



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m18/2015/08.13.15.18-TDI

**SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES
ESTATÍSTICOS APLICADO À PREVISÃO CLIMÁTICA
DE TEMPERATURA E PRECIPITAÇÃO NO
CENTRO-SUL DO BRASIL**

Denilson Ribeiro Viana

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Meteorologia, orientada pelo Dr. Clóvis Angeli Sansigolo, aprovada em 15 de setembro de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP8W/3K3LAH2>>

INPE
São José dos Campos
2015

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

**COMISSÃO DO CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO
DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (DE/DIR-544):****Presidente:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Amauri Silva Montes - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espaciais (ETE)

Dr. André de Castro Milone - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas
(CEA)

Dr. Joaquim José Barroso de Castro - Centro de Tecnologias Espaciais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
(CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SID)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Duca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação
(SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Marcelo de Castro Pazos - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m18/2015/08.13.15.18-TDI

**SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES
ESTATÍSTICOS APLICADO À PREVISÃO CLIMÁTICA
DE TEMPERATURA E PRECIPITAÇÃO NO
CENTRO-SUL DO BRASIL**

Denilson Ribeiro Viana

Tese de Doutorado do Curso de Pós-Graduação em Meteorologia, orientada pelo Dr. Clóvis Angeli Sansigolo, aprovada em 15 de setembro de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP8W/3K3LAH2>>

INPE
São José dos Campos
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Viana, Denilson Ribeiro.

V654s Sistema de reconhecimento de padrões estatísticos aplicado à previsão climática de temperatura e precipitação no centro-sul do Brasil / Denilson Ribeiro Viana. – São José dos Campos : INPE, 2015.

xxx + 216 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m18/2015/08.13.15.18-TDI)

Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2015.

Orientador : Dr. Clóvis Angeli Sansigolo.

1. Precipitação. 2. Temperatura. 3. Previsão climática.
4. Reconhecimento de padrões. I.Título.

CDU 551.51:519.2




Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).


Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Doutor(a)** em
Meteorologia

Dra. Mary Toshie Kayano



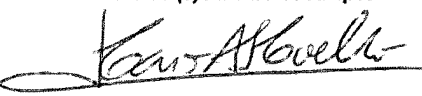
Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dr. Clóvis Angeli Sansigolo



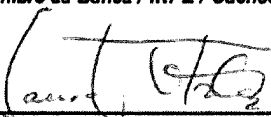
Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Caio Augusto dos Santos Coelho



Membro da Banca / INPE / Cachoeira Paulista - SP

Dr. Lauro Tadeu Guimaraes Fortes



Convidado(a) / INMET / Brasília - DF

Dr. Paulo Sérgio Lucio



Convidado(a) / UFRN / Rio Grande do Norte - RN

Este trabalho foi aprovado por:

majoria simples

unanimidade

Título: "Sistema de Reconhecimento de Padrões Estatísticos Aplicado à Previsão Climática de Temperatura e Precipitação no Centro Sul do Brasil"

Aluno (a): Denilson Ribeiro Viana

São José dos Campos, 15 de Setembro de 2015

Agir é a tua missão;
mas não deves visar os frutos da tua atividade.
Não permitas que a tua atividade seja inspirada pelo desejo dos seus frutos –
mas não caias na inatividade!

KRISHNA
Bhagavad Gita

*Knowledge and action are the central relations between mind and world.
In action, world is adapted to mind.
In knowledge, mind is adapted to world.
When world is maladapted to mind, there is a residue of desire.
When mind is maladapted to world, there is a residue of belief.
Desire aspires to action; belief aspires to knowledge.
The point of desire is action; the point of belief is knowledge.*

Timothy WILLIAMS
Knowledge and Its Limits

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Dr. Clóvis Angeli Sansigolo, pela oportunidade de desenvolver este trabalho e por toda a atenção dispensada durante a realização do mesmo.

Ao Dr. Nelson Jesuz Ferreira pelo seu constante apoio e incentivo ao longo da minha trajetória no INPE.

Ao Dr. Caio Augusto Coelho e à Dra. Mary Toshie Kayano pelas contribuições durante a proposta de tese e ao longo da realização deste trabalho.

À Dra. Mári Ândrea Feldman Firpo por sua preciosa ajuda e por todas as nossas conversas sobre ‘amenidades’ que tornaram a realização dessa tese mais leve e prazerosa.

A meus pais, Heron da Silva Viana e Maria Iara Ribeiro Viana, e à minha irmã, Caroline Ribeiro Viana, pelo apoio, carinho e compreensão durante o período em que estive longe de casa.

À Dra. Viviana Aguilar Muñoz por me permitir caminhar ao seu lado durante o tempo em que estive em São José dos Campos.

À secretaria do Programa de Pós Graduação em Meteorologia, em especial à Luana Schimdt e Liliane Cruz pela dedicação e empenho sempre dispensadas.

Aos colegas do Centro Polar e Climático da Universidade Federal do Rio Grande do Sul pelo apoio estrutural e logístico.

A todos os colegas do Programa de Pós Graduação em Meteorologia que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

*A meu sobrinho,
João Vitor Viana Neto.*

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo o desenvolvimento, a aplicação e a avaliação de um modelo de previsão climática mensal e sazonal de precipitação e temperatura para o Centro-Sul do Brasil, através da abordagem estatística de Reconhecimento de Padrões. A metodologia consiste em um conjunto de etapas que envolvem: 1) aquisição dos dados, 2) pré-processamento, 3) extração de atributos, 4) seleção de atributos, 5) classificação e, 6) avaliação. Os preditandos, precipitação e temperatura, foram obtidos através das respectivas bases, GPCC (*Global Precipitation Climatology Centre*) e CRU (*Climatic Research Unit*). Os preditores atmosféricos [Altura Geopotencial (Z) em 850, 700, 500 e 250 mb, Pressão ao Nível do Mar (PNM), Temperatura do ar em 850 mb (T850), Conteúdo de Água Precipitável (CAP)] e de superfície [Albedo (ALB) e Umidade do Solo (UMS)] foram obtidos da Reanálises ‘Século 20’ (*20th Century Reanalysis, V2 – NCEP/NCAR*). Os preditores oceânicos [Temperatura da Superfície do Mar (TSM) e Concentração de Gelo Marinho (CGM)] são oriundos da base *HadISST1* do *Met Office Hadley Centre*. Os dados compreendem o período entre 1951 e 2010, totalizando 60 anos de registros mensais. A extração de atributos foi realizada através de três procedimentos distintos: 1) definição das Regiões Homogêneas dos preditandos (RH) utilizando Análise de Agrupamentos Hierárquicos (AAH), 2) definição das Regiões-Chave (RC) dos preditores atmosféricos e oceânicos por meio de Análise de Componentes Principais (ACP) em modo S e, 3) cálculo das anomalias dos preditores de superfície para as RH identificadas. Com base nas anomalias mensais dos preditandos, foram identificadas quatro Regiões Homogêneas de precipitação acumulada e três de temperatura média. As análises, conduzidas por ACP, mostraram que, em média, 22 componentes captam em torno de 70% da variância acumulada para os campos mais estáveis, relacionados à pressão atmosférica (Z e PNM) e a TSM. Ao todo, foram analisadas 594 variáveis, das quais 259 foram selecionadas para a previsão climática. Nas fases de seleção de atributos e de classificação, as séries temporais dos preditores atmosféricos, oceânicos e de superfície foram correlacionadas com as séries dos preditandos, por meio de tercis, utilizando Análise Discriminante Linear (ADL). Os resultados mostraram que, tanto para precipitação, quanto para a temperatura, houve um ganho médio de 29% em relação à climatologia. Para a precipitação, destacam-se as variáveis relacionadas à pressão atmosférica (Z e PNM), bem como o CAP, a TSM e os campos de superfície (ALB e UMS), e ainda, o papel da circulação atmosférica na Antártica e adjacências. Para a temperatura média, destacam-se novamente as variáveis relacionadas à pressão, juntamente com a TSM, T850, CAP e CGM. O campo de T850 nas regiões do Pacífico Equatorial, costa leste do Brasil e no continente Antártico e adjacências, foram relevantes para a temperatura. A avaliação das previsões, realizada por meio de um conjunto de escores categóricos e probabilísticos, mostrou que os resultados obtidos foram superiores aos modelos atuais. Tanto para a precipitação, quanto para a temperatura, o melhor desempenho do modelo ocorreu nas categorias extremas (acima/abaixo da normal), sendo que uma determinada previsão nessas categorias tem maior probabilidade de acerto.

STATISTICAL PATTERN RECOGNITION SYSTEM APPLIED TO CLIMATE FORECASTS OF CENTRAL-SOUTHERN BRAZIL

ABSTRACT

This study aims to develop, implement and evaluate a precipitation and temperature seasonal and monthly climate forecasting model for the Central-Southern regions of Brazil, using a Statistical Pattern Recognition system. The methodology consists of a set of steps involving: 1) data acquisition, 2) pre-processing, 3) attribute extraction, 4) attribute selection, 5) classification, and 6) validations of the results. The predictands, rainfall and temperature, were obtained from GPCP (Global Precipitation Climatology Centre) and CRU (Climatic Research Unit) data bases. Atmospheric predictors [Geopotential height (Z) at 850, 700, 500 and 250 mb, Sea Level Pressure (PNM) Air temperature at 850 mb (T850), Precipitable Water Content (CAP)] and surface predictors [Albedo (ALB) and Soil Moisture (UMS)] were from 20th Century Reanalysis V2 – NCEP/NCAR. Oceanic predictors [Sea Surface Temperature (SST) and Sea Ice Concentration (CGM)] came from the HadISST1 Met Office Hadley Centre data base. The data covers a period between 1951 and 2010, totaling 60 years of monthly records. The attribute extraction was performed by three distinct procedures: 1) definition of Homogeneous Regions of predictands (RH), using Hierarchical Cluster Analysis (AAH), 2) definition of the Key Regions (RC) of atmospheric and oceanic predictors, through Principal Component Analysis (ACP) in S mode, and 3) calculation of surface anomalies of the RH identified predictors. Based on the monthly anomalies of predictands, we have identified four RH of accumulated rainfall and three RH for average temperature. The ACP analysis showed that, on average, 22 components explain approximately 70% of the accumulated variance, for the more stable fields related to the atmospheric pressure (Z and SLP) and TSM. In all, 594 variables were analyzed, of which 259 were selected for climate prediction. In the attribute selection and classification stages, the atmospheric, ocean and surface predictor time series were correlated with the terciles of forecasting series, using Linear discriminant analysis (ADL). Results showed that for both precipitation and temperature, there was an average gain of 29% in relation to the climatology. As for precipitation, atmospheric pressure (Z and PNM), CAP, SST and surface fields (ALB and UMS) variables presented the best results. Also highlighted, is the role of atmospheric circulation in the Antarctic region and its surroundings. Considering the average temperature, again, the pressure related variables, along with TSM, T850, CAP and CGM presented the best results. The T850 field of the Equatorial Pacific, the eastern coastal region of Brazil and the Antarctic continent and surrounding areas were relevant to the temperature. The forecast evaluation was achieved by a set of categorical and probabilistic scores, showing that these results were superior to current models. The best model performances were obtained for the extreme rainfall and temperature categories (above/below normal).

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 1.1: Área de estudo (contorno azul), evidenciando o modelo de altitude (m).	7
Figura 2.1: Modelo de um sistema de Reconhecimento Estatístico de Padrões.....	12
Figura 2.2: Exemplos de Diagrama de Confiabilidade.....	44
Figura 2.3: Área Az abaixo da curva modelada do Diagrama ROC.	45
Figura 2.4: Expectativa de precipitação para o trimestre DJF em evento de ENOS.....	58
Figura 2.5: Configuração do padrão PSA, obtido do primeiro autovetor da componente meridional do vento filtrada na banda de 30 a 90 dias, para o período de novembro a março (1979 a 2004) o qual explica 26,4% da variância total.	59
Figura 3.1: Fluxograma dos procedimentos metodológicos desenvolvidos, com base em um sistema de Reconhecimento Estatístico de Padrões.	63
Figura 3.2: Área escolhida para o cálculo das componentes principais dos campos atmosféricos.....	66
Figura 4.1: Conjunto de amostras mensais de precipitação acumulada e temperatura média, selecionadas para Análise de Agrupamentos Hierárquicos.	71
Figura 4.2: a) Representação da distância Euclidiana ao quadrado (%) entre os grupos (2 a 50) e; b) diferenças entre as distâncias relativas (%) para a precipitação (a seta em vermelho indica a maior distância encontrada entre grupos).	73
Figura 4.3: Dendrograma da análise de agrupamentos da precipitação pelo método de Ward.	73
Figura 4.4: Distribuição espacial das regiões homogêneas de anomalias de precipitação, calculada através da AAH pelo método de Ward.....	74
Figura 4.5: a) Matriz de correlação de anomalias de precipitação entre as regiões homogêneas e; b) Diagrama de caixa modificado da distribuição das razões entre as regiões.....	75
Figura 4.6: Regiões homogêneas de precipitação resultante após a análise de homogeneidade entre as anomalias das séries temporais.	76

Figura 4.8: a) Representação da distância Euclidiana ao quadrado (%) entre os grupos (2 a 50) e; b) diferenças entre as distâncias relativas (%) para a temperatura (as setas indicam as maiores distâncias encontradas entre grupos).	77
Figura 4.9: Dendrograma da análise de agrupamentos da temperatura pelo método de Ward.	78
Figura 4.10: Regiões homogêneas de anomalias de temperatura média calculada através da Análise de Agrupamentos Hierárquicos de Ward.....	79
Figura 4.11: a) Matriz de correlação de anomalias de temperatura entre os grupos homogêneos e; b) Diagramas de caixa modificados da distribuição das razões entre grupos.	80
Figura 4.12: Regiões homogêneas de temperatura média mensal resultante após a análise de homogeneidade entre as anomalias das séries temporais.	81
Figura 4.13: Climatologia mensal das regiões homogêneas de precipitação para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.	85
Figura 4.14: Climatologia sazonal das regiões homogêneas de precipitação para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.	86
Figura 4.15: Quantidade de eventos extremos por década de precipitação mensal por região homogênea, destacando os percentis acima-abaxo de 80%-20%.....	88
Figura 4.16: Climatologia mensal das regiões homogêneas de temperatura para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.	92
Figura 4.17: Climatologia sazonal das regiões homogêneas de temperatura para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.	93
Figura 4.18: Quantidade de eventos extremos por década de temperatura média mensal por região homogênea, destacando os percentis acima-abaxo de 80%-20%.	95
Figura 5.1: Regiões-Chave dos campos preditores atmosféricos (cargas fatoriais), obtidas por meio de Análise Componentes Principais (modo S).	101

Figura 5.2:Regiões-Chave (24 RC) de Temperatura da Superfície do Mar (cargas fatoriais) do Oceano Atlântico, obtidas por meio de Análise Componentes Principais.	104
Figura 5.3:Regiões-Chave (23 RC) de Temperatura da Superfície do Mar (cargas fatoriais) do Oceano Pacífico, obtidas por meio de Análise Componentes Principais.	105
Figura 5.4:Série temporal das anomalias mensais de Concentração de Gelo Marinho Antártico original (linha vermelha) e ajustada (linha azul).....	106
Figura 5.5: Concentração de Gelo Marinho Antártico em Outubro de 2010, valor máximo observado ao longo da série histórica (1980-2010).	107
Figura 5.6:Séries temporais de anomalias de Umidade do Solo (UMS) por Região Homogênea (RH) de Precipitação (a) e Temperatura (b).....	108
Figura 5.7:Séries temporais de anomalias de Albedo (ALB) por Região Homogênea (RH) de Precipitação (a) e Temperatura (b).	109
Figura 6.1:Regiões-Chave (RC) selecionadas pela Análise Discriminante (AD), que representam as variáveis preditoras da precipitação mensal acumulada para os períodos mensal e sazonal das Regiões Homogêneas (RH) identificadas.	120
Figura 6.2:Regiões-Chave (RC) selecionadas pela Análise Discriminante (AD), que representam as variáveis preditoras da temperatura média mensal para os períodos mensal e sazonal das Regiões Homogêneas (RH) identificadas.	129
Figura 7.1:Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática mensal e sazonal de precipitação, considerando todos os períodos e Regiões Homogêneas.	135
Figura 7.2:Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática de precipitação de verão (DJF) do modelo global do CPTEC para a América do Sul.	136
Figura 7.3:Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática mensal e sazonal de temperatura, considerando todos os períodos e Regiões Homogêneas.	141
Figura 7.4:Diagrama de Confiabilidade para DJF (a) e JJA (b), e Curva ROC para DJF (c) e JJA (d) para a previsão climática de temperatura média do modelo global do CPTEC para a América do Sul.....	142

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 2.1: Matrizes de entrada e saída de dados dos modos S e T da ACP.....	21
Tabela 2.2: Tabela de Contingência para eventos dicotômicos.....	38
Tabela 2.3: Tabela de contingência para intervalos de classes em três categorias.....	39
Tabela 2.4: Escores de avaliação baseados em Tabela de Contingência (2×2).	40
Tabela 2.5: Pesos (s_{ij}) para o cálculo do Gandin-Murphy <i>Skill Score</i>	42
Tabela 2.6: Pesos (s_{ij}) para o cálculo do LEPS-CAT.....	42
Tabela 3.1: Escores para avaliação das previsões climáticas mensais e sazonais.....	69
Tabela 4.1: Valores de r (azul) e extremos de z (verde) para as cinco RH de precipitação	75
Tabela 4.3: Valores de r (azul) e extremos de z (verde) para as cinco RH de temperatura	80
Tabela 4.4: Análise de tendência por meio de Regressão Linear (equações, coeficientes e valor p) e teste de Mann-Kendall (tau de Kendall, valor p e estatística z).	83
Tabela 4.5: Análise de descontinuidade da tendência de precipitação por meio do teste de Mann-Kendall sequencial (estatística z , início da tendência, tendência significativa), THNP (estatísticas T e ano de máximo) e Pettitt (estatísticas K e ano de máximo).	84
Tabela 4.6: Resultados dos testes de igualdade de médias (Teste t e Brown-Forsythe) e de variância (Teste F e de Levene), evidenciando a estatística do teste e o valor p	87
Tabela 4.7: Análise de tendência por meio de Regressão Linear (coeficientes de correlação, regressão e valor p) e teste de Mann-Kendall (tau de Kendall, valor p e estatística z).	90
Tabela 4.8: Análise de descontinuidade da tendência de temperatura por meio do teste de Mann-Kendall sequencial (estatística z , início da tendência, tendência significativa), THNP (estatísticas T e ano de máximo) e Pettitt (estatísticas K e ano de máximo).	91
Tabela 4.9: Resultados dos testes de igualdade de médias (Teste t e Brown-Forsythe) e de variância (Teste F e de Levene), evidenciando a estatística do teste e o valor p	94
Tabela 5.1: Campos atmosféricos preditores destacando o número de componentes principais que correspondem a 70% da variância acumulada.	99

Tabela 5.2: Campos oceânicos preditores destacando o número de componentes principais que correspondem a 70% da variância acumulada.	103
Tabela 6.1: Períodos selecionados para previsão climática mensal e sazonal.....	111
Tabela 6.2: Principais parâmetros de avaliação dos modelos de previsão climática mensal e sazonal por meio de Análise Discriminante para a precipitação acumulada.	114
Tabela 6.3: Variáveis e coeficientes da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes para previsão climática mensal e sazonal de precipitação por Região Homogênea.....	116
Tabela 6.4: Principais parâmetros de avaliação dos modelos de previsão climática mensal e sazonal por meio de Análise Discriminante para a temperatura média.....	124
Tabela 6.5: Variáveis e coeficientes da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes para previsão climática mensal e sazonal de temperatura por Região Homogênea.....	126
Tabela 7.1: Escores globais de avaliação da precipitação para os grupos Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD).....	134
Tabela 7.2: Escores de avaliação por Tabela de Contingência para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a precipitação acumulada.....	137
Tabela 7.3: Teste t para precisão da classificação para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a precipitação acumulada.....	139
Tabela 7.4: Escores globais de avaliação da temperatura para os grupos Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD).....	140
Tabela 7.5: Escores de avaliação por Tabela de Contingência para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a temperatura média.....	144
Tabela 7.6: Teste t para precisão da classificação para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a temperatura média.....	145
Tabela A.1: Médias e desvios mensais de precipitação acumulada (mm) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.	171
Tabela A.2: Médias e desvios sazonais de precipitação acumulada (mm) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.	171
Tabela A.3: Médias e desvios mensais de temperatura média (°C) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.	172

Tabela A.4: Médias e desvios sazonais de temperatura média (°C) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.	172
Tabela B.1: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em Janeiro.....	173
Tabela B.2: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em Janeiro.....	174
Tabela B.3: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em Janeiro.....	175
Tabela B.4: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em Janeiro.....	176
Tabela B.5: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em Outubro.....	177
Tabela B.6: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em Dezembro.....	178
Tabela B.7: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em Dezembro.....	179
Tabela B.8: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em Fevereiro.....	180
Tabela B.9: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em DJF.	181
Tabela B.10: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em DJF.	182
Tabela B.11: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em DJF.	183
Tabela B.12: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em DJF.	184
Tabela B.13: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em Fevereiro.....	185
Tabela B.14: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em Fevereiro.....	186

Tabela B.15: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em Outubro.....	187
Tabela B.16: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em Julho.	188
Tabela B.17: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em Julho.	189
Tabela B.18: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em Junho.....	190
Tabela B.19: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em DJF.	191
Tabela B.20: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em DJF.	192
Tabela B.21: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em SON.....	193
Tabela B.22: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em JJA.	194
Tabela B.23: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em JJA.	195
Tabela B.24: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em JJA.	196
Tabela C.1: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Janeiro.	197
Tabela C.2: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Janeiro.	197
Tabela C.3: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Janeiro.	198
Tabela C.4: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em Janeiro.	198
Tabela C.5: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Outubro....	199
Tabela C.6: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Dezembro.	199
Tabela C.7: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Dezembro.	200
Tabela C.8: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em Fevereiro..	200
Tabela C.9: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em DJF.	201
Tabela C.10: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em DJF.	201
Tabela C.11: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em DJF.	202

Tabela C.12: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em DJF.	202
Tabela C.13: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Fevereiro.	203
Tabela C.14: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Fevereiro.	203
Tabela C.15: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Outubro..	204
Tabela C.16: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Julho.	204
Tabela C.17: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Julho.	205
Tabela C.18: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Junho.	205
Tabela C.19: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em DJF.	206
Tabela C.20: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em DJF.	206
Tabela C.21: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em SON.....	207
Tabela C.22: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em JJA.....	207
Tabela C.23: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em JJA.....	208
Tabela C.24: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em JJA.....	208

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AAH	Análise de Agrupamentos Hierárquicos
ACP	Análise de Componentes Principais
AD	Análise Discriminante
ADL	Análise Discriminante Linear
ADQ	Análise Discriminante Quadrática
ALB	Albedo da Superfície Terrestre
ATL	Oceano Atlântico
B	<i>Bias score</i>
BADC	<i>British Atmospheric Data Centre</i>
BSS	<i>Brier Skill Score</i>
CAP	Conteúdo de Água Precipitável
CCM	Complexos Convectivos de Mesoescala
CD	Catagórico de Destreza
CG	Catagórico Geral
CGM	Concentração de Gelo Marinho
COLA	<i>Center for Ocean, Land and Atmosphere Studies</i>
CP	Componente Principal
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CRU	<i>Climatic Research Unit</i>
CSS	<i>Clayton Skill Score</i>
DM	Distância de <i>Mahalanobis</i>
ECMWF	<i>European Centre for Medium-Range Weather Forecasts</i>
ENOS	El Niño-Oscilação Sul
F	<i>False Alarm Rate</i>
FAR	<i>False Alarm Ratio</i>
GMSS	<i>Gandin and Murphy Skill Score</i>
GPCC	<i>Global Precipitation Climatology Centre</i>
GSS	<i>Gilbert Skill Score</i>
H	<i>Hit Rate</i>

HSS	<i>Heidke Skill Score</i>
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IOA	Índice de Oscilação Antártica
IRI	<i>International Research Institute for Climate and Society</i>
KSSs	<i>Hanssen-Kuiper Skill Score scaled</i>
LEPS-CAT	<i>Linear Error in Probabilistic Space Categorical</i>
LW	Lambda de Wilks
MCGA	Modelos de Circulação Geral da Atmosfera
MCGC	Modelos de Circulação Geral Acoplado Oceano-Atmosfera
MCR	Modelos de Circulação Regionais
MK	<i>Mann-Kendall</i>
MKs	<i>Mann-Kendall</i> sequencial
MLP	Mensais de Longo Prazo
NCAR	<i>National Center for Atmospheric Research</i>
NCEP	<i>National Centers for Environmental Prediction</i>
NSIDC	<i>National Snow and Ice Data Center</i>
OA	Oscilação Antártica
OMJ	Oscilação de <i>Madden-Julian</i>
PAC	Oceano Pacífico
PC	Proporção Correta
PD	Probabilístico de Destreza
PNM	Pressão ao Nível do Mar
PSA	Pacífico-América do Sul
Q	<i>Yule Q Skill Score</i>
RC	Regiões-Chave
RH	Regiões Homogêneas
RL	Regressão Linear
RLM	Regressão Linear Múltipla
ROC	<i>Relative Operating Characteristic</i>
ROCSS	<i>Relative Operating Characteristic Skill Score</i>
ROL	Radiação de Onda Longa

RP	Reconhecimento de Padrões
RPSS	<i>Ranked Probability Skill Score</i>
SCM	Sistemas Convectivos de Mesoescala
T850	Temperatura do ar em 850 mb
THNP	Teste de Homogeneidade Normal Padrão
TS	<i>Threat Score</i>
TSM	Temperatura da Superfície do Mar
UMS	Umidade do Solo
UR700	Umidade Relativa em 700 mb
Z250	Altura Geopotencial em 250 mb
Z500	Altura Geopotencial em 500 mb
Z700	Altura Geopotencial em 700 mb
Z850	Altura Geopotencial em 850 mb
ZCAS	Zona de Convergência do Atlântico Sul
Ω 300	Ômega (velocidade vertical) em 300 mb

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO	1
1.1. Previsões Climáticas no Brasil.....	2
1.2. Justificativa.....	5
1.3. Área de estudo.....	7
1.4. Objetivos	8
2 REFERENCIAL TEÓRICO	9
2.1. Reconhecimento de Padrões.....	9
2.1.1. Abordagem Estatística em Reconhecimento de Padrões	12
2.1.2. Técnicas Multivariadas de Extração e Seleção de Atributos	15
2.1.3. Técnicas de Diagnóstico de Séries Temporais.....	29
2.1.4. Técnicas de Verificação das Previsões	38
2.2. Previsão Climática.....	46
2.2.1. Métodos Empíricos de Previsão Climática	46
2.2.2. Variáveis Predictoras potenciais para Previsão Climática	49
2.3. Aspectos climáticos do Centro-Sul do Brasil e adjacências	53
2.3.1. Climatologia de Temperatura e Precipitação	53
2.3.2. Variabilidade Climática	54
2.3.3. Principais Padrões de Teleconexões	57
3 DADOS E METODOLOGIA	61
3.1. Conjunto de dados.....	61
3.2. Procedimentos metodológicos.....	63
3.2.1. Aquisição de dados	64
3.2.2. Pré-processamento	65
3.2.3. Extração de Atributos	66
3.2.4. Seleção de Atributos	68
3.2.5. Classificação	68
3.2.6. Avaliação dos resultados	69

4	REGIÕES HOMOGÊNEAS DE PRECIPITAÇÃO E TEMPERATURA	71
4.1.	Análise de Agrupamentos Hierárquicos.....	71
4.1.1.	Regiões Homogêneas de Precipitação	72
4.1.2.	Regiões Homogêneas de Temperatura	77
4.2.	Análise das séries temporais das Regiões Homogêneas	82
4.2.1.	Séries temporais de Precipitação	82
4.2.2.	Séries temporais de Temperatura.....	89
5	REGIÕES-CHAVE E SÉRIES TEMPORAIS DOS PREDITORES	97
5.1.	Campos atmosféricos	99
5.2.	Campos oceânicos	103
5.3.	Campos de superfície	107
6	PREVISÃO CLIMÁTICA	111
6.1.	Previsão Climática de Precipitação	114
6.1.1.	Possíveis Mecanismos de Teleconexão associados à Precipitação	122
6.2.	Previsão Climática de Temperatura	124
6.2.1.	Possíveis Mecanismos de Teleconexão associados à Temperatura.....	131
7	AVALIAÇÃO DAS PREVISÕES CLIMÁTICAS	133
7.1.	Avaliação das Previsões de Precipitação	133
7.2.	Avaliação das Previsões de Temperatura.....	140
8	CONCLUSÕES.....	147
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	151
	APÊNDICE A - ASPECTOS CLIMATOLÓGICOS DOS PREDITANDOS.....	171
	APÊNDICE B – PROBABILIDADE PREVISTA POR CATEGORIA	173
	APÊNDICE C – ESCORES PARA A CLASSIFICAÇÃO ORIGINAL	197
	APÊNDICE D – DIAGRAMAS DE AVALIAÇÃO	209

1 INTRODUÇÃO

A previsão climática atualmente é objeto de grande interesse científico, dado que se constitui como um fator decisivo para a organização das diversas esferas da sociedade. Inúmeras atividades se beneficiam dessas previsões, tais como: agropecuária, geração de energia, defesa civil, saúde pública, turismo, vestuário, construção civil, etc. Entre essas atividades, a agropecuária é um dos setores mais sensíveis às variações do clima. No Brasil, os estabelecimentos ligados à atividade ocupam em torno de $\frac{1}{3}$ do território, e cerca de $\frac{3}{4}$ do valor de produção são oriundos de cultivos agrícolas (IBGE, 2006). Além disso, episódios de estiagens, como os enfrentados pelo Sudeste (2012 a 2014), além de comprometerem o abastecimento de água da região com a maior densidade populacional do país, prejudicam também a geração de energia, e que por sua vez, afetam diretamente o desenvolvimento econômico, dado que a região concentra o maior número de atividades do setor industrial.

As previsões climáticas podem ser obtidas tanto por meio de modelos dinâmicos, quanto empíricos. Os modelos dinâmicos, também referidos como modelos numéricos, são representações matemáticas dos processos físicos que visam simular e prever a distribuição e evolução de variáveis climáticas. Devido à escala de resolução espaço-temporal dos fenômenos físicos, os modelos dinâmicos são divididos em Modelos de Circulação Geral da Atmosfera (MCGA), Modelos de Circulação Geral Acoplado Oceano-Atmosfera (MCGAOA) e Modelos de Circulação Regionais (MCR).

As previsões empíricas, de acordo com Glahn (1985), podem ser entendidas como previsões estatísticas, baseadas em dados sistematizados, a partir de observações. O autor ressalta que as previsões estatísticas são um ramo da previsão objetiva, sendo o outro a previsão numérica ou dinâmica. Conforme Allen e Vernon (1951), um sistema objetivo deve ser capaz de produzir uma previsão baseada unicamente em um conjunto de dados específico, cuja meta é eliminar os diversos elementos de caráter subjetivo. O aspecto probabilístico das previsões é destacado também por Allen e Vernon (1951) e Wilks (1995), que reconheceram a impossibilidade de prever exatamente as condições de tempo e clima em um dado local, e sugeriram a aplicação das leis de probabilidade.

Muitos métodos estatísticos têm sido usados para previsões objetivas de tempo e clima. Glahn (1985) lista alguns dos principais, desde os mais simples (histogramas e diagramas de dispersão) aos mais sofisticados (regressão linear, análise discriminante, análogos, entre outros). Os métodos estatísticos são também utilizados para aprimorar as previsões geradas por modelos numéricos, como é o caso das técnicas Prognóstico Perfeito (*Perfect Prog*, PP) e MOS (*Model Output Statistics*), que operam, respectivamente, nas análises e nas previsões (GLAHN, 1985; WILKS, 1995). Em alguns casos, as previsões climáticas dinâmicas são obtidas por meio de *downscaling* dinâmico (aninhamento entre modelos de mesoescala) ou estatístico (previsões pontuais).

Diversos centros de meteorologia em todo o planeta elaboram prognósticos climáticos sazonais para os diferentes continentes, utilizando em suas previsões ambos os modelos, estatísticos e dinâmicos. Entre os principais centros estão: ECMWF (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*) e MetOffice na Europa; BOM na Austrália (*Bureau of Meteorology*); IRI (*International Research Institute for Climate and Society*) e NCEP (*National Centers for Environmental Prediction*) nos Estados Unidos.

1.1. Previsões Climáticas no Brasil

No Brasil, as previsões climáticas sazonais são geradas mensalmente, lideradas pelo CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos), com a participação do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia) e dos Centros Regionais de Meteorologia. As previsões são baseadas em MCGA e Modelos de Circulação Geral Acoplado Oceano-Atmosfera (MCGC) do CPTEC, e também modelos do ECMWF, *Meteo-France*, *UK Met Office*; e dos resultados dos MCGA disponibilizados pelo IRI, NCEP-NCAR (*National Center for Atmospheric Research*), NSSIP (*NASA's Seasonal Interannual Prediction Project*), COLA (*Center for Ocean, Land and Atmosphere Studies*) e MPI (*Max Plank Institute fur Meteorology*). Além disso, são consideradas as análises das condições climáticas globais observadas. A previsão climática é disponibilizada gratuitamente ao público em geral como resultado da reunião de análise e previsão realizada pelo INPE/CPTEC, com a participação dos demais centros, INMET e Centros Regionais (INFOCLIMA, 2012).

O prognóstico climático sazonal é usualmente expresso pelas probabilidades de ocorrência em tercils. Assim sendo, os valores das variáveis (precipitação e temperatura) para os próximos três meses, em uma determinada região, se situam “abaixo normal”, “dentro da normal”, ou “acima da normal”. Aqui, entende-se por “normal” o tercil central climatológico da variável no trimestre em foco, em uma dada localidade. Definida a localidade de interesse, para que se possa expressar a informação do prognóstico em termos físicos (mm de chuva ou °C de temperatura), torna-se necessário conhecer os valores do limite inferior e do limite superior da faixa normal (percentis 33,33% e 66,67%) para o trimestre em questão (INMET, 2012).

O desempenho das previsões climáticas é avaliado mensalmente pelas instituições que realizam as previsões, através de uma série de indicadores de exatidão e destreza (escores) recomendados pela Organização Meteorológica Mundial (WMO, 2002). Estes escores são disponibilizados na página do INPE/CPTEC na internet, no endereço: ‘<http://clima1.cptec.inpe.br/gpc/>’. De maneira geral, os modelos de previsão climática, estatísticos e dinâmicos, apresentam razoável destreza em alguns setores das regiões Amazônica, Nordeste e Sul do Brasil (INPE.CPTEC, 2012a).

Outra iniciativa para previsão climática sazonal para o Brasil é o projeto EUROBRISA (*EURO-BRazilian Initiative for improving South American seasonal forecasts*). A metodologia aplicada foi desenvolvida e testada em três etapas: 1) a abordagem foi desenvolvida e aplicada com as previsões do índice do ENOS (*El Niño*-Oscilação Sul, Niño-3.4), obtidos a partir do modelo acoplado do ECMWF (COELHO et al., 2004). O mesmo método foi usado por Coelho et al. (2003) para avaliar a habilidade das previsões do índice Niño-3.4 produzidos por quatro versões do sistema de previsão sazonal do ECMWF; 2) o método foi estendido para a calibração e combinação da previsão de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do Pacífico Equatorial produzidas por sete modelos acoplados (STEPHENSON et al., 2005). Desse modo, a abordagem tornou-se capaz de tratar previsões multi-modelos em grade; 3) a abordagem bayesiana de assimilação da previsão foi aplicada aos campos espaciais multimodelos de previsões de precipitação sobre a região da América do Sul (COELHO et al., 2005; COELHO et al., 2006a; COELHO et al., 2006b).

Para elaboração das previsões climáticas sazonais de precipitação para América do Sul, Coelho et al. (2005) e Coelho et al. (2006a; 2006b) utilizaram um modelo empírico e quatro modelos acoplados (*ECMWF, Met Office e Meteo-France*). A previsão probabilística de precipitação usada por Coelho et al. (2006a) baseia-se em um modelo empírico de regressão multivariada em que são utilizadas como variáveis preditoras as TSM's do Pacífico e Atlântico da estação anterior.

Outras iniciativas para melhoria do desempenho das previsões climáticas para o Brasil têm sido tomadas, utilizando tanto a abordagem estatística, quanto dinâmica, sendo apresentadas em periódicos científicos de relevância. Entre os estudos recentes, destaca-se o de Machado e Rocha (2011) que utilizaram um MCR (RegCM3) aninhado ao MCGA do CPTEC para previsão climática sazonal de temperatura e precipitação das Regiões Sul, Sudeste e Nordeste do Brasil. Os resultados revelam que, de maneira geral, o RegCM3 apresentou destreza superior ao modelo global do CPTEC. No entanto, as avaliações da precipitação, feitas em mm/dia, revelaram alto grau de discordância, sendo os erros, em alguns casos, superiores a 100%. Além disso, a definição das regiões obedeceu basicamente aos critérios político-administrativos, o que não necessariamente reflete características homogêneas de climatologia e de variabilidade.

Lucio et al. (2010), em outro estudo relativamente recente, apresentaram um modelo estocástico de previsão sazonal de precipitação para o Brasil. Trata-se de um esforço entre o INMET, o Departamento de Ciências Atmosféricas do Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo, e o Departamento de Ciências Atmosféricas e Climáticas da Universidade Federal do Rio Grande do Norte. O trabalho procurou explorar o comportamento de séries temporais de precipitação acumulada trimestral, visando a elaboração de previsões climáticas sazonais, a fim de propor um modelo estocástico de previsão, combinando resultados obtidos por modelos clássicos (BOX; JENKINS, 1976; HOLT, 1957; WINTERS, 1960) e fornecidos por Análise de Correlações Canônicas. As abordagens metodológicas atribuídas às séries temporais revelaram que as estimativas de precipitação foram aceitáveis no âmbito meteorológico, e a combinação de previsões mostrou-se mais robusta, para a maioria das séries pluviométrias trimestrais, em relação às previsões de modelos isolados.

1.2. Justificativa

Embora grande parte das previsões climáticas sazonais atualmente seja feita usando modelos dinâmicos de previsão, por meio de métodos estatísticos é obtida comparável, ou até mesmo superior acurácia preditiva, com substancial baixo custo (ANDERSON et al., 1999; BARNSTON et al., 1999; HASTENRATH et al., 2009; LANDSEA; KNAFF, 2000; MOURA; HASTENRATH, 2004; QUAN et al., 2006; VAN DEN DOOL, 2007; WILKS, 2006; ZHENG et al., 2008). Como um sistema dinâmico não linear, a atmosfera não é perfeitamente previsível em um sentido determinista e, conseqüentemente, os métodos estatísticos são úteis, e de fato necessários, como parte da iniciativa de previsão climática sazonal (WILKS, 2006).

Convém ressaltar que a destreza dos modelos dinâmicos depende essencialmente da qualidade e da cobertura da rede de observações. Salienta-se que o Brasil conta com uma rede meteorológica que cobre parte do litoral, mas tem baixa densidade no interior, principalmente nas regiões Norte e Centro-Oeste. Destaca-se também que os MCGA produzem valores pouco confiáveis quando aplicados a nível regional e, ainda, apresentam uma baixa habilidade em representar a variabilidade interanual da precipitação em regiões de monção, talvez devido a forçamentos internos como o efeito da umidade do solo (OPAS, 2008).

Em relação às previsões climáticas estatísticas para o Brasil, de maneira geral, a TSM dos oceanos Atlântico e Pacífico Equatorial, são utilizados como variável preditora (COELHO et al., 2003; 2006a). No entanto, estudos como o de Taschetto e Wainer (2008), revelaram que a TSM do Atlântico Sul subtropical é mais importante que o ENOS na determinação da posição da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) sobre o sudeste do Brasil durante o verão, sistema que, por sua vez, responde por grande parte da precipitação observada nessa região no período quente. Muza et al. (2009) apontam ainda que a TSM do Atlântico Sul parece estar relacionada com as variações interanuais de precipitações extremas sobre o sudeste do Brasil. Outras variáveis como o Índice de Oscilação Antártica (IOA) também demonstraram potencial preditivo, tanto para temperatura, quanto para precipitação, na Região Sul do Brasil (SANSIGOLO, 2010).

De acordo com Wilks (2006), as previsões baseadas em ferramentas estatísticas apresentam as seguintes vantagens: 1) baixo custo financeiro e operacional, dado que os modelos dinâmicos exigem alta capacidade de processamento, obtida apenas por meio de supercomputadores; 2) as técnicas exploratórias de análise de dados permitem identificar associações e/ou teleconexões entre os preditores (covariáveis) e preditandos (variáveis de resposta); 3) os métodos estatísticos operam para minimizar o erro.

As ferramentas estatísticas podem ser utilizadas de maneira integrada através de um sistema de Reconhecimento de Padrões, sistema esse que consiste em uma disciplina científica que visa a classificação de dados (ou padrões) em um número de categorias ou classes (KPALMA; RONSIN, 2007). A técnica é utilizada em uma variedade de disciplinas, tanto na engenharia, quanto na ciência. Entre as aplicações destacam-se: biologia, sensoriamento remoto, psicologia, medicina, marketing, inteligência artificial, computação, entre outras (JAIN et al., 2000). Em aplicações voltadas às áreas de meteorologia e climatologia, a técnica de Reconhecimento de Padrões é ainda muito pouco explorada, apesar de seu amplo potencial de utilização.

Em função do acima exposto, este projeto propõe a aplicação de uma técnica empírica para a previsão climática sazonal, baseada na abordagem estatística de um sistema de Reconhecimento de Padrões. Espera-se, a partir deste estudo, contribuir para um melhor entendimento dos mecanismos que influenciam a variabilidade climática da região, através da identificação de possíveis padrões de teleconexão, permitindo ainda o aprimoramento dos modelos de previsão numérica. Visa-se também obter previsões climáticas sazonais com razoável destreza, relativa rapidez e baixo custo financeiro e operacional. Convém ressaltar que muitos dos padrões, atmosféricos e oceânicos, que influenciam a variabilidade climática, especialmente do Centro-Sul do Brasil, ainda precisam ser mais bem compreendidos. Além disso, o conjunto de informações disponíveis dos padrões e mecanismos de teleconexões conhecidos não tem sido utilizado de maneira conjunta e objetiva para a previsão climática sazonal. Espera-se, por fim, a partir deste estudo, obter um panorama geral das variáveis que exercem influência sobre a variabilidade da precipitação e da temperatura no Centro-Sul do Brasil, área escolhida para realização deste trabalho.

1.3. Área de estudo

A área de estudo compreende a porção Centro-Sul do Brasil, localizada entre as Latitudes 34°S a 10°S e Longitudes 62°W a 38°W (Figura 1.1). A área engloba as Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil, além de grande parte do estado da Bahia, e as porções sul de Tocantins e sudeste de Rondônia. A área selecionada detém cerca de 70% da população do país (IBGE, 2007), e a escolha se deve à sua importância econômica e estratégica, pois concentra as principais atividades agropecuárias, industriais e de geração de energia, atividades estas que dependem fortemente da previsão climática. A escolha também se deve a dificuldade de prognósticos climáticos, dado que o sinal da TSM do Atlântico e do Pacífico Equatorial, principal variável utilizada para a previsão, é significativo apenas para alguns setores das regiões Norte, Nordeste e Sul (MARENGO et al., 2003).

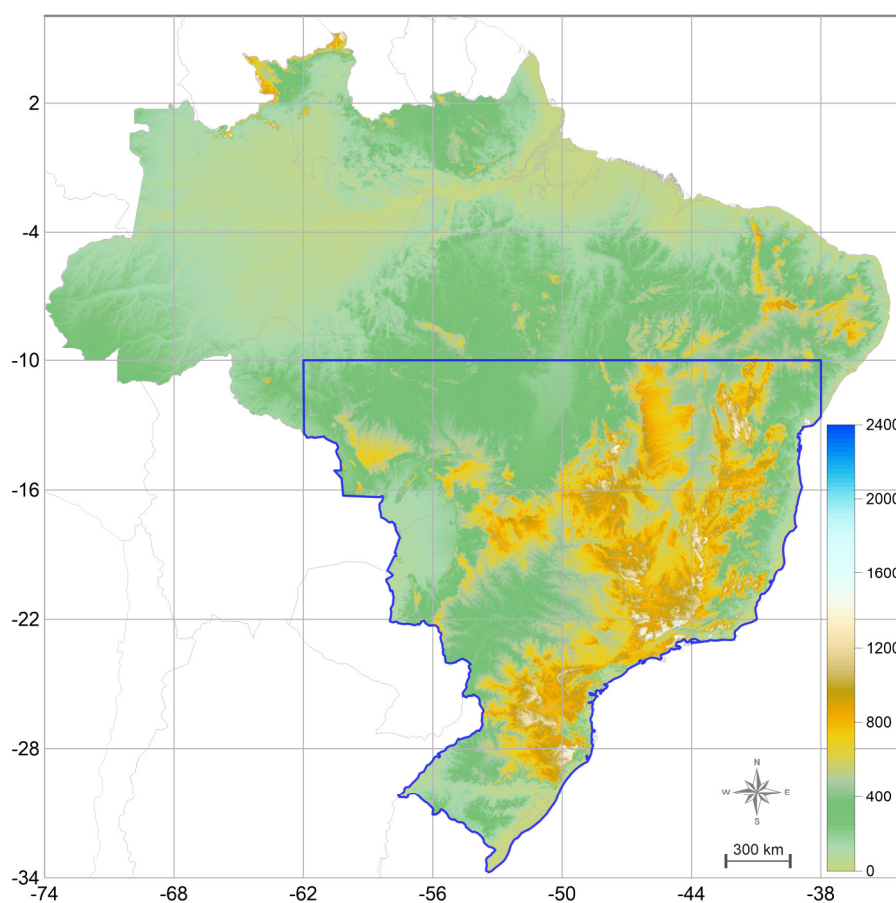


Figura 1.1: Área de estudo (contorno azul), evidenciando o modelo de altitude (m).

1.4. Objetivos

Este trabalho tem como objetivo central o desenvolvimento, aplicação e avaliação de um modelo de previsão climática mensal e sazonal de precipitação e temperatura para o Centro-Sul do Brasil, através da abordagem estatística de Reconhecimento de Padrões. Para a previsão de um determinado mês ou estação, buscam-se identificar padrões atmosféricos, oceânicos e de superfície, responsáveis pelas anomalias observadas (abaixo, dentro e acima da normal). Para realização deste projeto, as seguintes metas foram estabelecidas:

- Identificar, do ponto de vista das anomalias, regiões homogêneas de temperatura e precipitação (predictandos) na área de estudo;
- Analisar as características climatológicas e de variabilidade dos predictandos, em cada uma das regiões identificadas;
- Identificar regiões de variabilidade ativa dos campos preditores (atmosféricos, oceânicos e de superfície), e calcular suas respectivas séries temporais;
- Selecionar, entre os campos preditores, as principais variáveis correlacionadas com as anomalias dos predictandos, e calcular os seus respectivos coeficientes, de modo a obter as funções do modelo de previsão climática;
- Aplicar as funções do modelo de previsão climática no conjunto de dados, e avaliar o desempenho do modelo de previsão climática, por meio de escores de avaliação, categóricos e probabilísticos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são introduzidos os conceitos de sistema de Reconhecimento de Padrões e da abordagem estatística da técnica, as principais técnicas multivariadas de extração e de seleção de atributos, e técnicas de diagnóstico de séries temporais. Além disso, são discutidos os métodos de previsão climática, com ênfase à abordagem empírica, e também os aspectos climatológicos e de variabilidade da área de estudo e adjacências.

2.1. Reconhecimento de Padrões

Reconhecimento de Padrões (RP) é uma disciplina científica cujo objetivo é a classificação de objetos em categorias ou classes (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009). O termo ‘padrão’, segundo Nadler e Smith (1993), refere-se a um conjunto de aspectos ou atributos derivados de um objeto desconhecido. De acordo com a aplicação, estes objetos podem ser imagens, formas de sinais de onda ou qualquer outro tipo de medida a ser classificada. A classificação consiste basicamente em particionar os atributos do espaço, categorizando cada uma destas regiões (DUDA; HART, 1973).

As técnicas RP são uma componente importante dos sistemas de inteligência, tendo como objetivo central a automatização dos processos de tomada de decisão, sem a necessidade de intervenção humana (SCHALKOFF, 1992). Conforme Jain et al. (2000), existem quatro abordagens principais em RP: 1) correspondência entre modelos ou ‘casamento’ (*template matching*), 2) estatística, 3) sintática ou estrutural, e 4) redes neurais. Outros autores, como Friedman e Kandel (1999), incluem ainda a lógica nebulosa (*fuzzy logic*). Entre as principais aplicações, destacam-se: biometria, previsão financeira, mineração de dados, classificação de documentos, organização e recuperação de bancos e sensoriamento remoto (JAIN et al., 2000).

A abordagem de correspondência entre modelos em reconhecimento de padrões é a mais simples e mais antiga, sendo usada para determinar a semelhança entre duas entidades do mesmo tipo. Nesta abordagem, um modelo ou protótipo do padrão a ser reconhecido é comparado com um modelo armazenado. A medida de similaridade, frequentemente correlação, pode ser otimizada a partir de um conjunto de treinamento.

Esta abordagem, embora eficaz em algumas aplicações, apresenta desvantagens, como, por exemplo, quando os padrões são distorcidos devido ao processamento de imagens, mudanças de orientação ou grandes variações intraclasse (JAIN et al., 2000).

A abordagem estatística clássica é denominada por "Teoria da Decisão". Assume que as características das classes são regidas por determinados modelos probabilísticos. Entre as várias aplicações, a abordagem estatística tem sido a mais intensamente estudada e utilizada na prática (JAIN et al., 2000). Os métodos estatísticos têm como principal vantagem minimizar os erros de classificação (DUDA; HART, 1973). De acordo com Jain et al. (2000), dado um padrão, seu reconhecimento consiste em uma das tarefas: 1) classificação supervisionada (ex.: Análise Discriminante), na qual o padrão de entrada é identificado como um membro de uma classe pré-definida, 2) classificação não supervisionada (ex.: Análise de Agrupamentos), na qual o padrão é atribuído a uma classe até então desconhecida. As classes, ou são definidas pelo criador do sistema (classificação supervisionada), ou são 'treinadas' com base na similaridade dos padrões (classificação não supervisionada). Esta abordagem será detalhada na próxima seção.

Na abordagem sintática, um padrão é classificado como uma composição de subpadrões mais simples, os quais são constituídos de subpadrões ainda mais simples. Os padrões elementares são conhecidos como primitivas, sendo um padrão complexo expresso em termos do relacionamento entre suas primitivas (PIO et al., 2006). Na abordagem estrutural, empregam-se estruturas de dados simbólicas como cadeias de caracteres, árvores e grafos para a representação de padrões individuais, de maneira semelhante à abordagem sintática. Porém, ao invés de usar uma gramática, as classes de padrões são representadas por meio de protótipos. O reconhecimento estrutural de padrões fornece, além da classificação, uma descrição de como determinado padrão é construído a partir das primitivas (JAIN et al., 2000). Esta abordagem é utilizada na área de reconhecimento de vozes, caracteres e eventos temporais em vídeo, tais como gestos e expressões. Como desvantagens destas abordagens estão a necessidade de segmentar os padrões de ruídos para detectar as primitivas, e também na inferência de gramática dos dados de treinamento, dado que essa abordagem permite um grande número de elementos combinatórios, o que demanda grande esforço computacional (MATOS, 2003).

A abordagem em RP por redes neurais caracteriza-se como um sistema de processamento de informações concebidas como modelos matemáticos de cognição humana ou biologia neural (FRIEDMAN; KANDEL, 1999). As redes podem ser comparadas a sistemas de computação paralelos com um número extremamente grande de processadores simples e com muitas interconexões (JAIN et al., 2000). A arquitetura de redes neurais inclui camadas de entrada e saída, e camadas ocultas, sendo estas últimas caracterizadas por um conjunto de pesos e funções que determinam como as informações de entrada serão transmitidas para a camada de saída. Uma rede neural é submetida a padrões de treinamento, sendo os pesos ajustados até que classificações corretas sejam obtidas (FRIEDMAN; KANDEL, 1999). As principais características das redes neurais são a capacidade de aprendizado das relações não lineares de entrada e saída e o uso de procedimentos de treinamento sequenciais (JAIN et al., 2000). De maneira geral, a maioria dos modelos de redes neurais utilizados popularmente é implicitamente equivalente ou similar a métodos clássicos de reconhecimento estatísticos de padrões (CAMPOS, 2001).

A abordagem baseada na lógica nebulosa (*fuzzy*) foi introduzida por Zadeh (1965) para lidar com conceitos inexatos, sendo uma metodologia de caracterização de classes que não apresenta limites rígidos de transição. A utilização da abordagem *fuzzy* é indicada sempre que houver ambiguidade, abstração e ambivalência em modelos matemáticos ou conceituais de fenômenos empíricos (BURROUGH; MCDONNELL, 1998). As técnicas *fuzzy* tentam imitar processos humanos de decisão e avaliação, na tentativa de transformar os resultados de raciocínio aproximado em ações determinísticas (FRIEDMAN; KANDEL, 1999). Os conjuntos *fuzzy* são funções que mapeiam um valor que pode ser um membro do conjunto a um número entre zero e um, indicando seu grau real de pertinência (COX, 1994). Esta abordagem está baseada em palavras, sendo os valores expressos linguisticamente. Com isso, a técnica apresenta algumas desvantagens como: necessidade de um elevado número de simulações e testes, dificuldade de aprendizado, ausência de uma definição matemática precisa, o que resulta em dificuldade para o estabelecimento de regras (TEIXEIRA et al., 2010).

2.1.1. Abordagem Estatística em Reconhecimento de Padrões

Na abordagem estatística em RP, cada padrão é representado em termos de d características ou atributos, sendo visto como um ponto em um espaço d -dimensional. O objetivo é escolher aqueles atributos que permitem os padrões, pertencente a diferentes categorias, ocuparem regiões compactas e disjuntas no referido espaço. A eficácia do espaço de representação (conjunto de atributos) é determinada pela forma como os padrões podem ser separados, a partir de diferentes classes (JAIN et al., 2000). Dado um conjunto de padrões de treinamento de cada classe, o objetivo é estabelecer limites de decisão no espaço de atributos com padrões distintos pertencentes a diferentes classes. Na abordagem estatística em teoria de decisão, os limites são determinados pelas distribuições de probabilidade dos padrões pertencentes a cada classe, os quais devem ser especificados ou aprendidos. Para isso, um sistema de RP é operado em dois modos: treinamento (aprendizagem) e classificação (teste) [Figura 2.1]. O desempenho do algoritmo é então avaliado em um teste separado ou validação de dados, tipicamente recolhidos ao mesmo tempo ou conduzido a partir dos dados de treinamento, para os quais as classes corretas são conhecidas a priori (POLIKAR, 2006).

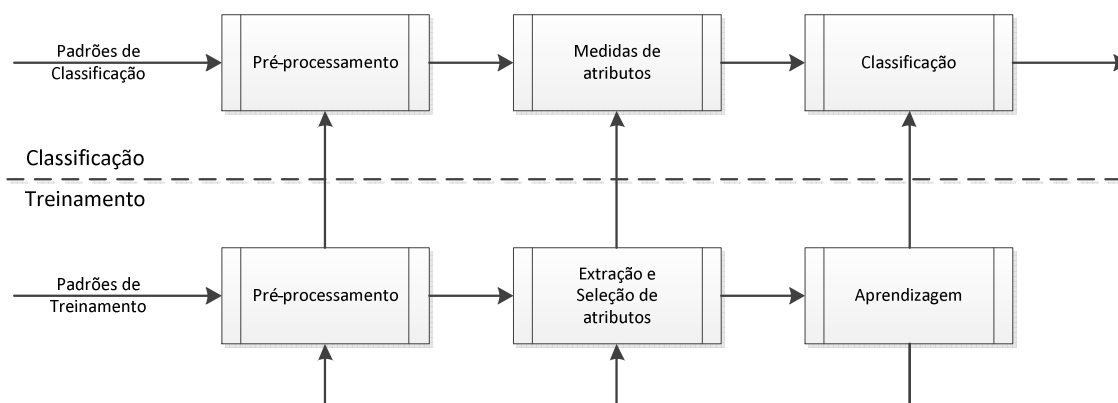


Figura 2.1: Modelo de um sistema de Reconhecimento Estatístico de Padrões.

Fonte: Adaptado de Jain et al. (2000).

O papel do modo de pré-processamento é o de separar o padrão de interesse do conjunto de dados, eliminar ruídos, normalizar os padrões e qualquer outra operação que contribua na definição de uma representação compacta do padrão (JAIN et al., 2000).

No modo de treinamento, os recursos aplicados pelo módulo de extração/seleção encontram os atributos apropriados para representar os padrões de entrada e o classificador é treinado para particionar o espaço de atributos. O espaço de atributos em uma base de dados é um espaço arbitrário onde cada entrada na base é representada como um ponto no espaço d -dimensional, e onde cada dimensão corresponde a um atributo medido para aquela base de dados (TAN et al., 2006). No modo de classificação, o classificador treinado atribui o padrão de entrada para uma das classes de padrão avaliadas, com base nos atributos medidos. Polikar (2006) enumera os principais componentes de um sistema de reconhecimento estatístico de padrões:

- a) **aquisição de dados:** um dos requisitos mais importantes para a concepção de um sistema de RP de sucesso é a obtenção de um conjunto de dados adequado e representativo de treinamento e avaliação. Esta adequação assegura que existe uma quantidade suficiente de dados para o aprendizado da fronteira de decisão como um mapeamento funcional entre os vetores característicos e os rótulos de classe corretas;
- b) **pré-processamento:** consiste na remoção de ruídos, filtragem, normalização e análise exploratória dos dados;
- c) **extração de atributos:** procedimento de redução da dimensionalidade cujo objetivo é encontrar preferencialmente um pequeno número de características ou atributos que são particularmente distintivos ou informativos para o processo de classificação. Transformações lineares, tais como Análise de Componentes Principais e Análise Fatorial têm sido amplamente utilizadas no reconhecimento de padrões para a extração de atributos e redução de dimensionalidade;
- d) **seleção de atributos:** selecionar um subconjunto de atributos de um conjunto em que já foram identificados através de um algoritmo anterior de extração. A principal questão a responder nesta etapa é “qual subconjunto de atributos fornece as informações mais discriminatórias?” A ideia é procurar por regiões de máxima variabilidade que levam a melhor generalização de desempenho do classificador treinado neste subconjunto;

- e) **seleção do modelo e treinamento:** seleção do classificador e seu algoritmo de treinamento correspondente. Pode-se pensar a classificação como um problema de aproximação de funções: encontrar uma função que mapeia uma entrada d -dimensional para informações de classe devidamente codificadas. Uma vez que a classificação é lançada como um problema de aproximação função, uma variedade de ferramentas matemáticas tais como algoritmos de otimização, podem ser usadas (classificador bayesiano, vizinho-mais-próximo, etc); e
- f) **avaliação:** consiste na divisão dos dados em dois conjuntos, onde o primeiro é utilizado para a treinamento e o segundo para testar o desempenho do algoritmo. O desempenho sobre este último conjunto de dados é então utilizado como uma estimativa do desempenho do algoritmo verdadeiro.

É importante fazer uma distinção entre a seleção e a extração de atributos. O termo seleção de atributos refere-se a algoritmos que selecionam o melhor subconjunto esperado do conjunto de atributos de entrada. Métodos que criam novas funcionalidades baseadas em transformações ou combinações do conjunto de recursos original são chamados algoritmos de extração de atributos (JAIN et al., 2000). De maneira geral, a extração de atributos precede a seleção de atributos. Primeiro, os atributos são extraídos a partir dos dados detectados (usando, por exemplo, Componentes Principais) e a seguir, alguns dos atributos extraídos com baixa capacidade discriminação são descartados.

Do ponto de vista quantitativo, a etapa de seleção procura localizar atributos que apresentam uma alta distância entre classes e uma pequena variância intraclasses (THEODORIDIS; KOUTROUMBAS, 2009). A seleção de atributos leva a uma economia nos custos de medição, uma vez que alguns dos atributos são descartados, e os atributos selecionados mantêm a sua interpretação física original. Além disso, os atributos retidos podem ser importantes para a compreensão do processo físico que gera os padrões. Por outro lado, os atributos transformados, gerados por extração de atributos, podem proporcionar uma melhor capacidade de discriminação do que o melhor subconjunto de atributos de dados, mas estes novos atributos (uma combinação de atributos lineares ou não lineares) podem não ter um significado físico claro (JAIN et al., 2000).

2.1.2. Técnicas Multivariadas de Extração e Seleção de Atributos

Nesta seção são mostradas as principais técnicas de análise multivariada para a extração e seleção de atributos, a saber: Análise de Agrupamentos Hierárquicos (AAH), Análise de Componentes Principais (ACP) e Análise Discriminante Linear (ADL).

2.1.2.1. Análise de Agrupamentos Hierárquicos

A AAH ou análise de *cluster* tem como objetivo separar os dados em grupos, cujas identidades não são conhecidas previamente. De maneira geral, o número correto de grupos em que os dados devem ser ordenados não é conhecido, sendo que o grau de semelhança e/ou diferença entre x observações individuais são usados justamente para definir o número de grupos e para atribuir os membros ao grupo (WILKS, 2006). Assim, espera-se que os elementos pertencentes a um mesmo grupo sejam similares entre si em relação a um dado atributo medido (ex.: precipitação), enquanto os elementos em diferentes grupos sejam heterogêneos, com relação ao mesmo atributo (MINGOTI, 2005).

Segundo Landim (2010), a ideia é procurar por agrupamentos homogêneos de itens representados por casos ou observações num espaço n -dimensional em um número conveniente de grupos, relacionando-os através de coeficientes de similaridade ou de distância. De maneira geral, a análise de agrupamentos, conforme Hair et al. (2010), envolve pelo menos três etapas: 1) medida de padrões de semelhança ou associação entre as observações através de coeficientes de similaridade ou distância; 2) processo de agrupamento, através do qual as entidades são aglomeradas ou divididas em grupos (*clusters*); e 3) definição, por parte do usuário, do número de grupos a ser considerado.

Na primeira etapa, a ‘similaridade’, representada pelo grau de correspondência entre os objetos, através de todas as características utilizadas na análise, pode ser obtida por meio de medidas de distância ou de correlação. As medidas de distância operam sobre a magnitude dos valores e caracterizam como semelhantes os objetos que estão mais próximos, mesmo que tenham diferentes padrões através das variáveis. Em contraste, as medidas de correlação focam nos padrões de comportamento das variáveis, não considerando a magnitude das diferenças entre os objetos (HAIR et al., 2010).

Embora diversas medidas de similaridade tenham sido propostas, somente duas são mais comumente usadas: o coeficiente de correlação de Pearson e a distância Euclidiana (LANDIM, 2010). Gong e Richman (1995) avaliaram diferentes medidas de distâncias aplicadas à análise de agrupamentos da precipitação e concluíram que a distância Euclidiana mostrou-se a mais acurada. Detalhes sobre as diferentes medidas de similaridade em análise de agrupamentos podem ser consultadas em Mingoti (2005), Wilks (2006), Johnson e Wichern (2007), Hair et al. (2010) e Härdle e Simar (2012).

A segunda etapa da análise de agrupamentos consiste na formação dos grupos, a partir das matrizes de distância ou correlação, selecionadas na primeira etapa. Assim como as medidas de similaridade, existem diversos métodos de agrupamentos, sendo que os mais comumente utilizados são: ligação simples (*single linkage* ou *nearest neighbor*), ligação completa (*complete linkage* ou *farthest neighbor*); ligação média (*average linkage*); centroide e variância mínima ou método de Ward (*minimum variance clustering* ou *Ward's method of sum-of-squares*). A representação dos resultados de um procedimento hierárquico, para qualquer um dos métodos de agrupamento, pode ser feita através de um gráfico denominado Dendrograma. Nesta representação, cada objeto é disposto em um eixo, enquanto o outro eixo retrata os estágios do procedimento hierárquico. Iniciando com cada objeto representado como um grupo separado, o Dendrograma mostra graficamente como os aglomerados são combinados em cada passo do processo, até que todos sejam contidos em um único *cluster* (HAIR et al., 2010).

A avaliação entre diferentes métodos de agrupamento para os dados de precipitação, realizada por Gong e Richman (1995), demonstrou que, entre os métodos hierárquicos, o de *Ward* foi o que obteve o melhor desempenho. Outros estudos também indicam que o método *Ward* é o mais adequado para a representação de variáveis climáticas (BECKER et al., 1992; BRAGA et al., 1998; CASOLA; WALLACE, 2007; HOSKING; WALLIS, 1997; PAIXÃO et al., 2011; SILVA et al., 1996; TENNANT; HEWITSON, 2002; UNAL et al., 2003; YAGHMAEI et al., 2009; YURDANUR et al., 2003). O método de *Ward* será detalhado a seguir, e mais informações sobre os demais métodos podem ser consultadas nas seguintes referências: Gong e Richman (1995), Mingoti (2005), Wilks (2006), Johnson e Wichern (2007), Hair et al. (2010) e Härdle e Simar (2012).

O método de Ward, diferentemente dos demais métodos aglomerativos, não opera na matriz de distâncias, ou seja, não reúne grupos a partir de uma medida de similaridade. Ao invés disso, o enfoque é sobre a variabilidade que existe dentro de cada grupo, sendo os agrupamentos efetuados ao se determinar que pares de casos, quando tomados em conjunto, apresentam o menor acréscimo de variabilidade (LANDIM, 2010). O objetivo é reunir grupos em que a variação no interior dos mesmos não aumenta drasticamente, de modo que os grupos resultantes sejam tão homogêneos quanto possível (HÄRDLE; SIMAR, 2012). De acordo com Mingoti (2005), no método de Ward, a seleção dos grupos fundamenta-se nos seguintes princípios:

- a) inicialmente, cada elemento é considerado como um único conglomerado;
- b) em cada passo do algoritmo de agrupamento calcula-se a soma de quadrados da distância Euclidiana dentro de cada conglomerado. Esta soma de quadrados corresponde a cada elemento amostral pertencente ao conglomerado, em relação ao vetor correspondente de médias do conglomerado, isto é,

$$SS_i = \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)'(X_{ij} - \bar{X}_i) \quad (2.1)$$

onde, n_i é o número de elementos do conglomerado C_i quando se está no passo k do processo de agrupamento, X_{ij} é o vetor de observações do j -ésimo elemento amostral que pertence ao i -ésimo conglomerado, \bar{X}_i é o centroide do conglomerado C_i , e SS_i representa a soma de quadrados correspondente ao conglomerado C_i . No passo k , a soma de quadrados total dentro dos grupos é definida como:

$$SSR = \sum_{i=1}^{g_k} SS_i \quad (2.2)$$

onde, g_k é o número de grupos existentes quando se está no passo k . A distância entre os conglomerados C_i e C_l é, então, definida como:

$$d(C_l, C_i) = \left[\frac{n_l n_i}{n_l + n_i} \right] (\bar{X}_l - \bar{X}_i)' (\bar{X}_l - \bar{X}_i) \quad (2.3)$$

que representa a soma dos quadrados de quadrados da distância entre os clusters C_i e C_l . Em cada passo do algoritmo de agrupamento, dois conglomerados que minimizam a distância $d(C_i, C_l)$ são combinados. Este procedimento tende a combinar aglomerados com um pequeno número de observações, dado que a soma dos quadrados está diretamente relacionada com o número de observações envolvidas. Além disso, o método de Ward também tende a produzir aglomerados com aproximadamente o mesmo número de observações. Cabe ressaltar que a utilização de uma medida de soma de quadrados faz com que este método seja facilmente distorcido por valores extremos (HAIR et al., 2010).

A definição do número final de grupos é uma questão de extrema importância na análise de agrupamentos e consiste na terceira etapa do processo. Esta avaliação pode ser feita através da análise do comportamento das distâncias. Segundo Mingoti (2005), à medida que se avança no algoritmo de agrupamento, ou seja, passa-se do estágio k para $k + 1$, a similaridade entre os grupos vai decrescendo e, conseqüentemente, a distância entre eles vai aumentando. Desse modo, através de um gráfico mostrando as etapas ou número de grupos versus o nível de distância do agrupamento em cada estágio do processo, pode-se visualizar se há pontos de ‘salto’ relativamente grandes em relação aos demais valores. Estes pontos indicam o momento ideal de parada do algoritmo e o número final de grupos. O Dendrograma também pode ser utilizado como ferramenta para visualização dos pontos de salto das distâncias, ou da perda acentuada de similaridade.

Para um grande número de casos ou observações (geralmente acima de 100), as análises sugeridas por Mingoti (2005) podem não ser adequadas dado que a magnitude dos últimos estágios tende a ser muito maior do que a dos estágios precedentes, pelo fato de tratar-se de uma medida de soma dos quadrados, como é o caso do método de Ward. Por isso, um gráfico ilustrando a avaliação das distâncias relativas (em percentual), em relação ao estágio precedente, pode ser utilizado neste caso, pois representam a magnitude da variação do estágio k para $k - 1$.

2.1.2.2. Análise de Componentes Principais

Segundo Jolliffe (2002), a Análise de Componentes Principais (ACP) visa a redução da dimensionalidade de um conjunto de dados composto por um grande número de variáveis inter-relacionadas, mantendo, tanto quanto possível, a variância do conjunto de dados atual. Isto é obtido pela transformação de um novo conjunto de variáveis, as Componentes Principais (CP), que são ‘não correlacionadas’, e ordenadas de modo que apenas algumas das primeiras CP retenham a maior parte da variância presente em todas as variáveis originais. A ACP tornou-se popular na análise de dados atmosféricos após o trabalho de Lorenz (1956), que a denominou análise de Funções Ortogonais Empíricas (*EOF* em inglês). Weare e Nasstrom (1982) salientam que os modos derivados desta técnica são favoráveis a interpretações físicas. Os autores colocam ainda que a técnica é adequada para variáveis passíveis de espacialização em grades regulares.

A partir de uma matriz de dados de entrada, a primeira etapa na determinação da ACP consiste no cálculo da matriz de covariância amostral (S) ou matriz de correlação (R). A matriz de covariância é indicada quando a análise procura identificar ou isolar fortes variações no conjunto de dados. Já a matriz de correlação é preferencialmente utilizada quando as variáveis possuem dimensões ou escalas diferentes (ex.: °C vs. mm), bastando, neste caso, dividir a matriz de covariância pelo desvio padrão correspondente aos elementos dos vetores canônicos (WILKS, 2006). Para um problema genérico com p variáveis, tem-se a matriz de covariância S dada por:

$$S = \begin{pmatrix} s_1^2 & s_{12} & \dots & s_{1p} \\ s_{21} & s_2^2 & \dots & s_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{1p} & s_{2p} & \dots & s_p^2 \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

em que s_i^2 é a variância da i -ésima variável (x_i) e s_{ij} a covariância entre a i -ésima (x_i) e j -ésima (x_j) variáveis, que pode ser descrita por:

$$s_{ij} = \frac{n \sum x_{ik} x_{jk} - \sum x_{ik} \sum x_{jk}}{[n(n-1)]} \quad (2.5)$$

em que k varia de 1 a n . Se as covariâncias não forem iguais a *zero*, existe uma relação linear entre as variáveis, de tal forma que a ‘intensidade’ desta relação é medida pelo coeficiente de correlação, dado por:

$$r_{ij} = \frac{s_{ij}}{(s_i s_j)} \quad (2.6)$$

Conforme Wilks (2006), as novas CPs, ou seja, os elementos u_m da matriz \mathbf{u} , que conta, sucessivamente, com o valor máximo da variabilidade conjunta de x' , são unicamente definidas pelos autovetores da matriz $[S]$. Em particular, o m -ésimo componente, u_m é obtido como a projeção do vetor de dados x' para o m -ésimo autovetor, e_m :

$$u_m = \mathbf{e}_m^T \mathbf{x}' = \sum_{k=1}^K e_{km} x'_k, \quad (2.7)$$

Posto de outra forma, os autovetores definem um novo sistema de coordenadas de exibição dos dados. Em particular, a matriz ortogonal $[E]$ cujas colunas são os autovetores definem a rotação rígida:

$$\mathbf{u} = [E]^T \mathbf{x}', \quad (2.8)$$

A variância explicada pela m -ésima CP é o m -ésimo autovalor λ_m . Neste caso, cada CP representa uma parcela da variação total de x que é proporcional ao seu autovalor:

$$R_m^2 = \frac{\lambda_m}{\sum_{k=1}^K \lambda_k} \times 100\% \quad (2.9)$$

Aqui o R^2 é utilizado no mesmo sentido da análise de regressão linear. Mais detalhes sobre a formulação matemática desta técnica e suas aplicações nas ciências atmosféricas podem ser encontrados em Richman (1986), Sneyers e Goossens (1988), Björnsson e Venegas (1997), von Storch e Zwiers (1999), Wilks (2006) e van den Dool (2007).

Além dos autovetores e autovalores, a ACP retorna as cargas fatoriais (*loadings* ou coeficientes dos autovetores) e as séries das componentes (*scores* ou observações transformadas). Os *loadings* são os coeficientes padronizados das componentes, multiplicados pela raiz quadrada dos autovalores, enquanto os *scores* são calculados a partir da multiplicação da matriz original de dados pela matriz de autovetores.

Convém destacar que os elementos das matrizes resultantes dependem da disposição dos dados na matriz de entrada. Richman (1986) destaca que, em aplicações meteorológicas, os dados são representados por três parâmetros: variável (precipitação, vento, temperatura, etc.), tempo (meses, dias, anos, etc.) e espaço (localização). Nessas aplicações os modos mais utilizados são: *S* (espacial), em que as variáveis são os pontos de grade, e *T* (temporal), em que as variáveis representam o tempo (Tabela 2.1).

Tabela 2.1: Matrizes de entrada e saída de dados dos modos *S* e *T* da ACP

Modo	Matriz de entrada de dados	Matriz de covariância ou de correlação	Matriz de autovetores e <i>loadings</i>	Matriz de <i>scores</i>																																																												
<i>S</i>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">Espaço</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">n</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">N</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Tempo</p> </div>	1	...	n	.			.			.			N			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">Espaço</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">n</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">n</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Espaço</p> </div>	1	...	n	.			.			.			n			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">EOF</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">r</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">n</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Espaço</p> </div>	1	...	r	.			.			.			n			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">EOF</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">r</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">N</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Tempo</p> </div>	1	...	r	.			.			.			N		
1	...	n																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
N																																																																
1	...	n																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
n																																																																
1	...	r																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
n																																																																
1	...	r																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
N																																																																
<i>T</i>	<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">Tempo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">N</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">n</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Espaço</p> </div>	1	...	N	.			.			.			n			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">Tempo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">N</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">N</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Tempo</p> </div>	1	...	N	.			.			.			N			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">EOF</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">r</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">N</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Tempo</p> </div>	1	...	r	.			.			.			N			<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: auto;"> <p style="text-align: center;">EOF</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr><td style="padding: 2px 10px;">1</td><td style="padding: 2px 10px;">...</td><td style="padding: 2px 10px;">r</td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">.</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> <tr><td style="padding: 2px 10px;">n</td><td style="padding: 2px 10px;"></td><td style="padding: 2px 10px;"></td></tr> </table> <p style="text-align: left; margin-left: 5px;">Espaço</p> </div>	1	...	r	.			.			.			n		
1	...	N																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
n																																																																
1	...	N																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
N																																																																
1	...	r																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
N																																																																
1	...	r																																																														
.																																																																
.																																																																
.																																																																
n																																																																

Fonte: Adaptado de Richman (1986).

O modo *S* isola subgrupos espaciais que covariam similarmente. Nesse modo os autovetores e *loadings* mostram o comportamento espacial da variável, enquanto os *scores* indicam a série temporal. Já o modo *T* isola subgrupos de observações com características temporais semelhantes, de modo que os autovetores e *loadings* representam a série temporal e os *scores* indicam o padrão espacial (RICHMAN, 1986). A aplicação da ACP no modo *S* é indicada quando o objetivo é encontrar agrupamentos espaciais ou teleconexões, enquanto a aplicação no modo *T* é sugerida se o objetivo é localizar padrões espaciais sinóticos ou de fluxo (COMPAGNUCCI; RICHMAN, 2008).

No modo *S*, os *loadings* indicam a correlação entre os modos e a série original, em cada ponto de grade, e podem ser usados para selecionar quais componentes são importantes para a explicação da variância. Em geral os campos espaciais são expressos por meio dos *loadings*, ao invés dos autovetores. Já os *scores* revelam a importância de cada uma das componentes ao longo do tempo. Uma vez conhecido o padrão espacial de cada modo, é possível saber, através dos *scores*, em qual período determinado modo é típico. Salienta-se que, se a análise requer interpretações físicas, uma rotação (ex.: Varimax) torna-se necessária (BJÖRNSSON; VENEGAS, 1997; COMPAGNUCCI; RICHMAN, 2008).

A ACP tem sido utilizada em inúmeros estudos climáticos. Kayano e Kousky (1992) analisaram a variabilidade intrasazonal nos trópicos utilizando dados de Radiação de Onda Longa (ROL). Mo e Higgins (1998), também utilizando dados de ROL, empregaram ACP para examinar as características de circulação atmosférica e padrões de convecção na América do Sul. Carvalho et al. (2005) avaliaram as fases da Oscilação Antártica, com base em dados de anomalias diárias de altura geopotencial em 700 hPa.

A ACP tem sido comumente confundida com a técnica de análise de fatores comuns. Segundo Hair et al. (2010), a ACP é utilizada quando o objetivo é resumir a maioria da informação original (variância) em um número mínimo de fatores, para fins de predição. Em contrapartida, a análise de fatores comuns é utilizada principalmente para identificar os fatores subjacentes ou dimensões que refletem o que as variáveis têm em comum. A comparação entre os dois métodos é feita pelo uso da variância explicada em relação à variância não explicada. A ACP considera a variância total e determina os fatores que contêm pequenas proporções de variância única e, em alguns casos, a variância de erro. No entanto, os primeiros fatores não contêm variância única ou do erro suficiente para distorcer a estrutura fatorial geral. Especificamente na ACP, unidades (valores de 1,0) são inseridas na diagonal da matriz de correlação, de modo que a variância total é trazida para a matriz de fatores. Já a análise de fatores comuns considera apenas a variância comum, assumindo que tanto a variância única e do erro não são de interesse na definição da estrutura das variáveis. Para empregar apenas a variância comum na estimativa dos fatores, comunalidades (em vez de unidades) são inseridas na diagonal, sendo os fatores resultantes baseados apenas na variância comum.

2.1.2.3. Análise Discriminante

A Análise Discriminante (AD) é uma técnica multivariada aplicável em situações em que os valores da amostra podem ser divididos em grupos, com base em uma variável dependente não métrica, caracterizando várias classes conhecidas (HAIR et al., 2010). Porém, diferentemente da AAH, na AD estes grupos devem ser conhecidos a priori (JOHNSON; WICHERN, 2007). Os principais objetivos da análise são: 1) compreender as diferenças entre grupos, e 2) prever a probabilidade de que uma entidade (indivíduo ou objeto) irá pertencer a uma determinada classe ou grupo, com base em várias métricas das variáveis independentes. A AD é apropriada se a variável dependente é dicotômica (ex.: masculino ou feminino) ou multicotômica (ex.: alta, média e baixa) e, por conseguinte, não métricas. Tal como acontece com a Regressão Linear Múltipla (RLM), assume-se que as variáveis independentes sejam métricas. Quando estão envolvidas duas classificações, a técnica é conhecida como Análise Discriminante Entre-dois-grupos; quando são feitas três ou mais classificações, a técnica é referida como Análise Discriminante Múltipla (HAIR et al., 2010).

