



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ

CENTRO DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E MATEMÁTICA APLICADA

CURSO DE ESTATÍSTICA

SIDARTA SILVA GALAS

**ESTATÍSTICA ESPACIAL UTILIZANDO O SOFTWARE R APLICADO EM
DADOS DE PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA DO ESTADO DO CEARÁ**

FORTALEZA

2013

SIDARTA SILVA GALAS

**ESTATÍSTICA ESPACIAL UTILIZANDO O SOFTWARE R APLICADO EM
DADOS DE PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA DO ESTADO DO CEARÁ**

Monografia submetida ao curso de Bacharelado em Estatística do Departamento de Estatística e Matemática Aplicada da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Orientação: Prof. Dr. Júlio Francisco Barros Neto

FORTALEZA

2013

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca do Curso de Matemática

-
- G145e Galas, Sidarta Silva
Estatística espacial utilizando o software R aplicado em dados de precipitação pluviométrica do estado do Ceará / Sidarta Silva Galas. - 2013.
92 f. : il. color., enc. ; 31 cm.
- Monografia (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Departamento de Estatística e Matemática Aplicada, Curso Bacharelado em Estatística, Fortaleza, 2013.
Orientação: Prof. Dr. Júlio Francisco Barros Neto.
1. Estatística. 2. Análise espacial (Estatística). 3. Software I. Título.

CDD 519.5

SIDARTA SILVA GALAS

**ESTATÍSTICA ESPACIAL UTILIZANDO O SOFTWARE R APLICADO EM
DADOS DE PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA DO ESTADO DO CEARÁ**

Monografia apresentada ao Curso de Estatística do Departamento de Estatística e Matemática Aplicada da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Estatística.

Aprovada em: ___/___/_____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Júlio Francisco Barros Neto (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Ronald Targino Nojosa
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof^ª. Dra. Ana Maria Souza de Araujo
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, por ter me dado forças para superar os obstáculos desta difícil caminhada, e à Maria, que nunca parou de interceder por mim em todos os momentos.

Aos meus pais, Eduardo Santos Galas e Magna Coeli de Sousa e Silva Galas, pelo grande esforço, pela credibilidade, pela torcida, pelo incentivo e pelas orações que fizeram para que eu chegasse até aqui.

Ao meu irmão Kandarpa Silva Galas, por sempre me incentivar, me ajudar e apoiar em tudo.

Aos professores Prof. Dr. Ronald Targino Nojosa e Prof^a. Dra. Ana Maria Souza de Araujo por terem cedido seu tempo para conhecer este trabalho e pela valiosa contribuição na defesa e aos professores do curso de Estatística da Universidade Federal do Ceará pelo conhecimento repassado, em especial ao meu orientador, Prof. Dr. Júlio Francisco Barros Neto, que teve paciência comigo durante todo o curso e muito me ajudou e colaborou para o desenvolvimento desta monografia.

Ao PET-Estatística da UFC, ao INPES-CE, a COELCE, ao Studio de dança Michelle Borges pelos ensinamentos de extrema importância, pessoal e profissional.

Aos amigos da COELCE: Eudes Rodrigues, Igor Acioly, Rodrigo Gato, Allan Galdino, Carlos Jefferson e Renato Gurgel, pela oportunidade, companhia, ajuda e atenção dispensadas comigo. Vocês me ajudaram, de várias formas, na realização deste trabalho.

Aos amigos Rodrigo A., Júlio C., Andeson D., Eriton B., Eduardo J., Cleiton R. e Aritana R. pelo apoio, carinho e amizade.

Agradeço a todos que acreditaram em mim e me ajudaram a entrar na Universidade e sair formado dela.

“É uma sensação maravilhosa reconhecer a unidade de um complexo de fenômenos que parecem ser coisas bastante distintas da verdade visível e direta”.

Albert Einstein

RESUMO

A análise de dados espaciais, aplicada ao contexto de precipitação pluviométrica, vem apresentando crescente utilização por parte dos pesquisadores da área de meteorologia como uma das ferramentas de estudo de mapeamentos e comportamento da chuva. O presente trabalho apresenta uma revisão bibliográfica sobre a análise espacial de dados agregados por área. O objetivo geral foi demonstrar funcionalidades do R em estatística espacial aplicadas a dados georreferenciados de precipitação pluviométrica no estado do Ceará. Os objetivos específicos foram: descrever a estatística espacial e a geoestatística; apresentar o *software* R para análise descritiva de dados georreferenciados; aplicar os conteúdos apresentados no *software* R; e construir mapas temáticos de valores preditos pelo processo de krigagem simples utilizando o *software* R. Os dados utilizados para o estudo foram fornecidos pela Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos. Os resultados demonstraram que o ferramental estatístico R mostrou-se capaz de manipular banco de dados geográficos, construir mapas temáticos com ótima qualidade e fornecer análises espaciais que servem de suporte para tomadas de decisões. Portanto, conclui-se que o *software* R aplicado à análise espacial por áreas é uma alternativa de *software* que realiza análises de geoestatística, além de ter outras funcionalidades de análises estatísticas não espaciais.

Palavras-chave: Estatística Espacial, Geoestatística, *Software* R, Precipitação Pluviométrica.

ABSTRACT

The spatial data analysis, applied to the context of rainfall has been showing increasing use by researchers in the field of meteorology as a tool for mapping and rain behavior studies. This research presents a literature review on spatial analysis of data aggregated by area. The overall goal was to demonstrate the features of R in spatial statistics applied to georeferenced data of rainfall in the state of Ceará. The specific objectives were to describe the spatial statistics and geostatistics; present software R for descriptive analysis of georeferenced data; apply the presented content in the R software, and build thematic maps of predicted values by simple kriging process using the software R. The data used for the study were provided by the Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos. The results showed that the R statistical tools proved capable of manipulating geographic database, building thematic maps with excellent quality and provide spatial analyzes that are usable as support for decision making. Therefore, we conclude that the R software applied to spatial analysis by areas is an alternative software that performs geostatistical analyzes, in addition to other features of non-spatial statistical analyzes.

Keywords: Spatial Statistics, Geostatistics, Software R, Rainfall.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Padrões de dados pontuais. Fonte: Druck <i>et al</i> (2004) - ajustado.....	8
Figura 2- Exemplo de cadastro urbano. Fonte: Casanova <i>et al</i> (2005).	11
Figura 3- Arquitetura de Sistemas de Informação Geográfica. Fonte: Druck <i>et al</i> (2004).....	12
Figura 4- Representação de utilização do sistema de coordenadas planas.	13
Figura 5- Representação de utilização do sistema de coordenadas geográficas.	14
Figura 6- Conjunto de camadas de uma mesma região. Fonte: Ramirez (1994)	15
Figura 7- Matriz de proximidade espacial de primeira ordem, normalizada pelas linhas. Fonte: Druck <i>et al</i> (2004)	22
Figura 8- Localização dos pontos. Fonte: ROCHA (2005) – adaptado.	26
Figura 9- Exemplo de semivariograma. Fonte: ROCHA (2005) – adaptado.	27
Figura 10- Estimador de intensidade para um padrão de pontos. Fonte: Jesus e Miura (2009). .	32
Figura 11- Distribuição de casos de mortalidade por causas externas em Porto Alegre em 1996 e estimador de intensidade. Fonte: Santos <i>et al</i> (2001).....	33
Figura 12- Distribuição de perfis e amostras de solo em Santa Catarina (esquerda) e distribuição contínua estimada para a variável saturação por bases (direita). Fonte: Bönisch (2003). ...	34
Figura 13- Mapa de Exclusão/Inclusão Social de São Paulo (1991) e agrupamentos de exclusão social (Zonas Leste e Sul) e inclusão social (centro). Fonte: Sposati (1996).....	34
Figura 14- Apresentação do ambiente R	37
Figura 15- Mapa da malha digital do Ceará (esquerda) e mapa da borda do Ceará (direita) que foram importados no R.	42
Figura 16- Comparação entre média de chuva na década de 90 e 2000 em milímetros.....	43
Figura 17- Gráfico do comportamento da precipitação pluviométrica em todos os anos das décadas (em milímetros).....	44
Figura 18- Precipitação média da chuva em classes da década de 90 (esquerda) e 2000 (direita) em milímetros.	44
Figura 19- Distribuição da média da chuva nas décadas de 90 e 2000 em milímetros.	45
Figura 20- Mapa apresentando os quartis da precipitação pluviométrica às décadas de 90 e 2000 em milímetros.	46
Figura 21- Mapa da matriz de distância entre os vizinhos.	47
Figura 22- Distribuição simulada para o índice de Moran.	48
Figura 23- Distribuição simulada para o C de Geary.....	48
Figura 24- Diagrama de Espalhamento de Moran para a precipitação pluviométrica no estado do Ceará nas décadas de 90 (esquerda) e 2000 (direita).....	50
Figura 25- Indicador de autocorrelação espacial para a precipitação pluviométrica do Ceará. Apenas os valores com significância maior que 95% estão mostrados.	51
Figura 26- Mapas de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 90 (em milímetros) a partir do procedimento de krigeagem Simples	52
Figura 27- Mapas de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 (em milímetros) a partir do procedimento de krigeagem Simples	53

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Tabela de pacotes utilizados durante a análise no R.....	6
Quadro 2- Principais tipos de projeção, suas classificações, aplicações e características, Câmara <i>et al</i> (1996).....	16
Quadro 2- Principais tipos de projeção, suas classificações, aplicações e características, Câmara <i>et al</i> (1996) - (Continuação).....	17
Tabela 3- Medidas de dispersão para as décadas de 90 e 2000 em milímetros.	43

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO.....	1
1.1 APRESENTAÇÃO	1
1.2 OBJETIVOS	2
1.2.1 Geral	2
1.2.2 Específico.....	2
1.3 DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO.....	2

CAPÍTULO 2

METODOLOGIA.....	4
2.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO.....	4
2.2 CONTEXTO DA PESQUISA	4
2.3 OS DADOS	5
2.4 FASES DO ESTUDO.....	5
2.5 PACOTES.....	5

CAPÍTULO 3

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	7
3.1 ESTATÍSTICA ESPACIAL.....	7
3.1.1 Tipos de análises	8
3.1.1.2 Análise de Superfícies ou Distribuições.....	8
3.1.1.3 Análise de Áreas	9
3.1.1.4 Análise Espaço-Temporal	10
3.1.2 Sistema de Informações Geográficas	11
3.2 GEOESTATÍSTICA.....	19
3.2.1 Teoria da variável regionalizada	19
3.2.2 Dependência espacial	20
3.2.3 Autocorrelação espacial	20
3.2.3.1 Índice de Global de Moran.....	22
3.2.3.2 Índice Local de Moran	23
3.2.3.3 Visualização	24
3.2.3.3.1 Diagrama de espalhamento de Moran.....	24

3.2.3.3.2	Índice Local de Associação Espacial (LISA) <i>Map</i>	24
3.2.3.3.3	Moran <i>Map</i>	24
3.2.3.4	Índice de Geary	25
3.2.3.5	Variograma	25
3.2.3.5.1	Modelo Linear	28
3.2.3.5.2	Modelo Esférico	28
3.2.3.5.3	Modelo Exponencial	28
3.2.3.5.4	Modelo Gaussiano	28
3.2.4	Krigeagem	29
3.2.4.1	Krigeagem Simples	30
3.2.5	Estimador de Kernel	31
3.3	APLICAÇÕES DE GEOESTATÍSTICA E ESTATÍSTICA ESPACIAL	33
3.4	SOFTWARE DE GEOESTATÍSTICA E ESTATÍSTICA ESPACIAL	35
3.5	SOFTWARE R	37
3.5.1	Software R e Análise Espacial	38
3.6	PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA	40
CAPÍTULO 4		
RESULTADOS E DISCUSSÕES		
4.1 ANÁLISE DESCRITIVA		42
4.2 APROFUNDAMENTO DA ANÁLISE DESCRITIVA		47
CAPÍTULO 5		
CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES		54
5.1 CONCLUSÕES		54
5.2 RECOMENDAÇÕES		55
REFERÊNCIAS		57
APÊNDICE A		60

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

O Capítulo 1 (Introdução) fornece uma breve apresentação do que será encontrado neste trabalho, com o intuito de mostrar ao leitor a sua importância. Apresenta também os objetivos deste estudo.

1.1 APRESENTAÇÃO

Reconhecida em todo o mundo por causa da grande variabilidade espaço-temporal de seu regime pluviométrico, a região Nordeste do Brasil tem, como consequência desse regime, secas severas e chuvas em excesso em diferentes áreas da região (SILVA *et al*, 2006).

A Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos – FUNCEME – é o órgão responsável pela previsão de tempo e clima para o Nordeste brasileiro, com ênfase para o estado do Ceará. Desta maneira, pode-se acompanhar a distribuição da chuva diariamente em todo o estado e, assim, realizar análises descritivas dos mapas fornecidos pela Fundação.

Além da percepção visual da distribuição espacial do problema, é muito útil traduzir os padrões existentes com considerações objetivas e mensuráveis. A ideia central da Análise Espacial é incorporar o espaço ou localização no espaço à análise que se deseja fazer (DRUCK *et al*, 2004).

Muitas são as vantagens da aplicação da geoestatística. Uma delas é o fato dela necessitar da interdisciplinaridade, assegurando uma maior troca de informações entre especialistas de diversas áreas e os estatísticos, com o intuito de uma melhor interpretação da realidade em estudo.

As técnicas de geoestatística foram implementadas no programa de domínio público R. Este tem grande flexibilidade e permite o ajuste de diversos modelos utilizados em análise espacial, embora necessário que o usuário tenha algum domínio da linguagem, toda em linha de comando (CARVALHO e SOUZA-SANTOS, 2005).

Este trabalho tem como objetivo utilizar o *software* R como um sistema de informação geográfico (SIG), utilizando metodologias de análises espaciais presentes na geoestatística aplicadas a dados de precipitação pluviométrica do estado do Ceará nas décadas de 90 e 2000. Visa-se estabelecer raios de dependência espacial das regiões mais secas e mais chuvosas para melhor entender a distribuição do fenômeno.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Geral

Demonstrar funcionalidades do R em Estatística Espacial aplicadas a dados georreferenciados de precipitação pluviométrica no estado do Ceará.

1.2.2 Específico

- Descrever a Estatística Espacial e a Geoestatística;
- Apresentar o *software* R para análise descritiva de dados georreferenciados;
- Aplicar os conteúdos apresentados no *software* R;

1.3 DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO

Este estudo foi dividido em cinco capítulos, cujos conteúdos estão descritos abaixo.

No Capítulo 2 (Metodologia) é feita a caracterização do estudo, destacando-se as etapas da pesquisa (coleta de dados e levantamento de referências bibliográficas). São apresentados os pacotes necessários no *software* R para que seja possível a realização do estudo.

No Capítulo 3 (Fundamentação Teórica) são discutidos os conceitos de análise de dados espaciais, de geoestatística, de sistema de informação geográfico, de *software* R e de precipitação pluviométrica. Citam-se alguns exemplos de trabalhos acadêmicos sobre a utilização das ferramentas de análise espacial em geral e faz-se uma discussão sobre a aplicação deste tipo de análise no R.

O Capítulo 4 (Resultado e Discussões) apresenta toda a análise realizada neste trabalho. É realizada a comparação entre as precipitações médias das décadas de 90 e

2000, com o intuito de mostrar a utilização do *software* R como um SIG. São mostrados todos os mapas e análises espaciais desenvolvidas.

No Capítulo 5 (Conclusões e Recomendações), partindo-se da utilização do R como ferramenta de análise espacial, os resultados obtidos são comentados e algumas direções são propostas para que outros estudos possam vir a ser desenvolvidos sobre o assunto utilizando o *software* R como SIG.

CAPÍTULO 2

METODOLOGIA

Neste capítulo é feita a caracterização do estudo, destacando-se as etapas da pesquisa (coleta de dados e levantamento de referências bibliográficas). São apresentados os pacotes necessários no software R para que seja possível a realização do estudo.

2.1 CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO

Trata-se de um estudo descritivo das características do objeto de estudo em questão (GIL, 2010).

Quanto à natureza da pesquisa, o trabalho se classifica como pesquisa aplicada, por procurar gerar conhecimentos para aplicação prática dirigidos à solução de problemas específicos, envolvendo interesses locais (GIL, 2010).

2.2 CONTEXTO DA PESQUISA

Localizado no sertão nordestino e caracterizado pelo clima semiárido, o estado do Ceará é composto por 184 municípios. Seu território abrange grandes extensões de sertões e serras, sendo marcado pela aridez. Em toda sua área, as secas são periódicas e, desde que todo o estado foi ocupado, sua população trabalha para resolver o problema da escassez de água.

Com o intuito de difundir e aprofundar o conhecimento da geografia física do Ceará, o Governo do Estado do Ceará criou a Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos – FUNCEME, sendo, esta, responsável por todo o monitoramento climático do estado.

Desta maneira, todo o conhecimento adquirido ou gerado pela Fundação serve de subsídio ao planejamento, desenvolvimento e execução de políticas públicas ou privadas que necessitem de informações sobre clima.

2.3 OS DADOS

Para a realização do estudo, foram necessários dados georreferenciados do estado do Ceará e seus municípios e precipitação pluviométrica.

O primeiro, dados referentes ao estado do Ceará, é a Malha Municipal Digital de Setores Censitários do Ceará, onde foi obtida por meio do Censo 2010, realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Tais informações foram baixadas no site do próprio IBGE separadas em quatro arquivos, *shp*¹, *shx*², *dbf*³, *prj*⁴.

O segundo foi obtido no site da FUNCEME, onde se encontram dados de precipitação do estado do Ceará, estratificado por município. Os dados encontravam-se separados em inúmeros arquivos de texto que traziam uma série histórica da precipitação pluviométrica, por posto pluviométrico, desde 1973 até 2012. Tendo em vista o grande volume de dados obtidos, optou-se por utilizar a média da década de 90 (de 1991 a 2000) e a média da década de 2000 (de 2001 a 2010). A junção desses arquivos e todo o banco de dados foram feitos no próprio R.

2.4 FASES DO ESTUDO

Iniciou-se com a pesquisa bibliográfica sobre estatística espacial, buscando ter o conhecimento necessário para o desenvolvimento deste trabalho. Em seguida foram selecionados alguns assuntos importantes para serem descritos e apresentados de forma simples. O próximo passo foi à apresentação de toda a fundamentação teórica a análise dos dados no *software* R, buscando os pacotes necessários para sua realização.

2.5 PACOTES

Os pacotes necessários para a realização deste trabalho são apresentados na Tabela 3. Estes pacotes foram instalados e carregados para que alguns comandos pudessem ser utilizados.

¹ Formas geométricas das áreas.

² Faz a ligação entre os arquivos *shp*, *dbf* e *prj*.

³ Arquivo de tabela.

⁴ Sistema de coordenadas e informações de projeção.

Tabela 1- Tabela de pacotes utilizados durante a análise no R.

Utilidade	Pacotes
Importação e gerenciamento de dados geográficos	sp, rgdal, maptools
Geoestatística	geoR
Autocorrelação Espacial	Spdep, GeoXp
Estimação de Intensidade	splanCS
Construção e formatação de mapas	fields

CAPÍTULO 3

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são discutidos os conceitos de análise de dados espaciais, geoestatística, de SIG, de *software* R e de precipitação pluviométrica. Citam-se alguns exemplos de trabalhos acadêmicos sobre a utilização das ferramentas de análise espacial em geral e faz-se uma discussão sobre a aplicação deste tipo de análise no R.

3.1 ESTATÍSTICA ESPACIAL

A Estatística Espacial está inserida em um contexto mais amplo, a análise espacial de dados. Pode-se definir análise espacial como o estudo quantitativo de fenômenos posicionados no espaço. O objetivo de se fazer uma análise espacial é a escolha de um modelo inferencial que considera os relacionamentos espaciais presentes nos fenômenos. Para realizar uma análise espacial, utiliza-se de técnicas que incorporam as localizações dos objetos em questão. Como exemplo de áreas onde essa análise pode ser aplicada, tem-se a Epidemiologia, Agronomia, Demografia e Geologia.

Um fenômeno espacial é um processo que pode ser expresso por meio de uma distribuição no espaço, podendo assumir valores contínuos ou discretos. Diz-se que são fenômenos contínuos quando a informação está presente em todas as posições, ou seja, pode ser observada e medida em todos os pontos da terra.

Como exemplo, tem-se os fenômenos ambientais (pressão atmosférica, elevação do solo, temperatura, etc). Consideram-se fenômenos discretos quando se esta trabalhando com pessoas, municípios, epicentros de terremotos.

Deve-se entender que, segundo Druck *et al* (2004), a dependência espacial se dá pelo fato de que a maior parte das ocorrências naturais ou sociais apresenta entre si uma relação que depende da distância. A ideia é verificar como a dependência espacial varia, a partir da comparação entre os valores de uma amostra e de seus vizinhos.

Em geral, a ideia de se fazer uma análise espacial é de identificar tendências com coordenadas ou covariáveis, a existência de dados discrepantes (globais ou locais), assimetrias, necessidades de transformação e a presença de dependência espacial.

3.1.1 Tipos de análises

3.1.1.1 Análise de Pontos ou Eventos

Esse tipo de análise tem o objeto interesse a localização espacial dos fenômenos, no qual são representados por pontos. De acordo com Assunção (2001), o objetivo de processos pontuais é estudar a distribuição espacial desses pontos, testando hipóteses sobre o padrão observado.

Um padrão espacial de pontos é uma base de dados espacial composta pela variável em estudo, suas coordenadas e sua referência temporal. Possíveis hipóteses que podem ser testadas são se o padrão dos pontos é aleatório, apresentam-se aglomerados ou se os pontos estão regularmente distribuídos.

Figura 1- Padrões de dados pontuais. Fonte: Druck *et al* (2004) - ajustado



Como exemplo, podem-se citar estudos de casos de mortalidade por causas externas, localização de homicídios, de acidentes de trânsito, de suicídios e de crimes. Diniz (2000) cita como exemplo, em seu trabalho, as localizações de núcleos celulares em uma parcela de tecido microscópico, realizando uma ligação da estatística espacial na área da saúde.

3.1.1.2 Análise de Superfícies ou Distribuições

O objeto de interesse é a própria superfície, que é gerada a partir de um processo de interpolação dos dados pontuais existentes na área em estudo. O objetivo é reconstruir a superfície no qual se analisou e retirou a amostra. Diferentemente a análise de pontos que busca padrão nos pontos, essa análise busca padrões nos valores dos atributos.

As superfícies contínuas podem ser estimadas a partir de um conjunto de amostras, que podem estar regularmente ou irregularmente distribuídas. Esse tipo de dado espacialmente contínuo é conhecido como dado geoestatístico. Para esse caso, podem-se citar, como exemplos, variáveis naturais e variáveis socioeconômicas.

Para casos de informações pontuais, a análise de superfícies consegue, através de interpolação, gerar uma superfície na forma de grade regular, a qual representa o padrão/distribuição da variável estudada. Segundo Bailey e Gatrell (1995), os exemplos mais conhecidos na literatura de dados de superfície são medidas geológicas de depósitos minerais, salinidade e permeabilidade do solo, a concentração de alguns poluentes e medição de chuva.

3.1.1.3 Análise de Áreas

Geralmente, quando se trabalha com casos em que estão agregados em municípios, bairros, zonas de endereçamento postal, setores censitários entre outros, utiliza-se esse tipo de análise. Em outras palavras, pode-se utilizar essa análise quando os dados espaciais estão delimitados por polígonos fechados. Quando não se tem a localização exata do evento, mas tem-se um valor por área, também se pode utilizar esse tipo de análise. Para Diniz (2000), o interesse está na detecção e possíveis explicações para o padrão espacial ou tendência de distribuição para valores de área.

Provenientes de levantamentos populacionais sempre supõe-se homogeneidade interna dentro do polígono delimitado, ou seja, os dados obtidos naquela área se comportam de maneira similar em toda a área e possui valores extremos em suas extremidades.

Druck *et al* (2004) afirmam que em países com grande contrastes sociais como o Brasil, é frequente que grupos sociais distintos estejam agregados em uma mesma região de coleta – favelas e áreas nobres – resultando em indicadores calculados que representam a média entre populações diferentes.

A maneira mais comum de apresentação de dados agrupados por área é em mapas, no qual vários polígonos representam as áreas em estudo e, geralmente, esses mapas são coloridos de acordo com o valor do fenômeno espacial.

A literatura apresenta inúmeros modelos de distribuição para dados em áreas, mas o mais utilizado é o modelo de variação espacial discreta. O objetivo principal da análise é construir uma aproximação para a distribuição conjunta de variáveis aleatórias, estimando sua distribuição. A hipótese mais comum é supor que a variável aleatória que descreve o número de ocorrências em cada área pode ser associada a uma distribuição de probabilidade de Poisson, pois esta é a distribuição mais adequada para fenômenos que envolvem contagem de eventos, mas não se pode rejeitar a possibilidade de utilizar outra distribuição, pois se depende dos dados no qual se trabalha. A hipótese alternativa da variação espacial discreta é supor que os dados apresentam variação espacial contínua (DRUCK *et al*, 2004).

3.1.1.4 Análise Espaço-Temporal

Neste caso, quando se possui dados com a informação da localização do evento e o tempo associado a ele, trabalha-se para desenvolver modelos preditivos, os quais querem prever como será a distribuição do espaço em relação ao tempo.

Na parte de análise temporal, pode-se utilizá-la para identificação de sazonalidade, ou seja, descobrir se o evento ocorre a cada instante t qualquer ou não. Pode-se também utilizá-la para desenvolver modelos de séries temporais, sendo os maiores objetivos a previsão de futuras observações e identificação do comportamento do evento em estudo.

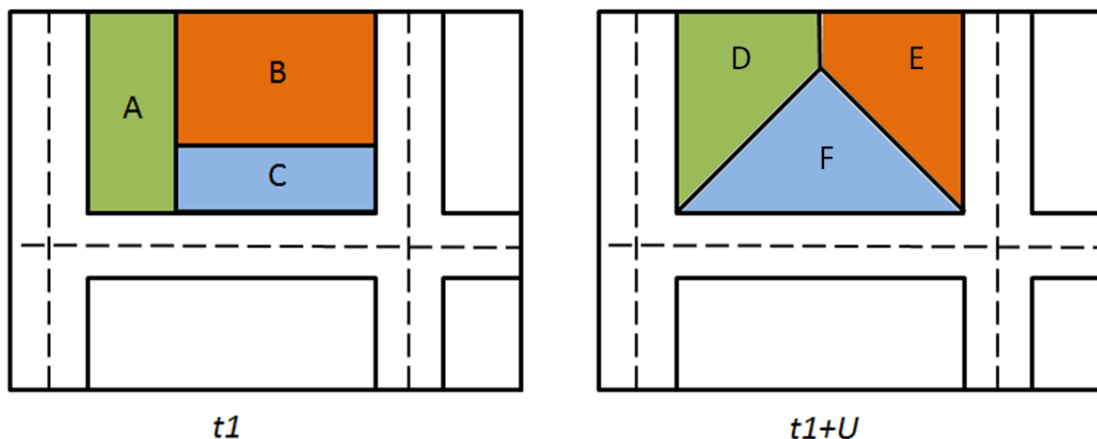
Na parte de análise espacial, leva-se em consideração a localização do evento, no qual se pode atribuir a cada região estudada um resultado obtido. Esses resultados podem ser entendidos como fatores de risco de um determinado fenômeno, podendo ser socioculturais, demográfico, ambientais entre outros.

De acordo com Vieira (2006) “estes modelos de análise, apenas espacial ou apenas temporal, justificam-se somente quando o fenômeno pesquisado tem comportamento pouco variável em uma das dimensões”. Então, quando o tempo altera os resultados obtidos em modelos espaciais, a análise pode ser feita separadamente.

Casanova *et al* (2005) citam, para um melhor entendimento de como funciona esse tipo de análise, um caso de cadastro urbano. A Figura 2 exemplifica o cadastro imobiliário em algum local, onde no instante t_1 a área se apresenta de uma maneira e,

após um intervalo de tempo U (t_1+U) a mesma área se apresenta de maneira diferente a anterior.

Figura 2- Exemplo de cadastro urbano. Fonte: Casanova *et al* (2005).



