

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

DANIEL HENRIQUE MARCO DETZEL

GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE PRECIPITAÇÃO

CURITIBA  
2009

DANIEL HENRIQUE MARCO DETZEL

## GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE PRECIPITAÇÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental, Área de Concentração em Engenharia de Recursos Hídricos, Departamento de Hidráulica e Saneamento, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Recursos Hídricos.

Orientador: Prof.<sup>a</sup> Dra. Miriam Rita Moro Mine

CURITIBA  
2009



## TERMO DE APROVAÇÃO

DANIEL HENRIQUE MARCO DETZEL

### “GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE PRECIPITAÇÃO”

Dissertação aprovada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental do Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, pela comissão formada pelos professores:

PRESIDENTE:

  
\_\_\_\_\_  
**Miriam Rita Moro Mine**  
Universidade Federal do Paraná  
Orientadora

MEMBROS:

  
\_\_\_\_\_  
**Eber José de Andrade Pinto**  
Universidade Federal de Minas Gerais

  
\_\_\_\_\_  
**Heinz Dieter Oskar August Fill**  
Universidade Federal do Paraná

  
\_\_\_\_\_  
**Eloy Kaviski**  
Universidade Federal do Paraná

Curitiba, 11 de dezembro de 2009

*À minha esposa Susan e aos meus pais, Cesar e Kátia, pelo incentivo, amor e apoio incondicionais.*

## AGRADECIMENTOS

À minha orientadora, Prof.<sup>a</sup> Miriam Rita Moro Mine, pela sugestão deste tema tão interessante e agradável de trabalhar.

Aos Prof. Eloy Kaviski e Heinz Dieter Oskar August Fill, pelas grandes contribuições e sugestões feitas no decorrer do curso.

Aos demais professores do Programa de Pós Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Ambiental, em especial Prof. Cristóvão Vicente Scapulatempo Fernandes, pelas contribuições e incentivos que muitas vezes transpassaram os limites técnicos do trabalho.

Aos bolsistas de iniciação científica e colegas do projeto Claris LPB, em especial Alessandra Leite Batista, pela ajuda nas partes mais críticas do desenvolvimento computacional necessário.

Aos colegas do Mestrado, companheiros de aulas, provas e trabalhos que, de uma forma ou de outra, contribuíram para o desenvolvimento desta dissertação.

Aos funcionários do Departamento de Hidráulica e Saneamento pela ajuda logística e burocrática.

À UFPR pela oportunidade de realização deste trabalho.

Ao CEHPAR, por ceder sua biblioteca às pesquisas necessárias e Andréia L. Bueno, pela ajuda nas consultas.

À CAPES pela ajuda financeira, através da bolsa de Mestrado.

À minha esposa Susan, pelo amor, companheirismo, auxílio, paciência e principalmente por estar presente em todos os momentos da minha vida.

Aos meus pais, Cesar e Kátia, à minha irmã Fernanda e meu cunhado Adilson, pelo apoio e alegria passados a mim durante a realização desta dissertação.

Aos meus avós, Lilina e João Detzel, pelos almoços de quarta e aos demais membros da minha família sejam eles, Detzel, Pastega, Zalasko ou Bernert, pelo apoio.

Aos amigos, em especial Miguel Albano, Jonathas Albano e Fabiano D'Amico pelo apoio, cervejas e noitadas de videogame, tão úteis para renovação das forças necessárias à conclusão deste trabalho.

*Foi a mais silenciosa das noites. Não chorava o vento, as aveludadas patas do dromedário não criavam o mais leve rumor ao pisar sobre o sal, e lá, no centro da imensa sebhka, não havia hienas nem chacais que uivassem, reclamando a presa. A lua, então, se levantou cheia, luminosa e limpa, produzindo brilhos prateados aos bilhões de espelhos da planície sem acidentes, sobre a qual a silhueta do mehari e seu ginete constituíam uma aparição irreal e fantasmagórica, saídos do nada da noite para o nada das sombras, pura expressão da solidão absoluta, pois provavelmente nenhum ser humano esteve nunca tão só como aquele targuí naquela salina.*

*Alberto Vázquez-Figueroa*

## RESUMO

A análise das precipitações está inserida em uma gama de estudos hidrológicos importantes à construção e manutenção de obras hidráulicas. Entretanto, falhas e limitações nos períodos de observações das séries históricas são obstáculos comuns encontrados por pesquisadores. A geração de séries sintéticas aparece como solução viável para a superação desses obstáculos.

O objetivo principal deste trabalho é a construção e validação de um modelo de geração de séries sintéticas de precipitações em escala diária. Trata-se de um modelo paramétrico, no qual as ocorrências das precipitações são determinadas através de um processo estocástico markoviano e as quantidades acumuladas são calculadas segundo a distribuição probabilística exponencial mista.

Com o propósito de verificação da adequação das técnicas estatísticas utilizadas, estão presentes no estudo diversos testes de significância e aplicação de critérios pertinentes.

O modelo elaborado foi aplicado a 11 postos pluviométricos distribuídos nas bacias dos rios Paraná e Uruguai, na região Sul-Sudeste brasileira. Os resultados obtidos foram considerados muito bons.

Estão presentes também análises extras do desempenho do modelo, relacionados à eventos extremos de precipitação e estiagem.

Palavras-chave: Cadeias de Markov, Distribuição Exponencial Mista, Precipitações Diárias.

## ABSTRACT

Analysis of precipitation is embedded in a range of important hydrological studies for the construction and maintenance of hydraulic works. However, flaws and limitations in the observations of historical records are obstacles often encountered by researchers. Generation of synthetic series appears as a feasible solution for overcoming these obstacles.

The main objective of this work is to develop and validate a model for generating synthetic rainfall series at a daily scale. A parametric model has been chosen, where the occurrences are determined by a stochastic Markov process and the cumulative rainfall quantities are computed using a mixed exponential probability distribution.

In order to verify the adequacy of the model, several significance tests and application of relevant criteria were used.

The model developed was applied to 11 rainfall stations inside the basins of Parana and Uruguay rivers, located in the South and Southeast regions of Brazil. The results were considered very good.

Additional analyses of the model's performance related to extreme events of precipitation and droughts, are also present.

**Keywords:** Markov Chains, Mixed Exponential Distributions, Daily Precipitation.

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	viii
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	x
<b>LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS</b> .....	xi
<b>INTRODUÇÃO</b> .....	1
<b>CAPÍTULO I – MODELOS PARA GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE PRECIPITAÇÕES</b> .....	5
1.1 PRINCÍPIOS BÁSICOS SOBRE A OCORRÊNCIA DAS PRECIPITAÇÕES.....	6
1.2 MODELOS SEMIPARAMÉTRICOS OU EMPÍRICOS.....	9
1.3 MODELOS NÃO PARAMÉTRICOS.....	12
1.4 MODELOS PARAMÉTRICOS.....	17
1.4.1 Geração de números pseudo-aleatórios.....	18
1.4.2 Determinação das ocorrências das precipitações.....	22
1.4.2.1 Processos de alternância de eventos com renovação.....	24
1.4.2.2 Processos markovianos.....	26
1.4.3 Determinação das quantidades precipitadas.....	30
1.4.3.1 Distribuição Gama.....	31
1.4.3.2 Distribuição Exponencial.....	33
1.4.3.3 Métodos para estimação dos parâmetros.....	37
1.5 MODELOS DE GERAÇÃO MULTIVARIADOS.....	40
1.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE SAZONALIDADE.....	43
1.7 A GERAÇÃO DE CHUVAS DIÁRIAS NO BRASIL.....	44
1.8 COMENTÁRIOS FINAIS.....	46
<b>CAPÍTULO II - DESCRIÇÃO DO MODELO ADOTADO</b> .....	48
2.1 DETERMINAÇÃO DAS OCORRÊNCIAS DAS PRECIPITAÇÕES.....	49
2.2 DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES PRECIPITADAS.....	54
2.3 VALIDAÇÃO DO MODELO.....	63
2.4 ANÁLISES EXTRAS.....	65
<b>CAPÍTULO III - DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO</b> .....	68
3.1 BACIAS HIDROGRÁFICAS EM ESTUDO.....	68

3.2 ESTAÇÕES SELECIONADAS.....	74
<b>CAPÍTULO IV - APLICAÇÃO DO MODELO .....</b>	<b>79</b>
4.1 CONSIDERAÇÕES PARA APLICAÇÃO DO MODELO.....	79
4.2 DETERMINAÇÃO DAS OCORRÊNCIAS .....	81
4.3 DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES PRECIPITADAS.....	87
4.4 VALIDAÇÃO DO MODELO.....	97
4.5 ANÁLISES EXTRAS .....	103
4.6 ANÁLISE DE DESEMPENHO COMPUTACIONAL DO MODELO.....	114
<b>CAPÍTULO V – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>116</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>119</b>
<b>APÊNDICE 1 - APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS COMPLETOS OBTIDOS ...</b>	<b>127</b>
<b>APÊNDICE 2 - ALGORITMOS DO PROGRAMA COMPUTACIONAL</b>	
<b>DESENVOLVIDO .....</b>	<b>166</b>

## LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	– ESTRUTURA DO MODELO DE LALL, RAJAGOPALAN E TARBOTON (1996) .....	14
FIGURA 2	– ESTRUTURA GENÉRICA DE UM MODELO PARAMÉTRICO .....	18
FIGURA 3	– CONFIGURAÇÃO PARA CADEIAS DE MARKOV DE ORDENS SUPERIORES .....	29
FIGURA 4	– FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE – DISTRIBUIÇÃO GAMA .....	32
FIGURA 5	– FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE – DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA .....	36
FIGURA 6	– ESQUEMA PARA GERAÇÃO DE OCORRÊNCIAS DAS CHUVAS .....	51
FIGURA 7	– OBTENÇÃO DE VARIÁVEIS ALEATÓRIAS COM DISTRIBUIÇÕES ESPECÍFICAS PELO MÉTODO DA INVERSÃO. ....	59
FIGURA 8	– ALGORITMO DE GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS .....	67
FIGURA 9	– BACIAS HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS – (1) AMAZONAS (2) ATLÂNTICO NORTE-NORDESTE (3) TOCANTINS (4) SÃO FRANCISCO (5) ATLÂNTICO LESTE (6) PARANÁ (7) URUGUAI (8) ATLÂNTICO SUL-SUDESTE .....	69
FIGURA 10	– SUB-BACIAS DO RIO PARANÁ – (60) RIO PARANAÍBA (61) RIO GRANDE (62) RIOS PARANÁ, TIETÊ E OUTROS (63) RIOS PARANÁ, PARDO E OUTROS (64) RIOS PARANÁ, PARANAPANEMA E OUTROS (65) RIOS PARANÁ, IGUAÇU E OUTROS (66) RIOS PARAGUAI, SÃO LOURENÇO E OUTROS (67) RIOS PARAGUAI, APA E OUTROS (68) RIOS PARANÁ, CORRIENTES E OUTROS .....	70
FIGURA 11	– SUB-BACIAS DO RIO URUGUAI – (70) RIO PELOTAS (71) RIO CANOAS (72) RIOS URUGUAI, DO PEIXE E OUTROS (73) RIOS URUGUAI, CHAPECÓ E OUTROS (74) RIOS URUGUAI, DA VÁRZEA E OUTROS (75) RIOS URUGUAI, IJUÍ E OUTROS (76) RIOS URUGUAI, IBICUÍ E OUTROS (77) RIOS URUGUAI, QUARAÍ E OUTROS (79) RIOS URUGUAI, NEGRO E OUTROS .....	71
FIGURA 12	– LOCALIZAÇÃO DAS ESTAÇÕES SELECIONADAS .....	76
FIGURA 13	– CONDIÇÕES DAS SÉRIES HISTÓRICAS – A IDENTIFICAÇÃO DAS ESTAÇÕES SÃO AS ADOTADOS NA TABELA 8 (C) DADOS CONSISTIDOS (B) DADOS BRUTOS (F) ANOS COM ALGUMAS FALHAS NOS REGISTROS.....	78
FIGURA 14	– DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 1 .....	82
FIGURA 15	– DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 2.....	82

FIGURA 16 – PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO (A) CHUVA APÓS UM DIA SECO ( $p_{10}$ ) (B) CHUVA APÓS UM DIA ÚMIDO ( $p_{11}$ ).....	85
FIGURA 17 – PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA (A) $\beta_1$ (B) $\beta_2$ (C) $\alpha$ .....	91
FIGURA 18 – COMPARAÇÃO ENTRE AS DISTRIBUIÇÕES EMPÍRICAS E AJUSTADAS (A) UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS) (B) CACEQUI (AGOSTOS) (C) TAIAMÃ (JULHOS).....	93
FIGURA 19 – PLOTAGENS P-P (A) UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS) (B) CACEQUI (AGOSTOS) (C) TAIAMÃ (JULHOS).....	94
FIGURA 20 - DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 3.....	98
FIGURA 21 - DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 4.....	104
FIGURA 22 – DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADES EMPÍRICAS PARA AS SEQUÊNCIAS DE DIAS SECOS (A) UNIÃO DA VITÓRIA, NOS MESES DE JANEIRO (B) UNIÃO DA VITÓRIA, NOS MESES DE JULHO (C) CACEQUI, NOS MESES DE JANERO (D) CACEQUI, NOS MESES DE JULHO (E) TAIAMÃ, NOS MESES DE JANEIRO .....	113
FIGURA 23 – TELA DO MÓDULO 1 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL.....	169
FIGURA 24 - TELA DO MÓDULO 2 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL .....	173
FIGURA 25 - TELA DO MÓDULO 3 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL .....	176
FIGURA 26 - TELA DO MÓDULO 4 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL .....	183

## LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - ESTADOS PARA CHUVA DIÁRIA .....	11
TABELA 2 - MATRIZ DE PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO (%) PARA O MÊS DE JANEIRO.....	11
TABELA 3 – MODELOS CONFRONTADOS EM BOULANGER et al. (2007) .....	17
TABELA 4 - DISTRIBUIÇÕES ESTATÍSTICAS MAIS EMPREGADAS NA DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES DE CHUVA PRECIPITADA. ....	31
TABELA 5 – ARRANJO PARA CONTAGEM DAS TRANSIÇÕES ENTRE ESTADOS EM UMA CADEIA MARKOVIANA DE SEGUNDA ORDEM .....	53
TABELA 6 – CLASSIFICAÇÃO DE KÖPPEN-GEIDER ATUALIZADA PARA AS BACIAS DOS RIOS PARANÁ E URUGUAI .....	72
TABELA 7 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS.....	75
TABELA 8 – VALORES COMUNS DE LIMITES PARA QUE UM DIA SEJA CONSIDERADO CHUVOSO.....	81
TABELA 9 – RESULTADOS DAS APLICAÇÕES DO MÓDULO 1 .....	83
TABELA 10 – RESULTADOS DOS CRITÉRIOS AIC E BIC.....	86
TABELA 11 – PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA.....	88
TABELA 12 – TESTE QUI-QUADRADO PARA POSTO DE UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS) .....	96
TABELA 13 – APLICAÇÃO DO TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV .....	97
TABELA 14 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 1 .....	99
TABELA 15 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 2 .....	100
TABELA 16 – RESULTADOS DA ANÁLISE DE EVENTOS EXTREMOS .....	105
TABELA 17 – ERROS MÉDIOS PARA TOTAIS PRECIPITADOS POR PERÍODO ....	111
TABELA 18 – RESULTADOS COMPLETOS DO MÓDULO 1 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL .....	127
TABELA 19 – RELAÇÃO COMPLETA DOS PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA .....	131
TABELA 20 – RESULTADOS COMPLETOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 1.....	135
TABELA 21 – RESULTADOS COMPLETOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 2.....	140
TABELA 22 – RESULTADOS COMPLETOS DA ANÁLISE DE EVENTOS EXTREMOS .....	144

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- AIC – Critério de Informação Akaike (Akaike, 1974);
- BIC – Critério de Informação Bayesiano, ou de Bayes (Schwarz, 1978);
- Ca – Estação pluviométrica Caiuá (cód. 02151035);
- Co – Estação pluviométrica Caracol (cód. 02257000);
- Cq – Estação pluviométrica Cacequi (cód. 02954001);
- EM, Algoritmo – Algoritmo Expectância – Maximização (*Expectation – Maximization Algorithm*; Dempster, Laird e Rubin, 1977);
- LC – Estação pluviométrica Linha Cescon (cód. 02753004);
- MAM – Estação pluviométrica Monte Alegre de Minas (cód. 01848000);
- MM – Estação pluviométrica Monte Mor (cód. 02247058);
- $p_{01}$  – Probabilidade de transição entre dia atual seco e anterior chuvoso;
- $p_{00}$  – Probabilidade de transição entre dia atual seco e anterior também seco;
- $p_{10}$  – Probabilidade de transição entre dia atual chuvoso e anterior seco;
- $p_{11}$  – Probabilidade de transição entre dia atual chuvoso e anterior também chuvoso;
- PM – Estação pluviométrica Passo Marombas (cód. 02750009);
- Ta – Estação pluviométrica Taiamã (cód. 01655003);
- To – Estação pluviométrica Tomazina (cód. 02349033);
- UCC – Estação pluviométrica Usina Couro do Cervo (cód. 02145007);
- UV – Estação pluviométrica União da Vitória - 396 (cód. 02651000);

## INTRODUÇÃO

Desde os primórdios da existência do homem no planeta a natureza cumpre um importante papel em sua vida, fornecendo subsídios indispensáveis à sua sobrevivência e sendo o principal propulsor de seu desenvolvimento. Dentre os inúmeros recursos naturais disponíveis, a água destaca-se como um elemento vital. Logo, o conhecimento sobre esse recurso é primordial, a fim de dar a devida destinação a suas várias aplicações. Abastecimento, sistemas de irrigação, navegação, pesca, recreação, transporte de resíduos e geração de energia elétrica são alguns exemplos dos usos dados a esse recurso.

De especial interesse, a geração de energia hidrelétrica consolida-se como uma atividade de extrema importância. A fim de construir usinas com esse propósito, fez-se necessário o estudo do comportamento da água dentro dos locais com potencial para tal. A Hidrologia cumpre, portanto, um importante papel como a ciência que estuda os padrões de circulação desse recurso. Porém, a complexidade dos fenômenos hidrológicos produzida por diferentes escalas, grande heterogeneidade espacial e temporal e a necessidade de se elaborar avaliações quantitativas desses fenômenos, fizeram com que os hidrólogos buscassem auxílio a modelos matemáticos simplificados para representar esses sistemas.

Os modelos, enquanto ferramentas de hidrólogos e pesquisadores, ampliaram o horizonte dos estudos ao permitirem simulações de diferentes cenários aplicados a um sistema existente. Esse fato, do ponto de vista do aproveitamento dos recursos hídricos, trouxe enormes vantagens: fenômenos hidrológicos importantes, antes somente medidos, podiam ser simulados e previstos através de modelos e suas consequências analisadas com maior propriedade. É desejável que toda a construção de obras hidráulicas e, em particular, novas usinas geradoras de eletricidade, passe por detalhados estudos relacionados não somente à obra civil, mas também ao comportamento hidrológico da região na qual ela será instalada. Da mesma forma, esse tipo de estudo é importante às usinas existentes, no sentido de aprimorar suas regras de operação.

O estudo das precipitações faz parte de uma gama de estudos hidrológicos pertinentes à construção e operação de obras hidráulicas e tem a sua importância relacionada principalmente ao regime do curso de água ao qual elas são instaladas. No caso de usinas hidrelétricas por exemplo, a água proveniente da chuva direciona-se aos rios que, por sua vez, alimentam os reservatórios dessas usinas. Diferentes regimes pluviométricos trazem também diferentes respostas de vazão, o que reflete diretamente na operação do reservatório de uma usina. Esta influência do perfil de chuvas sobre uma região possui clara importância às demais obras hidráulicas relacionadas.

Entretanto, de um modo geral, análises estatísticas relacionadas às precipitações encontram limitações relacionadas ao tamanho das séries históricas disponíveis, que em sua maioria são insuficientes. Uma boa alternativa para superar essas limitações é a geração sintética de precipitações. Esta solução é utilizada por vários pesquisadores ao longo dos últimos anos, que desenvolveram modelos baseados em propriedades determinísticas e estocásticas, aplicados a várias escalas de tempo (anual, mensal, diária), de acordo com o mérito de cada estudo. Este trabalho, em específico, faz uso de séries de precipitações em escala diária, intervalo de tempo que permite uma maior flexibilidade na aplicação das séries em diversas aplicações.

Em se tratando dessas escalas, diferentes modelos têm sido desenvolvidos ao longo do tempo. Comumente conhecidos como “geradores de clima” (Wilks, 1998), eles podem ser classificados em três tipos: semiparamétricos ou empíricos, não paramétricos e paramétricos. No primeiro tipo a ocorrência e quantidade das chuvas são representadas por histogramas ajustados aos dados. Os modelos ditos não paramétricos por sua vez, também utilizam-se das distribuições dadas pelas frequências relativas da amostra. Entretanto, não possuem uma estrutura definida e seus parâmetros são estimados através de métodos não paramétricos. Finalmente, os modelos paramétricos ajustam os dados a uma distribuição estatística teórica com parâmetros a serem determinados.

Na presente dissertação um modelo de geração sintética de precipitações em escala diária é construído, com base no estudo de Wilks (1998). Diferentemente de

escalas mensais ou anuais, as séries de registros diários contam com a presença de muitos “zeros”, representando os dias sem chuva. Esse fato traz uma maior complexidade ao modelo a ser desenvolvido. Por esse motivo, os pesquisadores que optam por trabalhar com a escala diária geralmente estruturam os modelos de geração em duas fases distintas: determinação das ocorrências das precipitações e cálculo das quantidades precipitadas em dias considerados chuvosos. No estudo de Wilks (1998), a determinação das ocorrências é feita com a utilização de Cadeias de Markov de primeira ordem e dois estados e, para as quantidades, é utilizada uma distribuição exponencial mista a três parâmetros.

O interesse inicial no desenvolvimento deste trabalho veio da participação do Grupo de Pesquisa liderado pela professora Miriam Rita Moro Mine no projeto CLARIS LPB. Iniciado no ano de 2004, esse projeto foi primeiramente batizado de CLARIS e tinha como objetivo a criação de grupos de trabalho entre instituições Européias e Sul Americanas, para análise dos possíveis impactos de mudanças climáticas na América do Sul. Após três anos de pesquisa, resultados significativos foram obtidos e levaram os coordenadores do projeto a lançar novas metas de estudo, com enfoque específico à agricultura e hidrologia na Bacia do rio da Prata. O projeto CLARIS LPB teve início em outubro de 2008.

A cargo da Universidade Federal do Paraná ficou a parte do estudo que envolve a análise do comportamento das vazões futuras e as possíveis consequências de alterações na energia garantida nos Complexos Hidrelétricos da região. Como dito, as vazões e a geração de energia dependem das chuvas, logo um modelo de geração de séries sintéticas de chuva, com base em cenários fornecidos pelos modelos de circulação geral da atmosfera poderá ser de muita utilidade neste contexto.

Os bons resultados obtidos por Wilks (1998) em seu estudo original referem-se a postos pluviométricos localizados no estado de Nova Iorque, nos Estados Unidos. As configurações físicas e meteorológicas dessas estações pluviométricas apresentam diferenças quando comparadas com os dados observados na Bacia do rio da Prata. Assim, não se sabe se o modelo terá a mesma boa resposta quando moldado à região de interesse desse trabalho. É importante frisar que, mesmo com essas incertezas, a

estrutura do modelo não foi modificada e ele foi aplicado sob as mesmas considerações do artigo original.

Essa decisão, todavia, não impediu a realização de análises paralelas que visaram avaliar a validade das considerações utilizadas. É o caso da determinação da ordem ótima do modelo markoviano utilizado, ou análises referentes à qualidade do ajuste da distribuição probabilística em questão. Ensaio desse tipo, baseados na aplicação de testes difundidos na literatura especializada, são encontrados no decorrer do texto deste trabalho.

Define-se, portanto, o objetivo geral desta dissertação:

- Estudar o modelo paramétrico para geração de séries sintéticas de precipitação desenvolvido por Wilks (1998) e aplicá-lo em uma sub-bacia do rio da Prata.

Como objetivos específicos, determinam-se as seguintes metas:

- Análise das diversas técnicas de geração de séries sintéticas de chuva, em escala diária;
- Construção do modelo proposto, em linguagem de programação Matlab;
- Escolha dos locais específicos de aplicação;
- Aplicação do modelo e análise dos resultados produzidos.

O desenvolvimento do trabalho está estruturado através de uma sequência lógica, em seis Capítulos. O Capítulo I visa fazer uma análise dos modelos existentes e conceitos pertinentes ao estudo. No Capítulo II, o método de geração adotado é explicado em detalhes, bem como as demais análises desenvolvidas. A descrição do local de aplicação é efetuada no Capítulo III. As aplicações do modelo, juntamente com a análise dos seus resultados são os temas do Capítulo IV. Finalmente, no Capítulo V, são descritas as conclusões do estudo e recomendações para futuros trabalhos. Com exceção do primeiro e último Capítulos, todos os outros contém uma breve revisão do que será discutido, no início de seus respectivos textos.

## **CAPÍTULO I – MODELOS PARA GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE PRECIPITAÇÕES**

O estudo das precipitações sobre uma determinada região traz consigo uma importância fundamental sobre diversas atividades, como: dimensionamento e operação de reservatórios, operação de sistemas hidrelétricos, geração de cenários de mudanças climáticas de vazões, produção agrícola, determinação da energia firme de sistemas hidrelétricos interligados (como o sistema brasileiro), sob influência de mudanças climáticas, entre outros. Na maioria dos casos, no entanto, essas análises encontram limitações relacionadas ao tamanho das séries históricas disponíveis, que em sua maioria não são representativas dos processos envolvidos.

Como escrito na introdução deste trabalho, a geração de séries sintéticas de precipitações apresenta-se como solução viável e que vem sendo utilizada há algum tempo por vários pesquisadores da área. Além disso, o uso cada vez mais freqüente do chamado Método de Monte Carlo para estimar as propriedades estatísticas de variáveis hidrológicas, agrega uma importância extra para a geração das citadas séries. Entretanto, essa alternativa ainda provoca grandes discussões, haja vista a complexidade envolvida no processo de precipitação. Por esse motivo, a primeira parte do presente Capítulo (seção 1.1) objetiva a familiarização do leitor com os mecanismos envolvidos neste processo.

Srikanthan e McMahon (2001) desenvolveram uma das melhores referências para pesquisadores voltados à geração de séries sintéticas de chuvas em escalas anuais, mensais e diárias. Segundo eles, modelos que trabalham com escalas anuais possuem uma aplicação indireta, sendo utilizados quase exclusivamente para obtenção de dados em escala mensal, através de métodos de desagregação. A geração de precipitações em escalas mensais, por sua vez, apresenta aplicações mais diretas, como por exemplo, análise de sistemas de abastecimento e demanda de água. Exemplos de modelos que trabalham com escala mensal podem ser encontrados ainda em Srikanthan e McMahon (2001).

Em se tratando de escalas diárias, diversos modelos de geração de chuvas têm sido desenvolvidos ao longo dos anos. A ampla gama de aplicações aliada à maior

complexidade do mecanismo gerador tem atraído a atenção de muitos pesquisadores. Cita-se novamente como exemplo a presença de muitos “zeros” nas séries, caracterizando os dias sem chuvas. Este fato agrega aos modelos a necessidade de um passo extra no procedimento, que é a determinação de ocorrências. Somente a partir dos dias considerados chuvosos as alturas precipitadas podem ser calculadas e as séries geradas.

De acordo com o propósito desta dissertação, somente os modelos de geração de chuvas sintéticas diárias serão detalhados. Muitas são as classificações existentes para esses modelos, sempre de acordo com o processo utilizado para suas elaborações. No presente texto, a classificação adotada é a definida em Brissette, Khalili e Leconte (2007). Os autores diferenciam os modelos em três tipos: semiparamétricos ou empíricos, não paramétricos e paramétricos. Nas próximas seções, é apresentada uma revisão dos principais modelos desenvolvidos até então, para cada um dos tipos citados.

## 1.1 PRINCÍPIOS BÁSICOS SOBRE A OCORRÊNCIA DAS PRECIPITAÇÕES

A ocorrência da precipitação se dá através de uma soma de fatores relacionados com a dinâmica atmosférica e temperatura. O processo inicia-se com a chegada de ar aquecido e com umidade provenientes da evaporação e da evapotranspiração. Quando a massa de ar se resfria e a temperatura chega a valores suficientemente baixos, o vapor de água se condensa e a chuva pode ocorrer. Este resfriamento geralmente ocorre pela ascensão da massa de ar úmido dentro da atmosfera.

A ascensão do ar na atmosfera, entretanto, pode acontecer de diversas maneiras que influem diretamente no tipo da chuva que irá acontecer. A quase totalidade dos estudiosos do tema utiliza três classes distintas para a caracterização das precipitações. São expressas individualmente a seguir.

- *Precipitações Convectivas*: mais comuns em períodos quentes do ano, o ar aquecido da superfície terrestre torna-se menos denso e é forçado a subir

devido ao empuxo estático. Esta ascensão se dá de forma predominantemente vertical, fazendo com que seu resfriamento seja rápido e resulte em chuvas de grande intensidade e curta duração. Em termos de escala espacial, as precipitações convectivas geralmente ocorrem em pequenas áreas.

Precipitações convectivas extremamente intensas podem acontecer também em casos específicos nos quais uma massa de ar aquecida fica presa sob uma camada de ar frio. Com essa configuração a condição atmosférica torna-se bastante instável; quando a camada mais pesada de ar desce, ela provoca uma ascensão violenta da massa antes presa, causando chuvas muito fortes.

- Precipitações Frontais, ou Ciclônicas: sua ocorrência está atrelada a regiões de baixa pressão atmosférica, destino comum de massas de ar provenientes de várias direções, temperaturas e densidades. À região onde duas massas de ar de diferentes temperaturas se encontram, dá-se o nome de *frente*. Quando confrontadas, há uma tendência de ascensão da massa de ar quente, geralmente mais úmida, sobre a fria. Esta elevação se dá de forma lenta e em uma direção oblíqua em relação à superfície terrestre, o que resulta em um resfriamento progressivo e lento. Como consequência, as chuvas são menos intensas e de duração mais longa do que as chuvas convectivas, além de espalharem-se por uma área significativamente maior. A dinâmica entre frentes é a principal responsável para a formação de chuvas ciclônicas e sua intensidade pode variar de acordo com o gradiente de temperatura entre as duas massas de ar. São comuns nas estações mais frias do ano.
- Precipitações Orográficas: a causa principal desse tipo de precipitação está relacionada com barreiras naturais existentes, como montanhas, escarpas ou colinas elevadas. Quando o ar aquecido encontra um desses obstáculos, ele é forçado a subir, resfriando-se. O resultado é uma chuva fraca e que ocorre praticamente no mesmo local no qual se originou. Diferentemente dos outros tipos de chuva citados, as precipitações orográficas não estão

diretamente relacionadas a épocas do ano, pois dependem do relevo em questão, força do vento e, se localizadas em regiões costeiras, do contraste entre as temperaturas da terra e do mar.

Obviamente as descrições acima são muito sucintas; mais detalhes sobre os processos envolvidos no deslocamento de massas de ar, formação de nuvens, conceitos de instabilidade, pressão e temperatura podem ser encontrados em Henderson-Sellers e Robinson (1986).

No anseio em reproduzir matematicamente os fenômenos naturais relacionados com a precipitação, alguns autores desenvolveram trabalhos importantes. Naturalmente, o foco de cada um dos estudos não se limitou à classificação simplista anteriormente exposta. Ao invés disso, eles apresentaram teorias e dados detalhados de todo o mecanismo envolvido.

Uma das formas mais palpáveis de se conseguir sucesso na representação desses processos é através do emprego de ferramentas estatísticas. Foi o que fez Zawadzki (1973) ao estudar os padrões de precipitação sobre uma determinada área. Para isso, o autor utilizou-se de um radar meteorológico para obter medidas diversas, como a quantidade média precipitada, área atingida pelo evento, dinâmicas das massas de ar responsáveis pela chuva (velocidade e direção) e funções de autocorrelação nas escalas de tempo e espaço. O período de medições foi realizado durante a fase mais intensa de um evento selecionado e os resultados levaram a conclusões interessantes, relacionadas às interações entre os elementos mensurados.

Estudos focados na representação física de eventos atmosféricos costumam fazer uso de meso escalas espaciais. São subdivididas em três classes, ordenadas conforme a dimensão horizontal atingida: meso- $\gamma$  (1 a 20 km), meso- $\beta$  (20 a 200 km) e meso- $\alpha$  (200-2000km). Dimensões superiores a essas são enquadradas em uma escala exclusiva, chamada de escala sinótica. Waymire, Gupta e Rodriguez-Iturbe (1984), entretanto, afirmam que os vários aspectos quantitativos envolvidos no mecanismo da precipitação estão relacionados com a grande dinâmica da movimentação atmosférica, independentemente da escala em que ocorrem. Mesmo assim, é possível identificar subestruturas isoladas, responsáveis por eventos locais em escalas menores. É neste sentido que se desenvolve o estudo dos citados autores, cujo

principal objetivo é formular (teoricamente) uma representação física da intensidade de chuvas na escala meso- $\beta$ .

Este artigo é de extrema importância para estudiosos da área, pois, à parte dos resultados obtidos, Waymire, Gupta e Rodriguez-Iturbe (1984) apresentam uma descrição completa do funcionamento de uma tempestade ciclônica extratropical, utilizada como base para o trabalho. Uma análise teórica muito aprofundada é então elaborada, centrando-se em deduções específicas para funções variadas relacionadas às ocorrências das chuvas e suas inter-relações no espaço e no tempo. Embora nenhuma aplicação numérica seja apresentada, os autores firmam uma importante base teórica para os dados empíricos obtidos por Zawadzki (1973).

Os dois estudos citados (Zawadzki, 1973; Waymire, Gupta e Rodriguez-Iturbe, 1984) ilustram a complexidade envolvida no processo dinâmico da precipitação. Fica evidente que a preocupação com as limitações presentes em modelos matemáticos é procedente, pois nenhum é capaz de reproduzir os fenômenos naturais em sua totalidade. Turbulência, sensibilidade a condições iniciais e de contorno e as influências de outros fenômenos naturais são exemplo de obstáculos dificilmente superados por esses modelos.

Obviamente, a geração de séries sintéticas não é exceção. Contudo mesmo com restrições, esta é tida como uma boa solução para diversos problemas; cabe ao pesquisador, portanto, a escolha apropriada da ferramenta, através do conhecimento prévio de seu funcionamento e do propósito no qual ela será utilizada. A seguir são descritos alguns dos diversos modelos até então desenvolvidos para a geração de séries de precipitações na escala diária.

## 1.2 MODELOS SEMIPARAMÉTRICOS OU EMPÍRICOS

Modelos ditos semiparamétricos ou empíricos são os que simulam a ocorrência e a quantidade de chuva através de histogramas ajustados aos dados. Em outras palavras, o processo utiliza-se de parâmetros estatísticos em sua formulação e requer

calibrações para as devidas aplicações. Dados coletados na região de interesse são utilizados para essa calibração.

Dentro dessas características, o modelo mais conhecido foi desenvolvido por Semenov *et al.* (1998) e batizado de *LARS-WG*. Inicialmente elaborado para a modelagem climática no continente europeu, este *software* foi testado e validado para os mais diversos climas existentes em todas as regiões do mundo. Além de chuvas, o modelo trabalha com séries de temperaturas mínimas e máximas e radiação solar.

As simulações realizadas pelo modelo, incluindo as relacionadas às precipitações, são determinadas através de uma distribuição semiempírica. No caso, Semenov *et al.* (1998) caracterizam essa distribuição como sendo um histograma de 10 intervalos fixos, construídos a partir das propriedades da região em estudo. Depois de escolhido um desses intervalos, as variáveis aleatórias da distribuição semi-empírica (comprimentos das sequências de dias secos e úmidos, quantidade de chuva acumulada e radiação solar) são determinadas a partir da seleção de valores contidos neste intervalo. Os dados pertencentes a cada um dos intervalos são considerados uniformemente distribuídos.

Segundo os autores, esse procedimento garante uma grande flexibilidade ao modelo, entretanto traz a necessidade de estimação de um grande número de parâmetros (21, no total). Mesmo assim, em comparação com modelos paramétricos mais tradicionais, o *LARS-WG* apresentou a vantagem de ser suficientemente versátil a ponto de poder ser aplicado a regiões climatologicamente diferentes (Semenov *et al.*, 1998).

Mais recentemente, o modelo semiparamétrico *LARS-WG* foi testado na simulação de eventos de chuvas extremas (Semenov, 2008). É interessante notar que o processo de construção e seleção dos intervalos do histograma é diretamente relacionado com a magnitude dos eventos considerados. Como são eventos de grande magnitude, os intervalos representativos da distribuição semi-empírica utilizada aumentam de tamanho, diminuindo o grau de precisão dos resultados da simulação. Assim mesmo, em se tratando de precipitações, o modelo reproduziu adequadamente os valores máximos anuais para chuvas diárias, com 10 e 20 anos de retorno.

Boughton e Hill (1997) adaptaram um modelo anteriormente elaborado (Srikanthan e McMahon, 1985) com o objetivo de estudar cheias de projeto na Austrália. Este modelo é baseado em probabilidades de transição entre múltiplos estados. Por estados, entendem-se as diferentes quantidades de chuva organizadas em classes; no caso, seis classes foram utilizadas, englobando uma variação de zero a 14,9 mm precipitados. São calculadas as probabilidades de transição entre estados e as chuvas são geradas a partir da comparação com números aleatórios uniformemente distribuídos (para mais detalhes sobre geração de números aleatórios, ver seção 1.4.1; no caso das probabilidades de transição, ver seção 1.4.2.2). As tabelas 1 e 2 ilustram o método descrito.

TABELA 1 - ESTADOS PARA CHUVA DIÁRIA

Estado	Chuva
1	zero
2	zero < chuva ≤ 0,9 mm
3	0,9 mm < chuva ≤ 2,9 mm
4	2,9 mm < chuva ≤ 6,9 mm
5	6,9 mm < chuva ≤ 14,9 mm
6	14,9 mm < chuva

FONTE: BOUGHTON E HILL (1997)

TABELA 2 - MATRIZ DE PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO (%) PARA O MÊS DE JANEIRO

Estado Atual	Próximo Estado					
	1	2	3	4	5	6
1	84,3	5,6	3,7	2,7	2,3	1,4
2	59,8	18,9	6,1	7,6	3,8	3,8
3	42,5	15,2	14,1	14,4	7,6	6,5
4	54,6	4,7	7,0	12,8	12,8	8,7
5	41,3	14,3	12,7	7,9	4,8	19,0
6	43,5	8,1	6,4	8,1	12,9	21,0

FONTE: BOUGHTON E HILL (1997)

Como exemplo, considerando que o estado atual seja o segundo (linha em destaque na tabela 2), um número aleatório é gerado e comparado a 0,598; caso seja menor ou igual, o próximo estado será o de número um; caso seja maior que 0,598 e menor que a soma das probabilidades do primeiro e do segundo estados ( $0,598+0,189=0,787$ ), o próximo estado será mantido o mesmo; caso seja maior que 0,787 e menor do que a soma das probabilidades do segundo e do terceiro estados ( $0,787+0,061=0,848$ ), o próximo estado será o terceiro e assim por diante. O processo é o mesmo para os demais estados e a determinação da altura precipitada é feita em

função do valor do número aleatório gerado, assumindo-se variação linear dentro de cada classe. A exceção é a última classe que, por não ter limite superior, necessita de uma equação estatística para o cálculo da altura precipitada (distribuição log-Boughton; Boughton, 1980, *apud* Boughton e Hill, 1997).

De modo geral, os resultados atingidos com a aplicação do modelo foram considerados bons. Entretanto, os próprios autores identificaram uma tendência em subestimar a variância dos totais anuais precipitados, refletindo em gerações de períodos de seca menos severos do que os observados. A correção deste problema foi feita aumentando-se deliberadamente o valor das variâncias, através de um fator multiplicador. Os detalhes do procedimento são encontrados em Boughton (1999). O autor sugere, finalmente, que o modelo consegue reproduzir tanto estatísticas mensais quanto a duração de períodos secos e chuvosos, funcionando como uma boa ferramenta para estudos relacionados a cheias e abastecimento de água.

### 1.3 MODELOS NÃO PARAMÉTRICOS

Os modelos não paramétricos são conhecidos por não apresentarem estrutura definida e, por isso, dependem exclusivamente dos dados disponíveis para gerar as estimativas. Os esforços dos pesquisadores interessados em trabalhar com esse tipo de modelo se concentram principalmente em tentar reproduzir as influências do mecanismo físico envolvido no processo da precipitação. Claramente simular acontecimentos hidrológicos naturais é uma tarefa extremamente difícil e este fato acaba refletindo na grande complexidade dos modelos não paramétricos elaborados.

Young (1994) desenvolveu um estudo que, além de precipitações diárias, simulou temperaturas máximas e mínimas. Para cada dia dos dados históricos utilizado foi fixado pontualmente em um espaço amostral de acordo com suas características de precipitação e temperatura. O dia seguinte foi escolhido aleatoriamente dentro de um grupo de dias próximos (vizinhança), com características fisicamente semelhantes. Os resultados obtidos foram relativamente satisfatórios, no entanto, o modelo apresentou falhas na reprodução de eventos extremos. Como justificativa, o autor sugeriu que o

curto período histórico utilizado (1948 a 1988) na simulação, não foi suficiente para uma boa distribuição de eventos de maior magnitude. Young (1994) ainda comparou o modelo desenvolvido com um tradicional modelo paramétrico (baseado em cadeias markovianas – ver seção 1.4.2.2), concluindo que as diferenças obtidas nos resultados não foram significativas.

O mesmo modelo paramétrico utilizado por Young (1994) em sua comparação (cadeias de Markov - ver seção 1.4.2.2) serviu de base para o estudo de Rajagopalan, Lall e Tarboton (1996). Neste, entretanto, o objetivo principal não foi a comparação com o desempenho de um modelo não paramétrico, mas sim o questionamento quanto a determinação das probabilidades de transição entre estados que caracterizam o processo. O cálculo dessas probabilidades é efetuado com informações coletadas da série histórica de precipitações disponível. Os autores ressaltam, contudo, que a chuva possui um comportamento não-estacionário, isto é, as probabilidades de transição variam ano a ano fazendo com que sua generalização possa gerar erros. Para confrontar essa situação, o modelo proposto calcula as transições diariamente, com o emprego dos estimadores de Kernel (Parzen, 1962). Os resultados obtidos na aplicação do modelo foram bastante interessantes, inclusive quanto à reprodução de eventos extremos. Mesmo assim a extrapolação do tamanho das séries geradas para valores maiores do que a série original representa uma limitação deste modelo.

Métodos não paramétricos são também muito utilizados em técnicas conhecidas como reamostragem de dados (ou *bootstrapping*). Trata-se de uma técnica estatística empregada quando existem dificuldades na determinação de informações sobre a amostra, como média, coeficientes de correlação e até mesmo a sua distribuição estatística governante. Essa estimativa é feita replicando-se os dados disponíveis; a idéia básica é aproximar-se cada vez mais de valores reais, através de um número crescente de amostras. Buishand e Brandsma (2001) utilizam-se desta técnica ao elaborarem seu estudo sobre precipitações e temperaturas em múltiplas localidades (assunto específico da seção 1.5).

Ainda neste contexto, pode-se destacar a publicação de Lall, Rajagopalan e Tarboton (1996) que aplicaram métodos não paramétricos para promover a reamostragem de dados diários de precipitação. O principal questionamento feito pelos

autores refere-se à inconsistência de alguns modelos que se ajustem bem em algumas regiões e falham em outras. Para isso, eles desenvolveram um estudo com alto nível de detalhamento, buscando englobar todos os fatores importantes no mecanismo da precipitação. Além de não assumirem condições iniciais específicas para o modelo, os pesquisadores montaram uma estrutura probabilística mais abrangente, que permitiu uma maior dependência entre os períodos secos e úmidos. A figura 1 resume a estrutura referida.

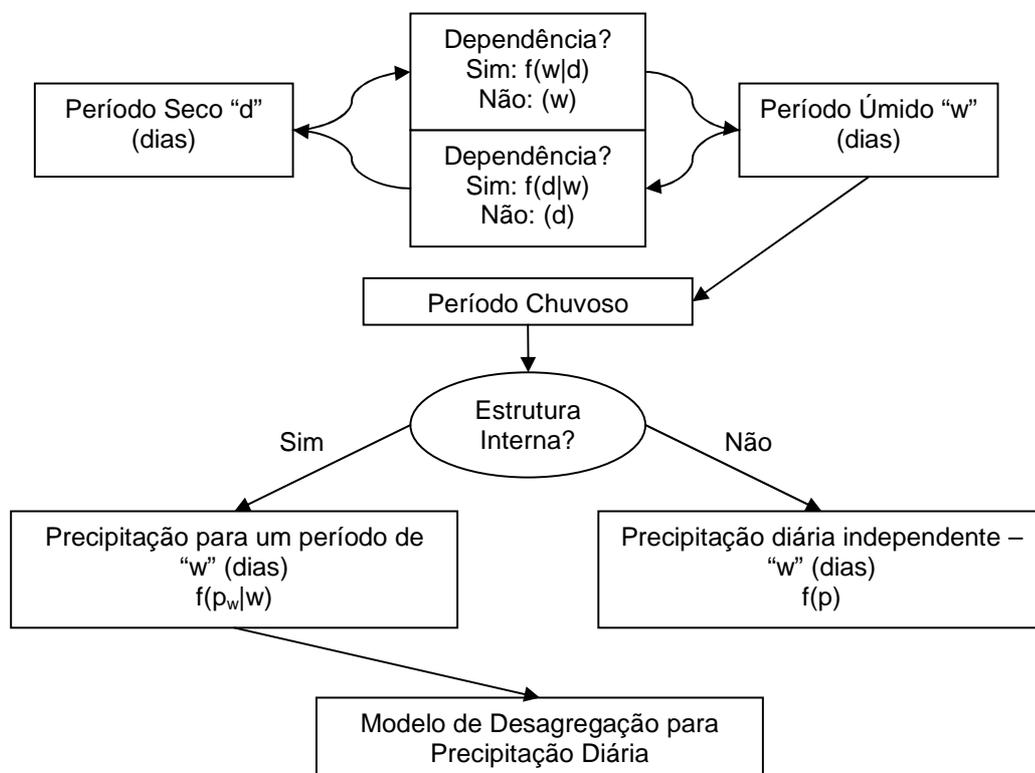


FIGURA 1 – ESTRUTURA DO MODELO DE LALL, RAJAGOPALAN E TARBOTON (1996)

FONTE: ADAPTADO DE LALL, RAJAGOPALAN e TARBOTON (1996).

As probabilidades mostradas na figura 1 são referenciadas como comprimento do período úmido  $f(w)$ , comprimento do período seco  $f(d)$ , quantidade de chuva em um dia úmido  $f(p)$ , quantidade de chuva em um determinado período úmido  $f(p_w)$ , comprimento de um período úmido, dado o comprimento de um período seco  $f(w|d)$  e comprimento de um período seco, dado o comprimento de um período úmido  $f(d|w)$ . O método de obtenção das probabilidades citadas baseia-se nos estimadores de Kernel (Parzen, 1962).

Este modelo foi aplicado a uma estação pluviométrica na cidade de Utah, Estados Unidos, com resultados bastante satisfatórios. Contudo, os autores ressaltam que são necessários grupos de dados e parâmetros muito extensos para se conseguir estruturar e aplicar o modelo. Por esse motivo, torna-se muito difícil fazer uma regionalização direta para outras localidades.

Um trabalho a se destacar também pelo seu detalhamento foi desenvolvido por Harrold, Sharma e Sheather (2003a, b). O nível de considerações foi tal que os autores optaram por dividir o estudo em duas publicações separadas, a primeira tratando das ocorrências das chuvas (Harrold, Sharma e Sheather, 2003a) e a segunda do cálculo das quantidades precipitadas (Harrold, Sharma e Sheather, 2003b). A intenção dos autores foi reproduzir eventos de longo termo de frequência, isto é, períodos críticos de seca ou chuva com recorrências maiores do que as admitidas em modelos mais tradicionais. Para isso, os dois estados típicos considerados para um dia (seco ou úmido) foram expandidos para cinco (muito seco, seco, intermediário, úmido e muito úmido). Todos os elementos foram obtidos de forma não paramétrica, novamente com aplicação dos estimadores de Kernel (Parzen, 1962). O modelo foi aplicado em Sydney, Austrália, com resultados promissores. Contudo, os autores ressaltam que isso só foi possível devido ao grande período disponível da série histórica para a cidade, superior a 100 anos de dados diários. Nota-se aqui a semelhança desta ressalva com a feita por Lall, Rajagopalan e Tarboton (1996) no modelo detalhado nos parágrafos anteriores.

O método de Harrold, Sharma e Sheather (2003a, b) é também utilizada por Srikanthan *et al.* (2005) em comparação com o método das matrizes de probabilidades de transição, desenvolvido por Srikanthan e McMahon (1985).

Outro estudo não paramétrico foi elaborado por Bardossy e Plate (1992). Neste, os autores procuraram modelar a precipitação diária levando em consideração os padrões de circulação atmosférica. A distribuição espacial da chuva está fortemente ligada à circulação de ar do sistema, o que levou os pesquisadores a modelá-los como um processo único. Isso permitiu que acontecimentos naturais como a tendência de formação de períodos chuvosos ou secos (chamados também de *clusters*), em detrimento de eventos isolados, fossem contabilizados na simulação. As quantidades precipitadas foram calculadas utilizando-se de uma estrutura de regressão do tipo auto-

regressivo de primeira ordem - AR(1), com parâmetros obtidos diretamente dos padrões de circulação atmosférica. A exemplo dos outros estudos não paramétricos citados, a simulação resultou em bons resultados, mas com um elevado número de elementos locais a serem determinados.

A preocupação quanto a influência dos padrões de circulação atmosférica na ocorrência da chuva também se faz presente em Brandsma e Buishand (1997). Três estações de estudo localizadas na Suíça foram utilizadas para avaliação do problema. Os autores optaram por utilizar tanto uma técnica paramétrica quanto uma não-paramétrica; a primeira através de modelos estatísticos e a segunda fazendo uso do conceito de vizinhança, semelhante ao citado anteriormente (Young, 1994). Como conclusão, os autores ressaltam que as ferramentas não-paramétricas são importantes na determinação e avaliação dos modelos paramétricos. Para as três estações em questão, a influência da circulação atmosférica na precipitação ficou evidente.

Finalmente, há de se destacar o trabalho de Boulanger *et al.* (2007), cujo objetivo foi desenvolver um gerador de precipitações diárias baseado em redes neurais artificiais. Trata-se de uma técnica relativamente recente e que tem uma boa aplicabilidade em problemas que envolvem séries temporais. Machado (2005, p. 34-69) traz uma ótima explicação do funcionamento dessa técnica.

A idéia básica em Boulanger *et al.* (2007) foi treinar o sistema para aprimorar a geração de sequências de dias secos e chuvosos, bem como a determinação das alturas precipitadas. Para isso, os esforços concentraram-se na obtenção de distribuições de probabilidades empíricas para cada um dos itens citados. A estrutura principal do modelo ficou dividida entre determinação das ocorrências e das alturas precipitadas, da mesma forma que vários outros modelos existentes. Esse fato permitiu aos autores elaborar uma comparação entre o desempenho do modelo proposto e os modelos paramétricos (ver seção 1.4) mais aplicados. A tabela 3 mostra os modelos confrontados.

Com a intenção de testar o desempenho do modelo em diferentes condições climáticas, foram feitas análises em estações localizadas nos Estados Unidos, Argentina, Europa e na região dos trópicos. Para as ocorrências, os autores não observaram uma grande diferença em relação aos modelos paramétricos, contudo

houve uma melhora na definição da duração dos períodos mais longos de secas ou chuvas.

TABELA 3 – MODELOS CONFRONTADOS EM BOULANGER *et al.* (2007)

Modelos	Ocorrências	Alturas
Boulanger <i>et al.</i> (2007)		Redes Neurais Artificiais
Paramétrico 1	Cadeias de Markov de primeira ordem e dois estados	Dist. Gama a dois parâmetros
Paramétrico 2		Dist. Weibull a dois parâmetros
Paramétrico 3		Dist. Exponencial Mista a três parâmetros

Para as quantidades, a aplicação das redes neurais artificiais apresentou uma melhora substancial em relação aos modelos tradicionais. Os autores justificam que esses modelos promovem boas adequações, porém em regiões e épocas restritas; as redes neurais artificiais, por sua vez, promoveram resultados muito bons, independentemente da região de aplicação. O bom desempenho foi observado inclusive em eventos extremos.

#### 1.4 MODELOS PARAMÉTRICOS

Os modelos paramétricos são os mais conhecidos e utilizados pelos pesquisadores. Este tipo de modelo não traz o mesmo nível de detalhamento do que os anteriormente expostos, porém oferece maior flexibilidade e facilidade de ajuste, fato que atrai a atenção dos estudiosos da área. Na maioria dos processos paramétricos de geração de chuvas identificam-se duas etapas: ocorrência, geralmente utilizando-se de processos estocásticos de alternância de eventos ou processos markovianos, e quantidade, na qual são empregadas distribuições estatísticas (ver figura 2).

Pela figura 2 pode-se notar que, além dos processos estocásticos e distribuições estatísticas, modelos paramétricos utilizam-se de números pseudo-aleatórios. Este artifício faz-se presente não somente na fase de determinação das ocorrências, mas também na determinação das alturas precipitadas. Vale lembrar que esta técnica não está confinada a modelos paramétricos; outros tipos de modelo também fazem uso de números pseudo-aleatórios. Por esse motivo, antes do

funcionamento dos modelos propriamente dito, esse texto dedicará um subitem específico para a geração de números pseudo-aleatórios.

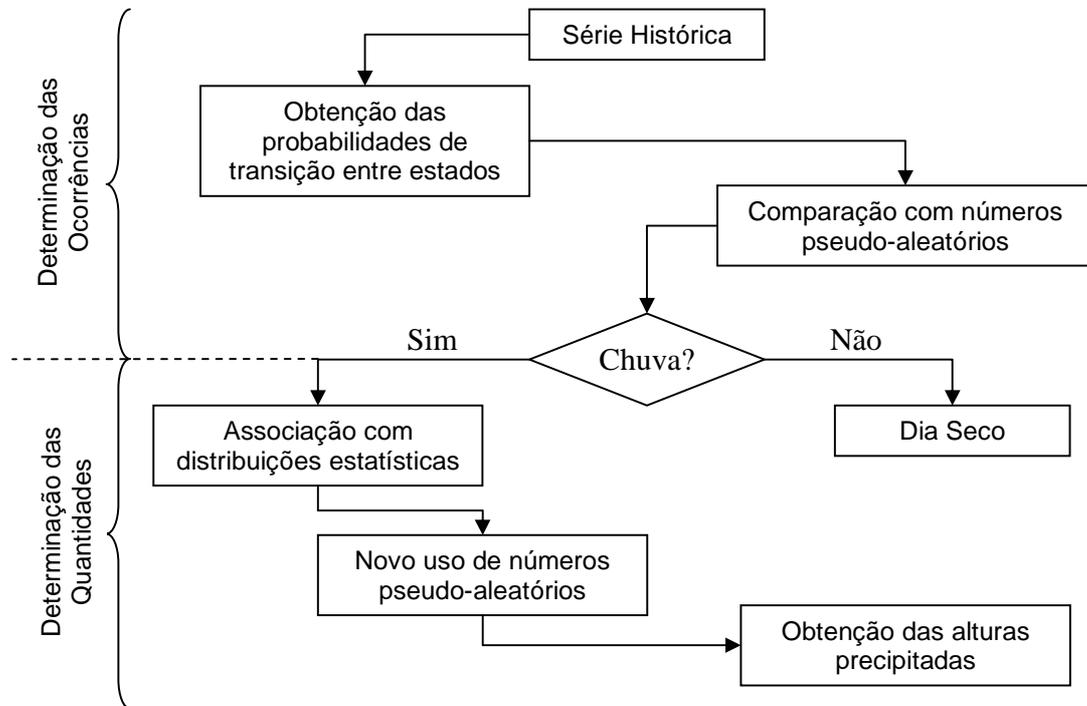


FIGURA 2 - ESTRUTURA GENÉRICA DE UM MODELO PARAMÉTRICO

Uma exceção ao formato apresentado na figura 2 está nos modelos tipo DARMA (*discrete autoregressive moving average*), ou modelos auto-regressivos baseado em médias móveis aplicados a elementos discretos. Chang, Kavvas e Delleur (1984) desenvolveram um modelo nesses moldes.

#### 1.4.1 Geração de números pseudo-aleatórios

Em muitas situações, quando há interesse em resolver problemas dependentes de equações de difícil solução analítica ou numérica, buscam-se métodos alternativos. Na análise de processos estocásticos, em particular, essas situações ocorrem muito freqüentemente. Sob esse contexto demonstra-se a importância da geração de números pseudo-aleatórios, a partir dos quais simulações podem ser realizadas e utilizadas na geração de cenários favoráveis à solução desejada.

A resolução de problemas através de simulações é a base de um método conhecido como Método de Monte Carlo. Ele utiliza-se de números pseudo-aleatórios para construir os diversos cenários e simular as situações conseqüentes. O termo “pseudo” é utilizado porque não é possível se ter uma garantia de aleatoriedade absoluta em um processo de geração. A própria existência de um método (ou algoritmo) gerador faz com que os números aleatórios tornem-se previsíveis. Por esse motivo, diversos autores reconhecem que o termo “número aleatório” é inconveniente.

A forma mais simples de aplicação do Método de Monte Carlo se dá justamente sobre problemas probabilísticos (Kaviski, 2006, p. 31). Os números pseudo-aleatórios envolvidos podem seguir diversas distribuições estatísticas, de acordo com o uso ao que se destinam. Entretanto, o primeiro passo para a obtenção de números com distribuições específicas é a geração de números uniformemente distribuídos no intervalo  $[0,1)$ . A partir deles são aplicadas funções de transformação para os modelos probabilísticos desejados.

Kaviski (2006, p. 202-213) traz métodos de geração de números pseudo-aleatórios uniformes, incluindo rotinas computacionais para tais procedimentos e testes estatísticos para avaliação dos números gerados. Por serem numerosos, optou-se por não reproduzir nenhum método específico na presente dissertação; maiores detalhes podem ser encontrados na citada referência. As publicações de Press (1989 e 1992) também são ótimas referências para a geração de números aleatórios aplicados a linguagens de programação. O primeiro livro (Press, 1989) refere-se à técnicas de geração na linguagem Pascal, enquanto o segundo (Press, 1992) refere-se à algoritmos em linguagem Fortran. Além de explicações sobre cada um dos métodos, os livros trazem códigos prontos para serem implementados.