A AD envolve a derivação de uma variável, a ‘variável’ ou ‘função discriminante’, que se trata de uma combinação linear de duas ou mais variáveis independentes que melhor discriminam entre os objetos, nos grupos definidos a priori. A discriminação é obtida por meio do cálculo do peso das variáveis para cada variável independente, de modo a maximizar as diferenças entre os grupos (isto é, a variância relativa entre grupos para a variância dentro do grupo). Para identificar as variáveis que podem ser úteis na diferenciação entre os grupos, a ênfase é colocada sobre as diferenças do grupo, em vez de medidas de correlação, com as utilizadas em regressão múltipla (HAIR et al., 2010).

Nesta seção serão apresentados os fundamentos da função discriminante Linear de Fischer para duas populações. A formulação matemática apresentada a seguir está fundamentada, essencialmente, em Wilks (2006). Mais detalhes sobre a técnica podem ser encontrados em Timm (2002), Mingoti (2005), Johnson e Wichern (2007), Hair et al. (2010), Webb e Copsey (2011) e Härdle e Simar (2012).

A forma mais simples de AD envolve a distinção entre dois grupos ($g = 2$) com base em um vetor k -dimensional de x observações. As amostras devem ser provenientes de um conjunto de treinamento, consistindo de n_1 observações de x conhecidos, oriundas de g_1 , e n_2 observações de x oriundas de g_2 . Isto é, os dados de base são duas matrizes: X_1 , de dimensões $n_1 \times k$, e X_2 de dimensões $n_2 \times k$. O objetivo é encontrar uma função linear dos elementos do vetor de observação k , isto é, a combinação linear ou função discriminante ($\mathbf{a}^T \mathbf{x}$), que permitirá que um vetor k de observações futuras possa ser classificado como pertencente ou a g_1 , ou a g_2 . Assumindo que as duas populações correspondentes aos grupos g_1 e g_2 têm a mesma estrutura de covariância, a abordagem deste problema consiste em encontrar um vetor no espaço k , em uma determinada direção, que maximiza a separação de duas médias (WILKS, 2006). Este critério é equivalente a escolher \mathbf{a} , a fim de maximizar

$$\frac{(\mathbf{a}^T \bar{\mathbf{x}}_1 - \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{x}}_2)^2}{\mathbf{a}^T [\mathbf{S}_{pool}] \mathbf{a}}, \text{ onde } \bar{\mathbf{x}}_g = \frac{1}{n_g} [\mathbf{X}_g]^T \mathbf{1} \quad (2.10)$$

sendo \mathbf{S}_{pool} a matriz de covariâncias comum para os dois grupos (g_1 e g_2). Encontrar a direção de \mathbf{a} que maximiza a Equação 2.10 reduz o problema da discriminação a partir da análise e comparações das relações dos k elementos do vetor de dados, de modo a encontrar apenas um número. Isto é, o vetor de dados x é transformado para uma nova variável escalar, $\delta_1 = \mathbf{a}^T \mathbf{x}$, conhecido como função discriminante Linear de Fisher. Os grupos de k dimensões de dados multivariados são essencialmente reduzidos para grupos de dados univariados com diferentes médias (porém com variâncias iguais), distribuídos ao longo do eixo \mathbf{a} . O vetor discriminante que localiza esta direção de separação máxima é dada por

$$\mathbf{a} = [\mathbf{S}_{pool}]^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2), \quad (2.11)$$

Logo, a função discriminante Linear de Fisher é expressa por

$$\delta_1 = \mathbf{a}^T \mathbf{x} = (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)^T [\mathbf{S}_{pool}]^{-1} \mathbf{x}. \quad (2.12)$$

Fisher encontrou a combinação linear que maximiza a razão de soma de quadrados entre grupos para a soma de quadrados dentro do grupo (HÄRDLE; SIMAR, 2012). Tal como indicado na Equação 2.10, esta transformação maximiza a escala de distância entre as duas médias amostrais no conjunto de treinamento, que é dada por

$$\mathbf{a}^T(\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2) = (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)^T[\mathbf{S}_{\text{pool}}]^{-1}(\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2) = D^2. \quad (2.13)$$

Isto é, esta distância máxima entre as projeções das duas médias amostrais é exatamente a distância de Mahalanobis (D^2). A decisão de classificar uma observação x futura como pertencente a g_1 ou g_2 pode ser feita de acordo com o escalar $\delta_1 = \mathbf{a}^T \mathbf{x}$. Este produto é uma projeção unidimensional do vetor x para a direção de separação máxima, \mathbf{a} . A função discriminante δ_1 trata-se de uma nova variável, análoga à variável \mathbf{u} na ACP. Ao longo do eixo A , o ponto médio entre as médias dos dois grupos é dada pela projeção da média destes dois vetores para o vetor \mathbf{a} , dado pela Equação 2.14:

$$\hat{m} = \frac{1}{2}(\mathbf{a}^T \bar{\mathbf{x}}_1 + \mathbf{a}^T \bar{\mathbf{x}}_2) = \frac{1}{2} \mathbf{a}^T (\bar{\mathbf{x}}_1 + \bar{\mathbf{x}}_2) = \frac{1}{2} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)^T [\mathbf{S}_{\text{pool}}]^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_1 + \bar{\mathbf{x}}_2) \quad (2.14)$$

Dada uma nova observação x_0 , cujo grupo é desconhecido, este critério do ponto médio irá classificá-la da seguinte maneira: $x_0 \in g_1$ se $\mathbf{a}^T \mathbf{x}_0 \geq \hat{m}$ ou $x_0 \in g_2$ se $\mathbf{a}^T \mathbf{x}_0 < \hat{m}$. Esta regra de classificação divide o espaço k -dimensional de x em duas regiões, de acordo com o plano perpendicular para \mathbf{a} no ponto médio, dado pela Equação 2.14. Em duas dimensões, o plano é dividido em duas regiões de acordo com a linha perpendicular a \mathbf{a} no ponto. O volume em três dimensões é dividido em três regiões, de acordo com o plano perpendicular a \mathbf{a} , e assim por diante, para dimensões superiores.

Se a variável dependente consiste em mais de dois grupos, a análise discriminante vai calcular $g - 1$ funções discriminantes. No caso de uma variável dependente de três grupos, cada objeto terá um *score* separado para as funções discriminantes um e dois, que permite que esses objetos sejam representados em duas dimensões, com cada dimensão representando uma função discriminante. Assim, a análise discriminante não é limitada a uma única variável, como na regressão múltipla, mas cria múltiplas variáveis que representam as dimensões de discriminação entre os grupos (HAIR et al., 2010).

A seleção das variáveis com a maior capacidade de discriminação pode ser feita de diferentes formas. Conforme Maroco (2003), a análise pode iniciar com a variável com o maior poder de discriminação, e as demais adicionadas por ordem decrescente de poder discriminante até atingir um certo limite ou critério de seleção definido a priori. Neste caso o método denomina-se Progressivo (ou *Forward*). A seleção também pode iniciar com todas as variáveis consideradas no primeiro passo, e nas etapas seguintes retiradas as com o menor poder discriminatório, sendo esse método chamado de Regressivo (ou *Backward*). Por fim, o critério de seleção de variáveis comumente usado, corresponde a uma mistura de ambos os métodos – *Forward* e *Backward* –, sendo esse referido com Passo-a-passo (ou *Stepwise*). No método *Stepwise* a análise inicia sem nenhuma variável e nos passos seguintes essas são adicionadas ou removidas conforme a sua contribuição para a capacidade de discriminação da primeira função discriminante. Assim, uma variável é adicionada se aumentar significativamente a capacidade discriminativa da função, e removida se a capacidade discriminativa não for reduzida pela remoção da variável. O método é útil quando se deseja considerar um número relativamente grande de variáveis independentes para inclusão na função.

Para a seleção de um conjunto de p variáveis discriminantes, obtêm-se, no passo inicial, a estatística Lambda de Wilks [Λ] para cada uma das p variáveis, dada por

$$\Lambda_p = \frac{SQE_p}{SQT_p} \quad (2.15)$$

onde SQE é a soma de quadrado dos erros dentro dos grupos e SQT a soma de quadrados totais. A distribuição de Λ não é conhecida, mas pode ser aproximada pela distribuição F-Snedecor com $2p$ e $2(N - p - 2)$ graus de liberdade. Os valores de probabilidade de F correspondem aos limiares de entrada e saída das variáveis, sendo um dos critérios de seleção de variáveis dentro da AD. No caso de três grupos, a transformação de F é dada por

$$F = \left(\frac{1 - \sqrt{\Lambda}}{\sqrt{\Lambda}} \right) \left(\frac{N - p - 1}{p} \right) \quad (2.16)$$

Com relação ao número de variáveis preditoras utilizados na análise, Hair et al. (2010) aponta que a AD é bastante sensível à proporção entre o tamanho da amostra e o número de variáveis. O tamanho recomendado é de cinco observações por variável independente. Além do tamanho geral da amostra, também deve ser considerado o tamanho da amostra em função de cada categoria. Segundo o autor, o menor grupo de cada categoria deve ser maior ou igual ao número de variáveis dependentes. Como orientação prática, cada categoria deve ter no mínimo 20 observações.

A similaridade das matrizes de covariância das variáveis independentes entre os grupos pode ser avaliada pelo teste *M-box*. Johnson e Wichern (2007) definem o teste como

$$M = \left[\sum_i n_i - 1 \right] \ln |S| - \sum [(n_i - 1) \ln |S_i|] \quad (2.17)$$

onde n_i é o tamanho da amostra do i -ésimo grupo (g) e S é a matriz de covariância amostral, dada por

$$S = \frac{1}{\sum (n_i - 1)} \left[(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2 + \dots + (n_g - 1)S_g \right] \quad (2.18)$$

O teste pode ser aproximado pelas distribuições Qui-quadrado e F-Snedecor. Valores altos de significância ($\alpha > 0,05$) indicam que as matrizes são estatisticamente diferentes. Maiores informações sobre o teste podem ser obtidas em Johnson e Wichern (2007).

A análise da qualidade de ajuste da regra de discriminação pode ser feita através de testes não paramétricos, que avaliam a probabilidade de uma nova observação ser classificada incorretamente em determinado grupo. Esse processo de validação dos resultados em AD por ser feito de duas formas: 1) por meio da divisão das observações em dois grupos (treinamento e validação) ou, 2) por meio de validação cruzada, sendo esse último caso recomendável quando o número de observações é muito pequeno para a separação em dois grupos (HAIR et al., 2010). Esse método vem se tornando bastante difundido e tem sido implementado na maioria dos pacotes estatísticos.

Mingoti (2005) descreve o método de validação cruzada, conhecido também como Método de Lachenbruch ou *pseudo-jackknife*. O método consiste nos seguintes passos:

- 1) retira-se um vetor de observações da amostra e utilizam-se $(n_1 + n_2 - 1)$ elementos amostrais restantes para construir a função de discriminação;
- 2) utiliza-se a regra de discriminação construída no passo 1 para classificar o elemento que ficou à parte da construção da regra de discriminação, verificando se esta regra conseguiu acertar sua real procedência;
- 3) retorna-se o elemento amostral retirado no passo 1 à amostra original e retira-se um outro elemento diferente do primeiro. Os passos 1 e 2 são então repetidos.

Os passos 1, 2 e 3 devem ser repetidos para todos os $(n_1 + n_2)$ elementos da amostra conjunta. Estas estimativas são aproximadamente não viciadas e melhores que outros métodos existentes, tanto para populações normais, quanto não normais (TIMM, 2002).

Wilks (2006) faz a distinção entre discriminação e classificação. De acordo com o autor, o termo ‘discriminação’ se refere ao processo de estimar funções dos dados de treinamento (x_i) que melhor descrevem as características que separam os membros de um grupo conhecido para cada x_i ; enquanto a classificação se refere à utilização das regras de discriminação estimadas para atribuir os dados que não fizeram parte da amostra original para a formação de um dos grupos (g_i), ou para a estimativa de probabilidades, em que a observação x_i pertence a um dado grupo g_i . Se os agrupamentos de x_i pertencem a um tempo subsequente em que x_i tenha sido observado, logo, a classificação é uma ferramenta natural a ser utilizada para previsão de eventos discretos. Isto é, a previsão pode ser feita por meio da classificação das x_i observações correntes como pertencentes ao grupo que está previsto para ocorrer, ou pelo cálculo da probabilidade de x_i para a ocorrência de cada um dos eventos em g_i . Ainda, segundo Wilks (2006), a AD é uma ferramenta autêntica para utilização em previsões de tempo e clima, quando o preditando consiste de um conjunto finito de categorias discretas (grupos), e os vetores de preditores x_i são conhecidos com antecedência suficiente da observação discreta a ser prevista.

2.1.3. Técnicas de Diagnóstico de Séries Temporais

As avaliações envolvendo AD operam a partir de séries temporais de dados dos preditandos e preditores. Neste caso, algumas premissas básicas como estacionariedade e normalidade precisam ser investigadas e, caso necessário, transformadas. Assim, este tópico descreve um conjunto de técnicas de análises de séries temporais que objetivam não só avaliar tais premissas, como também descrever o comportamento dos dados em termos climatológicos, de variabilidade e de eventos extremos.

2.1.3.1. Estacionariedade

Uma dada série temporal é dita estacionária quando ela se desenvolve aleatoriamente no tempo ao redor de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. A presença de tendência linear em séries temporais é um exemplo de séries não estacionárias e pode ser investigada por meio de Regressão Linear (RL) e também, especificamente nos casos de variáveis climáticas, pelo teste de Mann-Kendall (MK). Estas técnicas serão brevemente descritas a seguir.

Regressão Linear Simples

O caso mais simples de regressão linear estabelece a relação entre duas variáveis, x e y , sendo x a variável independente ou preditora, e Y a variável dependente, ou preditando. A RL é aplicada na análise de tendência, quando se pretende testar se uma determinada variável está correlacionada com o tempo. A intensidade desta relação é expressa pelo coeficiente de determinação linear (R^2) e seu nível de significância ou p -valor (p).

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) Y_i \right)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}. \quad (2.19)$$

Dado que a análise por RL é uma técnica amplamente difundida e utilizada em ciências exatas, não serão discutidas aqui suas formulações matemáticas básicas. Maiores detalhes sobre a RL aplicada às ciências atmosféricas podem ser encontrados em von Storch e Zwiers (1999) e Wilks (2006).

Teste de Mann-Kendall

O teste de Mann-Kendall (MK) é um teste não paramétrico usado para avaliar tendência em séries temporais. Goossens e Berger (1986), citado por Rodionov (2005), apontam que trata-se do método mais apropriado para analisar mudanças climáticas abruptas em séries climatológicas, e que permite ainda a detecção e localização aproximada do ponto de ruptura da tendência (versão sequencial).

Mann (1945) inicialmente sugeriu o uso da significância do coeficiente de correlação tau de Kendall (τ) para avaliar a tendência de uma série de dados em relação ao tempo. O teste foi reformulado por Kendall (1948) e, mais tarde, Sneyers (1975) propôs sua versão final em que, na hipótese de estacionariedade de uma dada série temporal, a sucessão dos valores tende a ocorrer de maneira independente e a distribuição de probabilidade tende a permanecer constante. Considerando uma dada série temporal x_i de N termos ($1 \leq i \leq N$), o teste realiza a soma dos termos m_i da série, relativos a x_i , cujos termos precedentes são inferiores ao mesmo ($x_j < x_i$) [MORAES et al., 1995]. Para valores altos de N , sob a hipótese de ausência de tendência (H_0), a soma dos termos

$$t_n = \sum_{i=1}^N m_i \quad (2.20)$$

apresentará uma distribuição normal com média $E(t_n) = N(N - 1)/N$ e variância igual a $Var(t_n) = [N(N - 1)(2N + 5)]/72$. Testando a significância estatística de t_n para H_0 , usando um teste bilateral, esta pode ser rejeitada para altos valores da estatística (U_t)

$$U_t = \frac{t_n - E(t_n)}{\sqrt{Var(t_n)}} \quad (2.21)$$

Adotando-se o nível de significância $\alpha = 0,05$, utilizado em outros estudos como os de Moraes et al. (1995), Back (2001) e Marengo et al. (2007), H_0 deve ser rejeitada quando o valor de U_t estiver fora do intervalo de confiança $[-1,96; +1,96]$. Se o valor de U_t for inferior à $-1,96$ há tendência significativa de redução nos valores da série, enquanto que, se o valor de U_t foi superior a $1,96$, a tendência é de aumento.

2.1.3.2. Análise de quebras estruturais

Quando confirmada a tendência, o ponto de ruptura ou descontinuidade das séries pode ser verificado através dos testes: 1) Mann-Kendall sequencial, 2) Homogeneidade Normal Padrão e 3) Pettitt. Esses testes são descritos a seguir.

Teste de Mann-Kendall sequencial

Em sua versão sequencial, o teste MK é aplicado nos sentidos direto e inverso da série, utilizando as Equações 2.20 e 2.21. Quando plotados os resultados, a intersecção entre as curvas geradas representam o ponto aproximado de descontinuidade, se este ocorrer dentro do intervalo de confiança (-1,96; +1,96 para $\alpha = 0,05$)[MORAES et al., 1995]. O teste indica apenas um ponto ou intervalo de ruptura, o mais abrupto. E por isso, embora seja um teste robusto e não paramétrico, a desvantagem, nesse caso, é que ele pode esconder outros pontos de descontinuidades, caso existam dentro da série.

Teste de Homogeneidade Normal Padrão

O Teste de Homogeneidade Normal Padrão (THNP), proposto por Alexandersson (1986), é também referido como *teste das razões* (z) ou como teste de *Alexandersson*. O teste tem como objetivo inicial avaliar a homogeneidade em séries temporais, tendo sido aplicado em dados de precipitação e, em trabalhos posteriores, estendido a outras variáveis climáticas. Trata-se de um teste paramétrico que utiliza razões ou diferenças, dependendo da aplicação, entre um valor de referência e a série a ser testada.

Alexandersson (1986) define, inicialmente, uma nova série (q_i), como a razão entre o valor observado em um valor de referência. A seguir, os valores são padronizados

$$z_i = \frac{q_i - \bar{q}}{s_q} \quad (2.22)$$

em que \bar{q} representa a média das razões e s_q seu respectivo desvio padrão. A nova série padronizada z_i possui média zero e uma unidade de desvio padrão, sendo essa a hipótese nula do teste [$H_0: z_i \in N(0,1)$]. Assim, a estatística do teste (T_v), é dada por

$$T_v = v\bar{z}_1^2 + (n - v)\bar{z}_2^2 \quad (2.23)$$

sendo n a unidade de tempo (meses/anos) e v um valor dentro do intervalo entre 1 e n .

Os valores de \bar{z}_1^2 e \bar{z}_2^2 são obtidos pelas equações $\bar{z}_1 = \frac{1}{v} \sum_{i=1}^v z_i$ e $\bar{z}_2 = \frac{1}{n-v} \sum_{i=v+1}^n z_i$.

Resumidamente, o teste compara a média dos v registros anteriores com os últimos $n - v$ registros. Assim, se o ponto de descontinuidade está localizado no ano v , a estatística T_v atinge um ponto de máxima. Essa estatística é então comparada a um valor tabelado, condicionado a um dado nível de significância, sendo esse valor dependente do tamanho da amostra.

Easterling e Peterson (1992) mostraram que o THNP é a técnica mais adequada para detecção de múltiplas descontinuidades (até três) sendo a mais sensível entre os métodos avaliados. Segundo a avaliação realizada pelos mesmos autores em outro estudo (EASTERLING; PETERSON, 1995), incluindo diferentes métodos de avaliação, o THNP é o mais robusto, capaz de localizar pequenos pontos de ruptura.

A vantagem na utilização do THNP é que o teste pode detectar mais de um ponto de descontinuidade. No entanto, seu desempenho cai quando esses pontos localizam-se muito próximos no tempo, ou quando são maiores que quatro, ao longo de uma série temporal. Moberg e Alexandersson (1997) relevam ainda que, por vezes, quando ocorre uma mudança abrupta, o THNP pode indicar mais de um ponto de ruptura em um curto período. Por este motivo, os autores recomendam aceitar uma nova descontinuidade apenas se essa ocorrer em um intervalo de tempo maior do que cinco unidades de tempo (meses ou anos).

Alexandersson e Moberg (1997) salientam que o valor de referência (z_i) é uma parte importante do teste, porém pode ser reformulado, e que esta reformulação não influencia a teoria do teste. Alexandersson (1995) propõe uma modificação do teste para avaliação de múltiplos pontos de ruptura e tendência. Nesse caso, o autor recomenda dividir a séries em intervalos menores após uma análise inicial das razões. No Brasil, o THNP foi utilizado por Minuzzi et al. (2010) para avaliação de tendências climáticas no Estado de Minas Gerais.

Teste de Pettitt

O Teste de Pettitt (1979) é um teste não paramétrico baseado no teste de Wilcoxon, sendo também derivado do teste de Mann-Whitney (RODIONOV, 2005). Numa sequência de valores ordenados, verifica-se se duas amostras, $(x_1, \dots, x_t$ e $x_{t+1}, \dots, x_T)$, de uma série temporal ($1 \leq t \leq T$), são da mesma população (MORAES et al., 1995). A estatística

$$U_{t,T} = U_{t-1,T} + \sum_{j=1}^T \text{sgn}(x_i - x_j) \quad (2.24)$$

realiza uma contagem do número de vezes em que o membro da primeira amostra é maior que um membro da segunda amostra, em que: $\text{sgn}(x_i - x_j) = 1$ se $(x_i - x_j) > 0$; $\text{sgn}(x_i - x_j) = 0$ se $(x_i - x_j) = 0$; e $\text{sgn}(x_i - x_j) = -1$ se $(x_i - x_j) < 0$. A estatística $U_{t,T}$ é então calculada para todos os valores de $1 \leq t \leq T$. Define-se, então, a estatística

$$K_T = \max_{1 \leq t \leq T} |U_{t,T}| \quad (2.25)$$

que representa o ponto de ruptura na série temporal, ou seja, o ponto de mudança brusca é o valor de t onde ocorre para o máximo de K_T . A significância da série pode ser calculada aproximadamente por meio da equação

$$p \cong 2 \exp\left(\frac{-6k^2}{T^3 + T^2}\right) \quad (2.26)$$

em que k representa a estatística de K_T . A partir da inversão da Equação 2.26, é possível calcular os valores críticos de K_T , que podem ser expressos por

$$K_{crit.} = \pm \sqrt{\frac{-\ln\left(\frac{p}{2}\right) \times (T^3 + T^2)}{6}} \quad (2.27)$$

em que os níveis de significância da mudança (p) podem ser calculados para os intervalos entre 0,05 e 0,1, por exemplo.

2.1.3.3. Normalidade

A suposição de normalidade na distribuição de variáveis aleatórias é uma premissa básica para as análises estatísticas, podendo ser avaliada a partir de testes como Kolmogorov-Smirnov. O referido teste mede a distância entre os resultados de uma distribuição a ser testada e os valores associados à distribuição teoricamente verdadeira (STEPHENS, 1974). A estatística do teste (D) representa a diferença máxima entre as funções acumuladas de probabilidade observada $[F(x)]$ e esperada $[F(a)]$.

$$D = \max|F(x) - F(a)| \quad (2.28)$$

Se o valor da estatística D calculada for maior que o D tabelado, conclui-se que a distribuição teórica não é válida, com certo nível de significância. Este teste é apropriado para dados ordenados e quando a variável apresenta distribuição contínua.

2.1.3.4. Testes de Média

Teste t para igualdade de médias

O teste permite avaliar a hipótese nula de que duas médias populacionais são iguais ($H_0: \mu_1 = \mu_2$). A comparação entre as médias, nesse caso, pode ser formulada a partir de sua diferença ($\mu_1 - \mu_2$). Sejam \bar{x}_1 e \bar{x}_2 as médias obtidas de duas amostras de tamanhos n_1 e n_2 , retiradas das populações respectivas que tem as médias μ_1 e μ_2 e desvios padrões σ_1 e σ_2 , a distribuição amostral das diferenças entre as médias é aparentemente normal, sendo a média e o desvio padrão dados por:

$$\mu_{\bar{x}_1 - \bar{x}_2} = 0 \quad \text{e} \quad \sigma_{\bar{x}_1 - \bar{x}_2} = \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \quad (2.29)$$

Usando-se as variáveis reduzidas, ou a estatística t , dada por

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sigma_{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}} \quad (2.30)$$

pode-se testar a hipótese nula, a um dado nível de significância.

Teste de Brown-Forsythe

O teste de Brown-Forsythe para a diferença de médias é uma alternativa robusta com relação aos desvios de normalidade e homocedasticidade, e também na presença de observações discrepantes (ALMEIDA et al., 2008). Brown e Forsythe (1974) propuseram uma modificação do teste de Levene, que considera as distâncias das observações com relação às medianas amostrais, tornando-o mais robusto para pequenas amostras.

Dada a hipótese nula de que duas médias populacionais são iguais ($H_0: \mu_1 = \mu_2$), considera-se x_{ij} a j -ésima observação da i -ésima amostra correspondente ao i -ésimo grupo, $j = 1, \dots, n_i$, $i = 1, \dots, k$, de forma que $x_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$. Assim, a estatística do teste de Brown e Forsythe (1974) é dada por

$$F_{BF} = \frac{\sum_{i=1}^k n_i (\bar{x}_i - \bar{x}_{..})^2}{\sum_{i=1}^k \left(1 - \frac{n_i}{n}\right) S_i^2} \quad (2.31)$$

em que S_i^2 representa a variância e $\bar{x}_{..}$ a mediana amostral. Os valores críticos de F_{BF} , são obtidos da distribuição $F(k-1, f)$, em que f pode ser calculado pela aproximação de *Sattherthwaite*, descrita em Almeida et al. (2008).

2.1.3.5. Testes de Variância

Teste de Levene

Levene (1960) propôs uma estatística para testar igualdade de variâncias, obtida a partir de uma análise de variância com um único fator, sendo considerado um teste robusto em relação à não normalidade (ALMEIDA et al., 2008). Supondo que sejam tomadas $k \geq 2$ amostras aleatórias independentes entre si, digamos, x_{i1}, \dots, x_{ini} , $i = 1, \dots, k$; a amostra i representa uma coleção de n_i variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, com distribuição G_i , média μ_i e variância σ_i^2 . A hipótese nula de igualdade de variâncias ($H_0: \sigma_1 = \sigma_2$) é testada contra a hipótese alternativa que nem todas as variâncias são iguais ($H_0: \sigma_1 \neq \sigma_2$).

Denotam-se os desvios absolutos das variáveis x_{ij} com relação às médias amostrais dos grupos $\bar{x}_i = n_i^{-1} \sum_{j=1}^{n_i} x_{ij}$ por $Z_{ij} = |x_{ij} - \bar{x}_i|$, sendo $j = 1, \dots, n_i, i = 1, \dots, k$, e define-se a estatística

$$W_0 = \left(\frac{n-k}{k-1} \right) \frac{\sum_{i=1}^k n_i (\bar{z}_i - \bar{z}_{..})^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (z_{ij} - \bar{z}_i)^2} \quad (2.32)$$

em que $\bar{z}_i = n_i^{-1} \sum_{j=1}^{n_i} z_{ij}$, $\bar{z}_{..} = n^{-1} \sum_{j=1}^k n_j \bar{z}_j$ e $n = \sum_{i=1}^k n_i$. O teste de Levene consiste em rejeitar H_0 se $W_0 > F_{(k-1, n-k), (1-\alpha)}$.

Teste F para igualdade de variâncias

A fim de comparar as variâncias σ_1^2 e σ_2^2 de duas populações normais independentes, retira-se uma amostra aleatória x_1, x_2, \dots, x_{n_1} da população 1, com distribuição $N(\mu_1, \sigma_1^2)$, e uma amostra y_1, y_2, \dots, y_{n_2} da população 2, com distribuição $N(\mu_2, \sigma_2^2)$. Estabelecendo a hipótese nula de igualdade das variâncias ($H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ ou $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1$), e sabendo que a estatística Q para as variâncias é expressa por

$$Q_1 = \frac{(n_1-1)s_1^2}{\sigma_1^2} \quad \text{e} \quad Q_2 = \frac{(n_2-1)s_2^2}{\sigma_2^2} \quad (2.33)$$

em que s_1^2 e s_2^2 são as variâncias amostrais das populações 1 e 2, respectivamente, tem-se a estatística F dada por

$$F = \frac{\frac{Q_1}{n_1-1}}{\frac{Q_2}{n_2-1}} = \frac{\frac{s_1^2}{\sigma_1^2}}{\frac{s_2^2}{\sigma_2^2}} = \frac{s_1^2 \sigma_2^2}{s_2^2 \sigma_1^2} = \frac{s_1^2}{s_2^2} \quad (2.34)$$

que segue a distribuição F de Snedecor com $n_1 - 1$ graus de liberdade no numerador, e $n_2 - 1$ graus de liberdade no denominador, a qual denota-se por $F_{(n_1-1; n_2-1; 1-\alpha)}$. Resumindo, a estatística F nada mais é do que a razão entre as variâncias amostrais das duas populações, e rejeita-se H_0 caso $F_{calc} < F_{tab}$.

2.1.3.6. Aspectos climatológicos

A compilação de valores médios climatológicos sobre um período uniforme foi sugerida pelo Comitê Meteorológico Internacional em 1873, a fim de compatibilizar os dados coletados em diversas estações, resultando daí a recomendação para o cálculo das Normais de 30 anos. Em 1956, a Organização Meteorológica Mundial (OMM) recomendou a atualização das Normais de 30 anos, a cada 10 anos completos, o que vem sendo feito por muitos países membros. O conhecimento da média histórica ou Normal Climatológica é essencial para a aplicação do conceito de desvio ou anomalia de uma variável, empregado em meteorologia para mostrar a diferença entre o valor observado e a Normal correspondente (INMET, 2009). A medida mais usual para avaliação das séries temporais históricas das anomalias é o desvio padrão, pois permite a comparação das condições de variabilidade em diferentes regimes climáticos.

No caso de eventos extremos, valores que diferem significativamente de um estado médio climático ocorrem em escalas temporais que podem variar de dias a milênios. Embora os mais importantes para as atividades humanas sejam os extremos de curto prazo (relacionados ao tempo), são os eventos de médio prazo (relacionados ao clima) que apresentam potencial para os impactos mais significativos (MARENGO, 2009). A Organização Meteorológica Mundial (WMO, 2009) recomenda uma série de índices para a análise de extremos, que requerem como dados de entrada, valores diários (VINCENT et al., 2005; RUSTICUCCI et al., 2010). No entanto, a metodologia proposta pode ser estendida, em alguns índices, para as escalas mensal e sazonal, por exemplo.

A ocorrência de eventos extremos em séries climáticas pode ser investigada através de distribuições de probabilidade. Usualmente, a distribuição é dividida em percentis, sendo observados os valores que estão acima/abaixo de um determinado percentil (ex: 1%, 5%, 10%: em extremos negativos; e 90%, 95%, 99%: em extremos positivos). Convém destacar que as distribuições teóricas de probabilidade são funções analíticas utilizadas para descrever o comportamento de determinadas variáveis. No caso de extremos, só o ajuste a séries longas, e em múltiplas localidades, é que dá indicações sobre as distribuições que levam às melhores extrapolações (SANSIGOLO, 2008).

2.1.4. Técnicas de Verificação das Previsões

2.1.4.1. Escores por Tabela de Contingência

A Tabela de Contingência trata-se de uma análise não probabilística, amplamente utilizada na avaliação de modelos de previsão de tempo e clima. O método consiste na discretização das variáveis (preditandos discretos), permitindo avaliações de caráter qualitativo. Um preditando discreto é uma variável observada que assume um único valor em um conjunto finito de possibilidades (WILKS, 2006). A situação mais simples possível é para casos dicotômicos de estimativas e observações (acerto/erro). Neste caso, têm-se uma tabela 2×2 , sendo esta situação representada na Tabela 2.2:

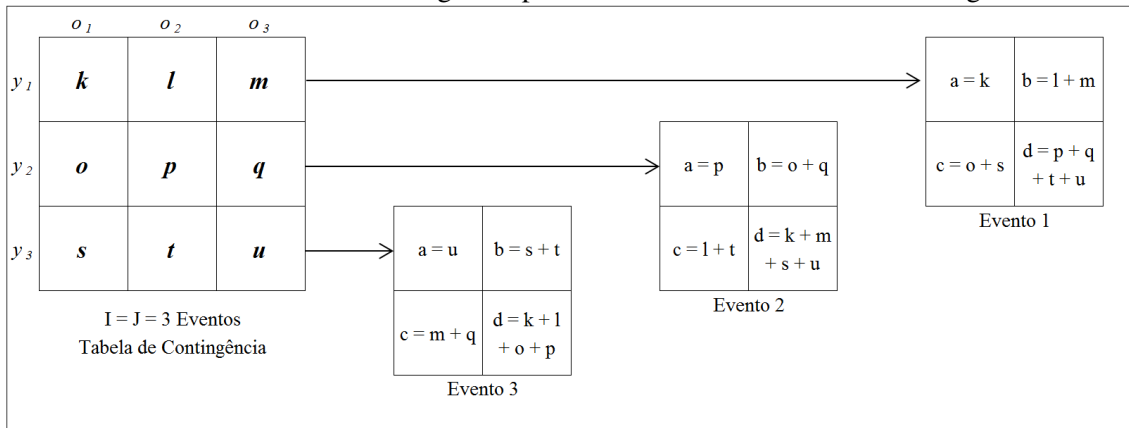
Tabela 2.2: Tabela de Contingência para eventos dicotômicos.

		Observado		
		Sim (o_1)	Não (o_2)	
Previsto	Sim (y_1)	<i>a</i>	<i>b</i>	$a + b$
	Não (y_2)	<i>c</i>	<i>d</i>	$c + d$
		$a + c$	$b + d$	$n = a + b + c + d$

Totais marginais de Observação

em que ***a*** corresponde aos acertos (valor previsto e observado), ***b*** falso alarme (valor previsto, mas não observado), ***c*** erro ou falha (valor observado, porém não previsto), ***d*** rejeição correta (valor não previsto e não observado) e ***n*** o número total de amostras. A Tabela de Contingência pode ser utilizada também na avaliação por intervalos de classe, de maneira análoga ao caso dicotômico. Para análise de três classes (abaixo, dentro e acima da normal, por exemplo), tem-se a configuração mostrada na Tabela 2.3:

Tabela 2.3: Tabela de contingência para intervalos de classes em três categorias



A partir da segmentação por intervalos de classe, pode ser calculada uma série de escores, utilizados para validação das previsões climáticas. De acordo com Wilks (2006), os principais atributos escalares derivados a partir da Tabela de Contingência são: Acurácia, Viés, Confiabilidade, Resolução, Discriminação e Destreza.

A Exatidão ou Acurácia refere-se à correspondência média entre previsões individuais e eventos preditos, e são destinadas a resumir, em um único número, a qualidade geral de um conjunto de previsões. O Viés (*bias*) relaciona o número de ocorrências previstas e o número de observações. Estimativas não tendenciosas indicam que o evento foi previsto o mesmo número de vezes que foi observado. Estatísticas de Confiabilidade classificam pares de previsão/observação em grupos de acordo com o valor da variável prevista, e caracterizam as distribuições condicionais das observações, dadas as previsões. A Resolução refere-se ao grau em que as previsões classificam os eventos observados em grupos que são diferentes uns dos outros, sendo relacionada com Confiabilidade, já que ambas preocupam-se com as propriedades das distribuições condicionais. Por fim, os scores de Destreza baseiam-se na proporção correta que seria alcançada por previsões aleatórias, e que são estatisticamente independentes das observações.

As principais medidas de avaliação das previsões são mostradas na Tabela 2.4, sendo que todas as fórmulas tem como referência a Tabela 2.2. Maiores detalhes sobre os scores podem ser consultados em Wilks (2006), Jolliffe e Stephenson (2003) e WMO (2008). No presente estudo, as siglas relativas aos scores foram mantidas em inglês.

Tabela 2.4: Escores de avaliação baseados em Tabela de Contingência (2 × 2).

Sigla	Nome	Categoria	Fórmula	Perfeito	Descrição
PC	Proporção Correta	Acurácia	$(a + d)/n$	1	Percentual de previsões corretas (a + d) em relação ao total (n);
TS	<i>Threat Score</i> (ou <i>Critical Success Index, CSI</i>)	Acurácia	$a/(a + b + c)$	1	Percentual de previsões corretas (a), dado que o evento foi previsto e/ou observado (a + b + c);
B	Viés (<i>Bias score</i>)	Viés	$(a + b)/(a + c)$	1	Razão entre as ocorrências previstas (a + b) e as observações (a + c);
FAR	Razão de Falso Alarme (<i>False Alarm Ratio</i>)	Confiabilidade	$b/(a + b)$	0	Razão entre as previsões incorretas (b) e os eventos previstos (a + b), indicando o total de previsões que não se concretizaram;
H	Acerto (<i>Hit Rate</i> ou <i>Probability of Detection, POD</i>)	Discriminação	$a/(a + c)$	1	Razão de previsões corretas (a), dado que o evento ocorreu (a + c);
F	Falso Alarme (<i>False Alarm Rate</i> ou <i>Probability of False Detection, POFD</i>)	Discriminação	$b/(b + d)$	0	Razão de previsões incorretas (b), dado que o evento não ocorreu (b + d);
t	Teste <i>t</i>	Acurácia	$\frac{\alpha - 0,33}{\sqrt{\frac{0,33(1 - 0,33)}{n}}}$	> 1,96	Teste <i>t</i> sobre a precisão da classificação (0,33: três classes equiprováveis; valor de <i>t</i> para $\alpha = 5\%$);
KSSs	<i>Hanssen-Kuiper Skill Score</i> escalonado (ou <i>Peirce Skill Score, PSS</i> ou <i>True Skill Statistic, TSS</i>)	Destreza	$(H - F + 1)/2$	1	Diferença entre as probabilidades condicionais de Acerto (H) e Falso Alarme (F) escalonado [0;1];
HSS	<i>Heidke Skill Score</i>	Destreza	$\frac{2(ad - bc)}{(a+c)(c+d)+(a+b)(b+d)}$	1	Proporção correta alcançada por previsões aleatórias, estatisticamente independentes das observações. Versão do PC score escalada e calibrada;
CSS	<i>Clayton Skill Score</i>	Destreza	$\frac{ad - bc}{(a+b)(c+d)}$	1	Frequência de ocorrência de eventos previstos em relação aos não previstos;
GSS	<i>Gilbert Skill Score</i> (ou <i>Equitable Threat Score, ETS</i>)	Destreza	$\frac{a - a_{ref}}{a - a_{ref} + b + c}$	1	Versão do TS score, que incorpora uma taxa de acertos de referência ($a_{ref} = [a + b][a + c]/n$);
Q	<i>Yule Q Skill Score</i> (ou <i>Odds Ratio Skill Score, ORSS</i>)	Destreza	$\frac{ad - bc}{ad + bc}$	1	Razão entre as previsões corretas (a d) e incorretas (b c).

2.1.4.2. Escores globais para eventos multicategóricos

O escore de Heidke (HSS) pode ser estendido para verificação de problemas de ordem maior que $I = J = 2$. Dado um conjunto de pares de previsões (y_i) e observações (o_i), o cálculo é expresso em termos de distribuição conjunta de previsões e observações, $p(y_i, o_j)$, e das distribuições marginais de previsão, $p(y_i)$ e de observações, $p(o_j)$:

$$HSS = \frac{\sum_{i=1}^I p(y_i, o_i) - \sum_{i=1}^I p(y_i) p(o_i)}{1 - \sum_{i=1}^I p(y_i) p(o_i)} \quad (2.35)$$

Do mesmo modo, o score de Peirce (PSS) pode também ser estendido, sendo que a diferença reside na proporção correta de referência, $p(o_j)$, que é usada no denominador:

$$PSS = \frac{\sum_{i=1}^I p(y_i, o_i) - \sum_{i=1}^I p(y_i) p(o_i)}{1 - \sum_{i=1}^I [p(o_j)]^2} \quad (2.36)$$

Outra família de escores para verificação global de modelos de previsão foi sugerida por Gandin e Murphy (1992), que introduziram o conceito de escores equitativos, que são sensíveis à distância, ressaltando as previsões corretas e penalizando as incorretas. Nesse caso, o erro em uma categoria mais distante, recebe uma maior penalização. O cálculo consiste no somatório das distribuições conjuntas de probabilidade, $p(y_i, o_j)$, conforme mostrado na equação abaixo:

$$GMSS = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J p(y_i, o_j) s_{i,j} \quad (2.37)$$

em que $s_{i,j}$ corresponde a um conjunto de pesos. Gerrity (1992) propôs o cálculo para estabelecer os pesos, sendo que, para três classes equiprováveis, $p(0,33)$, o autor recomenda os seguintes valores, mostrados na Tabela 2.5:

Tabela 2.5: Pesos ($s_{i,j}$) para o cálculo do Gandin-Murphy *Skill Score*.

Gerrity (1992)		Observado			Total
		o_1	o_2	o_3	
Previsto	y_1	1.25	-0.25	-1.00	0.00
	y_2	-0.25	0.50	-0.25	0.00
	y_3	-1.00	-0.25	1.25	0.00
Total		0.00	0.00	0.00	0.00

Outro escore que se enquadra na família dos equitativos é o Erro Linear no Espaço Probabilístico para dados Categóricos (*Linear Error in Probabilistic Space Categorical*, LEPS-CAT). Nesse caso, o cálculo do escore segue o mesmo princípio do GMSS (Equação 2.37), diferenciando-se apenas na tabela de pesos, que foi proposta por Potts et al. (1996), mostrada na Tabela 2.6.

Tabela 2.6: Pesos ($s_{i,j}$) para o cálculo do LEPS-CAT.

Potts et al. (1996)		Observado			Total
		o_1	o_2	o_3	
Previsto	y_1	1.333	-0.167	-1.167	0.00
	y_2	-0.167	0.333	-0.167	0.00
	y_3	-1.167	-0.167	1.333	0.00
Total		0.00	0.00	0.00	0.00

De acordo com Jolliffe e Stephenson (2003), os contrastes entre recompensa/penalidade por pares de previsão/observação envolvendo dois ou mais eventos é muito maior no LEPS-CAT, quando comparado ao GMSS. No caso do LEPS-CAT, em particular, a compensação por previsões corretas do segundo evento (o_2, y_2) é muito menor quando comparada ao primeiro (o_1, y_1) e ao terceiro (o_3, y_3) eventos; enquanto a penalização por erro em uma categoria (o_2, y_1) é muito menor quando comparada à penalização por erro em duas categorias (o_3, y_1), que se torna muito maior (Tabela 2.6). No entanto, em se tratando de previsão climática, esse pode ser um ponto positivo, pois o escore ressalta as situações extremas (acima/abaixo) em detrimento da média, que são, na prática, mais difíceis de serem previstas. Os autores ressaltam que o GMSS é mais sensível que o LEPS-CAT às tendências e diferenças de habilidade entre dois conjuntos de previsões, porém menos capaz de diferenciar entre as previsões boas e más.

2.1.4.3. Escores probabilísticos para preditandos discretos

Escore de Brier (*Brier Score*)

O escore de Brier consiste, essencialmente, no erro médio quadrático entre pares de observação/previsão, considerando a observação $o_1 = 1$ se o evento ocorreu e a observação $o_2 = 0$ quando o evento não ocorreu, sendo expresso pela equação:

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y_k - o_k)^2 \quad (2.38)$$

em que y_k indica a probabilidade prevista, o índice k denota uma numeração de n pares de eventos de previsão. O BS é negativamente orientado, sendo que previsões perfeitas exibem $BS = 0$. O BS pode ser decomposto em três termos, conforme a equação:

$$BS = \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^I N_i (y_i - \bar{o}_i)^2}_{\text{(Confiabilidade)}} - \underbrace{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^I N_i (\bar{o}_i - \bar{o})^2}_{\text{(Resolução)}} + \underbrace{\bar{o}(1 - \bar{o})}_{\text{(Incerteza)}} \quad (2.39)$$

em que \bar{o}_i representa a frequência relativa subamostral das observações, $p(o_i|y_i)$, e \bar{o} indica a frequência climatológica. A Confiabilidade resume a calibração das previsões, em que, para previsões confiáveis, o termo deve ser próximo de zero e sua contribuição deve ser muito pequena. A Resolução indica a habilidade das previsões em discriminar subconjuntos com diferentes frequências relativas dos eventos, sendo que o termo também deve apresentar valores pequenos. A incerteza, ou probabilidade climatológica, depende da variabilidade das observações, exibindo valor zero quando a probabilidade é zero ou um, e valor máximo quando a probabilidade é 0,5. Por fim, o escore de destreza de Brier (*Brier Skill Score*) pode ser calculado utilizando os termos decompostos:

$$BSS = \frac{\text{Resolução} - \text{Confiabilidade}}{\text{Incerteza}} \quad (2.40)$$

Diagrama de Confiabilidade

O Diagrama de Confiabilidade é um dispositivo gráfico que mostra a distribuição de probabilidade conjunta de previsões e observações de um preditando binário, e guarda relação direta com o BS. Os dois termos envolvidos são: 1) a distribuição condicional dos valores observados, dado que o mesmo foi previsto, $p(o_j|y_i)$; 2) a distribuição de frequência, em intervalos de classe, dos possíveis valores previstos $p(y)$. A Figura 2.2 exemplifica algumas situações observadas nos gráficos de Diagrama de Confiabilidade.

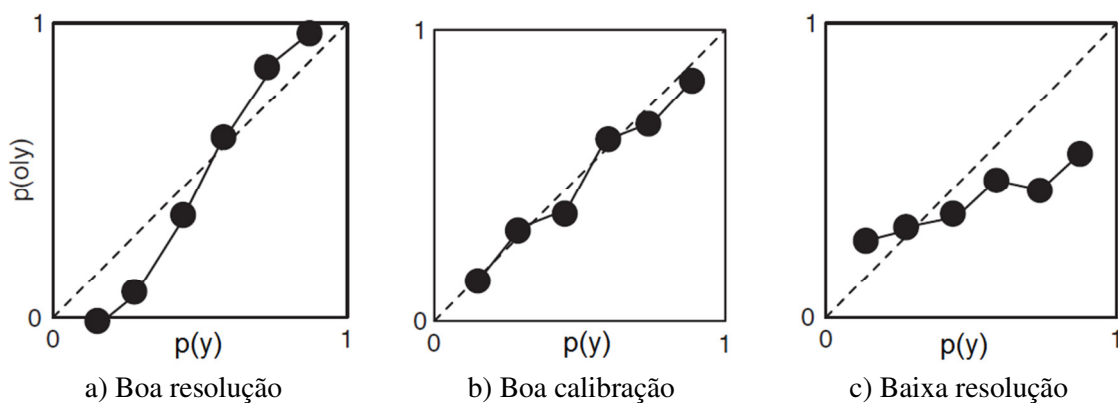


Figura 2.2: Exemplos de Diagrama de Confiabilidade.

Fonte: Adaptado de Wilks (2006).

Escore de Probabilidade Ordenado (*Ranked Probability Score*)

O *Ranked Probability Score (RPS)* é uma extensão do BS para situações que envolvem múltiplas categorias de eventos. Para que o escore seja sensível à distância em relação às categorias, os quadrados médios são computados às probabilidades cumulativas nos vetores de previsão e observação, sendo esses denotados por Y_m e O_m , respectivamente. O RPS tem orientação negativa, assim como o BS, sendo expresso por:

$$RPS = \sum_{m=1}^J (Y_m - O_m)^2 \quad (2.41)$$

Diagrama ROC

O Diagrama ROC (*Relative Operating Characteristic*) é outra forma gráfica de verificação das previsões, a partir da taxa de acerto (H) e de falso alarme (F) plotados, respectivamente, nos eixos y e x , considerando diferentes limiares de probabilidade. Com base na curva modelada, calcula-se a área abaixo da mesma, dada por:

$$A_z = \Phi \frac{d'}{\sqrt{2}} \quad \text{em que,} \quad d' = \Phi^{-1}(H) - \Phi^{-1}(F) \quad (2.42)$$

Assumindo que os valores de H e F seguem distribuição normal, o símbolo Φ^{-1} representa o valor correspondente ao inverso da função de distribuição normal padrão. A área total (A_z) é definida pela soma dos trapezoides correspondente ao número de categorias de previsão. A Figura 2.3 ilustra a área A_z abaixo da curva modelada.

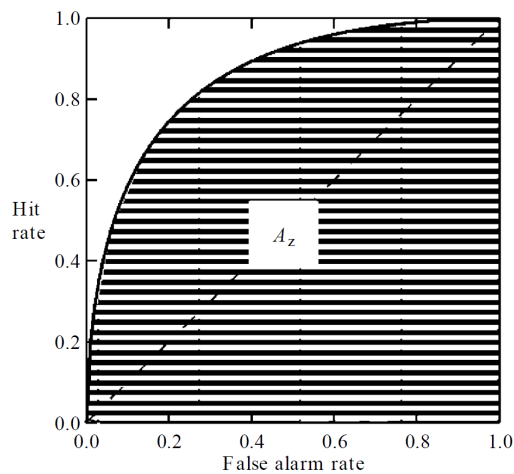


Figura 2.3: Área A_z abaixo da curva modelada do Diagrama ROC.

Fonte: Adaptado de Jolliffe e Stephenson (2003).

O escore associado à área ROC (A_z) pode ser calculado a partir da Equação (2.43), sendo $ROC_{SS} = 1$ para o caso de previsões perfeitas.

$$ROC_{SS} = 2A_z - 1 \quad (2.43)$$

2.2. Previsão Climática

Nesta seção são apresentados o histórico e a evolução dos métodos empíricos de previsão climática, bem como as principais variáveis preditoras usadas para a previsão. Além disso, são discutidos os aspectos climáticos e de variabilidade do Centro-Sul do Brasil e adjacências e os padrões de Teleconexão que exercem influencia sobre a região.

2.2.1. Métodos Empíricos de Previsão Climática

Conforme van den Dool (2007), a ideia que permeia toda a previsão climática empírica é a busca por *padrões* recorrentes de circulação atmosférica e oceânica, desencadeando eventos em outras regiões (secos e úmidos), situação essa conhecida como Teleconexão. O autor ressalta que, somente por meio de observações sistemáticas da natureza, é que podemos nos atrever a buscar padrões de teleconexões de alguma forma agregada. A busca pela identificação de padrões recorrentes de circulação teve seu início com a previsão climática por análogos.

Segundo o Glossário de Meteorologia (HUSCHKE, 1959), o termo ‘análogo’ descreve um padrão de tempo sinótico passado de grande escala, o qual se assemelha a uma dada situação (usualmente corrente) em suas características essenciais. O uso de análogos como ferramenta de apoio à previsão baseia-se na hipótese que dois padrões sinóticos semelhantes se manterão similarmente por um dado período, após seu estabelecimento. A ideia básica é procurar por padrões sinóticos climatológicos rigorosamente semelhantes às observações correntes, e assumir que a evolução futura da atmosfera será similar aos fluxos que se seguiram aos análogos identificados (WILKS, 1995).

O conceito de análogos, segundo Namias (1951), surgiu na história da meteorologia durante a Segunda Guerra Mundial. A técnica tornou-se popular entre as décadas de 1950 e 1980, tendo sido utilizada para a previsão climática em países como Estados Unidos, União Soviética, Alemanha, França, Noruega, Inglaterra, Canadá, Hungria, entre outros, (RADINOVIC, 1975; LIVEZEY; BARNSTON, 1988). Wagner (1989) assinala que a confiabilidade das previsões por análogos aumenta em intervalos de tempo de 30 a 90 dias, sendo até mesmo superiores aos modelos dinâmicos.

Hamil e Withaker (2006) apontam que, para prognósticos de longo prazo, a procura por padrões recorrentes em extensas regiões favorece a previsão. Barnston (1994) observa ainda que o clima de uma região é determinado pela combinação de efeitos de várias relações sistemáticas, sendo a maioria destas relações de grande escala espacial. Assim, muito dos sinais na escala climática sazonal possuem amplas extensões espaciais, evidenciando determinados padrões de Teleconexão. Gutzler e Shukla (1984) apontam que estes padrões podem ser avaliados por meio de correlações espaciais.

Em relação aos métodos de previsão, Goddard et al. (2001) destacam que os mais comumente usados descrevem uma relação linear determinística entre o preditor e o índice de um único preditando. Além do método de análogos (VAN DEN DOOL, 1994), destacam-se regressão linear (KNAFF; LANDSEA, 1997) e análise de espectro singular (KEPPENNE; GHIL, 1992). Outras técnicas incluem a Análise de Correlações Canônicas (BARNSTON, 1994; JOHANSSON et al., 1998; PEZZI et al., 2000; SHABBAR; BARNSTON, 1996) e Análise Discriminante (CASEY, 1995; HASTENRATH; GREISCHAR, 1993; HASTENRATH et al., 1995; LEHMILLER et al., 1997; MASON, 1998; MATTES; MASON, 1998; MUTAI et al., 1998; SANSIGOLO, 1991; WARD; FOLLAND, 1991; YU et al., 1997), e os Modelos Auto Regressivos (COELHO et al., 2006b; LUCIO et al., 2010), entre outras. Uma das vantagens da Análise Discriminante sobre as demais técnicas é que, por conta do número de funções, é possível atribuir probabilidades de ocorrência aos eventos, o que permite expressar, por exemplo, funções distintas para episódios secos de úmidos.

Os métodos estatísticos também são utilizados para melhorar a qualidade dos modelos numéricos de previsão climática, entre os quais se destacam o Prognóstico Perfeito (*Perfect Prog*, PP) e o Modelo Estatístico de Saída (*Model Output Statistic*, MOS). Conforme Wilks (2006), ambos os métodos são baseados em regressão linear múltipla, explorando as correlações entre os preditores e os preditandos. No caso do PP, as correlações simultâneas entre os valores presentes de ambos, preditores e preditandos, são usadas para corrigir as previsões. Já no caso do MOS, as equações de previsão são construídas com base nas correlações entre as previsões dos modelos numéricos como variável preditora, e os valores observados subsequentemente como preditandos.

Entre as iniciativas de cooperação para a melhoria da previsão climática, a mais relevante do ponto de vista global foi a criação do Instituto Internacional do Clima e Sociedade (*International Research Institute on Climate and Society*, IRI) em 1996, resultado de um acordo entre o Escritório do Programa de Clima da NOAA e da Universidade de Columbia. Barnston et al. (2010) destacam que o IRI começou a emitir previsões climáticas sazonais a nível global a partir de outubro de 1997, usando um sistema previsão dinâmico multimodelo de duas camadas (MASON et al., 1999). As previsões são probabilísticas, e compreendem a ocorrência de três categorias climatológicas equiprováveis de precipitação total e temperatura média sazonal – abaixo, dentro, e acima do normal, conforme definido em um período-base de 30 anos. Ao longo do período, as previsões são emitidas aproximadamente na metade do mês anterior ao período de início da previsão.

No Brasil, a colaboração entre diversas instituições de ensino e pesquisa, tanto do país quanto da Europa, resultou no projeto EUROBRISA (*EURO-BRazilian Initiative for improving South American seasonal forecast*). Trata-se de um sistema operacional híbrido de previsões, que utiliza modelos numéricos e empíricos, sendo o primeiro implementado na América do Sul (COELHO et al., 2005; COELHO et al., 2006a). O sistema de previsão utiliza três modelos dinâmicos acoplados oceano-atmosfera (MOLTENI et al., 2011; ARRIBAS et al., 2011; BATTE; DEQUE, 2011) e um empírico (COELHO et al., 2006b), sendo que este último utiliza a TSM observada sobre os oceanos Pacífico e Atlântico como variável preditora da precipitação. O modelo baseia-se na análise de Máxima Covariância, referida ainda como Decomposição em Valor Singular.

Ainda no Brasil, outra iniciativa em particular para previsão sazonal de precipitação foi desenvolvida por Lucio et al. (2010). Trata-se de um modelo agregado que utiliza os resultados de um modelo estocástico Auto Regressivo Integrado a Médias Móveis (ARIMA), de um modelo de alisamento exponencial *Holt-Winters* (HOLT, 1957; WINTERS, 1960) e de Análise de Correlações Canônicas (BARNSTON; SMITH, 1996). A combinação entre os modelos mostrou-se mais robusta, quando comparado ao desempenho das previsões individualmente, e vem sendo utilizada operacionalmente no âmbito do INMET para realização de previsões sazonais de precipitação e temperatura.

2.2.2. Variáveis Preditoras potenciais para Previsão Climática

Shukla (1998), ao discutir as bases científicas da previsão climática, aponta que os padrões de circulação em certas regiões do planeta podem ser previstos em escala sazonal, já que são fortemente determinados por campos relativamente estáveis, como a Temperatura da Superfície do Mar (TSM), no que diz respeito as variações internas. Dessa forma, é possível prever variáveis como precipitação e temperatura por períodos mais longos, com base na evolução da TSM. No entanto, ao longo da história da previsão climática, outras variáveis tornaram-se relevantes do ponto de vista preditivo.

Radinovic (1975) utilizou a espessura da camada entre 1000-500 mb, a qual denominou Topografia Relativa (TR), para previsão de temperatura e precipitação em Belgrado, Iugoslávia. A seleção deste campo para previsão fundamenta-se nos resultados de Similã (1957) que, ao estudar a distribuição e quantidade de massas de ar frio sobre certos setores do HN, observou que alguns padrões de TR 1000-500 mb em cartas hemisféricas refletem frequentemente as características da circulação geral da atmosfera, e que estes padrões são mais estáveis do ponto de vista atmosférico. Radinovic (1975) calculou as correlações mensais entre TR 1000-500 mb e anomalias de precipitação e temperatura em Belgrado, e observou valores de 0,86 para temperatura e -0,89 para precipitação, revelando que o campo é um potencial preditor. Os resultados deste estudo mostraram que houve um aumento de 33% na destreza das previsões de temperatura e 24% de precipitação com a utilização desses campos, comparado ao método de previsão por persistência, manutenção da similaridade com o tempo.

Novas técnicas, tanto para seleção de padrões, quanto para a previsão, foram introduzidas por Barnett e Preisendorfer (1978). Este estudo representou um salto qualitativo na metodologia de previsão empírica e, mais tarde, as ideias centrais deste trabalho foram adotadas para a previsão sazonal operacional nos Estados Unidos (EUA) (LIVEZEY; BARNSTON, 1988; BARNSTON; LIVEZEY, 1989). O primeiro conceito proposto por Barnett e Preisendorfer (1978) foi o de Regiões-Chave, que permitiu separar 'estatisticamente', no espaço físico, certas regiões de variabilidade ativa de outras cujo comportamento mostrava-se aleatório.

A determinação das regiões-chave foi feita por meio de Análise de Componentes Principais (ACP), com a aplicação de filtros para a seleção das componentes e para a determinação das regiões de variabilidade ativa das componentes selecionadas. Diferente da maioria dos estudos até então, Barnett e Preisendorfer (1978) utilizaram três campos, dois atmosféricos (altura 700 mb e espessura da camada 1000-700 mb), um oceânico (TSM); além dos dois destinados à previsão (temperatura e precipitação). As regiões-chave destes cinco campos foram combinadas, novamente por meio de EOF, para geração de um novo ‘produto’, denominado Vetor do Estado Climático (CSV em inglês), vetor o qual descreve a evolução do sistema climático no tempo.

Além destes novos conceitos para a seleção de padrões, Barnett e Preisendorfer (1978) utilizaram três métodos distintos para construir a previsão: 1) que considera o estado corrente do clima como sendo importante para a previsão; 2) considera a evolução do clima num dado tempo, mais duas estações sucessivas com comportamento semelhante; 3) considera a razão de alteração da evolução do sistema climático, tratando-se de uma extensão do método 2. Os resultados mostraram que o método 1 apresentou melhor destreza para as estações de inverno e outono. Na primavera todos os três métodos obtiveram o mesmo escore, enquanto para o verão, o método 2 mostrou-se melhor.

Bergen e Harnack (1982) também utilizaram os campos de TSM, altura em 700 mb e espessura da camada 1000-700 mb para a previsão mensal e sazonal de temperatura nos EUA, com base em 31 anos de dados (1948-1978) O método de seleção dos padrões foi feito pelo coeficiente de correlação de padrões (*pattern correlation*), usando duas aproximações: o melhor padrão (análogo) e os três melhores. Os resultados indicaram que o uso dos três melhores padrões proporcionou previsões com destreza superior ao uso de um único padrão.

Harnack et al. (1985) introduziram o conceito de padrão inverso (antianálogos). Neste estudo, são utilizados, além dos três maiores coeficientes de correlação positivos, os três menores (negativos). Os autores também atribuíram pesos aos padrões, de acordo com o grau de correlação. Os resultados mostraram que, tanto a inclusão dos padrões negativos, quanto a de pesos, trouxe melhorias significativas à qualidade das previsões.

Os trabalhos de Livezey e Barnston (1988) e Barnston e Livezey (1989) descrevem o sistema operacional de previsão climática sazonal para temperatura nos EUA, implementado no Centro Nacional de Meteorologia Norte-americano, utilizando a ideia de padrões análogos e inversos (antianálogos). Este sistema foi desenvolvido com base, essencialmente, nos conceitos estabelecidos por Barnett e Preisendorfer (1978) e Harnack et al. (1985). Os resultados obtidos por meio deste sistema operacional também ressaltam que as previsões com melhor destreza são obtidas utilizando-se um *mix* análogo/antianálogo, e com a inclusão dos pesos, conforme o grau de correlação.

Xavier e Goswami (2007) usaram a técnica de padrões de análogos para previsão da variabilidade intrasazonal do sistema de monções de verão na Índia, utilizando o campo de Radiação de Onda Longa (ROL). Os autores aplicaram ACP no conjunto de dados e selecionaram as 10 primeiras componentes, que juntas acumularam 75% da variância. Em seguida, o campo de ROL foi reconstruído apenas com as componentes selecionadas. Esta medida, assim como na técnica de Barnett e Preisendorfer (1978) de delimitação das regiões-chave, procurou reduzir a variabilidade aleatória, que foi considerada como ruído e desprezada. Os resultados mostraram substancial destreza na previsão de anomalias de ROL, com 4 a 5 pântadas de antecedência, sendo que as fases e a amplitude da variabilidade intrasazonal foram previstas com alto grau de destreza.

As características da superfície terrestre também fornecem informações adicionais para a previsibilidade estendida do clima (GODDARD et al., 2001), sendo que muitos estudos vem destacando o papel potencialmente importante dessas características na previsão. Entre as variáveis, a anomalia de umidade do solo mostrou-se um potencial preditor da temperatura nos Estados Unidos (HUANG; VAN DEN DOOL, 1993; HUANG et al., 1996). Estudos elaborados por Grimm et al. (2007) também relevam a importância do papel da umidade do solo na variabilidade do regime de monção do Sudeste do Brasil. Conforme os autores, a redução da umidade do solo no centro-leste do Brasil aumenta a temperatura da superfície e produz uma anomalia ciclônica sobre o sudeste, bem como o aumento da precipitação na região. Além disso, a TSM ao longo da costa tem papel relevante no regime de chuvas, dado que anomalias positivas da variável primavera estão estatisticamente relacionadas com chuvas acima do normal em janeiro.

Outra situação relevante do ponto de vista preditivo são as condições observadas na região Antártica e suas adjacências. Sansigolo (2010) avaliou as relações sazonais entre o Índice de Oscilação Antártica (IOA) e o comportamento das temperaturas máximas e mínimas, e da precipitação no Sul do Brasil. O autor observou que o impacto das fases do IOA, tanto na temperatura quanto na precipitação, não é simétrico em relação à intensidade e varia nas diferentes estações do ano, sendo as relações inversas, especialmente entre a fase negativa do IOA e anomalias positivas de precipitação e temperatura, as mais frequentes. Sansigolo conclui que as fases do IOA permitem, com razoável chance de acerto, preverem as temperaturas (máximas e mínimas) e a precipitação na região com três ou até mesmo seis meses de antecedência.

Convém ressaltar ainda que o fenômeno ENOS representa o modo mais proeminente de variabilidade climática nas escalas de tempo que variam de sazonal a interanual (GODDARD et al., 2001). A maioria das previsões estatísticas de TSM foca o fenômeno ENOS, e envolvem, ou a previsão de um campo de TSM do Pacífico Tropical, ou uma média simples de uma das regiões representativas do Pacífico equatorial, como as anomalias de TSM da região do NIÑO3 (5°S–5°N; 150°–90°W), NIÑO3.4 (5°S–5°N; 170°–120°W), ou do NIÑO4 (5°S–5°N; 160°E–150°W). No Brasil, por exemplo, os modelos empíricos desenvolvidos por Coelho et al. (2006) e Lucio et al. (2010) consideram, além da região do Pacífico, a TSM do Atlântico Tropical como variável preditora. Maiores detalhes sobre o fenômeno ENSO serão discutidos na seção 2.3.3, que trata dos padrões de Teleconexão.

Por fim, Goddard et al. (2001) salientam que as escalas de tempo de variabilidade na camada limite superficial, relativamente mais longas permitem, potencialmente, a previsibilidade do clima, podendo se estender por muitas estações. Mesmo a simples inércia térmica da superfície do oceano e a persistência das características da superfície da terra podem oferecer um grau razoável de previsibilidade para alguns meses. Como esses elementos do sistema climático – superfície do oceano e características da superfície, estão dinamicamente acoplados à atmosfera, sua evolução permite atingir escalas de previsibilidade de tempo ainda mais longas.

2.3. Aspectos climáticos do Centro-Sul do Brasil e adjacências

Conforme referido na seção 1.2, a área de estudo selecionada compreende, basicamente, as Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. As subseções seguintes apresentam as características climatológicas e de variabilidade de cada uma das regiões citadas. Por fim, discute-se o papel dos principais padrões de Teleconexão e seus efeitos.

2.3.1. Climatologia de Temperatura e Precipitação

Entre as três regiões que compõem a área de estudo, a Região Sul é a que apresenta características mais marcantes, diferentes do restante do país. O clima da Região Sul apresenta grandes contrastes em relação aos regimes de precipitação e temperatura, sendo parte deste contraste devido à situação geográfica da região, localizada na transição entre os trópicos e as latitudes médias (GRIMM, 2009a). Esta situação garante uma grande amplitude térmica anual de temperatura, com a maior diferença observada entre inverno e verão, entre as regiões brasileiras. Com relação à precipitação, Grimm (2009a) aponta que o sul do Brasil apresenta uma clara transição, onde ao norte observa-se uma estação chuvosa na metade quente do ano, enquanto o sul apresenta precipitações regulares. Estas precipitações variam entre 1160 e 2230 mm anuais. Já as temperaturas médias mensais variam entre 9,7°C (Junho em São Joaquim – SC) e 26,1°C (Janeiro em Itaqui – RS) [INMET, 2009].

As regiões Sudeste e Centro-Oeste apresentam semelhanças entre os regimes térmico e pluviométrico. O Centro-Oeste apresenta verões quentes e chuvosos, enquanto os invernos são secos e com temperaturas amenas. As precipitações expressivas na região tem início a partir da primeira quinzena de outubro, estendendo-se até março, com acumulados mensais superiores a 200 mm/mês; enquanto o período seco ocorre entre maio e setembro, com acumulados mensais inferiores a 50 mm (ALVES, 2009). Com relação às temperaturas, o comportamento na região Centro-Oeste é determinado principalmente pela posição geográfica e pelo relevo. A primavera e o verão são as estações que apresentam as médias mais elevadas, entre 26°C (sul) e 33°C (norte). No inverno, com as constantes incursões de ar frio, as temperaturas são mais amenas, podendo chegar a valores próximos de zero (ALVES, 2009).

A Região Sudeste do Brasil apresenta, assim como a Região Centro-Oeste, uma estação chuvosa marcada, que ocorre entre os meses de outubro e março, sendo que o início desta estação ocorre, em média, entre 08 e 12 de outubro (ALVES et al., 2005). A distribuição espacial das chuvas na região é controlada especialmente pela disposição do relevo, pela atuação de frentes polares e pela continentalidade (NUNES et al., 2009). Os valores de precipitação média anual, observados na região, variam entre 750 mm (norte de MG) e 2500 mm (litoral de SP). Com relação às temperaturas, a região é influenciada essencialmente por sua posição geográfica de transição entre as latitudes médias e baixas, e pela topografia acidentada (NIMER, 1989). A temperatura média varia entre 9,5°C (Julho em Campos do Jordão – SP) e 27,5°C (Fevereiro em Penha – RJ) [INMET, 2009].

2.3.2. Variabilidade Climática

A variabilidade climática do Centro-Sul do Brasil é condicionada por fatores que atuam em diferentes escalas temporais, variando da intrassazonal a decenal. Estes fatores afetam tanto a frequência, como a intensidade dos fenômenos associados aos principais sistemas atmosféricos atuantes na região, a saber: sistemas frontais, ciclones extratropicais, bloqueios atmosféricos, Complexos Convectivos de Mesoescala (CCM) e Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS).

Com relação aos sistemas frontais, Satyamurty e Matos (1989) apontam que a América do Sul é a única região do hemisfério sul que apresenta condições frontogenéticas (formação e/ou intensificação de frentes) praticamente o ano todo. A região mais intensa em janeiro está situada no sul da Argentina e migra para norte em julho, ocupando o noroeste da Argentina e vizinhança, incluindo as Regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil. Durante a maior parte do ano (exceto no inverno) os sistemas frontais interagem com o ar quente tropical, provocando convecção profunda e, conseqüentemente, amplificando a precipitação na região. Conforme Fedorova e Carvalho (2000), a frequência de sistemas frontais parece estar associada ao fenômeno *El Niño*-Oscilação Sul (ENOS), sendo maior nos anos de *El Niño*.

A formação e/ou intensificação de ciclones – ciclogênese – foi analisada por Satyamurty et al. (1998) que observaram que a área oceânica adjacente à Região Sul é um setor propício ao desenvolvimento deste fenômeno. Os ciclones extratropicais, que se formam sobre o oceano Atlântico Sul, apresentam em geral um deslocamento para leste e/ou sudeste. Gan e Rao (1991) mostraram que a variabilidade interanual da frequência de ciclogêneses é consistente com as anomalias de precipitação observadas na Região Sul, concluindo que os anos de maior ocorrência de ciclogêneses são também os anos de maior volume de precipitação, e vice-versa. Necco (1982) notou uma tendência na intensificação dos ciclones sobre o oceano Atlântico Sul associada às anomalias positivas de TSM. Gan e Rao (1991) observaram que, tanto o número de ciclogêneses, quanto o volume de chuvas no sul do Brasil, estão associados ao fenômeno ENOS.

As anomalias anticiclônicas persistentes em uma determinada região, denominadas bloqueios atmosféricos, ocorrem em regiões de latitudes mais elevadas em relação aos anticiclones semipermanentes (IAG, 2008). Uma das condições para ocorrência do bloqueio é a divisão do escoamento dos ventos de oeste em dois ramos, o que ocasiona o rompimento do padrão zonal (CASARIN, 1982). O bloqueio, por sua característica de permanência por um período de vários dias sobre uma região, causa condições de tempo bom na região de formação, e precipitação nas áreas adjacentes. De acordo com Vitorino (2003), os episódios de bloqueios na Região Sul são capazes de promover a alteração do comportamento regional da precipitação. Marques e Rao (1996) mostraram que para os setores a leste e oeste da América do Sul a frequência dos bloqueios é maior durante os meses de inverno e primavera.

A ZCAS é definida como uma persistente banda de nebulosidade que se estende desde o sul da Amazônia até a região central do oceano Atlântico Sul, tendo com característica fundamental a presença de um escoamento de umidade convergente em baixos níveis da troposfera, orientado no sentido NW-SE (KODAMA, 1992). A ZCAS exerce um papel essencial na transferência de calor e umidade dos trópicos para as latitudes médias e altas, sendo considerado o principal fator de contribuição da precipitação observada durante a estação chuvosa nas regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil (CUNNINGHAM; CAVALCANTI, 2006).

Episódios persistentes de precipitação sobre a região Sudeste do Brasil, onde a ocorrência da ZCAS foi documentada, foram associados a interações entre a convecção tropical sobre a América do Sul e a passagem de sistemas frontais de altas latitudes (QUADRO; ABREU, 1994; CUNNINGHAM; CAVALCANTI, 2006). Nogués-Paegle e Mo (1997) observaram uma alternância entre as regiões Sul e Sudeste do Brasil na metade quente do ano, de modo que as anomalias positivas de precipitação no Sudeste estão associadas às anomalias de sinal oposto sobre o sul do Brasil, Uruguai e norte da Argentina. Em relação à variabilidade intrasazonal da ZCAS, Kayano et al. (2009) apontam que a Oscilação de Madden-Julian (OMJ) modula a posição e a intensidade deste sistema. Viana (2009) mostrou que cerca de 1/3 da variabilidade da precipitação da Região Sul do Brasil é condicionada por um padrão de dipolo, entre os extremos norte e sul. Este padrão decorre essencialmente da atividade dos jatos de baixos níveis, que ora se posicionam sobre o centro do país favorecendo a ZCAS, ora se alinham ao sul da região, propiciando a formação de sistemas convectivos (MARENGO et al., 2004).

Os CCM são uma classe particular de Sistemas Convectivos de Mesoescala (SCM), caracterizados pela junção de células convectivas, com formato quase circular e um rápido crescimento entre 6 e 12 horas (MADDOX, 1980; MADDOX, 1983). Na América do Sul, são observados a sotavento da cordilheira dos Andes, entre 25°S e 40°S, área que compreende o setor norte da Argentina, Bolívia e sul do Paraguai; e atingem com frequência as regiões Sul e Sudeste do Brasil (GUEDES; SILVA DIAS, 1984). A distribuição da precipitação no verão e nas estações de transição sugere que os CCM sejam um dos principais mecanismos responsáveis pelos acumulados observados no sul do Brasil no período (VELASCO e FRITSCH, 1987). Durkee et al. (2009) elaboraram uma climatologia de CCM para América do Sul no período quente do ano, entre Outubro e Maio, ao longo de 10 anos (1998-2007). Os autores mostraram que a contribuição dos eventos no Sul do Brasil pode chegar a 50% no mês de dezembro. Viana et al. (2009) analisaram um trimestre específico (Outubro a Dezembro de 2003) no Estado do RS, em que a atividade convectiva no SE da AS foi acima da média, e concluíram que cerca de 2/3 da precipitação foi oriunda de CCM. Além disso, os eventos causaram uma série de desastres no Estado, resultando em prejuízos financeiros e perdas de vidas humanas.

2.3.3. Principais Padrões de Teleconexões

Segundo Cavalcanti e Ambrizzi (2009), a palavra Teleconexão significa conexão à distância, e explica como anomalias que ocorrem em uma determinada região estão associadas com anomalias em regiões remotas. O termo “padrão de teleconexão” ou simplesmente teleconexão refere-se a um padrão recorrente e persistente de anomalias de uma determinada variável que cobre amplas áreas geográficas. Van den Dool (2007) pondera, no entanto, que uma definição mais rigorosa dos padrões de teleconexão exige algumas considerações, dado que faz-se necessário realizar algumas escolhas como: a) teleconexão simultânea *vs.* tempo defasado, b) correlações *vs.* outras medidas de 'conexão', c) sistemas transientes *vs.* padrões fixos, d) teleconexões em dados filtrados (e.g. médias sazonais) *vs.* dados instantâneos não filtrados (e.g. dados diários), e e) escolha uma ou mais variáveis.

O modo de variabilidade climática global mais significativo, conforme mencionado na seção 2.2.2, é o fenômeno ENOS, que influencia as condições climáticas em diferentes regiões do planeta, nas escalas de tempo que variam de sazonal a interanual (GODDARD et al., 2001). Trata-se de um fenômeno acoplado oceano-atmosfera que produz alterações nos campos de TSM, pressão atmosférica, ventos e na convecção tropical no Oceano Pacífico Equatorial, porém seus reflexos são percebidos em diversas regiões do globo, inclusive no Brasil.

No Brasil, o impacto do ENOS, sobretudo na precipitação, foi investigado por alguns estudos, tanto no contexto global, quanto regional (ACEITUNO, 1988; COELHO et al., 2002; GRIMM et al., 2000; RAO; HADA, 1990; ROPELEWSKI; HALPERT, 1987, 1989). Em uma situação típica de ENOS, em que a TSM do Pacífico Equatorial encontram-se acima da média, o Nordeste tende a apresentar precipitações abaixo da normal e o Sul exhibe um comportamento oposto, com valores acima da média no verão (Figura 2.4). No entanto, esse padrão não se mostra constante ao longo do ano, visto que no Sul os valores de precipitação acima da normal são observados especialmente entre Nov(0) e Fev(+1), enquanto no Nordeste, os volumes abaixo da normal ocorrem, preferencialmente, entre Jul(0) e Mar(+1) (ROPELEWSKI; HALPERT, 1987).

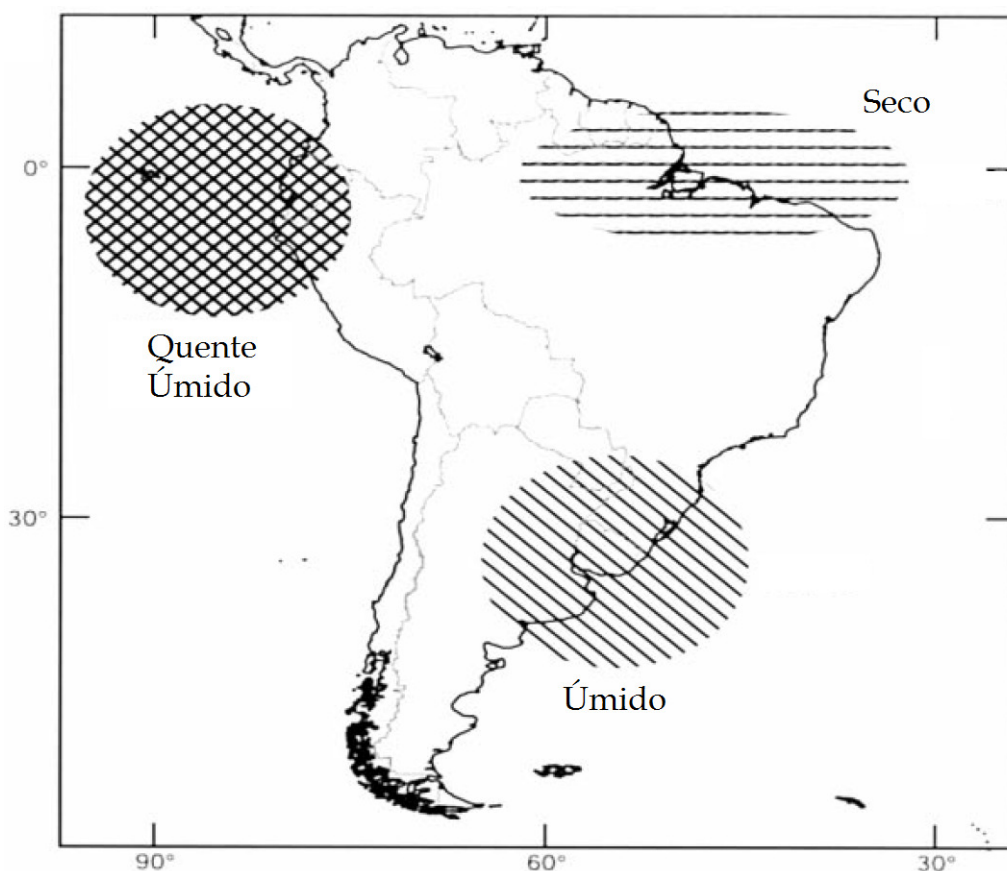


Figura 2.4: Expectativa de precipitação para o trimestre DJF em evento de ENOS.