3.1.2 Sistema de Informações Geográficas

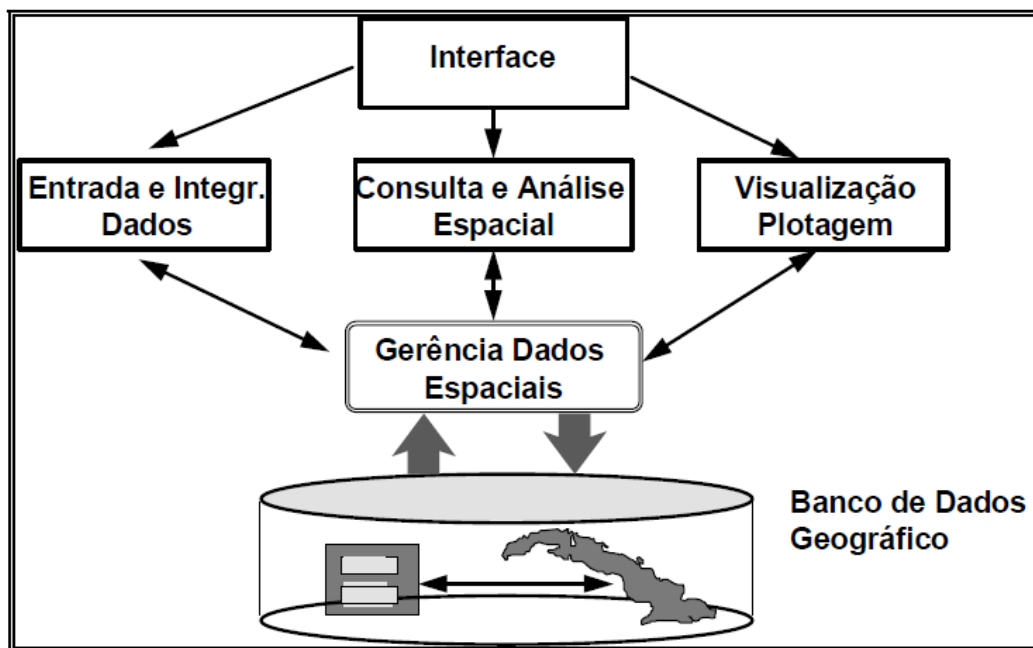
Segundo Hara (1997), um Sistema de Informações Geográficas (SIG ou, em inglês, *GIS - Geographic Information System*) é um sistema de informações baseado em computador que permite capturar, modelar, manipular, recuperar, consultar, analisar e apresentar dados geograficamente referenciados.

Devido à sua capacidade de manipular a informação espacial, o SIG traz enormes benefícios à sociedade, haja vista que se pode utilizar SIG, de maneira rápida e precisa, em inúmeros casos, como, por exemplo, em estudo de impacto ambiental, gestão de recursos, planejamento do uso do solo, saneamento básico, rede de distribuição de águas, rotas e transporte e muito mais.

Um SIG trabalha com dados que possuem referência espacial, ou seja, qualquer informação ou evento que possui localização expressa em forma de coordenadas de um mapa. Um SIG pode gerar imagens, geralmente mapas, de uma área em duas ou três dimensões, representando elementos naturais, junto a elementos artificiais, tornando, assim, mais claro e fácil o entendimento.

Numa visão abrangente, pode-se indicar que um SIG tem os seguintes componentes mostrado na Figura 3.

Figura 3- Arquitetura de Sistemas de Informação Geográfica. Fonte: Druck *et al* (2004)



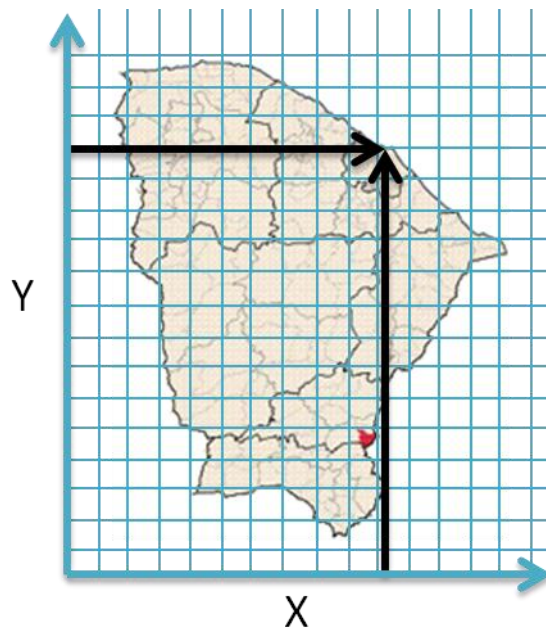
Explorado por Druck *et al* (2004), estes componentes são relacionados de forma hierárquica, cuja interface define como o sistema é operado e controlado. Em nível intermediário, um SIG deve possuir mecanismos de processamento de dados espaciais, como entrada, edição, análise, visualização e saída. Um banco de dados geográfico armazena e recupera os dados espaciais, no qual isto é feito internamente.

3.1.2.1 Sistemas de Coordenadas

Para se localizar uma determinada superfície ou ponto no planeta, foram desenvolvidos dispositivos numéricos. Esses dispositivos conseguem determinar a localização geográfica de um evento. Existem inúmeros sistemas de coordenadas já inventados, mas, atualmente, apenas dois sistemas de coordenadas são frequentemente utilizados, o de planas e as geográficas.

O sistema de coordenadas planas mais utilizadas são os cartesianos. Esse sistema consiste em representar a posição de um ponto qualquer através de um par de coordenadas (x, y). Pode-se, ainda, adicionar mais uma coordenada para que se tenha um posicionamento tridimensional do mesmo ponto em estudo, ficando (x, y, z). Geralmente, a fixação dos eixos é feita a partir da linha de um determinado fuso (geralmente utiliza-se a linha do equador). A Figura 4 representa a utilização desse tipo de sistema.

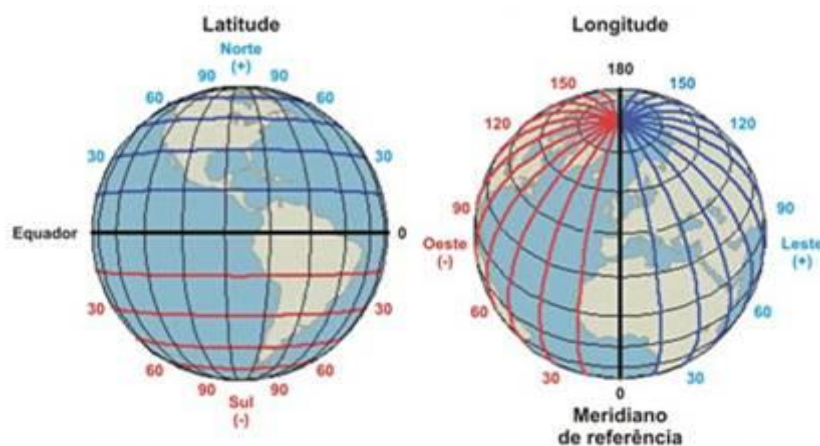
Figura 4- Representação de utilização do sistema de coordenadas planas.



O sistema de coordenadas geográficas considera a terra como uma esfera. Assim, qualquer ponto na superfície terrestre possui igual distância do centro da esfera. Nesse tipo de sistema, o par de coordenadas utilizado são a latitude e longitude, onde é definido a partir de uma rede geográfica.

Em uma rede geográfica, as linhas horizontais chamam-se paralelos (paralelas à linha do equador), que servem para medir a latitude, e as linhas verticais que são os meridianos (traçam linhas de um pólo a outro) servem para medir a longitude. Essas medições são feitas em graus, onde recebem valores de 0 a 180 graus, positivos e negativos, e são divididas em norte, sul, leste e oeste. A Figura 5 representa a utilização desse tipo de sistema.

Figura 5- Representação de utilização do sistema de coordenadas geográficas.



3.1.2.2 Mapas Temáticos

Segundo Gaspar (2004), a palavra “mapa”, que significa “toalha de mesa”, surgiu na Idade Média por navegadores, pois quando se definia rotas, caminhos e localizações, escreviam em toalhas sobre uma mesa.

Para se desenvolver um mapa, precisam-se definir ou criar, antes de tudo, algumas características importantes que farão parte do mapa. É necessária a escolha do tipo de análise que será feita, a simplificação da informação para uma boa representação, a escolha dos símbolos que irão ser utilizados, a definição de classes ou grupos entre outras características.

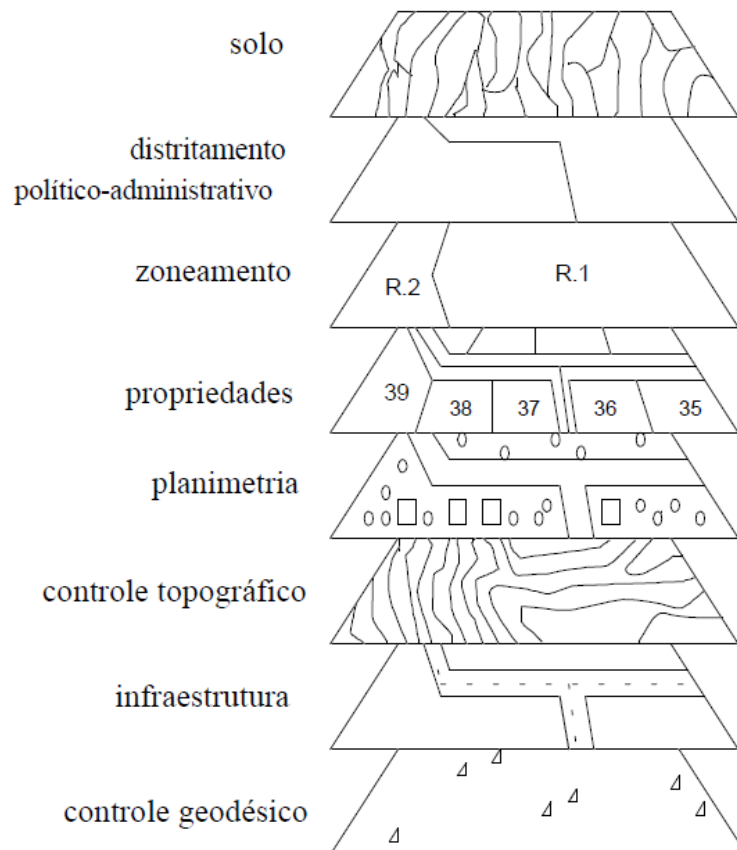
Diferentemente dos mapas de referência, que apresentam várias informações de uma determinada área (floresta, estradas, limites, etc.), os mapas temáticos focam em padrões espaciais de algum ou vários fenômenos. Esses eventos podem ser como exemplo, variáveis sociais, históricas, ambientais, geográficas, econômicas, culturais entre outras.

Trazendo para o SIG, mapas temáticos são constituídos através de camadas, onde são criadas diversas camadas para se representar uma determinada região. Desta maneira, o trabalho das ferramentas de análises para SIG é facilitado, sendo capazes de dar inúmeros resultados e consultas ao mesmo tempo, ou seja, essas consultas e/ou resultados podem ser combinações de um ou mais mapas temáticos. Na Figura 6, pode-se ver o conjunto de camadas de uma mesma região.

Para continuar a entender mapas, devem-se entender dois conceitos importantes: escala e projeção. A razão entre as distâncias no mapa e suas correspondentes distâncias no mundo real recebe o nome de escala. Uma escala pequena é boa para representar grandes fenômenos geográficos, por outro lado, escala grande é boa para representar traçados urbanos, como ruas de um mesmo lote.

Para representar a superfície curva da terra em um mapa de superfície plana, faz-se uma projeção, assim, é inevitável que ocorram distorções. Então, projeção é um método matemático no qual se torna possível a representação da superfície curva em um mapa de superfície plana.

Figura 6- Conjunto de camadas de uma mesma região. Fonte: Ramirez (1994)



Pesquisadores de todo o mundo se esforçam para melhorar o sistema de projeção, fazendo com que ele represente de maneira perfeita a superfície da Terra. Porém, atualmente, se consegue apenas representar de maneira parcial as características geométricas do Planeta. No Quadro 2, Câmara *et al* (1996) fazem um resumo das características das projeções existentes e seus defeitos.

Quadro 2- Principais tipos de projeção, suas classificações, aplicações e características, Câmara *et al* (1996)

PROJEÇÃO	CLASSIFICAÇÃO	APLICAÇÕES	CARACTERÍSTICAS
Albers	Cônica Equivalente	Mapeamentos temáticos. Servem para mapear áreas com extensão predominante leste-oeste.	Preserva áreas. Substitui com vantagens todas as outras cônicas equivalentes.
Bipolar	Cônica Conforme	Indicada para base cartográfica confiável dos continentes americanos.	Preserva ângulos. É uma adaptação da Cônica de Lambert.
Cilíndrica Equidistante	Cilíndrica Equidistante	Mapas Mundi. Mapas em escalas pequenas. Trabalhos computacionais.	Altera áreas. Altera ângulos.
Gauss	Cilíndrica Conforme	Cartas topográficas antigas. Mapeamento básico em escala média e grande.	Altera áreas (mas as distorções não ultrapassam 0,5%). Preserva ângulos. Similar à UTM com defasagem de 3 de longitude entre os meridianos centrais.
Estereográfica Polar	Plana Conforme	Mapeamento das regiões polares. Mapeamento da Lua, Marte e Mercúrio.	Preserva ângulos. Oferece distorções de escala.
Lambert	Cônica Conforme	Cartas gerais e geográficas. Cartas militares. Cartas aeronáuticas do mundo.	Preserva ângulos.
Lambert Million	Cônica Conforme	Cartas ao milionésimo.	Preserva ângulos.
Mercator	Cilíndrica Conforme	Cartas náuticas. Cartas geológicas e magnéticas. Mapas mundi.	Preserva ângulos.
Miller	Cilíndrica	Mapas Mundi. Mapas em escalas pequenas.	Altera ângulos. Altera áreas.

Continua...

Quadro2- Principais tipos de projeção, suas classificações, aplicações e características, Câmara *et al* (1996) - (Continuação)

PROJEÇÃO	CLASSIFICAÇÃO	APLICAÇÕES	CARACTERÍSTICAS
No_Projection	Plana	Armazenamento de dados que não se encontram vinculados a qualquer sistema de projeção convencional (desenhos, plantas, imagens brutas ou não georeferenciadas, etc.).	Sistema local de coordenadas planas.
Policônica	Cônica	Mapeamento temático em escalas pequenas.	Altera áreas e ângulos. Substituída pela Cônica Conforme de Lambert nos mapas mais atuais.
Latlong	-	Armazenamento de dados matriciais com resolução espacial definida em graus decimais.	Geometria idêntica a da projeção cilíndrica equidistante.
Sinusoidal	Pseudo-cilíndrica	Mapeamentos temáticos em escalas intermediárias e pequenas.	Preserva áreas.
UTM	Cilíndrica Conforme	Mapeamento básico em escalas médias e grandes. Cartas topográficas.	Preserva ângulos. Altera áreas (mas as distorções não ultrapassam 0,5%).

3.1.2.2.1 UTM

O sistema UTM (*Universal Transverse Mercator* ou *Universo Transverso de Mercator*) foi criado a partir da projeção de Gauss⁵ pelas forças armadas dos EUA. No Brasil, este é o sistema oficial adotado para mapeamento de áreas. Suas principais características são:

1. A Terra é dividida em 60 fusos, de 6° de longitude cada, numerados a partir do meridiano de Greenwich no sentido de oeste para leste;
2. Cada fuso possui um meridiano central (MC) que divide ao meio o espaço entre fusos.

A origem das coordenadas no sistema UTM se dá no cruzamento da linha do equador com o Meridiano Central de cada fuso. Desta maneira, as coordenadas se repetem em todos os fusos, fazendo com que seja necessário o conhecimento sobre a numeração do fuso ou da coordenada do Meridiano Central para diferenciar os fusos.

Para se evitar coordenadas negativas, são acrescentadas duas constantes. A primeira constante é de 10.000.000m para o Equador no hemisfério sul e a segunda é de 500.000m para o Meridiano Central de cada fuso. As coordenadas diminuem em direção ao pólo sul e a aumentam no sentido contrário. De forma similar, as coordenadas aumentam para leste e diminuem para oeste do Meridiano Central.

A simbologia adotada para as coordenadas UTM são: "N=" para as coordenadas norte e sul e "E=" para as coordenadas leste e oeste.

⁵ É o resultado da projeção da superfície da esfera em um cilindro tangente ao meridiano central.

3.2 GEOESTATÍSTICA

A geoestatística originou-se em problemas relacionados com a estimativa de reservas de exploração mineral e/ou mineração. Seu desenvolvimento inicial foi feito por Whittle (1954) e por Matérn (1960). Posteriormente, o desenvolvimento realizado por Matheron (1963) foi em grande parte independente da corrente principal existente da estatística espacial. Foi nesse período que o termo "krigeagem" foi introduzido para descrever os métodos resultantes para a previsão espacial.

Ripley (1981) relança a krigeagem na terminologia da previsão de processo estocástico. Para exemplificar esse importante acontecimento, atualmente o variograma é uma ferramenta estatística padrão para analisar dados correlatos no espaço e/ou no tempo.

Entretanto, segundo Ribeiro Jr. e Diggle (2001), “ainda há um vigoroso debate sobre questões práticas, tais como a forma de realizar inferência e previsão, bem como o papel de modelos de probabilidade explícitas”.

3.2.1 Teoria da variável regionalizada

Matheron (1963), baseado nas observações de Krige (1951), desenvolveu a teoria das variáveis regionalizadas. Entende-se que Variáveis Regionalizadas são aquelas variáveis que seus valores estão relacionados, de algum modo, com a posição espacial em que foram obtidos, isto é, seus valores variam de acordo com o espaço.

Quando se tira uma amostra de dados espaciais se está colhendo valores de um determinado evento em algum lugar do espaço. A variabilidade de um ponto (p_1) está relacionada com outro ponto próximo (p_2), ou seja, quanto mais o ponto p_1 está próximo de p_2 , p_1 tende a tomar valores próximos de p_2 .

Na prática, esse tipo de variável é representada por dados numéricos, através do qual se obtém a localização, a continuidade e a zonalidade do evento em estudo.

A localização é numericamente definida, podendo se referir a linhas e áreas. Sendo, então, o suporte geométrico daquela observação.

A existência de continuidade estável ou não na variável regionalizada depende do grau de dependência ou independência que exista entre um valor e outro. Essa

continuidade está diretamente relacionada à variação espacial do fenômeno observado e, essa variação é estudada através do variograma que será apresentado no decorrer do trabalho. Quando essa continuidade não pode ser confirmada, diz-se que há presença de efeito de pepita, que será explicado mais à frente.

Também chamada de anisotropia, a zonalidade indica se a variável regionalizada apresenta ou não variações significativas numa direção e rápidas ou irregulares em outra.

3.2.2 Dependência espacial

Existem vários métodos que levam em consideração a posição espacial, para descrever a distribuição de um evento em uma população, no qual se permite a identificação de padrões de distribuição em três categorias: agregada, uniforme ou aleatória. Então, partindo do princípio de que pontos mais próximos no espaço tendem a ter valores mais semelhantes do que pontos mais afastados, entende-se que a dependência espacial é a chave principal para a análise de fenômenos no espaço.

Generalizando, pode-se afirmar que a maioria dos eventos apresenta relação de dependência em relação à distância. Para se entender melhor este princípio, supõe-se que, programa-se um ar-condicionado ligado para esfriar a uma temperatura de 16°C. É provável que locais próximo ao equipamento tenham temperaturas próximas ou iguais a 16°C, enquanto que, à medida que se distancia do equipamento, encontrar-se-á temperaturas maiores ou menores do que 16°C.

3.2.3 Autocorrelação espacial

Uma etapa da análise exploratória é tentar identificar alguma estrutura de correlação espacial que descreva, da melhor forma, os dados. A ideia é medir a autocorrelação espacial entre as áreas, ou seja, observar como varia a dependência espacial, em comparação entre os valores de uma amostra e seus vizinhos.

Deve-se lembrar de que a preposição “auto” indica que a medida de correlação é efetuada levando em consideração à própria variável aleatória que é medida em vários locais diferentes no espaço.

Para medir tal estatística, podem-se utilizar diferentes indicadores. Quatro indicadores são listados abaixo:

- Índice Global de Moran
- Índice Local de Moran
- Índice de Geary
- Variograma

Para Druck *et al* (2004), todas estas estatísticas dependem da definição de vizinhança adotada, de maneira que se entenda a matriz de proximidade espacial. Também chamada de matriz de vizinhança, a matriz de proximidade espacial é uma ferramenta básica para se estimar a variabilidade espacial de dados de área. Tem-se um conjunto de n áreas $\{A_1, \dots, A_n\}$, no qual se construiu a matriz de primeira ordem $W^{(1)}$ ($n \times n$), onde cada elemento w_{ij} da matriz significa uma medida de proximidade entre duas áreas A_i e A_j . Encontram-se, na literatura, sugestões para se calcular esta medida de proximidade. Três critérios são os seguintes:

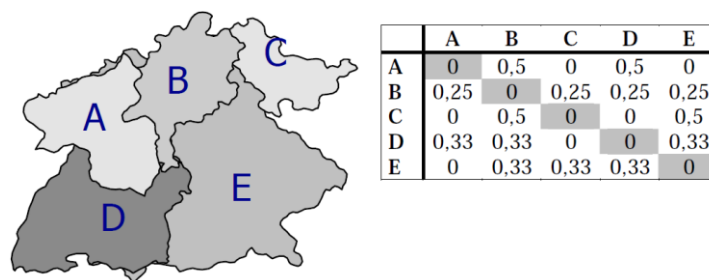
- $w_{ij} = 1$, se centroide⁶ de A_i está a uma determinada distância de A_j ; caso contrário $w_{ij} = 0$;
- $w_{ij} = 1$, A_i compartilha um lado comum com A_j ; caso contrário $w_{ij} = 0$;
- $w_{ij} = l_{ij}/l_i$, onde l_{ij} é o comprimento da fronteira entre A_i e A_j e l_i é o perímetro⁷ de A_i .

Autores sugerem a normalização das linhas da matriz de proximidade para que a soma dos pesos de cada linha seja igual a um, pois, desta maneira, os cálculos de índices de autocorrelação espacial seriam facilitados. A Figura 7 é apresentado um exemplo bem simples de matriz de proximidade espacial.

⁶ Ponto no interior de uma forma geométrica que define o seu centro geométrico.

⁷ Medida do contorno de um polígono, ou seja, a soma de todos os lados de uma figura geométrica.

Figura 7- Matriz de proximidade espacial de primeira ordem, normalizada pelas linhas. Fonte: Druck *et al* (2004)



3.2.3.1 Índice de Global de Moran

Moran (1950) fez contribuições significativas para a teoria de probabilidade e suas aplicações à população e a genética evolutiva. Em geoestatística, tornou-se conhecido pelo desenvolvimento do índice de Moran (I).

O índice global de Moran (I) é a expressão da autocorrelação considerando seus vizinhos. Esse coeficiente calcula a razão entre o produto da variável de interesse e a sua defasagem espacial, com o produto da variável de interesse, ajustado pelos pesos espaciais utilizados.

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

Na equação (1), n é o número de áreas, y_i é o valor da variável para a área i , \bar{y} é a média da variável na área estudada e w_{ij} é o peso espacial de conexão entre as regiões i e j . Esta equação calcula I para matrizes de proximidade de ordem superior a primeira.

O índice de Moran realiza um teste cuja hipótese nula (H_0) é de independência espacial e a hipótese alternativa (H_1) é de que existe dependência espacial. Seus valores podem ser positivos (entre 0 e +1) representando correlação direta e negativos (entre 0 e -1) representando correlação inversa. Caso o valor seja zero, há indícios de um padrão espacial aleatório, ou seja, não se rejeita a hipótese nula.

Conforme Druck *et al* (2004), para se estimar a significância do índice, é preciso associar o índice a uma distribuição estatística, sendo mais utilizada a distribuição normal. Existe, também, outra possibilidade, que não precisa de pressupostos em relação a distribuição, que é o teste de pseudo-significância. Esse teste gera diferentes permutações dos valores da variável em estudo associada às regiões e, em seguida, redistribui esses valores nas áreas. Caso o valor de I calculado inicialmente corresponda

a um valor extremo da distribuição simulada, considera-se que este valor medido possui significância estatística (DRUCK *et al*,2004).

Sob a hipótese nula de não existir dependência espacial, tem-se que:

$$E[I] = -\frac{1}{n-1} \quad (2)$$

Calcular a variância de I é um pouco mais complicado. Veja as formulas (3) a (2.6).

$$Var(I) = \frac{nS_1 - S_2S_3}{(n-1)(n-2)(n-3)(\sum_i \sum_j w_{ij})^2} \quad (3)$$

$$S_1 = (n^2 - 3n + 3) \left(\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2 \right) - n \left(\sum_i (\sum_j w_{ij} + \sum_j w_{ji})^2 \right) + 3(\sum_i \sum_j w_{ij})^2 \quad (4)$$

$$S_2 = \frac{n^{-1} \sum_i (y_i - \bar{X})^4}{(n^{-1} \sum_i (y_i - \bar{X})^2)^2} \quad (5)$$

$$S_3 = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2 - 2n \left(\frac{1}{2} \sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2 \right) + 6(\sum_i \sum_j w_{ij})^2 \quad (6)$$

O índice de Moran pressupõe que os dados são estacionários na primeira e na segunda ordem. Caso não sejam estacionários, o índice perde sua validade. Quando a não estacionariedade de primeira ordem (tendência) existir, os vizinhos tenderão a possuir valores mais parecidos que áreas distantes, pois cada valor será comparado à média global, fazendo com que o índice seja inflacionado. Se não for estacionário na segunda ordem (variância não é constante) nos locais de maior variância, o índice será mais baixo, e em casos contrários também.

3.2.3.2 Índice Local de Moran

Enquanto o índice global de Moran fornece um valor único como medida de associação espacial para o conjunto de dados, os indicadores locais calculam valores específicos para cada área. Desta forma, é possível identificar agrupamentos de áreas com valores parecidos e *outliers*.

O Índice Local de Moran pode ser calculado por meio da seguinte equação:

$$I_i = \frac{z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{j=1}^n z_j^2} \quad (7)$$

onde i é a área, z_i é o valor normalizado do atributo e w_{ij} é o peso espacial normalizado da conexão entre as regiões i e j .

3.2.3.3 Visualização

3.2.3.3.1 Diagrama de espalhamento de Moran

Druck *et al* (2004) sugere o diagrama de espalhamento de Moran como uma maneira, a mais, de visualizar a dependência espacial é realizando o digrama de espalhamento de Moran. Este gráfico compara valores normalizados da variável estudada (o valor medido é subtraídos de sua média geral e dividido pelo desvio padrão) com a média geral dos valores normalizados de seus vizinhos. Desta maneira, é gerado um gráfico que possui Z (valores normalizados) por WZ (média dos vizinhos). O diagrama é dividido em quatro quadrantes com o objetivo de indicar pontos de associação espacial positiva (o local possui vizinhos com valores semelhantes) e de indicar pontos de associação espacial negativa (o local possui vizinhos com valores distintos).

O diagrama de espalhamento também pode ser representado em um mapa temático, o *Box Map*. Este mapa associa cada área a uma cor ou símbolo, dependendo do quadrante que a área pertence.

3.2.3.3.2 Índice Local de Associação Espacial (LISA) *Map*

Segundo Anselin (1995), um LISA tem que atender à dois objetivos: (i) permitir a identificação de padrões de associação espacial significativos e (ii) ser uma decomposição do índice global de associação espacial.

Este mapa apresenta os Índices Locais de Moran para cada área com seu nível de significância.

3.2.3.3.3 Moran Map

De forma semelhante ao *LISA Map*, o *Moran Map* destaca apenas as áreas que o LISA considerou significativa e, além disso, apresenta estas áreas classificadas em quatro grupos, de acordo com a sua localização no quadrante do gráfico de espalhamento. Logo, o *Moran Map* é uma combinação do diagrama de espalhamento de Moran com o *LISA Map*. (NEVES *et al*, 2000).

3.2.3.4 Índice de Geary

Geary (1936) era um estatístico formado na Universidade de Dublin e na Universidade de Paris. Tornou-se conhecido em geoestatística pelo desenvolvimento do índice de Geary (C).

A equação abaixo apresenta a maneira de se calcular este índice.

$$C = \frac{(n-1) \sum_i \sum_j w_{ij} (y_i - y_j)^2}{2 (\sum_i \sum_j w_{ij}) \sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

Os valores variam de zero (correlação perfeita) a dois (dispersão perfeita). Quando o índice for igual a um, existem indícios de um padrão espacial aleatório.

Diferentemente do I de Moran, que usa a diferença entre cada ponto e a média global, o C de Geary utiliza a soma do quadrado das diferenças entre pares. Desta maneira, o C de Geary assemelha-se ao variograma que será apresentado a seguir.

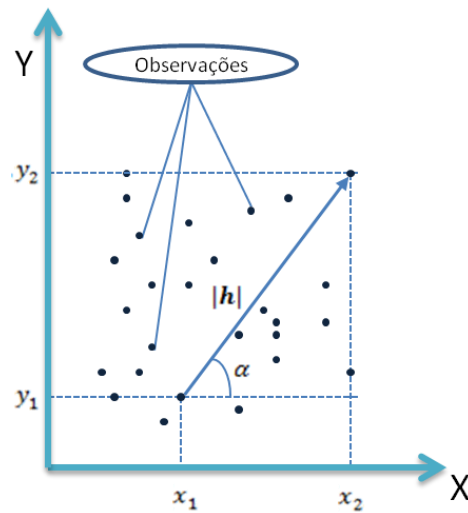
3.2.3.5 Variograma

Uma ferramenta indispensável para uma análise geoestatística é o variograma. A função do variograma é analisar o comportamento espacial da variável em estudo, ou seja, esta ferramenta possibilita identificar e compreender a variação espacial do fenômeno estudado.