Sem exceção, todos os geradores possuem um ponto de partida chamado de *semente*. Trata-se de um valor inicial com o qual os diferentes métodos começarão para calcular os demais números. Assim, uma mesma semente resultará sempre em uma mesma sequência de números pseudo-aleatórios. Esse fato é indesejável, principalmente na aplicação de métodos como o de Monte Carlo. Para evitá-lo uma solução simples é empregada, atrelando o cálculo do valor inicial (ou semente) com o sistema data/hora (Anderson, 1990 *apud* Kaviski, 2006, p. 203):

$$x_0 = ano - 2000 + 10\{(mês - 1) + 12\{(dia - 1) + 31[hora + 24(\min + 60seg)]\}\}\} \quad (1.1)$$

na qual  $0 \leq x_0 \leq 3.214.079.999$ .

A geração de números pseudo-aleatórios com distribuição normal (gaussiana) possui ampla gama de utilizações em modelos hidrológicos que trabalham com séries temporais. Por ser de grande importância em estudos diversos, alguns dos métodos existentes serão descritos a seguir.

O primeiro e mais simples dos métodos é baseado no teorema do Limite Central. Seja  $Z_n$  uma variável aleatória normal padrão (média  $\mu$  zero e variância  $\sigma^2$  unitária), tal que (Kaviski, 2006, p. 214 e 215):

$$Z_n = \frac{S_n - n\mu}{\sqrt{\sigma^2 n}} \quad (1.2)$$

onde  $S_n$  é a soma de  $n$  variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas,  $\mu$  é a média da amostra,  $\sigma^2$  é a variância da amostra e  $n$  é o número de variáveis aleatórias da amostra. O teorema do Limite Central é definido por:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[Z_n \leq z] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left(-\frac{z'^2}{2}\right) dz' \quad (1.3)$$

Ao aplicá-lo na geração de variáveis aleatórias normais, considera-se  $S_n$  definida como uma soma de  $n$  variáveis aleatórias uniformes  $U$ . Deste modo, os parâmetros assumem os valores  $\mu = 1/2$  e  $\sigma^2 = 1/12$ , podendo-se gerar variáveis aleatórias normais:

$$Z_n = \frac{S_n - n/12}{\sqrt{n/12}} \quad (1.4)$$

Adotando-se  $n=12$ , no intuito de diminuir o tempo de processamento computacional (International Business Machines, 1970 *apud* Kaviski, 2006, p. 215), obtém-se um gerador simples para variáveis aleatórias normais:

$$Z_n = \sum_{i=1}^{12} u_i - 6 \quad (1.5)$$

onde  $u_i$  são números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo  $[0,1)$ .

Dessa forma, a cada 12 números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo  $[0,1)$ , gera-se um número aleatório normalmente distribuído com média  $\mu$  zero e variância  $\sigma^2$  unitária.

Ross (1997, p. 572-574) apresenta um método para geração de dois números aleatórios normalmente distribuídos e independentes entre si, conhecido também como Método Box-Müller:

$$\begin{cases} X = \sqrt{(-2 \log U_1)} \cos(2\pi U_2) \\ Y = \sqrt{(-2 \log U_1)} \sin(2\pi U_2) \end{cases} \quad (1.6)$$

Onde  $U_1$  e  $U_2$  são números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo  $[0,1)$ .

No intuito de gerar números pseudo-aleatórios com distribuições estatísticas específicas, é comum o emprego do chamado Método da Transformação Inversa, ou Método da Inversão. A aplicação deste método, entretanto, limita-se a variáveis aleatórias que são relacionadas de forma explícita com a respectiva função de distribuição acumulada. Sua formulação é simples, definida como (Kaviski, 2006, p. 215):

$$X = F_U^{-1}(U), \quad F_X(X) = \int_a^x f_X(x') dx' \quad (1.7)$$

onde  $F_X(X)$  é a função de distribuição acumulada para a variável aleatória  $X$ , com limite inferior  $a$ . Assim, gerando-se um número pseudo-aleatório uniforme  $u$  limitado em  $[0,1)$ , um valor  $x$  para a variável aleatória  $X$  é determinado.

Este método é empregado neste trabalho para a determinação das alturas precipitadas; a distribuição estatística em questão é a Exponencial (para mais detalhes, ver seção 2.2). Kaviski (2006, p. 216) traz ainda expressões obtidas pelo Método da Inversão para diversos modelos clássicos, como Exponencial, Gumbel, Weibull, Kappa, entre outras.

Até poucos anos, técnicas de geração de números pseudo-aleatórios eram escolhidas e implementadas manualmente nos compiladores computacionais para a resolução de problemas. Atualmente é possível encontrar geradores com grande confiabilidade e eficiência já embutidos em vários *softwares*, o que permite sua aplicação direta. Ainda assim, a identificação dos métodos e a validação desses geradores são de fundamental importância para uma aplicação adequada. Na presente dissertação, por exemplo, toda a programação necessária foi desenvolvida em Matlab (versão 6.0.0.88 – R12, 2000, The Mathworks Inc., sob licença), um conhecido *software* matemático com ampla aplicação na comunidade científica. Geradores de números pseudo-aleatórios já estão implementados no *software*; os métodos utilizados podem ser conferidos em Moler (2004).

#### 1.4.2 Determinação das ocorrências das precipitações

Na grande maioria dos estudos existentes, a determinação de dias chuvosos ou secos é feita com a utilização de processos estocásticos. Karlin e Taylor (1975) são uma ótima referência para o leitor interessado nesse assunto. Segundo os autores, a teoria incorporada aos processos estocásticos preocupa-se com a investigação da estrutura formada por famílias de variáveis aleatórias em conjunto com um parâmetro de evolução contínua, associado ao tempo. Em outras palavras, os processos estocásticos podem ser tratados como funções de argumentos cujos valores são variáveis aleatórias que seguem distribuições probabilísticas. Ainda segundo Karlin e Taylor (1975, p. 21, tradução do autor), “uma realização de um processo estocástico  $\{X_t, t \in T\}$  é uma atribuição, para cada  $t \in T$ , de um possível valor de  $X_t$ ”.

São vários os tipos de processos estocásticos existentes. Na diferenciação entre eles, três elementos são essenciais: o espaço amostral (ou estado)  $S$ , o parâmetro de tempo  $T$  e a relação de dependência entre as variáveis aleatórias. O primeiro elemento refere-se ao lugar onde as variáveis aleatórias estão localizadas. No caso de  $S = \{0,1,2,\dots\}$ , o espaço amostral (ou estado) é tido como discreto e as variáveis

aleatórias de  $X_t$  assumem valores inteiros. Se  $S = (-\infty, \infty)$ , o espaço amostral (ou estado) é contínuo e as variáveis aleatórias de  $X_t$  são encaradas como valores reais.

De forma análoga, o parâmetro de tempo pode assumir  $T = \{0, 1, 2, \dots\}$  ou  $T = [0, \infty)$ , adquirindo a característica de discreto ou contínuo, respectivamente. A interação entre os estados  $S$  e os parâmetros temporais  $T$  criam diferentes níveis de dependência entre as variáveis aleatórias. Assim, para uma definição correta e precisa de um processo estocástico, alguns tipos de dependência precisam ser detalhados. A seguir, algumas das relações mais clássicas entre esses elementos são descritos (Karlin e Talyor, 1975, p. 27).

Se as variáveis aleatórias em  $\{X_{t_2} - X_{t_1}, X_{t_3} - X_{t_2}, \dots, X_{t_n} - X_{t_{n-1}}\}$  são independentes para qualquer escolha de  $t_1, \dots, t_n$  que satisfaz  $\{t_1 < t_2, \dots, < t_n\}$ ,  $X_t$  é um processo estocástico com incrementos independentes. Ainda, se o parâmetro tempo é discreto, ou seja  $T = \{0, 1, 2, \dots\}$ , o processo se reduz a uma sequência de variáveis aleatórias independentes  $Z_0 = X_0, Z_1 = X_i - X_{i-1} (i = 1, 2, 3, \dots)$ . Nesse caso, ao conhecer as distribuições individuais governantes de  $Z_0, Z_1, \dots$  é possível determinar a distribuição conjunta de qualquer configuração finita de  $X_t$ .

Se a distribuição dos incrementos  $X(t_1 + h) - X(t_1)$  depende unicamente do comprimento do intervalo  $h$  e nunca do tempo  $t_1$ , o processo possui incrementos estacionários. Da mesma forma, um processo estocástico  $X_t$  que possua  $(X_{t_1+h}, X_{t_2+h}, \dots, X_{t_n-h})$  e  $(X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n})$  equivalentes (de mesma distribuição conjunta) para todos  $h > 0$  e seleções aleatórias  $t_1, t_2, \dots, t_n$ , é definido como estritamente estacionário.

Ao relevar as diferentes combinações entre os elementos supracitados, diversos processos estocásticos podem ser construídos. Alguns deles são bastante conhecidos, como: martingais, processos de Markov, alternância de eventos com renovação, processos pontuais, movimentos Brownianos, processos de Poisson, entre outros. Novamente, cita-se o trabalho de Karlin e Taylor (1975) como referência para consulta a esses processos mencionados.

Quando aplicados especificamente na determinação das ocorrências das precipitações, estes parâmetros são representados da seguinte maneira:

- Espaço amostral, ou estados: dias secos e úmidos. Os dias úmidos ainda podem ser sub-classificados de acordo com as quantidades precipitadas, como por exemplo, dias com chuvas normais e dias com chuvas intensas. Obviamente esta consideração eleva o número de estados do processo;
- Tempo: encarado como parâmetro discreto, ou seja,  $T = (0, 1, 2, \dots)$ ;
- Relação entre as variáveis aleatórias: são tipicamente representadas por processos de alternância de eventos ou por Cadeias de Markov.

Por destacarem-se entre os processos estocásticos mais utilizados na determinação das ocorrências das precipitações, os dois tipos de relações entre variáveis aleatórias acima apontadas serão detalhados nas duas seções subseqüentes.

#### 1.4.2.1 Processos de alternância de eventos com renovação

Um caso particular nos processos estocásticos acontece quando se trabalha com sistemas que se renovam após decorrido certo tempo. O que se pretende em um processo desse tipo é justamente o estudo do comportamento do sistema em cada estágio. Pode-se citar como exemplo a vida útil de lâmpadas: partindo-se da primeira instalação, a lâmpada irá queimar depois de algum tempo. A troca por uma nova lâmpada marca o processo de renovação, assim como a análise de todas as trocas ocorridas em certo tempo exprime a essência do processo de alternância de eventos com renovação.

Por definição, este sistema é tido como um processo que registra ocorrências sucessivas de um evento ao longo de um intervalo de tempo  $(0, t]$ . Os tempos de duração entre eventos consecutivos são considerados variáveis aleatórias positivas, independentes e identicamente distribuídas (Karlin e Taylor, 1975, p. 167). Desta forma, é possível afirmar que dentro de um evento particular está presente uma função específica.

Seja  $(X_k)_{k=1}^{\infty}$ , onde  $X_k$  representa o tempo decorrido entre dois eventos sucessivos. Sua distribuição de probabilidades pode ser escrita como sendo:

$$\begin{cases} F_X(x) = \Pr(X_k \leq x), & k = 1, 2, 3, \dots \\ F_X(0) = 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

O tempo de espera até a ocorrência do evento  $n$  pode ser expresso da seguinte maneira:

$$\begin{cases} S_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n, & n \geq 1 \\ S_0 = 0 \end{cases} \quad (1.9)$$

Ainda,  $N(t)$  representa o número de índices  $n$  dentro do intervalo de tempo  $0 < S_n \leq t$ .

Os processos  $\{N(t), t \geq 0\}$  e  $\{S_n, n \geq 0\}$ , em conjunto, compõem o sistema de renovação. A partir dessas definições, deriva-se uma série de funções mais específicas, aplicáveis a muitos processos estocásticos. Para mais detalhes, sugere-se consultar Karlin e Taylor (1975, p. 169-170).

No contexto da geração de precipitações diárias, os eventos a serem considerados no sistema são as sequências de dias secos ou chuvosos. Autores interessados em trabalhar com esse tipo de processo estocástico manifestam uma preocupação relacionada à distribuição de probabilidades destes eventos; para eles, sequências de dias secos seguem funções diferentes do que sequências de dias chuvosos. Small e Morgan (1986) elaboraram um estudo no qual essa preocupação ficou evidente. Nele, processos markovianos de primeira ordem (assunto da próxima seção) são questionados por não serem capazes de reproduzir certos fenômenos, como sequências (ou *clusters*) de eventos. Desta forma, os autores atribuem diferentes distribuições estatísticas para eventos de dias secos (distribuição gama a dois parâmetros) e de dias chuvosos (distribuição exponencial a um parâmetro).

É importante frisar que a evolução temporal considerada neste estudo foi contínua, isto é, o resultado do processo é visto como uma integral sobre o intervalo de tempo determinado. Como conclusão, Small e Morgan (1986) alegam que a distribuição gama utilizada foi capaz de reproduzir os *clusters*, principalmente em regiões nas quais esse fenômeno ocorre com freqüência. Entretanto, cadeias markovianas de ordem

superior a um não foram testadas, fazendo com que os autores não concluíssem acerca do modelo mais apropriado. Ao invés disso, foi destacado que o modelo de alternância de eventos é uma opção para localidades onde outros processos estocásticos não apresentem bom desempenho.

Foufoula-Georgiou e Lettenmaier (1987) também desenvolveram um modelo utilizando-se de um processo estocástico de alternância de eventos. Diferentemente do estudo descrito no parágrafo anterior, contudo, os pesquisadores trabalharam com evolução temporal discreta. Segundo eles, a escala diária para modelagem da precipitação é muito grande para uma boa estimação dos parâmetros de uma função contínua. Duas distribuições geométricas, cujos parâmetros foram obtidos de acordo com as probabilidades de transição calculadas (ver seção 1.4.2.2), foram aplicadas. Uma terceira distribuição probabilística (exponencial mista a três parâmetros) foi utilizada para caracterizar a renovação do processo. Os resultados obtidos foram considerados adequados na reprodução das estatísticas das séries originais.

Em outro estudo comparativo entre processos markovianos e de alternância de eventos, Roldán e Woolhiser (1982a) ajustaram uma distribuição geométrica truncada para sequências de dias chuvosos e uma distribuição binomial negativa truncada para sequência de dias secos. O modelo foi aplicado para quatro estações Norte americanas e os resultados confrontados com os tradicionais modelos markovianos. Ambos foram satisfatórios, contudo a técnica de alternância de eventos exigiu mais tempo computacional para os cálculos, tornando-a menos atrativa no aspecto econômico.

#### 1.4.2.2 Processos markovianos

Nos itens anteriores verificou-se que é freqüentemente possível representar o comportamento de um sistema físico descrevendo todos os estados nos quais esse sistema poderá ocupar, caracterizando as mudanças entre esses estados no tempo. Se há a possibilidade de expressar o tempo gasto em qualquer desses estados por uma distribuição exponencial, o sistema como um todo pode ser representado por um processo de Markov.

A propriedade fundamental de um processo estocástico markoviano é que a evolução futura do sistema depende somente do estado atual e nunca dos estados passados. Em outras palavras, o sistema não possui “memória” que lhe possibilite usar informações quanto ao seu comportamento atual. Uma particularidade importante desse tipo de processo se dá quando os parâmetros de estados e de tempo assumem intervalos discretos. Nesse caso, o processo markoviano adquire a designação de *cadeia*. As variáveis aleatórias assumem a representação  $\{X_0, X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , ou seja, observações no estado  $X$  referenciadas aos tempos  $T = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ , respectivamente.

Clarke e Disney (1979, p. 214 e 215) definem a função distribuição de probabilidade condicional para a cadeia de Markov como:

$$\Pr\{X_0 = x_0 \mid X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n\} = \Pr\{X_0 = x_0 \mid X_1 = x_1\} \quad (1.10)$$

O elemento à direita da igualdade na equação (1.10) é chamado de *probabilidade de transição*. São denotados, genericamente, por:

$$p_{ij}(n) = \Pr\{X_n = j \mid X_{n-1} = i\} \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (1.11)$$

O tensor de segunda ordem, ou matriz  $P$  formada pelos elementos  $p_{ij}$ , é denominado *matriz de transição*, ou matriz cadeia:

$$P = (p_{ij}) = \begin{bmatrix} p_{00} & p_{01} & p_{02} & \dots \\ p_{10} & p_{11} & p_{12} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & p_{nn} \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Cujos elementos respeitam  $0 \leq p_{ij} \leq 1$  e  $\sum_j p_{ij} = 1$ .

As equações (1.10), (1.11) e (1.12) resumem a estrutura de uma cadeia de Markov de primeira ordem. Isto significa dizer que um processo governado por esse tipo de estrutura leva em consideração informações nos tempos  $T=n$  e  $T=n-1$ . Existem também cadeias de ordens superiores; um processo de segunda ordem, por exemplo, considera eventos nos tempos  $T=n$ ,  $T=n-1$  e  $T=n-2$ . Cadeias markovianas de terceira ordem, por sua vez, utilizam-se dos acontecimentos nos tempos  $T=n$ ,  $T=n-1$ ,  $T=n-2$  e  $T=n-3$ . O mecanismo é o mesmo para ordens ainda maiores, o que aumenta consideravelmente a complexidade do processo estocástico em questão.

A grande maioria dos pesquisadores que desenvolvem estudos relacionados à geração estocástica de chuvas diárias faz uso de cadeias de Markov para a determinação das ocorrências das precipitações (Wilks, 1998; Richardson, 1981; Todorovic e Woolhiser, 1975; Roldán e Woolhiser, 1982a; Azevedo e Leitão, 1990; Grondona *et al.*, 2000; Deni, Jemain e Ibrahim, 2008; Jimoh e Webster, 1996; Chin, 1977; Mehrotra e Sharma, 2007; Katz, 1977; Krüger, Kaviski e Müller, 1998; Haan, Allen e Street, 1976; Gomes *et al.*, 2006; Oliveira, 2003; Andrade Junior, Frizzone e Sentelhas, 2001; Kottegoda, Natale e Raiteri, 2008; Lima, 2004, Liao, Zhang e Chen, 2004). Como referência teórica sobre esse processo estocástico aplicado à determinação de séries de ocorrências de precipitações diárias, cita-se Clarke (1998, p. 41-56). Nela estão contidas definições e considerações pertinentes ao assunto, incluindo exemplos numéricos.

O emprego de cadeias de Markov à ocorrência das chuvas refere-se aos eventos de chuva ou não chuva, ocorridos no local  $k$  dia  $t$ , tal que:

$$X_t(k) = \begin{cases} 0, & \text{para dia } t \text{ seco, no local } k; \\ 1, & \text{para dia } t \text{ chuvoso, no local } k \end{cases} \quad (1.13)$$

A construção da cadeia de Markov inicia-se com as probabilidades de transição:

$$\begin{aligned} \Pr\{X_t(k) = 1 \mid X_{t-1}(k) = 0\} &= p_{10}(k); \\ \Pr\{X_t(k) = 1 \mid X_{t-1}(k) = 1\} &= p_{11}(k) \end{aligned} \quad (1.14)$$

Esta representação é interpretada como  $p_{01}(k)$  indicando um dia seco antecedido por um dia chuvoso e  $p_{11}(k)$  indicando um dia chuvoso antecedido por outro também chuvoso. Continua-se o processo definindo as probabilidades de transição condicionais complementares:

$$\begin{aligned} p_{00}(k) &= 1 - p_{10}(k); \\ p_{01}(k) &= 1 - p_{11}(k) \end{aligned} \quad (1.15)$$

O processo se completa com a construção da matriz de transição da Cadeia de Markov:

$$P = p_{ij} = \begin{bmatrix} p_{00} & p_{01} \\ p_{10} & p_{11} \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

Novamente, o exemplo acima se refere a uma cadeia de Markov de primeira ordem e dois estados, ou seja, somente os dias atual e anterior são levados em consideração na análise, sob as condições de secos ou úmidos. Essa formulação é questionada por alguns autores que, ao desenvolverem suas pesquisas, perceberam que modelos markovianos de ordens superiores traziam melhores resultados quando aplicados em certas regiões. Para melhor entendimento das configurações dos estados em cadeias de ordens superiores, ver figura 3.

Um dos estudos pioneiros nesse assunto foi desenvolvido por Chin (1977). Modelos de várias ordens foram testadas em mais de 100 estações distribuídas pelos Estados Unidos. Além de determinar a ordem ótima do processo, o autor preocupou-se em verificar se ela estava relacionada com variações geográficas, sazonais e tamanhos de séries históricas disponíveis. Os resultados confirmaram a preocupação inicial da pesquisa: as ordens dos processos markovianos podem variar, em maior grau, para diferentes estações do ano e, em menor, para a localização geográfica. O tamanho da amostra também exerce certa influência, principalmente quando os dados são limitados.

Primeira Ordem				
		Anterior (es)		
Atual			S	M
	S	M		
		S	M	
		M		

Segunda Ordem							
		Anterior (es)					
Atual				SS	SM	MS	MM
	S	M					
		S	M				
		M					

Terceira Ordem																
		Anterior (es)														
Atual									SSS	MSS	SMS	SSM	SMM	MSM	MMS	MMM
	S	M														
		S	M													
		M														

FIGURA 3 – CONFIGURAÇÃO PARA CADEIAS DE MARKOV DE ORDENS SUPERIORES

Deni, Jemain e Ibrahim (2008), Jimoh e Webster (1996) e Azevedo e Leitão (1990) estudaram modelos markovianos com ordens superiores para determinadas localidades (respectivamente, Malásia, Nigéria e o Estado da Paraíba, no nordeste brasileiro). A conclusão de todos os pesquisadores foi a de que modelos markovianos

simples (de primeira ordem) não são recomendados para estas regiões. Nelas a formação de períodos maiores e mais definidos de estiagens ou chuvas faz-se presente, aumentando a dependência temporal de cada dia. Para o Estado Paraibano, por exemplo, Azevedo e Leitão (1990) concordaram que um modelo de terceira ordem é o mais apropriado, ou seja, o dia atual depende dos três anteriores para a transição de estados secos e úmidos, ou vice-versa.

A determinação da ordem ótima de um modelo pode ser feita com o emprego de alguns métodos. Os Critérios de Informação Akaike (AIC) (Akaike, 1974) e de Bayes (BIC) (Schwarz, 1978) são os mais utilizados. As formulações de tais métodos podem ser conferidas em Katz (1981), juntamente com uma discussão sobre qual critério apresenta os resultados mais confiáveis. Segundo o autor, o critério AIC é inconsistente e tende a superestimar a ordem dos modelos. O critério BIC, por outro lado, seria uma boa opção para esta avaliação (mais detalhes sobre a definição e formulação dos critérios podem ser conferidos na seção 2.1).

Gregory, Wigley e Jones (1992) discutem, além da ordem dos modelos, a quantidade de estados considerada. Em alguns casos, a simples consideração de dois estados (seco ou úmido) não é suficiente; Thompson, Thompson e Zheng (2007), por exemplo, estudaram um modelo de precipitação diária para Nova Zelândia utilizando três estados de ocorrências: seco, pouco úmido e muito úmido. Os autores reconhecem que a divisão entre mais de um estado de precipitação traz, intrinsecamente, a interpretação de diferentes mecanismos físicos que geram as chuvas. Contudo, neste estudo não é dada importância ao aspecto físico do problema, mas sim à estatística envolvida.

#### 1.4.3 Determinação das quantidades precipitadas

Para os dias chuvosos, são atribuídas diferentes distribuições probabilísticas. Dentre as mais utilizadas pode-se citar: gama a dois parâmetros, exponencial simples (um parâmetro), exponencial a dois parâmetros, exponencial mista a três parâmetros,

entre outras. A tabela 4 traz um breve resumo das distribuições e os autores que as utilizaram.

TABELA 4 - DISTRIBUIÇÕES ESTATÍSTICAS MAIS EMPREGADAS NA DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES DE CHUVA PRECIPITADA.

Distribuição	Autores
Gama (dois parâmetros)	Katz (1977), Krüger, Kaviski e Müller (1998), Grondona <i>et al.</i> (2000), Liao, Zhang e Chen (2004), Gomes <i>et al.</i> (2006), Andrade Junior, Frizzone e Sentelhas (2001).
Exponencial Simples (um parâmetro)	Haan, Allen e Street (1976), Richardson (1981), Todorovic e Woolhiser (1975).
Exponencial (dois parâmetros)	Nascimento e Kelman (1995).
Exponencial Mista (três parâmetros)	Wilks (1998), Smith e Schreiber (1974), Foufoula-Georgiou e Lettenmaier (1987).

Ao analisar a tabela 4 percebe-se que as distribuições probabilísticas mais utilizadas são a gama e a exponencial com parâmetros diversos. Por esse motivo, elas são detalhadas em separado nas próximas seções. São também descritos os principais métodos para estimação dos parâmetros utilizados pelos pesquisadores.

#### 1.4.3.1 Distribuição Gama

Muitas distribuições estatísticas que representam variáveis atmosféricas (precipitações, temperaturas, velocidade do vento, entre outras) apresentam um comportamento significativamente assimétrico (Wilks, 2006, p. 96). Tratando-se de precipitações em escala diária, Krüger, Kaviski e Müller (1998) dividem o mesmo argumento ao ressaltar que “a distribuição da intensidade da chuva diária é geralmente bastante assimétrica, recomendando-se o uso de distribuições gama”.

Existe uma série de distribuições com essas características, porém a distribuição gama é uma escolha comum entre os estudiosos da área (tabela 4). Sua função densidade de probabilidades é dada por (Wilks, 2006, p. 96):

$$f_x(x) = \frac{(x/\beta)^{\alpha-1} \exp(-x/\beta)}{\beta \Gamma(\alpha)}, \quad x, \alpha, \beta > 0 \quad (1.17)$$

onde  $x$  é a variável aleatória,  $\alpha$  e  $\beta$  são os parâmetros (chamados também de parâmetros de forma e de escala, respectivamente) e  $\Gamma$  é a função gama, definida pela expressão:

$$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{z-1} dx \quad (1.18)$$

A figura 3 ilustra o comportamento desta distribuição em um caso particular, quando o parâmetro de forma  $\alpha$  assume valores  $\alpha < 1$ . Este caso é comum em modelos de geração de chuva que trabalham com esta distribuição probabilística.

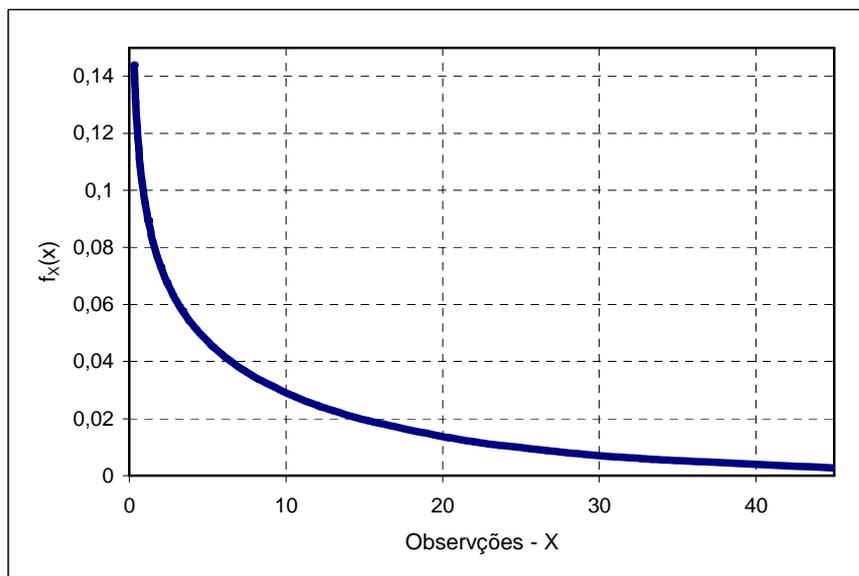


FIGURA 4 – FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE – DISTRIBUIÇÃO GAMA COM  $\alpha < 1$

A distribuição gama é descrita em maiores detalhes em Clarke (1998, p. 56-75). Nesta obra, o autor introduz uma dependência temporal no parâmetro de escala da distribuição. A razão reside no fato de que, diferentemente de outros estudos, o pesquisador não divide o ano em épocas sazonais distintas, mas o considera como período inteiro. Dessa maneira, a estimação dessa variável é feita através do emprego de uma equação que contém funções harmônicas responsáveis pela representação das diferentes características climáticas observadas ao longo do ano (estações). A decisão a ser tomada neste tipo de modelo passa a ser não mais a determinação da quantidade de períodos sazonais de um ano (ver seção 1.6), mas quantos harmônicos devem ser

empregados. Essa abordagem, juntamente com a resolução de exemplos numéricos, está também presente na obra.

Katz (1977) propôs um modelo probabilístico para a determinação das quantidades precipitadas em uma sequência de dias chuvosos. Esse modelo calcula o acúmulo máximo de chuva em um dia a partir de uma distribuição gama. Uma distribuição normal (gaussiana) é também utilizada para o cálculo do total precipitado. No exemplo numérico mostrado, o autor consegue uma aproximação muito boa ao aplicar a distribuição gama em uma amostra de 20 dias. Já para a determinação do total precipitado os resultados não foram bons devido ao tamanho insuficiente da amostra utilizada.

Liao, Zhang e Chen (2004) aplicaram um modelo de geração de precipitações diárias, com base na distribuição gama, a 672 estações pluviométricas chinesas. Por ser um estudo extenso e com uma quantidade significativa de estações, foi possível identificar respostas das características climáticas de cada região nos parâmetros de forma e de escala da distribuição. De uma forma geral, os autores obtiveram êxito na utilização deste modelo, entretanto episódios extremos (chuvas máximas mensais) não foram bem representados.

Com objetivo de identificar tendências na precipitação diária no Estado do Paraná, Krüger, Kaviski e Müller (1998) ajustaram distribuições gama às séries históricas de dias chuvosos. É importante frisar que, neste estudo, os autores não se preocuparam com a eficiência dessa distribuição estatística em representar as precipitações, mas sim em estudar as frequências de dias secos e úmidos no decorrer dos anos. A opção pela distribuição gama foi feita com base no sucesso dos diversos estudos anteriores.

#### 1.4.3.2 Distribuição Exponencial

No desenvolvimento de modelos que reproduzem fenômenos naturais é sempre necessário fazer simplificações para tornar a matemática envolvida menos complexa e possível de se executar. Entretanto o nível das simplificações deve sempre ser

ponderado, pois caso sejam feitas em demasia, as conclusões dos modelos podem não ser úteis ao propósito a que se deseja.

Uma simplificação muito adotada por pesquisadores é assumir que as variáveis aleatórias envolvidas seguem uma distribuição exponencial. A razão para isso é que essa distribuição é relativamente fácil de trabalhar, além de trazer boas aproximações da real distribuição envolvida.

A forma mais geral da distribuição exponencial tem uma função densidade de probabilidade expressa por (Johnson e Kotz, 1970, p. 207):

$$f_x(x) = \frac{1}{\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\theta)}{\sigma}\right], \quad x > \theta; \sigma > 0 \quad (1.19)$$

onde  $x$  é o valor assumido pela variável aleatória e  $\theta$  e  $\sigma$  são os parâmetros. Quando  $\theta$  é nulo, a equação se reduz para uma exponencial simples.

Uma propriedade importante da distribuição exponencial simples (um parâmetro) decorre de sua “falta de memória”. Ross (1997, p. 237) demonstra essa propriedade ao apresentar o conceito de variáveis aleatórias “sem memória”:

$$\begin{cases} \Pr[X > z+t | X > t] = \Pr[X > z] \\ \Pr[X > s+t] = \Pr[X > s] \Pr[X > t] \end{cases} \quad \text{para } s, t \geq 0 \quad (1.20)$$

onde  $s$  e  $t$  representam valores assumidos pelas variáveis aleatórias. Como exemplo dessa propriedade, o autor supõe  $X$  como sendo o tempo de vida de um dispositivo qualquer. A probabilidade de esse dispositivo funcionar por  $s+t$  horas, dado que já se passaram  $t$  horas, é a mesma que a probabilidade de ele funcionar  $s$  horas. Em outras palavras, o dispositivo “não se lembra” que já foi utilizado por  $t$  horas. Deve-se ter claro, contudo, que essa propriedade não pressupõe independência entre as variáveis aleatórias.

A partir de meados da década de 70, uma nova ferramenta estatística começou a ser amplamente utilizada para resolver problemas mais complexos. Chamados de modelos *mistos*, eles adicionaram flexibilidade aos modelos tradicionais, principalmente quando aplicados a populações heterogêneas.

Atualmente sua maior aplicabilidade tem sido em estudos eletrônicos e mecânicos, relacionados à vida útil de aparelhos. Em hidrologia, as distribuições mistas

têm fornecido boas respostas, inclusive na geração sintética de precipitações em escala diária. Segundo Foufoula-Georgiou e Lettenmaier (1987) a ocorrência de precipitações diárias é resultado de uma interação de muitos mecanismos. Dessa maneira, além dos eventos principais de chuva, podem-se identificar eventos secundários relacionados aos primeiros. Uma boa maneira de representar essa sequência de eventos é através de probabilidades condicionais, aplicando-se pesos aos diferentes eventos. É nesse contexto que aparecem as distribuições mistas.

Como uma primeira aproximação pode-se definir um modelo probabilístico misto como sendo (Rufo, Pérez e Martin, 2009):

$$f_x(x, w, \theta) = \sum_{j=1}^K w_j p(x | \theta) \quad (1.21)$$

onde  $w_j, j = 1, 2, \dots, K$  são pesos (não-negativos e cuja soma resulta a unidade),  $f_x(x | \theta)$  a distribuição probabilística (de natureza exponencial) e  $\theta$  representando o(s) respectivo(s) parâmetro(s).

Sendo assim, as distribuições mistas podem ser associadas a um somatório de distribuições, cada um com pesos atrelados às respectivas funções. Esta interpretação foi adotada por Smith e Schreiber (1974) em estudo relacionado com a distribuição das alturas de chuvas diárias, em três postos de amostras selecionados. Após a elaboração do gráfico da distribuição empírica de probabilidades para os postos em questão, os autores notaram que ambas as curvas tinham um ponto de inflexão. Assim, o modelo probabilístico adotado no estudo foi composto pela soma de duas distribuições exponenciais simples e um parâmetro complementar (peso), como mostra sua função densidade de probabilidade:

$$f_x(x) = \alpha \exp(-\lambda_1 \cdot x) + (1 - \alpha) \exp(-\lambda_2 \cdot x) \quad (1.22)$$

onde  $x$  é o valor assumido pela variável aleatória e  $\lambda_1, \lambda_2$  e  $\alpha$  são os parâmetros.

A forma da equação (1.22) difundiu-se entre os pesquisadores interessados em modelar a precipitação em escala diária, como uma boa alternativa a outras distribuições anteriormente existentes. A figura 5 traz o comportamento gráfico da equação (1.22), novamente com parâmetros típicos de modelos de geração de chuva

( $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  positivos e diferentes entre si e  $0 < \alpha \leq 1$ ). Nota-se que a curva possui aspecto muito semelhante ao da distribuição gama quando  $\alpha < 1$  (figura 4).

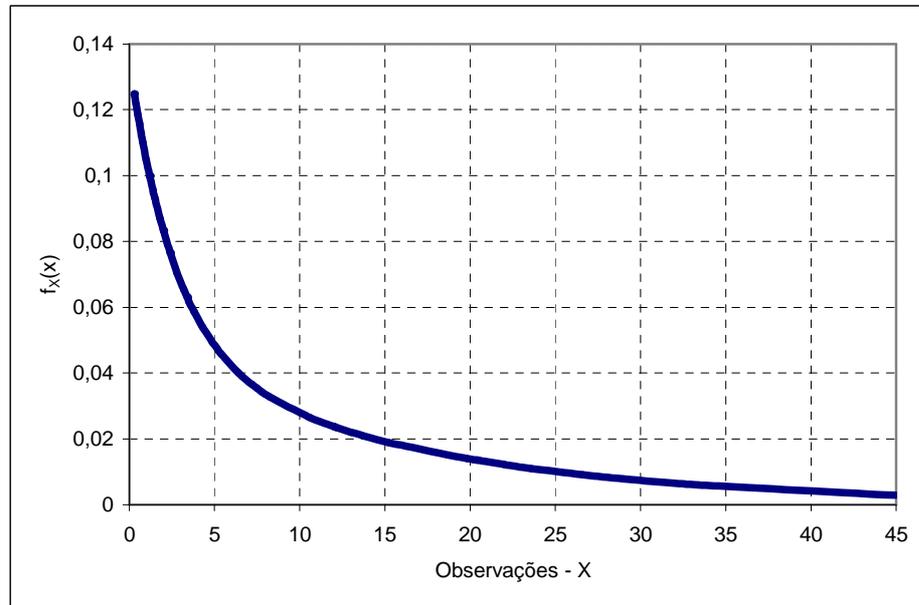


FIGURA 5 - FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE – DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA

Foufoula-Georgiou e Lettenmaier (1987) uniram o modelo de ocorrências por processo de alternância de eventos (descrito na seção 1.4.2.1) a uma distribuição exponencial mista. Ao aplicá-los na região de Washington, Estados Unidos, os resultados obtidos foram excelentes. Os dados de médias e variâncias das séries históricas foram reproduzidos com sucesso pela estrutura probabilística utilizada. Os mesmos bons resultados foram também obtidos por Wilks (1998), fato que permitiu a esse pesquisador criar um modelo aplicável a múltiplas localidades simultaneamente (assunto específico da seção 1.5).

As distribuições exponenciais mais simples também foram aplicadas na construção de modelos. Todorovic e Woolhiser (1975) obtiveram boas adequações para sequências de 10 dias utilizando uma distribuição exponencial de um parâmetro (exponencial simples). Entretanto, um estudo mais abrangente permitiu a Richardson (1981) fazer algumas ressalvas quanto ao uso desta distribuição. Seu artigo objetivou não somente a simulação de precipitações diárias, mas também a obtenção de temperaturas e dados de radiação solar, todos em um único modelo. Por isso, a adoção

de tal método em seu estudo foi atrelada à facilidade de uso da distribuição exponencial simples. Contudo, ele admite que as distribuições com um maior número de parâmetros (especificamente, gama e exponencial mista) resultam em melhores estimativas, justamente pela flexibilidade proporcionada por eles.

Roldán e Woolhiser (1982b) trazem um importante estudo comparativo de algumas distribuições. Esse artigo é complementar ao comparativo entre cadeias de Markov e processo de alternância de eventos, citado na seção 1.4.2.1. Dentre as distribuições confrontadas, estão a exponencial simples, gama e exponencial mista. O estudo é muito completo, com a presença das funções de máxima verossimilhança para estimação dos parâmetros e análise do Critério de Informação Akaike (AIC) (Akaike, 1974) para as cinco estações Norte americanas estudadas. Baseado nisso, a conclusão dos autores é que a distribuição exponencial mista apresentou o melhor desempenho, seguida pela distribuição gama.

#### 1.4.3.3 Métodos para estimação dos parâmetros

A estimação dos parâmetros de uma distribuição probabilística é um passo fundamental para tornar possível qualquer modelagem estatística. Não obstante, a qualidade dos estimadores calculados influi diretamente nos resultados alcançados pelo pesquisador. Dentre os vários métodos disponíveis na literatura, essa revisão irá se concentrar nos dois mais utilizados: Método dos Momentos e Método da Máxima Verossimilhança, aplicados a distribuições de probabilidades contínuas.

O Método dos Momentos consiste simplesmente em igualar os momentos populacionais aos correspondentes momentos amostrais. Greenwood *et al.* (1979) definem a forma mais geral para a determinação dos momentos populacionais de uma distribuição estatística:

$$M_{l,j,k} = \int_0^1 [x(F)]^l F^j (1-F)^k dF \quad (1.23)$$

onde  $F$  representa uma distribuição de probabilidades acumulada e  $l$ ,  $j$  e  $k$  são números reais. Os momentos  $M_{l,j,k}$  determinados através da equação (1.21) são chamados de momentos com pesos probabilísticos (ou *PWM - Probabilistic Weighted Moments*). Uma particularidade desta equação acontece quando  $j=k=0$  e  $l$  é um número inteiro não negativo. Nesse caso, a equação representa os momentos populacionais tradicionais, centrados na origem  $l$  ( $M_{l,0,0}$ ). Diz-se, assim, que a equação expressa o momento de ordem  $l$  da distribuição  $F$ .

Os momentos amostrais, por sua vez, são obtidos diretamente dos dados da amostra. Média, variância, coeficiente de curtose e coeficiente de assimetria representam, respectivamente, os quatro primeiros momentos amostrais. Dessa forma, a aplicação do Método dos Momentos implica em um sistema de equações com tantas equações quantos parâmetros a serem estimados.

A escolha da utilização de momentos populacionais com pesos probabilísticos ou momentos populacionais convencionais depende da distribuição probabilística em questão. Greenwood *et al.* (1979) deduzem expressões para ambos os momentos aplicados a várias distribuições. A comparação entre as equações resultantes revela que, em muitos casos, a relação entre os momentos com pesos probabilísticos e os parâmetros do modelo probabilístico utilizado resulta em estruturas analíticas mais simples de que quando utilizados os momentos convencionais. Os cálculos necessários à estimação dos parâmetros ficam, portanto, facilitados.

De uma forma geral, o Método dos Momentos produz equações de fácil resolução. Entretanto sua eficiência é contestada por muitos autores, principalmente por suas propriedades assintóticas (Cramér, 1974, p. 498; Foufoula-Georgiou e Lettenmaier, 1987; Thom, 1958 *apud* Botelho e Morais, 1999; Grondona *et al.*, 2000). Assim sendo, o Método dos Momentos é comumente empregado quando se trabalha com amostras pequenas ou em estudos menos rigorosos. É, também, um método alternativo para procedimentos iterativos que necessitam de estimativas iniciais para serem executados.

Grande parte dos autores que trabalham com amostras de tamanho significativo ( $n > 100$  elementos), como no caso de séries hidrológicas, emprega o Método da

Máxima Verossimilhança para estimar os parâmetros da distribuição probabilística em uso. A formulação deste método, em contrapartida, é mais complexa do que o anteriormente apresentado. Seja  $L$  a função de verossimilhança de uma amostra de  $n$  valores, de forma que (Cramér, 1974, p. 499):

$$L(x_1, \dots, x_n; \alpha) = f(x_1; \alpha) \dots f(x_n; \alpha) \quad (1.24)$$

O método consiste em buscar valores dos parâmetros envolvidos na distribuição ( $\alpha$  na equação 1.24) de forma que a função  $L$  se torne a maior possível. Em outras palavras, calcula-se o máximo do logaritmo da função de verossimilhança, que corresponde geralmente a:

$$\frac{\partial \log L}{\partial \alpha} = 0 \quad (1.25)$$

Qualquer solução que atenda a equação (1.25) é considerada uma “estimação de máxima verossimilhança de  $\alpha$ ” (Cramér, 1974, p. 499, tradução do autor). A aplicação do logaritmo é somente um artifício que facilita o cálculo das derivadas, não influenciando no resultado final da estimação. Obviamente o método pode ser estendido para mais parâmetros. O caso de uma distribuição de probabilidades com parâmetros  $\theta$  e  $\lambda$ , por exemplo, a formulação seria a seguinte:

$$L(x_1, \dots, x_n; \theta, \lambda) = \prod f(x_i, \theta, \lambda) \quad (1.26)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial \log L}{\partial \theta} = 0 \\ \frac{\partial \log L}{\partial \lambda} = 0 \end{cases} \quad (1.27)$$

Em algumas distribuições probabilísticas a aplicação do Método da Máxima Verossimilhança é extremamente trabalhosa. Isso porque algumas funções não podem ser computadas analiticamente, ou os parâmetros são apresentados de forma intrínseca na equação. A alternativa, nesses casos, é a busca de métodos numéricos para a resolução das equações de verossimilhança. Wilks (2006, p. 116-120) traz dois desses métodos (Newton-Raphson e Algoritmo EM).

As distribuições gama e exponencial mista descritas nas seções 1.4.3.1 e 1.4.3.2 respectivamente, são exemplos de funções cuja estimação dos parâmetros não é direta. Esse fato tem se tornado crítico no trabalho de alguns pesquisadores. Botelho e Morais (1999) elaboram um estudo visando a determinação dos parâmetros da distribuição gama, para aplicação na determinação de volumes precipitados. Thompson, Thompson e Zheng (2007) e Katz e Zheng (1999), por sua vez, utilizam o algoritmo EM para o cálculo dos parâmetros da distribuição exponencial mista, na intenção de construir um modelo de precipitação para aplicação em múltiplas localidades na Nova Zelândia (ver próxima seção).

Stedinger, Vogel e Foufoula-Georgiou (1993, p. 18.7 e 18.8) fazem uma ressalva ao emprego do Método da Máxima Verossimilhança. Segundo eles, em casos onde a distribuição empírica difere significativamente da distribuição probabilística que está em uso, o método produz parâmetros inconsistentes. Logo, é evidente a importância de se escolher uma distribuição apropriada à modelagem desejada. É recomendável que essa escolha esteja calcada na análise de estudos bem sucedidos anteriormente desenvolvidos, além do conhecimento das características físicas de onde os dados provêm.

## 1.5 MODELOS DE GERAÇÃO MULTIVARIADOS

Com o grande número de modelos pontuais existentes capazes de gerar precipitações em escalas diárias, pesquisadores têm se voltado para a tentativa de generalizar seus modelos para múltiplas localidades simultaneamente. Essa questão é de importância fundamental para estudos que objetivam a avaliação das mudanças climáticas em determinadas regiões ou a relação espacial entre estações de monitoramento, por exemplo. No entanto esse não é um processo direto; novas variáveis precisam ser levadas em consideração, principalmente as que avaliam as correlações entre os dados climáticos.

Mesmo tendo clara aplicabilidade na área hidrológica e agrícola, poucos são os estudos que conseguiram gerar chuvas diárias multivariadas de forma satisfatória. O

modelo proposto por Wilks (1998) é reconhecido por muitos autores como sendo um dos primeiros e únicos bem sucedidos. O método utilizado por ele parte de modelos individuais para cada estação considerada. No total, são 25 estações localizadas no Estado de Nova York, Estados Unidos, distantes de 10 a 500 km. As chuvas são geradas para cada uma através da já citada forma paramétrica: cadeias de Markov de primeira ordem e dois estados para ocorrências, e distribuição exponencial mista para as quantidades precipitadas.

Com esta “coleção” de modelos individuais, o próximo passo é a associação de números aleatórios independentes e espacialmente correlacionados. Em outras palavras, vetores  $u_t$  e  $v_t$  formados por variáveis uniformemente distribuídas (0,1] são atrelados a cada um dos modelos individuais, de maneira que seus elementos ( $u_t(k)$  e  $v_t(k)$ , respectivamente) são correlacionados da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{Corr}[u_t(k), u_t(l)] &\neq 0 \text{ e} \\ \text{Corr}[v_t(k), v_t(l)] &\neq 0 \end{aligned} \quad (1.28)$$

Ao mesmo tempo em que são mutuamente independentes, de forma que:

$$\text{Corr}[u_t(k), v_t(l)] = \text{Corr}[u_t(k), u_{t+1}(l)] = \text{Corr}[v_t(k), v_{t+1}(l)] = 0 \quad (1.29)$$

onde  $l$  refere-se a um índice de uma estação qualquer ( $k, l = 1, \dots, K$ ).

Os resultados obtidos foram considerados adequados na reprodução das estatísticas associadas às séries envolvidas. Por esse motivo, estudos subsequentes de outros autores se basearam no método desenvolvido por Wilks (1998). Exemplos podem ser encontrados em Qian *et al.* (2002), Khalili, Laconte e Brissette (2004) e Thompson, Thompson e Zheng (2007). Estes últimos fizeram uma pequena modificação no modelo, introduzindo o conceito de cadeias de Markov ocultas para o ajuste do modelo na Nova Zelândia. Tratam-se de cadeias nas quais seus estados não são conhecidos, mas os resultados produzidos por esses estados sim. Quando aplicados à determinação das ocorrências das precipitações, os autores assumem a existência de diferentes mecanismos geradores, que resultam em chuvas de diferentes características. A relação entre os mecanismos e o tipo de chuva que ele irá gerar, todavia, não é definida diretamente. Exatamente por isso o modelo ganha o adjetivo

"oculto". Assim, associa-se a cada estado uma probabilidade de ocorrência, de acordo com as observações presentes nas amostras. A exceção, obviamente, é o dia sem chuva, no qual o estado é conhecido (seco).

Brissette, Khalili e Leconte (2007) propuseram uma alteração no algoritmo de geração do método original (Wilks, 1998) buscando otimizar o processo computacional envolvido. Lidando com problemas como "ruídos" presentes nas estruturas de correlação, os autores obtiveram como resultado um novo algoritmo, mais simples e de aplicação facilitada.

No campo não paramétrico, outro estudo merece destaque pelos bons resultados obtidos. Buishand e Brandsma (2001) utilizaram-se do método de reamostragem e vizinhança, já citados anteriormente. Segundo eles, esse método aplica-se tanto para séries de escalares (modelos pontuais) quanto para séries de vetores (modelos multivariados). O principal objetivo dos autores é a avaliação das vazões extremas apresentadas em pontos específicos do Rio Reno. As estações consideradas localizam-se a montante, na Alemanha, e distam entre si de 27 a 389 km. Como já dito, os resultados da reamostragem foram satisfatórios, mas possuem o revés de não produzirem séries maiores do que as disponíveis, pois a técnica é capaz somente de replicar e rearranjar os dados existentes.

Mehrotra, Srikanthan e Sharma (2006) apresentam uma comparação entre três métodos de geração de chuvas multivariadas. Dois deles são os já citados métodos de Wilks (1998) e Buishand e Brandsma (2001), enquanto um terceiro baseia-se em um modelo que utiliza a técnica de cadeias ocultas de Markov, explicada nos parágrafos anteriores. A área escolhida foi a cidade de Sydney, Austrália, com aplicação em 30 estações de monitoramento. Como resultado, os autores concluíram que o modelo de melhor desempenho foi o de Wilks (1998), seguido pelo não paramétrico modelo de Buishand e Brandsma (2001).

Mehrotra e Sharma (2007) e Kottegoda, Natale e Raiteri (2008) são autores de estudos também aplicados à geração de chuvas diárias em múltiplas localidades. No primeiro artigo, a variabilidade dos eventos de baixa frequência de ocorrência é avaliada. No segundo, os pesquisadores concentraram-se na periodicidade e

tendências das séries de chuvas geradas. Ambos os trabalhos têm conotação não-paramétrica.

## 1.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE SAZONALIDADE

Na geração estocástica de chuvas diárias, as considerações sobre sazonalidade constituem um dos maiores obstáculos ao bom desempenho dos modelos. Os do tipo não paramétrico levam vantagem sobre os outros ao basear completamente a construção das séries sintéticas nos dados existentes. Dessa maneira, as variações sazonais são preservadas e as estações são bem reproduzidas (Young, 1994; Lall, Rajagopalan e Tarboton, 1996; Bardossy e Plate, 1992).

Harrold, Sharma e Sheather (2003a, b) marcam uma exceção nos estudos não paramétricos ao utilizar o método de “janelas flutuantes”, utilizado inicialmente por Rajagopalan, Lall e Tarboton (1996), na consideração sobre a sazonalidade. Neste método, um determinado dia do ano é fixado e um intervalo de dias é aberto, de forma que o dia pré-fixado localize-se no centro do intervalo. O comprimento deste intervalo é variável, dependendo do enfoque em cada estudo. Movendo-se gradualmente o dia pré-fixado, o intervalo move-se automaticamente, fazendo com que os 365 dias do ano sejam compreendidos. Dessa forma, as variações entre as estações anuais são preservadas.

Os estudos paramétricos, por terem uma forte conotação estatística, falham na representação das diferentes épocas do ano. Chin (1977) demonstrou que a sazonalidade exerce influência sobre as ordens das cadeias de Markov. Dada a importância desta consideração, alguns artifícios são utilizados como, por exemplo, a divisão do ano em classes. A forma mais comum desta aplicação é a definição de cada classe com 30 dias, coincidindo com os meses do ano (Wilks, 1998; Haan, Allen e Street, 1976; Liao, Zheng e Chen, 2004). Foufoula-Georgiou e Lettenmaier (1987), depois de uma avaliação do comportamento sazonal da área de estudo, dividiram o ano em cinco classes. Chang, Kavvas e Delleur (1984), por sua vez, utilizaram quatro classes, cada uma com 90 dias. Independentemente do número de classes escolhidas,

todos os estudos têm em comum o fato de que, dentro de cada classe, a série é considerada estacionária.

Outra técnica comumente conhecida para representação da sazonalidade é a aplicação de funções matemáticas periódicas, como séries de Fourier. Semenov e Brooks (1999), Semenov *et al.* (1998), Clarke (1998, p. 56-75), Kottegoda, Natale e Raiteri (2008) e Richardson (1981) são exemplos de estudos com a aplicação das citadas séries. Woolhiser e Pengram (1979) e Woolhiser e Roldán (1986) foram além, descrevendo técnicas para estimação dos coeficientes das séries de Fourier e parâmetros regionais.

Grondona *et al.* (2000) preocuparam-se com o desenvolvimento de um modelo de geração que leva em consideração fenômenos naturais extremos, como o *El Niño*. Mesmo não sendo um acontecimento de menor frequência, este fenômeno também é uma variação sazonal, que traz importantes consequências para as regiões afetadas. O resultado foi um modelo regular, que conseguiu representar a persistência e duração dos períodos úmidos (geralmente mais frequentes durante o *El Niño*), mas ainda não obteve sucesso na simulação dos eventos mais severos.

## 1.7 A GERAÇÃO DE CHUVAS DIÁRIAS NO BRASIL

Até pouco tempo atrás o Brasil não possuía estudos muito detalhados sobre a geração de chuvas diárias. A grande aplicabilidade de estudos desse tipo fica evidente, principalmente para um país que possui tantos recursos hídricos, variedades de clima e tradição em culturas agrícolas.

Um dos estudos pioneiros foi desenvolvido por Kelman *et al.* (1985) na intenção de se obter chuvas de grande intensidade para aplicação em projetos de vertedouros de usinas hidrelétricas. Segundo os autores, esse estudo provém uma alternativa à determinação da chamada Precipitação Máxima Provável de uma bacia. Por esse motivo, não foi dada grande importância à determinação das ocorrências das precipitações. Em contrapartida, o modelo proposto baseia-se em análise multivariada e leva em consideração a persistência temporal e espacial da chuva entre postos

pluviométricos. Como hipótese simplificadora do modelo, variáveis normalmente distribuídas foram utilizadas. Os resultados obtidos foram considerados promissores.

Azevedo e Leitão (1990) objetivaram a aplicação de processos markovianos para determinação das ocorrências das chuvas diárias do Estado da Paraíba. Nascimento e Kelman (1995), por sua vez, desenvolveram um modelo tipicamente paramétrico, no qual as ocorrências das precipitações foram modeladas como sendo sequências alternantes de dias secos e úmidos, com comprimentos variados. As quantidades foram modeladas com auxílio da distribuição gama. As áreas escolhidas para aplicação do modelo foram quatro sub-bacias do Rio Uruguai, da região Sul do Brasil. Sabe-se que nesta região o ano hidrológico não é definido, no entanto o modelo obteve resultados muito bons. Outro estudo na mesma região, mas com resultados menos satisfatórios, pode ser conferido em Krüger, Kaviski e Müller (1998).

Em Clarke (1998, p. 41-75), exemplos numéricos são apresentados para a estação de Reserva Ducke, na cidade de Manaus. A diferença entre esse estudo e os demais mencionados vem a ser a não divisão do ano em períodos sazonais. Em ambos os cálculos (determinação de ocorrências e de quantidades precipitadas) técnicas específicas são empregadas para incorporar a sazonalidade nas diferentes épocas do ano.

Demais modelos em regiões distintas do território nacional foram elaborados por Keller Filho, Zullo Junior e Lima (2006), aplicado aos Estados do Mato Grosso, Tocantins, Goiás e Distrito Federal, Gomes *et al.* (2006), aplicado ao Estado do Rio Grande do Sul e Andrade Junior, Frizzone e Sentelhas (2001), aplicado ao Estado do Piauí. A análise desses estudos torna-se muito interessante, devido ao fato dos três terem utilizado o mesmo método para a construção dos modelos (modelos markovianos aliados à distribuição gama).

Oliveira (2003) e Lima (2004) estudaram o assunto com maiores detalhes. O primeiro autor preocupou-se em desenvolver um modelo paramétrico que representasse o perfil de precipitação no Estado do Rio de Janeiro. Dados como precipitação total, duração dos eventos, intensidade máxima instantânea e o tempo de sua ocorrência foram obtidos através de séries sintéticas de precipitações diárias. As ocorrências, modeladas como processos markovianos, apresentaram bons resultados,

enquanto que a representação do perfil da precipitação não foi satisfatória. A distribuição estatística utilizada para tal fora a dupla exponencial.

Lima (2004), por sua vez, desenvolveu um trabalho muito abrangente ao integrar várias considerações no intuito de determinar cheias de projetos hidráulicos. Além de gerar séries sintéticas de precipitações diárias, a autora as aplicou em um modelo chuva-vazão e elaborou uma análise voltada ao objetivo principal de seu estudo. Em particular, a geração das precipitações baseou-se no método de Boughton (1999), elaborado a partir de cadeias de Markov de primeira ordem, mas multi-estados. Dessa maneira, foram construídas 12 matrizes de transição (uma para cada mês do ano, para manter a sazonalidade), com um estado para representar dias secos e  $n$  estados para representar dias de chuva. No caso dos dias úmidos, a técnica das freqüências relativas foi utilizada, dividindo-se os dados em classes. Para cada uma, a precipitação foi considerada uniformemente distribuída, exceto a última classe que, por não ter limite superior, necessitou tratamento especial. Dessa maneira, foram escolhidas duas distribuições empíricas (Log-Boughton e distribuição generalizada de Pareto) para a determinação dos eventos referentes à classe em questão. O modelo foi aplicado nas bacias dos rios Pará e Alto São Francisco, no Estado de Minas Gerais. Na comparação com as séries históricas os resultados foram excelentes, mantendo semelhanças em relação à médias, desvios padrões e ao número de dias chuvosos.

## 1.8 COMENTÁRIOS FINAIS

Apesar do grande número de estudos existentes, o mecanismo das precipitações não é algo que possa ser generalizado. Nesse contexto, podem-se citar os diferentes comportamentos dos modelos para regiões climatologicamente diversas, com influências de sazonalidades e eventos de baixa recorrência. No campo paramétrico, por exemplo, o uso de processos estocásticos markovianos prevalece como sendo uma técnica bem sucedida e quase unânime na simulação de ocorrências das chuvas. Mesmo assim, variações nas ordens e estados dos modelos produzem resultados diferentes.

