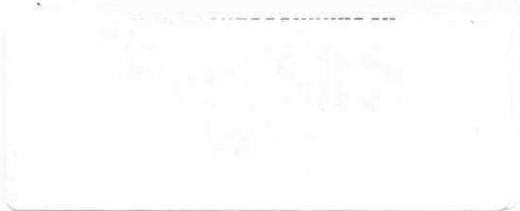


UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA  
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
CURSOS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

CALIBRAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODELOS CHUVA-VAZÃO  
USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO

Campina Grande, Junho de 1994





D585c	<p>Diniz, Laudizio da Silva Calibracao automatica de modelos chuva-vazao usando um algoritmo genetico / Laudizio da Silva Diniz. - Campina Grande, 1994. 131 f. : il.</p> <p>Dissertacao (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal da Paraiba, Centro de Ciencias e Tecnologia.</p> <p>1. Chuva 2. Recursos Hidricos 3. Algoritmo Genetico - 4. Bacia Hidrografica 5. Dissertacao I. Gois, Raimundo Sergio Santos II. Cabral, Maria Izabel Cavalcanti III. Universidade Federal da Paraiba - Campina Grande (PB) IV. Título</p> <p>CDU 551.578.1=092(043)</p>
-------	---

LAUDÍZIO DA SILVA DINIZ

CALIBRAÇÃO AUTOMÁTICA DE MODELOS CHUVA-VAZÃO  
USANDO UM ALGORITMO GENÉTICO

Dissertação apresentada ao Curso  
de Mestrado em Engenharia Civil  
da Universidade Federal da Paraíba,  
em cumprimento às exigências para  
obtenção do Grau de Mestre.

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: RECURSOS HÍDRICOS

---

Prof. RAIMUNDO SÉRGIO SANTOS GÓIS  
Orientador

Prof<sup>a</sup> MARIA IZABEL CAVALCANTI CABRAL  
Orientadora

Campina Grande, Junho de 1994

À  
Roberta, Ananda, Matheus e  
Arthur, Esposa e Filhos.

**AGRADECIMENTOS**

A DEUS, que nunca me deixou a sós, pelas ricas bênçãos recebidas de suas divinas mãos.

A Companhia de Água e Esgotos da Paraíba, pela oportunidade para a realização do Mestrado.

Ao Engenheiro Laurindo de Alencar Florentino, Gerente de Projetos da CAGEPA, que lutou pela minha liberação e permanência no curso.

Aos professores orientadores, Raimundo Sérgio Santos Góis e Maria Izabel Cavalcanti Cabral, dedico o resultado de um esforço comum, consciente e honesto em prol do desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Carlos de Oliveira Galvão e Eduardo Enéias de Figueiredo, pelas discussões e apoio em várias etapas deste trabalho.

Ao Conselho de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, que ofereceu suporte financeiro durante os dois anos do curso.

Aos meus pais, pelo apoio recebido durante toda a minha vida e pelas orações que me sustentam.

A Roberta, Ananda, Matheus e Arthur, que souberam compreender o sentido de minha luta e me deram total apoio.

## LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Método para redução da região de pesquisa dos parâmetros no algoritmo ARS.	22
2	Fluxograma do algoritmo SCE-UA.	43
3	Algoritmo de evolução competitiva.	45
4	Fluxograma para ordenação de pontos em ordem crescente do valor da função.	47
5	Localização das bacias hidrográficas do rio Mamuaba e riacho Salobro.	58
6	Tipos de tanks.	62
7	Representação esquemática usual do modelo Tank-Model.	63
8	Representação esquemática do modelo Tank-Model com sub-tanks para regiões úmidas.	67
9	Representação esquemática do modelo Tank-Model para regiões semi-áridas.	67
10	Representação esquemática do modelo Tank-Model para cálculo de vazões mensais.	67
11	Esquema físico do modelo SMAP.	74
12	Representação esquemática do modelo SWM.	75

13	Sensibilidade dos parâmetros do Tank-Model diário. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba-dados sintéticos.	84
14	Sensibilidade dos parâmetros do Tank-Model diário. Bacia hidrográfica do rch.Salobro-dados sintéticos.	86
15	Vazões diárias observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo Tank-Model - critério SLS.	93
16	Vazões diárias observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo Tank-Model - critério AMLE.	94
17	Vazões diárias observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo Tank-Model - critério HMLE.	96
18	Vazões diárias observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo Tank-Model - critério SLS.	99
19	Vazões mensais observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo Tank-Model - critério SLS.	102
20	Vazões mensais observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo Tank-Model - critério SLS.	102
21	Vazões mensais observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo SMAP - critério SLS.	106
22	Vazões mensais observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo SMAP - critério SLS.	106
23	Vazões diárias observadas e simuladas. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo SWM - critério SLS.	107

## LISTA DE TABELAS

Tabela		Página
1	Modelos matemáticos de simulação.	10
2	Comparação de alguns modelos conceituais chuva-vazão.	14
3	Problemas testes utilizados.	76
4	Resultados do estudo das funções.	78
5	Parâmetros do modelo Tank-Model adotados para a bacia do rio Mamuaba.	79
6	Parâmetros do modelo Tank-Model adotados para a bacia do riacho Salobro.	79
7	Faixa de variação dos parâmetros. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Situação hipotética.	80
8	Faixa de variação dos parâmetros. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Situação hipotética.	81
9	Resultados do estudo do modelo. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba.	81
10	Resultados do estudo do modelo. Bacia hidrográfica do riacho Salobro.	81
11	Calibração dos modelos chuva-vazão usando o algoritmo SCE-UA.	89



12	Faixa de variação dos parâmetros. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Modelo Tank-Model diário.	90
13	Parâmetros estatísticos dos valores observados e simulados (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba.	90
14	Resultados da calibração e validação do modelo Tank-Model diário. Bacia hidrográfica do rio Mamuaba.	91
15	Faixa de variação dos parâmetros. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo Tank-Model diário.	98
16	Resultados da calibração do Tank-Model diário. Bacia hidrográfica do riacho Salobro.	98
17	Faixa de variação dos parâmetros. Bacias hidrog. do rio Mamuaba e riacho Salobro. Modelo Tank-Model mensal.	100
18	Resultados da calibração do Tank-Model mensal. Bacias hidrog. do rio Mamuaba e riacho Salobro.	101
19	Faixa de variação dos parâmetros. Bacias hidrog. do rio Mamuaba e riacho Salobro. Modelo SMAP mensal.	103
20	Resultados da calibração do modelo SMAP mensal. Bacias hidrog. do rio Mamuaba e riacho Salobro.	103
21	Faixa de variação dos parâmetros. Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Modelo Stanford Watershed Model.	105
22	Resultados da calibração do modelo SWM. Bacia hidrográfica do riacho Salobro.	105

A.1	Precipitações médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1972	122
A.2	Precipitações médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1973	123
A.3	Precipitações médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1974	124
A.4	Lâminas escoadas médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1972	125
A.5	Lâminas escoadas médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1973	126
A.6	Lâminas escoadas médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Ano: 1974	127
A.7	Precipitação média mensal (mm). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Período: 71/72 a 74/75	128
A.8	Vazão média mensal (m <sup>3</sup> /s). Bacia hidrográfica do rio Mamuaba. Período: 71/72 a 74/75	128
A.9	Evaporação média mensal (mm). Estação evaporimétrica de Marés. João Pessoa-PB.	128
A.10	Precipitações médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Ano: 73/74	129

A.11	Lâminas escoadas médias diárias (mm). Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Ano: 73/74	130
A.12	Precipitação média mensal (mm). Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Período: 71/72 a 74/75	131
A.13	Lâminas médias mensais escoadas (mm). Bacia hidrográfica do riacho Salobro. Período: 71/72 a 74/75	131
A.14	Evaporação média mensal (mm). Estação evaporimétrica de Betânea. Betânea-PE.	131

## SUMÁRIO

DEDICATÓRIA .....	ii
AGRADECIMENTOS .....	iii
LISTA DE FIGURAS .....	iv
LISTA DE TABELAS .....	vi
SUMÁRIO .....	x
RESUMO .....	xiv
ABSTRACT .....	xv
CAPÍTULO I	
INTRODUÇÃO .....	1
CAPÍTULO II	
SIMULAÇÃO DE SISTEMAS HIDROLÓGICOS .....	6
2.1 - Modelos de simulação .....	7
2.2 - Classificação dos modelos matemáticos de simulação .	9
2.2.1 - Modelos determinísticos .....	9
2.2.2 - Modelos estatísticos .....	11
2.3 - Modelos conceituais chuva-vazão .....	12
2.4 - Calibração dos modelos chuva-vazão .....	16
2.4.1 - Algoritmos de calibração .....	17
2.4.2 - Função Objetivo .....	26
2.4.3 - Dados da Calibração .....	33
2.4.4 - Dificuldades usualmente encontradas na .....	34
calibração automática	

## CAPÍTULO III

ALGORITMO DE CALIBRAÇÃO .....	38
3.1 - Particularidades do algoritmo .....	44
3.1.1 - Amostragem aleatória dos pontos no espaço ..	44
dos parâmetros	
3.1.2 - Cálculo da função objetivo .....	46
3.1.3 - Arranjo dos pontos em ordem crescente .....	46
do valor da função	
3.1.4 - Partição de complexos .....	46
3.1.5 - Critérios de convergência .....	48
3.1.6 - Definição do subcomplexo .....	48
3.1.7 - Determinação do menor hipercubo .....	49
3.1.8 - Implementação do algoritmo .....	50
3.1.9 - Faixa de busca dos parâmetros .....	51

## CAPÍTULO IV

BACIAS ESTUDADAS .....	52
4.1 - Bacia hidrográfica do rio Mamuaba .....	52
4.1.1 - Localização .....	52
4.1.2 - Morfologia, relevo e altitude .....	52
4.1.3 - Geologia, pedologia e cobertura vegetal ...	53
4.1.4 - Climatologia, evaporação .....	54
4.1.5 - Precipitações, vazões .....	56
4.2 - Bacia hidrográfica do riacho Salobro .....	56
4.2.1 - Localização .....	56

4.2.2 - Caracteres topográficos e morfológicos	....	57
4.2.3 - Geologia, pedologia e cobertura vegetal	...	57
4.2.4 - Climatologia, Evaporação	.....	59
4.2.5 - Precipitações, vazões	.....	59

## CAPITULO V

MODELOS CHUVA-VAZÃO UTILIZADOS	.....	61
5.1 - Modelo Tank-Model	.....	61
5.1.1 - Tank-Model diário para regiões úmidas	.....	64
5.1.2 - Tank-Model diário para regiões semi-áridas	.	65
5.1.3 - Tank-Model Mensal	.....	66
5.2 - Modelo SMAP mensal	.....	68
5.3 - Modelo SWM	.....	69

## CAPÍTULO VI

DESEMPENHO DO ALGORITMO SCE-UA	.....	76
6.1 - Estudo com funções testes	.....	76
6.1.1 - Resultados do estudo das funções	.....	78
6.2 - Estudo com o Tank-Model usando dados sintéticos	...	79
6.2.1 - Resultados do estudo do modelo	.....	80
6.2.2 - Sensibilidade do modelo	.....	82

## CAPÍTULO VII

APLICAÇÃO DO ALGORITMO SCE-UA E RESULTADOS	.....	87
--	-------	----

7.1 - Calibração do Tank-Model diário .....	89
7.1.1 - Bacia hidrográfica do rio Mamuaba .....	89
7.1.2 - Bacia hidrográfica do riacho Salobro .....	97
7.2 - Calibração do Tank-Model mensal .....	99
7.3 - Calibração do modelo SMAP .....	100
7.4 - Calibração do modelo SWM .....	104

## CAPÍTULO VIII

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....	108
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	110
ANEXOS .....	121

## RESUMO

Neste estudo é apresentado o algoritmo SCE-UA para otimização de parâmetros de modelos, o qual é baseado no uso de múltiplos complexos iniciais e no processo de evolução natural. Este algoritmo combina a força do método simplex de Nelder & Mead (1965) com os conceitos de busca aleatória controlada (Price, 1987), os operadores genéticos extraídos da natureza (Holland, 1975), e mistura de complexos (Duan et al., 1992). O algoritmo SCE-UA foi utilizado para a calibração de três modelos chuva-vazão, com estruturas distintas, em duas bacias hidrográficas do Nordeste do Brasil: uma localizada na região úmida do Estado da Paraíba e a outra na região semi-árida do Estado de Pernambuco. Os resultados obtidos indicam que este algoritmo é eficaz e eficiente na localização dos valores ótimos globais dos parâmetros do modelo. As características da estrutura do algoritmo e o sucesso obtido na sua aplicação para os três modelos selecionados (Tank-Model, SMAP e SWM) mostram sua capacidade para superar as dificuldades usualmente encontradas durante a calibração automática como descontinuidade na superfície resposta, presença de ótimos locais, vales extensos e não linearidade dos modelos. Duas funções objetivo com componentes probabilísticos baseados na teoria da máxima verossimilhança foram empregadas na avaliação do algoritmo. Apresenta-se ainda nesta dissertação configurações específicas do Tank-Model para intervalos diários e mensais com aplicação para regiões úmidas e semi-áridas.



## ABSTRACT

In this study is presented an algorithm (SCE-UA) for optimization of model parameters, which is based on the use of Multiple Initial Complexes and in the natural evolution process. This algorithm puts together the strengthenedness of the simplex method of Nelder and Mead (1965) along with the concepts of the random controlled search (Price, 1987), the genetic operators extracted from nature (Holland, 1975), and the complex mixtures (Duan et al, 1992). The algorithm SCE-UA was utilized for the calibration of three distinct rainfall-runoff models for two hydrographic basins in the Northeast of Brazil: one in the humid region of Paraiba state and the other in the semi-arid region of Pernambuco state. The results obtained indicate that this algorithm is effective and efficient in finding the global optimum values of model parameters. The characteristics of the structure of the algorithm and the success obtained in its application to the three chosen models (Tank Model, SMAP, and SWM) indicate its capability of overcoming the common difficulties encountered during automatic calibration such as the discontinuity in the response surface, presence of several local optimum points, extensive valleys and non-linearity of models. Two objective functions with stochastic components and based on the theory of maximum likelihood were employed in the evaluation of the algorithm. Specifics configurations of the Tank Model using daily and monthly intervals as well as for humid and semi-arid regions were also presented.

## CAPÍTULO I

### INTRODUÇÃO

Uma das maiores dificuldades encontradas no uso de modelos matemáticos chuva-vazão encontra-se na estimativa dos valores dos parâmetros que ajuste adequadamente as vazões calculadas pelo modelo com aquelas observadas em uma bacia hidrográfica. Neste sentido, um processo de calibração adequado é de fundamental importância, tanto na identificação da validade do modelo para a bacia em estudo, quanto na aquisição de informações, que permitam tomadas de decisão coerentes com a situação analisada.

A calibração manual (tentativa e erro) é, em geral, extremamente trabalhosa, e exige um grande conhecimento do modelo aplicado e da região hidrológica em estudo, o que dificulta sua aplicação em modelos mais complexos, onde existe um grande número de parâmetros a serem estimados. A calibração automática, além de eliminar esses problemas, introduz conforto e menor subjetividade nessa fase da modelagem paramétrica. Esse tipo de calibragem, no entanto, geralmente exige o uso de computadores com grande velocidade de processamento. As atuais facilidades oferecidas no campo da informática associadas à necessidade de melhorias nos processos de calibração de modelos matemáticos em hidrologia têm propiciado um grande crescimento na aplicação dos métodos automáticos e semi-automáticos.

A essência da calibragem automática está na determinação de um conjunto ótimo de parâmetros de forma que o valor mínimo da função objetivo seja absoluto (ótimo global). A otimização global depende de certas características, relacionadas, em geral, com a dimensão do problema e com as características da função objetivo. A experiência com problemas de otimização global, particularmente na área de calibração de modelos hidrológicos, indica a existência de cinco fatores principais que dificultam a obtenção da solução: mínimos locais; "buracos"; descontinuidade na superfície da função objetivo; interdependência entre parâmetros do modelo; e a não convexidade da superfície resposta nas proximidades da solução ótima.

Neste trabalho é apresentado com detalhes uma nova estratégia de otimização global, intitulada "Algoritmo de Evolução de Complexos Misturados" SCE-UA (Shuffled Complex Evolution), a qual é eficiente e eficaz na localização do ótimo global de modelos chuva-vazão e representa uma modalidade dos algoritmos genéticos, os quais vêm sendo amplamente utilizados na solução de problemas em diferentes áreas de estudo, tais como: hidráulica (Goldberg & Kuo, 1983), eletrônica (Smith & Davis, 1985), estruturas (Goldberg & Samtani, 1986), medicina (Grefenstette & Fitzpatrick, 1985), mecânica e inteligência artificial (Holland & Reitman, 1978; Booker, 1982; Goldberg & Kuo, 1987; Wilson, 1985).

Vários testes foram empreendidos para a avaliação e

validação do algoritmo SCE-UA. Em primeiro lugar, procurou-se verificar o comportamento do algoritmo diante dos dois principais problemas da calibração automática: a dimensionalidade e a presença de ótimos locais na superfície resposta da função objetivo. Para isso, foram testadas duas funções matemáticas dotadas dessas características, com soluções previamente conhecidas e largamente utilizadas para testes de algoritmos de otimização. Numa segunda fase, as avaliações foram conduzidas no contexto dos modelos conceituais chuva-vazão. Para esta fase, três modelos com estruturas diferentes foram adotados: o Tank-Model, o SMAP e o Stanford Watershed Model (SWM). Nas aplicações do algoritmo nesses modelos, empregou-se um conjunto de dados sintéticos de vazões e outro de dados reais, ambos relativos às bacias do rio Mamuaba e riacho Salobro, situadas, respectivamente, nas regiões úmida do estado da Paraíba e semi-árida do estado de Pernambuco.

O uso de dados sintéticos de vazões visa submeter o algoritmo a um sistema perfeito, onde é conhecido o conjunto ótimo de parâmetros (usados na geração das vazões) sendo o modelo uma representação fiel dos processos hidrológicos considerados da bacia hidrográfica. Neste cenário, o algoritmo deve também ser perfeito em sua função, ou seja, na localização do ponto ótimo global, que é aquele que capacita o modelo a reproduzir a série de vazões tal como ela é.

As séries reais de dados levam consigo todas as deficiências

adquiridas na coleta das informações de campo. Além do mais, os modelos nunca conseguem representar com fidelidade os processos de formação das vazões em uma bacia hidrográfica. Neste contexto, o algoritmo é testado observando-se a sua utilidade prática e habilidade para lidar com problemas da calibração encontrados nas situações reais de uso dos modelos chuva-vazão.

Esta Dissertação é composta de um único volume com oito capítulos. Os demais capítulos são sucintamente descritos a seguir:

No capítulo 2 (Simulação de sistemas hidrológicos) são introduzidos os antecedentes do estudo através de uma breve revisão bibliográfica.

No capítulo 3 (Algoritmo de calibração) apresenta-se o algoritmo SCE-UA com detalhamento de suas particularidades mais relevantes.

O capítulo 4 (Bacias estudadas) descreve as duas bacias hidrográficas utilizadas para testar o algoritmo SCE-UA na calibração dos modelos chuva-vazão a partir de dados reais.

No capítulo 5 (Modelos chuva-vazão utilizados) apresenta-se os modelos chuva-vazão que foram objetos de testes para o algoritmo de calibração.

No capítulo 6 (Desempenho do algoritmo SCE-UA) o algoritmo é testado diante de duas situações teóricas: uma utilizando funções matemáticas conhecidas na bibliografia e outra o modelo Tank-Model Diário, usando dados sintéticos.

No capítulo 7 (Aplicação do algoritmo SCE-UA e resultados) o algoritmo é aplicado na calibração de três modelos diferentes a duas bacias hidrográficas situadas nas regiões úmida e semi-árida do Nordeste do Brasil.

No capítulo 8 (Conclusões e recomendações) são, finalmente, expostas as conclusões finais do trabalho e apresentadas algumas sugestões para pesquisas posteriores.

## CAPÍTULO II

### SIMULAÇÃO DE SISTEMAS HIDROLÓGICOS

As modernas técnicas de simulação utilizadas na hidrologia têm proporcionado meios para o aprofundamento da análise e interpretação dos fenômenos hidrológicos, especialmente com o advento dos recursos computacionais. O marco referencial do uso acentuado das técnicas de simulação foi a implementação do programa Stanford University Research em 1958, com a elaboração do modelo de simulação digital por Linsley & Crawford, denominado Stanford Watershed Model (SWM).

Os modelos de simulação e os métodos de cálculos matemáticos baseados na utilização de computadores ampliaram consideravelmente o conhecimento das ciências físicas, especialmente da hidrologia.

Os modelos e as máquinas concebidos pelo homem na busca do desenvolvimento têm, como limites, o nível do conhecimento e da lógica alcançados pelo próprio homem. No entanto, a execução dos cálculos, análises e passos de lógica contidos no modelo são praticamente impossíveis de serem resolvidos sem a utilização dos computadores.

Na realidade, todo projeto no campo da engenharia pode ser caracterizado como um modelo de previsão de comportamento de um

sistema. Portanto, um projeto de engenharia de recursos hídricos será tanto mais confiável quanto mais se aproximar da realidade o esquema adotado para prever o comportamento do sistema natural a ser interferido.

A utilização das técnicas de simulação permite ainda, segundo Lanna citado por Marwell (1985), o seguinte:

- Estudar e experimentar as complexas interações internas de um determinado sistema hidrológico ou de recursos hídricos;
- Oferecer valiosa introversão no sentido do conhecimento das variáveis mais atuantes no sistema e caracterizar a influência destas variáveis sobre tal sistema;
- Fornecer previsões a respeito de situações sobre as quais se têm pouca ou nenhuma informação.

Outro conceito de simulação é dado por Hupschmidt e Fiering, quando dizem que "Simulação é o processo que reproduz a essência de um sistema ou atividade sem na verdade interceder na realidade do mesmo".

## 2.1 - Modelos de simulação

Os modelos de simulação podem ser considerados como uma



forma de representação do comportamento exógeno do sistema, podendo, para tanto, serem classificados em físicos, analógicos e matemáticos.

Modelo Físico - compreende a interpretação de determinados fenômenos através da simulação em outro sistema físico de menores proporções, desde que seu comportamento seja semelhante. As técnicas de modelos físicos ou modelos reduzidos permitem equacionar a previsão de sistemas complexos, cuja interpretação matemática dos fatores intervenientes seja de difícil formulação.

Modelo Analógico - compreende a interpretação dos fenômenos que têm conteúdo e forma diferenciados, mas apresentam semelhança na estrutura ou lei de formação. Os modelos analógicos são particularmente utilizados para simular sistemas cujas características geométricas, se reduzidas, acarretariam dificuldades ou deformação material.

Modelo Matemático - compreende a interpretação e análise dos fenômenos, através de formulação analítica, ou seja, o sistema físico é representado por um conjunto de expressões matemáticas compostas de variáveis e parâmetros. Os modelos matemáticos, na concepção de Tucci citado por Marwell (1985), são versáteis, permitindo facilmente modificar-se a lógica do modelo e obter-se resultados de diferentes situações de um mesmo sistema ou de diferentes sistemas, além da grande velocidade obtida no seu

processamento em computadores digitais.

## 2.2 - Classificação dos modelos matemáticos de simulação

Os modelos matemáticos de simulação podem ser genericamente classificados em digitais e analógicos, conforme o tipo de equipamento de computação considerado. No entanto, dadas as facilidades na operacionalização dos sistemas, especialmente no campo da hidrologia, os modelos são geralmente do tipo digital. A tabela 1 destaca os principais tipos de modelos matemáticos de simulação.

### 2.2.1 - Modelos determinísticos

Os modelos determinísticos são agrupados em modelos empíricos e conceituais. Os modelos empíricos procuram representar determinado fenômeno por uma equação matemática, quando não se conhecem os mecanismos que regulam o processo. Nos modelos conceituais, esses mecanismos são representados por funções e reservatórios, mesmo não sendo conhecida a forma exata de interrelação entre os diversos processos envolvidos.

Tabela 1 - Modelos matemáticos de simulação  
(Viana, 1986)

MODELOS MATEMÁTICOS DE SIMULAÇÃO				
modelos determinísticos		modelos estatísticos		
empírico	conceitual	probabilístico	regressão e correlação	estocástico
	linear + concentrado			
	linear + distribuído			
	não linear + distribuído			
	não linear + concentrado			

Os modelos conceituais podem ser classificados, de conformidade com o tipo de equação que representa o processo, em lineares e não lineares e podem ter parâmetros concentrados ou distribuídos.

No caso dos modelos lineares, a incógnita ou variável desconhecida é de primeira potência, enquanto que nos modelos não lineares a variável desconhecida se apresenta com potência não unitária.

Os modelos conceituais com parâmetros concentrados são descritos por equações diferenciais totais, de modo que as funções de entrada e saída dependem somente do tempo. Os modelos

conceituais com parâmetros distribuídos, são descritos por equações diferenciais parciais, sendo possível descrever, de forma compreensível, a heterogeneidade espacial não somente destes parâmetros como também das variáveis de entrada e de saída.

A maioria dos modelos conceituais em uso são estacionários ou invariantes no tempo, significando que as funções que descrevem os parâmetros não variam com o tempo.

#### 2.2.2 - Modelos estatísticos

Os estudos dos modelos que utilizam conceitos estatísticos são classificados em três grupos: métodos de regressão e correlação; teoria da probabilidade; e métodos estocásticos, que, não obstante suas individualidades, permitem, nas suas aplicações, um alto grau de inter-relacionamento.

Os métodos de regressão e correlação permitem aferir o grau de relacionamento funcional entre as variáveis do processo, sejam elas experimentais ou históricas. O grau de relacionamento é expresso através dos indicadores estatísticos, tais como coeficiente de correlação, desvio padrão, limites de confiança e testes de significância.

A teoria da probabilidade tem como objetivo identificar o comportamento das variáveis do processo. Para tanto, introduz o

conceito de frequência experimental ou probabilidade. O número de ocorrências de uma variável para uma amostra particular de dados dividido pelo número total das ocorrências indica a frequência, não considerando, portanto, a sequência dos eventos em relação ao tempo. As estimativas da probabilidade de valores extremos são baseadas no conhecimento das características estatísticas dos dados disponíveis.

O método estocástico se caracteriza pelo processamento dos dados dependentes do tempo, cujo acesso se faz através da especificação dos dados para se fazer previsão. O uso de processo estocástico em hidrologia é uma tentativa de estender o nosso conhecimento sobre os eventos hidrológicos, através da geração de séries sintéticas de dados a partir do uso de séries históricas.

As séries temporais utilizadas na hidrologia se caracterizam pela necessidade do uso combinado dos modelos estatísticos e determinísticos no processamento e análise do sistema hidrológico.

### 2.3 - Modelos conceituais chuva-vazão

Os modelos chuva-vazão que serão tratados neste trabalho deveriam, na verdade, ser classificados como semi-conceituais, haja visto usarem equações empíricas para representar alguns processos físicos do ciclo hidrológico. Os modelos empíricos usam equações empíricas em estruturas não relacionadas aos fenômenos físicos

(Magalhães, 1989).

Os modelos conceituais chuva-vazão são desenvolvidos para aproximar, através de suas estruturas, os mecanismos físicos gerais que governam o ciclo hidrológico. Eles têm se constituído numa importante ferramenta no estudo da hidrologia, e são utilizados para estudos científicos dos processos hidrológicos, visando resolver problemas de engenharia. Por estas razões, os modelos chuva-vazão têm sido largamente utilizados por engenheiros e técnicos que atuam na área de Recursos Hídricos.

Dentre os modelos mais usados e estudados podem-se destacar o SAC-SMA do NWSRFS (National Weather Service River Forecast System) (Burnash et al., 1973; Brazil & Hudlow, 1981), e as várias versões do Stanford Watershed Model (SWM) (Crawford & Linsley, 1966). No Brasil o modelo SMAP (Soil moisture Accouting Program) (Lopes et al., 1981) já é utilizado em quase todo o país e agrada pela simplicidade de sua estrutura e por possibilitar estimativas satisfatórias para vazões em bacias hidrográficas. O Tank-Model (Sugawara, 1983), embora pouco difundido no Brasil, tem se constituído num modelo de ótimo desempenho, tanto para intervalos diários quanto para intervalos mensais. Isso tem sido comprovado pelos resultados alcançados nas várias aplicações do modelo. Uma comparação feita entre sete modelos consagrados mundialmente destacou o Tank-Model entre os melhores (Franchini & Pacciani, 1990). A tabela 2, resume os resultados finais dessa comparação.

Tabela 2 - Comparação de alguns modelos conceituais chuva-vazão.

(Franchini & Pacciani, 1990)

Modelo	Variância		Coef. Determinação		Coef. Correlação	
	Calib.	Simul.	Calib.	Simul.	Calib.	Simul.
STANFORD IV	0,843	0,845	0,830	0,844	0,911	0,919
SACRAMENTO	0,836	0,835	0,821	0,833	0,906	0,913
<b>TANK</b>	<b>0,875</b>	<b>0,847</b>	<b>0,856</b>	<b>0,845</b>	<b>0,925</b>	<b>0,919</b>
APIC	0,766	0,820	0,751	0,779	0,866	0,883
SSARR	0,867	0,834	0,829	0,824	0,910	0,908
XINANJIANG	0,880	0,822	0,840	0,821	0,916	0,906
ARNO	0,888	0,853	0,880	0,851	0,938	0,923

Modelos calibrados para dados da bacia do rio Sieve, afluente do rio Arno, Itália. Foram usados quatro meses de dados horários, sendo um mês para calibração e três para validação.

Os modelos chuva-vazão geralmente representam a fase de umidade do solo no ciclo hidrológico, com alguns sub-sistemas interconectados, cada um representando um certo componente no curso de um evento hidrológico. Para descrever a operação interna desses processos são utilizadas funções matemáticas as quais, determinadas empiricamente ou heurísticamente, devem ser fisicamente realísticas. Os tipos de funções e o nível de detalhamento usado para representar um sistema hidrográfico determina o grau de realismo e sofisticação de um modelo chuva-vazão. Para qualquer desses modelos ter utilidade prática, é importante que haja possibilidade de se identificar os valores dos parâmetros que governam estas funções. O procedimento para se encontrar os valores desses parâmetros é denominado "calibração do modelo".

O sucesso na aplicação de um modelo chuva-vazão depende principalmente de sua adequada calibração. Com o desenvolvimento dos computadores de alta velocidade de processamento, os métodos de calibração automática ganharam muita atenção dos pesquisadores. Estes métodos e as dificuldades nas suas aplicações têm sido apresentados em vários trabalhos (Ibbitt, 1970; Johnston & Pilgrim, 1976; pickup, 1977; Larimore, 1981; Sorroshian & Gupta, 1983; Gan & Burges, 1990a, b). Estes trabalhos mostram a grande dificuldade em obter-se um conjunto único de parâmetros ótimos para um modelo chuva-vazão usando métodos de calibração automática. Esta dificuldade pode ser parcialmente atribuída, tanto às limitações inerentes aos dados da calibração e verificação, quanto à característica estrutural não-linear típica dos modelos chuva-vazão, que também conduz à existência de múltiplos ótimos, ou seja, mais de uma solução. Além do mais, os processos de calibração automática tradicionalmente usados, são incapazes de encontrar os parâmetros que representam o ótimo global com um grau razoável de confiança. Isso pode ser traduzido em incertezas na precisão das previsões através dos modelos. Além disso, a menos que o melhor conjunto de parâmetros associados com os dados da calibração possa ser encontrado, é difícil determinar-se quão sensíveis são os parâmetros estimados aos erros nos dados de entrada e saída, aos erros no modelo, à quantidade e qualidade dos dados, à função objetivo usada, etc. (Duan et al, 1992).



