

RESSALVA

Atendendo solicitação do(a) autor(a), o texto completo desta dissertação será disponibilizado somente a partir de 28/08/2020.

**COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS KERNEL E KRIGAGEM
INDICATIVA NA PREDIÇÃO DE VALORES DE VARIÁVEIS
ESPACIALMENTE DISTRIBUÍDAS – ESTUDOS DE CASO**

Juliana Aparecida Gualberto

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro – 2020

COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS KERNEL E KRIGAGEM
INDICATIVA NA PREDIÇÃO DE VALORES DE VARIÁVEIS
ESPACIALMENTE DISTRIBUÍDAS – ESTUDOS DE CASO

Juliana Aparecida Gualberto

Orientador: Prof. Dr. **José Silvio Govone**

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro – 2020

Ficha Catalográfica

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉC. AQUIS. TRATAMENTO DA INFORM.
DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - CÂMPUS DE BOTUCATU - UNESP
BIBLIOTECÁRIA RESPONSÁVEL: ROSEMEIRE APARECIDA VICENTE-CRB 8/5651

Gualberto, Juliana Aparecida.

Comparação das técnicas Kernel e Krigagem indicativa na
predição de valores de variáveis espacialmente
distribuídas : estudos de caso / Juliana Aparecida
Gualberto. - Botucatu, 2020

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista
"Júlio de Mesquita Filho", Instituto de Biociências de
Botucatu

Orientador: José Silvio Govone

Capes: 10203001

1. Kernel, Funções de. 2. Krigagem. 3. Doenças
transmissíveis. 4. Dengue. 5. Malária. 6. Análise espacial
(Estatística).

Palavras-chave: Critérios de informação; Dengue; Malária;
Raio de influência; Semivariograma.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE JULIANA APARECIDA GUALBERTO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA, DO INSTITUTO DE BIOCÊNCIAS - CÂMPUS DE BOTUCATU.

Aos 28 dias do mês de fevereiro do ano de 2020, às 09:00 horas, no(a) Sala 3 do Departamento de Bioestatística, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Prof. Dr. JOSÉ SILVIO GOVONE - Orientador(a) do(a) Departamento de Estatística Matemática Aplicada e Computação / Instituto de Geociências e Ciências Exatas - UNESP, Profa. Dra. LICIANA VAZ DE ARRUDA SILVEIRA do(a) Departamento de Bioestatística / Instituto de Biociências de Botucatu - UNESP, Prof. Dr. ENIO JUNIOR SEIDEL do(a) Departamento de Estatística / Universidade Federal de Santa Maria (por meio de videoconferência), sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de JULIANA APARECIDA GUALBERTO, intitulada **Comparação das Técnicas Kernel e Krigagem Indicativa na Predição de Valores de Variáveis Espacialmente Distribuídas – Estudos de Caso**. Após a exposição, a discente foi arguida oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: Aprovada . Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. JOSÉ SILVIO GOVONE



Profa. Dra. LICIANA VAZ DE ARRUDA SILVEIRA



Prof. Dr. ENIO JUNIOR SEIDEL

Dedicatória

Aos meus pais, Luiz e Maria, que muitas vezes se doaram e renunciaram aos seus sonhos, para que eu pudesse realizar os meus. Quero dizer que essa conquista não é só minha, mas nossa. Tudo que consegui só foi possível graças ao amor, apoio e dedicação que vocês sempre tiveram por mim. Sempre me ensinaram agir com respeito, simplicidade, dignidade, honestidade e amor ao próximo. E graças à nossa união, os obstáculos foram ultrapassados, vitórias foram conquistadas e alegrias divididas.

Agradeço pela paciência e compreensão com minha ausência durante essa longa jornada.

Muitíssimo obrigada.

Agradecimentos

Agradeço à Deus, por ter abençoado todos os dias da minha vida, por iluminar meu caminho e me dar forças para seguir sempre em frente.

Ao professor José Silvio Govone, a oportunidade de tê-lo como orientador de Iniciação Científica e Mestrado. Agradeço pela confiança, pela amizade, conselhos e paciência. O senhor é um exemplo de simplicidade, compreensão e competência.

Aos meus pais Luiz e Maria, pelo apoio, torcida e confiança que sempre depositam em mim; pelos momentos que não estivemos juntos e souberam entender.

Aos meus amigos: Bethina, Eduardo, Elizabete, Gabriela, Gustavo e Marta, pelo privilégio de ter essas amizades, pelo apoio, incentivo, pelos bons momentos, por terem tornado o dia a dia na pós-graduação tão prazeroso! Foi extremamente enriquecedor conhecer e conviver com cada um de vocês.

Aos professores, funcionários e colegas do Programa de Pós Graduação em Biometria – Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho” – Botucatu, pela convivência gratificante durante todo esse percurso.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES pelo apoio financeiro.

Às demais pessoas que contribuíram direta ou indiretamente na elaboração deste trabalho ou participaram da minha vida, e que, porventura, eu tenha me esquecido de agradecer.

