

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional
Curso de Mestrado em Modelagem Computacional

Dissertação de Mestrado

**ANÁLISE MULTIVARIADA PARA CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES POR
SEMELHANÇA**

Luciano Correa Marco

Dissertação de Mestrado apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional da Universidade do Rio Grande, como requisito total para obtenção do grau de Mestre em Modelagem Computacional.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Ramos Emmendorfer
Coorientadora: Prof^a. Dr^a. Nisia Krusche

Rio Grande, 2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu Orientador Leonardo Ramos Emmendorfer e principalmente a minha Coorientadora Nisia Krusche pela ajuda, paciência e críticas por tudo que consegui desenvolver ao longo destes anos.

Agradeço a FURG, Universidade Federal do Rio Grande - por ser uma universidade pública como um instrumento de serviço social.

Agradeço a PPGMC - Programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional por ter me dado essa oportunidade.

Agradeço a CAPES - por fornecer auxílio no formato de bolsa, e que sem ela eu não teria como concluir o curso.

Agradeço a toda minha família, principalmente minha mãe que sempre me apoiou.

RESUMO

Apresenta-se um estudo sobre classificação de padrões por semelhança em campos de pressão na região Sul do Rio Grande do Sul, principalmente na cidade de Rio Grande, utilizando o método de classificação de padrões de mapas de Lund (1963), com dois parâmetros diferentes, o coeficiente Linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon. O intuito deste estudo é determinar as classes e os dias principais de cada classe para os campos de pressão, assim este estudo permite determinar uma análise geral dentro de cada classe objetivando determinar padrões de pressão associado a eventos de concentrações de poluentes e extremos de precipitação. Os resultados obtidos para concentração de poluentes utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson encontrou-se oito classes sendo 28 casos na classe 1 com um centro de pressão a sudeste da cidade de Rio Grande, 17 casos na classe 2 com um centro de pressão a oeste e 16 casos na classe 3 com um centro de pressão ao sobre da cidade de Rio Grande, para o método de Lund com Informação mútua com Entropia de Shannon foram encontrados 7 classes, sendo 38 casos na classe 1 com um centro de pressão a oeste de Rio Grande, 24 casos na classe 2 com um centro de pressão a sudeste e 17 casos na classe 3 com um centro de pressão sobre a cidade de Rio Grande. Já os resultados obtidos para Extremos de Precipitação com o método de Lund utilizando coeficiente linear de Pearson foram encontrados 3 classes sendo 10 casos na classe 1 com uma frente fria, 7 casos na classe 2 com um sistema convectivo e 2 casos na classe 3 com um ciclone extratropical, para o método de Lund com Informação mútua com Entropia de Shannon foram 3 classes com 10 casos na classe 1 com uma frente fria, 5 casos na classe 2 com ciclone extratropical e 1 caso na classe 3 com sistema convectivo. Estes resultados são compatíveis com outros encontrados na literatura, mesmo assim necessita-se de mais estudos com outras variáveis e outros métodos para resultados mais precisos.

Palavras-chave: Classificação de padrões de mapas; Método de classificação de Lund; Correlação de Pearson; Informação Mutua e entropia de shannon.

ABSTRACT

A study on the classification of patterns by similarity in pressure fields in the southern region of Rio Grande do Sul, mainly in the city of Rio Grande, using the method of classification of map standards of Lund (1963), with two different parameters, Pearson's Linear Coefficient, and Mutual Information with Shannon's Entropy. The purpose of this study is to determine the classes and main days of each class for the pressure fields, so this study allows to determine a general analysis within each class aiming to determine pressure patterns associated with events of concentrations of pollutants and extremes of precipitation. The results obtained for the concentration of pollutants using the Lund method with Pearson's linear coefficient were found in 8 classes, 28 cases in class 1 with a pressure center southeast of the city of Rio Grande, 17 cases in class 2 with a center of pressure to the west and 16 cases in class 3 with a pressure center to the envelope of the city of Rio Grande, to the method of Lund with Mutual Information with Entropy of Shannon were found 7 classes, being 38 cases in class 1 with a center of pressure west of Rio Grande, 24 cases in class 2 with a center of pressure to the southeast and 17 cases in class 3 with a center of pressure on the city of Rio Grande. The results obtained for the Lund method using the Pearson linear coefficient were found in 3 classes, 10 cases in class 1 with a cold front, 7 cases in class 2 with a convective system and 2 cases in class 3 with one cyclone, for the Lund method with Shannon's Entropy mutual information were 3 classes with 10 cases in class 1 with a cold front, 5 cases in class 2 with extratropical cyclone and 1 case in class 3 with convective system.

These results are compatible with others found in the literature, although further studies with other variables and other methods are needed for more precise results.

Keyword: Classification of map patterns, Lund classification method, Pearson correlation, Mutual information.

ÍNDICE

1	Introdução	9
1.1	Justificativa	10
1.2	Objetivos	10
2	Referencial Teórico	11
2.1	Método de Classificação de Padrões de Lund	11
2.2	Coeficiente Linear de Pearson	11
2.3	Informação Mútua	13
3	Trabalhos Relacionados	15
3.1	Análise de Agrupamento Pluviométrica nos Estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina, Khan (1998).	17
3.2	Alguns Métodos Estatísticos para Tipificação de Situações Sinóticas: Discussão Metodológica, Compagnucci (1997).	18
3.3	GNU Octave	19
4	Dados	20
4.1	Dados para Concentração de Poluentes	21
4.2	Dados para Extremos de Precipitação	23
5	Metodologia	24
5.1	Algoritmo desenvolvido para o método de Lund	26
6	Resultados	29
6.1	Concentração de Poluentes	29
6.1.1	Método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson	29
6.1.2	Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon	32
6.1.3	Comparação entre os Métodos para Concentração de Poluentes	34
6.2	Extremos de Precipitação	38
6.2.1	Método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson	38
6.2.2	Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon	40
6.2.3	Comparação entre os métodos para Extremos de Precipitação	43
7	Conclusão	44
8	Referências	46
9	Anexo I - Tabela de Casos de uso para Concentração de Poluentes	48
10	Anexo II – Tabela de Casos de uso para Extremos de Precipitação	50

11	Anexo III - Classe 1 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.	51
12	Anexo IV - Classe 2 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.	53
13	Anexo V - Classe 3 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.	55
14	Anexo VI - Classe 1 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.	57
15	Anexo VII - Classe 2 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.	60
16	Anexo VIII - Classe 3 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.	62
17	Anexo IX - Classe 1 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.	64
18	Anexo X - Classe 2 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.	65
19	Anexo XI - Classe 3 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.	66
20	Anexo XII - Classe 1 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.	66
21	Anexo XIII - Classe 2 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.	67
22	Anexo XIV - Classe 3 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.	68

Lista de Figuras

Figura 1: Coeficiente de Correlação	12
Figura 2: Relação entre Entropia e Informação Mútua	15
Figura 3: Área de Estudo de Khan (1998)	17
Figura 4: Localização das estações topográficas da região sul do Brasil	18
Figura 5: Área de Estudo de Compagnucci (1997).....	19
Figura 6: Interface do Octave 4.2.1	20
Figura 7: Localização da Estação Meteorológica do Rio Grande e das estações de monitoramento da FEPEM: Estação Corsan; Estação Montevideu; Estação CEEE	21
Figura 8: Campos médios para as três primeiras classes de Baumbach	23
Figura 9: Imagens de satélite.....	24
Figura 10: Área de estudo	25
Figura 11: Metodologia desenvolvida	25
Figura 12: Exemplo de Matriz de Correlação.....	27
Figura 13: Nova Matriz.....	28
Figura 14: Matriz final	28
Figura 15: Número de Classes em função do PC utilizando o Método de Lund com Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes.....	30
Figura 16: Campos de pressão utilizando o Método de Lund com Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes	31
Figura 17: Número de Classes em função do Ponto de Corte utilizando método de Lund para Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes	33
Figura 18: Campos médios para as três primeiras classes do método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes.....	34
Figura 19: Comparação entre o Método de Lund com Coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes	36
Figura 20 : Número de classes em função do PC utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação.....	39
Figura 21: Campos de pressão utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação.	40
Figura 22: Número de classes em função do PC utilizando o método de Lund para Informação Mútua com Entropia de Shannon para extremos de precipitação.....	41

Figura 23: Campos de pressão baixa utilizando o método de Lund com Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação	42
Figura 24: Comparação entre o Método de Lund com Coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremos de Precipitação.....	44

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Classificação da situação atmosférica	22
Tabela 2 - Resultados encontrados para matriz fictícia	28
Tabela 3 - Classes e definição do PC para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes	29
Tabela 4 - Classificação para o PC = 0.7, para o Método de Lund utilizando o Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes	30
Tabela 5 - Classes e definição do PC para o Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes.	32
Tabela 6 - Classificação para o PC = 0,70, para o método de Lund com Informação Mútua utilizando Entropia de Shannon para concentração de poluentes.	33
Tabela 7 - Comparação da quantidade de dias encontrado em cada classe.	37
Tabela 8 - Centro de pressão em Relação a localização da cidade de Rio Grande com a quantidade de dias encontrada nos métodos.	37
Tabela 9 - Classes e definição do PC para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para extremos de precipitação.	38
Tabela 10 - Classificação para o PC = 0,7, utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação.....	39
Tabela 11 - Classes com vários PC's, para o método de Lund utilizando Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação	41
Tabela 12 - Classificação para o PC = 0,70, para o método de Lund com Informação Mútua utilizando Entropia de Shannon para extremos de precipitação	42

1 Introdução

O reconhecimento de padrões é o campo da ciência que tem por objetivo a classificação de objetos em um determinado número de categorias ou classes a partir da observação de suas características Theodoridis e Koutroumbas (2003). O reconhecimento de padrões visa construir uma representação mais simples de um conjunto de dados através de suas características mais relevantes, possibilitando sua partição em classes Duda et al (2001).

A classificação de padrões esta relacionada com diversas áreas de pesquisa e abrange desde a detecção de padrões da escolha mais simples de dois objetos como a complexa realização de aprendizagem.

Com a tecnologia disponível atualmente é possível armazenar uma grande quantidade de dados, deste modo há uma maior possibilidade que sejam encontrados padrões, tendências e anomalias e assim transformar estes dados em informações para auxiliar o homem encontrado em Witten e Frank (2005).

Estes incluem procedimentos como padrões de mapas baseados em coeficiente de correlação como Lund (1963), e uma variedade de técnicas baseadas em autovetores, por exemplo, o índice sinótico temporal de Kallstein e Corrigan (1986) que incorpora análise de componentes principais e análise de grupos.

Preocupações sobre o impacto do tempo, especialmente com o propósito de compreender possíveis implicações na mudança do clima, têm alavancado a busca por novas melhorias em seus métodos Yarnal (1993).

Com todos esses sistemas de classificação de padrões, alguns limiares iniciais são definidos, como criar grupos de classificações e atribuir casos individuais baseados em critérios estatísticos. Estes sistemas também se revelam bastantes úteis, desde a avaliação do impacto do clima na mortalidade humana de Kalkstein (1991), a interpolação de valores faltantes em conjunto de dados de Huth e Nemesov'a (1995).

Tem-se o objetivo de determinar a classificação de padrões de mapas de pressão associado a eventos de concentração de poluentes e extremos de precipitação, utilizando o método de classificação de Lund (1963) e descreve-se em primeiro lugar o seu referencial teórico com a descrição do método, utilizando o coeficiente linear de Pearson e uma breve teoria de informação mútua usando a entropia de Shannon (1948). A seguir é

mostrado de onde os dados foram retirados e a metodologia utilizada, dando sequência, nos resultados obtidos e sua conclusão, por fim, as referências.

1.1 Justificativa

Este estudo abrange a classificação de padrões por semelhança em campos de pressão na região Sul do Rio Grande do Sul, utilizando o método de classificação de padrões de Lund (1963), com dois parâmetros diferentes, o coeficiente Linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon. O método de Lund foi selecionado por ser de fácil aplicabilidade e por requerer poucos cálculos matemáticos.

Não há estudos, que se tenha encontrado até o dado momento, sobre a substituição do coeficiente linear de Pearson por informação mútua com entropia de Shannon no método de Lund (1963), um recente estudo com esta substituição pode ser visto em Barbi (2017), com informação mútua como medida de dependência não linear em estrutura de redes, onde informação mútua se mostrou mais eficaz que coeficiente linear de Pearson.

Nesta dissertação utilizaram-se os dados de concentração de poluentes e extremos de precipitação devido à influência em aspectos ambientais, de saúde e sócio econômico que estes eventos em demasia trazem. A importância deste estudo se dá devido à possibilidade de se criar modelos conceituais baseados em métodos, como o de Lund.

Na avaliação deste estudo concluímos que o método de Lund com coeficiente linear de Pearson se mostrou mais eficiente em seus resultados do que método de Lund com informação mútua com entropia de Shannon.

1.2 Objetivos

O objetivo desta dissertação é realizar uma análise multivariada para classificação de campos de pressão na superfície para obter padrões semelhantes utilizando o Método de Lund com dois parâmetros: Coeficiente Linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon.

Determinar padrões de pressão associado a eventos de concentrações de poluentes e extremos de precipitação, e realizar uma discussão nos resultados obtidos.

2 Referencial Teórico

2.1 Método de Classificação de Padrões de Lund

Lund (1963) elaborou um estudo para explorar as possibilidades de aplicar um método de correlação linear simples ao problema de identificação de configurações recorrentes de padrões de mapas. O objetivo de seu experimento foi selecionar um pequeno número de mapas de inverno do nordeste dos Estados Unidos, cada mapa representa um padrão de pressão inconfundivelmente diferente do nível do mar que reaparece muito mais frequentemente do que o esperado pelo acaso.

Esta seleção realizou-se da seguinte forma:

- a) Determina-se um valor limite de correlação linear, no caso deste estudo 0,70.
- b) Selecionar a coluna com maior número de coeficiente de correlação linear superior ou igual a 0,70, e designá-lo como sendo classe 1.
- c) Remover todas as linhas e colunas designadas da classe 1, selecionar entre os restantes a maior soma da coluna, e designar como classe 2.
- d) Fazer a seleção de b) e c) até que reste um ou menos elementos com número de coeficiente de correlação linear maior ou igual a 0,70.

2.2 Coeficiente Linear de Pearson

A intensidade da associação linear existente entre as variáveis pode ser quantificada através do chamado coeficiente linear de Pearson dada pela equação 1.

$$r = \frac{C_{x,y}}{S_x S_y}, \quad r \in [-1,1] \quad (1)$$

Onde:

$C_{x,y}$ → Covariância ou variância conjunta das variáveis x e y.

S_x → desvio padrão da variável x.

S_y → desvio padrão da variável y.

$$C_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{n} - \bar{x}\bar{y} \quad (2)$$

Onde, i é o índice variando de 1 até n, x_i é a variável inicial de x e y_i é a variável inicial de y e $\bar{x}\bar{y}$ é a multiplicação das médias de x e y respectivamente.

(a) Variáveis **positivamente correlacionadas**.

Se a correlação for "perfeita", como é o caso se considerarmos a correlação da variável x com ela própria o coeficiente de correlação será igual a 1.

(b) As variáveis estão **negativamente correlacionadas**.

Se a correlação for "perfeita" o coeficiente de correlação será igual a -1.

(c) As variáveis **não estão correlacionadas**.

Em caso de "absoluta independência" o coeficiente de correlação será igual a 0.

As três variáveis comentadas acima estão demonstradas na figura 1.

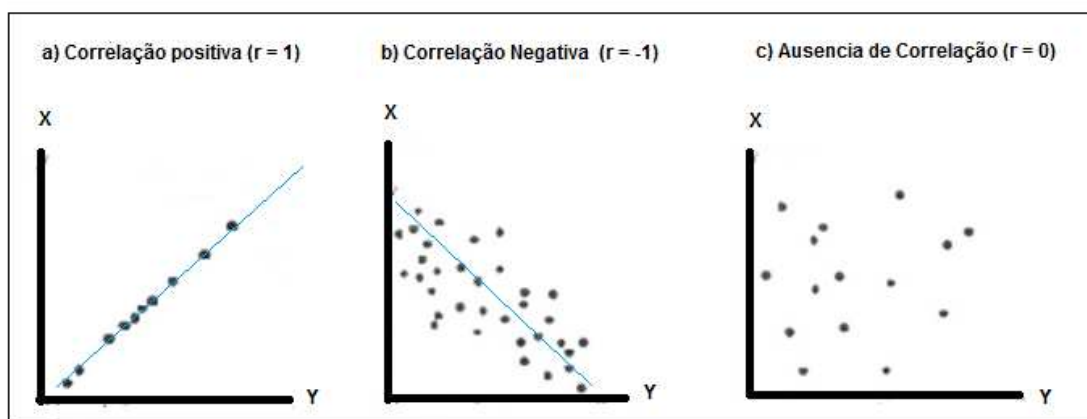


Figura 1: Coeficiente de Correlação

Onde:

Covariância:

$$C_{x,y} = \frac{\sum (\overline{x_i - \bar{x}}) - \sum (\overline{y_i - \bar{y}})}{n} \quad (3)$$

Desvio Padrão:

$$S_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

Média:

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{1}{n} \sum x_i \quad (5)$$

$$\text{Correlação}(r): \quad r = \frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{x}}{S_x} \right) \left(\frac{y_i - \bar{y}}{S_y} \right) \quad (6)$$

2.3 Informação Mútua

Nesta seção é apresentada a teoria da informação mútua, com descrição dos aspectos matemáticos envolvidos e alguns métodos que a utilizam no processo de seleção de atributos.

A teoria da informação é uma formalização matemática do conceito de informação contida em mensagens. Se uma mensagem é perfeitamente conhecida a priori, a informação nela contida é nula. Entretanto, quanto menos previsível é uma mensagem, maior a quantidade de informação nela contida. Um conceito primordial na compreensão da teoria da informação é o de entropia.

A entropia de Shannon é uma função de massa de probabilidade, $p(x)$, sendo usualmente descrita como:

$$H(X) = H(p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_n)) \quad (1)$$

Onde, x é uma variável discreta aleatória de X , em um conjunto discreto $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, com uma função de massa de probabilidade $p(x) = \Pr(X = x)$. A entropia de Shannon de X , $H(X)$, é definida como:

$$H_s(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log_b p(x) = \sum_{x \in X} p(x) \log_b \frac{1}{p(x)} \quad (2)$$

A entropia de Shannon representa a quantidade de informação contida numa variável aleatória X , isto é, o valor de X com a sua incerteza removida. A entropia de shannon satisfaz as seguintes propriedades:

a) Para qualquer X , $H(p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_n))$ é uma função contínua e simétrica das variáveis $x_1, x_2, \dots, x_n$

b) Evento de probabilidade zero não contribui para a entropia, isto é, $H(p(x_1), \dots, p(x_n), 0) = H(p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_n))$;

c) A entropia é maximizada quando a distribuição de probabilidade $p(x)$ é uniforme, ou seja, para todo n , tem-se:

$$H_s(p(x_1), \dots, p(x_n)) \leq H\left(\frac{1}{p(x_1)}, \dots, \frac{1}{p(x_n)}\right) \quad (3)$$

Estendendo-se o conceito de entropia para conjuntos discretos diferentes e considerando que x e y são variáveis aleatórias dos conjuntos de X e Y , respectivamente, a entropia associada a x e y é dada por:

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log_b p(x, y) \quad (4)$$

Onde, $p(x, y)$ indica a função de massa de probabilidade conjunta associada aos conjuntos X e Y . Note que a entropia de X não depende dos valores atuais de X , apenas de $p(x)$.

Uma vez definidos os conceitos de entropia, pode-se então definir a informação mútua $I[X, Y]$, utilizando-se da entropia de shannon na equação (2), para dois conjuntos discretos, como:

$$I[X; Y] = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \left(\frac{p(x, y)}{P(x)p(y)} \right) \quad (5)$$

Um número considerável de expressões relaciona a informação mútua com a entropia de Shannon:

$$0 \leq I[X; Y] \leq H[X];$$

$$I[X; Y] = H[X] - H[X|Y];$$

$$I[X; Y] = H[X] + H[Y] - H[X, Y]; \quad (6)$$

Lembrando que a entropia $H(X)$ qualifica a incerteza sobre X . A última linha justifica a descrição de entropia como auto-informação, essas relações são ilustradas na figura 2 onde:

$$H(X) = H(X/Y) \cup I(X, Y); H(Y) = H(Y/X) \cup I(X, Y); H(X, Y) = H(X/Y) \cup H(Y/X).$$

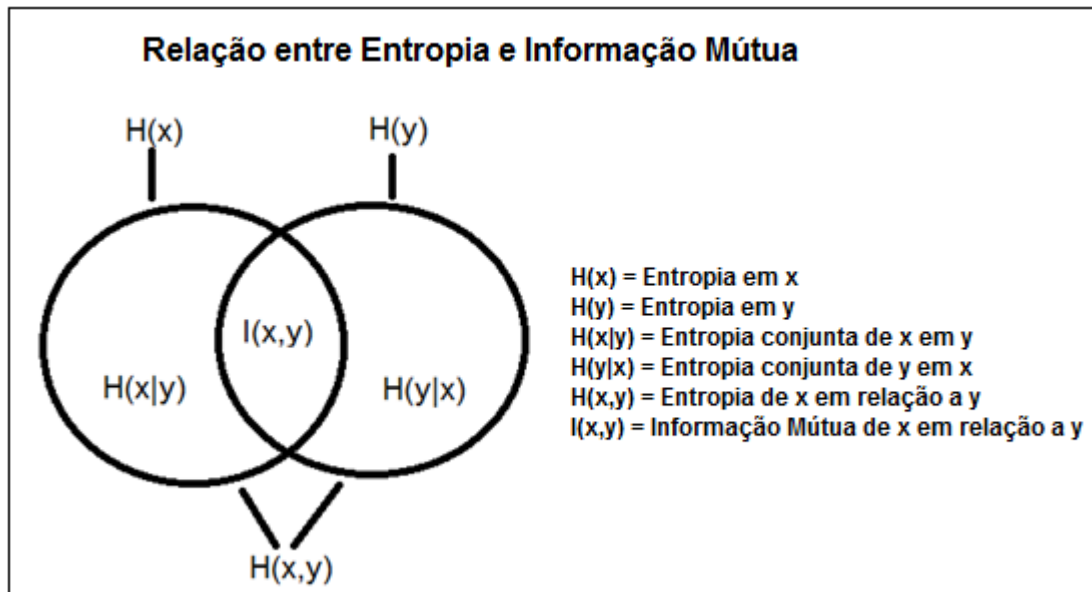


Figura 2: Relação entre Entropia e Informação Mútua

A característica mais óbvia da informação mútua é que ela não depende simultaneamente de x e y . Não há informação mútua no vácuo, pois informação é sempre a respeito de alguma coisa. Para o caso em que $x = y$, $I[x, y]$ é a informação em x sobre x . Como o próprio nome sugere, a informação mútua é simétrica, isto é, $I[x, y] = I[y, x]$. Portanto, qualquer informação em x sobre y é a mesma que em y sobre x . Ao se definir $I[x, y]$ em termos de entropia relativa, esta pode ser interpretada como um tipo de "distância" entre a distribuição conjunta $p(x, y)$ e o produto das distribuições $p(x)p(y)$.

