

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CÂMPUS DE BOTUCATU

**MAPEAMENTO DO COMPORTAMENTO MULTIVARIADO DAS
PRINCIPAIS VARIÁVEIS CLIMÁTICAS DE INTERESSE
AGRÍCOLA DO ESTADO DE SÃO PAULO**

MÁRCIO CARDIM

Orientador: Prof. Dr. Angelo Cataneo

Tese apresentada à Faculdade de Ciências
Agronômicas da UNESP – Câmpus de
Botucatu, para obtenção do título de Doutor
em Agronomia – Área de concentração em
Energia na Agricultura

BOTUCATU-SP
Abril - 2001

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO DE AQUISIÇÃO E TRATAMENTO
DA INFORMAÇÃO
DIRETORIA DE SERVIÇO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - FCA
UNESP - LAGEADO - BOTUCATU (SP)

Cardim, Márcio, 1963-
C267m Mapeamento do comportamento multivariado das
principais variáveis climáticas de interesse agrícola
do Estado de São Paulo / Márcio Cardim. -- Botucatu
[s.n.], 2001
xvi, 124 f. : il. (algumas color.), mapas

Tese (doutorado) -- Universidade Estadual Paulista,
Faculdade de Ciências Agrônomicas, Botucatu, 2001
Orientador: Angelo Cataneo
Bibliografia: f. 103-114

1. Geoestatística 2. Análise multivariada
3. Climatologia agrícola 4. Análise espacial (Esta-
tística) 5. Análise de componentes principais
I. Cataneo, Angelo II. Universidade Estadual Paulista
Júlio de Mesquita Filho (Campus de Botucatu). Faculdade
de Ciências Agrônomicas III. Título

Palavras-chave: Classificação climática; Análise de Agrupa-
mento; Componentes principais; Semivariogramas;
Krigagem.

A meus pais

Zemiro e Izabel

e aos meus irmãos

Cláudio, Cleusa, Délcio, Gilberto e Maria

Ofereço

À minha esposa

Marisa

e a minha filha

Thamires

Dedico

AGRADECIMENTOS

A todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho, em especial para:

Deus e Jesus Cristo, pela proteção.

Prof. Dr. Angelo Cataneo, pela brilhante orientação, colaborando em diversas etapas para realização deste trabalho.

Professores Dr. Rogério Teixeira de Faria e Dr. Paulo Henrique Caramori, pelas sugestões apresentadas nas interpretações dos resultados finais.

Profa. Dra. Célia Regina Lopes Zimback, pelos ensinamentos na utilização dos softwares computacionais.

Prof. Dr. Ednaldo Carvalho Guimarães, pelos ensinamentos transmitidos em geoestatística.

Prof. Dr. Eduardo Delgado Assad, pelo fornecimento dos mapas climáticos do estado de São Paulo.

A CAPES/PICDT pelo auxílio concedido durante a realização deste trabalho.

Professores Dr. Angelo Cataneo, Dr. Flávio Ferrari Aragão, Dr. Jorge de Lucas Junior, Dr. José Raimundo de Sousa Passos, Dr. Luiz Roberto Almeida Gabriel, Dr. Sérgio Hugo Benez e Dra. Sheila Zambello de Pinho pelos ensinamentos transmitidos.

Ao Departamento de Matemática da Faculdade de Ciência e Tecnologia FCT/UNESP-Campus de Presidente Prudente, pelo apoio concedido.

Prof. Dr. Messias Meneguette Junior pela presença constante.

Prof. Luiz Carlos Galvão pela leitura dos originais.

Professores Dr. Gilson João Parisotto, Dr. Rubens Galdino da Silva e Augusto Spada Filho pela amizade e apoio em todos os momentos.

Prof. Ms. Edson Martins Paulo, pela amizade e sugestões.

Délcio Cardim, pela amizade e constantes colaborações.

Jaquelina Furtado Mozini, pela amizade em todos os momentos.

Marisa e Thamires pelo amor e felicidade. Souberam compreender minha ausência em determinadas ocasiões.

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE QUADROS	VIII
LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE APÊNDICES	XII
RESUMO	XIII
SUMMARY	XV
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO DE LITERATURA	5
2.1 Clima	5
2.2 Precipitação	9
2.3 Temperatura	15
2.4 Análise Estatística	17
2.5 Análise de Agrupamentos	19
2.6 Análise de Componentes Principais	23
2.7 Rotação de Fatores	29
2.8 Geoestatística	32
2.8.1 Variabilidade Espacial	32
2.8.2 Semivariograma	34
2.8.3 Krigagem	39
3 MATERIAL E MÉTODOS	43
3.1 Origem dos Dados	43

3.2 Normalidade dos Dados	46
3.3 Agrupamentos e Componentes Principais	47
3.4 Geoestatística	50
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	52
4.1 Normalidade dos Dados	52
4.2 Coeficientes de Correlação	56
4.3 Análise de Agrupamentos	58
4.4 Análise de Componentes Principais	68
4.5 Análises Geoestatísticas	78
4.5.1 Análise da Variabilidade Espacial	78
4.5.2 Mapas dos Índices Climáticos	92
5 CONCLUSÕES	101
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	103
APÊNDICES	115

LISTA DE QUADROS

Quadro	Página
1 Características do relevo do estado de São Paulo, com indicação do tipo de relevo, região, declividade (Decli), porcentagem (Porc), área e atividade de manejo	45
2 Média, variância, coeficiente de variação, valor mínimo, valor máximo, simetria e curtose para os dados dos 139 postos distribuídos em todo o estado de São Paulo	54
3 Média, variância, coeficiente de variação (CV), valor mínimo, valor máximo, simetria e curtose para os dados dos 117 postos distribuídos pelo estado de São Paulo, eliminando os postos próximos ao litoral e regiões serranas	55
4 Coeficientes de correlação entre as 25 variáveis climáticas para os 117 postos	57
5 Média, desvio padrão e coeficiente de variação da altitude e precipitações por grupos de postos formados. As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos	64
6 Média, desvio padrão e coeficiente de variação da temperatura por grupos de postos formados. As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos	66
7 Proporção e proporção acumulada da variância para os componentes principais (CP), utilizando-se os dados originais e padronizados	69
8 Correlações entre as 25 variáveis padronizadas e os três primeiros componentes	

principais (Y_1 , Y_2 e Y_3). Importância e ordenação da variáveis. Porcentagem e porcentagem acumulada de informação contida nos componente principais	71
9 Resultado da análise de componentes principais, após rotação Varimax, mostrando para cada variável os fatores e respectivos coeficientes	73
10 Desvio Padrão (DP), Assimetria e Curtose dos índices climáticos I_t , I_p e I_{pt}	76
11 Média, desvio padrão e coeficiente de variação do índice térmico por classes de postos formados	88
12 Média, desvio padrão e coeficiente de variação do índice pluviométrico por classes de postos formados	91

LISTA DE FIGURAS

Figura	Página
1 Classificação climática do estado de São Paulo, segundo Köppen	7
2 Precipitação anual média do estado de São Paulo	10
3 Temperatura média anual do estado de São Paulo	15
4 Semivariograma típico, com efeito pepita c_0 , alcance a e patamar $c_0 + c$	38
5 Distribuição dos 117 postos meteorológicos no estado de São Paulo	44
6 Dendograma resultante da análise de agrupamento sobre os dados padronizados dos 117 postos meteorológicos, utilizando-se a distância euclidiana como coeficiente de similaridade	59
7 Localização geográfica dos postos meteorológicos amostrados no estado de São Paulo, indicados pelos números de 1 a 117	62
8 Localização geográfica dos seis grupos homogêneos formados no estado de São Paulo, indicados pelas letras de A a F	63
9 Gráfico de dispersão entre fator 1 e fator 2	75
10 Histograma do índice térmico	77
11 Histograma do índice pluviométrico	77
12 Histograma do índice pluviotérmico	78
13 Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a longitude	79
14 Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a latitude	79
15 Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a altitude	80

16 Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a longitude	80
17 Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a latitude	81
18 Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a altitude	81
19 Semivariograma do índice térmico	82
20 Semivariograma do índice pluviométrico	83
21 Semivariograma do índice pluviotérmico	84
22 Isolinhas do índice térmico	93
23 Isolinhas do índice pluviométrico	95
24 Isolinhas do índice pluviotérmico	96
25 Distribuição espacial do índice térmico para o estado de São Paulo	97
26 Distribuição espacial do índice pluviométrico para o estado de São Paulo	99
27 Distribuição espacial do índice pluviotérmico para o estado de São Paulo	100

LISTA DE APÊNDICES

Apêndice	Página
1 Relação dos 117 postos meteorológicos distribuídos pelo estado de São Paulo, com indicação da altitude (m), longitude e latitude (graus)	116
2 Relação dos 22 postos meteorológicos eliminados das análises, distribuídos pelo litoral e regiões serranas do estado de São Paulo, com indicação da altitude (m), longitude e latitude (graus)	119
3 Valores dos três primeiros componentes principais Y_1 , Y_2 e Y_3 , para cada um dos 117 postos meteorológicos	120
4 Estimativas das semivariâncias para os índices térmico (I_t), pluviométrico (I_p) e pluviotérmico (I_{pt}), com os pares de pontos e distâncias	122
5 Valores dos índices térmico (I_t), pluviométrico (I_p) e pluviotérmico (I_{pt}), para cada um dos 117 postos amostrados	123

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo desenvolver um estudo do comportamento multivariado das principais variáveis climáticas de interesse agrícola do estado de São Paulo, mediante aplicação dos métodos de análise de agrupamento, análise dos componentes principais e geoestatísticos. Utilizou-se dados de 25 variáveis climáticas compreendendo a altitude, precipitações pluviométricas médias mensais e temperaturas do ar médias mensais, coletados em 117 postos meteorológicos distribuídos pelo estado de São Paulo, excluindo-se o litoral por apresentar características climáticas distintas do restante do estado. Sobre as variáveis climáticas, aplicou-se a análise de agrupamento com o objetivo de caracterizar e determinar regiões climáticas homogêneas, usando a distância euclidiana, entre as variáveis climáticas, como medida de similaridade. O dendograma identificou visualmente os possíveis agrupamentos climáticos homogêneos no estado de São Paulo de acordo com a medida de similaridade escolhida. Em seguida, as variáveis climáticas foram submetidas à análise dos componentes principais, aplicada sobre a matriz de correlação R . Dos componentes resultantes, foram retidos somente os que apresentavam autovalores maiores que a unidade, ou seja, os três primeiros componentes. Estas análises mostram que as 25 variáveis climáticas podem ser substituídas pelos três primeiros componentes, que explicaram respectivamente, 57,20%, 26,18% e 5,88% da variabilidade total dos dados. Sobre os três componentes retidos, foi aplicada a rotação ortogonal de fatores conhecida como Varimax, que fornece fatores ortogonais linearmente independentes. Os pesos dos fatores, após rotação ortogonal, com valor absoluto maior que 0,79, combinados com as variáveis correspondentes, foram usados para modelar três índices climáticos, chamados de índice térmico, índice

pluviométrico e índice pluviotérmico. A rotação teve como finalidade descrever relações entre as variáveis que possam ser agrupadas pelas suas correlações, em que cada grupo de variáveis é representada por um fator, sendo que as variáveis dentro de um grupo têm alta correlação entre si e baixa correlação com os outros grupos. Esta análise permitiu constatar que o primeiro fator está associado às variáveis de temperatura, o segundo fator às variáveis de precipitação e o terceiro fator sintetiza os efeitos da temperatura e precipitação. Os dois primeiros fatores retiveram, respectivamente, 54,33% e 26,76% da variabilidade total dos dados. Aplicou-se sobre os índices climáticos, técnicas de geoestatística, que possibilitaram, por meio da interpolação por krigagem, três classificações climáticas individualizadas, a térmica, a pluviométrica e a pluviotérmica, mostradas pelos mapas de isolinhas. As técnicas de agrupamentos e geoestatística permitiram determinar classificações climáticas para o estado de São Paulo, mais eficientes do que as classificações utilizadas no Brasil, que, em geral, se assemelham às de Köppen. As metodologias adotadas podem contribuir para um melhor entendimento sobre o clima, distinguindo regiões com características semelhantes, possibilitando, dessa forma, um melhor planejamento da agricultura no Brasil.

MAPPING OF THE MULTIVARIATED CONDUCT OF THE MAIN CLIMATIC VARIABLES OF AGRICULTURAL INTEREST OF THE STATE OF SÃO PAULO.

Botucatu, 2001. 124p. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: MÁRCIO CARDIM

Adviser: ANGELO CATANEO

SUMMARY

The purpose of this work was to develop a study on the multivariate behaviour of the main climatic variables of agricultural interest in the state of São Paulo, by applying the methods of grouping analysis, principal components and geostatistical analysis. Data from 25 climatic variables including altitude, mean-monthly pluviometric precipitation and mean-monthly air temperature collected from 117 weather stations throughout the state of São Paulo, excluding the coast, were used. The grouping analysis was applied on the climatic variables with the purpose of characterizing and determining homogeneous climatic regions by using the euclidean distance as a measure of similarity. The dendrogram visually identified the possible homogeneous climatic groupings in the state of São Paulo according to the chosen measure of similarity. Afterwards, the climatic variables were submitted to the analysis of the principal components applied on the matrix of correlation R. From the resulting components, only the first three components that presented eigenvalue higher than the unit were kept. These analysis show that the 25 climatic variables may be replaced by the first three components which explained respectively, 57,20%, 26,18% and 5,88% of the total variability of the data. The

orthogonal rotation, which provides linearly independent orthogonal factors and is known as Varimax, was applied on the three components that were kept. The influence of the factors, after orthogonal rotation and containing absolute value higher than 0,79, combined with the respective variables, were used to model three climatic indexes called thermic index, pluviometric index and pluviothermic index. The purpose of the rotation was to describe the relations among the variables that may be grouped by their correlations in which each group of variables is represented by a factor, and the variables within the group have a high correlation among themselves and low correlation among the groups. This analysis allowed to verify that the first factor is associated with the variables of temperature, the second factor with the variables of precipitation and the third factor synthesizes the temperature effects and precipitation. The first two factors respectively kept 54,33% and 26,76% from the total variability of the data. It was applied on the climatic indexes geostatistical techniques which made possible, through the krigage interpolation, three individualized climatic classifications, the thermal classification, the pluviometric and the pluviothermic classifications shown by isolines maps. The grouping and the geostatics techniques allowed to determine climatic classifications for the state of São Paulo, different from the classifications used in Brazil, which are generally resembled to Köppen's. The adopted methodologies appear to be efficient tool that can contribute to a better understanding of the climate by distinguishing areas with similar characteristics, facilitating in this way a better planning of the agriculture in Brazil.

Keywords: climatic classification, grouping analysis, Principal Components, Semivariograms, krigage.

1. INTRODUÇÃO

Este trabalho teve como objetivo desenvolver, por meio dos métodos multivariados de análise de agrupamentos e análise de componentes principais, juntamente com a aplicação das técnicas de geoestatística, o mapeamento do comportamento multivariado das principais variáveis climáticas de interesse agrícola do estado de São Paulo.

Aplicações de modelos matemáticos e técnicas estatísticas, aliadas às ferramentas computacionais, possibilita melhor entendimento de muitos fenômenos que ocorrem na natureza, em particular, na agricultura.

Do ponto de vista agrícola, o clima é caracterizado, em grande parte, pelas variáveis de precipitação pluviométrica e temperatura do ar, sendo estes os fatores que mais interferem na produção de alimentos para a humanidade, tornando-se, assim, fundamental seu estudo. Para um estudo mais criterioso do clima é indispensável ter um maior número de estações meteorológicas coletando informações climáticas numa determinada área, pois, somente assim, os comportamentos climáticos mais complexos poderão ser analisados e interpretados com maiores detalhes.

Uma análise mais criteriosa de dados climáticos exige aplicação de poderosos métodos estatísticos para que possam ser validados com maior segurança.

Dentre as técnicas estatísticas existentes para análise e interpretação de dados climáticos, a análise multivariada é uma das mais empregadas, destacando-se a análise de agrupamento e a análise de componentes principais. Apesar do potencial desses métodos, eles não levam em consideração a distribuição espacial dos valores amostrados, deixando de analisar a dependência espacial entre eles. Por outro lado, a geoestatística, técnica mais recente, tem como característica principal analisar a distribuição espacial entre as observações, determinando, por meio do semivariograma, a distância de dependência espacial existente entre elas.

A análise de agrupamento foi aplicada com a finalidade de descobrir agrupamentos climáticos homogêneos. As regiões homogêneas possibilitam um maior conhecimento sobre o clima, possibilitando aos profissionais da área agrícola tomada de decisões na implantação de uma determinada cultura numa área específica.

As regiões homogêneas produzidas por esta metodologia permitem determinar uma classificação climática diferente da proposta por Köppen, por meio da qual são classificados seis grupos climáticos diferentes, sendo que um deles abrange quase a totalidade do Planalto Central. A análise de agrupamento possibilitou verificar que a classificação de Köppen pode ser subdividida em áreas menores com características climáticas distintas, oferecendo uma maior discriminação dos grupos climáticos, com maiores detalhes sobre a área em estudo.

O método de componentes principais consegue através de uma combinação linear das p variáveis originais, reproduzir a variabilidade total dos dados

utilizando p componentes principais, sendo que os primeiros deles contêm a maior parte desta variabilidade. Assim, é possível reduzir o número de variáveis originais, substituindo-as pelos primeiros componentes principais.

As variáveis utilizadas neste trabalho, altitude, precipitações médias mensais e temperaturas médias mensais, inicialmente em número de 25, foram substituídas pelos três primeiros componentes principais, contendo juntos 89,26% da variabilidade total dos dados.

Sobre os três componentes retidos, foi aplicada a rotação ortogonal de fatores conhecida como Varimax, que fornece fatores ortogonais linearmente independentes. Com esta rotação obtém-se um melhor espalhamento das variabilidades das variáveis entre os componentes principais, possibilitando reter dois fatores representativos. O primeiro fator está associado às variáveis de temperatura e o segundo fator, às variáveis de precipitação. Os dois primeiros fatores retiveram juntos 81,09% da variabilidade total dos dados.

O primeiro fator, representado pela temperatura, gerou o índice térmico e o segundo fator, representado pela precipitação, gerou o índice pluviométrico. Um terceiro índice foi gerado pela composição entre os índices térmico e pluviométrico, chamado índice pluviotérmico. Esses índices foram utilizados como variáveis de entrada para a aplicação da geoestatística. Assim, foi possível, por meio da interpolação por krigagem, obter os mapas climáticos dos índices térmico, pluviométrico e pluviotérmico para o estado de São Paulo.

Os mapas climáticos obtidos pela aplicação da geoestatística levam em consideração a variabilidade espacial entre os valores amostrados em cada estação. A dependência espacial pode ser obtida pelo semivariograma experimental, que é ajustado por

um modelo matemático, para que se possa, por meio de interpolação, estimar valores dentro da área em estudo. Havendo dependência espacial, pode-se proceder à interpolação por krigagem, produzindo os mapas subdivididos em classes, com características climáticas distintas, possibilitando aos profissionais da agricultura um melhor planejamento do uso da terra.

As metodologias empregadas possibilitaram a obtenção de uma classificação por regiões homogêneas por meio da análise de agrupamento e três outras classificações, levando em consideração a variabilidade espacial das observações para os índices térmico, pluviométrico e pluviotérmico. Utilizou-se, para isso, 117 postos meteorológicos distribuídos pelo estado de São Paulo, contendo séries históricas de médias mensais de precipitação pluviométrica e temperatura do ar padronizadas para o período de 1941 a 1970.

As análises estatísticas de agrupamentos e de componentes principais foram processadas por meio do software SAS – Statistical Analysis System, SAS INSTITUTE INC (1987). Os grupos homogêneos foram gerados utilizando-se a análise de "cluster", e o programa "dendro" possibilitou a visualização gráfica dos grupos formados de acordo com o nível de similaridade escolhido. A análise geoestatística foi realizada pelo Software Geo-Eas – Geostatistical Environmental Assessment Software, Englund & Sparks (1991) utilizado para confecção dos semivariogramas e o software Surfer - Surface mapping system version 6.01, SURFER (1995), utilizado para a realização da interpolação por krigagem e para a confecção dos mapas climáticos.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Clima

A precipitação pluviométrica e a temperatura do ar são os fatores climáticos que mais influenciam o meio ambiente, provocando grandes variações na quantidade e qualidade da produção agrícola.

Gadgil & Iyengar (1980) afirmam que as classificações climáticas são fundamentais para escolha de estratégias apropriadas para a agricultura, bem como para a utilização racional dos recursos de água de uma dada região.

De acordo com Curi (1984), as técnicas de análise multivariada como agrupamentos e componentes principais são ferramentas muito úteis e as mais empregadas no estudo de classificações climáticas.

Lombardi Neto & Brugowich (1994a) afirmam que existe a necessidade de uma caracterização climática geral e em nível de detalhes, porém a grande

extensão territorial e a distribuição diferenciada das chuvas acarretam regiões distintas dentro do estado de São Paulo.

O clima, representado basicamente pela temperatura, umidade, radiação solar e vento, tem grande importância na distribuição da vegetação, podendo influenciar na potencialidade agrícola de uma dada região (Aspiazú et al., 1990).

Segundo Aspiazú et al. (1990), as primeiras classificações climáticas datam de 1840, seguidas pelas classificações de Köppen em 1918, Thornthwaite em 1948, McBoyle em 1973 e Powell e McIver em 1977.

De acordo com Russo Jr. & Camargo, apud Lombardi Neto & Brugowich (1994a), usando a classificação climática de Köppen, representada graficamente na figura 1, o estado de São Paulo pode ser subdividido em seis tipos climáticos, todos correspondendo a climas tropicais úmidos:

- Cwa, ocupa a parte central do Planalto, com inverno seco e verão quente;
- Cwb, regiões serranas do Planalto, com verão ameno;
- Aw, regiões mais baixas e quentes a noroeste, tropical chuvoso;
- Cfa, regiões ao Sul do Planalto, verão quente, sem estação seca de inverno;
- Cfb, regiões serranas, com verão ameno e chuvoso o ano todo;
- Af, regiões litorâneas, sem estação seca.

algumas dessas variáveis. Esta correlação produz uma estrutura de variabilidade espacial, que pode não ser detectada se o número de estações meteorológicas for pequeno e mal distribuído.

De acordo com Gardin, apud Ashraf et al. (1997), o número de postos meteorológicos pode ser classificado de baixa, média ou alta densidade, de acordo com os elementos climáticos que serão observados. Para os de baixa densidade, as estações devem estar localizadas a uma distância entre 150 e 200 km, correspondendo às variáveis pressão do ar, temperatura do solo e radiação solar. Os de média densidade, que englobam medições das variáveis temperatura do ar, umidade e velocidade do vento, devem estar a uma distância entre 50 e 60 km. Já os de alta densidade, responsáveis principalmente pela medição da precipitação, devem estar a uma distância de 30 km.

Goovaerts (2000) alerta que estimativas com precisão da distribuição espacial de dados climáticos são conseguidas somente com alta densidade de estações meteorológicas, mas isto acarreta alto custo operacional; desta forma existe a necessidade de bons métodos estatísticos de estimação de variáveis climáticas em locais não observados.

Igúzquiza (1998) apresenta um método para estabelecer uma escolha ótima do número de amostras entre estações para estimar medidas relativas a eventos de chuva.

Segundo Campelo Júnior (1993), a interrupção de dados em séries históricas não inviabiliza totalmente a determinação de médias climáticas, podendo, neste caso, usar comparações com estações vizinhas.

Nogueira & Lima (1989) utilizaram dados de precipitação, temperatura e evapotranspiração potencial para obter o balanço hídrico climático e a classificação climática

de Thornthwaite dos municípios de Pacoti e Guaramiranga, Ceará. Possibilitando, desta forma, estabelecer relações entre clima, vegetação e outros parâmetros ambientais.

Com o objetivo de estudar a climatologia das precipitações extremas, sua ocorrência temporal e sua relação com o fenômeno El Niño, Nery et al. (1997), utilizando análise multivariada de agrupamentos “cluster”, traçaram o dendograma, fato que possibilitou a obtenção de 4 grupos homogêneos de estações meteorológicas.

Utilizando dados mensais de precipitação e temperatura do ar, Santos & Pereira (1999) classificaram períodos de seca ocorridas no oeste do estado de São Paulo, através da metodologia de Palmer.

2.2. Precipitação

As chuvas no estado de São Paulo são tipicamente de verão, concentrando-se nesta estação grande parte das práticas agrícolas, ocorrendo, assim, uma maior mobilização do solo, o que o torna mais susceptível a erosão e provoca grandes perdas para a agricultura. A figura 2 mostra a precipitação anual média para o estado de São Paulo.

Lombardi Neto & Brugowich (1994b) afirmam que a distribuição da erosividade da chuva concentra-se de 74 a 94% no período coincidente com a época de preparo do solo.

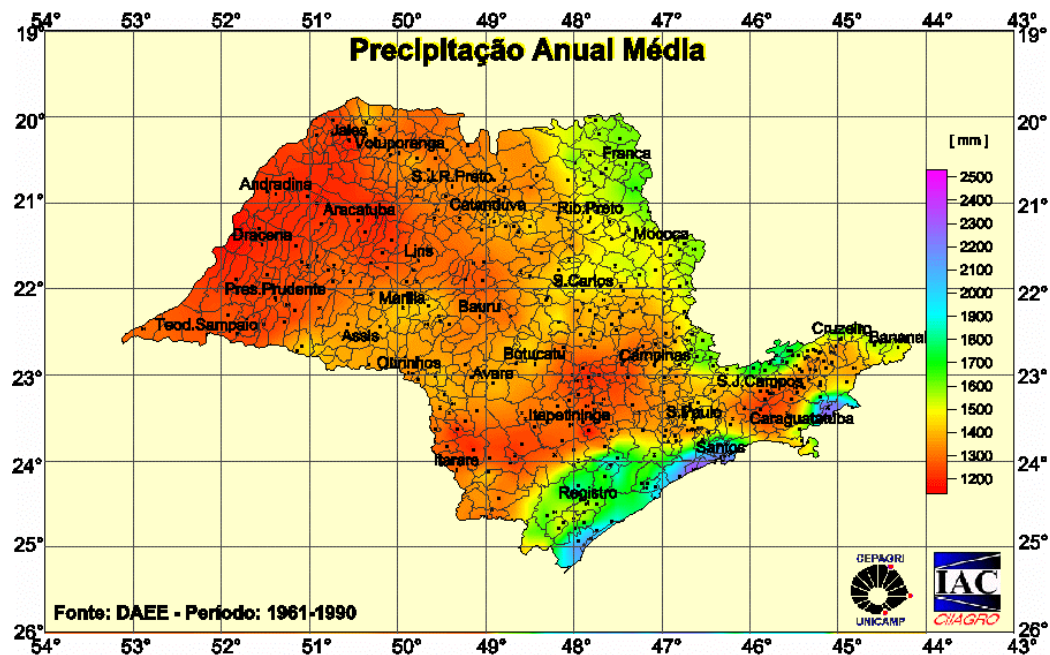


Figura 2. Precipitação anual média do estado de São Paulo.

Fonte: CEPAGRI/UNICAMP, CIIAGRO/IAC, EMBRAPA/CERRADOS.

Para Vieira et al. (1994), o conhecimento das precipitações pluviais intensas são de grande importância para a engenharia agrônoma e civil, podendo, por consequência, evitar grandes prejuízos para a agricultura.

Genneville & Boock (1983) afirmam que a chuva é a principal responsável pelas variações na produção agrícola, sendo que a realização de estudos mais detalhados depara-se nas séries históricas disponíveis, que em geral são pequenas.

As estimativas de distribuição espacial da precipitação sobre uma determinada região são importantíssimas para planejar aplicações de processos hidrológicos e manejo de recursos naturais na agricultura (Phillips et al., 1992).

Phillips et al. (1992) afirmam também que o relevo topográfico tem grande efeito sobre a precipitação, aumentando sua intensidade com a altitude. Neste sentido,

faz-se necessário o incremento de estações meteorológicas para melhor analisar o comportamento da precipitação nestes locais.

Alguns trabalhos, como os de Seto et al. (2000), Finkelstein (1984), Goovaerts (2000), Goovaerts (1999), Phillips et al. (1992), Holawe & Dutter (1999) e Nalder & Wein (1998) abordam aspectos relacionados à variabilidade espacial de chuvas correlacionadas com a altitude da região.

Do ponto de vista agrícola, as principais questões sobre estação chuvosa são as relativas ao seu início, fim e duração, além da distribuição das quantidades e risco de veranicos. Sendo assim, uma análise mais detalhada dos registros de precipitação deve partir, no mínimo, de dados diários (Sansigolo, 1996).

Para Ribeiro & Lunardi (1997), a distribuição das chuvas em função do tempo são variáveis de uma região para outra. Assim, é possível modelar seu comportamento probabilístico.

Estatisticamente as precipitações são distribuídas de maneira irregular, com grande desvio em relação à média, Barger & Thom, Krepper et al., apud Ribeiro & Lunardi (1997). Este fato tem motivado estudos probabilísticos, que procuram estimar o comportamento da precipitação para diferentes intervalos de tempo.

Para Assis (1993), a função de distribuição de probabilidade Gama é a mais adequada para modelar a quantidade de chuva em curtos períodos.

Medina & Leite (1984) alertam que a precipitação média não parece ser o parâmetro climático mais adequado para uma programação agrícola, já que a probabilidade de repetição é muito baixa (50%).

Outros trabalhos tentam buscar, utilizando a função de distribuição Chow-Gumbel, relações de intensidade, duração e frequência das chuvas, com o objetivo de modelar os dados e prever probabilisticamente as chuvas intensas para tempos de recorrência maior.