Sumário

	Página
LISTA DE FIGURAS	ix
LISTA DE TABELAS	xiii
RESUMO	xiv
SUMMARY	xvi
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivos	2
1.1.1 Geral:	2
1.1.2 Particulares:	2
1.2 Dengue	3
1.3 Malária	4
2 REVISÃO DE LITERATURA	6
2.1 Análise espacial de dados	6
2.2 Geoestatística	9
2.3 Krigagem	9
2.4 O variograma	10
2.4.1 Propriedades do variograma	13
2.4.2 Modelos Variográficos	15
2.4.2.1 Modelos com Patamar	16
2.4.2.2 Modelos sem Patamar	18

2.5	Tipos de Krigagem	19
2.6	Krigagem Ordinária	19
2.7	Krigagem Indicativa	22
2.8	Análise da dependência espacial	23
2.9	Processos Pontuais	25
2.10	Estimador Kernel	26
2.11	Método do Vizinho Mais Próximo	30
3	MATERIAL E MÉTODOS	35
3.1	Material	35
3.1.1	Banco - Dengue	35
3.1.2	Banco - Malária	36
3.2	Métodos	37
3.2.1	Krigagem Indicativa para os dados de dengue	38
3.2.2	Kernel para os dados de dengue	39
3.2.3	Krigagem Indicativa para os dados de malária	40
3.2.4	Kernel para os dados de malária	41
4	RESULTADOS	42
4.1	Análise exploratória dos dados	42
4.2	Análise exploratória espacial dos dados	43
4.2.1	Análise exploratória espacial dos dados de dengue	43
4.2.2	Análise exploratória espacial dos dados de malária	46
4.3	Semivariograma dados de dengue	48
4.4	Krigagem Indicativa para os dados de dengue	52
4.5	Ajuste da função K de Ripley para os dados de dengue	54
4.6	Kernel para os dados de dengue	56
4.7	Comparação das técnicas Kernel e Krigagem Indicativa para os dados de dengue	58
4.8	Semivariograma dados de malária	59

	viii
4.9 Krigagem Indicativa para os dados de malária	64
4.10 Ajuste da função K de Ripley para os dados de malária	66
4.11 Kernel para os dados de malária	67
4.12 Comparação das técnicas Kernel e Krigagem Indicativa para os dados de malária	69
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	71
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	73

Lista de Figuras

	Página
1	Mapa da população indígena total em 2010 no Brasil (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística–IBGE, 2019). 7
2	Mapa batimétrico de águas rasas no Reino do Bahrein no Golfo Arábico (Bannari & Kadhem, 2017). 8
3	Mapa da distribuição mundial e países com as maiores taxas de incidência de Sarampo (02/2018 – 01/2019) (Ministério da Saúde, 2019b). 8
4	Comparativo da correlação espacial entre amostras em diferentes regiões de um variograma (Pereira, 2017). 14
5	Modelo teórico do ajuste do variograma (Wanderley et al., 2012). 14
6	Representação gráfica de modelos com patamar (Monteiro et al., 2004a). 16
7	Representação gráfica de modelos sem patamar (Monteiro et al., 2004a). 18
8	Ocorrência espacialmente aleatória, aglomerada e regular (Andrade et al., 2007). 25
9	Estimador de intensidade de distribuição de pontos (Monteiro et al., 2004b). 27
10	Passos para o cálculo de desenvolvimento de densidade de pontos segundo a técnica de Kernel (Andrade et al., 2007). 28
11	Gráfico de $\hat{G}(w)$ em relação as distâncias (Andrade et al., 2007). 31
12	O gráfico à esquerda representa tendências para agrupamento e o gráfico à direita representa padrões de regularidade. Os traçados no gráfico estarão acima ou abaixo da linha de 45° , sendo a linha verde o envelope inferior, a linha azul o estimado e a linha vermelha o envelope superior (Vasconcelos, 2016). 32

13	Gráfico e interpretação da plotagem de $\hat{L}(h)$ (Andrade et al., 2007).	33
14	Análise do gráfico $\hat{L}(h)$ com os envelopes (Andrade et al., 2007).	34
15	Mapa da área urbana da cidade de Rio Claro-SP com os 197 setores censitários. Fonte: Aplicativo Google Earth Pro.	36
16	Mapa da área urbana da cidade de Porto Velho-RO com os 90 setores censitários. Fonte: Aplicativo Google Earth Pro.	37
17	Histograma de frequência: à direita, da contagem de casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP e à esquerda, da contagem de casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	43
18	Distribuição espacial dos setores censitários da cidade de Rio Claro-SP.	44
19	Análise de tendência casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP. O primeiro gráfico de quantis está identificado de acordo com o quantil de cada setor censitário. O segundo e terceiro são gráficos de dispersão da contagem de casos e o quarto é o histograma referente à densidade da contagem de casos.	45
20	Gráfico boxplot da contagem de casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	45
21	Distribuição espacial dos setores censitários da cidade de Porto Velho-RO.	46
22	Análise de tendência casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO. O primeiro gráfico de quantis está identificado de acordo com o quantil de cada setor censitário. O segundo e terceiro são gráficos de dispersão da contagem de casos e o quarto é o histograma referente a densidade da contagem de casos.	47
23	Gráfico boxplot da contagem de casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	47
24	Semivariogramas dos dados binários de dengue, com as distâncias máximas: (a) distância máxima, (b) metade da distância máxima, (c) 1/3 da distância máxima e (d) 1/4 da distância máxima, respectivamente.	48
25	Gráfico da anisotropia dos dados binários dos casos de dengue.	49

