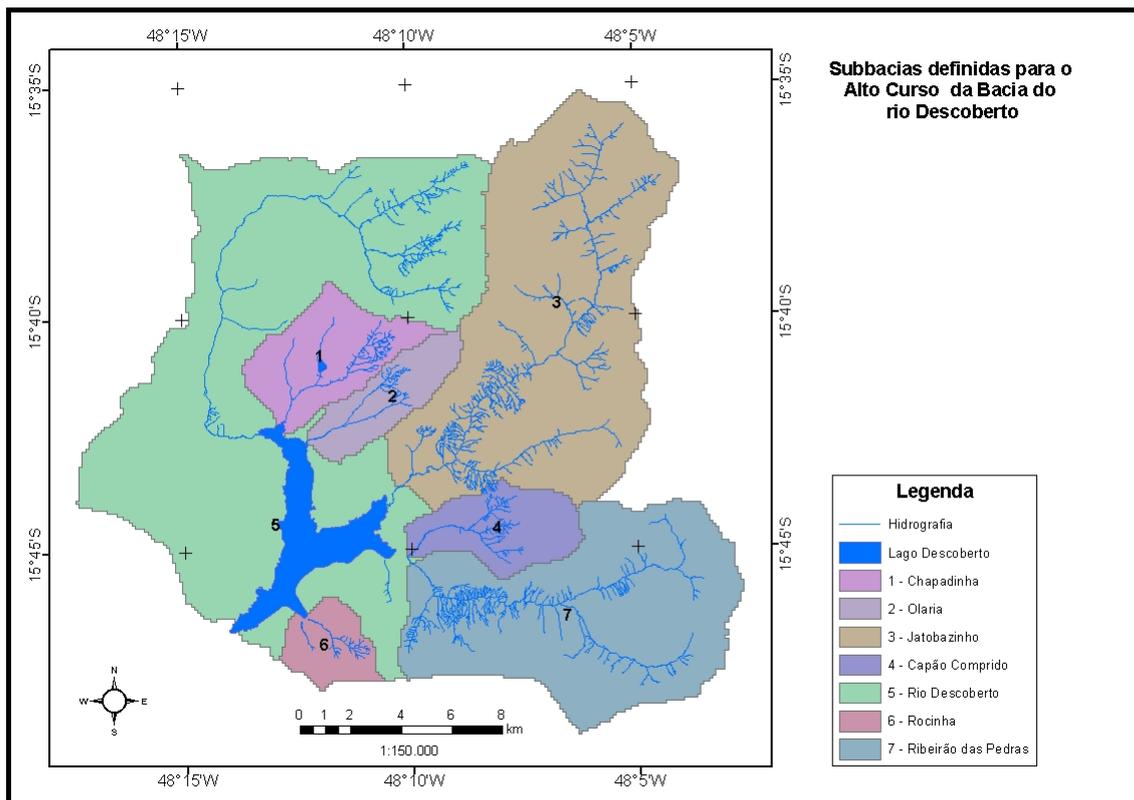


Figura 5.11 : Sub-bacias definidas pelo SWAT e a hidrografia existente

O SWAT executa o cruzamento dos planos de informações para gerar uma descrição do uso e do tipo de solo na bacia e sub-bacias definindo, com isso, as Unidades de Resposta Hidrológica – URH.

No SWAT há dois modos para a definição das URH: um deles privilegia o uso e tipo de solo dominante, determinando simplesmente uma URH para cada sub-bacia. Em outro modo, é possível criar mais de uma URH para cada sub-bacia, a depender do uso do solo e do tipo de solo. Nesta segunda opção, em que se pode definir múltiplas URH, é permitida a eliminação dos tipos minoritários de uso do solo em cada sub-bacia.

No delineamento realizado nessa pesquisa, as quantidades de URH resultantes por sub-bacia foram conforme segue: na Sub-bacia 1 foram estabelecidas 09 URH; na Sub-bacia 2 foram discretizadas 6 URH; na Sub-bacia 3 um total 6 URH; na Sub-bacia 4 foram 11 URH; na Sub-bacia 5 um total de 11 URH; na Sub-bacia 6 um total 5 URH e na Sub-bacia 7 foram determinadas 9 URH.

Nesse procedimento, observamos que o programa SWAT é extremamente sensível à representatividade dos dados relativos aos tipos de solo e de uso do solo. A resolução e a fragmentação do mapa original são significativamente afetadas pelos procedimentos internos de agregação usados pelo modelo. O CSTV é o parâmetro que controla o nível de agregação interna no modelo. Alguns tipos de classes de uso do solo são eliminados no procedimento internos de agregação quando se utiliza valores altos para o CSTV, isto é, o procedimento de agregação usado pelo SWAT podem resultar em uma considerável perda de informação, conforme Romanowicz *et al.* (2005).

No presente trabalho o nível de discretização adotado (CSTV igual a 800) e a definição de múltiplas URH's por sub-bacia com a eliminação de tipos e usos de solo minoritários (foram eliminadas as classes de uso e ocupação do solo com percentuais inferiores a 5% da área da sub-bacia e os tipos de solo com percentuais inferiores a 5% dentro da classe de uso e ocupação do solo), gerou alguma perda de informação quanto a rede de drenagem e quanto a representação de alguns tipos e usos de solo. No entanto, para os propósitos dessa pesquisa uma discretização mais apurada dificultaria a análise dos resultados de calibração e a análise de incertezas haja vista a maior quantidade de valores de parâmetros que seriam gerados.

A distribuição espacial do uso do solo e dos tipos de solos na área, bem como as URH's resultantes, correspondente ao alto curso do rio Descoberto, antes e após o delineamento estão apresentadas nas tabelas 5.5 a 5.11. Com base nisso, os aspectos mais importantes em cada uma das sub-bacias definidas são os que se seguem:

- Na sub-bacia 01 – **Chapadinha** – está inserida grande parte da cidade de Brazlândia- DF, que confere um significativo grau de urbanização à sub-bacia, cerca de 12% dos seus limites e, no que se refere à área correspondente ao alto curso da bacia do rio Descoberto, a sub-bacia compreende um percentual de 5,14%. Nela o tipo de solo dominante é o latossolo com ocorrência em 72% da área, geralmente em locais com topografia plana a suave-ondulada (tabela 5.5).

Tabela 5.5-a: Características da Sub-bacia Chapadinha

SUB-BACIA CHAPADINHA (09 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	22,05		5,14			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Área Urbana	2,56	2,71	0,60	0,63	11,65	12,33
Campo	15,27	16,16	3,56	3,77	69,24	73,26
Espelho d'água	0,18	-	0,04	-	0,82	-
Mata de Galeria	3,00	3,17	0,70	0,74	13,62	14,41
Reflorestamento	1,03	-	0,24	-	4,68	-
Tipo de solo						
Cambissolo - CXbd4	1,43	0,81	0,33	0,19	6,48	3,69
Latossolo - LVd	8,54	9,39	1,99	2,19	38,72	42,61
Plintossolo - FXd	4,57	4,97	1,07	1,16	20,75	22,56
Latossolo - LVAd	7,34	6,86	1,71	1,60	33,31	31,14
Gleissolo - GXd	0,16	-	0,04	-	0,74	-

Tabela 5.5-b: URH's na Sub-bacia Chapadinha

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
1	Área Urbana/LVd	2,43	0,57	11,01
2	Área Urbana/FXd	0,29	0,07	1,32
3	Campo/LVAd	6,40	1,49	29,03
4	Campo/LVd	6,06	1,41	27,47
5	Campo/FXd	3,70	0,86	16,76
6	Mata de Galeria/LVAd	0,47	0,11	2,11
7	Mata de Galeria/LVd	0,91	0,21	4,13
8	Mata de Galeria/FXd	0,99	0,23	4,48
9	Mata de Galeria/CXbd4	0,81	0,19	3,69

- A sub-bacia 02 – **Jatobazinho** – é a segunda maior área de drenagem afluente ao reservatório do rio Descoberto dentre as sub-bacias consideradas. O uso do solo predominante é o campo cerrado. A ocorrência de latossolos corresponde a um percentual de cerca de 75% e no restante da área destaca-se os plintossolos que são solos

hidromórficos com séria restrição à percolação de água. Esses solos ocorrem em áreas planas ou com ondulação suave e em depressões e sopés de encosta onde há movimentação lateral de água (tabela 5.6).

Tabela 5.6-a: Características da Sub-bacia Jatobazinho

SUB-BACIA JATOBAZINHO (06 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	111,98		26,11			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Campo	72,65	74,70	16,94	17,42	64,88	66,71
Reflorestamento	10,23	10,52	2,39	2,45	9,14	9,40
Mata de Galeria	26,02	26,75	6,07	6,24	23,24	2,89
Agricultura	1,30	-	0,31	-	1,17	-
Cerrado	1,75	-	0,41	-	1,57	-
Tipo de solo						
Cambissolo - CXbd4	6,45	5,49	1,50	1,28	5,76	4,91
Latossolo - LVd	43,95	43,95	10,25	10,25	39,25	39,25
Neossolo - RQd	0,75	-	0,17	-	0,67	-
Plintossolo - FXd	18,90	19,93	4,41	4,65	16,88	17,80
Latossolo-LVAd	40,45	42,59	9,43	9,93	36,13	38,04
Gleissolo -Gxd	1,46	-	0,34	-	1,31	-

Tabela 5.6-a: URH's na Sub-bacia Jatobazinho

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
10	Campo/LVAd	28,928923	6,74	25,83
11	Campo/LVd	27,508381	6,41	24,57
12	Campo/FXd	12,768167	2,98	11,4
13	Campo/CXbd4	5,498334	1,28	4,91
14	Reflorestamento/LVAd	1,95525	0,46	1,75
15	Reflorestamento/LVd	7,47303	1,74	6,67
16	Reflorestamento/FXd	1,093614	0,25	0,98
17	Mata de Galeria/LVAd	11,7136	2,73	10,46
18	Mata de Galeria/LVd	8,972119	2,09	8,01
19	Mata de Galeria/FXd	6,070422	1,42	5,42

- A sub-bacia 03 – **Capão Comprido** – tem vegetação de cerrado (campo ou mata de galeria) que ocupa toda a sub-bacia. Os solos existentes são formados, em grande medida, por latossolos (70%). Também pode ser observado plintossolo num percentual correspondente a aproximadamente 14% (tabela 5.7).

Tabela 5.7-a: Características da Sub-bacia Capão Comprido

SUB-BACIA 03 – CAPÃO COMPRIDO (06 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	17,79		4,15			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Campo	13,31	13,49	3,10	3,15	74,83	75,82
Reflorestamento	0,14	-	0,03	-	0,79	-
Mata de Galeria	4,24	4,30	0,99	1,00	23,86	24,18
Chácaras/Condomínios	0,09	-	0,02	-	0,52	-
Tipo de solo						
Gleissolo - GXd	0,62	0,49	0,15	0,12	3,50	2,78
Latossolo - LVd	12,46	12,87	2,91	3,00	70,02	72,35
Plintossolo - FXd	2,44	2,57	0,57	0,60	13,72	14,47
Latossolo - LVAd	1,71	1,60	0,40	0,37	9,62	9,01
Cambissolo -CXbd4	0,56	0,24	0,13	0,06	3,15	1,39

Tabela 5.7-b: URH's na Sub-bacia Capão Comprido

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
20	Campo/LVAd	1,603092	0,37	9,01
21	Campo/LVd	10,240157	2,39	57,53
22	Campo/FXd	1,652166	0,39	9,28
23	Mata de Galeria/LVd	2,638485	0,62	14,82
24	Mata de Galeria/CXbd4	0,247358	0,06	1,39
25	Mata de Galeria/FXd	0,92347	0,22	5,19
26	Mata de Galeria/GXd	0,494716	0,12	2,78

- A sub-bacia 04 – **Ribeirão das Pedras** – Nessa Sub-bacia estão localizadas parte das áreas urbanas de Ceilândia e Taguatinga, com uma área correspondente a 8% do total. Uma área significativa, cerca de 25% da sub-bacia, é destinada a reflorestamento. Também

ocorrem latossolos na sua maior parte, cerca de 76% da área, seguido por Gleissolos (15%). Esses últimos solos são hidromórficos e ocupam, geralmente, as depressões sujeitas às inundações. A drenagem nesse tipo de solo é ruim, eles são compostos de sedimentos de aluviões e sujeitos ao lençol freático a maior parte do ano (tabela 5.8)

Tabela 5.8-a: Características da Sub-bacia Ribeirão das Pedras

SUB-BACIA O4 – RIBEIRÃO DAS PEDRAS (11 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	80,21		18,70			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Área Urbana	6,73	6,81	1,57	1,59	8,40	8,49
Campo	36,73	37,15	8,56	8,66	45,79	46,31
Reflorestamento	25,57	25,86	5,96	6,03	31,88	32,24
Mata de Galeria	10,27	10,38	2,39	2,42	12,80	12,95
Chácaras	0,90	-	0,21		1,13	
Tipo de solo						
Gleissolo - GXd	12,02	12,17	2,80	2,84	14,99	15,18
Latossolo - LVd	34,19	34,60	7,97	8,07	42,63	43,13
Plintossolo - FXd	7,16	6,98	1,67	1,63	8,93	8,70
Latossolo - LVAd	26,83	26,45	6,26	6,17	33,45	32,98

Tabela 5.8-b: Características da Sub-bacia Ribeirão das Pedras

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
27	Área Urbana/LVAd	2,496148	0,58	3,11
28	Área Urbana/LVd	4,316646	1,01	5,38
29	Campo/LVAd	14,973173	3,49	18,67
30	Campo/LVd	10,986566	2,56	13,7
31	Campo/FXd	4,922431	1,15	6,14
32	Campo/GXd	6,270016	1,46	7,82
33	Reflorestamento/LVAd	5,861483	1,37	7,31
34	Reflorestamento/LVd	16,790312	3,91	20,93
35	Reflorestamento/GXd	3,214362	0,75	4,01
36	Mata de Galeria/LVAd	3,12565	0,73	3,9
37	Mata de Galeria/LVd	2,508007	0,58	3,13
38	Mata de Galeria/FXd	2,058811	0,48	2,57
39	Mata de Galeria/GXd	2,695171	0,63	3,36

- A Sub-bacia 05 – **Rocinha** – é significativamente tomada por chácaras e pequenas áreas agricultáveis. A maior porção da área é formada por latossolos (59%), mas um percentual de 41% é composto por plintossolos. Portanto, a geração de escoamento superficial nessa sub-bacia é importante, uma vez que os plintossolos são de difícil percolação (tabela 5.9).

Tabela 5.9-a: Características da Sub-bacia Rocinha

SUB-BACIA 05 – ROCINHA (11 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	9,61		2,24			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Chácaras	8,27	8,61	1,93	2,01	86,08	89,62
Mata de galeria	0,09	-	0,02	-	1,03	-
Campo	0,95	0,99	0,22	0,23	9,97	10,38
Agricultura	0,26	-	0,06	-	2,75	-
Tipo de solo						
Latossolo - LVd	0,66	0,67	0,15	0,16	6,87	6,98
Plintossolo - FXd	3,94	3,97	0,92	0,93	41,07	41,40
Latossolo - LVAd	5,00	4,46	1,17	1,16	52,06	51,62

Tabela 5.9-b: URH's na Sub-bacia Rocinha

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
40	Campo/LVAd	0,577408	0,13	6,01
41	Campo/FXd	0,419933	0,1	4,37
42	Condomínios/Chácaras/LVAd	4,384862	1,02	45,62
43	Condomínios/Chácaras/LVd	0,670626	0,16	6,98
44	Condomínios/Chácaras/FXd	3,559476	0,83	37,03

- A Sub-bacia 06 – **Olaria** – tem um percentual de solos do tipo vertisol (Cambissolos) que atinge cerca de 10% da sua área, a parte restante, é formada por latossolos. O uso do solo é formado pela vegetação de cerrado (tabela 5.10).

Tabela 5.10-a: Características da Sub-bacia Olaria

SUB-BACIA O6 – OLARIA (05 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	13,84		3,23			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Campo	7,86	8,01	1,83	1,87	56,85	57,89
Reflorestamento	0,24	-	0,06	-	1,80	-
Mata de galeria	5,72	5,82	1,33	1,36	41,35	42,11
Tipo de solo						
Cambissolo - CXbd4	1,38	1,48	0,32	0,35	10,00	10,73
Latossolo - LVAd	5,63	6,02	1,31	1,40	40,67	43,52
Latossolo - LVd	5,50	5,66	1,28	1,32	39,78	40,95
Gleissolo - Gmd	0,51	-	0,12	-	3,71	-
Gleissolo - GXd	0,80	-	0,19	-	5,84	-

Tabela 5.10-b: URH's na Sub-bacia Olaria

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
45	Campo/LVAd	3,890604	0,91	28,11
46	Campo/LVd	2,52723	0,59	18,26
47	Campo/CXbd4	0,931085	0,22	6,73
48	Campo/GXd	0,66506	0,16	4,8
49	Mata de Galeria/LVAd	2,133142	0,5	15,41
50	Mata de Galeria/LVd	3,140925	0,73	22,69
51	Mata de Galeria/CXbd4	0,554281	0,13	4,00

- A Sub-bacia 07 – **rio Descoberto** – é a sub-bacia de maior tamanho, correspondendo a cerca de 40% da área total do alto curso do rio Descoberto. Nesta subbacia está localizada parte da área urbana da cidade de Águas Lindas/Go. Tem um percentual de solos do tipo vertisol (cambissolo) que atinge cerca de 8% da sua área, mas a maior parte da área é formada pelos latossolos (79%) (tabela 5.11).

Tabela 5.11-a: Características da Sub-bacia Descoberto

SUB-BACIA O7 – RIO DESCOBERTO (09 URH)						
	Area (Km ²)		% Area Bacia		% Area Subacia	
	173,44		40,43			
	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT	Antes do delineamento	Depois do delineamento no SWAT
Uso do solo						
Área Urbana	1,30	-	0,30	-	0,75	-
Campo	110,07	120,58	25,66	28,11	63,46	69,52
Espelho d'água	2,04	-	0,48	-	1,18	-
Reflorestamento	5,72	-	1,33	-	3,30	-
Mata de galeria	33,52	36,72	8,06	8,56	19,92	21,18
Chácaras/Condomínios	15,74	16,13	3,43	3,76	8,49	9,30
Agricultura	5,02	-	1,17	-	2,90	-
Tipo de solo						
Gleissolo - GMd	7,65	4,51	1,78	1,05	4,41	2,60
Cambissolo - CXbd4	16,01	18,43	3,73	4,30	8,23	10,63
Latossolo - LVAd	86,76	93,01	20,23	21,68	50,02	53,63
Latossolo - LVd	50,24	49,06	11,71	11,44	28,97	28,29
Plintossolo - FXd	7,05	6,93	1,64	1,62	4,06	4,00
Gleissolo - GXd	5,72	1,48	1,33	0,35	3,30	0,85

Tabela 5.11-b: URH's na Sub-bacia Descoberto

HRUs	Combinação Uso/Tipo solo	Area(Km ²)	%Área da Bacia	%Área da Subbacia
52	Campo/LVAd	65,908238	15,36	38
53	Campo/LVd	33,647774	7,84	19,4
54	Campo/FXd	6,93655	1,62	4
55	Campo/CXbd4	14,093309	3,29	8,13
56	Mata de Galeria/LVAd	15,963923	3,72	9,2
57	Mata de Galeria/LVd	11,912389	2,78	6,87
58	Mata de Galeria/CXbd4	4,337783	1,01	2,5
59	Mata de Galeria/GMd	4,513937	1,05	2,6
60	Condomínios/Chácaras/LVAd	11,142353	2,6	6,42
61	Condomínios/Chácaras/LVd	3,509735	0,82	2,02
62	Condomínios/Chácaras/GXd	1,480009	0,35	0,85

CAPÍTULO 6: AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DA MODELAGEM E DOS FATORES INFLUENTES

6.1. AVALIAÇÃO DO MODELO

Na formulação do modelo hidrológico para o alto curso da bacia do rio Descoberto foram utilizados dados gerados pelo programa SWAT referentes à temperatura, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa. Os dados climatológicos, em valores médios, foram obtidos da estação meteorológica do Instituto Nacional de Meteorologia – INMET – localizada no bairro do Cruzeiro em Brasília.

Os dados diários de precipitação necessários para a modelagem foram medidos nas estações operadas pela Companhia de Saneamento Ambiental do Distrito Federal – CAESB e são correspondentes ao período de 01/11/1978 a 31/12/2002. As características e localizações das estações pluviométricas foram anteriormente apresentadas, respectivamente, na tabela 5.1 e na figura 5.6. Os pluviogramas correspondentes foram apresentados na figura 5.5.

Para minimizar os problemas de inicialização, foi feito um aquecimento no modelo por um período de quatro anos.

Para a calibração e confirmação do modelo foram utilizados dados medidos na estação jusante Descoberto referentes ao período de novembro de 78 a dezembro de 2002 (ver item 5.1.4).

6.1.1 Análise de Sensibilidade

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, descrito no item 4.2, foi utilizado para a consecução desse objetivo.