Segundo Silva (2008), uma maneira para se exemplificar a função do variograma é utilizando a regressão. Quando se realiza uma regressão entre duas variáveis, busca-se uma correlação entre as duas variáveis. Então, de forma análoga, o variograma busca a correlação com a própria variável, mas ao longo de um vetor distância. Desta forma, determinando uma função de correlação espacial, pode-se modelar a variabilidade de um evento.

Para se definir o variograma, considere X e Y duas variáveis regionalizadas, em que $X = Z(x)$ e $Y = Z(x + \mathbf{h})$, que representam o mesmo atributo que foi medido em posições diferentes, onde x denota uma posição bidimensional com componentes (x_1, y_1) e \mathbf{h} um vetor distância que separa os dois pontos. A Figura 8 ilustra, para melhor entendimento, o que foi dito.

Figura 8- Localização dos pontos. Fonte: ROCHA (2005) – adaptado.



O variograma, $2\gamma(\mathbf{h})$, representa o nível de dependência entre as duas variáveis regionalizadas, sendo definido da seguinte forma:

$$2\gamma(\mathbf{h}) = E\{[Z(x) - Z(x + \mathbf{h})]^2\} = Var[Z(x) - Z(x + \mathbf{h})] \quad (9)$$

Logo, vê-se que a o variograma é a esperança do quadrado da diferença entre os valores dos pontos no espaço, onde os dois pontos estão separados por $d = |\mathbf{h}|$. Obtendo uma amostra $Z(x_i)$, onde $i = 1, 2, \dots, n$, o variograma pode ser estimado por:

$$2\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [Z(x_i) - Z(x_i + \mathbf{h})]^2 \quad (10)$$

Onde $2\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ é o variograma estimado, $N(\mathbf{h})$ é o número de pares de valores medidos e $Z(x_i)$ e $Z(x_i + \mathbf{h})$ são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos x_i e $(x_i + \mathbf{h})$, $i = 1, 2, \dots, n$, separados por $d = |\mathbf{h}|$.

Alguns autores, em vez de usar o variograma, preferem utilizar o semivariograma, que resulta da divisão por dois do variograma. Segundo Rocha (2005), esse ajuste é feito para compatibilização da fórmula.

$$\gamma(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} 2\gamma(\mathbf{h}) \quad (11)$$

Desta maneira, termos que a função do semivariograma pode ser estimada por:

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [Z(x_i) - Z(x_i + \mathbf{h})]^2 \quad (12)$$

O semivariograma é uma função que relaciona a semivariância com o vetor distância. Desta forma, ele é definido por três parâmetros: o patamar ($C_0 + C_1$), o efeito pepita (C_0) e o alcance (a).

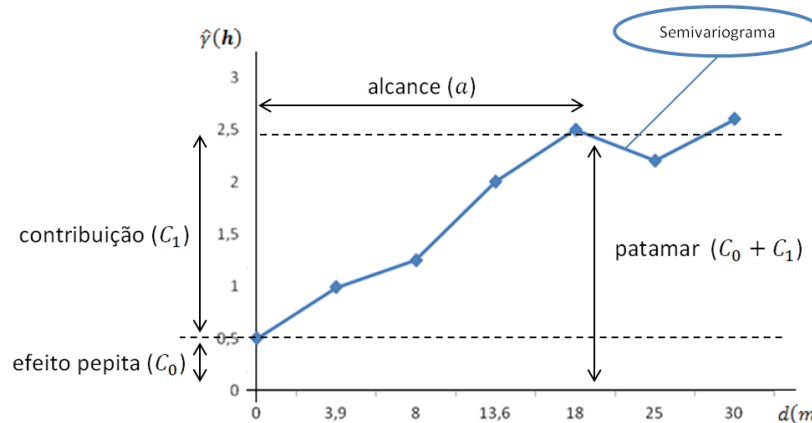
Alcance (a): é a distância abaixo da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente.

Patamar (C): é o valor do semivariograma correspondente ao seu alcance (a), ou seja, é o valor constante atingido por $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ quando a distância entre os dados cresce. Uma observação importante é que a partir desse ponto considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras.

Efeito Pepita (C_0): quando $\mathbf{h} \rightarrow 0$, $\gamma(\mathbf{h})$ se aproxima de um valor positivo que é denominado Efeito Pepita (C_0). O valor de C_0 revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras.

Contribuição (C_1): é a diferença entre o Patamar e o Efeito Pepita.

Figura 9- Exemplo de semivariograma. Fonte: ROCHA (2005) – adaptado.



Segundo Oliveira (2003), para ajustar semivariogramas teóricos em semivariogramas experimentais, utiliza-se o método das aproximações sucessivas, haja vista que o processo de ajuste só acaba quando as discrepâncias entre valor experimental e teórico forem mínimas.

Sendo ferramenta que permite descrever quantitativamente a variação no espaço de um fenômeno regionalizado, o semivariograma define parâmetros necessários para se realizar a krigagem.

Existem modelos diferentes de semivariogramas. Será citado neste trabalho o modelo linear (sem patamar), o modelo esférico, o modelo exponencial e o modelo gaussiano, todos com patamar, tomando como base o trabalho de Druck *et al* (2004).

3.2.3.5.1 Modelo Linear

Sem patamar, o modelo linear pode ser representado por:

$$\gamma(\mathbf{h}) = C_0 + p \cdot \mathbf{h}^\alpha \quad (13)$$

Em que p é a inclinação da reta que representa o semivariograma, no qual se utiliza valores de α entre zero e dois, variância infinita. Sabe-se que \mathbf{h} é uma distância finita e C_0 é o efeito pepita.

3.2.3.5.2 Modelo Esférico

O modelo esférico, também conhecido como o modelo de Matheron, apresenta um rápido crescimento na origem e é capaz de alcançar um patamar em uma distância \mathbf{h} . Esse modelo é representado por:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 + C \cdot \left[\frac{3}{2} \frac{\mathbf{h}}{a} - \frac{1}{2} \left(\frac{\mathbf{h}}{a} \right)^3 \right] & , \mathbf{h} \leq a \\ C_0 + C & , \mathbf{h} > a \end{cases} \quad (14)$$

Onde a é o alcance e C é o patamar.

3.2.3.5.3 Modelo Exponencial

O modelo exponencial, também conhecido como o modelo de Formery, apresenta, na origem, um comportamento linear e, como o modelo só alcança seu patamar assintoticamente, o alcance tem significado estritamente analítico. Esse modelo é representado por:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 + C \cdot \left[1 - e^{-\frac{\mathbf{h}}{a}} \right] & , \mathbf{h} \leq a \\ C_0 + C & , \mathbf{h} > a \end{cases} \quad (15)$$

3.2.3.5.4 Modelo Gaussiano

O modelo gaussiano, também conhecido como modelo parabólico, apresenta comportamento parabólico na vizinhança da origem e reflete uma grande continuidade da variável. De maneira semelhante ao modelo exponencial, o alcance tem significado puramente analítico. Esse modelo é representado por:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 + C \cdot \left[1 - e^{-\left(\frac{h}{a}\right)^2} \right] & , \mathbf{h} \leq a \\ C_0 + C & , \mathbf{h} > a \end{cases} \quad (16)$$

3.2.4 Krigeagem

Krige (1951) foi o primeiro trabalho a utilizar médias móveis para evitar superestimação sistemática de reservas de mineração. Dessa forma, o termo krigeagem, foi uma homenagem aos inúmeros trabalhos realizados por Krige em relação à dependência espacial na mineração.

O método de krigeagem foi, inicialmente, desenvolvido para solucionar problemas de mapeamentos geológicos, porém, o sucesso do método foi tão grande, devido a grande qualidade dos resultados, que suas técnicas foram aplicadas, além de mapeamentos geológicos, em mapeamentos atmosféricos, hidrológicos, solos entre outros.

Para Silva Junior (2001), pode-se chamar a krigeagem de um interpolador, haja vista que pondera os valores de pontos vizinhos ao ponto a ser estimado, obedecendo aos critérios de estimativas não tendenciosas e variância mínima. A krigeagem parte do mesmo princípio da dependência espacial.

Para diferenciar a krigeagem de outros métodos de interpolação, avalia-se a maneira de como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. Para exemplificar, observa-se que, no caso de interpolação linear simples, os pesos são iguais para todas as amostras. Já na krigeagem, o processo de interpolação é semelhante ao de média móvel ponderada, no qual os pesos são determinados a partir de uma análise espacial. Utiliza-se o semivariograma como base para a determinação dos pesos.

Silva (2008) afirma que dentre os métodos de interpolação existentes, há uma divisão entre determinísticos e probabilísticos. Os determinísticos são modelos matemáticos de eventos naturais onde se conhecem todas as variáveis envolvidas no experimento, fornecendo resultados exatos. O outro, os probabilísticos, são métodos desenvolvidos para modelar eventos onde não se possui total conhecimento das variáveis envolvidas. Dessa maneira, assume-se que as variáveis possuem comportamento aleatório. A krigeagem é classificada como um método probabilístico.

Existem vários interpoladores provenientes da krigagem, dentre elas tem-se a krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, Co-krigagem, krigagem por indicação, etc. Este trabalho limita-se à apresentação do primeiro tipo.

3.2.4.1 Krigagem Simples

De acordo com Silva (2008), nesse tipo de krigagem as médias locais são relativamente constantes e de valor muito semelhante à média da população, que é conhecida. Utiliza-se, em conjunto com os pontos vizinhos, a média da população para cada estimativa local. A característica principal deste método é a geração de gráficos mais esteticamente suaves.

Seja Z uma variável em estudo, observada em n pontos distintos, com coordenadas representadas pelo vetor $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, onde x_i identifica uma posição bidimensional, representada pelos pares de coordenadas (x_{i1}, x_{i2}) , para $i = 1, 2, \dots, n$. Sendo assim, tem-se um conjunto de valores $Z(x_i)$. Suponha que o objetivo seja estimar o valor desconhecido de Z no ponto $(x_0, Z(x_0))$. Pode-se estimar este valor a partir de uma combinação linear dos valores observados, adicionado a um parâmetro λ_0 .

$$Z_{x_0} = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (17)$$

Tem-se que a esperança de Z_{x_0} é dada da seguinte forma:

$$E[Z_{x_0}] = E[\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)] = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i E[Z(x_i)] \quad (18)$$

Deseja-se um estimador não tendencioso, isto é:

$$E[Z_{x_0} - Z_{x_0}] = 0 \rightarrow Z_{x_0} = E[Z_{x_0}] \quad (19)$$

Obtêm-se o parâmetro λ_0 da seguinte forma:

$$\lambda_0 = E[Z_{x_0}] - \sum_{i=1}^n \lambda_i E[Z(x_i)] \quad (20)$$

Substituindo os resultados obtidos na equação (17), tem-se:

$$Z_{x_0} = E[Z_{x_0}] - \sum_{i=1}^n \lambda_i E[Z(x_i)] + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (21)$$

Sabendo que esse método supõe que a média (m) é conhecida e constante, logo tem-se:

$$E[Z_{x_0}] = E[Z(x_i)] = m \quad (22)$$

Levando tudo isso em consideração, obtêm-se um estimador de krigeagem simples da seguinte forma:

$$Z_{x_0} = m - \sum_{i=1}^n \lambda_i m + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m] \quad (23)$$

Os pesos λ_i são obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigeagem simples:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C(x_i, x_j) = C(x_i, x_0), i = 1, 2, \dots, n. \quad (24)$$

onde $C(x_i, x_j)$ refere-se à função de covariância correspondente a um vetor \mathbf{h} , com origem em x_i e extremidade em x_j e $C(x_i, x_0)$ refere-se à função de covariância correspondente a um vetor \mathbf{h} , com origem em x_i e extremidade no ponto x_0 que será estimado.

Para exemplificar, suponha $n = 2$. O sistema de krigeagem simples será constituído de duas equações e duas incógnitas (λ_1, λ_2):

$$\begin{cases} \lambda_1 C_{11} + \lambda_2 C_{12} = C_{10} \\ \lambda_1 C_{21} + \lambda_2 C_{22} = C_{20} \end{cases} \quad (25)$$

A variância da krigeagem simples (σ_{KS}^2), correspondente à variância mínima do erro, é dada por:

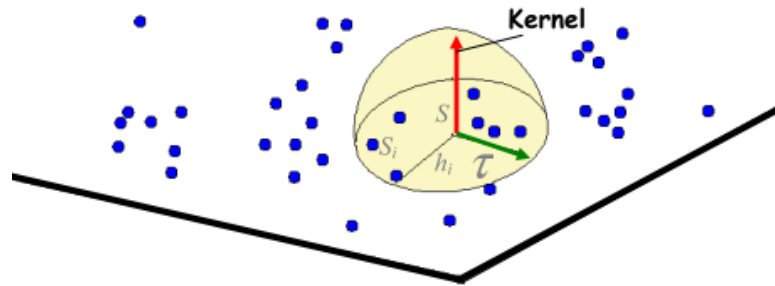
$$\sigma_{KS}^2 = Var[Z_{x_0} - Z_{x_0}] \quad (26)$$

3.2.5 Estimador de Kernel

Druck *et al* (2004) sugerem que estimar a intensidade pontual do processo em toda a região de estudo é uma alternativa boa e simples para analisar o comportamento de padrões de pontos. O intuito desta estimativa é ajustar uma função bidimensional sobre os eventos considerados, fazendo uma superfície cujo valor será proporcional à intensidade de amostras por unidade de área.

Método útil, de fácil uso e interpretação, o estimador de intensidade Kernel é ótimo para o conhecimento da distribuição de eventos de primeira ordem. Esse estimador faz um contagem de todos os pontos em uma região de influência, no qual pondera cada ponto com a distância entre o ponto e a localização de interesse.

Figura 10- Estimador de intensidade para um padrão de pontos. Fonte: Jesus e Miura (2009).



A função que representa este estimador é dada por:

$$\hat{\lambda}_{\tau}(u) = \sum_{h_i \leq \tau} \frac{3}{\pi \tau^2} \left(1 - \frac{h_i^2}{\tau^2}\right)^2 \quad (27)$$

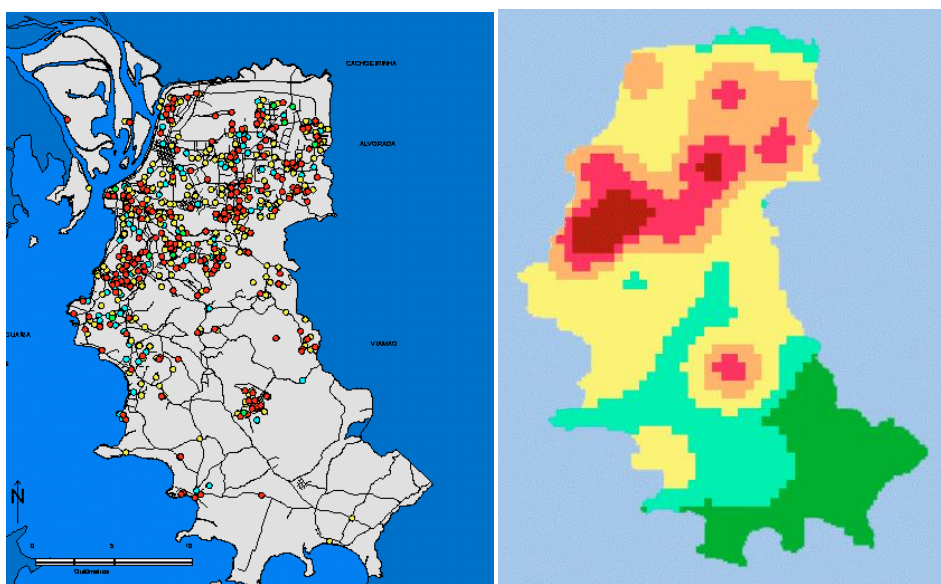
Na equação (27), τ é o raio de influência que define a área centrada no ponto de estimação u , definindo, assim, quantos eventos u_i contribuirão para a estimativa da função, h é a distância entre o ponto S e o ponto observado S_i .

Druck *et al* (2004) afirmam que, se o raio definido for muito pequeno, será gerada uma superfície muito descontínua. Caso contrário, se o raio for grande demais, existe uma possibilidade de a superfície ficar muito suavizada, fazendo com que o resultado sugira uma homogeneidade, inexistente, na região.

3.3 APLICAÇÕES DE GEOESTATÍSTICA E ESTATÍSTICA ESPACIAL

Para exemplificar uma aplicação de análise de padrões pontuais, o trabalho de Santos *et al* (2001) será utilizado. Este trabalho trata sobre casos de mortalidade por causas externas em Porto Alegre no ano de 1996. Primeiro é feita uma representação gráfica em que são colocadas as localizações dos homicídios, em vermelho, dos acidentes de trânsito em amarelo e os suicídios em azul.

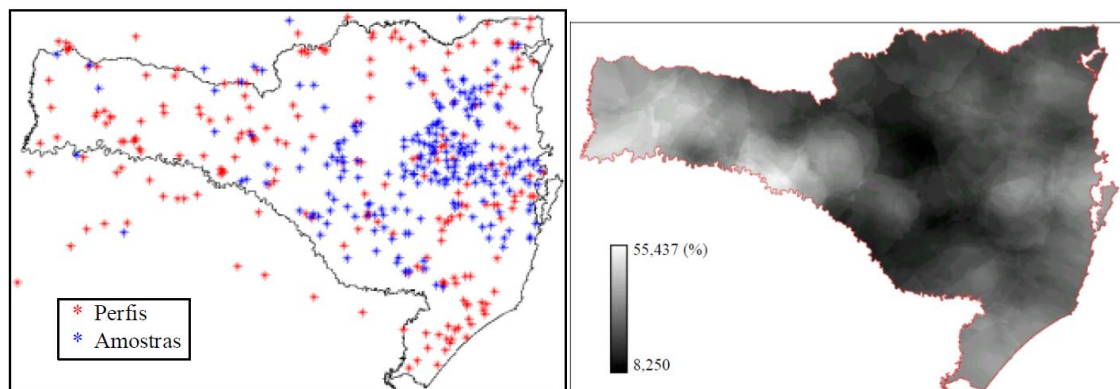
Figura 11- Distribuição de casos de mortalidade por causas externas em Porto Alegre em 1996 e estimador de intensidade. Fonte: Santos *et al* (2001).



Em seguida, os autores estimaram a intensidade dos pontos, por meio do estimador de Kernel, formando, assim, uma superfície que, para melhor entender, pode-se pensar como sendo o “termômetro da violência” na cidade de Porto Alegre. Esta superfície interpolada nos mostra qual é o padrão de distribuição dos pontos. Nota-se, claramente, que existe uma concentração mais forte no centro da cidade e, à medida que se afasta do centro, essa concentração diminui.

Outro exemplo de aplicação foi feito no trabalho de Bönisch (2003), no qual a autora considera a distribuição de perfis e amostras de solos para o estado de Santa Catarina e algumas áreas próximas.

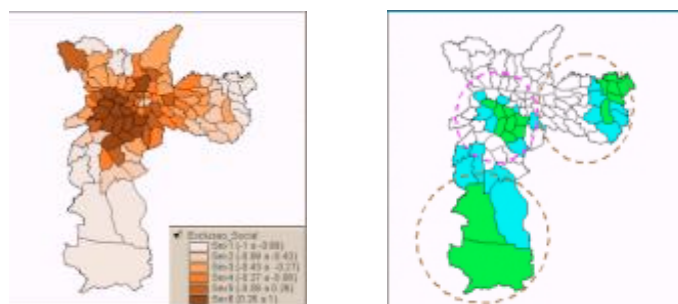
Figura 12- Distribuição de perfis e amostras de solo em Santa Catarina (esquerda) e distribuição contínua estimada para a variável saturação por bases (direita). Fonte: Bönisch (2003).



Ao invés de estimar a intensidade dos pontos, a autora utilizou a localização dos pontos de coleta de amostras de solo para estimar um modelo de dependência espacial, no qual permitiu a interpolação da superfície e, assim, construir o mapa apresentado.

Para exemplificar uma análise de dados agregados por áreas, destaca-se o trabalho de Sposati (1996), no qual é apresentada a distribuição espacial do índice de exclusão/inclusão social de São Paulo. Este trabalho calculou este índice para os 96 distritos de São Paulo, a partir de dados coletados na base do censo de 1991. Com esses dados, foi possível construir os mapas da Figura 13.

Figura 13- Mapa de Exclusão/Inclusão Social de São Paulo (1991) e agrupamentos de exclusão social (Zonas Leste e Sul) e inclusão social (centro). Fonte: Sposati (1996).



A partir do mapa apresentado a esquerda, foi possível construir um novo mapa que mostrasse a maneira de como seria possível agregar distritos de acordo com o índice de exclusão e inclusão social. O mapa indica os extremos de inclusão e exclusão social da cidade.

3.4 SOFTWARE DE GEOESTATÍSTICA E ESTATÍSTICA ESPACIAL

Como antigamente era bastante difícil encontrar SIGs com funções de análise espacial, a biblioteca GSLIB, escrita em Fortran 90 por Deutsch e Journel (1992), foi o primeiro esforço para se iniciar análises computacionais nessa área, no entanto, sua manipulação era complicada.

Por causa da popularidade da geoestatística, empresas se motivaram a desenvolver *softwares* especializados para tentar unir todas as técnicas de análise espacial. Porém, em função da grande abrangência das técnicas, nem todas estão incorporadas num único programa. Sendo assim, o analista deverá saber utilizar vários programas, livres e/ou comerciais, diferentes para a sua análise. Alguns dos *softwares* mais conhecidos serão citados a seguir.

GSTAT é um programa de código aberto utilizado para modelagem multivariada, previsão e simulação em geoestatística. Foi desenvolvido por Pebesma e Wesseling (1998) e possui relação com vários SIGs.

Na área de análise de conglomerados, o programa ClusterSeer é um *software* comercial excelente para a detecção de clusters associados a eventos. Outro programa, dessa vez livre, excelente para detecção de clusters, estatísticas descritivas também, é o CrimeStat. O CrimeStat foi financiado pelo Instituto Nacional de Justiça dos EUA no ano de 1996 (primeira versão lançada em 1999) com o propósito de analisar eventos associados a criminalidade.

Quando se deseja realizar análise espacial de áreas, busca-se frequentemente o programa comercial SpaceStat, uma vez que esse programa tem ênfase em técnicas de regressão espacial.

SPRING é um *software* livre de propósito geral, ou seja, possui funções desde análise exploratória até modelagem de terreno e interpolação de dados. Também realiza consultas a banco de dados geográficos. O SPRING foi desenvolvido pela Divisão de Processamento de Imagens (DPI) do INPE com participação do CNPTIA (Embrapa), IBM-Brasil, TECGRAF e CENPES (Petrobras). Este programa possui, também, interface com o SpaceStat e suas funções de geoestatística utilizam a biblioteca GSLIB.

Existe um grupo de programas comerciais produzido pela empresa ESRI que constitui um sistema de informação geográfica chamado ArcGIS. Dentro deste conjunto de programas, tem-se o ArcReader (permite ver os mapas criados por outros produtos Arc), o ArcView (acessar dados espaciais, criar mapas e realizar análises espaciais), o ArcEditor (inclui ferramentas mais avançadas para manipulação de geodatabases) e o ArcInfo que é a versão mais avançada do ArcGIS (ESRI, 2004).

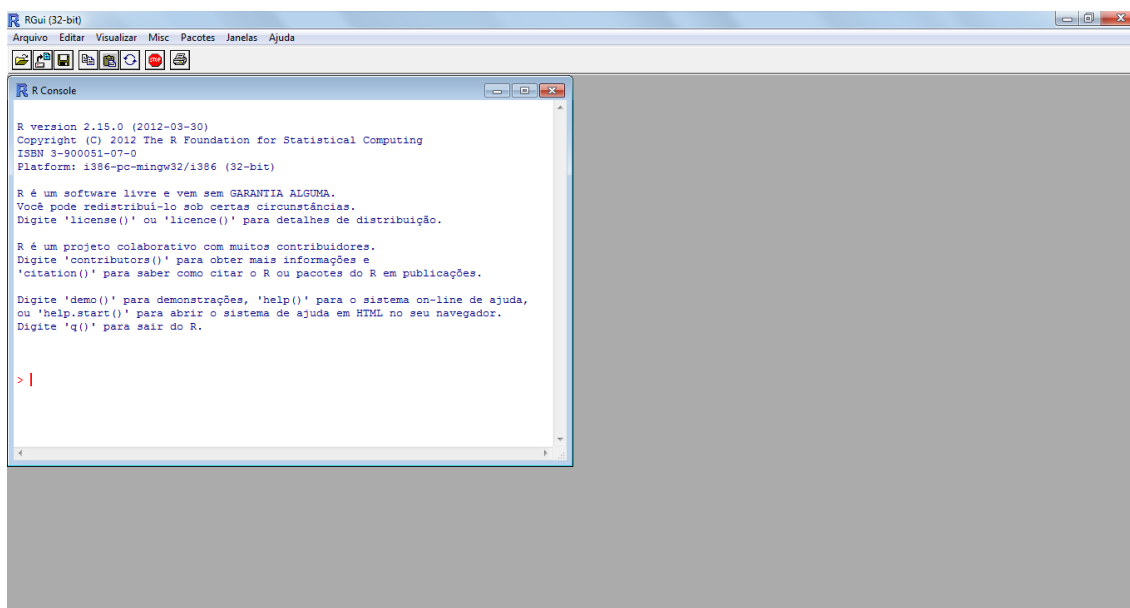
GeoDa é um pacote de *software* livre que realiza análise de dados espaciais, mapas temáticos, autocorrelação espacial e modelagem espacial. Este pacote, em versões anteriores, trabalhava sob o ArcView para executar análise exploratória de dados espaciais. Versões atuais do GeoDa não dependem da presença de ArcView ou pacotes de outros SIGs. Mais informações sobre este *software* acesse <http://geodacenter.asu.edu/>.

O programa R, apresentado a seguir, pode, também, ser utilizado para análise espacial.

3.5 SOFTWARE R

O sistema R é um ambiente de *software* livre para análise de dados estatísticos e gráficos, cujo foi desenvolvido no Bell Laboratories (anteriormente AT&T, agora Lucent Technologies) por John Chambers e seus colegas, que fizeram uma implementação da linguagem S. Para análise de dados, pode ser altamente eficiente, pois possui uma ampla variedade de técnicas gráficas e estatísticas, sendo um veículo para métodos interativos de análise de dados.

Figura 14- Apresentação do ambiente R



Bivand *et al* (2008) afirmam que para novos usuários R que não possuem experiência em programação, conhecer uma linguagem de programação pode ser bastante difícil, mas que o investimento é rapidamente pago e que o novo usuário logo descobre como a análise de comandos (escrita ou copiado, a partir de exemplos) pode ser facilmente armazenada, reproduzida, modificada para outro conjunto de dados, ou estendida.

Um diferencial do R é que o desenvolvimento e manipulação de dados torna-se fácil e, além disso, esses comandos podem ser estendidos para novos bancos de dados. Fazendo um comparativo do R com outros programas com interface gráfica mais elaborada, o R se torna mais fácil quando é necessária uma longa sequência de cliques em botões para fazer o mesmo que uma simples alteração na linha de comando.

O ambiente R possui uma ampla variedade de técnicas gráficas e estatísticas, sendo um veículo para métodos interativos de análise de dados que foram comprovados e são confiáveis. Como exemplo de técnicas estatísticas já implementadas no R, tem-se a modelagem linear e não linear, testes estatísticos clássicos, análise de séries temporais, análise de cluster e técnicas gráficas. Os dados de análise podem ser digitados e/ou lidos, dependendo apenas do usuário. Atualmente, é possível fazer uma ligação com sistemas de banco de dados, como exemplo o SQL.

O motivo do grande crescimento do R se dá por ser um programa de código aberto, podendo, assim, qualquer usuário criar uma rotina (chamada de pacote) e porque o programa funciona em uma grande variedade de plataformas UNIX e sistemas similares, incluindo FreeBSD e Linux, Windows e MacOS. Além disso, foi criada uma comunidade na internet para ajudar os usuários R, no qual se encontram vários materiais de ajuda para usuários novos e avançados, de uma simples conta matemática até uma análise de modelos lineares generalizados. Pode-se encontrar uma lista de comunidades pelo mundo no site do R, no menu *User Groups* (<http://www.r-project.org/>).

3.5.1 Software R e Análise Espacial

Desde o início do projeto R, funções e pacotes, voltados para dados espaciais surgiam. Isso se deu, além dos motivos já ditos anteriormente, pelo fato de que a área de estatística espacial estava, e continua, em grande desenvolvimento. De acordo com Bivand *et al* (2008), as novas funções e pacotes buscavam preencher o ambiente do R tanto com funcionalidades básicas de estatística espacial, quanto apresentar novas propostas metodológicas de análises espaciais, além de fornecer relação com outros SIGs.

No R, nem sempre é possível representar dados espaciais de forma simples, isto é, em uma única tabela de dados. Para melhor entender o que foi afirmado, imagine dois casos, no primeiro tem-se duas variáveis que foram medidas em n pontos, sendo cada um destes pontos identificado por um par de coordenadas e no segundo caso tem-se as mesmas variáveis medidas em cada município de um estado brasileiro, onde cada município é identificado por polígonos que definem suas fronteiras. No primeiro caso poder-se-ia estruturar os dados coletados em uma tabela simples de dimensão $n \times 4$. No segundo caso, por outro lado, não se teria como combinar os polígonos e as duas variáveis em uma estrutura simples de dados.

