

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE CIÊNCIAS RURAIS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA**

**ANÁLISE DA VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS  
PARÂMETROS PARA A MODELAGEM ESTOCÁSTICA DA  
PRECIPITAÇÃO PLUVIAL DIÁRIA NO RIO GRANDE DO SUL**

**TESE DE DOUTORADO**

**Marcelo Calgaro**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2006**

**ANÁLISE DA VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS PARÂMETROS  
PARA A MODELAGEM ESTOCÁSTICA DA PRECIPITAÇÃO  
PLUVIAL DIÁRIA NO RIO GRANDE DO SUL**

**Por**

**Marcelo Calgaro**

Tese apresentada ao Curso de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Área de Concentração em Engenharia de Água e Solo, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Doutor em Engenharia Agrícola.**

**Orientador: Prof. Dr. Adroaldo Dias Robaina**

**Santa Maria, RS, Brasil**

**2006**

**Universidade Federal de Santa Maria  
Centro de Ciências Rurais  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,  
aprova a Tese de Doutorado

**ANÁLISE DA VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS PARÂMETROS  
PARA A MODELAGEM ESTOCÁSTICA DA PRECIPITAÇÃO  
PLUVIAL DIÁRIA NO RIO GRANDE DO SUL**

elaborada por  
**Marcelo Calgaro**

como requisito parcial para obtenção do grau de  
**Doutor em Engenharia Agrícola**

**COMISSÃO EXAMINADORA:**



---

**Adroaldo Dias Robaina, Dr. (UFSM)**  
(Presidente/Orientador)



---

**Marcia Xavier Peiter, Dr. (URI)**



---

**Toshio Nishijima, Dr. (UFSM)**



---

**Luciano Farinha Watzlawick, Dr. (UNICENTRO)**



---

**Fabio Charão Kurtz, Dr. (UFRPE)**

Santa Maria, 24 de fevereiro de 2006.

Calgaro, Marcelo, 1975-

C346a

Análise da variação espaço-temporal dos parâmetros para a modelagem estocástica da precipitação pluvial diária no Rio Grande do Sul / por Marcelo Calgaro ; orientador Adroaldo Dias Robaina. – Santa Maria, 2006.

127 f.: il.

Tese (doutorado) – Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Ciências Rurais, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, RS, 2006.

1. Engenharia agrícola 2. Modelagem 3. Séries históricas 4. Chuva 5. Simulação 6. Precipitação I. Robaina, Adroaldo Dias, orient. II. Título

CDU: 631.6.02

Ficha catalográfica elaborada por  
Luiz Marchiotti Fernandes – CRB 10/1160  
Biblioteca Setorial do Centro de Ciências Rurais/UFSM

---

© 2006

Todos os direitos autorais reservados a Marcelo Calgaro e Adroaldo Dias Robaina. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser com autorização por escrito dos autores. End. Eletr: calgaro@gmail.com e robaina@smail.ufsm.br

---

*Dedico este trabalho a TODOS .....  
que de alguma forma contribuíram  
para a sua realização.*

## **AGRADECIMENTOS**

À Universidade Federal de Santa Maria, meu especial agradecimento pela acolhida durante todos estes anos que passei aqui, pela oportunidade que esta Instituição me deu de me especializar e de usufruir toda sua estrutura física e humana.

A CAPES pelo apoio dado em forma de bolsa de estudo o que permitiu que se realizasse e conclui-se este estudo com as melhores condições possíveis.

A DEUS por me conceder em sua infinita bondade a saúde, paciência e serenidade para o cumprimento de todas as etapas e compromissos que a realização deste trabalho exige.

Ao Prof. Dr. Adroaldo Dias Robaina pela amizade, paciência e orientação.

A minha esposa Tatiane Bernardon por ter estado sempre ao meu lado me incentivando, apoiando e principalmente pela paciência nas noites de insônia e nos dias de inquietação no ensejo do término do trabalho.

A minha MÃE por sempre ter sido minha mãe e sempre ter estado ao meu lado, mesmo nos momentos mais difíceis, tanto materiais, quanto espirituais.

A toda a minha família que de uma forma ou outra sempre esteve presente, mesmo que distante geograficamente, em especial a vó Rumilda que em tantas dificuldades me ajudou, não esquecendo também os que já partiram e que de alguma forma estão presentes.

Ao meu pai, por ter me dado condições financeiras de me graduar e desta forma almejar e alcançar este título.

Aos amigos e colegas do Departamento de Engenharia Rural por sua amizade e companheirismo.

A coordenação do curso de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola pelo incentivo e oportunidade.

Aos servidores do Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola e do Departamento de Engenharia Rural.

Aos membros da comissão examinadora, pela valiosa contribuição no engrandecimento deste trabalho com suas sugestões.

Enfim agradeço a TODAS as pessoas que de uma forma ou outra contribuíram para a realização deste trabalho.

*Como se deve orar*

*“5 E quando orardes, não sereis como os hipócritas; porque gostam de orar em pé nas sinagogas e nos cantos das praças, para serem vistos dos homens. Em verdade vos digo que eles já receberam a recompensa.*

*6 Tu porém quando orares entra no teu quarto, e, fechada a porta, orarás a teu Pai que está em secreto; e teu Pai que vê em secreto, te recompensará.*

*7 E, orando, não useis de vãs repetições, como os gentios; porque presumem que pelo seu muito falar serão ouvidos.*

*8 Não vos assemelheis pois, a eles; porque Deus, o vosso Pai, sabe o de que tendes necessidade, antes que lho peçaís.”*

*MATEUS, capítulo 6, versículos 6 a 8.*

# RESUMO

Tese de Doutorado  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola  
Universidade Federal de Santa Maria

## **ANÁLISE DA VARIAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DOS PARÂMETROS PARA A MODELAGEM ESTOCÁSTICA DA PRECIPITAÇÃO PLUVIAL DIÁRIA NO RIO GRANDE DO SUL**

Autor: Marcelo Calgaro

Orientador: Adroaldo Dias Robaina

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 24 de fevereiro de 2006.

O Estado do Rio Grande do Sul é um dos maiores produtores de grãos do País e com exceção de algumas culturas produzidas sob irrigação, a maioria das culturas são conduzidas em sistemas não irrigados, o que as fazem extremamente dependentes das condições climáticas e em especial, dependentes do regime pluviométrico. Em consequência desta dependência e em virtude desta variável ser tão importante, diversos estudos têm sido desenvolvidos na tentativa de caracterizar o comportamento espacial e temporal das precipitações pluviais no Estado. Desta forma o objetivo deste trabalho foi estudar a variação espacial e temporal dos parâmetros alfa e beta da função gama para a geração de precipitação pluvial diária no Estado do Rio Grande do Sul. Os dados de precipitação pluviométrica foram obtidos junto a Agência Nacional de Águas (ANA) para diferentes estações meteorológicas do Estado. A modelagem da precipitação diária foi dividida em duas etapas, primeiramente com a modelagem da ocorrência da precipitação pluvial diária e posteriormente a modelagem da quantidade de precipitação pluvial diária. Realizou-se a estimativa dos parâmetros alfa e beta da função gama a partir das séries históricas, seguido do ajustamento desses parâmetros em função do tempo e do espaço e posteriormente a comparação entre os valores estimados por modelos matemáticos e os valores observados nos dados das estações utilizadas. De acordo com a metodologia proposta e com os resultados obtidos pode-se concluir que os elementos da matriz de transição e os parâmetros alfa e beta apresentaram variabilidade em relação ao tempo e a posição geográfica da estação e foram modeladas para representar essa variabilidade. As funções matemáticas obtidas neste trabalho permitiram a estimativa dos elementos da matriz de transição e dos parâmetros alfa e beta da função gama para serem aplicados em trabalhos que utilizem séries de precipitações pluviométricas diárias no Rio Grande do Sul. A metodologia desenvolvida pode ser aplicada para a geração de séries sintéticas de precipitação pluvial diária nas diferentes estações pluviométricas do Rio Grande do Sul, sendo que o caráter inédito do trabalho foi a obtenção dos parâmetros necessários em função das coordenadas geográficas da estação de maneira analítica.

Palavras-chave: simulação, chuva, séries históricas.

## **ABSTRACT**

Doctoral Thesis in Agricultural Engineering  
Graduate Program in Agricultural Engineering  
Federal University of Santa Maria

### **ANALYSIS OF VARIATION TEMPORAL-SPACE OF THE PARAMETERS FOR THE RANDOM MODELING OF THE DAILY PLUVIAL PRECIPITATION IN THE RIO GRANDE DO SUL**

Author: Marcelo Calgaro

Adviser: Adroaldo Dias Robaina

Location and Date: Santa Maria, February 24, 2006.

Rio Grande do Sul is one of the largest grains producers State of the Country and except for some cultures produced under irrigation, most cultures are led in not irrigated systems, what they do them extremely dependent of the weather conditions and especially to the rainfall. In consequence of this dependence and in virtue of this variable to be so important, several studies have been being developed in the attempt to characterize the space behavior and temporal bone of the pluvials precipitations in the State. Thus the goal of this work was to study the space variation and temporal bone of the alpha parameters and beta of the range function for the generation of daily pluvial precipitation in Rio Grande do Sul State. The daily rainfall data used in this work were obtained from different weather station of the State through to National Agency of Waters (ANA). The modeling of the daily precipitation was divided into two stages, firstly with the modeling of the occurrence of the daily pluvial precipitation and afterwards the modeling of the quantity of daily pluvial precipitation. It accomplished the estimate of the alpha parameters and beta of the range function from the historical series, followed by the adjustment of these parameters in function of time and of the space and afterwards the comparison among values estimate for mathematical models and the values observed in the data of the used stations. According to the proposed methodology and with the obtained results can conclude that the elements of the transition head office and the alpha parameters and beta introduced variability regarding time and the geographical position of the station and were modelled to represent this variability. The mathematical functions obtained, allow estimating the matrix transition elements and the gamma probability parameters from historical daily rainfall data in Rio Grande do Sul State weather station. The developed methodology can be applied to generate daily rainfall series from different weather stations of Rio Grande do Sul State, and the unpublished character of work was the obtainment of the necessary parameters in function of the geographical coordinates of the station of analytic way.

Key-words: simulation, rain, historical series.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 01 – Fluxograma do processo de modelagem da precipitação pluvial (PEITER (1998), adaptado por CALGARO (2006)).	41
FIGURA 02 – Representação espacial das estações escolhidas para a realização do trabalho.	44
FIGURA 03 – Fluxograma demonstrativo do processo de avaliação dos parâmetros obtidos com séries geradas.	54
FIGURA 04 – Valores de $P_{10}$ observados x $P_{10}$ estimados para as regiões fisiográficas 01 a 06.	63
FIGURA 05 – Valores de $P_{10}$ observados x $P_{10}$ estimados para as regiões fisiográficas 07 a 12.	64
FIGURA 06 – Valores de $P_{11}$ observados x $P_{11}$ estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6.	67
FIGURA 07 – Valores de $P_{11}$ observados x $P_{11}$ estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12.	68
FIGURA 08 – Coef. $a_0$ obs. x Coef. $a_0$ est.	71
FIGURA 09 – Coef. $a_1$ obs. x Coef. $a_1$ est.	71
FIGURA 10 – Coef. $a_2$ obs. x Coef. $a_2$ est.	72
FIGURA 11 – Coef. $a_3$ obs. x Coef. $a_3$ est.	72
FIGURA 12 – Coef. $a_4$ obs. x Coef. $a_4$ est.	72
FIGURA 13 – Coef. $b_0$ obs. x Coef. $b_0$ est.	73

FIGURA 14 – Coef. $b_1$ obs. x Coef. $b_1$ est. ....	73
FIGURA 15 – Coef. $b_2$ obs. x Coef. $b_2$ est. ....	74
FIGURA 16 – Coef. $b_3$ obs. x Coef. $b_3$ est. ....	74
FIGURA 17 – Coef. $b_4$ obs. x Coef. $b_4$ est. ....	74
FIGURA 18 – Valores de $P_{10}$ observados x $P_{10}$ estimados. ....	75
FIGURA 19 – Valores de $P_{11}$ observados x $P_{11}$ estimados. ....	76
FIGURA 20 – Valores de $\alpha$ observados x $\alpha$ estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6. ....	83
FIGURA 21 – Valores de $\alpha$ observados x $\alpha$ estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12. ....	84
FIGURA 22 – Valores de $\beta$ observados x $\beta$ estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6. ....	86
FIGURA 23 – Valores de $\beta$ observados x $\beta$ estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12. ....	87
FIGURA 24 – Coef. $c_0$ obs. x Coef. $c_0$ est. ....	90
FIGURA 25 – Coef. $c_1$ obs. x Coef. $c_1$ est. ....	90
FIGURA 26 – Coef. $c_2$ obs. x Coef. $c_2$ est. ....	90
FIGURA 27 – Coef. $c_3$ obs. x Coef. $c_3$ est. ....	90
FIGURA 28 – Coef. $c_4$ obs. x Coef. $c_4$ est. ....	91

FIGURA 29 – Coef. $d_0$ obs. x Coef. $d_0$ est. ....	93
FIGURA 30 – Coef. $d_1$ obs. x Coef. $d_1$ est. ....	93
FIGURA 31 – Coef. $d_2$ obs. x Coef. $d_2$ est. ....	93
FIGURA 32 – Coef. $d_3$ obs. x Coef. $d_3$ est. ....	93
FIGURA 33 – Coef. $d_4$ obs. x Coef. $d_4$ est. ....	94
FIGURA 34 – Valores de alfa observados x alfa estimados. ....	95
FIGURA 35 – Valores de beta observados x beta estimados. ....	95
FIGURA 36 – $P_{10}$ e $P_{11}$ das séries geradas x $P_{10}$ e $P_{11}$ das séries históricas. ....	98
FIGURA 37 – Valores de $P_{10}$ e $P_{11}$ x Distribuição dos resíduos. ....	99
FIGURA 38 – Valores de $\alpha$ e $\beta$ das séries geradas x $\alpha$ e $\beta$ das séries históricas. ....	100
FIGURA 39 – Valores de $\alpha$ e $\beta$ x Distribuição dos resíduos. ....	100

## LISTA DE TABELAS

TABELA 01 – Matriz de transição para a persistência de primeira ordem .....	23
TABELA 02 – Regiões fisiográficas, número de estações em cada região, município e nome da estação escolhida .....	45
TABELA 03 – Elementos componentes da matriz de transição (MT) .....	46
TABELA 04 – Região, município, nome da estação, número de anos de dados e coordenadas geográficas das estações selecionadas .....	53
TABELA 05 – Probabilidades ( $P_{10}$ e $P_{11}$ ) de ocorrência de precipitação, nas diferentes estações e meses do ano .....	56
TABELA 06 – Coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com 4 termos harmônicos para representar a probabilidade de ocorrência $P_{10}$ para as 12 regiões fisiográficas .....	61
TABELA 07 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $P_{10}$ para as 12 regiões fisiográficas .....	62
TABELA 08 – Coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com 4 termos harmônicos para representar a probabilidade de ocorrência $P_{11}$ para as 12 regiões fisiográficas .....	65
TABELA 09 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $P_{11}$ para as 12 regiões fisiográficas .....	65
TABELA 10 – Coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência $P_{10}$ em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi$ , $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica .....	69

TABELA 11 – Coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência $P_{11}$ em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica .....	70
TABELA 12 – Coeficientes $c_0$ , $c_1$ e $c_2$ do modelo $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$ e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) .....	71
TABELA 13 – Coeficientes $d_0$ , $d_1$ e $d_2$ do modelo $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$ e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) .....	73
TABELA 14 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $P_{10}$ .....	75
TABELA 15 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $P_{11}$ .....	76
TABELA 16 – Parâmetros ( $\alpha$ , $\beta$ ) da função gama, nas diferentes estações e meses do ano .....	78
TABELA 17 – Coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro $\alpha$ da função gama em função do tempo para as 12 regiões fisiográficas .....	82
TABELA 18 – Coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro $\beta$ da função gama em função do tempo para as 12 regiões fisiográficas .....	85
TABELA 19 – Coeficientes do modelo do parâmetro $\alpha$ da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica .....	88

TABELA 20 – Coeficientes do modelo do parâmetro $\beta$ da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica .....	89
TABELA 21 – Coeficientes $c_0$ , $c_1$ e $c_2$ do modelo $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$ e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) – $\alpha$ .....	90
TABELA 22 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $\alpha$ para as 12 regiões fisiográficas .....	91
TABELA 23 – Coeficientes $d_0$ , $d_1$ e $d_2$ do modelo $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$ e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) – $\beta$ .....	92
TABELA 24 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $\beta$ para as 12 regiões fisiográficas .....	94
TABELA 25 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $\alpha$ .....	95
TABELA 26 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $\beta$ .....	96
TABELA 27 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $P_{10}$ e $P_{11}$ .....	97
TABELA 28 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de $\alpha$ e $\beta$ .....	99

## LISTA DE APÊNDICES

APÊNDICE A – Número de estações com dados de chuva, separadas por regiões fisiográficas no Estado do Rio Grande do Sul, em destaque as estações escolhidas dentro de cada região ..... 111

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação ..... 115

APÊNDICE C – Tabela com informações sobre as estações com dados pluviométricos ..... 126

# SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	18
<b>2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	20
<b>2.1 Considerações sobre precipitação pluvial e modelagem hidrológica</b> .....	20
<b>2.2 Modelagem da ocorrência da precipitação diária</b> .....	22
2.2.1 Modelos .....	23
2.2.2 Critério para a ocorrência de chuva (valor mínimo) .....	24
<b>2.3 Modelagem da quantidade de precipitação pluvial diária</b> .....	26
2.3.1 Distribuições de probabilidades acumuladas aplicadas a modelagem de dados climatológicos .....	27
2.3.1.1 Distribuição Gama .....	27
2.3.1.2 Distribuição Normal .....	28
2.3.1.3 Distribuição Log-normal .....	29
2.3.1.4 Distribuição Exponencial .....	30
2.3.1.5 Distribuição Weibull .....	30
<b>2.4 Estimativa dos parâmetros</b> .....	31
2.4.1 Método da máxima verossimilhança .....	31
2.4.2 Método dos momentos .....	32
2.4.3 Método do papel probabilístico .....	32
2.4.4 Escolha do método .....	33
<b>2.5 Testes de aderência</b> .....	33
2.5.1 Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) .....	34
2.5.2 Kolmogorov-Smirnov .....	35
<b>2.6 Obtenção da quantidade de precipitação pluvial</b> .....	36
<b>2.7 Trabalhos de modelagem da precipitação pluvial diária</b> .....	36
<b>3 MÉTODOS E TÉCNICAS</b> .....	41
<b>3.1 Considerações sobre os parâmetros que interferem no processo de modelagem da precipitação pluvial diária</b> .....	41
<b>3.2 Obtenção dos dados</b> .....	43
<b>3.3 Modelagem da precipitação pluvial diária</b> .....	46
3.3.1 Modelagem da ocorrência da precipitação pluvial diária .....	46
3.3.1.1 Matriz de transição a partir dos valores das séries históricas .....	47

3.3.1.2 Ajuste da matriz de transição em função do tempo .....	48
3.3.1.3 Ajuste dos coeficientes da matriz de transição em função da posição geográfica das estações pluviométricas .....	49
3.3.2 Modelagem da quantidade de precipitação pluvial diária .....	50
3.3.2.1 Parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama a partir dos valores das séries históricas .....	51
3.3.2.2 Ajuste dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama em função do tempo .....	51
3.3.2.3 Ajuste dos coeficientes dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ em função da posição geográfica das estações pluviométricas .....	52
3.3.3 Análise comparativa dos parâmetros estimados .....	53
3.3.4 Avaliação dos parâmetros obtidos com séries geradas .....	53
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>55</b>
<b>4.1 Modelagem estocástica da precipitação pluvial diária .....</b>	<b>55</b>
4.1.1 Modelagem da ocorrência de precipitação pluvial .....	55
4.1.1.1 Distribuição temporal da matriz de transição ( $P_{00}$ , $P_{10}$ , $P_{01}$ e $P_{11}$ ) .....	55
4.1.1.2 Ajuste do modelo dos elementos $P_{10}$ da matriz de transição para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul .....	60
4.1.1.3 Ajuste do modelo dos elementos $P_{11}$ da matriz de transição para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul .....	65
4.1.1.4 Distribuição espacial da matriz de transição ( $P_{10}$ e $P_{11}$ ) .....	69
4.1.1.5 Ajuste dos coeficientes ( $a_0$ , $a_1$ , $a_2$ , $a_3$ e $a_4$ ) do modelo harmônico de $P_{10}$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações .....	70
4.1.1.6 Ajuste dos coeficientes ( $b_0$ , $b_1$ , $b_2$ , $b_3$ e $b_4$ ) do modelo harmônico de $P_{11}$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações .....	72
4.1.1.7 Validação do modelo de previsão das probabilidades $P_{10}$ e $P_{11}$ .....	74
4.1.2 Modelagem da quantidade da precipitação pluvial .....	77
4.1.2.1 Ajuste do parâmetro $\alpha$ da função gama para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul .....	82
4.1.2.2 Ajuste do parâmetro $\beta$ da função gama para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul .....	85
4.1.2.3 Distribuição espacial dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama .....	88
4.1.2.4 Ajuste dos coeficientes ( $a_0$ , $a_1$ , $a_2$ , $a_3$ e $a_4$ ) do parâmetro $\alpha$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações .....	89

4.1.2.5 Ajuste dos coeficientes ( $b_0$ , $b_1$ , $b_2$ , $b_3$ e $b_4$ ) do parâmetro $\beta$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações .....	92
4.1.2.6 Validação do modelo de previsão do parâmetro $\alpha$ e $\beta$ da função gama .....	95
4.1.3 Avaliação de $P_{10}$ , $P_{11}$ , $\alpha$ e $\beta$ obtidos com séries pluviométricas diárias geradas .....	97
<b>5 CONCLUSÃO .....</b>	<b>102</b>
<b>6 REFERÊNCIAS .....</b>	<b>103</b>
<b>7 APÊNDICES .....</b>	<b>110</b>

# 1 INTRODUÇÃO

O Estado do Rio Grande do Sul é um dos maiores produtores de grãos do País e com exceção da cultura do arroz que no caso do Estado é produzida sob irrigação, a maioria das culturas é produzida em sistemas não irrigados, o que as faz extremamente dependentes das condições climáticas e em especial, dependentes do regime pluviométrico. Em consequência desta dependência e em virtude deste parâmetro ser tão importante, diversos estudos tem sido desenvolvidos na tentativa de caracterizar o comportamento espacial e temporal das precipitações no Estado.

O conhecimento a respeito das distribuições das precipitações pluviais no tempo e no espaço tem grande importância no planejamento das atividades agrícolas, e uma das maneiras de se conhecer essa variação é através da modelagem dessa variável.

A modelagem da precipitação pluvial é de grande utilidade para diversos campos do conhecimento, destacando-se a sua aplicação na área da Engenharia Agrícola, onde os modelos são desenvolvidos principalmente para simular a precipitação pluvial em regiões com séries históricas reduzidas. Esses modelos podem ter base física ou matemática e devido à complexidade dos componentes do processo de formação das chuvas os modelos com base física tem seu uso limitado uma vez que são modelos que possuem parâmetros de difícil determinação em sua fórmula, já os modelos com base matemática que consideram a chuva como um processo aleatório, e que são utilizados para simular seqüências de chuvas mantendo as características estatísticas da série histórica, são conhecidos como modelos estocásticos.

Um modelo estocástico é um modelo probabilístico que possui parâmetros obtidos a partir dos dados observados e não é possível declarar precisamente os valores que os dados assumirão no futuro, mas existe a possibilidade de fazer avaliações de probabilidades associadas aos valores futuros.

O desenvolvimento e a aplicação dos modelos de simulação da precipitação pluvial empregados em estudos relacionados à agricultura têm aumentado muito nos últimos anos, o que se deve ao fato de que são ferramentas importantes para facilitar a aplicação do conhecimento científico.

Dentre as vantagens do uso da modelagem da precipitação pluvial em estudos

agrícolas, pode-se citar o auxílio à tomada de decisão na implantação de sistemas agrícolas; o uso como ferramenta de planejamento e gerenciamento de recursos hídricos em bacias hidrográficas; a possibilidade de se ter uma visão ampla, sistêmica e multidisciplinar do sistema a ser modelado e, principalmente, a possibilidade de realização de uma série de estudos simulados, com rapidez e baixo custo, a fim de se obter informações a respeito do clima local ou regional, para avaliar a sua influência tanto nos processos naturais como nos decorrentes da intervenção humana.

Sendo assim, o presente trabalho teve como objetivos:

- estudar a variação espacial e temporal dos parâmetros para a modelagem da precipitação pluvial diária;
- modelar a ocorrência da precipitação pluvial diária; e
- modelar a quantidade de precipitação pluvial diária no Estado do Rio Grande do Sul.

## **2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

Este capítulo apresenta uma visão geral a respeito das precipitações no Estado do Rio Grande do Sul, sua importância e caracterização, bem como alguns métodos para a sua modelagem.

### **2.1 Considerações sobre precipitação pluvial e modelagem hidrológica**

Em um sistema agrícola existem algumas variáveis a serem consideradas, principalmente na análise de viabilidade e benefícios da implantação de sistemas de irrigação, entre estas, existem variáveis aleatórias das quais, a precipitação, é considerada por diversos pesquisadores como sendo a mais importante (PEITER et al. 1999).

O Estado do Rio Grande do Sul tem uma precipitação pluvial anual média da ordem de 1.540 mm, sendo esta superior na metade norte do Estado e inferior a esta média na metade sul. A distribuição dessas precipitações durante as quatro estações do ano é bastante uniforme, apresentando, em média 24% de chuvas no verão, 25% no outono, 25% no inverno e 26% na primavera conforme Berlato (1999). O número de dias com precipitação pluvial é semelhante em todas as estações do ano segundo Fontana & Almeida (2002).

Em estudos realizados por Berlato et al. (1995) foi possível ver que não existe uma tendência nem de aumento e nem de diminuição da precipitação pluvial média em todo Estado, o que existe é possivelmente uma flutuação natural dessa variável entre os anos, mostrando que embora haja flutuação da precipitação em curtos períodos, no longo prazo o regime pluviométrico anual do Estado não mudou significativamente.

Essa flutuação da precipitação segundo Fontana & Almeida (2002) tem como principal causa o fenômeno denominado El Niño Oscilação Sul (ENOS).

O ENOS é um fenômeno de grande escala, caracterizado por anomalias no padrão de temperatura da superfície do Oceano Pacífico tropical. Esta flutuação causada pelo ENOS segundo Berlato & Fontana (1999) está se tornando o fator limitante às culturas de primavera-verão, as quais representam cerca de 90% da produção total de grãos do Rio Grande do Sul.

Os conhecimentos relacionados às distribuições espacial e temporal da precipitação pluvial tem um papel fundamental no planejamento de atividades relacionadas com o setor produtivo. A importância de tais conhecimentos, que permitem a tomada de decisões é de ordem estratégica em atividades como a agropecuária, construção civil, transportes, turismo entre outras tantas exercidas ao ar livre (SEDIYAMA et al., 1996).

Para auxiliar o melhor entendimento e compreensão do comportamento das precipitações pluviais a modelagem é de grande utilidade, sendo empregada em vários setores da pesquisa, mas principalmente útil para as engenharias e as ciências, onde as seqüências sintéticas de precipitação pluvial geradas são aplicadas no planejamento agrícola, controle de reservatórios, prevenção de erosão, entre outros (NISHIJIMA, 2004).

A modelagem tem demonstrado ser de grande utilidade em muitas áreas e largamente utilizada em trabalhos de pesquisa e extensão no mundo todo. Tal ferramenta tem demonstrado sua utilidade em diversas áreas, pois permite a um baixo custo, a obtenção de informações a respeito do clima local, o que torna possível avaliar a sua influência tanto nos processos naturais como nos decorrentes da intervenção humana. Os dados climáticos simulados também podem ser utilizados como dados de entrada em muitos modelos hidrológicos e de predição do processo erosivo (OLIVEIRA, 2003).

Em trabalhos de planejamento de recursos hídricos com a aplicação da modelagem para a definição da época de plantio, determinação do risco de ocorrência de períodos secos entre outros, há a necessidade da aplicação de séries longas de dados de precipitação diária. Através do ajuste de um modelo de precipitação diária, segundo Back (1997), torna-se possível a utilização mais eficiente dos dados de precipitação principalmente por ser possível simular e gerar séries longas de dados de precipitação.

Torna-se, portanto fundamental o estudo da influência das variações da precipitação pluvial sobre as diferentes estratégias de uso do sistema agrícola, porém os estudos dessa natureza são dificultados, pois as séries históricas de precipitações pluviométricas disponíveis são na maioria dos casos, pequenas para efetua-los (ANDRADE JÚNIOR et al., 2001).

Quanto mais reduzidas forem as séries de precipitação pluvial disponíveis, de acordo com Genneville & Boock (1983), maiores são as chances de se ter resultados

tendenciosos para determinada região, tornando-se necessário dispor de uma técnica de simulação estocástica que permita a geração de valores diários de precipitação pluviométrica.

Os primeiros trabalhos de modelagem da precipitação datam do ano de 1957 com Gabriel & Neumann e do ano de 1962 também com Gabriel & Neumann, os quais propuseram a análise da precipitação pluvial, através das cadeias de Markov de primeira ordem (PEITER, 1998).

Ao analisar diversas hipóteses para ocorrência de precipitação, Todorovic & Woolhiser (1979) concluíram que a mais plausível é a precipitação ser um fenômeno resultante de um processo estocástico, descrito por uma cadeia de Markov de primeira ordem, confirmando assim os primeiros trabalhos de modelagem realizados por Gabriel & Neumann nos anos de 1957 e 1962.

Os modelos baseados nas cadeias de Markov caracterizam-se por especificar o estado de cada dia como sendo um dia seco ou um dia chuvoso e também por desenvolverem uma relação entre a condição do dia atual e as condições dos dias anteriores, sendo esta característica denominada de modelo estocástico (CHAPMAN, 1998).

Um modelo estocástico, segundo Haan (1977), é um modelo probabilístico que possui parâmetros obtidos a partir dos dados observados e não é possível declarar precisamente os valores que os dados assumirão no futuro, mas existe a possibilidade de fazer avaliações de probabilidades associadas aos valores futuros.

Os modelos estocásticos de precipitação, de acordo com Paiva (1996) são divididos em duas etapas: a primeira etapa modela a ocorrência da precipitação e a segunda etapa modela a quantidade precipitada, caso tenha ocorrido precipitação.

## **2.2 Modelagem da ocorrência da precipitação diária**

A modelagem de eventos hidrológicos, como a precipitação, realizada para um intervalo diário é recomendada por autores como por exemplo Tucci, (1993) o qual cita que quanto menor é o intervalo de discretização da amostra, mais precisos serão os dados e maiores serão as informações que poderão ser retiradas de tal amostra.

Com o ajuste de um modelo de precipitação diária, segundo Back (1997) é

possível se conseguir um uso mais eficiente dos dados de precipitação, principalmente por permitir a simulação e geração de séries longas de dados de precipitação, sendo estas maiores que as próprias séries de dados observados.

Para a fase da modelagem em que se define se chove ou não, Genovez (1987) salienta que os modelos que se baseiam na hipótese de que a precipitação diária seja um processo aleatório independente não apresentaram bons resultados. Segundo o autor, os melhores resultados para esta fase são obtidos dos modelos que admitem a hipótese de persistência através das cadeias de Markov, onde a precipitação é modelada em duas etapas (ocorrência e quantidade).

Para a modelagem da ocorrência da precipitação diária Andrade Júnior et al. (2001) utilizaram em um trabalho de simulação da precipitação diária para Parnaíba e Teresina, no Piauí, um processo baseado na cadeia de Markov, admitindo a hipótese de persistência em primeira ordem, ou seja, que o evento do dia atual depende unicamente do evento do dia anterior, optando por esta metodologia devido aos resultados satisfatórios alcançados em outros trabalhos como em Genovez (1987) e Peiter (1998).

### 2.2.1 Modelos

Os modelos comumente utilizados para a determinação da ocorrência ou não da precipitação baseiam-se em cadeias de Markov, sendo mais freqüentemente utilizada a cadeia de primeira ordem, o que significa que o evento do dia atual depende do evento do dia anterior.

A matriz de transição para a persistência de primeira ordem, é representada na Tabela 01.

Tabela 01 – Matriz de transição para a persistência de primeira ordem

Dia	Anterior	
	Estado	
Presente	Sem chuva	$P_{00}$
	Com chuva	$P_{10}$
		Com chuva
		$P_{01}$
		$P_{11}$

Fonte: Peiter, 1998.

onde  $P_{00}$  é a probabilidade de não chover hoje dado que não choveu ontem,  $P_{01}$  é a probabilidade de não chover hoje dado que choveu ontem,  $P_{10}$  é a probabilidade de chover hoje dado que não choveu ontem e  $P_{11}$  é a probabilidade de chover hoje dado que choveu ontem (PEITER, 1998).

O desempenho de um modelo simples de geração de dados para reproduzir a climatologia da precipitação para fins agrícolas em Bahia Blanca, na Argentina foi analisado por Mormeneo & Castellvi (2001). O processo de geração utilizado se baseia em uma cadeia de Markov de primeira ordem para gerar dias secos e chuvosos e, a seguir, mediante uma função de distribuição do tipo Weibull estimou-se a quantidade de precipitação de um dia com chuva.

Para a análise do grau de ajustamento do modelo foi gerada uma série diária de 40 anos e comparou-se uma série diária real de 40 anos (1959/1998). Os resultados obtidos permitiram concluir que o modelo de geração da precipitação analisado foi capaz de reproduzir os aspectos básicos da climatologia da precipitação úteis para planificação agrícola (MORMENEO & CASTELLVI, 2001).

### 2.2.2 Critério para a ocorrência de chuva (valor mínimo)

O critério para a ocorrência ou não de chuva, também chamado de valor mínimo, é estabelecido por cada pesquisador e tem bastante variação entre os autores encontrados na literatura, como os citados a seguir.

Para Andrade Júnior et al. (2001) consideram-se dias secos, aqueles em que a precipitação pluviométrica foi inferior a evapotranspiração de referência estimada pelo método de Penman-Monteith, sendo esta estratégia, semelhante à utilizada por Souza (1999).

Com o objetivo de calcular as probabilidades de transições, Sedyama et al. (1996) associaram a cada dado de precipitação de uma seqüência mensal, uma variável aleatória discreta, que assume valor unitário, caso a precipitação registrada no m-ésimo dia do mês seja igual ou superior a 0,1mm considerando-o assim um dia chuvoso ou dia seco caso tal valor não venha a ocorrer.

Admitindo-se o modelo proposto por Thom (1958), segundo Fonseca & Albuquerque (1978) a probabilidade de precipitações menores do que  $x$  milímetros, durante dado período, em qualquer ano, é expressa por  $G(x) = P + (1 - P) F(x)$ , onde

P é igual a proporção de zero (ou traço) de precipitação total durante o período,  $1 - P$  é a proporção de precipitação total excedendo zero (ou traço) e  $F(x)$  é igual a função cumulativa de probabilidade. Os totais de precipitação não nulas, para cada período, é que são distribuídos, de acordo como a distribuição de probabilidades gama.

No modelo USCLIMATE (JOHNSON et al., 1996) as precipitações diárias com valores superiores a 2,5mm foram calculadas por uma Distribuição Exponencial Mista ( $f_n(y')$ ) expressa por

$$f_n(y') = \frac{\alpha(n) \exp\left[-\frac{y'}{\beta(n)}\right]}{\beta(n)} + \frac{[1 - \alpha(n)] \exp\left[-\frac{y'}{\delta(n)}\right]}{\delta(n)} \quad (2.1)$$

onde  $y'$  = precipitação total diária subtraída de 0,25mm;

$\alpha_n$  = parâmetro de ponderação com valores variando entre 0 e 1 no dia  $n$  e  $\beta(n), \delta(n)$  = médias da distribuição exponencial.