Felizmente a variedade e quantidade de abordagens são tantas, que se pode afirmar que modelos de geração de séries sintéticas de precipitação, aplicados localmente, possuem bibliografia bem desenvolvida. Novos esforços concentram-se na elaboração de modelos multivariados, com objetivos comuns a vários pesquisadores: a avaliação do impacto das atividades antrópicas nas bacias hidrográficas e o impacto das constantes alterações climáticas.

## **CAPÍTULO II - DESCRIÇÃO DO MODELO ADOTADO**

O presente Capítulo tem por objetivo a descrição completa do método empregado nesta dissertação para a geração de séries sintéticas de precipitação, em escala diária. O modelo construído baseia-se em uma típica forma paramétrica, na qual ocorrências são determinadas e os dias chuvosos associados a uma distribuição estatística para a obtenção das alturas precipitadas. A referência base utilizada para o desenvolvimento dessa dissertação foi Wilks (1998) em sua parcela univariada, ou seja, para um posto pluviométrico por vez (o artigo original também contempla a geração de precipitações para múltiplas localidades, como visto na seção 1.5). Estudos semelhantes podem também ser encontrados em Katz (1977), Todorovic e Woolhiser (1975).

A determinação de dias chuvosos ou secos é feita com a aplicação de um processo estocástico markoviano. Especificamente, são empregadas cadeias de Markov de primeira ordem e dois estados. Como descrito na seção 1.4.2.2, trata-se de uma técnica amplamente utilizada e que trouxe bons resultados a vários estudos. São empregados também dois critérios para a escolha da ordem ótima da cadeia.

O cálculo das alturas precipitadas é feito com a aplicação de uma distribuição exponencial mista a três parâmetros. São utilizados os métodos dos Momentos e da Máxima Verossimilhança para a estimação dos mesmos. As alturas finais são determinadas através do Método da Inversão apresentado na seção 1.4.1 e também descrito em Wilks (2006, p. 123). Quatro testes para verificação da aderência da distribuição exponencial mista aos dados são também efetuados.

Na sequência, são descritos os métodos para a validação das séries geradas. O modelo de geração de séries sintéticas é considerado apropriado quando é capaz de manter as características estatísticas das séries originais. Para essa verificação, vários dados estatísticos diferentes são calculados, tanto para a avaliação das ocorrências quanto para as quantidades precipitadas. Está incluída também uma análise específica para eventos extremos, na intenção de avaliar o desempenho do modelo construído sob esse aspecto.

Ao final, é apresentada a estrutura completa do procedimento utilizado, com a intenção de esclarecer o emprego de todas as técnicas descritas e suas interações para atingir o objetivo almejado.

## 2.1 DETERMINAÇÃO DAS OCORRÊNCIAS DAS PRECIPITAÇÕES

Em um grande número de estudos existentes, a determinação de dias chuvosos ou secos está atrelada sempre com uma probabilidade de ocorrência. É interessante notar que, de um modo geral, problemas envolvendo probabilidades também trazem consigo o conceito de aleatoriedade. No caso clássico do lançamento de dados, por exemplo, essa situação fica evidente: a partir de um número suficiente de observações é possível calcular uma probabilidade de ocorrência de cada face do dado. Entretanto, a cada novo lançamento tem-se um resultado imprevisível (para um dado honesto). Por esse motivo, os novos resultados são considerados como sendo aleatórios e independentes dos anteriores.

No caso de precipitações em escala diária, mesmo empregando-se conceitos de probabilidade, dificilmente uma ocorrência atual será independente de uma ocorrência anterior. Essa constatação vem de tendências analisadas ao longo dos anos, para várias localidades do mundo. Não se pode, obviamente, obter uma generalização do grau de dependência entre os eventos devido à complexidade das dinâmicas atmosféricas. Mesmo assim a aplicação de processos estocásticos aparece como sendo uma boa ferramenta para a determinação das ocorrências desejadas.

No presente trabalho, o processo estocástico adotado para modelar as ocorrências das chuvas são cadeias de Markov de primeira ordem (ocorrências estão condicionadas ao dia corrente e ao imediatamente anterior) e dois estados (seco ou chuvoso). Além de ser o método utilizado por Wilks (1998), a escolha está embasada nos bons resultados obtidos em vários estudos existentes (ver seção 1.4.2.2).

No caso da definição dos estados, convencionam-se os dias correntes como  $X$  e os índices “0” para dias secos e “1” para dias chuvosos. Em cadeias markovianas de primeira ordem, quatro são as formas de combinação entre esses estados, a saber:

- Dia atual chuvoso e anterior seco ( $X_{10}(k)$ );
- Dia atual chuvoso e anterior também chuvoso ( $X_{11}(k)$ );
- Dia atual seco e anterior chuvoso ( $X_{01}(k)$ );
- Dia atual seco e anterior também seco ( $X_{00}(k)$ ).

A determinação das mudanças entre estados é de fundamental importância para a construção de todo o processo. Insere-se nesse contexto o conceito de probabilidades de transição, cuja definição está expressa na equação (1.11). O cálculo dessas probabilidades se dá através da contagem dos elementos presentes nos registros históricos da localidade desejada ( $k$ ), como mostra a equação (2.1):

$$\left\{ \begin{array}{l} p_{00}(k) = \frac{N_{00}(k)}{N_{00}(k) + N_{10}(k)} = \frac{N_{00}(k)}{N_0(k)} \\ p_{10}(k) = \frac{N_{10}(k)}{N_{00}(k) + N_{10}(k)} = \frac{N_{10}(k)}{N_0(k)} = 1 - p_{00}(k) \\ p_{11}(k) = \frac{N_{11}(k)}{N_{10}(k) + N_{11}(k)} = \frac{N_{11}(k)}{N_1(k)} \\ p_{01}(k) = \frac{N_{01}(k)}{N_{10}(k) + N_{11}(k)} = \frac{N_{01}(k)}{N_1(k)} = 1 - p_{11}(k) \end{array} \right. \quad (2.1)$$

onde cada elemento  $N$  representa o número de dias secos ou chuvosos, de acordo com a convenção apresentada anteriormente. As equações (1.14), (1.15) e (1.16) formalizam o processo markoviano empregado.

Seguindo o método de Wilks (1998), a construção das séries sintéticas de ocorrências se dá com a utilização dos elementos  $p_{10}$  e  $p_{11}$ . É definida uma probabilidade de transição crítica ( $p_c$ ) que será utilizada para a determinação de cada um dos novos estados da série. Essa probabilidade crítica assume os próprios valores de  $p_{10}$  e  $p_{11}$ , de acordo com a evolução do processo. Números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo  $(0,1]$  ( $w$ ) são utilizados para executar as comparações que definirão tanto o estado inicial (correspondente ao primeiro dia) quanto os demais estados. O processo está mostrado na figura 6.

O esquema ilustrado na figura 6 mostra os quatro passos necessários para a geração de uma série sintética de ocorrências diárias de precipitações. O primeiro

passo é executado somente uma vez; os passos dois, três e quatro são repetidos tantas vezes quanto se desejar, de acordo com o número de elementos da série a ser gerada.

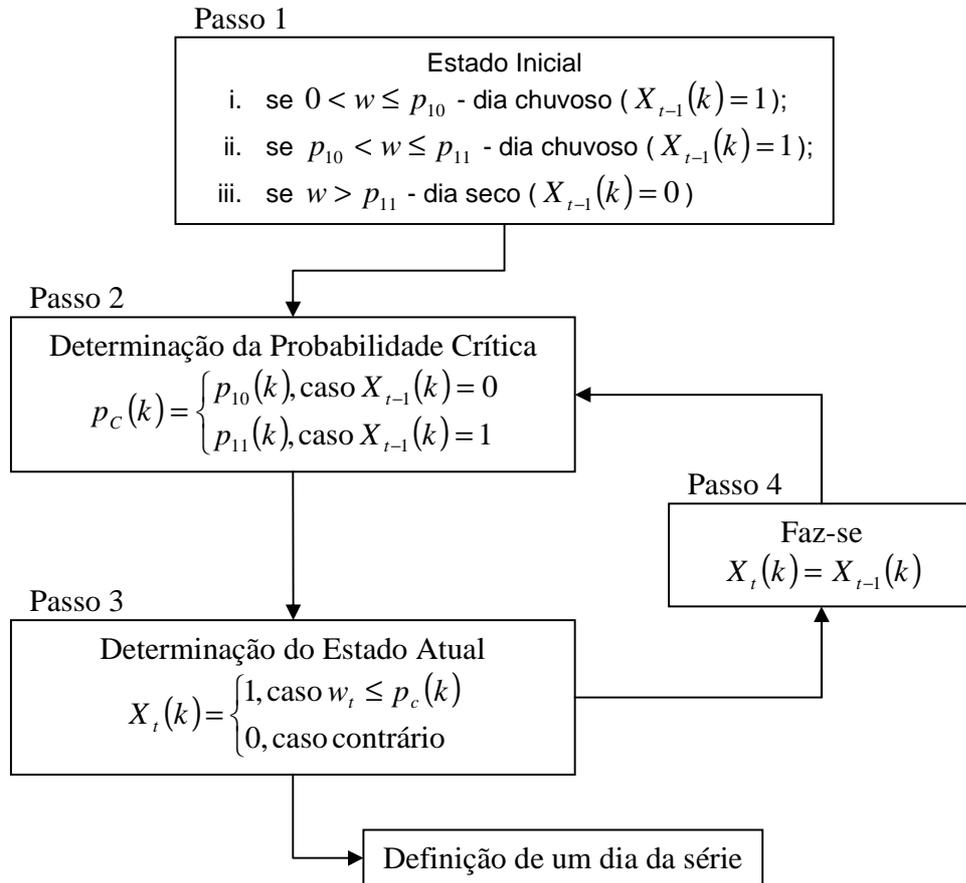


FIGURA 6 – ESQUEMA PARA GERAÇÃO DE OCORRÊNCIAS DAS CHUVAS

Mesmo tendo por base um estudo que utilizou cadeias de Markov de primeira ordem, optou-se nesta dissertação por efetuar dois testes no intuito de avaliar a ordem ótima da cadeia a ser aplicada na região de interesse. Esta decisão foi tomada devido à grande preocupação de alguns autores com essa definição (Chin, 1977; Deni, Jemain e Ibrahim, 2008; Jimoh e Webster, 1996; Azevedo e Leitão, 1990; Gregory, Wigley e Jones, 1992). Além disso, para a região estudada no presente trabalho, não se encontrou nenhum estudo específico da ordem ótima a ser utilizada neste processo estocástico.

Os dois testes aplicados são os mesmos utilizados pelos autores citados no parágrafo anterior: Critério de Informação Akaike (AIC) (Akaike, 1974) e Critério de Informação de Bayes (BIC) (Schwarz, 1978). Ambas são estatísticas baseadas no conceito da verossimilhança, aplicadas às probabilidades de transição calculadas. Wilks (2006, p. 351) define as funções de verossimilhança para Cadeias de Markov de  $s$  estados e ordens zero, um e dois (tensores de primeira, segunda e terceira ordens):

$$\left\{ \begin{array}{l} L_0 = \sum_{j=0}^{s-1} N_j(k) \cdot \ln[p_j(k)] \\ L_1 = \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{s-1} N_{ij}(k) \cdot \ln[p_{ij}(k)] \\ L_2 = \sum_{h=0}^{s-1} \sum_{i=0}^{s-1} \sum_{j=0}^{s-1} N_{hij}(k) \cdot \ln[p_{hij}(k)] \end{array} \right. \quad (2.2)$$

onde  $N$  representa o número de dias presentes nas séries históricas com as transições  $i, j$  ou  $h$  e  $p$  representa as probabilidades de transição.

A interpretação física das cadeias de outras ordens parte do mesmo princípio já apresentado. Em uma cadeia de ordem zero, por exemplo, a notação  $N_0$  representa total de dias secos presentes na série histórica. Em uma cadeia de segunda ordem, por sua vez, a notação  $N_{011}$  representa o total de dias secos precedidos por dois dias chuvosos. Essa interpretação tem óbvia extensão para as demais configurações.

Para a função de verossimilhança de ordem um, o cálculo das probabilidades procede de acordo com as equações (2.1). Para ordem zero, as probabilidades de transição são simplesmente:

$$\left\{ \begin{array}{l} p_0(k) = \frac{N_0(k)}{N(k)} \\ p_1(k) = \frac{N_1(k)}{N(k)} \end{array} \right. \quad (2.3)$$

onde  $N$  representa o número total de dias da série histórica. Já, no caso da ordem dois, o cálculo torna-se mais trabalhoso e pode ser esquematizado de acordo com a tabela 5 e com a equação (2.4):

$$p_{hij}(k) = \frac{N_{hij}(k)}{N_{hi\bullet}(k)} \quad (2.4)$$

TABELA 5 – ARRANJO PARA CONTAGEM DAS TRANSIÇÕES ENTRE ESTADOS EM UMA CADEIA MARKOVIANA DE SEGUNDA ORDEM

$X_{t-2}(k)$	$X_{t-1}(k)$	$X_t(k) = 0$	$X_t(k) = 1$	Marginais Totais
0	0	$N_{000}(k)$	$N_{001}(k)$	$N_{00\bullet}(k) = N_{000}(k) + N_{001}(k)$
0	1	$N_{010}(k)$	$N_{011}(k)$	$N_{01\bullet}(k) = N_{010}(k) + N_{011}(k)$
1	0	$N_{100}(k)$	$N_{101}(k)$	$N_{10\bullet}(k) = N_{100}(k) + N_{101}(k)$
1	1	$N_{110}(k)$	$N_{111}(k)$	$N_{11\bullet}(k) = N_{110}(k) + N_{111}(k)$

FONTE: Adaptado de Wilks (2006, p. 350)

Tanto na tabela 5 quanto na equação 2.4, o símbolo “•” representa a possibilidade de dia seco ou úmido, de acordo com o caso em questão.

Uma vez calculados todos os parâmetros, os testes podem ser aplicados. Os critérios são calculados no princípio da parcimônia. A ordem ótima do modelo é obtida a partir de uma equação que releva a aderência do ajuste (através das funções de verossimilhança) e uma penalidade que aumenta proporcionalmente com o número de parâmetros a ser utilizado. Para o Critério de Akaike (AIC) (Akaike, 1974), a equação é dada por:

$$AIC(m) = -2L_m + 2s^m(s-1) \quad (2.5)$$

E no caso do Critério de Bayes (BIC) (Schwarz, 1978):

$$BIC(m) = -2L_m + s^m(\ln n) \quad (2.6)$$

Para ambas as equações,  $m$  representa a ordem da cadeia de Markov a ser testada,  $s$  o número de estados e  $n$  o tamanho da amostra.

Nota-se que os dois critérios são semelhantes, diferindo apenas no grau de penalidade considerado. Entretanto, em termos de resultados, os dois estimadores podem divergir de forma acentuada. Por esse motivo, Katz (1981) elaborou um estudo mais aprofundado dos dois critérios, analisando suas propriedades estatísticas quando aplicados a cadeias de Markov. Como resultado, o critério AIC apresentou uma grande probabilidade de superestimar as ordens dos modelos, independentemente do número

de elementos da amostra. Dessa maneira, o autor considera esse critério inconsistente e recomenda o uso do estimador BIC.

Ainda assim, estudos posteriores ao de Katz (1981) continuaram estimando a ordem das cadeias markovianas utilizando ambos os critérios (Deni, Jemain e Ibrahim, 2008; Jimoh e Webster, 1996; Azevedo e Leitão, 1990; Gregory, Wigley e Jones, 1992). Em todos eles, a ordem ótima da cadeia foi escolhida após uma análise comparativa entre os dois critérios. Na presente dissertação, o modelo de primeira ordem foi escolhido mesmo sem a realização dos testes citados. Por isso sua realização é útil como uma forma de validação do modelo, juntamente com outros fatores a serem descritos na seção 2.3. Os testes estão limitados a cadeias de segunda ordem.

## 2.2 DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES PRECIPITADAS

Da mesma forma que em Wilks (1998), a distribuição estatística utilizada para o cálculo das alturas precipitadas nos dias considerados chuvosos, é a exponencial mista a três parâmetros. Segundo Wilks (2006, p. 109) alguns mecanismos físicos apresentam mais de um processo gerador, fazendo com que sua representação por uma distribuição estatística simples seja incompleta. Por isso, distribuições mistas trazem um bom grau de flexibilidade aos modelos, refletindo diretamente nos resultados a serem obtidos.

No caso da distribuição exponencial mista a três parâmetros utilizada neste trabalho, a função densidade de probabilidades é dada por:

$$f_R[r(k)] = \frac{\alpha(k)}{\beta_1(k)} \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta_1(k)}\right] + \frac{1-\alpha(k)}{\beta_2(k)} \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta_2(k)}\right] \quad (2.7)$$

$$\beta_1(k) \geq \beta_2(k) > 0, \quad 0 < \alpha(k) \leq 1$$

Por sua vez, a função de probabilidades acumulada é expressa por:

$$F_R[r(k)] = \int_0^{r(k)} f_R[r(k)] dr(k) = 1 - \alpha(k) \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta_1(k)}\right] - \left\{ [1 - \alpha(k)] \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta_2(k)}\right] \right\} \quad (2.8)$$

Onde  $R$  representa a variável aleatória,  $r$  representa o valor assumido pela variável aleatória (quantidade de chuva propriamente dita) e  $\alpha$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  representam os parâmetros. Todo o conjunto de incógnitas está atrelado a uma localidade específica  $k$ .

Essa distribuição mista pode ser encarada também como a soma de duas funções exponenciais simples (a um parâmetro) intermediadas por um fator de probabilidade. A redução da equação (2.7) para uma distribuição exponencial simples pode acontecer quando  $\beta_1 = \beta_2$ ,  $\alpha = 0$  ou  $\alpha = 1$ .

Wilks (2006, p. 109) exemplifica a aplicação física de uma distribuição mista para o caso do estudo de temperaturas em uma cidade. Em anos normais a função é representada pela média  $\beta_1$ ; já em anos com a influência do fenômeno *El Niño*, a função é representada pela média  $\beta_2$ . A probabilidade de ocorrência de anos normais ou anos de *El Niño* é representada pelo parâmetro  $\alpha$ . No caso de precipitações, as médias  $\beta_1$  e  $\beta_2$  podem ser associadas à menor ou maior quantidade de chuva em um determinado dia. Por esse motivo, na geração da quantidade de chuva em um dia específico, somente uma das médias estimadas é utilizada.

Da mesma forma que na função densidade de probabilidade, as propriedades estatísticas da função mista também dependem do parâmetro probabilístico  $\alpha$ . Assim, a média e a variância são expressas por:

$$\mu = \alpha \cdot \mu_1 + (1 - \alpha) \mu_2 \quad (2.9)$$

$$\sigma^2 = \alpha \cdot \sigma_1^2 + (1 - \alpha) \cdot \sigma_2^2 + \alpha \cdot (1 - \alpha) \cdot (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (2.10)$$

O método para estimação dos parâmetros da distribuição probabilística em questão foi escolhido com base no grande número de estudos existentes. É usado o Método da Máxima Verossimilhança (descrito na seção 1.4.3.3), citado por vários autores como sendo o de melhor desempenho assintótico, quando comparado a outros métodos (Cramér, 1974, p. 498; Foufoula-Georgiou e Lettenmaier, 1987; Thom, 1958 *apud* Botelho e Morais, 1999; Grondona *et al.*, 2000). Entretanto, a determinação das estimativas dos parâmetros para a distribuição exponencial mista não se dá de forma direta. A justificativa é mostrada a seguir, na montagem das equações de verossimilhança:

$$L(r; \alpha, \beta_1, \beta_2) = \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{\alpha(k)}{\beta_1(k)} \exp\left[\frac{-r(k)}{\beta_1(k)}\right] + \frac{1-\alpha(k)}{\beta_2(k)} \exp\left[\frac{-r(k)}{\beta_2(k)}\right] \right\} \quad (2.11)$$

Aplicando os logaritmos:

$$\ln L(r; \alpha, \beta_1, \beta_2) = \sum_{i=1}^n \ln \left\{ \frac{\alpha(k)}{\beta_1(k)} \exp\left[\frac{-r(k)}{\beta_1(k)}\right] + \frac{1-\alpha(k)}{\beta_2(k)} \exp\left[\frac{-r(k)}{\beta_2(k)}\right] \right\} = \quad (2.12)$$

A equação (2.12) representa a função de verossimilhança para a distribuição. Para a estimação dos parâmetros, é necessário encontrar os valores que maximizem a equação. Nota-se, contudo, que a derivação desta equação não é possível analiticamente. Por esse motivo é necessária a busca por um outro método de estimação, de preferência baseado no conceito da Máxima Verossimilhança.

A solução encontrada está na aplicação da técnica do algoritmo EM, cujo artigo original foi escrito por Dempster, Laird e Rubin (1977). Além de tornar possível a estimação dos parâmetros necessários, essa técnica é extremamente conveniente, pois sua formulação foi escrita de forma que eventuais dados faltantes nas séries não atrapalhem o resultado final da estimação (Wilks, 2006, p. 117). Esse fato torna atraente a utilização do método, pois a região de interesse do presente estudo possui séries históricas com a presença de falhas nos registros (ver seção 3.2).

É importante dizer que o algoritmo EM não foi desenvolvido exclusivamente para a estimação de parâmetros de distribuições probabilísticas. Wilks (2006, p. 117, tradução do autor) ressalta também que o termo “algoritmo” não é o mais apropriado para esse método, haja vista que não se trata de um procedimento objetivo, mas de uma “aproximação conceitual que necessita ser moldada a problemas particulares”. Portanto ele pode ser construído para um problema cujo objetivo seja a estimação de parâmetros através do Método da Máxima Verossimilhança.

O algoritmo consiste em um procedimento iterativo com duas fases distintas: Expectância e Maximização. A primeira fase, ou Expectância, calcula as  $n$  probabilidades condicionais atreladas à distribuição exponencial mista e a cada uma das observações:

$$P(f_{1,2} | r_i, k) = \frac{\alpha(k) \cdot f_1(r_i, \beta_1, k)}{\alpha(k) \cdot f_1(r_i, \beta_1, k) + [1 - \alpha(k)] \cdot f_2(r_i, \beta_2, k)}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.13)$$

As funções  $f_1$  e  $f_2$  referem-se às duas distribuições exponenciais simples da distribuição mista, cujos parâmetros são  $\beta_1$  e  $\beta_2$ , respectivamente. A primeira atualização do parâmetro de probabilidades  $\alpha$  é então obtida:

$$\alpha^*(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P(f_{1,2} | r_i, k) \quad (2.14)$$

A segunda fase, ou Maximização, nada mais é do que a aplicação do conceito da Máxima Verossimilhança, na qual as primeiras atualizações dos parâmetros  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são calculadas:

$$\begin{aligned} \beta_1^*(k) &= \frac{1}{n \cdot \alpha^*(k)} \sum_{i=1}^n P(f_{1,2} | r_i, k) r_i(k) \\ \beta_2^*(k) &= \frac{1}{n \cdot [1 - \alpha^*(k)]} \sum_{i=1}^n [1 - P(f_{1,2} | r_i, k)] r_i(k) \end{aligned} \quad (2.15)$$

A implementação do algoritmo resume-se na atribuição inicial de valores aos parâmetros  $\alpha$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$ . São utilizadas as equações (2.13) e (2.14) para as primeiras atualizações dos parâmetros. As equações (2.15) obtêm as atualizações para as médias  $\beta_1$  e  $\beta_2$ . Com os novos valores, o processo volta ao começo e continua até a convergência. A verificação é feita calculando-se a equação de log-verossimilhança (2.12) após cada atualização de parâmetros. Adotou-se como critério de parada uma diferença de  $10^{-4}$  entre a penúltima e a última funções calculadas.

Ainda segundo Wilks (2006, p. 119) a atribuição inicial de valores não necessita boa precisão, pois o Algoritmo EM busca a conversão independentemente do valor inicial. Entretanto, no intuito de otimizar o desempenho e a utilização do modelo construído nessa dissertação, optou-se por automatizar inclusive os palpites iniciais dos parâmetros. Para isso, é utilizado o estudo de Rider (1961), no qual são deduzidas as equações para a estimação dos parâmetros da distribuição exponencial mista através do Método dos Momentos. De acordo com a definição apresentada na seção 1.4.3.3, é necessário a resolução de um sistema de três equações:

$$\begin{cases} \alpha(k)\beta_1(k) + [1 - \alpha(k)]\beta_2(k) = m_1 \\ \alpha(k)\beta_1^2(k) + [1 - \alpha(k)]\beta_2^2(k) = \frac{m_2}{2} \\ \alpha(k)\beta_1^3(k) + [1 - \alpha(k)]\beta_2^3(k) = \frac{m_3}{6} \end{cases} \quad (2.16)$$

onde  $m_1$ ,  $m_2$  e  $m_3$  representam os respectivos momentos amostrais. Eliminando  $\alpha$  entre as equações (2.16), chega-se a:

$$6.(2.m_1^2 - m_2)\beta_1^2(k) + 2.(m_3 - 3.m_1.m_2)\beta_1(k) + 3.m_2 - 2.m_1.m_3 = 0 \quad (2.17)$$

As duas raízes da expressão (2.17) se referem a  $\beta_1$  e  $\beta_2$ . O valor de  $\alpha$  é obtido utilizando-se:

$$\alpha(k) = \frac{[m_1 - \beta_2(k)]}{[\beta_1(k) - \beta_2(k)]} \quad (2.18)$$

Uma vez estimados os parâmetros da distribuição para uma dada localidade, só resta a geração da altura de chuva. O objetivo passa a ser a determinação da variável aleatória  $R(k)$  correspondente à função probabilística em questão. Como o que se busca é a geração aleatória de valores que sigam a distribuição exponencial para compor a série sintética, o método utilizado é o mesmo da geração de variáveis aleatórias com distribuições específicas, utilizando-se da inversão da função densidade de probabilidades acumulada. É o Método da Inversão apresentado na seção 1.4.1 e que Wilks (2006, p. 123) descreve para a distribuição exponencial:

$$F_R[r(k); \beta] = \int_0^{r(k)} f_R[r(k); \beta] dr(k) = \int_0^{r(k)} \frac{1}{\beta(k)} \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta(k)}\right] dr(k) = 1 - \exp\left[-\frac{r(k)}{\beta(k)}\right] \quad (2.19)$$

Nota-se que a equação (2.19) envolve somente uma distribuição exponencial simples. É importante frisar que, na geração da quantidade precipitada em um dia específico, somente uma das médias  $\beta_1$  e  $\beta_2$  estimadas é utilizada. Assim, a grosso modo, pode-se dizer que a distribuição exponencial mista a três parâmetros se reduz a uma exponencial simples a um parâmetro, no cálculo final da altura precipitada.

Para melhor entendimento do método da inversão aplicado à distribuição exponencial simples, a dedução em (2.19) pode ser visualizada graficamente na figura 7. Assim, para gerar uma variável aleatória com distribuição específica ( $X_i$ ), é necessária a geração de uma variável aleatória uniformemente distribuída no intervalo (0,1] ( $u_i$ ) e inverter a função densidade de probabilidade acumulada (2.19), substituindo o valor gerado na função resultante.

Wilks (1998) apresenta o resultado dessa inversão aplicada à distribuição exponencial. As alturas das chuvas são determinadas a partir da equação (2.20):

$$r_i(k) = r_{\min} - \beta(k) \cdot \ln(v_i) \quad (2.20)$$

onde  $r_{\min}$  representa a quantidade mínima de precipitação para um dia ser considerado chuvoso e  $v_i$  é um número aleatório uniformemente distribuído no intervalo (0,1]. A escolha entre as médias  $\beta_1$  e  $\beta_2$  é feita a partir da geração de outro número aleatório uniforme ( $u_i$ ). Caso  $u_i \leq \alpha$ , a média  $\beta_1$  é escolhida; se  $u_i > \alpha$ , a média escolhida é a  $\beta_2$ .

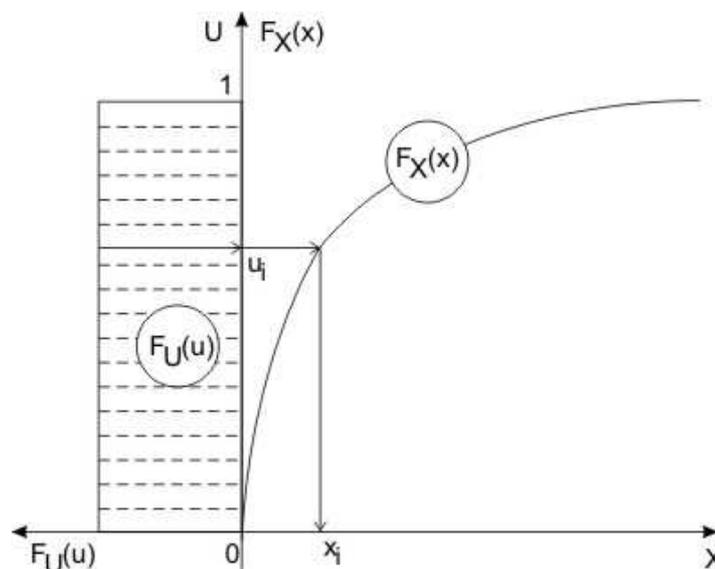


FIGURA 7 – OBTENÇÃO DE VARIÁVEIS ALEATÓRIAS COM DISTRIBUIÇÕES ESPECÍFICAS PELO MÉTODO DA INVERSÃO.

Completa-se o modelo de geração a partir da equação (2.21):

$$Y_i(k) = X_i(k) \cdot r_i(k) \quad (2.21)$$

onde  $X_i(k)$  assume os valores 0 ou 1, dependendo dos resultados do procedimento de ocorrências, explicado na seção 2.1.

Como dito anteriormente, apesar de adotada a distribuição exponencial mista para a representação das quantidades precipitadas, seu desempenho na região de interesse deste trabalho é uma incógnita. Por esse motivo, é realizada uma análise de adequação dos ajustes, independente do resto do estudo. Da mesma forma que na aplicação dos testes AIC e BIC para determinação das ordens ótimas da cadeia de Markov, o resultado das análises referidas não irá repercutir em uma mudança na estrutura do modelo proposto.

Em um primeiro momento, a verificação dos ajustes probabilísticos não é realizada com a aplicação de testes, mas simplesmente com a construção de curvas probabilísticas e análise visual. A distribuição exponencial mista a três parâmetros é comparada com a distribuição gama a dois parâmetros, outra distribuição amplamente utilizada pelos pesquisadores da área (ver Capítulo I). Os parâmetros da distribuição gama ( $\alpha$  e  $\beta$  - ver equação 1.17) são determinados de acordo com formulação encontrada em Botelho e Morais (1999), obtidos através do Método da Máxima Verossimilhança:

$$\begin{cases} \alpha = \frac{1 + \sqrt{1 + 4A/3}}{4A} \\ \beta = \frac{\bar{X}}{\alpha} \end{cases} \quad (2.22)$$

onde

$$A = \ln \bar{X} - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \ln x_j \quad (2.23)$$

e  $\bar{X}$  representa a média precipitada no período,  $x_j$  a quantidade de chuva no evento e  $n$  o número de anos da amostra.

Dois são os gráficos construídos: o primeiro é uma comparação tradicional entre a distribuição empírica e seus respectivos ajustes, de acordo com os modelos

acima citados. Para os ajustes, os níveis probabilísticos seguem a tradicional equação de Weibull:

$$F_x(i) = \frac{i}{n+1} \quad (2.24)$$

onde  $i$  representa a observação corrente e  $n$  o número total de elementos da amostra. Ao analisar as duas curvas construídas (exponencial mista e gama), o melhor ajuste deverá ser aquele cuja curva mais se aproxime da distribuição empírica.

O segundo gráfico é uma comparação direta entre probabilidades. Também conhecido como gráfico Probabilidade-Probabilidade, ou ainda *P-P plot* (Wilks, 2006, p. 114), esta representação computa os níveis probabilísticos teóricos (novamente utilizando-se a equação 2.24) como função das distribuições que estão sob análise. O resultado é um gráfico com eixos de mesma dimensão ( $0 < i < 1$ ), cujo melhor ajuste é aquele que se aproxima da linha diagonal 1:1.

Após as verificações visuais, as qualidades dos ajustes dos modelos probabilísticos são avaliadas formalmente, através do emprego de dois testes clássicos: Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) e Kolmogorov-Smirnov. Ambos são amplamente utilizados na literatura justamente para verificação do ajuste de uma distribuição probabilística sobre determinado grupo de dados. As hipóteses em questão, para os dois testes, são as seguintes:

$$\begin{cases} H_0 = \text{n\~{a}o existem diferen\~{c}as entre os grupos} \\ H_1 = \text{existe, pelo menos, uma diferen\~{c}a entre os grupos} \end{cases}$$

O teste do Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) baseia-se na separação dos dados em classes e comparação entre os valores observados e esperados em cada classe. Sua estatística é calculada de acordo com a equação (2.24) (Kite, 1977):

$$\chi_{calc}^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(O_j - E_j)^2}{E_j} \quad (2.25)$$

Diz-se que a equação (2.25) segue uma distribuição qui-quadrado com  $k - 1$  graus de liberdade, onde  $O_j$  é o número de eventos observados na classe  $j$  e  $E_j$  o número de eventos esperados na mesma classe, de acordo com a distribuição probabilística

teórica em teste;  $k$  é o número de classes utilizado. O veredicto será conhecido através da comparação entre o resultado da equação (2.26) e o valor de  $\chi^2$  tabelado (nível de confiança  $\alpha$  e  $k-1$  graus de liberdade). Caso  $\chi_{calc}^2 \leq \chi^2$  a hipótese nula é aceita e o modelo probabilístico é considerado adequado. Vale lembrar que o teste qui-quadrado é unilateral, pois a estatística calculada está limitada a valores positivos pelo numerador da equação (2.25).

A definição do número de classes nas quais os dados serão divididos é subjetiva; Wilks (2006, p. 147) escreve que classes com números de eventos reduzidos devem ser evitadas. Para a realização do teste nesta dissertação, o número de classes foi calculado de acordo com formulação de Kite (1977, p. 159):

$$Classes = \bar{X} + \left( \frac{\chi^2 \cdot \gamma}{4} - \frac{2}{\gamma} \right) \cdot S \quad (2.26)$$

onde  $\bar{X}$ ,  $S$  e  $\gamma$  são, respectivamente, média, desvio padrão e coeficiente de assimetria da amostra;  $\chi^2$  é o valor do qui-quadrado tabelado para nível de confiança  $P$  e  $8/\gamma^2$  graus de liberdade.

De acordo com Kite (1977, p. 160) e Wilks (2006, p 146), a divisão da amostra em classes, principalmente quando se trabalha com distribuições probabilísticas contínuas, pode causar uma indesejada perda de informações. Assim, os autores recomendam a aplicação de um segundo teste: Kolmogorov-Smirnov. De formulação simples, ele procura o maior desvio presente entre as distribuições teórica e empírica. Esses desvios, ou diferenças, são calculados para cada elemento da amostra através da equação (2.27):

$$D_n = \max |F_x(i) - F_x(x)| \quad (2.27)$$

na qual  $F_x(i)$  é a função densidade de probabilidades acumulada empírica (calculada de acordo com a equação 2.24) e  $F_x(x)$  é a função densidade de probabilidades acumulada teórica;  $D_n$  é a máxima diferença encontrada. Quando comparada a um valor crítico ( $D_{crit}$ ) o veredicto de teste é conhecido. Existem tabelas para diversos valores críticos de  $D_{crit}$ ; como estes dependem do número de elementos da amostra

(diferentes em cada posto pluviométrico) optou-se neste trabalho em utilizar uma equação genérica, proposta por Stephens (1974 *apud* Wilks, 2006, p. 148):

$$D_{crit} = \frac{K_{\alpha}}{\sqrt{n} + 0,12 + 0,11 \cdot \sqrt{n}} \quad (2.28)$$

onde  $K_{\alpha}$  assume 1,224; 1,358 ou 1,628; para níveis de confiança de 90%, 95% e 99% respectivamente e  $n$  é o número de elementos da amostra. A hipótese nula é aceita se  $D_n \leq D_{crit}$ .

Espera-se que essas quatro análises, juntamente com a aplicação dos critérios AIC e BIC, possam fornecer uma melhor noção do desempenho do modelo de geração utilizado, quando aplicado a presente área de estudo.

### 2.3 VALIDAÇÃO DO MODELO

Ao modelar séries temporais relacionadas a fenômenos naturais, assume-se que o sistema é regido por um processo estocástico. Pode-se dizer que diferentes eventos dentro das séries naturais seguem uma mesma distribuição probabilística dentro do mecanismo principal.

Quando se trabalha com geração de séries sintéticas para aplicações em diversos estudos, é sempre gerado um grande número delas, na intenção de se reduzir o erro amostral. O conjunto das séries geradas deve apresentar a propriedade de reproduzir as mesmas características estatísticas da série original, utilizada para desenvolver o modelo. É desejável também que sejam indistinguíveis, para que todas as séries sejam equiprováveis, ou seja, tenham a mesma probabilidade de ocorrência.

Portanto ao validar um modelo é comum o cálculo de diversas propriedades estatísticas das séries geradas e comparadas com as mesmas propriedades das séries originais. Todavia, Kelman (1987, p. 363) afirma que “quando alguma propriedade é utilizada para a determinação de um parâmetro do modelo, esta propriedade é automaticamente preservada, por construção”. Assim, ao validar um modelo, é importante a análise de diversos fatores, preferencialmente relacionados ao que se

propõe esse modelo. Em muitos casos essa verificação pode ser simplesmente através de uma análise visual sobre os resultados gerados.

Na presente dissertação, o processo de validação segue uma coletânea de procedimentos retirados dos vários estudos citados anteriormente (Richardson, 1981; Foufoula-Georgiou e Lettenmaier, 1987; Haan, Allen e Street, 1976; Chin, 1977; Harrold, Sharma e Sheather, 2003; Lima, 2004; Liao, Zhang e Chen, 2004). Esses estudos são representativos do ponto de vista da validação; as técnicas utilizadas por seus respectivos autores são também utilizadas em vários outros estudos existentes.

Em primeiro lugar, são analisados os dados provenientes da construção das Cadeias de Markov. São anotados todos os parâmetros da cadeia (probabilidades de transição) assim como os resultados dos testes AIC e BIC. A seguir é feita uma comparação do número de dias secos e chuvosos presentes nas séries históricas *versus* os gerados.

Com relação às quantidades precipitadas, vários cálculos são realizados. A exemplo do procedimento de ocorrência são também anotados os parâmetros da distribuição exponencial mista obtidos pelos dois métodos citados. Na sequência, são comparados: médias e desvios padrão de longo termo, total precipitado e precipitação máxima diária. São construídos também intervalos de confiança para as médias e os desvios padrão. Ressalta-se que para todos os cálculos referentes às quantidades precipitadas os dias sem chuva são ignorados.

O último parâmetro a ser calculado para a validação foi o coeficiente de correlação cruzada, entre a série histórica e a gerada. Como mencionado no início desta seção, é desejável que as séries sejam indistinguíveis entre si. Portanto o resultado esperado deste coeficiente de correlação cruzada é o mais perto de zero possível, caracterizando a independência entre as séries. Vale lembrar que o cálculo dos coeficientes de autocorrelação (ou correlação em série) não é aplicável ao caso das precipitações diárias. Isso porque o nível de dependência entre o dia corrente e os anteriores não são definidos, fazendo com que não seja possível a determinação de uma correlação em série para os períodos considerados. Em seu estudo, Richardson (1981) modelou, além de precipitações, insolação e temperaturas em escala diária. Na validação de seu modelo, foram calculados coeficientes de correlação em série

somente para a insolação e temperaturas. No caso das precipitações, esse cálculo foi ignorado, sendo substituído por outras formas de validação.

## 2.4 ANÁLISES EXTRAS

Com o modelo de geração devidamente depurado e validado, novas análises podem ser realizadas. Na presente dissertação, foi feita a opção de análises relacionadas a eventos extremos, ou eventos de baixa frequência de ocorrência. É importante salientar que essas ocorrências não são limitadas a chuvas de grande intensidade, mas estendem-se também a períodos de estiagem mais longos do que o normal.

Dentre as diversas formas de se fazer uma análise de eventos extremos, escolheu-se determinar:

- A sequência máxima de dias secos ou chuvosos consecutivos: sabe-se, através do exposto na seção 2.1, que as ocorrências das precipitações são determinadas com base em comparações entre probabilidades de transição e números aleatórios. É interessante saber, entretanto, se o modelo é capaz de reproduzir sequências de dias de mesmo estado condizentes com a série original;
- Total precipitado por período: em muitos casos chuvas intensas distribuídas por períodos superiores a um dia são muito significativas. Por esse motivo são calculados os totais precipitados máximos acumulados em períodos de um a dez dias de duração. Vale lembrar que, diferentemente do cálculo das estatísticas básicas de validação do modelo referentes às quantidades precipitadas, neste item os dias sem chuva não são ignorados.
- Distribuição de probabilidades para as sequências de dias secos: no intuito de realizar uma análise mais aprofundada dos períodos de estiagem, as distribuições de probabilidades empíricas das sequências de dias secos entre as séries geradas e as originais são comparadas.

Espera-se, através dessas análises, a obtenção de uma avaliação mais criteriosa das séries geradas pelo modelo construído.

Por fim, tendo sido apresentados todos os métodos utilizados para a elaboração do programa de geração de séries sintéticas, pode-se traçar um organograma completo do algoritmo desenvolvido nesta dissertação. Está apresentado na figura 8.

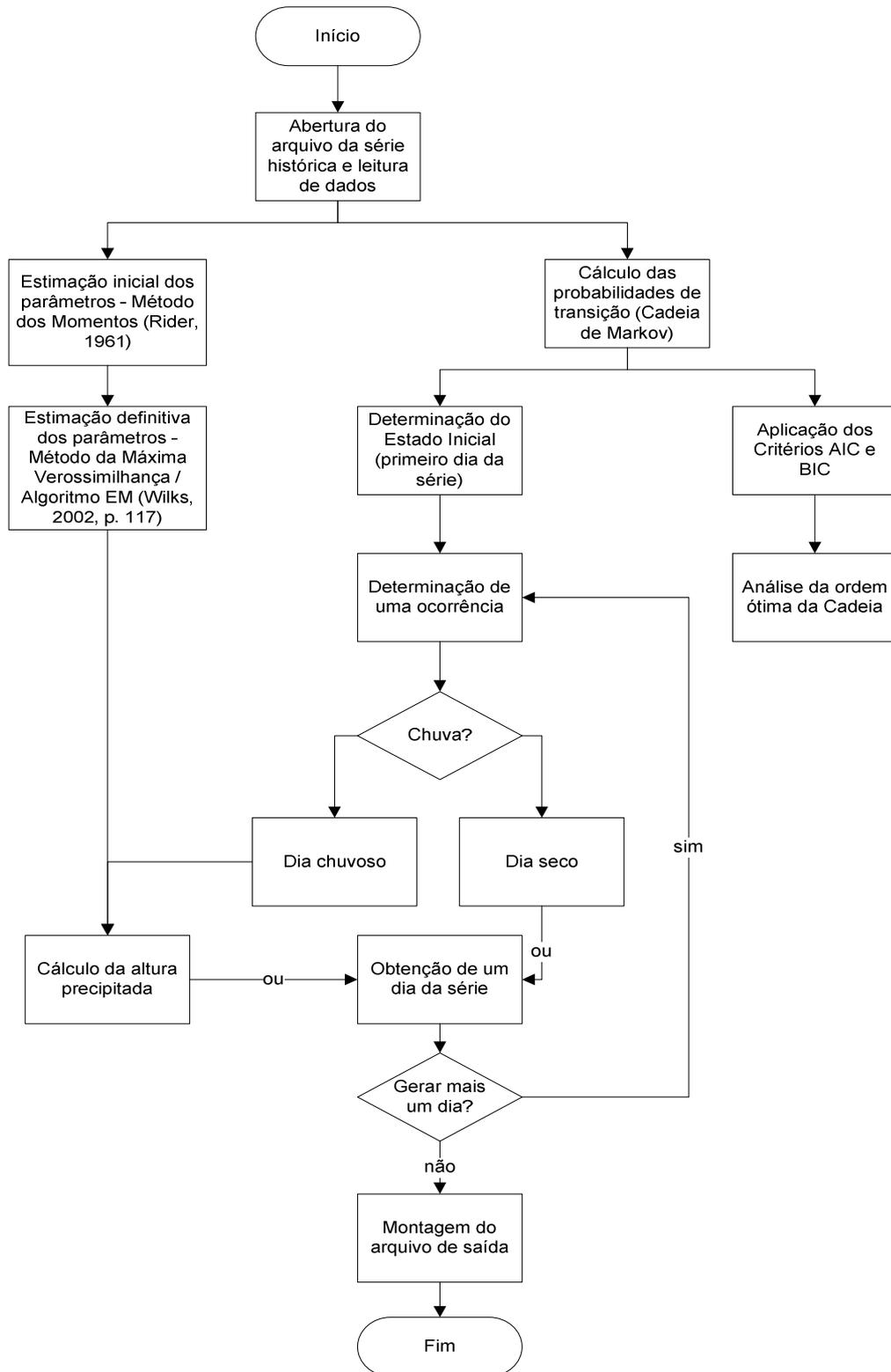


FIGURA 8 – ALGORITMO DE GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS

## CAPÍTULO III - DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

Para a aplicação do modelo proposto, foram escolhidas estações pluviométricas localizadas nas bacias hidrográficas dos rios Paraná e Uruguai. Ambas as bacias cumprem um importante papel no cenário de geração de energia hidrelétrica do Brasil. Somadas, contém aproximadamente 63,6% do potencial hidrelétrico brasileiro instalado, além do potencial remanescente para futuras instalações (ANEEL, 2005). Todo esse potencial é um grande fator motivacional para a escolha da área.

Pode-se também citar como fator importante para a aplicação do modelo neste local a falta de estudos desse tipo na região. Os dois únicos encontrados foram os trabalhos de Nascimento e Kelman (1995) e Gomes *et al.* (2006), ambos aplicados à bacia do rio Uruguai, no Rio Grande do Sul. Nos Estados de Santa Catarina, Paraná e São Paulo, além do estudo Krüger, Kaviski e Müller (1998), poucas referências existem.

Além das características das bacias em estudo, serão descritas também as estações das quais as séries históricas foram retiradas e seu critério de escolha. Está inclusa também uma análise sobre a condição dessas séries, com comentários sobre a quantidade de anos disponíveis nos registros e os dados faltantes.

### 3.1 BACIAS HIDROGRÁFICAS EM ESTUDO

O território brasileiro é dotado de uma complexa rede hidrográfica, marcada por importantes rios. A maioria desses rios é do tipo planalto, ou seja, apresentam quebras de declive e vales devido às configurações do relevo. Essa é a característica que torna o Brasil um país com um dos maiores potenciais hidrelétricos do mundo. Grande parte dos rios brasileiros é alimentada por águas da chuva, marcando um regime exclusivamente pluvial. Os cursos são predominantemente exorréicos, ou seja, possuem sentido continente-mar.

Muitas são as divisões adotadas entre as grandes bacias hidrográficas brasileiras. A figura 9 traz uma delas, adotada pela Agência Nacional de Energia Elétrica brasileira (ANEEL, 2005), com destaque às bacias dos rios Paraná e Uruguai,

utilizadas na presente dissertação. As divisas apresentadas na figura referem-se à divisão territorial dos Estados brasileiros.

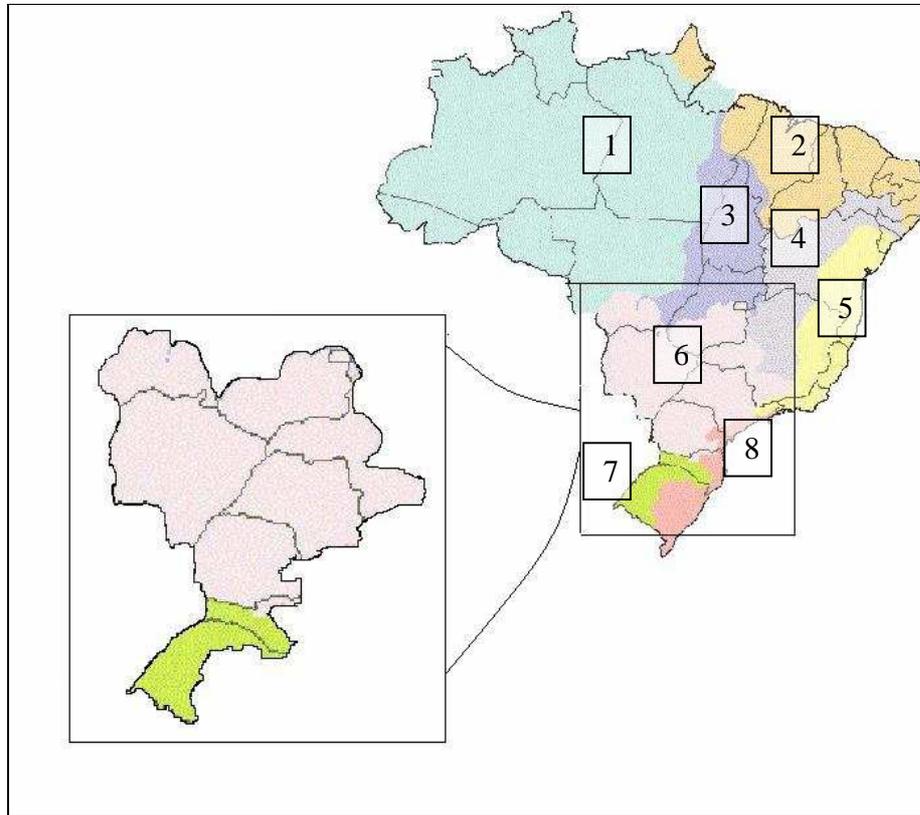


FIGURA 9 – BACIAS HIDROGRÁFICAS BRASILEIRAS – (1) AMAZONAS (2) ATLÂNTICO NORTE-NORDESTE (3) TOCANTINS (4) SÃO FRANCISCO (5) ATLÂNTICO LESTE (6) PARANÁ (7) URUGUAI (8) ATLÂNTICO SUL-SUDESTE

FONTE: Adaptado de Economia BR (disponível em <[http://www.economiabr.defesabr.com/Fotos/Bacias\\_BR.gif](http://www.economiabr.defesabr.com/Fotos/Bacias_BR.gif)>)

A bacia do rio Paraná ocupa uma área de aproximadamente 1237 mil km<sup>2</sup>, distribuídos entre os Estados de Goiás, Minas Gerais, Mato Grosso do Sul, São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul, além do Distrito Federal. Localiza-se entre os paralelos de 14° e 27° (Sul) e os meridianos de 43° e 60° (Oeste), possuindo uma vazão média anual de 15620 m<sup>3</sup>/s e um volume médio anual de 495 km<sup>3</sup> (ANEEL, 2005). É delimitada, ao Norte, pelas bacias Amazônica e Tocantins, a nordeste pela bacia do rio São Francisco, a Leste pelas bacias Atlântico Leste e Sul-Sudeste e a Sul pelas bacias do rio Uruguai e Atlântico Sul-Sudeste.

Seus rios secundários, ao contrário da maioria dos rios brasileiros, apresentam a característica de serem endorréicos, isto é, cursam para o interior do continente, onde

deságuam em outros rios. Formam oito sub-bacias de destaque, mostradas na figura 10.

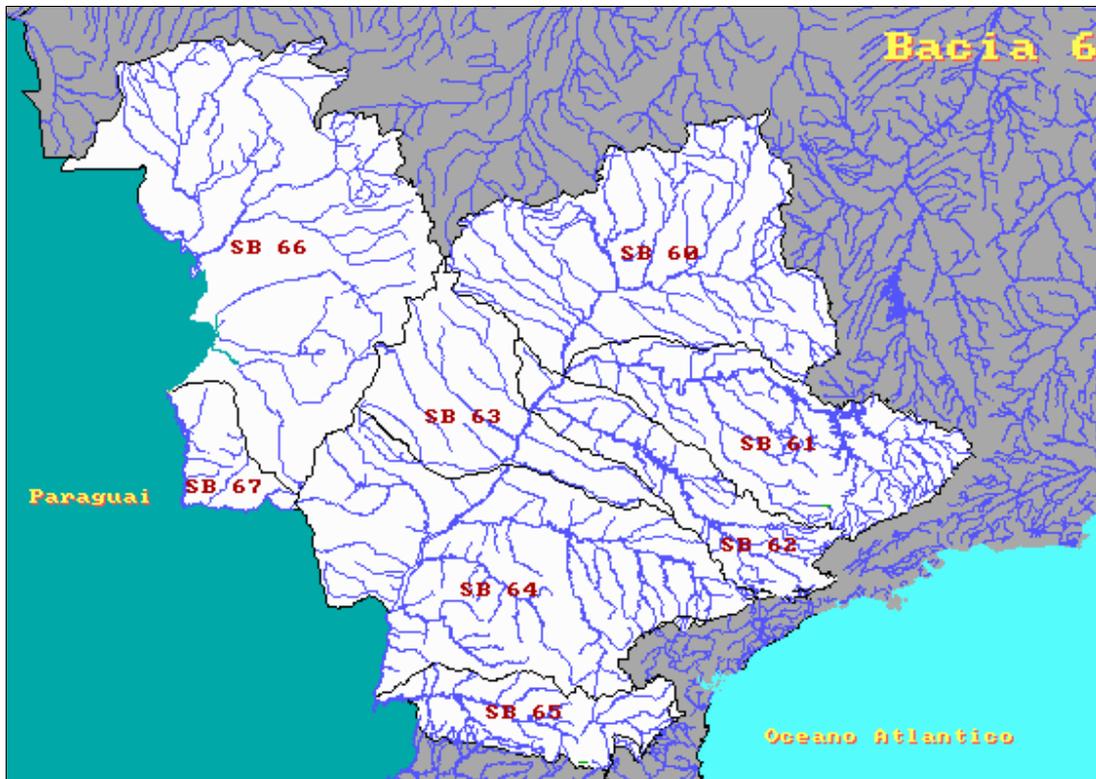


FIGURA 10 – SUB-BACIAS DO RIO PARANÁ – (60) RIO PARANAÍBA (61) RIO GRANDE (62) RIOS PARANÁ, TIETÉ E OUTROS (63) RIOS PARANÁ, PARDO E OUTROS (64) RIOS PARANÁ, PARANAPANEMA E OUTROS (65) RIOS PARANÁ, IGUAÇU E OUTROS (66) RIOS PARAGUAI, SÃO LOURENÇO E OUTROS (67) RIOS PARAGUAI, APA E OUTROS (68) RIOS PARANÁ, CORRIENTES E OUTROS

FONTE: ANEEL, 2005

A bacia do rio Paraná possui uma importância significativa dentre as outras bacias brasileiras por apresentar o maior potencial hidrelétrico instalado. Itaipu, Ilha Solteira, Foz do Areia, Jupiá, Marimbondo, Porto Primavera, Salto Santiago, Água Vermelha, Segredo e outras grandes usinas operam nessa bacia, totalizando uma potência de 39262,81 mega-watts instalados, 59,3% de todo o território nacional (Eletrobrás, 2003 *apud* ANEEL, 2005).

A bacia do rio Uruguai ocupa uma área de aproximadamente 175 mil km<sup>2</sup> em território brasileiro (385 mil km<sup>2</sup> no total), contendo os Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Localiza-se entre os paralelos de 27° e 32° (Sul) e os meridianos de 49°30' e 58°15' (Oeste), com uma vazão média anual de 3600 m<sup>3</sup>/s e um volume médio

anual de 114 km<sup>3</sup> (ANEEL, 2005). Sua porção brasileira é delimitada, ao Norte, pela bacia do rio Paraná, a nordeste e a Leste pela bacia do Atlântico Sul-Sudeste, a Oeste pela Argentina e a Sul pelo Uruguai.

Da mesma forma que a bacia do rio Paraná, os rios secundários da bacia do rio Uruguai são endorréicos e deságuam em outros rios cujo destino final é o grande rio da Prata. Formam oito sub-bacias, conforme mostra a figura 11.

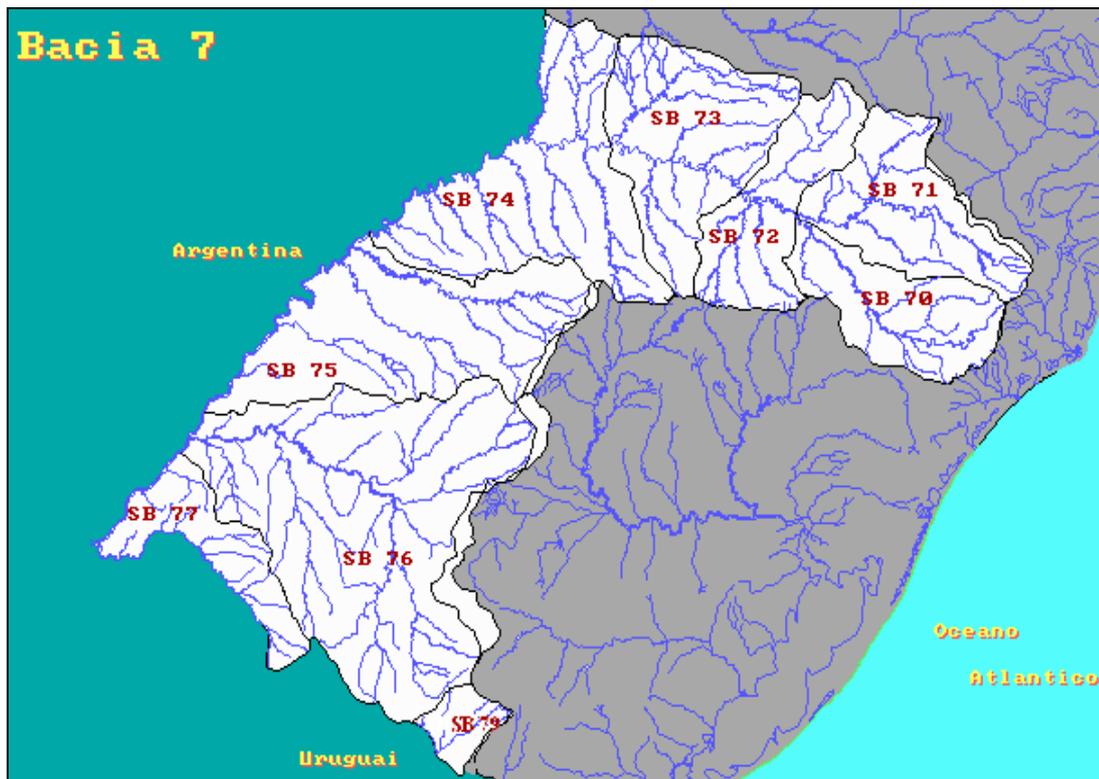


FIGURA 11 – SUB-BACIAS DO RIO URUGUAI – (70) RIO PELOTAS (71) RIO CANOAS (72) RIOS URUGUAI, DO PEIXE E OUTROS (73) RIOS URUGUAI, CHAPECÓ E OUTROS (74) RIOS URUGUAI, DA VÁRZEA E OUTROS (75) RIOS URUGUAI, IJUÍ E OUTROS (76) RIOS URUGUAI, IBICUÍ E OUTROS (77) RIOS URUGUAI, QUARAÍ E OUTROS (79) RIOS URUGUAI, NEGRO E OUTROS

FONTE: ANEEL (2005)

A geração de hidroeletricidade nesta bacia não é comparável ao da bacia do rio Paraná, entretanto ela tem um potencial a instalar de aproximadamente 40500 megawatts, considerando também os lados argentinos e uruguaios de sua área. Isso faz com que a bacia do rio Uruguai tenha uma das maiores relações de geração de energia por km<sup>2</sup> do mundo. Mesmo assim, podem-se encontrar usinas de grande capacidade de geração, como Itá, Machadinho e Salto Grande (bi-nacional entre Argentina e Uruguai).