26	Gráficos dos ajustes dos semivariogramas: à esquerda com Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e à direita com Mínimos Quadrados Ponderados (WLS), para os casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	50
27	Gráficos dos ajustes dos semivariogramas: à esquerda com a Máxima Verossimilhança (ML) e à direita com a Máxima Verossimilhança Restrita (REML), para os casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	51
28	Mapa de isolinhas dos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	53
29	Mapa de Krigagem Indicativa referente aos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	53
30	Variância de Krigagem referente aos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	54
31	Gráfico da função K (função de Ripley) dos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	55
32	Gráfico da função F (função de espaço vazio ou taxa de risco) dos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	55
33	Gráfico do raio de influência, com $\sigma = 241,0809$, para os casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	56
34	Mapa de estimação da densidade Kernel referente aos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	57
35	Mapa de incerteza da estimação da densidade Kernel referente aos casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP.	57
36	Comparação dos mapas para os dados de dengue, à direita o mapa Kernel e à esquerda o mapa da Krigagem Indicativa.	59
37	Semivariogramas dos dados binários de malária, com as: (a) distância máxima, (b) metade da distância máxima, (c) 1/3 da distância máxima e (d) 1/4 da distância máxima, respectivamente.	60

38	Gráfico da anisotropia dos dados binários dos casos de malária.	61
39	Gráficos dos ajustes dos semivariogramas: à esquerda com Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e à direita com Mínimos Quadrados Ponderados (WLS), para os casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	62
40	Gráficos dos ajustes dos semivariogramas: à esquerda com a Máxima Verossimilhança (ML) e à direita com a Máxima Verossimilhança Restrita (REML), para os casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	62
41	Mapa de isolinhas dos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	64
42	Mapa de Krigagem Indicativa referente aos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	65
43	Variância de Krigagem referente aos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	65
44	Gráfico da função K (função de Ripley) dos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	66
45	Gráfico da função F (função de espaço vazio ou taxa de risco) dos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	67
46	Gráfico do raio de influência, com $\sigma = 208, 2787$, para os casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	68
47	Mapa de estimação da densidade Kernel referente aos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	68
48	Mapa de incerteza da estimação da densidade Kernel referente aos casos de malária confirmados no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	69
49	Comparação dos mapas para os dados de malária, á direita o mapa Kernel e á esquerda o mapa da Krigagem Indicativa.	70

Lista de Tabelas

	Página	
1	Resultados das análises exploratórias, por setores, das contagens de casos de dengue confirmados no ano de 2011 em Rio Claro-SP e das contagens de casos de malária no ano de 1999 em Porto Velho-RO.	42
2	Autovalidação dos ajustes Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e Mínimos Quadrados Ponderados (WLS) para os dados de dengue.	51
3	Resultados referentes a modelagem do semivariograma para à Krigagem Indicativa dos casos de dengue.	52
4	Variância de Krigagem Indicativa dos casos de dengue.	54
5	Critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) da estimação de densidade Kernel dos casos de dengue.	58
6	Critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) da estimação de densidade Kernel e da Krigagem Indicativa dos casos de dengue.	59
7	Autovalidação dos ajustes Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) e Mínimos Quadrados Ponderados (WLS) para os dados de malária.	63
8	Resultados referentes a modelagem do semivariograma para a Krigagem Indicativa dos casos de malária.	63
9	Variância de Krigagem Indicativa dos casos de malária.	66
10	Critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) da estimação de densidade Kernel dos casos de malária.	69
11	Critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) da estimação de densidade Kernel e da Krigagem Indicativa dos casos de malária.	70

**COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS KERNEL E KRIGAGEM
INDICATIVA NA PREDIÇÃO DE VALORES DE VARIÁVEIS
ESPACIALMENTE DISTRIBUÍDAS – ESTUDOS DE CASO**

Autora: JULIANA APARECIDA GUALBERTO

Orientador: Prof. Dr. JOSÉ SILVIO GOVONE

RESUMO

O Kernel e a Krigagem Indicativa são duas técnicas utilizadas na análise espacial para estimar a ocorrência de determinado fenômeno em uma área de estudo. Com o conhecimento da distribuição espacial para casos de doenças epidêmicas é possível criar estratégias de controle de transmissão. O objetivo deste trabalho foi estudar ambas técnicas de estatística espacial usando conjuntos de dados epidemiológicos, dengue e malária, de duas cidades, Rio Claro-SP e Porto Velho-RO, respectivamente, a fim de observar os locais com maiores ocorrências e exemplificar para comparação das técnicas para verificar qual teve melhor precisão nas previsões. A partir desses resultados é possível verificar as áreas em que ocorreram os casos e tomar providências para diminuição ou erradicação das mesmas. A técnica Krigagem Indicativa gerou mapas que representam a probabilidade do valor de corte