Para considerar um dia úmido Mormeneo & Castellvi (2001) usaram o critério de que o valor mínimo precipitado registrado em um dia deveria ser de 0,2mm, salientando que este valor não condiciona os resultados do trabalho.

Autores como Sedyama et al. (1978), consideram um dia chuvoso quando a lâmina de precipitação é superior a 0,1mm enquanto Virgens Filho (1997) e Virgens Filho (2001), adota um valor igual ou superior a 0,2mm para um evento pluviométrico ser considerado chuvoso. Este mesmo autor considera como sendo traços de chuva, uma altura pluviométrica menor ou igual a 0,2mm, estimando a probabilidade mensal de sua ocorrência numa série diária por:

$$POT = \frac{PT}{PT + PS} \quad (2.2)$$

onde  $POT$  = probabilidade mensal de ocorrência de um traço;

$PT$  = número de dias com precipitação pluviométrica igual a um traço; e

$PS$  = número de dias com precipitação pluviométrica superior a um traço.

Em trabalho realizado para simular a radiação solar global diária através de um modelo computacional, Virgens Filho & Cataneo (1999), relatam que o modelo para simular os dados diários, foi condicionado a ocorrência de dias úmidos, ou seja, dias com ocorrência de precipitação pluviométrica, o que naquele trabalho foi considerado como um dia úmido, qualquer dia com precipitação pluviométrica maior ou igual a 0,2mm e desta forma foram estimadas mensalmente para cada localidade as probabilidades de ocorrência de dias úmidos, através do processo estocástico cadeias de Markov.

Para a estimativa de precipitação provável em Lavras, MG através da distribuição gama, Moraes et al. (2001) consideraram como nulas as precipitações inferiores a 0,5mm.

Admitindo que a precipitação diária seja uma variável aleatória  $Z_t = X_t Y_t$  onde  $X_t$  representa a ocorrência e  $Y_t$  a quantidade de chuva, Assis (1994) considerou como chuva as precipitações pluviométricas superiores ou iguais a 0,1mm.

Para Castro Neto et al. (1980) um dia foi considerado seco quando não ocorreu chuva mensurável.

### **2.3 Modelagem da quantidade de precipitação pluvial diária**

Uma vez identificada a ocorrência da chuva, a quantidade de precipitação diária deve ser estimada através de modelo de previsão ajustado a uma determinada distribuição de probabilidade acumulada (PEITER, 1998).

A utilização de funções densidade de probabilidade está intimamente ligada à natureza dos dados a que se relacionam. Algumas têm boa capacidade de estimação para pequeno número de dados, outras requerem grandes séries de observações, mas desde que seja respeitado o aspecto da representatividade dos dados, as estimativas dos seus parâmetros para uma determinada região podem ser estabelecidas como de uso geral, sem prejuízo da precisão na estimação da probabilidade (CATALUNHA et al., 2002).

### 2.3.1 Distribuições de probabilidades acumuladas aplicadas a modelagem de dados climatológicos

Existem diversas possibilidades de estudarmos as distribuições de probabilidade acumulada e entre elas estão a distribuição gama, normal, a log-normal, a Weibull, entre outras, tendo estas algumas particularidades e usos específicos, os quais serão abordados a seguir.

Como exemplo de utilização das distribuições de densidade de probabilidade acumulada, recentemente Cargnelutti Filho et al. (2004), pesquisaram o ajuste de distribuições de probabilidade a radiação solar no Rio Grande do Sul e concluíram que os dados de radiação solar global média decendial se ajustam às funções de distribuição de probabilidade normal, log-normal, gama, Gumbel e Weibull e apresentam melhor ajuste à função de distribuição de probabilidade normal.

#### 2.3.1.1 Distribuição Gama

Na literatura podem-se encontrar algumas distribuições de freqüências que podem ser úteis no estudo de dados de clima, mas principalmente em estudos da precipitação pluvial. Entre essas distribuições, a que tem sido utilizada com mais sucesso é a distribuição gama com dois parâmetros (BOTELHO & MORAIS, 1999). Esta distribuição foi testada para modelar as quantidades diárias de chuva em localidades da Jordânia, Nigéria, Botswana e Sri Lanka com resultados satisfatórios, por Stern & Coe no ano de 1982, segundo Almeida (1995).

De um modo geral como pode-se observar na literatura, tem-se utilizado com freqüência esta distribuição na estimação da probabilidade de precipitação segundo Catalunha et al. (2002).

A distribuição gama a dois parâmetros tem como função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA) a seguinte expressão

$$F_x(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} dx \quad (2.3)$$

onde  $\Gamma(\alpha)$  é a função gama,  $\alpha$  e  $\beta$  são parâmetros da distribuição gama a dois

parâmetros.

Em trabalho realizado para estimar a precipitação pluviométrica esperada em diferentes níveis de probabilidade, na região de Lavras (MG), Moraes et al. (2001) mostraram que os dados se ajustaram à distribuição gama incompleta e a aderência foi verificada pelo teste do qui-quadrado. Os resultados obtidos permitiram que se adotassem valores criteriosos de precipitação no dimensionamento de sistemas de irrigação suplementar, construção de barragens e outras obras hidráulicas na região de Lavras.

A função de distribuição de probabilidade gama (THOM, 1958) e (THOM, 1966) tem sido empregada na geração de diversos períodos de precipitação e pode ser considerada como a mais adequada para representar a quantidade de chuva de períodos curtos (uma semana, cinco dias, um dia). Segundo Assis (1991), apesar de também ser utilizada na geração de períodos de precipitação mais amplos com resultados satisfatórios, como no trabalho realizado por Vivaldi (1973), o qual utilizando a distribuição gama fez uma análise das estimativas dos seus parâmetros, concluindo que o modelo mostrou-se eficiente independentemente do tamanho do período considerado, ou seja, de 1 a 25 dias.

Resultados semelhantes foram encontrados por Assis (1993), que concluiu que os totais semanais de chuva de Pelotas são representados adequadamente pela função de distribuição de probabilidade gama e por Araújo et al. (2001) que em trabalho realizado em Boa Vista - RR, utilizaram a distribuição gama de probabilidade e concluíram que para aquela localidade os resultados de precipitação ajustam-se melhor à distribuição gama que à distribuição normal.

#### 2.3.1.2 Distribuição Normal

A distribuição normal é a distribuição de probabilidade contínua mais utilizada segundo Hastings & Peacock (1975), sendo comumente citada como curva de Gauss ou curva normal. Tem sua principal importância em análise matemática pelo fato de que muitas técnicas estatísticas, como por exemplo a análise da variância e alguns testes de hipótese, exigem ou assumem a normalidade dos dados.

A distribuição normal tem como função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA) a seguinte expressão

$$F_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-1/2\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx \quad (2.4)$$

onde  $\mu$  e  $\sigma$  são a média e o desvio padrão da distribuição normal, respectivamente.

Araújo et al. (2001) em trabalho sobre a precipitação pluviométrica mensal provável em Boa Vista, Estado de Roraima, utilizaram a distribuição de probabilidade normal e gama para estimar a precipitação pluviométrica mensal para os níveis de 10, 20, 25, 30, 50, 60, 70, 75, 80 e 90% de probabilidade obtendo bons ajustes para a distribuição normal.

### 2.3.1.3 Distribuição Log-normal

A principal característica dessa distribuição de probabilidade é assumir que os logaritmos das variáveis aleatórias são normalmente distribuídos (CATALUNHA et al., 2002).

A distribuição log-normal tem como função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA) a seguinte expressão

$$F_x(x) = \frac{1}{(x-a)\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-1/2\left[\frac{\ln(x-a)-\mu}{\sigma}\right]^2} dx \quad (2.5)$$

onde  $\mu$  e  $\sigma$  são, respectivamente, a média e o desvio padrão dos logaritmos da variável  $x$  e  $a$  o valor do limite inferior da amostra. A distribuição apresentada é chamada de distribuição log-normal a 3 parâmetros e, se caso  $a = 0$  passa a ser chamada de distribuição log-normal a 2 parâmetros.

A distribuição log-normal foi utilizada por Sampaio et al. (1999) e Sampaio et al. (2000) em estudo da precipitação provável e efetiva para o município de Lavras - MG a qual mostrou-se adequada para predição das precipitações prováveis apenas nos meses de maior precipitação.

### 2.3.1.4 Distribuição Exponencial

A distribuição exponencial, é um caso particular da distribuição gama a dois parâmetros na qual  $\alpha = 1$  tem como função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA) a seguinte expressão

$$F_X(x) = \frac{1}{\Gamma(1)\beta} \int_0^{\infty} e^{-\frac{x}{\beta}} dx = 1 - e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (2.6)$$

onde  $\Gamma(1) = 1$  e  $\beta$  é o parâmetro da distribuição gama.

Essa distribuição segundo Catalunha et al. (2002) é geralmente aplicada a dados com forte assimetria, ou seja, aplicada a dados que apresentam uma forma de “J” invertido.

### 2.3.1.5 Weibull

Segundo Catalunha et al. (2002) a distribuição Weibull é utilizada em análise hidrológica para eventos extremos, sendo pouco conhecida a sua utilização em séries climáticas. Foi proposta primeiramente por Fisher & Tippett em 1928 e tendo sido desenvolvida independentemente por Walodi Weibull, em 1939.

Tem como principal método de ajuste de distribuição, o da máxima verossimilhança, que consiste em determinar os valores de  $\gamma$  e  $\beta$  pelas suas equações fundamentais.

A distribuição de Weibull a dois parâmetros tem como função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA) a seguinte expressão

$$F_X(x) = 1 - e^{-\left(\frac{x-\alpha}{\beta}\right)^\lambda} \quad (2.7)$$

onde  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\lambda$  são os parâmetros da distribuição de Weibull a 3 parâmetros e se caso  $\alpha = 0$ , é denominada de distribuição de Weibull a 2 parâmetros.

Essa distribuição foi utilizada por Catalunha et al. (2002) em trabalho realizado em Minas Gerais, onde os autores concluíram que a distribuição Weibull

tem um destacado desempenho para a estimativa diária da precipitação (decencial e mensal) para aquele Estado.

## 2.4 Estimativa dos parâmetros

Escolhido o tipo de distribuição a adotar em uma primeira aproximação, quer seja com suporte teórico ou simplesmente com base em experiência anterior, os próximos passos consistem em estimar os parâmetros da distribuição e em testar a adequação do ajuste dessa distribuição aos dados coletados (SEDIYAMA et al., 1978).

### 2.4.1 Método da máxima verossimilhança

Segundo Botelho & Morais (1999), diferentes métodos podem ser usados para estimativa dos parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  devido a complexidade dos cálculos envolvidos, porém todos possuem limitações, sendo o método da máxima verossimilhança um dos mais utilizados, o que corrobora a orientação de Thom (1958) que diz que deve-se preferir tal método devido a suas melhores propriedades.

O método da máxima verossimilhança consiste em determinar os valores dos parâmetros  $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r)$  de modo a maximizar a chamada função de verossimilhança

$$V(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r) = f(x_1) \cdot f(x_2) \cdot \dots \cdot f(x_n) \quad (2.8)$$

que nada mais é do que a função densidade conjunta da amostra, quando se supõe que as amostras sejam independentes. As estimativas dos parâmetros  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r$  são fornecidas pela resolução de um sistema de equações a  $r$  incógnitas

$$\frac{\partial V}{\partial \theta_i}(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (2.9)$$

Ao estudar os dados pluviométricos do Município de Itaguaí - RJ, Vivaldi (1973) verificou a necessidade de utilizar o método de máxima verossimilhança para a determinação da variância dos estimadores, conforme sugerido por Thom (1958).

O método de máxima verossimilhança também foi utilizado por Araújo et al. (2001) para estimar os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  da distribuição gama mista.

Os estimadores dos parâmetros da distribuição de Gumbel utilizados em um estudo realizado por Beijo et al. (2003) foram obtidos pelo método dos momentos e pelo método da máxima verossimilhança, com destaque para o método da máxima verossimilhança que nesse caso se mostrou ser mais adequado para a obtenção dos parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ , pelo fato do estimador não ser influenciado pela variabilidade da série.

#### 2.4.2 Método dos momentos

O método dos momentos consiste simplesmente em igualar os momentos populacionais aos momentos amostrais (EHLERS, 2003). Os momentos populacionais são funções dos parâmetros a estimar (às vezes são os próprios parâmetros) e os momentos amostrais são simplesmente números. Consideram-se tantos momentos quantos são os parâmetros a estimar e resolve-se um sistema de  $r$  equações a  $r$  incógnitas, sendo  $r$  o número de parâmetros a estimar.

Beijo et al. (2003) em estudo da precipitação máxima em Jaboticabal, SP pela distribuição Gumbel utilizando dois métodos de estimação dos parâmetros, utilizaram o método dos momentos para a estimativa dos parâmetros e concluíram que as precipitações máximas obtidas por tal método, não apresentaram grande diferença entre os valores podendo ser esta utilizada para tal fim nas condições estudadas.

#### 2.4.3 Método do papel probabilístico

Além desses dois métodos de estimativa dos parâmetros, pode-se encontrar o chamado processo gráfico, baseado no uso do papel probabilístico. Trata-se de escolher escalas convenientes, de modo a linearizar a relação entre uma variável aleatória (ou uma função dessa variável) e sua função de distribuição acumulada.

A distribuição de frequência em papel probabilístico foi utilizada por Baena et al. 2005 para a determinação das vazões adimensionalizadas de cada estação na definição das regiões hidrologicamente homogêneas na bacia do Rio Paraíba do Sul.

#### 2.4.4 Escolha do método

Apesar de não discutir o aspecto da qualidade do estimador, pode-se afirmar que, de uma maneira geral, os estimadores de máxima verossimilhança são preferíveis em relação aos demais.

### 2.5 Testes de aderência

Uma grande dificuldade relacionada com o desenvolvimento de modelos hidrológicos segundo Oliveira (2003) é a validação dos resultados obtidos. O autor destaca que diversos procedimentos estatísticos convencionais têm sido usados para este fim, tais como testes de comparação de médias (teste t), testes de comparação de variâncias (desvio padrão) como o teste F, intervalos de confiança e outros a diferentes níveis de probabilidade, e para a comparação de frequências de dados agrupados são normalmente utilizados os testes qui-quadrado e Kolmogorov-Smirnov.

Ao se ajustar uma distribuição de probabilidade a um conjunto de dados, trabalha-se com a hipótese de que a distribuição pode representar adequadamente aquele conjunto de informações sendo que uma maneira de comprovar esta hipótese segundo Catalunha et al. (2002), é através de alguns testes não paramétricos, como o do qui-quadrado e o de Kolmogorov-Smirnov.

Os testes de aderência, também chamados de testes de adequação de ajuste, pretendem determinar se uma certa distribuição postulada é razoável na presença dos dados históricos (PINTO et al., 1976), pois segundo Oliveira (2003), quando se ajusta uma distribuição de probabilidade a um conjunto de dados, trabalha-se com a hipótese de que a distribuição representa adequadamente aquele conjunto de informações.

Partindo destes princípios Assis et al. (1996), em trabalhos de hidrologia,

comentam que os testes estatísticos do qui-quadrado ( $\chi^2$ ) e o de Kolmogorov-Smirnov têm sido largamente utilizados para se julgar a adequação do ajustamento dos dados observados a distribuição de freqüência.

### 2.5.1 Qui-quadrado ( $\chi^2$ )

Este teste é específico para dados agrupados, em que as classes que possuem valores menores que três ou cinco devem ser agrupadas em outras classes, sendo um fator limitante para o uso em dados com poucas classes. O teste baseia-se na soma dos erros absolutos das freqüências, que é comparada com um valor tabelado de acordo com o nível de significância desejado e os graus de liberdade da distribuição. Isto favorece o aspecto cumulativo dos erros pela somatória (CATALUNHA et al., 2002).

O teste do  $\chi^2$  é aplicado para verificar o ajustamento da distribuição de probabilidade conhecida, no caso a gama, a uma amostra de dados de uma distribuição de probabilidade desconhecida.

No teste do  $\chi^2$ , a hipótese de nulidade admite que as freqüências observadas se ajustam as freqüências calculadas com a distribuição teórica (gama, exponencial, normal, Weibull) com seus parâmetros estimados com base nos dados amostrais (CATALUNHA et al., 2002).

O valor de  $\chi^2$  é calculado por

$$\chi^2 = \sum_1^k \left( \frac{(Fo_i - Fe_i)^2}{Fe_i} \right) \quad (2.10)$$

onde  $k$  é o número de classes,  $Fo_i$  a freqüência observada e  $Fe_i$  a freqüência esperada, de acordo com a distribuição que se está sendo testada.

Se o valor do  $\chi^2$  calculado é menor que o  $\chi^2_{1-\alpha, k-p-1}$ , sendo esse último oriundo de uma distribuição com GL =  $k-p-1$  graus de liberdade, sendo  $p$  o número de parâmetros estimados com base nos dados ( $p = 2$ , para o caso da distribuição gama) e  $\alpha$  é o nível de significância estabelecido, à hipótese de nulidade não é rejeitada e pode-se afirmar que os dados amostras se aderem à distribuição teórica

com um nível de significância  $\alpha$  (lembrar que  $\alpha = 1 - FX$ ).

Um exemplo de utilização deste teste de aderência pode ser encontrado no trabalho realizado em Minas Gerais por Catalunha et al. (2002) os quais aplicando cinco funções de densidade de probabilidade a séries de precipitação, concluíram que o teste do qui-quadrado apresentou melhores características para verificar o ajustamento de uma distribuição de probabilidade estimada a dados observados.

### 2.5.2 Kolmogorov-Smirnov

Esse teste também é aplicado para verificar se os valores de uma certa amostra de dados podem ser considerados de uma população, com distribuição teórica pré-estabelecida.

O teste de Kolmogorov-Smirnov segundo Catalunha et al. (2002) pode ser usado tanto para dados agrupados quanto para dados individuais, sendo que para os dados agrupados não há restrição quanto ao número nem ao valor das classes, o que evita o aspecto cumulativo dos erros.

Em uma pesquisa para verificar o ajuste dos dados pluviométricos mensais a função de distribuição de probabilidade normal e gama mista a um nível de 5% de probabilidade Araújo et al. (2001) utilizaram o teste de Kolmogorov-Smirnov para verificar a aderência dos dados.

O teste confronta duas distribuições de freqüências acumuladas, uma  $F'(x)$  teórica e outra  $F(x)$  derivada dos dados amostrais.

O valor de  $D_{max}$  é calculado por

$$D_{max} = \text{Max} |F'(x) - F(x)| \quad (2.11)$$

onde  $\text{Max}$  é a máxima diferença entre valores oriundos da distribuição teórica e empírica.

Se o valor do  $D_{max}$  observado é menor que o  $D_{max}$  obtido em tabelas, a um determinado nível de significância  $\alpha$ , a hipótese de nulidade não é rejeitada e pode-se afirmar que os dados das amostras se aderem à distribuição teórica.

Para verificar a consistência dos dados simulados Virgens Filho & Cataneo (1999) aplicaram o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov ao nível de

significância de 5% de probabilidade, utilizando-se para tanto os parâmetros mensais estimados das respectivas distribuições através da série de dados históricos. Segundo Costa Neto (1977), este teste é o mais adequado para testar diferenças entre distribuições de frequências empíricas e distribuições de frequências teóricas.

Diversos trabalhos tem sido realizados utilizando o teste de Kolmogorov-Smirnov como o trabalho realizado em Londrina - PR por Ribeiro & Lunardi (1997) o qual determinou o grau de ajuste a distribuição gama através desse teste, que comprovou que a série de dados é homogênea.

Os dados de precipitação diária máxima em trabalho realizado por Beijo et al. (2003) em Jaboticabal, SP, ajustaram-se a distribuição de Gumbel para períodos mensal e anual pelo teste de Kolmogorov-Smirnov e em trabalho realizado no Estado do Rio Grande do Sul, Cargnelutti Filho et al. (2004) aplicaram o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov nas 792 séries de dados de radiação solar global média decendial, para verificar o ajuste dos dados a diversas distribuições de probabilidade entre tantos outros que se utilizaram dessa ferramenta.

## **2.6 Obtenção da quantidade de precipitação pluvial**

A modelagem da quantidade de precipitação é feita segundo Back (1997) ajustando-se uma distribuição de probabilidade aos totais precipitados em cada dia do ano, dadas as condições dos dias antecedentes (secos ou chuvosos).

Independentemente do tipo de função de distribuição de probabilidades acumulada (FDA), a obtenção do valor da quantidade de precipitação pluvial é sempre o mesmo. Conhecida a probabilidade de ocorrência de uma determinada quantidade de chuva determina-se o valor da quantidade de chuva através da inversão da função de distribuição de probabilidades acumulada, isto é  $x = F(X)^{-1}$ .

## **2.7 Trabalhos de modelagem da precipitação pluvial diária**

Neste item pretende-se demonstrar e ilustrar a grande quantidade de trabalhos referentes a modelagem da precipitação pluvial diária, com as diversas densidades de probabilidade, estimadores dos parâmetros das distribuições e testes

de aderência comumente utilizados.

Um modelo é utilizado segundo Tucci, (1998) para se antecipar aos eventos, representando assim, o impacto da urbanização de uma bacia antes que ela ocorra para que medidas preventivas possam ser tomadas, como a previsão de uma enchente, impacto da alteração de um rio, ocorrência de eventos extremos.

Em trabalho de modelagem estocástica para a simulação da precipitação pluviométrica diária de uma região, Genneville & Boock (1983), desenvolveram um modelo em linguagem FORTRAN para a região de Cerrados do Brasil. O modelo foi construído usando-se basicamente duas variáveis: a) a probabilidade de ocorrência de chuva em cada dia do mês e b) a probabilidade de ocorrência dessa chuva dentro de certa magnitude.

De maneira semelhante em trabalho realizado no Estado de São Paulo para a simulação da radiação solar global diária, Virgens Filho & Cataneo (1999), estimaram para períodos mensais as probabilidades de ocorrência de dias com precipitação, através do processo estocástico cadeias de Markov, com apenas dois estados obtendo resultados satisfatórios com a utilização deste método, o qual segundo os autores pode ser aplicado em atividades de pesquisa envolvendo planejamento agrícola.

Ao estudar o uso de várias ordens das cadeias de Markov, Chin (1977) concluiu que para os modelos de ocorrência de precipitação diária, a ordem não pode ser escolhida a priori, pois depende da localização geográfica e do período do ano. Já Todorovic & Woolhiser (1979), ao analisar diversas hipóteses para ocorrência de precipitação, chegaram à conclusão de que a precipitação deve ser um fenômeno resultante de um processo estocástico, descrito por uma cadeia de Markov de primeira ordem.

Tal conclusão é corroborada por Conejo (1980), o qual considera a persistência da chuva, dividindo o ano em doze meses e ainda sugere a obtenção de duas probabilidades de chuva, para cada mês, sendo o evento do dia dependente do evento do dia anterior. Os resultados obtidos na fase de determinação da ocorrência demonstram que o modelo é satisfatório utilizando-se a primeira ordem da cadeia de Markov.

A simulação da ocorrência e da quantidade de precipitação pluviométrica diária através da utilização da cadeia de Markov de primeira ordem, associada às funções de distribuição gama e empírica, segundo Andrade Júnior et al. (2001),

permitiu a geração de séries pluviométricas para as microrregiões de Parnaíba e Teresina, PI, bastante próximas das séries observadas, fato comprovado pela obtenção de índices estatísticos de desempenho satisfatório.

A distribuição gama é considerada por Yue et al. (2001), como uma das distribuições mais comumente adotadas na análise de frequência hidrológicas, e para Wilks (1999) é a forma mais comum de representar a distribuição da quantidade de chuva em modelagem estocástica de dados climatológicos. Essa distribuição de probabilidade segundo Araújo et al. (2001) é a distribuição que melhor explica os resultados de precipitação.

A distribuição gama de dois parâmetros segundo Almeida (1995) tem sido largamente empregada no ajustamento de frequências de totais de precipitação, observados sob diferentes condições de clima e em intervalos diários, semanais, quinzenais e mensais, e nestas variadas condições mostrou-se adequada para descrever a distribuição das quantidades de chuva e segundo Assis (1993), e Sedyama et al. (1995) pode ser considerada a mais adequada para representar a magnitude da chuva de períodos curtos.

O estudo da modelagem da precipitação diária e da precipitação agrupada em vários períodos através da distribuição de probabilidades gama pode nos dar uma série de informações de probabilidade que possibilitam um melhor planejamento da utilização racional da água (BOTELHO & MORAIS, 1999) como por exemplo no trabalho realizado por Faria et al. (2000) os quais empregaram a distribuição de probabilidade gama para estimar a precipitação dependente ao nível de 75% de probabilidade e com essa informação puderam fazer inferências sobre a melhor época para plantio de milho em condições de sequeiro no Estado de Minas Gerais.

Em trabalho para prever a precipitação pluvial mensal provável para Londrina, PR, através da função gama, Ribeiro & Lunardi (1997) constataram que a função de distribuição de probabilidade gama mostrou ser adequada para representar a chuva em todos os meses do ano e que o teste de Kolmogorov-Smirnov comprovou que a série de dados é homogênea.

Os testes de aderência também foram utilizados por Catalunha et al. (2002), os quais aplicaram cinco distribuições de probabilidade a séries de precipitação pluvial no Estado de Minas Gerais utilizando para a verificação da aderência das probabilidades estimadas as frequências observadas, os testes do qui-quadrado e de Kolmogorov-Smirnov, os quais revelaram que as frequências observadas melhor

se aderiram às estimativas feitas através da distribuição de Weibull no período chuvoso e distribuição exponencial para o período seco foi a que apresentou melhores resultados.

De maneira semelhante Castro Neto & Silveira (1981b) realizaram trabalho de precipitação provável para Lavras, MG, onde estimaram os valores de precipitação através da distribuição de probabilidade gama e confirmaram pelo teste de Kolmogorov-Smirnov que não há diferença significativa entre os dados estimados e os dados observados para períodos mensais, resultado que corrobora o trabalho realizado por Matzenauer et al. (2003) em trabalho realizado na cultura da soja no Rio Grande do Sul, o qual avaliou o ajuste dos dados de total de precipitação pluvial em cada subperíodo, época de semeadura e município, a distribuição gama usando o teste de Kolmogorov-Smirnov

Ainda na mesma linha de pesquisa, na geração do perfil de precipitação do programa CLIMABR Parte II, Oliveira et al. (2005) utilizaram a função de distribuição de probabilidade gama para ajustar os valores de precipitação e para verificar a adequação do conjunto de dados gerados utilizaram os testes de aderência de Kolmogorov-Smirnov e do qui-quadrado.

O estudo do comportamento dos totais trimestrais (março-abril-maio) das chuvas no Estado do Ceará, a partir de 20 estações meteorológicas distribuídas por toda a extensão do Estado foi realizado por Silva et al. (2001). Os modelos representaram adequadamente a tendência dos dados e com razoável precisão quando usados na previsão de novos valores.

Do mesmo modo Castro Neto & Silveira (1981a) realizaram trabalho de precipitação provável para Lavras, MG, para períodos de quinze dias, utilizando a distribuição de probabilidade gama, e chegaram a conclusão de que houve concordância entre os dados estimados e os dados observados para todos os períodos, o que permite concluir que é possível utilizar tais dados para o dimensionamento de projetos de irrigação suplementar, possibilitando a redução de custos operacionais.

A verificação do ajuste dos dados gerados aos dados históricos é comumente realizada pelo método da máxima verossimilhança, o que pode ser observado em alguns trabalhos como o realizado por Murta et al. (2005) os quais estudando a precipitação pluvial mensal para duas localidades do sudoeste da Bahia usando a distribuição gama, concluíram que os parâmetros dessa distribuição estimados pelo

método da máxima verossimilhança apresentou um bom ajuste aos dados de chuva estudados, podendo, portanto ser usada para estimativas da precipitação pluvial provável mensal em diferentes níveis de probabilidades.

O mesmo método de verificação do ajuste foi utilizado por Oliveira et al. (2000) os quais estudando a probabilidade de chuvas em Minas Gerais utilizaram a distribuição de probabilidade gama e o ajustamento dos dados foi analisado pelo método de máxima verossimilhança.

Em trabalho realizado por Rosenberg (2004) na Universidade do Sul da Austrália, foi utilizado para a geração de dias com precipitação diária a cadeia de Markov de primeira ordem e a distribuição de probabilidade Gama foi utilizada para a modelagem dos dados de precipitação diária obtendo resultados satisfatórios.

### 3 MÉTODOS E TÉCNICAS

A seguir são descritos os métodos e as técnicas utilizadas para a realização do trabalho proposto, primeiramente com a descrição dos parâmetros que interferem na modelagem estocástica da precipitação pluvial, a fonte de obtenção dos dados, a estimativa dos parâmetros a partir das séries históricas ou observadas, o ajustamento desses parâmetros em função do tempo e do espaço, a comparação entre os valores estimados por modelos matemáticos e os valores observados nos dados das estações utilizadas.

#### 3.1 Considerações sobre os parâmetros que interferem no processo de modelagem da precipitação pluvial diária

A metodologia do processo de modelagem da ocorrência e da quantidade de precipitação pluvial e quais os parâmetros que interferem na sua determinação são explicados, resumidamente, a seguir.

Segundo Peiter (1998), o processo de modelagem para verificação da ocorrência de chuva e a respectiva quantidade de precipitação pode ser resumido na Figura 01.

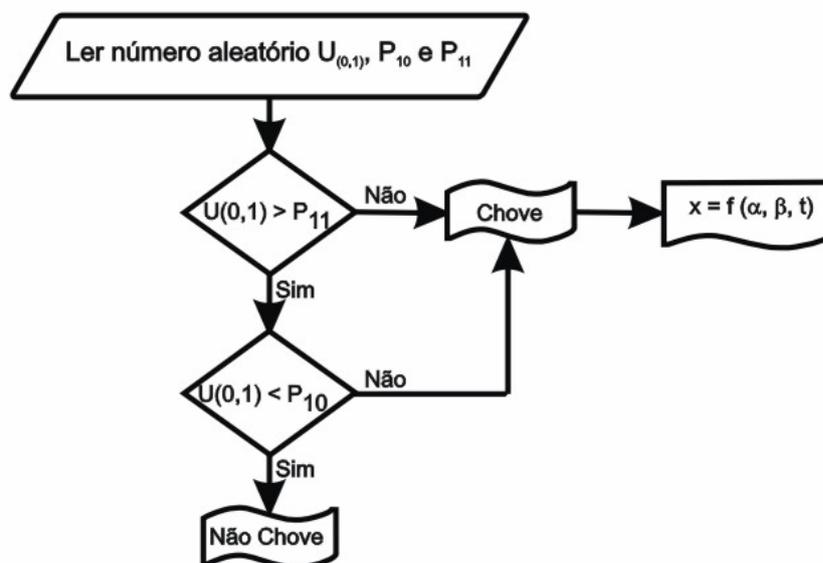


Figura 01 – Fluxograma do processo de modelagem da precipitação pluvial (PEITER (1998), adaptado por CALGARO (2006)).

Onde  $U_{(0,1)}$  é um número uniformemente distribuído entre 0 e 1,  $P_{10}$  e  $P_{11}$  são as probabilidades de ocorrência de precipitação,  $x$  é a quantidade de precipitação que se deseja saber,  $f$  é a função,  $\alpha$  e  $\beta$  são os parâmetros da função gama e  $t$  é o tempo.

Como pode ser observado na Figura 01, o processo de geração de séries sintéticas de precipitações depende de  $P_{10}$  (probabilidade de ocorrência de chuva hoje dado que ontem não choveu), de  $P_{11}$  (probabilidade de ocorrência de chuva hoje dado que ontem choveu), do parâmetro alfa ( $\alpha$ ) e beta ( $\beta$ ) que interferem na quantidade de precipitação.

A geração das séries de dias secos ou chuvosos foi feita utilizando-se a matriz de transição (MT) e uma série de números aleatórios uniformemente distribuídos entre zero e um, ou seja,  $U(0,1)$ .

Diferentes métodos para a geração de números aleatórios para eventos com distribuição uniforme são apresentados por Shimuzi (1984), como a distribuição exponencial, distribuição normal padrão e com distribuição obtida na prática.

Conhecidos os valores de  $\alpha$  e  $\beta$ , o valor de precipitação  $x$  correspondente a uma dada probabilidade pode ser obtido aproximadamente, através da inversa da distribuição gama, que é apresentada por Genovez (1987), pela expressão

$$x \cong \alpha \beta \left\{ 1 - \frac{1}{9\alpha} - t \sqrt{\frac{1}{9\alpha}} \right\}^3 \quad (3.1)$$

onde  $x$  é igual a o valor de precipitação qualquer que se deseja e  $\alpha$  e  $\beta$  são os parâmetros da função de distribuição de probabilidade gama e  $t$  é obtido pela expressão

$$t = w - \frac{C_0 + wC_1 + w^2C_2}{1,0 + w.D_1 + w^2.D_2 + w^3.D_3} \quad (3.2)$$

onde os coeficientes são  $C_0 = 2,515517$ ,  $C_1 = 0,802853$ ,  $C_2 = 0,010328$ ,  $D_1 = 1,432788$ ,  $D_2 = 0,189269$ ,  $D_3 = 0,001308$ .

O valor de  $w$  foi determinado por:

$$w = \sqrt{\ln\left(\frac{1}{P(x)^2}\right)} \quad (3.3)$$

onde  $P(x)$  é um número aleatório uniformemente distribuído entre zero e um.

Para  $P(x) > 0,5$ , segundo Abramowitz & Stegun (1970) utiliza-se a expressão  $1,0 - P(x)$  na aproximação e muda-se o sinal do valor calculado para  $t$ , conforme recomendação destes autores. O erro na aproximação é menor que  $4,5 \times 10^{-4}$ .

### 3.2 Obtenção dos dados

Os dados de precipitação pluviométrica utilizados para a realização deste trabalho encontram-se disponíveis para as diferentes localidades do Estado do Rio Grande do Sul e do Brasil, e foram obtidos junto a Agência Nacional de Águas (ANA), que atualmente é o órgão responsável pela gestão das águas no território brasileiro.

Esses dados encontram-se na página da Internet que a entidade mantém no endereço eletrônico <http://hidroweb.ana.gov.br>, sendo necessário para obtê-los consultar o código da estação que se está buscando, o que está disponível no Inventário das Estações Pluviométricas do Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica (DNAEE, 1986).

Uma vez obtidos no endereço eletrônico HIDROWEB, os dados foram salvos e agrupados por regiões fisiográficas dentro do Estado do Rio Grande do Sul conforme apresentado no APÊNDICE A. O Estado é dividido em 13 regiões fisiográficas sendo que a 13<sup>a</sup> região é a região dos grandes lagos, a qual não dispunha de dados de precipitação.

Após a análise e seleção das estações que possuíam o maior número de anos completos de dados dentro de cada região (APÊNDICE B) foram escolhidas as quatro estações com o maior número de dados em cada região para assim a representar conforme apresentado na Figura 02.

Cada estação escolhida dentro de cada região possuía um arquivo de dados em formato de banco de dados MS Access® com diversos anos de dados de precipitação pluvial diária (APÊNDICE C), os quais foram padronizados através da eliminação dos anos que não continham uma série completa de dados dentro de cada arquivo.

Desta forma foram escolhidas um total de 48 estações (quatro por região) as quais foram utilizadas para as análises realizadas no decorrer do trabalho conforme apresentado na Tabela 02. Para isso foi desenvolvida uma rotina computacional em linguagem MS Visual Basic®, a qual lê o arquivo de origem da estação, padroniza todas as colunas e linhas e em seguida insere no arquivo o mês e o ano correspondente a cada série de dados.