Para a amostragem inicial utilizou-se a técnica do Hipercubo Latino, em que os intervalos de variação dos parâmetros foram divididos em dez sub-intervalos iguais e, em cada um, foi tomado um ponto amostral j num total de dez pontos para cada um dos 20 parâmetros diretamente relacionados ao processo chuva-vazão.

Na seqüência foi aplicada a abordagem OAT em que para cada ponto amostral j e para cada parâmetro i , foi calculado o efeito parcial S_{ij} , considerando o valor incremental dado ao parâmetro como igual a 0.05 .

Obtiveram-se assim, dez efeitos parciais para cada parâmetro, cujo valor médio resulta no efeito final. Os efeitos finais, quando organizados em ordem decrescente, determinam a gradação de sensibilidade dos parâmetros, isto é, quanto maior o efeito final, mais sensível é o parâmetro.

Com base nessa metodologia foi obtido o *ranking* de sensibilidade dos parâmetros relacionados ao modelo hidrológico para o alto curso do rio Descoberto (tabela 6.1). 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 6.1: Resultado da Análise de Sensibilidade dos parâmetros para a calibração do SWAT

<i>Classificação da sensibilidade</i> ⁸	<i>Gradação de Sensibilidade</i>	<i>Parâmetro</i>	<i>Intervalo do valor do parâmetro</i>	<i>Unidade</i>	<i>Processo relacionado</i>
Muito importantes	1	CN2	0-100	-	Escoamento superficial
	2	Surlag	0 a 10	Dias	Escoamento superficial
	3	rchrq_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

De acordo com a análise de sensibilidade para a calibração figura como mais influente o parâmetro CN2, que é o Curve Number do método SCS para a condição de umidade II. O

⁸ A classificação do grau de sensibilidade é conforme estabelecido em van Griensven (2006).

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*.

6.1.2 Calibração

Foi utilizado o algoritmo PARASOL - *Parameter Solutions* (van Griensven, 2002) - para realizar a calibração automática dos modelos obtidos nas simulações. Essa ferramenta, conforme visto na seção 4.3, combina a técnica de *Hill Climbing* (método Simplex) com algoritmos genéticos (método *Shuffled Complex Evolution* – SCE) para a otimização da função objetivo.

Os valores iniciais (*default*) de alguns parâmetros são obtidos na fase de geoprocessamento, de acordo com o tipo e uso do solo e características topográficas informados nessa etapa, *e.g.*, CN2, Sol-z, Ssubbsn, Slope etc.

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 6.1-a e 6.1-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 6.1-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 $4,5 \text{ m}^3/\text{s}$. Esses valores correspondem a cerca de 63% das ocorrências observadas, conforme mostrado na tabela 5.4.

Para calibrar automaticamente o modelo foram escolhidos os parâmetros influentes na simulação, de acordo com a Análise de Sensibilidade realizada previamente (tabela 6.1). 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.

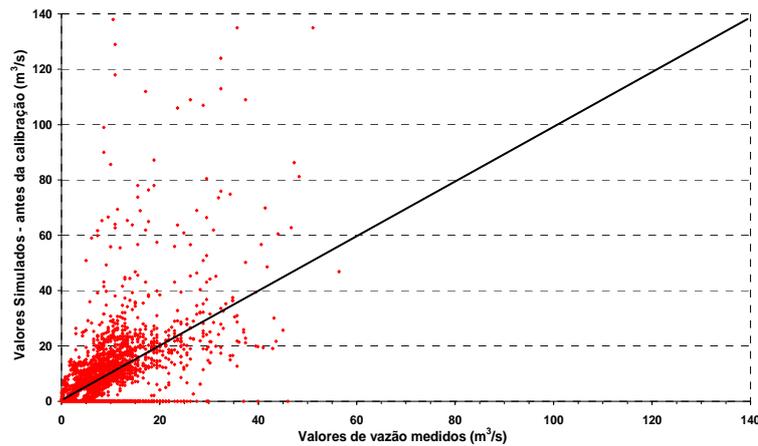


Figura 6.1 -a: Verificação do desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros *default*

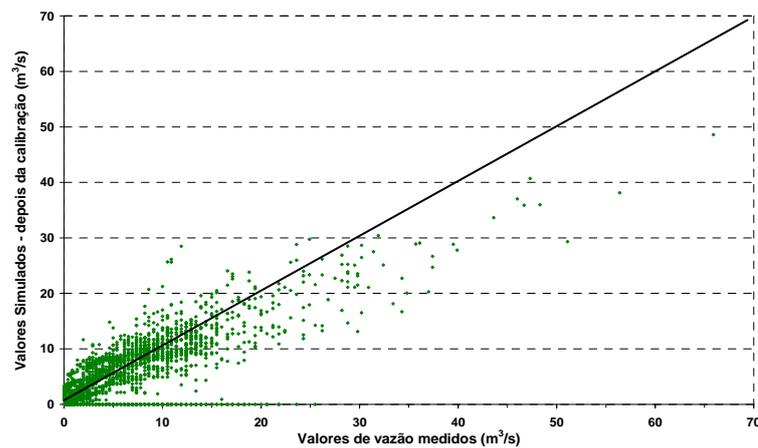


Figura 6.1 -b: Verificação do desempenho do modelo em relação à simulação com parâmetros calibrados

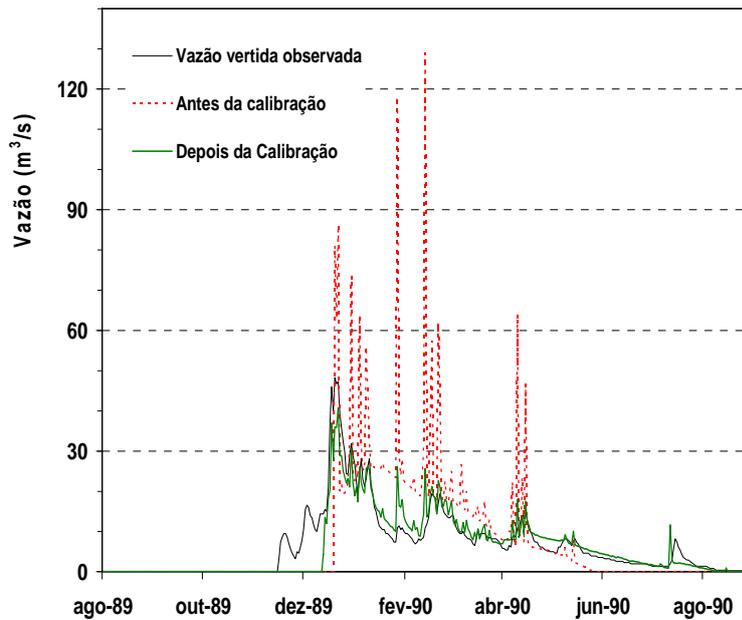


Figura 6.1-c: Desempenho da calibração frente à simulação com parâmetros *default* e da vazão observada

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).

Os ajustes dos valores dos parâmetros na calibração automática podem ser feitos de modos distintos. No método 1 o valor do parâmetros durante as etapas da otimização substitui diretamente o valor inicial do parâmetro. No método 2 o valor obtido é adicionado ao valor inicial do parâmetro. No método 3 o valor obtido é multiplicado pelo valor inicial do parâmetro. Nessas opções, as alterações podem ser feitas para todas as Unidades de Resposta Hidrológicas (URH) e/ou para sub-bacias selecionadas de acordo com as necessidades do usuário. Nas calibrações realizadas foram utilizados os métodos 1 e 3, escolhido de acordo com o parâmetro a ser otimizado (ver tabela 6.2).

Tabela 6.2: Métodos de ajuste dos parâmetros utilizados na calibração do modelo

Ordem de Sensibilidade	Parâmetro	Unidade	Limite inferior do intervalo de valores do parâmetro	Limite superior do intervalo de valores do parâmetro	Método
1	Cn2	-	-50%	50%	3
2	Surlag	dias	0	10	1
3	Rchrg_Dp	mm	0	1	1
4	Gwqmn	mm	0	5.000	1
5	Sol_Z	mm	-50%	50%	3
6	Gw_Revap	-	0.02	0.20	1
7	Esco	-	0	1	1
8	Gw_Delay	dias	0	100	1
9	Sol_Awc	mm	-50%	50%	3
10	Ch_K2	mm/h	0	150	1
11	Alpha_Bf	dias	0	1	1
12	Canmx	mm	0	10	1
13	Ssubsn	m	-50%	50%	3
14	Slope	m/m	-50%	50%	3
15	Biomix	-	0	1	1

Como os valores iniciais dos parâmetros CN2, Sol_z, Sol_awc, Ssubsn 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 6.3.

Tabela 6.3: 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 6.3) 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 6.3.

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 6.2).

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.* (2007), 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.

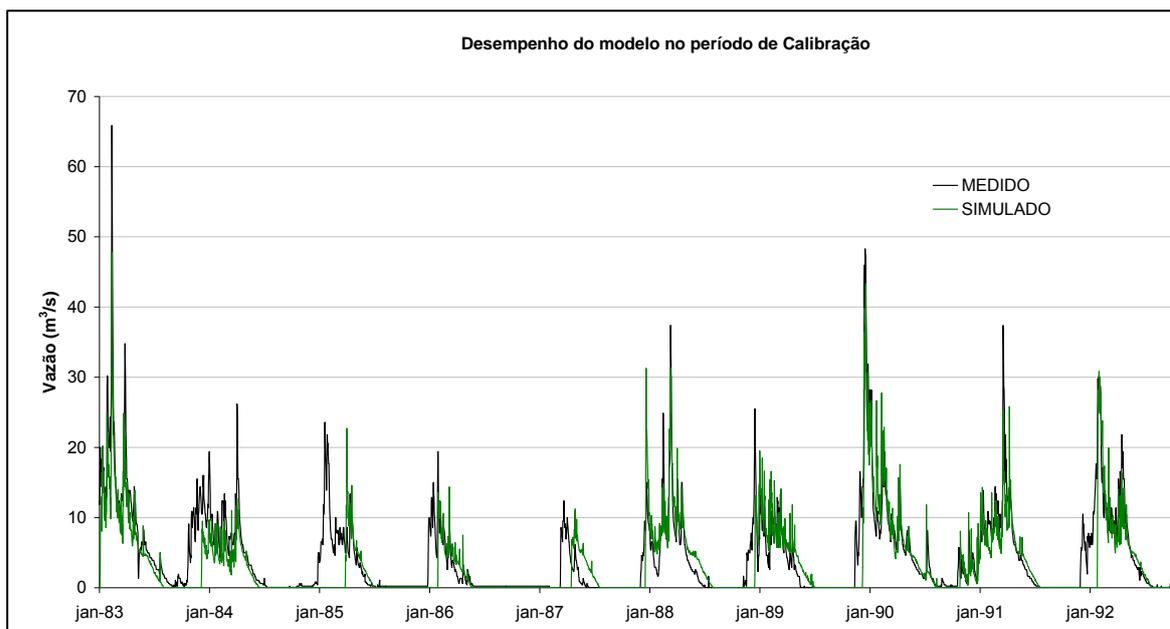


Figura 6.2: Curva de vazões simuladas e de vazões medidas para o vertimento no reservatório do Descoberto

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 (Bosch, 2008).

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.

6.1.3 Confirmação do modelo

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 6.3.

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.

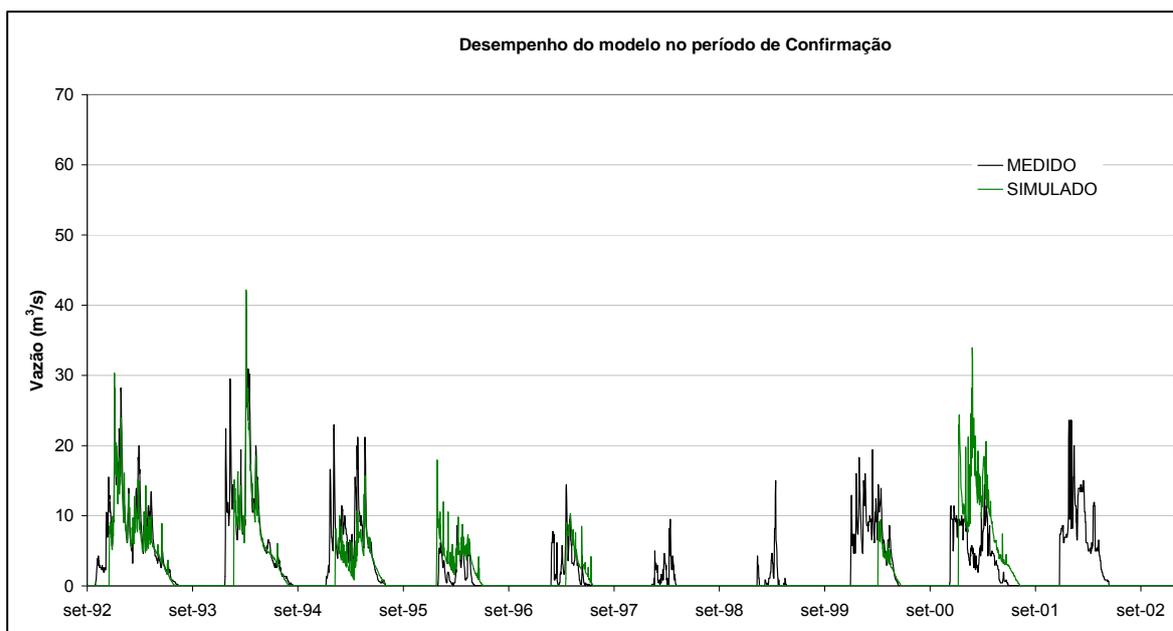


Figura 6.3: Desempenho do modelo na previsão de vazão no período de 1992 a 2002

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. 6.3).

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.

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 (ver figura 5.10).

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).

6.1.4 Análise de Incertezas

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 4.62), 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 6.4, 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 a 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%.

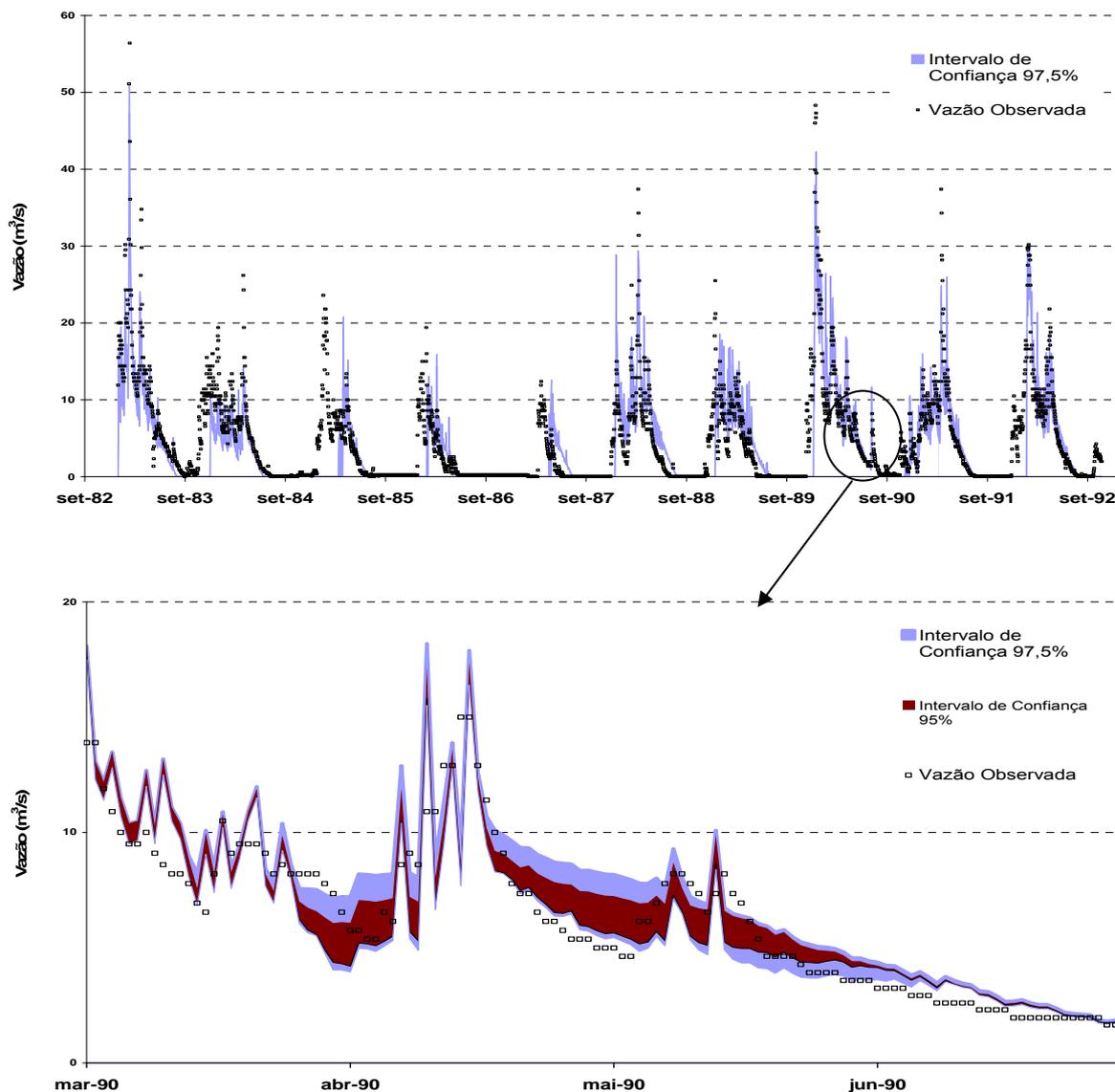


Figura 6.4: Incerteza do modelo de vertimento na barragem do rio Descoberto para o período de agosto de 1989 a agosto de 1990.

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 6.4.

Tabela 6.4: Intervalo de incerteza nos valores dos parâmetros após a calibração

<i>Parâmetro</i> ⁽¹⁾	<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 6.4 e figura 6.5 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 6.5).

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.

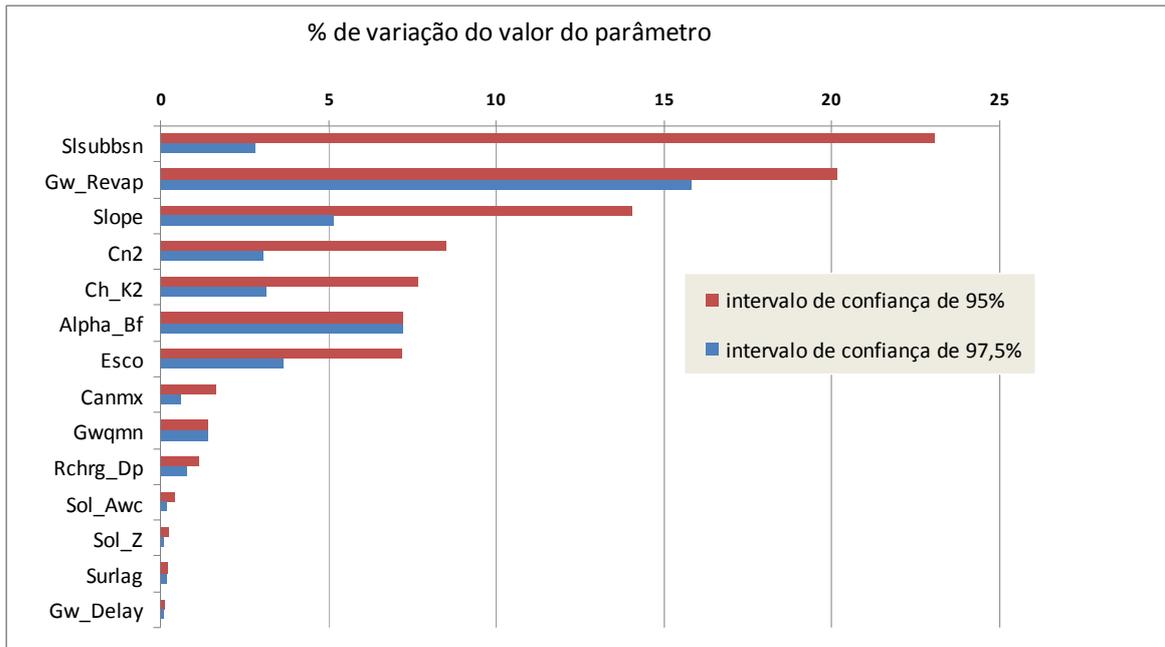


Figura 6.5: Amplitude percentual de variação no valor do parâmetro

O valor do parâmetro CN2 é usado para computar o deflúvio, sendo função das propriedades da bacia que incluem o tipo e o uso de solo, da condição antecedente de umidade do solo, das condições das camadas inferiores do solo etc. Os valores iniciais são definidos a partir das informações georreferenciadas fornecidas de mapas temáticos, durante a etapa de geoprocessamento. Apesar de não poder ser mensurado no campo, ele pode ser estimado com base em tabelas de acordo com as características mencionadas.

O ajuste do valor do parâmetro CN2 foi realizado com reduções dos valores iniciais na ordem de 30%. Os valores *default*, conforme visto, tinham gerado resultados que contribuíam para a superestimativa dos valores medidos.