## 2.4 - Calibração dos modelos chuva-vazão

Um dos principais problemas no uso dos modelos conceituais chuva-vazão é a determinação dos valores dos parâmetros que ajuste o modelo a uma dada bacia hidrográfica. A fase de calibração contribui significativamente para a precisão desses modelos. Essa precisão reflete invariavelmente no decurso das decisões dos projetos dos sistemas de recursos hídricos.

A calibração de um modelo chuva-vazão pode ser realizada através de três processos: tentativa-erro ou manual, automática e semi-automática.

A calibração manual é, em geral, extremamente trabalhosa. Ela exige um grande conhecimento do modelo aplicado e da região hidrológica em estudo, o que torna sua aplicação impraticável para modelos mais complexos, onde existe um grande número de parâmetros a serem estimados. A calibração automática, além de eliminar este problema, introduz conforto e menor subjetividade nessa fase da modelagem paramétrica. Este tipo de calibragem geralmente exige computadores com grande velocidade de processamento. A atual realidade na área da informática e a necessidade de melhoria nos processos de calibração de modelos matemáticos em hidrologia têm propiciado um grande crescimento na aplicação dos métodos automáticos e semi-automáticos (Diniz e Góis, 1993).

#### 2.4.1 - Algoritmos de calibração

Em geral, os métodos de calibração automática podem ser classificados como determinísticos ou probabilísticos. Os métodos determinísticos podem ser divididos em três grandes classes: da busca direta, do gradiente e da segunda derivada.

Essencialmente, os métodos determinísticos fornecem uma rígida garantia de sucesso, requerendo que a função objetivo satisfaça certas condições restritivas (continuidade, diferenciabilidade de segunda ordem, condição Lipschitz, etc.) que não podem ser asseguradas pelos modelos chuva-vazão. Além disso, estes métodos são tipicamente ineficientes (Torn & Zilinskas, 1989) e lentos na convergência para o ótimo.

Os métodos probabilísticos envolvem a avaliação da função em uma amostra aleatória de pontos no espaço de domínio dos parâmetros, seguida por manipulações subsequentes da amostra, usando-se uma combinação de regras determinísticas e probabilísticas. Ao mesmo tempo em que os métodos probabilísticos podem garantir a convergência apenas sob um senso probabilístico, eles são muito eficientes na prática e têm a vantagem de não impor condições restritivas sobre a natureza da função. Devido a muitos métodos probabilísticos poderem ser empregados mesmo quando a função objetivo é descontínua e as informações derivadas difíceis de se obter, eles se apresentam como candidatos naturais para a

otimização dos modelos chuva-vazão.

Os métodos de pesquisa direta fornecem o valor do critério de estimação de maneira sistemática, a menos que utilizem derivadas da função objetivo com relação aos parâmetros. Exemplos populares dos métodos de pesquisa direta incluem o método simplex (Nelder & Mead, 1965), o algoritmo de busca padrão (Hooke & Jeeves, 1961), e o método rotacional de Rosebrock (1960). O algoritmo de busca padrão conduz a uma série de pesquisas exploratórias seguida da busca padrão. Na tentativa de diminuir o valor da função, a busca exploratória incrementa a cada giro o valor de cada parâmetro. A pesquisa padrão movimenta-se ao longo do vetor definido na busca exploratória.

A diferença entre os métodos da derivada segunda e gradiente é que o segundo usa apenas a primeira derivada, embora essa distinção tende a desaparecer. O uso do termo "gradiente" empregado aqui difere do conceito adotado por Bard (1974), que estende o termo gradiente para ambos os métodos. O algoritmo do gradiente mais básico é o do passo descendente, cuja pesquisa se desenvolve ao longo da direção gradiente. Este método, segundo Hendrickson (1988), é muito ineficiente.

O método de Newton, também conhecido como o método de Newton-Raphson, usa os valores provenientes das derivadas primeira e segunda no ponto corrente dos parâmetros para construir uma

superfície quadrática e então resolver analiticamente para o mínimo (em problemas de minimização). Os métodos tipo Newton são os algoritmos mais usuais. A versão Marquardt do método de Newton (Levenberg, 1944; Marquardt, 1963) é restrito apenas à pesquisa no espaço do autovetor dominante para evitar longos passos na direção de parâmetros pobremente identificados. A aproximação de Gauss por Hessian, ou matriz de segunda derivada, pode ser utilizada na implementação do método de Newton. O método de Gauss omite termos contendo derivadas de ordem maior que a unidade da expressão analítica de Hessian.

O método de Davidon-Fletcher-Powell (Fletcher e Powell, 1963) é bastante popular e usa esquemas de diferenças finitas para recursivamente aproximar o inverso do Hessian. Este método, entretanto, não é precisamente um método tipo Newton, mas é considerado por alguns como sendo da classe gradiente.

Os métodos tipo Newton obtêm mais informações sobre a superfície resposta em cada iteração do que os métodos de busca direta e, portanto, espera-se uma convergência mais rápida, embora maior esforço computacional seja requerido para calcular as derivadas. A experiência de Bard (1974) foi que "Os métodos gradiente e de segunda derivada, mesmo usando aproximações por diferenças finitas, possuem desempenho superior aos métodos de busca direta, tanto em confiança quanto em velocidade de convergência."

Sobre a otimização não-linear, a literatura mostra exemplos de estudos comparativos de algoritmos envolvendo diferentes problemas da modelagem hidrológica. Este ramo da literatura (Leon, 1966; Wortman, 1969; Bard, 1970; Himmelblan, 1972) indica que os métodos da derivada segunda e gradiente são usualmente preferíveis em relação aos métodos de busca direta, enquanto a experiência com esses modelos de calibragem sugerem o oposto. Na literatura que aborda a otimização, o uso de algoritmos não-lineares em problemas teóricos conhecidos sempre produz bons resultados. Os algoritmos mais eficientes, aqueles que requerem menor tempo computacional, são mais vantajosos e, portanto, mais desejados. Entretanto, nos problemas de otimização hidrológica, a estimativa correta dos parâmetros nem sempre pode ser alcançada. Por isso, os hidrologistas preocupam-se também com a robustez dos algoritmos, ou seja, com a capacidade para encontrar a solução correta sob uma grande variedade de condições.

Dentre os métodos de otimização classificados como probabilísticos, o mais primitivo é o método da amostragem aleatória uniforme URS (Uniform Random Sampling). O URS não usa, de forma lógica, qualquer das informações relacionadas com a natureza da superfície resposta que podem ser extraídas durante a amostragem. Por estas razões, algumas estratégias apresentadas se propõem a orientar a pesquisa aleatória no sentido de adaptá-la à região do ótimo local. Uma dessas estratégias é a "pesquisa aleatória adaptada ARS (Adaptive Random Search)" proposta por Masri

et al. (1978) e modificada por Pronzato et al. (1984), a qual foi usada por Brazil & Krajewski (1987) para um refinamento dos parâmetros do modelo SAC-SMA, como parte de um esquema de calibração em vários níveis. Para se implementar o método ARS, o primeiro passo é selecionar uma porção do espaço de domínio dos parâmetros dentro do qual se conduzirá a pesquisa automática. O espaço possível dos parâmetros pode ser definido especificando-se os limites inferior e superior de cada parâmetro. Estes limites podem ser estimados pela análise dos dados hidrológicos, a partir do conhecimento das características fisiográficas da bacia fluvial e pelos processos de calibração manual. Brazil (1988) descreve alguns procedimentos que foram desenvolvidos para o modelo SAC-SMA. Alguns trabalhos já publicados indicam que a metodologia ARS apresenta bons resultados na prática (Duan et al., 1992). Este algoritmo, em resumo, consiste em:

1. Escolher um ponto focal (por exemplo, pode ser o melhor ponto obtido em um processo preliminar, ou pode ser um ponto arbitrário, tal como o centróide do espaço de variação dos parâmetros).
2. Gerar um conjunto de N pontos distribuídos aleatoriamente no espaço de variação dos parâmetros (por exemplo, de acordo com a distribuição uniforme ou normal), centrado no ponto focal. Guardar a localização do ponto com o melhor valor da função.
3. Repetir o passo 2 um número de vezes especificado, até a i-ésima vez usando a região inicial dos parâmetros dividida em  $10^i$  e centrada no ponto focal (figura 1) para restringir o espaço de busca. A cada vez, a posição do ponto com melhor valor da função

deve ser guardada.

4. Comparar todos os pontos assim guardados e determinar aquele com o melhor valor da função. Redefinir este ponto como sendo o novo ponto focal. Registrar em que nível da região este ponto foi encontrado.

5. Repetir os passos de 2 a 4 até que o melhor ponto seja encontrado na região de menor nível, para um número de vezes pré-estabelecido. Este ponto é então escolhido como o conjunto ótimo de parâmetros.

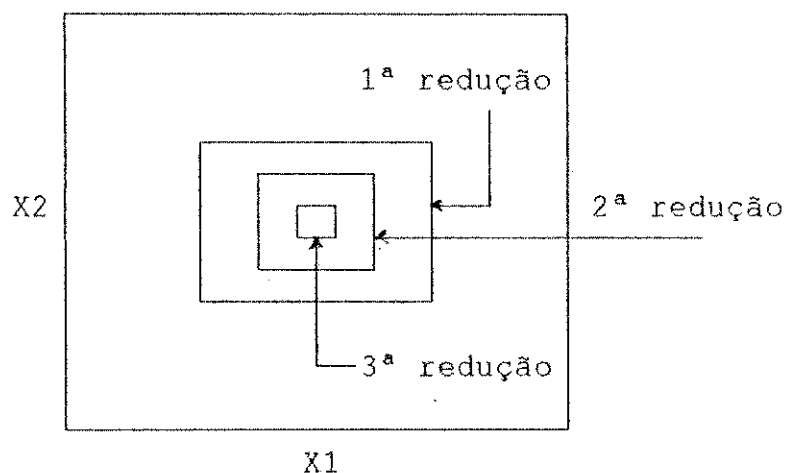


Figura 1 - Método para redução da região de pesquisa dos parâmetros no algoritmo ARS (Duan et al., 1992).

Uma aplicação dessa estratégia para calibrar o modelo SIXPAR foi feito por Duan et al., (1992). Os resultados obtidos evidenciaram baixos níveis de eficiência e robustez do algoritmo na calibração do modelo SIXPAR. O melhor resultado não ultrapassou 30% de sucesso (70 falhas em 100 tentativas).

Ibbitt [1970] e Brazil [1988] sugeriram uma combinação ARS/método simplex, sendo o primeiro, de busca aleatória, usado para obtenção de um ponto inicial que serviria de ponto de partida para um algoritmo de busca local. Duan et al. [1992] testaram três casos diferentes para o método. No primeiro caso, para 100 tentativas independentes do algoritmo ARS, o melhor ponto obtido, após 1000 avaliações da função, foi usado como ponto inicial para o método simplex [Nelder e Mead, 1965]. Similarmente, nos outros dois casos, os melhores pontos obtidos após 3000 e 5000 avaliações da função, respectivamente, foram utilizados como pontos iniciais para o método simplex. Cada simplex inicial usava o ponto ARS como um dos vértices. Os demais vértices eram formados por pontos gerados pelo incremento de mais ou menos 5% da faixa de variação dos parâmetros no ponto ARS. Em cada caso, a taxa de falhas foi reduzida consideravelmente em relação ao método ARS na forma original, verificando-se apenas aumentos marginais no número médio de avaliações da função. Mesmo assim, continuou alto o índice de falhas, nos três casos, cujos valores caíram dos 70%, para 62%, 58% e 45%, respectivamente.

Um método capaz de lidar com problemas de múltiplos ótimos, chamado de múltiplos simplex iniciais, MSX (Multstart Simplex), apresentado por Johnston e Pilgrim [1976], sugere a realização da pesquisa do ponto ótimo, usando um algoritmo de busca local em diferentes pontos no espaço de variação dos parâmetros. A validade de cada aproximação pode ser demonstrada pelo seguinte argumento:



para se ter confiança sobre os resultados de qualquer método de otimização probabilística, exige-se que a probabilidade de falhas sobre o problema em questão seja relativamente baixa. Sendo os pontos iniciais alocados aleatoriamente no espaço possível dos parâmetros, existe uma probabilidade de falhas associada ao processo  $P_f$  (de 100 testes independentes do método, espera-se que  $100 \cdot P_f$  destes falhe). Se esse procedimento for realizado  $r$  vezes, com  $r$  locações independentes, selecionadas aleatoriamente, a probabilidade global de falhas diminuirá de acordo com a equação  $P_f(r) = P_f(1)^r$  e tende para zero com  $r$  assumindo valores altos. Se  $P_f$  for 0,65, por exemplo, então  $r$  igual a 12 proporcionará uma taxa de falhas inferior a 1%.

A eficiência do método MSX varia com  $P_f$  de forma não-linear, de modo que o número  $r$  requerido para encontrar uma probabilidade global de falhas  $P_f(r)$  é dado por  $r = \ln(P_f(r)) / \ln(P_f(1))$ . A curva teórica de  $r$  versus  $P_f(1)$  [Duan et al., 1992], para os casos em que  $P_f(r) = 0,01$  (uma falha em 100) e 0,05 (cinco falhas em 100) revela que, para a probabilidade de falhas inferior a 0,8 (80 falhas em 100), não é necessário um valor de  $r$  muito grande. Entretanto, como  $P_f(1)$  aumenta de 0,8 a 1,0, o número de reinícios  $r$  requerido aumenta rapidamente para o infinito, tornando o método impraticável.

Uma estratégia baseada no uso de múltiplos simplex iniciados aleatoriamente no espaço de busca dos parâmetros possui

propriedades específicas que lhes atribui capacidade para superar várias dificuldades encontradas na superfície resposta dos modelos chuva-vazão. Entretanto, é fácil notar que a fonte da ineficiência no método é que cada simplex opera completamente independente, sem compartilhar qualquer informação. Pode-se fazer uma analogia a um grupo de doze pessoas identicamente capazes a quem são dados um proplema difícil. Para a resolução do problema é estrategicamente mais eficiente usar-se algum tempo trabalhando isoladamente ou em pequenos grupos e depois compartilhar acerca das informações adquiridas.

Motivado pela natureza do problema da otimização dos modelos conceituais chuva-vazão, e com base na tática de compartilhar informações e nos conceitos de sorteio dos princípios de evolução biológica natural, Duan et al. (1992) desenvolveu uma estratégia de otimização global, chamada de evolução do complexo misturado SCE-UA (Shuffled Complex Evolution). A essência deste método é a seguinte: inicia-se com uma população de pontos amostrados aleatoriamente do espaço de domínio dos parâmetros; a população é dividida em algumas comunidades, cada uma contendo  $2n+1$  pontos, sendo  $n$  a dimensão do problema; cada comunidade é concebida para evoluir com base em um processo de "reprodução" estatística que usa a forma geométrica do "simplex" para orientar a pesquisa em uma melhor direção; em estágio periódico na evolução, a população total é misturada e os pontos são novamente agrupados em comunidades para garantir a troca de informações. Com o progresso da pesquisa, toda a população tende

a convergir para a vizinhança do ótimo global, sendo fornecida uma população de tamanho suficientemente adequado. Este algoritmo, objeto do presente trabalho, é apresentado e discutido com mais detalhes no capítulo III. A implementação deste algoritmo foi feita em linguagem Fortran e em ambiente MS-DOS.

Poucas informações são disponíveis para auxiliar aos hidrologistas na seleção de um algoritmo efetivo. Vários pesquisadores têm desenvolvido estudos comparativos de algoritmos, usando modelos conceituais chuva-vazão. Entretanto, os resultados dessas comparações são considerados apenas como um guia genérico. Detalhes da implementação dos algoritmos, critérios de término, lógica heurística introduzida nos algoritmos baseada na experiência e características dos problemas teste podem ter um impacto significativo sobre os resultados.

#### 2.4.2 - Função objetivo

As técnicas de calibração automática consistem basicamente de três elementos: função objetivo, algoritmo de otimização, e dados da calibração. Os problemas associados com a escolha da função objetivo foram largamente discutidos por Sorooshian & Dracup (1980). A função objetivo mais comumente usada tem sido o critério simples dos mínimos quadrados (SLS). Conforme apresentado por Sorooshian e Dracup, devido ao critério SLS não considerar de forma realística as propriedades estocásticas das incertezas dos dados

medidos, esse critério pode não ser uma boa escolha. Eles apresentaram funções objetivo baseadas na teoria da máxima verossimilhança para dois tipos de erros estruturais que existem nos dados de chuva e vazão, ou seja, um que admite a autocorrelação dos erros e outro que assume a não homogeneidade dos erros. Estes métodos foram testados em uma simulação usando-se um modelo simplificado de dois parâmetros, que mostraram-se capazes de proporcionar uma estimativa mais real dos valores dos parâmetros do que o critério dos mínimos quadrados. Suportes adicionais para estas novas funções serão apresentados como parte deste trabalho.

A função objetivo desempenha um papel estratégico e importante no processo de calibração automática dos modelos chuva-vazão, uma vez que seu valor, a cada passo, é um fator decisivo para aceitar ou rejeitar um valor de parâmetro (Canedo, 1989). Diskin & Simon (1977) e Servat & Dezetter (1991) desenvolveram estudos sobre critérios para escolha da função objetivo. Os resultados mostraram claramente que uma escolha inadequada amplia substancialmente as incertezas dos resultados.

São muitas as funções objetivo abordadas na bibliografia. Algumas são mais conhecidas e consagradas pelo uso sistemático em trabalhos de hidrologia. A seguir estão apresentadas várias equações que definem estas funções, inclusive associando-as aos propósitos de uso do modelo.

a) Critérios que enfatizam um ajuste dos picos de vazões

$$- f = \sum [Q_o - Q_s]^2 \quad (1)$$

$$- f = \sum [Q_o - Q_s]^2 \cdot W_t, \text{ onde } W_t = (Q_o + \bar{Q}_o) / (2\bar{Q}_o) \quad (2)$$

$$- f = 100 \cdot \sum [Q_o - Q_s]^2 / \sum [Q_o - \bar{Q}_o]^2 \quad (3)$$

$$- f = (1/N) \cdot \sum [\exp(|Q_s - Q_o|/Q_o) \cdot (Q_o/\bar{Q}_o)] \quad (4)$$

b) Critérios que enfatizam um ajuste das vazões de baixa magnitude

$$- f = \sum [(1/Q_o) - (1/Q_s)]^2 \quad (5)$$

$$- f = \sum [\log Q_o - \log Q_s]^2 \quad (6)$$

$$- f = \sum [Q_o - Q_s]^2 / [(Q_o + Q_s)/2] \quad (7)$$

$$- f = (1/N) \cdot \sum [|1 - (Q_s/Q_o)| \cdot |1 - (Q_o/\bar{Q}_o)|] \quad (8)$$

$$- f = (1/N) \cdot \sum [|1 - (Q_s/Q_o)| \cdot |1 - (Q_o/\bar{Q}_o)|] + (1/N) \cdot |\sum (Q_o - Q_s/\bar{Q}_o)| \quad (9)$$

$$- f = (1/N) \cdot \sum \{ [(Q_o - Q_s)/Q_o] \cdot [1 + (|Q_o - \bar{Q}_o|/\bar{Q}_o)] \} \quad (10)$$

$$- f = \sum [2(Q_o - Q_s)] / (Q_o + Q_s)^2 \quad (11)$$

$$- f = ([\sum (Q_o^{1/3} - Q_s^{1/3})^2]^{3/2}) / N^{1/2} \cdot \sum (Q_o) \quad (12)$$

$$- f = [\sum (Q_o^{1/2} - Q_s^{1/2})^2] / \sum (Q_o) \quad (13)$$

$$- f = \sum (\ln Q_o - \ln Q_s)^2 + 0,5 \cdot \sum (\ln V_o - \ln V_s)^2 \quad (14)$$

onde  $V_o$  e  $V_s$  são respectivamente, os volumes dos fluxos observados e simulados.

c) Critérios que não dão privilégio a qualquer magnitude de vazões

$$- f = \sum [(Q_o - Q_s) / Q_o]^2 \quad (15)$$

$$- f = \sum |Q_o - Q_s| \quad (16)$$

$$- f = \sum |Q_o - Q_s| / \sum [Q_o - \bar{Q}_o]^{1/2} \quad (17)$$

$$- f = \{ [N \cdot \sum (Q_o - Q_s)^2]^{1/2} / \sum (Q_o) \quad (18)$$

$$- f = (\sum |Q_o - Q_s|) / \sum (Q_o) \quad (19)$$

$$- f = |\sum (Q_o - Q_s)| / \sum (Q_o) \quad (20)$$

$$- f = (1/N) \cdot \sum [2(Q_o - Q_s)] / (Q_o - Q_s)^2 \quad (21)$$

$$- f = [\sum (Q_o - Q_s)^2] / [\sum (Q_o - \bar{Q}_o)^2] \quad (22)$$

Em todas as equações acima,  $Q_o$  e  $Q_s$  são as vazões observadas e simuladas, respectivamente.

d) Critérios baseados na teoria da máxima verossimilhança

- Para o caso dos erros autocorrelacionados (AMLE)

$$\begin{aligned} \text{Min AMLE} = (n/2) \ln(2\pi) + 0,5 \ln[\alpha^2 / (1-\rho^2)] - 0,5 \rho^2 \alpha^2 \epsilon_1^2 + \\ \theta, \rho, \alpha^2 \quad + (1/2 \alpha^2) \sum_{t=2}^n (\epsilon_t - \rho \epsilon_{t-1})^2 \end{aligned} \quad (23a)$$

$$\text{onde,} \quad \alpha^2 = (1/n) [-\rho^2 \epsilon_1^2 + \sum_{t=2}^n (\epsilon_t - \rho \epsilon_{t-1})^2] \quad (23b)$$

e  $\rho$  é estimado da seguinte equação implícita

$$(\epsilon_1^2 - \sum_{t=2}^n \epsilon_{t-1}^2) \rho^3 + (\sum_{t=2}^n \epsilon_t \epsilon_{t-1}) \rho^2 + (\alpha^2 - \epsilon_1^2 + \sum_{t=2}^n \epsilon_{t-1}^2) \rho - \sum_{t=2}^n \epsilon_t \epsilon_{t-1} = 0 \quad (23c)$$

sendo  $\alpha^2$  um termo constante da variância e  $\rho$  o coeficiente de autocorrelação. A função acima foi desenvolvida com base na hipótese de que os erros das saídas são normalmente distribuídos

com uma variância constante e correlacionada de acordo com o esquema autoregressivo de primeira ordem (Sorooshian & Dracup, 1980).

O valor de  $\alpha$  pode ser avaliado explicitamente quando  $\rho$  é avaliado adequadamente por um processo iterativo. Para se estimar todos os parâmetros, um processo de otimização de dois estágios foi implementado neste trabalho, segundo a sequência abaixo:

1. Atribuir, inicialmente, valores a  $\rho$  e  $\alpha$  (por exemplo, 0 e 1, respectivamente);

2. Aplicar o algoritmo SCE-UA para encontrar o conjunto ótimo de parâmetros que minimize a função 23a;

3. Se  $\alpha$  deve ser otimizado, calcular seu valor através da equação 23b;

4. Usar um processo iterativo, e para os valores dos parâmetros encontrados no passo 2 e  $\alpha$ , no passo 3, determinar o valor convergido de  $\rho$  através de 23c;

5. Usar como valores iniciais de  $\alpha$  e  $\rho$  o resultado dos passos 3 e 4, e retornar para o passo 2. Continuar o processo de otimização até que o critério de convergência para todos os parâmetros desconhecidos e o valor da função objetivo estejam dentro de uma tolerância pré-estabelecida. Os valores dos parâmetros do modelo considerados ótimos são os que apresentam melhor ajuste de acordo com a função da máxima verossimilhança.

- Para o caso do estimador que assume a não homogeneidade dos erros (HMLE)

$$\text{Min}_{\theta, \lambda} \text{HMLE} = \left\{ \sum_{t=1}^n w_t \epsilon_t^2 \right\} \left\{ n \left[ \sum_{t=1}^n w_t \right]^{1/n} \right\}^{-1} \quad (24a)$$

onde  $w_t$  é um peso no tempo  $t$ , e é calculado por

$$w_t = f_t^{2(\lambda-1)} \quad (24b)$$

sendo  $f_t$  a expectativa de  $q_t$ , ( $Q_0$  ou  $Q_c$ ) e  $\lambda$  é o parâmetro de transformação desconhecido que estabiliza a variância. A expressão implícita para estimar  $\lambda$  é

$$\left[ \sum_{t=1}^n \ln(f_t) \right] \left[ \sum_{t=1}^n w_t \epsilon_t^2 \right] - n \left[ \sum_{t=1}^n w_t \ln(f_t) \epsilon_t^2 \right] = 0 \quad (24c)$$

Em síntese, o estimador HMLE é derivado com base na hipótese de que os erros são Gaussianos com média zero e matriz de covariância  $V$ , sendo  $V_{t,t} = \sigma^2$  e  $V_{t,t+s} = 0$  para  $s \neq 0$ .

A estabilização da variância é realizada através do uso da transformação de potência de Box-Cox (Box & Cox, 1964) que relaciona a variância de cada erro com os valores de vazão produzidos pelo modelo. Sorooshian & Dracup (1980) e Sorooshian (1981a) fizeram  $f_t = Q_0$  para cálculo dos pesos  $w_t$ . É interessante notar que se as variâncias dos erros aditivos são homogêneas (independente do tempo ou magnitude das vazões), então o processo automaticamente selecionará o valor de  $\lambda = 1$ . Isto resulta em  $w_t = 1$  para qualquer  $t$ , e a função objetivo reduz-se à equação dos mínimos quadrados (SLS). Se, entretanto, a variância dos erros for proporcional à função de potência da magnitude dos erros, então o



processo selecionará um valor de  $\lambda \neq 1$ .

A avaliação de  $\lambda$  na equação 24c requer um processo iterativo. A razão para isto é que  $\lambda$  não pode ser expresso explicitamente em função dos demais termos. O seguinte processo de cálculo em dois estágios foi utilizado neste trabalho:

1. Fazer  $\lambda=1$  como estimativa inicial para o parâmetro de transformação. Neste caso, para  $\lambda=1$ , a minimização da função 24a com relação aos parâmetros do modelo resultará na mesma estimativa obtida minimizando-se o critério dos mínimos quadrados (SLS);

2. Empregando-se o algoritmo SCE-UA minimizar a equação 24a dentro dos critérios de parada dos valores dos parâmetros do modelo;

3. Calcular as vazões para o conjunto ótimo dos parâmetros encontrados no passo 2. Então, usando um processo iterativo adequado (neste trabalho foi usado o próprio algoritmo SCE-UA), o valor ótimo de  $\lambda$  pode ser calculado pela equação 24c;

4. Retornar para o passo 2, e repetir o processo de otimização. Os novos pesos  $w_i$  são calculados para o novo valor de  $\lambda$  obtido no passo 3. Cada novo valor de  $\lambda$  resulta num melhoramento no valor da equação 24a, e continuará até que a diferença absoluta entre um novo valor de  $\lambda$  e aquele obtido previamente esteja dentro de uma tolerância pré-especificada;

5. O conjunto ótimo de parâmetros obtido representa o melhor ajuste do modelo.

### 2.4.3 - Dados da calibração

É evidente que o sucesso de qualquer processo de calibração é altamente dependente da natureza dos dados usados (quantidade e qualidade). Existe quase um consenso de que os dados da calibração devem ser representativos dos vários fenômenos experimentados pela bacia hidrográfica. Muitos pesquisadores vêm tentando satisfazer estas condições usando, tanto quanto possível, um longo período de dados na calibração. Este artifício, no entanto, nem sempre tem proporcionado resultados superiores. Segundo Sorooshian et al. (1983) o que é mais importante não é o tamanho da série usada, mas as informações contidas nela e a eficiência com que são extraídas. Além disso, o esforço e o custo para obtenção de longos períodos de dados podem não ser justificados pela "melhoria" na estimativa dos parâmetros.

A fase de calibração pode ser entendida como um processo de causa e efeito, onde o sistema tenta abstrair dos dados de entrada as informações necessárias para avaliar quais os valores dos parâmetros farão o modelo reproduzir adequadamente o sistema real (Canedo, 1989).

A preocupação principal é de fazer com que o sistema simplificado abstraia o maior número possível de informações dos dados hidrometeorológicos fornecidos à calibração (em geral, dados de chuva, vazão e evaporação), bem como dispor a esse sistema uma

quantidade adequada de informações. Canedo [1979] observa que diferentes funções objetivo apresentam capacidades distintas de inferir, através dos dados, o comportamento da bacia. Quanto à quantidade de informações a ser oferecida à calibração, dois aspectos devem ser ressaltados: o tamanho da amostra e o período hidrológico em que essa amostra está inserida. A influência do tamanho da amostra usada na calibração varia ligeiramente com a escolha da função a ser minimizada.

Evidentemente todos os componentes das técnicas de calibração automática discutidas até aqui podem ser estudadas simultaneamente. Não há evidências na literatura de que isso tenha sido feito. Uma avaliação integrada é essencial para se estabelecer a relação entre a confiança dos modelos chuva-vazão e a eficiência dos métodos de calibração.

#### 2.4.4 - Dificuldades usualmente encontradas na calibração automática

Algumas dificuldades podem ser encontradas no processo de calibração automática de um modelo chuva-vazão, como:

1. Interdependência entre parâmetros do modelo. A mudança no valor de um parâmetro pode ser compensada por mudanças em um ou mais dos outros parâmetros. Um grande número de combinações dos valores dos parâmetros darão valores mínimos similares da função objetivo.

Neste caso, os métodos de otimização alcançam pouco ou nenhum progresso ao longo do fundo do vale em direção ao ponto mínimo.

2. Indiferença da função objetivo para o valor de um parâmetro.

A vazão calculada pelo modelo, e conseqüentemente o valor da função objetivo, não é afetada por mudanças no valor de um parâmetro devido a este valor ser redundante ou não ser ativado para o conjunto particular de dados de entrada. Essa indiferença, conhecida como platô, causa gradientes nulos em algumas áreas da superfície resposta, e os métodos de otimização não são capazes de promover progressos adicionais nestas áreas.

3. Ótimos locais. Há pontos na superfície resposta cujos valores da função objetivo são menores do que qualquer outro em seus arredores, mas estes valores são maiores que outros pontos em outras regiões da superfície resposta. A pesquisa do ótimo pode terminar prematuramente em um ponto que não é o ótimo verdadeiro ou absoluto.

4. Escala dos parâmetros. Diferentes escalas dos parâmetros mudam a configuração da superfície resposta, afetando o nível de dificuldade da otimização. O processo pode ser grandemente melhorado mudando-se a escala dos parâmetros com o objetivo de produzir contornos circulares da função objetivo. Entretanto, a forma da superfície resposta, particularmente no espaço multidimensional, e a melhor seleção da transformação não são

conhecidas. Tentativas com diferentes escalas durante a otimização é portanto recomendável, e pode conduzir para um processo de calibração mais rápido.