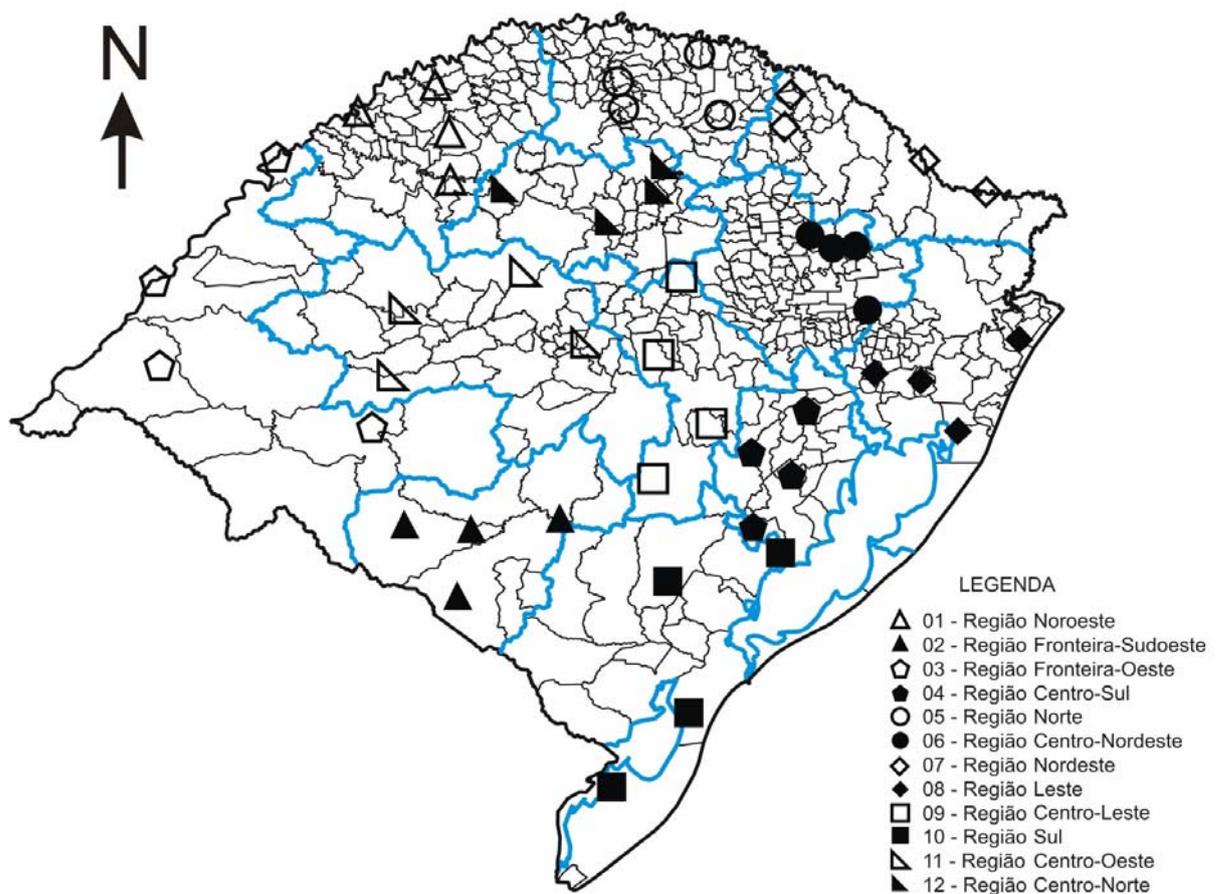


Figura 02 – Representação espacial das estações escolhidas para a realização do trabalho.

Tabela 02 – Regiões fisiográficas, número de estações em cada região, município e nome da estação escolhida

Nº	Região fisiográfica	Município	Nome da estação
01	Região Norte	Erebango Itatiba do Sul Sarandi Liberato Salzano	Erebango Itatiba do Sul Linha Cescon Liberato Salzano
02	Região Centro-Norte	Carazinho Não Me Toque Ijuí Cruz Alta	Carazinho Conceição Santa Clara do Ingai Não Me Toque
03	Região Nordeste	Paim Filho Sananduva Bom Jesus Vacaria	Paim Filho Sananduva Invernada Velha Passo Socorro
04	Região Noroeste	Três Passos Tucunduva Porto Lucena Giruá	Alto Uruguai Tucunduva Porto Lucena Giruá
05	Região Centro-Sul	Tapes Guaíba São Jerônimo Camaquã	Cerro Grande Guaíba Country Club Quitéria Pacheca
06	Região Leste	Gravataí Osório Sapucaia do Sul Palmares do Sul	Glorinha Terra de Areia Sapucaia do Sul Palmares do Sul
07	Região Centro-Leste	Barros Cassal Candelária Encruzilhada do Sul Rio Pardo	Barros Cassal Candelária Serra dos Pedrosas Pantano Grande
08	Região Centro-Nordeste	Antônio Prado Veranópolis Nova Prata Caxias do Sul	Antonio Prado Passo do Prata Prata Nova Palmira
09	Região Fronteira-Oeste	São Borja Itaqui Urugaiana Rosário do Sul	Garruchos Itaqui Plano Alto Rosário do Sul
10	Região Centro-Oeste	Dona Francisca Tupanciretã Cacequi Jaguari	Dona Francisca Tupanciretã Cacequi Ernesto Alves
11	Região Fronteira-Sudoeste	Bagé Dom Pedrito Dom Pedrito Bagé	Passo do Caçõo Dom Pedrito Torquato Severo Estân. do Espantoso
12	Região Sul	Canguçu São Lourenço do Sul Rio Grande Santa Vitória do Palmar	Canguçu Passo do Mendonça Granja Santa Maria Granja Osório

### 3.3 Modelagem da precipitação pluvial diária

A modelagem da precipitação diária foi dividida em duas etapas, primeiramente a modelagem da ocorrência da precipitação diária e posteriormente a modelagem da quantidade de precipitação diária.

A adoção dessa metodologia foi baseada em diversos trabalhos que alcançaram resultados satisfatórios através da mesma, como os descritos em Geneville & Boock (1983); Genovez (1987) e Peiter (1998) e também pelo fato de que os modelos que se baseiam na hipótese de que a precipitação diária é um processo aleatório e independente, não apresentam bom desempenho.

#### 3.3.1 Modelagem da ocorrência da precipitação pluvial diária

O modelo utilizado neste trabalho foi baseado em uma cadeia de Markov de 1ª ordem, onde o evento atual depende do evento do dia anterior, sendo a Matriz de Transição (MT), apresentada na Tabela 03. A opção pela da cadeia de Markov de 1º ordem baseou-se nos resultados obtidos por vários autores dentre eles Peiter (1998) e Nishijima (2004) os quais citaram não haver necessidade de se utilizar as ordens mais elevadas da cadeia para a modelagem da ocorrência de precipitação.

Tabela 03 – Elementos componentes da matriz de transição (MT)

Dia	Anterior		
	Estado	Sem chuva	Com chuva
Presente	Sem chuva	$P_{00}$	$P_{01}$
	Com chuva	$P_{10}$	$P_{11}$

onde  $P_{00}$  é a probabilidade de não chover hoje dado que não choveu ontem,  $P_{01}$  é a probabilidade de não chover hoje dado que choveu ontem,  $P_{10}$  é a probabilidade de chover hoje dado que não choveu ontem e  $P_{11}$  é a probabilidade de chover hoje dado que choveu ontem.

Para considerar um dia como chuvoso, o critério utilizado neste trabalho foi o de que o valor mínimo precipitado registrado em um dia deve ser igual ou superior a 0,2mm, valor este utilizado por Virgens Filho & Cataneo (1999) e Mormeneo & Castellvi (2001).

### 3.3.1.1 Matriz de transição a partir dos valores das séries históricas

Para a definição da ocorrência de precipitação (chove ou não chove), foi determinada a matriz de transição (MT) em função das séries históricas disponíveis em cada local selecionado.

O resultado é uma matriz do tipo

$$MT(t) = \begin{bmatrix} P_{00}(t) & P_{01}(t) \\ P_{10}(t) & P_{11}(t) \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

onde MT é a matriz de transição e  $t$  é a época do ano considerada. Este procedimento foi adotado, uma vez que Genovez (1987), sugere a determinação de matrizes de transição diferenciadas a fim de caracterizar com maior precisão o regime pluviométrico nestes períodos.

A determinação dos elementos componentes da matriz de transição foi obtida pela contagem de cada tipo de combinação (00, 01, 10 e 11) de ocorrências encontradas nas séries históricas.

A determinação de cada elemento  $P_{00}$  da matriz de transição, para a localidade e em cada mês foi obtida da seguinte maneira:

$$P_{00} = \frac{A}{A + B} \quad (3.5)$$

sendo:  $A$  o número de ocorrência das combinações 00, e  $B$  o número de ocorrências da combinação 10 no período considerado.

A determinação de cada elemento  $P_{10}$  da matriz de transição, para a localidade e em cada mês foi obtida da seguinte maneira:

$$P_{10} = \frac{B}{A + B} = 1 - P_{00} \quad (3.6)$$

sendo:  $A$  o número de ocorrência das combinações 00, e  $B$  o número de ocorrência da combinação 10 no período considerado.

A determinação de cada elemento  $P_{11}$  da matriz de transição, para a localidade e em cada mês foi obtida da seguinte maneira:

$$P_{11} = \frac{C}{C + D} \quad (3.7)$$

sendo:  $C$  o número de ocorrência das combinações 11, e  $D$  o número de ocorrência da combinação 01 no período considerado.

A determinação de cada elemento  $P_{01}$  da matriz de transição, para a localidade e em cada mês foi obtida da seguinte maneira:

$$P_{01} = \frac{D}{C + D} = 1 - P_{11} \quad (3.8)$$

sendo:  $C$  o número de ocorrência das combinações 11, e  $D$  o número de ocorrência da combinação 01 no período considerado.

Neste trabalho optou-se por trabalhar apenas com os valores das probabilidades  $P_{10}$  e  $P_{11}$  por serem elas que definem o estado do dia atual como sendo um dia chuvoso, objeto deste estudo. As probabilidades  $P_{00}$  e  $P_{01}$  não são apresentadas por serem complementares as probabilidades  $P_{10}$  e  $P_{11}$ .

### 3.3.1.2 Ajuste da matriz de transição em função do tempo

O modelo Markoviano de primeira ordem com quatro termos harmônicos foi escolhido para representar a variação das probabilidades de ocorrência de precipitação ( $P_{10}$ ), conforme sugerido em Nishijima (2004), sendo representado por:

$$P_{10}(t) = a_0 + a_1 \text{sen}(2\pi t / 365) + a_2 \text{cos}(2\pi t / 365) + a_3 \text{sen}(4\pi t / 365) + a_4 \text{cos}(4\pi t / 365) \quad (3.9)$$

onde  $P_{10}(t)$  é a probabilidade de ocorrência de chuva em função do tempo,  $t$  é o dia do ano e  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$  são os coeficientes da função harmônica proposta que foram determinados por análise de regressão através do método dos mínimos quadrados.

O modelo para representar a variação das probabilidades de ocorrência de precipitação ( $P_{11}$ ), foi representado por:

$$P_{11}(t) = b_0 + b_1 \sin(2\pi t / 365) + b_2 \cos(2\pi t / 365) + b_3 \sin(4\pi t / 365) + b_4 \cos(4\pi t / 365) \quad (3.10)$$

onde  $P_{11}(t)$  é a probabilidade de ocorrência de chuva em função do tempo,  $t$  é o dia do ano e  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $b_3$  e  $b_4$  são os coeficientes da função harmônica proposta que foram determinados por análise de regressão através do método dos mínimos quadrados.

Para auxiliar na obtenção das probabilidades de ocorrência da precipitação pluvial diária foi desenvolvida uma rotina computacional, em linguagem MS Visual Basic<sup>®</sup>, para determinar os elementos componentes da matriz de transição e outra rotina computacional para o ajustamento das funções harmônicas.

O programa foi alimentado com os dados das séries históricas da estação pluviométrica desejada, para cada mês em estudo e a partir daí determina os elementos da matriz de transição (MT).

### 3.3.1.3 Ajuste dos coeficientes da matriz de transição em função da posição geográfica das estações pluviométricas.

A matriz de transição da ocorrência de precipitação modificada e adotada neste trabalho é do tipo:

$$MT(\varphi, \lambda, t) = \begin{bmatrix} P_{00}(\varphi, \lambda, t) & P_{01}(\varphi, \lambda, t) \\ P_{10}(\varphi, \lambda, t) & P_{11}(\varphi, \lambda, t) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

onde MT é a matriz de transição,  $\varphi$  é latitude,  $\lambda$  é a longitude do posto pluviométrico e  $t$  a época do ano considerada.

Esse tipo de abordagem difere do procedimento adotado em Genovez (1987), Peiter (1998) e Nishijima (2004), em virtude da inclusão das coordenadas geográficas da estação a qual os dados se referem.

Para obter os elementos da matriz de transição em função da posição geográfica da estação e da época do ano, os coeficientes da função de

probabilidade de ocorrência de precipitação  $P_{10}$ , foram relacionados por uma função do tipo:

$$Y = c_0 + c_1 + X_1 + c_2 + X_2 \quad (3.12)$$

na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $P_{10}$  ( $a_0, a_1, a_2, a_3$  e  $a_4$ ),  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Para obter os elementos da matriz de transição em função da posição geográfica da estação e da época do ano, os coeficientes da função de probabilidade de ocorrência de precipitação  $P_{11}$  foram relacionados por uma função do tipo:

$$Y = d_0 + d_1 + X_1 + d_2 + X_2 \quad (3.13)$$

na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $P_{11}$  ( $b_0, b_1, b_2, b_3$  e  $b_4$ ),  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

### 3.3.2 Modelagem da quantidade de precipitação pluvial diária

Uma vez identificada a ocorrência da chuva, a quantidade de precipitação diária foi estimada através de um modelo de previsão.

Neste trabalho, adotou-se a distribuição de probabilidade gama, tendo em vista a sua aplicabilidade constatada por Pompêo (1983) e Genovez (1987).

A distribuição gama de dois parâmetros tem como função de distribuição acumulada a seguinte expressão:

$$F_x(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} \int_0^x x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} dx \quad (3.14)$$

onde  $\Gamma(\alpha)$  é a função gama,  $\alpha$  e  $\beta$  são parâmetros da distribuição gama a dois parâmetros.

### 3.3.2.1 Parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama a partir dos valores das séries históricas

A estimativa dos parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  foi feita pelo método da verossimilhança, conforme proposto por Thom (1966).

O valor de  $\alpha$  foi determinado por:

$$\alpha = \frac{1}{4A} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (3.15)$$

na qual  $A = \ln \bar{x} - x_g$ , onde  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_1^n x_i$  é a média aritmética e  $x_g = \frac{1}{n} \sum_1^n \ln x_i$  é a média geométrica dos valores de quantidade de precipitação ( $x_i$ ) das séries observadas.

Uma vez calculado o valor de  $\alpha$ , foi determinado o valor de  $\beta$  pela expressão:

$$\beta = \frac{\bar{x}}{\alpha} \quad (3.16)$$

uma vez que o produto  $\alpha \cdot \beta$  é a média dos valores de precipitação.

### 3.3.2.2 Ajuste dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama em função do tempo

O modelo escolhido para representar a variação do parâmetro  $\alpha$  da função gama para as estações em estudo, foi:

$$\alpha(t) = a_0 + a_1 \sin(2\pi t / 365) + a_2 \cos(2\pi t / 365) + a_3 \sin(4\pi t / 365) + a_4 \cos(4\pi t / 365) \quad (3.17)$$

onde  $\alpha(t)$  é o parâmetro alfa da função gama em função do tempo,  $t$  é o dia do ano e  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$  são os coeficientes da função harmônica que foram determinados por análise de regressão através do método dos mínimos quadrados.

O modelo escolhido para representar a variação do parâmetro  $\beta$  da função gama para as estações em estudo, foi:

$$\beta(t) = a_0 + a_1 \text{sen}(2\pi t / 365) + a_2 \text{cos}(2\pi t / 365) + a_3 \text{sen}(4\pi t / 365) + a_4 \text{cos}(4\pi t / 365) \quad (3.18)$$

onde  $\beta(t)$  é o parâmetro alfa da função gama em função do tempo,  $t$  é o dia do ano e  $b_0, b_1, b_2, b_3$  e  $b_4$  são os coeficientes da função harmônica que foram determinados por análise de regressão através do método dos mínimos quadrados.

Para a obtenção dos valores do parâmetro  $\alpha$  e dos valores do parâmetro  $\beta$ , bem como para o ajustamento dos coeficientes das funções harmônicas, foi desenvolvida uma rotina computacional, em linguagem MS Visual Basic®.

O programa foi alimentado com os dados das séries históricas da estação pluviométrica desejada, para cada mês em estudo e a partir daí determinou os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$ .

### 3.3.2.3 Ajuste dos coeficientes dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ em função da posição geográfica das estações pluviométricas

O parâmetro alfa e beta da função gama proposta neste trabalho é do tipo  $\alpha = \alpha(\phi, \lambda, t)$  e  $\beta = \beta(\phi, \lambda, t)$  onde  $\phi$  é latitude,  $\lambda$  é a longitude do posto pluviométrico e  $t$  a época do ano considerada.

Para obter o parâmetro  $\alpha$  em função da posição geográfica da estação e da época do ano, os coeficientes da função harmônica de  $\alpha$  foram relacionados por uma função do tipo:

$$Y = c_0 + c_1 + X_1 + c_2 + X_2 \quad (3.19)$$

na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $\alpha$  ( $a_0, a_1, a_2, a_3$  e  $a_4$ ),  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Para obter o parâmetro  $\beta$  em função da posição geográfica da estação e da época do ano, os coeficientes da função harmônica de  $\beta$  foram relacionados por uma função do tipo:

$$Y = d_0 + d_1 + X_1 + d_2 + X_2 \quad (3.20)$$

na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $\beta$  ( $b_0, b_1, b_2, b_3$  e  $b_4$ ),  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

### 3.3.3 Análise comparativa dos parâmetros estimados

A validação da proposta de modelagem dos elementos da matriz de transição ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) e dos parâmetros da função gama ( $\alpha$  e  $\beta$ ) em função do tempo e em função do espaço foram feitas em cada etapa por meio da comparação dos valores estimados pelos modelos propostos e os valores observados na série histórica.

A comparação foi feita pelo modelo linear do tipo  $Y = a + bx$ , onde  $Y$  são os valores observados da variável em estudo e  $x$  são os valores estimados da variável em estudo. No ajuste realizado entre os valores utilizados, espera-se que o coeficiente linear ( $a$ ) seja, estatisticamente, igual a 0 (zero) e o coeficiente angular ( $b$ ) seja, estatisticamente, igual a 1 (um), utilizando-se para a verificação das hipóteses, o teste  $t$  para o coeficiente  $a$  e para o coeficiente  $b$  (COSTA NETO, 1977), para um nível de significância de 95%.

### 3.3.4 Avaliação dos parâmetros obtidos com séries geradas

Para a realização dessa etapa foram utilizadas cinco estações pluviométricas (estações controle), sendo quatro distribuídas segundo os pontos cardeais (norte, sul, leste e oeste) e uma no centro do estado do Rio Grande do Sul, o que pode ser observado na Tabela 04.

Tabela 04 – Região, município, nome da estação, número de anos de dados e coordenadas geográficas das estações selecionadas

Nº	Região	Município	Estação	Nº anos	Latitude	Longitude
01	Norte	Miraguaí	Miraguaí	25	-29° 30'	-53° 41'
02	Leste	Casca	Passo Migliavaca	46	-28° 37'	-51° 52'
03	Centro	Júlio de Castilhos	Quevedos	24	-29° 51'	-54° 04'
04	Oeste	Alegrete	Passo Mariano Pinto	30	-29° 18'	-56° 03'
05	Sul	Pelotas	Granja São Pedro	36	-31° 40'	-52° 11'

A partir das séries históricas dessas cinco estações pluviométricas foram determinados doze valores da matriz de transição ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) e doze valores dos parâmetros da função gama ( $\alpha$  e  $\beta$ ) para cada estação.

Conhecidas as coordenadas geográficas (latitude e longitude) das cinco estações selecionadas, foram geradas séries sintéticas de precipitação pluviométrica para cada uma das cinco estações.

Com as séries sintéticas geradas para as cinco estações pluviométricas foram estimados doze valores da matriz de transição ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) e doze valores dos parâmetros da função gama ( $\alpha$  e  $\beta$ ) para cada estação as quais foram comparadas com os valores  $P_{10}$  e  $P_{11}$  e com os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  das séries históricas.

A comparação foi feita pelo modelo linear do tipo:

$$Y = a + bx$$

onde  $Y$  são os valores de  $P_{10}$  e  $P_{11}$ ,  $\alpha$  e  $\beta$  obtidos com as séries históricas,  $x$  são os valores estimados de  $P_{10}$  e  $P_{11}$ ,  $\alpha$  e  $\beta$  obtidos com as séries geradas,  $a$  é o coeficiente linear do modelo e  $b$  é o coeficiente angular do modelo.

O processo de avaliação dos parâmetros obtidos com séries geradas pode ser resumido na Figura 03.

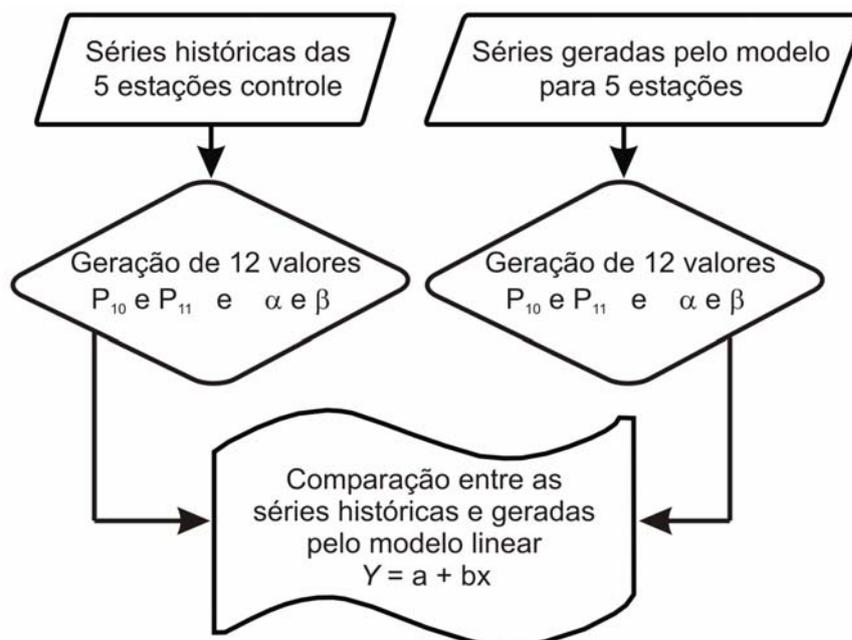


Figura 03 – Fluxograma demonstrativo do processo de avaliação dos parâmetros obtidos com séries geradas.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Modelagem estocástica da precipitação pluvial diária

A seguir são apresentados e discutidos os resultados referentes ao processo de modelagem da ocorrência e da quantidade de precipitação pluvial diária para diferentes localidades do Estado do Rio Grande do Sul.

#### 4.1.1 Modelagem da ocorrência de precipitação pluvial

Para a definição da ocorrência de precipitação (chove ou não chove), foi determinada a matriz de transição (MT) em função das séries históricas disponíveis em cada local selecionado, sendo os elementos da matriz de transição ajustados em função do tempo. A matriz de transição é expressa como:

$$MT(t) = \begin{bmatrix} P_{00}(t) & P_{01}(t) \\ P_{10}(t) & P_{11}(t) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

onde MT é a matriz de transição,  $P_{xx}$  são as probabilidades que compõem a matriz de transição e  $t$  é a época do ano considerada.

##### 4.1.1.1 Distribuição temporal da matriz de transição ( $P_{00}$ , $P_{10}$ , $P_{01}$ e $P_{11}$ )

Em função dos dados das séries históricas, para cada mês do ano, foram determinadas as probabilidades ( $P_{00}$ ,  $P_{10}$ ,  $P_{01}$  e  $P_{11}$ ) que compõem a matriz de transição (MT) para a estimativa da ocorrência de precipitação pluvial diária em diferentes localidades do Rio Grande do Sul. Os valores das probabilidades de  $P_{00}$  e  $P_{01}$  não são apresentados por serem complementares aos valores das probabilidades  $P_{10}$  e  $P_{11}$ , sendo que os valores de  $P_{10}$  e  $P_{11}$  podem ser observados na Tabela 05, a qual apresenta os elementos componentes da matriz de transição (MT) para as diferentes regiões estudadas e sua distribuição no tempo, conforme sugerido em Genovez (1987), Peiter (1998) e Nishijima (2004).

Tabela 05 – Probabilidades ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) de ocorrência de precipitação, nas diferentes estações e meses do ano

N°	Região Fisiográfica	Janeiro		Fevereiro		Março		Abril		Maio		Junho	
		$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$
1		0,1990	0,4313	0,2267	0,4413	0,1730	0,3158	0,1444	0,3795	0,1440	0,3555	0,1862	0,4266
2	01	0,2183	0,4873	0,2815	0,5105	0,1814	0,3750	0,1550	0,4121	0,1509	0,4845	0,1724	0,4776
3		0,1845	0,4604	0,2031	0,4159	0,1555	0,3395	0,1417	0,3496	0,1317	0,3790	0,1553	0,4152
4		0,2350	0,5424	0,3002	0,5660	0,2308	0,4524	0,1983	0,4698	0,1805	0,4775	0,2105	0,4917
5		0,1802	0,5261	0,2003	0,4990	0,1751	0,4824	0,1412	0,4658	0,1302	0,4550	0,1624	0,5150
6	02	0,1613	0,4671	0,1697	0,4388	0,1551	0,3150	0,1385	0,4835	0,1149	0,4249	0,1652	0,3810
7		0,1754	0,4083	0,1907	0,3699	0,1431	0,3125	0,1317	0,3287	0,1150	0,3973	0,1537	0,4137
8		0,2627	0,5707	0,2637	0,4734	0,2161	0,4056	0,2500	0,4041	0,1514	0,3964	0,2198	0,4307
9		0,1803	0,5714	0,1970	0,5481	0,1678	0,4759	0,1415	0,4569	0,1430	0,4784	0,1462	0,5083
10	03	0,2545	0,5154	0,2579	0,5391	0,2236	0,4439	0,1829	0,4212	0,1658	0,4255	0,1912	0,4787
11		0,2438	0,4570	0,2360	0,5167	0,2295	0,4012	0,1520	0,3495	0,1577	0,2523	0,2037	0,3916
12		0,1630	0,4691	0,1616	0,4360	0,1265	0,4049	0,1077	0,3226	0,1030	0,3858	0,1244	0,3902
13		0,1954	0,3835	0,2262	0,4502	0,1732	0,3686	0,1491	0,3718	0,1394	0,3717	0,1502	0,3810
14	04	0,2457	0,4627	0,2813	0,4672	0,2513	0,3852	0,2293	0,4435	0,1891	0,4629	0,2237	0,4273
15		0,1571	0,4111	0,1848	0,4060	0,1421	0,3777	0,1394	0,4463	0,1092	0,4502	0,1447	0,4299
16		0,1814	0,3273	0,1956	0,3608	0,1597	0,3077	0,1787	0,3596	0,1386	0,3364	0,1867	0,3505
17		0,2073	0,4744	0,2515	0,4922	0,1948	0,4352	0,2037	0,4583	0,1687	0,3979	0,2036	0,3980
18	05	0,1469	0,3234	0,1863	0,2689	0,1561	0,2563	0,1346	0,2759	0,1333	0,2195	0,1497	0,2821
19		0,1875	0,4593	0,2297	0,4306	0,1785	0,4387	0,1729	0,4477	0,1639	0,5000	0,2011	0,5017
20		0,1592	0,3415	0,1949	0,3663	0,1659	0,3978	0,1537	0,4036	0,1322	0,3121	0,1615	0,3813
21		0,1511	0,3913	0,1620	0,3694	0,1188	0,3385	0,1235	0,4452	0,1284	0,3611	0,1442	0,3775
22	06	0,2375	0,5770	0,2924	0,5419	0,2340	0,5098	0,1688	0,4428	0,1464	0,4422	0,1508	0,4569
23		0,2051	0,3974	0,1972	0,4903	0,1786	0,4330	0,1647	0,4024	0,1652	0,4170	0,2014	0,4724
24		0,1490	0,4130	0,2003	0,3333	0,1577	0,3723	0,1664	0,3730	0,1514	0,4112	0,2020	0,3825

Tabela 05 – Probabilidades ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) de ocorrência de precipitação, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Janeiro		Fevereiro		Março		Abril		Maio		Junho	
		$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$	$P_{10}$	$P_{11}$
25		0,1608	0,3689	0,1524	0,4528	0,1188	0,3210	0,1247	0,4516	0,0911	0,3485	0,1371	0,3563
26	07	0,1921	0,5132	0,2343	0,4684	0,1835	0,3689	0,2122	0,4969	0,1393	0,4917	0,1783	0,4113
27		0,1444	0,3716	0,1975	0,3547	0,1601	0,3020	0,1753	0,4309	0,1368	0,3514	0,1648	0,3154
28		0,2429	0,5260	0,2932	0,4509	0,2401	0,4122	0,2604	0,4884	0,1624	0,4962	0,2507	0,4940
29		0,2206	0,5130	0,2354	0,4954	0,1756	0,4442	0,1571	0,4144	0,1397	0,4497	0,1850	0,5061
30	08	0,2216	0,4318	0,2329	0,3939	0,1886	0,3062	0,1747	0,3096	0,1437	0,3240	0,1690	0,3906
31		0,2332	0,4387	0,2548	0,4297	0,1963	0,3649	0,1872	0,3703	0,1632	0,3655	0,2115	0,3957
32		0,2498	0,5573	0,2540	0,5610	0,2074	0,4376	0,1908	0,4283	0,1698	0,4825	0,2127	0,5028
33		0,1566	0,3639	0,1777	0,3364	0,1550	0,3354	0,1399	0,3704	0,1211	0,3049	0,1494	0,3522
34	09	0,1771	0,3773	0,2063	0,3849	0,1686	0,4123	0,1884	0,4413	0,1327	0,3575	0,1682	0,4147
35		0,1554	0,2095	0,1565	0,2544	0,1364	0,2182	0,1425	0,2630	0,1351	0,1846	0,1584	0,1993
36		0,1552	0,3042	0,1664	0,3051	0,1343	0,2872	0,1354	0,3223	0,1190	0,3495	0,1632	0,3588
37		0,1653	0,4051	0,1788	0,3780	0,1528	0,3629	0,1373	0,3951	0,1236	0,3873	0,1755	0,3695
38	10	0,2020	0,4417	0,2294	0,4265	0,1733	0,3559	0,1793	0,3430	0,1491	0,4383	0,2067	0,3111
39		0,1547	0,3371	0,1696	0,3507	0,1566	0,3116	0,1553	0,3432	0,1294	0,3727	0,1666	0,3693
40		0,1832	0,3987	0,1972	0,3298	0,1635	0,3709	0,1591	0,3629	0,1300	0,3644	0,1738	0,3496
41		0,0855	0,3883	0,1108	0,3529	0,0970	0,3524	0,1024	0,3491	0,0832	0,2588	0,0925	0,3068
42	11	0,1133	0,3003	0,1184	0,2982	0,1087	0,2821	0,1079	0,3448	0,0975	0,4145	0,1406	0,3676
43		0,1876	0,3770	0,2206	0,4211	0,1746	0,3750	0,1758	0,4263	0,1501	0,4620	0,1752	0,4011
44		0,1650	0,2500	0,2022	0,2083	0,2955	0,2778	0,2045	0,5000	0,1368	0,4828	0,1889	0,4000
45		0,1532	0,4639	0,1581	0,5037	0,1462	0,4627	0,1138	0,4835	0,1145	0,4780	0,1517	0,5096
46	12	0,1186	0,4484	0,1248	0,4787	0,1036	0,4227	0,0937	0,4717	0,0936	0,3806	0,1125	0,4592
47		0,1520	0,3587	0,1724	0,4636	0,1665	0,3794	0,1261	0,4133	0,1317	0,4877	0,1585	0,4791
48		0,1222	0,2081	0,1176	0,3200	0,1359	0,2644	0,1156	0,3052	0,1167	0,2949	0,1178	0,3313
	Média	0,1832	0,4213	0,2052	0,4198	0,1714	0,3703	0,1589	0,4008	0,1368	0,3942	0,1712	0,4065
	Desvio Padrão	0,0404	0,0890	0,0472	0,0844	0,0400	0,0652	0,0365	0,0606	0,0232	0,0758	0,0313	0,0680
	Coef. Variação	0,2207	0,2112	0,2300	0,2011	0,2333	0,1761	0,2294	0,1511	0,1697	0,1923	0,1830	0,1673

Tabela 05 – Probabilidades ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) de ocorrência de precipitação, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Julho		Agosto		Setembro		Outubro		Novembro		Dezembro	
		$P_{10}$	$P_{11}$										
1		0,1652	0,3882	0,1568	0,4487	0,1857	0,4684	0,2020	0,3769	0,1839	0,3418	0,1834	0,3446
2	01	0,1639	0,4293	0,1618	0,4362	0,1966	0,5200	0,2328	0,4669	0,2259	0,4043	0,2134	0,4126
3		0,1617	0,3993	0,1569	0,4334	0,1774	0,4658	0,1908	0,4125	0,1675	0,2957	0,1674	0,3321
4		0,2117	0,4852	0,1712	0,5138	0,2184	0,5391	0,2645	0,4912	0,2576	0,4064	0,2364	0,4337
5		0,1565	0,4843	0,1501	0,5034	0,1825	0,5373	0,1774	0,4879	0,1754	0,4250	0,1723	0,4405
6	02	0,1479	0,4394	0,1519	0,4173	0,1727	0,4497	0,1762	0,4313	0,1480	0,4212	0,1626	0,3234
7		0,1473	0,4282	0,1434	0,4274	0,1693	0,4250	0,1698	0,3776	0,1376	0,2822	0,1536	0,3420
8		0,2047	0,4255	0,1580	0,3495	0,2191	0,5195	0,2640	0,4444	0,2196	0,3561	0,2359	0,4286
9		0,1598	0,4696	0,1599	0,5000	0,1789	0,5486	0,2072	0,4219	0,1905	0,4299	0,1957	0,4909
10	03	0,1922	0,4703	0,1851	0,5039	0,2254	0,5195	0,2469	0,4556	0,2264	0,4629	0,2418	0,4641
11		0,1696	0,4109	0,1912	0,4774	0,1952	0,4581	0,2349	0,3774	0,2108	0,3846	0,2194	0,3910
12		0,1227	0,3828	0,1101	0,3728	0,1271	0,4330	0,1552	0,3737	0,1294	0,3669	0,1250	0,4074
13		0,1309	0,4114	0,1229	0,3650	0,1763	0,3961	0,1917	0,3865	0,1785	0,3145	0,1658	0,3519
14	04	0,2088	0,4815	0,2035	0,3944	0,2527	0,4516	0,2813	0,4744	0,2436	0,3612	0,2429	0,4083
15		0,1229	0,4548	0,1297	0,4385	0,1581	0,4728	0,1729	0,4419	0,1451	0,3730	0,1440	0,3875
16		0,1613	0,3629	0,1647	0,3164	0,2013	0,3753	0,2057	0,3731	0,1861	0,2652	0,1629	0,2819
17		0,2130	0,4619	0,1747	0,4235	0,2067	0,5246	0,2233	0,4388	0,2138	0,4435	0,2289	0,4188
18	05	0,1617	0,2705	0,1307	0,2686	0,1493	0,3166	0,1474	0,2944	0,1505	0,2333	0,1344	0,2781
19		0,2046	0,5389	0,1692	0,5036	0,1834	0,5246	0,1957	0,4485	0,1894	0,4016	0,1910	0,4147
20		0,1704	0,4689	0,1667	0,3567	0,1584	0,4649	0,1716	0,2994	0,1536	0,3585	0,1533	0,3355
21		0,1471	0,4327	0,1363	0,4383	0,1367	0,4465	0,1611	0,4078	0,1515	0,3742	0,1293	0,3688
22	06	0,1905	0,4397	0,1806	0,4706	0,1938	0,5462	0,2133	0,5018	0,2108	0,4907	0,2112	0,5350
23		0,1955	0,4577	0,1954	0,5044	0,1929	0,5470	0,2180	0,4075	0,1897	0,4333	0,1915	0,3966
24		0,2006	0,4177	0,1588	0,4466	0,1952	0,4530	0,1738	0,3707	0,1716	0,3333	0,1631	0,3352