Fonte: Adaptado de Goddard et al. (2001).

No Hemisfério Norte, um dos principais padrões de Teleconexão corresponde à Oscilação do Atlântico Norte (OAN). Esse padrão, analisado por van Loon e Rogers (1978), e Rogers e van Loon (1979), diz respeito a dois centros de pressão atmosférica: a Baixa da Islândia (ou da Groenlândia), e a Alta dos Açores. Quando a Alta dos Açores e a Baixa da Islândia estão mais intensas que o normal, a oscilação está na fase positiva, enquanto quando os dois centros encontram-se enfraquecidos, dá-se a fase negativa. No oceano Atlântico Tropical, há um segundo modo de variabilidade, semelhante ao ENOS, que aparenta ser independente da OAN, e que envolve a variabilidade da TSM ao longo do Equador, acoplada ao regime de ventos na região (COLIN; GARZOLI, 1987; HIRST; HASTENRATH, 1983; PHILANDER; PACANOWSKI, 1986; ZEBIAK, 1993). No entanto, não há evidências de uma conexão direta entre a oscilação do Atlântico Tropical e o ENOS (GODDARD et al., 2001).

No Hemisfério Sul, Cavalcanti e Ambrizzi (2009) apontam que um dos padrões bem identificados em estudos de variabilidade de baixa frequência é o Pacífico-América do Sul (*Pacific South America, PSA*), que conecta a região tropical da Indonésia/Pacífico com a América do Sul. O PSA se caracteriza pela presença do padrão de onda três em latitudes médias (três centros de alta pressão e três centros de baixa), com grandes amplitudes sobre o Pacífico (Figura 2.5). Há evidências que o PSA exerce influência na atividade convectiva da ZCAS (CUNNINGHAM; CAVALCANTI, 2006), que por sua vez afeta diretamente a precipitação das regiões Sudeste e Centro-oeste do país.

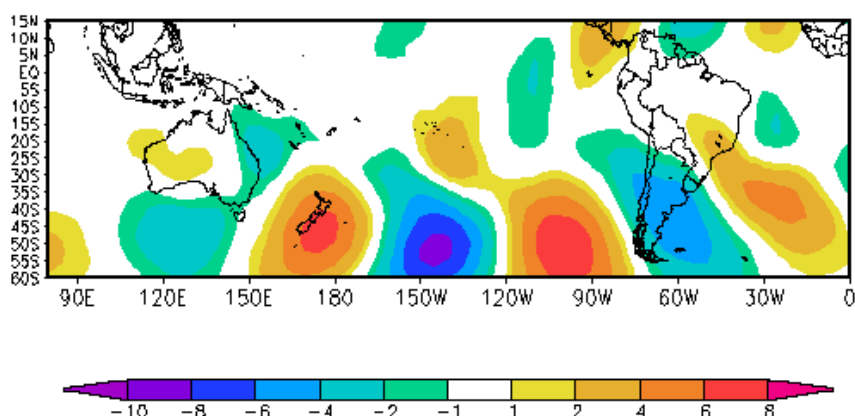


Figura 2.5: Configuração do padrão PSA, obtido do primeiro autovetor da componente meridional do vento filtrada na banda de 30 a 90 dias, para o período de novembro a março (1979 a 2004) o qual explica 26,4% da variância total.

Fonte: Castro e Cavalcanti (2003).

Outro padrão de teleconexão que merece destaque é a Oscilação Decenal do Pacífico (ODP) caracterizada por anomalias de TSM no Pacífico Tropical e, simultaneamente, anomalias de sinal de TSM oposto no Pacífico Extratropical, em ambos os hemisférios (MANTUA et al., 1997). Nos últimos cem anos a ODP apresentou um ciclo e meio, sendo duas fases quentes (1925-1946 e 1977-1998) e uma fase fria (1947-1976) [PDO, 2008]. Rebello (2006) encontrou um predomínio de anomalias negativas de precipitação no RS durante a fase fria (1947-1976), e positivas durante a fase quente da ODP (1977-1998). Por fim, Cavalcanti e Ambrizzi (2009) salientam ainda que a Oscilação Antártica (OA), outro modo de variabilidade associado à diferença de pressão entre a região Antártica e as latitudes médias no HS, influencia o deslocamento dos jatos subtropical e polar, alterando a trajetória dos ciclones que atingem a América do Sul.

3 DADOS E METODOLOGIA

Neste capítulo, são listados os conjuntos de dados utilizados nesta pesquisa, bem como suas respectivas fontes. Em seguida, são discutidos os procedimentos metodológicos estabelecidos de forma a cumprir com os objetivos propostos.

3.1. Conjunto de dados

Para realização deste projeto, foram utilizados os seguintes conjuntos de informações mensais, cujo período é comum (entre 1951 e 2010), totalizando 60 anos de dados:

- a) Dados mensais de temperatura média do ar da base CRU/BADC (*Climatic Research Unit/British Atmospheric Data Centre*), versão TS3.1 e resolução espacial de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. Mitchell e Jones (2005) descrevem a metodologia de construção da versão 2.1 da base CRU, dado que o artigo final descrevendo a versão TS3.1 está em fase final de elaboração (CRU, 2008). Os autores relacionam as seguintes fontes que foram combinadas para a formação do referido banco: dados do GHCN – *Global Historical Climatology Network*, MCDW – *Monthly Climatic Data for the World* e CLIMAT/UK Met Office; além de dados de outras fontes (EISCHEID et al., 1991; HAHN; WARREN, 1999; HULME et al., 1998; JONES, 1994; JONES; MOBERG, 2003; NEW et al., 2000);
- b) Dados mensais de precipitação acumulada da base GPCC (*Global Precipitation Climatology Centre*) versão 6, com resolução espacial de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$. A base dos produtos GPCC é construída a partir de uma combinação das seguintes fontes: dados mensais de precipitação derivados de relatórios meteorológicos sinóticos (SYNOP), e totais mensais extraídos de boletins CLIMAT recebidos das agências meteorológicas da Alemanha (DWD), do Japão (JMA) e da Inglaterra (UK Met. Office). As Reanálises GPCC utilizam cerca de 67.200 estações com pelo menos 10 anos de dados, disponíveis no momento da análise. Os procedimentos metodológicos para construção da base GPCC estão descritos em Rudolf e Schneider (2005), Rudolf et al. (2010) e Schneider et al. (2011).

- c) Médias mensais de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) e de Concentração de Gelo Marinho (CGM) oriundos da base HadISST1 do *Met Office Hadley Centre*, que apresenta resolução espacial de $1^\circ \times 1^\circ$. Rayner et al. (2003) destacam que a base HadISST1 incorpora grandes aprimoramentos sobre suas antecessoras, o que melhorou a representação de detalhes locais de TSM. Além disso, estimativas recentes, baseada em dados de satélite, foram utilizadas para ajustar os dados de CGM. Os autores salientam ainda que procedimentos estatísticos foram usados para estimar a TSM em zonas de gelo, melhorando assim a consistência dos dados;
- d) Médias mensais dos campos de Altura Geopotencial (Z) em 850, 700, 500 e 250 mb; Pressão ao Nível do Mar (PNM); Temperatura do ar em 850 mb (T850); Ômega em 300 mb (Ω_{300}), Umidade Relativa em 700 mb (UR700); Radiação de Onda Longa (ROL), Conteúdo de Água Precipitável (CAP); Albedo da superfície (ALB) e conteúdo de Umidade do Solo (UMS), oriundas das Reanálises ‘Século 20’ (*20th Century Reanalysis, V2 – NCEP/NCAR*), cujo domínio é global (0°E a 358°E ; 90°N a 90°S [grade 180×91 pontos]) e resolução espacial que corresponde a $2^\circ \times 2^\circ$ (COMPO et al., 2011). O projeto é um esforço internacional para produzir um conjunto de dados abrangente de circulação atmosférica global do Século XX, assimilando dados de pressão à superfície e usando a TSM mensal observada e a distribuições do gelo marinho como condições de contorno. Compo et al. (2011) salientam que intercomparações com dados de radiossondagem independentes indicam que as reanálises apresentam, geralmente, alta qualidade e, sobre a segunda metade do século, intercomparações destes resultados com outras reanálises que também fazem uso de dados de ar superior e de satélite são igualmente animadoras. A escolha deste conjunto de dados se deve, particularmente, à sua resolução temporal. Além disso, Compo et al. (2011) destacam que os padrões espaciais globais e hemisféricos na escala mensal são bem representados neste conjunto dados, o que satisfaz plenamente as necessidades desta pesquisa.

3.2. Procedimentos metodológicos

A Figura 3.1 apresenta o fluxograma com os procedimentos estabelecidos, de acordo com as etapas de um sistema de RP (POLIKAR, 2006). Os procedimentos relativos a cada uma das etapas será detalhado nas seções subsequentes.

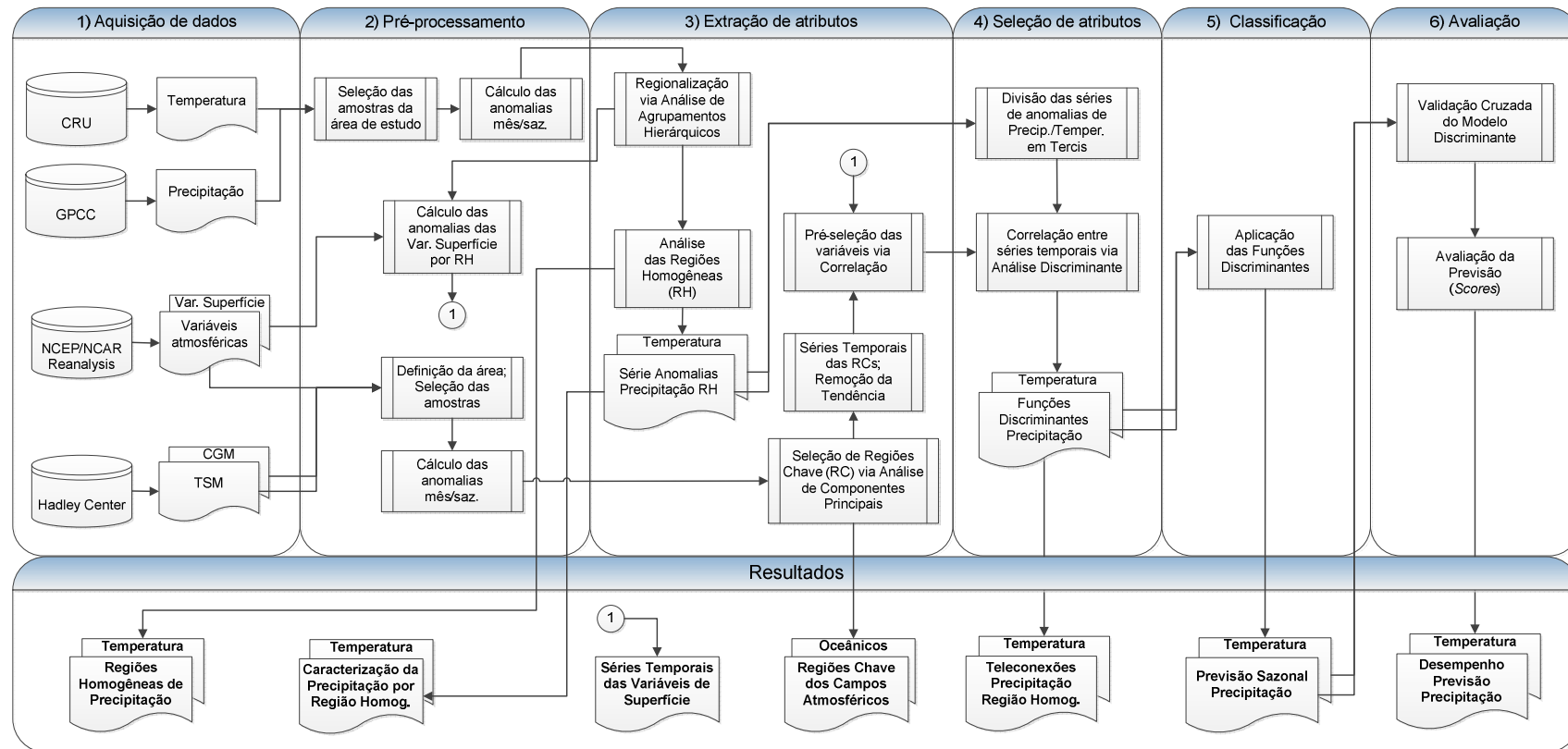


Figura 3.1: Fluxograma dos procedimentos metodológicos desenvolvidos, com base em um sistema de Reconhecimento Estatístico de Padrões.

3.2.1. Aquisição de dados

A seleção das variáveis preditoras foi fundamentada em uma série de estudos, conforme discutido na seção 2.2.2. Shukla (1998) enfatiza que os padrões de circulação podem ser previstos em escala sazonal, pois são influenciados pela TSM. No Brasil, os padrões sazonais de precipitação e temperatura em regiões como o norte da Amazônia e do Nordeste, e parte do Sul e Sudeste do Brasil são influenciadas pela TSM do Pacífico Equatorial, que por sua vez, estão associadas ao fenômeno ENOS (INPE.CPTEC, 2012b). Diaz e Studzinski (1994) encontraram, para a Região Sul do Brasil, associações entre a precipitação e as anomalias de TSM do Atlântico Sudoeste.

Variáveis atmosféricas associadas à altura geopotencial (Z) também são utilizadas para previsões climáticas. Os padrões de Z em cartas hemisféricas refletem frequentemente as características da circulação geral da atmosfera, sendo um dos padrões mais estáveis (SIMILÄ, 1957; RADINOVIC, 1975). Barnett e Preisendorfer (1978) e Bergen e Harnack (1982) usaram, para previsão sazonal de temperatura e precipitação nos Estados Unidos, três campos, sendo dois atmosféricos (Z_{700} e $E_{1000-500}$) e um oceânico (TSM). Livezey e Barnston (1988) e Barnston e Livezey (1989) utilizaram essas mesmas variáveis para implementação do sistema operacional de previsão climática sazonal nos EUA, com base nos conceitos de Barnett e Preisendorfer (1978) e Harnack et al. (1985).

Outros campos como ROL foram utilizados com sucesso por Xavier e Goswami (2007) para a previsão da variabilidade intrasazonal do sistema de monções de verão na Índia. Com relação à umidade do solo, Namias (1989) enfatiza a importância da redução desta variável na manutenção das condições quentes e secas, reduzindo a taxa de evaporação. Grimm et al. (2007) destacam a influência da umidade do solo na variabilidade da precipitação da estação chuvosa do Sudeste, avaliando o impacto desta variável local. Por fim, as flutuações da CGM no Hemisfério Sul atuam como uma forçante na resposta do IOA (HALL; VISBECK, 2002), e podem ser utilizadas para prever a variabilidade da precipitação e temperatura no Sul do Brasil (SANSIGOLO, 2010). Além dos citados, outros campos como ALB, CAP, T850, Ω_{300} e UR700 também foram incluídos na presente avaliação.

3.2.2. Pré-processamento

A etapa de pré-processamento consistiu na organização e preparação dos dados, de ambos os conjuntos (preditores e preditandos), para os processamentos subsequentes. Com relação aos preditandos, as amostras pertencentes à área de estudo (Figura 1.1) foram selecionados e, para cada conjunto (precipitação acumulada e temperatura média) foram calculadas anomalias mensais padronizadas por ponto de grade (Equação 3.1):

$$a_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{s_i} \quad (3.1)$$

em que a_i corresponde à anomalia, calculada a partir da subtração da média mensal do período de 60 anos (\bar{x}), dividida pelo desvio padrão respectivo do mês (s_i). Foram calculadas, do mesmo modo, as anomalias sazonais (DJF, MAM, JJA e SON).

Com relação aos preditores atmosféricos (Z850, Z700, Z500, Z250, PNM, T850, Ω 300, UR700, ROL e CAP), inicialmente foi definida a área a ser considerada para o cálculo das componentes principais. Esta definição foi feita com base na observação da posição climatológica do Jato Subtropical do Hemisfério Norte (JSHN) e da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), nos períodos de verão (DJF) e inverno (JJA), para delimitação da área ao norte. Para isso, foram utilizadas as componentes U em 200 mb (JSHN), U em 850 mb e as anomalias de ROL. A partir dessas observações, estabeleceu-se como limite ao norte a latitude 30°N. Os demais limites, Leste e Oeste, foram definidos a partir dos meridianos 30°E e 110°E, que corresponde aos limites aproximados dos Oceanos Atlântico e Pacífico, respectivamente. A Figura 3.2 ilustra a área escolhida para análise dos preditores atmosféricos e a resolução espacial (2° x 2°).

Para a TSM foram consideradas as bacias do Atlântico e do Pacífico, sendo os limites: 70°N, 60°S, 100°E e 30°E. A definição da área da CGM no Hemisfério Sul levou em conta o mês com o maior índice de concentração ao longo de toda a série (1951-2010). Com base nessa observação, estabeleceu-se como limite ao norte a latitude 45°S. Por fim, nas variáveis de superfície utilizou-se os limites da área de estudo (Figura 1.1). Para todas as variáveis predictoras, foram calculadas anomalias mensais e sazonais.

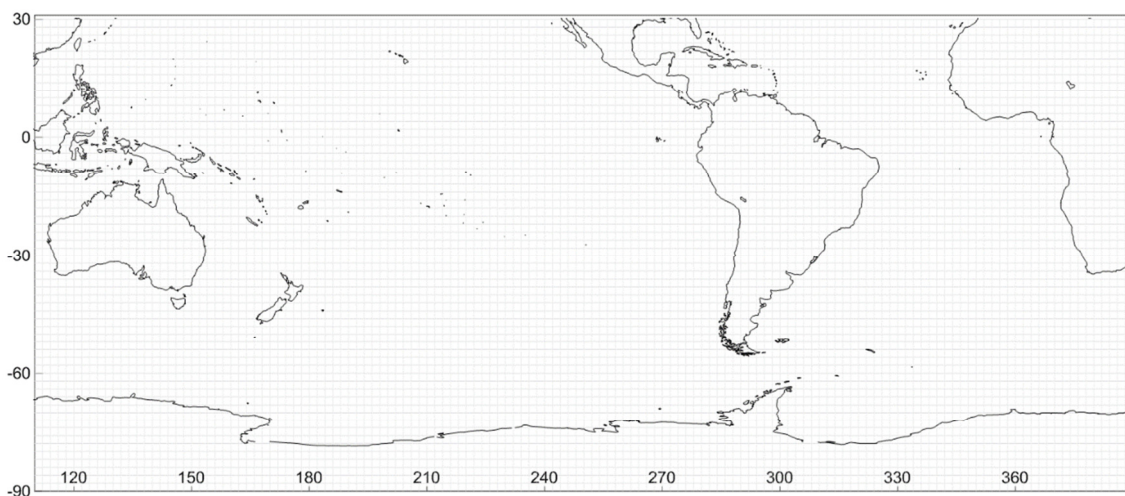


Figura 3.2: Área escolhida para o cálculo das componentes principais dos campos atmosféricos (a grade indica a resolução espacial dos dados Reanálises Século 20, de $2^\circ \times 2^\circ$).

3.2.3. Extração de Atributos

Nesta etapa, foram realizados três procedimentos distintos: 1) definição das Regiões Homogêneas dos preditandos (RH), 2) definição das Regiões-Chave (RC) dos preditores atmosféricos e oceânicos e, 3) cálculo das anomalias dos preditores de superfície para as RH identificadas. O detalhamento das referidas etapas é feito a seguir.

3.2.3.1. Definição das Regiões Homogêneas dos preditandos

As RH de precipitação e temperatura foram obtidas por meio da AAH (seção 2.1.2.1), considerando as anomalias mensais do período de estudo (1951-2010). As medidas de distância e o método de agrupamento selecionado são discutidos no Capítulo 4, que trata dos resultados da análise. Após a definição do número inicial de regiões, foi calculada a anomalia média global para cada uma das RH identificadas. Em seguida, as semelhanças entre as séries de anomalias das RH foram avaliadas a partir do Coeficiente de Correlação de Pearson (r) e do Teste das Razões Padronizadas (z_i), ou simplesmente, Teste das Razões. Este último é uma adaptação do THNP (ALEXANDERSSON, 1986), descrito na seção 2.1.3.2. O teste avalia as diferenças entre os pares de anomalias (a_i), entre pares de grupos (A e B), dividido pelo desvio padrão total (s) de ambos os conjuntos (Equação 3.2).

$$z_i = \frac{(a_{A_i} - a_{B_i})}{S(a_A, a_B)} \quad (3.2)$$

Com base nos resultados da análise (r e z_i), as RH identificadas consideradas semelhantes entre si foram agrupadas. Nesse caso, assume-se a hipótese que, em estando correlacionadas as anomalias entre as regiões, as mesmas são determinadas pelos mesmos padrões e sistemas atmosféricos e, portanto, devem ser agrupadas.

Após a definição das RH, as séries temporais foram submetidas às análises de tendência, descontinuidade, média e variância, e de eventos extremos (seção 2.1.3). Essa análise visou fornecer uma visão abrangente das características dos preditandos e, deste modo, obteve-se o primeiro conjunto de resultados deste estudo: as regiões homogêneas do ponto de vista das anomalias de precipitação e de temperatura da área de estudo, bem como suas principais características climatológicas e de variabilidade.

Com base nas RH identificadas, foram calculadas as anomalias das variáveis preditoras de superfície (ALB e UMS), correspondente à área geográfica de cada uma das regiões. Desse modo, cada RH passou a contar com uma série temporal de anomalia média das referidas variáveis.

3.2.3.2. Definição das Regiões-Chave dos preditores

A definição das RC dos campos preditores atmosféricos e oceânicos foi feita a partir da ACP (seção 2.1.2.2) das anomalias mensais. O conceito de RC utilizado nesse estudo remete ao trabalho pioneiro de Barnett e Preisendorfer (1978) que, segundo os autores, permite separar no espaço físico, do ponto de vista estatístico, regiões de variabilidade ativa de outras cujo comportamento mostra-se aparentemente aleatório.

A aplicação da ACP aos conjuntos de dados atmosféricos e oceânicos visou a obtenção dos padrões espaciais e de suas respectivas séries temporais, de modo a correlacioná-las com as séries de anomalias das RH dos preditandos. A seleção dos parâmetros utilizados na ACP como o modo, o tipo de matriz e a rotação são discutidas no Capítulo 5, que trata dos resultados da referida análise.

3.2.4. Seleção de Atributos

Nessa etapa, as séries temporais mensais e sazonais dos preditandos foram divididas em três classes de distribuição equiprováveis (tercis): acima, dentro e abaixo da normal. Em seguida, as séries temporais dos campos preditores atmosféricos e oceânicos, obtidas por ACP, as anomalias das variáveis de superfície (ALB e UMS) por RH, e as anomalias de CGM; foram confrontadas com as séries dos preditandos por intervalo de classe por meio de ADL (seção 2.1.2.3).

A ADL permitiu, além da obtenção das funções discriminantes utilizadas para a previsão climática, a localização no espaço, através das respectivas RC, das variáveis que exercem influência sobre a variabilidade da precipitação e temperatura em cada RH. A partir dos resultados dessa etapa, obteve-se um panorama das possíveis teleconexões que influenciam a variabilidade climática na área de estudo. A magnitude dos coeficientes das funções revela a contribuição de cada uma das variáveis no processo. Convém destacar que todas as técnicas relativas à extração e seleção de atributos (AAH, ACP e ADL) foram realizadas no pacote *IBM SPSS Statistics* (IBM, 2012).

3.2.5. Classificação

A etapa de classificação consiste na aplicação das funções discriminantes, obtidas na etapa anterior, no conjunto de dados, para a obtenção das previsões climáticas. Destaca-se que, devido ao número de casos relativamente abaixo do recomendado (1951-2010: 60 meses/estações), os dados não foram divididos em dois conjuntos (treinamento e classificação), conforme sugerem os principais estudos em RP. Para a divisão em dois conjuntos, autores como Hair et al. (2010) recomendam que se tenha no mínimo 100 casos. Assim sendo, optou-se pela utilização do método de validação cruzada para avaliação das previsões (seção 2.1.2.3).

Salienta-se ainda que a rotina de ADL implementada no software IBM SPSS, além de fornecer as funções discriminantes, executa automaticamente a etapa de classificação, aplicando as funções no conjunto de dados, e gerando as previsões climáticas em termos de probabilidade. A rotina contabiliza também os acertos obtidos pelo modelo.

3.2.6. Avaliação dos resultados

Com base nos resultados da etapa anterior, previsões em termos de probabilidade e tabela de acertos, os resultados foram avaliados por meio de escores Probabilísticos (seção 2.1.4.3) e de Tabela de Contingência (seções 2.1.4.1 e 2.1.4.2), respectivamente.

Para uma melhor organização dos resultados e padronização das discussões, os escores foram divididos em três grupos: Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD); e classificados em quatro classes de desempenho: ótimo, bom, regular e ruim. A Tabela 3.1 apresenta os escores selecionados para a avaliação, seus respectivos grupos, e representações, conforme a classe de desempenho.

Tabela 3.1: Escores para avaliação das previsões climáticas mensais e sazonais.

Agrupamento dos Escores para Avaliação				Representação das Classes de Desempenho		
Grupo	Escore	Perfeito	Péssimo	Desempenho	Perfeito = 1	Perfeito = 0
CG	PC	1	0	ÓTIMO	0,75 -- 1,00	0,00 -- 0,25
	TS	1	0			
	B	1	«1;»1			
	FAR	0	1			
	H	1	0			
	F	0	1			
CD	KSSs	1	0	BOM	0,50 -- 0,75	0,25 -- 0,50
	HSS	1	0			
	CSS	1	0			
	GSS	1	0			
	Q	1	0			
PD	GMSS	1	0	REGULAR	0,25 -- 0,50	0,50 -- 0,75
	LEPS-CAT	1	0			
	BSS	0	1			
	RPSS	0	1			
	ROCSS	1	0			
PD	GMSS	1	0	RUIM	0,00 -- 0,25	0,75 -- 1,00
	LEPS-CAT	1	0			
	BSS	0	1			
	RPSS	0	1			
	ROCSS	1	0			

4 REGIÕES HOMOGÊNEAS DE PRECIPITAÇÃO E TEMPERATURA

4.1. Análise de Agrupamentos Hierárquicos

Para a realização da AAH, conduzida a partir das anomalias mensais de precipitação acumulada e temperatura média das bases GPCC e CRU/BADC, respectivamente, foram selecionadas apenas as observações localizadas no interior da área de estudo, o que totalizou 1286 amostras (pontos de grade), conforme ilustrado na Figura 4.1.

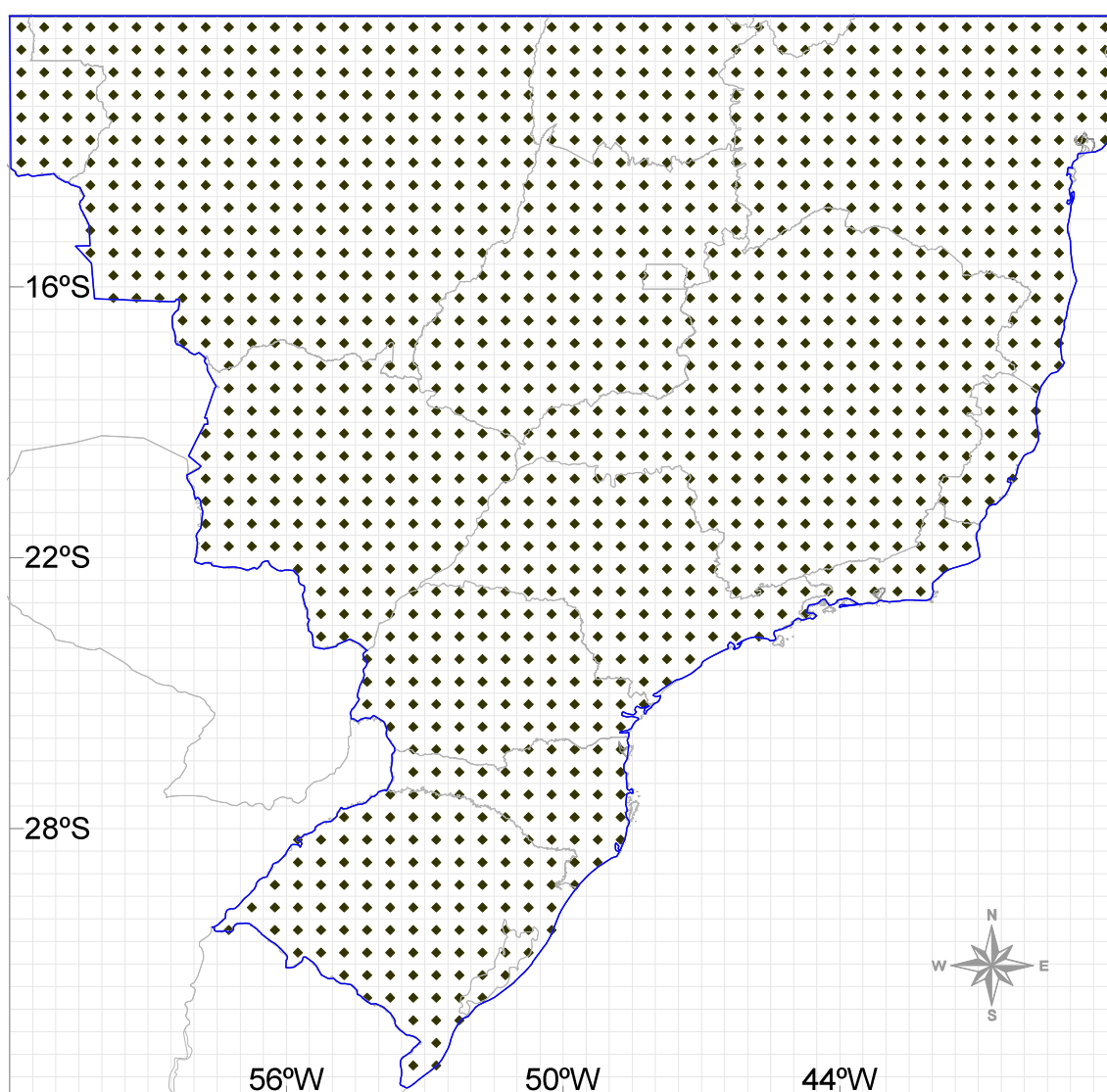


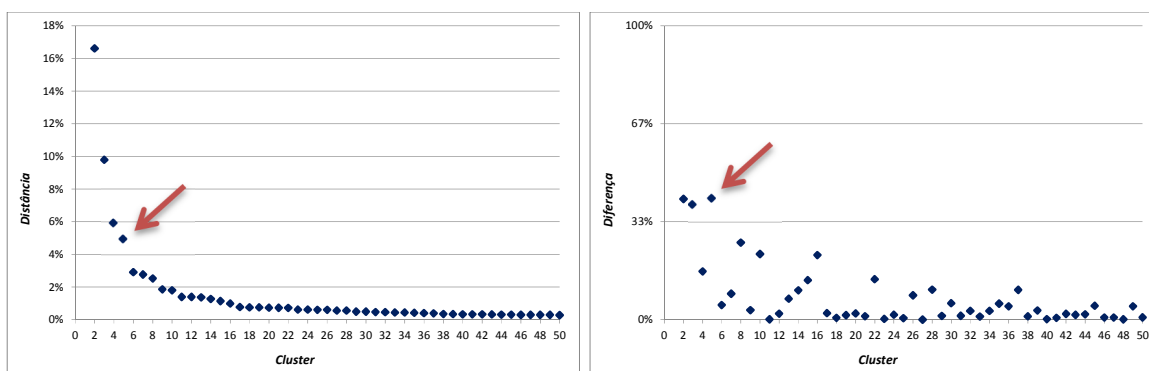
Figura 4.1: Conjunto de amostras mensais de precipitação acumulada e temperatura média, selecionadas para Análise de Agrupamentos Hierárquicos.

Nesta etapa, para ambas as variáveis, foram testados diferentes métodos de agrupamento (centroide [média], mediana, variância mínima (Ward) e ligação média [*average linkage*]), e diferentes medidas de similaridade (distância euclidiana simples e ao quadrado, de Mahalanobis e de Minkovski). Os resultados indicaram que o método de Ward foi o que melhor representou as características de distribuição espacial das variáveis, sendo que os demais produziram grupos bastante heterogêneos quanto ao número de observações e aglutinaram grupos sem coerência espacial.

Deste modo, o método de agrupamento de Ward foi selecionado para a análise das Regiões Homogêneas (RH). De fato, em se tratando de variáveis atmosféricas, busca-se agrupar regiões com a menor variabilidade intra-grupos e a maior variabilidade entre-grupos, sendo este o propósito do método de Ward. Os resultados desse estudo corroboram outros trabalhos de regionalização, que demonstraram que o método de Ward é o mais adequado para a representação de variáveis climáticas, sendo o que apresenta o melhor desempenho entre os métodos hierárquicos (BECKER et al., 1992; BRAGA et al., 1998; CASOLA; WALLACE, 2007; HOSKING; WALLIS, 1997; PAIXÃO et al., 2011; SILVA et al., 1996; TENNANT; HEWITSON, 2002; UNAL et al., 2003; YAGHMAEI et al., 2009; YURDANUR et al., 2003). Nas próximas seções serão apresentados os resultados da análise de agrupamentos para cada variável.

4.1.1. Regiões Homogêneas de Precipitação

A Figura 4.2 apresenta o resultado dos últimos 50 estágios da AAH, dado que a análise totalizou 1285 estágios ($n - 1$ amostras). A Figura 4.2a mostra as distâncias reescaladas para percentual (d), enquanto a Figura 4.2b ilustra as diferenças relativas entre as distâncias (d_r), também em percentual. A partir da análise da Figura 4.2a foi possível observar que existe um salto entre os grupos cinco e seis ($d_5 = 5\%$; $d_6 = 2,9\%$), sendo que, a partir do sexto grupo, as distâncias passam a apresentar a mesma ordem de grandeza. A maior diferença relativa entre as distâncias (Figura 4.2b) foi observada na solução de cinco grupos ($d_{r5} = 41,4\%$). As setas vermelhas nas Figuras 4.2a e 4.2b mostram a divisão dos dados em cinco grupos homogêneos.



(a)

(b)

Figura 4.2: a) Representação da distância Euclidiana ao quadrado (%) entre os grupos (2 a 50) e; b) diferenças entre as distâncias relativas (%) para a precipitação (a seta em vermelho indica a maior distância encontrada entre grupos).

O Dendrograma da análise de agrupamentos da precipitação pelo método de Ward (Figura 4.3) mostra, assim como a análise das distâncias, que existe uma clara divisão em cinco RH (linha vermelha), sendo que, nos estágios superiores, as distâncias passam a ser consideravelmente maiores. Assim sendo, os resultados da análise de agrupamentos sugerem uma divisão em cinco grupos homogêneos. Convém ressaltar que nesta análise foram consideradas as anomalias mensais de precipitação, por isso a semelhança entre grupos decorre da variabilidade conjunta entre as observações.

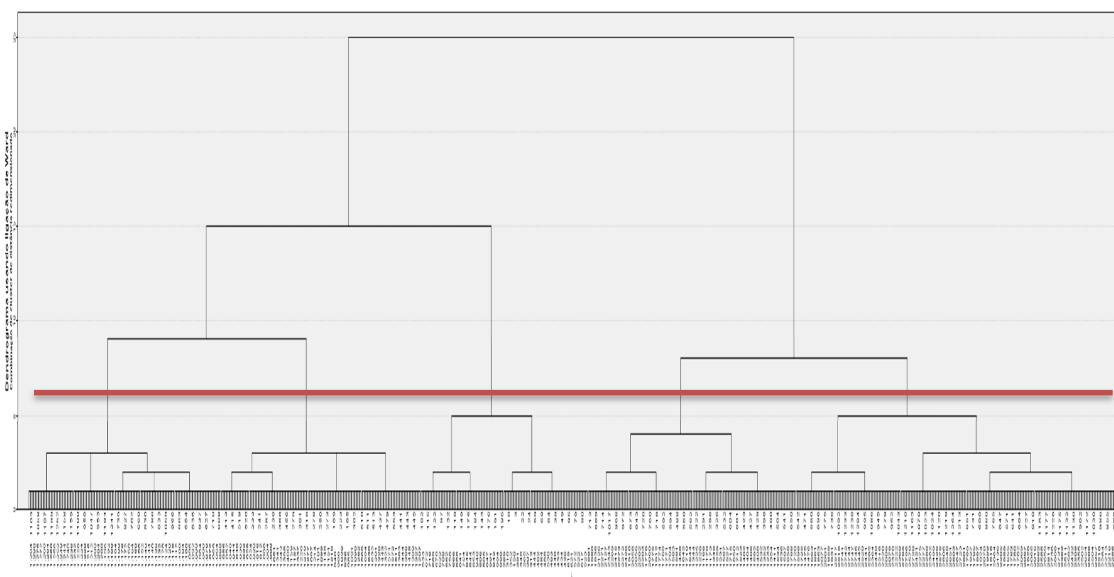


Figura 4.3: Dendrograma da análise de agrupamentos da precipitação pelo método de Ward.

A distribuição espacial das cinco RH de precipitação pode ser observada na Figura 4.4. A primeira região abrange os estados da Região Sul do Brasil, RS, SC, porção centro-sul do PR e sudeste de SP. A segunda representa uma faixa de transição das regiões Sudeste e Centro-Oeste, englobando o noroeste do PR e os estados de SP e MS. A terceira região abrange a totalidade do RJ e parte dos estados do MT, GO, MG e ES. A quarta RH ocorre em uma faixa a leste da área de estudo, englobando parte dos estados do MT, GO, TO, BA, MG e ES. Por fim, a quinta região localiza-se no noroeste da área de estudo, envolvendo grande parte do estado do MT.

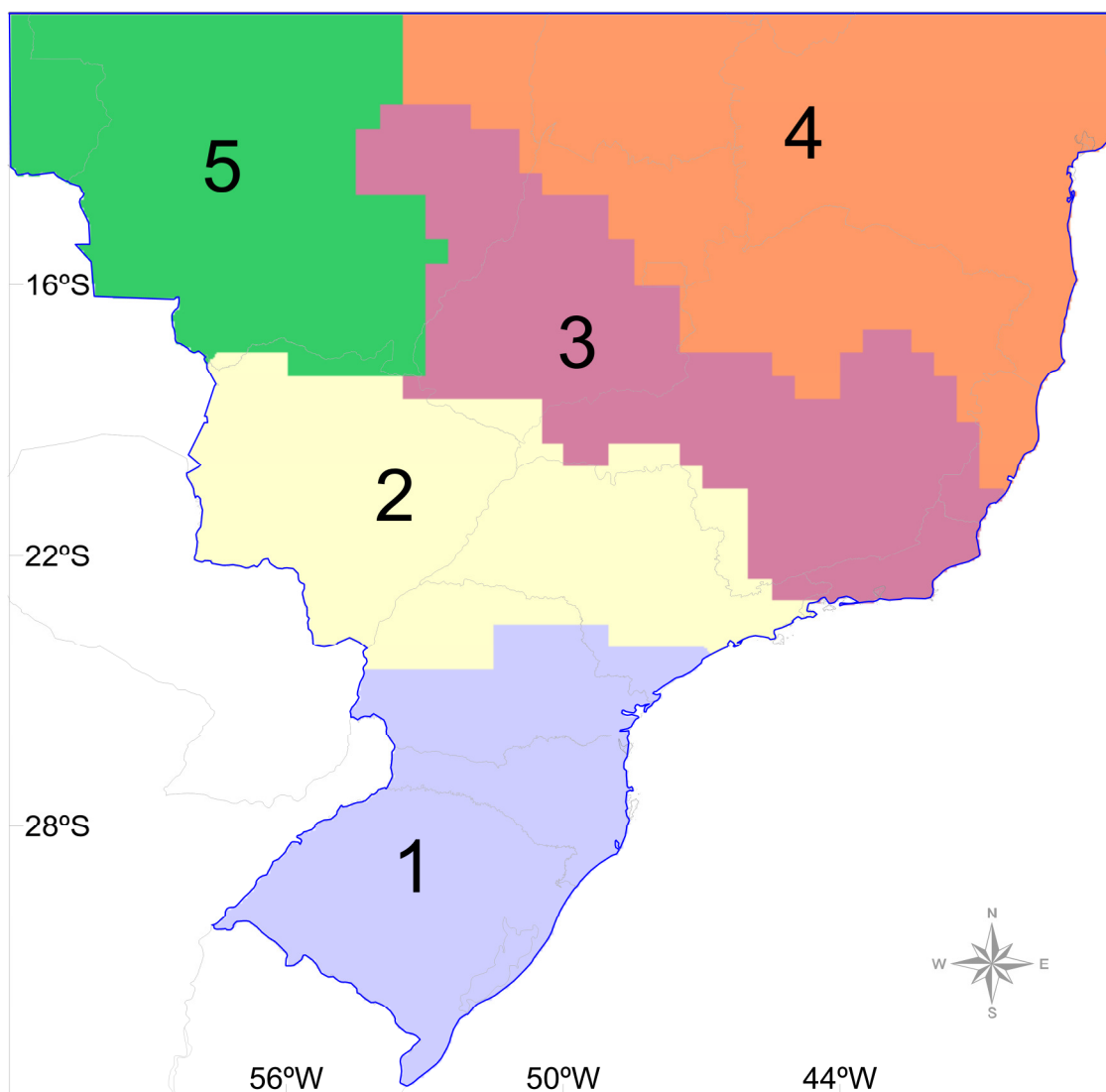


Figura 4.4: Distribuição espacial das regiões homogêneas de anomalias de precipitação, calculada através da AAH pelo método de Ward.

Após essa primeira análise, foram calculadas as anomalias mensais de precipitação para as cinco RH identificadas, e em seguida, a homogeneidade entre as séries foi avaliada a partir do coeficiente de correlação de Pearson (r) e do teste das razões (z). Os resultados da análise de homogeneidade das anomalias das RH estão listados na Tabela 4.1. Na parte superior da tabela (em azul) são mostrados os valores de correlação (r), enquanto na parte inferior (em verde) os valores extremos do teste das razões (z). Foram definidos os seguintes valores como limiares de corte: $r > 0,6$ e $z < 36$ (em vermelho).

Tabela 4.1: Valores de r (azul) e extremos de z (verde) para as cinco RH de precipitação

<i>Grupos</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
<i>1</i>	-	0,334	-0,186	-0,366	-0,084
<i>2</i>	60	-	0,525	0,008	0,443
<i>3</i>	147	42	-	0,603	0,599
<i>4</i>	161	110	26	-	0,366
<i>5</i>	144	52	24	60	-

Os resultados da análise das anomalias são mostrados graficamente na Figura 4.5a (correlações) e Figura 4.5b (teste das razões). Os resultados desta etapa revelaram que as anomalias entre as regiões 3 e 4 foram significativas em ambos os testes (Tabela 4.1). Nas figuras citadas é possível observar claramente que a maior correlação ocorre entre as RH 3 e 4 (Figura 4.5a), enquanto as razões mais próximas de zero são observadas também entre estas mesmas regiões, representadas pelo menor diagrama da Figura 4.5b.

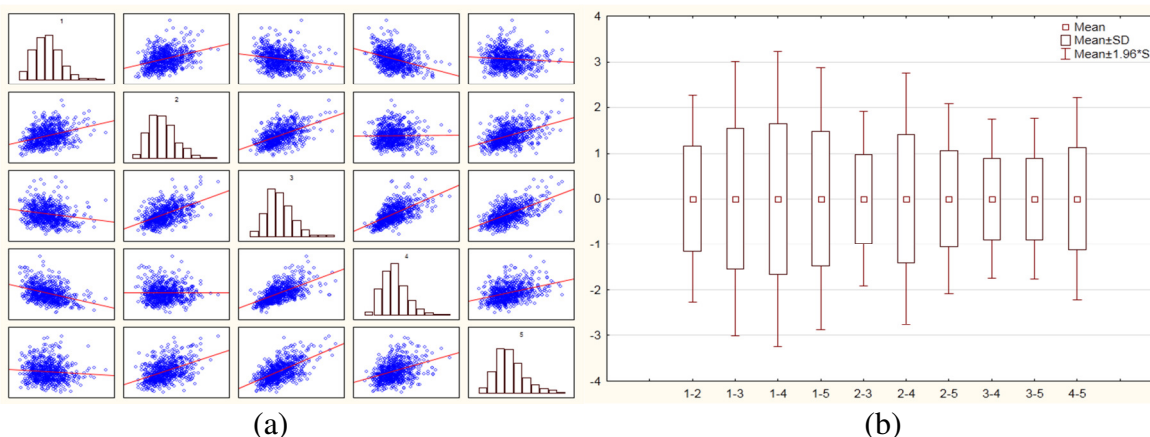


Figura 4.5: a) Matriz de correlação de anomalias de precipitação entre as regiões homogêneas e; b) Diagrama de caixa modificado da distribuição das razões entre as regiões.

Desta forma, em decorrência dos resultados da análise de homogeneidade das anomalias de precipitação, procedeu-se a união entre as regiões 3 e 4 (Figura 4.4), resultando num total de quatro RH de precipitação. A união entre as regiões 3 e 4 deu origem a nova região 3, e a região 5 (Figura 4.4) foi renomeada para 4. Esta nova configuração, com quatro RH, pode ser observada na Figura 4.6. Estes resultados demonstraram que as características de variabilidade da precipitação foram distintas nas demais regiões resultantes. Assim sendo, serão consideradas para as futuras análises de precipitação, as quatro RH identificadas.

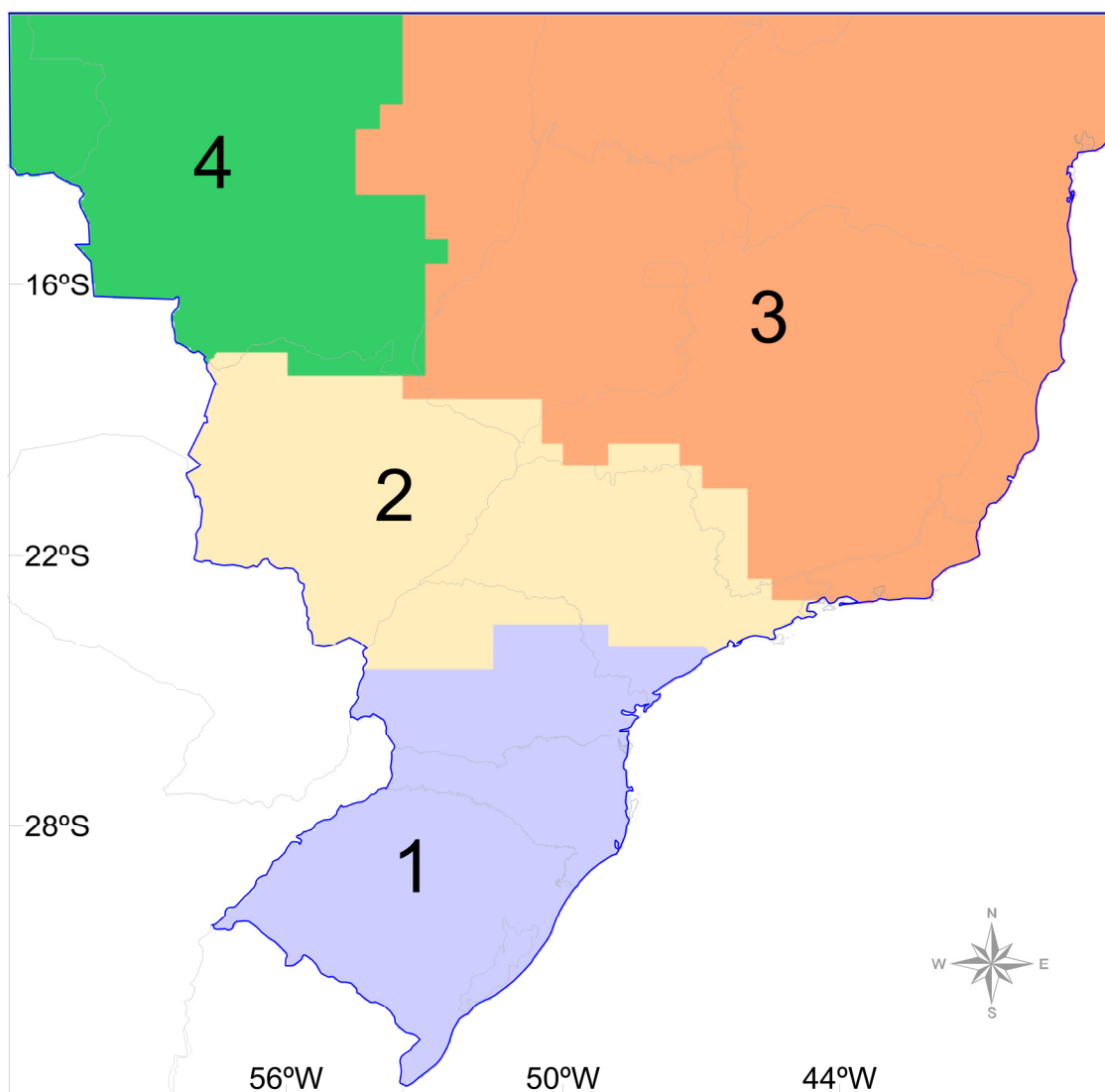


Figura 4.6: Regiões homogêneas de precipitação resultante após a análise de homogeneidade entre as anomalias das séries temporais.

4.1.2. Regiões Homogêneas de Temperatura

A análise das RH de temperatura média segue a mesma estrutura adotada para a de precipitação. Na Figura 4.8 são mostrados os resultados das distâncias observadas nos últimos 50 estágios da análise de agrupamentos, sendo que a Figura 4.8a exibe as distâncias reescaladas (d) e a Figura 4.8b as diferenças relativas entre distâncias (d_r), ambas em percentual. Com base na análise da Figura 4.8a é possível observar que o ponto de corte da distribuição pode ser feito no agrupamento 3 (seta verde; $d = 17,6\%$). No entanto, com base na análise das diferenças entre as distâncias (Figura 4.8b), observa-se que existe outro ponto de máxima diferença, superior a $1/3$ (33%) da distância relativa, representado pelo grupo 5 ($d_r = 42\%$), indicado pela seta azul.

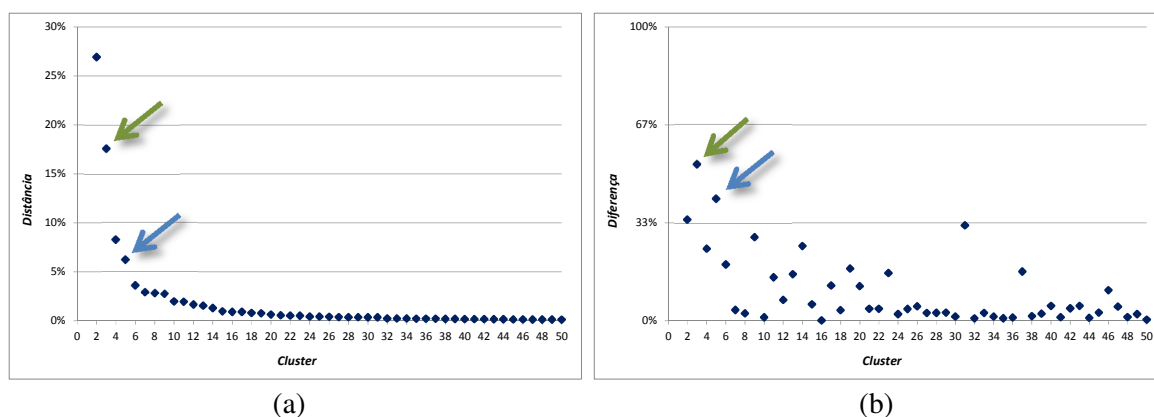


Figura 4.8: a) Representação da distância Euclidiana ao quadrado (%) entre os grupos (2 a 50) e; b) diferenças entre as distâncias relativas (%) para a temperatura (as setas indicam as maiores distâncias encontradas entre grupos).

O Dendrograma, ilustrado pela Figura 4.9, mostra as divisões em 3 regiões (linha verde) e em 5 regiões (linha azul), sendo este último relativamente minimizado em função da magnitude entre as distâncias 2 e 3, conforme sugerido pela análise das diferenças (Figura 4.8b). Convém destacar que a magnitude expressiva dessas diferenças supramencionadas é inerente ao método de agrupamento de Ward, que utiliza a distância Euclidiana ao quadrado como medida de variabilidade entre as classes. Isto fez com que diferenças existentes entre grupos 2 e 3 tenham sido realçadas e as demais distâncias relativamente minimizadas.

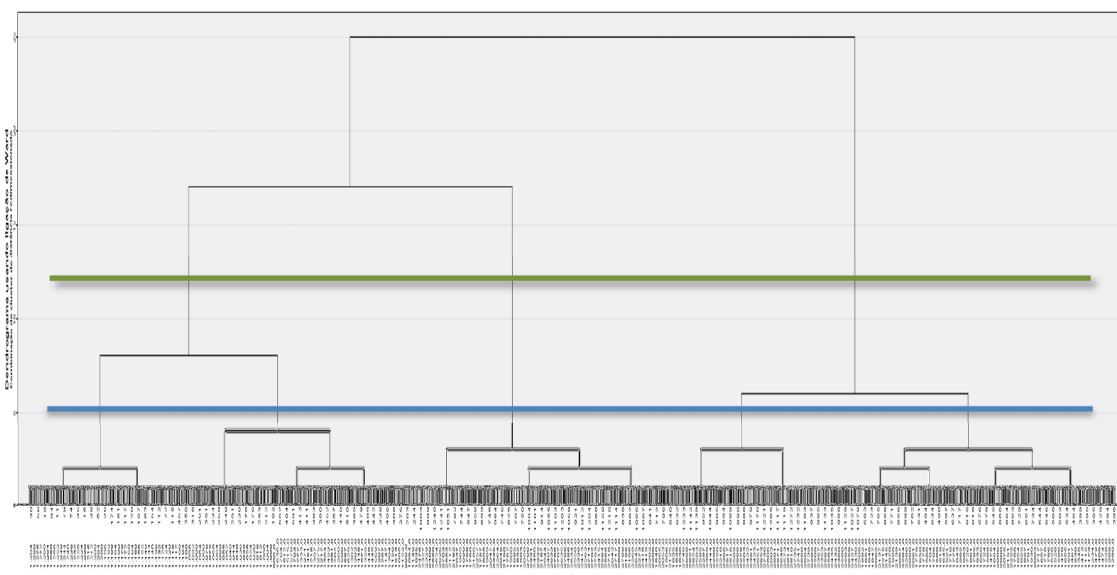


Figura 4.9: Dendrograma da análise de agrupamentos da temperatura pelo método de Ward.

Considerando a análise das distâncias relativas (Figura 4.8a) e sua representação gráfica (Figura 4.9), sugere-se, inicialmente, uma divisão em 3 regiões homogêneas. No entanto, as diferenças relativas entre as distâncias (Figura 4.8b) apontam para uma divisão em 5 grupos, dado que neste estágio existe um outro ‘salto’, que não foi percebido devido à magnitude das diferenças entre os grupos 2 e 3, conforme discutido. Assim sendo, optou-se inicialmente pela divisão em cinco RH de temperatura média. A representação espacial desta divisão pode ser observada na Figura 4.10.

A partir da análise da representação espacial das cinco RH de temperatura média mensal (Figura 4.10), é possível observar que a configuração das anomalias é semelhante ao padrão observado para a precipitação (Figura 4.4). Esta característica torna-se de extrema relevância para este estudo já que é possível inferir que as anomalias de ambas as variáveis são determinadas pelos mesmos padrões e sistemas atmosféricos. A região 1 é composta pelos estados do RS, SC e setor sul do PR, enquanto a RH2, abrange o norte do PR, SP, MS e o extremo sul de MG, sendo nitidamente uma região de transição. A região 3 compreende o restante do estado de MG, além dos estados do RJ, ES, GO, sul da BA. A RH4 engloba a totalidade do estado do MT e, por fim, a região 5 cobre o setor norte de GO, além dos estados do TO e parte da BA.

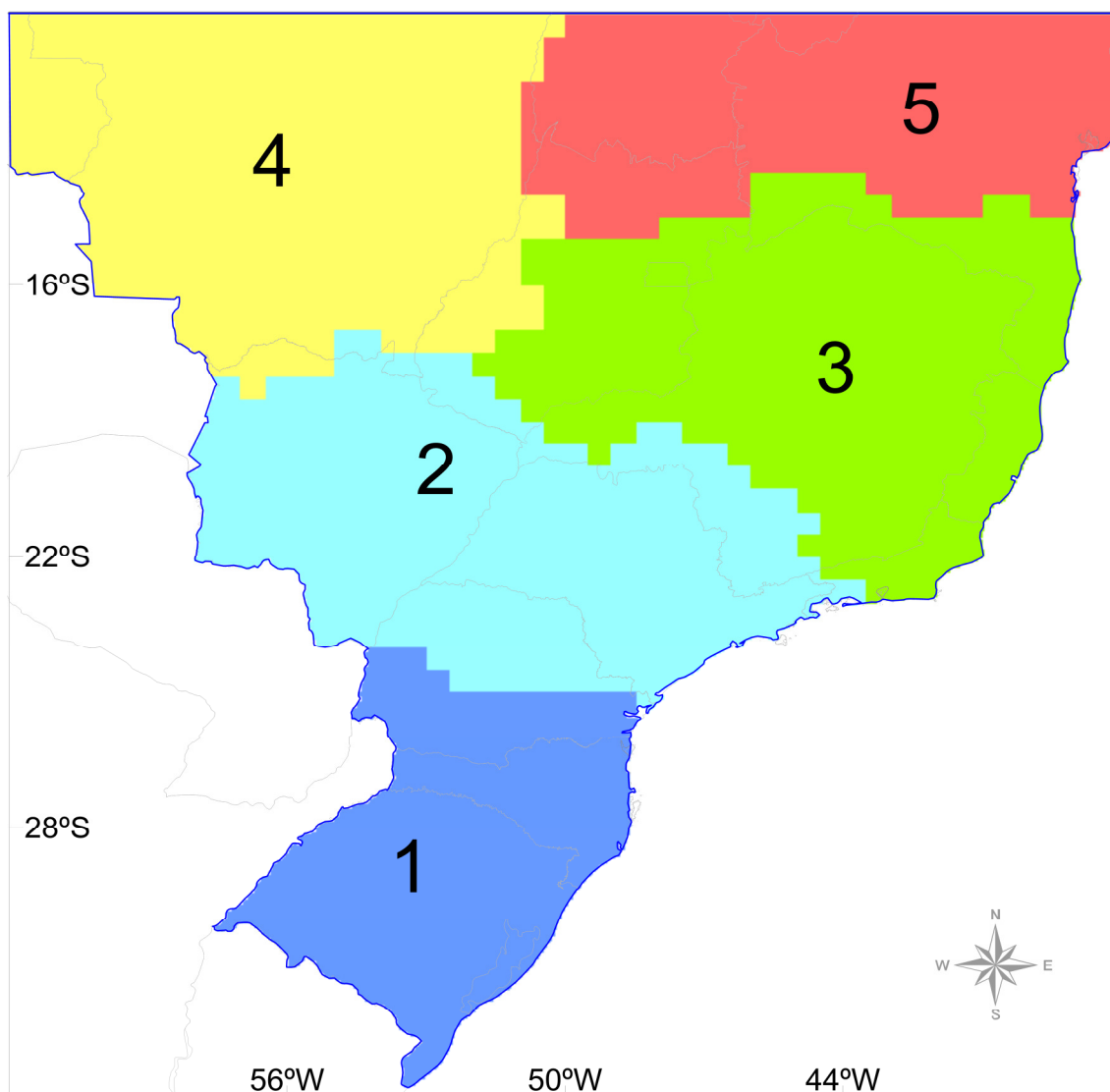


Figura 4.10: Regiões homogêneas de anomalias de temperatura média calculada através da Análise de Agrupamentos Hierárquicos de Ward.

Após a AAH pelo método de Ward, foram calculadas as anomalias de temperatura média para as cinco regiões homogêneas identificadas. O cruzamento das RH por meio da análise de correlação (r) e do teste das razões (z) pode ser observado na Tabela 4.3. Com base nos resultados, observa-se que existe uma alta correlação ($> 0,6$) entre os grupos 1 e 2 (0,698), 2 e 3 (0,725), 2 e 4 (0,699), e 3 e 5 (0,79). Já o teste das razões mostrou a região 1 é semelhante apenas à 2, ($\alpha = 5\%$), sendo diferente das demais. Assim sendo, devido ao resultado de ambas as análises, as RH 1 e 2 foram unificadas, formando uma única região.

Tabela 4.3: Valores de r (azul) e extremos de z (verde) para as cinco RH de temperatura

Grupos	1	2	3	4	5
1	-	0,698	0,308	0,437	0,184
2	8	-	0,725	0,699	0,539
3	62	5	-	0,558	0,790
4	45	14	20	-	0,577
5	91	26	3	29	-

Em seguida, observou-se também que a maior semelhança ocorreu entre as regiões 3 e 5 ($r = 0,79$; $z = 3$), seguida pelas regiões 2 e 3 ($r = 0,725$; $z = 5$). A representação dos resultados através de gráficos (Figura 4.11a) evidenciou estas correlações. Os diagramas de caixa (Figura 4.11b) reforçam as semelhanças encontradas na análise de correlação, mostrando que as distribuições mais próximas de zero ocorrem entre os grupos 3 e 5, seguido pelas regiões 2 e 3. Neste caso, como a região 2 já havia sido unificada a RH1, optou-se pela união das RH 3 e 5, que passaram a formar uma só região.

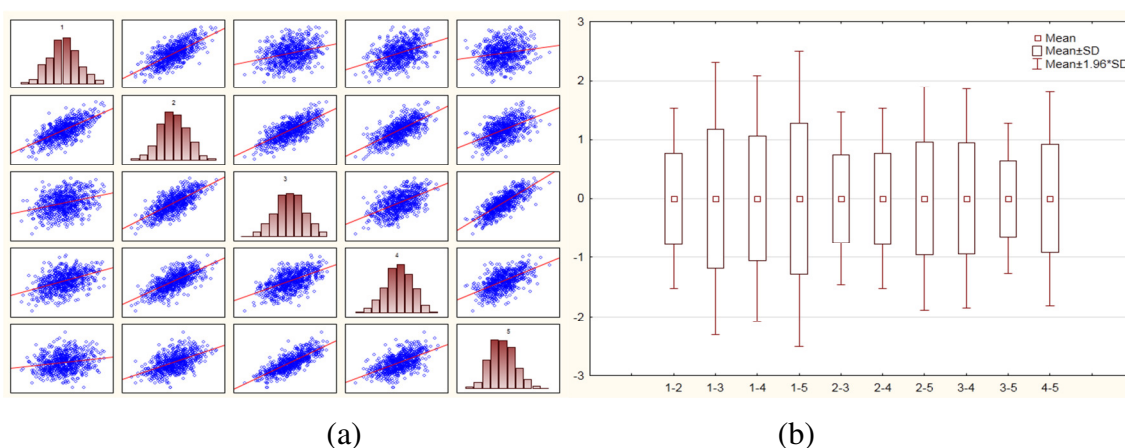


Figura 4.11: a) Matriz de correlação de anomalias de temperatura entre os grupos homogêneos e; b) Diagramas de caixa modificados da distribuição das razões entre grupos.

Assim sendo, após as análises de homogeneidade entre as séries de anomalias, restaram três RH de temperatura média mensal. Na nova configuração das RH, as regiões 1 e 2 formaram a nova RH1, enquanto as regiões 3 e 5 passaram a ser a RH2. Para manter a coerência na numeração, a região 4 tornou-se 3 (Figura 4.12). Salienta-se que estes resultados foram coerentes com a distribuição espacial em três grupos (não mostrado), conforme sugerido inicialmente na análise das distâncias (Figura 4.8).

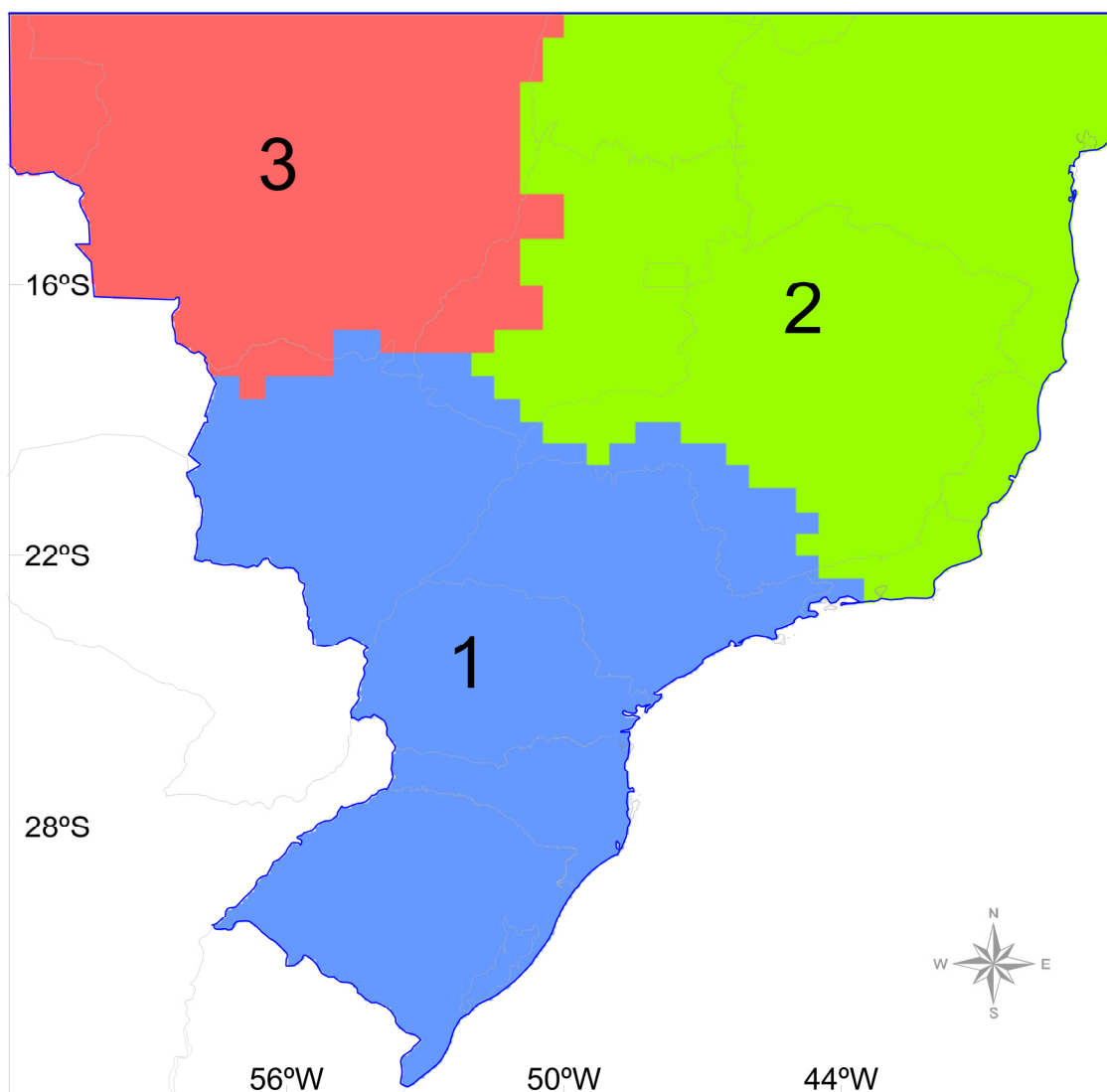


Figura 4.12: Regiões homogêneas de temperatura média mensal resultante após a análise de homogeneidade entre as anomalias das séries temporais.

Com relação às RH de precipitação da Região Sul do Brasil, Sansigolo et al. (2004), por meio de análise de fatores comuns dos totais mensais, encontraram três regiões homogêneas, que correspondem aos setores litorâneo, sul e continental. Embora utilizando metodologias diferentes, os resultados concordam em grande parte com as RH identificadas no presente estudo. Os autores destacam que a classificação coincide com as características fisiográficas e com os efeitos de continentalidade e maritimidade da região. Todavia, no que diz respeito à temperatura média mensal, não foram encontrados estudos que propusessem uma regionalização da variável.

4.2. Análise das séries temporais das Regiões Homogêneas

Nesta etapa, além das séries de anomalias de temperatura e precipitação, daqui em diante referidas como Mensais de Longo Prazo (MLP), foram calculadas e analisadas as anomalias sazonais (DJF, MAM, JJA e SON) e anual (ANO) para cada uma das RH. Para avaliação das séries, a suposição de normalidade na distribuição das variáveis foi testada em cada região, pois se trata uma premissa básica para as análises estatísticas. A normalidade foi avaliada pelo teste de Kolmogorov-Smirnov (seção 2.1.3.3), sendo que para todas as RH (precipitação e temperatura) e períodos (mensal, sazonal e anual) a normalidade foi aceita pelo teste ($\alpha = 1\%$). Assim sendo, a normalidade observada permitiu as análises nas séries originais dos dados de anomalias, que serão apresentadas a seguir. As séries temporais foram avaliadas dos seguintes pontos-de-vista: 1) tendência linear (Regressão Linear e teste de Mann-Kendall) e ponto de ruptura ou descontinuidade da série (testes de Mann-Kendall sequencial, Alexandersson e Pettit), 2) aspectos climatológicos (médias e teste de igualdade entre médias) e variabilidade (desvios e testes de igualdade entre variâncias) e, 3) análise de eventos extremos (distribuições de probabilidade).

4.2.1. Séries temporais de Precipitação

4.2.1.1. Análise de Tendência Linear e descontinuidade

A Tabela 4.4 mostra os resultados da análise de tendência, destacando em vermelho os casos estatisticamente significativos (5%). Ambos os testes, Regressão Linear (RL) e Mann-Kendall (MK) revelaram tendência de aumento da precipitação na RH1 no período mensal (MLP), no verão (DJF), e no acumulado anual (ANO). Além disso, a RL também mostrou um aumento na primavera (SON) na mesma região (Tabela 4.4). A análise de RL mostrou também um aumento de precipitação na RH2 no verão (DJF). Já no período de outono (MAM), as análises mostraram tendência de redução na RH4, em ambos os testes. Assim sendo, os testes revelaram que a RH1 apresentou uma tendência consistente de aumento da precipitação, especialmente no período quente do ano, verão e primavera, e que isso acabou refletido, tanto no comportamento mensal de longo prazo, quanto anual.

Tabela 4.4: Análise de tendência por meio de Regressão Linear (equações, coeficientes e valor p) e teste de Mann-Kendall (tau de Kendall, valor p e estatística z).

Período	Regressão Linear				Mann-Kendall		
	Equação	r	R^2	p	τ	p	z
MLP_1	$y = -0,1689 + 0,0005x$	0,1439	0,0207	0,0001	0,0967	0,0001	3,8835
MLP_2	$y = -0,0246 + 0,0001x$	0,0205	0,0004	0,5820	0,0145	0,5603	0,5822
MLP_3	$y = 0,0150 - 0,00004x$	-0,0142	0,0002	0,7041	-0,0074	0,7661	-0,2974
MLP_4	$y = 0,0645 - 0,0002x$	-0,0589	0,0035	0,1143	-0,0259	0,2988	-1,0388
DJF_1	$y = -0,2585 + 0,0082x$	0,3034	0,0920	0,0195	0,1970	0,0275	2,1973
DJF_2	$y = -0,1678 + 0,0052x$	0,2571	0,0661	0,0493	0,1514	0,0903	1,6872
DJF_3	$y = 0,0208 - 0,0006x$	-0,0261	0,0007	0,8443	-0,0263	0,7685	-0,2877
DJF_4	$y = 0,0403 - 0,0012x$	-0,0564	0,0032	0,6716	-0,0275	0,7586	-0,3008
JJA_1	$y = -0,0362 + 0,0012x$	0,0453	0,0021	0,7309	0,0158	0,8583	0,1722
JJA_2	$y = 0,0827 - 0,0027x$	-0,1010	0,0102	0,4428	-0,0825	0,3518	-0,9248
JJA_3	$y = 0,0803 - 0,0026x$	-0,1594	0,0254	0,2238	-0,0904	0,3075	-1,0141
JJA_4	$y = -0,0228 + 0,0007x$	0,0306	0,0009	0,8164	0,0576	0,5153	0,6442
MAM_1	$y = -0,1983 + 0,0065x$	0,2433	0,0592	0,0610	0,1559	0,0784	1,7539
MAM_2	$y = -0,0234 + 0,0008x$	0,0333	0,0011	0,8008	0,0147	0,8683	0,1594
MAM_3	$y = -0,0256 + 0,0008x$	0,0318	0,0010	0,8094	0,0429	0,6279	0,4783
MAM_4	$y = 0,2355 - 0,0077x$	-0,3162	0,1000	0,0138	-0,1932	0,0292	-2,1749
SON_1	$y = -0,2325 + 0,0076x$	0,2618	0,0685	0,0434	0,1469	0,0973	1,6519
SON_2	$y = -0,0376 + 0,0012x$	0,0514	0,0026	0,6968	0,0282	0,7498	0,3125
SON_3	$y = 0,0129 - 0,0004x$	-0,0163	0,0003	0,9015	-0,0384	0,6645	-0,4273
SON_4	$y = 0,0256 - 0,0008x$	-0,0398	0,0016	0,7627	-0,0689	0,4365	-0,7717
ANO_1	$y = -0,1781 + 0,0058x$	0,3660	0,1340	0,0040	0,2497	0,0048	2,8127
ANO_2	$y = -0,0416 + 0,0014x$	0,1057	0,0112	0,4217	0,0723	0,4143	0,8100
ANO_3	$y = 0,004 - 0,0001x$	-0,0090	0,0001	0,9455	-0,0215	0,8085	-0,2360
ANO_4	$y = 0,0865 - 0,0028x$	-0,2149	0,0462	0,0991	-0,1627	0,0662	-1,8305

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$

Esses resultados corroboram os estudos de Barros et al. (2000) e Haylock et al. (2006), que avaliaram a tendência de precipitação na América do Sul. Ambos encontraram uma tendência de aumento significativa da precipitação acumulada anual no Sul do Brasil, região essa que corresponde essencialmente a RH1. Com relação à análise sazonal, Liebmann et al. (2004) identificaram uma tendência expressiva de aumento da precipitação ao sul de 20°S, centrada sobre o sul do Brasil, durante o período de Janeiro a Março, o que também concorda com o presente estudo. Essa tendência mostrou-se mais acentuada no período entre 1976-1999, quando comparada ao período anterior, entre 1948-1975, revelando uma componente decenal importante.

Para as séries temporais em que foi observada tendência significativa em uma das análises (RL ou MK), foram aplicados os seguintes testes para identificação do ponto de ruptura ou descontinuidade da tendência: 1) teste de Mann-Kendall sequencial (MKs); 2) teste de Homogeneidade Normal Padrão (THNP), também conhecido como teste das razões (ALEXANDERSSON, 1986); 3) Teste de Pettitt (PETTITT, 1979). A Tabela 4.5 apresenta os resultados dos referidos testes.

Tabela 4.5: Análise de descontinuidade da tendência de precipitação por meio do teste de Mann-Kendall sequencial (estatística z , início da tendência, tendência significativa), THNP (estatísticas T e ano de máximo) e Pettitt (estatísticas K e ano de máximo).

Período RH	MKs			THNP			Pettitt		
	$z(t)$	ANO_{ini}	ANO_{sig}	T_{95}	T_v	ANO_{max}	K_{95}	$K MAX $	ANO_{max}
MLP_1	3,884	1970	1983	10,45	19,35	1982	15159	23771	1982
DJF_1	2,204	1968	1994	8,6	8,17	-	358	338	1964
DJF_2	1,694	1955	-	8,6	4,42	-	358	228	1993
MAM_4	-2,181	1954	2010	8,6	10,58	1997	367	341	1997
SON_1	1,658	1971	2009	8,6	6,70	-	367	266	1996
ANO_1	2,819	1964	1983	8,6	9,69	1981	367	405	1981

Os diferentes testes foram concordantes na RH1 no período mensal (MLP) e anual, mostrando que o ponto de descontinuidade da tendência ocorreu entre 1981 e 1983 (Tabela 4.5). Convém destacar que esta RH foi a que apresentou o maior indício de alteração das anomalias de precipitação. No período de outono, foi observada uma concordância entre os testes THNP e Pettitt na RH4, que apontaram o ano de 1997 como sendo o período de ruptura da tendência. Para os demais períodos e RH ilustrados na Tabela 4.5, os resultados não apresentaram concordância.

Os pontos de ruptura das RH 1 e 4 (1982 e 1997, respectivamente) coincidem com os dois maiores eventos do fenômeno El Niño-Oscilação Sul, registrado nos últimos 60 anos (1982/1983 e 1997/1998). Este fenômeno tem forte impacto no regime de precipitação, sobretudo da RH1 (GRIMM, 2009b), que em ambos os períodos registrou anomalias positivas superiores a dois desvios. Em contrapartida, a RH4 registrou anomalias predominantemente negativas em 1997, e ao longo do período subsequente. Salienta-se que, para as análises posteriores, a tendência foi removida de todas as séries.

4.2.1.2. Aspectos climatológicos e variabilidade da precipitação

Nesta seção são abordados os aspectos climatológicos e de variabilidade da precipitação para cada uma das regiões homogêneas. Além do período total de dados (1951-2010), são ilustradas também as médias e desvios correspondentes a dois períodos de 30 anos (1951-1980 e 1981-2010). Além da caracterização desses aspectos, o objetivo desta análise foi identificar possíveis alterações do regime, através dos testes de igualdade de médias e de variância nos dois períodos supracitados.

A Figura 4.13 apresenta o comportamento climatológico e os desvios para cada RH. Na RH1 é possível observar que a precipitação média mensal varia em torno de 100 mm a 150 mm e os desvios situam-se entre 50 mm e 230 mm. Com exceção de março e agosto, os demais meses tiveram médias superiores nos últimos 30 anos (1981-2010). As demais RH (2, 3 e 4) apresentam características de distribuição da precipitação muito semelhantes, refletindo a estação chuvosa das regiões Sudeste e Centro-Oeste do país, período em que a precipitação média é superior a 100 mm (Outubro a Abril).