3 Trabalhos Relacionados

Dentre as técnicas disponíveis na literatura para realizar a classificação de dados, a técnica de classificação de padrões por semelhança é utilizada para auxiliar as mais diversas áreas.

Na medicina, relações filogenéticas e de divergência genética que tem contribuições concretas de marcadores moleculares para a organização e melhoramento genético visto em Cerqueira (2010), assim como, para identificar marcadores moleculares que permitam prever a evolução clínica ou a resposta a quimioterapia em novos pacientes diagnosticados com câncer, Amaratunga e Cabrera (2004).

A classificação ou índice de gravidade de insuficiência cardíaca em pacientes com infarto agudo do miocárdio que foi proposta por Killip e Kimball com o objetivo de avaliar o risco de mortalidade hospitalar e o potencial benefício do tratamento especializado em unidades coronárias na década de 1960.

Utilizada também no processamento de diversos sinais e imagens, como a contagem de células no sangue, detecções de tumores em imagens de Raios-X, caracterização de tecidos usando ultra-sons, interpretações de eletrocardiogramas e diagnósticos médicos. Aplicações científicas como a interpretação de ondas sísmicas para previsão de terremotos e análise da composição molecular por meio de imagens de microscópio eletrônico.

Detecção remota (remote sensing) que é muito usado na observação do planeta por meio de sensores em satélites ou aviões, na previsão da evolução de culturas, no planejamento e uso da terra, no monitoramento ambiental, na meteorologia a exploração de minas e mapas topográficos.

Na agricultura, a classificação de padrões é determinante na qualidade de grãos de arroz, que reflete diretamente no valor do produto no mercado Vieira (1998). Assim como todos os grãos tem suas características de classificação, o tomate de mesa, por exemplo, é classificado geralmente pelos parâmetros tamanho e peso, que são selecionados através de equipamentos maquinários Ferreira (2005).

Na informática é muito utilizado para identificação de pessoas, restrições de acesso em instalações de segurança, como o reconhecimento de voz, identificação de digitais e reconhecimento de retina. No processamento de documentos como o reconhecimento de caracteres escritos ou impressos, em máquinas de leitura para deficientes visuais, análise de documentos financeiros e leitores de códigos de barra.

Dentre esses temos em destaque a identificação de padrões em imagens digitais, este tem sido largamente explorado nos últimos anos, dada a sua aplicabilidade em sistemas automáticos de indexação e recuperação de imagens digitais, principalmente na área médica, em sistemas denominados PACS (Picture Archiving and Communication System) que permitem integrar num só sistema, informações textuais do paciente além de

informações gráficas, provenientes de exames como raios-X, tomografia, entre outros Felipe e Traina (2002).

3.1 Análise de Agrupamento Pluviométrica nos Estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina, Khan (1998).

O objetivo de seu trabalho foi definir regiões homogêneas em termos de dados pluviométricos para os Estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina. Khan (1998) propôs um estudo com identificação das sub-regiões pluviométricas com variações semelhantes através da aplicação do método de classificação de auto ensino com classes de Lund (1963). A tendência das precipitações nestas regiões foi estudada através de análise de características dentro de cada classe.

Foram utilizados dados de precipitação de 13 estações meteorológicas dos estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina, como mostra a Figura 3.

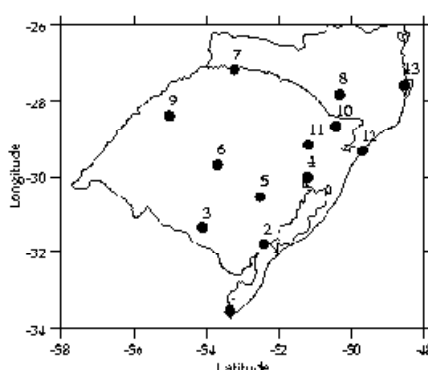


Figura 3: Área de Estudo de Khan (1998)

Fonte: KHAN, V. M.; KIM, I. S.; SARAIVA, J. M. Análise de agrupamento pluviométrico nos estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina. In: Congresso Brasileiro de Meteorologia. Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1998. p. 1-5.

Os resultados de agrupamento sugerem a existência de cinco regiões de comportamento diferentes, a primeira classe comporta as estações no extremo sul, parte de planície do Rio Grande do Sul, a segunda classe relacionada com a parte central do Rio Grande do Sul, a região da escarpa da serra, a terceira classe comporta as estações da área montanhosa na fronteira dos estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina, outras estações nas partes litorâneas como Torres e Florianópolis não correlacionam

significativamente com outras estações e formam as regiões isoladas. O agrupamento tem boa concordância com peculiaridades físico geográfico e topográfico da região de estudo e com efeito de continentalidade. Tais resultados são mostrados na Figura 4.

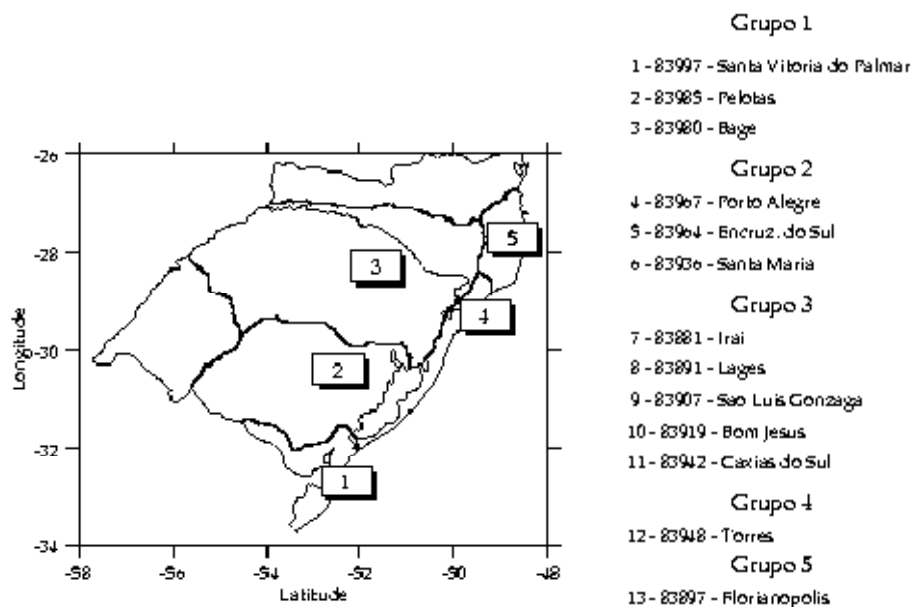


Figura 4: Localização das estações topográficas da região sul do Brasil

Fonte: KHAN, V. M.; KIM, I. S.; SARAIVA, J. M. Análise de agrupamento pluviométrico nos estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina. In: Congresso Brasileiro de Meteorologia.

Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1998. p. 1-5.

As variações das precipitações estudadas mostram algumas peculiaridades de cada grupo. Para melhor caracterização das variabilidades temporais e espaciais das precipitações na região Sul do Brasil seria necessário o estudo de um maior número de estações pluviométricas. Apesar disso os resultados aparentemente são consistentes e não tem contradições com os estudos anteriores nesta área Khan (1998).

3.2 Alguns Métodos Estatísticos para Tipificação de Situações Sinóticas: Discussão Metodológica, Compagnucci (1997).

Realizou uma discussão metodológica comparativa de alguns métodos estatísticos conhecidos, utilizados para classificação, tipificação e zonalização de variáveis meteorológicas. Para isso tomou como referência os estudos realizados para uma série de campos de pressão de julho (cinco anos) da região Sul da América do Sul. Os

métodos utilizados foram: Componentes Principais, Lund (método de correlação) e McQuitty (Análise de encadeamento simples).

Os resultados mostraram que Componentes Principais, apesar de uma maior complexidade, tiveram maiores perspectivas de êxito nas análises.

Segundo Compagnucci (1997), se pode ver que o tipo 1 de Componentes Principais corresponde aproximadamente a classe A de Lund, e o tipo 2 de Componentes Principais se assemelha a classe B de Lund e o tipo 3 já diferente da classe C, sendo os demais grupos distintos em um caso e outro.

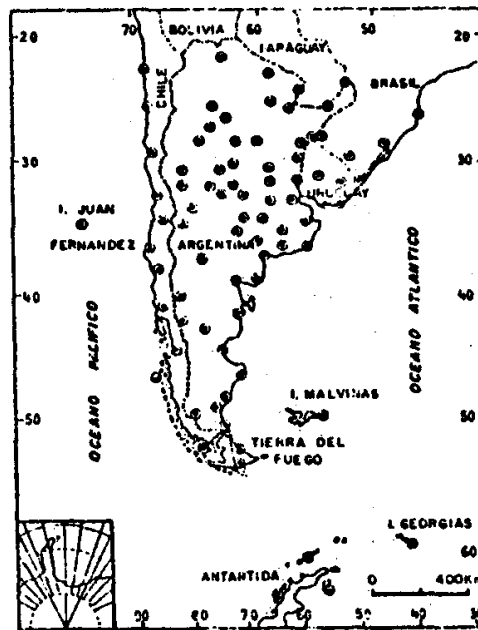


Figura 5: Área de Estudo de Compagnucci (1997)

Fonte: COMPAGNUCCI, RH. "Algunos Metodos Estadisticos para Tipificacion de Situaciones Sinopticas: Discusiones Metodologica" Instituto Argentino de Nivologia y Glaciologia, 1997.

3.3 GNU Octave

O Octave é uma linguagem computacional, desenvolvida para computação matemática. Possui uma interface em linha de comando para a solução de problemas numéricos, lineares e não-lineares, também é usada em experimentos numéricos.

Faz parte do projeto GNU, é um software livre sob os termos da licença GLP. Foi escrito por John W. Eaton. Possui compatibilidade com MATLAB com um grande número de funções semelhantes.

A versão utilizada para o desenvolvimento do algoritmo foi GNU Octave 4.2.1 disponível no site <https://www.gnu.org/software/octave/download.html>. A Figura 6 é uma ilustração de sua interface.

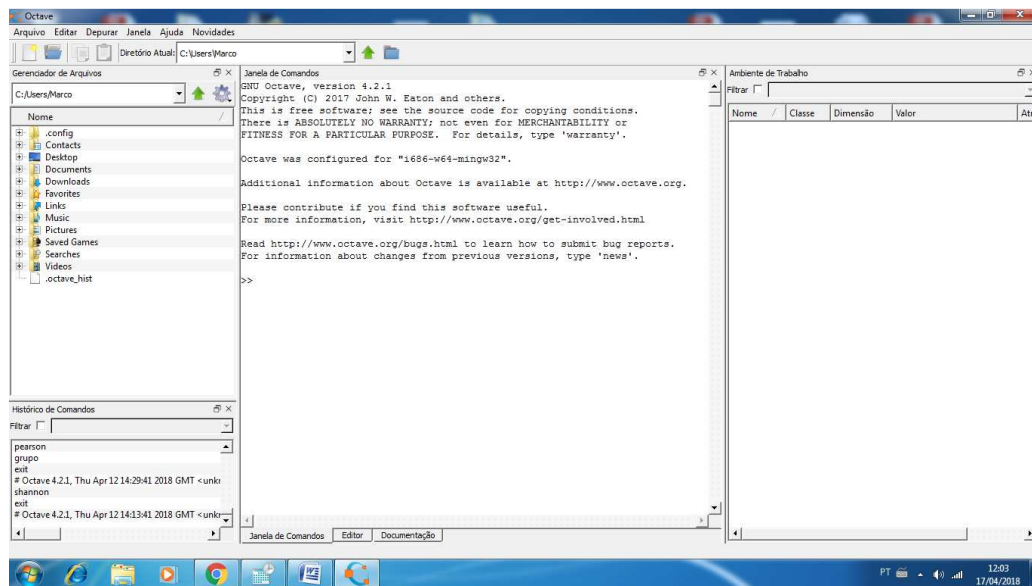


Figura 6: Interface do Octave 4.2.1

4 Dados

Os dados utilizados foram adquiridos através do site (NCEP-NCAR), que são mantidos pelo Centro Nacional de Previsão Ambiental (NCEP) e o Centro Nacional de Pesquisa Atmosférica (NCAR) ambos dos Estados Unidos, que trabalham em um projeto denominado “Reanálise”, para produzir um banco de dados retroativo de mais de 50 anos de análises globais de campos atmosféricos. Este trabalho envolve a recuperação de dados de superfície, navios, rádio, sondas, aviões, satélites entre outros desde 1948, Kalnay, E., et al. (1996).

4.1 Dados para Concentração de Poluentes

Os dados sobre as concentrações de particulado total em suspensão (TPS) foram fornecidos pela Fundação Estadual de Proteção Ambiental Henrique Roessler (FEPAM), que opera três estações de qualidade de ar manual na cidade de Rio Grande, chamadas Estação Montevideu, Estação CEEE e Estação Corsan como mostra a Figura 7.

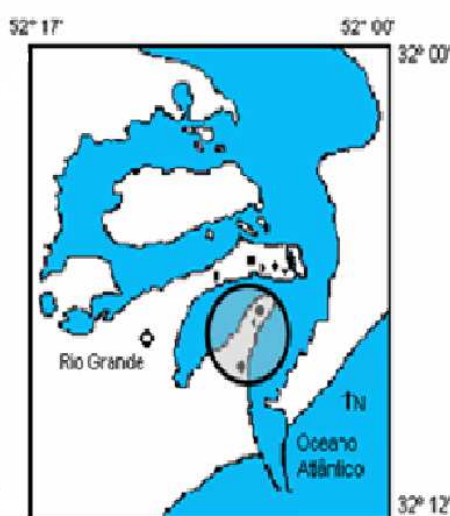


Figura 7: Localização da Estação Meteorológica do Rio Grande e das estações de monitoramento da FEPEM: Estação Corsan; Estação Montevideu; Estação CEEE

Fonte: BAUMBACH M.; KRUSCHE, N., 2006, Classification of atmospheric conditions facilitating of pollutants in Rio Grande, Brazil. In: 8th International Conference on Southern Hemisphere, 2006.

Estes dados foram selecionados a partir de um estudo feito por Baumbach e Krusche (2006) que analisou e classificou as condições atmosféricas quando ocorrem concentrações elevadas de TPS em Rio Grande no período de 1990 a 1998.

Os dados permitiram construir uma classificação satisfatória das condições atmosféricas que favorecem a concentração de poluentes na cidade de Rio Grande. Além disso, também foi observada uma possível interação entre a atmosfera oceânica e as variações locais da temperatura da superfície do mar, Baumbach e Krusche (2006).

As oito categorias (classes) encontradas por Baumbach e Krusche (2006) estão resumidas na tabela 1.

Tabela 1 - Classificação da situação atmosférica

Classes	Ocorrências				
	Primavera	Verão	Outono	Inverno	Total de dias
1	6	4	6	5	21
2	7	-	7	7	21
3	1	2	2	2	7
4	1	2	9	4	16
5	6	10	2	3	21
6	-	2	2	2	6
7	3	6	2	-	11
8	2	2	-	-	4
Sem	1	-	1	-	2
Total					109

Fonte: BAUMBACH M.; KRUSCHE, N., 2006, Classification of atmospheric conditions facilitating of pollutants in Rio Grande, Brazil. In: 8th International Conference on Southern Hemisphere, 2006.

Conforme a Figura 8, onde a linha em preto é a costa do litoral e o ponto preto a localização da cidade de Rio Grande. São mostrados os resultados dos mapas de padrões das três primeiras classes de Baumbach e Krusche (2006). A classe 1 consiste em 21 eventos, onde 28,5% ocorreram na primavera e 28,5% no outono, que se caracteriza por uma pressão anômala positiva ao sul da cidade de Rio Grande, a classe 2 compreende 21 eventos, 33,3% aconteceram na primavera, 33,3% no outono e 33,3% no inverno e caracteriza-se por um centro de pressão anômala positiva, a leste do Rio Grande e a classe 3 contendo 7 eventos onde 28,5% ocorreram no verão, 28,5% no outono e 28,5% no inverno, apresenta um centro de anomalia de pressão positiva sobre a cidade de Rio Grande. Assim foi construído o mapa de pressão para as três primeiras classes.

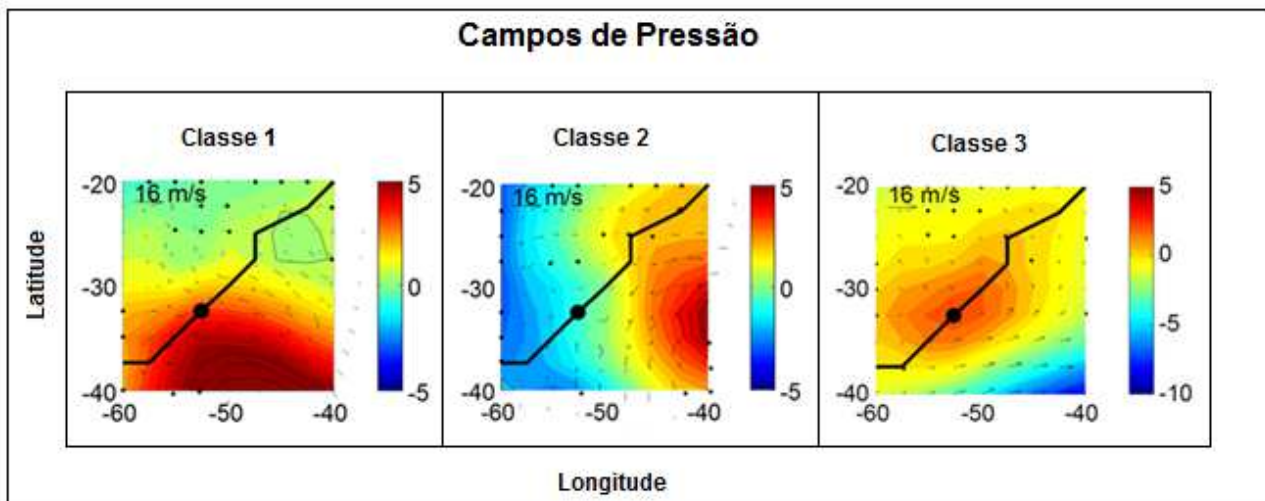


Figura 8: Campos médios para as três primeiras classes de Baumbach

Fonte: Baumbach M.; Krusche, N., 2006, Classification of atmospheric conditions facilitating of pollutants in Rio Grande

4.2 Dados para Extremos de Precipitação

Os dados utilizados para extremos de precipitação foram desenvolvidos por Madruga e Krusche (2008), no período de 1991 a 2010 e obtidos pela estação meteorológica da cidade de Rio Grande, que é operada pela Universidade Federal do Rio Grande (FURG) em convênio com o Oitavo Distrito de Meteorologia do Instituto Nacional de Meteorologia.

A coleta da medida da variável meteorológica ocorreu três vezes por dia, nos horários padrões de observação às 12, 18 e 00 hora UTC (9,15 e 21 horas local). Estas medidas são pré-processadas segundo as normas padrão da Organização Meteorológica Mundial e representam as condições meteorológicas que predominam no momento da observação no local onde está situada esta estação. Os valores diários de precipitação são calculados e corresponde a soma da precipitação das 18 e 00 hora UTC do dia anterior e da precipitação das 12 horas UTC do dia atual.

Além destes dados, também foram utilizadas imagens, em infravermelho, dos seguintes satélites GOES 7, GOES 8, GOES 12 e Meteosat 3, disponibilizadas no site do

Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos e no site National Oceanic and Atmospheric Administration em Madruga e Krusche (2008).

Os 27 casos classificados foram selecionados os valores maiores que o percentil de 99, ou seja, 72,2mm por dia. Os eventos extremos tiveram uma distribuição sazonal de dez (10) casos no verão, 7 no outono, 7 no inverno e 3 na primavera. Com a observação das imagens de satélite identificou-se 7 casos onde havia presença de ciclone extratropical, 6 com a presença de frentes frias e 8 casos com ocorrência de sistemas convectivos, além de 6 casos onde a identificação do sistema responsável pela precipitação não foi clara. À Figura 9 ilustra respectivamente ciclone extratropical, sistema convectivo e frente fria.



Figura 9: Imagens de satélite

Fonte: Madruga,J.R. e Krusche,N., 2008

5 Metodologia

Para ambos os estudos, concentração de poluentes e extremos de precipitação foram utilizados as reanálises de (NCEP - NCAR), que são recortes para uma grade de longitude 40° W a 60° W e latitude de 20° S a 40° S de todos os dias das duas tabelas, como mostra a Figura 10. Cada dia gerou uma pequena matriz de dimensão 9 por 9 ($M_{9 \times 9}$) e M denominado por ($M_1 \dots M_n$), onde n é o número de dias. Em seguida foi subtraída a média sazonal de cada matriz ($M_{9 \times 9}$) referente ao seu mês, após cada matriz ($M_{9 \times 9}$) foi transformada em uma coluna (C_n), onde n é a coluna vezes a linha m , neste caso ($n \times m$)

($9 \times 9 = 81$), que gerou uma nova matriz de dimensões 81×109 ($M_{81 \times 109}$) para concentração de poluentes e uma matriz de dimensões 81×27 ($M_{81 \times 27}$) para extremos de precipitação.

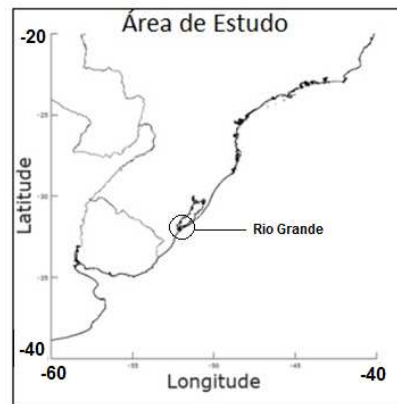


Figura 10: Área de estudo

A Figura 11 mostra uma idéia de como foi desenvolvida a metodologia desta dissertação. Como pode-se observar, são quatro etapas.

1 - Utiliza-se a Matriz M_{CP} (81×109), faz-se a Correlação Linear de Pearson, depois é utilizado o algoritmo desenvolvido para o Método de Lund e se obtém o resultado.

2 - Pega-se a Matriz M_{CP} (81×109), faz-se a Informação Mútua com Entropia de Shannon, utiliza-se o algoritmo e se tem o resultado.

3 - Utiliza-se a Matriz M_{EP} (81×27), faz-se a Correlação Linear de Pearson, depois é utilizado o algoritmo desenvolvido para o Método de Lund e se obtém o resultado.

4 - Pega-se a Matriz M_{EP} (81×27), faz-se a Informação Mútua com Entropia de Shannon, utiliza-se o algoritmo e se tem o resultado.