Tabela 05 – Probabilidades ( $P_{10}$  e  $P_{11}$ ) de ocorrência de precipitação, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Julho		Agosto		Setembro		Outubro		Novembro		Dezembro	
		$P_{10}$	$P_{11}$										
25		0,1218	0,4130	0,1101	0,3014	0,1479	0,4685	0,1814	0,3866	0,1488	0,3800	0,1458	0,3474
26	07	0,1675	0,5137	0,1407	0,3592	0,1932	0,5414	0,2220	0,3919	0,1841	0,4493	0,1953	0,3359
27		0,1731	0,4202	0,1596	0,2676	0,1631	0,4012	0,1690	0,3032	0,1582	0,3176	0,1502	0,2714
28		0,2394	0,5291	0,1979	0,4336	0,2456	0,5000	0,2650	0,4773	0,2422	0,4465	0,2252	0,4610
29		0,1788	0,4589	0,1636	0,4748	0,1909	0,4750	0,1980	0,4399	0,1772	0,3966	0,1851	0,4710
30	08	0,1730	0,3892	0,1613	0,4194	0,2028	0,4478	0,2103	0,3624	0,2042	0,3354	0,1998	0,3771
31		0,1891	0,4254	0,1881	0,4083	0,2292	0,4133	0,2262	0,3670	0,1907	0,3837	0,2117	0,3682
32		0,1912	0,4960	0,1907	0,5216	0,2247	0,5169	0,2272	0,4817	0,2039	0,4265	0,2033	0,4668
33		0,1274	0,3430	0,1340	0,3063	0,1492	0,4031	0,1864	0,3537	0,1403	0,3286	0,1445	0,2792
34	09	0,1794	0,3496	0,1325	0,4000	0,1844	0,3864	0,1990	0,3525	0,1802	0,3380	0,1738	0,3010
35		0,1353	0,2359	0,1182	0,2385	0,1636	0,2330	0,1545	0,2484	0,1310	0,2278	0,1363	0,1880
36		0,1432	0,3778	0,1327	0,3247	0,1638	0,3482	0,1492	0,3097	0,1339	0,2788	0,1405	0,2597
37		0,1561	0,4630	0,1557	0,3723	0,1674	0,4279	0,1824	0,3708	0,1346	0,3696	0,1559	0,3064
38	10	0,1896	0,4619	0,1917	0,3389	0,1928	0,4278	0,2179	0,3925	0,1787	0,3353	0,1768	0,3293
39		0,1623	0,3701	0,1435	0,3293	0,1835	0,3802	0,1731	0,3385	0,1633	0,2453	0,1517	0,2461
40		0,1781	0,3923	0,1613	0,3105	0,1961	0,3758	0,1837	0,3783	0,1671	0,3137	0,1682	0,2259
41		0,1029	0,4206	0,0845	0,2857	0,0824	0,4300	0,0864	0,2841	0,0961	0,3011	0,0922	0,2889
42	11	0,1079	0,3388	0,1053	0,3627	0,1179	0,3560	0,1150	0,3082	0,0946	0,2318	0,1023	0,2319
43		0,1955	0,4495	0,1622	0,3394	0,1800	0,4422	0,1870	0,3421	0,1626	0,3026	0,1509	0,3041
44		0,1667	0,4643	0,1789	0,3793	0,2045	0,5000	0,2738	0,3750	0,2174	0,2857	0,2143	0,1923
45		0,1379	0,5717	0,1237	0,4946	0,1403	0,5916	0,1531	0,4586	0,1285	0,4901	0,1353	0,4222
46	12	0,1054	0,5000	0,1066	0,4276	0,1044	0,5370	0,1172	0,3857	0,1049	0,4539	0,1109	0,3813
47		0,1768	0,5401	0,1539	0,4800	0,1608	0,4677	0,1679	0,3416	0,1553	0,3516	0,1453	0,2629
48		0,1207	0,3936	0,1190	0,3657	0,1280	0,3448	0,1368	0,2833	0,1040	0,2681	0,1161	0,2649
	Média	0,1652	0,4319	0,1530	0,4011	0,1785	0,4546	0,1929	0,3895	0,1721	0,3587	0,1720	0,3522
	Desvio Padrão	0,0314	0,0648	0,0278	0,0749	0,0347	0,0719	0,0419	0,0623	0,0390	0,0695	0,0385	0,0811
	Coef. Variação	0,1899	0,1501	0,1814	0,1868	0,1944	0,1582	0,2173	0,1599	0,2266	0,1938	0,2238	0,2301

Analisando-se os valores médios das probabilidades de  $P_{10}$  e  $P_{11}$  apresentados na Tabela 05, pode-se notar que se situam entre 0,1717 e 0,4001, respectivamente, com baixos valores de desvio padrão, os quais ficaram entre 0,0179 e 0,0300 para  $P_{10}$  e  $P_{11}$  respectivamente, demonstrando a distribuição uniforme das probabilidades de precipitação no Estado ao longo do ano.

Esses resultados assemelham-se com o trabalho realizado por Berlato (1999), o qual cita que o Estado do Rio Grande do Sul não apresenta uma estação chuvosa e uma estação seca bem definida, ocorrendo, portanto uma distribuição homogênea das precipitações ao longo das quatro estações do ano, com 24% destas ocorrendo no verão, 25% no outono, 25% no inverno e 26 % na primavera. Assemelha-se também com o trabalho realizado por Fontana & Almeida (2002) os quais concluíram que o número de dias com precipitação pluvial é semelhante em todas as estações do ano no RS.

Outra observação que pode ser feita ao se analisar a Tabela 05, é que os valores de  $P_{11}$  em sua grande maioria foram mais elevados que os valores de  $P_{10}$ , ou seja, a probabilidade de ocorrer chuva hoje dado que ocorreu ontem é maior que a probabilidade de ocorrer chuva hoje dado que não ocorreu ontem, resultados estes que corroboram com a hipótese de persistência dos dados de chuva descrita por Markov e citada em Genovez (1987) na qual os dados de precipitação do dia presente apresentam uma tendência de repetir o evento ocorrido no dia anterior.

#### 4.1.1.2 Ajuste do modelo dos elementos $P_{10}$ da matriz de transição para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul

Para realizar essa fase, os elementos da matriz de transição foram agrupados em suas respectivas regiões, de modo que a determinação dos coeficientes do ajustamento do modelo harmônico envolveu todas estações selecionadas em cada uma das 12 regiões fisiográficas escolhidas.

Os coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com quatro termos harmônicos foram escolhidos, conforme sugerido em Nishijima (2004), para representar a variação das probabilidades de ocorrência de precipitação ( $P_{10}$ ) para as estações em estudo, sendo representados por:

$$P_{10}(t) = a_0 + a_1 \sin(2\pi t / 365) + a_2 \cos(2\pi t / 365) + a_3 \sin(4\pi t / 365) + a_4 \cos(4\pi t / 365) \quad (4.2)$$

Na Tabela 06 podemos observar os coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com 4 termos harmônicos para representar a probabilidade de ocorrência  $P_{10}$ .

Tabela 06 – Coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com 4 termos harmônicos para representar a probabilidade de ocorrência  $P_{10}$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
01	0,1919	-0,0053	0,0285	0,0101	-0,0013
02	0,1742	-0,0031	0,0185	0,0107	-0,0022
03	0,1804	-0,0067	0,0276	0,0100	-0,0004
04	0,1818	-0,0029	0,0212	0,0078	-0,0104
05	0,1766	0,0016	0,0086	0,0093	0,0012
06	0,1772	-0,0036	0,0110	0,0115	0,0011
07	0,1812	-0,0003	0,0155	0,0071	-0,0080
08	0,1978	-0,0023	0,0226	0,0156	0,0000
09	0,1528	-0,0001	0,0090	0,0054	-0,0046
10	0,1697	-0,0058	0,0055	0,0115	-0,0016
11	0,1462	0,0029	0,0065	0,0067	-0,0095
12	0,1306	-0,0016	0,0039	0,0080	-0,0001
Média	0,1717	-0,0023	0,0149	0,0095	-0,0030
Desvio Padrão	0,0193	0,0029	0,0087	0,0028	0,0041

Ao analisar a Tabela 06 pode-se observar que os valores dos desvios padrão dos coeficientes do modelo de probabilidade  $P_{10}$  apresentam uma pequena variabilidade em relação às diversas estações analisadas permanecendo estes entre 0,0028 e 0,0193, valores estes que se aproximam dos encontrados por Mitchell (2000), os quais apresentaram valores em torno de 0,0025.

A comparação dos coeficientes da função harmônica de  $P_{10}$  em função do tempo, obtidos na Tabela 06 com os coeficientes obtidos por Nishijima (2004), não foi possível devido ao fato daquele autor ter utilizado os valores de  $P_{10}$  logaritmizados ao invés de utilizá-los diretamente como foi realizado neste trabalho.

Os valores encontrados por Nishijima (2004), para  $P_{10}$  possuem uma média em torno de 0,22 e desvio padrão em torno de 0,03 sendo semelhantes aos encontrados neste trabalho, para os valores das probabilidades  $P_{10}$  e  $P_{11}$ , conforme apresentado na Tabela 06.

Na Tabela 07 são apresentados os valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores de t (b) calculados e tabelados e a significância entre os elementos  $P_{10}$  da matriz de transição.

Tabela 07 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $P_{10}$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
01	1,5452e-09	0,9993	0,9752	0,0306	2,23	NS
02	2,8755e-09	0,9982	0,9635	0,0627	2,23	NS
03	2,2070e-09	1,0002	0,9610	0,0070	2,23	NS
04	4,4812e-09	0,9994	0,9576	0,0205	2,23	NS
05	2,2253e-09	0,9991	0,9763	0,0375	2,23	NS
06	1,9938e-09	0,9996	0,9695	0,0136	2,23	NS
07	4,4671e-09	0,9990	0,9454	0,0311	2,23	NS
08	4,2842e-09	0,9993	0,9905	0,0463	2,23	NS
09	2,9179e-09	0,9988	0,9833	0,0640	2,23	NS
10	8,3709e-10	1,0001	0,9868	0,0085	2,23	NS
11	4,9017e-09	0,9993	0,8907	0,0137	2,23	NS
12	1,4077e-09	1,0009	0,9753	0,0384	2,23	NS

Obs: S = significativo e NS = não significativo

Pode-se observar que para as probabilidades  $P_{10}$  os valores do coeficiente linear (a), foram aproximadamente iguais a 0 (zero) em todas as regiões estudadas, e os valores do coeficiente angular (b), foram aproximadamente iguais a 1 (um) em todas as regiões, com uma variação entre 0,9982 e 1,0009 respectivamente, demonstrando, assim o bom grau de ajuste dos coeficientes do modelo.

Nesta fase, segundo Costa Neto (1977), objetiva-se que os parâmetros da regressão empregada tenham um ajuste de 0 (zero) para o coeficiente linear (a) e de 1 (um) para o coeficiente angular (b), o que confere uma inclinação da reta de 45° entre os valores observados e estimados de  $P_{10}$ . Essa inclinação da reta significa que os valores são estatisticamente semelhantes, o que é comprovado ao analisarmos que os resultados do teste t os quais foram todos significativos, indicando assim que os valores observados não diferem dos valores estimados.

Devido ao fato do coeficiente linear (a) ser estatisticamente igual a 0 (zero), os valores do coeficiente angular (b) podem ser interpretados, como uma relação média existente entre os valores dos elementos da matriz de transição das probabilidades de  $P_{10}$  observado e  $P_{10}$  estimado, segundo Costa Neto (1977), evidenciando assim, o bom ajuste do modelo.

Nas Figuras 04 e 05 pode-se observar a comparação gráfica dos valores de  $P_{10}$  observados x os valores de  $P_{10}$  estimados para as diferentes regiões fisiográficas do Estado.

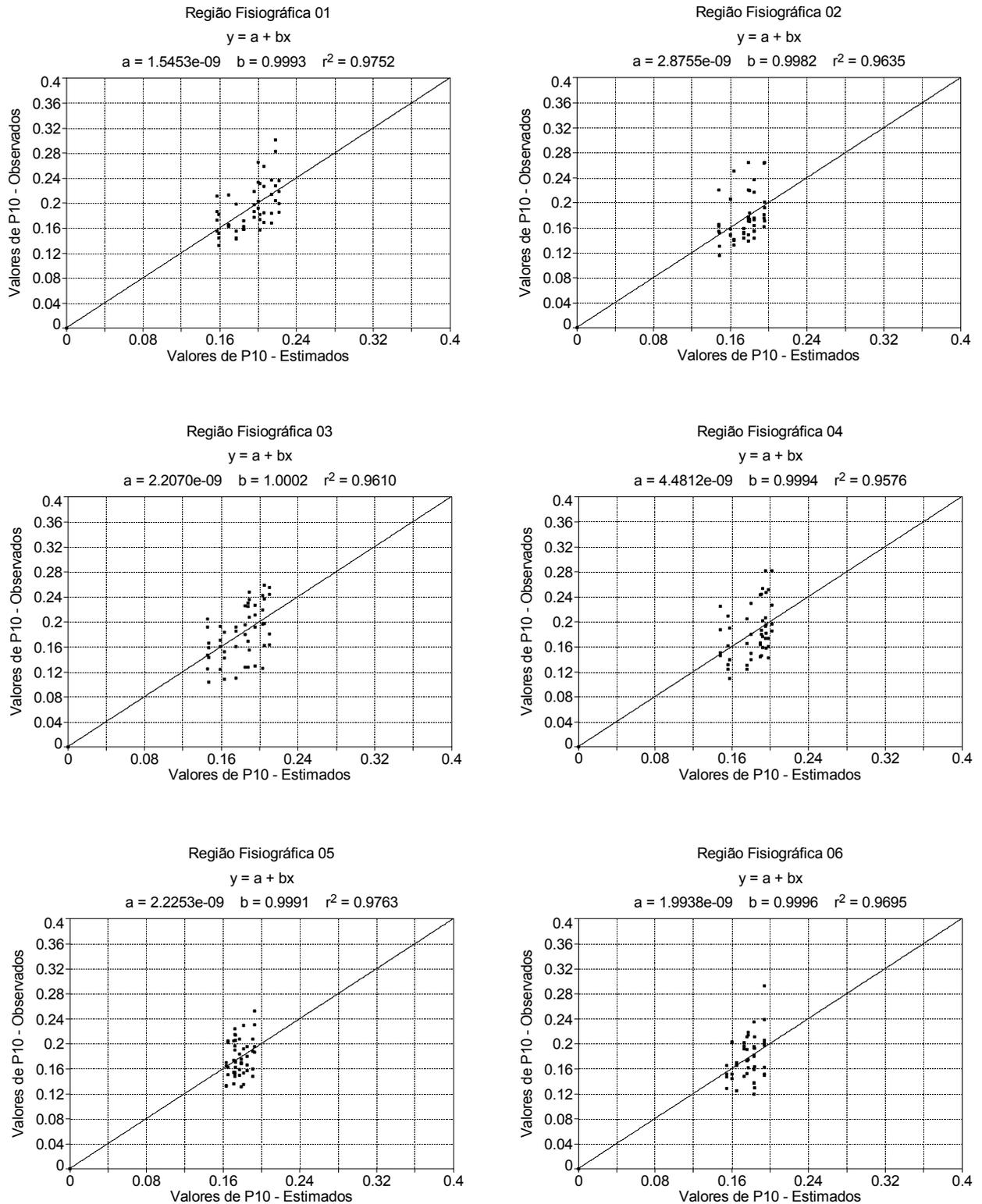


Figura 04 – Valores de  $P_{10}$  observados x  $P_{10}$  estimados para as regiões fisiográficas 01 a 06.

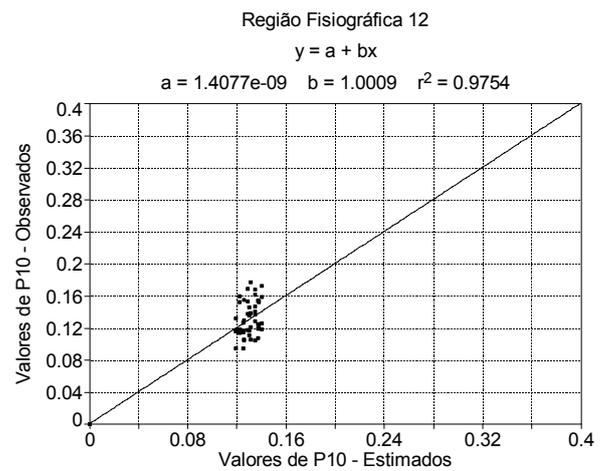
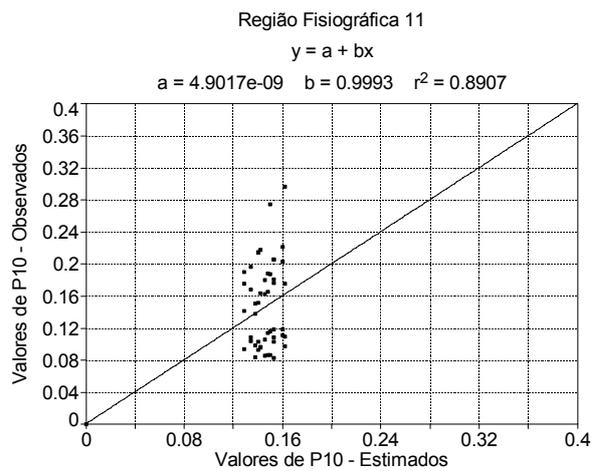
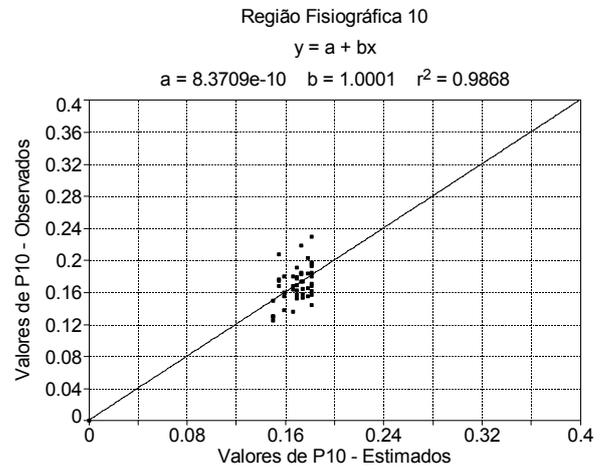
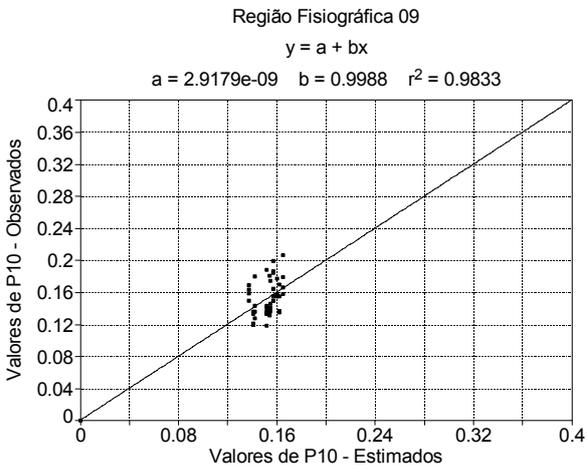
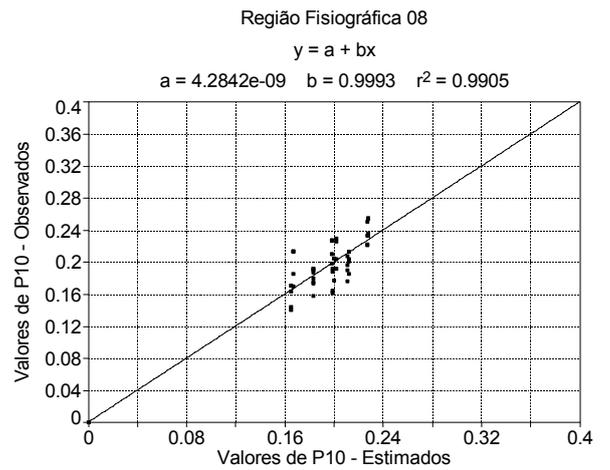
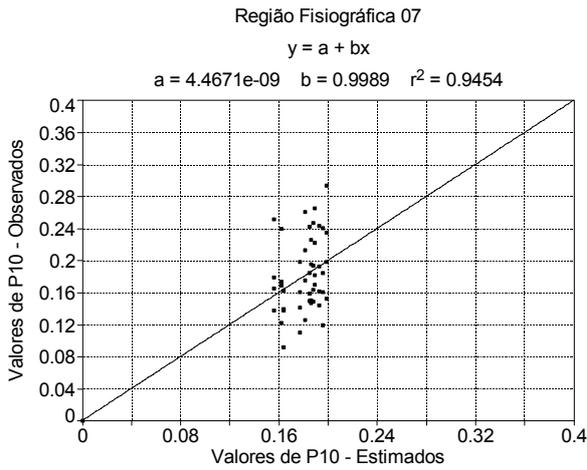


Figura 05 – Valores de P<sub>10</sub> observados x P<sub>10</sub> estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12.

#### 4.1.1.3 Ajuste do modelo dos elementos $P_{11}$ da matriz de transição para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul

Os coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com quatro termos harmônicos foram escolhidos para representar a variação das probabilidades de ocorrência de precipitação  $P_{11}$  para as estações em estudo e são representados por:

$$P_{11}(t) = b_0 + b_1 \text{sen}(2\pi t / 365) + b_2 \text{cos}(2\pi t / 365) + b_3 \text{sen}(4\pi t / 365) + b_4 \text{cos}(4\pi t / 365) \quad (4.3)$$

A utilização de quatro termos harmônicos na equação anterior foi baseada no trabalho realizado por Nishijima (2004). O procedimento é o mesmo que foi utilizado para o ajuste dos coeficientes do modelo dos elementos de  $P_{10}$  apresentados anteriormente no item 4.1.1.2.

Na Tabela 08 podemos observar os coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com quatro termos harmônicos utilizados para representar a probabilidade de ocorrência  $P_{11}$ .

Tabela 08 – Coeficientes do modelo Markoviano de primeira ordem com 4 termos harmônicos para representar a probabilidade de ocorrência  $P_{11}$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$
01	0,4313	-0,0052	-0,0102	0,0361	0,0005
02	0,4277	-0,0018	-0,0063	0,0256	0,0016
03	0,4419	-0,0023	0,0185	0,0464	0,0114
04	0,3933	0,0066	-0,0164	0,0152	-0,0082
05	0,3906	-0,0038	-0,0132	0,0249	-0,0057
06	0,4314	-0,0126	-0,0069	0,0264	-0,0087
07	0,4117	0,0111	-0,0097	0,0053	-0,0079
08	0,4299	-0,0054	0,0008	0,0333	0,0184
09	0,3150	0,0080	-0,0159	0,0131	-0,0162
10	0,3620	0,0094	-0,0214	0,0200	-0,0091
11	0,3503	0,0128	-0,0565	0,0102	-0,0202
12	0,4156	-0,0015	-0,0470	0,0296	-0,0039
Média	0,4001	0,0013	-0,0153	0,0238	-0,0040
Desvio Padrão	0,0394	0,0080	0,0199	0,0118	0,0108

Pode-se observar na Tabela 08 que os valores dos desvios padrão dos coeficientes do modelo de probabilidade  $P_{11}$  mostraram uma variabilidade pequena em relação às diversas estações analisadas, estando estes entre 0,0080 e 0,0394,

os quais apresentam semelhanças com os valores encontrados por Mitchell (2000).

Conforme apresentado anteriormente para  $P_{10}$ , a comparação dos coeficientes da função harmônica de  $P_{11}$  em função do tempo, obtidos na Tabela 08 com os coeficientes obtidos por Nishijima (2004), não foi possível devido ao fato daquele autor ter utilizado os valores de  $P_{11}$  logaritmizados sendo que os valores encontrados pelo autor para  $P_{11}$  possuem uma média em torno de 0,50 e desvio padrão em torno de 0,04, sendo semelhantes aos encontrados neste trabalho, para os valores das probabilidades  $P_{11}$ , conforme apresentado na Tabela 08.

Na Tabela 09 encontram-se os valores do coeficiente linear, angular, coeficiente de determinação, valores de t (b) calculados e tabelados e a significância para os elementos da probabilidade  $P_{11}$ .

Tabela 09 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $P_{11}$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
01	2,3504e-09	1,0001	0,9832	0,0067	2,23	NS
02	1,6637e-09	0,9999	0,9808	0,0040	2,23	NS
03	3,9022e-09	0,9996	0,9862	0,0244	2,23	NS
04	4,3293e-09	0,9997	0,9842	0,0182	2,23	NS
05	1,9495e-09	1,0002	0,9562	0,0052	2,23	NS
06	1,0564e-09	1,0001	0,9831	0,0074	2,23	NS
07	4,7025e-09	0,9994	0,9690	0,0246	2,23	NS
08	-1,9841e-09	0,9998	0,9844	0,0106	2,23	NS
09	6,5089e-09	0,9990	0,9627	0,0335	2,23	NS
10	4,7113e-09	0,9992	0,9846	0,0433	2,23	NS
11	2,1313e-09	0,9997	0,9699	0,0096	2,23	NS
12	-1,3401e-09	1,0007	0,9641	0,0237	2,23	NS

Obs: S = significativo e NS = não significativo

A equação de regressão ajustada para o conjunto de regiões fisiográficas escolhidas, apresentou coeficientes de determinação superiores a 95 %, indicando o bom ajuste entre os valores de  $P_{11}$  observados e estimados. Semelhante ao ocorrido na Tabela 07, os valores do coeficiente linear e do coeficiente angular da Tabela 09, ficaram próximos a 0 e 1 respectivamente em todas as regiões estudadas, com uma variação entre 0,9990 e 1,0007. Pode-se notar essa relação através da não significância obtida entre os valores pelo teste t, o qual indica que há semelhança estatística entre os valores observados e os valores estimados.

A comparação gráfica dos valores de P<sub>11</sub> observados x P<sub>11</sub> estimados para as diferentes regiões fisiográficas do Estado pode ser vista nas Figuras 06 e 07.

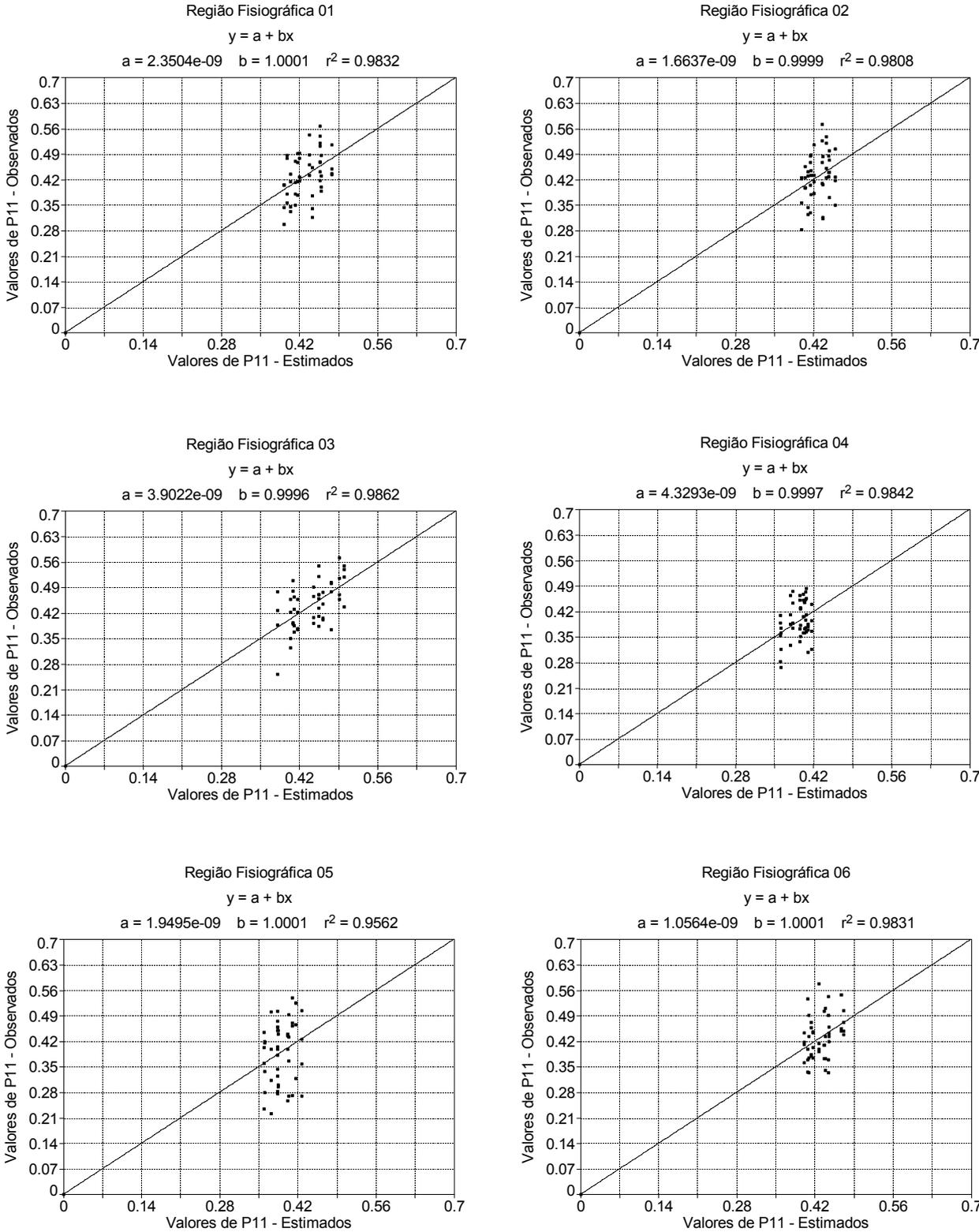


Figura 06 – Valores de P<sub>11</sub> observados x P<sub>11</sub> estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6.

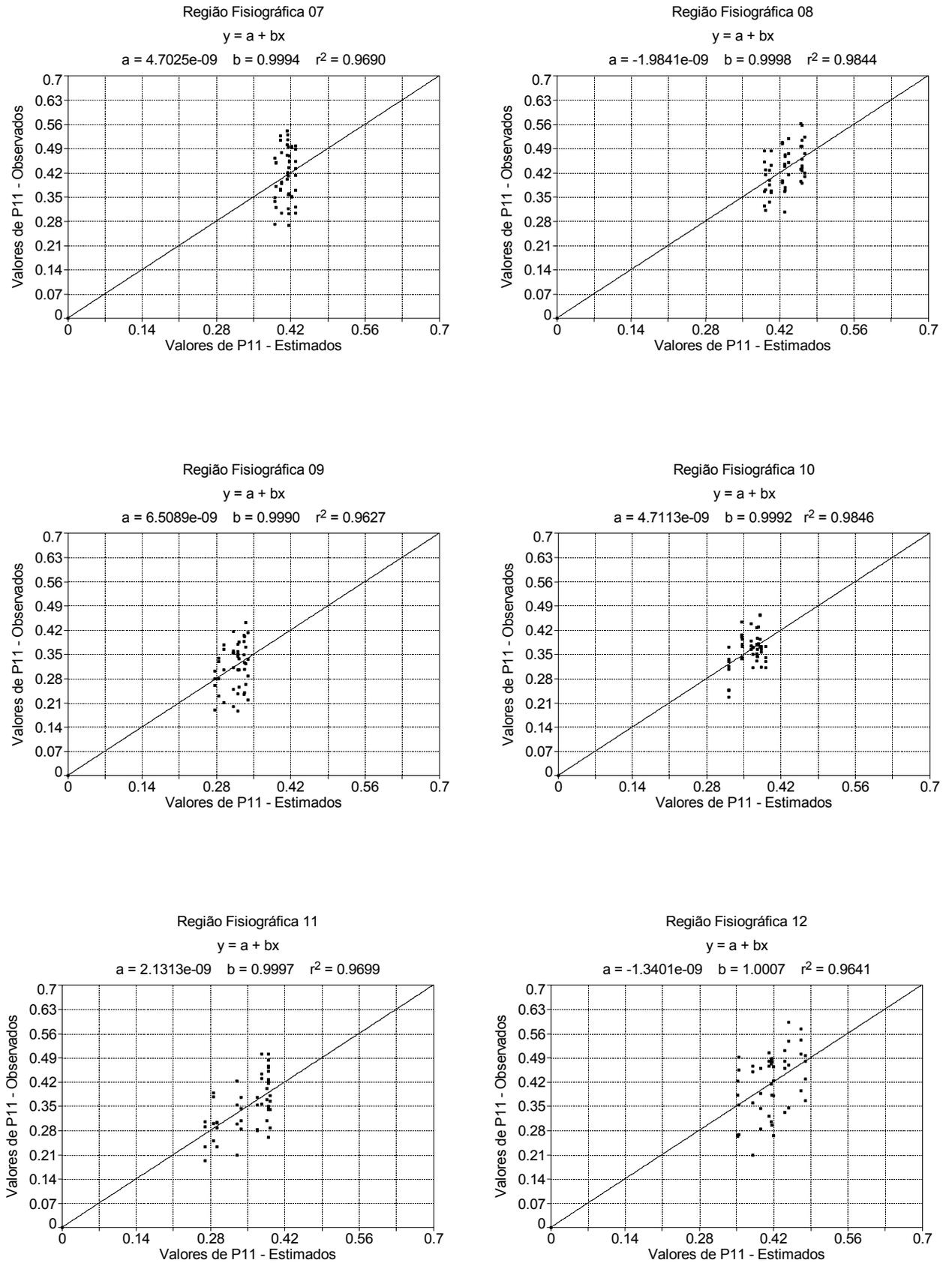


Figura 07 – Valores de  $P_{11}$  observados x  $P_{11}$  estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12.

As Figuras 06 e 07 mostram o ajuste dos dados com uma pequena variação uma vez que os valores de do coeficiente angular (b) da equação ajustada são muito próximos a 1 (um), o que indica o bom ajuste dos dados observados em comparação aos dados estimados.

#### 4.1.1.4 Distribuição espacial da matriz de transição ( $P_{10}$ e $P_{11}$ )

Conforme mostrado anteriormente os elementos da matriz de transição da ocorrência da precipitação, modificada e adotada neste trabalho foram expressos em função do tempo e da posição geográfica das estações pluviométricas por:

$$MT(\phi, \lambda, t) = \begin{bmatrix} P_{00}(\phi, \lambda, t) & P_{01}(\phi, \lambda, t) \\ P_{10}(\phi, \lambda, t) & P_{11}(\phi, \lambda, t) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

onde  $MT$  é a matriz de transição,  $\phi$  é latitude e  $\lambda$  é a longitude do posto pluviométrico e  $t$  a época do ano considerada.

Os valores dos coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência  $P_{10}$  em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi$ ,  $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica do Estado podem ser vistas na Tabela 10.