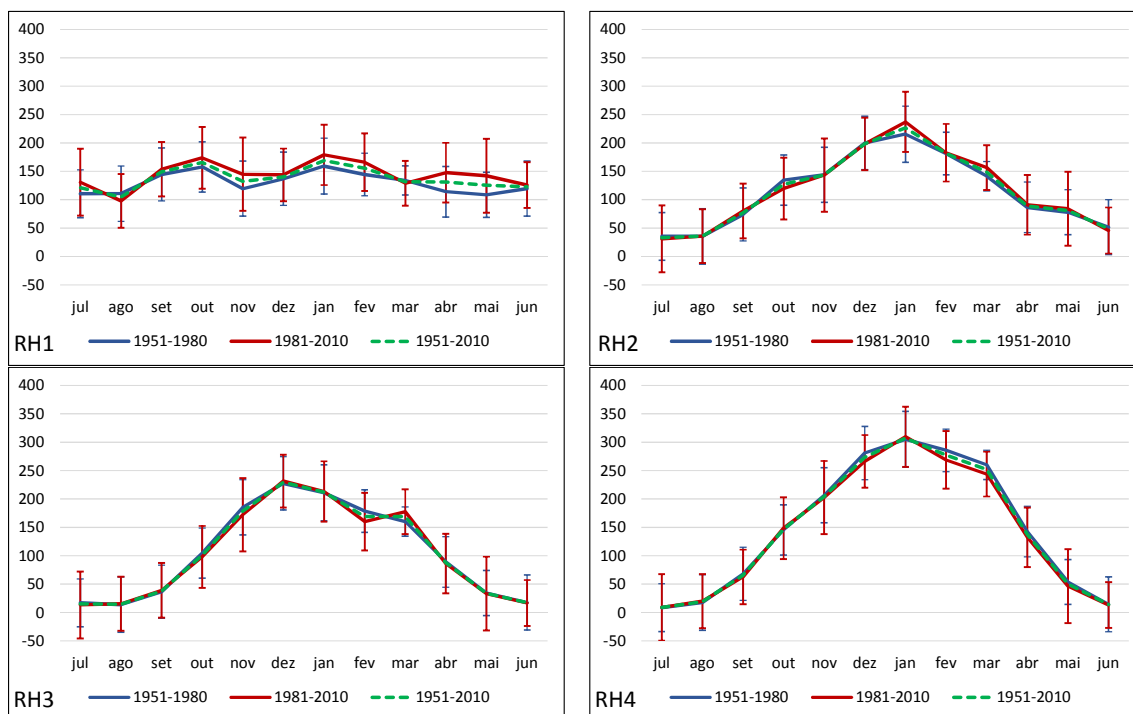


Figura 4.13: Climatologia mensal das regiões homogêneas de precipitação para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.

De maneira geral, nota-se através da análise visual da Figura 4.13 que, salvo alguns meses em específico (Jan: RH2; Fev e Mar: RH3 e RH4), não houve alterações significativas entre os dois períodos de 30 anos. Mesmo assim, esses resultados serão discutidos com maior rigor a seguir, por meio dos testes de média e de variância. O Apêndice A.1 deste documento contém as tabelas com os dados de média e desvio para cada uma das RH e períodos (mensal e sazonal).

A Figura 4.14 mostra o comportamento climatológico do ponto de vista sazonal das RH identificadas. Nela é possível observar que o período de outono mostrou-se o mais emblemático na RH1, dado que o limite superior do desvio de precipitação 1951-1980 passou a ser a média do período seguinte (1981-2010). Em contrapartida, o inverno mostrou-se mais estável no período, com médias e desvios variando em pequena escala. Nas demais RH (2, 3 e 4), assim como na análise mensal, não foram percebidas alterações substanciais no regime de chuvas. Convém ressaltar que nas RH 3 e 4 os desvios mostraram-se superiores no período entre 1951-1980 no verão e primavera, quando comparado à 1981-2010.

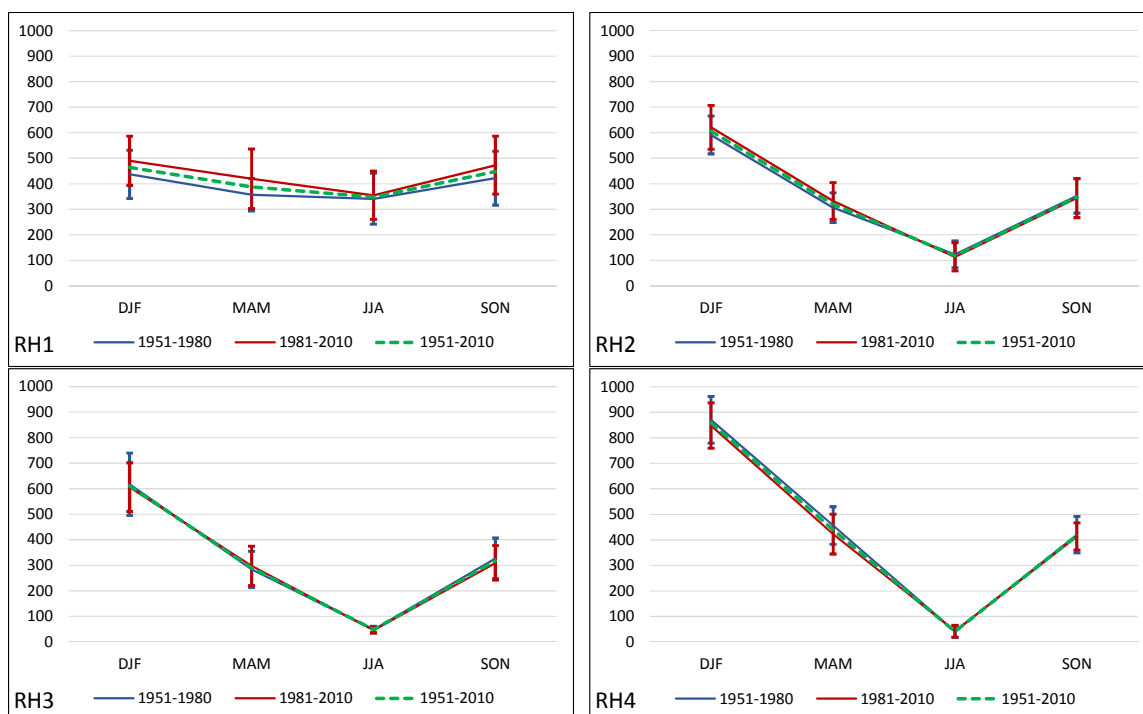


Figura 4.14: Climatologia sazonal das regiões homogêneas de precipitação para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.

O resultado dos testes de igualdade de médias e de variâncias entre os períodos 1951-1980 e 1981-2010 estão descritos na Tabela 4.6. Os dados demonstram, assim como os da análise de tendência (Tabela 4.4), que as médias e variâncias nos dois períodos de 30 anos foram significativas apenas para a RH1 ($\alpha < 5\%$), o que se caracteriza em uma mudança consistente do regime de precipitação. Este comportamento foi percebido nos períodos mensal (MLP) e anual (ANO), com ênfase no verão (DJF) e outono (MAM). Assim, é possível inferir que houve uma alteração do ponto de vista climático (médias e desvios) das chuvas apenas no sul do Brasil nos últimos 60 anos.

Tabela 4.6: Resultados dos testes de igualdade de médias (Teste t e Brown-Forsythe) e de variância (Teste F e de Levene), evidenciando a estatística do teste e o valor p .

Período	Teste de igualdade de médias				Teste de igualdade de variâncias			
	Teste t		Brown-Forsythe		Teste F		Levene	
RH	t	p	Estat.	p	F	p	Estat.	p
MLP_1	3,810	0,000	15,355	0,000	0,728	0,003	5,297	0,022
MLP_2	0,427	0,669	0,228	0,633	0,894	0,289	1,313	0,252
MLP_3	-0,238	0,812	0,782	0,377	1,005	0,961	0,002	0,961
MLP_4	-0,638	0,524	2,896	0,089	1,138	0,221	1,439	0,231
DJF_1	2,148	0,036	4,616	0,036	0,965	0,926	0,036	0,851
DJF_2	1,429	0,158	2,053	0,157	0,741	0,429	0,929	0,339
DJF_3	-0,402	0,689	0,161	0,690	1,662	0,180	0,823	0,368
DJF_4	-0,943	0,350	0,888	0,350	1,051	0,894	0,113	0,739
JJA_1	0,553	0,583	0,305	0,583	1,114	0,773	0,075	0,786
JJA_2	-0,710	0,481	0,504	0,481	0,906	0,792	0,295	0,589
JJA_3	-0,940	0,351	0,883	0,351	0,875	0,722	0,089	0,766
JJA_4	0,255	0,800	0,065	0,800	1,034	0,930	0,053	0,819
MAM_1	2,557	0,013	6,540	0,014	0,299	0,002	12,679	0,001
MAM_2	1,517	0,135	2,301	0,135	0,639	0,234	2,074	0,155
MAM_3	0,714	0,478	0,509	0,478	0,831	0,622	0,330	0,568
MAM_4	-1,723	0,090	2,968	0,090	0,903	0,785	0,090	0,765
SON_1	1,795	0,078	3,223	0,078	0,858	0,684	0,091	0,764
SON_2	-0,505	0,616	0,255	0,616	0,790	0,531	0,212	0,647
SON_3	-0,930	0,361	0,847	0,361	1,381	0,390	0,018	0,894
SON_4	-0,400	0,691	0,160	0,691	1,773	0,129	2,884	0,095
ANO_1	3,049	0,004	9,298	0,004	0,645	0,244	0,879	0,352
ANO_2	0,707	0,482	0,500	0,482	0,750	0,442	0,026	0,874
ANO_3	-0,447	0,658	0,199	0,658	0,890	0,756	0,649	0,424
ANO_4	-1,704	0,094	2,904	0,094	1,925	0,083	3,765	0,057

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$

4.2.1.3. Análise de Eventos Extremos de Precipitação

Nesta etapa foi calculada, com base nas anomalias mensais (MLP), a quantidade de eventos extremos de precipitação que correspondem aos percentis 20%, 10%, 5% e 1% (extremos negativos) e 80%, 90%, 95% e 99% (extremos positivos) ao longo do período de estudo (1951-2010). A Figura 4.15 exibe o número de eventos extremos por década para cada RH. Com relação aos extremos negativos, é possível observar que, de maneira geral, a ocorrência dessa classe de eventos é praticamente constante em todas as RH, situando-se dentro do percentil 20% (entre 10% e 20%), e variando entre 1 e 3 eventos. Em virtude do baixo número de ocorrências, os gráficos da Figura 4.15 não exibem tendência de aumento ou redução de extremos negativos.

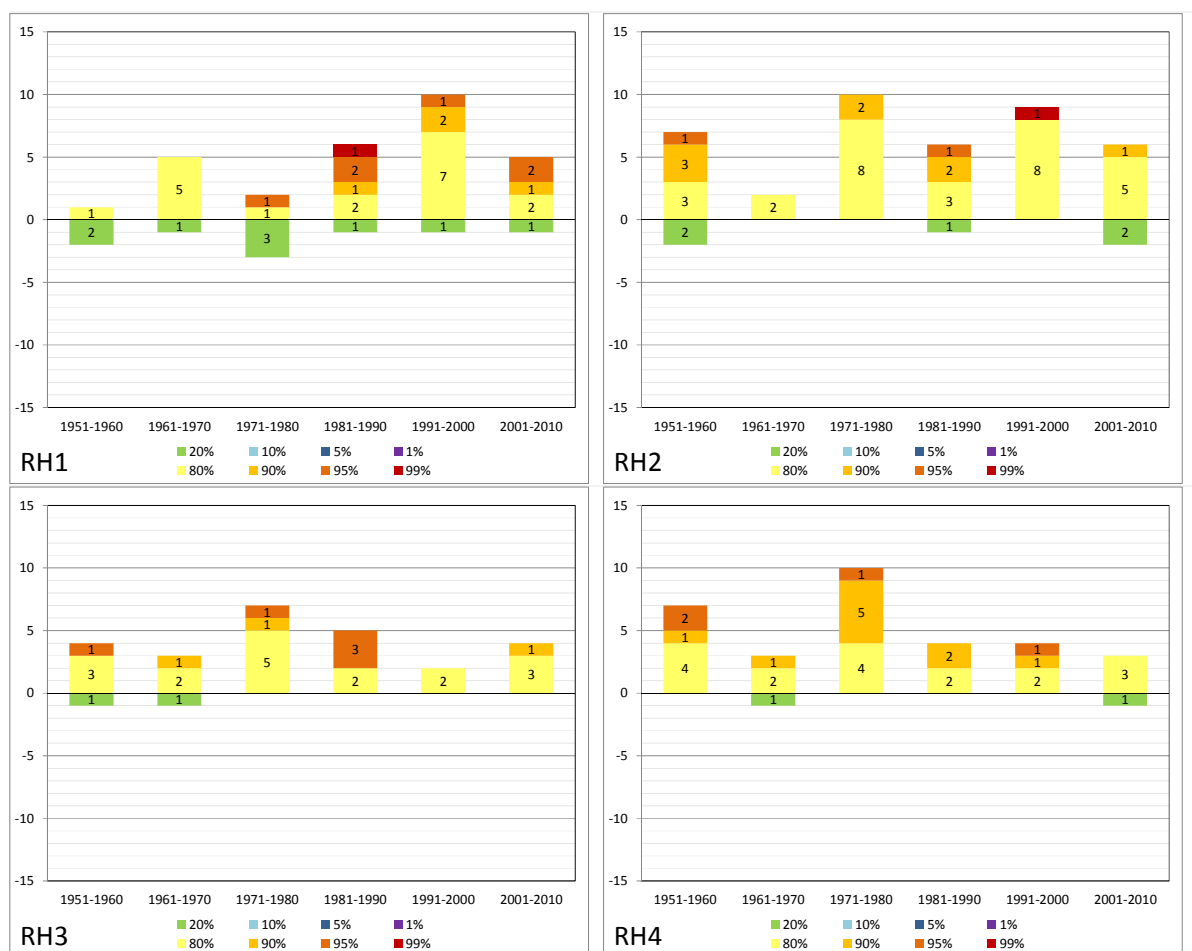


Figura 4.15: Quantidade de eventos extremos por década de precipitação mensal por região homogênea, destacando os percentis acima-abaixo de 80%-20%.

Em relação aos extremos positivos, esses aparecem em maior número, se comparado aos negativos (Figura 4.15). Na RH1 notou-se um aumento no número e na intensidade de extremos a partir da década de 1970 (1970 => 2, 1980 => 6, 1990 => 10 eventos). No entanto, esse valor voltou a reduzir na década de 2000 (5 eventos). O estudo de Haylock et al. (2006) também encontrou uma tendência expressiva de aumento do número de extremos de precipitação para o sul do Brasil (RH1). No entanto, os autores utilizaram dados do período de 1960 a 2000, sendo que a partir do ano de 2000, conforme demonstram os resultados deste trabalho, esta tendência parece ter arrefecido.

As demais regiões homogêneas de precipitação (2, 3 e 4) não exibiram tendência clara de aumento ou redução do número e/ou da intensidade de eventos extremos positivos. A RH2 ficou com uma média de 6,7 eventos por década, com o menor número de eventos observado na década de 1960 (2), e o maior na década seguinte (1970 => 10). Na RH3 a média de extremos positivos por década foi de 4,2 eventos, sendo a menor ocorrência na década de 1990 (2) e a maior na de 1970 (7). Por fim, a RH4 apresentou uma média de 5,2 eventos por década, sendo o menor valor observado nas décadas de 1960 e 2000, enquanto o maior na década de 1970 (10).

4.2.2. Séries temporais de Temperatura

4.2.2.1. Análise de Tendência Linear e descontinuidade

A análise dos dados de temperatura média mensal revelou tendência de aumento significativa ($\alpha < 5\%$), em ambos os testes (RL e MK), em praticamente todos os períodos e regiões, exceto na RH3 no período de primavera (Tabela 4.7). Ressalta-se que nos períodos e regiões em que a tendência foi observada, a significância de ambos os testes foram menores que 0,01%, sendo, portanto, altamente robustas. Os maiores valores de tendência (r^2 superiores a 0,5) foram observados na RH2 no período anual, com ênfase nas estações de outono (MAM) e inverno (JJA). Em seguida, observou-se também que a RH1 no período anual apresentou coeficientes (τ e r) superiores a 0,5. Enquanto isso, as menores tendências de aumento da temperatura, embora significativa, foram observadas na RH3 (exceto para SON). Salienta-se que, assim como na precipitação, a tendência das séries temporais foi removida para as análises posteriores.

Tabela 4.7: Análise de tendência por meio de Regressão Linear (coeficientes de correlação, regressão e valor p) e teste de Mann-Kendall (tau de Kendall, valor p e estatística z).

Período	Regressão Linear			Mann-Kendall			
	Equação	r	r^2	p	τ	p	z
MLP_1	$y = -0,5507 + 0,0016x$	0,3923	0,1539	0,0000	0,2599	0,0000	10,347
MLP_2	$y = -0,8630 + 0,0024x$	0,5911	0,3494	0,0000	0,4151	0,0000	16,525
MLP_3	$y = -0,4780 + 0,0014x$	0,3147	0,0991	0,0000	0,2169	0,0000	8,636
DJF_1	$y = -0,5855 + 0,0195x$	0,5832	0,3401	0,0000	0,4192	0,0000	4,642
DJF_2	$y = -0,8257 + 0,0274x$	0,6833	0,4669	0,0000	0,4967	0,0000	5,501
DJF_3	$y = -0,6406 + 0,0214x$	0,4944	0,2445	0,0001	0,3527	0,0001	3,904
JJA_1	$y = -0,4449 + 0,0148x$	0,4480	0,2007	0,0004	0,2671	0,0028	2,982
JJA_2	$y = -0,9818 + 0,0327x$	0,7310	0,5344	0,0000	0,5243	0,0000	5,859
JJA_3	$y = -0,4115 + 0,0137x$	0,4120	0,1698	0,0012	0,2577	0,0039	2,877
MAM_1	$y = -0,6884 + 0,0229x$	0,6237	0,3889	0,0000	0,4413	0,0000	4,931
MAM_2	$y = -0,9423 + 0,0314x$	0,7201	0,5186	0,0000	0,5184	0,0000	5,794
MAM_3	$y = -0,5712 + 0,019x$	0,4756	0,2262	0,0001	0,3477	0,0001	3,884
SON_1	$y = -0,4715 + 0,0157x$	0,4731	0,2238	0,0002	0,3501	0,0001	3,911
SON_2	$y = -0,7534 + 0,0251x$	0,6058	0,3670	0,0000	0,4494	0,0000	5,022
SON_3	$y = -0,2698 + 0,009x$	0,2203	0,0485	0,0936	0,1560	0,0808	1,740
ANO_1	$y = -0,5457 + 0,0182x$	0,6962	0,4847	0,0000	0,5289	0,0000	5,912
ANO_2	$y = -0,8804 + 0,0293x$	0,8027	0,6443	0,0000	0,6096	0,0000	6,814
ANO_3	$y = -0,4556 + 0,0152x$	0,5017	0,2517	0,0001	0,3513	0,0001	3,924

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$

Com relação ao valor de incremento da temperatura média, as RH 1, 2 e 3 registraram nos últimos sessenta anos, um aumento de 1,07°C, 1,73°C e 0,9°C, respectivamente. A RH2, região que apresentou os maiores índices, registrou um aumento no inverno de 1,93°C (0,0327°C/ano), no outono de 1,85°C (0,0314°C/ano), no verão de 1,62°C (0,0274°C/ano) e na primavera de 1,48°C (0,0251°C/ano).

O quinto relatório do IPCC (2013) aponta que a temperatura média subiu entre 1,5°C e 2,5°C no último século no Brasil, ao longo setor que compreende a área de estudo. Esses valores concordam em parte com os resultados da presente investigação, dado que o IPCC utilizou uma série de 112 anos (1901 a 2012) o que corresponde ao dobro do período utilizado. Marengo e Camargo (2008) avaliaram as tendências de temperatura máxima e mínima apenas no Sul do Brasil, entre 1960 e 2002, e concluíram que os valores anuais e sazonais (JJA e DJF) sofreram aumento em praticamente toda a região, o que condiz com os resultados encontrados para a temperatura média.

Os testes para a avaliação do ponto de ruptura das séries de temperatura, em geral, não mostraram concordância quando à inversão das tendências (Tabela 4.8). Apenas a RH2 no outono apresentou valores concordantes nos três testes, indicando que a ruptura ocorreu no início da década de 1980. A julgar a correspondência em dois dos três testes, notou-se que o ponto de ruptura nas RH 1 e 2 ocorreu entre o final da década de 1970 e o início dos anos 1980. Em contrapartida, a RH3 mostrou um ponto de ruptura tardio, entre o final da década de 1990 e início de 2000 (Tabela 4.8).

Tabela 4.8: Análise de descontinuidade da tendência de temperatura por meio do teste de Mann-Kendall sequencial (estatística z , início da tendência, tendência significativa), THNP (estatísticas T e ano de máximo) e Pettitt (estatísticas K e ano de máximo).

Período RH	MKs			THNP			Pettitt		
	$z(t)$	ANO_{ini}	ANO_{sig}	$T_{95\ sing}$	T_v	ANO_{max}	K_{95}	$K MAXI$	ANO_{max}
MLP_1	10,347	abr/57	fev/84	10,45	106,02	abr/94	14782	52133	nov/83
MLP_2	16,525	nov/58	set/65	10,45	202,32	jan/86	14782	79481	mai/82
MLP_3	8,636	nov/58	jun/97	10,45	110,38	mar/97	14782	51938	out/85
DJF_1	4,649	1966	1991	8,6	21,58	1983	349	602	1982
DJF_2	5,507	1965	1983	8,6	26,87	1994	349	609	1979
DJF_3	3,911	1964	1998	8,6	21,21	1997	349	572	1984
JJA_1	2,989	1964	2002	8,6	15,64	1993	358	456	1993
JJA_2	5,866	1958	1982	8,6	24,21	1971	358	654	1981
JJA_3	2,884	1957	2005	8,6	22,72	1996	358	530	1993
MAM_1	4,937	1958	1984	8,6	22,37	1979	358	656	1979
MAM_2	5,801	1959	1984	8,6	30,67	1982	358	752	1982
MAM_3	3,891	1977	1991	8,6	18,30	1979	358	564	1982
SON_1	3,917	1956	2000	8,6	17,86	1996	358	532	1983
SON_2	5,029	1958	1994	8,6	24,70	1992	358	610	1985
ANO_1	5,918	1956	1985	8,6	27,06	1993	358	644	1983
ANO_2	6,821	1958	1980	8,6	31,07	1985	358	740	1982
ANO_3	3,930	1958	2000	8,6	24,90	1996	358	580	1993

Estudos pontuais de tendência de temperatura foram realizados por Blain (2011) e Minuzzi et al. (2010) para os estados de São Paulo e Minas Gerais, respectivamente. Embora sendo estados vizinhos, foram encontradas diferenças entre os resultados, que apontaram que as alterações ocorreram no início da década de 1980 em SP, enquanto em MG a descontinuidade ocorreu principalmente na década de 1990. O presente estudo corrobora os resultados encontrados por Blain (2011) que corresponde à RH1.

4.2.2.2. Aspectos climatológicos e variabilidade da Temperatura

A Figura 4.16 ilustra a climatologia e os desvios de temperatura ao longo do período de estudo (1951-2010) e nos dois períodos de 30 anos (1951-1980 e 1981-2009). A análise conjunta das três RH evidencia que a temperatura nos últimos 30 anos foi superior em todos os meses ao período anterior (1951-1980), juntamente com os desvios que acompanharam o aumento. Os dados encontram-se no Apêndice A.2 deste documento.

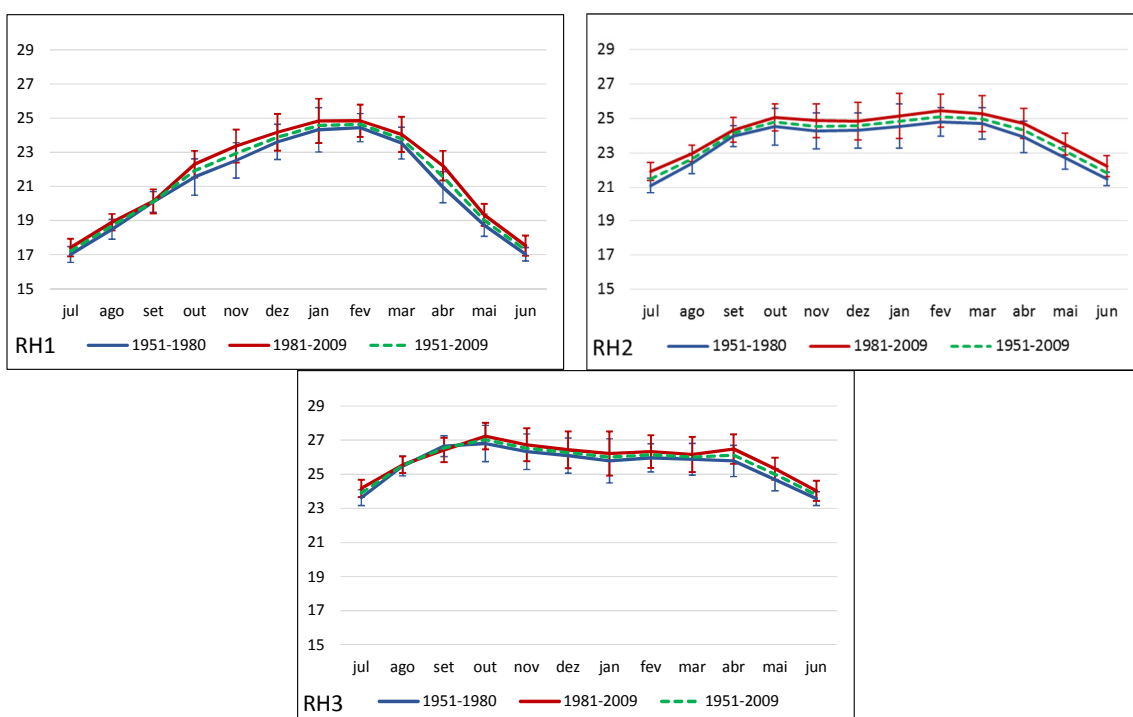


Figura 4.16: Climatologia mensal das regiões homogêneas de temperatura para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.

Na análise individual das RH, pôde-se observar a marcada sazonalidade, característica das regiões Sul e Sudeste do Brasil. Na RH1 as médias situam-se entre cerca de 17°C no inverno e 24°C no verão. Já em relação aos desvios, os menores valores são observados no verão (0,5°C) e os maiores no inverno (1,3°C). As RH 2 e 3 apresentam o mesmo padrão anual de variabilidade da temperatura, diferenciando-se apenas na média que é cerca de 2°C superior na RH3. Na RH2 os valores médios variam entre 22°C e 25°C, com desvios relativamente constantes ao longo do ano (0,6°C). Na RH3 as médias situam-se entre 24°C e 27°C, enquanto os desvios variam na ordem de 0,7°C.

Os dados sazonais (Figura 4.17) revelaram, assim como os mensais, que as temperaturas foram superiores em todas as RH e estações nos últimos 30 anos (1981-2010). Com relação à amplitude dos desvios, houve aumento de 15% e 11% na RH1 nas estações de verão e inverno, respectivamente, enquanto nas demais houve redução (MAM: -25%; SON: -5%). Na RH2 verificou-se o oposto, com redução no verão e inverno (-3% e -9%, respectivamente), e aumento no outono (6%) e primavera (21%). Por fim, a RH3 mostrou redução apenas no outono (-30%) e aumento nas demais estações (DJF: 5%; JJA: 35%; SON: 22%).

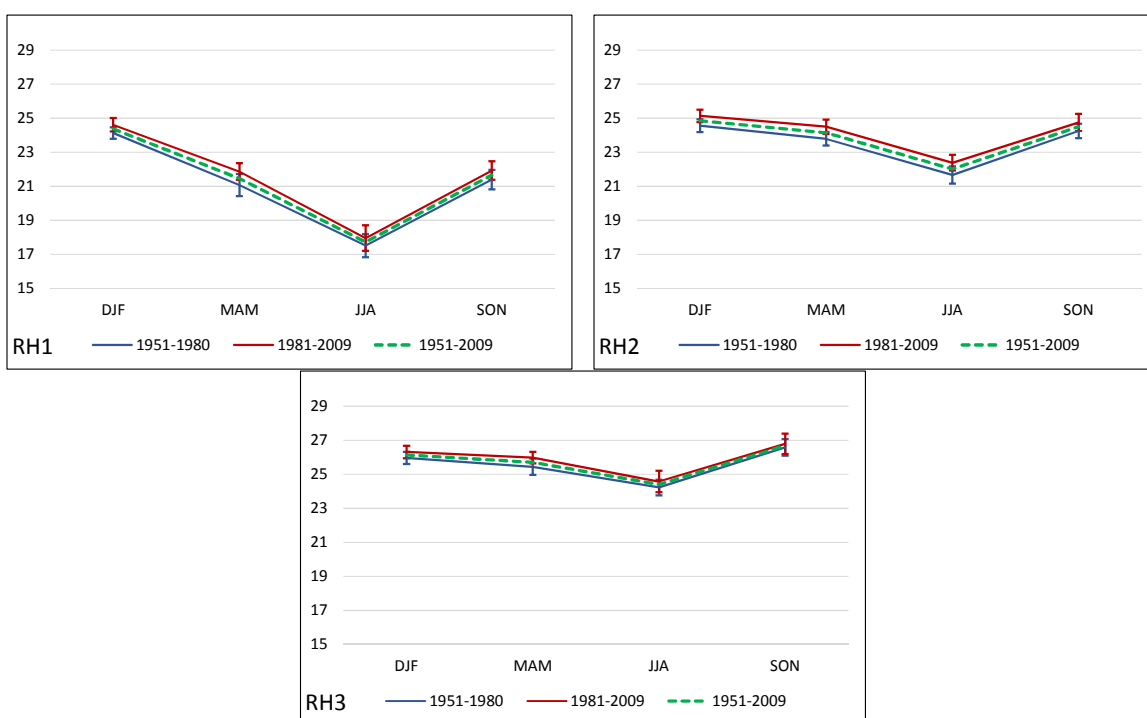


Figura 4.17: Climatologia sazonal das regiões homogêneas de temperatura para: 1951-2010 (linha verde tracejada), 1951-1980 (linha azul) e 1981-2010 (linha vermelha). As barras representam ± 1 desvio padrão, correspondente a cada período de 30 anos.

Os testes de igualdade de médias e de variância (Tabela 4.9) mostraram que, em todos os períodos e regiões em que a tendência linear foi significativa (Tabela 4.7), as médias dos dois períodos de 30 anos foram estatisticamente diferentes ($\alpha < 5\%$). Apenas na RH3, na primavera, a diferença não foi significativa. Em relação à variância, a situação foi oposta, dado que apenas o teste de *Levene* apontou a RH3 no outono com uma alteração na variância. Nos demais períodos e regiões, a variabilidade foi constante.

Tabela 4.9: Resultados dos testes de igualdade de médias (Teste *t* e *Brown-Forsythe*) e de variância (Teste *F* e de *Levene*), evidenciando a estatística do teste e o valor *p*.

Período	Teste de igualdade de médias				Teste de igualdade de variâncias			
	<i>Teste t</i>		<i>Brown-Forsythe</i>		<i>Teste F</i>		<i>Levene</i>	
RH	<i>t</i>	<i>p</i>	Estatística	<i>p</i>	<i>F</i>	<i>p</i>	Estatística	<i>p</i>
MLP_1	2,713	0,007	89,61	0,000	0,958	0,687	0,308	0,579
MLP_2	6,376	0,000	253,06	0,000	0,908	0,363	1,997	0,158
MLP_3	4,143	0,000	63,13	0,000	1,054	0,620	0,000	0,995
DJF_1	4,971	0,000	24,71	0,000	0,761	0,474	0,379	0,541
DJF_2	5,893	0,000	34,72	0,000	1,064	0,871	0,026	0,873
DJF_3	3,778	0,000	14,27	0,000	0,909	0,802	0,135	0,715
JJA_1	2,349	0,022	5,50	0,023	0,815	0,588	0,792	0,377
JJA_2	5,703	0,000	32,62	0,000	1,205	0,624	0,005	0,941
JJA_3	2,491	0,016	6,14	0,017	0,548	0,113	3,624	0,062
MAM_1	5,261	0,000	27,95	0,000	1,792	0,127	2,804	0,100
MAM_2	6,694	0,000	44,72	0,000	0,888	0,751	0,002	0,963
MAM_3	4,993	0,000	25,23	0,000	2,062	0,059	4,840	0,032
SON_1	3,764	0,000	14,19	0,000	1,119	0,769	0,126	0,724
SON_2	4,182	0,000	17,37	0,000	0,687	0,321	2,630	0,110
SON_3	1,401	0,167	1,95	0,168	0,676	0,299	1,187	0,280
ANO_1	5,643	0,000	31,899	0,000	1,100	0,803	0,152	0,698
ANO_2	7,226	0,000	52,134	0,000	0,911	0,804	0,110	0,741
ANO_3	3,997	0,000	15,973	0,000	0,996	0,989	0,090	0,765

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$

Esses resultados indicam que, embora as temperaturas médias tenham aumentado em praticamente toda a área de estudo nos últimos trinta anos, e que essa diferença tenha sido significativa, a variabilidade associada manteve-se constante. Marengo e Camargo (2008), ao avaliar a tendência das temperaturas máximas e mínimas em escala decenal para a região Sul do Brasil, mostraram que as diferenças foram muito pronunciadas (significativas estatisticamente), entre as décadas de 1990-2002, quando comparadas ao período entre 1960 e 1960. Embora usando períodos, variáveis e metodologias diferentes, os resultados obtidos no presente estudo corroboram os encontrados por Marengo e Camargo (2008). Ainda com relação às temperaturas médias mensais, o Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (PBMC) reforça que o aumento tem sido verificado em baixos níveis na atmosfera de forma mais acentuada em direção aos trópicos do que nos subtropicais da América do Sul, tendo a temperatura média anual junto da superfície apresentado tendência positiva (PBMC, 2013).

4.2.2.3. Análise de Eventos Extremos da Temperatura

A Figura 4.18 mostra o número de eventos extremos de temperatura média mensal por década, destacando os percentis acima de 80% (positivos) e abaixo de 20% (negativos). Nas RH 1 e 2 é possível notar claramente que houve uma inversão no comportamento dos extremos, em que na primeira metade do período predominavam valores negativos, enquanto a partir da década de 1980, esses valores passaram a ser positivos. Aproximadamente 1/3 dos extremos de temperatura foram observados na última década (2001-2010) nas regiões acima citadas (RH1: 29%; RH2: 34%), sendo todos positivos. A RH3 mostrou uma tendência de aumento de extremos positivos somente a partir da década de 1990, dado que nas décadas anteriores (1970 e 1980) os valores foram predominantemente negativos (Figura 4.18).

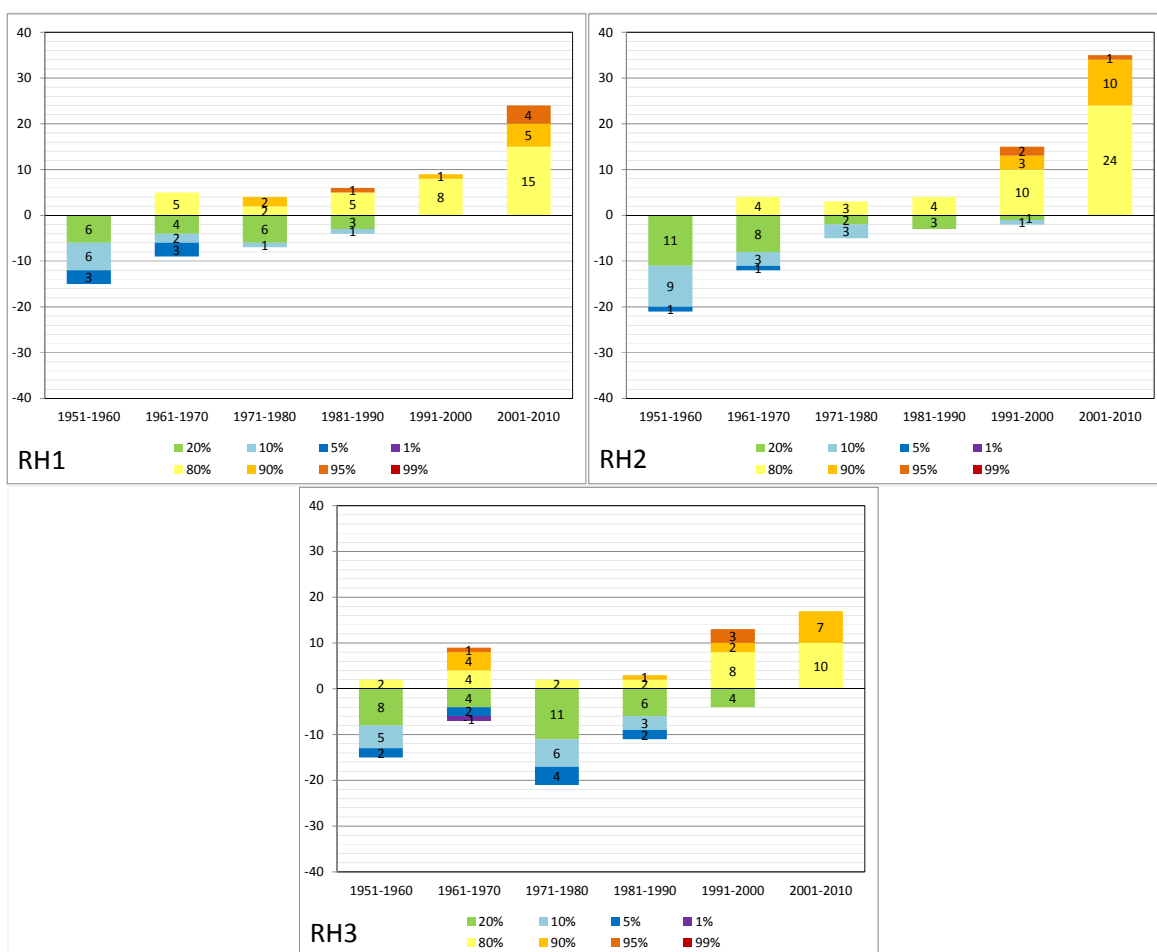


Figura 4.18: Quantidade de eventos extremos por década de temperatura média mensal por região homogênea, destacando os percentis acima-abaxo de 80%-20%.

Os resultados da análise de eventos extremos de temperatura, obtidos através deste estudo, concordam com as conclusões dos relatórios do IPCC (2013) e PBMC (2013). O IPCC (2013) mostrou que as últimas três décadas foram as mais quentes dos últimos 150 anos, desde o início dos registros meteorológicos. Com relação a eventos extremos, o IPCC (2013) salienta que a duração e a frequência dos períodos quentes, incluindo ondas de calor, têm aumentado desde meados do século 20 na América do Sul. O relatório destaca ainda que houve um aumento na frequência de dias e noites quentes, e em contrapartida, uma diminuição da frequência de dias e noites frias no continente.

Vincent et al. (2005) avaliaram extremos diários de temperatura na América do Sul e notaram que o número de noites frias diminuiu, enquanto o de noites quentes aumentou, e que essas mudanças foram mais pronunciadas no verão (DJF) e outono (MAM). Em nível regional, o estudo de Marengo e Camargo (2008) observou que, de fato, os eventos de temperaturas extremas tornaram-se mais comuns durante os últimos 40 anos, no Sul do Brasil.

Convém salientar que as discussões acima são relativas a extremos diários, que não foram investigadas no presente estudo, dado que esta análise baseia-se na escala mensal. No entanto, as referências supramencionadas reforçam e detalham os aspectos que envolvem a tendência de aumento, tanto da média, quanto de eventos extremos, identificadas nesta investigação.

5 REGIÕES-CHAVE E SÉRIES TEMPORAIS DOS PREDITORES

Para definição das RC dos campos preditores foi realizada uma série de testes utilizando a variável PNM para a identificação do melhor método e conjunto de dados. Inicialmente, os dados foram divididos em: a) anomalias mensais (MLP) de todo o período (721 meses: dez/1950 a dez/2010), b) anomalias sazonais (DJF e JJA: 60 anos [1951-2010]). Em seguida, ambos os dados foram transformados por meio de ACP com as seguintes variações: 1) modos S e T, 2) tipo de matriz (correlação e covariância), 3) rotação (Varimax e não rotacionado), e 4) correção da latitude (com e sem correção).

A análise dos resultados revelou que os dados sazonais (JJA e DJF) exibiram padrões espaciais semelhantes entre si, sendo, portanto, redundantes em algumas áreas. De maneira geral, observou-se que as RC presentes na análise sazonal também apareceram na mensal (MLP). Com relação à variância explicada pelas componentes, 70% da variância acumulada corresponde a 12 componentes na análise sazonal para os períodos de verão e inverno, e a 22 componentes na análise para o conjunto MLP. Os resultados mostraram que a análise mensal conseguiu captar todas as regiões presentes nas análises sazonais. Assim, esses resultados sugerem a utilização do conjunto MLP, dado que cada variável é transformada por meio da ACP uma única vez, e não quatro vezes, caso se optasse pela utilização dos dados sazonais (DJF, MAM, JJA e SON).

Testando os diferentes modos (S e T) e suas variações, verificou-se que o modo S foi o que melhor definiu as RC em termos de suas características espaciais, sendo, portanto, o modo mais indicado para os propósitos deste estudo. De fato, conforme salientam Compagnucci e Richman (2008), a aplicação da ACP no modo S é indicada quando o objetivo é encontrar agrupamentos espaciais ou teleconexões, sendo justamente esse o conceito de RC ou regiões de variabilidade ativa, conforme o trabalho pioneiro Barnett e Preisendorfer (1978) sobre previsão climática sazonal. Foi observado apenas que, independente da configuração, o modo S exibe uma componente “Antártica”, sendo normalmente a primeira. Presume-se que isso ocorre devido ao aumento da proximidade dos pontos de grade em direção do polo que, por variarem conjuntamente, acabam tornando esta componente a mais importante.

Com relação à correção da latitude e às matrizes (covariância ou correlação), essas variações mostraram-se indiferentes no resultado final. Por isso, optou-se por usar a matriz de covariância para realçar as diferenças, embora essas sejam muito pequenas quando comparadas à matriz de correlação; e sem o uso da correção da latitude para não descartar os dados das latitudes próximas a 90°S, dado que com a correção, esses valores tornam-se nulos ($\text{Cos } 90^\circ = 0$).

Na comparação dos modos rotacionado e não rotacionado, conforme esperado, as diferenças foram evidentes. A principal delas foi que, no modo não rotacionado, os padrões espaciais exibem dipolos (dois centros de anomalias, sendo um negativo e outro positivo) em praticamente todas as componentes, enquanto, após a rotação (Varimax), esses dipolos desapareceram. Compagnucci e Richman (2008) argumentam que tais dipolos no modo não rotacionado são artefatos de ortogonalidade impostos às componentes e, se após a rotação os dipolos permanecerem, eles podem ser fisicamente reais. Isto não aconteceu, pois após a rotação, cada componente mostrou apenas um único núcleo espacial. Isto se torna um ponto positivo, pois, neste caso, a própria série das componentes (*scores*) pode ser usada na etapa seguinte (ADL). Além disso, as RC no modo rotacionado mostraram-se espacialmente mais bem definidas.

Com relação ao número de componentes a ser considerada, Jolliffe (2002) sugere valores entre 70% e 90% da variância acumulada, sendo uma regra que, na prática, preserva nas primeiras componentes a maioria das informações da variável. Verificou-se nas simulações que, em geral, a partir de 70% da variância acumulada, as cargas fatoriais (correlações) foram inferiores a 0,5, ou seja, as correlações passam a ser baixas entre as RC e as séries temporais a partir deste percentual. No modo rotacionado, 70% da variância corresponde a 22 componentes, o que pode ser considerado um número relativamente alto. No entanto, neste caso, optou-se pela utilização do percentual de 70%, até porque os principais modos, que aparecem nas primeiras CPs, já foram exaustivamente estudados. Assim sendo, em função de todas as simulações realizadas, optou-se por aplicar a ACP no modo S, com rotação Varimax, sem correção da latitude, uma única vez para cada campo, usando as anomalias mensais de todo o período (MLP), e a série temporal das componentes (*scores*) para a Análise Discriminante.

5.1. Campos atmosféricos

As anomalias mensais dos campos atmosféricos preditores foram submetidas à ACP, seguindo os critérios mencionados anteriormente. A Tabela 5.1 exibe os dez campos analisados, ressaltando o número de Componentes Principais (CPs) que corresponde a 70% da variância acumulada. A distribuição espacial das RC, representadas pelas cargas fatoriais das CPs dos campos atmosféricos, pode ser observada na Figura 5.1.

Tabela 5.1: Campos atmosféricos preditores destacando o número de componentes principais que correspondem a 70% da variância acumulada.

<i>Campo</i>	<i>Sigla</i>	<i>Nível</i>	<i>Nome NCEP</i>	<i>Nº Comp. VA. = 70%</i>
Altura geopotencial em 850 mb	(Z850)	850 mb	<i>hgt_850</i>	19
Altura geopotencial em 700 mb	(Z700)	700 mb	<i>hgt_700</i>	20
Altura geopotencial em 500 mb	(Z500)	500 mb	<i>hgt_500</i>	16
Altura geopotencial em 250 mb	(Z250)	250 mb	<i>hgt_250</i>	14
Pressão ao Nível do Mar	(PNM)	Nível do mar	<i>prmsl</i>	22
Temperatura do ar	(T850)	850 mb	<i>air</i>	39
Ômega	(Ω300)	300 mb	<i>omega</i>	131
Umidade Relativa	(UR700)	700 mb	<i>rhum</i>	112
Radiação de Onda Longa	(ROL)	Topo da atmosfera	<i>ulwrf</i>	92
Conteúdo de Água Precipitável	(CAP)	Atmosfera inteira	<i>pr_wtr</i>	67

Para os campos relacionados à pressão atmosférica (Z850, Z700, Z500, Z250 e PNM), o número de componentes que corresponde a 70% da variância acumulada variou entre 14 e 22 CPs, sendo os valores mais baixos. Esse resultado indica que, entre os campos analisados, os relacionados à pressão tendem a apresentar o comportamento mais estável, com padrões de circulação atmosférica bem definidos (Figuras 5.1a, b, c, d, e). No entanto, o mesmo não ocorreu com os demais campos, que exibiram um número relativamente alto de componentes. Os campos de Ω300, UR700 e ROL apresentaram o maior número de componentes (131, 112 e 92, respectivamente), o que sugere que os mesmos não exibem padrões na escala mensal, dado o grande número de CPs que correspondem a 70% da variância (Figuras 5.1g, h, i). Os campos de T850 e CAP mostraram valores intermediários, com 39 e 67 CPs, respectivamente (Figuras 5.1f, j).

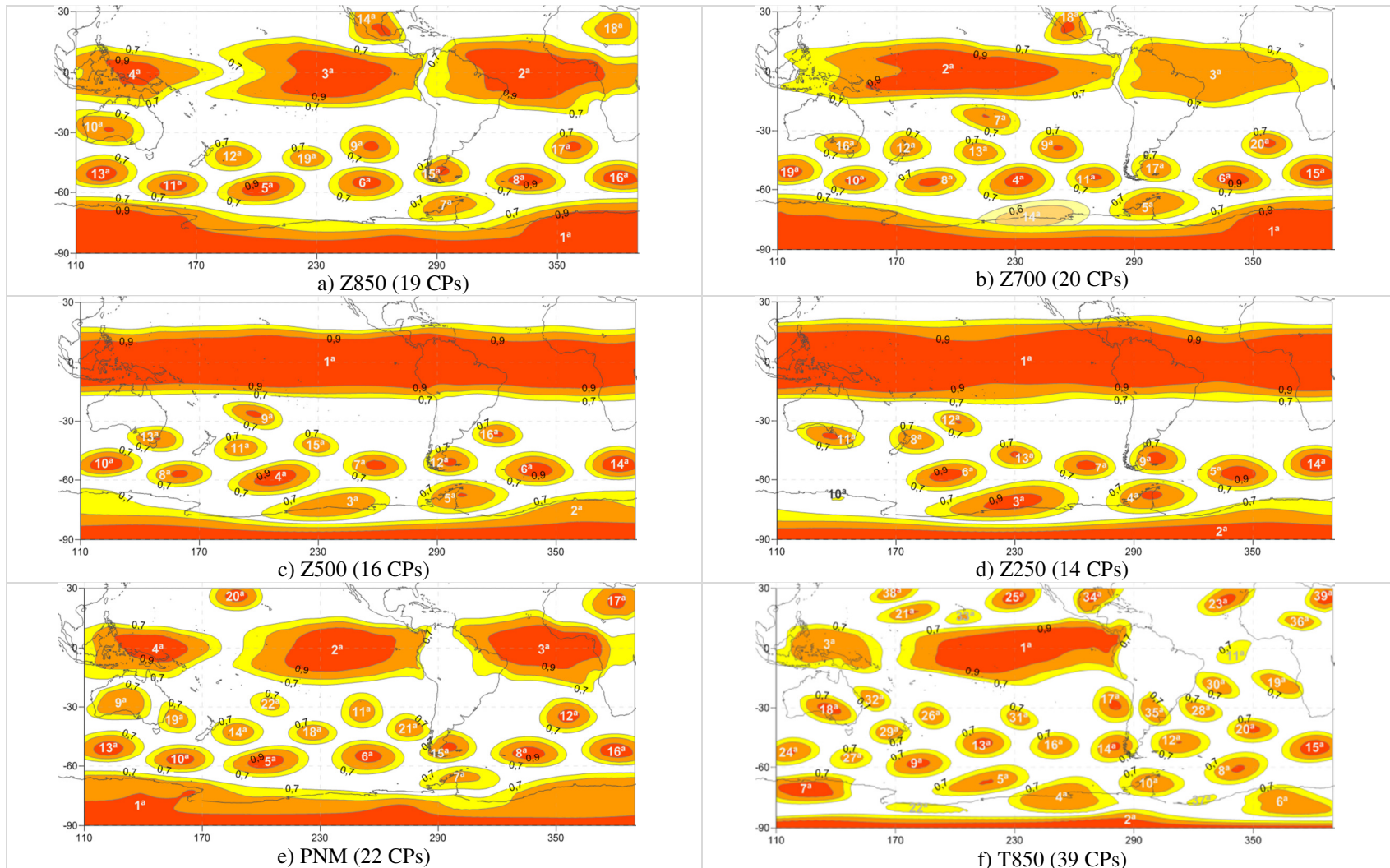


Figura 5.1

Continua...

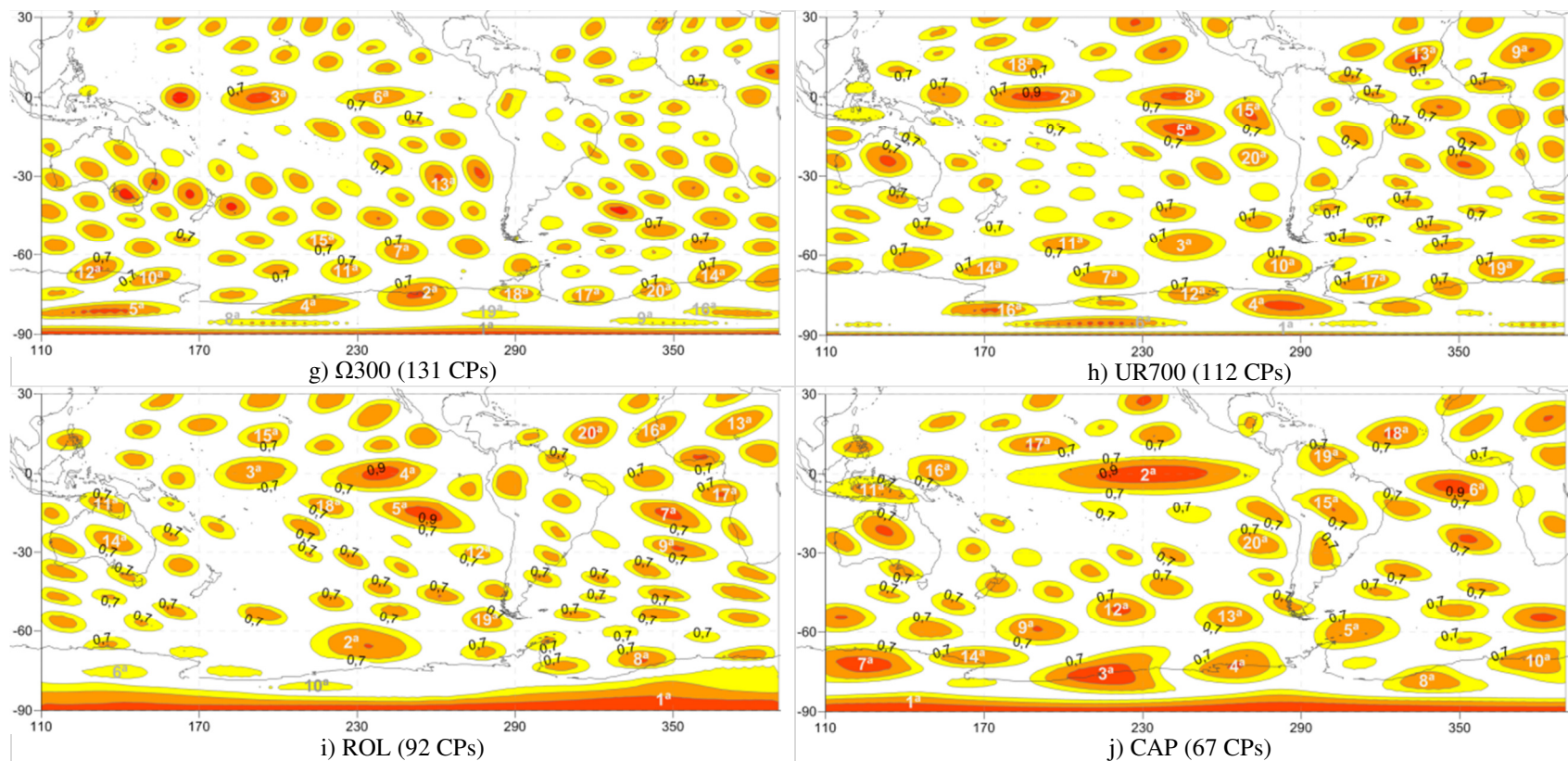


Figura 5.1: Regiões-Chave dos campos preditores atmosféricos (cargas fatoriais), obtidas por meio de Análise Componentes Principais (modo S). O número entre parênteses ao lado do nome da variável indica as componentes representadas em cada figura. Os números no centro das RH representam a componente, enquanto os contornos indicam a correlação acima de 0,7 com a série temporal (*scores*). Nas variáveis Ω_{300} , UR700, ROL e CAP foram representadas graficamente todas as componentes que correspondem a 70% da variância acumulada, porém indicadas numericamente apenas as vinte primeiras.

A Figura 5.1 revela algumas particularidades com relação aos padrões de Z e PNM. Os campos Z850, Z700 e PNM (Figuras 5.1a, b, e), e Z500 e Z250 (Figuras 5.1c, d) exibem padrões de distribuição espacial das RC semelhantes entre si. No primeiro grupo (Z850, Z700 e PNM), a componente “Antártica” é a mais importante (1^aCP), seguido das componentes localizadas na região Equatorial, centradas nos Oceanos Atlântico e Pacífico, sendo essa última associada à região do ENOS. As demais CPs situam-se ao longo dos extratropicais, entre as latitudes 30°S e 60°S.

No segundo grupo (Z500 e Z250), a primeira CP ocorre ao longo da região Equatorial, situada aproximadamente entre as latitudes 15°N e 15°S (Figuras 5.1c, d). Essa condição pode estar refletindo tanto a variação da ZCIT ao longo do ano, quanto o limite da Célula de Hadley nas camadas superiores da atmosfera, devido à condição barotrópica. A segunda CP localiza-se sobre o continente Antártico e as demais entre 30°S e 60°S. A importância da componente Antártica, conforme já discutido na seção anterior, possivelmente se deve ao aumento da proximidade dos pontos de grade em direção ao polo, dado que a ACP no modo S capta a justamente a variação conjunta entre eles.

O campo de T850 (Figura 5.1f) apresenta algumas semelhanças com o de PNM, com a 1^aCP no Pacífico Equatorial (região do ENOS) e a 2^aCP sobre o continente Antártico, porém restrita apenas as latitudes mais elevadas (85°S a 90°S). No entanto, com exceção da 3^aCP que ocorre no Pacífico Oeste, as demais (4^a, 5^a, 6^a, 7^a, 8^a, 9 e 10^aCPs) também ocorrem sobre o continente Antártico ou na sua periferia. Isso revela as condições de estabilidade de T850, dado que as RC mostram-se bem definidas ao longo da região.

Em relação aos campos atmosféricos de Ω 300, UR700 e ROL (Figura 5.1g, h, i), embora algumas poucas CPs mostrem-se relativamente bem definidas espacialmente, a quantidade de componentes e, conseqüentemente, o baixo percentual da variância explicada por cada CP (não mostrado), aliada à falta de coerência espacial, indica que os campos não exibem padrões na escala mensal (ruído). A relevância e a conseqüente utilização desses campos na previsão climática são discutidas no Capítulo 6. Por fim, o campo de CAP (Figura 5.1j) reflete uma condição intermediária, pois embora apresente um número de RC elevado (67 CPs), grande parte delas mostram-se bem definidas.

5.2. Campos oceânicos

Para a TSM, a ACP foi conduzida separadamente para os Oceanos Atlântico (ATL) e Pacífico (PAC). Já para a CGM Antártico, foi calculada uma única série temporal que corresponde às anomalias do campo ao longo do período de estudo (1951-2010). A Tabela 5.2 mostra o número de CPs que perfazem 70% da variância acumulada de TSM, sendo os valores muito próximos (24 para a TSM_ATL e 23 para a TMS_PAC). O detalhamento de cada um dos campos será discutido a seguir.

Tabela 5.2: Campos oceânicos preditores destacando o número de componentes principais que correspondem a 70% da variância acumulada.

<i>Campo</i>	<i>Sigla</i>	<i>Nível</i>	<i>Nome Hadley C.</i>	<i>Nº Comp. VA. = 70%</i>
Temperatura da Superfície do Mar do Atlântico	(TSM_ATL)	Superfície	<i>sst</i>	24
Temperatura da Superfície do Mar do Pacífico	(TSM_PAC)	Superfície	<i>sst</i>	23
Concentração de Gelo Marinho Antártico*	(CGM)	Superfície	<i>ice</i>	1

(*) Série temporal de anomalia média mensal.

Com relação à TSM_ATL, a Figura 5.2 mostra a distribuição espacial das 24 RC. A segunda CP, localizada ao Norte do Equador, corresponde a um modo de variabilidade, semelhante ao ENOS, que aparenta ser independente da OAN, conforme sugerem alguns estudos (HIRST; HASTENRATH, 1983; PHILANDER; PACANOWSKI, 1986; COLIN; GARZOLI, 1987; ZEBIAK, 1993). Tanto a primeira, quanto a segunda CP, correspondem, essencialmente, às regiões identificadas por Moura e Shukla (1981), que estão altamente correlacionadas com a variabilidade da precipitação na região Nordeste.

Cabe ressaltar que a 2^a, 3^a e 4^aCPs ocorrem no Atlântico Sul, sendo as duas últimas ao longo costa do Brasil. As referidas RC foram observadas por Diaz et al. (1998) e estão relacionadas a variabilidade da precipitação no Uruguai e Sul do Brasil. Já as CPs subsequentes, da 5^a a 8^a, situam-se no Atlântico Norte, na região de ocorrência da OAN. A 5^a e 8^aCPs, mais precisamente, localizam-se na área de ocorrência da Alta dos Açores e da Baixa da Islândia (WALLACE; GUTZLER, 1981), respectivamente. Esses resultados revelam a importância da ACP no modo S, pois permitiu captar os diferentes modos de variabilidade, encontrados em estudos distintos, em uma única análise.

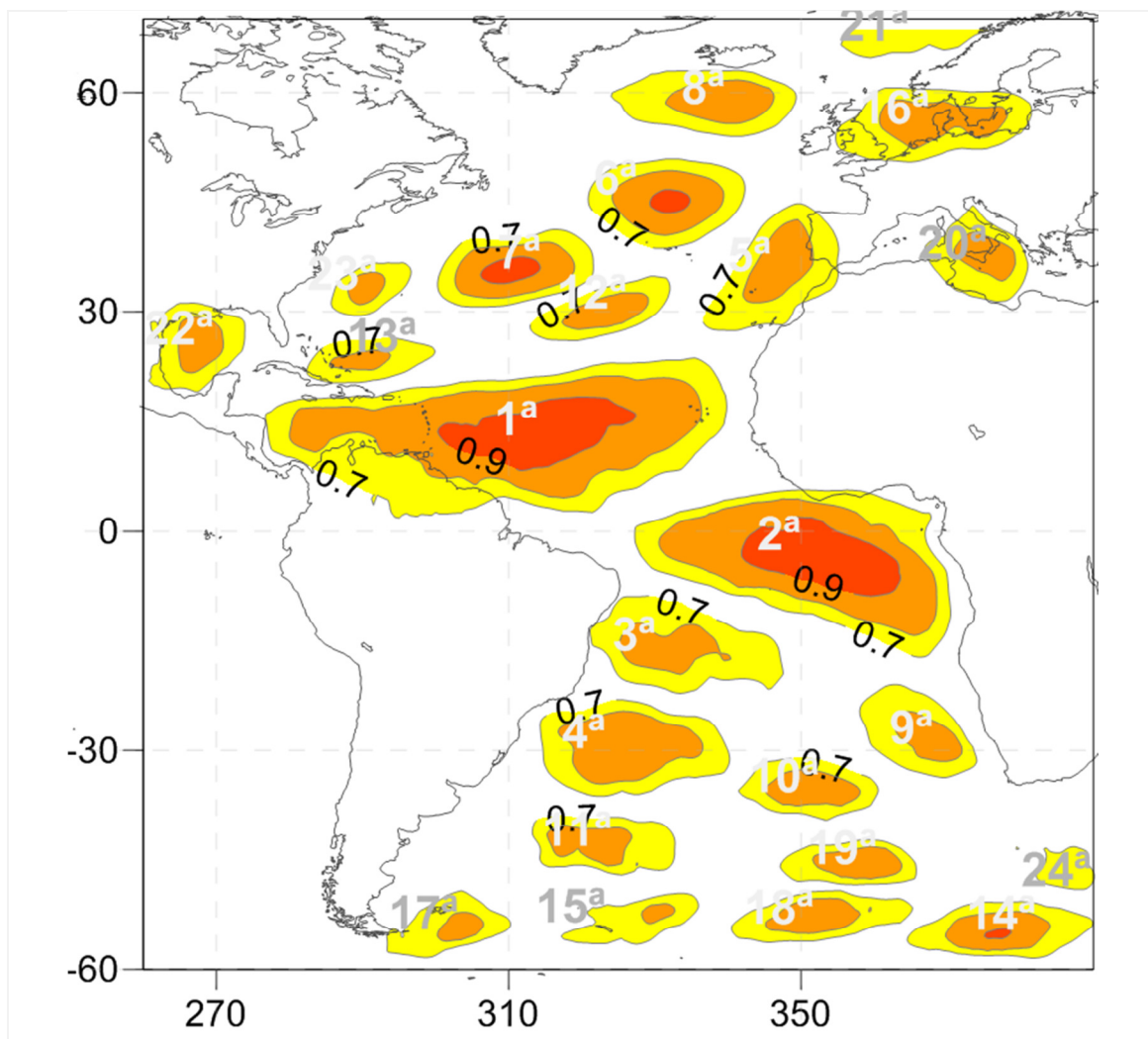


Figura 5.2: Regiões-Chave (24 RC) de Temperatura da Superfície do Mar (cargas fatoriais) do Oceano Atlântico, obtidas por meio de Análise Componentes Principais. Os números no centro das RC representam a componente, enquanto os contornos indicam a correlação acima de 0,7 com a série temporal (*scores*).

A Figura 5.3 apresenta a distribuição espacial das 23 RC selecionadas de TSM_PAC. A 1ªCP localiza-se ao longo do Pacífico Equatorial Leste, que corresponde à área de ocorrência do fenômeno ENOS, sendo a RC mais bem configurada espacialmente. A segunda CP ocorre ligeiramente mais ao norte e deslocada mais ao centro do oceano, enquanto a terceira CP situa-se ao norte do continente australiano. A análise da Figura 5.3 revela que há um equilíbrio com relação à distribuição das RC em ambos os hemisférios. No entanto, as CPs ao norte do Equador mostram-se mais bem definidas espacialmente, quando comparadas às do Hemisfério Sul.

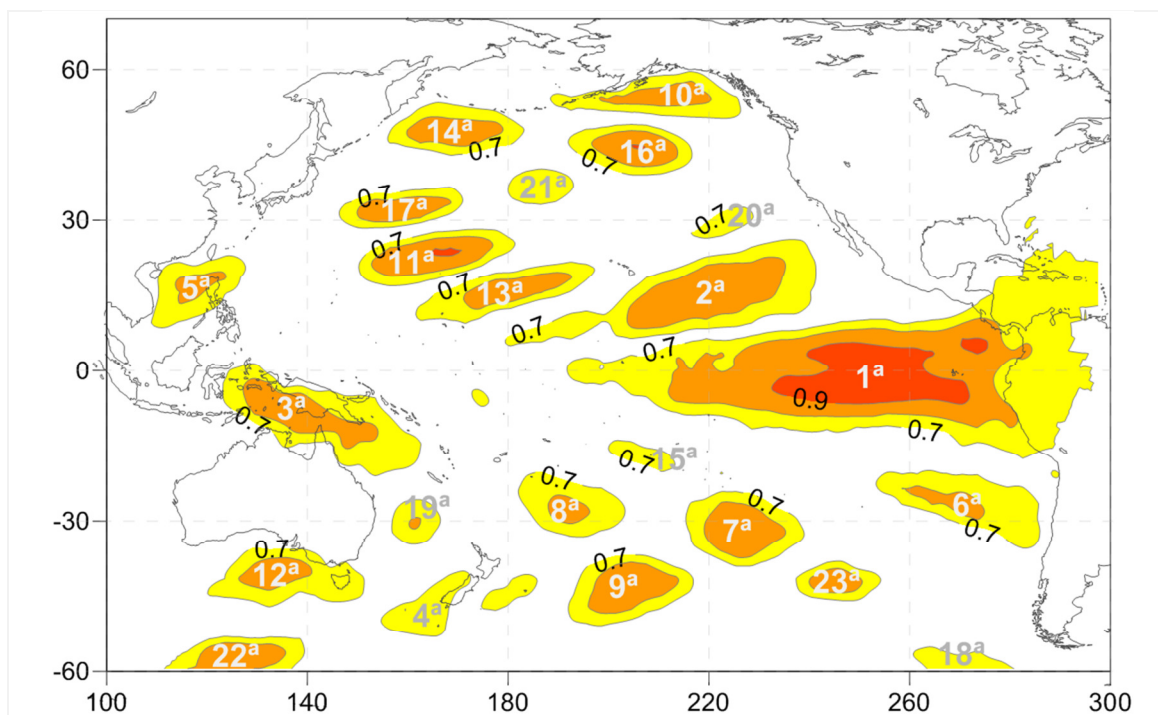


Figura 5.3: Regiões-Chave (23 RC) de Temperatura da Superfície do Mar (cargas fatoriais) do Oceano Pacífico, obtidas por meio de Análise Componentes Principais. Os números no centro das RC representam a componente, enquanto os contornos indicam a correlação acima de 0,7 com a série temporal (*scores*).

Os dados de CGM Antártico não foram submetidos à ACP, conforme já mencionado, sendo calculada apenas uma série temporal que corresponde à anomalia do campo referente ao período de estudo (1951-2010). No entanto, devido a algumas inconsistências observadas na série ao longo da manipulação dos dados, foram necessários alguns procedimentos de correção e ajustes que serão discutidos a seguir.

Após o procedimento padrão de cálculo das anomalias mensais (Equação 3.1), percebeu-se que os dados anteriores ao ano de 1980 apresentavam algumas distorções. A análise da Figura 5.4, que mostra a série original de CGM Antártico (linha vermelha), revela que durante a década de 1950, os dados apresentam um comportamento cíclico. Já na década de 1960, a variabilidade da CGM mostra-se muito pequena, quando comparada à década seguinte (1970), em que os valores aumentam substancialmente. Ao pesquisar as fontes de informação, descobriu-se que os dados de CGM passaram a ser medidos de maneira sistemática a partir de 1979, por meio de sensores a bordo de satélites (Nimbus-7 e *Defense Meteorological Satellite Program*, DMSP).

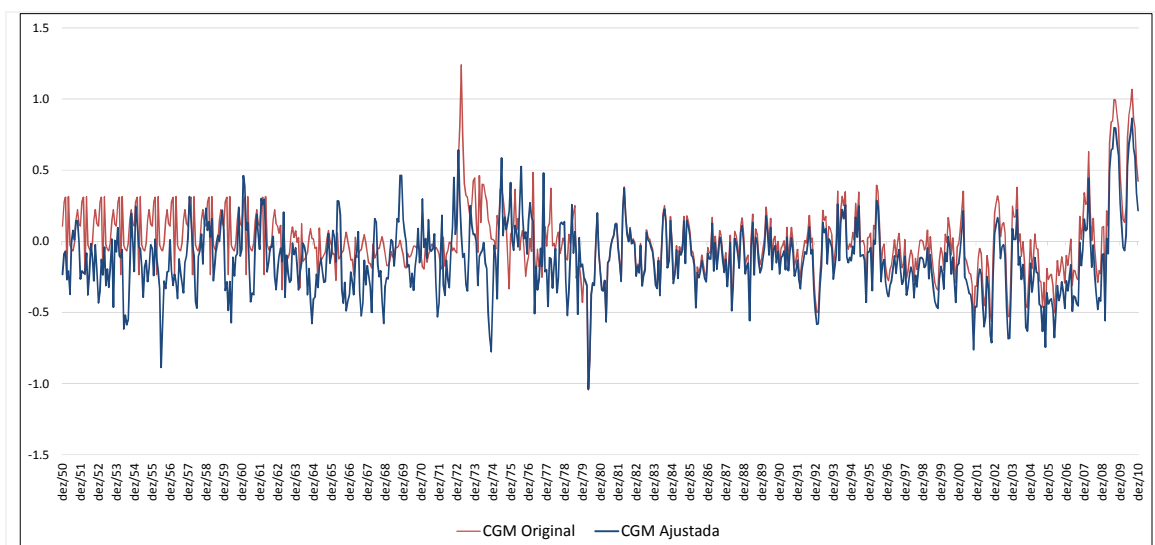


Figura 5.4: Série temporal das anomalias mensais de Concentração de Gelo Marinho Antártico original (linha vermelha) e ajustada (linha azul).

Por conta disso, os dados anteriores a Janeiro de 1980 foram desconsiderados e estimados através de Regressão Linear Múltipla, utilizando as anomalias de TSM. A seleção da área a ser utilizada para o cálculo da regressão foi feita com base no valor máximo de CGM entre 1980 e 2010, sendo esse valor registrado em Outubro de 2010 (Figura 5.5). Conforme é possível observar, a concentração máxima de gelo marinho não alcança a latitude 45°S (círculo interno da Figura 5.5), sendo este o valor limite estabelecido para a seleção das amostras de TSM. A análise considerou todos os pontos de grade de TSM ao sul de 45°S que continham valor numérico, dado que quando a área correspondente ao ponto de grade ‘congela’, o valor passa a ser nulo.

O modelo selecionado para a estimativa dos dados anteriores a 1980 teve um bom nível de ajuste ($R^2 = 0,736$), sendo que a série completa, estimada (1951-1979) e observada (1980-2010), apresentou uma leve tendência de aumento ao longo do período, que, no entanto, mostrou-se significativa ($R^2 = 0,429$; $p < 0,001$), sendo essa tendência removida. A Figura 5.4 mostra, além dos dados originais (linha vermelha), a série de anomalias de CGM Antártico ajustada (linha azul), com a estimativa dos dados anteriores a janeiro de 1980, bem como a remoção da tendência, sendo essa série ajustada, utilizada como variável preditora da CGM.

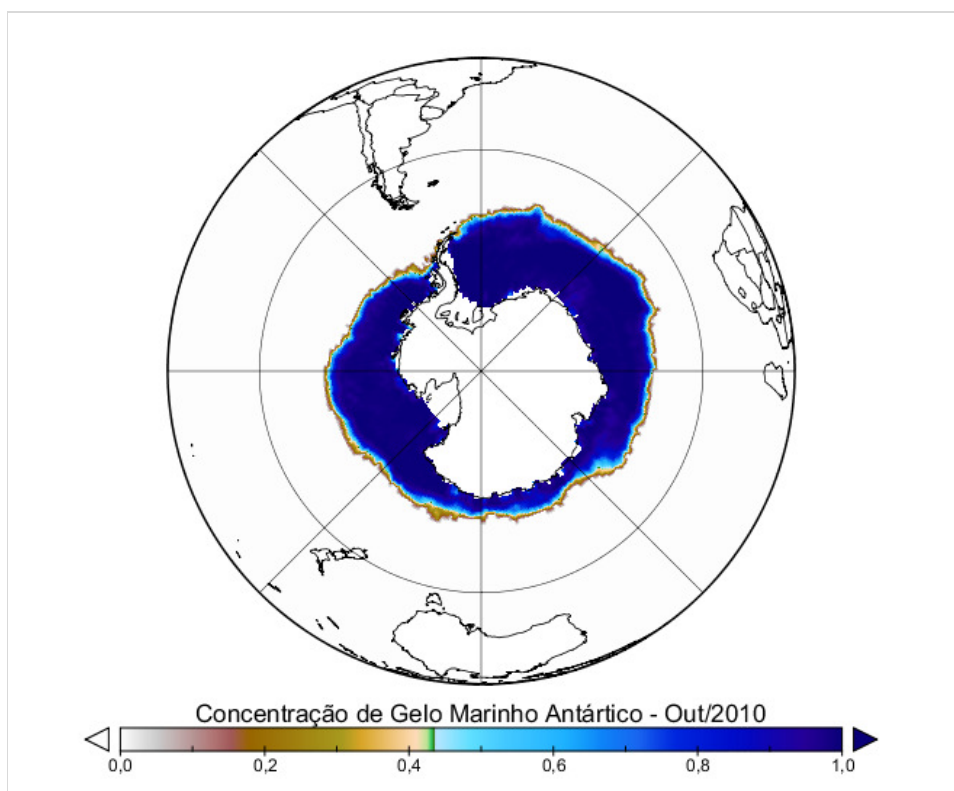


Figura 5.5: Concentração de Gelo Marinho Antártico em Outubro de 2010, valor máximo observado ao longo da série histórica (1980-2010).

5.3. Campos de superfície

Para os campos de superfície, foram calculadas anomalias mensais (Equação 3.1), correspondente à área geográfica das RH de precipitação e temperatura. A Figura 5.6 mostra as séries temporais de anomalias de mensais de UMS por RH, e a Figura 5.7 ilustra a mesma situação para o ALB. Destaca-se que foi observada tendência de aumento significativa ($p < 0,001$) da UMS em todas as séries e RH, enquanto que, para o ALB, a tendência ($p < 0,05$) foi verificada nas RH 2 e 4 de precipitação e RH 1 e 3 de temperatura. Em todas as referidas séries a tendência foi removida.

A análise visual dos gráficos das Figuras 5.6 e 5.7 revela que a variabilidade dos campos mostra-se relativamente alta no início da série, ao longo da década de 1950. Conforme Smith et al. (2008), isso se deve a incorporação das análises estendidas de temperatura próximo à superfície, usando métodos estatísticos e estimativa de erros.

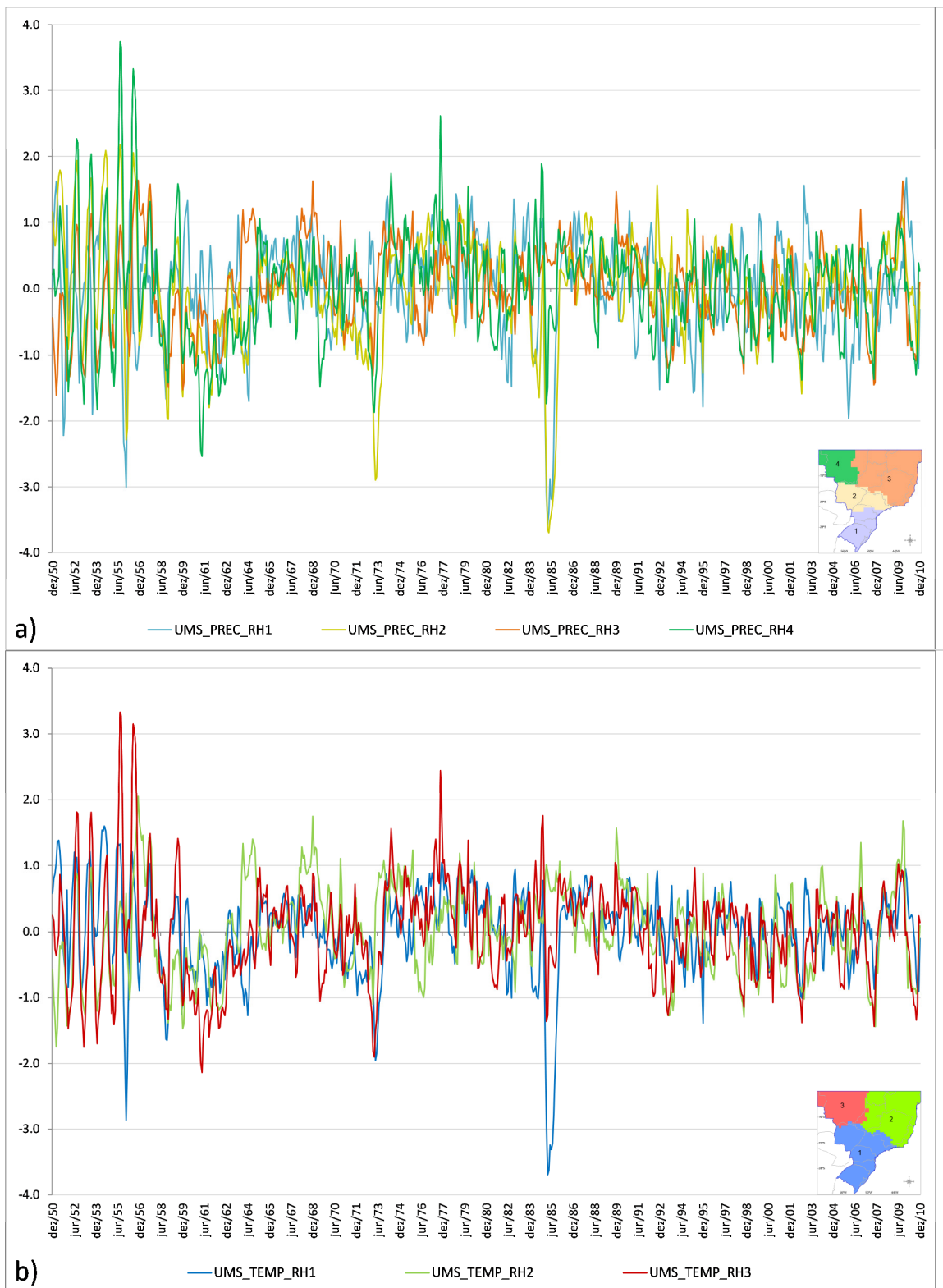


Figura 5.6: Séries temporais de anomalias de Umidade do Solo (UMS) por Região Homogênea (RH) de Precipitação (a) e Temperatura (b).