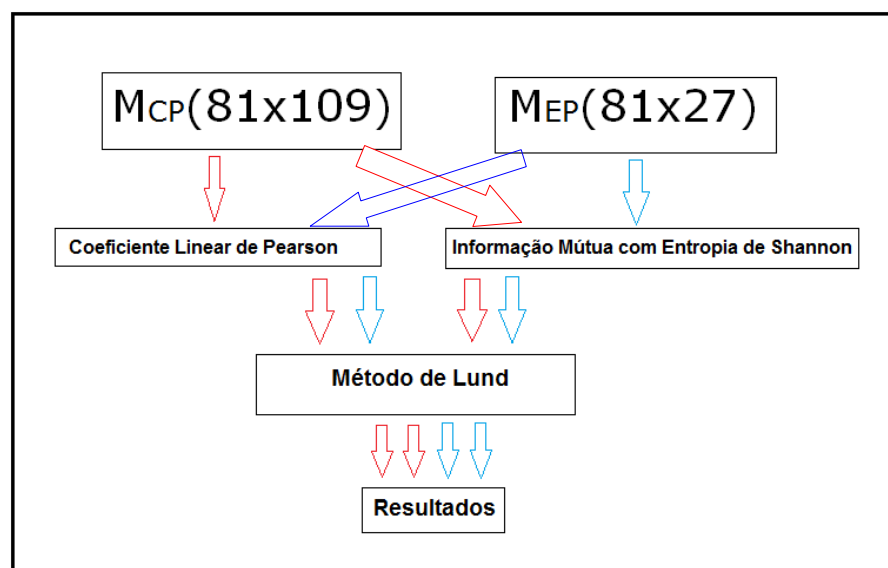


Figura 11: Metodologia desenvolvida

5.1 Algoritmo desenvolvido para o método de Lund

Algoritmo que foi desenvolvido para o método de classes de Lund (1963).

Entrada de Dados:

Matriz M (ixj);
Ponto de Corte(PC);

Saída de Dados:

Número de Classes (Classe(n));
Dia principal de cada classe (dia);
Quantidade de dias de cada classe;

Abre a Matriz de dados M(i x j);

M(i x j) = Faz ((correlação de Pearson) ou (Informação Mutua com Entropia de Shannon));

INICIO

Use (M(i x j));

Digite o ponto de corte(PC);

Repita

Para todo M(i x j) **Faça**

Se M(i x j) >= PC **Faça**

c = c + 1;

Fim Se

Qtdade = c + 1;

Fim Para

pos = posição da maior Qtdade;

Para todo M(i x j) **Faça**

Se M(i x pos) >= PC **Faça**

dia = i;

Se não

dia = 0;

Fim Se

Fim Para

Para todo dia **Faça**

Se dia <> 0 **Faça**

Classe(n) = i;

Fim Se

Fim Para

Para todo M(i x j) **Faça**

Se dia = 0 e pos = 0 **Faça**

M(i x j) = M(i x j);

Se não

M(i x j) = 0;

Fim Se

Fim para

Para todo M(i x j) **Faça**

Se M(i x j) <= PC **Faça**

Fim repita;

Fim Se

Fim para

Fim repita

Mostra Classe(n);

Mostra dia;

Mostra quantidade de dias de cada classe;

Fim

O algoritmo esta estruturado da seguinte forma, primeiramente ele abre a matriz de dados M(ixj) (dados de concentração de poluentes ou dados de extremos de

precipitação), depois é aplicado coeficiente linear de Pearson ou Informação Mútua com entropia de Shannon, de acordo com suas formulas visto anteriormente, seguindo o algoritmo pede para o usuário que digite o valor do Ponto de Corte (PC), este determinado por um valor limite da correlação linear, no caso deste estudo 0,70, que é o mais utilizado na literatura.

Na próxima etapa o algoritmo cria um vetor que conta a quantidade de valores de cada coluna da matriz, maior ou igual ao valor do PC, assim obtêm-se a posição, ou seja, a coluna que tem o maior número de valores igual ou maior que o PC.

A Figura 12 é um exemplo fictício de uma matriz de correlação para demonstrar a seleção da coluna com maior quantidade de valores iguais ou maiores que o PC. Como pode-se observar a coluna 2 (circulada), obtêm cinco valores (em azul) maiores ou igual ao PC, sendo assim a classe 1 é determinada pelos valores em vermelho, ou seja, Classe 1 = [1 2 3 4 5] e também determina o Dia Principal, que é a coluna correspondente a maior quantidade de valores maiores ou iguais a PC, neste caso 2.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1,00	0,95	0,86	0,82	0,64	0,00	-0,12	-0,40	-0,63	-0,53
2	0,95	1,00	0,87	0,81	0,85	-0,03	-0,10	-0,40	-0,59	-0,53
3	0,86	0,87	1,00	0,55	0,68	0,12	0,25	-0,25	-0,55	-0,35
4	0,82	0,81	0,55	1,00	0,53	-0,15	-0,42	-0,41	-0,64	-0,56
5	0,64	0,85	0,68	0,53	1,00	0,39	0,13	0,02	-0,55	0,02
6	0,00	-0,03	0,12	-0,15	0,39	1,00	0,51	0,62	-0,24	0,63
7	-0,12	-0,10	0,25	-0,42	0,13	0,51	1,00	0,47	0,20	0,66
8	-0,40	-0,40	-0,25	-0,41	0,02	0,62	0,47	1,00	-0,04	0,75
9	-0,63	-0,59	-0,55	-0,64	-0,55	-0,24	0,20	-0,04	1,00	0,83
10	-0,53	-0,53	-0,35	-0,56	0,02	0,63	0,66	0,75	0,83	1,00
	4	5	3	3	2	1	1	2	2	3

Quantidade de valores maior ou igual a PC, de cada coluna

Figura 12: Exemplo de Matriz de Correlação

O passo seguinte é eliminar todas as linhas e colunas que fazem parte da classe 1, as linhas 1, 2, 3, 4 e 5 e as colunas 1, 2, 3, 4 e 5 restando uma nova matriz como na Figura 13, onde temos, a classe 2 definida por [8 9 10] e o Dia Principal igual a 10.

	6	7	8	9	10
6	1,00	0,51	0,62	-0,24	0,63
7	0,51	1,00	0,47	0,20	0,66
8	0,62	0,47	1,00	-0,04	0,75
9	-0,24	0,20	-0,04	1,00	0,83
10	0,63	0,66	0,75	0,83	1,00
	1	1	2	2	3

Quantidade de valores maior ou igual a PC, de cada coluna

Figura 13: Nova Matriz

Repetindo os passos anteriores, eliminamos as linhas 8, 9 e 10 e as colunas 8, 9 e 10 e obtemos uma nova matriz como na Figura 14.

	6	7
6	1,00	0,51
7	0,51	1,00
	1	1

Quantidade de valores maior ou igual a PC, de cada coluna

Figura 14: Matriz final

Observando a Figura 14 podemos perceber que temos um número mínimo de valores maior ou igual a PC, estes são denominados os Sem Classe, que neste caso são [6 7], após isto o algoritmo é encerrado, tendo como requisitos de saída a quantidade de classes, os dias de cada classe e o Dia Principal de cada classe como na Tabela 2.

Tabela 2 - Resultados encontrados para matriz fictícia

Classe	Dias de cada classe	Dia principal	Quantidade de dias
1	[1 2 3 4 5]	2	5
2	[8 9 10]	10	3
Sem classe	[7 8]		2

6 Resultados

Neste trabalho utilizou-se os dados de concentração de poluentes com 109 casos de mapas de pressão encontrados por Baumbach e Krusche (2006) referentes ao Anexo I e para Extremos de Precipitação com 27 casos encontrados por Madruga e Krusche (2008) utilizados no Anexo II, todos referentes a região sul do rio grande do sul. Com base nestes dados utilizou-se o algoritmo desenvolvido para o método de classificação de Lund com dois parâmetros diferentes, o coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com entropia de Shannon, para determinar o número de classes e os dias principais de cada classe.

6.1 Concentração de Poluentes

6.1.1 Método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson

Utilizando o Anexo I, tem-se a matriz $M_{(81 \times 109)}$, que são os 109 casos encontrados por Baumbach e Krusche (2006). Assim, utilizou-se o algoritmo criado para o método de classes de Lund (1963) usando Coeficiente linear de Pearson com diferentes PC's.

Tabela 3 - Classes e definição do PC para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes

Classe	Ponto de Corte (PC)							
	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
1	59	52	45	41	33	28	19	10
2	39	38	33	28	20	17	10	7
3	7	11	19	17	19	16	9	3
4	4	7	5	13	8	9	9	
5		1	3	4	7	7	7	
6				2	2	6	5	
7						4	4	
8						2	3	
9								
10								
Sem	-	-	4	4	20	20	43	89

A Figura 15 mostra a quantidade de classes que se formam aplicando a metodologia dos 109 dias usando diversos tipos de PC, se pode perceber que o número de classes aumenta de 4 (PC = 0,2) para 8 (PC = 0,8) e depois diminui para 3 (PC = 0,9), podemos concluir que existe um valor máximo da quantidade de classes (PC = 0,7 e PC = 0,8) e diminui para 3 (PC = 0,9) para um valor do PC, dependendo este de suas características, como poderia se supor, a quantidade de dias não agrupados (sem classes) sobe ao aumentar o valor do PC.

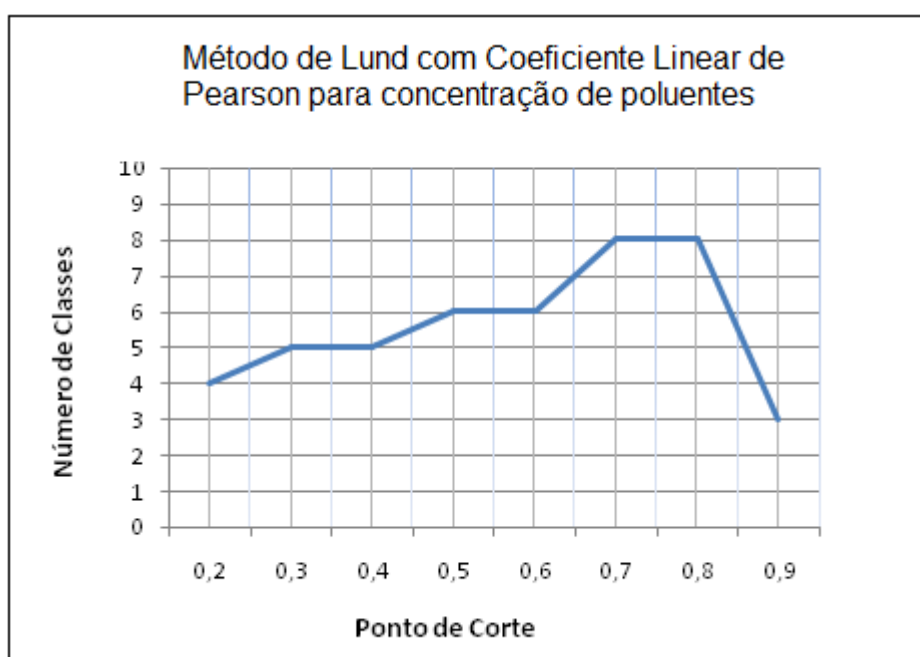


Figura 15: Número de Classes em função do PC utilizando o Método de Lund com Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes

Classificação de acordo com as estações do ano, como mostra a Tabela 4.

Tabela 4 - Classificação para o PC = 0.7, para o Método de Lund utilizando o Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes

Classe	Verão	Outono	Primavera	Inverno	Total de dias
1	10	8	5	5	28
2	4	7	2	4	17
3	5	2	6	3	16
4	2	3	1	3	9
5	3	0	2	2	7
6	0	4	1	1	6
7	1	1	1	1	4
8	1	1	0	0	2
Sem	2	5	9	5	20
Total	28	31	27	23	109

A classe 1 consiste de 28 eventos onde 35,7% ocorreram no verão, apresenta um centro de anomalia de pressão positiva a sudeste da cidade de Rio Grande, a classe 2 com 17 eventos onde 41% ocorreram no Outono com um centro de pressão sobre a cidade de Rio Grande e a classe 3 com 16 eventos onde 37,5% ocorreram na primavera, que se caracteriza por uma pressão anômala positiva ao sul da cidade de Rio Grande.

Com os dados das três primeiras classes definidas, foi possível gerar os campos de anomalia de pressão. As três primeiras classes correspondem aos dias principais de suas classes, 6 de abril de 1998, 11 de fevereiro de 1998 e 23 de agosto de 1999, respectivamente, conforme a Figura 16.

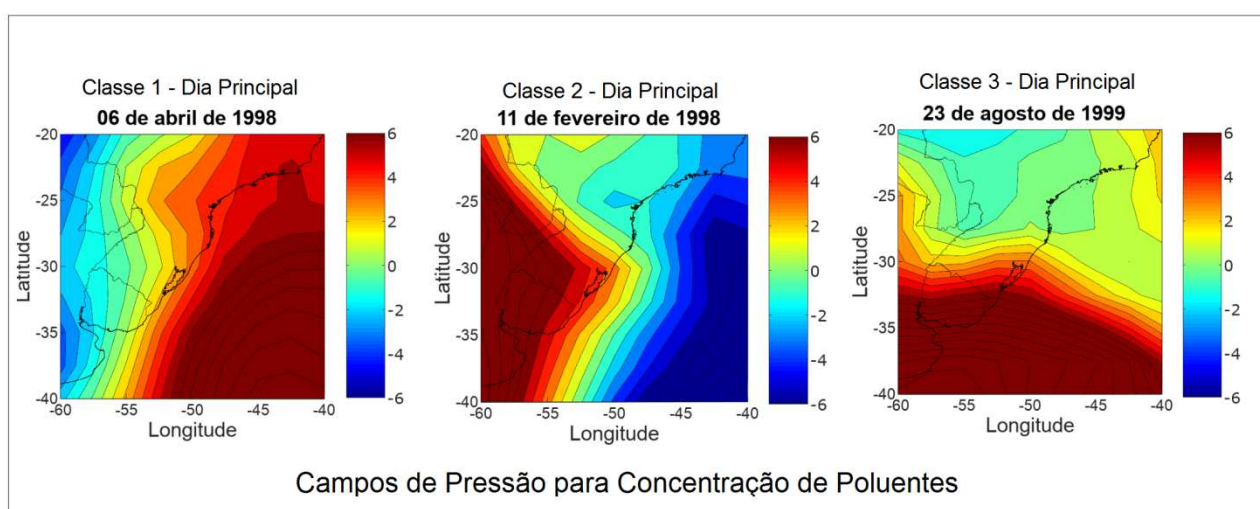


Figura 16: Campos de pressão utilizando o Método de Lund com Coeficiente Linear de Pearson para concentração de poluentes

Os mapas que representam a Classe 1, utilizando o método de Lund com coeficiente Linear de Pearson, que são similares com uma pressão alta a sudeste de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo III.

Os mapas que representam a Classe 2, utilizando o método de Lund com coeficiente Linear de Pearson, que são similares com uma pressão alta a Oeste da cidade de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo IV.

Os mapas que representam a Classe 3, utilizando o método de Lund com coeficiente Linear de Pearson, que são similares com uma pressão alta ao Sul da cidade de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo V.

6.1.2 Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon

Utilizando o Anexo I, tem-se a Matriz $M_{(81 \times 109)}$ e aplicando o algoritmo criado para o método de classes de Lund (1963) com Informação Mútua da Entropia de Shannon (1948) com diferentes pontos de corte obteve-se a seguinte Tabela 5, conforme abaixo.

Tabela 5 - Classes e definição do PC para o Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes.

Classe	Ponto de Corte							
	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
1	109	109	109	90	68	38	19	9
2				15	23	24	15	8
3					10	17	10	5
4					7	9	9	5
5					1	5	5	4
6						5	4	3
7						5	4	
8							4	
9							4	
10							2	
Sem	-	-	-	-	-	8	33	75

A Figura 17 mostra a quantidade de classes que se formam aplicando a metodologia para concentração de poluentes usando diversos tipos de PC, se pode perceber que o número de classes aumenta de 1 (PC = 0,2) para 10 (PC = 0,8) e então diminui para 6 (PC = 0,9).

Podemos concluir que existe um valor máximo da quantidade de classes (PC = 0,8) para um valor do PC, dependendo este das características, como poderia se supor, a quantidade de dias não agrupados (sem classes) sobe ao aumentar o valor do PC.

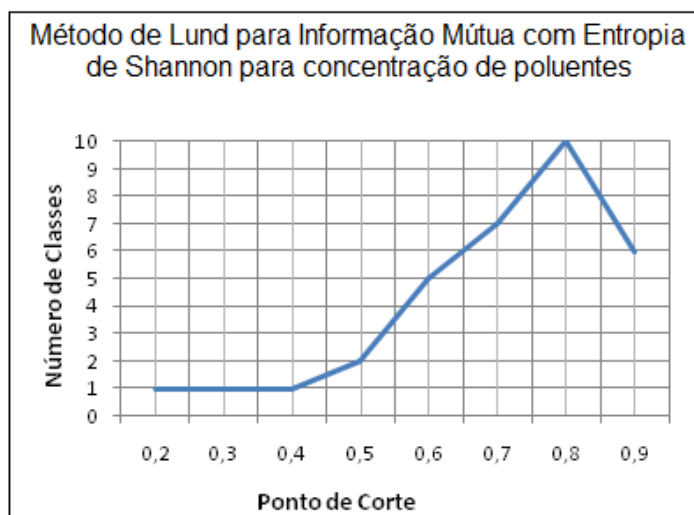


Figura 17: Número de Classes em função do Ponto de Corte utilizando método de Lund para Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes

Classificação de acordo com as estações do ano, como mostra a Tabela 6:

Tabela 6 - Classificação para o PC = 0,70, para o método de Lund com Informação Mútua utilizando Entropia de Shannon para concentração de poluentes.

Classe	Verão	Outono	Primavera	Inverno	Total de dias
1	8	11	8	11	38
2	7	7	7	3	24
3	5	8	2	2	17
4	2	-	4	3	9
5	-	1	4	-	5
6	2	1	-	2	5
7	1	2	-	-	2
Sem	3	1	2	2	8
Total	28	31	27	23	109

A classe 1 consiste de 38 eventos onde 29% ocorreram no outono e 29% no inverno, apresenta um centro de anomalia de pressão positiva a Nordeste da cidade de Rio Grande, a classe 2 com 24 eventos onde 29% ocorreram no verão, 29% no outono e 29% na primavera a sudeste da cidade de Rio Grande e a classe 3 com 17 eventos onde 47% ocorreram no outono, que se caracteriza por uma pressão anômala positiva sobre a cidade de Rio Grande.

Com os dados das três primeiras classes, definidas, foram possíveis gerar os campos de anomalia de pressão. As três primeiras classes correspondem aos dias principais de suas classes, 18 de julho de 1994, 17 de maio de 1997 e 25 de maio de 1999, respectivamente, conforme a Figura 18.

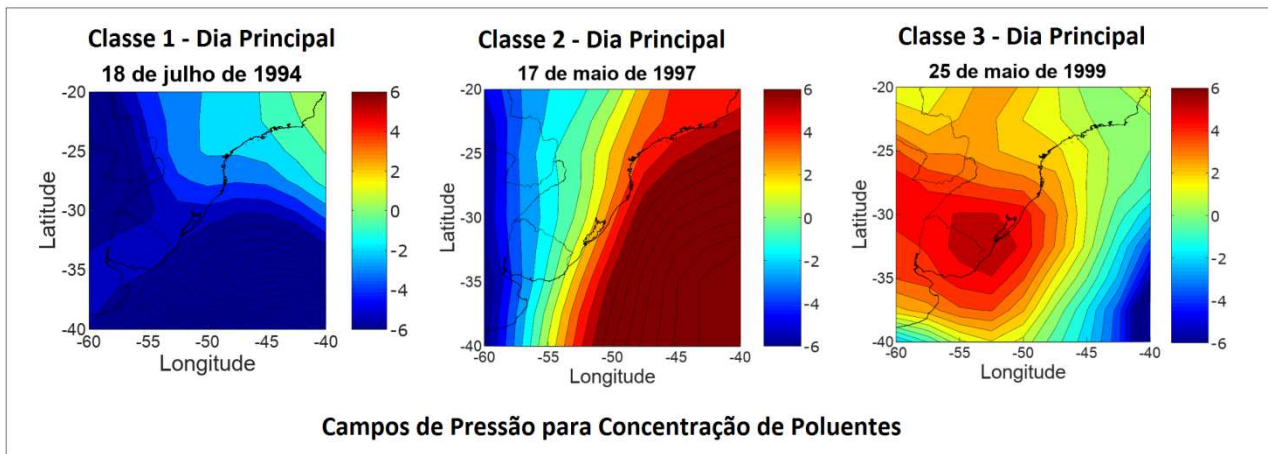


Figura 18: Campos médios para as três primeiras classes do método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para concentração de poluentes

Os mapas que representam a classe 1, utilizando o método de Lund com Informação Mútua com Entropia de Shannon, que são similares com uma pressão a Nordeste da cidade de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo IX.

Os mapas que representam a classe 2, utilizando o método de Lund com Informação Mútua com Entropia de Shannon, que são similares com uma pressão a Sudeste da cidade de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo X.

Os mapas que representam a classe 3, utilizando o método de Lund com Informação Mútua com Entropia de Shannon, que são similares com uma pressão sobre a cidade de Rio Grande, estão representados pela sua data no Anexo XI.

6.1.3 Comparação entre os Métodos para Concentração de Poluentes

Comparação entre os métodos de Lund com Coeficiente Linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para os dados de Concentração de Poluentes, utilizando o $PC = 0,7$.

A Figura 19 mostra a comparação entre as classes obtidas com o método de Lund utilizando coeficiente linear de Pearson e Informação mútua com entropia de Shannon para os dados de concentração de poluentes. Observa-se que a classe 1 de Pearson é semelhante à classe 2 de Shannon, os dois mostram um centro de pressão alta a sudeste de Rio Grande, para a classe 3 de Pearson e a classe 7 de Shannon há um centro de

pressão alta ao sul da cidade de Rio Grande, e a classe 5 de Pearson com a classe 4 de Shannon tem um centro de pressão alta a leste de Rio Grande, e a classe 6 de Pearson com a classe 3 de Shannon tem um centro de pressão alta sobre a cidade de Rio Grande. As demais classes não são semelhantes entre si.