O parâmetro Gwqmn representa a profundidade mínima estabelecida para o nível de água no aquífero raso que possibilita o fluxo de base. A identificação de valores para esse parâmetro é bastante difícil haja vista a complexidade de ocorrências de níveis freáticos numa bacia hidrográfica.

Os valores iniciais dos parâmetros Slope e Ssubsn são também obtidos por meio do processamento de informações geo-referenciadas. O parâmetro Slope define a declividade

média da subbacia e o parâmetro S_{subbsn} indica o comprimento da encosta da subbacia, que está diretamente relacionado ao tempo de concentração e inversamente relacionado ao cálculo do pico do escoamento superficial. Os valores iniciais são tomados das informações fornecidas de mapas temáticos, durante a etapa de geoprocessamento e o ajuste desses parâmetros é feito com reduções e/ou ampliações percentuais do valor inicial.

O Ch_{k2} é a condutividade hidráulica nos canais, esse parâmetro controla as perdas de água do canal para o solo em rios efêmeros ou transientes. A ordem de grandeza de valores encontrados na calibração desse parâmetro correspondem aos valores indicados por Silva *et al* (2003) para os solos do bioma Cerrado.

O parâmetro Sol_{awc} controla o volume de água disponível para a vegetação quando o solo está na capacidade de campo. Pode ser estimado pela determinação da quantidade de água liberada entre a capacidade de campo e o ponto permanente de murcha. O ajuste desses parâmetros foi realizado com reduções e/ou ampliações percentuais do valor inicial.

6.2 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MODELO HIDROLÓGICO

A determinação da acurácia de um modelo, isto é, a comparação entre os valores simulados e os observados após a calibração, é etapa relevante para a confirmação de um modelo.

Dentre os vários índices relatados na literatura usados com esse propósito serão utilizados o Coeficiente de Eficiência de Nash Sutcliffe – *NS* – e a raiz do erro quadrático médio – *RMSE*, para avaliar o ajuste dos picos do modelo de vertimento obtido na simulação, e o erro percentual – *E%*, para avaliar o erro global no ajuste obtido na calibração.

Os índices anteriormente descritos e os demais indicadores existentes para comunicar o desempenho do modelo tem, cada qual, características que dependendo do propósito, podem torná-los inadequados como indicador do ajuste do modelo. O importante, então, é ter em mente o que cada um destes índices comunicam em relação ao comportamento do modelo.

O Coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (*NS*), considera as diferenças entre as médias e variâncias dos valores simulados e observados. É um índice muito sensível aos valores extremos devido a segunda potência que o define, e pouco sensível aos valores perto da média (Legates e McCabe, 1999). A Raiz do Erro Quadrático Médio (*RMSE*) mede em termos médios, a diferença entre os valores medidos e os valores simulados. O Erro percentual (*E%*) mede a tendência dos dados simulados serem maiores ou menores do que os observados.

Nos capítulos subseqüentes foi discutida intensivamente a idéia de que as respostas geradas pelos modelos estão sujeitas às incertezas originadas nos dados de entrada, na estrutura do modelo e nos parâmetros. Esse fato é um dos principais argumentos usados pelos adeptos de um maior rigor na utilização de modelos. Quando os resultados da modelagem são utilizados para o suporte a tomada de decisão, na gestão de recursos hídricos ou quaisquer outras áreas nos quais se apliquem, é importante que a apresentação dos resultados seja acompanhada de análises adequadas com vistas a esclarecer as limitações que cercam os resultados gerados pelo modelo.

Considerando essas limitações e os objetivos a serem atingidos, o aprimoramento do modelo pode ser buscado de modo mais eficaz. A investigação dos fatores que influenciam a simulação e os seus efeitos nos resultados alcançados, especialmente quanto à geração e a propagação de incertezas, pode orientar a obtenção de modelos mais consistentes.

Conforme visto, se propagam para o modelo as incertezas originadas dos parâmetros, da estrutura do modelo e dos dados. Análises quali-quantitativas foram realizadas no que se refere aos parâmetros e aos dados. No que se refere à estrutura do modelo a análise foi qualitativa.

Com isso em vista, foram analisados os efeitos no desempenho do modelo decorrentes da função objetivo utilizada, da natureza dos dados utilizados e dos parâmetros ajustados.

Para verificar a influência da função objetivo foram avaliadas duas calibrações monoobjetivo, em que foram utilizadas as funções Soma dos Quadrados dos Resíduos – SSQ – e Soma dos Quadrados dos Resíduos após ordenamento – SSQR , e uma função multiobjetivo .

Para avaliar os efeitos produzidos pelo uso de diferentes conjuntos de dados na obtenção do modelo, diferentes séries temporais foram utilizadas para suprir o processo de calibração.

Os subconjuntos de dados usados para as calibrações foram tomados da série de vazões referentes à estação fluviométrica localizada a jusante do reservatório do rio Descoberto, contendo dados coletados diariamente no período de 01/11/1978 a 30/10/1992.

A figura 6.6 mostra a maneira pela qual as séries foram particionadas para avaliar a sensibilidade da calibração à quantidade de dados utilizados. Parte dos dados foram destinados para um período de aquecimento do modelo de 4 anos. Os subconjuntos de dados obedecem aos seguintes formatos:

- Subconjunto 10 anos, composto por dados diários de vazão correspondentes a cerca de 10 anos, isto é, de 01/11/1982 a 30/10/1992.

- Subconjunto 7A, formado por dados diários de vazão correspondentes a, aproximadamente, 7 anos referente ao período de 01/11/1982 a 31/12/1989.
- Subconjunto 4A, contendo dados diários de vazão correspondentes a, aproximadamente, 4 anos, no período de 01/11/1982 a 31/12/1984.
- Subconjunto 7B, formado por dados diários de vazão correspondentes a, aproximadamente, 7 anos referente ao período de 01/11/1985 a 30/10/1992.
- Subconjunto 4B, contendo dados diários de vazão correspondentes a, aproximadamente, 4 anos, no período de 01/11/1988 a 30/10/1992.

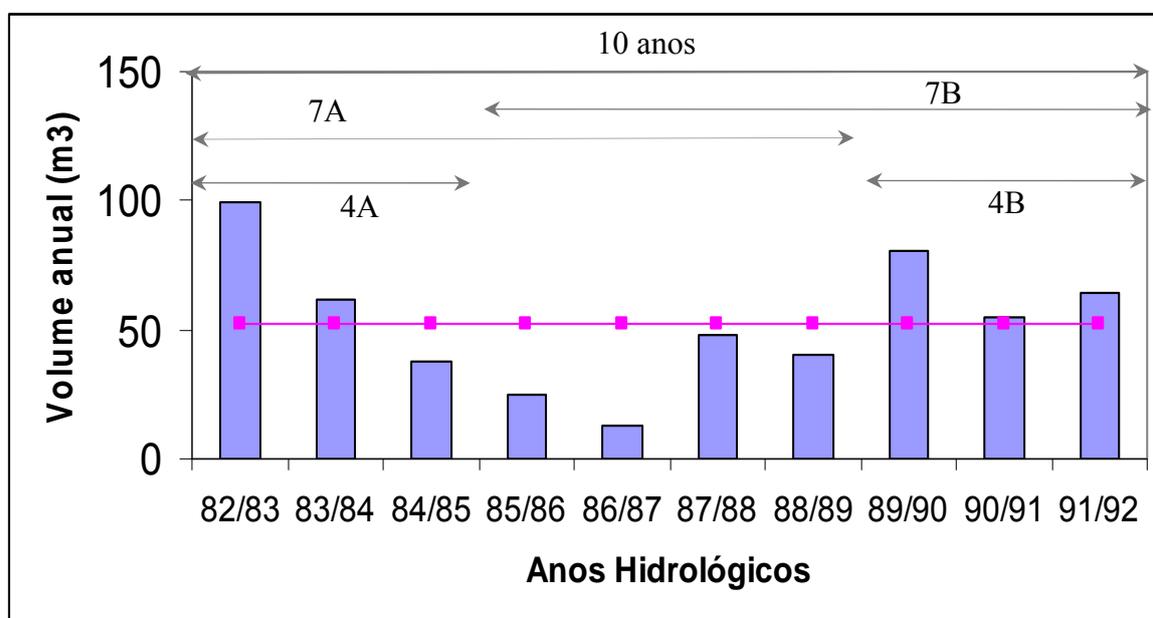


Figura 6.6: Volumes anuais de vertimento observados na barragem do rio Descoberto

Também foi objeto de avaliação a sensibilidade do modelo à quantidade de parâmetros sensíveis calibrados. Para isso também foram utilizados diferentes subconjuntos de parâmetros, tomados do conjunto de parâmetros sensíveis, obtido com a ferramenta de análise de sensibilidade e relacionados na tabela 6.1. Os subconjuntos foram definidos de acordo com os seguintes critérios:

- O parâmetro muito importante no *ranking* de sensibilidade: CN2.
- Os parâmetros muito importantes, os seis primeiros sensíveis do ranking de sensibilidade: CN2, Surlag, Rchrg_dp, Gwqmn, Sol_z e Gw_revap.
- Os dez primeiros parâmetros sensíveis do ranking CN2, Surlag, Rchrg_dp, Gwqmn, Sol_z, Gw_revap, Esco, Gw_delay, Sol_awc, Ch_k2.
- Os quinze primeiros parâmetros sensíveis do ranking CN2, Surlag, Rchrg_dp, Gwqmn, Sol_z, Gw_revap, Esco, Gw_delay, Sol_awc, Ch_k2, Alpha_bf, Canmax, Sbsubsn, Slope e Biomix.

6.2.1 Avaliação da influência da função objetivo na obtenção do modelo

As funções objetivo analisadas são as funções SQR – Soma dos Quadrados dos Resíduos – e a função SSQR – Soma dos Quadrados dos Resíduos após Ordenamento (ver item 4.3). A primeira função busca minimizar os resíduos entre a série simulada e a série observada, a última ajusta a distribuição de frequência da série simulada à da observada.

A otimização com a função SSQ privilegia o ajuste dos valores de pico na hidrógrafa, enquanto que a função SSQR privilegia a estimativa do intervalo de magnitude das vazões diárias, por meio do ajuste entre as distribuição de frequência dos valores simulados e observados (Van Liew *et al.*, 2005).

O processo de calibração pode utilizar um critério específico de aproximação dos valores observados aos valores simulados ou múltiplos critérios para fazer o ajuste do modelo. A calibração mono objetivo é utilizada quando se pretende obter um resultado que atenda a um interesse específico. Contudo, uma calibração multiobjetivo pode definir um modelo mais apropriado, uma vez que esse tipo de calibração tem como alvo ajustar a simulação considerando diversos aspectos, por exemplo, os picos do hidrograma, os valores mínimos etc.

Para avaliação do efeito do uso da função objetivo na obtenção do modelo hidrológico para o alto curso do rio Descoberto foram realizadas simulações mono-objetivo, utilizando as funções SSQ e a SSQR, e também uma simulação multi-objetivo, considerando juntos os objetivos de ajustar os valores altos de vazão e também as distribuições de frequência.

A tabela 6.5 apresenta os resultados obtidos para os ajustes, avaliados por meio do índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (*NS*), da Raiz do Erro Quadrático Médio (*RMSE*) e do Erro Percentual (*E%*), indicadores da aderência entre os valores simulados e medidos. A avaliação do ajuste entre as curvas para as condições de otimização referidas foi realizada para o período de calibração (1983-1992) e para o período de confirmação do modelo (1993-2002).

No período de calibração, conforme se depreende dos dados apresentados na tabela 6.5, as funções objetivo tiveram praticamente o mesmo desempenho no que se refere ao ajuste dos picos do hidrograma uma vez que os *NS* e *RMSE* obtidos segundo as diferentes otimizações resultaram em valores próximos. No que se refere ao período de confirmação (1993-2002) obteve-se, igualmente, resultados similares de *NS* e de *RMSE* para as condições de ajuste das curvas citadas.

A análise do desempenho da função objetivo SSQ por meio dos indicadores *NS* e *RMSE* é tendenciosa, haja vista que na otimização com essa função objetivo, que tem por objetivo minimizar o resíduo ($Q_{obs} - Q_{sim}$), há uma correspondente maximização dos valores de *NS* e de *RMSE*. Fato que não acontece com a função objetivo SSQR, que pode ser desfavorecida em relação a função SSQ se seu desempenho for verificado por meio dos indicadores citados (Van Liew *et al.*, 2005).

O que se verifica nos resultados obtidos são valores de *NS* e de *RMSE* semelhantes, isso leva ao entendimento de que nas calibrações realizadas a função SSQR tem um desempenho superior no ajuste quando comparado ao desempenho da função SSQ.

O Erro Percentual (*E%*), indicador do erro volumétrico no ajuste entre a simulação e a observação reforça o fato de que a função SSQR, comparativamente à função SSQ, foi mais favorável no que se refere a redução do erro da simulação, possivelmente pelo seu melhor

desempenho no ajuste dos valores de vazão. Além disso, o índice $E\%$, revela que em todas as funções objetivo utilizadas os valores simulados subestimaram os medidos.

Os valores de NS no período de calibração (1983 - 1992) apresentaram resultados satisfatórios de acordo com a classificação estabelecida por Motovilov *et al.* (1999), enquanto que no período de confirmação (1992 - 2002) a qualidade do ajuste foi reduzida pela metade, registrando valores não satisfatórios.

A resposta do modelo calibrado com a função objetivo SSQ no período de confirmação produz um resultado menos satisfatório, no que concerne ao ajuste global dado pelo indicador $E\%$, comparativamente a função $SSQR$.

Tabela 6.5: Efeito da função objetivo na modelagem

<i>Função Objetivo</i>	<i>Período</i>	<i>Nash-Sutcliffe</i>	<i>Erro Quadrático</i>	<i>Erro Percentual</i>
		<i>NS</i>	<i>RMSE</i>	<i>E%</i>
SSQ	1983-1992	0,62	3,84	-22,22
	1993-2002	0,28	4,06	-28,41
$SSQR$	1983-1992	0,64	3,76	-8,17
	1993-2002	0,28	4,06	-14,71
$SSQ+SSQR$	1983-1992	0,62	3,84	-8,12
	1993-2002	0,27	4,10	-13,28

A análise de dispersão dos valores simulados e observados para as calibrações realizadas com as diferentes funções objetivo, apresentada na figura 6.7, mostra grande similaridade na dispersão. Porém, pode-se verificar uma discreta superioridade no ajuste dos valores mais altos de vazão quando foi utilizada a função SSQ , ao tempo em que se observa uma maior dispersão dos picos de vazão com a otimização segundo a função $SSQR$. Essa análise também ratifica o entendimento de que nas calibrações monoobjetivo, especialmente com a função SSQ , os valores simulados subestimaram os valores medidos.

Na análise de dispersão com a calibração multiobjetivo, é possível verificar uma maior tendência a superestimativa dos valores simulados, especialmente no caso dos valores de pico.

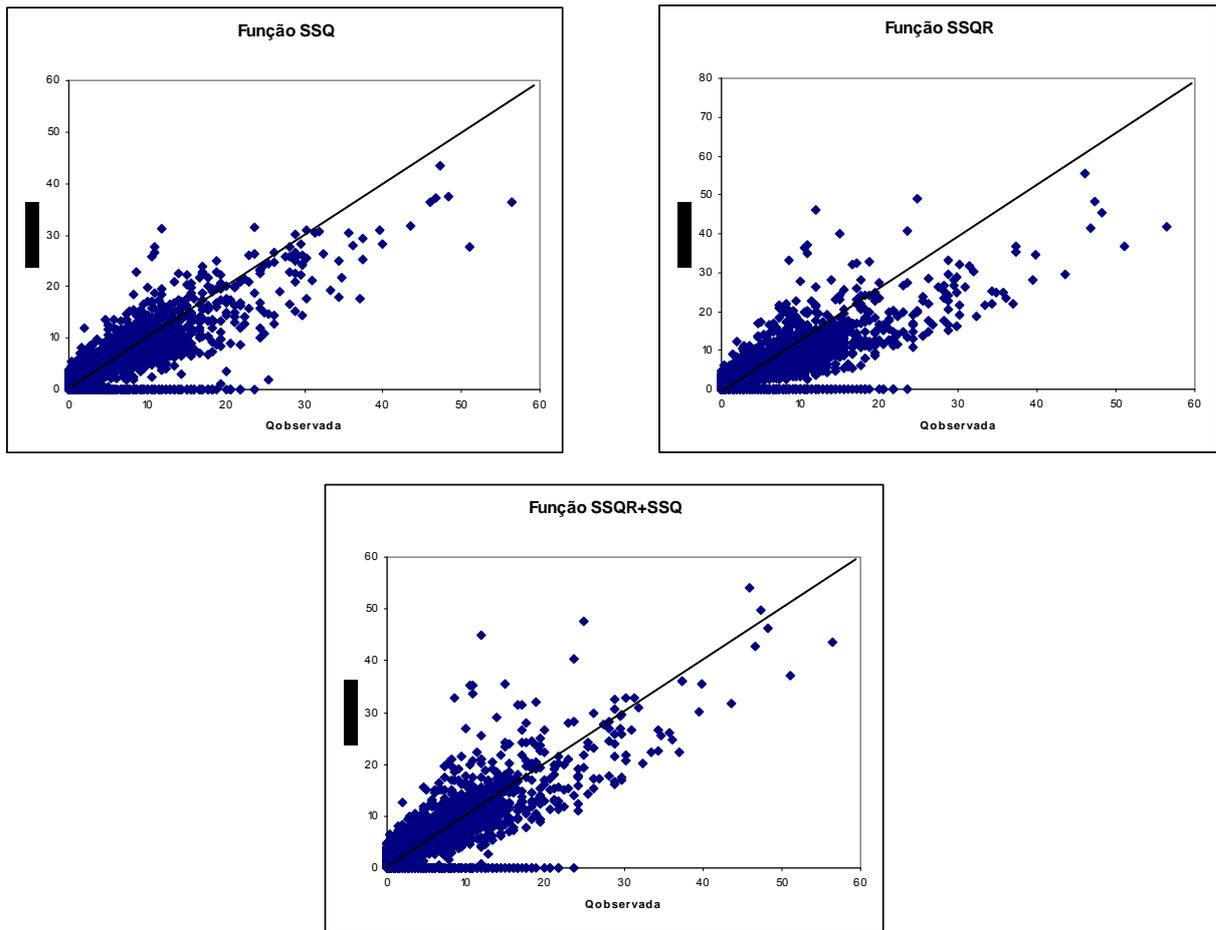


Figura 6.7: Análise de dispersão entre os valores simulados e observados obtidos com as funções objetivo

A análise da Curva de Permanência de vazões amplia a compreensão dos resultados no que se refere ao desempenho das funções objetivo quanto à calibração do tempo em que ocorre os períodos recessivos e os de pico. Para essa análise foram construídas curvas correspondentes a série de vazões observadas, às vazões obtidas com os parâmetros *default* e as obtidas com as calibrações monoobjetivo e multiobjetivo (Figura 6.7).

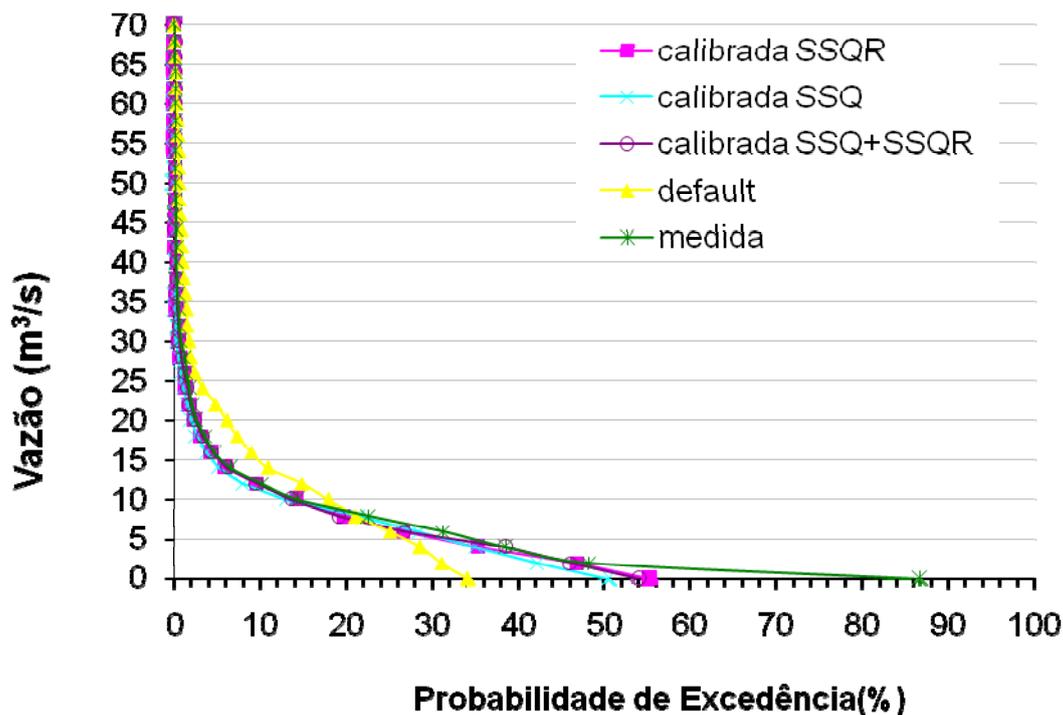


Figura 6.8: Curva de Permanência dos modelos de vertimentos obtidos segundo diferentes funções objetivo comparadas aos valores medidos

Uma primeira observação a ser feita é que os modelos são precários na replicação do tempo durante o qual ocorre vertimento na barragem do Descoberto, que segundo os dados observados se situa na ordem de 86% do tempo. O modelo que mais se aproxima do que é observado é o resultante do ajuste segundo a distribuição de frequência dos picos de vertimento simulado à distribuição de frequência dos valores medidos (função objetivo *SSQR*). Entretanto, esse modelo registra vertimentos em 56% do tempo contra os 86% do tempo no vertimento observado (figura 6.8).