Cardoso et al. (1998) aplicando a distribuição estatística de Gumbel, correlacionou as intensidades de chuvas com a sua duração, para determinados períodos de retorno, verificando que, quanto maior a intensidade da chuva, menor a sua duração.

Vieira & Medeiros (1980) obtiveram a equação de intensidade, duração e frequência das cargas pluviométricas máximas para duração de 5, 10, 15, 20, 30, 45, 60, 90 e 120 minutos para a região de Limeira-SP, utilizando-se do método de Gumbel.

Vieira et al. (1988) estudaram por meio do método de Gumbel, as relações intensidade, duração e frequência obtendo sua equação matemática para a cidade de Piracicaba-SP.

Robaina (1996) usando o modelo de Chow, um dos mais utilizados para o cálculo de chuvas intensas, verificou ser o mesmo adequado, quando as chuvas estimadas foram comparadas com as observadas.

Pinto et al. (1996) ajustaram a distribuição de Gumbel para as séries de intensidade máximas médias de precipitação, utilizando-se do modelo de Gauss-Newton para obtenção da relação entre intensidade, duração e frequência em 29 estações em Minas Gerais com 11 anos de dados para cada uma.

Assad et al. (1992) comentam que é fundamental o conhecimento da chuva quanto à quantidade, intensidade, duração e frequência em diversas áreas. Analisaram

nos cerrados, dados diários de 15 a 20 anos em 120 estações, sendo a densidade de pluviógrafos na região baixíssima, com poucos dados sobre intensidade de chuvas.

O conhecimento de ocorrência de veranicos, determinando-se sua variabilidade espacial e temporal em classes por região de ocorrência, é de suma importância para a agricultura. Assad et al. (1991) afirmam que pouco se conhece dos veranicos, sua frequência de aparição, persistência e localização no tempo.

Assad et al. (1993) identificaram, por meio das funções de distribuição de Gumbel & Weibull, regiões mais críticas à ocorrência de veranicos. Alertam que, em estudos futuros, havendo maior quantidade de informações pluviométricas, sejam incorporadas na análise espacial as altitudes dos postos.

A análise de frequência, segundo Eltz et al. (1992), é uma técnica estatística importante no estudo da chuva. Devido à grande variabilidade temporal e espacial das precipitações pluviais, as técnicas estatísticas tornam-se fundamentais neste estudo, pois não podem ser previstas em bases puramente determinísticas.

Wolf (1977) ao descrever a probabilidade de ocorrência de veranicos, comenta que dois estudos são importantes: o contínuo, para totais de precipitação e o discreto, para seqüência de precipitações de curto prazo.

Vieira et al. (1994) analisando intensidades máximas de precipitações pluviais, obteve, através do método de Chow-Gumbel, uma equação intensidade-duração-frequência para a chuva em Pindorama.

A grande maioria dos trabalhos envolvendo estudos de chuva não levam em consideração a variabilidade espacial entre os valores observados, deixando, dessa forma, de verificar a amplitude de dependência espacial entre as amostras.

Vieira et al. (1991) estudando a dependência espacial das intensidades máximas de chuva no estado de São Paulo, verificaram que o litoral e o interior do estado constituem-se de ambientes muito diferentes, com respeito a intensidade de chuvas, a ponto de merecerem análises em separado.

Setzer (1973) traçou mapas de Isolinhas de chuvas de intensidade máxima para o estado de São Paulo com durações de 15, 30 e 60 minutos, usando recorrências de 10, 25 e 50 anos respectivamente.

Castro & Leopoldo (1995) utilizaram a função Gama Incompleta na tentativa de modelar probabilisticamente a precipitação para curtos períodos.

Soares Neto & Silva (1996) mostraram que os valores das probabilidades mensais de chuva obtidas com a distribuição empírica e gama incompleta são semelhantes, porém recomenda-se para a região de Barreiras a distribuição empírica, por ser mais simples.

Segundo Arruda & Pinto (1980) existem muitos modelos de distribuição de frequência para ajustar chuvas intensas para diferentes períodos, mas a distribuição gama pode ser considerada a mais apropriada.

Albuquerque et al. (1994) estabeleceram um índice de erosividade que melhor expressou a capacidade potencial das chuvas de Caruaru (PE) em causar erosão.

Vários trabalhos enfocando os efeitos da erosividade das chuvas têm sido realizados, tais como os de Cataneo (1998), Bertol (1994), Carvalho et al. (1989), Lombardi Neto (1977).

2.3. Temperatura

A temperatura do ar é ainda um parâmetro climático pouco estudado, necessitando conhecer melhor seu comportamento, visto que muitas pesquisas apontam para um aumento da temperatura da superfície da terra; além disso, é um dos principais fatores de caracterização climática. A figura 3 mostra a Temperatura Média Anual para o estado de São Paulo.

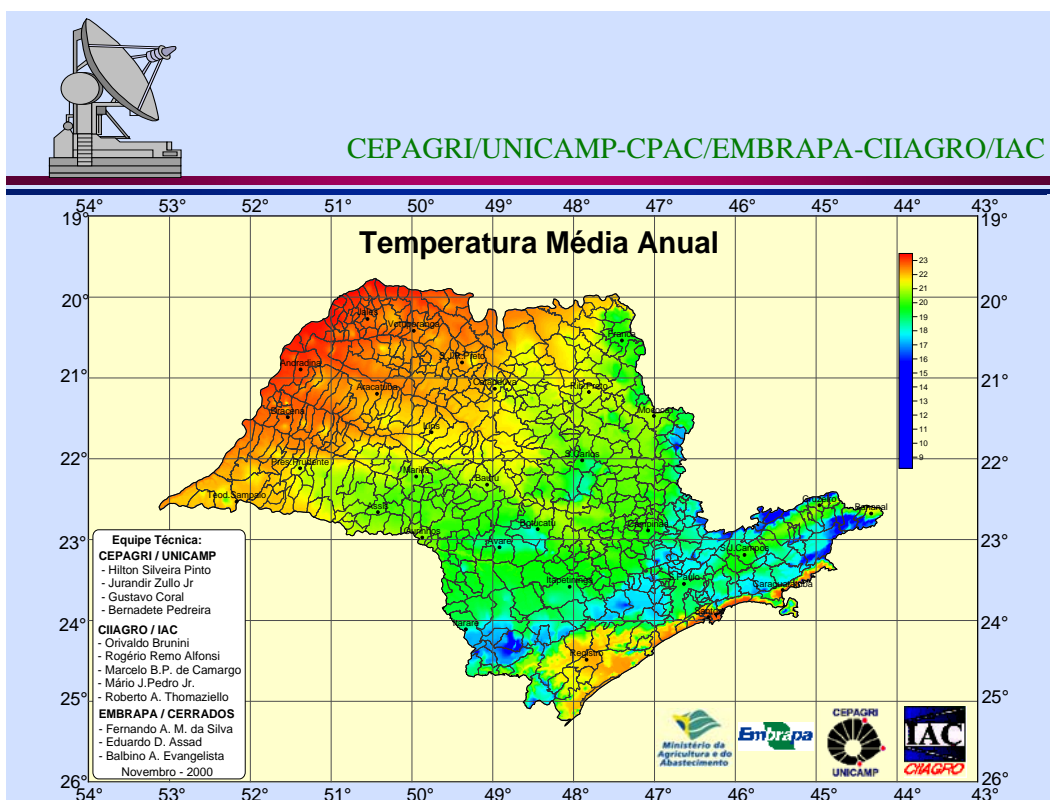


Figura 3. Temperatura média anual do estado de São Paulo.

Fonte: CEPAGRI/UNICAMP, CIAGRO/IAC, EMBRAPA/CERRADOS

Mota et al. (1993) estudando a temperatura do Rio Grande do Sul, verificaram que, no período de 1913 a 1981, a temperatura média anual do ar aumentou em 0,45° C.

Segundo Lombardi Neto & Brugowich (1994a), as variáveis georreferenciadas altitude e latitude têm maior influência sobre as temperaturas médias.

Estefanel et al. (1994) mostraram que os dias com temperaturas altas ocorrem agrupados e não de forma independente, posto que sua alteração se dá com entrada de uma nova massa de ar frio.

A temperatura, independentemente da estação do ano, tem grande influência tanto no crescimento como no desenvolvimento das plantas (Estefanel et al., 1994).

Segundo Hoffmann et al. (1994), a temperatura é um dos fatores mais importantes entre os climáticos para o desenvolvimento da cultura dos citros.

A falta de dados meteorológicos tem sido suprida por estimativas por meio de equações probabilísticas envolvendo as coordenadas geográficas latitude, longitude e altitude.

Lima et al. (1998) estudando o comportamento das temperaturas extremas do ar para o Piauí, observou que a altitude, dentre as variáveis meteorológicas, foi a que teve influência mais significativa nas estimativas, sendo que a latitude e a longitude tiveram influência pouco significativa.

Objetivando determinar equações de probabilidades mensal de ocorrência de geadas em Santa Catarina, Massignam (1998) constatou que a variável altitude foi significativa em 14 modelos testados, enquanto a longitude e a latitude foram significativas

apenas em dois modelos, concluindo, assim, que a ocorrência de geadas são, em grande parte, devido às variações da altitude.

Camargo & Ghizzi (1991) estimaram as temperaturas médias de um local por meio de cartas de isotermas de temperatura potencial ao nível do mar. A temperatura média real para qualquer localidade é calculada por interpolação com os valores das isolinhas adjacentes.

Trabalhos como os de Nalder & Wein (1998), Ashraf et al. (1997), Söderström & Magnusson (1995), Hudson & Wackernagel (1994), Petkov et al. (1996) e Lindkvist & Lindqvist (1997), têm analisado a variabilidade espacial da temperatura com o objetivo de traçar mapas climáticos.

2.4. Análise Estatística

Os dados multivariados surgem quando, através de um problema prático, seleciona-se um número p de variáveis, com n observações cada uma, podendo ser representadas, de acordo com Johnson & Wichern (1992), por uma matriz $X = x_{ij}; i = 1, \dots, p$ e $j = 1, \dots, n$.

Algumas estatísticas básicas aplicadas a essa matriz de dados são:

$$- \text{ A média: } \bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij}; \quad i = 1, \Lambda, p \quad (1)$$

$$- \text{ A variância: } s_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2; \quad i = 1, \Lambda, p \quad (2)$$

- O desvio padrão: $s_i = \sqrt{s_{ii}}$ (3)

- A covariância: $s_{ik} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_k); \quad i, k = 1, \Lambda, p$ (4)

A covariância mede a associação entre a i -ésima e k -ésima variáveis, sendo que $s_{ik} = s_{ki}; \quad \forall i, k = 1, \Lambda, p$. Além disso, se $s_{ik} > 0$ a variância da i -ésima e k -ésima variáveis são grandes. Se $s_{ik} < 0$ a variância da i -ésima variável é grande e da k -ésima variável é pequena ou vice-versa. Se $s_{ik} \cong 0$ não existe nenhuma associação entre as variáveis.

- O coeficiente de correlação de Pearson: $r_{ik} = \frac{s_{ik}}{\sqrt{s_{ii}} \sqrt{s_{kk}}}; \quad i, k = 1, \Lambda, p$ (5)

O coeficiente de correlação é uma medida de associação entre a i -ésima e k -ésima variável, não dependendo das unidades de medida, sendo que $-1 \leq r \leq 1$. Se $r = 0$ então não existe associação linear entre as variáveis. Se r aproxima-se de 1, então existe associação linear positiva e se r aproxima-se de -1 , então existe associação linear negativa.

A matriz variância-covariância amostral $S = s_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, p$ e a matriz de correlações amostral $R = r_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, p$, com $r_{ii} = 1$, são em termos populacionais, representadas por Σ e ρ , respectivamente.

Segundo Anderson (1971), a maioria das técnicas multivariadas são baseadas na suposição de que os dados foram gerados de uma distribuição normal multivariada. Uma generalização da densidade normal para várias dimensões tem um papel fundamental na análise multivariada.

2.5. Análise de Agrupamentos

As técnicas estatísticas de agrupamentos são utilizadas com o objetivo de facilitar o reconhecimento de grupos homogêneos por meio do cálculo do coeficiente de similaridade. O dendograma representa graficamente a formação dos grupos resultantes da análise.

Segundo Bussad et al. (1990), a análise de agrupamentos tem como objetivo agrupar as amostras que estão mais próximas, conforme os valores contidos na matriz X dos dados originais ou na matriz Z dos dados padronizados. Para isso, utiliza-se a distância euclidiana como medida de similaridade para a formação de grupos homogêneos.

Sendo x_i o vetor da i -ésima observação, a distância entre duas observações é dada por:

$$d(x_i, x_j) = (x_i - x_j)'(x_i - x_j) \quad (6)$$

Aplicando essa distância para todos os pares da matriz X , obtém-se a matriz de similaridade D . Em seguida é necessário escolher um algoritmo de agrupamento, que manipulará a matriz D , gerando os grupos similares, que serão representados graficamente por um dendograma. Para verificar se o dendograma é uma boa representação da matriz D , constrói-se a matriz de coeficientes de semelhança cofenéticos C , que é a matriz de distâncias entre os objetos obtidos a partir do dendograma. Por último, verifica-se a proximidade entre as matrizes D e C , usando-se o coeficiente de correlação cofenética, calculado pelo r de Pearson. Este coeficiente mede a perda de informações que ocorre quando a matriz D é resumida na matriz C (Cataneo, 1996).

O dendograma é uma representação gráfica dos grupos homogêneos formados, onde, no eixo das abscissas, têm-se os dados observados e, no eixo das ordenadas, os coeficientes de similaridades (Curi, 1984).

Dyer (1975) destaca que a análise de agrupamentos é um primeiro passo no estudo da variabilidade climática.

Existem vários métodos de agrupamentos, devendo-se eleger o mais adequado ao objetivo do trabalho, uma vez que as variadas técnicas podem levar a diferentes padrões de agrupamentos (Nery, 1996).

Cataneo (1996) mostrou a adequação da técnica de análise de agrupamento aplicada aos índices erosivos mensais no estado de São Paulo.

O que difere um método do outro é a maneira como os coeficientes de semelhança são calculados. Curi (1983a) compara os dois coeficientes mais utilizados na análise de agrupamento, quando se utilizam variáveis quantitativas, a correlação e a distância, dando destaque aos aspectos relacionados com tamanho e forma no cálculo dos coeficientes. Os coeficientes de correlação medem a proporcionalidade e a independência entre pares de vetores, enquanto o coeficiente de distância mede a separação entre dois pontos em um espaço, em geral por meio da distância euclidiana.

Curi (1983a) discute alguns métodos de agrupamento, mostrando que a distância euclidiana média entre pares de variáveis X_j e X_k pode ser composta de duas partes, uma relacionada com a forma e outra, com o tamanho.

Curi (1983b) ainda destaca que a análise de agrupamento tem como objetivo transformar um conjunto de dados, a priori considerado heterogêneo, em grupos similares, utilizando na maioria dos casos a distância euclidiana como medida de similaridade.

A análise de agrupamento não exige a normalidade dos dados nem a homogeneidade de variâncias. É interessante analisar os resultados obtidos pelo agrupamento complementadas com outras técnicas, tais como análise de variância multivariada e ordenação das variáveis pela análise dos componentes principais (Curi, 1983b).

Segundo Curi (1984), não existe um critério bem definido que permita determinar o melhor número de agrupamento e o nível de similaridade que deve ser tomado para a definição dos agrupamentos.

Nery et al. (1996) com o objetivo de definir períodos de intensidade de chuvas no estado do Paraná, utilizou-se de técnicas multivariadas, classificando cinco grupos homogêneos. Em cada grupo classificado, fez-se a média areal que consiste em somar todas as estações de um mesmo grupo e dividir pelo número total de estações. Esta metodologia possibilita caracterizar cada região, mostrando as diferenças de chuva nas diferentes áreas classificadas.

Aspiazú et al. (1990) observaram que a análise de agrupamento tem por finalidade descobrir, mediante o cálculo de coeficientes de semelhança ou similaridade, agrupamentos entre “m” objetos, nos quais tenham sido feitas determinações (medições) com “n” variáveis ou com “n1” componentes principais, sendo $n1 < n$. A semelhança entre os objetos pode ser medida por meio do coeficiente de correlação.

Segundo Nery et al. (1998b), um conjunto de dados multivariado pode ser estudado por meio da análise de “cluster”, que é uma técnica de análise de dados classificatória, tendo como finalidade a formação de classes, tipos de grupos, tão similares entre si quanto seja possível.

Garcia et al. (1986) aplicando análise de componentes principais e análise de agrupamento, mostram, por meio do dendograma, cinco grupos de estações meteorológicas homogêneas no Pantanal Mato-Grossense.

O dendograma é a representação gráfica da análise de agrupamento, que testa qual é o método de agrupamento que melhor classifica os dados (Nery et al., 1996).

No eixo das abscissas do dendograma, estão representados os grupos ou classes; no eixo das ordenadas, as similaridades (ou variância) entre os grupos.

Machado et al. (1996) estudando duração da estação chuvosa em função das datas de início do período chuvoso por métodos de análise de agrupamentos, recomendaram épocas mais e menos propícias às atividades agrícolas para o estado de Minas Gerais. Observou que quanto maior o número de anos de registros para análise, maior é a subdivisão das classes de início do período chuvoso.

Nery et al. (1998a) usando métodos multivariados de agrupamento caracterizaram a temperatura do estado do Paraná, determinando por meio do dendograma cinco grupos homogêneos de temperatura mínima para o estado. Constataram que o gradiente de temperatura diminui no sentido sudeste a noroeste.

Zullo (1992) por meio de métodos de agrupamentos, destaca diferentes informações de um conjunto de dados pluviométricos.

2.6. Análise de Componentes Principais

Os avanços tecnológicos na área de informática permitem aplicar técnicas estatísticas envolvendo um número maior de variáveis, com uma grande quantidade de observações para cada uma delas. Dentre essas técnicas, destacam-se as análises multivariadas de agrupamento e componentes principais, assim como as técnicas de geoestatística.

As técnicas de análise multivariada surgem quando se deseja analisar o comportamento de um fenômeno, regido por um número muito grande de variáveis.

De acordo com Johnson & Wichern (1992), a escolha da técnica a ser aplicada em um conjunto de variáveis depende dos objetivos de investigação, podendo incluir, entre elas, a redução de variáveis, por meio da análise dos componentes principais e ordenação, através da análise de agrupamentos.

Molteni et al. (1983) dizem que a análise dos componentes principais têm sido amplamente utilizada por meteorologistas e climatologistas para diferentes propósitos.

Segundo Seto (2000), a análise de componentes principais é uma técnica que permite reduzir o número de variáveis. O primeiro componente principal é uma combinação linear das variáveis, que explica a máxima variância dos dados, enquanto o segundo componente principal explica a máxima variância não retida pelo primeiro componente e, assim, sucessivamente. Em geral, poucos componentes explicam uma grande fração da variância total dos dados.

A análise de componentes principais foi inicialmente introduzida por Pearson em 1901, objetivando ajustar planos pelos quadrados mínimos ortogonais. Hotelling, na década de 30, aplicou esta técnica sob uma forma geométrica diferente, com o propósito de analisar estruturas de correlacionamento em um conjunto de dados. Em meados da década de 50 e início da década de 60, Anderson e Lawley descreveram as propriedades amostrais dos componentes principais com vistas à utilização de inferências estatísticas (Curi, 1982).

A análise de componentes principais tem como objetivo reduzir o número de variáveis, com o intuito de facilitar a análise e interpretação dos dados. Isto pode ser feito utilizando-se da matriz de variância-covariância, ou da matriz de correlações, por meio de poucas combinações lineares dos dados originais. Essas combinações geram coordenadas que tenham variância máxima e que sejam não correlacionadas entre si (Johnson & Wichern, 1992).

Seto (2000) alerta que, quando se usa a matriz de covariância, pode ocorrer de uma única variável ter influência dominante no primeiro componente, dificultando a interpretação dos componentes seguintes. Utilizando-se a matriz de correlação, este problema é minimizado, pois as variáveis terão as mesmas influências nos componentes.

Aspiazú et al. (1990) afirmam que essa técnica procura verificar se poucos componentes explicam a maior parte da variação dos dados. O primeiro componente principal é o que melhor resume as relações lineares entre os dados originais. O segundo componente, ortogonal em relação ao primeiro, constitui a segunda melhor combinação linear de variáveis e explica a parte da variância não explicada pelo primeiro. Componentes sucessivos são definidos de maneira similar, até que se consiga explicar a variância total dos dados.

Para se reproduzir a variabilidade total dos dados, é necessário p componentes principais, mas, em geral, a maior parte desta variabilidade deve-se a um número $k < p$ de componentes principais. Assim, as p variáveis com n observações cada, podem ser reduzidas a um conjunto de n observações com k componentes principais (Johnson & Wichern, 1992).

Os componentes principais são combinações lineares de p variáveis aleatórias X_1, \dots, X_p , representando um novo sistema de coordenadas, tendo em seus semi-eixos as direções com máxima variabilidade.

De acordo com Johnson & Wichern (1992), sendo Σ a matriz de variância-covariância, associada ao vetor $X' = [X_1, \dots, X_p]$, com autovalores $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ e autovetores e_1, \dots, e_p , onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, o i -ésimo componente principal é dado por:

$$Y_i = e_i' X = e_{i1} X_1 + \dots + e_{ip} X_p; \quad i = 1, \dots, p \quad (7)$$

A proporção da variância total explicada pelo k -ésimo componente principal (Y_k) e a proporção da variação total explicada pelos k primeiros componentes principais são, respectivamente:

$$\frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^k \lambda_i}; \quad \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j}; \quad k = 1, \dots, p \quad (8)$$

O coeficiente de correlação entre os componentes principais Y_i e as variáveis X_k é dado por:

$$\rho_{Y_i, X_k} = \frac{e_{ki} \sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}}; \quad i, k = 1, \Lambda, p \quad (9)$$

Se a maior parte da variância estiver acumulada nos primeiros componentes principais, então esses podem substituir as p variáveis originais sem muita perda de informação. A variabilidade total dos dados originais é igual à variabilidade total dos componentes principais.

Na análise de componentes principais normalizada, o primeiro autovalor está sempre compreendido entre 1 e p (número de variáveis). Quanto maior o autovalor, maior é a informação que ele traz das variáveis. Um autovalor inferior à unidade indica que seu eixo sintetiza menos dados do que uma variável isolada (Fleck & Bourdel, 1998).

Quando uma variável tem variância muito mais elevada que as outras, terá uma influência grande no primeiro componente principal. Neste caso, existe a necessidade de padronizar as variáveis para que elas tenham as mesmas influências nos componentes principais.

Segundo Curi (1982), a maneira mais comum de padronizar as variáveis é subtrair de cada observação x_{ij} a sua média \bar{x}_j e dividir o resultado pelo seu desvio padrão s_j , transformando, assim, x_{ij} em z_{ij} .

Esta mudança de variáveis assegura média zero e variância unitária entre os dados transformados. Além disso, eles passam a ser adimensionais, sendo de variação comparáveis, pois estão reduzidos à mesma escala, colocando dados discrepantes em contato com os grupos aos quais tem maior similaridade.

Consequentemente a matriz Z corresponde à matriz X dos dados originais com as colunas padronizadas, implicando que $ZZ' = R$, onde R é a matriz de correlações entre as variáveis.

A padronização das variáveis faz com que elas contribuam igualmente para o cálculo dos componentes principais. Sua importância surge quando as variáveis originais são medidas em unidades diferentes, sendo de difícil comparação, ou quando são medidas em escalas com grandes diferenças.

A escolha do número de componentes principais a considerar pode ser feita através do critério de Kaiser, que propõe considerar apenas os autovalores superiores à unidade, demonstrando que esses seriam os valores estatisticamente significativos (Fleck & Bourdel, 1998).

O desenvolvimento dos componentes principais para R é praticamente análogo ao desenvolvido para Σ , mudando apenas os autovalores. Autovalores próximos de zero retêm pouca explicação da variabilidade dos dados. Quando as variáveis são padronizadas, costuma-se desprezar os componentes associados a autovalores menores que a unidade (Godoi, 1991).

Quanto mais próximo de zero estiverem os valores da matriz de correlações, mais componentes principais serão necessários para explicar boa parte da variabilidade dos dados.

Aspiazú et al. (1989) não tendo acesso a dados climáticos colhidos nas estações meteorológicas de Minas Gerais, utilizaram-se de digitalização de mapas com preenchimento de redes de células para sua obtenção, sendo estes interpolados para o preenchimento de uma rede cobrindo todo o estado. Os dados estimados foram utilizados

posteriormente por Aspiazú (1990), propondo uma metodologia que utilizava análise de componentes principais aplicada na classificação climática do estado de Minas Gerais.

Cataneo & Zimback (1998) com o objetivo de mapear a suscetibilidade à erosão de solos de uma área de reflorestamento, utilizaram conjuntamente métodos de análise multivariada e de geoestatística. O primeiro componente principal reteve 48,14% da informação contida num conjunto de 13 variáveis; o segundo reteve mais 20,56%, totalizando 68,70%.

Zullo (1992) afirma que as técnicas de componentes principais e agrupamentos são as mais utilizadas no estudo da precipitação pluviométrica. Por meio dos mapas dos valores dos componentes principais, conseguiu observar a influência de características espaciais na atuação das chuvas.

Obregon (1990) aplicou a análise de componentes principais rotacionais às séries temporais de precipitações mensais da Bacia Amazônica, observando que os quatro primeiros componentes explicaram 65,1% da variância dos dados originais e 32,6% da variância para os dados sem ciclo anual.

Molteni et al. (1983) avaliaram a distribuição de chuva do norte da Itália por meio da análise de componentes principais, tendo conseguido selecionar 4 componentes: o primeiro representando um índice de chuva média; o segundo, a diferença longitudinal e o terceiro e quarto, as irregularidades orográficas. Os quatro primeiros componentes retiveram em torno de 80% da variabilidade total dos dados originais. Em seguida, padronizando os dados, observou que a variância explicada, distribuiu-se mais uniformemente sobre as estações em estudo, crescendo a variância acumulada para os quatro

primeiros componentes principais. Em particular, existe um acréscimo para o primeiro e decréscimo para os outros componentes.

Benzi et al. (1997) com o propósito de caracterizar clima, representaram, utilizando dados padronizados, a temperatura e a precipitação por meio do primeiro componente principal.

Singh (1999) utilizando dados de precipitação de 40 anos em 50 estações da Índia, traçou mapas de isolinhas do primeiro e do segundo componentes principais para anos secos, chuvosos e normais.

2.7. Rotação de Fatores

Em muitos casos, os autovalores obtidos da análise de componentes principais sem rotação não podem ser facilmente interpretados. Se um tipo de rotação for aplicado, por exemplo, a rotação varimax, é possível distinguir grupos de variáveis intercorrelacionados, (Molteni et al., 1983).

De acordo com Johnson & Wichern (1992), com a rotação nos pesos dos fatores, as matrizes de variância-covariância e correlação, bem como as variâncias específicas Ψ_i e as comunalidades h_i^2 não são afetadas pela rotação, não sendo alterada a variância total dos dados originais.

A análise fatorial pode ser considerada como uma extensão da análise de componentes principais, tendo como objetivo descrever relações entre as variáveis que possam ser agrupadas pelas suas correlações, sendo que cada grupo de variáveis é

representado por um fator. As variáveis dentro de um grupo são altamente correlacionadas entre si, tendo baixa correlação entre os outros grupos (Johnson & Wichern, 1992).

Segundo Johnson & Wichern (1992), a representação da análise fatorial de Σ tem tantos fatores quanto número de variáveis, mas o interessante é usar modelos que expliquem a estrutura de covariância em termos de menos fatores. Para isso, despreza-se a contribuição dos últimos $p - m$ autovalores pequenos. Se os elementos s_{ik} ; $i \neq k$, estão próximos de zero, então uma análise fatorial não é necessária. Caso contrário, as variáveis estão bastante relacionadas, daí a análise fatorial pode ser interessante e o passo inicial é estimar os pesos dos fatores l_{ij} e as variâncias específicas Ψ_i .

Quando $m = 2$, após rotação ortogonal têm-se dois fatores F_1^* e F_2^* , e as conclusões sobre padrões ou formação de grupos entre os fatores podem ser tiradas visualmente por meio do gráfico de dispersão entre F_1^* e F_2^* .

De acordo com Rummel (1970), a rotação varimax proposta por Kaiser em 1958, é uma função que maximiza a variância dos coeficientes rotacionais padronizados, sendo dada pela expressão:

$$V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \left(\frac{l_{ij}}{h_i} \right)^4 - \frac{1}{p} \left(\sum_{i=1}^p \frac{l_{ij}^2}{h_i^2} \right)^2 \right] \quad (10)$$

onde, V é a variância dos fatores padronizados, l_{ij} é a matriz de pesos estimados de fatores obtidos pelo método dos componentes principais e h_i^2 são as comunalidades.

Os pesos l_{ij} podem ser descritos matricialmente por:

$$L = \left[\sqrt{\lambda_1} e_1 \quad \sqrt{\lambda_2} e_2 \quad \Lambda \quad \sqrt{\lambda_m} e_m \right] \quad (11)$$

As variâncias específicas Ψ_i , são estimadas por:

$$\Psi_i = s_{ii} - \sum_{j=1}^m l_{ij}^2 \quad (12)$$

As comunalidades são dadas por:

$$h_i^2 = l_{i1}^2 + l_{i2}^2 \Lambda + l_{im}^2 \quad (13)$$

O máximo de V corresponde a “espalhar” tanto quanto possível os quadrados dos pesos de cada fator, gerando em cada fator pesos grandes e pesos quase nulos (Johnson & Wichern, 1992).