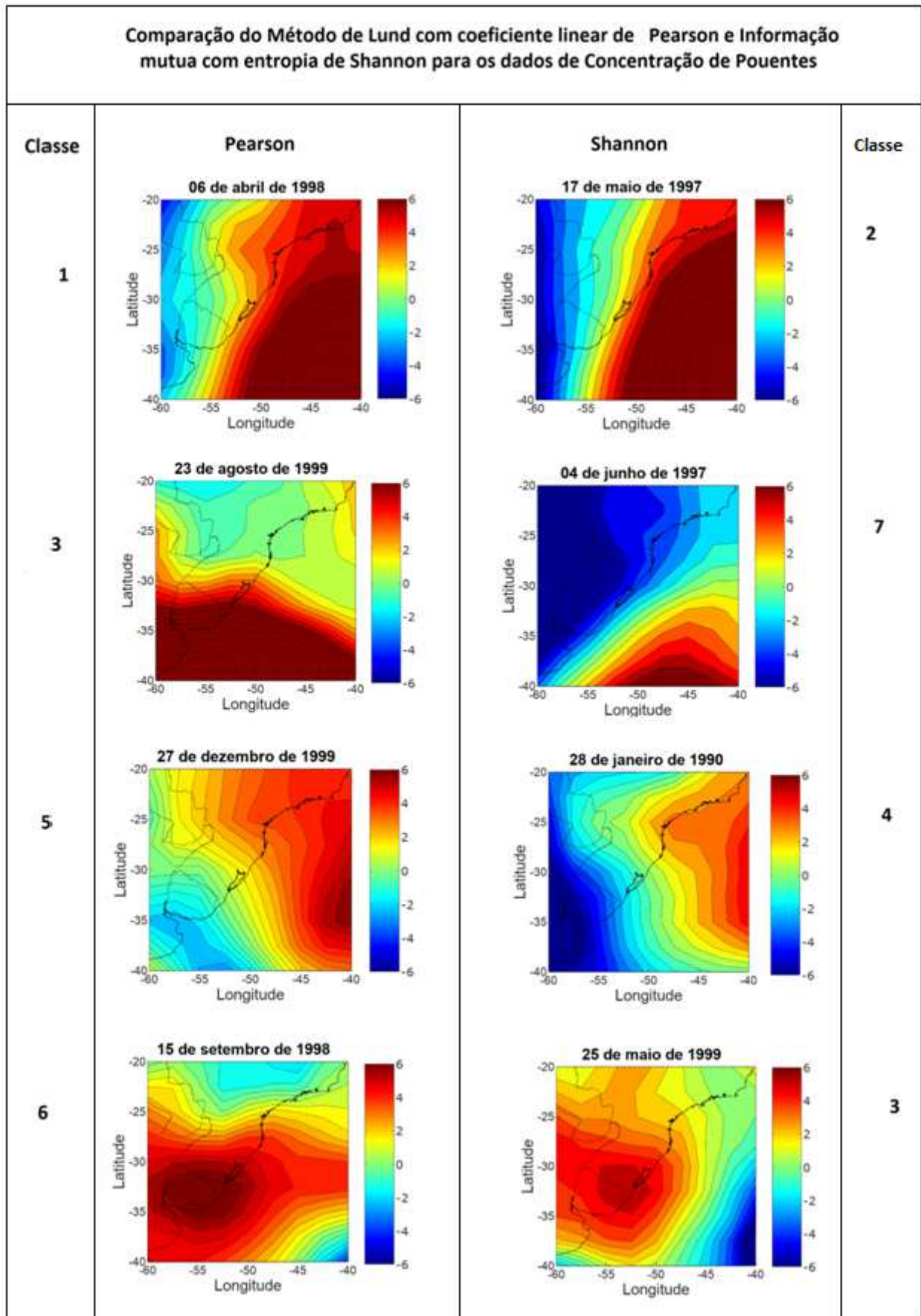


Figura 19: Comparação entre o Método de Lund com Coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes

Na Tabela 7 tem-se uma comparação da quantidade de dias encontrados em cada classe, para o método de Lund com coeficiente linear de Pearson e método de Lund com informação mútua com entropia de Shannon e as classes encontradas por Baumbach e Krusche (2006), esta diferença entre a quantidade de dias se dá devido às classes de Baumbach terem sido selecionadas visualmente, enquanto o método de Lund faz a seleção de suas classes, tanto para coeficiente linear de Pearson como Informação mútua utilizando entropia de Shannon, devido à quantidade de valores iguais ou maiores que PC.

Tabela 7 - Comparação da quantidade de dias encontrada em cada classe.

Classes	Baumbach	Pearson	Shannon
1	21	28	38
2	21	17	24
3	7	16	17
4	16	9	9
5	21	7	5
6	6	6	5
7	11	4	2
8	4	2	
sem	2	20	8

A Tabela 8 mostra a localização do centro de pressão em relação à cidade de Rio Grande em relação à quantidade de dias encontrados nos métodos de Lund com coeficiente linear de Pearson, método de Lund com informação mútua com entropia de Shannon e os resultados encontrados por Baumbach e Krusche (2006).

Tabela 8 - Centro de pressão em Relação à localização da cidade de Rio Grande com a quantidade de dias encontrada nos métodos.

Centro de Pressão	Pearson	Shannon	Baumbach
Sudeste	28	24	21
Sul	16	2	21
Leste	7	9	21
Sobre	6	17	7

6.2 Extremos de Precipitação

6.2.1 Método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson

Utilizando o Anexo II, tem-se a matriz $M_{(81 \times 27)}$, que são os 27 casos encontrados por Madruga e Krusche (2008). Assim, utilizou-se o algoritmo criado para o método de classes de Lund (1963) usando Coeficiente linear de Pearson com diferentes PC.

Tabela 9 - Classes e definição do PC para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para extremos de precipitação.

	Ponto de Corte (PC)							
classes	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
1	26	21	19	18	13	10	7	4
2	1	6	6	6	8	7	4	2
3			2	2	3	2	2	
Sem	-	-	-	1	3	8	14	21

A Figura 20 mostra a quantidade de classes que se formam aplicando o algoritmo a matriz $M_{(81 \times 27)}$ utilizando-se diversos tipos de PC, percebe-se que o número de classes aumenta de 2 (PC = 0,2) para 3 (PC = 0,3) e se mantém até PC = 0,8 e depois cai para 2 (PC = 0,9). Como temos uma matriz relativamente pequena o número de classes se manteve no máximo de 3 classes, assim utilizaremos o PC = 0,7, para fins de comparação.

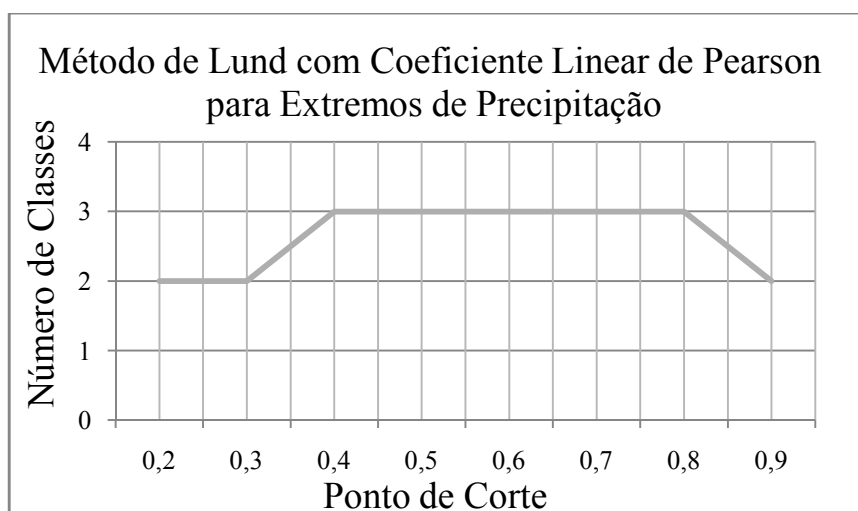


Figura 20 : Número de classes em função do PC utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação.

Classificação de acordo com as estações do ano, como mostra a Tabela 6.

Tabela 10 - Classificação para o PC = 0,7, utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação

Classe	Verão	Outono	Primavera	Inverno	Total de Dias
1	2	4	-	4	10
2	4	2	-	1	7
3	1	1	-	-	2
Sem	3	-	3	2	8
Total	10	7	3	7	27

A classe 1 consiste em 10 eventos onde 40% ocorreram no outono e 40% no inverno e apresenta uma frente fria, a classe 2 com 7 eventos sendo 57% no verão apresenta um sistema conectivo e a classe 3 com 50% no verão e 50% no outono apresentam um ciclone extratropical.

Com a quantidade de dias das classes definida, foi possível gerar os campos de pressão baixa, as classes correspondem aos dias principais de suas classes, 2 de julho de 2000, 3 de agosto de 2009 e 15 de maio de 2004 mostrado na Figura 21, respectivamente.

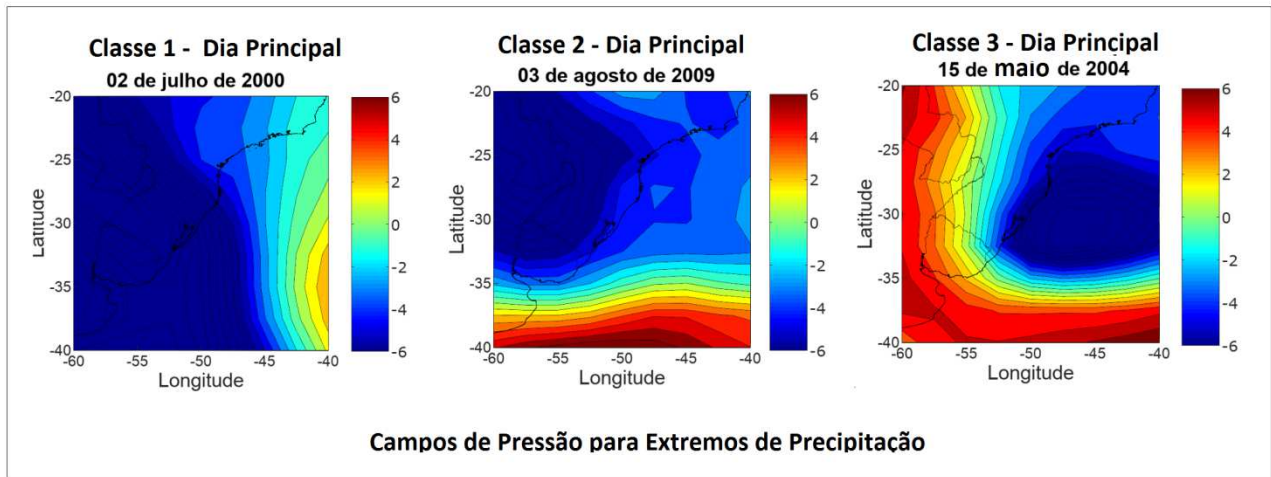


Figura 21: Campos de pressão utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação.

Os mapas que representam a classe 1, utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação, que são similares a uma frente fria, estão representados pela sua data no Anexo VI.

Os mapas que representam a classe 2, utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação, que são similares a um sistema conectivo, estão representado pela data no Anexo VII.

Os mapas que representam a classe 3, utilizando o método de Lund com coeficiente linear de Pearson para extremos de precipitação, que são similares a um ciclone extratropical, estão representado pela data no Anexo VIII.

6.2.2 Método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon

Utilizando o Anexo II, tem-se a matriz $M_{(81 \times 27)}$, que são os 27 casos encontrados por Madruga e Krusche (2008). Assim, utilizou-se o algoritmo criado para o método de classes de Lund (1963) usando Informação Mútua com Entropia de Shannon com diferentes PC.

Tabela 11 - Classes com vários PC's, para o método de Lund utilizando Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação

	Ponto de Corte (PC)							
Classes	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9
1	25	20	18	15	11	10	10	5
2	2	4	3	3	6	5	2	2
3					2	1		
Sem	-	3	6	9	8	11	15	20

A Figura 22 mostra a quantidade de classes que se formam aplicando o algoritmo a matriz $M_{(81 \times 27)}$ utilizando-se diversos tipos de PC, percebe-se que o número de classes aumenta de 2 (PC = 0,2) para 3 (PC = 0,6) e se mantém até PC = 0,7 e depois cai para 2 (PC = 0,8 e PC = 0,9). Como temos uma matriz relativamente pequena o número de classes se manteve no máximo de 3 classes, assim utilizaremos o ponto de corte PC = 0,7 para fins de comparação.

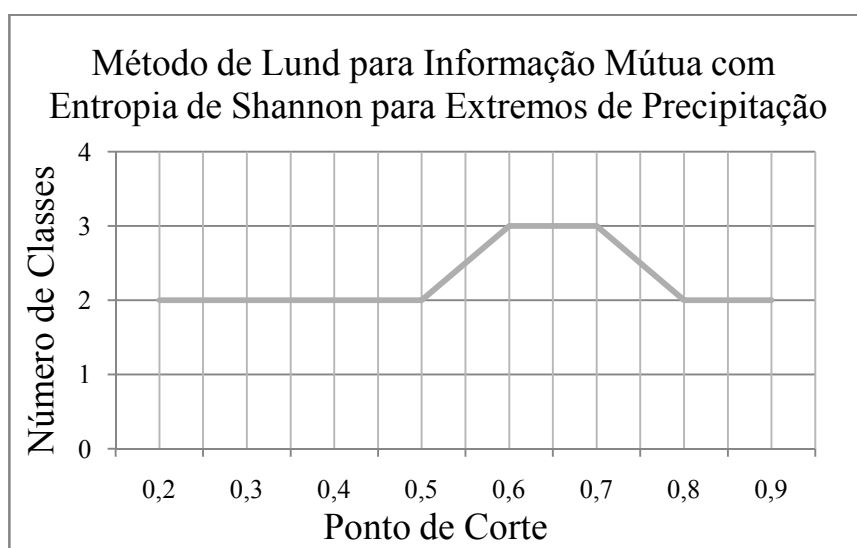


Figura 22: Número de classes em função do PC utilizando o método de Lund para Informação Mútua com Entropia de Shannon para extremos de precipitação.

Classificação de acordo com as estações do ano, como mostra a Tabela 10.

Tabela 12 - Classificação para o PC = 0,70, para o método de Lund com Informação Mútua utilizando Entropia de Shannon para extremos de precipitação

Classe	Verão	Outono	Primavera	Inverno	Total de Dias
1	5	4	1	-	10
2	2	1	1	1	5
3	1	-	-	-	1
Sem	2	2	1	6	11
Total	10	7	3	7	27

A classe 1 consiste de 10 eventos onde 50% ocorreram no verão e apresenta uma frente fria, a classe 2 tem 5 eventos onde 40% ocorreram no verão com um ciclone extratropical e a classe 3 com 1 evento apresenta um sistema convectivo.

Com os dados definidos, foi possível gerar os campos de anomalia de pressão baixa. As três classes correspondem aos dias principais de suas classes, 13 de outubro de 2004, 17 de abril de 1991 e 16 de março de 2001, respectivamente, conforme a Figura 23.

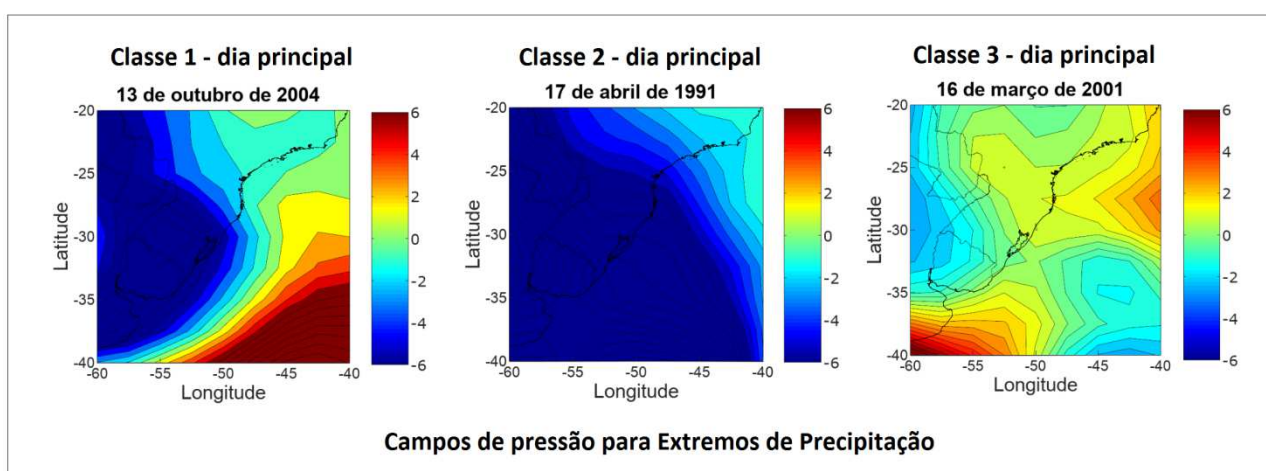


Figura 23: Campos de pressão baixa utilizando o método de Lund com Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação

Os mapas que representam a classe 1, utilizando o método de Lund com Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação, que são similares a um sistema convectivo, estão representado pela sua data no Anexo XII.

Os mapas que representam a classe 2, utilizando o método de Lund com Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação, que são similares a uma frente fria, estão representado pela sua data no Anexo XIII.

Os mapas que representam a classe 3, utilizando o método de Lund com Informação Mútua da Entropia de Shannon para extremos de precipitação, que são similares a um ciclone extratropical, estão representado pela sua data no Anexo XIV.

6.2.3 Comparação entre os métodos para Extremos de Precipitação

Comparação entre os métodos de Lund com Coeficiente Linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para os dados de Extremos de Precipitação, utilizando o $PC = 0,7$.

A Figura 24 mostra a comparação do método de Lund com coeficiente linear de Pearson e o método de Lund com Informação mútua utilizando entropia de Shannon, com os eventos encontrados por Madruga e Krusche (2008).

A primeira coluna mostra as imagens de satélite encontradas por Madruga e Krusche (2008), onde o dia 8 de dezembro de 1998 representa um ciclone extratropical, o dia 31 de janeiro de 2002 representa um sistema convectivo e 1º de março de 2002 representa uma frente fria.

A segunda coluna é representada por imagens retiradas do reanalise, dos mesmos dias das imagens de satélite, para se ter uma visualização mais aproximada das encontradas pelo método de Lund para Pearson e Shannon na terceira e quarta coluna respectivamente.

A primeira linha da Figura 24 mostra um ciclone extratropical, a segunda um sistema convectivo e a ultima linha uma frente fria.

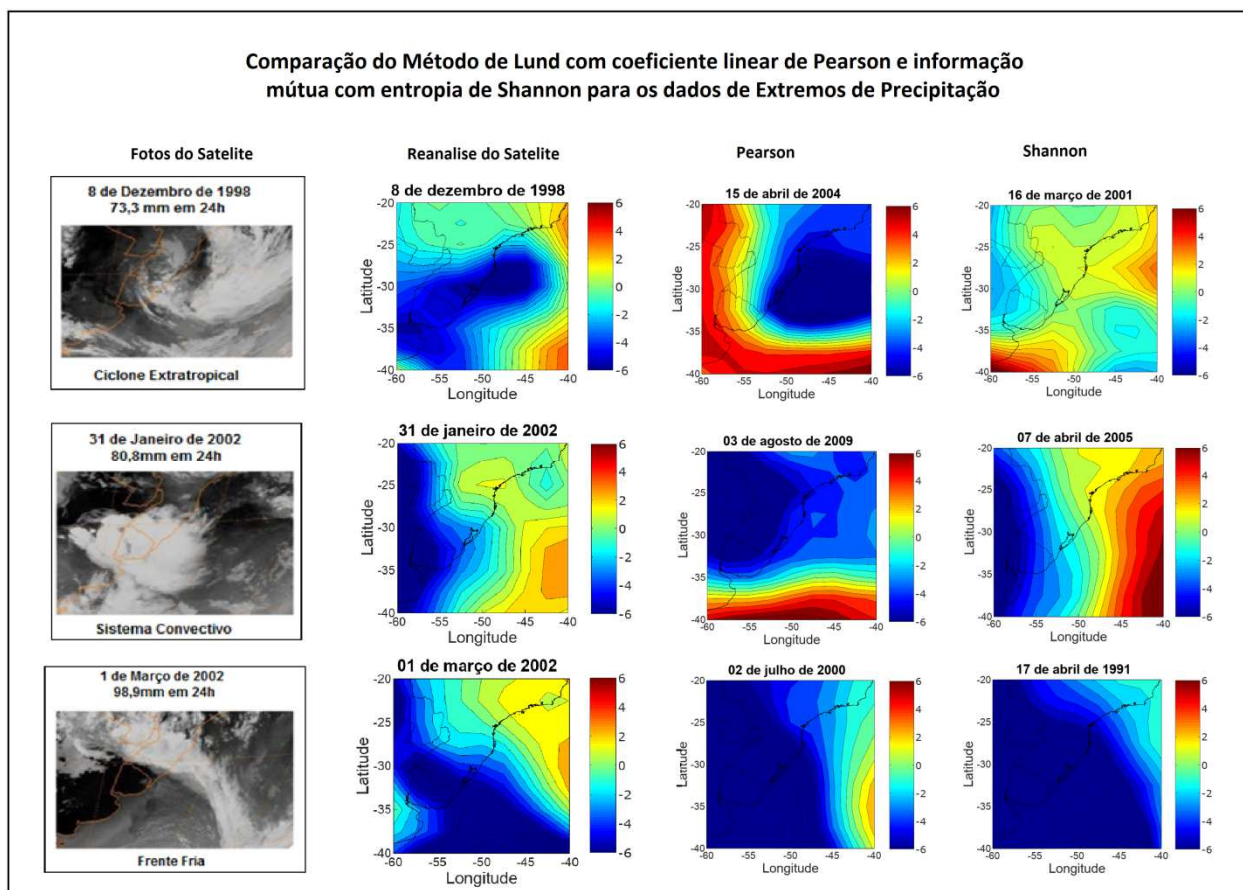


Figura 24: Comparação entre o Método de Lund com Coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremos de Precipitação

7 Conclusão

Nesta dissertação utilizou-se o método de Lund com dois parâmetros diferentes, o coeficiente linear de Pearson e Informação Mútua com Entropia de Shannon, que permitiu determinar as classes e os dias principais de cada uma, para os dados de concentração de poluentes e extremos de precipitação para a região sul do Rio Grande do Sul, principalmente na cidade de Rio Grande.

Os resultados obtidos permitiram fazer uma comparação entre os dois métodos utilizados para os campos de pressão

Observou-se que para os dados de concentração de poluentes com o método de Lund com coeficiente linear de Pearson, obteve-se 8 classes, tendo 28 casos na classe 1 sendo 10 casos no verão, 8 no outono, 5 na primavera e 5 no inverno, e para Informação

mútua com entropia de Shannon foram 7 classes com 38 casos na classe 1, sendo 8 no verão, 11 no outono, 8 na primavera e 11 no inverno, para os dados de extremos de precipitação encontrou-se 10 casos na classe 1, sendo 2 no verão, 4 no outono e 4 no inverno para o método de Lund com coeficiente linear de Pearson, para o método de Lund com Informação mútua com Entropia de Shannon foram 10 casos na classe 1 tendo 5 casos no verão, 1 na primavera e 4 no outono. Nota-se que há um aumento no número de casos de um método para outro para os dados de concentração de poluentes e para os dados de extremos de precipitação os dois métodos tiveram o mesmo número de casos.