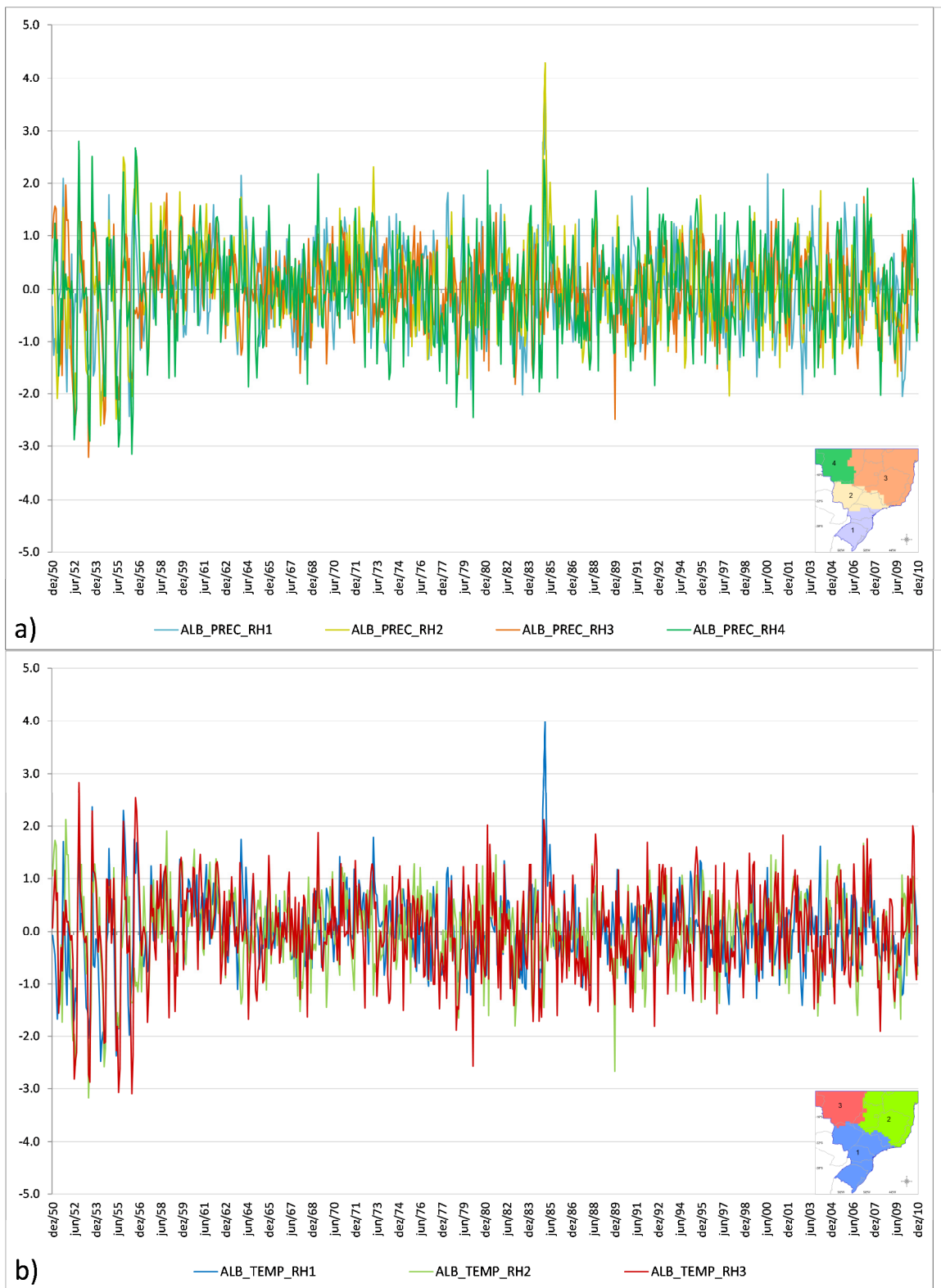


Figura 5.7: Séries temporais de anomalias de Albedo (ALB) por Região Homogênea (RH) de Precipitação (a) e Temperatura (b).

6 PREVISÃO CLIMÁTICA

A definição dos períodos a serem usados na previsão foi feita com base na análise climatológica dos valores de temperatura e precipitação para cada RH (seções 4.2.1.2 e 4.2.2.2, respectivamente). Para a precipitação foi selecionada a estação chuvosa e os dois meses mais chuvosos do ano, enquanto que, para a temperatura foram consideradas as situações extremas, ou seja, o mês/estação mais quente/frio. A Tabela 6.1 mostra os períodos selecionados para elaboração das previsões climáticas mensais e sazonais.

Tabela 6.1: Períodos selecionados para previsão climática mensal e sazonal.

Variável	Região	Mensal												Sazonal					
		Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	DJF	MAM	JJA	SON		
Precipitação	RH1	1C											2C			C			
	RH2	1C													2C	C			
	RH3	2C														1C	C		
	RH4	1C	2C														C		
Temperatura	RH1		Q							F						Q			F
	RH2		Q							F						Q			F
	RH3							F					Q						F
Preditor *		Dez	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	SON	DJF	MAM	JJA		

(*) Mês/estação anterior à previsão. Legenda: C – Estação chuvosa, 1C – Mês mais chuvoso, 2C – Segundo mês mais chuvoso, Q – Mês/estação mais quente, F – Mês/estação mais fria.

Para realização da previsão foram feitas simulações prévias para determinação dos parâmetros a serem utilizados na Análise Discriminante Linear (ADL). Esses parâmetros dizem respeito: 1) às medidas de distância utilizada no método *stepwise* para inclusão/remoção das variáveis (Lambda de Wilks [LW] e Distância de Mahalanobis [DM]), 2) ao número de variáveis preditoras utilizados na análise (entre 1/3 e 1/5 do número de observações, que correspondem a 12 e 20 variáveis, respectivamente), e 3) aos valores *F* de entrada e saída das variáveis para inclusão/remoção das variáveis. Com relação ao número de variáveis preditoras usadas na ADL, foi necessária uma pré-seleção, realizada através de correlação de Pearson dos valores numéricos das séries temporais dos preditores do mês/estação atual com as séries dos escores dos preditandos do mês/estação anterior, oriundos da ACP. Também foram avaliadas as correlações das variáveis preditoras entre si, excluindo da pré-seleção valores maiores que 0,51.

Além disso, os campos preditores com pouca coerência espacial na escala mensal ($\Omega 300$, UR700, ROL e CAP) foram analisados isoladamente, com o intuito de verificar a relevância dos mesmos na previsão. Para isso, foram testadas cinco situações distintas: 1) com todos os 14 campos (incluindo $\Omega 300$, UR700, ROL e CAP), 2) com 12 campos (excluindo $\Omega 300$ e UR700), 3) com 11 campos (excluindo $\Omega 300$, UR700 e ROL), 4) com 11 campos (excluindo $\Omega 300$, UR700 e CAP), e 5) com 10 campos (excluindo $\Omega 300$, UR700, ROL e CAP). Todas as simulações foram conduzidas para a Precipitação de Janeiro da RH1 e para a Temperatura de Julho da RH2.

Convém ressaltar a diferença entre campo preditor e variável preditora. O campo preditor diz respeito a um único campo que pode ser atmosférico, oceânico ou de superfície (ex.: TSM, PNM). Já a variável preditora corresponde a cada série temporal das componentes de um dado campo (1ª comp. de PNM, 2ª comp. de PNM, etc.).

Ao todo, foram realizadas 160 simulações diferentes contemplando todas as situações descritas anteriormente, de modo a definir os parâmetros mais adequados e o melhor conjunto de campos e variáveis preditoras. Nas simulações da AD foram avaliados os seguintes parâmetros: a) significância do *M de box* (> 5%), b) número de variáveis no modelo, c) variância da primeira função discriminante, d) Lambda de *Wilks* da primeira função discriminante, e) proporção correta da classificação original e, f) proporção correta da validação cruzada; sendo este último o principal critério de avaliação.

Os melhores resultados – maior índice de acertos na classificação cruzada – foram obtidos utilizando a DM, com 20 variáveis preditoras, e com valor de *F* de entrada/saída de 10-20%. De fato, a DM é preferível quando se está interessado no uso máximo das informações disponíveis em um processo *stepwise* (HAIR et al., 2010). Além disso, conforme Maroco (2003), o método é indicado quando as variáveis apresentam correlações significativas entre si, e existem mais de dois grupos a serem discriminados.

Com relação ao número de preditores, o uso de 20 variáveis corresponde a 1/3 das observações (60 anos), sendo o valor máximo indicado (HAIR et al., 2010). Além disso, notou-se que, em geral, acima de 20 variáveis, as correlações entre os valores numéricos do preditando e das variáveis preditoras deixam de ser significativas ($\alpha > 5\%$).

Os valores de F de entrada/saída de 10-20% são, de modo geral, menos restritivos que os valores usuais (5-10%), sendo recomendados quando se pretende considerar várias variáveis simultaneamente na análise. Em média, o número de variáveis no modelo com os parâmetros descritos ficou em torno de seis, o que corresponde a 10% dos casos.

A avaliação das correlações das variáveis preditoras entre si, excluindo da pré-seleção valores maiores que 0,5, mostrou que não há necessidade desta seleção prévia, dado que os resultados foram piores, quando comparado aos sem a análise. De fato, o próprio método *stepwise* realiza esta avaliação, pois após a entrada da 1ª variável, a 2ª que entra no modelo é a mais bem correlacionada com o preditando, e também a mais independente da anterior; a 3ª variável é a mais bem correlacionada com o preditando e mais independentes das duas anteriores, e assim sucessivamente.

Por fim, com relação à avaliação do potencial dos campos preditores para a previsão, notou-se que os melhores resultados foram obtidos com o uso de 11 campos, excluindo-se $\Omega 300$, UR700 e ROL. De fato, esses três campos foram os que apresentaram menor coerência espacial das RC na escala mensal entre os preditores atmosféricos (Figuras 5.1g, h, i), e revelaram o maior número de componentes relativo a 70% da variância acumulada (Tabela 5.1).

Diante de todas as considerações discutidas ao longo dessa seção, relativas às simulações realizadas, os parâmetros selecionados para a elaboração das previsões climáticas por meio da ADL foram os seguintes: 1) DM como medida de distância utilizada no método *stepwise* para inclusão/remoção das variáveis, 2) 20 variáveis preditoras selecionadas por meio de análise de correlação de Pearson entre os valores numéricos das séries temporais dos preditandos do mês/estação a ser previsto com as séries dos *scores* dos preditores do mês/estação anterior (as variáveis preditoras foram pré-selecionadas sem considerar a correlação entre si), 3) valores F de entrada/saída das variáveis de 10-20%. Em alguns casos, conforme os resultados, além do valor indicado, foram calculadas ainda duas situações, sendo uma mais restritiva (5-10%) e outra mais permissiva (20-50%). Por fim, os 11 campos utilizados para a previsão climática foram: Z850, Z700, Z500, Z250, PNM, T850, CAP, TSM (ATL e PAC), CGM, ALB e UMS.

6.1. Previsão Climática de Precipitação

Os principais parâmetros de avaliação da previsão climática de precipitação, para cada um dos períodos selecionados, são mostrados na Tabela 6.2. A seleção do modelo, diante das alterações dos valores de F de entrada/saída, procurou observar o seguinte: a) significância do M de box ($\alpha > 0,05$), b) número de variáveis do modelo igual ou inferior a seis (10% do número de casos), c) maior percentual de variância explicada pela primeira função (F1), d) maior proporção correta (PC) da classificação original e, e) da classificação cruzada, sendo esse último, o principal critério de avaliação.

Tabela 6.2: Principais parâmetros de avaliação dos modelos de previsão climática mensal e sazonal por meio de Análise Discriminante para a precipitação acumulada.

ID	Mês/ Est.	RH	F Entr./ Saída	M de box (sig.)	Nº vars. modelo	Nº campos modelo	Variância F1 (%)	Λ Wilks F1 (sig.)	PC Class. Original (%)	PC Class. Cruzada (%)
a)	Jan	1	10-20%	0,606	6	3	93,5	< 0,001	75	65
b)	Jan	2	5-10%	0,484	5	5	68,7	< 0,001	70	58,3
c)	Jan	3	10-20%	0,321	6	6	79,5	< 0,001	75	65
d)	Jan	4	10-20%	0,208	6	4	68,6	< 0,001	66,7	60
e)	Out	1	10-20%	0,223	5	3	76	< 0,001	70	65
f)	Dez	2	10-20%	0,315	4	3	80,1	< 0,001	65	60
g)	Dez	3	5-10%	0,642	5	2	78,4	< 0,001	73,3	68,3
h)	Fev	4	5-10%	0,765	5	3	84,7	< 0,001	65	58,3
i)	DJF	1	5-10%	0,021	6	6	79,7	< 0,001	66,7	63,3
j)	DJF	2	10-20%	0,013	6	4	94	< 0,001	66,7	58,3
k)	DJF	3	5-10%	0,874	5	3	91,7	< 0,001	70	61,7
l)	DJF	4	20-50%	0,236	6	4	78,1	< 0,001	66,7	58,3
			<i>Mín.</i>	0,013	4	2	68,6	-	65	58,3
			<i>Máx.</i>	0,874	6	6	94	-	75	68,3
			<i>Méd.</i>	0,392	5	4	81,1	-	69,2	61,8

A significância do M de box diz respeito à suposição de normalidade multivariada das matrizes das variáveis preditoras. Hair et al. (2010) destacam que dados que não atendem a esta suposição podem gerar problemas na estimação da função discriminante. A Tabela 6.2 mostra que a estatística foi aceitável na maioria dos casos ($\alpha > 0,05$), exceto nas RH 1 e 2 em DJF. Porém, Maroco (2003) ressalta que a AD é uma técnica robusta à violação desse pressuposto, desde que a dimensão do menor grupo seja maior ou igual ao número de variáveis, sendo essa condição atendida no presente trabalho.

Com relação ao número de variáveis, o mesmo se altera com a mudança dos valores de F de entrada/saída, pois maiores valores da estatística tendem a incluir mais variáveis, e vice-versa. Por esse motivo é que foram feitas simulações com diferentes valores de F . A seleção do número de variáveis a serem incluídas no modelo levou em consideração o maior percentual de acerto nas previsões, utilizando o menor número de variáveis. Como limiar de corte foi estabelecido o máximo de seis variáveis, que corresponde a 10% do número de casos (60 observações). Diante disso, os resultados da Tabela 6.2 revelam que o número médio de variáveis foi cinco, variando entre quatro e seis. Já o número médio de campos foi ligeiramente inferior (quatro), sendo a variabilidade maior (entre dois e seis). Convém ressaltar que o número de campos sempre será menor ou igual ao número de variáveis, dado que um campo pode conter uma ou mais variáveis.

O percentual de acertos da previsão, equivalente ao score PC, variou entre 65% e 75% na classificação original, e entre 58% e 68% na validação cruzada. Na média geral, os percentuais de acerto ficaram em 69,2% e 61,8%, respectivamente (Tabela 6.2). Esses resultados podem ser considerados bastante promissores, especialmente para as regiões Sudeste e Centro-Oeste do Brasil, locais onde a previsão climática apresenta os menores percentuais de acerto e o impacto de condições climáticas adversas é maior. Maiores detalhes sobre a avaliação dos resultados e a comparação com outros estudos será feito no próximo capítulo. As Tabelas com as probabilidades previstas para cada categoria encontram-se no Apêndice B1.

A variância da primeira função ($F1$) e o valor de Lambda de Wilks (Λ) correspondente mostrou que, para todos os períodos e RH, o valor foi significativo ($\alpha < 0,001$). Ambos os parâmetros correspondem ao poder discriminatório da primeira função. O percentual médio da variância de $F1$ foi de 81,1% (Tabela 6.2). A segunda função discriminante ($F2$) também foi significativa ($\alpha < 0,05$) em todos os casos (valores não mostrados). A Tabela 6.3 apresenta as variáveis incluídas no modelo e os respectivos coeficientes da primeira ($F1$) e segunda ($F2$) funções discriminantes. A importância relativa das variáveis do modelo será discutida a seguir, com base nos maiores valores, em módulo, dos coeficientes da $F1$, apenas. A Figura 6.1 ilustra a distribuição espacial das variáveis selecionadas, sendo as discussões a seguir, agrupadas por Região Homogênea.

Tabela 6.3: Variáveis e coeficientes da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes para previsão climática mensal e sazonal de precipitação por Região Homogênea.

Mês Saz.	RH	Variáveis e Coeficientes das Funções Discriminantes (*)							
a) Jan	1	vars.	const.	pnm_19	cap_27	cap_43	cap_47	tsm_atl_2	tsm_pac_3
		coef. F1	0,028	0,741	0,617	-0,498	0,462	-0,515	0,764
		coef. F2	0,018	0,261	-0,549	0,009	0,811	0,760	-0,061
b) Jan	2	vars.	const.	alb_pre2	t850_22	pnm_6	cap_18	tsm_pac_6	-
		coef. F1	-0,016	0,728	-0,614	0,494	-0,476	0,505	-
		coef. F2	-0,027	0,596	-0,127	-0,499	0,567	0,481	-
c) Jan	3	vars.	const.	t850_32	z500_11	z700_13	pnm_18	cap_43	ums_pre3
		coef. F1	-0,023	0,469	0,426	-0,193	0,393	0,831	-0,932
		coef. F2	0,022	0,174	0,910	-1,234	1,400	-0,478	-0,537
d) Jan	4	vars.	const.	t850_38	pnm_20	cap_16	cap_63	tsm_atl_17	tsm_pac_19
		coef. F1	-0,004	0,724	-0,506	0,473	-0,746	-0,251	0,652
		coef. F2	0,023	0,838	-0,777	-0,479	0,139	0,699	0,333
e) Out	1	vars.	const.	z700_5	z250_1	tsm_atl_11	tsm_pac_3	tsm_pac_6	-
		coef. F1	-0,004	0,327	0,680	-0,598	-0,491	0,207	-
		coef. F2	0,000	0,739	-0,661	0,661	-0,583	0,701	-
f) Dez	2	vars.	const.	t850_37	ums_pre3	t850_22	z850_1	-	-
		coef. F1	0,006	0,625	1,059	-0,615	-0,035	-	-
		coef. F2	-0,005	0,099	-0,088	0,151	1,050	-	-
g) Dez	3	vars.	const.	z500_16	cap_16	cap_31	cap_47	cap_59	-
		coef. F1	0,004	0,635	0,603	-0,498	0,579	-0,555	-
		coef. F2	0,000	0,411	0,492	-0,542	-0,429	0,851	-
h) Fev	4	vars.	const.	z500_2	tsm_atl_3	tsm_pac_20	tsm_atl_23	z850_6	-
		coef. F1	0,004	0,462	0,492	0,680	-0,560	-0,223	-
		coef. F2	0,003	0,645	-0,348	0,291	0,185	0,929	-
i) DJF	1	vars.	const.	t850_30	z250_3	z500_14	pnm_16	cap_57	tsm_pac_22
		coef. F1	-0,028	0,815	1,075	-1,951	1,810	0,815	0,750
		coef. F2	0,007	0,102	0,526	0,916	0,668	-0,909	-0,324
j) DJF	2	vars.	const.	t850_32	t850_39	z700_8	pnm_17	cap_25	cap_27
		coef. F1	0,014	1,330	1,110	-0,825	1,669	1,812	-0,610
		coef. F2	0,019	0,330	1,536	0,726	0,879	-0,281	0,051
k) DJF	3	vars.	const.	t850_25	z850_9	z850_10	pnm_1	pnm_2	-
		coef. F1	-0,039	-0,752	1,066	-1,213	1,216	0,332	-
		coef. F2	0,055	-0,029	-0,463	0,744	-0,221	1,091	-
l) DJF	4	vars.	const.	z700_15	z850_7	cap_24	cap_58	tsm_pac_7	tsm_pac_17
		coef. F1	-0,012	0,149	0,932	-0,043	-0,672	0,764	-0,751
		coef. F2	0,009	0,980	0,357	-1,404	0,614	-0,203	0,120

(*) Destacados em vermelho o maior coeficiente e em azul o segundo maior (ambos em módulo) da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes.

Na RH1, no mês de Janeiro, o maior coeficiente de F1 foi para variável TSM_PAC_3, seguido pela PNM_19, ambas situadas no Pacífico, ao redor do continente australiano. Já as variáveis CAP_27 e TSM_ATL_2, localizadas no Atlântico, também mostram relativa importância, com coeficientes superiores a |0,5| (Tabela 6.3a; Figura 6.1a). No mês de outubro, a principal variável da primeira função é Z250_1, que representa a posição climatológica da ZCIT em altos níveis, ao longo do ano. De maneira geral, as RC com grande extensão refletem a variabilidade conjunta da variável no tempo, conforme discutido na seção 5.1, para o caso da componente Antártica em baixos níveis. Em seguida, observou-se a TSM_ATL_11, sendo essa RC localizada no Atlântico, à sudeste da RH1. Em terceiro lugar, aparece novamente a TSM_PAC_3, que também se revelou significativa, com coeficiente próximo de |0,5| (Tabela 6.3e; Figura 6.1e). No período de verão (DJF), a principal variável preditora da RH1 foi Z500_14, seguida pela PNM_16, sendo ambas localizadas na mesma área, ao sul do continente Africano. Em terceiro e quarto lugar observou-se as variáveis Z250_3 e T850_30, situadas na periferia da Antártica, e na costa brasileira, respectivamente (Tabela 6.3i; Figura 6.1i).

Para a RH2 em Janeiro, o Albedo da própria região (ALB_RH2) foi a principal variável preditora. Convém ressaltar que a mesma variável também foi a mais importante da F2. Em seguida, as demais variáveis significativas da primeira função foram T850_22, localizada sobre a região do Mar de Ross da Antártica; e TSM_PAC_6, situada na costa oeste do continente sul-americano (Tabela 6.3b; Figura 6.1b). Em Dezembro, a principal variável preditora da RH2 foi novamente uma variável de superfície (UMS_RH3), seguida pelas variáveis T850_37 e T850_22, sendo ambas localizadas na periferia da Antártica. Ressalta-se ainda que a quarta variável do referido mês (Z850_1), embora tenha apresentado um coeficiente relativamente baixo na primeira função, foi o mais significativo na F2, sendo essa variável também localizada na Antártica (Tabela 6.3f; Figura 6.1f). Na análise sazonal para o período de DJF da RH2, os dois maiores coeficientes foram para CAP_25 e PNM_19, sendo ambas as RC situadas no interior do continente africano. As duas variáveis a seguir correspondem ao campo de Temperatura do ar em 850 mb, sendo uma localizada a leste da Austrália (T850_32), e a outra (T850_39) situada também no interior da África (Tabela 6.3j; Figura 6.1j).

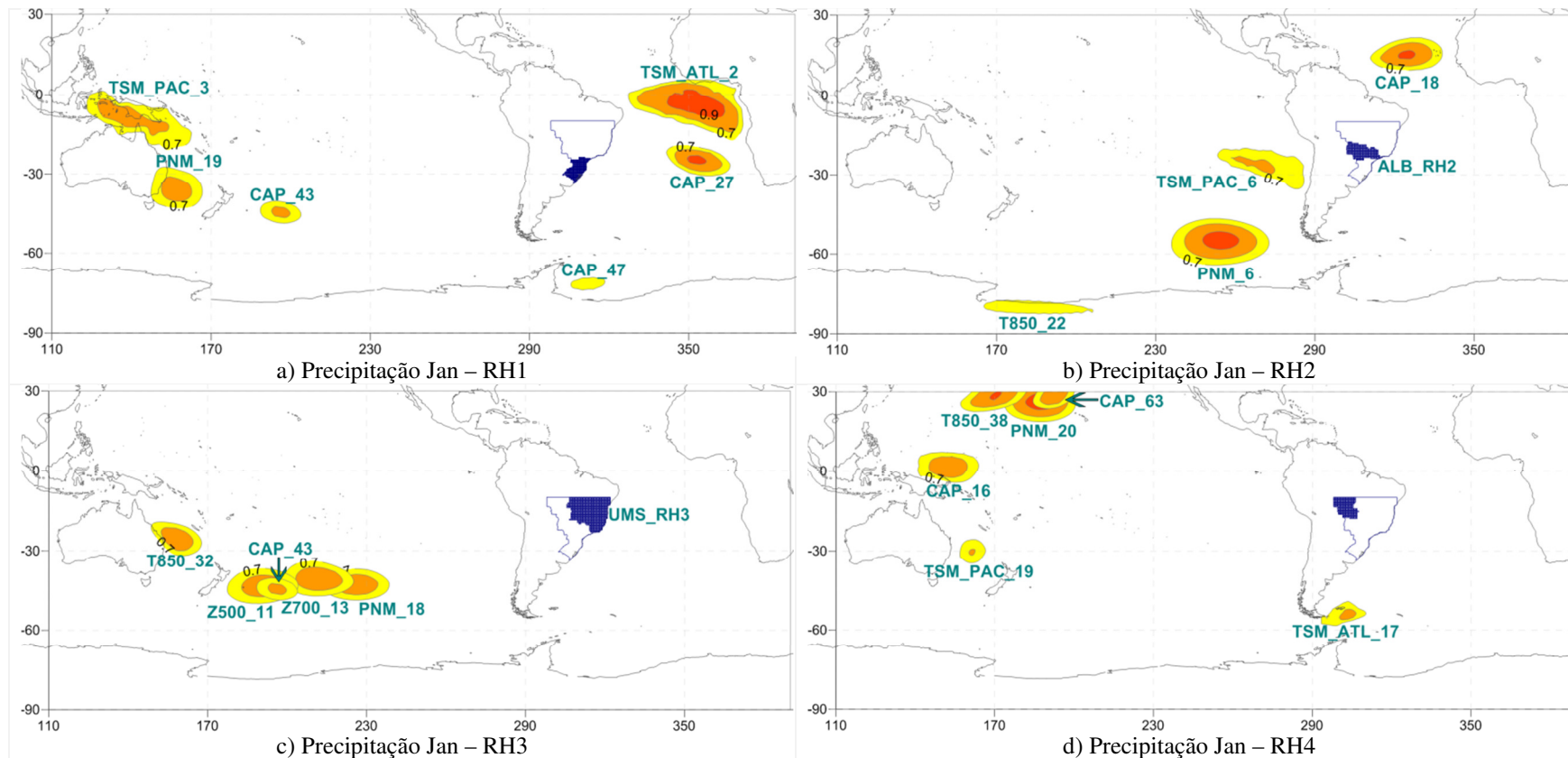


Figura 6.1:

Continua...

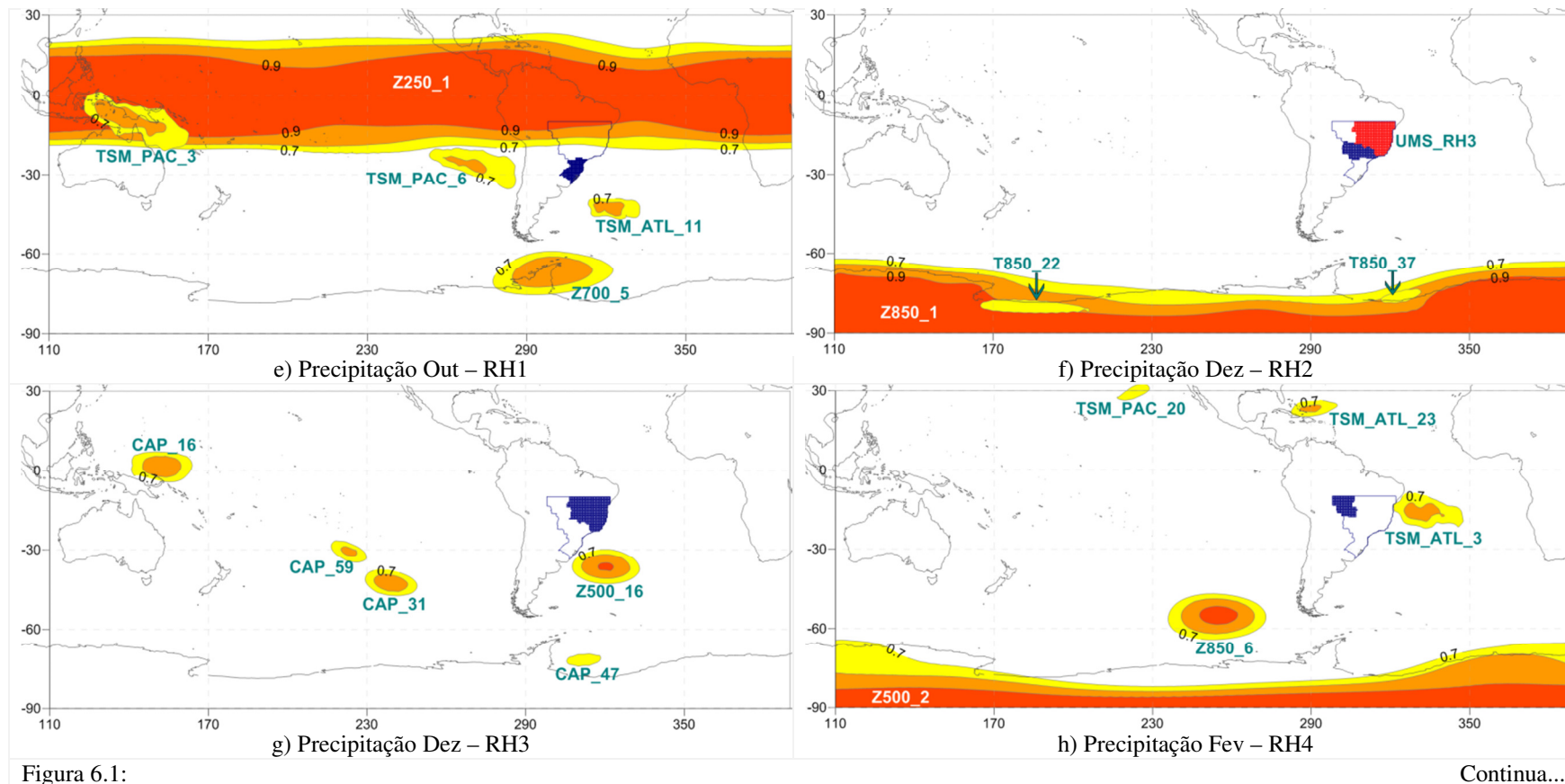


Figura 6.1:

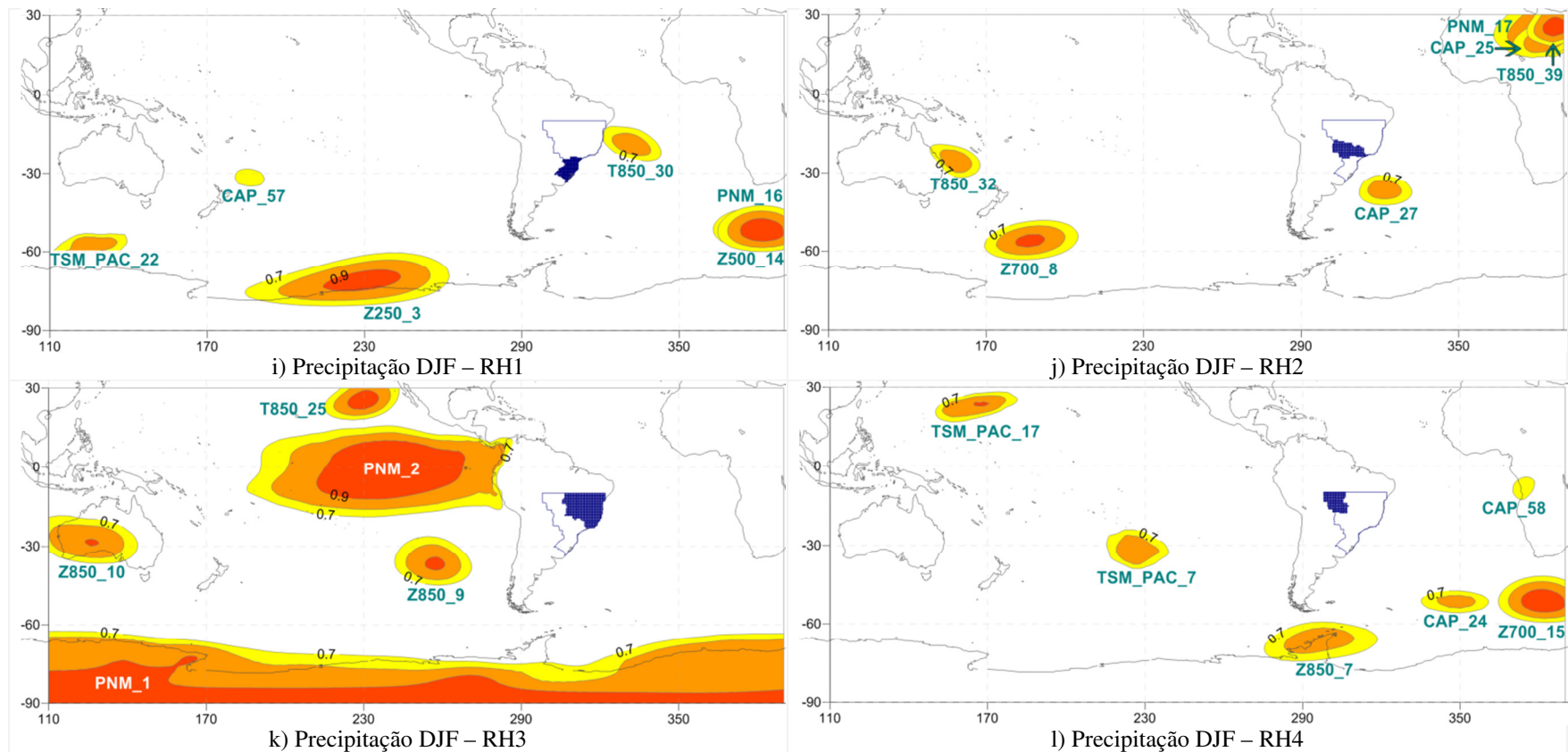


Figura 6.1: Regiões-Chave (RC) selecionadas pela Análise Discriminante (AD), que representam as variáveis preditoras da precipitação mensal acumulada para os períodos mensal e sazonal das Regiões Homogêneas (RH) identificadas. A sigla corresponde ao campo, enquanto o número que segue indica a componente.

A análise da previsão para a precipitação de Janeiro da RH3 mostrou que o principal preditor foi a umidade do solo da própria região (UMS_RH3), seguido pela CAP_43. Convém ressaltar que, com exceção da primeira, todas as demais variáveis (CAP_43, T850_32, Z500_11, PNM_18 e Z700_13) localizam-se ao longo do setor centro-sul do Oceano Pacífico, entre 30° e 60° de latitude Sul (Tabela 6.3c; Figura 6.1c). Em Dezembro, a variável Z500_16 situada a sudeste da RH3, no Atlântico, se destaca, seguida por quatro RC de Conteúdo de Água Precipitável, localizadas na Antártica (CAP_47), e nos setores leste (CAP_16) e central do Pacífico (CAP_31 e CAP_59) (Tabela 6.3g; Figura 6.1g). No período de verão (DJF), a Pressão ao Nível do Mar no continente Antártico (PNM_1), aparece como a principal variável preditora da RH3, seguido por duas RC de Altura Geopotencial em 850 mb (Z850_10 e Z850_9). Além disso, observa-se ainda a região do fenômeno ENOS e adjacências, representada pelas variáveis T850_25 e PNM_2, sendo essa última, a área clássica de ocorrência do evento, situada no Pacífico Equatorial (Tabela 6.3k; Figura 6.1k).

Na RH4, no mês de Janeiro, a região do Pacífico, ao redor de 30°N, tem influência significativa na precipitação da RH, dado que, das quatro variáveis mais importantes, três localizam-se nesta área (CAP_63, T850_38 e PNM_20). Além disso, as variáveis TSM_PAC_19 e CAP_16, também situadas no Pacífico, ao redor do continente australiano, também influenciam na precipitação da região (Tabela 6.3d; Figura 6.1d). Em Fevereiro, a TSM do Atlântico e Pacífico no Hemisfério Norte, ao redor de 30°N, aparecem como as principais variáveis preditoras (TSM_PAC_20 e TSM_ATL_23), seguido pela TSM ATL_3, sendo esta última localizada na costa nordeste brasileira. Além disso, as variáveis de Altura Geopotencial (Z500_2 e Z850_6), localizadas na região Antártica e adjacências, também mostraram relativa importância como preditoras da precipitação da RH4 (Tabela 6.3h; Figura 6.1h). Por fim, para o período de DJF, a principal variável (Z850_7), localiza-se sobre a península Antártica, seguida pela TSM_PAC_7, situada em torno de 30°S. As demais variáveis que se mostraram relevantes para a precipitação da região no período de verão foram TSM_PAC_17 e CAP_58, sendo essas últimas localizadas relativamente distantes da Região Homogênea de precipitação (Tabela 6.3l; Figura 6.1l).

6.1.1. Possíveis Mecanismos de Teleconexão associados à Precipitação

As análises essencialmente empíricas, como as utilizadas no presente estudo, nem sempre refletem os aspectos físicos envolvidos nos processos atmosféricos. No entanto, a partir da observação dos campos e variáveis que se repetem em diferentes análises, e a comparação com outros estudos, é possível inferir algumas possíveis teleconexões entre os preditores e predictandos. Essas teleconexões, se bem compreendidas, podem permitir o aprimoramento dos modelos de previsão climática, empíricos e numéricos.

Com relação à participação dos campos preditores, a Altura Geopotencial em diferentes níveis (Z850, Z700, Z500 e Z250) totalizou 23% das variáveis predictoras, enquanto a PNM correspondeu a 12%. Ambos os campos relacionados à pressão atmosférica, somados, superam $\frac{1}{3}$ das variáveis predictoras. De maneira geral, as variáveis aparecem em três regiões: no Equador (Figura 6.1e, Figura 6.1k), em latitudes médias ao redor de 60°S (Figura 6.1b, Figura 6.1c, Figura 6.1h, Figura 6.1i, Figura 6.1j), e no continente Antártico e adjacências (Figura 6.1f, Figura 6.1h, Figura 6.1i, Figura 6.1k, Figura 6.1l).

O campo de CAP obteve o maior percentual, individualmente, que corresponde a 25% do total de variáveis selecionadas na Análise Discriminante. Embora tenha apresentado uma coerência espacial intermediária na escala mensal (Figura 5.1j), os resultados indicam que o referido campo foi o segundo principal preditor de precipitação. Evidentemente que algumas conexões remotas podem sugerir apenas uma casualidade estatística. Porém, em alguns casos, o CAP aparece em locais próximos à região (Figura 6.1j), ou associado a outras variáveis em regiões do planeta em que esta conexão é sugerida através de trens de ondas (Figura 6.1c).

A TSM dos oceanos Atlântico e Pacífico, variável mais comumente usada em modelos empíricos de previsão climática (MOURA; SHUKLA, 1981; NOBRE; SHUKLA, 1996; DIAZ et al., 1998; PEZZI et al., 2000; COELHO et al., 2002), aparece em terceiro lugar, com 22% do total de variáveis. O número de variáveis do Pacífico corresponde a quase o dobro do Atlântico (nove vs. cinco). Entre as variáveis oceânicas, destaca-se a TSM_PAC_3 (Figura 6.1a, Figura 6.1e) e TSM_PAC_6 (Figura 6.1b, Figura 6.1e), que foram significativas para as RH 1 e 2.

Embora a CGM não tenha sido selecionada nas análises de precipitação, a circulação atmosférica no continente Antártico e nas suas adjacências, mostrou uma importância considerável para a previsibilidade em todas as RH. Entre as variáveis selecionadas na AD, destacam-se Z700_5 e Z850_7 na Península Antártica (Figura 6.1e, Figura 6.1i); CAP_47 no Mar de Wedell (Figura 6.1a, Figura 6.1g), Z250_3 no mar de Amundsen (Figura 6.1i) e T850_22, T850_37, Z850_1, PNM_1 e Z250_2 no interior do continente (Figura 6.1b, Figura 6.1f, Figura 6.1h, Figura 6.1k). De fato, a influência da Antártica na variabilidade climática da América do Sul já havia sido investigada por estudos, como os de Silvestri e Vera (2003), e Sansigolo (2010), que encontraram correlações entre o Índice de Oscilação Antártica e as anomalias de precipitação no Sul do Brasil.

Com relação às variáveis de superfície, embora as mesmas tenham totalizado apenas 5% dos preditores, tiveram um papel relevante nas ocasiões em que foram selecionadas. Para a RH2, o Albedo da própria região (Figura 6.1b) e a Umidade do Solo da RH3 (Figura 6.1f), foram as variáveis preditoras mais importantes em Janeiro e Dezembro, respectivamente. Já para a RH3, a UMS da própria região também aparece como principal preditora em Janeiro (Figura 6.1c). Esse resultado reflete o papel, tanto da umidade, quanto da cobertura do solo, como potencial preditor da precipitação, conforme já indicavam estudos como os de Namias (1989) e Grimm et al. (2007), sendo que esse último, destaca o papel da umidade do solo especificamente para a Região Sudeste do Brasil.

Convém ressaltar que, para a previsão de precipitação, as variáveis situadas na área de ocorrência do fenômeno ENOS foram observadas em uma única situação (PNM_2), na previsão sazonal de DJF da RH3. O referido fenômeno é frequentemente citado como a principal fonte de variabilidade interanual de precipitação (GRIMM, 2009b). No entanto, a autora destaca que o impacto do ENOS na precipitação é mais forte na primavera sobre a Região Sul do Brasil, situação essa não analisada no presente estudo. No período de verão, Grimm (2009b) ressalta que o modo de variabilidade associado ao ENOS impacta a região centro-leste do Brasil, que corresponde essencialmente a RH3, o que corrobora os resultados encontrados na presente investigação (Figura 6.1k).

6.2. Previsão Climática de Temperatura

A Tabela 6.4 mostra os parâmetros de avaliação da previsão climática de temperatura média, em cada um dos períodos e RH selecionados. A significância do *M* de box foi aceitável em todos os casos ($\alpha > 0,05$), o que supõe a normalidade multivariada das matrizes das variáveis preditoras. Com relação ao número de variáveis e campos, o valor médio ficou em cinco e quatro, respectivamente. O valor mínimo observado foi de três para ambos, enquanto o máximo ficou seis variáveis e cinco campos. As Tabelas com as probabilidades previstas para cada categoria encontram-se no Apêndice B2.

Tabela 6.4: Principais parâmetros de avaliação dos modelos de previsão climática mensal e sazonal por meio de Análise Discriminante para a temperatura média.

ID	Mês/ Est.	RH	F Entr./ Saída	M de box (sig)	Nº vars modelo	Nº campos modelo	Variância F1 (%)	Λ Wilks F1 (sig.)	PC Class. original(%)	PC Class. cruzada(%)
a)	Fev	1	20-50%	0,433	4	3	70,5	0,001	62,7	52,5
b)	Fev	2	5-10%	0,054	4	4	67,6	< 0,001	69,5	64,4
c)	Out	3	20-50%	0,604	5	4	87,4	< 0,001	67,8	62,7
d)	Jul	1	10-20%	0,139	6	5	78,8	< 0,001	69,5	59,3
e)	Jul	2	10-20%	0,788	6	3	63,4	< 0,001	66,1	62,7
f)	Jun	3	10-20%	0,503	5	4	74,2	< 0,001	71,2	61
g)	DJF	1	10-20%	0,525	5	3	64,5	< 0,001	72,9	67,8
h)	DJF	2	20-50%	0,941	4	3	86,5	< 0,001	64,4	61
i)	SON	3	10-20%	0,386	6	5	94,9	< 0,001	62,7	55,9
j)	JJA	1	10-20%	0,785	3	3	85,8	0,003	62,7	59,3
k)	JJA	2	20-50%	0,397	6	4	87,6	< 0,001	76,3	64,4
l)	JJA	3	10-20%	0,419	5	4	97,2	< 0,001	78	72,9
			<i>Mín.</i>	0,054	3	3	63,4	-	62,7	52,5
			<i>Máx.</i>	0,941	6	5	97,2	-	78	72,9
			<i>Méd.</i>	0,498	5	4	79,9	-	68,7	62,0

A variância de F1 e a significância do Λ de Wilks, mostrou que, para todos os casos, o valor foi aceitável ($\alpha < 0,003$), sendo o percentual médio da variância de 79,9%, oscilando entre 63,4% e 97,2% (Tabela 6.4). Com relação ao percentual de acertos, os escores variaram entre 62,7% e 78% na classificação original, e entre 52,5% e 72,9% na validação cruzada. Na média geral, os percentuais de acerto ficaram em 68,7% e 62%, respectivamente (Tabela 6.4), sendo muito semelhantes aos resultados encontrados para a precipitação (Tabela 6.2).

Na RH1, a análise das previsões climáticas mensais mostra que, no mês de Fevereiro, a região Antártica desempenhou um importante papel, com as variáveis CGM e CAP_8 ocupando a primeira e segunda posição, respectivamente, ambas em torno do continente (Tabela 6.5a, Figura 6.2a). Convém ressaltar que o coeficiente de CGM foi cerca de quatro ordens de grandeza superior ao da segunda variável (CAP_8), e que foi também a mais importante na segunda função. As demais variáveis, situadas ao longo do Equador (CAP_34 e Z250_1), aparecem a seguir com coeficientes menores que 10,5%. Em Julho, os maiores coeficientes da RH1 foram para as variáveis PNM_8 e T850_19, ambas localizadas no Atlântico. As demais variáveis (T850_9, Z250_11, Z850_8 e TSM_PAC_16) obtiveram coeficientes superiores a 10,5%. (Tabela 6.5d, Figura 6.2d).

A análise sazonal da RH1, referente ao período mais quente, que corresponde a DJF, mostrou que as principais variáveis preditoras foram T850_1 e CAP_2, sendo que ambas localizam-se no oceano Pacífico Equatorial, na região de ocorrência do ENOS. Em seguida, as variáveis de Temperatura do ar em 850 mb (T850_6 e T850_30) mostraram-se relativamente importantes, sendo essas situadas no continente Antártico (T850_6) e na costa da região nordeste do Brasil (T850_30) (Tabela 6.5g, Figura 6.2g). No período de inverno (JJA), a RH1 registrou apenas três variáveis preditoras, sendo que as duas mais importantes (Z500_4 e PNM_7) localizam-se na região Antártica e suas adjacências (Tabela 6.5j, Figura 6.2j).

Para a RH2, a análise mensal mostra que, para o mês mais quente (Fevereiro), a principal variável foi a TSM ao longo da costa da própria região (TSM_ATL_3), seguida pela Z250_1, que corresponde à posição climatológica da ZCIT em altos níveis. As demais variáveis também foram relevantes para a previsão, com coeficientes muito próximos a 10,5%, sendo essas localizadas no extremo sul da América do Sul (PNM_15) e no Pacífico Sul, em torno de 60°S, nas proximidades do Mar de Ross, na Antártica (Tabela 6.5b, Figura 6.2b). Com relação ao mês mais frio (Julho), a principal variável preditora da RH2 foi a TSM_PAC_1, que corresponde à região do fenômeno ENOS, seguidas pela CAP_34 e T850_1, também localizadas na mesma região. Também se destacam as variáveis T850_5 e TSM_ATL_3, localizadas na periferia da Antártica e na costa da leste do litoral brasileiro, respectivamente (Tabela 6.5e, Figura 6.2e).

Tabela 6.5: Variáveis e coeficientes da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes para previsão climática mensal e sazonal de temperatura por Região Homogênea.

Mês Saz.	RH	Variáveis e Coeficientes das Funções Discriminantes (*)							
a) Fev	1	vars.	const.	z250_1	cgm	cap_8	cap_34	-	-
		coef. F1	0,399	0,164	3,173	0,680	0,469	-	-
		coef. F2	-0,257	0,928	-2,286	0,407	-0,598	-	-
b) Fev	2	Vars.	const.	z250_1	z850_5	pnm_15	tsm_atl_3	-	-
		coef. F1	0,027	0,633	-0,476	-0,492	0,813	-	-
		coef. F2	0,032	0,658	0,625	-0,642	-0,667	-	-
c) Out	3	vars.	const.	z500_1	z700_11	tsm_pac_3	tsm_pac_11	pnm_1	-
		coef. F1	-0,009	0,382	0,584	-0,406	0,566	0,538	-
		coef. F2	0,046	0,844	-0,638	0,705	0,357	-0,168	-
d) Jul	1	vars.	const.	t850_9	t850_19	z250_11	z850_8	pnm_8	tsm_pac_16
		coef. F1	0,015	-0,605	0,642	0,595	-0,589	1,316	-0,537
		coef. F2	-0,002	0,123	0,622	-0,240	-7,981	7,849	0,048
e) Jul	2	vars.	const.	t850_1	t850_5	cap_34	cap_41	tsm_atl_3	tsm_pac_1
		coef. F1	0,046	-0,451	0,467	0,827	0,282	0,360	0,904
		coef. F2	-0,038	1,143	0,353	-0,706	0,603	0,452	-1,516
f) Jun	3	vars.	const.	t850_23	pnm_10	cap_2	cap_28	tsm_atl_2	-
		coef. F1	-0,017	0,825	-0,493	0,488	0,398	-0,404	-
		coef. F2	0,051	-0,087	-0,321	1,456	-1,217	0,740	-
g) DJF	1	vars.	const.	t850_1	t850_6	t850_30	cap_2	tsm_atl_19	-
		coef. F1	0,008	1,903	-0,809	1,061	-1,598	-0,157	-
		coef. F2	-0,035	-0,676	0,555	0,054	1,614	-1,456	-
h) DJF	2	vars.	const.	t850_30	z250_1	tsm_atl_9	tsm_pac_19	-	-
		coef. F1	0,028	0,577	0,784	0,679	0,618	-	-
		coef. F2	-0,031	0,434	-0,366	0,753	-0,708	-	-
i) SON	3	vars.	const.	t850_4	z250_1	pnm_3	cap_10	tsm_pac_13	tsm_pac_17
		coef. F1	0,000	0,875	0,925	-0,606	0,825	0,306	0,592
		coef. F2	-0,033	-0,467	-0,811	0,137	0,315	1,143	0,099
j) JJA	1	vars.	const.	z500_4	pnm_7	tsm_atl_13	-	-	-
		coef. F1	0,002	1,175	-0,720	0,622	-	-	-
		coef. F2	-0,030	0,271	1,172	0,721	-	-	-
k) JJA	2	vars.	const.	t850_5	t850_21	pnm_2	cap_4	cap_28	tsm_pac_15
		coef. F1	-0,020	-0,922	0,426	1,110	1,175	-1,217	-0,095
		coef. F2	-0,014	-0,057	-0,989	0,327	1,523	-0,279	0,738
l) JJA	3	vars.	const.	t850_11	t850_23	z500_4	pnm_2	tsm_pac_22	-
		coef. F1	0,008	1,390	0,717	0,623	-1,137	-0,797	-
		coef. F2	0,002	-0,124	0,379	1,304	0,771	0,422	-

(*) Destacados em vermelho o maior coeficiente e em azul o segundo maior (ambos em módulo) da primeira (F1) e segunda (F2) funções discriminantes.

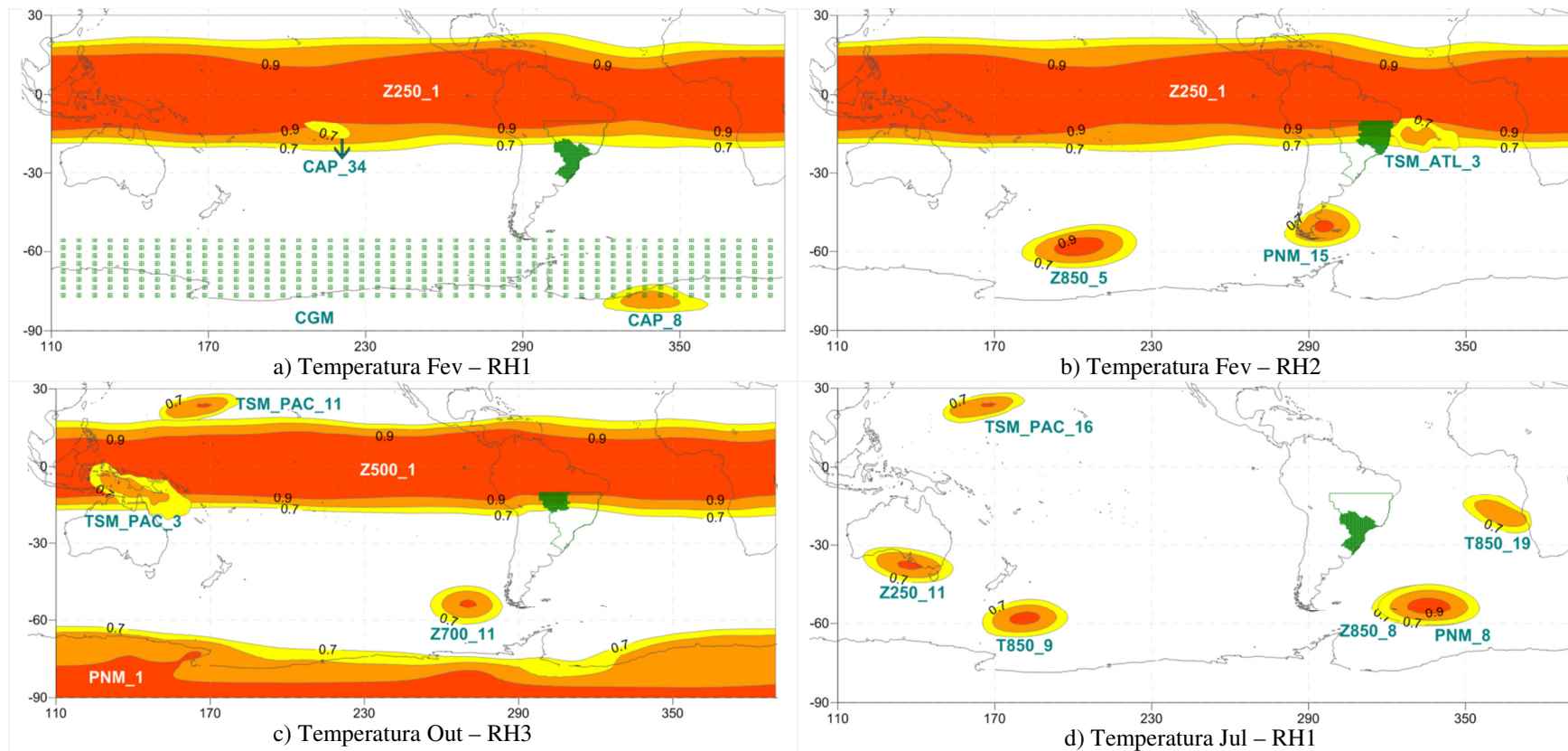


Figura 6.2:

Continua...

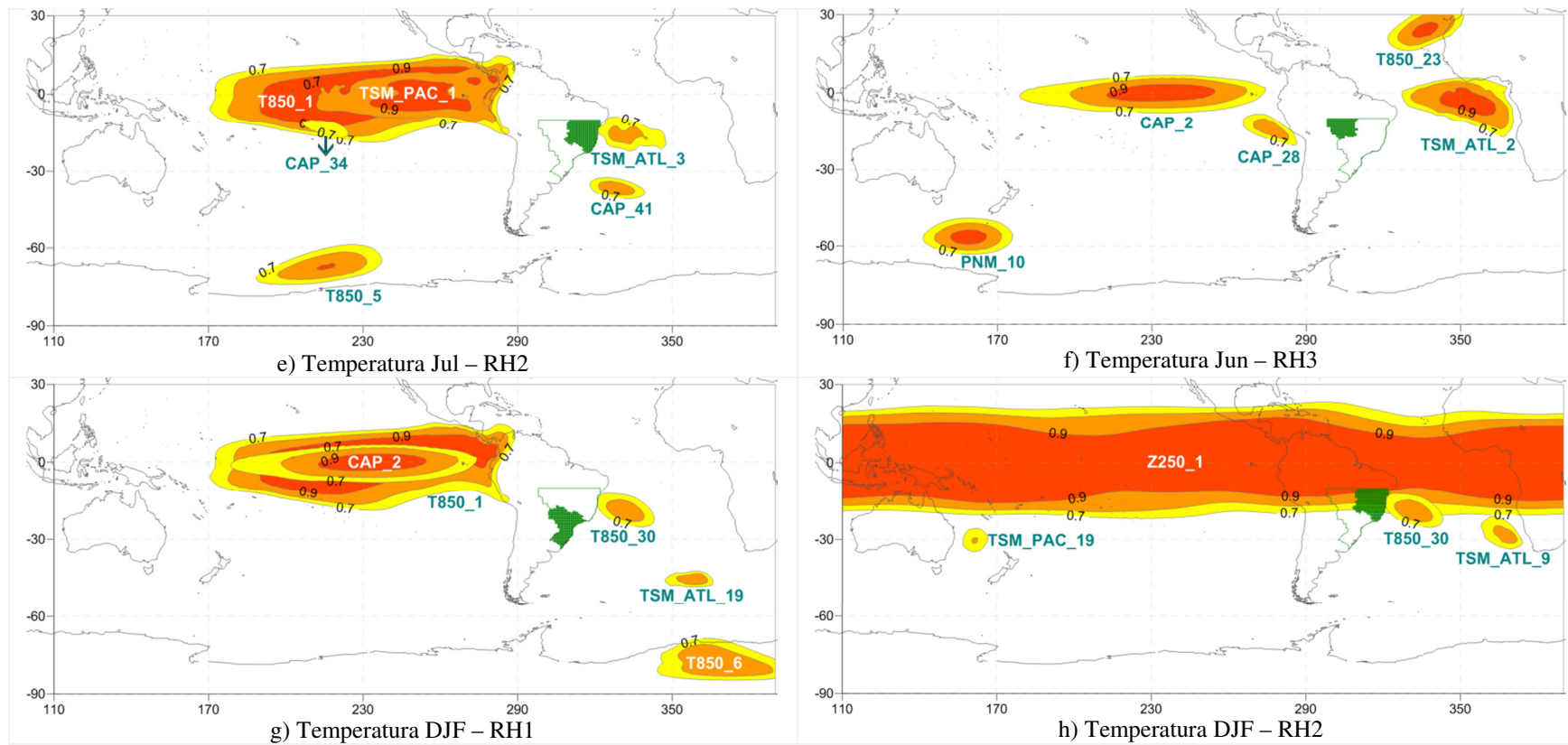


Figura 6.2:

Continua...

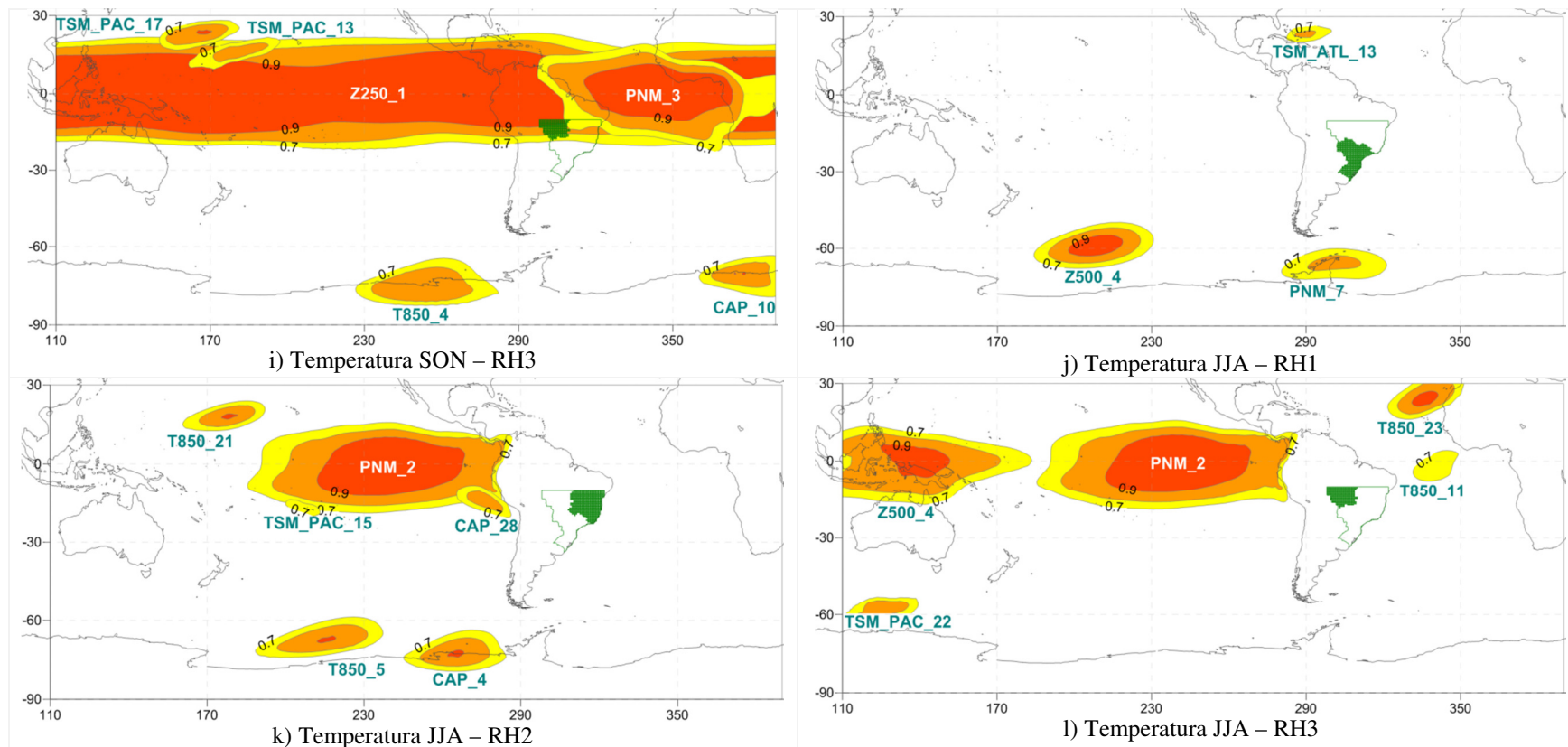


Figura 6.2: Regiões-Chave (RC) selecionadas pela Análise Discriminante (AD), que representam as variáveis predictoras da temperatura média mensal para os períodos mensal e sazonal das Regiões Homogêneas (RH) identificadas. A sigla corresponde ao campo, enquanto o número que segue indica a componente.

No verão (DJF), a principal variável preditora de temperatura média da RH2 foi a circulação em altos níveis no Equador (Z250_1), seguida pela TSM do Atlântico na costa da Africana (TSM_ATL_9). As demais variáveis, TSM_PAC_19 e T850_30, também foram relevantes para o modelo, sendo essa última localizada ao longo da costa nas adjacências da própria RH (Tabela 6.5h, Figura 6.2h). No período de inverno (JJA), as condições na região do ENOS (CAP_28 e PNM_2) e na Antártica (CAP_4 e T850_5) foram as mais relevantes para a previsão da RH2, sendo que todas as variáveis predictoras identificadas pela Análise Discriminante localizam-se no Oceano Pacífico (Tabela 6.5k, Figura 6.2k).

Para a RH3 em Outubro, mês mais quente, as principais variáveis selecionadas pela AD situam-se na Antártica e suas adjacências (Z700_11 e PNM_1), e ao longo do Equador (TSM_PAC_11, TSM_PAC_3 e Z500_1), sendo que as duas últimas exibiram coeficientes inferiores a $|0,5|$, relativos à primeira função (Tabela 6.5c, Figura 6.2c). Já para o mês mais frio (Junho), as principais variáveis (T850_23 e PNM_10) parecem exercer uma influência bastante remota, devido à sua localização, dado que a primeira aparece na costa noroeste Africana (T850_23) e a segunda em torno de 186°E , próxima da Antártica. As demais variáveis (CAP_2, TSM_ATL_2 e CAP_28) exibiram coeficientes inferiores a $|0,5|$ (Tabela 6.5f, Figura 6.2f).

Por fim, a análise das previsões sazonais para a RH3 mostra que, na primavera (SON), estação do ano mais quente na região, mostrou que as principais variáveis predictoras foram Z250_1 no Equador, e T850_4 e CAP_10, sendo essas últimas na periferia Antártica. Além disso, a PNM_3, localizada no Atlântico Equatorial também foi relevante. (Tabela 6.5i, Figura 6.2i). Para o período de inverno (JJA) na RH3, as principais variáveis predictoras localizaram-se predominantemente no Equador, tanto no Atlântico (T850_11), quanto no Pacífico (PNM_2 e Z500_4). Além disso, as variáveis TSM_PAC_22 e T850_23, situadas próximo à Antártica e na costa noroeste Africana, respectivamente, também contribuíram no modelo (Tabela 6.5l, Figura 6.2l). Novamente, conforme observado nas demais RH, percebe-se claramente a influência, tanto da região Equatorial, quanto da Antártica nas anomalias de temperatura observadas na RH3. Essas condições serão discutidas na próxima seção.

6.2.1. Possíveis Mecanismos de Teleconexão associados à Temperatura

Para a temperatura média mensal, o grupo de preditores associado à pressão atmosférica (PNM e Z em diferentes níveis) totalizou 39% do número total de variáveis, sendo o principal conjunto. De maneira geral, foi possível observar que nos meses e estações quentes (Fevereiro, Outubro, SON e DJF) a circulação em altos níveis ao longo da região Equatorial (Z250_1 e Z500_1) aparece como potencial preditor nas diferentes RH (Figura 6.2a, Figura 6.2b, Figura 6.2c, Figura 6.2h, Figura 6.2i). Além disso, a PNM tanto no Pacífico Equatorial, na região do ENOS (PNM_2), quanto no Atlântico tropical (PNM_3) também foi relevante para a previsão de temperatura média sazonal na RH2 em JJA (Figura 6.2k), e na RH3 em SON (Figura 6.2i) e em JJA (Figura 6.2l).

Em segundo lugar, com 25% de participação no total de variáveis preditoras, ficou a TSM de ambos os oceanos. Novamente, conforme observado na precipitação mensal, houve uma maior influência do Pacífico, comparado com o Atlântico (nove *vs.* seis). Em geral, a TSM do Pacífico localiza-se preferencialmente, ou no Hemisfério Norte (Figura 6.2c, Figura 6.2d, Figura 6.2i), ou no Equador (Figura 6.2c, Figura 6.2e). No Atlântico, a terceira componente (TSM_ATL_3), localizada na costa leste do Brasil, se destaca, exercendo influência sobre a variabilidade da temperatura média da RH2, tanto no mês mais quente (Figura 6.2e), quanto no mais frio (Figura 6.2b), sendo que, nesse último caso, foi a variável mais importante do conjunto.

O campo de T850 também se destacou em relação à participação no total de preditores, ficando em terceiro lugar com 19%. No Equador, ao longo da região do ENOS, a variável T850_1 aparece como preditora em duas situações: no mês de Julho na RH2 (Figura 6.2e) e no verão na RH1 (Figura 6.2g). Salienta-se ainda que, em ambos os casos, o campo aparece associado com outra variável na mesma região de ocorrência, o que denota a importância do ENOS para a previsão de temperatura nas referidas RH. Além disso, a variável T850_30, localizada ao longo da costa do leste do país, foi importante para a previsão sazonal no verão, nas RH 1 e 2 (Figura 6.2g, Figura 6.2h). Na Antártica, as variáveis T850_4 (Figura 6.2i), T850_5 (Figura 6.2e, Figura 6.2k), T850_6 (Figura 6.2g) e T850_9 (Figura 6.2d) também foram relevantes na previsão.

Ressalta-se ainda que, para o referido campo, além das variáveis citadas, a 2^a, 7^a e 8^a componentes ocorrem também na Antártica e adjacências (Figura 5.1f), mostrando que as condições de T850 refletem as características de massas de ar do continente, e que essas se mostraram potenciais preditoras da temperatura média no Centro-Sul do Brasil.

O CAP apareceu com uma menor frequência, quando comparado à precipitação, totalizando 15% das ocorrências, o que, de certa forma, encontra-se dentro do esperado. As ocorrências do CAP mais expressivas, com as RC bem definidas espacialmente, foram no continente Antártico (Figura 6.2a, Figura 6.2i, Figura 6.2k) e na região de ocorrência do ENOS (Figura 6.2f, Figura 6.2, Figura 6.2k). Salienta-se que a variável CAP_28, localizada na costa oeste da América do Sul, foi relevante para a previsão em duas ocasiões, no mês de Junho na RH3 (Figura 6.2f) e no período de inverno na RH2 (Figura 6.2k), sendo que, nesse último caso, foi a variável mais importante no modelo.

Por fim, com relação à participação das variáveis preditoras, a CGM registrou apenas uma ocorrência, em Fevereiro na RH1 (Figura 6.2a). Porém, a variável foi a principal preditora, tanto na primeira, quanto na segunda função (Tabela 6.5a). Ressalta-se novamente o papel da Antártica, dado que, em quase todos os períodos analisados, houve, pelo menos, uma variável localizada ao longo do continente ou adjacências. Além disso, em seis das doze situações analisadas, as variáveis 'Antárticas' obtiveram o primeiro ou o segundo maior coeficiente na primeira função (Tabela 6.5a, c, d, i, j, k), o que revelou, portanto, o grau de importância das mesmas na previsão de temperatura. Sansigolo (2010) já havia mostrado que as oscilações no continente antártico permitem prever a temperatura no sul do Brasil com três a seis meses de antecedência.

Diferentemente da precipitação, as variáveis atmosféricas localizadas na região do ENOS, no Pacífico Tropical, foram relevantes para a previsão climática de temperatura. As variáveis localizadas especificamente nessa região foram observadas em cinco das doze situações (Figura 6.2e, Figura 6.2f, Figura 6.2g, Figura 6.2k, Figura 6.2l), sendo que em duas dessas ocasiões, foram observadas mais de uma variável na mesma região. Esse resultado contrasta com alguns estudos como o de Grimm (2009b), que aponta que os efeitos do ENOS sobre a temperatura não é tão forte quanto sobre a precipitação.

7 AVALIAÇÃO DAS PREVISÕES CLIMÁTICAS

Para a avaliação das previsões climáticas, os escores foram divididos em três categorias: Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD) [Tabela 3.1]. Os escores categóricos, obtidos por Tabela de Contingência (CG e CD), foram calculados para as situações: abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), referentes aos tercís avaliados. Já para os escores probabilísticos (PD), foram avaliadas as previsões globais do conjunto como um todo, com um único escore por período.

Os resultados das avaliações se referem apenas ao conjunto de validação cruzada. Convém destacar que os dados de validação cruzada são ligeiramente inferiores aos da classificação original. Optou-se pela utilização desse conjunto porque, nesse caso, o período a ser previsto não participa do modelo, sendo, portanto, uma avaliação não tendenciosa. Os resultados da classificação original encontram-se no Apêndice C.

Visando a uma melhor representação dos resultados e padronização das discussões, os escores foram classificados em quatro classes de desempenho, conforme Tabela 3.1: ótimo (azul), bom (verde), regular (laranja) e ruim (lilás). Nas avaliações por meio de gráficos (diagramas de Confiabilidade e ROC), são mostrados apenas os resultados para todo o conjunto de previsão, incluindo os doze períodos de cada um dos preeditandos. As avaliações individuais por meio de gráficos podem ser consultadas no Apêndice D.

7.1. Avaliação das Previsões de Precipitação

A Tabela 7.1 ilustra os resultados dos escores por Tabela de Contingência (CG e CD) e Probabilísticos (PD) globais para a previsão climática de precipitação mensal e sazonal. O escore PC, já apresentado na Tabela 6.2, variou entre 0,583 e 0,683, enquanto o HSS foi ligeiramente inferior, entre 0,375 e 0,525. Conforme a classificação estabelecida (Tabela 3.1), o desempenho médio global das previsões foi considerado bom do ponto de vista da acurácia (PC), e regular em relação à destreza (HSS). Os resultados do escore PC indicam um ganho médio 28,5% sobre a climatologia, sistema utilizado atualmente na previsão climática nas regiões Sudeste e Centro-Oeste, que correspondem essencialmente às RH 2 e 3 no presente estudo (INPE.CPTEC, 2012a).

Tabela 7.1: Escores globais de avaliação da precipitação para os grupos Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD).

Mês Saz.	RH	CG	CD	PD				
		PC	HSS	GMSS	LEPS- CAT	BSS	RPSS	ROCSS
a) Jan	1	0,65	0,475	0,525	0,542	0,251	0,331	0,599
b) Jan	2	0,583	0,375	0,45	0,475	0,103	0,183	0,478
c) Jan	3	0,65	0,475	0,575	0,608	0,26	0,378	0,632
d) Jan	4	0,6	0,4	0,4	0,4	0,16	0,181	0,49
e) Out	1	0,65	0,475	0,55	0,575	0,203	0,277	0,561
f) Dez	2	0,6	0,4	0,45	0,467	0,157	0,173	0,504
g) Dez	3	0,683	0,525	0,6	0,625	0,201	0,319	0,57
h) Fev	4	0,583	0,375	0,463	0,492	0,14	0,234	0,495
i) DJF	1	0,633	0,45	0,5	0,517	0,199	0,264	0,567
j) DJF	2	0,583	0,375	0,488	0,525	0,165	0,279	0,519
k) DJF	3	0,617	0,425	0,563	0,608	0,155	0,283	0,536
l) DJF	4	0,583	0,375	0,338	0,325	0,107	0,114	0,446
	<i>Mín.</i>	0,583	0,375	0,338	0,325	0,103	0,114	0,446
	<i>Máx.</i>	0,683	0,525	0,6	0,625	0,26	0,378	0,632
	<i>Méd.</i>	0,618	0,427	0,492	0,513	0,175	0,251	0,533

Realce: ótimo (azul), bom (verde), regular (laranja) e ruim (lilás).

Com relação aos escores probabilísticos, os equitativos ficaram muito próximos, variando entre 0,338 e 0,6 (GMSS), e entre 0,325 e 0,625 (LEPS-CAT) [Tabela 7.1]. Devido ao limiar estabelecido para as categorias ‘bom’ e ‘regular’ (0,5), o LEPS-CAT situa-se na primeira (0,513) e o GMSS na segunda (0,492). Em quase todos os casos, o LEPS-CAT foi superior ao GMSS, indicando que a melhor destreza se dá nas situações extremas (acima/abaixo), dado que os pesos do LEPS-CAT são maiores, em relação ao GMSS. A título de comparação, Sansigolo (1999), avaliando um modelo discriminante para a precipitação no Nordeste, região que responde fortemente às anomalias de TSM do Atlântico e do Pacífico Equatorial, encontrou valores globais de LEPS-CAT de 0,24.

Nos escores de Brier (BSS) e de Probabilidade Ordenado (RPSS), os valores médios globais ficaram em 0,175 e 0,251, respectivamente (Tabela 7.1). Convém frisar que ambos os escores são negativamente orientados (previsões perfeitas o escore é zero). Para o BSS os resultados foram considerados ótimos na maioria dos casos, enquanto no RPSS oscilaram entre ótimo e bom. Ambos os escores avaliam o erro médio quadrático entre pares de observação/previsão, que se mostrou relativamente baixo no modelo.

O ROCSS médio global ficou em 0,533, variando entre 0,466 e 0,632 (Tabela 7.1). A Figura 7.1 ilustra graficamente o Diagrama de Confiabilidade e a Curva ROC da precipitação, para o modelo como um todo, considerando todos os períodos e RH. O Diagrama de Confiabilidade (Figura 7.1a) exibiu uma boa calibração do modelo, na relação entre as frequências previstas e observadas, conforme os exemplos ilustrados por Wilks (2006). A Curva ROC (Figura 7.1b) também exibiu um bom ajuste, com um valor de Área ROC de 0,767.

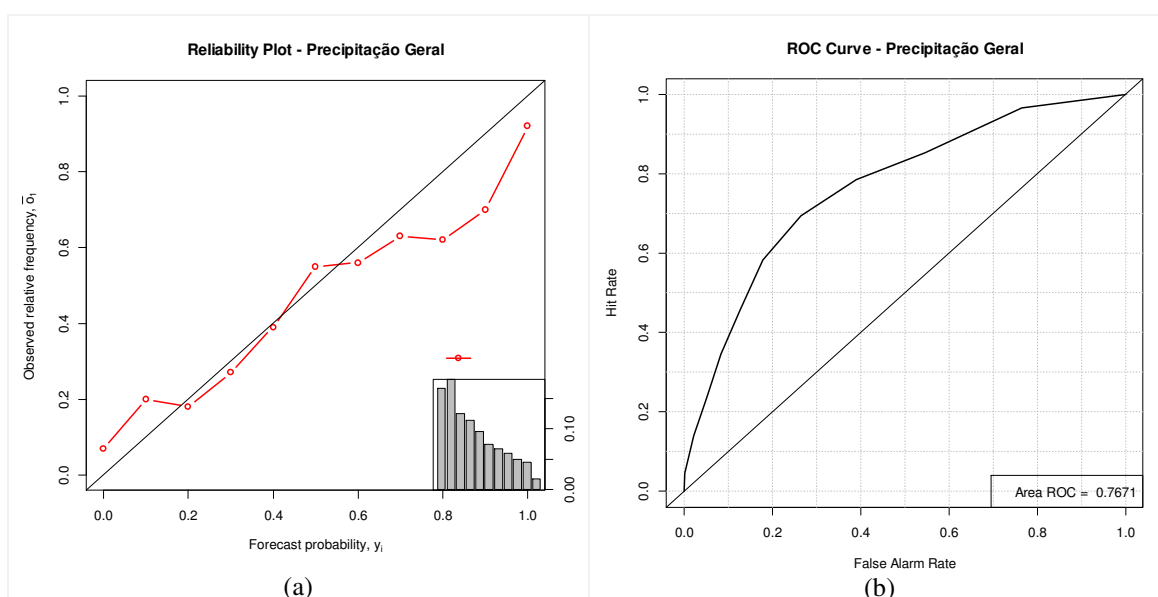


Figura 7.1: Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática mensal e sazonal de precipitação, considerando todos os períodos e Regiões Homôneas.

A título de comparação, a Figura 7.2 mostra os mesmos diagramas para o modelo de circulação geral da atmosfera do CPTEC para a América do Sul, no período de verão (CAVALCANTI et al., 2002; MARENGO et al., 2003). Embora usando critérios diferentes (período/área de estudo), é possível notar que os resultados obtidos no presente estudo foram bastante promissores, quando comparados o comportamento dos diagramas (Figura 7.1; Figura 7.2). A avaliação dos modelos climáticos do IRI mostrou um padrão semelhante ao do CPTEC, com *ROC Score* global entre 0,552 e 0,555 (IRI, 2015). A avaliação do modelo desenvolvido por Lucio et al. (2010) foi realizada a partir do coeficiente de correlação, não sendo possível, portanto, comparar os resultados.

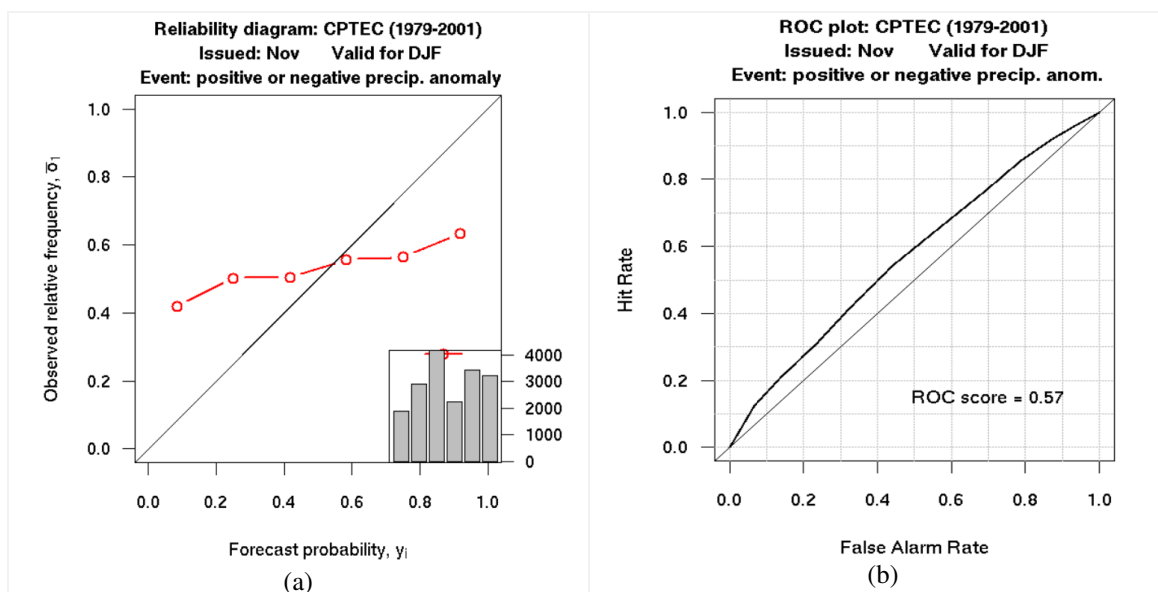


Figura 7.2: Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática de precipitação de verão (DJF) do modelo global do CPTEC para a América do Sul Fonte: (INPE.CPTEC, 2012a).