Neste contexto, Pebesma e Bivand (2005), com o intuito de criar uma estrutura que servisse para diferentes formatos de dados espacial, desenvolveram o pacote mais importante, atualmente, de estatística espacial no ambiente R, o *sp*. Depois que o pacote *sp* foi desenvolvido, inúmeras funções e pacotes foram criadas para suprir a necessidade de análises espaciais que não existiam ou no próprio R ou em outros *softwares*.

3.6 PRECIPITAÇÃO PLUVIOMÉTRICA

Em hidrologia, a precipitação corresponde à água proveniente do vapor d'água da atmosfera que se deposita na superfície da terra em diferentes formas, como chuva, granizo, neve etc.

Precipitação pluviométrica (chuva) é o processo pelo qual a água, condensada na atmosfera, atinge gravitacionalmente a superfície terrestre. Vários problemas sociais e econômicos são consequência de chuvas de grande intensidade e da ausência de chuva em longos períodos de estiagem.

De acordo com Nemeç (1987), chuvas intensas de 3-6 horas em certas regiões permitem o aumento de riscos de enchentes.

Precipitações de grande intensidade podem causar danos à agricultura e a estrutura de barragens, já em áreas urbanas, podem causar alagamentos das ruas. Quando se tem um longo período de estiagem (sem chuva), a vazão dos rios reduz e, conseqüentemente, os reservatórios de água ficam com nível reduzido. Reservatórios com níveis baixos de água fazem com que a água disponível para abastecimento de populações seja reduzida. Dessa maneira, inúmeros fatos ocorrem por consequência da ausência de chuva.

As principais características que se estudam em precipitações são o seu total, a duração e a distribuição espaço-temporal. O total precipitado não tem significado se não estiver ligado a uma duração de tempo, ou seja, quando se fala que uma região choveu 100 milímetros, pode ser pouco durante um mês, mas é muito em um dia.

A quantidade de chuva é medida por meio de um instrumento chamado pluviômetro. Este equipamento funciona da seguinte forma: um funil, com área da boca conhecida, faz a coleta das gotas de chuva e as acumula em um reservatório que foi colocado abaixo dele.

A ocorrência da precipitação é processo aleatório, dessa forma, não é possível fazer uma previsão do tipo determinística. Sendo assim, o tratamento de dados de precipitação é estatístico (HARTMANN *et al*, 2011).

Osborn *et al* (1980) utilizaram a distribuição de Gumbel para séries de valores máximos anuais de chuva, obtendo, dessa forma, o melhor ajuste.

Brath (1995) observa que, para obter uma boa previsão de chuvas intensas, é necessário considerar a extensão da área inundada, a densidade da população, o número de habitantes e, principalmente, a topografia da região afetada.

Park *et al* (2002) afirmaram que a modelagem de chuvas extremas é essencial, haja vista que pode-se minimizar o custo em relação à agricultura e, principalmente, ter um bom entendimento em relação às modificações do clima e do tempo.

Araújo (2006) analisou as chuvas intensas na bacia hidrográfica do Rio Paraíba a partir da série de 30 anos de dados diários e concluiu que os resultados obtidos pela distribuição de probabilidade de Gumbel e ajustada pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, mostraram que a distribuição é realmente apropriada para valores extremos de precipitação.

CAPÍTULO 4

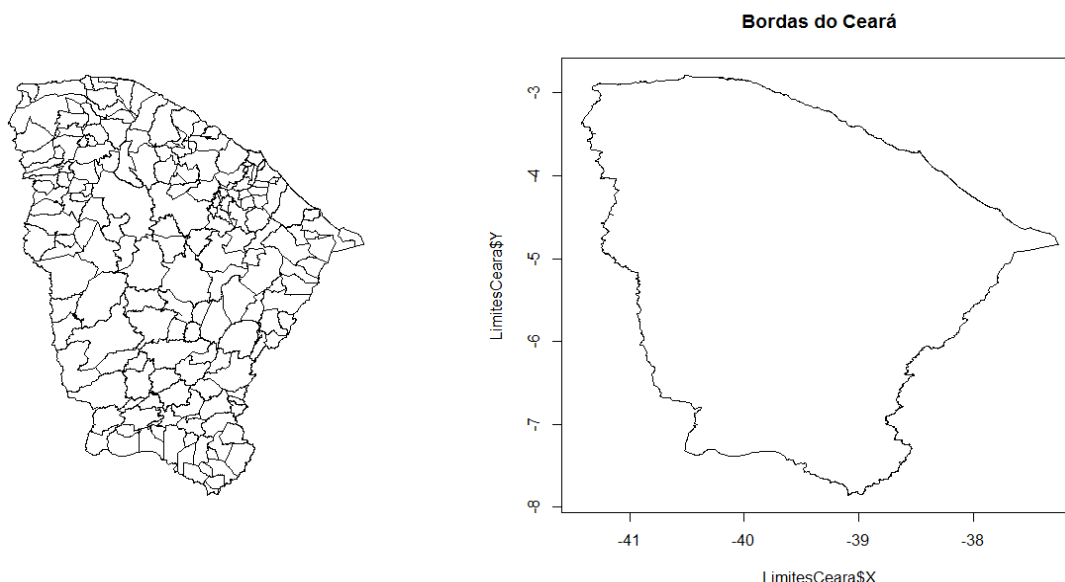
RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta a análise realizada neste trabalho. É realizada a comparação entre as precipitações médias das décadas de 90 e 2000, com o intuito de mostrar a utilização do *software* R como um SIG. São mostrados todos os mapas e análises espaciais desenvolvidas.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

A malha digital do estado do Ceará foi importada para o *software* R através do comando *readOGR*, presente no pacote *rgdal*. A partir do arquivo da malha digital disponibilizada pelo IBGE, foi-se possível criar um arquivo com as coordenadas das bordas do estado do Ceará e as duas bases com as médias das chuvas por município das duas décadas em estudo (anos 90 e anos 2000) também foi importada para o R. Todos os dados utilizados para a realização deste trabalho estão disponíveis em anexo, inclusive as linhas de comandos, para servir de consulta e auxílio para os leitores.

Figura 15- Mapa da malha digital do Ceará (esquerda) e mapa da borda do Ceará (direita) que foram importados no R.



A Tabela 3 mostra medidas descritivas para os dados de chuva na década de 90 e 2000. Essas medidas foram calculadas utilizando a média das médias mensais para cada

ano em cada município, num total de 184 municípios. Analisando a tabela, percebe-se que na segunda década houve mais chuva que na primeira, pois o valor mínimo, o máximo e a média são maiores e, para complementar, o desvio padrão manteve-se estável.

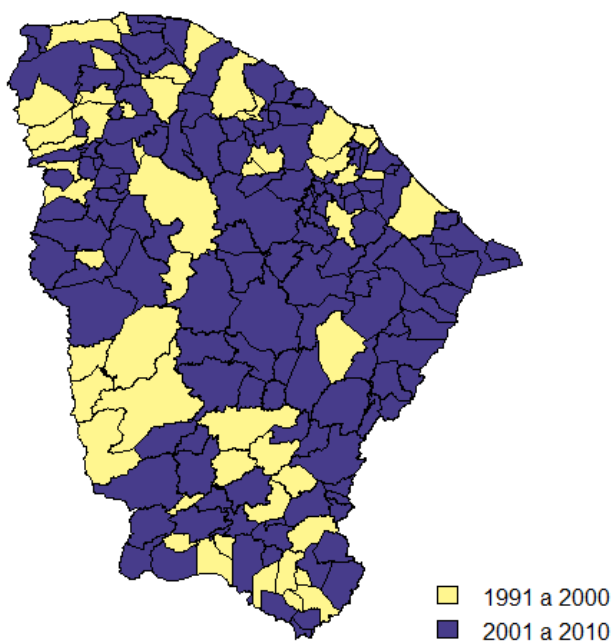
Tabela 3- Medidas de descritivas para as décadas de 90 e 2000 em milímetros.

Décadas	Medidas						
	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil
90	67,31	18,32	32,53	122,2	53,32	64,48	79,35
2000	71,64	18,82	38,32	144,7	58,22	69,29	80,13

Para melhor entender em qual década choveu mais, comparou-se o valor médio da chuva por município em relação às duas décadas e fez-se o mapa presente na Figura 16. Todos os comandos para a geração dos mapas estão presentes no apêndice, onde estão indicados quais comandos geram cada figura.

Figura 16- Comparação entre média de chuva na década de 90 e 2000 em milímetros.

Qual década choveu mais?



Foi verificado maior número de municípios com maior quantidade média de chuva na década de 2000. Este mapa indica que na segunda década choveu mais que na primeira, para a maioria dos municípios.

Analisando o gráfico de linhas da Figura 17, percebe-se que, na década de 90, houve anos em que choveu bastante e anos que choveu muito pouco em média mensal para aquele ano.

Figura 17- Gráfico do comportamento da precipitação pluviométrica em todos os anos das décadas (em milímetros).

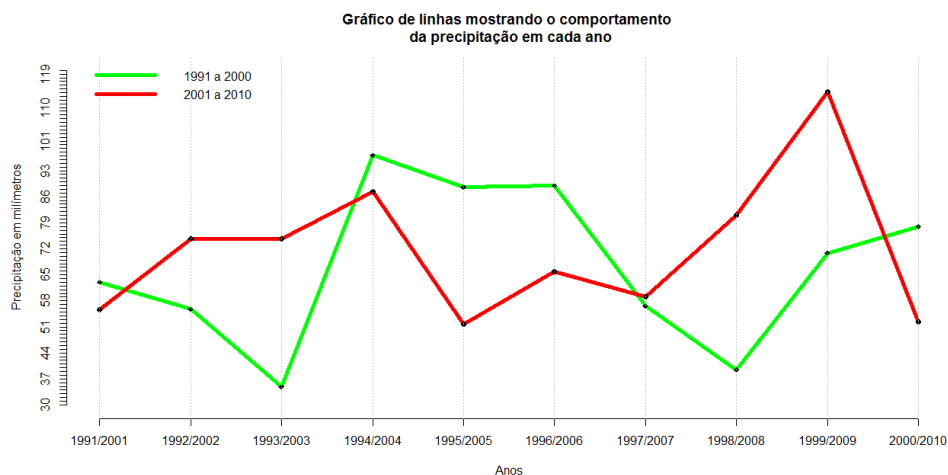


Figura 18- Precipitação média da chuva em classes da década de 90 (esquerda) e 2000 (direita) em milímetros.

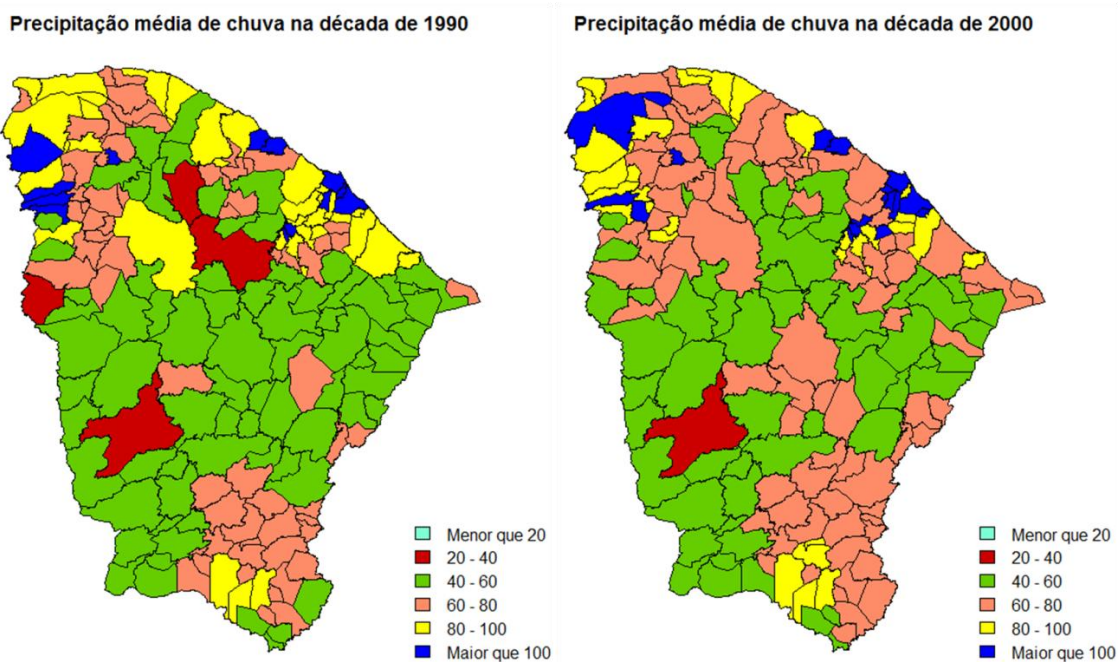
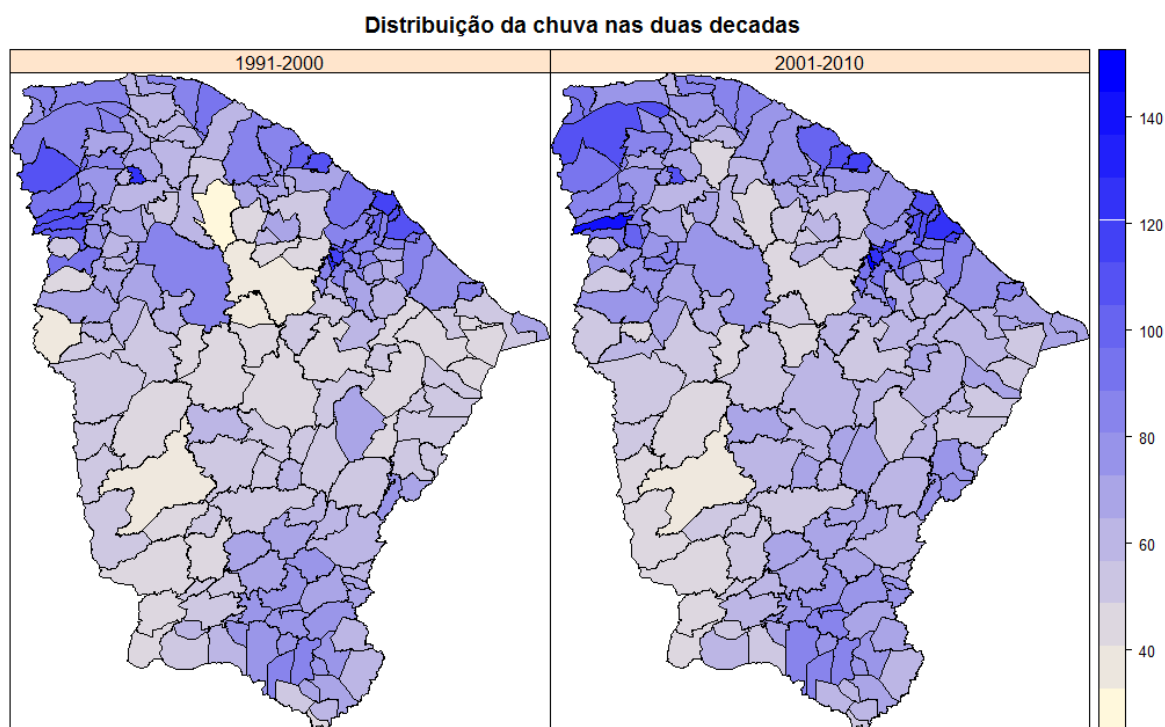


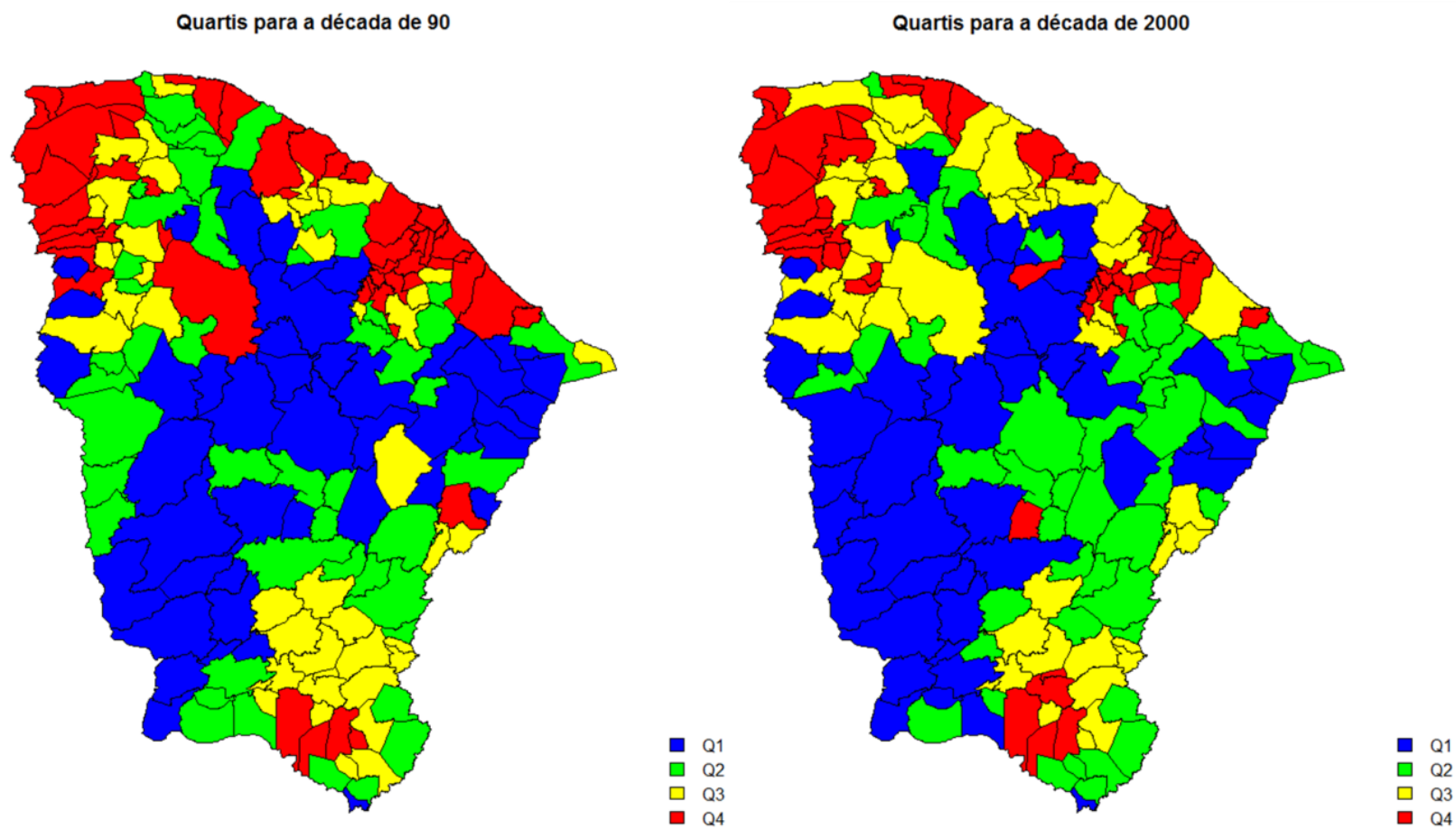
Figura 19- Distribuição da média da chuva nas décadas de 90 e 2000 em milímetros.



Com o intuito de visualizar como os dados se comportam em todo o estado, ou seja, como é a distribuição da chuva média das décadas em cada município, fizeram-se os mapas das Figuras 18 e 19. No primeiro conjunto de mapas, os valores médios de chuva foram divididos em classes definidas pelo analista, já no segundo conjunto de mapas os dados são apresentados em inúmeras cores, tendo, assim, um mapa mais suave.

Observa-se que a região do litoral e serras são os locais que possuem as maiores médias e as regiões mais interiores do estado tem média muito baixa. Isso mostra que, historicamente, o interior do estado sofre por falta de chuva. Apresentando o mapa da divisão dos dados em quartis, pode-se fazer uma análise descritiva de como os índices pluviométricos são distribuídos nas regiões, no qual se confirma que os menores valores estão presentes no interior do estado e os maiores estão localizados nos litorais e serras nas duas décadas em análise.

Figura 20- Mapa apresentando os quartis da precipitação pluviométrica às décadas de 90 e 2000 em milímetros.

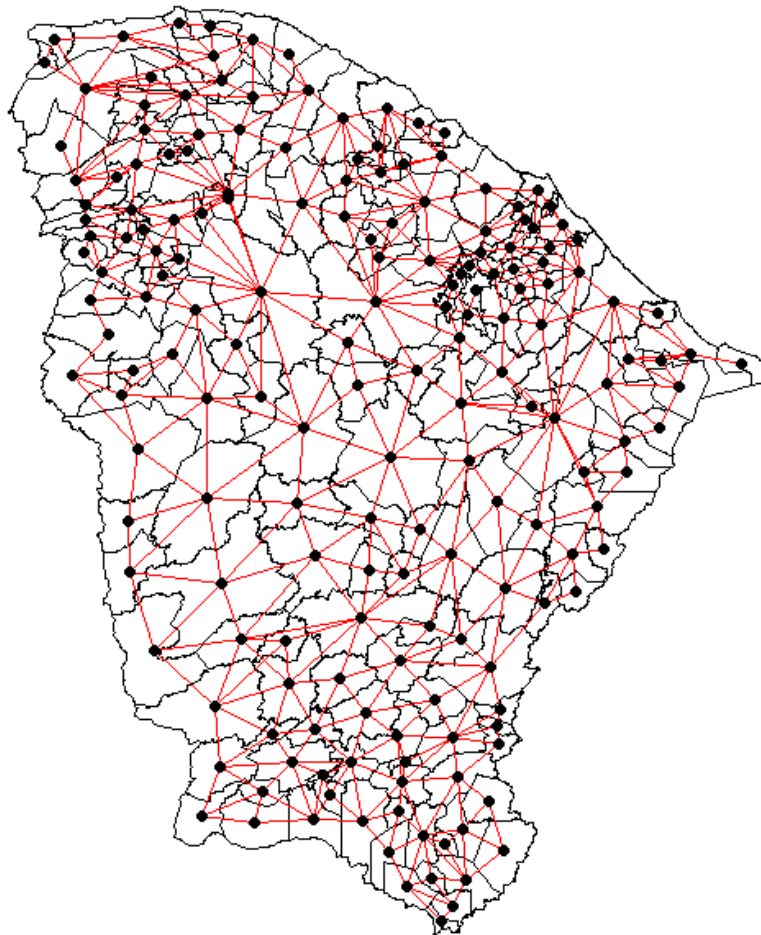


4.2 APROFUNDAMENTO DA ANÁLISE DESCRITIVA

Saindo da análise descritiva e partindo para uma análise mais aprofundada da precipitação no estado do Ceará, calcula-se a matriz de vizinhança e suas ponderações (pesos). O critério utilizado para a definição da matriz foi $w_{ij} = 1$ se a área A_i compartilha um lado comum com A_j e $w_{ij} = 0$ caso não compartilhe. O mapa apresentado na Figura 21 mostra como ficou a matriz de distância para o estado conforme o *software* R apresenta.

Figura 21- Mapa da matriz de distância entre os vizinhos.

Gráfico das distâncias dos vizinhos



A partir dessa matriz de vizinhança, calculou-se o Índice Global de Moran para as duas décadas. Seus valores foram iguais a 0,529 para a década de 90 e 0,5567 para a década de 2000. Foi simulada uma pseudo-distribuição com 1000 valores através do

comando *moran.mc* que utiliza o método de Monte Carlo para a simulação. Os valores obtidos dessa simulação estão mostrados na Figura 22. Nos dois casos, o valor-p foi menor que 5%, o que se leva a rejeitar a hipótese nula, ou seja, há correlação entre as regiões com 95% de confiança. Pode-se dizer então que a precipitação pluviométrica no Ceará apresenta forte estrutura espacial, parte variação ampla ou tendência, parte dependência espacial entre vizinhos. Calculando e simulando a distribuição do C de Geary, obtiveram-se, também, valores significativos conforme Figura 23.

Figura 22- Distribuição simulada para o índice de Moran.

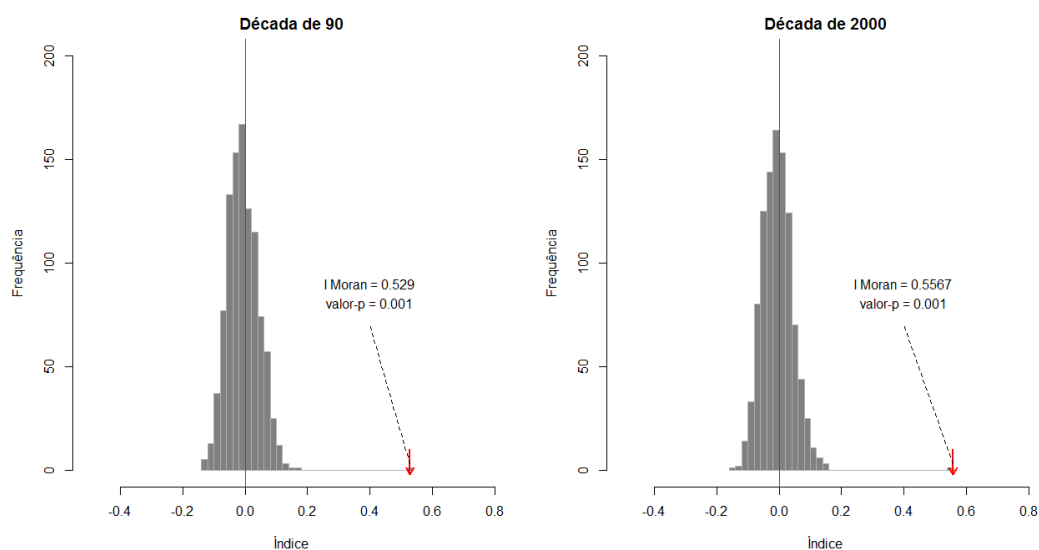
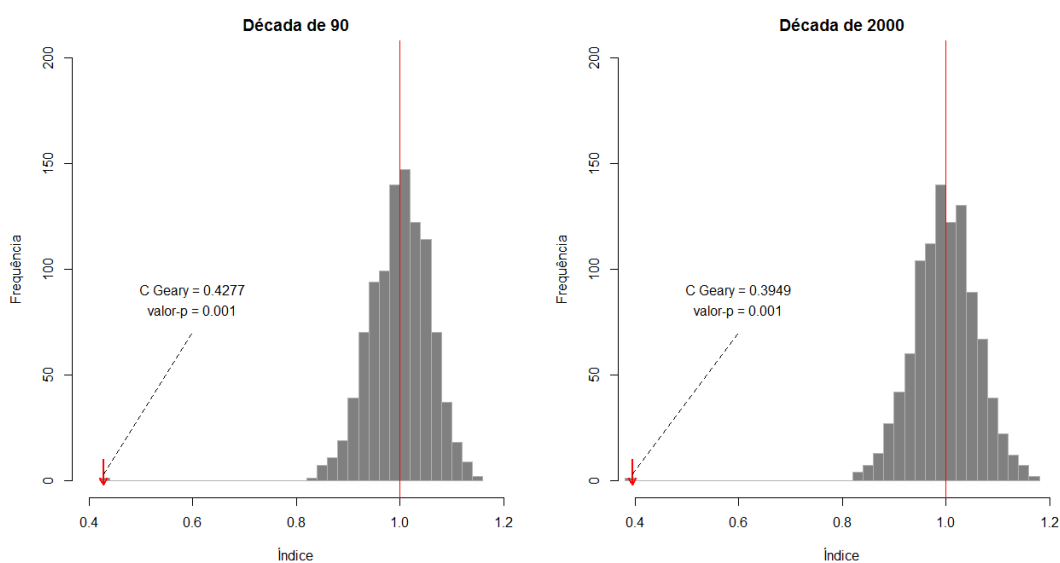


Figura 23- Distribuição simulada para o C de Geary.



Para complementar o Índice Global de Moran, faz-se necessária à utilização do diagrama de espalhamento de Moran. O diagrama mostra quais municípios apresentavam valores estatisticamente significativos e é apresentado na Figura 24.

Percebe-se que o município de Eusébio, tanto na década de 90, quando na década de 2000, está presente no primeiro quartil, representando, assim, que este local possui associação espacial positiva, ou seja, o local possui vizinhos com valores altos e semelhantes. Percebe-se, também, que o mesmo comportamento ocorre no município de Guaramiranga.

Por outro lado, existem inúmeros locais presentes no segundo quadrante, representando, assim, uma grande quantidade de municípios que possuem associação espacial negativa, ou seja, o local possui vizinhos com valores baixos e semelhantes.

Os pontos que estão localizados no terceiro e quarto quadrantes podem ser entendidos como locais que não seguem o mesmo processo de dependência espacial das demais observações.

Figura 24- Diagrama de Espalhamento de Moran para a precipitação pluviométrica no estado do Ceará nas décadas de 90 (esquerda) e 2000 (direita).