De acordo com Dyer (1975), a rotação aumenta a possibilidade de interpretação dos resultados, removendo ambigüidade dos dados, não afetando a variância total dos dados explicada pelos componentes principais.

Cohen (1983) aplicou rotação ortogonal varimax sobre os componentes principais de dados climáticos, observando que a rotação distribuiu a porcentagem de explicação da variância de uma forma mais uniforme entre os fatores.

Seto (2000) selecionou, após rotação varimax, os componentes principais que apresentavam autovalores maiores que a unidade para representar seu conjunto de dados.

Sumner et al. (1995) verificaram que a rotação varimax não melhorou a distribuição da proporção explicada por cada componente. Por isso, as interpretações e análises foram feitas utilizando os componentes sem rotação.

2.8. Geoestatística

2.8.1. Variabilidade Espacial

A metodologia utilizada em diversas técnicas estatísticas considera independência entre as amostras, não levando em consideração o grau de dependência espacial existente entre elas. Uma técnica específica da estatística denominada de geoestatística, analisa a dependência espacial entre os dados observados, sendo possível determinar o raio de dependência espacial entre eles. Verificada a dependência espacial, pode-se estimar valores pelo processo de interpolação por krigagem, obtendo-se um mapa de isolinhas da área em estudo.

Krige (1951) estudando dados de concentração de ouro na África do Sul, verificou que as variâncias não faziam sentido quando considerava independência entre as amostras. No entanto, se levasse em consideração as distâncias entre as amostras, ou seja, passasse a considerar a posição espacial entre elas, as variâncias passavam a fazer sentido.

Baseado nessas observações, Matheron (1963) formalizou os fundamentos da geoestatística, conhecido teoria das Variáveis Regionalizadas, tendo como base os conceitos de função aleatória e estacionariedade de segunda ordem.

Considere um campo amostral S , onde foram coletadas n valores de uma certa propriedade $\{Z(x_i), i = 1, \dots, n\}$, com $x_i = (\bar{x}_i, \bar{y}_i)$, $i = 1, \dots, n$ são os pontos de amostragem em S ; $Z(x_i)$, $i = 1, \dots, n$ são os valores amostrados nas posições x_i .

Segundo Journel & Huijbregts, apud Vieira et al. (1983), uma função aleatória $Z(x_i)$ é estacionária de ordem 2 se:

- i) o valor esperado $E[Z(x_i)]$, existir e não depender da posição x_i , ou seja

$$E[Z(x_i)] = m, \quad \forall x_i \in S \quad (14)$$

onde m é uma constante.

- ii) para cada par de variáveis aleatórias $\{Z(x_i), Z(x_i + h)\}$ a função covariância, $C(h)$, existir e for função de h , ou seja

$$C(h) = E[Z(x_i)Z(x_i + h)] - m^2, \quad \forall x_i \in S \quad (15)$$

A equação (14) representa a estacionariedade do primeiro momento estatístico, enquanto a equação (15) representa a estacionariedade da covariância.

A hipótese de estacionariedade de ordem 2 pode não ser satisfeita, pois implica na existência de uma variância finita dos valores amostrados, $Var(Z(x_i)) = C(0)$.

Uma hipótese menos restritiva, apresentada em Cressie (1993), chamada estacionariedade intrínseca, que requer apenas a existência e estacionariedade do semivariograma, pode ser aplicada, sendo definida por:

i) $E[Z(x_i)] = m, \quad \forall x_i \in S \quad (16)$

ii) $Var[Z(x_i) - Z(x_i + h)] = E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 = 2\gamma(h), \quad \forall x_i \in S \quad (17)$

A função $\gamma(h)$ é conhecida como semivariograma, sendo seu estudo fundamental para aplicação da geoestatística.

2.8.2. Semivariograma

A dependência espacial é dada pela medida da variância das diferenças dos valores amostrais entre todos os pontos, separados por uma distância h , podendo ser verificada por meio da função semivariograma.

Vários trabalhos de mapeamento climático têm utilizado a função semivariograma para verificar a dependência espacial entre as variáveis climáticas (Phillips & Marks, 1996; Söderström & Magnusson, 1995; Hudson & Wackernagel, 1994; Holawe & Dutter, 1999 e Ashraf et al., 1997). Esta função é definida por:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (18)$$

Em termos práticos, esta função pode ser estimada por:

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (19)$$

onde, $N(h)$ é o número de pares de valores amostrados, $(Z(x_i), Z(x_i + h))$, separados por uma distância h .

Quando h cresce, o semivariograma aproxima-se da variabilidade total dos dados, chamado patamar, e havendo estacionariedade de segunda ordem, o semivariograma expressa o grau de dependência entre os pontos amostrais.

O gráfico $\gamma^*(h) \times h$, chamado semivariograma experimental, expressa a variabilidade espacial entre as amostras, sendo uma função que só depende do vetor h . Quando o semivariograma for idêntico para qualquer direção de h , ou seja, a dependência espacial não varia quando h varia, tem-se um fenômeno isotrópico. Se, no entanto, o gráfico

for diferente para alguma direção de h , tem-se um fenômeno anisotrópico, sendo que, neste caso, a análise deve ser feita para várias direções, determinando-se os eixos de maior e menor anisotropia.

As anisotropias mais freqüentes são a geométrica e a zonal. Na geométrica, o alcance difere em função da direção e o patamar permanece constante. Na zonal, têm-se semivariâncias diferentes para um mesmo alcance (Isaaks & Shrivastava, 1989).

Carvalho (1997) discute a anisotropia, onde o valor de h varia conforme a direção entre os pontos de cada par de valores envolvidos nos cálculos do semivariograma amostral, sendo que, neste caso, os pontos vizinhos utilizados nos cálculos não estão dentro de uma circunferência, mas sim dentro de uma elipse, cujos semi-eixos maior e menor correspondem às direções de maior e menor alcance.

O semivariograma experimental (equação 19) deve ser ajustado por um modelo matemático com a finalidade de estimar valores para locais não amostrados, utilizando da interpolação por krigagem.

Uma forma comum de ajuste do semivariograma é determinar os parâmetros envolvidos no modelo, a distância da dependência espacial (a), conhecido como “*range*” ou alcance da dependência espacial, o efeito pepita (c_0), conhecido como “*nugget effect*”, que é o valor da semivariância a distância zero e a altura c , distância entre o efeito pepita e o patamar, também conhecida como “*sill*”, que é o intervalo onde o semivariograma cresce (Phillips & Marks, 1996).

Todos os cálculos realizados no processo de interpolação por krigagem, para se estimar valores não medidos, dependem dos valores do modelo ajustado ao semivariograma para cada distância h . Observa-se que, quando h tende a zero, o

semivariograma experimental (equação 19) também tende a zero, mas, devido a erros de amostragem e descontinuidades para intervalos menores do que a menor distância entre duas amostras, acrescenta-se o efeito pepita (c_0) nos modelos que irão ajustar o semivariograma experimental (Vieira et al., 1983).

Os modelos podem ser com patamar ou sem patamar, dependendo do comportamento de $\gamma(h)$. Goovaerts (1997), Jian et al. (1995) e Vieira et al. (1983), apresentam os modelos clássicos para ajuste do semivariograma, são eles:

a) Modelos com patamar:

$$\text{i) Efeito pepita puro: } \gamma(h) = \begin{cases} 0 & \text{se } h = 0 \\ c_0 + c, & h > 0 \end{cases}$$

$$\text{ii) Linear: } \gamma(h) = \begin{cases} c_0 + \frac{c}{a}h; & 0 < h < a \\ c_0 + c; & h \geq a \end{cases}$$

$$\text{iii) Esférico: } \gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \frac{h^3}{a^3} \right]; & 0 < h < a \\ c_0 + c; & h \geq a \end{cases}$$

$$\text{iv) Exponencial: } \gamma(h) = c_0 + c \left[1 - \exp\left(-3\frac{h}{a}\right) \right]; \quad 0 < h < d$$

$$\text{v) Gaussiano: } \gamma(h) = c_0 + c \left[1 - \exp\left(-3\frac{h^2}{a^2}\right) \right]; \quad 0 < h < d$$

onde, c_0 é o efeito pepita, representa a variabilidade para escalas menores que a distância de amostragem;

$c_0 + c$ é o patamar, altura na qual o semivariograma se estabiliza, aproximando-se da variabilidade total dos valores amostrados;

a é o alcance da dependência espacial, indicando que, a partir desta distância, termina a dependência entre as amostras;

d é a máxima distância na qual o semivariograma está definido.

b) Modelos sem patamar

Quando o semivariograma experimental cresce indefinidamente, deve-se ajustá-lo através de um modelo da forma:

$$\gamma(h) = c_0 + Ah^B; 0 < B < 2$$

Söderström & Magnusson (1995) mostram um semivariograma típico, apresentado na figura 4.

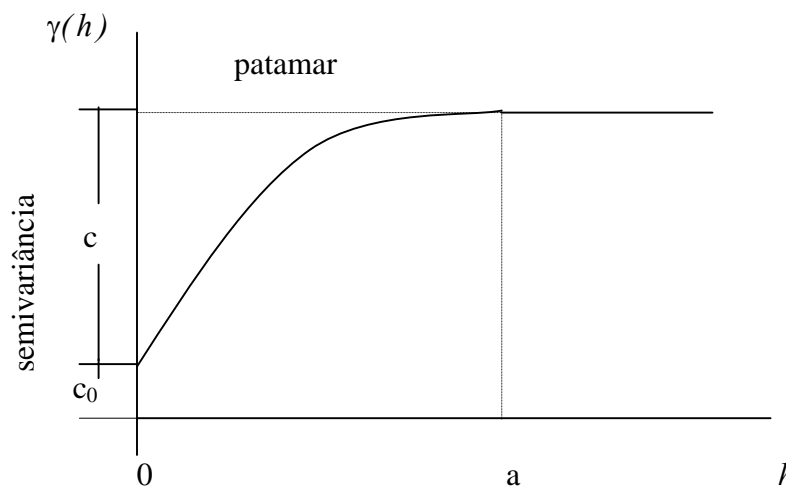


Figura 4. Semivariograma típico, com efeito pepita c_0 , alcance a e patamar $c_0 + c$.

Segundo Holawe & Dutter (1999), o alcance é uma medida da influência da variabilidade espacial, determinando a distância na qual as características climáticas são dependentes. O efeito pepita é uma medida da variabilidade de uma variável

para pequenas distâncias. O patamar é a distância para o qual a independência estatística entre as amostras de uma variável é atingida, sendo este valor igual a variância dos dados.

Jian et al. (1996) destacam que o ajuste do semivariograma por meio de um modelo matemático tem algumas restrições: para que o sistema de equações de krigagem tenha solução única, a matriz dos coeficientes desse sistema deve ser positiva definida, o que limita a classe de modelos válidos; a maior parte dos modelos são não lineares com respeito aos parâmetros; os erros são correlacionados e não são normalmente distribuídos.

Nalder & Wein (1998) observaram que a interpolação por krigagem pode levar a resultados não desejáveis se o número de pontos não for suficiente. Quantidades pequenas de pontos resultam em semivariogramas instáveis, gerando modelos inapropriados.

Burgess & Webster (1980a) estudando propriedades do solo, mostraram como sua variabilidade espacial pode ser expressa em termos de semivariograma.

Segundo Carvalho (1997), os semivariogramas amostrais que apresentam um número razoável de pares no primeiro intervalo têm boa estabilidade.

O grau de dependência espacial das variáveis, de acordo com a classificação de Cambardella et al. (1994), pode ser analisado pela relação $c_0/(c_0 + c)$. Considera-se de dependência forte o semivariograma que tiver efeito pepita menor ou igual a 25% do patamar, de dependência moderada, quando a relação estiver entre 25% e 75% e de dependência fraca quando a relação for maior que 75%.

2.8.3. Krigagem

Havendo dependência espacial, verificada pelo semivariograma, pode-se estimar valores, através do procedimento de interpolação conhecido como krigagem, em qualquer posição do campo em estudo, possibilitando expressar os resultados em forma de mapas de isolinhas e mapas de superfícies.

A interpolação geoestatística chamada krigagem é um processo usado para estimar valores de uma variável em locais onde ela não foi amostrada. Essa estimativa é dada por combinação linear dos valores nos locais amostrados, sendo que pontos próximos têm maior peso na determinação que pontos distantes. Da mesma forma, pontos agrupados têm mais importância que pontos isolados (Borgelt et al., apud Cataneo & Zimback, 1998). A krigagem utiliza a variância entre as amostras, detectada pelo semivariograma.

Phillips & Marks (1996) afirmam que a krigagem consiste de três passos. Primeiro: examinar a covariação dos valores observados. Todos os possíveis pares de pontos do conjunto de dados são agrupados em classes de distâncias. Para cada classe, calcula-se a semivariância, utilizando-se a equação 19. O resultado das semivariâncias com as respectivas distâncias possibilitam traçar um gráfico, que mostra o grau de autocorrelação espacial entre as amostras. Este gráfico é conhecido como semivariograma experimental. Segundo: uma curva do modelo do semivariograma é ajustada para estes pontos. Terceiro: este modelo é usado para determinar os pesos, que, por meio de combinações lineares com os dados observados, irá estimar pontos não amostrados.

A krigagem, segundo Holawe & Dutter (1999) e Söderström & Magnusson (1995), consiste num dos métodos mais seguros para interpolar dados climáticos, visto que o erro, ou variância da estimativa, pode ser determinado.

Vieira et al. (1983) mostram que usando o modelo final do semivariograma, a estimativa de um ponto qualquer x_0 pertencente ao campo amostral é dada pelo processo de krigagem, definido por:

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i) \quad (20)$$

onde, $Z^*(x_0)$ é o valor estimado no ponto x_0 ;

N é o número de valores medidos $Z(x_i)$, envolvidos na estimativa;

λ_i são os pesos associados a cada valor medido $Z(x_i)$.

Os pesos utilizados na estimativa são variáveis de acordo com a variabilidade espacial verificada no semivariograma. A maneira como os pesos são distribuídos é que torna a krigagem um interpolador ótimo, sem tendência e com variância mínima (Vieira et al., 1983).

Conforme Vieira et al. (1983), Phillips & Marks (1996), Nalder & Wein (1998) e Goovaerts (1999), os pesos, na equação de krigagem, vistos na equação 20, são determinados minimizando-se a variância:

$$\text{Var}[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = E[Z^*(x_0) - Z(x_0)]^2 \quad (21)$$

sujeitos a restrição de não tendenciosidade:

$$E[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = 0 \quad (22)$$

A condição de não tendenciosidade mostra que não existe diferença entre valores estimados e amostrados, pois mesmo os valores amostrados serão estimados pela equação de krigagem, utilizando-se pesos tais que sua soma seja igual a 1 (Isaaks & Shrivastava, 1989).

Levando-se em consideração as hipóteses de variância mínima e não tendenciosidade, chega-se ao sistema de equações de krigagem em termos de semivariância (Vieira et al., 1983; Cressie, 1993 e Goovaerts, 1997):

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N \lambda_j \gamma(x_i, x_j) + \mu = \gamma(x_i, x_0); & i = 1, \dots, N \\ \sum_{j=1}^N \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (23)$$

e a variância da estimativa $\sigma_K^2(x_0)$ é dada por:

$$\sigma_K^2(x_0) = \mu + \sum_{j=1}^N \lambda_j \gamma(x_j, x_0) \quad (24)$$

A primeira equação do sistema de krigagem é obtida minimizando-se a variância sobre a restrição de que a soma dos pesos seja igual a 1. Este mínimo é obtido utilizando-se o multiplicador μ de Lagrange (Petkov et al., 1996).

Burgess & Webster (1980a) mostram que o sistema de krigagem (equação 23) pode ser matricialmente escrito como:

$$\begin{bmatrix} \lambda \\ \mu \end{bmatrix} = A^{-1}b$$

onde,

$$A = \begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_1) & \Lambda & \gamma(x_1, x_N) & 1 \\ & M & & \\ \gamma(x_N, x_1) & \Lambda & \gamma(x_N, x_N) & 1 \\ 1 & & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} \gamma(x_1, x_0) \\ M \\ \gamma(x_N, x_0) \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \begin{bmatrix} \lambda \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ M \\ \lambda_N \\ \mu \end{bmatrix}$$

e a variância da estimativa (equação 24) por:

$$\sigma_K^2(x_0) = b^T \begin{bmatrix} \lambda \\ \mu \end{bmatrix}$$

O sistema de krigagem é simétrico e tem solução única, produz n pesos λ_i , e um multiplicador de Lagrange μ . Conhecidos esses valores, a estimativa de um ponto qualquer x_0 , pode ser obtida por meio da equação 20.

Burgess & Webster (1980b) utilizaram krigagem por blocos para tratar propriedades de solos, observando que esta foi mais adequada do que a krigagem pontual. Ao invés de estimar um único ponto x_0 , a krigagem por bloco estima a média da área em torno desse ponto.

Cataneo & Zimback (1998) aplicaram interpolação geoestatística krigagem empregando como variável o primeiro componente principal, obtido de uma análise multivariada sobre características físicas de solos.

Goovaerts (1999) utilizando dados climáticos georeferenciados de 36 estações em Portugal, verificou, por semivariograma, a dependência espacial da erosividade anual provocada pelas chuvas; em seguida, fez o mapeamento do índice de erosividade da região utilizando a interpolação geoestatística krigagem.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Origem dos dados

Os dados utilizados no presente trabalho referem-se a altitude medida em metros acima do nível do mar, médias mensais de precipitação pluviométrica, medida em milímetros e médias mensais de temperatura do ar, medida em graus Celsius, para um conjunto inicial de 139 postos meteorológicos distribuídos pelo estado de São Paulo, georreferenciados por meio das coordenadas longitude e latitude.

Foram eliminados das análises 22 postos meteorológicos localizados nas proximidades do litoral e regiões serranas, visto que numa análise prévia, observou-se que os mesmos são estatisticamente diferentes do restante do estado, sua variabilidade é maior e os coeficientes de assimetria e curtose distanciam de 0 e 3, valores indicativos de normalidade dos dados. Sendo assim, os métodos multivariados e geoestatísticos foram aplicados somente aos 117 postos meteorológicos afastados do litoral do estado, como pode ser visto na figura 5. Nota-se, nesta figura, que a região noroeste apresenta pequena distribuição de postos.

Os dados médios mensais de precipitação e temperatura para cada um dos 117 postos foram coletados nas estações sob responsabilidade do Departamento de Águas e Energia Elétrica (DAEE) e do Instituto Agrônomo de Campinas (IAC).

As médias utilizadas foram padronizadas para uma série histórica de 30 anos de dados, correspondendo ao período de 1941 a 1970.

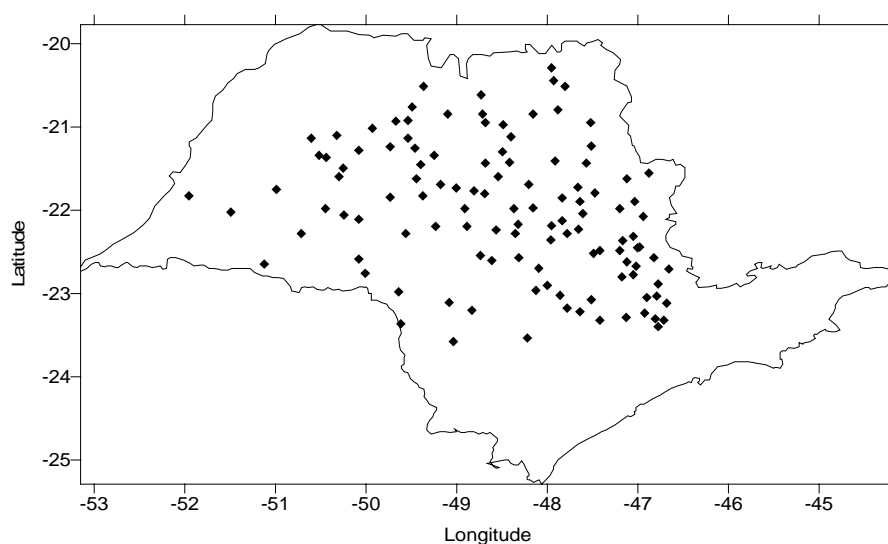


Figura 5. Distribuição dos 117 postos meteorológicos no estado de São Paulo

No apêndice 1, encontra-se a relação dos postos meteorológicos, sendo apresentados o número do posto, o município a que pertence, a altitude em metros, a longitude e latitude em graus e, no apêndice 2, a relação dos 22 postos eliminados.

Utilizou-se a série histórica de 30 anos, relativa ao período de 1941 a 1970, por não ser possível o acesso a dados mais atuais.

O território do estado de São Paulo encontra-se quase na sua totalidade entre os paralelos 20 e 25° S e é cortado pelo Trópico de Capricórnio, tendo, assim, um clima tropical.

Segundo Lombardi Neto & Brugowich (1994b), o relevo do estado pode ser caracterizado conforme descrito no quadro 1.

Observa-se pelo quadro 1 que as áreas agricultáveis, na maioria caracterizadas pelo relevo suave ondulado, região do Planalto Ocidental Paulista, correspondem à região em que foram selecionados a maioria dos 117 postos meteorológicos que serão analisados neste trabalho.

Quadro 1. Características do relevo do estado de São Paulo, com indicação do tipo de relevo, região, declividade (Decl), porcentagem (Porc), área e atividade de manejo.

Relevo	Região	Decl (%)	Porc (%)	Area (km ²)	Atividade
Suave ondulado	Planalto Ocidental	Até 20	71.8	178.219	Agricultura e pecuária
Ondulado	Encostas de Serras	20 a 40	8.5	21.235	Pastagem e reflorestamento
Montanhoso	Serrana	> 40	16.2	40.343	Inviável para agropecuária
Plano	Várzeas e mangues	0	3.5	8.803	Agricultura

3.2. Normalidade dos dados

Procedeu-se à análise dos momentos estatísticos dos dados para os 117 postos, com o objetivo de caracterizar-se a normalidade dos dados. Foram calculados a média, variância, coeficiente de variação, mínimo, máximo, simetria e curtose.

O coeficiente de assimetria (a_3) procura caracterizar como e quanto a distribuição de probabilidade se afasta da condição de simetria, sendo que as distribuições alongadas à direita são chamadas positivamente assimétricas, e as alongadas à esquerda, negativamente assimétricas. Este coeficiente é obtido através do quociente do terceiro momento estatístico pelo cubo do desvio padrão, isto é:

$$a_3 = \frac{m_3}{\sqrt{m_2^3}} \quad (25)$$

Se $a_3 < 0$ a distribuição é assimétrica negativa, se $a_3 > 0$ a distribuição é assimétrica positiva e se $a_3 = 0$ a distribuição é simétrica.

O coeficiente de curtose (a_4) caracteriza a forma da distribuição próxima da normal, quanto ao seu achatamento. Este coeficiente é obtido pelo quociente do quarto momento estatístico pelo potência quarta do desvio padrão, isto é:

$$a_4 = \frac{m_4}{m_2^2} \quad (26)$$

onde, o momento estatístico de ordem t é dado por:

$$m_t = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})}{n}; \quad t = 1, 2, 3, \Lambda \quad (27)$$

Se $a_4 < 3$ a distribuição é platicúrtica, ou achatada em relação a normal, se $a_4 > 3$ a distribuição é leptocúrtica, ou alongada em relação a normal e se $a_4 = 3$, a distribuição é mesocúrtica, ou próxima à normal.

Calculou-se a matriz de coeficientes de correlação entre os pares formados pelas 25 variáveis climáticas para os 117 postos em estudo, com a intuito de se verificar a influência da altitude nas classificações climáticas.

O software SAS - Statistical Analysis System (SAS, 1987) foi utilizado no cálculo das análises univariadas.

3.3. Agrupamentos e Componentes Principais

As 25 variáveis originais utilizadas neste trabalho foram as seguintes: a altitude em metros (m), designada por A01; as chuvas médias mensais medidas em milímetros (mm), designadas por CH01, referente ao mês de janeiro e assim sucessivamente até CH12, referente ao mês de dezembro; as temperaturas médias mensais medidas em graus Celsius (°C), designadas por TE01, referente ao mês de janeiro e, assim, sucessivamente, até TE12, referente ao mês de dezembro.

Os dados climáticos foram padronizados resultando em variáveis com média zero e variância unitária, ficando, desta forma, reduzidos a uma mesma escala e de variações comparáveis. Isto foi feito com a finalidade de tornar as variáveis adimensionais, sem perder a variabilidade intrínseca de cada uma delas e para permitir que as variáveis padronizadas possam contribuir igualmente para o cálculo dos componentes principais.

Utilizando o arquivo de dados padronizado, foi possível, com o uso do software SAS - Statistical Analysis System (SAS, 1987), a aplicação das técnicas estatísticas de análises de agrupamento e de componentes principais.

A análise de agrupamento teve por finalidade descobrir agrupamentos homogêneos entre as 117 estações distribuídas pelo estado de São Paulo, em relação às variáveis climáticas envolvidas em cada uma delas. Utilizou-se a distância euclidiana, equação (6), como medida de similaridade para a formação dos grupos climáticos.

Foi utilizado um dendograma para representar graficamente a análise de agrupamento. No eixo das abscissas do dendograma, foram representados os grupos ou as classes, enquanto que, no eixo das ordenadas, foram representadas as similaridades ou variâncias entre os grupos.

Em seguida, os dados padronizados foram analisados pelo método multivariado de análise de componentes principais. A análise de componentes principais foi utilizada com o propósito de diminuir o número de variáveis envolvidas, inicialmente com 25 variáveis. A técnica permitiu a redução para três novas variáveis não correlacionadas entre si, que são os três primeiros componentes principais Y_1 , Y_2 e Y_3 , indicados no Apêndice 3.

A análise de componentes principais permitiu também discutir, por meio do cálculo das correlações (ρ_{Y_i, X_k}), entre as variáveis originais e os três primeiros componentes principais, quais as variáveis mais discriminatórias e qual sua ordenação dentro do conjunto inicial de dados. Quanto maior o valor absoluto de ρ_{Y_i, X_k} , maior será o peso associado à variável na importância da classificação climática.

A capacidade discriminatória das variáveis, segundo Curi, apud Cataneo (1996), pode ser verificada pela expressão:

$$CD = \sum_{i=1}^p a_i \times |\rho_{Y_i, X_k}| \quad (28)$$

onde, CD é a capacidade discriminatória ou importância da variável;

ρ_{Y_i, X_k} é a correlação entre a variável x_k e o componente principal Y_i ;

a_i é a porcentagem de informação contida no componente principal Y_i ;

A expressão da equação (28) possibilitou a ordenação da capacidade discriminatória de cada uma das variáveis padronizadas. Com isso, foi possível classificar grupos de variáveis em cada estação do ano.

Dos componentes resultantes, foram retidos somente os que apresentaram autovalores maiores que a unidade, que correspondem aos três primeiros componentes principais. Sobre esses três componentes foi aplicada a rotação Varimax, ou máxima variância, que fornece fatores ortogonalmente independentes. A rotação distribuiu a porcentagem de explicação da variância de uma forma mais uniforme entre os fatores.

Dos fatores resultantes foram retidos os dois primeiros, que proporcionaram a obtenção dos índices térmico e pluviométrico. Os valores do índice térmico (I_t) e do índice pluviométrico (I_p), para cada um dos 117 postos amostrados, estão apresentados no apêndice 5.

A soma dos índices térmico e pluviométrico resultou num terceiro índice denominado índice pluviotérmico (I_{pt}). Os três índices foram posteriormente utilizados como variáveis de entrada para a aplicação da geoestatística.

3.4. Geoestatística

A geoestatística permitiu analisar a variabilidade espacial dos índices climáticos obtidos (índice térmico, índice pluviométrico e índice pluviotérmico). A variabilidade espacial para cada índice foi verificada por meio dos semivariogramas. As estimativas das semivariâncias para cada índice, juntamente com o número de pares de pontos e distâncias estão dispostos no Apêndice 4.

As estimativas das semivariâncias $\gamma(h)$ em função da distância h , bem como os modelos ajustados às estimativas, foram mostradas graficamente, com o objetivo de facilitar a visualização e interpretação da variabilidade espacial.

As estimativas das semivariâncias experimentais foram calculadas utilizando-se a equação 19.

Uma vez detectada a dependência espacial, pelo exame do semivariograma para cada um dos três índices climáticos, procedeu-se o seu ajuste teórico pelo modelo linear, nos três casos.

O software Geo-Eas, Englund & Sparks (1991), foi utilizado para o cálculo das semivariâncias e dos parâmetros dos modelos matemáticos ajustados. Com esses valores calculados, traçou-se graficamente o modelo ajustado ao semivariograma experimental.

Assim, foi possível fazer inferências entre a variabilidade espacial dos índices climáticos, principalmente através do efeito pepita, do patamar e do alcance da dependência espacial.

Com os semivariogramas ajustados, realizou-se o processo de interpolação krigagem, utilizando-se a equação 20.

Levando-se em consideração as hipóteses de variância mínima e não tendenciosidade, equações (21) e (22) respectivamente, realizou-se estimativas para pontos não amostrados dentro da área em estudo, valendo-se do sistema de equações de krigagem em termos de semivariância, dado pela equação 23.

Essas estimativas foram processadas utilizando o software Surfer 6.01 – Surface mapping system (Surfer, 1995), adotando-se uma malha de 3500 pontos, para a realização da krigagem.