Ressalta-se que a Área ROC (Figura 7.1b) corresponde à área abaixo da curva ROC, que varia entre 0,5 (péssimo) e 1,0 (perfeito). As avaliações, tanto do IRI quanto do CPTEC referenciam a Área ROC como *ROC Score* (Figura 7.2b). Já o ROCSS (*ROC Skill Score*), utilizado no presente estudo, corresponde a normalização da Área ROC (ou *ROC Score*) entre 0 e 1 (Equação 2.43).

As avaliações por categoria de precipitação (acima, abaixo e dentro da normal), obtidas por Tabela de Contingência, são mostradas na Tabela 7.2. O escore TS evidenciou que, dentre as três classes, os melhores índices ficaram para a situação acima da normal (1), seguido pela classe abaixo da normal (-1). O escore exibiu um comportamento médio variando entre bom (0,524) e regular (0,471) para as classes acima e abaixo da normal, respectivamente (Tabela 7.2). O *Bias* escore (B) indicou uma leve tendência a subestimar o número de ocorrência de casos de precipitação dentro da normal (-5,8%), e a superestimar as categorias acima (4,6%) e abaixo da normal (1,3%) [Tabela 7.2]. Esses resultados indicam que o modelo tende a prever um menor número de ocorrências dentro da normal, em relação ao observado e, em contrapartida, um maior número de casos na categoria acima, o que explica o maior grau de acerto nessa categoria mostrado pelo escore TS, e também pelos demais, conforme será visto a seguir.

Tabela 7.2: Escores de avaliação por Tabela de Contingência para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a precipitação acumulada.

Mês Saz.	RH	Cat.	Categórico Geral (CG)					Categórico de Destreza (CD)				
			TS	B	FAR	H	F	KSSs	HSS	CSS	GSS	Q
a) Jan	1	-1	0,448	1,1	0,409	0,65	0,225	0,713	0,415	0,407	0,262	0,73
		0	0,407	0,9	0,389	0,55	0,175	0,688	0,385	0,397	0,238	0,704
		1	0,6	1,0	0,25	0,75	0,125	0,813	0,625	0,625	0,455	0,909
b) Jan	2	-1	0,481	1,0	0,35	0,65	0,175	0,738	0,475	0,475	0,311	0,795
		0	0,31	0,9	0,5	0,45	0,225	0,613	0,231	0,238	0,13	0,476
		1	0,448	1,1	0,409	0,65	0,225	0,713	0,415	0,407	0,262	0,73
c) Jan	3	-1	0,483	1,15	0,391	0,7	0,225	0,738	0,458	0,447	0,297	0,779
		0	0,345	0,95	0,474	0,5	0,225	0,638	0,278	0,282	0,162	0,55
		1	0,652	0,9	0,167	0,75	0,075	0,838	0,692	0,714	0,529	0,947
d) Jan	4	-1	0,345	0,95	0,474	0,5	0,225	0,638	0,278	0,282	0,162	0,55
		0	0,433	1,15	0,435	0,65	0,25	0,7	0,386	0,376	0,239	0,696
		1	0,52	0,9	0,278	0,65	0,125	0,763	0,538	0,556	0,368	0,857
e) Out	1	-1	0,6	1,0	0,25	0,75	0,125	0,813	0,625	0,625	0,455	0,909
		0	0,379	1,0	0,45	0,55	0,225	0,663	0,325	0,325	0,194	0,616
		1	0,481	1,0	0,35	0,65	0,175	0,738	0,475	0,475	0,311	0,795
f) Dez	2	-1	0,393	0,95	0,421	0,55	0,2	0,675	0,354	0,359	0,215	0,66
		0	0,357	0,9	0,444	0,5	0,2	0,65	0,308	0,317	0,182	0,6
		1	0,536	1,15	0,348	0,75	0,2	0,775	0,53	0,517	0,361	0,846
g) Dez	3	-1	0,542	0,85	0,235	0,65	0,1	0,775	0,571	0,602	0,4	0,887
		0	0,414	1,05	0,429	0,6	0,225	0,688	0,37	0,366	0,227	0,676
		1	0,615	1,1	0,273	0,8	0,15	0,825	0,634	0,622	0,464	0,915
h) Fev	4	-1	0,444	0,95	0,368	0,6	0,175	0,713	0,43	0,436	0,274	0,752
		0	0,286	0,8	0,5	0,4	0,2	0,6	0,211	0,227	0,118	0,455
		1	0,5	1,25	0,4	0,75	0,25	0,75	0,471	0,457	0,308	0,8
i) DJF	1	-1	0,517	1,2	0,375	0,75	0,225	0,763	0,5	0,486	0,333	0,824
		0	0,385	0,8	0,375	0,5	0,15	0,675	0,368	0,398	0,226	0,7
		1	0,481	1,0	0,35	0,65	0,175	0,738	0,475	0,475	0,311	0,795
j) DJF	2	-1	0,52	0,9	0,278	0,65	0,125	0,763	0,538	0,556	0,368	0,857
		0	0,281	1,05	0,571	0,45	0,3	0,575	0,148	0,147	0,08	0,313
		1	0,464	1,05	0,381	0,65	0,2	0,725	0,444	0,44	0,286	0,763
k) DJF	3	-1	0,5	1,1	0,364	0,7	0,2	0,75	0,488	0,478	0,323	0,806
		0	0,25	0,75	0,533	0,35	0,2	0,575	0,16	0,178	0,087	0,366
		1	0,593	1,15	0,304	0,8	0,175	0,813	0,602	0,588	0,431	0,899
l) DJF	4	-1	0,379	1,0	0,45	0,55	0,225	0,663	0,325	0,325	0,194	0,616
		0	0,464	1,05	0,381	0,65	0,2	0,725	0,444	0,44	0,286	0,763
		1	0,393	0,95	0,421	0,55	0,2	0,675	0,354	0,359	0,215	0,66
<i>Média Global</i>		-1	0,471	1,013	0,364	0,642	0,185	0,728	0,455	0,457	0,3	0,764
		0	0,359	0,942	0,457	0,513	0,215	0,649	0,301	0,308	0,181	0,576
		1	0,524	1,046	0,328	0,7	0,173	0,764	0,521	0,52	0,358	0,826

Realce: ótimo (azul), bom (verde), regular (laranja) e ruim (lilás).

O escore de confiabilidade FAR apresentou, de maneira geral, um bom ajuste, especialmente nas situações acima (0,328) e abaixo (0,364) da média (Tabela 7.2), o que demonstra que cerca de 1/3 das previsões nessas categorias não se concretizaram. Para a classe dentro da normal, o valor global foi um pouco superior (0,457), sendo que, em algumas situações, o escore foi $\geq 0,5$ (Jan_RH2, Fev_RH4, DJF_RH2 e DJF_RH3).

Os escores H e F, que denotam o poder de discriminação do modelo, mostraram valores de ajuste que podem ser considerados, respectivamente, bom e ótimo (Tabela 7.2). Assim como os demais escores analisados, tanto o H quanto o F, exibiram os melhores resultados para as categorias acima (H = 0,7; F = 0,173) e abaixo (H = 0,642; F = 0,185) da média. Em algumas situações, especificamente para a categoria dentro da normal, o escore H apresentou valores considerados regulares ($\leq 0,5$). Já para o escore F, na maioria dos casos, os valores foram inferiores a 0,25, sendo considerados ótimos. Assim, esses resultados indicam uma boa discriminação na razão de Acertos, ou de previsões corretas, dado que o evento de fato ocorreu (H); e uma ótima razão de Falso Alarme, ou de previsões incorretas (F), dado que o evento não ocorreu. O escore KSSs, que expressa a diferença entre as probabilidades condicionais de H e F, apresentou, do mesmo modo, os melhores escores para as categorias acima (0,764) e abaixo (0,728), sendo considerados ótimo e bom, respectivamente (Tabela 7.2).

Os escores de destreza de *Heidke* (HSS), de *Clayton* (CSS) e de *Gilbert* (GSS) exibiram valores semelhantes entre si, especialmente os dois primeiros (Tabela 7.2). Os valores globais de HSS e CSS foram considerados bons para a classe acima da normal (0,52) e regulares para as demais ($-1 \cong 0,46$; $0 \cong 0,3$). Já para o escore GSS, os valores foram considerados regulares para as classes acima (0,358) e abaixo da normal (0,3), e ruim para dentro da normal (0,181). De modo geral, o HSS e o CSS avaliam a frequência de ocorrência dos eventos previstos, em relação aos não previstos. A análise da Tabela 7.2 revelou que os valores de HSS e CSS foram muito semelhantes ao do escore TS, e na grande maioria dos casos, os escores enquadram-se na mesma categoria de desempenho. Porém, o escore equivalente ao TS é o GSS, com a diferença que esse último utiliza uma taxa de acerto de referência (Tabela 2.4). A incorporação dessa taxa de acerto fez com que os resultados do GSS fossem mais rigorosos que os do TS (Tabela 7.2).

O escore Q de *Yule*, ou simplesmente Q , que representa a razão entre as previsões corretas e incorretas, mostrou valores ótimos para as previsões acima (0,826) e abaixo (0,764) da média, no contexto global (Tabela 7.2). Já as previsões dentro da normal mostraram um amplo range de variação, entre bom (0,704) e regular (0,313). Por fim, a análise do teste t para precisão da classificação (HAIR et al., 2010), mostrada na Tabela 7.3, corrobora os demais escores analisados, revelando que a categoria acima da normal foi a única em que a classificação foi considerada precisa em todas as situações. A categoria abaixo da normal aparece a seguir, com apenas uma situação em que a hipótese não foi aceita (Jan_RH4), enquanto que, para a categoria dentro da normal, a classificação não foi suficientemente precisa em sete, das doze situações (Tabela 7.3).

Tabela 7.3: Teste t para precisão da classificação para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a precipitação acumulada.

Categoria	Mês/Saz. RH	a)	b)	c)	d)	e)	f)	g)	h)	i)	j)	k)	l)
		Jan 1	Jan 2	Jan 3	Jan 4	Out 1	Dez 2	Dez 3	Fev 4	DJF 1	DJF 2	DJF 3	DJF 4
-1	t	3,004	3,004	3,479	1,581	3,953	2,055	3,004	2,530	3,953	3,004	3,479	2,055
	$\alpha(t)$	0,004	0,004	0,001	0,114	0,000	0,048	0,004	0,016	0,000	0,004	0,001	0,048
0	t	2,055	1,107	1,581	3,004	2,055	1,581	2,530	0,632	1,581	1,107	0,158	3,004
	$\alpha(t)$	0,048	0,216	0,114	0,004	0,048	0,114	0,016	0,327	0,114	0,216	0,394	0,004
1	t	3,953	3,004	3,953	3,004	3,004	3,953	4,427	3,953	3,004	3,004	4,427	2,055
	$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,000	0,004	0,004	0,000	0,000	0,000	0,004	0,004	0,000	0,048

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$.

A análise conjunta dos escores demonstrou que o modelo discriminante obteve melhor desempenho na previsão da categoria acima da normal, seguido pela abaixo da normal. A análise global do CAT-LEPS (Tabela 7.1) já havia indicado esse comportamento, dado que os pesos para as categorias extremas são maiores, se comparados ao GMSS. Os demais escores categóricos por Tabela de Contingência confirmaram e reforçaram essa tendência, indicando que o pior desempenho foi na categoria dentro da normal, especialmente nas situações: Jan_RH2, Fev_RH4, DJF_RH2 e DJF_RH3 (Tabela 7.2, Tabela 7.3). Esses resultados indicam que o melhor desempenho do modelo se dá nas classes extremas, e que uma determinada previsão acima/abaixo da normal tem maior probabilidade de acerto, em relação à categoria dentro da normal. Por fim, a análise dos escores globais mostrou que o melhor desempenho ocorreu nas RH 1 e 3 (Tabela 7.1).

7.2. Avaliação das Previsões de Temperatura

Os escores globais de avaliação da previsão climática de temperatura média mensal e sazonal, categóricos (CG e CD) e probabilísticos (PD), são mostrados na Tabela 7.4. O escore PC, principal medida de acurácia, variou entre 0,525 e 0,729, sendo considerado um resultado ‘bom’, do ponto de vista da classificação de desempenho. O valor médio do escore foi de 0,62, que representa um ganho médio de 28,67% em relação à climatologia (Tabela 7.4).

Tabela 7.4: Escores globais de avaliação da temperatura para os grupos Categórico Geral (CG), Categórico de Destreza (CD) e Probabilístico de Destreza (PD).

Mês Saz.	RH	CG	CD	(PD)				
		PC	HSS	GMSS	LEPS-CAT	BSS	RPSS	ROCSS
a) Fev	1	0,525	0,287	0,322	0,333	0,079	0,112	0,411
b) Fev	2	0,644	0,466	0,5	0,511	0,184	0,242	0,529
c) Out	3	0,627	0,441	0,525	0,554	0,18	0,295	0,539
d) Jul	1	0,593	0,389	0,436	0,452	0,098	0,185	0,501
e) Jul	2	0,627	0,441	0,449	0,452	0,169	0,179	0,496
f) Jun	3	0,61	0,415	0,5	0,528	0,215	0,304	0,58
g) DJF	1	0,678	0,516	0,525	0,528	0,311	0,333	0,629
h) DJF	2	0,61	0,415	0,462	0,477	0,15	0,205	0,466
i) SON	3	0,559	0,34	0,5	0,554	0,18	0,339	0,564
j) JJA	1	0,593	0,389	0,424	0,435	0,064	0,109	0,383
k) JJA	2	0,644	0,466	0,449	0,452	0,169	0,179	0,496
l) JJA	3	0,729	0,593	0,5	0,528	0,215	0,304	0,58
	<i>Mín.</i>	0,525	0,287	0,322	0,333	0,064	0,109	0,383
	<i>Máx.</i>	0,729	0,593	0,525	0,554	0,311	0,339	0,629
	<i>Méd.</i>	0,62	0,43	0,466	0,484	0,168	0,232	0,514

Realce: ótimo (azul), bom (verde), regular (laranja) e ruim (lilás).

O escore de destreza HSS, exibiu valores de regular (0,287) a bom (0,593). Salienta-se, porém, que em apenas duas ocasiões o escore foi maior que 0,5 (DJF_RH1, JJA_RH3), sendo que o valor médio global ficou em 0,43, sendo considerado regular (Tabela 7.4). Assim como observado na precipitação, o desempenho médio global das previsões, conforme a classificação estabelecida (Tabela 3.1), foi considerado bom do ponto de vista da acurácia (PC), e regular em relação à destreza (HSS).

Os escores probabilísticos equitativos, GMSS e LEPS-CAT, foram muito semelhantes, sendo que os valores médios globais ficaram em 0,466 e 0,484, respectivamente. Em todas as situações, os valores enquadram-se na mesma categoria de desempenho, variando entre regular ($\cong 0,3$) e bom ($\cong 0,5$) [Tabela 7.4]. Porém, o LEPS-CAT foi ligeiramente superior ao GMSS em todos os casos, o que indica uma melhor destreza nas previsões acima/abaixo da normal, assim como na precipitação (Tabela 7.1).

Para os escores probabilísticos de Brier (BSS) e de Probabilidade Ordenado (RPSS), os valores médios globais ficaram em 0,168 e 0,232, respectivamente (Tabela 7.4), sendo ambos considerados ótimos. O BSS mostrou valores inferiores a 0,215 em todos os casos, exceto em DJF_RH1 (0,311), enquanto no RPSS, os valores oscilaram entre 0,109 (ótimo) e 0,339 (bom). Os resultados de ambos os escores revelam que o erro médio quadrático entre pares de observação/previsão se mostrou relativamente baixo.

O ROCSS médio global foi de 0,514, variando entre regular (0,383) e bom (0,629) [Tabela 7.4]. O Diagrama de Confiabilidade e a Curva ROC de temperatura média, para o modelo como um todo, são mostrados na Figura 7.3. O Diagrama de Confiabilidade (Figura 7.3a) exibiu uma boa calibração do modelo, enquanto a Curva ROC (Figura 7.3b) mostrou um bom ajuste, com um valor de Área ROC de 0,766.

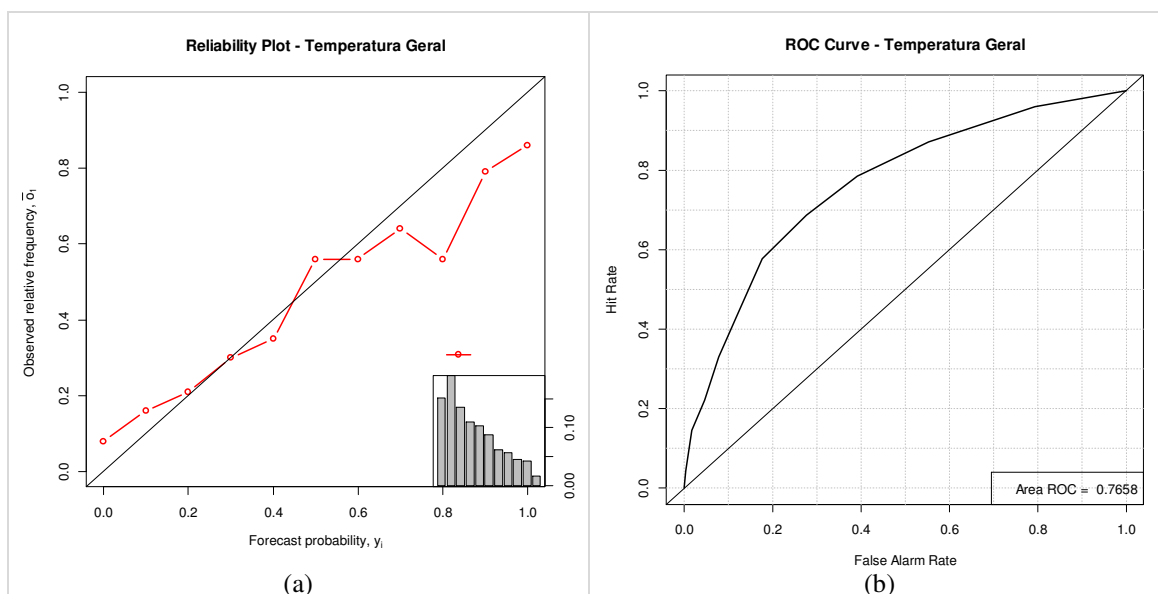


Figura 7.3: Diagrama de Confiabilidade (a) e Curva ROC (b) para a previsão climática mensal e sazonal de temperatura, considerando todos os períodos e Regiões Homogêneas.

A Figura 7.4 exibe os Diagramas de Confiabilidade e Curva ROC do modelo de circulação geral do CPTEC (CAVALCANTI et al., 2002; MARENGO et al., 2003), para a América do Sul, nos períodos de verão e inverno. A comparação dos gráficos do modelo discriminante com os do Inpe.Cptec (2012a), embora com critérios diferentes, mostrou, assim como na precipitação, que os resultados do presente estudo são bastante promissores. A avaliação dos modelos climáticos do IRI mostrou um padrão semelhante ao do CPTEC, com *ROC Score* global entre 0,628 e 0,613 para temperatura (IRI, 2015).

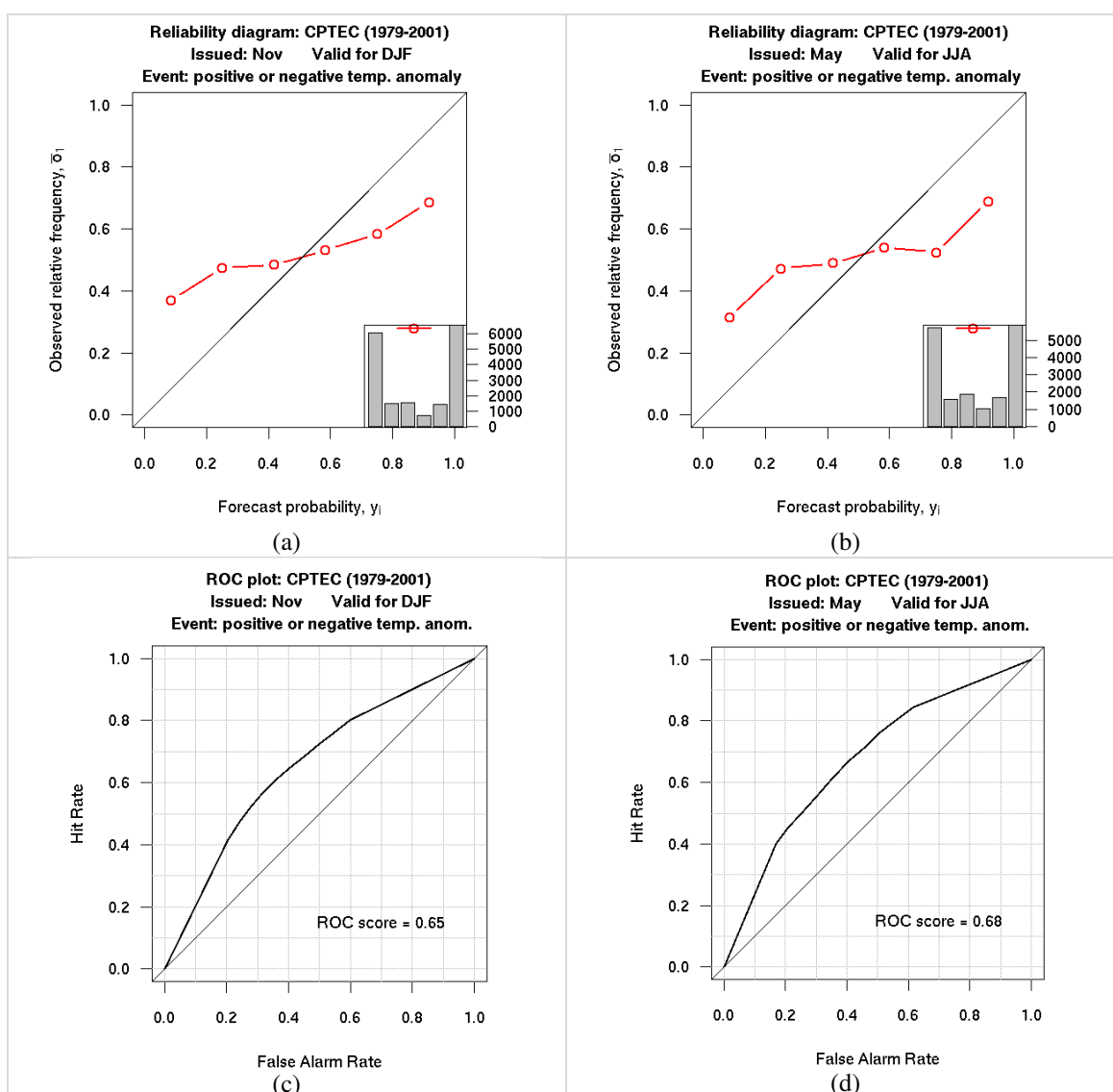


Figura 7.4: Diagrama de Confiabilidade para DJF (a) e JJA (b), e Curva ROC para DJF (c) e JJA (d) para a previsão climática de temperatura média do modelo global do CPTEC para a América do Sul
 Fonte: (INPE.CPTEC, 2012a).

Os escores de avaliação por Tabela de Contingência para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a temperatura média, são mostrados na Tabela 7.5. Para o escore TS, os melhores resultados foram para a categoria abaixo da normal, cujo valor médio global foi de 0,503 (bom). As categorias acima e abaixo da normal ficaram com valores médios de 0,487 e 0,377, respectivamente, ambos regulares (Tabela 7.5). Destaca-se, nas avaliações individuais, que em apenas uma única situação (SON_RH3), na categoria dentro da normal, foi registrado um escore inferior a 0,25, considerado ruim. Com relação ao viés (B), o escore exibiu valores muito próximos do esperado (1), mostrando que o modelo, de maneira geral, tende a superestimar o número de previsões abaixo da normal (5,4%), e a subestimar as demais, dentro (2,5%) e acima (3,1%). Individualmente, os valores do escore variaram entre ótimo e bom (Tabela 7.5).

A confiabilidade do modelo, representada pelo FAR (escore negativamente orientado), mostrou valores médios globais considerados bons nas três categorias de precipitação (Tabela 7.5). Os melhores resultados foram para as categorias acima (0,338) e abaixo da normal (0,349), o que demonstra que cerca de 1/3 das previsões não se concretizaram, valor esse muito semelhante ao encontrado para a precipitação acumulada (Tabela 7.2). Para a categoria dentro da normal, o valor médio global de FAR corresponde a 0,45, sendo que, em apenas três situações (Fev_RH1, Jun_RH3, SON_RH3) os valores foram superiores a 0,5 (regular).

O poder de discriminação do modelo, representado pelos escores H e F, pode ser considerado bom, do ponto de vista dos acertos (H), e ótimo em relação ao índice de falso alarme (F). Os valores médios globais de H foram melhores para a categoria abaixo da normal (0,683), seguido pela acima da normal (0,64). Porém, os valores de H mostraram um amplo range, variando entre 0,3 (regular) e 0,85 (ótimo). Já o comportamento de F foi oposto, dado que os melhores escores médios globais foram para a categoria acima (0,156), seguida pela abaixo (0,19) da média (Tabela 7.5). A análise individual de F mostrou que os valores foram majoritariamente bons ($\leq 0,25$). O KSSs, que expressa a diferença entre as probabilidades de H e de F, mostrou valores muito próximos para as categorias abaixo (0,747) e acima (0,742) da média, revelando que o poder de discriminação do modelo é equivalente para as categorias extremas.

Tabela 7.5: Escores de avaliação por Tabela de Contingência para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a temperatura média.

Mês Saz.	RH	Cat.	Categórico Geral (CG)					Categórico de Destreza (CD)				
			TS	B	FAR	H	F	KSSs	HSS	CSS	GSS	Q
a) Fev	1	-1	0,414	1,05	0,429	0,6	0,231	0,685	0,365	0,361	0,223	0,667
		0	0,323	1,05	0,524	0,5	0,282	0,609	0,215	0,213	0,121	0,436
		1	0,333	0,895	0,471	0,474	0,2	0,637	0,281	0,291	0,164	0,565
b) Fev	2	-1	0,464	1,05	0,381	0,65	0,205	0,722	0,44	0,435	0,282	0,756
		0	0,429	1,0	0,4	0,6	0,205	0,697	0,395	0,395	0,246	0,706
		1	0,542	0,947	0,278	0,684	0,125	0,78	0,567	0,576	0,396	0,876
c) Out	3	-1	0,577	1,05	0,286	0,75	0,154	0,798	0,589	0,583	0,417	0,886
		0	0,345	0,95	0,474	0,5	0,231	0,635	0,273	0,276	0,158	0,538
		1	0,462	1,0	0,368	0,632	0,175	0,728	0,457	0,457	0,296	0,78
d) Jul	1	-1	0,464	1,05	0,381	0,65	0,205	0,722	0,44	0,435	0,282	0,756
		0	0,367	1,05	0,476	0,55	0,256	0,647	0,29	0,287	0,17	0,56
		1	0,44	0,895	0,353	0,579	0,15	0,714	0,441	0,457	0,283	0,773
e) Jul	2	-1	0,429	1,0	0,4	0,6	0,205	0,697	0,395	0,395	0,246	0,706
		0	0,444	0,95	0,368	0,6	0,179	0,71	0,426	0,432	0,27	0,745
		1	0,5	1,053	0,35	0,684	0,175	0,755	0,502	0,496	0,335	0,822
f) Jun	3	-1	0,444	0,95	0,368	0,6	0,179	0,71	0,426	0,432	0,27	0,745
		0	0,333	1,0	0,5	0,5	0,256	0,622	0,244	0,244	0,139	0,487
		1	0,56	1,053	0,3	0,737	0,15	0,793	0,579	0,572	0,407	0,881
g) DJF	1	-1	0,654	1,15	0,261	0,85	0,154	0,848	0,672	0,656	0,506	0,938
		0	0,5	0,95	0,316	0,65	0,154	0,748	0,502	0,509	0,335	0,822
		1	0,385	0,895	0,412	0,526	0,175	0,676	0,361	0,374	0,220	0,679
h) DJF	2	-1	0,448	1,1	0,409	0,65	0,231	0,71	0,409	0,402	0,257	0,722
		0	0,379	1,0	0,45	0,55	0,231	0,66	0,319	0,319	0,19	0,606
		1	0,5	0,895	0,294	0,632	0,125	0,753	0,521	0,539	0,352	0,846
i) SON	3	-1	0,6	1,0	0,25	0,75	0,128	0,811	0,622	0,622	0,451	0,907
		0	0,194	0,85	0,647	0,3	0,282	0,509	0,019	0,02	0,009	0,043
		1	0,414	1,158	0,455	0,632	0,25	0,691	0,366	0,356	0,224	0,674
j) JJA	1	-1	0,419	1,2	0,458	0,65	0,282	0,684	0,351	0,342	0,213	0,651
		0	0,37	0,85	0,412	0,5	0,179	0,66	0,333	0,350	0,2	0,641
		1	0,480	0,947	0,333	0,632	0,15	0,741	0,488	0,496	0,323	0,813
k) JJA	2	-1	0,536	1,15	0,348	0,75	0,205	0,772	0,526	0,513	0,357	0,842
		0	0,357	0,9	0,444	0,5	0,205	0,647	0,302	0,312	0,178	0,59
		1	0,542	0,947	0,278	0,684	0,125	0,78	0,567	0,576	0,396	0,876
l) JJA	3	-1	0,583	0,9	0,222	0,7	0,103	0,799	0,612	0,631	0,441	0,907
		0	0,483	1,15	0,391	0,7	0,231	0,735	0,453	0,442	0,293	0,772
		1	0,682	0,947	0,167	0,789	0,075	0,857	0,724	0,736	0,568	0,958
<i>Média Global</i>		-1	0,503	1,054	0,349	0,683	0,19	0,747	0,487	0,484	0,329	0,79
		0	0,377	0,975	0,45	0,538	0,224	0,657	0,314	0,317	0,192	0,579
		1	0,487	0,969	0,338	0,64	0,156	0,742	0,488	0,494	0,33	0,795

Realce: ótimo (azul), bom (verde), regular (laranja) e ruim (lilás).

Os escores de destreza HSS (*Heidke*), CSS (*Clayton*) e GSS (*Gilbert*) exibiram, assim como na precipitação, valores muito próximos entre si, especialmente os dois primeiros (Tabela 7.5). Na média global, os valores de HSS e CSS foram considerados regulares para as três categorias de precipitação, sendo que os mais altos foram para as situações extremas ($\cong 0,49$). O range de variação de ambos foi amplo, entre $\cong 0,02$ (ruim) e $\cong 0,74$ (bom). Para o GSS, os escores globais também foram equivalentes para as situações extremas ($\cong 0,3$). Na análise individual, conforme observado na precipitação (Seção 7.1), os valores de HSS e CSS pertencem à mesma categoria de desempenho.

Por fim, o escore Q, que representa a razão entre as previsões corretas e incorretas, apresentou, assim como os demais, valores praticamente idênticos para as categorias acima (0,795) e abaixo (0,79) da média. Dos escores categóricos, o Q foi o que apresentou o maior range de variação, sendo ambos para a previsão sazonal da RH3, oscilando entre 0,043 (ruim) para SON, e 0,958 (ótimo) para JJA (Tabela 7.5).

O teste *t* para a precisão da classificação, exibido na Tabela 7.6, mostrou que, para a categoria abaixo da normal, todas as previsões foram aceitáveis a 5% de significância. Já para a categoria acima da normal, em apenas duas situações, sendo ambas para a RH1 (Fev e DJF), o teste não foi significativo (5%). A categoria dentro da normal obteve o pior desempenho na precisão de classificação, sendo que na metade dos casos (Fev_RH1, Out_RH3, Jun_RH3, SON_RH3, JJA_RH1 e JJA_RH2), a classificação não foi considerada significativamente precisa (Tabela 7.6).

Tabela 7.6: Teste *t* para precisão da classificação para as categorias abaixo (-1), dentro (0) e acima da normal (1), para a temperatura média.

Categoria	Mês/Saz. RH	a)	b)	c)	d)	e)	f)	g)	h)	i)	j)	k)	l)
		Fev	Fev	Out	Jul	Jul	Jun	DJF	DJF	SON	JJA	JJA	JJA
		1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
-1	<i>t</i>	2,530	3,004	3,953	3,004	2,530	2,530	4,902	3,004	3,953	3,004	3,953	3,479
	$\alpha(t)$	0,016	0,004	0,000	0,004	0,016	0,016	0,000	0,004	0,000	0,004	0,000	0,001
0	<i>t</i>	1,581	2,530	1,581	2,055	2,530	1,581	3,004	2,055	-0,316	1,581	1,581	3,479
	$\alpha(t)$	0,114	0,016	0,114	0,048	0,016	0,114	0,004	0,048	0,379	0,114	0,114	0,001
1	<i>t</i>	1,298	3,244	2,758	2,271	3,244	3,731	1,784	2,758	2,758	2,758	3,244	4,218
	$\alpha(t)$	0,172	0,002	0,009	0,030	0,002	0,000	0,081	0,009	0,009	0,009	0,002	0,000

(*) Vermelho: $\alpha < 5\%$.

A análise em conjunto dos escores indicou que o desempenho do modelo discriminante para a temperatura média foi melhor nas categorias extremas, acima e abaixo da normal. Alguns escores por Tabela de Contingência (TS, H e KSSs) mostraram uma leve superioridade para a categoria abaixo da normal (Tabela 7.5). Na análise da precisão de classificação (Tabela 7.6), também houve uma leve vantagem para a referida categoria, em que o grau de acerto de todas as previsões foi considerado preciso ($\alpha \leq 0,05$). No entanto, os demais escores categóricos de destreza (HSS, GSS, CSS e Q) indicaram um relativo equilíbrio entre as categorias acima/abaixo, dado que, na média global, a diferença é encontrada na terceira casa decimal. Assim sendo, é possível inferir que o desempenho das categorias acima e abaixo da normal foi praticamente equivalente, e que a probabilidade de acerto entre ambas é maior, quando comparada à dentro da normal.

Com relação ao desempenho por região, as RH 2 e 3, obtiveram os melhores escores, sendo que a RH3 apresentou uma leve superioridade em escores globais como o GMSS, LEPPS-CAT e ROCSS (Tabela 7.4). Nessas situações foi possível observar que os resultados da RH3, em todos os períodos analisados (Out, Jun, SON e JJA), ficaram uma classe de desempenho acima das demais ($\geq 0,5$).

8 CONCLUSÕES

O presente estudo teve como principal objetivo propor um modelo de previsão climática mensal e sazonal para as variáveis precipitação acumulada e temperatura média mensal, para o setor Centro-Sul do Brasil, através da abordagem estatística de Reconhecimento de Padrões. A partir das metas estabelecidas nesse estudo, as seguintes conclusões foram obtidas:

- Com base nas anomalias mensais dos preditandos, foram identificadas quatro regiões homogêneas de precipitação acumulada e três de temperatura média. A RH1 de precipitação abrange, essencialmente, os estados do RS, SC e a porção centro-sul do PR. Já a RH2 localiza-se em uma faixa de transição, compreendida entre as regiões Sudeste e Centro-Oeste, englobando o noroeste do PR, e os estados de SP e MS. A RH3 abrange a totalidade dos estados do RJ, ES, MG, GO, além das porções sul dos estados da BA e do TO, e leste do MT. Já a RH4 localiza-se a noroeste da região, englobando grande parte do MT. Para a temperatura média mensal, a RH1 é composta pelos estados do RS, SC, PR, SP, MS e o extremo sul de MG. A RH2 compreende o restante de MG, além dos estados do RJ, ES, GO, TO e sul da BA. Por fim, a RH3 engloba a totalidade do estado do MT;
- Com relação às características climatológicas e de variabilidade dos preditandos, foi observada uma tendência consistente de aumento da precipitação na RH1, especialmente na metade quente do ano (DJF e SON), que se reflete, tanto no período anual (ANO), quanto mensal de longo prazo (MLP), sendo que a inversão da tendência ocorre no início da década de 1980 (entre 1981 e 1983). Com relação à temperatura média mensal, foi observada uma tendência de aumento em todos os períodos e RH analisadas, sendo que a inversão também ocorre na primeira metade da década de 1980, especialmente entre 1980 e 1985. Os eventos extremos de precipitação foram predominantemente positivos ao longo do período de estudo nas quatro RH, enquanto que, para a temperatura, houve uma clara tendência de aumento nas RH 1 e 2, a partir de 1980;

- Foram analisados 14 campos preditores para a precipitação e temperatura, sendo 10 atmosféricos (Z850, Z700, Z500, Z250, PNM, T850, Ω 300, UR700, ROL, CAP), 2 oceânicos (TSM e CGM) e 2 de superfície (ALB e UMS). Desse total, foram usados 11 campos, excluindo-se três atmosféricos (Ω 300, UR700, ROL) que não mostraram coerência espacial na escala mensal. As análises, conduzidas por meio de Componentes Principais no modo *S*, mostraram que, em média, 22 componentes correspondem a 70% da variância acumulada para os campos mais estáveis (Z, PNM e TSM). Ao todo, foram analisadas 594 variáveis (séries temporais das componentes e das RH, para as variáveis de superfície), das quais 259 foram utilizados, sendo que foram selecionados, no máximo, seis variáveis para cada modelo de previsão de previsão;
- A previsão climática, tanto para precipitação, quanto para a temperatura, mostrou um ganho médio de 29% em relação à climatologia em ambos os casos. Para a precipitação, os campos associadas à pressão atmosférica (Z e PNM), totalizaram $\frac{1}{3}$ das variáveis, sendo o principal conjunto de preditores, seguidos pelo CAP, TSM e campos de superfície. Destaca-se, na análise da precipitação, além das variáveis citadas, o papel da circulação atmosférica na região Antártica e suas adjacências, e das variáveis de superfície (ALB e UMS), que mostraram uma importância relevante para a previsão. Para a temperatura média, os campos associados à pressão foram novamente o principal conjunto de variáveis (39%), seguido pela TSM, T850, CAP e CGM. Destaca-se, para a temperatura média, o papel do campo de T850 nas regiões do Pacífico Equatorial, costa leste do Brasil e no continente Antártico e adjacências, que foram relevantes para a previsão;
- A avaliação das previsões mostrou que os resultados obtidos são superiores aos modelos atuais, passíveis de comparação por meio de escores de avaliação. Tanto para a precipitação, quanto para a temperatura, o melhor desempenho do modelo ocorreu nas categorias extremas (acima/abaixo da normal), sendo que uma determinada previsão nessas categorias tem maior probabilidade de acerto. Em relação ao comportamento por região, a análise mostrou que o melhor desempenho ocorreu nas RH 1 e 3 de precipitação, e RH 2 e 3 de temperatura.

Por fim, ressalta-se que, com base nos resultados discutidos ao longo desse estudo, foi possível atingir plenamente o objetivo proposto, que consistiu na obtenção de um modelo de previsão climática mensal e sazonal para o Centro-Sul Brasil, para a precipitação e temperatura média, com razoável destreza e baixo custo financeiro.

Observou-se que o uso de um grande número de variáveis preditoras, e a combinação das mesmas, trouxe uma melhora significativa para a previsão, tanto de temperatura, quanto de precipitação, alcançando índices de acerto que variaram de bom a ótimo, na maior parte das avaliações.

A técnica de Reconhecimento Estatístico de Padrões, selecionada para esse estudo, mostrou-se plenamente viável, do ponto de vista operacional, para aplicações no âmbito das ciências atmosféricas.

Em síntese, é possível concluir que a cada três previsões, o modelo tende a acertar duas, e que a probabilidade de acerto é maior nos tercis extremos (acima/abaixo da normal). Essa característica torna o modelo ainda mais importante, dado que são justamente essas categorias que mais interessam, e que são as mais difíceis de serem previstas.

Para um melhor entendimento das possíveis teleconexões e dos processos físicos entre os preditores e preditandos, sugere-se o uso de técnicas de modelagem dinâmica, como Funções de Influências, entre as Regiões-Chave e as Regiões Homogêneas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACEITUNO, P. On the functioning of the Southern oscillation in the South American sector. Part I: surface climate. **Monthly Weather Review**, v. 116, n. 3, p. 505-524, 1988.
- ALEXANDERSSON, H. A homogeneity test applied to precipitation data. **Journal of Climatology**, v. 6, n. 6, p. 661-675, 1986.
- ALEXANDERSSON, H. Homogeneity testing, multiple breaks and trends. In: INTERNATIONAL MEETING ON STATISTICAL CLIMATOLOGY, 6., 1995, Galway, Ireland. **Proceedings...** Ireland, 1995. p. 439-441.
- ALEXANDERSSON, H.; MOBERG, A. Homogenization of Swedish temperature data. Part I: a homogeneity test for linear trends. **International Journal of Climatology**, v. 17, p. 25-34, 1997.
- ALLEN, R. A.; VERNON, E. M. Objective weather forecast. In: MALONE, T. F. (Ed.). **Compendium of meteorology**. Boston, Massachusetts: American Meteorological Society, 1951. p. 796-801.
- ALMEIDA, A. DE; ELIAN, S.; NOBRE, J. Modificações e alternativas aos testes de Levene e de Brown e Forsythe para igualdade de variâncias e médias. **Revista Colombiana de Estadística**, v. 31, n.2, p. 241-260, 2008.
- ALVES, L. M. Clima da Região Centro-Oeste do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Org.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 15, p. 235-241.
- ALVES, L. M.; MARENGO, J. A.; CAMARGO JÚNIOR, H.; CASTRO, C. E. Início da estação chuvosa na Região Sudeste do Brasil: Parte 1 - Estudos observacionais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 20, n. 3, p. 385-394, 2005.
- ANDERSON, J.; VAN DEN DOOL, H.; BARNSTON, A.; CHEN, W.; STERN, W.; PLOSHAY, J. Present-day capabilities of numerical and statistical models for atmospheric extratropical seasonal simulation and prediction. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 80, p. 1349-1361, 1999.
- ARRIBAS, A.; GLOVER, M.; MAIDENS, A.; PETERSON, K.; GORDON, M.; MACLACHLAN, C.; GRAHAM, R.; FEREDAY, D.; CAMP, J.; SCAIFE, A. A.; XAVIER, P.; MCLEAN, P.; COLMAN, A.; CUSACK, S. The GloSea4 ensemble prediction system for seasonal forecasting. **Monthly Weather Review**. Vol 139, p. 1891-1910, 2011.
- BACK, A. J. Aplicação de análise estatística para identificação de tendências climáticas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 36, n. 5, p. 717-726, 2001.

- BARNETT, T. P.; PREISENDORFER, R. W. Multifield analog prediction of short-term climate fluctuations using a climate state vector. **Journal of Atmospheric Science**, v. 35, p. 1771-1787, 1978.
- BARNSTON, A. G. Linear statistical short-term climate predictive skill in the Northern Hemisphere. **Journal of Climate**, v. 5, p. 1514-1564, 1994
- BARNSTON, A. G.; GLANTZ, M. H.; HE, Y. Predictive skill of statistical and dynamical climate models in SST forecasts during the 1997–1998 El Niño episode and the 1998 La Niña onset. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 80, p. 217–243, 1999.
- BARNSTON, A. G.; LI, S.; MASON, S. J.; DEWITT, D. G.; GODDARD, L.; GONG, X. Verification of the first 11 years of IRI's seasonal climate forecasts. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 49, p. 493–520, 2010.
- BARNSTON, A. G.; LIVEZEY, R. E. An operational multifield analog/anti-analog prediction system for US seasonal temperatures. Part II: spring, summer, fall and intermediate 3-month period experiments. **Journal of Climate**, v. 2, p. 513-541, 1989.
- BARNSTON, A. G.; SMITH, T. M. Specification and prediction of global surface temperature and precipitation from global SST using CCA. **Journal of Climate**, v. 9, p. 2660-2697, 1996.
- BARROS, V.; CASTEÑEDA, M. E.; DOYLE, M.. Recent precipitation trends in southern South America east of the Andes: an indication of climatic variability. **Southern Hemisphere Paleo and neo-climates**. Springer-Verlag, p. 187–206, 2000.
- BATTE, L.; DEQUE, M. Seasonal predictions of precipitation over Africa using coupled ocean-atmosphere general circulation models: skill of the ENSEMBLES project multimodel ensemble forecasts. **Tellus A**, v. 63, p. 283– 299, 2011.
- BECKER C. T.; BRAGA C. C.; CEBALLOS J. C. Regionalização da precipitação e temperatura no estado do Rio Grande do Sul a partir de análise de agrupamento. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 7, 1992. São Paulo, SP. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, v. 1, p. 225-232, 1992.
- BERGEN, R. E.; HARNACK, R. P. Long-range temperature prediction using a simple analog approach. **Monthly Weather Review**, v. 110, p. 1083-1099, 1982.
- BJÖRNSSON, H.; VENEGAS S. **A Manual for EOF and SVD analyses of climatic data**. Montreal: McGill University, 1997. (C2GCR Report 97-1).
- BLAIN, G. C. Considerações estatísticas relativas a seis séries mensais de temperatura do ar da Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 2, p. 279-296, 2011.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time series analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1976.

BRAGA, C. C.; MELO M. L. D.; MELO, E. C. S. Análise de agrupamento aplicada à distribuição da precipitação no estado da Bahia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 10., 1998, Brasília, DF. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 1998.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE (OPAS). **Mudanças climáticas e ambientais e seus efeitos na saúde: cenários e incertezas para o Brasil**. Brasília: Ministério da Saúde. Organização Pan-Americana da Saúde, 2008. 40p. Disponível em: <http://www.opas.org.br/ambiente/UploadArq/mudancas_climaticas_novo.pdf>. Acesso em: 18 jun. 2012.

BROWN, M. B.; FORSYTHE, A. B. Robust tests for the equality of variances. **Journal of the American Statistical Association**, v. 69, p. 364-367, 1974.

BURROUGH, P. A.; MCDONNELL, R. A. **Principles of Geographic Information Systems**. Oxford: Oxford University, 1998.

CAMPOS, T. E. **Técnicas de seleção de características com aplicações em reconhecimento de faces**. 2001. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

CARVALHO, L. M. V.; JONES, C.; AMBRIZZI, T. Opposite phases of the Antarctic oscillation and relationship with intraseasonal to interannual activity in the tropics during the austral summer. **Journal of Climate**, v. 18, p. 702-718, 2005.

CASARIN, D. P. **Um estudo observacional sobre os sistemas de bloqueio no Hemisfério Sul**. 1982. 82 p. (INPE-2638-TDL/114). Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1982. Disponível em: <<http://urlib.net/6qtX3pFwXQZ3P8SECKy/GA78E>>. Acesso em: 10 nov. 2015.

CASEY, T. M. Optimal linear combination of seasonal forecasts. **Australian Meteorological Magazine**, v. 44, p. 219-224, 1995.

CASOLA, J. H.; WALLACE, J. M. Identifying weather regimes in the wintertime 500-hPa geopotential height field for the Pacific-North American sector using a limited-contour clustering technique. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 46, n. 10, p. 1619-1630, 2007.

CASTRO, C. C.; CAVALCANTI, I. F. A. Intraseasonal modes of variability affecting the SACZ. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOUTHERN HEMISPHERE METEOROLOGY AND OCEANOGRAPHY, 7., 24-28 March 2003, Wellington. **Proceedings...** New Zealand, 2003..

CAVALCANTI, I. F. A.; AMBRIZZI, T. Teleconexões e suas influências no Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Orgs.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 20, p. 317-335.

CAVALCANTI, I. F. A.; MARENGO, J. A.; SATYAMURTY, P., et al. Global climatological features in a simulation using the CPTEC-COLA AGCM. **Journal of Climate**, v. 15, n. 21, p. 2965-2988, 2002.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. CENTRO DE PREVISÃO DE TEMPO E ESTUDOS CLIMÁTICOS (INPE.CPTEC). **El Niño e La Niña**. 2012b. Disponível em: <<http://enos.cptec.inpe.br/>>. Acesso em: 28 mai. 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. CENTRO DE PREVISÃO DE TEMPO E ESTUDOS CLIMÁTICOS (INPE.CPTEC). **Numerical climate prediction**. 2012a. Disponível em: <clima1.cptec.inpe.br/gpc/>. Acesso em: 15 mai. 2012.

CLIMATIC RESEARCH UNIT UNIVERSITY OF EAST ANGLIA (CRU) [Phil Jones, Ian Harris]. **CRU Time Series (TS) high resolution gridded datasets**. NCAS British Atmospheric Data Centre, 2008. Disponível em: <http://badc.nerc.ac.uk/view/badc.nerc.ac.uk__ATOM__dataent_1256223773328276> Acesso em: 15 mar. 2012.

COELHO C. A. S.; PEZZULLI, S.; BALMASEDA M.; DOBLAS-REYES, F. J.; STEPHENSON, D. B. Forecast calibration and combination: a simple Bayesian approach for ENSO. **Journal of Climate**, v. 17, n. 7, p. 1504-1516, 2004.

COELHO C. A. S.; PEZZULLI, S.; BALMASEDA M.; DOBLAS-REYES, F. J.; STEPHENSON, D. B. **Skill of coupled model seasonal forecasts: a Bayesian assessment of ECMWF ENSO forecasts**. Reading: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Shinfield Park, 2003. 16p. ECMWF Technical Memorandum. n. 426.

COELHO C. A. S.; STEPHENSON, D. B.; BALMASEDA, M.; DOBLAS-REYES, F. J.; VAN OLDENBORGH, G. J. Towards an integrated seasonal forecasting system for South America. **Journal of Climate**. v. 19, n. 15, p. 3704-3721, 2006a.

COELHO C. A. S.; STEPHENSON, D. B.; DOBLAS-REYES, F. J.; BALMASEDA M.; GUETTER, A.; VAN OLDENBORGH, G. J. A Bayesian approach for multi-model downscaling: seasonal forecasting of regional rainfall and river flows in South America. **Meteorological Applications**, v. 13, p. 73-82, 2006b.

COELHO C. A. S.; STEPHENSON, D. B.; DOBLAS-REYES, F. J.; BALMASEDA M. From multi-model ensemble predictions to well-calibrated probability forecasts: seasonal rainfall forecasts over South America 1959-2001. **CLIVAR Exchanges**, v. 10, n. 32, p. 14-20, 2005.

COELHO C. A. S.; UVO C. B.; AMBRIZZI, T. Exploring the impacts of the tropical Pacific SST on the precipitation patterns over South America during ENSO periods. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 71, 185-197, 2002.

COLIN, C.; GARZOLI, S. L. In situ wind measurements and the ocean response in the equatorial Atlantic during the SEQUAL-FOCAL experiment. **Journal of Geophysical Research**, v. 92, p. 3729-3740, 1987.

COMPAGNUCCI, R. H.; RICHMAN, M. B. Can principal component analysis provide atmospheric circulation or teleconneccion patterns? **International Journal of Climatology**, v. 28, n. 6, p. 703-726, 2008.

COMPO, G. P. et al. The twentieth century reanalysis project. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**. v. 137, p. 1-28, 2011.

COX, E. **The fuzzy systems handbook**. Massachussets: American Press, Inc., 1994.

CUNNINGHAM, C. A. C.; CAVALCANTI, I. F. A. Intraseasonal modes of variability affecting the South Atlantic Convergence Zone. **International Journal of Climatology**, v. 26, n. 9, p. 1165-1180, 2006.

DIAZ, A.; STUDZINSKI, C. D. S. Rainfall anomalies in the Uruguay-Southern Brazil region related to SST in the Pacific and Atlantic Oceans using Cannonical Correlation Analysis. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 8., 1994, Belo Horizonte, MG. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 1994. p. 42-45.

DIAZ, A.; STUDZINSKI, C. D. S.; MECHOSO, C. R. Relationships between precipitation anomalies in Uruguay and Southern Brazil and sea surface temperature in the Pacific and Atlantic Oceans. **Journal of Climate**, v. 11, p. 251-271, 1998.

DUDA, R.; HART. P. **Pattern recognition and scene analysis**. New York: Wiley, 1973.

DURKEE, J. D.; MOTE, T. L.; SHEPHERD, J. M. The contribution of Mesoscale Convective omplexes into rainfall across subtropical South America. **Journal of Climate**, v. 22, p. 4590-4605, 2009.

EASTERLING, D. R.; PETERSON, T.C. A new method for detecting undocumented discontinuities in climatological time series. **International Journal of Climatology**, v. 15, p. 369-377, 1995.

EASTERLING, D. R.; PETERSON, T.C. Techniques for detecting and adjusting for artificial discontinuities in climatological time series: a review. In: INTERNATIONAL MEETING ON STAT. CLIMATOLOGY, 5., June 22-26, 1992, **Proceedings...** Toronto.

EISCHEID J. K.; DIAZ, H. F.; BRADLEY, R. S.; JONES, P. D. **A comprehensive precipitation data set for global land areas**. Washington, DC: United States Department of Energy, Carbon Dioxide Research Program, 1991.

FEDOROVA, N; CARVALHO, M. H. Processos sinóticos em anos de La Niña e de El Niño. Parte II: zonas frontais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 15, n. 2, p. 57-72, 2000.

- FRIEDMAN, M.; KANDEL, A. **Introduction to pattern recognition**: statistical, structural, neural and fuzzy logic approaches. London: Imperial College Press, 1999. p. 143-147. Distributed by World Scientific Publishing, Singapore. (Series in Machine Perception and Artificial Intelligence) .
- GAN, M. A.; RAO, V. B. Surface cyclogenesis over South America. **Monthly Weather Review**, v. 119, p. 1293-1302, 1991.
- GANDIN, L. S.; MURPHY, A. H. Equitable skill scores for categorical forecasts. **Monthly Weather Review**, v. 120, p. 361-370, 1992.
- GERRITY, J. P. JR. A note on Gandin and Murphy's equitable skill score. **Monthly Weather Review**, v. 120, p. 2709-2712, 1992.
- GLAHN, H. R. Statistical weather forecasting. In: MURPHY, A. H.; KATZ, R. W. (Eds.). **Probability, statistics, and decision making in the atmospheric sciences**. Boulder: Westview Press Inc., 1985. p. 289-335.
- GODDARD, L.; MASON, S. J.; ZEBIAK, S. E.; ROPELEWSKI, C. F.; BASHER, R.; CANE, M. A. Current approaches to seasonal-to-interannual climate predictions. **International Journal of Climatology**, v. 21, p. 1111-1152, 2001.
- GONG, X.; RICHMAN, M. B. On the Application of cluster analysis to growing season precipitation data in North America East of the rockies. **Journal of Climate**, v. 8, n. 4, p. 897-931, 1995.
- GOOSSENS, C.; BERGER, A. How to recognize an abrupt climatic change? In: BERGER, W. H.; LABEYRIE, L. D. (eds.). **Abrupt climatic change**: evidence and implications. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1986. p. 31-46.
- GRIMM, A. M. Clima da Região Sul do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Org.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009a. cap. 17, p. 260-275.
- GRIMM, A. M. Variabilidade interanual do clima no Brasil In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Org.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009b. cap. 22, p. 260-275.
- GRIMM, A. M.; BARROS, V. R.; DOYLE, M. E. Climate variability in Southern South America associated with El Niño and La Niña events. **Journal of Climate**, v.13, p. 35-58, 2000.
- GRIMM, A.M.; PAL, J.S.; GIORGI, F. Connection between spring conditions and peak summer monsoon rainfall in South America: role of soil moisture, surface temperature, and topography in eastern Brazil. **Journal of Climate**, v. 20, n. 24, p. 5929-5945, 2007.

GUEDES, R. L.; SILVA DIAS, M. A. F. Estudo de tempestades severas associadas com o jato subtropical na América do Sul. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 3., 1984, Belo Horizonte, MG. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 1984. v.1, p. 289-296.

GUTZLER, D. S.; SHUKLA, J. Analogs in the wintertime 500 mb height field. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 41, p. 177-189, 1984.

HAHN C. J.; WARREN, S. G. **Extended edited synoptic cloud reports from ships and land stations over the globe, 1952–1996**. Oak Ridge, TN: ORNL/CDIAC-123, NDP-026C, CDIAC, ORNL, US DoE, 1999.

HAIR, J.; BLACK, W.; BABIN, B.; ANDERSON, R. **Multivariate data analysis**. 7. ed. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 2010,

HALL, A.; VISBECK, M. Synchronous variability in the Southern Hemisphere atmosphere, sea ice, and ocean resulting from the annular mode. **Journal of Climate**, v. 15, n. 21, p. 3043-3057, 2002.

HAMILL, T. M.; WHITAKER, J. S. Probabilistic quantitative precipitation forecasts based on reforecast analogs: theory and application. **Monthly Weather Review**, v. 134, p. 3209-3229, 2006.

HÄRDLE, W.; SIMAR, L. **Applied multivariate statistical analysis**. 3. ed. Heidelberg: Springer-Verlag, 2012. 539 p.

HARNACK, R.; CAMMARATA, M.; DIXON, K.; LANZANTE, J.; HARNACK, J., Summary of U.S. seasonal temperature forecast experiments. In: CONFERENCE ON PROBABILITY AND STATISTICS IN THE ATMOSPHERIC SCIENCES, 9., 1985. **Proceedings...** Virginia Beach, Virginia: American Meteorological Society, 1985. p. 175-178.

HASTENRATH, S., SUN, L.; MOURA, A. D. Climate prediction for Brazil's Nordeste by empirical and numerical modeling methods. **International Journal of Climatology**, v. 29, p. 921-926, 2009.

HASTENRATH, S.; GREISCHAR, L. Changing predictability of Indian monsoon rainfall anomalies. **Proceedings of the Indian Academy of Science**, v. 102, p. 35-47, 1993.

HASTENRATH, S.; GREISCHAR, L.; VAN HEERDEN, J. Prediction of the summer rainfall over South Africa. **Journal of Climate**, v. 8, p. 1511-1518, 1995.

HAYLOCK, M. R.; PETERSON, T. C.; ALVES, L. M., et al. Trends in total and extreme South American rainfall 1960-2000 and links with sea surface temperature. **Journal of Climate**, v. 19, p. 1490-1512, 2006.

HIRST A. C.; HASTENRATH, S. Atmosphere-ocean mechanisms of climate anomalies in the Angola—tropical Atlantic sector. **Journal of Physical Oceanography**, v. 13, p. 1146-1157, 1983.

HOLT, C. C. **Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages**. Carnegie Institute 52, 1957. ONR Research Memorandum

HOSKING, J. R. M.; WALLIS, J. R. **Regional frequency analysis: an approach based on L-moments**. Cambridge: University Press, 1997.

HUANG, J.; VAN DEN DOOL, H. M. Monthly precipitation-temperature relations and temperature prediction over the United States. **Journal of Climate**, v. 6, p. 1111-1132, 1993.

HUANG, J.; VAN DEN DOOL, H. M.; GEORGARAKOS, K. P. Analysis of model-calculated soil moisture over the United States (1931–1993) and applications to long-range temperature forecasts. **Journal of Climate**, v. 9, p. 1350–1362, 1996.

HULME M.; OSBORN. T. J.; JOHNS, T. C. Precipitation sensitivity to global warming: comparison of observations with HadCM2 simulations. **Geophysical Research Letters**. v. 25, p. 3379–3382, 1998.

HUSCHKE, R. E. **Glossary of meteorology**. Boston. Mass: American Meteorological Society, 1959.

IBM Corp. **IBM SPSS statistics for Windows**, Version 21.0. Armonk, NY: IBM Corp., 2012.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo agropecuário 2006**: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão. Rio de Janeiro: IBGE, 2006. 777p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Contagem da população 2007**. Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão. Rio de Janeiro: IBGE, 2007. 311p.

INSTITUTO DE ASTRONOMIA, GEOFÍSICA E CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS (IAG). UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO (USP). **Meteorologia sinótica**. 2008. Disponível em: <<http://www.master.iag.usp.br/>>. Acesso em: 15 out. 2008.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). **Interpretando o prognóstico climático sazonal**: como traduzir a faixa normal em milímetros de precipitação. 2012. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/webcdp/climatologia/faixa_normal/Tutorial_Faixa_Normal_Ver3.pdf>. Acesso em: 04 jun. 2012.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). **Normais climatológicas do Brasil 1961-1990**, Brasília, DF: INMET, 2009. 465p.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC). **Climate Change 2013: the physical science basis**. Contribution of working group I to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2013, 1535p.

INTERNATIONAL RESEARCH INSTITUTE FOR CLIMATE AND SOCIETY (IRI). **Seasonal climate verifications**. Verification of IRI's Seasonal Climate Forecast. 2015. Disponível em: <<http://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/forecasts/verification/>>. Acesso em: 10/02/2015.

JAIN, A. K.; DUIN, R.P.W.; MAO, J. Statistical pattern recognition: a review. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**. v. 22, n. 1, p. 4-37, 2000.

JOHANSSON, A.; BARNSTON, A. G.; SAHA, S.; VAN DEN DOOL, H. M. On the level of forecast skill in northern Europe. **Journal of Atmospheric Science**, v. 55, p. 103–127, 1998.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2007.

JOLLIFFE, I. T. **Principal component analysis**. New York: Springer-Verlag, 2002.

JOLLIFFE, I. T.; STEPHENSON, D. B. **Forecast verification: a practitioner's guide in atmospheric science**. Chichester: John Wiley and Sons, 2003.

JONES P. D. Hemispheric surface air temperature variations: a reanalysis and update to 1993. **Journal of Climate**, v. 7, p. 1794-1802, 1994.

JONES P.D.; MOBERG, A. Hemispheric and large-scale surface air temperature variations: an extensive revision and an update to 2001. **Journal of Climate**, v. 16, p. 206-223, 2003.

KAYANO, M. T.; JONES, C.; SILVA DIAS, P. L. Variabilidade Intrasazonal. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Orgs.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 21, p. 337-351.

KAYANO, M. T.; KOUSKY, V. E. Sobre o monitoramento das oscilações intrasazonais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 7, n. 2, p. 593-602, 1992.

KENDALL, M. **Rank correlation methods**. London: Charles Griffin & Company Limited, 1948.

KEPPENNE, C. L.; GHIL, M. Adaptive filtering and the Southern Oscillation Index. **Journal of Geophysical Research**, v. 97, p. 20449-20454, 1992.

- KNAFF, J. A.; LANDSEA, C. W. An El Niño Southern Oscillation climatology and persistence (CLIPER) forecasting scheme. **Weather Forecasting**, v. 12, p. 633–652, 1997.
- KODAMA, Y. M. Large-scale common features of sub-tropical precipitation zones (the Baiu frontal zone, the SPCZ and the SACZ). Part I: characteristics of sub-tropical frontal zones. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 70, p.813-836, 1992.
- KPALMA, K.; RONSIN, J. An overview of advances of pattern recognition systems in computer vision. In: OBINATA, G.; DUTTA, A. (eds.). **Vision systems: segmentation and pattern recognition**, Vienna, Austria: I-Tecn, 2007. ISBN 987-3-902613-05-9. 546p.
- LANDIM, P.M.B. **Introdução à análise estatística de dados geológicos multivariados**. Rio Claro: DGA,IGCE,UNESP/Rio Claro, 2010. 229 p. Texto Didático 15.
- LANDSEA, C. W.; KNAFF, J. A. How much ‘skill’ was there in forecasting the great 1997–1998 El Niño. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 9, p. 2107-2120, 2000.
- LEHMILLER, G. S.; KIMBERLAIN, T.B.; ELSNER, J. B. Seasonal prediction models for North Atlantic basin hurricane location. **Monthly Weather Review**, v. 125, p. 1780-1791, 1997.
- LEVENE, H. Robust tests for equality of variances. In: OLKIN, I. (Ed.). **Contributions to probability and statistics**. California: Stanford University Press, 1960. p. 278-292.
- LIEBMANN, B.; VERA, C. S.; CARVALHO, L. M. V.; CAMILLONI, I.; HOERLING, M. P.; BARROS, V. R.; BÁEZ, J.; BIDEGAIN, M. An observed trend in central South American precipitation. **Journal of Climate**, v. 17, p. 4357-4367, 2004.
- LIVEZEY, R. E.; BARNSTON, A. G. An operational multifield analog/antianalog system for United States seasonal temperatures. Part 1: system design and winter experiments. **Journal of Geophysical Research**, v. 93, n. D9, p. 10953-10974, 1988.
- LORENZ, E.N. **Empirical orthogonal functions and statistical weather prediction**. Cambridge, MA: MIT. Statistical Forecasting Project, Department of Meteorology, 1956. 49p. Science Report 1. (NTIS AD 110268).
- LUCIO, P. S.; SILVA, F. D. S.; FORTES, L. T. G.; et al. Um modelo estocástico combinado de previsão sazonal para a precipitação no Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**. v. 25, n. 1, p. 70-87, 2010.
- MACHADO, R. D.; ROCHA, R. P. Previsões climáticas sazonais sobre o Brasil: Avaliação do RegCM3 aninhado no modelo Global CPTEC/COLA. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 1, p. 121-136, 2011.

- MADDOX, R. A. Large-scale meteorological conditions associated with midlatitude, MCC. **Monthly Weather Review**, v. 111, p. 1475-1493, 1983.
- MADDOX, R. A. Mesoscale convective complexes. **Bulletin American Meteorological Society**, v. 61, n. 11, p. 1374-1387, 1980.
- MANN, H. B. Non-parametric test against trend. **Econometrica**, v. 13, p. 245-259, 1945.
- MANTUA, N. J.; HARE, S. R.; ZHANG, Y.; WALLACE, J. M.; FRANCIS, R. C. A Pacific decadal climate oscillation with impacts on salmon. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 78, p. 1069-1079, 1997.
- MARENGO J. A.; CAVALCANTI, I. F. A., SATYAMURTY, P.; et al. Assessment of regional seasonal rainfall predictability using the CPTEC/COLA atmospheric GCM. **Climate Dynamics**, v. 21, p. 459-475, 2003.
- MARENGO, J. A. Impactos de extremos relacionados com o tempo e o clima – Impactos sociais e econômicos. **Boletim do Grupo de Pesquisa em Mudanças Climáticas – GPMC**. INPE – CCST. n. 8, Maio de 2009. Disponível em: <http://mudancasclimaticas.cptec.inpe.br/~rmclima/pdfs/newsletters/Boletim_No8_Port.pdf> Acesso em: 05/04/2015.
- MARENGO, J. A.; CAMARGO, C. G. C. Surface air temperature trends in Southern Brazil for 1960-2002. **International Journal of Climatology**, v. 28, n. 7, p. 893-904, 2008.
- MARENGO, J. A.; NOBRE, C.; RAIGOZA, D.; VALVERDE, M.; PISNITCHENKO, I.A.; OLIVEIRA, J.C.M. **Boletim do projeto**: uso de cenários de mudanças climáticas regionais em estudos de vulnerabilidade e adaptação no Brasil e na América do Sul (GOF-UK-CPTEC), 2007. Disponível em: <www.cptec.inpe.br/mudancas_climaticas>. Acesso em: 12/03/2014.
- MARENGO, J. A.; SOARES, W. R.; SAULO, C.; NICOLINI, M. Climatology of the Low-Level Jet east of the Andes as derived from the NCEP/NCAR Reanalyses: Characteristics and Temporal Variability. **Journal of Climate**, v. 17, n. 12, p. 2261-2280, 2004.
- MAROCO, J. **Análise estatística com utilização do SPSS**. 2.ed. Lisboa: Sílabo, 2003.
- MARQUES, R. F. C.; RAO, V. B. Bloqueio atmosférico no Hemisfério Sul, 1980-1993. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 9., 1996, Campos do Jordão, SP. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMet, 1996. p. 1078-1084. (INPE-6710-PRE/2739).
- MASON, S. J. Seasonal forecasting of South African rainfall using a non-linear discriminant analysis model. **International Journal of Climatology**, v. 18, p. 147-164, 1998.

MASON, S.J.; GODDARD, L.; GRAHAM, N. E.; YULAEVA, E.; SUN, L.; ARKIN, P. A. The IRI seasonal climate prediction system and the 1997/1998 El Niño event. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 80, p. 1853–1873, 1999.

MATOS, J. D. **Utilização de semivariogramas como redutor de dimensionalidade no reconhecimento de padrões em imagens digitais hiperespectrais**. 2003. Dissertação (Mestrado Sensoriamento Remoto) - Centro Estadual de Pesquisas em Sensoriamento Remoto e Meteorologia. Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2003.

MATTES, M.; MASON, S. J. Evaluation of a seasonal forecasting procedure for Namibian rainfall. **South African Journal of Science**, v. 94, p. 183–185, 1998.

INFOCLIMA - Boletim de informações climáticas do CPTEC/INPE. Cachoeira Paulista, ano 19, n. 06, Jun 2012. 3 p. MCT.INPE.CPTEC.Disponível em: <infoclima.cptec.inpe.br/~rinfo/pdf_infoclima/201206.pdf>. Acesso em: 12 jun. 2012.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005. 297p.

MINUZZI, R. B; VIANELLO, R. L.; SEDIYAMA, G. C. Oscilações climáticas em Minas Gerais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.25, p. 227-236, 2010.

MITCHELL, T. D.; JONES, P. D. An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids. **International Journal of Climatology**, v. 25, n. 6, p. 693-712, 2005.

MO, K. C.; HIGGINS, R. W. The Pacific–South America modes and tropical convection during the Southern Hemisphere winter. **Monthly Weather Review**, v. 126, p. 1581-1596, 1998.

MOBERG, A.; ALEXANDERSSON, H. Homogenization of Swedish temperature data. Part II: homogenized gridded air temperature compared with a subset of global gridded air temperature. **International Journal of Climatology**, v. 17, p. 35-54, 1997.

MOLTENI, F.; STOCKDALE, T.; BALMASEDA, M. et al. **The new ECMWF seasonal forecast system (System 4)**. Technical 48 Memorandum, 656, 2011. 51p.

MORAES, J. M.; PELLEGRINO, G.; BALLESTER, M. V.; MARTINELLI, L. A.; VICTORIA, R. L. Estudo preliminar da evolução temporal dos componentes do ciclo hidrológico da bacia do Rio Piracicaba. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 11.; SIMPÓSIO DE HIDRÁULICA E RECURSOS HÍDRICOS DOS PAÍSES DE LÍNGUA OFICIAL PORTUGUESA, 2., 1995, Recife. **Anais...** Recife: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 1995. p. 27-32.

MOURA, A. D.; HASTENRATH, S. Climate prediction for Brazil's Nordeste: performance of empirical and numerical modeling methods. **Journal of Climate**, v. 17, p. 2667-2672, 2004.

- MOURA, A. D.; SHUKLA, J. On the dynamics of droughts in northeast Brazil: observations, theory, and numerical experiments with a general circulation model. **Journal of Atmospheric Science**, v. 38, p. 2653-2675, 1981.
- MUTAI, C. C.; WARD, M. N.; COLMAN, A. W. Towards the prediction of the East Africa short rains based on sea-surface temperature–atmosphere coupling. **International Journal of Climatology**, v. 18, p. 975-997, 1998.
- MUZA, M. N.; CARVALHO, L. M. V.; JONES, C.; LIEBMANN, B. Intraseasonal and interannual variability of extreme dry and wet events over southeastern South America and the subtropical Atlantic during austral summer. **Journal of Climate**, v. 22, p. 1682-1699, 2009.
- NADLER, M.; SMITH, E. P. **Pattern recognition engineering**. New York,: John Wiley & Sons,1993.
- NAMIAS, J. Cold waters and hot summers. **Nature**, v. 338, p. 15-16, 1989.
- NAMIAS, J. General aspects of extended range forecasting. In: MALONE, T. F. (Ed.). **Compendium of meteorology**. Boston, Massachusetts: American Meteorological Society, 1951. p. 802-813.
- NECCO, G. V. Comportamiento de vortices ciclonicos en el area Sudamerica durante el FGGE: trayectorias y desarrollos. **Meteorologica**, v. 13, n. 1, p. 21-34, 1982.
- NEW, M.; HULME, M.; JONES, P. D. Representing twentieth century space–time climate variability. Part 2: development of 1901-96 monthly grids of terrestrial surface climate. **Journal of Climate**, v. 13, p. 2217-2238, 2000.
- NIMER, E. **Climatologia do Brasil**. Rio de Janeiro: IBGE. 1979. 422p.
- NOBRE, P.; SHUKLA, J. Variations of sea surface temperature, wind stress and rainfall over the tropical Atlantic and South America. **Journal of Climate**, v. 9, p. 2464-2479, 1996.
- NOGUÉS-PAEGLE J.; MO, K. C. Alternating wet and dry conditions over South America during summer. **Monthly Weather Review**, v. 125, p. 279-291, Feb. 1997.
- NUNES, L. H.; VICENTE, A.K.; CANDIDO, D.H. Clima da Região Sudeste do Brasil. In: CAVALCANTI, I. F. A.; FERREIRA, N. J.; SILVA, M. G. A. J.; SILVA DIAS, M. A. F. (Org.). **Tempo e clima no Brasil**. São Paulo: Oficina de Textos, 2009. cap. 16, p. 244-258.
- PACIFIC DECADAL OSCILLATION (PDO). **The Pacific decadal oscillation**. 2008. Disponível em: < <http://research.jisao.washington.edu/pdo/>>. Acesso em 05/04/2014.

PAINEL BRASILEIRO DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS (PBMC). **Impactos, vulnerabilidades e adaptação**. Contribuição do Grupo de Trabalho 2 ao primeiro relatório de avaliação nacional do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas. Sumário Executivo do GT2. PBMC, Rio de Janeiro, Brasil. 2013. 28 p.

PAIXÃO, E.; AULD, H.; MIRZA, M.M.Q.; KLAASSEN, J.; SHEPHARD, M.W. Regionalization of heavy rainfall to improve climatic design values for infrastructure: case study in Southern Ontario, Canada. **Hydrological Sciences Journal**, v. 56, n. 7, p. 1067-1089, 2011.

PETTITT, A. N. A non-parametric approach to the changepoint problem. **Applied Statistics**, London, v. 28, n. 2, p. 126-135, 1979.

PEZZI, L. P.; UBARANA, V.; REPELLI, C. Desempenho e previsões de um modelo regional estatístico para a Região Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 18, p. 129, 2000.

PHILANDER, S. G. H.; PACANOWSKI, R. C. The mass and heat budget in a model of the tropical Atlantic Ocean. **Journal of Geophysical Research**, v. 91, p. 14212–14220, 1986.

PIO, J. L. S.; OLIVEIRA, C. J. S.; ARAÚJO, A. A.; VIEIRA, N. J. Reconhecimento sintático e estrutural de padrões. In: BREITMAN, K.; ANIDO, R. (Editores). **Atualizações em informática**. Rio de Janeiro: Editora PUC-Rio, 2006. Cap. 6, p. 283-330. ISBN 85 87926 19 5.

POLIKAR R., Pattern recognition. In: AKAY, M. (Editor). **Wiley encyclopedia of biomedical engineering**. New York: Wiley, 2006.

POTTS, J. M.; FOLLAND, C. K.; JOLLIFFE, I. T.; SEXTON, D. Revised "LEPS" scores for assessing climate model simulations and long range forecasts. **Journal of Climate**, v. 9, p. 34-53, 1996.

QUADRO, M. F. L.; ABREU, M. L. Estudos de episódios de Zonas de Convergência do Atlântico Sul sobre a AS. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 8., 1994, Belo Horizonte, **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 1994. v. 2, p. 620-623.

QUAN, X.; HOERLING, M.; WHITAKER, J.; BATES, G.; XU, T. Diagnosing sources of U.S. seasonal forecast skill. **Journal of Climate**, v. 19, p. 3279–3293, 2006.

RADINOVIC, D. An analogue method for weather forecasting using the 500/1000 mb relative topography. **Monthly Weather Review**, v. 103, p. 639-649, 1975.

RAO, V. B.; HADA, K. Characteristics of rainfall over Brazil: annual variations and connections with southern oscillation. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 42, p. 81-91, 1990.

- RAYNER, N. A.; PARKER, D. E.; HORTON, E. B.; FOLLAND, C. K.; ALEXANDER, L. V.; ROWELL, D. P.; KENT, E. C.; KAPLAN, A. Global analyses of sea surface temperature, sea ice, and night marine air temperature since the late nineteenth century. **Journal of Geophysical Research**, v. 108, n. D14, p. 4407, 2003.
- REBELLO, E. R. G. A Oscilação Decadal do Pacífico e sua possível influência no regime de precipitação do Rio Grande do Sul. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 14., 2006. **Anais...** Florianópolis: SBMET, 2006.
- RICHMAN, M. B. Rotation of principal components. **Journal of Climatology**, v. 6, n. 3, p. 293-335, 1986.
- RODIONOV, S. N. A brief overview of the regime shift detection methods. In: VELIKOVA, V.; CHIPEV, N. (Eds.) **Large-scale disturbances (regime shifts) and recovery in aquatic ecosystems: challenges for management toward sustainability**. Varna, Bulgaria: UNESCO-ROSTE/BAS Workshop on Regime Shifts, 14-16 June 2005, , 17-24.
- ROGERS J. C.; VAN LOON, H. The seesaw in winter temperatures between Greenland and northern Europe. Part II: Some oceanic and atmospheric effects at middle and high latitudes. **Monthly Weather Review**, v. 107, p. 509-519, 1979.
- ROPELEWSKI, C. F.; HALPERT, M. S. Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño/Southern Oscillation. **Monthly Weather Review**, v. 115(8), p. 1606-1626, 1987.
- ROPELEWSKI, C. F.; HALPERT, M. S. Precipitation patterns associated with the high index phase of the Southern Oscillation. **Journal of Climate**, v. 2, p. 268-284, 1989.
- RUDOLF, B.; BECKER, A.; SCHNEIDER, U.; MEYER-CHRISTOFFER, A.; ZIESE, M. **GPCC status report december 2010**. GPCC, Dec. 2010. 7p.
- RUDOLF, B.; SCHNEIDER, U. Calculation of gridded precipitation data for the global land-surface using in-situ gauge observations. In: WORKSHOP OF THE INTERNATIONAL PRECIPITATION WORKING GROUP IPWG, 2., Monterey. **Proceedings...** Monterey, EUMETSAT, 2005.
- RUSTICUCCI, M.; MARENGO, J. A.; PENALBA, O.; RENOM, M. An intercomparison of model-simulated extreme rainfall and temperature events during the last half of twentieth century. Part 1: Mean values and variability. **Climatic Change**, v. 98, n. 3, p. 493-508, 2010.
- SANSIGOLO, C. A. Distribuições de extremos de precipitação diária, temperatura máxima e mínima e velocidade do vento em Piracicaba, SP (1917-2006). **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 23, n. 3, p. 341-346, 2008.