Diagrama de espalhamento de Moran para a década de 90

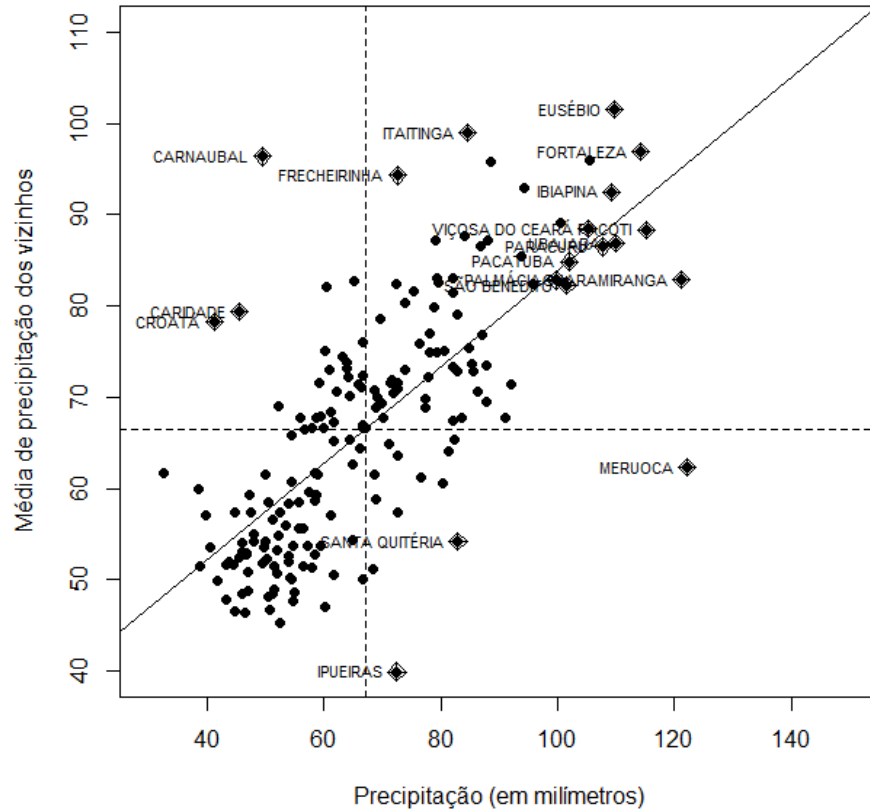


Diagrama de espalhamento de Moran para a década de 2000

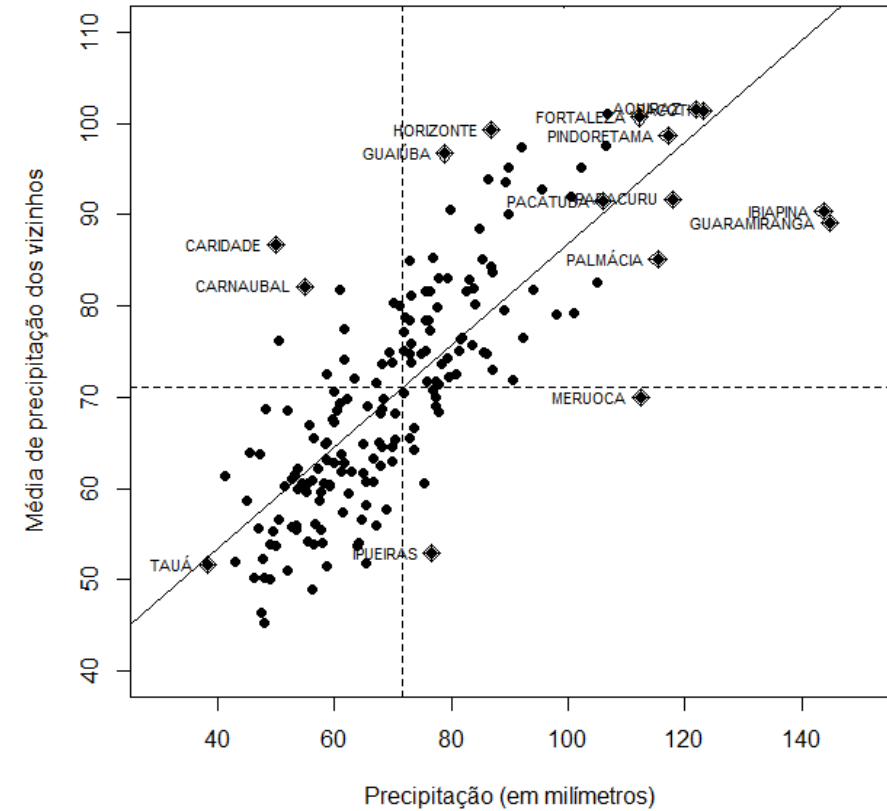
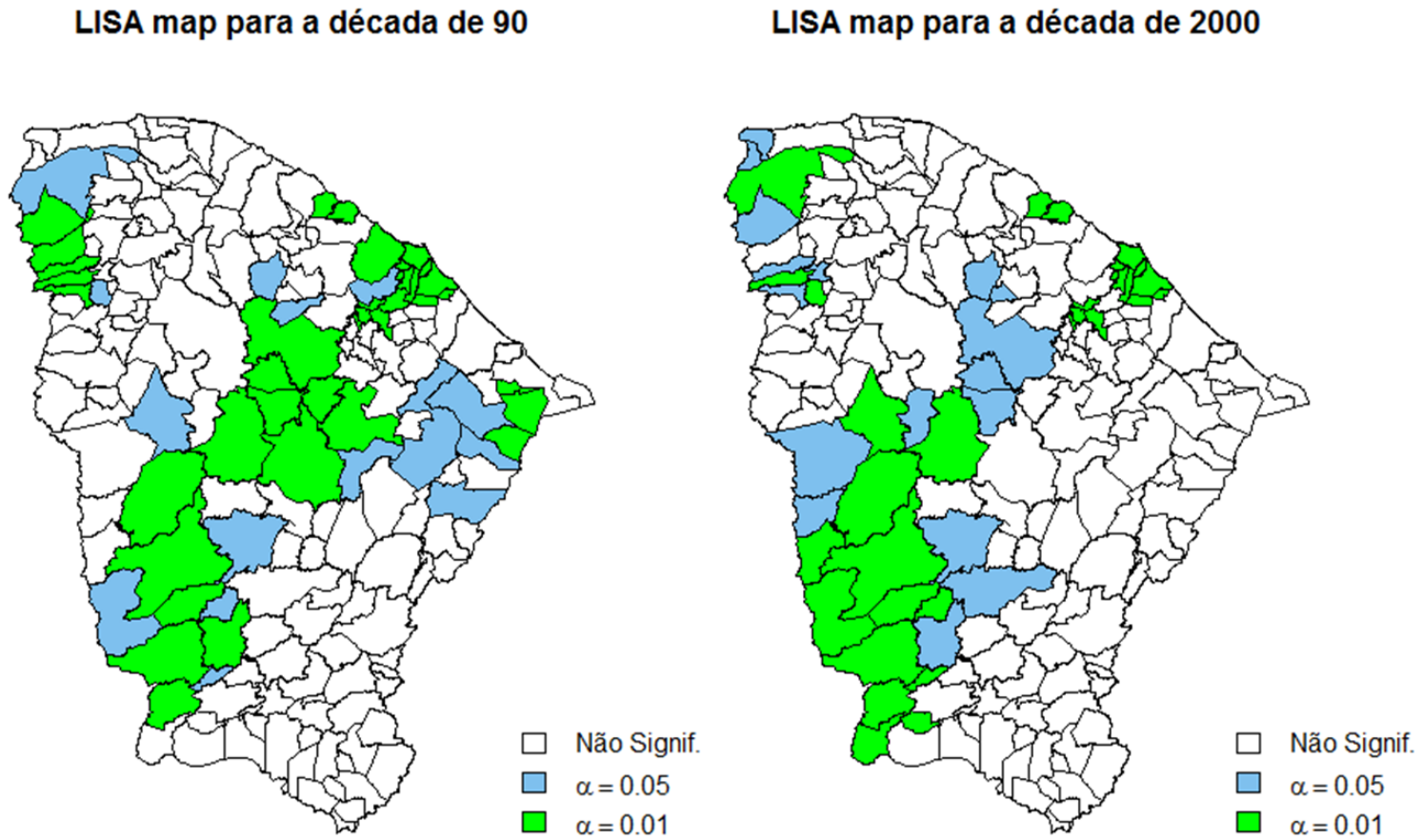


Figura 25- Indicador de autocorrelação espacial para a precipitação pluviométrica do Ceará. Apenas os valores com significância maior que 95% estão mostrados.



A fim de verificar a dinâmica espacial das áreas, calcula-se o Índice Local de Moran. O mapa apresentado na Figura 25 (*Lisa map*) mostra, claramente, os agregados de muita precipitação e seca. Verifica-se, também que a estrutura de significância das áreas alterou-se com o passar dos anos e, assim, houve um movimento da precipitação pluviométrica (alta ou baixa) para as bordas do estado.

Semelhante às técnicas de interpolação tradicionais (média móvel, inverso da distância, triangulação etc) é a estratégia utilizada na krigagem. Segundo Bettini (2007), a principal diferença entre esta técnica e as outras está na maneira como se determinam os pesos para o cálculo do valor a ser interpolado. Neste trabalho, este procedimento foi utilizado para produzir uma predição de valores sobre uma superfície, no qual foram feitos mapas temáticos para as duas décadas utilizando a krigagem simples, cujo são apresentados nas Figuras 26 e 27.

Figura 26- Mapas de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 90 (em milímetros) a partir do procedimento de krigagem Simples

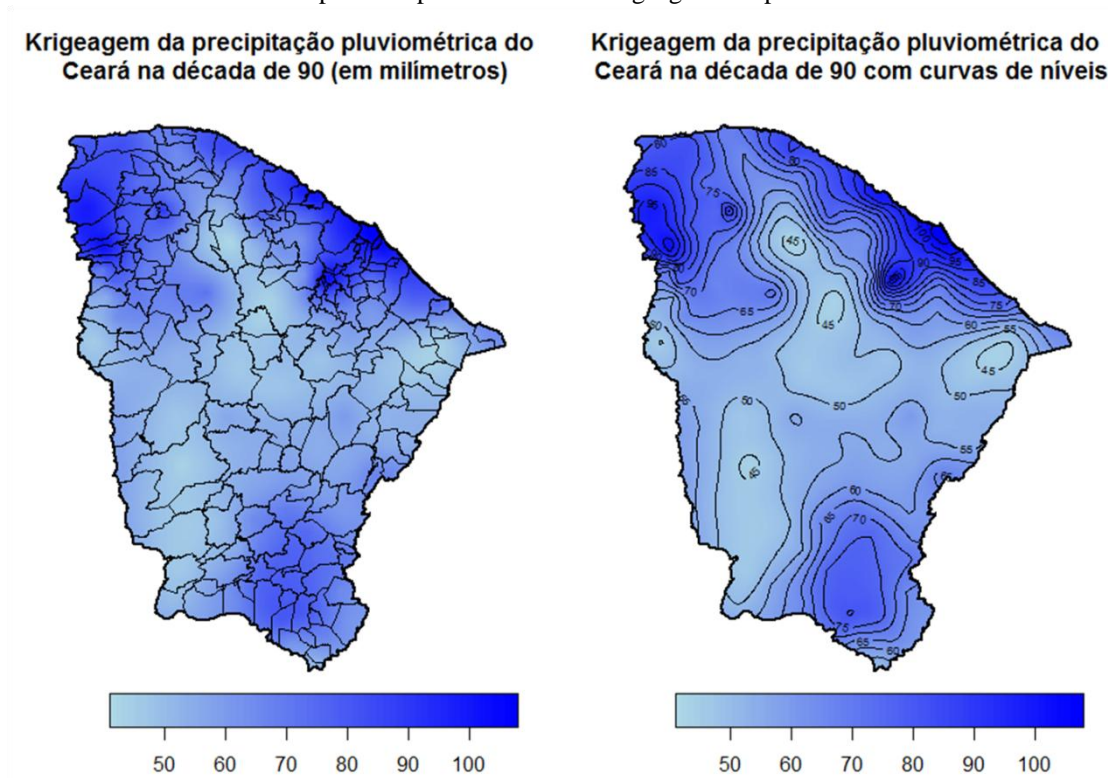
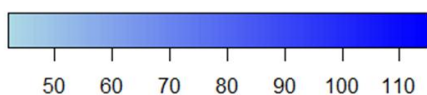
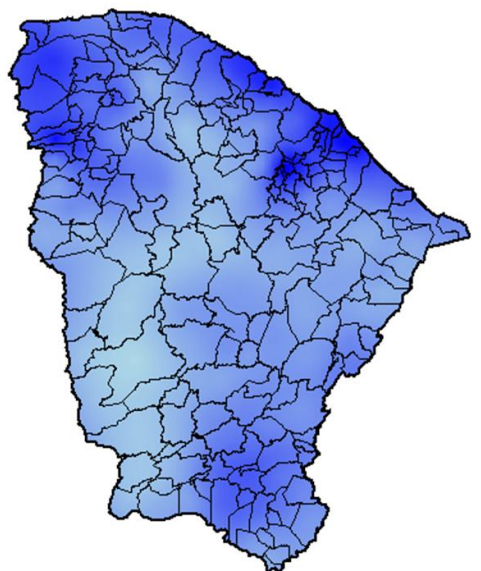
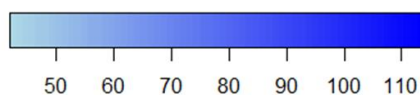
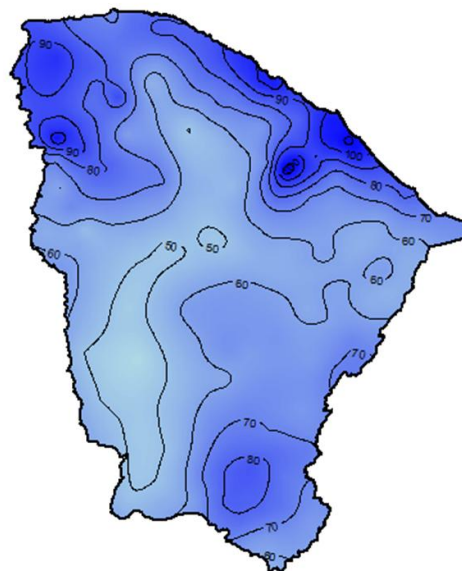


Figura 27- Mapas de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 (em milímetros) a partir do procedimento de krigagem Simples

Krigeagem da precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 (em milímetros)



Krigeagem da precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 com curvas de níveis



Percebe-se que, aparentemente, os mapas são muito parecidos, diferenciados somente na intensidade (valores elevados ou baixos). Sabe-se que as curvas de nível indicam uma distância vertical acima, ou abaixo, de um plano de referência de nível. Assim, enquanto que na década de 90 existem vários níveis indicando muita intensidade de chuva em locais concentrados, isto é, distribuição heterogênea da precipitação pluviométrica, a década de 2000 possui poucos níveis indicando o contrário, ou seja, locais que possuem elevados valores de precipitação possuem vizinhos que, também, possuem valores altos. E locais que possuem valores baixos possuem vizinhos com valores baixos. Desta maneira, confirma-se que, como dito anteriormente, a precipitação pluviométrica da década de 2000 foi mais bem distribuída nos municípios do que a de 90.

Para fornecer uma visão geral da distribuição de primeira ordem dos eventos, utiliza-se o estimador de intensidade, pois é de fácil uso e interpretação. Neste estudo, não é possível utilizá-lo, pois ele estima a intensidade pontual do evento. Assim, não seria possível estimar a intensidade de uma área (município).

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Neste capítulo, partindo-se da utilização do R como ferramenta de análise espacial, os resultados obtidos são comentados e algumas direções são propostas para que outros estudos possam a ser desenvolvidos sobre o assunto utilizando o software R como SIG.

5.1 CONCLUSÕES

Este estudo foi organizado em duas etapas: apresentação da teoria de estatística espacial e análise espacial. A primeira etapa, objeto de estudo do Capítulo 3, apresentou toda a teoria básica para uma análise espacial, desde como é estruturado um banco de dados geográfico até análises espaciais e construção de mapas temáticos. A segunda etapa, objeto de estudo do Capítulo 4, apresentou as possibilidades de aplicação do *software* R em manipulação de dados e análise espacial, mostrando que a utilização de um programa com funções de SIG pode auxiliar a entender melhor o fenômeno da precipitação pluviométrica.

A aplicação tecnológica da geoestatística amplia as possibilidades analíticas em estudos de precipitação pluviométrica, fazendo-se necessário que o analista domine, além dos conhecimentos teóricos da ciência, o programa no qual irá trabalhar para consolidar a ponte entre teoria e prática. Se aposta num crescente uso desta tecnologia em estudos desta natureza.

Os dados espaciais estão em todo lugar. Além dos dados que são coletados, confronta-se com informações na televisão, nos jornais, em mapas e no computador. A criação e visualização de mapas na análise de dados espaciais estão preocupadas com questões que não foram respondidas diretamente olhando para os dados em si, como, por exemplo, saber se existe um padrão de localização espacial na precipitação pluviométrica estado do Ceará.

Com a finalidade de ajudar o analista de dados, este trabalho apresentou uma visão geral da utilização do *software* R em estatística espacial. A estatística espacial foi abordada com foco para uma utilização de ferramentas computacionais. Foi feito um

levantamento bibliográfico dos mais importantes *softwares* existentes nesta área e foram apresentados exemplos de aplicações.

A principal contribuição deste trabalho foi mostrar que se pode utilizar o *software* R para tratar de informações geográficas quantitativas. Esta possibilidade nasce no reconhecimento da natureza espacial dos dados de precipitação pluviométrica e se consolida nas possibilidades de aplicação das ferramentas de análise e estatística espacial que o ambiente R propicia.

O R, como ferramenta de análise de dados em áreas, mostrou-se eficaz para apresentar concentrações e tendências espaciais. Neste contexto, destacou-se o índice global de Moran e o índice local de Moran que, apenas com seus resultados (mapas e valores), possibilitou identificar que os maiores valores de precipitação e os menores valores de precipitação estão concentrados em áreas específicas do estado nas duas décadas do estudo.

Pelos resultados apresentados, esta ferramenta mostrou-se capaz de manipular banco de dados e fornecer análises espaciais que refletem o observado. Assim, este recurso pode ser incorporado aos estudos de precipitação pluviométrica.

5.2 RECOMENDAÇÕES

A sequência imediata dos estudos apresentados neste trabalho deverá estar direcionada para a utilização do *software* R (de código livre) com novas funções que trabalhem com outros tipos de análises. Como exemplo, e indicação, podem-se citar os pacotes *spatstat* e *ggmap*, que trabalham com geoestatística e visualização de mapas, respectivamente.

A construção de modelos espaço-temporais pode, também, ser aplicada em estudos futuros de precipitação pluviométrica, no qual a variável tempo é levada em consideração na predição de valores futuros.

Os resultados obtidos com a aplicação das ferramentas de análise espacial fazem com que elas sejam recomendadas como apoio à tomada de decisão, pois se acredita que seja mais fácil tomar uma decisão baseada em um mapa do que em uma tabela que representa a mesma informação de um mapa.

Outras rotinas poderiam ser desenvolvidas para permitir uma fácil elaboração de consultas e relatórios, de tal forma que o usuário não precisasse entender bem o uso destes pacotes. Uma etapa fundamental para uma análise correta dos resultados fornecidos por este sistema seria a formação de analistas espaciais em meteorologia, no caso deste trabalho.

Ainda como sugestão para futuras investigações, recomenda-se o estudo da distribuição espacial em área por tipo de território, pois a quantidade de chuva varia conforme a classificação de rural e urbano.

REFERÊNCIAS

- ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association – LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995.
- ARAÚJO, L. E. D. **Análise estatística de chuvas intensas na bacia hidrográfica do Rio Paraíba**. Universidade Federal de Campina Grande. Campina Grande, p. 94. 2006.
- ASSUNÇÃO, R. **Estatística Espacial com Aplicações em Epidemiologia, Economia e Sociologia**. São Carlos: UFScar, 2001.
- BAILEY, T.; GATRELL, A. **Interactive Spatial Data Analysis**. London: Longman Scientific and Technical, 1995.
- BETTINI, C. Conceitos básicos de geoestatística. In: MEIRELLES, M. S. P.; CÂMARA, G.; ALMEIDA, C. M. **Geomática: modelos e aplicações ambientais**. Brasília: Embrapa, 2007. Cap. 4.
- BIVAND, R. S.; PEBESMA, E. J.; GÓMEZ-RUBIO, V. **Applied Spatial Data Analysis with R**. New York: Springer, 2008.
- BÖNISCH, S. **Geoprocessamento ambiental com tratamento de incerteza: o caso do zoneamento pedoclimático para soja no estado de Santa Catarina**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, p. 249. 2003.
- BRATH, A. **Hydrometeorological aspect of the 1994 flooding in the upper Po river basin: frequency characteristics and real-time predictability**. [S.l.]: University of Bologna. U.S.- Italy Research Workshop on the Hydrometeorology, Impacts AND Management of Extreme Floods, 1995.
- CÂMARA, G. et al. **Anatomia de Sistemas de Informações Geográficas**. X Escola de Computação. [S.l.]: SBC. 1996.
- CARVALHO, M. S.; SOUZA-SANTOS, R. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. **Cad. Saúde Pública [online]**, Rio de Janeiro, v. 21, 2005. p. 361-378.
- CASANOVA, M. et al. **Banco de Dados Geográficos (Spatial Databases)**. Curitiba: Editora MundoGEO, 2005.
- DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical Software Library and Users Guide**. 1. ed. New York: Oxford University Press, 1992. 335 p.
- DINIZ, A. **Estatística Espacial**. Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG. [S.l.], p. 15. 2000.
- DRUCK, S. et al. **Análise Espacial de Dados Geográficos**, Brasília, 2004.

FUNCEME. Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos. Disponível em: <<http://www.funceme.br/>>. Acesso em: 30 Dezembro 2012.

GASPAR, J. A. **Dicionário de Ciências Cartográficas**. Lisboa: Lidel, 2004.

GEARY, R. C. The Distribution of the "Student's" Ratio for the Non-Normal Samples. **Supplement to the Journal of the Royal Statistical Society** 3, p. 178–184, 1936.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010. ISBN 85-224-3169-8.

HARA, L. T. **Técnicas de apresentação de dados em geoprocessamento**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, p. 127. 1997.

HARTMANN, M.; MOALA, F. A.; MENDONÇA, M. A. Estudo das precipitações máximas anuais em Presidente Prudente. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [online], v. 26, n. 4, p. 561-568, 2011. ISSN 0102-7786.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 17 Novembro 2012.

KRIGE, D. G. **A statistical approach to some mine valuations and allied problems at the Witwatersrand**. University of Witwatersrand. [S.l.]. 1951.

MATÉRN, B. **Spatial Variation**. Statens Skogsforsningsinstitut. Stockholm. 1960.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic geology**, v. 58, p. 1246–1266, 1963.

MORAN, P. A. P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. **Biometrika** 37, p. 17-23, 1950.

NEMEC, J. **Hydrological Forecasting: Design and Operation of Hydrological Forecasting Systems**. Dordrecht: Springer, 1987. 252 p.

NEVES, M. C. et al. **Análise Exploratória Espacial de Dados Sócio-Econômicos de São Paulo**. Salvador: GIS Brasil2000, 2000.

OLIVEIRA, M. C. N. D. **Métodos de estimação de parâmetros em modelos geoestatísticos com diferentes estruturas de covariâncias: uma aplicação ao teor de cálcio no solo**. Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 140. 2003.

OSBORN, H. B.; LANE, L. J.; MYERS, V. A. Rainfall watershed relationships for southwestern thunderstorms. **Transactions of the ASAE**, v. 23, n. 1, p. 82-87, 1980.

PARK, J. S.; JUNG, H. S. Modeling Korean extreme rainfall using a Kappa distribution. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 72, p. 55-64, 2002.

PEBESMA, E. J.; BIVAND, R. S. Classes and methods for spatial data in R. **R News**, v. 5, p. 9-13, 2005.

PEBESMA, E. J.; WESSELING, C. G. Gstat: a program for geostatistical modelling, prediction and simulation. **Computers & Geosciences**, v. 24, n. 1, 1998. ISSN 17-31.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A language and environment for statistical computing. **R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, Austria, 2012.
Disponível em: <<http://www.r-project.org>>.

RAMIREZ, M. R. **Sistema Gerenciadores de Bancos de Dados para Geoprocessamento**. COPPE/UFRJ. Rio de Janeiro. 1994.

RIBEIRO JR., P. J.; DIGGLE, P. J. geoR: A package for geostatistical analysis. **R-NEWS**, v. 1, n. 2 ISSN 1609-3631, 2001.

RIPLEY, D. B. **Spatial Statistics**. [S.l.]: Wiley, 1981.

ROCHA, A. C. B. D. **A Geoestatística Aplicada à Avaliação e Caracterização de Reservatórios Petrolíferos**. CCT - UFCG. Campina Grande, p. 80. 2005.

SANTOS, S. M. et al. Detecção de aglomerados espaciais de óbitos por causas violentas em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 1996. **Cad. Saúde Pública [online]**, v. 17, n. 5, p. 1141-1151, 2001. ISSN 0102-311X.

SILVA JUNIOR, R. L. D. **Variabilidade espacial do índice de cone correlacionada com mapas de produtividade**. Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 132. 2001.

SILVA, D. F. **Mapeamento geoestatístico dos parâmetros N_{spt} e torque máximo de solos em parte da bacia do ribeirão cambezinho em Londrina-PR**. Universidade Estadual de Londrina. Londrina. 2008.

SILVA, V. D. P. R. D. et al. Teleconnections between sea-surface temperature anomalies and air temperature in northeast Brazil. **Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics**, v. 68, 2006. p. 781-792.

SPOSATI, A. **Mapa da exclusão social da cidade de São Paulo**. São Paulo: EDUC, 1996.

TUCCI, C. E. M.; PORTO, R. LA L.; BARROS, M.T. DE, ORG. **Drenagem Urbana**. Porto Alegre: UFRGS/ABRH, 1995.

VIEIRA, D. D. M. **Análise espaço-temporal na estimação de taxas de incidência/mortalidade**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, p. 67. 2006.