Tabela 10 – Coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência  $P_{10}$  em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi$ ,  $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica

Região	$\Phi$	$\lambda$	$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
01	-27,6633	-52,7142	0,1919	-0,0053	0,0285	0,0101	-0,0013
02	-28,4832	-53,1902	0,1742	-0,0031	0,0185	0,0107	-0,0022
03	-28,0786	-51,1592	0,1804	-0,0067	0,0276	0,0100	-0,0004
04	-27,7095	-54,4857	0,1818	-0,0029	0,0212	0,0078	-0,0104
05	-30,5636	-51,8163	0,1766	0,0016	0,0086	0,0093	0,0012
06	-29,8822	-50,7116	0,1772	-0,0036	0,0110	0,0115	0,0011
07	-29,9684	-52,6339	0,1812	-0,0003	0,0155	0,0071	-0,0080
08	-28,9560	-51,3845	0,1978	-0,0023	0,0226	0,0156	0,0000
09	-29,3294	-55,9086	0,1528	-0,0001	0,0090	0,0054	-0,0046
10	-29,4892	-54,1834	0,1697	-0,0058	0,0055	0,0115	-0,0016
11	-31,1248	-54,1608	0,1462	0,0029	0,0065	0,0067	-0,0095
12	-31,9371	-52,6054	0,1306	-0,0016	0,0039	0,0080	-0,0001
Média	-29,4321	-52,9128	0,1717	-0,0023	0,0149	0,0095	-0,0030
Desvio Padrão	1,3477	1,5482	0,0193	0,0029	0,0087	0,0028	0,0041

A análise dos valores médios dos coeficientes do modelo de probabilidade  $P_{10}$  e os seus respectivos desvios padrão mostram a existência embora pequena da variabilidade desses coeficientes em relação às diversas regiões estudadas.

Na Tabela 11 encontram-se os valores do coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência  $P_{11}$  em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ ,  $\lambda$ ) das estações de cada região.

Tabela 11 – Coeficientes do modelo da probabilidade de ocorrência  $P_{11}$  em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ ,  $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica

Região	$\varphi$	$\lambda$	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$
01	-27,6633	-52,7142	0,4313	-0,0052	-0,0102	0,0361	0,0005
02	-28,4832	-53,1902	0,4277	-0,0018	-0,0063	0,0256	0,0016
03	-28,0786	-51,1592	0,4419	-0,0023	0,0185	0,0464	0,0114
04	-27,7095	-54,4857	0,3933	0,0066	-0,0164	0,0152	-0,0082
05	-30,5636	-51,8163	0,3906	-0,0038	-0,0132	0,0249	-0,0057
06	-29,8822	-50,7116	0,4314	-0,0126	-0,0069	0,0264	-0,0087
07	-29,9684	-52,6339	0,4117	0,0111	-0,0097	0,0053	-0,0079
08	-28,9560	-51,3845	0,4299	-0,0054	0,0008	0,0333	0,0184
09	-29,3294	-55,9086	0,3150	0,0080	-0,0159	0,0131	-0,0162
10	-29,4892	-54,1834	0,3620	0,0094	-0,0214	0,0200	-0,0091
11	-31,1248	-54,1608	0,3503	0,0128	-0,0565	0,0102	-0,0202
12	-31,9371	-52,6054	0,4156	-0,0015	-0,0470	0,0296	-0,0039
Média	-29,4321	-52,9128	0,4001	0,0013	-0,0153	0,0238	-0,0040
Desvio Padrão	1,3477	1,5482	0,0394	0,0080	0,0199	0,0118	0,0108

De maneira semelhante ao ocorrido na Tabela 10, na Tabela 11 os valores médios dos coeficientes do modelo de probabilidade  $P_{11}$  e os seus respectivos desvios padrão mostram a existência de pequena variabilidade entre esses coeficientes em relação às diversas estações analisadas, o que pode ser confirmado pela observação dos baixos valores dos desvios padrão.

#### 4.1.1.5 Ajuste dos coeficientes ( $a_0$ , $a_1$ , $a_2$ , $a_3$ e $a_4$ ) do modelo harmônico de $P_{10}$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações

Os coeficientes da função de probabilidade de ocorrência de precipitação  $P_{10}$ , isto é,  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$ , em função da latitude e da longitude de cada estação, foram relacionados por uma função do tipo  $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$ , na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $P_{10}$ ,  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Os valores de  $c_0$ ,  $c_1$  e  $c_2$  foram determinados pelo método dos mínimos quadrados e podem ser vistos na Tabela 12, bem como a soma dos quadrados dos resíduos entre os valores observados e estimados pelo modelo bilinear.

Tabela 12 – Coeficientes  $c_0$ ,  $c_1$  e  $c_2$  do modelo  $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$  e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes)

Coeficientes	$c_0$	$c_1$	$c_2$	SQRes
$a_0$	0,026827	0,003028	-0,004415	0,004830
$a_1$	0,002597	-0,000651	0,000453	0,000085
$a_2$	0,009216	0,002782	-0,001652	0,000612
$a_3$	0,003602	-0,000229	0,000017	0,000088
$a_4$	0,004820	-0,000948	0,000676	0,000150

Conforme pode ser visto na Tabela 12, a soma do quadrados dos resíduos resultantes da comparação entre os valores observados e os valores estimados variou entre 0,000088 e 0,004830, indicando um bom ajuste das grandezas envolvidas.

As Figuras 08 a 12 mostram a comparação gráfica entre os valores dos coeficientes ( $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$ ) do modelo harmônico de  $P_{10}$  observados e dos valores dos mesmos coeficientes estimados.

Podemos perceber através dos valores do coeficiente angular ( $b$ ) da regressão ajustada, os quais ficaram bem próximos a 1 (um), que o modelo proposto consegue estimar valores estatisticamente semelhantes aos observados.

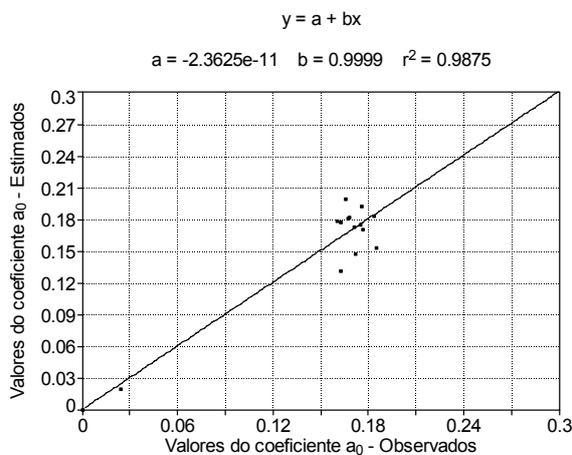


Figura 08 – Coef.  $a_0$  obs. x Coef.  $a_0$  est.

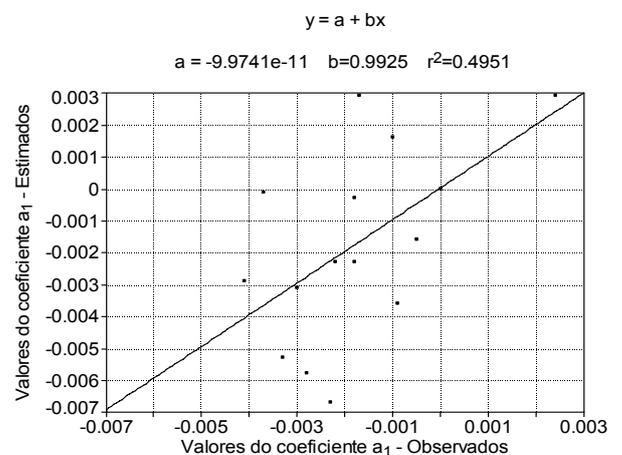
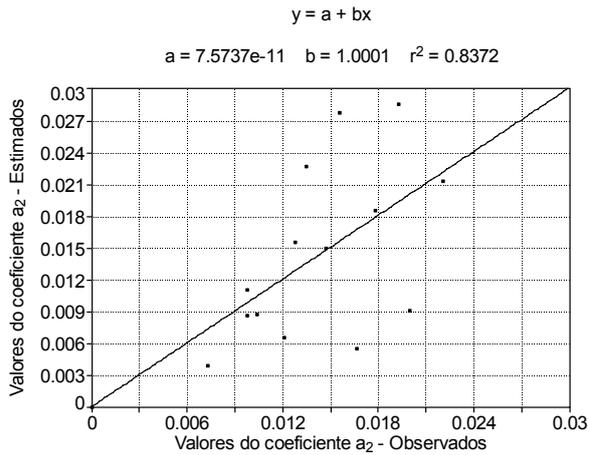
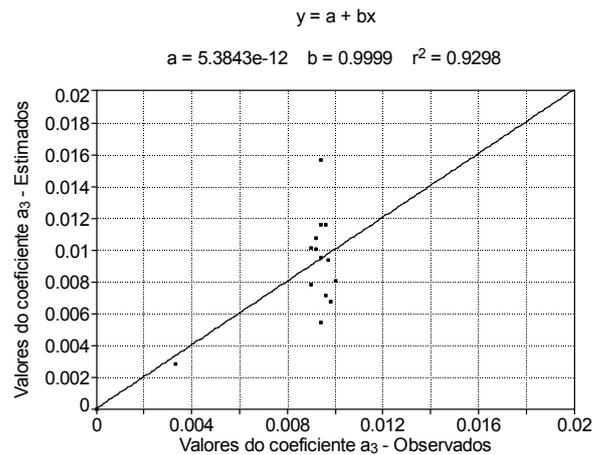
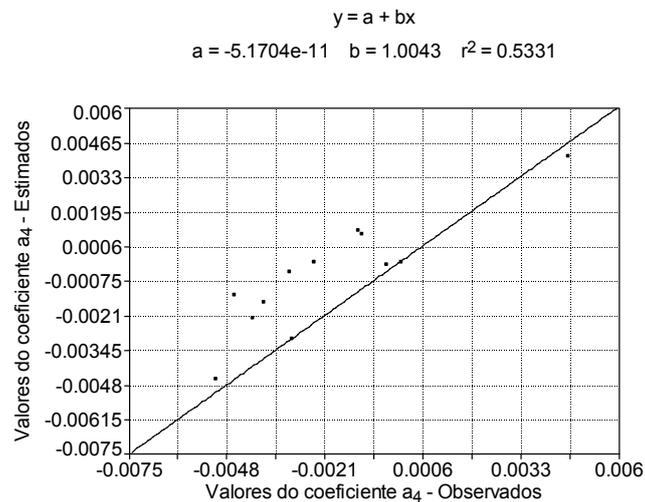


Figura 09 – Coef.  $a_1$  obs. x Coef.  $a_1$  est.

Figura 10 – Coef.  $a_2$  obs. x Coef.  $a_2$  est.Figura 11 – Coef.  $a_3$  obs. x Coef.  $a_3$  est.Figura 12 – Coef.  $a_4$  obs. x Coef.  $a_4$  est.

#### 4.1.1.6 Ajuste dos coeficientes ( $b_0$ , $b_1$ , $b_2$ , $b_3$ e $b_4$ ) do modelo harmônico de $P_{11}$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações

Os coeficientes da função de probabilidade de ocorrência de precipitação  $P_{11}$ , isto é,  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $b_3$  e  $b_4$ , em função da latitude e da longitude de cada estação foram relacionados por uma função do tipo  $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$ , na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $P_{11}$ ,  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Os valores de  $d_0$ ,  $d_1$  e  $d_2$  foram determinados pelo método dos mínimos quadrados e podem ser vistos na Tabela 13, bem como a soma dos quadrados dos resíduos entre os valores observados e estimados pelo modelo bilinear.

Tabela 13 – Coeficientes  $d_0$ ,  $d_1$  e  $d_2$  do modelo  $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$  e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes)

Coeficientes	$d_0$	$d_1$	$d_2$	SQRes
$b_0$	0,064260	-0,008441	-0,001635	0,023334
$b_1$	0,005633	0,001420	-0,000710	0,000667
$b_2$	0,020446	0,004513	-0,001826	0,003515
$b_3$	0,014590	-0,000535	0,000126	0,001570
$b_4$	0,012261	0,000293	0,000147	0,001217

Conforme pode ser visto na Tabela 13, a soma do quadrados dos resíduos resultantes da comparação entre os valores observados e os valores estimados variam entre 0,001217 e 0,023334, indicando um bom ajuste das grandezas envolvidas, mas com qualidade inferior ao caso analisado anteriormente.

As Figuras 13 a 17 mostram a comparação gráfica entre os valores dos coeficientes ( $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$ ,  $b_3$  e  $b_4$ ) do modelo harmônico de  $P_{11}$  observados e dos valores dos mesmos coeficientes estimados.

Pode-se perceber através da análise dos gráficos que os coeficientes obtiveram um bom ajuste, principalmente se levarmos em conta os valores de  $b$ , os quais variaram entre 0,9992 e 1,0005, sendo que o que se deseja é que tais valores permaneçam em torno de 1 (um) conforme citado por Costa Neto (1977).

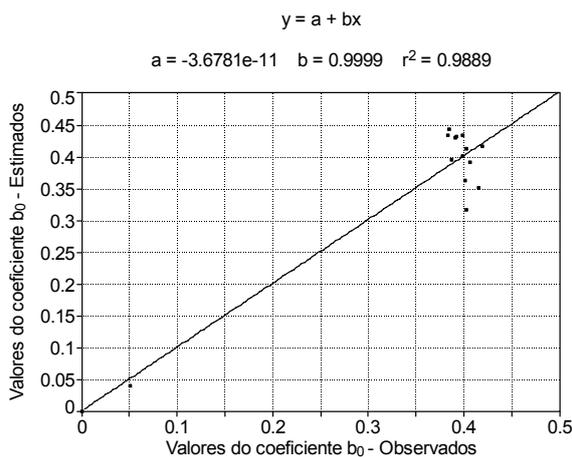


Figura 13 – Coef.  $b_0$  obs. x Coef.  $b_0$  est.

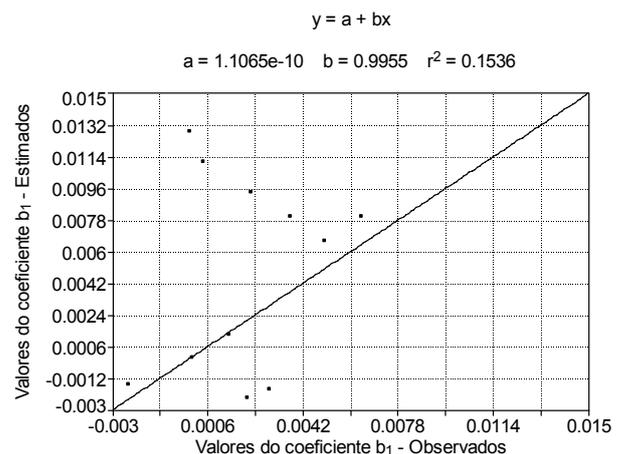


Figura 14 – Coef.  $b_1$  obs. x Coef.  $b_1$  est.

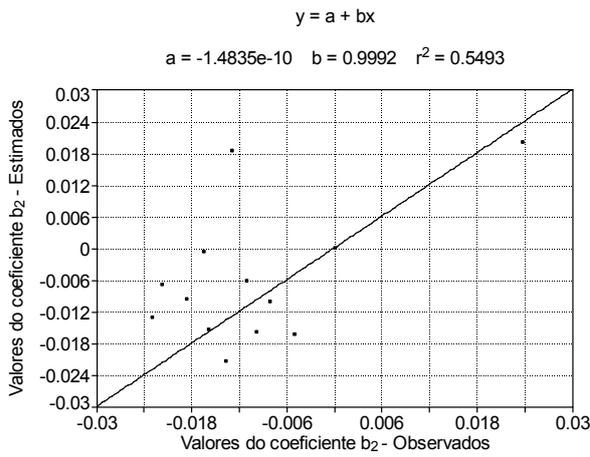


Figura 15 – Coef.  $b_2$  obs. x Coef.  $b_2$  est.

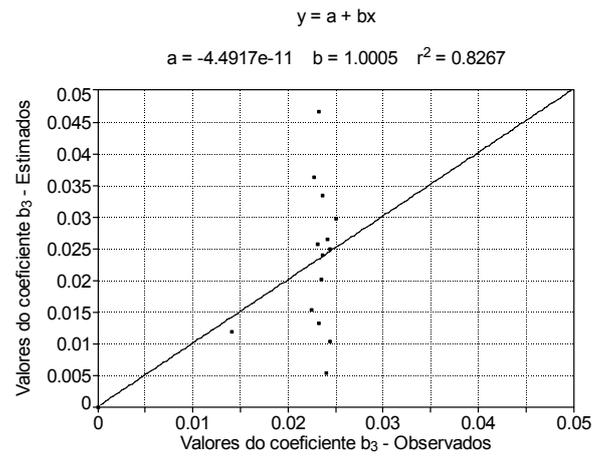


Figura 16 – Coef.  $b_3$  obs. x Coef.  $b_3$  est.

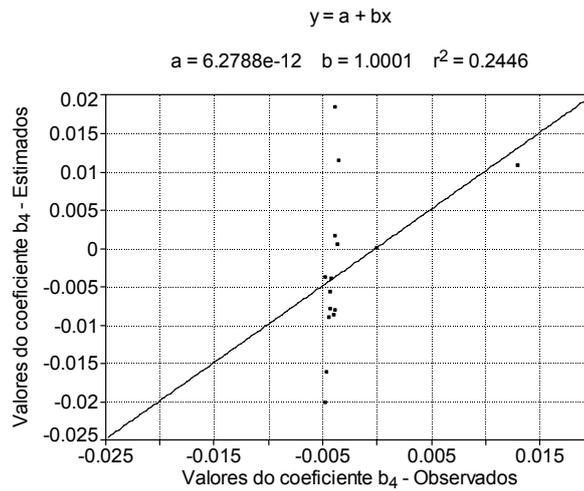


Figura 17 – Coef.  $b_4$  obs. x Coef.  $b_4$  est.

#### 4.1.1.7 Validação do modelo de previsão das probabilidades $P_{10}$ e $P_{11}$

Na Tabela 14 é possível observar os valores do coeficiente linear ( $a$ ), do coeficiente angular ( $b$ ), do coeficiente de determinação ( $r^2$ ), dos valores de  $t$  ( $b$ ) calculados e tabelados e a significância para as probabilidades  $P_{10}$ .

Tabela 14 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $P_{10}$

	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
$P_{10}$	2.7791E-02	0,9354	0,9477	7,0554	2,01	S

Através da Tabela 14 pode-se perceber que os valores de t (b) calculados foram significativos para  $P_{10}$ , o que indica que os valores observados não são iguais aos valores estimados, mas se forem observadas as diferenças entre os coeficientes da regressão (6,5 %) pode-se notar que estas foram pequenas, resultando que para a utilização do modelo proposto, os coeficientes devem ser ajustados pela equação utilizada, podendo desta forma ser aplicados para a modelagem das probabilidades  $P_{10}$ .

A Figura 18 mostra uma visualização na forma gráfica da relação entre os valores de  $P_{10}$  observados x  $P_{10}$  estimados.

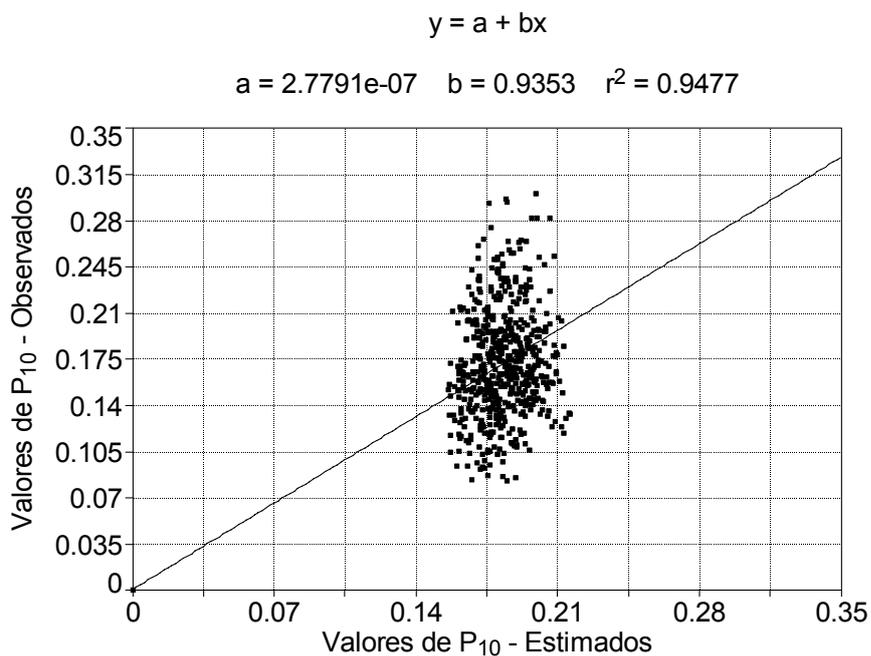


Figura 18 – Valores de  $P_{10}$  observados x  $P_{10}$  estimados

Podemos perceber através da Figura 18 que embora o valor de b esteja bem próximo a 1 (um) para  $P_{10}$ , seus valores estimados são estatisticamente diferentes dos valores observados.

Na Tabela 15 é possível observar os valores do coeficiente linear (a), do coeficiente angular (b), do coeficiente de determinação ( $r^2$ ), dos valores de t (b) calculados e tabelados e a significância para as probabilidades  $P_{11}$ .

Tabela 15 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $P_{11}$

	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
$P_{11}$	4.6653E-02	0,7563	0,9614	38,5534	2,01	S

De maneira semelhante ao ocorrido no ajuste de  $P_{10}$ , pode-se perceber na Tabela 15, que os valores de t (b) calculados também foram significativos para  $P_{11}$ , o que indica que os valores observados de  $P_{11}$  não são iguais aos valores estimados, inclusive com uma diferença em torno de 24,4 % que é maior que a encontrada para  $P_{10}$ . Desta forma como as diferenças foram significativas, os coeficientes devem ser ajustados pela regressão, podendo desta forma ser utilizado para a modelagem das probabilidades de  $P_{11}$ . Essa diferença pode ser observada através da comparação gráfica mostrada na Figura 19.

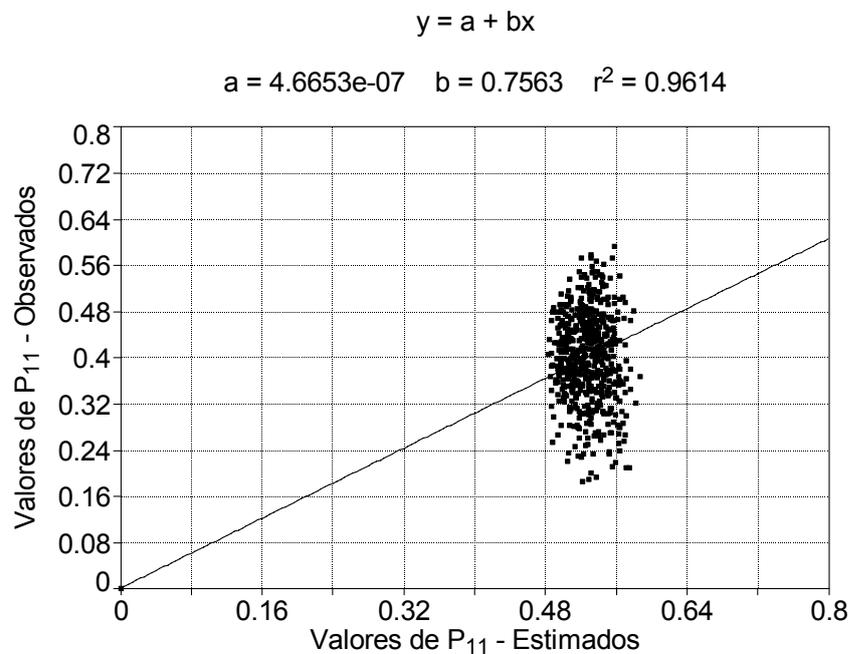


Figura 19 – Valores de  $P_{11}$  observados x  $P_{11}$  estimados.

#### 4.1.2 Modelagem da quantidade da precipitação pluvial

Os parâmetros necessários ao ajuste das séries históricas à distribuição gama determinados, segundo recomendado por Genovez (1987), são do tipo  $\alpha(t)$  e  $\beta(t)$ , sendo que neste trabalho foram modificados para  $\alpha(\phi, \lambda, t)$  e  $\beta(\phi, \lambda, t)$ .

A Tabela 16 mostra os resultados obtidos para os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  da função gama para as diferentes estações escolhidas nas doze regiões fisiográficas do Estado do Rio Grande do Sul selecionadas para este estudo para diferentes períodos do ano.

Como pode-se observar na Tabela 16, os valores de  $\alpha$  variaram entre 0,8312 (junho) e 1,7776 (agosto), demonstrando pequena amplitude de variação desse parâmetro ao longo do ano, valores estes semelhantes aos encontrados por Assis (1993) para o Município de Pelotas no Rio Grande do Sul o qual concluiu que a função de distribuição de probabilidade gama representa adequadamente os totais semanais de chuva de Pelotas justificando assim mais uma vez a utilização de tal função neste trabalho.

Os valores de alfa constantes ao longo do ano, também estão de acordo com os valores encontrados por Fonseca & Albuquerque (1978) na estimativa dos parâmetros da distribuição gama de probabilidade em uma região de Pelotas, RS.

Os valores de beta variaram entre 8,5669 (dezembro) e 27,8948 (março), demonstrando amplitude de variação um pouco maior desse parâmetro ao longo do ano quando comparado com a amplitude de variação de  $\alpha$ . Este resultado difere do descrito por Assis (1993) sendo os valores encontrados neste trabalho, inferiores aos descritos por este autor.

Embora a amplitude dos valores de  $\beta$  sejam um pouco superiores aos de  $\alpha$ , os mesmos não possuem uma grande variação ao longo do ano, diferente dos resultados encontrados por Andrade Júnior et al. (2001) em trabalho realizado em Parnaíba e Teresina, Piauí, onde os autores encontraram valores de  $\beta$  inferiores aos encontrados neste trabalho, mas com grande variação ao longo do ano, evidenciando duas estações bem definidas, uma chuvosa e outra seca.

Tabela 16 – Parâmetros ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) da função gama, nas diferentes estações e meses do ano

N°	Região Fisiográfica	Janeiro		Fevereiro		Março		Abril		Maio		Junho	
		$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$
1		1,2696	16,1340	1,6114	12,7541	1,3050	14,6755	1,4705	14,0599	1,2231	19,9817	1,4949	13,8900
2	01	1,2136	13,1258	1,1109	13,2629	1,0554	14,9133	0,9938	22,0355	1,1627	20,108	1,1027	16,8780
3		1,5156	12,8984	1,6721	12,2897	1,4945	12,6099	1,3785	16,6331	1,1805	20,1724	1,2419	16,7118
4		1,1440	13,4742	1,0761	14,1417	0,9899	15,3496	1,0849	19,0543	1,1338	20,5745	1,0511	17,1102
5		1,1224	14,1815	1,0640	13,4843	1,0435	14,0012	1,1251	14,3812	1,1410	17,6099	1,0042	16,4799
6	02	1,2273	14,7659	1,1065	13,8943	1,0865	16,8519	1,2328	13,8709	0,9731	23,7052	1,2104	16,6074
7		1,1292	17,9389	1,2689	16,2008	1,3158	15,7071	1,1088	19,9373	1,4240	17,2961	1,1885	18,0464
8		1,4478	14,2678	1,4256	12,5940	1,3356	15,0853	1,2804	18,3319	1,1945	18,8599	1,3407	17,2402
9		1,2357	11,9976	1,2436	11,6184	1,3693	10,7756	1,2132	13,4710	1,0791	17,6561	1,2845	14,4062
10	03	1,1962	13,2361	1,1863	12,4156	1,1739	13,4057	1,4170	12,3839	1,0224	19,6741	1,1362	15,2958
11		1,2559	12,5342	1,3293	10,3889	1,1311	12,4531	1,2552	10,4497	1,0033	14,8719	1,1877	11,3237
12		1,3875	14,7430	1,2916	16,2596	1,2106	16,4181	1,2608	16,5950	1,1799	20,1878	1,2446	16,9701
13		1,5120	10,9422	1,5153	11,2970	1,3642	11,8963	1,3019	13,6094	1,5408	12,2021	1,5772	12,0303
14	04	0,9828	16,8111	0,9663	16,6387	1,0112	15,2656	1,0306	17,3527	0,8927	20,5535	0,9627	16,1244
15		1,1953	15,7340	1,1144	17,7505	1,1387	16,7063	1,2134	17,7548	0,9897	22,3039	1,0804	16,1498
16		1,0911	16,2736	1,0695	14,9863	1,1073	13,9422	1,1184	17,3445	1,0525	21,0078	1,2375	16,4104
17		1,1051	13,3183	1,0742	14,3802	1,2831	12,3269	1,0470	14,1379	1,0873	15,8417	1,1731	16,5370
18	05	1,3052	10,4888	1,3308	10,7497	1,1062	12,8299	1,2896	13,1754	1,2523	12,6047	1,3132	14,3458
19		1,1167	12,9130	1,1832	11,7915	1,0575	13,0695	1,1380	13,0866	1,1290	13,8965	1,1362	16,2376
20		1,5195	11,0238	1,4839	12,4849	1,3434	12,3542	1,3575	13,6654	1,2928	15,1655	1,3580	14,9244
21		1,2227	13,2047	1,0647	14,9150	1,0883	13,0706	1,1863	13,1208	1,0409	13,5302	1,0481	19,2276
22	06	1,3023	11,6562	1,2329	14,7448	1,3164	12,9264	1,1408	13,6084	1,1809	13,1598	1,1260	16,7301
23		1,2421	12,2791	1,0932	13,7842	1,2123	10,8666	1,2135	12,9568	1,1892	11,5208	1,1842	14,2105
24		1,1046	11,0660	1,0433	11,2887	1,1188	11,3938	1,1953	11,2414	1,1962	10,4926	1,1538	13,6470

Tabela 16 – Parâmetros ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) da função gama, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Janeiro		Fevereiro		Março		Abril		Maio		Junho	
		$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$	$\alpha$	$\beta$
25		1,0186	21,3452	1,1220	19,5863	1,2785	11,9231	1,0862	19,9436	1,0559	17,6484	1,3230	15,6418
26	07	1,2118	13,6655	1,0337	15,3988	0,9693	17,6522	0,9812	19,6836	1,2244	14,8222	1,0081	17,3762
27		1,2853	14,1367	1,1611	15,6887	1,1599	15,1161	1,2494	16,7883	1,1729	18,9139	1,2713	17,8711
28		1,0146	10,3542	1,1736	11,4861	0,9479	11,8415	1,0204	14,0863	0,9224	13,1468	1,2036	11,1519
29		1,3642	12,1444	1,3485	11,8358	1,1241	12,4326	1,7044	10,9602	1,0721	15,2926	1,1389	14,8417
30	08	1,4375	11,1504	1,6389	10,2974	1,4276	12,5979	1,4278	12,0096	1,4308	11,6973	1,4275	13,1654
31		1,2748	10,9999	1,4114	10,4833	1,1870	12,3751	1,3536	11,4729	1,1724	12,9101	1,1541	13,5140
32		1,3852	09,4216	1,3694	09,7741	1,2701	10,5721	1,2197	12,4876	1,2576	10,4653	1,1251	14,9951
33		1,2809	19,1446	1,1331	20,7734	1,1384	20,9011	1,0757	24,3816	1,1954	20,5548	1,2315	17,8484
34	09	1,0965	20,4579	1,1576	18,6966	1,2106	20,9237	1,1204	23,5588	1,0808	23,9183	1,0040	16,3175
35		1,2774	19,4858	1,2281	23,2661	1,1882	27,8948	1,1442	27,8860	1,1117	30,1534	1,1532	22,5167
36		1,0638	20,0932	1,0956	19,9576	1,1553	20,3547	1,1429	23,5328	1,1896	20,0279	1,1641	17,4739
37		1,3265	15,1118	1,3031	15,0076	1,1515	17,2320	1,3172	15,5457	1,2184	17,4961	1,0993	18,9682
38	10	1,0545	16,5245	1,1765	14,9268	1,1061	16,6271	1,1446	20,6617	1,0762	19,8686	1,0476	21,2380
39		1,1471	18,4418	1,1919	17,8010	1,2285	17,7692	1,2503	19,3655	1,1098	21,5734	1,2268	17,2544
40		1,4975	13,3387	1,4378	15,4573	1,2158	21,1798	1,3036	20,6461	1,2579	21,8607	1,2461	17,7575
41		1,1877	14,1094	1,0714	13,6679	0,9727	17,7635	0,9433	20,8464	1,1125	17,6410	1,0629	14,9016
42	11	1,1792	18,1998	1,1474	18,3455	1,2188	16,4194	1,1320	21,2688	1,0818	20,5444	1,0231	17,6721
43		1,0761	17,9574	1,0551	16,6418	1,0280	19,1507	1,0264	24,1281	1,0602	19,4895	1,0660	19,7578
44		1,7750	10,5657	1,2870	13,3900	1,6426	12,6078	1,0560	22,5452	0,8900	24,7634	0,8312	26,6455
45		1,3935	12,5152	1,2401	12,8249	1,1689	12,9350	1,2093	14,6235	1,1408	15,3548	1,1931	14,5385
46	12	1,1132	13,4275	1,2057	13,3669	1,0475	15,1962	1,1633	13,8680	1,1738	13,7894	1,1373	15,1395
47		0,9892	18,1860	0,9655	16,0717	1,1949	12,3512	0,9699	17,8646	0,9510	14,9680	1,3514	11,6846
48		1,1632	15,6998	1,1215	18,0873	1,0390	17,8659	1,0911	16,6329	1,0762	17,2387	1,3075	14,7114
	Média	1,2387	14,4059	1,2215	14,5198	1,1819	15,0120	1,1914	16,8135	1,1374	17,6482	1,1799	16,2608
	Desvio Padrão	0,1638	3,0193	0,1708	3,0222	0,1420	3,4209	0,1469	4,2248	0,1290	4,1552	0,1386	2,7869
	Coefficiente Variação	0,1323	0,2096	0,1398	0,2081	0,1202	0,2279	0,1233	0,2513	0,1134	0,2354	0,1174	0,1714

Tabela 16 – Parâmetros ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) da função gama, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Julho		Agosto		Setembro		Outubro		Novembro		Dezembro	
		$\alpha$	$\beta$										
1		1,3607	15,6134	1,5432	16,0321	1,4183	17,4159	1,4658	17,2727	1,3924	14,7292	1,3964	15,4965
2	01	1,1267	21,3354	1,1557	14,3601	1,1302	16,9589	1,1502	18,5183	1,1812	15,0058	1,1451	14,2591
3		1,2766	17,2768	1,5477	14,2946	1,3465	15,7705	1,4699	15,8076	1,6151	13,5472	1,5042	15,2970
4		1,0486	18,8526	1,1221	14,4511	1,0605	16,5695	1,1821	18,4861	1,1169	15,8249	1,1057	16,5040
5		1,0721	15,7200	1,1255	15,9683	1,2175	14,0249	1,1783	16,5818	1,1890	14,5218	1,1364	15,3088
6	02	1,3180	14,9994	1,2376	13,0552	1,2257	17,6969	1,2473	16,8277	1,3326	12,1339	1,1355	15,9830
7		1,3740	13,9433	1,3845	15,5085	1,3605	16,5317	1,3897	17,2495	1,2783	16,9136	1,1545	19,6497
8		1,2838	15,4537	1,2465	15,8039	1,4097	16,4658	1,2624	20,1185	1,4274	16,1658	1,4074	16,2665
9		1,1314	15,6506	1,3845	14,1759	1,2681	13,9354	1,2445	15,5716	1,2246	14,1268	1,2195	12,6864
10	03	1,2405	15,5290	1,1849	15,7368	1,1996	16,0401	1,1948	16,1434	1,1535	14,3273	1,1204	14,6151
11		1,2237	16,5907	1,1550	17,1713	1,1449	15,0980	1,2821	11,8988	1,2220	12,0553	1,2321	14,5146
12		1,2446	17,8288	1,2179	19,2467	1,1655	21,2948	1,1405	19,8842	1,3282	15,4810	1,1855	16,8537
13		1,5076	12,5768	1,7776	11,4423	1,3977	13,7991	1,4572	14,9007	1,3794	12,2209	1,3920	12,2386
14	04	0,9464	15,5304	1,0052	15,3362	1,0917	16,3649	1,0074	20,3110	1,0658	14,9424	0,9559	18,9518
15		1,1657	14,1392	1,1896	14,5633	1,0494	16,4003	1,1032	21,8889	1,1272	17,6950	1,0120	20,6515
16		1,2315	13,2369	1,3083	13,5561	1,2278	14,0766	1,1743	17,0528	1,1708	16,4724	1,2278	14,9106
17		1,2246	14,3406	1,1468	13,3174	1,1805	12,9995	0,9790	16,9784	1,1285	12,9247	1,1766	13,3397
18	05	1,2645	14,4811	1,3255	14,6544	1,4450	12,9004	1,2651	14,2144	1,2945	13,0137	1,1749	14,2437
19		1,1679	13,6499	1,0748	14,3088	1,0780	13,8850	1,1239	14,2500	1,0239	15,0148	1,2457	12,6023
20		1,6143	11,6076	1,4543	12,3242	1,7429	10,7922	1,3608	14,5026	1,6552	9,5221	1,5357	12,8532
21		1,3183	14,4062	1,2950	12,9351	1,1202	14,8547	1,1474	13,5982	1,1125	15,2213	1,1625	14,7520
22	06	1,4584	11,6306	1,2112	14,5022	1,3730	12,6088	1,2278	12,4659	1,3793	10,8233	1,2922	11,7937
23		1,2574	14,1769	1,1787	12,8395	1,1726	12,7536	1,1476	13,5334	1,1419	12,6673	1,1803	12,8203
24		1,2259	12,5518	1,2390	11,1186	1,2848	10,8117	1,2043	11,3472	1,2456	11,5629	1,3638	08,5669