SANSIGOLO, C. A. Relações Sazonais entre o Índice de Oscilação Antártica (IOA) e as Temperaturas Máximas e Mínimas e Precipitações no Sul do Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 16., 2010, Belém, PA. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 2010. 1 CD-ROM.

SANSIGOLO, C. A. Seasonal rainfall forecasting in the north-east region of Brazil. **Grosswetter**, v. 30, n. 1, p. 33-42, 1991.

SANSIGOLO, C.A. Verificação de um modelo discriminante de previsão das precipitações sazonais do Nordeste. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 14, n. 2, p. 29-35, 1999.

SANSIGOLO, C.A.; PEREIRA, C. S.; SILVA, I. R. Relações entre as precipitações regionais no sul do Brasil e as temperaturas da superfície dos oceanos Atlântico e Pacífico. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 19, n. 1, p. 5-11, 2004.

SATYAMURTY P.; MATTOS, L. F. Climatological lower tropospheric frontogenesis in the midlatitudes due to horizontal deformation and divergence. **Monthly Weather Review**, v. 117, n. 6, p. 1355-1364, 1989.

SATYAMURTY, P.; NOBRE, C. A.; SILVA DIAS, P. L. South America. **Meteorological Monographs**. cap. 3C, v. 27, n. 49, p. 119-139, 1998.

SCHALKOFF, R. J. **Pattern recognition**: statistical, structural and neural approaches. New York: Wiley, 1992.

SCHNEIDER, U.; BECKER, A.; MEYER-CHRISTOFFER, A.; ZIESE, M.; RUDOLF, B. **Global precipitation analysis products of the GPCC**. Global Precipitation Climatology Centre (GPCC), DWD, Internet Publication, 2011. 13 p.

SHABBAR, A.; BARNSTON, A. G. Skill of seasonal climate forecasts in Canada using Canonical Correlation Analysis. **Monthly Weather Review**, 124, p. 2370-2385, 1996.

SHUKLA J. Predictability in the midst of chaos: a scientific basis for climate forecasting. **Science**, v. 282, p. 728-731, 1998.

SILVA, A. A. G.; BRAGA, C. C.; OLIVEIRA, L. S. Análise de agrupamento aplicada ao regime pluviométrico da costa leste e norte do nordeste do Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 9., 1996, Campos do Jordão. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMET, 1996. p. 231-235.

SILVESTRI, G. E.; VERA, C. S. Antarctic Oscillation signal on precipitation anomalies over southeastern South America. **Geophysical Research Letters**, v. 30, n. 21, 2003.

SIMILÄ, A. **Results of long range forecasts**. Stockholm: Swedish Meteorological and Hydrological Institute, 1957.

- SMITH, T. M.; REYNOLDS, R. W.; PETERSON, T. C.; LAWRIMORE, J. Improvements to NOAA's historical merged land-ocean surface temperature analysis (1880–2006). **Journal of Climate**, v. 21, p. 2283-2296, 2008.
- SNEYERS, R. **Sur l'analyse statistique des séries d'observations**. Genève: Organisation Météorologique Mondiale, 1975. 192p. (OMM Note Technique, 143).
- SNEYERS, R.; GOOSSENS, C. **The principal component analysis application to climatology and to meteorology**. Belgium: World Meteorological: Institut Royal Meteorologique de Belgique, 1988.
- STEPHENS, M. A. EDF statistics for goodness of fit and some comparisons. **Journal of the American Statistical Association**, v. 69, p. 730-737, 1974.
- STEPHENSON, D. B.; COELHO, C. A. S.; DOBLAS-REYES, F. J.; BALMASEDA, M. Forecast assimilation: a unified framework for the combination of multi-model weather and climate predictions. **Tellus A**, v. 57, p. 253-264, 2005.
- TAN, P. N.; STEINBACH, M.; KUMAR, V. (Editors). **Introduction to data mining**. Pearson: Addison-Wesley, Companion Book Site. 1. ed., 2006.
- TASCETTO, A. S.; WAINER, I. The impact of the subtropical South Atlantic SST on South American precipitation. **Annales Geophysicae**, v. 26, n. 11, p. 3457-3476, 2008.
- TEIXEIRA, A. A. S.; ESTEVES JUNIOR, M. A.; ALMEIDA, W. A. **Lógica Fuzzy**. Sistemas de Informação. Centro Universitário Luterano de Ji-paraná ULBRA. 2010,
- TENNANT, W.J.; HEWITSON, B.C. Intra-seasonal rainfall characteristics and their importance to the seasonal prediction problem. **International Journal of Climatology**, v. 22, n. 9, p. 1033-1048, 2002.
- THEODORIDIS, S.; KOUTROUMBAS, K. **Pattern recognition**. Canada: Academic Press, 2009. 961p.
- TIMM, N. H. **Applied multivariate analysis**. New York: Springer-Verlag, 2002. 718p.
- UNAL, Y.; KINDAP, T.; KARACA, M. Redefining the climate zones of Turkey using cluster analysis. **International Journal of Climatology**, v.23, n. 9, p. 1045-1055, 2003.
- VAN DEN DOOL, H. **Empirical methods in short-term climate prediction**. Oxford: 2007. 215 p.
- VAN DEN DOOL, H. M. Searching for analogues, how long must we wait? **Tellus**, 46A, p. 314-324, 1994.
- VAN LOON, H.; ROGERS, J. C. The seesaw in winter temperatures between Greenland and northern Europe. Part I: general description. **Monthly Weather Review**, v. 106, p.296-310, 1978.

VELASCO, I.; FRITSCH, J. M. Mesoscale convective complexes in the Americas. **Journal Geophysical Research**. v. 92, n. D8, p. 9591-9613, 1987.

VIANA, D. R. **Comportamento espaço-temporal da precipitação na Região Sul do Brasil utilizando dados TRMM e SRTM**. 2009. 162 p. (INPE-15738-TDI/1484). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos. 2009. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP8W/359H9BE>>. Acesso em: 10 nov. 2015.

VIANA, D. R.; AQUINO, F. E.; BURGOBRAGA, R.; FERREIRA, N. J. Mesoscale Convective Complexes in Rio Grande do Sul between October and December of 2003 and associated precipitation. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 24, n. 3, p. 276-291, 2009.

VINCENT, L. A.; PETERSON, T. C.; BARROS, V. R. et al. Observed trends in indices of daily temperature extremes in South America 1960-2000. **Journal of Climate**, v. 18, p. 5011-5023, 2005.

VITORINO, M. I. **Análise das oscilações intrasazonais sobre a América do Sul e Oceanos adjacentes utilizando a análise de ondeletas**. (INPE-9822-TDI/865). 2003. 344 p. Tese (Doutorado em Meteorologia). INPE – São José dos Campos, 2003. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/jeferson/2003/07.14.08.57>> . Acesso em: 10 nov. 2015.

VON STORCH, H.; ZWIERS, F. W. **Statistical analysis in climate research**. Cambridge: Cambridge University Press, 1999. 495p.

WAGNER, A. J. Medium- and long-range forecasting. **Weather and Forecasting**, v. 4, p. 413-426, 1989.

WALLACE, J. M.; GUTZLER, D. S. Teleconnections in the geopotential height field during the northern hemisphere winter. **Monthly Weather Review**, v. 109, p. 784-812, 1981.

WARD, M. N.; FOLLAND, C. K. Prediction of seasonal rainfall in the north Nordeste of Brazil using eigenvectors of sea-surface temperature. **International Journal of Climatology**, v. 11, p. 711-743, 1991.

WEARE, B. C.; NASSTROM, J. S. Examples of extended empirical orthogonal function analyses. **Monthly Weather Review**, v. 110, p. 481-485, 1982.

WEBB, A. R.; COPSEY, K. D. **Statistical pattern recognition**. (3. ed.). [S.l.]: John Wiley & Sons Ltd., 2011. 642p.

WILKS, D. S. **Statistical methods in the atmospheric sciences**. (2. ed.). [S.l.]: Elsevier, 2006. 627p.

WILKS, D. S. **Statistical methods in the atmospheric sciences: an introduction**. [S.l.]: Academic Press, 1995. 467p.

- WINTERS, P. R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. **Management Science**, v. 6, p. 324-342, 1960.
- WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (WMO). **Guidelines on analysis of extremes in a changing climate in support of informed decisions for adaptation**. Climate Data and Monitoring, WCDMP-No. 72. June, 2009.
- WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (WMO). **Recommendations for the verification and intercomparison of QPFs and PQPFs from operational NWP models**. WWRP 2009-1. Research Department, Atmospheric Research and Environment Branch. Revision 2. October, 2008.
- WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION (WMO). **Standardized Verification System (SVS) for Long-Range Forecasts (LRF)**. New Attachment II-9 to the Manual on the GDPS (WMO-No. 485), Volume I. Version 3.0. August, 2002.
- XAVIER, P. K.; GOSWAMI, B. N. An analog method for real-time forecasting of summer monsoon subseasonal variability. **Monthly Weather Review**, v. 135, n. 12, p. 4149-4160, 2007.
- YAGHMAEI, L.; SOLTANI, S.; KHODAGHOLI, M. Bioclimatic classification of Isfahan province using multivariate statistical methods. **International Journal of Climatology**, v. 29, n. 12, p. 1850-1861, 2009.
- YU, Z. P.; CHU, P. S.; SCHROEDER, T. Predictive skills of seasonal to annual rainfall variations in the US Affiliated Pacific Islands: canonical correlation analysis and multivariate principal components regression approaches. **Journal of Climate**, v. 10, p. 2586-2599, 1997.
- YURDANUR, U.; TAYFUN, K.; MEHMET, K. Redefining the climate zones of turkey using cluster analysis. **International Journal of Climatology**. v. 23, n. 9, p. 1045-1055, 2003.
- ZADEH, L.A. Fuzzy sets. **Information and Control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.
- ZEBIAK, S. E. Air-sea interaction in the equatorial Atlantic region. **Journal of Climate**, v. 6, p. 1567-1586, 1993.
- ZHENG, X.; STRAUS, D. M.; FREDERIKSEN, C. S. Variance decomposition approach to the prediction of the seasonal mean circulation: comparison with dynamical ensemble prediction using NCEP's CFS. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 134, p. 1997-2009, 2008.

APÊNDICE A - ASPECTOS CLIMATOLÓGICOS DOS PREDITANDOS

A.1 Aspetos Climatológicos da Precipitação

Tabela A.1: Médias e desvios mensais de precipitação acumulada (mm) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.

RH	Período	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez	ano	
1	Média	1951-1980	159,2	144,5	134,0	114,1	108,8	119,6	110,6	110,8	144,5	157,8	119,5	137,1	1560,4
		1981-2010	179,2	166,2	129,1	147,9	142,2	125,9	130,9	98,0	153,8	174,0	145,0	143,9	1736,1
		1951-2010	169,2	155,3	131,6	131,0	125,5	122,8	120,8	104,4	149,1	165,9	132,2	140,5	1648,2
	Desvio	1951-1980	49,3	37,6	25,8	44,6	39,8	48,3	42,0	48,9	46,7	44,2	48,5	47,1	522,7
		1981-2010	53,1	50,7	39,5	52,5	65,0	40,5	58,8	47,6	48,0	54,5	64,4	46,3	620,8
		1951-2010	51,8	45,5	33,2	51,2	56,0	44,3	51,7	48,2	47,2	49,9	58,0	46,4	583,4
2	Média	1951-1980	215,5	181,3	141,4	86,6	78,1	51,8	35,5	35,7	74,0	134,6	144,1	199,9	1378,4
		1981-2010	237,3	182,7	156,7	91,0	84,1	45,9	31,1	36,1	80,2	119,7	143,4	198,4	1406,6
		1951-2010	226,4	182,0	149,1	88,8	81,1	48,8	33,3	35,9	77,1	127,2	143,7	199,2	1392,5
	Desvio	1951-1980	44,5	51,1	36,3	30,7	40,0	27,1	32,1	23,1	38,4	30,7	45,6	48,5	448,1
		1981-2010	60,5	44,6	38,8	32,3	42,0	37,7	20,7	34,3	40,3	40,9	35,0	47,2	474,2
		1951-2010	53,8	47,5	38,0	31,3	40,8	32,6	26,8	29,0	39,2	36,7	40,3	47,4	463,5
3	Média	1951-1980	210,8	178,6	160,3	89,1	34,3	17,6	17,2	14,0	36,7	104,7	185,5	227,5	1276,4
		1981-2010	213,2	160,3	177,7	86,4	33,3	16,8	13,4	15,6	39,1	97,9	172,2	231,4	1257,3
		1951-2010	212,0	169,4	169,0	87,7	33,8	17,2	15,3	14,8	37,9	101,3	178,8	229,4	1266,8
	Desvio	1951-1980	85,4	60,8	60,9	24,6	13,9	6,5	8,4	5,0	19,0	41,6	46,3	54,8	427,3
		1981-2010	85,8	54,7	61,3	31,2	10,2	7,5	5,2	9,5	18,1	38,4	44,9	59,4	426,1
		1951-2010	84,9	58,1	61,2	27,9	12,1	7,0	7,2	7,6	18,4	39,9	45,7	56,7	426,6
4	Média	1951-1980	305,1	285,5	260,1	142,7	53,9	14,5	8,8	17,8	68,2	145,5	206,6	281,0	1789,5
		1981-2010	309,6	268,7	243,8	132,7	46,4	13,4	9,0	20,1	62,7	148,5	202,6	266,4	1723,9
		1951-2010	307,3	277,1	251,9	137,7	50,2	13,9	8,9	18,9	65,4	147,0	204,6	273,7	1756,7
	Desvio	1951-1980	51,1	44,0	56,6	37,9	26,6	11,5	10,6	12,6	31,8	40,1	44,5	52,4	419,5
		1981-2010	51,6	51,2	52,7	34,0	18,8	13,1	8,5	17,3	33,5	22,8	36,1	46,3	385,8
		1951-2010	50,9	48,1	54,8	36,1	23,1	12,3	9,6	15,0	32,5	32,3	40,2	49,6	404,4

Tabela A.2: Médias e desvios sazonais de precipitação acumulada (mm) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.

RH	Período	DJF	MAM	JJA	SON	
1	Média	1951-1980	437,0	356,9	341,0	421,8
		1981-2010	490,3	419,2	354,9	472,7
		1951-2010	464,1	388,1	347,9	447,2
	Desvio	1951-1980	94,3	64,1	100,1	105,6
		1981-2010	96,0	117,2	94,8	114,0
		1951-2010	98,1	98,8	96,9	111,9
2	Média	1951-1980	591,2	306,2	123,0	352,6
		1981-2010	621,1	331,8	113,1	343,2
		1951-2010	606,4	319,0	118,0	347,9
	Desvio	1951-1980	74,0	57,8	52,5	67,8
		1981-2010	86,0	72,3	55,2	76,2
		1951-2010	81,0	66,2	53,7	71,7
3	Média	1951-1980	617,5	283,7	48,9	326,9
		1981-2010	606,0	297,3	45,8	309,3
		1951-2010	611,7	290,5	47,3	318,1
	Desvio	1951-1980	123,0	70,5	12,1	79,7
		1981-2010	95,4	77,3	12,9	67,8
		1951-2010	109,0	73,7	12,5	73,9
4	Média	1951-1980	870,4	456,6	41,0	420,3
		1981-2010	848,2	422,9	42,5	413,7
		1951-2010	859,1	439,8	41,8	417,0
	Desvio	1951-1980	91,4	74,0	23,3	71,3
		1981-2010	89,2	77,8	23,0	53,5
		1951-2010	90,2	77,2	23,0	62,6

A.2 Aspectos Climatológicos da Temperatura

Tabela A.3: Médias e desvios mensais de temperatura média (°C) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.

RH	Período	jan	fev	mar	abr	mai	jun	jul	ago	set	out	nov	dez	ano	
1	Média	1951-1980	24,32	24,44	23,53	20,95	18,72	17,02	17,01	18,49	20,09	21,55	22,52	23,60	21,02
		1981-2009	24,83	24,85	24,05	22,21	19,33	17,53	17,42	18,90	20,13	22,30	23,36	24,17	21,59
		1951-2009	24,57	24,64	23,79	21,57	19,02	17,27	17,21	18,69	20,11	21,91	22,93	23,88	21,30
	Desvio	1951-1980	0,46	0,58	0,61	1,06	1,04	1,03	1,30	0,83	0,93	0,91	0,65	0,40	0,82
		1981-2009	0,51	0,48	0,71	0,78	0,96	1,08	1,30	0,95	1,03	0,87	0,64	0,60	0,83
		1951-2009	0,55	0,57	0,70	1,12	1,04	1,08	1,30	0,91	0,97	0,96	0,77	0,58	0,88
2	Média	1951-1980	24,55	24,80	24,71	23,93	22,73	21,51	21,10	22,39	23,96	24,52	24,26	24,31	23,56
		1981-2009	25,14	25,46	25,27	24,72	23,51	22,23	21,94	22,98	24,33	25,07	24,87	24,85	24,20
		1951-2009	24,84	25,12	24,98	24,32	23,11	21,86	21,51	22,68	24,14	24,79	24,56	24,58	23,88
	Desvio	1951-1980	0,48	0,45	0,47	0,54	0,53	0,63	0,56	0,52	0,45	0,59	0,55	0,54	0,52
		1981-2009	0,56	0,45	0,41	0,62	0,50	0,52	0,64	0,56	0,62	0,71	0,52	0,50	0,55
		1951-2009	0,59	0,56	0,52	0,70	0,65	0,68	0,73	0,61	0,57	0,70	0,61	0,59	0,63
3	Média	1951-1980	25,78	25,96	25,87	25,78	24,68	23,57	23,63	25,48	26,65	26,80	26,32	26,10	25,55
		1981-2009	26,21	26,32	26,15	26,47	25,32	24,02	24,17	25,55	26,42	27,23	26,72	26,43	25,92
		1951-2009	25,99	26,14	26,01	26,12	24,99	23,79	23,90	25,52	26,54	27,01	26,52	26,26	25,73
	Desvio	1951-1980	0,45	0,44	0,44	0,69	0,81	0,79	0,86	0,89	0,84	0,64	0,51	0,47	0,65
		1981-2009	0,47	0,39	0,34	0,57	0,65	0,78	0,99	0,88	0,88	0,68	0,58	0,45	0,64
		1951-2009	0,51	0,45	0,42	0,72	0,80	0,81	0,96	0,88	0,86	0,69	0,58	0,49	0,68

Tabela A.4: Médias e desvios sazonais de temperatura média (°C) das Regiões Homogêneas para os períodos 1951-1980, 1981-2010 e 1951-2010.

RH	período	DJF	MAM	JJA	SON	
1	Média	1951-1980	24,13	21,07	17,51	21,39
		1981-2009	24,61	21,86	17,95	21,93
		1951-2009	24,37	21,46	17,72	21,65
	Desvio	1951-1980	0,34	0,66	0,68	0,57
		1981-2009	0,39	0,49	0,75	0,54
		1951-2009	0,44	0,70	0,75	0,61
2	Média	1951-1980	24,57	23,79	21,67	24,25
		1981-2009	25,14	24,50	22,38	24,76
		1951-2009	24,85	24,14	22,02	24,50
	Desvio	1951-1980	0,38	0,40	0,50	0,42
		1981-2009	0,37	0,42	0,46	0,51
		1951-2009	0,47	0,54	0,60	0,53
3	Média	1951-1980	25,96	25,44	24,23	26,59
		1981-2009	26,32	25,98	24,58	26,79
		1951-2009	26,14	25,71	24,40	26,69
	Desvio	1951-1980	0,35	0,48	0,46	0,49
		1981-2009	0,37	0,33	0,63	0,60
		1951-2009	0,40	0,49	0,57	0,55

APÊNDICE B – PROBABILIDADE PREVISTA POR CATEGORIA

B.1 Probabilidade Prevista por Categoria de Precipitação

Tabela B.1: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em Janeiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,773	0,174	0,053	0
2	0,033	1952	1	0	0	0,777	0,197	0,026	1
3	0,050	1953	0	1	0	0,218	0,521	0,261	1
4	0,067	1954	0	0	1	0,008	0,127	0,865	1
5	0,083	1955	1	0	0	0,307	0,436	0,258	0
6	0,100	1956	0	0	1	0,560	0,431	0,010	0
7	0,117	1957	0	0	1	0,046	0,583	0,372	0
8	0,133	1958	1	0	0	0,818	0,181	0,001	1
9	0,150	1959	0	1	0	0,432	0,557	0,011	1
10	0,167	1960	1	0	0	0,777	0,219	0,004	1
11	0,183	1961	1	0	0	0,729	0,214	0,057	1
12	0,200	1962	1	0	0	0,336	0,427	0,238	0
13	0,217	1963	0	0	1	0,040	0,164	0,796	1
14	0,233	1964	1	0	0	0,735	0,257	0,007	1
15	0,250	1965	1	0	0	0,169	0,761	0,070	0
16	0,267	1966	0	1	0	0,670	0,308	0,021	0
17	0,283	1967	0	1	0	0,747	0,210	0,044	0
18	0,300	1968	0	1	0	0,302	0,566	0,132	1
19	0,317	1969	0	1	0	0,139	0,454	0,408	1
20	0,333	1970	1	0	0	0,420	0,498	0,081	0
21	0,350	1971	0	0	1	0,000	0,024	0,976	1
22	0,367	1972	0	0	1	0,006	0,217	0,777	1
23	0,383	1973	0	0	1	0,601	0,335	0,064	0
24	0,400	1974	0	1	0	0,202	0,582	0,215	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,410	0,499	0,091	1
26	0,433	1976	0	0	1	0,133	0,130	0,737	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,001	0,028	0,971	1
28	0,467	1978	1	0	0	0,540	0,455	0,006	1
29	0,483	1979	1	0	0	0,528	0,471	0,002	1
30	0,500	1980	1	0	0	0,836	0,163	0,000	1
31	0,517	1981	0	1	0	0,127	0,517	0,356	1
32	0,533	1982	1	0	0	0,924	0,075	0,000	1
33	0,550	1983	0	0	1	0,256	0,636	0,108	0
34	0,567	1984	0	0	1	0,007	0,187	0,806	1
35	0,583	1985	1	0	0	0,856	0,142	0,001	1
36	0,600	1986	0	1	0	0,510	0,370	0,120	0
37	0,617	1987	0	1	0	0,290	0,334	0,377	0
38	0,633	1988	0	0	1	0,219	0,239	0,543	1
39	0,650	1989	0	0	1	0,004	0,015	0,981	1
40	0,667	1990	0	0	1	0,087	0,264	0,649	1
41	0,683	1991	1	0	0	0,655	0,328	0,018	1
42	0,700	1992	1	0	0	0,006	0,164	0,831	0
43	0,717	1993	0	0	1	0,000	0,005	0,994	1
44	0,733	1994	1	0	0	0,643	0,276	0,082	1
45	0,750	1995	0	0	1	0,109	0,428	0,463	1
46	0,767	1996	0	0	1	0,011	0,084	0,905	1
47	0,783	1997	0	1	0	0,105	0,679	0,217	1
48	0,800	1998	0	0	1	0,502	0,405	0,093	0
49	0,817	1999	1	0	0	0,089	0,315	0,596	0
50	0,833	2000	0	1	0	0,442	0,371	0,187	0
51	0,850	2001	0	0	1	0,045	0,327	0,628	1
52	0,867	2002	0	1	0	0,238	0,691	0,070	1
53	0,883	2003	0	1	0	0,325	0,562	0,113	1
54	0,900	2004	1	0	0	0,174	0,752	0,075	0
55	0,917	2005	0	1	0	0,727	0,259	0,014	0
56	0,933	2006	1	0	0	0,518	0,393	0,089	1
57	0,950	2007	0	1	0	0,205	0,402	0,393	1
58	0,967	2008	0	1	0	0,157	0,323	0,520	0
59	0,983	2009	0	1	0	0,297	0,189	0,514	0
60	1,000	2010	0	0	1	0,005	0,250	0,744	1

Tabela B.2: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em Janeiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,015	0,334	0,651	1
2	0,033	1952	0	1	0	0,102	0,081	0,817	0
3	0,050	1953	0	1	0	0,154	0,694	0,152	1
4	0,067	1954	1	0	0	0,104	0,624	0,272	0
5	0,083	1955	0	1	0	0,075	0,648	0,276	1
6	0,100	1956	1	0	0	0,421	0,573	0,006	0
7	0,117	1957	0	1	0	0,076	0,884	0,040	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,051	0,351	0,598	0
9	0,150	1959	0	0	1	0,693	0,232	0,076	0
10	0,167	1960	0	0	1	0,197	0,413	0,390	0
11	0,183	1961	0	1	0	0,613	0,355	0,032	0
12	0,200	1962	1	0	0	0,734	0,137	0,129	1
13	0,217	1963	0	1	0	0,174	0,299	0,527	0
14	0,233	1964	1	0	0	0,506	0,450	0,044	1
15	0,250	1965	0	0	1	0,038	0,950	0,013	0
16	0,267	1966	1	0	0	0,637	0,144	0,219	1
17	0,283	1967	0	0	1	0,110	0,503	0,386	0
18	0,300	1968	0	0	1	0,084	0,143	0,772	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,372	0,375	0,254	0
20	0,333	1970	0	1	0	0,052	0,544	0,405	1
21	0,350	1971	1	0	0	0,510	0,265	0,225	1
22	0,367	1972	0	1	0	0,351	0,587	0,061	1
23	0,383	1973	0	1	0	0,411	0,551	0,038	1
24	0,400	1974	0	0	1	0,192	0,229	0,579	1
25	0,417	1975	1	0	0	0,337	0,281	0,382	0
26	0,433	1976	1	0	0	0,493	0,279	0,228	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,280	0,257	0,463	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,827	0,076	0,098	0
29	0,483	1979	0	1	0	0,361	0,469	0,170	1
30	0,500	1980	1	0	0	0,112	0,878	0,010	0
31	0,517	1981	0	1	0	0,305	0,295	0,400	0
32	0,533	1982	1	0	0	0,760	0,119	0,121	1
33	0,550	1983	0	0	1	0,097	0,156	0,747	1
34	0,567	1984	0	1	0	0,271	0,647	0,082	1
35	0,583	1985	0	1	0	0,859	0,131	0,010	0
36	0,600	1986	1	0	0	0,434	0,428	0,138	1
37	0,617	1987	0	0	1	0,181	0,188	0,630	1
38	0,633	1988	1	0	0	0,221	0,146	0,632	0
39	0,650	1989	0	0	1	0,066	0,035	0,899	1
40	0,667	1990	0	1	0	0,898	0,077	0,024	0
41	0,683	1991	0	0	1	0,050	0,074	0,876	1
42	0,700	1992	1	0	0	0,539	0,176	0,285	1
43	0,717	1993	1	0	0	0,716	0,178	0,105	1
44	0,733	1994	0	1	0	0,123	0,195	0,683	0
45	0,750	1995	0	0	1	0,798	0,136	0,066	0
46	0,767	1996	0	1	0	0,354	0,546	0,100	1
47	0,783	1997	0	0	1	0,111	0,298	0,591	1
48	0,800	1998	1	0	0	0,906	0,056	0,038	1
49	0,817	1999	0	0	1	0,077	0,444	0,479	1
50	0,833	2000	1	0	0	0,406	0,548	0,046	0
51	0,850	2001	1	0	0	0,855	0,064	0,081	1
52	0,867	2002	0	1	0	0,002	0,069	0,928	0
53	0,883	2003	0	0	1	0,065	0,053	0,882	1
54	0,900	2004	1	0	0	0,467	0,209	0,324	1
55	0,917	2005	0	0	1	0,003	0,578	0,418	0
56	0,933	2006	1	0	0	0,619	0,264	0,117	1
57	0,950	2007	0	0	1	0,067	0,134	0,800	1
58	0,967	2008	0	0	1	0,342	0,203	0,455	1
59	0,983	2009	0	1	0	0,158	0,382	0,460	0
60	1,000	2010	0	0	1	0,736	0,074	0,190	0

Tabela B.3: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em Janeiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,081	0,872	0,047	1
2	0,033	1952	0	1	0	0,106	0,825	0,069	1
3	0,050	1953	1	0	0	0,791	0,195	0,014	1
4	0,067	1954	1	0	0	0,635	0,177	0,188	1
5	0,083	1955	0	0	1	0,760	0,240	0,000	0
6	0,100	1956	1	0	0	0,732	0,163	0,105	1
7	0,117	1957	0	1	0	0,335	0,654	0,012	1
8	0,133	1958	0	0	1	0,015	0,312	0,672	1
9	0,150	1959	0	0	1	0,025	0,015	0,959	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,010	0,004	0,987	1
11	0,183	1961	0	0	1	0,247	0,414	0,339	0
12	0,200	1962	0	0	1	0,032	0,010	0,958	1
13	0,217	1963	1	0	0	0,567	0,222	0,211	1
14	0,233	1964	0	0	1	0,022	0,099	0,879	1
15	0,250	1965	0	1	0	0,201	0,795	0,004	1
16	0,267	1966	0	1	0	0,004	0,269	0,728	0
17	0,283	1967	1	0	0	0,090	0,690	0,220	0
18	0,300	1968	1	0	0	0,504	0,322	0,174	1
19	0,317	1969	0	1	0	0,602	0,392	0,006	0
20	0,333	1970	0	0	1	0,429	0,277	0,294	0
21	0,350	1971	1	0	0	0,339	0,607	0,054	0
22	0,367	1972	1	0	0	0,886	0,107	0,007	1
23	0,383	1973	1	0	0	0,036	0,845	0,119	0
24	0,400	1974	0	1	0	0,409	0,585	0,006	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,853	0,137	0,010	0
26	0,433	1976	1	0	0	0,529	0,461	0,010	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,015	0,230	0,756	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,192	0,719	0,089	1
29	0,483	1979	0	0	1	0,013	0,024	0,963	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,007	0,020	0,973	1
31	0,517	1981	0	1	0	0,824	0,159	0,016	0
32	0,533	1982	0	0	1	0,074	0,045	0,882	1
33	0,550	1983	0	0	1	0,004	0,005	0,991	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,639	0,322	0,039	1
35	0,583	1985	0	0	1	0,001	0,013	0,986	1
36	0,600	1986	0	1	0	0,457	0,362	0,181	0
37	0,617	1987	1	0	0	0,771	0,196	0,034	1
38	0,633	1988	0	1	0	0,108	0,862	0,031	1
39	0,650	1989	1	0	0	0,933	0,066	0,001	1
40	0,667	1990	1	0	0	0,338	0,654	0,008	0
41	0,683	1991	0	0	1	0,094	0,071	0,835	1
42	0,700	1992	0	0	1	0,229	0,734	0,037	0
43	0,717	1993	1	0	0	0,828	0,171	0,001	1
44	0,733	1994	0	1	0	0,675	0,077	0,249	0
45	0,750	1995	1	0	0	0,889	0,085	0,025	1
46	0,767	1996	1	0	0	0,848	0,137	0,015	1
47	0,783	1997	0	0	1	0,042	0,927	0,032	0
48	0,800	1998	0	1	0	0,010	0,031	0,959	0
49	0,817	1999	0	1	0	0,556	0,380	0,065	0
50	0,833	2000	0	1	0	0,136	0,113	0,750	0
51	0,850	2001	1	0	0	0,347	0,649	0,004	0
52	0,867	2002	0	0	1	0,001	0,011	0,987	1
53	0,883	2003	0	0	1	0,054	0,036	0,910	1
54	0,900	2004	0	0	1	0,097	0,216	0,687	1
55	0,917	2005	0	1	0	0,332	0,602	0,066	1
56	0,933	2006	1	0	0	0,321	0,389	0,290	0
57	0,950	2007	0	1	0	0,843	0,155	0,002	0
58	0,967	2008	0	1	0	0,139	0,525	0,335	1
59	0,983	2009	0	1	0	0,068	0,531	0,401	1
60	1,000	2010	1	0	0	0,615	0,186	0,199	1

Tabela B.4: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em Janeiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,121	0,185	0,694	1
2	0,033	1952	1	0	0	0,748	0,230	0,022	1
3	0,050	1953	1	0	0	0,762	0,190	0,048	1
4	0,067	1954	0	1	0	0,369	0,408	0,223	1
5	0,083	1955	0	0	1	0,122	0,206	0,672	1
6	0,100	1956	1	0	0	0,129	0,259	0,611	0
7	0,117	1957	0	1	0	0,191	0,751	0,058	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,836	0,075	0,089	0
9	0,150	1959	0	0	1	0,022	0,046	0,932	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,005	0,067	0,927	1
11	0,183	1961	0	0	1	0,219	0,059	0,722	1
12	0,200	1962	0	1	0	0,703	0,271	0,026	0
13	0,217	1963	1	0	0	0,349	0,409	0,241	0
14	0,233	1964	0	1	0	0,107	0,689	0,204	1
15	0,250	1965	0	1	0	0,349	0,591	0,060	1
16	0,267	1966	1	0	0	0,265	0,610	0,126	0
17	0,283	1967	1	0	0	0,385	0,428	0,187	0
18	0,300	1968	1	0	0	0,604	0,049	0,347	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,498	0,096	0,405	1
20	0,333	1970	1	0	0	0,052	0,367	0,580	0
21	0,350	1971	1	0	0	0,825	0,070	0,105	1
22	0,367	1972	1	0	0	0,754	0,243	0,003	1
23	0,383	1973	1	0	0	0,091	0,108	0,801	0
24	0,400	1974	0	0	1	0,106	0,007	0,887	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,270	0,708	0,022	1
26	0,433	1976	1	0	0	0,563	0,057	0,381	1
27	0,450	1977	0	1	0	0,382	0,455	0,163	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,568	0,360	0,072	0
29	0,483	1979	0	0	1	0,172	0,557	0,271	0
30	0,500	1980	0	0	1	0,097	0,085	0,818	1
31	0,517	1981	0	0	1	0,668	0,027	0,305	0
32	0,533	1982	0	0	1	0,099	0,121	0,780	1
33	0,550	1983	0	1	0	0,213	0,101	0,685	0
34	0,567	1984	1	0	0	0,684	0,124	0,191	1
35	0,583	1985	0	0	1	0,411	0,575	0,014	0
36	0,600	1986	0	1	0	0,185	0,604	0,211	1
37	0,617	1987	0	1	0	0,007	0,979	0,014	1
38	0,633	1988	0	1	0	0,728	0,073	0,199	0
39	0,650	1989	0	0	1	0,593	0,224	0,183	0
40	0,667	1990	0	1	0	0,470	0,172	0,358	0
41	0,683	1991	0	0	1	0,151	0,490	0,359	0
42	0,700	1992	0	1	0	0,341	0,564	0,094	1
43	0,717	1993	1	0	0	0,664	0,307	0,030	1
44	0,733	1994	0	1	0	0,111	0,639	0,250	1
45	0,750	1995	0	1	0	0,156	0,597	0,248	1
46	0,767	1996	0	1	0	0,429	0,454	0,117	1
47	0,783	1997	0	0	1	0,136	0,088	0,777	1
48	0,800	1998	1	0	0	0,156	0,691	0,153	0
49	0,817	1999	1	0	0	0,260	0,298	0,442	0
50	0,833	2000	1	0	0	0,303	0,605	0,091	0
51	0,850	2001	0	1	0	0,107	0,550	0,343	1
52	0,867	2002	1	0	0	0,397	0,271	0,332	1
53	0,883	2003	0	0	1	0,567	0,347	0,085	0
54	0,900	2004	0	0	1	0,092	0,083	0,825	1
55	0,917	2005	0	0	1	0,461	0,482	0,057	0
56	0,933	2006	0	0	1	0,108	0,122	0,770	1
57	0,950	2007	0	1	0	0,512	0,259	0,230	0
58	0,967	2008	0	0	1	0,300	0,247	0,453	1
59	0,983	2009	1	0	0	0,226	0,772	0,002	0
60	1,000	2010	0	0	1	0,017	0,025	0,958	1

Tabela B.5: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em Outubro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,248	0,416	0,335	0
2	0,033	1952	0	0	1	0,086	0,793	0,121	0
3	0,050	1953	0	0	1	0,001	0,121	0,878	1
4	0,067	1954	0	0	1	0,028	0,443	0,529	1
5	0,083	1955	1	0	0	0,191	0,465	0,344	0
6	0,100	1956	1	0	0	0,601	0,342	0,058	1
7	0,117	1957	0	1	0	0,004	0,114	0,881	0
8	0,133	1958	0	1	0	0,852	0,130	0,017	0
9	0,150	1959	0	1	0	0,044	0,122	0,834	0
10	0,167	1960	0	1	0	0,320	0,365	0,315	1
11	0,183	1961	0	0	1	0,062	0,067	0,871	1
12	0,200	1962	1	0	0	0,474	0,453	0,073	1
13	0,217	1963	0	0	1	0,078	0,239	0,683	1
14	0,233	1964	1	0	0	0,942	0,032	0,026	1
15	0,250	1965	0	0	1	0,040	0,843	0,117	0
16	0,267	1966	0	0	1	0,307	0,442	0,251	0
17	0,283	1967	1	0	0	0,445	0,268	0,288	1
18	0,300	1968	0	1	0	0,341	0,631	0,029	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,503	0,420	0,078	1
20	0,333	1970	0	1	0	0,759	0,227	0,014	0
21	0,350	1971	1	0	0	0,607	0,182	0,212	1
22	0,367	1972	0	1	0	0,077	0,372	0,551	0
23	0,383	1973	1	0	0	0,992	0,004	0,004	1
24	0,400	1974	1	0	0	0,992	0,007	0,001	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,947	0,030	0,023	0
26	0,433	1976	0	1	0	0,143	0,425	0,432	0
27	0,450	1977	1	0	0	0,268	0,151	0,581	0
28	0,467	1978	1	0	0	0,558	0,163	0,279	1
29	0,483	1979	0	0	1	0,009	0,059	0,932	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,074	0,147	0,779	1
31	0,517	1981	1	0	0	0,837	0,087	0,076	1
32	0,533	1982	0	0	1	0,060	0,030	0,910	1
33	0,550	1983	0	1	0	0,311	0,506	0,183	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,258	0,462	0,280	0
35	0,583	1985	1	0	0	0,894	0,094	0,012	1
36	0,600	1986	1	0	0	0,654	0,242	0,105	1
37	0,617	1987	0	1	0	0,012	0,854	0,134	1
38	0,633	1988	1	0	0	0,175	0,751	0,075	0
39	0,650	1989	1	0	0	0,843	0,146	0,010	1
40	0,667	1990	0	0	1	0,026	0,444	0,530	1
41	0,683	1991	0	1	0	0,063	0,136	0,801	0
42	0,700	1992	1	0	0	0,880	0,092	0,028	1
43	0,717	1993	0	1	0	0,124	0,607	0,269	1
44	0,733	1994	0	0	1	0,041	0,284	0,676	1
45	0,750	1995	0	1	0	0,062	0,624	0,315	1
46	0,767	1996	0	0	1	0,292	0,249	0,459	1
47	0,783	1997	0	0	1	0,017	0,194	0,789	1
48	0,800	1998	0	1	0	0,298	0,619	0,083	1
49	0,817	1999	0	1	0	0,405	0,381	0,214	0
50	0,833	2000	0	0	1	0,663	0,235	0,102	0
51	0,850	2001	0	1	0	0,176	0,545	0,280	1
52	0,867	2002	0	0	1	0,131	0,185	0,684	1
53	0,883	2003	0	1	0	0,055	0,498	0,447	1
54	0,900	2004	0	0	1	0,070	0,891	0,039	0
55	0,917	2005	0	0	1	0,069	0,061	0,870	1
56	0,933	2006	1	0	0	0,013	0,330	0,658	0
57	0,950	2007	0	1	0	0,093	0,746	0,161	1
58	0,967	2008	0	0	1	0,190	0,455	0,355	0
59	0,983	2009	0	1	0	0,006	0,815	0,179	1
60	1,000	2010	1	0	0	0,477	0,476	0,047	1

Tabela B.6: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em Dezembro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,018	0,952	0,030	0
2	0,033	1952	1	0	0	0,369	0,527	0,104	0
3	0,050	1953	1	0	0	0,496	0,350	0,154	1
4	0,067	1954	0	1	0	0,274	0,646	0,080	1
5	0,083	1955	0	0	1	0,123	0,266	0,611	1
6	0,100	1956	1	0	0	0,027	0,027	0,946	0
7	0,117	1957	0	1	0	0,119	0,817	0,065	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,473	0,472	0,055	0
9	0,150	1959	1	0	0	0,607	0,388	0,005	1
10	0,167	1960	0	1	0	0,461	0,425	0,114	0
11	0,183	1961	0	1	0	0,632	0,331	0,036	0
12	0,200	1962	0	0	1	0,284	0,181	0,535	1
13	0,217	1963	1	0	0	0,745	0,150	0,104	1
14	0,233	1964	0	0	1	0,207	0,501	0,292	0
15	0,250	1965	0	0	1	0,731	0,133	0,136	0
16	0,267	1966	0	1	0	0,360	0,553	0,087	1
17	0,283	1967	1	0	0	0,216	0,431	0,353	0
18	0,300	1968	0	1	0	0,082	0,092	0,826	0
19	0,317	1969	1	0	0	0,364	0,613	0,023	0
20	0,333	1970	1	0	0	0,054	0,118	0,828	0
21	0,350	1971	0	0	1	0,140	0,076	0,785	1
22	0,367	1972	1	0	0	0,626	0,333	0,040	1
23	0,383	1973	0	0	1	0,077	0,035	0,888	1
24	0,400	1974	0	0	1	0,132	0,271	0,597	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,312	0,046	0,642	0
26	0,433	1976	0	0	1	0,104	0,295	0,601	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,188	0,053	0,760	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,148	0,112	0,740	0
29	0,483	1979	0	0	1	0,307	0,168	0,525	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,155	0,719	0,126	0
31	0,517	1981	0	0	1	0,294	0,050	0,656	1
32	0,533	1982	0	0	1	0,232	0,454	0,314	0
33	0,550	1983	0	1	0	0,273	0,443	0,284	1
34	0,567	1984	0	0	1	0,019	0,004	0,977	1
35	0,583	1985	1	0	0	0,537	0,039	0,424	1
36	0,600	1986	0	0	1	0,736	0,252	0,013	0
37	0,617	1987	1	0	0	0,713	0,203	0,084	1
38	0,633	1988	0	1	0	0,560	0,351	0,089	0
39	0,650	1989	0	0	1	0,131	0,066	0,802	1
40	0,667	1990	1	0	0	0,251	0,232	0,517	0
41	0,683	1991	0	0	1	0,153	0,136	0,711	1
42	0,700	1992	1	0	0	0,560	0,194	0,246	1
43	0,717	1993	0	1	0	0,555	0,386	0,058	0
44	0,733	1994	0	1	0	0,329	0,602	0,069	1
45	0,750	1995	0	1	0	0,445	0,543	0,012	1
46	0,767	1996	0	1	0	0,200	0,686	0,113	1
47	0,783	1997	0	1	0	0,109	0,881	0,010	1
48	0,800	1998	0	0	1	0,422	0,114	0,464	1
49	0,817	1999	1	0	0	0,531	0,420	0,049	1
50	0,833	2000	0	1	0	0,222	0,530	0,248	1
51	0,850	2001	0	1	0	0,370	0,208	0,422	0
52	0,867	2002	1	0	0	0,359	0,275	0,366	0
53	0,883	2003	1	0	0	0,372	0,294	0,334	1
54	0,900	2004	0	1	0	0,300	0,684	0,016	1
55	0,917	2005	0	1	0	0,523	0,312	0,165	0
56	0,933	2006	0	0	1	0,124	0,068	0,808	1
57	0,950	2007	1	0	0	0,360	0,630	0,010	0
58	0,967	2008	1	0	0	0,443	0,273	0,285	1
59	0,983	2009	0	0	1	0,052	0,103	0,845	1
60	1,000	2010	1	0	0	0,677	0,250	0,073	1

Tabela B.7: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em Dezembro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,427	0,540	0,033	1
2	0,033	1952	0	0	1	0,030	0,194	0,775	1
3	0,050	1953	0	0	1	0,120	0,331	0,549	1
4	0,067	1954	1	0	0	0,994	0,004	0,002	1
5	0,083	1955	0	0	1	0,005	0,012	0,982	1
6	0,100	1956	0	0	1	0,033	0,325	0,642	1
7	0,117	1957	1	0	0	0,118	0,659	0,224	0
8	0,133	1958	0	1	0	0,031	0,647	0,322	1
9	0,150	1959	1	0	0	0,123	0,844	0,033	0
10	0,167	1960	0	1	0	0,165	0,550	0,285	1
11	0,183	1961	0	1	0	0,808	0,162	0,030	0
12	0,200	1962	0	0	1	0,030	0,317	0,653	1
13	0,217	1963	1	0	0	0,690	0,145	0,165	1
14	0,233	1964	0	1	0	0,039	0,866	0,095	1
15	0,250	1965	1	0	0	0,325	0,419	0,256	0
16	0,267	1966	0	1	0	0,698	0,205	0,097	0
17	0,283	1967	0	0	1	0,019	0,196	0,785	1
18	0,300	1968	0	1	0	0,155	0,582	0,263	1
19	0,317	1969	0	0	1	0,395	0,183	0,422	1
20	0,333	1970	1	0	0	0,994	0,006	0,000	1
21	0,350	1971	0	1	0	0,334	0,465	0,201	1
22	0,367	1972	0	0	1	0,173	0,792	0,035	0
23	0,383	1973	1	0	0	0,963	0,035	0,003	1
24	0,400	1974	0	1	0	0,942	0,055	0,003	0
25	0,417	1975	1	0	0	0,809	0,167	0,024	1
26	0,433	1976	0	1	0	0,345	0,511	0,145	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,138	0,279	0,582	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,005	0,168	0,826	0
29	0,483	1979	0	1	0	0,080	0,803	0,117	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,019	0,603	0,377	0
31	0,517	1981	1	0	0	0,457	0,129	0,413	1
32	0,533	1982	1	0	0	0,960	0,031	0,009	1
33	0,550	1983	0	0	1	0,001	0,016	0,983	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,086	0,864	0,050	0
35	0,583	1985	0	0	1	0,199	0,074	0,726	1
36	0,600	1986	0	1	0	0,038	0,779	0,183	1
37	0,617	1987	0	0	1	0,058	0,214	0,727	1
38	0,633	1988	0	1	0	0,866	0,063	0,071	0
39	0,650	1989	0	0	1	0,011	0,131	0,858	1
40	0,667	1990	1	0	0	0,653	0,207	0,140	1
41	0,683	1991	1	0	0	0,183	0,809	0,008	0
42	0,700	1992	0	0	1	0,033	0,135	0,833	1
43	0,717	1993	0	1	0	0,249	0,693	0,058	1
44	0,733	1994	1	0	0	0,658	0,283	0,059	1
45	0,750	1995	0	0	1	0,348	0,536	0,116	0
46	0,767	1996	1	0	0	0,182	0,123	0,695	0
47	0,783	1997	1	0	0	0,710	0,258	0,032	1
48	0,800	1998	1	0	0	0,825	0,161	0,013	1
49	0,817	1999	0	1	0	0,001	0,079	0,920	0
50	0,833	2000	0	0	1	0,123	0,147	0,729	1
51	0,850	2001	0	1	0	0,043	0,636	0,321	1
52	0,867	2002	0	0	1	0,034	0,269	0,697	1
53	0,883	2003	1	0	0	0,421	0,303	0,276	1
54	0,900	2004	1	0	0	0,466	0,396	0,138	1
55	0,917	2005	0	0	1	0,080	0,818	0,103	0
56	0,933	2006	0	1	0	0,233	0,381	0,385	0
57	0,950	2007	1	0	0	0,320	0,336	0,344	0
58	0,967	2008	0	0	1	0,017	0,125	0,858	1
59	0,983	2009	0	1	0	0,050	0,083	0,867	0
60	1,000	2010	0	1	0	0,148	0,827	0,025	1

Tabela B.8: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em Fevereiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,161	0,496	0,343	0
2	0,033	1952	0	1	0	0,049	0,324	0,627	0
3	0,050	1953	0	1	0	0,020	0,375	0,606	0
4	0,067	1954	0	0	1	0,197	0,545	0,258	0
5	0,083	1955	1	0	0	0,063	0,567	0,371	0
6	0,100	1956	1	0	0	0,912	0,086	0,002	1
7	0,117	1957	0	0	1	0,131	0,211	0,658	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,404	0,548	0,048	1
9	0,150	1959	1	0	0	0,711	0,241	0,048	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,066	0,419	0,515	1
11	0,183	1961	0	1	0	0,040	0,506	0,454	1
12	0,200	1962	0	1	0	0,004	0,093	0,902	0
13	0,217	1963	0	1	0	0,038	0,202	0,760	0
14	0,233	1964	1	0	0	0,876	0,116	0,008	1
15	0,250	1965	1	0	0	0,616	0,344	0,040	1
16	0,267	1966	0	0	1	0,005	0,343	0,652	1
17	0,283	1967	0	1	0	0,633	0,228	0,139	0
18	0,300	1968	0	0	1	0,218	0,345	0,436	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,940	0,054	0,006	1
20	0,333	1970	0	1	0	0,395	0,388	0,217	0
21	0,350	1971	1	0	0	0,537	0,387	0,076	1
22	0,367	1972	0	0	1	0,002	0,054	0,944	1
23	0,383	1973	0	1	0	0,293	0,243	0,464	0
24	0,400	1974	0	0	1	0,089	0,452	0,459	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,732	0,235	0,033	0
26	0,433	1976	0	0	1	0,007	0,068	0,925	1
27	0,450	1977	1	0	0	0,972	0,024	0,004	1
28	0,467	1978	0	0	1	0,320	0,159	0,521	1
29	0,483	1979	0	0	1	0,006	0,176	0,818	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,370	0,473	0,156	0
31	0,517	1981	1	0	0	0,375	0,146	0,479	0
32	0,533	1982	0	1	0	0,461	0,240	0,299	0
33	0,550	1983	1	0	0	0,586	0,253	0,161	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,901	0,082	0,016	1
35	0,583	1985	1	0	0	0,291	0,497	0,212	0
36	0,600	1986	0	1	0	0,251	0,590	0,159	1
37	0,617	1987	1	0	0	0,279	0,710	0,010	0
38	0,633	1988	0	0	1	0,513	0,227	0,260	0
39	0,650	1989	0	1	0	0,396	0,588	0,016	1
40	0,667	1990	0	0	1	0,424	0,136	0,440	1
41	0,683	1991	0	0	1	0,019	0,168	0,814	1
42	0,700	1992	0	1	0	0,224	0,730	0,046	1
43	0,717	1993	0	1	0	0,301	0,100	0,600	0
44	0,733	1994	0	1	0	0,249	0,583	0,168	1
45	0,750	1995	0	0	1	0,009	0,304	0,687	1
46	0,767	1996	1	0	0	0,551	0,240	0,208	1
47	0,783	1997	1	0	0	0,588	0,390	0,022	1
48	0,800	1998	0	1	0	0,385	0,449	0,166	1
49	0,817	1999	1	0	0	0,137	0,414	0,449	0
50	0,833	2000	0	0	1	0,096	0,344	0,560	1
51	0,850	2001	1	0	0	0,347	0,642	0,011	0
52	0,867	2002	0	0	1	0,086	0,294	0,620	1
53	0,883	2003	1	0	0	0,479	0,447	0,074	1
54	0,900	2004	0	0	1	0,036	0,708	0,256	0
55	0,917	2005	1	0	0	0,068	0,117	0,815	0
56	0,933	2006	0	1	0	0,353	0,462	0,185	1
57	0,950	2007	0	0	1	0,480	0,269	0,251	0
58	0,967	2008	0	0	1	0,064	0,258	0,678	1
59	0,983	2009	0	1	0	0,096	0,316	0,588	0
60	1,000	2010	0	1	0	0,765	0,232	0,003	0

Tabela B.9: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH1 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,249	0,444	0,306	0
2	0,033	1952	1	0	0	0,850	0,124	0,025	1
3	0,050	1953	1	0	0	0,046	0,306	0,648	0
4	0,067	1954	0	0	1	0,038	0,192	0,770	1
5	0,083	1955	0	1	0	0,705	0,082	0,213	0
6	0,100	1956	0	1	0	0,475	0,359	0,166	0
7	0,117	1957	1	0	0	0,950	0,047	0,003	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,152	0,432	0,416	1
9	0,150	1959	0	0	1	0,492	0,335	0,174	0
10	0,167	1960	1	0	0	0,931	0,047	0,022	1
11	0,183	1961	1	0	0	0,921	0,067	0,012	1
12	0,200	1962	1	0	0	0,919	0,048	0,034	1
13	0,217	1963	0	1	0	0,277	0,427	0,297	1
14	0,233	1964	1	0	0	0,562	0,033	0,405	1
15	0,250	1965	1	0	0	0,212	0,631	0,157	0
16	0,267	1966	0	0	1	0,006	0,086	0,908	1
17	0,283	1967	0	0	1	0,536	0,376	0,088	0
18	0,300	1968	1	0	0	0,769	0,113	0,118	1
19	0,317	1969	0	0	1	0,019	0,162	0,818	1
20	0,333	1970	1	0	0	0,009	0,081	0,909	0
21	0,350	1971	0	0	1	0,068	0,315	0,616	1
22	0,367	1972	0	0	1	0,030	0,468	0,502	1
23	0,383	1973	0	0	1	0,007	0,108	0,885	1
24	0,400	1974	0	1	0	0,002	0,351	0,648	0
25	0,417	1975	0	1	0	0,002	0,743	0,255	1
26	0,433	1976	0	1	0	0,017	0,577	0,406	1
27	0,450	1977	0	0	1	0,005	0,371	0,624	1
28	0,467	1978	1	0	0	0,095	0,673	0,232	0
29	0,483	1979	1	0	0	0,589	0,376	0,035	1
30	0,500	1980	0	1	0	0,022	0,791	0,187	1
31	0,517	1981	0	0	1	0,038	0,865	0,097	0
32	0,533	1982	0	1	0	0,084	0,062	0,855	0
33	0,550	1983	0	0	1	0,679	0,174	0,147	0
34	0,567	1984	0	1	0	0,311	0,307	0,382	0
35	0,583	1985	1	0	0	0,735	0,086	0,178	1
36	0,600	1986	1	0	0	0,985	0,012	0,002	1
37	0,617	1987	0	1	0	0,777	0,200	0,023	0
38	0,633	1988	0	1	0	0,049	0,688	0,263	1
39	0,650	1989	0	1	0	0,021	0,761	0,217	1
40	0,667	1990	0	1	0	0,135	0,811	0,054	1
41	0,683	1991	1	0	0	0,942	0,032	0,027	1
42	0,700	1992	0	1	0	0,014	0,405	0,581	0
43	0,717	1993	0	1	0	0,583	0,082	0,335	0
44	0,733	1994	0	0	1	0,452	0,398	0,150	0
45	0,750	1995	0	0	1	0,010	0,459	0,532	1
46	0,767	1996	0	0	1	0,306	0,322	0,371	1
47	0,783	1997	0	0	1	0,024	0,717	0,258	0
48	0,800	1998	0	0	1	0,012	0,082	0,906	1
49	0,817	1999	0	1	0	0,026	0,813	0,161	1
50	0,833	2000	1	0	0	0,973	0,023	0,004	1
51	0,850	2001	0	0	1	0,022	0,174	0,805	1
52	0,867	2002	1	0	0	0,881	0,091	0,028	1
53	0,883	2003	0	0	1	0,004	0,188	0,808	1
54	0,900	2004	0	1	0	0,064	0,249	0,687	0
55	0,917	2005	1	0	0	0,511	0,381	0,109	1
56	0,933	2006	1	0	0	0,525	0,336	0,139	1
57	0,950	2007	0	1	0	0,921	0,036	0,043	0
58	0,967	2008	0	1	0	0,201	0,748	0,051	1
59	0,983	2009	1	0	0	0,360	0,605	0,034	0
60	1,000	2010	0	0	1	0,055	0,092	0,853	1

Tabela B.10: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH2 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,243	0,516	0,241	0
2	0,033	1952	0	1	0	0,102	0,574	0,324	1
3	0,050	1953	1	0	0	0,178	0,695	0,127	0
4	0,067	1954	0	1	0	0,512	0,414	0,074	0
5	0,083	1955	1	0	0	0,677	0,307	0,016	1
6	0,100	1956	0	1	0	0,144	0,683	0,174	1
7	0,117	1957	0	0	1	0,025	0,836	0,139	0
8	0,133	1958	0	1	0	0,029	0,442	0,528	0
9	0,150	1959	0	1	0	0,302	0,518	0,180	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,002	0,139	0,859	1
11	0,183	1961	0	1	0	0,023	0,411	0,566	0
12	0,200	1962	1	0	0	0,425	0,398	0,177	1
13	0,217	1963	0	0	1	0,164	0,249	0,586	1
14	0,233	1964	0	1	0	0,110	0,125	0,765	0
15	0,250	1965	0	0	1	0,000	0,012	0,988	1
16	0,267	1966	0	0	1	0,028	0,382	0,590	1
17	0,283	1967	0	0	1	0,033	0,102	0,865	1
18	0,300	1968	1	0	0	0,118	0,205	0,677	0
19	0,317	1969	1	0	0	0,773	0,190	0,037	1
20	0,333	1970	1	0	0	0,900	0,094	0,006	1
21	0,350	1971	1	0	0	0,871	0,113	0,015	1
22	0,367	1972	0	0	1	0,004	0,210	0,786	1
23	0,383	1973	1	0	0	0,983	0,017	0,000	1
24	0,400	1974	0	0	1	0,031	0,483	0,485	1
25	0,417	1975	0	1	0	0,970	0,029	0,000	0
26	0,433	1976	0	1	0	0,109	0,367	0,524	0
27	0,450	1977	0	1	0	0,106	0,504	0,390	1
28	0,467	1978	0	1	0	0,254	0,510	0,235	1
29	0,483	1979	0	1	0	0,183	0,314	0,503	0
30	0,500	1980	0	0	1	0,001	0,334	0,665	1
31	0,517	1981	0	1	0	0,315	0,446	0,240	1
32	0,533	1982	0	0	1	0,322	0,488	0,190	0
33	0,550	1983	0	0	1	0,045	0,385	0,571	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,685	0,305	0,010	1
35	0,583	1985	0	1	0	0,162	0,512	0,327	1
36	0,600	1986	1	0	0	0,311	0,480	0,210	0
37	0,617	1987	0	0	1	0,660	0,295	0,045	0
38	0,633	1988	1	0	0	0,947	0,052	0,001	1
39	0,650	1989	0	0	1	0,039	0,286	0,675	1
40	0,667	1990	1	0	0	0,546	0,404	0,050	1
41	0,683	1991	1	0	0	0,838	0,150	0,012	1
42	0,700	1992	1	0	0	0,270	0,546	0,184	0
43	0,717	1993	1	0	0	0,324	0,619	0,057	0
44	0,733	1994	1	0	0	0,717	0,277	0,006	1
45	0,750	1995	0	0	1	0,001	0,050	0,949	1
46	0,767	1996	0	1	0	0,006	0,116	0,878	0
47	0,783	1997	0	0	1	0,162	0,570	0,267	0
48	0,800	1998	1	0	0	0,697	0,274	0,030	1
49	0,817	1999	0	0	1	0,125	0,540	0,335	0
50	0,833	2000	0	1	0	0,777	0,201	0,022	0
51	0,850	2001	1	0	0	0,393	0,402	0,205	0
52	0,867	2002	0	1	0	0,678	0,260	0,063	0
53	0,883	2003	0	0	1	0,017	0,445	0,538	1
54	0,900	2004	1	0	0	0,078	0,585	0,338	0
55	0,917	2005	0	1	0	0,155	0,491	0,353	1
56	0,933	2006	0	1	0	0,220	0,455	0,325	1
57	0,950	2007	0	0	1	0,176	0,375	0,450	1
58	0,967	2008	0	1	0	0,200	0,282	0,518	0
59	0,983	2009	1	0	0	0,617	0,295	0,088	1
60	1,000	2010	0	0	1	0,342	0,423	0,235	0

Tabela B.11: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH3 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,234	0,485	0,280	1
2	0,033	1952	0	1	0	0,600	0,323	0,077	0
3	0,050	1953	1	0	0	0,516	0,429	0,055	1
4	0,067	1954	1	0	0	0,733	0,241	0,026	1
5	0,083	1955	1	0	0	0,399	0,256	0,345	1
6	0,100	1956	1	0	0	0,965	0,032	0,002	1
7	0,117	1957	0	0	1	0,025	0,217	0,758	1
8	0,133	1958	0	1	0	0,128	0,461	0,411	1
9	0,150	1959	0	1	0	0,030	0,550	0,420	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,004	0,293	0,703	1
11	0,183	1961	0	0	1	0,145	0,348	0,507	1
12	0,200	1962	0	1	0	0,104	0,244	0,652	0
13	0,217	1963	0	0	1	0,316	0,400	0,284	0
14	0,233	1964	0	0	1	0,012	0,198	0,791	1
15	0,250	1965	0	1	0	0,006	0,081	0,913	0
16	0,267	1966	0	1	0	0,097	0,697	0,206	1
17	0,283	1967	0	1	0	0,240	0,407	0,353	1
18	0,300	1968	0	0	1	0,090	0,237	0,672	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,057	0,283	0,660	0
20	0,333	1970	0	0	1	0,028	0,386	0,586	1
21	0,350	1971	1	0	0	0,480	0,349	0,171	1
22	0,367	1972	1	0	0	0,987	0,012	0,000	1
23	0,383	1973	0	1	0	0,462	0,420	0,118	0
24	0,400	1974	1	0	0	0,988	0,011	0,001	1
25	0,417	1975	1	0	0	0,851	0,135	0,014	1
26	0,433	1976	1	0	0	0,619	0,208	0,174	1
27	0,450	1977	0	1	0	0,616	0,367	0,017	0
28	0,467	1978	0	0	1	0,002	0,079	0,919	1
29	0,483	1979	0	0	1	0,005	0,088	0,907	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,113	0,779	0,108	0
31	0,517	1981	0	1	0	0,825	0,144	0,031	0
32	0,533	1982	0	1	0	0,506	0,381	0,113	0
33	0,550	1983	0	0	1	0,004	0,421	0,576	1
34	0,567	1984	1	0	0	0,662	0,254	0,084	1
35	0,583	1985	0	0	1	0,272	0,315	0,413	1
36	0,600	1986	0	0	1	0,021	0,458	0,522	1
37	0,617	1987	1	0	0	0,104	0,722	0,174	0
38	0,633	1988	0	1	0	0,020	0,302	0,678	0
39	0,650	1989	1	0	0	0,984	0,015	0,000	1
40	0,667	1990	0	0	1	0,748	0,230	0,022	0
41	0,683	1991	0	1	0	0,006	0,127	0,867	0
42	0,700	1992	0	0	1	0,027	0,803	0,170	0
43	0,717	1993	0	1	0	0,010	0,457	0,534	0
44	0,733	1994	0	1	0	0,044	0,341	0,615	0
45	0,750	1995	1	0	0	0,163	0,551	0,286	0
46	0,767	1996	1	0	0	0,300	0,495	0,204	0
47	0,783	1997	0	1	0	0,303	0,596	0,101	1
48	0,800	1998	1	0	0	0,385	0,599	0,015	0
49	0,817	1999	1	0	0	0,902	0,091	0,007	1
50	0,833	2000	0	0	1	0,040	0,131	0,829	1
51	0,850	2001	1	0	0	0,497	0,402	0,101	1
52	0,867	2002	0	0	1	0,017	0,474	0,509	1
53	0,883	2003	0	1	0	0,585	0,377	0,037	0
54	0,900	2004	0	0	1	0,039	0,411	0,549	1
55	0,917	2005	0	0	1	0,078	0,433	0,489	1
56	0,933	2006	1	0	0	0,854	0,140	0,006	1
57	0,950	2007	0	0	1	0,001	0,082	0,917	1
58	0,967	2008	0	1	0	0,494	0,281	0,225	0
59	0,983	2009	0	1	0	0,354	0,381	0,265	1
60	1,000	2010	1	0	0	0,082	0,785	0,132	0

Tabela B.12: Probabilidades observadas e previstas para a Precipitação da RH4 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,259	0,364	0,377	0
2	0,033	1952	0	1	0	0,328	0,448	0,224	1
3	0,050	1953	0	1	0	0,029	0,500	0,471	1
4	0,067	1954	0	0	1	0,626	0,256	0,118	0
5	0,083	1955	1	0	0	0,665	0,161	0,175	1
6	0,100	1956	0	1	0	0,011	0,663	0,326	1
7	0,117	1957	0	0	1	0,457	0,424	0,119	0
8	0,133	1958	0	1	0	0,616	0,202	0,182	0
9	0,150	1959	0	0	1	0,012	0,294	0,693	1
10	0,167	1960	0	0	1	0,880	0,066	0,055	0
11	0,183	1961	0	0	1	0,176	0,395	0,428	1
12	0,200	1962	0	1	0	0,215	0,416	0,370	1
13	0,217	1963	0	0	1	0,650	0,101	0,249	0
14	0,233	1964	1	0	0	0,931	0,064	0,006	1
15	0,250	1965	1	0	0	0,672	0,096	0,232	1
16	0,267	1966	0	1	0	0,079	0,285	0,636	0
17	0,283	1967	1	0	0	0,453	0,069	0,479	0
18	0,300	1968	0	1	0	0,133	0,691	0,176	1
19	0,317	1969	1	0	0	0,773	0,121	0,106	1
20	0,333	1970	0	1	0	0,388	0,062	0,550	0
21	0,350	1971	1	0	0	0,865	0,034	0,101	1
22	0,367	1972	1	0	0	0,860	0,057	0,083	1
23	0,383	1973	0	1	0	0,950	0,017	0,034	0
24	0,400	1974	0	0	1	0,150	0,311	0,539	1
25	0,417	1975	0	0	1	0,007	0,875	0,118	0
26	0,433	1976	0	1	0	0,104	0,572	0,324	1
27	0,450	1977	1	0	0	0,086	0,465	0,449	0
28	0,467	1978	0	1	0	0,046	0,392	0,562	0
29	0,483	1979	0	0	1	0,007	0,377	0,616	1
30	0,500	1980	0	0	1	0,012	0,252	0,736	1
31	0,517	1981	0	0	1	0,130	0,099	0,771	1
32	0,533	1982	0	1	0	0,134	0,494	0,371	1
33	0,550	1983	1	0	0	0,125	0,310	0,565	0
34	0,567	1984	1	0	0	0,753	0,038	0,210	1
35	0,583	1985	1	0	0	0,839	0,080	0,081	1
36	0,600	1986	1	0	0	0,955	0,031	0,014	1
37	0,617	1987	1	0	0	0,897	0,033	0,071	1
38	0,633	1988	0	0	1	0,171	0,136	0,693	1
39	0,650	1989	0	0	1	0,689	0,149	0,161	0
40	0,667	1990	0	0	1	0,089	0,248	0,663	1
41	0,683	1991	0	0	1	0,035	0,635	0,330	0
42	0,700	1992	0	1	0	0,116	0,621	0,263	1
43	0,717	1993	1	0	0	0,816	0,095	0,088	1
44	0,733	1994	0	1	0	0,023	0,715	0,263	1
45	0,750	1995	0	0	1	0,104	0,701	0,196	0
46	0,767	1996	0	1	0	0,396	0,387	0,217	0
47	0,783	1997	1	0	0	0,254	0,377	0,369	0
48	0,800	1998	1	0	0	0,341	0,652	0,007	0
49	0,817	1999	1	0	0	0,158	0,175	0,667	0
50	0,833	2000	0	1	0	0,020	0,514	0,466	1
51	0,850	2001	1	0	0	0,058	0,898	0,044	0
52	0,867	2002	0	0	1	0,050	0,419	0,530	1
53	0,883	2003	0	1	0	0,650	0,092	0,257	0
54	0,900	2004	0	0	1	0,062	0,546	0,391	0
55	0,917	2005	0	1	0	0,020	0,575	0,405	1
56	0,933	2006	0	1	0	0,191	0,419	0,390	1
57	0,950	2007	0	0	1	0,080	0,223	0,697	1
58	0,967	2008	0	0	1	0,204	0,191	0,605	1
59	0,983	2009	1	0	0	0,055	0,150	0,795	0
60	1,000	2010	0	1	0	0,020	0,724	0,257	1

B.2 Probabilidade Prevista por Categoria de Temperatura

Tabela B.13: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em Fevereiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,461	0,134	0,405	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,170	0,564	0,267	1
3	0,051	1953	0	1	0	0,359	0,549	0,092	1
4	0,068	1954	0	0	1	0,121	0,379	0,501	1
5	0,085	1955	0	0	1	0,164	0,195	0,642	1
6	0,102	1956	0	1	0	0,417	0,445	0,138	1
7	0,119	1957	1	0	0	0,681	0,271	0,049	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,028	0,099	0,873	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,024	0,122	0,854	1
10	0,169	1960	1	0	0	0,283	0,610	0,107	0
11	0,186	1961	0	0	1	0,275	0,124	0,601	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,521	0,204	0,275	1
13	0,220	1963	0	1	0	0,846	0,103	0,051	0
14	0,237	1964	0	1	0	0,139	0,684	0,177	1
15	0,254	1965	0	1	0	0,603	0,309	0,088	0
16	0,271	1966	0	0	1	0,136	0,318	0,546	1
17	0,288	1967	1	0	0	0,489	0,347	0,163	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,469	0,270	0,261	1
19	0,322	1969	0	0	1	0,352	0,386	0,262	0
20	0,339	1970	0	1	0	0,259	0,314	0,427	0
21	0,356	1971	0	1	0	0,158	0,024	0,818	0
22	0,373	1972	1	0	0	0,574	0,234	0,192	1
23	0,390	1973	0	0	1	0,006	0,014	0,980	1
24	0,407	1974	0	0	1	0,842	0,058	0,099	0
25	0,424	1975	0	0	1	0,570	0,231	0,199	0
26	0,441	1976	1	0	0	0,571	0,217	0,212	1
27	0,458	1977	0	0	1	0,089	0,142	0,769	1
28	0,475	1978	0	1	0	0,139	0,802	0,059	1
29	0,492	1979	0	1	0	0,240	0,547	0,212	1
30	0,508	1980	1	0	0	0,402	0,424	0,175	0
31	0,525	1981	0	0	1	0,701	0,183	0,116	0
32	0,542	1982	1	0	0	0,355	0,431	0,215	0
33	0,559	1983	0	1	0	0,143	0,599	0,258	1
34	0,576	1984	0	0	1	0,051	0,223	0,726	1
35	0,593	1985	0	0	1	0,482	0,441	0,078	0
36	0,610	1986	0	1	0	0,372	0,160	0,467	0
37	0,627	1987	1	0	0	0,365	0,275	0,360	1
38	0,644	1988	1	0	0	0,278	0,522	0,201	0
39	0,661	1989	1	0	0	0,808	0,167	0,025	1
40	0,678	1990	0	1	0	0,405	0,410	0,186	1
41	0,695	1991	1	0	0	0,549	0,272	0,180	1
42	0,712	1992	0	0	1	0,175	0,527	0,298	0
43	0,729	1993	1	0	0	0,644	0,352	0,004	1
44	0,746	1994	0	1	0	0,479	0,419	0,102	0
45	0,763	1995	1	0	0	0,362	0,380	0,258	0
46	0,780	1996	0	1	0	0,820	0,108	0,072	0
47	0,797	1997	0	1	0	0,038	0,208	0,755	0
48	0,814	1998	0	1	0	0,224	0,370	0,406	0
49	0,831	1999	0	0	1	0,139	0,660	0,201	0
50	0,847	2000	1	0	0	0,749	0,204	0,046	1
51	0,864	2001	0	0	1	0,486	0,116	0,399	0
52	0,881	2002	1	0	0	0,159	0,708	0,132	0
53	0,898	2003	0	0	1	0,193	0,418	0,389	0
54	0,915	2004	1	0	0	0,072	0,112	0,816	0
55	0,932	2005	0	1	0	0,173	0,769	0,058	1
56	0,949	2006	0	1	0	0,214	0,651	0,135	1
57	0,966	2007	0	0	1	0,165	0,750	0,085	0
58	0,983	2008	1	0	0	0,335	0,218	0,447	0
59	1,000	2009	0	1	0	0,110	0,427	0,463	0

Tabela B.14: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em Fevereiro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,602	0,390	0,008	1
2	0,034	1952	0	0	1	0,108	0,122	0,770	1
3	0,051	1953	0	0	1	0,264	0,146	0,590	1
4	0,068	1954	0	0	1	0,201	0,295	0,503	1
5	0,085	1955	1	0	0	0,591	0,318	0,091	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,031	0,946	0,023	0
7	0,119	1957	1	0	0	0,661	0,147	0,192	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,157	0,099	0,743	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,012	0,369	0,620	1
10	0,169	1960	0	1	0	0,151	0,518	0,331	1
11	0,186	1961	1	0	0	0,200	0,076	0,724	0
12	0,203	1962	0	1	0	0,222	0,654	0,124	1
13	0,220	1963	1	0	0	0,661	0,147	0,191	1
14	0,237	1964	0	0	1	0,395	0,055	0,550	1
15	0,254	1965	1	0	0	0,253	0,367	0,381	0
16	0,271	1966	0	1	0	0,201	0,401	0,397	1
17	0,288	1967	0	0	1	0,477	0,417	0,107	0
18	0,305	1968	1	0	0	0,709	0,186	0,105	1
19	0,322	1969	0	0	1	0,300	0,188	0,512	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,080	0,671	0,249	1
21	0,356	1971	0	1	0	0,008	0,468	0,524	0
22	0,373	1972	0	1	0	0,831	0,152	0,017	0
23	0,390	1973	0	0	1	0,023	0,052	0,925	1
24	0,407	1974	0	1	0	0,119	0,588	0,294	1
25	0,424	1975	0	1	0	0,440	0,468	0,092	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,930	0,052	0,017	1
27	0,458	1977	0	1	0	0,277	0,539	0,185	1
28	0,475	1978	1	0	0	0,199	0,210	0,592	0
29	0,492	1979	1	0	0	0,536	0,386	0,078	1
30	0,508	1980	1	0	0	0,631	0,116	0,253	1
31	0,525	1981	0	0	1	0,402	0,543	0,055	0
32	0,542	1982	0	1	0	0,357	0,445	0,198	1
33	0,559	1983	0	0	1	0,377	0,051	0,572	1
34	0,576	1984	0	0	1	0,016	0,293	0,692	1
35	0,593	1985	0	1	0	0,241	0,557	0,202	1
36	0,610	1986	0	1	0	0,234	0,465	0,302	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,049	0,743	0,208	0
38	0,644	1988	0	1	0	0,006	0,205	0,788	0
39	0,661	1989	0	1	0	0,107	0,728	0,165	1
40	0,678	1990	0	1	0	0,581	0,189	0,230	0
41	0,695	1991	1	0	0	0,495	0,324	0,181	1
42	0,712	1992	1	0	0	0,433	0,489	0,078	0
43	0,729	1993	1	0	0	0,902	0,031	0,067	1
44	0,746	1994	0	1	0	0,134	0,656	0,211	1
45	0,763	1995	0	1	0	0,518	0,296	0,186	0
46	0,780	1996	0	0	1	0,474	0,371	0,155	0
47	0,797	1997	0	1	0	0,450	0,180	0,370	0
48	0,814	1998	0	0	1	0,016	0,070	0,914	1
49	0,831	1999	0	1	0	0,639	0,338	0,023	0
50	0,847	2000	0	1	0	0,668	0,186	0,145	0
51	0,864	2001	0	0	1	0,163	0,759	0,079	0
52	0,881	2002	1	0	0	0,458	0,318	0,224	1
53	0,898	2003	0	0	1	0,018	0,089	0,893	1
54	0,915	2004	1	0	0	0,692	0,177	0,130	1
55	0,932	2005	0	0	1	0,049	0,303	0,648	1
56	0,949	2006	0	0	1	0,437	0,491	0,071	0
57	0,966	2007	1	0	0	0,236	0,434	0,329	0
58	0,983	2008	1	0	0	0,463	0,514	0,023	0
59	1,000	2009	1	0	0	0,585	0,230	0,185	1

Tabela B.15: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em Outubro.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,042	0,425	0,533	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,088	0,549	0,363	1
3	0,051	1953	0	1	0	0,011	0,542	0,447	1
4	0,068	1954	0	0	1	0,267	0,329	0,405	1
5	0,085	1955	0	1	0	0,285	0,344	0,371	0
6	0,102	1956	1	0	0	0,688	0,222	0,090	1
7	0,119	1957	0	0	1	0,030	0,358	0,612	1
8	0,136	1958	0	1	0	0,445	0,464	0,091	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,088	0,536	0,376	0
10	0,169	1960	0	1	0	0,292	0,515	0,192	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,057	0,089	0,854	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,086	0,586	0,328	0
13	0,220	1963	0	0	1	0,001	0,118	0,882	1
14	0,237	1964	1	0	0	0,947	0,050	0,003	1
15	0,254	1965	0	1	0	0,166	0,246	0,588	0
16	0,271	1966	0	0	1	0,066	0,559	0,375	0
17	0,288	1967	0	0	1	0,329	0,201	0,469	1
18	0,305	1968	0	1	0	0,344	0,480	0,176	1
19	0,322	1969	0	1	0	0,066	0,869	0,065	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,638	0,268	0,094	0
21	0,356	1971	1	0	0	0,849	0,134	0,017	1
22	0,373	1972	0	1	0	0,532	0,275	0,193	0
23	0,390	1973	0	1	0	0,361	0,536	0,102	1
24	0,407	1974	1	0	0	0,909	0,075	0,015	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,935	0,062	0,003	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,492	0,285	0,223	1
27	0,458	1977	1	0	0	0,336	0,541	0,123	0
28	0,475	1978	1	0	0	0,510	0,415	0,075	1
29	0,492	1979	0	1	0	0,136	0,343	0,521	0
30	0,508	1980	0	1	0	0,007	0,185	0,809	0
31	0,525	1981	1	0	0	0,441	0,414	0,145	1
32	0,542	1982	1	0	0	0,559	0,214	0,227	1
33	0,559	1983	1	0	0	0,696	0,236	0,068	1
34	0,576	1984	0	1	0	0,523	0,249	0,228	0
35	0,593	1985	1	0	0	0,819	0,171	0,011	1
36	0,610	1986	1	0	0	0,829	0,106	0,065	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,010	0,340	0,650	1
38	0,644	1988	0	0	1	0,822	0,163	0,015	0
39	0,661	1989	1	0	0	0,853	0,104	0,044	1
40	0,678	1990	0	1	0	0,745	0,187	0,067	0
41	0,695	1991	1	0	0	0,277	0,572	0,151	0
42	0,712	1992	1	0	0	0,972	0,027	0,000	1
43	0,729	1993	0	1	0	0,115	0,176	0,710	0
44	0,746	1994	0	0	1	0,051	0,204	0,745	1
45	0,763	1995	0	1	0	0,152	0,739	0,109	1
46	0,780	1996	1	0	0	0,060	0,423	0,518	0
47	0,797	1997	0	0	1	0,001	0,095	0,904	1
48	0,814	1998	0	1	0	0,119	0,447	0,434	1
49	0,831	1999	0	0	1	0,135	0,307	0,559	1
50	0,847	2000	0	0	1	0,003	0,021	0,977	1
51	0,864	2001	1	0	0	0,429	0,328	0,244	1
52	0,881	2002	0	0	1	0,150	0,712	0,138	0
53	0,898	2003	1	0	0	0,052	0,736	0,211	0
54	0,915	2004	0	0	1	0,067	0,486	0,447	0
55	0,932	2005	0	1	0	0,203	0,657	0,140	1
56	0,949	2006	0	1	0	0,133	0,248	0,619	0
57	0,966	2007	0	0	1	0,065	0,363	0,572	1
58	0,983	2008	0	0	1	0,496	0,463	0,041	0
59	1,000	2009	0	0	1	0,084	0,728	0,187	0