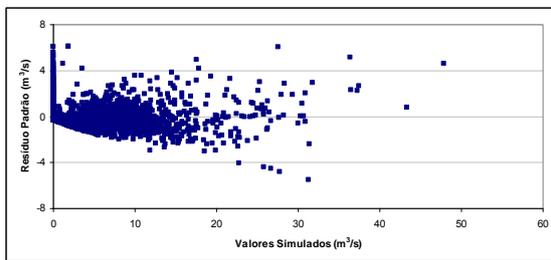
A permanência de vazões vertidas superiores a $5\text{m}^3/\text{s}$ é modelada mais adequadamente pelo SWAT, conforme se observa na figura 6.8. Sendo que a função *SSQR* gera um modelo melhor para simulação do vertimento nessa faixa de valores.

Por outro lado, os modelos não reproduzem adequadamente a frequência de vazões vertidas inferiores a $5\text{ m}^3/\text{s}$, em parte, pela dificuldade das simulações obtidas de representarem adequadamente os períodos recessivos do hidrograma. Isso decorre do fato de

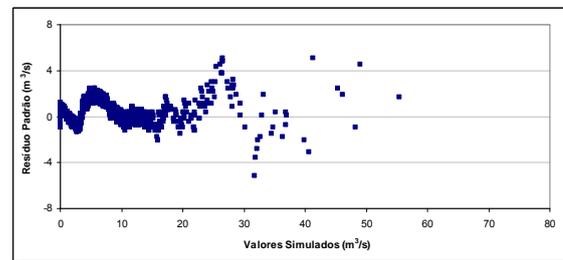
que o modelo obtido subestima os valores de vazão observados e, em consequência, a ocorrência do vertimento se dá de forma não contemporânea ao fenômeno observado.

Para observar a adequação dos modelos decorrentes das calibrações realizadas, que utilizam funções objetivo baseadas na otimização dos resíduos, a análise dos resíduos/erros é importante, conforme visto em 3.4. Um modelo é adequado quando os resíduos/erros têm distribuição normal, são independentes e homocedásticos (Clarke, 1973).

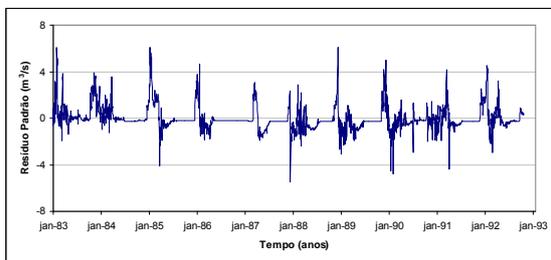
As análises dos resíduos foram feitas pelo método gráfico, conforme estabelecido por Kuczera (1983). Os resultados são apresentados na figura 6.9.



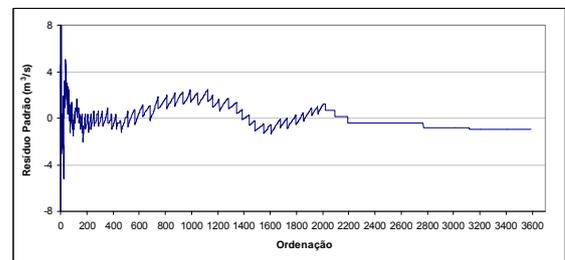
a) Heterocedasticidade-função SSQ



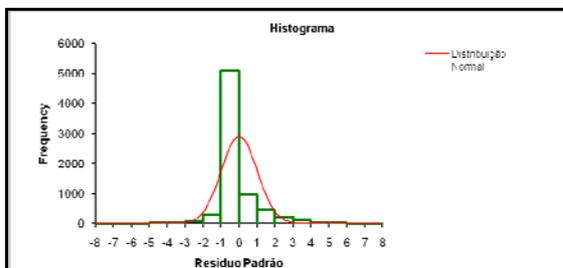
b) Heterocedasticidade-função SSQR



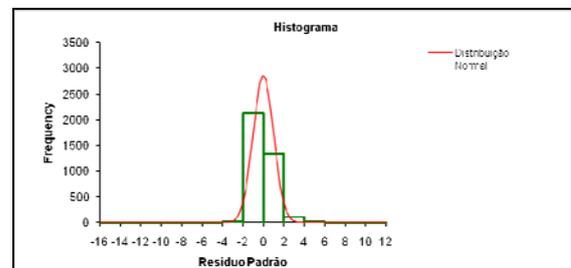
c) Independência-função SSQ



d) Independência-função SSQR



e) Normalidade - função SSQ



f) Normalidade-função SSQR

Figura 6.9: Análise dos resíduos para as funções objetivo SSQ e SSQR

Na avaliação da existência de homocedasticidade nos resíduos da função SSQ observa-se que a variância cresce com as vazões simuladas, levando a inferência de que esses resíduos são heterocedásticos (figura 6.9-a). Observamos que os resíduos obtidos com a otimização decorrente da função SSQR apresenta alta dispersão para os valores mais altos de vazão, no entanto para os valores de vazão mais baixos, há uma oscilação na variância, que ora é positiva ora é negativa, decorrendo disso a afirmação de que os resíduos são heterocedásticos.

Observam-se nas figuras 6.9- c e 6.9-d que os resíduos são fortemente dependentes do tempo. Isso é sustentado pelas observações de que há configurações especiais no gráfico de resíduos contra a ordem de obtenção dos dados, isto é, ocorrem seqüências de resíduos positivos e negativos e padrões de alternância de sinais. Análise similar foi realizada por Kuczera (1983).

A suposição da normalidade dos resíduos também é violada, para as duas funções objetivo utilizadas, conforme se verifica nas figuras 6.9-e e 6.9-f.

A implicação das observações acima mencionadas está na impossibilidade de se realizar uma análise de incertezas adequada. Para lidar com o problema é mandatária a aplicação de ações corretivas como, por exemplo, utilizar uma função objetivo que considere a existência de heterocedasticidade dos resíduos (Clarke, 1973). Um exemplo de função objetivo adequada é a função HMLE (*Heterocedastic Maximum Likelihood Estimator*) proposta por Yapo *et al.*(1996) e Yapo *et al.* (1998).

A incerteza global obtida por meio do Índice de Incerteza (I_{inc}), indicador dado pela equação 3.19, onde foi considerado um mesmo nível de confiança de 97,5%, revela que com a calibração em que se usou a função *SSQR* a incerteza é menor do que a obtida com a função *SSQ*. Na calibração multiobjetivo (*SSQ+SSQR*), não obstante o fato de que os valores de ajuste (*NS*, *RMSE*) sejam similares aos obtidos nas calibrações mono-objetivo, a incerteza obtida é inferior às demais (tabela 6.6).

Tabela 6.6: Efeito da função objetivo na incerteza do modelo

<i>Função Objetivo</i>	<i>Índice de Incerteza - I_{inc}</i>
<i>SSQ</i>	1,26
<i>SSQR</i>	0,69
<i>SSQR + SSQ</i>	0,67

Os intervalos de valores das simulações para um nível de confiança de 97,5%, considerando a calibrações realizadas com as funções objetivo SSQ e SSQR, são mostrados na figura 6.10.

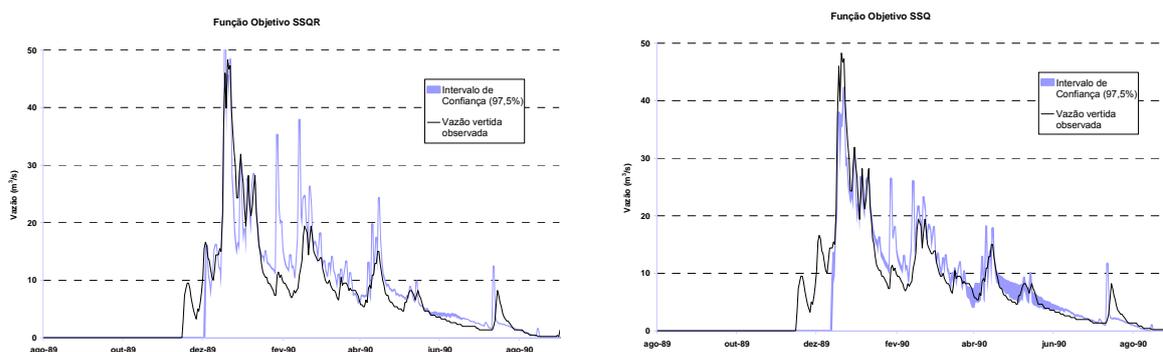


Figura 6.10: Resultado das Calibrações e respectivo intervalo de confiança para as funções objetivo *SSQ* e *SSQR* referente ao período de agosto de 1989 a agosto de 1990

A análise de incertezas mostrada nos gráficos se restringe a incerteza paramétrica, por esse motivo está fortemente vinculada ao processo de calibração, realizada pelo algoritmo PARASOL. Esse programa não considera incertezas originadas de outras fontes, ou seja, da estrutura e dos dados. Essa limitação concorre para que a incerteza obtida para pelo algoritmo seja menor, por exemplo, do que a obtida por outros algoritmos que incluem as demais fontes de incertezas, a exemplo do programa SUNGLASSES (van Griensven, 2008).

Além disso, conforme verificamos, as funções objetivo utilizadas não são apropriadas para lidar com a heterocedasticidade, a correlação e a não normalidade dos resíduos, o que segundo Clarke (1973), pode levar a uma análise de incertezas inadequada.

Infere-se disso que as análises de incertezas obtidas estão sujeitas a erros e inadequações, levando a necessidade de uma alteração no Programa SWAT, ao qual está acoplado o algoritmo PARASOL , para considerar outras funções objetivo que possam lidar de forma aceitável com a heterocedasticidade, com a não-normalidade e dependência dos resíduos.

6.2.2 Avaliação da sensibilidade do modelo aos dados de simulação

6.2.2.1 A influência dos dados na calibração e confirmação do modelo

Muitos pesquisadores têm avaliado a influência dos dados usados na calibração de modelos conceituais chuva-vazão e o correspondente efeito no ajuste obtido e também na previsão de vazões (Sorooshian *et al.*, 1983; Kuczera, 1983; Rode *et al.* 2007, Gan *et al.* 1997; Gupta *et al.*, 1998 e Yapo *et al.*, 1998). Essas pesquisas mostram que o sucesso do procedimento de calibração é altamente dependente da natureza dos dados usados pois os dados de calibração devem ser representativos dos vários fenômenos experimentados pela bacia. Entretanto, isso não significa necessariamente uma necessidade de maior quantidade de dados, o mais importante é o conteúdo de informação existente na série temporal usada e a utilização de uma função objetivo adequada para extrair essas informações na calibração dos parâmetros.

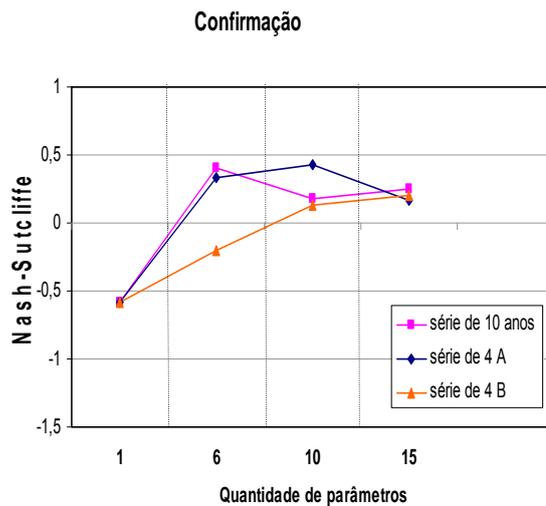
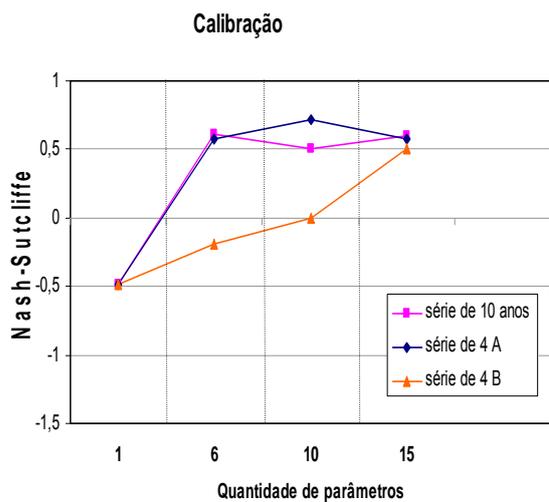
Um conjunto de dados para calibração tem qualidade superior se ele contém informações de condições chuvosas, secas e médias ocorridas na bacia. Dados de calibração que contenham apenas uma dessas condições podem não atingir um ajuste adequado e, tampouco, gerar um bom desempenho na previsão quando outras condições ocorrem.

Por outro lado, a utilização de uma função objetivo adequada para lidar com os dados de medição que podem, por exemplo, ser autocorrelacionados ou heterocedásticos, é fundamental para gerar uma superfície de resposta melhor, isto é, que contenha menos ótimos locais e menor autocorrelação entre os parâmetros.

Com o objetivo de verificar como os dados usados na calibração influenciam a obtenção de um modelo mais adequado, foram realizadas calibrações para 5 diferentes condições de dados observados referentes ao período de 01/11/1978 a 30/10/1992: utilizando-se a série de valores de vazões com dez anos de dados diários (subconjunto 10 anos); dois subconjuntos dessa série, com 7 anos dos dados (subconjuntos 7A e 7B) e outros dois com 4 anos de dados (subconjuntos 4A e 4B).

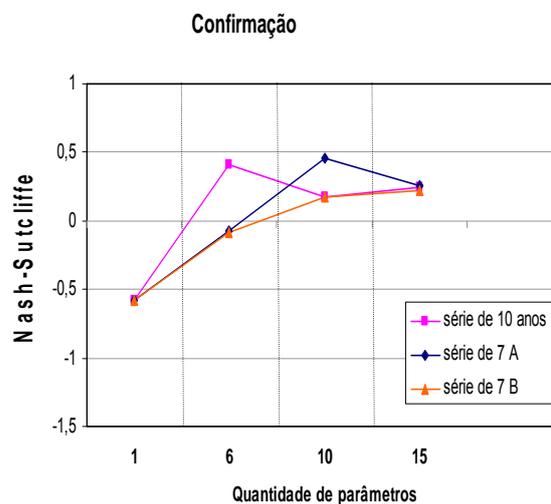
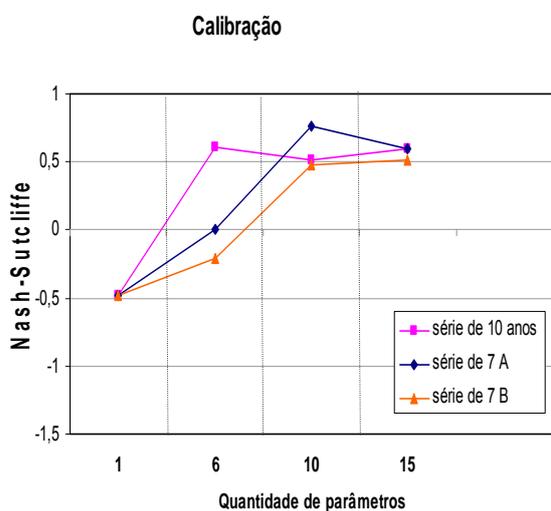
Há diferenças qualitativas nos dados reunidos nesses subconjuntos uma vez que as informações sobre o comportamento hidrológico da bacia contidas neles são distintas. O conjunto de dados observados para o período de 01/11/1978 a 30/10/1992 reúne aproximadamente 10 anos hidrológicos. Baseando-se nos volumes anuais vertidos pela barragem do Descoberto, verifica-se que os anos mais chuvosos no período são os de 82/83, 83/84, 89/90 e 91/92; os anos mais secos são 84/85, 85/86 e 86/87 ; e os anos hidrológicos médios são 87/88, 88/89 e 90/91 (ver figura 5.3).

Para cada uma dessas condições, também foram verificados os efeitos decorrentes das variações na quantidade de parâmetros ajustados, para isso considerou-se a calibração do parâmetro muito importante, dos seis mais importantes e também quando se inclui os parâmetros pouco importantes, nesse caso, considerando-se 10 e 15 parâmetros calibrados. Esses arranjos para as diferentes condições de dados e parâmetros resultaram em um total de 20 calibrações. Os resultados obtidos são apresentados na figura 6.11.



(a)

(b)



(c)

(d)

Figura 6.11: Sensibilidade do modelo à quantidade de parâmetros e aos dados no período de calibração e de confirmação do modelo.

Nos resultados alcançados o ajuste do parâmetro mais sensível (*Curve Number*) na calibração eleva o *NS* obtido na simulação *default* (nessa condição o *NS* resultou em -0,97) para um valor igual a -0,47, isto é, nessa condição a aderência entre as curvas melhora em percentuais de 50% (figura 6.11-a e 6.11-b).

As figuras 6.11-a e 6.11-b mostram, respectivamente, os desempenhos das calibrações e confirmações quando utilizados os subconjuntos de dados de 10 anos, 7A e 4A e as figuras 6.11-c e 6.11-d mostram, correspondentemente, os comportamentos das calibrações e confirmações quando utilizados os subconjuntos de dados de 10 anos, 4B e 7B.

As calibrações realizadas para esses diferentes conjuntos de dados e de parâmetros mostram que a aderência do modelo é afetada, de um modo geral, pela quantidade de parâmetros ajustados e pela natureza dos dados usados na calibração. Na calibração o alcance de uma aderência satisfatória está correlacionado intensivamente com a quantidade de parâmetros, quanto maior o número de parâmetros sensíveis calibrados melhor é o ajuste obtido. O mesmo comportamento se reflete nos resultados obtidos na confirmação do modelo, isto é, o alcance de resultados melhores ocorre mais rapidamente se utilizada uma maior quantidade de parâmetros sensíveis ajustados (figura 6.11-a a 6.11-b).

Conforme se observa na figura 6.11, há diferenças nas calibrações em que foram ajustados os mesmos números de parâmetros e utilizados diferentes grupos de dados de naturezas distintas em termos de quantidade e de conteúdo de informação sobre a hidrologia da bacia. Tanto a quantidade de parâmetros ajustados quanto a série usada na calibração influenciam os resultados.

Os ajustes máximos obtidos, avaliados com base no índice de eficiência de Nash-Sutcliffe estão situados próximos de $NS=0,6$.

Analisando a influência dos diferentes grupos de dados na obtenção do modelo é possível inferir em relação às calibrações com 6 e 10 parâmetros que o desempenho obtido com o subconjunto 4A de dados – mais representativo das condições hidrológicas da bacia por conter informações de períodos chuvosos, médios e secos – é significativamente superior ao grupo 4B de dados pois esse último grupo, apesar de ter a mesma quantidade de dados do anterior, não possui informações suficientes dos eventos experienciados na bacia, a exemplo dos anos secos (figura 6.11-a).

Os modelos formulados com as calibrações em que foram utilizados o grupo 4B não representam adequadamente as condições hidrológicas dos períodos mais secos. Isso pode ser observado no período de confirmação (figura 6.11-b). O modelo obtido com a série 4B no período de confirmação tem desempenho insatisfatório ($NS < 0,25$). Na confirmação, o modelo obtido com os dados de calibração 4A, por sua vez, não atinge o mesmo desempenho obtido na calibração, em parte isso se deve ao fato de que no período de confirmação, as condições de anos hidrológicos mais secos são ainda mais pronunciadas de que na calibração.

A calibração com o grupo de dados 7A, por sua vez, leva a melhores ajustes na calibração comparativamente à calibração com o grupo de dados 7B. Conforme visto, o grupo 7A contem informações sobre condições chuvosas excepcionais que ocorrem na bacia no ano hidrológico de 82/83, possibilitando a ativação adequada dos parâmetros para a reprodução dos eventos mais chuvosos que ocorrem na bacia, contrariamente ao subconjunto 7B (6.11-c).

No período de confirmação o modelo obtido da calibração com o subconjunto 7A alcança ajustes inferiores aos obtidos no período de calibração, mas com valores superiores ao modelo obtido com o conjunto 7B.