Para a caracterização geral do clima no qual as bacias dos rios Paraná e Uruguai estão inseridas, é utilizada a forma mais recente da classificação de Köppen-Geider (Peel, Finlayson e McMahon, 2007). Essa classificação foi elaborada inicialmente com informações relacionadas a relevos, vegetações, regimes pluviométricos e temperaturas. A partir de então, novas atualizações são propostas, com informações adicionais de novas estações de medição espalhadas pelo mundo. Os mapas climáticos mostrados em Peel, Finlayson e McMahon (2007) limitam-se a uma escala continental.

Ambas as bacias estudadas possuem clima predominantemente do tipo Cfa. Algumas regiões de São Paulo e Minas Gerais, apresentam também climas dos tipos Cwa e Cwb. A região noroeste da bacia do rio Paraná (partes dos Estados de Goiás, Minas Gerais e Mato Grosso do Sul) possui clima do tipo Aw. Por fim, existem pontos isolados entre os Estados do Paraná e de Santa Catarina que possuem clima do tipo Cfb. A tabela 7 descreve as siglas utilizadas na caracterização climática das bacias analisadas.

TABELA 6 – CLASSIFICAÇÃO DE KÖPPEN-GEIDER ATUALIZADA PARA AS BACIAS DOS RIOS PARANÁ E URUGUAI

1ª Letra	2ª Letra	3ª Letra	Descrição
A			Tropical
	f		- Floresta Tropical
	m		- Monções
	w		- Savana
C			Temperado
	s		- Verão Seco
	w		- Inverno Seco
	f		- Sem Estação Seca
		a	- Verão Quente
		b	- Verão Ameno
		c	- Verão Frio

FONTE: Adaptado de Peel, Finlayson e McMahon, 2007 (tradução do autor)

Diferentemente da classificação a nível continental acima descrita, Mendonça e Danni-Oliveira (2007) oferecem uma análise mais refinada dos tipos climáticos encontrados na região de interesse. Os domínios climáticos encontrados são dois: clima tropical úmido-seco e clima subtropical úmido. Na região formada pelos Estados de Goiás, Minas Gerais, Mato Grosso do Sul e Centro-Norte de São Paulo, predomina o clima tropical úmido-seco, com duas distinções: região sem seca (Oeste) e região com

um a três meses secos (Leste). Por sua vez, a região formada pelos Estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná, além das áreas remanescentes de São Paulo, apresenta clima subtropical úmido, também com duas distinções: inverno frio (Leste dos Estados do Paraná e Santa Catarina) e com inverno fresco a frio (demais localidades). As principais características encontradas nessas regiões são apresentadas na sequência.

Nas áreas de clima tropical úmido-seco pode-se encontrar uma grande variedade de tipos de tempo durante o ano. A tendência é tempo quente e úmido no verão e quente e seco no inverno. As temperaturas médias variam entre 20°C ao Sul e 26°C na porção centro-Norte. As máximas atingem médias de 36°C nos meses mais quentes, enquanto as mínimas chegam a 8°C, no inverno. A precipitação média para estas áreas pode superar os 2000 mm e, como dito, grande parte das ocorrências se dá nos meses mais quentes do ano.

No caso das regiões de clima subtropical úmido, observa-se uma discrepância entre o regime de temperaturas e o pluvial durante o ano. A variabilidade térmica é acentuada, com médias entre 14°C e 22°C, podendo chegar a 10°C nas porções de maior altitude. Em média, os registros máximos situam-se entre 26°C e 30°C, enquanto que os mínimos chegam próximos aos 0°C. Mesmo assim, os registros de neve limitam-se a poucos pontos serranos (em geral nas serras gaúchas e catarinenses), fazendo com que o regime pluviométrico da bacia inteira possa ser caracterizado somente por chuvas. Diferentemente desta variabilidade de temperaturas, a distribuição das precipitações ao longo do ano é regular e as médias ficam entre 1250 mm e 2000 mm.

Ainda de acordo com Mendonça e Danni-Oliveira (2007), o mecanismo gerador das precipitações tanto na região Sul do país quanto nas porções meridionais dos Estados de São Paulo e Mato Grosso do Sul é fortemente influenciado pela Frente Polar Atlântica (FPA). Para eles, “uma parcela considerável do dinamismo das chuvas e da circulação atmosférica dessas áreas tem origem nos processos frotogenéticos da FPA”. A Massa Polar Atlântica (MPA), formadora dos processos FPA, origina-se do atrito do ar polar, oriundo do Oceano Pacífico-Sul, com a Cordilheira dos Andes.

### 3.2 ESTAÇÕES SELECIONADAS

No intuito de testar o modelo sob as diferentes condições climáticas encontradas dentro da área de estudo, optou-se por escolher estações pluviométricas bem distribuídas dentro de cada bacia. Dessa maneira, o número total de estações selecionadas ficou fixado em 11. A tabela 8 descreve as estações selecionadas e suas principais características. A figura 12, por sua vez, mostra a localização das estações nas bacias estudadas.

Outro fator importante para a definição das estações foi o tamanho da série histórica disponível. Optou-se por trabalhar com séries de mesmo comprimento, fato que exigiu um minucioso trabalho de pesquisa nas várias estações de medição existentes. O maior período comum encontrado foi definido pelas estações de Caracol (cód. 02257000) e Caiuá (cód. 02151035), para os limites inferior e superior, respectivamente. Assim, as séries utilizadas no modelo compreendem o período de 01/12/1969 a 31/12/2003, totalizando 35 anos ou 12760 dias de registros, para cada estação.

Todas as estações selecionadas possuem como responsável a Agência Nacional de Águas (ANA), com exceção da estação de Caiuá (cód. 02151035), cujo responsável é um convênio entre a Fundação Centro Tecnológico de Hidráulica e o Departamento de Águas e Energia Elétrica de São Paulo (FCTH/DAEE). Três delas são operadas por pluviômetros e pluviógrafos em conjunto (Monte Alegre de Minas, cód. 01848000; Tomazina, cód. 02349033 e Campina da Alegria, cód. 02651001). As demais estações registram dados com a ajuda de um pluviômetro simples. Cabe lembrar que a diferença entre os dois aparelhos reside no fato de que pluviômetros somente armazenam água de chuva para uma leitura única. Pluviógrafos, por sua vez, registram a variação da chuva no decorrer do tempo, o que o torna mais interessante do ponto de vista de análises mais criteriosas (Pinto et al., 1976, p. 9). Contudo, para estudos como os da presente dissertação, não são necessários registros em escalas de tempo inferiores a um dia. Por esse motivo o fato de que a maioria dos dados seja coletada de pluviômetros não representa um problema.

TABELA 7 – ESTAÇÕES PLUVIOMÉTRICAS SELECIONADAS

#	Estação	Cód. ANA	Sub-bacia (cód.)	Município	Latitude (Oeste)	Longitude (Sul)	Altitude (m)	Período de Observação
MAM	Monte Alegre de Minas	01848000	Rio Parnaíba (60)	Monte Alegre de Minas	18°52'20"	48°52'10"	730,00	jan/41 a dez/05
UCC	Usina Couro do Cervo	02145007	Rio Grande (61)	Lavras	21°20'37"	45°10'13"	813,00	fev/41 a set/06
MM	Monte Mor	02247058	Rio Tietê (62)	Monte Mor	22°57'39"	47°17'45"	560,00	ago/53 a dez/06
Ca	Caiuá	02151035	Rios Paraná, Pardo e Outros (63)	Caiuá	21°50'00"	51°59'00"	350,00	jan/42 a set/04
To	Tomazina	02349033	Rios Paraná, Paranapanema e Outros (64)	Tomazina	23°46'00"	49°57'00"	483,00	jul/37 a jul/07
UV	União da Vitória - 396	02651000	Rios Paraná, Iguçu e Outros (65)	União da Vitória	26°13'41"	51°04'49"	736,00	fev/38 a dez/06
Ta	Taiamã	01655003	Rios Paraguai, São Lourenço e Outros (66)	Santo Antônio do Leverger	16°43'39"	55°31'17"	163,00	jan/64 a nov/07
Co	Caracol	02257000	Rios Paraguai, Apa e Outros (67)	Caracol	22°01'51"	57°01'45"	247,00	jul/68 a nov/07
PM	Passo Marombas	02750009	Rio Canoas (71)	Curitibanos	27°19'51"	50°45'03"	829,00	jun/58 a ago/08
LC	Linha Cescon	02753004	Rios Uruguai, da Várzea e Outros (74)	Sarandi	27°48'42"	53°01'40"	350,00	jun/59 a ago/08
Cq	Cacequi	02954001	Rios Uruguai, Ibicuí e Outros (76)	Cacequi	29°52'40"	54°49'25"	100,00	abr/43 a ago/08

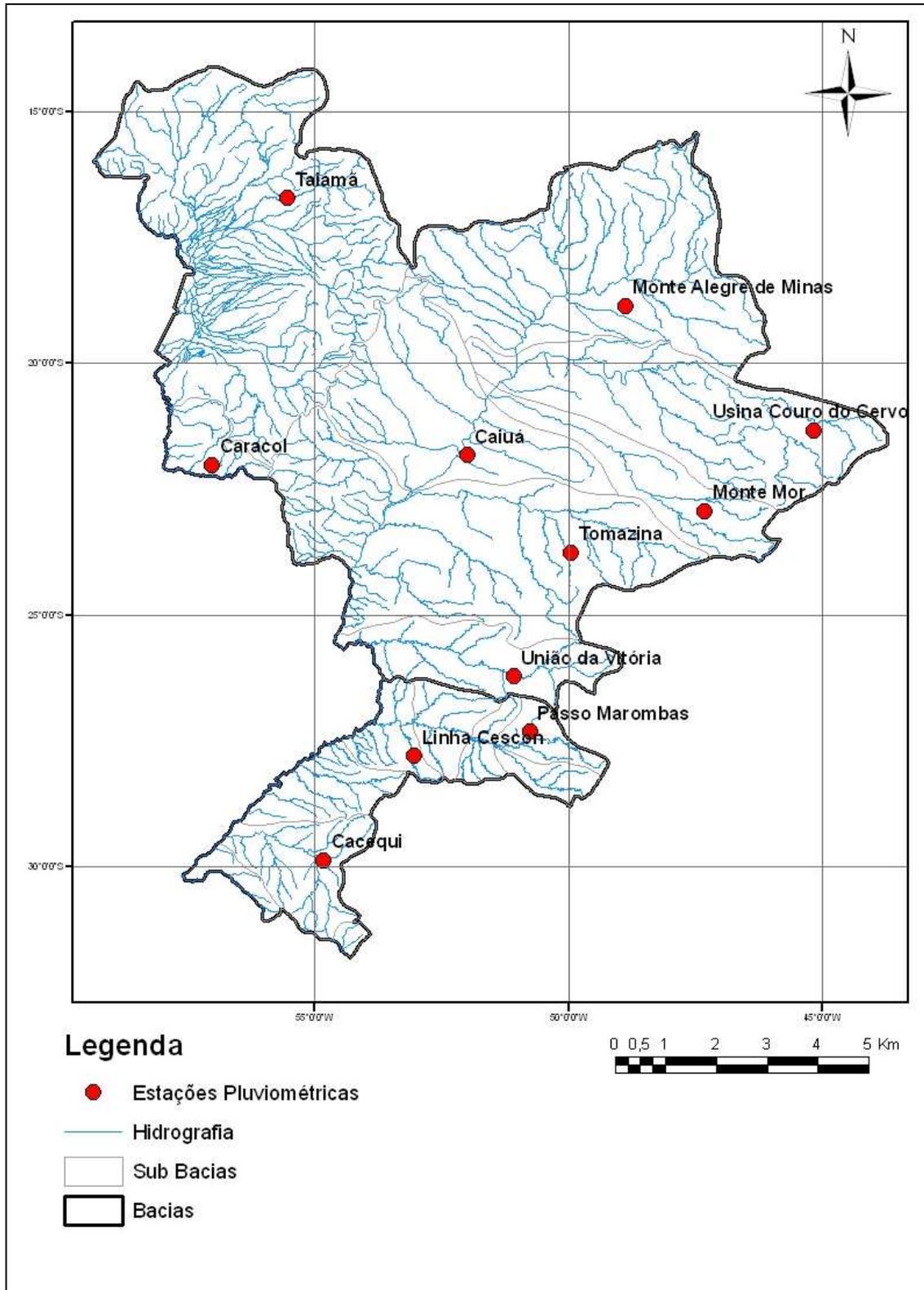


FIGURA 12 – LOCALIZAÇÃO DAS ESTAÇÕES SELECIONADAS

A figura 13 traz um apanhado geral sobre as condições das séries históricas. Todos os registros foram retirados do Sistema de Informações Hidrológicas da Agência Nacional de Águas, disponíveis em versão on-line na página *Hidroweb* (<<http://hidroweb.ana.gov.br/>>). Pode-se notar que algumas estações possuem falhas nos registros; essas falhas referem-se simplesmente a alguns dias em branco. Pelo grande volume de dados diários trabalhados, optou-se por representar a figura 13 em escala anual, apenas ilustrando os anos que possuem algumas falhas em seus registros. Esse fato também não representa maiores problemas para a aplicação do modelo em questão, pois tanto as probabilidades de transição quanto as estimativas dos parâmetros necessários podem ser efetuadas com a presença de dados faltantes (ver Capítulo II). Entretanto, entende-se que os cálculos são prejudicados, pois perdem em precisão. Além disso, dados faltantes podem representar registros significativos de precipitação em determinado período que não estão documentados. Se existirem casos como esse, o modelo é mais uma vez prejudicado, haja vista que dados significativos influem diretamente em sua formulação. Mesmo assim, optou-se por não empregar nenhum método de preenchimento de falhas. Essa decisão foi tomada principalmente por não se encontrar nenhuma referência bibliográfica que trouxesse ou recomendasse técnicas de preenchimento de falhas em dados diários.

Pinto *et al.* (1976, p 15) mostra um procedimento muito utilizado para o preenchimento de falhas nas séries. É baseada em médias e registros pontuais de estações vizinhas, partindo do pressuposto que a precipitação em uma estação é proporcional à de estações próximas. Entretanto, no caso da escala diária, a variabilidade da chuva (ocorrências e quantidades) é grande o que torna arriscado assumir a proporcionalidade entre estações.

#	MAM	UCC	MM	Ca	To	UV	Ta	Co	PM	LC	Cq
1969	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1970	C	C	C	F	C	B	C	C	C	C	C
1971	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1972	C	C	F	B	C	B	C	C	C	C	C
1973	F	C	C	B	C	B	C	F	C	C	C
1974	F	C	C	B	C	B	C	F	C	C	C
1975	C	C	C	B	C	B	C	F	C	C	C
1976	C	C	C	B	F	B	C	C	C	C	C
1977	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1978	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1979	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1980	C	C	C	B	C	F	C	C	C	C	C
1981	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
1982	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1983	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1984	C	C	C	B	C	C	C	F	C	C	C
1985	C	C	C	B	C	C	C	F	C	C	C
1986	C	C	C	B	C	C	C	F	C	C	C
1987	C	C	C	B	C	C	C	F	C	C	C
1988	F	C	F	B	C	C	F	F	C	C	C
1989	C	F	C	B	C	C	F	F	C	C	C
1990	C	C	C	B	C	C	F	F	C	C	C
1991	C	C	C	B	C	C	F	F	C	C	C
1992	C	C	C	B	C	C	F	F	C	F	C
1993	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1994	C	C	F	B	C	C	C	C	C	C	C
1995	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1996	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1997	C	C	F	B	C	C	C	C	C	C	C
1998	C	C	C	B	C	C	C	C	C	C	C
1999	F	C	F	F	C	C	C	C	C	C	C
2000	C	C	C	B	F	C	C	C	C	C	C
2001	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
2002	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C
2003	C	C	C	B	C	B	C	C	C	C	C

FIGURA 13 – CONDIÇÕES DAS SÉRIES HISTÓRICAS – A IDENTIFICAÇÃO DAS ESTAÇÕES SÃO AS ADOTADOS NA TABELA 8 (C) DADOS CONSISTIDOS (B) DADOS BRUTOS (F) ANOS COM ALGUMAS FALHAS NOS REGISTROS

Em relação à condição dos dados disponíveis, percebe-se que a grande maioria é consistida. Isso significa dizer que os registros passaram por uma análise, na qual os possíveis erros nas anotações foram corrigidos. Existem diversos métodos para a verificação da homogeneidade e consistência das séries. O Método da Curva Dupla Acumulativa, por exemplo, é um dos mais simples e ainda assim o mais utilizado (sua formulação pode ser encontrada em Pinto *et al.*, 1976, p. 15). Porém, não foi possível determinar os métodos adotados pelos responsáveis das séries para consistir os dados pluviométricos.

## **CAPÍTULO IV - APLICAÇÃO DO MODELO**

No presente Capítulo são mostrados os resultados obtidos com a aplicação do modelo univariado descrito nas diversas estações selecionadas (tabela 8). Primeiramente são expostas as considerações adotadas para a obtenção das séries sintéticas. A seguir são exibidas as probabilidades de transição calculadas para cada estação pluviométrica, bem como os veredictos da aplicação dos critérios AIC e BIC. Os resultados das estimações dos parâmetros da distribuição exponencial mista, pelos dois métodos utilizados, são apresentados na sequência. Por serem resultados numerosos, três postos foram escolhidos para a exposição dos resultados no corpo do texto: Taiamã (cód. 01655003), União da Vitória – 396 (cód. 02651000) e Cacequi (cód. 02954001). Cada uma dessas estações pluviométricas está localizada, propositalmente, em regiões climatologicamente distintas dentro da área de estudo. Na continuação, são exibidos os resultados da validação do modelo univariado e as análises extras efetuadas, de acordo com os critérios definidos na seção 2.3 e 2.4 respectivamente. As informações completas sobre as séries sintéticas geradas em todos os demais postos podem ser visualizadas no Apêndice 1.

Todos os cálculos e rotinas necessárias foram programados em linguagem Matlab (versão 6.0.0.88 – R12, 2000, The Mathworks Inc, sob licença). Os algoritmos estão transcritos no Apêndice 2 desta dissertação.

### **4.1 CONSIDERAÇÕES PARA APLICAÇÃO DO MODELO**

Para a obtenção dos resultados propostos nos objetivos deste trabalho, algumas considerações iniciais são adotadas. A primeira refere-se ao tratamento dado à sazonalidade; da mesma forma que em Wilks (1998), Haan, Allen e Street (1976) e Liao, Zhang e Chen (2004), assume-se que existe uma sazonalidade mensal. Portanto, cada ano das séries históricas é separado mês a mês. As séries utilizadas para executar o programa são formadas pelos agrupamentos dos meses de mesmo nome. Assim, cada estação é composta por 12 séries de 35 anos cada. Todo o procedimento

explicado no Capítulo II é efetuado 132 vezes no total (12 meses multiplicados pelas 11 estações consideradas).

É importante dizer que, dentro de cada mês, assumiram-se séries históricas estacionárias. Adotou-se essa consideração pois ela traz consigo um conceito de “equilíbrio” estatístico. Para processos que lidam com séries temporais, como no caso do modelo em questão, a estacionariedade aparece como um pré-requisito necessário para uma boa reprodução de fenômenos dinâmicos naturais através de um intervalo finito de dados. Dentre todos os autores pesquisados para o desenvolvimento dessa dissertação, pouquíssimos foram os que tentaram modelar as precipitações considerando o sistema não estacionário (Rajagopalan, Lall e Tarboton, 1996). Ainda assim, o modelo desenvolvido tinha conotação não paramétrica. No caso de modelos paramétricos, a condição de estacionariedade é unânime entre os pesquisadores.

Os diversos números aleatórios necessários para a implementação do método são gerados diretamente através do *software* Matlab, que possui ferramentas programadas com esse objetivo. Moler (2004) traz uma boa descrição dos métodos utilizados pelo programa para a geração de tais números. Segundo o autor, o período do gerador aproxima-se de  $2^{1492}$  antes de se repetir. Obviamente, nesta dissertação não serão necessários tantos números aleatórios assim, entretanto adotou-se como medida preventiva a renovação da semente do gerador a cada nova execução do modelo.

De grande importância para o presente estudo, a definição do limite de chuva para que um dia seja considerado úmido faz-se necessária. Deni, Jemain e Ibrahim (2008) reforçam essa importância ao notar que diferentes valores limites podem mudar a ordem ótima da cadeia markoviana a ser utilizada. A tabela 9 resume os valores adotados por diversos autores. O valor limite escolhido para esta dissertação é o mesmo utilizado por Wilks (1998), Brissette, Khalili e Leconte (2007) e Katz (1977): 0,3 mm.

TABELA 8 – VALORES COMUNS DE LIMITES PARA QUE UM DIA SEJA CONSIDERADO CHUVOSO

Autores	Valores Limite (mm)
Azevedo e Leitão (1990)	0,5
Brissette, Khalili e Leconte (2007)	0,3
Jimoh e Webster (1996)	0,3; 2,0 e 5,0
Deni, Jemain e Ibrahim (2008)	0,1 e 10,0
Katz (1977)	0,3
Mehrotra e Sharma (2007)	0,3
Srikatan, Harrold e Sharma (2005)	0,3
Oliveira (2003)	2,5
Wilks (1998)	0,3

Os resultados apresentados a seguir se referem à aplicação do modelo nos moldes do fluxograma mostrado na figura 8 (Capítulo II). No intuito de dar flexibilidade à utilização do programa, optou-se pela elaboração de quatro módulos separados, a saber:

- Módulo 1 – “*Ordem\_Markov.m*”: faz a análise da ordem ótima da cadeia de Markov a ser usada no posto em questão, baseada nos critérios AIC e BIC. Calcula também todas as probabilidades de transição necessárias;
- Módulo 2 – “*Gerar.m*”: a partir das probabilidades de transição calculadas no módulo 1, gera as séries;
- Módulo 3 – “*Validacao.m*”: executa todos os cálculos estatísticos pertinentes à validação das séries geradas no módulo 2.
- Módulo 4 – “*Valores\_extremos.m*”: faz as análises referentes aos eventos extremos, conforme exposto no item 2.4.

Desta forma, a integral execução do procedimento explicado no Capítulo II consiste na aplicação dos quatro módulos computacionais supracitados.

#### 4.2 DETERMINAÇÃO DAS OCORRÊNCIAS

Para a determinação das ocorrências das precipitações, são executados os módulos 1 e 2 do programa, em sequência. As figuras 14 e 15 mostram, de forma esquemática, quais são os dados de entrada necessários e os dados de saída que cada módulo produz.

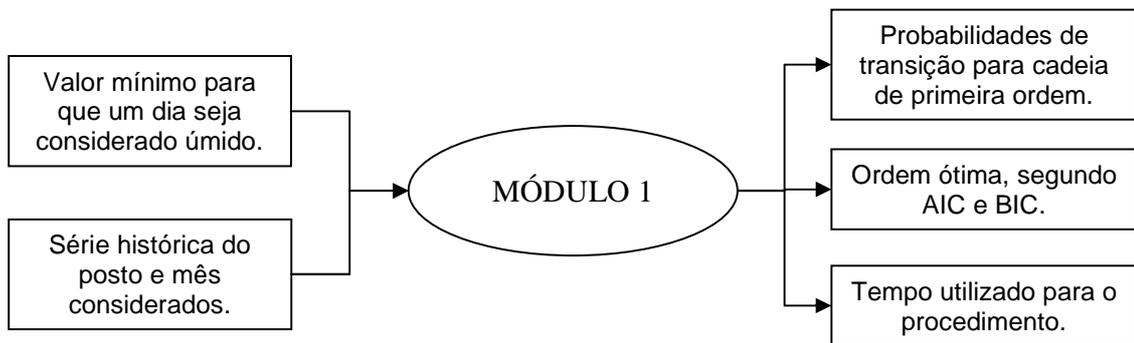


FIGURA 14 – DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 1

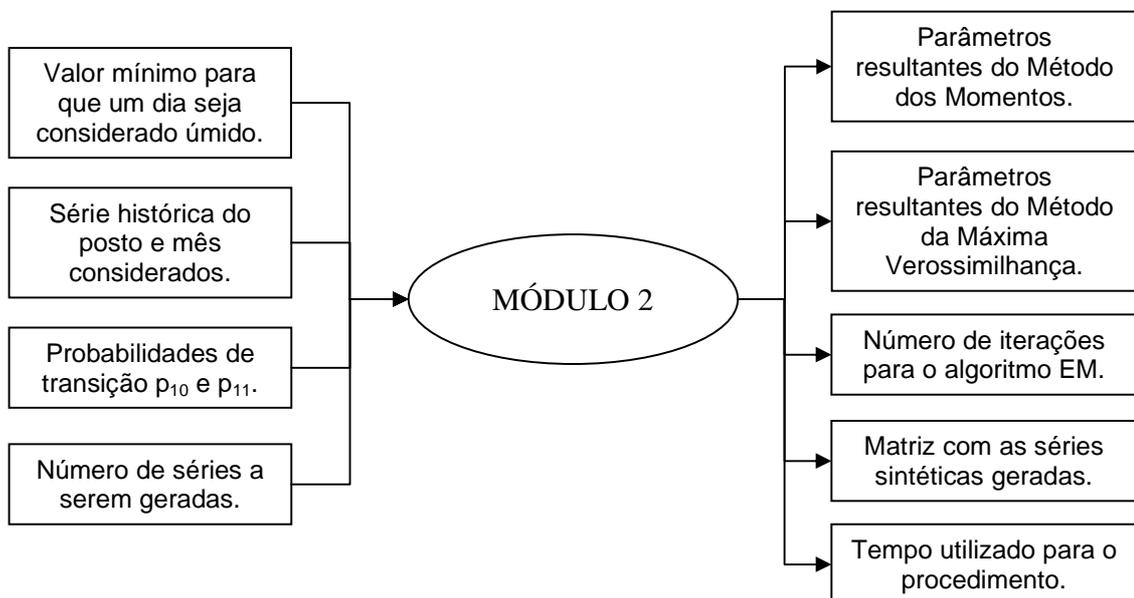


FIGURA 15 – DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 2

Os algoritmos completos, bem como exemplos de telas do programa, podem ser visualizados no Apêndice 2 desta dissertação. Analisando as figuras 14 e 15, nota-se que somente o módulo 1 traz uma análise direta das cadeias de Markov. O módulo 2 também trabalha com a determinação das ocorrências, porém simultaneamente com o cálculo das alturas precipitadas. Por esse motivo, esta seção restringe-se à análise das probabilidades de transição e dos critérios AIC e BIC calculados. A completa análise do desempenho das cadeias de Markov, em termos de números de dias chuvosos e secos, é apresentada na seção 4.4.

A aplicação do módulo 1 às séries das estações em questão resulta, primeiramente, na determinação das probabilidades de transição entre estados. Os

resultados, para as estações pluviométricas de Taiamã, União da Vitória – 396 e Cacequi, estão expressos na tabela 9. Além dos parâmetros citados da cadeia markoviana e dos critérios AIC e BIC, a última coluna da tabela 9 mostra o tempo de processamento utilizado pelo computador nos cálculos. Para os resultados nos demais postos pluviométricos, ver Apêndice 1.

Em relação ao cálculo das probabilidades há de se fazer uma ressalva. Por imposição da sazonalidade, a contagem de dias secos ou chuvosos da série histórica é feita considerando-se os meses individualmente. Isto significa que a correlação entre o último dia do mês  $i$  e o primeiro dia do mês  $i+1$  não é preservada. Esse fato agrega um pequeno erro ao cálculo das probabilidades de transição, entretanto, em valores absolutos, esse erro tem ordem de grandeza de décimos, valor que não interfere significativamente nos resultados finais. Além disso, esses pequenos erros atingem somente 35 dias (transições entre meses) presentes em cada série de aproximadamente 1050 dias.

TABELA 9 – RESULTADOS DAS APLICAÇÕES DO MÓDULO 1

Estações	Meses	Parâmetros cadeia de Markov				Ordem Ótima		Tempo (s)
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,6761	0,3239	0,4936	0,5064	2	1	2,34
	Fevereiro	0,6255	0,3745	0,5611	0,4389	2	0	2,16
	Março	0,6952	0,3048	0,5801	0,4199	2	1	2,88
	Abril	0,8235	0,1765	0,6882	0,3118	1	1	1,44
	Maior	0,9077	0,0923	0,7429	0,2571	1	1	1,55
	Junho	0,9605	0,0395	0,7907	0,2093	1	1	1,39
	Julho	0,9776	0,0224	0,9091	0,0909	1	0	1,39
	Agosto	0,9677	0,0323	0,8788	0,1212	1	0	1,05
	Setembro	0,8849	0,1151	0,8230	0,1770	2	0	3,02
	Outubro	0,8138	0,1862	0,7462	0,2538	2	0	1,47
	Novembro	0,7061	0,2939	0,6689	0,3311	2	0	1,56
	Dezembro	0,6727	0,3273	0,5534	0,4466	2	1	1,63

continua

<b>conclusão</b>								
Estações	Meses	Parâmetros Cadeia de Markov				Ordem Ótima		Tempo (s)
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,6684	0,3316	0,4012	0,5988	2	2	5,17
	Fevereiro	0,6424	0,3576	0,3590	0,6410	1	1	2,8
	Março	0,6885	0,3115	0,4556	0,5444	2	1	10,64
	Abril	0,7712	0,2288	0,5160	0,4840	2	1	1,7
	Maio	0,7958	0,2042	0,5100	0,4900	1	1	3,31
	Junho	0,7843	0,2157	0,5000	0,5000	1	1	1,83
	Julho	0,8032	0,1968	0,4916	0,5084	1	1	1,45
	Agosto	0,8273	0,1727	0,4784	0,5216	2	1	1,84
	Setembro	0,7601	0,2399	0,4585	0,5415	2	1	2,03
	Outubro	0,6984	0,3016	0,4903	0,5097	1	1	2,27
	Novembro	0,7231	0,2769	0,4817	0,5183	1	1	1,44
	Dezembro	0,6947	0,3053	0,4402	0,5598	1	1	2,66
Cacequi (Ca)	Janeiro	0,8228	0,1772	0,6107	0,3893	1	1	1,06
	Fevereiro	0,7941	0,2059	0,6245	0,3755	1	1	1,38
	Março	0,8312	0,1688	0,6372	0,3628	1	1	1,44
	Abril	0,8157	0,1843	0,6419	0,3581	1	1	1,36
	Maio	0,8547	0,1453	0,6019	0,3981	1	1	1,59
	Junho	0,8162	0,1838	0,6368	0,3632	1	1	1,39
	Julho	0,8053	0,1947	0,6364	0,3636	1	1	1,61
	Agosto	0,8449	0,1551	0,6538	0,3462	1	1	1,28
	Setembro	0,8133	0,1867	0,6398	0,3602	1	1	1,80
	Outubro	0,8173	0,1827	0,6710	0,3290	2	1	1,09
	Novembro	0,8098	0,1902	0,7383	0,2617	1	0	1,44
	Dezembro	0,8430	0,1570	0,7202	0,2798	1	1	1,72

É interessante perceber que as próprias probabilidades de transição trazem, intrinsecamente, informações relativas aos períodos secos ou chuvosos de cada estação. É possível também prever a magnitude de cada período sobre cada posto. Esta constatação fica clara ao comparar os valores das probabilidades em postos climatologicamente distintos. É o caso das três estações meteorológicas plotadas; as variações nas probabilidades de se ter chuvas após um dia seco são bastante acentuadas em Taiamã, por exemplo, localizada na região Sudeste brasileira. Nos meses de inverno, esses valores aproximam-se de zero, indicando uma baixíssima probabilidade desse tipo de transição. Por outro lado, em União da Vitória e Cacequi, localizadas na região Sul do Brasil, a variação entre as probabilidades é mais suave. Os números confirmam o comportamento meteorológico indefinido dessa região do país.

A fim de melhor visualizar as diferenças citadas, foram elaborados dois gráficos comparativos, nos quais as probabilidades de chover após um dia seco ( $p_{10}$ ) e de

chover após um dia úmido ( $p_{11}$ ) são plotadas (figura 16). Ao analisá-los, os distintos comportamentos climáticos ficam evidentes. A escolha por somente essas duas probabilidades vem do fato de que elas são suficientes para definir o processo markoviano utilizado no modelo.

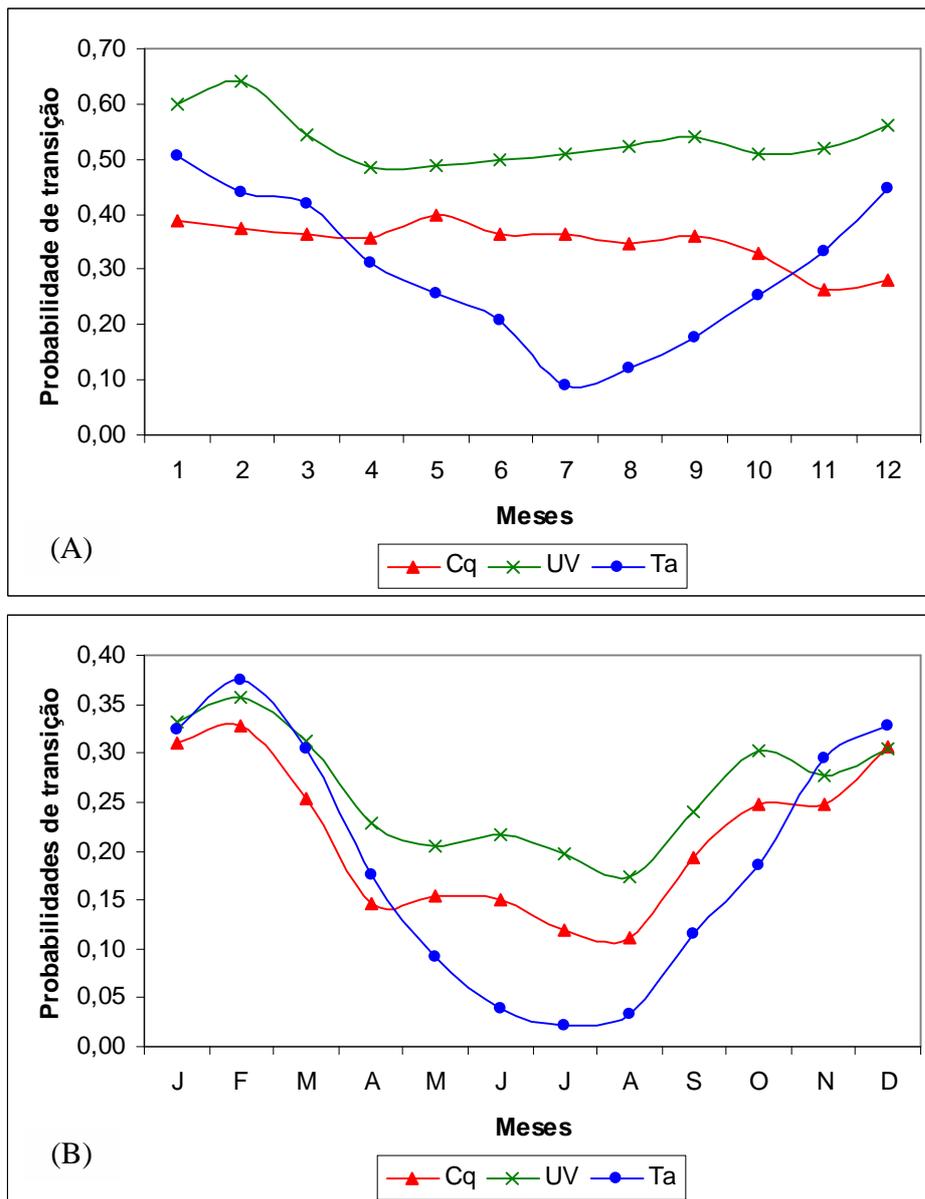


FIGURA 16 – PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO (A) CHUVA APÓS UM DIA SECO ( $p_{10}$ ) (B) CHUVA APÓS UM DIA ÚMIDO ( $p_{11}$ )

Além das características climáticas observadas, os gráficos da figura 16 podem fornecer subsídios para uma análise de tendências em múltiplas localidades. Esse tipo

de análise é feita em estudos multivariados, que objetivam gerar séries de precipitação em várias estações de uma vez só. O principal parâmetro a ser levado em consideração é a correlação espacial entre os locais; assim sendo, os comportamentos semelhantes evidenciados na figura 15 são fatores importantes (Wilks, 1998).

A tabela 9 traz também os resultados dos critérios AIC e BIC calculados para os três casos. Para se ter uma melhor visualização dos veredictos como um todo, elaborou-se uma nova tabela com a contabilização geral, para todas as 11 estações pluviométricas, em termos absolutos e em termos percentuais (Tabela 10):

TABELA 10 – RESULTADOS DOS CRITÉRIOS AIC E BIC

	Números absolutos		Porcentagem	
	AIC	BIC	AIC	BIC
Ordem Ótima 0	0	8	0%	6, %
Ordem Ótima 1	82	119	62%	90%
Ordem Ótima 2	50	5	38%	4%
Totais	132	132	100%	100%

Ambos os critérios indicam clara preferência pela primeira ordem. Percebe-se, entretanto, que o número de indicações para cada uma das ordens difere entre si. Esses resultados demonstram o que Katz (1981) escreveu sobre a diferença entre os dois testes; o critério AIC tende a superestimar a ordem da cadeia a ser utilizada. O estimador BIC apresenta resultados mais consistentes, sendo ele o critério recomendado pelo autor para a determinação da ordem ótima do modelo. Ainda, Wilks (1998) enfatiza que, em amostras grandes (superiores a 1000 elementos) o critério mais recomendado é o BIC.

Um caso particular ocorre principalmente na estação de Taiamã: o estimador BIC previu ordem zero em metade dos casos. Esse resultado era previsível, pois é um posto em uma região climatologicamente bem definida, onde os invernos são extremamente secos. Desse modo, o modelo poderia ser estruturado como uma simples distribuição binomial (ou tentativas de Bernoulli). Entretanto, esse tipo de consideração é demasiado simples para se modelar um fenômeno natural (Chin, 1977).

Com o exposto, podem-se considerar cadeias de Markov de primeira ordem como sendo adequadas para as estações em questão.

### 4.3 DETERMINAÇÃO DAS QUANTIDADES PRECIPITADAS

Para a determinação das quantidades de chuva precipitadas, é executado o módulo 2 do programa computacional. Os dados de entrada e saída trabalhados podem ser visualizados na figura 15, na seção anterior. Da mesma forma que na determinação das ocorrências, esta seção destina-se à apresentação e comentários dos parâmetros calculados. O desempenho do modelo como um todo é assunto a ser tratado na próxima seção.

O primeiro procedimento do módulo 2 relaciona-se com a estimação dos parâmetros da distribuição exponencial mista, através do Método dos Momentos. Esse método foi implementado de acordo com o artigo de Rider (1961), que o adequou à distribuição exponencial mista, resultando como estimador uma equação de segundo grau (equações 2.16 e 2.17, na seção 2.2). Segundo o autor, para parâmetros diferentes entre si e diferentes de zero, a equação produz estimadores consistentes com o propósito da distribuição exponencial mista, ou seja,  $\beta_1 > 0$ ,  $\beta_2 > 0$  e  $0 \leq \alpha \leq 1$ .

Todavia, a aplicação do Método dos Momentos, em muitos casos, não produziu os resultados previstos por Rider (1961). Esse fato não causou nenhuma surpresa, pois a equação (2.17) utilizada é um polinômio de segundo grau e sua resolução permite parâmetros iguais entre si, negativos e até mesmo imaginários. O primeiro caso não representa problema; apenas a distribuição exponencial, antes mista, recai em uma exponencial simples. Parâmetros negativos ou imaginários não são admissíveis, pois sua interpretação física é impossível (não existem precipitações negativas ou imaginárias) e a continuação do cálculo é extremamente prejudicada. Além disso, em outros casos, o parâmetro  $\alpha$  estimado foi superior a um, também inaceitável por se tratar de uma probabilidade.

O fato do Método dos Momentos não ser o mais eficiente para a estimação dos parâmetros de uma distribuição estatística é suficiente para utilizá-lo somente como aproximação inicial para outro método. Contudo, com ocorrências como as descritas no parágrafo anterior, nem mesmo os valores resultantes poderiam ser utilizados. No intuito de automatizar o programa computacional, alguns artifícios foram adotados para eliminar os problemas encontrados: quando um parâmetro resulta um valor imaginário,

o programa utiliza somente sua parte real; quando valores negativos são produzidos, o programa troca automaticamente de sinal; finalmente, quando o parâmetro  $\alpha$  calculado supera a unidade, ele é automaticamente invertido, resultando em um valor dentro do intervalo desejado. Entende-se que são artifícios grosseiros, entretanto os valores resultantes servem perfeitamente como palpites iniciais para a inicialização do algoritmo EM, que calculará os parâmetros definitivos a serem usados na geração das séries.

A tabela 11 exibe os resultados dos parâmetros calculados pelo Método dos Momentos (com o uso dos artifícios propostos) e pelo Método da Máxima Verossimilhança (algoritmo EM), além do número de iterações utilizado e o tempo total do processo. Vale lembrar que esse tempo contabiliza a execução do módulo 2 completo, não apenas a estimação dos parâmetros (mais detalhes na seção 4.6). Novamente, os resultados completos para todas as estações pluviométricas consideradas são apresentados no Apêndice 1 dessa dissertação.

TABELA 11 – PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA

Estações	Meses	Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)				Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações	
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,6261	15,4457	10,2971	0,6551	20,3954	14,9604	34	424,27
	Fevereiro	0,8015	16,3589	10,9059	0,7304	20,0071	11,4894	270	407,03
	Março	0,3095	9,0300	6,0200	0,4167	15,8028	15,7048	31	398,06
	Abril	0,7890	12,3652	8,2435	0,7868	14,8260	8,4555	34	341,97
	Maio	0,3868	10,2522	6,8348	0,4817	15,8225	15,5329	40	458,84
	Junho	0,1012	18,9742	12,6495	0,3175	20,4806	8,0682	106	421,24
	Julho	0,5807	11,8996	7,9331	0,6359	16,6537	11,4624	25	426,09
	Agosto	0,5325	30,1074	20,0716	0,4458	23,8105	7,4249	26	275,09
	Setembro	0,5516	9,8076	6,5384	0,6054	13,9985	10,1163	33	407,99
	Outubro	0,5531	11,5241	7,6827	0,6022	15,8689	12,7520	40	431,22
	Novembro	0,8890	18,6151	12,4100	0,4440	23,8675	13,1849	676	522,31
	Dezembro	0,6877	16,6852	11,1234	0,7067	20,9375	15,0491	32	532,25

continua

<b>conclusão</b>									
Estações	Meses	Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)				Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações	
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,8780	19,2202	14,9177	0,7220	14,3633	2,7946	35	484,17
	Fevereiro	0,1725	19,2262	12,8175	0,7211	15,0506	3,0992	201	367,20
	Março	0,0755	28,3299	11,6885	0,6710	14,4279	2,3020	140	651,75
	Abril	0,1107	44,3132	16,6399	0,5912	20,9941	2,8951	41	530,31
	Maio	0,0018	136,6367	16,7489	0,7069	22,7334	1,6738	98	361,84
	Junho	0,1259	37,0422	17,8447	0,6542	22,3745	2,4445	79	365,33
	Julho	0,3075	30,4399	18,7901	0,7354	19,9383	2,2093	151	358,44
	Agosto	0,0427	44,7434	15,4274	0,7006	19,5974	1,5722	91	351,00
	Setembro	0,2002	21,2012	14,1341	0,7825	18,9682	3,3158	260	470,53
	Outubro	0,7427	16,4942	10,9961	0,8004	18,3960	1,8350	63	402,84
	Novembro	0,3203	16,6238	11,0825	0,7728	15,8738	2,6299	138	451,03
	Dezembro	0,2313	22,7089	15,1393	0,7321	16,7494	4,2339	350	476,09
Cacequi (Cq)	Janeiro	0,7184	22,8955	12,8955	0,7111	23,7393	11,0708	23	370,02
	Fevereiro	0,7833	22,2782	12,2782	0,7769	22,6942	11,1268	24	333,83
	Março	0,7896	18,085	8,085	0,8642	20,7791	20,5682	47	359,76
	Abril	0,538	28,6819	18,6819	0,1402	44,3039	20,762	686	348,39
	Maio	0,7946	20,7955	10,7955	0,9016	25,3388	5,4378	85	359,28
	Junho	0,5591	24,0198	14,0198	0,1694	32,9451	16,893	980	359,88
	Julho	0,7469	16,135	6,135	0,8538	19,5343	19,4621	25	369,66
	Agosto	0,1955	24,6995	14,6995	0,8526	19,0027	3,0877	573	366,36
	Setembro	0,9847	21,8923	11,8923	0,8864	23,6261	7,0198	138	369,61
	Outubro	0,6902	18,0912	8,0912	0,8002	22,602	22,4987	32	479,19
	Novembro	0,7591	18,456	8,456	0,8268	21,6673	21,4512	37	389,56
	Dezembro	0,9084	18,6868	8,6868	0,9258	19,7232	19,3831	38	341,39

Pode-se notar que os parâmetros variam consideravelmente, inclusive dentro de uma mesma estação. Essas diferenças são influenciadas, não somente pelo regime mais ou menos chuvoso de um determinado posto como um todo, mas também pelas intensidades das chuvas individuais. Isso porque a aplicação do algoritmo EM envolve todos os dias chuvosos da série histórica, fazendo com que a presença de chuvas fortes, mesmo que pontuais, exerçam influência sobre o cálculo dos parâmetros. É o caso do mês de novembro na estação pluviométrica Cacequi, por exemplo; comparado aos meses anterior e posterior, os parâmetros apresentam uma diferença bastante acentuada (ver Apêndice 1). Analisando a série histórica dessa estação, nota-se que as médias precipitadas entre outubro, novembro e dezembro não diferem significativamente (15,3 mm, 15,4 mm e 14,8 mm, respectivamente), contudo as variâncias apresentam certa discrepância (262,4 mm, 374,0 mm e 275,2 mm, respectivamente). Esse fato deixa claro que as séries em novembro são marcadas por

chuvas de variadas intensidades, o que reflete diretamente no resultado dos parâmetros estimados.

Mesmo com as variações comentadas, fica evidente a inter-relação presente entre os parâmetros. A figura 17 mostra sua evolução ao decorrer dos meses do ano. Percebe-se que há uma tendência de compensação entre os parâmetros de forma ( $\beta_1$  e  $\beta_2$ ), ou seja, a variação de uma das médias é sempre acompanhada pela outra. Como já havia acontecido na aplicação do Método dos Momentos, houve casos nos quais a distribuição exponencial mista reduziu-se a uma exponencial simples. Cita-se como exemplo, os meses de maio em Taiamã ou meses de outubro em Cacequi. As médias resultaram em valores muito próximos, fazendo com que a escolha entre  $\beta_1$  e  $\beta_2$  a ser determinada pelo parâmetro de probabilidade ( $\alpha$ ) fosse indiferente.

Em seu artigo Wilks (1998) utilizou razões entre os parâmetros de forma ( $\beta_1/\beta_2$ ) como indicadores do grau de diferenciação que a distribuição exponencial mista é capaz de fazer com relação à intensidade da chuva. Em outras palavras, ao ser representada por duas médias, a distribuição probabilística em questão é criteriosa ao considerar eventos de intensidade diferentes. Em seu estudo, essa razão, calculada para todos os meses e todos os postos, teve um valor médio de 4,8; aqui, o valor médio obtido nas 11 estações pluviométricas modeladas foi de 3,4.

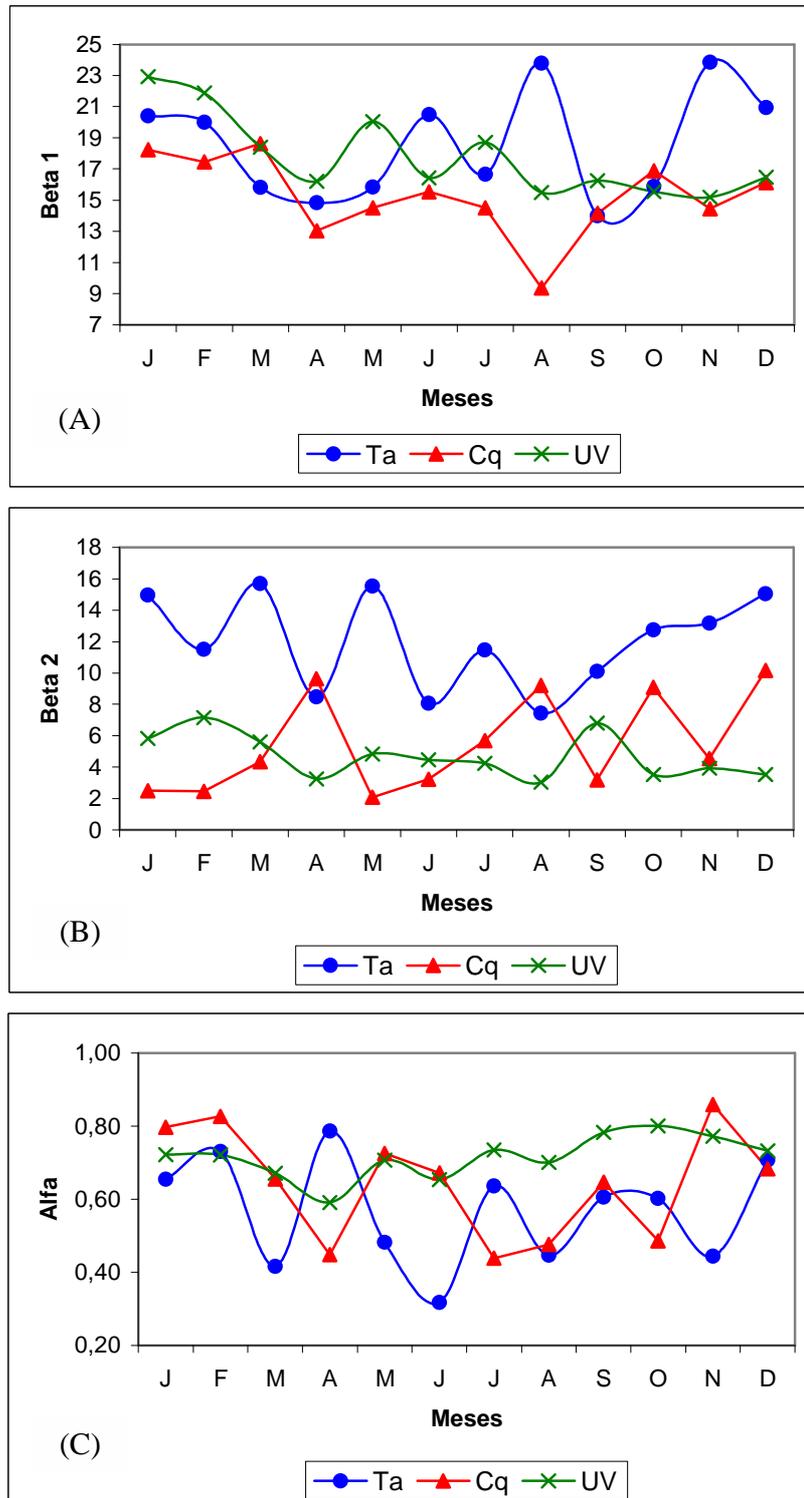


FIGURA 17 – PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA (A)  $\beta_1$  (B)  $\beta_2$  (C)  $\alpha$

Com relação ao parâmetro de probabilidade ( $\alpha$ ), Wilks (1998) também calculou algumas estatísticas básicas, encontrando um valor médio em torno de 0,60. Nesta dissertação, o valor médio encontrado foi de 0,66. Ainda assim, esse parâmetro apresentou uma forte variação entre postos, mesmo entre os meses de mesmo nome. O pesquisador calculou ainda os desvios padrão do parâmetro  $\alpha$  entre estações pluviométricas, sendo dado um mês pré-fixado, e encontrou valores entre 0,1 e 0,2. Aqui, o mesmo cálculo foi realizado, chegando-se a um valor médio de 0,17.

A semelhança de resultados sugere que algumas características climáticas relacionadas ao regime pluviométrico existentes no local onde foi aplicado o modelo original sejam parecidas com o do presente estudo. O fato do valor menor encontrado para a razão entre médias, contudo, pode ser reflexo direto da influência de estações pluviométricas localizadas em regiões climatologicamente mal definidas, como algumas das estações selecionadas para esta dissertação.

Para as quantidades precipitadas foram elaboradas outras análises, cuja intenção foi verificar a qualidade do ajuste da distribuição exponencial mista aos dados observados. Por se tratar de análises relativamente trabalhosas, decidiu-se limitar a execução dos testes para as três estações utilizadas na apresentação dos resultados neste Capítulo. Dentro de cada posto, buscou-se ainda representatividade em três regimes pluviométricos distintos: pluviosidade acentuada (estação União da Vitória, nos meses de janeiro), um período intermediário (estação Cacequi, nos meses de agosto) e um período de estiagem (estação Taiamã, nos meses de julho). Como distribuição alternativa, adotou-se a gama a dois parâmetros.

A primeira verificação provém de análises visuais através da construção de gráficos. Inicialmente é feita a comparação dos dois modelos probabilísticos com a distribuição empírica. Na sequência, são plotados os gráficos Probabilidade-Probabilidade (*P-P plot* – Wilks, 2006, p. 114). Estão expressos, respectivamente, nas figuras 18 e 19.

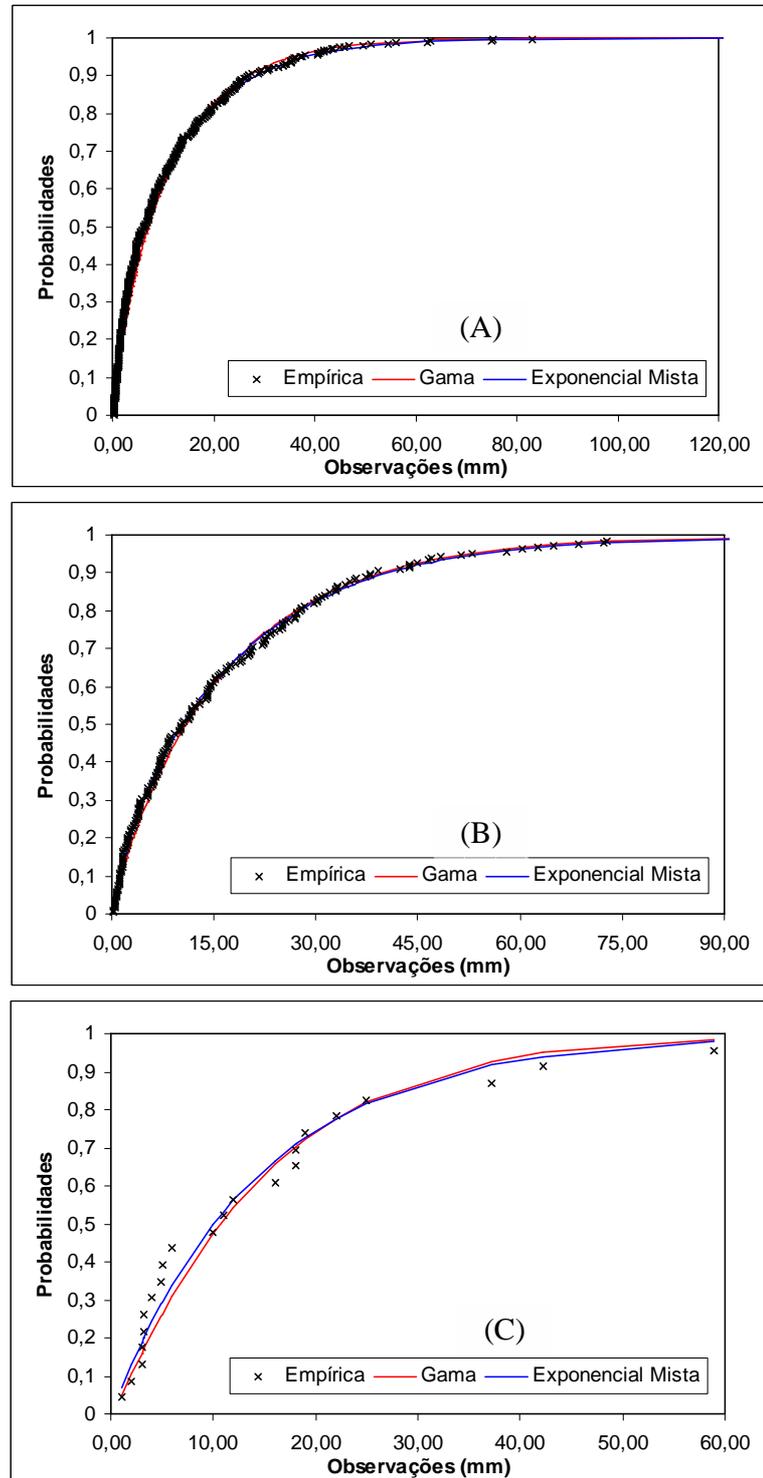


FIGURA 18 – COMPARAÇÃO ENTRE AS DISTRIBUIÇÕES EMPÍRICAS E AJUSTADAS (A) UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS) (B) CACEQUI (AGOSTOS) (C) TAIAMÃ (JULHOS)

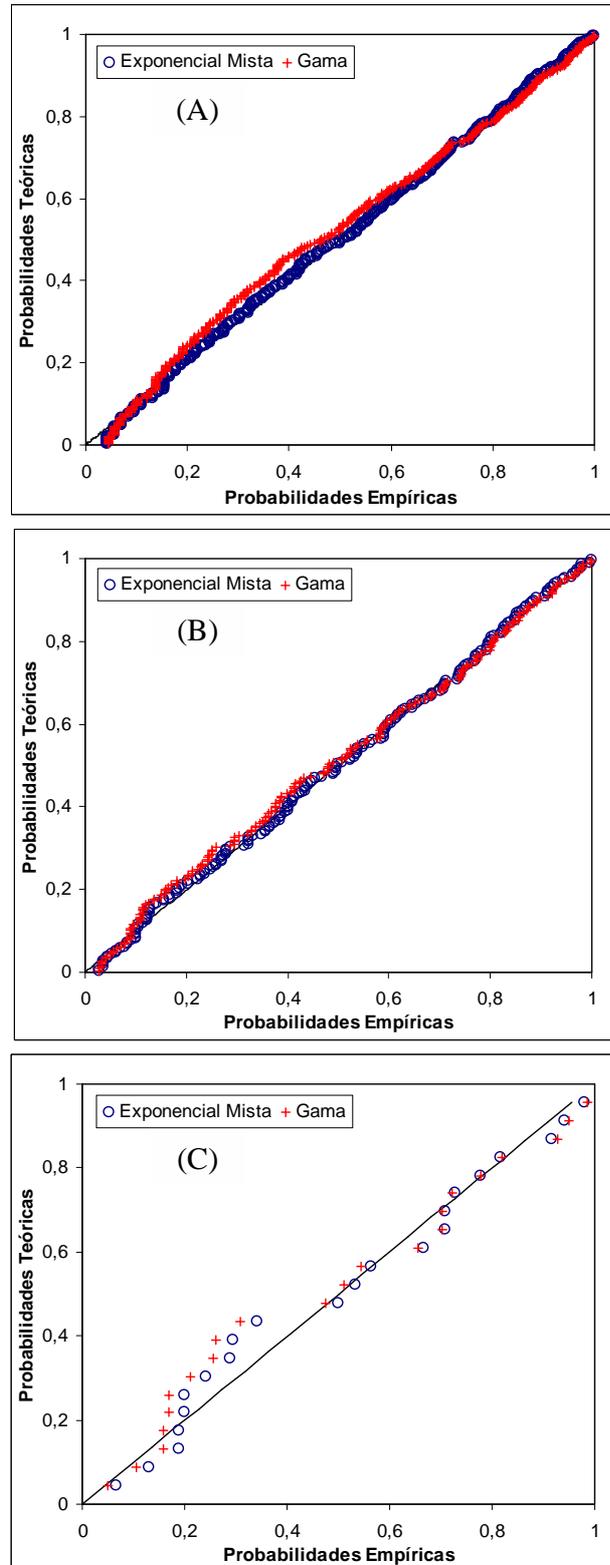


FIGURA 19 – PLOTAGENS P-P (A) UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS) (B) CACEQUI (AGOSTOS) (C) TAIAMÃ (JULHOS)

Na comparação das distribuições teóricas com a empírica (figura 18), nota-se que o ajuste de ambas as distribuições piora conforme o número de dias chuvosos da amostra diminui. Mesmo assim, comparativamente, as duas distribuições mostram-se adequadas na representação das quantidades precipitadas para essas regiões.