Tabela 16 – Parâmetros ( $\alpha$ ,  $\beta$ ) da função gama, nas diferentes estações e meses do ano (Continuação)

N°	Região Fisiográfica	Julho		Agosto		Setembro		Outubro		Novembro		Dezembro	
		$\alpha$	$\beta$										
25		1,1171	25,2876	1,1869	23,6324	1,3171	16,9354	1,2574	21,1032	1,0833	20,8928	1,5713	13,2293
26	07	0,9975	19,5528	0,9907	18,2283	1,1184	15,9150	1,1216	17,0867	1,0567	17,1345	1,0738	16,2093
27		1,3262	14,7890	1,1413	16,7141	1,4168	15,1599	1,1960	18,2333	1,3322	16,7324	1,3705	13,7188
28		0,9122	15,7497	0,9800	12,2651	0,9985	14,1614	0,8766	17,6913	0,9399	13,4212	1,1243	11,0396
29		1,4263	12,6186	1,2866	13,3815	1,3185	14,6589	1,2884	13,5293	1,3825	11,2284	1,2647	14,0893
30	08	1,4972	13,0790	1,5672	13,5346	1,6100	12,9292	1,4231	13,2884	1,5526	10,5832	1,4332	13,4583
31		1,2484	14,6697	1,3705	13,3872	1,2056	16,2812	1,3065	13,7176	1,4502	11,3623	1,2900	12,9186
32		1,3820	11,5832	1,1929	13,1087	1,1845	12,9433	1,2276	12,7712	1,2036	11,5271	1,2710	11,5823
33		1,0689	18,9122	1,4402	14,9310	1,1179	18,8523	1,2351	20,0368	1,2313	22,6987	1,3353	18,6416
34	09	1,1348	12,4912	1,1821	12,7320	1,0969	16,0541	1,0503	21,9243	1,1038	20,3941	1,0880	18,4054
35		1,2063	20,3588	1,2577	18,3912	1,2629	20,6559	1,1571	24,5374	1,2490	22,4908	1,2168	22,8484
36		1,2816	16,0025	1,2439	13,2650	1,1560	17,9758	1,2125	19,7335	1,2508	18,2700	1,1850	17,9218
37		1,3057	15,7324	1,2039	16,1627	1,2159	18,0520	1,2169	18,2315	1,1866	16,8673	1,3659	13,5370
38	10	1,2584	17,4353	1,0577	17,5943	1,1467	19,2785	1,1318	20,4239	1,1402	21,6993	1,1684	14,7739
39		1,2509	15,8491	1,3477	12,7895	1,2377	17,1099	1,2750	19,0307	1,2553	17,3541	1,2553	16,3563
40		1,2722	15,9506	1,2455	16,5220	1,3561	16,6852	1,2487	19,8307	1,4231	17,6554	1,2921	17,8893
41		1,0901	13,1641	1,0390	17,4484	1,0601	17,5709	1,1162	18,9731	1,1358	16,3472	0,9846	14,6132
42	11	1,1918	16,2602	1,1981	15,5147	1,2663	13,9144	1,1015	20,8698	1,2964	17,8102	1,1347	18,3516
43		1,0930	17,7694	0,9927	16,3552	1,0776	17,1717	1,1571	17,4732	1,1707	17,6656	1,1562	15,7245
44		1,1331	14,0519	0,9094	17,9502	1,0164	22,6383	1,0720	16,9169	2,0447	07,7757	0,9225	30,5741
45		1,1631	16,7988	1,3023	12,8506	1,3260	12,5901	1,2158	13,1765	1,1874	13,2866	1,1760	12,9557
46	12	1,1115	14,8573	1,1681	12,2219	1,1020	14,3371	1,0459	14,5664	1,0666	12,4022	1,2478	12,7338
47		0,9507	17,0679	0,9842	15,5394	1,1170	13,8910	1,2005	11,6604	1,1237	12,4800	1,1037	11,6134
48		1,1960	16,3658	1,1612	15,4222	1,0791	17,9865	1,1811	13,4794	1,2831	15,7710	1,1985	13,9697
	Média	1,2229	15,5733	1,2284	14,9415	1,2274	15,7041	1,2025	16,8269	1,2570	15,0159	1,2227	15,2565
	Desvio Padrão	0,1463	2,6534	0,1707	2,3298	0,1521	2,5258	0,1209	3,1475	0,1890	3,3332	0,1413	3,5238
	Coefficiente Variação	0,1196	0,1704	0,1389	0,1559	0,1239	0,1608	0,1005	0,1871	0,1504	0,2220	0,1156	0,2310

#### 4.1.2.1 Ajuste do parâmetro $\alpha$ da função gama para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul

Os valores de  $\alpha$  foram agrupados em suas respectivas regiões, de modo que a determinação dos coeficientes do ajustamento do modelo harmônico envolveu todas as estações selecionadas em cada uma das 12 regiões fisiográficas escolhidas e utilizadas neste trabalho.

O modelo escolhido para representar a variação do parâmetro  $\alpha$  da função gama para as estações em estudo é representado por:

$$\alpha(t) = a_0 + a_1 \operatorname{sen}(2\pi t / 365) + a_2 \operatorname{cos}(2\pi t / 365) + a_3 \operatorname{sen}(4\pi t / 365) + a_4 \operatorname{cos}(4\pi t / 365) \quad (4.5)$$

Na Tabela 17 podemos observar os coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\alpha$  da função gama em função do tempo.

Tabela 17 – Coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\alpha$  da função gama em função do tempo para as 12 regiões fisiográficas

Região	$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
01	1,2675	-0,0194	0,0504	0,0313	-0,0119
02	1,2331	-0,0383	0,0118	0,0138	-0,0209
03	1,2167	0,0162	0,0299	0,0385	-0,0158
04	1,1883	-0,0196	-0,0213	0,0391	0,0004
05	1,2535	-0,0207	0,0046	0,0318	0,0117
06	1,2008	-0,0273	-0,0012	0,0173	0,0077
07	1,1334	-0,0101	0,0267	-0,0091	0,0182
08	1,3355	0,0057	0,0383	0,0406	-0,0180
09	1,1751	-0,0174	0,0107	0,0237	0,0014
10	1,2290	0,0001	0,0332	0,0219	-0,0020
11	1,1310	-0,0098	0,1055	0,0077	-0,0092
12	1,1479	-0,0097	0,0099	-0,0024	0,0119
Média	1,2093	-0,0125	0,0249	0,0212	-0,0022
Desvio Padrão	0,0600	0,0148	0,0320	0,0164	0,0130

A análise dos valores médios dos coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\alpha$  da função gama em função do tempo e os seus respectivos desvios padrão, mostra a existência de variabilidade desses coeficientes em relação as diversas regiões, o que também pode ser visto nas Figuras 20 e 21 através dos valores de b da equação de regressão ajustada.

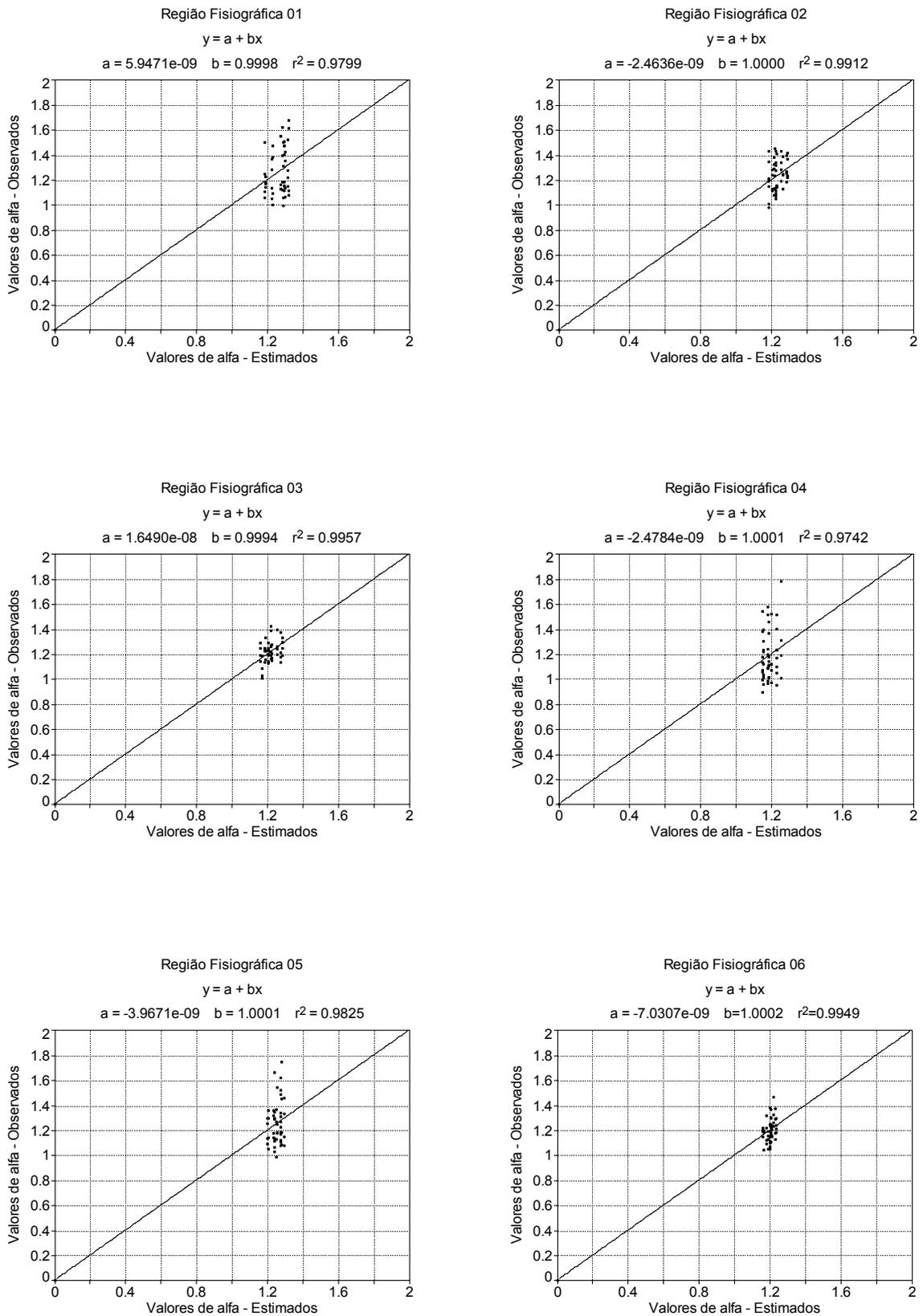


Figura 20 – Valores de  $\alpha$  observados x  $\alpha$  estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6.

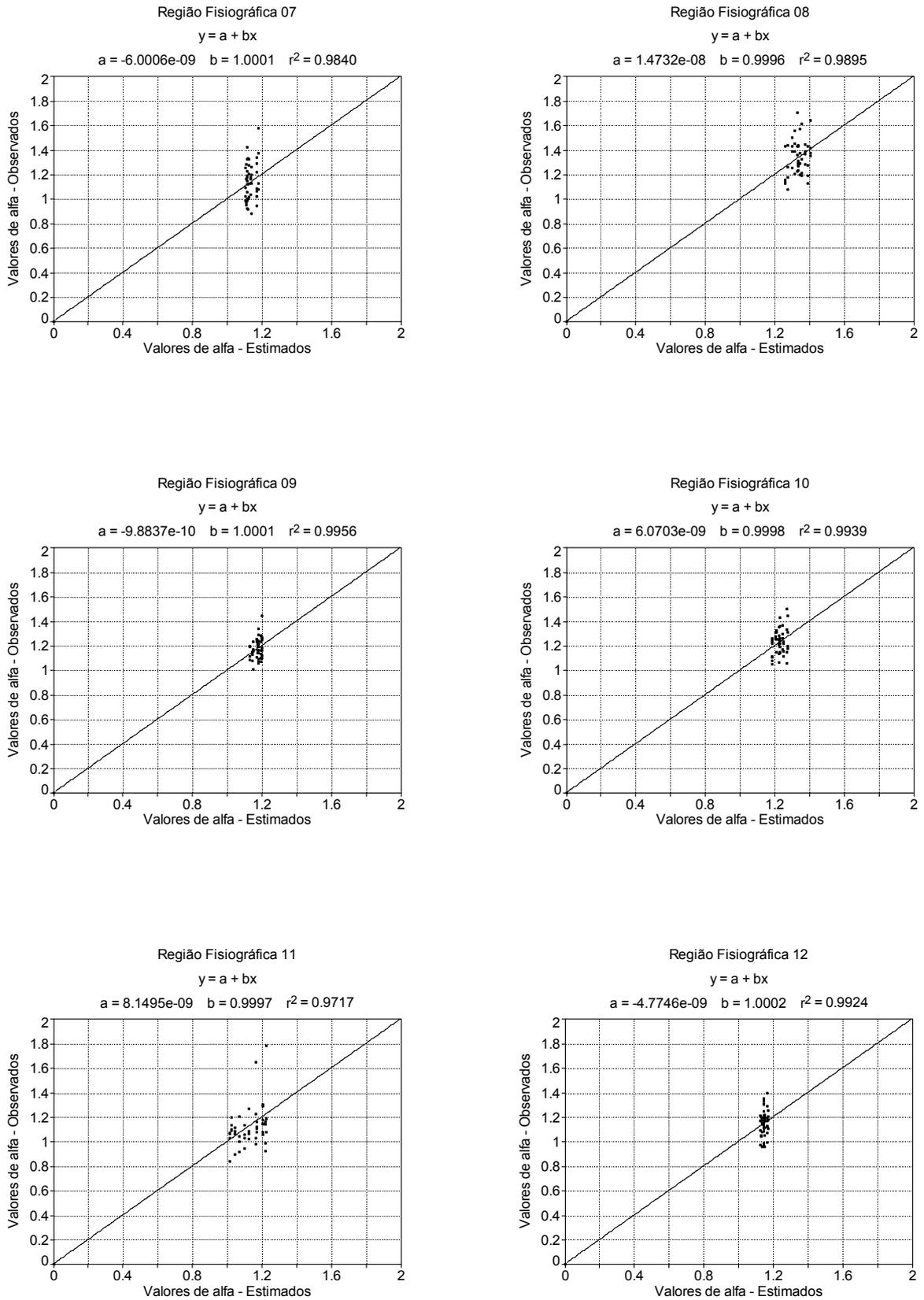


Figura 21 – Valores de  $\alpha$  observados x  $\alpha$  estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12.

#### 4.1.2.2 Ajuste do parâmetro $\beta$ da função gama para as 12 regiões fisiográficas do Rio Grande do Sul

Os valores de  $\beta$  foram agrupados em suas respectivas regiões, de modo que a determinação dos coeficientes do ajustamento do modelo harmônico envolveu todas estações selecionadas em cada uma das 12 regiões escolhidas.

O modelo adotado para representar a variação do parâmetro  $\beta$  da função gama para as estações em estudo é representado por:

$$\beta(t) = b_0 + b_1 \text{sen}(2\pi t / 365) + b_2 \text{cos}(2\pi t / 365) + b_3 \text{sen}(4\pi t / 365) + b_4 \text{cos}(4\pi t / 365) \quad (4.6)$$

Na Tabela 18 podemos observar os coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\beta$  da função gama em função do tempo.

Tabela 18 – Coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\beta$  da função gama em função do tempo para as 12 regiões fisiográficas

Região	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$
1	16,0941	0,1909	-1,7076	-1,4181	-0,6216
2	16,1298	0,3090	-0,5664	-1,2973	-0,4644
3	14,9278	-0,9190	-1,4505	-0,3065	-0,1939
4	15,7155	0,3088	0,2725	-1,5109	-0,8120
5	13,4181	0,0047	-0,8668	-0,6542	-0,0945
6	12,8955	0,2162	-0,6657	0,0559	0,2840
7	16,2532	-0,6241	-1,0858	-0,0605	-0,5943
8	12,5027	-0,6650	-0,9952	-0,0961	-0,1444
9	20,1801	0,0745	-1,0382	-1,5465	0,0248
10	17,5930	0,5476	-0,6625	-1,4352	-1,3669
11	17,7485	1,0803	-0,9519	-1,7009	-0,9769
12	14,5201	0,9024	-0,5445	0,5116	-0,1649
Média	15,6649	0,3192	-0,6730	-0,8152	-0,6055
Desvio Padrão	2,2108	0,9121	0,7570	0,8120	0,6529

A análise dos valores médios dos coeficientes do modelo harmônico para representar o parâmetro  $\beta$  da função gama em função do tempo e os seus respectivos desvios padrão, mostram a existência de variabilidade desses coeficientes em relação as diversas regiões, o que também pode ser visto nas Figuras 22 e 23, através dos valores de  $b$  da equação utilizada.

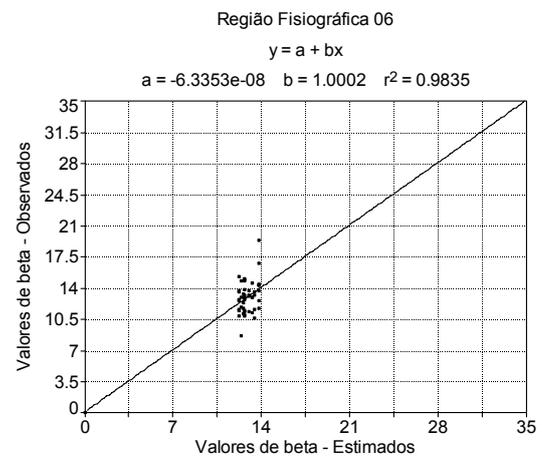
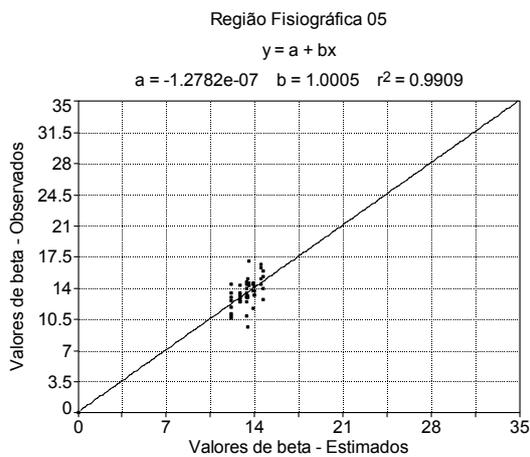
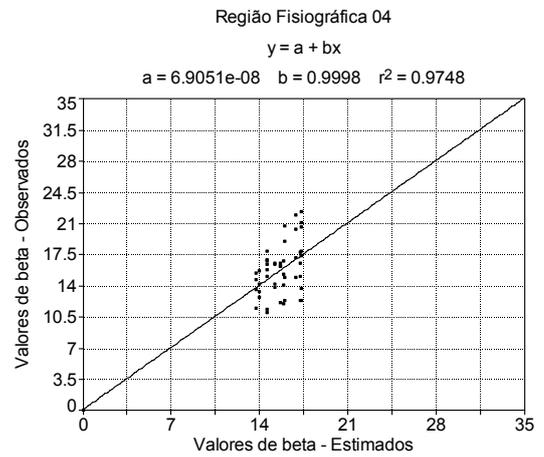
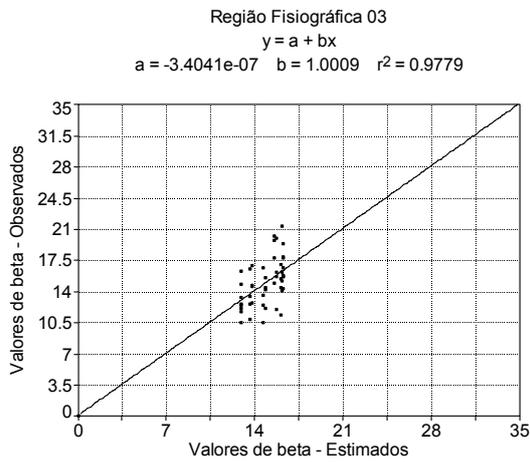
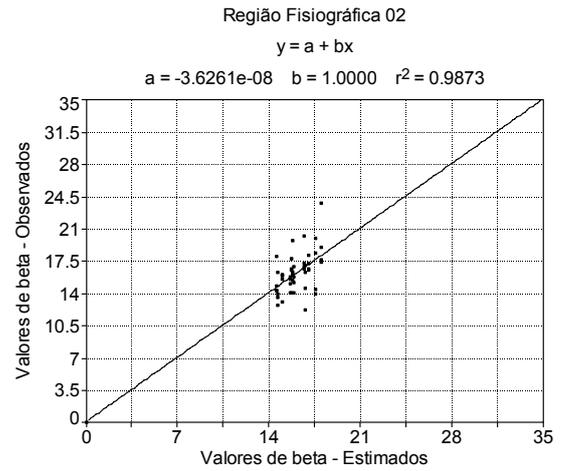
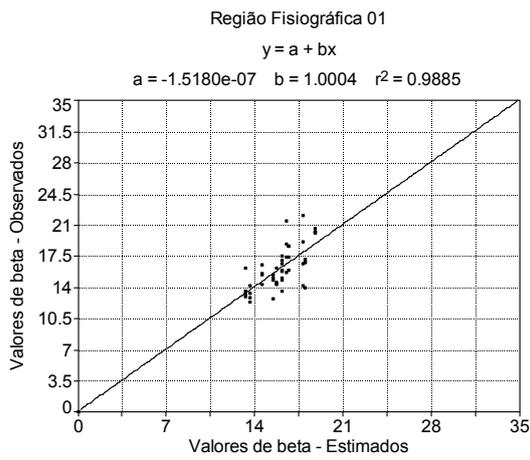


Figura 22 – Valores de  $\beta$  observados x  $\beta$  estimados para as regiões fisiográficas 1 a 6.

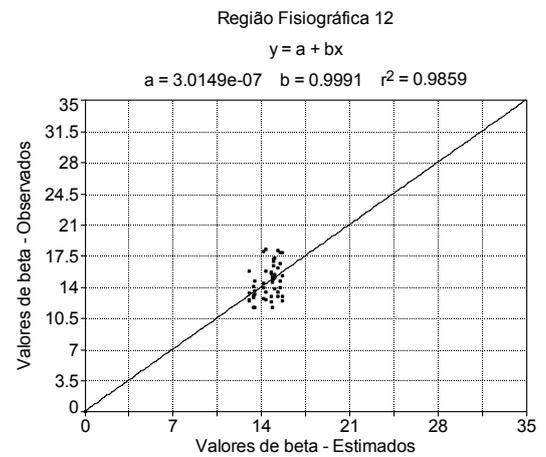
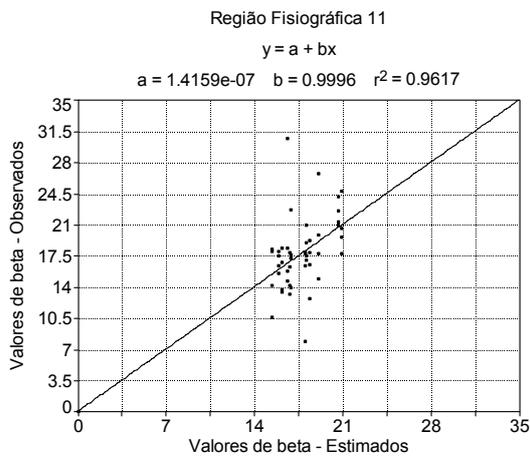
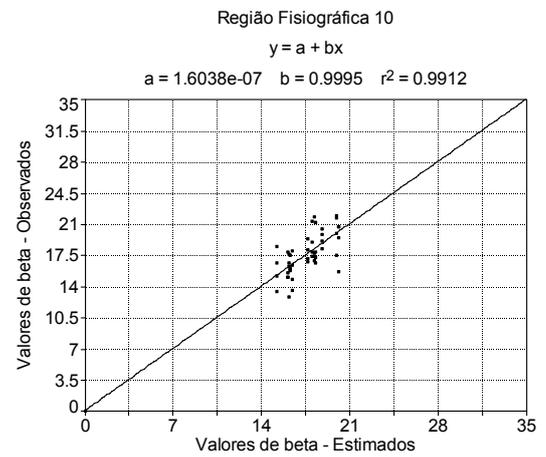
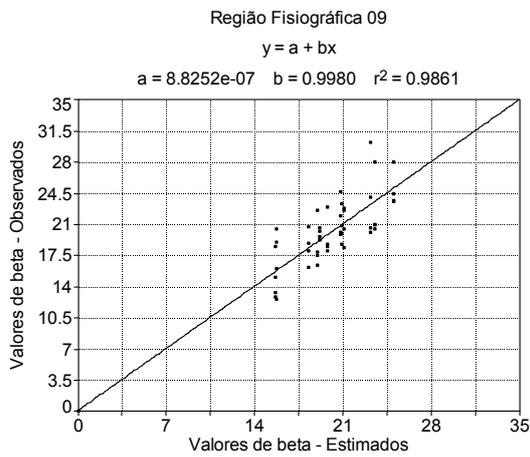
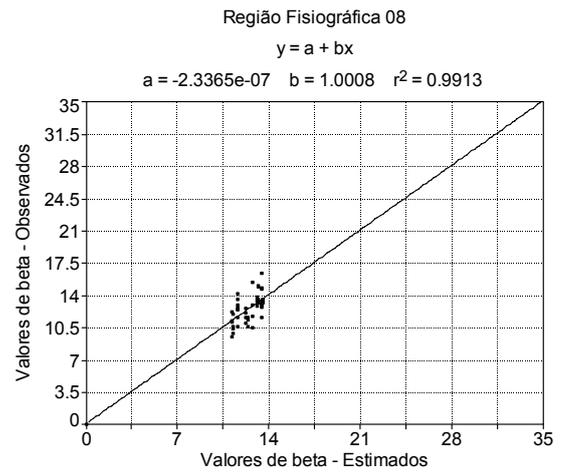
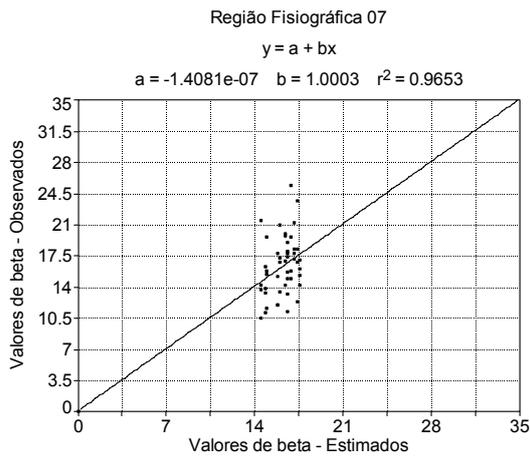


Figura 23 – Valores de  $\beta$  observados x  $\beta$  estimados para as regiões fisiográficas 7 a 12.

#### 4.1.2.3 Distribuição espacial dos parâmetros $\alpha$ e $\beta$ da função gama

Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  da função gama adotada neste trabalho são do tipo  $\alpha = \alpha(\phi, \lambda, t)$  e  $\beta = \beta(\phi, \lambda, t)$  onde  $\phi$  é latitude,  $\lambda$  é a longitude do posto pluviométrico e  $t$  a época do ano considerada.

Na Tabela 19 são apresentados os coeficientes do modelo do parâmetro  $\alpha$  da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi, \lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica estudada.

Tabela 19 – Coeficientes do modelo do parâmetro  $\alpha$  da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi, \lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica

Região	$\phi$	$\lambda$	$a_0$	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$
01	-27,6633	-52,7142	1,2167	0,0162	0,0299	0,0385	-0,0158
02	-28,4832	-53,1902	1,2675	-0,0194	0,0504	0,0313	-0,0119
03	-28,0786	-51,1592	1,2167	0,0162	0,0299	0,0385	-0,0158
04	-27,7095	-54,4857	1,1883	-0,0196	-0,0213	0,0391	0,0004
05	-30,5636	-51,8163	1,2535	-0,0207	0,0046	0,0318	0,0117
06	-29,8822	-50,7116	1,2008	-0,0273	-0,0012	0,0173	0,0077
07	-29,9684	-52,6339	1,1334	-0,0101	0,0267	-0,0091	0,0182
08	-28,9560	-51,3845	1,3355	0,0057	0,0383	0,0406	-0,0180
09	-29,3294	-55,9086	1,1751	-0,0174	0,0107	0,0237	0,0014
10	-29,4892	-54,1834	1,2290	0,0001	0,0332	0,0219	-0,0020
11	-31,1248	-54,1608	1,1310	-0,0098	0,1055	0,0077	-0,0092
12	-31,9371	-52,6054	1,1479	-0,0097	0,0099	-0,0024	0,0119
Média	-29,4321	-52,9128	1,2079	-0,0080	0,0264	0,0233	-0,0018
Desvio Padrão	1,3477	1,5482	0,0596	0,0145	0,0317	0,0169	0,0124

Os valores médios dos coeficientes obtidos e seus respectivos desvios padrão mostram a existência de uma pequena variação entre os valores dos coeficientes do modelo do parâmetro  $\alpha$  da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi, \lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica estudada, fato este que já vem sendo percebido para os demais fatores já apresentados.

Na Tabela 20 são apresentados os coeficientes do modelo do parâmetro  $\beta$  da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\phi, \lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica estudada.

Tabela 20 – Coeficientes do modelo do parâmetro  $\beta$  da função gama em função da média das coordenadas geográficas ( $\varphi$ ,  $\lambda$ ) das estações de cada região fisiográfica

Região	$\varphi$	$\lambda$	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	$b_4$
01	-27,6633	-52,7142	16,1298	0,3090	-0,5664	-1,2973	-0,4644
02	-28,4832	-53,1902	14,9278	-0,9190	-1,4505	-0,3065	-0,1939
03	-28,0786	-51,1592	15,7155	0,3088	0,2725	-1,5109	-0,8120
04	-27,7095	-54,4857	13,4181	0,0047	-0,8668	-0,6542	-0,0945
05	-30,5636	-51,8163	12,8955	0,2162	-0,6657	0,0559	0,2840
06	-29,8822	-50,7116	16,2532	-0,6241	-1,0858	-0,0605	-0,5943
07	-29,9684	-52,6339	12,5027	-0,6650	-0,9952	-0,0961	-0,1444
08	-28,9560	-51,3845	12,5027	0,0745	-1,0382	-1,5465	0,0248
09	-29,3294	-55,9086	17,5930	0,5476	-0,6625	-1,4352	-1,3669
10	-29,4892	-54,1834	17,7485	1,0803	-0,9519	-1,7009	-0,9769
11	-31,1248	-54,1608	14,5201	0,9024	-0,5445	0,5116	-0,1649
12	-31,9371	-52,6054	16,0941	0,1909	-1,7076	-1,4181	-0,6216
Média	-29,4321	-52,9128	15,6649	0,3192	-0,6730	-0,8152	-0,6055
Desvio Padrão	1,3477	1,5482	2,2108	0,9121	0,7570	0,8120	0,6529

Da mesma forma que o caso anterior, os valores médios dos coeficientes do modelo do parâmetro  $\beta$  e os seus respectivos desvios padrão mostram a existência de uma maior variabilidade desses coeficientes em relação as diversas estações fisiográficas analisadas.

#### 4.1.2.4 Ajuste dos coeficientes ( $a_0$ , $a_1$ , $a_2$ , $a_3$ e $a_4$ ) do parâmetro $\alpha$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi$ , $\lambda$ ) das estações

Os coeficientes da função do parâmetro alfa, isto é,  $a_0$ ,  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$  e  $a_4$ , em função da latitude ( $\varphi$ ) e da longitude ( $\lambda$ ) de cada estação foram relacionados por uma função do tipo  $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$ , na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $\alpha$ ,  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Os valores de  $c_0$ ,  $c_1$  e  $c_2$  foram determinados pelo método dos mínimos quadrados e podem ser vistos na Tabela 21, bem como a soma dos quadrados dos resíduos entre os valores observados e estimados pelo modelo bilinear.

Tabela 21 – Coeficientes  $c_0$ ,  $c_1$  e  $c_2$  do modelo  $Y = c_0 + c_1 X_1 + c_2 X_2$  e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) –  $\alpha$

Coeficientes	$c_0$	$c_1$	$c_2$	SQRes
$a_0$	0,005869	-0,004923	-0,019978	0,071221
$a_1$	0,000197	-0,000821	0,000698	0,002366
$a_2$	-0,000469	-0.002929	0,001148	0,010967
$a_3$	0,000730	0.004789	-0.003047	0,002309
$a_4$	-0,000393	-0,003715	0,002099	0,001454

Conforme pode ser visto na Tabela 21, a soma do quadrados dos resíduos resultantes da comparação entre os valores observados e os valores estimados variam entre 0,001454 e 0,071221, indicando um bom ajuste das grandezas envolvidas.

Nas Figuras 24 a 28 pode ser vista uma comparação visual dos coeficientes  $c_0$ ,  $c_1$  e  $c_2$  do parâmetro  $\alpha$ .

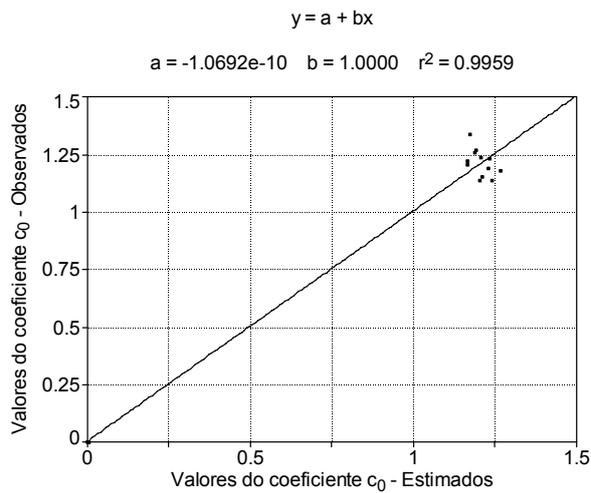


Figura 24 – Coef.  $c_0$  obs. x Coef.  $c_0$  est.