As calibrações com o mesmo número de parâmetros que resultam na obtenção de graus semelhantes de ajuste, podem ter como resultante diferentes graus de incerteza, caso sejam utilizados dados diferentes. Dois exemplos podem ser dados: o primeiro foi

observado nas calibrações utilizando-se seis parâmetros, em que obteve-se uma aderência semelhante quando utilizou-se o grupo de dados de calibração 7B e 4B, contudo, a calibração com o grupo de dados 7B gerou uma incerteza menor do que a do grupo 4B; o segundo, ocorre na calibração de 10 parâmetros sensíveis utilizando 10 anos de dados e o subconjunto 7B, que também tiveram ajustes semelhantes. Nesse caso, a calibração com 10 anos gerou uma incerteza superior à obtida com o grupo 7B. Para os exemplos citados, a análise de incertezas mostra resultados diversos conforme pode ser constatado nos gráficos da figura 6.12.

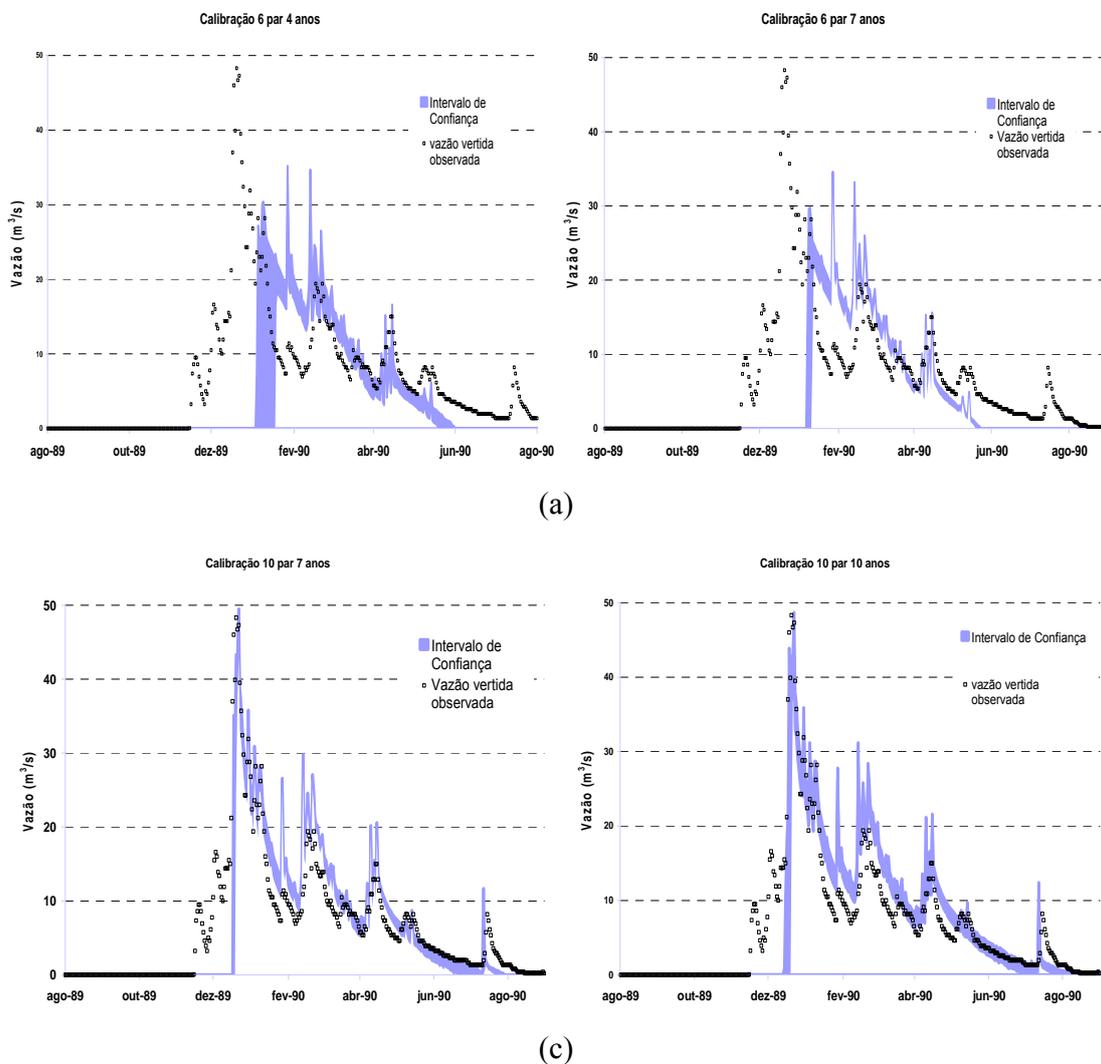


Figura 6.12: Incertezas das simulações usando 6 e 20 parâmetros para calibração e diferentes quantidades de dados: (a) 4 anos, (b) 7 anos e (d) 10 anos.

È importante destacar que essas análises de incerteza estão fortemente comprometidas com o fato de que a função objetivo utilizada, baseada no quadrado dos resíduos, não é adequada, conforme mostrado anteriormente.

Ainda no que se refere aos períodos de calibração, alguns resultados obtidos despertam atenção: um deles é a calibração de seis parâmetros com o grupo de dados 7A. Observa-se que o ajuste obtido nessa calibração ($NS \approx 0$) é bastante inferior ao ajuste obtido quando foi utilizado o grupo de dados 4A ($NS \approx 0,6$) para calibrar os mesmos parâmetros (figura 6.10-a e 6.10-c). Sob a ótica da análise do conteúdo informativo dos dados usados na calibração, o resultado esperado seria que a calibração com o subconjunto de dados 7A fosse superior ou igual à calibração com o subconjunto 4A, uma vez que esse último grupo de dados está contido no primeiro e contém, por conseguinte, o mesmo conteúdo de informações. Do mesmo modo, não é esperado que a calibração de 10 parâmetros com o grupo de 10 anos de dados seja inferior ($N \approx 0,5$) às calibrações obtidas com os grupos 4A e 7A ($N \approx 0,6$), uma vez que os dois últimos subconjuntos estão contidos no primeiro.

Esses fatos ocorrem por outros motivos que vão além da exigência de representatividade dos dados na modelagem. Eventuais erros de medição, problemas relacionados à calibração (por exemplo, a utilização de uma função objetivo inadequada) e problemas na estrutura do algoritmo de simulação para representar o fenômeno em estudo podem gerar essas inconsistências.

Alguns problemas encontrados na calibração podem ser visualizados nas superfícies de resposta geradas pela função objetivo. Isso porque a insuficiência de conteúdo informativo nos dados de calibração dificulta a ativação dos parâmetros, o que leva a formação de superfícies de resposta com pouca convergência e/ou com alta correlação entre os parâmetros. Um conjunto de dados de boa qualidade na calibração gera superfícies de resposta mais próximas do formato elíptico, tornando mais simples para o método de otimização encontrar os valores ótimos dos parâmetros (Sorooshian e Gupta, 1983).

Nas figuras 6.13, 6.14 e 6.15 são apresentadas as superfícies de respostas obtidas para as diversas condições de quantidade de parâmetros e de dados nas calibrações efetuadas. Foram escolhidos os parâmetros com mais incerteza nas calibrações para a plotagem das superfícies de resposta resultantes da calibração com a função objetivo SSQ. Nessas

plotagens o ponto para o qual o algoritmo de otimização convergiu foi marcado em vermelho e as áreas de valores mínimos para a função objetivo foi colorida em azul.

Conforme visto, diferentes grupos de dados foram experimentados nas calibrações. O grupo 4A e 7A, por conterem dados de melhor qualidade resultaram em ajustes melhores se comparado com os grupos de dados 4B e 7B. Além disso, houve calibrações em que foram usados toda a série temporal disponível de 10 anos.

As calibrações em que foram ajustados exclusivamente os seis parâmetros mais sensíveis obtiveram superfícies de respostas que demonstram correlação entre os parâmetros CN2 e Gwqmn (figura 6.13). Isso é fortemente observado na calibração com o grupo de dados 4B (figura 6.13-d), onde observa-se ainda que a função objetivo é pouco sensível ao parâmetro CN2 comparativamente ao parâmetro Gwqmn. A superfície de resposta obtida com o grupo 4A de dados tem um comportamento relativamente mais regular para o processo de otimização uma vez que há maior convergência, embora ocorram vários mínimos (figura 6.13-a).

Avaliando especificamente a superfície de resposta obtida na calibração dos parâmetros mais sensíveis com o grupo de dados 7A (figura 6.13-b), que resultou num ajuste precário ($N \approx 0$), observa-se correlação entre os parâmetros Gwqmn e CN2. Se essa superfície for comparada com aquela resultante da calibração com o grupo 4A (figura 6.13-a) pode-se observar que nessa última há maior convergência, o que pode explicar, em parte, seu superior desempenho no ajuste.

No que se refere ao ajuste precário obtido com a calibração de 10 parâmetros sensíveis utilizando a série temporal de 10 anos, também é importante observar a superfície de resposta obtida para essa calibração (figura 6.14-c). Ela marcadamente apresenta correlação entre os parâmetros Ch_k2 e Esco. Se comparada com as superfícies obtidas nas calibrações dos mesmos parâmetros usando os grupos de dados 4A e 7A (figura 6.14-a e figura 6.14-b, respectivamente), é possível verificar a relativa superioridade dessas últimas superfícies de resposta pois apresentam menor correlação entre os parâmetros e mais convergência.

As superfícies de resposta obtidas para os parâmetros Slope e S_{subsn} na calibração de 15 parâmetros sensíveis apresentam comportamentos similares para os diferentes grupos de dados de 4, 7 e 10 anos (figura 6.15). Os parâmetros não apresentam correlação e as superfícies são fortemente convergentes, embora possam ser identificados vários pontos de mínimo.

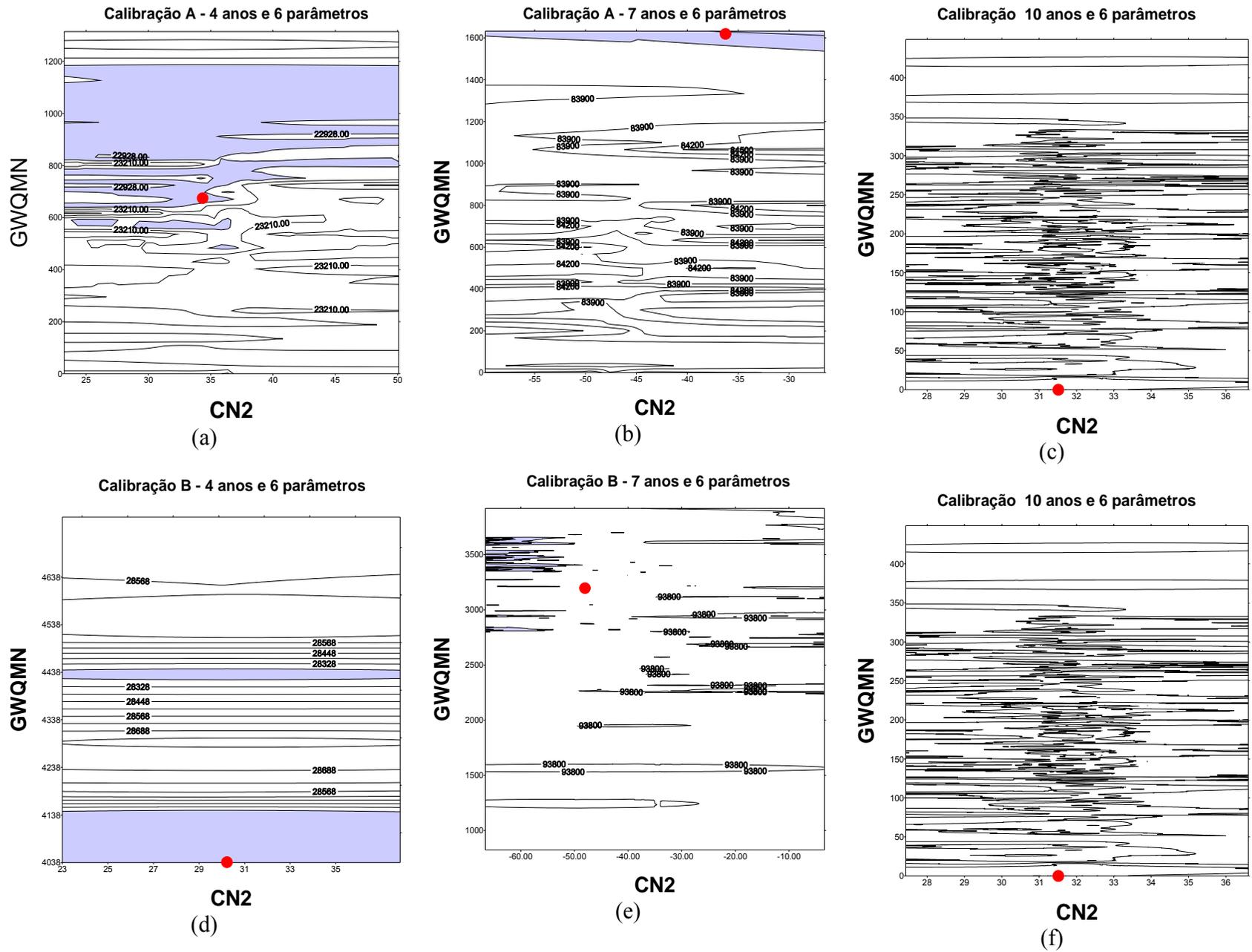


Figura 6.13: Superfícies de resposta para os parâmetros Gwqmn e CN2 nas calibrações dos seis parâmetros mais sensíveis

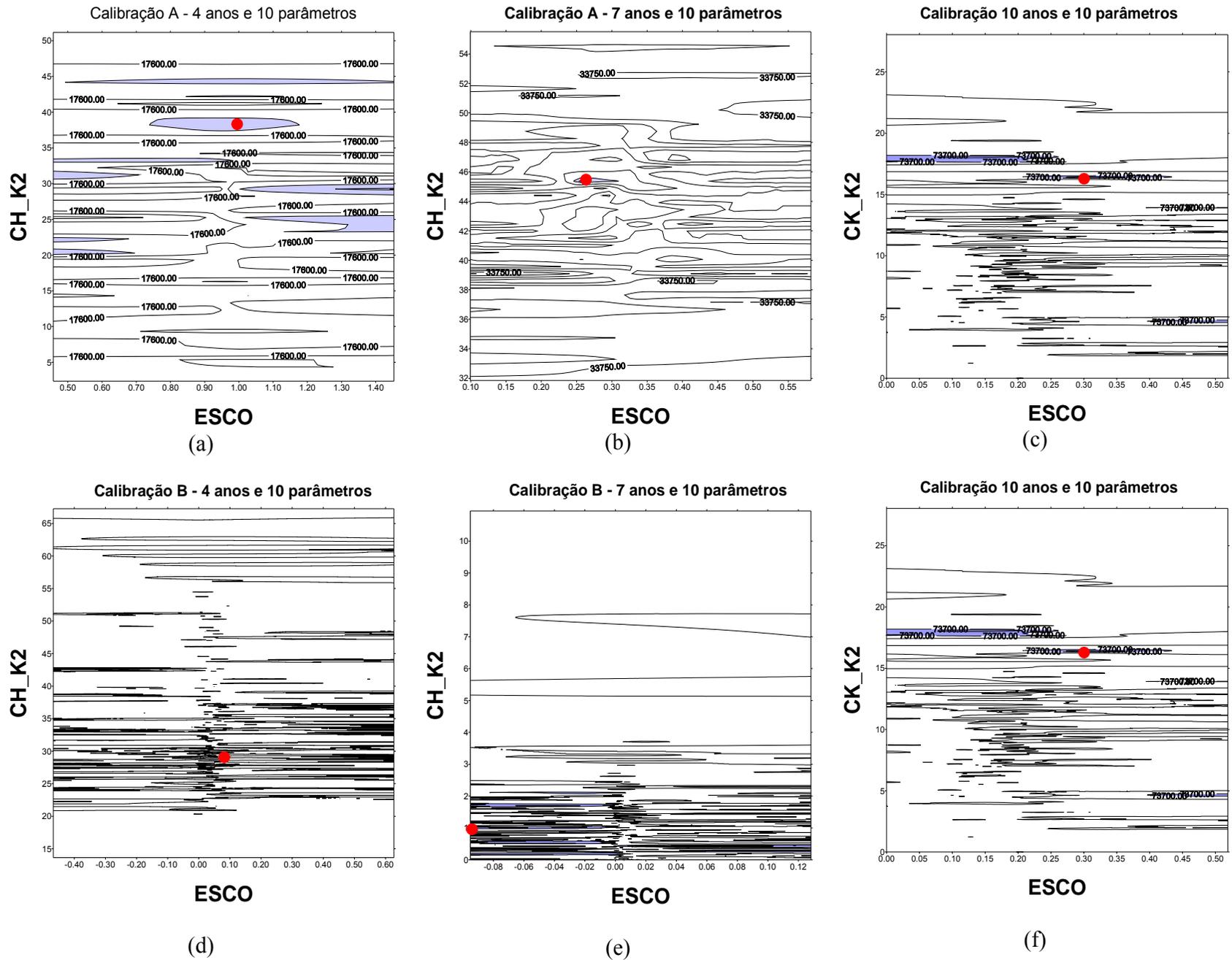


Figura 6.14: Superfícies de resposta para os parâmetros Chk-2 e Esc0 nas calibrações dos dez parâmetros mais sensíveis

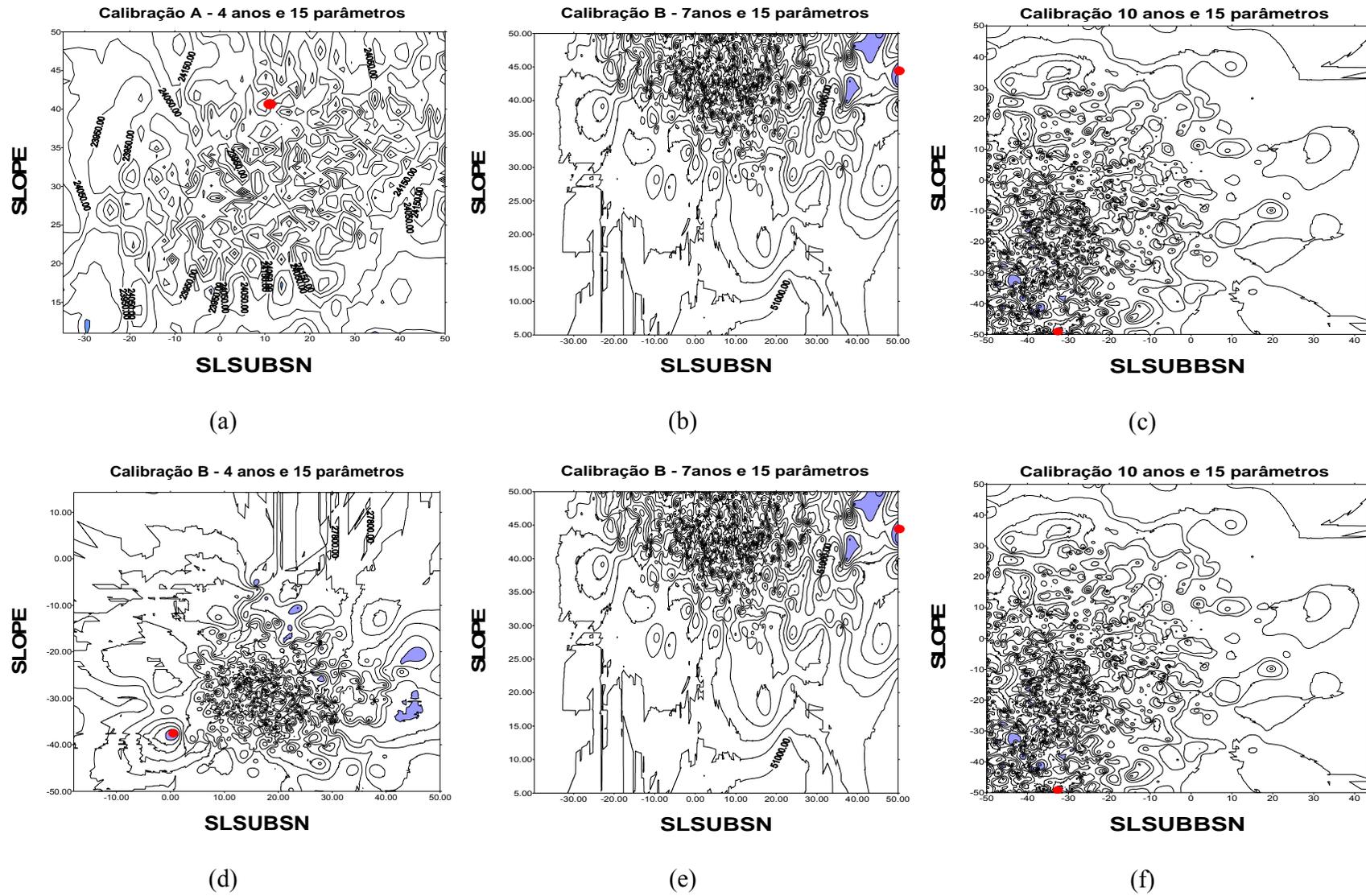


Figura 6.15: Superfícies de resposta para os parâmetros Slope e Ssubbsn nas calibrações dos 15 parâmetros mais sensíveis

6.2.2.2 A influência dos dados na incerteza do modelo

Com base na adoção de um nível de confiança e no valor ótimo da função objetivo previamente determinado pelo método de otimização SCE-UA, o algoritmo de análise de incertezas PARASOL (van Griensven, 2002) seleciona as simulações realizadas no processo de calibração que resultaram em valores de funções objetivo próximos do valor ótimo. Essas simulações são escolhidas entre aquelas cujos correspondentes valores da função objetivo estão situados entre o valor ótimo e uma constante c , que é função do valor do χ^2 referente ao número de parâmetros ajustados para o nível de confiança admitido (ver seção 5.2.2). Esses resultados, identificados como simulações boas, definem a faixa de incerteza que caracteriza os possíveis modelos para o fenômeno em estudo.