As plotagens Probabilidade-Probabilidade mostradas na figura 19, demonstram novamente um ajuste semelhante entre as distribuições exponencial mista e gama em todos os casos. Assim como nos gráficos anteriores, a qualidade dos ajustes piora conforme decresce o número de elementos da amostra, ou seja, quanto mais seco o período utilizado, mais dificuldade tem os modelos probabilísticos em reproduzir os valores observados. É interessante notar que essa conclusão tem uma ligação direta com o estudo de Katz (1977), descrito na seção 1.4.3.1.

A segunda seção de verificações refere-se à aplicação dos testes Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) e Kolmogorov-Smirnov. No caso do Qui-quadrado, a definição do número de classes seguiu a equação (2.26). O nível de confiança utilizado na resolução dessa equação foi de 95%, obtendo-se um número de classes igual a cinco. Adotou-se esse número para as três estações meteorológicas em teste. Dessa maneira, o número de graus de liberdade utilizado foi de quatro ( $k - 1$  graus de liberdade, onde  $k$  é o número de classes do teste). A tabela 12 exhibe os cálculos pertinentes e o veredicto do teste.

Para o teste de Kolmogorov-Smirnov, o mesmo nível de confiança foi utilizado (95%), fazendo com que o  $K_\alpha$  aplicado à equação (2.28) valesse 1,358. Lembra-se que essa equação é a empregada para a determinação do valor crítico do teste ( $D_{crit}$ ). O veredicto encontra-se na tabela 13.

TABELA 12(A) – TESTE QUI-QUADRADO PARA POSTO DE UNIÃO DA VITÓRIA (JANEIROS)

	Classes					Totais
	0 - 24,8	24,8 - 49,6	49,6 - 74,3	74,3 - 99,1	99,1 - 124,2	
# Observados	431	51	6	2	1	491
Gama:						
Probabilidade	0,882	0,101	0,015	0,002	0,000	1,000
# Esperado	433,06	49,54	7,14	1,07	0,16	490,97
Estatística do teste	0,01	0,04	0,18	0,81	4,30	5,35
Exponencial Mista:						
Probabilidade	0,871	0,106	0,019	0,003	0,001	1,000
# Esperado	427,83	51,92	9,24	1,65	0,29	490,94
Estatística do teste	0,02	0,02	1,14	0,08	1,69	2,94
	Valor Tabelado (P=95% - 4 GL):					9,49

TABELA 12(B) – TESTE QUI-QUADRADO PARA POSTO DE CACEQUI (AGOSTOS)

	Classes					Totais
	0 - 27,1	27,1 - 54,3	54,3 - 81,4	81,4 - 108,6	108,6 - 136,0	
# Observados	164	35	7	1	1	208
Gama:						
Probabilidade	0,801	0,154	0,034	0,008	0,002	1,000
# Esperado	166,59	32,13	7,15	1,63	0,38	207,89
Estatística do teste	0,04	0,26	0,00	0,24	1,02	1,57
Exponencial Mista:						
Probabilidade	0,796	0,155	0,037	0,009	0,002	1,000
# Esperado	165,48	32,33	7,75	1,86	0,45	207,86
Estatística do teste	0,01	0,22	0,07	0,40	0,68	1,38
	Valor Tabelado (P=95% - 4 GL):					9,49

TABELA 12(C) – TESTE QUI-QUADRADO PARA POSTO DE TAIAMÃ (JULHOS)

	Classes					Totais
	0 - 11,6	11,6 - 23,2	23,2 - 34,8	34,8 - 46,4	46,4 - 59,0	
# Observados	12	6	2	1	1	22
Gama:						
Probabilidade	0,531	0,265	0,117	0,050	0,023	0,985
# Esperado	11,674	5,824	2,574	1,110	0,498	21,679
Estatística do teste	0,009	0,005	0,128	0,011	0,507	0,660
Exponencial Mista:						
Probabilidade	0,551	0,243	0,110	0,051	0,025	0,979
# Esperado	12,12	5,35	2,42	1,11	0,55	21,55
Estatística do teste	0,001	0,08	0,07	0,01	0,37	0,53
	Valor Tabelado (P=95% - 4 GL):					9,49

Nota-se que, para o teste Qui-quadrado, a hipótese nula é aceita nos três casos e para as duas distribuições probabilísticas em análise. Todavia, o desempenho da distribuição exponencial mista mostra-se superior ao da gama por apresentar estatísticas calculadas mais afastadas do valor limite tabelado. Não obstante, ao comparar os valores observados e os esperados dentro de cada classe, fica evidente a boa representatividade que a distribuição exponencial mista demonstra.

TABELA 13 – APLICAÇÃO DO TESTE DE KOLMOGOROV-SMIRNOV

Posto (Meses)	Distâncias Máximas Observadas		Distâncias Críticas (equação. 2.30)
	Gama	Exponencial Mista	
União da Vitória (Janeiros)	0,065	0,041	0,061
Cacequi (Agostos)	0,045	0,029	0,093
Taiamã (Julhos)	0,130	0,098	0,281

No caso do teste Kolmogorov-Smirnov, a tabela 13 mostra que a distribuição gama foi rejeitada em um dos casos. Contudo, percebe-se que a diferença entre a distância máxima observada e o valor crítico é muito próxima, evidenciando que essa rejeição não é significativa..

Para o presente estudo, portanto, o desempenho da distribuição exponencial mista, em comparação ao da distribuição mais utilizada até então para a determinação das alturas precipitadas, permite dizer que o modelo de geração utilizado é prudente.

#### 4.4 VALIDAÇÃO DO MODELO

Para a validação das séries geradas, é executado o módulo 3 do programa computacional. A figura 20 exhibe, esquematicamente, os dados de entrada e de saída trabalhados. O algoritmo completo, bem como exemplos de telas do programa, pode ser visualizado no Apêndice 2 deste trabalho.

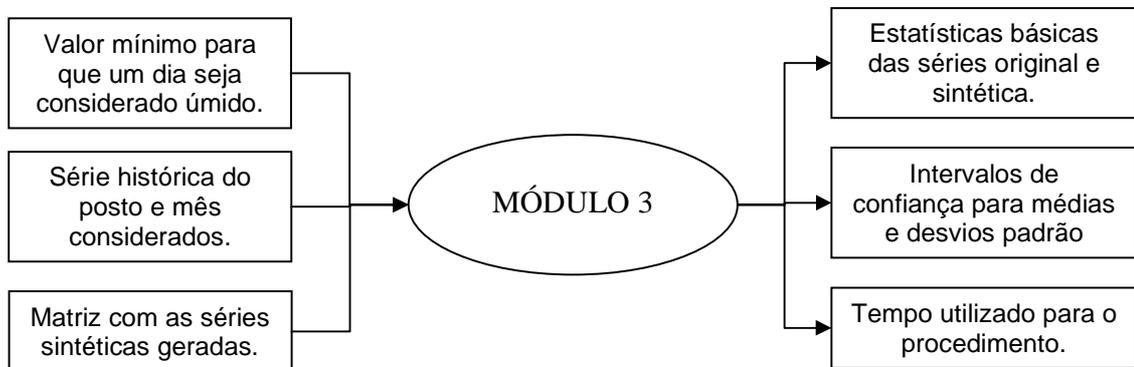


FIGURA 20 - DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 3

É sabido que a aplicação do Método de Monte Carlo requer a geração de um conjunto grande de séries sintéticas, na intenção de se obter resultados distintos e tornar possível a criação de cenários. Kelman (1987, p. 354) afirma que um número suficiente de séries sintéticas é aquele que permite uma boa proximidade da distribuição probabilística teórica. Para este trabalho, portanto, foi adotada como padrão a geração de 1000 séries sintéticas por mês e por estação pluviométrica. Isso significa dizer que, para cada posto, foram gerados aproximadamente  $12 \times 10^6$  dias, quantidade suficiente para a validação do modelo construído.

A verificação é feita a partir de comparações de estatísticas das séries históricas e sintéticas. Todos os cálculos realizados para as séries sintéticas referem-se à média das 1000 séries geradas. As tabelas 14 e 15 mostram os resultados obtidos para as três estações pluviométricas consideradas. A última coluna da tabela 15 traz também o tempo total de processamento utilizado pelo computador. Os resultados para as demais estações pluviométricas estão apresentados no Apêndice 1 deste trabalho.

TABELA 14 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 1

Estações	Meses	Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Taiaamã (Ta)	Janeiro	18,5	18,8	19,0	18,5	7278,7	7377,5	137,0	121,9	393	393	599	599
	Fevereiro	17,7	18,0	18,6	18,5	6375,3	6492,9	130,0	123,6	360	362	542	540
	Março	15,8	16,0	14,7	15,7	5211,8	5300,7	96,0	100,9	331	332	630	629
	Abril	13,5	13,7	14,1	13,9	2504,9	2569,0	87,0	82,7	186	187	731	730
	Maio	15,7	15,9	15,1	15,4	1645,4	1687,6	72,1	81,4	105	106	856	855
	Junho	12,0	12,2	14,0	13,9	516,4	541,4	66,0	66,3	43	44	887	886
	Julho	14,8	15,0	15,0	14,5	324,8	349,1	59,0	57,3	22	23	939	938
	Agosto	14,7	15,0	17,8	17,8	486,0	506,0	80,0	79,3	33	34	928	927
	Setembro	12,5	12,7	12,6	12,6	1408,5	1452,0	60,0	68,9	113	114	817	816
	Outubro	14,6	14,9	14,8	14,8	2881,6	2967,6	100,0	88,7	197	199	795	793
	Novembro	17,9	18,1	19,3	19,3	5252,4	5312,1	124,0	130,7	293	293	667	667
	Dezembro	19,2	19,4	19,9	19,5	6838,9	6930,0	157,0	128,6	356	357	605	604
União da Vitória (UV)	Janeiro	11,1	11,4	13,7	13,4	5469,8	5577,7	124,2	93,0	491	490	594	595
	Fevereiro	11,7	12,0	13,7	13,9	5774,0	5900,7	81,2	96,8	493	493	495	495
	Março	10,4	10,7	13,1	13,1	4464,8	4561,5	99,8	90,7	428	427	626	627
	Abril	12,4	12,7	15,2	15,7	3871,0	3965,6	68,1	100,6	312	314	908	906
	Maio	16,5	16,9	22,2	21,0	4958,3	5122,5	154,6	131,8	300	303	754	751
	Junho	15,4	15,8	19,3	20,5	4721,1	4858,1	87,9	132,1	306	307	714	713
	Julho	15,2	15,5	18,8	18,8	4516,6	4632,9	121,4	119,2	297	299	747	745
	Agosto	14,2	14,5	18,0	18,3	3940,5	4043,9	110,0	114,7	278	280	776	774
	Setembro	15,6	15,8	17,7	17,9	5426,7	5539,9	112,0	117,0	349	351	671	669
	Outubro	15,1	15,3	16,4	17,6	6212,8	6315,7	87,4	116,8	412	413	673	672
	Novembro	12,9	13,1	14,5	15,0	4911,5	5028,4	84,4	99,4	382	383	668	667
	Dezembro	13,4	13,6	15,8	15,5	5931,2	6052,9	156,2	107,3	443	444	642	641
Cacequi (Cq)	Janeiro	20,1	20,3	21,3	21,5	4899,3	4968,0	116,0	136,5	244	244	841	841
	Fevereiro	20,1	20,5	21,1	21,2	4927,3	5013,7	114,3	132,9	245	245	743	743
	Março	20,8	21,0	19,4	20,6	4689,4	4774,3	98,6	124,7	226	227	859	858
	Abril	24,1	24,3	26,5	26,5	5510,1	5561,6	203,7	183,4	229	229	792	792
	Maio	23,4	23,7	22,9	24,7	4933,3	4995,9	106,2	148,2	211	211	874	874
	Junho	19,6	19,9	21,3	21,2	4589,0	4676,0	137,6	143,1	234	235	816	815

continua

Estações	Meses	conclusão											
		Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Cacequi (Cq)	Julho	19,5	19,8	17,2	19,5	4939,3	5053,3	107,8	120,4	253	255	832	830
	Agosto	16,7	16,9	18,8	18,4	3464,1	3511,8	136,0	109,5	208	208	877	877
	Setembro	21,7	22,0	22,2	22,9	5130,5	5220,7	135,0	141,0	236	237	814	813
	Outubro	22,6	22,8	20,6	22,5	5215,9	5313,3	138,8	137,2	231	233	854	852
	Novembro	21,6	21,9	20,3	21,5	4628,8	4723,1	115,8	128,3	214	216	836	834
	Dezembro	19,7	20,0	19,1	19,7	3801,1	3882,2	135,6	116,3	193	194	892	891

TABELA 15 – RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 2

Estações	Meses	Correlação Cruzada	Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – D. Pad.		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,002	16,1	21,0	17,4	20,9	16,53
	Fevereiro	-0,001	15,2	20,2	17,0	20,6	19,53
	Março	-0,001	13,7	17,8	13,3	16,3	18,72
	Abril	0,000	10,8	16,1	12,5	16,3	21,59
	Maio	0,001	11,9	19,5	12,8	18,4	30,91
	Junho	0,001	6,5	17,5	10,9	19,3	25,48
	Julho	0,000	6,5	23,0	10,7	24,3	30,94
	Agosto	0,000	6,7	22,7	13,4	25,9	18,22
	Setembro	0,000	9,4	15,5	10,8	15,2	21,36
	Outubro	-0,002	11,9	17,3	13,1	17,0	22,00
	Novembro	-0,001	15,0	20,8	17,5	21,6	29,47
	Dezembro	-0,001	16,5	21,9	18,1	22,0	22,20
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,002	9,6	12,7	12,6	14,9	19,72
	Fevereiro	0,000	10,1	13,3	12,7	14,9	16,34
	Março	-0,001	8,8	12,1	12,1	14,4	30,98
	Abril	0,001	10,2	14,6	13,8	16,9	23,80
	Maio	-0,002	13,2	19,8	20,1	24,8	19,05
	Junho	0,002	12,6	18,3	17,5	21,5	17,14
	Julho	-0,001	12,4	18,0	17,0	21,0	16,44

continua

<b>conclusão</b>							
Estações	Meses	Correlação Cruzada	Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – D. Pad.		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
União da Vitória (UV)	Agosto	0,002	11,4	17,0	16,2	20,2	22,23
	Setembro	0,001	13,1	18,0	16,1	19,6	23,02
	Outubro	0,000	13,0	17,2	15,1	18,0	28,30
	Novembro	-0,001	11,0	14,8	13,2	15,9	29,17
	Dezembro	0,000	11,5	15,3	14,5	17,3	21,13
Cacequi (cq)	Janeiro	0,000	16,6	23,6	19,1	24,1	17,73
	Fevereiro	0,000	16,6	23,6	18,9	23,8	15,25
	Março	-0,001	17,4	24,1	17,3	22,1	18,84
	Abril	0,000	19,5	28,6	23,7	30,1	15,63
	Maio	-0,001	19,3	27,4	20,3	26,2	16,47
	Junho	0,002	16,0	23,2	19,0	24,1	17,52
	Julho	0,001	16,8	22,3	15,4	19,4	18,97
	Agosto	0,001	13,3	20,0	16,7	21,5	17,78
	Setembro	-0,001	18,0	25,5	19,9	25,2	16,55
	Outubro	-0,001	19,1	26,1	18,4	23,4	23,86
	Novembro	-0,001	18,1	25,2	18,0	23,1	21,91
	Dezembro	-0,001	16,2	23,2	16,8	21,9	17,16

Como escrito na seção 2.3 deste trabalho, muitos autores defendem que a validação de um modelo pode ser feita simplesmente a partir de uma comparação visual entre estatísticas da série histórica original e das séries sintéticas geradas. Sob essa perspectiva, nota-se que o modelo respondeu muito bem aos seus objetivos. A maior diferença entre médias encontradas foi de 0,5 mm (posto Monte Mor, nos meses de julho), enquanto que entre desvio padrão, a diferença máxima foi de 1,2 mm (posto Linha Cescon, nos meses de abril). Coincidentemente, as maiores discrepâncias entre as séries encontram-se nos meses mais secos do ano. Esse fato é perfeitamente justificável, pois com menos dias de chuva o modelo possui menos informações para a determinação dos parâmetros, o que reflete diretamente nas suas precisões.

Em relação aos totais precipitados, as séries sintéticas registraram um erro absoluto médio de 82,7 mm e um erro absoluto máximo de 179,7 mm (posto Usina Couro do Cervo, nos meses de dezembro). Supondo que esse erro médio fosse distribuído uniformemente entre os 35 anos das séries, ele resultaria em aproximadamente 2,4 mm por mês e 28,3 mm por ano. Partindo-se do pressuposto que a precipitação média das estações trabalhadas chega a 1500,0 mm anuais, pode-se considerar o erro praticamente desprezível.

O revés do modelo aparece na determinação da precipitação máxima diária. Embora alguns dos resultados possam ser considerados aceitáveis, o erro absoluto médio para esse parâmetro foi de 13,7 mm e o erro absoluto máximo 52,8 mm (posto Caracol, nos meses de dezembro). Essa ordem de grandeza é elevada, em termos de chuvas máximas diárias, o que indica que o modelo apresenta uma deficiência em reproduzir eventos extremos. Infelizmente, essa falha em reproduzir eventos de baixa frequência é comum em muitos modelos (Liao, Zhang e Chen, 2004; Haan, Allen e Street, 1976; Young, 1994, entre outros), fato esse motivador de estudos específicos como em Grondona *et al.* (2000). De um modo geral, chuvas de grande intensidade são causadas por arranjos atmosféricos extraordinários. Como a estrutura da maioria dos modelos não contempla esse tipo de ocorrência e está baseada inteiramente na série histórica, a reprodução de fenômenos extremos fica prejudicada. Mais resultados e comentários relativos à eventos extremos são apresentados na próxima seção.

No que diz respeito ao número de dias chuvosos e secos, pode-se dizer que a aplicação das cadeias de Markov produziu um resultado excelente. O erro absoluto médio foi de 1 dia, enquanto que o erro absoluto máximo foi de 3 dias (posto Monte Mor, nos meses de setembro e posto União da Vitória nos meses de maio). Esses números, quando comparados ao tamanho da amostra, são muito pequenos. Em muitos casos, o modelo conseguiu reproduzir exatamente a mesma quantidade de dias secos e chuvosos. Outro parâmetro que conseguiu atingir o resultado esperado foi a correlação cruzada. Em todos os casos, as correlações entre as séries históricas e as séries sintéticas resultaram em valores praticamente nulos. Como já descrito no Capítulo 3, séries indistinguíveis são extremamente desejáveis do ponto de vista da geração de diferentes cenários.

Os intervalos de confiança calculados, tanto para as médias quanto para os desvios padrão a um nível de confiança de 99%, tiveram aceitação total. Nota-se que, em meses secos, o intervalo aumenta sua amplitude; já em meses mais chuvosos o oposto acontece e o intervalo se estreita. A justificativa está na própria formulação do cálculo dos intervalos de confiança, pois o número de elementos da amostra tem influência direta.

Considera-se com o exposto, que o modelo está corretamente adequado e estruturado. Assim, análises extras podem ser efetuadas, de acordo com o mérito de cada aplicação. Na próxima seção, como dito, será apresentada uma análise de eventos extremos para as estações pluviométricas consideradas nessa dissertação.

#### 4.5 ANÁLISES EXTRAS

Na análise de eventos extremos, o módulo 4 do programa computacional é executado. A exemplo dos módulos anteriores, uma figura esquemática é montada para indicar os dados de entrada necessários e as saídas que o programa fornece. Esse esquema pode ser visualizado na figura 21.

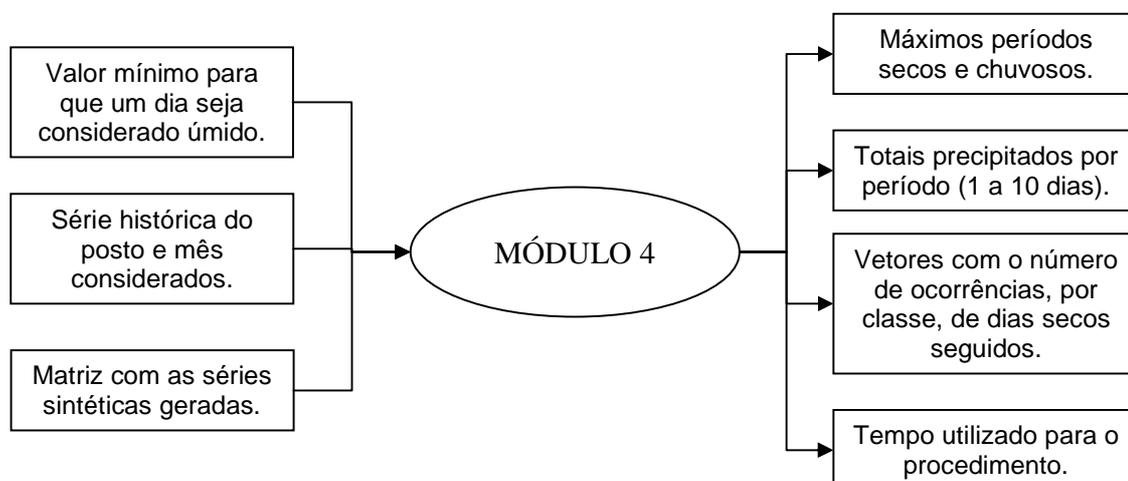


FIGURA 21 - DADOS DE ENTRADA E SAÍDA PARA O MÓDULO 4

O módulo 4 foi executado para todas as estações e meses do estudo, da mesma forma que os demais módulos anteriormente apresentados. Ressalta-se o fato de que, para a determinação dos totais precipitados por período, os dias sem chuvas também estão inclusos nas séries. Os totais precipitados nos períodos de 1 dia são os mesmos das precipitações máximas diárias calculadas no módulo 3 do programa.

A tabela 16 exhibe os resultados do módulo 4 para as três estações pluviométricas consideradas no corpo deste trabalho. No caso das séries sintéticas, para cada período foram calculadas médias móveis que compreenderam todos os elementos da série. Os valores mostrados na tabela 16 referem-se, portanto, ao valor médio obtido através da análise de todas as médias móveis calculadas. Os demais resultados se encontram no Apêndice 1. O tempo a que se refere a última coluna da tabela é o tempo total de processamento computacional para o módulo 4.

TABELA 16 – RESULTADOS DA ANÁLISE DE EVENTOS EXTREMOS

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Taiaamá (Ta)	Janeiro	O	14	13	A	137,0	159,0	175,0	177,0	179,0	201,0	201,0	214,0	236,0	244,0	478,83
					M	7,3	14,7	22,0	29,4	36,8	44,1	51,5	58,9	66,4	73,8	
		S	15	9	A	121,9	149,0	169,3	187,7	203,9	219,1	233,8	247,6	260,5	273,7	
					M	7,4	14,9	22,3	29,8	37,2	44,6	52,1	59,5	66,9	74,4	
	Fevereiro	O	11	10	A	130,0	140,0	148,0	223,0	223,0	223,0	242,0	242,0	278,0	363,0	450,91
					M	7,1	14,2	21,2	28,3	35,5	42,6	49,7	56,9	64,0	71,1	
		S	13	8	A	123,6	146,7	164,8	180,9	196,7	211,0	224,3	236,6	249,2	262,0	
					M	7,2	14,4	21,6	28,8	36,0	43,2	50,4	57,6	64,8	72,0	
	Março	O	21	7	A	96,0	100,1	144,2	153,1	153,1	153,1	153,1	164,0	192,2	195,4	462,22
					M	5,4	10,8	16,3	21,7	27,2	32,6	38,1	43,5	49,0	54,5	
		S	16	7	A	100,9	121,1	137,7	151,1	163,0	174,5	185,7	196,3	206,7	216,7	
					M	5,5	11,0	16,5	22,1	27,6	33,1	38,6	44,1	49,6	55,2	
	Abril	O	24	5	A	87,0	89,0	93,0	106,0	108,0	117,0	130,0	130,0	136,0	136,0	480,08
					M	2,7	5,5	8,2	11,0	13,7	16,5	19,2	22,0	24,7	27,5	
		S	29	5	A	82,7	96,2	105,4	113,6	120,8	127,6	133,9	140,3	145,9	151,3	
					M	2,8	5,6	8,4	11,2	14,0	16,8	19,6	22,4	25,2	28,0	
	Maio	O	44	4	A	72,1	78,7	84,6	87,3	87,3	87,3	87,3	100,0	110,0	110,0	470,16
					M	1,7	3,4	5,1	6,8	8,5	10,2	11,9	13,5	15,2	16,9	
		S	52	4	A	81,4	94,7	103,0	108,7	114,1	119,0	123,3	127,0	130,8	134,9	
					M	1,8	3,5	5,3	7,0	8,8	10,5	12,3	14,0	15,8	17,5	
	Junho	O	98	3	A	66,0	66,0	66,0	81,0	81,0	82,0	95,0	95,0	97,0	97,0	424,55
					M	0,6	1,1	1,7	2,2	2,8	3,3	3,9	4,5	5,0	5,6	
		S	103	3	A	66,3	72,9	75,7	77,4	79,2	80,3	81,6	82,5	83,9	85,5	
					M	0,6	1,2	1,7	2,3	2,9	3,5	4,1	4,7	5,2	5,8	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Taiamã (Ta)	Julho	O	222	2	A	59,0	59,0	59,0	59,0	61,0	61,0	61,0	61,0	61,0	61,0	428,11
		M	0,3	0,7	1,0	1,4	1,7	2,0	2,4	2,7	3,1	3,4				
	A	57,3	60,3	61,5	62,4	63,3	64,0	64,8	65,7	66,5	67,2					
	M	0,4	0,7	1,1	1,5	1,8	2,2	2,5	2,9	3,3	3,6					
	Agosto	O	113	2	A	80,0	80,0	80,0	80,0	80,0	94,0	94,0	94,0	94,0	94,0	451,81
		M	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,1	3,5	4,0	4,5	5,0				
	A	79,3	83,4	85,0	86,3	87,3	88,6	89,6	90,7	92,1	93,6					
	M	0,5	1,1	1,6	2,1	2,6	3,2	3,7	4,2	4,7	5,3					
	Setembro	O	47	4	A	60,0	60,0	60,0	60,0	60,0	70,0	74,0	74,0	74,0	74,0	394,28
		M	1,5	3,0	4,5	6,0	7,5	9,0	10,5	11,9	13,4	14,9				
	A	68,9	77,3	82,1	86,4	91,1	95,3	99,2	102,6	106,0	108,8					
	M	1,6	3,1	4,7	6,2	7,8	9,4	10,9	12,5	14,1	15,6					
	Outubro	O	36	5	A	100,0	100,0	100,0	103,0	105,0	105,0	105,0	122,0	122,0	127,0	480,97
		M	2,9	5,8	8,7	11,6	14,5	17,3	20,2	23,1	25,9	28,8				
	A	88,7	102,1	111,2	120,3	127,5	133,8	140,5	147,1	153,0	158,8					
	M	3,0	6,0	9,0	12,0	15,0	17,9	20,9	23,9	26,9	29,9					
	Novembro	O	24	7	A	124,0	204,4	211,8	216,1	221,1	225,4	230,2	230,2	237,7	237,7	435,03
		M	5,5	11,0	16,4	21,9	27,3	32,8	38,2	43,7	49,2	54,6				
	A	130,7	148,3	163,2	176,8	189,1	200,7	211,9	222,2	232,1	241,5					
	M	5,5	11,1	16,6	22,1	27,7	33,2	38,7	44,3	49,8	55,3					
	Dezembro	O	24	12	A	157,0	201,0	226,0	246,0	271,0	291,0	315,0	355,0	375,0	400,0	451,91
		M	7,1	14,2	21,3	28,5	35,5	42,7	49,8	56,9	64,0	71,2				
	A	128,6	154,2	175,0	192,6	207,9	222,8	236,9	251,3	264,5	276,3					
	M	7,2	14,4	21,6	28,8	36,1	43,3	50,5	57,7	64,9	72,1					
União da Vitória (UV)	Janeiro	O	19	19	A	124,2	159,7	163,5	164,1	167,5	209,5	222,3	222,9	234,9	236,4	532,89
		M	5,0	10,1	15,2	20,2	25,3	30,3	35,4	40,4	45,4	50,4				
A	93,0	111,7	126,7	139,2	151,5	162,3	172,7	182,6	191,9	201,5						
M	5,1	10,3	15,4	20,6	25,7	30,8	36,0	41,1	46,3	51,4						

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
União da Vitória (UV)	Fevereiro	O	14	15	A	81,2	112,8	154,4	162,0	162,0	162,0	165,4	175,0	212,0	219,6	327,63
					M	5,8	11,7	17,6	23,4	29,3	35,2	41,1	46,9	52,8	58,7	
		S	13	14	A	96,8	117,0	134,0	149,0	162,1	174,1	186,4	197,6	208,6	219,1	
					M	6,0	11,9	17,9	23,9	29,9	35,8	41,8	47,8	53,7	59,7	
	Março	O	15	11	A	99,8	127,3	127,3	149,2	154,4	154,4	154,4	158,7	168,9	177,6	329,73
					M	4,2	8,5	12,7	17,0	21,2	25,5	29,8	34,1	38,3	42,6	
		S	16	10	A	90,7	107,7	120,9	132,2	142,1	152,0	160,9	169,5	177,4	185,1	
					M	4,3	8,7	13,0	17,3	21,6	26,0	30,3	34,6	39,0	43,3	
	Abril	O	37	9	A	68,1	125,4	132,8	147,4	153,5	197,4	199,6	199,6	203,8	215,0	325,17
					M	3,8	7,6	11,4	15,2	18,9	22,6	26,3	30,0	33,7	37,4	
		S	22	8	A	100,6	119,9	134,8	146,0	155,7	165,8	174,8	183,3	190,8	198,5	
					M	3,9	7,8	11,7	15,5	19,4	23,3	27,2	31,1	35,0	38,9	
	Maio	O	27	7	A	154,6	214,2	261,1	261,1	261,1	261,3	311,3	340,3	340,3	340,3	468,05
					M	4,7	9,4	14,2	18,9	23,6	28,4	33,1	37,9	42,7	47,4	
		S	25	8	A	131,8	156,2	174,7	189,4	203,2	215,1	226,6	236,9	247,9	258,2	
					M	4,9	9,7	14,6	19,4	24,3	29,2	34,0	38,9	43,8	48,6	
	Junho	O	23	8	A	87,9	144,0	184,2	188,4	197,4	197,4	197,4	205,8	205,8	205,8	831,20
					M	4,6	9,3	13,9	18,6	23,3	27,9	32,6	37,3	42,0	46,7	
		S	24	9	A	132,1	156,1	172,8	187,1	200,0	211,7	223,0	235,4	245,2	254,3	
					M	4,8	9,5	14,3	19,0	23,8	28,6	33,3	38,1	42,9	47,6	
	Julho	O	27	9	A	121,4	192,0	269,8	326,8	345,4	378,1	396,7	414,9	421,3	435,3	518,03
					M	4,3	8,7	13,0	17,4	21,8	26,1	30,5	34,9	39,3	43,6	
		S	26	9	A	119,2	142,3	160,2	174,3	186,3	197,1	207,1	217,4	226,9	235,8	
					M	4,4	8,9	13,3	17,7	22,2	26,6	31,0	35,5	39,9	44,3	
Agosto	O	24	10	A	110,0	149,1	191,5	231,9	236,1	236,1	241,5	245,7	246,1	246,6	520,25	
				M	3,7	7,5	11,3	15,0	18,8	22,6	26,3	30,1	33,9	37,7		
	S	30	9	A	114,7	136,0	152,0	166,0	177,8	188,8	197,6	206,6	214,7	223,3		
				M	3,8	7,7	11,5	15,3	19,2	23,0	26,8	30,7	34,5	38,3		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)	
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
União da Vitória (UV)	Setembro	O	17	15	A	112,0	146,3	152,5	170,6	207,5	222,8	244,4	260,3	268,3	298,4	466,36	
					M	5,3	10,7	16,0	21,4	26,7	32,0	37,4	42,7	48,1	53,4		
	S	21	10	A	117,0	141,8	160,6	175,7	189,5	202,1	214,7	225,9	237,2	248,0			
				M	5,4	10,9	16,3	21,7	27,2	32,6	38,0	43,4	48,9	54,3			
	Outubro	O	18	11	A	87,4	122,1	122,1	127,0	155,2	180,4	195,4	205,3	239,7	239,7		513,91
					M	5,7	11,5	17,2	23,0	28,8	34,5	40,3	46,0	51,7	57,5		
	S	17	9	A	116,8	140,0	158,0	173,2	186,2	199,1	212,2	224,4	235,4	246,4			
				M	5,8	11,6	17,5	23,3	29,1	34,9	40,7	46,5	52,4	58,2			
	Novembro	O	18	8	A	84,4	115,2	144,4	155,8	166,7	178,1	186,6	187,1	187,2	195,1	488,67	
					M	4,7	9,4	14,1	18,8	23,5	28,2	32,9	37,5	42,2	46,8		
	S	19	9	A	99,4	119,0	133,8	147,0	159,2	170,3	180,3	189,9	199,6	208,8			
				M	4,8	9,6	14,4	19,2	23,9	28,7	33,5	38,3	43,1	47,9			
Dezembro	O	14	13	A	156,2	156,7	198,3	202,1	202,6	203,1	203,3	207,3	245,1	263,9	524,19		
				M	5,5	10,9	16,4	21,9	27,3	32,8	38,3	43,8	49,3	54,8			
S	16	11	A	107,3	128,6	145,4	159,2	171,9	183,7	195,2	206,2	217,1	227,2				
			M	5,6	11,2	16,7	22,3	27,9	33,5	39,0	44,6	50,2	55,8				
Janeiro	O	27	9	A	116,0	210,0	255,0	255,0	255,0	286,4	286,4	286,4	286,4	286,4		208,53	
				M	4,5	9,0	13,5	18,0	22,5	27,0	31,5	36,0	40,4	44,9			
S	29	6	A	136,5	159,3	175,5	188,4	200,9	212,8	223,3	233,4	243,8	252,5				
			M	4,6	9,2	13,7	18,3	22,9	27,5	32,0	36,6	41,2	45,8				
Fevereiro	O	21	8	A	114,3	156,2	239,0	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	194,88		
				M	5,0	10,0	15,0	20,0	25,0	30,0	35,0	39,9	44,9	49,8			
S	25	6	A	132,9	156,9	173,3	187,4	200,8	212,8	223,7	235,1	245,4	254,5				
			M	5,1	10,1	15,2	20,3	25,4	30,5	35,5	40,6	45,7	50,8				
Março	O	29	9	A	98,6	120,0	120,0	127,0	151,0	151,0	160,0	198,0	222,0	222,0		208,89	
				M	4,3	8,7	13,0	17,3	21,7	26,1	30,4	34,8	39,2	43,6			
S	30	6	A	124,7	148,5	164,7	177,9	189,8	201,3	212,0	221,4	231,0	240,4				
			M	4,4	8,8	13,2	17,6	22,0	26,4	30,8	35,2	39,6	44,0				

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Cacequi (Cq)	Abril	O	30	7	A	203,7	261,5	312,4	312,4	312,4	317,7	324,5	350,0	358,5	359,7	195,99
					M	5,4	10,7	16,1	21,4	26,7	32,1	37,5	42,8	48,2	53,6	
		S	27	6	A	183,4	206,1	224,1	237,8	251,0	263,8	275,7	287,2	298,4	309,1	
					M	5,4	10,9	16,3	21,8	27,2	32,7	38,1	43,6	49,0	54,5	
	Maio	O	30	5	A	106,2	131,2	176,2	184,6	189,2	233,2	233,2	234,5	247,3	262,0	207,95
					M	4,5	9,1	13,7	18,2	22,8	27,3	31,9	36,5	41,1	45,7	
		S	35	6	A	148,2	175,8	195,8	211,7	225,1	236,6	248,2	259,2	269,9	279,8	
					M	4,6	9,2	13,8	18,4	23,0	27,6	32,2	36,8	41,4	46,0	
	Junho	O	21	5	A	137,6	179,2	191,6	191,6	195,5	197,3	197,3	208,8	217,7	231,5	201,86
					M	4,4	8,8	13,1	17,5	21,9	26,4	30,8	35,2	39,6	44,1	
		S	28	6	A	143,1	162,9	177,2	188,7	200,3	211,3	221,0	230,7	239,9	248,7	
					M	4,5	8,9	13,4	17,8	22,3	26,7	31,2	35,6	40,1	44,5	
	Julho	O	25	8	A	107,8	108,4	122,6	145,8	150,1	153,3	170,4	179,9	179,9	202,1	208,41
					M	4,6	9,1	13,7	18,3	22,8	27,4	32,0	36,6	41,2	45,8	
		S	27	6	A	120,4	142,2	158,3	172,4	184,6	196,6	206,7	217,1	226,5	235,5	
					M	4,7	9,3	14,0	18,6	23,3	27,9	32,6	37,2	41,9	46,6	
	Agosto	O	34	7	A	136,0	152,0	152,0	152,0	152,2	167,4	167,4	167,4	167,4	181,4	208,56
					M	3,2	6,4	9,5	12,7	15,9	19,1	22,3	25,5	28,6	31,8	
		S	33	6	A	109,5	128,0	140,4	151,1	159,9	168,4	176,0	183,3	190,4	197,5	
					M	3,2	6,5	9,7	12,9	16,2	19,4	22,7	25,9	29,1	32,4	
Setembro	O	21	5	A	135,0	165,5	178,8	183,6	190,1	207,1	207,1	207,1	265,8	265,8	202,13	
				M	4,9	9,8	14,7	19,6	24,5	29,5	34,4	39,3	44,3	49,3		
	S	27	6	A	141,0	165,3	183,6	197,9	210,6	222,6	234,0	244,9	256,5	266,6		
				M	5,0	9,9	14,9	19,9	24,9	29,8	34,8	39,8	44,8	49,7		
Outubro	O	33	7	A	138,8	140,0	147,8	160,7	177,9	212,1	228,3	228,3	245,8	258,1	208,08	
				M	4,8	9,6	14,4	19,3	24,1	29,0	33,7	38,5	43,2	48,0		
	S	28	6	A	137,2	161,3	178,3	192,3	204,5	216,4	226,8	237,1	247,4	256,6		
				M	4,9	9,8	14,7	19,6	24,5	29,4	34,3	39,2	44,1	49,0		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)	conclusão
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Cacequi (Cq)	Novembro	O	30	5	A	115,8	158,2	160,0	161,4	178,4	182,8	182,8	199,4	229,8	272,2	202,39	
					M	4,4	8,8	13,3	17,7	22,1	26,5	30,8	35,1	39,4	43,8		
		S	27	5	A	128,3	147,3	162,8	174,3	186,6	197,6	207,2	217,1	225,4	233,8		
					M	4,5	9,0	13,5	18,0	22,5	27,0	31,5	36,0	40,5	45,0		
	Dezembro	O	25	3	A	135,6	135,6	154,0	154,0	208,7	208,7	208,7	208,7	237,9	237,9		208,75
					M	3,5	7,0	10,5	14,1	17,6	21,1	24,6	28,1	31,7	35,2		
		S	33	5	A	116,3	134,6	148,1	158,1	167,6	176,6	184,5	193,1	200,6	208,0		
					M	3,6	7,2	10,7	14,3	17,9	21,5	25,0	28,6	32,2	35,8		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

Com relação aos totais precipitados por período, optou-se por apresentar os resultados de duas formas: em termos de valores absolutos e em termos médios. Essa escolha foi feita com base na análise inicial dos termos absolutos. O modelo revelou algumas dificuldades em reproduzir os eventos acumulados por período. Entretanto esses erros que, em alguns casos apresentou valores elevados, não condiziam com os resultados obtidos na validação do modelo. Por esse motivo, foi incluído o cálculo em termos médios. A tabela 17 mostra a magnitude dos erros médios obtidos, nos dois termos considerados.

TABELA 17 – ERROS MÉDIOS PARA TOTAIS PRECIPITADOS POR PERÍODO

Tipo	Erros nos Totais Precipitados (mm) por Período (dias)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Absoluto	13,7	20,3	25,6	27,6	29,6	32,5	34,6	34,5	35,1	36,8
Médio	0,1	0,2	0,2	0,3	0,4	0,4	0,5	0,6	0,7	0,7

Nota-se que os erros, em termos médios, são de baixa magnitude, ou seja, o modelo manteve seu bom desempenho apresentado anteriormente. Dessa forma, entende-se que a obtenção de uma boa reprodução dos totais acumulados em termos absolutos pode ter sido prejudicada por dois motivos: o primeiro, teórico, está relacionado com a variabilidade amostral presente nas séries geradas. Como não foi feita nenhuma análise de tendenciosidade nos estimadores utilizados, não se tem uma noção concisa do seu grau de confiabilidade. Assim, mesmo apresentando bons valores em termos médios, o modelo pode apresentar dificuldades em reproduzir os valores situados nas extremidades do intervalo da amostra. O segundo motivo está associado ao mecanismo físico das precipitações. Ao analisar as séries históricas, encontram-se eventos de chuva de grande intensidade que influenciam diretamente a obtenção dos totais precipitados por período. Mesmo sabendo que algumas das séries geradas conseguiram reproduzir esses eventos de maior intensidade, a comparação entre resultados é feita através da média dos valores obtidos nas 1000 séries, pelo simples motivo de se ter um número demasiadamente grande de séries para um tratamento individual. Portanto, ao se considerar os valores médios dentre todas as séries, há uma indesejável perda de informações.

No caso das máximas sequências de eventos em um mesmo estado, pode-se dizer que o modelo apresentou um bom desempenho, principalmente para dias

chuvosos. O erro médio neste caso foi de apenas 1 dia. No caso dos períodos de estiagem, o modelo apresentou uma menor precisão, resultando em um erro médio foi de 6 dias. Entretanto, ao analisar os resultados, percebe-se que essa média foi fortemente influenciada por períodos de estiagem extrema. Como exemplo, cita-se Taiamã nos meses de julho: o maior período sem chuvas observado foi de 222 dias, o que corresponde a aproximadamente 23% da amostra. A média das séries sintéticas resultou em 158 dias seguidos sem chuva. Mesmo que a tendência em reproduzir este grande período seco exista, o erro foi de 64 dias. Entende-se que para casos como estes, 35 anos de registros históricos sejam insuficientes para aplicação no modelo.

O último quesito a se avaliar nesta seção é a distribuição de probabilidades empíricas para os períodos de estiagem. Mais uma vez, por ser um trabalho extenso, optou-se por determinar as distribuições empíricas para as três estações pluviométricas que vêm sendo utilizadas neste Capítulo. A única diferença é que as distribuições foram estimadas para dois grupos de meses em cada posto: Janeiro e Julho, representando períodos de maior e menor pluviosidade, respectivamente. Como exceção, para a estação pluviométrica de Taiamã não foi possível a determinação da distribuição de probabilidades nos meses de Julho, devido à extrema quantidade de dias secos.

Os vetores com o número de ocorrências dos dias secos em sequência são utilizados para a construção das ditas distribuições. Cada posição do vetor representa o número de vezes que uma sequência de dias secos ocorreu na amostra. Assim, por exemplo, se o vetor para a estação pluviométrica de Cacequi nos meses de Janeiro apresenta, na posição 3, o valor 19, isso significa que a sequência de 3 dias secos (entre dias chuvosos) ocorreu 19 vezes ao todo. Com a distribuição dessas ocorrências em diversas classes, pode-se construir as curvas de probabilidades empíricas. No presente trabalho o limite de classes foi fixado em 20, ou seja, esse foi o número da maior sequência de dias secos considerada. A figura 22 exhibe as probabilidades empíricas determinadas.

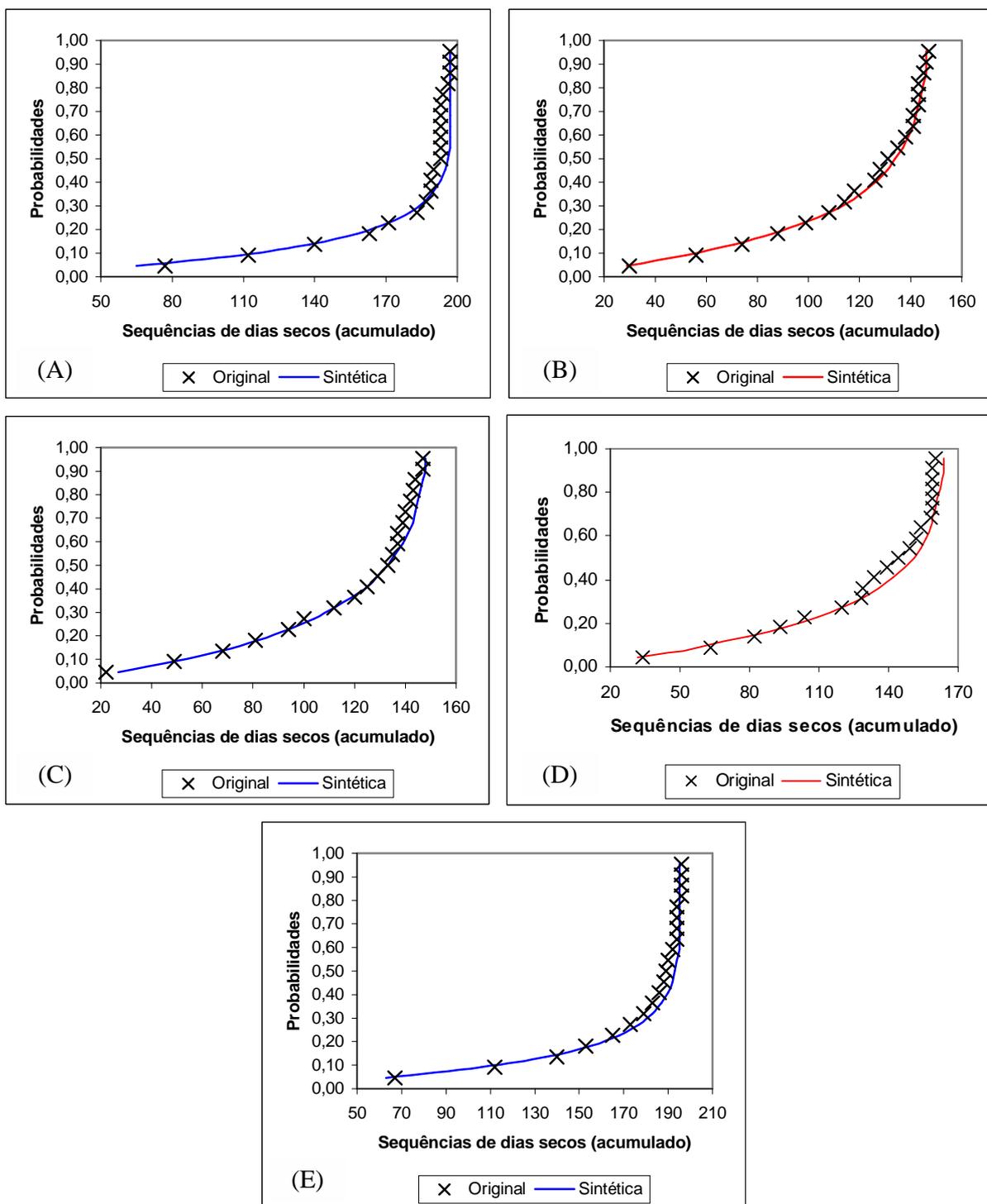


FIGURA 22 – DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADES EMPÍRICAS PARA AS SEQUÊNCIAS DE DIAS SECOS (A) UNIÃO DA VITÓRIA, NOS MESES DE JANEIRO (B) UNIÃO DA VITÓRIA, NOS MESES DE JULHO (C) CACEQUI, NOS MESES DE JANEIRO (D) CACEQUI, NOS MESES DE JULHO (E) TAIAMÃ, NOS MESES DE JANEIRO

A análise da figura 22 deixa evidente que o modelo apresenta uma boa performance no quesito avaliado. Ressalta-se novamente que, para a obtenção da distribuição de probabilidades na estação pluviométrica de Taiamã, nos meses de julho, seria necessária uma amostra maior do que a considerada no presente estudo.

#### 4.6 ANÁLISE DE DESEMPENHO COMPUTACIONAL DO MODELO

Esta seção tem por objetivo fazer alguns comentários a respeito do desempenho computacional do modelo desenvolvido. Os procedimentos de cálculo de um modelo estritamente paramétrico são em geral menos complexos do que os de modelos não paramétricos ou até mesmo modelos semiparamétricos. Naturalmente espera-se que o tempo consumido por um computador para executar modelos paramétricos seja menor, ou que a configuração mínima necessária do sistema seja menos sofisticada. Como visto no Capítulo I, em alguns casos essa maior versatilidade traz como consequência resultados menos precisos do que os outros tipos de modelos. Entretanto, muitos pesquisadores preferem fazer uso de modelos paramétricos justamente por serem mais leves e de aplicação facilitada.

Como visto nas seções anteriores, o programa computacional desenvolvido nesta dissertação foi dividido em quatro módulos independentes. A intenção foi justamente a de elaborar um modelo completo, mas cujos módulos pudessem ser utilizados de forma individual, visando futuras aplicações. Por essa razão, dados de entrada como as probabilidades de transição e a quantidade mínima de chuva para que um dia seja considerado úmido foram deixados em aberto.

O computador no qual o modelo foi rodado para obtenção dos resultados aqui apresentados possui processador Pentium<sup>®</sup> 4 de 2,80GHz, com 256 MB de memória RAM e sistema operacional Windows XP. Os tempos de processamento podem ser visualizados nas tabelas 9, 10, 15 e 16 (módulos 1, 2, 3 e 4 respectivamente), além do Apêndice 1. Para a execução do módulo 1, o computador levou em média 2,58 segundos; no caso do módulo 2, o tempo médio consumido para a estimação dos parâmetros e geração das 1000 séries sintéticas foi de 457,33 segundos; já para o

módulo 3, o tempo médio foi de 23,17 segundos; finalmente, para o módulo 4, o tempo médio foi de 389,84 segundos. Portanto, para a total execução do programa, desde a determinação das probabilidades de transição até a validação das séries, o computador levou, em média, 14 minutos e 33 segundos. Obviamente o tempo de processamento depende diretamente da quantidade de séries sintéticas a serem geradas. Mas avaliando a quantidade de informações que o programa produz, pode-se considerar o tempo de processamento como sendo curto.

## CAPÍTULO V – CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Um modelo para geração de séries sintéticas de precipitações diárias foi estudado no presente trabalho. Sua estruturação básica, predominantemente paramétrica, baseia-se fortemente em conceitos e cálculos estatísticos, a partir de informações retiradas das séries históricas. Como estudo base, utilizou-se o artigo de Wilks (1998), em sua parte univariada. Inicialmente desenvolvido e executado para o Estado de Nova Iorque, Estados Unidos, o modelo apresentou resultados muito bons, o que levou o autor a creditar esse desempenho ao uso da distribuição probabilística exponencial mista a três parâmetros, pouco utilizada em estudos anteriores.

Como pressuposto para esta dissertação, alterações na estrutura do modelo de Wilks (1998) não foram feitas, justamente para análise da sua performance em uma região climatologicamente distinta. Ao analisar seus resultados, ficou muito claro que o modelo repetiu seu bom desempenho, principalmente em regiões úmidas. Alguns resultados não tão bons foram detectados nas regiões mais áridas.

Entretanto a construção do modelo impôs alguns desafios, principalmente relacionados à distribuição exponencial mista. O primeiro deles apareceu na estimação dos três parâmetros necessários; como o uso desta distribuição probabilística possui bibliografia limitada, necessitou-se extensa pesquisa em torno do método apropriado para este fim. Na sequência, surgiu a dúvida sobre a qualidade do ajuste que essa distribuição proporciona para o grupo de dados da área de estudo desejada. Assim, quatro foram as análises aplicadas para a verificação neste quesito. Na comparação com a distribuição gama (mais utilizada até então para modelos hidrológicos com objetivo de gerar séries de precipitações em escala diária), a distribuição exponencial mista mostrou-se equivalente e até mesmo superior em alguns os casos. Este fato, aliado à aplicação dos critérios AIC e BIC para determinação da ordem ótima da cadeia markoviana utilizada, forneceu uma segurança extra na aplicação do modelo.

Outra dificuldade encontrada no desenvolvimento deste trabalho está relacionada com os dados dos registros históricos utilizados. Dentre as 11 estações pluviométricas consideradas, poucas apresentaram dados completos nos 35 anos considerados. A maioria possui falhas que variam de alguns dias a meses em

seqüência com dados em branco. Felizmente, da forma que o modelo foi estruturado, as falhas nos registros não impossibilitaram sua execução, mas definitivamente refletiram na precisão dos resultados apresentados. Todavia, mesmo com o grande volume de informações provenientes dos 35 anos de dados diários, ficou evidente que foram insuficientes para uma boa representação em determinadas estações pluviométricas, principalmente na análise de eventos extremos.

Com relação aos objetivos propostos na introdução deste trabalho, conclui-se que foram todos atingidos com sucesso. Destaca-se, além do bom desempenho do modelo estudado, o uso da linguagem de programação em Matlab. Suas diversas ferramentas previamente implementadas pelo fabricante (como o cálculo de estatísticas básicas ou a geração de números aleatórios, por exemplo) economizaram tempo de programação e otimizaram a execução do modelo.

Conclui-se, portanto, que o modelo empregado é apropriado para a geração de séries sintéticas de precipitações em regiões úmidas. Uma vez desenvolvido e depurado, pode-se recomendar tópicos para estudos futuros, derivados do estudo original:

- No campo univariado, o presente modelo pode ser aprimorado através do emprego de algumas técnicas. Para regiões áridas, pode-se testar o desempenho do modelo com cadeias markovianas de ordem zero. A definição dos estados da cadeia pode ser refinada, através da inclusão de mais estados que diferenciem diferentes intensidades de chuva. Ainda, diferentes considerações de sazonalidade podem ser impostas;
- Efetuar estudo sobre os estimadores da distribuição exponencial mista, através da análise de tendenciosidade e variância. Um refinamento nesse aspecto pode refletir em melhores resultados para as séries geradas. Cita-se Kaviski (2006, p. 67-77) como referência para esse assunto;
- Comparar as séries produzidas pelo modelo proposto com séries de modelos semi ou não paramétricos, a fim de inferir sobre a relação complexidade de construção *versus* qualidade dos resultados. Avaliar o critério da parcimônia para esses casos;

- Visando expandir os resultados do modelo, ou ainda, gerar séries sintéticas de precipitação para lugares que não possuem estações pluviométricas, sugere-se desenvolver um estudo de regionalização hidrológica. Recomenda-se o trabalho de Kaviski (1992), no qual diversos métodos de regionalização são analisados;
- Estudar maneiras de simular mudanças climáticas no modelo, analisando as respostas produzidas;
- Incluir possíveis eventos de larga escala existentes, como *El Niño* e *La Niña* por exemplo, analisando a resposta da distribuição exponencial mista. Sugere-se como referência Wilks (2006, p. 109);
- Expandir o método proposto de geração para múltiplas localidades (modelo multivariado). O artigo original de Wilks (1998) contempla também essa generalização. Trata-se de um enfoque novo que, apesar de usar os mesmo parâmetros calculados nos modelos individuais, é trabalhoso e exige estudo aprofundado. Sugere-se o estudo paralelo de Brissette, Khalili e Leconte (2007), que se refere ao mesmo assunto;
- Aplicar as séries geradas em modelos de transformação chuva *versus* vazão e analisar as saídas, comparando com os registros históricos.,

A partir dos tópicos propostos, abre-se uma gama de novos estudos, muitos deles inéditos no Brasil, contribuindo para a expansão e aprimoramento dos importantes estudos hidrológicos em nosso país.

## REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, Brookline, AC-19, 6, p. 716-723, 1974.
- ANDRADE JUNIOR, A. S. de; FRIZZONE, J. A.; SENTELHAS, P. C. Simulação da precipitação diária para Parnaíba e Teresina, PI, em planilha eletrônica. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, 5, 2, p. 271-278, 2001.
- ANEEL - AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Energia Hidráulica. In: \_\_\_\_\_. **Atlas de Energia Elétrica do Brasil**. 2ª ed. Brasília: ANEEL, 2005. cap. 4. Disponível em (<<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/Atlas/index.html>>). Acesso em 03/09/2009.
- AZEVEDO, P. V.; LEITÃO, M. M. V. B. R. Aplicação de processos em cadeia de Markov às precipitações diárias no estado da Paraíba. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, 5, 1, p. 389-402, 1990.
- BARDOSSY, A.; PLATE, E. J. Space-Time Model for Daily Rainfall Using Atmospheric Circulation Patters. **Water Resources Research**, Washington, DC, 28, 5, p. 1247-1259, 1992.
- BOTELHO, V. A. V. A.; MORAIS, A. R. de. Estimativas dos parâmetros da distribuição gama de dados pluviométricos do município de Lavras, Estado de Minas Gerais. **Ciências Agrotécnicas**, Lavras, 23, 3, p. 697-706, 1999.
- BOUGHTON, W. C. e HILL, P. A design flood estimation procedure using data generation and daily water balance model. **CRC for Cacthment Hydrology**, Artigo 97/8, Universidade de Monash, Melbourne, 1997.
- BOUGHTON, W. C. A daily rainfall generating model for water yield and flood studies. **CRC for Cacthment Hydrology**, Artigo 99/8, Universidade de Monash, Melbourne, 1999.
- BOULANGER, J. -P. *et al.* Neural network based daily precipitation generator (NNGEN-P). **Climate Dynamics**, Berlin / Heidelberg, 28, p. 307-324, 2007.
- BRANDSMA, T.; BUISHAND, T. A. Statistical linkage of daily precipitation in Switzerland to atmospheric circulation and temperature. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 198, p. 98-123, 1997.
- BRISSETTE, F. P.; KHALILI, M.; LECONTE, R. Efficient stochastic generation of multi-site synthetic precipitation data. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 345, p. 121-133, 2007.

BUIHAND, T. A.; BRANDSMA, T. Multisite simulation of daily precipitation and temperature in the Rhine basin by nearest-neighbor resampling. **Water Resources Research**, Washington, DC, 37, 11, p. 2761-2776, 2001.

CHANG, T. J.; KAVVAS, M. L.; DELLEUR, J. W. Daily Precipitation Modeling by Discrete Autoregressive Moving Average Processes. **Water Resources Research**, Washington, DC, 20, 5, p. 565-580, 1984.

CHIN, E. H. Modeling Daily Precipitation Occurrence Process With Markov Chain. **Water Resources Research**, Washington, DC, 13, 6, p. 949-956, 1977.

CLARKE, R. T. **Stochastic processes for water scientists: developments and applications**. Baffins Lane: John Wiley & Sons Ltd., 1998, p. 41-75.

CLARKE, A. B.; DISNEY, R. L. **Probabilidade e processos estocásticos**. Rio de Janeiro: livros Técnicos e Científicos, 1979, p. 214 e 215.

CRAMÉR, H. **Mathematical methods of statistics**. 13<sup>th</sup>. ed. Princeton: Princeton University Press. 1974, p. 71, 498-500.

DEMPSTER, A. P.; LAIRD, N. M.; RUBIN, D. B. Maximum likelihood from incomplete data via EM algorithm. **Journal of the Royal Statistical Society**, Gainesville, B-39, p. 1-38, 1977.

DENI, S. M.; JEMAIN, A. A.; IBRAHIM, K. Fitting optimum order of Markov chain models for daily rainfall occurrences in Peninsular Malaysia. **Theoretical and Applied Climatology**, Viena, 97, p. 109-121 2008.

FOUFOULA-GEORGIOU, E.; LETTENMAIER, D. P. A Markov renewal model for rainfall occurrences. **Water Resources Research**, Washington, DC, 23, 5, p. 875-884, 1987.

GOMES, A. C. *et al.* Modelagem da Precipitação Diária na Região de Santiago, RS. In: Congresso Brasileiro de Meteorologia, 14, 2006, Florianópolis. Disponível em: <[http://www.criatividadecoletiva.net/cbm-files/14-8180626eb34c9e5c9de98\(...\)a7a77af621c.pdf](http://www.criatividadecoletiva.net/cbm-files/14-8180626eb34c9e5c9de98(...)a7a77af621c.pdf)>. Acesso em: 12/08/2009.

GREGORY, J. M.; WIGLEY, T. M. L.; JONES, P. D. Determining and Interpreting the Order of a Two-State Markov Chain: Application to Models of Daily Precipitation. **Water Resources Research**, Washington, DC, 28, 5, p. 1443-1446, 1992.

GREENWOOD, J. A. *et al.* Probability Weighted Moments: Definition and Relation to Parameters of Several Distributions Expressable in Inverse Form. **Water Resources Research**, Washington, DC, 15, 5, p. 1049-1054, 1979.

GRONDONA, M. O. *et al.* A Stochastic Precipitation Generator Conditioned on ENSO Phase: A Case Study in Southeastern South America. **Journal of Climate**, Boston, 13, 16, p. 2973-2986, 2000.

HAAN, C. T.; ALLEN, D. M.; STREET, J. O. A Markov Chain Model of Daily Rainfall. **Water Resources Research**, Washington, DC, 12, 3, p. 443-449, 1976.

HARROLD, T. I.; SHARMA, A.; SHEATHER, S. J. A nonparametric model for stochastic generation of daily rainfall occurrence. **Water Resources Research**, Washington, DC, 39, 10, p. 1300, 2003a.

HARROLD, T. I.; SHARMA, A.; SHEATHER, S. J. A nonparametric model for stochastic generation of daily rainfall amounts. **Water Resources Research**, Washington, DC, 39, 12, p. 1343, 2003b.

HENDERSON-SELLERS, A. e ROBINSON, P. J. **Contemporary Climatology**. London: Addison Wesley Longman, 1986.

JIMOH, O. D.; WEBSTER, P. The optimum order of a Markov chain model for daily rainfall in Nigeria. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 185, p. 45-69, 1996.

JOHNSON, N. L.; KOTZ, S. Exponential Distributions. In:\_\_\_\_\_. **Distributions in Statistics: continuous univariate distributions I**. New York: Wiley-Interscience Publication 1970. p. 207-227.

KARLIN, S.; TAYLOR, H. M. **A first course in stochastic processes**. 2<sup>nd</sup> ed. New York: Academic Press. 1975.

KATZ, W. R. Precipitation as a chain-dependent process. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, 16, 7, p. 671-676, 1977.

KATZ, W. R. On some criteria for estimating the order of a Markov Chain. **Technometrics**, Alexandria, 23, 3, p. 243-249, 1981.

KATZ, W. R.; ZHENG, X. Mixture model for overdispersion of precipitation. **Journal of Climate**, Boston, 12, p. 2528-2537, 1999.

KAVISKI, Eloy. **Métodos de regionalização de eventos e parâmetros hidrológicos**. 296 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Hidráulica) – Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 1992.

KAVISKI, Eloy. **Solução de problemas de fenômenos de transporte pelo método de Monte Carlo**. 330 f. Tese (Doutorado em Métodos Numéricos em Engenharia) – Setor de Ciências Exatas e Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2006. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/1884/7839>>. Acesso em: 11/08/2009.

KELLER FILHO, T.; ZULLO JUNIOR, J.; LIMA, P. R. S. de R. Análise da transição entre dias secos e chuvosos por meio da cadeia de Markov de terceira ordem. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, 41, 9, p. 1341-1349, 2006.

KELMAN, J. Modelos estocásticos no gerenciamento de recursos hídricos. In:\_\_\_\_\_. **Modelos para Gerenciamento de Recursos Hídricos I**. São Paulo: Nobel/ABRH, 1987, cap. 4.

KELMAN, J. et al. Geração Multivariada de Precipitações Extremas. In: VI Simpósio Brasileiro de Hidrologia e Recursos Hídricos e Simpósio Internacional de Recursos Hídricos em Regiões Metropolitanas. São Paulo, ABRH, 1985.

KHALILI, M.; LACONTE, R.; BRISSETTE, F. Multisite generation of daily stochastic precipitation to evaluate the effects of the climatic changes on the Châteauguay River basin hydrology. In: AMERICAN GEOPHYSICAL UNION JOINT ASSEMBLY, 2004, Montreal, Canadá.

KITE, G. W. **Frequency and Risk Analyses in Hydrology**. Chelsea: Water Resources Publications, 1977, p. 158-161.

KOTTEGODA, N. T.; NATALE, L.; RAITERI, E. Stochastic modeling of periodicity and trend for Multisite daily rainfall simulation. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 361, p. 319-326, 2008.

KRÜGER, C. M.; KAVISKI, E.; MÜLLER, I. I. Modelagem estocástica da precipitação diária no Estado do Paraná. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, 3, 2, p. 87-94, 1998.

LALL, U.; RAJAGOPALAN, B.; TARBOTON, D. G. A nonparametric wet/dry spell model for resampling daily precipitation. **Water Resources Research**, Washington, DC, 32, 9, p. 2803-2823, 1996.

LIAO, Y.; ZHANG, Q.; CHEN, D. Stochastic modeling of daily precipitation in China. **Journal of Geographical Sciences**, Pequim, 14, 4, p. 417-426, 2004.

LIMA, A. A de. **Metodologia Integrada para Determinação da Enchente de Projeto de Estruturas Hidráulicas por meio de Séries Sintéticas de Precipitações e Modelos Chuva-Vazão**. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) – Setor de Engenharia Sanitária e Ambiental, Engenharia Hidráulica e Recursos Hídricos, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2004. 1 CD-ROM.

MACHADO, Fernando Weigert. **Modelagem chuva-vazão mensal utilizando redes neurais artificiais**. 156 f. Dissertação (Mestrado em Recursos Hídricos) – Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/1884/2345>>. Aceso em: 01/08/2009.

MARTINS, G. A. de. **Estatística Geral e Aplicada**. 2ª ed.: São Paulo: Atlas, 2002, p. 210-213.

MEHROTRA, R.; SRIKANTHAN, R.; SHARMA, A. A comparison of three stochastic multi-site precipitation occurrence generators. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 331, p. 280-292, 2006.

MEHROTRA, R.; SHARMA, A. Preserving low-frequency variability in generated daily rainfall series. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 345, p. 102-120, 2007.

MENDONÇA, F.; DANNI-OLIVEIRA, I. M. Brasil: aspectos termopluiométricos e tipos climáticos. In: \_\_\_\_\_. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2007. cap. 6.

MOLER, C. **Numerical Computing with MATLAB**. Philadelphia: SIAM. 2004. cap. 9. Disponível em: <<http://www.mathworks.com/moler/chapters.html>>. Acesso em: 11/08/2009.

NASCIMENTO, C. E. S.; KELMAN, J. Um modelo para geração estocástica de chuvas diárias. **RBE – Caderno de Recursos Hídricos**, Rio de Janeiro, 13, 2, p. 19-36, 1995.

OLIVEIRA, V. de P. S. de. **Modelo para a geração de séries sintéticas de precipitação**. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Setor de Ciências Agrárias, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2003. Disponível em: <[ftp://ftp.ufv.br/dea/GPRH/teses/ds\\_oliveira/Tese\\_Doutorado\\_Vicente\\_de\\_Paulo\\_Santos\\_de\\_Oliveira.pdf](ftp://ftp.ufv.br/dea/GPRH/teses/ds_oliveira/Tese_Doutorado_Vicente_de_Paulo_Santos_de_Oliveira.pdf)>. Acesso em: 12/08/2009.

PARZEN, E. On estimation of a probability density function and model. **Annals of Mathematical Statistics**, Bethesda, 33, 3, p. 1065-1076, 1962.

PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; McMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geider climate classification. **Hydrology and Earth System Sciences**, Delft, 11, p. 1633-1644, 2007.

PINTO, N. L. de S. *et al.* Precipitação. In: \_\_\_\_\_. **Hidrologia Básica**. 2 ed. São Paulo: Edgard Blücher. 1976, cap. 2.

PRESS, W. H. **Numerical recipes in Pascal: the art of scientific computing**. Cambridge: Cambridge University, 1989.

PRESS, W. H. **Numerical recipes in FORTRAN: the art of scientific computing**. 2<sup>nd</sup> ed. Cambridge: Cambridge University, 1992.

QIAN, B. *et al.* Comparison of LARS-WG and AAFC-WG stochastic weather generators for diverse Canadian climates. **Climate Research**, Oldendorf/Luhe, 26, p. 175-191, 2002.

RAJAGOPALAN, B.; LALL, U.; TARBOTON, D. G. Nonhomogeneous Markov Model for Daily Precipitation. **Journal of Hydrologic Engineering**, Reston, 1, 1, p. 33-40, 1996.

- RICHARDSON, C. W. Stochastic Simulation of Daily Precipitation, Temperature, and Solar Radiation. **Water Resources Research**, Washington, DC, 17, 1, p. 182-190, 1981.
- RIDER, P. R. The method of moments applied to a mixture of two exponential distributions. **Aeronautical Research Laboratories**, Wright-Patterson Air Force Base, 32, 1, p. 143-147, 1961.
- ROLDÁN, J.; WOOLHISER, D. A. Stochastic Daily Precipitation Models - 1. A Comparison of Occurrence Processes. **Water Resources Research**, Washington, DC, 18, 5, p. 1451-1459, 1982a.
- ROLDÁN, J.; WOOLHISER, D. A. Stochastic Daily Precipitation Models - 2. A Comparison of Distribution Amounts. **Water Resources Research**, Washington, DC, 18, 5, p. 1461-1468, 1982b.
- ROSS, S. M. **Introduction to probability models**. 6<sup>th</sup> ed. Berkeley: Academic Press, 1997. p. 237, 572-574.
- RUFO, M. J.; PÉREZ, C. J.; MARTIN, J. Local parametric sensitivity for mixture models of lifetime distributions. **Reliability Engineering and System Safety**, Lisboa, 94, 7, p. 1238-1244, 2009.
- SCHWARZ, G. Estimating the Dimension of a Model. **The Annals of Mathematical Statistics**, Bethesda, 6, 2, p. 461-464, 1978.
- SEMENOV, M. A. *et al.* Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. **Climate Research**, Oldendorf/Luhe, 10, p. 95-107, 1998.
- SEMENOV, M. A.; BROOKS, R. Spatial interpolation of the LARS-WG stochastic weather generator in Great Britain. **Climate Research**, Oldendorf/Luhe, 11, p. 137-148, 1999.
- SEMENOV, M. A. Simulation of weather extreme events by stochastic weather generator. **Climate Research**, Oldendorf/Luhe, 35, p. 203-212, 2008.
- SMALL, M. J.; MORGAN, D. J. The relationship between a continuous-time renewal model and a discrete Markov chain model of precipitation occurrence. **Water Resources Research**, Washington, DC, 22, 10, p. 1422-1430, 1986.
- SMITH, R. E.; SCHREIBER, H. A. Point process of seasonal thunderstorm rainfall – 2. Rainfall depth probabilities. **Water Resources Research**, Washington, DC, 10, 3, p. 418-423, 1974.
- SRIKANTHAN, R.; McMAHON, T. A. Stochastic generation of rainfall and evaporation data. **AWRC Technical Paper**, Canberra, 84, p. 301, 1985.

SRIKANTHAN, R.; McMAHON, T. A. Stochastic generation of annual, monthly and daily climate data: A review. **Hydrology and Earth System Sciences**, Delft, 5 ,4, p. 653-670, 2001.

SRIKANTHAN, R. *et al.* A. Comparison of two approaches for generation of daily rainfall data. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, Berlin / Heidelberg, 19, p. 215-226, 2005.

STEDINGER, J. R.; VOGEL, R. M.; FOUFOULA-GEORGIOU, E. Frequency Analysis of Extreme Events. In: \_\_\_\_\_. **Handbook of Hydrology**. New York: McGraw-Hill, Inc. 1992, p. 18.7 e 18.8.

THOMPSON, C. S.; THOMPSON, P. J.; ZHENG, X. Fitting a multisite daily rainfall model to New Zeland data. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 340, p. 25-39, 2007.

TODOROVIC, P.; WOOLHISER, D. A. A Stochastic Model of n-Day Precipitation. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, 14, p. 17-24, 1975.

WAYMIRE, E.; GUPTA, V. K.; RODRIGUEZ-ITURBE, I. A spectral theory of rainfall intensity at the meso- $\beta$  scale. **Water Resources Research**, Washington, DC, 20, 10, p. 1453-1465, 1984.

WILKS, D S. Multisite generalization of a daily stochastic precipitation generation model. **Journal of Hydrology**, Amsterdam, 210, p. 178-191, 1998.

WILKS, D.S. **Statistical methods in the atmospheric sciences**. 2<sup>nd</sup>. ed. San Diego: Academic Press, 2006.

WOOLHISER, D. A.; PENGRAM, G. G. S. Maximum likelihood estimation of Fourier coefficients to describe seasonal variation of parameters in stochastic daily precipitation models. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, 18, p. 34-42, 1979.

WOOLHISER, D. A.; ROLDÁN, J. Seasonal and regional variability of parameters for stochastic daily precipitation models. **Water Resources Research**, Washington, DC, 22, p. 1287-1295, 1986.

YOUNG, K. C. A Multivariate Chain Model for Simulating Climatic Parameters from Daily Data. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, 33, p. 661-671, 1994.

ZAWADZKI, I. I. Statistical properties of precipitation patterns. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, 12, p. 459-472, 1973.

## APÊNDICES

## APÊNDICE 1 - APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS COMPLETOS OBTIDOS

Neste Apêndice 1 são exibidos os resultados da aplicação dos quatro módulos do modelo computacional desenvolvido, para as 11 estações pluviométricas consideradas no estudo. Os resultados anteriormente exibidos no corpo da dissertação serão novamente colocados nesta seção.

Quatro são as tabelas apresentadas: tabela 18, para o módulo 1; tabela 19, para o módulo 2; tabelas 20 e 21, para o módulo 3 e tabela 22 para o módulo 4 do programa computacional.

TABELA 18 – RESULTADOS COMPLETOS DO MÓDULO 1 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL

Estações	Meses	Parâmetros Cadeia de Markov				Ordem Ótima		Tempo (s)
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	
Monte Alegre de Minas (MAM)	Janeiro	0,5711	0,4289	0,3026	0,6974	2	2	1,72
	Fevereiro	0,6169	0,3831	0,3365	0,6635	2	1	1,25
	Março	0,6408	0,3592	0,3926	0,6074	2	1	1,61
	Abril	0,7891	0,2109	0,5404	0,4596	1	1	2,00
	Maio	0,8974	0,1026	0,7090	0,2910	2	1	1,69
	Junho	0,9511	0,0489	0,7797	0,2203	1	1	1,84
	Julho	0,9661	0,0339	0,6471	0,3529	2	1	3,91
	Agosto	0,9502	0,0498	0,6761	0,3239	2	2	1,75
	Setembro	0,8468	0,1532	0,6000	0,4000	2	1	1,64
	Outubro	0,7239	0,2761	0,5513	0,4487	2	1	1,22
	Novembro	0,6499	0,3501	0,3794	0,6206	1	1	1,06
Dezembro	0,4743	0,5257	0,3130	0,6870	2	1	1,97	
Usina Couro do Cervo (UCC)	Janeiro	0,6574	0,3426	0,3358	0,6642	1	1	0,13
	Fevereiro	0,7305	0,2695	0,3561	0,6439	2	1	1,05
	Março	0,7511	0,2489	0,4365	0,5635	2	1	1,16
	Abril	0,8729	0,1271	0,6215	0,3785	1	1	1,13
	Maio	0,9061	0,0939	0,6423	0,3577	2	1	1,11
	Junho	0,9406	0,0594	0,7051	0,2949	1	1	1,72
	Julho	0,9511	0,0489	0,6528	0,3472	1	1	0,97
	Agosto	0,9391	0,0609	0,6988	0,3012	2	1	2,30
	Setembro	0,8634	0,1366	0,6404	0,3596	1	1	1,64
	Outubro	0,7587	0,2413	0,5954	0,4046	1	1	1,16
	Novembro	0,7037	0,2963	0,4586	0,5414	1	1	1,13
Dezembro	0,6306	0,3694	0,3191	0,6809	2	1	2,05	

continua

Estações	Meses	Parâmetros Cadeia de Markov				Ordem Ótima		Tempo (s)
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	
Monte Mor (MM)	Janeiro	0,6696	0,3304	0,4034	0,5966	2	1	2,42
	Fevereiro	0,6784	0,3216	0,4216	0,5784	2	1	1,88
	Março	0,7689	0,2311	0,4629	0,5371	1	1	4,36
	Abril	0,8599	0,1401	0,6270	0,3730	2	1	2,08
	Maiο	0,8447	0,1553	0,6019	0,3981	2	1	2,14
	Junho	0,8903	0,1097	0,6026	0,3974	1	1	1,89
	Julho	0,9284	0,0716	0,5981	0,4019	1	1	2,56
	Agosto	0,9197	0,0803	0,5680	0,4320	2	1	2,62
	Setembro	0,8359	0,1641	0,5122	0,4878	1	1	2,05
	Outubro	0,7966	0,2034	0,5455	0,4545	2	1	1,78
	Novembro	0,7664	0,2336	0,4803	0,5197	2	1	1,72
	Dezembro	0,6909	0,3091	0,3881	0,6119	1	1	2,23
Caiuá (Ca)	Janeiro	0,7085	0,2915	0,4157	0,5843	2	1	1,61
	Fevereiro	0,6797	0,3203	0,5603	0,4397	2	1	2,53
	Março	0,7686	0,2314	0,5762	0,4238	2	2	2,61
	Abril	0,8613	0,1387	0,6486	0,3514	1	1	2,06
	Maiο	0,8434	0,1566	0,6054	0,3946	1	1	3,09
	Junho	0,8854	0,1146	0,6375	0,3625	1	1	3,66
	Julho	0,9165	0,0835	0,6957	0,3043	2	1	2,13
	Agosto	0,9155	0,0845	0,7043	0,2957	2	2	7,33
	Setembro	0,8200	0,1800	0,5720	0,4280	1	1	7,84
	Outubro	0,8088	0,1912	0,6452	0,3548	1	1	1,76
	Novembro	0,7723	0,2277	0,5719	0,4281	1	1	1,64
	Dezembro	0,7302	0,2698	0,4458	0,5542	2	1	3,97
Tomazina (To)	Janeiro	0,6896	0,3104	0,3783	0,6217	2	1	4,05
	Fevereiro	0,6721	0,3279	0,4100	0,5900	1	1	2,02
	Março	0,7472	0,2528	0,4878	0,5122	1	1	2,20
	Abril	0,8534	0,1466	0,5782	0,4218	1	1	2,13
	Maiο	0,8465	0,1535	0,5060	0,4940	1	1	2,42
	Junho	0,8506	0,1494	0,5591	0,4409	1	1	2,47
	Julho	0,8804	0,1196	0,5879	0,4121	1	1	2,23
	Agosto	0,8880	0,1120	0,5464	0,4536	2	1	2,58
	Setembro	0,8061	0,1939	0,5000	0,5000	1	1	2,22
	Outubro	0,7520	0,2480	0,5650	0,4350	1	1	2,03
	Novembro	0,7529	0,2471	0,5705	0,4295	1	1	1,64
	Dezembro	0,6946	0,3054	0,4262	0,5738	1	1	2,05

continua

Estações	Meses	Parâmetros Cadeia de Markov				Ordem Ótima		Tempo (s)
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,6684	0,3316	0,4012	0,5988	2	2	5,17
	Fevereiro	0,6424	0,3576	0,3590	0,6410	1	1	2,80
	Março	0,6885	0,3115	0,4556	0,5444	2	1	10,64
	Abril	0,7712	0,2288	0,5160	0,4840	2	1	1,70
	Maio	0,7958	0,2042	0,5100	0,4900	1	1	3,31
	Junho	0,7843	0,2157	0,5000	0,5000	1	1	1,83
	Julho	0,8032	0,1968	0,4916	0,5084	1	1	1,45
	Agosto	0,8273	0,1727	0,4784	0,5216	2	1	1,84
	Setembro	0,7601	0,2399	0,4585	0,5415	2	1	2,03
	Outubro	0,6984	0,3016	0,4903	0,5097	1	1	2,27
	Novembro	0,7231	0,2769	0,4817	0,5183	1	1	1,44
	Dezembro	0,6947	0,3053	0,4402	0,5598	1	1	2,66
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,6761	0,3239	0,4936	0,5064	2	1	2,34
	Fevereiro	0,6255	0,3745	0,5611	0,4389	2	0	2,16
	Março	0,6952	0,3048	0,5801	0,4199	2	1	2,88
	Abril	0,8235	0,1765	0,6882	0,3118	1	1	1,44
	Maio	0,9077	0,0923	0,7429	0,2571	1	1	1,55
	Junho	0,9605	0,0395	0,7907	0,2093	1	1	1,39
	Julho	0,9776	0,0224	0,9091	0,0909	1	0	1,39
	Agosto	0,9677	0,0323	0,8788	0,1212	1	0	1,05
	Setembro	0,8849	0,1151	0,8230	0,1770	2	0	3,02
	Outubro	0,8138	0,1862	0,7462	0,2538	2	0	1,47
	Novembro	0,7061	0,2939	0,6689	0,3311	2	0	1,56
	Dezembro	0,6727	0,3273	0,5534	0,4466	2	1	1,63
Caracol (Co)	Janeiro	0,7905	0,2095	0,5882	0,4118	1	1	1,73
	Fevereiro	0,7443	0,2557	0,5795	0,4205	1	1	1,41
	Março	0,8137	0,1863	0,6438	0,3563	1	1	1,67
	Abril	0,8639	0,1361	0,6667	0,3333	1	1	1,72
	Maio	0,8685	0,1315	0,6299	0,3701	1	1	1,78
	Junho	0,8610	0,1390	0,6308	0,3692	1	1	1,63
	Julho	0,9193	0,0807	0,7067	0,2933	1	1	1,63
	Agosto	0,9143	0,0857	0,7397	0,2603	1	1	1,61
	Setembro	0,8488	0,1512	0,6508	0,3492	1	1	2,11
	Outubro	0,8086	0,1914	0,6883	0,3117	1	1	1,72
	Novembro	0,7808	0,2192	0,6890	0,3110	1	0	1,56
	Dezembro	0,7921	0,2079	0,6270	0,3730	1	1	1,59

continua

Estações	Meses	Parâmetros Cadeia de Markov				Ordem Ótima		conclusão
		p00	p10	p01	p11	AIC	BIC	Tempo (s)
Passo Marombas (PM)	Janeiro	0,7319	0,2681	0,4401	0,5599	1	1	1,25
	Fevereiro	0,7023	0,2977	0,3929	0,6071	1	1	1,92
	Março	0,7747	0,2253	0,5475	0,4525	1	1	1,97
	Abril	0,8272	0,1728	0,5391	0,4609	1	1	2,91
	Maio	0,8307	0,1693	0,5578	0,4422	1	1	2,09
	Junho	0,7982	0,2018	0,5480	0,4520	1	1	2,42
	Julho	0,8246	0,1754	0,4982	0,5018	1	1	1,70
	Agosto	0,8288	0,1712	0,5055	0,4945	1	1	1,78
	Setembro	0,7843	0,2157	0,4845	0,5155	2	1	1,69
	Outubro	0,7411	0,2589	0,5339	0,4661	2	1	1,11
	Novembro	0,7394	0,2606	0,5476	0,4524	1	1	2,00
	Dezembro	0,7390	0,2610	0,5322	0,4678	2	1	1,70
Linha Cescon (LC)	Janeiro	0,8063	0,1937	0,531	0,469	1	1	1,17
	Fevereiro	0,7697	0,2303	0,5766	0,4234	1	1	1,36
	Março	0,8457	0,1543	0,6927	0,3073	1	1	1,22
	Abril	0,8538	0,1462	0,608	0,392	1	1	1,34
	Maio	0,8412	0,1588	0,6364	0,3636	1	1	1,50
	Junho	0,8213	0,1787	0,5726	0,4274	2	1	1,39
	Julho	0,8225	0,1775	0,6076	0,3924	1	1	1,59
	Agosto	0,8402	0,1598	0,5746	0,4254	2	1	2,38
	Setembro	0,8206	0,1794	0,5657	0,4343	1	1	1,70
	Outubro	0,7968	0,2032	0,6007	0,3993	2	1	1,70
	Novembro	0,8262	0,1738	0,6905	0,3095	2	1	1,69
	Dezembro	0,8182	0,1818	0,6872	0,3128	2	1	1,28
Cacequi (Cq)	Janeiro	0,8228	0,1772	0,6107	0,3893	1	1	1,06
	Fevereiro	0,7941	0,2059	0,6245	0,3755	1	1	1,38
	Março	0,8312	0,1688	0,6372	0,3628	1	1	1,44
	Abril	0,8157	0,1843	0,6419	0,3581	1	1	1,36
	Maio	0,8547	0,1453	0,6019	0,3981	1	1	1,59
	Junho	0,8162	0,1838	0,6368	0,3632	1	1	1,39
	Julho	0,8053	0,1947	0,6364	0,3636	1	1	1,61
	Agosto	0,8449	0,1551	0,6538	0,3462	1	1	1,28
	Setembro	0,8133	0,1867	0,6398	0,3602	1	1	1,80
	Outubro	0,8173	0,1827	0,671	0,329	2	1	1,09
	Novembro	0,8098	0,1902	0,7383	0,2617	1	0	1,44
	Dezembro	0,843	0,157	0,7202	0,2798	1	1	1,72

TABELA 19 – RELAÇÃO COMPLETA DOS PARÂMETROS DA DISTRIBUIÇÃO EXPONENCIAL MISTA

Estações	Meses	Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)				Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações	
Monte Alegre de Minas (MAM)	Janeiro	0,2242	24,0937	14,0937	0,7870	19,7252	3,8348	227	438,91
	Fevereiro	0,0483	22,0793	12,0793	0,7218	15,9006	3,9268	299	676,28
	Março	0,5469	28,0253	18,0253	0,6532	17,3360	3,5672	102	583,42
	Abril	0,0387	35,5706	11,8853	0,6543	15,5151	2,3830	108	448,22
	Maio	0,0079	49,0332	9,7401	0,6903	12,7771	1,9979	196	349,47
	Junho	0,0016	88,2501	9,5562	0,5314	15,6896	2,3534	86	305,70
	Julho	0,1095	19,4693	9,4693	0,6498	11,7750	2,0808	81	315,83
	Agosto	0,3750	13,9469	3,9469	0,4134	8,1917	7,3896	36	318,39
	Setembro	0,0540	19,1819	9,1819	0,6266	11,9002	3,1932	192	320,42
	Outubro	0,4024	26,9157	16,9157	0,6455	17,7244	4,1155	166	346,39
	Novembro	0,3254	27,6999	17,6999	0,6941	18,9315	4,2894	232	365,25
	Dezembro	0,0531	23,7742	13,7742	0,7093	17,2019	3,6003	199	413,77
Usina Couro do Cervo (UCC)	Janeiro	0,3051	23,0860	13,0860	0,7103	19,9321	6,8351	317	410,67
	Fevereiro	0,5383	19,6757	9,6757	0,5397	18,4698	11,0615	24	364,64
	Março	0,4151	20,3841	10,3841	0,5613	18,9566	8,8815	271	370,39
	Abril	0,1055	23,6061	13,6061	0,0230	65,7074	11,2979	32	417,52
	Maio	0,2284	19,7832	9,7832	0,0790	27,7756	10,7251	217	334,61
	Junho	0,3932	16,3952	6,3952	0,4000	13,5056	8,2120	18	309,06
	Julho	0,2827	21,7588	11,7588	0,4210	14,1695	5,1289	147	317,84
	Agosto	0,2749	15,9068	5,9068	0,2538	12,7964	7,2518	46	317,81
	Setembro	0,6964	16,1921	6,1921	0,7388	13,2587	12,8812	70	324,19
	Outubro	0,4690	17,4563	7,4563	0,6057	14,8112	8,0572	331	353,03
	Novembro	0,5697	19,2554	9,2554	0,5725	18,0514	10,8026	24	353,78
	Dezembro	0,6308	19,4633	9,4633	0,6404	18,5324	10,8577	26	394,47
Monte Mor (MM)	Janeiro	0,4756	29,6038	19,7359	0,7974	18,2330	2,5077	187	536,17
	Fevereiro	0,3407	26,8610	17,9073	0,8272	17,4522	2,4581	519	488,70
	Março	0,0786	21,3776	14,2517	0,6559	18,6255	4,3477	171	425,28
	Abril	0,4506	16,5978	6,5978	0,4475	13,0318	9,6333	68	445,17
	Maio	0,0258	16,3140	10,8760	0,7254	14,5097	2,0741	212	446,89
	Junho	0,5187	13,5313	9,0208	0,6721	15,5322	3,2226	98	396,50
	Julho	0,0743	14,6422	9,7615	0,4386	14,5045	5,6849	329	446,84
	Agosto	0,4586	6,6110	4,4073	0,4758	9,3495	9,1925	26	441,01
	Setembro	0,2749	17,8397	11,8932	0,6466	14,1462	3,1912	119	469,34
	Outubro	0,7719	13,9281	9,2854	0,4866	16,8923	9,0814	388	511,05
	Novembro	0,8148	12,1329	8,0886	0,8598	14,4486	4,5489	268	464,30
	Dezembro	0,6563	12,1152	8,0768	0,6829	16,1220	10,1732	15	502,67

continua

Estações	Meses	Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)				Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações	
Caiuá (Ca)	Janeiro	0,6554	17,9379	11,9586	0,5516	20,0947	10,6925	335	519,91
	Fevereiro	0,3112	20,4463	13,6309	0,7074	19,7385	6,1217	231	624,91
	Março	0,0525	23,9897	13,9897	0,7375	17,8196	5,2356	597	647,48
	Abril	0,3492	18,7432	12,4954	0,7530	18,0032	4,5506	178	438,50
	Maio	0,7292	12,5303	8,3535	0,8370	16,1420	3,5158	109	465,22
	Junho	0,2999	19,3255	12,8837	0,6563	14,7940	3,6277	135	444,00
	Julho	0,0316	39,6446	12,3998	0,6339	16,4762	3,0072	133	488,95
	Agosto	0,5312	22,7556	15,1704	0,5585	16,8269	3,9711	70	377,31
	Setembro	0,3615	15,7208	10,4805	0,7033	15,3714	5,2845	399	533,28
	Outubro	0,9121	14,7859	9,8572	0,8681	16,9867	3,9139	39	568,34
	Novembro	0,0841	40,6620	17,3433	0,2308	29,5078	11,1453	392	570,89
	Dezembro	0,3295	18,9987	12,6658	0,6478	19,2153	6,5467	212	473,36
Tomazina (To)	Janeiro	0,1350	36,4671	17,9347	0,5621	22,9191	5,8326	152	646,11
	Fevereiro	0,0453	41,8690	14,7042	0,4293	21,8774	7,1611	260	587,70
	Março	0,6288	27,1558	18,1038	0,5320	18,4045	5,6196	23	460,92
	Abril	0,8115	14,9484	9,9656	0,8314	16,2018	3,2478	105	417,28
	Maio	0,4940	19,8013	13,2009	0,6973	20,0444	4,8389	130	427,49
	Junho	0,6758	12,5557	8,3705	0,8439	16,4361	4,4701	192	461,34
	Julho	0,2406	22,8205	15,2137	0,6319	18,7132	4,2496	90	460,69
	Agosto	0,0770	17,5262	11,6841	0,7306	15,4979	3,0394	189	389,92
	Setembro	0,7713	12,8364	8,5576	0,7730	16,2577	6,8002	53	377,19
	Outubro	0,6946	15,2442	10,1628	0,8465	15,5422	3,5331	268	386,36
	Novembro	0,7886	13,6713	9,1142	0,7798	15,1979	3,9239	149	353,27
	Dezembro	0,5738	12,7929	8,5286	0,8362	16,4654	3,5261	126	428,75
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,8780	19,2202	14,9177	0,7220	14,3633	2,7946	35	484,17
	Fevereiro	0,1725	19,2262	12,8175	0,7211	15,0506	3,0992	201	367,20
	Março	0,0755	28,3299	11,6885	0,6710	14,4279	2,3020	140	651,75
	Abril	0,1107	44,3132	16,6399	0,5912	20,9941	2,8951	138	530,31
	Maio	0,0018	136,6367	16,7489	0,7069	22,7334	1,6738	98	361,84
	Junho	0,1259	37,0422	17,8447	0,6542	22,3745	2,4445	79	365,33
	Julho	0,3075	30,4399	18,7901	0,7354	19,9383	2,2093	151	358,44
	Agosto	0,0427	44,7434	15,4274	0,7006	19,5974	1,5722	91	351,00
	Setembro	0,2002	21,2012	14,1341	0,7825	18,9682	3,3158	260	470,53
	Outubro	0,7427	16,4942	10,9961	0,8004	18,3960	1,8350	63	402,84
	Novembro	0,3203	16,6238	11,0825	0,7728	15,8738	2,6299	138	451,03
	Dezembro	0,2313	22,7089	15,1393	0,7321	16,7494	4,2339	350	476,09

continua

Estações	Meses	Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)				Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações	
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,6261	15,4457	10,2971	0,6551	20,3954	14,9604	34	424,27
	Fevereiro	0,8015	16,3589	10,9059	0,7304	20,0071	11,4894	270	407,03
	Março	0,3095	9,03	6,02	0,4167	15,8028	15,7048	31	398,06
	Abril	0,789	12,3652	8,2435	0,7868	14,826	8,4555	34	341,97
	Mai	0,3868	10,2522	6,8348	0,4817	15,8225	15,5329	40	458,84
	Junho	0,1012	18,9742	12,6495	0,3175	20,4806	8,0682	106	421,24
	Julho	0,5807	11,8996	7,9331	0,6359	16,6537	11,4624	25	426,09
	Agosto	0,5325	30,1074	20,0716	0,4458	23,8105	7,4249	26	275,09
	Setembro	0,5516	9,8076	6,5384	0,6054	13,9985	10,1163	33	407,99
	Outubro	0,5531	11,5241	7,6827	0,6022	15,8689	12,752	40	431,22
	Novembro	0,889	18,6151	12,41	0,444	23,8675	13,1849	676	522,31
	Dezembro	0,6877	16,6852	11,1234	0,7067	20,9375	15,0491	32	532,25
Caracol (Co)	Janeiro	0,8841	18,3285	8,3285	0,8775	18,7486	5,8872	32	378,39
	Fevereiro	0,0897	25,2831	15,2831	0,8525	18,5271	2,6426	459	251,78
	Março	0,5719	35,5579	25,5579	0,2044	38,5009	15,0541	293	272,06
	Abril	0,7527	19,849	9,849	0,9004	25,2258	4,282	67	267,05
	Mai	0,1666	42,0195	21,9644	0,5831	27,6795	5,9644	119	241,06
	Junho	0,2392	20,558	10,558	0,7344	16,6871	2,6457	106	273,49
	Julho	0,1865	26,8697	14,5011	0,4614	19,2616	6,166	199	233,67
	Agosto	0,194	26,9637	16,9637	0,747	19,1259	2,9263	118	227,33
	Setembro	0,7109	16,2832	6,2832	0,7751	13,4801	13,1205	95	220,02
	Outubro	0,779	21,4664	11,4664	0,8345	22,1628	4,6209	69	234,92
	Novembro	0,8286	20,6873	10,6873	0,8654	22,9203	21,7139	81	230,22
	Dezembro	0,6516	19,6181	9,6181	0,7868	25,0017	24,8541	48	246,01
Passo Marom- bas (PM)	Janeiro	0,7433	15,9388	5,9388	0,7784	13,4202	13,2033	51	460,39
	Fevereiro	0,523	17,8226	7,8226	0,5294	15,6589	10,1206	30	551,17
	Março	0,423	17,8619	7,8619	0,6729	14,7039	6,7181	333	416,86
	Abril	0,5641	18,9921	8,9921	0,8515	16,4792	4,0462	176	376,55
	Mai	0,4826	21,4819	11,4819	0,6489	20,2897	8,9493	254	454,47
	Junho	0,5181	19,6048	9,6048	0,6704	17,9859	8,2757	265	606,94
	Julho	0,0096	26,0481	16,0481	0,1675	32,2483	12,9042	168	498,69
	Agosto	0,5599	20,212	10,212	0,5595	18,9883	11,7756	27	390,47
	Setembro	0,7098	17,8416	7,8416	0,8814	16,1668	5,8237	254	481,70
	Outubro	0,791	18,2732	8,2732	0,8855	17,5377	5,7109	151	710,19
	Novembro	0,6715	17,0618	7,0618	0,7066	14,9026	11,0648	58	499,20
	Dezembro	0,8122	16,891	6,891	0,8371	15,0825	14,6586	65	601,97

continua

Estações	Meses	conclusão								
		Estimativa Inicial (Momentos)			Estimativa Definitiva (Máxima Verossimilhança – algoritmo EM.)					Tempo (s)
		$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\alpha$	$\beta_1$	$\beta_2$	Iterações		
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,6261	15,4457	10,2971	0,6551	20,3954	14,9604	34	424,27	
	Fevereiro	0,8015	16,3589	10,9059	0,7304	20,0071	11,4894	270	407,03	
	Março	0,3095	9,03	6,02	0,4167	15,8028	15,7048	31	398,06	
	Abril	0,789	12,3652	8,2435	0,7868	14,826	8,4555	34	341,97	
	Mai	0,3868	10,2522	6,8348	0,4817	15,8225	15,5329	40	458,84	
	Junho	0,1012	18,9742	12,6495	0,3175	20,4806	8,0682	106	421,24	
	Julho	0,5807	11,8996	7,9331	0,6359	16,6537	11,4624	25	426,09	
	Agosto	0,5325	30,1074	20,0716	0,4458	23,8105	7,4249	26	275,09	
	Setembro	0,5516	9,8076	6,5384	0,6054	13,9985	10,1163	33	407,99	
	Outubro	0,5531	11,5241	7,6827	0,6022	15,8689	12,752	40	431,22	
	Novembro	0,889	18,6151	12,41	0,444	23,8675	13,1849	676	522,31	
	Dezembro	0,6877	16,6852	11,1234	0,7067	20,9375	15,0491	32	532,25	
Caracol (Co)	Janeiro	0,8841	18,3285	8,3285	0,8775	18,7486	5,8872	32	378,39	
	Fevereiro	0,0897	25,2831	15,2831	0,8525	18,5271	2,6426	459	251,78	
	Março	0,5719	35,5579	25,5579	0,2044	38,5009	15,0541	293	272,06	
	Abril	0,7527	19,849	9,849	0,9004	25,2258	4,282	67	267,05	
	Mai	0,1666	42,0195	21,9644	0,5831	27,6795	5,9644	119	241,06	
	Junho	0,2392	20,558	10,558	0,7344	16,6871	2,6457	106	273,49	
	Julho	0,1865	26,8697	14,5011	0,4614	19,2616	6,166	199	233,67	
	Agosto	0,194	26,9637	16,9637	0,747	19,1259	2,9263	118	227,33	
	Setembro	0,7109	16,2832	6,2832	0,7751	13,4801	13,1205	95	220,02	
	Outubro	0,779	21,4664	11,4664	0,8345	22,1628	4,6209	69	234,92	
	Novembro	0,8286	20,6873	10,6873	0,8654	22,9203	21,7139	81	230,22	
	Dezembro	0,6516	19,6181	9,6181	0,7868	25,0017	24,8541	48	246,01	

TABELA 20 – RESULTADOS COMPLETOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 1

Estações	Meses	Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Monte Alegre de Minas (MAM)	Janeiro	16,3	16,6	18,4	18,7	10095,6	10241,5	143,4	133,0	618	618	436	436
	Fevereiro	12,6	12,8	14,4	14,6	6608,0	6716,7	104,0	103,7	526	525	442	441
	Março	12,6	12,8	15,3	15,5	6491,5	6633,3	100,8	110,3	517	518	568	567
	Abril	11,0	11,2	14,0	14,1	3125,8	3219,7	83,4	91,1	285	286	735	734
	Maio	9,4	9,7	12,4	11,7	1263,6	1314,3	69,0	65,3	134	135	936	935
	Junho	9,4	9,8	14,2	13,1	556,5	580,4	85,2	63,9	59	59	961	961
	Julho	8,4	8,6	9,9	10,3	427,1	455,3	40,4	48,0	51	53	1003	1001
	Agosto	7,7	8,0	7,8	7,7	546,5	579,5	34,1	37,9	71	73	983	981
	Setembro	8,6	8,9	10,1	10,4	1728,3	1790,5	52,6	64,9	200	202	790	788
	Outubro	12,9	13,2	15,5	15,8	4396,2	4483,9	84,7	106,7	341	341	681	681
Novembro	14,5	14,7	17,2	17,2	6587,3	6703,5	102,0	120,8	456	457	497	496	
Dezembro	13,2	13,5	15,4	15,9	8250,4	8419,0	110,0	115,2	623	622	369	370	
Usina Couro do Cervo (UCC)	Janeiro	16,1	16,4	18,0	18,2	8843,3	8983,0	147,4	131,8	548	548	537	537
	Fevereiro	15,1	15,3	16,0	16,0	6385,0	6530,1	128,8	112,6	424	426	564	562
	Março	14,5	14,8	15,8	16,1	5726,9	5842,8	87,1	113,2	394	394	691	691
	Abril	12,6	12,7	14,7	16,0	2221,6	2270,7	122,3	134,8	177	178	873	872
	Maio	12,1	12,3	13,4	13,4	1653,2	1697,6	99,0	87,5	137	138	948	947
	Junho	10,3	10,5	10,9	10,7	805,5	830,5	56,1	55,5	78	79	942	941
	Julho	8,9	9,2	10,8	10,7	643,1	685,4	55,0	57,5	72	74	982	980
	Agosto	8,7	8,9	9,3	9,1	718,4	744,4	58,0	48,0	83	83	969	969
	Setembro	13,2	13,4	13,0	13,1	2341,7	2387,7	65,4	76,4	178	178	842	842
	Outubro	12,2	12,4	12,8	13,0	3692,6	3779,5	68,0	86,6	304	304	750	750
Novembro	15,0	15,2	15,7	15,7	5965,9	6099,9	110,2	109,1	399	401	621	619	
Dezembro	15,8	16,0	16,5	16,6	8895,3	9075,0	125,3	119,4	564	566	490	488	
Monte Mor (MM)	Janeiro	15,0	15,3	18,1	17,4	7085,3	7197,2	138,4	117,9	471	470	575	576
	Fevereiro	14,9	15,1	17,7	16,7	6061,6	6173,3	130,2	110,4	408	408	538	538
	Março	13,7	13,9	15,9	16,6	4792,0	4885,0	94,4	110,6	350	350	701	701
	Abril	11,1	11,4	11,6	11,9	2054,2	2131,7	72,6	69,4	185	187	835	833
	Maio	11,0	11,4	12,7	13,4	2269,3	2358,9	67,2	79,3	206	207	805	804
	Junho	11,4	11,8	12,6	13,8	1715,4	1801,8	60,0	77,5	151	153	839	837

continua

Estações	Meses	Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Monte Mor (MM)	Julho	9,4	9,9	10,9	11,3	1005,7	1071,5	52,0	59,8	107	108	908	907
	Agosto	9,2	9,5	9,1	9,7	1151,6	1201,7	45,6	52,5	125	126	897	896
	Setembro	10,3	10,5	12,1	12,6	2523,6	2614,7	84,4	79,7	246	249	774	771
	Outubro	12,9	13,2	14,0	14,1	3680,6	3762,5	86,0	94,9	286	286	767	767
	Novembro	13,1	13,3	13,7	13,9	3967,9	4046,5	101,3	88,2	304	304	625	625
	Dezembro	14,2	14,5	14,7	14,7	6232,8	6340,8	98,2	99,1	438	438	550	550
Caiuá (Ca)	Janeiro	15,9	16,1	17,4	17,2	6874,9	6991,5	144,2	123,3	433	434	621	620
	Fevereiro	15,8	16,0	17,7	18,0	5481,6	5596,2	141,2	120,4	348	349	612	611
	Março	14,5	14,8	16,7	16,5	4383,4	4478,8	114,3	107,5	302	302	752	752
	Abril	14,7	15,0	16,5	16,8	2715,3	2787,6	109,3	99,0	185	186	865	864
	Maio	14,1	14,3	14,7	14,0	3140,1	3185,9	70,3	84,1	223	222	862	863
	Junho	11,0	11,2	13,0	13,1	1752,3	1787,6	67,6	76,8	160	160	890	890
	Julho	11,5	11,8	14,8	14,6	1327,1	1374,5	80,0	81,2	115	117	970	968
	Agosto	11,1	11,4	13,5	14,1	1281,2	1329,0	65,4	79,7	115	117	970	968
	Setembro	12,4	12,6	13,9	13,9	3093,7	3180,4	81,9	87,4	250	252	800	798
	Outubro	15,3	15,5	16,2	16,5	3784,7	3865,3	102,6	101,4	248	249	837	836
	Novembro	15,4	15,6	19,3	18,7	4599,2	4667,8	160,7	141,3	299	299	751	751
	Dezembro	14,8	15,1	16,6	17,0	5856,8	5984,5	111,2	118,2	397	398	656	655
Tomazina (To)	Janeiro	15,4	15,7	19,3	19,5	7546,6	7665,0	163,0	142,2	489	488	596	597
	Fevereiro	13,5	13,7	17,1	16,9	5915,3	6020,1	138,5	127,9	439	439	549	549
	Março	12,4	12,7	15,2	15,4	4580,1	4677,4	89,0	108,7	369	369	712	712
	Abril	14,0	14,3	15,2	15,5	2955,9	3031,5	81,0	92,1	211	212	839	838
	Maio	15,4	15,7	17,3	18,1	3874,0	3962,6	93,2	113,8	251	253	834	832
	Junho	14,6	14,8	15,1	15,6	3203,9	3295,6	73,6	94,9	220	222	830	828
	Julho	13,4	13,6	15,8	16,4	2435,8	2500,3	94,2	99,7	182	183	903	902
	Agosto	12,1	12,5	13,9	14,4	2220,5	2310,0	71,2	86,0	183	185	902	900
	Setembro	14,1	14,4	14,8	15,0	4118,8	4225,2	84,6	96,1	292	294	758	756
	Outubro	13,7	14,0	15,0	14,9	4532,1	4623,8	94,0	94,0	331	331	754	754
	Novembro	12,7	13,0	13,8	14,2	3786,9	3892,0	69,6	89,8	298	300	692	690
	Dezembro	14,3	14,6	15,0	15,7	6123,2	6247,3	85,6	105,6	427	428	596	595

continua

Estações	Meses	Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
União da Vitória (UV)	Janeiro	11,1	11,4	13,7	13,4	5469,8	5577,7	124,2	93,0	491	490	594	595
	Fevereiro	11,7	12,0	13,7	13,9	5774,0	5900,7	81,2	96,8	493	493	495	495
	Março	10,4	10,7	13,1	13,1	4464,8	4561,5	99,8	90,7	428	427	626	627
	Abril	12,4	12,7	15,2	15,7	3871,0	3965,6	68,1	100,6	312	314	908	906
	Maio	16,5	16,9	22,2	21,0	4958,3	5122,5	154,6	131,8	300	303	754	751
	Junho	15,4	15,8	19,3	20,5	4721,1	4858,1	87,9	132,1	306	307	714	713
	Julho	15,2	15,5	18,8	18,8	4516,6	4632,9	121,4	119,2	297	299	747	745
	Agosto	14,2	14,5	18,0	18,3	3940,5	4043,9	110,0	114,7	278	280	776	774
	Setembro	15,6	15,8	17,7	17,9	5426,7	5539,9	112,0	117,0	349	351	671	669
	Outubro	15,1	15,3	16,4	17,6	6212,8	6315,7	87,4	116,8	412	413	673	672
	Novembro	12,9	13,1	14,5	15,0	4911,5	5028,4	84,4	99,4	382	383	668	667
	Dezembro	13,4	13,6	15,8	15,5	5931,2	6052,9	156,2	107,3	443	444	642	641
Taiamã (Ta)	Janeiro	18,5	18,8	19,0	18,5	7278,7	7377,5	137,0	121,9	393	393	599	599
	Fevereiro	17,7	18,0	18,6	18,5	6375,3	6492,9	130,0	123,6	360	362	542	540
	Março	15,8	16,0	14,7	15,7	5211,8	5300,7	96,0	100,9	331	332	630	629
	Abril	13,5	13,7	14,1	13,9	2504,9	2569,0	87,0	82,7	186	187	731	730
	Maio	15,7	15,9	15,1	15,4	1645,4	1687,6	72,1	81,4	105	106	856	855
	Junho	12,0	12,2	14,0	13,9	516,4	541,4	66,0	66,3	43	44	887	886
	Julho	14,8	15,0	15,0	14,5	324,8	349,1	59,0	57,3	22	23	939	938
	Agosto	14,7	15,0	17,8	17,8	486,0	506,0	80,0	79,3	33	34	928	927
	Setembro	12,5	12,7	12,6	12,6	1408,5	1452,0	60,0	68,9	113	114	817	816
	Outubro	14,6	14,9	14,8	14,8	2881,6	2967,6	100,0	88,7	197	199	795	793
	Novembro	17,9	18,1	19,3	19,3	5252,4	5312,1	124,0	130,7	293	293	667	667
	Dezembro	19,2	19,4	19,9	19,5	6838,9	6930,0	157,0	128,6	356	357	605	604
Caracol (Co)	Janeiro	17,2	17,4	17,0	18,1	3210,6	3262,5	72,0	107,3	187	187	525	525
	Fevereiro	16,2	16,4	18,5	17,9	3155,2	3208,6	128,0	105,3	195	196	442	441
	Março	19,8	20,0	23,8	23,6	3174,3	3218,5	160,0	158,9	160	161	553	552
	Abril	23,1	23,4	22,2	24,6	2706,8	2728,1	112,0	132,5	117	117	573	573
	Maio	18,6	18,9	23,2	23,9	2365,1	2440,1	120,0	136,3	127	129	616	614
	Junho	13,0	13,3	14,4	15,5	1683,5	1717,3	86,0	85,7	130	129	590	591

continua

Estações	Meses	Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Caracol (Co)	Julho	12,2	12,5	15,2	15,1	914,6	951,2	78,8	81,0	75	76	669	668
	Agosto	15,0	15,4	17,7	17,9	1096,7	1126,6	101,0	88,4	73	73	630	630
	Setembro	13,4	13,6	13,2	13,3	1687,4	1744,4	61,8	72,6	126	128	549	547
	Outubro	19,3	19,4	20,1	21,1	2965,5	3014,4	93,0	120,4	154	155	559	558
	Novembro	22,8	22,9	22,4	22,6	3731,9	3786,7	118,6	129,7	164	165	520	519
	Dezembro	25,0	25,1	23,3	24,8	4618,6	4649,5	92,0	144,8	185	185	558	558
Passo Marom- bas (PM)	Janeiro	13,4	13,7	13,0	13,4	5469,2	5608,5	106,6	89,2	409	410	675	674
	Fevereiro	13,1	13,3	13,6	13,6	5547,3	5665,1	88,7	95,2	425	425	561	561
	Março	12,1	12,3	12,9	13,1	3821,0	3882,6	74,2	86,4	316	316	768	768
	Abril	14,6	14,9	15,4	15,9	3746,1	3791,7	94,8	98,7	256	254	793	795
	Maiο	16,3	16,5	17,6	17,8	4093,3	4164,2	104,2	114,3	251	252	833	832
	Junho	14,8	15,1	15,7	16,1	4154,7	4269,6	80,2	104,9	281	283	768	766
	Julho	16,1	16,3	18,6	18,8	4536,4	4616,7	128,6	142,4	281	282	804	803
	Agosto	15,8	16,1	16,8	16,5	4316,5	4390,9	117,3	106,1	273	274	812	811
	Setembro	14,9	15,2	15,1	15,7	4810,7	4914,0	99,8	102,4	322	324	728	726
	Outubro	16,2	16,5	16,3	17,0	5728,9	5830,2	91,6	112,1	354	354	730	730
	Novembro	13,8	14,1	13,9	14,0	4628,9	4748,4	80,2	90,5	336	338	710	708
	Dezembro	15,0	15,3	14,7	15,0	5359,8	5457,8	93,5	97,3	357	357	728	728
Linha Cescon (LC)	Janeiro	20,3	20,6	18,8	20,2	5873,5	5959,5	119,0	126,6	290	290	795	795
	Fevereiro	20,1	20,3	16,7	17,0	5501,9	5560,0	103,8	123,7	274	274	686	686
	Março	19,7	20,0	17,4	19,5	3784,2	3838,9	87,2	114,3	192	192	862	862
	Abril	23,0	23,2	20,0	22,9	4580,3	4602,4	113,0	136,2	199	198	821	822
	Maiο	25,4	25,7	28,3	28,4	5310,2	5398,6	176,0	185,3	209	211	844	842
	Junho	22,1	22,3	21,4	22,0	5314,3	5393,9	120,0	134,5	241	242	778	777
	Julho	22,2	22,4	20,3	22,0	5269,2	5335,0	103,2	133,2	237	238	817	816
	Agosto	21,3	21,5	18,8	21,2	4850,4	4940,6	144,0	128,8	228	229	826	825
	Setembro	21,9	22,1	21,0	21,8	5497,0	5590,4	132,8	133,1	251	253	797	795
	Outubro	24,3	24,5	21,6	24,2	6630,7	6725,0	134,0	150,5	273	274	812	811
	Novembro	22,8	23,1	18,6	18,2	4786,7	4880,4	156,2	134,8	210	211	840	839
	Dezembro	23,7	23,9	20,7	23,6	5371,3	5429,0	129,2	143,1	227	227	858	858

continua

Estações	Meses	conclusão											
		Média (mm)		Desvio Padrão (mm)		Total Precipitado (mm)		Máxima Diária (mm)		Dias Chuvosos		Dias Secos	
		Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética	Original	Sintética
Cacequi (Cq)	Janeiro	20,1	20,3	21,3	21,5	4899,3	4968,0	116,0	136,5	244	244	841	841
	Fevereiro	20,1	20,5	21,1	21,2	4927,3	5013,7	114,3	132,9	245	245	743	743
	Março	20,8	21,0	19,4	20,6	4689,4	4774,3	98,6	124,7	226	227	859	858
	Abril	24,1	24,3	26,5	26,5	5510,1	5561,6	203,7	183,4	229	229	792	792
	Maio	23,4	23,7	22,9	24,7	4933,3	4995,9	106,2	148,2	211	211	874	874
	Junho	19,6	19,9	21,3	21,2	4589,0	4676,0	137,6	143,1	234	235	816	815
	Julho	19,5	19,8	17,2	19,5	4939,3	5053,3	107,8	120,4	253	255	832	830
	Agosto	16,7	16,9	18,8	18,4	3464,1	3511,8	136,0	109,5	208	208	877	877
	Setembro	21,7	22,0	22,2	22,9	5130,5	5220,7	135,0	141,0	236	237	814	813
	Outubro	22,6	22,8	20,6	22,5	5215,9	5313,3	138,8	137,2	231	233	854	852
	Novembro	21,6	21,9	20,3	21,5	4628,8	4723,1	115,8	128,3	214	216	836	834
	Dezembro	19,7	20,0	19,1	19,7	3801,1	3882,2	135,6	116,3	193	194	892	891