5. Pontos de sela. Para problemas bi-dimensionais, os pontos de sela manifestam-se pela presença de um máximo ao longo de uma direção na superfície resposta, e um mínimo ao longo de outra direção. Este aspecto causa menor dificuldade que os mínimos locais visto que as direções de pesquisa imediatamente posteriores são disponíveis. No caso multi-dimensional o problema é muito mais complexo, haja visto que esse ponto possa ser uma série global de pontos quase-selas. Dessa forma, para uma problema n-dimensional pode acontecer os seguintes casos:

1	mínimo	e	(n-1)	máximos
2	mínimos	e	(n-2)	máximos
.....				
(n-1)	mínimos	e	1	máximo

6. Buracos. Uma forma particularmente incômoda do ótimo local aparece quando muitos ótimos ocorrem dentro de uma região confinada da superfície resposta (e possivelmente próximo do ótimo global). Geralmente estes múltiplos ótimos aparecem como pequenas perturbações na superfície resposta e são bem descritos como "buracos". Uma rotina de otimização pode ser enganada completamente caindo em um buraco. Não existe até o momento argumentos

quantitativos ou evidências numéricas para explicar este fenômeno. As causas prováveis são uma ou a combinação das características abaixo enumeradas, presentes em todos os modelos chuva-vazão.

1. imperfeição na estrutura do modelo;
2. efeito dos erros nos dados aleatórios;
3. correlação serial nos dados usados para calcular a função objetivo.

### CAPÍTULO III

#### ALGORITMO DE CALIBRAÇÃO

O algoritmo SCE-UA (Shuffled Complex Evolution) realiza a pesquisa do ótimo global baseado nos mecanismos de seleção e genética natural, combinando um processo de seleção artificial com operadores genéticos extraídos da natureza. Neste algoritmo, uma população de "s" pontos é selecionada aleatoriamente no espaço de pesquisa dos parâmetros. Esta população é dividida em algumas comunidades (complexos) que evoluem independentemente uma das outras, ou seja, o espaço de pesquisa dos parâmetros é explorado em diferentes direções. Após algumas gerações, as comunidades são envolvidas entre si, dando origem a novas comunidades através de um processo de mistura. Cada membro da comunidade (ponto selecionado) é um pai em potencial com habilidades para participar no processo de reprodução. Um subcomplexo extraído aleatoriamente de um complexo representa um casal, sendo que o subcomplexo pode consistir em mais de dois membros. Para assegurar que o processo de evolução seja competitivo, é dada maior chance aos melhores pais (pontos de menor valor da função objetivo) para participar na geração de descendentes. A distribuição triangular de probabilidades garante essa competitividade. O método de busca direta de Nelder & Mead (1965) é aplicado a cada subcomplexo para produzir melhores descendentes. Esta estratégia utiliza as informações pertinentes aos subcomplexos para aperfeiçoamento da

evolução. Ocasionalmente, descendentes são substituídos por outros, gerados aleatoriamente no espaço de pesquisa dos parâmetros, para garantir que a evolução não se perca fora do espaço possível de busca. Essa mudança ocasional é uma analogia à mutação na teoria da genética. A mutação aumenta a quantidade de informações contidas na amostra. Os novos descendentes, assim formados, substituem os piores pontos do subcomplexo corrente. Isto garante que cada ponto tenha pelo menos uma chance de contribuir para o processo de reprodução antes que seja substituído ou descartado. Sendo assim, nenhuma informação contida na amostra é ignorada.

Para executar o algoritmo SCE-UA, ilustrado na figura 2, deve-se:

1. Definir o número de complexos  $p \geq 1$  e  $m \geq n+1$ , onde  $n$  é o número de parâmetros. Calcular o tamanho da amostra  $s=p \times m$ . O valor de  $m=2n+1$  foi utilizado nesse trabalho;

2. Selecionar  $s$  pontos  $(x_1, \dots, x_s)$  no espaço de pesquisa dos parâmetros  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Calcular o valor da função  $f_i$  em cada ponto  $x_i$ . Para essa seleção pode ser usada a distribuição uniforme;

3. Ordenar os  $s$  pontos em ordem crescente do valor da função objetivo  $f_i$ . Guardá-los em um conjunto  $D=\{x_i, f_i, i=1, \dots, s\}$ , de tal forma que  $i=1$  represente o melhor ponto;



4. Dividir  $D$  em  $p$  complexos  $A^1, \dots, A^p$ , cada um contendo  $m$  pontos, de forma que  $A^k = \{x_j^k, f_j^k / x_j^k = x_{k+p(j-1)}, f_j^k = f_{k+p(j-1)}, j=1, \dots, m\}$ ;

5. Evoluir cada complexo  $A^k$ ,  $k=1, \dots, p$ , de acordo com o algoritmo de evolução competitiva esboçado separadamente;

6. Misturar os complexos da seguinte forma: Substitua  $A^1, \dots, A^p$  em  $D$ , de tal forma que  $D = \{A^k, k=1, \dots, p\}$ . Arrange  $D$  em ordem crescente do valor da função;

7. Verificar o critério de convergência. Se satisfeito, parar. Caso contrário, retornar para o passo 4.

No algoritmo de evolução competitiva requerido no passo 5, ilustrado na figura 3, deve-se:

1. Selecionar  $q$ ,  $\alpha$  e  $\beta$ , de forma que  $2 \leq q \leq m$ ,  $\alpha \geq 1$  e  $\beta \geq 1$ . Os valores de  $q=n+1$ ,  $\alpha=7-p$  e  $\beta=2n+1$  foram utilizados nesse trabalho;

2. Atribuir uma distribuição triangular de probabilidade acumulada para  $A^k$ , do tipo,  $P_i = P_{i-1} + 2(m+1-i)/m(m+1)$ ,  $i=1, \dots, m$ , onde  $P(0)=0$ ;

3. Selecionar os pais, escolhendo-se aleatoriamente  $q$  distintos pontos  $u_1, \dots, u_q$  de  $A^k$  de acordo com a distribuição

especificada acima, definindo assim um "subcomplexo". Guardá-los em uma matriz  $B=[u_i, v_i, i=1, \dots, q]$ , onde  $v_i$  é o valor da função associado com o ponto  $u_i$ . Guardar em L as localizações de  $A^k$  que foram usadas para construir B;

4. Gerar descendentes de acordo com o seguinte processo:

a) ordenar B e L de modo que os q pontos fiquem arranjados em ordem crescente do valor da função. Calcule o centróide g usando a expressão abaixo:

$$g = (1/q-1) \sum_{j=1}^{q-1} u_j$$

b) calcular um novo ponto  $r=2g-u_q$  (reflexão);

c) se r estiver dentro do espaço U, calcular o valor da função  $f_r$  e seguir para o passo d; caso contrário, calcular o menor hipercubo  $H \subset R^N$  que contem  $A^k$ , selecionar aleatoriamente um ponto z dentro de H, calcular  $f_z$ , fazer  $r=z$  e  $f_r=f_z$  (mutação);

d) se  $f_r < f_1$ , calcular  $ex=2r-g$  (expansão). Caso contrário, seguir para o passo g;

e) se ex estiver dentro do espaço U, seguir para o passo f. Caso contrário, selecionar aleatoriamente um ponto z dentro de H e fazer  $ex=z$ ;

f) calcular a função  $f_{ex}$ . Se  $f_{ex} < f_r$  fazer  $u_q = ex$ ,  $f_q = f_{ex}$  e seguir para o passo j; caso contrário, seguir para o passo h;

g) Se  $f_r < f_q$ , seguir para o passo h. Caso contrário, calcular  $c = (g + u_q) / 2$  e  $f_c$ . Seguir para o passo i;

h) Fazer  $u_q = r$ ,  $f_q = f_r$  e seguir para o passo j;

i) Se  $f_c < f_q$ , fazer  $u_q = c$ ,  $f_q = f_c$  e seguir para o passo j. Caso contrário, selecionar aleatoriamente um ponto z em H, calcular  $f_z$ , fazer  $u_q = z$  e  $f_q = f_z$  (mutação);

j) Repetir os passos "a" a "i"  $\alpha$  vezes, sendo que  $\alpha \geq 1$  é um parâmetro a ser especificado;

5. Substituir os pais pelos descendentes da seguinte forma: Substituir B em  $A^k$  usando as localizações originais guardadas em L. Organizar  $A^k$  em ordem crescente do valor da função;

6. Repetir os passos 2 a 5  $\beta$  vezes, sendo que  $\beta \geq 1$  é um parâmetro especificado que determina como cada complexo será evoluído.

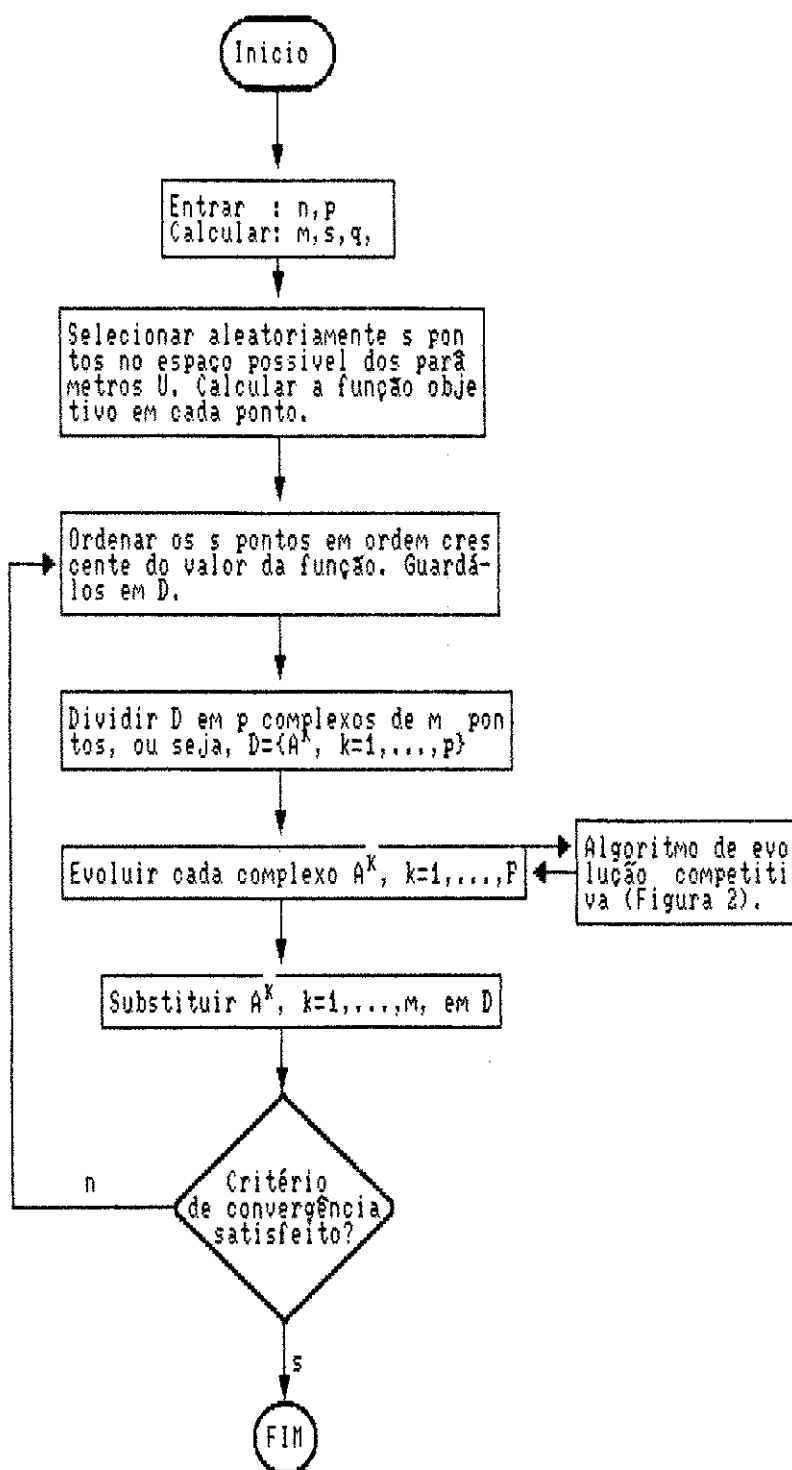


Figura 2 - Fluxograma do Algoritmo SCE-UA (Duan et al., 1992)

### 3.1 - Particularidades do algoritmo

Nesta secção, alguns trechos do algoritmo de calibração serão detalhados em forma de textos e fluxogramas.

#### 3.1.1 - Amostragem aleatória dos pontos no espaço dos parâmetros

Cada ponto a ser amostrado é um conjunto de  $n$  parâmetros. Cada parâmetro assume valores dentro de uma faixa especificada:  $a_i \leq x_i \leq b_i$ ,  $i=1,2,\dots,n$ . As faixas de variação dos parâmetros são discretizadas linearmente em  $2^D$  pontos em intervalos  $\Delta x_i = (b_i - a_i) / 2^D$ . Por exemplo, para  $D=7$ , o espaço de busca dos parâmetros será como mostrado no quadro abaixo.

Posição	Valor do Parâmetro
0	$a_i + 0 \cdot \Delta x_i$
1	$a_i + 1 \cdot \Delta x_i$
2	$a_i + 2 \cdot \Delta x_i$
.	.
.	.
.	.
126	$a_i + 126 \cdot \Delta x_i$
127	$a_i + 127 \cdot \Delta x_i = b_i$

A amostragem do valor de um parâmetro é feita selecionando-se aleatoriamente um número inteiro entre 0 e  $2^D - 1$ , que representa uma posição, o qual é multiplicado por  $\Delta x_i$  e o resultado somado ao limite inferior da faixa do parâmetro  $a_i$ . Neste caso, uma posição é sorteada com base na distribuição de probabilidades uniforme. O

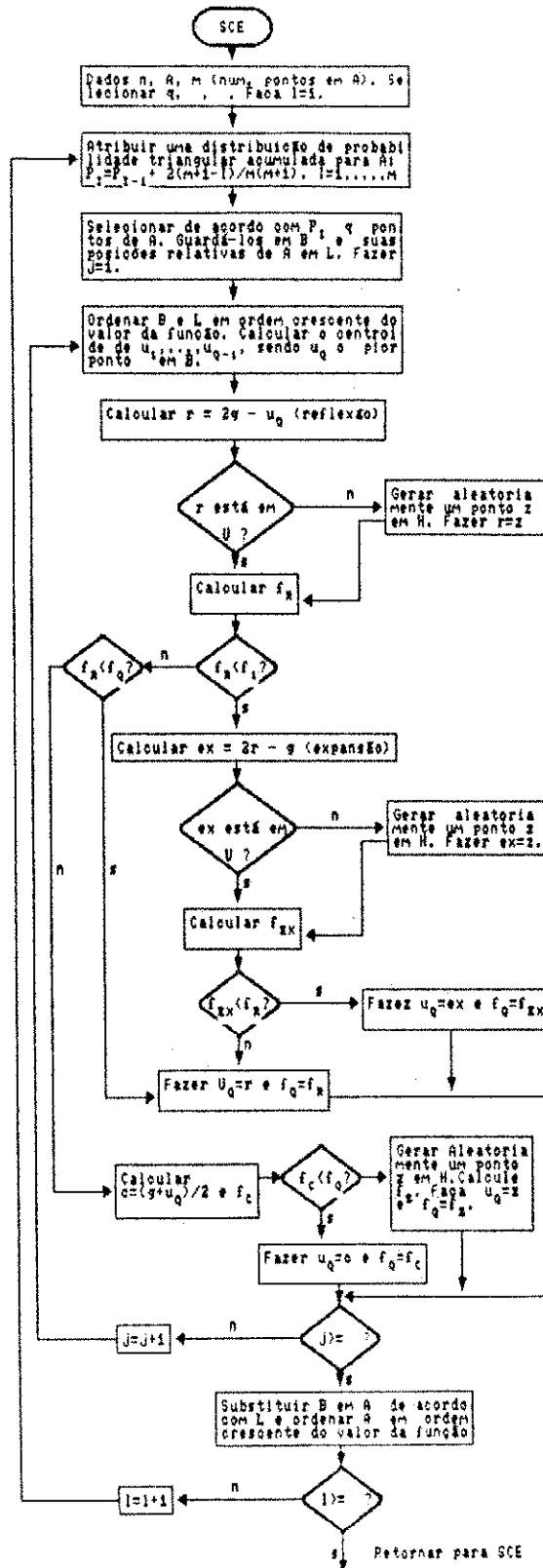


Figura 3 - Algoritmo de Evolução Competitiva

centésimo dos segundos corrente do relógio do computador é utilizado como semente para a geração da sequência de números aleatórios.

### 3.1.2 - Cálculo da função objetivo

Para cada conjunto de parâmetros selecionado (ponto), calcula-se as vazões da bacia em estudo através do modelo chuva-vazão a ser calibrado. O valor da função objetivo é obtido em geral a partir dessas vazões e daquelas observadas na bacia em período correspondente.

### 3.1.3 - Arranjo dos pontos em ordem crescente do valor da função

O arranjo dos pontos com base nos valores da função objetivo é de fundamental importância em várias partes do algoritmo. Definiu-se como crescente a ordem dos valores da função na implementação do algoritmo, mas a ordem contrária também poderia ser utilizada. A figura 4, a seguir, resume os passos para executar essa tarefa.

### 3.1.4 - Partição de complexos

Os complexos representam comunidades que são retiradas da população, segundo um critério, para evoluírem independentemente uma das outras. A população total representada por "s" pontos é

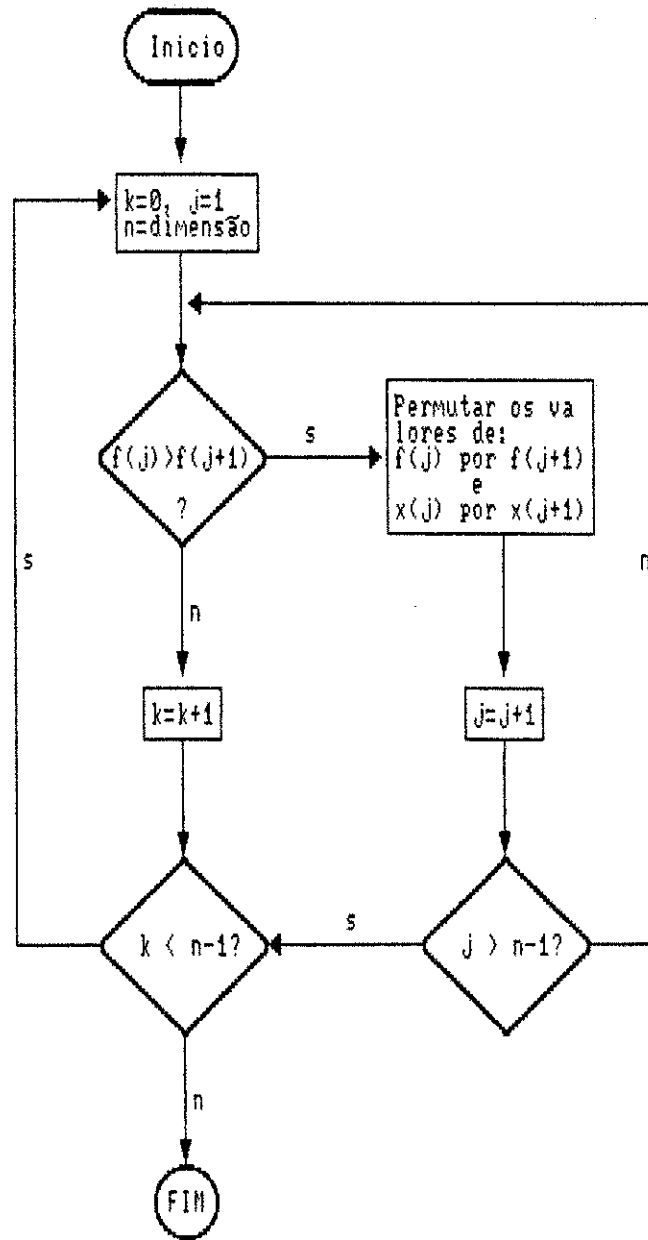


Figura 4 - Fluxograma para ordenação de pontos em ordem crescente do valor da função.



obtida por  $s=m.p$ , onde "p" é o número de complexos e "m" o número de elementos em cada complexo. A divisão da população em "p" complexos  $A^1, \dots, A^p$ , cada um contendo m pontos, é feita da seguinte forma:  $A^k = \{x_J^k, f_J^k / x_J^k = x_{k+p(J-1)}, f_J^k = f_{k+p(J-1)}, J=1, \dots, M\}$ . Para um caso onde  $p=2$  e  $m=7$ , tem-se:

$$\text{complexo 1: } A^1 = \{x_1, x_3, x_5, x_7, x_9, x_{11}, x_{13}\}$$

$$\text{complexo 2: } A^2 = \{x_2, x_4, x_6, x_8, x_{10}, x_{12}, x_{14}\}$$

onde  $x_i$  representa o ponto de posição i no conjunto da população.

### 3.1.5 - Critérios de convergência

Foram estabelecidos dois critérios de parada para o processo de calibração: coincidência entre os valores das vazões observadas e calculadas, e o desvio padrão, com relação à média, dos valores da função objetivo calculada para cada dos s pontos, que deve atingir um limite pré-estabelecido.

### 3.1.6 - Definição do subcomplexo

O subcomplexo é um conjunto de q pontos extraídos aleatoriamente de um complexo  $A^k$ , priorizando-se os pontos com menor valor da função objetivo. A distribuição triangular de probabilidades é usada para possibilitar essa competitividade.

$$P_i = P_{i-1} + 2(m+1-i)/m(m+1), \quad i=1, \dots, m.$$

onde  $P(0)=0$ .

Desta forma, para  $m=7$ , tem-se:

$$P_0=0,000$$

$$P_1=0,250$$

$$P_2=0,464$$

$$P_3=0,643$$

$$P_4=0,786$$

$$P_5=0,893$$

$$P_6=0,964$$

$$P_7=1,000$$

Os valores das probabilidades são associados aos pontos arranjados em ordem crescente do valor da função. Note-se que para as primeiras posições, os intervalos entre um ponto e outro são maiores e decrescem com o aumento dos valores da função. O sorteio dos  $q$  pontos é feito selecionando-se aleatoriamente números entre 0 e 1 e verificando onde eles se situam nas faixas da distribuição de probabilidades apresentadas. Se, por exemplo, esse número for 0,15 o ponto sorteado é aquele de posição 1. Se for 0,79, o ponto sorteado é aquele de posição 5. Assim, sucessivamente até que os pontos sejam retirados do complexo  $A^k$ .

### 3.1.7 - Determinação do menor hipercubo

Após a definição do subcomplexo, o método de Nelder & Mead (1965) é aplicado para aperfeiçoamento dos pontos. Neste método, o pior ponto é refletido através do centróide, dando origem a um

outro ponto. Caso este novo ponto esteja fora do espaço de domínio dos parâmetros  $U$ , ele é substituído por um outro, tomado aleatoriamente no menor subespaço de  $U$  que contém o complexo  $A^k$ , de onde originou-se o subcomplexo corrente. A esse subespaço dá-se o nome de "menor hipercubo".

### 3.1.8 - Implementação do algoritmo

No desenvolvimento deste trabalho procurou-se adquirir, sem sucesso, o código computacional do algoritmo junto a seus autores. Sendo assim, a única alternativa foi implementar o algoritmo, a partir dos fluxogramas das figuras 2 e 3. Isto foi feito em Linguagem Fortran, em ambiente MS-DOS. Essa implementação incorporou, além dos conceitos apresentados por Duan et al. (1992), as alterações propostas no âmbito desta dissertação. O número de linhas do programa fonte varia de acordo com o modelo a ser calibrado. O programa principal (algoritmo) possui 295 linhas de código. O módulo executável ocupa 47 Kbytes de área em disco, quando atrelado aos modelos Tank-Model e SMAP mensais. Para o modelo Tank-Model diário e SWM, ocupa respectivamente, 52 e 310 Kbytes. O tempo gasto na calibração de um modelo, varia de frações de minuto, para os modelos mensais, a 1 hora, em média, para o SWM. Na calibração do Tank-Model diário, o tempo de processamento chega a aproximadamente 3 minutos. Em todos os casos, o tempo se refere ao processamento do programa em microcomputador 486 DX2 com clock de 66 Mhz.

### 3.1.9 - Faixa de busca dos parâmetros

O algoritmo pesquisa o ponto ótimo dentro do espaço definido pelos limites inferior e superior dos valores dos parâmetros a serem calibrados. Estes limites podem ser estabelecidos pela análise dos dados hidrológicos, a partir do conhecimento das características fisiográficas da bacia fluvial e pelos processos de calibração manual. Outro critério empregado neste trabalho foi o "método da tentativa", que se resume em estabelecer uma faixa lógica inicial para os parâmetros e processar a calibração. Caso o limite de algum parâmetro seja atingido, altera-se esse limite e a calibração é refeita. Assim, sucessivamente, até alcançar uma faixa adequada para o conjunto de dados trabalhados.

## CAPÍTULO IV

### BACIAS ESTUDADAS

As bacias utilizadas para testes na calibração de modelos chuva-vazão através do algoritmo apresentado são representativas de regiões de climas distintos. Uma, bacia do rio Mamuaba, localizada na região úmida do estado da Paraíba (litoral), drena uma área de 129,3 Km<sup>2</sup>. A outra, bacia do riacho Salobro, sub-bacia do riacho do Navio, está encravada na região semi-árida do Estado de Pernambuco e drena uma área de 15,6 Km<sup>2</sup>.

#### 4.1 - Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

##### 4.1.1 - Localização

A bacia hidrográfica do rio Mamuaba, afluente do rio Gramame, está localizada no quadrilátero compreendido entre os paralelos de 07° 14' S e 07° 21' S e os meridianos de 34° 57' W e 35° 08' W, aproximadamente. A área pertence aos municípios de Pedras de Fogo, Alhandra, Santa Rita e João Pessoa, todas no Estado da Paraíba (figura 5). A região está inserida na zona da mata-litoral oriental da Paraíba.

##### 4.1.2 - Morfologia, relevo e altitude

Utilizando-se um mapa topográfico na escala de 1:100.000,

foram estimados os principais atributos que definem as características físico-morfológicas da bacia hidrográfica do rio Mamuaba.

- área de drenagem	A = 129,3 Km <sup>2</sup>
- perímetro	P = 56,0 Km
- linha de fundo	L = 22,5 Km
- largura média (A/L)	Lm = 5,7 Km
- índice de compacidade ( $0,28P/A^{1/2}$ )	Kc = 1,38
- fator de forma (Lm/L)	Kf = 0,25
- desnível	d = 125,0 m

Os índices de forma da bacia aqui determinados são indicativos de que a mesma não apresenta tendência para ocorrência de grandes enchentes.

Na bacia do rio Mamuaba foi identificado, de acordo com Nouvelot (1974), três tipos de relevo: R<sub>2</sub>, R<sub>3</sub> e R<sub>4</sub>, relevos bastante suave, suave e moderado, respectivamente.

#### 4.1.3 - Geologia, pedologia e cobertura vegetal

Verifica-se na bacia a predominância de coberturas arenosas pertencentes ao Grupo Barreiras Indiviso (Terciário) litologicamente representados por sedimentos areno-argilosos, com intercalações silticas e conglomeráticas. As argilas podem aparecer puras em regiões localizadas. Apresentam coloração variada, com

tons, desde avermelhados, até esbranquiçados. Em geral são sedimentos pouco consolidados, com grau diagenético fraco. A variação lateral e vertical é marcante, podendo faltar horizontes em curtas distâncias. Na parte basal em contato com o cristalino são encontrados arenitos e cascalhos.

No mapa integrante do Levantamento Exploratório de Solos do estado da Paraíba, escala 1:600.000, observa-se os seguintes tipos de solos predominantes na bacia do rio Mamuaba: associação de podzólico vermelho e amarelo, latossólico, textura média, fase floresta subperenifólia, relevo plano e latosol vermelho amarelo distrófico, textura média, fase transição floresta subperenifólia, cerrado, e podzol hidromórfico, fase cerrado, relevo plano, além de uma pequena área, no alto Mamuaba, formada de podzólico vermelho amarelo com "A" proeminentemente abrupto, textura argilosa, fase floresta subcaducifólia e relevo plano.

A área da bacia em foco está coberta em parte por floresta Superenifólia devastada e, o restante, por vegetação secundária e agricultura de cultura cíclica e cultivo da cana de açúcar.

#### 4.1.4 - Climatologia, evaporação

O clima da região apresenta, de modo geral, dois períodos definidos: um mais longo, seco, intercalado por um período chuvoso. Este período chuvoso se define nos meses de fevereiro/março até

julho/agosto. Dessa forma, pode-se classificar o clima da região como úmido-subúmido, com 5 a 6 meses de excedente hídrico.

O regime pluviométrico está na dependência da Massa Equatorial Atlântica, tendo sua maior umidade na corrente inferior dos alísios. No inverno dá-se a invasão das massas polares do sul, que se incorporam aos alísios de sudeste produzindo chuvas abundantes.

A amplitude térmica anual é muito pequena em função da baixa latitude. As temperaturas variam muito pouco durante o ano e as médias anuais são elevadas, com valores compreendidos entre 22°C a 26°C. Os meses mais quentes são dezembro e janeiro e os mais frios são junho e julho.

A evaporação é um elemento climático fundamental do ciclo hidrológico e que integra, na realidade, os fatores temperatura, umidade do ar, velocidade do vento e insolação.

A lâmina média anual evaporada, medida no tanque tipo "A" do Weather Bureau dos E.U.A., da estação evaporimétrica de Marés, em João Pessoa-PB, operada no período de 1970 a 1984 e considerada representativa do regime evaporimétrico da região que compõe a bacia do rio Mamuaba, é de 1625 mm.



#### 4.1.5 - Precipitações, vazões

As precipitações se constituem, indubitavelmente, em um fator explicativo dos escoamentos.

O volume médio de água precipitada na área da bacia do rio Mamuaba é abundante (195 Hm<sup>3</sup>/ano), mas é necessário destacar-se a acentuada irregularidade espacial e temporal no decorrer do ano, com 70% das chuvas ocorrendo em apenas 05 meses, de março a julho.

A precipitação média anual nessa bacia é de 1.510mm, obtida pelo método de Thiessen, a partir da rede pluviométrica das bacias dos rios Gramame e Marés, operada pela CAGEPA, referentes ao período de 1971 a 1992.

O regime fluvial é de característica perene. Os escoamentos são decorrentes principalmente do esvaziamento do lençol freático, com pouca contribuição do escoamento direto ou de superfície. A afluência média da bacia está em torno de 56 Hm<sup>3</sup>/ano.

#### 4.2 - Bacia hidrográfica do riacho Salobro

##### 4.2.1 - Localização

O conjunto das bacias estudadas sob o nome de Riacho do Navio está situado a sudeste da bacia do rio Pageú, representando uma região estratégica no Nordeste do Brasil, sob coordenadas

geográficas de 08° 04' e 08° 18' de latitude sul e 37° 47' e 38° 03' de longitude a oeste de Greenwich (figura 5). A área pertence ao município de Betânea no Estado de Pernambuco. A bacia do riacho Salobro é uma das sub-bacias do Riacho do Navio, da qual ainda fazem parte as sub-bacias Oscar Barros e Matriz.

#### 4.2.2 - Caracteres topográficos e Morfológicos

A bacia do riacho Salobro drena uma área de 15,6 Km<sup>2</sup> e detem um índice de compacidade da ordem de 1,17, indicativo de pouca vocação para produzir grandes cheias. Sua altitude média é de 528m e o desnível específico de 200m. Predomina na bacia os relevos do tipo moderado a forte.

#### 4.2.3 - Geologia, pedologia e cobertura vegetal

As formações da bacia estão assentadas sobre embasamentos cristalinos pré-cambriano, onde predominam Migmatitos, Micaxistos e Paragnaisses.