Tem-se um bom número de classes semelhantes entre os métodos aqui estudados, mas conclui-se que o método de Lund com coeficiente linear de Pearson se mostrou mais eficiente do que o método de Lund para informação mútua com entropia de Shannon, pode-se concluir que os dois métodos estão de acordo com outros resultados encontrados na literatura e que se faz muito importante, pois ajuda a criar modelos conceituais para seguimento em outros estudos.

Com a realização desta pesquisa se faz necessário mais estudos, juntamente com outras técnicas como: O método de Terence Blasing (1975), Análise de encadeamento simples de McQuitty(1975) e Análise Fatorial por componentes principais de autovetor e autovalor, e ampliar o número de dados, assim como, utilizarem outras variáveis de dados do tipo: temperatura do ar da superfície, velocidade do vento, radiação líquida dentre outros.

8 Referências

AMARATUNGA, Dhammika; CABRERA, Javier. **Exploration and analysis of DNA microarray and protein array data**. John Wiley & Sons, 2004.

BARBI, Alex Quintino. **A informação mútua como medida de dependência não linear na estrutura de rede do mercado brasileiro de ações**. 2017. Dissertação (Mestrado em Administração de Organizações) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, 2017.

BAUMBACH M.; KRUSCHE, N., 2006, **Classification of atmospheric conditions facilitating of pollutants in Rio Grande, Brazil**. In: 8th International Conference on Southern Hemisphere, 2006, Foz de Iguaçu, PR., 8ICSHMO Proceedings, v.1. p. 89-92, ISSN/SBN: 85-17-000

Centro Nacional de Previsão Ambiental (NCEP) e o Centro Nacional de Pesquisa Atmosférica (NCAR). <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.ncep.reanalysis2.html>. Acesso em: Janeiro de 2017.

CERQUEIRA, Pedro Henrique Ramos. **Um estudo sobre reconhecimento de padrões: um aprendizado supervisionado com classificador bayesiano**. 2010. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

COMPAGNUCCI, RH. **Algunos Metodos Estadisticos para Tipificacion de Situaciones Sinopticas: Discusiones Metodologica**. Instituto Argentino de Nivologia y Glaciologia, 1997.

FELIPE, Joaquim Cezar. **Desenvolvimento de métodos para extração, comparação e análise de características intrínsecas de imagens médicas, visando à recuperação perceptual por conteúdo**. 2005. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

FERREIRA, M. D. et al. **Avaliação de linhas de beneficiamento e padrões de classificação para tomate de mesa**. Horticultura Brasileira, 2005.

HUTH, Radan; NEMEŠOVÁ, Ivana. **Estimation of missing daily temperatures: can a weather categorization improve its accuracy?**. Journal of climate, v. 8, n. 7, p. 1901-1916, 1995.

KALKSTEIN LS, NICHOLS MC, Barthel CD, Greene JS. 1996. **A new spatial synoptic classification: application to air-mass analysis.** *International Journal of Climatology* **16**: 983–1004.

KALNAY, E., et al. 1996. **The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project.** *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77, 437-471. [http://dx.doi.org/10.1175/1520-0477\(1996\)077<0437:TNYP>2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYP>2.0.CO;2)

KILLIP, Thomas e JOHN T. Kimball. **Uma pesquisa da unidade de cuidados coronários: conceito e resultados.** *Progressos nas doenças cardiovasculares* 11.1, 1968. p. 45-52.

KHAN, V. M.; KIM, I. S.; SARAIVA, J. M. **Análise de agrupamento pluviométrico nos estados do Rio Grande do Sul e Santa Catarina.** In: Congresso Brasileiro de Meteorologia. Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1998. p. 1-5.

LUND I.A. 1963. **Map-pattern classification by statistical methods.** *J.Appl. Meteorology*. V2, N1, p. 56-65.

MADRUGA, J.R. e KRUSCHE, N. 2012. **Evento de Precipitação Extrema na Cidade de Rio Grande.** In: XVII Congresso Brasileiro de Meteorologia, 2012, Gramado - RS.

SHANNON, Claude E. **Prediction and entropy of printed English.** *Bell Labs Technical Journal*, v. 30, n. 1, p. 50-64, 1951.

STEUER, Ralf et al. **The mutual information: detecting and evaluating dependencies between variables.** *Bioinformatics*, v. 18, n. suppl 2, p. S231-S240, 2002.

VIEIRA, NR de A. **Qualidade de grãos e padrões de classificação de arroz.** *Embrapa Arroz e Feijão-Artigo em periódico indexado (ALICE)* (1998).

YARNAL B. 1993. **Synoptic Climatology in Environmental Analysis.** Belhaven Press: London; 192 pp.

9 Anexo I - Tabela de Casos de uso para Concentração de Poluentes

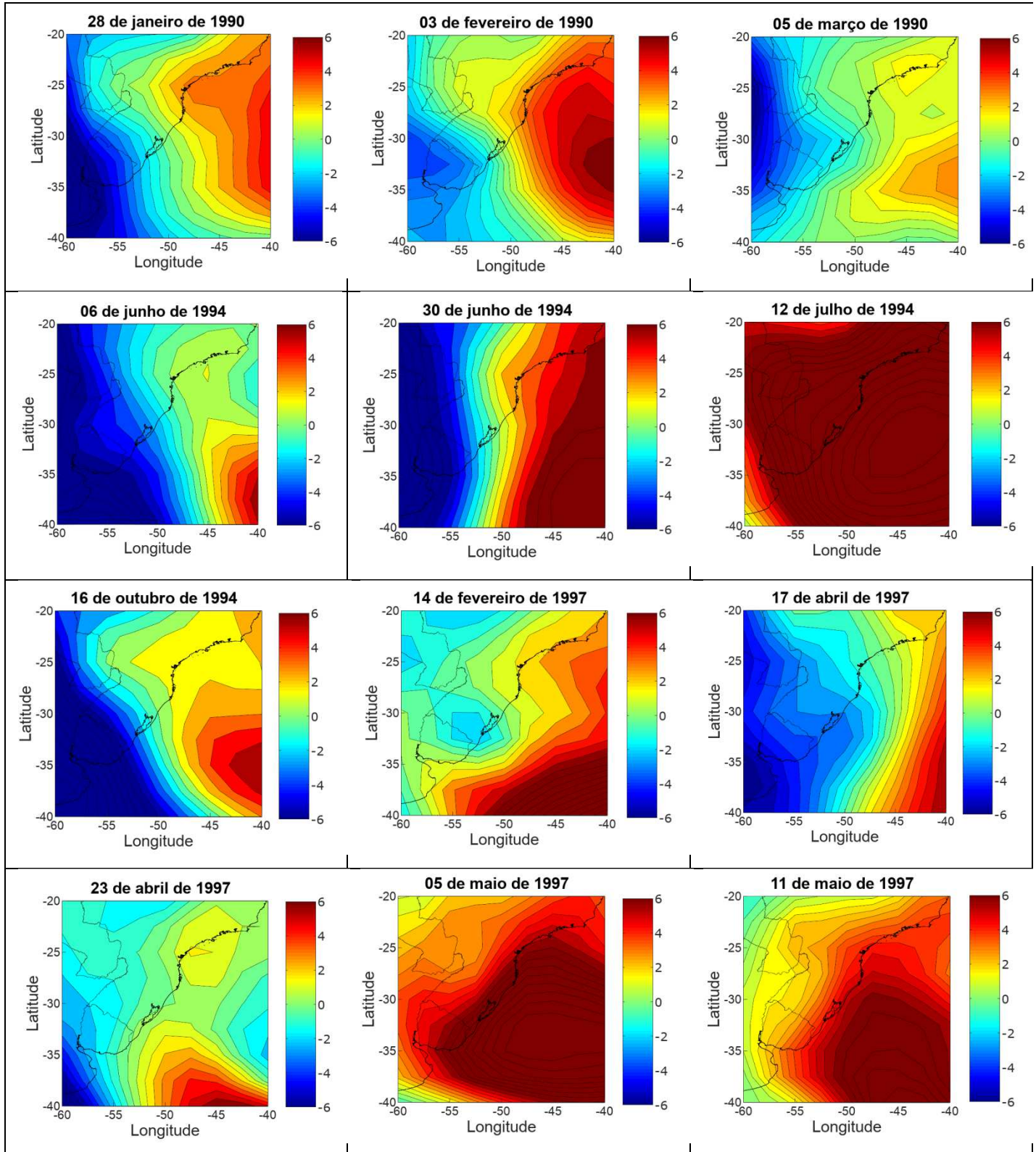
CASO	CLASSE	DIA	MÊS	ANO	CONCENTRAÇÕES DE PTS		
					MONTEVIDEO	CEEE	CORSAN
1	1	28	1	1990	56	50	54
2	1	3	2	1990	44	32	38
3	3	21	2	1990	44	33	35
4	7	5	3	1990	63	37	64
5	2	4	4	1990	38	30	68
6	2	27	6	1990	86	63	48
7	6	27	7	1990	62	55	37
8	2	1	4	1994	34	33	35
9	4	7	4	1994	54	82	55
10	4	19	4	1994	36	51	48
11	1	6	6	1994	40	44	31
12	1	12	6	1994	42	34	35
13	1	30	6	1994	61	45	38
14	1	12	7	1994	55	39	167
15	2	18	7	1994	64	49	283
16	2	11	8	1994	30	46	59
17	4	17	8	1994	36	30	98
18	4	23	8	1994	30	56	33
19	4	10	9	1994	62	43	137
20	1	16	10	1994	49	42	34
21	2	21	11	1994	46	89	47
22	5	15	1	1997	44	129	45
23	6	21	1	1997	49	46	66
24	7	2	2	1997	98	85	103
25	7	14	2	1997	47	43	60
26	6	20	2	1997	62	57	82
27	3	12	3	1997	37	65	35
28	5	18	3	1997	55	62	52
29	6	24	3	1997	48	78	68
30	2	5	4	1997	68	89	79
31	3	11	4	1997	48	88	56
32	1	17	4	1997	65	64	60
33	5	23	4	1997	51	44	148
34	4	29	4	1997	51	80	68
35	5	5	5	1997	68	80	138
36	7	11	5	1997	41	40	64
37	1	17	5	1997	51	39	149
38	4	29	5	1997	50	64	46
39	1	4	6	1997	52	33	40
40	3	10	6	1997	51	55	52
41	5	4	7	1997	54	121	51
42	2	10	7	1997	52	67	33
43	3	28	7	1997	87	61	57
44	1	15	8	1997	122	106	123
45	7	20	10	1997	94	105	106
46	7	1	11	1997	47	42	37
47	2	7	11	1997	38	37	44
48	2	1	12	1997	45	68	77
49	2	7	12	1997	43	52	53
50	1	19	12	1997	54	81	111
51	7	25	12	1997	49	45	44
52	8	18	1	1998	39	39	31
53	5	30	1	1998	61	68	57
54	4	11	2	1998	32	49	38
55	5	17	2	1998	75	97	106

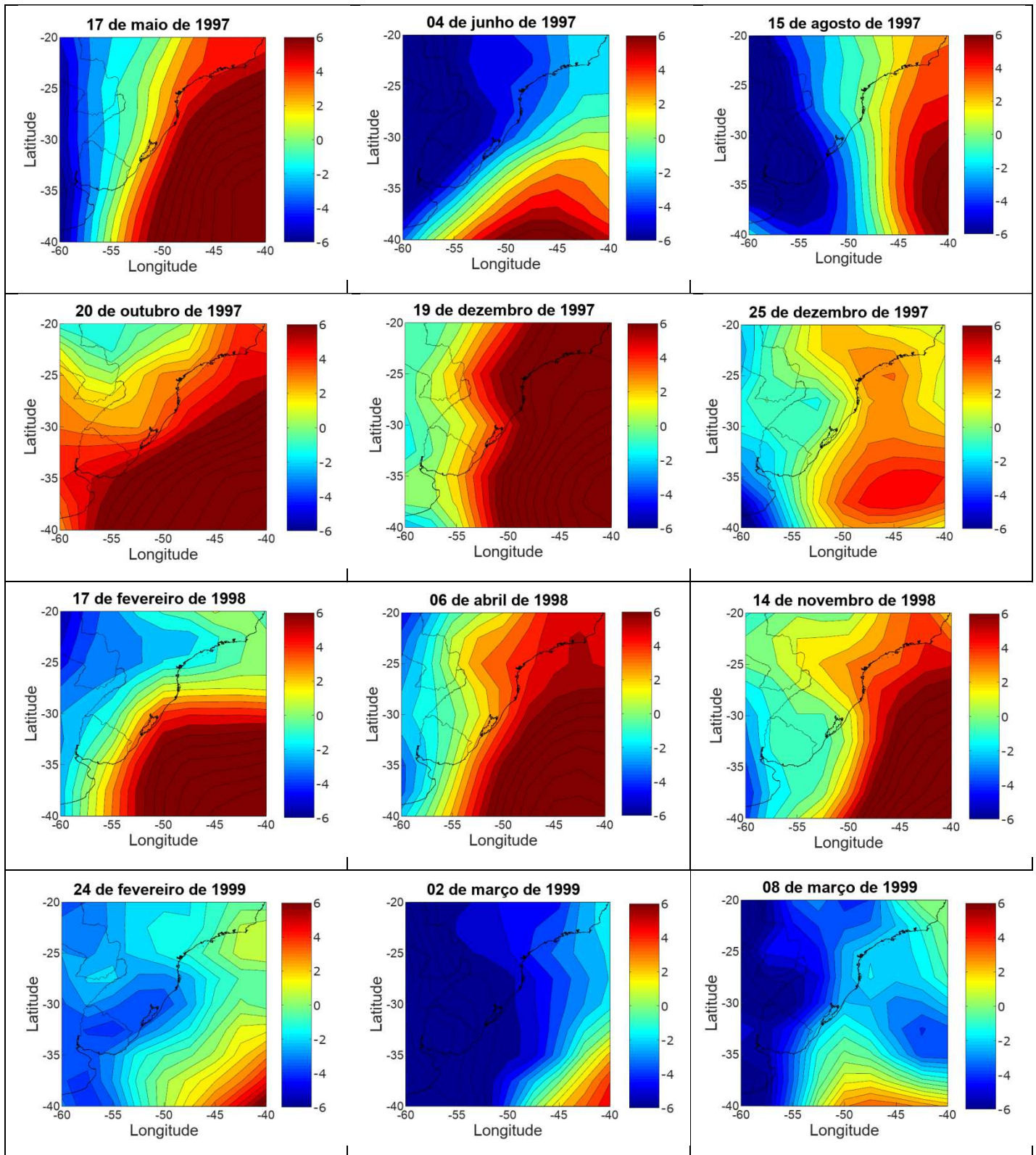
56	5	23	2	1998	50	55	65
57	4	25	3	1998	59	151	67
58	2	31	3	1998	70	72	60
59	1	6	4	1998	62	45	85
60	7	24	4	1998	53	62	43
61	2	6	5	1998	43	45	56
62	2	11	7	1998	49	30	42
63	4	4	8	1998	45	64	48
64	2	15	9	1998	36	44	39
65	5	9	10	1998	56	58	93
66	2	15	10	1998	47	59	109
67	1	21	10	1998	60	83	130
68	5	2	11	1998	42	127	104
69	5	8	11	1998	33	35	58
70	1	14	11	1998	53	85	166
71	2	20	11	1998	54	88	116
72	8	26	11	1998	38	58	57
73	8	2	12	1998	61	152	98
74	3	8	12	1998	72	77	90
75	7	14	12	1998	39	52	42
76	5	7	1	1999	58	88	134
77	5	13	1	1999	52	74	120
78	7	19	1	1999	33	36	37
79	8	31	1	1999	40	70	70
80	4	12	2	1999	74	70	145
81	5	18	2	1999	42	36	68
82	7	24	2	1999	39	69	71
83	1	2	3	1999	64	50	94
84	5	8	3	1999	38	51	103
85	5	14	3	1999	37	56	114
86	4	26	3	1999	52	85	81
87	2	1	4	1999	58	94	53
88	6	7	4	1999	33	48	54
89	CC	13	4	1999	33	58	42
90	4	13	5	1999	57	82	49
91	4	19	5	1999	55	90	58
92	2	25	5	1999	46	42	69
93	4	31	5	1999	45	43	31
94	6	18	7	1999	41	46	67
95	1	5	8	1999	78	67	84
96	3	11	8	1999	119	106	96
97	5	23	8	1999	53	60	39
98	1	29	8	1999	37	35	55
99	5	4	9	1999	36	48	53
100	2	10	9	1999	42	62	41
101	5	22	9	1999	89	136	95
102	2	28	9	1999	57	63	72
103	CC	10	10	1999	39	38	41
104	5	22	10	1999	43	118	76
105	1	28	10	1999	50	71	159
106	4	9	11	1999	55	78	92
107	1	21	11	1999	33	45	30
108	5	9	12	1999	39	65	98
109	1	27	12	1999	72	89	114

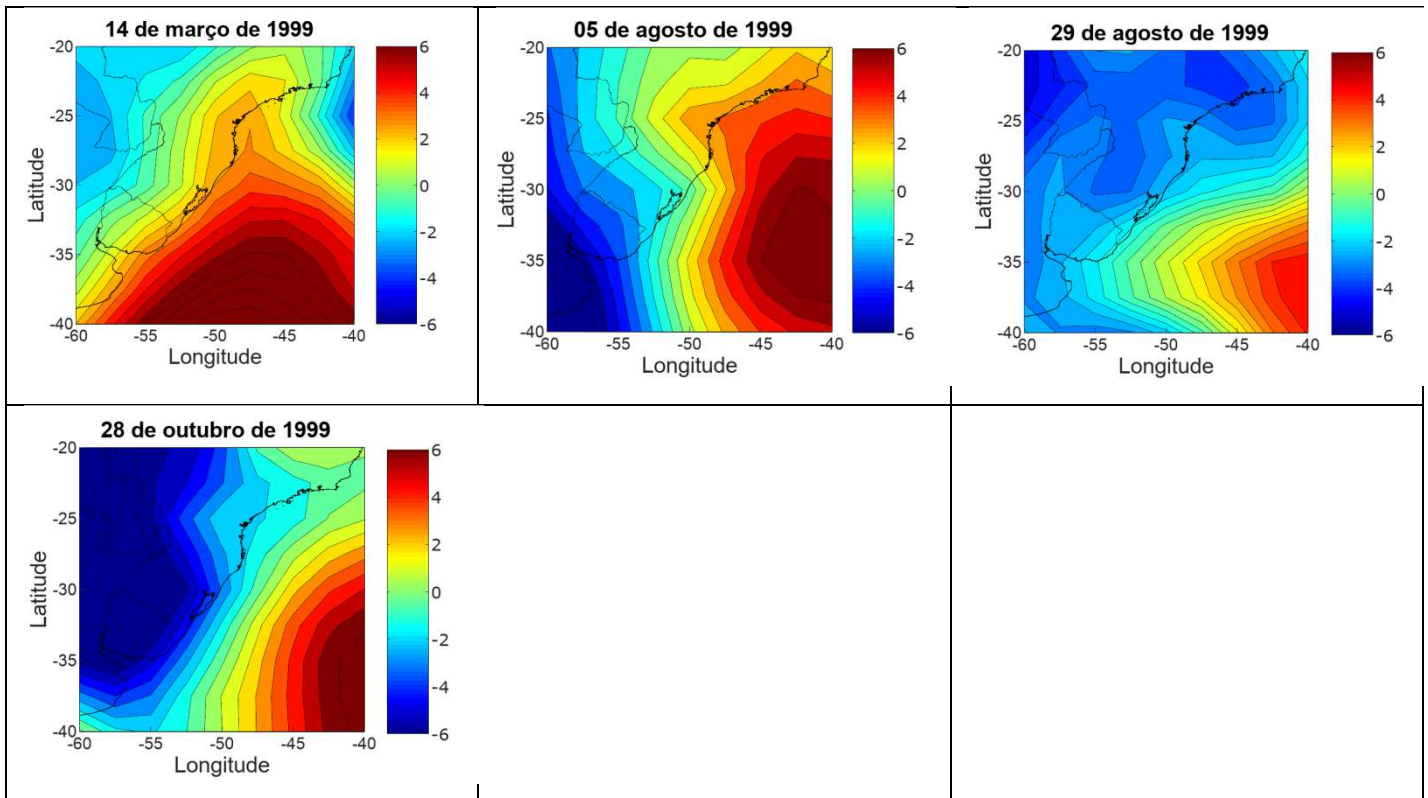
10 Anexo II – Tabela de Casos de uso para Extremos de Precipitação

Caso	Dia	Mês	Ano
1	17	4	1991
2	4	2	1992
3	31	3	1995
4	3	7	1995
5	15	7	1995
6	28	7	1995
7	8	9	1997
8	22	12	1997
9	17	4	1998
10	12	12	1998
11	3	3	2000
12	2	7	2000
13	16	3	2001
14	6	1	2002
15	31	1	2002
16	1	12	2002
17	15	5	2004
18	13	10	2004
19	7	4	2005
20	11	4	2005
21	11	9	2005
22	5	5	2007
23	11	1	2008
24	13	2	2008
25	27	2	2009
26	3	8	2009
27	16	2	2010

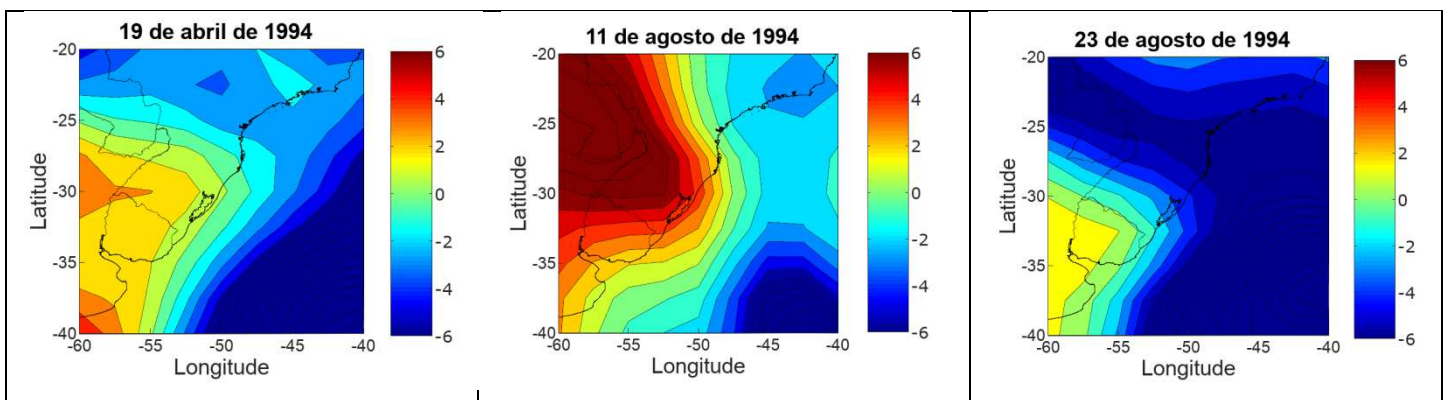
11 Anexo III - Classe 1 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.