TABELA 21 – RESULTADOS COMPLETOS DA VALIDAÇÃO DO MODELO – PARTE 2

Estações	Meses	Correlação Cruzada	Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – Desv. Padrão		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
Monte Alegre de Minas (MAM)	Janeiro	0,0004	14,4	18,2	17,1	19,8	35,88
	Fevereiro	0,0002	10,9	14,2	13,4	15,7	25,84
	Março	-0,0004	10,8	14,3	14,2	16,6	26,25
	Abril	-0,0009	8,8	13,1	12,6	15,7	20,77
	Maio	0,0005	6,7	12,2	10,7	14,7	18,41
	Junho	0,0004	4,7	14,2	11,5	18,6	16,00
	Julho	0,0011	4,8	11,9	7,8	13,2	16,67
	Agosto	-0,0005	5,3	10,1	6,4	9,9	16,61
	Setembro	-0,0021	6,8	10,5	8,9	11,6	15,55
	Outubro	0,0021	10,7	15,1	14,1	17,2	15,56
	Novembro	0,0002	12,4	16,5	15,9	18,8	16,89
	Dezembro	-0,0004	11,7	14,8	14,3	16,6	15,53
Usina Couro do Cervo (UCC)	Janeiro	-0,0011	14,2	18,1	16,7	19,5	17,02
	Fevereiro	-0,0023	13,1	17,1	14,7	17,5	15,45
	Março	-0,0006	12,5	16,6	14,4	17,4	16,81
	Abril	0,0003	9,7	15,4	12,9	17,0	17,59
	Maio	-0,001	9,1	15,0	11,6	15,9	16,88
	Junho	0,0001	7,2	13,5	9,0	13,7	21,45
	Julho	0,0008	5,7	12,2	8,8	13,7	16,95
	Agosto	0,0006	6,0	11,3	7,7	11,6	17,25
	Setembro	-0,0014	10,7	15,7	11,4	15,0	16,17
	Outubro	-0,0001	10,3	14,0	11,5	14,2	15,52
	Novembro	-0,0015	12,9	17,0	14,4	17,3	16,06
	Dezembro	0,0002	14,0	17,6	15,3	17,8	15,72
Monte Mor (MM)	Janeiro	0,0003	12,9	17,2	16,7	19,8	26,66
	Fevereiro	0,0005	12,6	17,1	16,2	19,4	23,23
	Março	-0,0013	11,5	15,9	14,5	17,6	28,00
	Abril	0,0000	8,9	13,3	10,2	13,4	28,77
	Maio	-0,0011	8,7	13,3	11,3	14,5	23,31
	Junho	-0,0004	8,7	14,0	10,9	14,8	20,64
	Julho	0,0016	6,7	12,1	9,3	13,2	21,13
	Agosto	-0,0006	7,1	11,3	7,8	10,9	24,55
	Setembro	0,0003	8,3	12,3	10,9	13,7	21,53
	Outubro	0,0007	10,7	15,0	12,6	15,7	28,72
	Novembro	0,0006	11,0	15,1	12,4	15,3	22,39
	Dezembro	0,0005	12,4	16,0	13,5	16,1	20,30

continua

Estações	Meses	Correlação Cruzada	Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – Desv. Padrão		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
Caiuá (Ca)	Janeiro	0,0004	13,7	18,0	16,0	19,1	26,20
	Fevereiro	-0,0018	13,3	18,2	16,2	19,6	25,92
	Março	0,0003	12,1	17,0	15,1	18,6	20,75
	Abril	-0,0008	11,6	17,8	14,5	19,0	24,05
	Maio	-0,002	11,6	16,6	13,1	16,7	21,64
	Junho	0,0014	8,3	13,6	11,3	15,1	22,88
	Julho	0,0007	8,0	15,1	12,6	17,8	20,80
	Agosto	-0,0006	7,9	14,4	11,5	16,2	19,13
	Setembro	-0,0007	10,1	14,6	12,4	15,7	26,75
	Outubro	0,0005	12,6	17,9	14,5	18,3	37,72
	Novembro	0,0005	12,5	18,3	17,5	21,6	35,84
	Dezembro	0,0000	12,6	16,9	15,2	18,2	25,28
Tomazina (To)	Janeiro	-0,0014	13,2	17,7	17,8	21,0	28,22
	Fevereiro	0,0024	11,4	15,6	15,8	18,8	12,41
	Março	0,0008	10,4	14,4	13,8	16,7	23,56
	Abril	-0,0012	11,3	16,7	13,5	17,3	21,05
	Maio	0,0004	12,6	18,3	15,5	19,6	22,81
	Junho	-0,0008	12,0	17,2	13,4	17,2	24,48
	Julho	-0,0001	10,4	16,4	13,9	18,2	24,39
	Agosto	0,0003	9,5	14,8	12,3	16,1	18,41
	Setembro	-0,0004	11,9	16,3	13,3	16,5	16,25
	Outubro	-0,0001	11,6	15,8	13,6	16,6	17,38
	Novembro	0,0005	10,7	14,8	12,5	15,4	21,52
	Dezembro	0,0006	12,5	16,2	13,7	16,4	19,30
União da Vitória (UV)	Janeiro	0,0017	9,6	12,7	12,6	14,9	19,72
	Fevereiro	0,0002	10,1	13,3	12,7	14,9	16,34
	Março	-0,0013	8,8	12,1	12,1	14,4	30,98
	Abril	0,0012	10,2	14,6	13,8	16,9	23,80
	Maio	-0,0018	13,2	19,8	20,1	24,8	19,05
	Junho	0,0016	12,6	18,3	17,5	21,5	17,14
	Julho	-0,0007	12,4	18,0	17,0	21,0	16,44
	Agosto	0,0015	11,4	17,0	16,2	20,2	22,23
	Setembro	0,0011	13,1	18,0	16,1	19,6	23,02
	Outubro	0,0001	13,0	17,2	15,1	18,0	28,30
	Novembro	-0,0006	11,0	14,8	13,2	15,9	29,17
	Dezembro	-0,0003	11,5	15,3	14,5	17,3	21,13

continua

Estações	Meses	Correlação Cruzada	Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – Desv. Padrão		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
Taiamã (Ta)	Janeiro	0,0015	16,1	21,0	17,4	20,9	16,53
	Fevereiro	-0,0007	15,2	20,2	17,0	20,6	19,53
	Março	-0,0006	13,7	17,8	13,3	16,3	18,72
	Abril	-0,0003	10,8	16,1	12,5	16,3	21,59
	Maio	0,0013	11,9	19,5	12,8	18,4	30,91
	Junho	0,0013	6,5	17,5	10,9	19,3	25,48
	Julho	0,0002	6,5	23,0	10,7	24,3	30,94
	Agosto	-0,0002	6,7	22,7	13,4	25,9	18,22
	Setembro	0,0002	9,4	15,5	10,8	15,2	21,36
	Outubro	-0,0015	11,9	17,3	13,1	17,0	22,00
	Novembro	-0,0005	15,0	20,8	17,5	21,6	29,47
	Dezembro	-0,0011	16,5	21,9	18,1	22,0	22,20
Caracol (Co)	Janeiro	0,0017	14,0	20,4	15,0	19,6	16,08
	Fevereiro	0,0013	12,8	19,6	16,4	21,3	11,36
	Março	-0,0019	15,0	24,7	24,7	27,8	13,64
	Abril	0,0023	17,9	28,4	19,0	26,6	13,55
	Maio	0,0018	13,3	23,9	19,9	27,6	13,55
	Junho	0,0009	9,7	16,2	12,4	17,1	13,31
	Julho	0,0018	7,7	16,7	12,5	19,1	12,47
	Agosto	-0,0018	9,7	20,4	14,5	22,4	11,33
	Setembro	-0,001	10,4	16,4	11,3	15,7	11,47
	Outubro	-0,0021	15,1	23,4	17,5	23,5	11,27
	Novembro	-0,0006	18,3	27,3	19,6	26,1	11,48
	Dezembro	0,0014	20,6	29,4	20,5	26,9	11,30
Passo Marombas (PM)	Janeiro	-0,0013	11,7	15,0	11,9	14,3	14,25
	Fevereiro	0,0005	11,4	14,8	12,5	14,9	24,47
	Março	-0,0004	10,2	14,0	11,7	14,3	19,52
	Abril	0	12,2	17,1	13,8	17,3	17,17
	Maio	-0,001	13,4	19,2	15,8	19,9	19,63
	Junho	-0,0011	12,4	17,2	14,2	17,6	25,80
	Julho	-0,0003	13,3	19,0	16,8	20,9	28,94
	Agosto	-0,0004	13,2	18,4	15,1	18,9	30,70
	Setembro	-0,0004	12,8	17,1	13,7	16,8	25,80
	Outubro	-0,0002	14,0	18,4	14,8	18,0	29,72
	Novembro	0,0014	11,8	15,7	12,6	15,4	35,25
	Dezembro	-0,0008	13,0	17,0	13,4	16,3	36,52

continua

Estações	Meses	Correlação Cruzada	conclusão				
			Int. Conf. - Médias		Int. Conf. – Desv. Padrão		Tempo (s)
			Inferior	Superior	Inferior	Superior	
Linha Cescon (LC)	Janeiro	-0,001	17,4	23,1	17,0	21,1	18,98
	Fevereiro	0,0009	17,5	22,7	15,0	18,8	17,86
	Março	0,0003	16,5	22,9	15,3	20,0	24,25
	Abril	0,0018	19,4	26,7	17,7	23,0	23,92
	Maio	0,0008	20,4	30,5	25,1	32,4	26,45
	Junho	-0,0002	18,5	25,6	19,1	24,2	18,66
	Julho	0,0001	18,8	25,6	18,1	23,0	27,56
	Agosto	0,0011	18,1	24,5	16,7	21,3	22,00
	Setembro	-0,0001	18,5	25,3	18,8	23,7	23,92
	Outubro	-0,0004	20,9	27,7	19,4	24,2	20,81
	Novembro	0,0005	19,5	26,1	16,5	21,3	19,58
	Dezembro	0,0009	20,1	27,2	18,5	23,5	17,17
Cacequi (Cq)	Janeiro	0,0001	16,6	23,6	19,1	24,1	17,73
	Fevereiro	0,0002	16,6	23,6	18,9	23,8	15,25
	Março	-0,0006	17,4	24,1	17,3	22,1	18,84
	Abril	0,0001	19,5	28,6	23,7	30,1	15,63
	Maio	-0,0008	19,3	27,4	20,3	26,2	16,47
	Junho	0,0018	16,0	23,2	19,0	24,1	17,52
	Julho	0,0009	16,8	22,3	15,4	19,4	18,97
	Agosto	0,0013	13,3	20,0	16,7	21,5	17,78
	Setembro	-0,0009	18,0	25,5	19,9	25,2	16,55
	Outubro	-0,0008	19,1	26,1	18,4	23,4	23,86
	Novembro	-0,0005	18,1	25,2	18,0	23,1	21,91
	Dezembro	-0,0012	16,2	23,2	16,8	21,9	17,16

TABELA 22 – RESULTADOS COMPLETOS DA ANÁLISE DE EVENTOS EXTREMOS

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Monte Alegre de Minas (MAM)	Janeiro	O	10	17	A	143,4	177,2	189,2	227,2	234,2	239,2	249,2	310,4	322,4	357,1	497,55
					M	9,6	19,2	28,8	38,4	48,0	57,6	67,2	76,8	86,4	96,0	
		S	11	17	A	133,0	164,7	189,3	211,1	231,6	251,0	269,5	286,8	303,3	319,4	
					M	9,7	19,4	29,2	38,9	48,6	58,3	68,0	77,7	87,4	97,2	
	Fevereiro	O	17	17	A	104,0	201,0	235,8	245,7	280,5	290,0	313,6	327,0	342,6	360,1	440,31
					M	6,7	13,4	20,1	26,8	33,6	40,3	47,1	53,9	60,6	67,3	
		S	12	14	A	103,7	125,9	144,2	160,5	174,9	188,8	202,1	214,3	226,0	236,9	
					M	6,8	13,6	20,4	27,2	34,0	40,8	47,6	54,4	61,2	68,0	
	Março	O	19	16	A	100,8	110,8	127,7	160,4	169,3	169,3	201,4	202,1	221,7	257,9	432,26
					M	6,0	12,0	18,0	24,0	30,0	36,1	42,1	48,0	54,1	60,1	
		S	14	12	A	110,3	132,7	149,6	164,3	177,9	190,0	202,2	213,5	224,2	235,0	
					M	6,1	12,2	18,3	24,5	30,6	36,7	42,8	48,9	55,0	61,2	
	Abril	O	22	6	A	83,4	98,9	120,2	125,9	144,3	151,1	171,3	183,1	196,5	205,5	443,69
					M	3,1	6,1	9,2	12,3	15,3	18,4	21,5	24,5	27,6	30,7	
		S	24	8	A	91,1	106,6	117,0	126,6	134,7	142,1	149,9	156,9	163,4	169,6	
					M	3,2	6,3	9,5	12,6	15,8	18,9	22,1	25,3	28,4	31,6	
	Maio	O	70	4	A	69,0	111,1	113,1	113,1	114,0	136,5	150,0	150,0	159,2	160,8	487,45
					M	1,2	2,4	3,6	4,7	5,9	7,1	8,3	9,5	10,7	11,9	
		S	48	5	A	65,3	74,1	79,7	83,9	87,4	90,9	94,1	97,4	100,1	102,9	
					M	1,2	2,5	3,7	4,9	6,1	7,4	8,6	9,8	11,1	12,3	
	Junho	O	91	2	A	85,2	85,2	85,2	85,2	85,2	85,2	85,2	85,2	86,2	86,2	455,34
					M	0,5	1,1	1,6	2,2	2,7	3,3	3,8	4,4	4,9	5,5	
		S	90	3	A	63,9	69,6	71,9	73,7	75,1	76,4	77,8	79,4	80,8	82,4	
					M	0,6	1,1	1,7	2,3	2,8	3,4	4,0	4,5	5,1	5,7	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Monte Alegre de Minas (MAM)	Julho	O	135	4	A	40,4	45,2	46,8	46,8	46,8	53,4	69,2	69,2	69,2	72,2	439,5
					M	0,4	0,8	1,2	1,6	2,0	2,4	2,9	3,3	3,7	4,1	
		S	121	5	A	48,0	55,2	59,3	61,8	63,5	64,6	66,1	67,2	68,5	69,4	
					M	0,4	0,9	1,3	1,7	2,2	2,6	3,0	3,5	3,9	4,3	
	Agosto	O	79	4	A	34,1	42,1	52,5	56,3	66,5	68,0	68,0	68,0	68,0	69,7	432,66
					M	0,5	1,0	1,6	2,1	2,6	3,1	3,7	4,2	4,7	5,2	
		S	87	4	A	37,9	44,7	49,0	51,9	53,9	55,8	57,3	58,9	60,3	61,7	
					M	0,5	1,1	1,6	2,2	2,7	3,3	3,8	4,4	4,9	5,5	
	Setembro	O	48	6	A	52,6	54,9	95,2	99,9	99,9	142,5	142,5	144,8	144,8	144,8	373,25
					M	1,7	3,5	5,2	7,0	8,7	10,5	12,2	14,0	15,7	17,5	
		S	33	6	A	64,9	75,4	82,3	87,8	92,8	97,3	101,7	105,8	109,9	113,6	
					M	1,8	3,6	5,4	7,2	9,0	10,9	12,7	14,5	16,3	18,1	
	Outubro	O	23	6	A	84,7	116,8	135,6	148,7	156,5	162,8	177,8	205,8	205,8	227,2	480,77
					M	4,3	8,6	12,9	17,2	21,5	25,7	30,0	34,3	38,6	42,9	
		S	19	8	A	106,7	124,2	137,7	149,2	160,1	169,8	179,6	188,9	196,4	204,3	
					M	4,4	8,8	13,2	17,5	21,9	26,3	30,7	35,1	39,5	43,9	
	Novembro	O	13	10	A	102,0	141,9	141,9	156,4	186,7	202,0	218,0	226,6	233,1	237,2	404,48
					M	6,9	13,8	20,8	27,7	34,6	41,5	48,4	55,3	62,2	69,1	
		S	14	13	A	120,8	145,6	164,6	182,1	197,4	212,4	226,3	239,7	252,4	264,6	
					M	7,0	14,1	21,1	28,1	35,2	42,2	49,2	56,3	63,3	70,3	
	Dezembro	O	7	15	A	110,0	118,4	147,5	169,5	189,2	196,9	218,9	240,7	255,6	269,6	418,55
					M	8,3	16,7	25,0	33,4	41,7	50,1	58,5	66,9	75,3	83,8	
		S	8	16	A	115,2	140,1	160,8	178,7	195,0	211,0	225,9	240,5	254,1	267,2	
					M	8,5	17,0	25,5	33,9	42,4	50,9	59,4	67,9	76,4	84,9	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Usina Couro do Cervo (UCC)	Janeiro	O	21	17	A	147,4	194,7	231,7	252,9	265,1	322,8	333,8	363,3	413,4	430,7	550,56
					M	8,2	16,3	24,4	32,5	40,6	48,7	56,8	64,9	73,0	81,1	
		S	14	15	A	131,8	160,0	181,9	201,9	220,1	237,0	253,6	268,6	283,1	297,5	
					M	8,3	16,6	24,8	33,1	41,4	49,7	57,9	66,2	74,5	82,8	
	Fevereiro	O	19	15	A	128,8	184,3	198,8	234,8	280,0	333,0	337,0	348,0	348,0	357,0	439,58
					M	6,5	12,9	19,4	25,9	32,4	38,9	45,5	52,0	58,6	65,1	
		S	18	13	A	112,6	137,7	156,8	174,9	190,3	204,6	218,7	231,1	244,0	255,5	
					M	6,6	13,2	19,8	26,4	33,0	39,6	46,2	52,9	59,5	66,1	
	Março	O	26	8	A	87,1	113,0	133,4	135,7	135,7	144,6	160,3	174,7	190,7	190,7	469,38
					M	5,3	10,6	15,8	21,1	26,4	31,7	37,0	42,3	47,6	53,0	
		S	20	11	A	113,2	135,6	152,3	166,3	179,2	191,3	203,1	214,0	224,9	235,0	
					M	5,4	10,8	16,2	21,5	26,9	32,3	37,7	43,1	48,5	53,8	
	Abril	O	31	7	A	122,3	136,4	165,8	166,1	168,3	170,7	170,7	170,7	174,2	188,5	546,16
					M	2,1	4,2	6,4	8,5	10,6	12,7	14,8	16,9	19,1	21,1	
		S	39	6	A	134,8	145,1	152,4	157,9	163,1	167,7	171,8	176,1	180,0	184,3	
					M	2,2	4,3	6,5	8,6	10,8	13,0	15,1	17,3	19,5	21,6	
	Maio	O	47	5	A	99,0	117,1	136,3	138,4	156,7	156,7	160,8	160,8	160,8	162,9	576,11
					M	1,5	3,1	4,6	6,1	7,6	9,2	10,7	12,3	13,8	15,4	
		S	52	5	A	87,5	98,2	105,2	110,8	115,1	118,8	122,6	126,3	130,0	133,1	
					M	1,6	3,1	4,7	6,3	7,8	9,4	11,0	12,5	14,1	15,7	
	Junho	O	72	4	A	56,1	76,5	76,5	90,4	98,4	98,4	103,4	103,4	103,4	106,7	629,11
					M	0,8	1,6	2,4	3,2	4,0	4,7	5,5	6,3	7,1	7,9	
		S	77	4	A	55,5	63,6	68,5	71,7	74,6	76,9	79,0	81,0	82,8	84,4	
					M	0,8	1,6	2,4	3,3	4,1	4,9	5,7	6,5	7,3	8,1	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Usina Couro do Cervo (UCC)	Julho	O	80	4	A	55,0	77,6	94,4	95,7	95,7	98,6	99,9	99,9	99,9	590,36	
					M	0,6	1,2	1,8	2,4	3,1	3,7	4,3	4,9	5,5		6,2
		S	88	5	A	57,5	65,3	69,4	72,2	74,4	76,3	77,9	79,6	81,1		82,5
					M	0,7	1,3	1,9	2,6	3,2	3,9	4,5	5,2	5,8		6,5
	Agosto	O	77	5	A	58,0	64,2	76,2	77,2	81,6	81,6	81,6	98,4	99,4	103,8	529,22
					M	0,7	1,4	2,1	2,7	3,4	4,1	4,7	5,4	6,0	6,7	
		S	76	4	A	48,0	55,1	59,0	61,9	64,2	66,1	68,0	70,0	71,7	73,3	
					M	0,7	1,4	2,1	2,8	3,5	4,2	4,9	5,7	6,4	7,1	
	Setembro	O	49	5	A	65,4	122,4	128,6	131,8	138,0	138,0	159,9	171,0	171,0	180,4	599,58
					M	2,3	4,6	6,9	9,2	11,5	13,8	16,2	18,5	20,8	23,2	
		S	37	6	A	76,4	90,3	100,2	107,8	114,5	120,6	126,6	132,3	137,8	142,9	
					M	2,3	4,7	7,0	9,4	11,7	14,0	16,4	18,7	21,1	23,4	
	Outubro	O	19	6	A	68,0	83,4	113,6	130,9	130,9	168,0	168,0	168,0	173,3	199,0	420,92
					M	3,5	7,0	10,5	14,0	17,5	21,0	24,5	28,0	31,5	35,0	
		S	21	7	A	86,6	101,2	112,0	121,8	130,6	138,4	145,9	153,0	160,0	166,5	
					M	3,6	7,2	10,8	14,3	17,9	21,5	25,1	28,7	32,3	35,9	
	Novembro	O	15	11	A	110,2	124,5	138,8	146,3	161,4	167,5	175,7	196,1	208,5	214,7	369,55
					M	5,8	11,7	17,6	23,4	29,2	35,1	41,0	46,8	52,7	58,6	
		S	17	10	A	109,1	131,2	148,7	163,7	177,3	190,0	203,0	215,4	226,4	236,9	
					M	6,0	12,0	17,9	23,9	29,9	35,9	41,9	47,8	53,8	59,8	
	Dezembro	O	10	18	A	125,3	150,7	181,7	207,1	236,0	261,4	268,7	282,7	292,0	298,3	349,02
					M	8,4	16,9	25,4	33,8	42,3	50,8	59,3	67,8	76,3	84,8	
		S	13	15	A	119,4	147,1	169,1	189,2	207,4	224,2	241,1	256,8	271,9	285,8	
					M	8,6	17,2	25,8	34,4	43,0	51,7	60,3	68,9	77,5	86,1	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Monte Mor (MM)	Janeiro	O	12	12	A	138,4	164,8	183,4	204,7	211,1	211,6	213,3	215,9	228,7	298,2	324,55
					M	6,8	13,5	20,3	27,0	33,7	40,4	47,1	53,7	60,4	67,0	
		S	15	12	A	117,9	143,9	164,2	181,2	196,9	212,2	226,8	240,1	252,8	265,5	
					M	6,9	13,8	20,6	27,5	34,4	41,3	48,2	55,1	61,9	68,8	
	Fevereiro	O	15	15	A	130,2	158,6	224,2	303,8	328,6	367,8	381,4	395,6	407,8	416,4	318,33
					M	6,4	12,8	19,3	25,7	32,2	38,7	45,2	51,7	58,2	64,7	
		S	15	11	A	110,4	135,3	154,2	169,8	184,8	198,5	211,7	223,8	236,2	247,9	
					M	6,5	13,1	19,6	26,1	32,6	39,1	45,7	52,2	58,7	65,2	
	Março	O	20	9	A	94,4	112,2	156,7	156,9	159,2	165,9	176,0	201,1	232,9	239,6	392,06
					M	4,6	9,1	13,7	18,2	22,8	27,4	31,9	36,5	41,1	45,7	
		S	22	10	A	110,6	132,2	148,5	162,4	174,3	184,9	194,7	205,2	215,1	225,3	
					M	4,6	9,3	13,9	18,6	23,2	27,9	32,5	37,2	41,8	46,5	
	Abril	O	48	6	A	72,6	83,9	84,3	84,4	90,1	90,1	109,1	109,1	109,2	109,2	341,16
					M	2,0	4,1	6,1	8,1	10,2	12,2	14,2	16,2	18,2	20,2	
		S	36	6	A	69,4	81,9	90,7	97,7	103,5	108,7	114,0	118,4	122,8	127,1	
					M	2,1	4,2	6,3	8,4	10,4	12,5	14,6	16,7	18,8	20,9	
	Maio	O	33	6	A	67,2	98,7	101,5	101,5	114,0	129,3	142,3	149,3	149,3	157,6	335
					M	2,3	4,5	6,8	9,1	11,3	13,6	15,9	18,2	20,5	22,8	
		S	32	6	A	79,3	93,6	102,3	109,8	116,4	122,5	128,0	133,1	138,5	143,4	
					M	2,3	4,7	7,0	9,3	11,7	14,0	16,3	18,7	21,0	23,3	
	Junho	O	53	11	A	60,0	79,6	112,2	132,2	142,2	174,5	200,7	201,1	220,3	220,8	324,27
					M	1,8	3,5	5,2	7,0	8,7	10,5	12,2	14,0	15,7	17,5	
		S	44	6	A	77,5	91,4	99,8	106,2	111,6	117,5	121,9	126,1	130,4	134,3	
					M	1,8	3,6	5,5	7,3	9,1	10,9	12,7	14,6	16,4	18,2	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Monte Mor (MM)	Julho	O	54	6	A	52,0	73,0	87,6	90,6	112,8	123,7	123,7	123,8	123,9	124,0	345,67
					M	1,0	2,0	3,0	4,0	5,1	6,1	7,1	8,1	9,1	10,2	
		S	64	6	A	59,8	70,4	77,4	82,4	86,3	89,5	92,5	95,5	98,4	100,5	
					M	1,1	2,1	3,2	4,2	5,3	6,3	7,4	8,4	9,5	10,6	
	Agosto	O	76	7	A	45,6	78,1	103,0	105,7	110,4	110,7	112,2	120,8	123,5	147,8	337,31
					M	1,1	2,3	3,4	4,5	5,7	6,8	8,0	9,1	10,2	11,3	
		S	59	6	A	52,5	63,6	70,6	76,1	80,4	84,7	88,1	91,3	94,0	96,7	
					M	1,2	2,4	3,5	4,7	5,9	7,0	8,2	9,4	10,6	11,7	
	Setembro	O	49	8	A	84,4	121,0	121,0	123,0	135,0	136,6	136,6	144,3	144,3	151,8	337,22
					M	2,5	5,0	7,4	9,9	12,4	14,9	17,4	19,9	22,5	25,0	
		S	31	8	A	79,7	94,2	104,6	113,0	120,1	126,9	133,0	139,1	144,7	150,3	
					M	2,6	5,1	7,7	10,3	12,8	15,4	17,9	20,5	23,1	25,6	
	Outubro	O	24	6	A	86,0	86,9	90,9	116,5	116,5	116,5	116,5	152,0	152,0	187,8	444,84
					M	3,5	7,0	10,5	14,0	17,4	20,9	24,4	27,8	31,3	34,8	
		S	26	8	A	94,9	110,7	123,1	133,1	142,5	150,9	158,3	165,4	172,4	179,2	
					M	3,6	7,1	10,7	14,3	17,9	21,4	25,0	28,6	32,1	35,7	
	Novembro	O	17	9	A	101,3	109,2	109,3	115,9	129,6	132,0	136,0	136,0	145,6	159,3	394,56
					M	4,3	8,6	12,8	17,1	21,4	25,7	30,0	34,3	38,6	42,8	
		S	21	9	A	88,2	107,3	121,1	134,3	145,0	155,6	165,4	174,5	183,2	191,9	
					M	4,4	8,7	13,1	17,4	21,8	26,1	30,5	34,8	39,2	43,6	
	Dezembro	O	21	15	A	98,2	108,8	120,4	136,6	142,3	162,5	171,3	185,1	189,0	201,6	409,41
					M	6,3	12,6	18,9	25,2	31,5	37,8	44,2	50,5	56,8	63,2	
		S	16	12	A	99,1	123,7	142,0	157,9	171,9	185,5	198,3	210,1	221,5	233,1	
					M	6,4	12,8	19,3	25,7	32,1	38,5	44,9	51,3	57,8	64,2	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Caiuá (Ca)	Janeiro	O	17	10	A	144,2	163,0	192,9	225,0	254,8	286,0	286,0	286,0	286,0	286,0	421,36
					M	6,5	13,1	19,6	26,1	32,7	39,1	45,6	52,0	58,4	64,9	
		S	17	11	A	123,3	148,6	167,6	184,6	199,5	213,3	226,7	240,2	251,8	263,0	
					M	6,6	13,3	19,9	26,5	33,2	39,8	46,4	53,1	59,7	66,3	
	Fevereiro	O	26	10	A	141,2	187,1	206,0	243,8	252,4	260,1	260,1	260,1	260,1	271,2	455,75
					M	5,7	11,4	17,2	22,9	28,7	34,4	40,2	45,9	51,6	57,3	
		S	16	8	A	120,4	140,6	157,4	172,2	185,6	197,7	209,5	220,9	232,0	242,8	
					M	5,8	11,7	17,5	23,3	29,2	35,0	40,8	46,6	52,5	58,3	
	Março	O	22	17	A	114,3	155,6	170,9	171,0	248,9	264,2	285,3	300,6	300,6	300,6	387,59
					M	4,2	8,3	12,5	16,7	20,9	25,1	29,3	33,5	37,7	41,9	
		S	22	7	A	107,5	127,5	141,1	153,7	164,4	174,8	183,4	191,7	200,0	208,6	
					M	4,2	8,5	12,7	17,0	21,2	25,5	29,7	34,0	38,3	42,5	
	Abril	O	39	5	A	109,3	117,4	132,6	132,6	146,0	146,0	146,0	151,3	163,1	163,1	389,38
					M	2,6	5,2	7,8	10,4	13,0	15,6	18,2	20,8	23,4	26,1	
		S	37	6	A	99,0	115,0	125,7	133,8	140,7	147,8	153,8	159,5	165,8	172,1	
					M	2,7	5,3	8,0	10,6	13,3	15,9	18,6	21,2	23,9	26,5	
	Maio	O	46	7	A	70,3	128,8	128,8	128,8	136,0	136,0	136,0	136,0	136,0	143,1	412,25
					M	2,9	5,8	8,7	11,6	14,5	17,4	20,4	23,3	26,2	29,1	
		S	33	6	A	84,1	100,7	112,5	122,3	130,5	138,3	145,5	152,5	158,8	165,0	
					M	2,9	5,9	8,8	11,7	14,7	17,6	20,5	23,5	26,4	29,4	
	Junho	O	62	6	A	67,6	75,4	94,7	126,6	126,6	126,6	143,8	143,8	162,3	192,4	396,13
					M	1,7	3,3	5,0	6,7	8,4	10,1	11,7	13,4	15,1	16,8	
		S	43	6	A	76,8	88,2	95,1	101,5	106,6	111,5	115,6	119,6	123,5	127,2	
					M	1,7	3,4	5,1	6,8	8,5	10,2	11,9	13,6	15,3	17,0	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Caiuá (Ca)	Julho	O	71	4	A	80,0	83,6	93,0	99,0	99,0	119,4	119,4	137,5	146,6	146,6	486,78
					M	1,2	2,4	3,7	4,9	6,1	7,4	8,6	9,9	11,1	12,3	
		S	58	5	A	81,2	91,5	97,8	102,6	106,3	110,1	113,3	116,4	119,4	122,3	
					M	1,3	2,5	3,8	5,1	6,3	7,6	8,9	10,1	11,4	12,7	
	Agosto	O	78	5	A	65,4	90,0	100,5	101,6	113,9	117,3	120,9	130,8	134,4	134,4	462,28
					M	1,2	2,4	3,6	4,7	5,9	7,1	8,3	9,5	10,7	11,9	
		S	58	5	A	79,7	88,9	94,0	98,7	102,4	105,8	109,0	112,2	114,9	117,4	
					M	1,2	2,4	3,7	4,9	6,1	7,3	8,6	9,8	11,0	12,2	
	Setembro	O	28	8	A	81,9	106,0	134,7	135,2	136,2	143,1	151,3	156,4	166,6	180,9	426,81
					M	2,9	5,9	8,9	11,8	14,8	17,7	20,7	23,6	26,6	29,5	
		S	28	7	A	87,4	103,2	115,2	124,7	133,3	141,1	147,6	154,6	160,9	166,9	
					M	3,0	6,1	9,1	12,1	15,1	18,2	21,2	24,2	27,3	30,3	
	Outubro	O	38	6	A	102,6	132,5	179,6	179,6	181,6	181,6	181,6	192,4	192,4	194,4	482,58
					M	3,5	7,0	10,5	14,0	17,5	21,0	24,5	28,0	31,5	35,0	
		S	27	6	A	101,4	119,2	132,3	142,6	151,3	159,9	168,1	176,3	183,7	190,8	
					M	3,6	7,1	10,7	14,2	17,8	21,4	24,9	28,5	32,1	35,6	
	Novembro	O	18	6	A	160,7	161,9	170,6	179,9	228,1	228,1	228,1	247,3	259,4	276,0	471,97
					M	4,4	8,7	13,1	17,4	21,7	25,9	30,2	34,5	38,8	43,1	
		S	22	7	A	141,3	158,1	170,8	182,5	192,9	202,5	212,1	220,6	228,9	237,2	
					M	4,4	8,9	13,3	17,8	22,2	26,7	31,1	35,6	40,0	44,5	
	Dezembro	O	18	12	A	111,2	172,8	197,6	222,3	237,7	237,7	237,7	237,7	237,7	237,7	399,11
					M	5,6	11,1	16,7	22,3	27,9	33,5	39,1	44,7	50,4	56,0	
		S	19	10	A	118,1	141,2	160,2	175,5	189,7	201,9	214,1	225,3	236,3	246,6	
					M	5,7	11,4	17,0	22,7	28,4	34,1	39,8	45,5	51,1	56,8	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Tomazina (To)	Janeiro	O	23	17	A	163,0	225,6	267,0	303,8	332,0	345,4	353,0	369,8	406,6	420,0	333,17
					M	7,0	13,9	20,9	27,9	34,8	41,7	48,7	55,6	62,5	69,4	
		S	16	13	A	142,2	169,3	189,7	208,2	224,9	240,3	254,8	268,1	282,3	295,9	
					M	7,1	14,1	21,2	28,3	35,3	42,4	49,4	56,5	63,6	70,6	
	Fevereiro	O	18	10	A	138,5	209,5	235,0	243,7	256,8	274,2	275,4	283,0	283,0	283,0	272,25
					M	6,0	12,0	18,0	24,0	30,0	36,1	42,1	48,2	54,2	60,3	
		S	15	11	A	127,9	148,3	165,5	181,0	194,9	208,2	220,2	231,8	242,5	252,9	
					M	6,1	12,2	18,3	24,4	30,5	36,6	42,7	48,7	54,8	60,9	
	Março	O	18	9	A	89,0	130,6	133,0	133,1	133,1	153,8	163,0	178,5	184,7	196,3	299,31
					M	4,2	8,5	12,7	17,0	21,2	25,5	29,7	34,0	38,3	42,6	
		S	20	9	A	108,6	125,7	139,8	151,6	162,6	172,2	181,5	189,9	199,0	207,7	
					M	4,3	8,7	13,0	17,3	21,6	26,0	30,3	34,6	38,9	43,3	
	Abril	O	30	6	A	81,0	126,2	128,0	128,0	129,3	132,0	136,8	136,8	136,8	136,8	290,36
					M	2,8	5,6	8,4	11,3	14,1	16,9	19,7	22,5	25,3	28,1	
		S	35	7	A	92,1	109,7	122,2	131,7	139,9	147,4	154,8	162,2	168,4	174,3	
					M	2,9	5,8	8,7	11,5	14,4	17,3	20,2	23,1	26,0	28,9	
	Maio	O	44	9	A	93,2	131,0	131,0	170,8	173,0	174,4	178,4	181,6	183,8	185,2	317,42
					M	3,6	7,2	10,7	14,3	17,9	21,5	25,1	28,8	32,3	35,9	
		S	33	8	A	113,8	135,3	151,2	164,1	175,4	185,7	195,3	204,2	212,0	219,8	
					M	3,7	7,3	11,0	14,6	18,3	21,9	25,6	29,2	32,9	36,5	
	Junho	O	52	6	A	73,6	107,8	129,0	135,0	135,0	137,0	157,0	169,6	191,0	195,6	300,73
					M	3,1	6,1	9,1	12,2	15,2	18,2	21,3	24,3	27,4	30,5	
		S	34	7	A	94,9	113,3	126,7	137,7	146,8	154,9	162,9	170,6	178,1	184,9	
					M	3,1	6,3	9,4	12,5	15,7	18,8	22,0	25,1	28,2	31,4	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Tomazina (To)	Julho	O	44	7	A	94,2	115,8	158,4	180,0	192,8	214,4	219,8	219,8	223,5	231,9	519,59
					M	2,2	4,5	6,7	9,0	11,3	13,5	15,8	18,1	20,3	22,6	
		S	42	6	A	99,7	115,4	126,2	134,5	141,6	148,0	153,9	159,4	164,5	170,0	
					M	2,3	4,6	6,9	9,2	11,5	13,8	16,1	18,4	20,7	23,0	
	Agosto	O	48	7	A	71,2	88,2	106,8	118,6	131,6	131,6	131,6	149,4	166,4	185,4	648,38
					M	2,0	4,1	6,2	8,2	10,3	12,3	14,4	16,5	18,6	20,6	
		S	45	7	A	86,0	101,7	112,0	120,6	127,5	133,7	139,8	145,3	150,5	155,4	
					M	2,1	4,3	6,4	8,5	10,6	12,8	14,9	17,0	19,1	21,3	
	Setembro	O	22	8	A	84,6	99,8	112,4	140,2	140,2	154,4	169,4	169,4	169,4	175,6	476,69
					M	3,9	7,9	11,8	15,7	19,7	23,6	27,5	31,4	35,4	39,3	
		S	26	8	A	96,1	115,2	130,1	142,4	153,9	163,7	173,1	182,5	190,5	198,9	
					M	4,0	8,0	12,1	16,1	20,1	24,1	28,2	32,2	36,2	40,2	
Outubro	O	17	7	A	94,0	110,6	141,6	149,4	170,6	178,4	179,8	179,8	184,2	198,2	489,83	
				M	4,2	8,4	12,5	16,7	20,8	25,0	29,1	33,2	37,3	41,5		
	S	21	8	A	96,7	115,5	129,5	141,5	152,0	162,0	171,3	180,3	188,7	197,5		
				M	4,3	8,5	12,8	17,0	21,3	25,6	29,8	34,1	38,4	42,6		
Novembro	O	17	8	A	69,6	102,0	106,4	122,8	122,8	140,4	140,4	147,0	155,4	165,6	399,05	
				M	3,8	7,7	11,5	15,3	19,2	23,0	26,9	30,7	34,5	38,3		
	S	21	7	A	89,8	107,1	120,5	130,8	140,3	148,8	157,6	166,0	173,5	180,9		
				M	3,9	7,9	11,8	15,7	19,7	23,6	27,5	31,4	35,4	39,3		
Dezembro	O	14	13	A	85,6	113,4	171,4	189,4	193,4	193,4	193,4	243,4	247,4	247,4	458,36	
				M	6,0	12,0	17,9	23,9	29,9	35,9	42,0	48,0	54,0	60,1		
	S	16	11	A	105,6	128,8	146,8	162,7	176,4	189,4	201,3	213,4	224,9	236,2		
				M	6,1	12,2	18,3	24,4	30,5	36,6	42,7	48,9	55,0	61,1		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
União da Vitória (UV)	Janeiro	O	19	19	A	124,2	159,7	163,5	164,1	167,5	209,5	222,3	222,9	234,9	236,4	532,89
					M	5,0	10,1	15,2	20,2	25,3	30,3	35,4	40,4	45,4	50,4	
		S	15	12	A	93,0	111,7	126,7	139,2	151,5	162,3	172,7	182,6	191,9	201,5	
					M	5,1	10,3	15,4	20,6	25,7	30,8	36,0	41,1	46,3	51,4	
	Fevereiro	O	14	15	A	81,2	112,8	154,4	162,0	162,0	162,0	165,4	175,0	212,0	219,6	327,63
					M	5,8	11,7	17,6	23,4	29,3	35,2	41,1	46,9	52,8	58,7	
		S	13	14	A	96,8	117,0	134,0	149,0	162,1	174,1	186,4	197,6	208,6	219,1	
					M	6,0	11,9	17,9	23,9	29,9	35,8	41,8	47,8	53,7	59,7	
	Março	O	15	11	A	99,8	127,3	127,3	149,2	154,4	154,4	154,4	158,7	168,9	177,6	329,73
					M	4,2	8,5	12,7	17,0	21,2	25,5	29,8	34,1	38,3	42,6	
		S	16	10	A	90,7	107,7	120,9	132,2	142,1	152,0	160,9	169,5	177,4	185,1	
					M	4,3	8,7	13,0	17,3	21,6	26,0	30,3	34,6	39,0	43,3	
	Abril	O	37	9	A	68,1	125,4	132,8	147,4	153,5	197,4	199,6	199,6	203,8	215,0	325,17
					M	3,8	7,6	11,4	15,2	18,9	22,6	26,3	30,0	33,7	37,4	
		S	22	8	A	100,6	119,9	134,8	146,0	155,7	165,8	174,8	183,3	190,8	198,5	
					M	3,9	7,8	11,7	15,5	19,4	23,3	27,2	31,1	35,0	38,9	
	Maio	O	27	7	A	154,6	214,2	261,1	261,1	261,1	261,3	311,3	340,3	340,3	340,3	468,05
					M	4,7	9,4	14,2	18,9	23,6	28,4	33,1	37,9	42,7	47,4	
		S	25	8	A	131,8	156,2	174,7	189,4	203,2	215,1	226,6	236,9	247,9	258,2	
					M	4,9	9,7	14,6	19,4	24,3	29,2	34,0	38,9	43,8	48,6	
	Junho	O	23	8	A	87,9	144,0	184,2	188,4	197,4	197,4	197,4	205,8	205,8	205,8	831,2
					M	4,6	9,3	13,9	18,6	23,3	27,9	32,6	37,3	42,0	46,7	
		S	24	9	A	132,1	156,1	172,8	187,1	200,0	211,7	223,0	235,4	245,2	254,3	
					M	4,8	9,5	14,3	19,0	23,8	28,6	33,3	38,1	42,9	47,6	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
União da Vitória (UV)	Julho	O	27	9	A	121,4	192,0	269,8	326,8	345,4	378,1	396,7	414,9	421,3	435,3	518,03
					M	4,3	8,7	13,0	17,4	21,8	26,1	30,5	34,9	39,3	43,6	
		S	26	9	A	119,2	142,3	160,2	174,3	186,3	197,1	207,1	217,4	226,9	235,8	
					M	4,4	8,9	13,3	17,7	22,2	26,6	31,0	35,5	39,9	44,3	
	Agosto	O	24	10	A	110,0	149,1	191,5	231,9	236,1	236,1	241,5	245,7	246,1	246,6	520,25
					M	3,7	7,5	11,3	15,0	18,8	22,6	26,3	30,1	33,9	37,7	
		S	30	9	A	114,7	136,0	152,0	166,0	177,8	188,8	197,6	206,6	214,7	223,3	
					M	3,8	7,7	11,5	15,3	19,2	23,0	26,8	30,7	34,5	38,3	
	Setembro	O	17	15	A	112,0	146,3	152,5	170,6	207,5	222,8	244,4	260,3	268,3	298,4	466,36
					M	5,3	10,7	16,0	21,4	26,7	32,0	37,4	42,7	48,1	53,4	
		S	21	10	A	117,0	141,8	160,6	175,7	189,5	202,1	214,7	225,9	237,2	248,0	
					M	5,4	10,9	16,3	21,7	27,2	32,6	38,0	43,4	48,9	54,3	
	Outubro	O	18	11	A	87,4	122,1	122,1	127,0	155,2	180,4	195,4	205,3	239,7	239,7	513,91
					M	5,7	11,5	17,2	23,0	28,8	34,5	40,3	46,0	51,7	57,5	
		S	17	9	A	116,8	140,0	158,0	173,2	186,2	199,1	212,2	224,4	235,4	246,4	
					M	5,8	11,6	17,5	23,3	29,1	34,9	40,7	46,5	52,4	58,2	
	Novembro	O	18	8	A	84,4	115,2	144,4	155,8	166,7	178,1	186,6	187,1	187,2	195,1	488,67
					M	4,7	9,4	14,1	18,8	23,5	28,2	32,9	37,5	42,2	46,8	
		S	19	9	A	99,4	119,0	133,8	147,0	159,2	170,3	180,3	189,9	199,6	208,8	
					M	4,8	9,6	14,4	19,2	23,9	28,7	33,5	38,3	43,1	47,9	
	Dezembro	O	14	13	A	156,2	156,7	198,3	202,1	202,6	203,1	203,3	207,3	245,1	263,9	524,19
					M	5,5	10,9	16,4	21,9	27,3	32,8	38,3	43,8	49,3	54,8	
		S	16	11	A	107,3	128,6	145,4	159,2	171,9	183,7	195,2	206,2	217,1	227,2	
					M	5,6	11,2	16,7	22,3	27,9	33,5	39,0	44,6	50,2	55,8	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Taiaamá (Ta)	Janeiro	O	14	13	A	137,0	159,0	175,0	177,0	179,0	201,0	201,0	214,0	236,0	244,0	478,83
					M	7,3	14,7	22,0	29,4	36,8	44,1	51,5	58,9	66,4	73,8	
		S	15	9	A	121,9	149,0	169,3	187,7	203,9	219,1	233,8	247,6	260,5	273,7	
					M	7,4	14,9	22,3	29,8	37,2	44,6	52,1	59,5	66,9	74,4	
	Fevereiro	O	11	10	A	130,0	140,0	148,0	223,0	223,0	223,0	242,0	242,0	278,0	363,0	450,91
					M	7,1	14,2	21,2	28,3	35,5	42,6	49,7	56,9	64,0	71,1	
		S	13	8	A	123,6	146,7	164,8	180,9	196,7	211,0	224,3	236,6	249,2	262,0	
					M	7,2	14,4	21,6	28,8	36,0	43,2	50,4	57,6	64,8	72,0	
	Março	O	21	7	A	96,0	100,1	144,2	153,1	153,1	153,1	153,1	164,0	192,2	195,4	462,22
					M	5,4	10,8	16,3	21,7	27,2	32,6	38,1	43,5	49,0	54,5	
		S	16	7	A	100,9	121,1	137,7	151,1	163,0	174,5	185,7	196,3	206,7	216,7	
					M	5,5	11,0	16,5	22,1	27,6	33,1	38,6	44,1	49,6	55,2	
	Abril	O	24	5	A	87,0	89,0	93,0	106,0	108,0	117,0	130,0	130,0	136,0	136,0	480,08
					M	2,7	5,5	8,2	11,0	13,7	16,5	19,2	22,0	24,7	27,5	
		S	29	5	A	82,7	96,2	105,4	113,6	120,8	127,6	133,9	140,3	145,9	151,3	
					M	2,8	5,6	8,4	11,2	14,0	16,8	19,6	22,4	25,2	28,0	
	Maio	O	44	4	A	72,1	78,7	84,6	87,3	87,3	87,3	87,3	100,0	110,0	110,0	470,16
					M	1,7	3,4	5,1	6,8	8,5	10,2	11,9	13,5	15,2	16,9	
		S	52	4	A	81,4	94,7	103,0	108,7	114,1	119,0	123,3	127,0	130,8	134,9	
					M	1,8	3,5	5,3	7,0	8,8	10,5	12,3	14,0	15,8	17,5	
	Junho	O	98	3	A	66,0	66,0	66,0	81,0	81,0	82,0	95,0	95,0	97,0	97,0	424,55
					M	0,6	1,1	1,7	2,2	2,8	3,3	3,9	4,5	5,0	5,6	
		S	103	3	A	66,3	72,9	75,7	77,4	79,2	80,3	81,6	82,5	83,9	85,5	
					M	0,6	1,2	1,7	2,3	2,9	3,5	4,1	4,7	5,2	5,8	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Taiamã (Ta)	Julho	O	222	2	A	59,0	59,0	59,0	59,0	61,0	61,0	61,0	61,0	61,0	61,0	428,11
					M	0,3	0,7	1,0	1,4	1,7	2,0	2,4	2,7	3,1	3,4	
		S	158	2	A	57,3	60,3	61,5	62,4	63,3	64,0	64,8	65,7	66,5	67,2	
					M	0,4	0,7	1,1	1,5	1,8	2,2	2,5	2,9	3,3	3,6	
	Agosto	O	113	2	A	80,0	80,0	80,0	80,0	80,0	94,0	94,0	94,0	94,0	94,0	451,81
					M	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,1	3,5	4,0	4,5	5,0	
		S	122	2	A	79,3	83,4	85,0	86,3	87,3	88,6	89,6	90,7	92,1	93,6	
					M	0,5	1,1	1,6	2,1	2,6	3,2	3,7	4,2	4,7	5,3	
	Setembro	O	47	4	A	60,0	60,0	60,0	60,0	60,0	70,0	74,0	74,0	74,0	74,0	394,28
					M	1,5	3,0	4,5	6,0	7,5	9,0	10,5	11,9	13,4	14,9	
		S	42	4	A	68,9	77,3	82,1	86,4	91,1	95,3	99,2	102,6	106,0	108,8	
					M	1,6	3,1	4,7	6,2	7,8	9,4	10,9	12,5	14,1	15,6	
	Outubro	O	36	5	A	100,0	100,0	100,0	103,0	105,0	105,0	105,0	122,0	122,0	127,0	480,97
					M	2,9	5,8	8,7	11,6	14,5	17,3	20,2	23,1	25,9	28,8	
		S	28	5	A	88,7	102,1	111,2	120,3	127,5	133,8	140,5	147,1	153,0	158,8	
					M	3,0	6,0	9,0	12,0	15,0	17,9	20,9	23,9	26,9	29,9	
	Novembro	O	24	7	A	124,0	204,4	211,8	216,1	221,1	225,4	230,2	230,2	237,7	237,7	435,03
					M	5,5	11,0	16,4	21,9	27,3	32,8	38,2	43,7	49,2	54,6	
		S	17	6	A	130,7	148,3	163,2	176,8	189,1	200,7	211,9	222,2	232,1	241,5	
					M	5,5	11,1	16,6	22,1	27,7	33,2	38,7	44,3	49,8	55,3	
	Dezembro	O	24	12	A	157,0	201,0	226,0	246,0	271,0	291,0	315,0	355,0	375,0	400,0	451,91
					M	7,1	14,2	21,3	28,5	35,5	42,7	49,8	56,9	64,0	71,2	
		S	15	8	A	128,6	154,2	175,0	192,6	207,9	222,8	236,9	251,3	264,5	276,3	
					M	7,2	14,4	21,6	28,8	36,1	43,3	50,5	57,7	64,9	72,1	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Caracol (Co)	Janeiro	O	25	5	A	72,0	89,8	98,0	121,5	164,7	168,1	168,1	202,1	223,6	223,6	187,91
					M	4,5	9,0	13,5	18,1	22,6	27,2	31,8	36,3	40,9	45,5	
		S	23	6	A	107,3	126,5	141,7	153,8	165,2	175,8	185,7	194,6	204,0	212,8	
					M	4,6	9,2	13,7	18,3	22,9	27,5	32,1	36,7	41,3	45,8	
	Fevereiro	O	18	9	A	128,0	218,8	235,2	235,2	235,2	243,2	245,8	245,8	251,0	253,8	238,08
					M	5,0	9,9	14,9	19,8	24,8	29,8	34,8	39,8	44,8	49,8	
		S	19	7	A	105,3	125,3	140,2	153,3	165,0	175,7	185,7	195,6	204,8	214,8	
					M	5,0	10,1	15,1	20,1	25,2	30,2	35,3	40,3	45,3	50,4	
	Março	O	21	6	A	160,0	162,0	171,3	171,3	178,7	181,0	202,0	234,0	234,0	343,2	323,63
					M	4,5	8,9	13,4	17,8	22,3	26,8	31,3	35,8	40,3	44,8	
		S	26	6	A	158,9	176,9	190,1	201,7	212,2	221,8	231,1	240,0	249,0	256,6	
					M	4,5	9,0	13,5	18,1	22,6	27,1	31,6	36,1	40,6	45,1	
	Abril	O	43	4	A	112,0	154,6	180,2	180,2	180,2	200,8	200,8	200,8	200,8	200,8	355,75
					M	3,9	7,8	11,7	15,6	19,5	23,4	27,4	31,3	35,3	39,3	
		S	34	5	A	132,5	155,4	170,9	182,0	192,4	201,8	211,5	220,5	229,0	237,1	
					M	4,0	7,9	11,9	15,8	19,8	23,7	27,7	31,6	35,6	39,5	
	Maio	O	39	5	A	120,0	137,6	201,6	219,2	219,2	219,2	219,2	219,2	219,2	219,2	351,06
					M	3,2	6,4	9,5	12,7	15,9	19,1	22,3	25,5	28,7	32,0	
		S	35	6	A	136,3	155,8	168,8	177,9	186,9	195,6	203,0	210,5	216,9	223,4	
					M	3,3	6,6	9,9	13,1	16,4	19,7	23,0	26,3	29,5	32,8	
	Junho	O	31	4	A	86,0	86,0	86,0	96,0	100,0	100,0	100,0	105,3	105,3	108,8	296,05
					M	2,3	4,6	6,9	9,3	11,6	13,9	16,2	18,6	20,9	23,3	
		S	34	6	A	85,7	99,8	109,3	116,7	123,2	129,0	134,1	139,4	144,3	149,1	
					M	2,4	4,8	7,2	9,5	11,9	14,3	16,7	19,1	21,5	23,8	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Caracol (Co)	Julho	O	73	5	A	78,8	79,8	98,6	107,4	114,2	114,2	114,2	114,2	114,3	114,3	275,3
					M	1,2	2,5	3,7	4,9	6,2	7,4	8,7	9,9	11,1	12,4	
		S	55	4	A	81,0	89,8	94,7	98,8	102,3	105,4	108,5	111,4	114,1	116,8	
					M	1,3	2,6	3,8	5,1	6,4	7,7	8,9	10,2	11,5	12,8	
	Agosto	O	50	3	A	101,0	101,0	141,0	198,0	198,0	198,0	198,0	254,2	263,2	263,2	308,91
					M	1,6	3,1	4,7	6,3	7,8	9,4	11,0	12,6	14,2	15,8	
		S	52	4	A	88,4	99,1	105,6	110,7	114,7	118,7	122,4	126,0	129,5	132,9	
					M	1,6	3,2	4,8	6,4	8,0	9,6	11,2	12,8	14,4	16,0	
	Setembro	O	46	6	A	61,8	85,5	89,7	89,7	102,5	116,0	120,2	120,2	120,2	120,2	302,56
					M	2,5	5,0	7,5	10,0	12,6	15,1	17,6	20,1	22,6	25,1	
		S	31	5	A	72,6	86,6	96,7	104,4	111,1	117,4	122,9	128,8	134,0	139,4	
					M	2,6	5,2	7,8	10,3	12,9	15,5	18,1	20,7	23,2	25,8	
	Outubro	O	20	5	A	93,0	170,0	170,0	170,0	170,0	170,0	170,0	179,1	179,1	180,9	298,94
					M	4,2	8,3	12,5	16,7	20,8	25,0	29,2	33,3	37,5	41,7	
		S	25	5	A	120,4	138,4	151,1	162,0	172,3	181,7	190,9	199,7	208,0	216,2	
					M	4,2	8,5	12,7	16,9	21,1	25,4	29,6	33,8	38,0	42,3	
	Novembro	O	17	8	A	118,6	137,6	161,0	167,4	168,3	168,3	192,8	194,8	194,8	206,3	282,75
					M	5,5	10,9	16,4	21,8	27,2	32,5	37,8	43,2	48,5	53,9	
		S	22	5	A	129,7	152,7	169,5	183,0	195,4	207,2	218,3	229,2	240,6	250,1	
					M	5,5	11,1	16,6	22,1	27,7	33,2	38,8	44,3	49,9	55,4	
	Dezembro	O	16	5	A	92,0	142,2	178,2	178,2	190,6	190,6	190,6	190,6	190,6	190,6	298,14
					M	6,2	12,4	18,6	24,9	31,1	37,4	43,7	50,0	56,3	62,6	
		S	23	6	A	144,8	173,6	193,2	211,0	225,8	239,9	252,7	264,9	277,0	288,5	
					M	6,3	12,5	18,8	25,0	31,3	37,5	43,8	50,1	56,3	62,6	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Passo Ma- rombas (PM)	Janeiro	O	22	11	A	106,6	106,6	124,4	124,4	132,8	148,6	153,7	183,8	188,6	188,6	440,92
					M	5,0	10,1	15,1	20,2	25,2	30,3	35,3	40,3	45,3	50,3	
		S	19	10	A	89,2	110,3	126,1	140,1	152,6	164,4	175,4	186,0	196,0	205,5	
					M	5,2	10,3	15,5	20,7	25,9	31,0	36,2	41,4	46,6	51,7	
	Fevereiro	O	22	10	A	88,7	93,3	108,9	128,4	149,8	154,3	169,0	171,9	197,4	220,1	413,44
					M	5,6	11,3	16,9	22,5	28,2	33,9	39,6	45,2	50,9	56,5	
		S	17	12	A	95,2	115,7	132,2	146,1	159,0	171,0	182,7	194,4	204,9	216,0	
					M	5,7	11,5	17,2	23,0	28,7	34,5	40,2	46,0	51,7	57,4	
	Março	O	21	5	A	74,2	74,2	79,3	82,9	109,2	120,5	120,9	122,1	130,5	160,0	461,48
					M	3,5	7,0	10,5	14,0	17,5	21,0	24,6	28,1	31,6	35,2	
		S	23	8	A	86,4	102,7	114,9	125,0	134,2	142,3	150,1	157,7	165,3	172,3	
					M	3,6	7,2	10,7	14,3	17,9	21,5	25,1	28,7	32,2	35,8	
	Abril	O	52	6	A	94,8	126,0	133,1	133,1	149,8	173,1	185,6	185,6	186,4	193,9	275,31
					M	3,6	7,1	10,7	14,2	17,7	21,3	24,8	28,3	31,8	35,4	
		S	30	8	A	98,7	118,1	132,6	144,6	154,3	163,4	172,3	180,3	188,1	196,3	
					M	3,6	7,2	10,8	14,5	18,1	21,7	25,3	28,9	32,5	36,1	
	Maio	O	27	6	A	104,2	172,4	205,7	212,0	214,2	214,2	261,9	268,2	270,4	272,6	495,23
					M	3,8	7,6	11,3	15,1	18,9	22,7	26,5	30,3	34,2	37,9	
		S	31	7	A	114,3	135,4	150,2	162,8	173,9	184,2	193,1	201,6	209,7	217,9	
					M	3,8	7,7	11,5	15,4	19,2	23,0	26,9	30,7	34,5	38,4	
	Junho	O	19	6	A	80,2	100,4	124,6	124,6	142,7	162,5	162,5	162,5	180,9	182,0	468,78
					M	4,0	7,9	11,9	15,9	19,9	23,9	27,9	31,9	35,9	39,9	
		S	25	8	A	104,9	124,0	138,0	149,5	160,1	169,6	178,2	187,0	195,7	203,7	
					M	4,1	8,1	12,2	16,3	20,3	24,4	28,5	32,5	36,6	40,7	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