A bacia do riacho Salobro é constituída pela associação de vários tipos de solos, sendo predominante a presença de dois tipos: na parte superior da bacia aparecem os solos litólicos com ocorrência de regosolos e afloramentos de rochas; no restante da área, regosolo eutrófico intercalados por solos litólicos eutróficos.

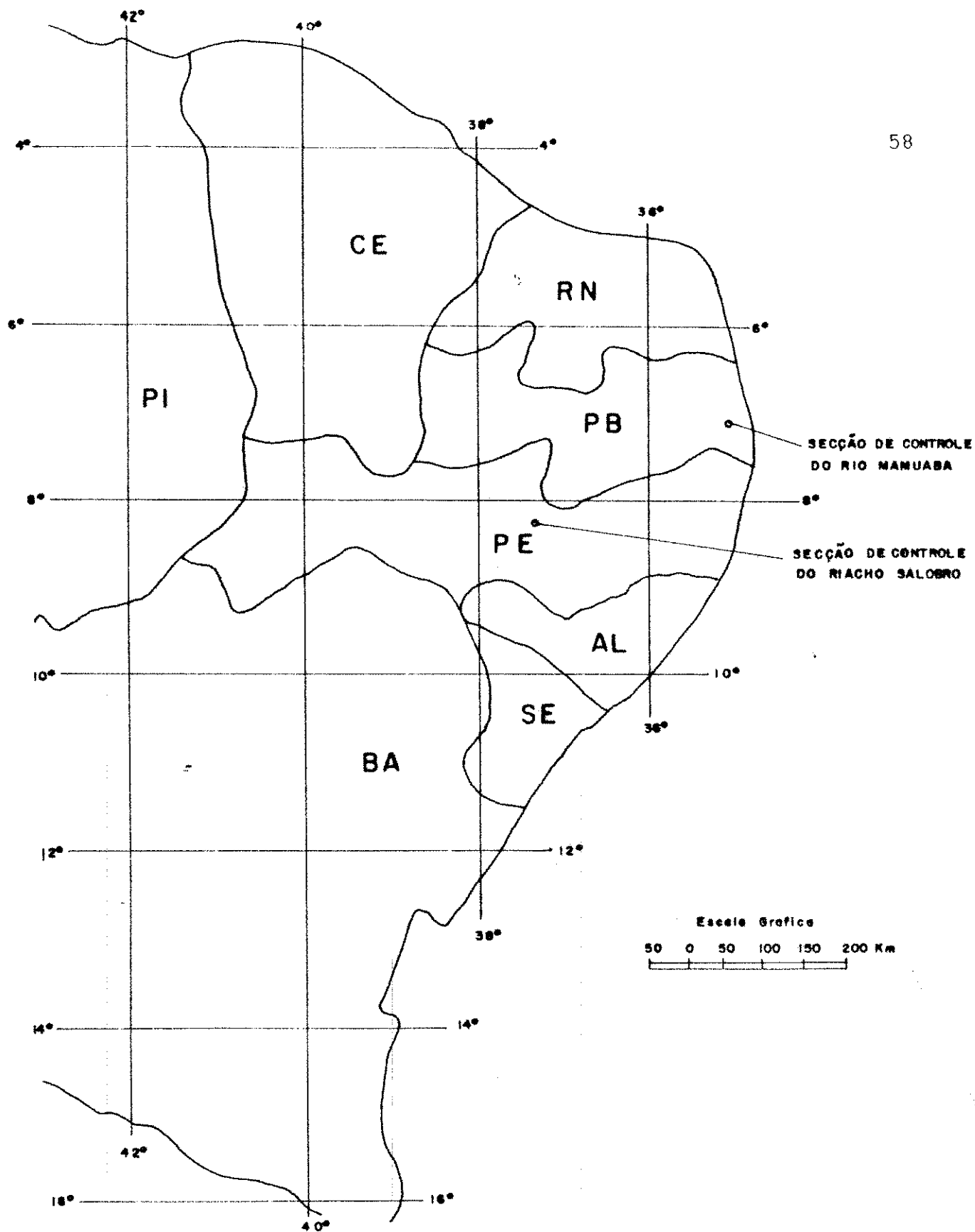


Figura 5 - Localização das Bacias Hidrográficas do rio Mamuaba e riacho Salobro

A cobertura vegetal constitui-se de caatinga nativa pouco cultivada em algumas áreas e parte cultivada pela agricultura.

#### 4.2.4 - Climatologia, evaporação

Apresenta clima semi-árido quente mediano, com 7 a 8 meses secos, caracterizada por uma má distribuição das chuvas, que associada às altas temperatura e evaporação, ocasionam os problemas de ordem sócio-econômicos característicos dessa região do nordeste brasileiro.

A evaporação anual supera em muito o valor da precipitação, com lâminas atingindo 2.770mm. A temperatura média nos meses mais secos fica em torno dos 28°C. Nos meses chuvosos ela é em cerca de 25°C. A amplitude térmica é sempre inferior a 5°C. A temperatura média anual é de aproximadamente 27°C.

#### 4.2.5 - Precipitações, vazões

A pluviometria anual oscila em torno de 600mm. A precipitação diária é superior a 36 mm 5 vezes por ano, 1 vez por ano superior a 63 mm e a cada dez anos supera os 106mm. A cada cem anos a chuva diária de 152mm é superada apenas 1 vez.

A bacia do riacho do Salobro se caracteriza pela heterogeneidade dos tipos de solos, associados com a irregularidade

dos fatores climáticos, sendo que a cobertura vegetal da caatinga reduz a capacidade de retenção de água nas camadas mais permeáveis. A distribuição do escoamento ao longo do ano é muito irregular. Em média, 21% do deflúvio anual escoam somente em 1 dia, cerca de 63% em menos de um mês, e 99% em 180 dias.

## CAPÍTULO V

### MODELOS CHUVA-VAZÃO UTILIZADOS

O uso dos modelos chuva-vazão no âmbito deste trabalho ocorreu em dois níveis. No primeiro nível o modelo é objeto de modificações e testes para melhorar a performance do algoritmo de calibração. Para esse caso foi eleito o modelo Tank-Model nas versões mensal e diária. No segundo nível, o modelo é usado apenas para validação do algoritmo em outras estruturas de cálculos. Para tal, dois modelos de estruturas completamente diferentes foram escolhidos: o SMAP (Soil Moisture Accounting Program), numa versão simplificada para cálculos de vazões mensais e o SWM (Stanford Watersheed Model), cuja estrutura engloba todas as fases do ciclo hidrológico e constitui um dos mais completos modelos já publicados.

#### 5.1 - Modelo Tank-Model

O princípio fundamental deste modelo é bastante simples. É composto por dois tipos de tanks (figuras 6a e 6b) que podem ser aproximados por um modelo linear (figura 6c) movendo-se as saídas laterais para o fundo do tank. Esse modelo linear é um sistema de primeira ordem escrito por  $b/[\Delta+(a+b)]$ , onde  $\Delta$  é um operador diferencial,  $1/(a+b)$  é constante no tempo, e  $b/(a+b)$  é a taxa de descarga resultante. O princípio fundamental da modificação dos

parâmetros é o seguinte: para mudar-se a forma da hidrógrafa altera-se  $a+b$ , ou seja, para tornar a hidrógrafa mais íngreme aumenta-se  $a+b$  e vice-versa. Para controlar o volume total da hidrógrafa muda-se  $b/(a+b)$ , isto é, para fazer maior o volume total de descarga sem mudar a forma da hidrógrafa pode-se aumentar  $b$  e manter a soma resultante  $a+b$  inalterada, e vice-versa.

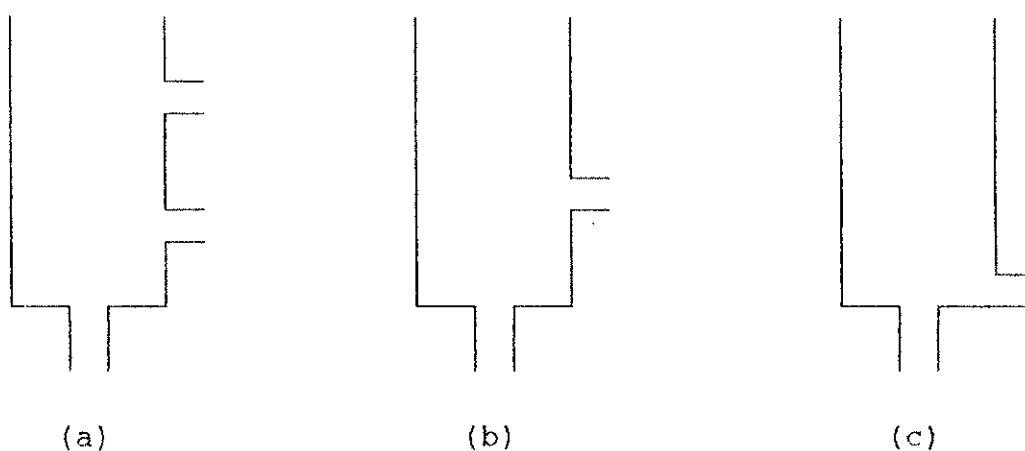


Figura 6 - Tipos de Tanks

Inicialmente foi considerado o Tank-Model na forma mais usual, onde a bacia hidrográfica é representada por três tanks, com aberturas laterais e no fundo, a partir dos quais ocorre a contribuição para o escoamento superficial ( $q_s$ ), e percolação para as camadas inferiores do solo ( $q_b$ ) (figura 7). As equações básicas que regem os cálculos no modelo neste caso são:

$$q_s = a(S-H)$$

$$q_b = b S$$

$$dS/dt = P - q_s - q_b - E_v$$

onde

$S$  = altura de água no tank

$t$  = tempo

$a, b, H$  = coeficientes do modelo,

função das características  
físicas da bacia.

$P, E_v$  = precipitação e evapotranspiração  
real por unidade de tempo.

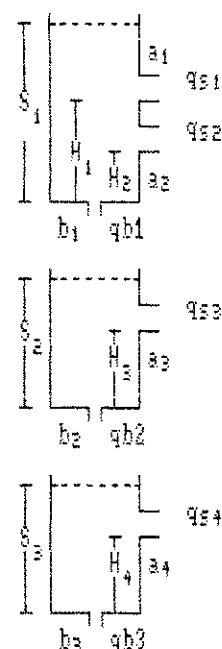


Fig. 7 - Representação esquemática usual do modelo Tank-Model

Nesta configuração o modelo não produziu bons resultados (mesmo para intervalos mensais de cálculos), para nenhuma das duas bacias. Várias alterações foram feitas e finalmente encontrou-se a melhor composição para o modelo. Para intervalos diários duas estruturas se destacaram: a primeira, para a bacia do rio Mamuaba, de regime perene, consiste de uma série de três tanks verticalmente em série, sendo o primeiro provido de dois subtanks com o objetivo exclusivo de avaliar o segmento da evapotranspiração; a segunda, para a bacia do riacho Salobro, de regime intermitente, consistindo de apenas um tank com três saídas laterais e uma no fundo. Nesta versão, a evapotranspiração acontece a nível potencial a depender da disponibilidade no tank. Para intervalos mensais, uma configuração de dois tanks em série é suficiente para o cálculo das vazões afluentes nas duas bacias. Nesta versão, a evapotranspiração



acontece a nível real, passando sucessivamente do tank superior para o inferior.

#### 5.1.1 - Tank-Model diário para regiões úmidas

Conforme dito anteriormente, a estrutura desenvolvida para regiões úmidas consiste de três tanks arranjados verticalmente em série conforme mostrado na figura 8. A descarga de água no primeiro tank, através das duas saídas laterais, corresponde conceitualmente aos escoamentos de superfície e hipodérmico. A água no segundo tank que eflue através da saída lateral é equivalente ao escoamento intermediário. O fluxo através da saída lateral do último tank corresponde ao fluxo de base ou subterrâneo. A soma total destas descargas através de todas as saídas laterais compõe o fluxo do rio na secção de referência. Para cada tank, a vazão  $Q$ , através de cada saída, é proporcional à altura da água  $S$  armazenada no tank, acima da saída lateral, e é expressa por  $Q = a.S$ , onde "a" é o coeficiente da saída.

A estrutura da umidade do solo no fundo do tank do topo (subtanks) consiste de dois reservatórios chamados de primário e secundário. Quando ocorre uma chuva, a água vai para o reservatório primário, se este não estiver saturado. Caso contrário, a água segue dois caminhos: parte se infiltrará no reservatório secundário, parte é transformada em escoamento para o rio. A água do reservatório primário é gradualmente transferida para o

secundário de acordo com a equação abaixo:

$$T2 = TC(1-XS/SS)$$

onde T2 é a taxa de transferência de água em mm/dia, TC é uma constante empírica, XS e SS são os níveis atual e máximo no reservatório de umidade do solo secundário.

A evapotranspiração é suprida, no primeiro tank, a partir da água livre disponível, caso contrário ela é complementada pela umidade do reservatório primário. Neste caso, o reservatório é deplecionado e simultaneamente alimentado através do subtank inferior pelo efeito da capilaridade de acordo com a seguinte equação:

$$T1 = TB(1-XA/PS)$$

onde T1 é a taxa da capilaridade em mm/dia, TB é uma constante empírica, XA e PS são os níveis atual e máximo no reservatório primário.

#### 5.1.2 - Tank-Model diário para regiões semi-áridas

A estrutura do Tank-Model concebida para operar em bacias hidrográficas situadas em regiões semi-áridas, cujos rios são de regimes intermitentes com vazão nula na maior parte do ano, foi neste trabalho reduzida a apenas um tank com três orifícios laterais, representando os escoamentos superficial, hipodérmico e subterrâneo, e um orifício no fundo correspondendo às perdas da bacia para substratos inferiores (figura 9).

A cada evento de chuva  $P$  o nível do reservatório  $S$  é atualizado pela simples adição da altura pluviométrica. Este nível é então comparado às alturas dos orifícios laterais e determinadas as cargas hídricas correspondentes. As descargas laterais são então calculadas em função destas cargas e dos coeficientes dos orifícios. A perda através da saída do fundo do reservatório é função do seu coeficiente e da carga  $S$ . A evapotranspiração ocorre neste reservatório a nível potencial.

### 5.1.3 - Tank-Model Mensal

O modelo para simulação mensal ficou com uma configuração de dois tanks em série, sendo o primeiro com dois orifícios laterais e um no fundo, e o segundo com um orifício lateral e outro no fundo. O processo de cálculo é semelhante àquele descrito no item anterior salvo o acréscimo de um reservatório e o segmento correspondente à evapotranspiração, no qual foi incluído dois parâmetros que representam a oportunidade de evapotranspiração para os períodos secos e úmidos na bacia ( $K_s$  e  $K_u$ , respectivamente). Neste caso, a evapotranspiração potencial é multiplicada pelo coeficiente correspondente ao período ( $K_s$  ou  $K_u$ ) e a lâmina resultante é retirada sucessivamente dos dois tanks. A opção por um destes coeficientes está associada a altura pluviométrica mensal e é objeto de calibração no modelo. A figura 10 ilustra esta versão do modelo Tank-Model, que pode ser utilizada tanto para regiões de clima úmido quanto seco.

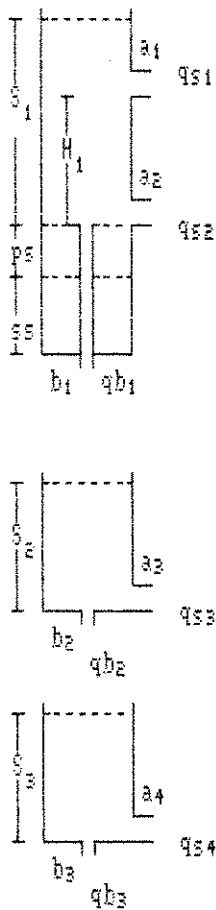


Figura 8 - Representação esquemática do modelo Tank-Model diário com sub-tanks para regiões úmidas.

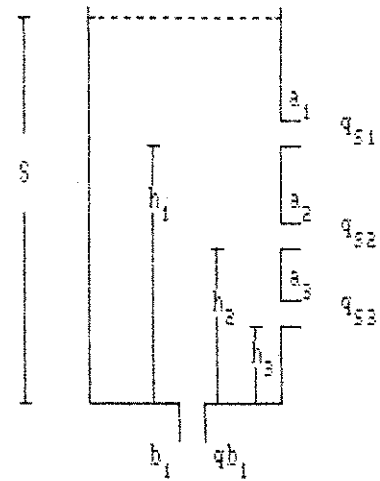


Figura 9 - Representação esquemática do modelo Tank-Model diário para regiões semi-áridas.

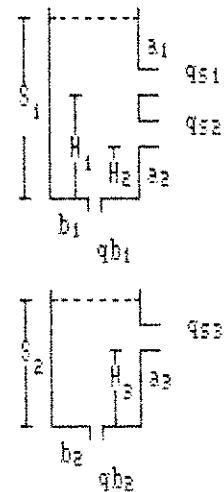


Figura 10 - Representação esquemática do modelo Tank-Model para cálculo de vazões mensais

## 5.2 - Modelo SMAP mensal

O modelo SMAP usado neste trabalho possui uma estrutura relativamente simples e opera com dados de chuva e evaporação potencial em intervalos mensais. O modelo realiza o balanço da umidade do solo baseado em dois reservatórios lineares que representam o solo (camada superior) e o aquífero, conforme ilustrado na figura 11.

A cada evento de precipitação  $P$  é feito um balanço de massa. Uma fração da precipitação é transformada em escoamento superficial  $ES$ , através da equação  $ES = P \cdot TU^{E2}$ , onde  $TU$  é a taxa de umidade do solo e  $E2$  é o parâmetro controlador do escoamento superficial.

A lâmina restante  $P - ES$  é adicionada a um reservatório que representa a camada superior do solo. Neste reservatório, a umidade é atualizada ao longo do tempo através de perdas por evapotranspiração real  $ER$ , equivalente a  $EP \cdot TU^{E1}$ , onde  $EP$  é a evapotranspiração potencial e  $E1$  é um dos parâmetros calibráveis do modelo. A outra saída desse reservatório é a recarga no reservatório subterrâneo (aquífero). Nesta transferência de água é usado o conceito de capacidade de campo, isto é, se o nível do reservatório  $RSOLO$  for maior que a capacidade de saturação  $STR$ , ocorrerá recarga  $REC$  para o reservatório subterrâneo na forma:

$$REC = RSOLO \cdot CREC \cdot TU^4$$

onde  $TU = (RSOLO + CINF.P) / STR$  é a taxa de umidade do solo, CREC o coeficiente de recarga e CINF o coeficiente de infiltração. A razão do expoente de TU ser igual a quatro é para que em situações de teor de umidade próximas a capacidade de campo ( $0,4 < TU < 0,6$ ) o valor da função seja próxima de zero.

O reservatório subterrâneo é outro reservatório linear onde o nível de água existente R<sub>SUB</sub> é deplecionado à taxa constante K<sub>1</sub> resultando o escoamento básico EB, ou seja,  $EB = R_{SUB}(1 - K_1)$ . A soma dos escoamentos direto (superficial) e básico fornece a vazão no ponto de controle da bacia.

Seguindo-se o procedimento indicado, o nível de cada reservatório é continuamente atualizado para cada mês.

### 5.3 - Modelo SWM

Dois componentes distintos podem ser identificados neste modelo: o primeiro representa o balanço da água no nível do solo, e o segundo representa a transferência para a secção de controle da bacia hidrográfica. A parte que representa o balanço hídrico no nível do solo é a mais importante, e é ela que caracteriza o modelo. Esse componente expressa o balanço entre a umidade contida no solo (dividida em zonas superior, inferior e profunda), a precipitação, a evapotranspiração e o escoamento (figura 12).

O processo de cálculo descrito sinteticamente a seguir, dá uma idéia geral do modelo. Para uma descrição mais detalhada do modelo, ver Crawford & Linsley (1966).

a) Balanço hídrico no nível do solo

Escoamento direto

O modelo expressa este componente através de uma parcela da bacia hidrográfica com superfície impermeável.

Escoamento de superfície

Esta parcela é avaliada pela aplicação da Lei de Horton, considerando a variabilidade espacial e temporal. A chuva que não se infiltra no solo é tratada como um incremento potencial para o volume retido na superfície. Parte deste volume se infiltra, e a parte remanescente constitui o incremento atual para o volume de retenção superficial. Este volume, uma vez distribuído sobre a superfície da bacia hidrográfica, é usado para avaliação da taxa relativa de escoamento de superfície por meio da fórmula clássica do fluxo uniforme constante  $q = (1/n) R^{2/3} i^{1/2}$ , sendo essa taxa expressa em termos de altura de escoamento.

Escoamento sub-superficial

A parcela da chuva que se infiltra no perfil do solo (de acordo com a lei de Horton) contribui em parte, diretamente para a zona inferior (e então para a água subterrânea), e parte incrementa

o volume de retenção sub-superficial (este volume é diferente dos volumes atribuídos à zona superior e ao volume de retenção superficial). Deste incremento potencial, parte é transferida para a zona superior e parte contribui para aumentar o volume atual do reservatório, que representa o volume de retenção sub-superficial. Este reservatório é considerado linear, e, por conseguinte, o inter-fluxo é do tipo  $SSR=K.V$ .

#### Fluxo de base

A parcela da chuva que se infiltra diretamente, contribuição adicional da zona superior, é parcialmente encaminhada para a zona inferior e parcialmente para a água subterrânea atual. A contribuição para a água subterrânea é, por sua vez, dividida em duas partes: uma que vai para a porção inativa da água subterrânea e outra que alimenta o próprio rio. Para avaliação do fluxo de base, a água subterrânea ativa é considerada como um reservatório não linear, e conseqüentemente o escoamento profundo é do tipo  $BF=K.V.(1+KK.J)=K.V+K.V.KK.J$ , sendo  $K$  expresso como uma função da constante de recessão diária da água subterrânea (isto é,  $K=1-K_d^{1/24}$ ),  $V$  a água subterrânea ativa armazenada,  $J$  um "índice que representa a declividade da superfície da água subterrânea" e  $KK$  um parâmetro a ser calibrado.

#### Evapotranspiração

A evapotranspiração ocorre a nível da intercepção, a nível das zonas superior e inferior e a nível da água subterrânea. A



evapotranspiração à taxa potencial acontece a nível da interceptação e zona superior. Sempre que a evapotranspiração requerida não é completamente satisfeita, a zona inferior também intervém, mas à taxas menores que a potencial; a evapotranspiração atual é relacionada com a umidade existente no solo e com a capacidade nominal da zona inferior. A possibilidade de evapotranspiração da água subterrânea à taxa potencial é relacionada com a presença de plantas freatófitas na bacia hidrográfica.

b) Transferência para a secção de controle da bacia

O escoamento total disponível a ser transferido é a soma dos quatro componentes citados acima: escoamentos direto, de superfície, de sub-superfície e de base. A transferência é feita em duas fases distintas: translação no canal devido ao tempo de transporte, e atenuação no canal devido ao armazenamento. O primeiro é representado por meio de um histograma tempo-área que leva em consideração o tempo de transporte através da rede sem se preocupar com o armazenamento. O segundo é representado por meio de um esquema de reservatório linear.

No SWM o componente de superfície é definido pela intensidade da chuva que excede a taxa de infiltração no solo. Neste modelo, o total de água que excede a capacidade de infiltração representa o incremento potencial do volume de retenção superficial, sobre o qual o escoamento superficial é avaliado (após subtrair as perdas causadas pela demora na infiltração dentro da

zona superior), aplicando-se o modelo cinemático. Em outras palavras, dentro do balanço hídrico no nível do solo, o modelo avalia o volume do escoamento de superfície disponível e a vazão correspondente por meio do modelo cinemático. Entretanto, essa taxa de fluxo é expressa como uma lâmina de escoamento (como os outros componentes). Ele é assim adicionado aos outros componentes, e novamente propagado através da rede de drenagem da bacia hidrográfica usando o esquema de propagação baseado, na versão original, em uma hidrógrafa unitária.

O SWM admite uma variação espacial linear da capacidade de infiltração e também considera a sua variação temporal com base no grau de saturação do solo.

No modelo SWM, o solo é representado por algumas zonas conectadas umas com as outras e mutuamente interativas. Este aspecto é fisicamente realístico mas dificulta o entendimento real.

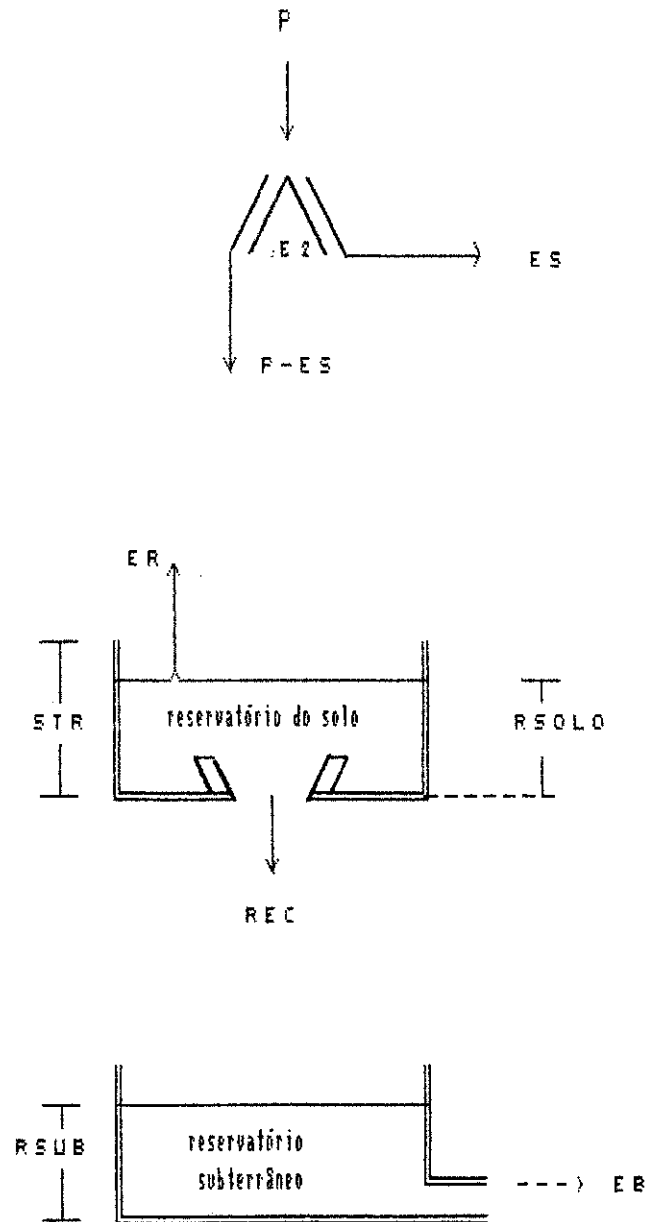


Figura 11 - Esquema físico do modelo SMAP

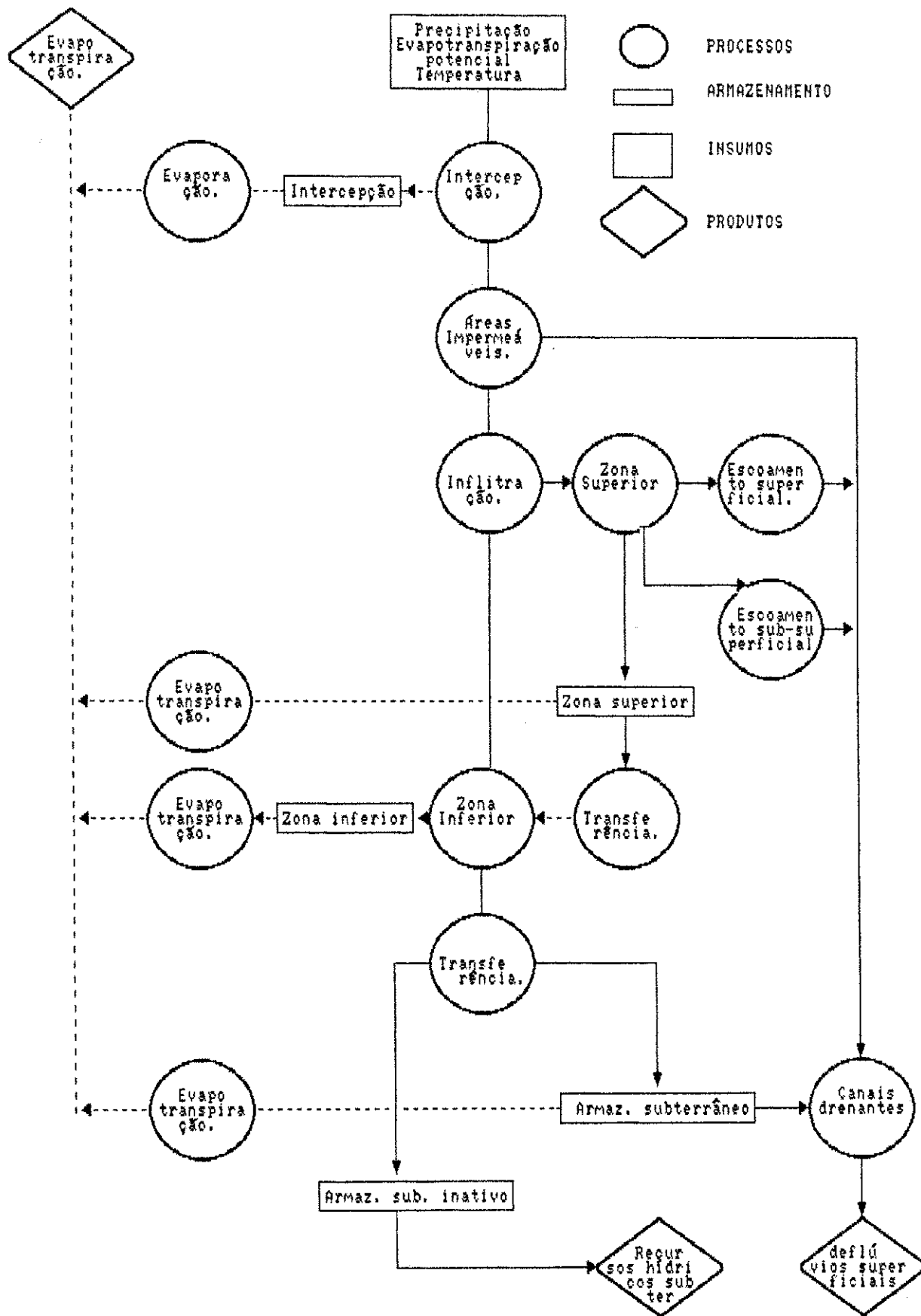


Figura 12 - Representação esquemática do modelo SHM, (Crawford & Linslay, 1966)

## CAPÍTULO VI

### DESEMPENHO DO ALGORITMO SCE-UA

Um conjunto de oito problemas foi selecionado neste trabalho com o objetivo de testar o desempenho do algoritmo SCE-UA (tabela 3). Os dois primeiros foram estabelecidos a partir da literatura (Duan et al., 1993) e os outros seis organizados para análise com modelos chuva-vazão, a partir de séries sintéticas de vazões geradas pelo modelo Tank-Model usando os dados de chuva e evaporação das bacias do rio Mamuaba e riacho Salobro. Para cada bacia o ajuste foi feito usando-se três funções objetivo diferentes.