WHITTLE, P. On stationary processes in the plane. **Biometrika**, v. 41, p. 434-449, 1954.


```

BaseTemporaria <- filtraAnoCeara(BaseGera], intervalo[1])
BancoRetorna <- cbind(BancoRetorna, BaseTemporaria)
BancoRetorna <- BancoRetorna[2:3]

# Faz o resto
for (i in 2:length(intervalo)){
  BaseTemporaria <- filtraAnoCeara(BaseGera], intervalo[i])
  BancoRetorna <- cbind(BancoRetorna, BaseTemporaria[2])
}
return(BancoRetorna)
}

#####
##### JUNTANDO ARQUIVOS DE CHUVA #####
#####

## OBSERVAÇÃO ##
# Existe um problema no "Posto (377)" que devemos trocar o nome do posto para
"FAZENDA PAU D ARCO".

#Dados = juntarBases("Posto",700)
#BaseDe1990a2012Anual = filtraIntervaloDeAnos(Dados, 1990:2012)

Base1 = filtraIntervaloDeAnos(Dados, 1991:2000)
write.table(Base1, "001 - Decada 1991 a 2000.txt", sep = "\t")

Base2 = filtraIntervaloDeAnos(Dados, 2001:2010)
write.table(Base2, "001 - Decada 2001 a 2010.txt", sep = "\t")

#####
#####
#####
##### ESTUDO DA CHUVA NO CEARÁ #####
#####
#####
#####
#####
##### PACOTES USADOS PARA ANÁLISE #####
#####

require(rgdal)      ## Importar .shp generalizado
require(maptools)  ## Gerenciamento e construção de mapas
require(spdep)     ## Autocorrelação Espacial
require(geoR)      ## Geoestatística
require(fields)    ## Inserir legendas de cores em mapas temáticos
library(splancs)   ## Densidade de Kernel
require(Geoxp)     ## Diagrama de espalhamento de Moran, LISA, Moran map

#####
##### IMPORTANDO ARQUIVOS .SHP #####
#####

## ESTADO E SEUS MUNICÍPIOS
CE <- readOGR(".", "23MUE250GC_SIR")

#####
##### IMPORTANDO BORDA DO CEARÁ #####
#####

LimitesCeara = read.table("LIMITES DO ESTADO DO CEARÁ.txt", header = T,
dec=",")

par(mfrow=c(1,2))
plot(CE)
plot(LimitesCeara$X,LimitesCeara$Y,type="l", main="Bordas do Ceará")

#####
##### IMPORTANDO DADOS EXTERNOS #####
##### MÉDIA DAS DUAS DÉCADAS #####
#####

Base1 = read.table("001 - Decada 1991 a 2000.txt", header = T)
Base2 = read.table("001 - Decada 2001 a 2010.txt", header = T)

```

figura 15

```

Decada1990 = round(rowMeans(Base1[,2:11]),2)
Decada2000 = round(rowMeans(Base2[,2:11]),2)
ChuvaDecadas = cbind(Base1[1],Decada1990,Decada2000)

head(ChuvaDecadas) #ver algumas observações
dim(ChuvaDecadas) #descobre quais são as dimensões da tabela
Nvar = dim(ChuvaDecadas)[2]

```

```

#####
##### COMBINANDO BANCO DE DADOS E #####
##### EXTERNO COM AS LOCALIZAÇÕES #####
#####

```

```

DadosDecadas <- CE
slot(DadosDecadas, "data") = cbind(slot(DadosDecadas,
"data"),ChuvaDecadas[2:Nvar])
names(DadosDecadas) #verifica a adição das informações

```

```

#####
##### ANÁLISE NÃO ESPACIAL #####
#####

```

tabela 3

```

summary(DadosDecadas$Decada1990)
sd(DadosDecadas$Decada1990)

```

```

summary(DadosDecadas$Decada2000)
sd(DadosDecadas$Decada2000)

```

```

#####
##### COMPARAÇÃO DOS ANOS DE CADA DÉCADA #####
#####

```

figura 17

```

Decada1990Anos = round(colMeans(Base1[,2:11]),2)
min(Decada1990Anos); max(Decada1990Anos)

```

```

Decada2000Anos = round(colMeans(Base2[,2:11]),2)
min(Decada2000Anos); max(Decada2000Anos)

```

```

plot(Decada1990Anos, type="l",xlab="Anos",
ylab="Precipitação em milímetros",
ylim=c(30,120),
axes=F,
lwd=5,
col="green",
main="Gráfico de linhas mostrando o comportamento \n da precipitação em
cada ano")

```

```

lines(Decada2000Anos, col="red", lwd=5)
points(Decada1990Anos, pch=18); points(Decada2000Anos,pch=19)

```

```

legY = c("1991/2001", "1992/2002", "1993/2003", "1994/2004", "1995/2005",
"1996/2006", "1997/2007", "1998/2008", "1999/2009", "2000/2010")
axis(1, 1:10, legY); axis(2, 30:120)
abline(v=1:10, col="grey",lty="dotted")

```

```

legend(x="topleft",
lty=1,
lwd=5,
col=c("green","red"),
bty="n",
legend=c("1991 a 2000","2001 a 2010"))

```

```

#####
##### DISTRIBUIÇÃO DA CHUVA #####
#####

```

figura 19

```

cores1 <- colorRampPalette(c("cornsilk", "blue"), space = "rgb")
spplot(DadosDecadas, zcol=c("Decada1990", "Decada2000"),
names.attr=c("1991-2000", "2001-2010"), col.regions=cores1(100),
main="Distribuição da chuva nas duas décadas")

```

```

#####
##### COMPARAÇÃO ENTRE AS DUAS DÉCADAS #####
#####

```

figura 16

```

colorindo <- ifelse(DadosDecadas$Decada2000 <
DadosDecadas$Decada1990,"cornflowerblue","chartreuse3")
plot(DadosDecadas,col=colorindo)

```

```

    title("Qual década choveu mais?")
    legend(x="bottomright",cex=1,fill=c("cornflowerblue","chartreuse3"),bty
="n",legend=c("1991 a 2000","2001 a 2010"))

```

```

#####
##### DIVISÃO DA PRECIPITAÇÃO EM CLASES #####
#####

```

figura 18

```
##### DÉCADA DE 1990 #####
```

```

# Definimos as cores e classes
cores2 <- c("aquamarine1", "red3", "chartreuse3", "salmon1", "yellow","blue")
lims <- c(0, 20, 40, 60, 80, 100, 500)
classe <- findInterval(DadosDecadas$Decada1990, lims)
table(classe)

```

```

# Fazemos o mapa
par(mar=c(0,0,2,0))
plot(DadosDecadas, col=cores2[classe])
    title("Precipitação média de chuva na década de 1990")
    legend("bottomright",
           leglabs(lims, "Menor que", "Maior que"),
           bty='n', fill=cores2)

```

```
##### DÉCADA DE 2000 #####
```

```

# Definimos as cores e classes
classe2 <- findInterval(DadosDecadas$Decada2000, lims)
table(classe2)

```

```

# Fazemos o mapa
par(mar=c(0,0,2,0))
plot(DadosDecadas, col=cores2[classe2])
    title("Precipitação média de chuva na década de 2000")
    legend("bottomright",
           leglabs(lims, "Menor que", "Maior que"),
           bty='n', fill=cores2)

```

```
#####
##### MATRIZ DE VIZINHANÇA #####
#####

```

figura 21

```

## Encontramos quem são os vizinhos de cada local e suas distâncias
vizinhos <- poly2nb(DadosDecadas)
vizinhos

```

```

## Fazendo o gráfico das coordenadas e distâncias
coordenadas <- coordinates(DadosDecadas)

```

```

plot(DadosDecadas)
plot(vizinhos, coordenadas, add=T, pch=19, col=c("red"))
title("Gráfico das distâncias dos vizinhos")

```

```

## Fazemos a ponderação dos vizinhos de cada local
Ponderacaovizinhos <- nb2listw(vizinhos)

```

```
#####
##### TESTAR AUTOCORRELAÇÃO ESPACIAL #####
#####

```

```
#####
## Índice global de Moran ##
#####

```

figura 22

```
##### DÉCADA DE 1990 #####
```

```

set.seed(0315065)
I_Moran1990 <- moran.mc(DadosDecadas$Decada1990, PonderacaoVizinhos, nsim=999)
I_Moran1990

```

```

# Exploratória
mean(I_Moran1990$res[1:999])
var(I_Moran1990$res[1:999])
summary(I_Moran1990$res[1:999])

```

```
## visualizando os resultados da simulação
```

```

par(mar=c(4,4,2,2))

hist(I_Moran1990$res,
      xlab="índice",
      ylab="Frequência",
      xlim=c(-.5,.8),
      ylim=c(0,200),
      breaks=30,
      main="",
      axes=T,
      col=gray(.5),
      border=gray(.7))
abline(v=0, col="red")

arrows(I_Moran1990$stat,
        -2,I_Moran1990$stat,
        10,
        lwd=2,
        col=2,
        leng=.1,
        code=1)

segments(I_Moran1990$stat,3, 0.4, 70, lty=2)
text(.4, 90, paste("I Moran =", format(I_Moran1990$stat, dig=4)))
text(.4, 80, paste("valor-p =", format(I_Moran1990$p.val, dig=4)))
title("Década de 90")

##### DÉCADA DE 2000 #####

set.seed(0315065)
I_Moran2000 <- moran.mc(DadosDecadas$Decada2000, PonderacaoVizinhos, nsim=999)
I_Moran2000

# Exploratória
mean(I_Moran2000$res[1:999])
var(I_Moran2000$res[1:999])
summary(I_Moran2000$res[1:999])

## visualizando os resultados da simulação

par(mar=c(4,4,2,2))

hist(I_Moran2000$res,
      xlab="índice",
      ylab="Frequência",
      xlim=c(-.5,.8),
      ylim=c(0,200),
      breaks=30,
      main="",
      axes=T,
      col=gray(.5),
      border=gray(.7))
abline(v=0, col="red")

arrows(I_Moran2000$stat,
        -2,I_Moran2000$stat,
        10,
        lwd=2,
        col=2,
        leng=.1,
        code=1)

segments(I_Moran2000$stat,3, 0.4, 70, lty=2)
text(.4, 90, paste("I Moran =", format(I_Moran2000$stat, dig=4)))
text(.4, 80, paste("valor-p =", format(I_Moran2000$p.val, dig=4)))
title("Década de 2000")

#####
## Diagrama de espalhamento de Moran ##
#####

##### DÉCADA DE 1990 #####

moran.plot(DadosDecadas$Decada1990, PonderacaoVizinhos,
            labels=as.character(DadosDecadas$NM_MUNICIP), pch=19,
            xlab="Precipitação (em milímetros)", ylab="Média de precipitação dos
            vizinhos")

```

figura 24

```

title("Diagrama de espalhamento de Moran para a década de 90")

##### DÉCADA DE 2000 #####

moran.plot(DadosDecadas$Decada2000, PonderacaoVizinhos,
labels=as.character(DadosDecadas$NM_MUNICIP), pch=19,
          xlab="Precipitação (em milímetros)", ylab="Média de precipitação dos
vizinhos") # caso queira o nome dos municípios
title("Diagrama de espalhamento de Moran para a década de 2000")

#####
## LISA - índice local de Moran ##
#####

##### DÉCADA DE 1990 #####

ordem <- order(DadosDecadas$ID)
palavrasLegenda <- c("Não signif.", expression(alpha == 0.05), expression(alpha
== 0.01)) # Cria legenda diferenciada

I_Local_Moran1990 = localmoran(DadosDecadas$Decada1990, PonderacaoVizinhos) #
Calculando índice Local de Moran
I_Local_Moran1990 = data.frame(I_Local_Moran1990[ordem,],
row.names=DadosDecadas$NM_MUNICIP[ordem]) # transformando em data.frame
colors <- ifelse(I_Local_Moran1990$Pr.z...0. > 0.05, "white",
ifelse(I_Local_Moran1990$Pr.z...0. > 0.01, "skyblue2", "green")) #Define cores
plot(DadosDecadas)
plot(DadosDecadas, col=colors, add=TRUE)
title("LISA map para a década de 90")
legend("bottomright", legend=palavrasLegenda,
fill=c("white", "skyblue2", "green"), bty="n")

##### DÉCADA DE 2000 #####

I_Local_Moran2000 = localmoran(DadosDecadas$Decada2000, PonderacaoVizinhos) #
Calculando índice Local de Moran
I_Local_Moran2000 = data.frame(I_Local_Moran2000[ordem,],
row.names=DadosDecadas$NM_MUNICIP[ordem]) # transformando em data.frame
colors <- ifelse(I_Local_Moran2000$Pr.z...0. > 0.05, "white",
ifelse(I_Local_Moran2000$Pr.z...0. > 0.01, "skyblue2", "green")) #Define cores
plot(DadosDecadas)
plot(DadosDecadas, col=colors, add=TRUE)
title("LISA map para a década de 2000")
legend("bottomright", legend=palavrasLegenda,
fill=c("white", "skyblue2", "green"), bty="n")

#####
## C de Geary ##
#####

##### DÉCADA DE 1990 #####

set.seed(0315065)
C_Geary1990 <- geary.mc(DadosDecadas$Decada1990, PonderacaoVizinhos, nsim=999)
C_Geary1990

# Exploratória
mean(C_Geary1990$res[1:999])
var(C_Geary1990$res[1:999])
summary(C_Geary1990$res[1:999])

## visualizando os resultados da simulação

par(mar=c(4,4,2,2))

hist(C_Geary1990$res,
      xlab="Índice",
      ylab="Frequência",
      xlim=c(.4,1.2),
      ylim=c(0,200),
      breaks=30,
      main='',
      axes=T,
      col=gray(.5),
      border=gray(.7))
abline(v=1, col="red")
arrows(C_Geary1990$stat,

```

figura 25

figura 23

```

-2,C_Geary1990$stat,
10,
lwd=2,
col=2,
leng=.1,
code=1)

segments(C_Geary1990$stat,3, 0.6, 70, lty=2)
text(.6, 90, paste("C Geary =", format(C_Geary1990$stat,dig=4)))
text(.6, 80, paste("valor-p =", format(C_Geary1990$p.val, dig=4)))
title("Década de 90")

##### DÉCADA DE 2000 #####

set.seed(0315065)
C_Geary2000 <- geary.mc(DadosDecadas$Decada2000, PonderacaoVizinhos, nsim=999)
C_Geary2000

# Exploratória
mean(C_Geary2000$res[1:999])
var(C_Geary2000$res[1:999])
summary(C_Geary2000$res[1:999])

## visualizando os resultados da simulação

par(mar=c(4,4,2,2))

hist(C_Geary2000$res,
      xlab="Índice",
      ylab="Frequência",
      xlim=c(.4,1.2),
      ylim=c(0,200),
      breaks=30,
      main='',
      axes=T,
      col=gray(.5),
      border=gray(.7))
abline(v=1, col="red")
arrows(C_Geary2000$stat,
        -2,C_Geary2000$stat,
        10,
        lwd=2,
        col=2,
        leng=.1,
        code=1)

segments(C_Geary2000$stat,3, 0.6, 70, lty=2)
text(.6, 90, paste("C Geary =", format(C_Geary2000$stat,dig=4)))
text(.6, 80, paste("valor-p =", format(C_Geary2000$p.val, dig=4)))
title("Década de 2000")

#####
##### TRANSFORMANDO OS DADOS EM "GEODATA" #####
#####

## Criando um GRID para os dados
DadosDecadas.grid = spsample(DadosDecadas, n = 100000, "regular")
DadosDecadas.grid = data.frame(DadosDecadas.grid)
gridded(DadosDecadas.grid) = ~x1+x2

# Convertendo SpatialPolygonsDataFrame em SpatialPointsDataFrame
DadosDecadasPontos = SpatialPointsDataFrame(coordinates(DadosDecadas), data =
DadosDecadas@data)

# Criando data.frame com as coordenadas dos pontos
DadosDecadas.coord = data.frame(DadosDecadasPontos[0])
colnames(DadosDecadas.coord) = c("x","y")

##### Criando uma base do tipo "geodata" para a década de 1990
#####
dados.geo1990 <- list()
dados.geo1990$coords <- DadosDecadas.coord
dados.geo1990$data <- DadosDecadasPontos$Decada1990
dados.geo1990$borders <- LimitesCeara
class(dados.geo1990) <- "geodata"

# Entendendo o gráfico padrão

```

```

plot(dados.geo1990)

##### Criando uma base do tipo "geodata" para a década de 2000 #####
dados.geo2000 <- list()
dados.geo2000$coords <- DadosDecadas.coord
dados.geo2000$data <- DadosDecadasPontos$Decada2000
dados.geo2000$borders <- LimitesCeara
class(dados.geo2000) <- "geodata"

plot(dados.geo2000)

### Criando um plano cartesiano para a krigeagem simples (quadrinhos) ###
a = min(dados.geo1990$coords[,1])
b = max(dados.geo1990$coords[,1])
c = min(dados.geo1990$coords[,2])
d = max(dados.geo1990$coords[,2])
dados.geo1990.grid <- expand.grid(seq(a-1,b+1,.01),seq(c-1,d+1,.01))
dados.geo1990.grid[1:10,]
names(dados.geo1990.grid)<-c("ucoord","vcoord")

#####
##### MAPA DOS QUARTIS #####
#####

# Década de 90
par(mar=c(0,0,2,0))
quantile(dados.geo1990$data, c(0.25, 0.5, 0.75), type = 1)
quartis = ifelse(dados.geo1990$data < 52.53 ,
"blue", ifelse((dados.geo1990$data > 52.53 & dados.geo1990$data < 64.40),
"green", ifelse((dados.geo1990$data > 64.40 & dados.geo1990$data < 79.31),
"yellow", "red")))
plot(DadosDecadas,col=quartis)
legend("bottomright", legend=c("Q1",
"Q2",
"Q3",
"Q4"),
fill=c("blue","green","yellow","red"), bty="n")
title("Quartis para a década de 90")

# Década de 2000
par(mar=c(0,0,2,0))
quantile(dados.geo2000$data, c(0.25, 0.5, 0.75), type = 1)
quartis = ifelse(dados.geo2000$data < 58.05 ,"blue",
ifelse((dados.geo2000$data > 58.05 & dados.geo2000$data < 69.05),
"green",
ifelse((dados.geo2000$data > 69.05 & dados.geo2000$data < 79.85),
"yellow",
"red")))
plot(DadosDecadas,col=quartis)
legend("bottomright", legend=c("Q1",
"Q2",
"Q3",
"Q4"),
fill=c("blue","green","yellow","red"), bty="n")
title("Quartis para a década de 2000")

#####
##### VARIOGRAMA #####
#####

##### DÉCADA DE 1990 #####

# Explorando a dependência espacial através dos variogramas
vario.exp1990 <- variog(dados.geo1990,
uvec = seq(0, 15, l = 100),
estimator.type = "classical",
max.dist = 1)
plot(vario.exp1990, type = "c", lty=2, col = "blue") #darkblue

##### DÉCADA DE 2000 #####

vario.exp2000 <- variog(dados.geo2000,
uvec = seq(0, 15, l = 100),
estimator.type = "classical",
max.dist = 1)
plot(vario.exp2000, type="l", lty=2,col="darkblue")

```

figura 20

```
title("Variograma dos dados da década de 2000")
```

```
#####  
##### KRIGEAGEM SIMPLES #####  
#####
```

figuras 26 e 27

```
##### DÉCADA DE 1990 #####
```

```
## Estimando parâmetros para krigeagem via Máxima verossimilhança  
mod.exp1990_1 <- likfit(dados.geo1990, ini.cov.pars = c(2354, 1.5),  
  cov.model = "exp",  
  trend = "cte",  
  fix.nugget = FALSE,  
  nugget = 0.1,  
  lik.method = "ML")
```

```
## Estimando parâmetros para krigeagem via Mínimos quadrados  
mod.exp1990_2 <- variofit(vario.exp1990, ini = c(3000, 0.3),  
  fix.nugget = FALSE,  
  nugget = 0.1,  
  cov.model = "exp",  
  max.dist = 10)
```

```
## Parâmetros Estimados  
mod.exp1990_1 #Máxima verossimilhança  
mod.exp1990_2 #Mínimos quadrados
```

```
## Realizando a krigeagem Simples ##  
k1 = krige.control(type.krige="sk",  
  cov.model="spherical",  
  cov.pars=c(mod.exp1990_1$sigmasq, mod.exp1990_1$phi),  
  nugget=mod.exp1990_1$tausq,  
  beta = mod.exp1990_1$beta)
```

```
k2<-krige.conv(dados.geo1990,  
  locations=dados.geo1990.grid,  
  krige=k1)
```

```
## Fazendo gráficos da krigeagem  
cores3 <- colorRampPalette(c("lightblue", "blue"), space = "rgb")
```

```
par(mfrow=c(1,2))  
#Mapa de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 90 (em  
milímetros) a partir do procedimento de krigeagem Simples  
plot(CE)  
image(k2,locations=dados.geo1990.grid, col=cores3(100),add=T)  
plot(CE,add=T)  
image.plot(legend.only=TRUE,  
  horizontal = T,  
  zlim=c(floor(min(k2$predict)), ceiling(max(k2$predict))),  
  col=cores3(100))  
title("Krigeagem da precipitação pluviométrica do \n Ceará na década de 90 (em  
milímetros)")
```

```
#Mapa de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 90 (em  
milímetros) a partir do procedimento de krigeagem Simples com curvas de níveis  
plot(CE)  
image(k2,locations=dados.geo1990.grid, col=cores3(100),add=T)  
contour(k2,locations=dados.geo1990.grid, add=T)  
image.plot(legend.only=TRUE,  
  horizontal = T,  
  zlim=c(floor(min(k2$predict)), ceiling(max(k2$predict))),  
  col=cores3(100))  
title("Krigeagem da precipitação pluviométrica do \n Ceará na década de 90 com  
curvas de níveis")
```

```
##### DÉCADA DE 2000 #####
```

```
## Estimando parâmetros para krigeagem via Máxima verossimilhança  
mod.exp2000_1 <- likfit(dados.geo2000, ini.cov.pars = c(2354, 1.5),  
  cov.model = "exp",  
  trend = "cte",  
  fix.nugget = FALSE,  
  nugget = 0.1,
```



```

lik.method = "ML")

## Estimando parâmetros para krigagem via Mínimos quadrados
mod.exp2000_2 <- variofit(vario.exp1990, ini = c(3000, 0.3),
  fix.nugget = FALSE,
  nugget = 0.1,
  cov.model = "exp",
  max.dist = 10)

## Parâmetros Estimados
mod.exp2000_1 #Máxima verossimilhança
mod.exp2000_2 #Mínimos quadrados

## Realizando a krigagem Simples ##
k1 = krige.control(type.krige="sk",
  cov.model="spherical",
  cov.pars=c(mod.exp2000_1$sigma2, mod.exp2000_1$phi),
  nugget=mod.exp2000_1$tau2,
  beta = mod.exp2000_1$beta)

k2<-krige.conv(dados.geo2000,
  locations=dados.geo1990.grid,
  krige=k1)

## Fazendo gráficos da krigagem

par(mfrow=c(1,2))
#Mapa de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 (em
milímetros) a partir do procedimento de krigagem Simples
plot(CE)
image(k2,locations=dados.geo1990.grid, col=cores3(100),add=T)
plot(CE,add=T)
image.plot(legend.only=TRUE,
  horizontal = T,
  zlim=c(floor(min(k2$predict)), ceiling(max(k2$predict))),
  col=cores3(100))
title("Krigagem da precipitação pluviométrica do \n Ceará na década de 2000
(em milímetros)")

#Mapa de valores de precipitação pluviométrica do Ceará na década de 2000 (em
milímetros) a partir do procedimento de krigagem Simples com curvas de níveis
plot(CE)
image(k2,locations=dados.geo1990.grid, col=cores3(100),add=T)
contour(k2,locations=dados.geo1990.grid, add=T)
image.plot(legend.only=TRUE,
  horizontal = T,
  zlim=c(floor(min(k2$predict)), ceiling(max(k2$predict))),
  col=cores3(100))
title("Krigagem da precipitação pluviométrica do \n Ceará na década de 2000
com curvas de níveis")

```

BANCO DE DADOS

Município	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Abaíara	68,82	67,92	47,46	70,31	98,03	115,11	83,04	65,68	96,15	82,33	78,08	58,92	54,00	93,03	64,04	85,61	55,72	98,21	79,92	60,47
Acarape	83,08	66,33	30,47	147,27	116,02	118,47	51,15	59,07	69,35	138,22	111,83	129,43	123,29	110,79	78,67	86,08	76,67	88,62	151,92	52,60
Acarau	73,83	69,67	45,08	127,20	117,14	98,47	51,84	60,52	86,93	104,60	62,50	80,44	89,59	77,62	45,15	75,72	52,13	104,00	208,53	64,91
Acopiara	66,45	58,72	30,50	67,42	66,66	60,96	70,55	21,22	48,51	67,58	46,93	55,21	49,64	74,23	37,09	47,93	53,26	56,99	68,67	43,02
Aiuaba	43,18	51,59	30,81	53,58	48,46	47,02	67,61	13,64	48,88	55,36	26,44	43,29	35,37	69,74	42,83	37,86	54,27	39,57	53,02	60,67
Alcantaras	52,58	35,33	28,00	82,42	78,08	81,21	52,67	25,98	81,26	87,99	73,57	62,12	79,49	74,31	65,10	72,77	51,93	96,90	119,83	60,01
Altaneira	52,10	70,61	51,88	53,33	84,83	95,50	82,90	41,67	70,25	63,25	42,25	55,58	67,92	104,33	48,67	102,32	74,64	85,42	82,12	66,30
Alto santo	51,34	49,23	9,72	60,51	74,05	81,42	47,60	30,75	67,57	73,40	36,45	57,48	51,89	80,59	34,67	50,45	38,15	78,91	93,90	38,93
Amontada	55,36	34,94	25,73	86,44	80,13	105,25	31,69	18,74	64,13	88,76	51,08	68,15	97,06	100,11	43,57	44,14	51,94	90,30	160,33	65,98
Antonina do Norte	29,24	64,58	34,75	58,59	61,87	68,89	62,48	28,72	52,62	50,81	24,14	37,09	42,28	76,30	38,67	56,56	60,04	45,96	67,03	41,79
Apuiaries	59,88	43,98	26,79	107,21	107,71	82,67	52,54	47,83	72,38	82,50	49,47	71,89	62,76	53,58	41,33	62,34	54,62	82,88	130,44	33,16
Aquiraz	121,75	71,59	36,14	192,06	137,94	115,59	92,08	60,17	78,11	150,63	124,52	149,21	154,74	138,46	79,43	130,11	96,11	113,34	178,26	55,17
Aracati	54,67	55,62	18,33	102,80	92,21	71,99	35,29	18,62	46,73	47,64	40,21	84,20	75,89	75,86	31,07	62,84	59,97	83,79	134,20	33,46
Aracoiaba	56,00	49,29	28,43	118,69	92,39	94,58	46,16	46,22	68,53	65,85	33,65	79,06	63,00	68,84	41,21	45,67	38,66	67,71	117,19	62,73
Ararenda	29,05	19,63	41,25	65,19	98,12	72,75	71,88	37,54	68,26	76,87	38,00	53,51	24,48	39,12	42,64	25,67	46,43	23,43	88,03	32,71
Araripe	56,40	26,49	37,90	50,43	58,75	92,40	72,88	41,48	68,66	59,85	39,61	55,35	53,77	81,49	48,48	59,83	49,14	69,59	79,38	49,45
Aratuba	70,71	83,03	34,69	98,75	96,44	97,63	52,06	59,51	56,49	117,72	59,22	100,53	106,25	83,85	92,72	82,21	53,86	108,85	156,81	60,75
Arneiroz	34,15	36,60	24,68	65,65	63,10	58,97	60,90	21,75	45,56	59,71	29,03	42,81	61,53	73,27	30,55	39,15	44,67	57,58	52,83	57,79
Assare	36,41	61,74	30,54	50,11	85,38	87,97	60,35	33,42	59,84	52,81	37,62	48,59	54,93	90,38	49,06	69,30	60,27	54,65	64,23	48,88
Aurora	56,66	76,26	49,48	84,72	96,38	98,05	74,28	39,23	89,17	74,21	62,86	75,36	65,45	100,83	43,17	69,18	54,77	107,42	77,05	62,46
Baixio	61,67	53,29	44,37	101,89	74,69	76,73	88,88	33,88	57,13	110,00	46,89	89,06	60,00	88,58	59,97	90,10	44,22	133,19	98,89	62,40
Banabuiu	46,26	43,58	20,54	86,31	32,29	56,21	45,43	22,49	73,30	68,36	32,23	69,72	63,15	96,70	39,15	42,34	48,42	46,22	107,42	47,35
Barbalha	111,82	74,85	61,99	88,61	88,28	127,38	71,32	65,39	92,08	71,96	59,68	61,35	37,82	126,80	90,46	84,42	79,57	97,26	102,31	75,71
Barreira	51,25	61,30	9,29	129,28	90,55	94,08	43,30	41,66	49,10	88,76	54,25	106,37	83,03	89,72	73,66	73,65	63,27	60,67	133,17	24,90
Barro	48,69	36,83	54,05	76,78	66,36	96,21	70,58	34,53	61,95	66,93	56,80	65,36	51,02	90,44	49,64	71,91	40,36	114,38	88,16	55,28