Considerando essa metodologia para a análise de incertezas, foram selecionadas as simulações cujos valores de funções objetivo se situaram entre percentuais de 1,0% e 3,5% acima do valor mínimo encontrado pelo algoritmo SCE-UA nas calibrações efetuadas. O percentual aplicado nas análises de incerteza para as diversas efetuadas são mostrados na figura 6.16.

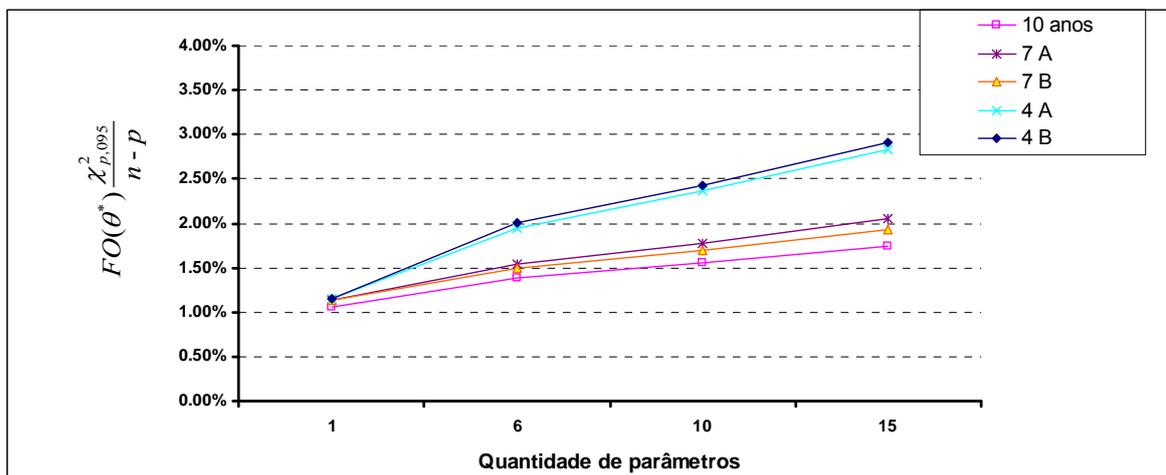


Figura 6.16: Percentual dos valores ótimos das funções objetivo para a composição das faixas de incerteza

De acordo com o método utilizado para análise de incertezas, nas calibrações em que foram ajustados um maior número de parâmetros um intervalo maior de valores admissíveis de função objetivo foi considerado no intervalo de confiança. Por outro lado, ocorreu o inverso quando a série temporal usada na calibração foi aumentada em quantidade de dados. Isso evidencia o fato de que o intervalo de valores das funções objetivo que satisfaz o nível de confiança assumido é diretamente proporcional à quantidade de parâmetros e inversamente proporcional à quantidade de dados usados na calibração (figura 6.16).

Desse modo, percentuais maiores para a faixa de valores de funções objetivo que define o intervalo de incerteza têm como decorrência uma probabilidade mais elevada de se obter uma maior quantidade de simulações que representem igualmente o fenômeno em estudo.

Obviamente, cada simulação que atende aos critérios requeridos para compor a faixa de incerteza dos modelos obtidos há, correspondentemente, um conjunto de valores de parâmetros que a define. Portanto, quanto maior o número de simulações selecionadas, maior é o número de conjunto de valores de parâmetros correspondentes.

De fato, para as simulações realizadas, um maior número de parâmetros calibrados resultou num maior número de conjuntos de parâmetros que resultam em boas simulações para o fenômeno observado (tabela 6.7). Isto indica que o problema da equifinalidade (Beven e Binley, 1992) também está associado ao número de parâmetros sensíveis que são ajustados, isto é, a calibração de um maior número de parâmetros leva ao aumento no número de conjuntos de valores de parâmetros que representam igualmente o fenômeno modelado.

Esses resultados cotejados com aqueles que mostram o efeito da calibração no desempenho do modelo (figura 6.10) confirmam o entendimento de que o ajuste de um maior número de parâmetros sensíveis, não obstante melhorar gradativamente a aderência da simulação, pode levar ao aumento da incerteza na modelagem (Shrestha, 2009).

Por outro lado, o incremento na quantidade de dados observados usados na calibração nem sempre resulta no decréscimo do número de conjuntos de parâmetros que determinam boas simulações para o modelo ou na redução da incerteza da modelagem, pelo fato de que a

redução da incerteza está relacionada, nesse caso, a utilização de dados representativos (tabela 6.6). Uma possível explicação para isso é que na prática os dados estão sujeitos a erros de medição, a serem heterogêneos e inconsistentes, a manipulação e transcrição errôneas e a não serem representativos. Essas incertezas se propagam para os resultados da simulação, interferindo no ajuste obtido.

Tabela 6.7 : Relação entre o número de parâmetros calibrados, a quantidade de dados usados e número de boas simulações

Quantidade de parâmetros	Quantidade de simulações boas (97,5% de confiança)	
	Subconjunto 4A	Subconjunto 4B
6	286	823
10	762	1068
15	2342	1115
	Subconjunto 7A	Subconjunto 7B
6	397	616
10	1012	686
15	1734	1393
	Série temporal de 10 anos de dados observados	
6	604	
10	880	
15	1758	

Na tabela 6.6 constata-se que, para quaisquer dos casos analisados, é expressiva a quantidade de simulações e, em consequência, de conjuntos de valores de parâmetros relacionados que resultam em modelos com níveis similares de representação do fenômeno em estudo, quando se considera um nível de confiança de 97,5%.

Nos gráficos da figura 6.17, são mostrados, a título de exemplo, os níveis de ajuste dados pelo índice de eficiência de Nash- Sutcliffe para a simulações boas obtidas a partir das calibrações feitas com a série de 10 anos de dados e diferentes quantidades de parâmetros.

A inclinação acentuada das distribuições de frequência acumulada (fda) dos valores de Nash-Sutcliffe relativos aos ajustes entre as simulações boas e os valores observados, para cada uma das diferentes condições de calibração, mostra a fragilidade do conceito de conjunto ótimo de valores de parâmetros.

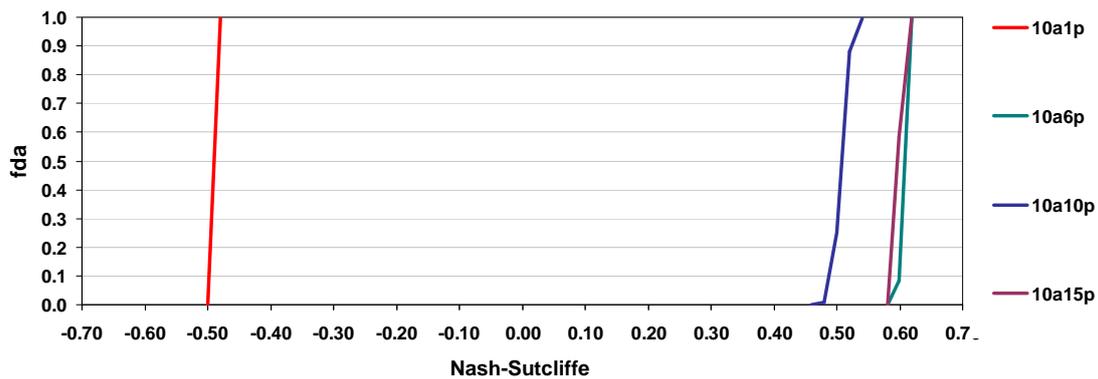


Figura 6.17 : Distribuição de frequência dos valores de Nash-Sutcliffe entre as simulações boas e os dados observados para as diferentes condições de calibração

Isso ilustra o problema da equifinalidade e leva ao questionamento acerca do melhor conjunto de valores de parâmetros, dentre os obtidos, que pode constituir o modelo mais adequado para representar o caso em estudo (Beven, 1998). Essa indagação faz sentido dentro do contexto de compreensão de que o valor ótimo da função objetivo encontrado pelo algoritmo de otimização não indica, necessariamente, o único conjunto de valores de parâmetros que pode conduzir ao melhor modelo para a representação do fenômeno (Xiong e O'Connor, 2000).

Esses resultados sinalizam a dificuldade de identificar um único conjunto de parâmetros, e em consequência, uma única simulação representativa do fenômeno modelado, uma vez que muitos conjuntos de valores de parâmetros que representam de forma similar o fenômeno modelado podem ser determinados.

Diante disso, investigar quais dos parâmetros contribuem mais fortemente para as incertezas computadas na modelagem é um dos caminhos apontados por Saltelli *et al.* (2001) para a consecução de um modelo mais robusto. Assim, uma análise dos valores dos parâmetros relacionados a essas simulações pode resultar em maiores esclarecimentos quanto à origem das incertezas.

Conforme visto, as calibrações dos seis parâmetros e dos dez parâmetros mais sensíveis mostram grande sensibilidade aos dados usados e as calibrações com 15 parâmetros resultam, em geral, nos melhores ajustes (figura 6.11). Nas calibrações com o subgrupos de

dados 4A e 7A obteve-se mais aderência do que quando utilizou-se os grupos 4B e 7B, possivelmente pelo fato de que os primeiros dados são mais representativos das vazões que ocorrem na bacia.

Na figura 6.16 são apresentadas as incertezas paramétricas quando foram calibrados os seis parâmetros mais sensíveis. Os gráficos mostram a amplitude de variação nos valores dos parâmetros que geraram simulações boas. Na figuras 6.16-a e na figura 6.16-b observam-se, respectivamente, as incertezas nos seis parâmetros mais importantes nas calibrações realizadas com o grupo de dados 4A e com o grupo 4B.

Analisando esses gráficos, verifica-se que houve uma maior ativação dos parâmetros envolvidos na calibração quando se usou o grupo 4A, enquanto que no ajuste com o grupo 4B poucos parâmetros foram ativados.

Com a calibração 4A ampliou-se a busca no intervalo de valores dos parâmetros $R_{chrg-dp}$, que regula a fração de água subterrânea que vai para o aquífero profundo; do parâmetro $sol-Z$, que é importante na definição do movimento da água no solo e do parâmetro GW_Revap , que controla a quantidade de água que se move do aquífero raso para a zona de raízes. A ativação desses parâmetros que governam o fluxo subterrâneo permitem, relativamente a calibração com o grupo de dados B, a definição de um modelo mais apropriado para a simulação da bacia.

Em ambos os casos, na calibração com os subgrupos 4A e 4B, observamos que os valores do parâmetro $CN2$ que governa o fluxo superficial são similares, no entanto, o grupo 4A que contém, dentre outras, informações de condições hidrológicas mais secas, força a identificação mais apropriada de valores de parâmetros relacionados ao movimento da água no solo que, num período seco, são bastante influentes, a exemplo dos parâmetros GW_revap e do $Recharg_dp$, contrariamente ao que acontece com os resultados obtidos da calibração o subgrupo 4B.

O grupo de dados 7A na calibração dos seis parâmetros resultou em melhor aderência, comparado com a calibração em que foi usado o grupo 7B. Infere-se que isso ocorre, em parte, pelo fato de que o grupo 7A contém melhores informações sobre os eventos chuvosos.

Conforme se verifica nas figuras 6.17-a e 6.17-b, nas calibrações com os grupos de 7anos os valores do parâmetro CN2, que regula o fluxo superficial, foram reduzidos em relação à calibração com 4 anos que propiciou menos deflúvio. O diferencial entre as calibrações realizadas com os grupos de dados 7A e 7B reside na definição dos valores dos parâmetros que regulam a água no solo. Os valores do parâmetro GWQMN, por exemplo, foram reduzidos permitindo com isso maior contribuição de água subterrânea no balanço hídrico da bacia.

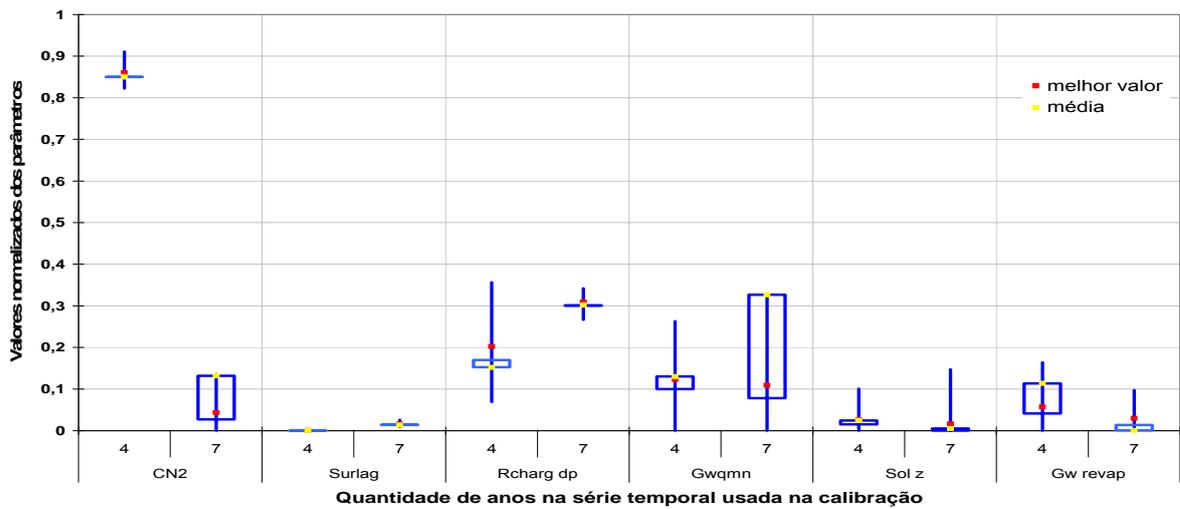


Figura 6.17-a: Incertezas paramétricas na calibração com 6 parâmetros e com o subgrupo A de dados

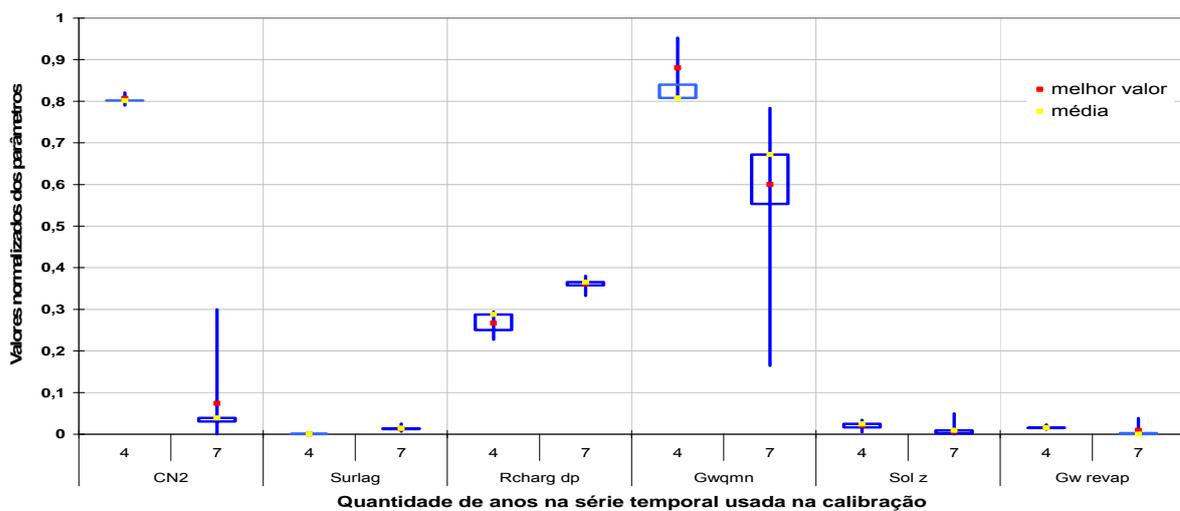


Figura 6.17-b: Incertezas paramétricas na calibração com 6 parâmetros e com o subgrupo B de dados

Na calibração dos 10 parâmetros mais sensíveis foram incluídos os parâmetros *Esco* e *Sol_awc* que, conjuntamente com o parâmetro *CN2*, controlam o deflúvio (figura 6.18). Com isso, essas calibrações permitem melhorar substancialmente o ajuste dos picos do hidrograma relativamente a calibração dos seis parâmetros mais importantes. Além disso, a inclusão de outros parâmetros na calibração, tais como, o parâmetro *Ch_k2*, que controla a condutividade hidráulica nos canais, e no que concerne a água subterrânea, o *Gw-delay*, que é o tempo requerido para a água deixar a zona de raízes alcançando o aquífero raso, permitem uma melhora substancial na obtenção do modelo e, por conseguinte, uma melhor aderência.

As calibrações com os grupos 4A e 7A tiveram melhores aderências do que os grupos 4B e 7B na calibração dos 10 parâmetros mais sensíveis, conforme visto anteriormente (figura 6.11). Isto porque o subgrupo 4A e o subgrupo 7A são melhores, respectivamente, do que o 4B e 7B, por serem mais representativos dos eventos ocorridos na bacia. O 4B é um grupo com dificuldade de representação de anos secos e o 7B na representação de eventos chuvosos máximos.

A calibração dos dez parâmetros mais sensíveis com o grupo 4A ativou os parâmetros *Esco* e *Sol-awc*. Os valores altos de *Esco* aumentam a evaporação na camada superior de solo e valores reduzidos de *Sol-awc* geram mais fluxo de base. Com isso, possibilitou o maior controle do deflúvio na bacia, uma vez que os valores de *CN2* foram majorados. Os parâmetros *Gw_delay* e *Gwqmn*, por sua vez, foram reduzidos permitindo uma maior influência contribuição de água subterrânea (figura 6.18-a).

Nessa calibração observa-se que o grupo 4B teve dificuldade na ativação adequada dos parâmetros que controlam a água subterrânea, como por exemplo, o parâmetro *Gwqmn*, que por ser ajustado em torno de valores altos confere uma contribuição menor de água subterrânea na bacia. Por outro lado, os valores do parâmetro *Esco* baixos reduzem a evaporação da água das camadas superiores de solo, e o *Gw-delay* muito alto, significa demora na liberação do fluxo subterrâneo (figura 6.18-b). Esses são fatos que contribuíram para que o resultado da simulação subestimasse as observações dificultando a obtenção de um bom ajuste na calibração, além disso, são reflexos do pouco conteúdo informativo dos eventos secos na bacia observados nos dados de calibração.

O grupo de dados 7A na calibração dos 10 parâmetros mais sensíveis foi mais eficiente na ativação dos parâmetros comparativamente ao grupo 7B. O gráfico da figura 6.18-a , mostra que os principais parâmetros responsáveis pelo deflúvio (CN2, Esco e Sol_awc) e os parâmetros responsáveis pelo fluxo de base (Gwqmn, Rcharg_dp, Gw_revap) foram mais convenientemente ativados. Enquanto que na calibração com o grupo 7B, parâmetros importantes como o Gwqmn, Esco e Gw_revap, por exemplo, foram insuficientemente identificados.

Como o grupo 7A contém informações mais representativas dos eventos chuvosos quando comparado com o grupo 7B, verificamos que os parâmetros que governam o deflúvio, CN2 , Esco e Sol-awc foram ajustados de modo a melhorar a representação do escoamento superficial.