**continua**

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Passo Ma- rombas (PM)	Julho	O	27	7	A	128,6	165,4	232,8	275,6	314,0	382,2	428,3	428,3	444,2	444,2	457,59
					M	4,2	8,4	12,6	16,8	21,0	25,2	29,4	33,7	37,9	42,1	
		S	29	9	A	142,4	162,4	177,2	188,9	198,9	209,0	218,5	228,4	237,0	244,8	
					M	4,3	8,5	12,8	17,0	21,3	25,5	29,8	34,0	38,3	42,5	
	Agosto	O	24	9	A	117,3	224,0	264,2	276,8	277,9	313,7	326,3	327,4	329,5	329,5	481,94
					M	4,0	8,0	12,0	16,0	20,0	24,0	28,0	32,0	36,0	40,0	
		S	30	8	A	106,1	128,7	144,9	158,2	169,7	180,5	190,2	199,7	208,4	217,6	
					M	4,0	8,1	12,1	16,2	20,2	24,3	28,3	32,4	36,4	40,4	
	Setembro	O	18	10	A	99,8	106,1	119,6	152,9	184,6	185,9	189,4	198,5	230,2	233,7	509,44
					M	4,6	9,2	13,8	18,4	23,0	27,6	32,2	36,8	41,4	46,0	
		S	24	9	A	102,3	123,9	138,8	152,6	165,1	176,1	186,8	196,6	206,0	215,3	
					M	4,7	9,4	14,0	18,7	23,4	28,1	32,8	37,4	42,1	46,8	
	Outubro	O	12	8	A	91,6	112,8	175,8	175,8	175,8	232,6	247,8	247,8	253,0	265,4	645,53
					M	5,3	10,6	15,9	21,2	26,5	31,8	37,1	42,4	47,7	53,0	
		S	20	8	A	112,1	134,8	151,1	166,0	178,8	190,8	202,4	213,6	223,9	234,4	
					M	5,4	10,8	16,1	21,5	26,9	32,3	37,6	43,0	48,4	53,8	
	Novembro	O	20	10	A	80,2	113,8	126,6	141,5	143,6	143,6	149,8	162,6	177,5	185,7	643,17
					M	4,4	8,9	13,3	17,7	22,2	26,6	31,1	35,5	39,9	44,3	
		S	20	8	A	90,5	109,2	122,8	135,2	145,9	155,7	164,3	173,8	182,5	190,9	
					M	4,5	9,1	13,6	18,2	22,7	27,2	31,8	36,3	40,9	45,4	
	Dezembro	O	17	9	A	93,5	123,1	137,9	147,3	154,3	169,1	169,1	174,1	181,0	212,8	765,63
					M	4,9	9,8	14,8	19,7	24,6	29,6	34,5	39,5	44,4	49,4	
		S	20	8	A	97,3	118,9	135,4	149,5	161,3	172,4	183,5	193,2	202,9	212,6	
					M	5,0	10,1	15,1	20,1	25,1	30,2	35,2	40,2	45,3	50,3	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Linha Cescon (LC)	Janeiro	O	38	10	A	119,0	138,0	162,0	184,3	189,5	208,6	208,6	212,2	212,7	226,0	206,41
					M	5,4	10,8	16,2	21,7	27,1	32,5	37,9	43,3	48,8	54,2	
		S	27	8	A	126,6	153,1	173,9	190,8	205,2	218,2	231,3	242,7	253,5	264,0	
					M	5,5	11,0	16,5	22,0	27,5	32,9	38,4	43,9	49,4	54,9	
	Fevereiro	O	33	7	A	103,8	122,1	156,1	167,1	171,4	182,4	195,5	224,4	237,0	237,0	183,45
					M	5,7	11,5	17,2	22,9	28,7	34,4	40,1	45,9	51,6	57,2	
		S	22	7	A	123,7	148,9	168,9	185,5	200,4	213,0	224,9	236,3	248,1	258,4	
					M	5,8	11,6	17,4	23,2	29,0	34,7	40,5	46,3	52,1	57,9	
	Março	O	55	6	A	87,2	142,0	158,0	158,0	158,0	170,0	188,5	188,5	197,4	221,4	201,39
					M	3,6	7,2	10,8	14,4	18,0	21,6	25,2	28,8	32,5	36,1	
		S	33	5	A	114,3	133,0	146,7	158,0	168,0	176,4	184,6	193,3	201,1	208,6	
					M	3,6	7,3	10,9	14,6	18,2	21,9	25,5	29,1	32,8	36,4	
	Abril	O	52	7	A	113,0	134,1	174,1	185,1	205,1	223,1	236,3	236,3	258,4	258,4	195,09
					M	4,5	8,9	13,4	17,9	22,4	26,8	31,3	35,8	40,3	44,9	
		S	34	6	A	136,2	163,6	182,6	198,4	211,3	222,7	234,0	244,3	254,0	263,4	
					M	4,5	9,0	13,5	18,0	22,6	27,1	31,6	36,1	40,6	45,1	
	Maio	O	28	5	A	176,0	311,8	369,9	382,3	382,3	382,3	382,3	382,3	382,3	382,3	201,36
					M	5,0	10,1	15,2	20,2	25,2	30,3	35,3	40,4	45,5	50,5	
		S	32	6	A	185,3	211,6	229,7	245,3	259,3	272,4	284,3	295,3	307,2	318,9	
					M	5,1	10,3	15,4	20,5	25,6	30,8	35,9	41,0	46,1	51,3	
	Junho	O	18	7	A	120,0	134,8	184,0	210,2	234,6	280,3	315,9	365,3	389,7	392,6	195,42
					M	5,2	10,4	15,7	20,9	26,2	31,4	36,7	42,0	47,3	52,6	
		S	29	7	A	134,5	163,2	182,6	200,1	214,4	228,2	239,7	251,2	262,5	274,1	
					M	5,3	10,6	15,9	21,2	26,5	31,8	37,1	42,4	47,7	53,0	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Linha Cescon (LC)	Julho	O	23	10	A	103,2	147,2	208,4	221,0	241,4	277,4	318,0	318,0	333,1	348,4	202,25
					M	5,0	10,0	15,0	20,1	25,1	30,1	35,2	40,3	45,3	50,4	
		S	29	7	A	133,2	159,8	178,3	194,3	209,0	222,5	234,2	245,6	256,4	266,2	
					M	5,1	10,1	15,2	20,2	25,3	30,4	35,4	40,5	45,6	50,6	
	Agosto	O	37	7	A	144,0	230,1	260,1	277,3	277,3	292,1	309,3	309,3	309,3	309,3	202,19
					M	4,6	9,2	13,8	18,4	23,0	27,7	32,3	36,9	41,5	46,1	
		S	32	7	A	128,8	155,1	174,2	189,2	203,1	215,5	226,7	237,9	248,4	258,2	
					M	4,7	9,4	14,1	18,7	23,4	28,1	32,8	37,5	42,2	46,9	
	Setembro	O	26	9	A	132,8	138,1	138,1	149,4	156,9	177,4	202,2	207,2	218,4	255,7	208,69
					M	5,2	10,5	15,8	21,0	26,3	31,6	36,9	42,2	47,5	52,8	
		S	28	7	A	133,1	160,9	181,1	198,2	213,4	228,5	240,4	252,6	264,7	276,3	
					M	5,3	10,7	16,0	21,3	26,7	32,0	37,3	42,7	48,0	53,3	
	Outubro	O	24	8	A	134,0	186,0	206,6	237,2	257,8	261,6	294,7	315,3	335,8	335,8	208,48
					M	6,1	12,2	18,4	24,5	30,7	36,8	43,0	49,1	55,3	61,4	
		S	25	7	A	150,5	178,6	200,6	218,5	235,0	250,2	262,9	275,3	287,9	300,0	
					M	6,2	12,4	18,6	24,8	31,0	37,2	43,4	49,6	55,8	62,0	
	Novembro	O	39	5	A	156,2	156,2	159,6	159,6	159,6	159,6	170,6	202,8	202,8	202,8	201,39
					M	4,6	9,1	13,7	18,2	22,8	27,3	31,8	36,3	40,7	45,1	
		S	30	5	A	134,8	156,7	172,9	187,6	200,1	210,9	222,2	234,0	244,3	252,7	
					M	4,6	9,3	13,9	18,6	23,2	27,9	32,6	37,2	41,9	46,5	
	Dezembro	O	38	5	A	129,2	129,2	129,2	149,8	149,8	149,8	153,5	194,9	194,9	201,3	208,24
					M	5,0	9,9	14,8	19,8	24,7	29,7	34,7	39,7	44,6	49,6	
		S	29	5	A	143,1	167,6	183,7	199,3	211,8	222,8	233,7	245,3	255,8	265,3	
					M	5,0	10,0	15,0	20,0	25,0	30,0	35,0	40,0	45,0	50,0	

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Cacequi (Cq)	Janeiro	O	27	9	A	116,0	210,0	255,0	255,0	255,0	286,4	286,4	286,4	286,4	286,4	208,53
					M	4,5	9,0	13,5	18,0	22,5	27,0	31,5	36,0	40,4	44,9	
		S	29	6	A	136,5	159,3	175,5	188,4	200,9	212,8	223,3	233,4	243,8	252,5	
					M	4,6	9,2	13,7	18,3	22,9	27,5	32,0	36,6	41,2	45,8	
	Fevereiro	O	21	8	A	114,3	156,2	239,0	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	255,2	194,88
					M	5,0	10,0	15,0	20,0	25,0	30,0	35,0	39,9	44,9	49,8	
		S	25	6	A	132,9	156,9	173,3	187,4	200,8	212,8	223,7	235,1	245,4	254,5	
					M	5,1	10,1	15,2	20,3	25,4	30,5	35,5	40,6	45,7	50,8	
	Março	O	29	9	A	98,6	120,0	120,0	127,0	151,0	151,0	160,0	198,0	222,0	222,0	208,89
					M	4,3	8,7	13,0	17,3	21,7	26,1	30,4	34,8	39,2	43,6	
		S	30	6	A	124,7	148,5	164,7	177,9	189,8	201,3	212,0	221,4	231,0	240,4	
					M	4,4	8,8	13,2	17,6	22,0	26,4	30,8	35,2	39,6	44,0	
	Abril	O	30	7	A	203,7	261,5	312,4	312,4	312,4	317,7	324,5	350,0	358,5	359,7	195,99
					M	5,4	10,7	16,1	21,4	26,7	32,1	37,5	42,8	48,2	53,6	
		S	27	6	A	183,4	206,1	224,1	237,8	251,0	263,8	275,7	287,2	298,4	309,1	
					M	5,4	10,9	16,3	21,8	27,2	32,7	38,1	43,6	49,0	54,5	
	Maio	O	30	5	A	106,2	131,2	176,2	184,6	189,2	233,2	233,2	234,5	247,3	262,0	207,95
					M	4,5	9,1	13,7	18,2	22,8	27,3	31,9	36,5	41,1	45,7	
	S	35	6	A	148,2	175,8	195,8	211,7	225,1	236,6	248,2	259,2	269,9	279,8		
				M	4,6	9,2	13,8	18,4	23,0	27,6	32,2	36,8	41,4	46,0		
Junho	O	21	5	A	137,6	179,2	191,6	191,6	195,5	197,3	197,3	208,8	217,7	231,5	201,86	
				M	4,4	8,8	13,1	17,5	21,9	26,4	30,8	35,2	39,6	44,1		
	S	28	6	A	143,1	162,9	177,2	188,7	200,3	211,3	221,0	230,7	239,9	248,7		
				M	4,5	8,9	13,4	17,8	22,3	26,7	31,2	35,6	40,1	44,5		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

continua

Estações	Meses	Séries	Máx. Período Seco (dias)	Máx. Período Chuvoso (dias)	Tipo	Total Precipitado (mm) por Período (dias)										Tempo (s)	conclusão
						1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Cacequi (Cq)	Julho	O	25	8	A	107,8	108,4	122,6	145,8	150,1	153,3	170,4	179,9	179,9	202,1	208,41	
					M	4,6	9,1	13,7	18,3	22,8	27,4	32,0	36,6	41,2	45,8		
		S	27	6	A	120,4	142,2	158,3	172,4	184,6	196,6	206,7	217,1	226,5	235,5		
					M	4,7	9,3	14,0	18,6	23,3	27,9	32,6	37,2	41,9	46,6		
	Agosto	O	34	7	A	136,0	152,0	152,0	152,0	152,2	167,4	167,4	167,4	167,4	181,4	208,56	
					M	3,2	6,4	9,5	12,7	15,9	19,1	22,3	25,5	28,6	31,8		
		S	33	6	A	109,5	128,0	140,4	151,1	159,9	168,4	176,0	183,3	190,4	197,5		
					M	3,2	6,5	9,7	12,9	16,2	19,4	22,7	25,9	29,1	32,4		
	Setembro	O	21	5	A	135,0	165,5	178,8	183,6	190,1	207,1	207,1	207,1	265,8	265,8	202,13	
					M	4,9	9,8	14,7	19,6	24,5	29,5	34,4	39,3	44,3	49,3		
		S	27	6	A	141,0	165,3	183,6	197,9	210,6	222,6	234,0	244,9	256,5	266,6		
					M	5,0	9,9	14,9	19,9	24,9	29,8	34,8	39,8	44,8	49,7		
	Outubro	O	33	7	A	138,8	140,0	147,8	160,7	177,9	212,1	228,3	228,3	245,8	258,1	208,08	
					M	4,8	9,6	14,4	19,3	24,1	29,0	33,7	38,5	43,2	48,0		
		S	28	6	A	137,2	161,3	178,3	192,3	204,5	216,4	226,8	237,1	247,4	256,6		
					M	4,9	9,8	14,7	19,6	24,5	29,4	34,3	39,2	44,1	49,0		
	Novembro	O	30	5	A	115,8	158,2	160,0	161,4	178,4	182,8	182,8	199,4	229,8	272,2	202,39	
					M	4,4	8,8	13,3	17,7	22,1	26,5	30,8	35,1	39,4	43,8		
		S	27	5	A	128,3	147,3	162,8	174,3	186,6	197,6	207,2	217,1	225,4	233,8		
					M	4,5	9,0	13,5	18,0	22,5	27,0	31,5	36,0	40,5	45,0		
	Dezembro	O	25	3	A	135,6	135,6	154,0	154,0	208,7	208,7	208,7	208,7	237,9	237,9	208,75	
					M	3,5	7,0	10,5	14,1	17,6	21,1	24,6	28,1	31,7	35,2		
		S	33	5	A	116,3	134,6	148,1	158,1	167,6	176,6	184,5	193,1	200,6	208,0		
					M	3,6	7,2	10,7	14,3	17,9	21,5	25,0	28,6	32,2	35,8		

O – Observada; S – Sintética; A – Termos Absolutos; M – Termos Médios.

FONTE: O autor.

## APÊNDICE 2 - ALGORITMOS DO PROGRAMA COMPUTACIONAL DESENVOLVIDO

Neste apêndice são exibidos os algoritmos completos dos quatro módulos computacionais construídos para a obtenção dos resultados apresentados nesta dissertação. Cada módulo está acompanhado de ilustrações das telas dos programas. Para os exemplos, foi escolhida a série composta pelos meses de julho, na estação pluviométrica de Caracol (Co).

### 1) Módulo 1 – “*Ordem\_Markov.m*”

Como descrito na seção 4.1, o primeiro módulo é responsável pela análise da ordem ótima da cadeia de Markov a ser usada no posto em questão, baseada nos critérios AIC e BIC. Calcula também todas as probabilidades de transição necessárias. O único arquivo externo necessário à execução do programa contém a série histórica original do posto pluviométrico a ser modelado. Deverá estar em formato de texto com extensão “.m”, compatível com o Matlab.

```
%ANALISE DAS ORDENS DAS CADEIAS DE MARKOV (ate a segunda ordem)
%Versao 1.0 - 11/11/2009
%Autor: Daniel Henrique Marco Detzel
%A teoria para o calculo dos elementos presentes nesse algoritmo pode ser
encontrada em Wilks (2006, p. 248-252);

%INICIO DO PROCEDIMENTO
clear all
clc
tic
rmin=input('Entre com o valor minimo para um dia ser considerado chuvoso
(mm):');
%Abertura do arquivo contendo os dados das respectivas estações;
fid=fopen('serie.m','r');
O=fscanf(fid, '%g');
%Declaração inicial das variaveis utilizadas;
x=O(:); n=length(O); s=1; t=1; u=1; v=1; a=1; b=1; c=1; d=1; e=1; f=1; g=1;
h=1; y=1; z=1;
A=1; B=1; C=1; D=1; E=1; F=1; G=1; H=1; S=1; T=1; U=1; V=1; Y=1; Z=1;
%Inicio dos calculos das probabilidades de ordem zero (dist. Bernoulli) e de
primeira ordem;
for i=(1:n)
    if x(i)>rmin
        S(s)=1;
        s=s+1;
```

```

        elseif x(i)<rmin
            T(t)=1;
            t=t+1;
        end
    end
end
for i=(2:n)
    if x(i-1)<rmin & x(i)<rmin
        U(u)=1;
        u=u+1;
    elseif x(i-1)>rmin & x(i)>rmin
        V(v)=1;
        v=v+1;
    elseif x(i-1)>rmin & x(i)<rmin
        Y(y)=1;
        y=y+1;
    elseif x(i-1)<rmin & x(i)>rmin
        Z(z)=1;
        z=z+1;
    end
end
end
%Contagem do numero de dias com as diferentes configurações;
N1=length(S); N0=length(T); N00=length(U);
N11=length(V); N01=length(Y); N10=length(Z);
%Calculo das probabilidades;
p0=N0/n; p1=N1/n; p00=N00/N0;
p10=1-p00; p11=N11/N1; p01=1-p11;
disp ('-----');
disp ('PROBABILIDAS DE TRANSIÇÃO');
fprintf ('Prob. de nao chover hoje, dado que nao choveu ontem (p00): %1.4f\n',
p00);
fprintf ('Prob. de chover hoje, dado que nao choveu ontem (p10): %1.4f\n',
p10);
fprintf ('Prob. de nao chover hoje, dado que choveu ontem (p01): %1.4f\n',
p01);
fprintf ('Prob. de chover hoje, dado que choveu ontem (p11): %1.4f\n', p11);
%Fim do calculo das probabilidades de ordem zero (dist. Bernoulli) e de
primeira ordem;
%Inicio dos calculos das probabilidades de segunda ordem;
for i=(3:n)
    if x(i-2)<rmin & x(i-1)<rmin & x(i)<rmin
        A(a)=1;
        a=a+1;
    elseif x(i-2)>rmin & x(i-1)<rmin & x(i)<rmin
        B(b)=1;
        b=b+1;
    elseif x(i-2)<rmin & x(i-1)>rmin & x(i)<rmin
        C(c)=1;
        c=c+1;
    elseif x(i-2)>rmin & x(i-1)>rmin & x(i)<rmin
        D(d)=1;
        d=d+1;
    elseif x(i-2)<rmin & x(i-1)<rmin & x(i)>rmin
        E(e)=1;
        e=e+1;
    elseif x(i-2)>rmin & x(i-1)<rmin & x(i)>rmin
        F(f)=1;
    end
end

```

```

        f=f+1;
    elseif x(i-2)<rmin & x(i-1)>rmin & x(i)>rmin
        G(g)=1;
        g=g+1;
    elseif x(i-2)>rmin & x(i-1)>rmin & x(i)>rmin
        H(h)=1;
        h=h+1;
    end
end
%Contagem do numero de dias com as diferentes configurações;
N000=length(A); N001=length(B); N010=length(C); N011=length(D);
N100=length(E); N101=length(F); N110=length(G); N111=length(H);
%Calculo das probabilidades;
p000=N000/(N000+N001); p001=N001/(N000+N001); p010=N010/(N010+N011);
p011=N011/(N010+N011); p100=N100/(N100+N101); p101=N101/(N100+N101);
p110=N110/(N110+N111); p111=N111/(N110+N111);
%Fim do procedimento de calculo das probabilidades de segunda ordem;
%Inicio do calculo das funçoes de verossimilhança (Lm);
%Ordem zero:
L0=(N0*log(p0))+(N1*log(p1));
%Primeira Ordem:
L1=(N00*log(p00))+(N01*log(p01))+(N10*log(p10))+(N11*log(p11));
%Segunda Ordem:
L2=(N000*log(p000))+(N001*log(p001))+(N010*log(p010))+(N011*log(p011))+...
    (N100*log(p100))+(N101*log(p101))+(N110*log(p110))+(N111*log(p111));
%Fim do calculo das funçoes de verossimilhança (Lm);
%Inicio do calculo das estatisticas AIC(Akaike, 1974) e BIC(Schwarz, 1978);
%Ordem zero:
AIC0=-2*L0+2*(2^0*(2-1));
BIC0=-2*L0+((2^0)*log(n));
fclose(fid);
%Primeira Ordem:
AIC1=-2*L1+2*(2^1*(2-1));
BIC1=-2*L1+((2^1)*log(n));
%Segunda Ordem:
AIC2=-2*L2+2*(2^2*(2-1));
BIC2=-2*L2+((2^2)*log(n));
%Fim do calculo das estatisticas AIC(Akaike, 1974) e BIC(Schwarz, 1978);
disp ('-----');
disp ('TESTES PARA ORDEM OTIMA DA CADEIA (AIC e BIC)');
%VEREDICTO;
%Critério de Akaike:
if AIC0<AIC1 & AIC0<AIC2
    disp ('Segundo o Critério AIC, a ordem otima da cadeia markoviana é
ZERO');
elseif AIC1<AIC0 & AIC1<AIC2
    disp ('Segundo o Critério AIC, a ordem otima da cadeia markoviana é
UM');
elseif AIC2<AIC0 & AIC2<AIC1
    disp ('Segundo o Critério AIC, a ordem otima da cadeia markoviana é
DOIS');
end
%Critério Bayesiano:
if BIC0<BIC1 & BIC0<BIC2
    disp ('Segundo o Critério BIC, a ordem otima da cadeia markoviana é
ZERO');
elseif BIC1<BIC0 & BIC1<BIC2

```

```

disp ('Segundo o Critério BIC, a ordem ótima da cadeia markoviana é UM');
elseif BIC2<BIC0 & BIC2<BIC1
disp ('Segundo o Critério BIC, a ordem ótima da cadeia markoviana é
DOIS');
end
disp ('-----');
T=toc;
fprintf ('O tempo de processamento total foi de (segundos): %1.2f\n', T);
%FINAL DO PROCEDIMENTO.

```

Executando-se este módulo, a tela onde são expressos os resultados pode ser visualizada na figura 23.

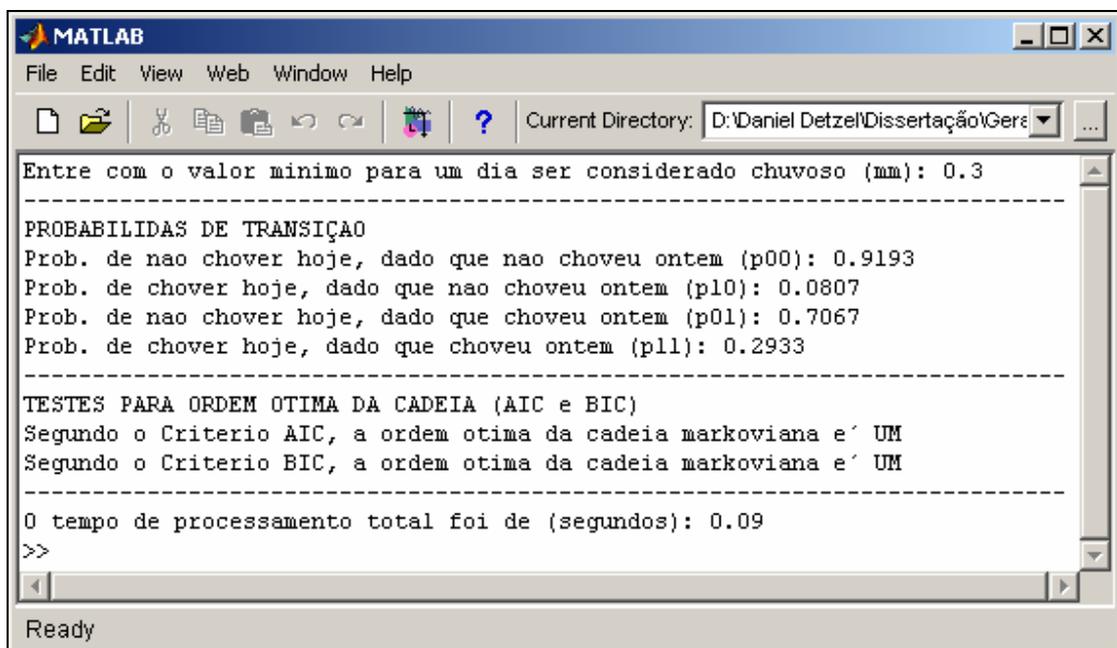


FIGURA 23 – TELA DO MÓDULO 1 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL

## 2) Módulo 2 – “Gerar.m”

Este módulo é o responsável pela geração das séries propriamente dita. Necessita também da série histórica como arquivo de entrada.

```

%GERAÇÃO DAS SERIES SINTETICAS DE PRECIPITAÇÃO
%Versao 1.0 - 11/11/2009
%Autor: Daniel Henrique Marco Detzel
%A teoria para o calculo dos elementos presentes nesse algoritmo esta
referenciada nos diversos comentarios feitos;

```

```

%INICIO DO PROCEDIMENTO
clear all
clc
tic;
%Abertura do arquivo contendo os dados das respectivas estações;
fid=fopen('serie.m','r');
C=fscanf(fid, '%g');
p10=input ('Entre com a prob. de chover hoje, dado que nao choveu ontem (p10):
');
p11=input ('Entre com a prob. de chover hoje, dado que choveu ontem (p11): ');
rmin=input('Entre com o valor minimo para um dia ser considerado chuvoso (mm):
');
mult=input ('Entre com o numero de series a serem geradas: ');
x=C(:); n=length(C); cont=0; k=1; t=1; z=0; erro=1; ni=0; Lf_anterior=0; rt=0;
pc=0; M=0;
%Inicio do procedimento de estimacao inicial dos parametros, pelo Metodo
% dos Momentos, segundo formulação encontrada em Rider (1961);
disp ('-----');
disp ('ESTIMATIVA INICIAL DOS PARAMETROS - METODO DOS MOMENTOS:');
for i=(1:n)
    if x(i)>rmin
        z(t)=x(i);
        t=t+1;
    end
    m1=mean(z);
    m2=var(z);
    m3=skewness(z,0);
end
M=[(6*((2*(m1^2))-m2)) (2*(m3-(3*m1*m2))) ((3*(m2^2))-(2*m1*m3))];
B_raiz=roots(M);
%Aplicação de artifício para manter a configuração dos parametros de acordo
% com a interpretação fisica (B1>0, B2>0 e 0<a<1);
B=real(B_raiz);
if B(1,1)<0
    B(1,1)=(-1)*B(1,1);
elseif B(2,1)<0
    B(2,1)=(-1)*B(2,1);
end
if B(1,1)>B(2,1)
    B1_est_inicial=B(1,1);
    B2_est_inicial=B(2,1);
elseif B(1,1)<B(2,1)
    B1_est_inicial=B(2,1);
    B2_est_inicial=B(1,1);
elseif B(1,1)==B(2,1)
    B1_est_inicial=B(1,1)+10;
    B2_est_inicial=B(2,1);
end
a_est_inicial=abs(((m1-B2_est_inicial)/(B1_est_inicial-B2_est_inicial)));
if a_est_inicial>1
    a_est_inicial=1/a_est_inicial;
else
    a_est_inicial=a_est_inicial;
end
end
fprintf ('O parametro alpha inicial e': %1.4f\n', a_est_inicial);
fprintf ('O parametro beta 1 inicial e': %1.4f\n', B1_est_inicial);

```

```

fprintf ('O parametro beta 2 inicial e': %1.4f\n', B2_est_inicial);
%Fim do procedimento de estimacao inicial dos parametros;
%Inicio do procedimento de estimacao definitiva dos parametros, pelo Metodo
% do Algoritmo EM, segundo formulação encontrada em Wilks (2006, p. 117);
disp ('-----');
disp ('ESTIMATIVA DEFINITIVA DOS PARAMETROS - METODO DA MAX. VEROSSIMILHANÇA:
');
%Contagem do numero de dias chuvosos da respectiva estação;
while k<=n
    if x(k)>rmin
        cont=cont+1;
    end
    k=k+1;
end
%Desenvolvimento do Algoritmo EM (Wilks, 2006, p. 117);
a=a_est_inicial;
B1=B1_est_inicial;
B2=B2_est_inicial;
int=1;
while erro>=0.0001 & ni<5000
    for i=(1:n)
        if x(i)<rmin
            Pfi(i)=0;
            lnL(i)=0;
        else
            F=((a/B1)*exp(-(x(i)/B1)))+(((1-a)/B2)*exp(-(x(i)/B2)));
            f1=(a/B1)*exp(-(x(i)/B1));
            f2=((1-a)/B2)*exp(-(x(i)/B2));
            Pfi(i)=f1/(f1+f2);
            lnL(i)=log(F);
        end
    end
    a=(1/cont)*(sum(Pfi));
    B1=(1/(cont*a))*(Pfi*x);
    B2=(1/(cont*(1-a)))*((1-Pfi)*x);
    Lf_atual=sum(lnL);
    erro=abs(Lf_atual-Lf_anterior);
    Lf_anterior=Lf_atual;
    ni=ni+1;
    int=int+1;
end
if B1>B2
    ad=a;
    B1d=B1;
    B2d=B2;
else
    ad=1-a;
    B1d=B2;
    B2d=B1;
end
fclose(fid);
fprintf ('O parametro alpha definitivo e': %1.4f\n', ad);
fprintf ('O parametro beta 1 definitivo e': %1.4f\n', B1d);
fprintf ('O parametro beta 2 definitivo e': %1.4f\n', B2d);
fprintf ('O numero de interações foi: %1.0f\n', int);

```

```

disp ('-----');
-----');
%Fim do procedimento de estimacao definitiva dos parametros;
%Geraçao das series (Wilks, 1998);
%Determinação das Ocorrencias;
Pr=[p10 p11];
%Renovação das sementes dos numeros aleatorios;
rand('state', sum(100*clock));
rand('seed', sum(100*clock));
randn('state', sum(100*clock));
randn('seed', sum(100*clock));
%Definição do Estado Inicial;
for i=(1:mult)
    w1=randn(1);
    if w1<= Pr(1,2)
        Einicial=1;
    else
        Einicial=0;
    end
    %Determinação das demais ocorrencias
    if Einicial==0
        pc=Pr(1,1);
    elseif Einicial==1
        pc=Pr(1,2);
    end
    for j=(1:n)
        u=rand(1);
        if u<ad
            B=B1d;
        else
            B=B2d;
        end
        %Determinação das Alturas Precipitadas
        v=rand(1);
        rt=rmin-(B*(log(v)));
        w2 = randn(1);
        if w2<=pc
            Xt=1;
            Y=rt*Xt;
            pc=Pr(1,2);
        else
            Xt=0;
            Y=0;
            pc=Pr(1,1);
        end
        Yt(i,j)=Y;
    end
end
end
%Montagem do arquivo de saida das chuvas geradas;
dlmwrite('series_geradas.m',Yt, ';')
T=toc;
fprintf ('O tempo de processamento total foi de (segundos): %1.2f\n', T);
disp ('-----');
-----');
%FINAL DO PROCEDIMENTO.

```

Executando-se este módulo, o arquivo “*series\_geradas.m*” é montado com todas as séries geradas. A tela onde são expressos os resultados pode ser visualizada na figura 24.

```

MATLAB
File Edit View Web Window Help
Current Directory: D:\Daniel Detzel\Dissertação\Ger
Entre com a prob. de chover hoje, dado que nao choveu ontem (p10): 0.0807
Entre com a prob. de chover hoje, dado que choveu ontem (p11): 0.2933
Entre com o valor minimo para um dia ser considerado chuvoso (mm): 0.3
Entre com o numero de series a serem geradas: 1000
-----
ESTIMATIVA INICIAL DOS PARAMETROS - METODO DOS MOMENTOS:
0 parametro alpha inicial e': 0.1865
0 parametro beta 1 inicial e': 26.8697
0 parametro beta 2 inicial e': 14.5011
-----
ESTIMATIVA DEFINITIVA DOS PARAMETROS - METODO DA MAX. VEROSSIMILHANÇA:
0 parametro alpha definitivo e': 0.4614
0 parametro beta 1 definitivo e': 19.2616
0 parametro beta 2 definitivo e': 6.1660
0 numero de iteracoes foi: 199
-----
0 tempo de processamento total foi de (segundos): 289.94
-----
>> |
Ready

```

FIGURA 24 - TELA DO MÓDULO 2 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL

### 3) Módulo 3 – “*Validacao.m*”

Neste módulo, o algoritmo executa todos os cálculos estatísticos pertinentes à validação das séries geradas no módulo anterior. Portanto, como arquivos de entrada são necessários, além da série histórica o arquivo “*series\_geradas.m*”, criado automaticamente com a execução do módulo 2.

```

%VALIDAÇÃO DO MODELO
%Versao 1.1 - 20/01/2010
%Autor: Daniel Henrique Marco Detzel

%INICIO DO PROCEDIMENTO
clear
clc

```

```

tic;
%Calculo das estatisticas da serie historica original;
fid=fopen('serie.m','r');
C=fscanf(fid, '%g');
%Declaração inicial das variaveis utilizadas;
alphan=input('Entre com a significancia para os intervalos de confiança
(media), em porcentagem: ');
alphad=input('Entre com a significancia para os intervalos de confiança
(desvio padrao), em porcentagem: ');
rmin=input('Entre com o valor minimo para um dia ser considerado chuvoso (mm):
');
disp ('-----');
disp ('ESTATISTICAS DA SERIE HISTORICA ORIGINAL:');
X=C(:); n=length(C); s=1; t=1; h=1; S=1; T=1;
%Inicio do procedimento de calculo;
%Estatisticas basicas;
for i=(1:n)
    if X(i)>rmin
        U(s)=X(i);
        s=s+1;
    elseif X(i)<rmin
        V(t)=X(i);
        t=t+1;
    end
end
media=mean(U);
desvpad=std(U);
totalprec=sum(U);
maximo=max(U);
dchuva=length(U);
dseco=length(V);
fprintf ('A media e': %1.2f mm\n', media);
fprintf ('O desvio padrao e': %1.2f mm\n', desvpad);
fprintf ('O total precipitado e': %1.2f mm\n', totalprec);
fprintf ('A precipitação maxima diaria e': %1.2f mm\n', maximo);
fprintf ('O total de dias chuvosos e': %1.0f dias\n', dchuva);
fprintf ('O total de dias secos e': %1.0f dias\n', dseco);
%Determinação dos Intervalos de Confiança;
gl=dchuva-1;
alpha_auxm1=alphan/100;
alpha_auxm2=(1-alpha_auxm1)/2;
zm=norminv([alpha_auxm2 alpha_auxm1+alpha_auxm2],0,1);
ICMinf=(media+(zm(1)*(desvpad/sqrt(dchuva))));
ICMsup=(media+(zm(2)*(desvpad/sqrt(dchuva))));
fprintf ('O limite inferior do Intervalo de Confiança para a media e': %1.2f
mm\n', ICMinf);
fprintf ('O limite superior do Intervalo de Confiança para a media e': %1.2f
mm\n', ICMsup);
alpha_auxd1=alphad/100;
alpha_auxd2=(1-alpha_auxd1)/2;
chi_sup=chi2inv(alpha_auxd1+alpha_auxd2,gl);
chi_inf=chi2inv(alpha_auxd2,gl);
ICDinf=sqrt(((desvpad^2)*(dchuva-1))/chi_sup);
ICDsup=sqrt(((desvpad^2)*(dchuva-1))/chi_inf);
fprintf ('O limite inferior do Intervalo de Confiança para o desvio padrao e':
%1.2f mm\n', ICDinf);

```

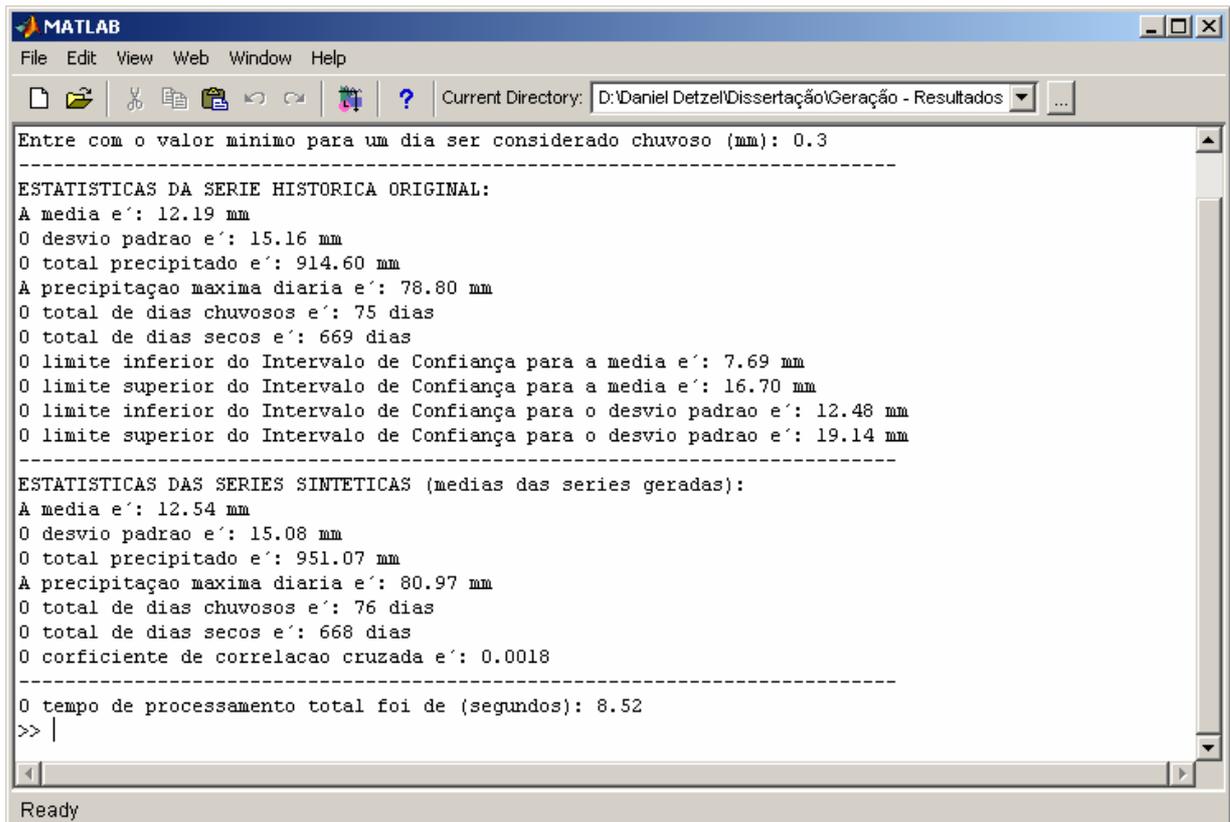
```

fprintf ('O limite superior do Intervalo de Confiança para o desvio padrao e´:
%1.2f mm\n', ICDSup);
fclose(fid);
%Fim do procedimento de calculo para a serie historica original;
disp ('-----');
disp ('ESTATISTICAS DAS SERIES SINTETICAS (medias das series geradas:');
%Calculo das estatisticas das series sinteticas geradas;
%Abertura do arquivo contendo as series geradas (arquivo produzido
automaticamente com a execucao do Modulo 2 - "Gerar.m");
D=dlmread('series_geradas.m',';');
m=length(D); p=1; q=1; [p,q]=size(D);
for i=(1:p)
    u=1; v=1; UU=1; VV=1;
    for j=(1:q)
        if D(i,j)>rmin
            UU(u)=D(i,j);
            u=u+1;
        elseif D(i,j)<=rmin
            VV(v)=D(i,j);
            v=v+1;
        end
    end
    correl_calc=corrcoef(D(i,:),X);
    correl(i)=correl_calc(1,2);
    media_sint(i)=mean(UU);
    desvpad_sint(i)=std(UU);
    totalprec_sint(i)=sum(UU);
    maximo_sint(i)=max(UU);
    dchuva_sint(i)=length(UU);
    dseco_sint(i)=length(VV);
end
Media_media=mean(media_sint);
Media_desvpad=mean(desvpad_sint);
Media_totalprec=mean(totalprec_sint);
Media_maximo=mean(maximo_sint);
Media_dchuva=mean(dchuva_sint);
Media_dseco=mean(dseco_sint);
Media_correl=mean(correl);
fprintf ('A media e´: %1.2f mm\n', Media_media);
fprintf ('O desvio padrao e´: %1.2f mm\n', Media_desvpad);
fprintf ('O total precipitado e´: %1.2f mm\n', Media_totalprec);
fprintf ('A precipitacao maxima diaria e´: %1.2f mm\n', Media_maximo);
fprintf ('O total de dias chuvosos e´: %1.0f dias\n', Media_dchuva);
fprintf ('O total de dias secos e´: %1.0f dias\n', Media_dseco);
fprintf ('O corficiente de correlacao cruzada e´: %1.4f\n', Media_correl);
%Montagem dos arquivo de saida;
Vetor_media_sint=media_sint';
fid = fopen('Vetor_media_sint.m', 'w');
fprintf (fid, '%8.4f\n', Vetor_media_sint);
fclose(fid);
Vetor_desvpad_sint=desvpad_sint';
fid = fopen('Vetor_desvpad_sint.m', 'w');
fprintf (fid, '%8.4f\n', Vetor_desvpad_sint);
fclose(fid);
%Fim do procedimento de calculo para as series sinteticas geradas;

```

`%FINAL DO PROCEDIMENTO.`

Executando-se este módulo, os arquivos “*Vetor\_media\_sint.m*” e “*Vetor\_desvpad\_sint.m*” são montados os vetores das médias e desvios padrão, respectivamente, de todas as séries geradas. A tela onde são expressos os resultados pode ser visualizada na figura 25.



```

MATLAB
File Edit View Web Window Help
Current Directory: D:\Daniel Detzel\Dissertação\Geração - Resultados

Entre com o valor minimo para um dia ser considerado chuvoso (mm): 0.3
-----
ESTADISTICAS DA SERIE HISTORICA ORIGINAL:
A media e': 12.19 mm
O desvio padrao e': 15.16 mm
O total precipitado e': 914.60 mm
A precipitação maxima diaria e': 78.80 mm
O total de dias chuvosos e': 75 dias
O total de dias secos e': 669 dias
O limite inferior do Intervalo de Confiança para a media e': 7.69 mm
O limite superior do Intervalo de Confiança para a media e': 16.70 mm
O limite inferior do Intervalo de Confiança para o desvio padrao e': 12.48 mm
O limite superior do Intervalo de Confiança para o desvio padrao e': 19.14 mm
-----
ESTADISTICAS DAS SERIES SINTETICAS (medias das series geradas):
A media e': 12.54 mm
O desvio padrao e': 15.08 mm
O total precipitado e': 951.07 mm
A precipitação maxima diaria e': 80.97 mm
O total de dias chuvosos e': 76 dias
O total de dias secos e': 668 dias
O coeficiente de correlacao cruzada e': 0.0018
-----
O tempo de processamento total foi de (segundos): 8.52
>> |
Ready

```

FIGURA 25 - TELA DO MÓDULO 3 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL

#### 4) Módulo 4 – “*Valores\_extremos.m*”

Neste último módulo, o algoritmo executa todos os cálculos referentes às análises de eventos extremos, conforme seção 4.5. São necessários como arquivos de entrada, a série histórica e o arquivo “*series\_geradas.m*”, criado automaticamente com a execução do módulo 2.

```

%ANALISE DE VALORES/EVENTOS EXTREMOS
%Versao 1.0 - 05/11/2009

```

```

%Autor: Daniel henrique Marco Detzel

%INICIO DO PROCEDIMENTO
clear
clc
rmin=input('Entre com o valor minimo para que um dia seja considerado chuvoso
(mm): ');
tic
%Analise da serie historica original:
disp ('-----
-----');
disp ('ANALISE DA SERIE HISTORICA ORIGINAL:');
%Abertura do arquivo da serie historica;
fid=fopen('serie.m','r');
C=fscanf(fid, '%g');

%DETERMINAÇÃO DO NUMERO MAXIMO DE DIAS CONSECUTIVOS EM UM MESMO ESTADO:
%Declaração inicial das variaveis utilizadas;
X=C(:); n=length(C); Sc=zeros(1,n); sc=1; Mc=zeros(1,n); mc=1; aux=1;
for i=(2:n)
    if X(i-1)<rmin & X(i)<rmin
        aux=aux+1;
    else
        Sc(sc)=aux;
        sc=sc+1;
        aux=1;
    end
end
aux=1;
for i=(2:n)
    if X(i-1)>rmin & X(i)>rmin
        aux=aux+1;
    else
        Mc(mc)=aux;
        mc=mc+1;
        aux=1;
    end
end
Max_perodo_seco=max(Sc);
Max_perodo_umido=max(Mc);
fprintf ('O maior periodo sem chuva (estiagem) e´ de: %1.0f dias.\n',
Max_perodo_seco);
fprintf ('O maior periodo chuvoso e´ de: %1.0f dias.\n', Max_perodo_umido);

%CONTAGEM DO NUMERO DE DIAS SECOS CONSECUTIVOS EM UM MESMO ESTADO, POR CLASSE:
S=zeros(1,n); aux=1;
for i=(2:n)
    if X(i-1)<rmin
        if X(i-1)<rmin & X(i)<rmin
            aux=aux+1;
        else
            S(aux)=S(aux)+1;
            aux=1;
        end
    if i==n & X(n)<rmin
        S(aux)=S(aux)+1;
    end

```

```

    end
end
%O vetor "S" assume as quantidades de ocorrencias dentro de cada classe;
%DETERMINAÇÃO DAS CHUVAS MAXIMAS DE 1 A 10 DIAS DE DURAÇÃO:
%Declaração inicial dos vetores a serem utilizados;
T2=zeros(1,2); T3=zeros(1,3); T4=zeros(1,4); T5=zeros(1,5); T6=zeros(1,6);
T7=zeros(1,7); T8=zeros(1,8); T9=zeros(1,9); T10=zeros(1,10);
%Um dia:
Max_1=max(X);
Max_1M=mean(X);
%Dois dias:
t=1;
for i=(1:n-1)
    T2(t)=X(i)+X(i+1);
    t=t+1;
end
Max_2=max(T2);
Max_2M=mean(T2);
%Tres dias:
t=1;
for i=(1:n-2)
    T3(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2);
    t=t+1;
end
Max_3=max(T3);
Max_3M=mean(T3);
%Quatro dias:
t=1;
for i=(1:n-3)
    T4(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3);
    t=t+1;
end
Max_4=max(T4);
Max_4M=mean(T4);
%Cinco dias
t=1;
for i=(1:n-4)
    T5(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4);
    t=t+1;
end
Max_5=max(T5);
Max_5M=mean(T5);
%Seis dias
t=1;
for i=(1:n-5)
    T6(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4)+X(i+5);
    t=t+1;
end
Max_6=max(T6);
Max_6M=mean(T6);
%Sete dias
t=1;
for i=(1:n-6)
    T7(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4)+X(i+5)+X(i+6);
    t=t+1;
end
Max_7=max(T7);

```

```

Max_7M=mean(T7);
%Oito dias
t=1;
for i=(1:n-7)
    T8(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4)+X(i+5)+X(i+6)+X(i+7);
    t=t+1;
end
Max_8=max(T8);
Max_8M=mean(T8);
%Nove dias
t=1;
for i=(1:n-8)
    T9(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4)+X(i+5)+X(i+6)+X(i+7)+X(i+8);
    t=t+1;
end
Max_9=max(T9);
Max_9M=mean(T9);
%Dez dias
t=1;
for i=(1:n-9)

T10(t)=X(i)+X(i+1)+X(i+2)+X(i+3)+X(i+4)+X(i+5)+X(i+6)+X(i+7)+X(i+8)+X(i+9);
    t=t+1;
end
Max_10=max(T10);
Max_10M=mean(T10);
%Fim do procedimento de calculo para a serie historica original;
disp ('-----');
disp ('ANALISE DAS SERIES SINTETICAS (medias das series geradas):');
%Abertura do arquivo contendo as series geradas (arquivo produzido
automaticamente com
% a execucao do Modulo 2 - "gerar.m");
D=dlmread('series_geradas.m',';');
%DETERMINAÇÃO DO NUMERO MAXIMO DE DIAS CONSECUTIVOS EM UM MESMO ESTADO:
%Declaração inicial das variaveis utilizadas;
m=length(D); [p,q]=size(D); Ss=zeros(p,q); Ms=zeros(p,q); aux=1; a=1; b=1;
c=1; d=1;
Vs=zeros(1,p); Vm=zeros(1,p);
for i=(1:p)
    for j=(2:q)
        if D(i,j-1)<rmin & D(i,j)<rmin
            aux=aux+1;
        else
            Ss(a,b)=aux;
            b=b+1;
            aux=1;
        end
    end
    end
    Ss(a,b)=aux;
    a=a+1;
    b=1;
    aux=1;
    Vs(i)=max(Ss(i,:));
    for j=(2:q)
        if D(i,j-1)>rmin & D(i,j)>rmin
            aux=aux+1;

```

```

        else
            Ms(c,d)=aux;
            d=d+1;
            aux=1;
        end
    end
    Ms(c,d)=aux;
    c=c+1;
    d=1;
    aux=1;
    Vm(i)=max(Ms(i,:));
end
Max_perodo_seco_medio=mean(Vs);
Max_perodo_umido_medio=mean(Vm);
fprintf('O maior periodo sem chuva (estiagem) e´ de: %1.0f dias.\n',
Max_perodo_seco_medio);
fprintf('O maior periodo chuvoso e´ de: %1.0f dias.\n',
Max_perodo_umido_medio);
%CONTAGEM DO NUMERO DE DIAS SECOS CONSECUTIVOS EM UM MESMO ESTADO, POR CLASSE:
R=zeros(p,q); Rmed=zeros(1,fix(Max_perodo_seco_medio)+1);
for i=(1:p)
    aux=1;
    for j=(2:q)
        if D(i,j-1)<rmin
            if D(i,j-1)<rmin & D(i,j)<rmin
                aux=aux+1;
            else
                R(i,aux)=R(i,aux)+1;
                aux=1;
            end
        end
        if j==q & D(i,q)<rmin
            R(i,aux)=R(i,aux)+1;
        end
    end
end
Rmed=mean(R);
%O vetor "Rmed" assume as quantidades de ocorrencias dentro de cada classe;
%DETERMINAÇÃO DAS CHUVAS MAXIMAS DE 1 A 10 DIAS DE DURAÇÃO:
%Declaração inicial dos vetores a serem utilizados;
TS1=zeros(1,1); TS2=zeros(1,2); TS3=zeros(1,3); TS4=zeros(1,4);
TS5=zeros(1,5); TS6=zeros(1,6);
TS7=zeros(1,7); TS8=zeros(1,8); TS9=zeros(1,9); TS10=zeros(1,10);
for i=(1:p)
    %Um dia:
    MaxS_1(i)=max(D(i,:));
    MaxS_1M=mean(MaxS_1);
    Med_1(i)=mean(D(i,:));
    MaxS_1MM=mean(Med_1);
    %Dois dias:
    t=1;
    for j=(1:q-1)
        TS2(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1);
        t=t+1;
    end
    MaxS_2(i)=max(TS2(i,:));
    MaxS_2M=mean(MaxS_2);

```

```

Med_2(i)=mean(TS2(i,:));
MaxS_2MM=mean(Med_2);
%Tres dias:
t=1;
for j=(1:q-2)
    TS3(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2);
    t=t+1;
end
MaxS_3(i)=max(TS3(i,:));
MaxS_3M=mean(MaxS_3);
Med_3(i)=mean(TS3(i,:));
MaxS_3MM=mean(Med_3);
%Quatro dias:
t=1;
for j=(1:q-3)
    TS4(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3);
    t=t+1;
end
MaxS_4(i)=max(TS4(i,:));
MaxS_4M=mean(MaxS_4);
Med_4(i)=mean(TS4(i,:));
MaxS_4MM=mean(Med_4);
%Cinco dias
t=1;
for j=(1:q-4)
    TS5(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4);
    t=t+1;
end
MaxS_5(i)=max(TS5(i,:));
MaxS_5M=mean(MaxS_5);
Med_5(i)=mean(TS5(i,:));
MaxS_5MM=mean(Med_5);
%Seis dias
t=1;
for j=(1:q-5)
    TS6(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4)+D(i,j+5);
    t=t+1;
end
MaxS_6(i)=max(TS6(i,:));
MaxS_6M=mean(MaxS_6);
Med_6(i)=mean(TS6(i,:));
MaxS_6MM=mean(Med_6);
%Sete dias
t=1;
for j=(1:q-6)
    TS7(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4)+D(i,j+5)+D(i,j+6);
    t=t+1;
end
MaxS_7(i)=max(TS7(i,:));
MaxS_7M=mean(MaxS_7);
Med_7(i)=mean(TS7(i,:));
MaxS_7MM=mean(Med_7);
%Oito dias
t=1;
for j=(1:q-7)
    TS8(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4)+D(i,j+5)+D(i,j+6)
+D(i,j+7);

```

```

        t=t+1;
    end
    MaxS_8(i)=max(TS8(i,:));
    MaxS_8M=mean(MaxS_8);
    Med_8(i)=mean(TS8(i,:));
    MaxS_8MM=mean(Med_8);
    %Nove dias
    t=1;
    for j=(1:q-8)
        TS9(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4)+D(i,j+5)+D(i,j+6)
+D(i,j+7)+D(i,j+8);
        t=t+1;
    end
    MaxS_9(i)=max(TS9(i,:));
    MaxS_9M=mean(MaxS_9);
    Med_9(i)=mean(TS9(i,:));
    MaxS_9MM=mean(Med_9);
    %Dez dias
    t=1;
    for j=(1:q-9)
        TS10(i,t)=D(i,j)+D(i,j+1)+D(i,j+2)+D(i,j+3)+D(i,j+4)+D(i,j+5)+D(i,j+6)
+D(i,j+7)+D(i,j+8)+D(i,j+9);
        t=t+1;
    end
    MaxS_10(i)=max(TS10(i,:));
    MaxS_10M=mean(MaxS_10);
    Med_10(i)=mean(TS10(i,:));
    MaxS_10MM=mean(Med_10);
end
%Criação da tabela de saída:
Res_ori=[Max_1, Max_2, Max_3, Max_4, Max_5, Max_6, Max_7, Max_8, Max_9,
Max_10];
Res_sin=[MaxS_1M, MaxS_2M, MaxS_3M, MaxS_4M, MaxS_5M, MaxS_6M, MaxS_7M,
MaxS_8M, MaxS_9M, MaxS_10M];
Res_ori_M=[Max_1M, Max_2M, Max_3M, Max_4M, Max_5M, Max_6M, Max_7M, Max_8M,
Max_9M, Max_10M];
Res_sin_M=[MaxS_1MM, MaxS_2MM, MaxS_3MM, MaxS_4MM, MaxS_5MM, MaxS_6MM,
MaxS_7MM, MaxS_8MM, MaxS_9MM, MaxS_10MM];
disp(' ');
disp('TABELA COM OS TOTAIS PRECIPITADOS POR PERIODO:');
disp(
('+++++
+++++');
fprintf('Periodo (dias) | 1\t 2\t 3\t 4\t 5\t
6\t 7\t 8\t 9\t 10\n');
fprintf('Abs. Observado (mm) | %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t
%2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\n', Res_ori);
fprintf('Abs. Gerado (mm) | %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t
%2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\n', Res_sin);
fprintf('Med. Observado (mm) | %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t
%2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\n', Res_ori_M);
fprintf('Med. Gerado (mm) | %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t
%2.1f\t %2.1f\t %2.1f\t %2.1f\n', Res_sin_M);
disp(
('+++++
+++++');
disp(' ');

```

```

disp ('-----
-----');
T=toc;
fprintf ('O tempo de processamento total foi de (segundos): %1.2f\n', T);

%FINAL DO PROCEDIMENTO.

```

Executando-se este módulo, a tela onde são expressos os resultados pode ser visualizada na figura 26.

```

MATLAB
File Edit View Web Window Help
Current Directory: D:\Daniel Detzel\Dissertação\Geração - Resultados

Entre com o valor minimo para que um dia seja considerado chuvoso (mm): 0.3
-----
ANALISE DA SERIE HISTORICA ORIGINAL:
O maior periodo sem chuva (estiagem) e' de: 73 dias.
O maior periodo chuvoso e' de: 5 dias.
-----
ANALISE DAS SERIES SINTETICAS (medias das series geradas):
O maior periodo sem chuva (estiagem) e' de: 55 dias.
O maior periodo chuvoso e' de: 4 dias.
-----
TABELA COM OS TOTAIS PRECIPITADOS POR PERIODO:
+++++
Periodo (dias) | 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
Abs. Observado (mm) | 78.8 79.8 98.6 107.4 114.2 114.2 114.2 114.2 114.3 114.3
Abs. Gerado (mm) | 81.3 90.1 95.1 99.4 102.6 105.7 108.6 112.2 115.2 117.8
Med. Observado (mm) | 1.2 2.5 3.7 4.9 6.2 7.4 8.7 9.9 11.1 12.4
Med. Gerado (mm) | 1.3 2.6 3.9 5.2 6.4 7.7 9.0 10.3 11.6 12.9
+++++
-----
O tempo de processamento total foi de (segundos): 395.78
>>
Ready

```

FIGURA 26 - TELA DO MÓDULO 4 DO PROGRAMA COMPUTACIONAL