Barroquinha	95,40	54,63	17,77	113,58	111,50	98,04	63,79	32,12	115,04	118,15	76,08	66,06	96,82	134,20	60,98	98,52	70,49	95,77	147,89	51,20
Baturite	61,83	85,04	36,21	120,38	91,07	107,03	56,70	47,58	67,27	141,62	62,82	126,51	106,62	105,28	89,02	92,55	83,17	88,28	117,72	50,05
Beberibe	63,87	66,34	41,85	154,29	133,66	103,16	74,31	26,34	67,15	73,69	72,10	90,86	82,16	96,67	48,91	68,09	70,88	62,74	136,71	50,25
Bela Cruz	63,83	46,71	28,50	83,00	80,85	96,38	49,67	37,88	77,33	39,20	50,78	74,97	105,83	82,02	49,67	56,16	61,88	94,38	151,36	48,24
Boa Viagem	38,29	56,62	15,32	63,42	62,58	55,65	38,33	26,07	52,02	48,26	36,14	63,48	37,44	69,53	33,93	24,31	28,94	67,00	90,15	44,48
Brejo Santo	62,28	66,28	49,54	83,57	76,77	87,74	83,42	47,13	89,03	46,61	60,42	66,20	55,91	88,87	48,03	67,16	46,25	93,96	65,56	65,50
Camocim	106,55	70,62	40,46	115,47	119,79	111,58	66,74	44,96	93,24	94,61	50,71	62,96	69,76	62,10	57,67	64,12	59,75	99,50	168,63	36,15
Campos Sales	31,72	43,25	33,46	40,43	52,56	48,45	71,52	14,10	52,57	45,18	27,90	35,25	34,66	76,94	40,28	44,59	46,67	48,24	62,89	63,36
Caninde	34,78	25,35	19,49	66,84	50,79	82,91	18,61	14,76	36,54	47,01	29,95	61,21	53,16	46,14	28,94	38,76	27,26	49,27	108,45	29,61
Capistrano	57,27	60,43	30,98	99,00	82,79	79,93	41,87	32,83	64,33	90,83	55,03	89,51	93,28	102,21	65,25	84,75	56,75	79,53	93,25	45,42
Caridade	60,41	38,10	13,69	81,38	65,85	76,10	22,87	15,73	40,43	41,66	46,85	81,41	48,38	42,27	31,95	35,19	36,84	52,64	97,84	26,76
Carire	56,91	39,01	41,65	97,38	80,65	109,81	54,64	39,42	93,67	50,15	64,11	67,29	77,44	84,02	45,60	40,50	52,98	62,14	173,42	31,29
Caririacu	36,85	69,26	62,26	105,34	91,77	113,29	62,53	47,59	104,50	87,44	64,00	86,98	73,10	126,33	51,83	84,62	81,82	108,80	92,04	71,62
Carius	60,49	81,13	43,73	76,83	82,08	100,42	84,03	51,49	53,25	54,51	56,46	49,11	59,89	99,24	43,87	74,29	60,93	111,77	89,94	74,78
Carnaubal	40,48	39,89	23,11	74,23	58,65	99,16	35,54	22,38	43,09	58,75	40,70	56,77	63,28	97,75	35,78	44,40	41,11	73,70	76,69	19,99
Cascavel	86,83	68,41	39,08	139,94	134,87	126,43	66,78	37,54	61,79	86,89	74,88	110,22	97,90	69,61	58,05	95,77	76,59	78,98	152,32	55,46
Catarina	35,38	42,42	34,58	68,42	57,75	68,54	63,88	33,75	56,31	54,76	46,94	51,62	64,22	70,72	38,77	44,58	42,96	63,96	59,10	38,09
Catunda	57,25	33,79	20,08	79,98	74,32	99,78	42,83	41,87	52,50	86,25	32,50	55,88	58,83	67,12	48,12	59,88	27,69	67,85	129,33	44,18
Caucaia	118,88	92,11	56,29	179,17	161,32	119,02	64,23	41,40	62,67	63,10	72,25	71,85	110,67	69,50	46,90	49,96	50,05	70,28	142,60	46,20
Cedro	90,88	81,96	44,17	105,38	93,45	93,04	69,98	39,30	71,17	84,25	52,69	59,14	67,31	89,81	48,10	51,45	41,17	107,02	96,45	60,00
Chaval	88,53	48,26	38,76	117,80	89,45	103,88	56,55	67,63	77,27	108,63	81,62	75,53	88,38	115,70	52,24	89,75	74,34	135,17	153,01	54,41
Choro	37,09	50,32	28,81	72,41	74,57	77,28	44,33	24,02	54,53	60,61	40,34	72,74	48,85	80,33	48,18	59,73	40,35	63,14	77,69	46,61
Chorozinho	54,24	43,56	22,65	113,32	102,62	99,42	49,59	25,43	37,92	60,57	45,75	71,26	38,58	46,80	59,44	76,33	38,20	50,14	128,25	55,88
Coreau	77,50	51,33	57,12	116,22	119,02	94,38	56,76	41,38	96,07	80,21	63,79	48,01	90,52	73,58	50,61	62,76	61,56	89,16	122,06	67,95
Cratueus	53,70	39,49	16,68	50,83	105,21	81,99	49,61	13,67	76,45	62,79	39,51	57,42	62,27	69,14	45,87	42,90	39,13	72,52	94,60	40,44
Crato	65,21	69,40	43,70	99,75	97,12	111,61	60,07	74,06	97,49	87,01	63,51	72,43	75,51	112,53	74,94	90,83	83,14	115,67	99,42	68,51
Croata	36,22	33,12	22,43	44,87	55,18	64,67	39,72	14,10	52,95	49,83	39,49	42,36	42,00	67,26	42,46	35,34	45,19	74,94	82,52	33,42
Cruz	72,58	56,75	13,89	122,27	90,57	80,47	43,35	57,72	72,08	89,58	51,00	67,25	129,67	89,17	40,63	74,59	58,30	93,17	158,33	52,50

Dep. Irapuan Pinheiro	55,08	60,40	40,77	91,57	62,48	75,68	59,99	27,12	60,27	38,61	42,48	60,36	59,04	80,25	45,33	50,50	71,55	70,00	62,83	45,00
Erere	67,42	76,17	15,47	97,17	94,55	72,17	58,60	28,75	66,25	73,58	42,56	75,31	54,03	104,35	41,75	78,58	66,96	102,67	107,13	58,64
Eusebio	105,94	72,85	52,41	171,95	147,37	136,37	85,00	73,38	105,78	146,60	134,11	106,19	87,85	78,33	66,23	68,79	88,38	103,00	188,67	71,58
Farias Brito	54,22	76,59	63,12	71,60	104,57	102,03	68,72	80,39	87,65	65,49	54,55	57,04	82,30	107,53	46,80	116,77	78,09	85,53	92,84	75,31
Forquilha	48,83	34,13	29,45	93,63	67,83	73,54	26,92	17,59	60,37	70,47	40,27	62,86	53,04	59,79	38,03	65,39	53,18	75,35	171,81	46,12
Fortaleza	106,29	85,50	67,74	191,58	151,44	128,09	78,34	70,22	111,56	152,13	100,92	129,98	131,01	128,07	84,10	108,74	87,46	115,63	166,55	70,18
Fortim	45,92	46,33	33,19	124,29	115,40	147,10	73,67	50,08	92,92	92,72	71,11	98,18	75,94	112,81	36,90	100,78	75,92	73,32	156,77	70,36
Frecheirinha	72,79	39,97	48,47	92,80	89,33	92,76	53,46	60,67	72,92	103,50	71,50	72,33	93,25	88,08	66,17	68,25	64,75	94,62	147,12	60,83
General Sampaio	78,20	45,60	22,30	99,50	83,14	94,24	37,02	34,00	55,98	66,48	41,74	58,92	78,51	44,90	37,72	56,67	18,62	55,98	101,48	33,96
Graca	51,12	61,83	54,49	120,05	108,70	111,17	80,88	37,40	79,57	85,10	82,00	92,21	104,92	124,67	69,50	84,22	88,75	110,18	165,00	84,17
Granja	75,43	53,47	52,35	126,31	139,54	114,78	59,77	33,91	103,33	70,62	76,37	94,53	111,99	95,00	71,32	111,50	102,32	126,97	193,54	67,59
Granjeiro	66,61	75,12	53,45	79,08	97,83	100,62	65,53	36,23	105,67	84,97	63,12	68,13	65,09	138,97	63,69	95,75	84,35	125,43	113,39	72,45
Groairas	56,41	44,67	38,08	93,16	87,35	75,00	59,08	32,58	78,25	79,42	48,12	71,03	82,75	66,00	42,92	41,66	54,12	0,00	105,39	7,42
Guaiuba	58,04	62,93	22,87	140,94	121,34	106,67	66,80	51,72	72,22	138,68	89,07	130,75	108,70	68,24	35,94	38,61	64,19	75,24	139,77	38,73
Guaraciaba do Norte	108,45	84,00	39,42	106,85	124,58	122,43	83,91	51,39	92,48	97,25	49,16	84,27	85,76	73,77	66,38	38,93	68,20	106,63	121,56	54,09
Guaramiranga	117,08	118,39	76,92	194,37	143,28	153,56	83,15	68,24	92,25	164,98	129,23	196,43	181,56	169,16	118,49	145,33	108,85	125,25	181,33	91,67
Hidrolandia	62,60	46,32	40,22	105,73	88,75	104,22	57,07	34,50	66,33	55,48	52,09	65,95	77,19	87,39	60,23	66,24	60,10	79,43	115,67	40,26
Horizonte	132,18	40,50	29,08	130,81	130,30	116,90	60,86	46,15	75,11	118,85	80,43	110,53	103,64	97,92	46,33	77,50	63,97	88,34	160,16	40,48
Ibaretama	75,64	48,67	34,25	113,82	61,97	77,92	61,37	29,67	45,73	44,99	38,24	66,34	50,04	54,82	53,51	63,11	53,29	60,37	125,81	45,97
Ibiapina	101,42	63,81	79,18	124,57	114,37	145,66	84,33	84,42	125,75	169,20	124,75	117,50	158,00	194,83	125,92	149,17	105,80	141,21	197,67	122,00
Ibicuitinga	50,24	53,50	20,11	73,33	73,82	62,80	40,40	36,90	46,05	86,00	44,92	73,52	65,30	71,70	43,63	80,48	62,74	71,52	92,22	48,50
Icapui	60,24	67,03	27,02	85,38	114,22	101,58	53,49	31,03	53,38	56,64	47,33	76,71	57,35	65,32	34,12	76,74	65,88	91,98	131,94	30,72
Ico	80,72	53,84	41,26	75,97	59,83	66,32	54,75	23,81	62,10	60,93	38,24	64,87	49,77	63,60	46,32	59,50	53,84	74,78	92,22	62,23
Iguatu	74,80	78,91	38,73	83,36	78,52	76,05	74,86	65,72	66,12	88,49	55,29	58,01	75,43	94,06	39,74	64,78	57,11	96,04	104,97	59,18
Independencia	50,95	35,08	14,38	43,46	64,25	75,03	61,09	8,65	45,72	46,42	33,04	45,88	38,18	50,47	41,42	28,59	37,49	60,54	63,90	31,67
Iporanga	52,88	34,39	31,42	48,23	77,01	68,62	53,67	38,63	72,11	63,67	44,22	58,40	73,00	77,33	43,06	53,08	58,64	74,42	103,17	54,67
Ipaumirim	55,48	63,25	51,16	93,98	72,92	89,06	91,30	47,57	74,87	76,86	47,06	86,43	66,65	86,76	52,53	82,08	48,03	123,90	81,27	57,08
Ipu	57,58	49,45	44,97	104,31	97,55	106,24	52,73	27,79	80,49	89,88	49,90	71,64	84,94	91,52	70,77	74,95	60,97	75,22	129,63	60,27

Ipueiras	54,13	52,18	40,52	91,66	104,43	112,19	55,18	29,20	89,38	96,43	58,63	74,52	80,10	107,99	58,80	70,37	56,19	75,77	128,27	56,70
Iracema	37,16	41,64	31,43	88,06	80,06	73,11	26,69	22,88	54,73	69,56	51,99	89,75	57,90	123,07	42,69	73,61	57,88	92,80	105,53	42,16
Iraucuba	39,96	20,87	10,92	57,88	41,37	52,27	21,94	7,25	37,11	35,74	28,64	48,86	40,34	52,14	23,68	45,22	27,72	51,95	103,38	32,68
Itaicaba	40,48	50,58	14,33	63,33	55,00	52,12	29,88	24,12	27,49	61,32	16,17	63,45	79,75	81,33	37,47	77,62	73,51	62,83	127,55	33,71
Itaitinga	77,90	53,39	33,97	118,29	128,63	97,89	61,69	67,67	80,70	126,25	94,50	125,33	118,58	118,42	71,83	101,75	87,75	93,04	184,67	71,33
Itapaje	67,58	54,28	46,24	115,46	74,65	88,91	47,92	59,26	58,44	73,25	50,23	80,87	88,56	82,84	48,74	74,88	62,13	67,70	109,47	34,50
Itapipoca	96,16	63,60	45,50	136,52	107,28	111,41	48,41	55,56	98,03	62,02	49,70	82,28	77,32	65,03	51,95	62,93	57,87	84,89	160,47	67,49
Itapiuna	49,57	43,13	22,23	79,00	74,79	75,39	33,73	29,64	51,47	76,92	50,47	82,94	75,25	80,74	53,16	83,48	62,30	70,47	96,56	42,64
Itarema	106,78	57,77	51,29	182,32	128,96	124,23	57,44	54,32	83,66	74,77	61,90	89,10	124,52	63,18	45,74	43,54	76,84	88,74	167,08	65,80
Itatira	31,79	37,63	20,59	63,93	40,66	66,30	39,04	17,61	31,80	56,29	24,29	76,85	49,89	69,40	39,50	36,77	42,71	74,33	79,20	42,35
Jaguaretama	50,30	45,03	28,80	110,08	96,85	92,32	59,44	35,49	78,92	68,92	32,26	73,07	60,39	75,10	32,38	37,81	35,83	64,12	86,53	47,01
Jaguaribara	38,84	38,12	19,23	70,42	63,96	65,13	45,43	25,06	59,36	55,30	32,30	70,17	56,18	81,38	33,12	62,17	47,16	74,28	94,92	31,04
Jaguaribe	43,16	47,45	19,13	77,72	78,93	85,81	44,62	32,59	55,13	55,16	41,21	59,51	49,74	85,56	39,61	47,86	44,09	77,30	95,69	47,60
Jaguaruana	31,26	62,68	9,83	73,83	73,42	62,25	21,63	25,23	39,76	33,69	28,47	56,08	74,81	64,55	37,33	59,53	49,51	63,23	94,09	26,41
Jardim	36,83	75,48	30,09	71,59	65,60	78,97	80,13	35,56	49,73	35,36	38,22	51,26	53,09	64,23	76,11	52,70	50,83	72,22	75,57	62,11
Jati	43,20	51,48	27,88	59,36	76,24	74,42	67,96	45,96	68,28	71,97	69,19	66,20	46,28	78,00	62,17	43,25	60,83	73,58	72,25	53,58
Jijoca de Jericoacoara	60,83	49,23	26,83	115,42	86,27	82,41	35,27	44,79	79,56	62,00	50,42	38,90	56,59	37,31	42,78	52,58	49,57	68,48	173,70	48,01
Juazeiro do Norte	105,30	89,19	46,85	70,97	95,14	84,15	41,18	64,39	82,04	75,37	64,14	78,60	83,29	110,98	53,72	70,74	73,34	91,66	90,07	77,01
Jucas	68,38	60,93	40,92	81,38	75,15	78,18	97,65	45,75	52,15	88,62	62,79	47,17	63,36	98,33	45,57	42,22	48,97	89,15	101,97	80,89
Lavras da Mangabeira	77,29	74,77	56,72	84,88	83,99	104,20	59,57	52,44	65,12	56,17	54,50	81,39	68,62	112,98	52,26	90,44	54,86	111,24	87,91	69,46
Limoeiro do Norte	40,83	35,84	25,46	68,82	76,62	60,32	33,30	25,31	50,81	87,21	46,74	74,36	64,51	92,16	56,06	58,97	53,06	69,34	99,64	57,94
Madalena	44,51	37,75	16,01	68,58	76,10	69,62	36,81	13,31	34,26	69,67	22,27	55,09	45,10	75,80	33,36	35,07	34,26	56,19	78,44	34,33
Maracanau	66,75	72,25	54,17	160,00	120,25	97,33	49,63	77,80	69,91	116,80	79,32	119,43	105,00	114,87	62,33	95,33	90,33	108,85	168,66	78,35
Maranguape	86,03	61,23	48,66	155,74	99,11	128,87	36,08	61,37	73,97	69,88	69,00	93,27	90,04	98,44	53,52	75,38	65,75	81,03	120,00	32,06
Marco	66,99	58,01	42,97	79,23	79,43	90,93	23,75	32,68	83,62	75,18	52,51	57,80	98,48	78,20	51,41	66,68	62,82	91,95	120,86	32,20
Martinopole	74,32	50,87	45,46	116,02	118,66	97,40	60,83	71,25	104,92	80,24	67,17	72,42	100,25	76,00	51,33	86,52	69,50	88,75	136,25	50,33
Massape	50,60	59,64	49,15	93,54	79,85	93,72	41,04	39,73	85,38	74,58	52,00	66,15	82,61	82,36	56,37	82,03	59,01	82,62	106,77	50,33
Mauriti	54,67	45,27	34,27	77,24	74,95	95,45	47,12	34,09	68,36	57,02	58,66	41,93	46,60	92,94	45,62	54,57	33,88	91,84	76,83	57,35

Meruoca	106,92	70,75	56,49	202,69	185,46	152,06	73,95	80,15	132,40	161,40	121,30	127,61	110,86	119,47	61,72	90,54	101,68	133,02	163,93	93,55
Milagres	61,41	62,12	39,15	76,46	88,25	91,76	71,24	62,19	90,53	83,50	66,51	51,48	65,97	116,68	67,08	98,30	49,18	103,60	81,20	74,55
Milha	41,17	56,47	29,44	81,61	63,19	48,87	65,57	31,54	66,75	56,64	49,83	76,65	47,69	93,38	53,59	50,83	68,97	66,36	90,29	51,50
Miraima	56,54	35,33	14,09	76,19	41,73	76,00	21,48	37,65	61,97	84,99	45,90	64,11	84,30	77,94	29,50	67,53	27,09	93,89	110,62	28,27
Missao Velha	80,15	81,71	57,79	81,88	101,23	106,95	82,56	76,01	92,88	65,14	70,29	71,79	70,74	112,89	61,00	89,69	64,66	95,80	101,30	71,68
Mombaca	40,17	48,66	22,77	76,99	69,58	69,15	64,11	23,94	42,28	57,03	31,66	56,62	60,86	83,05	51,33	37,02	63,19	76,03	70,39	36,76
Monsenhor Tabosa	63,57	36,57	12,06	66,67	57,77	75,38	46,38	13,09	46,48	55,36	33,39	42,30	43,83	57,49	37,09	34,63	33,75	53,35	79,44	35,29
Morada Nova	41,80	47,12	16,07	78,33	70,78	52,15	40,56	15,14	58,67	54,75	38,17	65,68	47,05	78,13	44,06	64,14	50,95	63,83	96,23	50,33
Moraujo	87,00	58,83	40,38	125,42	131,21	78,00	52,67	30,92	119,50	105,75	70,33	64,46	77,92	75,33	65,67	74,75	76,83	15,33	139,83	60,67
Morrinhos	47,69	52,25	26,77	101,37	96,00	67,02	30,50	42,53	83,48	70,11	47,04	55,16	43,62	38,17	30,18	69,01	57,32	76,21	133,14	36,42
Mucambo	73,13	50,23	41,20	108,97	99,56	100,67	87,08	53,81	95,28	83,17	82,83	78,75	83,83	100,00	68,58	52,67	77,59	73,92	142,08	89,42
Mulungu	88,17	68,58	39,92	129,01	86,89	103,89	67,60	59,75	54,84	179,16	95,94	118,21	104,94	121,83	74,16	85,92	59,17	98,15	129,67	51,67
Nova Olinda	76,60	96,27	43,78	72,39	71,83	106,47	62,75	50,09	80,25	66,71	43,44	37,42	70,62	96,33	53,17	69,71	93,20	82,26	87,54	49,17
Nova Russas	53,77	32,93	33,71	80,32	93,51	81,64	36,89	29,25	97,39	73,70	61,42	64,74	62,03	80,16	45,61	59,94	52,26	60,63	111,69	48,34
Novo Oriente	63,38	36,75	22,68	69,95	76,47	64,73	50,71	29,83	87,20	62,30	39,16	69,12	68,51	54,83	30,45	59,62	36,27	87,69	76,75	39,13
Ocara	56,19	50,66	20,34	88,42	74,33	94,67	22,90	28,94	50,24	80,52	42,59	85,64	62,87	80,19	43,60	52,09	39,94	40,70	111,18	50,21
Oros	62,90	50,62	25,16	78,62	71,03	61,91	79,50	35,02	72,70	47,59	43,95	68,96	57,09	79,42	44,67	71,39	60,70	85,41	99,96	64,51
Pacajus	58,67	64,21	25,10	127,62	94,05	103,72	55,18	38,46	61,18	69,04	76,85	108,67	102,40	90,20	54,71	84,50	67,64	76,37	144,98	32,34
Pacatuba	98,47	79,60	54,98	163,36	136,38	133,73	67,02	67,48	78,53	140,78	96,67	136,09	122,24	122,12	65,12	101,57	98,10	76,24	179,95	62,81
Pacoti	105,38	93,83	78,08	157,85	121,51	139,13	79,83	83,62	112,79	179,68	113,84	140,67	158,32	130,99	109,01	117,47	101,13	115,20	177,91	67,86
Pacuja	80,22	50,36	44,24	97,06	106,48	90,18	63,44	55,04	98,76	93,38	56,54	95,16	88,20	116,57	55,60	70,33	77,42	93,30	110,04	67,39
Palhano	48,10	65,86	8,66	77,33	60,45	71,05	40,40	19,92	56,39	71,14	30,98	74,82	60,21	68,42	43,00	62,02	53,28	48,03	107,70	35,95
Palmacia	96,63	83,25	44,08	153,62	132,17	106,12	72,17	72,65	110,46	125,51	123,84	147,02	129,32	126,15	94,77	111,79	104,72	79,15	158,42	78,12
Paracuru	84,40	78,93	39,37	185,38	172,98	109,38	76,37	76,23	122,97	131,12	96,14	138,79	148,89	147,46	81,12	91,03	114,28	111,58	173,10	77,18
Paraipaba	102,93	71,97	38,00	155,62	139,23	130,66	65,71	73,54	124,39	102,50	77,06	122,59	148,98	119,33	87,23	82,78	84,98	103,44	170,94	67,73
Parambu	48,65	35,66	40,81	84,65	63,88	52,00	53,65	21,67	56,69	48,97	23,01	33,93	32,57	57,73	49,00	44,97	43,27	65,38	72,87	57,26
Paramoti	37,53	50,38	11,75	72,79	70,75	77,27	33,52	19,03	44,50	41,75	44,09	60,39	73,96	59,24	41,09	56,59	21,01	73,40	95,67	55,08
Pedra Branca	64,46	68,07	24,85	76,38	62,88	78,50	66,28	33,99	53,70	74,11	41,32	70,90	62,20	101,06	67,54	59,85	55,66	66,49	85,78	44,46

Penaforte	38,19	54,48	23,28	42,82	54,12	67,05	45,58	29,96	51,99	41,41	46,42	52,27	59,58	75,00	27,38	27,42	48,30	64,62	81,25	44,67
Pentecoste	67,35	63,30	16,97	95,16	73,50	80,65	35,16	25,13	45,73	42,27	46,10	56,96	63,22	49,60	33,38	52,33	44,55	57,64	110,93	41,50
Pereiro	73,29	66,94	24,55	114,30	100,64	101,25	88,47	17,85	63,23	76,51	51,42	78,50	52,95	106,33	38,14	74,77	65,83	107,91	115,14	45,97
Pindoretama	83,47	60,21	44,17	155,85	133,55	120,38	88,08	47,33	86,58	124,08	94,25	141,33	152,58	124,67	89,00	117,83	87,58	101,42	203,92	58,25
Piquet Carneiro	62,98	42,00	27,38	86,42	48,90	47,50	66,51	24,85	57,75	57,31	51,33	73,45	69,30	91,53	49,93	56,37	66,30	79,69	97,92	54,63
Pires Ferreira	33,96	50,18	20,23	99,48	97,53	88,26	58,77	37,12	70,43	66,38	52,24	71,35	104,37	115,02	54,89	68,51	61,01	77,91	143,12	70,92
Poranga	32,83	20,42	25,42	29,15	28,33	29,62	51,17	32,92	65,78	69,48	52,38	50,48	47,69	83,70	54,46	31,38	51,35	63,79	79,50	37,33
Porteiras	51,93	87,92	40,87	72,79	62,08	102,66	74,40	29,54	83,26	67,16	60,25	56,67	54,74	74,42	59,88	53,50	47,57	64,91	76,20	51,59
Potengi	50,52	56,32	47,66	48,41	83,35	88,58	81,50	16,44	57,53	55,62	30,95	32,96	39,84	79,46	30,12	21,39	53,43	73,25	68,39	71,44
Potiretama	49,76	41,33	2,27	85,62	61,72	74,70	47,83	18,49	67,76	49,01	45,64	79,04	32,63	98,93	49,07	63,15	49,58	77,79	105,56	47,34
Quiterianopolis	63,87	42,38	29,35	56,25	77,73	64,42	69,87	22,54	56,15	65,24	42,21	39,54	41,33	61,38	47,97	30,21	41,29	65,34	72,24	32,68
Quixada	30,86	41,44	36,59	72,25	51,86	61,29	30,62	11,66	45,86	56,12	40,45	60,34	59,99	78,99	26,24	44,42	40,94	53,36	83,24	48,85
Quixelo	53,72	47,00	24,48	51,44	57,92	67,03	81,88	50,24	69,58	70,48	66,90	64,05	52,34	74,17	39,83	61,42	76,33	101,79	88,93	56,82
Quixeramobim	34,42	31,66	23,14	71,18	60,15	64,10	53,65	17,22	49,34	64,64	41,67	76,48	61,24	98,85	44,42	50,31	44,43	55,73	94,66	47,34
Quixere	40,35	47,54	18,83	64,92	59,33	53,33	40,25	31,32	44,77	48,11	32,83	61,50	55,69	82,58	43,77	39,80	49,80	40,59	86,10	44,89
Redencao	68,91	77,71	37,06	136,44	118,65	104,59	39,73	61,85	88,28	135,55	91,01	128,25	119,45	108,66	78,85	78,73	74,13	70,15	158,03	48,53
Reriutaba	72,67	43,92	18,48	94,04	79,24	94,72	57,49	34,05	81,32	63,34	49,83	78,58	84,41	102,44	50,67	65,77	62,49	93,25	123,78	46,50
Russas	33,83	40,76	16,52	59,41	75,51	63,73	23,08	25,82	54,53	65,97	39,40	51,44	56,03	58,98	49,29	46,60	45,97	72,35	94,02	58,94
Saboeiro	27,26	32,42	36,33	64,88	53,97	62,33	54,81	36,35	41,30	59,45	44,75	44,85	59,27	73,39	34,58	49,26	62,43	75,44	55,00	56,52
Salitre	35,35	26,92	25,27	82,40	54,42	41,52	69,85	27,92	57,42	46,08	16,80	42,58	49,17	93,41	62,42	37,27	43,24	50,04	50,50	31,33
Santa Quiteria	54,06	46,90	35,91	83,57	90,88	93,97	51,99	13,80	57,26	57,39	37,97	51,56	38,86	51,85	33,01	42,53	42,32	65,07	93,79	25,25
Santana do Acarau	65,81	59,82	22,78	87,46	79,53	105,38	49,25	24,00	66,95	55,49	43,86	65,69	44,43	46,68	45,20	50,84	43,71	67,54	118,17	39,00
Santana do Cariri	82,72	90,61	48,13	82,67	84,21	134,34	75,79	47,88	90,82	92,58	48,21	56,07	71,29	127,34	55,19	69,77	61,95	81,01	125,39	58,38
Sao Benedito	73,94	72,67	65,68	159,09	153,51	146,69	86,01	60,18	95,17	103,26	70,16	95,04	93,81	126,56	53,40	71,14	70,89	89,37	147,96	75,12
Sao Goncalo do Amarante	81,02	58,55	36,17	123,58	74,51	78,39	39,31	39,91	94,37	99,20	78,62	87,77	63,08	83,08	55,65	44,10	50,89	68,98	148,51	88,26
Sao Joao do Jaguaribe	46,06	38,93	24,07	71,23	81,35	57,51	51,08	22,33	40,82	86,22	32,82	86,45	55,48	67,65	35,58	62,17	45,34	61,54	85,35	41,81
Sao Luis do Curu	82,07	60,67	20,22	88,55	99,45	80,75	31,75	41,17	66,50	74,42	44,08	91,17	93,50	81,50	47,67	75,58	54,96	95,00	144,93	28,42
Senador Pompeu	32,63	58,44	27,09	87,08	69,95	67,88	57,47	42,23	43,62	62,04	45,70	83,31	60,58	85,64	56,98	53,68	47,70	68,30	77,96	38,06

Senador Sa	62,80	47,63	39,56	111,69	122,04	90,15	46,72	40,99	79,55	78,32	67,19	94,27	100,45	75,09	48,04	87,41	68,07	98,07	121,84	34,12
Sobral	40,24	41,35	35,47	143,61	80,65	72,37	16,14	30,43	66,99	68,76	59,97	58,71	70,36	81,98	32,40	54,46	54,98	59,54	98,93	50,58
Solnopole	33,73	42,69	19,02	81,02	70,75	63,73	52,87	36,89	61,86	51,17	51,33	73,03	58,95	106,05	42,87	62,69	56,31	68,34	99,70	48,02
Tabuleiro do Norte	41,00	48,55	20,30	73,45	70,77	57,76	48,28	26,68	52,79	63,87	29,47	54,39	39,06	35,83	24,97	41,55	41,44	69,04	118,51	60,08
Tamboril	52,62	26,20	38,16	64,13	67,01	81,70	40,81	10,08	61,30	57,28	39,93	44,94	47,30	69,32	47,33	47,36	32,74	49,12	89,05	39,35
Tarrafas	37,84	43,49	33,08	52,52	67,55	64,43	53,05	42,73	50,95	55,06	45,06	51,22	55,49	95,98	49,02	64,87	71,90	81,94	59,58	37,64
Taua	42,27	19,64	34,12	65,99	60,93	40,71	31,52	7,59	45,18	40,20	29,37	38,52	41,95	52,47	35,83	22,36	32,96	42,81	55,37	31,55
Tejucooca	50,85	43,77	25,95	77,70	62,98	80,03	35,15	13,99	35,65	53,62	28,93	66,19	68,08	86,13	39,11	51,12	46,52	42,68	89,01	17,28
Tiangua	87,60	64,17	65,75	142,50	137,99	128,45	76,50	48,70	91,22	95,65	72,68	79,31	88,73	95,81	60,01	70,43	82,74	103,97	135,52	63,11
Trairi	115,12	73,64	39,31	128,29	81,21	86,67	61,99	71,58	125,58	86,53	72,17	120,41	140,90	93,42	41,38	61,18	69,94	155,80	156,30	68,13
Tururu	49,75	45,80	18,58	122,04	103,32	108,73	36,95	71,43	92,25	90,87	60,85	62,95	80,33	98,92	52,92	65,75	47,75	75,58	113,36	42,19
Ubajara	109,22	80,92	74,06	188,55	142,47	155,52	91,46	67,03	95,10	95,62	69,04	65,49	79,06	109,14	70,17	71,37	67,81	107,02	161,16	63,42
Umari	65,62	69,92	33,37	73,24	61,40	70,28	55,24	37,00	42,96	91,62	40,99	66,88	60,46	79,50	37,17	62,79	55,78	111,02	69,03	52,22
Umirim	90,20	57,00	16,18	100,65	96,67	98,50	40,62	22,23	64,64	79,54	45,48	100,42	98,73	70,56	48,30	67,10	49,74	82,44	101,92	30,56
Uruburetama	86,62	79,76	53,62	128,65	115,14	98,00	58,81	62,85	97,78	73,55	58,62	75,03	101,88	110,50	49,99	61,26	51,84	76,65	153,14	40,25
Uruoca	61,82	42,49	37,23	94,92	91,20	63,09	43,92	36,34	102,71	78,43	74,23	73,51	92,31	89,39	56,77	82,00	69,15	119,05	156,75	55,81
Varjota	64,62	42,89	31,52	132,73	75,88	60,66	59,64	46,42	88,48	86,97	62,67	77,50	93,33	94,00	56,83	89,75	67,63	109,67	133,18	51,48
Varzea Alegre	71,97	84,01	49,29	93,45	93,42	84,42	75,38	46,27	85,70	98,08	49,56	60,27	66,17	89,19	61,99	110,80	60,71	105,99	89,30	66,23
Vicosa do Ceara	99,67	80,23	83,22	161,49	156,15	130,00	97,13	43,70	91,84	107,87	83,36	83,30	81,22	100,12	66,78	53,63	88,14	104,73	160,88	77,33

Fonte: FUNCEME (2012).