Tabela 3 - Problemas testes utilizados

Número de ordem	Nome da função/Problema	Dimensão n	Número de ótimos locais
1	Rastrigun	2	>50
2	Griewank	10	>1000
3	Tank-Model/Mamuaba/FO1	15	-
4	Tank-Model/Mamuaba/FO2	15	-
5	Tank-Model/Mamuaba/FO3	15	-
6	Tank-Model/Salobro/FO1	7	-
7	Tank-Model/Salobro/FO2	7	-
8	Tank-Model/Salobro/FO3	7	-

#### 6.1 - Estudo com funções testes

Cada função foi ajustada de forma a manter o seu valor sempre positivo e o ótimo global igual a zero. Em cada caso, a

convergência foi considerada atingida quando o valor da função objetivo foi inferior a  $10^{-4}$ . As representações matemáticas das funções testes são apresentadas a seguir.

- Função de Rastrigin ( $n=2$ )

$$f(x_1, x_2) = 2 + x_1^2 + x_2^2 - \cos(18x_1) - \cos(18x_2), \quad -1 \leq x_1, \quad x_2 \leq 1.$$

O mínimo global é zero no ponto  $(0,0)$ . Há mais de 50 mínimos locais na região de interesse, arranjados numa configuração em treliça.

- Função de Griewank ( $n=10$ )

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2/d) - \prod_{i=1}^n \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1$$

$$-600 \leq x_i \leq 600, \quad i=1, \dots, 10, \quad d=600.$$

O mínimo global é zero e ocorre na origem. Existem mais de 1000 mínimos locais na região de interesse.

O algoritmo foi testado realizando-se 100 tentativas para cada uma das funções. Cada tentativa foi iniciada com uma amostra independente de  $s$  pontos gerados aleatoriamente no espaço de domínio dos parâmetros. Os critérios de parada adotados foram: o valor e o número de avaliações da função objetivo. Nos testes realizados foram adotados  $10^{-4}$  para o valor da função e 25000 para o número de avaliações. Duas estatísticas foram utilizadas como medida de desempenho. A primeira é o número de falhas (NF) em 100 tentativas. Dividindo-se NF por 100 tem-se uma aproximação da

probabilidade de falhas e, desta forma, uma medida da efetividade (robustez) do algoritmo. A segunda estatística é o número médio de avaliações da função (NAF) para a obtenção do sucesso, isto é, as falhas não são incluídas. Isto dá uma idéia aproximada da eficiência do algoritmo.

#### 6.1.1 - Resultados do estudo das funções

As duas estatísticas foram determinadas para diferentes números de complexos. Os resultados estão apresentados na tabela 4.

Tabela 4 - Resultados do estudo das funções

Rastrigin			Griewank		
Complexos	NF	NAF	Complexos	NF	NAF
2	3	275	2	4	2120
4	1	602	3	1	2970
6	0	979	4	0	3960

Os resultados mostram claramente que o algoritmo SCE-UA é capaz de superar os dois principais problemas da otimização global: a dimensionalidade e a presença de ótimos locais na superfície gerada pela função objetivo. A ocorrência insignificante de falhas em cada 100 tentativas de otimização garantem a capacidade do algoritmo. A eficiência é evidenciada pelos baixos valores de NAF, uma vez que para avaliar 150 vezes o valor da função, usando um micro-computador 486-DX2 de 66 MHz, o tempo requerido não supera a marca de 1 segundo.

## 6.2 - Estudo com o Tank-Model usando dados sintéticos

Para o modelo Tank-Model de simulação diária, uma sequência sintética de três anos de vazões foi associada a um conjunto de parâmetros "verdadeiro" adotados, para cada uma das bacias, com base nos seus respectivos dados de chuva, evaporação e área de drenagem. Na escolha dos dados de chuva procurou-se garantir que todas as equações do modelo fossem ativadas. As tabelas 5 e 6 mostram os parâmetros adotados para cada bacia.

Tabela 5 - Parâmetros do Modelo Tank-Model  
adotados para a bacia do rio Mamuaba

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$h_1$	PS	SS	TB	TC
0.01	0.01	0.10	0.004	0.20	0.30	0.002	25.0	25.0	25.0	4.0	4.0

Tabela 6 - Parâmetros do Modelo Tank-Model  
adotados para a bacia do riacho Salobro

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$b_1$	$h_1$	$h_2$	$h_3$
0.020	0.015	0.010	0.0001	60.0	30.0	20.0

O modelo foi calibrado para cada bacia utilizando-se três funções objetivo diferentes. Uma que prioriza o ajuste para valores



altos (FO1), outra que enfatiza o ajuste para valores baixos (FO2) e por fim uma que não dá preferência a qualquer magnitude de vazão (FO3).

$$FO1 = \sigma(Q_o - Q_s)^2$$

$$FO2 = \sigma[2(Q_o - Q_s)^2 / (Q_o + Q_s)]$$

$$FO3 = \sigma[(Q_o - Q_s) / Q_o]^2$$

onde  $Q_o$  e  $Q_s$  são as vazões observadas e simuladas, respectivamente.

#### 6.2.1 - Resultados do estudo do modelo

Após a geração dos dados sintéticos de vazão e o estabelecimento de uma faixa de busca para os parâmetros baseada em experiências anteriores (tabelas 7 e 8), procedeu-se com a calibração para cada caso. Os resultados, resumidos nas tabelas 9 e 10 a seguir, revelaram a força do algoritmo SCE-UA na calibração do modelo Tank-Model de transformação chuva-vazão, haja visto a inexistência de falhas durante o processo e o baixo número de avaliações da função objetivo.

Tabela 7 - Faixa de Variação dos parâmetros  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
Situação hipotética

Limite	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$h_1$	SS	PS
Infer.	0,005	0,010	0,010	0,001	0,1500	0,0001	0,010	5,0	5,0	5,0
Super.	0,100	0,100	0,300	0,008	0,3500	0,0050	0,400	80,0	50,0	50,0

Tabela 8 - Faixa de variação dos parâmetros  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Situação hipotética

Limite	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>	b <sub>1</sub>	h <sub>1</sub>	h <sub>2</sub>	h <sub>3</sub>
Infer.	0,001	0,0001	0,0010	0,0001	40,0	25,0	5,0
Super.	0,300	0,1000	0,1000	0,0005	80,0	40,0	25,0

Tabela 9 - Resultados do estudo do modelo  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

Complexos	FO1		Complexos	FO2		Complexos	FO3	
	NF	NAF		NF	NAF		NF	NAF
2	0	2450	2	0	2270	2	0	2120

Tabela 10 - Resultados do estudo do modelo  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro

Complexos	FO1		Complexos	FO2		Complexos	FO3	
	NF	NAF		NF	NAF		NF	NAF
2	0	1030	2	0	950	2	0	990

Em todos os casos os valores finais dos parâmetros coincidiram com os parâmetros "verdadeiros", mostrando a eficácia do algoritmo na calibração de modelos chuva-vazão.

### 6.2.2 - Sensibilidade do modelo

Considerando-se o conjunto de parâmetros "ótimos" adotados para o modelo Tank-Model, fez-se uma verificação da sensibilidade deste para cada um dos parâmetros isoladamente de acordo com a segunda função objetivo (FO2), objetivando identificar quais os parâmetros mais sensíveis e por conseguinte os que mais influenciam o ajustamento do modelo.

O método utilizado constou do cálculo da função objetivo, para diversas alterações nos parâmetros, dentro da faixa de busca estabelecida para os mesmos, mantendo-se os demais constantes nos seus valores ótimos. Desta forma, pôde-se observar as respectivas variações na função objetivo utilizada, que expressa a eficiência de ajustamento do modelo.

As figuras 13 e 14 resumem a análise de sensibilidade do modelo Tank-Model nas duas configurações trabalhadas, com descrição dos valores absolutos dos parâmetros, da função objetivo e das respectivas variações, dentro da amplitude de sensibilidade previamente estabelecida.

A influência no processo de ajustamento do modelo, a partir da análise de sensibilidade do modelo para ambas as bacias, evidencia como:

parâmetros para os quais : Mamuaba -  $a_1, a_2, a_3, a_4, b_1, b_2$   
o modelo é mais sensível  $b_3, SS, PS, TC(\text{até } 1,5)$   
 $TB (\text{até } 2,0)$   
Salobro -  $a_1, a_2, a_3, h_1, b_1$

parâmetros para os quais : Mamuaba -  $h_1 (\text{até } 90)$   
o modelo é pouco sensível  $TC (\text{acima de } 1,5)$   
Salobro -  $h_2, h_3$

parâmetros para os quais : Mamuaba -  $TB (\text{acima de } 2,0)$   
o modelo é insensível  $h_1^* (\text{acima de } 90)$   
Salobro - não existe

De um modo geral, o modelo Tank-Model possui alguma sensibilidade aos parâmetros utilizados, salvo  $TB$  e  $h_1$ , para a bacia do rio Mamuaba, para os quais se apresenta insensível a partir dos valores 2,0 e 90, respectivamente. Isto justifica em parte a rapidez do algoritmo em encontrar a solução ótima, com poucas avaliações da função objetivo e sem a ocorrência de falhas.

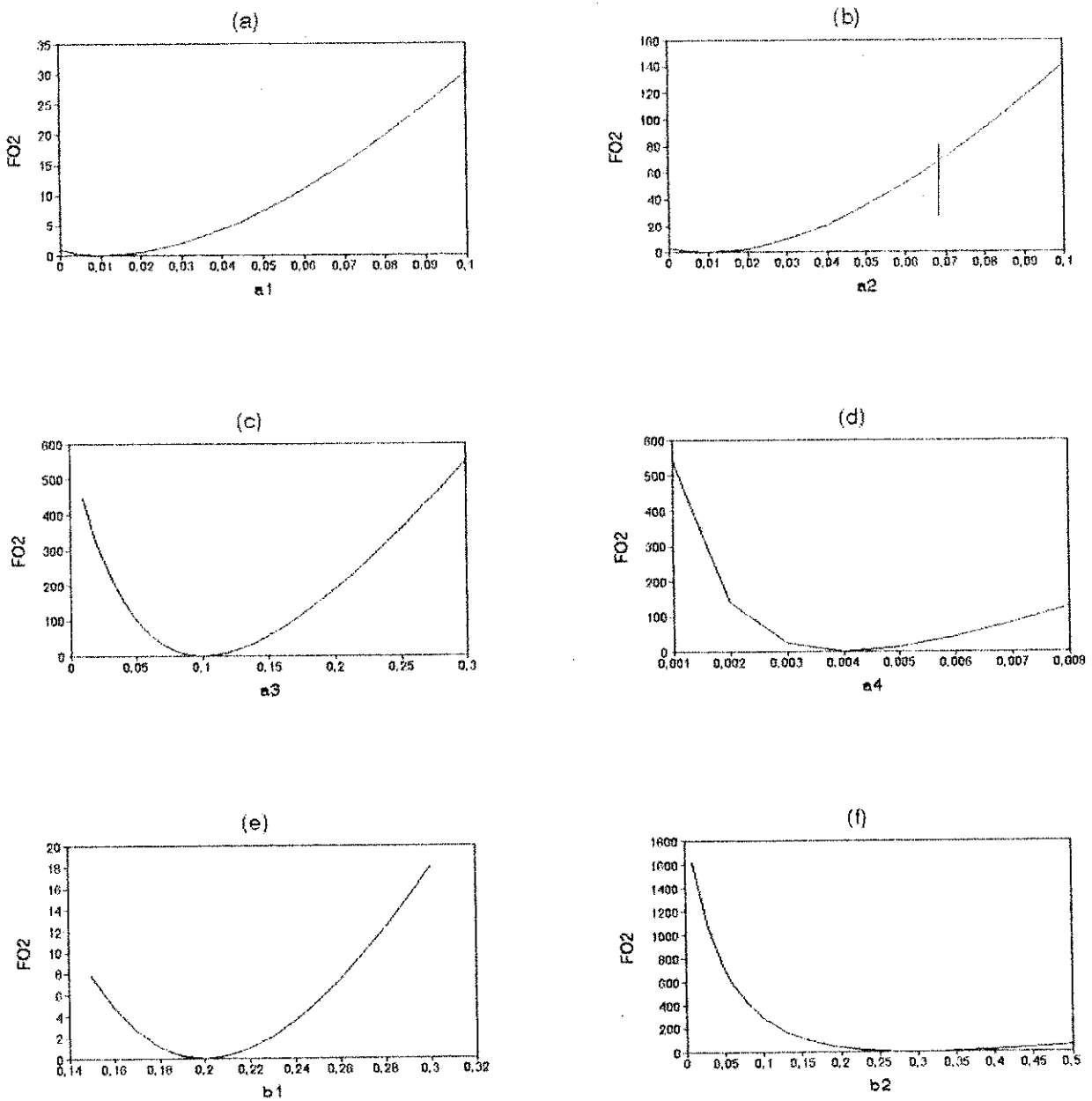


Figura 13 - Sensibilidade do modelo Tank-Model diário  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba-dados sintéticos

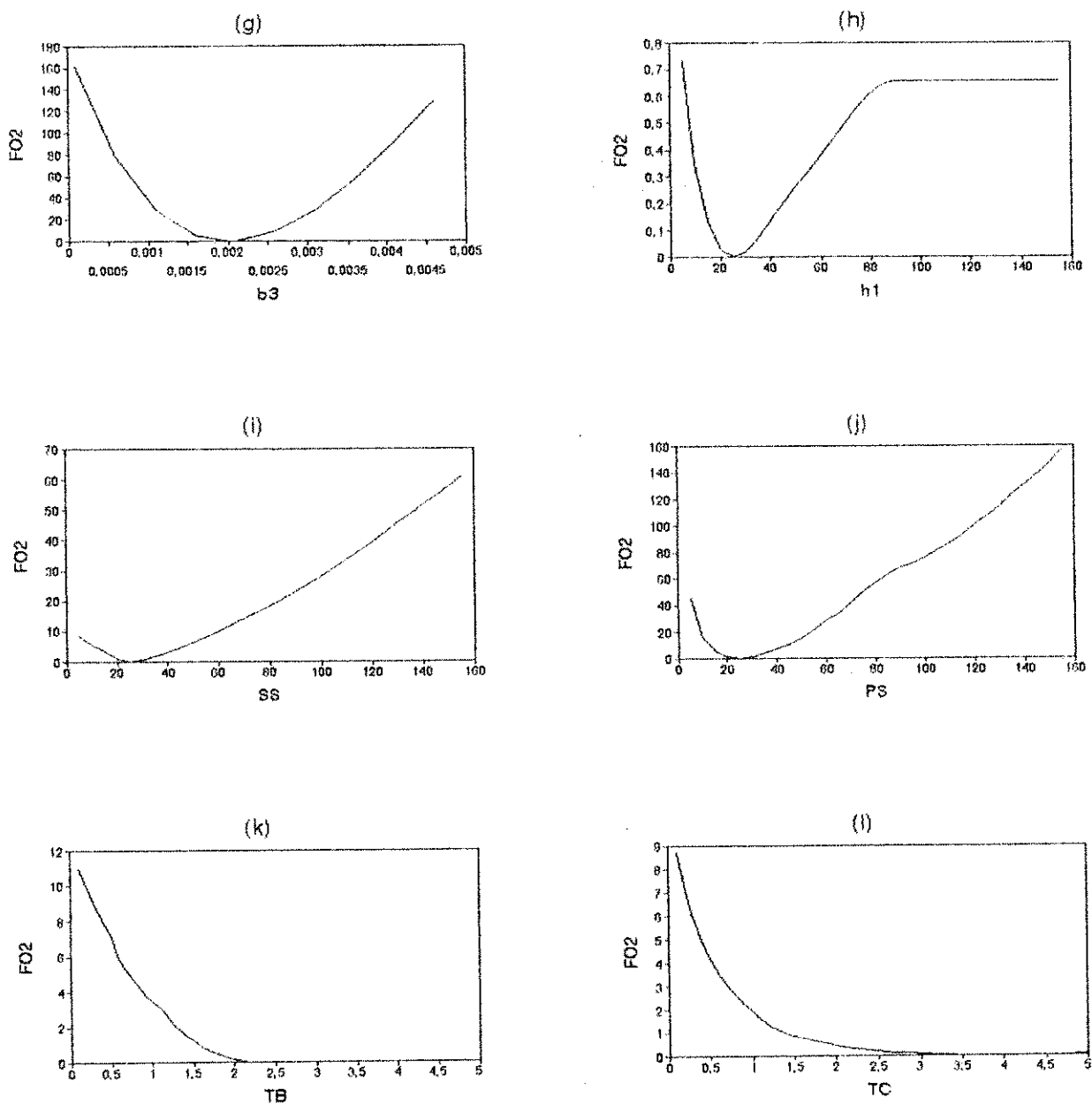


Figura 13 - Sensibilidade do modelo Tank-Model diário

Bacia hidrográfica do rio Mamuaba-dados sintéticos

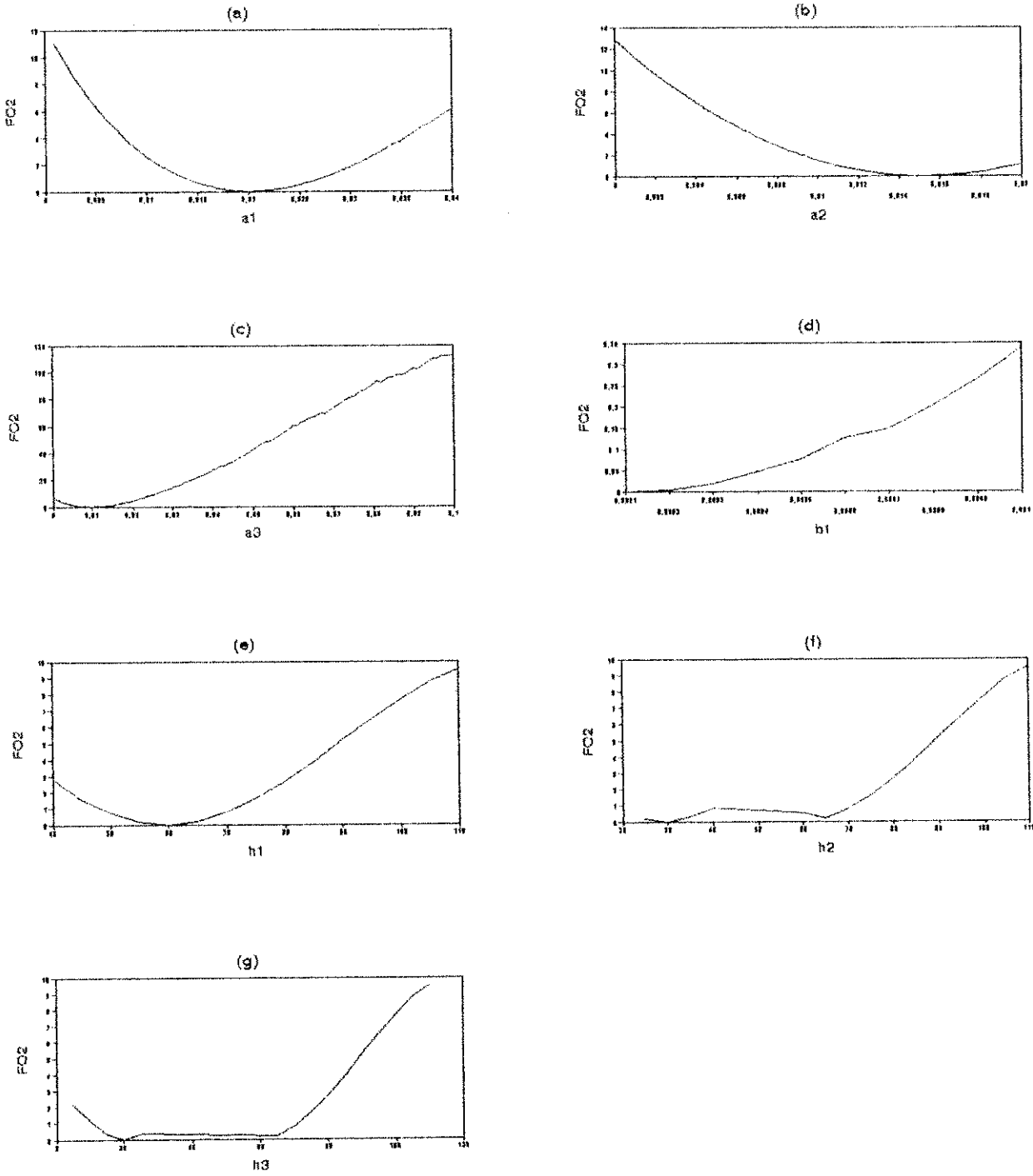


Figura 14 - Sensibilidade do modelo Tank-Model diário  
Bacia hidrográfica do rch. Salobro-dados sintéticos

## CAPÍTULO VII

### APLICAÇÃO DO ALGORITMO SCE-UA E RESULTADOS

Neste Capítulo o algoritmo SCE-UA foi aplicado com o objetivo de calibrar três modelos com estruturas diferentes: O Tank-Model nas versões diária e mensal, o SMAP mensal e o SWM em intervalos diários. Foram utilizados dados diários e mensais de chuva, vazão e evaporação de duas bacias situadas no Nordeste do Brasil: uma na faixa úmida do estado da Paraíba, bacia do rio Mamuaba; outra no semi-árido do estado de Pernambuco, bacia do riacho Salobro (figura 5).

Para se estabelecer a garantia dos resultados de um processo de estimação, é importante que os valores dos parâmetros satisfaçam as duas condições seguintes: os valores dos parâmetros sejam conceitualmente realísticos, e haja confiança nas vazões estimadas a partir desses parâmetros. Com relação ao primeiro item, adotou-se uma medida estatística que indica a tendência percentual (PBIAS) dos residuais por grupos de vazões, para detectar deficiências na reprodução de vários aspectos da hidrógrafa. O PBIAS é definido como  $PBIAS(i) = [(Q_{sim}(i) - Q_{obs}(i)) / Q_{obs}(i)]$ , sendo  $Q_{sim}(i)$  e  $Q_{obs}(i)$  as vazões médias simuladas e observadas para o grupo  $i$ . Uma boa estimativa resulta em valores de PBIAS consistentemente próximo de zero em todos os grupos. Com relação ao segundo item, no modelo diário para regiões úmidas, um ano de dados foi utilizado para o



período de validação.

No Tank-Model para regiões úmidas a calibração foi feita usando-se três funções objetivo diferentes: o critério simples dos mínimos quadrados (SLS) e as duas funções baseadas na teoria da máxima verossimilhança (AMLE e HMLE).

Cada conjunto de parâmetros obtido com o uso dessas funções objetivo foi utilizado para gerar vazões no período de validação e assim comparar a reprodução do modelo. Para a comparação foram adotados, além da análise visual (hidrogramas das vazões observadas e simuladas), dois índices estatísticos. O primeiro foi a raiz quadrada média diária (DRMS) das diferenças entre os valores das vazões observadas e simuladas. Um valor baixo de DRMS indica uma boa proximidade entre as vazões simuladas e observadas. O segundo índice foi o PBIAS dos residuais. Além desses dois, para o caso em que foram usadas as funções AMLE e HMLE, duas outras grandezas foram examinadas. O coeficiente de correlação de primeira ordem  $r$ , que indica o grau de correlação presentes nos residuais, e o parâmetro estabilizador da variância  $l$ , que indica a presença da não homogeneidade na variância dos residuais.

A tabela 11 a seguir resume as configurações das diversas calibrações efetivadas neste estudo usando o algoritmo SCE-UA.

Tabela 11 - Calibração dos modelos chuva-vazão  
usando o algoritmo SCE-UA.

Modelo	Bacia		Intervalo		Período	Função		
	Mamuaba	Salobro	Diário	Mensal		SLS	AMLE	HMLE
Tank	x		x		72 e 73	x	x	x
Tank		x	x		74	x		
Tank	x			x	72 a 75	x		
Tank	x	x		x	72 a 75	x		
SMAP		x		x	72 a 75	x		
SMAP	x			x	72 a 75	x		
SWM		x	x		74	x		

#### 7.1 - Calibração do Tank-Model diário

##### 7.1.1 - Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

O algoritmo apresentado foi aplicado na calibração do Tank-Model para regiões úmidas (figura 8), com 10 parâmetros a serem estimados, utilizando-se dois anos de dados diários de precipitação, vazão e evaporação (1972 e 1973) da bacia do rio Mamuaba. Para a fase de validação, um ano de dados foi usado (1974). As funções objetivo a serem minimizadas foram a soma dos quadrados das diferenças entre as vazões observadas e simuladas (SLS) e aquelas baseadas na teoria da máxima verossimilhança (AMLE e HMLE). A busca do ótimo se deu dentro da faixa dos valores dos parâmetros estabelecida na tabela 12. As tabelas 13 e 14 apresentam os resultados obtidos para as etapas da calibração e validação. As figuras 15 a 17 ilustram a qualidade do ajuste do modelo para as duas fases, respectivamente.

Tabela 12 - Faixa de Variação dos parâmetros  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
Modelo Tank-Model diário

Limite	a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>	a <sub>4</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>3</sub>	h <sub>1</sub>	SS	PS
Infer.	0,001	0,001	0,010	0,001	0,1500	0,0100	0,000	10	10	10
Super.	0,100	0,100	0,300	0,005	0,3500	0,0400	0,007	90	120	50

Tabela 13 - Parâmetros estatísticos dos valores  
observados e simulados (mm).  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

Parâmetros estatísticos	Observada		Simulada					
			SLS		AMLE		HMLE	
	cal.	val.	cal.	val.	cal.	val.	cal.	val.
Média	1,53	1,64	1,49	1,38	1,48	1,39	1,36	1,25
Desvio Padrão	1,50	1,30	1,46	1,06	1,46	1,06	1,17	0,86
Máxima	10,32	8,37	10,22	6,66	10,35	6,57	7,57	5,15
Mínima	0,49	0,60	0,26	0,37	0,26	0,37	0,25	0,32

O coeficiente de autocorrelação  $\rho$  indica a presença de um componente sistemático forte nos residuais. Este fenômeno acontece tanto na calibração quanto na validação, com valores de  $\rho$  próximos de 0,5 e 0,4, respectivamente. A presença de correlação significativa nos residuais sugere que as condições são mais adequadas para o uso do critério AMLE.

O valor do parâmetro de transformação estabilizador da variância  $\lambda$  (significativamente menor que um), relacionado com o critério HMLE, indica a presença da não homogeneidade nos residuais.

Tabela 14 - Resultados da calibração e validação do modelo Tank-Model diário.

Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

Valores finais dos parâmetros			
Parâmetros	SLS	AMLE	HMLE
a <sub>1</sub>	0,0650	0,0514	0,0504
a <sub>2</sub>	0,0026	0,0010	0,0011
a <sub>3</sub>	0,0798	0,0816	0,0551
a <sub>4</sub>	0,0037	0,0038	0,0031
b <sub>1</sub>	0,2825	0,3479	0,3017
b <sub>2</sub>	0,2793	0,2915	0,2493
b <sub>3</sub>	0,0046	0,0047	0,0046
h <sub>1</sub>	88,7200	87,5700	77,4400
SS	114,5800	117,3100	86,0800
PS	42,7000	42,1900	33,0700
Estatística do período de calibração (anos 1972 e 1973)			
Valor da função	181,4	2.442	0,112
DRMS	0,498	0,500	0,604
PBIAS	-0,027	-0,028	-0,109
<b>p</b>	-	0,508	-
<b>λ</b>	-	-	0,217
Iterações	3.881	1.750	3.186
R(%)	94,4	94,4	93,6
Estatística do período de validação (ano 1974)			
DRMS	0,636	0,630	0,779
PBIAS	-0,159	-0,157	-0,233
<b>p</b>	-	0,405	-
<b>λ</b>	-	-	-0,097
R(%)	89,8	90,1	87,8

R é o coeficiente de correlação.

Devido à ocorrência da não homogeneidade e autocorrelação nos residuais, pode-se conjecturar que os efeitos da autocorrelação são mais severos para este conjunto de dados em particular, já que os melhores resultados foram obtidos com o uso do critério AMLE. Essa superioridade sugere que os respectivos parâmetros são mais realísticos e podem promover previsões mais seguras.

Com relação ao PBIAS, para todos os casos, seus valores são próximos de zero e negativos, indicando uma boa calibração com pequena subestimação das vazões.

Os baixos valores de DRMS revelam também a qualidade da calibração para todas as funções, com relativa diferença para o critério HMLE, que apresentou valores um pouco piores.