a ser superado e a técnica kernel gerou mapas que representam a intensidade de ocorrência em cada ponto. Ambas foram eficientes ao mostrar as áreas de concentração das endemias, mas a falta de variáveis adicionais nos bancos de dados, nos impôs algumas limitações ao fazer as comparações das técnicas; com isso, o melhor meio de compará-las foi através dos critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC). Os valores encontrados nos critérios de informação para ambas as técnicas foram condizentes com os encontrados na literatura, mas para uma comparação não foi tão eficaz, pois apresentou valores muito distantes, porém com um critério visual dos mapas, umas das técnicas se destacou para os dois conjuntos de dados. Ao final concluímos que essas técnicas não são comparáveis, mas sim complementares, pois a técnica Kernel mostrou a intensidade das endemias e a técnica Krigagem Indicativa mostrou a probabilidade desses valores serem maiores que um ponto de corte determinado.

Palavras-chave: Critérios de Informação. Semivariograma. Raio de Influência. Dengue. Malária. Rio Claro. Porto Velho.

**COMPARISON OF KERNEL AND INDICATIVE KRIGING
TECHNIQUES IN PREDICTING VALUES OF SPATIALLY
DISTRIBUTED VARIABLES – CASE STUDIES**

Author: JULIANA APARECIDA GUALBERTO

Adviser: Prof. Dr. JOSÉ SILVIO GOVONE

SUMMARY

The Kernel and indicative Kriging are two techniques used in spatial analysis to estimate the occurrence of a certain phenomenon on a field of study. With knowledge on spatial distribution for cases of epidemic diseases, it is possible to create transmission control strategies. The objective of this paper was to study both spatial statistics techniques using epidemiological data sets, dengue and malaria, from two cities, Rio Claro-SP and Porto Velho-RO, respectively, in order to observe the places which present the highest occurrence rates and to exemplify comparing the techniques and to observe which ones presented a better accuracy on their predictions. From these results it is possible to check the areas where the cases occur and take steps to reduce or eradicate them. The Indicative Kriging technique generated maps that represent a probability of the cut value being surpassed and the

Kernel technique generated maps that represent the intensity of occurrence at each point. Both of them were efficient in showing areas of concentration of endemics, but the lack of additional variables in the databases ended up causing some restrictions when making comparing the techniques; therefore, the best means of comparison was through the use of Akaike (AIC) and Bayesian (BIC) information. The values found in the information criteria for both techniques were similar to those found in literature, but as a means of comparison it was not as effective, as it shows very distant values, but with a visual criteria of the maps, one of the techniques was highlighted for the two data sets. In the end, we conclude that these techniques are not comparable, but rather complementary, since a kernel technique showed intensity of endemic diseases and an Indicative Kriging technique showed the probability of these values being greater than a determined cutoff point.

Keywords: Information Criteria. Semivariogram. Bandwidth. Dengue. Malaria. Rio Claro. Porto Velho.

1 INTRODUÇÃO

O estudo da distribuição espacial de fenômenos tem sido cada vez mais comum em diversas áreas do conhecimento (como por exemplo, na saúde, agronomia, geologia). Isso se deve a capacidade da análise espacial de modelar dados de diferentes formatos e obter informações georeferenciadas distribuídas numa área, além de gerar modelos de explicação, a fim de prever o comportamento da variável e ressaltar suas características diretamente ligadas a localização espacial, proporcionando resultados mais significativos (Barbosa, 2014).

Dentre as abordagens utilizadas na análise espacial estão a técnica Kernel, que consiste em um método não paramétrico que estima a função de densidade de probabilidade de uma variável aleatória, cujo objetivo é suavizar a superfície, calculando a densidade em qualquer ponto da região, com base nos valores da variável na vizinhança dos pontos através da interpolação, preservando as características e variabilidade da variável (Diggle & Marron, 1988); e a técnica Krigagem Indicativa, que consiste em um método não linear que modela a incerteza sobre o valor desconhecido, a partir da função de distribuição acumulada condicional, daquela variável (Journel, 1983).

Ambas técnicas são aplicadas para estimar as chances de determinado fenômeno estar ocorrendo em pontos de uma área de estudo e, um comparativo delas, em alguns conjuntos de dados, permite verificar qual tem a melhor precisão nas predições.

Um dos conjuntos de dados no qual é possível fazer essa comparação das técnicas são dados de doenças endêmicas.

As doenças endêmicas podem ser entendidas como a ocorrência de um

agravo dentro de um número esperado de casos para certa região, em determinado período de tempo, baseado na sua ocorrência em anos anteriores não epidêmicos. Desta forma, a incidência de uma doença endêmica é relativamente constante, podendo ocorrer variações sazonais no comportamento esperado para o agravo em questão (Moura & Rocha, 2012).

No Brasil, pouco se sabe sobre a distribuição espacial das doenças endêmicas em áreas urbanas. Com os deslocamentos populacionais das áreas rurais para áreas urbanas, houve o fenômeno de expansão das metrópoles, tornando mais complexo o controle da transmissão de algumas endemias, exigindo novas estratégias de controle (Hino et al., 2006).