ÍNDICES LOCAIS DE MORAN

Município	Década de 90					Década de 2000				
	Ii	E.Ii	Var.Ii	Z.Ii	Pr.z...0.	Ii	E.Ii	Var.Ii	Z.Ii	Pr.z...0.
ABAIARA	0,27448	-0,00546	0,32579	0,49047	0,31190	0,01022	-0,00546	0,32297	0,02759	0,48899
ACARAPE	0,38368	-0,00546	0,19333	0,88505	0,18807	0,62480	-0,00546	0,19167	1,43960	0,07499
ACARAÚ	0,02205	-0,00546	0,16021	0,06874	0,47260	0,12950	-0,00546	0,15885	0,33863	0,36744
ACOPIARA	0,39934	-0,00546	0,09398	1,32047	0,09334	0,53014	-0,00546	0,09320	1,75441	0,03968
AIUABA	1,20158	-0,00546	0,16021	3,01563	0,00128	1,53582	-0,00546	0,15885	3,86716	0,00006
ALCÂNTARAS	-0,29950	-0,00546	0,19333	-0,66873	0,74817	0,07532	-0,00546	0,19167	0,18453	0,42680
ALTANEIRA	0,00081	-0,00546	0,24300	0,01272	0,49492	-0,02259	-0,00546	0,24091	-0,03489	0,51392
ALTO SANTO	0,65901	-0,00546	0,16021	1,66010	0,04845	0,47097	-0,00546	0,15885	1,19540	0,11597
AMONTADA	-0,10303	-0,00546	0,16021	-0,24376	0,59629	-0,04097	-0,00546	0,15885	-0,08910	0,53550
ANTONINA DO NORTE	0,90732	-0,00546	0,19333	2,07598	0,01895	1,14664	-0,00546	0,19167	2,63155	0,00425
APUIARÉS	-0,05032	-0,00546	0,19333	-0,10202	0,54063	0,36972	-0,00546	0,19167	0,85697	0,19573
AQUIRAZ	3,29027	-0,00546	0,16021	8,23389	0,00000	4,26935	-0,00546	0,15885	10,72569	0,00000
ARACATI	0,25199	-0,00546	0,16021	0,64321	0,26004	0,02920	-0,00546	0,15885	0,08698	0,46534
ARACOIABA	0,00154	-0,00546	0,19333	0,01593	0,49365	-0,06837	-0,00546	0,19167	-0,14367	0,55712
ARARENDÁ	0,44421	-0,00546	0,32579	0,78782	0,21540	0,88755	-0,00546	0,32297	1,57138	0,05805
ARARIPE	0,37670	-0,00546	0,32579	0,66956	0,25157	0,74700	-0,00546	0,32297	1,32406	0,09274
ARATUBA	-0,16964	-0,00546	0,24300	-0,33304	0,63045	0,01316	-0,00546	0,24091	0,03795	0,48486
ARNEIROZ	1,12237	-0,00546	0,13656	3,05200	0,00114	1,39270	-0,00546	0,13540	3,79966	0,00007
ASSARÉ	0,30478	-0,00546	0,13656	0,83954	0,20058	0,47092	-0,00546	0,13540	1,29464	0,09772
AURORA	0,11064	-0,00546	0,16021	0,29007	0,38588	0,00341	-0,00546	0,15885	0,02225	0,49112
BAIXIO	0,00378	-0,00546	0,32579	0,01619	0,49354	0,00115	-0,00546	0,32297	0,01163	0,49536
BANABUIÚ	0,83142	-0,00546	0,16021	2,09082	0,01827	0,40189	-0,00546	0,15885	1,02208	0,15337
BARBALHA	0,34226	-0,00546	0,24300	0,70540	0,24028	0,13391	-0,00546	0,24091	0,28397	0,38822
BARREIRA	-0,01806	-0,00546	0,16021	-0,03146	0,51255	0,07521	-0,00546	0,15885	0,20241	0,41980
BARRO	-0,02048	-0,00546	0,32579	-0,02630	0,51049	0,01749	-0,00546	0,32297	0,04039	0,48389
BARROQUINHA	0,69055	-0,00546	0,32579	1,21941	0,11134	0,95095	-0,00546	0,32297	1,68295	0,04619
BATURITÉ	-0,13911	-0,00546	0,98809	-0,13445	0,55348	0,28364	-0,00546	0,97943	0,29212	0,38510
BEBERIBE	-0,26827	-0,00546	0,13656	-0,71119	0,76152	-0,05782	-0,00546	0,13540	-0,14228	0,55657
BELA CRUZ	-0,16172	-0,00546	0,16021	-0,39039	0,65188	0,13669	-0,00546	0,15885	0,35666	0,36067
BOA VIAGEM	0,96658	-0,00546	0,11882	2,81998	0,00240	1,02911	-0,00546	0,11782	3,01408	0,00129
BREJO SANTO	0,01509	-0,00546	0,16021	0,05135	0,47952	0,04450	-0,00546	0,15885	0,12536	0,45012
CAMOCIM	0,18607	-0,00546	0,19333	0,43560	0,33156	0,04035	-0,00546	0,19167	0,10465	0,45833
CAMPOS SALES	1,12238	-0,00546	0,19333	2,56509	0,00516	1,43487	-0,00546	0,19167	3,28992	0,00050
CANINDÉ	0,84696	-0,00546	0,08495	2,92466	0,00172	0,54754	-0,00546	0,08425	1,90523	0,02838
CAPISTRANO	-0,05815	-0,00546	0,19333	-0,11983	0,54769	0,13807	-0,00546	0,19167	0,32786	0,37151
CARIDADE	-0,78408	-0,00546	0,10502	-2,40263	0,99186	-0,92454	-0,00546	0,10414	-2,84798	0,99780
CARIRÉ	-0,01088	-0,00546	0,13656	-0,01466	0,50585	-0,01107	-0,00546	0,13540	-0,01522	0,50607
CARIRIACU	0,31302	-0,00546	0,11882	0,92394	0,17776	0,30016	-0,00546	0,11782	0,89038	0,18663
CARIÚS	0,01536	-0,00546	0,16021	0,05204	0,47925	-0,00130	-0,00546	0,15885	0,01044	0,49584
CARNAUBAL	-1,54620	-0,00546	0,49136	-2,19800	0,98603	-0,49385	-0,00546	0,48708	-0,69978	0,75797
CASCAVEL	0,42660	-0,00546	0,11882	1,25344	0,10502	0,52498	-0,00546	0,11782	1,54538	0,06113
CATARINA	0,86387	-0,00546	0,24300	1,76353	0,03891	1,14334	-0,00546	0,24091	2,34058	0,00963
CATUNDA	0,14467	-0,00546	0,24300	0,30457	0,38035	0,39858	-0,00546	0,24091	0,82320	0,20520
CAUCAIA	1,28629	-0,00546	0,19333	2,93787	0,00165	0,05264	-0,00546	0,19167	0,13271	0,44721
CEDRO	0,07508	-0,00546	0,19333	0,18319	0,42733	0,00191	-0,00546	0,19167	0,01683	0,49328
CHAVAL	0,56167	-0,00546	0,49136	0,80906	0,20924	1,49319	-0,00546	0,48708	2,14734	0,01588
CHORÓ	0,98639	-0,00546	0,16021	2,47800	0,00661	0,63529	-0,00546	0,15885	1,60769	0,05395
CHOROZINHO	-0,10909	-0,00546	0,19333	-0,23567	0,59316	-0,30512	-0,00546	0,19167	-0,68445	0,75316
COREAÚ	0,43890	-0,00546	0,13656	1,20250	0,11459	0,02631	-0,00546	0,13540	0,08635	0,46559
CRATEÚS	0,68461	-0,00546	0,19333	1,56946	0,05827	0,77147	-0,00546	0,19167	1,77462	0,03798
CRATO	0,30929	-0,00546	0,16021	0,78636	0,21583	0,13026	-0,00546	0,15885	0,34053	0,36673
CROATÁ	-0,85068	-0,00546	0,32579	-1,48081	0,93067	-0,27342	-0,00546	0,32297	-0,47150	0,68136
CRUZ	0,01620	-0,00546	0,32579	0,03796	0,48486	0,09758	-0,00546	0,32297	0,18131	0,42806
DEPUTADO IRAPUAN PINHEIRO	0,41302	-0,00546	0,19333	0,95176	0,17061	0,31078	-0,00546	0,19167	0,72234	0,23504
ERERÉ	0,03236	-0,00546	0,49136	0,05396	0,47849	0,00922	-0,00546	0,48708	0,02104	0,49161
EUSÉBIO	4,34865	-0,00546	0,32579	7,62838	0,00000	3,29827	-0,00546	0,32297	5,81336	0,00000
FARIAS BRITO	0,04702	-0,00546	0,11882	0,15227	0,43949	0,01425	-0,00546	0,11782	0,05745	0,47709

FORQUILHA	-0,07557	-0,00546	0,32579	-0,12283	0,54888	0,12121	-0,00546	0,32297	0,22290	0,41181
FORTALEZA	4,15780	-0,00546	0,19333	9,46864	0,00000	3,34438	-0,00546	0,19167	7,65148	0,00000
FORTIM	0,00529	-0,00546	0,49136	0,01535	0,49388	0,06213	-0,00546	0,48708	0,09685	0,46142
FRECHEIRINHA	0,43285	-0,00546	0,32579	0,76792	0,22127	0,31030	-0,00546	0,32297	0,55563	0,28923
GENERAL SAMPAIO	0,28515	-0,00546	0,24300	0,58954	0,27775	0,84618	-0,00546	0,24091	1,73513	0,04136
GRAÇA	0,69755	-0,00546	0,16021	1,75639	0,03951	1,66718	-0,00546	0,15885	4,19673	0,00001
GRANJA	0,54666	-0,00546	0,09398	1,80102	0,03585	1,03318	-0,00546	0,09320	3,40218	0,00033
GRANJEIRO	0,23752	-0,00546	0,32579	0,42570	0,33516	0,38819	-0,00546	0,32297	0,69270	0,24425
GROAÍRAS	0,01757	-0,00546	0,24300	0,04673	0,48136	0,17395	-0,00546	0,24091	0,36554	0,35735
GUAIÚBA	1,02884	-0,00546	0,11882	3,00061	0,00135	0,51721	-0,00546	0,11782	1,52273	0,06391
GUARACIABA DO NORTE	0,03149	-0,00546	0,16021	0,09231	0,46322	0,02811	-0,00546	0,15885	0,08423	0,46644
GUARAMIRANGA	2,50957	-0,00546	0,32579	4,40633	0,00001	3,61635	-0,00546	0,32297	6,37307	0,00000
HIDROLÂNDIA	0,01038	-0,00546	0,16021	0,03957	0,48422	0,01181	-0,00546	0,15885	0,04335	0,48271
HORIZONTE	1,23865	-0,00546	0,16021	3,10823	0,00094	1,19824	-0,00546	0,15885	3,02016	0,00126
IBARETAMA	0,32078	-0,00546	0,16021	0,81507	0,20751	0,28961	-0,00546	0,15885	0,74035	0,22954
IBIAPINA	3,16368	-0,00546	0,24300	6,42894	0,00000	3,81777	-0,00546	0,24091	7,78943	0,00000
IBICUITINGA	0,66370	-0,00546	0,32579	1,17236	0,12053	0,23552	-0,00546	0,32297	0,42404	0,33577
ICAPUÍ	0,08942	-0,00546	0,98809	0,09545	0,46198	0,03791	-0,00546	0,97943	0,04383	0,48252
ICÓ	0,01801	-0,00546	0,13656	0,06352	0,47468	0,09730	-0,00546	0,13540	0,27928	0,39002
IGUATU	-0,05930	-0,00546	0,13656	-0,14567	0,55791	0,02122	-0,00546	0,13540	0,07251	0,47110
INDEPENDÊNCIA	1,07572	-0,00546	0,13656	2,92579	0,00172	1,58973	-0,00546	0,13540	4,33510	0,00001
IPAPORANGA	0,58501	-0,00546	0,19333	1,34293	0,08965	0,38973	-0,00546	0,19167	0,90268	0,18335
IPAUMIRIM	0,05910	-0,00546	0,32579	0,11312	0,45497	0,01843	-0,00546	0,32297	0,04204	0,48323
IPU	-0,02697	-0,00546	0,19333	-0,04891	0,51950	-0,01414	-0,00546	0,19167	-0,01982	0,50791
IPUEIRAS	-0,42824	-0,00546	0,49136	-0,60312	0,72679	-0,27139	-0,00546	0,48708	-0,38103	0,64841
IRACEMA	0,44030	-0,00546	0,16021	1,11368	0,13271	-0,04455	-0,00546	0,15885	-0,09807	0,53906
IRAUCUBA	0,58440	-0,00546	0,13656	1,59622	0,05522	0,57476	-0,00546	0,13540	1,57682	0,05742
ITAIÇABA	1,32694	-0,00546	0,32579	2,33437	0,00979	0,19621	-0,00546	0,32297	0,35487	0,36134
ITAITINGA	1,64056	-0,00546	0,13656	4,45428	0,00000	2,93306	-0,00546	0,13540	7,98574	0,00000
ITAPAGÉ	-0,02206	-0,00546	0,16021	-0,04147	0,51654	0,04041	-0,00546	0,15885	0,11509	0,45419
ITAPIPOCA	-0,08994	-0,00546	0,13656	-0,22859	0,59040	0,00017	-0,00546	0,13540	0,01531	0,49389
ITAPIÚNA	0,46413	-0,00546	0,16021	1,17320	0,12036	0,03735	-0,00546	0,15885	0,10742	0,45723
ITAREMA	0,29857	-0,00546	0,49136	0,43373	0,33224	0,31301	-0,00546	0,48708	0,45632	0,32408
ITATIRA	1,10795	-0,00546	0,19333	2,53228	0,00567	0,83395	-0,00546	0,19167	1,91733	0,02760
JAGUARETAMA	0,03615	-0,00546	0,19333	0,09464	0,46230	0,53899	-0,00546	0,19167	1,24361	0,10682
JAGUARIBARA	0,70617	-0,00546	0,19333	1,61850	0,05278	0,41875	-0,00546	0,19167	0,96897	0,16628
JAGUARIBE	0,36193	-0,00546	0,13656	0,99420	0,16006	0,24132	-0,00546	0,13540	0,67066	0,25122
JAGUARUANA	1,39951	-0,00546	0,19333	3,19537	0,00070	0,50893	-0,00546	0,19167	1,17494	0,12001
JARDIM	-0,01544	-0,00546	0,19333	-0,02269	0,50905	0,13963	-0,00546	0,19167	0,33142	0,37016
JATI	0,20651	-0,00546	0,24300	0,43002	0,33359	0,31329	-0,00546	0,24091	0,64943	0,25803
JJCOA DE JERICOACOARA	-0,04488	-0,00546	0,32579	-0,06906	0,52753	-0,15972	-0,00546	0,32297	-0,27143	0,60697
JUAZEIRO DO NORTE	0,35003	-0,00546	0,24300	0,72116	0,23541	0,25047	-0,00546	0,24091	0,52144	0,30103
JUCÁS	-0,04056	-0,00546	0,19333	-0,07982	0,53181	0,09312	-0,00546	0,19167	0,22518	0,41092
LAVRAS DA MANGABEIRA	0,05334	-0,00546	0,10502	0,18147	0,42800	0,03867	-0,00546	0,10414	0,13675	0,44561
LIMOEIRO DO NORTE	0,96856	-0,00546	0,19333	2,21526	0,01337	0,19406	-0,00546	0,19167	0,45574	0,32429
MADALENA	1,29360	-0,00546	0,24300	2,63528	0,00420	1,12233	-0,00546	0,24091	2,29776	0,01079
MARACANAÚ	1,80516	-0,00546	0,19333	4,11796	0,00002	2,04592	-0,00546	0,19167	4,68563	0,00000
MARANGUAPE	0,62713	-0,00546	0,13656	1,71185	0,04346	0,20088	-0,00546	0,13540	0,56076	0,28748
MARCO	-0,08664	-0,00546	0,16021	-0,20280	0,58035	-0,00827	-0,00546	0,15885	-0,00704	0,50281
MARTINÓPOLE	0,26652	-0,00546	0,32579	0,47651	0,31686	0,43919	-0,00546	0,32297	0,78243	0,21698
MASSAPÊ	-0,01534	-0,00546	0,16021	-0,02466	0,50984	0,00372	-0,00546	0,15885	0,02304	0,49081
MAURITI	-0,01063	-0,00546	0,32579	-0,00905	0,50361	0,03679	-0,00546	0,32297	0,07435	0,47036
MERUOCA	-0,82573	-0,00546	0,32579	-1,43711	0,92466	-0,19640	-0,00546	0,32297	-0,33598	0,63156
MILAGRES	0,05727	-0,00546	0,16021	0,15674	0,43772	-0,02763	-0,00546	0,15885	-0,05563	0,52218
MILHÃ	0,60606	-0,00546	0,19333	1,39081	0,08214	0,19160	-0,00546	0,19167	0,45012	0,32631
MIRÁIMA	0,44322	-0,00546	0,19333	1,02045	0,15376	0,24310	-0,00546	0,19167	0,56774	0,28510
MISSÃO VELHA	0,26260	-0,00546	0,10502	0,82720	0,20406	0,02285	-0,00546	0,10414	0,08774	0,46504
MOMBAÇA	0,74922	-0,00546	0,16021	1,88547	0,02968	0,65705	-0,00546	0,15885	1,66227	0,04823
MONSENHOR TABOSA	0,47589	-0,00546	0,24300	0,97647	0,16442	0,97637	-0,00546	0,24091	2,00039	0,02273
MORADA NOVA	0,58459	-0,00546	0,07106	2,21357	0,01343	0,29591	-0,00546	0,07048	1,13523	0,12814
MORAÚJO	0,26114	-0,00546	0,16021	0,66607	0,25268	0,00944	-0,00546	0,15885	0,03739	0,48509
MORRINHOS	0,00038	-0,00546	0,19333	0,01330	0,49470	-0,03023	-0,00546	0,19167	-0,05658	0,52256

MUCAMBO	0,56450	-0,00546	0,13656	1,54237	0,06149	0,63384	-0,00546	0,13540	1,73736	0,04116
MULUNGU	0,13148	-0,00546	0,19333	0,31146	0,37773	0,64406	-0,00546	0,19167	1,48361	0,06896
NOVA OLINDA	0,06878	-0,00546	0,24300	0,15061	0,44014	-0,01956	-0,00546	0,24091	-0,02873	0,51146
NOVA RUSSAS	0,18457	-0,00546	0,24300	0,38551	0,34993	0,29657	-0,00546	0,24091	0,61536	0,26916
NOVO ORIENTE	0,51856	-0,00546	0,32579	0,91808	0,17929	0,99632	-0,00546	0,32297	1,76277	0,03897
OCARA	0,02495	-0,00546	0,13656	0,08230	0,46720	0,07159	-0,00546	0,13540	0,20941	0,41706
ORÓS	0,22836	-0,00546	0,19333	0,53180	0,29743	0,07635	-0,00546	0,19167	0,18687	0,42588
PACAJUS	0,08177	-0,00546	0,16021	0,21795	0,41373	0,35472	-0,00546	0,15885	0,90371	0,18307
PACATUBA	1,82452	-0,00546	0,24300	3,71231	0,00010	1,93544	-0,00546	0,24091	3,95440	0,00004
PACOTI	3,01485	-0,00546	0,24300	6,12702	0,00000	4,36004	-0,00546	0,24091	8,89425	0,00000
PACUJÁ	0,15373	-0,00546	0,24300	0,32294	0,37337	0,36159	-0,00546	0,24091	0,74783	0,22728
PALHANO	0,64984	-0,00546	0,19333	1,49038	0,06806	0,25521	-0,00546	0,19167	0,59541	0,27579
PALMÁCIA	1,50050	-0,00546	0,19333	3,42506	0,00031	1,67153	-0,00546	0,19167	3,83048	0,00006
PARACURU	2,31839	-0,00546	0,49136	3,31518	0,00046	2,63713	-0,00546	0,48708	3,78643	0,00008
PARAIPABA	2,15894	-0,00546	0,32579	3,79203	0,00007	2,56947	-0,00546	0,32297	4,53094	0,00000
PARAMBU	1,02882	-0,00546	0,24300	2,09816	0,01795	1,77085	-0,00546	0,24091	3,61906	0,00015
PARAMOTI	0,85417	-0,00546	0,19333	1,95509	0,02529	0,68025	-0,00546	0,19167	1,56627	0,05864
PEDRA BRANCA	0,42440	-0,00546	0,16021	1,07395	0,14142	0,34346	-0,00546	0,15885	0,87548	0,19066
PENAFORTE	0,67214	-0,00546	0,49136	0,96666	0,16686	0,56783	-0,00546	0,48708	0,82144	0,20570
PENTECOSTE	0,05765	-0,00546	0,09398	0,20586	0,41845	0,21640	-0,00546	0,09320	0,72673	0,23370
PEREIRO	-0,16050	-0,00546	0,24300	-0,31451	0,62343	-0,02962	-0,00546	0,24091	-0,04921	0,51962
PINDORETAMA	2,06913	-0,00546	0,32579	3,63468	0,00014	3,47900	-0,00546	0,32297	6,13137	0,00000
PIQUET CARNEIRO	0,56570	-0,00546	0,24300	1,15866	0,12330	0,10295	-0,00546	0,24091	0,22089	0,41259
PIRES FERREIRA	-0,05035	-0,00546	0,19333	-0,10208	0,54065	0,14056	-0,00546	0,19167	0,33354	0,36936
PORANGA	0,63744	-0,00546	0,24300	1,30419	0,09608	0,56004	-0,00546	0,24091	1,15215	0,12463
PORTEIRAS	0,00011	-0,00546	0,24300	0,01130	0,49549	0,14593	-0,00546	0,24091	0,30845	0,37887
POTENGI	0,37859	-0,00546	0,19333	0,87347	0,19120	1,09346	-0,00546	0,19167	2,51009	0,00603
POTIRETAMA	0,71979	-0,00546	0,49136	1,03464	0,15042	0,12869	-0,00546	0,48708	0,19222	0,42378
QUITERIÂNÓPOLIS	0,73992	-0,00546	0,24300	1,51210	0,06525	1,73491	-0,00546	0,24091	3,54584	0,00020
QUIXADÁ	1,07898	-0,00546	0,13656	2,93459	0,00167	0,48516	-0,00546	0,13540	1,33331	0,09121
QUIXELÔ	0,23006	-0,00546	0,24300	0,47778	0,31640	0,06822	-0,00546	0,24091	0,15013	0,44033
QUIXERAMOBIM	0,99961	-0,00546	0,11882	2,91580	0,00177	0,40820	-0,00546	0,11782	1,20515	0,11407
QUIXERÉ	1,39273	-0,00546	0,32579	2,44962	0,00715	0,59123	-0,00546	0,32297	1,04997	0,14687
REDENÇÃO	1,12907	-0,00546	0,16021	2,83445	0,00230	1,43457	-0,00546	0,15885	3,61310	0,00015
RERIUTABA	-0,06580	-0,00546	0,13656	-0,16327	0,56485	0,11626	-0,00546	0,13540	0,33079	0,37040
RUSSAS	0,90998	-0,00546	0,16021	2,28709	0,01110	0,38770	-0,00546	0,15885	0,98648	0,16195
SABOIEIRO	0,87602	-0,00546	0,13656	2,38537	0,00853	0,79933	-0,00546	0,13540	2,18712	0,01437
SALITRE	0,89413	-0,00546	0,32579	1,57609	0,05750	1,31699	-0,00546	0,32297	2,32704	0,00998
SANTANA DO ACARAÚ	0,14883	-0,00546	0,16021	0,38548	0,34994	0,19224	-0,00546	0,15885	0,49604	0,30993
SANTANA DO CARIRI	0,03677	-0,00546	0,16021	0,10553	0,45798	0,26065	-0,00546	0,15885	0,66769	0,25216
SANTA QUITÉRIA	-0,61479	-0,00546	0,07106	-2,28587	0,98887	-0,12073	-0,00546	0,07048	-0,43418	0,66792
SÃO BENEDITO	1,53251	-0,00546	0,24300	3,11995	0,00090	1,10005	-0,00546	0,24091	2,25237	0,01215
SÃO GONÇALO DO AMARANTE	0,23417	-0,00546	0,13656	0,64848	0,25834	0,20185	-0,00546	0,13540	0,56339	0,28658
SÃO JOÃO DO JAGUARIBE	0,76255	-0,00546	0,24300	1,55801	0,05962	0,52304	-0,00546	0,24091	1,07677	0,14079
SÃO LUÍS DO CURU	-0,02345	-0,00546	0,24300	-0,03648	0,51455	0,03854	-0,00546	0,24091	0,08966	0,46428
SENADOR POMPEU	0,50817	-0,00546	0,16021	1,28324	0,09970	0,24883	-0,00546	0,15885	0,63804	0,26172
SENADOR SÁ	0,04330	-0,00546	0,11882	0,14148	0,44374	0,05826	-0,00546	0,11782	0,18566	0,42635
SOBRAL	-0,01493	-0,00546	0,07742	-0,03401	0,51357	0,04748	-0,00546	0,07679	0,19107	0,42423
SOLONÓPOLE	0,50933	-0,00546	0,11882	1,49345	0,06766	0,15284	-0,00546	0,11782	0,46118	0,32233
TABULEIRO DO NORTE	0,76167	-0,00546	0,32579	1,34402	0,08947	0,65147	-0,00546	0,32297	1,15596	0,12385
TAMBORIL	0,68702	-0,00546	0,11882	2,00894	0,02227	0,89945	-0,00546	0,11782	2,63631	0,00419
TARRAFAS	0,29846	-0,00546	0,16021	0,75932	0,22383	0,23421	-0,00546	0,15885	0,60136	0,27380
TAUÁ	1,35169	-0,00546	0,16021	3,39065	0,00035	1,89359	-0,00546	0,15885	4,76481	0,00000
TEJUÇOCA	0,75781	-0,00546	0,16021	1,90691	0,02827	0,80942	-0,00546	0,15885	2,04459	0,02045
TIANGUÁ	1,43916	-0,00546	0,13656	3,90927	0,00005	0,52156	-0,00546	0,13540	1,43225	0,07604
TRAIRI	0,55673	-0,00546	0,16021	1,40455	0,08008	0,55806	-0,00546	0,15885	1,41390	0,07870
TURURU	0,26070	-0,00546	0,24300	0,53995	0,29462	-0,03904	-0,00546	0,24091	-0,06840	0,52727
UBAJARA	2,49391	-0,00546	0,19333	5,68440	0,00000	0,93130	-0,00546	0,19167	2,13969	0,01619
UMARI	0,01602	-0,00546	0,32579	0,03763	0,48499	-0,01008	-0,00546	0,32297	-0,00813	0,50324
UMIRIM	-0,01048	-0,00546	0,13656	-0,01356	0,50541	-0,01936	-0,00546	0,13540	-0,03777	0,51507
URUBURETAMA	0,30463	-0,00546	0,24300	0,62906	0,26466	-0,00440	-0,00546	0,24091	0,00218	0,49913
URUOCA	-0,09662	-0,00546	0,19333	-0,20732	0,58212	0,55051	-0,00546	0,19167	1,26991	0,10206

VARJOTA	0,00777	-0,00546	0,24300	0,02684	0,48929	0,13988	-0,00546	0,24091	0,29613	0,38357
VÁRZEA ALEGRE	0,24914	-0,00546	0,16021	0,63610	0,26236	0,08435	-0,00546	0,15885	0,22534	0,41086
VIÇOSA DO CEARÁ	2,38833	-0,00546	0,49136	3,41496	0,00032	1,22279	-0,00546	0,48708	1,75990	0,03921