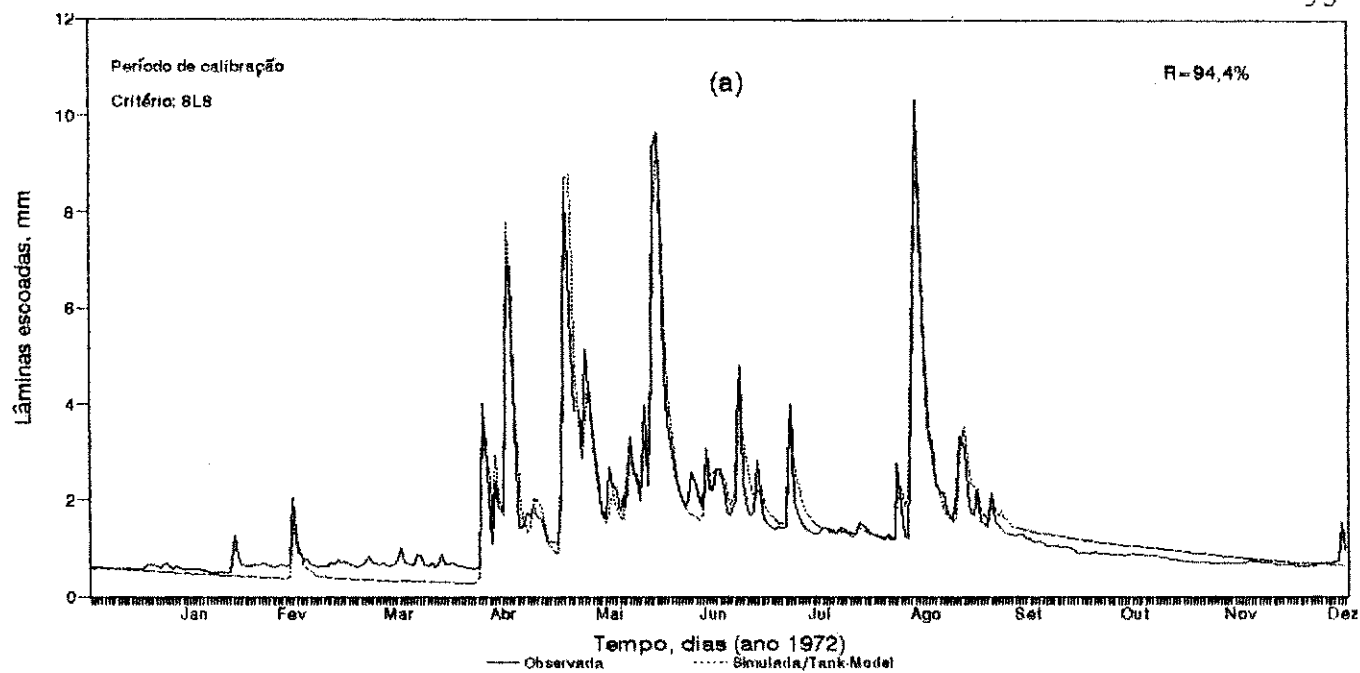


Figura 15 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

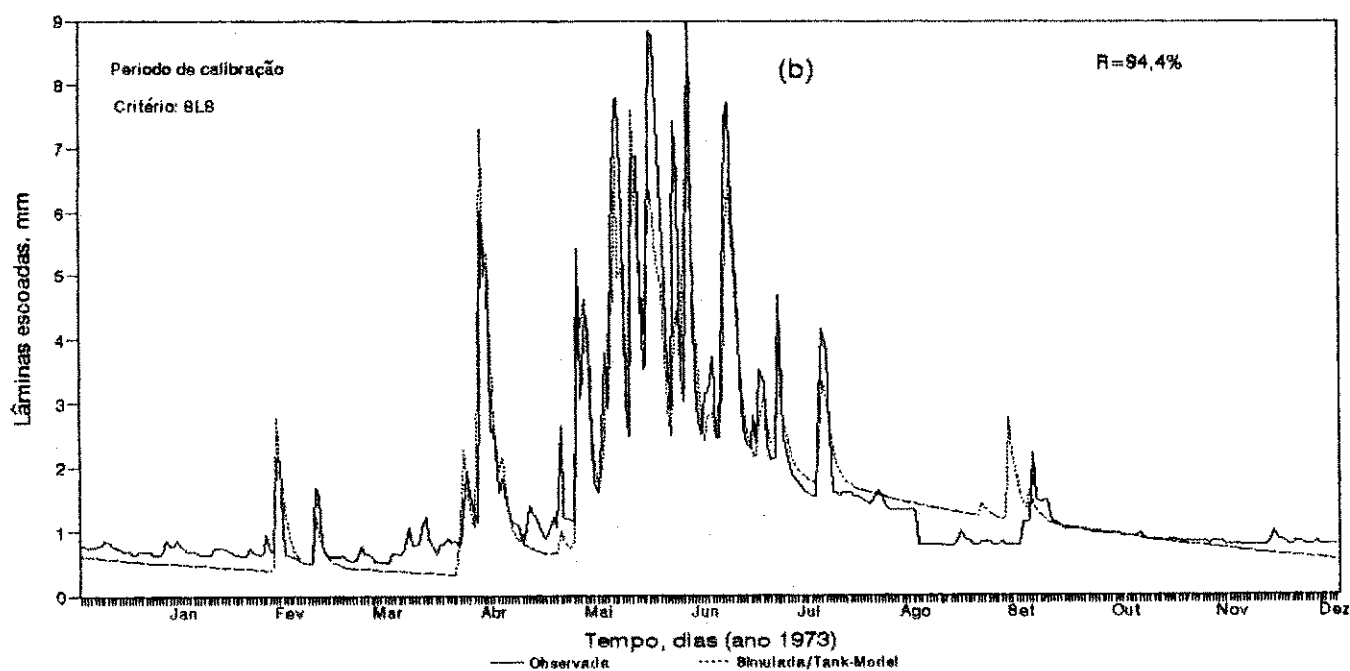


Figura 15 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia Hidrográfica do rio Mamuaba

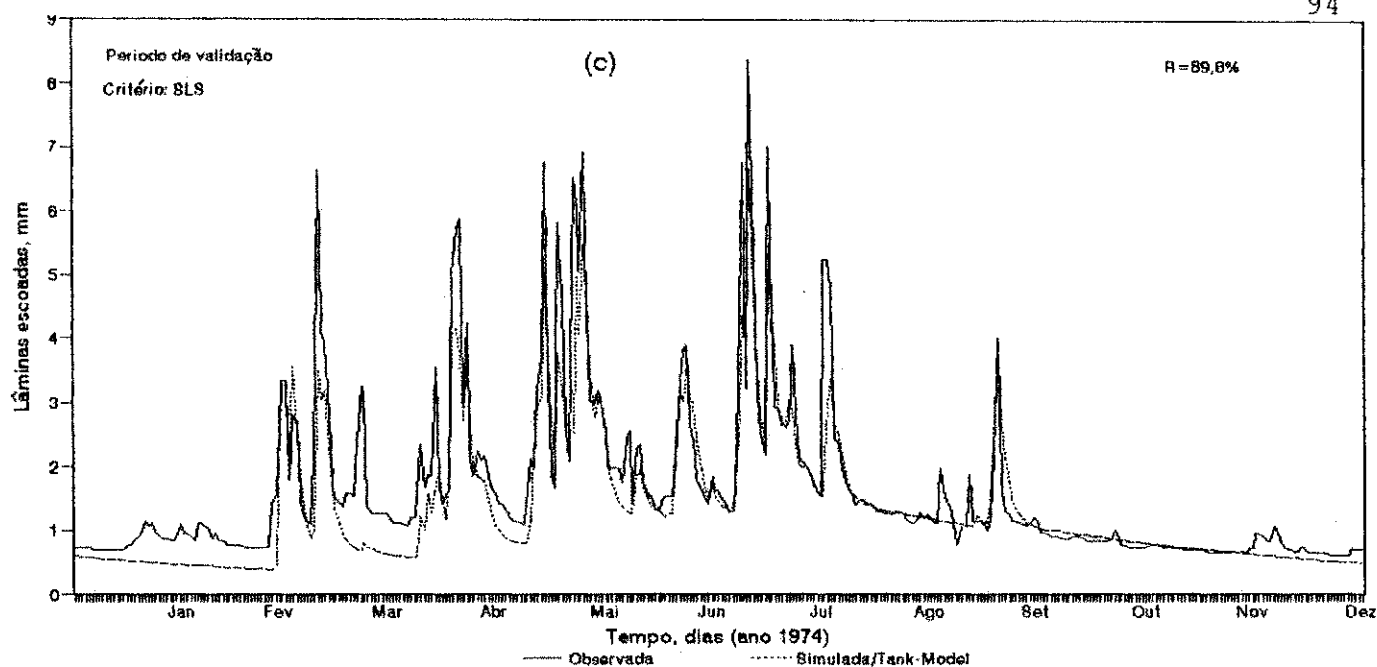


Figura 15 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

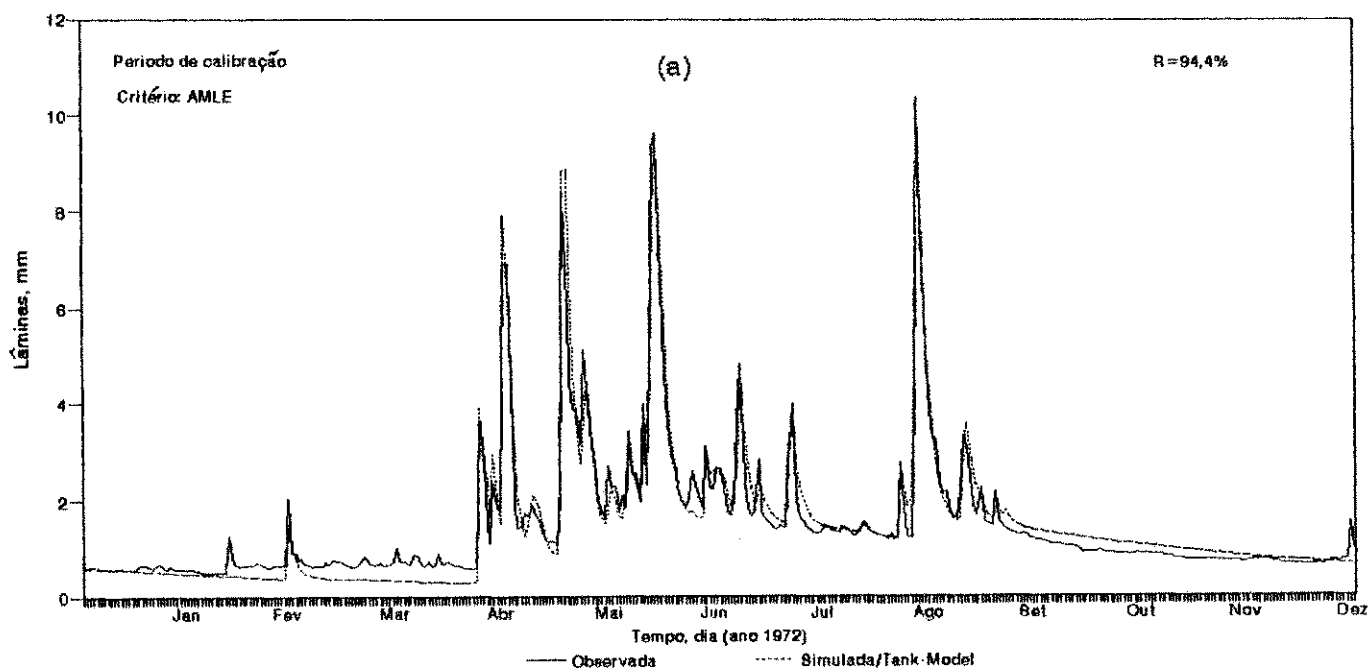


Figura 16 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

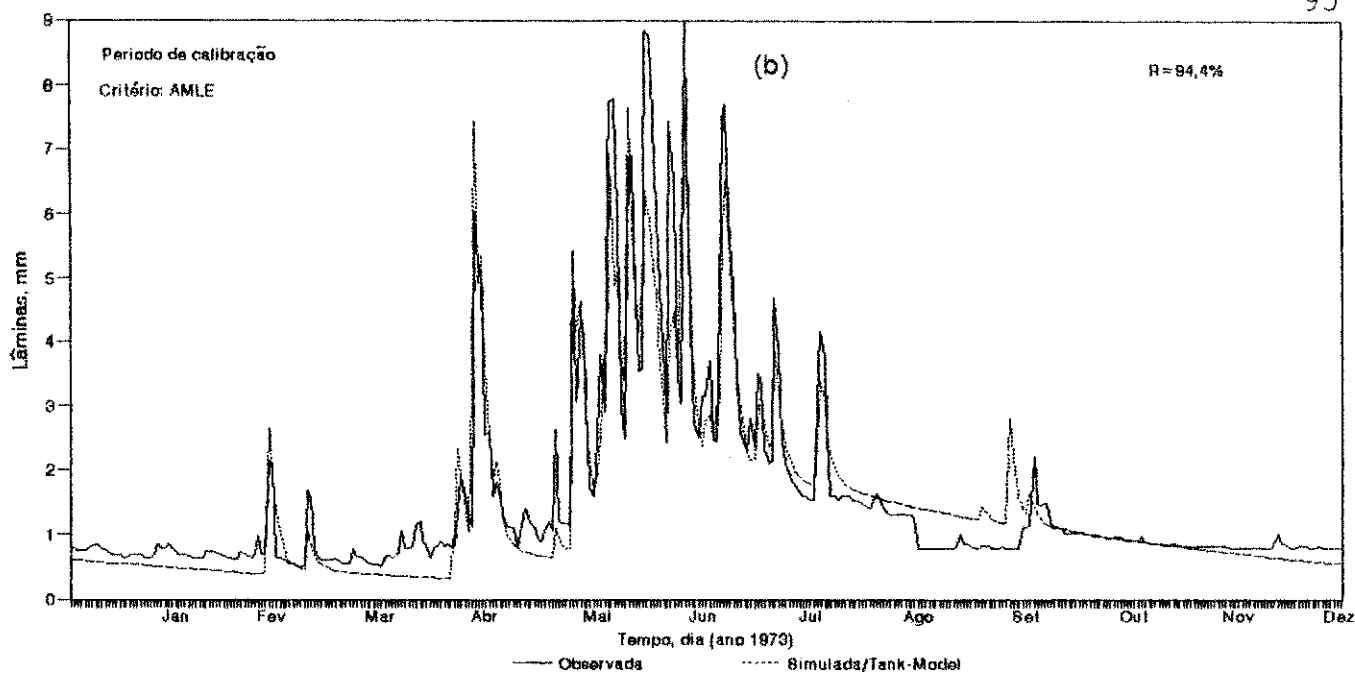


Figura 16 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

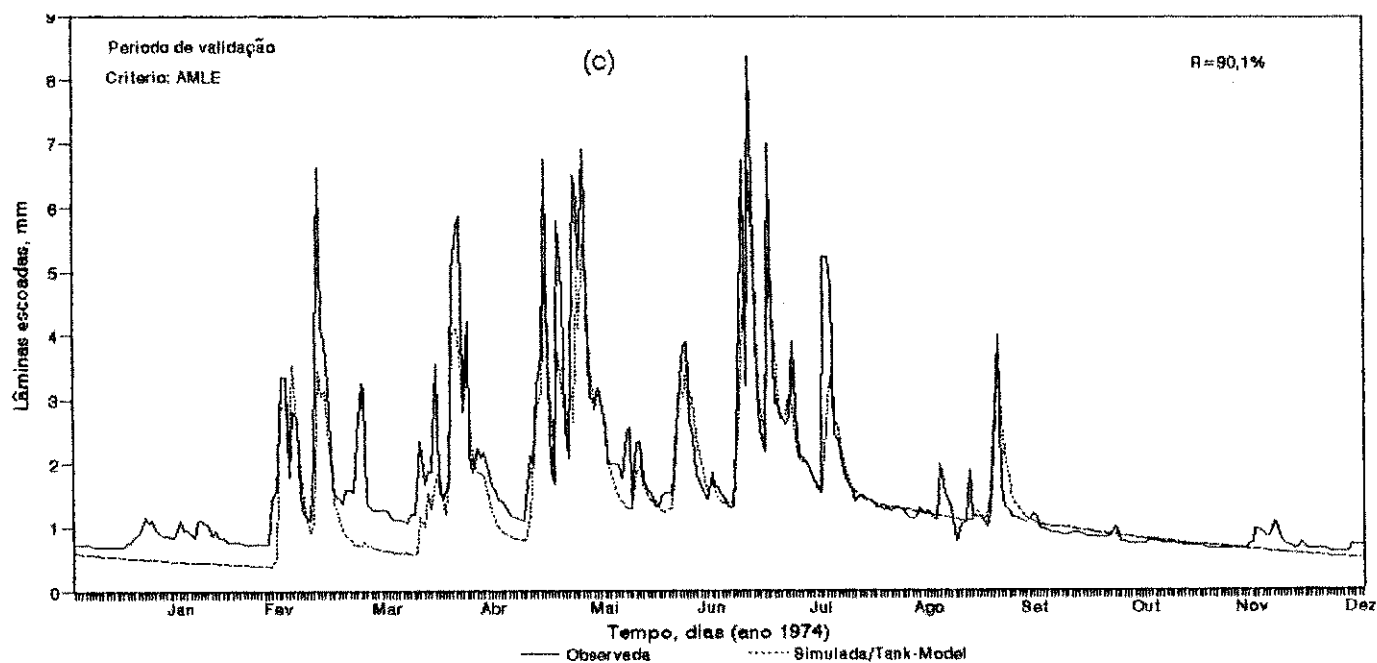


Figura 16 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba



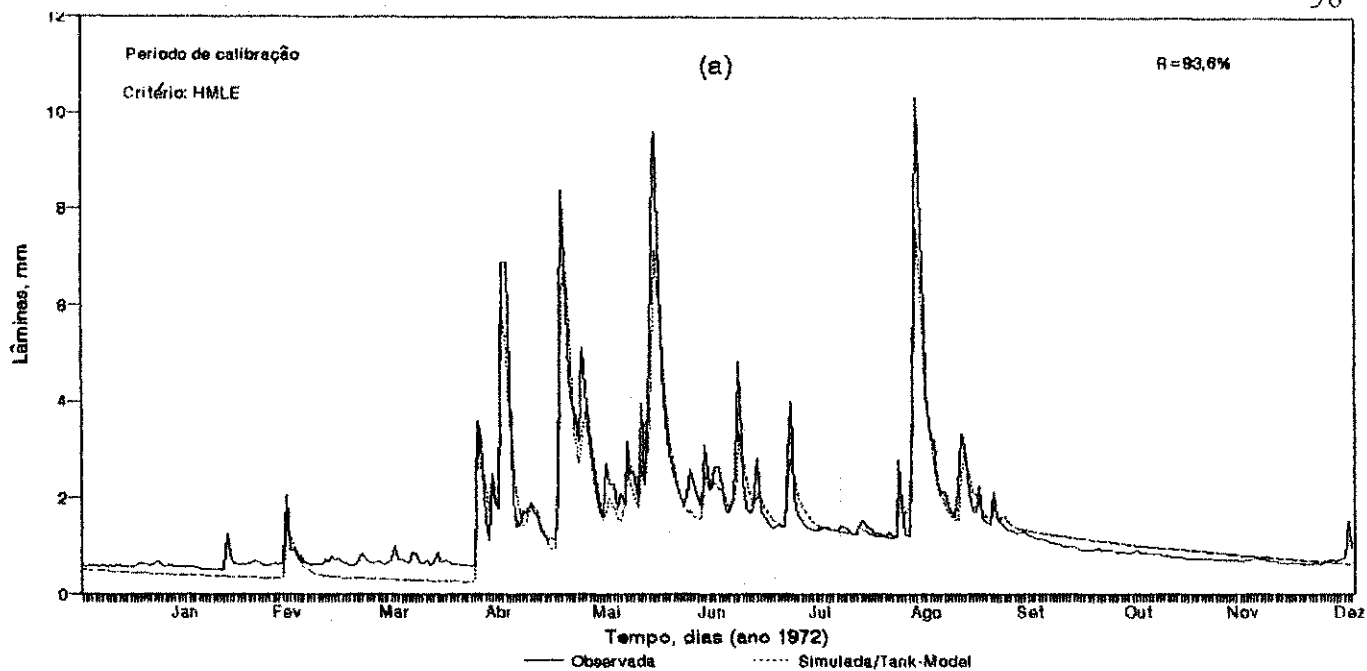


Figura 17 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

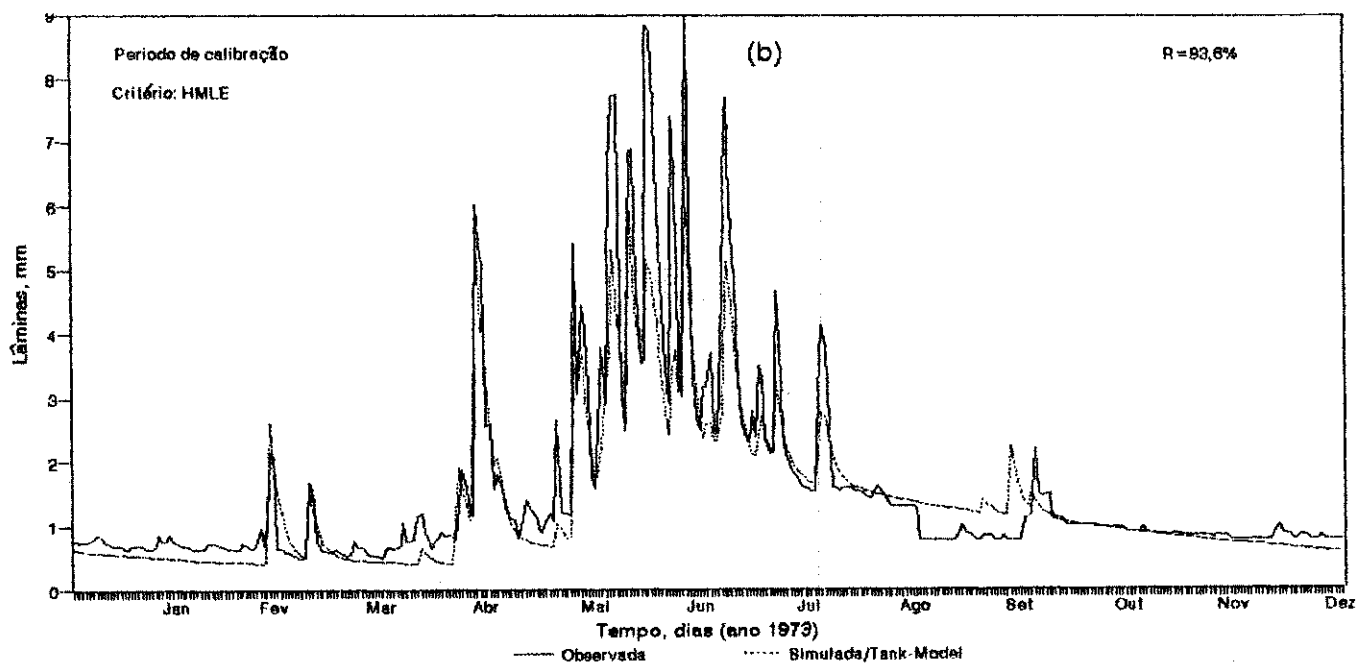


Figura 17 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

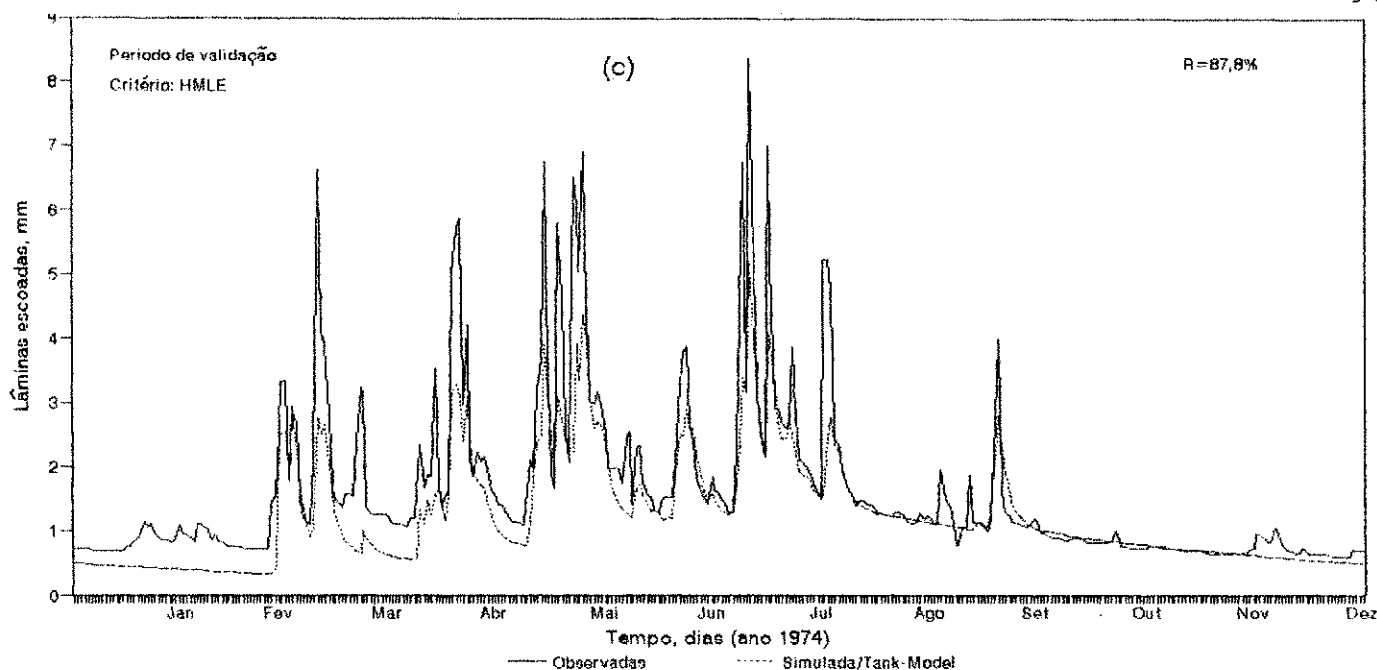


Figura 17 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

#### 7.1.2 - Bacia hidrográfica do riacho Salobro

Para esta bacia, o modelo Tank-Model na configuração para regiões semi-áridas (figura 9) foi calibrado usando-se o critério SLS e um ano de dados diários de chuva, vazão e evaporação (ano 1974). A faixa de busca adotada foi aquela contida na tabela 15. A tabela 16 resume os resultados obtidos nesta calibração. A figura 18 ilustra o ajuste obtido.

Tabela 15 - Faixa de variação dos parâmetros  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Modelo Tank-Model diário

Limite	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$b_1$	$h_1$	$h_2$	$h_3$
Infer.	0,001	0,0001	0,0001	0,0001	200	70	1
Super.	0,300	0,1000	0,1000	0,0005	600	200	70

Tabela 16 - Resultados da calibração do Tank-Model diário  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro

Parâmetros ótimos						
$a_1$	$a_2$	$a_3$	$b_1$	$h_1$	$h_2$	$h_3$
0,2387	0,0630	0,0115	0,0005	306	119,7	61,7
Estatística da calibração (ano 1974)						
Parâmetro estatístico	Observado		Simulado			
Média	0,411		0,420			
Desvio padrão	0,936		0,869			
Máxima	6,460		4,980			
Mínima	0,000		0,000			
R(%)			86,000			
Iterações			717,000			
SLS			84,000			
PBIAS			0,022			
DMRS			0,480			

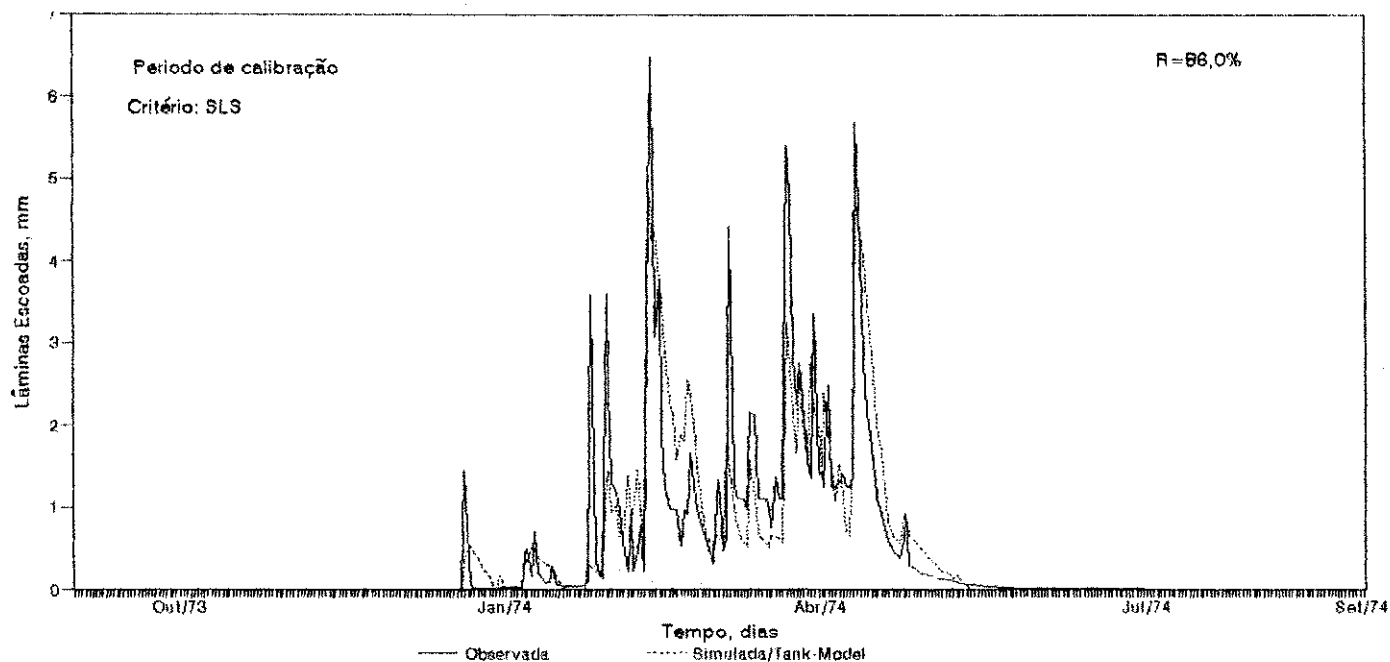


Figura 18 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do riacho Salobro

## 7.2 - Calibração do Tank-Model Mensal

A melhor configuração do Tank-Model para cálculos de vazões em intervalos mensais constitui-se de dois Tanks dispostos em série (figura 10) e requer, para sua operação, a calibração de 11 parâmetros. O modelo nesta versão foi calibrado para as bacias hidrográficas do rio Mamuaba e riacho Salobro. Em ambos os casos foram usados 4 anos de dados mensais de precipitação, vazão e evaporação. A calibração foi feita com base no critério SLS. A tabela 17 mostra as faixas de variação dos parâmetros do modelo para cada bacia. Os resultados da calibração mostraram que, mesmo para regiões de climas completamente diferentes, a estrutura

apresentada para o Tank-Model produz resultados igualmente de ótima qualidade, conforme revelado na tabela 18 e figuras 19 e 20.

Tabela 17 - Faixa de variação dos parâmetros  
Bacias hidrográficas do rio Mamuaba e  
riacho Salobro - modelo Tank-Model mensal

Límite	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$b_1$	$b_2$	$h_1$	$h_2$	$h_3$	KU	KS	LLP
Rio Mamuaba											
Infer.	0,01	0,001	0,01	0,1	0,001	100	5	5	0,10	0,10	50
Super.	0,30	0,100	0,10	0,4	0,020	200	100	200	0,99	0,99	200
Riacho Salobro											
Infer.	0,10	0,010	0,01	0,01	0,001	100	10	10	0,30	0,30	50
Super.	0,40	0,150	0,10	0,10	0,010	400	100	300	0,70	0,70	200

### 7.3 - Calibração do modelo SMAP

O algoritmo também foi aplicado na calibração do modelo SMAP mensal (figura 11), adotando-se o mesmo cenário usado no item anterior, ou seja, igual conjunto de dados e igual função objetivo. A faixa de busca dos parâmetros usada para calibração deste modelo está apresentada na tabela 19. Os resultados, resumidos na tabela 20 e ilustrados nas figuras 21 e 22, testemunham uma estreita semelhança entre este modelo e o Tank-Model mensal, que possui uma estrutura relativamente similar.