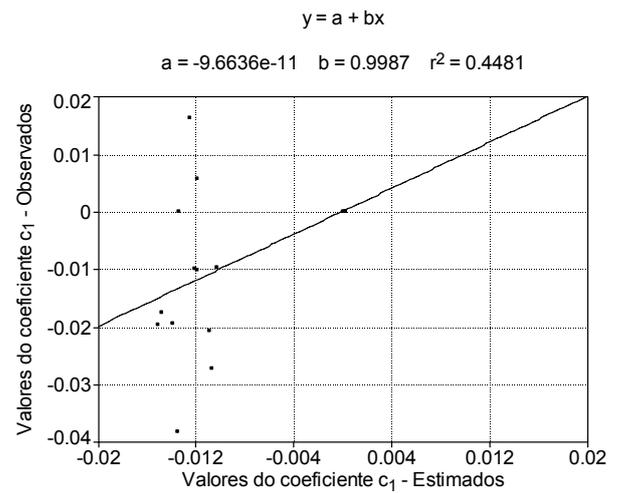


Figura 25 – Coef.  $c_1$  obs. x Coef.  $c_1$  est.

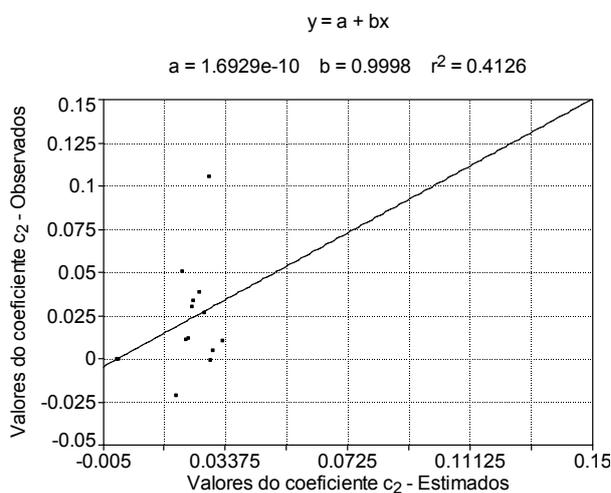


Figura 26 – Coef.  $c_2$  obs. x Coef.  $c_2$  est.

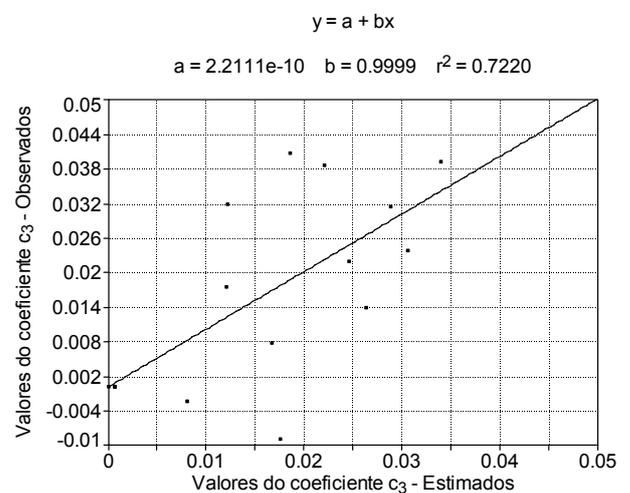


Figura 27 – Coef.  $c_3$  obs. x Coef.  $c_3$  est.

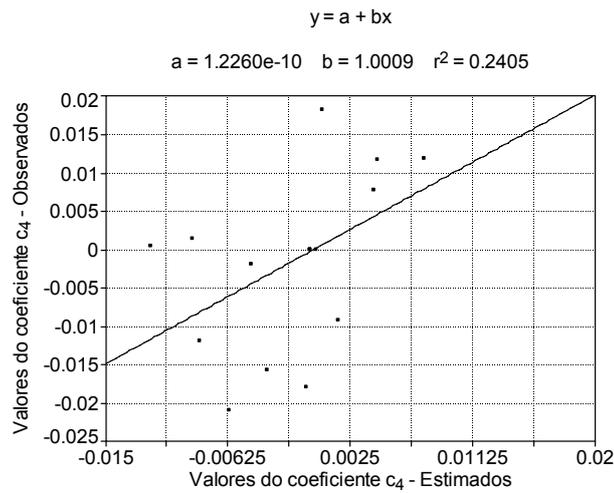


Figura 28 – Coef.  $c_4$  obs. x Coef.  $c_4$  est.

A Tabela 22 apresenta os valores do coeficiente linear, do coeficiente angular, do coeficiente de determinação, dos valores de  $t$  calculados e tabelados e significância para  $\alpha$ .

Tabela 22 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste  $t$  (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $\alpha$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
01	5,9471E-04	0,9998	0,9800	0,0102	2,23	NS
02	-2,4636E-05	1,0000	0,9912	0,0030	2,23	NS
03	1,6490E-03	0,9994	0,9957	0,0583	2,23	NS
04	-2,4784E-05	1,0001	0,9742	0,0055	2,23	NS
05	-3,9671E-05	1,0001	0,9825	0,0051	2,23	NS
06	-7,0307E-05	1,0002	0,9949	0,0150	2,23	NS
07	-6,0006E-05	1,0001	0,9840	0,0049	2,23	NS
08	1,4732E-03	0,9996	0,9895	0,0278	2,23	NS
09	-9,8838E-06	1,0001	0,9956	0,0073	2,23	NS
10	6,0703E-04	0,9998	0,9939	0,0194	2,23	NS
11	8,1496E-04	0,9997	0,9716	0,0112	2,23	NS
12	-4,7746E-05	1,0002	0,9924	0,0167	2,23	NS

Os valores da equação de regressão aplicada ao coeficiente b, variaram entre 0,9994 e 1,0002, o que indica o bom ajuste dos parâmetros, pois os valores situaram-se próximo a 1 (um) o que é confirmado neste caso pelos valores de  $t$  (b) calculados e  $t$  (b) tabelados, todos apresentando diferenças não significativas pelo teste  $t$ .

Analisando-se os valores de  $t(b)$  calculado e  $t(b)$  tabelado na Tabela 22, pode-se verificar que todas as regiões apresentaram comportamento semelhante com relação aos coeficientes do modelo  $\alpha$ .

A qualidade do ajuste entre os valores dos coeficientes estimados e observados, pode ser avaliada pelo valor do coeficiente de determinação ( $r^2$ ) que variou entre 97,42 e 99,57 % e também pelo valor de  $t(b)$  tabelado, que segundo Costa Neto, (1977) para um nível de confiança de 95 % e 10 graus de liberdade é 2,23, aproximadamente.

Os valores de  $t(b)$  calculado e  $t(b)$  tabelado, obtidos para todas as regiões são menores que 2,23, o que permite afirmar, ao nível de confiança de 95 %, que a reta ajustada com os valores dos coeficientes observados versus os coeficientes estimados, tem uma inclinação estatisticamente igual a 1 (um), o que significa que o método proposto foi capaz de estimar os valores dos coeficientes ( $a_0, a_1, a_2, a_3$  e  $a_4$ ) do parâmetro  $\alpha$  em função da média da posição geográfica ( $\varphi, \lambda$ ) das estações.

#### 4.1.2.5 Ajuste dos coeficientes ( $b_0, b_1, b_2, b_3$ e $b_4$ ) do parâmetro $\beta$ em função da média da posição geográfica ( $\varphi, \lambda$ ) das estações

Os coeficientes ( $b_0, b_1, b_2, b_3$  e  $b_4$ ) da função do parâmetro beta, em função da latitude e da longitude de cada estação foram relacionados por uma função do tipo  $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$ , na qual  $Y$  são os valores dos coeficientes de  $\beta$ ,  $X_1$  a latitude e  $X_2$  a longitude de cada estação.

Os valores de  $d_0, d_1$  e  $d_2$  foram determinados pelo método dos mínimos quadrados e podem ser vistos na Tabela 23, bem como a soma dos quadrados dos resíduos entre os valores observados e estimados pelo modelo bilinear.

Tabela 23 – Coeficientes  $d_0, d_1$  e  $d_2$  do modelo  $Y = d_0 + d_1 X_1 + d_2 X_2$  e soma dos quadrados dos resíduos (SQRes) –  $\beta$

Coeficientes	$d_0$	$d_1$	$d_2$	SQRes
$b_0$	-5,8313	0,0004	-0,3944	3,3642
$b_1$	-11,3001	-0,0810	0,1708	3,1896
$b_2$	4,7710	0,1493	0,0233	2.2673
$b_3$	-4,4395	-0,1908	-0,0371	5,8902
$b_4$	5,0648	-0,0195	0,1146	2,0669

Conforme observa-se na Tabela 23, a soma dos quadrados dos resíduos resultantes da comparação entre os valores observados e os valores estimados variam entre 2,0669 e 5,8902, indicando um bom ajuste das grandezas envolvidas, mas com qualidade inferior ao caso analisado anteriormente.

Nas Figuras 29 a 33 pode ser observada uma comparação visual dos coeficientes  $d_0$ ,  $d_1$  e  $d_2$  do parâmetro  $\beta$ .

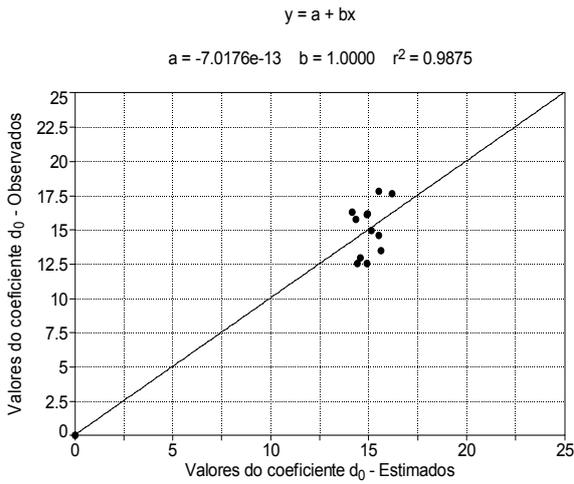


Figura 29 – Coef.  $d_0$  obs. x Coef.  $d_0$  est.

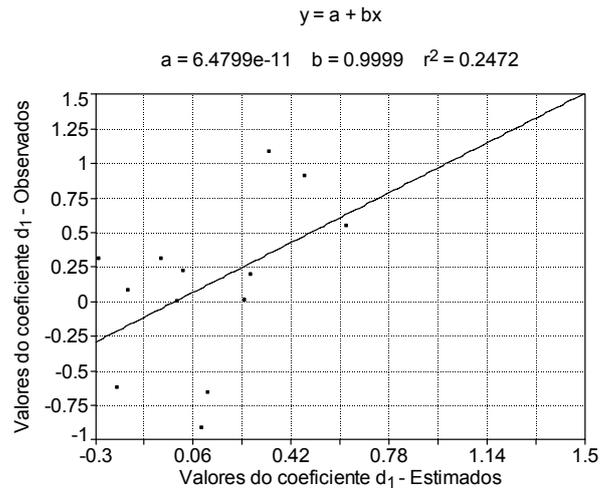


Figura 30 – Coef.  $d_1$  obs. x Coef.  $d_1$  est.

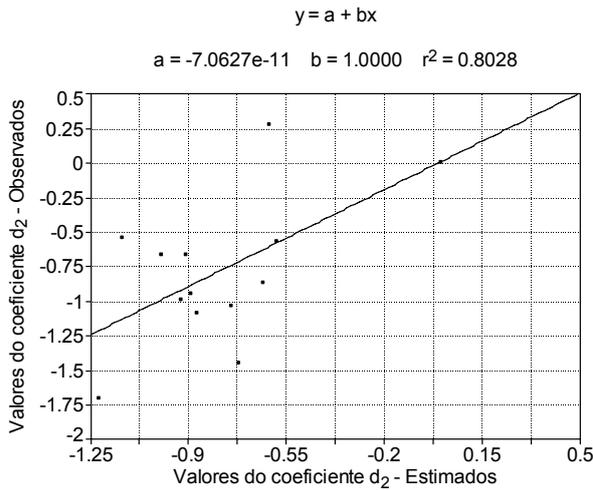


Figura 31 – Coef.  $d_2$  obs. x Coef.  $d_2$  est.

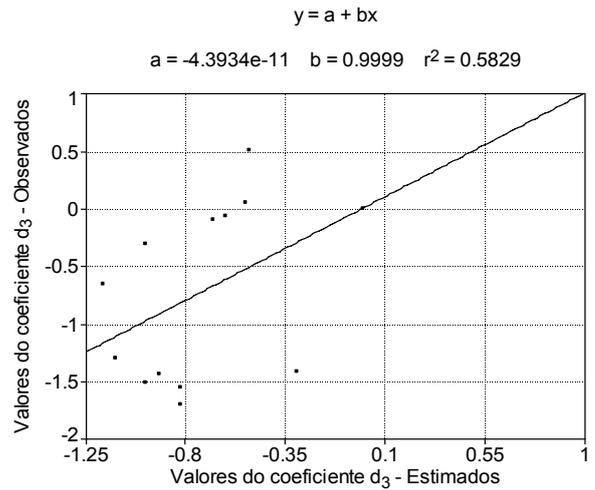


Figura 32 – Coef.  $d_3$  obs. x Coef.  $d_3$  est.

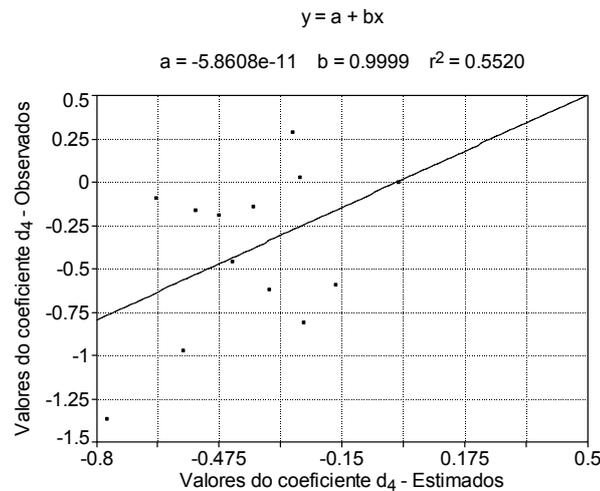


Figura 33 – Coef.  $d_4$  obs. x Coef.  $d_4$  est.

A Tabela 24 apresenta os valores do coeficiente linear, do coeficiente angular, do coeficiente de determinação, dos valores de  $t$  ( $b$ ) calculados e tabelados e significância para  $\beta$ .

Tabela 24 – Valores do coeficiente linear ( $a$ ), coeficiente angular ( $b$ ), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste  $t$  ( $b$ ) calculados e tabelados e nível de significância de  $\beta$  para as 12 regiões fisiográficas

Região	$a$	$b$	$r^2$	$t$ ( $b$ ) calc.	$t$ ( $b$ ) tab.	S ou NS
01	-1,5179E-03	1,0004	0,9885	0,0236	2,23	NS
02	-3,6261E-04	1,0001	0,9873	0,0037	2,23	NS
03	-3,4041E-03	1,0010	0,9779	0,0443	2,23	NS
04	6,9051E-03	0,9998	0,9748	0,0099	2,23	NS
05	-1,2782E-03	1,0004	0,9909	0,0293	2,23	NS
06	-6,3353E-04	1,0002	0,9835	0,0107	2,23	NS
07	-1,4081E-03	1,0003	0,9653	0,0120	2,23	NS
08	-2,3365E-03	1,0008	0,9913	0,0574	2,23	NS
09	8,8253E-02	0,9980	0,9861	0,1131	2,23	NS
10	1,6038E-02	0,9995	0,9912	0,0338	2,23	NS
11	1,4159E-02	0,9996	0,9616	0,0144	2,23	NS
12	3,0149E-02	0,9991	0,9859	0,0491	2,23	NS

A avaliação da qualidade do ajuste entre os coeficientes estimados e observados de  $\beta$ , da mesma forma feita para  $\alpha$ , pode ser vista pelo valor do coeficiente de determinação ( $r^2$ ) que variou entre 96,16 e 99,12 % e também pelo valor de  $t$  ( $b$ ) tabelado, que para um nível de confiança de 95 % e 10 graus de liberdade é 2,23 aproximadamente, segundo Costa Neto, (1977).

Semelhante a avaliação realizada para  $\alpha$ , os valores de  $t(b)$  calculado e  $t(b)$  tabelado para  $\beta$ , obtidos para todas as regiões, são menores que 2,23, o que permite afirmar, ao nível de confiança de 95 %, que a reta ajustada com os valores dos coeficientes observados versus os coeficientes estimados, tem uma inclinação estatisticamente igual a 1 (um), o que significa que o método proposto foi capaz de estimar os valores dos coeficientes ( $b_0, b_1, b_2, b_3$  e  $b_4$ ) do parâmetro  $\beta$  em função da média da posição geográfica ( $\varphi, \lambda$ ) das estações.

#### 4.1.2.6 Validação do modelo de previsão do parâmetro $\alpha$ e $\beta$ da função gama

Na Tabela 25 são apresentados os valores dos coeficientes da regressão de ajuste do parâmetro  $\alpha$ , onde podemos observar pelo resultado do teste  $t$ , que os valores observados de  $\alpha$  são estatisticamente iguais aos valores estimados.

Tabela 25 – Valores do coeficiente linear ( $a$ ), coeficiente angular ( $b$ ), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste  $t(b)$  calculados e tabelados e nível de significância de  $\alpha$

	$a$	$b$	$r^2$	$t(b)$ calc.	$t(b)$ tab.	S ou NS
$\alpha$	0,0914	0,9999	0,9826	0,0223	2,01	NS

Na Figura 34 é apresentada uma comparação gráfica entre os valores de  $\alpha$  observados e os valores de  $\alpha$  estimados.

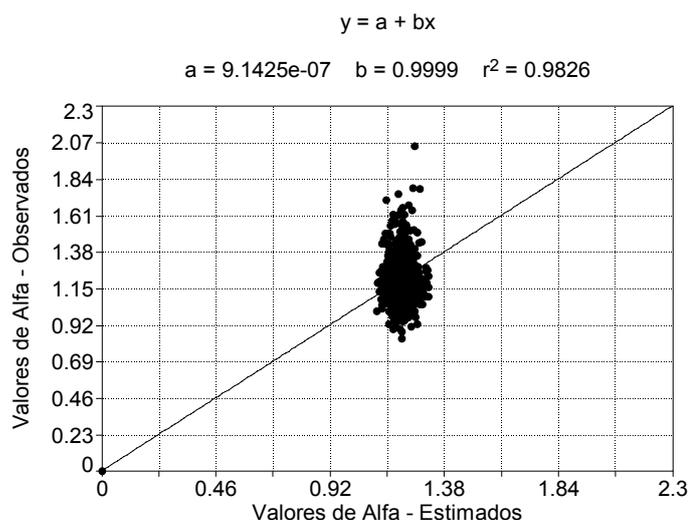


Figura 34 – Valores de alfa observados x alfa estimados.

Pode-se observar na Figura 34 pela análise dos parâmetros  $a$ ,  $b$  e  $r^2$  da regressão utilizada, que os valores de  $\alpha$  estimados são estatisticamente iguais aos valores de  $\alpha$  observados na série histórica, uma vez que esse valor está muito próximo a 1 (um) e o teste t resultou em valores não significativos.

Na Figura 35, podem ser observados os parâmetros da regressão linear da comparação dos valores de  $\beta$  observados versus os valores de  $\beta$  estimados.

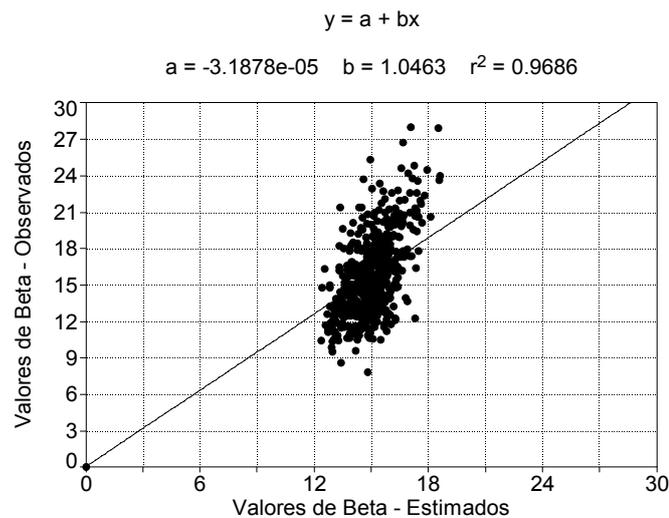


Figura 35 – Valores de beta observados x beta estimados.

Analisando-se o coeficiente  $b$  da regressão mostrado na Figura 35, pode-se perceber que os valores de  $\beta$  estimados são iguais aos valores de  $\beta$  observados na série histórica, porém ao comparar estatisticamente os parâmetros, vemos que existe uma diferença significativa entre os dois, o que é mostrado na Tabela 26.

Tabela 26 – Valores do coeficiente linear ( $a$ ), coeficiente angular ( $b$ ), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t ( $b$ ) calculados e tabelados e nível de significância de  $\beta$

	$a$	$b$	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
$\beta$	-0,3188	1,0463	0,9686	5,8929	2,01	S

Pode-se observar na Tabela 26, que embora o valor de  $b$  (1,0463) do parâmetro  $\beta$ , seja quase igual a 1 (um), o teste t revelou que os valores de  $\beta$  estimados são estatisticamente diferentes dos valores de  $\beta$  observados e que esta diferença é de 4,6 %. Portanto embora o coeficiente  $\beta$  necessite de ajuste, vemos

que esse ajuste é baixo, não implicando uma vez corrigido no uso deste coeficiente para a modelagem da precipitação.

#### 4.1.3 Avaliação de $P_{10}$ e $P_{11}$ e $\alpha$ e $\beta$ obtidos com séries pluviométricas diárias geradas

Na Tabela 27 são mostrados os valores do coeficiente linear, do coeficiente angular, do coeficiente de determinação, bem como dos valores de t (b) calculados e tabelados e a significância para as distribuições  $P_{10}$  e  $P_{11}$ .

Tabela 27 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste t (b) calculados e tabelados e nível de significância de  $P_{10}$  e  $P_{11}$

	a	b	$r^2$	t (b) calc.	t (b) tab.	S ou NS
$P_{10}$ e $P_{11}$	4,0567E-7	0,9628	0,9828	4,0396	1,96	S

Na análise da regressão ajustada, entre as séries geradas e as séries históricas apresentadas na Tabela 27, observa-se que os valores de t (b) tabelados são inferiores aos valores de t (b) calculados, indicando assim que os valores de  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries geradas não são estatisticamente iguais aos valores de  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries históricas.

Entretanto pode-se perceber que os valores do coeficiente b da regressão ajustada são bem próximos a 1 (um), apresentando uma diferença de apenas 3,7 % para  $P_{10}$  e  $P_{11}$  podendo-se portanto, fazer as correções dos parâmetros por este valor, e desta forma utilizá-los para gerar as séries de dados de precipitação.

A comparação gráfica entre os valores dos coeficientes a, b e  $r^2$  da regressão utilizada para  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries geradas e  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries históricas pode ser observada na Figura 36.

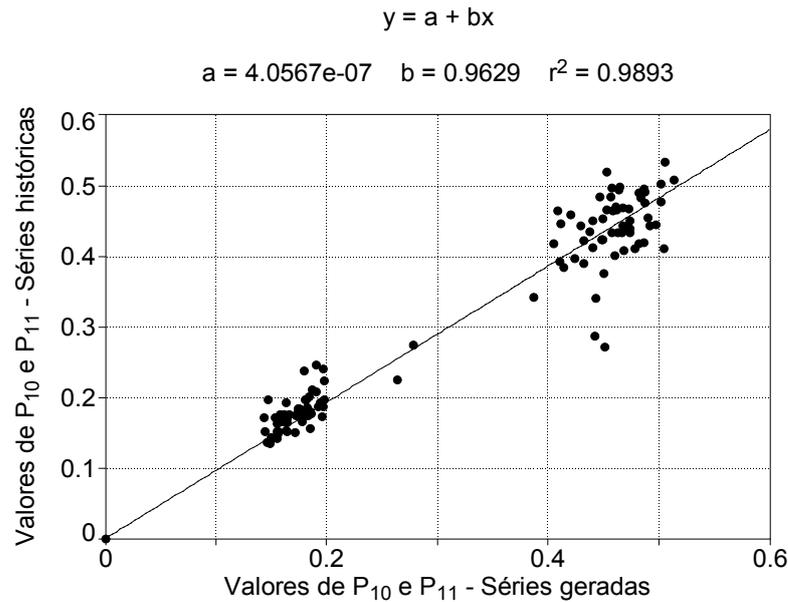


Figura 36 –  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries geradas x  $P_{10}$  e  $P_{11}$  das séries históricas.

Analisando-se a Figura 36, pode-se observar que os coeficientes da regressão ajustada entre os valores das séries geradas e os valores das séries históricas apresentam uma tendência linear, e tanto o valor do coeficiente de determinação ( $r^2$ ), quanto o do coeficiente angular ( $b$ ), indicam que os dados gerados representam satisfatoriamente os dados históricos, o que não é comprovado pelo teste  $t$ , conforme foi apresentado na Tabela 27.

Outra forma de se avaliar o comportamento do ajuste dos parâmetros  $P_{10}$  e  $P_{11}$  e  $\alpha$  e  $\beta$  obtidos com séries pluviométricas diárias geradas, é através da distribuição dos resíduos destes parâmetros comparado com os valores dos parâmetros. Essa comparação gera um gráfico onde o ideal é que todos os valores estejam dispostos sobre o 0 (zero) ou que estes estejam o mais próximo possível deste, pois desta forma pode-se dizer que os valores gerados se ajustaram aos valores históricos.

Na Figura 37 são apresentadas as distribuições dos resíduos em relação às probabilidades  $P_{10}$  e  $P_{11}$ , onde pode-se perceber, que a distribuição dos resíduos concentra-se em na faixa de -0,05 e 0,05 com exceção de alguns valores de  $P_{11}$  que ultrapassaram esta faixa chegando em torno de -0,14 e -0,16.

Essa distribuição encontrada é satisfatória, uma vez que os valores não tiveram uma grande variação e situam-se dentro de um intervalo considerado aceitável.

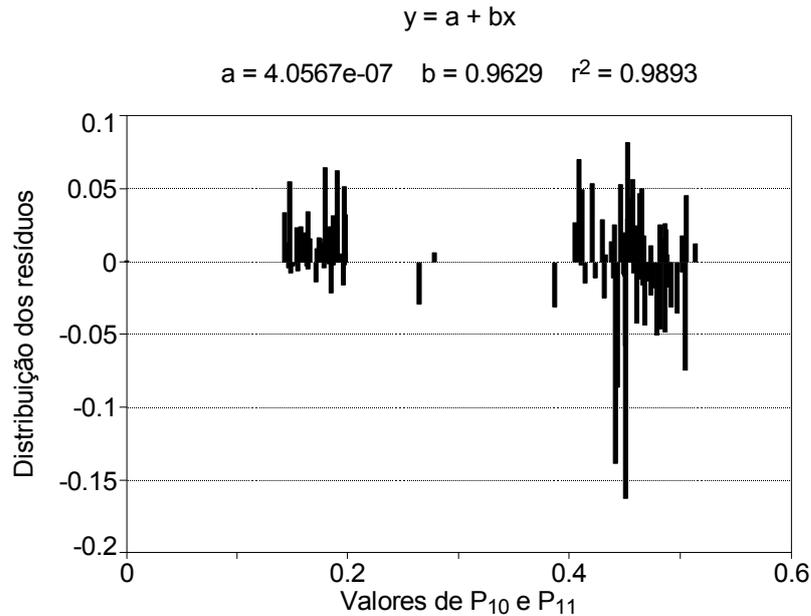


Figura 37 – Valores de  $P_{10}$  e  $P_{11}$  x Distribuição dos resíduos.

Na Tabela 28 são apresentados os valores do coeficiente linear, do coeficiente angular, do coeficiente de determinação, bem como dos valores de  $t(b)$  calculados e tabelados e da significância para as distribuições  $\alpha$  e  $\beta$ .

Tabela 28 – Valores do coeficiente linear (a), coeficiente angular (b), coeficiente de determinação ( $r^2$ ), valores do teste  $t(b)$  calculados e tabelados e nível de significância de  $\alpha$  e  $\beta$

	a	b	$r^2$	$t(b)$ calc.	$t(b)$ tab.	S ou NS
$\alpha$ e $\beta$	-8,1381E-07	1,0136	0,9976	2,9800	1,96	S

Analisando-se a Tabela 28 pode-se observar pelos valores de  $t(b)$ , que não houve um bom ajuste entre os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  das séries geradas comparado com as séries históricas, indicando assim que tais valores não são estatisticamente iguais, entretanto, pode-se perceber que os valores do coeficiente  $b$  da regressão ajustada são bem próximos a 1 (um), tendo uma diferença de apenas 1,4 %, podendo-se, através desse fazer as correções dos valores e desta forma utilizá-los para gerar as séries de dados de precipitação.

A comparação gráfica entre os valores dos parâmetros  $a$ ,  $b$  e  $r^2$  da regressão utilizada para  $\alpha$  e  $\beta$  das séries geradas e  $\alpha$  e  $\beta$  das séries históricas, pode ser observada na Figura 38.

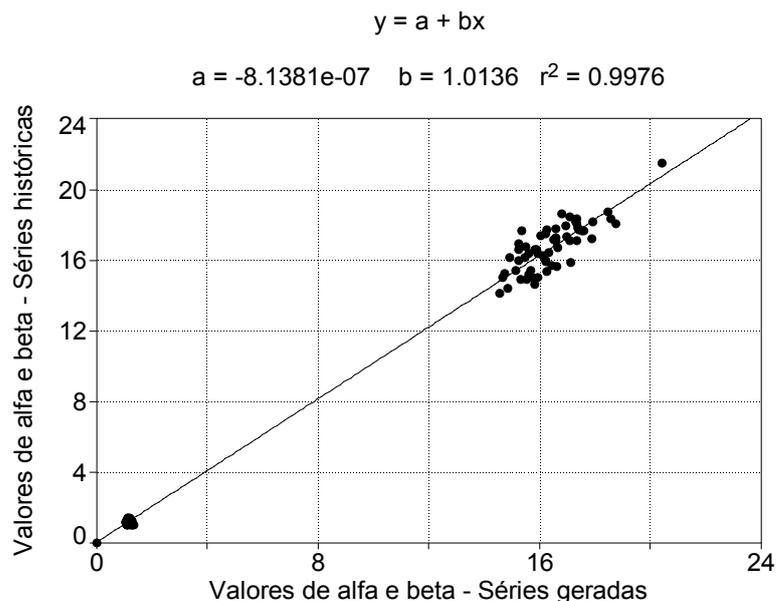


Figura 38 – Valores de  $\alpha$  e  $\beta$  da séries geradas x  $\alpha$  e  $\beta$  das séries históricas.

Na Figura 38, pode-se perceber que os valores de  $\alpha$  das séries geradas poderiam ser considerados iguais aos valores de  $\alpha$  das séries históricas, uma vez que o valor de  $b$  foi bem próximo a 1 (um), o que é um indicador de ajuste dos dados. Porém, ao comparar estatisticamente os parâmetros, vê-se que o que ocorre é uma diferença significativa entre os dois, o que foi mostrado na Tabela 28.

Na Figura 39 são apresentados as distribuições dos resíduos em relação aos valores de  $\alpha$  e  $\beta$ .

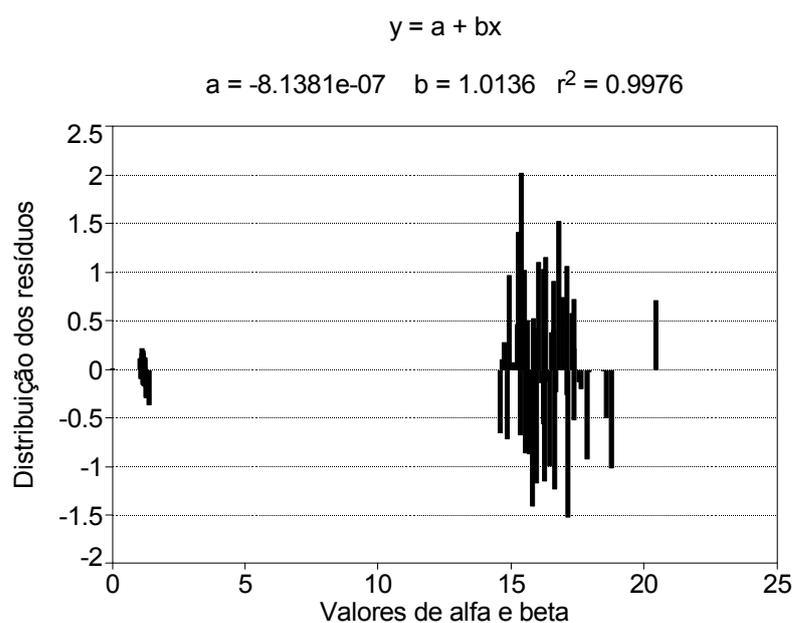


Figura 39 – Valores de  $\alpha$  e  $\beta$  x Distribuição dos resíduos.

Pode-se observar na Figura 39, que a distribuição dos valores se encontra em sua grande maioria na faixa de -0,4 e 0,4 para  $\alpha$  e entre -1,0 e 1,0 para  $\beta$  com exceção de alguns valores deste último que excederam esta faixa apresentando valores em torno de -1,15 e 2,00.

Essa distribuição encontrada é considerada satisfatória, uma vez que o que se objetiva é que estes valores situem-se em torno de 0 (zero).

## 5 CONCLUSÃO

De acordo, com a metodologia proposta e com os resultados obtidos no presente trabalho pode-se concluir que:

Os elementos da matriz de transição e os parâmetros alfa e beta apresentam variabilidade em relação ao tempo e a posição geográfica da estação e foram modeladas para representar essa variabilidade no Estado do Rio Grande do Sul.

As funções matemáticas obtidas neste trabalho permitem a estimativa dos elementos da matriz de transição e os parâmetros da função gama para serem utilizados em trabalhos que utilizem séries de precipitações pluviométricas diárias no Rio Grande do Sul.

A metodologia desenvolvida pode ser aplicada para a geração de séries sintéticas de precipitação pluvial diária nas diferentes estações pluviométricas do Rio Grande do Sul, sendo que o caráter inédito do trabalho foi a obtenção dos parâmetros necessários em função das coordenadas geográficas da estação de maneira analítica.

## 4 REFERÊNCIAS

ABRAMOWITZ, M.; STEGUN, I. A. **Handbook of Mathematical Functions with Formulas, Graphs, and Mathematical Tables**. New York: Dover, 1970.

ALMEIDA, R. M. B. **Características climatológicas do regime de chuva em Minas Gerais**. 1995. 64f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia Agrícola). Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1995.

ANDRADE JÚNIOR, 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**, v. 5, n. 2, p. 271-278, 2001.

ARAÚJO, W. F. et al. Precipitação pluviométrica mensal provável em Boa Vista, Estado de Roraima, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 5, n. 3, p. 563-567, 2001.

ASSIS, F.N. de. **Modelagem da ocorrência e da quantidade de chuva e de dias secos em Piracicaba-SP e Pelotas-RS**. Piracicaba, 1991. 134f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1991.

ASSIS, F. N. Ajuste da função gama aos totais semanais de chuva de Pelotas – RS. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 1, n. 1, p.131-136, 1993.

ASSIS, F. N. Probabilidades de ocorrência de dias sem chuva e chuvosos em Pelotas - RS. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 2, p.87-92, 1994.

ASSIS, F. N.; ARRUDA, H. V.; PEREIRA, A. R. **Aplicações de estatística à climatologia**. Pelotas: Ed. Universitária/UFPel, 1996. 161p.

BACK, A. J. Aplicação de cadeias markovianas a modelagem da precipitação diária. **Revista de tecnologia e ambiente**, v. 4, n. 1, p. 17-28, 1997.

BAENA, L. G. N. et al. Programa computacional para geração de séries sintéticas de dados climáticos. **Engenharia na Agricultura**, v. 13, n. 3, p. 210-220, 2005.