Os mapas de classificação climática foram feitos pelo próprio Surfer 6.01, utilizando os valores obtidos por krigagem.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Normalidade dos Dados

As variáveis climáticas analisadas neste trabalho foram altitude (A01) medida em metros, chuva média, medida em milímetros, nos meses de janeiro (CH01), fevereiro (CH02), março (CH03), abril (CH04), maio (CH05), junho (CH06), julho (CH07), agosto (CH08), setembro (CH09), outubro (CH10), novembro (CH11) e dezembro (CH12), temperatura média, medida em graus Celsius, nos meses de janeiro (TE01), fevereiro (TE02), março (TE03), abril (TE04), maio (TE05), junho (TE06), julho (TE07), agosto (TE08), setembro (TE09), outubro (TE10), novembro (TE11), dezembro (TE12). Cada variável representa uma série histórica de 30 anos de dados, correspondendo ao período de 1941 a 1970.

Analisou-se inicialmente os dados de cada variável em 139 postos meteorológicos distribuídos por todo o estado de São Paulo. Nesta análise, verificou-se que os postos localizados no litoral do estado apresentam comportamento diferenciado daqueles

localizados no interior do estado, com relação às chuvas e às temperaturas, devendo, portanto, receber tratamento em separado.

Devido a este fato e aos interesses deste trabalho em caracterizar o clima do estado objetivando áreas de produção agrícola, eliminou-se 22 postos meteorológicos localizados nas regiões litorâneas e serranas, restringindo, assim, o estudo a 117 postos distribuídos pelo interior do estado.

Nos quadros 2 e 3 são apresentados a média, a variância, o coeficiente de variação, o mínimo, o máximo, a simetria e a curtose relativos aos dados das 25 variáveis climáticas em todo o estado (139 postos) e com a eliminação das regiões litorâneas e serranas (117 postos). Destas análises, pode-se verificar o comportamento diferenciado que o litoral apresenta.

Coeficiente de simetria próximo de 0 e coeficiente de curtose próximo de 3 indicam que os dados aproximam-se de uma distribuição de frequência normal. Pode-se afirmar que os dados das variáveis climáticas referentes à precipitação, para todo o estado (quadro 2), não seguem uma distribuição normal, vez que os coeficientes de simetria para estas variáveis variam de 1,53 para a variável CH01 a 4,91 para a variável CH10 e os coeficientes de curtose variam de 7,89 para a variável CH01 a 30,72 para a variável CH10. Já os dados referentes à temperatura, para todo o estado (quadro 2), estão mais próximos de uma distribuição normal, vez que tanto a simetria como a curtose têm variações próximas de 0 e 3, respectivamente.

Quadro 2. Média, variância, coeficiente de variação (CV), valor mínimo, valor máximo, simetria e curtose para os dados dos 139 postos distribuídos no estado de São Paulo.

Variáveis	Nu m	Média	Variânci a	CV	Mínimo	Máximo	Simetria	Curtose
A01	139	587.25	181.47	30.90	3	1100	-0.78	5.11
CH01	139	238.69	33.76	14.14	172	389	1.53	7.89
CH02	139	215.26	33.10	15.37	158	410	2.64	14.46
CH03	139	159.70	38.72	24.25	109	376	3.05	15.52
CH04	139	67.48	35.95	53.27	44	275	4.38	22.52
CH05	139	49.94	25.09	50.24	32	189	4.15	21.45
CH06	139	43.14	22.30	51.69	15	175	3.16	16.10
CH07	139	30.66	21.48	70.07	11	159	3.85	20.81
CH08	139	29.53	23.96	81.14	8	186	4.41	26.17
CH09	139	57.43	26.07	45.38	35	223	4.58	26.68
CH10	139	128.44	28.95	22.54	99	315	4.91	30.72
CH11	139	140.94	32.79	23.26	98	307	2.46	12.11
CH12	139	202.17	39.49	19.53	134	400	2.22	11.37
TE01	139	24.38	1.25	5.13	20.8	28.10	0.49	4.08
TE02	139	24.53	1.28	5.23	20.9	28.30	0.52	4.16
TE03	139	23.99	1.30	5.42	20.3	27.70	0.36	3.62
TE04	139	21.88	1.31	6.01	18.1	25.20	0.03	2.82
TE05	139	19.58	1.31	6.69	15.9	22.70	-0.04	2.59
TE06	139	18.30	1.41	7.70	13.3	21.30	-0.37	3.22
TE07	139	18.18	1.38	7.61	14.4	21.10	-0.13	2.37
TE08	139	19.99	1.54	7.72	15.8	23.20	-0.16	2.31
TE09	139	21.50	1.55	7.23	17.4	24.48	-0.16	2.25
TE10	139	22.55	1.46	6.50	18.6	25.60	-0.15	2.32
TE11	139	23.19	1.36	5.88	19.3	26.50	-0.03	2.72
TE12	139	23.74	1.31	5.53	20.0	27.34	-0.19	3.24

Quando os dados referentes às regiões litorâneas e serranas são excluídos das análises (quadro 3), os coeficientes de simetria e curtose de cada variável ficam mais próximos dos valores 0 e 3, respectivamente. Para a precipitação, a simetria varia de -0,04 para a variável CH02 a 0,77 para a variável CH07 e a curtose varia de 2,43 para a

variável CH12 a 3,81 para a variável CH04. Para a temperatura, a simetria varia de -0,13 para a variável TE09 a -0,50 para a variável TE06.

O mesmo ocorre com a variável altitude, ficando mais próxima de uma distribuição normal, quando o litoral e regiões serranas são eliminados das análises.

Quadro 3. Média, variância, coeficiente de variação (CV), valor mínimo, valor máximo, simetria e curtose para os dados dos 117 postos distribuídos no estado de São Paulo, eliminando os postos próximos ao litoral e regiões serranas.

Variáveis	Nu m	Média	Variânci a	CV	Mínimo	Máximo	Simetria	Curtose
A01	117	604.44	138	22.93	310	920	0.23	2.45
CH01	117	236.00	27.49	11.63	172	313	0.23	3.07
CH02	117	210.10	20.24	9.63	158	260	-0.04	2.99
CH03	117	151.13	20.99	13.89	108	208	0.62	2.89
CH04	117	58.88	7.95	13.51	44	86	0.67	3.81
CH05	117	45.09	8.01	17.76	32	75	0.75	3.66
CH06	117	39.04	11.15	28.55	15	68	0.12	2.87
CH07	117	26.41	9.02	34.16	11	57	0.77	3.31
CH08	117	23.91	8.86	37.05	8	46	0.24	2.46
CH09	117	52.11	8.90	17.08	35	79	0.65	3.30
CH10	117	123.87	10.38	8.38	99	152	0.02	2.93
CH11	117	137.67	23.33	16.94	98	201	0.74	3.08
CH12	117	198.23	28.99	14.62	134	268	0.30	2.43
TE01	117	24.27	0.99	4.09	22.10	26.10	-0.26	2.16
TE02	117	24.40	1.01	4.14	22.20	26.20	-0.26	2.19
TE03	117	23.88	1.06	4.47	21.60	25.90	-0.22	2.11
TE04	117	21.82	1.16	5.33	19.30	24.20	-0.18	2.11
TE05	117	19.56	1.19	6.10	16.90	22.00	-0.16	2.12
TE06	117	18.29	1.33	7.29	13.30	21.00	-0.50	3.38
TE07	117	18.18	1.30	7.17	15.30	20.90	-0.16	2.11
TE08	117	20.02	1.48	7.39	16.80	23.20	-0.15	2.11
TE09	117	21.57	1.51	7.04	18.30	24.80	-0.13	2.10
TE10	117	22.59	1.40	6.21	19.50	25.60	-0.14	2.14
TE11	117	23.15	1.22	5.29	20.40	25.70	-0.20	2.19

TE12	117	23.66	1.11	4.71	21.30	25.80	-0.24	2.13
------	-----	-------	------	------	-------	-------	-------	------

A exclusão dos dados do litoral não teve tanta influência nas variáveis de temperatura como teve nas variáveis de precipitação.

Observa-se também, nos quadros 2 e 3, que a exclusão dos dados do litoral manteve os valores mínimos e retirou os valores altos para as variáveis de precipitação, sendo estes os responsáveis pelos elevados valores dos coeficientes de simetria e curtose dos dados iniciais. A eliminação dos dados extremamente altos diminuiu as variâncias e os coeficientes de variação das variáveis altitude, precipitações e temperaturas.

As variáveis relacionadas com as temperaturas, após eliminação dos dados do litoral, tiveram seus valores mínimos e máximos eliminados com redução das estimativas das variâncias e dos coeficientes de variação.

4.2. Coeficientes de Correlação

No quadro 4, apresenta-se a matriz de coeficientes de correlação entre os pares formados pelas 25 variáveis climáticas para os 117 postos em estudo. Verifica-se que a altitude tem baixas correlações com as chuvas mensais, principalmente na época de seca, que compreende o período invernal, dado pelas variáveis CH05, CH06 e CH07, indicando que as intensidades de chuvas, neste caso, têm pouca dependência com o relevo do estado. No

	TE01	TE02	TE03	TE04	TE05	TE06	TE07	TE08	TE09	TE10	TE11	TE12
A01	-0.92	-0.93	-0.90	-0.86	-0.85	-0.82	-0.81	-0.80	-0.77	-0.80	-0.86	-0.90
	-0.32	-0.34	-0.29	-0.19	-0.14	-0.07	-0.07	-0.04	-0.00	-0.04	-0.16	-0.23
CH01												
	-0.39	-0.40	-0.36	-0.27	-0.23	-0.17	-0.17	-0.14	-0.11	-0.14	-0.25	-0.31
CH02												
	-0.49	-0.51	-0.46	-0.37	-0.34	-0.30	-0.28	-0.25	-0.21	-0.25	-0.35	-0.42
CH03												
	-0.25	-0.25	-0.22	-0.22	-0.23	-0.25	-0.25	-0.24	-0.23	-0.23	-0.23	-0.26
CH04												
	-0.20	-0.18	-0.23	-0.30	-0.33	-0.36	-0.36	-0.39	-0.41	-0.39	-0.32	-0.27
CH05												
	-0.18	-0.16	-0.23	-0.34	-0.38	-0.43	-0.43	-0.47	-0.51	-0.47	-0.37	-0.29
CH06												
	-0.24	-0.22	-0.27	-0.38	-0.43	-0.47	-0.49	-0.52	-0.56	-0.52	-0.41	-0.35
CH07												
	-0.47	-0.45	-0.51	-0.61	-0.66	-0.70	-0.71	-0.74	-0.77	-0.74	-0.64	-0.58
CH08												
	-0.49	-0.47	-0.51	-0.60	-0.64	-0.68	-0.68	-0.70	-0.73	-0.71	-0.62	-0.58
CH09												
	-0.49	-0.50	-0.48	-0.47	-0.46	-0.43	-0.45	-0.44	-0.43	-0.44	-0.48	-0.48
CH10												
	-0.21	-0.23	-0.18	-0.06	-0.00	0.07	0.08	0.11	0.16	0.11	-0.01	-0.09
CH11												
	-0.32	-0.34	-0.28	-0.18	-0.12	-0.04	-0.04	-0.01	0.02	-0.01	-0.14	-0.22
CH12												
	1.00	0.99	0.98	0.96	0.95	0.91	0.92	0.91	0.89	0.91	0.96	0.98
TE01												
		1.00	0.97	0.95	0.95	0.91	0.92	0.90	0.88	0.90	0.96	0.98
TE02												
			1.00	0.98	0.97	0.92	0.91	0.90	0.89	0.92	0.96	0.97
TE03												
				1.00	0.99	0.95	0.94	0.94	0.93	0.96	0.98	0.97
TE04												
					1.00	0.97	0.97	0.97	0.96	0.98	0.99	0.98
TE05												
						1.00	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.95
TE06												
							1.00	0.99	0.99	0.98	0.98	0.96
TE07												
								1.00	0.99	0.99	0.98	0.96
TE08												
									1.00	0.99	0.97	0.94

TE09			
	1.00	0.98	0.96
TE10			
		1.00	0.98
TE11			
			1.00
TE12			

Os meses mais chuvosos, janeiro (CH01), fevereiro (CH02), março (CH03), novembro (CH11) e dezembro (CH12) têm alto coeficiente de correlação positivo entre si, variando de 0,69 a 0,85. Os mesmos meses têm baixa correlação com as outras variáveis de precipitação.

As variáveis de temperatura têm os maiores coeficientes de correlação entre si, todos maiores que 0,88, sendo que os meses mais próximos têm coeficientes maiores, diminuindo à medida que os meses se distanciam. Em geral, os coeficientes de correlação entre as variáveis de precipitação e temperatura são baixos.

4.3. Análise de Agrupamentos

A figura 6 apresenta, por meio do dendograma, o resultado da análise de agrupamento. No eixo das abscissas estão indicados os postos utilizados para a classificação, indicados por números que variam de 1 a 117. O eixo das ordenadas representa os níveis de similaridade. Na base do dendograma, os 117 postos estão com total

desagregação. Aumentando-se os níveis de similaridades, os postos com características climáticas comuns começam a se agrupar, até atingir o nível máximo de similaridade, onde todos os postos ficam representados por apenas um grupo. Quanto maior o nível de similaridade, menos grupos são formados, mas eles passam a conter maior número de postos.

A classificação climática foi realizada tomando o nível de similaridade que deu origem à formação de seis grupos. Na base do dendograma, encontra-se o número de cada posto indicado no apêndice 1.

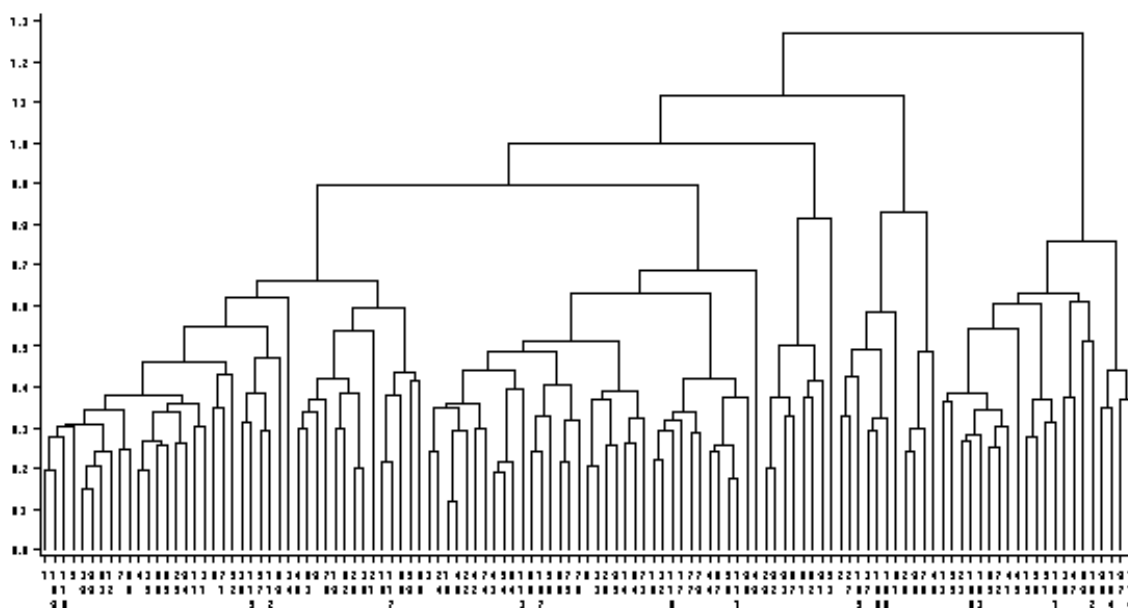


Figura 6. Dendograma resultante da análise de agrupamento sobre os dados padronizados dos 117 postos meteorológicos, utilizando-se a distância euclidiana como coeficiente de similaridade.

Os seis grupos formados foram indicados pelas letras de A a F, sendo eles:

- Grupo A: formado pelos postos 1, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 18, 21, 25, 29, 30, 31, 34, 35, 38, 39, 40, 52, 57, 58, 60, 62, 63, 66, 71, 79, 84, 88, 93, 95, 96, 98, 99, 108, 110, 112, 115, 117, respectivamente Aguaí, Americana, Américo Brasiliense, Amparo, Analândia, Anhembi, Araçoiaba da Serra, Araraquara, Araras, Bauru, Boituva, Brotas, Cerquilha, Cesário Lange, Charqueada, Corumbataí, Cosmópolis, Descalvado, Dois Córregos, Duartina, Itapira, Itirapina, Itu, Jaguariuna, Laranjal Paulista, Leme, Marília, Mogi Mirim, Oriente, Pedreira, Pirassununga, Quintana, Ribeirão Bonito, Rio Claro, São Carlos, São Manoel, Santa Cruz das Palmeiras, Santa Rosa do Viterbo, Torrinha, Vinhedo e Votorantim;

- Grupo B: formado pelos postos 13, 15, 23, 36, 41, 45, 47, 51, 55, 56, 65, 68, 72, 86, 87, 100, 101, 102, 103, 104, 114, respectivamente Atibaia, Avaré, Botucatu, Cotia, Franco da Rocha, Guarulhos, Ibiúna, Itapetininga, Itatiba, Itatinga, Mairiporã, Mauá, Morungaba, Pinhal, Pinhalzinho, São Paulo, Sarutaia, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, Serra Negra e Vargem;

- Grupo C: formado pelos postos 2, 27, 37, 61, 105, 106, 109, respectivamente Altinópolis, Caconde, Cravinhos, Jeriquara, São João da Boa Vista, São José do Rio Pardo e Santa Rita do Passa Quatro;

- Grupo D: formado pelos postos 28, 53, 81, 82, 83, 91, 92, 97, respectivamente Cândido Mota, Itaporanga, Oswaldo Cruz, Ourinhos, Paraguaçu Paulista, Presidente Prudente, Presidente Venceslau e Salto Grande;

- Grupo E: formado pelos postos 3, 9, 14, 16, 17, 19, 20, 22, 24, 32, 33, 42, 43, 44, 46, 48, 50, 54, 59, 64, 67, 69, 70, 73, 74, 75, 77, 78, 85, 89, 90, 94, 107, 111, 113, 116, respectivamente Alto Alegre, Araçatuba, Avanhadava, Bariri, Barretos, Bebedouro, Birigui, Borborema, Braúna, Colina, Coroados, Guaiçara, Guarantã, Guariba, Ibitinga, Icém, Itajobi, Itapuí, Jaboticabal, Macatuba, Matão, Mendonça, Mirassol, Nipua, Nova Europa, Novo Horizonte, Olímpia, Onda Verde, Penápolis, Pontal, Potirendaba, Reginópolis, São José do Rio Preto, Taquaritinga, Urupês e Viradouro;

- Grupo F: formado pelos grupos 26, 49, 76, 80, respectivamente Buritizal, Igarapava, Nuporanga e Orlândia;

Na figura 7, estão representadas as localizações geográficas dos postos meteorológicos numerados de 1 a 117 e na figura 8 a localização geográfica dos grupos formados, pela análise de agrupamentos, indicados por suas respectivas letras de A a F.

Os grupos C, D e F são formados por poucos postos meteorológicos. O grupo F com quatro postos, localiza-se ao norte do estado, o grupo C com sete postos, localiza-se a nordeste e o grupo D com oito postos, localiza-se a oeste.

Os grupos A, B e E são os que mais contêm postos meteorológicos. O grupo A, com quarenta e um postos, localiza-se a centro-oeste do estado, o grupo B, com vinte e um postos, localiza-se ao sul, com um certo espalhamento e o grupo E, com trinta e seis postos, localiza-se a noroeste.

O posto de número 64 (Macatuba), localizado nas coordenadas geográficas 23.51 S e 48.65 W, na altitude de 460 m, pertencente ao grupo E, foi o único posto atípico, ficando entre os postos do grupo B, afastado de seu grupo.

Houve concordância entre os resultados da análise de agrupamentos e as localizações geográficas dos postos.

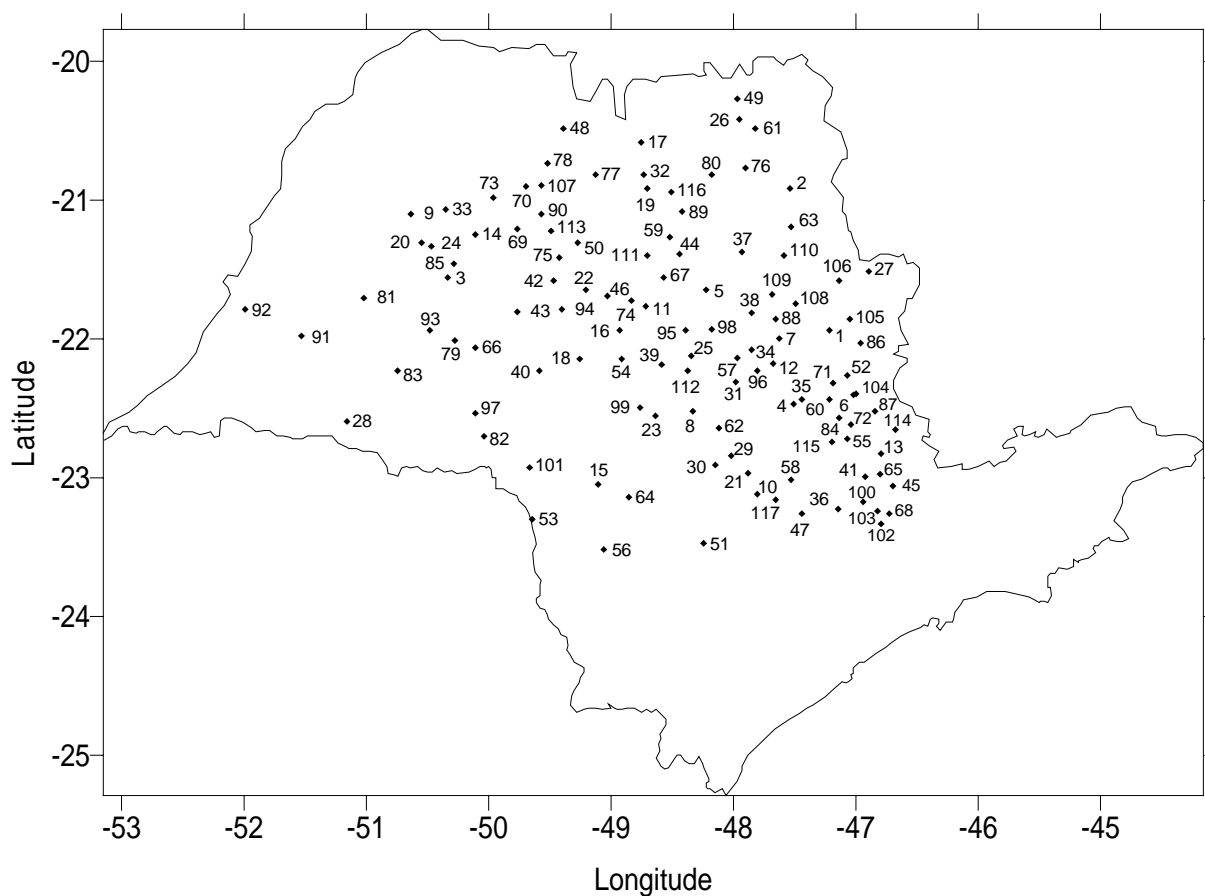


Figura 7. Localização geográfica dos postos meteorológicos amostrados no estado de São Paulo, indicados pelos números de 1 a 117.

Comparando o mapa da figura 8 com o mapa climático segundo Köppen, figura 1, nota-se que a classificação climática de Köppen pode ser subdividida em

áreas menores com características climáticas distintas, oferecendo uma maior discriminação dos grupos climáticos.

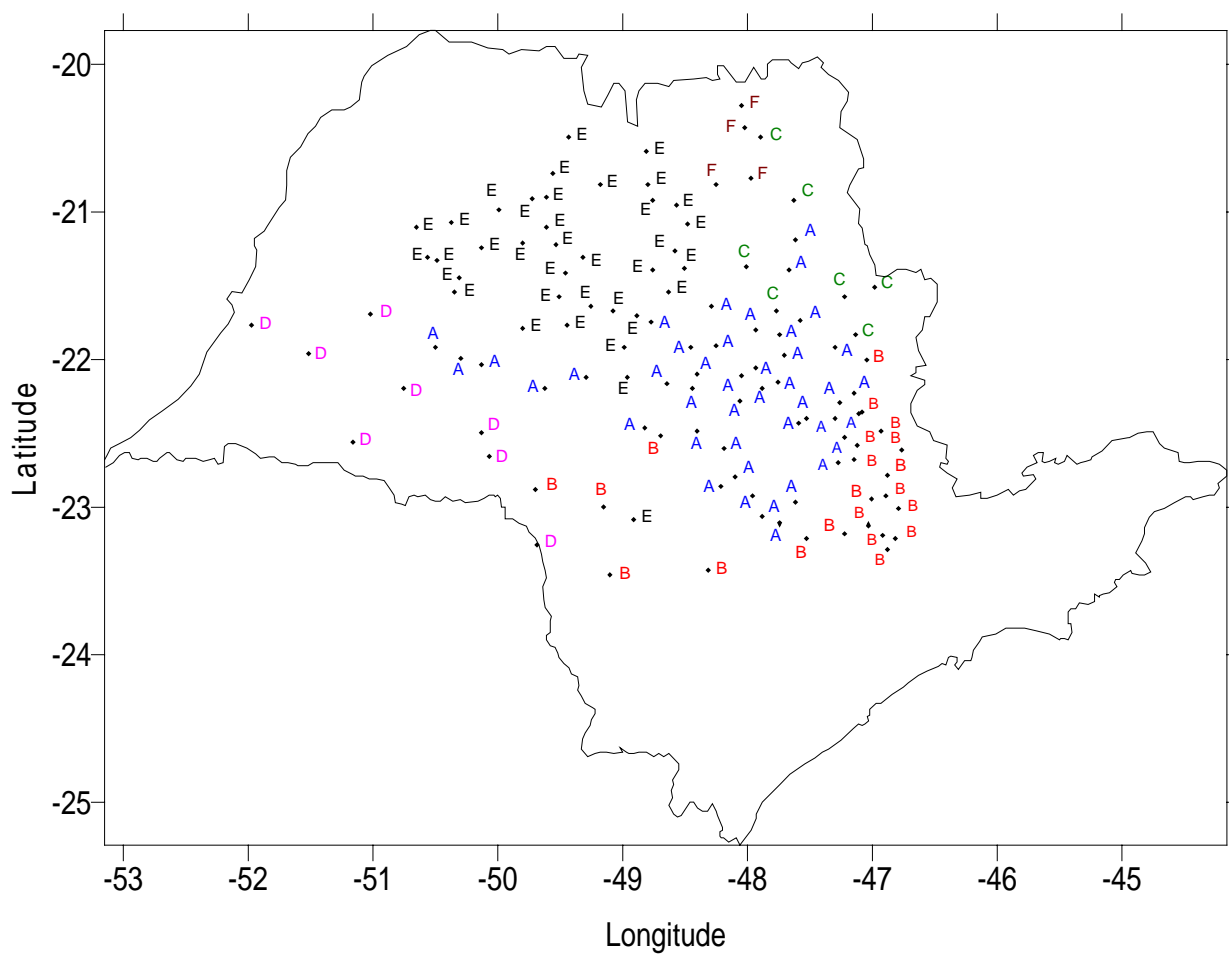


Figura 8. Localização geográfica dos seis grupos homogêneos formados no estado de São Paulo, indicados pelas letras de A a F.

O quadro 5 contém médias, desvios padrões e coeficientes de variação referente aos seis grupos formados, para as variáveis altitude e precipitações, para os dados originais.

Em relação à precipitação, as maiores diferenças entre a máxima e a mínima médias mensais ocorrem entre os grupos D e F nos meses de janeiro (CH01), de 189 mm a 304,3 mm; fevereiro (CH02), de 178,8 mm a 248,5 mm; março (CH03), de 124,1 mm a 193 mm; novembro (CH11), de 116,3 mm a 194,5 mm e dezembro (CH12) de 153,5 mm a 250,6 mm. Observa-se que esses dois grupos estão distantes um do outro, o grupo D a oeste e o grupo F ao norte do estado. Os meses citados são os mais chuvosos para o estado de São Paulo. Essas variações ocorrem do valor mínimo no grupo D, composto de 8 postos ao valor máximo no grupo F, composto de quatro postos.

Quadro 5. Média, desvio padrão e coeficiente de variação da altitude e precipitações por grupos de postos formados. As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos.