Tabela 18 - Resultados da calibração do Tank-Model mensal

Bacias hidrográficas rio Mamuaba e riacho Salobro

Parâmetros ótimos										
a <sub>1</sub>	a <sub>2</sub>	a <sub>3</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	h <sub>1</sub>	h <sub>2</sub>	h <sub>3</sub>	KU	KS	LLP
Rio Mamuaba										
0,246	0,041	0,072	0,400	0,020	163,9	0,00	200	0,99	0,35	150
Riacho Salobro										
0,342	0,112	0,065	0,088	0,007	141,9	60,80	137	0,53	0,35	100
Estatística da calibração (ano 1974)										
Parâmetro estatístico	Rio Mamuaba		Riacho Salobro							
	obs	sim	obs	sim						
Média	46,04	46,12	3,51	3,44						
Desvio padrão	32,95	31,74	10,93	10,93						
Máxima	157,74	149,74	53,50	52,70						
Mínima	8,01	13,90	0,00	0,00						
R(%)	95,800		99,80							
Iterações	2800,000		2500,00							
SLS	4300,000		22,50							
PBIAS	0,002		-0,02							
DMRS	9,465		0,68							

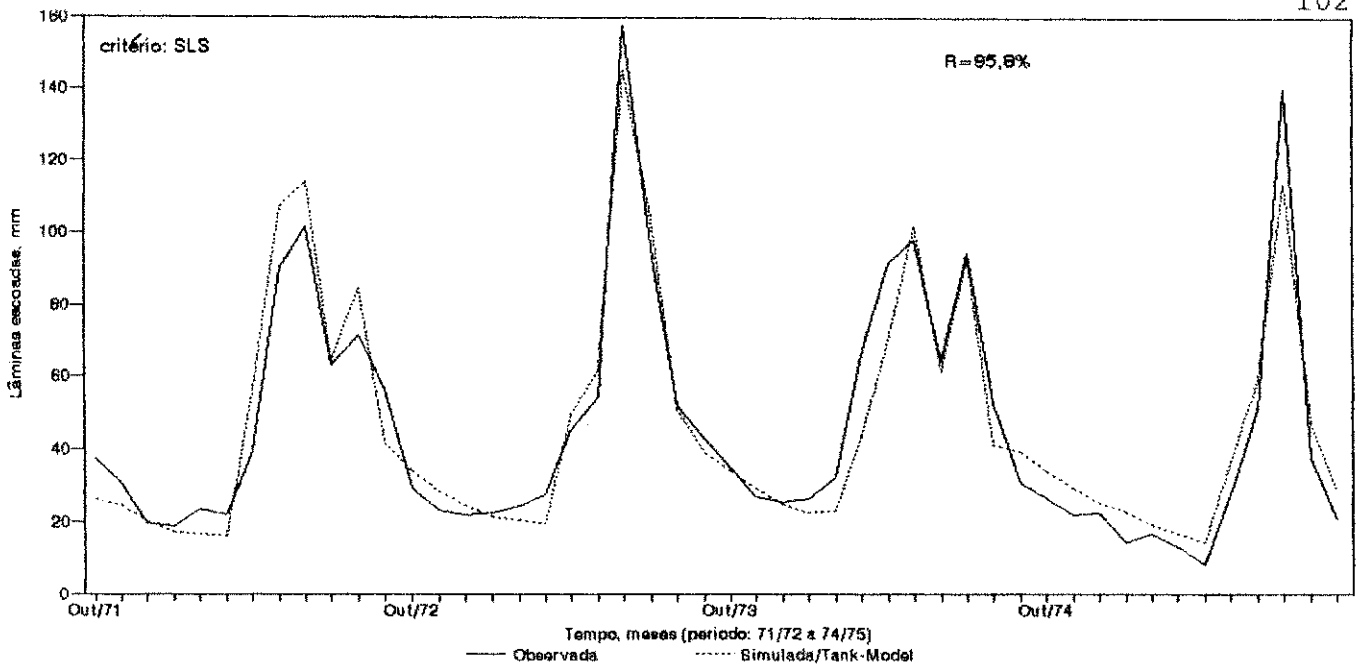


Figura 19 - Vazões mensais observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

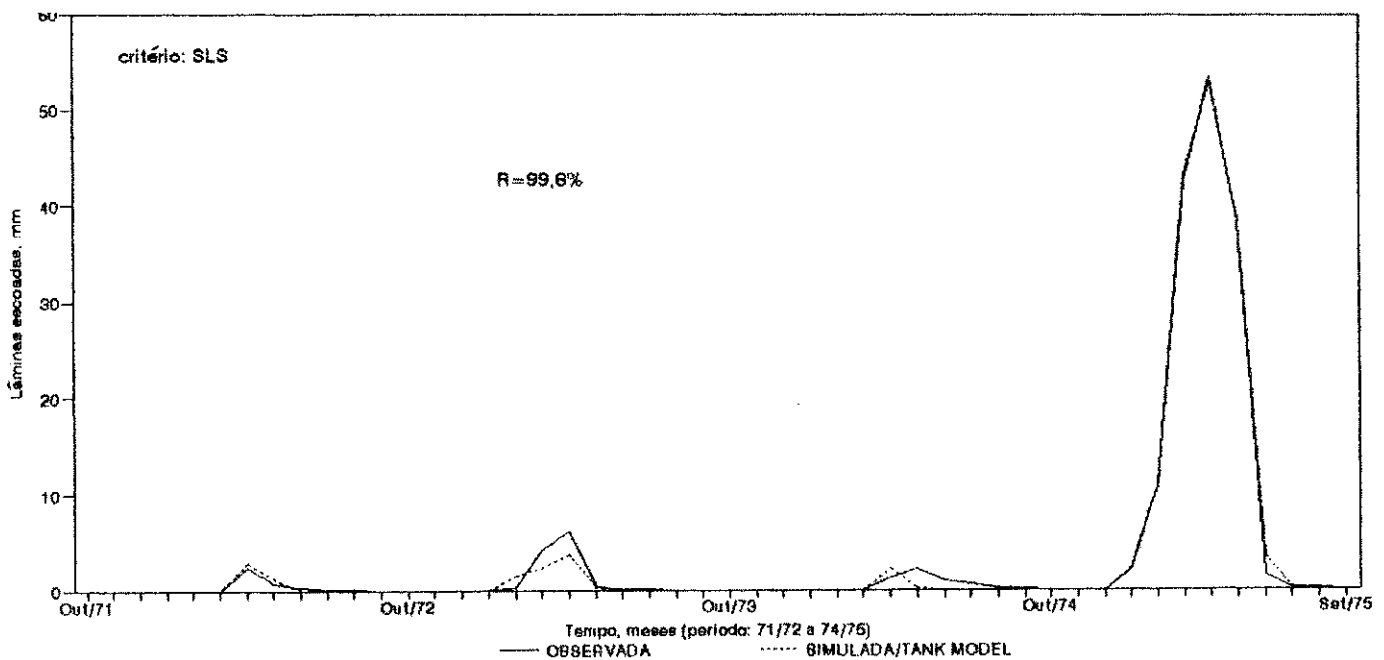


Figura 20 - Vazões mensais observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do riacho Salobro

Tabela 19 - Faixa de variação dos parâmetros

Bacias do rio Mamuaba e riacho Salobro

Modelo SMAP mensal

Limite	STR	CINF1	CINF2	E1	E2	E3	CREC	KK
Infer.	100	0,00	0,00	0,1	0,5	1,0	0,09	0,10
Super.	900	0,99	0,95	0,8	5,0	15,0	0,99	0,99

Tabela 20 - Resultados da calibração do modelo SMAP mensal

Bacias hidrográficas do rio Mamuaba e riacho Salobro

Parâmetros ótimos							
STR	CINF1	CINF2	E1	E2	E3	CREC	KK
Rio Mamuaba							
820,6	0,491	0,822	0,800	1,708	15,0	0,813	0,990
Riacho Salobro							
637,1	0,900	0,002	0,758	4,357	11,0	0,341	0,594
Estatística da calibração (ano 1974)							
Parâmetro estatístico	Rio Mamuaba		Riacho Salobro				
	obs	sim	obs	sim			
Média		46,04	45,83		3,51	3,43	
Desvio padrão		32,95	31,75		10,93	10,81	
Máxima		157,74	160,70		53,50	53,00	
Mínima		8,01	17,30		0,00	0,00	
R(%)			95,200			99,700	
Iterações			2577,000			1162,000	
SLS			4853,000			39,300	
PBIAS			-0,005			-0,009	
DMRS			10,050			0,905	



#### 7.4 - Calibração do modelo SWM

Apesar de representar um marco na modelagem paramétrica, o uso do modelo SWM ainda não foi completamente difundido entre usuários e pesquisadores que trabalham com modelos chuva-vazão no Brasil. A dificuldade de se entender sua complexa estrutura constitui-se num fator limitante para o uso deste modelo. Várias funções e conceitos utilizados no modelo, desenvolvidas para regiões pouco conhecidas pelos técnicos brasileiros e com características físico-climáticas, na maioria das vezes, diferentes do nosso contexto, precisariam ser melhor compreendidas, e, quando necessário, adaptadas para possibilitar o manuseio mais seguro deste modelo. A identificação dos parâmetros que regem as respostas produzidas pelo modelo a partir do meio físico é de fundamental importância para torná-lo mais realístico na associação com as bacias hidrográficas.

O algoritmo SCE-UA foi aplicado na calibração de 6 parâmetros do SWM, utilizando-se um ano de dados diários de chuva, vazão e evaporação da bacia do riacho Salobro (ano 1974) e o critério SLS. A busca do ótimo se deu nos limites dos parâmetros estabelecidos conforme a tabela 21. Os resultados estão resumidos na tabela 22 e ilustrados na figura 23. Pode-se observar neste caso um ajuste de qualidade ligeiramente inferior aos demais modelos. Entretanto, ainda dentro dos melhores padrões estabelecidos para esse tipo de modelo.

Tabela 21 - Faixa de variação dos parâmetros  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Modelo Stanford Watershed Model

Limite	LZC	BUZC	BMIR	SIAC	SUZC	ETLF
Infer.	1	1	10	0,1	0,15	0,20
Super.	30	100	150	10,0	5,00	0,99

Tabela 22 - Resultados da calibração do modelo SWM  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro

Parâmetros ótimos					
LZC	BUZC	BMIR	SIAC	SUZC	ETLF
2,03	85,84	97,0	6,18	2,1	0,741
Estatística da calibração (ano 1974)					
Parâmetro estatístico(m <sup>3</sup> /s)	Observada		Simulada		
Média	2,614		2,064		
Desvio padrão	5,967		5,119		
Máxima	41,200		46,000		
Mínima	0,000		0,000		
R(%)			84,80		
Iterações			3100,00		
SLS			3952,70		
PBIAS			-0,21		
DMRS			3,29		

Os resultados alcançados com o uso do algoritmo SCE-UA, para todos os modelos trabalhados nesta dissertação, revelaram alta eficiência estatística do algoritmo na seleção do conjunto ótimo de parâmetros.

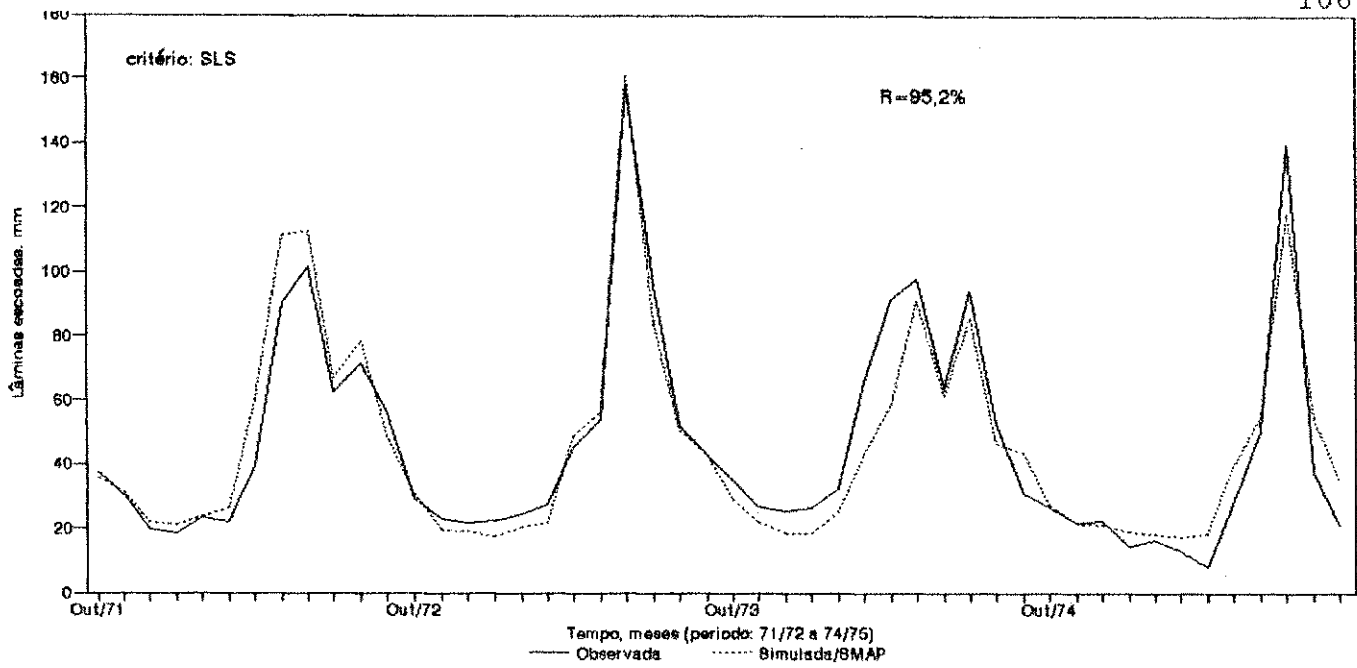


Figura 21 - Vazões mensais observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do rio Mamuaba

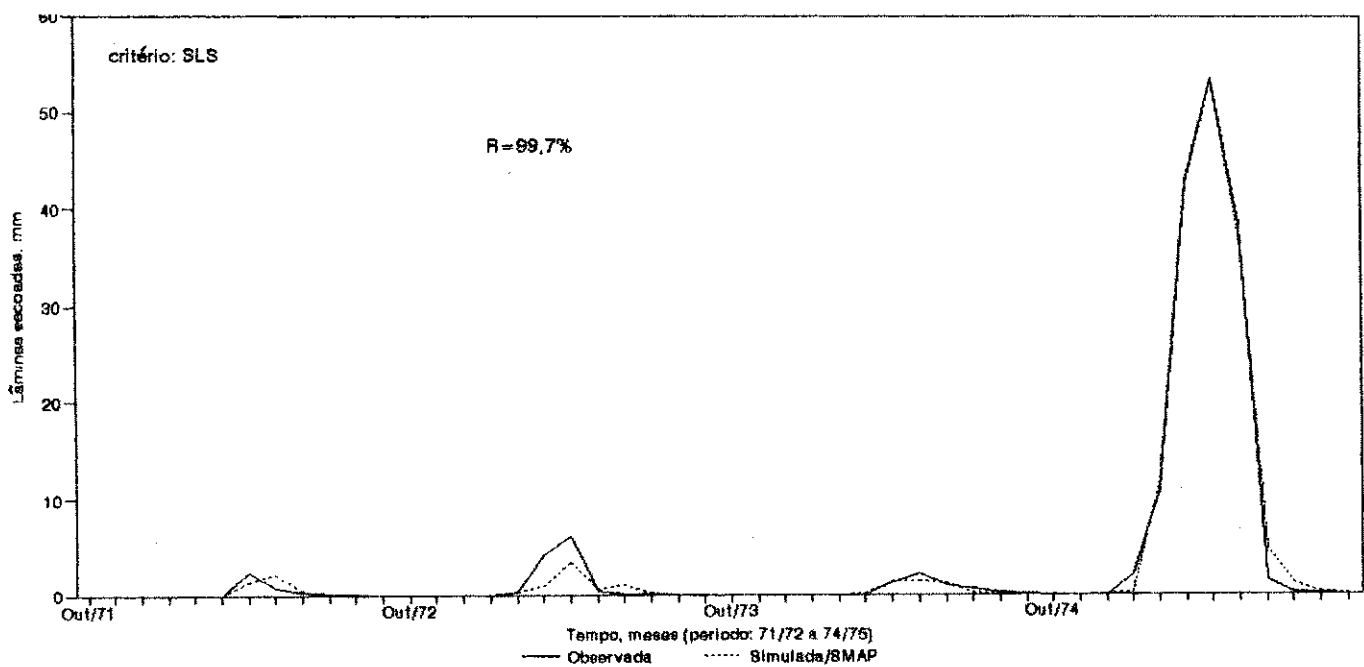


Figura 22 - Vazões mensais observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do riacho Salobro

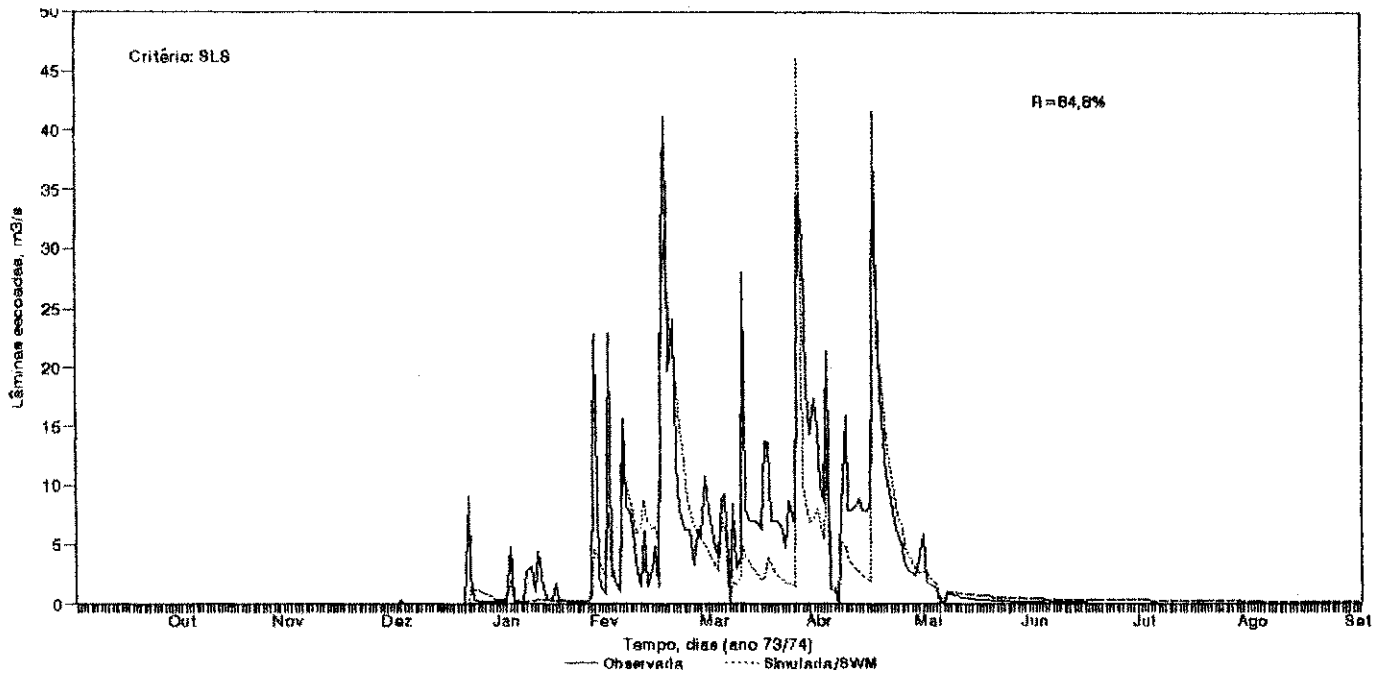


Figura 23 - Vazões observadas e simuladas  
Bacia hidrográfica do riacho Salobro

## CAPÍTULO VIII

### CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Os resultados obtidos neste trabalho com a aplicação do algoritmo SCE-UA para calibrar os modelos chuva-vazão Tank-Model, SMAP e SWM indicam que o mesmo é capaz de encontrar a solução ótima absoluta para os parâmetros deste tipo de modelo, e que não é intimidado pelo número de parâmetros a serem calibrados, nem pela presença de ótimos locais na superfície resposta, revelando assim um grande avanço no processo da calibração automática dos modelos chuva-vazão.

Esse algoritmo apresentou-se ainda como uma ferramenta de grande utilidade prática na hidrologia, pela facilidade de uso e pela confiabilidade dos resultados obtidos.

A implementação do algoritmo SCE-UA abre espaço para a popularização dos modelos matemáticos chuva-vazão, cujo uso, devido às dificuldades encontradas na fase de calibração, se reduz a uma pequena parcela da comunidade técnica da área de recursos hídricos. Essa implementação poderá facilitar os estudos de regionalização de parâmetros e o desenvolvimento e teste de outros modelos chuva-vazão, bem como resgatar a confiança no processo de calibração automática que, pela ineficiência dos métodos tradicionais, tem sua utilidade comprometida pelo descrédito.

É importante ressaltar o ganho da implementação do algoritmo SCE-UA em ambiente computacional. O tempo requerido para a calibração de um modelo chuva-vazão, que por tentativa-erro demandava até meses para ser realizado, pode ser executado em um sistema de computação de pequeno porte (486 DX2, 66 MHz) e ocorrer em frações de minuto nos modelos mensais, cerca de 1 hora nos modelos mais complexos como o SWM e 3 minutos, em média, para os modelos diários mais simples como o Tank-Model e SMAP.

O algoritmo SCE-UA poderá em estudos futuros ser submetido a testes com funções teóricas que detenham outras características que dificultam a calibração automática. Pode também ser testado quanto à resolução de problemas relacionados a outros ramos de atividades. Um aprofundamento do estudo de sensibilidade dos parâmetros poderá eliminar parâmetros redundantes e melhorar a performance da calibração.

Para o modelo SWM recomenda-se a simplificação de sua estrutura, tornando-a mais condizente à realidade de nossa região, facilitando o seu manuseio e, conseqüentemente, melhorando as suas respostas e reduzindo ainda mais o tempo de calibração.

Todas as experimentações, aplicações e modificações efetivadas para o modelo Tank-Model poderão servir como exemplo em trabalhos similares envolvendo outros modelos chuva-vazão.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Bard, Y., Comparison of gradient methods for the solution of nonlinear parameter estimation problems, SIAM J. Numer. Anal., 7, 157, 1970.
- Bard, Y., Nonlinear parameter estimation, p.83-120, Academic, Orlando, Fla., 1974.
- Booker, L.B., Intelligent behavior as an adaptation to the task environment, dissertation presented to the University of Michigan, at Ann Arbor, Mich., in partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Philosophy, 1982.
- Brazil, L.E.; Hudlow, M.D., Calibration procedures used with the National Weather Service forecast system, in Water and Related land Resource Systems, ed. Y.Y. Haines/J. Kindler, p.457-466, Pergamon, New York, 1981.
- Brazil, L.E., Multilevel calibration strategy for complex hydrologic simulation models, Ph.D. dissertation, Dep. of Civ. Eng., Colo. State Univ., Fort Collins, 1988.
- Brazil, L.E.; Krajewski, W.F., Optimization of complex hydrologic models using random search methods, Engineering Hydrology Conference, Hydraul. Div., Am. Soc. Civ. Eng., Williamsburg,

Va., Agosto de 1987.

Cadier, E., Bacia representativa de riacho do Navio, Relatório Final, Recife, SUDENE-DRN-Coordenação de Recursos Hídricos, 1979.

CAGEPA, Rede hidrométrica das bacias hidrográficas dos rios Gramame e Marés, Relatórios de campanha. João Pessoa, 1971 a 1983.

Clarke, R.T., A review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use, Journal of hydrology, n.19, p.1-20, 1973.

Crawford, N.H.; Linsley, R.K., Digital simulation in hydrology: Stanford watershed model IV, Stanford Univ. Dep. Civ. Eng. Tech., Rep. 39, Stanford, Calif., 1966.

Dawdy, D.R.; O'Donnell, T., Mathematical models of catchment behavior, Journal of the Hydraulics Division, ASCE, v.91, n.HY4, p.123-137, 1965.

Diniz, L.S.; Góis, R.S.S., Aplicação de um algoritmo para calibração automática de modelos chuva-vazão, X Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, v.3, p.116-125, Gramado-RS, 1993.

Diskin, M.H.; Simon, E., A procedure for the selection of objective



functions for hydrologic simulation models, journal of Hydrology, v.34, p.129-149, 1977.

Duan, Q.; Gupta, V.K.; Sorooshian, S., Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization, Journal of Optimization Theory and Applications, v.76, n.3, p.501-521, 1993.

Duan, Q.; Sorooshian, S.; Gupta, V.K., Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models, Water Resources Research, v.28, n.4, p.1015-1031, 1992.

Fletcher, R.; powell, M.J., A rapidly convergent descent method for minimization, Comput. J., n.6, p.163-168, 1963.

Franchini, M.; Pacciani, M., Comparative analysis of several conceptual rainfall-runoff models, Journal of Hydrology, v.122, p.161-219, 1991.

Gan, T.Y.; Burges, S.J., An assessment of a conceptual rainfall-runoff model's ability to represent the dynamics of small hypothetical catchments, 1, models, model properties, and experimental design, Water Resources Research, v.26, n.7, p.1595-1604, 1990a.

Gan, T.Y.; Burges, S.J., An assessment of a conceptual rainfall-runoff model's ability to represent the dynamics of small

- hypothetical catchments, 2, hydrologic responses for normal and extreme rainfall, Water Resources Research, v.26, n.7, p.1605-1619, 1990b.
- Góis, R.S.S.; Suzuki, K., Runoff characteristics of small rives in northeast Brazil, proc. 29th Japanese Conference on Hydraulics, Toquio, Japão.
- Goldberg, D.E.; ASCE, M.; Kuo, C.H., Genetic algorithms in pipeline optimization, Journal of computing in civil engineering, v.1, n.2, p.128-141, 1987.
- Goldberg, D.E.; Kuo, C.H., Genetic algorithm and strategies automatic calibration of rainfall-runoff models, Hydrological Bulletin des Sciences Hydrologiques, v.22, n.2, p.257-274, 1987.
- Goldberg, D. E.; Samtani, M. P., Engineering optimization via genetic algorithm, proceedings of the Ninth Conference on Electronic Computation. ASCE, New York, N. Y., p.471-482, 1986.
- Grefenstetee, J. J.; Fitzpatrick, J. M., Genetic Search with approximate function evaluation, proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Application. Carnegie-Mellon Univ., Pittsburgh, Pa., p.112-120, 1985.
- Gupta, V.K.; Sorooshian, S., The automatic calibration of

- conceptual catchment models using derivative-based optimization algorithms, Water Resources Research, v.21, n.4, p.473-485, 1985.
- Gupta, V.K.; Sorooshian, S., The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models, Journal of Hydrology, v.81, p.57-77, 1985.
- Hendrickson, J.D.; Sorooshian, S.; Brazil, L.E., Comparison of newton-type and direct search algorithms for calibration of conceptual rainfall-runoff models, Water Resources Research, v.24, n.5, p.691-700, 1988.
- Himmelblau, D.M., Applied nonlinear programming, p.73-217, McGraw-Hill, New York, 1972.
- Holland, J.H.; Reitman, J.S., Cognitive systems based on adaptive algorithms, Pattern directed inference systems. Academic Press, New York, N. Y., p.313-329, 1978.
- Hooke, R.; Jeeves, T.A., Direct search solutions of numerical and statistical problems, J. Assoc. Comput. Mach., v.8, n.2, p. 212-229, 1961.
- Ibbitt, R.P., Effects of random data errors on the parameter values for a conceptual model, Water Resources Research, v.8, n.1, 1972.

Ibbitt, R.P., Systematic parameter fitting for conceptual models of catchment hydrology, Ph.D. thesis, Univ. of London, 1970.

Ibbitt, R.P.; O'Donnell, T., Designing conceptual catchment models for automatic fitting methods, Mathematical Models in Hydrology - Symposium, proc. Warsaw Symposium, v.2, n.101, tomo 2, p.461-475, 1971.

Ibbitt, R.P.; O'Donnell, T; ASCE, M., Fitting methods for conceptual catchment models, Journal of the Hydraulics Division, Proc. American Society of Civil Engineers, n. HY 9, p.1331-1342, 1971.

Johnston, P.R.; Pilgrim, D., Parameter optimization for watershed models, Water Resources Research, v.12, n.3, p.477-486, 1976.

Kuczera, G., Improved parameter inference in catchment models, 1, evaluating parameter uncertainty, Water Resources Research, v.19, n.5, p.1151-1162, 1983.

Kuczera, G., Improved parameter inference in catchment models, 2, combining different kinds of hydrologic data and testing their compatibility, Water Resources Research, v.19, n.5, p.1163-1172, 1983.

Kuester, J.L.; Mize, J.H., Optimization techniques with fortran,

McGraw-Hill Book Company, 1973.

Lanna, A.E.; Schwarzbach, M., MODHAC-modelo hidrológico auto-calibrável, UFRGS-Instituto de Pesquisas Hidráulicas, publicação 21, Março de 1989.

Larimore, W.F., Applications of the maximum likelihood parameter identification to hydrologic forecasting, Rep. TR-1480-3, The Analytic Sciences Corporation, Reading, Mass., 1981.

Leon, A., Comparison among eight known optimizing procedures, in recent advances in optimization techniques, ed. A.lavi/T.P. Vogl, p.23-42, John Wiley, New York, 1966.

Levenberg, K., A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares, Q. Appl. Math., v.2, p.164-168, 1944.

Lopes, J.E.G.; Braga Jr.; Conejo, J.G.L., Simulação hidrológica: aplicação de um modelo simplificado, IV Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos, Fortaleza-CE, 1981.

Magalhães, P.C.; Filho, O.C.R., Comparação de dois métodos de otimização de parâmetros em modelos hidrológicos chuva-vazão, VII Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos, v.2, p.469-479, Novembro de 1987.

- Marquardt, D.W., An algorithm for the least squares estimation of nonlinear parameters, SIAM J., n.11, p.431-441, 1963.
- Marwell Filho, P., Modelo hidrológico mensal para a região semi-árida do Nordeste Brasileiro, Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil, 136p., UFRGS, 1985.
- Masri, S.F.; Bekey, G.A.; Safford, F.B., An adaptive random search method for identification of large-scale nonlinear systems, Identif. Syst. Parameter Estim. Proc. IFAC Symp., p.246-255, 1978.
- McCuen, R.H., The role of sensitivity analysis in hydrologic modeling, Journal Hydrology, n.18, p.37-53, 1973.
- Nash, J.C., Compact numerical methods for computers: linear algebra and function minimization, 2ª edição, Adam Hilger, Bristol and New York, 278 p., 1990.
- Nelder, J.A.; Mead, R., A simplex method for functional minimization, Comput. J., n.7, v.4, p.308-313, 1965.
- Nouvelot, J. F. Planificação da implantação de bacias representativas, SUDENE, 91p., Recife, 1974.
- Pickup, G., Testing the efficiencies of algorithms and strategies for automatic calibration of rainfall-runoff models, Hydrogeol.

- Sci. Bull., n.22, v.2, p.257-274, 1977.
- Pilgrim, D.H.; Chapman, T.G.; Doran, D.G., Problems of rainfall-runoff modelling in arid and semiarid regions, Journal des Sciences Hydrologiques, n.4, v.33, p.379-400, 1988.
- Price, W.L., Global optimization algorithms for a CAD workstation, J. Optim. Theory Appl., n.1, v.55, p.133-146, 1987.
- Pronzato, L. et al., A general-purpose global optimizer: implementation and applications, Math. Comput. Simul., n.26, p.412-422, 1984.
- Rosenbrock, H.H., An automatic method of finding the greatest of least value of a function, Comput. J., n.3, p.175-184, 1960.
- Servat, E.; Dezetter, A., Selection of calibration objective functions in the context of rainfall-runoff modelling in a sudanese savannah area, Journal des Sciences Hydrologiques, v.36, n.4, p.307-330, 1991.
- Smith, D.; Davis, L., Layout synthesis of random logic using genetic algorithms, 1985.
- Sorooshian, S., Parameter estimation of rainfall-runoff models with heteroscedastic streamflow errors - the noninformative data case,

Journal of Hydrology, n.52, p.127-138, 1981.

Sorooshian, S.; Arfi, F., Response surface parameter sensitivity analysis methods for post-calibration studies, Water Resources Research, v.18, n.5, p.1531-1538, 1982.

Sorooshian, S.; Dracup, J.A., Stochastic parameter estimation procedures for hydrologic rainfall-runoff models: correlated and heteroscedastic error cases, Water Resources Research, v.16, n.2, p.430-442, 1980.

Sorooshian, S.; Gupta, V. K., The analysis of structural identifiability: theory and application to conceptual rainfall-runoff models, Water Resources Research, v.21, n.4, p.487-495, 1985.

Sorooshian, S.; Gupta, V.K., Uniqueness and observability of conceptual rainfall-runoff model parameters: the percolation process examined, Water Resources Research, v.19, n.1, p.269-276, 1983.

Sorooshian, S.; Gupta, V.K., Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff model parameters: the question of parameter observability and uniqueness, Water Resources Research, v.19, n.1, p.260-268, 1983.



Sorooshian, S.; Gupta, V.K.; Fulton, J.L., 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, v.19, n.1, p.251-259, 1983.

Sugawara, M., Automatic calibration of the tank-model, Hydrological Sciences Bulletin des Sciences Hydrologiques, v.24, n.3, p.375-388, 1979.

Torn, A.; Zilinskas, A., Global optimization, Springer-Verlag, New York, 1989.

Viana, F.L., Comportamento hidrológico das pequenas bacias do Nordeste, UFC, 166p., Fortaleza, 1986

Wang, Q.J., The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models, Water Resources Research, v.27, n.9, p.2467-2471, 1991.