Existem várias endemias que desafiam a saúde pública brasileira e, dentre as principais estão a dengue e a malária (Dias, 1998). Entretanto, com o conhecimento da distribuição espacial das ocorrências é possível localizar as áreas com maior concentração e criar planejamentos de políticas públicas para o controle, diminuição ou erradicação das endemias.

1.1 Objetivos

1.1.1 Geral:

Dispondo dessas informações, o objetivo geral deste trabalho foi estudar e comparar as técnicas de estatística espacial, Kernel e Krigagem Indicativa, para os conjuntos de dados epidemiológicos de dengue e malária.

1.1.2 Particulares:

- Aplicar as técnicas Kernel e Krigagem Indicativa para um mesmo conjunto de dados;
- Calcular os critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC);
- Comparar as técnicas para verificar qual apresenta melhor precisão nas predições.

Os tópicos 1.2 e 1.3 abordam sobre as doenças, dengue e malária, para uma melhor compreensão da aplicação com dados epidemiológicos.

1.2 Dengue

Os vírus da dengue (DEN) são arbovírus, encontrados em áreas tropicais e subtropicais, deixando cerca de 3 bilhões de pessoas em regiões sob o risco de infecção (Souza, 2008).

No Brasil, a região Sudeste é a que registra o maior número de casos de dengue por ano, devido suas condições climáticas e o ambiente sinantrópico. Em seguida, por ordem de incidência são Nordeste, Centro-Oeste, Sul e Norte (Costa et al., 2013).

A dengue é uma doença viral de transmissão vetorial, causada por um dos quatro sorotipos do vírus dengue (DENV-1 a DENV-4), pertencentes ao gênero Flavivírus, da família *Flaviviridae* (Costa et al., 2013).

Após a infecção do vírus através do seu vetor, o mosquito *Aedes aegypti*, o período de incubação será de 3 a 15 dias, em seguida, a doença poderá evoluir para outras formas clínicas de acordo com a Organização Mundial de Saúde (OMS): assintomática, indiferenciada, dengue clássica e febre hemorrágica por dengue (Souza, 2008).

Sem tratamento específico e sem uma vacina eficaz disponível contra a dengue, uma das formas de prevenção existente consiste no controle do mosquito transmissor (Costa et al., 2013). Campanhas informativas, que utilizam redes de televisão, rádios, jornais, folhetos, entre outros, buscam a colaboração da população para a eliminação dos focos de mosquitos, porém tem eficiência limitada, por isso são necessárias ações ambientais e da vigilância epidemiológica, entomológica e viral (Claro et al., 2004).

No estado de São Paulo, a infestação pelo vetor ocorreu em 1985, devido as condições ideais para a proliferação do *Aedes aegypti* e posteriormente, em 1990, ocorreu à circulação do vírus da dengue (Piovezan, 2009).

1.3 Malária

A malária é uma doença infecciosa febril aguda e, segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), é uma doença essencialmente tropical e subtropical, com prevalência nas regiões e países inseridos dentro dos trópicos úmidos (Ferreira, 2015).

Em 2015, cerca de 3,2 bilhões de pessoas estavam em regiões com risco de contrair malária. A maioria dos casos e mortes relacionadas à doença ocorreram na África Subsaariana, mas há casos registrados na Ásia, América Latina e em menor proporção, no Oriente Médio (OPAS, 2016).

O vírus é causado por um dos quatro protozoários do gênero *Plasmodium*: *Plasmodium vivax*, *Plasmodium falciparum*, *Plasmodium malariae* e *Plasmodium ovale*, transmitidos pela fêmea infectada do mosquito *Anopheles*. No Brasil, os três primeiros protozoários são os mais presentes (Governo do Estado de São Paulo - Secretaria de Estado da Saúde, 2019).

A maioria dos casos de malária no Brasil, se concentra na região Amazônica, nos estados do Acre, Amapá, Amazonas, Maranhão, Mato Grosso, Pará, Rondônia, Roraima e Tocantins, devido ao fácil contato homem-mosquito. Nas demais regiões, apesar das poucas notificações, a doença não pode ser negligenciada, pois se observa uma letalidade mais elevada do que na região Amazônica (Ministério da Saúde, 2019a).

Após a realização da campanha de erradicação, durante a década de 60, o número de casos de malária atingiu o seu valor mais baixo, 52.469 casos, confinando-se a transmissão, praticamente, à região amazônica (Barata, 1995).

A malária não é uma doença contagiosa, mas com a movimentação dos indivíduos por todo o território, pode reintroduzir a transmissão através do seu vetor, em regiões onde ela já havia sido controlada (Barata, 1995).

Nos anos 80 e 90 com a urbanização da região amazônica, devido a construção de estradas, usinas hidroelétricas, o desenvolvimento agropecuário e as atividades de mineração, ocorreu um aumento considerável na transmissão (Barata,

1995).