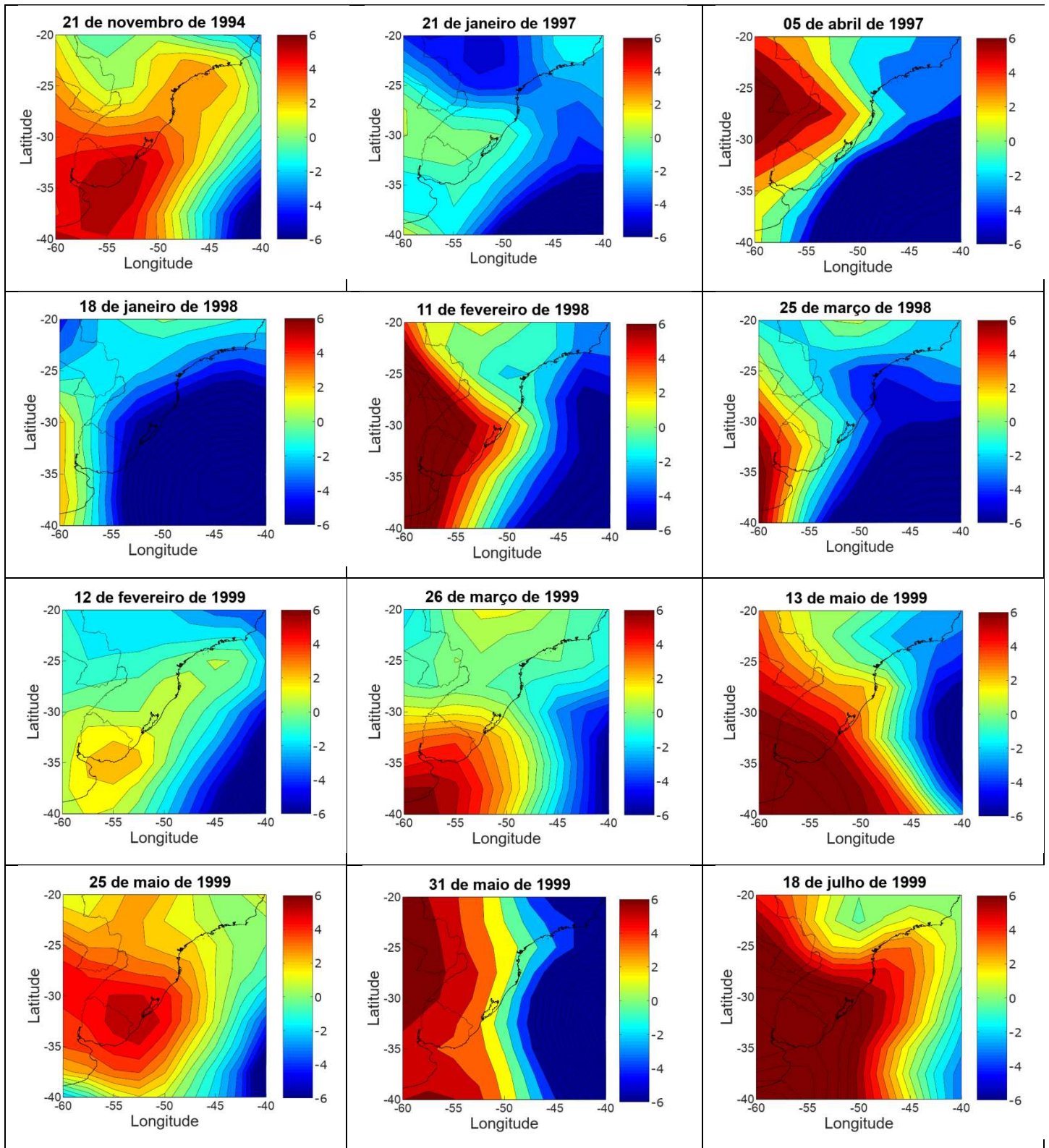


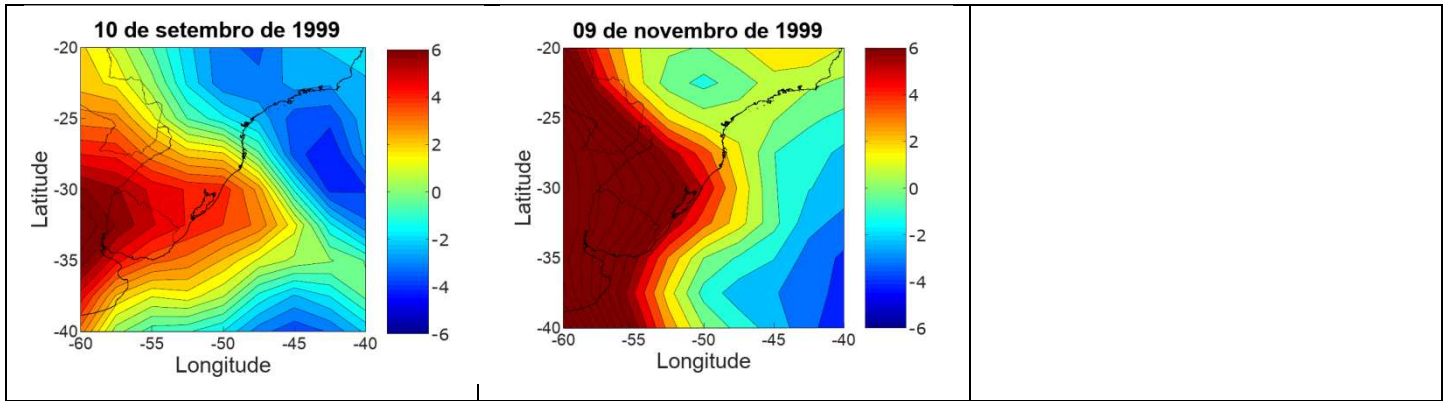




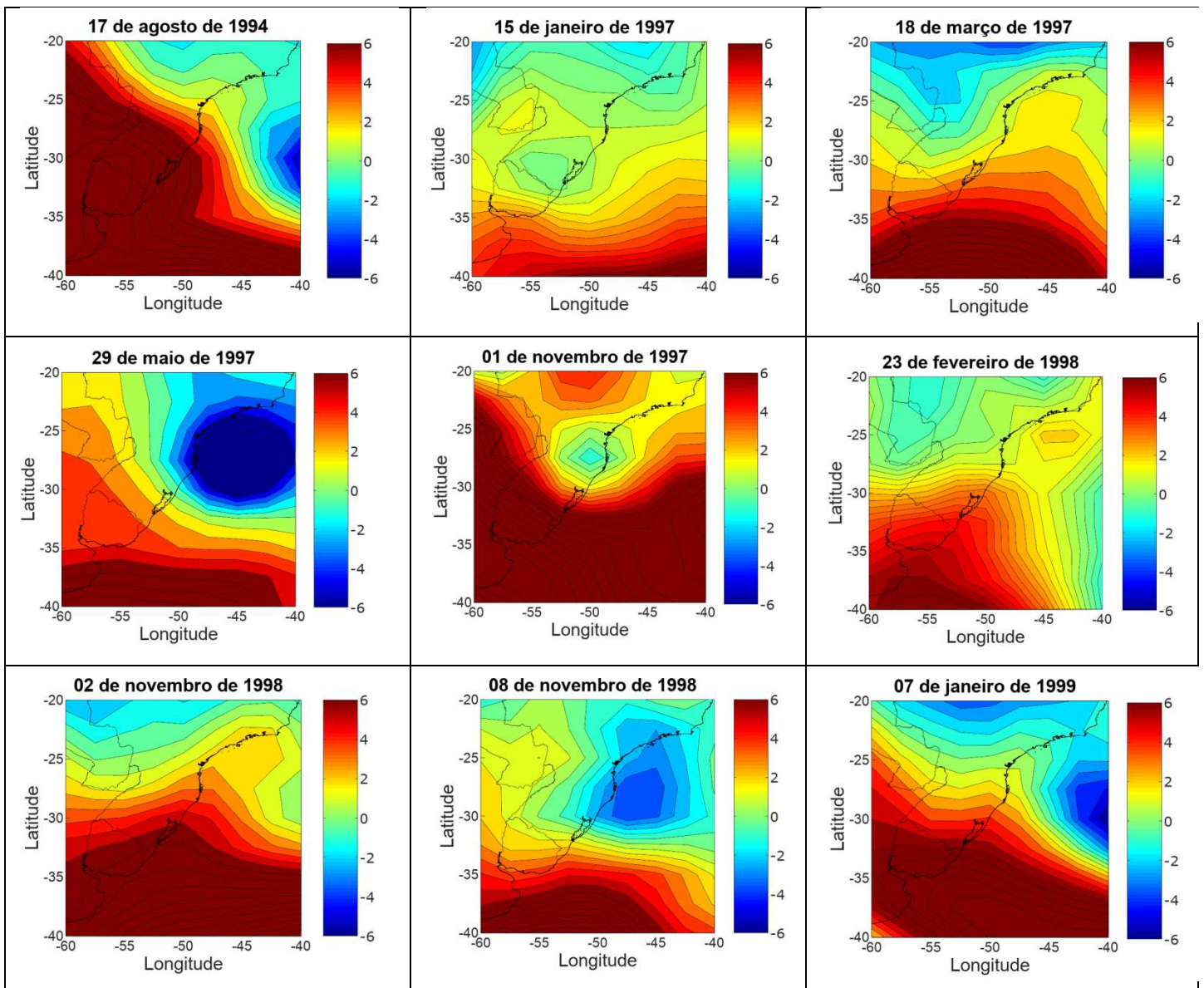
12 Anexo IV - Classe 2 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.

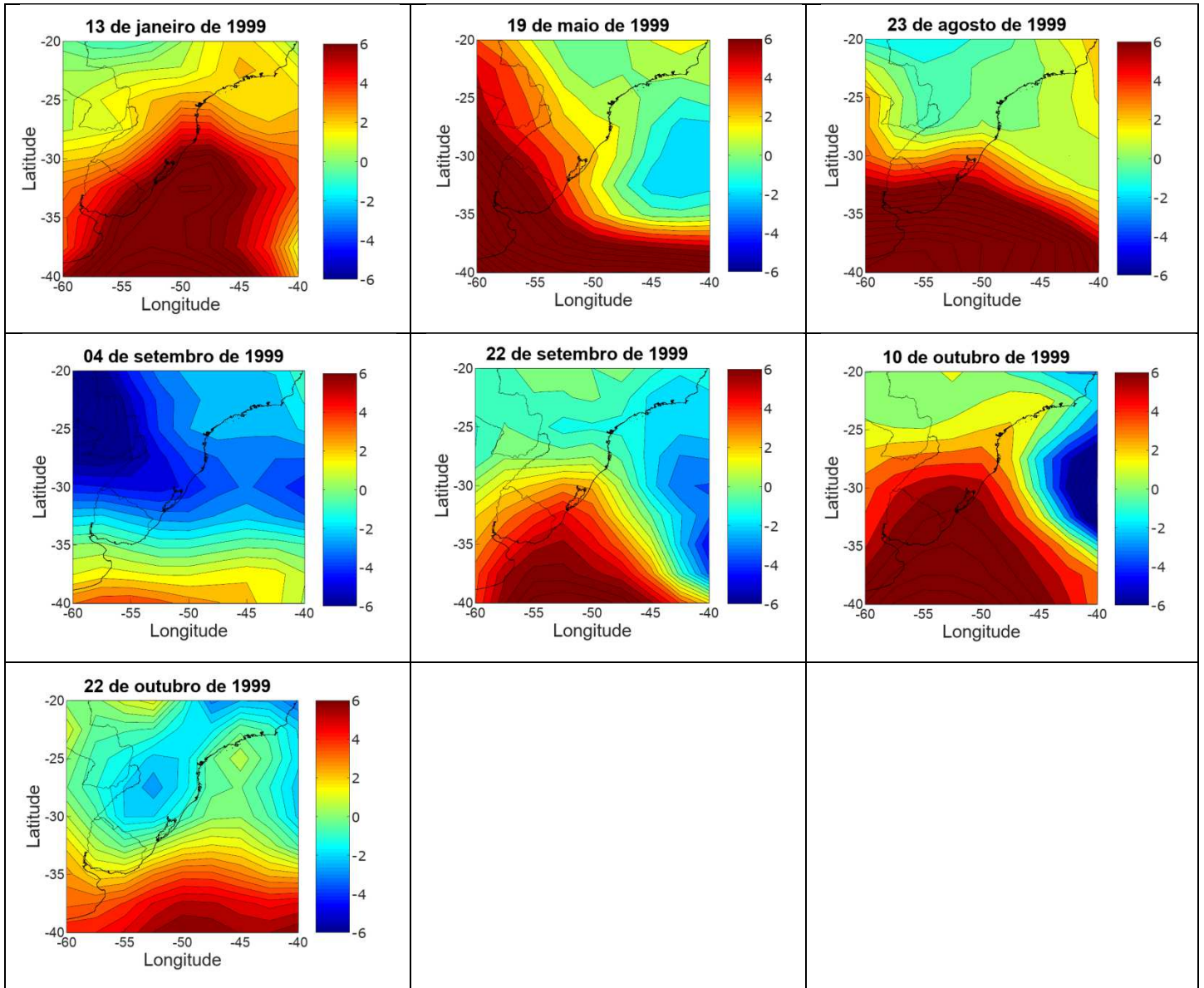




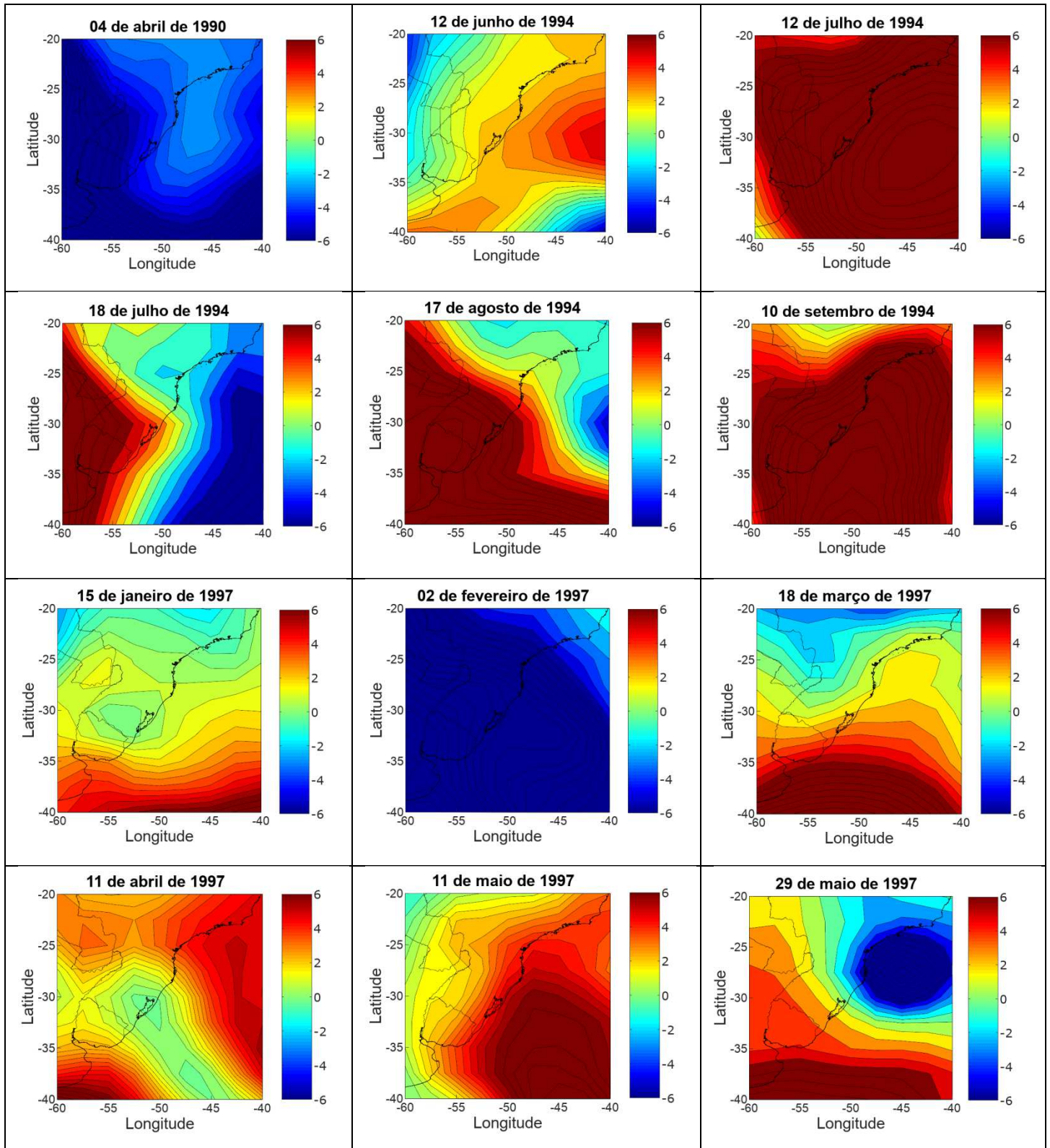


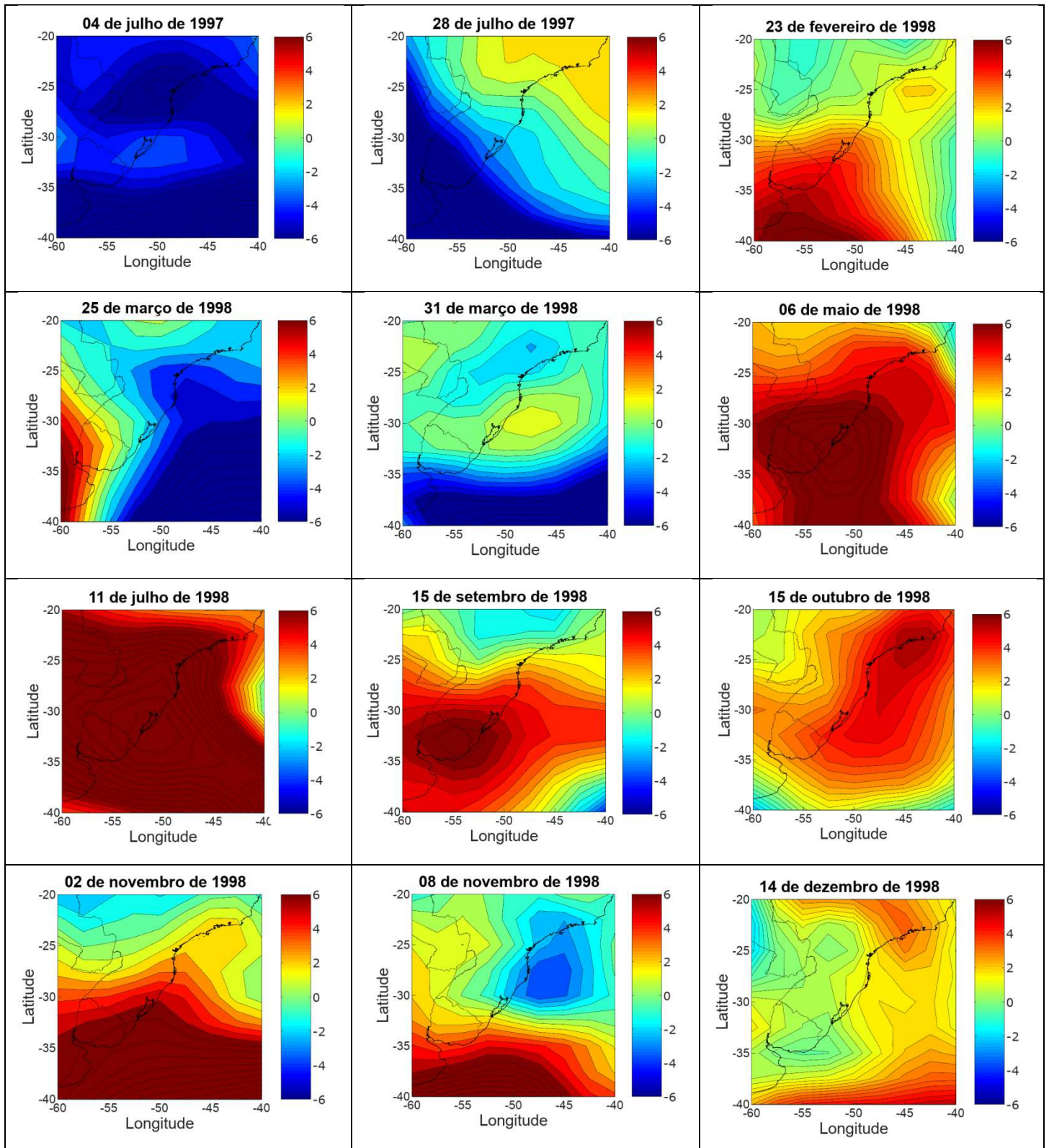
13 Anexo V - Classe 3 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Concentração de Poluentes.