Grupo	N	A01	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH1	CH1	CH1
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2
A	41	614.5	236.4	209.0	147.0	54.4	44.4	39.8	26.2	25.8	52.3	123.9	134.3	197.4
		79.2	20.7	14.4	14.3	5.7	5.2	6.7	6.8	4.93	4.8	8.1	19.0	18.8
		12.8	8.7	6.9	9.7	10.6	11.7	16.9	26.2	19.0	9.2	6.6	14.1	9.5
B	21	788.0	235.9	214.0	161.1	65.9	50.6	48.5	35.2	35.0	64.1	129.1	129.8	195.1
		78.4	24.8	21.9	20.6	6.7	5.0	4.7	7.2	4.1	7.1	7.0	19.8	28.6
		9.9	10.5	10.2	12.7	10.1	9.9	9.8	20.5	11.8	11.2	5.4	15.2	14.7
C	7	752.1	273.0	236.4	188.1	63.7	43.4	27.2	18.5	16.8	47.5	140.2	180.1	250.5

		73.8	10.5	7.3	10.3	9.6	6.0	6.9	2.9	4.0	3.2	8.0	13.8	9.1
		9.8	3.8	3.1	5.4	15.1	14.0	25.6	16.1	24.0	6.7	5.7	7.6	3.6
D	8	458.	189.	178.	124.	64.3	61.8	59.7	39.6	33.6	58.3	131.	116.	153.
		1	0	7	1							0	2	5
		48.7	8.7	13.4	10.4	5.9	6.0	7.0	9.1	5.4	8.1	6.1	7.4	10.4
		10.6	4.6	7.5	8.3	9.2	9.7	11.7	22.9	16.0	14.0	4.6	6.3	6.8
E	36	483.	232.	206.	144.	56.0	39.9	32.7	21.4	16.1	45.4	114.	136.	195.
		0	2	5	1							9	1	8
		78.4	17.0	15.4	12.9	4.5	5.9	7.2	5.2	3.9	5.7	7.7	15.1	25.2
		16.2	7.3	7.5	8.9	8.1	14.9	22.1	24.2	24.5	12.6	6.7	11.1	12.8
F	4	663.	304.	248.	193.	73.5	37.7	17.2	14.5	9.0	42.0	133.	194.	241.
		7	2	5	0							0	5	7
		57.3	11.7	5.2	8.2	7.5	2.7	2.8	0.5	1.1	2.9	3.5	7.0	6.4
		8.6	3.8	2.1	4.2	10.3	7.2	16.6	3.9	12.8	7.0	2.6	3.6	2.6
Mín.		458.	189.	178.	124.	54.5	37.8	17.3	14.5	9.0	42.0	115.	116.	153.
		1	0	8	1							0	3	5
Máx.		788.	304.	248.	193.	73.5	61.9	59.8	39.6	35.0	64.1	140.	194.	250.
		0	3	5	0							3	5	6
Dif.		329.	115.	69.8	68.9	19.0	24.1	42.5	25.1	26.0	22.1	25.3	78.3	97.1
		9	3											

Os grupos C e F apresentam quase os mesmos valores de precipitação e são situados próximos um do outro, a noroeste do estado.

Os meses de abril (CH04) a outubro (CH10), que correspondem aos meses menos chuvosos, tiveram diferenças entre a mínima e a máxima média por grupo variando entre 19 mm e 42,5 mm.

O grupo F teve as menores precipitações ocorrendo nos meses de maio (CH05) a setembro (CH09) e as maiores nos meses de janeiro (CH01) a abril (CH04) e novembro (CH11). Neste grupo, ocorrem, em média, as precipitações médias mais extremas, seja para mais ou para menos, de todo o estado.

O quadro 6 contém médias, desvios padrões e coeficientes de variação referentes aos seis grupos formados, para as variáveis de temperaturas, para os dados originais.

Quanto às temperaturas, as menores médias ocorreram no grupo B, com variações entre 16,2°C e 23°C, localizado a leste e as maiores no grupo E, variando entre 19,6°C e 25,3°C, localizado a noroeste.

O grupo B possui os maiores coeficientes de variação nos cinco meses mais chuvosos, tendo este grande dispersão de postos. As temperaturas mensais com maior coeficiente de variação ocorreu no grupo D, sendo este localizado numa região com baixa densidade de postos meteorológicos.

Na verdade, absolutamente, as médias de temperaturas são menores e levam a pensar que pequenas diferenças sejam desprezíveis. Isso não é verdade, 1 grau de variação na temperatura pode ter grande influência em várias culturas.

Quadro 6. Média, desvio padrão e coeficiente de variação das temperaturas por grupos de postos formados. As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos.

Grupo	N	TE0 1	TE0 2	TE0 3	TE0 4	TE0 5	TE0 6	TE0 7	TE0 8	TE0 9	TE1 0	TE1 1	TE1 2
A	41	24.1	24.3	23.7	21.5	19.2	18.0	17.9	19.6	21.1	22.2	22.9	23.4
		0.4	0.4	0.5	0.5	0.4	0.4	0.6	0.6	0.6	0.5	0.4	0.4
		1.8	1.9	2.1	2.3	2.2	2.4	3.2	3.1	2.7	2.2	1.9	1.8
B	21	22.8	23.0	22.4	20.1	17.8	16.2	16.2	17.8	19.3	20.4	21.3	22.0
		0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.8	0.3	0.4	0.4	0.4	0.5	0.4
		1.8	1.9	1.8	1.9	2.0	4.7	2.2	2.2	2.0	1.8	2.1	1.7
C	7	23.2	23.3	22.8	21.0	18.8	17.7	17.6	19.4	21.2	22.0	22.3	22.7
		0.4	0.4	0.4	0.3	0.3	0.4	0.3	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4
		1.7	1.9	1.8	1.6	1.8	2.0	1.9	2.0	2.1	1.8	1.6	1.6
D	8	25.2	25.4	24.8	22.6	20.3	19.0	18.8	20.7	22.1	23.2	23.9	24.5
		0.4	0.4	0.4	0.5	0.6	0.7	0.7	0.8	0.8	0.8	0.6	0.5

		1.5	1.5	1.8	2.4	2.8	3.5	3.5	3.8	3.7	3.3	2.4	2.0
E	36	25.3	25.4	25.0	23.1	20.9	19.7	19.6	21.6	23.2	24.1	24.5	24.8
		0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.4
		1.7	1.7	1.8	1.9	2.2	2.5	2.5	2.6	2.6	2.3	1.9	1.8
F	4	24.4	24.5	24.2	22.5	20.4	19.3	19.3	21.4	23.1	23.9	23.9	24.1
		0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.4
		1.8	1.7	1.7	2.0	2.2	2.4	2.7	2.7	2.6	2.3	2.1	1.8
Mín.		22.8	23.0	22.4	20.1	17.8	16.2	16.2	17.8	19.3	20.4	21.3	22.0
Máx.		25.3	25.4	25.0	23.1	20.9	19.7	19.6	21.6	23.2	24.1	24.5	24.8
Dif.		2.4	2.4	2.6	3.0	3.1	3.5	3.4	3.9	4.0	3.7	3.2	2.9

Os coeficientes de variação para as temperaturas, como era de se esperar, foram mais baixos do que para as precipitações.

A classificação climática obtida na figura 8, para o estado de São Paulo, abrange seis grupos homogêneos, correspondendo a seis tipos climáticos distintos. Desta classificação pode-se apontar algumas semelhanças com a classificação proposta por Köppen, figura 1. O grupo A, localizado na parte central do Planalto, coincide com o tipo Cwa. O grupo B tem coincidência parcial com os tipos Cfb e Cwa, tendo postos localizados em ambos os tipos. O grupo C também coincide com o tipo Cwa. O grupo D abrange as classificações Cwa, Cfa e Aw. O grupo E tem localização parcial entre os tipos Cwa e Aw. Finalmente o grupo F faz parte da classificação Aw.

O baixo número de postos meteorológicos com grandes áreas descobertas dificulta uma classificação climática mais precisa. Daí a importância de se ter dentro do estado um número maior de estações uniformemente distribuídas e não muito distantes entre si, sendo que, em áreas com maior variabilidade, a densidade de estações deve ser maior, principalmente nas áreas serranas e litorâneas.

Na classificação de Köppen, dois tipos, Cwa e Aw, abrangem quase todo o estado de São Paulo. Esta área corresponde quase que à totalidade dos postos considerados neste estudo. Daí já era de se esperar que a classificação obtida não fosse totalmente coincidente com a de Köppen. A classificação proposta, devido ao número de variáveis consideradas, conseguiu refinar a classificação existente, pois foi possível obter uma maior discriminação dos grupos climáticos.

Embora muito usada, a classificação de Köppen tem suas limitações, vez que não pode satisfazer as exigências de cada área em específico.

A classificação proposta neste estudo leva em consideração as variáveis altitude, precipitações médias mensais e temperaturas médias mensais. Esta classificação pode ser mais bem analisada se for considerado um número maior de variáveis climáticas, tais como umidade relativa do ar e radiação solar. Além disso, se for levado em consideração uma quantidade maior de postos com distribuição homogênea dentro do estado, bem como uma série histórica com um número maior de anos.

4.4. Análise de Componentes Principais

As variáveis originais e as variáveis padronizadas foram submetidas à análise dos componentes principais. No quadro 7, apresentam-se os autovalores e a proporção da variabilidade retida em cada componente principal, utilizando-se os dados originais e os dados padronizados.

Observa-se que, para os dados padronizados, a soma dos autovalores é igual ao número de variáveis em estudo (25 variáveis). Já para os dados originais, os autovalores sofrem grande variação, principalmente nos três primeiros componentes. Esta alta variação ocorre devido às variáveis terem unidades diferenciadas.

A padronização faz com que a variabilidade dos dados seja mais bem distribuída entre os primeiros componentes, evitando que uma variável com variância muito alta tenha uma influência muito elevada no primeiro componente principal. Com isso, as variáveis passam a ter a mesma influência nos componentes principais.

Seguindo o critério de Kaiser citado por Fleck et al. (1998), os componentes principais com autovalores maiores que a unidade são os que retêm maior explicação da variabilidade total dos dados, fato ocorrido nos três primeiros componentes para os dados padronizados.

O primeiro componente é claramente dominante em ambos os casos. Ele retém a maior parte da variabilidade total dos dados, 87,36% e 57,20% da variabilidade total para os dados originais e padronizados, respectivamente. A proporção acumulada dos dados originais e padronizados para os três primeiros componentes principais foi de 97,57% e 89,27%, respectivamente. Observa-se que a diferença acumulada tende a diminuir à medida que se considera mais componentes na análise.

Quadro 7. Proporção e proporção acumulada da variância para os componentes principais (CP), utilizando-se os dados originais e padronizados.

Dados Originais

Dados Padronizados

CP	Autovalores	Proporção	Acumulada	Autovalores	Proporção	Acumulada
1	19945.6	0.873621	0.87362	14.3017	0.572068	0.57207
2	2128.1	0.093213	0.96683	6.5457	0.261828	0.83390
3	203.1	0.008896	0.97573	1.4704	0.058817	0.89271
4	142.3	0.006231	0.98196	0.7233	0.028931	0.92164
5	114.3	0.005004	0.98697	0.4005	0.016022	0.93767
6	95.4	0.004177	0.99114	0.2796	0.011183	0.94885
7	80.4	0.003523	0.99467	0.2611	0.010442	0.95929
8	37.2	0.001628	0.99629	0.1777	0.007110	0.96640
9	35.8	0.001566	0.99786	0.1582	0.006328	0.97273
10	17.7	0.000777	0.99864	0.1493	0.005970	0.97870
11	12.7	0.000558	0.99920	0.1298	0.005193	0.98389
12	9.8	0.000430	0.99963	0.1054	0.004217	0.98811
13	6.7	0.000294	0.99992	0.0933	0.003731	0.99184
14	1.6	0.000069	0.99999	0.0746	0.002984	0.99482
15	0.1	0.000006	1.00000	0.0677	0.002709	0.99753
16	0.1	0.000003	1.00000	0.0328	0.001314	0.99885
17	0.0	0.000002	1.00000	0.0209	0.000837	0.99968
18	0.0	0.000000	1.00000	0.0042	0.000169	0.99985
19	0.0	0.000000	1.00000	0.0009	0.000036	0.99989
20	0.0	0.000000	1.00000	0.0008	0.000034	0.99992
21	0.0	0.000000	1.00000	0.0006	0.000023	0.99994
22	0.0	0.000000	1.00000	0.0005	0.000018	0.99996
23	0.0	0.000000	1.00000	0.0004	0.000015	0.99998
24	0.0	0.000000	1.00000	0.0003	0.000012	0.99999
25	0.0	0.000000	1.00000	0.0003	0.000010	1.00000

O segundo componente dos dados originais reteve 9,32% da explicação total, enquanto para os dados padronizados, 26,18% da explicação. A partir do quarto componente, a explicação foi pequena para ambos.

Por conseguinte, optou-se em desenvolver o presente estudo, utilizando-se as variáveis padronizadas, vez que proporcionam uma distribuição mais uniforme da variância total dos dados explicada pelos primeiros componentes principais.

O quadro 8 apresenta os resultados da aplicação da análise dos componentes principais às 25 variáveis padronizadas. Na primeira coluna, têm-se as variáveis

em estudo. As colunas dois, três e quatro contêm os coeficientes de correlação entre as 25 variáveis e os três primeiros componentes principais (Y_1 , Y_2 e Y_3), calculados a partir delas. Na coluna cinco é apresentada a capacidade discriminatória ou importância das variáveis padronizadas em relação aos três primeiros componentes principais, calculada segundo a equação 28. Na coluna seis, apresenta-se a ordenação conforme sua importância.

Verifica-se que as variáveis mais discriminatórias em relação aos três primeiros componentes principais foram, em ordem decrescente de importância, TE01, TE02, TE03, TE12, TE09, A01, TE04, TE10, TE11, TE08, TE05, TE07, CH08, TE06, CH09, CH07, CH06, CH05, CH03, CH10, CH02, CH01, CH12, CH11 e CH04.

A variável A01 foi a sexta em importância, mostrando que a altitude tem peso considerável entre as variáveis discriminadoras.

O quadro 8 indica dois grupos de variáveis climáticas, um grupo com maior importância, constituindo-se basicamente pelas variáveis de temperatura, com ordenações e respectivas variáveis 1 (TE01), 2 (TE02), 3 (TE03), 4 (TE12), 5 (TE09), 6 (A01), 7 (TE04), 8 (TE10), 9 (TE11), 10 (TE08), 11 (TE05), 12 (TE07), 13 (CH08) e 14 (TE06). Outro grupo constituído das variáveis de chuva, com ordenações e respectivas variáveis 15 (CH09), 16 (CH07), 17 (CH06), 18 (CH05), 19 (CH03), 20 (CH10), 21 (CH02), 22 (CH01), 23 (CH12), 24 (CH11) e 25 (CH04).

Quadro 8. Correlações entre as 25 variáveis padronizadas e os três primeiros componentes principais (Y_1 , Y_2 e Y_3). Importância e ordenação da variáveis. Porcentagem e porcentagem acumulada de informação contida nos componentes principais.

Variável	Y_1	Y_2	Y_3	Importância	Ordenação
A01	-0.85511	0.39258	-0.02188	0.59326	6
CH01	-0.12407	0.90656	0.15369	0.31738	22
CH02	-0.22404	0.81458	0.14317	0.34987	21
CH03	-0.33975	0.80366	0.25401	0.41972	19
CH04	-0.31757	-0.01130	0.74575	0.22849	25
CH05	-0.41792	-0.62960	0.46071	0.43102	18
CH06	-0.44837	-0.79869	0.16843	0.47552	17
CH07	-0.49660	-0.79095	0.17469	0.50146	16
CH08	-0.71729	-0.60976	0.08443	0.57496	13
CH09	-0.70710	-0.51995	0.18726	0.55166	15
CH10	-0.53218	0.12281	0.55774	0.36940	20
CH11	0.02026	0.90738	0.21278	0.26168	24
CH12	-0.09651	0.91844	0.07936	0.30035	23
TE01	0.94818	-0.26996	0.08044	0.61784	1
TE02	0.94101	-0.29047	0.07848	0.61899	2
TE03	0.95067	-0.22848	0.09534	0.60928	3
TE04	0.97350	-0.10362	0.10761	0.59037	7
TE05	0.98738	-0.04752	0.11308	0.58394	11
TE06	0.97477	0.02672	0.10920	0.57106	14
TE07	0.98173	0.03651	0.10791	0.57752	12
TE08	0.98280	0.07225	0.11200	0.58773	10
TE09	0.97725	0.12180	0.11625	0.59778	5
TE10	0.98710	0.07115	0.11553	0.59011	8
TE11	0.98828	-0.06563	0.11119	0.58909	9
TE12	0.98079	-0.14918	0.08805	0.60532	4
% informação	57.20	26.18	5.88		
% acumulada	57.20	83.38	89.26		

O primeiro componente principal, Y_1 , reteve 57,20% da informação total contida no conjunto das 25 variáveis. O segundo componente principal reteve 26,18% da informação total, acumulando-se nos dois primeiros componentes 83,38%. O terceiro componente principal reteve mais 5,88% da informação total.

Assim, os três primeiros componentes principais retiveram 89,26% da informação total contida nas 25 variáveis. Os outros 10,74% da informação ficaram retidos nos vinte e dois componentes principais restantes.

Dos componentes resultantes, foram retidos somente os que apresentaram autovalores maiores que a unidade, que correspondem aos três primeiros componentes principais, como pode ser visto no quadro 7, para os dados padronizados.

Sobre os três componentes retidos foi aplicada a rotação de fatores, conhecida como Varimax ou máxima variância, que fornece fatores ortogonalmente independentes.

Os resultados da análise dos componentes principais, após rotação Varimax, constituídos por três fatores que ficaram retidos, são apresentados no quadro 9.

A porcentagem da variância dos dados padronizados, explicada individualmente em cada fator retido são apresentados na última linha do quadro 9. Os três primeiros fatores, juntos, explicam 91,12% da proporção da variância.

Após aplicação da rotação varimax, ocorreu diminuição da explicação retida no primeiro fator passando de 57,20% para 53,33%. Todavia, houve um aumento, na proporção da variância explicada pelos dois fatores seguintes, passando de 26,18% para 26,75%, no segundo fator; de 5,88% para 10,03%, no terceiro fator.

Quadro 9. Resultado da análise de componentes principais, após rotação Varimax, mostrando para cada variável os fatores e respectivos coeficientes (*).

Variável	Símbolo	Fator 1	Fator 2	Fator 3
Altitude	A01	<u>-0.87639</u>	0.34116	0.17067

Chuva de Janeiro	CH01	-0.17371	<u>0.91740</u>	0.09042
Chuva de Fevereiro	CH02	-0.27306	<u>0.82921</u>	0.10008
Chuva de Março	CH03	-0.34012	<u>0.82220</u>	0.27198
Chuva de Abril	CH04	-0.14540	0.03866	<u>0.82372</u>
Chuva de Maio	CH05	-0.24248	-0.62266	0.61276
Chuva de Junho	CH06	-0.31621	<u>-0.81086</u>	0.36612
Chuva de Julho	CH07	-0.37143	<u>-0.79961</u>	0.38175
Chuva de Agosto	CH08	-0.63554	-0.63802	0.32154
Chuva de Setembro	CH09	-0.61909	-0.54763	0.40351
Chuva de Outubro	CH10	-0.41298	0.14580	0.66249
Chuva de Novembro	CH11	-0.00707	<u>0.93587</u>	0.12434
Chuva de Dezembro	CH12	-0.16129	<u>0.92887</u>	0.01493
Temperatura de Janeiro	TE01	<u>0.95458</u>	-0.21264	-0.16348
Temperatura de Fevereiro	TE02	<u>0.94921</u>	-0.23354	-0.16254
Temperatura de Março	TE03	<u>0.96186</u>	-0.16737	-0.15730
Temperatura de Abril	TE04	<u>0.97688</u>	-0.04379	-0.16241
Temperatura de Maio	TE05	<u>0.98331</u>	0.01183	-0.16362
Temperatura de Junho	TE06	<u>0.96776</u>	0.08224	-0.17356
Temperatura de Julho	TE07	<u>0.97446</u>	0.08869	-0.16952
Temperatura de Agosto	TE08	<u>0.97225</u>	0.12514	-0.16876
Temperatura de Setembro	TE09	<u>0.96401</u>	0.17447	-0.16788
Temperatura de Outubro	TE10	<u>0.97474</u>	0.12552	-0.16878
Temperatura de Novembro	TE11	<u>0.98382</u>	-0.00818	-0.16341
Temperatura de Dezembro	TE12	<u>0.97751</u>	-0.09146	-0.17341
% da variância		54.33	26.76	10.03
% da variância acumulada		54.33	81.09	91.12

(*) Os coeficientes sublinhados são os que apresentam valores iguais ou superiores ao valor absoluto 0,79.

O fator 3 apresenta a porcentagem de explicação de variância igual a 10,03% e somente um coeficiente maior que o valor absoluto 0,79, por isso esse fator não será considerado na determinação dos índices climáticos. Os coeficientes iguais ou superiores ao valor absoluto 0,79 encontram-se sublinhados e foram utilizados para a determinação dos índices climáticos.

Os coeficientes iguais ou superiores ao valor absoluto 0,79, foram usados para formar, dentro de cada fator, uma combinação linear ou índices climáticos, por serem os mais significantes, ou seja, são os que sustentam a maior proporção de variância de uma variável nos dois fatores retidos.

Os índices climáticos correspondentes ao primeiro e segundo fatores são dados pelas equações:

$$I_t = -0.87639 \times A01 + 0.95458 \times TE01 + 0.94921 \times TE02 + 0.96186 \times TE03 + 0.97688 \times TE04 + \\ + 0.98331 \times TE05 + 0.96776 \times TE06 + 0.97446 \times TE07 + 0.97225 \times TE08 + \\ + 0.96401 \times TE09 + 0.97474 \times TE10 + 0.98382 \times TE11 + 0.97751 \times TE12$$

$$I_p = 0.91740 \times CH01 + 0.82921 \times CH02 + 0.82220 \times CH03 - 0.81086 \times CH06 - \\ - 0.79961 \times CH07 + 0.93587 \times CH11 + 0.92887 \times CH12$$

Onde I_t representa o índice térmico e I_p representa o índice pluviométrico.

O fator 1 representa o índice térmico, tendo doze coeficientes de temperatura sustentando positivamente e um coeficiente de altitude sustentando negativamente as maiores proporções de variância dessas variáveis.

O fator 2 representa o índice pluviométrico, tendo sete coeficientes de precipitação sustentando as maiores proporções de variância dessas variáveis.

A composição dos índices térmico e pluviométrico, gerou um terceiro índice denominado índice pluviotérmico (I_{pt}), dado pela equação:

$$I_{pt} = I_p + I_t$$

O índice pluviotérmico, por ser a soma dos índices térmico e pluviométrico, leva em consideração as variáveis com maior proporção de variância, tanto do

primeiro quanto do segundo fator, representando assim, uma classificação climática na sua totalidade. Já os índices térmico e pluviométrico representam classificações climáticas individualizadas para a temperatura e para a precipitação, respectivamente.

A formação dos padrões ou grupos, entre os fatores, pode ser vista pelo gráfico de dispersão entre o fator 1 e o fator 2, figura 9.

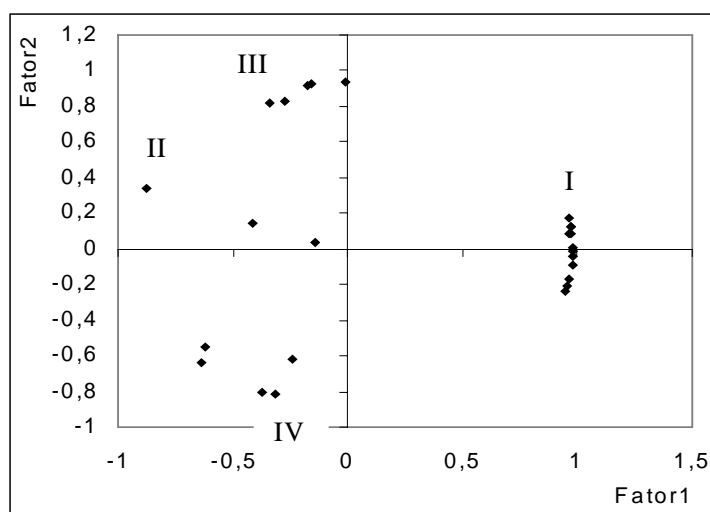


Figura 9. Gráfico de dispersão entre fator 1 e fator 2.

As variáveis de temperatura TE01 a TE12, pertencentes ao grupo I, são as que sustentam positivamente o índice térmico e somente a variável A01, pertencente ao grupo II, sustenta negativamente este índice.

As variáveis de precipitação CH01, CH02, CH03, CH11 e CH12, pertencentes ao grupo III, são as que sustentam positivamente o índice pluviométrico e as variáveis CH06 e CH07, pertencentes ao grupo IV, sustentam negativamente este índice.

No quadro 10, apresenta-se o desvio padrão, a assimetria e a curtose dos 117 postos amostrados para os índices climáticos (I_t , I_p e I_{pt}).

Quadro 10. Desvio Padrão (DP), Assimetria e Curtose dos índices climáticos I_t , I_p e I_{pt}

Índices	Amostras	DP	Assimetria	Curtose
I_t	117	12.19	-0.21	2.70
I_p	117	5.19	0.21	2.96
I_{pt}	117	12.97	-0.24	2.33

Os coeficientes de assimetria e curtose, para os três índices, indicam tendência à normalidade, posto ter-se assimetria próxima de zero e curtose próxima de 3.

Nas figuras 10, 11 e 12, estão representados os histogramas dos índices climáticos (I_t , I_p e I_{pt}). Observa-se graficamente que os três índices aproximam-se de uma distribuição normal de frequência.

A normalidade dos índices térmico, pluviométrico e pluviotérmico, permite aferir com maior segurança as técnicas de geoestatística, que serão aplicadas sobre esses índices.

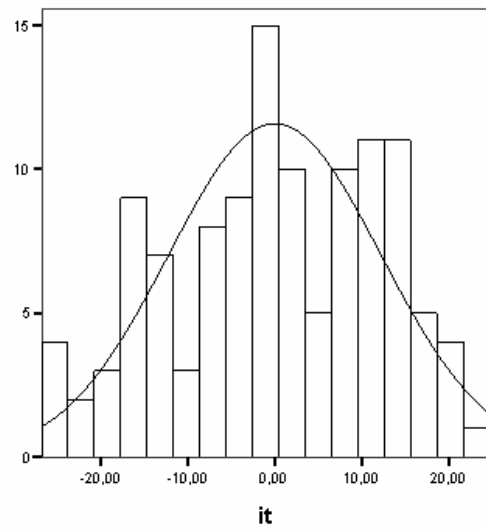


Figura 10. Histograma do índice térmico.

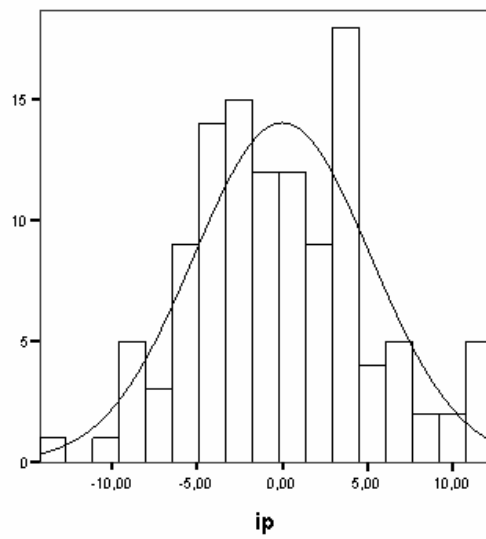


Figura 11. Histograma do índice Pluviométrico.

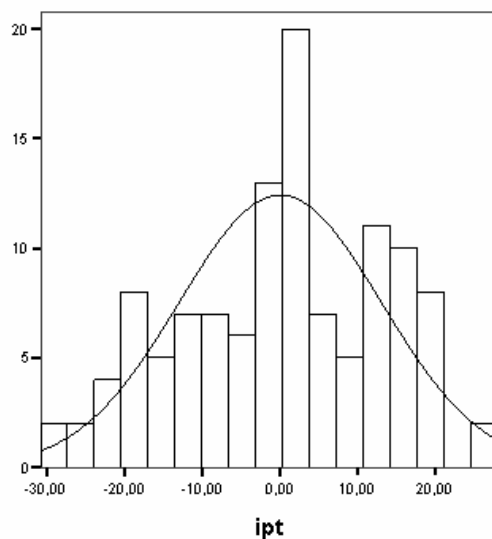


Figura 12. Histograma do índice Pluviotérmico.

4.5. Análises Geoestatísticas

4.5.1. Análise da Variabilidade Espacial

Os valores observados, após serem padronizados, foram utilizados nas equações dos índices térmico e pluviométrico, determinando para cada índice 117 novos valores que foram utilizados nas análises geoestatísticas. Os semivariogramas amostrais calculados para os índices térmico e pluviométrico apresentaram variabilidade espacial.

O índice térmico tem correlação com a longitude igual a $-0,70$, com a latitude igual a $0,67$, como pode ser visto nas figuras 13 e 14, indicando que as direções Leste-

Oeste (L-O) e Norte-Sul (N-S) têm influências neste índice. Como pode ser visto na figura 15, o índice térmico tem correlação com a altitude igual a $-0,89$, indicando que a altitude tem forte influência na composição deste índice.

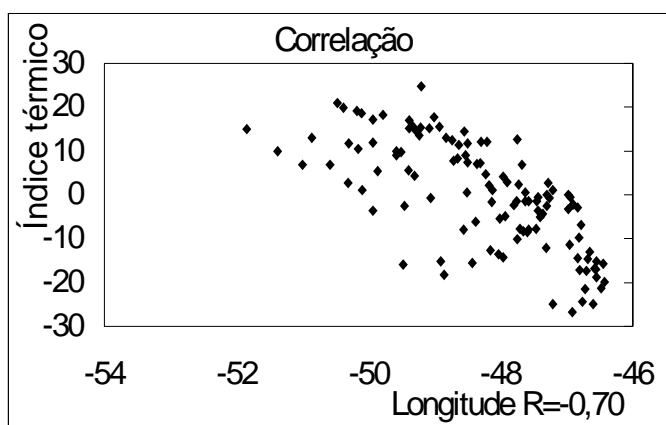


Figura 13. Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a longitude.