O diagnóstico correto da infecção malárica só é possível pela demonstração do parasito, ou de antígenos relacionados, no sangue periférico do paciente. Com a confirmação da malária, o paciente recebe o tratamento em regime ambulatorial, com comprimidos que são fornecidos gratuitamente em unidades do Sistema Único de Saúde (SUS). Somente os casos graves são hospitalizados de imediato (Ministério da Saúde, 2019a).

Existem algumas medidas de prevenção, como o uso de mosquiteiros, pequenas obras de saneamento para eliminação de criadouros do vetor, limpeza das margens dos criadouros, entre outros (Ministério da Saúde, 2019a).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo inicial deste trabalho foi estudar e comparar as técnicas de estatística espacial, o Kernel e a Krigagem Indicativa para conjuntos de dados de dengue e malária. Os objetivos particulares foram aplicar ambas as técnicas para os mesmos conjuntos de dados e calcular os critérios de informação Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC) a fim de compará-las e verificar qual delas apresentou melhor precisão nas previsões.

Nosso objetivo foi alcançado, pois mostra o potencial de aplicação das técnicas. Além disso, com os dados obtidos pelos mapas é possível verificar as áreas com a concentração das endemias e fazer planejamentos de prevenção e obras públicas que visem na diminuição ou erradicação das mesmas.

Ao longo deste trabalho vimos as vantagens e desvantagens na aplicação das técnicas. A Krigagem Indicativa tem vantagem de modelar atributos mesmo tendo uma alta variabilidade espacial, não precisando eliminar os *outliers* e permite a estimação de incertezas através da função de distribuição acumulada da variável aleatória; e tem a desvantagem de requer um maior conhecimento dos dados em estudo para se definir o ponto de corte para a transformação das variáveis, e também a escolha dos variogramas pode não ser uma tarefa simples. Enquanto o Kernel tem a vantagem não depender dos limites físicos e políticos, e tem desvantagem quando existe uma concentração grande de pontos, prejudicando a análise visual e a escolha do melhor raio de influência pode não ser muito simples.

Em relação as dificuldades que tivemos em fazer as comparações das técnicas, está relacionado à falta de variáveis adicionais nos bancos de dados, no qual nos impôs algumas limitações; com isso o melhor meio de compará-las foi através dos

critérios de informações Akaike (AIC) e Bayesiano (BIC).

Os valores encontrados nos critérios de informação AIC e BIC para ambas as técnicas mostraram condizentes com os valores encontrados na literatura. Nas comparações, a técnica Kernel sobressaiu sobre a técnica Krigagem Indicativa para ambos os conjuntos de dados, o que pode não ocorrer para outros conjuntos de dados. Talvez uma forma melhor para fazer essa comparação seria fazer uma regressão para técnica Kernel, para ter os valores dos critérios de informação mais próximos dos valores da técnica de Krigagem Indicativa. Isso não foi possível neste trabalho devido á falta de informações nos bancos de dados, mas comparando as técnicas por um critério visual, o mapa da técnica Kernel também se mostrou melhor para ambos os conjuntos de dados, pois permite uma melhor visualização das áreas em que houve as endemias.

Ao final concluímos que essas técnicas não são comparáveis, mas sim complementares, pois a técnica Kernel mostrou a intensidade das endemias e a técnica Krigagem Indicativa mostrou a probabilidade desses valores serem maiores que um ponto de corte.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRADE, A. L.; MONTEIRO, A. M. V.; BARCELLOS, C.; LISBOA, E.; ACOSTA, L. M. W.; ALMEIDA, M. C. M.; BRITO, M. R. V.; CARVALHO, M. S.; SANTOS, M. A.; CRUZ, O.; SANTOS, R. S.; FLORES, R.; SANTOS, S. M.; SILVA, S. A.; SOUZA, W. V. **Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública**. Brasília: Editora MS, 2007. 120p.

AZEVEDO, T. S.; PIOVEZAN, R.; ZUBEN, C. J. V.; ANDRÉ, I. R. N.; ALMEIDA, D. Perfil epidemiológico da dengue no município de Rio Claro no período de 1996 a 2010. **Hygeia**, v.7, n.12, p.19–30, 2011.

BADDELEY, A.; RUBAK, E.; TURNER, R. **Spatial Point Patterns: Methodology and Applications with R**. London: Chapman and Hall/CRC Press, 2015.

BAGNARA, D.; PRIETTO, P. D. M.; TIMBOLA, R. S. Aplicação da krigagem ordinária na modelagem do pH e da dureza da água subterrânea na área central de Passo Fundo–RS. **Teoria e prática na engenharia civil**, v.22, n.20, p.15–22, 2012.

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. London: Longman Scientific & Technical Essex, 1995. 413p.

BANNARI, A.; KADHEM, G. MBES–CARIS data validation for bathymetric mapping of shallow water in the Kingdom of Bahrain on the Arabian Gulf. **Remote Sensing**, v.9, n.4, p.1–385, 2017.

BARATA, R. C. B. Malária no Brasil: panorama epidemiológico na última década. **Cadernos de Saúde Pública**, v.11, n.3, p.128–136, 1995.