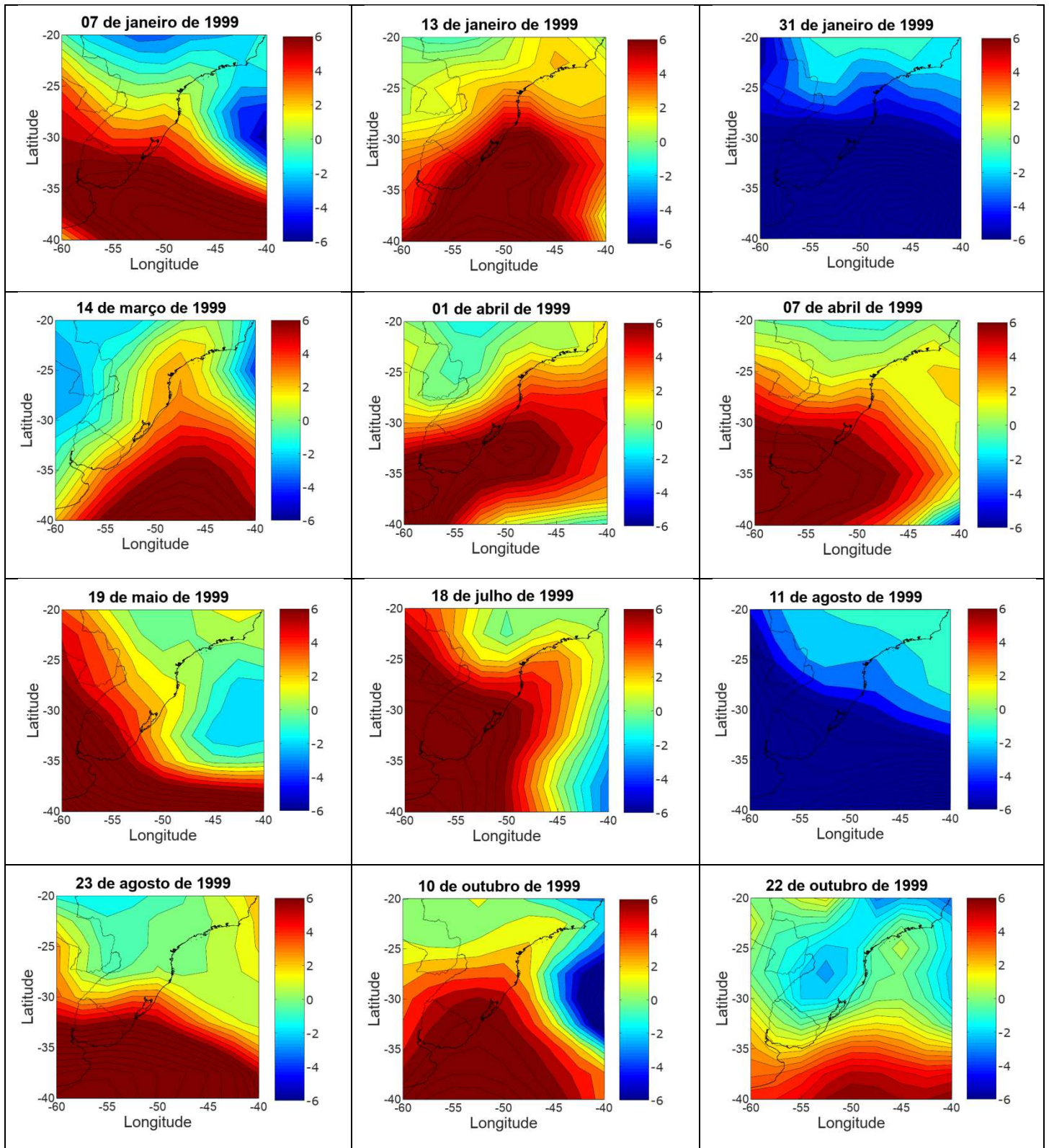


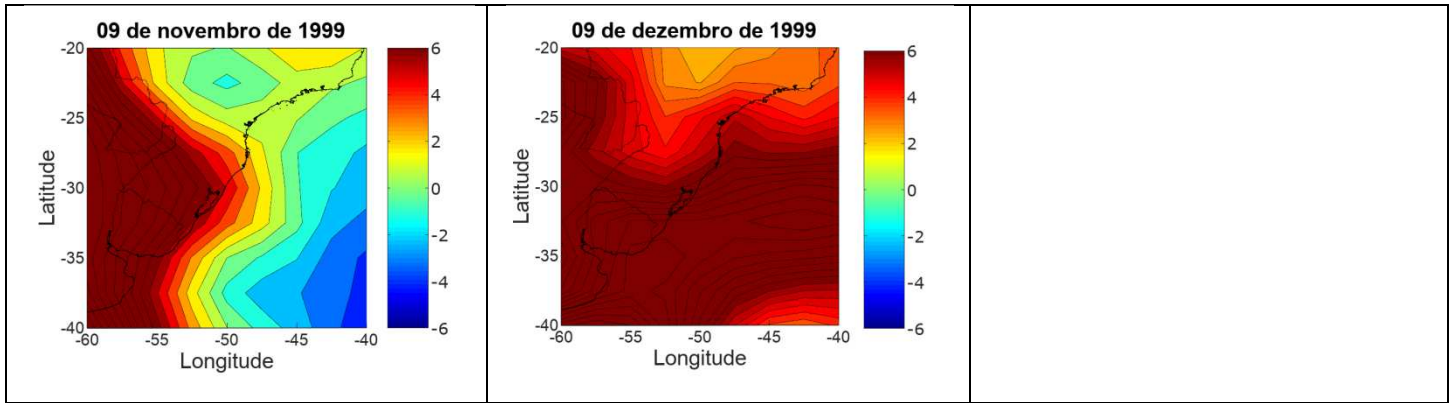


14 Anexo VI - Classe 1 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.

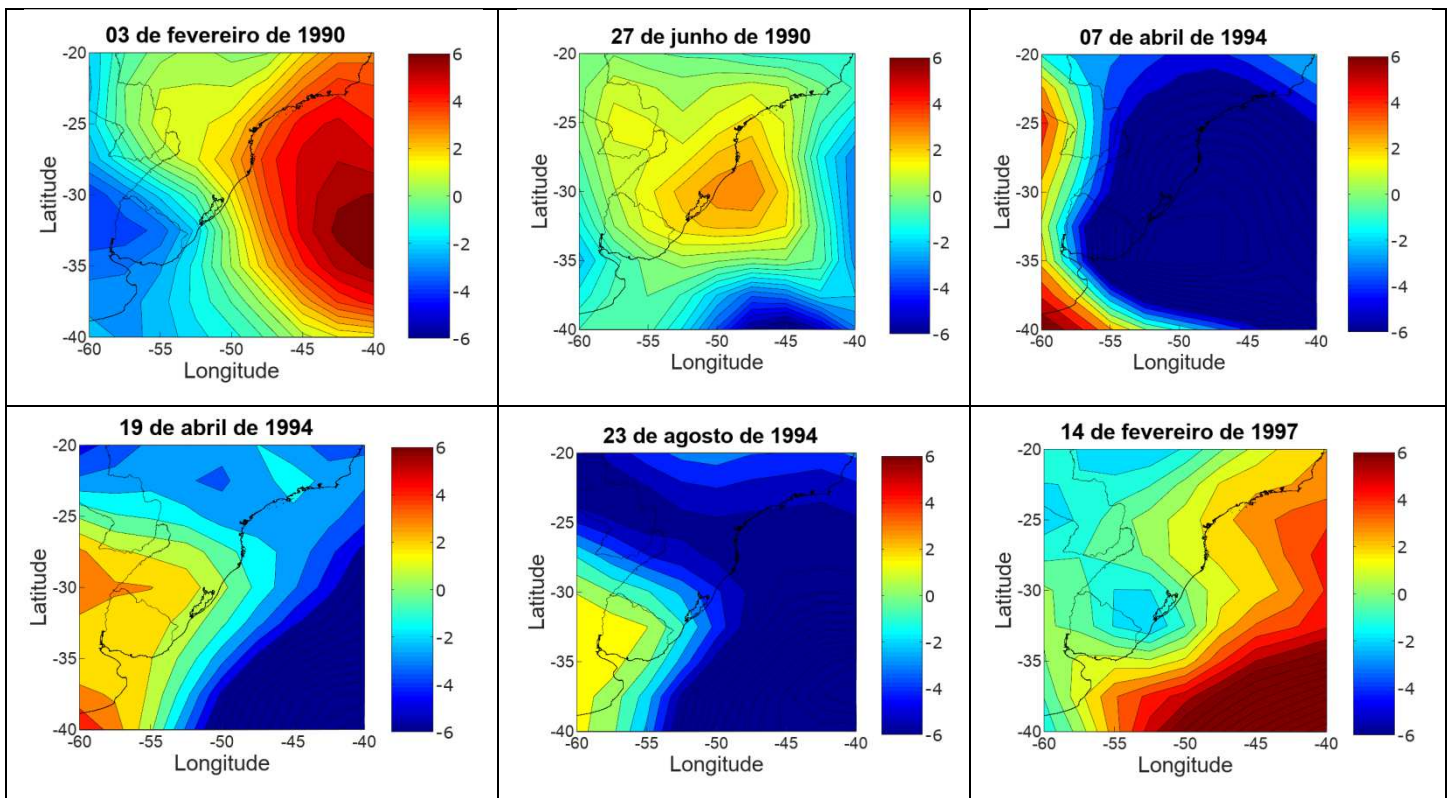


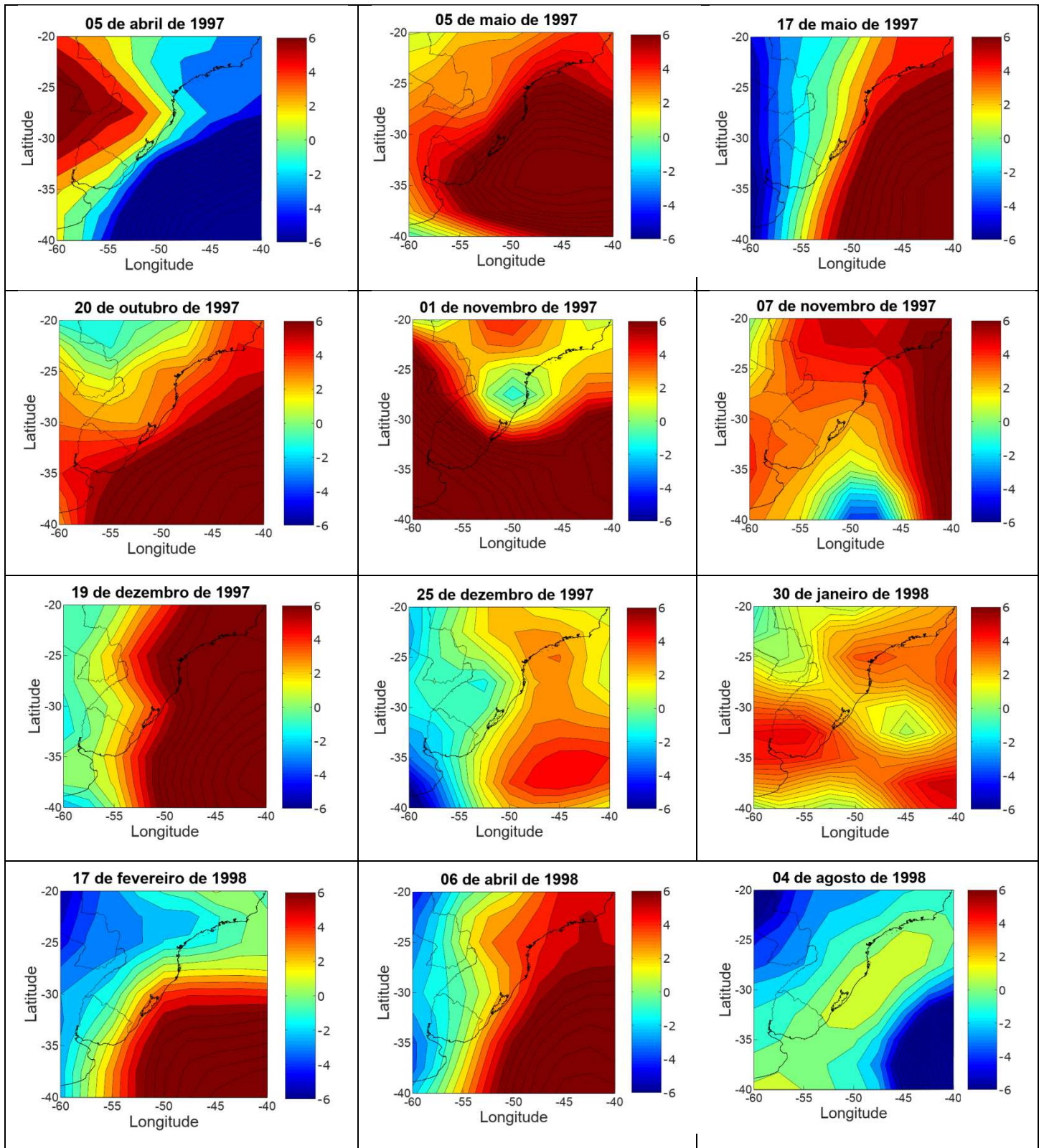


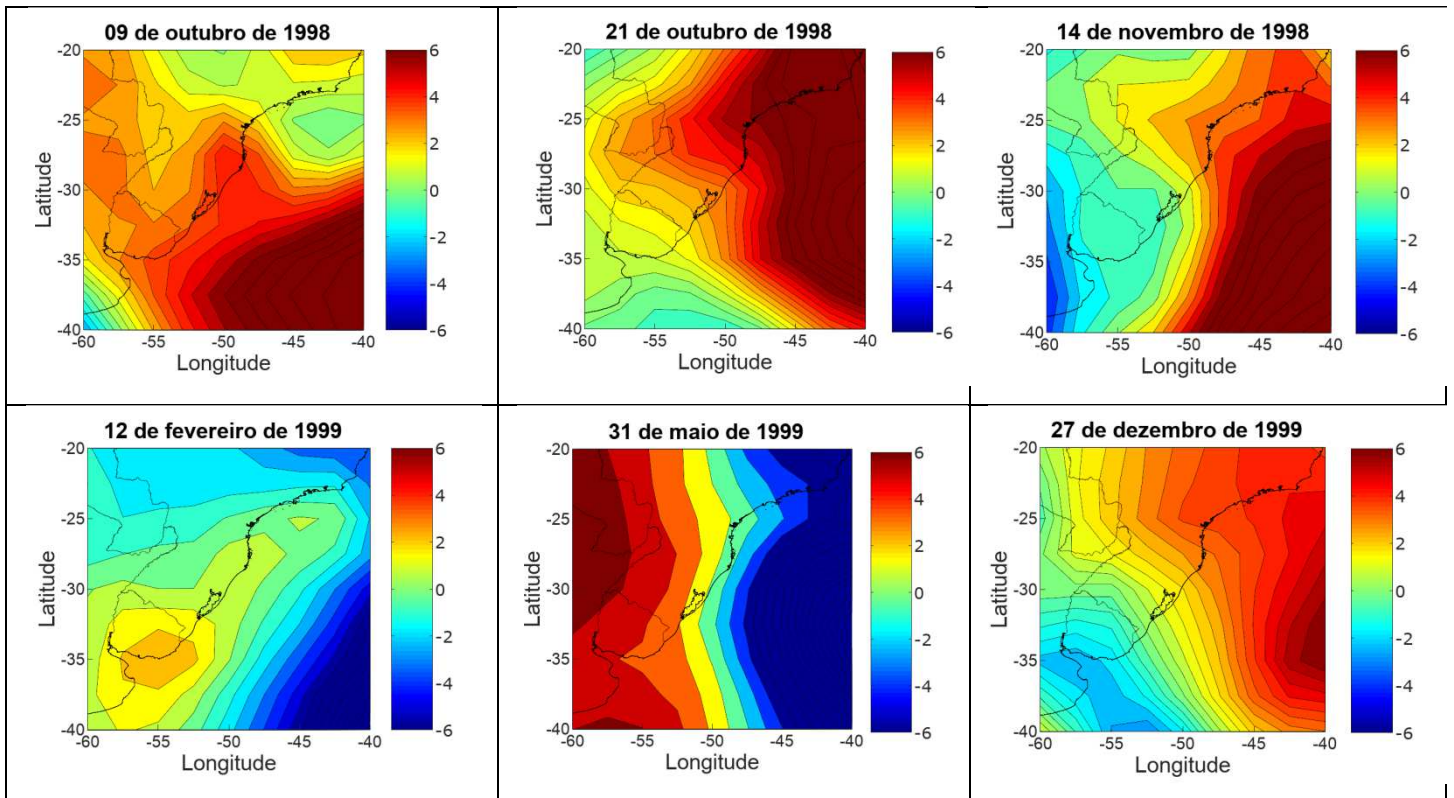




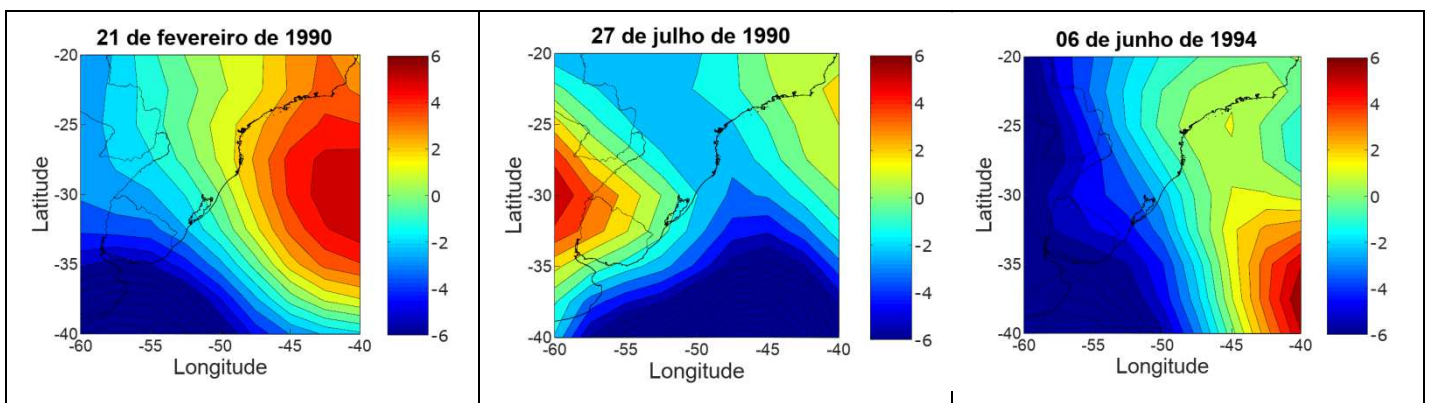
15 Anexo VII - Classe 2 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.