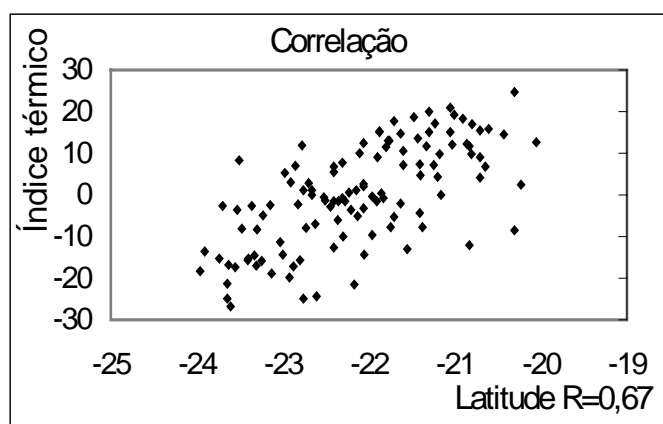


Figura 14. Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a latitude.

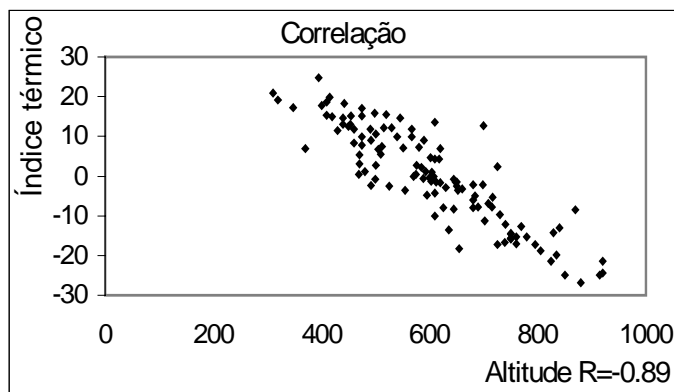


Figura 15. Diagrama de dispersão entre o índice térmico e a altitude.

O índice pluviométrico tem correlação com a longitude igual a 0,49 e com latitude igual a 0,57, indicada nas figuras 16 e 17. Também neste caso, as direções L-O e N-S têm influências no índice pluviométrico. Com a altitude, figura 18, o índice pluviométrico apresentou correlação igual a 0,36, ou seja, existe influência menor da altitude neste índice, quando comparada com a longitude e latitude.

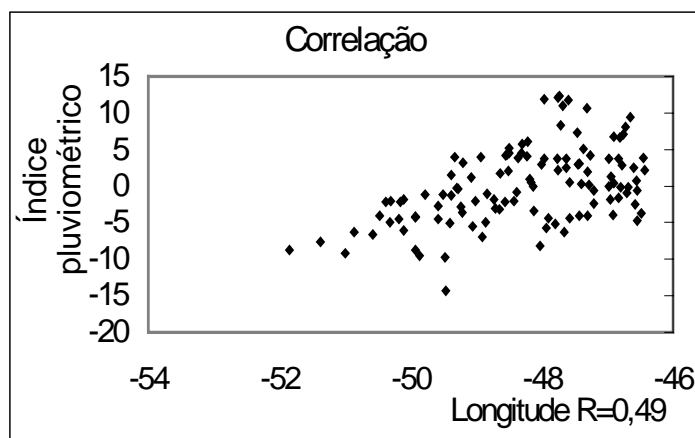


Figura 16. Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a longitude.

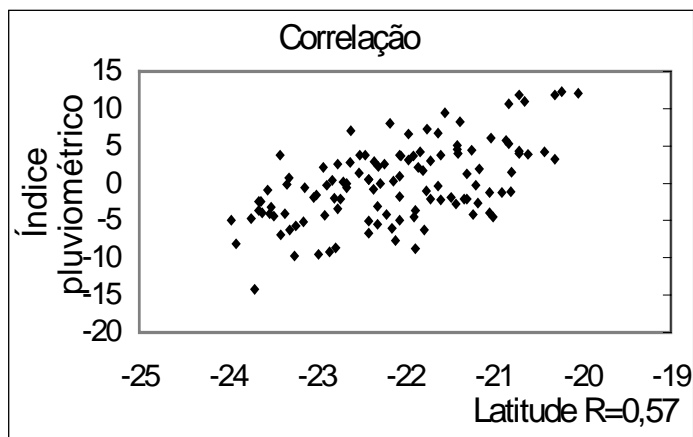


Figura 17. Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a latitude.

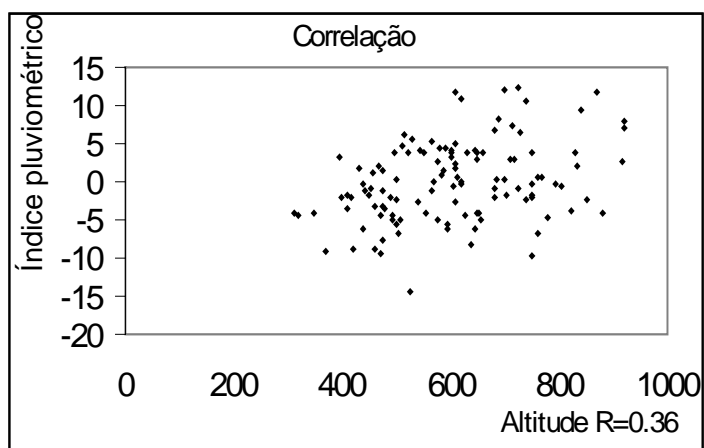


Figura 18. Diagrama de dispersão entre o índice pluviométrico e a altitude.

Os semivariogramas calculados nas direções L-O e N-S, tanto para o índice térmico como para o índice pluviométrico apresentaram as mesmas características, tendo efeito pepita, alcance e patamar iguais, mostrando que, para essas direções, não existe anisotropia.

A figura 19 mostra o semivariograma experimental para o índice

térmico bem como seu ajuste através do modelo linear $\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + \frac{c}{a}h; & h \leq a \\ c_0 + c; & h > a \end{cases}$. As

estimativas dos parâmetros do modelo ajustado teve como efeito pepita $c_0 = 23$, variabilidade total ou patamar $c_0 + c = 63$ e alcance da dependência espacial $a = 1,4$ graus de coordenadas georreferenciadas.

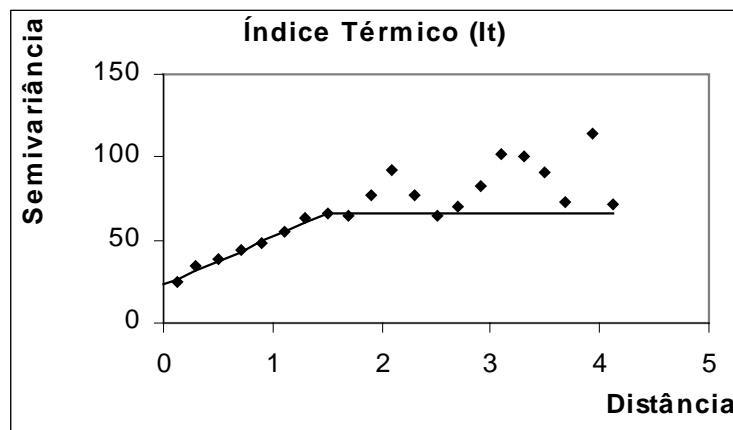


Figura 19. Semivariograma do índice térmico.

Por definição $\gamma(0) = 0$, como pode ser analisado pela equação 19.

Porém, devido a erros de medição e descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras, o valor encontrado foi $c_0 = 23$.

Observa-se ainda, na figura 19, que a medida que a distância h aumenta, $\gamma(h)$ também aumenta até atingir um valor máximo, chamado patamar, cujo valor encontrado foi 63.

A distância na qual $\gamma(h)$ atinge o patamar é chamada de alcance, cujo valor encontrado foi 1.4 grau de coordenadas georreferenciadas, correspondendo à distância limite da dependência ou de correlação espacial entre as amostras. A distâncias maiores, as observações têm distribuição espacial aleatória, sendo independentes entre si.

A figura 20 mostra o semivariograma experimental para o índice pluviométrico e seu ajuste por meio do modelo linear. As estimativas dos parâmetros do modelo ajustado teve como efeito pepita $c_0 = 0,3$, variabilidade total ou patamar $c_0 + c = 18,3$ e alcance da dependência espacial $a = 2,7$ graus de coordenadas georreferenciadas.

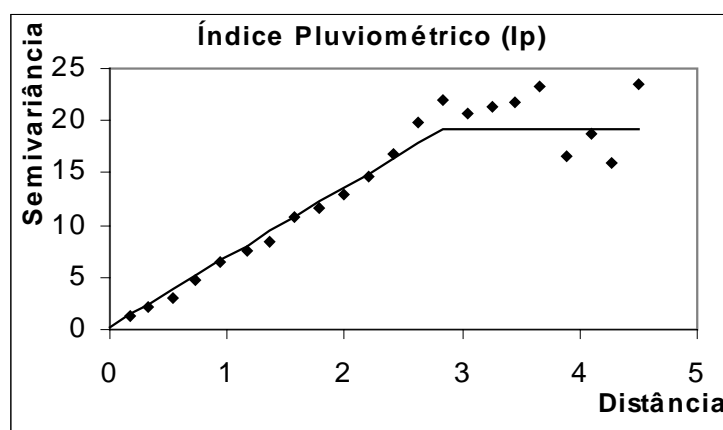


Figura 20. Semivariograma do índice pluviométrico.

A figura 21 mostra o semivariograma experimental para o índice pluviotérmico, sendo seu ajuste obtido pelo modelo linear. As estimativas dos parâmetros do modelo ajustado teve como efeito pepita $c_0 = 11$, patamar $c_0 + c = 131$ e alcance da dependência espacial $a = 2,3$ graus de coordenadas georreferenciadas.

Observa-se para o índice pluviotérmico, uma autocorrelação espacial entre as observações até uma distância de 2,3 graus de coordenadas georreferenciadas. Ou seja, as observações climáticas localizadas a distâncias menores do que 2,3 graus são correlacionadas entre si, enquanto as observações com distâncias maiores do que 2,3 graus têm distribuição espacial aleatória, sendo independentes entre si.

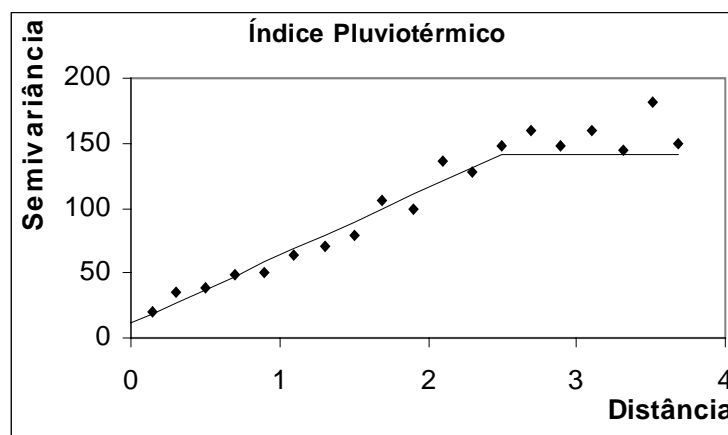


Figura 21. Semivariograma do índice pluviotérmico.

O alcance da dependência espacial foi diferenciado nos três índices propostos, com patamar máximo atingido a distâncias de $a = 1,4$ para o índice térmico, $a = 2,7$ para o índice pluviométrico e $a = 2,3$ para o índice pluviotérmico, indicando que a

distância de dependência espacial da temperatura é menor do que a distância de dependência dos outros dois índices.

Os efeitos pepita também foram diferenciados, para o índice térmico, $c_0 = 25$; para o índice pluviométrico, $c_0 = 0,3$ e, para o índice pluviotérmico, $c_0 = 11$. Estes valores indicam uma descontinuidade dos semivariogramas para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras, indicando variabilidade não explicada, que pode ser originada de erros de medição ou microvariações não detectadas pelas estações. Uma maior concentração de postos meteorológicos certamente diminuiria esta descontinuidade. Assim, verifica-se que o índice térmico reteve uma parte maior do erro em comparação com os outros dois índices.

Verifica-se ainda que a relação entre o efeito pepita e o patamar $c_0/(c_0 + c)$, são, respectivamente, 0,37, 0,016 e 0,084 para os índices térmico, pluviométrico e pluviotérmico. Estes valores indicam que o índice térmico teve uma maior variabilidade para pequenas distâncias. Por meio desta relação, pode-se também observar o grau de dependência espacial em cada índice, sendo o térmico de 37%, considerado de dependência moderada; o pluviométrico de 1,6% e o pluviotérmico de 8,4%, considerados de dependência forte.

Foram analisados semivariogramas para várias direções, para os três índices, sendo que todos eles tiveram o mesmo comportamento, indicando que a direção a ser tomada para geração das semivariâncias não é importante, ou seja, as variáveis climáticas em estudo comportam-se como um fenômeno isotrópico, sendo a análise do semivariograma em uma única direção suficiente para o estudo da dependência espacial.

Detectadas e ajustadas as dependências espaciais dos três índices, foi possível realizar os mapeamentos, utilizando-se valores estimados por meio da interpolação por krigagem.

A aplicação da análise geoestatística, utilizando o processo de interpolação por krigagem, sobre os índices climáticos, resultou na formação das classes térmicas e pluviométricas.

As seis classes formadas pelo índice térmico, indicadas pelas letras de A a F foram:

- Classe A: formada pelos postos 45, 68, 102, 103, 114 (respectivamente Guarulhos, Mauá, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, Vargem);

- Classe B: formada pelos postos 13, 36, 41, 56, 65, 87, 100 (respectivamente Atibaia, Cotia, Franco da Rocha, Itatinga, Mairiporã, Pinhalzinho, São Paulo);

- Classe C: formada pelos postos 1, 2, 4, 6, 7, 8, 10, 12, 15, 21, 23, 27, 29, 30, 31, 34, 35, 38, 47, 51, 52, 53, 55, 57, 58, 60, 62, 63, 64, 71, 72, 84, 86, 88, 96, 98, 104, 105, 106, 108, 109, 110, 112, 115, 117 (respectivamente Aguaí, Altinópolis, Americana, Amparo, Analândia, Anhambi, Araçoiaba da Serra, Araras, Avaré, Boituva, Botucatu, Caconde, Cerquilha, Cesário Lange, Charqueada, Corumbataí, Cosmópolis, Descalvado, Ibiúna, Itapetininga, Itapira, Itaporanga, Itatiba, Itirapina, Itu, Jaguariuna, Laranjal Paulista, Leme, Macatuba, Mogi Mirim, Morungaba, Pedreira, Pinhal, Pirassununga, Rio Claro, São Carlos, Serra Negra, São João da Boa Vista, São José do Rio Pardo, Santa Cruz das Palmeiras, Santa Rita do Passa Quatro, Santa Rosa do Viterbo, Torrinha, Vinhedo, Votorantim);

- Classe D: formada pelos postos 5, 25, 26, 37, 39, 40, 61, 66, 76, 82, 95, 97, 99, 101 (respectivamente Américo Brasiliense, Brotas, Buritzal, Cravinhos, Dois córregos, Duarteina, Jeriquara, Marília, Nuporanga, Ourinhos, Ribeirão Bonito, Salto Grande, São Manoel, Sarutaia);

- Classe E: formada pelos postos 11, 16, 18, 19, 28, 42, 43, 44, 49, 50, 54, 59, 67, 74, 75, 79, 80, 83, 89, 91, 93, 94, 111, 113, 116 (respectivamente Araraquara, Bariri, Bauru, Bebedouro, Cândido Mota, Guaiçara, Guarantã, Guariba, Igarapava, Itajobi, Itapuí, Jaboticabal, Matão, Nova Europa, Novo Horizonte, Oriente, Orlândia, Paraguassu Paulista, Pontal, Presidente Prudente, Quintana, Reginópolis, Taquaritinga, Urupês, Viradouro);

- Classe F: formada pelos postos 3, 9, 14, 17, 20, 22, 24, 32, 33, 46, 48, 69, 70, 73, 77, 78, 81, 85, 90, 92, 107 (respectivamente Alto Alegre, Araçatuba, Avandava, Barretos, Birigui, Borborema, Braúna, Colina, Coroados, Ibitinga, Icém, Mendonça, Mirassol, Nipua, Olímpia, Onda Verde, Oswaldo Cruz, Penápolis, Potirendaba, Presidente Venceslau, São José do Rio Preto);

O quadro 11 contém médias, desvios padrão e coeficientes de variação referente às seis classes formadas para o índice térmico em relação às variáveis originais.

As médias totais de cada classe para as variáveis de temperatura, variam de 20°C da classe A, para 23,3°C da classe F, indicando que o índice térmico cresce do sudeste para o noroeste.

As médias de cada classe, para cada uma das variáveis de temperatura, indicam uma menor diferença entre máximas e mínimas nos meses mais chuvosos.

Quadro 11. Média, desvio padrão e coeficiente de variação do índice térmico por classes de postos formados (*).

Class	N	A01	TE0 1	TE0 2	TE0 3	TE0 4	TE0 5	TE0 6	TE0 7	TE0 8	TE0 9	TE1 0	TE1 1	TE1 2
A	5	785. 6	23.0	23.2	22.5	20.2	17.9	15.9	16.2	17.8	19.3	20.4	21.5	22.0
		42.9	0.2	0.3	0.2	0.2	0.2	1.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.5	0.2
		5.4	1.1	1.3	1.1	0.9	0.8	9.1	1.0	1.1	0.9	0.8	2.3	0.9
B	7	634. 3	22.8	22.0	22.4	20.4	18.2	16.0	16.9	18.5	20.0	21.0	21.6	22.2
		163. 6	4.5	4.6	4.4	3.9	3.5	3.2	3.1	3.5	3.8	4.1	4.3	4.4
		25.8	19.8	19.8	19.7	19.5	19.2	19.0	18.6	18.9	19.2	19.5	19.6	19.7
C	45	659. 7	23.8	23.9	23.3	21.3	18.9	17.6	17.5	19.2	20.8	21.8	22.5	23.1
		111. 7	0.7	0.8	0.8	0.7	0.7	0.7	0.8	0.9	0.9	0.8	0.8	0.7
		16.9	3.0	3.2	3.2	3.5	3.7	4.1	4.7	4.6	4.1	3.5	3.3	3.2
D	14	644. 9	24.0	24.2	23.7	21.7	19.4	18.2	18.1	19.9	21.5	22.5	23.0	23.5
		113. 0	0.8	0.8	0.8	0.7	0.7	0.8	0.8	0.9	0.9	0.8	0.8	0.8
		17.5	3.3	3.4	3.3	3.4	3.6	4.1	4.2	4.3	4.2	3.7	3.3	3.2
E	25	521. 3	24.9	25.1	24.6	22.6	20.4	19.2	19.1	21.0	22.6	23.6	24.0	24.4
		78.1	0.4	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.7	0.6	0.5	0.5
		14.9	1.8	1.9	1.8	2.1	2.4	2.8	2.8	2.9	3.0	2.5	2.1	1.8
F	21	454. 8	25.4	25.6	25.2	23.3	21.1	20.0	19.8	21.9	23.5	24.4	24.7	25.1
		76.9	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.5	0.4	0.4
		16.9	1.4	1.5	1.6	1.6	1.8	2.1	2.1	2.1	2.1	1.9	1.6	1.5
Mín.		454. 9	22.9	23.0	22.4	20.2	17.9	15.9	16.2	17.8	19.3	20.4	21.5	22.0
Máx.		785. 6	25.4	25.6	25.2	23.3	21.1	20.0	19.8	21.9	23.5	24.4	24.7	25.1
Dif.		330. 7	2.6	2.6	2.8	3.1	3.2	4.1	3.6	4.1	4.3	4.0	3.2	3.0

(*) As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos.

A classe F apresenta, em média, os maiores valores de temperatura em todos os meses, enquanto os menores valores de temperatura ocorrem na classe B, nos meses de janeiro (TE01), fevereiro (TE02) e março (TE03) e na classe A nos meses de abril a dezembro (TE04 a TE12).

A classe B, formada por apenas sete postos, abrangendo a região da capital do estado, teve os maiores coeficientes de variação em todos os meses.

As seis classes formadas pelo índice pluviométrico, indicadas pelas letras de A a F foram:

- Classe A: formada pelos postos 15, 28, 53, 56, 81, 82, 83, 91, 92, 97, 101 (respectivamente Avaré, Cândido Mota, Itaporanga, Itatinga, Oswaldo Cruz, Ourinhos, Paraguassu Paulista, Presidente Prudente, Presidente Venceslau, Salto Grande, Sarutaia);

- Classe B: formada pelos postos 3, 9, 10, 14, 16, 18, 20, 21, 23, 24, 29, 30, 33, 36, 40, 42, 43, 47, 51, 54, 58, 64, 66, 69, 73, 75, 79, 85, 90, 93, 94, 99, 100, 113, 117 (respectivamente Alto Alegre, Araçatuba, Araçoiaba da Serra, Avanhandava, Bariri, Bauru, Birigui, Boituva, Botucatu, Braúna, Cerquilha, Cesário Lange, Coroados, Cotia, Duartina, Guaiçara, Guarantã, Ibiúna, Itapetininga, Itapuí, Itu, Macatuba, Marília, Mendonça, Nipua, Novo Horizonte, Oriente, Penápolis, Potirendaba, Quintana, Reginópolis, São Manoel, São Paulo, Urupês, Votorantim);

- Classe C: formada pelos postos 4, 8, 11, 13, 22, 25, 31, 35, 39, 41, 45, 46, 50, 55, 60, 62, 65, 68, 70, 71, 72, 74, 78, 84, 95, 102, 103, 107, 112, 115 (respectivamente Americana, Anhembi, Araraquara, Atibaia, Borborema, Brotas, Charqueada,

Cosmópolis, Dois Córregos, Franco da Rocha, Guarulhos, Ibitinga, Itajobi, Itatiba, Jaguariuna, Laranjal Paulista, Mairiporã, Mauá, Mirassol, Mogi Mirim, Morungaba, Nova Europa, Onda Verde, Pedreira, Ribeirão Bonito, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, São José do Rio Preto, Torrinha, Vinhedo);

- Classe D: formada pelos postos 1, 5, 6, 7, 12, 17, 19, 32, 34, 38, 44, 48, 52, 57, 59, 67, 77, 86, 87, 88, 89, 96, 98, 104, 105, 106, 111, 114, 116 (respectivamente Aguai, Américo Brasiliense, Amparo, Analândia, Araras, Barretos, Bebedouro, Colina, Corumbataí, Descalvado, Guariba, Icém, Itapira, Itirapina, Jaboticabal, Matão, Olímpia, Pinhal, Pinhalzinho, Pirassununga, Pontal, Rio Claro, São Carlos, Serra Negra, São João da Boa Vista, São José do Rio Pardo, Taquaritinga, Vargem, Viradouro);

- Classe E: formada pelos postos 2, 37, 63, 80, 108, 109, 110 (respectivamente Altinópolis, Cravinhos, Leme, Orlandia, Santa Cruz das Palmeiras, Santa Rita do Passa Quatro, Santa Rosa do Viterbo);

- Classe F: formada pelos postos 26, 27, 49, 61, 76 (respectivamente Buritizal, Caconde, Igarapava, Jeriquara, Nuporanga).

O quadro 12 contém médias, desvios padrão e coeficientes de variação referentes às seis classes formadas para o índice pluviométrico em relação às variáveis originais.

As médias totais de cada classe, para as variáveis de precipitação, variam de 102,1 mm da classe A para 126,1 mm da classe F, indicando que o índice pluviométrico cresce de sudoeste para nordeste.

A classe F apresenta, em média, as maiores precipitações nos meses de janeiro (CH01) a abril (CH04) e de outubro a dezembro (CH10 a CH12), sendo que abril e outubro são os meses de transição entre as chuvas e as secas. Já nos meses menos chuvosos, de maio a setembro (CH05 a CH09), os maiores índices ocorrem na classe A.

Quadro 12. Média, desvio padrão e coeficiente de variação do índice pluviométrico por classes de postos formados (*).

Class	N	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH0	CH1	CH1	CH1
e		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2
A	5	194.7	182.5	126.0	64.7	60.9	58.2	41.3	34.2	60.2	130.4	114.9	157.5
		14.0	14.4	9.7	5.0	5.4	6.5	8.4	4.6	7.6	6.0	6.8	15.4
		7.2	7.9	7.7	7.8	8.8	11.1	20.3	13.5	12.6	4.6	5.9	9.8
B	7	218.6	199.1	137.0	57.8	46.4	42.2	30.3	24.7	53.4	121.4	120.2	179.7
		14.6	16.3	10.6	6.0	6.8	7.2	7.0	8.7	7.9	11.2	9.4	11.5
		6.7	8.2	7.7	10.3	14.7	17.2	23.1	35.0	14.7	9.3	7.8	6.4
C	45	238.4	213.2	153.3	59.5	43.8	40.5	26.7	26.2	54.3	121.1	132.3	193.2
		14.5	14.6	16.1	8.6	4.8	6.6	6.0	7.9	9.8	7.3	12.6	16.1
		6.1	6.8	10.5	14.4	10.9	16.2	22.4	30.1	18.1	6.0	9.6	8.3
D	14	253.2	219.6	163.3	54.9	41.0	32.8	19.9	20.7	47.8	122.8	155.0	223.8
		13.4	12.2	14.4	6.1	6.4	8.4	4.7	7.3	7.6	10.3	10.3	17.6
		5.3	5.6	8.8	11.2	15.6	25.7	23.6	35.2	16.0	8.4	6.6	7.8
E	25	272.0	230.1	170.0	58.0	40.0	27.1	17.0	16.6	47.7	133.9	172.4	235.3
		24.3	12.5	20.0	8.2	3.5	5.6	1.9	4.8	4.3	11.7	19.3	17.4
		8.9	5.4	11.8	14.2	8.7	20.8	11.3	29.1	9.1	8.8	11.2	7.4
F	21	291.8	246.2	195.4	74.2	40.0	18.8	15.6	11.0	43.8	135.4	193.0	248.0

	15.9	8.1	4.5	7.7	3.2	6.9	2.5	4.1	3.0	7.4	6.0	13.5
	5.5	3.3	2.3	10.4	7.9	36.9	16.1	37.5	6.9	5.5	3.1	5.5
Mín.	194.	182.	126.	54.9	40.0	18.8	15.6	11.0	43.8	121.	114.	157.
	7	5	0							1	9	5
Máx.	291.	246.	195.	74.2	60.9	58.2	41.3	34.2	60.2	135.	193.	248.
	8	2	4							4	0	0
Dif.	97.1	63.7	69.4	19.3	20.9	39.4	25.7	23.2	16.4	14.3	78.1	90.5

(*) As três últimas linhas correspondem aos valores mínimo, máximo e diferença (entre máximo e mínimo) das médias dos grupos.

Os maiores coeficientes de variação para o índice pluviométrico, em cada mês, não foram predominantes para nenhuma classe. Já os menores coeficientes de variação flutuaram entre as classes A e F.

4.5.2. Mapas dos Índices Climáticos

Para os índices obtidos pela aplicação da rotação varimax, foram estudadas as dependências espaciais por meio de semivariogramas, possibilitando ajuste de modelos matemáticos que foram utilizados para estimar valores pelo processo de interpolação krigagem.

A krigagem possibilitou o mapeamento dos índices climáticos para o estado de São Paulo. Os mapas de isolinhas, figuras 22 e 23, mostram a distribuição espacial

dos valores climáticos para o índice térmico e índice pluviométrico, respectivamente. Optou-se pela formação de seis classes, quanto à distribuição espacial.

Verifica-se que os valores das classes do índice térmico, figura 22, aumentam de sudeste para noroeste, mostrando que este índice é função da longitude, latitude e altitude. Nas figuras 13, 14 e 15 foram representados os diagramas de dispersão do índice térmico com a longitude, latitude e altitude, sendo os coeficientes de correlação respectivamente $-0,70$; $0,67$ e $-0,89$. Observa-se que a altitude influi negativamente no índice térmico, sendo que um aumento na altitude provoca diminuição no índice térmico. O mesmo acontece com a longitude, em razão de seu coeficiente de correlação ser negativo. Já a latitude tem influência positiva. Um aumento nesta coordenada provoca um aumento no índice térmico.

A classe A, formada por apenas 5 postos, localiza-se a leste e apresenta os índices mais baixos (de -22 a -15).

A classe B, formada por sete postos, abrange a região de Itatinga (posto 56) ao sul, passando pela capital (posto 100) e atinge a região de Pinhalzinho (posto 87), a nordeste do estado (índices variando de -15 a -8).

A classe C, a mais abrangente e extensa, 45 postos, compreende parte do Planalto Central, indo da região de Itaporanga (posto 53) ao sul, até a região de Altinópolis (posto 2) a nordeste. Os índices nesta classe variam de -8 a -1 .

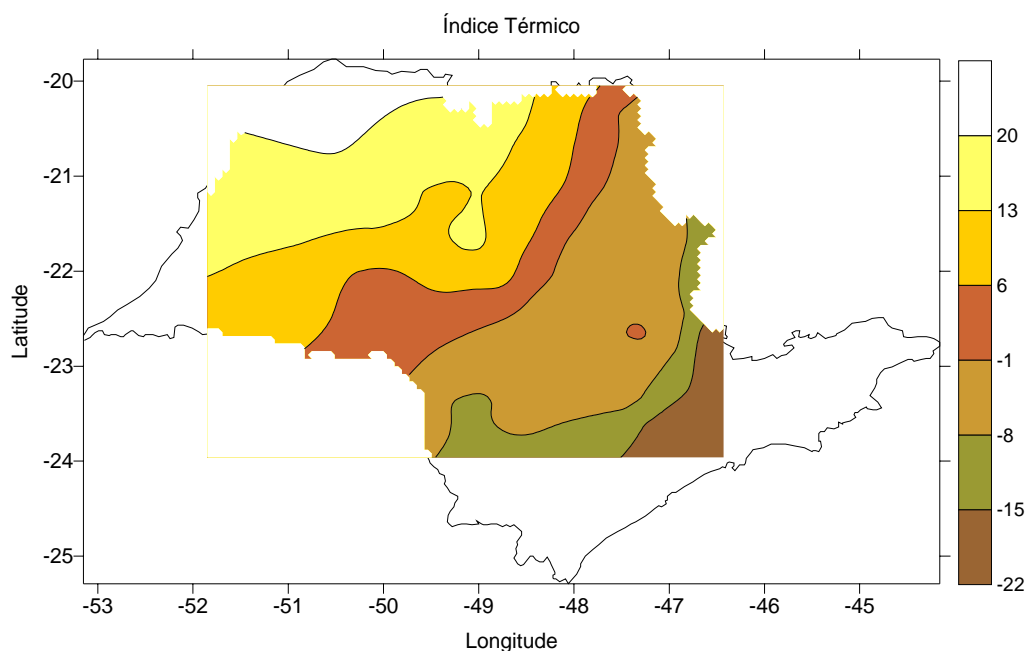


Figura 22. Isolinhas do índice térmico.