BARBOSA, G. L. Distribuição espacial dos indicadores entomológicos de *Aedes aegypti* e associação com a ocorrência de casos de dengue em município de médio porte do Estado de São Paulo. Campinas, 2014. 88p. Thesis(Ph.D.) - UNICAMP.

CAMARGO, E. C. G. Desenvolvimento, implementação e teste de procedimentos geoestatísticos (krigagem) no sistema de processamento de informações georreferenciadas (Spring). **São José dos Campos**, 1997.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; NOVAK, J. M.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil science society of America journal**, v.58, n.5, p.1501–1511, 1994.

CLARO, L. B. L.; TOMASSINI, H. C. B.; ROSA, M. L. G. Prevenção e controle do dengue: uma revisão de estudos sobre conhecimentos, crenças e práticas da população. **Cadernos de Saúde Pública**, v.20, p.1447–1457, 2004.

COSTA, J. V.; DONALISIO, M. R.; SILVEIRA, L. V. A. Spatial distribution of dengue incidence and socio-environmental conditions in Campinas, São Paulo State, Brazil, 2007. **Cadernos de Saúde Pública**, v.29, p.1522–1532, 2013.

CRAGLIA, M.; MAHESWARAN, R. **GIS in Public Health Practice**. Boca Raton: CRC Press, 2004. 322p.

CVE. Boletim epidemiológico da dengue no município de Rio Claro em 7 de julho de 2010. <http://www.saude.sp.gov.br/resources/cve-centro-de-vigilancia-epidemiologica/publicacoes/e-becve/e-becven72010.pdf>, 2010. Online: acessado 05 de junho de 2019.

DIAS, J. C. P. Problemas e possibilidades de participação comunitária no controle das grandes endemias no Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v.14, p.S19–S37, 1998.

DIGGLE, P.; MARRON, J. Equivalence of smoothing parameter selectors in density and intensity estimation. **Journal of the American Statistical Association**, v.83, n.403, p.793–800, 1988.

FERNANDES, T. T. Krigagem Indicativa para Elaboração de Mapas Probabilístico em Agricultura de Precisão. Botucatu, 2014. 67p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP).

FERREIRA, M. E. M. C. “Doenças tropicais”: o clima e a saúde coletiva. Alterações climáticas e a ocorrência de malária na área de influência do reservatório de Itaipu, PR. **Terra Livre**, v.1, n.20, p.179–192, 2015.

GIEHL, E. L. H.; BUDKE, J. C.; ATHAYDE, E. A. Distribuição espacial de espécies arbóreas em uma floresta estacional em Santa Maria, sul do Brasil. **Pesquisas: Botânica, São Leopoldo**, v.0, n.58, p.215–226, 2007.

GOVERNO DO ESTADO DE SÃO PAULO - SECRETARIA DE ESTADO DA SAÚDE. SUCEN - Superintendência de Controle de Endemias. <http://www.saude.sp.gov.br/sucen-superintendencia-de-controle-de-endemias/programas/malaria/doenca>, 2019. Online; acessado 26 de agosto de 2019.

GUERRA, P. A. G.; SALLES, J. J. C. **Geoestatística operacional**. Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional da Produção Mineral, 1998. 145p.

HINO, P.; VILLA, T. C. S.; SASSAKI, C. M.; NOGUEIRA, J. A.; SANTOS, C. B. Geoprocessamento aplicado à área da saúde. **Revista Latino-Americana de Enfermagem**, v.14, n.6, 2006.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA-IBGE. Indígenas. https://indigenas.ibge.gov.br/images/indigenas/mapas/pop_indigena_tot_2010.pdf, 2019. Online; acessado 15 de dezembro de 2019.

JOURNEL, A. G. Nonparametric estimation of spatial distributions. **Journal of the International Association for Mathematical Geology**, v.15, n.3, p.445–468, 1983.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic press London, 1978. 600p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo: Unesp, 2003. 259p.

LANDIM, P. M. B. Sobre geoestatística e mapas. **Terra e Didática**, v.2, n.1, p.19–33, 2006.

LEROY, O.; GAUVREAU, B.; JUNKER, F.; DE ROCQUIGNY, E.; BERENGIER, M. Uncertainty assessment for outdoor sound propagation. In: INTERNATIONAL CONGRESS ON ACOUSTICS - ICA, 20, Sydney, 2010. **Proceedings of 20th International Congress on Acoustics - ICA**; resumos. Australia: ICA, 2010. 7p.

LOURENÇO, R. W.; LANDIM, P. M. B.; FERREIRA, M. C. Análise da distribuição espacial da produção de monóxido de carbono (CO) em áreas urbanas a partir de superfícies de tendência. **Geografia**, v.26, n.2, p.127–138, 2001.

MARTINS, L. O. Detecção de Massas em Imagens Mamográficas Através do Algoritmo Growing Neural Gas e da Função K De Ripley. São Luís, 2007. 106p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Maranhão.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic geology**, v.58, n.8, p.1246–1266, 1963.