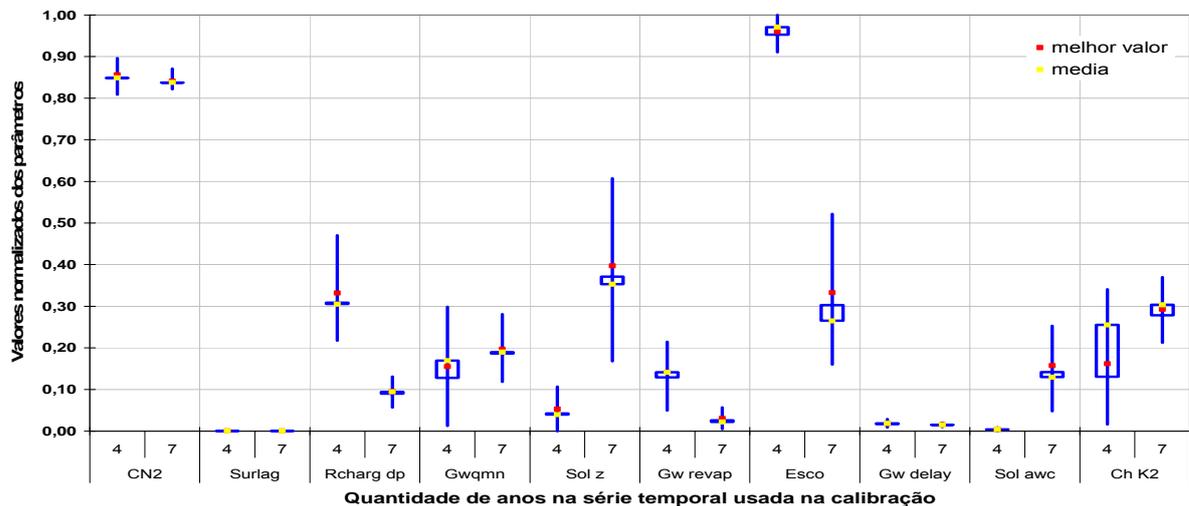


Figura 6.18-a: Incertezas paramétricas na calibração com 10 parâmetros e com o subgrupo A de dados

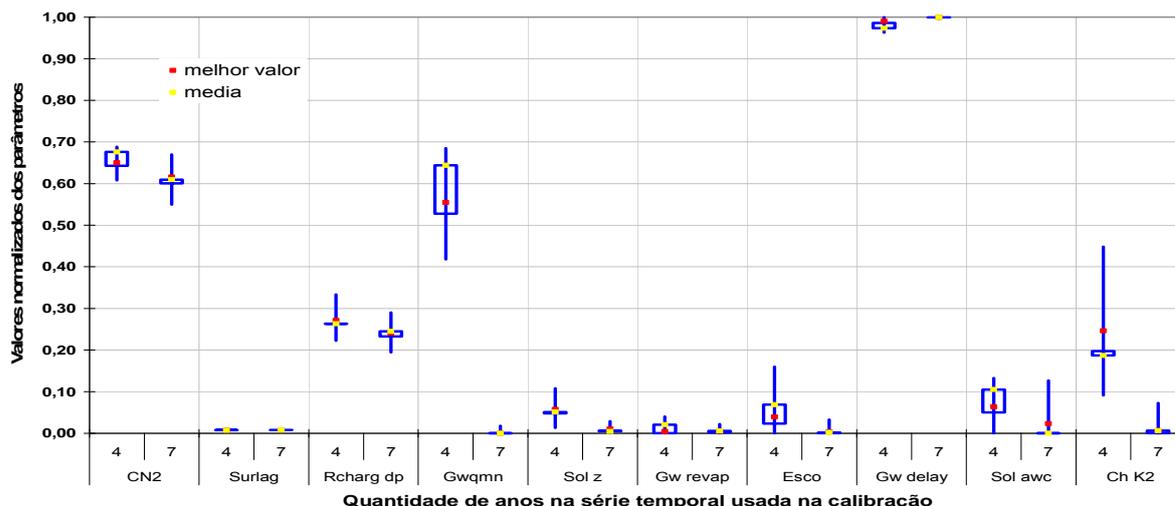


Figura 6.18-b: Incertezas paramétricas na calibração com 10 parâmetros e com o subgrupo **B** de dados

No ajuste dos 15 parâmetros mais sensíveis, a sensibilidade da calibração aos diferentes grupos de dados é similar haja vista os valores de aderência obtidos que são próximos. Conforme pode ser verificado nos gráficos 6.19-a e 6.19-b, no geral, as faixas de variação para os valores dos parâmetros são semelhantes. Nas calibrações com os grupos 4A e 7A, por causa de suas características particulares, houve uma maior ativação dos parâmetros Gwqmn, Gw_revap e Esco (figura 6.19-a) comparado com o obtido na calibração com o grupo 4B e 7B (figura 6.19-b).

O mais importante, entretanto, é o que acontece com alguns parâmetros, a exemplo do Ssubbsn, Slope e Biomix. A faixa de variação desses parâmetros é ampla ocorrendo em quase todo o intervalo admissível o que é indício da fraca sensibilidade do modelo a esses parâmetros, uma vez que, praticamente quaisquer valores podem ser adotados.

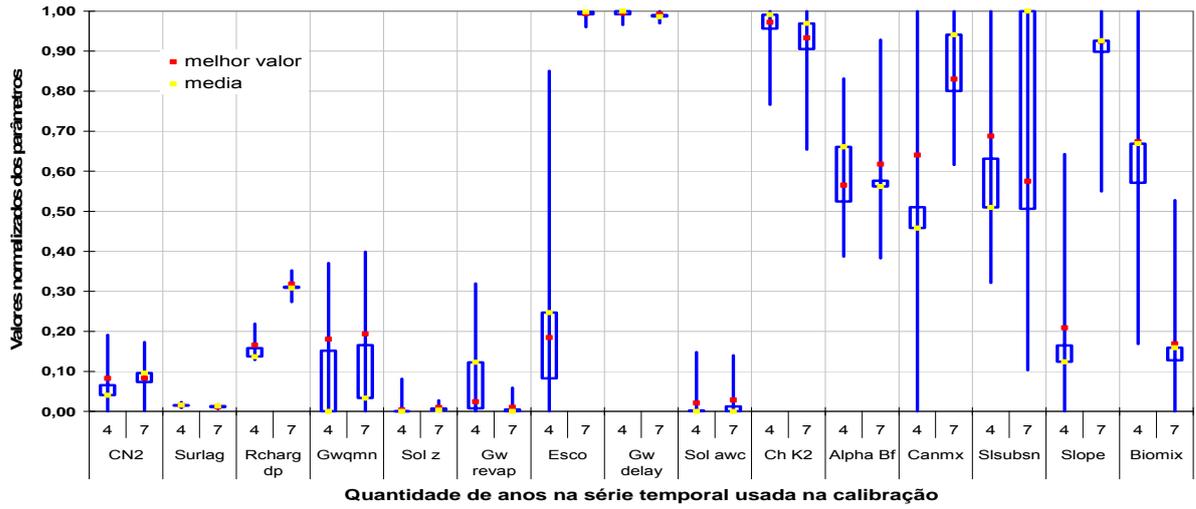


Figura 6.19-a: Incertezas paramétricas na calibração com 15 parâmetros e com o subgrupo **A** de dados

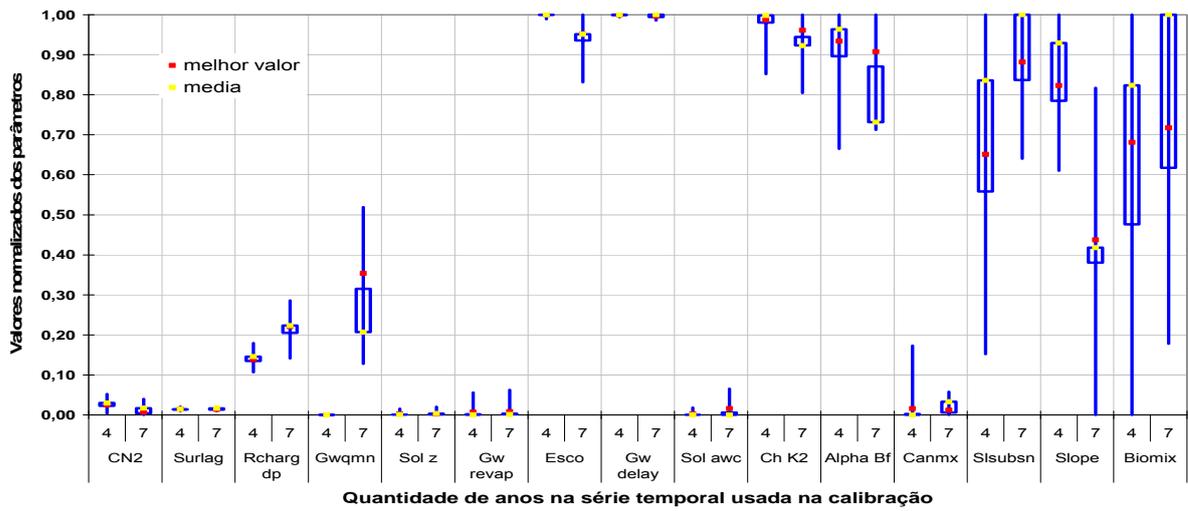


Figura 6.19-b: Incertezas paramétricas na calibração com 15 parâmetros e com o subgrupo **B** de dados

CAPÍTULO 7: CONCLUSÕES

As incertezas num modelo chuva-vazão são decorrentes, principalmente, da insuficiência de conhecimento científico para representar adequadamente os processos hidrológicos na modelagem e das incertezas características dos elementos necessários à simulação, tais como os valores dos parâmetros e os dados de entrada. Considerando essas limitações, a utilização de modelos requer uma postura mais transparente e uma investigação mais ampla acerca das incertezas que se propagam para os resultados, especialmente quando se pretende utilizá-los para a previsão de diferentes cenários no subsídio à tomada de decisão.

Nesse sentido, é recomendável identificar os conjuntos plausíveis de valores de parâmetros na calibração e não apenas um único conjunto possível, envidar esforços na identificação e estimativa das várias fontes de incertezas na modelagem e avaliar múltiplas medidas de desempenho do modelo.

No processo de calibração é importante ter atenção quanto a dois fatores diretamente intervenientes no seu aprimoramento, quais sejam, os dados usados na calibração e a função objetivo.

O desempenho da calibração está diretamente relacionado aos dados relacionados ao comportamento da bacia usados no ajuste dos parâmetros. Os resultados obtidos na pesquisa mostram que quando os dados usados na calibração são representativos das diversas condições hidrológicas que ocorrem na bacia obtem-se um melhor ajuste.

Desse modo, os dados de calibração devem conter maior conteúdo informativo sobre os fenômenos hidrológicos que ocorrem na bacia para que se obtenha um bom ajuste e, principalmente, para que o modelo decorrente dessa simulação possa ser capaz de prever o comportamento da bacia em outros cenários. Portanto, os dados devem conter informações acerca dos períodos mais secos, mais chuvosos e medianos. Isso possibilita que o modelo tenha a capacidade de reproduzir, adequadamente, o período de calibração e também outros cenários.

As investigações realizadas confirmam o fato de que a representatividade dos dados é mais importante do que o tamanho da série usada para calibrar o modelo. Dados de calibração com insuficiência de informações sobre os períodos secos, chuvosos ou médios, não levam a um ajuste adequado e não proporcionam a obtenção de um modelo capaz de prever os diferentes eventos na bacia. Do mesmo modo, se na calibração os dados não contiverem informações sobre eventos extremos ocorridos é pouco provável que o modelo obtido possa prever máximos e mínimos em um cenário diferente.

Na análise de incerteza observou-se que o aumento da quantidade de parâmetros ajustados, leva ao aumento da probabilidade de se determinar boas simulações, isto é, que representam de forma similar o evento modelado. Uma maior quantidade de boas simulações, por sua vez, representa um conjunto de parâmetros que se constituem numa solução não única, isto é, em equifinalidade. Na presente pesquisa é observado que centenas de conjuntos de valores de parâmetros podem resultar em simulações com aderências semelhantes.

A escolha da função objetivo deve considerar as características dos dados usados na calibração. Dados com características heterocedásticas, de não-normalidade e dependentes do tempo exigem uma função objetivo apropriada, a exemplo da função objetivo HMLE (Yapo *et al.*, 1996, 1998).

A análise de incertezas em modelos obtidos após calibração com funções objetivo que levam a otimização do quadrado da diferença entre valores simulados e medidos requerem resíduos que satisfaçam as condições de normalidade, de homocedasticidade e de independência em relação ao tempo. Caso essas condições não sejam atendidas, a análise de incertezas está comprometida.

A utilização de dados representativos do comportamento da bacia durante a calibração não se constitui em condição suficiente para a obtenção de um bom modelo, no entanto, a análise prévia dos dados quanto ao seu conteúdo informativo, no sentido de verificar quais tipos de eventos eles abrangem, poderá informar qual a capacidade que o modelo possui para prever os eventos hidrológicos em uma bacia. Se o modelo foi calibrado com dados não representativos, por exemplo em relação às condições mais chuvosas, ele não estará preparado para prever eventos hidrológicos máximos.

Uma etapa da análise do desempenho da modelagem que não pode ser desconsiderada é a avaliação da função objetivo. Isso pode ser feito por meio da análise de resíduos, que permite verificar a adequação da função objetivo quando ela é baseada na minimização dos resíduos. Conforme verificado na presente pesquisa, se os resíduos não atendem aos requisitos exigidos para a aplicação desse tipo de função objetivo, isto é, homocedasticidade, distribuição normal e ausência de auto-correlação, a sua eficácia para a obtenção do modelo poderá estar comprometida e a análise de incertezas será prejudicada. Nesse caso, é necessário utilizar funções objetivo baseadas na máxima verossimilhança.

A avaliação das incertezas nos parâmetros permite que se identifiquem as falhas no modelo obtido na simulação. A obtenção de muita incerteza no valor de alguns parâmetros em detrimento de outros pode indicar inconsistência no modelo ocasionada por dados inadequados na calibração, bem como, pode indicar pouca sensibilidade do modelo ao parâmetro.

A comunicação dos resultados da modelagem deve, preferencialmente, ser feita por meio de um intervalo de confiança. Esse intervalo tem como significado que o modelo obtido possui incertezas que tornam impeditiva a identificação de uma única solução representativa do fenômeno modelado e, correspondentemente, de um único conjunto de valores de parâmetros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almeida, R. e Koide, S. 1993. Calibração de parâmetros de aquífero freático em Brasília DF. In: *X Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Gramado - RS, 1993.* v. 4. p. 564-570.
- Ang, A.H.S. e Tang, W.H. 1975. *Probability Concepts in Engineering Planning and Design.* Volume I: Basic Principles. John Willey & Sons. Inc. EUA
- 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.
- Aronica, G. H. B. e Beven. K. 1998. Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data. *Advances In Water Resources.* Vol. 22. No. 4. p. 349-365.
- Barreto, T.V. 2006. Positivismo. Positivismos. Da tradição francesa ao Positivismo Instrumental. Disponível em <Http://www.dca.fee.unicamp.br>.
- Beck, M.B. 1987. Water Quality modeling: a review of the analysis of uncertainty. *Water Resources Research.* 23 (8). 1393-1442.
- Beven, K. 1993. Prophecy. reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Advances in Water Resources.* Vol. 16. p.41-51.
- Beven, K. 1996. The limits of splitting: Hydrology. *The Science of the Total Environment.* Vol. 183. p.89-97.
- Beven, K. 1998. Generalised Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) - Help file. Disponível em http://www.es.lancs.ac.uk/hfdg/hfdg_freeware.htm
- Beven, K. 2001. *Rainfall – runoff modelling: The Primer.* John Wiley & Sons Ltda. England.
- Beven, K. 2005. A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology.* Vol. 20. p. 1-19.
- Beven, K. e Binley. A. 1992. The Future of Distributed Models: Model Calibration and Uncertainty Prediction. *Hidrological Processes.* Vol. 6. p.279-298.
- Beven, K. e Freer, J. 2001. Equifinality. data assimilation. and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology. *Journal of Hydrology.* Vol. 294. p. 11-29.
- Bicalho, C. C. 2006. Estudo do transporte de sedimentos em suspensão na bacia do rio Descoberto. *Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos. Publicação PTARH- DM 95/2006.* Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Universidade de Brasília, Brasília, DF, 123 p.

- Bourouai, F., Benabdallah. S., Jrad. A., Bidoglio. G. 2005. Application of the SWAT model on the Medjerda river basin (Tunisia). *Physics and Chemistry of the Earth*. Vol. 30. pp. 497-507.
- Bowen. J. D. 1997. Evaluating the uncertainty in water quality prediction – a case study. *Proceedings of the 5th International Conference*. October 22-24. Virginia. Disponível em www.coe.uncc.edu/~jdbowen/jdb.096.pdf.
- Box, G. E. P. e Cox, D. R. 1982. An analysis of transformations revisited, rebutted. *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 77, No 377, pp 209-210.
- Box, George E. P.; Norman R. Draper (1987). *Empirical Model-Building and Response Surfaces*, p. 424, Wiley.
- Carmo, M. S. 2001. Geoquímica de águas e Sedimentos de Corrente da Bacia do rio Descoberto. *Dissertação de Mestrado n^o 161*. Instituto de Geociências. Universidade de Brasília. DF. 100p.
- CGER - Commission on Geosciences. Environment. and Resources 2000. Risk Analysis and Uncertainty in Flood Damage Reduction Studies. *Committee on Risk-Based Analysis for Flood Damage Reduction*. Water Science and Technology Board. American National Research Council. National Academy Press. Washington. D.C. Disponível em <http://www.nap.edu>.
- Chapra, S. C. 1997. *Surface water quality modeling*. Mcgraw-Hill. New York.
- Clarke, R. T. 1973. A review of some mathematical models used in hydrology with observations on their calibration and use. *Journal of Hydrology* 19 pp. 01-20.
- Cole, T. e Wells, S.A. 2003 “CE-QUAL-W2: a two –dimensional. laterally averaged. hydrodynamic and water quality model. Version 3.2” *User manual draft*.
- Coleman, H. W. 1998. *Experimentation and uncertainty analysis for engineers*. W. Glenn Steele Jr. 2nd edição.
- Diniz, L. S. 1999. Calibragem de modelos hidrológicos. *Sistemas inteligentes: aplicações a recursos hídricos e sistemas ambientais*. Organizado por Carlos de Oliveira Galvão e Meuser Jorge Sila Valença. Porto Alegre: Ed. Universidade. UFRGS. ABRH. Coleção ABRH de Recursos Hídricos -7.
- Doherty, J. 1994. *PEST - Model-Independent Parameter Estimation User Manual: 5th Edition*. Watermark Numerical Computing.
- Dooge, J.C.I. 1997. Scale problems in hydrology. *Reflexions on Hydrology*. Nathan Buras (org.). American Geophysical Union. Washington DC.
- 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.

- Eckhardt, K. Arnold. J.G. 2001. Automatic calibration of a distributed catchment model. *Journal of Hydrology*. Vol. 251. pp 103-109.
- EMBRAPA. 2009. Consultado em 20/08/2007 no sítio http://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Agencia16/AG01/arvore/AG01_41_911200585233.html
- Ferreira, P. A. 2005. Quantificação e análise do uso da água em práticas de agricultura irrigada na bacia do rio Descoberto - DF. *Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos*. Publicação PTARH- DM 82A/2005. Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Universidade de Brasília, Brasília, DF, 152 p.
- Flay, R.B. 2001. Modeling nitrates and phosphates in agricultural watersheds with the soil and water assessment tool. Disponível em http://www.waterscape.org/pubs/tech_swat/SWAT_Review.doc (verificado em 22 Dec. 2006).
- Francos, A. Elorza. F. J. Bouraoui. F., Bidoglio. G., Galbiati. L. 2003. Sensitivity analysis of distributed environmental simulation models: understanding the model behaviour in hydrological studies at the catchment scale. *Reliability Engineering and System Safety*. 79 pp. 205-218.
- 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.
- Geza, M. McCray, J. E. 2008. Effects of soil data resolution on SWAT model stream flow , and water quality predictions. *Journal of Environmental Management*. Vol 88(3) pp 393-406.
- Gupta, H. V. Sorooshian, S. Yapo, P.O. 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Research*. Vol. 14. No 4. pp 751-763.
- Gupta, I. Q. J. 1997. Using Genetic algorithms to optimise model parametres. *Environmental Modelling & Software*. Vol. 12. No 1. pp 27-34.
- Haag, D. e Kaupenjohann. M. 2001. Parameters, prediction, pos-normal science and the precautionary principle – a roadmap for modelling for decision-making”. *Ecological Modelling*. Vol. 144. p. 45-60.
- Hall, M. J. 2001. How well does your model fit the data . *Journal of Hydroinformatics*. Vol. 03.1. pp. 49 a 55.
- Harremoes, P. 2003. Ethical aspects of scientific incertitude in environmental analysis and decision making. *Journal of Cleaner Production*. Vol. 11. pp 705-712.
- Helton, J.C., Johnson. J.D., Sallaberry. C.J. e Storlie. C.B. 2006. Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis.

- Hofer, E. 1999. Sensitivity analysis in the context of uncertainty analysis for computationally intensive models. *Computer Physics Communications*. Vol. 117. pp 21-34.
- Holvoet, K., van Griensven, A., Seutjens, P., Vanrolleghem, P. A. 2005. Sensitivity analysis for hidrology and pesticide supply towards the river in SWAT. *Physics and Chemistry of the earth*. Vol. 30. pp 518-526.
- IAHS-PUB. 2004. International Association of Hydrologic Sciences – Predictions in Ungauged Basins. *Uncertainty Analysis in environmental modeling Workshop - Italy 6-8 Julho de 2004*. Homepage do evento disponível em http://www.es.lancs.ac.uk/hfdg/uncertainty_workshop/uncert_old_intro.htm
- 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>.
- IBAMA. 1998. APA do Descoberto: Plano de Gestão. *Documento de Informações Básicas*. Green Engenharia.
- Jacques, J., Lavergne, C., Devictor, N. 2006. Sensitivity analysis in presence of model uncertainty and correlated inputs. *Reliability Engineering & System Safety*. Vol. 91. pp. 1126-1134.
- James, W. 1997. Rules for Reliable Modelling Optimal Complexity. Reliability. Error Analysis. Parameter Optimization. Accuracy And Sensitivity Analysis For Large-Scale. Long-Term. Continuous. Deterministic Surface Water Quality Modelling. Disponível em <http://www.eos.uoguelph.ca/webfiles/wjames/homepage>.
- Kannan, N., White, S.M., Worrall, F., Whelan, M.J. 2007. Sensitivity analysis and identification of the best evapotranspiration and runoff options for hydrological modeling in SWAT-2000. *Journal of Hydrology*. Vol. 332. pp 456-466.
- Keppler, O. 1997. Multivariate aspects of model uncertainty analysis: tools for sensitivity analysis and calibration. *Ecological Modelling*. V.101 . pp 1-13.
- Kffouri, Marcos V. 2003. Recuperação da barragem do rio Descoberto. *Revista Recuperar*. Vol. de maio a junho de 2003.
- Klemes, V. 1986. “Dilettantism in Hydrology: Transition or Destiny?” *Water Resources Research*. 22:177S-188S.
- Koide, S. 1990. “Hillslope subsurface flow study by finite element method”. *Tese de Doutorado*. Imperial College of Science, Technology and Medicine, London, 306 p.
- Koide, S. 1992. Ajuste de parâmetro em teste de aquífero. *7º Congresso Brasileiro de Águas Subterrâneas*, 1992, Belo Horizonte - MG, v. 1. p. 154-157.