Wilson, S. W., Knowledge growth in an artificial animal, proceedings of the 4th Yale Workshop on Applications of Adaptive Systems Theory, Yale Univ., New Haven, Conn., p.98-104, 1985.

Wortman, J.D., NLPROG, Ballistic Res. Lab. Mem. Rep. 1958, Aberdeen Proving Grounds, Md., 1969.

A N E X O S

Tabela A.1 - Precipitações médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Ano: 1972

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,0	0,0	1,2	0,5	16,4	2,9	4,8	0,1	2,8	1,2	0,6	0,4
2	0,4	0,4	0,0	0,0	1,3	1,6	5,6	2,4	1,8	0,4	0,4	1,1
3	0,5	0,0	4,8	0,0	0,0	3,6	0,0	2,6	0,0	0,0	0,0	1,0
4	0,2	0,0	0,0	22,4	0,0	12,4	3,2	0,0	0,0	0,0	4,1	0,2
5	0,0	0,0	0,0	0,2	1,1	20,5	7,5	0,0	0,0	7,5	0,0	0,0
6	0,0	0,0	0,5	0,0	9,0	2,0	11,7	7,1	0,2	0,9	0,8	0,0
7	0,0	0,3	2,6	0,0	8,0	5,1	26,2	0,5	1,8	0,6	0,2	0,0
8	0,0	0,0	5,2	1,6	13,1	1,0	0,6	1,1	11,5	0,0	0,0	0,0
9	0,1	0,0	0,0	0,0	7,7	22,0	0,1	0,3	21,3	0,0	0,2	0,0
10	1,9	0,7	4,3	3,0	6,5	2,2	0,6	3,1	15,0	0,0	0,0	0,0
11	0,5	21,5	4,3	4,3	0,1	31,1	3,6	8,1	0,8	0,0	0,0	0,0
12	0,3	0,0	7,1	5,2	0,0	58,8	8,4	0,5	1,2	0,0	0,0	0,0
13	0,0	0,4	7,2	2,4	1,3	47,9	5,2	1,7	7,8	0,0	0,0	0,0
14	0,0	0,1	2,0	6,2	6,9	20,1	0,1	0,3	2,3	0,1	0,0	0,0
15	3,1	0,4	0,6	4,0	2,5	0,3	1,8	0,0	0,2	0,2	0,0	0,0
16	1,2	0,2	0,0	2,4	21,6	0,0	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0
17	4,0	0,9	0,0	0,0	88,0	0,2	0,5	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0
18	0,9	0,0	0,0	0,0	38,4	0,0	2,4	1,0	13,9	0,8	0,0	0,0
19	1,3	2,5	0,0	0,0	11,1	0,0	0,4	4,5	1,8	1,9	0,0	0,0
20	0,9	2,8	4,1	0,0	2,9	0,0	1,8	0,2	1,0	0,6	0,0	0,0
21	4,5	1,0	3,6	0,0	5,8	0,3	26,8	0,3	5,7	4,8	0,0	0,0
22	1,8	1,2	1,3	0,8	1,2	2,8	13,4	28,8	0,3	0,6	0,0	0,4
23	1,2	0,0	3,2	89,3	22,1	13,2	0,0	4,7	2,3	0,6	0,0	0,6
24	1,4	3,6	8,8	6,1	22,8	1,1	1,8	0,4	0,8	1,1	0,0	0,0
25	0,0	2,9	3,7	8,7	0,4	1,1	0,0	8,2	0,6	0,0	0,0	0,9
26	2,8	0,0	0,0	0,2	0,0	4,4	0,0	42,5	1,1	0,0	0,0	0,7
27	1,1	0,0	0,0	27,0	0,0	19,8	0,0	84,2	0,3	0,0	0,0	1,2
28	1,0	56,9	3,0	0,7	0,0	1,2	0,0	14,0	0,0	0,0	0,0	27,5
29	2,0	6,1	0,5	0,4	3,8	7,7	0,0	5,6	0,0	0,6	0,0	6,9
30	2,0		16,5	91,1	12,1	7,5	0,2	4,7	0,0	0,2	0,0	3,4
31	0,0		5,2		10,8		11,1	2,4		0,7		0,0

Tabela A.2 - Precipitações médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Ano: 1973

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,0	0,0	0,0	1,1	3,2	13,6	12,3	3,8	0,0	0,0	1,4	0,0
2	2,6	0,0	0,0	0,2	11,0	27,2	7,4	25,1	0,5	15,9	1,8	0,0
3	8,1	0,0	0,8	0,8	0,4	23,4	1,6	16,9	7,0	0,2	3,2	1,2
4	3,7	0,0	0,0	2,0	0,0	46,4	5,5	5,8	4,6	3,0	0,0	0,0
5	3,3	0,0	0,0	12,7	0,0	3,2	13,1	1,6	0,0	3,8	0,0	0,0
6	3,2	0,0	0,0	0,0	0,0	21,7	39,9	2,0	0,0	0,2	0,0	0,0
7	6,0	0,0	0,0	1,8	0,0	1,3	28,3	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0
8	0,3	6,1	1,2	6,8	0,0	10,0	11,8	0,2	0,8	0,2	0,0	0,0
9	0,8	0,3	52,3	11,2	0,2	64,3	3,4	0,4	1,9	0,0	0,0	0,0
10	0,0	3,0	0,0	24,9	6,3	7,0	0,6	0,0	6,7	0,0	0,0	0,0
11	0,0	0,0	3,6	0,0	1,3	9,1	0,6	0,2	2,1	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	0,0	0,8	0,0	10,3	2,0	0,0	5,6	1,4	0,4	12,8
13	0,4	0,0	0,0	0,0	0,0	22,7	0,0	3,4	6,7	0,0	0,8	0,6
14	0,0	0,4	0,4	2,6	0,4	35,3	5,6	2,0	3,2	0,0	0,0	1,8
15	0,0	0,0	2,7	2,8	0,2	18,4	3,2	0,4	8,1	0,0	0,0	0,8
16	0,0	0,0	0,0	2,5	4,2	11,9	10,1	0,4	1,6	0,0	0,0	0,0
17	0,0	0,0	4,7	7,0	8,9	13,9	11,1	0,8	5,3	0,0	0,4	0,0
18	0,2	0,4	0,4	3,3	4,2	2,4	0,0	0,0	15,1	0,0	0,6	0,0
19	0,4	1,1	0,8	3,5	16,1	0,4	1,2	5,2	1,6	1,2	0,0	0,0
20	0,0	3,8	0,6	23,2	2,4	0,0	6,9	2,9	2,0	0,0	0,0	0,8
21	0,0	1,2	2,7	22,1	1,2	29,3	23,5	1,4	0,0	0,0	0,0	1,1
22	0,0	4,4	10,3	6,0	1,6	17,6	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	1,2
23	0,0	7,1	5,5	3,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
24	0,4	2,7	3,2	0,2	55,6	36,0	0,0	0,0	0,0	0,0	5,4	0,0
25	5,0	0,0	1,2	37,2	12,8	45,7	0,0	0,0	0,4	0,4	0,0	0,0
26	0,2	72,7	0,4	65,8	23,0	2,2	0,0	0,0	33,1	0,4	0,0	0,0
27	3,0	0,2	1,5	2,0	5,1	0,6	0,0	0,8	0,0	1,0	0,0	0,8
28	9,7	0,6	0,2	28,2	6,4	0,0	0,0	0,6	1,0	1,0	0,4	1,0
29	2,3		1,9	0,2	1,4	0,2	0,0	0,0	0,4	0,2	0,0	2,0
30	0,0		0,0	4,4	0,6	3,2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
31	0,0		0,0		11,1		0,0	0,4		0,8		0,0

Tabela A.3 - Precipitações médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Ano: 1974

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,0	3,5	17,0	2,7	1,2	1,0	1,0	19,1	0,0	0,0	0,8	3,9
2	0,0	2,8	5,2	0,0	0,0	0,8	0,7	14,1	17,5	0,0	1,8	6,7
3	0,0	0,0	30,5	12,5	0,0	0,8	4,4	1,5	1,4	0,0	2,4	3,8
4	0,0	9,7	2,9	0,0	0,0	1,0	0,4	5,9	0,0	0,4	0,0	1,8
5	0,0	11,4	0,0	1,0	1,0	3,0	4,6	1,4	0,0	0,0	0,0	6,1
6	0,0	4,7	0,0	3,4	0,0	0,5	10,9	0,6	0,6	2,0	0,0	7,2
7	0,0	1,8	1,0	7,4	0,0	2,6	15,3	2,1	0,2	0,0	0,0	2,5
8	0,0	3,4	4,0	19,7	12,2	13,5	28,1	2,4	2,0	0,4	0,6	0,0
9	0,0	3,8	20,9	2,2	11,7	5,8	8,8	0,2	0,6	0,0	0,0	0,0
10	0,0	1,0	38,1	12,2	16,6	1,6	49,1	0,0	2,8	3,6	1,2	0,0
11	0,0	0,4	11,1	3,0	16,7	0,4	0,8	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0
12	0,0	0,0	16,7	11,6	12,5	2,6	0,6	0,0	14,1	0,0	0,0	0,4
13	0,0	0,0	0,4	9,6	37,1	3,6	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0	1,6
14	0,0	0,3	0,0	1,2	3,6	0,0	2,0	0,0	0,0	1,6	0,0	0,4
15	4,1	0,2	0,0	3,7	0,0	3,2	43,2	0,0	6,7	1,4	0,0	0,2
16	2,2	0,0	3,0	12,2	0,0	0,8	14,7	0,0	5,9	0,0	0,0	0,8
17	0,8	0,0	4,2	36,1	31,4	4,0	3,4	0,4	16,5	0,0	0,0	0,0
18	1,4	0,4	2,6	18,5	6,8	0,4	0,0	2,2	22,7	0,0	0,4	2,6
19	8,9	0,2	4,1	12,8	5,9	16,7	6,3	0,8	0,0	0,0	0,0	0,0
20	10,0	0,0	6,9	1,7	7,6	17,3	7,8	1,0	0,0	2,0	0,0	0,0
21	6,2	0,6	2,2	24,5	7,1	8,7	11,5	2,4	0,4	5,3	0,0	0,0
22	10,1	0,0	6,3	0,0	39,9	16,7	6,3	1,4	0,6	0,0	0,0	0,0
23	5,4	0,0	13,1	0,0	6,6	5,4	1,6	0,0	6,1	0,0	0,0	0,0
24	1,4	1,0	0,0	10,2	32,7	9,9	0,0	1,2	0,6	0,0	0,0	0,0
25	0,2	1,6	1,2	6,2	11,5	0,0	5,6	2,5	0,0	0,0	2,8	0,0
26	1,0	34,5	0,4	6,5	0,2	0,0	4,1	4,9	0,0	0,0	2,2	0,8
27	0,3	44,2	0,8	0,4	4,7	0,0	3,0	0,8	1,8	0,0	0,6	0,2
28	3,0	16,1	1,8	1,6	11,9	5,2	1,0	3,4	5,1	0,0	2,8	4,8
29	7,0		4,4	2,6	9,0	6,7	0,7	3,2	0,0	0,0	3,1	2,2
30	6,8		1,4	0,5	5,0	3,0	4,2	4,3	1,8	1,2	10,3	0,0
31	3,2		0,0		0,6		3,6	0,0		0,0		1,6

Tabela A.4 - Lâminas escoadas médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mauuba  
 Ano: 1972

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,50	0,56	0,89	0,71	6,88	2,28	2,64	1,41	3,24	1,15	0,86	0,71
2	0,56	0,56	0,89	0,71	6,88	2,28	2,64	1,41	3,24	1,15	0,86	0,71
3	0,58	0,54	0,72	0,66	4,39	1,77	2,24	1,34	2,33	1,14	0,84	0,73
4	0,60	0,51	0,79	0,64	1,97	2,08	1,74	1,34	2,14	1,12	0,84	0,75
5	0,58	0,50	0,66	0,86	1,41	1,86	1,69	1,31	2,14	1,06	0,84	0,73
6	0,56	0,50	0,64	0,84	1,44	3,16	1,98	1,43	1,84	1,06	0,84	0,73
7	0,58	0,50	0,60	0,66	1,73	2,52	3,59	1,41	1,67	1,05	0,80	0,71
8	0,56	0,50	0,62	0,62	1,67	2,55	4,83	1,37	1,61	1,05	0,80	0,68
9	0,58	0,50	0,62	0,69	1,89	1,97	2,33	1,26	2,17	1,01	0,80	0,68
10	0,56	0,50	0,62	0,60	1,67	3,96	1,80	1,24	3,34	1,01	0,77	0,66
11	0,58	0,50	0,71	0,64	1,60	2,30	1,67	1,34	3,09	1,01	0,77	0,64
12	0,58	1,24	0,66	0,86	1,34	4,92	1,77	1,53	2,14	0,99	0,77	0,64
13	0,56	0,80	0,77	0,66	1,15	9,34	2,81	1,45	1,73	0,96	0,75	0,64
14	0,56	0,64	0,71	0,66	1,14	9,62	1,74	1,37	1,69	0,89	0,73	0,64
15	0,56	0,62	0,73	0,71	1,14	7,39	1,62	1,31	2,24	0,90	0,73	0,64
16	0,56	0,62	0,66	0,64	1,12	4,61	1,51	1,26	1,56	0,90	0,73	0,64
17	0,62	0,62	0,64	0,62	2,02	3,59	1,41	1,26	1,51	0,90	0,73	0,62
18	0,64	0,64	0,60	0,62	8,37	2,94	1,37	1,24	1,45	0,90	0,73	0,62
19	0,64	0,64	0,60	0,60	5,97	2,49	1,45	1,19	2,14	0,94	0,73	0,62
20	0,62	0,68	0,64	0,58	4,45	2,24	1,41	1,28	1,56	0,90	0,73	0,62
21	0,58	0,66	0,73	0,58	3,86	2,02	1,41	1,19	1,48	0,89	0,73	0,64
22	0,64	0,62	0,83	0,56	3,86	1,86	2,78	1,20	1,40	0,89	0,71	0,62
23	0,66	0,60	0,68	0,60	3,16	2,02	3,99	2,78	1,34	0,89	0,71	0,68
24	0,60	0,60	0,66	3,59	5,12	2,59	1,98	1,84	1,31	0,86	0,71	0,66
25	0,56	0,62	0,64	3,20	4,25	2,30	1,64	1,24	1,28	0,86	0,71	0,71
26	0,62	0,64	0,68	1,53	3,12	1,97	1,51	1,20	1,26	0,86	0,71	0,71
27	0,58	0,62	0,64	1,10	2,73	1,80	1,40	4,02	1,28	0,86	0,71	0,68
28	0,56	0,66	0,62	2,36	2,17	3,09	1,37	10,32	1,28	0,84	0,71	0,73
29	0,56	2,04	0,64	1,86	1,82	2,24	1,31	7,57	1,20	0,86	0,68	0,75
30	0,56		0,71	1,77	1,62	2,21	1,31	5,84	1,20	0,89	0,68	1,53
31	0,56		0,99		2,70		1,31	4,17		0,86		0,96

Tabela A.5 - Lâminas escoadas médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Ano: 1973

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,77	0,68	0,64	0,66	2,60	2,50	3,16	1,53	0,77	1,12	0,90	0,77
2	0,77	0,68	0,64	0,66	1,59	3,78	3,16	1,53	0,77	1,12	0,90	0,77
3	0,73	0,68	0,60	0,64	1,80	2,91	3,71	3,06	0,77	1,15	0,90	0,77
4	0,75	0,66	0,60	0,66	1,56	6,56	2,46	4,14	0,77	2,21	0,96	0,77
5	0,75	0,64	0,56	0,73	1,31	7,73	2,44	3,78	0,77	1,48	0,89	0,77
6	0,77	0,64	0,54	1,05	1,15	7,78	4,68	2,55	0,77	1,45	0,86	0,77
7	0,80	0,64	0,51	0,77	1,12	5,90	7,46	1,59	0,77	1,48	0,86	0,77
8	0,86	0,64	0,49	0,77	1,10	2,99	7,71	1,59	0,77	1,48	0,86	0,77
9	0,83	0,73	0,51	0,80	0,80	2,49	5,97	1,53	0,77	1,20	0,86	0,77
10	0,77	0,73	1,68	1,15	1,01	6,85	4,83	1,59	0,77	1,12	0,86	0,77
11	0,75	0,73	1,56	1,20	1,40	6,88	3,37	1,59	0,77	1,12	0,84	0,77
12	0,71	0,71	0,76	0,89	1,26	4,65	2,59	1,59	0,86	1,10	0,84	0,86
13	0,68	0,68	0,65	0,80	1,19	3,53	2,36	1,53	0,99	1,01	0,86	0,99
14	0,68	0,66	0,61	0,64	1,10	3,59	2,30	1,53	0,86	1,01	0,86	0,86
15	0,68	0,64	0,61	0,77	0,94	8,83	2,81	1,51	0,86	1,01	0,84	0,86
16	0,64	0,64	0,60	0,80	0,89	8,76	2,36	1,48	0,83	1,01	0,83	0,83
17	0,64	0,62	0,61	0,89	1,06	7,46	3,50	1,45	0,77	1,01	0,83	0,77
18	0,68	0,62	0,62	0,83	1,20	5,97	3,31	1,41	0,77	1,01	0,83	0,77
19	0,68	0,73	0,58	0,86	1,06	4,83	2,33	1,53	0,83	0,99	0,83	0,83
20	0,68	0,68	0,56	0,83	2,64	3,45	2,11	1,62	0,83	0,99	0,83	0,83
21	0,68	0,66	0,54	0,80	1,20	2,91	2,14	1,53	0,83	0,96	0,83	0,83
22	0,64	0,64	0,56	1,34	1,19	7,42	4,68	1,43	0,77	0,96	0,83	0,77
23	0,64	0,68	0,76	1,89	1,19	6,48	3,86	1,34	0,77	0,96	0,83	0,77
24	0,64	0,96	0,65	1,56	1,15	3,45	2,44	1,31	0,77	0,96	0,80	0,77
25	0,68	0,68	0,65	1,26	5,41	3,02	2,11	1,31	0,83	0,94	0,83	0,83
26	0,86	0,68	0,60	1,14	3,06	8,98	1,89	1,31	0,77	0,94	0,83	0,77
27	0,77	2,14	0,54	6,01	4,45	5,62	1,80	1,31	0,77	0,96	0,83	0,77
28	0,77	2,08	0,54	5,16	4,04	3,34	1,74	1,31	0,77	0,96	0,83	0,77
29	0,86		0,53	5,12	3,12	2,70	1,64	1,31	0,77	0,96	0,77	0,77
30	0,77		0,53	2,55	1,74	2,52	1,59	1,31	0,77	0,90	0,77	0,77
31	0,73		0,49		1,59		1,59	1,26		0,90		0,77

Tabela A.6 - Lâminas escoadas médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Ano: 1974

DIA	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1	0,73	0,94	3,34	1,12	1,41	1,98	1,64	5,23	1,12	0,96	0,77	0,94
2	0,73	0,94	3,34	1,12	1,41	1,98	1,64	5,23	1,12	0,96	0,77	0,94
3	0,73	0,90	1,77	1,12	1,34	1,98	1,48	4,78	1,97	0,94	0,77	0,89
4	0,73	0,83	2,81	1,10	1,20	1,97	1,41	2,44	1,51	0,90	0,75	0,83
5	0,73	1,10	2,67	1,06	1,15	1,74	1,31	2,33	1,41	0,90	0,73	0,83
6	0,68	1,12	1,45	1,20	1,15	2,46	1,31	1,97	1,28	0,90	0,73	1,06
7	0,68	1,06	1,20	1,20	1,12	2,55	2,30	1,77	0,76	0,86	0,73	0,96
8	0,68	1,05	1,14	1,59	1,10	1,41	4,39	1,64	0,83	0,86	0,73	0,80
9	0,68	0,86	1,10	2,33	1,41	2,30	6,75	1,59	1,05	0,86	0,71	0,73
10	0,68	0,94	2,11	1,67	2,11	2,33	3,20	1,40	1,06	0,90	0,71	0,71
11	0,68	0,83	6,63	1,89	1,97	1,74	8,37	1,48	1,89	0,89	0,68	0,68
12	0,68	0,83	4,09	1,86	3,20	1,56	5,19	1,48	1,15	0,89	0,68	0,64
13	0,68	0,77	3,92	3,53	3,71	1,53	3,12	1,41	1,15	0,86	0,68	0,66
14	0,68	0,77	2,78	1,67	6,75	1,34	2,52	1,41	1,15	0,83	0,68	0,75
15	0,68	0,77	1,69	1,41	3,37	1,31	2,17	1,37	1,10	0,83	0,68	0,66
16	0,77	0,77	1,51	1,56	1,89	1,45	7,01	1,31	1,01	0,83	0,68	0,64
17	0,77	0,77	1,43	1,62	1,67	1,53	5,23	1,31	1,20	0,83	0,66	0,64
18	0,84	0,73	1,37	5,00	5,80	1,53	2,91	1,26	2,17	0,83	0,64	0,64
19	0,90	0,73	1,59	5,71	4,65	1,53	2,91	1,26	4,00	0,83	0,64	0,64
20	0,99	0,73	1,59	5,87	2,55	2,08	2,73	1,24	1,62	0,83	0,64	0,64
21	1,14	0,73	1,53	2,96	2,08	3,31	2,59	1,31	1,31	0,84	0,64	0,62
22	1,06	0,73	2,39	4,22	6,52	3,83	2,73	1,31	1,24	0,99	0,64	0,60
23	1,12	0,73	3,24	2,11	6,09	3,89	3,89	1,26	1,15	0,86	0,64	0,60
24	0,96	0,73	3,09	1,86	5,04	2,64	2,81	1,19	1,15	0,77	0,64	0,60
25	0,89	0,73	1,37	2,24	6,93	2,41	2,14	1,14	1,12	0,77	0,66	0,60
26	0,86	1,41	1,26	2,08	4,41	1,80	2,08	1,12	1,10	0,73	0,64	0,60
27	0,86	1,55	1,26	2,17	3,02	1,64	1,98	1,15	1,06	0,73	0,66	0,60
28	0,84	2,55	1,26	1,84	2,99	1,51	1,89	1,28	1,12	0,73	0,61	0,71
29	0,83		1,26	1,64	3,16	1,41	1,74	1,20	1,20	0,73	0,71	0,68
30	0,90		1,26	1,59	2,99	1,84	1,59	1,24	1,15	0,73	0,73	0,68
31	1,10		1,19		2,52		1,53	1,20		0,73		0,68



Tabela A.7 - Precipitação média mensal (mm)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Período: 71/72 a 74/75

ANO	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
71/72	136,2	99,5	21,4	43,6	107,3	107,0	297,3	355,7	295,6	138,1	231,8	97,2
72/73	25,2	6,3	45,2	50,8	104,9	88,6	271,6	188,3	476,0	190,6	94,7	110,9
73/74	29,2	30,0	25,5	75,7	140,7	213,6	224,6	297,3	137,4	261,0	72,4	127,4
74/75	19,6	32,4	46,8	61,1	40,2	55,6	48,3	238,6	203,1	370,9	90,0	56,1

Tabela A.8 - Vazão média mensal (m<sup>3</sup>/s)  
 Bacia hidrográfica do rio Mamuaba  
 Período: 71/72 a 74/75

ANO	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
71/72	1,62	1,33	0,86	0,81	1,02	0,96	1,72	3,94	4,43	2,74	3,11	2,46
72/73	1,31	1,04	0,99	1,01	1,10	1,24	2,05	2,43	7,12	4,32	2,35	1,93
73/74	1,53	1,17	1,11	1,15	1,41	2,88	3,99	4,27	2,79	4,12	2,30	1,35
74/75	1,16	0,95	0,98	0,62	0,72	0,57	0,35	1,21	2,22	6,11	1,64	0,92

Tabela A.9 - Evaporação média mensal (mm)  
 Estação evaporimétrica de Marés  
 João Pessoa-PB

OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
157,3	154,7	149,3	149,6	134,8	149,7	129,6	117,1	107,6	116,2	123,1	136,5

Tabela A.10 - Precipitações médias diárias (mm)  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Ano: 73/74

DIA	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
1	0,51	0,00	0,00	0,00	20,15	8,56	18,16	17,97	0,98	1,69	0,00	0,00
2	55,16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	1,47	0,00	0,03	2,97	0,00	0,07
3	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	7,23	2,15	0,31	1,80	0,00	0,00	0,05
4	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	27,68	0,00	2,87	0,00	0,16	0,00
5	0,00	0,00	0,00	0,46	0,00	0,09	2,42	11,24	1,74	0,00	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,00	0,00	5,39	23,13	0,00	0,00	0,00	3,39	0,00	0,44
7	0,00	0,00	0,00	0,00	17,64	0,00	2,36	0,00	7,18	0,68	0,00	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,00	37,85	6,51	0,00	2,13	0,50	0,98	0,00	1,29
9	0,00	0,00	0,00	0,00	3,15	13,67	0,00	18,87	0,00	0,33	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,04	16,51	20,40	0,00	0,00	47,85	0,00	0,00	0,00	0,00
11	0,00	0,00	0,00	0,00	4,15	0,09	31,57	4,09	0,00	0,02	0,00	0,00
12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	66,17	0,00	4,36	0,00	2,81	0,00	0,00
13	0,00	0,00	2,69	0,00	0,00	0,62	0,00	0,00	0,00	4,39	0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,04	0,00	3,06	10,93	0,02	0,00	0,00	1,79	0,00	0,00
15	0,00	0,00	0,00	0,00	6,84	1,12	0,07	0,00	0,84	0,00	0,00	0,00
16	0,00	0,00	1,82	6,18	0,08	6,06	1,06	1,28	4,19	0,00	0,00	0,00
17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,66	16,56	1,83	0,00	0,00	0,00	2,77
18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	4,56	0,15	0,00	0,00	0,00	1,08
19	0,00	0,00	3,10	0,00	0,00	5,87	3,92	0,00	2,29	0,00	0,00	0,00
20	0,00	0,00	0,00	15,12	0,11	0,00	0,49	0,00	2,77	0,00	0,00	0,00
21	0,00	0,00	0,00	83,23	1,31	10,97	49,18	0,40	2,80	0,00	0,00	0,00
22	0,00	0,03	0,00	18,03	0,00	6,11	0,00	0,00	9,66	0,00	0,00	0,00
23	0,00	0,00	0,02	8,34	0,17	17,29	0,55	19,35	0,00	0,00	0,00	0,00
24	0,00	0,78	0,28	0,00	0,00	5,16	0,00	5,39	0,00	0,00	0,00	0,00
25	0,00	0,04	0,00	0,00	18,80	3,21	18,67	0,33	0,00	0,00	0,00	0,00
26	0,00	0,00	0,00	0,00	50,31	0,24	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,32	0,12	0,09	0,00	0,00	0,00	0,00
28	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,85	21,77	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
29	0,00		2,48	0,00	0,85	0,00	0,00	0,00	4,19	0,00	0,00	0,00
30	0,00		0,68	0,00	16,51	0,00	3,91	0,00	2,45	0,00	0,00	0,00
31	0,00		0,00		50,18		0,41	0,00		0,00		0,00

Tabela A.11 - L minas escoadas m dias di rias (mm)  
 Bacia hidrogr fica do riacho Salobre  
 Ano: 73/74

DIA	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
1	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	2,46	0,77	1,25	0,14	0,01	0,00	0,00
2	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	1,30	1,33	2,49	0,13	0,01	0,00	0,00
3	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	1,16	0,46	1,25	0,12	0,01	0,00	0,00
4	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,97	0,62	1,25	0,11	0,01	0,00	0,00
5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,57	4,41	1,31	0,10	0,01	0,00	0,00
6	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,22	1,25	1,40	0,09	0,01	0,00	0,00
7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,96	1,10	1,25	0,08	0,01	0,00	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,00	0,44	0,22	1,10	1,25	0,07	0,01	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,49	0,46	1,10	1,36	0,07	0,01	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,15	0,77	0,97	5,69	0,06	0,01	0,00	0,00
11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,70	0,22	2,15	4,10	0,06	0,01	0,00	0,00
12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,20	4,72	2,13	2,77	0,05	0,01	0,00	0,00
13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,10	6,46	1,10	2,16	0,04	0,01	0,00	0,00
14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07	3,07	1,10	1,72	0,04	0,01	0,00	0,00
15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,08	3,78	1,10	1,36	0,03	0,01	0,00	0,00
16	0,00	0,00	0,00	0,00	0,27	1,88	0,97	1,10	0,03	0,01	0,00	0,00
17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,06	1,25	0,74	0,91	0,03	0,01	0,00	0,00
18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,04	0,97	1,37	0,73	0,03	0,01	0,00	0,00
19	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,97	1,10	0,58	0,02	0,01	0,00	0,00
20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,97	1,10	0,46	0,02	0,01	0,00	0,00
21	0,00	0,00	0,00	1,43	0,03	0,51	5,41	0,42	0,02	0,01	0,00	0,00
22	0,00	0,00	0,00	0,37	0,03	0,97	4,78	0,38	0,02	0,01	0,00	0,00
23	0,00	0,00	0,00	0,04	0,03	0,90	2,85	0,59	0,02	0,01	0,00	0,00
24	0,00	0,00	0,00	0,01	0,03	1,67	2,25	0,97	0,01	0,01	0,00	0,00
25	0,00	0,00	0,00	0,01	0,04	1,25	2,74	0,28	0,01	0,01	0,00	0,00
26	0,00	0,00	0,00	0,01	0,10	0,97	2,31	0,25	0,01	0,01	0,00	0,00
27	0,00	0,00	0,00	0,01	3,58	0,73	1,55	0,23	0,01	0,01	0,00	0,00
28	0,00	0,00	0,00	0,01	0,34	0,62	1,35	0,19	0,01	0,01	0,00	0,00
29	0,00		0,00	0,01	0,18	0,49	3,36	0,19	0,01	0,01	0,00	0,00
30	0,00		0,00	0,01	0,12	0,30	1,40	0,17	0,01	0,01	0,00	0,00
31	0,00		0,00		3,59		1,44	0,16		0,00		0,00

Tabela A.12 - Precipitação média mensal (mm)  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Período: 71/72 a 74/75

ANO	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
71/72	6,6	16,1	6,8	38,1	26,0	78,1	179,1	85,8	36,0	23,0	0,3	11,0
72/73	17,2	10,8	0,1	81,1	129,0	100,1	132,1	16,3	73,5	19,6	43,6	0,3
73/74	14,0	0,0	58,6	90,2	3,3	94,0	146,2	63,0	51,7	37,3	5,9	49,9
74/75	55,7	0,8	11,1	168,0	237,8	209,6	189,3	136,4	45,3	19,1	0,2	5,6

Tabela A.13 - Lâminas médias mensais escoadas (mm)  
 Bacia hidrográfica do riacho Salobro  
 Período: 71/72 a 74/75

ANO	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
71/72	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	2,30	0,67	0,35	0,11	0,05	0,03
72/73	0,01	0,00	0,00	0,02	0,34	4,07	6,09	0,42	0,13	0,06	0,03	0,01
73/74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,24	2,09	0,94	0,62	0,15	0,06
74/75	0,03	0,01	0,00	1,97	10,80	42,60	53,50	38,20	1,44	0,23	0,09	0,02

Tabela A.14 - Evaporação média mensal (mm)  
 Estação evaporimétrica de Betânea-PE

OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET
292,8	296,5	284,6	249,5	221,0	217,5	180,5	166,7	157,3	199,6	232,7	257,9