Formada por 14 postos, a classe D abrange as regiões de Ourinhos (posto 82) e Salto Grande (posto 97) a sudoeste, indo até Jeriquara (posto 61) ao norte do estado, tendo índices variando de -1 a 6 .

A faixa que se inicia na região de Cândido Mota (posto 28) a oeste e caminha até a região de Igarapava (posto 49) é formada por 25 postos, caracterizada como classe E, onde os índices variam de 6 a 13 .

Por último, a classe F, formada por 21 postos, localizada a noroeste do estado, apresenta os mais altos índices térmicos (de 13 a 20).

Verifica-se que o índice pluviométrico, figura 23, aumenta de sudoeste para nordeste, mostrando que este índice é função, principalmente da latitude, com coeficiente

de correlação 0,572. A longitude teve menor influência do que a latitude, com coeficiente de correlação 0,495. A altitude exerce menos influência que ambas, latitude e longitude, com coeficiente de correlação igual a 0,36. Os gráficos de dispersão estão representados nas figuras 16, 17 e 18.

A classe A, formada por 11 postos, apresenta os mais baixos valores de índice pluviométrico (-14 a -10), sendo que nesta área existe baixa concentração de postos. Abrange o oeste do estado, região de Presidente Prudente (posto 91), descendo até as regiões de Itaporanga (posto 53) e Itatinga (posto 56).

A classe B, formada por 35 postos, é a mais abrangente, compreendendo a faixa central do sudoeste a noroeste do estado. Os índices, nesta classe, variam de -10 a -6.

A faixa que compreende a classe C, com 31 postos, tem alta concentração de postos. Nela os índices variam de -6 a -2.

As classes E e F, formadas por um número menor de postos, 7 e 5, respectivamente, estão localizadas a nordeste do estado. As faixas dos índices são, respectivamente, 2 a 6 e 6 a 10.

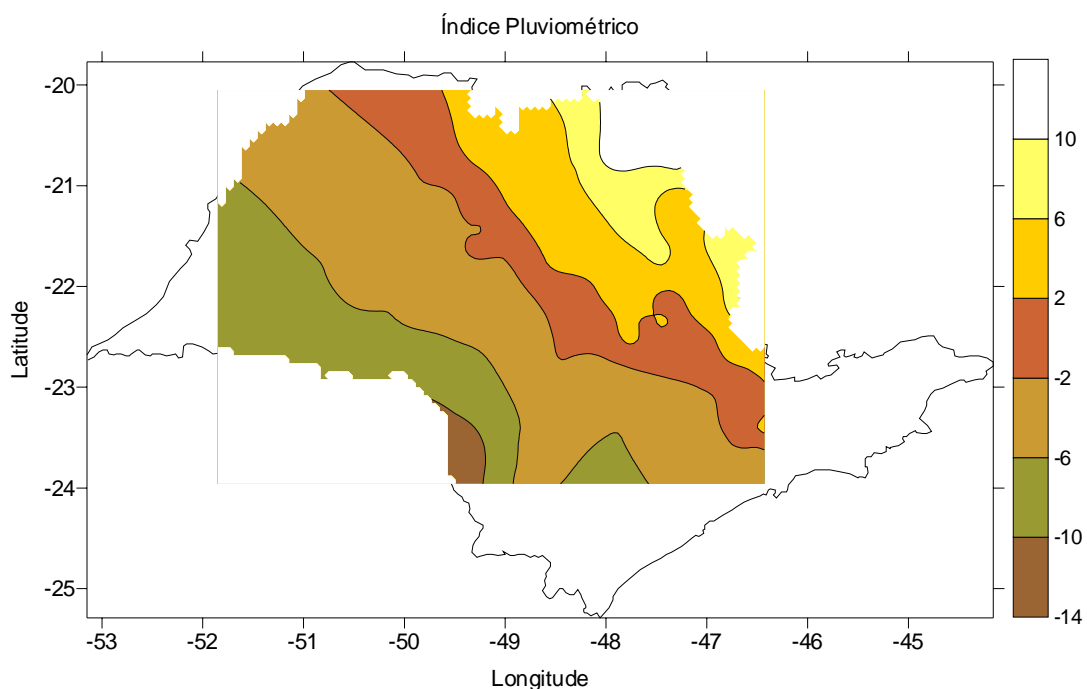


Figura 23. Isolinhas do índice pluviométrico.

O mapa de isolinhas do índice pluviométrico, representado na figura 24, tem uma certa predominância a aumentar de sudeste para noroeste, com algumas regiões fechadas, provocadas pela influência das precipitações. Suas características aproximam-se mais do mapa de isolinhas de temperatura, figura 22, uma vez que este teve maior explicação da variabilidade retida.

Comparando-se o mapa do índice pluviométrico com o mapa gerado pela aplicação da análise de agrupamentos figura 8, verifica-se que o grupo E tem total coincidência com a classe climática do índice pluviométrico com variação de 10 a 17. O grupo A tem coincidência parcial com o índice pluviométrico de variação de -4 a 3.

A região do posto de número 64 (Macatuba), pertencente ao grupo E, localizado nas coordenadas geográficas 23,51 S e 48,65 W, que foi o único posto atípico, na análise de agrupamentos, também provocou altas variabilidades no mapa do índice pluviotérmico.

O grupo B pertenceu, quase que na totalidade, ao índice pluviotérmico com variação de -25 a -11 .

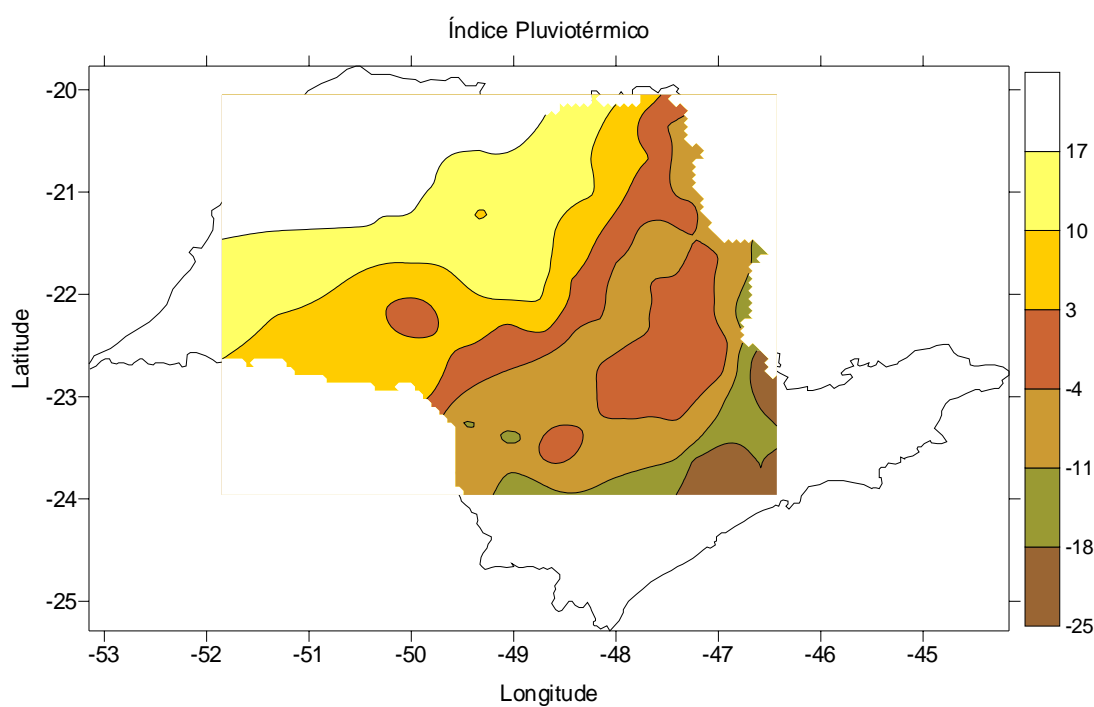


Figura 24. Isolinhas do índice pluviotérmico.

O grupo F teve coincidência com o índice pluviotérmico pertencente à faixa de 3 a 10.

Os grupos C e D não pertencem a uma mesma faixa do índice pluviotérmico.

Nas figuras 25, 26 e 27 estão representadas as distribuições espaciais dos índices climáticos, térmico, pluviométrico e pluviotérmico, respectivamente.

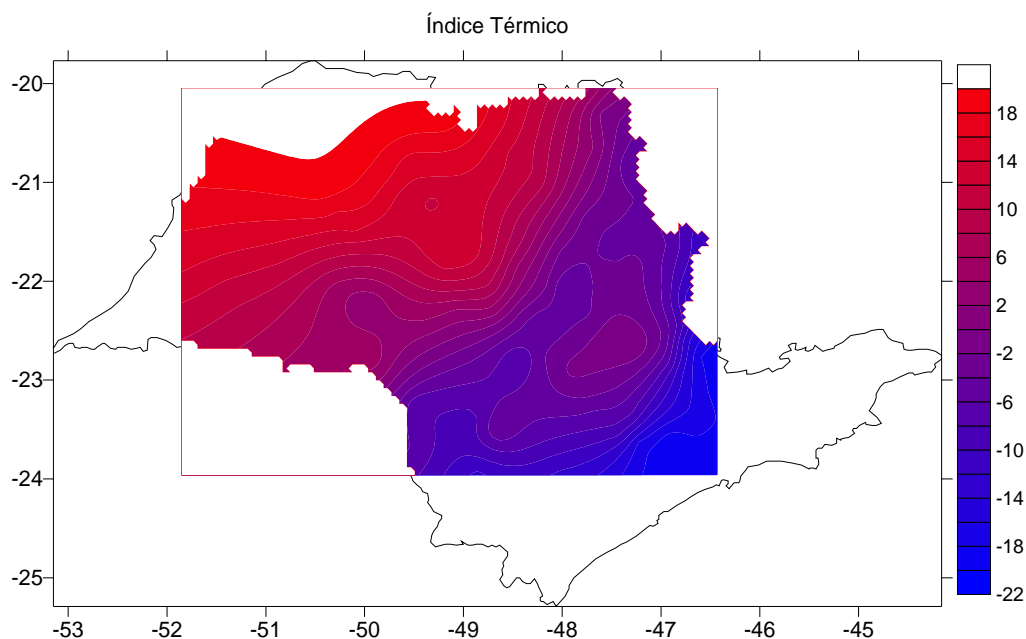


Figura 25: Distribuição espacial do índice térmico para o estado de São Paulo.

Comparando-se o mapa de distribuição espacial do índice térmico da figura 25, com o mapa de temperatura média anual do estado de São Paulo, desenvolvido pela equipe técnica do CEPAGRI/UNICAMP, CIIAGRO/IAC e EMBRAPA/CERRADOS, figura 3, constata-se que os dois métodos de classificação climática apresentam grandes semelhanças. Em ambos existe um aumento de temperatura na direção da região sudeste para a região noroeste.

A região sudeste é caracterizada pela ocorrência de temperaturas elevadas, principalmente no verão. Entretanto essa região, que compreende o litoral do estado,

não foi considerada nas análises. A região da Serra de Paranapiacaba, que apresenta temperaturas mais baixas que o restante do estado, também não foi considerada. A região oeste teve poucos pontos amostrais. Face a isso, era de se esperar certa diferença com o mapa de temperatura da figura 3. Outrossim, neste trabalho, foi utilizada uma classificação com interpolação espacial, por meio de técnicas geoestatísticas, utilizando-se a interpolação por krigagem, enquanto o mapa da figura 3 foi desenvolvido utilizando-se classificação tradicional.

Na figura 26, está representada a distribuição espacial do índice pluviométrico para o estado de São Paulo. Comparando-o com o mapa de precipitação anual média do estado, desenvolvido pela equipe técnica do CEPAGRI/UNICAMP, CIIAGRO/IAC e EMBRAPA/CERRADOS, figura 2, observa-se, como no caso da temperatura, grande semelhança entre eles. Ou seja, a precipitação anual média tende a se elevar na direção da região sudoeste para a região nordeste. Semelhantemente ao que ocorre com a temperatura, a concordância entre os dois mapas não é total, pelos mesmos motivos apresentados anteriormente.

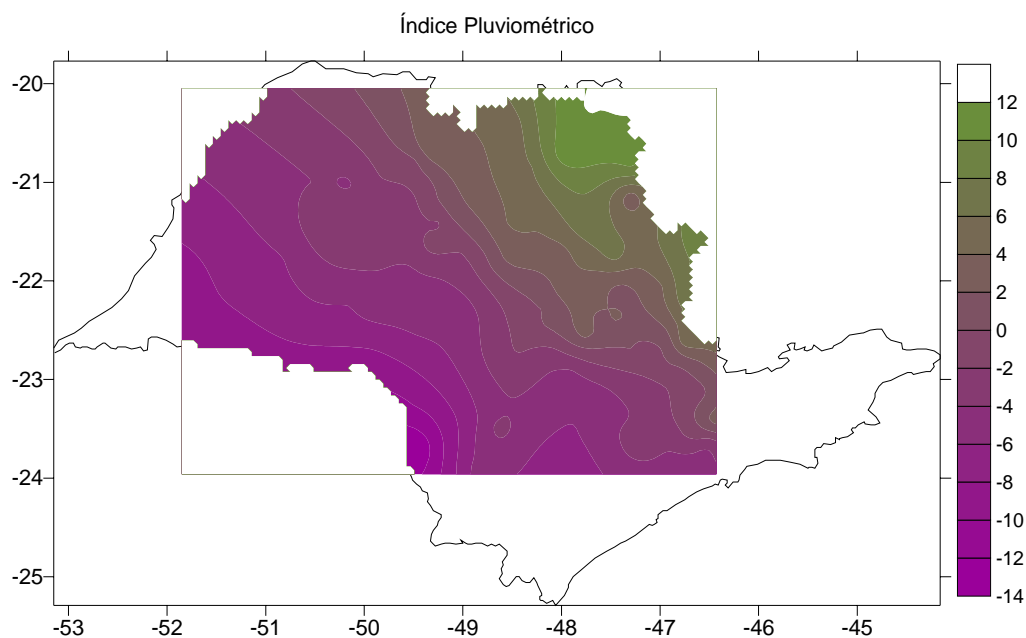


Figura 26: Distribuição espacial do índice pluviométrico para o estado de São Paulo.

Na figura 27, está representada a distribuição espacial do índice pluviotérmico para o estado de São Paulo. Este índice representa a composição dos índices térmico e pluviométrico, representando o clima levando-se em consideração as variáveis de temperatura e precipitação.

Observa-se que, na direção de sudeste para noroeste, o clima tende a ter valores mais elevados. Pode-se observar ainda que a classificação climática para este índice apresenta características semelhantes à classificação climática para o índice térmico, indicando que a temperatura tem predominância nesta classificação. Isto é reflexo dos 53,30% da explicação retida pelo primeiro fator da rotação varimax, notadamente pelo efeito da temperatura, e dos 26,75% pelo segundo fator, porém pelo efeito da precipitação.

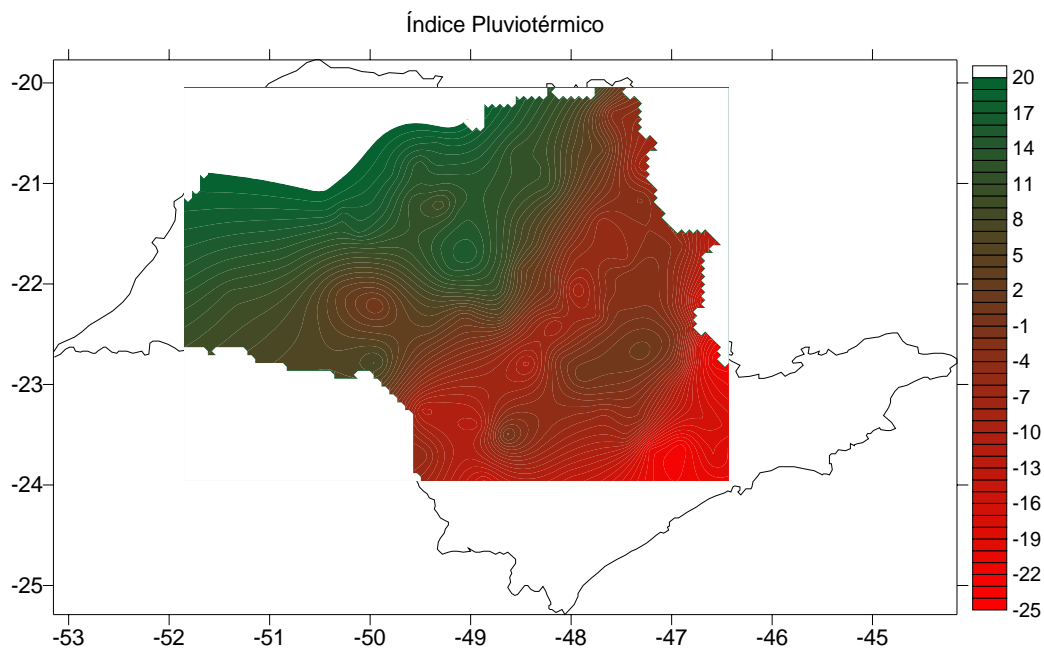


Figura 27: Distribuição espacial do índice pluviotérmico para o estado de São Paulo.

Dessa forma, a combinação dos dois índices formados é aquela que melhor representa o clima do estado na região estudada, levando, como visto anteriormente, grande contribuição da temperatura. Em outras palavras, a variabilidade relativa da precipitação é bem menor que a variabilidade relativa da temperatura, comportando-se como um fator não fraco numa classificação climática.

5. CONCLUSÕES

Considerando-se a metodologia apresentada para a classificação climática juntamente com os resultados obtidos, analisados e interpretados pode-se apresentar as seguintes conclusões:

- Os dados climáticos coletados nas estações meteorológicas localizadas no litoral e nas regiões serranas apresentam características climáticas distintas do restante do estado;

- A aplicação da técnica multivariada de análise de agrupamentos permitiu a classificação de grupos climáticos homogêneos bem caracterizados, que podem ser considerados diferentes quanto ao clima, constatando-se que, geograficamente, os postos agrupados são vizinhos;

- A classificação climática obtida para o estado de São Paulo, pela análise de agrupamentos, possibilitou verificar que a classificação climática de Köppen pode

ser subdividida em áreas menores, com características climáticas distintas, oferecendo uma maior discriminação dos grupos climáticos;

- A variável altitude teve forte influência na formação dos grupos climáticos, principalmente nos meses mais chuvosos para as variáveis de precipitação e em todos os meses para as variáveis de temperatura do ar;

- As variáveis com maior contribuição para a formação dos grupos climáticos foram as variáveis relacionadas com a temperatura do ar;

- Por ser o mapa do índice pluviotérmico o que sintetiza os efeitos de temperatura e precipitação, ele pode ser utilizado na escolha de culturas, além de se constituir em referência para a maior parte dos trabalhos de manejo e condução da agricultura e das reservas naturais da região estudada.

Dependendo dos interesses da pesquisa, outras variáveis climáticas poderão ser incluídas na metodologia proposta neste trabalho e um adensamento maior das estações meteorológicas com uma série maior de dados, certamente trarão estimativas mais precisas.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALBUQUERQUE, A.W., CHAVES, I.B., VASQUES FILHO, J. Características físicas da chuva correlacionadas com as perdas de solo num regossolo eutrópico de Caruaru (PE). *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Campinas, v.18, p.279-283, 1994.
- ANDERSON, T.W. *An introduction to multivariate statistical analysis*. John Wiley & Sons, Inc., 1971. 374p.
- ARRUDA, V.H., PINTO, H.S. A simplified gama probability model for analysis of the frequency distribution of rainfall in the region of Campinas, SP, Brazil. *Agricultural Meteorology*, v.22, p.101-108, 1980.
- ASHRAF, M., LOFTIS, J.C., HUBBARD, K.G. Application of geostatistics to evaluate partial weather station networks. *Agricultural and Forest Meteorology*, v.84, p.255-271, 1997.
- ASPIAZÚ, C., REBEIRO, G.A., VIANELLO, R.L., RIBEIRO, J.C., VALENTE, O.F., PAULA NETO, F. Análise dos componentes principais aplicada na classificação

- climática do estado de Minas Gerais. Teste Metodológico. *Revista Árvore*, v.14, n.1, p.1-15, 1990.
- ASPIAZÚ, C., RIBEIRO, G.A., RIBEIRO, J.C., ALVES, L.M. Preenchimento de redes de células com dados climáticos de Minas Gerais estimados por digitalização de mapas isarítmicos. *Revista Árvore*, v.13, n.2, p.131-139, 1989.
- ASSAD, E. D., CASTRO, L.H.R. Análise freqüencial da pluviometria para a estação de Sete Lagoas, MG. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.26, n.3, p.397-402, 1991.
- ASSAD, E.,D. Veranicos na região dos cerrados brasileiros freqüência e probabilidade de ocorrência. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v.28, n.9, p.993-1003, 1993.
- ASSAD, E.D., MASUTOMO, R., ASSAD, M.L.L. Estimativa das precipitações máximas prováveis com duração de 24 horas e de 30 minutos. Caso dos cerrados brasileiros. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v.27, n.5, p.677-686, 1992.
- ASSIS, F.N. Ajuste da função gama aos totais semanais de chuva de Pelotas-RS. *Revista brasileira de Agrometeorologia*, v.1, n.1, p.131-136, 1993.
- BENZI, R., DEIDDA, R., MARROCU, M. Characterization of temperature and precipitation fields over Sardinia with principal component analysis and singular spectrum analysis. *International Journal of Climatology*, v.17, n.1231-1262, 1997.
- BERTOL, I. Avaliação da erosividade da chuva na localidade de Campos Novos (SC) no período de 1981-1990. *Pesquisa Agropecuária Brasileira* v.29, p.1453-1458, 1994.
- BURGESS, T.M., WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I. The semivariogram and punctual kriging. *Journal Soil Science*, Baltimore, v.31, p.315-331, 1980a.

- BURGESS, T.M., WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. II. Block kriging. *Journal of Soil Science*, Baltimore, v.31, p.333-341, 1980b.
- BUSSAD, W.O., MIAZAKI, E.S., ANDRADE, D.F. *Introdução à análise de agrupamentos*. In SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PROBABILIDADE E ESTATÍSTICA, 9, 1990, São Paulo - IME - USP. São Paulo: Associação Brasileira de Estatística. ABE, 1990. 105p.
- CAMARGO, A.P., GHIZZI, S.M. Estimativa de temperaturas médias mensais com base em cartas de temperatura potencial normal ao nível do mar para a região sudeste do Brasil. *Instituto Agrônomo de Campinas*. Campinas, Boletim Técnico, n.141, p.17, 1991.
- CAMBARDELLA, C.A., MOORMAN, T.B., NOVAK, J.M. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society America Journal*, v.58, p.1501-1511, 1994.
- CAMPELO JÚNIOR, J.H. Duração homogeneidade e distribuição espacial das séries de precipitação em Mato Grosso. *Revista brasileira de Agrometeorologia*, v.1, n.1, p.137-140, 1993.
- CARDOSO, C.O., ULMANN, M.N., BERTOL, I. Análise de chuvas intensas a partir da desagregação das chuvas diárias de Lages e de Campos Novos (SC). *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.22, p.131-140, 1998.
- CARVALHO, M. S. *Aplicação de métodos de análise espacial na caracterização de áreas de risco a saúde*. Rio de Janeiro, 1997. 138p. Tese (Doutorado em Engenharia Biomédica) - COPPE/UFRJ. Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- CARVALHO, M.P., LOMBARDI NETO, F., VASQUES FILHO, J., CATANEO, A. Índices de erosividade da chuva correlacionados com as perdas de um podzólico vermelho-amarelo eutrófico, textura argilosa/muito argilosa de Mococa (SP): primeira aproximação

- do fator erodibilidade do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Campinas, v.13, n.2, p.237-242, 1989.
- CASTRO, R., LEOPOLDO, P.R. Ajuste da distribuição gama incompleta na estimativa da precipitação pluviométrica provável para os períodos de 15 a 10 dias da cidade de São Manuel(SP). *Energia na Agricultura*. v.10, n.1, p.20-28, 1995.
- CATANEO, A. *Aplicação de análise multivariada no estudo do comportamento da erosividade das chuvas no estado de São Paulo*. Botucatu, 1996. 88p. Tese (Livre Docência). Faculdade de Ciências Agrônômicas. Universidade Estadual Paulista.
- CATANEO, A., ZIMBACK, C.R.L. Mapeamento da suscetibilidade à erosão em uma área de reflorestamento. In: *Avances en el manejo del suelo y agua en la ingeniería rural Latinoamericana*. CONGRESSO LATINOAMERICANO DE INGENIERÍA RURAL, CONGRESSO ARGENTINO DE INGENIERÍA RURAL. Promoção Asociación Latinoamericana y del Caribe de Ingeniería Agrícola, Universidad Nacional de La Plata. Editores R.H. Balbuena, S.H. Benez e D. Jorajuíra. La Plata, Argentina, Editora da U.N.L.P., p.41-46, 1998.
- COHEN, S. J. Classification of 500 mb height anomalies using obliquely rotated principal components. *Journal of Climate and Applied Meteorology*. v.22, n.12, p.1975-1988, 1983.
- CRESSIE, N.A.C. *Statistics for spatial data*. John Wiley & Sons, Inc., 1993. 900p.
- CURI, P.R. A Similaridade na análise de agrupamentos: coeficientes de correlação e de distância. *Ciência e Cultura*, v.35, n.11, p.1678-1685, 1983a.
- CURI, P.R. *Análise de agrupamento complementada com ordenação pelos componentes principais e análise de variância multivariada. Aplicação em experimentos biológicos*.

- Botucatu, 1982. 115p.Tese (Livre Docência) - Instituto Básico de Biologia Médica e Agrícola, Universidade Estadual Paulista.
- CURI, P.R. Análise de agrupamento complementada com ordenação pelos componentes principais e análise de variância multivariada. Um exemplo biológico. *Ciência e Cultura*, v.37, n.6, p.879-888, 1984.
- CURI, P.R. Análise de agrupamento: métodos seqüenciais, aglomerativos e hierárquicos. *Ciência e Cultura*, v.35, n.10, p.1416-1429, 1983b.
- DYER, T.G.J. The assignment of rainfall stations into homogeneous groups: an application of principal component analysis. *Quarterly Journal Royal Meteorology Society*, v.101, n.430, p.1005-1013, 1975.
- ELTZ, F.L.F., REICHERT, J.M., CASSOL, E.A. Período de retorno de chuvas de Santa Maria, RS. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v.16, p.265-269, 1992.
- ENGLUND, E., SPARKS, A. GEO-EAS 1.2.1 - *Geoestatistical environmental assessment software*. User's Guide. Environmental Monitoring Systems Laboratory Office of Research and Development U.S. Environmental Protection Agency Las Vegas, Nevada 9119. 1991.
- ESTEFANEL V., SCHNEIDER, F.M., BURTOL, G.A. Probabilidade de ocorrência de temperaturas máximas do ar prejudiciais aos cultivos agrícolas em Santa Maria, RS. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.2, p.57-63, 1994.
- FINKELSTEIN, P.L. The spatial analysis of acid precipitation data. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, v.23, n.1, p.52-62, 1984.
- FLECK, M.P.A., BOURDEL, M.C. Método de simulação e escolha de fatores na análise dos principais componentes. *Revista de Saúde Pública*. v.32, n.3, p.267-72, 1998.

- GADGIL, S., IYENGAR, R.N. Cluster analysis of rainfall stations of the Indian peninsula. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. v.106, n.450, p.873-886, 1980.
- GARCIA, E.A.C., CASTRO, L.H.R. Análise da frequência de chuva no pantanal Matogrossense. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v.21, n.9, p.909-925, 1986.
- GENNEVILLE, M.S., BOOCK, A. Modelo estocástico para simulação da precipitação pluviométrica diária de uma região. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v.18, n.9, p.959-966, 1983.
- GODOI, C.R.M. Análise multivariada. Apostila. Piracicaba, 1991. 140p.
- GOOVAERTS, P. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*, v.228, p.113-129, 2000.
- GOOVAERTS, P. *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York, Oxford University Press, Inc., 1997. 483p.
- GOOVAERTS, P. Using elevation to aid the geostatistical mapping of rainfall erosivity. *Catena*, v.34, p.227-242, 1999.
- HOFFMANN, A., NACHTIGAL, J.C., ROSSAL, P.A.L., ASSIS, F.N. Estimativa da primeira data do outono e última data da primavera com temperatura do ar menor ou igual a 0°C Pelotas, RS. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.2, p.65-68, 1994.
- HOLAWA, F., DUTTER, R. Geostatistical study of precipitation series in Austria: time and space. *Journal of Hydrology*, v.219, p.70-82, 1999.
- HUDSON, G., WACKERNAGEL, H. Mapping temperature using kriging with external drift: theory and an example from Scotland. *International Journal of Climatology*, v.14, p.77-91, 1994.