- Konikow, L.F. e Bredehoeft, J. D. 1992. Ground-water models cannot be validated. *Advances in Water Resources*. Vol. 15. p.75-83.
- Kuczera, G. 1983. Improved parameter inference in catchment models. Evaluating parameter uncertainty. *Water Resources Research*. 19. p. 1151-1162.
- Kuhn, T. 2003. *A estrutura das revoluções científicas*. 7.^a ed. São Paulo: Perspectiva.
- Laranja, R e Brito, Jorge. 2003. Verificação Probabilística da Segurança das Estruturas. *Revista de Engenharia da Universidade do Minho-Portugal*. Vol. 18. pp. 2063-2079. Disponível em <http://www.civil.uminho.pt/cec/revista/Num18/Pag%2063-79.pdf>
- Le Lay, M. , Galle, S. 2005. How changing rainfall regimes may affect the water balance: a modeling approach in west Africa. *Proceedings of 17 IAHS Scientific Assembly at Foz do Iguaçu, Brasil*. IAHS Publi. 296.
- Lee, D.H., Kim N.W, Chung, I.M. 2005. Comparison 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
- Legates, D.R., McCabe Jr, G.J. 1999. Evaluating the use of “Goodness-of-Fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research*, vol. 35, No. 1, pp 233-241.
- Lenhart, T. , Eckhardt. K., Fohrer N., Frede H. 2002. Comparisons of two approaches of sensitivity analysis. *Physics And Chemistry Of The Earth*. V. 27. pp 645-654.
- Lima, J.B.M 2004. Estudo de redes de monitoramento de qualidade das águas superficiais – o caso da bacia do rio Descoberto. *Dissertação de Mestrado em Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos. Publicação PTARH- DM 95/2004*. Departamento de Engenharia Civil e Ambiental. Universidade de Brasília, Brasília, DF, 123 p.
- Lindenschmidt, K. E. 2005. The effect of complexity on parameter sensitivity and model uncertainty in river water quality modelling. *Ecological modeling*. (aceito em 01 de abril de 2005).
- Mahajan, P. S. , Ingalls, R.G. 2004. Evaluation of methods used to detect warm-up period in steady state simulation. *Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference*. R.G. Ingalls, M. D. Rossetti, J. S. Smith, and B. A. Peters, eds.
- Mahamah, D. S. 1998. Simplifying assumptions in water quality modeling. *Ecological Modelling*. Vol. 109. pp 295-300.
- Mailhot, Alain e Villeneuve. Jean-Pierre. 2003. Mean-value second-order uncertainty analysis method: application to water quality modeling. *Advances In Water Resources* 26. pg. 491-499.

- Marsily, G. de, Combes, P., Goblet, P. 1992. Coments on “Ground-water models cannot be validated” by Konikow and Bredehoeft. Answer by authors. *Advances in Water Resources*, 15 , pp 367-369, resposta, 371-372.
- Martin, J. L. e McCutcheon. S. C. 1998. *Hydrodynamics and transport for water quality modeling*. Lewis Publishers. CRC Press. Florida.
- Matalas, N. 1997. Reflexions on Hidrology. In *Reflexions on Hydrology: Science and Practice*. Nathan Buras (org.). American Geophysical Union. Washington DC.
- McIntyre, N. 2004c. Analysis of uncertainty in river water quality modelling. *Tese de Doutorado*. Department of Civil and Environmental Engineering. Imperial College. University of London.
- McIntyre, N. Jackson B. Wade. A. J., Butterfield D., Wheater H. S. 2005. Sensitivity analysis of a catchment-scale nitrogen model. *Journal of Hydrology*. Vol.315. pp. 1-22.
- McIntyre, N. Wheater H. S. 2004a. Calibration of an in-river phosphorus model: prior evaluation of data needs and model uncertainty. *Journal of Hydrology*. Vol. 290 pp. 100-116.
- McIntyre, N. Wheater H. S. 2004b. A tool for risk-based management of surface water quality. *Environmental Modelling & Software*. Vol. 19 pp. 1131-1140.
- Minoti, R. T. 2006. Abordagem qualitativa e quantitativa de micro bacias hidrográficas e áreas alagáveis de um comportamento do Médio Mogi-Superior/SP. *Tese de Doutorado*. Escola de Engenharia de São Carlos- USP. 231 p.
- Moriasi, D.N. , Arnold, J.G, VanLiew, M.W., Bingner, R.L. Harmel, R. D. Veith, T.L. 2007 Model Evaluation Guidelines for Systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE –American Society of Agricultural and Biological Engineers* , Vol.50(3), pp 885-900.
- Morris, M. D. 1991. Factorial Sampling Plans for Preliminary Computacional Experiments. *Technometrics*. Vol. 33. No.2 pp. 161-174.
- 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.
- Mroczkowski, M., G. P. Raper. e G. Kuczera.1997. The quest for more powerful validation of conceptual catchment models. *Water Resources Research*. 33:2325-2335.
- Muleta, M.K. Nicklow. J.W. 2005. Sensitivity and uncertainty analysis coupled with automatic calibration for a distributed watershed model. *Journal of Hydrology*. Volume 306. pp. 127-145.
- Nascimento, L.S. Reis Jr, D.S. Martins, E. S. P. R. 2007. Avaliação do algoritmo evolucionário MOPSO na calibração multiobjetivo do modelo SMAP no Estado do Ceará. *XVII Simpoósio Brasileiro de Recursos Hídricos*. São Paulo.

- 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.
- Oreskes, N. Shrader-Frechette. K., Belitz. K. 1994. Verification. validation and confirmation of numerical models in the earth sciences. *Science*. Vol. 263. pp. 641-646.
- Panchang. V. G. e Richardson. J. E. 1993. Inverse Adjoint Estimation of Eddy Viscosity for Coastal Flow Models. *Journal of Hydraulic Engineering*. Vol. 119. No 4 . pp.506-525.
- Pastres, R. e Ciavatta. S. 2005. A comparision between the uncertainties in model parameters and in forcing function: its application to a 3D water-quality model. *Environmental Modeling & Software*. Vol. 20 pp. 981-989.
- Pelletier, G. J. . Chapra. S. C., Tao. H. 2005. Qual2Kw – A framework for modeling water quality in streams and rivers using a genetic algorithm for calibration. *Environmental modeling & Software*. Short Communication. Setembro de 2005.
- Perera, B.J.C. Ng. A.W.M. 2001. River Water Quality Modelling - Parameter Uncertainty. Sensitivity and Estimation. Water Pollution 2001. *Sixth International Conference on Modelling. Measuring and Prediction of Water Pollution*. Rhodes. Greece. 17-19 Sep 2001. pp.187-196 (Invited paper).
- Pidd, M. 1996. *Tools for Thinking: modeling in management science*. Ed. John Willey and Sons. England.
- Plano Diretor de Água e Esgotos do Distrito Federal, 2000. *Diagnóstico / Otimização do Sistema de Abastecimento de Água Existente – Texto*. Volume III V.3, T.01/03. Porto Alegre: Magna Engenharia Ltda, 2000. 84p.
- Poeter, E.P. e Hill. M.C. (1998). *Documentation of Ucode. A Computer Code for Universal Inverse Modeling*. International Ground Water Modeling Center of the Colorado School of Mines. U.S. Geological Survey. Denver. Colorado.
- Popper, K.R. (1994). *Conjecturas e Refutações*. Tradução de Sérgio Bath. Brasília: Editora Universidade de Brasília. 3ª edição.
- 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.

- Rajar, R. e Cetina. M. 1997. Hydrodynamic and water quality modelling: An experience. *Ecological Modelling*. Vol. 101. pp. 195-207.
- Ravetz, J. 2004. "The post-normal science of precaution". *Futures*. Vol. 36. p.347-357.
- 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-a). *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.
- 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-b). *Relação entre as classes de solos e as principais fitofisionomias do Alto Curso do Rio Descoberto. DF/GO. escala 1:100.000*. Boletim de pesquisa e Desenvolvimento n^o 111. EMBRAPA Cerrados. Distrito Federal. Brasil.
- Refsgaard, J. C. e Henriksen. H. J. 2004. Modelling guidelines – terminology and guiding principles. *Advances in Water Resources*. Vol. 27. pp. 71-82.
- Robinson, S. 2002. A statistical process control approach for estimating the warm-up period. *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference* E. Yücesan, C.-H. Chen, J. L. Snowdon, and J. M. Charnes, eds.
- Rode, M. Suhr, U. Wriedt, G. 2007. Multi-objective calibration of a river water quality model-information content of calibration data. *Ecological Modelling*. V.204 . pp 129-142.
- Romanowicz, A.A., Vancloster. M., Rounsevell. M., Junesse. I. La. 2005. Sensitivity of SWAT model to the soil and land use data parametrisation: a case study in the Tyle catchment. belgium. *Ecological Modelling*. V.187 . pp 27-39.
- Rosman, P. C. C. 2001. Um sistema computacional de hidrodinâmica ambiental. In: Silva. R. V. da (ed.). *Métodos Numéricos em Recursos Hídricos 5*. Rio de Janeiro. Associação Brasileira de Recursos Hídricos.
- Saloranta, T. M. 2005. Highlighting the model code selection and application process in policy-relevant water quality modeling. *Ecological Modelling*. **In Press. Corrected Proof**. Disponível online em 06 de dezembro de 2005.
- Saltelli, A., Ratto. M., Tarantola. S., Campolongo. F. 2006. Sensitivity analysis practices: strategies for model-based inference. *Reliability Engineering and System Safety*. Vol.91. pp. 1109-1125.
- Saltelli, A., Tarantola. S., Campolongo. F. 2000. Sensitivity Analysis as an ingredient of modeling. *Statistical Science*. Vol.15. No 4. pp. 377-395.
- Saltelli, Andréa. Chan. K. Scott. E. M. 2001(Editores). *Sensitivity Analysis*. John Wiley e Sons Ltda. England.

- Sarmiento, L. ; Koide, S. 2006. O uso de modelos hidrológicos no suporte a tomada de decisão na gestão de recursos hídricos: uma abordagem *Soft*. In: *Workshop sobre Gestão Estratégica de Recursos Hídricos, Brasília*. Anais do Workshop em Gestão Estratégica de Recursos Hídricos, 2006. v. 1.
- Sarmiento, L. ; Koide, S. 2007. Conceitos filosóficos sobre incertezas associadas a modelos de simulação. In: *XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, São Paulo*. Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos. Porto Alegre : ABRH, 2007. v. 1. p. 1-18.
- Schaefli, B., Gupta, H. V. 2007. Do Nash values have value? *Hydrological Processes*, Vol. 21, pp. 2075-2080.
- Shen, J. e Kuo. Y. 1996. Inverse Estimation of parameters for estuarine eutrophication model. *Journal of Environmental Engineering*. Vol. 122 No 11 . pp 1031-1041.
- Shrestha, D. L. 2009. Uncertainty analysis in rainfall-runoff modelling: application of machine learning techniques. *Tese de Doutorado*. Unesco-Institute for Water Education - IHE. Holanda.
- Silberstein, R. P. 2006. Models are so good. Do we still need data? *Environmental Modelling & Software*. Vol. 21 pp. 1340-1352.
- Singh, V. P. e Frevert, D. K. 2006. *Watershed models*. CRC Press, Boca Raton, Fl. 653 p.
- Silva, E. M., Azevedo, J.A. Rauber, J.C. Reatto. A. 2003. Caracterização Físico-hídrica e Hidráulica de solos do bioma Cerrado submetidos a diferentes sistemas de preparo *Boletim de pesquisa e Desenvolvimento N^o 101*. EMBRAPA Cerrados. Distrito Federal. Brasil.
- Silva, A. R. 2006. *A história da Ciência Cognitiva*. Disponível em <http://www.geocities.com/discursus/textos/000427.html>.
- Sincock, A. M. Wheeler. H. S. Whitehead. P. G. 2003. Calibration and sensitivity analysis of a river water quality model under unsteady flow conditions. *Journal of Hydrology* Vol. 277 pp.214-229.
- Snowling, S. D. Kramer. J.R. 2001. Evaluating modeling uncertainty for model section. *Ecological Modeling*. Vol. 138 . 1. pp 17-30.
- Sorooshian, S., e Gupta. V.K. 1983. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: the question of parameter observability and uniqueness. *Water Resources Research*. Vol. 19. p.260-268.
- Sorooshian, S., Gupta. V.K. e Fulton. J.L. 1983. Evaluation of Maximum Likelihood parameter estimation techniques for conceptual rainfall-runoff models: influence of calibration data variability and length on model credibility. *Water Resources Research*. Vol. 19. p.251-259.
- Souza, S. M. R. 1995. *Um outro olhar: filosofia*. São Paulo. FTD.

- Tallacchini, M. 2005. "Before and beyond the precautionary principle: epistemology of uncertainty in science and law". *Toxicology and applied pharmacology* . Vol. 207. pp S645-S651.
- Taylor, J. R. 1997. *An Introduction on error analysis: The study of uncertainties in physical measurements* . 2^o edição. University Science Books.
- Thomann, R. V. e Mueller. J. A. 1987. *Principles of surface water quality modeling and control*. Harper Collins Publishers. New York.
- Thongsri, T. 2004. Uncertainty analysis in ecological risk assessment modeling. *Tese de Doutorado*. Department of Chemistry and Environmental Science. New Jersey Institute of Technology's. Disponível em <http://www.library.njit.edu/etd/2000s/2004/njit-etd2004-100/njit-etd2004-100.html>
- Tolson, B.A., and C.A. Shoemaker. 2004. *Watershed modeling of the Cannonsville basin using SWAT2000: Model development, calibration, and validation for the prediction of flow, sediment, and phosphorus transport to the Cannonsville Reservoir. Version 1.0. Technical Report*. School of Civil and Environmental Engineering, Cornell Univ, Ithaca. NY. Disponível em http://www.brc.tamus.edu/swat/applications/Cannon_Report1_0s.pdf (verificado em 22, Dezembro de 2006).
- Tomlin, A.S. 2006. The use of global uncertainty methods for the evaluation of combustion mechanisms. *Reliability Engineering and System Safety*. 91 pp. 1219-1231.
- Tucci, C.E.M. 1998. *Modelos Hidrológicos*. Porto Alegre: Editora Universidade. UFRGS/ABRH.
- Tung, Y.K., Yen. B.C. 1993. Some recent progress in uncertainty analysis for hydraulic design. In *Reliability and uncertainty analysis in hydraulic design*. American Society of Civil Engineers-ASCE. Ben Chie Yen e Yeou-koung Tung (editores).
- Tung, Y.K.1996. Uncertainty and reliability analysis in water resources engineering. *Journal of contemporary water research and education*. Vol. 103.
- van der Perk, M.1997 The identifiability of parameters in a water quality model of the Biebrza River. Poland. *Journal of Hydrology*. Vol. 200. pp. 307-322.
- van der Sluijs, J. P. 2002. "A way out of the credibility crisis of models used in integrated environmental assessment". *Futures*. Vol.34. p. 133-146.
- van der Sluijs, J. P. 2007. "Uncertainty and precaution in environmental management: insights from Uncertainty and Precaution in Environmental Modeling Conference". *Environmental Modeling and Software*. Vol. 22.5 . pp 590-598.
- 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 Griensven, S.D. Sensitivity, auto-calibration, uncertainty and model evaluation in SWAT2005. *Draft*. Disponível em <http://www.brc.tamus.edu/swat/userforums.html>.
- Van Liew, Arnold, J.G. T. L. Bosh, D.D. 2005. Suitability of SWAT for the Conservation Effects Assessment Project: Comparison on USDA Agricultural Research Service Watersheds. *Journal of hidrologic Engineering*. ASCE, 173–189.
- 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 ASABE*. Vol. 48(3): 1025–1040.
- Viessman Jr., W., Lewis, G. L. 2003. *Introduction to Hydrology*. Prentice Hall, New Jersey
- Wang, I. Gupta, A. Khanna, P. 1999. Genetic algorithm for optimization of water distribution systems. *Environmental Modelling & Software*. Vol. 14 pp 437-446.
- Welch, P. 1983. The statistical analysis of simulation results. *The computer modeling handbook*, ed. S. Lavenberg, 268-328. New York: Academic Press.
- Wells, S. A. 2005. Surface water hydrodynamic and water quality models: use and misuse. *23rd Annual Water Law Conference*. San Diego, CA. Disponível em www.ce.pdx.edu/~scott/ABA%20Paper%20S%20Wells%20Feb%202005.pdf
- Willmott, C. J. 1982. Some comentes on the evaluation of model performance. *Bulletin American Meteorological Society*. Vol.63. No.11.pp1309-1313.
- Willmott, C. J., Ackleson, S.G., Davis, R.E., Feddema, J.J, Klink, K.M., Legates, D.R., O'Donnell, J., Rowe, C. M. 1985. Statistics for the evaluation and comparison of models. *Journal of Geophysical research*, V. 90, No C5, pp 8995-9005.
- Xiong, L. , O'Connor, K.M. 2000. Analysis of the response surface of the objective function by the optimum parameter curve: how good can the optimum parameter values be? *Journal of Hydrology*. Vol. 234. p.187-207.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S. 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff modells: sensitivity to calibration data. *Journal of Hidrology*. Vol. 181. pp 23-48.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V., Sorooshian, S. 1998. Multi-objective global optimization for hydrologic models. *Journal of Hidrology*. Vol. 204. pp 83-97.

- Yeh, W. W-G. 1986. Review of parameter identification procedures in groundwater hydrology: The Inverse problem. *Water Resources Research*. Vol. 22 No 02 . pp 95-108.
- Zak, S. K. e Beven. K. 1999. Equifinality. sensitivity and predictive uncertainty in the estimation of critical loads. *The Science of the total environment* vol. 236. pp. 191-214.
- Zoby, J. L.G. e Duarte, U. 2007. Água Subterrânea na Bacia do Ribeirão Sobradinho (DF). *I simpósio de Recursos Hídricos do Centro Oeste – ABRH*, disponível em http://www.abrh.org.br/novo/i_simp_rec_hidric_centro_oeste_bsb23.pdf

APÊNDICE A

A1. O MÉTODO BAYESIANO PARA ANÁLISE DE INCERTEZA

Após normalizar as probabilidades (para assegurar que a integral sobre o espaço de parâmetros seja igual a 1) uma distribuição cumulativa pode ser feita e então uma região de 95% de confiança pode ser definida. Uma vez que o conjunto de parâmetros não foi amostrado aleatoriamente mas era mais densamente amostrado nas proximidades do ótimo durante a otimização SCE-UA, é necessário evitar que a região densamente amostrada domine os resultados. Esse problema é evitado determinando um peso para cada conjunto de parâmetro θ_i por meio das seguintes etapas:

1. Dividindo o intervalo de valores dos parâmetros em m intervalos.
2. Para cada intervalo k do parâmetro j , a densidade de amostragem, $nsamp(k,j)$, é calculada somando as vezes que o intervalo foi amostrado para o parâmetro j .

Um peso para o conjunto de parâmetros θ_i é então estimado por meio do seguinte procedimento:

- a) Determina-se o intervalo k do parâmetro $\theta_{j,i}$;
- b) Considera-se o número de amostras no intervalo igual a $nsamp(k,j)$;

O peso é então calculado como:

$$W(\theta_i) = \frac{1}{\left[\prod_{j=1}^p nsamp(k, j) \right]^{1/p}} \quad \text{Equação 5.75}$$

O limite “c” é então calculado por meio do seguinte processo:

- a) Classificar os conjuntos de parâmetros e os valores GOC de acordo com a ordem decrescente de probabilidades;
- b) Multiplicar as probabilidades pelos pesos;

c) Normalizar o resultado anterior dividindo por PT onde

$$PT = \sum_{i=1}^T w(\theta_i) \cdot p(\theta / Y_{obs});$$

d) Somar os valores normalizados a partir da ordem 1 até a soma atingir valores maiores que o limite da probabilidade acumulada (95% ou 97,5%). O GOC correspondente a última propriedade define então o limite “c”.