BEIJO, L. A. et al. Estudo da precipitação máxima em Jaboticabal (SP) pela distribuição de Gumbel utilizando dois métodos de estimação dos parâmetros. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 11, n. 1, p.141-147, 2003.

BERLATO, M. A.; FONTANA, D. C.; BONO, L. Tendência temporal da precipitação pluvial anual no Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 3, n. 1, p. 111-113, 1995.

BERLATO, M. A.; FONTANA, D. C. Variabilidade interanual da precipitação pluvial e rendimento da soja no Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 7, n. 1, p. 119-125, 1999.

BERLATO, M. A. As condições de precipitação pluvial no Estado do Rio Grande do Sul e os impactos das estiagens na produção agrícola. In: BERGAMASCHI, H. (Coord.) **Agrometeorologia aplicada à irrigação**. 2. ed. Porto Alegre: Editora da Universidade/UFRGS. 1999. p. 11-24.

BOTELHO, V. A. V. A.; MORAIS, A. R. de.; Estimativa dos parâmetros da distribuição gama de dados pluviométricos do município de Lavras, Estado de Minas Gerais. **Ciência e Agrotecnologia**. v. 23, n. 3, p. 697-706, 1999.

CATALUNHA, M. J. et al. Aplicação de cinco funções densidade de probabilidade a séries de precipitação pluvial no Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 10, n. 1, p. 153-162, 2002.

CARGNELUTTI FILHO, A.; MATZENAUER, R.; TRINDADE, J. K. DA. Ajustes de funções de distribuição de probabilidade a radiação solar global no Estado do Rio Grande do Sul. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 39, n. 12, p. 1157-1166, 2004.

CASTRO NETO, P.; SEDIYAMA, G. C.; VILELA E. de A. Probabilidade de ocorrência de períodos secos em lavras, Minas Gerais. **Ciência Prática**, v. 4, n. 1, p. 46-55, 1980.

CASTRO NETO, P.; SILVEIRA, J. V. Precipitação provável para Lavras, região sul de Minas Gerais, baseada na função de distribuição de probabilidade gama. I períodos mensais. **Ciência Prática**, v. 5, n. 2, p. 144-151, 1981a.

CASTRO NETO, P.; SILVEIRA, J. V. Precipitação provável para Lavras, região sul de Minas Gerais, baseada na função de distribuição de probabilidade gama. II períodos de quinze dias. **Ciência Prática**, v. 5, n. 2, p. 152-162, 1981b.

CHAPMAN, T. Stochastic modelling of daily rainfall: the impact of adjoining wet days on the distribution of rainfall amounts. **Environmental Modelling & Software**, v.13, p. 317-324, 1998.

CHIN, E. H. Modelling daily precipitation occurrence process with Markov chain. **Water Resources Research**, v. 13, n. 6, p. 49-956, 1977.

CONEJO, J. G. L. Análise, geração e desagregação de precipitações diárias. **Boletim Técnico DAEE**, v. 3, n. 2, p. 81-224, 1980.

COSTA NETO, P. L. **Estatística**. São Paulo: Edgard Blucher, 1977. 264p.

DNAEE, Departamento Nacional de Águas e Energia Elétrica. **Inventário das estações pluviométricas**. Ministério de Minas e Energia. Brasília, 1996.

EHLERS, R. S. **Inferência estatística**. Departamento de Estatística, UFPR. 2003 Disponível em <<http://www.est.ufpr.br/~ehlers/notas>>. Acesso em: 29 nov. 2005.

FARIA, R. A. de. et al. Demanda de irrigação suplementar para a cultura do milho no estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 4, n. 1, p. 46-50, 2000.

FONTANA, D. C.; ALMEIDA, T. S. de. Climatologia do número de dias com precipitação pluvial no Estado do Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 10, n. 1, p. 135-145, 2002.

FONSECA, V. O. da.; ALBUQUERQUE, J. A. S. de. Estimativa dos parâmetros da distribuição gama de probabilidades para totais de precipitação em uma região de Pelotas, RS. **Pesquisa agropecuária brasileira**, v. 13, n. 3, p. 47-58, 1978.

GENNEVILLE, M. S.; BOOCK, A. Modelo estocástico para simulação da precipitação pluviométrica diária de uma região. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 18, n. 9, p. 959-966, 1983.

GENOVEZ, A. M. **Avaliação da regularização de vazões em pequenas bacias com dados esparsos**. 1987. 168f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade de São Paulo - Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos. 1987.

HAAN, C. T. **Statistical Methods in Hydrology**. 1st ed. Iowa: The Iowa State University Press/Ames, 1977. p. 289-312. cap. 15

HASTINGS, N. A. J.; PEACOCK, J. B. **Statistical distributions: A handbook for student and practitioners**, England: Longon Butterworths, 1975. 129p.

HIDROWEB – **Sistema de Informações Hidrológicas** - ANA – Agência Nacional das Águas. Disponível em : <<http://hidroweb.ana.gov.br/>>. Acesso em: 30 ago. 2005.

JOHNSON, G. L. et al. Stochastic weather simulation: overview and analysis of two commonly used models. **Journal of applied Meteorology**, v. 35, p. 1878-1896, 1996.

MATZENAUER, R.; CARGNELUTTI FILHO, A.; ANJOS, C. S. dos. Probabilidade de ocorrer precipitação pluvial igual ou superior a evapotranspiração máxima na cultura da soja, no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 11, n. 2, p. 313-320, 2003.

MITCHELL, P. D. **Generation of simulated daily precipitation and air and soil temperatures**. Ames: Iowa State University, 2000. 33p. Working Paper 00-WP 234.

MORAIS, A. R. et al. Estimativa da precipitação provável em Lavras (MG) através da distribuição gama. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 9, n. 2, p. 305-310, 2001.

MORMENEO, I.; CASTELLVI, F. Aplicacion de um modelo em la generación de precipitaciones diarias. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 9, n. 2, p. 311-315, 2001.

MURTA, R. M. et al. Precipitação pluvial mensal em níveis de probabilidade pela distribuição gama para duas localidades do sudoeste da Bahia. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 29, n. 5, p. 988-99, set./out., 2005.

NISHIJIMA, T. **Modelagem Markoviana da precipitação pluvial diária e simulação do rendimento esperado de soja no município de Cruz Alta (RS)**. 2004. 135f. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2004.

OLIVEIRA, A. D. de. et al. Probabilidade de chuvas e estimativas de época de semeadura para cultivares de arroz de sequeiro, em diferentes regiões do Estado de Minas Gerais, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 8, n. 2, p. 295-309, 2000.

OLIVEIRA, V. de P. S. de. **Modelo para a geração de séries sintéticas de precipitação**. 2003. 156f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2003.

OLIVEIRA, V. de P. S. de.; ZANETTI, S. S.; PRUSKI, F. F. CLIMABR Parte II: Geração do perfil de precipitação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 9, n. 3, p. 356-363, 2005.

PAIVA, E. M. C. D. **Regime de precipitação na Amazônia e sua relação com o desmatamento e temperatura da superfície do mar**. 1996. 297f. Tese (Doutorado em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental) – Instituto de Pesquisas Hidráulicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1996.

PEITER, M. X. **Estudo do manejo da irrigação via modelo de simulação**. 1998. 183f. Tese (Doutorado em Hidráulica e Saneamento) - Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 1998.

PEITER, M. X. et al. Modelagem estocástica da precipitação diária para Santa Maira, RS. In: **CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA**, 28, 1999, Pelotas. **Anais...** Pelotas: SBEA/UFPel. 1999. 1 CD-ROM.

PINTO, N. L. S. et al. **Hidrologia básica**. São Paulo: Edgard Blucher/MEC, 1976. 278p.

POMPÊO, C. A. **A precipitação na bacia do Jacaré-Guaçú: caracterização e modelação matemática**. 1983. 202f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Hidráulica e Saneamento) – Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos, 1983.

RIBEIRO, A. A. DE A.; LUNARDI, D. M. C. A precipitação mensal provável para Londrina - PR, através da função gama. **Energia na agricultura**, v. 12, n. 4, p. 37-44, 1997.

ROSENBERG, K. J. **Stochastic modelling of rainfall and generation of synthetic rainfall data at Mawson Lakes**. 2004. 212f. Thesis (Doctor of philosophy – Mathematics) - School of Mathematics and Statistics, Division of Information Technology Engineering and the Environment, University of South Australia, 2004.

SAMPAIO, S. C. et al. Precipitação provável para o município de Lavras-MG, utilizando a distribuição log-normal. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 23, n. 2, p. 382-389, 1999.

SAMPAIO, S. C. et al. Estudo da precipitação efetiva para o município de Lavras, MG. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 4, n. 2, p. 210-213, 2000.

SEDIYAMA, G. C. et al. Simulação de parâmetros climáticos para a época de crescimento das plantas. **Revista Ceres**, v. 25, n. 141. 1978. p. i-xii

SEDIYAMA, G. C.; MELO, J. S. P.; ALVES, A. R. Determinação dos parâmetros da distribuição gama, em função das alturas médias mensais de precipitação dos dias chuvosos. **Revista Ceres**, v. 43, n. 247, p. 254-266, 1995.

SEDIYAMA, G. C. et al. Dependência temporal e espacial das probabilidades de dias secos e, ou, chuvosos em dias consecutivos, para intervalos mensais. **Revista Ceres**, v. 43, n. 247, p. 267-280, 1996.

SHIMUZI, T. **Pesquisa operacional em engenharia, economia e administração: modelos básicos e métodos computacionais**. Rio de Janeiro: Guanabara Dois, 1984. 360p.

SILVA, J. B. da; CUNHA, F. B.; GAVIÃO NETO, W. P. Modelagem das chuvas trimestrais por regiões homogêneas no Estado do Ceará. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 9, n. 2, 2001. p.317-324.

SOUZA, S. A. V. **Programa computacional para simulação da ocorrência de veranicos e queda de produção**. 1999. 124f. Tese (Doutorado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz / Universidade de São Paulo, Piracicaba, 1999.

THOM, H. C. S. A note on the gamma distribution. **Monthly Weather Review**, v. 86, n. 4, p. 117-122, 1958.

THOM, H. C. S. **Some methods of climatological analysis**. Roma: FAO, 1966. 50p. FAO. Technical Notes 81.

TODOROVIC, P.; WOOLHISER, D. **Stochastic model of daily rainfall**. Colorado: Colorado State University. 1979.

TUCCI, C. E. M. (Org.). **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: Ed. da Universidade; ABRH; EDUSP, 1993.

TUCCI, C. E. M. **Modelos hidrológicos**. Porto Alegre: Ed. da Universidade/UFRGS/Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 1998.

VIRGENS FILHO, J. S. **Modelo computacional para simulação de dados climáticos**. 1997. 86f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Universidade Estadual de São Paulo, Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu, 1997.

VIRGENS FILHO, J. S.; CATANEO, A. Modelo computacional para simulação da radiação solar global diária. **Revista Energia na Agricultura**, v. 14, n. 2, p. 24-36, 1999.

VIRGENS FILHO, J. S. **Ferramenta computacional para simulação de séries climáticas diárias, baseada na parametrização dinâmica das distribuições de probabilidade**. 2001. 92f. Botucatu, Tese (Doutorado em Agronomia) – Universidade Estadual de São Paulo, Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu, 2001.

VIVALDI, I. J. **Utilização da distribuição gama em dados pluviométricos**. 1973. 77f. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agrônômica) – Curso de Pós Graduação em Agronomia, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade Estadual de São Paulo, Piracicaba, 1973.

WILKS, D. S. Interannual variability and extreme-value characteristics of several stochastic daily precipitation models. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 93, p. 153-169, 1999.

YUE, S.; QUARDA, T. B. M. J.; BOBÉE, B. A review of bivariate gamma distributions of hydrological application. **Journal of Hydrology**, v. 241, p. 1-18, 2001.

## **APÊNDICES**

APÊNDICE A – Número de estações com dados de chuva, separadas por regiões fisiográficas no Estado do Rio Grande do Sul, em destaque as estações escolhidas dentro de cada região

<b>Região fisiográfica</b>	<b>Nº de estações</b>	<b>Nome do município</b>
<b>Região Norte</b>	1	Iraí
	2	Planalto
	1	Palmeira das Missões
	1	Chapada
	1	<b>Liberato Salzano</b>
	2	<b>Sarandi</b>
	1	Ervál Grande
	1	<b>Itatiba do Sul</b>
	1	<b>Erebango</b>
	1	Erechim
	1	Gaurama
1	Marcelino Ramos	
<b>Soma parcial</b>	<b>14</b>	<b>12</b>
<b>Região Centro Norte</b>	1	Nova Ramada
	3	<b>Ijuí</b>
	1	Jóia
	1	Condor
	1	Panambi
	2	<b>Cruz Alta</b>
	2	Santa Bárbara do Sul
	3	<b>Carazinho</b>
	1	<b>Não Me Toque</b>
<b>Soma parcial</b>	<b>15</b>	<b>9</b>
<b>Região Nordeste</b>	1	<b>Paim Filho</b>
	1	<b>Sananduva</b>
	1	Tapejara
	1	Barracão
	4	Lagoa Vermelha
	1	Pinhal da Serra
	1	Esmeralda
	1	Muitos Capões
	1	<b>Vacaria</b>
	1	Monte Alegre dos Campos
	2	<b>Bom Jesus</b>
	1	São Jose dos Ausentes
	<b>Soma parcial</b>	<b>16</b>
<b>Região Noroeste</b>	1	Vista Gaúcha
	1	Miraguaí
	1	<b>Três Passos</b>
	1	São Martinho
	1	São Valério
	1	Independência
	1	<b>Giruá</b>
	1	<b>Tucunduva</b>
	1	Porto Mauá

APÊNDICE A – Número de estações com dados de chuva, separadas por regiões fisiográficas no Estado do Rio Grande do Sul, em destaque as estações escolhidas dentro de cada região (continuação)

<b>Região fisiográfica</b>	<b>Nº de estações</b>	<b>Nome do município</b>
<b>Região Noroeste (continuação)</b>		
	1	<b>Porto Lucena</b>
	1	Campina das Missões
	1	São Luiz Gonzaga
	1	Santo Antonio das Missões
	1	Bossoroca
	1	Caibaté
	2	Santo Ângelo
	1	Catuípe
<b>Soma parcial</b>	<b>18</b>	<b>17</b>
<b>Região Centro Sul</b>		
	5	<b>Camaquã</b>
	1	Dom Feliciano
	1	<b>Tapes</b>
	1	Barra do Ribeiro
	1	<b>Guaíba</b>
	1	Charqueadas
	2	<b>São Jerônimo</b>
	1	Butiá
<b>Soma parcial</b>	<b>13</b>	<b>8</b>
<b>Região leste</b>		
	4	São Francisco de Paula
	1	Sapiranga
	1	<b>Sapuçaia do Sul</b>
	2	Viamão
	2	<b>Gravataí</b>
	1	Glorinha
	3	Santo Antônio da Patrulha
	1	<b>Osório</b>
	1	Tramandaí
	2	<b>Palmares do Sul</b>
	1	Mostardas
<b>Soma parcial</b>	<b>19</b>	<b>11</b>
<b>Região Centro Leste</b>		
	1	<b>Barros Cassal</b>
	1	<b>Candelária</b>
	2	<b>Rio Pardo</b>
	1	<b>Encruzilhada do Sul</b>
<b>Soma parcial</b>	<b>5</b>	<b>4</b>
<b>Região Centro Nordeste</b>		
	1	Gentil
	1	Casca
	1	Guaporé
	1	Muçum
	1	Encantado
	1	Lajeado
	1	<b>Nova Prata</b>
	1	<b>Veranópolis</b>
	1	<b>Antonio Prado</b>

APÊNDICE A – Número de estações com dados de chuva, separadas por regiões fisiográficas no Estado do Rio Grande do Sul, em destaque as estações escolhidas dentro de cada região (continuação)

<b>Região fisiográfica</b>	<b>Nº de estações</b>	<b>Nome do município</b>
	1	<b><i>Caxias do Sul</i></b>
	2	Montenegro
<b>Soma parcial</b>	<b>12</b>	<b>11</b>
<b>Região fisiográfica</b>	<b>Nº de estações</b>	<b>Nome do município</b>
<b>Região Fronteira Oeste</b>	8	<b><i>São Borja</i></b>
	1	Itacurubi
	4	<b><i>Itaqui</i></b>
	7	<b><i>Uruguaiana</i></b>
	11	Alegrete
	4	Quarai
	5	Santana do Livramento
	3	<b><i>Rosário do Sul</i></b>
	4	São Gabriel
<b>Soma parcial</b>	<b>47</b>	<b>9</b>
<b>Região Centro Oeste</b>	1	Unistalda
	3	Santiago
	1	Manoel Viana
	1	São Francisco de Assis
	3	<b><i>Jaguari</i></b>
	1	São Vicente do Sul
	2	<b><i>Cacequi</i></b>
	1	São Pedro do Sul
	1	Santa Maria
	2	São Sepé
	3	Cachoeira do Sul
	1	<b><i>Dona Francisca</i></b>
	3	Julio de Castilhos
	2	<b><i>Tupanciretã</i></b>
<b>Soma parcial</b>	<b>25</b>	<b>14</b>
<b>Região Fronteira Sudoeste</b>	4	<b><i>Dom Pedrito</i></b>
	3	<b><i>Bagé</i></b>
	2	Lavras do Sul
<b>Soma parcial</b>	<b>9</b>	<b>3</b>
<b>Região Sul</b>	3	<b><i>São Lourenço</i></b>
	1	<b><i>Canguçu</i></b>
	5	Piratini
	4	Pinheiro Machado
	2	Herval
	2	Pedro Osório
	4	Pelotas
	7	<b><i>Rio Grande</i></b>
	2	São Jose do Norte
	4	Arroio Grande
	2	<b><i>Santa Vitória do Palmar</i></b>
<b>Soma parcial</b>	<b>36</b>	<b>11</b>

APÊNDICE A – Número de estações com dados de chuva, separadas por regiões fisiográficas no Estado do Rio Grande do Sul, em destaque as estações escolhidas dentro de cada região (continuação)

<b>Região fisiográfica</b>	<b>Nº de estações</b>	<b>Nome do município</b>
<b>Lagoa Mirim e dos Patos</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
<b>Soma parcial</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
<b>Somatório</b>	<b>229</b>	<b>121</b>

Obs: as estações que estão com o nome em negrito e itálico foram escolhidas para a realização do trabalho.

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação

Nº	Região							
	Norte				Centro Norte			
	Erebango	Itatiba do Sul	Sarandi	Liberato Salzano	Carazinho	Não Me Toque	Íjuí	Cruz Alta
01					1942			
02					1943			
03	1944				1944			
04	1945				1945			1945
05	1946				1946			1946
06					1947			1947
07	1948				1948			1948
08	1949				1949			1949
09	1950				1950			1950
10	1951							1951
11	1952							1952
12	1953							1953
13	1954							1954
14	1955							1955
15	1956							1956
16								1957
17	1958				1958			1958
18	1959							1959
19	1960		1960		1960		1960	1960
20	1961		1961		1961		1961	1961
21	1962		1962				1962	
22	1963		1963				1963	1963
23	1964		1964				1964	1964
24	1965		1965		1965		1965	1965
25	1966		1966		1966			1966
26	1967		1967		1967		1967	1967
27	1968		1968		1968		1968	1968
28	1969		1969		1969		1969	1969
29	1970		1970		1970		1970	1970
30	1971		1971		1971		1971	1971
31	1972		1972		1972		1972	1972
32	1973		1973		1973		1973	1973
33	1974		1974		1974			1974
34	1975		1975		1975		1975	1975
35	1976		1976		1976		1976	1976
36	1977	1977	1977	1977	1977		1977	1977
37	1978	1978	1978	1978	1978		1978	1978
38	1979	1979	1979	1979	1979		1979	1979
39	1980	1980	1980	1980	1980		1980	1980
40	1981	1981	1981	1981	1981		1981	1981
41	1982	1982	1982	1982	1982		1982	1982
42	1983	1983	1983	1983	1983		1983	1983
43	1984	1984	1984	1984	1984		1984	1984
44	1985	1985	1985	1985	1985		1985	1985
45	1986	1986	1986	1986	1986		1986	

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Norte				Centro Norte			
	Erebango	Itatiba do Sul	Sarandi	Liberato Salzano	Carazinho	Não Me Toque	Íjuí	Cruz Alta
46	1987	1987	1987	1987		1987	1987	1987
47	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988	1988
48	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989
49	1990	1990		1990	1990	1990	1990	
50	1991	1991		1991	1991	1991	1991	1991
51	1992	1992		1992	1992	1992	1992	1992
52			1993	1993	1993	1993	1993	1993
53	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994
54	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995	1995
55	1996	1996	1996	1996	1996	1996	1996	1996
56	1997	1997	1997	1997	1997	1997	1997	1997
57	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998
58	1999	1999	1999	1999		1999	1999	1999
59	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
60	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
61	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002
62	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003
<b>TOTAL</b>	<b>57</b>	<b>26</b>	<b>41</b>	<b>27</b>	<b>49</b>	<b>17</b>	<b>42</b>	<b>56</b>

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Nordeste				Noroeste			
	Paim Filho	Sananduva	Bom Jesus	Vacaria	Três Passos	Tucunduva	Porto Lucena	Giruí
01				1944				
02				1945				1945
03				1946				1946
04				1947				1947
05				1948				1948
06				1949				1949
07				1950	1950		1950	1950
08				1951	1951		1951	1951
09				1952	1952		1952	1952
10				1953	1953		1953	1953
11				1954	1954			1954
12				1955	1955			1955
13				1956	1956			1956
14				1957	1957		1957	1957
15	1958	1958		1958	1958		1958	1958
16	1959	1959		1959	1959		1959	1959
17	1960	1960			1960		1960	1960
18	1961	1961		1961	1961		1961	1961
19	1962	1962		1962	1962		1962	1962
20	1963	1963		1963	1963		1963	1963
21	1964	1964		1964			1964	1964
22	1965	1965	1965		1965			1965
23	1966	1966	1966		1966		1966	1966
24	1967	1967	1967		1967		1967	1967
25	1968	1968	1968		1968		1968	1968
26	1969	1969	1969	1969	1969		1969	1969
27	1970	1970	1970	1970	1970		1970	1970
28	1971	1971	1971	1971	1971		1971	1971
29	1972	1972	1972	1972	1972		1972	1972
30	1973	1973	1973	1973	1973		1973	1973
31	1974	1974			1974		1974	1974
32	1975	1975	1975	1975	1975		1975	1975
33	1976	1976	1976	1976	1976		1976	1976
34	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977
35	1978	1978	1978	1978	1978	1978	1978	1978
36	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979
37	1980	1980	1980	1980	1980	1980	1980	1980
38	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981
39	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982
40	1983	1983	1983		1983	1983	1983	1983
41	1984	1984			1984	1984	1984	1984
42	1985	1985			1985	1985	1985	1985
43		1986			1986	1986	1986	1986
44	1987	1987			1987	1987	1987	1987
45	1988	1988			1988	1988	1988	1988

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Nordeste				Noroeste			
	Paim Filho	Sananduva	Bom Jesus	Vacaria	Três Passos	Tucunduva	Porto Lucena	Girúá
46	1989	1989		1989	1989	1989	1989	1989
47	1990	1990		1990	1990	1990		1990
48	1991	1991		1991		1991	1991	1991
49	1992	1992		1992	1992	1992	1992	1992
50	1993	1993		1993	1993	1993		1993
51				1994	1994	1994	1994	1994
52	1995	1995			1995	1995	1995	1995
53		1996		1996	1996	1996	1996	1996
54		1997		1997	1997	1997	1997	1997
55		1998			1998	1998	1998	1998
56		1999		1999	1999	1999	1999	1999
57	2000	2000		2000		2000	2000	2000
58	2001	2001		2001	2001	2001	2001	2001
59		2002		2002	2002	2002	2002	2002
60		2003		2003	2003	2003	2003	2003
<b>TOTAL</b>	<b>38</b>	<b>45</b>	<b>18</b>	<b>46</b>	<b>51</b>	<b>27</b>	<b>48</b>	<b>57</b>

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região				Leste			
	Centro-Sul			Camaquã	Gravataí	Osório	Sapucaia do Sul	Palmares do Sul
Tapes	Guaíba	São Jerônimo						
01							1965	
02							1966	
03		1967					1967	
04							1968	
05							1969	
06		1970	1970				1970	
07		1971	1971				1971	
08		1972	1972				1972	
09			1973				1973	
10		1974	1974			1974	1974	1974
11		1975	1975			1975	1975	1975
12		1976	1976			1976	1976	
13	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977	1977
14	1978	1978	1978	1978	1978	1978	1978	1978
15	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979	1979
16	1980	1980	1980	1980	1980	1980	1980	1980
17	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981	1981
18	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982	1982
19	1983	1983	1983	1983	1983	1983	1983	1983
20	1984	1984	1984		1984	1984	1984	1984
21	1985	1985	1985	1985		1985	1985	1985
22	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986	1986
23			1987	1987	1987	1987	1987	1987
24	1988		1988	1988	1988	1988	1988	1988
25	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989
26	1990	1990	1990	1990			1990	1990
27	1991	1991	1991					1991
28	1992	1992	1992	1992		1992	1992	1992
29	1993		1993	1993		1993	1993	1993
30	1994	1994	1994		1994	1994	1994	
31	1995	1995		1995	1995	1995	1995	1995
32	1996	1996	1996	1996	1996	1996	1996	
33	1997		1997	1997	1997	1997	1997	1997
34	1998			1998	1998	1998	1998	1998
35	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999
36	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
37	2001	2001	2001	2001	2001	2001		2001
38	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002
39	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003
<b>TOTAL</b>	<b>26</b>	<b>29</b>	<b>32</b>	<b>24</b>	<b>22</b>	<b>28</b>	<b>37</b>	<b>27</b>



APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Centro-Leste				Centro-Nordeste			
	Barros Cassal	Candelária	Encruzilhada do Sul	Rio Pardo	Antônio Prado	Veranópolis	Nova Prata	Caxias do Sul
47	1990	1990	1990	1990	1990	1990	1990	1990
48	1991	1991	1991	1991	1991	1991	1991	1991
49	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992	1992
50		1993		1993	1993	1993	1993	1993
51		1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994
52				1995	1995	1995	1995	1995
53	1996	1996		1996	1996	1996	1996	1996
54	1997		1997	1997	1997	1997	1997	1997
55	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998	1998
56	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999
57	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
58		2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
59	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002
60	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003
TOTAL	<b>13</b>	<b>16</b>	<b>23</b>	<b>17</b>	<b>52</b>	<b>45</b>	<b>57</b>	<b>60</b>



APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Fronteira-Oeste				Centro-Oeste			
	São Borja	Itaqui	Uruguaiana	Rosário do Sul	Dona Francisca	Tupanciretã	Cacequi	Jaguari
46	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989	1989
47	1990	1990	1990	1990	1990	1990	1990	1990
48	1991	1991		1991	1991	1991	1991	1991
49	1992	1992		1992	1992		1992	1992
50	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993	1993
51	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994	1994
52	1995	1995	1995	1995	1995	1995		1995
53	1996	1996	1996	1996	1996	1996	1996	1996
54	1997	1997	1997	1997	1997	1997	1997	1997
55		1998			1998	1998	1998	1998
56	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999	1999
57	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
58	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001	2001
59	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002	2002
60	2003	2003		2003	2003		2003	
<b>TOTAL</b>	<b>49</b>	<b>33</b>	<b>55</b>	<b>55</b>	<b>56</b>	<b>25</b>	<b>59</b>	<b>43</b>

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Fronteira-Sudoeste				Sul			
	Bagé	Dom Pedrito	Dom Pedrito	Bagé	Canguçu	São Lourenço do Sul	Rio Grande	Santa Vitória do Palmar
01		1935						
02		1936						
03		1937						
04		1938						
05		1939						
06		1940						
07		1941						
08		1942						
09		1943						
10		1944			1944			
11		1945			1945	1945		
12		1946			1946			
13					1947	1947		
14					1948			
15								
16		1950						
17		1951			1951			
18		1952			1952			
19		1953			1953			
20		1954			1954			
21		1955			1955			
22		1956						
23		1957			1957			
24		1958						
25		1959						
26		1960			1960			
27		1961						
28								
29								
30								
31						1965		
32					1966	1966	1966	
33						1967	1967	
34					1968	1968	1968	1968
35					1969	1969	1969	1969
36		1970			1970	1970	1970	1970
37		1971			1971		1971	1971
38		1972			1972	1972	1972	1972
39		1973			1973	1973	1973	
40		1974			1974	1974	1974	
41		1975			1975		1975	1975
42		1976			1976		1976	1976
43	1977	1977	1977		1977		1977	1977
44	1978	1978	1978		1978	1978	1978	1978
45	1979		1979		1979	1979	1979	1979

APÊNDICE B – Relação das estações escolhidas em cada região fisiográfica e relação dos anos com dados de precipitação em cada estação (continuação)

Nº	Região							
	Fronteira-Sudoeste				Sul			
	Bagé	Dom Pedrito	Dom Pedrito	Bagé	Canguçu	São Lourenço do Sul	Rio Grande	Santa Vitória do Palmar
46	1980	1980	1980		1980	1980	1980	1980
47	1981	1981	1981		1981	1981	1981	1981
48		1982	1982		1982	1982	1982	
49	1983		1983		1983	1983	1983	
50		1984	1984		1984	1984	1984	
51		1985	1985		1985	1985	1985	1985
52	1986	1986			1986	1986	1986	1986
53	1987	1987	1987		1987	1987	1987	1987
54	1988	1988	1988		1988	1988	1988	1988
55	1989	1989	1989		1989	1989	1989	1989
56	1990		1990		1990	1990	1990	1990
57		1991	1991		1991	1991	1991	1991
58			1992		1992	1992	1992	
59		1993	1993		1993	1993	1993	1993
60			1994		1994	1994	1994	1994
61			1995		1995	1995	1995	1995
62		1996	1996		1996	1996		1996
63		1997			1997	1997		
64	1998	1998	1998			1998		1998
65	1999	1999	1999		1999	1999	1999	1999
66	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000
67			2001	2001	2001	2001	2001	2001
68	2002	2002	2002	2002	2002	2002		2002
69		2003	2003	2003	2003	2003	2003	2003
<b>TOTAL</b>	<b>15</b>	<b>51</b>	<b>25</b>	<b>4</b>	<b>48</b>	<b>37</b>	<b>34</b>	<b>29</b>

APÊNDICE C – Tabela com informações sobre as estações com dados pluviométricos

Região fisiográfica	Código estação	Município	Nome da estação	Bacia Hidrográfica	Latitude	Longitude	Altitude (m)
01	2752006	Erebango	Erebango	Rio Uruguai	-27.8542	-52.3039	763
	2752017	Itatiba do Sul	Itatiba do Sul	Rio Uruguai	-27.3889	-52.4544	350
	2753004	Sarandi	Linha Cescon	Rio Uruguai	-27.8117	-53.0278	350
	2753014	Liberato Salzano	Liberato Salzano	Rio Uruguai	-27.5983	-53.0708	378
02	2852006	Carazinho	Carazinho	Rio Uruguai	-28.2939	-52.7883	570
	2853003	Ijuí	Conceição	Rio Uruguai	-28.4550	-53.9708	160
	2853014	Cruz Alta	Santa Clara do Ingai	Atlântico, Trecho Sudeste	-28.7286	-53.1858	390
	2852050	Não Me Toque	Não Me Toque	Atlântico, Trecho Sudeste	-28.4553	-52.8158	491
	2751006	Paim Filho	Paim Filho	Rio Uruguai	-27.7039	-51.7675	600
03	2751007	Sananduva	Sananduva	Rio Uruguai	-27.9503	-51.8144	687
	2850006	Bom Jesus	Invernada Velha	Rio Uruguai	-28.4494	-50.2964	850
	2850008	Vacaria	Passo Socorro (PCD INPE)	Rio Uruguai	-28.2108	-50.7586	640
	2754001	Três Passos (Tiradentes)	Alto Uruguai	Rio Uruguai	-27.3031	-54.1344	120
04	2754009	Tucunduva	Tucunduva	Rio Uruguai	-27.6539	-54.4422	120
	2755001	Porto Lucena	Porto Lucena (PCD INPE)	Rio Uruguai	-27.8544	-55.0225	100
	2854003	Giruá	Giruá	Rio Uruguai	-28.0264	-54.3436	400
05	3051004	Tapes (Cerro Grande)	Cerro Grande	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.5981	-51.7544	120
	3051005	Guaíba (Eldorado do Sul)	Guaíba Country Club	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.1067	-51.6489	40
	3052011	São Jerônimo	Quitéria	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.4192	-52.0733	300
	3151002	Camaquã	Pacheca	Atlântico, Trecho Sudeste	-31.1303	-51.7886	5
	2950016	Gravataí	Glorinha	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.8825	-50.7883	77
06	2950038	Osório (Terra de Areia)	Terra de Areia	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.5722	-50.0564	40
	2951028	Sapucaia do Sul	Sapucaia do Sul	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.8211	-51.4953	20
	3050002	Palmares do Sul	Palmares do Sul	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.2531	-50.5064	3

APÊNDICE C – Tabela com informações sobre as estações com dados pluviométricos (continuação)

Região fisiográfica	Código estação	Município	Nome da estação	Bacia Hidrográfica	Latitude	Longitude	Altitude (m)
07	2952001	Barros Cassal	Barros Cassal	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.0850	-52.5844	620
	2952034	Candelária	Candelária	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.6733	-52.7694	40
	3052012	Encruzilhada do Sul	Serra dos Pedrosas	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.6219	-52.8097	400
	3052016	Rio Pardo (Pantano Grande)	Pantano Grande	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.1983	-52.3719	40
08	2851003	Antonio Prado	Antonio Prado	Atlântico, Trecho Sudeste	-28.8533	-51.2836	630
	2851021	Veranópolis	Passo do Prata	Atlântico, Trecho Sudeste	-28.8675	-51.4456	400
	2851024	Nova Prata	Prata	Atlântico, Trecho Sudeste	-28.7686	-51.6200	680
	2951022	Caxias do Sul	Nova Palmira	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.3347	-51.1886	80
	2855001	São Borja (Garruchos)	Garruchos	Rio Uruguai	-28.1825	-55.6433	60
09	2956005	Itaqui	Itaqui	Rio Uruguai	-29.1181	-56.5578	35
	2956007	Urugaiana	Plano Alto	Rio Uruguai	-29.7700	-56.5158	120
	3054007	Rosário do Sul	Rosário do Sul (PCD INPE)	Rio Uruguai	-30.2469	-54.9175	100
10	2953008	Dona Francisca	Dona Francisca (PCD INPE)	Atlântico, Trecho Sudeste	-29.6275	-53.3533	25
	2953030	Tupanciretã	Tupanciretã	Rio Uruguai	-29.0856	-53.8219	469
	2954001	Cacequi	Cacequi	Rio Uruguai	-29.8778	-54.8236	100
	2954004	Jaguari	Ernesto Alves	Rio Uruguai	-29.3658	-54.7347	300
	3053010	Bagé	Passo do Cação	Atlântico, Trecho Sudeste	-30.9611	-53.4886	120
11	3054002	Dom Pedrito	Dom Pedrito	Rio Uruguai	-30.9781	-54.6758	120
	3154003	Dom Pedrito	Torquato Severo	Rio Uruguai	-31.0286	-54.1844	390
	3154006	Bagé	Estância do Espantoso	Rio Uruguai	-31.5314	-54.2944	0
12	3152003	Canguçu	Canguçu	Atlântico, Trecho Sudeste	-31.3911	-52.6972	400
	3152011	São Lourenço do Sul (Cristal)	Passo do Mendoça	Atlântico, Trecho Sudeste	-31.0003	-52.0497	40
	3252008	Rio Grande	Granja Santa Maria	Atlântico, Trecho Sudeste	-32.4044	-52.5558	12
	3253003	Santa Vitória do Palmar	Granja Osório	Atlântico, Trecho Sudeste	-32.9525	-53.1189	3