MATSUMOTO, P. S. S.; FLORES, E. F. Estatística espacial na geografia: um estudo dos acidentes de trânsito em Presidente Prudente–SP. **Geografia em Atos**, v.1, n.12, p.95–113, 2012.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Malária: o que é, causas, sintomas, tratamento, diagnóstico e prevenção. <http://www.saude.gov.br/saude-de-a-z/malaria>, 2019a. Online; acessado 26 de agosto de 2019.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Situação Epidemiológica: Dengue, Chikungunya, Zica, SZC, Sarampo e Influenza. <http://portalarquivos2.saude.gov.br/images/pdf/2019/marco/29/3.a-b-Situacao-epidemiologica-da-Dengue-Zika-e-Chikungunya-Sarampo-e-Influenza.pdf>, 2019b. Online; acessado 19 de dezembro de 2019.

MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; DAVIS, C. Geoestatística: fundamentos e aplicações. In: CAMARGO, E. C. G. (Ed.). **Geoprocessamento: teoria e aplicações**. São José dos Campos: INPE, 2004a. p.5–36.

MONTEIRO, A. M. V.; FELGUEIRAS, C. A.; ASSAD, E.; CAMARGO, E. C. G.; CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; FUCKS, S. D.; CORREA, V.; SOUZA, W. Análise Espacial de Eventos. In: CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S. (Ed.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004b. p.2–15.

MONTEIRO, A. M. V.; FELGUEIRAS, C. A.; ASSAD, E.; CAMARGO, E. C. G.; CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; FUCKS, S. D.; CORREA, V.; SOUZA, W. Análise Espacial e Geoprocessamento. In: CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V.; CARVALHO, M. S.; FUCKS, S. D. (Ed.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004c. p.21–52.

MOURA, A. S.; ROCHA, R. L. Endemias e epidemias: dengue, leishmaniose, febre amarela, influenza, febre maculosa e leptospirose. **Belo Horizonte: Nescon/UFMG**, p.1–82, 2012.

OPAS. Malária. https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5287:malaria-2&Itemid=875, 2016. Online; acessado 26 de agosto de 2019.

PEREIRA, P. E. C. Estimativa de recursos minerais e otimização de cava aplicados a um estudo de caso de uma mina de calcário. Catalão, 2017. 171p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás.

PIOVEZAN, R. Levantamento de larvas de Culicidae (Diptera) em diferentes criadouros no município de Santa Bárbara D'Oeste, SP. Rio Claro, 2009. 111p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP).

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2018.

RAMÍREZ, J. E. G. Variabilidade Espacial do Parâmetro Geomecânico RQD no Depósito Mineral Animas-Peru. Rio de Janeiro, 2009. 162p. Thesis(Ph.D.) - PUC-Rio.

RIBEIRO JR, P. J.; DIGGLE, P. J. **geoR: Analysis of Geostatistical Data**, 2018. R package version 1.7-5.2.1.

RODRIGUES JR, A. L.; NETTO, A. R.; CASTILHO, E. A. Distribuição espacial do índice de desenvolvimento humano, da infecção pelo HIV e da comorbidade AIDS-tuberculose: Brasil, 1982-2007. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v.17, n.supl. 2, p.204-215, 2014.

ROSSI, M. E.; DEUTSCH, C. V. **Mineral resource estimation**. Florida: Springer Science & Business Media, 2013. 332p.

SANTOS, A. S. Krigagem de teores de ouro da Mina de Caiamar-Goiás. São Paulo, 2015. 78p. Thesis(Ph.D.) - Univerdade de São Paulo.

SIMÃO, F. B. Mapeamento de risco de malária na área urbana de Porto Velho-RO, pela krigagem indicativa. Rio Claro, 2001. 67p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP).

SOUZA, L. J. **Dengue-diagnóstico, tratamento e prevenção**. Rio de Janeiro: Editora Rubio, 2008. 200p.

STURARO, J. R. Apostila de geoestatística básica. **Rio Claro, UNESP–IGCE**, v.1, n.1, p.1–34, 2015.

UNIVERSITY COLUMBIA. Population health methods. <https://www.mailman.columbia.edu/research/population-health-methods/kriging>, 2019. Online; acessado 15 de abril de 2019.

VASCONCELOS, V. V. Análise de eventos pontuais. https://pt.slideshare.net/vitor_vasconcelos/anlise-espacial-de-eventos-pontuais, 2016. Online; acessado 25 de agosto de 2019.

WANDERLEY, H. S.; AMORIM, R. F. C.; CARVALHO, F. O. Variabilidade espacial e preenchimento de falhas de dados pluviométricos para o estado de Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.27, n.3, p.347–354, 2012.

WIKIPÉDIA. Porto Velho. https://pt.wikipedia.org/wiki/Porto_Velho, 2019. Online; acessado 26 de agosto de 2019.

YAMAMOTO, J. K. Comparação de métodos computacionais para avaliação de reservas: um estudo de caso na jazida de cobre de Chapada, GO. São Paulo, 1991. 172p. Tese de doutoramento - Universidade de São Paulo.

YAMAMOTO, J. K. **Avaliação e classificação de reservas minerais**. São Paulo: EdUSP, 2001. 235p.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de textos, 2015. 210p.

ZIMBACK, C. R. L. Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo. Botucatu, 1994. 114p. Tese (Doutorado) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.