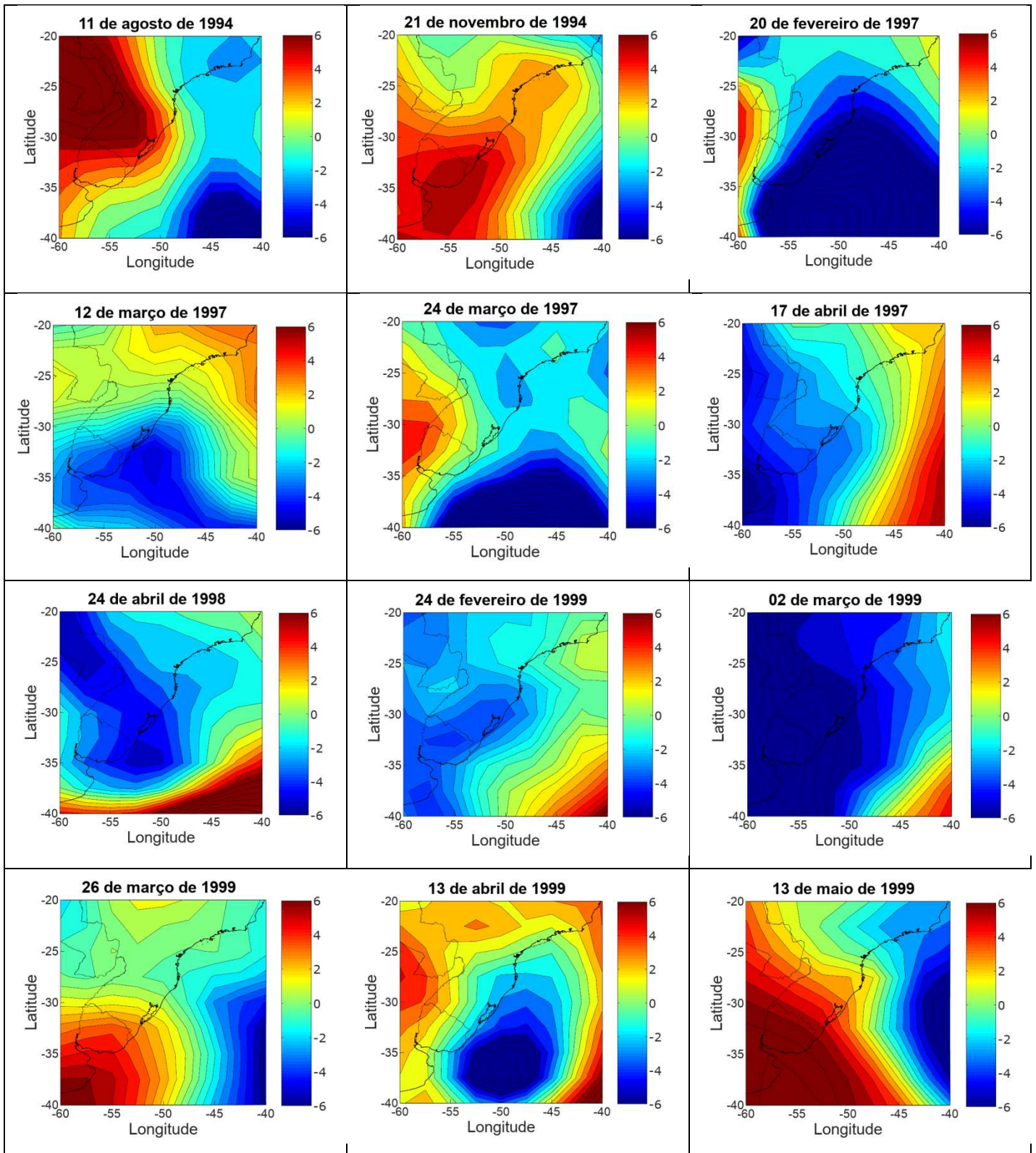


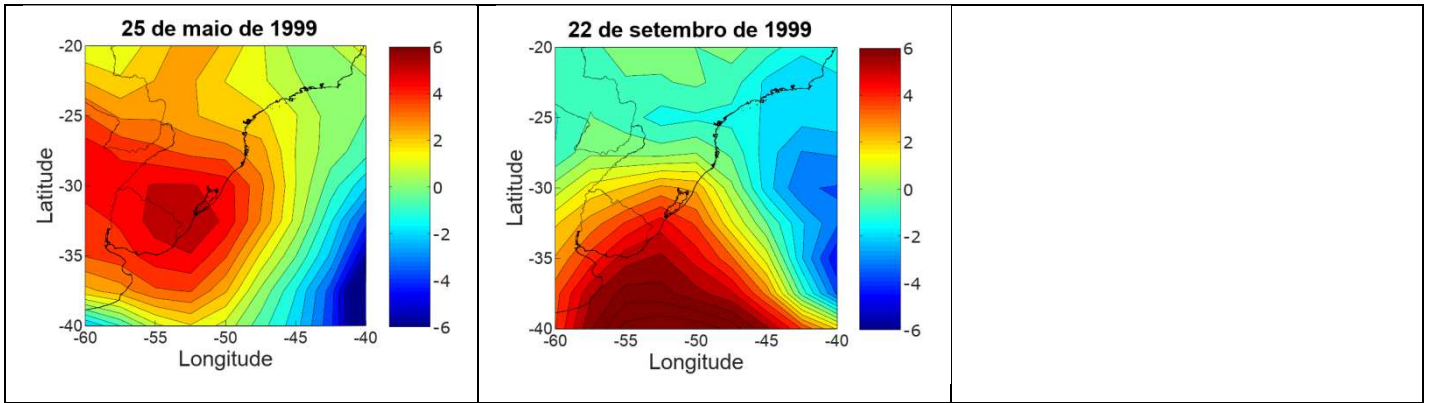




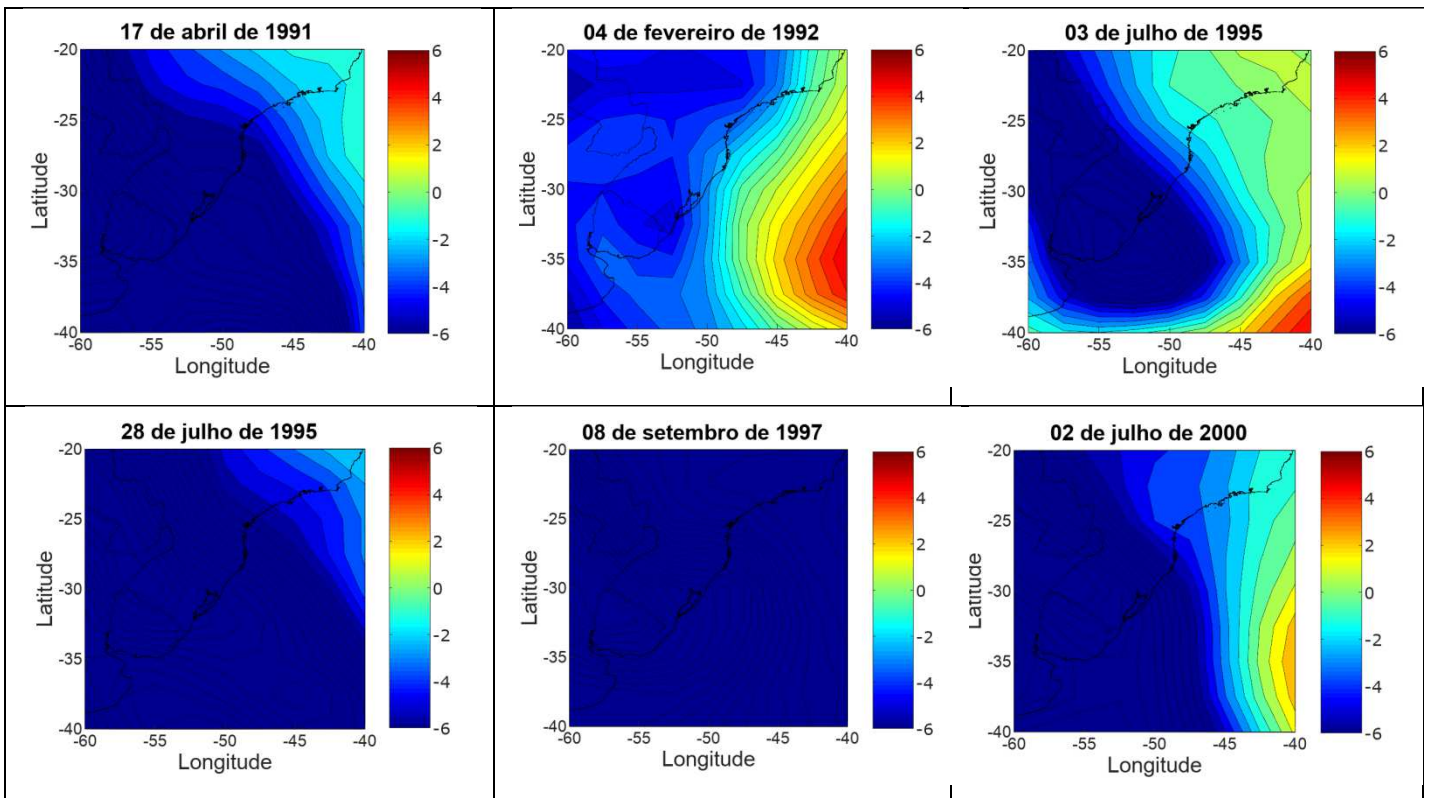
16 Anexo VIII - Classe 3 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Concentração de Poluentes.

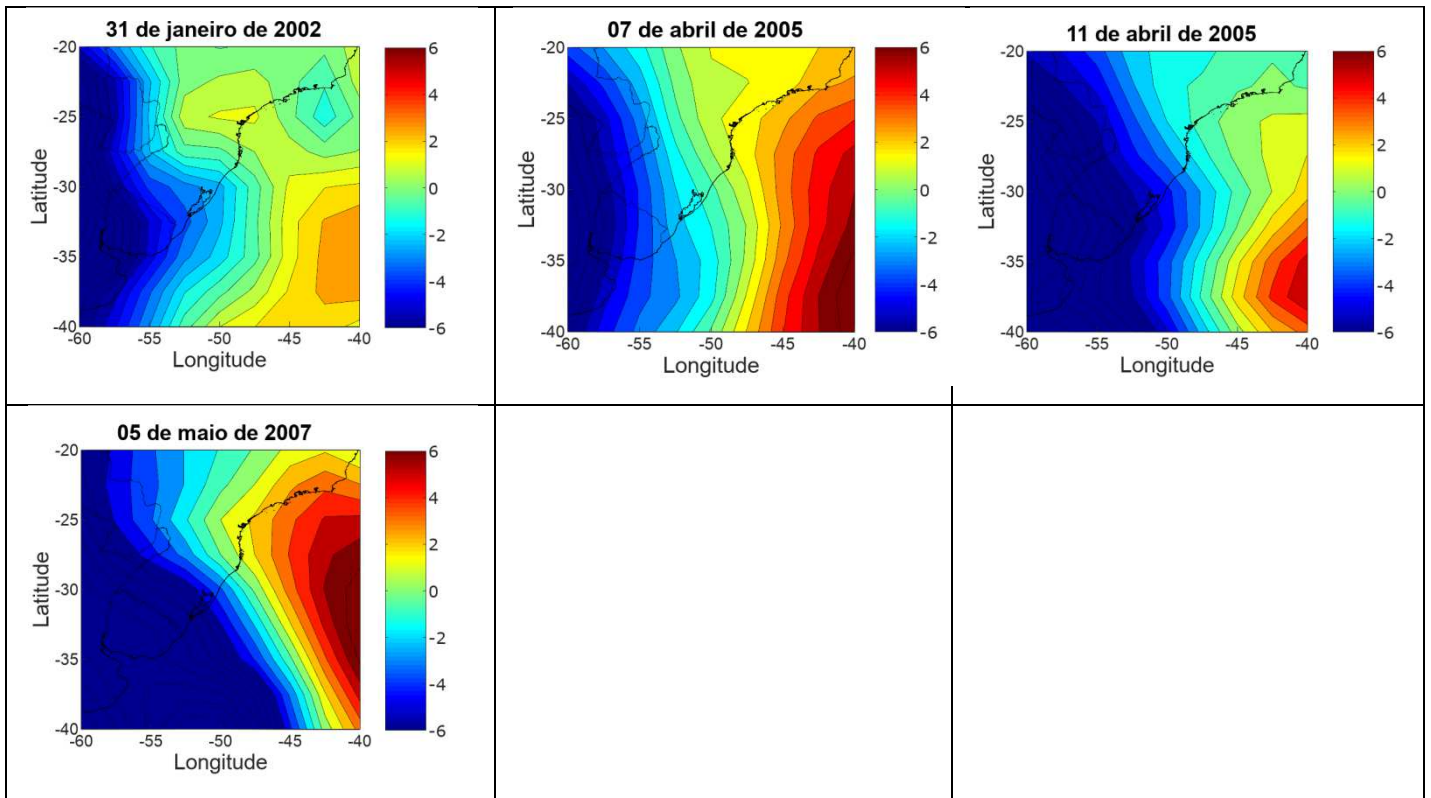




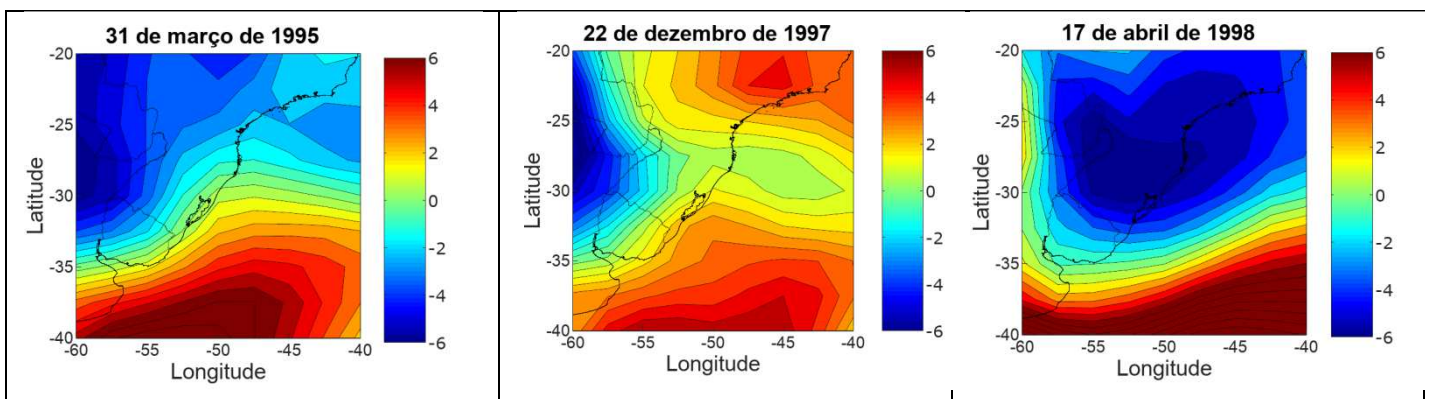


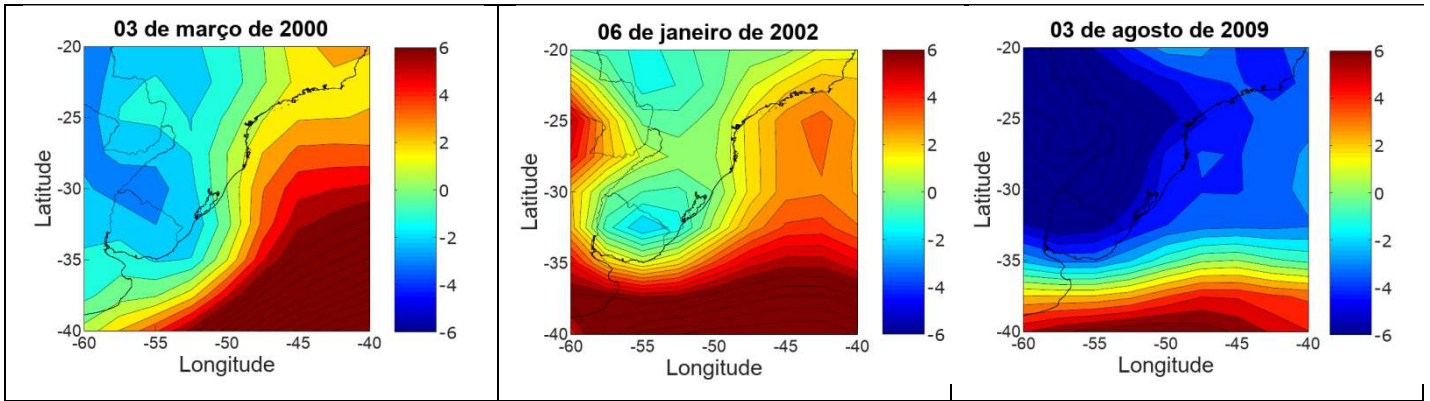
17 Anexo IX - Classe 1 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.



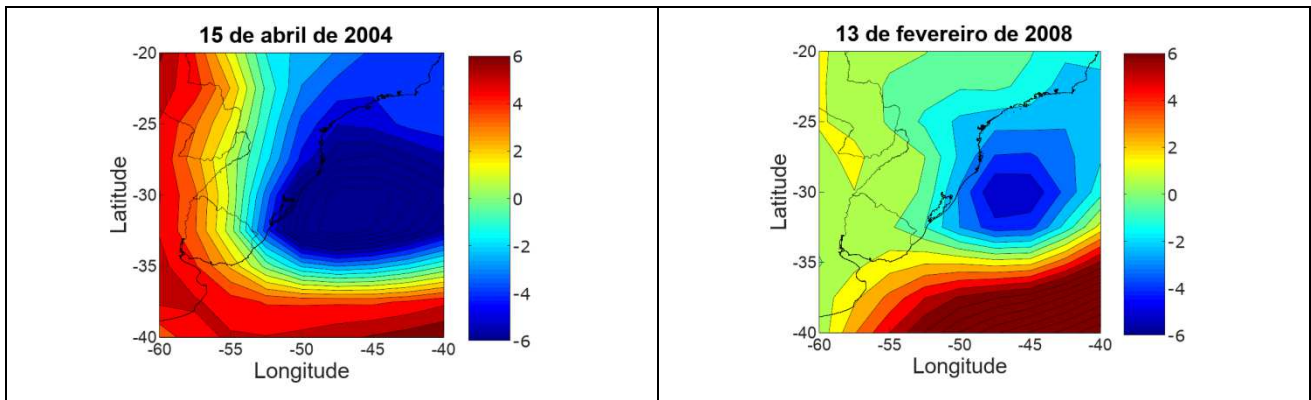


18 Anexo X - Classe 2 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.

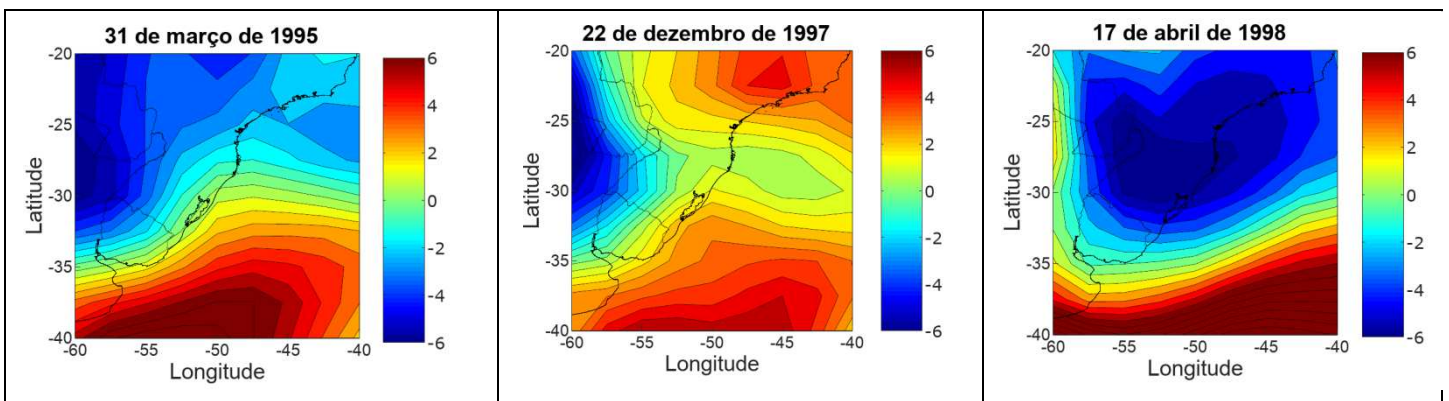


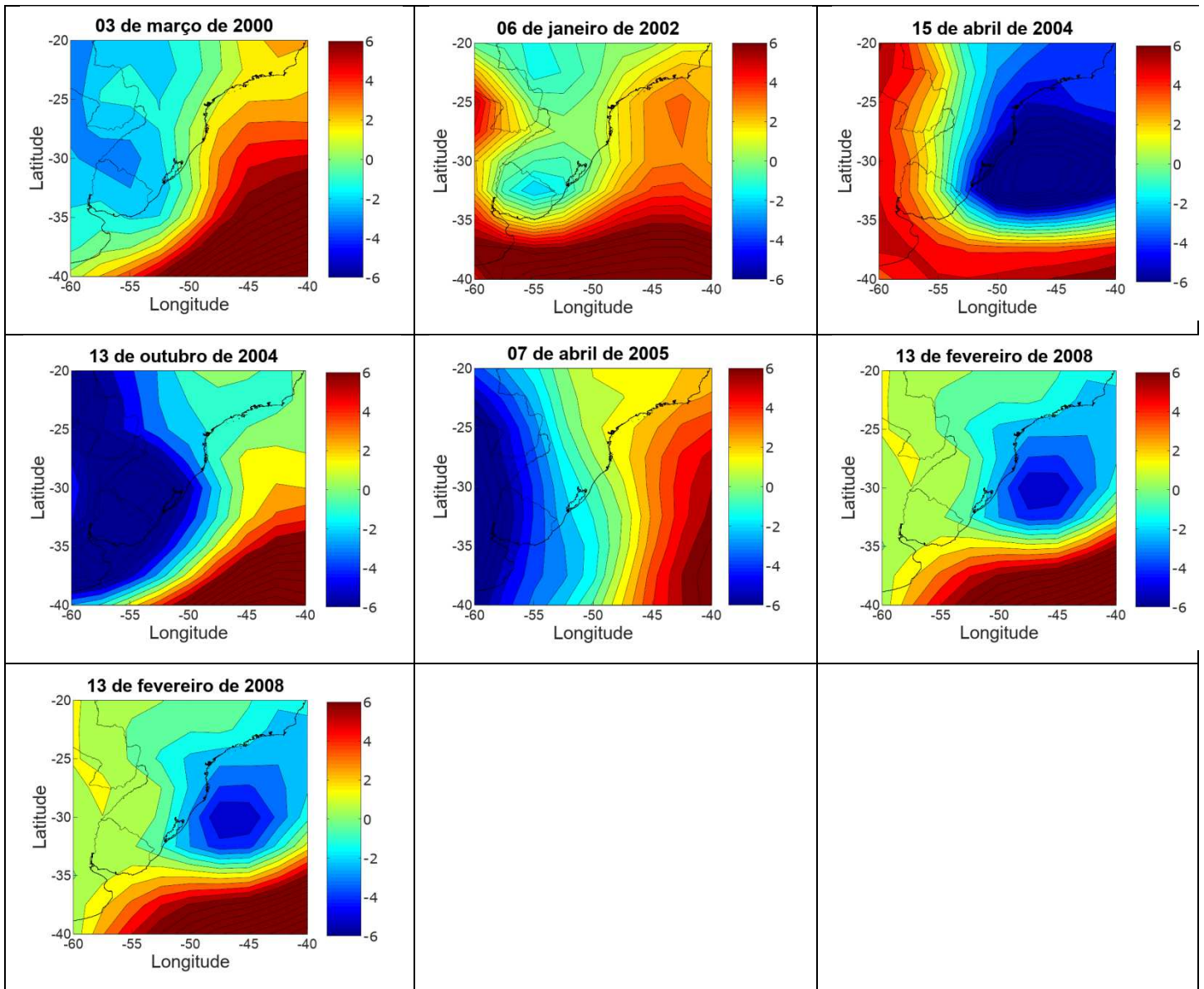


19 Anexo XI - Classe 3 para o método de Lund utilizando Coeficiente Linear de Pearson para Extremo de Precipitação.

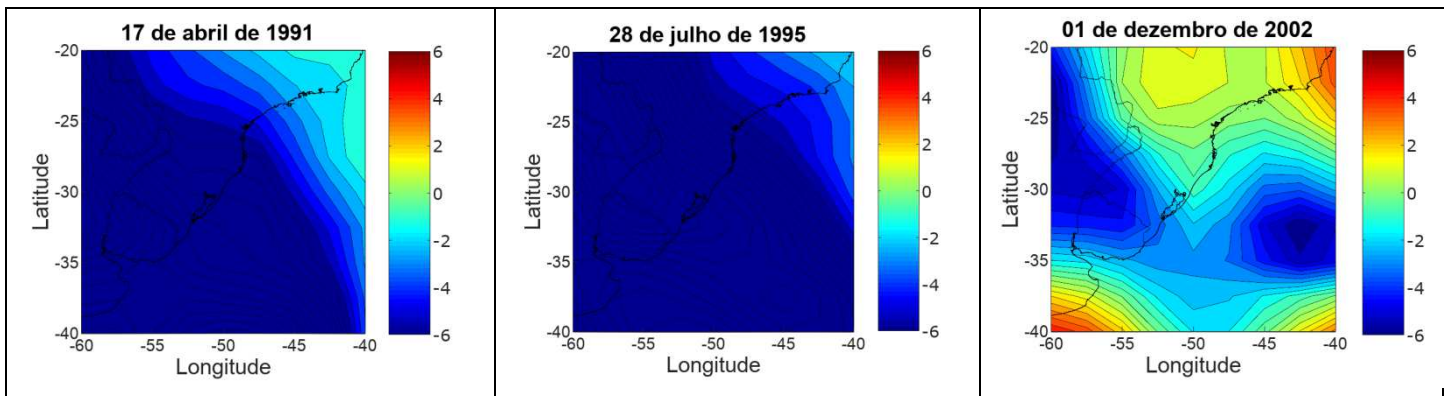


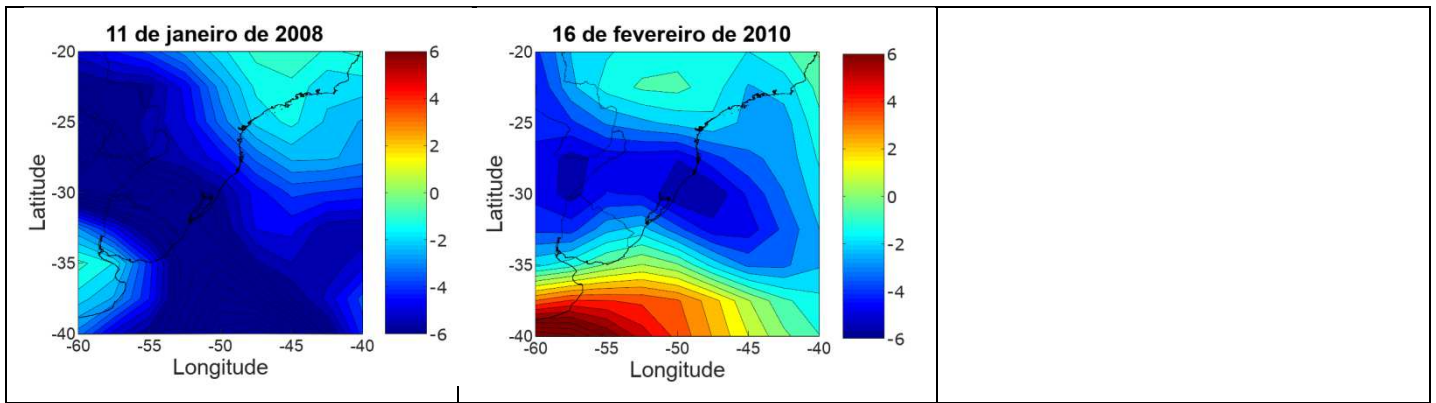
20 Anexo XII - Classe 1 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.





21 Anexo XIII - Classe 2 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.





22 Anexo XIV - Classe 3 para o método de Lund utilizando Informação Mútua com Entropia de Shannon para Extremo de Precipitação.