- IGÚZQUIZA, E.P. Optimal selection of number and location of rainfall gauges for areal rainfall estimation using geostatistics and simulated annealing. *Journal of Hydrology*, v.210, p.206-220, 1998.
- ISAAKS, E.H., SHRIVASTAVA, R.M. *Applied geostatistics*. New York, Oxford University Press, Inc., 1989. 561p.
- JIAN, X., OLEA, R.A., YU, Y.S. Semivariogram modeling by weighted least squares. *Computers & Geosciences*, v.22, n.4, p.387-389, 1995.
- JOHNSON, R.A., WICHERN, D.W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey. Prentice-Hall, Inc. 3rd ed., 1992. 642p.
- KRIGE, D.G. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the witwatersrand. *Journal Chem. Metall. Min. Soc. S. Afi.*, v.52, p.119-139, 1951.
- LIMA, M.G., RIBEIRO, V.Q. Equações de estimativa da temperatura do ar para o estado do Piauí. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.62, p.221-227, 1998.
- LINDKVIST, L., LINDQVIST, S. Spatial and temporal variability of nocturnal summer frost in elevated complex terrain. *Agricultural and Forest Meteorology*. v.87, p.139-153, 1997.
- LOMBARDI NETO, F. *Rainfall erosivity. Its distribution and relation with soil loss an Campinas-Brasil*, 1977, 53p. (Tese Mestrado). Wst Lafayette, Purdue University.
- LOMBARDI NETO, F., BRUGOWICH, M.I. (Coord.) *Manual técnico de manejo e conservação de solo e água. Potencialidades agrícolas das terras do estado de São Paulo*. Campinas, CATI, v.II, n.39, 1994a. 168p.
- LOMBARDI NETO, F., BRUGOWICH, M.I. (Coord.) *Manual técnico de manejo e conservação de solo e água. Embasamento técnico do programa estadual de microbacias hidrográficas*. Campinas, 2^a impressão, CATI, v.I, n.38, 1994b. 15p.

- MACHADO, M.A. M., SEDIYAMA, G.C., COSTA, J.M.N., COSTA, M.H. Duração da estação chuvosa em função das datas de início do período chuvoso para o estado de Minas Gerais. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.4, n.2, p.73-79, 1996.
- MASSIGNAM, A.M., DITTRICH, R.C. Estimativa do número médio e da probabilidade mensal de ocorrência de geadas para o estado de Santa Catarina. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.6, n.2, p.213-220, 1998.
- MATHERON, G. Principles of geostatistics. *Economic Geology*. El Paso, v.58, p.1246-1266, 1963.
- MEDINA, B.F., LEITE, J.A. Probabilidades de chuva em Boa Vista-RR. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v.19, n.12, p.1437-1441, 1984.
- MOLTENI, F., BONELLI, P., BACCI, P. Precipitation over Northern Italy: A description by means of principal component analysis. *Journal of Climate and Applied Meteorology*. v.22, p.1738-1752, 1983.
- MOTA, F.S., SIGNORINI, E., ALVES, E.F.P., AGENDES, M.O.O. Tendência temporal da temperatura no Rio Grande do Sul. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.1, n.1, p.101-103, 1993.
- NALDER, I.A., WEIN, R.W. Spatial interpolation of climatic normals: test of a new method in the Canadian boreal forest. *Agricultural and Forest Meteorology*., v.92, p.211-225, 1998.
- NERY, J.T., BALDO, M.C., MARTINS, M.L.O.F. Variabilidade da temperatura mínima no estado do Paraná. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.6, n.2, p.207-212, 1998a.
- NERY, J.T., FACHINI, M.P., TANADA, L.K., PAIOLA, L.M., MARTINS, M.L.O.F., BARRETO, L.E.G., TANAKA, I. Caracterização das precipitações pluviométricas

- mensais para os estados de Alagoas, Pernambuco e Sergipe. *Acta Scientiarum*, v.20, n.4, p.515-522, 1998b.
- NERY, J.T., VARGAS, W.M., MARTINS, M.L.O.F. Caracterização da precipitação no estado do Paraná. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.4, n.2, p.81-89, 1996.
- NERY, J.T., VARGAS, W.M, MARTINS, M.L.O.F. Variabilidade interanual da precipitação do Paraná. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.5, n.1, p.115-125, 1997.
- NOGUEIRA, C.B.N., LIMA, F.A.M. Classificação climática de Thornthwaite dos municípios de Pacoti e Guaramiranga, Ceará. *Ciência Agronômica*, Fortaleza, v.20, p.175-183, 1989.
- OBREGON, G.O., NOBRE, C.A. Principal component analysis of precipitation fields over the amazon river basin. *Climanálise*, v.5, n.7, p.35-46, 1990.
- PETKOV, L., PIERI, M., MASLLI, F., MARACCHI, G. Study and modelling of temperature spatial variability by NOAA-AVHRR thermal imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, v.51, p.127-136, 1996.
- PHILIPS, D.L., DOLPH, J., MARKS, D. A comparison of geostatistical procedures for spatial analysis of precipitation in mountainous terrain. *Agricultural and Forest Meteorology*, v.58, p.119-141, 1992.
- PHILLIPS, D.L., MARKS, D.G. Spatial uncertainty analysis: propagation of interpolation errors in spatially distributed models. *Ecological Modelling*, v.91, p.213-229, 1996.
- PINTO, F.A., FERREIRA, P.A., PRUSKI, F.F., ALVES, A.R., CECON, P.R. Equações de chuvas intensas para algumas localidades do estado de Minas Gerais. *Engenharia Agrícola*, v.16, n.1, p.91-104, 1996.
- RIBEIRO, A.M., LUNARDI, D.M.C. A precipitação mensal provável para Londrina – PR, através da função gama. *Energia na Agricultura*. v.12, n.4, p.37-44, 1997.

- ROBAINA, A.D. Modelo para geração de chuvas intensas no Rio Grande do Sul. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.4, n.2, p.95-98, 1996.
- RUMMEL, R.J. *Applied factor analysis*. Evanston: Northwestern University Press, 617p. 1970.
- RUSSO JÚNIOR, M. *Dados climáticos auxiliares para planejamento e projeto de sistemas de irrigação*. São Paulo, CESP, 1980. 13p.
- SANSIGOLO, C.A. Variabilidade interanual da estação chuvosa no estado de São Paulo. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, Santa Maria, v.4, n.1, p.101-105, 1996.
- SANTOS, R.M.N., PEREIRA, A.R. Índice de severidade de seca de Palmer para a região oeste do estado de São Paulo, Brasil. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.7, n.1, p.139-145, 1999.
- SAS INSTITUTE INC. SAS/STAT. *Guide for Personal Computers*, Version 6 Edition, Cary, NC: SAS Institute Inc. 1987. 1028p.
- SETO, S., OOHARA, M., IKEDA, Y. Analysis of precipitation chemistry at a rural site in Hiroshima Prefecture, Japan. *Atmospheric Environment*, v.34, p.621-628, 2000.
- SETZER, J. Chuvas de intensidade máxima no estado de São Paulo. *Revista DAE*, São Paulo, v.XXXIII, p.52-89. 1973.
- SINGH, C.V. Principal components of monsoon rainfall in normal, flood and drought years over India. *International Journal of Climatology*. v.19, p.639-652, 1999.
- SOARES NETO, J.P., SILVA, M.A.V. Probabilidades mensais de chuva para a região de Barreiras-BA. *Revista Brasileira de Agrometeorologia*, v.4, n.2, p.91-94, 1996.
- SÖDERSTRÖM, M., MAGNUSSON, Bo. Assessment of local agroclimatological conditions-a methodology. *Agricultural and Forest Meteorology*, v.72, p.243-260, 1995.

- SUMMER, G., GUIJARRO, J.A., RAMIS, C. The impact of surface circulation on significant daily rainfall patterns over Mallorca. *International Journal of Climatology*. v.15, p.673-696, 1995.
- SURFER. *Surface mapping system version 6.01*. Colorado. 1995.
- VIEIRA, D.B., FERRÃO, A.M.A., ZUFFO, A.C. Estudo das máximas intensidades de chuva para a região de Piracicaba. In: CONGRESSO DE IRRIGAÇÃO E DRENAGEM, 8., Florianópolis, 1988. *Anais. Associação Brasileira de Irrigação e Drenagem*, 1988, p.1085-1099.
- VIEIRA, D.B., LOMBARDI NETO, F., SANTOS, R.P. Análise das intensidades máximas de chuva em Pindorama (SP). *Revista Brasileira de Ciência Solo*, v.18, p.255-260, 1994.
- VIEIRA, D.B., MEDEIROS, E.M. Estudo das máximas intensidades de chuva para a região de Limeira. In: CONGRESSO NACIONAL DE IRRIGAÇÃO E DRENAGEM, 5., São Paulo, 1980. *Anais. São Paulo, Associação Brasileira de Irrigação e Drenagem*, v.2, p.116-135, 1980.
- VIEIRA, S.R., HATFIELD, J.L., NIELSEN, D.R., BIGGAR, J.W. Geostatistical theory and applications to variability of some agronomical properties. *Hilgardia*. Berkeley, v.51, n.3, p.1-75, 1983.
- VIEIRA, S.R., LOMBARDI NETO, F., BURROWS, I.T. Mapeamento da chuva diária máxima provável para o estado de São Paulo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, Campinas, v.15, p.93-98, 1991.
- WOLF, J.M. Probabilidade de ocorrência de períodos secos na estação chuvosa para Brasília, D.F. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v.12, p.141-150, 1977.

ZULLO, S.A. *Aplicação das técnicas de componentes principais e agrupamentos em pluviometria: análise do nordeste paraense e estado de São Paulo*. Universidade Estadual de Campinas, 1992. 101p. (Dissertação Mestrado) IMECC-UNICAMP.

APÊNDICES

Apêndice 1. Relação dos 117 postos meteorológicos distribuídos pelo estado de São Paulo, com indicação da altitude (m), longitude e latitude (graus).

Posto	Município	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)
1	Aguai	-46.98	-22.06	660
2	Altinópolis	-47.31	-20.83	740
3	Alto Alegre	-50.16	-21.60	500
4	Americana	-47.28	-22.70	501
5	Américo Brasiliense	-48.01	-21.71	717
6	Amparo	-46.78	-22.62	709
7	Analândia	-47.40	-22.13	684
8	Anhembi	-48.12	-22.76	480
9	Araçatuba	-50.47	-21.05	310
10	Araçoiaba da Serra	-47.58	-23.48	625
11	Araraquara	-48.51	-21.85	469
12	Araras	-47.45	-22.35	650
13	Atibaia	-46.55	-23.13	805
14	Avanhandava	-49.93	-21.23	348
15	Avaré	-48.91	-23.40	760
16	Bariri	-48.73	-22.06	450
17	Barretos	-48.55	-20.43	545
18	Bauru	-49.06	-22.31	499
19	Bebedouro	-48.50	-20.83	567
20	Birigui	-50.38	-21.30	415
21	Boituva	-47.66	-23.30	645
22	Borborema	-49.01	-21.71	400
23	Botucatu	-48.43	-22.80	750
24	Braúna	-50.30	-21.33	490
25	Brotas	-48.13	-22.28	620
26	Buritizal	-47.73	-20.23	725
27	Caconde	-46.65	-21.55	840
28	Cândido Mota	-51.00	-22.85	370
29	Cerquillo	-47.80	-23.15	492
30	Cesário Lange	-47.93	-23.23	595
31	Charqueada	-47.76	-22.51	603
32	Colina	-48.53	-20.71	589
33	Coroados	-50.18	-21.01	320
34	Corumbataí	-47.63	-22.23	575
35	Cosmópolis	-47.21	-22.66	604
36	Cotia	-46.91	-23.61	880
37	Cravinhos	-47.71	-21.38	690
38	Descalvado	-47.63	-21.91	648
39	Dois Córregos	-48.38	-22.36	681
40	Duartina	-49.40	-22.41	509
41	Franco da Rocha	-46.68	-23.33	750

- continua -

Posto	Município	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)
42	Guaiçara	-49.28	-21.63	440
43	Guarantã	-49.58	-21.90	492
44	Guariba	-48.23	-21.40	602
45	Guarulhos	-46.45	-23.41	750
46	Ibitinga	-48.83	-21.76	453
47	Ibiúna	-47.21	-23.65	850
48	Icém	-49.20	-20.31	395
49	Igarapava	-47.75	-20.05	700
50	Itajobi	-49.08	-21.30	455
51	Itapetininga	-48.03	-23.91	636
52	Itapira	-46.83	-22.45	630
53	Itaporanga	-49.46	-23.70	525
54	Itapuí	-48.71	-22.31	475
55	Itatiba	-46.83	-23.00	750
56	Itatinga	-48.86	-23.96	655
57	Itirapina	-47.75	-22.30	610
58	Itu	-47.30	-23.36	650
59	Jaboticabal	-48.31	-21.25	580
60	Jaguariuna	-46.98	-22.66	570
61	Jeriquara	-47.60	-20.31	870
62	Laranjal Paulista	-47.90	-22.91	470
63	Leme	-47.30	-21.16	607
64	Macatuba	-48.65	-23.51	460
65	Mairiporã	-46.56	-23.31	760
66	Marília	-49.93	-22.21	652
67	Matão	-48.36	-21.60	551
68	Mauá	-46.48	-23.65	824
69	Mendonça	-49.58	-21.18	540
70	Mirassol	-49.51	-20.81	567
71	Mogi Mirim	-46.95	-22.52	588
72	Morungaba	-46.80	-22.88	795
73	Nipua	-49.78	-20.91	442
74	Nova Europa	-48.63	-21.80	430
75	Novo Horizonte	-49.23	-21.43	610
76	Nuporanga	-47.68	-20.65	620
77	Olímpia	-48.93	-20.71	520
78	Onda Verde	-49.33	-20.61	498
79	Oriente	-50.10	-22.15	593
80	Orlândia	-47.96	-20.71	610
81	Oswaldo Cruz	-50.86	-21.78	440
82	Ourinhos	-49.86	-22.98	470
83	Paraguassu Paulista	-50.58	-22.41	505
84	Pedreira	-46.90	-22.82	699
85	Penápolis	-50.11	-21.48	410
86	Pinhal	-46.72	-22.17	920

- continua -

Posto	Município	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)
87	Pinhalzinho	-46.60	-22.76	915
88	Pirassununga	-47.43	-21.96	600
89	Pontal	-48.21	-21.03	515
90	Potirendaba	-49.38	-21.05	475
91	Presidente Prudente	-51.38	-22.11	475
92	Presidente Venceslau	-51.85	-21.88	420
93	Quintana	-50.31	-22.06	576
94	Reginópolis	-49.21	-21.88	410
95	Ribeirão Bonito	-48.18	-22.06	585
96	Rio Claro	-47.58	-22.41	612
97	Salto Grande	-49.93	-22.78	460
98	São Carlos	-47.96	-22.05	829
99	São Manoel	-48.56	-22.73	680
100	São Paulo	-46.70	-23.55	725
101	Sarutaia	-49.48	-23.25	750
102	São Bernardo do Campo	-46.55	-23.74	780
103	São Caetano do Sul	-46.58	-23.63	739
104	Serra Negra	-46.76	-22.61	920
105	São João da Boa Vista	-46.81	-21.96	730
106	São José do Rio Pardo	-46.90	-21.63	680
107	São José do Rio Preto	-49.38	-20.80	475
108	Santa Cruz das Palmeiras	-47.26	-21.83	644
109	Santa Rita do Passa Quatro	-47.46	-21.75	715
110	Santa Rosa do Viterbo	-47.36	-21.41	610
111	Taquaritinga	-48.50	-21.41	512
112	Torrinha	-48.16	-22.41	769
113	Urupês	-49.30	-21.20	618
114	Vargem	-46.43	-22.92	835
115	Vinhedo	-46.96	-23.03	702
116	Viradouro	-48.30	-20.86	530
117	Votorantim	-47.43	-23.53	555

Apêndice 2. Relação dos 22 postos meteorológicos eliminados das análises, distribuídos pelo litoral e regiões serranas do estado de São Paulo, com indicação da altitude (m), longitude e latitude (graus).

Posto	Município	Longitude (graus)	Latitude (graus)	Altitude (m)
1	Aparecida	-45.23	-22.83	526
2	Caçapava	-45.76	-23.15	544
3	Cachoeira	-44.91	-22.70	590
4	Cruzeiro	-44.95	-22.56	557
5	Cubatão	-46.30	-23.78	790
6	Cunha	-44.81	-22.91	1100
7	Eldorado	-48.08	-24.51	70
8	Guararema	-46.03	-23.41	578
9	Guarujá	-46.25	-23.93	5
10	Iguapé	-47.55	-24.70	5
11	Itanhaem	-46.78	-24.18	3
12	Jacarei	-45.96	-23.30	570
13	Natividade da Serra	-45.43	-23.38	705
14	Paraibuna	-45.83	-23.38	650
15	Ribeira	-49.00	-24.66	160
16	Salesópolis	-45.86	-23.65	880
17	Santa Branca	-45.55	-23.40	705
18	Santos	-46.07	-23.76	5
19	São José do Barreiro	-44.55	-22.63	528
20	São José dos Campos	-45.86	-23.21	593
21	São Luis do Paraitinga	-45.98	-22.91	785
22	Taubaté	-45.55	-23.03	560

Apêndice 3. Valores dos três primeiros componentes principais Y_1 , Y_2 e Y_3 , para cada um dos

117 postos meteorológicos.

Posto	Y_1	Y_2	Y_3	Posto	Y_1	Y_2	Y_3
1	-0,5567	1,8598	-0,6480	43	2,7846	-1,8664	-0,4605
2	-3,2723	5,3375	1,3558	44	2,0122	2,2066	-1,0868
3	3,1714	-1,2152	0,1223	45	-5,4727	1,2146	1,1733
4	1,1102	-0,0667	-1,2597	46	3,9784	-0,6485	-0,1979
5	-1,0657	1,7420	-1,2206	47	-8,5382	-1,5039	0,5570
6	-2,0665	1,1439	-0,1483	48	7,7783	1,4200	0,3991
7	-0,8414	0,6024	-2,1524	49	3,5357	5,3488	4,1319
8	0,0268	-1,9198	-0,0358	50	4,7316	0,3061	-0,9469
9	6,1105	-1,9140	0,7597	51	-4,2214	-3,6564	-0,8897
10	-2,8173	-2,1691	-0,2328	52	-0,2004	2,0854	-1,5344
11	0,2902	0,9305	0,0307	53	-2,2367	-7,2553	1,2455
12	-0,3817	1,1337	-0,2663	54	2,2982	-1,5168	-0,7887
13	-5,5658	0,2030	-0,4130	55	-4,1881	-0,1998	-0,5609
14	5,3472	-1,9372	-0,1568	56	-5,9040	-2,3829	-0,3270
15	-5,1024	-3,0839	0,1667	57	-2,6926	1,0448	-1,0483
16	3,9761	-0,7971	-0,3112	58	-2,0727	-2,7129	2,0420
17	5,3852	2,2822	-0,7895	59	2,5431	2,2480	0,1269
18	0,2556	-1,9499	-2,0492	60	0,0457	0,0354	-0,2715
19	4,3474	2,6512	-0,8753	61	-2,2026	6,1031	2,6176
20	5,5143	-1,5279	1,7769	62	1,2952	-1,8443	-1,6064
21	-1,8378	-2,4082	-2,2884	63	0,3533	0,9044	-1,0282
22	4,9448	-1,4602	0,5427	64	2,2750	-1,6102	-0,0226
23	-4,6700	-0,5691	-0,6197	65	-5,7341	0,0006	0,8513
24	3,3519	-1,1989	1,1107	66	-1,6649	-2,0610	0,8789
25	-0,5046	0,0735	0,0399	67	2,7250	1,8330	-0,9014
26	0,9694	5,9663	2,5082	68	-6,9044	-1,8791	0,0479
27	-3,5231	4,7024	0,7532	69	3,7737	-0,7327	-2,2860
28	0,6518	-5,0734	2,8368	70	3,7946	0,0321	-1,0850
29	-0,4457	-2,2787	-1,7809	71	-0,0643	0,5485	-0,0676
30	-1,3623	-2,3659	-1,6218	72	-5,2823	0,0610	-0,0129
31	-0,6674	1,2004	0,6256	73	5,9994	-0,4957	-0,2210
32	3,4562	2,4120	-0,3272	74	3,2531	0,1671	0,6400
33	5,5060	-2,0925	0,2539	75	4,7673	-0,9052	-1,9062
34	0,4103	1,2591	-0,6872	76	2,2990	5,0656	1,6205
35	0,5986	-0,2461	-1,2183	77	5,1018	1,9644	-0,0224
36	-8,3620	-1,5167	-0,0098	78	5,1595	1,8530	0,1261
37	-1,7504	4,3696	-0,1648	79	0,0496	-2,4918	0,1990
38	-0,0467	1,8460	-1,1137	80	1,6112	5,5747	1,9130
39	-1,6224	-0,2128	-1,2191	81	2,8604	-3,9641	2,6064
40	1,2945	-2,7191	-0,2960	82	0,2864	-4,9757	2,3533
41	-4,7338	-0,4325	-0,4611	83	0,9325	-3,5174	2,0851
42	3,8624	-1,0483	0,9509	84	-0,8237	0,2287	0,1847

- continua -

Posto	Y_1	Y_2	Y_3
85	4.9889	-1.5019	1.5444
86	-6.4207	3.9118	0.6274
87	-7.4611	1.5841	-0.6855
88	0.0857	1.3369	-0.9368
89	3.9119	2.8584	0.4940
90	5.1586	-0.1422	-1.1709
91	2.3185	-4.0748	0.5383
92	3.7095	-4.7353	1.3888
93	0.6487	-2.3368	-0.2432
94	4.6410	-2.0469	-0.3307
95	0.9277	0.6715	-0.3991
96	-0.0450	0.1966	-1.5794
97	2.2635	-4.8410	2.1292
98	-3.8393	2.0970	-0.8135
99	-3.2215	-1.0404	1.3879
100	-5.5051	-0.4974	0.3212
101	-5.3630	-4.2269	0.4136
102	-5.6858	-2.7003	1.6906
103	-4.9626	-0.9302	-0.8006
104	-7.3683	3.3793	-0.2150
105	-3.0859	2.8523	1.6855
106	-0.4815	3.2511	0.5358
107	5.4826	0.8371	-0.3325
108	0.4134	2.1664	-0.7811
109	-2.3508	3.5283	0.7459
110	-0.7579	2.5656	-0.6105
111	2.5352	2.0764	-0.0071
112	-3.3606	0.7442	-1.6749
113	1.9065	0.3489	-1.5076
114	-6.5325	0.9658	1.2150
115	-2.8704	-0.3664	-1.9555
116	4.4887	2.8520	-0.9051
117	-1.5947	-2.3207	0.2370

Apêndice 4. Estimativas das semivariâncias para os índices térmico (I_t), pluviométrico (I_p) e pluviotérmico (I_{pt}), com os pares de pontos e distâncias.

I_t				I_p			I_{pt}		
Num	Par	Distância	Estimativa	Par	Distância	Estimativa	Par	Distância	Estimativa
1	12	0.13	24.22	29	0.17	1.26	25	0.14	20.04
2	60	0.29	34.03	91	0.32	2.23	124	0.30	34.81
3	75	0.51	38.70	129	0.53	2.94	160	0.51	37.88
4	105	0.70	44.01	187	0.74	4.82	216	0.70	48.85
5	150	0.91	47.56	228	0.95	6.37	286	0.90	50.38
6	157	1.10	55.58	241	1.16	7.50	302	1.10	63.91
7	139	1.30	62.78	269	1.36	8.43	298	1.30	69.88
8	123	1.50	66.30	277	1.58	10.69	276	1.50	78.98
9	135	1.69	64.33	283	1.79	11.66	295	1.69	106.05
10	146	1.90	77.40	278	2.00	12.93	288	1.90	98.40
11	115	2.10	92.64	271	2.20	14.63	272	2.10	136.04
12	107	2.30	76.81	273	2.42	16.80	230	2.29	128.41
13	90	2.50	64.40	245	2.63	19.79	206	2.50	147.43
14	93	2.69	69.84	227	2.84	21.95	208	2.69	159.48
15	83	2.90	82.62	199	3.04	20.61	192	2.90	148.58
16	63	3.11	102.45	182	3.25	21.32	160	3.10	160.22
17	44	3.30	100.14	165	3.46	21.77	127	3.31	143.82
18	32	3.50	91.32	137	3.67	23.18	109	3.51	181.10
19	24	3.69	72.32	101	3.89	16.69	89	3.69	149.64
20	9	3.92	114.40	69	4.11	18.73			
21	16	4.12	72.16	42	4.27	15.87			

Apêndice 5. Valores dos índices térmico (I_t), pluviométrico (I_p) e pluviotérmico (I_{pt}), para cada um dos 117 postos amostrados.

Posto	I_t	I_p	I_{pt}	Posto	I_t	I_p	I_{pt}
1	-3.29	3.72	0.438	43	9.08	-4.55	4.529
2	-12.10	10.67	-1.429	44	4.68	4.03	8.710
3	10.52	-2.21	8.308	45	-15.69	3.82	-11.878
4	2.75	0.17	2.919	46	12.98	-1.03	11.954
5	-5.38	2.98	-2.397	47	-24.99	-2.42	-27.414
6	-6.90	2.84	-4.057	48	24.68	3.18	27.861
7	-5.02	0.32	-4.708	49	12.62	12.05	24.667
8	1.06	-3.42	-2.357	50	15.12	1.21	16.335
9	20.94	-4.02	16.920	51	-13.50	-8.13	-21.634
10	-8.04	-4.36	-12.399	52	-2.89	3.79	0.899
11	0.46	2.09	2.545	53	-2.59	-14.27	-16.865
12	-1.53	2.95	1.413	54	7.78	-3.09	4.693
13	-18.82	-0.64	-19.463	55	-14.40	-1.62	-16.025
14	17.21	-4.14	13.069	56	-18.34	-4.95	-23.288
15	-15.24	-6.91	-22.148	57	-10.03	2.23	-7.806
16	12.52	-1.79	10.726	58	-2.56	-4.12	-6.679
17	14.52	4.17	18.689	59	7.17	4.47	11.642
18	-0.74	-5.46	-6.201	60	-0.01	-0.06	-0.077
19	11.79	5.24	17.031	61	-8.52	11.79	3.270
20	19.92	-2.13	17.792	62	2.97	-4.34	-1.370
21	-8.23	-6.32	-14.541	63	-0.04	1.91	1.871
22	17.73	-2.08	15.643	64	8.38	-3.20	5.185
23	-15.59	-2.01	-17.599	65	-17.01	0.69	-16.324
24	11.77	-2.10	9.672	66	-3.58	-4.24	-7.823
25	-1.60	-0.05	-1.651	67	7.09	3.82	10.915
26	2.38	12.31	14.691	68	-21.39	-3.69	-25.081
27	-13.04	9.40	-3.635	69	9.88	-2.71	7.172
28	6.96	-9.19	-2.238	70	9.84	-1.16	8.682
29	-2.40	-5.14	-7.538	71	-0.53	1.34	0.810
30	-4.87	-5.72	-10.585	72	-17.16	-0.21	-17.368
31	-1.40	3.77	2.374	73	18.33	-1.20	17.137
32	9.08	4.28	13.363	74	11.43	1.69	13.120
33	19.18	-4.50	14.685	75	13.54	-2.78	10.757
34	0.50	2.55	3.043	76	6.88	10.98	17.865
35	1.04	-0.59	0.453	77	15.53	3.93	19.469
36	-26.80	-4.00	-30.793	78	15.78	3.92	19.703
37	-7.81	8.26	0.451	79	1.09	-6.05	-4.958
38	-1.50	3.71	2.211	80	4.24	11.83	16.069
39	-6.11	-0.85	-6.959	81	13.00	-6.31	6.690
40	5.56	-5.04	0.515	82	5.36	-9.56	-4.194
41	-14.55	-0.19	-14.743	83	6.78	-6.67	0.109
42	14.66	-0.40	14.263	84	-2.18	0.41	-1.770

- Continua -

Posto	I_t	I_p	I_{pt}
85	18.64	-1.87	16.768
86	-21.47	8.04	-13.433
87	-25.00	2.53	-22.469
88	-0.46	3.11	2.650
89	12.08	6.08	18.154
90	15.13	-1.29	13.843
91	9.91	-7.63	2.276
92	15.04	-8.78	6.267
93	2.69	-4.99	-2.297
94	15.28	-3.59	11.691
95	2.16	0.94	3.098
96	-1.43	0.46	-0.975
97	11.88	-8.71	3.176
98	-14.29	3.69	-10.595
99	-7.92	-2.13	-10.049
100	-17.27	-0.97	-18.239
101	-15.86	-9.75	-25.611
102	-15.26	-4.70	-19.959
103	-16.79	-2.47	-19.263
104	-24.42	7.09	-17.337
105	-9.68	6.62	-3.067
106	-2.15	6.75	4.599
107	17.05	1.46	18.509
108	-0.72	4.17	3.445
109	-7.76	7.27	-0.493
110	-4.30	5.10	0.798
111	7.35	4.58	11.928
112	-12.73	0.50	-12.229
113	4.35	-0.30	4.052
114	-19.81	2.17	-17.636
115	-11.30	-1.88	-13.182
116	12.18	5.72	17.904
117	-3.55	-4.10	-7.652