Tabela B.16: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em Julho.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,345	0,477	0,178	1
2	0,034	1952	0	0	1	0,045	0,225	0,730	1
3	0,051	1953	1	0	0	0,487	0,406	0,106	1
4	0,068	1954	0	1	0	0,305	0,674	0,021	1
5	0,085	1955	1	0	0	0,499	0,487	0,014	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,031	0,050	0,918	0
7	0,119	1957	1	0	0	0,528	0,378	0,094	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,093	0,877	0,030	0
9	0,153	1959	0	0	1	0,002	0,075	0,924	1
10	0,169	1960	0	0	1	0,186	0,142	0,672	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,073	0,797	0,130	0
12	0,203	1962	1	0	0	0,104	0,839	0,057	0
13	0,220	1963	0	0	1	0,606	0,264	0,130	0
14	0,237	1964	1	0	0	0,408	0,545	0,047	0
15	0,254	1965	0	1	0	0,422	0,513	0,065	1
16	0,271	1966	0	1	0	0,123	0,167	0,710	0
17	0,288	1967	0	0	1	0,001	0,022	0,977	1
18	0,305	1968	0	1	0	0,598	0,374	0,028	0
19	0,322	1969	0	1	0	0,055	0,439	0,506	0
20	0,339	1970	0	1	0	0,109	0,862	0,029	1
21	0,356	1971	0	1	0	0,035	0,513	0,451	1
22	0,373	1972	0	1	0	0,041	0,567	0,392	1
23	0,390	1973	0	1	0	0,384	0,397	0,219	1
24	0,407	1974	0	0	1	0,025	0,108	0,867	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,098	0,144	0,758	0
26	0,441	1976	0	1	0	0,249	0,342	0,408	0
27	0,458	1977	0	0	1	0,102	0,867	0,032	0
28	0,475	1978	0	0	1	0,003	0,035	0,962	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,877	0,077	0,046	1
30	0,508	1980	0	1	0	0,364	0,555	0,081	1
31	0,525	1981	1	0	0	0,996	0,003	0,001	1
32	0,542	1982	0	0	1	0,175	0,719	0,106	0
33	0,559	1983	0	1	0	0,272	0,381	0,347	1
34	0,576	1984	0	0	1	0,034	0,043	0,924	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,652	0,301	0,048	1
36	0,610	1986	0	1	0	0,445	0,350	0,205	0
37	0,627	1987	0	0	1	0,034	0,030	0,937	1
38	0,644	1988	1	0	0	0,080	0,661	0,259	0
39	0,661	1989	1	0	0	0,269	0,679	0,052	0
40	0,678	1990	1	0	0	0,514	0,398	0,088	1
41	0,695	1991	0	1	0	0,462	0,490	0,049	1
42	0,712	1992	1	0	0	0,885	0,097	0,018	1
43	0,729	1993	1	0	0	0,455	0,509	0,036	0
44	0,746	1994	0	1	0	0,019	0,243	0,738	0
45	0,763	1995	0	0	1	0,138	0,116	0,745	1
46	0,780	1996	1	0	0	0,917	0,082	0,001	1
47	0,797	1997	0	0	1	0,019	0,015	0,966	1
48	0,814	1998	0	0	1	0,369	0,287	0,343	0
49	0,831	1999	0	1	0	0,086	0,474	0,440	1
50	0,847	2000	1	0	0	0,448	0,412	0,139	1
51	0,864	2001	0	0	1	0,254	0,450	0,296	0
52	0,881	2002	0	1	0	0,829	0,140	0,031	0
53	0,898	2003	0	1	0	0,804	0,174	0,023	0
54	0,915	2004	1	0	0	0,695	0,217	0,088	1
55	0,932	2005	0	1	0	0,662	0,331	0,007	0
56	0,949	2006	0	0	1	0,066	0,246	0,689	1
57	0,966	2007	1	0	0	0,536	0,362	0,102	1
58	0,983	2008	0	0	1	0,787	0,100	0,113	0
59	1,000	2009	1	0	0	0,659	0,328	0,013	1

Tabela B.17: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em Julho.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,892	0,067	0,041	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,194	0,703	0,103	1
3	0,051	1953	1	0	0	0,547	0,167	0,286	1
4	0,068	1954	0	1	0	0,142	0,786	0,072	1
5	0,085	1955	0	1	0	0,552	0,215	0,233	0
6	0,102	1956	0	1	0	0,392	0,188	0,420	0
7	0,119	1957	1	0	0	0,038	0,799	0,163	0
8	0,136	1958	0	0	1	0,059	0,411	0,530	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,613	0,360	0,027	0
10	0,169	1960	0	1	0	0,693	0,235	0,072	0
11	0,186	1961	0	1	0	0,286	0,628	0,086	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,635	0,297	0,069	1
13	0,220	1963	1	0	0	0,824	0,118	0,058	1
14	0,237	1964	1	0	0	0,462	0,341	0,198	1
15	0,254	1965	0	1	0	0,088	0,084	0,828	0
16	0,271	1966	0	1	0	0,075	0,652	0,273	1
17	0,288	1967	0	1	0	0,213	0,771	0,016	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,974	0,026	0,001	1
19	0,322	1969	0	1	0	0,165	0,265	0,570	0
20	0,339	1970	1	0	0	0,123	0,204	0,673	0
21	0,356	1971	0	1	0	0,677	0,055	0,268	0
22	0,373	1972	0	0	1	0,053	0,929	0,017	0
23	0,390	1973	0	0	1	0,016	0,068	0,915	1
24	0,407	1974	1	0	0	0,900	0,049	0,052	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,513	0,398	0,088	1
26	0,441	1976	0	1	0	0,728	0,173	0,099	0
27	0,458	1977	0	0	1	0,194	0,270	0,536	1
28	0,475	1978	0	0	1	0,710	0,200	0,090	0
29	0,492	1979	1	0	0	0,556	0,069	0,375	1
30	0,508	1980	0	0	1	0,005	0,004	0,991	1
31	0,525	1981	1	0	0	0,497	0,488	0,015	1
32	0,542	1982	0	1	0	0,509	0,305	0,186	0
33	0,559	1983	0	0	1	0,034	0,049	0,918	1
34	0,576	1984	0	0	1	0,173	0,134	0,693	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,340	0,428	0,232	0
36	0,610	1986	0	1	0	0,015	0,698	0,286	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,073	0,258	0,669	1
38	0,644	1988	1	0	0	0,119	0,111	0,769	0
39	0,661	1989	1	0	0	0,366	0,077	0,557	0
40	0,678	1990	0	1	0	0,049	0,933	0,018	1
41	0,695	1991	1	0	0	0,315	0,566	0,119	0
42	0,712	1992	0	1	0	0,183	0,487	0,330	1
43	0,729	1993	0	0	1	0,077	0,055	0,868	1
44	0,746	1994	1	0	0	0,029	0,914	0,057	0
45	0,763	1995	0	0	1	0,310	0,495	0,195	0
46	0,780	1996	0	1	0	0,208	0,758	0,035	1
47	0,797	1997	1	0	0	0,104	0,131	0,765	0
48	0,814	1998	0	0	1	0,183	0,069	0,748	1
49	0,831	1999	0	0	1	0,732	0,173	0,095	0
50	0,847	2000	1	0	0	0,699	0,281	0,019	1
51	0,864	2001	0	0	1	0,050	0,123	0,827	1
52	0,881	2002	0	0	1	0,048	0,247	0,705	1
53	0,898	2003	0	0	1	0,262	0,374	0,364	0
54	0,915	2004	0	1	0	0,058	0,897	0,044	1
55	0,932	2005	0	1	0	0,144	0,644	0,212	1
56	0,949	2006	0	1	0	0,398	0,542	0,060	1
57	0,966	2007	0	0	1	0,117	0,428	0,455	1
58	0,983	2008	1	0	0	0,829	0,154	0,018	1
59	1,000	2009	0	0	1	0,330	0,018	0,652	1

Tabela B.18: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em Junho.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,250	0,711	0,039	1
2	0,034	1952	1	0	0	0,401	0,397	0,202	1
3	0,051	1953	0	1	0	0,010	0,091	0,899	0
4	0,068	1954	0	0	1	0,246	0,017	0,738	1
5	0,085	1955	0	0	1	0,229	0,367	0,405	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,489	0,494	0,018	0
7	0,119	1957	0	0	1	0,035	0,219	0,746	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,026	0,011	0,964	1
9	0,153	1959	0	1	0	0,320	0,623	0,057	1
10	0,169	1960	0	1	0	0,438	0,259	0,302	0
11	0,186	1961	0	1	0	0,075	0,823	0,102	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,402	0,382	0,216	1
13	0,220	1963	0	1	0	0,178	0,792	0,031	1
14	0,237	1964	0	1	0	0,012	0,024	0,965	0
15	0,254	1965	0	0	1	0,024	0,154	0,822	1
16	0,271	1966	0	0	1	0,541	0,321	0,139	0
17	0,288	1967	1	0	0	0,567	0,377	0,056	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,612	0,102	0,286	1
19	0,322	1969	0	1	0	0,309	0,609	0,082	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,159	0,546	0,294	1
21	0,356	1971	1	0	0	0,863	0,136	0,001	1
22	0,373	1972	0	0	1	0,038	0,354	0,608	1
23	0,390	1973	0	0	1	0,069	0,119	0,812	1
24	0,407	1974	0	1	0	0,802	0,183	0,015	0
25	0,424	1975	1	0	0	0,498	0,420	0,082	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,273	0,578	0,149	0
27	0,458	1977	0	1	0	0,832	0,167	0,001	0
28	0,475	1978	1	0	0	0,896	0,085	0,019	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,230	0,570	0,199	0
30	0,508	1980	0	1	0	0,532	0,439	0,029	0
31	0,525	1981	1	0	0	0,632	0,304	0,064	1
32	0,542	1982	0	0	1	0,300	0,575	0,125	0
33	0,559	1983	0	0	1	0,014	0,038	0,948	1
34	0,576	1984	1	0	0	0,983	0,015	0,002	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,953	0,040	0,008	1
36	0,610	1986	1	0	0	0,422	0,073	0,505	0
37	0,627	1987	0	1	0	0,022	0,305	0,673	0
38	0,644	1988	1	0	0	0,809	0,183	0,007	1
39	0,661	1989	0	1	0	0,609	0,296	0,094	0
40	0,678	1990	0	1	0	0,052	0,384	0,564	0
41	0,695	1991	0	1	0	0,203	0,760	0,038	1
42	0,712	1992	0	0	1	0,013	0,111	0,876	1
43	0,729	1993	0	1	0	0,339	0,512	0,149	1
44	0,746	1994	0	0	1	0,330	0,036	0,634	1
45	0,763	1995	0	0	1	0,316	0,155	0,529	1
46	0,780	1996	1	0	0	0,309	0,502	0,189	0
47	0,797	1997	0	0	1	0,025	0,549	0,426	0
48	0,814	1998	0	1	0	0,337	0,332	0,331	0
49	0,831	1999	0	0	1	0,073	0,081	0,846	1
50	0,847	2000	0	0	1	0,083	0,880	0,036	0
51	0,864	2001	1	0	0	0,173	0,656	0,171	0
52	0,881	2002	1	0	0	0,256	0,228	0,515	0
53	0,898	2003	0	0	1	0,251	0,229	0,520	1
54	0,915	2004	0	1	0	0,253	0,654	0,092	1
55	0,932	2005	0	0	1	0,001	0,053	0,946	1
56	0,949	2006	0	0	1	0,062	0,836	0,102	0
57	0,966	2007	0	1	0	0,266	0,513	0,221	1
58	0,983	2008	1	0	0	0,929	0,053	0,018	1
59	1,000	2009	1	0	0	0,075	0,870	0,055	0

Tabela B.19: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,301	0,342	0,357	0
2	0,034	1952	1	0	0	0,743	0,060	0,197	1
3	0,051	1953	0	1	0	0,002	0,774	0,224	1
4	0,068	1954	0	0	1	0,020	0,688	0,292	0
5	0,085	1955	0	0	1	0,336	0,470	0,194	0
6	0,102	1956	0	1	0	0,989	0,004	0,007	0
7	0,119	1957	1	0	0	0,904	0,043	0,053	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,010	0,622	0,369	0
9	0,153	1959	0	0	1	0,079	0,226	0,696	1
10	0,169	1960	1	0	0	0,633	0,154	0,213	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,688	0,031	0,281	0
12	0,203	1962	1	0	0	0,852	0,088	0,061	1
13	0,220	1963	0	0	1	0,575	0,291	0,134	0
14	0,237	1964	0	1	0	0,059	0,546	0,395	1
15	0,254	1965	1	0	0	0,911	0,047	0,041	1
16	0,271	1966	0	0	1	0,021	0,127	0,852	1
17	0,288	1967	0	1	0	0,088	0,029	0,884	0
18	0,305	1968	1	0	0	0,790	0,145	0,065	1
19	0,322	1969	0	0	1	0,098	0,589	0,313	0
20	0,339	1970	0	1	0	0,013	0,871	0,116	1
21	0,356	1971	0	1	0	0,770	0,125	0,105	0
22	0,373	1972	1	0	0	0,949	0,017	0,033	1
23	0,390	1973	0	0	1	0,106	0,200	0,693	1
24	0,407	1974	0	1	0	0,062	0,914	0,023	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,298	0,204	0,498	0
26	0,441	1976	1	0	0	0,721	0,178	0,101	1
27	0,458	1977	0	1	0	0,167	0,119	0,714	0
28	0,475	1978	0	1	0	0,076	0,894	0,030	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,561	0,386	0,054	1
30	0,508	1980	1	0	0	0,791	0,131	0,078	1
31	0,525	1981	0	1	0	0,087	0,835	0,079	1
32	0,542	1982	1	0	0	0,742	0,170	0,088	1
33	0,559	1983	1	0	0	0,843	0,020	0,137	1
34	0,576	1984	0	0	1	0,172	0,045	0,784	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,654	0,199	0,147	1
36	0,610	1986	0	0	1	0,051	0,271	0,678	1
37	0,627	1987	0	1	0	0,345	0,645	0,010	1
38	0,644	1988	0	1	0	0,052	0,494	0,455	1
39	0,661	1989	1	0	0	0,733	0,093	0,175	1
40	0,678	1990	0	1	0	0,069	0,160	0,771	0
41	0,695	1991	1	0	0	0,758	0,186	0,056	1
42	0,712	1992	0	0	1	0,496	0,160	0,343	0
43	0,729	1993	0	1	0	0,206	0,736	0,058	1
44	0,746	1994	0	1	0	0,003	0,900	0,096	1
45	0,763	1995	0	0	1	0,071	0,838	0,091	0
46	0,780	1996	0	1	0	0,010	0,951	0,039	1
47	0,797	1997	0	0	1	0,081	0,431	0,488	1
48	0,814	1998	0	0	1	0,012	0,003	0,985	1
49	0,831	1999	0	1	0	0,013	0,424	0,563	0
50	0,847	2000	0	0	1	0,570	0,352	0,078	0
51	0,864	2001	0	0	1	0,136	0,219	0,645	1
52	0,881	2002	1	0	0	0,034	0,228	0,738	0
53	0,898	2003	0	0	1	0,018	0,027	0,954	1
54	0,915	2004	1	0	0	0,007	0,582	0,410	0
55	0,932	2005	0	1	0	0,269	0,431	0,300	1
56	0,949	2006	0	1	0	0,138	0,531	0,331	1
57	0,966	2007	0	0	1	0,213	0,060	0,726	1
58	0,983	2008	1	0	0	0,950	0,005	0,045	1
59	1,000	2009	1	0	0	0,740	0,102	0,158	1

Tabela B.20: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em DJF.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,317	0,419	0,263	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,629	0,296	0,075	0
3	0,051	1953	0	0	1	0,046	0,061	0,893	1
4	0,068	1954	0	1	0	0,011	0,031	0,958	0
5	0,085	1955	1	0	0	0,524	0,313	0,163	1
6	0,102	1956	0	1	0	0,332	0,559	0,109	1
7	0,119	1957	1	0	0	0,626	0,335	0,039	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,088	0,327	0,585	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,011	0,078	0,911	1
10	0,169	1960	0	1	0	0,131	0,757	0,112	1
11	0,186	1961	1	0	0	0,406	0,435	0,159	0
12	0,203	1962	0	1	0	0,286	0,462	0,251	1
13	0,220	1963	0	1	0	0,675	0,233	0,092	0
14	0,237	1964	0	0	1	0,192	0,201	0,607	1
15	0,254	1965	1	0	0	0,868	0,120	0,012	1
16	0,271	1966	0	0	1	0,126	0,368	0,506	1
17	0,288	1967	0	0	1	0,527	0,214	0,258	0
18	0,305	1968	1	0	0	0,168	0,440	0,391	0
19	0,322	1969	0	0	1	0,194	0,189	0,617	1
20	0,339	1970	1	0	0	0,038	0,392	0,570	0
21	0,356	1971	0	0	1	0,467	0,518	0,016	0
22	0,373	1972	0	1	0	0,778	0,212	0,010	0
23	0,390	1973	0	0	1	0,007	0,037	0,956	1
24	0,407	1974	0	0	1	0,006	0,171	0,823	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,665	0,138	0,197	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,523	0,438	0,039	1
27	0,458	1977	0	1	0	0,438	0,313	0,249	0
28	0,475	1978	0	1	0	0,230	0,579	0,191	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,751	0,216	0,033	1
30	0,508	1980	1	0	0	0,223	0,671	0,106	0
31	0,525	1981	0	1	0	0,157	0,450	0,393	1
32	0,542	1982	0	1	0	0,611	0,216	0,174	0
33	0,559	1983	1	0	0	0,290	0,318	0,392	0
34	0,576	1984	0	1	0	0,260	0,499	0,241	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,706	0,222	0,072	1
36	0,610	1986	1	0	0	0,778	0,160	0,061	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,691	0,255	0,054	0
38	0,644	1988	0	0	1	0,148	0,250	0,602	1
39	0,661	1989	0	1	0	0,348	0,573	0,079	1
40	0,678	1990	1	0	0	0,649	0,279	0,073	1
41	0,695	1991	1	0	0	0,574	0,379	0,047	1
42	0,712	1992	1	0	0	0,487	0,404	0,109	1
43	0,729	1993	1	0	0	0,797	0,195	0,008	1
44	0,746	1994	0	1	0	0,063	0,077	0,861	0
45	0,763	1995	0	0	1	0,333	0,523	0,144	0
46	0,780	1996	0	1	0	0,186	0,501	0,313	1
47	0,797	1997	0	1	0	0,403	0,542	0,055	1
48	0,814	1998	0	0	1	0,010	0,078	0,912	1
49	0,831	1999	0	0	1	0,038	0,669	0,293	0
50	0,847	2000	0	1	0	0,548	0,336	0,116	0
51	0,864	2001	0	0	1	0,654	0,268	0,078	0
52	0,881	2002	1	0	0	0,159	0,584	0,257	0
53	0,898	2003	0	0	1	0,074	0,354	0,573	1
54	0,915	2004	0	1	0	0,059	0,216	0,725	0
55	0,932	2005	0	0	1	0,115	0,584	0,300	0
56	0,949	2006	0	0	1	0,081	0,350	0,568	1
57	0,966	2007	0	1	0	0,277	0,632	0,091	1
58	0,983	2008	1	0	0	0,480	0,448	0,071	1
59	1,000	2009	1	0	0	0,404	0,451	0,145	0

Tabela B.21: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em SON.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	0	1	0,000	0,204	0,795	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,037	0,610	0,353	1
3	0,051	1953	0	0	1	0,060	0,838	0,102	0
4	0,068	1954	0	0	1	0,120	0,768	0,112	0
5	0,085	1955	0	0	1	0,004	0,467	0,529	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,764	0,199	0,037	1
7	0,119	1957	0	1	0	0,015	0,455	0,530	0
8	0,136	1958	0	1	0	0,558	0,295	0,147	0
9	0,153	1959	0	1	0	0,175	0,308	0,518	0
10	0,169	1960	0	1	0	0,246	0,437	0,317	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,003	0,151	0,846	1
12	0,203	1962	0	0	1	0,306	0,247	0,447	1
13	0,220	1963	0	0	1	0,002	0,188	0,810	1
14	0,237	1964	0	1	0	0,518	0,268	0,214	0
15	0,254	1965	0	0	1	0,053	0,433	0,514	1
16	0,271	1966	0	0	1	0,011	0,331	0,658	1
17	0,288	1967	0	0	1	0,044	0,178	0,777	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,836	0,119	0,045	1
19	0,322	1969	0	0	1	0,001	0,267	0,732	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,312	0,504	0,184	1
21	0,356	1971	1	0	0	0,877	0,116	0,007	1
22	0,373	1972	0	1	0	0,030	0,444	0,526	0
23	0,390	1973	0	1	0	0,190	0,719	0,091	1
24	0,407	1974	1	0	0	0,691	0,169	0,140	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,767	0,223	0,010	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,986	0,014	0,001	1
27	0,458	1977	1	0	0	0,094	0,793	0,113	0
28	0,475	1978	1	0	0	0,966	0,029	0,005	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,951	0,047	0,002	1
30	0,508	1980	1	0	0	0,159	0,614	0,227	0
31	0,525	1981	1	0	0	0,604	0,326	0,071	1
32	0,542	1982	1	0	0	0,821	0,172	0,007	1
33	0,559	1983	1	0	0	0,955	0,043	0,002	1
34	0,576	1984	1	0	0	0,969	0,029	0,002	1
35	0,593	1985	0	1	0	0,999	0,001	0,000	0
36	0,610	1986	1	0	0	0,983	0,015	0,003	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,120	0,800	0,080	0
38	0,644	1988	0	0	1	0,074	0,531	0,394	0
39	0,661	1989	1	0	0	0,822	0,159	0,020	1
40	0,678	1990	1	0	0	0,790	0,197	0,013	1
41	0,695	1991	0	1	0	0,716	0,193	0,091	0
42	0,712	1992	1	0	0	0,290	0,652	0,057	0
43	0,729	1993	0	1	0	0,493	0,443	0,064	0
44	0,746	1994	0	0	1	0,042	0,550	0,407	0
45	0,763	1995	0	1	0	0,031	0,259	0,709	0
46	0,780	1996	1	0	0	0,060	0,428	0,512	0
47	0,797	1997	0	0	1	0,013	0,462	0,525	1
48	0,814	1998	0	1	0	0,024	0,610	0,366	1
49	0,831	1999	0	0	1	0,109	0,618	0,273	0
50	0,847	2000	0	1	0	0,019	0,283	0,698	0
51	0,864	2001	0	1	0	0,257	0,554	0,189	1
52	0,881	2002	0	0	1	0,009	0,325	0,666	1
53	0,898	2003	1	0	0	0,072	0,505	0,423	0
54	0,915	2004	0	1	0	0,026	0,389	0,585	0
55	0,932	2005	0	1	0	0,001	0,178	0,821	0
56	0,949	2006	0	1	0	0,005	0,414	0,581	0
57	0,966	2007	0	0	1	0,075	0,558	0,368	0
58	0,983	2008	0	1	0	0,001	0,350	0,649	0
59	1,000	2009	0	0	1	0,000	0,092	0,908	1

Tabela B.22: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH1 em JJA.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,498	0,285	0,217	1
2	0,034	1952	0	1	0	0,281	0,427	0,291	1
3	0,051	1953	0	1	0	0,324	0,514	0,162	1
4	0,068	1954	0	0	1	0,049	0,326	0,626	1
5	0,085	1955	1	0	0	0,586	0,295	0,119	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,509	0,467	0,024	1
7	0,119	1957	1	0	0	0,030	0,137	0,833	0
8	0,136	1958	0	0	1	0,345	0,315	0,340	0
9	0,153	1959	0	0	1	0,046	0,217	0,736	1
10	0,169	1960	0	0	1	0,058	0,338	0,604	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,071	0,353	0,576	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,429	0,319	0,252	1
13	0,220	1963	0	0	1	0,054	0,226	0,720	1
14	0,237	1964	1	0	0	0,117	0,757	0,126	0
15	0,254	1965	0	0	1	0,241	0,393	0,365	0
16	0,271	1966	0	1	0	0,551	0,113	0,336	0
17	0,288	1967	0	0	1	0,833	0,129	0,037	0
18	0,305	1968	0	1	0	0,749	0,153	0,098	0
19	0,322	1969	0	1	0	0,306	0,435	0,259	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,374	0,394	0,232	1
21	0,356	1971	1	0	0	0,480	0,400	0,120	1
22	0,373	1972	0	0	1	0,484	0,342	0,175	0
23	0,390	1973	0	1	0	0,029	0,088	0,883	0
24	0,407	1974	0	1	0	0,580	0,305	0,116	0
25	0,424	1975	0	1	0	0,372	0,384	0,243	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,537	0,316	0,147	1
27	0,458	1977	0	0	1	0,115	0,229	0,656	1
28	0,475	1978	0	1	0	0,525	0,339	0,136	0
29	0,492	1979	1	0	0	0,833	0,127	0,040	1
30	0,508	1980	0	1	0	0,612	0,260	0,128	0
31	0,525	1981	1	0	0	0,382	0,523	0,096	0
32	0,542	1982	0	0	1	0,091	0,185	0,725	1
33	0,559	1983	0	1	0	0,573	0,356	0,071	0
34	0,576	1984	0	1	0	0,074	0,296	0,629	0
35	0,593	1985	1	0	0	0,492	0,375	0,134	1
36	0,610	1986	0	0	1	0,276	0,361	0,363	1
37	0,627	1987	0	1	0	0,445	0,214	0,341	0
38	0,644	1988	1	0	0	0,560	0,314	0,126	1
39	0,661	1989	1	0	0	0,534	0,280	0,186	1
40	0,678	1990	1	0	0	0,286	0,252	0,462	0
41	0,695	1991	0	1	0	0,209	0,396	0,395	1
42	0,712	1992	1	0	0	0,701	0,260	0,039	1
43	0,729	1993	1	0	0	0,063	0,125	0,812	0
44	0,746	1994	0	1	0	0,132	0,674	0,194	1
45	0,763	1995	0	0	1	0,196	0,366	0,438	1
46	0,780	1996	1	0	0	0,403	0,419	0,178	0
47	0,797	1997	0	1	0	0,154	0,438	0,408	1
48	0,814	1998	0	0	1	0,422	0,416	0,162	0
49	0,831	1999	0	1	0	0,100	0,348	0,552	0
50	0,847	2000	1	0	0	0,593	0,346	0,062	1
51	0,864	2001	0	0	1	0,339	0,494	0,166	0
52	0,881	2002	0	0	1	0,382	0,411	0,206	0
53	0,898	2003	0	1	0	0,236	0,574	0,190	1
54	0,915	2004	0	1	0	0,375	0,440	0,185	1
55	0,932	2005	0	0	1	0,178	0,392	0,429	1
56	0,949	2006	0	0	1	0,047	0,104	0,849	1
57	0,966	2007	1	0	0	0,256	0,540	0,204	0
58	0,983	2008	0	0	1	0,250	0,335	0,414	1
59	1,000	2009	1	0	0	0,508	0,260	0,232	1

Tabela B.23: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH2 em JJA.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	1	0	0	0,896	0,092	0,012	1
2	0,034	1952	0	0	1	0,047	0,572	0,380	0
3	0,051	1953	0	1	0	0,616	0,193	0,191	0
4	0,068	1954	0	0	1	0,009	0,173	0,818	1
5	0,085	1955	0	0	1	0,269	0,313	0,419	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,884	0,076	0,040	1
7	0,119	1957	0	1	0	0,002	0,613	0,384	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,002	0,048	0,949	1
9	0,153	1959	0	0	1	0,094	0,405	0,502	1
10	0,169	1960	0	1	0	0,007	0,781	0,212	1
11	0,186	1961	0	1	0	0,118	0,724	0,158	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,926	0,070	0,004	1
13	0,220	1963	1	0	0	0,138	0,730	0,132	0
14	0,237	1964	1	0	0	0,875	0,092	0,033	1
15	0,254	1965	0	0	1	0,013	0,051	0,936	1
16	0,271	1966	0	1	0	0,068	0,550	0,383	1
17	0,288	1967	0	1	0	0,050	0,899	0,051	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,948	0,052	0,000	1
19	0,322	1969	0	0	1	0,097	0,238	0,665	1
20	0,339	1970	0	1	0	0,337	0,470	0,193	1
21	0,356	1971	1	0	0	0,971	0,028	0,001	1
22	0,373	1972	0	0	1	0,004	0,468	0,528	1
23	0,390	1973	0	0	1	0,000	0,188	0,811	1
24	0,407	1974	1	0	0	0,777	0,222	0,001	1
25	0,424	1975	1	0	0	0,776	0,193	0,031	1
26	0,441	1976	0	1	0	0,508	0,413	0,079	0
27	0,458	1977	0	0	1	0,064	0,308	0,628	1
28	0,475	1978	1	0	0	0,963	0,033	0,005	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,956	0,039	0,004	1
30	0,508	1980	0	0	1	0,080	0,335	0,585	1
31	0,525	1981	1	0	0	0,868	0,129	0,003	1
32	0,542	1982	0	0	1	0,013	0,935	0,053	0
33	0,559	1983	0	0	1	0,001	0,861	0,138	0
34	0,576	1984	0	0	1	0,048	0,532	0,420	0
35	0,593	1985	1	0	0	0,157	0,367	0,475	0
36	0,610	1986	0	1	0	0,051	0,859	0,090	1
37	0,627	1987	0	0	1	0,001	0,248	0,751	1
38	0,644	1988	1	0	0	0,721	0,227	0,053	1
39	0,661	1989	1	0	0	0,675	0,292	0,033	1
40	0,678	1990	0	1	0	0,954	0,044	0,002	0
41	0,695	1991	1	0	0	0,048	0,516	0,436	0
42	0,712	1992	0	1	0	0,004	0,084	0,911	0
43	0,729	1993	0	1	0	0,003	0,207	0,791	0
44	0,746	1994	1	0	0	0,288	0,131	0,581	0
45	0,763	1995	0	0	1	0,190	0,534	0,276	0
46	0,780	1996	1	0	0	0,974	0,024	0,003	1
47	0,797	1997	1	0	0	0,312	0,634	0,054	0
48	0,814	1998	0	0	1	0,005	0,263	0,731	1
49	0,831	1999	0	1	0	0,649	0,191	0,160	0
50	0,847	2000	0	1	0	0,449	0,401	0,151	0
51	0,864	2001	0	1	0	0,382	0,357	0,261	0
52	0,881	2002	0	0	1	0,001	0,056	0,943	1
53	0,898	2003	0	0	1	0,887	0,106	0,007	0
54	0,915	2004	1	0	0	0,402	0,390	0,208	1
55	0,932	2005	0	1	0	0,041	0,509	0,450	1
56	0,949	2006	0	1	0	0,018	0,335	0,647	0
57	0,966	2007	0	1	0	0,215	0,468	0,317	1
58	0,983	2008	0	1	0	0,762	0,222	0,016	0
59	1,000	2009	0	1	0	0,062	0,537	0,401	1

Tabela B.24: Probabilidades observadas e previstas para a Temperatura da RH3 em JJA.

k	n/k	ano	obs (-1)	obs (0)	obs (1)	prev (-1)	prev (0)	prev (1)	acerto
1	0,017	1951	0	1	0	0,010	0,194	0,796	0
2	0,034	1952	0	1	0	0,082	0,567	0,352	1
3	0,051	1953	0	0	1	0,022	0,454	0,524	1
4	0,068	1954	0	1	0	0,174	0,428	0,398	1
5	0,085	1955	0	1	0	0,053	0,545	0,402	1
6	0,102	1956	1	0	0	0,281	0,705	0,014	0
7	0,119	1957	0	1	0	0,139	0,474	0,387	1
8	0,136	1958	0	0	1	0,030	0,562	0,408	0
9	0,153	1959	0	0	1	0,003	0,083	0,915	1
10	0,169	1960	0	1	0	0,123	0,564	0,313	1
11	0,186	1961	0	0	1	0,003	0,103	0,894	1
12	0,203	1962	1	0	0	0,108	0,536	0,355	0
13	0,220	1963	0	0	1	0,002	0,061	0,936	1
14	0,237	1964	0	0	1	0,155	0,504	0,341	0
15	0,254	1965	0	0	1	0,062	0,337	0,601	1
16	0,271	1966	0	0	1	0,017	0,258	0,726	1
17	0,288	1967	0	1	0	0,296	0,627	0,077	1
18	0,305	1968	1	0	0	0,899	0,100	0,001	1
19	0,322	1969	0	1	0	0,189	0,513	0,297	1
20	0,339	1970	1	0	0	0,652	0,320	0,028	1
21	0,356	1971	1	0	0	0,962	0,038	0,000	1
22	0,373	1972	0	1	0	0,629	0,358	0,013	0
23	0,390	1973	1	0	0	0,002	0,062	0,936	0
24	0,407	1974	0	1	0	0,864	0,135	0,002	0
25	0,424	1975	1	0	0	0,500	0,483	0,016	1
26	0,441	1976	1	0	0	0,730	0,267	0,002	1
27	0,458	1977	0	0	1	0,057	0,283	0,661	1
28	0,475	1978	1	0	0	0,870	0,130	0,000	1
29	0,492	1979	1	0	0	0,566	0,428	0,005	1
30	0,508	1980	0	1	0	0,430	0,518	0,052	1
31	0,525	1981	1	0	0	0,967	0,033	0,000	1
32	0,542	1982	0	0	1	0,010	0,299	0,691	1
33	0,559	1983	0	1	0	0,075	0,695	0,230	1
34	0,576	1984	1	0	0	0,913	0,087	0,001	1
35	0,593	1985	1	0	0	0,769	0,230	0,001	1
36	0,610	1986	0	1	0	0,942	0,057	0,001	0
37	0,627	1987	0	0	1	0,000	0,052	0,948	1
38	0,644	1988	1	0	0	0,897	0,103	0,000	1
39	0,661	1989	1	0	0	0,907	0,093	0,000	1
40	0,678	1990	1	0	0	0,548	0,434	0,018	1
41	0,695	1991	1	0	0	0,210	0,535	0,255	0
42	0,712	1992	1	0	0	0,052	0,841	0,107	0
43	0,729	1993	1	0	0	0,140	0,554	0,306	0
44	0,746	1994	0	1	0	0,413	0,480	0,107	1
45	0,763	1995	0	0	1	0,003	0,116	0,881	1
46	0,780	1996	1	0	0	0,794	0,200	0,005	1
47	0,797	1997	0	0	1	0,176	0,523	0,301	0
48	0,814	1998	0	0	1	0,001	0,120	0,879	1
49	0,831	1999	0	0	1	0,042	0,291	0,667	1
50	0,847	2000	0	1	0	0,147	0,586	0,267	1
51	0,864	2001	0	0	1	0,019	0,337	0,644	1
52	0,881	2002	0	0	1	0,109	0,661	0,230	0
53	0,898	2003	0	1	0	0,771	0,227	0,003	0
54	0,915	2004	0	1	0	0,167	0,549	0,284	1
55	0,932	2005	0	0	1	0,003	0,046	0,950	1
56	0,949	2006	0	0	1	0,000	0,015	0,984	1
57	0,966	2007	0	1	0	0,477	0,494	0,029	1
58	0,983	2008	0	1	0	0,205	0,341	0,454	0
59	1,000	2009	0	1	0	0,128	0,458	0,414	1

APÊNDICE C – ESCORES PARA A CLASSIFICAÇÃO ORIGINAL

C.1 Escores de avaliação para a classificação original de Precipitação

Tabela C.1: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Janeiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,750
TS	0,600	0,577	0,625	-
BIAS	1,000	1,050	0,950	-
FAR	0,250	0,286	0,211	-
H	0,750	0,750	0,750	-
F	0,125	0,150	0,100	-
KSS	0,813	0,800	0,825	-
HSS	0,625	0,593	0,658	0,625
CSS	0,625	0,586	0,668	-
GSS	0,455	0,421	0,491	-
Q	0,909	0,889	0,929	-
t	3,953	3,953	3,953	-
$\alpha(t)$	0,000	0,000	0,000	-
ROC Área	0,902	0,887	0,917	-
ROCSS	0,803	0,774	0,833	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,642
GMSS	-	-	-	0,638

Tabela C.2: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Janeiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,700
TS	0,593	0,458	0,556	-
BIAS	1,150	0,750	1,100	-
FAR	0,304	0,267	0,318	-
H	0,800	0,550	0,750	-
F	0,175	0,100	0,175	-
KSS	0,813	0,725	0,788	-
HSS	0,602	0,480	0,561	0,550
CSS	0,588	0,533	0,550	-
GSS	0,431	0,316	0,390	-
Q	0,899	0,833	0,868	-
t	4,427	2,055	3,953	-
$\alpha(t)$	0,000	0,048	0,000	-
ROC Área	0,895	0,840	0,872	-
ROCSS	0,791	0,680	0,745	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,617
GMSS	-	-	-	0,600

Tabela C.3: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Janeiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,750
TS	0,593	0,500	0,727	-
BIAS	1,150	0,950	0,900	-
FAR	0,304	0,316	0,111	-
H	0,800	0,650	0,800	-
F	0,175	0,150	0,050	-
KSS	0,813	0,750	0,875	-
HSS	0,602	0,506	0,769	0,625
CSS	0,588	0,513	0,794	-
GSS	0,431	0,339	0,625	-
Q	0,899	0,826	0,974	-
t	4,427	3,004	4,427	-
$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,000	-
ROC Área	0,895	0,843	0,961	-
ROCSS	0,791	0,685	0,921	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,708
GMSS	-	-	-	0,688

Tabela C.4: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em Janeiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,667
TS	0,444	0,483	0,583	-
BIAS	0,950	1,150	0,900	-
FAR	0,368	0,391	0,222	-
H	0,600	0,700	0,700	-
F	0,175	0,225	0,100	-
KSS	0,713	0,738	0,800	-
HSS	0,430	0,458	0,615	0,500
CSS	0,436	0,447	0,635	-
GSS	0,274	0,297	0,444	-
Q	0,752	0,779	0,909	-
t	2,530	3,479	3,479	-
$\alpha(t)$	0,016	0,001	0,001	-
ROC Área	0,800	0,817	0,899	-
ROCSS	0,599	0,635	0,798	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,517
GMSS	-	-	-	0,513

Tabela C.5: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Outubro.

Escores de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,700
TS	0,625	0,464	0,538	-
BIAS	0,950	1,050	1,000	-
FAR	0,211	0,381	0,300	-
H	0,750	0,650	0,700	-
F	0,100	0,200	0,150	-
KSS	0,825	0,725	0,775	-
HSS	0,658	0,444	0,550	0,550
CSS	0,668	0,440	0,550	-
GSS	0,491	0,286	0,379	-
Q	0,929	0,763	0,859	-
t	3,953	3,004	3,479	-
$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,001	-
ROC Área	0,917	0,807	0,865	-
ROCSS	0,833	0,614	0,730	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,617
GMSS	-	-	-	0,600

Tabela C.6: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Dezembro.

Escores de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,650
TS	0,462	0,429	0,556	-
BIAS	0,900	1,000	1,100	-
FAR	0,333	0,400	0,318	-
H	0,600	0,600	0,750	-
F	0,150	0,200	0,175	-
KSS	0,725	0,700	0,788	-
HSS	0,462	0,400	0,561	0,475
CSS	0,476	0,400	0,550	-
GSS	0,300	0,250	0,390	-
Q	0,789	0,714	0,868	-
t	2,530	2,530	3,953	-
$\alpha(t)$	0,016	0,016	0,000	-
ROC Área	0,819	0,781	0,872	-
ROCSS	0,638	0,561	0,745	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,525
GMSS	-	-	-	0,513

Tabela C.7: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Dezembro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,733
TS	0,625	0,464	0,667	-
BIAS	0,950	1,050	1,000	-
FAR	0,211	0,381	0,200	-
H	0,750	0,650	0,800	-
F	0,100	0,200	0,100	-
KSS	0,825	0,725	0,850	-
HSS	0,658	0,444	0,700	0,600
CSS	0,668	0,440	0,700	-
GSS	0,491	0,286	0,538	-
Q	0,929	0,763	0,946	-
t	3,953	3,004	4,427	-
$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,000	-
ROC Área	0,917	0,807	0,933	-
ROCSS	0,833	0,614	0,867	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,700
GMSS	-	-	-	0,675

Tabela C.8: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em Fevereiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,650
TS	0,560	0,321	0,571	-
BIAS	0,950	0,850	1,200	-
FAR	0,263	0,471	0,333	-
H	0,700	0,450	0,800	-
F	0,125	0,200	0,200	-
KSS	0,788	0,625	0,800	-
HSS	0,582	0,260	0,571	0,475
CSS	0,591	0,274	0,556	-
GSS	0,411	0,149	0,400	-
Q	0,885	0,532	0,882	-
t	3,479	1,107	4,427	-
$\alpha(t)$	0,001	0,216	0,000	-
ROC Área	0,882	0,694	0,883	-
ROCSS	0,764	0,387	0,766	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,625
GMSS	-	-	-	0,588

Tabela C.9: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em DJF.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,667
TS	0,556	0,444	0,500	-
BIAS	1,100	0,950	0,950	-
FAR	0,318	0,368	0,316	-
H	0,750	0,600	0,650	-
F	0,175	0,175	0,150	-
KSS	0,788	0,713	0,750	-
HSS	0,561	0,430	0,506	0,500
CSS	0,550	0,436	0,513	-
GSS	0,390	0,274	0,339	-
Q	0,868	0,752	0,826	-
t	3,953	2,530	3,004	-
$\alpha(t)$	0,000	0,016	0,004	-
ROC Área	0,872	0,800	0,843	-
ROCSS	0,745	0,599	0,685	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,550
GMSS	-	-	-	0,538

Tabela C.10: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em DJF.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,667
TS	0,600	0,387	0,542	-
BIAS	1,000	1,150	0,850	-
FAR	0,250	0,478	0,235	-
H	0,750	0,600	0,650	-
F	0,125	0,275	0,100	-
KSS	0,813	0,663	0,775	-
HSS	0,625	0,313	0,571	0,500
CSS	0,625	0,306	0,602	-
GSS	0,455	0,186	0,400	-
Q	0,909	0,596	0,887	-
t	3,953	2,530	3,004	-
$\alpha(t)$	0,000	0,016	0,004	-
ROC Área	0,902	0,726	0,881	-
ROCSS	0,803	0,453	0,761	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,617
GMSS	-	-	-	0,588

Tabela C.11: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em DJF.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,700
TS	0,600	0,407	0,615	-
BIAS	1,000	0,900	1,100	-
FAR	0,250	0,389	0,273	-
H	0,750	0,550	0,800	-
F	0,125	0,175	0,150	-
KSS	0,813	0,688	0,825	-
HSS	0,625	0,385	0,634	0,550
CSS	0,625	0,397	0,622	-
GSS	0,455	0,238	0,464	-
Q	0,909	0,704	0,915	-
t	3,953	2,055	4,427	-
$\alpha(t)$	0,000	0,048	0,000	-
ROC Área	0,902	0,773	0,908	-
ROCSS	0,803	0,547	0,816	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,667
GMSS	-	-	-	0,638

Tabela C.12: Escores da classificação original de precipitação da RH4 em DJF.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,667
TS	0,519	0,556	0,423	-
BIAS	1,050	1,100	0,850	-
FAR	0,333	0,318	0,353	-
H	0,700	0,750	0,550	-
F	0,175	0,175	0,150	-
KSS	0,763	0,788	0,700	-
HSS	0,519	0,561	0,416	0,500
CSS	0,513	0,550	0,438	-
GSS	0,350	0,390	0,262	-
Q	0,833	0,868	0,748	-
t	3,479	3,953	2,055	-
$\alpha(t)$	0,001	0,000	0,048	-
ROC Área	0,849	0,872	0,794	-
ROCSS	0,698	0,745	0,589	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,450
GMSS	-	-	-	0,463

C.2 Escores de avaliação para a classificação original de Temperatura

Tabela C.13: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Fevereiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,627
TS	0,500	0,429	0,440	-
BIAS	1,100	1,000	0,895	-
FAR	0,364	0,400	0,353	-
H	0,700	0,600	0,579	-
F	0,205	0,205	0,150	-
KSS	0,747	0,697	0,714	-
HSS	0,483	0,395	0,441	0,440
CSS	0,474	0,395	0,457	-
GSS	0,318	0,246	0,283	-
Q	0,801	0,706	0,773	-
t	3,479	2,530	2,271	-
$\alpha(t)$	0,001	0,016	0,030	-
ROC Área	0,830	0,777	0,809	-
ROCSS	0,659	0,554	0,618	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,469
GMSS	-	-	-	0,462

Tabela C.14: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Fevereiro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,695
TS	0,536	0,500	0,565	-
BIAS	1,150	0,950	0,895	-
FAR	0,348	0,316	0,235	-
H	0,750	0,650	0,684	-
F	0,205	0,154	0,100	-
KSS	0,772	0,748	0,792	-
HSS	0,526	0,502	0,601	0,542
CSS	0,513	0,509	0,622	-
GSS	0,357	0,335	0,429	-
Q	0,842	0,822	0,902	-
t	3,953	3,004	3,244	-
$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,002	-
ROC Área	0,855	0,840	0,893	-
ROCSS	0,710	0,680	0,787	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,571
GMSS	-	-	-	0,564

Tabela C.15: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Outubro.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,678
TS	0,577	0,407	0,560	-
BIAS	1,050	0,900	1,053	-
FAR	0,286	0,389	0,300	-
H	0,750	0,550	0,737	-
F	0,154	0,179	0,150	-
KSS	0,798	0,685	0,793	-
HSS	0,589	0,380	0,579	0,517
CSS	0,583	0,392	0,572	-
GSS	0,417	0,234	0,407	-
Q	0,886	0,696	0,881	-
t	3,953	2,055	3,731	-
$\alpha(t)$	0,000	0,048	0,000	-
ROC Área	0,885	0,770	0,881	-
ROCSS	0,769	0,539	0,762	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,613
GMSS	-	-	-	0,589

Tabela C.16: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em Julho.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,695
TS	0,577	0,500	0,522	-
BIAS	1,050	1,100	0,842	-
FAR	0,286	0,364	0,250	-
H	0,750	0,700	0,632	-
F	0,154	0,205	0,100	-
KSS	0,798	0,747	0,766	-
HSS	0,589	0,483	0,555	0,542
CSS	0,583	0,474	0,587	-
GSS	0,417	0,318	0,384	-
Q	0,886	0,801	0,878	-
t	3,953	3,479	2,758	-
$\alpha(t)$	0,000	0,001	0,009	-
ROC Área	0,885	0,830	0,874	-
ROCSS	0,769	0,659	0,747	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,571
GMSS	-	-	-	0,564

Tabela C.17: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em Julho.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,661
TS	0,464	0,462	0,560	-
BIAS	1,050	0,900	1,053	-
FAR	0,381	0,333	0,300	-
H	0,650	0,600	0,737	-
F	0,205	0,154	0,150	-
KSS	0,722	0,723	0,793	-
HSS	0,440	0,457	0,579	0,492
CSS	0,435	0,472	0,572	-
GSS	0,282	0,296	0,407	-
Q	0,756	0,784	0,881	-
t	3,004	2,530	3,731	-
$\alpha(t)$	0,004	0,016	0,000	-
ROC Área	0,804	0,816	0,881	-
ROCSS	0,607	0,632	0,762	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,520
GMSS	-	-	-	0,513

Tabela C.18: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em Junho.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,712
TS	0,560	0,464	0,652	-
BIAS	0,950	1,050	1,000	-
FAR	0,263	0,381	0,211	-
H	0,700	0,650	0,789	-
F	0,128	0,205	0,100	-
KSS	0,786	0,722	0,845	-
HSS	0,579	0,440	0,689	0,568
CSS	0,587	0,435	0,689	-
GSS	0,407	0,282	0,526	-
Q	0,881	0,756	0,942	-
t	3,479	3,004	4,218	-
$\alpha(t)$	0,001	0,004	0,000	-
ROC Área	0,880	0,804	0,930	-
ROCSS	0,759	0,607	0,860	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,647
GMSS	-	-	-	0,627

Tabela C.19: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em DJF.

Escores de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,729
TS	0,692	0,577	0,435	-
BIAS	1,200	1,050	0,737	-
FAR	0,250	0,286	0,286	-
H	0,900	0,750	0,526	-
F	0,154	0,154	0,100	-
KSS	0,873	0,798	0,713	-
HSS	0,711	0,589	0,458	0,592
CSS	0,693	0,583	0,514	-
GSS	0,552	0,417	0,297	-
Q	0,960	0,886	0,818	-
t	5,376	3,953	1,784	-
$\alpha(t)$	0,000	0,000	0,081	-
ROC Área	0,948	0,885	0,830	-
ROCSS	0,896	0,769	0,659	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,588
GMSS	-	-	-	0,589

Tabela C.20: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em DJF.

Escores de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,644
TS	0,517	0,393	0,522	-
BIAS	1,200	0,950	0,842	-
FAR	0,375	0,421	0,250	-
H	0,750	0,550	0,632	-
F	0,231	0,205	0,100	-
KSS	0,760	0,672	0,766	-
HSS	0,495	0,349	0,555	0,465
CSS	0,482	0,354	0,587	-
GSS	0,329	0,211	0,384	-
Q	0,818	0,651	0,878	-
t	3,953	2,055	2,758	-
$\alpha(t)$	0,000	0,048	0,009	-
ROC Área	0,841	0,749	0,874	-
ROCSS	0,682	0,498	0,747	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,545
GMSS	-	-	-	0,525

Tabela C.21: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em SON.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,627
TS	0,667	0,267	0,481	-
BIAS	1,000	0,900	1,105	-
FAR	0,200	0,556	0,381	-
H	0,800	0,400	0,684	-
F	0,103	0,256	0,200	-
KSS	0,849	0,572	0,742	-
HSS	0,697	0,147	0,471	0,441
CSS	0,697	0,152	0,461	-
GSS	0,535	0,079	0,308	-
Q	0,944	0,318	0,793	-
t	4,427	0,632	3,244	-
$\alpha(t)$	0,000	0,327	0,002	-
ROC Área	0,932	0,612	0,825	-
ROCSS	0,864	0,223	0,650	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,638
GMSS	-	-	-	0,589

Tabela C.22: Escores da classificação original de precipitação da RH1 em JJA.

Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,627
TS	0,433	0,385	0,560	-
BIAS	1,150	0,800	1,053	-
FAR	0,435	0,375	0,300	-
H	0,650	0,500	0,737	-
F	0,256	0,154	0,150	-
KSS	0,697	0,673	0,793	-
HSS	0,380	0,364	0,579	0,441
CSS	0,371	0,392	0,572	-
GSS	0,234	0,222	0,407	-
Q	0,687	0,692	0,881	-
t	3,004	1,581	3,731	-
$\alpha(t)$	0,004	0,114	0,000	-
ROC Área	0,769	0,765	0,881	-
ROCSS	0,538	0,529	0,762	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,503
GMSS	-	-	-	0,487

Tabela C.23: Escores da classificação original de precipitação da RH2 em JJA.

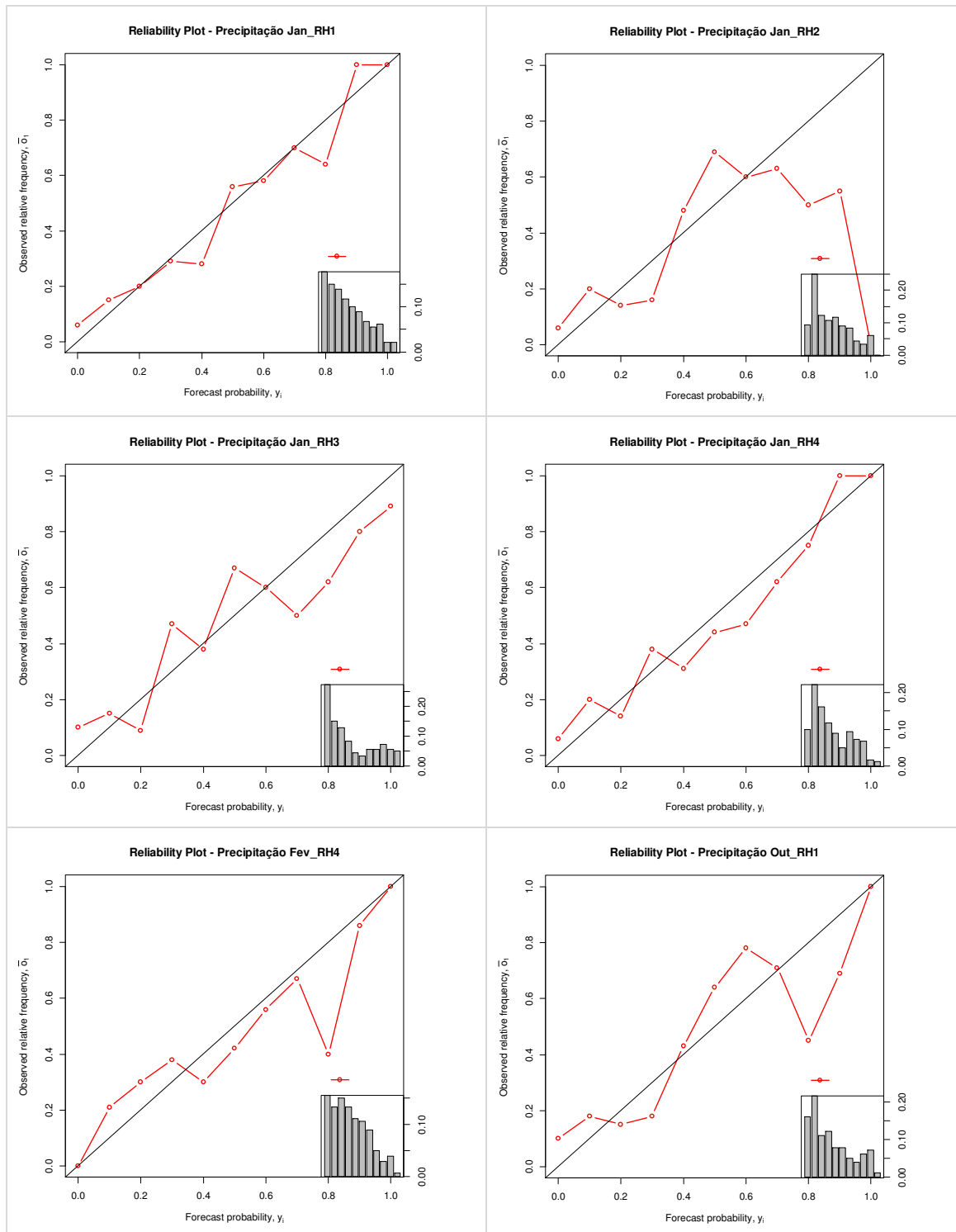
Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,763
TS	0,680	0,520	0,652	-
BIAS	1,100	0,900	1,000	-
FAR	0,227	0,278	0,211	-
H	0,850	0,650	0,789	-
F	0,128	0,128	0,100	-
KSS	0,861	0,761	0,845	-
HSS	0,705	0,535	0,689	0,644
CSS	0,692	0,551	0,689	-
GSS	0,544	0,365	0,526	-
Q	0,949	0,853	0,942	-
t	4,902	3,004	4,218	-
$\alpha(t)$	0,000	0,004	0,000	-
ROC Área	0,938	0,859	0,930	-
ROCSS	0,875	0,718	0,860	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,723
GMSS	-	-	-	0,703

Tabela C.24: Escores da classificação original de precipitação da RH3 em JJA.

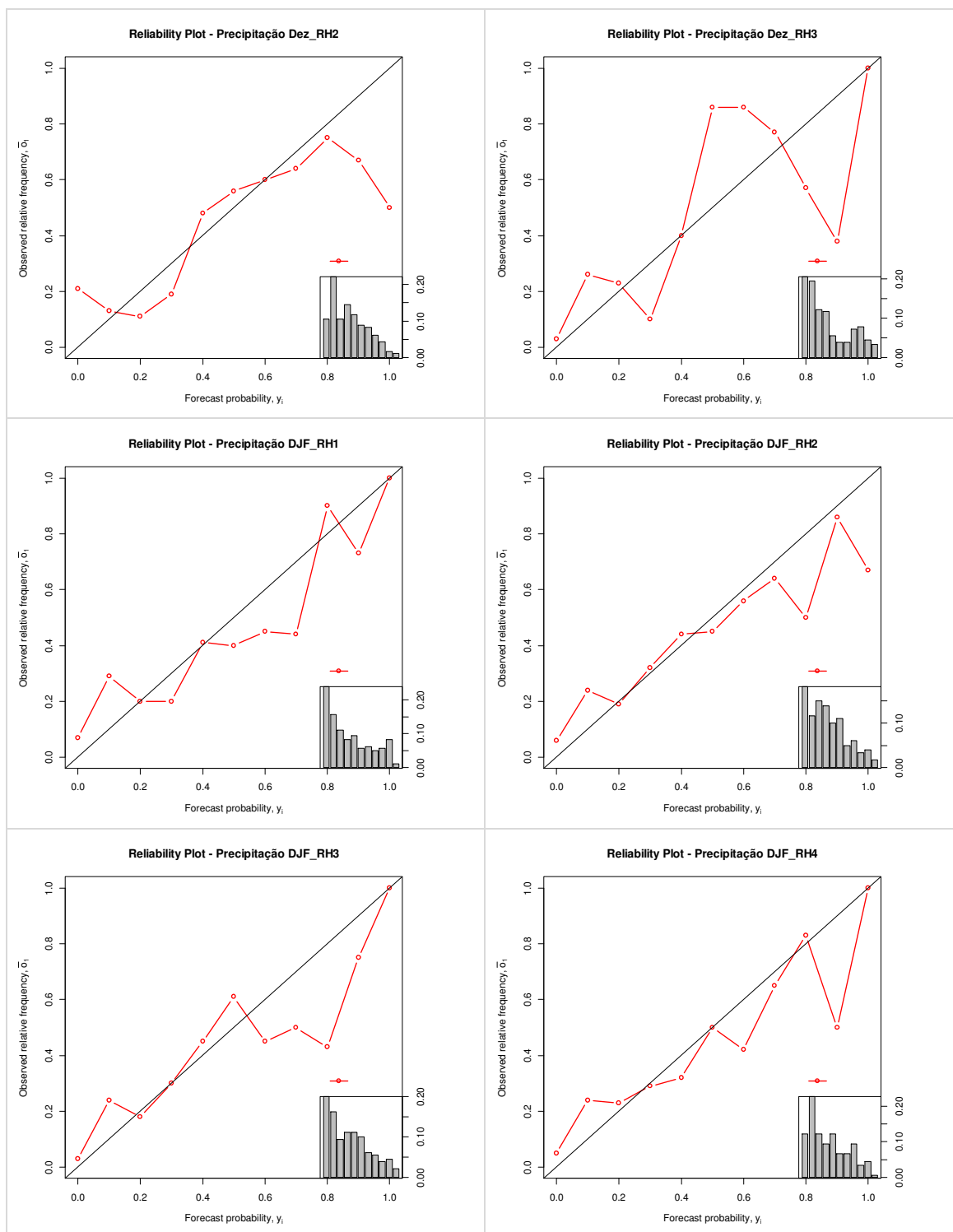
Escore de Avaliação	Classificação original			
	-1	0	1	TOT
PC	-	-	-	0,780
TS	0,583	0,556	0,810	-
BIAS	0,900	1,100	1,000	-
FAR	0,222	0,318	0,105	-
H	0,700	0,750	0,895	-
F	0,103	0,179	0,050	-
KSS	0,799	0,785	0,922	-
HSS	0,612	0,557	0,845	0,669
CSS	0,631	0,547	0,845	-
GSS	0,441	0,386	0,731	-
Q	0,907	0,864	0,988	-
t	3,479	3,953	5,191	-
$\alpha(t)$	0,001	0,000	0,000	-
ROC Área	0,897	0,870	0,980	-
ROCSS	0,795	0,740	0,959	-
CAT-LEPS	-	-	-	0,732
GMSS	-	-	-	0,716

APÊNDICE D – DIAGRAMAS DE AVALIAÇÃO

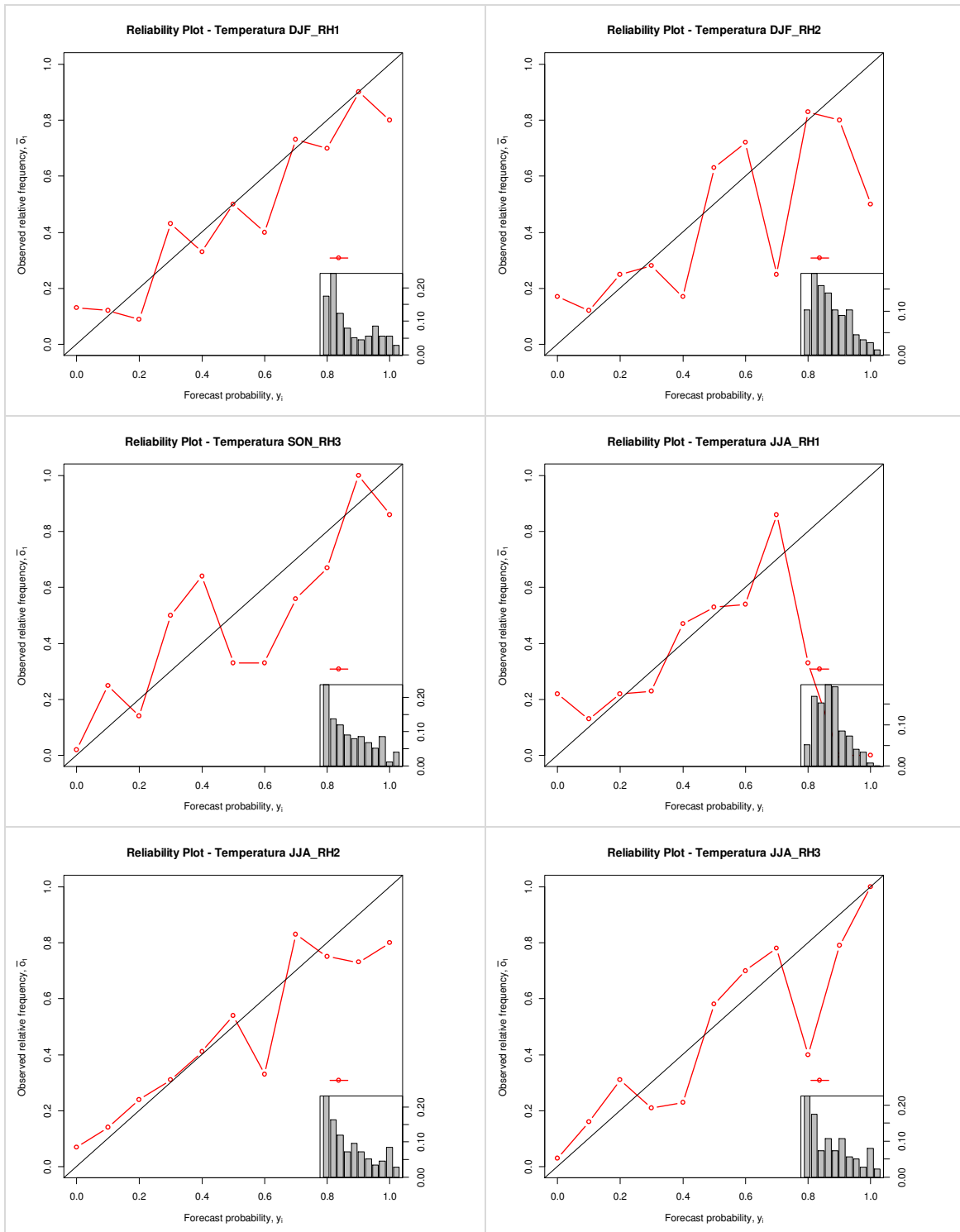
D.1 Diagrama de confiabilidade (*Reliability Plot*) da Precipitação



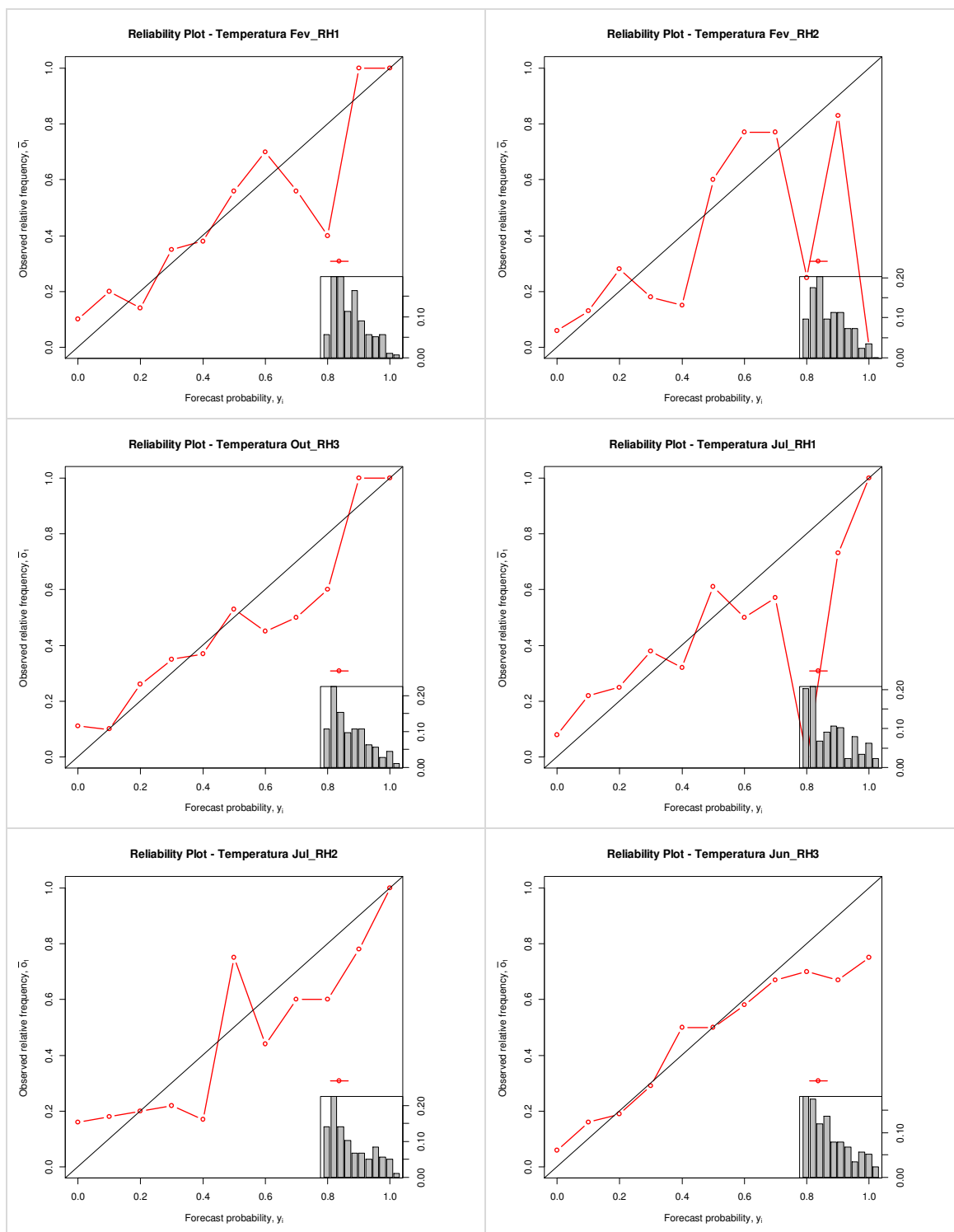
D.1 Diagrama de confiabilidade (*Reliability Plot*) da Precipitação



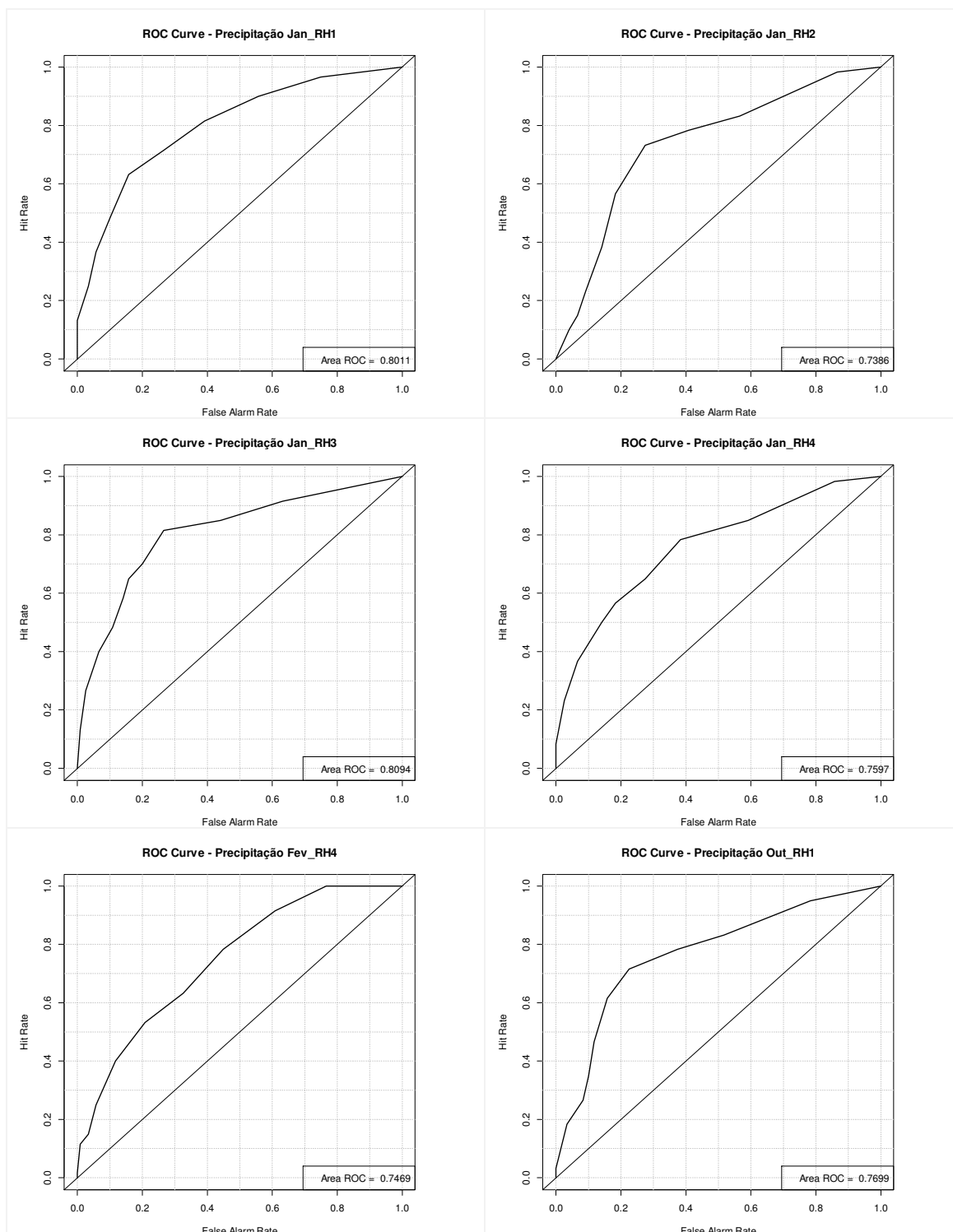
D.2 Diagrama de confiabilidade (*Reliability Plot*) da Temperatura



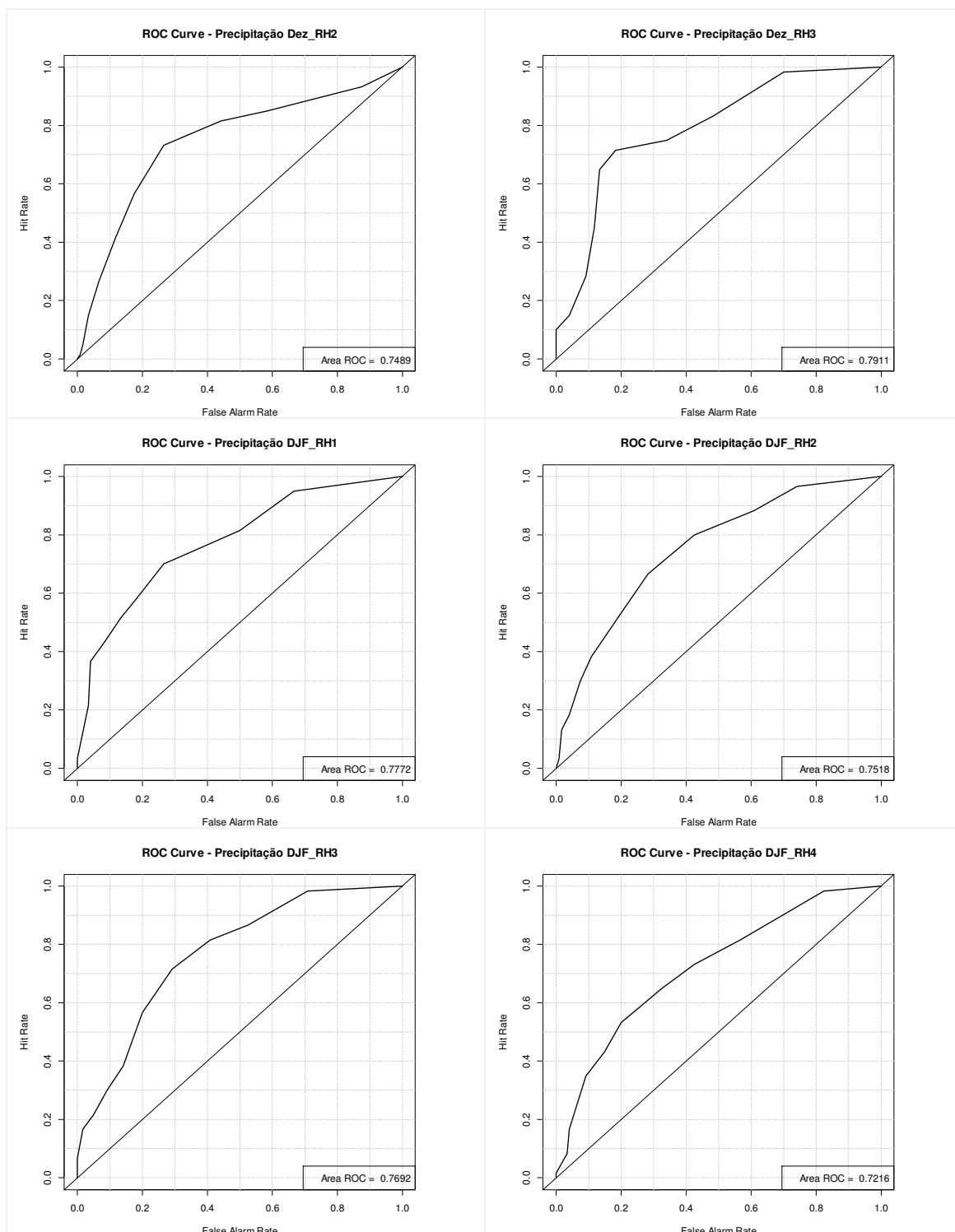
D.2 Diagrama de confiabilidade (*Reliability Plot*) da Temperatura



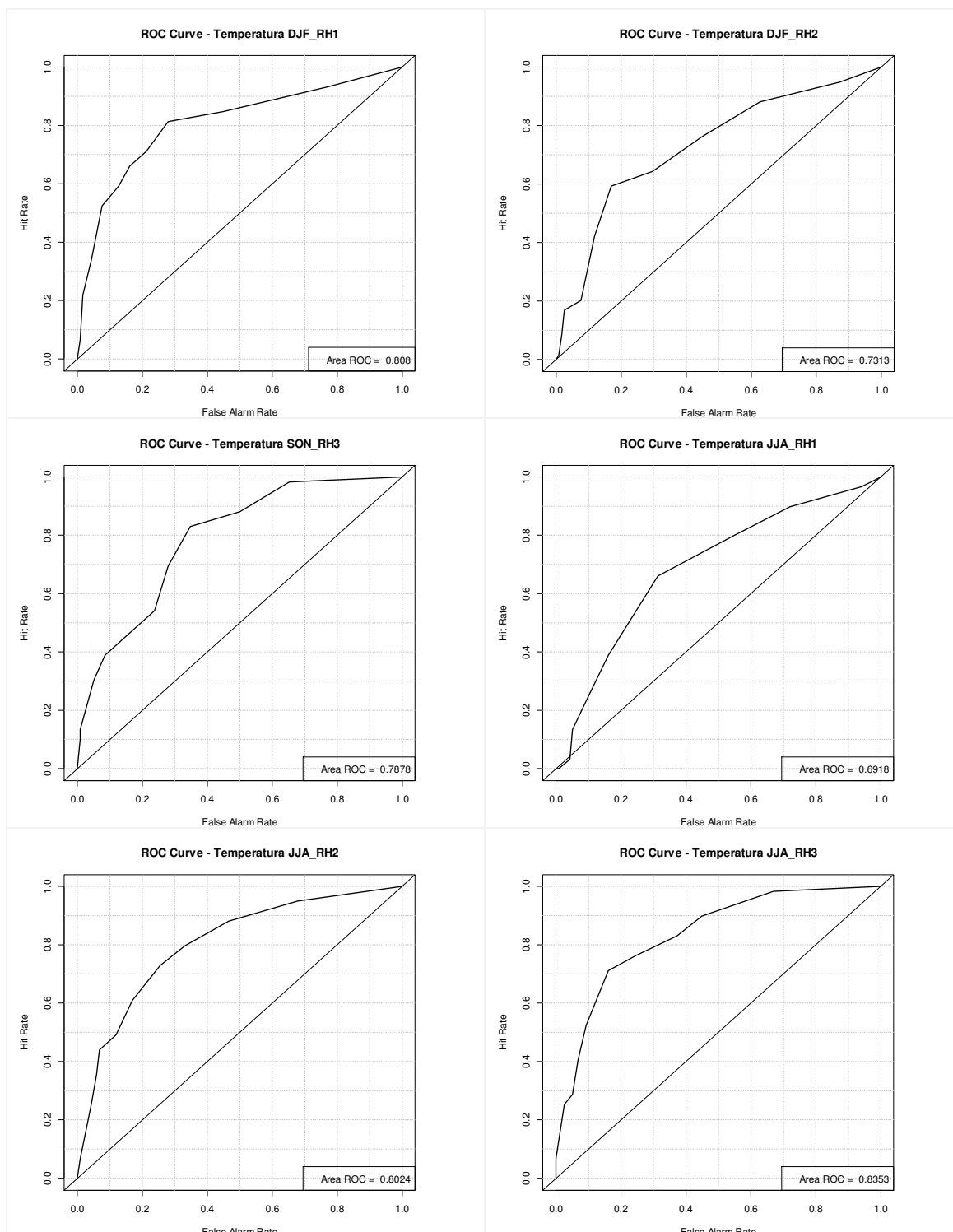
D.3 Curva ROC (ROC Curve) da Precipitação



D.3 Curva ROC (ROC Curve) da Precipitação



D.4 Curva ROC (ROC Curve) da Temperatura



D.4 Curva ROC (ROC Curve) da Temperatura

